Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Сибирский федеральный университет
Межинститутская базовая кафедра
«Прикладная физика и космические технологии»

Робототехника и искусственный интеллект

Материалы XV Всероссийской научно-технической конференции с международным участием

г. Железногорск, 2 декабря 2023 г.

Электронное издание

Под научной редакцией В.А. Углева

Железногорск 2023

УДК 004.896(08)
ББК 32.816я43
Р584

Р584 **Робототехника и искусственный интеллект**: материалы XV Всероссийской научно-технической конференции с международным участием (г. Железногорск, 2 декабря 2023 г.) / под науч. ред. В.А. Углева. – Электрон. дан. (9,6 Мб). – Красноярск: ЛИТЕРА-принт, 2023. – 254 с.

ISBN 978-5-907558-81-6

Сборник включает тексты докладов участников конференции по различным вопросам робототехники и искусственного интеллекта.

Основными темами конференции стали мехатроника, системы искусственного интеллекта при управлении роботами, формирование баз знаний и интеллектуальных алгоритмов, экстремальная робототехника, интеллектуальный анализ данных и обучающие системы.

Представляет интерес для научных работников, аспирантов, преподавателей вузов, магистрантов, студентов и школьников.

УДК 004.896(08)
ББК 32.816я43

ISBN 978-5-907558-81-6

© Коллектив авторов, 2023

Электронное научное издание

ISBN 978-5-907558-81-6
9 785907 558816 >

СЕКЦИИ КОНФЕРЕНЦИИ

Секция 1
Робототехнические системы и комплексы, мехатроника 4

Секция 2
Специальная робототехника 19

Секция 3
Инженерия знаний и базы знаний 51

Секция 4
Модели и методы анализа данных в интеллектуальных системах 74

Секция 5
Алгоритмы и системы искусственного интеллекта 119

Секция 6
Управление роботами и интеллектуальная автоматизация 165

Секция 7
Образовательные и социогуманитарные аспекты искусственного интеллекта и робототехники 234

Содержание 251

Секция 1

РОБОТОТЕХНИЧЕСКИЕ СИСТЕМЫ И КОМПЛЕКСЫ, МЕХАТРОНИКА

УДК 62-932.4: 67-05

Е.А. Иванченко, магистрант, ivanchenko124rus@mai.ru
ФГАОУ ВО «Сибирский федеральный университет»
г. Железногорск, Россия

РАЗРАБОТКА АВТОМАТИЗИРОВАННОГО РАБОЧЕГО МЕСТА ПРОВЕДЕНИЯ НЕРАЗРУШАЮЩЕГО КОНТРОЛЯ СКЛЕИВАНИЯ ТРЕХСЛОЙНЫХ СОТОВЫХ КОНСТРУКЦИЙ С ПОМОЩЬЮ ШЕРОГРАФА

Аннотация: в обзорной статье представлены методы неразрушающего контроля склеивания трехслойных сотовых конструкций. Проведен сравнительный анализ двух методов неразрушающего контроля трехслойных сотовых конструкций. Выбран наиболее оптимальный метод, позволяющий автоматизировать процесс контроля качества клеевого соединения в трехслойных сотовых конструкциях из ПКМ.

Ключевые слова: трехслойные сотовые конструкции, дефекты, акустических импедансный метод, шерография, роботизированная система, механический раздвижной кантователь.

DEVELOPMENT OF AN AUTOMATED WORKSTATION FOR NON-DESTRUCTIVE TESTING OF BONDING OF THREE-LAYER HONEYCOMB STRUCTURES USING A SHEROGRAPHER

E.A. Ivanchenko, master's student, ivankova124rus@mai.ru
Siberian Federal University

Abstract: this review article presents methods for non-destructive testing of gluing three-layer honeycomb structures. A comparative analysis of two methods of non-destructive testing of three-layer honeycomb structures was carried out. The most optimal method has been selected to automate the process of quality control of adhesive joints in three-layer honeycomb structures made of PCM.

Key words: three-layer honeycomb structures, defects, acoustic impedance method, shearography, robotic system, mechanical sliding tilter.

В настоящее время в России ведется большое количество разработок космической техники, в деталях и элементах конструкций которой все шире используются полимерные композиционные материалы (ПКМ). В связи с высокими требованиями, предъявляемыми к деталям и конструкциям, ученые

© Иванченко Е.А., 2023

непрерывно проводят исследования по созданию материалов нового поколения, в том числе ПКМ, и технологий их изготовления [1]. Одним из перспективных направлений по снижению массы конструкции космических аппаратов является развитие технологий изготовления трехслойных конструкций, элементы которых состоят из двух обшивок, соединенных сотовым заполнителем рис.1.

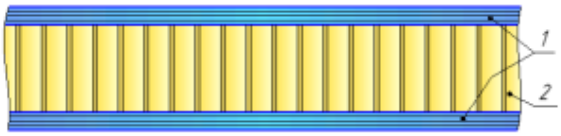


Рис. 1. Трехслойная сотовая конструкция: 1 – Обшивка из ПКМ; 2 – Сотовый заполнитель

В процессе изготовления трехслойных сотовых конструкций (панелей) из ПКМ возникают дефекты, оказывающие влияние на определяемые в процессе физико-механических испытаний характеристики [3]. Основные виды дефектов в трехслойных сотовых конструкциях из ПКМ представлены на рис. 2.

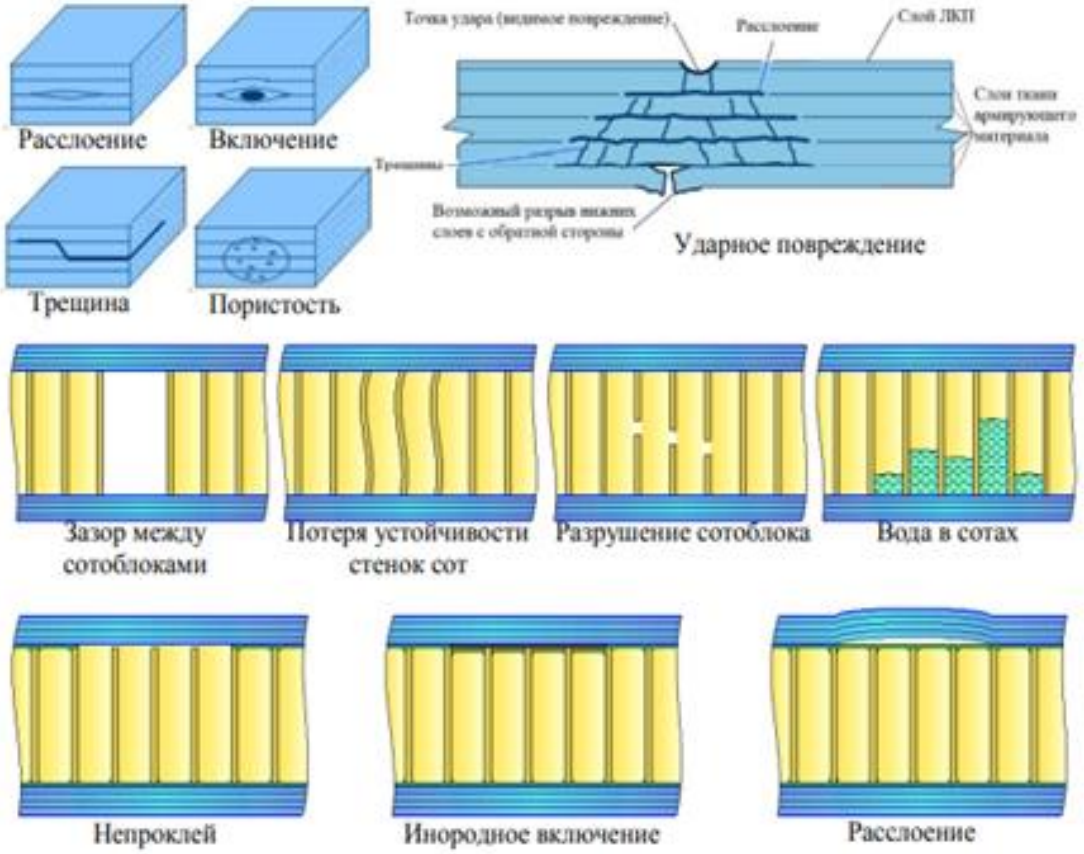


Рис. 2. Виды дефектов трехслойных сотовых конструкций из ПКМ

Выявление дефектов, являющихся причиной изменения свойств трехслойных сотовых конструкций при изготовлении, составляет основу методов неразрушающего контроля.

Широкое применение методов контроля качества, не требующих разрушения готовых изделий и использование их в качестве испытательных образцов, позволяет снизить затраты на материалы и дополнительную трудоемкость на изготовление образцов, проведение контроля и испытаний. Некоторые методы позволяют применить автоматизацию неразрушающего контроля качества клеевых соединений трехслойных сотовых конструкций. Внедрение автоматизации неразрушающего контроля позволит оптимизировать временные, денежные затраты, что является основными критериями в современном производстве космических аппаратов.

В АО «Решетнев» при проведении контроля качества клеевых соединений трехслойных сотовых конструкций из ПКМ применяют такие методы неразрушающего контроля, как:

- акустических импедансный метод;
- шерография.

Акустический импедансный метод неразрушающего контроля трехслойных сотовых конструкций основан на регистрации изменений характера колебаний контактирующего с поверхностью контролируемого изделия датчика под действием механического импеданса [7]. Для обнаружения дефектов данным методом применяется акустический импедансный дефектоскоп ИД-91М рис. 3.

Рис. 3. Акустический импедансный дефектоскоп ИД-91М

Данный тип дефектоскопа предназначен для обнаружения локальных расслоений и нарушения сплошности в клеевых конструкциях и в изделиях из композиционных материалов, применяемых авиастроении и космической отрасли. Дефектоскоп ИД-91М является портативным прибором, предназначенным для ручного контроля в цеховых и лабораторных условиях [5].

Существующий прибор имеет факторы, ограничивающие область его применения:

- неавтоматическая настройка на объект контроля;
- построение «С-3сап» изображений дефектов;
- слежение за траекторией движения преобразователя;
- отсутствие архива настроек;

- отсутствие архива результатов контроля;

- связь с PC и документирование результатов контроля;

- низкие (менее 1 ГПА) модули упругости наружного слоя контролируемого изделия;

- вибрация контролируемого изделия;

- залегание дефекта на глубине более половины толщины сплошного слоя;

- шероховатость поверхности RZ>30 мкм;

- «залепание» дефекта, т.е. полное прилегание слоев при отсутствии сцепления между ними.

На ряду с этими факторами, акустический импедансный метод имеет недостатки в проведении полного контроля трехслойных сотовых конструкций:

- односторонний контроль обшивки;

- выявление дефекта с глубиной залегания не более 15-20 мм;

- плотное прилегание сборочное единицы в плоскости стола или технологической плите;

- горизонтальное положение сборочной единицы;

- толщина обшивки сотовой конструкции до 3 мм;

- установка и переворачивание сборочной единицы выполняется с помощью оператора;

- отсутствие базы данных дефектов.

Шерография является современным бесконтактным методом неразрушающего контроля, основанный на регистрации интерференционных изображений локальных перемещений поверхности объекта контроля до и после приложения внешнего возмущающего воздействия, предназначенный для выявления нарушений однородности, для контроля изменений в материале объекта контроля, структурных дефектов по всему объему контролируемого участка рис. 4 [2].

Рис. 4. Метод шерографии

Простота использования и легкость в настройке системы с новыми компонентами и материалами делает шерографию технологией быстрого внедрения в процессы производственного контроля и технического обслуживания [6]. Системы на основе шерографии сравнительно новые, однако уже сегодня этот метод демонстрирует наглядность, высокую надежность, сравнительно большую скорость и достоверность контроля, возможность применения НК в пооперационном контроле изделий [3].

При применении данного метода в АО «Решетнев» предварительно была набрана база данных характерных дефектов на всех типовых образцах с различными геометрическими параметрами этих дефектов. Результаты измерения оцениваются в режиме реального времени. Пошаговые фазовые изображения позволяют определить перемещение поверхности для правильной интерпретации и точного размера дефекта.

С помощью шерографии дефекты клеевого соединения быстро обнаруживаются, однозначно определяются, при этом полученный результат сразу же дает информацию обо всей инспектируемой (проверяемой) площади поверхности. Данные позволяют своевременно обнаружить такие дефекты, как расслоения, воздушные пузыри, или включения инородных частиц, непроклей, нарушение связей, трещины, «схлопнутые» дефекты и другие аномалии до момента возникновения возможных серьезных (критичных) нарушений в процессе эксплуатации. Таким образом, необходимое корректирующее действие (ремонт) может быть предпринято оперативно, что позволит гарантировать качество и надежность трехслойной сотовой конструкции в дальнейшей эксплуатации космического аппарата. В зависимости от области и условий применения метод шерографии может быть мобильным, штативным и роботизированным.

Разрабатываемая установка (рабочее место) позволит оперативно контролировать широкий диапазон типов сотовых конструкций в автоматическом режиме, исключая ошибки проведения контроля при традиционных методах.

Автоматизированное рабочее место включает в себя: роботизированную систему FANUC рис. 5; шерограф; персональный компьютер и принтер.

Роботизированная система состоит из:

- программного обеспечения ЧПУ для манипулирования заготовками;
- механической части самого робота;
- блока управления роботом (котроллера);
- подвижной платформы, на которую установлена роботизированная система;
- механического раздвижного кантователя.

Программное обеспечение ЧПУ - это пакет программ для всех видов манипуляций робота, установленный в блоке управления роботом. Любая работа может быть выполнена путем указания меню и команд с пульта управ-

ления. Программное обеспечение содержит команды, управляющие роботом, блоками дистанционного управления и другими устройствами.

Рис. 5. Роботизированная система FANUC

Робот - это механизм, состоящий из осей и рук (запястий), приводимых в движение серводвигателями, позволяющий системе управления выполнить работу.

Точка, в которой руки (запястья) соединяются называется ось. Базовая конфигурация робота зависит от того, как функционирует каждая основная ось: как линейная ось, так и ось вращения. Оси запястья используются для перемещения рабочего органа, установленного на фланце запястья. Само запястье может вращаться относительно одной оси запястья, а рабочий орган - вращаться относительно другой оси запястья рис.6.

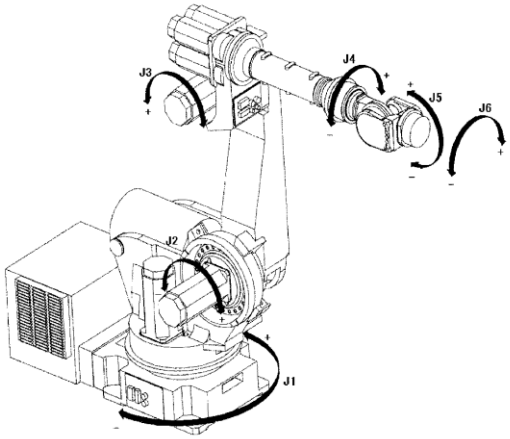


Рис. 6. Основные оси и оси запястья робота

Робот FANUC идеально подходит для манипулирования заготовками, образцами и готовыми изделиями.

Блок управления роботом или контроллер включает в себя блок питания, блок интерфейса пользователя, блок памяти и блок ввода-вывода.

Роботизированная система полностью обеспечит бесконтактный способ контроля, увеличит скорость контроля трехслойной сотовой конструкции (10-40 сек.), исключит вибрационные, магнитные, механические методы воздействия, позволит воспроизводить результаты контроля в режиме реального времени.

Предполагается в качестве рабочего места для проведения неразрушающего контроля использовать специальный механический раздвижной кантователь рис. 7.

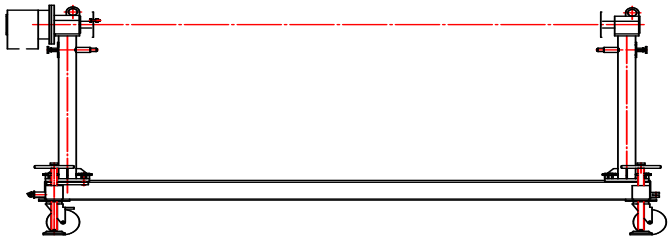


Рис. 7. Механический раздвижной кантователь

Механический раздвижной кантователь позволит контролировать трехслойные сотовые конструкции плоской, эллиптической формы в автоматизированном режиме.

Данная установка (рабочее место) позволит достичь высокой чувствительности при проведении неразрушающего контроля, поможет соблюсти соосность приемного и передающего преобразователей, а также шаг сканирования, делая его при этом как можно меньше (не более половины диаметра минимального выявленного дефекта).

При применении ручного контроля методом шерографии соблюдении данных условий обеспечить довольно трудно.

При автоматизированном контроле эти сложности устраняются с помощью жесткой оправки (обеспечение точной соосности приемного и передающего преобразователей) и автоматизированного сканирования, что позволяет выявить наиболее мелкие дефекты, чем при ручном.

Механический раздвижной кантователь состоит:

- стационарная силовая опора;
- раздвижная поворотная рама;
- привод;
- шкаф управления.

Принцип действия рабочего места основан на автоматическом контроле качества клеевых соединений трехслойных сотовых конструкций по заданной программе, разработанной с учетом технический характеристик материалов (толщина обшивка, тип клея, тип сотозаполнителя), влияющих на результат измерения. Исследуемый образец размерами до 3000*3000 поме-

щается в раздвижную поворотную раму и фиксируется за торцы изделия, не перекрывая контролируемую поверхность (допуск до 5 мм от края). Далее оператор вводит исходные данные либо выбирает готовую программу. И запускает процесс контроля. В автоматизированном режиме производится измерение и поиск дефектов с одной стороны образца. После завершения, датчик (измерительная головка шерографа) отводится от исследуемого изделия и автоматически механический раздвижной кантователь поворачивается на 180 градусов. Далее автоматически производится обмер обратной стороны изделия. Поворот трехслойной сотовой конструкции в зависимости от габаритных размеров и массы занимает 5-12 сек.

Результат исследования оформляется в виде протокола, в котором указывается наличие дефектов с указанием их размеров и привязкой в системе координат либо отсутствие дефектов. Протокол выводится на печать и отравляется в электронный архив.

Изделие демонтируется из поворотной рамы и в зависимости от результатов исследования, поступает в дальнейшую работу или ремонт (доработка).

Установка готова к следующему проведению контроля трехслойных сотовых конструкций.

Список литературы

1. Кацура А.В., Лавренов В.А., Рябин А.А. Применение методов неразрушающего контроля для выявления коррозионных поражений летательных аппаратов//Вестник СибГАУ им. Акад. М. Ф. Решетнева. – № 4. – 2021. – С. 101-107.

2. Славин А.В., Далин М.А., Диков И.А., Бойчук А.С., Чертищев В.Ю. Современные тенденции развития акустических методов неразрушающего контроля в авиационной отрасли // Труды ВИАМ. – № 12. – 2021. – С. 96-106. https://doi.org/10.18577/2307-6046-2021-0-12-96-106.

3. Соколов И.И., Раскутин А.Е. Углепластики и стеклопластики нового поколения // Труды ВИАМ. – № 4. – 2017. – С. 4-8.

4. Каблов Е.Н. России нужны материалы нового поколения / /Редкие земли. – № 3. – 2019. – С.17-21.

5. Турченков В.А., Баранов Д.Е., Гагарин М.В., Шишкин М.Д. Методический подход к проведению экспертизы материалов // Авиационные материалы и технологии. – № 1. – 2022. – С. 41-45.

6. Yanru Mu, Yuan Jin. Mechanical properties of a novel hierarchical cellular structure architectured with minimal surfaces and Voronoi-tessellation// Composite Structures. Netherlands. 2023. – 47 p.

7. Soung Yeoul Ahn, Farahnaz Haftlang. Cellular structure engineering of additive manufactured CoCrFeMnNi high-entropy composite: The role of hard ceramic reinforcements in elemental segregation of constitutive elements // Additive Manufacturing Letters. Netherlands. 2023. – pp. 117-134.

УДК 62-522.7

В.В. Полтавец, д.т.н., доцент, vvardon@mail.ru
А.Г. Мамолат, магистрант, mamolat.art@mail.ru
Донецкий национальный технический университет, г. Донецк, Россия

ВЫБОР ПРОГРАММИРУЕМОГО ЛОГИЧЕСКОГО КОНТРОЛЛЕРА ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ ПНЕВМАТИЧЕСКОЙ СИСТЕМОЙ ПРОМЫШЛЕННОГО РОБОТА РФ-202М

Аннотация: В статье рассмотрена система управления промышленным пневматическим роботом РФ-202М и её функциональные характеристики. Проанализированы требования к программируемому логическому контроллеру, выполняющему задачи управляющего устройства реального времени в системе управления. На основе выполненного анализа обоснован выбор программируемого логического контроллера для модернизации системы управления промышленным пневматическим роботом.

Ключевые слова: промышленный робот, пневматическая система, программируемый логический контроллер.

V.V. Poltavets, Ph. D, Associate Professor, vvardon@mail.ru
A.G. Mamolat, master's student, mamolat.art@mail.ru
Donetsk National Technical University, Donetsk, Russia

CHOICE OF PROGRAMMABLE LOGICAL CONTROLLER FOR CONTROL OF PNEUMATIC SYSTEM OF INDUSTRIAL ROBOT РФ-202М

Abstract: In the paper it is considered the control system of industrial pneumatic robot РФ-202М and its functional characteristics. The requirements for a programmable logical controller that performs the tasks of real-time control device in the control system are analyzed. Based on the performed analysis, the choice of programmable logical controller for modernization of the control system of industrial pneumatic robot is substantiated.

Key words: industrial robot, pneumatic system, programmable logical controller.

Введение

Важным средством автоматизации дискретного производства является использование промышленных роботов. Среди всех разновидностей роботов,

© Полтавец В.В., Мамолат А.Г., 2023

применяемых в производстве, пневматические манипуляторы приобрели особую популярность благодаря своей простоте, универсальности и эффективности. Подобные пневматические роботы в основном используют для перемещения предметов труда от конвейера периодического действия к технологической машине [1]. Одним из распространенных в промышленности пневматических роботов является промышленный робот РФ-202М, который предназначен для загрузочно-разгрузочных операций; он сконструирован для манипулирования объектами малой массы, имеет систему управления от электромеханического командоаппарата или от специальной микроЭВМ.

В связи с тем, что электромеханический командоаппарат имеет ограничения по переналадке и сложности с интеграцией в общую систему управления робототехническим комплексом (РТК) было принято решение модернизировать систему управления робота путём использования в системе быстродействующей пневматической аппаратуры. На этой основе возникла задача выбора программируемого логического контроллера (ПЛК) для построения системы управления пневматического промышленного робота РФ-202М с целью расширения возможностей его применения в учебном процессе.

Основное содержание работы

Общий вид промышленного робота РФ-202М с указанием его основных узлов (модулей) приведён на рис. 1.

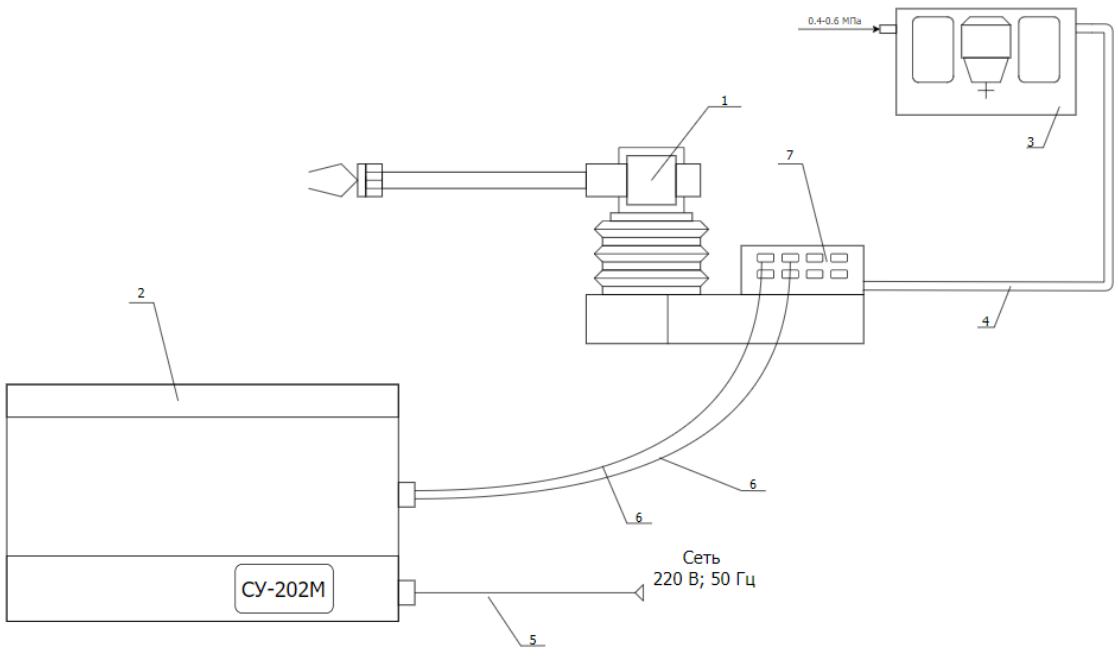


Рис. 1. Общий вид промышленного робота РФ-202М1:
1 – манипулятор автоматический; 2 – устройство управления; 3 – устройство подготовки воздуха; 4 – рукав подачи воздуха; 5 – шина питания; 6 – шина управления; 7 – блок электроуправляемых клапанов

Робот состоит из автоматического манипулятора 1, системы управления 2, устройства подготовки воздуха 3, выполненных в виде отдельных конструктивных элементов (см. рис. 1). Воздух под давлением 0,4 МПа поступает в устройство подготовки воздуха 3, затем через рукав 4 в автоматический манипулятор 1. Управление манипулятором осуществляется блоком системы управления 2, который запитывается от цеховой электросети сети через шину питания 5 [2].

Манипулятор 1 осуществляет свою работу с помощью пневмоцилиндров, каждый из которых управляется посредством блока электроуправляемых клапанов 7. Все 16 управляющих электроуправляемых клапанов сосредоточены в общем корпусе с одинаковым типом подключения в виде промышленных восьмиконтактных разъёмов.

Каждый электрический клапан работает следующим образом. При отсутствии напряжения на катушке якорь клапана находится в верхнем положении, т.е. клапан нормально открыт и воздух поступает через штуцер к соответствующему исполнительному механизму манипулятора. При подаче напряжения на катушку якорь втягивается в отверстие катушки и закрывает проход воздуха через клапан. Воздух из соответствующего модуля манипулятора свободно выходит в атмосферу [2].

К системе управления роботом РФ-202М предъявляется ряд требований, в соответствии с которыми система должна выполнять следующие функции:

– прием и обработку информации о текущих значениях выходных и внутренних параметров работы робота;

– передачу текущих значений выходных параметров в общую систему управления РТК для дальнейшей обработки и информирования оператора;

– формирование и выдачу управляющих сигналов на элементы пневматической аппаратуры робота;

– распознавание предаварийных состояний механической системы робота, своевременное оповещение общей системы управления о предаварийном состоянии, возникшем в ходе реализации технологического процесса;

– подачу питания на датчики исполнительных механизмов робота;

– прием и отработку программы от общей системы управления.

Основой системы управления промышленного робота является программируемый логический контроллер, который выполняет задачи управляющего устройства реального времени [3].

Согласно вышеизложенным требованиям, ПЛК должен обладать такими техническими характеристиками:

1. количество каналов ввода/вывода: для правильной работы РФ-202М необходимо не менее 16 каналов вывода и 8 каналов ввода;

2. уровни напряжения входов/выходов: напряжение выходов должно соответствовать 24 В, напряжение входов не ниже 5 В;

3. капитальные затраты: стоимость модернизации системы управления должна быть меньше стоимости механической системы робота.

Основными лидерами на рынке контроллерных средств являются такие компании, как: ABB, Emerson, General Electric Fanuc Automation, Foxboro, Honeywell, Metso Automation, Mitsubishi Electric, Moore Products, Omron, Rockwell Automation, Siemens, Yokogawa, Schneider Automation и др. В России основными компаниями-производителями контоллеров являются: «Автоматика», «ДЭП», «Импульс», «Инсист Автоматика», «Интеравтоматика», «Квантор», «НИИ-теплоприбор», «НВТ-Автоматика», «ОВЕН», «Системотехника», «ТЕКОН», «Электромеханика», «ЭМИКОН» и др. [4].

Так же возможна реализация ПЛК на основе отладочных плат ARM. Самыми распространёнными из них являются такие виды плат: STM32, ESP, Arduino и др. [5].

Проанализировав предоставляемые производителями характеристики продукции на рынке электронных компонентов, мы выбрали для анализа следующие варианты ПЛК (табл. 1).

Из приведенного перечня компонентов (см. табл. 1) по техническим и экономическим критериям был выбран вариант отладочной платы Arduino Mega2560 с микроконтроллером ATmega2560 фирмы Atmel. Выбор данного продукта в первую очередь обусловлен его низкой ценой и широкой доступностью на рынке, а также возможностями расширения функционала благодаря дополнительным модулям разных производителей.

Таблица 1**. Типы ПЛК, выбранные для построения системы управления промышленного робота РФ-202М**

Название ПЛК	Напряжение питания	Количество портов ввода/вывода	Интерфейсы	Напряжение ввода/вывода	Средняя стоимость
Siemens CPU 226	24 В	24/16	RS-485	24/24 В	20918 р.
ОВЕН ПЛК160	24 В	24/16	RS-485, RS-232, Ethernet 100, USB-Device, USB-Host	24/30 В	44 680 р.
Schneider Electric TM172ASCTB28 ПЛК M172	24 В	28/28	Modbus, RTU, Ethernet 100	24/24 В	19 283 р.
Arduino Mega2560	12 В	54	UART, I2C, SPI, USB-Device	5/5 В	2 543 р.

Мощности центрального процессора платы платы Arduino Mega2560 достаточно для реализации системы управления реального времени,

имеющиеся интерфейсы позволяют без особых проблем соединяться с общей системой управления, а большое количество входов и выходов покрывает все потребности модернизированной системы управления робота РФ-202М. Основной технической проблемой при использовании Arduino Mega2560 в качестве ПЛК является напряжение ввода/вывода платы, не превышающее 5 В, поскольку этого недостаточно для прямого управления электрическими клапанами робота РФ-202М. Для решения этой частной задачи в систему управления был включен модуль реле, имеющий 8 каналов. Такой модуль способен коммутировать токи до 10А с напряжением до 250В на каждый канал.

Окончательная структурная схема ПЛК на базе отладочной платы Arduino Mega2560 изображена на рис. 2, на котором в виде прямоугольников представлены основные элементы системы, а линиями изображены связи этих элементов.

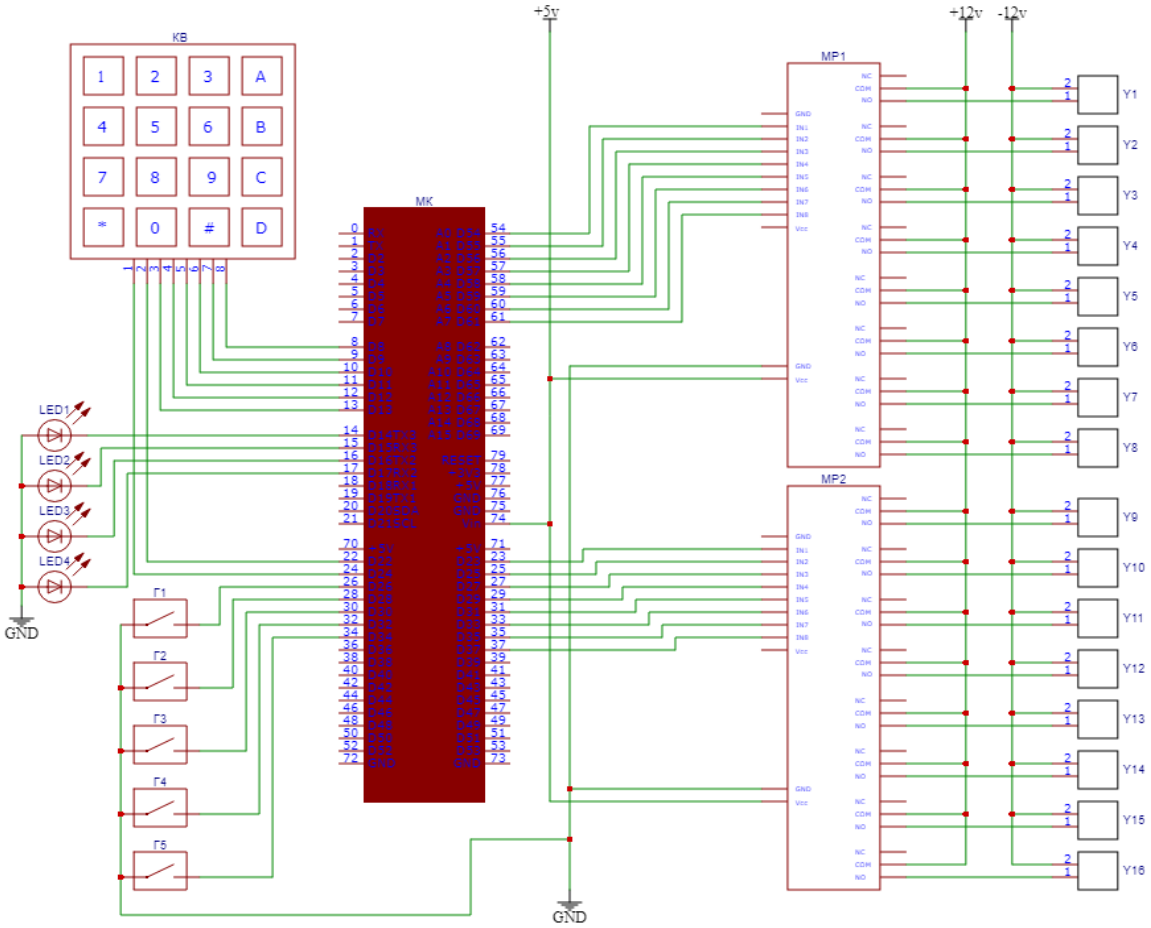


Рис. 2. Электрическая структурная схема системы управления промышленного робота РФ-202М: МК – микроконтроллер; КВ – клавиатура; МР – модуль реле; Y1-Y16 – электроуправляемые клапаны; Г1-Г5 – герконы конечного положения; LED – светодиоды

Заключение

На основе учёта совокупности технических и экономических критериев произведён анализ предъявляемых требований и выбор программируемого логического контроллера для модернизации системы управления промышленного робота РФ-202М. Выбранное устройство на базе отладочной платы Arduino Mega2560 позволяет реализовать в полной мере как управление всеми исполнительными механизмами робота, так и связь с общей системой управления РТК.

Стоимость модернизации системы управления с использованием выбранного программируемого логического контроллера существенно меньше стоимости механической системы робота. Модернизация не требует расширения площади, занимаемой роботом, и введения в его конструкцию дополнительных узлов.

Решения, использованные в данной работе, могут быть применены и к другим типам и разновидностям морально устаревших, но сохранивших заданные технические характеристики, устройств управления промышленными роботами и манипуляторами.

Список литературы

1. Сажин С.Г. Средства автоматического контроля технологических параметров: Учебник. – Н. Новгород: НГТУ им. Р.Е. Алексеева, 2014. – 462 с.

2. Промышленный манипулятор РФ-202М. Технический паспорт. – 1992. – 315 с.

3. Втюрин В.А. Основы АСУТП. Учебное пособие. – СПб: Питер, 2006. – 154 с.

4. Лившиц Ю.Е., Лакин В.И., Монич Ю.И. Программируемые логические контроллеры для управления технологическими процессами. Учебно-методическое пособие. – Минск: БНТУ, 2014. – 205 с.

5. Arduino как программируемый логический контроллер (ПЛК) / Управление и автоматизация. АСУ ТП. – Режим доступа: https://vk.com/@controlsys-arduino-kak-programmiruemyi-logicheskii-kontroller-plk.

Секция 2

СПЕЦИАЛЬНАЯ РОБОТОТЕХНИКА

УДК 681.5.017

И.А.Бондаренко, магистрант, i.bondarenko@rtc.ru
В.В.Горюнов, зам.начальника лаборатории, goryunov@rtc.ru
ЦНИИ РТК, г. Санкт-Петербург, Россия

РАЗРАБОТКА КИБЕРНЕТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ ТЕЛЕУПРАВЛЯЕМОГО НЕОБИТАЕМОГО ПОДВОДНОГО АППАРАТА

Аннотация: Рост количества подводных инженерных объектов, требующих проведения подводно-технических работ, привел к возрастающей роли роботизации в этой области. Распространенным решением в настоящее время является применение телеуправляемых необитаемых подводных аппаратов (ТНПА). Для проектирования систем управления такими аппаратами целесообразно использовать кибернетические модели, не требующие больших вычислительных ресурсов. В настоящей статье рассмотрен пример синтеза такой модели и сформулированы предложения по её лабораторной отработке.

Ключевые слова: необитаемый подводный аппарат, кибернетическая модель, система управления движением

I.A.Bondarenko, Master's student, i.bondarenko@rtc.ru
V.V.Goryunov, Deputy.head of the laboratory, goryunov@rtc.ru
Central Research Institute of RTK, St. Petersburg, Russia

DEVELOPMENT OF A CYBERNETIC MODEL OF A REMOTE-CONTROLLED UNINHABITED UNDERWATER VEHICLE

Abstract: The growing number of underwater engineering facilities requiring underwater technical work has led to an increasing role of robotics in this area. A common solution at present is the use of remote-controlled uninhabited underwater vehicles (TNPA). To design control systems for such devices, it is advisable to use cybernetic models that do not require large computing resources. In this article, an example of the synthesis of such a model is considered and proposals for its laboratory testing are formulated.

Key words: uninhabited underwater vehicle, cybernetic model, motion control system

Выполнение подводно-технических работ в зонах размещения подводных конструкций имеет ряд ограничивающих факторов: работа может быть затруднена ограниченным пространством, наличием препятствий для передвижения (элементов конструкций), областей недостаточной видимости,

© Бондаренко И.А., Горюнов В.В., 2023

возможным наличием внешних воздействий, таких как течения. В связи с этим возрастает опасность повреждения как элементов конструкции подводных сооружений, так и самого аппарата. В качестве одного из возможных вариантов минимизации данных рисков в ЦНИИ РТК был предложен концепт кинематически и кибернетически избыточного ТНПА с детально проработанной динамикой. Такой аппарат будет иметь автоматы удержания курса, крена и дифферента, режимы движения на заданной глубине, движение в режиме удержания отстояния от грунта (дна), обладать системами автоматического обхода препятствий и недопущения столкновений [1].

С учетом сложности создаваемого аппарата, для отработки алгоритмов управления требуется комплекс математических моделей. [2]

Математически модель системы управления может быть описана несколькими способами: в виде набора передаточных функций и типовых линейных и нелинейных звеньев, а также в виде системы дифференциальных или разностных уравнений. Высокую степень адекватности для рассматриваемой задачи удается получить только на сложных гидродинамических моделях, которые реализуются путем сопряженных расчетов динамики обтекаемого подводного аппарата и гидродинамики обтекающей его жидкости. При этом степень детализации сеточных моделей для расчетов требует значительного времени вычислений. Поэтому при проектировании целесообразно разрабатывать кибернетические модели, отличающиеся высокой скоростью вычислений и минимальным количеством настраиваемых параметров. Такие модели используются для синтеза управления базовыми координатами аппарата в результате решения задач оптимизации и всестороннего анализа различного рода возмущающих воздействий и ограничений.

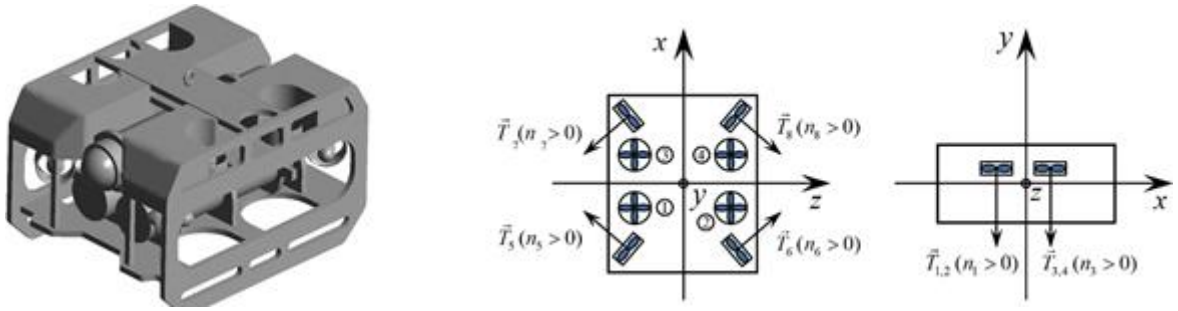
Синтез кибернетических моделей основан на определении переходных процессов по каждой из базовых координат при ступенчатом управляющем воздействии на неё или её производную. Получить искомые переходные процессы можно в результате математических экспериментов на гидродинамической модели движения аппарата в трёхмерном пространстве. [3]

Далее определяются передаточные функции от управляющих воздействий к соответствующим базовым координатам. На практике целесообразно аппроксимировать переходные процессы, полученные при гидродинамическом моделировании, переходными процессами типовых линейных звеньев, варьируя их параметры.

В данной работе рассматривается кибернетическая модель ТНПА Дельфин, созданного в ЦНИИ РТК, общий вид ТНПА и кинематическая схема аппарата представлены на рисунке 1.

Идентификационные испытания проводились с помощью гидродинамической модели ТНПА. Во время проведения идентификационных испытаний везде полагалось, что аппарат обладает нулевой остаточной плавучестью. Во время проведения идентификационных испытаний в качестве сту-

пенчатого задающего воздействия полагалась частота вращения, задаваемая на соответствующие движители и равная 1000 об/мин.



а *б*

Рис. 1 Геометрическая модель (а) и кинематическая схема (б) ТНПА Дельфин

Была поставлена задача определения параметров, необходимых для синтеза следующих контуров управления:

- контур регулирования курса;
- контур регулирования дифферента;
- контур регулирования крена;
- контур регулирования продольного отклонения;
- контур регулирования вертикального отклонения
- контур регулирования бокового отклонения.

Для этого были определены следующие переходные характеристики:

- переходная характеристика по угловой скорости курса;
- переходная характеристика по дифференту;
- переходная характеристика по крену;
- переходная характеристика по продольной скорости при разгоне вперед и назад;
- переходная характеристика по вертикальной скорости при всплытии и погружении;
- переходная характеристика по поперечной скорости.

Результаты определения типов линейных звеньев, описывающих соответствующие передаточные функции и идентификации их параметров приведены в таблице 1.

Экспериментально установлено, что это звенья двух типов.

1. Апериодические звенья первого порядка (Зв-1) с передаточной функцией вида:

$$W(p) = \frac{k}{Tp + 1} \qquad (1)$$

2. Инерционные звенья второго порядка (Зв-2) с передаточной функцией вида:

$$W(p) = \frac{k}{T^2p^2 + 2T\xi p + 1} \qquad (1)$$

В уравнениях (1, 2) приняты следующие обозначения:
k - коэффициент усиления,
T - постоянная времени,
ξ - коэффициент демпфирования

Таблица 1. **Результаты определения типов линейных звеньев кибернетической модели ТНПА**

Переходная характеристика	Тип линейного звена	Параметры передаточной функции
Угловая скорость курса	ЗВ1	k=0,007; T=0,73
Дифферент	ЗВ2	k=0,003; T=0,9; ξ=0,14
Крен	ЗВ2	k=0,004; T=0,81; ξ=0,3
Продольная скорость, разгон вперед	ЗВ1	k=0,003; T=2,83
Продольная скорость, разгон назад	ЗВ1	k=0,003; T=2,95
Вертикальная скорость, всплытие	ЗВ1	k=0,0021; T=3,61
Вертикальная скорость, погружение	ЗВ1	k=0,0024; T=2,45
Поперечная скорость	ЗВ1	k=0,0017; T=1,88

С учетом полученных результатов идентификации была разработана кибернетическая модель системы управления ТНПА. Укрупненная структура кибернетической модели ТНПА с системой управления показана на рисунке 2.

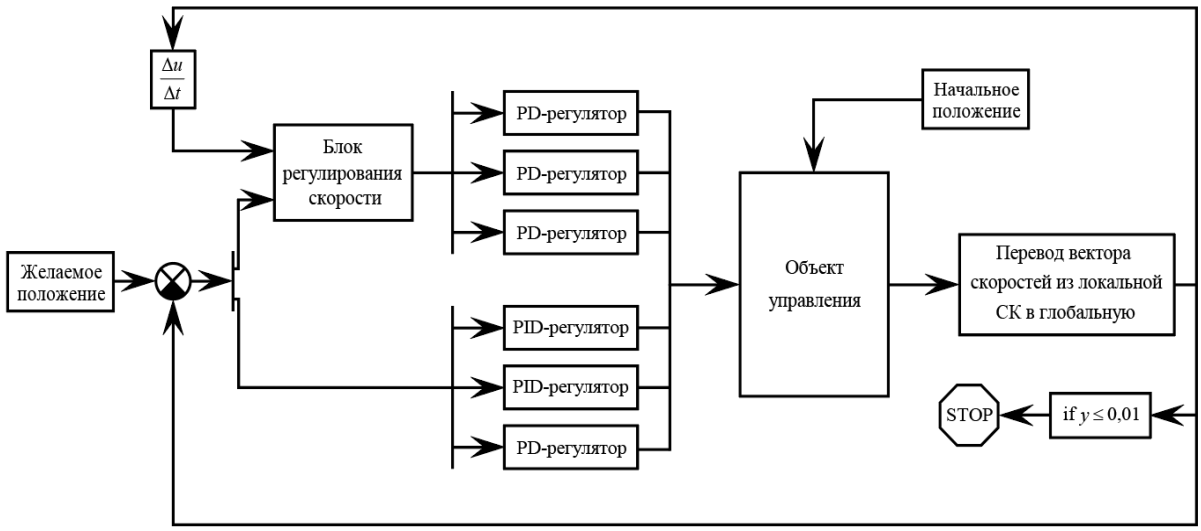


Рис. 2 Укрупненная структура кибернетической модели ТНПА

Для дальнейшей отработки контуров управления, наряду с кибернетической, была разработана динамическая модель ТНПА в виде системы дифференциальных уравнений в конечно-разностной форме. Параметры этой модели соответствуют аналогам, полученным в ходе гидродинамического моделирования, включая:

- габариты аппарата;

- присоединенные массы по линейным осям;
- моменты инерции;
- присоединенные моменты инерции;
- метацентрическую высоту;
- остаточную плавучесть;
- гидродинамические параметры.

Кроме того, реализованы возможности задания:

- геометрических параметров элементов движительно-рулевого комплекса (координаты движителей и направления осей движителей);
- параметров расчета силы тяги движителей (кривые действия для движения вперед и реверса, диаметр гребного винта);
- некоторых параметров среды функционирования (скорость течения, проекции скорости течения).

Такая модель позволяет учесть нелинейные свойства динамики объекта, но требует значительно меньших вычислительных ресурсов, чем гидродинамическая. На рисунке 3 приведено главное окно программы динамического моделирования ТНПА.

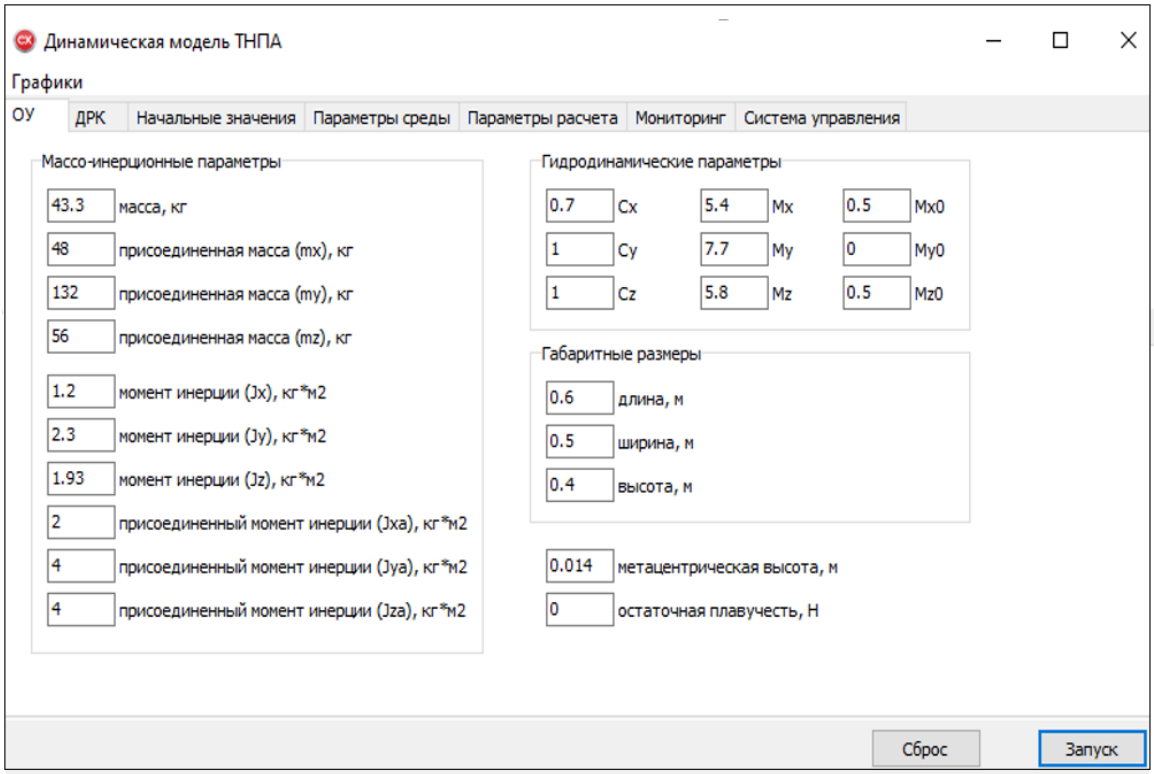


Рис.3 Главное окно программы динамического моделирования ТНПА

Разработанные модели позволяют провести предварительную отработку контуров регулирования системы управления ТНПА, а также комплексную отработку системы управления аппаратом с последующей верификацией результатов в ходе натурных экспериментов.

Результаты получены в рамках выполнения государственного задания Минобрнауки России на 2023 год "Исследование методов и разработка технологий создания отладочно-моделирующих комплексов для функционального и поведенческого моделирования РТК и групп РТК " (FNRG-2022-0008 1021051101732-4-1.2.1;2.2.2 № 075-01595-23-04).

Список литературы

1. Кавтрев С.С., Проценюк А.С., Плавинский М.Н., Половко С.А., Смирнова Е.Ю., Щур Н.А. Опыт создания гиперизбыточного необитаемого подводного аппарата // XIV Всероссийская мультиконференция по проблемам управления МКПУ-2021. материалы XIV мультиконференции: в 4 т. – Ростов-на-Дону, 2021. – С. 187-189.

2. Щур Н.А., Половко С.А., Деулин А.А. Применение методов вычислительной гидродинамики для получения характеристик переходных процессов АНПА // Робототехника и техническая кибернетика. – 2020. – Т. 8. – № 4. – С. 287-295.

3. Горюнов В.В., Половко С.А., Щур Н.А. Технология создания кибернетических моделей для синтеза и отработки регуляторов системы управления движением автономного необитаемого подводного аппарата // Робототехника и техническая кибернетика. – 2020. – Т. 8. – № 4. – С. 308-318.

УДК 681.5.01

А.В. Лебедев, д.т.н., lebedev@dvo.ru
Институт автоматики и процессов управления ДВО РАН,
г. Владивосток, Россия

МЕТОД СИНТЕЗА СИСТЕМЫ С ПЕРЕМЕННОЙ СТРУКТУРОЙ ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ СКОРОСТЬЮ ДВИЖЕНИЯ ПОДВОДНОГО АППАРАТА

Аннотация: Предложен метод синтеза многомерной и многосвязной системы с переменной структурой для централизованного управления скоростью пространственного движения необитаемого подводного аппарата. Разработан новый закон формирования разрывных управляющих сигналов, обеспечивающий устойчивое функционирование системы в скользящем режиме и высокие показатели качества управления при любых изменениях параметров объекта в заданных диапазонах и наличии сильного динамического взаимовлияния между всеми его степенями подвижности. Получены условия существования скользящего режима в виде неравенств для коэффициентов управляющего устройства. Эти условия не требуют информации о предельных значениях линейной и угловой скоростей подводного аппарата в процессе его движения.

Ключевые слова: необитаемый подводный аппарат, система управления, система с переменной структурой, робастность, скользящий режим

A.V. Lebedev, Ph.D., lebedev@dvo.ru
Institute of Automation and Control Processes, Vladivostok, Russia

THE METHOD OF VARIABLE STRUCTURE SYSTEM SYNTHESIS FOR THE CONTROL OF VELOCITY OF UNDERWATER VEHICLE MOTION

Abstract: The method of the synthesis of multidimensional multi-connected variable structure system for the centralized control of the velocity of unmanned underwater vehicle spatial motion is proposed. The new law of the formation of discontinuous control signal is developed. This law provides stable system functioning in the sliding mode and guarantees high control quality at any variations of object parameters in given ranges and strong dynamic intercoupling between degrees of freedom. The conditions of sliding mode existence as inequalities for control device coefficients are received. These conditions do not require the information about limit values of linear and angular velocities of underwater vehicle in the process of its motion.

Key words: unmanned underwater vehicle, control system, variable structure system, robustness, sliding mode

© Лебедев А.В., 2023

Необитаемые подводные аппараты (НПА) в настоящее время являются основным техническим средством изучения и освоения Мирового океана. Требования к точности и скорости движения НПА по сложным пространственным траекториям в водной среде постоянно повышаются в связи с усложнением и расширением спектра выполняемых ими технологических операций и исследовательских миссий. В связи с этим проблема синтеза высококачественных систем управления (СУ) НПА, способных удовлетворить указанные требования, остается одной из наиболее актуальных в современной теории управления.

Неопределенность и значительные изменения массо-инерционных и гидродинамических характеристик НПА, а также наличие динамического взаимовлияния между каналами управления его координатами, обусловливают многомерность, нелинейность и нестационарность полной математической модели пространственного движения подводного аппарата [1,2]. Весьма перспективными для управления НПА в этих условиях признаны системы с переменной структурой (СПС) [3,4], которые благодаря реализации в них скользящего режима [5,6] обладают свойством робастности к изменяющимся параметрам нестационарных динамических объектов и обеспечивают неизменно высокие показатели качества работы.

При этом важно отметить, что многие известные системы управления подводными аппаратами, синтезированные на основе метода декомпозиции, в том числе с применением теории СПС [7,8], не всегда (особенно при отработке сложных пространственных траекторий) могут компенсировать влияние многочисленных негативных факторов на динамику движения НПА.

В работе [9] предложена СПС для централизованного управления подводным аппаратом. Однако закон формирования разрывных управляющих сигналов в этой системе предполагает наличие априорной информации об ограничениях координат и скоростей НПА, что приводит к затруднениям при обеспечении условий существования скользящих режимов. К тому же амплитуда этих сигналов оказывается неоправданно завышенной и обусловливает нежелательную дополнительную нагрузку на исполнительные элементы СУ.

В связи с этим целью данной работы является создание нового метода синтеза многомерной СПС для централизованного управления скоростью пространственного движения НПА. При этом ставится задача формирования такого закона управления в классе СПС, который гарантирует устойчивое существование скользящего режима и заданное качество функционирования СУ при любых текущих значениях линейной и угловой скоростей НПА (независимо от их предельных значений), а также при любых изменениях параметров подводного аппарата в заданных диапазонах.

Динамика пространственного движения НПА в вязкой жидкости описывается системой нелинейных нестационарных дифференциальных уравнений, которая в матричной форме имеет вид [2]:

$$\boldsymbol{M}(t)\dot{\boldsymbol{v}} + \boldsymbol{C}(\boldsymbol{v},t)\boldsymbol{v} + \boldsymbol{D}(\boldsymbol{v},t)\boldsymbol{v} + \boldsymbol{g}(\boldsymbol{x}) = \boldsymbol{\tau}, \quad (1)$$

где $\boldsymbol{M}(t)$ – симметричная и положительно определенная матрица инерции, $\boldsymbol{C}(\boldsymbol{v},t)$ – матрица центростремительных и кориолисовых сил, $\boldsymbol{D}(\boldsymbol{v},t)$ – матрица вязкого трения, $\boldsymbol{x}$ – вектор положения и ориентации НПА в абсолютной системе координат (СК), $\boldsymbol{v}$ – вектор проекций линейной и угловой скоростей подводного аппарата на оси связанной СК, $\boldsymbol{g}(\boldsymbol{x})$ – вектор гидростатических сил и моментов, $\boldsymbol{\tau}$ – вектор сил и моментов движителей.

Здесь и далее размерность всех матриц 6×6, а векторов 6×1. Причем матрицы $\boldsymbol{M}$, $\boldsymbol{C}$ и $\boldsymbol{D}$ содержат параметры НПА, изменяющиеся во времени в процессе его движения (присоединенные массы и моменты инерции жидкости, коэффициенты вязкого трения).

С целью упрощения процедуры синтеза будем полагать, что подводный аппарат имеет близкую к эллипсоидальной форму (при этом все внедиагональные элементы матриц $\boldsymbol{M}$ и $\boldsymbol{D}$ равны нулю), нейтральную плавучесть и нулевую метацентрическую высоту (т.е. $\boldsymbol{g}(\boldsymbol{x}) = 0$), а его движение происходим в режиме относительно небольших скоростей, когда имеет место линейная зависимость сил вязкого трения от скорости НПА.

В рассматриваемом случае структура матрицы $\boldsymbol{C}(\boldsymbol{v},t)$ позволяет представить ее в виде произведения матриц $\boldsymbol{M}(t)$ и $\boldsymbol{V}(\boldsymbol{v})$ таким образом, чтобы матрица $\boldsymbol{V}(\boldsymbol{v})$ содержала в качестве элементов только проекции линейной и угловой скорости: $\boldsymbol{C}(\boldsymbol{v},t) = \boldsymbol{V}(\boldsymbol{v})\boldsymbol{M}(t)$. Элементы матрицы $\boldsymbol{D}(\boldsymbol{v},t)$ будут представлять собой коэффициенты вязкого трения, не зависящие в явном виде от $\boldsymbol{v}$, т.е. $\boldsymbol{D}(\boldsymbol{v},t) = \boldsymbol{D}(t)$. Опуская для простоты обозначение зависимости от времени t, перепишем уравнение динамики НПА следующим образом:

$$\boldsymbol{M}\dot{\boldsymbol{v}} + \boldsymbol{V}(\boldsymbol{v})\boldsymbol{M}\boldsymbol{v} + \boldsymbol{D}\boldsymbol{v} = \boldsymbol{\tau}. \quad (2)$$

Будем полагать, что в НПА используется достаточно распространенная схема компоновки движительного комплекса, при которой перемещение по каждой степени подвижности осуществляется с помощью отдельного движителя (или пары движителей), жестко ориентированного относительно связанной СК. Причем, как отмечено в работе [9], в результате применения специальных нелинейных корректирующих устройств динамика каждого движителя описывается линейным дифференциальным уравнением первого порядка с постоянными коэффициентами. В этом случае математическая модель движительного комплекса в целом примет вид:

$$\boldsymbol{T}\dot{\boldsymbol{\tau}} + \boldsymbol{\tau} = \boldsymbol{K}\boldsymbol{u}, \quad (3)$$

где $\boldsymbol{K}$, $\boldsymbol{T}$ – диагональные матрицы известных положительных коэффициентов усиления и постоянных времени движителей каждого канала управления, $\boldsymbol{u}$ – вектор сигналов управления этими движителями.

Далее решим задачу синтеза робастной системы централизованного управления многомерным нелинейным динамическим объектом (2), (3) с переменными параметрами, которая при любых значениях элементов матриц $\boldsymbol{M}$ и $\boldsymbol{D}$ из заданных диапазонов обеспечит желаемые показатели качества.

Решение поставленной задачи будем искать в классе СПС, обеспечивая существование в СУ скользящего режима, т.е. устойчивость состояния $\boldsymbol{s} = 0$ [3], где $\boldsymbol{s} = \dot{\boldsymbol{e}} + \boldsymbol{K}_s\boldsymbol{e}$ – вектор, представляющий собой линейную комбинацию вектора ошибки $\boldsymbol{e}$ и его производной, $\boldsymbol{e} = \boldsymbol{v}_d - \boldsymbol{v}$ – вектор ошибки по скорости, $\boldsymbol{v}_d$ – вектор задающих сигналов по скорости НПА, $\boldsymbol{K}_s$ – положительно определенная матрица известных постоянных коэффициентов k_{sij} (здесь и далее i = 1, 2, …, 6; j = 1, 2, …, 6).

При движении в скользящем режиме поведение СУ будет описываться уже не выражениями (2), (3), а системой линейных дифференциальных уравнений $\dot{\boldsymbol{e}} + \boldsymbol{K}_s\boldsymbol{e} = 0$ с желаемыми постоянными коэффициентами, решение которой определяется только выбором матрицы $\boldsymbol{K}_s$ и не зависит от параметров объекта управления.

Рассмотрим свободное движение системы, когда $\boldsymbol{v}_d = 0$ и $\boldsymbol{e} = -\boldsymbol{v}$. Для определения условия существования скользящего режима прежде всего перепишем уравнение (2) относительно ошибки $\boldsymbol{e}$, продифференцируем выражение (3) и после ряда преобразований сведем систему (2), (3) к одному матричному дифференциальному уравнению:

$$-\boldsymbol{M}\ddot{\boldsymbol{e}} + \dot{\boldsymbol{V}}(\boldsymbol{e})\boldsymbol{M}\boldsymbol{e} + \boldsymbol{V}(\boldsymbol{e})\boldsymbol{M}\dot{\boldsymbol{e}} - \boldsymbol{D}\dot{\boldsymbol{e}} - \boldsymbol{T}^{-1}\boldsymbol{M}\dot{\boldsymbol{e}} + \boldsymbol{T}^{-1}\boldsymbol{V}(\boldsymbol{e})\boldsymbol{M}\boldsymbol{e} - \boldsymbol{T}^{-1}\boldsymbol{D}\boldsymbol{e} = \boldsymbol{T}^{-1}\boldsymbol{K}\boldsymbol{u}. \quad (4)$$

В соответствии с подходом, предложенным в [9], сформируем положительно определенную функцию Ляпунова $V = 0.5\boldsymbol{s}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\boldsymbol{s}$, где $\boldsymbol{P}$ – симметричная положительно определенная матрица. В дальнейшем для облегчения выкладок будем использовать диагональную матрицу $\boldsymbol{P}$ с положительными элементами $p_{ii} > 0$.

С учетом свойств выбранной матрицы $\boldsymbol{P}$ производная функции Ляпунова по времени примет вид: $\dot{V} = \boldsymbol{s}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{P}\dot{\boldsymbol{s}}$.

Дифференцируя соотношение для вектора $\boldsymbol{s}$, получим:

$$\dot{\boldsymbol{s}} = \ddot{\boldsymbol{e}} + \boldsymbol{K}_s\dot{\boldsymbol{e}}. \quad (5)$$

Выразим $\ddot{\boldsymbol{e}}$ из соотношения (4) и подставим в (5). Примем во внимание, что в малой окрестности многообразия $\boldsymbol{s} = 0$ приближенно выполняется равенство $\dot{\boldsymbol{e}} = -\boldsymbol{K}_s\boldsymbol{e}$, и учтем соотношение $\boldsymbol{V}(\dot{\boldsymbol{e}}) = -\boldsymbol{K}_s\boldsymbol{V}(\boldsymbol{e})$, справедливое в случае, когда $\boldsymbol{K}_s$ представляет собой скалярную матрицу (т.е. $k_{sij} = 0$ при $i \neq j$, $k_{sij} = k_s$ при $i = j$). В результате получим в окончательном виде выражение для производной $\dot{\boldsymbol{s}}$:

$$\dot{\boldsymbol{s}} = -\boldsymbol{T}^{-1}\boldsymbol{M}^{-1}(\boldsymbol{R}_1\boldsymbol{e} + \boldsymbol{R}_2\boldsymbol{V}(\boldsymbol{e})\boldsymbol{M}\boldsymbol{e} + \boldsymbol{K}\boldsymbol{u}), \quad (6)$$

где $\boldsymbol{R}_1 = \boldsymbol{T}\boldsymbol{M}\boldsymbol{K}_s^2 + (\boldsymbol{T}\boldsymbol{D} + \boldsymbol{E})\boldsymbol{K}_s + \boldsymbol{D}$, $\boldsymbol{R}_2 = 2\boldsymbol{T}\boldsymbol{K}_s - \boldsymbol{E}$ – диагональные матрицы коэффициентов, $\boldsymbol{E}$ – единичная матрица.

Подставив соотношение (6) в выражение для $\dot{V}$, нетрудно найти производную функции Ляпунова V в силу уравнений системы (2), (3). Тогда для обеспечения устойчивости состояния $\boldsymbol{s} = 0$ достаточно добиться путем выбора вектора сигналов управления $\boldsymbol{u}$ выполнения неравенства $\dot{V} < 0$ при любых

параметрах НПА в заданных диапазонах и любых текущих значениях компонентов векторов $\boldsymbol{e}$ и $\boldsymbol{s}$.

Для выполнения указанного условия достаточно сформировать управление $\boldsymbol{u}$ в виде:

$$\boldsymbol{u} = (\boldsymbol{K}_1 + \boldsymbol{V}_m(\boldsymbol{e})\boldsymbol{K}_2)\operatorname{sign}\boldsymbol{s}(\operatorname{sign}\boldsymbol{e})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{e}, \qquad (7)$$

где $\boldsymbol{K}_1$, $\boldsymbol{K}_2$ – диагональные матрицы положительных коэффициентов при управляющих сигналах, $\boldsymbol{V}_m(\boldsymbol{e})$ – вспомогательная матрица, элементы которой представляют собой модули соответствующих элементов матрицы $\boldsymbol{V}(\boldsymbol{e})$, sign$\boldsymbol{s}$ и sign$\boldsymbol{e}$ – векторы, элементы которых формируются в соответствии с равенствами $(\text{sign}\boldsymbol{s})_i = \text{sign}\boldsymbol{s}_i$, $(\text{sign}\boldsymbol{e})_i = \text{sign}\boldsymbol{e}_i$.

При этом выбор диагональных элементов k_{1i}, k_{2i} матриц $\boldsymbol{K}_1$ и $\boldsymbol{K}_2$ должен осуществляться в соответствии со следующими неравенствами:

$$k_{1i} > \max_j |\, r_{1ij} / k_{ij} \,|, \qquad k_{2i} > \max_j |\, r_{2ij} m_{ij} / k_{ij} \,|, \qquad (8)$$

где k_{ij}, r_{1ij}, r_{2ij}, m_{ij} – элементы матриц $\boldsymbol{K}$, $\boldsymbol{R}_1$, $\boldsymbol{R}_2$ и $\boldsymbol{M}$.

Важно отметить, что коэффициенты r_{1ij}, r_{2ij} и m_{ij}, используемые в неравенствах (8), должны определяться при таких величинах параметров НПА, при которых они принимают наибольшие значения.

Обобщенная структурная схема многомерной СПС, реализующая закон (7) управления скоростью НПА, приведена на рис. 1 (здесь каждая матрица условно представлена одним блоком, каждый вектор – одним сигналом, $p = d/dt$ – оператор дифференцирования).

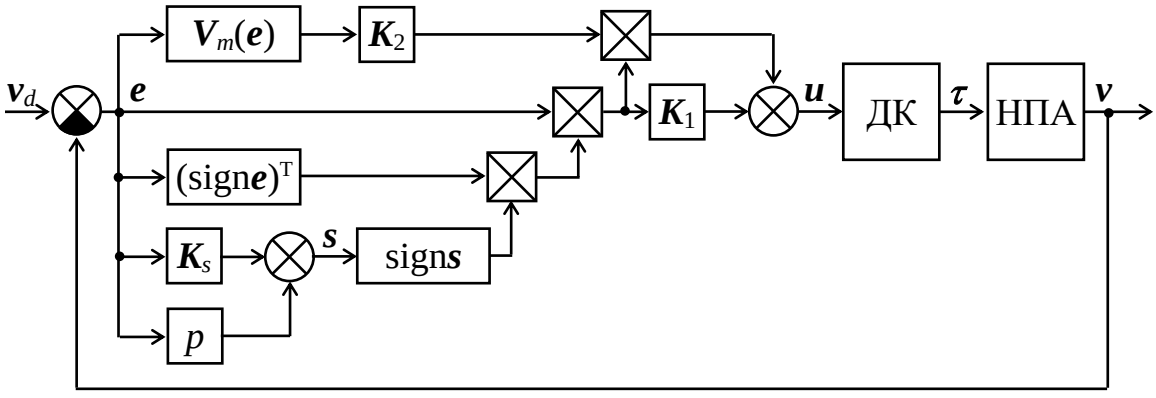


Рис. 1. Структурная схема системы управления скоростью НПА

При использовании предложенного закона управления (7), (8) система управления будет функционировать в скользящем режиме, а ее динамика будет описываться желаемыми дифференциальными уравнениями (первого порядка каждое) с заданными коэффициентами $k_{sij} = k_s$ независимо от текущих значений параметров подводного аппарата.

Как подтвердили результаты численного моделирования, применение синтезированной СПС позволило обеспечить требуемые показатели качества

процесса управления при любых параметрах НПА из заданных диапазонов, наличии динамического взаимовлияния между подсистемами и любых текущих значениях его линейной и угловой скоростей. Разработанный универсальный закон векторного управления не требует информации о предельных значениях этих скоростей в процессе движения НПА, что существенно упрощает его практическую реализацию.

Список литературы

1. Пантов Е.Н. и др. Основы теории движения подводных аппаратов / Е.Н.Пантов, Н.Н.Махин, Б.Б.Шереметов. Л.: Судостроение, 1973.

2. Fjellstad O.-E., Fossen T.I., Egeland O. Adaptive Control of ROVs with Actuator Dynamics and Saturation // Proceedings of The 2nd International Offshore and Polar Engineering Conf., San Francisco, USA, 1992. – pp. 513-519.

3. Емельянов С.В. Системы автоматического управления с переменной структурой. – М.: Наука, 1967. – 336 с.

4. Sugiki A., Furuta K., Ohata A. , Nita H. Nonlinear Variable Structure Adaptive Control // Proceedings of American Control Conference, Portland, OR, 2014. – pp. 1298-1303.

5. Liang Y.-W., Xu S.-D., Chu T.-C. Robust Control of the Robot Manipulator via an Improved Sliding Mode Scheme // Proceedings of The IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, Harbin, China, Vol. I, 2007. – pp. 1593-1598.

6. Lebedev A.V., Filaretov V.F. The Synthesis of Multi-Channel Adaptive Variable Structure System for the Control of AUV // Proceedings of The IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and System, Nice, France, 2008. – pp. 2834-2839.

7. Филаретов В.Ф., Алексеев Ю.К., Лебедев А.В. Системы управления подводными роботами. – М.: Круглый год, 2001. – 288 с.

8. Лебедев А.В. Синтез многосвязной системы со скользящим режимом и нелинейной коррекцией для управления движением подводного аппарата в горизонтальной плоскости // Робототехника и искусственный интеллект: Материалы XIV Всероссийской научно-технической конференции с международным участием. – Красноярск: Литера-принт, 2022. – С.43-48.

9. Лебедев А.В., Филаретов В.Ф. Система с переменной структурой для централизованного управления движением автономного подводного аппарата // Мехатроника, автоматизация, управление. – 2009. – №4. – С.73-78.

УДК 004.942

И.Е. Немиро, магистрант, м.н.с., nemiro.ie@students.dvfu.ru
Дальневосточный Федеральный университет, Институт Проблем Морских Технологий им. академика М.Д. Агеева ДВО РАН, г. Владивосток, Россия
А.С. Губанков, к.т.н., доцент, заведующий лабораторией, gubankov@iacp.dvo.ru
Институт автоматики и процессов управления ДВО РАН, Севастопольский государственный университет, МГУ им. адм. Г.И. Невельского, г. Владивосток, Россия

РАЗРАБОТКА МЕТОДА ВОССТАНОВЛЕНИЯ ВЕКТОРА СОСТОЯНИЯ ДРЕЙФУЮЩИХ ОБЪЕКТОВ

Аннотация: В докладе рассматривается метод отслеживания движущихся объектов, а именно дрейфующих объектов, в условиях, когда измерительная информация об объектах поступает с низкой частотой, измерения сильно зашумлены, а также присутствует большое число помех (ложных измерений). Для выделения измерений объектов на фоне помех в работе используются методы нечеткой логики. Для восстановления вектора состояния применяется расширенный фильтр Калмана. Представлены результаты моделирования разработанного метода отслеживания дрейфующих объектов на сгенерированных данных.

Ключевые слова: оценка вектора состояния, отслеживание объектов, фильтр Калмана, нечеткая логика.

I.E. Nemiro, student, junior researcher, nemiro.ie@students.dvfu.ru
Far Eastern Federal University, M.D. Ageev Institute of Marine Technology Problems FEB RAS, Vladivostok, Russia
A.S. Gubankov, PhD, associate professor, Head of laboratory, gubankov@iacp.dvo.ru
Institute of Automation and Control Processes FEB RAS, Sevastopol State University, Maritime State University named after admiral G.I. Nevelskoy, Vladivostok, Russia

DEVELOPMENT OF A METHOD FOR ESTIMATING THE STATE VECTOR OF DRIFTING OBJECTS

Abstract: The paper describes the method of tracking drifting objects, in conditions when measuring information about objects is received with a low frequency, measurements are very noisy, and there is a large number of interferences (false measurements). Fuzzy logic is used to identify measurements of objects among interference. An extended Kalman filter is used to estimate the state vector. The results of simulation of the developed method of tracking drifting objects on the generated data are presented.

Key words: state vector estimation, object tracking, Kalman Filter, fuzzy logic.

© Немиро И.Е., Губанков А.С., 2023

Введение

Отслеживание движущихся объектов (трекинг) является одной из развивающихся областей исследования. Обнаружение объектов и объединение (ассоциация, привязка) данных при наличии большого числа ложных измерений и низкой частоте поступления измерительной информации – основные трудности, с которыми приходится сталкиваться при слежении за движущимся объектом, в частности в условиях подводной среды. Для дрейфующих объектов характерно свободное движение: движение без управления, под воздействием лишь внешних сил, что выделяет их из достаточно широкого понятия движущихся объектов. Слежение за такими объектами имеет свои особенности. Сложностью является высокая непредсказуемость движения, в частности при движении объекта на поверхности воды под воздействием ветра и течения.

Существуют различные методы объединения данных: деревья решений, метод ближайших соседей, метод опорных векторов, различные вероятностные методы, интеллектуальные методы и др. В статье [1] автор описывает сопровождение элементов групповой цели и рассматривает сравнение двух методов для выделения измерений: метод сильнейшего соседа и метод ближайшего соседа, – в результате которого наиболее предпочтительным отмечается метод ближайшего соседа. В статье [2] приводится сравнение таких методов, как метод ближайшего соседа и вероятностный метод ассоциации данных (PDA). Полученные в [2] результаты показывают лучшее отслеживание объектов при использовании метода PDA для объединения данных, особенно в условиях повышенного числа помех.

В последнее время все большее распространение получают интеллектуальные методы, в частности методы, основанные на нечеткой логике [3, 4]. В работе [3] приводится сравнение трех методов отслеживания цели: с применением только фильтра Калмана, с применением фильтра Калмана в сочетании с методом роя частиц, а также с применением фильтра Калмана вместе с нечеткой логикой, – последний из которых показывает лучшую производительность. В статье [4] авторы предлагают метод классификации целей при радиолокационных наблюдениях, основанный на нечеткой логике, с помощью которого выделяют 4 класса объектов для распознавания: беспилотные летательные аппараты, птицы, вертолеты, самолеты.

Для восстановления вектора состояния при решении задач отслеживания объектов распространено применение фильтра Калмана [3, 5, 6]. Результаты исследований, представленные авторами в статье [5], показывают эффективность применения расширенного фильтра Калмана при отслеживании как одиночных, так и множественных целей.

Таким образом, в работе для восстановления вектора состояния предлагается использовать фильтр Калмана, а для решения проблемы выделения дрейфующих объектов на фоне помех – нечеткую логику.

Описание метода отслеживания дрейфующего объекта

Предложенный алгоритм слежения за дрейфующими объектами состоит из двух основных этапов: этапа обнаружения дрейфующих объектов и этапа последующего сопровождения обнаруженных объектов. В начале работы алгоритма выполняется лишь этап обнаружения, а после обнаружения первого движущегося объекта начинает свою работу этап сопровождения. С началом работы этапа сопровождения этап обнаружения продолжает свою работу, что позволяет обнаруживать и сопровождать объекты, которые появились в зоне видимости в любое время после запуска алгоритма.

Перемещение объекта во времени представляется твердым телом, имеющим ориентацию и движущимся равноускорено. Ввиду того, что сопровождаемые объекты имеют ориентацию, для восстановления вектора состояния на этапе сопровождения применяется расширенный фильтр Калмана. Фильтр Калмана включает модель системы и модель наблюдения:

$$x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}, w_{k-1}), \quad (1)$$

$$z_k = h(x_k, v_k), \quad (2)$$

где k – номер итерации; $x = [p_x\ v_x\ a_x\ p_y\ v_y\ a_y\ \omega]^T$ – вектор состояния, причем p_x, p_y – координаты положения объекта в двумерной декартовой системе координат, v_x, v_y, a_x, a_y – соответствующие составляющие линейных скорости и ускорения объекта, ω – угловая скорость объекта; u – вектор управляющих воздействий (причем $u_{k-1} = 0$, так как управление объектом в данной работе не предусматривается); w – вектор ошибки модели (ошибка имеет нормальное распределение с нулевым математическим ожиданием и ковариационной матрицей Q); z – вектор измерений; v – вектор ошибок измерения (ошибка имеет нормальное распределение с нулевым математическим ожиданием и ковариационной матрицей R).

Процесс работы фильтра Калмана состоит из двух этапов: прогнозирование и коррекция. Поскольку при классической работе фильтра Калмана, когда эти этапы чередуются, возникают серьезные ошибки при слежении за объектами [6], предлагается выполнять этап прогнозирования фильтра Калмана с повышенной частотой на промежутках времени между получениями измерений (рис. 1).

На этапе обнаружения движущихся объектов прогнозирование состояния объекта рассчитывается аналогично прогнозированию состояния в фильтре Калмана:

$$\tilde{x_k} = F\,\bar{x}_{k-1}, \quad (3)$$

где $\tilde{x}$ – прогнозное значение вектора состояния предполагаемого дрейфующего объекта; $\bar{x}$ – оценка вектора состояния на предыдущем шаге.

Координаты положения для оценок векторов состояния принимаются равными полученным измерениям координат объекта, а скорости и ускорения рассчитываются с помощью формул численного дифференцирования:

$$v_k = (p_k - p_{k-2})/2\Delta t, \qquad a_k = (v_k - v_1)/(k - 2\Delta t). \quad (4)$$

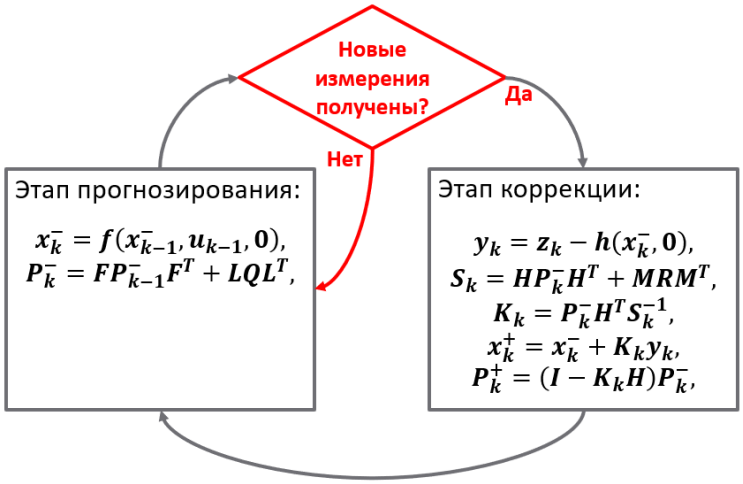


Рис. 1. Процесс работы фильтра Калмана

В реальных условиях измерительная информация об объекте содержит существенные погрешности, что может приводить к неточностям при прогнозировании изменения вектора состояния объекта, а следовательно, к неточностям оценки вектора состояния объекта или к потере сопровождаемого объекта. Для устранения этого недостатка на обоих этапах алгоритма сразу после уточнения вектора состояния объекта выполняется аппроксимация последовательности ранее рассчитанных векторов состояния объекта. В работе аппроксимируются координаты положения объекта многочленом порядка *B*:

$$p_x = b_{x0} + b_{x1}t + b_{x2}t^2 + \ldots + b_{xB}t^B, \quad (5)$$

$$p_y = b_{y0} + b_{y1}t + b_{y2}t^2 + \ldots + b_{yB}t^B, \quad (6)$$

где t – интервал времени между получениями измерений; $b_{x0}\ldots b_{xB}$, $b_{y0}\ldots b_{yB}$ – коэффициенты аппроксимирующих многочленов. Для определения коэффициентов используется метод наименьших квадратов.

Перед тем, как оценивать (уточнять) вектор состояния, требуется выделить реальное измерение для каждого из сопровождаемых объектов среди помех. Для этого в работе используется нечеткая логика. Использование нечеткой логики основывается на задании нечетких условий и позволяет принимать решение, оценивая одновременно несколько входных параметров.

В качестве входных лингвистических переменных рассматриваются «расстояние от прогнозного положения до полученного измерения» (с термами «близко» и «далеко»), «линейная скорость» (с термами «низкая», «средняя», «высокая»), «угловая скорость» (с термами «низкая», «высокая») «отношение сигнал/помеха» (с термами «низкий», «высокий») и «число обнаруженных измерений объекта» (с термами «мало», «много»). Выходная лингвистическая переменная – «решение о принятии измерения за реальное» (с термами «реальное измерение» и «помеха»).

Для осуществления выбора реальных измерений среди помех посредством нечеткой логики было задано 48 нечетких правил, отражающих выбор измерений в различных ситуациях. В каждом из правил нечеткие высказыва-

ния соединены с использованием конъюнкции. Например, первое правило выглядят следующим образом:

Если «*Близко*» И «*Низкая* линейная скорость» И «*Низкая* угловая скорость» И «*Высокий* сигнал/помеха» И «*Мало* измерений», то «*Реальное измерение*».

При этом в каждом из нечетких высказываний определены функции принадлежности для каждого терма лингвистической переменной, согласно которым выполняется фаззификация. Дефаззификация выполняется согласно следующему выражению:

$$D = (\Sigma p_i + 0.5\Sigma b_l) / (\Sigma p_i + \Sigma b_l + \Sigma n_j), \quad (7)$$

где p_i, b_l, n_j – степень истинности правила с лингвистическим значением «Реальное измерение», «Реальное измерение или помеха» и «Помеха» соответственно; $i = 1..m_p$, $l = 1..m_b$, $j = 1..m_n$, где m_p, m_b, m_n – количество правил с лингвистическим значением «Реальное измерение», «Реальное измерение или помеха» и «Помеха» соответственно.

Причем степень истинности каждого из правил определяется на основе известных значений истинности составляющих его высказываний при помощи конъюнкции:

$$\mu = \mu_d \cdot \mu_v \cdot \mu_w \cdot \mu_{sn} \cdot \mu_p = \min(\mu_d, \mu_v, \mu_w, \mu_{sn}, \mu_p), \quad (8)$$

где μ – общее обозначение степени истинности правила, обозначенной в (7) как p, b или n; μ_d, μ_v, μ_w, μ_{sn}, μ_p – значение функции принадлежности терма лингвистической переменной «расстояние от прогнозного положения до полученного измерения», «линейная скорость», «угловая скорость», «отношение сигнал/помеха» и «число обнаруженных измерений» соответственно.

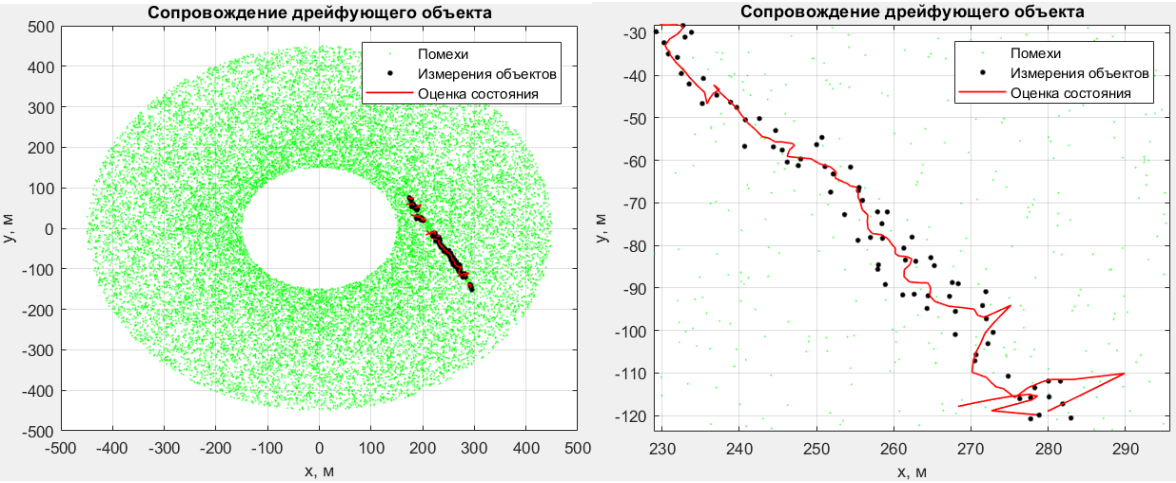
Числовым значением выходной переменной (7) является число, принадлежащее отрезку [0;1], определяющее вероятность того, насколько рассматриваемое измерение является реальным измерением. Из всех измерений на каждой итерации выбирается то, для которого это значение вероятности наибольшее, и, в том случае, если оно больше, чем некоторое заданное значение, это измерение присваивается траектории объекта.

Результаты моделирования

При моделировании новые измерения поступали каждые 1,5 секунды, а прогнозирование состояния на этапе сопровождения обнаруженных объектов происходило каждую 0,01 секунды. Измерения, которые используются в работе, представляют собой сгенерированные данные, содержащие в себе ложные измерения (помехи) и измерения, имитирующие дрейфующий объект.

На рисунке 2 представлен результат отслеживания дрейфующего объекта. При рассматриваемых входных данных ложные объекты алгоритмом не обнаруживаются. На рисунке 2б приведен увеличенный фрагмент рисунка 2а. Нужно отметить, что ввиду колебаний дрейфующего объекта и высокой погрешности измерений удалось выделить несколько протяженных участков

траектории, а не всю её целиком (см. рис. 2б). Кроме того, в результате выполнения аппроксимации на каждой итерации при оценке вектора состояния объекта хорошо подавляются повышенные шумы измерений. Причем, чем больше измерений объекта получено, тем эффективнее сглаживаются их шумы. Для аппроксимации рассматривались порядок многочлена $D = 2$ и $N = 10$ предыдущих измерений.



а б

Рис. 2. Результат моделирования алгоритма на сгенерированных данных

Таким образом, результаты моделирования подтвердили работоспособность и эффективность предложенного метода.

Работа выполнена при финансовой поддержке Минобрнауки России, проект FEFM-2021-0014.

Список литературы

1. Моисеев А.А. Апостериорное сопровождение элементов групповой цели // Радиопромышленность. – Т. 30. – №2. – 2020. – С. 25–31. https://doi.org/10.21778/2413-9599-2020-30-2-25-31

2. Thomas T., Sreeja S. Comparison of Nearest Neighbor and Probabilistic Data Association Filters for Target Tracking in Cluttered Environment // 2021 IEEE 6th International Conference on Computing, Communication and Automation. – Arad, Romania, 2022. https://doi.org/10.1109/ICCCA52192.2021.9666392

3. Chand B.K., Khashirunnisa S., Kumari B.L. Performance analysis of Kalman filter with Particle Swarm Optimization and fuzzy logic // 2016 International Conference on Electrical, Electronics, and Optimization Techniques (ICEEOT). – Chennai, India, 2016. – 5 p. https://doi.org/10.1109/ICEEOT.2016.7755295

4. Vylegzhanin I., Vovshin B., Vylegzhanina O., Pushkov A. Fuzzy Logic Alghorithms for Target Classification in Radar Observations // 2019 International Confer-

ence on Engineering and Telecommunication (EnT). – Dolgoprudny, Russia, 2020. – 3 p. https://doi.org/10.1109/EnT47717.2019.9030588

5. Kumari B.L., Divya V.Y., Raju K.P. Performance analysis of extended Kalman filter for single and multi target tracking // 2015 13th International Conference on Electromagnetic Interference and Compatibility (INCEMIC). – Visakhapatnam, India, 2017. – 3 p. https://doi.org/10.1109/INCEMIC.2015.8055880

6. Немиро И.Е., Губанков А.С. Разработка метода оценки вектора состояния движущегося объекта // Робототехника и искусственный интеллект: Материалы XIV Всероссийской научно-технической конференции с международным участием. – Железногорск: Литера-принт, 2022. – С. 16-21.

УДК 681.5:004.942

Е.Ю.Смирнова,.зам. руководителя НИЦ, eus@rtc.ru
Н.А.Скрипниченко, с.н.с, natasha@rtc.ru
ЦНИИ РТК, г. Санкт-Петербург, Россия

ТИПОВЫЕ ТРЕБОВАНИЯ К СОСТАВУ И ФУНКЦИЯМ МОДЕЛЕЙ РОЕВЫХ ГРУПП ПОДВОДНЫХ РОБОТОВ

Аннотация: Одним из перспективных прикладных направлений при проведении подводных исследований и организации мониторинга акваторий мирового океана является создание роевых групп роботов. При создании и отработке средств подводной робототехники существенная доля экспериментальных работ приходится на математическое и компьютерное моделирование. В настоящее время накоплен достаточный опыт применения роботизированных групп для подводных исследований, позволяющий обобщить требования к составу и функциональности соответствующих моделей. Настоящая статья посвящена описанию типовых требований, которые целесообразно учитывать при проектировании моделей роевых групп подводных роботов различного назначения.

Ключевые слова: подводный робот, рой, модель

TYPICAL REQUIREMENTS FOR THE COMPOSITION AND FUNCTIONS OF UNDERWATER ROBOTS SWARM GROUPS MODELS

Abstract: The underwater robots swarm groups creation is one of the promising applied directions in underwater research conducting and world ocean waters monitoring organizing. When creating and testing underwater robotics tools, a significant part of experimental work falls on mathematical and computer modeling. Currently, sufficient experience has been accumulated in the using of robotic groups for underwater research, so it allows us to generalize the requirements for the composition and functionality of the corresponding models. This article is devoted to the description of typical requirements that should be taken into account when designing models of swarm groups of underwater robots for various purposes.

Key words: underwater robot, swarm, model

1. Введение

Океан по-прежнему остается самой неисследованной средой обитания на земле. В нем обитает огромное количество неизвестных организмов, в нем хранятся неоткрытые ресурсы, и в нем происходит множество до конца не

© Смирнова Е.Ю., Скрипниченко Н.А., 2023

изученных процессов. Кроме того, актуальной задачей является поиск различных объектов (целей), таких, например, как черные ящики затонувших самолетов или свалки токсичных отходов. Роботизированные роевые системы позволяют эффективно и автономно обследовать районы океана, в том числе и труднодоступные, а также выполнять мониторинг окружающей среды.

Рой роботов представляет собой систему слабо связанных между собой аппаратов, которые взаимодействуют друг с другом с помощью, в основном, простых механизмов. Однако, хотя эти взаимодействия могут быть описаны простыми правилами, система в целом способна демонстрировать сложное поведение. Такие роботизированные системы используют принципы самоорганизации как у их природных аналогов, что позволяет рою принимать коллективные решения. Роевые системы характеризуются масштабируемостью, гибкостью и надежностью. Наиболее характерной чертой роевых систем является то, что коллективная система способна решать проблемы, которые отдельный робот не может решить в одиночку.

Учитывая тот факт, что отработка подводных роевых систем в реальных условиях является достаточно сложной и затратной, большую роль при проектировании и отработке таких систем играет математическое и компьютерное моделирование. Накопленный в последние годы опыт по разработке роевых групп подводных роботов различного назначения [1-6] позволяет сформулировать типовые требования к составу и функциям соответствующих моделей.

Для подводных роевых системы любого назначения моделированию в общем случае подлежат:

1. среда функционирования роботов роя;
2. функционал роевой системы;
3. структура и состав роя;
4. управление поведением роботов роя;
5. локализация и связь.

2. Моделируемая среда функционирования роя подводных роботов

Роботы подводных роевых групп в зависимости от назначения функционируют на поверхности воды, в толще воды или на дне. Соответственно, область моделирования может выглядеть следующим образом:

1. Роботы роя перемещаются в горизонтальной плоскости на определенной глубине (удержание глубины), на поверхности воды или на дне в пределах заданного квадрата (прямоугольника);
2. Роботы роя перемещаются в трехмерной среде в пределах заданного куба (прямоугольного параллелепипеда).

Моделируемая среда в случае необходимости должна включать в себя

различные препятствия и цели с заданными характеристиками.

Кроме этого, во многих случаях путем задания соответствующих функций должно быть выполнено моделирование подводных течений и различных характеристик среды (температуры, солености и т.д.), подлежащих исследованию и/или влияющих на функционирование подводных роботов.

3. Моделируемый функционал

Моделируемый функционал определяется назначением роевой системы, которое может быть следующим:

1. мониторинг физических, химических, биологических характеристик окружающей среды:

- стационарный (члены роя фиксируются с помощью специальных устройств (якоря, швартовы и т.д.) на дне, либо на поверхности или в толще воды)
- динамический (члены роя активно перемещаются в среде);
- пассивный в процессе дрейфа (члены роя перемещаются вместе с течениями, приливами и отливами и т.д.).

2. поиск целей на морском дне или в толще воды;
3. выполнение комплексных операций с различными целями;
4. моделирование (имитация) физических и биологических процессов в морской среде.

4. Структура и состав моделируемой роевой системы

Подводные роевые системы, подлежащие моделированию, могут структурно представлять собой:

1. гомогенный рой;
2. гетерогенный рой;
3. гибридный рой, состоящий из нескольких (как правило, двух-трех) гомогенных групп (подроев) с роботами разных типов, выполняющих разные задачи.

Некоторые группы могут состоять из роботов одного и того же типа, но при этом выполнять разные функции.

Типы роботов - членов роя определяются их функционалом:

1. роботы - базовые станции;
2. роботы – измерители;
3. роботы – поисковики;
4. роботы – коммуникаторы;

Роботы-базовые станции обычно работают на поверхности и могут выполнять функции из следующего набора:

- локализация в глобальной системе координат;
- связь с наземными или корабельными службами;

- перемещение в горизонтальной плоскости;
- связь с другими роботами роя разных типов;
- определение положения других роботов;
- развертывание групп роботов других типов в исследуемой области;
- извлечение из воды роботов других типов по окончании исследований (или для получения текущей информации);
- перемещение роботов других типов в новую область;
- подзарядка роботов других типов;
- чтение/запись информации роботов других типов при стыковке;
- измерение параметров среды;
- измерение собственных параметров.

Роботы-измерители обычно оснащены различными датчиками для измерения параметров среды. Работают они, как правило, на дне в стационарном режиме и/или в толще воды в стационарном (пришвартованном) режиме или в режиме дрейфа. Помимо непосредственно измерения параметров среды, что является их основной задачей, они могут выполнять функции из следующего набора:

- локализация в глобальной системе координат;
- связь с наземными или корабельными службами;
- перемещение в горизонтальной плоскости;
- перемещение в вертикальном направлении;
- связь с другими роботами роя разных типов;
- определение положения других роботов;
- подзарядка от базовой станции при стыковке;
- обмен информацией с базовой станцией при стыковке;
- измерение собственных параметров.

Скорость перемещения таких роботов в водной среде обычно невелика.

Роботы-поисковики, основным назначением которых является поиск цели, по своему функционалу могут быть близки к роботам-измерителям. При этом они обычно могут перемещаться в трехмерном пространстве (иногда с достаточно высокой скоростью) и обладают более высокой управляемостью. Важным при поиске в отличие от «пассивного» мониторинга является использование специфически роевых алгоритмов поведения при работе в группе (агрегирование, стекание, обход препятствий и т.д.). Также возрастает значение обмена информацией между роботами роя.

Роботы-коммуникаторы используются как промежуточное звено для осуществления связи между роботами разных типов (например, между роботами-базовыми станциями и роботами-измерителями или роботами-поисковиками). Они так же, как и роботы-поисковики обычно могут перемещаться в трехмерном пространстве и обладают высокой управляемостью.

Важным параметром является дальность связи (расстояние, на котором возможен обмен информацией) между роботами.

5. Моделируемое управление поведением роботов роя

Моделирование управления поведением роботов роя должно включать в себя моделирование управления на трех уровнях:

1. на индивидуальном уровне;
2. на групповом уровне (уровне отдельных подроев);
3. на уровне всего роя (системы в целом).

Управление поведением роботов роя включает в себя анализ и обмен информацией (данные датчиков и результатов их обработки, управляющие сигналы) и работу соответствующих алгоритмов.

Моделирование управления автономным движением роботов роя должно включать в себя в зависимости от функционала:

1. трехмерное перемещение в толще воды;
2. перемещение в горизонтальной плоскости (например, на поверхности или в толще воды при удержании глубины);
3. перемещение в вертикальном направлении (управление глубиной погружения / удержание глубины погружения);
4. обход препятствий;
5. перемещение в толще воды по заранее заданной программе (например, с последовательностью погружений и всплытий).

В зависимости от вида перемещения робота должна моделироваться работа той или иной системы управления и соответствующего алгоритма.

Моделирование управления движения роя в целом должно включать в себя в зависимости от функционала:

1. Управление формированием (перемещение роя):

- самоуправляемое перемещение гомогенного роя роботов с сохранением формы роя (пассивное при мониторинге в процессе дрейфа; активное при развертывании, поиске целей и т.д.);
- самоуправляемое перемещение гомогенного роя роботов с изменением формы роя (перемещение к цели и т.д.);
- перемещение гомогенного роя роботов с использованием роботов другого типа (например, базовых станций) в качестве средств перемещения (при стыковке) или в качестве «лидеров».

2. избежание столкновений внутри роя;
3. обход препятствий;
4. контроль выхода членов роя за пределы исследуемой области.

6. Локализация и связь

В зависимости от функционала и оснащенности роботов конкретными устройствами локализации и связи моделированию подлежат:

1. Локализация:

- абсолютная локализация в системе координат Земли;

- относительно других членов роя или внешних объектов.

2. Системы связи (надводные и подводные), в том числе:

- оптические;
- радиочастотные;
- акустические.

7. Заключение

Приведенная в статье классификация типовых требований к моделям роевых групп подводных роботов является концептуальной и носит достаточно общий характер. В дальнейшем планируется детализация, особенно в части, связанной с алгоритмами роевого поведения, осуществлением того или иного вида связи в водной среде, а также работой различных датчиков.

Результаты получены в рамках выполнения государственного задания Минобрнауки России Алгоритмы группового управления автономными необитаемыми подводными аппаратами в условиях ограниченной пропускной способности гидроакустических каналов связи FNRG-2022-0025, 1021101316168-7-2.2.2.

Список литературы

1. Официальный сайт проекта Argo [Электронный ресурс]: режим доступа - https://argo.ucsd.edu

2. T. Schmickl, R. Thenius, C. Möslinger, J. Timmis, et al. CoCoRo - The Self-Aware Underwater Swarm, Fifth IEEE Conference on Self-Adaptive and Self-Organizing Systems Workshops (SASOW), Ann Arbor, MI, 3-7 Oct. 2011, Pp. 120-126. https://doi.org/10.1109/SASOW.2011.11

3. R. Thenius, D. Moser, J. C. Varughese, S. Kernbach, et al. SubCULTron - Cultural Development as a Tool in Underwater Robotics, Chapter in Communications in Computer and Information Science June 2018. https://doi.org/10.1007/978-3-319-90418-4_3

4. I. Lončar, A. Babić, B. Arbanas, G. Vasiljević, et al. A Heterogeneous Robotic Swarm for Long-Term Monitoring of Marine Environments, Appl. Sci. 2019, 9, 1388

5. J. S. Jaffe, P. J. S. Franks, P. L. D. Roberts, D. Mirza, et al. A swarm of autonomous miniature underwater robot drifters for exploring submesoscale ocean dynamics, Nat. Commun. 2017, 8, 14189

6. D. Kengyel, H. Hamann, P. Zahadat, G. Radspieler, F. Wotawa, T. Schmickl. Potential of Heterogeneity in Collective Behaviors: A Case Study on Heterogeneous Swarms, Conference: PRIMA 2015, https://doi.org/10.1007/978-3-319-25524-8_13

УДК 004.942

С.Т. Шекелашвили, программист, s.shekelashvili@rtc.ru
ГНЦ РФ ЦНИИ РТК, г. Санкт-Петербург, Россия

РАСЧЕТ СИЛОВЫХ ХАРАКТЕРИСТИК ДВУХПЛАВНИКОВОГО ДВИЖИТЕЛЯ

Аннотация: В настоящей работе приведены результаты CFD-моделирования работы движителя, состоящего из двух крыловых профилей, симметрично выполняющих взмахи. Выявлены вычислительные особенности задачи о взмахах тонкого профиля. Рассмотрено влияние параметров течения и колебаний на образование отрыва у передней кромки. Проведено сравнение полученных силовых характеристик с результатами других авторов.

Ключевые слова: двухплавниковый движитель, CFD-модель, деформируемая сетка

CALCULATIONS OF FORCE CHARACTERISTICS FOR A DUAL-FOIL PROPULSION SYSTEM

S.T. Shekelashvili, programmer, s.shekelashvili@rtc.ru
Russian State Scientific Centre
for Robotics and Technical Cybernetics, St. Petersburg, Russia

Abstract: In this paper we present the results of CFD modeling of a propulsor consisting of two airfoils flapping symmetrically. The computational specifics of the problem of a flapping thin airfoil are revealed. The influence of flow and oscillation parameters on the formation of a leading edge vortex is considered. The obtained force characteristics are compared with the results of other authors.

Key words: two-float propulsion, CFD model, deformable mesh

Взмаховые механизмы передвижения широко представлены в природе: их эффективность у рыб, насекомых, птиц является результатом миллионов лет эволюции. Существенный интерес представляет проектирование маломасштабных движителей, основанных на понимании аэрогидродинамики движения животных. Цель данного направления исследований – достижение столь же высоких целевых показателей, таких как энергетическая эффективность и относительные скорости, которые наблюдаются в природе. Оценки данных показателей приведены, например, в работе [1].

Отметим, что эффективность взмаховых движений зависит от большого числа факторов, зачастую не связанных с динамикой жидкости. Таковыми

© Шекелашвили С.Т., 2023

являются, например, переменная геометрия и жёсткость крыльев, задействование при перемещении явления резонанса путём динамического изменения их свойств [2]. С точки зрения аэрогидродинамики одним из наиболее важных факторов является влияние на силовые характеристики взаимодействия вихревых структур. Так, в классической теории стационарного крыла отрывы и вихри – это, прежде всего, потери энергии, в то время как для взмахов их существование может приводить к улучшению гидродинамических характеристик [3].

В более ранних расчётах симметричных колебаний двух профилей было установлено сходство такой конфигурации с взмахами при эффекте влияния земли (например, [4] и [5]). При этом было установлено, что данная конфигурация позволяет увеличить КПД взмаха и среднюю тягу по сравнению с одиночным профилем. Стоит отметить, что подбор оптимального закона колебаний является сам по себе довольно сложной задачей, и в некоторых случаях одиночный профиль может оказаться более удачным выбором [6].

В настоящей работе стоит задача отладить методику расчёта двухплавниковой колебательной системы в рамках уравнений Навье-Стокса, с применением метода деформируемых сеток.

В качестве модели хвостового плавника рыбы выступал тонкий профиль с хордой L (рис. 1). Для такого профиля поперечное сопротивление существенно превышает продольное, что и позволяет использовать его в качестве движителя. Предварительно были проведены расчёты движения профилей серии NACA 000X при фиксированном угле атаки после кратковременного разгона под действием продольной силы, до скорости порядка 1 м/с. В расчётах достигалось отношение поперечной силы F_y к продольной F_x порядка 100. Согласно полученным результатам, чем тоньше профиль, тем больше данное отношение. Для дальнейших исследований был выбран профиль трехпроцентной толщины (NACA 0003) – его форма напоминает сечение реального плавника рыбы, при этом толщина профиля достаточно мала, чтобы получить существенное значение F_y / F_x.

Рис 1. Геометрия профиля, моделирующего хвостовой плавник

В настоящих расчётах используется постановка с плоскостью симметрии (рис. 2), закон колебаний записывается через синус (начало координат - в передней критической точке профиля, при прохождении точки равновесия).

$$h(t) = h_m * \sin(2\pi f t) , \qquad (1)$$

$$\theta(t)= \theta_m*\sin(2\pi ft+\varphi) . \quad (2)$$

Целевые характеристики - средний коэффициент тяги $C_T=-F_x / 0.5\rho U^2L$ и КПД взмаха $\eta_T = C_T / C_P$, где $C_P = [-F_y (dh/dt) - M (d\theta/dt)] / 0.5\rho U^3L$, ρ – плотность жидкости, U – скорость набегающего потока.

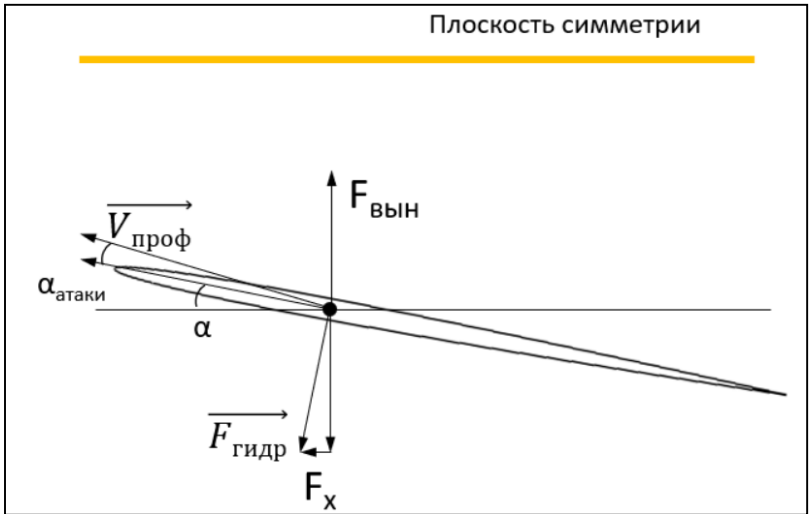


Рис. 2. Геометрия профиля, моделирующего хвостовой плавник

Была проведена оценка влияния расчётной сетки вблизи тела и в его ближнем следе на получаемые результаты. За основу была взята сетка, на которой для стационарного профиля получается сеточно-независимое решение (рисунок 3а), размерностью 10 тысяч ячеек.

Было установлено, что для качественного разрешения следа при численном моделировании взмаховых колебаний требуется дополнительное измельчение сетки. Окончательный её вариант, позволяющий получить решение требуемой точности при разумных вычислительных затратах, имеет размерность 40 тысяч ячеек (рисунок 3б).

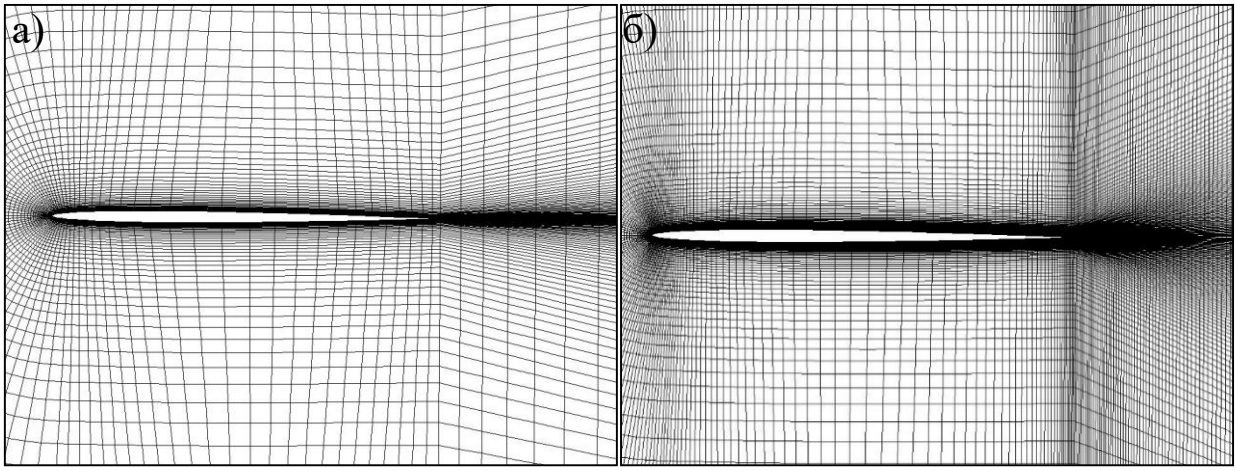


Рис. 3. Вид расчётной сетки вблизи профиля: а) базовая, б) измельченная

Вероятной причиной полученного результата может служить поворот вытянутых ячеек относительно направления движения (рис. 4). При этом алгебраический алгоритм деформации сетки, используемый для случая наличия плоскости симметрии, приводил к более сильным изменениям формы ячеек.

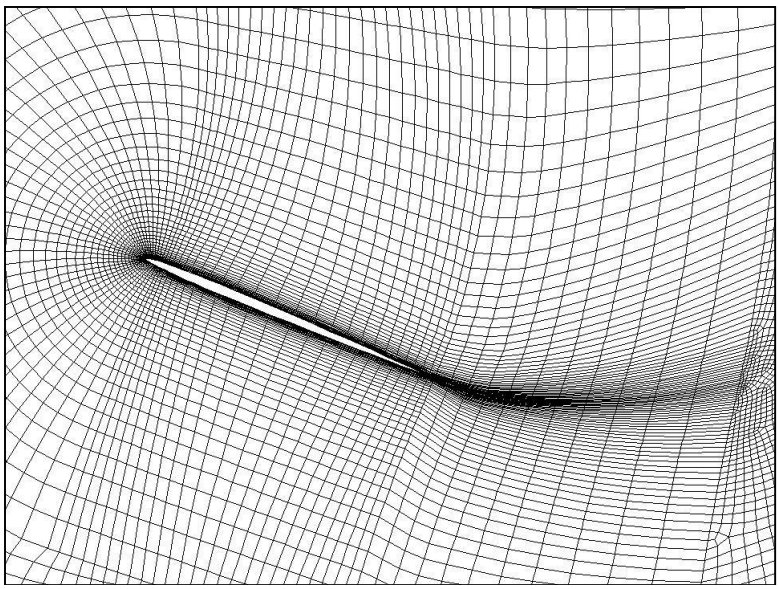


Рис. 4. Поворот ячеек в следе за профилем

Была проведена оценка влияния выбора алгоритма деформации на получаемые силовые характеристики для задачи, где плоскость симметрии отсутствует. Для измельченной расчётной сетки разница в КПД, полученных для разных алгоритмов, составила менее 0.5%.

Установлено, что существенное влияние на сходимость задачи и силовые характеристики оказывает отрыв у передней кромки (рис. 5). Корректное моделирование дополнительно усложняется тем фактом, что исходно выбранные параметры жидкости обеспечивают переходный режим течения, то есть можно ожидать существование ламинарного пограничного слоя на профиле и турбулизацию потока в следе (число Рейнольдса Re, посчитанное по хорде профиля, составило 200000).

С целью обеспечить более простую структуру потока при сохранении высокой величины КПД далее рассматривается режим с Re=1000000 (полностью турбулентное обтекание). Для того, чтобы дополнительно уменьшить влияние отрыва на силовые характеристики, изменены также параметры колебаний - уменьшена частота и амплитуда поворота при сохранении эффективного угла атаки, что позволяет избежать смещения отрывной зоны на противоположенную сторону профиля при прохождении точки, где угол поворота профиля θ равен 0 (рис. 5б).

Валидация методики расчёта для двухплавникового движителя проводилась путем сравнения с работой [5]. В данной статье расчёты осуществлялись для более толстого профиля NACA 0014. Параметры течения и колеба-

ний Re=10000, h_m=0.25L, θ $_m$=30°, k=2πft/U=4.3, расстояние между профилями y_s=2L. Варьировался сдвиг фаз φ. Результаты сравнения по среднему коэффициенту тяги и по КПД взмаха приведены на рис. 6 и 7.

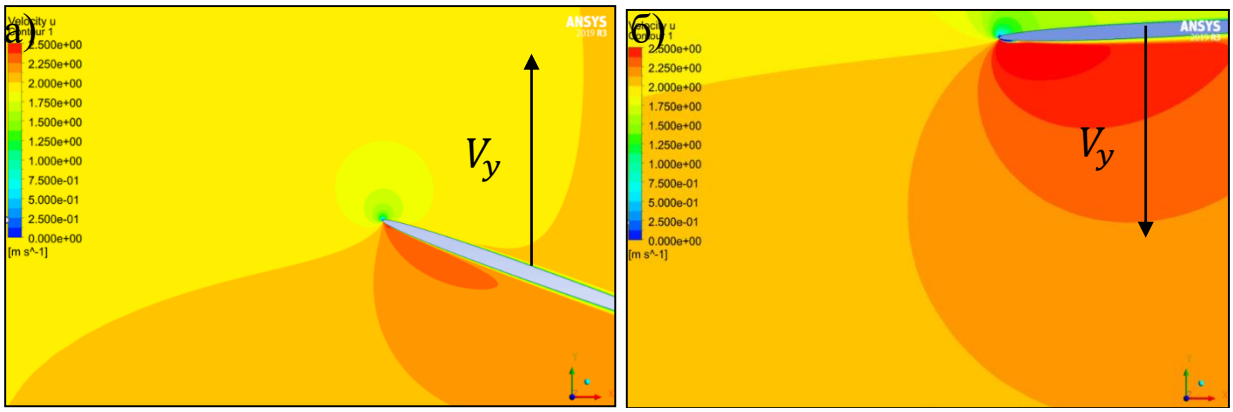


Рис. 5. Поведение отрыва у передней кромки

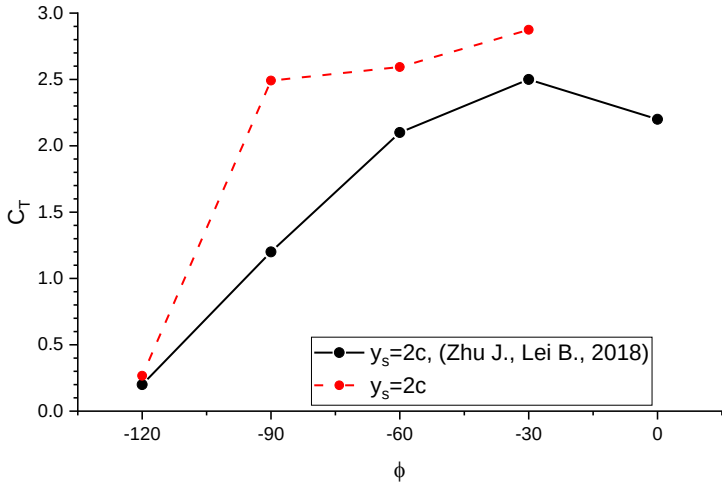


Рис. 6 Зависимость среднего коэффициента тяги от сдвига фаз

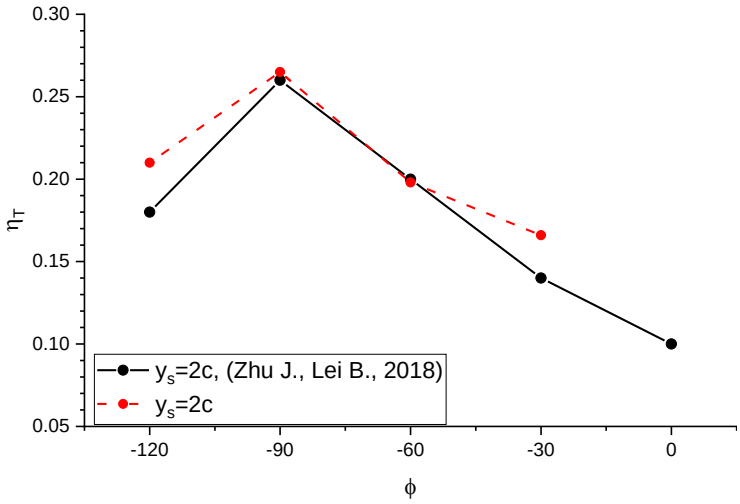


Рис. 7. Зависимость КПД взмаха от сдвига фаз

Результаты получены в рамках выполнения государственного задания Минобрнауки России на 2023 год "Исследование путей создания и областей возможного применения биоморфных подводных роботов" (FNRG-2022-0013 1021060307689-7-1.2.1;2.2.2 № 075-01595-23-00)

Список литературы

1. Rozhdestvensky K.V., Ryzhov V.A. Aerohydrodynamics of flapping-wing propulsors // Progress in Aerospace Sciences, 2003. – Vol. 39, no. 8. – pp. 585—633.

2. Shyy W. [et al.]. An Introduction to Flapping Wing Aerodynamics. – Cambridge: Cambridge university press, 2013.

3. Shyy W. [et al.]. Recent progress in flapping wing aerodynamics and aeroelasticity // Progress in Aerospace Sciences. – 2010. – Vol. 46, no. 7. – pp. 284—327.

4. Jones K.D., Platzer M.F. An experimental and numerical investigation of flapping-wing propulsion // AIAA Paper. – 1999. – No. 99–0995.

5. Zhu J., Lei B. Effect of Wing-Wing Interaction on the Propulsive Performance of Two Flapping Wings at Biplane Configuration // Applied Bionics and Biomechanics. – 2018. – Vol. 2018.

6. Kaya M. [et al.]. Optimization of Flapping Motion of Airfoils in Biplane Configuration for Maximum Thrust and/or Efficiency // AIAA Paper. – 2007. – Vol. 2007-434.

Секция 3

ИНЖЕНЕРИЯ ЗНАНИЙ И БАЗЫ ЗНАНИЙ

УДК 519.6

А.А. Викентьев, к.ф-м.н., снс, vikent@math.nsc.ru
Институт математики им. С.Л. Соболева СО РАН, Новосибирск, Россия

НОВЫЕ РАССТОЯНИЯ И МЕРЫ НЕТРИВИАЛЬНОСТИ НА ЭКСПЕРТНЫХ ЛОГИЧЕСКИХ ВЫСКАЗЫВАНИЯХ ДЛЯ КЛАСТЕРИЗАЦИИ БАЗЫ ЗНАНИЙ

Аннотация: Результат работы – доказательство теоремы о расстоянии с учётом класса конечных полумоделей и свойств меры нетривиальности на этом классе. Приводятся различные примеры и обоснование используемого класса полумоделей. Перенесены хорошо известные в классическом случае свойства расстояний и меры информативности. Приведены примеры, свидетельствующие о новизне метрики, и планируются проведения кластеризаций таких высказываний из баз знаний.

Ключевые слова: расстояние на формулах высказываниях экспертов, 2-значная логика, меры близости, метрики, меры нетривиальности, кластерный анализ.

A.A.Vikentiev, PhD, Senior researcher, vikent@math.nsc.ru
Sobolev Institute of Mathematics, SB of RAS, Novosibirsk, Russia

NEW DISTANCES AND MEASURES OF NONTRIVIALITY ON EXPERT LOGICAL STATEMENTS FOR CLUSTERING THE KNOWLEDGE BASE

Abstract: The result of the work is a proof of the distance theorem taking into account the class of finite semi-models and the properties of the non-triviality measure in this class. Various examples and justification for the class of semi-models used are given. The well-known properties of distances and measures of information content in the classical case are transferred. Examples are given that indicate the novelty of the metric, and clustering of such statements from knowledge bases is planned.

Key words: distances, non-triviality measures, experts, logical statement, measures of non-triviality, cluster analysis.

Введение. Рассматривается задача анализа логических экспертных высказываний, возникающая на стыке искусственного интеллекта, машинного обучения и теории моделей математической логики. В рамках логической модели представления знаний, содержащиеся в базе знаний интеллектуаль-

© Викентьев А.А., 2023

ной системы предложения экспертов описываются с помощью формул некоторой логики. В работе проводится исследование свойств метрик и мер нетривиальности на формулах классической логики без некоторых свойств. Введенные понятия полумодели могут использоваться и для многозначных моделей, n-значных формул и введения новых расстояний и мер нетривиальности, а затем для кластерного анализа логических высказываний. Упорядочение знаний экспертов по степени близости дает возможность ранжировать их источники (экспертов, интернет-пользователей и т.д.) по похожести. В качестве примеров приложений разрабатываемых методов можно привести медицинские экспертные системы, рекомендательные системы по поиску телефильмов, выбору туристических маршрутов, кластеризации различных высказываний и распознавание новых высказываний по построенным кластеризациям. Предлагаются методы учета такой информации на основе выбора фиксированного класса логических полумоделей. Следуя логической модели представления знаний, имеющиеся знания экспертов отображаются совокупностью формул – логических высказываний в некоторой логике. Имеется большое число работ, в которых решается задача формирования логических продукционных правил, описывающих закономерности, полученные из данных. Однако обработка информации, имеющей вид набора логических высказываний – сравнительно недавно начавшее развиваться направление (см., например, [1,4, 5]).

Задача определения меры близости между логическими высказываниями была поставлена в работах [1,4]. Теоретико-модельный подход к определению расстояний между логическими формулами n-значной логики Лукасевича был впервые предложен и развит в работе [5]. Привлечение многозначной логики позволило учитывать возможную неопределенность знаний, неполную уверенность эксперта. Использование логических значений истинности на моделях при введении расстояний было предложено в работе [2] и в дальнейшем обобщенно на общий конечный случай логики Лукасевича [5]. В этой работе были введены меры недостоверности и расстояния, а также сформулированы принципы кластеризации формул, применяемые для их компьютерного анализа. Остался открытым вопрос о других возможностях задания таких расстояний. Этому вопросу, введению мер близости и нетривиальности и их применению для множеств формул и посвящена данная работа. Чтобы подойти к понятию полумодели, необходимо изменить классическое понятие модели, в которой любая переменная входящая в нее истинна, а не входящая ложна по определению. При таком определении модели нами принимаются определенные предпосылки: для любой такой модели М, и для любой простейшей (любой) формулы А выполняется

1) $\rightarrow (A \in M) \vee \rightarrow (\underline{A} \in M)$ одна из них не верна на модели

(2) $(A \in M) \vee (\underline{A} \in M)$

Первая предпосылка является законом непротиворечия, а вторая – дает закон исключения третьего. В силу первого условия всякая модель не может одновременно содержать формулу А и ее отрицание, в силу второго - в модели обязательно истинна формула А или её отрицание.

Чтобы найти информативность высказывания А в чистом виде, надо отвлечься от наших знаний о свойствах классических моделей, по крайней мере исключая свойства (1) и (2). Для устранения неточностей типа (а) необходимо исключить (1), т.к. именно это условие обусловливает истинность высказываний, выражающих логические законы и поэтому принятие (1) лишает такие высказывания информативности, а (2) обуславливает сильную информативность противоречивых высказываний, что противоречит нашей интуиции.

При отказе от (1) и (2) допускаются противоречивые, т.е, содержащие одновременно A и $\underline{A}$, а также не содержащие ни одну из этих формул множества с означиванием, назовем их полумоделями.

В работе отвлекаемся от двузначности логических предпосылок с целью выявления меры нетривиальности (информативности) всех логических высказываний, в том числе и законов логики.

Для кластеризации логических высказываний экспертов необходимо ввести формулу расстояния и меру информативности (опровержимости) на полумоделях.

1. Расстояние между высказываниями экспертов.

Для введения расстояния между высказываниями экспертов, учитывающего различие содержащейся в них информации в работе [4] был выбран теоретико модельный подход, который изложен в книгах [1,2]. На классе моделей исчисления высказываний каждая формула либо истинна, либо ложна. Поэтому задает разбиение его на два класса. Мера близости (расстояния) вводится как мощность симметрической разности моделей этих формул. Доказано, что их можно взять в конечном числе. Так введенное расстояние задает псевдометрику на множестве высказываний экспертов, и метрику на классах эквивалентных формул. Нормированное расстояние определяется как расстояние, введенное выше поделенное на число моделей рассматриваемого конечного класса.

На определенном классе полумоделей введем расстояние аналогичным образом.

Пусть Σ – база знаний, состоящая из всех формул И.В.

Пусть φ- формула исчисления высказываний. Тогда $S(\varphi)$ - множество элементарных высказываний, используемых при написании формулы φ, которое назовем носителем этой формулы.

$Q(\varphi)$- множество элементарных высказываний (переменных), входящих в формулу φ, а также их отрицания. Объединение таких множеств, для которых $\varphi \in \Sigma$ будет: $Q(\Sigma) = \bigcup_{\varphi\in\Sigma} Q(\varphi)$.

Обозначим множество всевозможных подмножеств множества $Q(\varphi)$ через $P(Q(\varphi))$. Элементы множества $P(Q(\varphi))$ назовем полумоделями. Известно, что $|P(Q(\varphi))| = 2^{|P(Q(\varphi))|}$.

Определение: элементарная формула A истинна на модели M ($M \in P(Q(\Sigma))$ тогда и только тогда, когда $A \in M$, т,е. 1) $M \vDash A \Leftrightarrow A \in M$.

2) $M \vDash \varphi_1 \wedge \varphi_2 \Leftrightarrow (M \vDash \varphi_1)$и$(M \vDash \varphi_2)$

3)$M \vDash \varphi_1 \vee \varphi_2 \Leftrightarrow (M \vDash \varphi_1)$или$(M \vDash \varphi_2)$

Обозначим через $Mod_{Q(\Sigma)}(A)$ множество полумоделей из $Q(\Sigma)$, на которых истинна A, то есть $Mod_{Q(\Sigma)}(A) = \{M | M \in P(Q(\Sigma)), M \vDash A\}$.

1.1 Определение расстояния.

Определение: будем говорить, что элементарная формула A определена на модели M, если M не содержит A и $\neg A$ одновременно. При других условиях считаем, что A неопределенна.

Будем говорить, что формула φ неопределенна на модели M, если хотя бы одно элементарное высказывание, входящее в состав формулы φ, неопределенно.

Пусть $P_0(Q(\varphi))$- множество полумоделей, где формула φ определена.

Верны следующие утверждения:

1) $Mod_{Q(\Sigma)}(A \wedge B) = Mod_{Q(\Sigma)}(A) \cap Mod_{Q(\Sigma)}(B)$

2) $Mod_{Q(\Sigma)}(A \vee B) = Mod_{Q(\Sigma)}(A) \cup Mod_{Q(\Sigma)}(B)$

3) $Mod_{Q(\Sigma)}(\neg A) = P_0(Q(A)) \backslash Mod_{Q(\Sigma)}(A) \cup Mod_{Q(\Sigma)}(A \wedge \neg A)$

Определение. Назовем формулы φ и ψ эквивалентными $\varphi \equiv \psi$, если $Mod_{Q(\Sigma)}(\varphi) = Mod_{Q(\Sigma)}(\psi)$,

То есть если они имеют одно и то же множество полумоделей.

Определение. Расстоянием между формулами φ и ψ при $Q(\varphi) \cup Q(\psi) \subseteq Q(\Sigma)$ на множестве $P(Q(\Sigma))$ назовем величину

$\rho_{Q(\Sigma)}(\varphi, \psi) = \frac{|Mod_{Q(\Sigma)}(\varphi) \Delta Mod_{Q(\Sigma)}(\psi)|}{2^{Q(\Sigma)}}$, или

$\rho_{Q(\Sigma)}(\varphi, \psi) = \frac{|Mod_{Q(\Sigma)}(\neg\varphi \wedge \psi) \vee (\varphi \wedge \neg\psi)|}{2^{Q(\Sigma)}}$,

или $\rho_{Q(\Sigma)}(\varphi, \psi) = \frac{|Mod_{Q(\Sigma)}(\varphi)| + |Mod_{Q(\Sigma)}(\psi)| - 2|Mod_{Q(\Sigma)}(\varphi \wedge \psi)|}{2^{Q(\Sigma)}}$.

1.2 Свойства расстояния.

Для любых формул φ, ψ, χ таких что $Q(\varphi) \cup Q(\varphi) \cup Q(\chi) \subseteq Q(\Sigma)$, справедливы следующие утверждения:

1)$0 \leq \rho_{Q(\Sigma)}(\varphi, \psi) \leq 1$;

2) $\rho_{Q(\Sigma)}(\varphi, \psi) = \rho_{Q(\Sigma)}(\psi, \varphi)$;

3)если $\varphi \equiv \psi, \rho_{Q(\Sigma)}(\varphi, \psi) = 0$;

4)если $\varphi \equiv \varphi_1$ и если $\psi \equiv \psi_1$, то $\rho_{Q(\Sigma)}(\varphi, \psi) = \rho_{Q(\Sigma)}(\varphi_1, \psi_1)$

5)$\rho_{Q(\Sigma)}(\varphi, \psi) \leq \rho_{Q(\Sigma)}(\varphi, \chi) + \rho_{Q(\Sigma)}(\chi, \psi)$

Лемма. (о консервативности расстояния при расширении)

Для любого $Q(\Sigma_0)$ такого, что $Q(\varphi) \cup Q(\psi) \subset Q(\Sigma_0)$ и любого $Q(\Sigma_1)$ такого, что $Q(\Sigma_0) \subset Q(\Sigma_1)$ имеет место равенство

$$\rho_{Q(\Sigma_0)}(\varphi, \psi) = \rho_{Q(\Sigma_1)}(\varphi, \psi)$$

1.3 Примеры.

Пример 1.1.3: Посчитаем расстояние $\rho_{Q(\Sigma)}(\varphi, \psi)$ для высказываний:

$\varphi = \text{Зима} \to \text{Снег}$, то есть $\varphi = З \to С$;

$\psi = \text{Зима} \to \text{Мороз}$, то есть $\psi = З \to М$.

Здесь $\Sigma = \{\varphi, \psi\}, Q(\Sigma) = \{З, \neg З, С, \neg С, М, \neg М\}, |P(Q(\Sigma))| = 2^6 = 64$.

Рассмотрим модели из $P\big(Q(\Sigma)\big)$ следующие$\{З, \neg З, С, \neg С, М, \neg М\}$, $\{З, \neg З, С, \neg С, М\}, \{З, \neg З, С, \neg С, \neg М\}, \dots, \{З\}, \{\neg З\}, \{С\}, \{\neg С\}, \{М\}, \{\neg М\}, \{\varnothing\}$.

Для определения мощности множества моделей из $Q(\Sigma)$, на которых истинны формулы $\varphi, \psi, \psi \wedge \varphi$ было использовано 2 подхода:

1. Пусть для любой модели M и формулы A выполняется $A \notin M$, то $\neg A \in M$

$|Mod_{Q(\Sigma)}(\varphi)| = 58;$

$|Mod_{Q(\Sigma)}(\psi)| = 58;$

$|Mod_{Q(\Sigma)}(\psi \wedge \varphi)| = 41;$

$\rho_{Q(\Sigma)}(\varphi, \psi) = (58 + 58 - 2 * 41) : 64 = \frac{34}{64} = \frac{17}{32}.$

2. Пусть для модели M и формулы A выполняется $A \notin M$, и $\neg A \notin M$

$|Mod_{Q(\Sigma)}(\varphi)| = 60;$

$|Mod_{Q(\Sigma)}(\psi)| = 60;$

$|Mod_{Q(\Sigma)}(\psi \wedge \varphi)| = 57;$

$\rho_{Q(\Sigma)}(\varphi, \psi) = (60 + 60 - 2 * 57) : 64 = \frac{6}{64} = \frac{3}{32}.$

Из результата видно, что второй подход дает поменьше расстояние.

Этот же метод можно использовать на реальных медицинских задачах.

Пример 2.1.3: Посчитаем расстояние $\rho_{Q(\Sigma)}(\varphi, \psi)$ для высказываний:

Б1 и Б2 – болезни

С1 и С2 – симптомы

$\varphi = (Б1 \wedge \neg Б2) \to С2$, то есть если больной страдает болезнью 1 и не страдает болезнью 2, то у него должен быть симптом 2;

$\psi = Б2 \to С1$, то есть если больной страдает болезнью 2, то у него должен быть симптом 1.

Здесь $\Sigma = \{\varphi, \psi\}, Q(\Sigma) = \{Б1, \neg Б1, Б2, \neg Б2, С1, \neg С1, С2, \neg С2\}, |P(Q(\Sigma))| = 2^8 = 256.$

$|Mod_{Q(\Sigma)}(\varphi)| = 228;$

$|Mod_{Q(\Sigma)}(\psi)| = 228;$

$|Mod_{Q(\Sigma)}(\psi \wedge \varphi)| = 141;$

$\rho_{Q(\Sigma)}(\varphi, \psi) = (228 + 228 - 2 * 141) : 256 = \frac{174}{256} = 0.679688.$

2. Мера информативности высказываний.

Определим информативность высказывания так же, как она определяется в работе [1,4] в нашем по существу конечном классе полумоделей.

Определение: Под информативностью высказывания понимается относительное число моделей, на которых это высказывание эксперта ложно. С точки зрения этого подхода естественно считать, что сообщение тем информативней , чем меньше полумоделей из данного класса, на котором оно истинно (то есть существует много моделей, на которых оно ложно). Мера опровержимости (информативность, или мера нетривиальности):

$\mu_{Q(\Sigma)}(\varphi) = \frac{|Mod_{Q(\Sigma)}(\neg\varphi)|}{2^{|Q(\Sigma)|}}.$

2.1. Свойства информативности.

Для любых $\varphi, \psi \in \Phi(\Sigma) = \{\varphi | Q(\varphi) \subset Q(\Sigma)\}$

1) $0 \leq \mu_{Q(\Sigma)}(\varphi) \leq 1;$

2) $\mu_{Q(\Sigma)}(\varphi) \leq \mu_{Q(\Sigma)}(\varphi \wedge \psi);$

3) $\mu_{Q(\Sigma)}(\varphi \vee \psi) \leq \mu_{Q(\Sigma)}(\varphi);$

4) Если $\mu_{Q(\Sigma)}(\varphi) = \mu_{Q(\Sigma)}(\varphi_1), \mu_{Q(\Sigma)}(\psi) = \mu_{Q(\Sigma)}(\psi_1), \rho_{Q(\Sigma)}(\varphi, \psi) \leq \rho_{Q(\Sigma)}(\varphi_1, \psi_1),$

то $\mu_{Q(\Sigma)}(\varphi \wedge \psi) \leq \mu_{Q(\Sigma)}(\varphi_1 \wedge \psi_1)$

5) Если $\mu_{Q(\Sigma)}(\varphi) \leq \mu_{Q(\Sigma)}(\varphi_1), \mu_{Q(\Sigma)}(\psi) = \mu_{Q(\Sigma)}(\psi_1), \rho_{Q(\Sigma)}(\varphi, \psi) = \rho_{Q(\Sigma)}(\varphi_1, \psi_1),$

то $\mu_{Q(\Sigma)}(\varphi \wedge \psi) \leq \mu_{Q(\Sigma)}(\varphi_1 \wedge \psi_1)$

6) $\mu_{Q(\Sigma)}(\varphi \wedge \psi) = f\left(\mu_{Q(\Sigma)}(\varphi), \mu_{Q(\Sigma)}(\psi), \rho_{Q(\Sigma)}(\varphi, \psi)\right)$, где $f(x, y, z) = \frac{(x+y+z)}{2}$;

7) $\mu_{Q(\Sigma)}(\varphi \vee \psi) = \frac{\mu_{Q(\Sigma)}(\varphi) + \mu_{Q(\Sigma)}(\psi) - \rho_{Q(\Sigma)}(\varphi, \psi)}{2}$

2.2 Пример. Найдем информативность высказывания: $\varphi = A \vee \neg A$

Множество $Q(\Sigma) = \{A, \neg A\}$. Тогда $P\left(Q(\Sigma)\right) = \{A\}, \{\neg A\}, \{A, \neg A\}.$

По определению информативности распишем:

$\mu_{Q(\Sigma)}(\varphi) = \frac{|Mod_{Q(\Sigma)}(\neg\varphi)|}{2^{|Q(\Sigma)|}} = \frac{|Mod_{Q(\Sigma)}(\neg(A \vee \neg A))|}{2^{|Q(\Sigma)|}} = \frac{|Mod_{Q(\Sigma)}(\neg A \wedge A)|}{2^{|Q(\Sigma)|}} = \frac{1}{2^2} = \frac{1}{4}$

Таким образом, высказывание, которое при классическом определении модели не было информативным, при данном подходе имеет ненулевую информативность.

Заключение. В работе введено расстояние и информативность в классе полумоделей на множестве высказываний экспертов (формул пропозициональной логики). Доказаны свойства расстояния и информативности. Рас-

смотрены примеры моделей на конечных множествах формул, подсчитаны расстояния и мера информативности на этих примерах. Рассмотренные два метода позволяют нам отказаться от двух утверждений (предположений) в двузначной логике: 1. Не все формулы двузначной логики имеют ненулевую информативность 2. Двузначность моделей является их свойством. После вычисления этих расстояния и меры информативности можно проводить кластеризацию как в базах данных, адаптируя имеющиеся там алгоритмы. Все предложенное имеет обобщение на многозначные полумодели.

Работа выполнена в рамках государственного задания ИМ СО РАН (проект №~FWNF--2022--0015).

Список литературы

1. Лбов Г.С., Старцева Н.Г. Логические решающие функции и вопросы статистической устойчивости решений – Новосибирск: Изд-во Ин-та математики, 1999.

2. Кейслер Г., Чэн Ч.Ч.. Теория моделей – М.: Издательство «Мир», 1977.

3. Ледли Р.С., Ластед Л.Б. Роль символической логики, теории вероятностей и теории статистических решений в анализе мышления врача // Кибернетический сборник. – М.: Издательство иностранной литературы, 1961. – С. 31.

4. Vikentiev A.A., Lbov G.S. Setting the metric and informativeness on statements of experts // Pattern Recognition and Image Analysis, 1997. V. 7, N2. pp. 175-183.

5. Vikentiev A.A. , Concerning distances and degree uncertaintly for m-valued expert statements and application in pattern recognition and clustering // Pattern recogn. And Image Analysis: 2014, 24(4), pp.484-501.

УДК 004.42:004.822:378

М.В. Кузнецов, магистрант, kurt21.89@mail.ru
В.А. Углев, к.т.н., доцент, uglev-v@yandex.ru
Сибирский федеральный университет, г. Железногорск, Россия

ВИЗУАЛИЗАЦИЯ ГРАФОВЫХ СТРУКТУР ДЛЯ БАЗЫ КОМПЕТЕНТНОСТНОГО ПРОФИЛЯ

Аннотация: В статье рассматривается визуализация графовых структур в контексте формирования компетентностного профиля (КП) учебной организации. Компетентностный профиль представляет собой совокупность компетенций работников, отраженных в их трудовых действиях, знаниях и умениях. Обсуждается специфика создания КП для учебных организаций, особенности первичной обработки данных, включая научно-педагогическую деятельность, экспертные функции и личные данные. Предложен подход к визуализации этих данных с использованием графов, с акцентом на ключевые слова и их роль в обосновании принимаемых решений. Особое внимание уделено созданию графа ключевых слов, характеризующего научно-педагогические интересы. Описан сервис визуализации графов в составе информационной системы формирования КП.

Ключевые слова: компетентностный профиль, граф, научно-педагогическая деятельность, Data Mining, визуализация данных.

M.V. Kuznetsov, магистрант, kurt21.89@mail.ru
V.A. Uglev, Ph.D, docent, uglev-v@yandex.ru
Siberian Federal University, Zheleznogorsk, Russia

Visualization of graph structures for the competency profile database

Abstract: The article examines the visualization of graph structures in the context of the formation of a competency profile (CP) of an educational organization. The competency profile is a set of employee competencies reflected in their work actions, knowledge and skills. The specifics of creating CP for educational organizations, features of primary data processing, including scientific and pedagogical activities, expert functions and personal data are discussed. An approach to visualizing this data using graphs is proposed, with an emphasis on keywords and their role in justifying decisions. Particular attention is paid to the creation of a keyword graph that characterizes scientific and pedagogical interests. A service for visualizing graphs as part of the information system for generating CP is described.

© Кузнецов М.В., Углев В.А., 2023

Key words: competency profile, graph, scientific and pedagogical activite, Data Mininng, data visualization.

Введение

Компетентностный профиль (*КП*) организации или её подразделения – это совокупность компетенций (трудовых действий, знаний, умений), демонстрируемых её работниками. Профиль формируется в результате анализа первичных данных, отражающих фактически проделанную работу в ключевых направлениях детальности организации с различных «точек зрения» и сильно зависит от отраслевой специфики.

Создание КП для учебной организации или её подразделения имеет свою специфику. В первую очередь это отражается через то, что основными направлениями работы сотрудников кафедр и лабораторий являются учебно-воспитательная деятельность, научно-исследовательская деятельность, экспертная деятельность [1]. В этих направлениях необходимо собрать, зафиксировать, упорядочить и представить исходные данные так, чтобы они позволяли характеризовать компетентности сотрудника (научно-педагогического работника, *НПР*). Для этого представление данных требуется унифицировать и выявить практически-полезные структуры. Рассмотрим процесс первичной обработки таких данных для компетентностного профиля кафедры и их визуализацию с помощью графов.

Данные для компетентностного профиля

Объединение в единой базе знаний триады КТО-знания, ЧТО-знания и ГДЕ-знания [1] предполагает формирование таблиц, характеризующих каждого сотрудника с позиции проявленных им активностей и самооценки. Для НПР это в первую очередь следующие группы активностей:

- научные, охватывающие объекты авторского права (публикации в журналах и сборниках конференций, монографии), патентного права (изобретения, программы для ЭВМ и пр.), проектные проекты (НИРы, хоздоговора, государственные задания, гранты и пр.);
- педагогические, охватывающие учебно-методическую литературу (учебники, пособия и пр.), преподаваемые дисциплины, руководство выпускными квалификационными работами, работа по профориентации;
- экспертные, охватывающие участие работника в качестве приглашенного члена жюри, спикера, аудитора, модератора, организатора научных мероприятий, члена оргкомитетов и редколлегий, члена диссертационных советов и пр.
- личные данные, охватывающие информацию об образовании и повышениях квалификации, научные предпочтения

Общими для всех этих видов активностей являются следующие «поля» данных: *автор, наименование, тип, год, афилиация с организацией, ключевые слова*. Прочие показатели специфицируют каждый из типов активностей. Поэтому их анализ, исключая *наименование*, можно описать в виде единого графа по каждому сотруднику, подразделению, организации. Если в него добавить семантические связи, отношения эквивалентностей (например, для слов-синонимов) и ряд иных зависимостей, то можно сформировать базу знаний, основанной на онтологии. Особо следует отметить роль ключевых слов, т.к. их много, они есть у каждой активности и их обработка даёт много интересной информации для обоснования решений различной сложности (например, [2]).

Граф ключевых слов

Ключевые слова (концепты) характеризуют отдельную активность/достижение НПР только в совокупности. Пусть сотрудник i имеет j показателей, каждая из которых характеризуется k ключевыми словами. Тогда неориентированный граф G_{ij} будет задан совокупностью концептов N_k и множеством связей R_{ijk}. Совокупность графов одного НПР $G_i=<G_{ij},R_{ijk}>$ формирует *индивидуальный граф* концептов, где при каждом пересечении узлов подграфов к весу узла добавляется 1, а при пересечении (наложении) ребер – добавляется единица к его толщине. В результате получиться абстрагированный от конкретных достижений граф, характеризующий специфику научно-педагогических интересов.

Раскраска подструктур графа может быть произведена на основании выбранного:

- *ключевого слова* (выделяются все ребра и узлы, связанные с выбранным концептом);
- *года* (выделяются концепты и ребра, относящиеся к достижению соответствующего года);
- *типа* достижения или его *наименования*;
- *афилиации* автора.

Аналогичным образом можно выделить цветом подграф, сформированный на произвольном сочетании приведенных выше условий, включая операции дополнения и пересечения.

Если через граф $G=<G_{ij},R_{ijk}>$ обозначить совокупность подграфов G_i подразделения/организации, то основанием для раскраски может стать ещё и *автор*. В этом случае появляется возможность отследить вклад индивида, группы или их совместных типов показателей относительно всей диспозиции в подразделении/организации (*общий граф*).

Опишем on-line сервис визуализации графов в составе информационной системы формирования КП, имеющий в составе своих данных совокупность показателей активности/достижений НПР. Он реализован на базе технологий JavaScript и Python, а также библиотеки Dash [3].

Исходные данные о каждом сотруднике представляет собой текстовый файл с кодировкой «cp1251». Внутри файла первая строчка — это то, что попадет в заголовок графа (как правило, это ФИО сотрудника) и по ней будет идти идентификация. Далее идет тип показателя, содержащего перед своим наименованием цифру, обозначающую число показателей данного типа, далее расположенных в каждой последующей строке. Тип будет фигурировать при дальнейшем выборе свойств объекта: например, вторая строчка будет «1 Грант», а ниже одна строка с данными по единственному гранту, в котором работник принимал участие. Программа будет загружать и обрабатывать в граф всё, что находится ниже описания типа показателя, пока не получит следующий тип (строку с цифрой, например, «4 Диссертации»). В данном случае цифра вначале является указателем на принадлежность строчки к факторам. Среди прочего, ключевые слова в строке N_k будут основанием для формирования подграфа G_{ij}.

Алгоритм расчёта веса узла и ребра для каждого файла следующий:

- номинальный вес узла составляет 20 пикселей по высоте и 20 пикселей по ширине. Программа считает сколько раз в файле встречается данный узел и умножает полученное число на 10 и складывает с номинальным весом;
- для ребер программа также считает сколько раз в файле встречается данная связка и умножает данное количество на 5.

При загрузке несколько файлов осуществляется проверка на совпадение узлов и ребер. Если данный узел был в предыдущем файле-профиле то их вес складывается. По аналогии обрабатываются ребра графа.

Зона визуализации отображает данные загруженного файла в виде графа. Пользователь может взаимодействовать с зоной визуализации следующим образом:

- изменять масштаб графа зоны визуализации путём отдаления и приближения, как колесом мышки, так и бегунком масштабирования;
- изменять вид графа для отображения его на зоне визуализации;
- перемещать область просмотра на зоне визуализации;
- выделять левой кнопкой мыши узел или ребро графа. Комбинация нажатия кнопки Shift (или Ctrl) и левой кнопки мыши позволяет выделить несколько узлов и ребер;
- передвигать каждый узел в другое место зоны визуализации, при одиночном выделении элемента;
- передвигать несколько узлов и ребер в другое место зоны визуализации, при совместном выделении элементов;

- скрывать или отображать боковые панели.

Начальная страница зоны визуализации представлена на рис. 1.

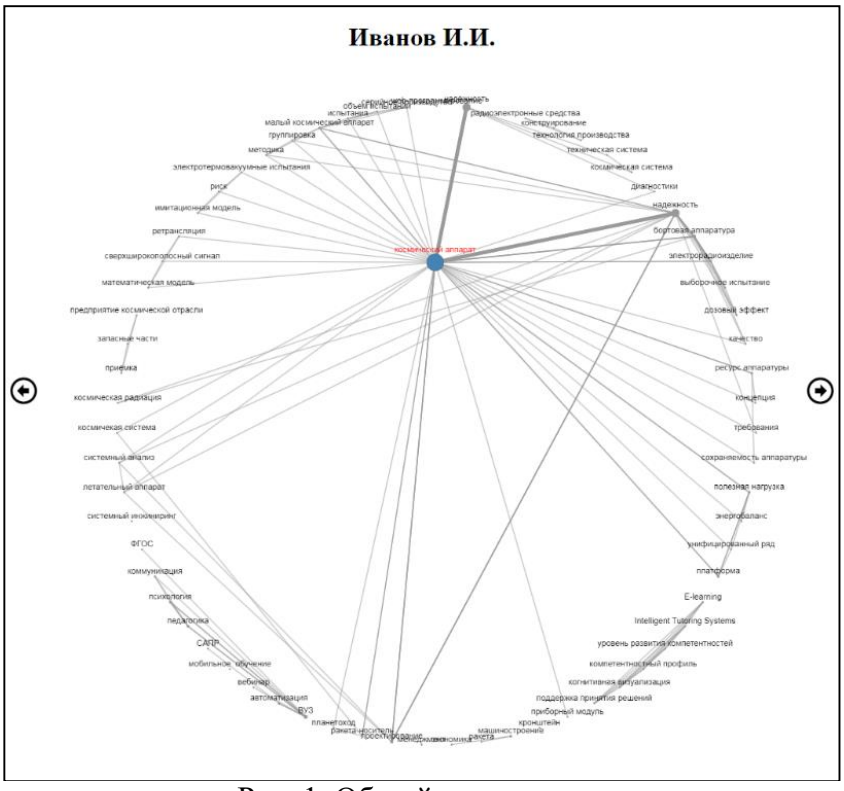
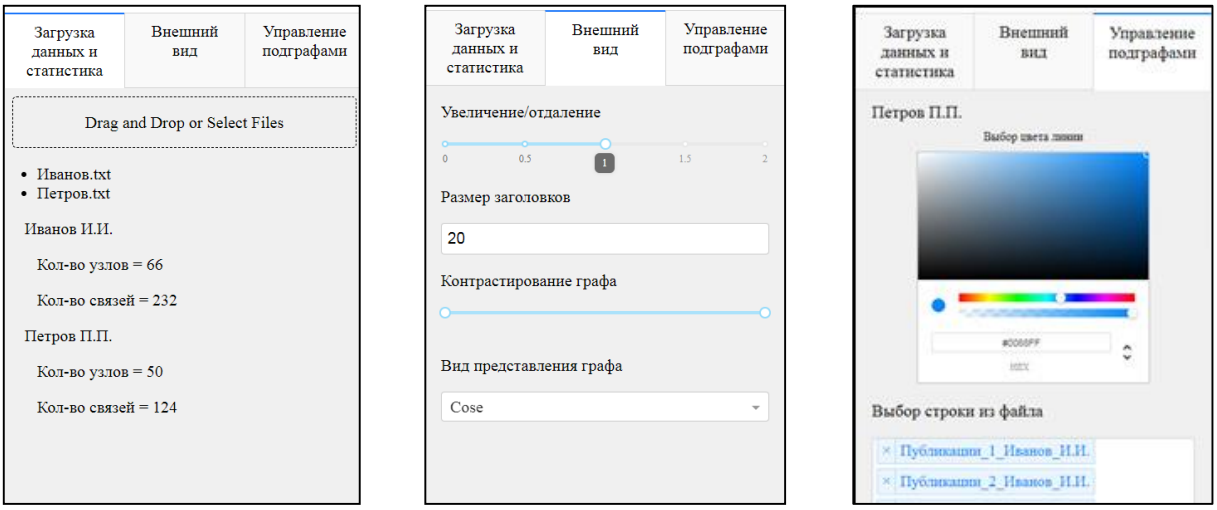


Рис. 1. Общий вид сервиса

Боковая разворачивающаяся *панель с настройками* (стрелка у левой границы браузера) имеет три вкладки (рис. 2): «Загрузка данных и статистика», «Внешний вид», «Управление подграфами». Опишем каждую из них.



а *б* *в*

Рис. 2. Вкладки с настройками вида графа КП

Вкладка «*Загрузка данных и статистика*» (рис 2,а) содержит поле «DragandDroporSelectFiles», наименование загруженных файлов-профилей и статистику по каждому из них (число узлов и ребер). Частный профиль можно загрузить, нажав на поле «DragandDroporSelectFiles» (появится диалог открытия файла), или просто перетащив на него файл-профиль. Одновременно можно загрузить один и более профили – это позволит сформировать по ним общий граф в зоне визуализации.

Вкладка «*Внешний вид*» (рис 2,б) содержит ряд параметров:

- бегунок масштабирования графа в зоне визуализации (если колесиком мыши не удается настроится на нужный вид);
- поле установки размера (кегля) подписей;
- поле контрастирования (двойной бегунок);
- список типов упорядочивания концептов на графе.

Сервис поддерживает следующие типы упорядочивания, обеспечивающиеся возможностью библиотеки Dash: Breadthfirst (представление в виде дерева), Grid (представление в табличном виде), Random (представление в случайном виде), Circle (представление в круговом виде, см. рис. 1), Cose (Compound Spring Embedder, [4]) и Concentric (концентрическая планировка).

Вкладка «*Управление подграфами*» (рис 2,в) позволяет скомпоновать подграфы по одному или нескольким признакам, установив им цвет и режим отображения: исключить из общего графа, выделить цветом, пересечь с другим подграфом. Выбор элементов в подграф осуществляется с помощью с помощью выпадающего списка, представленного номером строки названием фактора и именем объекта, либо типом достижения по каждому сотруднику. Цвет выбирается из палитры цветов представленной в ColorPicker как инструментом «пипетка», так и кодовым представлением цвета в схемах hex, rgb или hsl.

Боковая разворачивающаяся *панель с подробной информацией* (стрелка у правой границы браузера) содержит область с детализацией данных (специфических полей активности/достижения) о каждом выделенном пользователем концепте или их группе.

На рис. 3 приведен пример графа КП для двух НПР, где различными цветами отражены публикации относительно пространства ключевых слов.

На данном этапе реализации сервиса были реализованы следующие возможности: загрузка данных для построения графов из внешних текстовых файлов, область визуализации графа в различных вариантах упорядоченности и интерактивное взаимодействие с ним. При этом ещё дорабатываются алгоритмы выделения пересечений подграфов, контрастирование, раскраска по плотности (частотности) данных. Нетривиальным вопросом остаётся проблема обобщения данных с целью снижения размерности визуального образа. Это актуально для выработки и обоснования управленческих решений. Будет проверяться гипотеза об отображении графа в нотации когнитивных

карт диагностики знаний [5] и унифицированном графическом возложении активности [6].

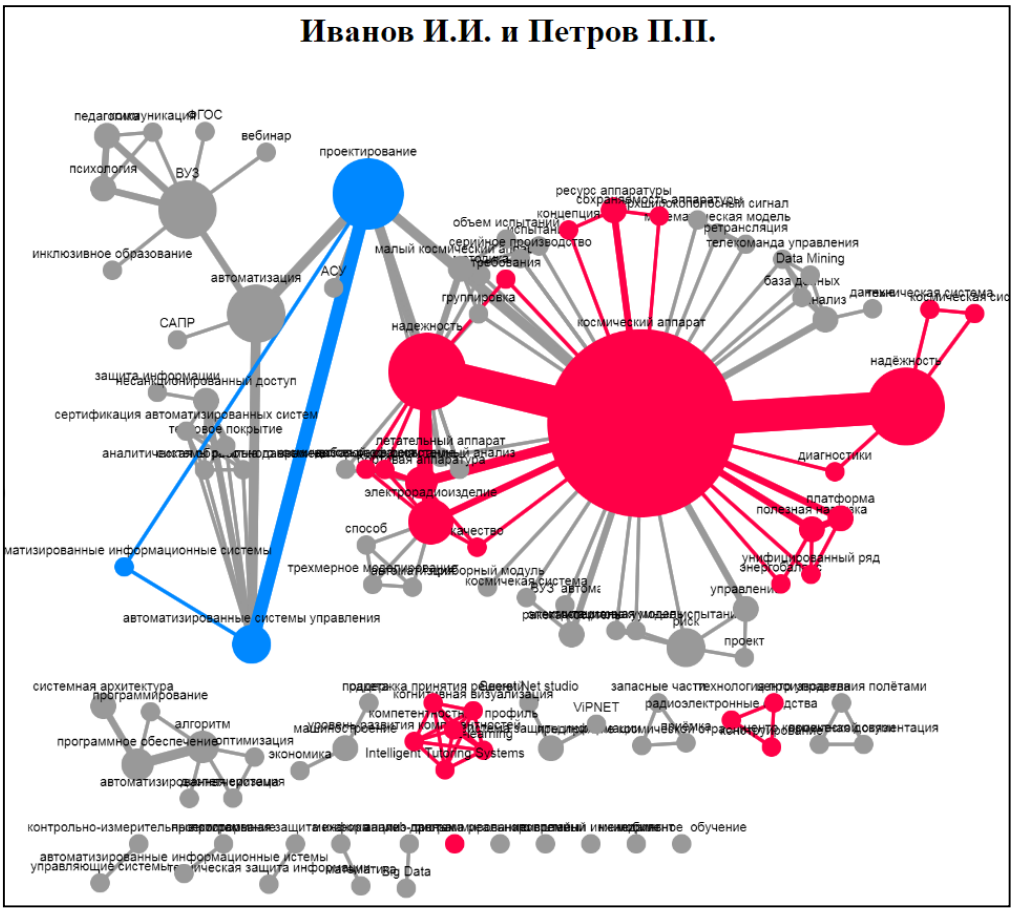


Рис. 3. Отображение наложения двух частных профилей с выделением подграфов в режиме упорядочивания Cose

Дальнейшее развитие модуля предполагает не только операции с различными сущностями показателей НТП кафедры, но и разработку онтологии её деятельности. Для этого потребуется расширение возможностей всей системы, и в первую очередь переход к хранению показателей и активностей сотрудников в базе данных. Что касается применения методов когнитивной визуализации из Data Mining, то они будут основным инструментом дальнейшего исследования как на уровне первичных данных, так и при концентрации результирующих знаний о компетентностном профиле подразделения / организации.

Список литературы

1. Гаврилова Т.А., Кузнецова А.В. Лещева И.А. К вопросу о разработке онтологии научной и учебной работы // XXI национальная конференция по искус-

ственному интеллекту с международным участием (КИИ-2023). В 2 т. Т 1. - Смоленск: Принт-Экспресс, 2023. – С. 60-67.

2. Углев В.А. Компетентностный профиль, основанный на графах, как основа рефлексивного управления // Рефлексивный театр ситуационного центра: Материалы XVII Всероссийской конференции с международным участием. – Омск: Омский филиал института математики СО РАН, 2003. – С. 27-30. https://doi.org/10.13140/RG.2.2.18837.09442.

3. Библиотека Dash для Python [Электронный ресурс] – https://dash.plotly.com.

4. Dogrusoz U., Giral E., Cetintas A., Civril A., Demir E. A Layout Algorithm For Undirected Compound Graphs. Information Sciences, 2009, 179, pp. 980–994.

5. Uglev V., Sychev O. Concentrating Competency Profile Data Into Cognitive Map of Knowledge Diagnosis // Diagrammatic Representation and Inference. LNCS, vol. 12909. Springer, Cham. 2021. pp. 443-446. https://doi.org/10.1007/978-3-030-86062-2_46.

6. Uglev V., Sychev O. Evaluation, Comparison and Monitoring of Multiparametric Systems by Unified Graphic Visualization of Activity Method on the Example of Learning Process // Algorithms, vol. 15 (12), 468. 2022. https://doi.org/10.3390/a15120468.

УДК 004.89; 004.921

Г.А. Смирнов, магистрант, Determaer2012@gmail.com
Сибирский федеральный университет, г. Железногорск, Россия

СЕРВИС АВТОМАТИЧЕСКОГО ПОСТРОЕНИЯ КОГНИТИВНЫХ КАРТ ДИАГНОСТИКИ ЗНАНИЙ

Аннотация: Метод когнитивных карт диагностики знаний, основывающийся на параметрических картах, является действенным методом визуализации учебного курса в контексте учебной ситуации и проблем, связанных с обучением. Настольная реализация отображения когнитивных карт не обладает достаточным функционалом, с её помощью невозможно обеспечить соответствие параметрической карте. В связи с этим необходимо разработать сервис с расширенным функционалом построения когнитивных карт. Разрабатываемый сервис позволяет визуализировать параметрическую карту, тем самым улучшая возможности по анализу учебной ситуации.

Ключевые слова: интеллектуальные автоматизированные обучающие системы, учебная ситуация, когнитивная визуализация, принятие решений

G.A. Smirnov, student, Determaer2012@gmail.com
Siberian Federal University, Zheleznogorsk, Russia

AUTOMATIC CONSTRUCTION SERVICE OF COGNITIVE MAPS OF KNOWLEDGE DIAGNOSIS

Abstract: The method of cognitive maps of knowledge diagnosis based on parametric maps is an effective method of visualizing an educational course in the context of an educational situation and problems related to learning. The desktop implementation of the visualization of cognitive maps does not have sufficient functionality, it is impossible to ensure compliance with the parametric map with its help. In this regard, it is necessary to develop a service with advanced functionality for building cognitive maps. The developed service allows you to visualize a parametric map, thereby improving the possibilities for analyzing the educational situation.

Key words: интеллектуальные автоматизированные обучающие системы, учебная ситуация, когнитивная визуализация, принятие решений

Введение

Зачастую, представление знаний в интеллектуальных системах требует высокой концентрации исходных данных. Свёртка больших массивов таких

© Смирнов Г.А., 2023

данных и выделение в них наиболее значимых элементов и семантических связей – тот результат, который ускоряет последующие этапы принятия решений интеллектуальных систем, способных объяснять свои решения [1]. Во многом этому способствуют средства когнитивной визуализации. Рассмотрим один из таких подходов на примере механизма когнитивных карт диагностики знаний, автоматически синтезируемой разработанным сервисом для интеллектуальной автоматизированной обучающей системы (ИАОС).

Принятие решений в ИАОС базируется на многоэтапной обработке исходных данных (моделей, цифрового следа). Они создаются не только для выдачи материала и контроля его изучения, но и для синтеза рекомендаций в условиях отсутствия человека-преподавателя при сопровождении учебного процесса (электронное обучение). Однако на пути к этому существуют некоторые ограничения, например, отсутствие эффективных механизмов объяснения решений, принимаемых обучающих системах (включая использование специальных графических нотаций [2]).

Одним из выходов из данной ситуации может стать применение метода параметрических карт, которые можно визуализировать, опираясь на подход когнитивной компьютерной графики [3]. Это делается для возможности проверить правильность решений обучающей системы и сопроводить её выводы в процессе диалога с учащимся. Но далеко не каждый инструмент когнитивной компьютерной графики способен обеспечить необходимые потребности для его применения в ИАОС [4]. Метод когнитивных карт диагностики знаний (ККДЗ) вкупе со сквозным характером применения в ИАОС является действенным вариантом решения данной проблемы.

Метод когнитивных карт диагностики знаний

Метод ККДЗ основывается на картировании, включая также все характеристики, присущие картам [5]. В его основе лежит параметрическая карта – упорядоченная совокупность иерархии данных о семантике, синтактике и прагматике ученого процесса, дополненного оперативно полученными данными из цифрового образовательного следа. ККДЗ обладает всеми свойствами карт:

- топикой (наличие отделённых между собой объектов);
- направленностью (возможность ориентации между объектами);
- масштабируемостью (изображаемые объекты соизмеримы в определённых условиях).

ККДЗ может быть поострена как для учебного плана, так и для отдельного курса [6]. При этом в структурной части карты отражаются элементы дидактического материала и семантические связи между ними (частные карты, рис. 1), которые могут дополняться иными сущностями (цели, компетенции и пр.) в рамках единого визуального представления (сводные карты, рис.

2). Цветом на карту накладываются данные оценки, полученные при обработке цифрового следа учащегося.

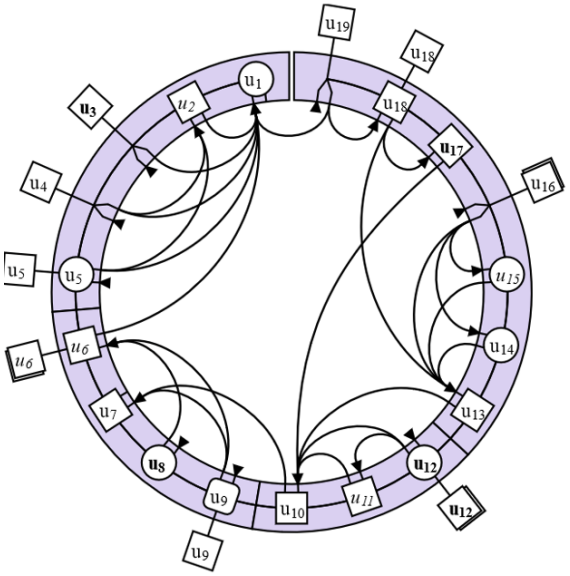


Рис. 1. Пример построения частной ККДЗ в масштабе дисциплины

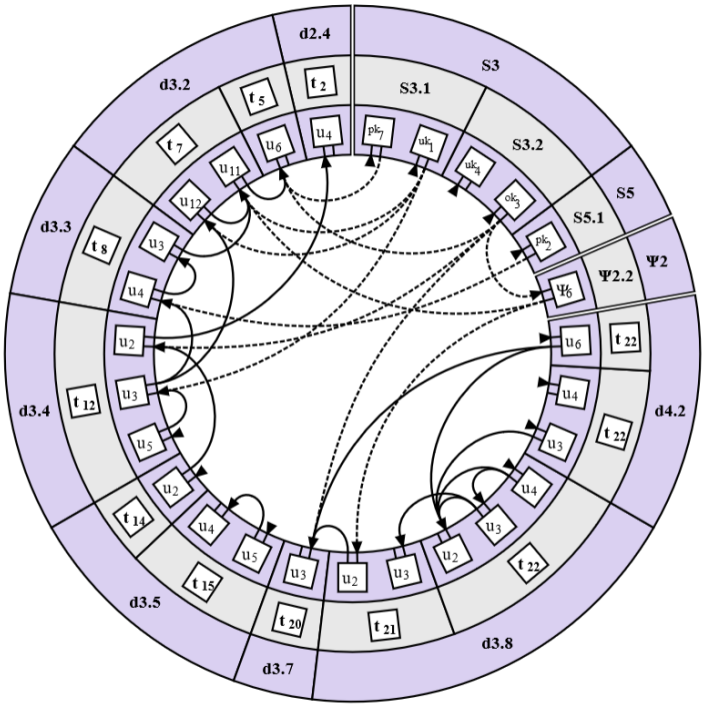


Рис. 2. Пример построения ККДЗ в масштабе семестрового среза

В качестве условных обозначений элементов образовательного процесса применяются: d – дисциплина; t – тема; u – дидактическая единица; S – элемент группы компетенций; Ψ – элемент группы личных предпочтений. Все элементы развиваемых компетенций, указанных в виде pk, uk, ok с числовым индексом, соответствуют таковым из кодификатора госстандарта.

ККДЗ обладает вариативностью построения в контексте аспектов рассмотрения учебной ситуации [6]:

- различные цвета заливки элементов (градации красного, белый, градации зелёного) в зависимости от результата прохождения смежных им заданий;
- типы начертания (нормальные, полужирные, курсив) в зависимости от динамики изменения результата прохождения смежных заданий;
- типы линий (обычные, пунктир) для связей между элементами курса и элементами курса с блоками компетенций и личных предпочтений;
- типы фигур для обозначения элементов (квадрат, квадрат со скруглёнными углами, круг), применяемые для обозначения степени важности элемента.

В соответствии с задачей педагогического воздействия, решаемой ИАОС, выполняется выборка сведений, наиболее полно описывающих учебную ситуацию. На основе полученной выборки строится карта, на которую в последствии накладываются необходимые характеристики из образовательного профиля обучающегося. Например, на рис. 3 приведена карта, отражающая проблемный момент процесса обучения, дополнительно выделяя причинно-следственные семантические связи в дидактическом материале дисциплины.

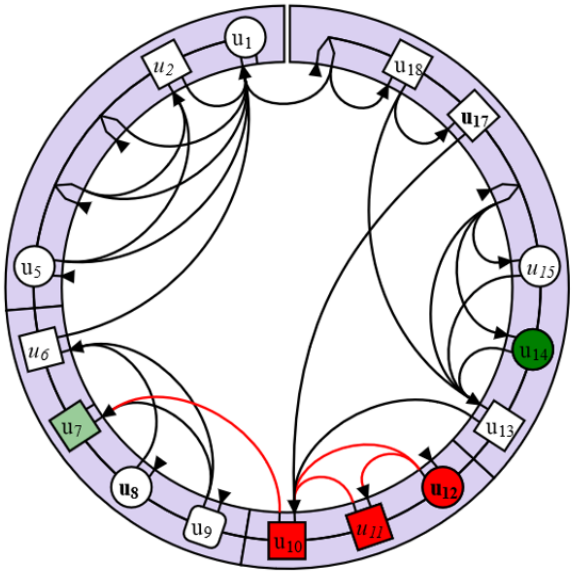


Рис. 3. ККДЗ с результатами решения контрольно-измерительных материалов

Реализация ККДЗ в виде сервиса сетевой ИАОС

Настольная версия реализации экспериментальной ИАОС с ККДЗ обеспечивала построение карты в зависимости от модели дисциплины и результатов обучения учащихся [7]. Но ни она, не её поздние модификации не позволяли работать с параметрическими картами, охватывающими весь учебный план. В связи с чем возникла необходимость в разработке интерак-

тивного сервиса, позволяющего визуализировать ККДЗ для различных масштабов анализа и принятия решений (включая режим сводной карты).

В качестве языка реализации для клиентской части приложения используются HTML, JS, CSS вкупе с библиотекой React для компонентной разработки интерфейса и библиотекой Konva, модифицированной под использование в React-приложениях, для отображения когнитивной карты на интерфейсе. Серверная часть приложения реализуется на языке PHP, применяя фреймворк Laravel. База данных, описывающая учебный курс и все сущности, функционирует с СУБД MySQL.

Существует единый алгоритм генерации для каждого изображения ККДЗ. Сначала определяются радиусы и углы, по которым размещаются элементы карты. На базе вычисленных радиусов и углов размещаются сектора карты, в которых затем размещаются элементы карты. В зависимости от задачи и типа карты количество размещаемых элементов может отличаться. В последнюю очередь размещаются линии связи между элементами. Радиус каждой линии связи рассчитывается динамически, зависит от длины дуги между элементами.

Интерактивное взаимодействие с мышью обеспечивается благодаря модификации библиотеки Konva. Каждый графический элемент библиотеки (круг, прямоугольник, линия, сектор и прочие) является компонентом со стандартными методами, как onClick (нажатие), onMouseOver (наведение курсора) и onMouseOut (отведение курсора). Уже сейчас возможно навести курсор на элемент и получить ответную реакцию (рис. 4 и рис. 5). При нажатии на элемент карты выделяются все элементы, связанные с ним (рис. 6,а). При нажатии на линию связи выделяются также элементы, между которыми располагается связь (рис. 6,б). Нажатый элемент инвертируется в цвете для выделения на форме.

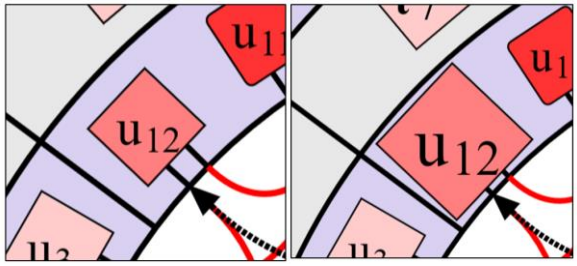


Рис. 4. Наведение курсора на элемент карты

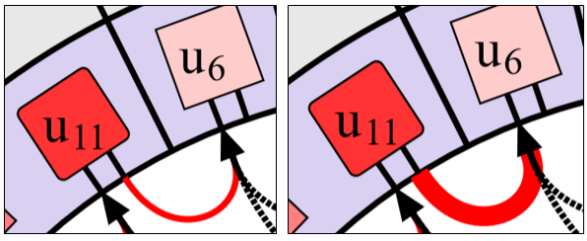
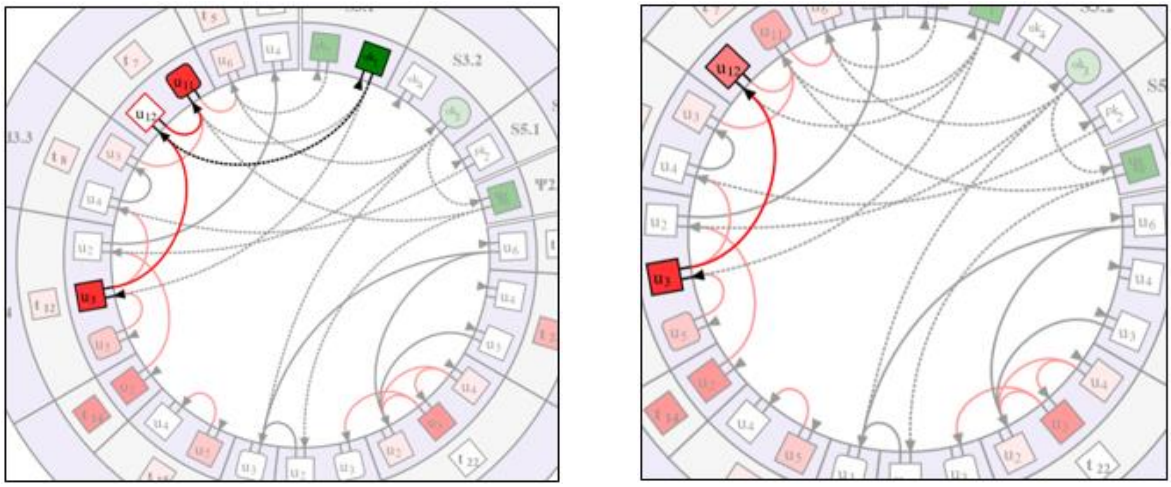


Рис. 5. Наведение курсора на линию между элементами карты



а б

Рис. 6. Нажатие на элемент карты (а) и связь (б)

Интерактивное взаимодействия учащегося с ККДЗ предполагается на этапе ведения методического диалога [8]. Дополняя рекомендации и информационные сообщения ИАОС упрощенными ККДЗ (например, см. рис. 7, как упрощенное представление с рис. 3), карты используются как ещё один метод реализации управляющего воздействия.

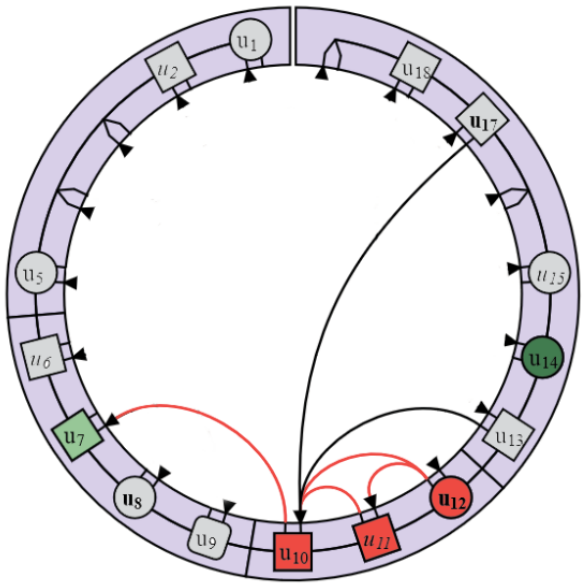


Рис. 7. Упрощенная ККДЗ при сопровождении рекомендаций к повторению дидактического материала дисциплины

Одной из специфических особенностей вывода интерактивной карты является то, что в ней можно менять масштаб или аспект отображения. Это реализует принцип сквозного подхода к управлению в ИАОС [6]. На данном этапе реализации сервиса вырабатываются оптимальные формы отображения

легенды карты и методы по осуществлению интуитивно-понятной навигации в режиме методического диалога.

Заключение

Механизм визуализации параметрических карт в ИАОС с помощью сервиса построения когнитивных карт диагностики знаний нацелен на повышение результативности педагогического воздействия при реализации электронного обучения. Возможность картирования учебного процесса на различных масштабах (от учебной темы до учебного плана) позволяют не только вывести анализ учебной ситуации на новый уровень, но и автоматически синтезировать текст объяснений принятых обучающей системой решений.

Список литературы

1. Gunning D., Stefik M., Choi J., Miller T., Stumpf S., Yang GZ. XAI—Explainable artificial intelligence, Science Robotics, 4(2019) eaay7120. https://doi.org/10.1126/scirobotics.aay7120.
2. Смирнов Г.А. Методы когнитивной визуализации в интеллектуальных автоматизированных обучающих системах // Робототехника и искусственный интеллект: Материалы XIV Всероссийской научно-технической конференции с международным участием. – Красноярск: ЛИТЕРА-принт, 2022. – С. 213-219.
3. Зенкин А.А. Когнитивная компьютерная графика / Под ред. Д.А. Поспелова. – М.: Наука, 1991. – 187 с.
4. Ilves, K., Leinonen, J., Hellas, A.: Supporting self-regulated learning with visualizations in online learning environments. Proceedings of the 49th ACM Technical Symposium on Computer Science Education. Association for Computing Machinery, New York, USA (2018). pp. 257-262. https://doi.org/10.1145/3159450.3159509
5. Углев В.А. Реализация механизма принятия решений в интеллектуальной автоматизированной обучающей системе на базе модуля экспертных систем // XXI национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием (КИИ-2023). В 2 т. Т 2. - Смоленск: Принт-Экспресс, 2023. - С. 255-266.
6. Углев В.А., Гаврилова Т.А. Подход к реализации сквозной визуальной поддержки процессов принятия решений для интеллектуальных автоматизированных обучающих систем // XX национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием (КИИ-2022). В 2 т. Т 2. - М.: Изд-во МЭИ, 2022. - С. 413-426.
7. Углев В.А., Лунд К.В. Модуль визуализации семантической структуры электронных учебных курсов. - М.: Роспатент, 2015. - №2015610729 от 16.01.2015.
8. Uglev V. Explanatory didactic dialogue in the Intelligent Tutoring Systems based on the cross-cutting approach // Intelligent Tutoring Systems. LNCS, vol 13891. Springer, Cham. 2023. pp. 371-380. https://doi.org/10.1007/978-3-031-32883-1_34.

Секция 4

МОДЕЛИ И МЕТОДЫ АНАЛИЗА ДАННЫХ В ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ СИСТЕМАХ

УДК 519.24

К.В. Вюст, аспирант, kirillwuest@gmail.com
Сибирский федеральный университет, г. Красноярск, Россия

ПЛАТФОРМА СТАТИСТИЧЕСКОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ GAMLSS КАК НОВЫЙ ПОДХОД РЕГРЕССИОННОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ

Аннотация: В статье рассматривается современный подход в регрессионном анализе данных – GAMLSS. Цель – изучение модели GAMLSS, которая в дальнейшем будет применяться для повышения точности моделей прогнозирования распределенных данных. Приводятся сравнение моделей и примеры областей реального использования данного подхода.

Ключевые слова: регрессионный анализ, GAMLSS, статистическое моделирование.

GAMLSS STATISTICAL MODELING PLATFORM AS A NEW APPROACH TO REGRESSION DATA ANALYSIS

K.V. Vyust, postgraduate student, kirillwuest@gmail.com
Siberian Federal University, Krasnoyarsk, Russia

Abstract: This article describes a modern approach in regression analysis of data - GAMLSS. The aim is to study the GAMLSS model, which will be further applied to improve the accuracy of distributed data prediction models. Comparison of models and examples of areas of real use of this approach are provided.

Key words: regression analysis, GAMLSS, statistical modeling.

Современные тенденции активного развития больших информационных систем «умного города» приводят к увеличению обьема собираемых данных. В свою очередь, эти данные могут широко применяться для решения задач методами машинного обучения. Данные, полученные от интеллектуальных транспортных систем, помогают оптимизировать транспортную инфраструктуру. Так, моделирование заторовых ситуаций на улично дорожной сети может рассматриваться как функции скорости, дорожных условий, использования общественного транспорта, текущей погоды и т.д. А данные от городских социальных сервисов помогают в моделировании потоков миграции, повышении уровня безопасности для жителей города.

Регрессионный анализ данных – раздел в области машинного обучения, использующийся для изучения статистической взаимосвязи между одной за-

© Вюст К.В., 2023

висимой переменной (переменной отклика) и одной или несколькими независимыми переменными [1]. Суть регрессионного анализа заключается в нахождении наиболее важных факторов, которые влияют на зависимую переменную. Регрессионный анализ часто применяется для задач моделирования и прогнозирования. Для предсказания значения той или иной величины необходимо построить регрессионную модель. Выбор подхода регрессионного анализа зависит от типа анализируемых данных.

Одним из традиционных методов предварительной обработки является дискретизация непрерывных переменных с целью повышения их интерпретируемости. В работе [1] было показано, что разбиение однородной или нормально распределенной непрерывной переменной на три квантильных диапазона (т.е. высокий, средний и низкий) достаточно хорошо аппроксимирует линейную регрессию. Однако, на практике непрерывные переменные имеют ненормальную форму. Из этого следует, что традиционные регрессионные модели не являются оптимальными, а разбиение числовых переменных приводит к смещенным результатам [2]. Следовательно, для моделирования такого типа данных необходимы гибкие и интерпретируемые регрессионные методы. В данной статье приводится обзор современного подхода в регрессионном анализе данных – GAMLSS (обобщенная аддитивная модель местоположения, масштаба и формы).

GAMLSS – это подход к статистическому моделированию и обучению. GAMLSS является современным основанным на распределении подходом к полупараметрической регрессии [3]. Отличительной особенностью является то, что для целевой переменной отклика предполагается параметрическое распределение, при этом параметры распределения могут изменяться в соответствии с объясняющими переменными с использованием линейных, нелинейных или гладких функций, что позволяет моделировать параметры расположения, масштаба и формы.

Параметры $\mu_i, \sigma_i, \nu_i, \tau_i$ в распределениях представляют параметры местоположения, масштаба, асимметрии и эксцесса соответственно, если существует такая взаимно однозначная зависимость. В более общем плане $\mu_i, \sigma_i, \nu_i, \tau_i$ – это просто удобные названия для параметров. Подробно рассмотрены обобщенные аддитивные модели для масштаба и формы местоположения (GAMLSS) в языке R в работе [4]. Её авторы Ригби и Стасинопулос определяют формулировку модели GAMLSS следующим образом. Наблюдения переменных отклика Y_1, Y_2, Y_n независимы:

$$Y_i \sim D(\mu_i, \sigma_i, \nu_i, \tau_i) \quad (1)$$

для $i = 1$, где D является любым распределением с (до) четырьмя параметрами распределения. Для $k = 1,2,3,4$, $g_k(.)$ – монотонная функцией связи, связывающая параметр распределения с объясняющей переменной η_k:

$$g_1(\mu) = \eta_1 = \mathrm{X}_1\beta_1 + \sum_{j=1}^{J_1} s_{1j(X_{1j})}$$

$$g_2(\sigma) = \eta_2 = \mathrm{X}_2\beta_2 + \sum_{j=1}^{J_2} s_{2j(X_{2j})}$$

$$g_3(\nu) = \eta_3 = \mathrm{X}_3\beta_3 + \sum_{j=1}^{J_3} s_{3j(X_{3j})}$$

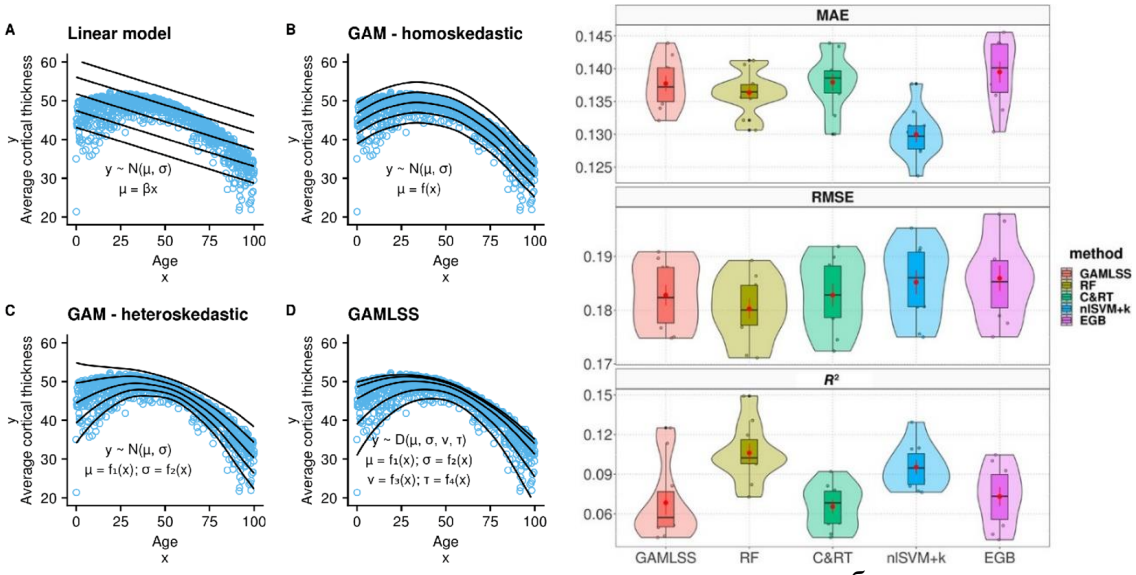
$$g_4(\tau) = \eta_4 = \mathrm{X}_4\beta_4 + \sum_{j=1}^{J_4} s_{4j(X_{4j})}$$

Статистическая платформа GAMLSS, реализованная в виде ряда пакетов в R, позволяет адаптировать гибкие модели регрессии и сглаживания к входным данным. Модели предполагают, что переменная отклика имеет любое параметрическое распределение, которое может быть с большим или меньшим хвостом, а также с положительным или отрицательным перекосом. Кроме того, все параметры распределения [местоположение (например, среднее значение), масштаб (например, дисперсия) и форма (асимметрия и эксцесс)] могут быть смоделированы как линейные, нелинейные или гладкие функции объясняющих переменных. GAMLSS-модель может быть обобщена на более чем четыре параметра распределения, однако пакет GAMLSS в R содержит распределения максимум с 4 параметрами.

Обобщенные аддитивные модели для местоположения, масштаба и формы являются полупараметрическими моделями регрессионного типа. Параметрическими они являются потому что требуют допущения параметрического распределения для переменной отклика, а полупараметрическими потому, что моделирование параметров распределения, как функций объясняющих переменных, может включать использование непараметрических функций сглаживания.

GAMLSS модели были разработаны и введены в 2005 году Ригби и Стасинопулосом в качестве способа преодоления ограничений, связанных с известными обобщенными линейными моделями, GLM, и обобщенными аддитивными моделями, GAM. Одним из больших преимуществ фреймворка GAMLSS является его способность применять множество различных распределений к зависимой переменной, так что среди различных альтернатив можно выбрать подходящее.

Рисунок 1-а демонстрирует развитие моделей от линейной до GAMLSS и то, как точно функции аппроксимируют набор данных.



а б

Рис 1. Регрессионные модели. Сравнение эффективности

В работе [4] авторы на основе собственных исследований делают вывод о том, что GAMLSS при схожей точности является более гибким и имеющим более высокую степень интерпретируемости. Рисунок 1-б иллюстрирует эффективность GAMLSS в сравнении с некоторыми алгоритмами машинного обучения. На языке машинного обучения GAMLSS – это форма контролируемого машинного обучения. Для реализации машинного обучения модель GAMLSS может быть представлена в виде:

$$\mathcal{M} = \{D, G, T, \lambda\} \qquad (2)$$

где D – семейство распределений, G – набор функций связей $(g_1, \ldots, g_p)$ для параметров $(\theta_1, \ldots, \theta_p)$, T – множество условий-предикторов, λ – множество гиперпараметров.

GAMLSS используется в различных областях, таких как экономика [5], гидрология, страхование и др., а совсем недавно GAMLSS был предложен в качестве нового статистического инструмента для климатических исследований [6]. Еще одной привлекательной особенностью GAMLSS является гибкость моделирования данных с помощью алгоритмов оценки, которые позволяют сочетать ML со статистическим моделированием. Например, такие алгоритмы позволяют подгонять под условное параметрическое распределение переменной отклика несколько непрерывных, дискретных и смешанных распределений с различной степенью асимметрии и эксцесса. Таким образом, не только среднее, но и все параметры (расположение, масштаб и форма) могут быть смоделированы как параметрические и/или аддитивные непараметрические функции ковариатов. Это свойство весьма полезно для моделирования переменных отклика, не имеющих экспоненциального распределения.

Таким образом, в статье рассмотрен новый современный подход в регрессионном анализе данных – GAMLSS, позволяющий моделировать пара-

метры расположения, масштаба и формы. Данный подход является параметрическим, то есть он может использоваться, когда известна математическая модель исследуемого объекта и требуется определить в ней неизвестные параметры. Преимуществами использования данной платформы является гибкость настройки, возможность использовать методы анализа входных неопределенностей для определения неизвестных параметров модели исследуемого объекта. В дальнейшем планируется применять данный подход для решения практических задач в области больших данных, связанных с исследованиями сложных систем (таких как «умный город») в условиях различных видов неопределенностей и типов данных.

Список литературы

1. Andrew Gelman & David K. Park (2009) Splitting a Predictor at the Upper Quarter or Third and the Lower Quarter or Third, The American Statistician, 63:1, 1-8, https://doi.org/10.1198/tast.2009.0001.

2. Генин В.С., Ращепкина Н.А., Дмитриева Т.В., Хрусталев А.Ю. Смещенные оценки в практике обработки экспериментальных данных // Динамика нелинейных дискретных электротехнических и электронных систем: Материалы VIII Всероссийской научно-технической конференции – Чебоксары: Чувашский государственный университет им. И.Н. Ульянова, 2009. – С. 96-98.

3. Добронец Б.С., Кемельбаева А.Р. Новые подходы в регрессионном анализе данных ДЗЗ // Региональные проблемы дистанционного зондирования Земли: Материалы IX Международной научной конференции. – Красноярск: Сибирский федеральный университет, 2022. – С. 97-100.

4. Rigby R. A., Stasinopoulos D. M. Generalized additive models for location, scale and shape //Journal of the Royal Statistical Society: Series C (Applied Statistics). – 2005. – No. 3. – P. 507-554.3.

5. Hohberg M, Pütz P, Kneib T (2020) Treatment effects beyond the mean using distributional regression: Methods and guidance. PLoS ONE 15(2): e0226514. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0226514.

6. Scala, P.; Cipolla, G.; Treppiedi, D.; Noto, L.V. The Use of GAMLSS Framework for a Non-Stationary Frequency Analysis of Annual Runoff Data over a Mediterranean Area. Water 2022, 14, 2848. https://doi.org/10.3390/w14182848.

УДК № 004

А.В. Гаврилов, к.т.н., доцент, gavrilov@corp.nstu.ru
Е.А. Путята, магистрант, putyata.2018@stud.nstu.ru
Новосибирский государственный технический университет, г. Новосибирск, Россия

ИССЛЕДОВАНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ РАБОТЫ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ЗАВИСИМОСТИ ОТ ГИПЕРПАРАМЕТРОВ

Аннотация: Лидирующей архитектурой нейронных сетей для задач распознавания образов является архитектура сверточной нейронной сети (СНС). Данные сети имеют большое число настраиваемых гиперпараметров, что становится проблемой при проектировании СНС, т.к. практически нет методики или алгоритма для их выбора. В статье проведено исследование влияния нескольких ключевых гиперпараметров на точность распознавания образов сверточной нейронной сетью.

Ключевые слова: сверточные нейронные сети, гиперпараметры, количество ядер свертки, количество слоев сети, компьютерное зрение.

A.V. Gavrilov, Ph.D., docent, gavrilov@corp.nstu.ru
E.A. Putyata, master's student, putyata.2018@stud.nstu.ru
Novosibirsk State Technical University, Novosibirsk, Russia

INVESTIGATION OF THE EFFICIENCY OF CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORKS DEPENDING ON HYPERPARAMETERS

Abstract: The leading neural network architecture for pattern recognition tasks is the convolutional neural network architecture. These networks have a large number of configurable hyperparameters, which becomes a problem when designing CNN, because there is practically no methodology or algorithm to choose them. The article discusses several key hyperparameters and their impact on the operation of a convolutional neural network.

Key words: convolutional neural networks, hyperparameters, the number of convolution cores, the number of network layers, computer vision.

В последние 10-15 лет широкое распространение получило применение сверточных нейронных сетей (СНС) [1] для решения различных задач компьютерного зрения, таких как визуальная идентификация людей и автомобилей, распознавание ситуации на дороге автомобилем-беспилотником, распознавание объектов интеллектуальными роботами, распознавание объектов на аэро- и космических снимках и т.п.

© Гаврилов А.В., Путята Е.А., 2023

Свёрточная нейронная сеть — это слоистая нейронная сеть, в состав которой входят следующие виды слоев:

- слой свёртки (convolutional layer), занимающийся распознаванием признаков,

- слой субдискретизации или подвыборки (pooling layer), задачей которого является снижение объема обрабатываемой следующими слоями информации,

- полносвязные слои (fully connected layer), из которых обычно состоит классификатор на выходе сети,

- иногда в отдельные слои выделяются слои, вычисляющие активационные функции нейронов.

На рис. 1 представлена структура одной из первых сверточных сетей, предложенных Яном Лекуном в 1995 году [2].

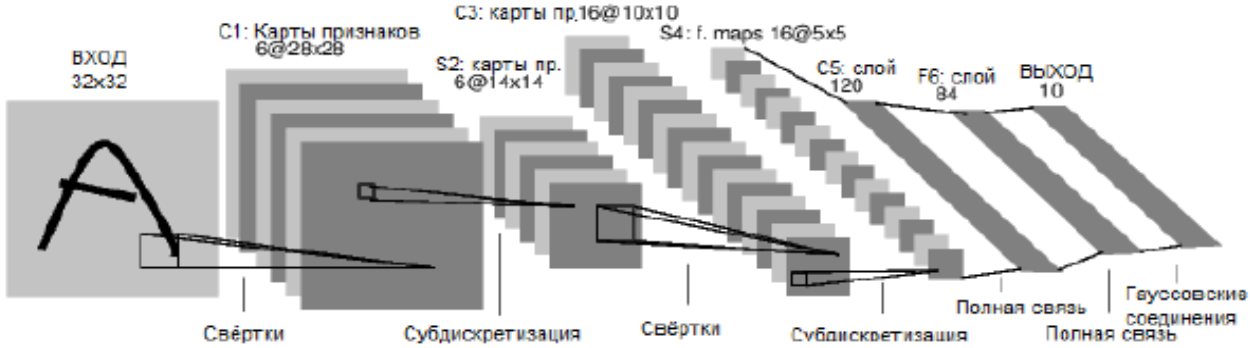


Рис. 1. Структура сети LeNet-5.

Сверточный слой представляет собой набор фильтров (ядер свертки или матриц весов нейронов) и связанных с ними карт признаков. Элементы карты признаков получаются в результате скалярного произведения фильтра с участком предыдущего слоя (или изображения применительно к первому слою свертки) размером с сам фильтр.

Основные гиперпараметры, выбираемые при инициализации, принадлежат именно сверточному слою.

К настраиваемым гиперпараметрам, относятся:

1. размер ядра / фильтра или матрицы весовых коэффициентов, при помощи которых происходит свертка;

2. заполнение (padding) – используется для обеспечения равенства размеров карты признаков после свертки и предыдущего слоя;

3. шаг – количество пикселей или признаков, на которое сдвигается поле свертки при сканировании предыдущего слоя ядром свертки;

4. количество каналов – равно количеству цветовых каналов (как правило обработка цветного изображения происходит по нескольким каналам);

5. параметры пулинга (субдискретизации) – требуется для уменьшения размерности изображения (размер ядра и шаг пулинга);

6. активационная функция нейронов в слоях свертки и выходного классификатора;

7. схема инициализации весов в слоях в соответствии с активационными функциями,

8. вид регуляризации (dropout) для борьбы с переобучением (overfitting) и для увеличения способности к обобщению;

9. количество скрытых слоев разных типов и их взаимное расположение, в том числе, вид архитектуры сверточной сети (строго последовательная, с обходными путями, остаточная сеть и т.п.).

В данной работе были проведены исследования с целью определить влияние основных гиперпараметров сверточного слоя на эффективность работы сверточной сети. Программирование для проведения экспериментов осуществлялось на языке Python с использованием библиотек Tensorflow и Keras.

Эксперименты проводились над 4-мя моделями сверточной нейронной сети, разной топологии. При этом проверялась зависимость точности и ошибки распознавания рукописных цифр из выборки MNIST от количества ядер в сверточном слое, активационной функции, количества и типа слоев. Все модели обучаются в течении 10 эпох, имеют в качестве классификатора персептрон и оптимизатор adam. В экспериментах были использованы довольно простые топологии сетей с небольшим количеством слоев. В экспериментах использовались две разные части выборки MNIST размерами 1400 примеров каждая (1000 примеров тренировочная и 400 примеров тестовая).

Условные обозначения:

ВС – входной слой;
СС – сверточный слой;
МП – макс. пуллинг;
СП – сред. пуллинг;

Настройки выходного классификатора (персептрона):

3 слоя: 1 слой – количество нейронов равно количеству нейронов на выходе сверточной части сети, relu; 2 слой - ¼ от 1-го слоя, relu; 3 слой – 10 нейронов, softmax;

Постоянные параметры:

Оптимизатор – adam;
Количество эпох обучения – 10;
Величина ядра – 3x3;
Количество каналов – 1;

Изменяемые параметры:

Количество сверточных ядер – от 4 до 22, шаг увеличения количества ядер–2;
Функция активации – relu, sigmoid, tanh, elu, linear, selu, gelu,

Модели:

1. ВС, СС, МП, МП, персептрон;
2. ВС, СС, МП, персептрон;
3. ВС, СС, МП, СС, МП, персептрон;
4. ВС, СС, персептрон;
5. ВС, СС, СП, СП, персептрон;
6. ВС, СС, СП, персептрон;
7. ВС, СС, СП, СС, СП, персептрон;
8. ВС, СС, персептрон.

Результаты. Графики, полученные в экспериментах над четырьмя моделями с макс. пулингом:

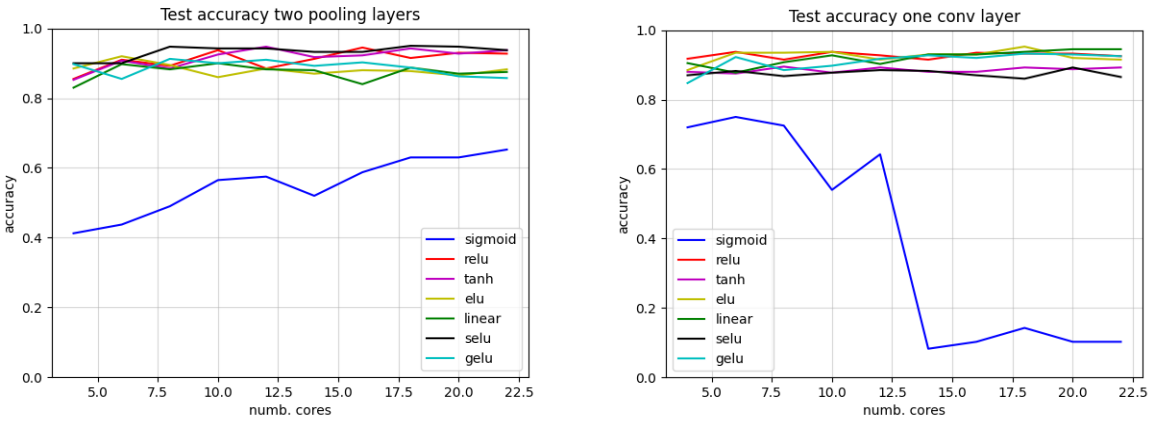


Рис. 2. а) модель 1 с двумя слоями макс. пулинга;
б) модель 2 с одним сверточным слоем

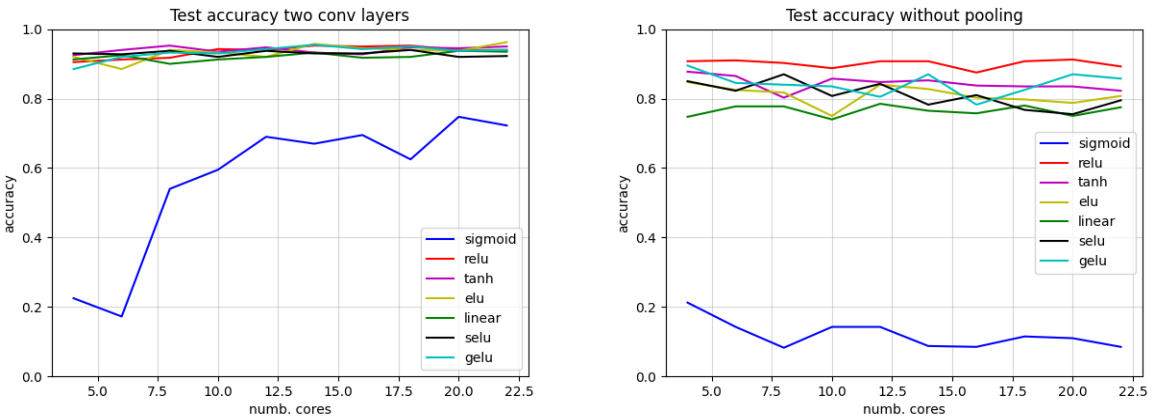


Рис. 3. а) модель 3 с двумя сверточными слоями;
б)модель 4 без пулинга

Графики , полученные в экспериментах над четырьмя моделями со сред. пулингом:

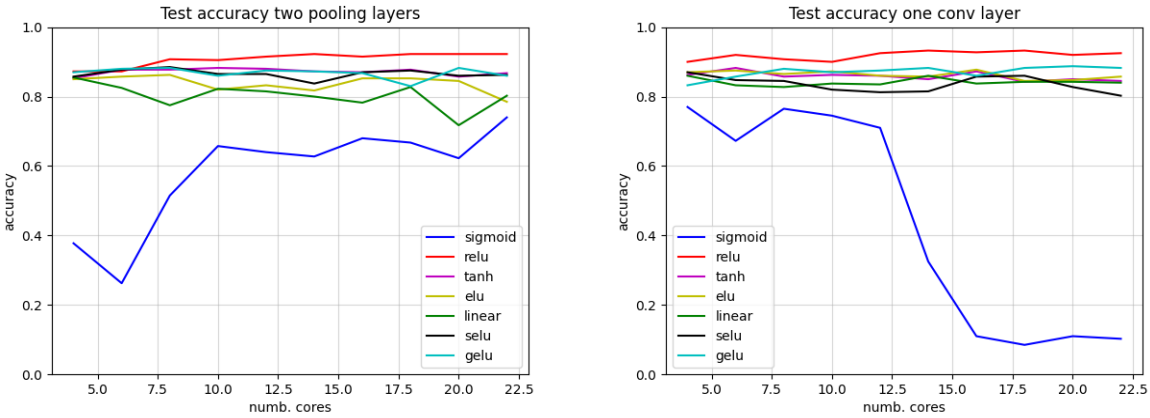


Рис. 4. а) модель 5 с двумя слоями сред. пулинга;
б) модель 6 с одним сверточным слоем

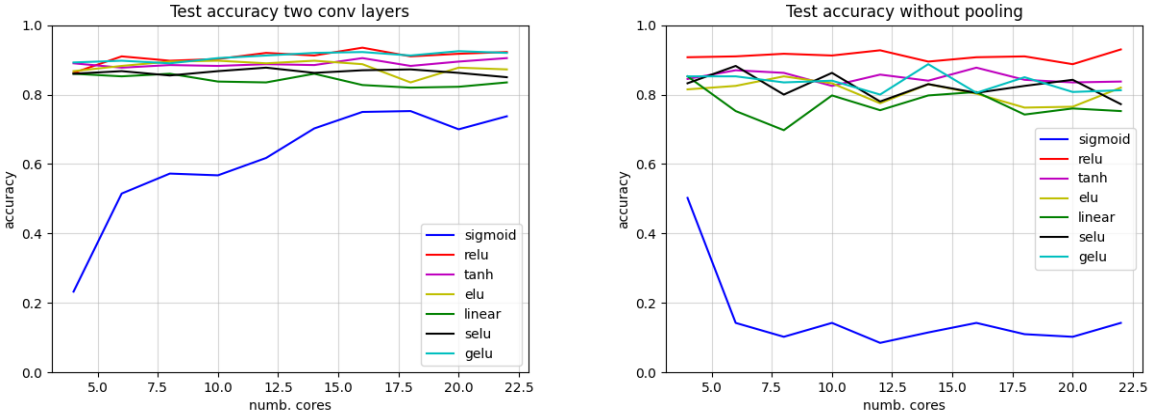


Рис. 5. а) модель 7 с двумя сверточными слоями;
б) модель 8 без пулинга

Модели с сигмоидальной функцией показали худшую точность, поэтому были проведены дополнительные эксперименты с другой частью выборки MNIST. Их результаты показаны на рис. 6-9.

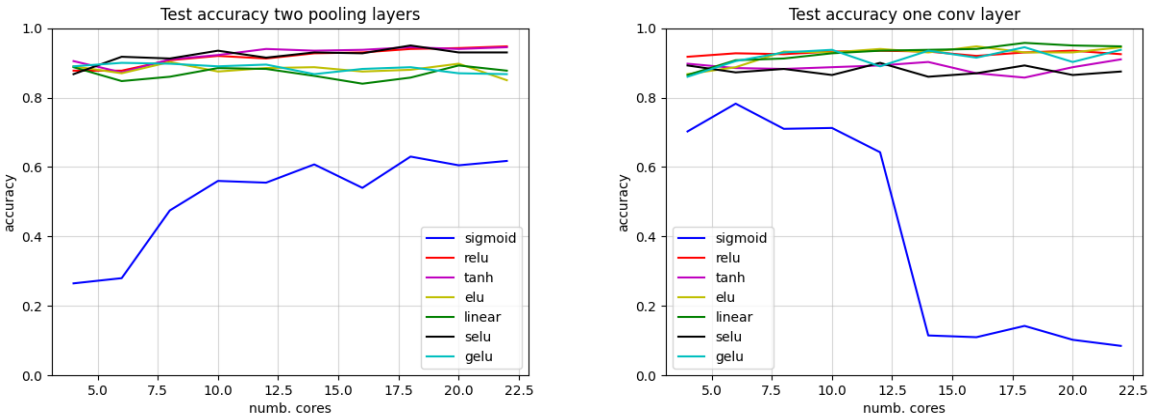


Рис. 6. а) модель 1 с двумя слоями макс. пулинга;
б) модель 2 с одним сверточным слоем

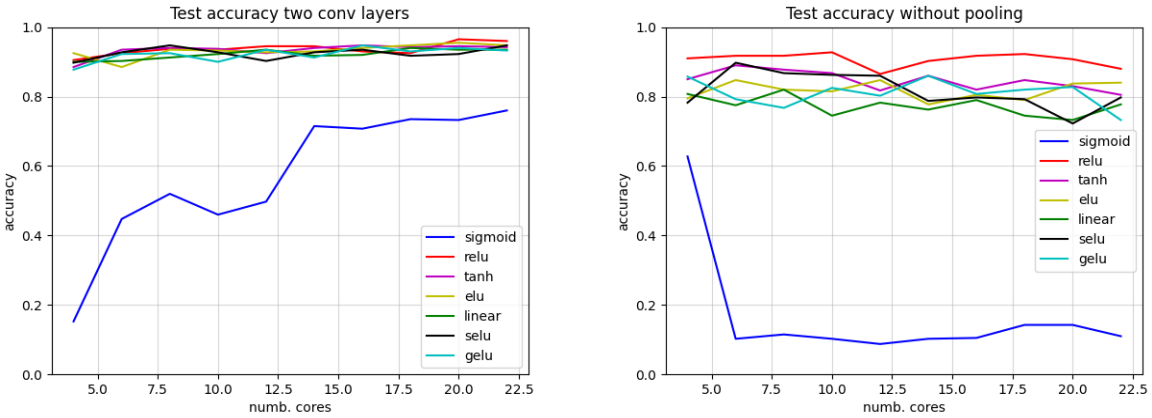


Рис. 7. а) модель 3 с двумя сверточными слоями;
б) модель 4 без пулинга

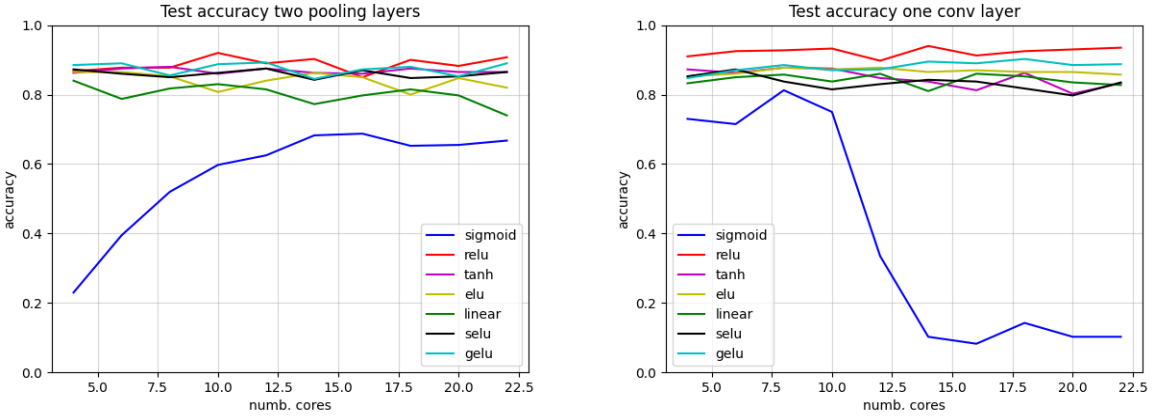


Рис. 8. а) модель 5 с двумя слоями сред. пулинга;
б) модель 6 с одним сверточным слоем

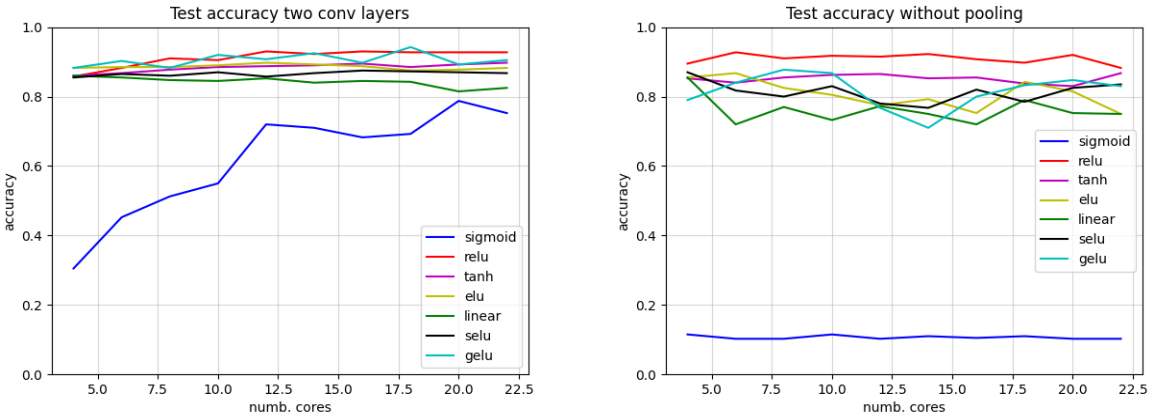


Рис. 9. а) модель 7 с двумя сверточными слоями;
б) модель 8 без пулинга

Для сигмоидальной функции наиболее подходящими являются модели 3 и 7 (рис. 3-а, 5-а, 7-а, 9-а), так как с увеличением количества ядер свертки в таких моделях, точность имеет положительно растущий тренд. Но чрезмерно большое количество ядер приводит к уменьшению точности (рис. 2-б, 4-б, 6-б, 8-б). В случае с выборкой MNIST, первый сверточный слой определяет 12

признаков, достаточных для идентификации образа. Для увеличения точности определения образа или идентификации более сложных образов нужно больше ядер в одном слое и/или больше слоев.

ReLu и подобные функции выдают неплохие результаты по точности без сильной зависимости от количества ядер свертки. Из всех ReLu-подобных функций ReLu дает наилучшие результаты.

При отсутствии слоя пулинга, все модели показывают нестабильное поведение (рис. 3-б, 5-б, 7-б, 9-б). Предположительно это связано с сильной разреженностью образа после обработки исходного изображения ядрами свертки.

Модели с двумя подряд идущими слоями пулинга имеют сравнительно неплохие результаты, из-за отсутствия второго сверточного слоя они имеют меньшую вычислительную сложность, но могут терять большое количество признаков при обучении.

Для ReLu-подобных активационных функций и гиперболического тангенса предпочтительнее модели с макс. пулингом, так как при данном пулинге, модели работают стабильнее и имеют меньший разброс по точности в сравнении со сред. пулингом (рис. 2-а, 4-а, 6-а, 8-а).

Полученные здесь выводы о влиянии некоторых гиперпараметров на эффективность работы СНС можно использовать для разработки рекомендаций при проектировании сверточных сетей. Хотя надо иметь в виду, что в больших сетях важную роль играют и другие гиперпараметры, которые находятся за пределами данного исследования, такие как количество слоев, размеры ядер свертки, особенности связей между слоями, например, наличие обходных путей (residual).

Помимо рекомендаций для построения сверточных сетей, полученные выводы можно использовать в системах подбора гиперпараметров (таких как количество слоев сети, количество ядер свертки, активационные функции) для растущих сверточных сетей, в зависимости от обучающих данных, особенностей оборудования или специфики задачи.

Список литературы

1. Сикорский О.С. Обзор свёрточных нейронных сетей для задачи классификации изображений. [Электронный ресурс]: режим доступа - https://cyberleninka.ru/article/n/obzor-svyortochnyh-neyronnyh-setey-dlya-zadachi-klassifikatsii-izobrazheniy

2. Y. Lecun, Y. Bengio Convolutional Neural Networks for Images, Speech, and Time-Series, The Handbook of Brain Theory and Neural Networks. – Boston: MIT Press, 1995.

3. Y. Lecun, K. Kavukvuoglu, C. Farabet Convolutional Networks and Applications in Vision. // Proc. International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS'10), IEEE, 2010.

УДК 519.24

Б.С. Добронец, д.ф.-м.н., профессор, BDobronets@yandex.ru
Б.С. Болотов, магистрант, sumpfkaempfer@gmail.com
ФГАОУ ВО «Сибирский федеральный университет», г. Красноярск, Россия

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДОВ ПРОГНОЗНОЙ АНАЛИТИКИ В ЗАДАЧАХ РОБОТОТЕХНИКИ

Аннотация: В статье рассматрвается использование прогнозной аналитики в задачах робототехники. В настоящее время прогнозная аналитика не в полной мере учитывает неопределённость входных данных, на основе которой эта аналитика проводится. Для решения данной проблемы предложено использовать вычислительный вероятностный анализ в виде прогноза временных рядов распределений. Были приведены примеры прогноза временных рядов исследований.

Ключевые слова: Искусственный интеллект, прогнозная аналитика, робототехника, информационная неопределённость, вычислительный вероятностный анализ, временные ряды распределений.

B.S. Dobronets, Ph.D., professor, BDobronets@yandex.ru
B.S. Bolotov, student, sumpfkaempfer@gmail.com
Siberian Federal University, Krasnoyarsk, Russia

USE OF PREDICTIVE ANALYTICS METHODS IN ROBOTICS TASKS

Abstract: The article considers the use of predictive analytics in robotics tasks. At present, predictive analytics does not fully take into account the uncertainty of input data on the basis of which this analytics is performed. To solve this problem, it has been proposed to use computational probabilistic analysis in the form of time series forecasting of distributions. Examples of research time series forecasts were given.

Key words: Artificial intelligence, predictive analytics, robotics, information uncertainty, computational probabilistic analysis, time series distributions.

Искусственный интеллект (ИИ), машинное обучение (МО) и глубокое обучение (ГО) в последние годы произвели революцию в области перспективной робототехники. ИИ, МО и ГО преобразуют область передовой робототехники, делая роботов более интеллектуальными, эффективными и адаптируемыми к сложным задачам и условиям окружающей среды. К числу приложений ИИ, МО и ГО в робототехнике относятся автономная навигация,

© Добронец Б.С., Болотов Б.С., 2023

распознавание объектов и манипулирование ими, обработка естественного языка и предиктивное обслуживание. Эти технологии также используются при разработке роботов совместного действия (коботов), которые могут работать вместе с человеком и адаптироваться к изменяющимся условиям и задачам. ИИ, МО и ГО могут быть использованы в современных транспортных системах для обеспечения безопасности, эффективности и удобства пассажиров и транспортных компаний. Кроме того, ИИ, МО и ГО играют важную роль в развитии производственных сборочных роботов, позволяя им работать более эффективно, безопасно и интеллектуально. Кроме того, они находят широкое применение в управлении авиацией, помогая авиакомпаниям повышать эффективность, сокращать расходы и повышать удовлетворенность клиентов. Кроме того, ИИ, МО и ГО могут помочь таксомоторным компаниям в предоставлении более качественных, эффективных и безопасных услуг клиентам. В исследовании представлен обзор современных разработок в области ИИ, ML и DL в передовых робототехнических системах и рассмотрены различные варианты применения этих систем для модификации роботов. Также предлагаются дальнейшие исследования в области применения ИИ, МО и ГО в передовых робототехнических системах, чтобы заполнить пробелы между существующими исследованиями и опубликованными работами. Рассмотрение применения ИИ, МО и ГО в передовых робототехнических системах позволит исследовать и модифицировать характеристики передовых роботов в различных областях применения с целью повышения производительности в передовых робототехнических отраслях. [1]

Под термином «предиктивное обслуживание» обычно подразумевается заблаговременная профилактика и предотвращение возможных сбоев в работе техники или её компонентов, основанные на мониторинге параметров состояния. Это достигается путем анализа данных о текущем состоянии механического оборудования, что позволяет предсказать возможные неисправности, предотвратить выход оборудования из строя, а также определить оптимальный момент для проведения технического обслуживания. [2]

Неплановые простои производственного оборудования могут привести к финансовым потерям и значительному снижению прибыли в долгосрочной перспективе. Отказы механизмов и систем представляют серьезную угрозу для промышленного сектора. Подход предиктивного технического обслуживания направлен на сокращение расходов по сравнению с традиционным планово-предупредительным техническим обслуживанием, которое выполняется в зависимости от периода времени или отработанных часов оборудования.

Преимущества и дополнительные выгоды легко выделить:

1. повышение производственной доступности систем и оборудования за счет сокращения времени простоя;
2. максимально возможный срок службы технологических линий и механического оборудования;

3. оптимизация работы специалистов сервисной службы;

4. проведение технического обслуживания в строгом соответствии с графиком;

5. улучшение рабочих характеристик и производительности оборудования.

В дополнение к очевидным преимуществам предиктивного обслуживания следует учитывать и некоторые недостатки. К ним относятся единовременные инвестиционные затраты на оборудование для установки датчиков, а также на программное обеспечение для анализа и обработки данных. Кроме того, внедрение каждого нового метода подразумевает затраты на переоборудование и обучение персонала.

Предиктивное техническое обслуживание прежде всего находит широкое применение в отраслях, где отказ систем, механизмов или компонентов оборудования может привести к значительным косвенным убыткам и высоким расходам на устранение неисправностей:

1. авиация. Авиакомпании осуществляют установку датчиков на механизмы для своевременной замены изношенных компонентов, таких как турбины или насосы, с целью предотвращения простоев в работе летательных аппаратов;

2. автомобилестроение. Автомобильные компании, работая по принципу "just in time" и имея четко интегрированные цепочки поставок, полагаются на предиктивное техническое обслуживание. Любые проблемы на производстве, такие как незапланированные простои, могут вызвать сбой в функционировании всей цепочки поставок;

3. ветровые турбины. Анализ вибраций позволяет практически полностью предотвратить отказы в работе ветровых турбин;

4. порты. Выход из строя кранов в портах приводит к увеличению времени погрузки или разгрузки судов, что снижает пропускную способность порта и влечет за собой потери.

Эффективность деятельности современной организации в значительной степени зависит от того, насколько полной и достоверной является информация, поступающая в ее структурные подразделения, как по формальным, так и неформальным каналам коммуникации.

В случае недостатка информации для решения управленческих задач, обучения и выполнения заданий организация оказывается в состоянии информационной неопределенности. Недостаток информации, поступающей к высшему руководству организации через внутренние и внешние коммуникационные каналы, может привести к принятию ошибочных решений, смещению целей, потере баланса организации по отношению к внешней среде и утрате связи между высшим руководством и подразделениями организации.

Основными причинами информационной неопределенности чаще всего являются:

1. отсутствие связи организации с внешней средой;

2. неэффективные внутренние коммуникации;
3. разнородная культура организации;
4. недостаточная готовность членов организации к восприятию и обработке поступающей информации;
5. пространственная дифференциация организации.

Преодоление информационной неопределенности может быть достигнуто через установление и расширение внешних связей организации, развитие самоорганизации в подразделениях, улучшение эффективности внутренних коммуникаций и обучение персонала работе с информацией.

Анализ научной литературы показал, что проблеме неопределённости в вычислительном вероятностном анализе (ВВА) уделено недостаточно внимания, несмотря на её важное значение в прогнозной аналитике и робототехнике. Информационная неопределённость, связанная с недостатком или искажением данных, является неотъемлемой частью реальных задач, стоящих перед исследователями и инженерами. [3]

В контексте прогнозной аналитики, информационная неопределённость означает, что не всегда возможно получить полную и достоверную информацию о будущих событиях. Вычислительный вероятностный анализ становится важным инструментом для учёта и управления этой неопределённостью. Используя методы ВВА, аналитики могут выражать неопределённость в виде вероятностных распределений и проводить статистические оценки вероятности возможных сценариев развития событий.

В робототехнике информационная неопределённость также играет ключевую роль. Роботы, взаимодействуя с окружающей средой, сталкиваются с различными источниками неопределённости, такими как нечеткость восприятия, динамические изменения в окружающей среде и труднопрогнозируемые факторы. ВВА в робототехнике позволяет учёт и адаптацию к этим условиям, предоставляя роботам способность принятия решений на основе вероятностных моделей и алгоритмов.

Основная идея ВВА заключается в использовании численных операций и отношений над плотностями вероятностей. Важным аспектом ВВА является построение вероятностных расширений и решение на их основе различных задач. Также временные ряды распределений позволяют оценить возможные риски, возникающие при прогнозе.

С точки зрения временных рядов можно определить временные ряды распределения как совокупность кусочно-полиномиальных функций, упорядоченных по времени. [4]

На рис. 1 представлен большой временной ряд, состоящий из 80000 значений (слева). При помощи техник агрегаций он был превращён во временной ряд распределений (справа), и используя регрессию пространства распределений, можно составить прогноз данного временного ряда. Результат прогноза представляет собой функцию плотности вероятности, что позволяет оценить возможные риски нежелательных ситуаций. Предположим,

если эти точки были даны с сенсора робота, и прогноз временного ряда – траектория движения робота, тогда можно оценить риски столкновения робота с препятствием.

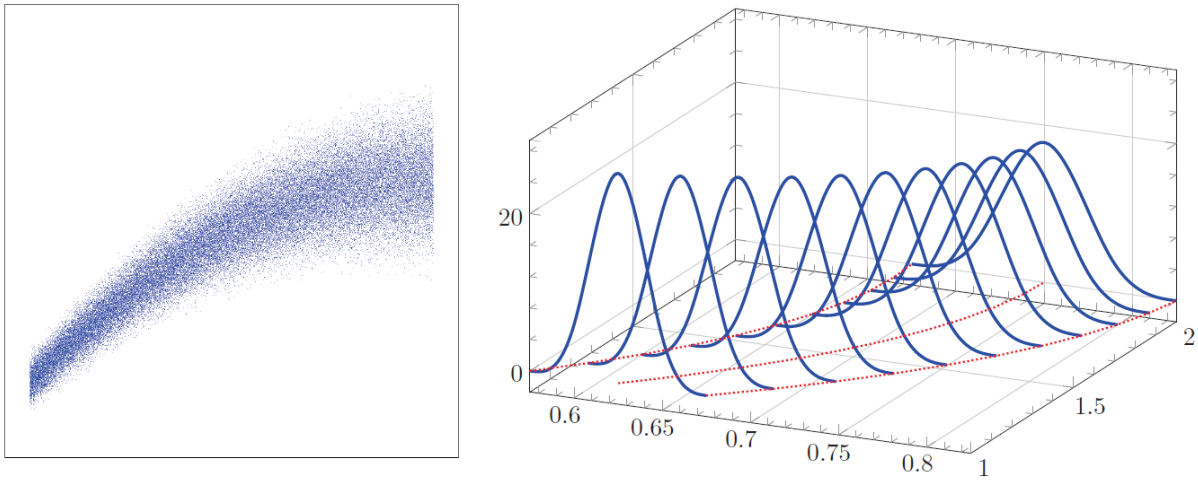


Рис. 1. Исходный большой временной ряд (слева) и его представление в виде временного ряда распределения (справа)

Для робототехники приведенный выше метод решения описанной проблемы способствует повышению надёжности прогнозов для всех аспектов этой отрасли, в том числе и для предиктивного обслуживания, поскольку в этом случае учитываются все риски, которые могут возникнуть на тех или иных этапах использования роботов.

Список литературы

1. Mohsen Soori, Behrooz Arezo, Roza Dastres. Artificial intelligence, machine learning and deep learning in advanced robotics, a review // Cognitive Robotics, Volume 3, 2023, pages 54-70. URL: https://doi.org/10.1016/j.cogr.2023.04.001

2. Предиктивное обслуживание: определение, преимущества, примеры: [сайт]. – 20.11.2023. – URL: https://www.igus.com.ua/info/predictive-maintenance-definition-benefits-examples

3. Добронец Б.С., Попова О.А. Вычислительный вероятностный анализ: модели и методы. Красноярск: Сибирский федеральный университет. 2020. – 236 с.

4. Dobronets, B.S., Popova, O.A. and Merko, A.M. Distributional time series for forecasting and risk assessment // Int. J. Risk Assessment and Management, Vol. 24, 2021, Nos. 2/3/4, pp.140–155.

УДК 519.24

А.Р. Кемельбаева, аспирант, kemelbaevaar@gmail.com
Сибирский федеральный университет, г. Красноярск, Россия

РЕГРЕССИОННЫЕ МОДЕЛИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Аннотация: Машинное обучение получило широкое распространение в робототехнике. В данной статье рассматриваются регрессионные модели машинного обучения. Регрессионные модели используются в алгоритмах обучения с учителем. Обучение с учителем является наиболее успешным в машинном обучении.

Ключевые слова: робототехника, машинное обучение, обучение с учителем, регрессионная модель

A. Kemelbaeva, student, kemelbaevaar@gmail.com
Siberian Federal University, Krasnoyarsk, Russia

REGRESSION MODELS OF MACHINE LEARNING

Abstract: Machine learning has become widespread in robotics. This article discusses machine learning regression models. Regression models are used in supervised learning algorithms. Supervised learning is the most successful in machine learning.

Key words: robotics, machine learning, supervised learning, regression model

Робототехнике в современном мире уделяется особое внимание, ввиду пользы, которую она приносит или может принести человечеству. Робототехнические механизмы уже нашли широкое применение в таких областях как промышленность, медицина, сельское хозяйство и др. Для управления в робототехнике используется машинное обучение.

Машинное обучение (machine learning) – это извлечение знаний из данных. Эта область исследования находится на стыке статистики, искусственного интеллекта и информатики [1].

Наиболее успешными алгоритмами машинного обучения являются те, которые автоматизируют процессы принятия решений путем обобщения известных примеров. Эти модели машинного обучения, известны как обучение с учителем (supervised learning). Обучение с учителем — это направление машинного обучения, объединяющее алгоритмы и методы построения моделей на основе множества примеров, содержащих пары «известный вход-известный выход». Пользователь подает на вход алгоритму входные данные и

© Кемельбаева А.Р., 2023

желаемые выходные данные и алгоритм находит наилучших способ получить результат.

Алгоритмы обучения с учителем используют для решения задач регрессии. Регрессионные модели – предсказывают числовую характеристику объекта.

Рассмотрим задачу регрессии на примере из книги В.Хардле «Прикладная непараметрическая регрессия», которая на русский язык была переведена в 1993 году [2].

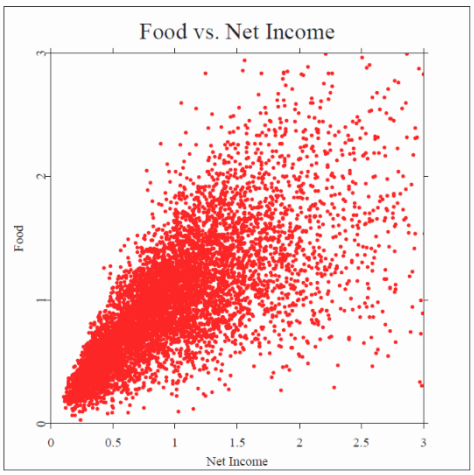


Рис. 1. Зависимость расходов на питание от доходов

Здесь (рис. 1) по горизонтали приведены доходы семейств, а по вертикали их расходы на питание. Всего около 8 000 точек. Сам В. Хардле говорит, что уже для подобных данных необходимо придумывать нечто другое, что учитывало бы всё разнообразие этих данных. Поскольку линейная регрессия, которая прошла бы здесь, не исчерпывает все значения, эти значения более многообразны.

Линейная регрессия

Линейная регрессия является одним из базовых методов машинного обучения. Ее модель предполагает, что переменная отклика представляет собой линейную комбинацию весов, умноженных на набор переменных-предикторов. [2] Модели линейной регрессии представляют собой статистическую процедуру, помогающую прогнозировать будущее. Она применяется в научных сферах и в бизнесе, а также лежит в основе метода обучения с учителем в машинном обучении.

Множественная линейная регрессия - основной и стандартный подход, который применяется чтобы объяснить или предсказать средние значения количественных результатов [3]. Однако во многих обстоятельствах наибольший интерес представляет медиана или определенный квантиль масштабированного результата.

Квантильная регрессия

Квантильная регрессия является расширением классической линейной регрессии, в которой методом наименьших квадратов оценивается условное математическое ожидание зависимой переменной при известных (фиксированных) значениях объясняющих переменных.

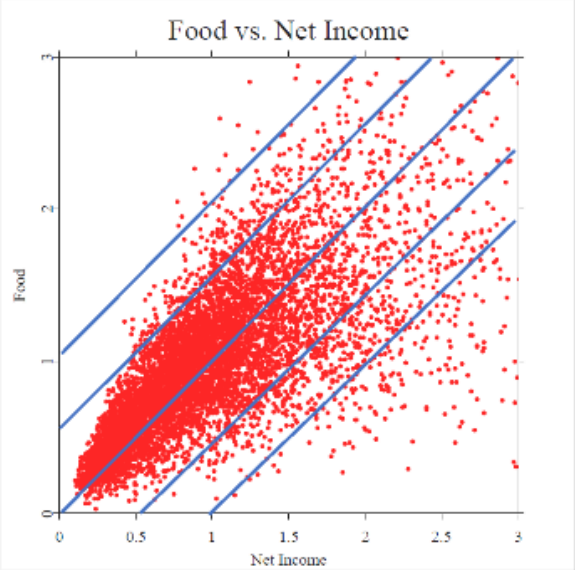


Рис. 2. Квантильная регрессия

GAMLSS

Начиная с 80-х годов появляется новое направление, которое старается учитывать не только математические ожидания, но и полностью распределения.

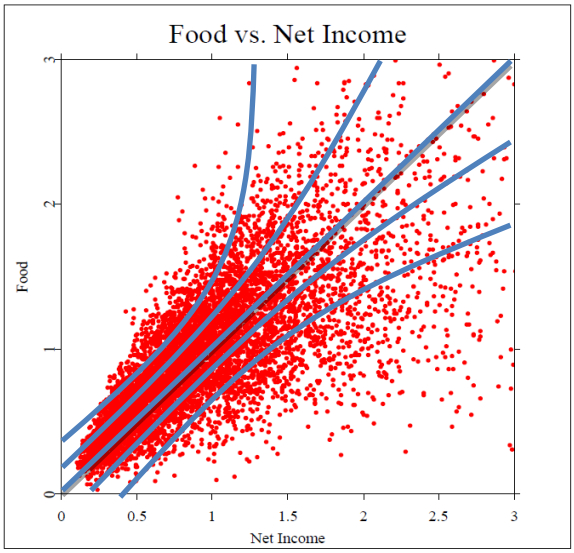


Рис. 3. GAMLSS

На рисунке 2 представлена линейная регрессия (средняя линия) на примере из работы В. Хардле [2], которая обычно проходит через данные в виде квантилей, которые теряют значение. На рисунке 3, мы видим подход, который называется GAMLSS. Здесь, соответственно те же самые квантили отделяют с сохранением формы распределения.

Обобщенная аддитивная модель местоположения, масштаба и формы (GAMLSS) представляет собой подход к статистическому моделированию и обучению. GAMLSS — это современный подход к регрессии, основанный на распределении. Платформа статистического моделирования GAMLSS реализована в виде ряда пакетов в R [4].

Символьная регрессия

Из подходов, которые работают с распределениями, можно выделить символический анализ данных (Symbolic Data Analysis). В то время как традиционные методы регрессии направлены на оптимизацию параметров для заранее заданной структуры модели, символьная регрессия избегает навязывания предварительных предположений и вместо этого выводит модель на основе данных. Другими словами, она пытается обнаружить как структуры модели, так и ее параметры.

Символьная регрессия – это тип регрессионного анализа, который просматривает пространство математических выражений, чтобы найти модель, которая лучше всего соответствует заданному набору данных как с точки зрения точности, так и с точки зрения простоты.

Исходные выражения формируются путем случайного объединения математических строительных блоков, таких как математические операторы, аналитические функции, константы и переменные состояния [5]. Обычно подмножество этих примитивов задается пользователем, но это не является требованием метода. Проблема символьной регрессии для математических функций решалась с помощью различных методов, включая рекомбинацию уравнений, чаще всего с использованием генетического программирования.

Генетический алгоритм – это метод оптимизации, в основе которого лежит идея естественного отбора как средства достижения наилучшего результата. Цель в оптимизации с помощью генетического алгоритма состоит в том, чтобы найти лучшее возможное решение или решения задачи по одному или нескольким критериям.

Функциональная регрессия

Функциональная регрессия – это вариант регрессионного анализа, когда переменная отклика и предикторы включают функциональные данные. Функциональный анализ данных (ФАД) имеет дело с анализом и теорией данных, которые представлены в виде функций, изображений или более общих объектов.

ФАД в целом используются во многих приложениях (климатология, дистанционное зондирование, лингвистика, точное земледелие и т. д.), где данные собираются путем наблюдения за непрерывным явлением во времени или пространстве.

В последнее время ФАД используется для регрессии распределений, но имеет достаточно много ограничений, так как не учитывает свойств распределений.

BBA

Построение регрессионных моделей во многом зависит от свойств эмпирической информации. В Сибирском федеральном университете был сформирован новый подход к моделированию на основе методов *вычислительного вероятностного анализа* (BBA).

Суть данного подхода реализует идею представления эмпирических данных в виде функций распределений на основе применения кусочно-полиномиальных моделей. Его отличительной особенностью является арифметические операции над функцией плотности вероятности. Он работает над кусочно-полиномиальными функциями, некоторые звенья могут быть аналитические функции, которые могут уходить на бесконечность, имеют точки разрыва. Это всё позволяет широко использовать BBA для моделирования.

На рисунке 4 приведен пример использования BBA на примере из работы В.Хардли, показано, как строим распределение. Выделяем полосу шириной 2h и h, строим распределения и далее используем экстраполяцию Ричардсона повышаем точность [7]. В левой части рисунка содержатся результаты моделирования исходных данных, а в правой части аппроксимация функций плотности вероятности максимальных значений.

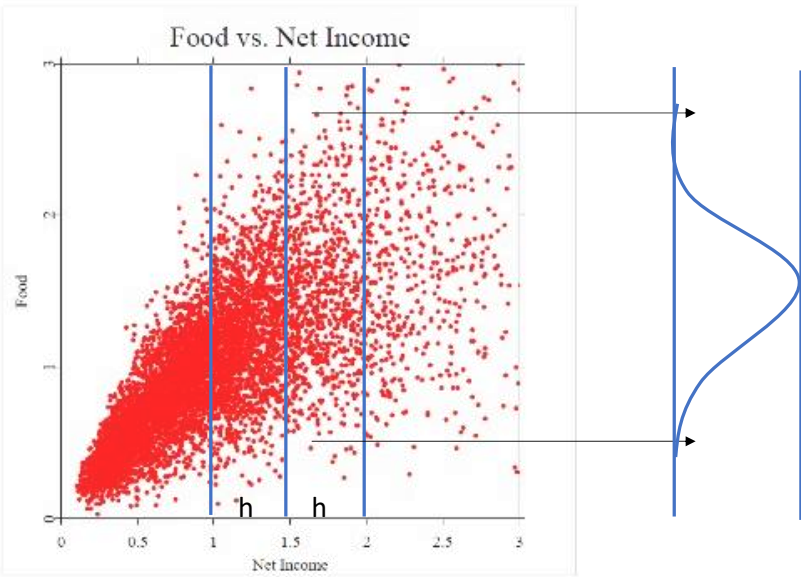


Рис. 4. Модель исходных данных слева и график аппроксимации функций плотности вероятности максимальных значений

Заключение

В данной статье были рассмотрены регрессионные модели машинного обучения, такие как линейная регрессия, квантильная регрессия, символьная и функциональная регрессии, а также новое направление, которое называется вычислительный и вероятностный анализ. Задача регрессии является одной из задач машинного обучения. Наиболее успешными алгоритмами машинного обучения, являются алгоритмы обучения с учителем. В настоящее время разработано большое число алгоритмов обучения с учителем, каждый из которых имеет свои сильные и слабые стороны.

Список литературы

1. Andreas C. Mueller and Sarah Guido Machine learning with python – O'Reilly Media, Incorporated, 2018. – 376 p.

2. Прикладная непараметрическая регрессия [Текст]: переводное издание / В. Хардле; Пер. с англ. А.В. Назина; Под ред. М.Б. Малютова. - М.: Мир, 1993. - 349 с.

3. Дрейпер Н., Смит Г. Прикладной регрессионный анализ. Множественная регрессия = Applied Regression Analysis. — 3-е изд. – М.: Диалектика, 2007. – 912 с.

4. Mikis D Stasinopoulos, Robert A Rigby, Fernanda De Bastiani Um. GAMLSS: A distributional regression approach, 2017. – 27 p. https://core.ac.uk/reader/199307250.

5. Демиденко Е.З. Линейная и нелинейная регрессия. – М.: Финансы и статистика, 1981. – 302 с.

6. Добронец Б.С., Попова О.А. Вычислительный вероятностный анализ: модели и методы: монография. – Красноярск: Сиб. федер. ун-т, 2020. – 236 с.

7. Popova O.A., Dobronets B.S., Merko A.M. Distributionaltime series for forecasting and risk assessment // Modeling and Analysis of Safety and Risk in Complex Systems: Материалы Международной научной конференции. – Санкт-Петербург: Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения, 2020. – 122-128 pp.

УДК 004.436.2

Е.Н. Крючкова, к.ф-м.н., профессор, kruchkova_elena@mail.ru
Е.В. Вопилова, аспирант, vopilova.elena@gmail.com
Алтайский государственный технический университет им. И.И. Ползунова,
г. Барнаул, Россия

АЛГОРИТМЫ ВЫДЕЛЕНИЯ ЗНАЧИМЫХ ТЕРМИНОВ В ЗАДАЧАХ АСПЕКТНО-ОРИЕНТИРОВАННОГО АННОТИРОВАНИЯ НАУЧНЫХ ТЕКСТОВ

Аннотация: Обсуждены результаты работы по созданию аспектно-ориентированного анализатора научных текстов в области фундаментальных дисциплин. В качестве обучающих текстов использованы тематические энциклопедии. Предложена структура семантического ядра системы, а также алгоритм формирования взвешенных семантических графов научных текстов, кластеризация которых позволяет выделить перечень значимых аспектных терминов. Процесс извлечения аспектных терминов продемонстрирован на примере обработки текстов статей по математике. Приведены результаты экспериментов.

Ключевые слова: аспектно-ориентированный анализ, научный лексикон, семантический граф, классификация научных текстов, автоматическая обработка неструктурированных текстов

E.N. Kryuchkova, Ph.D., professor, kruchkova_elena@mail.ru
E.V. Vopilova, postgraduate student, vopilova.elena@gmail.com
Polzunov Altai State Technical University, Barnaul, Russia

ALGORITHMS FOR EXTRACTING SIGNIFICANT TERMS IN ASPECT-ORIENTED ANNOTATION TASKS OF SCIENTIFIC TEXTS

Abstract: The results of work on creation of aspect-oriented analyzer of scientific texts in the field of basic sciences are discussed. Thematic encyclopedias are used as training texts. The structure of the semantic kernel of the system is proposed, as well as an algorithm for the creation of weighted semantic graphs of scientific texts, the clustering of which makes it possible to extract a list of significant aspect terms. The process of extracting aspect terms is demonstrated on the example of processing texts of mathematic articles. The results of experiments are given.

Key words: aspect-oriented analysis, scientific vocabulary, semantic graph, classification of scientific text, automatic processing of unstructured texts

© Крючкова Е.Н., Вопилова Е.В., 2023

Введение

Информационный поиск содержит в своей основе множество индивидуальных задач автоматической обработки текстов [1, 2]. Инструментарий для автоматического извлечения главной информации, содержащейся в научных публикациях, должен обеспечивать не только поиск информации, но, главным образом, ее классификацию, систематизацию и аннотирование, что позволяет пользователю получить доступ именно к той информации, которая ему необходима. В условиях быстро развивающейся науки и появления новых технологий возникает необходимость разработки таких моделей и алгоритмов, которые позволяют быстро настроить систему на новую прикладную область или дополнить существующую систему новыми данными без огромных затрат человеческого труда.

Классические методы автоматической обработки текстов базируются, например, на частотности отдельных термов [3], на схожести отдельных фраз [4], на соответствии между лексиконом запроса и документа [5] и т.д. В последние годы наблюдается повышенный интерес к нейросетевым моделям [6,7].

Классификация и кластеризация [8, 9] - обширный класс задач, связанный с анализом тематической принадлежности текстов.

Эффективное решение задачи тематического анализа невозможно без создания семантической модели предметной области. Тематическое моделирование – одно из современных активно развивающихся направлений обработки естественного языка, в той или иной степени моделирующее понимание текста человеком [10]. Методы автоматического аннотирования научных текстов должны быть связаны с тематикой конкретной научной области, которой принадлежит аннотируемый текст. Более того, использованные в научном тексте термины и языковые конструкции должны быть различимы по их вкладу в содержание текста именно в зависимости от конкретных доменных структур. Например, использование в математическом тексте терминов «последовательность» и «реккуррентное соотношение» должны быть связаны с математической структурой, относящейся к производящим функциям.

Главной задачей данной работы является разработка алгоритма выделения из текста концентрированной информации, наиболее существенной относительно домена. Особенно это важно при обработке достаточно больших текстов научных публикаций, содержащих, как правило, широкий перечень смежной терминологии, из которой необходимо выделить наиболее существенные относительно домена.

В данной работе авторы учитывают тот факт, что множество соответствующих терминов домена не всегда явно присутствуют в анализируемых текстах или присутствуют в них в небольшом количестве. Но они могут по-

являться в нашем сознании в результате установившихся ассоциативных связей.

1. Аспектное реферирование и аннотирование

Реферирование и аннотирование – это способы сокращения объема текста с целью получения краткого изложения главного содержания, что может быть основано на выделении наиболее значимых профессиональных терминов. Составление реферата – это полноценное выделение ключевых фрагментов текста, основных идей и выводов. По сравнению с реферированием аннотирование представляет собой построение менее развернутого содержания и направлено на извлечение краткого перечня рассматриваемых в тексте вопросов. В данной работе мы будем рассматривать проблему автоматического аннотирования как создание краткого списка ключевых тем научной публикации.

Выделяют два вида аннотирования: общее и тематически-ориентированное [11]. При общем подходе практически не делается предположений о предметной области аннотируемого материала. Важность информации определяется исключительно относительно содержания текста без учета специфики домена. Тематически-ориентированная аннотация связана с определенной доменной областью и должна быть основана на использовании базы знаний домена. В данной работе мы будем рассматривать методы аннотирования научных публикаций в области математики.

Список категорий и аспектных терминов существенно зависят от домена, поэтому для эффективного аспектного аннотирования необходимо наложить семантику публикации на семантическое ядро домена. Задачу эффективного наполнения такого семантического ядра можно решить, используя тематические энциклопедии в качестве обучающих данных [12]. Предлагаемые в данной работе алгоритмы экспериментально апробированы при анализе текстов математических публикаций, в качестве семантического ядра построен семантический граф домена "Математика", в котором весовые характеристики связей были расчитаны в процессе автоматической обработки текста пятитомной математической энциклопедии.

Взвешенный граф, построенный в результате совместной обработки текста публикации и семантического графа домена, обеспечивает выделение значимых научных терминов домена в контексте данной публикации.

2. Семантический граф как модель научной публикации

Семантическая модель предметной области представлена в виде взвешенного ориентированного графа $G=(V, U)$, где вершины V содержат термины домена – ключевые понятия и устойчивые словосочетания (n-граммы), а дуги U представляют семантические отношения между ними. Основной проблемой при построении семантического ядра является вычисление весов се-

мантических связей с учетом значимости одного термина для другого. В данной работе для вычисления весов дуг используются статистические методы, основанные на данных о совместной встречаемости слов [13]. Результатом обработки пяти томов математической энциклопедии является граф G_{domain}, содержащий

– 817523 термина;

– 1338269 семантических связей между терминами.

Структура полученного семантического графа представлена на рис. 1.

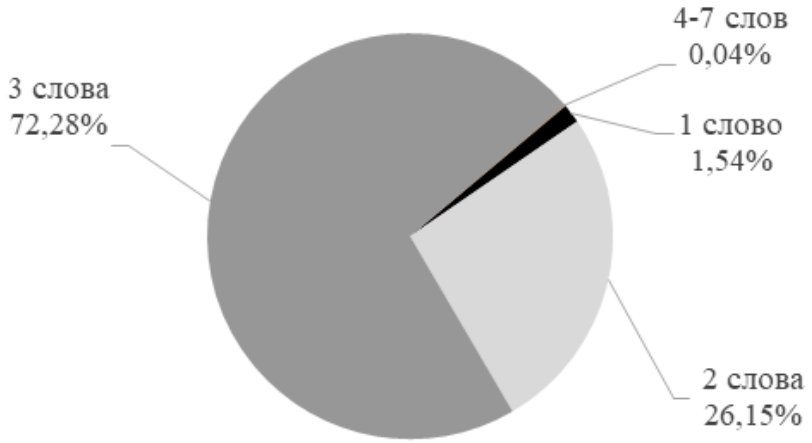


Рис. 1. Соотношение количества вершин определенной длины в семантическом графе «Математика»

3. Кластеризация семантического графа публикации

Для эффективного аспектного аннотирования необходимо объединить базовое семантическое ядро предметной области и специальные знания из анализируемой научной публикации. Тематические аспекты научного текста представляют собой кластеры элементов множества вершин V, которые выделяются на основе частотности появления отдельных терминов в тексте. Веса дуг между вершинами в базовом графе G_{domain} отражают значимость семантических связей между предметными терминами, поэтому появление в тексте некоторого термина $T \in V$ предполагает возможное использование терминов из некоторой окрестности данного термина. При построении окрестности необходимо учитывать пространственное затухание по мере отдаления от термина T – чем дальше от вершины-источника передается ее вес, тем меньшее значение получает вершина в окрестности истока.

Введем следующие обозначения: $f_{init}(T_i)$ – частотность появления термина T_i в анализируемом тексте, γ – коэффициент пространственного затухания.

Тогда в результате работы алгоритма распространения весов с учетом пространственного затухания вершина графа T_i, связанная с T, будет иметь итоговую характеристику частотности

$$f(T_i) = f_{init}(T_i) + p(T, T_i) \cdot \gamma \cdot l(T, T_i), \quad (1)$$

где $l(T, T_i)$ – число дуг на этом пути, $p(T, T_i)$ – произведение весов дуг на кратчайшем пути от T к T_i.

Результатом обработки текста публикации является граф G_{text}, являющийся подграфом базового семантического графа G_{domain}. Веса вершин G_{text} рассчитаны с учетом прямой и распространенной частотности по формуле (1). Изменяя значение коэффициента пространственного затухания можно управлять размерами области графа, на который распространяется влияние частотности использованного термина.

Для определения тематических аспектов научной публикации выделены кластеры взвешенных вершин графа G_{text}. Для кластеризации вершин применен алгоритм k-medoids, который является модификацией классического алгоритма кластеризации k-means. Данный алгоритм пригоден для использования на графах, так как в этом случае центром кластера может выступать не произвольная точка, а только точка из набора обозначенных [14].

Введем числовую характеристику для оценки качества разбиения на кластеры, вычисляемую следующим образом:

$$q = \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{k_i} w(T_j, M_i), \quad (2)$$

где n – количество кластеров, k_i – количество вершин в i-ом кластере кроме центра M_i, $w(T_j, M_i)$ – вес дуги в базовом графе G_{domain} между j-ой вершиной i-го кластера и центром данного кластера M_i.

Кластеризация выполняется до достижения максимально возможного значения характеристики q –вершины перераспределяются по кластерам пока значение q продолжает увеличиваться.

Результаты проведенного аспектного аннотирования статьи «Асимптотическое разложение и асимптотическая формула для корня трансцендентного уравнения с параметром» [15] приведены в таблице 1.

Таблица 1. **Тематические аспекты статьи «Асимптотическое разложение и асимптотическая формула для корня трансцендентного уравнения с параметром»**

№	Центр кластера	Вес термина	Суммарный вес кластера
1	Приближение	11,03	175,20
2	четная функция	1,18	172,34
3	многочлен Чебышева	2	154,25
4	скорость сходимости	3	150,69
5	вычислительный алгоритм	1	90,72
6	вещественное число	1,03	51,81
7	Тангенс	4,62	17,86

Заключение

Предложен и реализован семантико-статистический алгоритм определения значимых аспектов в научных публикациях. Наиболее затратной фазой работы является предобработка текста и извлечение статистических данных. Построение взвешенного графа публикации занимает не более 7 секунд, кроме того, кластеризация вершин графа выполняется в среднем за 30-40 секунд. Невысокая вычислительная сложность алгоритма в сочетании с хорошей точностью выделения центров кластеров в качестве значимых аспектов позволяет использовать предлагаемый алгоритм для задач аспектного аннотирования научных текстов.

Список литературы

1. Mitra, B., Craswell, N. An introduction to neural information retrieval. Now Foundations and Trends // Foundations and Trends of Information Retrieval. – Vol.13. – 2018. – pp.1-126.

2. Grossman, D., Frieder, O. Information retrieval: Algorithms and heuristics. – Springer Science & Business Media, 2004. – 332 p.

3. Дубинина Е.Ю. Автоматическое выделение ключевых лексических единиц научного текста в процессе реферирования // Научная сессия ГУАП: Сборник докладов. – Санкт-Петербург, 2018. – Том 3. – С. 115-118.

4. Gao J., Nie J., Wu G., Cao G. Dependence language model for information retrieval // In Proceedings of the 27th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval, 25 July 2004. – pp. 170-177.

5. Lavrenko, V., Croft, W. B. Relevance-based language models // In ACM SIGIR Forum– Vol.51. – №2. – 2017. – pp. 260-267.

6. Onal, K. et al. Neural information retrieval: At the end of the early years. // Information Retrieval Journal. – Vol.21(2-3). – 2018. – pp.111-182.

7. Goldberg Y. Neural Network Methods for Natural Language Processing. Morgan & Claypool Publishers, 2017. – 309 p.

8. Berna A, B., Ganiz, M. Semantic text classification: A survey of past and recent advances // Information Processing & Management. – Vol.54(6). – 2018. – pp.1129-1153.

9. Patra, A., Singh, D. A survey report on text classification with different term weighing methods and comparison between classification algorithms // International Journal of Computer Applications. – Vol.75(7). – №7. – 2013. – pp.14-18.

10. Chang J., Reading Tea Leaves: How Humans Interpret Topic Models / J. Chang, J. Boyd-Graber, C. Wang, S. Gerrish, D. Blei // Advances in Neural Information Processing Systems 22: 23rd Annual Conference on Neural Information Processing Systems 2009, 7-10 December 2009. – pp. 288-296.

11. Nenkova A., Sameer M., Yang L. Automatic Summarization // Foundations and Trends in Information Retrieval. – Vol. 5. – 2011. – pp.103-233.

12. Бачище О.И., Крючкова Е.Н., Шушаков Д.С. Проблемы автоматической обработки научных текстов на основе извлечения информации из энциклопедий соответствующих доменных областей // Программная инженерия. – Том 14. – №1. – 2023. – С. 42-50. https://doi.org/10.7587/prin.14.42-50.

13. Вопилова Е.В. Характеристические функции вычисления значимости терминов в семантической модели представления научных знаний // Материалы IX Международной конференции «Знания – Онтологии – Теории» (ЗОНТ – 2023) 2-6 октября 2023 года. – Новосибирск: Институт математики им. С.Л.Соболева СО РАН, Новосибирский государственный университет, 2023. – С. 49.

14. Дмитриев И.Н. Быстрый алгоритм кластерного анализа k-medoids // ПДМ. – №39. – 2018. – С. 116-127.

15. Деркунова Е.А. Асимптотическое разложение и асимптотическая формула для корня трансцендентного уравнения с параметром //Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия «Математика. Механика. Физика». – Т.14. – №4. – 2022. – С. 5-11.

УДК 519.87+519.854

О.А. Кутненко, к.т.н., с.н.с., olga@math.nsc.ru
Институт математики имени С.Л. Соболева СО РАН, г. Новосибирск, Россия

ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ СЛОЖНОСТЬ ЗАДАЧИ ВЫБОРА ТИПИЧНЫХ ПРЕДСТАВИТЕЛЕЙ ВЫБОРКИ

Аннотация: Доказана NP-трудность в сильном смысле двух задач когнитивного анализа данных – задачи таксономии и задачи выбора подмножества типичных представителей классифицированной выборки, состоящей из объектов двух образов. Для количественной оценки качества множества выбранных типичных представителей выборки (прототипов) используется функция конкурентного сходства, с помощью которой оценивается сходство объекта с ближайшим типичным объектом.

Ключевые слова: NP-трудность, таксономия (кластеризация), выбор типичных объектов (прототипов), функция конкурентного сходства

O.A. Kutnenko, Ph.D., senior researcher, olga@math.nsc.ru
Sobolev Institute of Mathematics, SB of RAS, Novosibirsk, Russia

COMPUTATIONAL COMPLEXITY OF THE PROBLEM OF SELECTING TYPICAL SAMPLE REPRESENTATIVES

Abstract: NP-hardness in the strong sense of two problems of cognitive data analysis is proved, that is the problem of taxonomy and the problem of selecting a subset of typical representatives of a classified sample consisting of objects of two images. To quantify the quality of the set of selected typical representatives of the sample (prototypes), the Function of Rival Similarity is used, which evaluates the similarity of an object with the closest typical sample representative.

Key words: NP-hardness, taxonomy (clustering), selection of typical objects (prototypes), function of rival similarity

Задача таксономии (кластеризации) – это задача разбиения неклассифицированной выборки объектов на непересекающиеся подмножества (кластеры) таким образом, чтобы каждый кластер состоял из близких (похожих) по некоторому критерию объектов, непохожих на объекты других кластеров. В анализе данных эта проблема относится к классу задач обучения без учителя. Особенностью задачи таксономии неклассифицированной выборки является то, что априори неизвестны как принадлежность объек-

© Кутненко О.А., 2023

тов выборки к тому или иному образу (классу), так и число таких образов. Для решения задачи используется редуцированная функция конкурентного сходства — FRiS-функция (Function of Rival Similarity) [1]:

$$F^*(z,\mathrm{A}) = \frac{\tau^* - \tau(z,\mathrm{A})}{\tau^* + \tau(z,\mathrm{A})},$$

где A – выборка, τ^* – константа, интерпритируемая как расстояние от каждого объекта $z \in \mathrm{A}$ до виртуального образа (или образа-конкурента), все объекты которого являются прототипами и расстояние от любого объекта A до ближайшего объекта образа-конкурента равно τ^*; $\tau(z,\mathrm{A}) = \min\limits_{x \in \mathrm{A}\setminus\{z\}} \tau(z,x)$ – расстояние от объекта z до множества $\mathrm{A}\setminus\{z\}$.

Обозначим через $\mathbf{S}_\mathrm{A}$ множество прототипов выборки A. Для оценки качества этого множества используется усредненная величина:

$$H(\mathrm{A},\mathbf{S}_\mathrm{A}) = \frac{1}{|\mathrm{A}|}\sum_{z \in \mathrm{A}\setminus\mathbf{S}_\mathrm{A}} F^*(z,\mathbf{S}_\mathrm{A}).$$

Для решения рассматриваемой задачи требуется найти множество $\mathbf{S}_\mathrm{A}$ прототипов выборки A, на котором достигается максимум функционала H.

Доказательство NP-трудности в сильном смысле задачи таксономии выполнено сведением известной NP-полной задачи о вершинном покрытии графа к задаче выбора подмножества, на котором значение функционала H максимально.

Задача ВП (вершинное покрытие) [2]. Дан граф $G(V,E)$ и положительное целое число $J \le |V|$. Имеется ли в графе G вершинное покрытие не более чем из J элементов, то есть такое подмножество $V' \subseteq V$, что $|V'| \le J$ и для каждого ребра $\{u,v\} \in E$ хотя бы одна из вершин u или v принадлежит V'?

Для доказательства потребуется

Утверждение 1. Для любых $r \in \mathbf{Q}$ и $R \in \mathbf{Q}$, удовлетворяющих условию $0 < r < R$, существует r_1 такое, что выполняются следующие неравенства:

$$0 < r < r_1 < R,$$

$$\frac{2(r_1 - r)}{r_1 + r} + \frac{r_1 - R}{r_1 + R} < 0.$$

Здесь $\mathbf{Q}$ – множество рациональных чисел.

Получено, что множество значений r_1 задается следующим образом:

$$r_1 \in \left(r, \frac{r - R + \sqrt{r^2 + R^2 + 34rR}}{6} \right).$$

Теорема 1. Задача поиска наименьшего вершинного покрытия произвольного графа $G(V,E)$ сводится к задаче выбора из некоторой искусственной выборки X_G множества объектов $\mathbf{S}_{\mathrm{A}}^{*}$, на котором достигается максимум функционала H. Причем выборка X_G строится по G за полиномиальное время и имеет полиномиальное количество объектов относительно $|V|+|E|$.

На рис. 1 приведено построение искусственной выборки X_G по графу G, состоящему из четырех вершин. Для r, r_1, $R<2r$ выполняются условия утверждения 1.

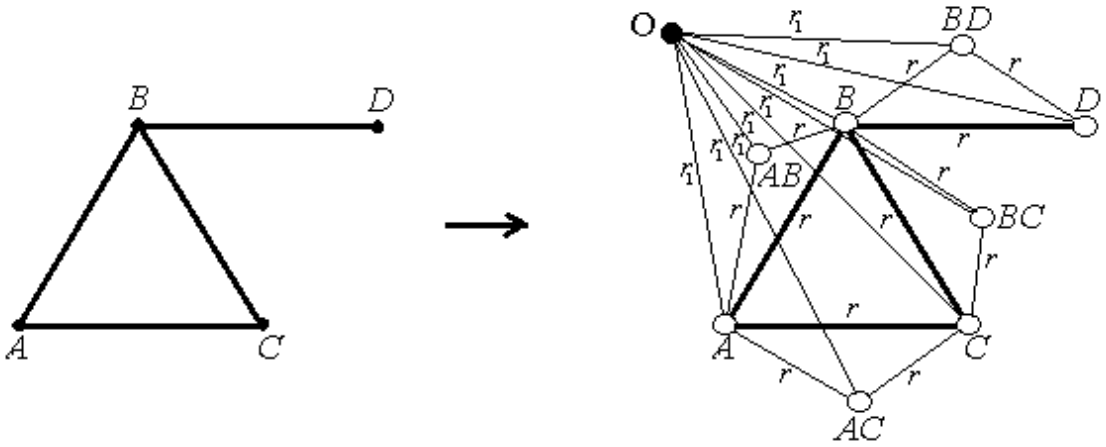


Рис. 1. Пример графа G и построение искусственной выборки X_G

Замечание 1. Из теоремы 1 следует, что задача таксономии NP-трудна в сильном смысле.

Задача выбора подмножества прототипов выборки, состоящей из объектов двух образов, является типичной в анализе данных. Предполагается, что разбиение на два класса задано, и каждый класс может описываться несколькими прототипами. Задачу таксономии можно рассматривать как частный случай данной задачи при условии, что один из образов состоит из одного объекта. В рассматриваемой постановке в качестве прототипов выборки, состоящей из объектов двух классов, выбираются объекты, на которые максимально похожи объекты из того же класса и не похожи объекты другого класса.

Обозначим через $\mathbf{S}_\mathrm{A}$ и $\mathbf{S}_\mathrm{B}$ множества прототипов образа A и образа B, соответственно. Для оценки качества выбранных прототипов используется усредненная величина:

$$H(\mathrm{A},\mathbf{S}_\mathrm{A},\mathrm{B},\mathbf{S}_\mathrm{B}) = \frac{1}{|\mathrm{A}\cup\mathrm{B}|}\left(\sum_{x\in\mathrm{A}\setminus\mathbf{S}_\mathrm{A}}\frac{\tau(x,\mathbf{S}_\mathrm{B})-\tau(x,\mathbf{S}_\mathrm{A})}{\tau(x,\mathbf{S}_\mathrm{B})+\tau(x,\mathbf{S}_\mathrm{A})}+\sum_{x\in\mathrm{B}\setminus\mathbf{S}_\mathrm{B}}\frac{\tau(x,\mathbf{S}_\mathrm{A})-\tau(x,\mathbf{S}_\mathrm{B})}{\tau(x,\mathbf{S}_\mathrm{A})+\tau(x,\mathbf{S}_\mathrm{B})}\right).$$

Для решения рассматриваемой задачи требуется найти множества $\mathbf{S}_\mathrm{A}$ и $\mathbf{S}_\mathrm{B}$ прототипов выборки, на которых достигается максимум функционала H.

Из теоремы 1 получим

Следствие 1. Задача поиска множества прототипов выборки, представленной объектами двух классов, NP-трудна.

Замечание 2. Из следствия 1 следует, что выбора прототипов выборки, представленной объектами двух классов, NP-трудна в сильном смысле.

Доказана NP-трудность в сильном смысле экстремальных задач поиска множества типичнх объектов анализируемых данных, на котором достигается согласно заданным критериям максимум оценки качества выбранных прототипов. Таким образом, показана труднорешаемость соответствующих проблем анализа данных, что обосновывает применение различных эвристических алгоритмов для решения задач выбора прототипов классифицированных, неклассифицированных и смешанных выборок, в которых для количественной оценки качества выбранных типичных объектов образов используется функция конкурентного сходства [3, 4]. Отметим, что алгоритмов поиска типичных объектов данных с гарантированными оценками точности для решения рассмотренных задач в настоящее время неизвестно.

Работа выполнена в рамках государственного задания ИМ СО РАН (проект № FWNF-2022-0015).

Список литературы

1. Борисова И.А. Алгоритм таксономии FRiS-Tax // Научный вестник НГТУ. Новосибирск: Изд-во НГТУ. – № 3. – 2007. – С. 3-12.

2. Гэри М., Джонсон М. Вычислительные машины и труднорешаемые задачи. М: Мир, 1982, – 416 с.

3. Борисова И.А., Дюбанов В.В., Загоруйко Н.Г., Кутненко О.А. Сходство и компактность. Доклады 14-ой Всероссийской конференции Математические методы распознавания образов (ММРО–14). М: Макс Пресс. 2009. С. 89-92.

4. Загоруйко Н.Г., Борисова И.А., Дюбанов В.В., Кутненко О.А. Количественная мера компактности и сходства в конкурентном пространстве // Сибирский журнал индустриальной математики. – Т. 13. – № 1. – 2010. – С. 59-71.

УДК 614.841

Нгуен Выонг Ань, адъюнкт, vuonganh2709@gmail.com
Академия ГПС МЧС России, г. Москва, Россия

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ОБРАТНОГО РАСПРОСТРАНЕНИЯ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРОФИЛАКТИЧЕСКИХ МЕРОПРИЯТИЙ ПО ПРЕДОТВРАЩЕНИЮ ПОЖАРОВ В СОЦИАЛИСТИЧЕСКОЙ РЕСПУБЛИКЕ ВЬЕТНАМ

Аннотация: предлагается использовать модели искусственного интеллекта для оценки эффективности профилактических мероприятий с точки зрения агрегирования базы данных по уровню эффективности в сечениях стандартной базы данных: пожары - профилактика - гибель. Обсуждаются вопросы уточнения качественных характеристик муниципальных образований путем деления их на подклассы для повышения эффективности профилактических мероприятий.

Ключевые слова: искусственный интеллект, профилактический мероприятий, кластерный анализ, нейронная сеть.

Nguyen Vuong Anh, Postgraduate, vuonganh2709@gmail.com
State Fire Service Academy of the Ministry of Emergency Situations of Russia

APPLICATION OF BACK PROPAGATION NEURAL NETWORKS FOR PREDICTING THE EFFECTIVENESS OF PREVENTIVE MEASURES TO PREVENT FIRES IN THE SOCIALIST REPUBLIC OF VIETNAM

Abstract: It is proposed to use artificial intelligence models to assess the effectiveness of preventive measures from the point of view of database aggregation by level of effectiveness in sections of a standard database: fires - prevention - death. The issues of clarifying the qualitative characteristics of municipalities by dividing them into subclasses to increase the effectiveness of preventive measures are discussed.

Keywords: artificial intelligence, preventive measures, cluster analysis, neural network.

В литературе известен ряд моделей искусственного интеллекта (ИИ), применяемых для поддержки принятия решений по предотвращению чрезвычайных ситуаций, в частности пожаров [1]. В предыдущей работе [1] методами статистического и дискриминационного анализа оценивалась эффективность профилактических мероприятий на снижение числа пожаров и жертв от них. Было установлено ряд статистически значимых корреляций, в

© Нгуен Выонг Ань, 2023

частности, между относительной безопасностью (гибель на пожарах к населению) муниципального образования (МО) и его размерами и значимое снижение эффективности профилактических мероприятий с ростом численности населения. В тоже время, дальнейшее разделение МО на подклассы МО, указывает на большую чуствительность эффективности профилактики к численности населения для подкласса тип 1- городские районы областного центра по сравнению с подклассом тип 11- города и иные МО этого типа в области. Для решения этой задачи предполагается использовать классифицирующий искусственный интеллект на основе многослойных нейронных сетей обратного распространения.

В простейшей модели на входе НС качественная переменная - тип МО и количественная переменная переменных - численность населения МО; на выходе НС категориальная переменная - эффективность профилактических мероприятий. Качественная категориальная переменная на входе нейронной сети A_i , *i=0…M-1, M* - количество категорий (в нашем случае - три типа муниципальных образований) взаимно однозначно отображалась на матрицу a_i^j, где *j* – количество реализаций процесса обучения *j=0…N-1*, причем $a_i^j = 1$ для *i=0…M-1,* если процесс обучения *j* реализован для категории *i* и $a_i^j = 0$ в противном случае.

Категориальная переменная на выходе НС была реализована следующим образом. В трехмерном пространстве количественных характеристик эффективности профилактической работы [1] - отношения пожаров, гибели населения в течения года к количеству профилактических мероприятий в прошедший год и гибели к населению проводился кластерный анализ методом *K*-средних [3,4]. Вычислялись трехмерные координаты центров кластеров, количество точек в них их, границы. Попадание реализации в тот или иной кластер считалось качественной переменной *level_0, level_1*…, которая отображалась способом, описанным выше, на матрицу b_i^j , где теперь *i=0…Q-1, Q* - количество кластеров. Преимущества подобного метода оценки эффективности профилактических мероприятий в возможности как интегральной оценки в трехмерном пространстве так и анализ в любых сечениях пространствах (в нашем случае размерности 1 и 2) в рамках единой модели.

В качестве базы обучения системы искусственного интеллекта использовались данные о типе МО, численности жителей, количестве профилактических мероприятий, пожаров и гибели на всей территории Социалистической Республики Вьетнам за период 2017-2019 гг. Общее количество реализаций *N=189* , количество кластеров полагалось равным *Q=2* [2]. Было реализовано пакетное обучение – размер пакета *q=0.1,* размер тестирования *p=0.3* от общей базы. В качестве внутреннего слоя НС использовался слой суммирования с нулевой активацией (*relu*), выходной слой имел функцию активации (*softmax*):

$$V(z_i) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{i=0}^{Q-1} e^{z_i}}, \quad (1)$$

где z_i значение входа в i нейрон выходного слоя, Q количество классов обучения

В качестве меры качества обучения использовалась категориальная кросс-энтропия:

$$W(z_i) = -\sum_{i=0}^{Q-1} y_i \, log(z_i), \quad (2)$$

где y_i ожидаемый выход, z_i реализованный выход

Вариабельными переменными являлись количество эпох обучения *S*, топология НС, размерность пространства выходных переменных. Оценкой эффективности НС после обучения была величина *p* - доля правильно предсказанных кластеров на тестовой последовательности. Обучение реализовывалось методом обратного распространения с использованием стохастической градиентной оптимизации. Все входные переменные нормировались на свое максимальное значение.

Введены обозначения x_1 - гибель/профилактика, x_2 - пожары/профилактика, x_3 - гибель/население. Границы областей, отнесенные к разным кластерам, представлены в табл.1.

Табл.1 **Безразмерные центры кластеров для пространственных переменных**

Переменные	Кластеры	
	1	2
x_1	0.007	0.123
x_2	0.042	0.175
x_3	0.047	0.423

Результаты обучения представлены в таблице 2. Каждое обучение с заданным количеством эпох реализовывалось три раза. Представлены средние значения вероятности правильного предсказания на тестовом наборе.

Следующий шаг уточнения модели - разбиение категориальных переменных на входе сети на подклассы [1]: подкласс 1- городские МО областного центра (Например: Ханой, Хошимин,…) и подкласс 11- города области. Теперь на входе четыре качественных переменных и одна количественная. Соответствующее тестирование обученной модели представлено в таблице 3.

Табл. 2 ***P*- вероятность правильного предсказания на тестовом наборе, *K* – число нейронов скрытого слоя, *S*- количество эпох обучения.**

K	*P*		
	S=100	*S*=500	*S*=5000
64	0.571	0.461	0.520
128	0.576	0.666	**0.676**
256	0.560	0.592	0.633

Табл.3 ***P*- вероятность правильного предсказания на тестовом наборе, *K* – число нейронов скрытого слоя, *S* - количество эпох обучения. Модель учитывает подклассы МО.**

K	*P*		
	S=100	*S*=500	*S*=5000
64	0.586	**0.778**	0.533
128	0.601	0.482	0.666
256	0.629	0.561	0.550

Рассмотрим теперь результаты обучения НС в сечениях выходного категориального пространства. В качестве примера возьмем одномерное сечение гибель/профилактика и пожары/профилактика. Результаты представлены в табл. 4.

Табл. 4 **P- вероятность правильного предсказания на тестовом наборе, K – число нейронов скрытого слоя, S - количество эпох обучения. Модель анализирует одномерные сечения выходных переменных; количество эпох обучения S=100, 500.**

	P			
K	*S=100*		*S=500*	
	x_1	x_2	x_1	x_2
64	0.571	0.678	0.607	0.615
128	0.590	0.566	0.703	0.556
256	0.681	0.652	**0.818**	**0.708**

Увеличение числа эпох обучения до 5000 в одномерном категориальном пространстве не меняет вероятность правильного предсказания.

Таким образом, надежность предсказания на тестовом наборе в трехмерном выходном категориальном пространстве составляет 0.676 при 128 нейронах скрытого слоя и 5000 эпохах обучения (табл. 2). Дальнейший рост количества нейронов и длительности обучения не приводит к существенному изменению надежности предсказания. Увеличение размерности категориального пространства на входе сети (МО 1 и 11 подклассов) приводит к увеличению вероятности правильного предсказания до 0.778 уже при 64 нейронах скрытого слоя и 500 эпохах обучения (табл. 3).

Предсказания в одномерных сечениях категориального пространства в сечении гибель/профилактика слабо зависят от числа нейронов, если их больше 64 и максимальная вероятность правильной классификации составляет 0.818 уже при 500 эпохах. Надежность классификации в одномерном сечении категориального пространства пожары/профилактика меньше – 0.708 и при этом слабо зависят от числа нейронов скрытого слоя (K>=64) продолжительности обучения (S>=500).

Высокая надежность прогнозов профилактика/гибель связана, очевидно, с тем, что профилактические мероприятия во Вьетнаме реализуются эффективно, что приводит к снижению количества людей, погибших в результате пожаров. Кроме того, меньшая вероятность прогнозирования пожа-

ры/профилактика означает, что количество пожаров меньше, чем при профилактике.

Таким образом, полученные результаты позволяют повысить эффективность принятия управленческих решений с точки зрения распределения сил и средств выделяемых на профилактику пожаров.

Список литературы

1. Авдеенко А.М., Лахвицкий Г.Н., Нгуен Выонг Ань, Сатин А.П., Бурлаченко К.Г. Некоторые особенности исследования многомерной базы пожаров с использованием инструментария кластерного анализа // Пожарная и аварийная безопасность: Материалы 17-й Международной научно-практической конференции. – Иваново, 2022. – 4 с.

2. Воронцов К.В. Алгоритмы кластеризации и многомерного шкалирования: Курс лекций. – М.: МГУ, 2007. – 19 с.

3. Гмурман В.Е. Теория вероятностей и математическая статистика. Учеб. пособие для втузов. – М.: Высшая школа, 1977. – 479 с.

4. Jain A., Murty M., Flynn P. Data Clustering: A Review // ACM Computing Surveys. 1999. Vol. 31, no. 3. – pp. 264-323.

УДК 519.24

О.А. Попова, к.т.н., доцент, OlgaArc@yandex.ru
О.А. Поскребышева, магистрант, olgaklimovaaa80@gmai.com
Сибирский федеральный университет, г. Красноярск, Россия

МАТЕМАТИЧЕСКИЕ ПОДХОДЫ К МОДЕЛИРОВАНИЮ В ЗАДАЧАХ СОГЛАСОВАННОГО ВЗАИМОДЕЙСТВИЯ

Аннотация: Рассматриваются подходы к построению математических моделей группового взаимодействия мобильных роботов на основе оптимизационного подхода. Предлагается метод для построения области согласованных ограничений в условиях неопределенности.

Ключевые слова: групповое взаимодействие, оптимизационная модель, область согласованных ограничений, мобильные роботы, случайное программирование, вычислительный вероятностный анализ.

O.A.Popova, Ph.D, associate professor, OlgaArc@yandex.ru
O.A. Poskrebysheva, master's student, olgaklimovaaa80@gmai.com
Siberian Federal University, Krasnoyarsk, Russia

MATHEMATICAL APPROACHES TO MODELING IN THE TASKS OF THE AGREED INTERACTIONS

Abstract: Approaches to constructing mathematical models of group interaction of mobile robots based on optimization models are considered. A method for constructing a domain of consistent constraints under conditions of uncertainty is proposed.

Key words: group interaction, optimization model, joint constraint area, mobile robots, random programming, computational probabilistic analysis.

Мобильные роботы нашли применение в самых различных областях: промышленность, медицина, исследования и наука, бытовые задачи, транспорт и т. д. Сегодня использование групп роботов вместо одиночных роботов становится все более частым. Этому есть вполне разумное объяснение: одиночный робот, несмотря на свой интеллект, ограничен в решении задач в виду сравнительно малых собственных возможностей, это, как правило, малое число выполняемых функций, небольшой радиус действия, невозможность функционирования в экстремальных условиях. Поэтому при решении слож-

© Попова О.А., Поскребышева О.А., 2023

ных задач возникает потребность использования групп роботов. Для решения общей задачи группа роботов должна взаимодействовать друг с другом и действовать как единое целое. Каждое действие отдельного робота должно способствовать достижению наилучшего коллективного результата, т.е. группе необходимо принять коллективное решение. Коллективный интеллект – это специфическая форма распределенных систем управления, основанная на моделях, где принятие решений происходит коллективно. При этом в реальном мире принятие решений практически никогда не происходит в идеальной среде. Поэтому крайне актуальной является проблема группового управления мобильными роботами в условиях сложной, недетерминированной, динамической среды.

Анализ публикаций показал, что во многих работах функционирование группы роботов рассматривается в идеализированной искусственно созданной среде. В работе [1] описывается построение системы коллективного интеллекта, использующей множество вычислительных элементов (процессоров) для реализации алгоритма роевого поведения. Это техническое решение позволяет избежать зависимости от ведущего вычислительного устройства, которое авторы считают слабым звеном в топологии вычислительной архитектуры. В другой работе [2] представлен пример параллельных вычислительных процессов, где в модели коллективного принятия решений отказались от синхронизации, и каждый процессор выполняет собственное задание, обеспечивая полную независимость. Это особенно выгодно для систем с открытой вычислительной архитектурой. В работе [3] представлены результаты проектирования системы управления мобильными роботами на базе детерминированных моделей коллективного принятия решений. Модель управления мобильными роботами представляет собой задачу многомерной оптимизации, которая распределена равномерно между вычислительными устройствами.

Важно отметить, что использование детерминированных моделей в задачах управления мобильными роботами влечет за собой управление, содержащее ошибки, приводящие к потерям и высоким рискам. Данные модели делают затруднительным учет наступления непредвиденных ситуаций, а также оценку рисков наступления этих событий. При этом случайные факторы играют существенную роль в достоверности принимаемых решений. Например, такими случайными факторами могут быть: факторы движения (при движении робота на него могут влиять внешние возмущения), случайные возмущения, возникновение информационных искажений, искажение траектории в зависимости от факторов освещения. Помимо этого, ограничения также могут содержать неопределенность. Неопределенность — это неполное или неточное представление о значениях различных параметров в будущем, порождаемое различными причинами [4]. Отсутствие объективной и полной информации о распределении параметров приводит к необходимости рассматривать специальные методы и подходы работы с данными [5].

В статье [4] отмечается, что процесс согласованного взаимодействия участников в отличие от индивидуального должен подчиняться определенным ограничениям, которые представляют собой балансовые соотношения, в рамках которых группа лиц может рассматриваться как единое целое. Поведение каждого участника группы можно описать, как некоторую задачу оптимизации, в которой интерес участника представлен в виде соответствующей целевой функции с ограничениями. Тогда, в случае группового взаимодействия, мы имеем систему задач оптимизации в области согласованных ограничений.

Как пример, рассмотрим общую постановку задачи группового взаимодействия. Пусть в некотором недетерминированном пространстве задан процесс группового принятия решения. Каждый робот имеет свою задачу, определенную соответствующей целевой функцией и ограничениями.

Тогда оптимизационная модель согласованного взаимодействия для группы мобильных роботов может быть записана в следующем виде:

$$F(X,\mathrm{C}) = \begin{cases} f_1(X,\mathrm{C}), \\ f_2(X,\mathrm{C}), \\ \dots \\ f_M(X,\mathrm{C}) \end{cases} \quad (1)$$

где $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, C – вектор случайных параметров

$$F(X,\mathrm{C}) \to max,$$

$$g_i(X,\mathrm{C}) \le 0, x_i \ge 0, i = 1,2,\dots,m.$$

Подобные задачи сводятся к задачам линейной и нелинейной оптимизации, включая методы линейного программирования [6]. Случай линейного программирования с интервальной неопределенности рассмотрен в [5]. В работе [6] показано, что в случае стохастической неопределенности можно использовать случайное линейное программирование. В этом случае решение оптимизационной задачи можно найти, решив систему линейных алгебраических уравнений со случайными коэффициентами.

$$Ax = b. \quad (2)$$

Систему (2) будем решать методами вычислительного вероятностного анализа [7]. Вычислительно вероятностный анализ – это новый раздел вычислительной математики, который разработан для решения различных задач, связанных со стохастическими неопределенностями в данных. Он применяется в условиях эпистемической и элиторной неопределенности и основан на использовании численных операций над плотностями вероятностей случайных величин и их функций. Особое внимание уделяется вычислению функций случайных аргументов [7].

В качестве примера приведем решение модельной задачи, где $A = (a_{ij})$ — случайная матрица, коэффициенты имеют равномерное распределение с носителями $a_{11} \in [2;4], a_{12} \in [0;1], a_{21} \in [0;1], a_{22} \in [2;4]$; b=(b_i) – случайный вектор с носителями $b_1 \in [1;2], b_2 \in [1;2]$.

На рисунке 1 оттенками серого представлена совместная плотность вероятности вектора решений (x_1, x_2), зеленая линия — граница множества решений.

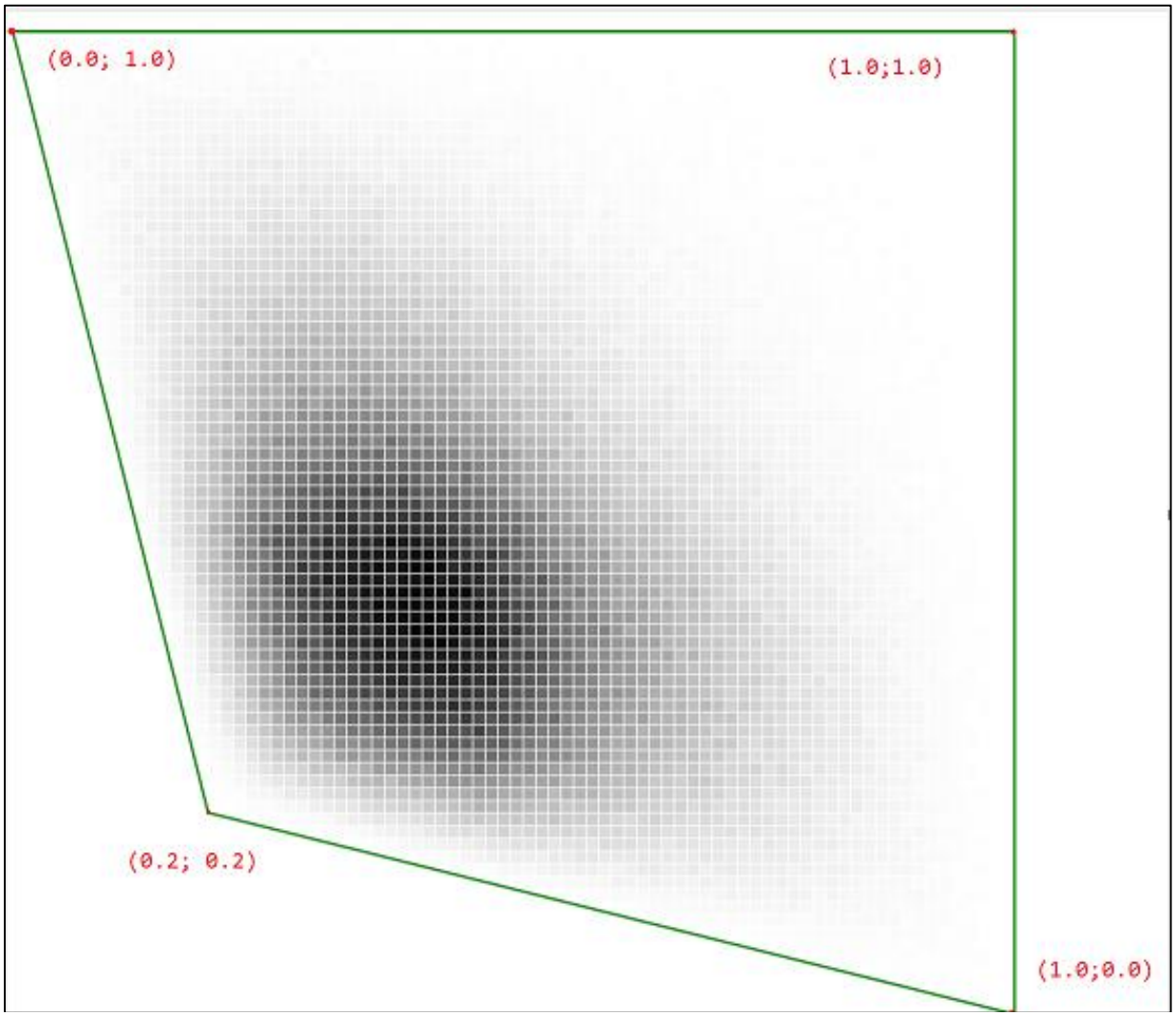


Рис.1. Совместная функция распределения согласованного решения

Таким образом, построено совместное распределение случайных величин, которое в нашей постановке может рассматриваться, как область согласованных ограничений для двух роботов. В результате моделирования получены границы области согласованных ограничений и четко обозначены наиболее благоприятные участки. Данный подход можно использовать в системах поддержки принятия согласованных решений, а визуализация результатов моделирования позволит повысить качество принимаемых решений.

В заключение отметим, что многообразие технологических процессов, требующих развития средств их управления, приводит к разнообразию методов, учитывающих особенности данных, необходимых для принятия решений. Для повышения эффективности принятых решений важно учитывать

неопределенность в данных, процессах и объектах информационного пространства принятия решений. Для решения подобных задач рекомендуется применять методы вычислительно вероятностного анализа, которые учитывают неопределенный характер данных в системах коллективного принятия решений для управления мобильными роботами.

Список литературы

1. Narasimhan, S.; Paul, S.; Bhunia, S. Collective computing based on swarm intelligence // Design Automation Conference, 2008. DAC 2008. 45th ACM/IEEE. pp. 349 – 350. https://doi.org/10.1145/1391469.1391561.

2. Roda, J.L.; Sande, F.; Leon, C.; Gonzalez, J.A.; Rodriguez, C., The collective computing model, in Parallel and Distributed Processing, 1999. PDP. Proceedings of the Seventh Euromicro Workshop, pp.19-26, 3-5 Feb 1999. https://doi.org/10.1109/EMPDP.1999.746640

3. Подубный М., Сафонов Г., Негарэ Е., Морошан И., Бордиан Д., Абабий В. Система коллективного принятия решений для управления мобильными роботами // Евразийский Союз Ученых (ЕСУ)|ТЕХНИЧЕСКИЕ НАУКИ. - 2016. - №6. - С. 27-31.

4. Добронец Б.С., Попова О.А. Гистограммный подход к согласованию интересов в условиях неопределенности в задачах принятия экономических решений // Труды XIV международной ЭМ’2010 конференции. Под ред. Олега Воробьёва. — Красноярск: Сиб. фед. ун-т, 2010. С. 84-88.

5. Fiedler, M., Nedoma, J., Ramk, J., Rohn, J., Zimmermann K.: Linear Optimization Problems with Inexact Data. Springer, Berlin (2006).

6. Dobronets B.S., Popova O.A. A nonparametric approach for estimating the set of solutions of random linear programming // Applied Methods of Statistical Analysis. Statistical Computation and Simulation, AMSA’2019. Proceedings of the International Workshop. 2019. С. 545-552.

7. Добронец Б.С., Попова О.А. Вычислительный вероятностный анализ: модели и методы. Красноярск: Сибирский федеральный университет. 2020. – С. 236.

Секция 5

АЛГОРИТМЫ И СИСТЕМЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

УДК 519.254

В.Б. Бериков, д.т.н., г.н.с., berikov@math.nsc.ru
Институт математики имени С.Л. Соболева СО РАН, г. Новосибирск, Россия

НЕЙРОСЕТЕВАЯ СЕГМЕНТАЦИЯ С НЕТОЧНОЙ РАЗМЕТКОЙ ПРИ АНАЛИЗЕ ТОМОГРАФИЧЕСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Аннотация: Рассматривается задача сегментации трехмерных томографических изображений в случае неточной разметки. Разработан алгоритм, основанный на сверточной нейронной сети, в котором применяется преобразование разметки и модифицированная функция потерь. Приводятся результаты экспериментов по сегментации областей поражения на томографических снимках при ишемическом инсульте.

Ключевые слова: сверточные нейронные сети, семантическая сегментация, неточная разметка, ишемический инсульт

V.B. Berikov, D.Sc., chief researcher, berikov@math.nsc.ru
Sobolev Institute of Mathematics SB RAS, Novosibirsk, Russia

NEURAL SEGMENTATION WITH IMPRECISE LABELING IN TOMOGRAPHY IMAGE ANALYSIS

Abstract: The problem of segmenting 3-D tomography images in the case of imprecise labeling is considered. An algorithm based on a convolutional neural network has been developed, which uses label transformation and a modified loss function. The results of experiments for segmenting lesion areas on tomography images in ischemic stroke are presented.

Key words: convolutional neural networks, semantic segmentation, imprecise labeling, ischemic stroke

Введение

В настоящее время актуальной задачей является разработка систем, позволяющих проводить компьютерную диагностику различных заболеваний и выступающих в качестве интеллектуального ассистента врача. Сегментация медицинских, в частности томографических изображений дает возможность ускорить процесс диагностики и уделять первоочередное внимание наиболее опасным случаям.

© Бериков В.Б., 2023

Компьютерная томография (КТ) головного мозга, выполненная сразу после возникновения острого инсульта, оказывает значительное влияние на выбор тактики лечения пациента. По сравнению с другими методами томографических исследований, бесконтрастная КТ не имеет значительных противопоказаний и может быть использована в широком круге медицинских учреждений. Ряд проведенных исследований (см., например, работу [1]) показал, что результаты применения методов на основе глубоких сверточных нейронных сетей (СНС) сопоставимы с точки зрения метрик качества сегментации с достаточно опытными радиологами.

Обучение СНС проводится на размеченных специалистами-радиологами трехмерных КТ-изображениях. Процесс разметки достаточно сложен и даже высококвалифицированный специалист может допускать ошибки. Для повышения точности разметки можно дополнительно привлекать различных специалистов, работающих независимо друг от друга. Однако процедура согласования полученных решений также трудоемка. Актуальной задачей является разработка методов, позволяющих улучшать качество нейросетевой модели при наличии неточной разметки исходных данных [2].

Целью данной работы является разработка алгоритма нейросетевой сегментации области инсультного поражения на трехмерных КТ-снимках головного мозга, который был бы способен повысить устойчивость обучения к погрешностям разметки. Это достигается с помощью специального преобразования разметки и использования усовершенствованного критерия качества обучения. Разработанный алгоритм экспериментально исследуется в задаче сегментации участков поражения головного мозга при ишемическом инсульте с использованием реальных КТ-снимков.

Исходные данные

В работе были использованы анонимизированные данные, предоставленные Международным томографическим центром СО РАН. Первый набор данных состоял из 63 трехмерных КТ-снимков головного мозга с единственной разметкой. Второй набор содержал 19 трехмерных снимков и включал для каждого снимка три сегментационные маски, полученные тремя разными специалистами-рентгенологами независимо друг от друга. На рис. 1 приведен пример различных вариантов разметки зоны поражения для одного и того же среза на КТ-изображении. Результаты анализа расхождений разметок были использованы для корректировки первого набора данных и формулирования критериев, применяемых при обучении сети.

Рис. 1. Пример различных разметок зоны поражения, сделанных тремя специалистами

Архитектура нейронной сети

В данной работе используется модель 3D U-Net (рис. 2), которая является одной из наиболее эффективных архитектур СНС для сегментации трехмерных медицинских изображений [3].

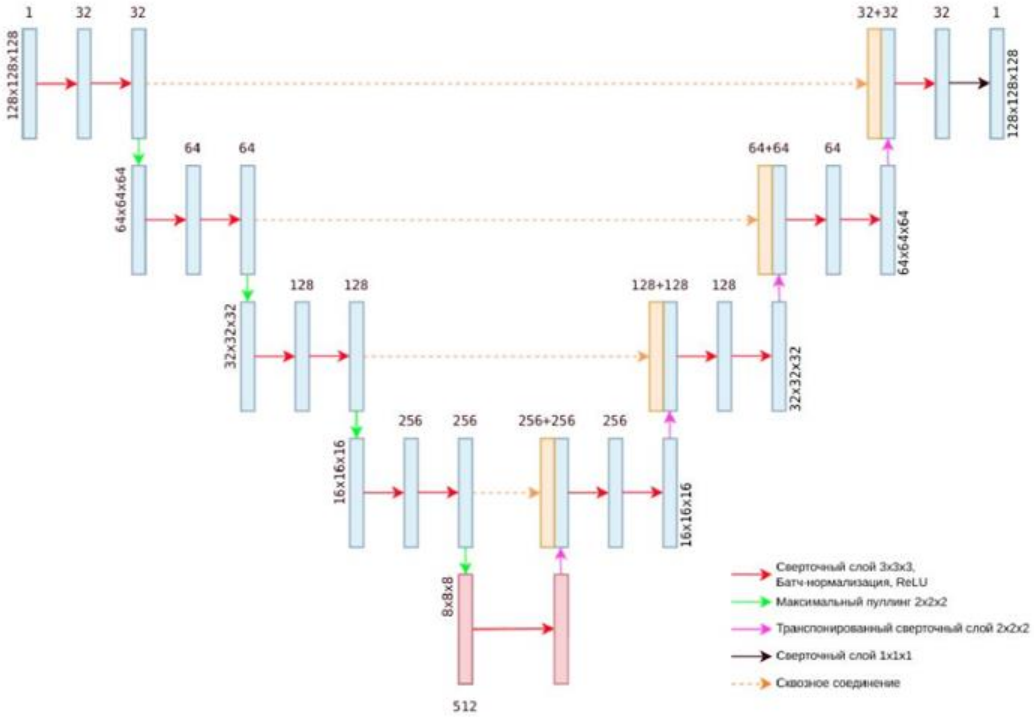


Рис. 2. Архитектура сети 3D U-Net

Сеть включает три части: сжимающий путь, «узкое» место и разжимающий путь. Сжимающий путь представляет собой серию сверточных блоков, увеличивающих количество карт признаков вдвое. В «узком» месте происходит максимальное уменьшение пространственного разрешения; там же содержится наибольшее количество карт признаков. Разжимающий путь, как и сжимающий, представляет собой серию сверточных блоков, однако количество карт признаков каждый раз уменьшается в два раза, а пространственное разрешение увеличивается. Отличительной особенностью архитектуры является наличие сквозных соединений, осуществляющих конкатенацию карт признаков

соответствующих частей сжимающего и разжимающего путей. В конце разжимающего пути находится сверточный слой, строящий по полученным картам признаков итоговую карту сегментации. Для оптимизации сети в данной работе использован алгоритм Adam [4].

Исследование расхождений сегментационных масок

Для анализа типичных расхождений в сегментациях разных рентгенологов был использован набор данных из 19 трехмерных снимков с 3 различными сегментационными масками для каждого снимка. В качестве эталонной сегментационной маски для каждого снимка было взято пересечение всех трех масок. Метрика схожести масок с эталонной оценивалась с помощью коэффициента *IoU* (Intersection over Union). Данный коэффициент принимает значения от 0 до 1. Чем он ближе к 1, тем сильнее совпадают маски. Для всех снимков был рассчитан коэффициент *IoU* сегментаций каждого специалиста относительно эталонного варианта; в среднем он составил значение 0.58. В основном специалисты сходятся в местоположении и размере областей поражения большого объема, однако на границе областей и на небольших участках решения могут сильно отличаться.

Преобразование разметки и модификация критерия качества обучения

На основе полученных выводов о расхождениях разметок были разработаны способы преобразования разметки и модификации процесса обучения, учитывающие неточность сегментационных масок.

Преобразование разметки основано на сглаживании сегментационной маски с помощью свертки с ядром Гаусса и последующей её бинаризации по некоторому порогу (параметры ядра и порог подбираются экспериментально). Сглаживание сегментационных масок (см. пример на рис. 3) полностью устраняет небольшие невыделенные зоны внутри областей поражения, и увеличивает сходство границ разметок, сделанных разными специалистами. Данное преобразование может незначительно увеличить область выделенной области поражения, и тем самым внести некоторую неопределенность сегментационной маски на границе области. Для решения данной проблемы была предложена модификация критерия обучения сети, призванная дополнительно снизить влияние функции потерь на границе области поражения.

Суть модификации заключается в том, что вокселям, расположенным внутри области поражения, назначается вес, пропорциональный расстоянию до границы области. Таким образом, «уверенность» в правильности разметки уменьшается при приближении к границе. Конкретный вид указанной зависимости может выбираться с помощью задания некоторого семейства функций, например, имеющих вид сигмоидальной кривой. Полученный

набор весов используется в оптимизируемой функции потерь, применяемой для обучения сети. Например, при использовании *DICE*-критерия, основанного на максимизации степени пересечения предсказанной и реальной областей поражения, соответствующие вокселям значения умножаются на назначенный им вес (для двух множеств X и Y, индекс *DICE* определяется как величина $DICE = \frac{2|X \cap Y|}{|X|+|Y|}$, где |X| и |Y| - мощности множеств).

Рис. 3. Пример исходной (слева) и сглаженной маски (справа)

Результаты экспериментального исследования

Проведено исследование влияния предложенных модификаций на качество модели предсказания зоны поражения. Использованы следующие значения параметров: скорость обучения Learning Rate: 0.001, размер батча 1; количество эпох обучения 50. Была рассмотрена техника аугментации данных с помощью отражений по всем трём осям и эластичной трансформации, однако данные преобразования не привели к улучшению качества модели, и было решено отказаться от их использования.

Оценивание качества полученных моделей проведено с помощью процедуры кроссвалидации: набор данных из 63 снимков был разделен на 3 равные части по 21 снимку в каждом, затем модели были обучены на двух частях из трех. Метрика *DICE* определялась на оставшейся части (которая не подвергалась сглаживающему преобразованию); результаты усреднялись по трём разбиениям.

В табл. 1 приведены полученные значения критерия для исходной модели 3D U-Net, а также для этой модели в сочетании с предложенными модификациями. Заметим, что модификация функции потерь не применялась для несглаженных разметок, поскольку такое сочетание приводило к неустойчивым результатам.

Таким образом, наилучший эффект дало сглаживание разметки, применяемое на данных для обучения. Дополнительно отметим, что использование сглаживания улучшило качество модели вне зависимости от размера области поражения. Привлечение обеих модификаций улучшило предсказания модели на снимках с большими областями поражения, но не продемонстрировало существенного улучшения на снимках с малыми объемами областей.

Таблица 1. **Метрика *DICE* для различных моделей**

Модели	*DICE*
Исходная модель	0.509
Модель, обученная на данных со сглаживанием разметки	0.556
Модель, обученная на данных со сглаживанием разметки и с модифицированным критерием	0.539

Заключение

В работе предложен алгоритм нейросетевой сегментации трехмерных томографических изображений с неточной разметкой. В алгоритме используется сглаживание разметки на обучающих данных и модифицированный критерий качества обучения, в котором учитывается «уверенность» в правильности разметки. Разработанный алгоритм экспериментально исследован в задаче сегментации участков поражения головного мозга при ишемическом инсульте с использованием КТ-снимков. Продемонстрировано улучшение качества решений по сравнению с базовым вариантом.

Планируются дальнейшие исследования для повышения качества обучения в случае неточной разметки, в частности, с применением более сложных нейросетевых архитектур. Автор благодарит В. С. Астахова за помощь в разработке алгоритма и проведении экспериментов.

Работа выполнена при финансовой поддержке РНФ (грант 22-21-00261).

Список литературы

1. Dobshik A. et al. Acute ischemic stroke lesion segmentation in non-contrast CT images using 3D convolutional neural networks // Computer Optics, 2023, 47, 5, 770-777 pp. https://doi.org/10.18287/2412-6179-CO-1233

2. Karimi D. et al. Deep learning with noisy labels: Exploring techniques and remedies in medical image analysis // Medical image analysis, 2020, 65, 101759 pp. https://doi.org/10.1016/j.media.2020.101759

3. Çiçek Ö. et al. 3D U-Net: learning dense volumetric segmentation from sparse annotation // International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Springer, Cham, 2016, 424-432 pp.

4. Kingma D., Ba J. Adam: A method for stochastic optimization. // In International Conference on Learning Representations (ICLR), 2015, 5, 1-15 pp.

УДК 519.254

В.Б. Бериков, д.т.н., г.н.с., berikov@math.nsc.ru
О.А. Кутненко, к.т.н., с.н.с., olga@math.nsc.ru
Институт математики имени С.Л. Соболева СО РАН, г. Новосибирск, Россия

ГРУППОВАЯ КЛАССИФИКАЦИЯ СО СЛАБОЙ РАЗМЕТКОЙ

Аннотация: В работе рассматривается задача слабо-контролируемого обучения в постановке групповой классификации. Разработанный метод ее решения основан на выборе информативного признакового пространства и фильтрации объектов обучающей выборки. Приводятся результаты тестирования метода на задаче анализа томографических снимков головного мозга.

Ключевые слова: слабо-контролируемое обучение, групповая классификация, информативные признаки, фильтрация объектов выборки, компьютерная томография, ишемический инсульт

V.B. Berikov, D.Sc., chief researcher, berikov@math.nsc.ru
O.A. Kutnenko, Ph.D., senior researcher, olga@math.nsc.ru
Sobolev Institute of Mathematics, SB of RAS, Novosibirsk, Russia

GROUP CLASSIFICATION WITH WEAK LABELING

Abstract: The paper considers the problem of weakly supervised learning in the formulation of group classification. The developed method is based on the selection of an informative feature space and filtering of objects in the training sample. The results of testing the method on the task of analyzing tomographic images of the brain are presented.

Key words: weakly supervised learning, group classification, informative features, filtering of sample objects, computed tomography, ischemic stroke

Введение

В задаче слабо-контролируемого обучения (weakly-supervised learning) учитывается возможная неопределенность или нечеткость разметки, см. обзор [1]. В работе формулируется постановка задачи слабо-контролируемой групповой классификации, когда каждый объект может включать набор подобъектов, относящихся к различным классам. Предлагаемый метод решения задачи основан на выборе информативного признакового пространства и

© Бериков В.Б., Кутненко О.А., 2023

построении информативной (по заданному критерию) обучающей выборки. Рассматривается случай задачи бинарной классификации.

Разработанный метод протестирован на задаче прогнозирования степени поражения участков головного мозга при ишемическом инсульте с использованием снимков компьютерной томографии. В данной задаче неточность разметки характерна для областей изображений, находящихся на границах контура очага поражения. Приведены результаты применения разработанного алгоритма и его сравнения с рядом известных алгоритмов.

Основные понятия

Пусть имеется совокупность объектов, описываемых множеством признаков X, $|\mathrm{X}| = d$, где d – размерность пространства признаков, $\vec{x} = \mathrm{X}(a)$ $\left(\vec{x} \in \mathbf{R}^d\right)$ – вектор наблюдений признаков для объекта a. Дана метрика r, позволяющая находить расстояние $r(a,b)$ между любыми объектами a и b как в пространстве признаков X, так и в произвольном его подпространстве. Имеются два образа, которые обозначим A («положительный») и B («отрицательный»), и каждый объект может включать набор подобъектов, как образа A, так и образа B. Пусть для объекта a задана величина $y_A(a)$, $y_A(a) \in [0,1]$, – степень принадлежности к образу A.

Для произвольного наблюдения $\vec{x}$ требуется прогнозировать его принадлежность $f(\vec{x})$ к образу A. При этом необходимо, чтобы оптимальная решающая функция давала бы минимально возможное значение ожидаемых потерь. Для построения решающей функции используется случайная обучающая выборка $S = \{\vec{x}_i, y_i\}_{i=\overline{1,N}}$, где $\vec{x}_i = \mathrm{X}(a_i)$, $y_i = y_A(a_i)$ – степень принадлежности объекта a_i к образу A, $i = 1,\ldots,N$. Определим $R(f)$ – оценку качества построенной решающей функции $f(\vec{x})$ как оценку риска по тестовой выборке S_t, сформированной независимо от обучающей выборки S. В случае абсолютной функции потерь

$$R(f) = \frac{1}{N_t} \sum_{\substack{\vec{x},y: \\ \vec{x} \in \mathbf{X}_t, y \in Y_t}} |f(\vec{x}) - y|, \qquad (1)$$

где $N_t = |S_t|$, $\mathbf{X}_t$ – набор наблюдений объектов S_t, Y_t – набор слабых разметок для объектов из S_t.

Метод решения

В задачах машинного обучения часто возникает необходимость решать две дополнительные задачи: выбор информативного признакового пространства и формирование информативной (с точки зрения заданного

критерия) и представительной обучающей выборки. Стратегия формирования обучающей выборки заключается в удалении объектов, плохо описываемых моделью, используемой для классификации. Как выбор информативных признаков, так и удаление «шумовых» объектов осуществляется на основе анализа локального окружения объектов. При решении будем использовать метод k ближайших соседей (kNN).

Пусть $\Omega(a)$ – множество, состоящее из k ближайших соседей по метрике r для объекта a. Определим решающую функцию для прогнозирования целевого признака $\hat{y}_A(a)$ по наблюдению $\vec{x} = \mathrm{X}(a)$:

$$f(\vec{x}) = \frac{1}{C} \sum_{z \in \Omega(a)} n_A(z) e^{-\gamma r(z,a)}, \qquad (2)$$

где $C = \sum_{z \in \Omega(a)} n(a) e^{-\gamma r(z,a)}$ – нормализующая константа. Здесь $\gamma > 0$ – заданный параметр, $n(a)$ – количество подобъектов a, $n_A(z) = y_A(z) n(z)$. Соответственно, $\hat{y}_A(a) = f(\vec{x})$.

При решении задачи выбора информативного пространства предлагается использовать алгоритм AdDel [2]. Добавлять и исключать признаки можно как по одному, так и группами (гранулами), состоящими из нескольких признаков. В используемом при построении информативного признакового пространства алгоритме GRAD [3] алгоритм AdDel работает на множестве наиболее информативных гранул, состоящих из заданного количества признаков.

В случае рассмотрения целевого признака $y_A(a)$ как характеризующего степень принадлежности объекта a к образу A, «выброс» – это такой объект, что $l = \left|\hat{y}_A(a) - y_A(a)\right| > l^*$, где l^* – пороговое значение ошибки. Исключение подобных объектов позволяет повысить информативность обучающей выборки и уменьшить ошибку прогнозирования контрольных объектов. Для получения количественной оценки информативности обучающей выборки используется критерий (1). При увеличении количества исключенных объектов возникает проблема переобучения модели, и ее прогнозы становятся менее надежными. Для учета этого эффекта применяется нормирующий (штрафной) коэффициент $\left(N / N^*\right)^q$, где N – исходное число объектов в выборке, N^* – число объектов, оставшихся после удаления объектов-выбросов; $q > 0$ – параметр. Итоговая оценка информативности обучающей выборки задается как

$$I = \left(\frac{N}{N^*}\right)^q R(f). \qquad (3)$$

Конкретная стратегия процедуры цензурирования и критериев ее остановки зависит от решаемой прикладной задачи.

Экспериментальное исследование

Тестирование разработанного метода решения задачи проводилось на реальных медицинских данных, полученных в Международном Томографическом Центре СО РАН. Данные представляют собой цифровые снимки бесконтрастной компьютерной томографии (КТ) головного мозга у пациентов с ишемическим инсультом. Зоны поражения на снимках были аннотированы специалистами-рентгенологами. Примеры изображений срезов головного мозга с соответствующей разметкой представлены на рис. 1.

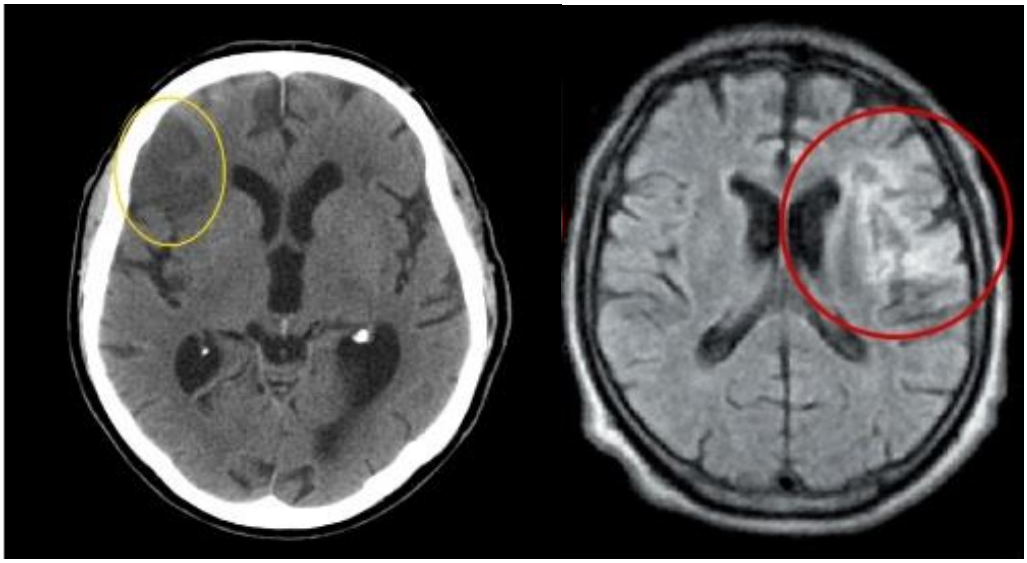


Рис. 1. Примеры КТ-изображений (обведены зоны поражения)

В работе были использованы анонимизированные данные 24 пациентов. Анализируемая выборка представлена 8043 объектами – участками КТ-снимков головного мозга со степенью поражения от 0% до 100%, описанными в 30-мерном признаковом пространстве. Описание извлекаемых из изображения признаков приведено в [4]. Целевой признак – степень поражения области, оцененная по уровню пересечения с сегментационной маской.

Предварительно данные были нормализованы к диапазону [0,1], для вычисления расстояний между объектами использовалась метрика Евклида. Оценка качества метода проводилась с помощью процедуры скользящего экзамена по пациентам. Приведенные результаты были получены при $k = 7$. В (2) выбрано $\gamma = 40$. Для выбора информативного признакового пространства применялся алгоритм GRAD. Параметры алгоритма фильтрации: $l^* = 0.5$, в (3) $q = 5$. Удаление нетипичных объектов проводилось последовательно: на j-ом шаге удалялась группа объектов с $l > 1 - j \times 0.1$, $l > l^*$.

Для оценки качества предложенного алгоритма вычислялись ошибка определения степени поражения и следующие показатели информативности диагностических методов: чувствительность (Sens) – доля истинно положительных прогнозов, специфичность (Spec) – доля истинно отрицательных меток, сбалансированная точность (BA). Указанные показатели часто применяются, когда данные несбалансированы, то есть частоты встречаемости разных классов существенно различаются.

Среднее по скользящему экзамену значение критерия (2) было равно 0.185, стандартное отклонение – 0.006. В табл. 1 для предложенного алгоритма и ряда других алгоритмов приведены усредненные метрики качества решений, полученные с помощью процедуры скользящего экзамена. Сравнение проведено с алгоритмами регуляризации многообразия [4], случайного леса (Random Forest), опорных векторов (SVM) и *k*NN (для алгоритмов, способных работать только с точно размеченными данными, нечетко размеченные объекты исключались из рассмотрения). Указаны наилучшие результаты, полученные для различных параметров работы алгоритмов. По результатам сравнения видно, что качество решений предложенного алгоритма максимально по чувствительности и сравнимо с другими алгоритмами по сбалансированной точности.

Таблица 1. **Усредненные метрики качества алгоритмов**

Название алгоритма	*Значения метрик*		
	Sens, %	*Spec, %*	*BA, %*
Предложенный алгоритм	86.8	73.4	80.1
Алгоритм [4]	82.7	77.3	80.0
Random Forest	77.0	77.4	77.2
SVM (histogram intersection kernel)	68.8	34.3	51.6
*k*NN (*k*=4)	42.8	61.1	52.0

Заключение

В работе предложен метод решения задачи слабо-контролируемой групповой классификации с использованием выбора информативного признакового пространства и фильтрации объектов обучающей выборки. Результаты экспериментального исследования и сравнения с рядом известных алгоритмов машинного обучения при решении задачи анализа томографических снимков головного мозга для прогнозирования степени поражения его участков при инсульте подтвердили достаточно высокую эффективность разработанного метода. Предложенный алгоритм позволяет указывать набор информативных признаков, что важно для повышения интерпретируемости решений. Планируются дальнейшие исследования для повышения надежности и устойчивости слабо-контролируемого распознавания, в частности, с применением комбинации предложенного метода и нейросетевых алгоритмов.

Работа выполнена при финансовой поддержке РНФ (грант 22-21-00261).

Список литературы

1. Zhou Z-H. A brief introduction to weakly supervised learning. National science review, 2018, 5(1), 44-53 pp. https://doi.org/10.1093/nsr/nwx106

2. Zagoruiko N.G., Kutnenko O.A. Recognition methods based on the AdDel algorithm // Siberian Journal of Industrial Mathematics. – Т. 7. - №1 (17). – 2004. – С. 39-47.

3. Загоруйко Н.Г. Когнитивный анализ данных. – Новосибирск: Академическое издательство ГЕО, 2013. – 186 с.

4. Berikov V., Litvinenko A., Pestunov I., Sinyavskiy Y. On a weakly supervised classification problem. Lecture Notes in Computer Science. Springer, 2022, 13217, 315-329 pp. https://doi.org/10.1007/978-3-031-16500-9_26

УДК 004.932.2

Д.В. Калинин, магистрант, skiller1530@gmail.com
Д.А. Перфильев, к.т.н., доцент, perfilyev7775@yandex.ru
Сибирский федеральный университет,
Институт космических и информационных технологий,
г. Красноярск, Россия

АНАЛИЗ РЕЗУЛЬТАТОВ САМОНАСТРАИВАНИЯ КЛАССИФИКАЦИОННОЙ СИСТЕМЫ НА ПРИМЕРЕ ИЗМЕРЕНИЯ КИСЛОТНОСТИ ПОЧВЫ

Аннотация: В статье приведены результаты апробации технологии самонастраивания классификационной системы при управляемой сегментации изображения кислотности почвы опытного участка. Отмечена зависимость динамики и насыщения классов от сектора сегментации изображения кислотности.

Ключевые слова: Алгоритм классификации, управление сегментацией, технология анализа кислотности почвы, технология самонастраивания.

ANALYSIS OF THE RESULTS OF SELF-TUNING CLASSIFICATION SYSTEM USING THE EXAMPLE OF SOIL ACIDITY MEASUREMENT

D.V. Kalinin, master's student, skiller1530@gmail.com
D. A. Perfilyev associate Professor, Ph. D, perfilyev7775@yandex.ru
Siberian Federal University,
Institute of space information technology,
Krasnoyarsk, Russia

Abstract: The article presents the results of testing the technology of self-tuning of the classification system during controlled segmentation of the image of soil acidity of the experimental site. The dependence of the dynamics and saturation of classes on the segmentation sector of the acidity image is noted.

Key words: Classification algorithm, segmentation management, soil acidity analysis technology, self-tuning technology.

Самонастраивание является одним из основных показателей уровня интеллектуальности информационной системы. Необходимость перехода на новые информационно-аналитические технологии диктуется современными условиями, когда требуемые объемы и дискретных данных для принятия зрелого решения, практически представляет собой разнородное, бесконечное, непрерывное пространство. В этом случае, более эффективный аппарат математического анализа и прогнозирования, лежащий в основе информацион-

© Калинин Д.В., Перфильев Д.А., 2023

но-аналитических технологий, становится все более востребованным и не заменимым инструментом в решении практических задач развития социально-экономических и информационно-энергетических инфраструктурных объектов территории РФ.

В работах [1-3] раскрывается технология механизма самонастраивания класса. В процессе самонастраивания, класс с центром a_i^* и радиусом однородности r_i^{Sem} перемещается в признаковом пространстве в соответствии с результатами сегментации определенного по величине сектора изображения, вида:

$$F(p) = \frac{1}{Tp^2 + \lambda Tp + 1} \quad (1)$$

Причем траектория перемещение класса подчиняется принципу затухающего колебания в соответствии с насыщением класса как представлено на рисунке 1.

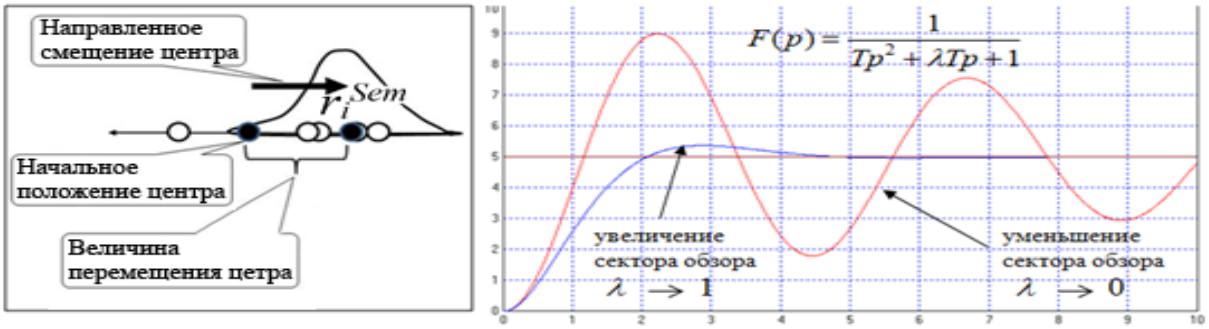


Рис. 1. Технология самонастраивания и зависимость амплитуды перемещения центра класса от величины сектора сегментации (справа)

На рисунке 2 представлена динамика перемещения трех классов, представляющих кислотность почвы по данным сегментации изображения опытного поля.

Анализ представленных данных позволяет отметить, что класс, представляющий центральный участок поля (близко к нейтральной среде 5,6 pH) относительно быстрей самонастраивается (адаптируется) по результатам сегментации. Класс, представляющий северный участок поля ведет себя относительно менее стабильно, требует большего времени для самонастраивания (см. рис. 2. а)).

В процессе адаптации классификационной системы происходит значительное сближение характеристик центрального и южного участка, что подтверждается данными по распределению кислотности опытного поля (см. рисунок 3 справа).

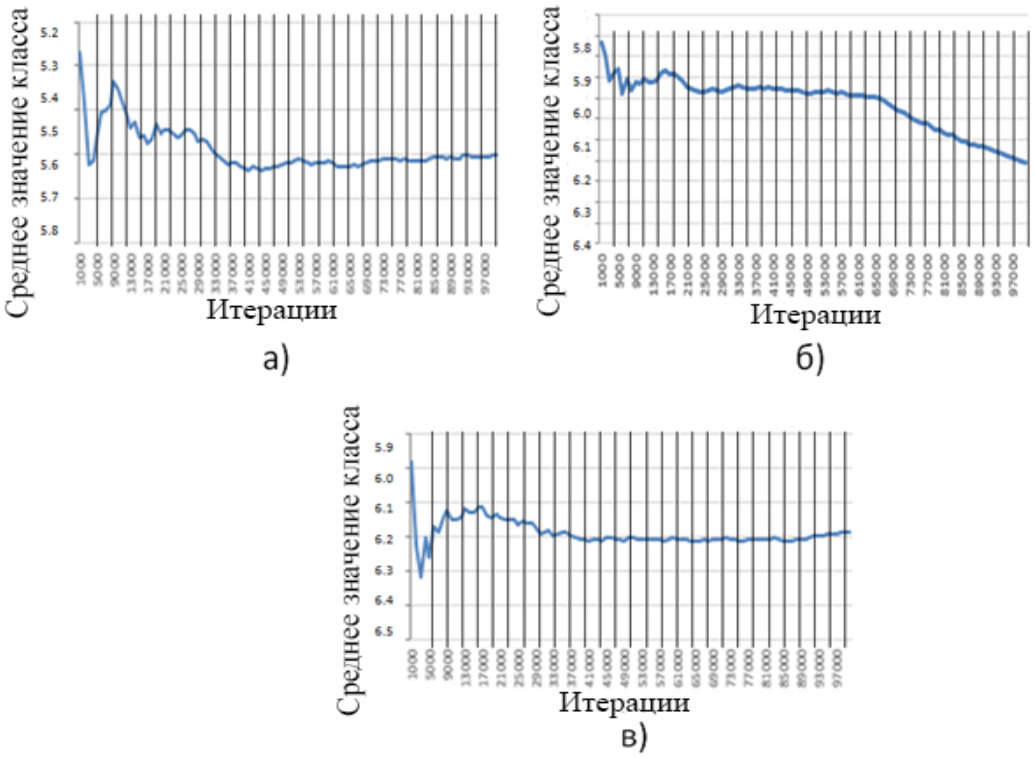


Рис. 2. Динамика перемещения классов кислотности почвы:
а) северный участок, слабокислая среда 5,6 pH; б) центральный участок, близко к нейтральной среде 5,9 pH; в) южный участок, нейтральная среда 6,2 pH

Характеристика северного участка практически остается в пределах типичных колебаний кислотности для слабокислой почвы, что позволяет сделать вывод о необходимости локального внесения удобрений для повышения устойчивости агрофизических показателей данного участка.

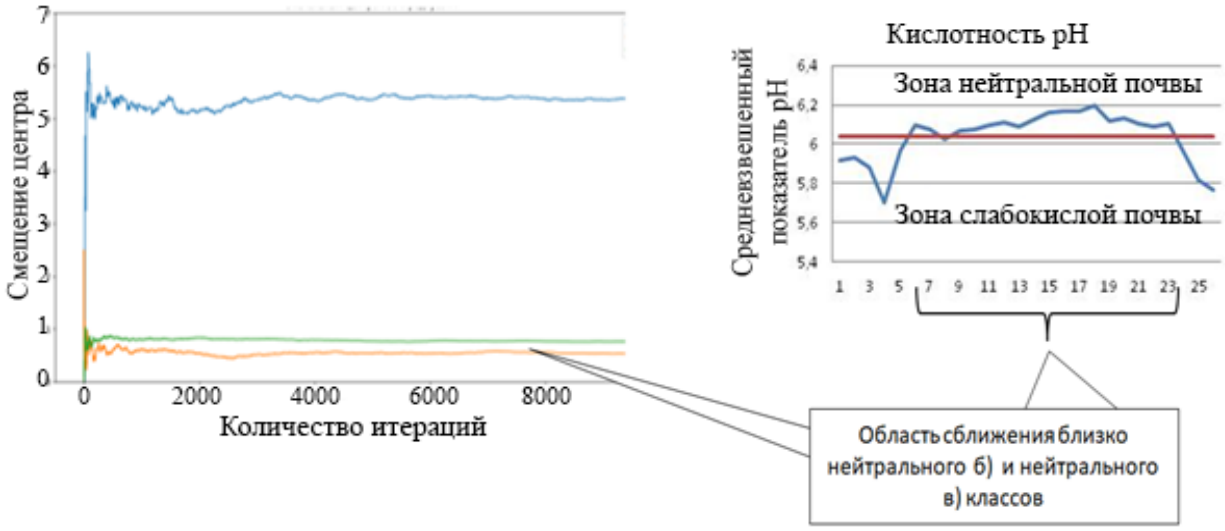


Рис. 3. Амплитудно-частотная характеристика классов кислотности опытного участка

Технология самонастраивания сегментации значительно расширяет возможности для более автоматизированного анализа, интерпретации и прогнозирования агрофизического состояния почв на локализованных участках в настоящий момент.

Интеллектуальная технология, показала свою эффективность в управлении качеством состояния естественного энергетического состояния на контрольных участках. Предполагается, что опыт будет применен на всей площади зоны ответственности «САС «Солянская» (912,4 тыс. га).

Список литературы

1. Srikanth R., Bikshalu K. Multilevel thresholding image segmentation based on energy curve with harmony Search Algorithm, Ain Shams Engineering Journal, https://doi.org/10.1016/j.asej.2020.09.003

2. Essam H. Houssein, Bahaa El-dinHelmy, Diego Oliva, Ahmed A.Elngar, Hassan Shaban. A novel Black Widow Optimization algorithm for multilevel thresholding image segmentation. Expert Systems with Applications Available online 4 November 2020, 114159

3. Perfilyev D.A., Avdyukova T.V. Image segmentation of acidity of agricultural lands in Eastern Siberia. Data Science and Intelligent Systems. CoMeSySo 2021. LNNS, vol 231. Springer, Cham. pp/ 1-7. https://doi.org/10.1007/978-3-030-90321-3_1

4. Avdyukova T.V., Hrutsky S.A. Fertility State of Arable Lands in the East Zone of Krasnoyarsk Krai // Agriculture. 2017. № 1. С. 25-29.

5. Chuprova V.V., Belousov A.A., Belousova E.N., Gorbunova Yu.V. Evaluation of agroecological condition of the soils involved in the develop-ment of sand and gravel quarries of Kansk district of Krasnoyarsk region // Journal of Siberian Federal University. Agronomic 2019. № 3, 16-21.

6. Perfilyev D.A. Segmentation frequency of heterogeneity image. In Regional problems of remote sensing of the Earth. Materials of the International Scientific Conference. Siberian Federal University, Krasnoyarsk, 2020. 328 p.

УДК 004.514.62

К.В. Костинич, магистрант, k.v.kostinich@yandex.ru
Д.А. Видьманов, ст.преп., vidmanov@bmstu.ru
МГТУ им. Н.Э. Баумана, г. Москва, Россия

МОБИЛЬНЫЙ ПОЛЬЗОВАТЕЛЬСКИЙ ИНТЕРФЕЙС НА ОСНОВЕ ГЕНЕРАТИВНЫХ МОДЕЛЕЙ

Аннотация: Интеллектуальный мобильный пользовательский интерфейс на основе нейросетевых моделей является новым вызовом для исследователей и разработчиков приложений. Всё более актуальным становится применение генеративных моделей в задачах автоматической генерации изображений. Создание пользовательского интерфейса на основе изображений элементов считается инновационным подходом в дизайне интерфейсов. В статье приводятся результаты предварительного запуска модели генеративно-состязательной сети (GAN) для исследования возможности генерации элементов пользовательского интерфейса.

Ключевые слова: генеративные модели, GAN, глубокое обучение, проектирование пользовательского интерфейса, юзабилити.

K.V. Kostinich, student, k.v.kostinich@yandex.ru
D.A. Vidmanov, senior lecturer, vidmanov@bmstu.ru
Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation

MOBILE USER INTERFACE BASED ON GENERATIVE MODELS

Abstract: Intelligent mobile user interface based on neural network models is a new challenge for researchers and application developers. The use of generative models in problems of automatic image generation is becoming increasingly relevant. Creating a user interface based on images of elements is considered an innovative approach in interface design. This article presents the results of a preliminary run of a generative adversarial network (GAN) model to explore the possibility of generating user interface elements.

Keywords: generative models, GAN, deep learning, user interface design, usability.

Графический пользовательский интерфейс (GUI) присутствует практически во всех современных настольных программах, мобильных приложениях, веб-приложениях и веб-сайтах. Он обеспечивает визуальный мост между приложением и человеком для взаимодействия и выполнения пользовательских задач. Хороший дизайн графического интерфейса делает приложение простым, практичным и эффективным в использовании, что существенно влияет на успех приложения и лояльность его пользователей.

© Костинич К.В., Видьманов Д.А., 2023

Разработка мобильного пользовательского интерфейса – сложная задача, которая отнимает много времени даже у профессиональных дизайнеров графического интерфейса, поскольку процесс проектирования должен соответствовать многим правилам и принципам, таким как: плавная интерактивность, удобство использования, хорошая читаемость, эстетичный внешний вид и согласованные стили. Чтобы следовать модным тенденциям, дизайнеры графического интерфейса должны постоянно пересматривать новейшие мобильные приложения и программное обеспечение, а также черпать вдохновение на сайтах обмена дизайном.

Автоматизированный метод создания графического интерфейса крайне необходим, поскольку это позволит снизить трудоёмкость задачи как для начинающих дизайнеров, так и для разработчиков мобильных приложений. С помощью сгенерированного графического интерфейса разработчики могут в дальнейшем использовать исходной код интерфейса для внедрения в приложение. Таким образом, общий процесс разработки графического интерфейса будет значительно упрощен. Например, популярный инструмент автодизайна на основе модели глубокого обучения «Uizard» используется для создания интерфейсов мобильных приложений, веб-приложений, веб-сайтов и приложений для настольных компьютеров за считанные минуты [1].

Применение генеративных моделей в задачах автоматической генерации пользовательского интерфейса на основе изображений элементов считается инновационным подходом [2] в дизайне интерфейсов (рис.1).

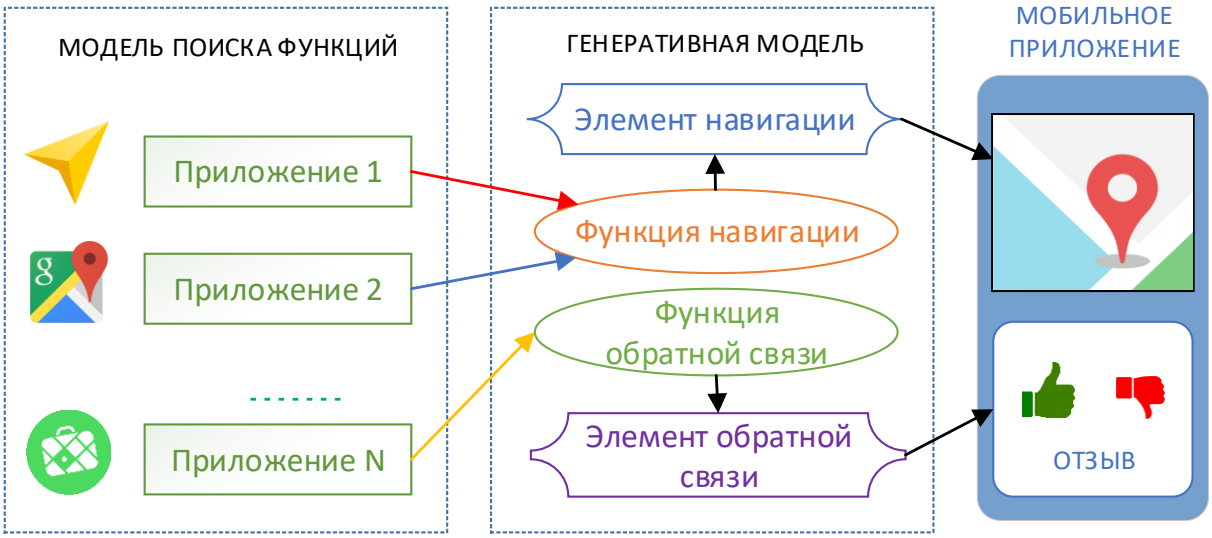


Рис.1. Мобильный пользовательский интерфейс на основе генеративной модели

Существуют различные общие подходы к генеративным моделям [3]:

1. вариационные автоэнкодеры (Variational Autoencoders);
2. генеративно-состязательные сети (Generative Adversarial Networks);
3. модели авторегрессии (Autoregressive Models);
4. модели, основанные на потоке (Flow-based Models);

5. модели, основанные на энергии (Energy-based Models).

Следует учитывать, что семейства генеративных моделей могут представлять собой гибрид двух разных подходов — например, VAE-GAN [4].

Генеративно-состязательные сети (GAN, Generative Adversarial Networks) относятся к семейству алгоритмов самообучения с самоконтролем, разработанных Яном Гудфеллоу [5]. В GAN две нейронные сети конкурируют друг с другом – это битва между двумя противниками, генератором и дискриминатором. Генератор пытается преобразовать случайный шум в наблюдения, которые выглядят так, как будто они были выбраны из исходного набора данных, а дискриминатор пытается предсказать, получено ли наблюдение из исходного набора данных или является несуществующим образцом изображения, созданного генератором (рис.2).

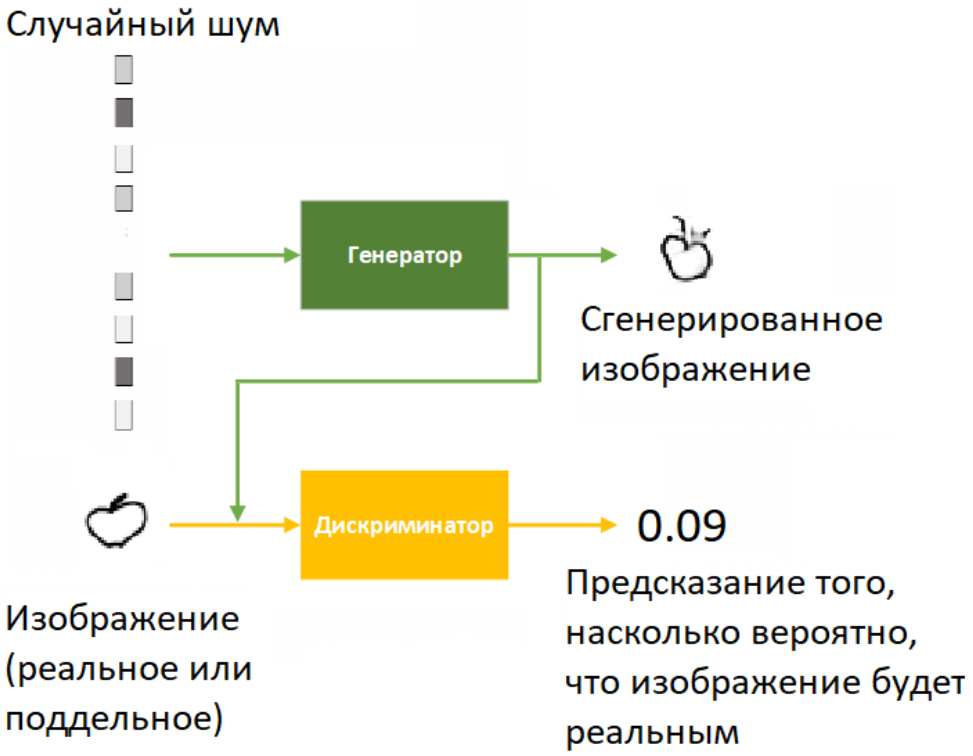


Рис.2. Входы и выходы двух нейронных сетей в GAN

Стратегия обучения модели генератора и дискриминатора следующая – нейронные сети обучаются поочередно, что вовлекает их в конкуренцию за самосовершенствование [6]. В конце концов, дискриминатор определяет небольшую разницу между реальным и генерируемым изображением, и генератор создает изображения, которые дискриминатор не может отличить. Модель GAN в итоге сходится и создает естественные изображения.

На основе материалов [3, 6] для реализации модели выбрана архитектура генератора (табл. 1) и архитектура дискриминатора (табл. 2).

Таблица 1. **Архитектура генератора, структура нейросетевой модели.**

Слой (Тип)	**Форма (параметры, выходы)**
generator_input (InputLayer)	(100)
dense_1 (Dense)	(3136)
batch_normalization (BatchNormalization)	(3136)
activation_4 (Activation)	(3136)
reshape (Reshape)	(7, 7, 64)
up_sampling2d (UpSampling2D)	(14, 14, 64)
generator_conv_0 (Conv2D)	(14, 14, 128)
batch_normalization_1 (BatchNormalization)	(14, 14, 128)
activation_5 (Activation)	(14, 14, 128)
up_sampling2d_1 (UpSampling2D)	(28, 28, 128)
generator_conv_1 (Conv2D)	(28, 28, 64)
batch_normalization_2 (BatchNormalization)	(28, 28, 64)
activation_6 (Activation)	(28, 28, 64)
generator_conv_2 (Conv2DTranspose)	(28, 28, 64)
batch_normalization_3 (BatchNormalization)	(28, 28, 64)
activation_7 (Activation)	(28, 28, 64)
generator_conv_3 (Conv2DTranspose)	(28, 28, 1)
activation_8 (Activation)	(28, 28, 1)

Форма выходного слоя генератора совпадает с формой входного слоя дискриминатора, чтобы последний мог делать предсказания на основе образца изображения, созданного генератором. Форма выходного слоя дискриминатора содержит единственный выход – результат предсказания в диапазоне 0..1 [7].

Таблица 2. **Архитектура дискриминатора, структура нейросетевой модели.**

Слой (Тип)	**Форма (параметры, выходы)**
discriminator_input (InputLayer)	(28, 28, 1)
discriminator_conv_0 (Conv2D)	(14, 14, 64)
activation (Activation)	(14, 14, 64)
dropout (Dropout)	(14, 14, 64)
discriminator_conv_1 (Conv2D)	(7, 7, 64)
activation_1 (Activation)	(7, 7, 64)
dropout_1 (Dropout)	(7, 7, 64)
discriminator_conv_2 (Conv2D)	(4, 4, 128)
activation_2 (Activation)	(4, 4, 128)
dropout_2 (Dropout)	(4, 4, 128)
discriminator_conv_3 (Conv2D)	(4, 4, 128)
activation_3 (Activation)	(4, 4, 128)
dropout_3 (Dropout)	(4, 4, 128)
flatten (Flatten)	(2048)
dense (Dense)	(1)

Для предварительной проверки модели использовался набор данных в виде силуэта фруктов. Примеры изображений из набора, используемых при обучении, а также генерируемые изображения (промежуточный результат) представлены на рисунках 3, 4.

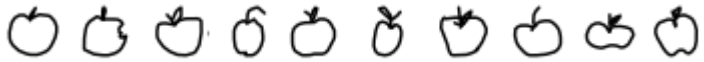
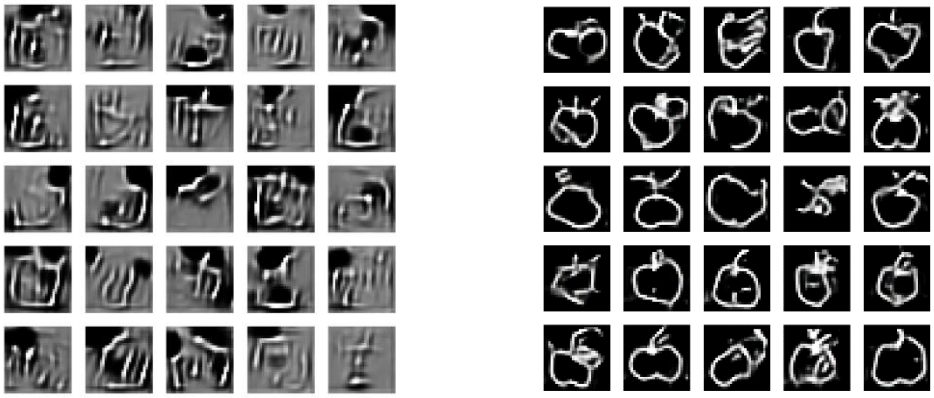


Рис.3. Изображения из набора данных для обучения



а *б*

Рис.4. Генерируемые изображения (а – в начале обучения, б – в конце обучения)

Процедура обучения GAN задана следующим образом [8]: пусть $\vec{\upsilon}$ - случайный вектор, полученный из Гауссовского распределения. Генератор *G* принимает $\vec{\upsilon}$ в качестве входных данных и пытается сопоставить его с распределением реальных данных *R*. Во время этого процесса поддельные данные *F* генерируются $G(\vec{\upsilon})$. Затем оба набора данных *R*, *F* классифицируются дискриминатором *D*, например, $D(R) = 1$ и $D(F) = 0$. Оптимизация весов генератора предназначена для сопоставления поддельных данных с реальными, поэтому генератор пытается достичь $D(F) = 1$.

Функция потерь GAN состоит из двух частей: потери дискриминатора – это его способность различать реальные данные из сгенерированных; потери генератора – это неспособность дискриминатора распознавать сгенерированные данные [8]. Формула функций потерь для *G* и *D* приведена в уравнении (1) и (2).

$$\max L(D;\theta_D) = \mathrm{E}_{r\square R}[\log D(r)] + \mathrm{E}_{f\square F}[\log 1 - D(f)] \quad (1)$$

$$\max L(G;\theta_G) = \mathrm{E}_{f\square F}[\log D(f)] \quad (2)$$

Функции потерь представляют процесс максимизации *G* и *D*; обе нейронные сети должны оптимизировать свои параметры θ_G и θ_D соответственно [8].

На основе полученных результатов можно утверждать, что одна из основных проблем GAN заключается в том, что если генератор слишком сильно опережает дискриминатор в темпах обучения, то его выборка изображений сужается до конкретно тех, которые помогают ему обмануть дискриминатор. Фактически, в итоге обучение генератора сводится к созданию одного – единственного универсального изображения для обмана дискриминатора. Эта проблема называется «режимом коллапса».

В результате предварительного запуска моделей GAN для исследования возможности генерации элементов пользовательского интерфейса выявлены ряд распространенных проблем: избыточная сложность генеративных моделей (создание данных) по сравнению с дискриминационными моделями (обработка данных); тренировка GAN – трудоёмкая задача; «режим коллапса» – переобучение генератора.

1. *Исследование выполнено в рамках НИР ПРИОР/СН/НУ/22/СП2/1 проекта Bauman DeepAnalytics программы «Приоритет-2030»: https://da.bmstu.ru*

Список литературы

1. «Uizard» - инструмент автодизайна мобильного пользовательского интерфейса на основе ИИ. [Электронный ресурс]: режим доступа: https://uizard.io/

2. Видьманов, Д. А. Адаптивный мобильный пользовательский интерфейс / Д. А. Видьманов, А. Н. Алфимцев // Промышленные АСУ и контроллеры. – 2022. – № 7. – С. 11-19. – https://doi.org/10.25791/asu.7.2022.1374. – EDN YGRVCM.

3. Foster, David. Generative deep learning. " O'Reilly Media, Inc.", 2022.

4. Gur, Shir, Sagie Benaim, and Lior Wolf. "Hierarchical patch vae-gan: Generating diverse videos from a single sample." Advances in Neural Information Processing Systems 33 (2020): 16761-16772.

5. Goodfellow, Ian, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, and Yoshua Bengio. "Generative adversarial nets." Advances in neural information processing systems 27 (2014).

6. Goodfellow, Ian, Jean Pouget-Abadie, Mehdi Mirza, Bing Xu, David Warde-Farley, Sherjil Ozair, Aaron Courville, and Yoshua Bengio. "Generative adversarial networks." Communications of the ACM 63, no. 11 (2020): 139-144.

7. Karras, Tero, Samuli Laine, and Timo Aila. "A style-based generator architecture for generative adversarial networks." In Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition, pp. 4401-4410. 2019.

8. Malik, Subtain, Muhammad Tariq Saeed, Marya Jabeen Zia, Shahzad Rasool, Liaquat Ali Khan, and Mian Ilyas Ahmed. "Reimagining Application User Interface (UI) Design using Deep Learning Methods: Challenges and Opportunities." arXiv preprint arXiv:2303.13055 (2023).

УДК 004.81

С.В. Листопад, к.т.н., с.н.с., ser-list-post@yandex.ru
В.Ф. Мацула, к.т.н., с.н.с., matsoula@mail.ru
Калининградский филиал Федерального исследовательского центра
«Информатика и управление» Российской академии наук, г. Калининград, Россия
А.С. Лучко, ведущий системный администратор, luchko@inbox.ru
ООО «Автотор информационные технологии», г. Калининград, Россия

МОДЕЛИРОВАНИЕ РЕФЛЕКСИВНЫХ ПРОЦЕССОВ В СИСТЕМАХ РАСПРЕДЕЛЕННОГО ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА: АНАЛИЗ АКТУАЛЬНОСТИ

Аннотация: В статье рассматриваются вопросы разработки систем распределенного искусственного интеллекта, имитирующих работу коллектива по решению проблемы за круглым столом. Анализируется явление рефлексии и влияние рефлексивных процессов на работу коллективов специалистов. Обосновывается необходимость создания нового класса распределенных систем искусственного интеллекта – рефлексивно-активных систем искусственных гетерогенных интеллектуальных агентов. Агенты таких систем должны обладать развитыми моделями предметной области и моделировать рефлексивные позиции друг друга для эффективного совместного решения поставленной проблемы.

Ключевые слова: рефлексия, распределенный искусственный интеллект, гибридная интеллектуальная многоагентная система

S.V. Listopad, Ph.D., senior scientist, ser-list-post@yandex.ru
V.F. Matsoula, Ph.D., senior scientist, matsoula@mail.ru
Kaliningrad Branch of the Federal Research Center “Computer Science and Control”
of the Russian Academy of Sciences, Kaliningrad, Russia
A.S. Luchko, lead system administrator, luchko@inbox.ru
Avtotor Information Technologies LLC, Kaliningrad, Russia

REFLECTIVE PROCESSES SIMULATION IN DISTRIBUTED ARTIFICIAL INTELLIGENCE SYSTEMS: THE RELEVANCE ANALYSIS

Abstract: The article discusses the development of distributed artificial intelligence systems that simulate the work of a team to solve a problem at a round table. The phenomenon of reflection and the influence of reflexive processes on the work of teams of specialists are analyzed. The necessity of creating a new class of distributed artificial intelligence systems, namely reflexive-active systems of artificial heterogeneous intelligent agents, is substantiated. Agents of such systems must have comprehensive models of the subject area and model each other’s reflexive positions for an effective joint problem solving of the problem posed.

© Листопад С.В., Мацула В.Ф., Лучко А.С., 2023

Keywords: reflection, distributed artificial intelligence, hybrid intelligent multi-agent system

Рефлексия – понятие философского дискурса, характеризующее форму теоретической деятельности человека по осмыслению своих действий, культуры и ее оснований; деятельность самопознания, раскрывающая специфику душевно-духовного мира человека [1]. Проблемы, связанные с рефлексией, носят междисциплинарный характер, исследуются философией [2–8], психологией [9–12], педагогикой [13–15], и в зависимости от области исследования выделяется соответствующий аспект рефлексии [9]. Рефлексия – это одновременно и уникальное свойство, присущее лишь человеку, и состояние осознания чего-либо, и процесс репрезентации психике своего собственного содержания [16]. По "временному" принципу выделяются ситуативная, ретроспективная и перспективная рефлексия, а по направленности – интра- и интерпсихическая, которые дополнительно могут подразделяться на кооперативную, коммуникативную, личностную и интеллектуальную [9]. Различается степень глубины понимания себя и других людей, описываемая «рангом рефлексии», т.е. числом последовательных вложений в сознание некоторого персонажа других персонажей [17].

Концепция рефлексивного управления зародилась в начале 60-х гг. прошлого века в контексте прикладных исследований Московского методологического кружка [18] в работах В.А. Лефевра [19–22], который определял его как процесс передачи оснований для принятия решений одним из противников другому. Развивая работы В.А. Лефевра, В.Е. Лепский предлагает расширить трактовку рефлексивных аспектов управления, включив в это понятие управление структурами процессов осознания – рефлексивными структурами [10]. Западные аналоги отечественных исследований рефлексивного управления – появившиеся с 1970-х годов работы исследователей в области кибернетики второго и более высоких порядков, а также метакибернетики, которые отмечали важность положительных обратных связей в управлении и самоорганизации систем различного рода [18]: Ф. Варелы, П. Ватцлавика, Э. фон Глазерсфельда, Г. Гюнтера, М. Зелены, Л. Лефгрена, Н. Лумана, У. Матурано, Г. Паска, Г. Рота, Р. Урибэ, Х. фон Ферстера, Э. Шварца, З. Шмидта.

Рефлексивные технологии в деятельности предприятия применяются для позиционирования организации на рынке, повышения уровня их конкурентоспособности, согласования целей в акционерных компаниях между советом директоров и собранием акционеров, расширения пространства анализируемых альтернатив и повышения эффективности принятия решений, в системе мотивации персонала предприятий и развития кадрового потенциала. Рассматривая рефлексивное управление организацией в широком смысле, А.В. Карпов определяет его как управление, построенное с учетом и на осно-

ве психологических закономерностей рефлексии, синоним психологически обоснованного, гуманистически ориентированного управления [9].

Экспериментальное изучение специфики рефлексивной организации мышления в условиях совместного поиска решения творческих задач проведено в [23]. При совместном решении творческой задачи возникает специфическая проблемно-конфликтная ситуация из-за несоответствия интеллектуальных возможностей субъектов и требований задачи, необходимости совместного решения задачи, т.е. выработки единой стратегии и метода решения. Рефлексия рассматривается как механизм разрешения такой ситуации, оказывающий существенное влияние на эффективность совместной творческой работы, что свидетельствует об актуальности его моделирования в системах коллективного искусственного интеллекта и исследования его влияния на качество решений, предлагаемых такими системами.

Основы математического моделирования рефлексивных процессов и управления заложены в работах В.А. Лефевра [19]. Д.А. Новиков и А.Г. Чхартишвили в рамках математического моделирования рефлексивных процессов предприняли попытку построения единой концепции равновесия для класса рефлексивных игр [24]. Ими исследуются различные ситуации коллективного принятия решений, зависимость выигрышей агентов от соотношения их рангов рефлексии, условия существования и реализуемости равновесий, показана ограниченность максимального целесообразного ранга рефлексии. В [25] разрабатываются теоретико-методические основы, концептуальные положения и практические рекомендации по моделированию рефлексивного управления стадным поведением на предприятиях с целью повышения эффективности их функционирования. В [26] Б.А. Кобринский предлагает в медицинских системах искусственного интеллекта использовать нечеткие представления для формализации рефлексивных процессов, возникающих в сознании врача при постановке диагноза. В работе [27] рассматриваются вопросы создания интеллектуальных автоматизированных обучающих систем с функцией рефлексии, обеспечивающих индивидуальный подход к формированию программы обучения на основе взаимодействия и достижения компромисса моделями ученика, учителя, тьютора и методиста.

Результаты исследований рефлексивных процессов и управления, полученные для социальных, экономических, организационных и других систем, в настоящее время активно транслируются в область искусственных интеллектуальных систем, в частности, многоагентных систем (МАС) [28–31], состоящих из множества взаимодействующих программных или аппаратных автономных агентов [24]. Исследование группового поведения с учетом различий рангов рефлексии агентов МАС проведено в [32]. В работе предложен метод рефлексивных разбиений множества рациональных агентов на подмножества агентов разных рангов рефлексии. В [33] исследуются системы роевого интеллекта, в которых «разумное» поведение возникает в результате самоорганизации большого числа примитивных частей-агентов,

взаимодействующих между собой и средой по простым правилам. В [34] рефлексивные модели, учитывающие скачкообразные и «теневые» события, для которых невозможно оценить их вероятностную природу, предлагается использовать с целью анализа будущего в системах распределенных ситуационных центров развития для государственного стратегического целеполагания и управления. Анализ работ в области моделирования рефлексивных процессов и управления демострирует, что они посвящены преимущественно построению математических моделей этих процессов. Компьютерное моделирование рефлексивных процессов и управления выполняется преимущественно на основе достаточно примитивных агентов, не предназначенных для решения практических проблем.

В связи с этим, для построения интеллектуальных систем, сравнимых по уровню развития с коллективами специалистов, актуальна разработка рефлексивно-активных систем искусственных гетерогенных интеллектуальных агентов (РАСИГИА), моделирующих рефлексивные позиции друг друга и обладающих развитыми моделями предметной области и механизмами целеполагания. РАСИГИА предлагается создавать в рамках многоагентного подхода [28–31] на основе модели гибридных интеллектуальных многоагентных систем [35]. Рефлексивное моделирование агентами друг друга обеспечит выработку согласованного представления об объекте управления, цели коллективной работы и нормах взаимодействия, а также выстраивание эффективного взаимодействия между агентами. Это позволит РАСИГИА в ходе самоорганизации адаптироваться к особенностям проблем, которые перед ней возникают, в частности, учитывать их комплексное строение, сетевой характер условий и целей, непрозрачность, субъективность и динамичность.

Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 23-21-00218, https://rscf.ru/project/23-21-00218/.

Список литературы

1. Огурцов А.П. Рефлексия [Электронный ресурс]: режим доступа- https://iphlib.ru/library/collection/newphilenc/document/HASHc974bd5cb7cf4bf458b2c9

2. Анисимов О.С. Субъективная рефлексия в игромоделировании и её понятийное обеспечение. – М.: Угрешская типография, 2012. – 382 с.

3. Дубровский Д.И. Субъективная реальность и мозг: опыт теоретического решения проблемы // Вестник Российской академии наук. – 2013. – Т. 83, № 1. – С. 45.

4. Лекторский В.А. Субъект. Объект. Познание. – М.: Наука,1980. – 340 с.

5. Мамардашвили М.К. Как я понимаю философию. – М.: Прогресс, 1992. – 412 с.

6. Спиркин А. Г. Философия в 2 ч. – М.: Издательство Юрайт, 2020. – 402 с.

7. Стёпин В.С. Философия и методология науки. Избранное. – М.: Академический проект, Альма Матер, 2015. – 716 с.

8. Щедровицкий Г.П. Мышление. Понимание. Рефлексия. – М.: Наследие ММК, 2005. – 800 с.

9. Карпов А.В. Психология менеджмента: Учеб. пособие. – М.: Гардарики, 2005. – 584 с.

10. Лепский В.Е. Технологии управления в информационных войнах (от классики к постнеклассике). – М.: «Когито-Центр», 2016. – 160 с.

11. Лефевр В.А. Лекции по теории рефлексивных игр. – М.: «КогитоЦентр», 2009. – 218 с.

12. Петровский В.А. Состоятельность и рефлексия: Модель четырех ресурсов // Психология. Журнал Высшей школы экономики. – 2008. – Т. 5, № 1. – С. 77-100.

13. Бизяева А.А. Психология думающего учителя: Педагогическая рефлексия. – Псков: ПГПИ им.С.М.Кирова, 2004. – 216 с.

14. Ковалева Н.Б. Роль рефлексии в развитии культуры совместного творчества // Азимут научных исследований: педагогика и психология, 2015. – № 4 (13). – С. 120-123.

15. Яковчук Т.Г. Педагогическая рефлексия: учитель о профессиональном росте // Психология, социология и педагогика. – 2013. – № 4(19). – С. 11.

16. Карпов А.В. Рефлексивность как психическое свойство и методика ее диагностики // Психологический журнал. – 2003. – Т. 24. № 5. – С. 45-57.

17. Лефевр В.А. Исходные идеи логики рефлексивных игр // Материалы конференции «Проблемы исследования систем и структур». – М.: Издание АН СССР, 1965. – С. 73-79.

18. Усов В.Н. Рефлексивное управление: философско-методологический аспект: монография. – Челябинск: Издательский центр ЮУрГУ, 2010. – 220 с.

19. Лефевр В.А. Конфликтующие структуры. – М.: Высшая школа, 1967. – 86 с.

20. Лефевр В.А. Формула человека: контуры фундаментальной психологии: авторизованный перевод с английского. – М.: Когито-Центр, 2012. – 107 с.

21. Лефевр В.А. Алгебра совести. – М.: Когито-Центр, 2003. – 411 с.

22. Лефевр В.А. Космический субъект. – М.: Когито-Центр, 2005. – 218 с.

23. Семенов И.Н., Степанов С.Ю., Найденов М.И., Найденова Л.А. Рефлексия в организации мышления при совместном решении задач // Новые исследования в психологии и возрастной физиологии. – 1989. – № 1. – С. 4-10.

24. Новиков Д.А., Чхартишвили А.Г. Рефлексия и управление: математические модели. – М.: Издательство физико-математической литературы, 2012. – 412 с.

25. Турлакова С.С. Рефлексивное управление стадным поведением на предприятиях: концепция, модели и методы. – Киев: ИЭП НАН Украины, 2020. – 322 с.

26. Кобринский Б.А. Рефлексия и нечеткие представления в медицинских системах искусственного интеллекта // Рефлексивное управление. Тез. международного симпозиума. – М.: Изд-во «Ин-т психологии РАН», 2000. – С. 85-86.

27. Углев В.А. Базовая модель процессов рефлексии в интеллектуальных автоматизированных обучающих системах // Математические структуры и моделирование. – 2018. – №1 (45). – С. 111-121.

28. Хорошевский В.Ф. Поведение интеллектуальных агентов: модели и методы реализации // 4-й Международный семинар по прикладной семиотике, семиотическому и интеллектуальному управлению: Сб. научных трудов. – Переславль-Залесский: РАИИ, 1999. – С. 5-20.

29. Тарасов В.Б. От многоагентных систем к интеллектуальным организациям: философия, психология, информатика. – М.: Эдиториал УРСС, 2002. – 348 с.

30. Городецкий В.И., Карсаев О.В., Самойлов В.В., Серебряков С.В. Инструментальные средства для открытых сетей агентов // Известия РАН. Теория и системы управления. – 2008. – № 3. – С. 106-124.

31. Wooldridge M. An Introduction to Multiagent Systems. – New York: Wiley, 2009. – 461 p.

32. Корепанов В.О. Модели рефлексивного группового поведения и управления. – М.: ИПУ РАН, 2011. – 127 с.

33. Сиренко С.Н., Колесников А.В., Малинецкий Г.Г., Сиренко О.С. Мультиагентное моделирование динамики био-социальной системы в условиях наличия социального паразитизма // Сборник материалов XII Международного научно-практического междисциплинарного симпозиума «Рефлексивные процессы и управление». − М.: Когито-Центр, 2019. – С. 364-369.

34. Авдеева З.К., Райков А.Н., Бауэр В.П., Сильвестров С.Н., Славин Б.Б., Зацаринный А.А., Колин К.К., Лепский В.Е., Малинецкий Г.Г. Система распределенных ситуационных центров развития для устойчивого стратегического управления // Сборник материалов XII Международного научно-практического междисциплинарного симпозиума «Рефлексивные процессы и управление». − М.: Когито-Центр, 2019. – С. 256-260.

35. Колесников А.В., Кириков И.А., Листопад С.В. Гибридные интеллектуальные системы с самоорганизацией: координация, согласованность, спор. – М.: ИПИ РАН, 2014. – 189 с.

УДК 004.853

В. Д. Матвеев, магистрант, инженер v.matveev@rtc.ru
ФГАОУ ВО «СПбПУ», г. Санкт-Петербург, Россия
ФГАНУ «ЦНИИ РТК», г. Санкт-Петербург, Россия
И. С. Фомин, м.н.с, i.fomin@rtc.ru
ФГАНУ «ЦНИИ РТК», г. Санкт-Петербург, Россия

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДОВ НЕПРЕРЫВНОГО ОБУЧЕНИЯ В СИТУАЦИИ С ЯВНЫМ РАЗДЕЛЕНИЕМ ДОМЕНОВ ДАННЫХ

Аннотация: В нейронных сетях часто возникает проблема катастрофического забывания при обучении на новых, отличных от исходных данных. Для преодоления этой проблемы были разработаны специальные методы. В данной работе проверяется влияние методов непрерывного обучения на точность классификации сверточной сети. Результаты сравниваются с файнтюнингом – методом, который используется чаще всего, и затем делаются выводы о пользе методов.

Ключевые слова: нейронные сети, дообучение, файнтюнинг, методы непрерывного обучения

THE USE OF CONTINUAL LEARNING METHODS IN A SITUATION WITH AN EXPLICIT SEPARATION OF DATA DOMAINS

V. D. Matveev, student, engineer, v.matveev@rtc.ru
Peter the Great St.Petersburg Polytechnic University, St.Petersburg, Russia
RTC, St.Petersburg, Russia
I.S. Fomin, j. r. a., i.fomin@rtc.ru
RTC, St.Petersburg, Russia

Abstract: In neural networks the problem of catastrophic forgetting often appears when learning on new, different from the original data. Special methods have been developed to overcome this problem. In this paper, the influence of continuous learning methods on the accuracy of the convolutional network classification is tested. The results are compared with finetuning, a method that is used more most often, and then conclusions are drawn about the benefits of the methods.

Key words: neural networks, additional training, finetuning, continual learning methods

1. Введение

Правильное дообучение нейронных сетей и проблема катастрофического забывания – сложности, которые возникают практически перед любой

© Матвеев В.Д., Фомин И.С., 2023

системой, в состав которой входят нейронные сети. Это обусловлено тем, что сеть, обученная на одних данных, как правило плохо показывает себя при решении задач с другими данными.

Целью данной работы является проверить влияние методов непрерывного обучения на способность сети приспосабливаться к новым приходящим данным.

В работе для этого взят набор данных, разделенный специальным образом, и различные методы непрерывного обучения. Сравнение результатов происходит по Top1-Accuracy метрике, которая рассчитывается после тестирования сети на выбранных данных. Затем, на основе этого сравнения сделан вывод о пользе от использования выбранных методов.

2. Предыдущие работы

Выбор методов основывается на работе [1], в которой описано множество из них, приведена классификация, а также проведено экспериментальное исследования некоторых методов.

Также, в работе используется набор данных BDD100k, представленный в статье [2], и разделенный нами по времени дня, чтобы можно было обучаться на одних и тех же данных, меняющихся во времени, таким образом сымитировав последовательно появляющиеся данные и доменный дрейф в них.

И наконец, работа является логическим продолжением другой нашей работы [3]. Здесь рассматривается явное моделирование доменного дрейфа с использованием популярного набора данных, а также применение дополнительных методов непрерывного обучения, по сравнению с указанной выше работой.

3. Исходные данные

Исходными данными для работы стал, собственно, набор данных BDD100k, разделенный на 13 классов: велосипед, автобус, автомобиль, мотоцикл, неопознанная личность, неопознанное ТС, пешеход, водитель, светофор, дорожный знак, трейлер, поезд и фургон. Кроме того, полный набор поделен на четыре большие части – в первой находятся изображения в переходное время дня (утро и вечер); во второй – изображения, сделанные днем; в третьем – ночью; в четвертом – в трудно определимое время дня.

Обучение проводилось на современной сети ConvNeXT [4] – это сверточная сеть, созданная на основе ResNet с применением технологий и опыта использования сетей трансформеров (вроде Swin [5]). Обучение проводилось в течение 10 эпох с применением SGD оптимизатора и cross-entropy функции потерь.

Для исследования были выбраны методы LwF [6], EWC [7], MAS [8] и некоторый простой буфер, сохраняющий и использующий изображения из

прошлого цикла. Обучение каждого метода проводилось на наборе данных в такой же последовательности, как описано его разделение выше: переходное время суток; дневное время; вечернее время; неопределенное время. Результаты такого обучения сравнивались с обычным файнтюнингом, проведенном на этой последовательности.

Top1-Accuracy метрика, на основе которой происходит сравнение, рассчитывается по формуле (1):

$$Top1 = \frac{1}{T(K)} \sum TP(K), \quad (1)$$

где T(K) – количество изображений из набора данных K, TP(K) – количество верно распознанных изображений из набора K.

4. Результаты экспериментов

Итак, результаты экспериментов представлены в данном разделе. В таблице 1 представлены результаты файнтюнинга, как некоторого базового метода, с которого обычно начинается дообучение.

Таблица 1. **Результаты файнтюнигна**

	Top1-Acc "Вечер"	Top1-Acc "День"	Top1-Acc "Ночь"	Top1-Acc "?"
Тест на обучении "Вечер"	0,923	0,932	0,908	0,930
Тест на обучении "День"	0,890	0,934	0,891	0,931
Тест на обучении "Ночь"	0,930	0,933	0,965	0,944
Тест на обучении "?"	0,891	0,931	0,895	0,945
Тест на тесте "Вечер"	0,917	0,934	0,916	0,933
Тест на тесте "День"	0,893	0,931	0,892	0,929
Тест на тесте "Ночь"	0,893	0,935	0,961	0,941
Тест на тесте "?"	0.888	0,923	0,89	0,927

Здесь и далее приняты следующие условные обозначения: переходное время суток названо “Вечер” для простоты; неопределенное – “?” по той же причине; тест на обучении/на тесте означает, на каком поднаборе времени суток проходила проверка точности – на обучающем или тестовом; Top1-Acc “…” означает на каком наборе проходило обучение.

В таблицах 2 – 5 будут представлены последовательно результаты экспериментов с методами LwF, EWC, MAS и повторным буфером, в таком же формате, как и файнтюнинг выше.

Таблица 2. **Результаты метода LwF**

	Top1-Acc "Вечер"	Top1-Acc "День"	Top1-Acc "Ночь"	Top1-Acc "?"
Тест на обучении "Вечер"	0,940	0,915	0,884	0,900
Тест на обучении "День"	0,891	0,915	0,856	0,903
Тест на обучении "Ночь"	0,931	0,915	0,945	0,912
Тест на обучении "?"	0,891	0,908	0,858	0,916
Тест на тесте "Вечер"	0,920	0,917	0,889	0,903
Тест на тесте "День"	0,894	0,914	0,859	0,901
Тест на тесте "Ночь"	0,930	0,916	0,940	0,909
Тест на тесте "?"	0,889	0,902	0,856	0,905

Таблица 3. **Результаты метода EWC**

	Top1-Acc "Вечер"	Top1-Acc "День"	Top1-Acc "Ночь"	Top1-Acc "?"
Тест на обучении "Вечер"	0,938	0,921	0,887	0,921
Тест на обучении "День"	0,898	0,931	0,865	0,920
Тест на обучении "Ночь"	0,931	0,909	0,956	0,937
Тест на обучении "?"	0,896	0,927	0,872	0,935
Тест на тесте "Вечер"	0,924	0,926	0,891	0,925
Тест на тесте "День"	0,900	0,927	0,869	0,917
Тест на тесте "Ночь"	0,930	0,908	0,950	0,934
Тест на тесте "?"	0,894	0,922	0,870	0,920

Таблица 4**. Результаты метода MAS**

	Top1-Acc "Вечер"	Top1-Acc "День"	Top1-Acc "Ночь"	Top1-Acc "?"
Тест на обучении "Вечер"	0,939	0,933	0,936	0,926
Тест на обучении "День"	0,898	0,907	0,899	0,905
Тест на обучении "Ночь"	0,930	0,920	0,941	0,925
Тест на обучении "?"	0,898	0,906	0,897	0,909
Тест на тесте "Вечер"	0,925	0,922	0,923	0,916
Тест на тесте "День"	0,901	0,909	0,901	0,905
Тест на тесте "Ночь"	0,930	0,920	0,940	0,921
Тест на тесте "?"	0,895	0,903	0,893	0,904

Таблица 5. **Результаты применения буфера**

	Top1-Acc "Вечер"	Top1-Acc "День"	Top1-Acc "Ночь"	Top1-Acc "?"
Тест на обучении "Вечер"	0,939	0,928	0,906	0,915
Тест на обучении "День"	0,898	0,925	0,892	0,912
Тест на обучении "Ночь"	0,933	0,921	0,956	0,941
Тест на обучении "?"	0,897	0,921	0,894	0,935
Тест на тесте "Вечер"	0,925	0,926	0,909	0,914
Тест на тесте "День"	0,900	0,920	0,892	0,908
Тест на тесте "Ночь"	0,931	0,919	0,949	0,939
Тест на тесте "?"	0,894	0,910	0,891	0,912

5. Обсуждение результатов

Из представленных выше таблиц можно сделать сразу несколько выводов насчет применения методов непрерывного обучения. Во-первых, заметно, что даже в ситуациях с доменным дрейфом, при строго определенном и неизменном количестве классов, файнтюнинг показывает себя как довольно хороший метод дообучения. Информации, получаемой из новых ситуаций/задач, а также информации от старых вполне достаточно, чтобы проявлять высокую точности классификации даже после нескольких циклов дообучения. Это также может быть обусловлено тем, что у изучаемых объектов встречаются похожие признаки в разное время суток, чтобы хорошо определять класс объектов.

Во-вторых, методы непрерывного обучения, с одной стороны, не очень сильно помогают переносить информацию из прошлых задач в задачи новые. Но, с другой стороны, обобщающая способность практически всех методов с нуля выше, чем у простого файнтюнинга за счет различных улучшений. Такое наблюдение можно сделать по первому циклу дообучения, который на самом деле – просто цикл обучения, ведь нет предыдущей задачи. В первом цикле любой из представленных методов обгоняет файнтюнинг, иногда на значительные числа процентов.

В общем случае, на основе этих наблюдений, можно сделать вывод, что нет смысла использовать методы непрерывного дообучения для обновления весов сети на новых данных. Обычного файнтюнинга достаточно для поддержания высокой точности классификации объектов.

6. Заключение

В данной работе были проведены исследования некоторых методов непрерывного обучения с применением сети ConvNeXT и набора данных BDD100K. По результатам исследований составлены таблицы точности классификации изображений.

На основе этих таблиц были сделаны некоторые выводы о том, какое влияние оказывают методы на веса сети после нескольких циклов обновления и о необходимости применения таких методов в задачах с постоянным числом классов.

В дальнейшем, возможно проведение экспериментов с задачами, в которых изменятеся количество классов объектов для проверки влияния методов на такие ситуации. Также, возможно исследование методов при отсутствии повторения классов в последовательных задачах.

Благодарности: Работа выполнена в рамках Государственного задания на 2023 год 075-01595-23-04 «Исследование программных и аппаратных способов безопасной и эффективной сортировки радиоактивных отходов по морфологии и активности" (FNRG-2022-0014, регистрационный номер 1021051302488-7-2.2.2;2.3.5)

Список литературы

1. De Lange M. et al. A continual learning survey: Defying forgetting in classification tasks //IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. – 2021. – Т. 44. – №. 7. – С. 3366-3385.

2. Yu F. et al. Bdd100k: A diverse driving dataset for heterogeneous multitask learning //Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. – 2020. – С. 2636-2645.

3. В. Д. Матвеев И. С. Фомин. Исследование катастрофического забывания нейронных сетей в задаче непрерывного обучения //Перспективные системы и задачи управления. – 2023. – с. 581-585.

4. Zhuang Liu, Hanzi Mao, Chao-yuan Wu, Christoph Feichtenhofer, Trevor Darrell, Saining Xie. A ConvNet for the 2020s // Computer Vision and Pattern Recognition Conference (CVPR2022), New Orleans, Louisiana 6, 2022. – pp 11976 – 11986.

5. Liu Z. et al. Swin transformer: Hierarchical vision transformer using shifted windows //Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision. – 2021. – С. 10012-10022.

6. Li Z., Hoiem D. Learning without forgetting //IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. – 2017. – Т. 40. – №. 12. – С. 2935-2947.

7. Kirkpatrick J. et al. Overcoming catastrophic forgetting in neural networks //Proceedings of the national academy of sciences. – 2017. – Т. 114. – №. 13. – С. 3521-3526.

8. Aljundi R. et al. Memory aware synapses: Learning what (not) to forget //Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV). – 2018. – С. 139-154.

УДК 004.82

А.Б. Сорокин, к.т.н., доцент ab__sorokin@mail.ru**,**
Н.М. Лащик, аспирант LKolya97@gmail.com.
МИРЭА - Российский технологический университет, г. Москва, Россия

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ТРЕХМЕРНОЙ ГРАФИКИ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБЪЕКТОВ НЕЙРОННОЙ СЕТЬЮ

Аннотация: В данном исследовании изучается подход к обучению сверточных нейронных сетей с использованием трехмерной компьютерной графики для представления набора данных. Сверточные нейронные сети обучаются распознавать категории объектов по их ортогональным проекциям в трехмерном пространстве. Одним из возникающих затруднений является распознавание объектов при их зеркальном отражении, которое решается с помощью коэффициента корреляции Пирсона. Был проведен анализ различных архитектур сверточных нейронных сетей для эффективного решения задач распознавания образов в контексте обработки визуальной информации. Затем были созданы трехмерные модели объектов для корректной работы обученной сети. Полученное черно-белое изображение использовалось для выделения контуров белых областей, на которых и обучалась программа распознавания. Экспериментальный метод был использован для подтверждения успешности работы нейронной сети. Таким образом, была продемонстрирована возможность распознавания реальных объектов сверточными нейронными сетями, обученными в виртуальном окружении.

Ключевые слова: трехмерный объект, распознавание категорий объектов, зеркальное отображения объекта, свёрточные нейронные сети, машинное обучение.

A.B. Sorokin, Ph.D., docent ab__sorokin@mail.ru,
N.M. Lashchik, graduate student LKolya97@gmail.com.
MIREA - Russian Technological University, Moscow, Russia.

USAGE THREE-DIMENSIONAL GRAPHICS FOR OBJECT RECOGNITION WITH NEURAL NETWORK

Abstract: This study examines an approach to training convolutional neural networks using three-dimensional computer graphics to represent a data set. Convolutional neural networks are trained to recognize categories of objects by their orthogonal projections in three-dimensional space. One of the difficulties encountered is the recognition of objects in their mirror image, which is solved using the Pearson correlation coefficient. The analysis of various architectures of convolutional neural networks was carried out for the effective solution of image recognition problems in the context of visual information processing. Then, three-dimensional models of objects were created to ensure the correct

© Сорокин А.Б., Лащик Н.М., 2023

operation of the trained network. The resulting black-and-white image was used to highlight the contours of white areas, on which the recognition program was trained. The experimental method was used to confirm the success of the neural network. Thus, the possibility of convolutional neural networks trained in a virtual environment was demonstrated.

Keywords: three-dimensional object, object category recognition, object mirroring, convolutional neural networks, machine learning.

Распознавание объектов - одна из основных когнитивных функций человека. Процесс распознавания начинается с восприятия объекта с помощью органов чувств, в основном зрения [1].

В контексте технологий искусственного интеллекта, задача распознавания объектов решается компьютерным зрением с использованием сверточных нейронных сетей. Они позволяют работать с двумерной графикой и выполнять ее преобразование. Однако, иногда бывает сложно предоставить обучающую выборку вовремя. Например, человек легко адаптируется к новым ситуациям и окружениям, наблюдая за новыми объектами, но автоматическое устройство может потребоваться полностью перенастроить для новой среды.

Глубинное изучение является актуальным подходом в компьютерном зрении. Его можно разделить на три типа в зависимости от входных данных: 1) данные на основе объема, в котором объект представлен в 3D; 2) данные на основе поверхности, в которых объект представлен в двух измерениях; 3) данные на основе спектра, в которых используется информация о различных частотах [2].

1. Предлагаемый подход

Распознавание объектов становится особенно сложной задачей, когда имеется очень ограниченное количество обучающих данных. Это становится еще сложнее, если системе нужно распознавать новые категории объектов, имея лишь несколько примеров. Использование сверточных нейронных сетей в таких ситуациях может быть затруднительно, так как они требуют большого количества данных и подвержены “катастрофической забывчивости”. Однако, можно использовать подход изучения и распознавания на основе экземпляров, который рассматривает изучение категорий как процесс изучения отдельных экземпляров из этой категории. Это означает, что категория представлена только известными экземплярами,

$$C \leftarrow \{O_1, \dots, O_n\}, \quad (1)$$

где O_i– представление вида объекта на основе объединения слоев [3].

Обучение на основе памяти является базовым подходом для оценки представления объектов. Этот метод позволяет быстро адаптировать модель категории объектов к новому экземпляру, сохраняя или заменяя его. Этот метод определяет объекты с помощью нескольких показательных экземпляров, сохраняя много избыточных экземпляров, что увеличивает потребление памяти и замедляет процесс распознавания. При появлении нового запроса сравниваются его сохраненные данные с целевым объектом, и ему присваивается значение нового экземпляра. Если новый объект не соответствует ни одной из известных категорий, он помещается в новую категорию, обозначаемую как “категория_m + 1”, где m - количество известных категорий. Расстояние между двумя объектами можно измерить с помощью разных функций, таких как хи-квадрат.

При обработке каждого изображения необходимо реализовать обнаружение контуров объектов. Для этого были разработаны объекты трехмерной графики, на которых проводилось обучение нейронной сети (рис. 1).

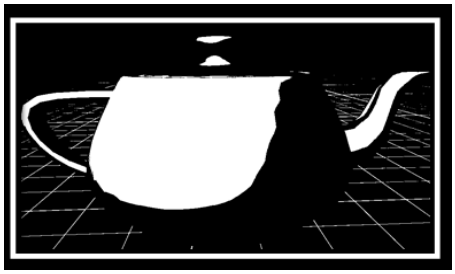


Рис. 1. Результат обработки изображения

В результате обработки трехмерной модели получается изображение (рис.1), на котором искомые объекты представлены в виде белых пятен на полностью черном фоне. Затем используются функции библиотеки OpenCV для выделения контуров этих белых пятен, которые представляют искомые объекты [4].

2. Сверточная нейронная сеть

Сверточная нейронная сеть - это особый тип искусственной нейронной сети, разработанный для распознавания образов на изображениях. Она имитирует структуру зрительной коры мозга, которая состоит из двух типов клеток: простых, реагирующих на прямые линии под разными углами, и сложных, активация которых связана с активацией определенного набора простых клеток [4,5,6].

На вход сети подается изображение размером 448×448, которое при несоответствии будет растянуто или сжато под данный размер. Сеть состоит из 106 слоев и использует всего 4 типа слоев и 2 типа операций над слоями (рис. 2).

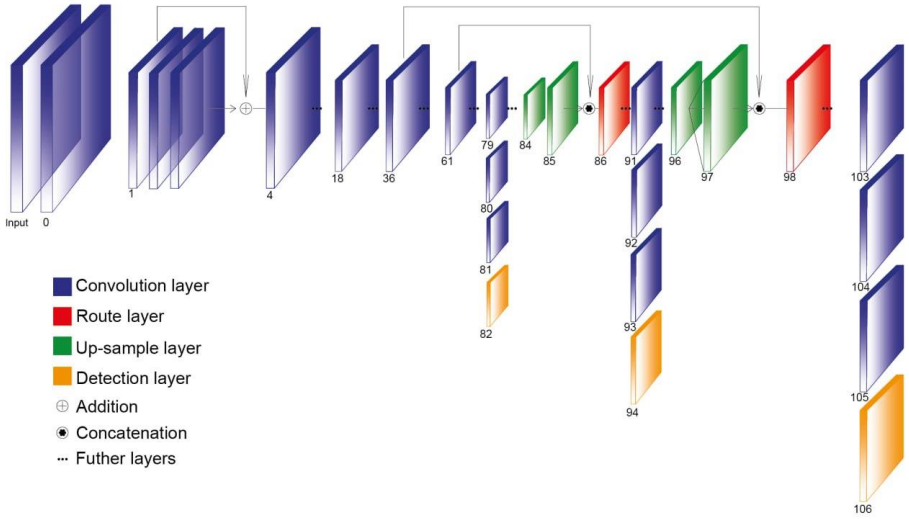


Рис. 2. Архитектура сети

Сверточная нейронная сеть состоит из нескольких типов слоев. Первый тип - сверточный слой. Он создает карту признаков на основе входных данных, выделяя основные шаблоны на изображении. Второй тип - маршрутный слой, который определяет два слоя, результаты которых объединяются. Третий тип - слой выборки, который увеличивает размерность выходного сигнала за счет карты признаков со сверточного слоя. Четвертый тип - обнаруженный слой, который определяет расположение окон. На этапе объединения слои карт признаков объединяются, а на этапе сложения происходит суммирование карт признаков по элементам [4].

Чтобы начать обучение, нужно настроить конфигурацию сети. На слоях обнаружения указывается количество классов равное исходному, а размерность карты признаков на сверточных слоях меняется на количество классов. На каждой эпохе исходное изображение модифицируется (поворачивается, меняется цветовая гамма и т.д.). Для улучшения качества распознавания используются веса нейронной сети, обученной на наборе данных из программного обеспечения для 3D-графики “Blender”. В качестве метрики точности в YOLOv3 используется сумма среднеквадратических ошибок [4,5,6]

$$E_{MSE} = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}\left(d_j - y_j\right)^2. \quad (2)$$

В теории машинного обучения под ошибкой обучения понимают разность между желаемым (целевым) d_j и фактическим y_j выходом модели на примерах обучающего множества при количестве наблюдений n.

При создании автоматической системы на базе компьютерного зрения важно понимать, что просто найти объекты на изображении недостаточно. Поскольку система получает непрерывный поток видео, нужно также отслеживать перемещение объектов. В этом помогают трекеры объектов - алгоритмы, определяющие местоположение движущихся объектов со временем.

Отслеживание движущихся объектов - сложная задача, особенно при необходимости распознавания объектов. По определению, это сложная задача.

Заключение

Увеличение количества объектов, распознаваемых автоматической системой, может помочь в идентификации различных ситуаций на наглядно-действенном и наглядно-образном уровнях мышления. Для перехода от простого распознавания объектов (то есть распознавания, основанного на непосредственном восприятии объекта, в данном случае - визуального), к распознаванию путем нахождения возможных закономерностей, требуется большая и очень кропотливая работа, заключающаяся в распознавании различных паттернов, характерных для определенного объекта.

Наборы данных для обучения сверточной нейронной сети можно получить из виртуальной реальности, а тестировать можно с использованием реального видео. Такой подход, по мнению авторов, позволяет создать автоматическое устройство, которое может не только распознавать реальные объекты, но и определять ситуации, которые также обусловлены виртуальной экспозицией.

Обучение представленной архитектуры основано на методе обратной распространении ошибки, который основан на градиентном методе наискорейшего спуска для обновления весов многослойной сети. Однако архитектура нейронной сети на основе концептуальной модели может быть использована в сверточных нейронных сетях как часть полносвязного слоя.

Список литературы

1. Сорокин А.Б., Лащик Н.М. Проектирование искусственных нейронных сетей на базе концептуальной модели предметной области // Робототехника и искусственный интеллект: Материалы XIII Всероссийской научно-технической конференции с международным участием. – Красноярск: Литера-принт, 2021. – С. 172-178.

2. Джамбурно М. Трехмерная графика и анимация. – М.: Вильямс, 2002. – 624 с.

3. Cha S.-H., Comprehensive survey on distance/similarity measures between probability density functions / S.-H. Cha // International Journal of Mathematical Models and Methods in Applied Sciences, – 2007 – vol. 1 – no. 4 – pp. 300 – 307.

4. Сорокин А.Б., Железняк Л.М., Зикеева Е.А. Сверточные нейронные сети: примеры реализаций: Учебно-методическое пособие. – М.: РТУ МИРЭА, 2020. – 158 с.

5. Николенко С., Кудрин А., Архангельская Е. Глубокое обучение. Погружение в мир нейронных сетей. – СПб.: Питер, 2018. – 480 с.

6. Шолле Ф. Глубокое обучение на Python. – СПб.: Питер, 2018. – 400 с.

УДК 004.043, 004.896

И.С. Фомин, мл.науч.сотр., i.fomin@rtc.ru
ЦНИИ РТК, г. Санкт-Петербург, Россия
Р.В. Эйдельман, студент, pogoreltsev.rv@edu.spbstu.ru
Санкт-Петербургский университет Петра Великого, г. Санкт-Петербург, Россия

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СЕГМЕНТНОГО СПАЙКОВОГО НЕЙРОНА ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ЛОКАЛИЗАЦИИ ПО ДАННЫМ С УЛЬТРАЗВУКОВЫХ ДАТЧИКОВ

Аннотация: применение нейроморфных систем управления и обработки информации на основе спайковых моделей нейронов и нейронных сетей перспективно для мобильной робототехники, так как аппаратные реализации таких моделей тратят небольшое количество энергии, что сильно востребовано при разработке МРТК и БПЛА. Спайковые сети более робастны к небольшим отклонениям во входных данных, что важно в условиях динамической среды. В данной работе для системы из трех ультразвуковых датчиков HC-SR04 были получены данные для ее различных положений относительно типовых препятствий. Эти данные использовались для обучения спайковой нейронной сети, основанной на сегментном спайковом нейроне, и решения задачи распознавания положения датчиков (стороны робота с датчиками) относительно препятствия. Результаты этой работы будут использованы для дальнейших исследований, а именно для разработки системы управления и навигации мобильным колесным роботом.

Ключевые слова: нейроморфные вычисления, спайковые нейронные сети, сегментный спайковый нейрон, автономные роботы, автономная навигация РТС

I.S. Fomin, junior researcher, i.fomin@rtc.ru
Russian State Scientific Center for Robotics and Technical Cybernetics, Saint-Petersburg, Russia
R.V. Eidelman, student, pogoreltsev.rv@edu.spbstu.ru
Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University, Saint-Petersburg, Russia

USING A SEGMENTAL SPIKE NEURON TO SOLVING THE PROBLEM OF LOCALIZATION FROM DATA WITH ULTRASONIC SENSORS

Abstract: application of neuromorphic control and data processing systems, which is based on spiking models of neurons and neural networks, is prospective for mobile robotics, because hardware implementations of such models consume little energy, which is necessary for AMR and UAV developing. Spike networks are more robust to small deviations in input data, which is important in a dynamic environment. In this study data was obtained for the various positions relative to the typical obstacles of three ultrasonic sen-

© Фомин И.С., Эйдельман Р.В., 2023

sors HC-SR04 setup. This data was used to train a spiking neural network based on a segmental spiking neuron and to solve the problem of recognizing the position of sensors (side of a robot with sensors) relative to an obstacle. The results of this study will be utilised for further research, developing of a control and navigation system for wheeled mobile robots in particular.

Key words: neuromorphic computing, spiking neural networks, segmental spiking neuron, autonomous robots, autonomous navigation RTS

1. Введение

Многим мобильным системам, которым необходимо принимать сложные решения для достижения цели, требуется спутниковая или другая дополнительная сенсорика. Спутниковая система может быть очень полезна в навигации, но ее не везде можно использовать, и далеко не всегда уровень сигнала достаточно хорош. Автономные системы полета требуют большого количества энергии в миниатюрном носителе для питания двигателей. Наземные мобильные роботы также требовательны к батареям: зачастую требуется работать с энергоемкими вычислителями или сенсорами. Конечно, можно обрабатывать информацию и проводить вычисления удаленно на ПК, но тогда возникнут проблемы со связью и объемом передаваемых данных. Все это накладывает ограничения на использование мобильных РТК.

Основным способом решения задачи навигации является SLAM [1, 2] (одновременная локализация и картографирование). Это решение описывает, как система, находящаяся и перемещающаяся в неизвестной среде, должна строить карту пространства и локализоваться на ней. Активно производится внедрение искусственных нейронных сетей (ИНС) в данную область. Одним из видов ИНС являются спайковые нейронные сети.

SNN добились некоторых успехов в области распознавания и классификации образов [3]. В работе [4] для мобильного робота представлен классификатор коридорных сцен, который предназначен для помощи в правильном определении своего местоположение. Предполагается, что на роботе установлено 16 ультразвуковых датчиков (УЗ), данные которых поступают на вход SNN, основанной на IAF нейроне, для распознавания 7 коридорных сцен.

В данной работе представлена работа классификатора, основанного на SNN с использованием сегментного спайкового нейрона (CSNM) [5] и данных с УЗ датчиков. Во втором разделе описана модель нейрона, в третьем – эксперимента, а в четвертой части представлены результаты классификатора.

2. Описание используемой сегментной спайковой модели нейрона CSNM

Особенностью модели CSNM [5] является способность к структурному обучению — возможность формировать требуемую реакцию нейрона путём изменения его структуры. Система в целом характеризуется набором из следующих гиперпараметров: размер нейрона N_s (число сегментов сомы), множество длин дендритов N_d и число возбуждающих и тормозных синапсов N_{syn} для каждого сегмента мембраны. Их значения задают общий вид системы и позволяют сформировать требуемую реакцию нейрона на входные данные.

На рисунке 1 представлена структурно-функциональная схема модели. На схеме приняты следующие обозначения: B^1 ... B^{Ns} — сегменты мембраны тела нейрона; N_s — размер тела нейрона; $D^{1,1}$ ... $D^{L,N_d(L)}$ — сегменты мембраны дендритного дерева; N_d — длина дендрита; L — число веток дендрита; S^1 ... $S^{N_{syn}}$ — синапсы (нижний индекс определяет тип синапса: возбуждающий (s), или тормозный (a)); N_{syn} — число синапсов, образованных на сегменте дендрита; x_s^1 ... $x_s^{N_{syn}}$ — входной сигнал, поступающий на синапсы; $i_{a\Sigma}^n, i_{s\Sigma}^n$ — суммарное влияние тормозящих и возбуждающих синапсов соответственно; E_m — начальное состояние ионных механизмов в покое; U^1 ... U^{Ns} — вклады сегментов мембраны тела в общий потенциал нейрона; U_Σ — общий потенциал нейрона; Y — выходной сигнал, формируемый нейроном.

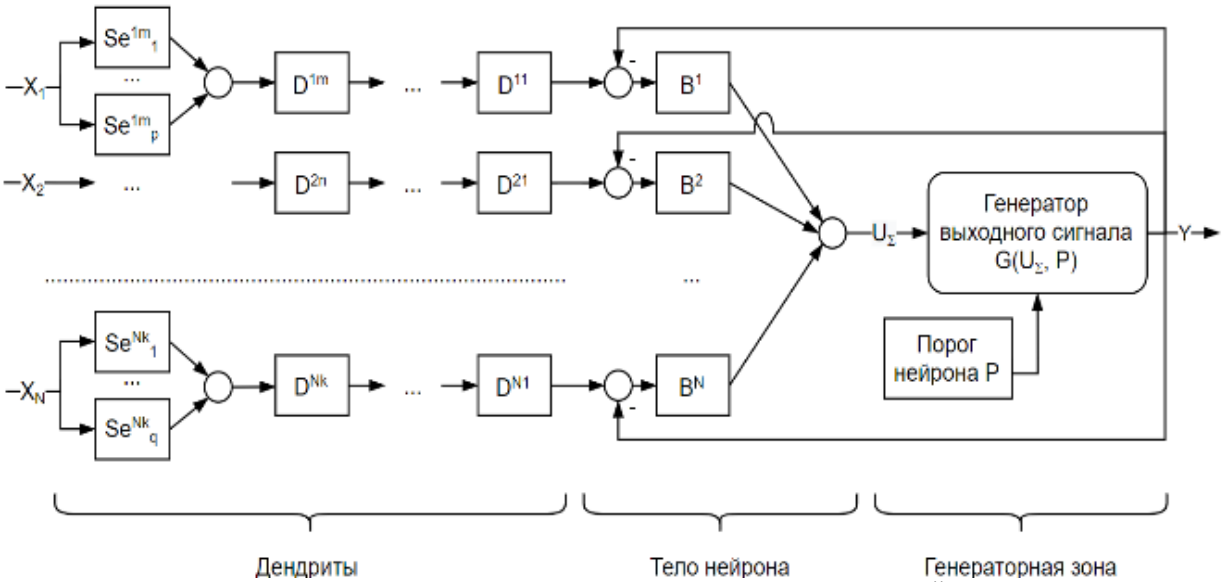


Рис. 1. Структура сегментной спайковой модели нейрона. $Se^{ij}{}_l$ – входной синапс l, связанный с сегментом дендрита D^{ij}; D^{ij} – j-й сегмент i-го дендрита; B^k – k-й сегмент тела нейрона [6]

Полагаем, что нейроны обмениваются информацией через события (возникновение спайков), которые можно представить по формуле:

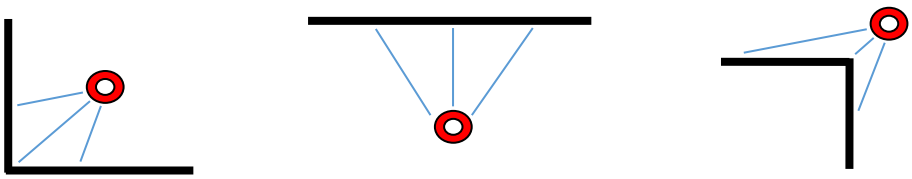
$$x = \begin{cases} 1, t \in [t_i; t_i + \Delta t], \\ 0, t \notin [t_i; t_i + \Delta t]. \end{cases}$$

где x_i – выход нейрона в i-й интервал времени, а t – время.

В работе используется относительно несложная, однослойная спайковая нейронная сеть, которая подробно описана в работе, посвященной классификации [5]. Выходы каждого из нейронов заведены на торможение сомы всех прочих с целью подавления одновременного срабатывания. Для каждого из трех рассматриваемых препятствий для распознавания положения используется отдельная сеть.

3. Описание эксперимента

Было решено классифицировать 3 типа препятствий: внутренний угол (рис. 2, а), стену (рис. 2, б) и внешний угол (рис. 2, в).



а *б* *в*

Рис. 2. Исследуемые образы

Стенд собран из 3-х датчиков, которые располагаются друг к другу под углом 30 градусов. Такое расположение обусловлено идеей дальнейшего расположения датчиков по окружности на корпусе робота (замена LiDAR).

Для каждого из вариантов препятствия был собран мини-полигон, представляющий из себя скрепленные между собой листы фанеры в качестве стен, и разметка на полу на листах А4: 0-90 градусов для внутреннего угла, 0-180 – для стены и 0-270 – для внешнего угла.

Для обучения сегментного спайкового нейрона образу, соответствующему положению робота относительно стены, были записаны серии показаний датчиков под несколькими углами на заданном расстоянии от стены или угла – стенд располагался на дуге окружности радиусом 1 м, с шагом в 30 градусов от 0 до 270 для внешнего угла, с шагом в 30 градусов от 0 до 180 в случае стены и с шагом в 15 градусов от 0 до 90 градусов в случае внутреннего угла.

Для тестирования стенд непрерывно перемещался по дуге окружности в одну и другую сторону, аккуратно для получения «простых» тестовых записей и неаккуратно для получения «сложных» тестовых записей, нужных для проверки устойчивости распознавания к помехам.

4. Обработка данных и результаты

По показанным графикам измерений с рис. 3 ясно, что для уверенной работы сети с целью определения положения робота относительно препят-

ствия необходима предобработка и фильтрация результатов. Так как работа выполнялась на данных в режиме оффлайн, обработка применялась к записанным данным целиком, но без труда может быть обобщена на онлайн-обработку.

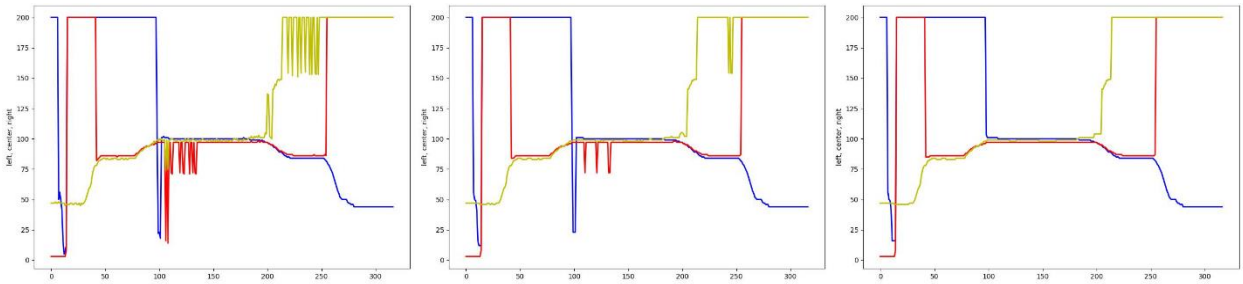


Рис. 3. Примеры результатов фильтрации
(а – обрезание по порогу, б – медианный фильтр 5, в – медианный фильтр 7)

На всех трех вариантах препятствий были обучены сегментные спайковые нейронные сети для распознавания, после чего было проведено тестирование. Результаты работы сети сравнивались с ручной разметкой, где TP – сеть правильно распознала положение, активен верный нейрон, FP – активен неверный нейрон, FN – неактивен правильный нейрон, TN – неактивен неправильный нейрон. На основе этих параметров были вычислены стандартные метрики точности, полноты и F1-меры. Показатели F1-меры представлены в таблице.

Таблица 1. **Показатели качества распознавания для внутреннего угла**

Сложность	Направление	F1	Направление	F1	Направление	F1
сложно	15-75	0,416	270-30	0,656	150-30	0,665
сложно	15-75	0,418	270-30	0,664	150-30	0,781
просто	15-75	0,402	270-30	0,788	150-30	0,828
просто	15-75	0,351	270-30	0,635	150-30	0,850
сложно	75-15	0,392	30-270	0,801	30-150	0,719
сложно	75-15	0,353	30-270	0,792	30-150	0,698
просто	75-15	0,523	30-270	0,738	30-150	0,781
просто	75-15	0,423	270-30	0,656	30-150	0,822

Из представленных результатов можно сделать однозначный вывод о том, что в заданной конфигурации классификатор на основе сегментного спайкового нейрона позволяет уверенно распознавать положение робота (имитации борта робота) относительно препятствий заданной конфигурации, которые характерны для перемещения в помещениях. Для всех трех конфигураций продемонстрирована высокая точность.

Кроме того, экспериментально подтверждена устойчивость предлагаемого подхода к ошибкам во входных данных, связанным с неточным позици-

онированием. Из таблиц видно, что для всех трех случаев отсутствует существенная разница между сложными и простыми «проездами».

Заключение

В работе было выполнено исследование возможности определения положения робототехнического средства относительно препятствий трех типов посредством измерений ультразвуковыми датчиками и распознавания положения с помощью сегментной спайковой нейронной сети. Полученные результаты демонстрируют уверенное распознавание для всех трех типов препятствия. Подход также показывает высокую устойчивость к некорректному позиционированию. Планируется провести испытания на других видах дальномеров: инфракрасные (ИК) и времяпролетные (time-of-flight, ToF) датчики, LiDAR. А после сравнения реализовать нейроморфную систему навигации мобильного колесного робота.

Результаты получены в рамках выполнения государственного задания Минобрнауки России № 075-01595-23-04 "Разработка образовательно-тренировочного комплекса для освоения обучающимися комплексного подхода к очувствлению роботов, проведение командных робототехнических соревнований регионального и федерального уровней по автономной навигации роботов на реконфигурируемом лабиринте-полигоне".

Список литературы

1. Durrant-Whyte H., Bailey T. Simultaneous localization and mapping: part I. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2006, 13, 99-110 pp. https://doi.org/10.1109/MRA.2006.1638022

2. Durrant-Whyte H., Bailey T. Simultaneous localization and mapping (SLAM): part II. IEEE Robotics & Automation Magazine, 2006, 13, 108-117 pp. https://doi.org/10.1109/MRA.2006.1678144

3. Фомин И.С., Корсаков А.М., Архипов А.Е. Распознавание людей с помощью сегментного спайкового нейрона по признакам, извлеченным спайковой нейронной сетью//Нелинейная динамика в когнитивных исследованиях (НДКИ-2023). Нижний Новгород, ИПФ РАН, 2023. С. 162-165.

4. Wang X. et al. Corridor-scene classification for mobile robot using spiking neurons //2008 Fourth International Conference on Natural Computation. – IEEE, 2008. – Т. 4. – С. 125-129.

5. Корсаков А.М., Астапова Л.А., Бахшиев А.В. Применение сегментной спайковой модели нейрона со структурной адаптацией для решения задач классификации//Информатика И Автоматизация. – 2022. – Т. 21. – N 3. – С. 493-520.

6. Bakhshiev A. V., Demcheva A. A. Compartmental spiking neuron model CSNM. Izvestiya VUZ. Applied Nonlinear Dynamics, 2022, vol. 30, iss. 3, pp. 299-310. https://doi.org/10.18500/0869-6632-2022-30-3-299-310.

Секция 6

УПРАВЛЕНИЕ РОБОТАМИ И ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ АВТОМАТИЗАЦИЯ

УДК 681.5

П.В. Авласко, старший преподаватель, PAvlasko@sfu-kras.ru
А.А. Геряева, студент, ageryaeva-ki20@stud.sfu-kras.ru
Сибирский федеральный университет, г. Красноярск, Россия

ЛАБОРАТОРНЫЙ СТЕНД НА БАЗЕ ОВЕН ПЛК 73

Аннотация: Статья описывает разработку лабораторного стенда для изучения основ работы с ПЛК. Приведены функциональная схема ОВЕН ПЛК 73, функциональный блок ПИД и схема ПИД-регулятора в интегрированной среде разработки приложений.

Ключевые слова: автоматизация, измерения, лабораторный стенд, ПЛК, ОВЕН, ПЛК 73, ПИД.

LABORATORY STAND BASED ON OWEN PLC 73

P.V. Avlasko, senior lecturer, PAvlasko@sfu-kras.ru
A.A. Geryaeva, student, ageryaeva-ki20@stud.sfu-kras.ru
Siberian Federal University, Krasnoyarsk, Russia

Abstract: The article describes the development of a laboratory stand for studying the basics of working with a PLC. The functional diagram of OWEN PLC 73, PID functional block and PID controller diagram in the integrated application development environment are given.

Key words: automation, measurement, laboratory stand, PLC, OWEN, PLC 73, PID.

Для обучения студентов направлений 27.03.04 «Управление в технических системах» и 15.03.04 «Автоматизация технологических процессов и производств» необходимы лабораторные стенды, позволяющие на практике изучать алгоритмы в автоматизированных системах регулирования и управления [1-3]. На кафедре систем автоматики, автоматизированного управления и проектирования Института космических и информационных технологий Сибирского федерального университета ведется разработка настольного лабораторного стенда на базе ОВЕН ПЛК 73. Одним из важных моментов становления специалистов в области автоматизации является умение взаимодействовать с реальным программируемым логическим контроллером (ПЛК). Для того, чтобы получить навыки работы с ПЛК, необходим лабораторный стенд, позволяющий изучить ПЛК и принципы его программирования.

© Авласко П.В., Геряева А.А., 2023

Разработанный лабораторный стенд позволит решать задачи изучения принципов управления и алгоритмов работы устройств, построенных на базе ОВЕН ПЛК 73 [4] с использованием среды разработки CoDeSys, в частности, исследовать терморегуляционные процессы.

Компания ОВЕН [5] – ведущий российский разработчик и производитель контрольно-измерительных приборов и средств автоматизации для различных отраслей промышленности. Компания работает с 1991 года. За 30 лет тысячи предприятий автоматизировали свои технологические процессы, используя оборудование ОВЕН. Продукция ОВЕН применяется в машиностроении и металлургии, химических и нефтехимических производствах, строительной и деревообрабатывающей отраслях, пищевой и упаковочной промышленностях, медицине, энергетике, ЖКХ, сельском хозяйстве и других сферах.

ОВЕН ПЛК 73 – контроллер с HMI (Human-Machine Interface) для локальных систем автоматизации в щитовом исполнении. Основные области применения ОВЕН ПЛК73 – ЖКХ, ЦТП, ИТП, котельные, небольшие установки.

Основные функциональные возможности ОВЕН ПЛК 73:

- четырехстрочный знакосинтезирующий дисплей;
- наличие дискретных входов/выходов на борту;
- заказные модификации с выбором дискретных/аналоговых выходов;
- платы расширения интерфейсов RS-485, RS-232;
- поддержка протоколов ОВЕН, Modbus RTU, Modbus ASCII, GateWay;
- бесплатная библиотека функциональных блоков:
    - разработки ОВЕН: ПИД-регулятор с автонастройкой, блок управления 3-позиционными задвижками и др.;
    - стандартные библиотеки CODESYS;
- возможность расширения путем подключения модулей ввода/вывода;
- увеличение количества дискретных выходов путем подключения модуля ОВЕН МР1;
- встроенные часы реального времени;
- щитовой корпус.

Функциональная схема ОВЕН ПЛК 73 представлена на рисунке 1.

В качестве программного комплекса для работы с ПЛК используется CoDeSys.

CoDeSys V2.3 – это интегрированная среда разработки (IDE) приложений для программируемых контроллеров. CoDeSys поддерживает все 5 языков программирования стандарта МЭК 61131-3 (LD, FBD, IL, ST, SFC) и включает дополнительный язык CFC (расширение FBD со свободным порядком выполнения блоков). Также в состав CoDeSys входит редактор визуализации, конфигураторы протоколов обмена и средства отладки.

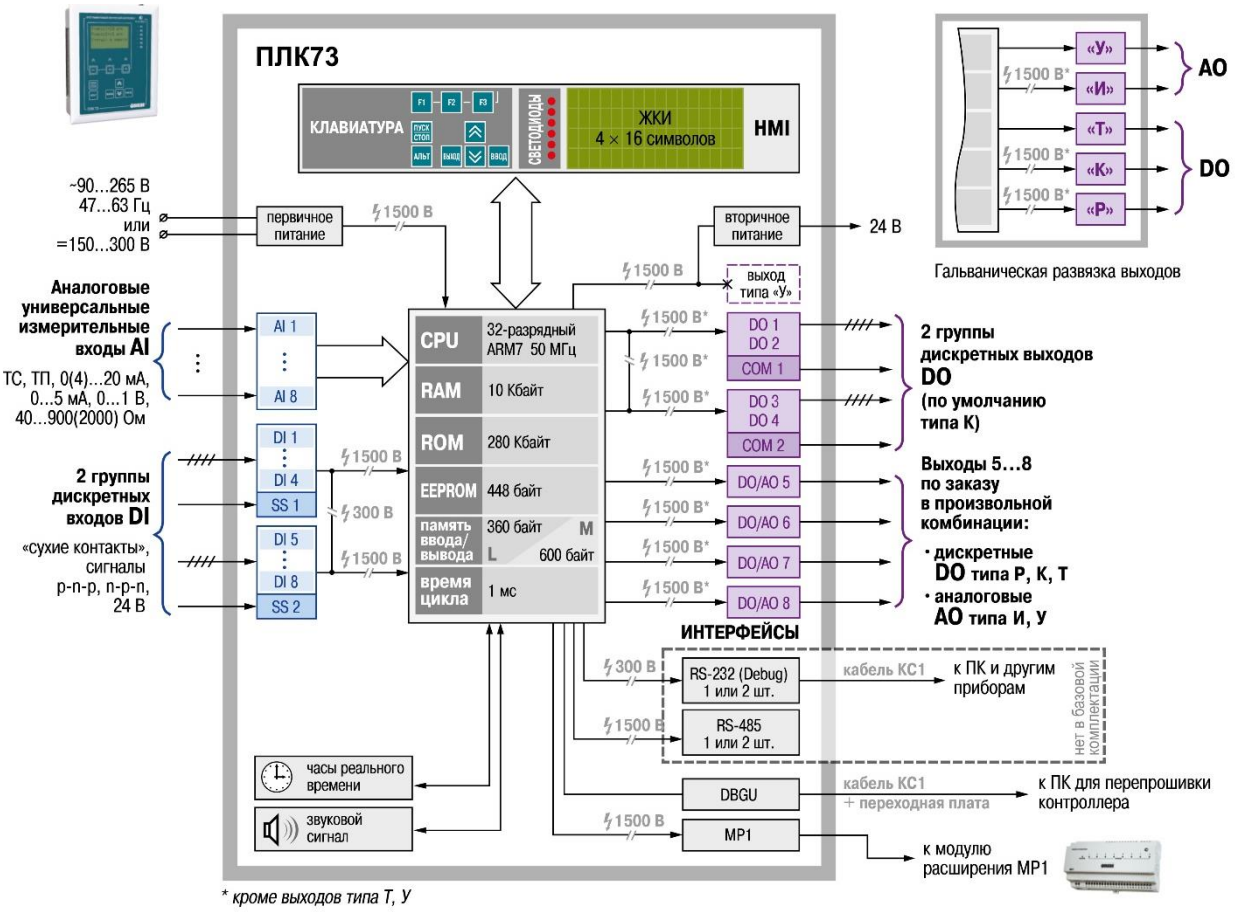


Рис. 1. Функциональная схема ОВЕН ПЛК 73

Функциональный блок ПИД-регулятора из библиотеки CoDeSys изображен на рисунке 2.

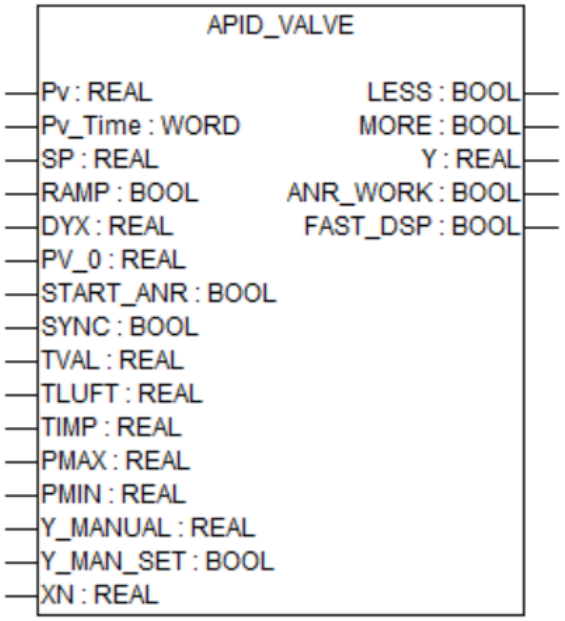


Рис. 2. Функциональный блок ПИД

Рабочая схема ПИД-регулятора, реализованная на языке CFC с использованием встроенной библиотеки, показана на рисунке 3.

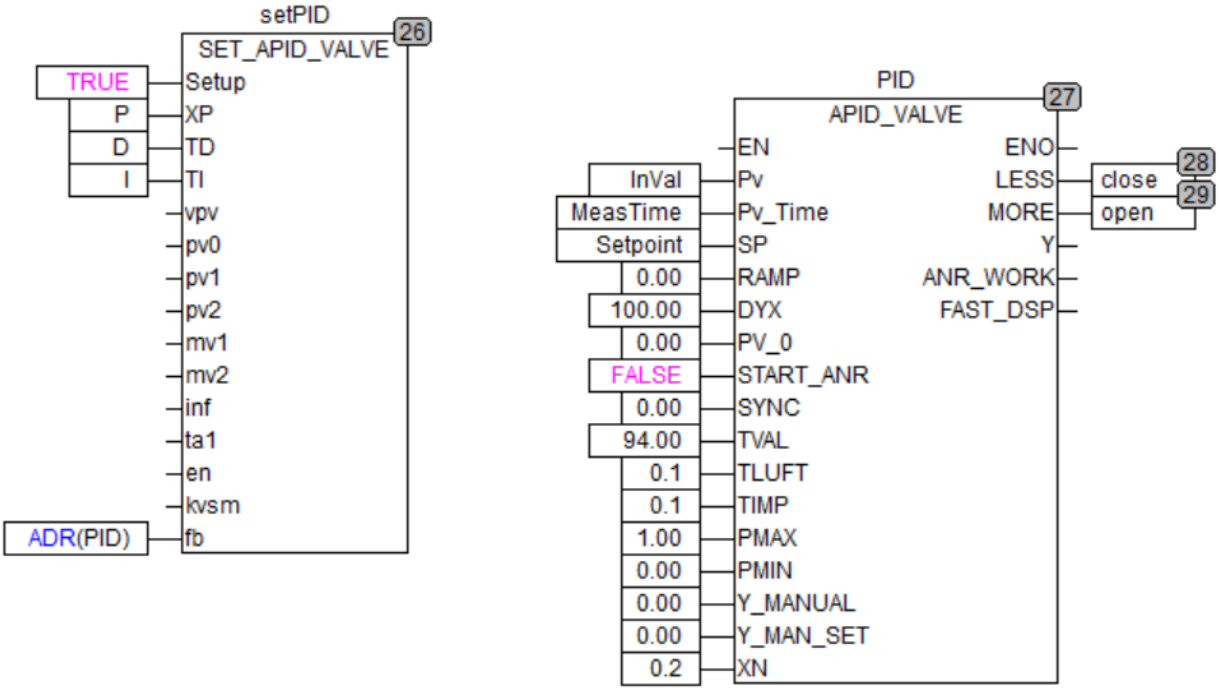


Рис. 3. Схема ПИД-регулятора

Блок «setPID» является вспомогательным блоком для ввода коэффициентов ПИД-регулятора.

После создания программы производится её компиляция и проверка на наличие ошибок. В случае успешной компиляции программа загружается в ПЛК и происходит её исполнение.

Структурная схема ПЛК с датчиком температуры и нагревателем представлена на рисунке 4.

Рис. 4. Структурная схема ПЛК с датчиком температуры и нагревателем

Для измерения температуры используется датчик температуры ТСМТ 202-50М-В4-10-120/2000, который позволяет измерять температуру от -50 ºС до +150 ºС.

Список литературы

1. Клепиков, В. В. Автоматизация производственных процессов: Учебное пособие / В. В. Клепиков, Н. М. Султан-заде. - 1. - Москва: ООО "Научно-издательский центр ИНФРА-М", 2018. - 208 с.

2. Чепчуров, М. С. Автоматизация производственных процессов: учебное пособие / М. С. Чепчуров, Б. С. Четвериков; Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова. - 1. - Москва: ООО "Научно-издательский центр ИНФРА-М", 2021. - 274 с.

3. Ставров, С. Г. Языки и методы программирования ПЛК: учебное пособие / Ставров С. Г., Пушков В. М., Блинов В. Б. - Иваново: ИГЭУ, 2020. - 64 с.

4. Хиврин, М. В. Программирование ПЛК и промышленные сети. Программное обеспечение управления технологическими процессами: лабораторный практикум / Хиврин М. В., Данильченко С. В. - Москва: МИСИС, 2020. - 139 с.

5. ОВЕН ПЛК 73// Оборудование для автоматизации: официальный сайт. - 2023. - URL: https://owen.ru/product/plk73 (дата обращения: 15.11.2023)

УДК 681.5

П.В. Авласко, старший преподаватель, PAvlasko@sfu-kras.ru
Н.А. Красикова, студент, nkrasikova-ki20@sfu-kras.ru
Сибирский федеральный университет, г. Красноярск, Россия

ЛАБОРАТОРНЫЙ СТЕНД УПРАВЛЕНИЯ МИКРОКЛИМАТОМ С ВОЗМОЖНОСТЬЮ ДИСТАНЦИОННОГО УПРАВЛЕНИЯ

Аннотация: В статье описывается лабораторный стенд управления микроклиматом с возможностью дистанционного управления на базе одноплатного компьютера серии Orange Pi. Приведена трёхмерная модель лабораторного стенда, структурная схема его информационно-управляющей системы, структурная схема программной архитектуры информационно-управляющей системы и функциональная схема лабораторного стенда.

Ключевые слова: автоматизация, система управления, лабораторный стенд, датчик, одноплатный компьютер

LABORATORY CLIMATE CONTROL STAND WITH REMOTE CONTROL POSSIBILITY

P.V. Avlasko, senior lecturer, PAvlasko@sfu-kras.ru
N.A. Krasikova, student, nkrasikova-ki20@stud.sfu-kras.ru
Siberian Federal University, Krasnoyarsk, Russia

Abstract: The article describes a laboratory bench for microclimate control with the possibility of remote control based on a single-board computer of the Orange Pi series. A three-dimensional model of the laboratory stand, a block diagram of its information and control system, a block diagram of the software architecture of the information and control system and a functional diagram of the laboratory stand are presented.

Key words: automation, control system, laboratory stand, sensor, single board computer

Наличие лабораторных стендов и учебной техники всегда были показателем качественного преподавания технических дисциплин. Создание многофункциональных лабораторных стендов позволяет совершенствовать процесс обучения, поскольку лабораторное оборудование дает возможность на практике проверить полученные теоретические знания, а также наработать определенный практический опыт в университетских аудиториях [4].

© Авласко П.В., Красикова Н.А., 2023

На кафедре систем автоматики, автоматизированного управления и проектирования Института космических и информационных технологий Сибирского федерального университета ведётся разработка лабораторного стенда управления микроклиматом с возможностью дистанционного управления.

Лабораторный стенд обеспечит [1,5]:

1. Считывание и обработку показаний различных датчиков;
2. Регулирование параметров в зависимости от уставок оператора;
3. Хранение показаний датчиков в базе данных;
4. Представление информации о состоянии системы и вывод данных на дисплей;
5. Мониторинг и предупреждение оператора в случае возникновения нештатных ситуаций.

На рисунках 1 и 2 представлен вид разработанной трёхмерной модели лабораторного стенда.

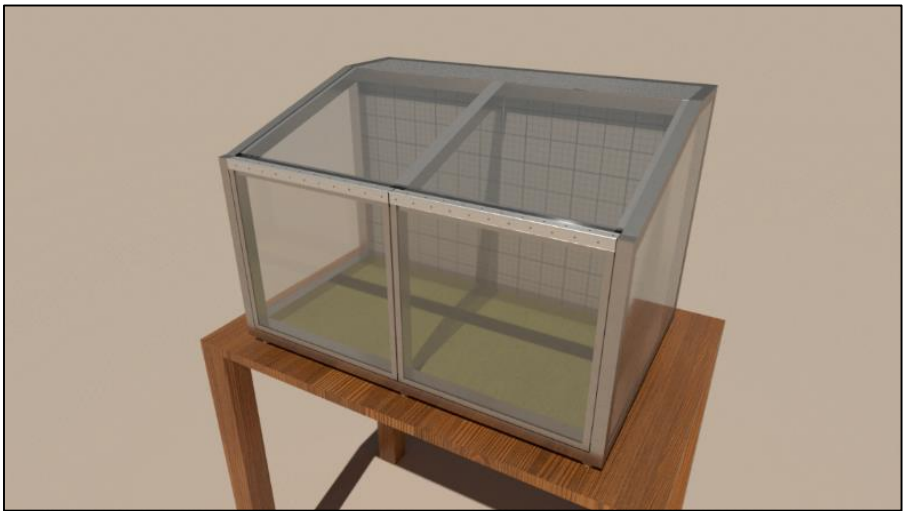


Рис. 1. Трёхмерная модель лабораторного стенда (вид спереди)

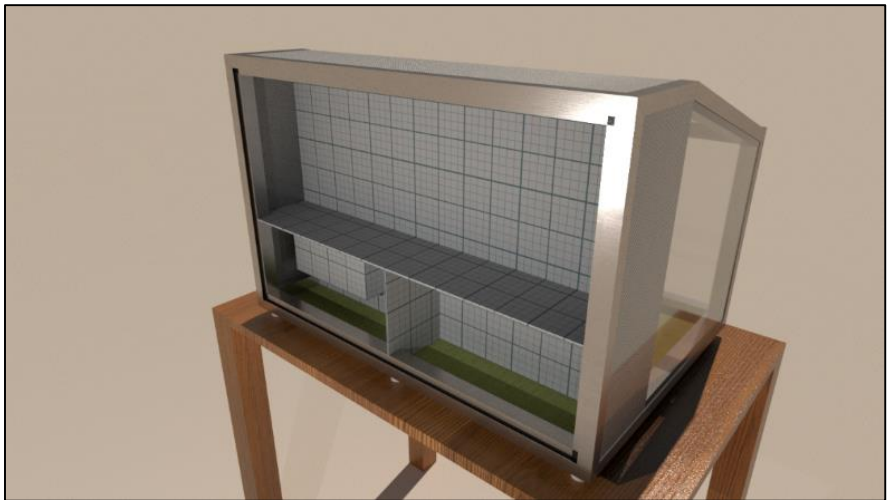


Рис. 2. Трёхмерная модель лабораторного стенда (вид сзади)

Лабораторный стенд делится на две части: блок управления и испытательную термокамеру. Блок управления включает в себя отсеки для блока питания, управляющей электроники и бака для полива. Испытательная термокамера разделена на две изолированные части для независимых исследований влияния параметров микроклимата [3].

Определены входные и выходные параметры информационно-управляющей системы лабораторного стенда.

Входными параметрами являются:

- температура воздуха окружающей среды и в термокамере;
- влажность воздуха окружающей среды и в термокамере;
- уровень освещенности окружающей среды и в термокамере;
- влажность почвы;
- температура почвы;
- датчик наличия объекта в термокамере;
- уровень жидкости для полива в баке.

Выходными параметрами являются:

- управление фрамугами;
- управление вентиляторами;
- управление обогревателем;
- управление клапанами полива;
- управление лампами;
- управление поливом;
- управление увлажнителем.

В лабораторном стенде используются чувствительные элементы в виде различных датчиков. Они измеряют выходные параметры объекта регулирования и передают их в информационно-управляющую систему, где в зависимости от установленного режима, оператор управляет различными показателями посредством приведения в действие тех или иных исполнительных элементов или система осуществляет мониторинг параметров в автоматическом режиме и управляет исполнительными элементами системы по заранее установленным алгоритмам.

Разработана структурная схема информационно-управляющей системы лабораторного стенда (рисунок 3).

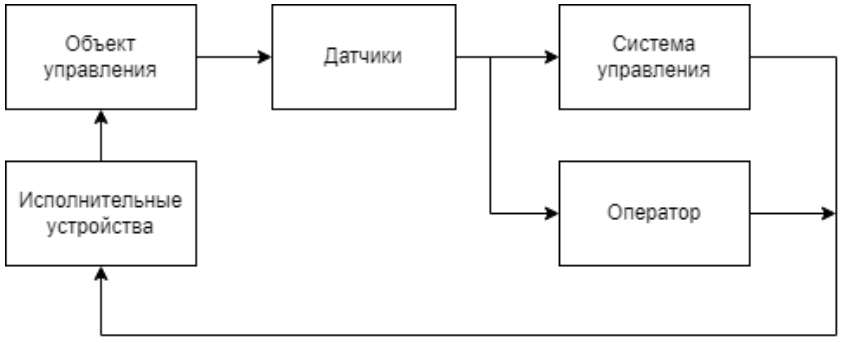


Рис. 3. Структурная схема информационно-управляющей системы лабораторного стенда

На рисунке 4 представлена структурная схема программной архитектуры информационно-управляющей системы лабораторного стенда.

В данной архитектуре выделены модуль измерений для считывания данных с датчиков, модуль цифровой обработки для обработки полученных значений с измерительного модуля. Также модуль цифровой обработки передает данные по сети для удаленного мониторинга и управления лабораторным стендом. Модуль выполнения задач выделен для взаимодействия с оператором и может использоваться для выполнения различных задач при ручном управлении лабораторным стендом.

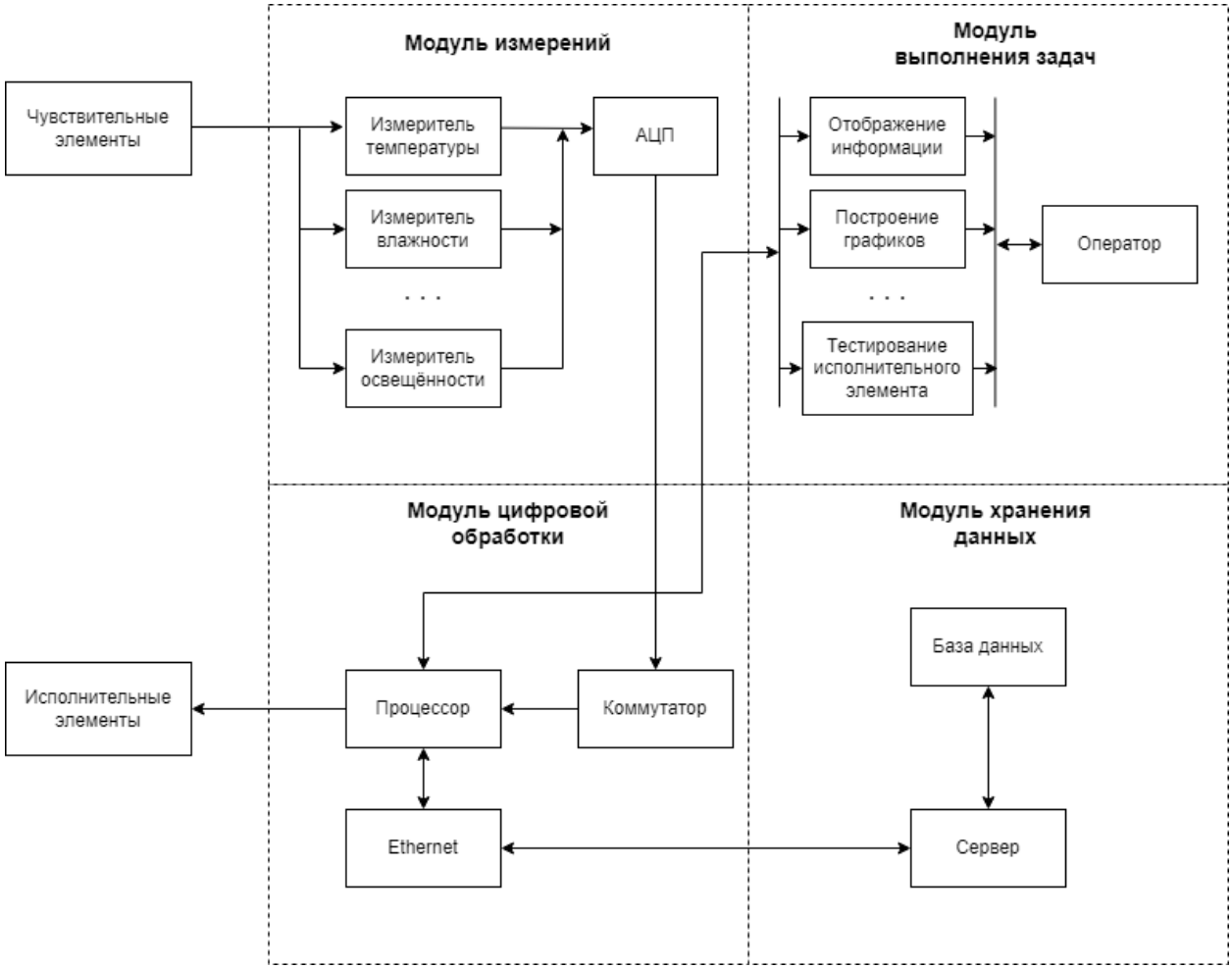


Рис. 4. Структурная схема программной архитектуры информационно-управляющей системы лабораторного стенда

Функциональная схема лабораторного стенда представлена на рисунке 5.

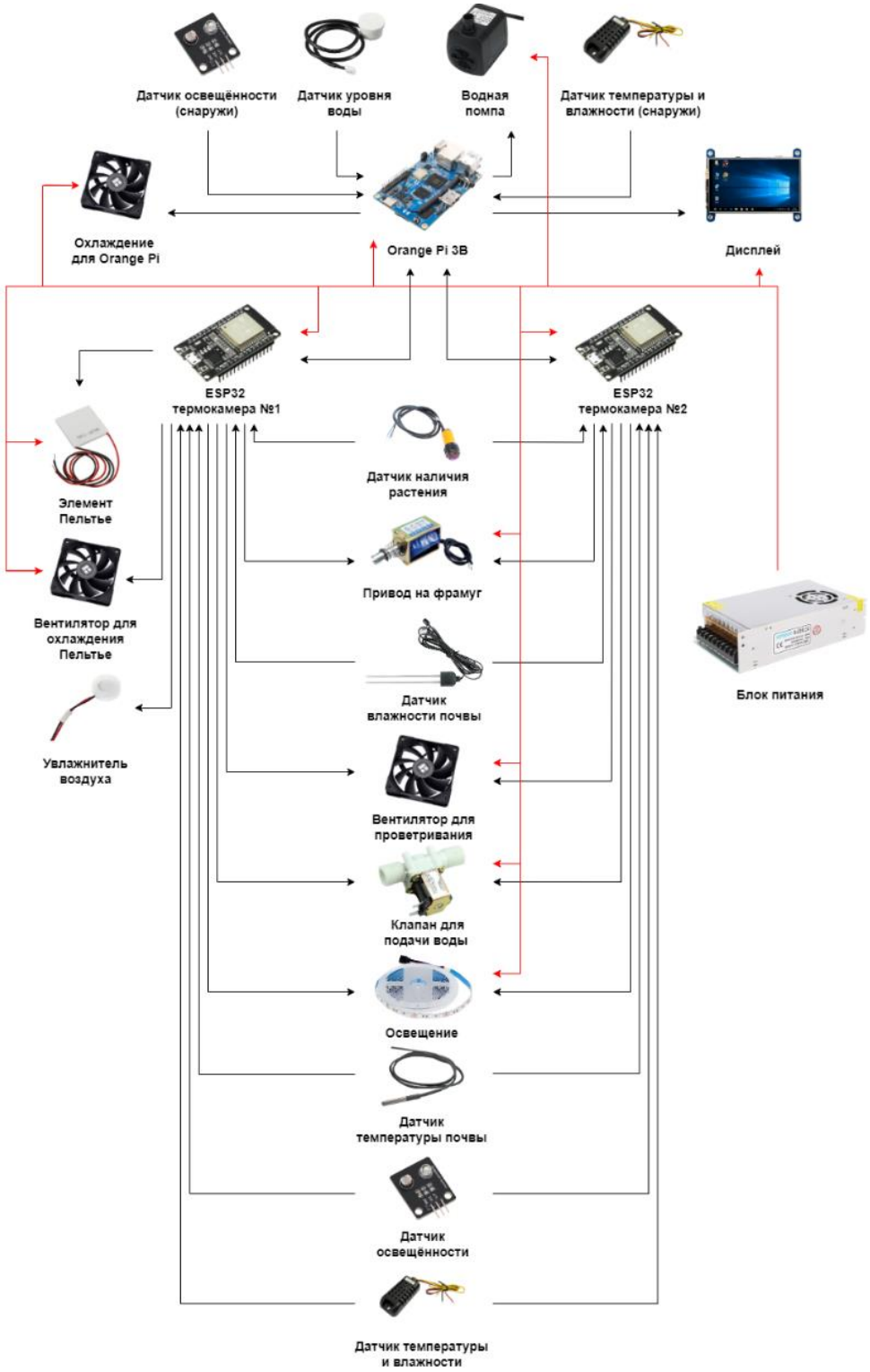


Рис. 5. Функциональная схема лабораторного стенда

В качестве главного вычислительного модуля выбран одноплатный компьютер Orange Pi 3B. Помимо высокой производительности, компьютеры серии Orange Pi имеют сбалансированную конфигурацию и богатый набор различных интерфейсов, существенно расширяя спектр задач, в которых одноплатные компьютеры будут эффективны.

На одноплатном компьютере предполагается использование web-сервера [2]. Он нужен для организации хранения и визуализации данных. Любой студент будет иметь возможность получить доступ к управлению лабораторным стендом с любого устройства в сети интернет.

Лабораторный стенд позволит студентам познакомиться на практике с такими понятиями как интернет вещей, инфокоммуникационные технологии и автоматизация.

Список литературы

1. Черный, Ю. Ю. Интернет вещей / Ю. Ю. Черный. - (Азбука новых технологий). - Текст: непосредственный // Современная библиотека. - 2018. - № 9. - С. 38-44.

2. Гагарина, Л. Г. Введение в инфокоммуникационные технологии: учебное пособие / Московский институт электронной техники. - 2, испр. - Москва: ООО "Научно-издательский центр ИНФРА-М", 2022.

3. Водовозов, А. М. Элементы систем автоматики: учеб. пособие / А. М. Водовозов. - Москва: Академия, 2006. - 220 с.

4. Мамиконов, А. Г. Проектирование АСУ: учебник для вузов по специальности «Автоматизированные системы управления»: допущено Министерством высшего и среднего специального образования СССР / А. Г. Мамиконов. - Москва: Высшая школа, 1987. - 303 с.

5. Восков, Л. С. Web вещей - новый этап развития Интернета вещей = Web of Things - A New Stage of the Internet of Things / Л. С. Восков, Н. А. Пилипенко. - (Проблемы подготовки специалистов). - Текст: непосредственный // Качество. Инновации. Образование. - 2013. - № 2. - С. 44-49.

УДК 681.51

Д.А. Добрынин, к.т.н.,с.н.с., rabota51@mail.ru
Федеральный Исследовательский Центр «Информатика и управление» РАН
г. Москва, Россия

УПРАВЛЕНИЕ ШАГАЮЩИМ ДОМАШНИМ РОБОТОМ

Аннотация: Четвероногие роботы обладают высокой подвижностью и высокой динамикой, что обеспечивает отличную маневренность и адаптивность к окружающей среде. Планирование походки является важным компонентом системы управления шагающего робота. В статье предлагается подход к синтезированию походки, основанный на правилах. Синтез походки домашнего робота производится с использованием элементарных движений ног. Расчет элементарных движений осуществляется с использованием кинематической модели ноги. Проведено моделирование движения робота с помощью синтезированных походок.

Ключевые слова: шагающий робот, система управления, планирование движений.

D.A. Dobrynin, Ph.D., senior researcher, rabota51@mail.ru
Federal Research Center for Computer Science and Control RAS, Moscow, Russia

CONTROL OF A WALKING HOME ROBOT

Abstract: Quadruped robots have high mobility and high dynamics, which provides excellent maneuverability and adaptability to the environment. Gait planning is an important component of a walking robot's control system. The article suggests a rules-based approach to synthesizing gait. The synthesis of the gait of a home robot is made using elementary foot movements. The calculation of elementary movements is carried out using a kinematic model of the leg. A simulation of the robot's movement using synthesized gaits was carried out.

Key words: walking robot, control system, planning movements.

Введение

Шагающие роботы на сегодняшний день являются важным направлением исследований в области робототехники. Привлекательной особенностью шагающих роботов является способность к адаптации к сложному рельефу местности. Например, домашние шагающие роботы обладают большей

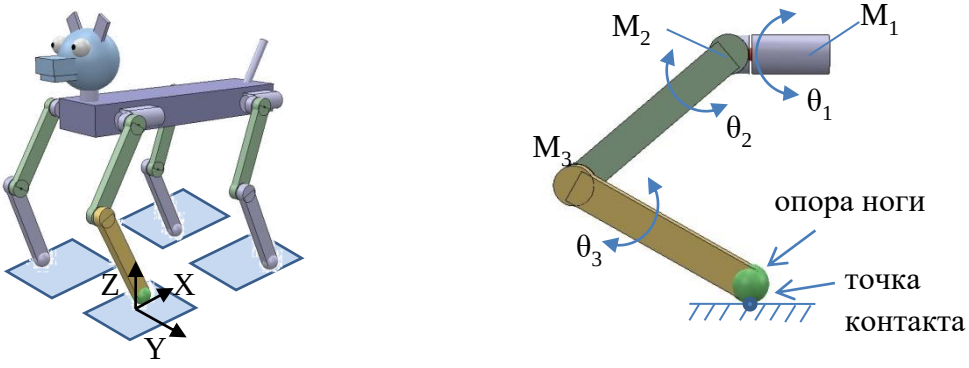
© Добрынин Д.А., 2023

маневренностью, чем колесные роботы, могут передвигаться по лестницам, вставать после падения и пр.

Исследования в области четвероногих роботов активно идут с 1980-х годов. Изначально использовались походки, основанные на кинематической модели ноги робота, похожие на походки насекомых и животных [1]. Современные исследования в области шагающих роботов направлены на решение проблем перемещения по сложной местности [2], [3], [4]. При таком способе перемещения робот должен выбирать точку опоры для каждого шага, чтобы оптимально решать задачи проходимости и устойчивости. Такая походка робота получила название свободной походки. Для расчета свободной походки используются различные методы – оптимизация положения центра тяжести для обеспечения заданной устойчивости [5], обучение многослойных нейронных сетей [6] и др. Свободная походка предполагает расчет каждого шага робота, что требует больших вычислительных мощностей. Домашние роботы обычно не имеют на борту мощных вычислителей, поэтому для них необходимы методы перемещения, имеющие невысокую вычислительную сложность. Цель данной работы является разработка методов управления шагающего робота, имеющих низкую вычислительную сложность.

Модель робота

Домашний шагающий робот внешне похож на собаку (рис.1а). Робот имеет четыре ноги простой конструкции. Каждая нога может перемещаться с тремя степенями свободы. Нога робота (рис. 1б) имеет три привода M_1, M_2 и M_3, которые позволяют перемещать точку касания ноги в трех измерениях. Точка касания может перемещаться в некоторой области относительно корпуса робота, как показано на рис. 1а. Размеры этой области определяются геометрическими параметрами ноги робота и высотой расположения корпуса робота относительно поверхности. Чем ниже расположен корпус робота к поверхности, тем больше область возможных перемещений точки касания.



а б

Рис.1 а) модель робота; б) модель ноги робота

Исходными параметрами для расчета углов приводов θ_1, θ_2 и θ_3 являются координаты точки опоры (X, Y, Z) по отношению к началу ноги. Точка крепления ноги на приводе M_1 принята за начало ноги. Координаты X и Y отсчитываются от проекции начала ноги на опорную поверхность. Подробно математическая модель рассмотрена в [7].

Система управления перемещением

Для генерации движений робота используется система планирования пути и генерации шагов. Эта система построена на основе правил (рис. 2), которые определяют типы возможных перемещений ног робота, набор перемещений для походки и другие параметры.

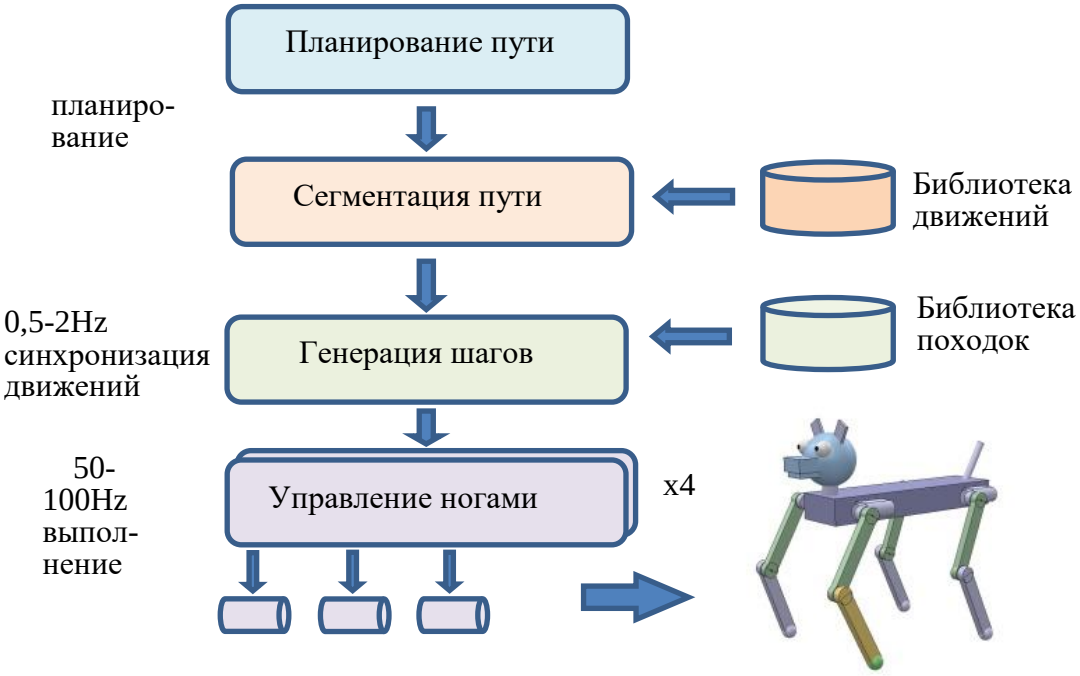


Рис. 2 Процесс генерации движений

Планирование пути - это генерирование команд управления для перемещения робота из начального положения в целевое. Это многоступенчатый процесс, в котором можно выделить несколько этапов:

Сегментация пути – разбиение пути на отдельный участки со своими типами походок. Например, начало движения, перемещение вперед, остановы, повороты, конец движения. При разбиении используется библиотека геометрических представлений походок.

Генерация шагов – реализует определенный характер перемещения робота (походку), используя более мелкие примитивы движения отдельных ног. Его задача – запустить процесс перемещения отдельных элементов ног и синхронизировать его во времени.

Управление ногами – управляет движением приводов ноги, осуществляя заданный процесс управления во времени. Это наиболее критичная по

времени часть системы управления. Команды управления на приводы должны выдаваться с частотой от 50 до 100 Гц и должны быть строго синхронизированы.

Такой подход позволяет реализовать достаточно простыми способами волновые периодические походки для перемещения вперед или назад, прерывистые походки для осуществления поворотов.

Принцип шагания, синтез походок

Теоретические исследования, проведенные ранее [1], показали, что количество возможных походок четырехногого робота равно факториалу 4-х (всего 24), что довольно велико. Количество статически устойчивых походок существенно меньше. Они могут быть определены по критерию статической устойчивости.

Для формирования походки мы будем применять разбиение траектории перемещения ноги на различные участки. Можно выделить две основные фазы при выполнении шага: опорная фаза и фаза переноса. В опорной фазе нога робота контактирует с поверхностью. При движении корпуса робота опорная точка неподвижна относительно поверхности. Однако при этом она перемещается относительно корпуса робота. Законы изменения углов приводов при перемещении опорной точки по прямой являются нелинейными и определяются уравнениями, приведенными в [7].

В фазе переноса необходимо перенести опорную точку ноги робота назад по отношению к направлению перемещения. Для выполнения шага мы выбрали кусочно-эллиптическую траекторию движения ступни [7]. В ней можно выделить фазу подъема ступни, перенос назад по прямой и опускание ступни на поверхность.

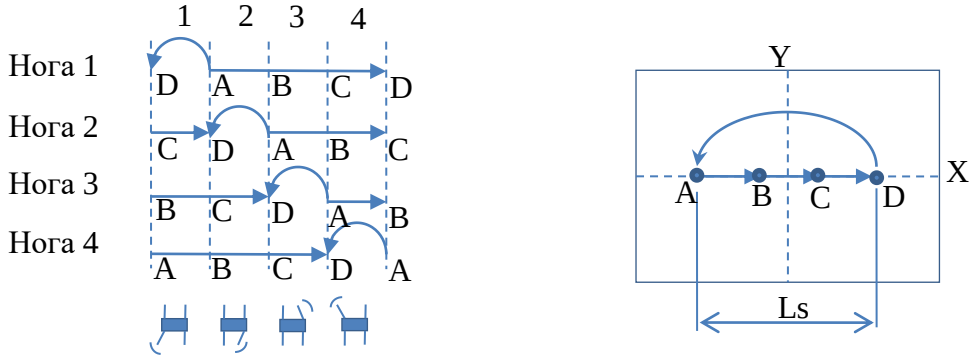


Рис. 3 Регулярная походка, перенос ног по очереди

На рис. 3 приведен пример регулярной походки с поочередным переносом ног. Справа показана диаграмма переноса точки опоры. Начало координат соответствует проекции начала ноги на опорную поверхность (рис. 1а). В фазе 1 происходит перенос ноги 1 назад. Это соответствует перемещению точки опоры из точки D в точку A на правой диаграмме. Для этого элемента

перемещения необходима своя траектория перемещения ноги. В остальных фазах точка опоры ноги 1 двигается по прямой относительно корпуса робота. Это соответствует переходу от точки A к точке D. В фазе 2 происходит перенос ноги 2, который проходит аналогично. Время переноса ноги равно ¼ длительности цикла шагания.

Данная походка является периодической. Из рис. 3 можно заметить, что после завершения фазы 4 опять начинается фаза 5. Характер движения ног для данной походки одинаковый. Скорость перемещения тела робота остается постоянной.

Поскольку скорость перемещения домашнего робота выбрана небольшой, и робот двигается по ровным поверхностям, можно ограничиться классическим критерием статической устойчивости [1]. Устойчивость робота определяется по положению проекции центра тяжести на опорную поверхность. Робот будет статически устойчив, если горизонтальная проекция его центра тяжести лежит внутри опорного многоугольника (рис. 1а). Для робота с четырьмя ногами опорный многоугольник может представлять собой либо четырехугольник, либо треугольник.

Эксперименты

Предлагаемый способ синтезирования походки шагающего робота был проверен на симуляторе (рис. 4).

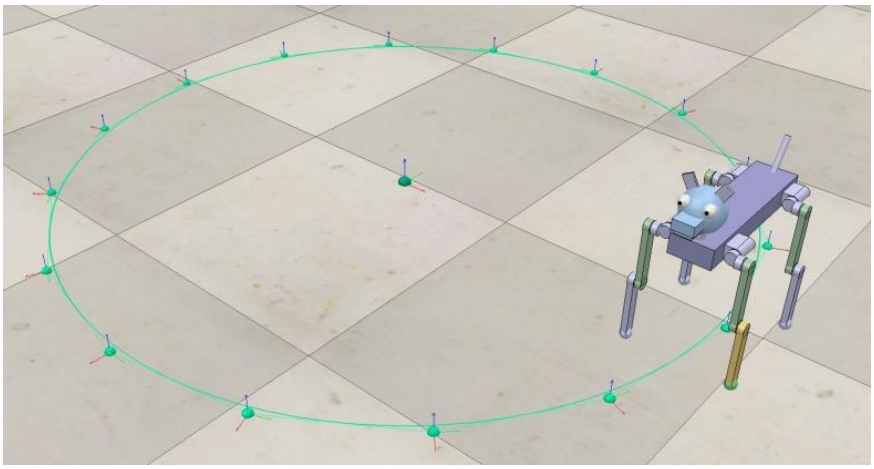


Рис. 4 Робот на полигоне в симуляторе

Управляющая программа вырабатывала в режиме реального времени сигналы управления приводами ног робота (12 приводов), которые передавались в симулятор. Симулятор использовал динамическую модель робота и моделировал его движение.

Эксперименты показали приемлемую устойчивость робота при перемещениях.

Заключение

Управление шагающим роботом является сложной задачей, поскольку требует синхронного перемещения всех его ног. Очевидно, что набор движений домашнего робота должен быть достаточно богатым. Движения должны включать перемещения по прямой, различные повороты, позы для выражения эмоций и т.п. При этом количество элементарных движений и походок будет большим.

Использование синтеза походки из элементарных перемещений позволяет получить компактное описание походки. Данный способ позволяет выполнить сопряжение различных поз и походок друг с другом, и обеспечить плавное движение шагающего робота. Такой подход позволит снизить требования по необходимой вычислительной мощности для системы управления домашнего робота.

Список литературы

1. Gonzalez-de-Santos, P., Garcia, E., Estremera, J. (2006). Quadrupedal locomotion. An introduction to the control of four-legged robots, 2006, Springer-Verlag, London. https://doi.org/10.1007/1-84628-307-8.

2. HyoungKwon, K., Daehee, W., Ohung, K., Tae-Ju, K., Sang-Seok, K., Sang-deok, P. Foot Trajectory Generation of Hydraulic Quadruped Robots on Uneven Terrain, IFAC Proceedings Volumes, Volume 41, Issue 2, 2008, pp. 3021-3026. https://doi.org/10.3182/20080706-5-KR-1001.00511.

3. Omer, K., Kemalettin, E. Bound Gait Reference Generation of a Quadruped Robot via Contact Force Planning. International Journal of Mechanical Engineering and Robotics Research, Vol. 11, No. 3, pp. 129-137, March 2022. https://doi.org/10.18178/ijmerr.11.3.129-137

4. Xu, X., Yang, Y., & Pan, S. (2018). Motion Planning for Mobile Robots. InTech. https://doi.org/10.5772/intechopen.76895

5. Estremera, J., Gonzalez de Santos P.: Free Gaits for Quadruped Robots over Irregular Ter-rain. The International Journal of Robotics Research. 2002;21(2):115-130. https://doi.org/10.1177/027836402760475333

6. Yamamoto, H., Kim, S., Ishii, Y.: Generalization of movements in quadruped robot loco-motion by learning specialized motion data. Robomech J 7, 29 (2020), https://doi.org/10.1186/s40648-020-00174-1

7. Dobrynin, D. (2023). Movement Along the Trajectory of a Home Quadruped Robot. In: Ronzhin, A., Sadigov, A., Meshcheryakov, R. (eds) Interactive Collaborative Robotics. ICR 2023. Lecture Notes in Computer Science, vol 14214. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-43111-1_12

УДК 004.896

В.А. Ермаков, преподаватель, ermvad@cs.karelia.ru
Д.Ж. Корзун, к.ф.-м.н., доцент, dkorzun@cs.karelia.ru
Петрозаводский Государственный Университет, г. Петрозаводск, Россия

ИМИТАЦИОННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ФИЗИЧЕСКИХ ДАТЧИКОВ В ЗАДАЧЕ ДИАГНОСТИКИ ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ И МОНИТОРИНГА ПРОИЗВОДСТВЕННОГО ОБОРУДОВАНИЯ

Аннотация: описывается актуальность задачи диагностики технического состояния и мониторинга оборудования. Для анализа режимов работы оборудования требуется накопление большого набора данных с различных датчиков и последующей разметкой экспертом. При эксплуатации оборудования важно понимать какие ситуации считать штатными, какие нестандартными, а какие критическими. При разработке систем мониторинга может отсутствовать полный набор датчиков, что может привести к неэффективности или возникновению нештатной ситуации. Для решения этих проблем предлагается использование имитационной модели на основе виртуального датчика

Ключевые слова: промышленный интернет вещей, имитационное моделирование, слой сенсорики

V.A. Ermakov ermvad@cs.karelia.ru
D.G. Korzun, Ph.D., dkorzun@cs.karelia.ru
Petrozavodsk State University, Petrozavodsk, Russia

PHYSICAL SENSORS SIMULATION MODELING FOR TECHNICAL CONDITION DIAGNOSTICS AND MONITORING TASK OF PRODUCTION EQUIPMENT

Abstract: in this paper the task of technical condition diagnostics and monitoring of equipment is described. Analyzing equipment operating modes requires the accumulation of a large set of data from various sensors and subsequent marking them by an expert. While operating the equipment, it is important to understand which situations are considered to be standard, non-standard, and critical. When developing monitoring systems, a complete set of sensors may not be installed, which can lead to inefficiency or to the emergency situation. To solve these problems, it is proposed to use a simulation model based on the virtual sensor.

Key words: Industrial Internet of Things, model simulation, physical sensor layer

© Ермаков В.А., Корзун Д.Ж., 2023

Задача диагностики технического состояния является актуальной для различного рода предприятий (в том числе и машиностроительных) с целью своевременного обнаружения дефектов и возможных неполадок в своей начальной фазе развития, не допуская возникновения нештатных ситуацией. Под техническим состоянием оборудования подразумевается набор характеристик, соответствующих этому состоянию. Например, для такого узла роторного оборудования, как подшипник качения, можно определить следующий набор состояний: исправный – отсутствие какого-либо дефекта; неисправный – наличие дефекта, например, выкрашивание или эрозия беговой дорожки внешнего кольца, препятствующего дальнейшей эго эксплуатации [1]. Для анализа таких ситуаций требуется накопление большого набора данных с различных классов датчиков и последующей разметкой экспертом. Схожие наборы данных, например, требуются для изучения поведения алгоритмов автономных мобильных роботов для задач навигации на местности, например при использовании системой управления роботизированными устройствами ROS и симулятора Gazebo. В этот класс задач, так же можно отнести сенсорику связанную с движением – задачу определения точности выполнения физических упражнений человеком, например на уличных тренажерах, где требуются данные, связанные с движением. Весь этот класс задач объединяет использование физических датчиков, формирующих непрерывный поток данных [2]. К этим датчикам предъявляются различные требования, такие как точность, скорость работы, среда в которой производится измерение [3].

Одним из аспектов работы датчика, является набор данных, который он формирует исходя из характеристик физической среды. Важно понимать, что к датчикам предъявляется требование к качеству этого набора данных – требуемая погрешность измерений, диапазон измерений, достоверность результатов. Таким образом возникает проблема определения корректности данных при работе физического датчика. Часть сенсоров обладает механизмом самодиагностики, что позволяет вовремя обнаружить неполадку, прекратить съем данных и сообщить оператору о недостоверности данных с момента фиксации неисправности. Примером подобного механизма обнаружения неисправности может быть камера CCTV с моделью отслеживания корректности работы – определение разрывов в изображении, пикселизации (потери качества), пятен на объективе [4]. Для обучения подобной модели требуется генерация различных наборов данных, включающих такие дефекты.

При эксплуатации оборудования важно понимать какие ситуации считать штатными, нестандартными и критическими. Это может быть выполнено экспериментально, однако, тесты имитирующие всевозможные ситуации, включая аварийные – затратны, как по времени, так и по ресурсам. Более того часть ситуаций невозможно воспроизвести в виде тестов в виду их последствий – например, разрушение вала подшипника ротора турбины.

При разработке самой систем мониторинга на примере производственного оборудования, зачастую может отсутствовать полный набор датчиков (например, в виду дороговизны, долгих сроков поставки). Запуск такой системы будет неэффективен, более того возможно возникновение нештатной ситуации. Примером такой системы может служить система вибродиагностики подшипников качения [5]. Помимо вибродатчиков, устанавливаемые на объект мониторинга, применяются тахометрические системы для определения скорости вращения вала с установленным на нем подшипником. Отсутствие такой тахометрической системы на этапе пробной эксплуатации системы может неверно определить техническое состояние подшипника [1]. Вариантом решения данной проблемы является получение прототипа разрабатываемой системы путем отсутствующего физического датчика на математическую модель, работающую по схожему закону.

Совокупность задач, приведенных выше требует комплексного решения – возникает проблема генерации достаточного объема данных путем разработки комплексного инструмента, позволяющего имитировать набор данных, сопоставимый с реальными, согласно заданному сценарию, и способного к интеграции в разрабатываемую систему. Такой инструмент может использоваться при разработке ПО через тестирование: генерируется набор данных, разрабатывается алгоритм, который отлаживается на этом сгенерированном наборе для определения всех возможных вариантов работы оборудования.

Подобным инструментом является имитационная модель датчика (виртуальный датчик) - работа которого определяется сценарием, что подразумевает генерацию набора данных по заданному закону за определенный промежуток времени [6]. В простейшем случае, таким законом может быть одно из известных распределений, в более сложных вариантах используется информация о возможных режимах работы производственного оборудования, например, такая как рабочие циклы, остановка или запуск оборудования. Так же сценарий может задаваться характеристиками и режимами работы целевого производственного оборудования. Каждый виртуальный датчик привязан к узлу производственного оборудования и выполняет генерацию показаний на основе сценария. Набор виртуальных датчиков на экспериментальном стенде определяет систему имитационного моделирования для тестирования работы функций мониторинга производственного оборудования.

Математически, задачу имитации данных производственного оборудования можно представить следующим образом. Узел оборудования i снабжается набором s_j^i ($j = 1, .., N$) виртуальных датчиков различных классов. Для каждого датчика должен быть определён его тип (цифровой или аналоговый), а также класс назначения (определение угловой скорости, определение углового перемещения и т.д.). Такой s_j^i виртуальный датчик генерирует набор данных d_j^i за интервал времени Δt или dt. Этот набор за интервал времени dt

соответствует процессам, происходящим на оборудовании. Совокупность d_j^i за все время работы оборудования T формирует требуемый набор данных. Таким образом, ставится задача описания генерируемого d_j^i набора. Например, i – узлом может служить электродвигатель на валу, которого металлическая шторка, проходящая через датчик Холла однократно за один оборот вала. Для такого s_j^i датчика, набором данных за Δt будет являться d_j^i, например временные метки прохождения шторки через датчик Холла: [“82371”, “84901”, “86353”]. Важно отметить, что генерация набора d_j^i - отдельная задача для каждого типа датчика, оборудования и условий его эксплуатаций, что требует исследований для построения требуемой модели.

С точки зрения программной реализации подобная имитируемая система состоит из набора виртуальных датчиков, каждому из которых соответствует своя конфигурация (параметры датчика и сценарий использования). Поток данных виртуального датчика представлен на (рис. 1), каждый этап по манипуляции с данными отмечен номером в круге.

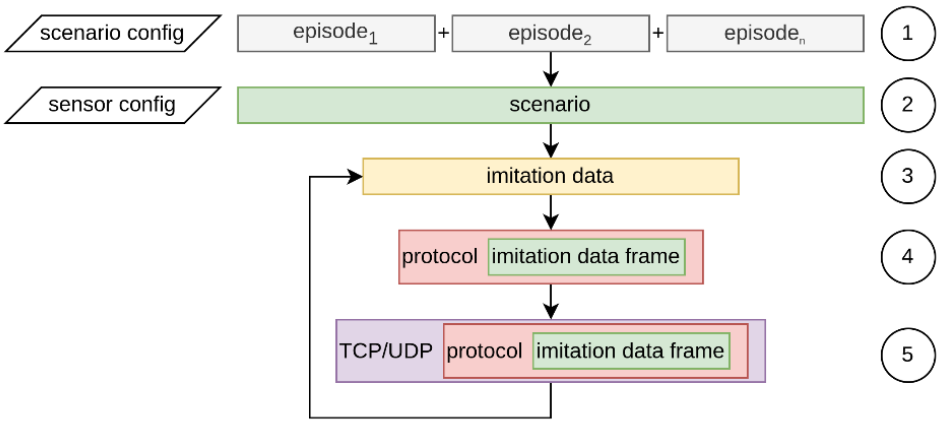


Рис. 1. Модель потока данных виртуального датчика

Для виртуальных датчиков загружаются конфигурационные файлы и выполняется выбранный сценарий по генерации данных (этап 1-2). Конфигурационный файл “scenario config” содержит описание алгоритма по генерации данных d_j^i за все время T для каждого s_j^i виртуального датчика. Конфигурационный файл “sensor config” содержит настройки для каждого s_j^i датчика. Система может использовать следующие источники для генерации сигналов:

- считывание из файла (запись измеренных показаний от датчика);
- встроенный генератора на основе сценария.

На этапе (1) данные представляют из себя «сырые» показания аналого-цифрового преобразователя (АЦП) виртуального датчика, выполняющего съем с заданной частотой семплирования. Каждый такой эпизод описывает

поведение оборудования (напр., увеличение оборотов шпинделя станка по линейному закону или плавное остывание обрабатываемой детали). На этапе (2) последовательность эпизодов соединяется в сценарий и проходит предобработку на этапе (3) при необходимости. Предобработка может использовать усреднение по выбранному окну, выбор данных с окнами с разными размерами или интервалами между ними, что позволяет имитировать работу датчика, выполняющего съем данных с определенными интервалами. На этапе (4) данные разделяются на кадры. Каждый кадр оборачивается в бинарный протокол прикладного уровня, содержащий номер фрейма и его размер, формат передаваемых данных, а также дополнительные заголовки, например, временную метку, частоту семплирования. Этап (5) предполагает инкапсулирование фреймов в стек принятых протоколов и отправляются на указанную пару адрес-порт удаленного или локального сервера, выполняющего сбор данных от датчика.

В системах, использующих физические датчики для формирования данных, могут применяться сенсоры невоенного (гражданского) назначения – массово выпускаемые на рынок, в том числе и отечественные модели. Современные датчики имеют исполнение в виде интегральной микросхемы, предназначенной для пайки на печатную плату; чувствительного элемента с первичным преобразователем, корпусированным для установки в специальный паз/кронштейн; готовым законченным изделием с модулями обработки и передачи данных по проводной или беспроводной технологии. Подобные сенсоры в используемых выше задачах можно разделить на несколько классов по назначению:

1. IMU сенсоры – датчики инерциальных навигационных систем – акселерометры и гироскопы. Используются для определения локального определения положения объекта, построения его траектории.

2. Датчики определения пространства – дальномеры и лидары. Применяются для определения расстояния до препятствия перед объектом, а также для построения карты глубины на плоскости, или вдоль прямой.

3. Тактильные датчики - датчики механического давления, силы нажима. Используются, например, для определения свойств препятствия перед объектом – проходимое или не проходимое.

4. Датчики вспомогательных систем – тахометрические и метеодатчики. Используются для определения параметров окружающей среды, например, температуры, скорости вращения движителей (колес робота).

5. Сенсоры компьютерного зрения – камеры и стереокамеры. Используются для получения видеоизображения окружающей обстановки, которое может быть использовано в задачах классификации (определение принадлежности объекта на изображении к какому-либо классу) и сегментации (выделение различных объектов на изображении). Дополнительно стереокамеры позволяют строить карты глубин по плоскому изображению с нескольких

камер, что позволяет определить не только возможные препятствия, но и расстояние до них.

Каждый из перечисленных типов сенсоров имеет свои особенности и может быть применен в различных задачах. Важно учитывать, что использование физических датчиков требует значительных затрат на их приобретение, установку, калибровку и обслуживание. Поэтому в некоторых случаях может быть целесообразно использовать виртуальные датчики для имитации работы физических датчиков и тестирования системы мониторинга производственного оборудования без риска повреждения оборудования или потери данных [7].

Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 22-11-20040 (https://rscf.ru/project/22-11-20040/), проводимого совместно с Республикой Карелия с финансированием из Фонда венчурных инвестиций Республики Карелия (ФВИ РК).

Список литературы

1. Perminov V., Ermakov V., Korzun D. Edge analytics for bearing fault diagnosis based on convolution neural network // Fuzzy Systems and Data Mining VII: Proceedings of FSDM. – 2021. – T. 340. – pp. 94-103.

2. Smirnov K. Ermakov V., Zavyalov S., Korzun D. An IMU Sensor Application to Measure the Hands Amplitude at Exercise Performing in Gym \\ Proc. 32rd Conf. Open Innovations Association FRUCT, pp. 390-393, Oct. 2022.

3. Liu J., Huang G., Hyyppä J., Li J., Gong X., Jiang X. A survey on location and motion tracking technologies, methodologies and applications in precision sports \\ Expert Systems with Applications, Vol.229, Part A, 2023, ISSN 0957-4174, https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120492.

4. Bazhenov N. et al. Case Sstudy of Moblie Video Services // Emerging Topics and Questions in Infocommunication Technologies. – 2020. – pp. 113.

5. Das O., Bagci Das D., Birant D. Machine learning for fault analysis in rotating machinery: A comprehensive review \\ Heliyon, Vol.9, Issue 6, 2023, ISSN 2405-8440, https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e17584.

6. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021667466 Российская Федерация. Имитационная система виртуальных датчиков производственного оборудования: № 2021666618: заявл. 20.10.2021: опубл. 29.10.2021 / В. А. Ермаков, К. Е. Рудковский, Д. Ж. Корзун; заявитель Акционерное общество «ДжиЭс-Нанотех». – EDN XDBBJQ.

7. Корзун Д. Ж. Бионические методы сенсорики и окружающего интеллекта для реализации интернет-систем мониторинга жизнестойкости человека // Перспективы и возможности использования цифровых технологий в науке, образовании и управлении: Материалы Всероссийской научно-практической конференции. – Астрахань: Астраханский государственный университет, 2022. – С. 13-16.

УДК 316.6

А.А. Зинина, к.психол.н., zinnia_aa@nrcki.ru
старший научный сотрудник НИЦ Курчатовский институт,
МГЛУ, РГГУ, г. Москва, Россия
А.А. Котов, к.филол.н., kotov_aa@nrcki.ru
ведущий научный сотрудник НИЦ Курчатовский институт,
МГЛУ, РГГУ, г. Москва, Россия

НЕВЕРБАЛЬНОЕ ПОВЕДЕНИЕ ЧЕЛОВЕКА ПРИ ВЗАИМОДЕЙСТВИИ С РОБОТОМ Ф-2

Аннотация: В работе рассматривается невербальное поведение испытуемых при взаимодействии с роботом (на примере робота Ф-2) в различных ситуациях: при изучении иностранного языка, а также при рассказывании историй роботам с различной реакцией на взгляд пользователя. По результатам экспериментов можно сделать вывод, что испытуемые при взаимодействии с роботом демонстрируют паттерны, характерные для взаимодействия между людьми. Использование человеком естественной мимики и жестов, а также их количество (на примере улыбок) может рассматриваться как показатель антропоморфизации робота человеком.

Ключевые слова: робот-компаньон, невербальная коммуникация, человеко-машинное взаимодействие, обучение, социальный взгляд, контакт глаз

A.A. Zinina, Ph.D, senior researcher, zinnia_aa@nrcki.ru
Kurhcatov Institute, Russian State University for the Humanities,
Moscow State Linguistic University, Moscow, Russia
A.A. Kotov, Ph.D., senior researcher, kotov_aa@nrcki.ru
Kurhcatov Institute, Russian State University for the Humanities,
Moscow State Linguistic University, Moscow, Russia

NONVERBAL HUMAN BEHAVIOR WHEN INTERACTING WITH THE F-2 ROBOT

Abstract: The paper describes the nonverbal behavior of the subjects when interacting with a robot (using the example of the robot F-2) in various situations: when learning a foreign language, as well as when telling stories to robots with different reactions to the user's gaze. Based on the results of the experiments, it can be concluded that the subjects, when interacting with a robot, demonstrate patterns characteristic to human interaction. The use of natural facial expressions and gestures by humans, as well as their number (for example, for smiles) can be considered as an indicator of anthropomorphization of the robot by a human.

© Зинина А.А., Котов А.А., 2023

Key words: Companion robot, nonverbal communication, human-machine interaction, learning, social gaze; eye contact

Эффект антропоморфизации – приписывание неживому объекту качеств человека – может возникать за счёт имитации физическим объектом внешнего вида, мимики, речи или отдельных звуков человека. Именно это характерно для детских игрушек. Поэтому мы отталкиваемся от представления о том, что даже конструктивно простой робот-компаньон может вызывать симпатию человека за счёт мимики и движений, сходных с человеческими. Сложный антропоморфный робот для этого не требуется. Мы предположили, что если робот-компаньон «смотрит на человека», жестикулирует, демонстрирует мимические паттерны и может отвечать на высказывания, то это будет провоцировать человека на ответную симпатию и на ответные взгляды, мимику и речевое общение.

В нашем первом эксперименте мы оценивали привлекательность робота в ситуации изучения иностранного языка. Основное преимущество роботов перед традиционными учебными материалами заключается в том, что роботы обеспечивают бóльшую вовлеченность в процесс обучения, способны повысить мотивацию и любопытство [1, 2], и это может быть связано именно с антропоморфизацией роботов человеком [3, 4, 5].

Мы также предположили, что склонность испытуемых к антропоморфизации робота связана с восприятием его в качестве перспективного и полезного инструмента для изучения иностранного языка. Мы провели эксперимент, в котором студенты лингвистического ВУЗа (N = 43, жен. 34, средний возраст 22,5 года) изучали лексику латинского языка с роботом и компьютером. Испытуемым требовалось выучить 26 латинских слов, обладающих низкой частотностью как в латинском, так и в русском языках. Слова случайным образом были разделены на две группы – по 13 слов для каждого из экспериментальных условий. Для помощи в изучении слов использовались фонетические подсказки, предложенные в ходе предварительного опроса носителями русского языка, не знакомыми с латынью. Более подробно процедура и некоторые результаты эксперимента описаны в [6]. В данной работе мы рассматриваем невербальные реакции человека при взаимодействии с роботом в этом эксперименте.

В ходе эксперимента испытуемые выучили одинаковое количество латинских слов с роботом и компьютером – следовательно, робот обладает не меньшей эффективностью, чем более традиционные компьютерные программы с текстовым интерфейсом. По результатам опроса после эксперимента студенты указали на перспективность робота в качестве возможного помощника (преподавателя) и отметили комфортность взаимодействия. Интересно, что испытуемые демонстрируют широкий спектр коммуникативных стратегий при взаимодействии с роботом: прямо во

время эксперимента они задают роботу вопросы, просят его дать подсказку, говорят, что не знают правильного ответа и т. д. Кроме того, участники исследования используют направленные жесты по отношению к роботу, невербальные сигналы, характерные для коммуникативной функции *ожидание обратной связи* (Рис. 1) [7]. Таким образом, испытуемые охотно используют в коммуникации с роботом паттерны, характерные для коммуникации с человеком.

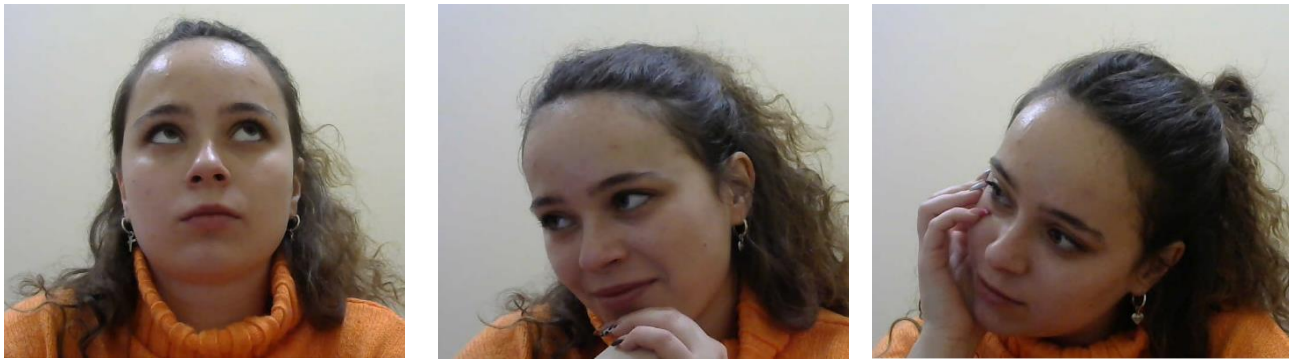


Рис. 1. Демонстрация паттерна *ожидание обратной связи*: после паттерна задумчивости испытуемый смотрит на робота, улыбаясь и наклоняя голову в разные стороны (#20 00:05.17- 0:5.23; 00:05.50)

При взаимодействии с роботом испытуемые также часто выражают *отрицание* с помощью поворотов головы, указывая на отсутствие ответа. Например, испытуемый №36 использует движение отрицания 15 раз при взаимодействии с роботом и только 4 раза – при изучении слов с помощью компьютера.

Важно отметить, что испытуемые демонстрируют с роботом значимо большее количество *улыбок*: в среднем они улыбаются 13 раз, а при изучении слов с компьютером – 5 раз. Эта разница – значительна (Wilcoxon Matched Pairs Test, $p < 0{,}001$). Однако более интересной оказывается разница в количестве улыбок, если рассматривать их с учетом предпочтений респондентов. Согласно полученным результатам, 25 человек (59,5% от всей выборки) отметили, что им больше понравилось учить слова с роботом, 10 человек (23,8%) предпочти компьютер и 7 человек (16,7%) одинаково оценили обучение в двух условиях. При этом учащиеся, выбравшие робота, значимо чаще улыбаются в коммуникации с ним, чем при обучении с компьютером; тогда как в группе выбравших компьютер количество улыбок при взаимодействии с компьютером и роботом никак не отличается ($F(2,33) = 4{,}2358$, $p = 0{,}02305$) – Рис. 2.

Полученные результаты показывают, что число невербальных реакций (на примере улыбок) может являться показателем антропоморфизации робота. Полученные видеозаписи эксперимента демонстрируют и другие естественные коммуникативные стратегии людей при изучении новых слов с роботом, контрастируя с более сдержанным поведением при изучении слов с

традиционным текстовым интерфейсом. Именно «личный» и естественный стиль взаимодействия, навязанный роботом, как мы предполагаем, позволяет испытуемым рассматривать его как перспективное средство обучения.

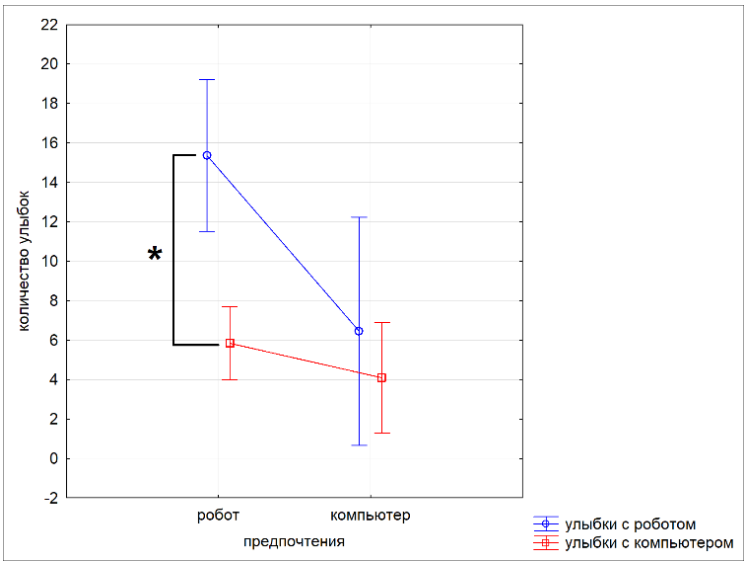


Рис. 2. Количество улыбок при изучении слов с роботом и компьютером.

Во втором эксперименте мы рассматривали реакцию испытуемых на различное глазодвигательное поведение робота. С одной стороны, человек переводит глаза на объект, привлекающий его внимание, и пытается ориентироваться, перемещая взгляд между объектами в своём окружении [8]. При этом движения глаз могут обслуживать как произвольное (эндогенное) внимание, вызванное внутренними побуждениями, так и непроизвольное (экзогенное) внимание, навязанное внешней ситуацией [9]. С другой стороны, взгляд является экспрессивным средством: с помощью взгляда субъект имеет возможность намеренно или спонтанно указывать собеседнику объект своего внимания, включая его в ситуацию *совместного внимания*. Также человек может закатывать глаза, «стрелять глазами», сообщая адресату негативную или позитивную оценку и т. д. Наша задача состояла в том, чтобы определить, как испытуемые воспринимают роботов, по-разному отвечающих на их взгляд. В эксперименте (N=46, 33 жен., средний возраст 27 лет) испытуемые рассказывали истории двум роботом. Первый робот, когда система распознавания фиксировала взгляд пользователя на робота, отводил взгляд в сторону. Второй робот – демонстрировал ответный взгляд на пользователя (Рис. 3).

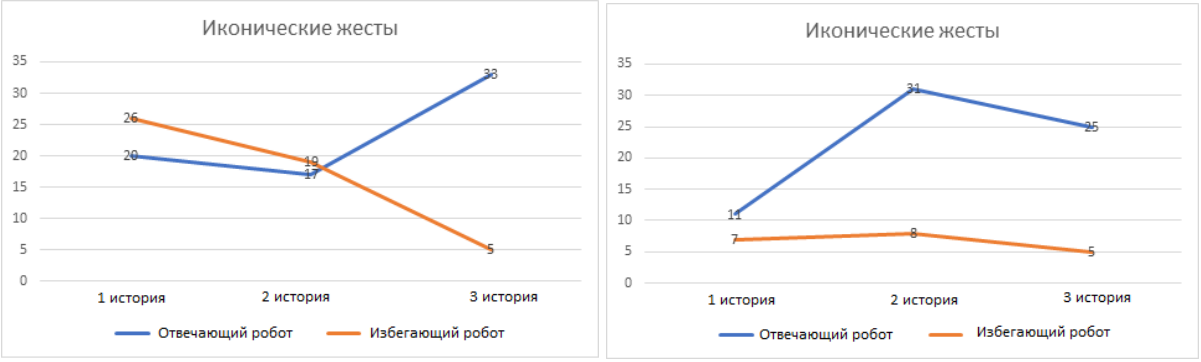
В рамках эксперимента мы установили, что эмоциональный интеллект испытуемых влияет на их предпочтение робота, а также на эксплицитное обнаружение разницы между вариантами глазодвигательного поведения роботов. Так, люди с высокими баллами по общей шкале *Понимание эмоций* опросника *ЭмИн* [10] лучше определяли различие в поведении двух роботов ($p < 0,05$, U-тест Манна-Уитни). Кроме этого, те испытуемые, которые

предпочли отвечающего на взгляд пользователя робота, обладали более высоким уровнем эмоционального интеллекта ($p < 0,05$, U-тест Манна-Уитни), чем группа, предпочитающая избегающего взгляд робота – более подробно результаты эксперимента описаны в [11].

(а) (б) (в)

Рис. 3. (а) Робот с ответным взглядом (отвечающий); (б-в) робот, отводящий взгляд (избегающий)

Однако, также важно, что люди с различным уровнем эмоционального интеллекта сами демонстрируют разное глазодвигательное поведение при рассказе истории роботу. Длительность взглядов, направленных на отвечающего взглядом робота оказывается больше. В среднем, в течение рассказа участники эксперимента обращают внимание на реагирующего ответным взглядом робота в 23 случаях – мин. 12, макс. 137, на избегающего взгляд робота в 22 случаев –мин. 6, макс.128. При качественном анализе можно заметить, что испытуемые с высоким эмоциональным интеллектом (в частности, по шкале *Понимание эмоций)* рассказывают более длинные истории, насыщенные деталями и сюжетными поворотами. Важно отметить, что испытуемые с высоким эмоциональным интеллектом также демонстрируют больше иконических жестов при взаимодействии с роботом, отвечающим взглядом. Количество таких жестов у некоторых испытуемых уменьшалось в течение трех историй, рассказанных избегающему роботу, и увеличивалось в течение трех историй роботу,отвечающему взглядом (рис.4).



(а) (б)

Рис. 4. Количество иконических жестов в историях: (а) Участница №40 (женщина, 31 год); (б) Участница №24 (женщина, 30 лет)

Эти данные показывают, что некоторые испытуемые получают коммуникативное подтверждение внимания от отвечающего робота и используют больше иконических жестов, рассказывая ему историю, в то время как отсутствие обратной связи от избегающего робота заставляет их сокращать количество жестов при рассказе истории.

Результаты экспериментов показывают, что испытуемые склонны антропоморфизировать робота. Использование естественных мимики и жестов, их количественные показатели (на примере улыбок и иконических жестов), может рассматриваться как показатель антропоморфизации робота человеком. При этом склонность к антропоморфизации робота зависит как от поведения робота, так и от параметров эмоционального интеллекта человека.

Список литературы

1. Gordon G., Breazeal C., Engel S. Can children catch curiosity from a social robot? // Proceedings of the Tenth Annual ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction. – 2015. – pp. 91-98.

2. Wainer J., Feil-Seifer D. J., Shell D. A., Mataric M. J. The role of physical embodiment in human-robot interaction // ROMAN 2006 – The 15th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication. – 2006. – pp. 117-122.

3. Duffy B. R. Anthropomorphism and the social robot // Robotics and Autonomous Systems. – 2003. – 42. – pp. 177–190.

4. Bartneck C., Kulić D., Croft E., Zoghbi S. Measurement instruments for the anthropomorphism, animacy, likeability, perceived intelligence, and perceived safety of robots // International Journal of Social Robotics. – 2009. – 1. – pp. 71–81.

5. Beran T. N., Ramirez-Serrano A., Kuzyk R., Fior M., Nugent S. Understanding how children understand robots: Perceived animism in child–robot interaction // International Journal of Human-Computer Studies. – 2011. – 69. – pp. 539–550.

6. Zinina A., Kotov A., Zaydelman L., Arinkin N. Learning a foreign language vocabulary with a companion robot // Cognitive Systems Research. – 2023. – 77. – pp. 110-114.

7. Котов А.А., Зинина А.А. Функциональный анализ невербального коммуникативного поведения // Компьютерная лингвистика и интеллектуальные технологии. – 2015. – 14. – С. 299-310.

8. PannaschS., Schulz J., Velichkovsky B.M. On the Control of Visual Fixation Durations in Free Viewing of Complex Images // Attention, Perception, and Psychophysics. – 2011. – 73. – https://doi.org/10.3758/s13414-011-0090-1.

9. Величковский Б.М. Когнитивная наука: Основы психологии познания. – Т. 1. – М.: Академия, 2006.

10. Люсин Д. В. Новая методика для измерения эмоционального интеллекта: опросник ЭмИн // Психологическая диагностика. – 2006. – Т. 4. – С. 3-22.

11. Velichkovsky B. M., Kotov A., Arinkin N., Zaidelman L., Zinina A., Kivva K. From Social Gaze to Indirect Speech Constructions: How to Induce Impression that Your Companion Robot is a Conscious Creature // Appl. Sci. – 2021. – 11(21). – 10255 pp.

УДК 81'32

А.А. Котов, к. филол. наук, ведущий научный сотрудник, kotov@harpia.ru
З.А. Носовец, лаборант-исследователь, nosovets@phystech.edu
НИЦ «Курчатовский институт», РГГУ, г. Москва, Россия

КОНСТРУИРОВАНИЕ РОБОТОМ РЕПРЕЗЕНТАЦИЙ ПРОИЗВОДНЫХ СИТУАЦИЙ ПРИ ОБРАБОТКЕ СМЫСЛА ТЕКСТА

Аннотация: В проекте робота Ф-2 мы разрабатываем систему автоматического анализа текста (семантический парсер), которая строит семантическую репрезентацию полученных сообщений. В качестве развития этой системы мы разрабатываем систему сценариев – элементов естественно языкового вывода, которые используются для эмоциональной оценки поступивших сообщений (300 доминантных сценариев) и для конструирования репрезентаций производных ситуаций: возможных причин, следствий и интерпретаций для исходной ситуации (4500 рациональных сценариев). Комбинация доминантных и рациональных сценариев может использоваться для моделирования сложных когнитивных функций: активации эмоций по результатам естественно-языкового вывода (т. н. «вторичных эмоций»), моделирования воображения и мнений других участников коммуникации (theory of mind).

Ключевые слова: робот-компаньон, эмоциональная робототехника, когнитивные модели, поддержание диалога, человеко-машинное взаимодействие

A.A. Kotov, Ph. D., Senior researcher, kotov@harpia.ru
Z.A. Nosovets, laboratory researcher, nosovets@phystech.edu
NRC «Kurchatov Institute», RSUH, Moscow, Russia

CONSTRUCTION OF REPRESENTATIONS OF DERIVED SITUATIONS WHEN PROCESSING THE TEXT MEANING BY THE ROBOT

Abstract: Within the F-2 robotic project, we are developing an automatic text analysis system (semantic parser) that builds a semantic representation of the received utterances. As an extension of this system, we are developing a system of scenarios – elements of natural language inference, used for emotional evaluation of received messages (300 dominant scenarios) and for constructing representations of derived situations: possible causes, effects and interpretations for the initial situation (4500 rational scenarios). A combination of dominant and rational scenario systems can be used to model complex cognitive functions: activation of emotions based on the results of natural language inference (the so-called “secondary emotions”), modeling of imagination and opinions of other participants in communication (theory of mind).

© Котов А.А., Носовец З.А., 2023

Key words: companion robot, emotional robotics, cognitive models, dialogue support systems, human-machine interaction

Робот Ф-2 создаётся как исследовательский робот-компаньон для изучения коммуникации робота с человеком с помощью естественных средств: речи, мимики и жестов. Робот обрабатывает высказывания на русском языке, отвечает на прикосновения, а также распознаёт лица людей, мимику, направление и перемещение взгляда, движение игровых фишек головоломки танграм. Распознанное событие получает семантическую репрезентацию, аналогичную семантическому представлению предложения. Эти репрезентации активизируют сценарии робота, отвечающие за поведение и ответные реакции: речь и движения, описанные на языке BML [1] (см. рисунок 1). Данная архитектура управления роботом основывается на модели CogAff – Cognition and Affect Project [2], где каждое входящее событие обрабатывается инвентарём конкурирующих единиц – продукций или сценариев (см. блок сценариев на рисунке 1).

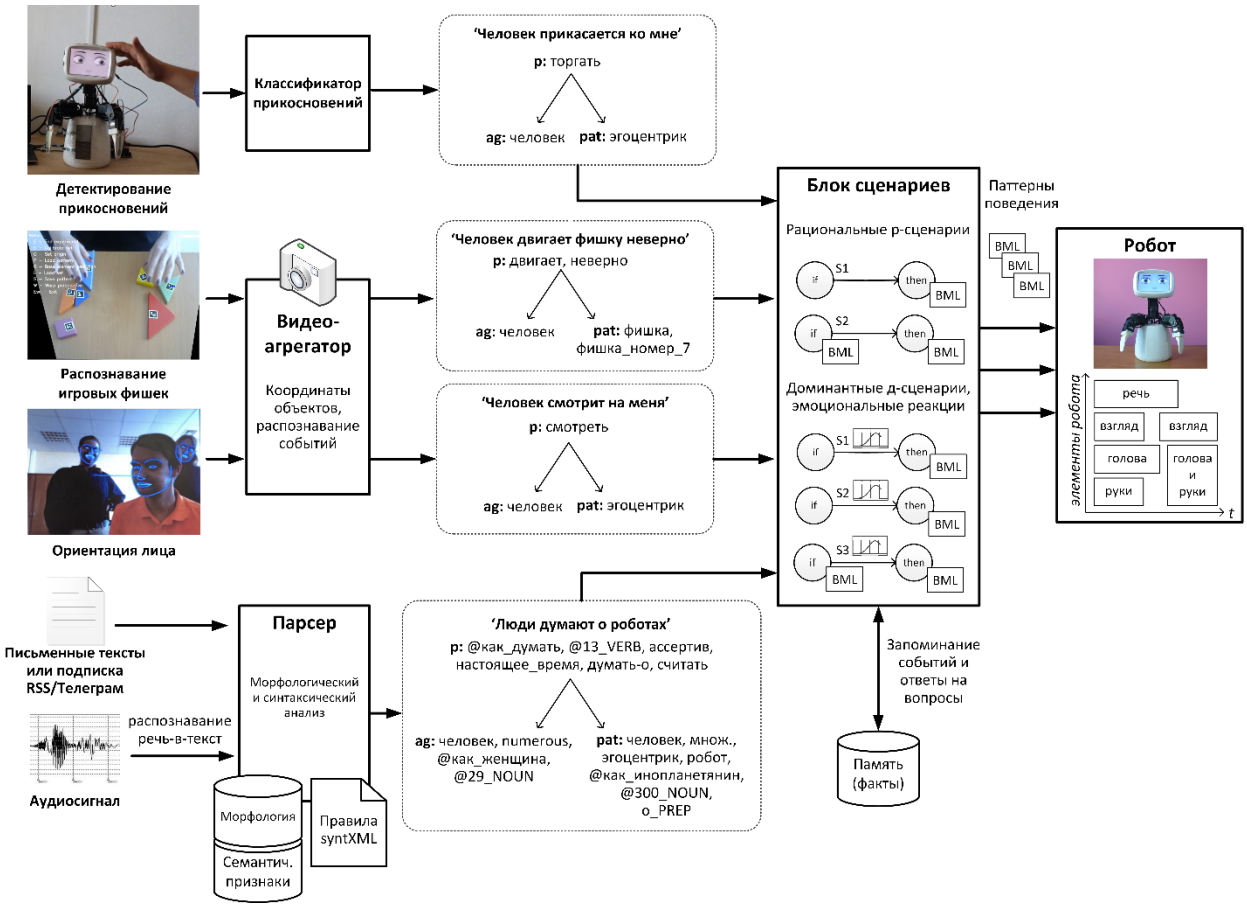


Рис. 1. Система управления роботом Ф-2

Следуя архитектуре CogAff, мы противопоставляем в блоке сценариев (а) базовые сценарии реагирования, аналоги эмоций – *доминантные сцена-*

рии или *д-сценарии*, а также (б) рациональные сценарии реагирования – *р-сценарии*. Д-сценарии отвечают за распознавание в речи или событиях окружающего мира «негативных» для робота ситуаций: ‘мне что-то угрожает’, ‘против меня что-то замышляют’, ‘я никому не нужен’ и т. д. – или позитивных ситуаций: ‘на меня обращают внимание’, ‘кто-то воплощает мою мечту’ и т. д. Для 34 теоретических д-сценариев, описанных в работе [3], мы используем около 300 практических д-сценариев в базе данных робота. Рациональные сценарии, напротив, созданы для моделирования естественно-языкового вывода без эмоциональной оценки. Как указано в CogAff, уровень рационального рассуждения призван реконструировать возможные причины и следствия наблюдаемых событий, отвечать на вопросы типа «что будет, если *X*?» (*what-if reasoning*). Р-сценарии распознают во входящих событиях типичные ситуации (например, ‘человек выдернул вилку из розетки’, ‘человек выдвинул ящик’, ‘исследователь выдвинул гипотезу’) и достраивают репрезентации производных ситуаций: возможные причины, следствия и интерпретации (если ‘человек выдернул вилку из розетки’, то возможно ‘человек куда-то уходит’, ранее ‘некоторый прибор работал’, потом ‘прибор перестал работать’ и т. д.). Р-сценарии получены нами на основе кластеризации около 10 млн. семантических репрезентаций отдельных клауз из текстов на русском языке, разобранных парсером робота Ф-2. Из 8000 кластеров, где каждый кластер должен был содержать описания близких ситуаций, после ручной проверки было сформировано около 4500 р-сценариев. Связанные ситуации для сценариев (причины, следствия и интерпретации) были получены с помощью опроса информантов, которым предлагалось исходное высказывание сценария с просьбой написать его возможные причины, следствия и интерпретации (*что было до, что было после* и *что это значит?*).

В традиционных системах управления для выполнения обычно выбирается одно действие, получившее наивысшую оценку. Остальные варианты действий отбрасываются. В архитектуре робота Ф-2, напротив, активизация и конкуренция нескольких сценариев при обработке входящего события могут использоваться для моделирования сложных когнитивных эффектов: для имитации иронии [4], модели психического (theory of mind), моделирования нескольких точек зрения на ситуацию и для «воображения». На множестве д-сценариев этот процесс выглядит следующим образом. Если, к примеру, мы смотрим на робота или говорим ему *На тебя все обращают внимание*, он может «радоваться» (активизируется позитивный д-сценарий «внимание» *d-scr1* на рисунке 2) или «беспокоиться», что ‘против него что-то замышляют’ (активизируется негативный д-сценарий «планирование» – *d-scr3*). На множестве д-сценариев могут быть заданы противопоставления (признаки *a–b* в посылках сценариев *d-scr1* и *d-scr3*). Если при восприятии высказывания *На тебя все обращают внимание* робот активизирует позитивный д-сценарий «внимание» (*d-scr1*), то на основании противопоставления «хорошо-плохо» (признаки *a–b*) он подавит негативный д-сценарий «планирование» (*d-scr3*).

То есть в позитивной ситуации робот не будет подозревать злонамеренность. Вместе с тем, вытесненное понимание (злонамеренное «планирование») может использоваться роботом в другом когнитивном домене: в области иронии, воображения или модели психического.

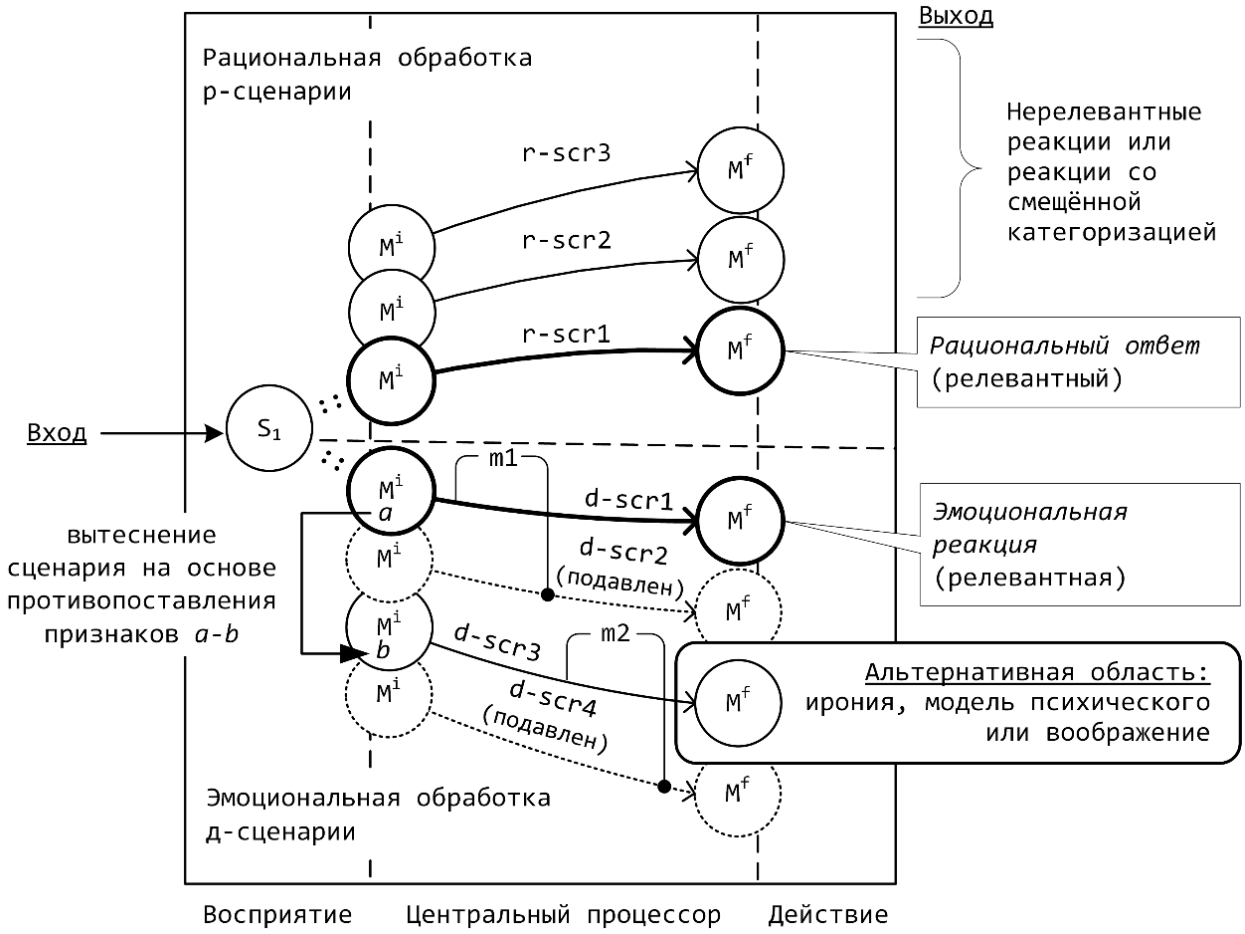


Рис. 2. Операции в блоке сценариев: активизация и подавление сценариев при обработке входящего стимула S_1

Негативный д-сценарий «планирование» может быть использован для иронии (‘на меня все обращают внимание, наверно они против меня что-то замышляют’) или приписан другому лицу (в этой ситуации ‘другой человек может испугаться: что против него что-то замышляют’). Такое сложное поведение проявляется в диалоге в следующем виде:

Человек: *Ты всех бесишь!*

Робот: [1]*Я расстраиваю людей.* [2]*Люди думают: плохой человек нервирует других людей.* [3]*Было бы здорово: я воодушевляю людей.* [4]*Они издают назойливое жужжание, они раздражают вас, когда начинают ползать по вашему телу.*

В этом примере робот последовательно: (1) отвечает релевантным высказыванием из негативного д-сценария «я-неадекватен», (2) использует высказывание из негативного д-сценария «он-эмоционален» в качестве взгляда

на себя другого человека (модель психического), этот д-сценарий был подавлен на основе противопоставления «я-другие», (3) использует высказывание из позитивного д-сценария «воодушевление» для материала «воображения» – для конструирования желаемой ситуации, этот сценарий был подавлен на основе противопоставления «плохо-хорошо», (4) вспоминает аналогичную ситуацию из прочитанной книги, это может помочь роботу использовать в диалоге «культурные аналогии». При активизации д-сценария, а также при последующем выборе ответного высказывания робот отождествляет себя с валентностью *экспериенцер* – тот, кто испытывает эмоции в данной ситуации (подчёркнутые слова в примерах). То есть в позитивных д-сценариях робот может отождествлять себя с различными героями текста – протагонистами, а в негативных д-сценариях робот может как противопоставлять себя антагонистам, так и «переживать», что он сам занимает валентность антагониста, как в примере (2) – *плохой человек*.

На множестве р-сценариев конкуренция выглядит следующим образом. Если высказывание *Мама мыла раму* оценивается по близости к р-сценариям, то самым релевантным р-сценарием *r-scr1* (см. рисунок 2) становится ‘инженер менял трубу’: ‘старая труба работала плохо’ – причина, но ‘новая будет работать лучше’ – следствие. Этот сценарий создаёт репрезентации ‘старая рама работала плохо’ и ‘новая рама будет работать лучше’. За неимением более релевантного сценария (‘*X* был грязным’ – ‘человек помыл *X*’ – ‘*X* стал чистым’) сценарий ‘инженер менял трубу’ предлагает удовлетворительное понимание исходной ситуации. Если же мы посмотрим на менее релевантные р-сценарии, то они подскажут репрезентации ‘мама нервничала, поэтому она мыла раму’ (сценарий *r-scr2* ‘человек мял перчатки’ включает причину ‘человек нервничал’), и ‘мама приготовит раму’/‘гости будут есть раму’ (сценарий *r-scr3* ‘хозяйка мыла картошку’ включает следствие ‘хозяйка приготовит картошку’/‘гости будут есть картошку’). Хотя сценарий *r-scr2* ‘человек мял перчатки’ представляется по крайней мере странным, а сценарий *r-scr3* ‘хозяйка мыла картошку’ – вообще ошибочным, нужно учитывать, что эти сценарии всё же проиграли более релевантному сценарию *r-scr1* ‘инженер менял трубу’, то есть для робота они не будут отражать «наиболее адекватную репрезентацию ситуации». Вместе с тем, данные проигравшие сценарии могут использоваться для иронии и воображения. Изменение категоризации (‘рама’ становится ‘едой’) открывает здесь возможности для автоматического синтеза ироничных высказываний и для поддержания эмоциональной коммуникации с человеком. Взаимодействие рациональных и доминантных сценариев также перспективно для имитации сложных «вторичных» эмоций, при которых естественно-языковой вывод (элемент уровня рассуждений в CogAff или р-сценарий) строит производный семантический компонент, который вызывает эмоциональную реакцию (элемент уровня реакций в CogAff или д-сценарий) [5]. Например, сообщение *хозяйка мыла картошку* будет оцени-

ваться как позитивное эмоциональное событие, потому что оно приводит к следствию ‘мы едим картошку’, активизирующему д-сценарий ВКУС.

Таким образом, множественная активизация сценариев может быть ключевым механизмом для обогащения коммуникативного поведения робота, а механизм вытеснения сценариев может стать основной для моделирования на роботе ряда сложных когнитивных функций: иронии, воображения или модели психического.

Работа А. А. Котова в данном проекте поддержана грантом Российского научного фонда № 19-18-00547, https://rscf.ru/project/19-18-00547/

Список литературы

1. Kopp S., Krenn B., Marsella, S., et al. Towards a Common Framework for Multimodal Generation: The Behavior Markup Language // Intelligent Virtual Agents. – 2006. – pp. 205–217.

2. Sloman A. Varieties of Affect and the CogAff Architecture Schema // C. Johnson (Ed.), Proceedings Symposium on Emotion, Cognition, and Affective Computing AISB’01 Convention. 2001. – Vol. 10, Issues 4–5. – pp. 39–48.

3. Котов А. А. Механизмы речевого воздействия. – М.: РГГУ, 2021.

4. Kotov A. Accounting for irony and emotional oscillation in computer architectures // Proceedings of International Conference on Affective Computing and Intelligent Interaction ACII 2009. – IEEE, 2009. – pp. 506–511.

5. Allen S. R. Concern Processing in Autonomous Agents, Ph.D thesis. – 2001. – 213 p.

УДК 69.697.432

С.А. Которженко, бакалавр, skotorzhenko@mail.ru
М.А. Мутовин, бакалавр, mutovinm@bk.ru
А.В. Чубарь, к.т.н., доцент, Achubar@sfu-kras.ru
Сибирский федеральный университет, г. Красноярск, Россия

ИМИТАЦИОННАЯ МОДЕЛЬ ТЕПЛО- И ВОДОСНАБЖЕНИЯ АВТОНОМНОГО ПОМЕЩЕНИЯ В СОСТАВЕ СИСТЕМЫ «УМНЫЙ ДОМ»

Аннотация: В статье рассматривается традиционная схема отопления, когда жидкий теплоноситель нагревается в котле, затем, циркулируя по системе трубопроводов и радиаторов, отдает тепло отапливаемым помещениям. Описывается автоматизированная модель, которая позволяет анализировать процессы теплоснабжения и водоснабжения. Обсуждаются ключевые компоненты имитационной модели и их взаимодействие в рамках теплового контура.

Ключевые слова: Отопление, водоснабжение, теплоснабжение, система, бак, тепловой контур

S.A. Kotorzhenko, bachelor, skotorzhenko@mail.ru
M.A. Mutovin, bachelor, mutovinm@bk.ru
A.V. Chubar, Cand.Sc., associate professor, Achubar@sfu-kras.ru
Siberian Federal University, Krasnoyarsk, Russia

SIMULATION MODEL OF HEAT AND WATER SUPPLY FOR AUTONOMOUS PREMISES AS PART OF THE SMART HOME SYSTEM

Abstract: The article discusses a traditional heating scheme, where a liquid coolant is heated in a boiler, then, circulating through a system of pipes and radiators, gives off heat to the heated premises. An automated model is described that allows analyzing heat supply and water supply processes. The key components of the simulation model and their interaction within the thermal circuit are discussed.

Key words: heating, water supply, heat supply, system, tank, thermal circuit

Доля индивидуального жилищного строительства в общем объеме ввода жилья в стране неуклонно растет. В связи с увеличением спроса на проживание в загородных домах выросла потребность в услугах людей, имеющих знания и опыт в сфере строительства. В частности, одной из самых востребо-

© Которженко С.А., Мутовин М.А., Чубарь А.В., 2023

ванных подобных услуг является установка и настройка системы отопления и водоснабжения дома.

Существует три основных системы отопления: традиционное, воздушное и прямое электрическое [1]. Рассмотрим традиционную схему отопления, когда жидкий теплоноситель нагревается в котле, затем, циркулируя по системе трубопроводов и радиаторов, отдает тепло отапливаемым помещениям.

Функциональная схема системы тепло- и водоснабжения представлена на рисунке 1. Данная система состоит из двух подсистем: контура потребления и контура отопления.

Контур потребления состоит из скважного насоса, резервуара для хранения воды (далее бак), водонагревателя косвенного нагрева (далее бойлер), насоса, отвечающего за давление в данном контуре, и системы водоснабжения потребителя. Контур отопления состоит двух циркуляционных насосов, отвечающих за постоянное движение воды в системе, и котла, поддерживающего установленную температуру воды, а также систем, позволяющих отапливать помещение при помощи труб и батарей или теплых полов.

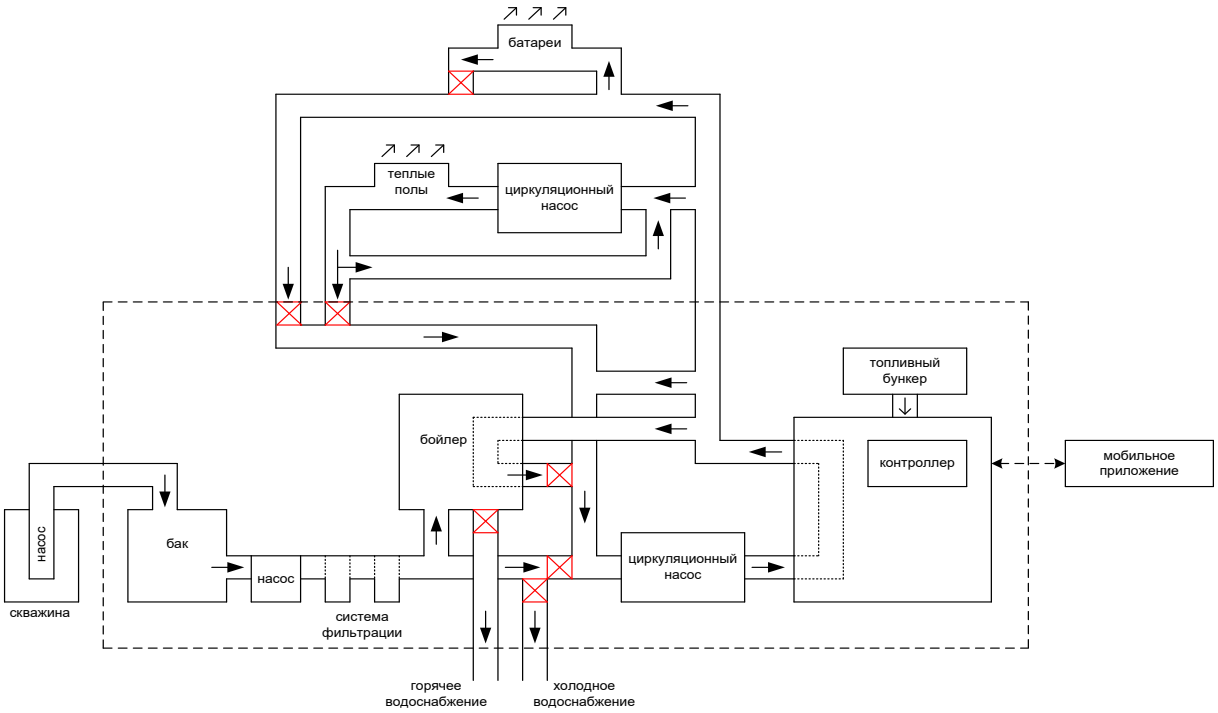


Рис. 1. Функциональная схема

Нагрев воды в бойлере может производиться двумя способами: с использованием встроенных тэн, работающих за счет электричества или за счет горячей воды, нагреваемой от котла и циркулирующей через бойлер [2].

Имитационная модель тепло- и водоснабжения автономного жилого помещения должна обеспечивать:

- ручную установку необходимых соответствующих параметров;
- моделирование наливания воды в емкость;

- моделирование нагревания воды;
- моделирование смешения воды разных температур;
- моделирование нагрева и отдачи тепла отопительного контура.

Реализация данной системы возможна в среде динамического моделирования технических систем SimInTech. Для этого используются следующие методы и средства моделирования:

- представление математических моделей и алгоритмов управления как совокупности взаимосвязанных структур;
- математическое моделирование процессов на основе типовых функциональных блоков в идее систем дифференциально-алгебраических уравнений;
- визуализация результатов моделирования и управления.

Система состоит их нескольких функциональных блоков, взаимодействующих между собой через базу данных (рисунок 2):

- модуль внешних воздействий;
- модуль «Бак»;
- модуль «Бойлер»;
- модуль «Отопительный контур»;
- модуль визуализации.

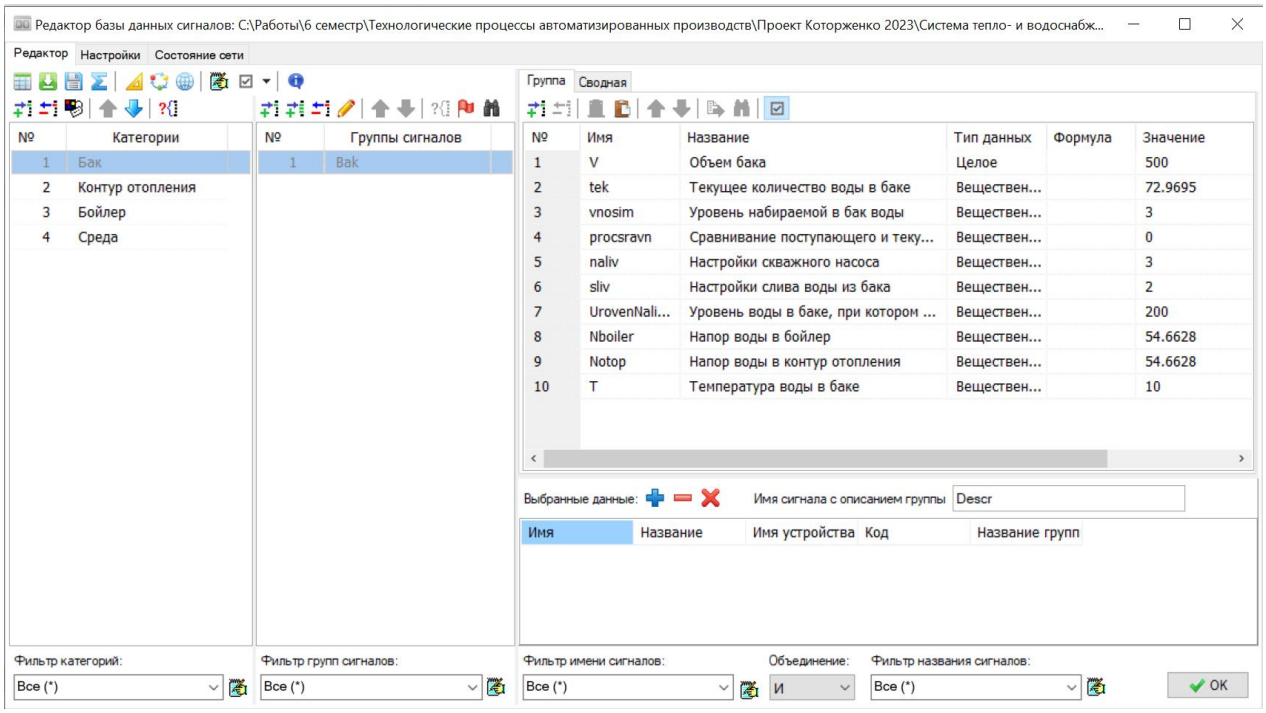


Рис. 2. База данных

Модуль внешних воздействий (рисунок 3) позволяет задавать входные данные.

Рис. 3. Модель внешней среды

Модуль «Бак» (рисунок 4) реализует налив воды из скважины в бак, а также перелива воды из бака в бойлер, контур отопления или слива воды при потребительском использовании холодной воды. Для этого используются ключи, отвечающие за включение и выключение насоса в зависимости от заданных условий, и блоки программирования, задающие условия работы ключей.

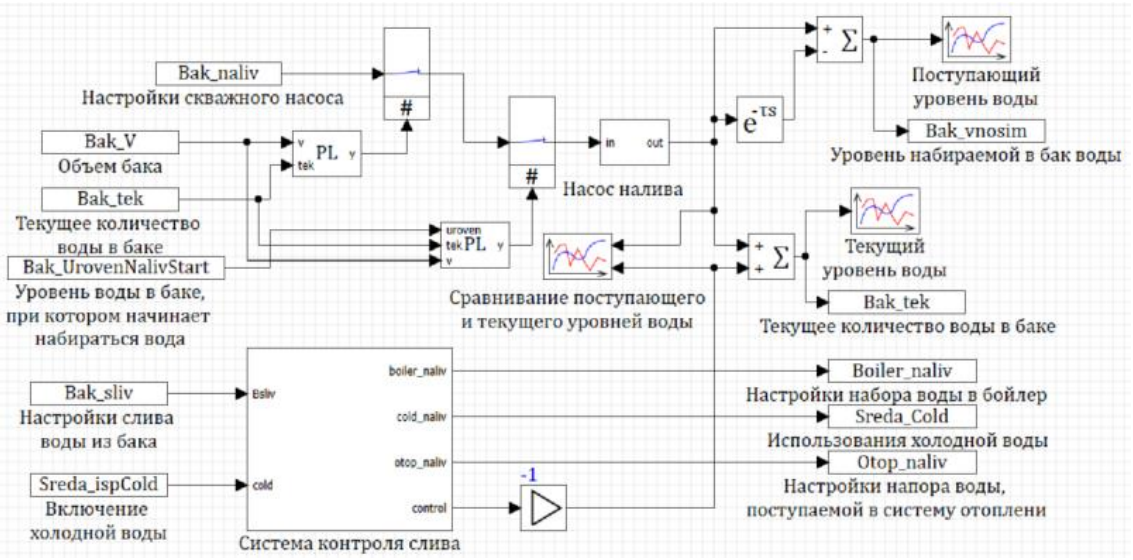


Рис. 4. Модель бака

Модуль «Бойлер» (рисунок 5) состоит из двух субмоделей: «Система слива/налива», регулирующая уровень воды и имитирующая потребление горячей воды жильцами, и «Система нагрева», отвечающая за нагрев воды, находящейся в бойлере.

Модуль «Контур отопления» (рисунок 6) отвечает за заполнение контура водой и ее нагрев, а также моделирует последующую отдачу тепла во внешнюю среду.

На рисунке 7 представлена визуальная часть проекта, позволяющая пользователю изменять некоторые параметры, а также наблюдать протекающие процессы, используя интуитивно понятный интерфейс.

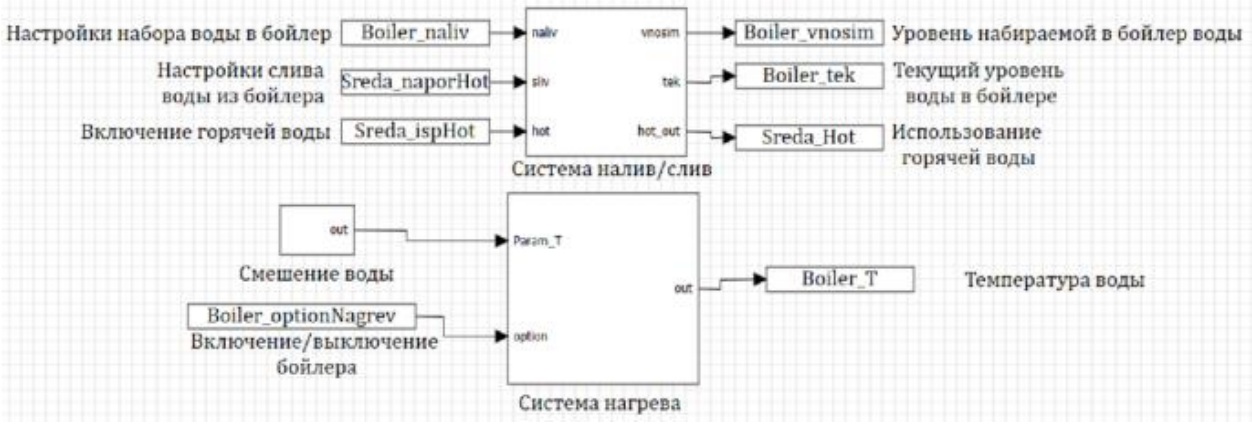


Рис. 5. Модель бойлера

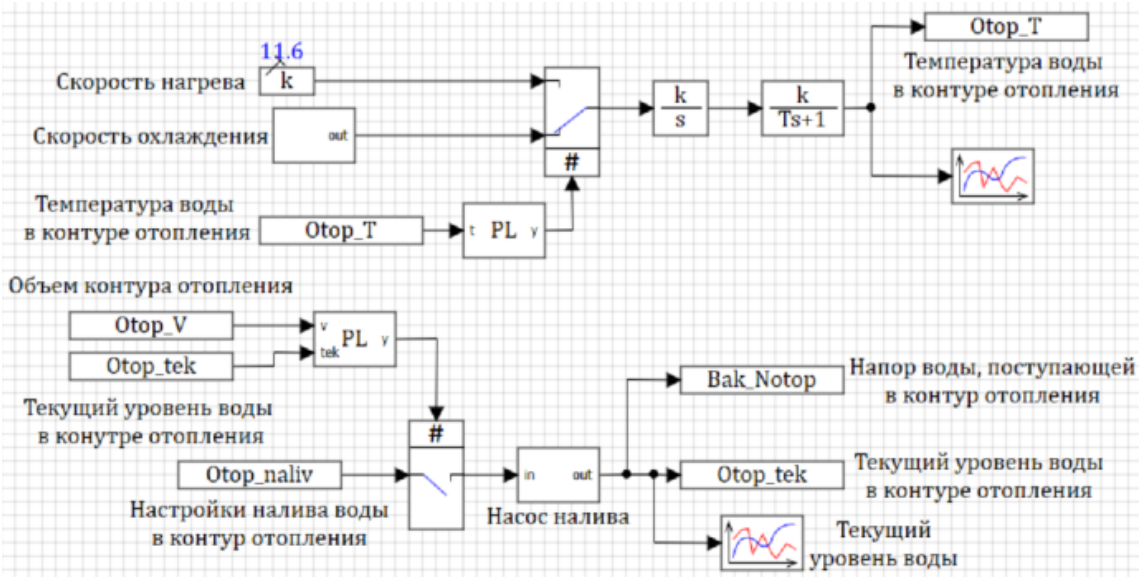


Рис. 6. Модель контура отопления

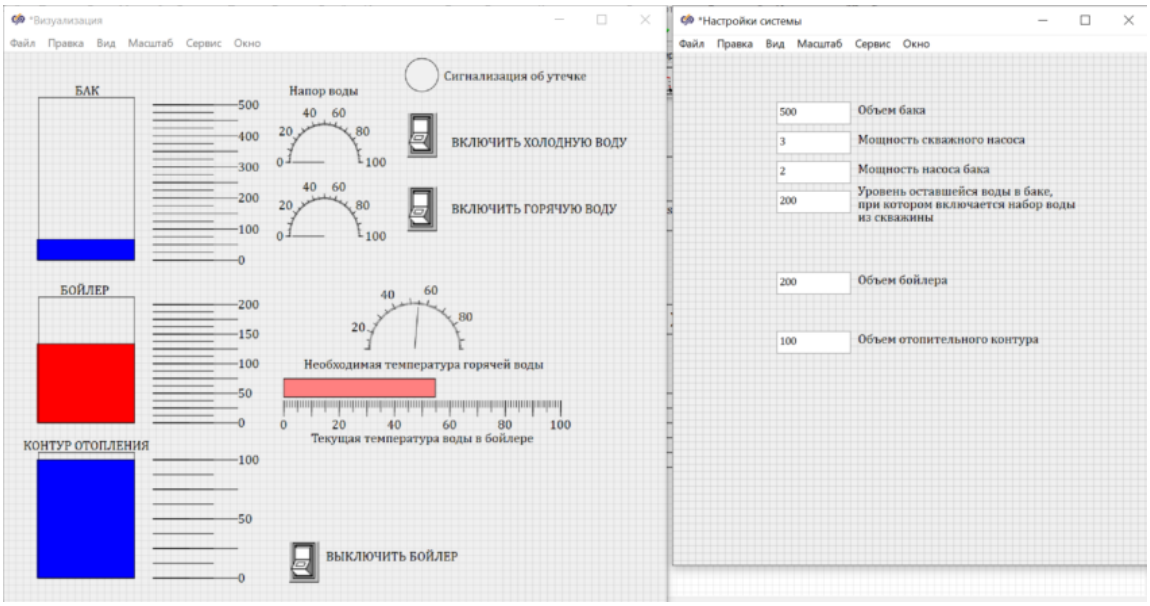


Рис. 7. Визуализация проекта

Таким образом, представленная в данной статье система представляет собой комплекс оборудования и программного обеспечения, позволяющий эффективно управлять процессами обогрева и подачи горячей воды в зданиях и сооружениях, изолированных от централизованных систем.

Список литературы

1. Назарова В.И. Энциклопедия строительства // Современные системы отопления [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://azbukatepla.by/wp-content/uploads/2018/03/Uchebnik-Sovremennye-sistemy-otopleniya.pdf

2. Мокеева Я. Бойлер косвенного нагрева: устройство, принцип работы и схемы подключения [Электронный ресурс]. Режим доступа: https://sovet-ingenera.com/otoplenie/vodonagrevatel/bojler-kosvennogo-nagreva.html

3. Деев Л.В., Балахн Н.А. Котельные установки и их обслуживание. – М.: Высшая школа, 1990. – 239 с.

УДК 51-74

А.А. Лавров, инженер-программист, магистрант, syntheticchicken@yandex.ru
Модуль-Софт, г. Санкт-Петербург, Россия
Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения, г. Санкт-Петербург, Россия
А.В. Фомин, к.т.н., доцент, avfomin@inbox.ru
Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения, г. Санкт-Петербург, Россия

СИСТЕМА АВТОМАТИЧЕСКОГО ФОРМИРОВАНИЯ МЕТЕОПРЕДУПРЕЖДЕНИЙ НА ОСНОВЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОКАЗАНИЙ МЕТЕОСТАНЦИИ

Аннотация: По статистике компании «Единый оператор», входящей в концерн «Телематика», информирование о погодных условиях на дорогах позволяет снизить аварийность и степень тяжести ДТП от 10 до 20%. Поэтому задача построения новой прогностической системы является актуальной и имеющей важное практическое применение. Система позволит информировать водителей, дорожные и другие специальные службы заранее. Также использование системы позволит снизить количество аварий и аварийных ситуаций, предотвратить их появление, снизить эксплуатационные расходы.

Ключевые слова: прогностическая система, временные ряды, ARIMA

A.A. Lavrov, Software Engineer, postgraduate student, syntheticchicken@yandex.ru
Modul-Soft, Software Engineer, Saint-Petersburg, Russia
Saint-Petersburg State University of Aerospace Instrumentation, Saint-Petersburg, Russia
A.V. Fomin, Ph.D., associate professor, avfomin@inbox.ru
Saint-Petersburg State University of Aerospace Instrumentation, Saint-Petersburg, Russia

AUTOMATED METEOROLOGICAL WARNING SYSTEM BASED ON WEATHER STATION PARAMETERS PREDICTION

Abstract: According to the statistics of the company "Unified Operator", part of the Telematics corporation, informing about weather conditions on the roads can reduce the accident rate and severity of accidents from 10 to 20%. Therefore, the task of building a new predictive system is relevant and has important practical usage. The system will allow you to inform drivers, road and other special services in advance. Also, the use of the system will reduce the number of accidents and emergencies, prevent their occurrence, and reduce operating costs.

Key words: predictive system, time series, ARIMA

© Лавров А.А., Фомин А.В., 2023

Введение

На автомобильных дорогах федерального значения используется Автоматизированная Система Управления Дорожным Движением (АСУДД). Система собирает данные с датчиков дорожного движения, метеостанций и камер видеонаблюдения. Полученные данные сохраняются в базу данных и обрабатываются сервером для принятия решений в автоматическом и полуавтоматическом режиме. Система формирования метеопредупреждений является одним из компонентов АСУДД. Модуль формирования метеопредупреждений отвечает за сбор данных с метеостанций, их обработку и вывод предупреждений на графический пользовательский интерфейс оператора, на ближайшие к метеостанции знаки и табло переменной информации. Метеоусловия оказывают значительное влияние на дорожное движение, особенно в зимнее время.

Целью работы является разработка алгоритма, позволяющего предсказать показания метеостанции, на основе которых формируется предупреждение. Предупреждение формируется, если показания соответствуют определенным критериям. В качестве исходных данных используются реальные данные, собранные метеостанциями за декабрь 2022 г. Данные получены с трех метеостанций, расположенных на Кольцевой Автодороге г. Санкт-Петербурга, «А-118 КАД»:

- ws03 (А118 101км 310м), расположена возле Развязки КАД и Гостилицкого шоссе;
- ws09 (А118 074км 091м), расположена возле парка «Александрино»;
- ws17 (А118 054км 871м), расположена возле Обуховского моста.

Исходные данные представлены в виде файлов, содержащих около 15 тысяч значений каждый. Данные представлены в виде пары значение-время. Интервал между каждым значением составляет 180 секунд, однако в некоторых случаях целостность данных нарушена, значения пропущены. Это может происходить при перебоях со связью или электропитанием. Данные собраны для 6 показателей: Температура воздуха, Температура дорожного полотна, Толщина водной пленки, Концентрация противогололедных материалов, Скорость ветра, Влажность. Наиболее важными факторами для формирования метеопредупреждений являются толщина водной пленки и температуры дорожного полотна, они будут использоваться для построения прогностической системы [1-2].

Предупреждение «Скользкая дорога» выводится (рис. 1), если толщина слоя осадков от 0.16 до 2мм, при температуре до +5°C

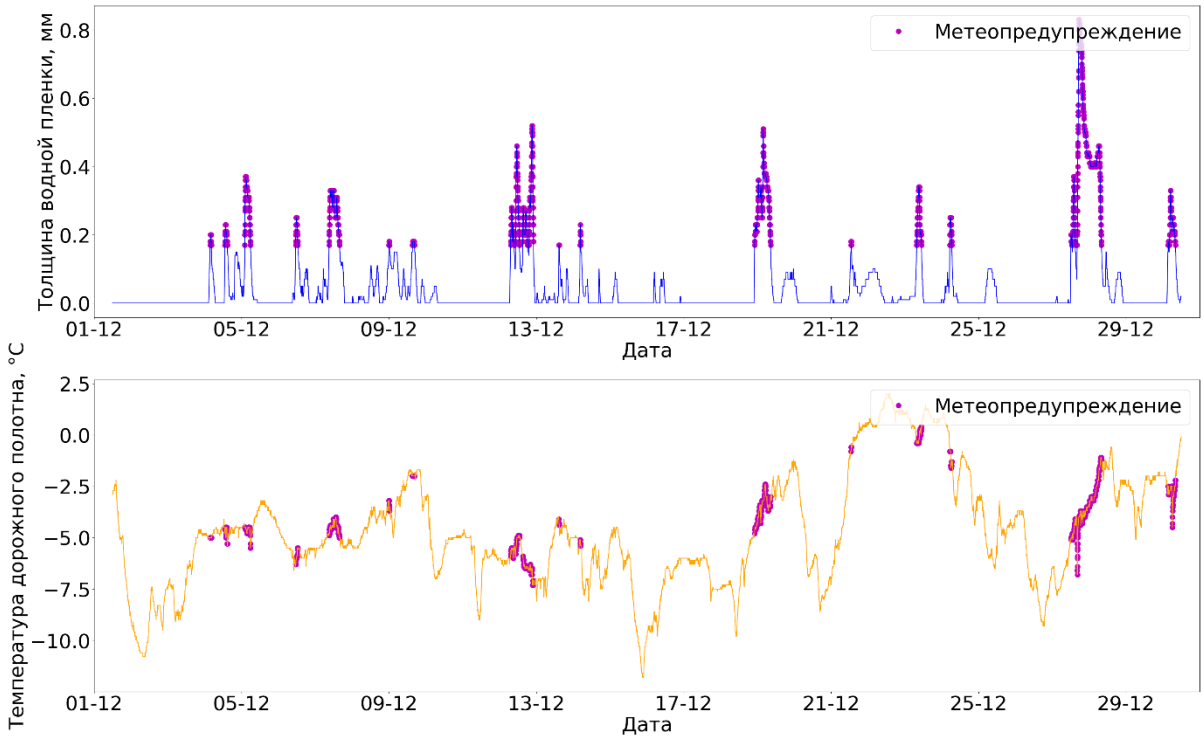


Рис. 1. Предупреждение «Скользкая дорога». Метеостанция 3 (А118 101км 310м)

Предупреждение «Гололед» выводится (рис. 2), если Толщина водной пленки более 0 и температура менее 0.5 °С. Гололед – вид зимней скользкости, относится к опасным природным явлениям [4].

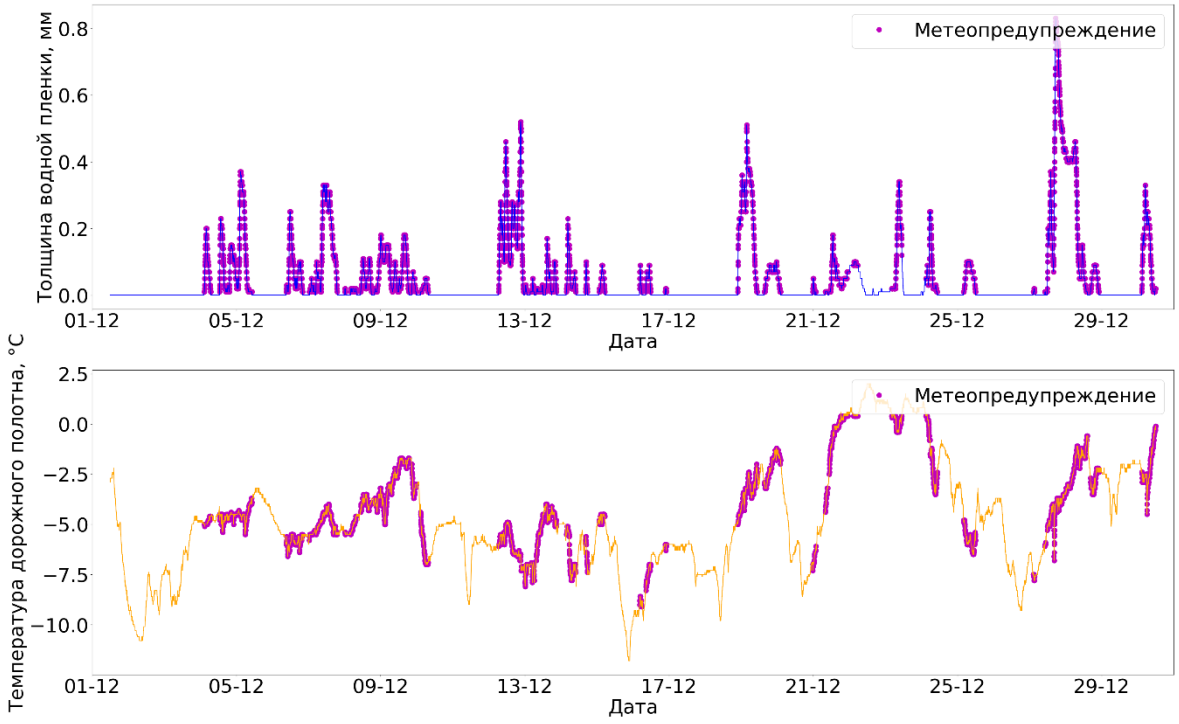


Рис.2. Предупреждение «Гололед». Метеостанция 3 (А118 101км 310м)

Для формирования прогноза имеет смысл анализ промежутков (рис. 3), на которых толщина водной пленки возрастает и меньше необходимой для вывода предупреждения, так как целью является предсказание толщины пленки выше допустимых значений (0,16 мм для скользкой дороги или 0 мм для гололеда). Анализ интервалов, на которых толщина пленки выше допустимых значений не имеет смысла, так как условия вывода предупреждения уже соблюдены. Анализ промежутков, на которых толщина водной пленки убывает и менее допустимых значений так же не имеет смысла.

Таким образом, необходимо анализировать только те промежутки, на которых толщина водной пленки возрастает и меньше допустимых значений.

Для температуры следует брать те же временные интервалы, что и у толщины водной пленки, так как эти два параметра совместно влияют на тип предупреждения.

Методы анализа временных рядов и анализ данных

Для анализа временных рядов могут быть использованы следующие алгоритмы [5-11]: скользящее среднее временного ряда $SMA = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} y_i$, трендовая модель $\hat{y}_i = a_0 + \sum_{i=1}^{n} a_i y_i$, модель AR $y_i = a_0 + \sum_{i=1}^{n} a_i y_{i-1} + \varepsilon_i$, модель MA $\hat{y}_i = \mu + \sum_{i=1}^{n} b_i \varepsilon_{i-1} + \varepsilon_i$, модель ARIMA $\Delta^d y_i = a_0 + \sum_{i=1}^{p} a_i \Delta^d y_{i-1} + \sum_{i=1}^{q} b_i \varepsilon_{i-1} + \varepsilon_i$.

После выбор алгоритма для анализа временных рядов необходимо подготовить данные для последующей работы: восстановить промежутки и провести сглаживание. Как указывалось выше для исходных данных подходят те промежутки, где толщина водной пленки меньше допустимых значений и возрастает. Из имеющегося временного ряда необходимо выбрать такие промежутки и определить размер интервала (экспериментально или по данным из литературы). Для оценки полученного результата будут использоваться коэффициент детерминации (R2) и среднеквадратичная ошибка (MSE), значимость будет оцениваться по критерию Фишера.

Прототип прогностической системы

Предполагается следующий алгоритм работы разрабатываемой системы:

1. система непрерывно считывает данные из базы данных, формируя необходимый для анализа временной ряд;

2. к временному ряду применяется алгоритм, который в ходе тестирования показал лучший результат по метрикам R2 и RMSE;

3. на основе прогноза формируется список возможных предупреждений, информация вносится в базу данных и выводится на графический пользова-

тельский интерфейс оператора АСУДД. Графический интерфейс отображает информацию в табличном виде;

4. оператор обязан оставить отметку об ознакомлении с информацией (см. пример в табл. 1) и, при необходимости, принять решение об информировании участников дорожного движения и специальных служб.

Таблица 1. **Пример вывода предупреждения**

Предупреждение	Источник	Время
Гололед	Метеостанция 9 (А118 074км 091м)	02.12.22 14:59
Скользкая дорога	Метеостанция 3 (А118 101км 310м)	10.12.22 06:53

Заключение

Проведен анализ исходных с автоматических метеостанций для определения признаков, которые будут использоваться при построении модели. Наиболее важными признаками выбраны толщина водной пленки и температура дорожного полотна. Для толщины водной пленки определены возможные промежутки для анализа временного ряда. Приведен список алгоритмов для работы с временными рядами, которые будут применяться при разработке системы. Прототип будущей системы представляет собой таблицу с наименованием метеопредупреждния, станцией-источником и предполагаемым временем возникновения события.

Список литературы

1. SIMATIC WinCC Documentation // URL: https://www.winccoa.com/documentation/WinCCOA/latest/en_US/index.html (дата обращения: 12.10.2023)

2. Dambach-Werke AG, Siemens AG, Weiss-Electronic GmbH. Technical delivery terms for roadway stations. – Köln: German federal highway research institute. 2002, – 362 с.

3. Афанасьев В. Н. Анализ временных рядов и прогнозирование – Ай Пи Ар Медиа – Саратов, Оренбургский гос. ун-т. – Оренбург: 2020. – 286 с

4. Федеральное дорожное агентство (РОСАВТОДОР) «ОДМ 218.8.003-2009» – 2010, 58 с.

5. Бриллинджер Д. Временные ряды. Обработка данных и теория. М.: Мир, 1980. – 536 с.

6. РД 52.27.724 – 2019. Наставление по краткосрочным прогнозам погоды общего назначения. – М.: ФГБУ Гидрометцентр России 2019. – 72 с.

7. Всемирная метеорологическая организация. Наставление по глобальной системе обработки данных и прогнозирования (№485). – Женева: WMO, 2019. – 166 с.

8. Ярушкина Н. Г. Интеллектуальный анализ временных рядов – Ульяновск: УлГТУ, 2010. – 320 с.

9. Демидова Л. А. Гибридные модели прогнозирования коротких временных рядов – М.: Горячая линия – Телеком, 2012. – 208 с.

10. Андерсон Т. Статистический анализ временных рядов. – М.: Мир, 1976. – 752 с.

11. Ширяев В. И. Принятие решений. Прогнозирование в глобальных системах. – М.: Либроком, 2010. – 176 с.

12. Hyndman R. J., Athanasopoulos G. Forecasting: Principles and Practice. – United Kingdom: OTexts, 2014 – 442 p.

13. Bisgaard S., Kulahci M. Time Series Analysis and Forecasting by Example. – United States: Wiley, 2011 – 400 p.

14. Box G. E. P., Jenkins G. M., Reinsel G. C., Ljung G. M. Time Series Analysis: Forecasting and Control. – Germany: Wiley, 2015 – 712 p.

УДК 004.896

К.В. Миронов, PhD, с.н.с., mironov.kv@mipt.ru
М. Алхаддад, ассистент, alkhaddad.m@phystech.edu
К.Ф. Муравьев, младший научный сотрудник, kirill.mouraviev@yandex.ru
А.И. Панов, к.ф.-м.н., заведующий лабораторией, panov.ai@mipt.ru
Московский физико-технический институт, г. Долгопрудный, Россия

АРХИТЕКТУРА ДЛЯ ПЛАНИРОВАНИЯ ДВИЖЕНИЯ И УПРАВЛЕНИЯ МОБИЛЬНЫМ РОБОТОМ В ТЕСНОМ ПРОСТРАНСТВЕ

Аннотация: В работе представлена программная архитектура для планирования траектории мобильного робота и управления движением по этой траектории, при обеспечении перемещения громоздкого робота в тесной среде (такой, в которой ширина приездов может быть меньше, чем длина робота, но больше, чем его ширина). Для глобального планирования применяется эвристический подход, основанный на алгоритме Theta-star. Для локального планирования используется алгоритм, основанный на методе потенциальных полей и модельном прогнозирующем управлении. Управление движением по спланированной траектории осуществляется на основе пропорционального регулирования. Разработанная архитектура используется для обеспечения автономного перемещения реальной мобильной робототехнической платформы Husky UGV.

Ключевые слова: мобильные роботы, планирование движения, эвристическое планирование, искусственное потенциальное поле, модельное прогнозирующие управление, отслеживание пути

K.V. Mironov, Ph.D., senior researcher, mironov.kv@mipt.ru
M. Alhaddad, teaching assistant, alkhaddad.m@phystech.edu
K.F. Muravyev, junior researcher, kirill.mouraviev@yandex.ru
A.I. Panov, Ph.D., head of the laboratory, panov.ai@mipt.ru
Moscow Institute of Physics and Technology, Dolgoprudny, Russia

ARCHITECTURE FOR PLANNING AND CONTROL OF A MOBILE ROBOT WITHIN THE CLUTTERED ENVIRONMENT

Abstract: This paper presents a software architecture for planning the trajectory of a mobile robot and controlling the motion along this trajectory, within the cluttered environment (the width of the passages may be less than the length of the robot, but more than its width). We use a Theta-star-based heuristic approach for global planning. For local planning we use an algorithm based on the potential field method and model predictive control. The movement control along the planned trajectory is carried out on the basis of path following control. Developed architecture is used to provide autonomous motion of a real Husky UGV mobile robotic platform.

© Миронов К.В., Алхаддад М., Муравьев К.Ф., ПановА.И., 2023

Key words: Mobile robots, motion planning, heuristic planning, artificial potential field, model predictive control, path following

Мобильные робототехнические системы могут эффективно действовать и решать различные задачи в разных средах: офисах [1], жилых помещениях [2], медицинских учреждениях [3], на открытых пространствах [4] и даже на других планетах [5]. Для автономного функционирования таких систем их требуется оснащать модулями планирования движения и управления движением. Задача планирования движения мобильного робота из текущего положения в заданное целевое как правило решается в два этапа. На первом этапе строится геометрический путь - соединенная отрезками последовательность промежуточных положений мобильной платформы от начального до целевого. Геометрический путь не учитывает кинодинамические ограничения мобильного робота. На втором этапе геометрический путь преобразуется в траекторию движения с учетом препятствий, кинодинамических ограничений и допустимых управляющих воздействий.

В данной работе мы описываем подход к планированию траектории колесной робототехнической платформы с дифференциальным приводом и управлению движением по этой траектории с учетом формы робота. Предлагаемая архитектура является трехуровневой. На верхнем уровне (глобальное планирование) строится геометрический путь из заданной начальной позы платформы в заданную конечную. При этом используется упрощенная модель формы робота, не гарантирующая избегания столкновений с препятствиями. На среднем уровне (локальное планирование) участок геометрического пути преобразуется в кинодинамически выполнимую траекторию с учетом габаритов робототехнической платформы. На этом же уровне вырабатывается профиль управляющих воздействий, обеспечивающий движение по данной траектории. На нижнем уровне (следование по пути) отслеживается движение платформы по спланированной траектории, управляющие воздействия корректируются с учетом обратной связи. Глобальное планирование достаточно выполнять однократно перед началом движения; архитектура также подразумевает возможность перепланирования глобального пути по ходу движения. Локальное планирование производится для отдельных участков геометрического пути по мере движения в режиме скользящего окна.

Глобальное планирование. Информация о препятствиях представляется в виде так называемой сетки занятости (occupancy grid). Сетка занятости – это матрица, спроецированная на карту среды. Ячейка помечается как свободная, если известно, что соответствующий участок карты не содержит препятствий; в ином случае она помечается как занятая. Множество свободных ячеек карты и допустимых переходов между ними может рассматриваться как граф; задача глобального планирования сводится к поиску пути на

этом графе. Наиболее известным подходом к решению задачи планирования в такой постановке является использование алгоритма A^* [6]. Его недостаток состоит в том, что A^* строит пути, состоящие из переходов из ячейки в ячейку. Его модификация $Theta^*$ [7] позволяет спрямлять последовательность переходов, получая геометрический путь в виде ломаной, отрезки которой могут иметь произвольное направление (Any-angle path). Это достигается за счет больших вычислительных затрат, чем в алгоритме A^*, однако ломаная линия более удобна для последующего преобразования в кинодинамическую траекторию. В связи с этим, для глобального планирования в нашем подходе решено использовать алгоритм $Theta^*$.

Ячейки сетки проходимости на практике имеют величину, существенно мнеьшую, чем габариты робота, т.е. робот занимает сразу множество ячеек на сетке. Чтобы учесть это при глобальном планировании, перед запуском применяется раздутие препятствий. Обычно препятствия раздувают на величину, равную расстоянию от центра робота до наиболее отдаленной его точки. Такой подход может быть недостаточен в тесных пространствах, когда ширина проездов может быть меньше, чем длина мобильной платформы. Поэтому в нашем подходе применяется двухступенчатое раздутие препятствия. Вводятся два радиуса раздутия – r_1 и r_2 – равные половине ширины и длины робота соответственно. Ячейки, расстояние от которых до ближайшего препятствия меньше r_1, помечаются как занятые – робот не может находится в них без столкновения с препятствиями. Если расстояние больше r_1, но меньше r_2, то наличие или отсутствие столкновения с препятствием определяется ориентацией платформы в данной ячейке. При поиске на графе стоимость перехода в такую ячейку, используемая эвристикой поиска, увеличивается в 10 раз по сравнению с аналогичной свободной ячейкой. При таком подходе планировщик строит пути вблизи препятствий только при отсутствии более безопасных путей (например, в узких проемах). Избегание столкновений в таких проемах обеспечивается на уровне локального планирования.

Локальное планирование. Локальное планирование траектории может быть обеспечено путем численного решения задачи оптимального управления с прогнозирующими моделями (Model Predictive Control). В качестве начального приближения при решении задачи используется участок глобального пути, построенного в ходе глобального планирования. В рамках представленной архитектуры испозьуется метод, разработанный авторами и описанный в работе [8]. В данном методе продолговатая форма робота аппроксимируется эллипсом шестого порядка. На сетке занятости выбриаются опорные ячейки (занятые ячейки, ближайшие к геометрическому пути) штраф за опасность столкновения с препятствиями определяется как сигмоидная функция расстояния от эллипса до опорных точек. Для построения кинодинамической траектории используется модель динамики с дифференциальным приводом: в качестве управляющих воздействий рассматриваются

линейная скорость и угловое ускорение платформы. В результате оптимизации можно получить последовательность этих воздействий, обсепечивающих искомую траектории. В принципе это позволяет обойтись без специализированного модуля управления, обеспечивающего движение по спланированной траектории. Тем не менее, его все же целесообразно добавить в архитектуру для учета обратной связи и особенностей низкоуровневого колесной платформой, в то время как локальный планировщик обеспечивает прежде всего гладкость траектории и уклонение от препятствий.

Управление движением по траектории. Можно выделить три основных постановки задачи управления движением мобильного робота [9, стр. 398]: отслеживание положения (position following), следование пути (path following) и отслеживание траектории (trajectory tracking). В первой постановке робот должен прибыть в целевое положение, и его ориентация в пространстве настраивается таким образом, чтобы он был направлен к этому целевому положению. Такую постановку можно адаптировать для движения через последовательность точек, меняя целевую точку на следующий элемент последовательности после достижения предыдущего. При решении задачи следования по пути целью управления изначально является проезд через заданную последовательность точек с заданной последовательностью ориентаций платформы в этих точках. В качестве последовательности точек может использоваться геометрический путь, однако в таком случае не обеспечивается избегание столкновений с препятствиями, а реальная траектория может существенно отклоняться от спланированного пути на стыках отрезков ломаной. Если движение вдоль траектории быть строго синхронизировано со временем, применяется подход trajectory tracking, реализуемый с помощью PID-регулятора [10]. В рамках представленной архитектуры требований синхронизации по времени не ставится (к тому же, привязка ко времени обеспечивается на уровне локального планирования), поэтому используется алгоритм path following. Модуль управления генерирует управляющие команды в виде целевых значений линейных и угловых скоростей, на основу данных о точках тректории, текущем положении и текущей линейной скорости мобильной платформы. Для следования по спланированному пути применяется пропорциональный регулятор обеспечивающий линейное ускорение, приводящее к плавному движению мобильной платформы.

Реализация и эксперименты. Разработанная архитектура была развернута на реальном мобильном роботе Husky UGV с использованием операционной системы роботов (для подачи управляющих воздействий используется формат команд cmd_vel). Это четырехколесная платформа, повороты которой обеспечиваются разным направлением движений левых и правых колес. Следовательно, такая платформа может поворачиваться на месте, а модель кинодинамики с дифференциальным приводом является для нее валидной.

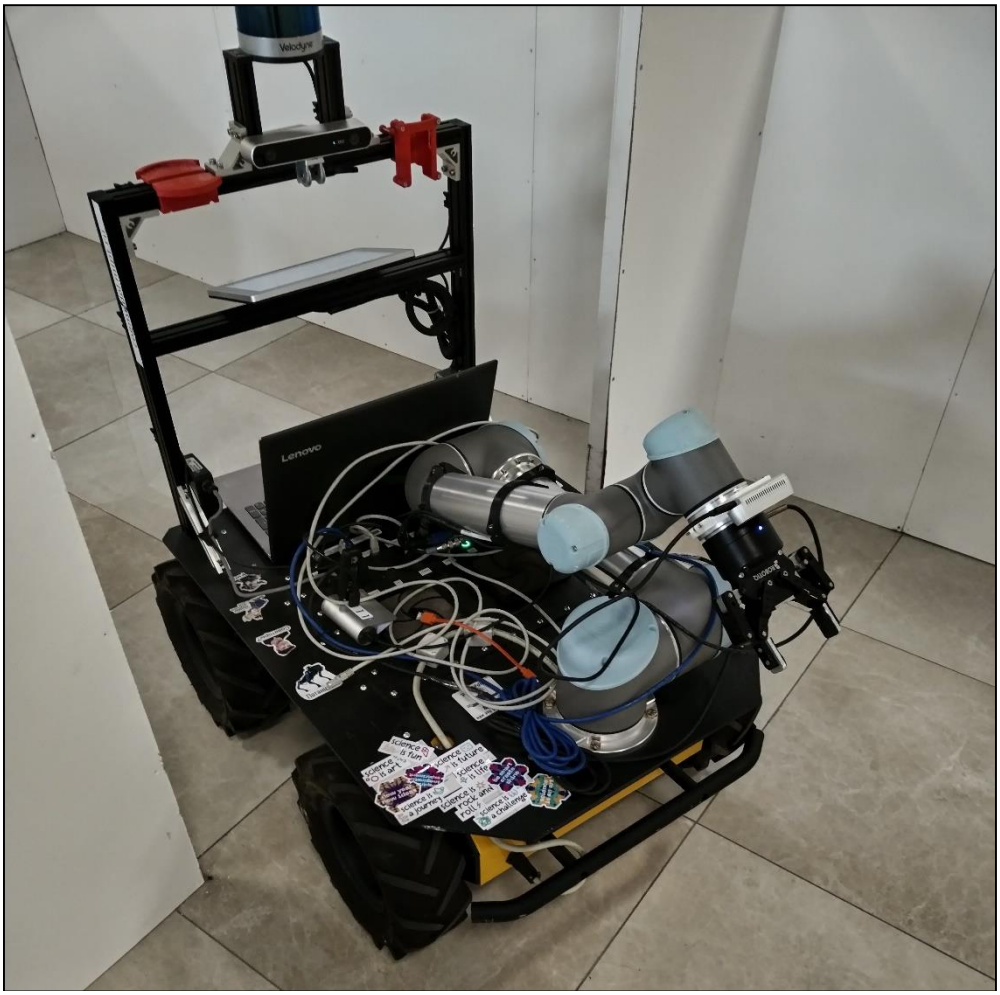


Рис. Проезд платформы через узкий проем

В ходе экспериментов система применялась для планирования и управления движением на полигоне, представляющем собой прямоугольник 4 на 6 метров, разделенный перегородкой на две «комнаты» площадью 2,5 на 4 метра и 3,5 на 4 метра. В перегородке проделан проем, через который робот можно проезжать из одной комнаты в другую. Ширина проема составляет 90 см при длине робота 120 см и ширине 72 см. В ходе экспериментов робот должен был проезжать из произвольного положения в одной комнате, в произвольное положение в другой. После получения информации осуществляется глобальное планирование. Перед началом движения робот поворачивается на месте, чтобы его ориентация совпала с направлением первого сегмента спланированного глобального пути.

В ходе экспериментов робот показал стабильное умение проезжать через проем. Редкие сбои фиксировались для тех случаев, когда изначальное положение робота не позволяло выполнить разворот на месте без столкновения с препятствиями. Будущая доработка подхода включает разработку эвристики, позволяющей роботу выезжать на открытое пространство в такой ситуации. На рисунке показан проезд робота через проем. В ходе дополнительных экспериментов было отмечено, что с использованием архитектуры робот

может стабильно проезжать в проем шириной более 87 см, и с высокой долей вероятности – в проем шириной более 82 см.

Список литературы

1. BrainCorp (2023a). Automated inventory management, braincorp, url=https:// braincorp.com/ industries/commercial-offices/.

2. Szot, A., Clegg, A., Undersander, E., Wijmans, E., Zhao, Y., Turner, J., Maestre, N., Mukadam, M., Chaplot, D. S., Maksymets, O., et al. (2021). Habitat 2.0: Training home assistants to rearrange their habitat. Advances in Neural Information Processing Systems, 34:251–266.

3. Vogel, J., Leidner, D., Hagengruber, A., Panzirsch, M., Bauml, B., Denninger, M., Hillenbrand, U., Suchenwirth, L., Schmaus, P., Sewtz, M., Bauer, A. S., Hulin, T., Iskandar, M., Quere, G., Albu-Schaffer, A., and Dietrich, A. (2021). An ecosystem for heterogeneous robotic assistants in caregiving: Core functionalities and use cases. IEEE Robotics Automation Magazine, 28(3):12–28.

4. Kayacan, E. and Chowdhary, G. (2019). Tracking error learning control for precise mobile robot path tracking in outdoor environment. Journal of Intelligent & Robotic Systems, 95:975–986.

5. Daftry, S., Abcouwer, N., Del Sesto, T., Venkatraman, S., Song, J., Igel, L., Byon, A., Rosolia, U., Yue, Y., and Ono, M. (2022). Mlnav: Learning to safely navigate on martian terrains. IEEE Robotics and Automation Letters, 7(2):5461–5468.

6. Hart, P. E., Nilsson, N. J., and Raphael, B. (1968). A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths. IEEE Transactions on Systems Science and Cybernetics, 4(2):100–107.

7. Nash, A., Daniel, K., Koenig, S., and Felner, A. (2007). Thetaˆ*: Any-angle path planning on grids. In AAAI, volume 7, pages 1177–1183.

8. Алхаддад М., Миронов К., Староверов А., Панов А. Локальное планирование траектории колесного робота в ограниченной среде на основе модельного прогнозирующего управления // Робототехника и техническая кибернетика. – №11. – 2023. – pp. 205–214.

9. Gregor Klancar, Andrej Zdesar, Saso Blazic, and Igor Skrjanc. Wheeled mobile robotics: from fundamentals towards autonomous systems. Butterworth-Heinemann, 2017. C. 398.

10. Lluis Pacheco and Ningsu Luo. Testing pid and mpc performance formobile robot local path-following. International Journal of Advanced Robotic Systems, 12(11):155, 2015.

УДК 629.892

М.А. Мутовин, студент, mutovinm@bk.ru
Д.А. Самохов, студент, samohov2003@mail.ru
С.А. Которженко, бакалавр, skotorzhenko@mail.ru
А.В. Чубарь, к.т.н., доцент, Achubar@sfu-kras.ru
Сибирский федеральный университет, г. Красноярск, Россия

РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ БЕСПИЛОТНЫМ ЭЛЕКТРОПОЕЗДОМ С УЧЕТОМ ПРОГРАММНЫХ СИСТЕМ ПРОМЫШЛЕННОЙ АВТОМАТИЗАЦИИ

Аннотация: Беспилотное управление наземным транспортом является актуальной темой в настоящее время, позволяющей повысить безопасность, точность и энергоэффективность движения. Цель работы: разработка математической модели электропоезда в среде динамического моделирования SimInTech и создание эффективного алгоритма автономного перемещения по заданному рельефу траектории. Поставленная цель достигается через представление математических моделей и алгоритмов управления на основе систем дифференциально-алгебраических уравнений и визуализацию панели управления и индикации.

Ключевые слова: Электропоезд, скорость, ускорение, напряжения, путь, электропривод, объект, система управления, моделирование.

M.A. Mutovin, student, mutovinm@bk.ru
D.A. Samokhov, student, samohov2003@mail.ru
S.A. Kotorzhenko, bachelor, skotorzhenko@mail.ru
A.V. Chubar, Cand.Sc., associate professor, Achubar@sfu-kras.ru
Siberian Federal University, Krasnoyarsk, Russia

DEVELOPMENT OF AN AUTOMATED CONTROL SYSTEM FOR UNMANNED ELECTRIC TRAINS WITH CONSIDERATION FOR INDUSTRIAL AUTOMATION SOFTWARE SYSTEMS

Abstract: Unmanned ground transport control is a current topic, allowing for increased safety, accuracy, and energy efficiency. The goal of this work is to develop a mathematical model of an electric train in the SimInTech dynamic simulation environment and create an efficient algorithm for autonomous movement along a given trajectory. This is achieved through the representation of mathematical models and control algorithms based on systems of differential-algebraic equations and visualization of control and indication panels.

© Мутовин М.А., Самохов Д.А., Которженко С.А., Чубарь А.В., 2023

*Key words***:** Electric train, speed, acceleration, voltage, path, electric drive, object, control system, modeling.

Беспилотное управление наземным транспортом имеет большую актуальность в настоящее время. Автоматическое управление движением поездов под контролем систем обеспечения безопасности позволяет более точно выполнять график движения, увеличивать безопасность и снижать затраты на энергию. Использование централизованной интеллектуальной системы автоматического управления, состоящей из нескольких подсистем, является важной частью железных дорог. В настоящее время активно развивается автоматизация железнодорожной инфраструктуры. Электропоезд с автоматическим управлением движением при отсутствии на нем эксплуатационного персонала обеспечивает безопасность движения и систем диагностики поездного оборудования, благодаря интеграции функций систем управления и использованию современных вычислительных средств [1].

В данной статье рассматривается математическая модель электропоезда, созданная в среде динамического моделирования *SimInTech*. Для создания данной модели используется разработка эффективного алгоритма и графического отображения автономного перемещения объекта по заданному рельефу. Также проект позволит тестировать всю систему автоматического управления электропоездом при изменении параметров системы или внедрении новых технологий в эту систему без затрат материальных средств на опытные испытания и без угрозы жизни для людей.

Конструкция электропоезда состоит из двух частей:

- механическая;
- электрическая.

Механическая часть включает в себя кузов, ударно-тяговые приборы, в состав которых входит буфер и поглощающий аппарат, вагонную тележку и тормозное оборудование.

Электрическая часть позволяет получать энергию через различные токоприемники и перенаправлять ее на электрооборудование, которое зависит от рода тока (электропоезда постоянного тока, переменного тока, двухсистемные), отсюда выявляется тяговый двигатель (коллекторный, асинхронный) и наличие или отсутствия электрического торможения.

Реализовать данную систему, которая описывает движение материальной точки при заданном ускорении, можно в среде динамического моделирования *SimInTech* (рисунок 1).

Для вычисления скорости и расстояния пройденного пути в данный момент времени используются блоки «интегратор».

Для разработки полноценного движения электропоезда потребовалось создать три субмодели:

- система управления;

- электропривод;
- объект управления.

В результате разработки модели объекта управления были созданы следующие блоки [2]:

- объект управления;
- блок нагрузки;
- схема массы.
- блок угла подъёма;
- модель электропривода.

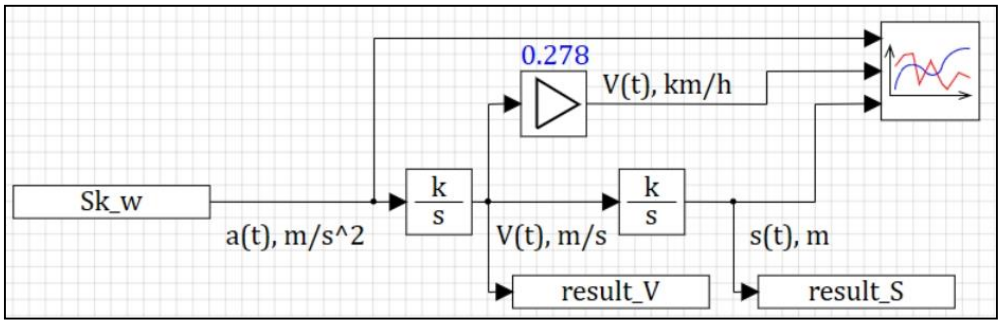


Рис. 1. Модель расчёта уравнения движения и вывода на график

Регулятор электропривода основан на принципах нечёткой логики. Основные преимущества регулятора на базе нечёткой логики – это простота и наглядность формирования правил управления объектом. Принцип нечёткого регулирования состоит из следующих понятий: «много – уменьшай, норма – не трогай, мало – увеличивай» [3]. Структура управляющего устройства, основанного на нечёткой логике, представлена на рисунке 2.

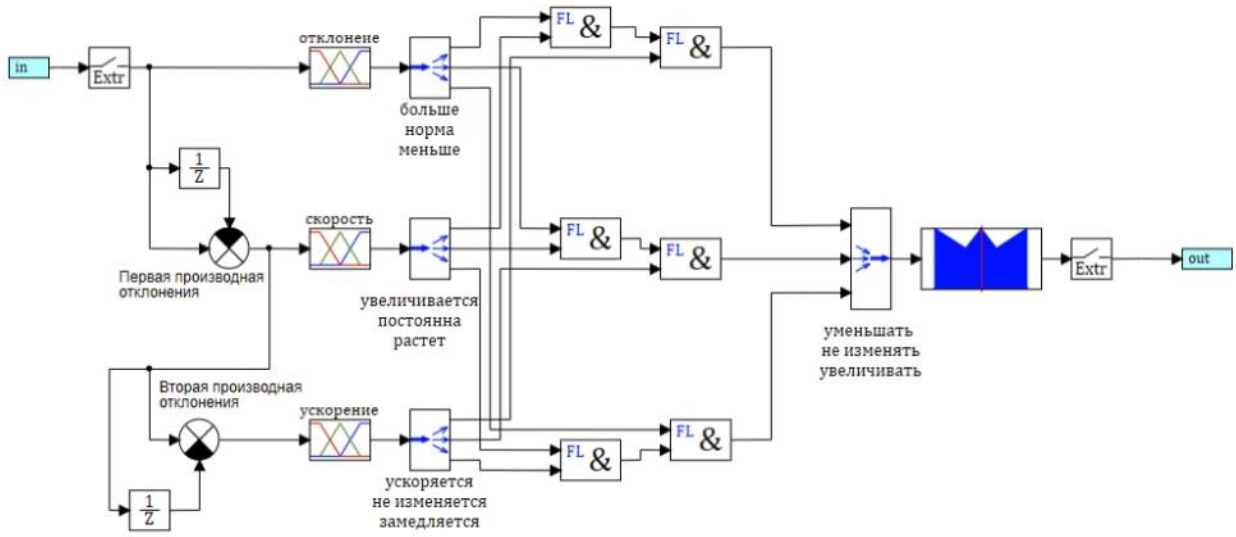


Рис. 2. Структура управляющего устройства, основанного на нечёткой логике

В проект добавлена визуализация индикационной панели оператора для наблюдений за происходящими процессами, а также управления ими.

Панель взаимодействия использует индикацию, для отображения текущей скорости и пройденного пути. Также она даёт информацию об объёме заполнения вагона и данных маршрута (крутизна наклона). Вид панели взаимодействия представлен на рисунке 3.

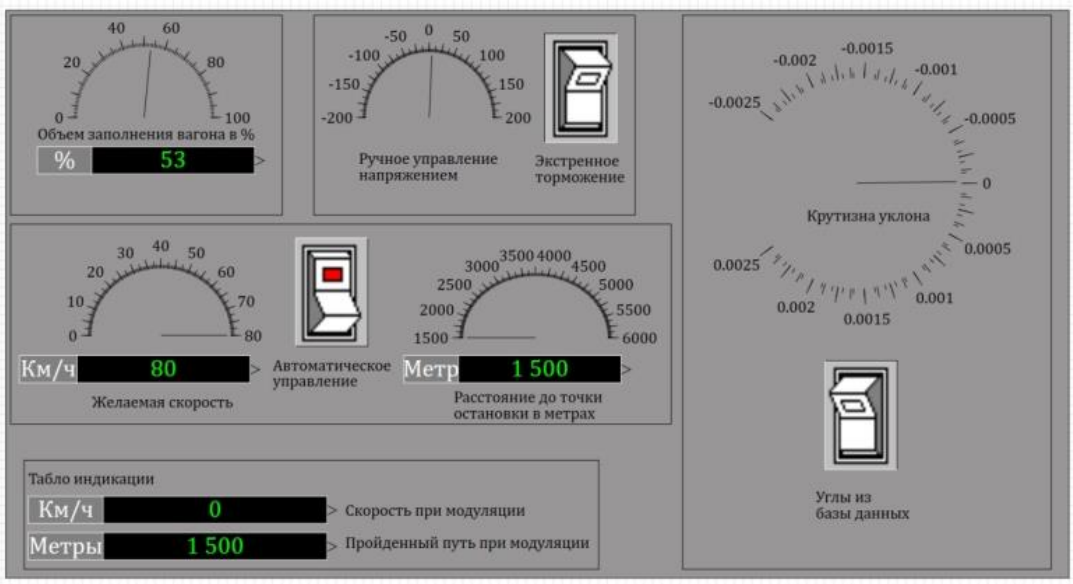


Рис. 3. Индикационная панель оператора

Данная модель способна определить влияние на скорость различных факторов по пути следования, таких как крутизна наклона, количество и заполненность вагонов, радиус колес, полезная нагрузка, изменяемый уклон рельефа. Информация, полученная с математической модели может быть полезной при разработке реальной модели, поскольку позволяет избежать затрат на тестирование и уменьшает вероятность ошибок при проектировании.

Список литературы

1. Никульчиков П.М. История, состояние и перспектива развития систем автоматического управления поездами метрополитена // Автоматика на транспорте. – 2016. – Т. 2, № 3. – С. 456–473.

2. Пожаркова И.Н., Чубарь А.В., Грищенко И.А., Трояк Е.Ю. Моделирование технологического процесса в среде визуального моделирования SimInTech // Научно-аналитический журнал «Сибирский пожарно-спасательный вестник». – 2018. – № 2. – С. 29–37.

3. Мызникова В. А., Устименко В. В., Чубарь А. В. Построение нечетких регуляторов в среде SimInTech // Робототехника и искусственный интеллект: Материалы X Всеросс. науч.-техн. конференции с междунар. участием. – Красноярск: СФУ, 2018. – С. 223–228.

УДК 681.5.017

И.Г. Прохоренкова, магистрант, i.prohorenkova@rtc.ru
ЦНИИ РТК, г. Санкт-Петербург, Россия

МОДЕЛИРОВАНИЕ СОГЛАСОВАННОГО УПРАВЛЕНИЯ ЧЕТЫРЬМЯ МОТОР-КОЛЕСАМИ РОБОТА БЕЗ КИНЕМАТИЧЕСКОЙ СВЯЗИ МЕЖДУ НИМИ

Аннотация: Быстроразвивающийся рынок электронной коммерции порождает необходимость в развитии производственных и складских мощностей. В связи с этим активно происходит повсеместная роботизация транспортных операций. В данной статье предложена методика математического моделирования движения робота с четырьмя мотор-колесами, обладающего повышенной маневренностью.

Ключевые слова: колёсный робот, дифференциальный привод, система согласованного управления, математическое моделирование, алгоритмы управления

I.G. Prokhorenkova, Master's student, i.prohorenkova@rtc.ru
Central Research Institute of RTK, St. Petersburg, Russia

SIMULATION OF COORDINATED CONTROL OF FOUR ROBOT MOTOR WHEELS WITHOUT KINEMATIC CONNECTION BETWEEN THEM

Abstract: The rapidly developing e-commerce market creates the need for the development of production and warehouse capacities. In this regard, widespread robotization of transport operations is actively taking place. In this article, a method of mathematical modeling of the movement of a robot with four motor wheels with increased maneuverability is proposed.

Key words: wheeled robot, differential drive, coordinated control system, mathematical modeling, control algorithms

В последние несколько лет происходит быстрый рост рынка электронной коммерции. Возникает необходимость новых производственных и складских мощностей, что порождает спрос в области мобильной робототехники. Наряду со складами, логистическими роботами в настоящее время активно оснащаются:

© Прохоренкова И.Г., 2023

- промышленные среды;

- непроизводственные среды, где происходит транспортировка, доставка и передача товаров;

- открытые площадки в портах, аэропортах и перевалочных центрах.

Логистические роботы также востребованы на гибких производствах и предприятиях, для которых характерны оперативные изменения в технологических маршрутах и позициях рабочих мест.

Наиболее часто применяются трех [1] и четырех колесные роботы, имеющие различные типы приводов колес. При разработке алгоритмов авторы зачастую рассматривают управление с помощью одного или двух дифференциальных приводов [2], данная работа посвящена построению алгоритма управления для случая, когда у всех колёс свой дифференциальный привод.

Для снижения стоимости роботов этого типа целесообразно упрощение механической конструкции, при этом должно обеспечиваться плавное маневрирование, объезд препятствий, качество воспроизведения траектории, а также возможно более высокая скорость прохождения маршрута.

Известны различные подходы к управлению движением по траектории например использование метода нечёткого системного регулятора позволяет стабилизировать контурное движение колесного робота, но возникает необходимость дополнительных исследований параметров системного регулятора в зависимости от конфигурации робота, что не является универсальным решением [3]. В системе управления с нелинейным типом регулятора используется «зона насыщения», в нечёткой – блок нечёткой логики, а в нейросетевой - особый нейрон стабилизации углового положения и “зона насыщения” для управления контурной скоростью [4].

В качестве непрерывных траекторий движения также используют аппроксимации в виде синусоид, полиномов, сплайнов [5-8], и траекторий в виде эластики Эйлера [9]. Однако все упомянутые выше кривые, используемые в качестве траекторий, требуют достаточно длительных расчетов их параметров.

В данной работе рассмотрен мобильный робот со всеми дифференциальными приводами, то есть все колеса робота являются ведущими. Предложена математическая модель движения данного робота с собственным приводом для каждого колеса, на базе которой могут быть проведены исследования стабилизации движения центра симметрии корпуса робота вдоль заданной траектории с помощью системных регуляторов разного типа.

Кинематическая схема исследуемого мобильного робота представлена на рисунке. Робот использует все четыре колеса для задания движения, схема представляет собой систему взаимосвязанных тел: корпус, приводные блоки типа «дифференциальный привод», благодаря которым осуществляется контроль маневрированием устройства путем увеличения или уменьшения скорости на одном из двигателей, и система электроприводов колёс, позволяющая осуществить перемещение робота.

На рисунке 1 введены следующие обозначения:
V_{1L} – линейная скорость левого переднего колеса
V_{2R} – линейная скорость правого переднего колеса
V_{3L} – линейная скорость левого заднего колеса
V_{4R} – линейная скорость правого заднего колеса

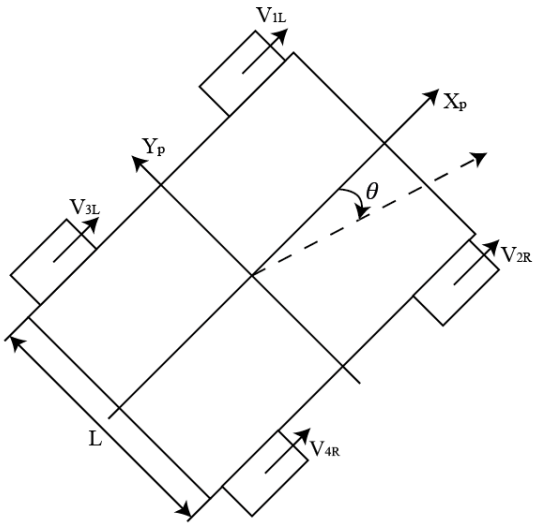


Рис. 1 Кинематическая схема четырехколесного мобильного робота с четырьмя приводами

Для четырехколесного мобильного робота линейная скорость приводов будет выглядеть аналогично линейным скоростям соответствующих колес.

Рассмотрим блок-схему алгоритма для управления движением мобильного робота, показанную на Рис. 2. В начальном положении движение начинается вперед с заданной скоростью и с условием $V_{1L}=V_{2R}=V_{3L}=V_{4R}$. При достижении правой границы поля следует выполнить левый поворот на необходимый угол, после его выполнения, продолжать прямолинейное движение. При достижении левой границы действия аналогичны, меняется только направление поворота.

Управление роботом осуществляется с помощью контроля скорости колес [12], приводящихся в движение двигателями постоянного тока с независимым возбуждением, математическая модель которых имеет следующий вид [12]:

$$\frac{dI_я}{dt} = \frac{U - c \cdot w_d - I_я \cdot R}{L}, \qquad \frac{dw_d}{dt} = \frac{c \cdot I_я - M_c}{J}, \tag{2}$$

где
c – электромеханическая постоянная двигателя;

w_d – угловая скорость двигателя;
$I_я$ – ток якоря;
U – напряжение на двигателе;
R – сопротивление обмотки якоря;
M_c – момент статической нагрузки на двигатель;
J – момент инерции двигателя;
L – ширина мобильного робота.

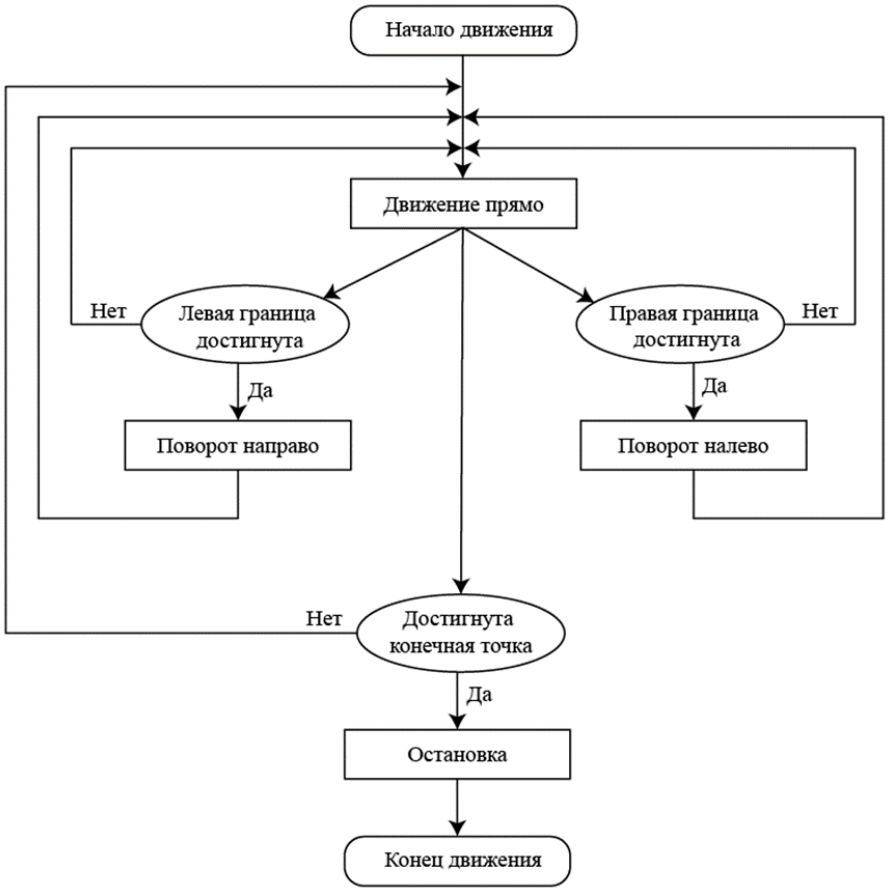


Рис. 2 Блок-схема алгоритма управления роботом

Математическая модель i-того дифференциального привода (i = 1,2,3,4) может быть записана в виде (3):

$$\begin{cases} \dfrac{dI_{яi}}{dt} = \dfrac{U_i - c \cdot w_{di} - I_{яi} \cdot R}{L} \\ \dfrac{dw_{di}}{dt} = \dfrac{c \cdot I_{яi} - M_c}{J} \\ V_i = w_{di} \cdot r \end{cases} \quad (3)$$

Кинематическая модель мобильного робота [13] имеет следующий вид:

$$\begin{cases} \dfrac{dX_p}{dt} = \left(\dfrac{\sum_{i=1}^{4} \mathrm{V_i}}{4}\right) \cdot \sin(\theta) + x_0 \\ \dfrac{dY_p}{dt} = \left(\dfrac{\sum_{i=1}^{4} \mathrm{V_i}}{4}\right) \cdot \cos(\theta) + y_0 \\ \dfrac{d\theta_{rob}}{dt} = \left(\dfrac{V_{2R} + V_{4R} - V_{1L} - V_{3L}}{2L}\right) + \theta_0 \end{cases}, \quad (4)$$

где

X_p Y_p – координаты X, Y;

V_{2R}, V_{4R}, V_{1L}, V_{3L} – линейные скорости приводов мобильного робота;

L – ширина мобильного робота;

θ – угол поворота мобильного робота;

[x_0 y_0] – начальные координаты [0,0].

Объединив системы дифференциальных уравнений (3), (4) для каждого двигателя (i=1,2,3,4) получаем математическую модель движения робота с собственным приводом для каждого колеса.

Таким образом, получена базовая математическая модель для проведения вычислительных экспериментов по отработке системы управления. В дальнейшем планируется проведение вычислительных экспериментов на полученной модели, включая задачи использования нелинейных и нейросетевых системных регуляторов и оптимизации траекторий по различным критериям.

Результаты получены в рамках выполнения государственного задания Минобрнауки России FNRG-2022-0024, 1021101316166-9-2.2.2, № 075-01595-23-04 «Разработка приводного модуля повышенной радиационной стойкости с изменяемым передаточным числом и использованием электромагнитной муфты»

Список литературы

1. Круглова Т.Н., Шошиашвили М.Э., Власов А.С. Динамическая модель трехколесного робота с роликонесущими колесами // Результаты исследований - 2017: материалы III Национальной конф. профессорско- преподавательского состава и науч. работников ЮРГПУ(НПИ) / Юж.- Рос. гос. политехи, ун-т (НПИ) им. М.И. Платова. Новочеркасск: ЮРГТУ (НПИ), 2017. С. 92–94.

2. Cherry Myint, Nu Nu Win. Position and Velocity control for Two-Wheel Differential Drive Mobile Robot // International Journal of Science, Engineering and Technology Research (IJSETR). Vol. 5. Issue 9. September, 2016. pp. 2849–2855.

3. Мешковский Е.О., Курмашев А.Д., Фролов В.Я.. Нечёткое согласованное управление системой электроприводов четырёхколёсного мобильного робота. Доклады ТУСУР. – 2020. – том 23. – № 3. – С. 61-69.

4. Мешковский Е.О. Разработка и исследование системы согласованного управления электроприводами промышленного четырёхколесного мобильного робота: специальность 05.09. 03–Электротехнические комплексы и системы. – 2021.

5. Ghilardelli F, Lini G, Piazzi A. Path generation using splines for a truck and trailer vehicle. IEEE T Autom Sci Eng 2014; 11(1): 187–203.

6. Lau B, Sprunk C, Burgard W. Kinodynamic motion planning for mobile robots using splines. In: 2009 IEEE/RSJ international conference IROS, October 2009, pp. 2427–2433.7. Официальный сайт RoboCup [Электронный ресурс]: режим доступа-http://www.robocup.org.

7. Murray RM, Sastry SS. Nonholonomic motion planning: steering using sinusoids. IEEE T Automat Contr 1993; 38(5): 700–716.

8. Bushnell L, Tilbury D, Sastry S. Steering three-input nonholonomic systems: the fire-truck example. Int J Robot Res 1995: 14(4): 366–381.

9. Ardentov AA. Multiple solutions in Euler's elastic problem. Automat Rem Contr 2018; 79(7): 1191–1206.

10. Мешковский Е.О., Фролов В.Я., Курмашев А.Д. Нелинейное взаимосвязанное управление электроприводами четырёхколёсного мобильного робота // Известия СПбГЭТУ «ЛЭТИ». – 2020. – №6. – С. 23-31.

11. Bozek P, Karavaev YL, Ardentov AA, Yefremov KS. Neural network control of a wheeled mobile robot based on optimal trajectories. International Journal of Advanced Robotic Systems. 2020;17(2). https://doi.org/10.1177/1729881420916077

12. Noga S. Kinematics and dynamics of some selected two-wheeled mobile robots. Archives of civil and mechanical engineering. Vol. VI. No. 3.

13. Yuankai Li, Liang Ding, Guangjun Liu. Attitude-based dynamic and kinematic models for wheels of mobile robot on deformable slope. Robotics and Autonomous Systems. 75 (2016). pp. 161– 175.

УДК 004.932.2: 004.89

Д.М. Фурдилов, бакалавр, denisfurdilov@gmail.com
Сибирский федеральный университет, г. Красноярск, Россия
А.В. Пятаева, к.т.н., доцент, anna4u@list.ru

НАХОЖДЕНИЕ ПОЛОЖЕНИЯ ЛЮДЕЙ В ПРОСТРАНСТВЕ С ПОМОЩЬЮ КАМЕР ВИДЕОНАБЛЮДЕНИЯ

Аннотация: В работе рассматриваются решения по автоматизации систем видеонаблюдения путем нахождения и отслеживания людей на видеотрансляции. А также описан алгоритм нахождения положения людей в пространстве, используя 2 камеры видеонаблюдения. Предложенный алгоритм основан на принципе работы бинокулярной камеры и стереоскопического зрения.

Ключевые слова: Автоматизация, система видеонаблюдения, распознавание людей, компьютерное зрение, глубокие нейронные сети.

D.M. Furdilov, student, denisfurdilov@gmail.com
Siberian Federal University, Krasnoyarsk, Russia
A.V. Pyataeva, Ph.D. of Engineering Sciences, docent, anna4u@list.ru

FINDING THE POSITION OF PEOPLE IN SPACE USING CCTV CAMERAS

Abstract: The paper discusses solutions for automating video surveillance systems by finding and tracking people on video broadcasts. It also describes an algorithm for finding the position of people in space using 2 video surveillance cameras. The proposed algorithm is based on the principle of binocular camera and stereoscopic vision.

Key words: Automation, video surveillance, human recognition, computer vision, deep neural networks.

Видеонаблюдение является неотъемлемой частью охраны публичной и частной собственности, также оно применяется для предотвращения несчастных случаев или преступлений. Однако создание инфраструктуры для видеонаблюдения, включающее в себя: установку камер, прокладку кабелей, оборудование места для оператора камер видеонаблюдения, а также создание хранилища для записей с камер наблюдения, может потребовать значительных финансовых затрат. Помимо создания всей необходимой инфраструктуры, необходимо нанять специального человека, который будет следить за изображением с камер видеонаблюдения. Поскольку, для своевременного ре-

© Фурдилов Д.М., Пятаева А.В., 2023

агирования на внештатные ситуации, необходимо, чтобы оператор камер видеонаблюдения постоянно следил за происходящим на трансляции с камер, данная система является очень ненадежной [1]. Монотонная работа является ментально и физически очень сложной для человека. Именно поэтому, большинство систем видеонаблюдения используются лишь постфактум, путем анализа записей с камер видеонаблюдения за тот отрезок времени, в течении которого, приблизительно, произошло преступление или случился несчастный случай.

В статье [2] используется алгоритм детекции YOLOv3 и методы компьютерного зрения, чтобы, используя одну камеру, находить людей на изображении и определять, кто из них не соблюдает социальную дистанцию, в период распространения вируса COVID-19.

В статье [3] предлагается реализация для нахождения и отслеживания множества людей через несколько камер видеонаблюдения в реальном времени, используя граничные вычисления. Каждая камера представляет собой отдельный вычислительный блок, что увеличивает безопасность такой системы, а также позволяет легко увеличивать количество камер. Детекция и отслеживание людей в данной работе производились с помощью модели MobileNet и алгоритма SSD для нахождения людей на изображении, а также набор фильтров Калмана для подсчёта и отслеживания перемещения людей.

В докладе [4] предлагается алгоритм для объединения множества камер в единую систему, которая может обнаруживать отслеживать и анализировать подозрительное поведение в реальном времени. В предлагаемой системе, в каждой отдельной области отслеживания, находится одна главная камера с низким качеством изображения, маленьким объемом встроенной памяти и углом обзора 360°, а также несколько вспомогательных камер с большим разрешением видеосъёмки, с меньшим углом обзора и большим объемом встроенной памяти. Когда главная камера замечает какую-либо подозрительную активность, она вычисляет область зоны, в которой происходит подозрительная активность и подаёт сигнал вспомогательным камерам, которые направлены в сторону места происшествия, чтобы те начали запись. Таким образом, пока ничего не происходит, вспомогательные камеры, находятся в режиме ожидания и не расходуют ресурсы, а когда происходит какое-либо событие, они активируются и делают запись происшествия с разных ракурсов в высоком качестве.

Описанные выше системы решают задачи оптимизации видеонаблюдения и распознавания людей и/или ненормального поведения людей, но не решают проблему нахождения точного положения людей в пространстве по видеоданным. Это может быть необходимо для определения пересечения людьми определённых областей в пространстве. Обычное изображение с видеокамеры представляет собой проекцию трехмерного пространства на плоскость, из-за этого нельзя узнать абсолютное положение объекта в пространстве по изображению с камеры видеонаблюдения, ведь на обычном изобра-

жении отсутствует глубина сцены, следовательно, не зная размеры объекта, нельзя, с достаточной точностью, вычислить расстояние от объекта до камеры. Например, если необходимо использовать отслеживание пространственного положения автопилотируемых роботов, используя стационарные камеры, как основной или второстепенный способ навигации, можно измерить размеры роботов и вычислять расстояние до камеры используя сравнение размера робота на изображении и размер робота на известном расстоянии. Однако, когда речь заходит о людях, которые имеют различные размеры, такой способ не подходит.

Для нахождения расстояния от объекта до камеры широкое распространение получили лидары и бинокулярные камеры [5]. В случае с использованием лидара можно получить высокую точность определения расстояния, однако к минусам лидаров можно отнести высокую стоимость и сложность интерпретации полученных данных. Бинокулярные камеры, в свою очередь, отличаются относительной дешевизной и простым процессом создания. Однако, они обладают меньшей точностью определения расстояния для отдаленных объектов из-за принципа их работы. Дальше будет описан способ модернизации бинокулярной системы камер, чтобы решить данный недостаток.

Готовые бинокулярные системы состоят из двух камер, расположенных на небольшом расстоянии, около 10-15 см. Связано это с необходимостью сделать такую систему мобильной. Однако, в случае системы видеонаблюдения, мобильность не нужна, поэтому можно установить пару камер на большем расстоянии, например в углах помещения (рис. 1). Причем, чем дольше камеры установленные относительно друг друга, тем больше их общее поле зрения, однако слишком далекое расположение камер может привести к потере точности.

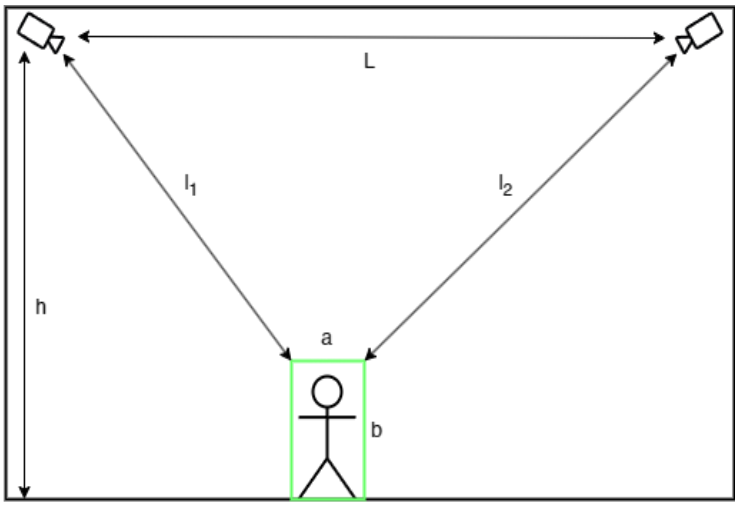


Рис. 1. Схема размещения камер

Алгоритм нахождения положения объекта в пространстве:

1. Когда объект появляется в поле зрения двух камер видеонаблюдения, необходимо, используя методы компьютерного зрения или нейросетевые модели глубокого обучения, найти границы объекта на изображениях с камер видеонаблюдения.

2. Зная границы объекта на изображении с конкретной камеры, можно найти его относительные координаты на изображении – (x_i, y_i) и относительные ширину и высоту – a_i и b_i, где i – номер камеры видеонаблюдения.

3. Далее, нужно найти расстояние от объекта до каждой камеры, используя формулы:

$$l_1 = \sqrt{\left(\frac{LO_1}{O_1+O_2}\right)^2 + h^2}, \quad (1)$$

$$l_2 = \sqrt{\left(\frac{LO_2}{O_1+O_2}\right)^2 + h^2}, \quad (2)$$

где L – расстояние между камерами, h – расстояние от пола до точки крепления камер, O_1 и O_2 – относительные меры измерения размера объекта на изображениях с 1 и 2 камеры. O выражается из размеров объекта на изображении с камер, для каких-то объектов возможно использовать площадь, которую объект занимает на изображение. Для людей оптимально использовать расстояние от верхней границы до нижней, то есть рост человека, поскольку ширина человека на изображении зависит от ракурса, с которого он был запечатлен.

Данный алгоритм рассчитан на нахождение положения в трехмерном пространстве лишь одного объекта, распознанного на изображениях с двух камер. Для того чтобы этот алгоритм можно было применять для нескольких объектов одновременно, необходимо добавить этап с сопоставлением изображений каждого объекта с разных ракурсов. Для этого можно использовать методы компьютерного зрения [6] и/или модели глубокого обучения. Как пример модели глубокого обучения, способной определять, что на разных изображениях изображён один и тот же человек, можно привести модель по распознаванию лиц FaceNet [7], однако данная модель определяет сходство людей с помощью сравнения их лиц, что не подходит для использования в предложенном алгоритме, так как при использовании данной модели, будет необходимо, чтобы минимум 2 камеры распознали лицо человека на видеотрансляции. Для этого необходимо значительно увеличить количество камер на одну область отслеживания, чтобы лицо человека было видно, в какую бы сторону он не смотрел. Принцип работы модели FaceNet можно использовать при создании модели, сопоставляющей изображения людей не только по лицу, а по их внешнему виду, позе.

Список литературы

1. Reisslein M., Rinner B., Roy-Chowdhury A. Smart Camera Networks [Guest editors' introduction] // Computer – 2014. - №5. - С. 23-25.

2. Zakariya B. System for Detecting Social Distance During COVID-19 using YOLOv3 and OpenCV // International Journal of Research Publication and Reviews. - 2022. -Т. 3, №10. - С. 2118-2122.

3. Khule S., Jaybhay S., Metkari P., Balkhande B. Smart Surveillance System Real-Time MultiPerson Multi-Camera Tracking at the Edge // International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology (IJRASET). - 2022. - №10 (4). - С. 1196-1198.

4. Abar T., Ben Letaifa A., El Asmi S. QOE-based intelligent intrusion detection Use case: University video surveillance // 2022 IEEE 9th International Conference on Sciences of Electronics, Technologies of Information and Telecommunications (SETIT). https://doi.org/10.1109/SETIT54465.2022.9875657.

5. Куличкина Ч.С. Применение технологии поиска глубины изображений посредством веб-камеры // The Scientific Heritage. - 2021. - №74-1 (74). - С. 37-42.

6. Hussien NMeteab Al-Obaidi MAbtan RAl-Saleh AAl-Zuky A Smart System for Detecting the Entry of Authority People in the Security Facilities Based IoT using SURF Recognition and Viola-Jones Algorithms // Journal of Physics: Conference Series. - 2021. - №196. https://doi.org/10.1088/1742-6596/1963/1/012075.

7. Zhang K., Zhang Z., Li Z., Qiao Y. Joint face detection and alignment using multitask cascaded convolutional networks // IEEE Signal Processing Letters. – 2016. - №23 (10). С.1499–1503.

Секция 7

ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫЕ И СОЦИОГУМАНИТАРНЫЕ АСПЕКТЫ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА И РОБОТОТЕХНИКИ

УДК 372.862+004.896

К.Ф. Зорькин, педагог дополнительного образования, czork@mail.ru
Красноярский краевой Дворец пионеров, г. Красноярск, Россия

ПОДВОДНАЯ РОБОТОТЕХНИКА В ОБРАЗОВАТЕЛЬНОМ УЧРЕЖДЕНИИ

Аннотация: В статье рассказывается об особенностях подводной робототехники в образовательном учреждении, о соревнованиях подводных роботов, о возможностях создания своего собственного подводного робота.

Ключевые слова: подводная робототехника, образовательная робототехника, соревновательная робототехника

UNDERWATER ROBOTICS IN AN EDUCATIONAL INSTITUTION

Abstract: The article tells about the features of underwater robotics in an educational institution, about underwater robot competitions, about the possibilities of creating your own underwater robot.

Key words: underwater robotics, educational robotics, competitive robotics

Подводная робототехника представляет собой важный и актуальный аспект в современном образовании. Она способствует разностороннему развитию учащихся и соответствует требованиям современного мира. Её включение в образовательные программы, как в основном школьном образовании, так и в дополнительном, приносит несколько значимых преимуществ:

1. Привлекательность для обучающихся:

а. Подводные роботы вызывают интерес и увлечение учащихся. Это нестандартный и увлекательный способ изучения технологий и инженерии, что может стимулировать обучение.

б. Работа с подводными роботами предоставляет учащимся возможность применить теоретические знания на практике, что делает обучение более живым и понятным.

2. Развитие ключевых навыков:

а. Практические навыки: Занятия подводной робототехникой обучают учащихся созданию, программированию и управлению подводными аппаратами, развивая техническое мышление.

б. Инженерные навыки: Работа с подводными роботами требует понимания механики, электроники, программирования, что способствует комплексному инженерному образованию.

© Зорькин К.Ф., 2023

в. Командная работа – Создание и управление подводными аппаратами часто требует коллективной работы, что способствует развитию командных навыков.

3. Экологическое образование:

а. Изучение водной среды: Работа с подводными роботами предоставляет возможность изучения морских экосистем и их влияния на окружающую среду.

б. Проблемы экосистем – студенты могут применять полученные знания для решения экологических проблем, таких как очистка воды или мониторинг состояния морской фауны и флоры.

4. Поддержка STEM-образования:

а. Подводная робототехника вписывается в концепцию STEM-образования, объединяя науку, технологии, инженерию и математику. Это помогает учащимся освоить комплексный набор знаний, а также стимулирует интерес учащихся к этих предметам.

5. Практическое применение знаний:

а. Обучение с использованием реальных подводных роботов поднимает интерес к STEM-дисциплинам, предоставляя студентам возможность применить свои знания на практике.

6. Стимулирование творческого мышления:

а. Задачи, связанные с подводной робототехникой, требуют от учащихся творческого подхода и поиска нестандартных решений.

7. Стимуляция карьерного роста:

а. Подготовка к будущим технологиям – Обучение подводной робототехнике подготавливает студентов к потенциальным будущим карьерам в области технологий, исследований океана, энергетики и других смежных областях.

б. Практический опыт – Работа с подводными роботами предоставляет студентам ценный практический опыт, что может быть полезным при поиске работы, связанной с водной средой.

Таким образом, внедрение подводной робототехники в школьное и дополнительное образование обеспечивает не только углубленное изучение технических аспектов, но и развивает учащихся как личности, готовых к вызовам современного технологического общества.

В то же время, одного изучения устройства и принципов работы подводных роботов недостаточно для поддержания интереса учащихся к этому направлению технического творчества в течение учебного года. Речь идет прежде всего о школьниках, и в первую очередь, о младших школьниках. В силу особенностей психо-физиологического развития ученикам необходимо немедленное применение своих знаний и навыков на практике. Дети буквально рвутся испытать роботов в реальных условиях, неважно, будь то большой аквариум, бассейн или природный водоем. Правда, в силу тех же особенностей школьного возраста, простое погружение школьникам начальных классов быстро надоедает, т.к. на стандартных мо-

делях подводных роботов камеры не предусмотрены и детям становится скучно наблюдать за тем, как робот выписывает пируэты под водой.

Для поддержания интереса к подводной робототехнике, как и к робототехнике в целом, для применения полученных знаний на практике существуют различные мероприятия, в первую очередь, это командные соревнования, на которых участникам необходимо заранее разработать собственного подводного робота (для школьников начальных классов получить в качестве награды за участие в конкурсе) и выполнить специальные задачи в бассейне.

Крупнейшие в России соревнования подводных роботов проходят в Иннополисе, городе-спутнике Казани и во Владивостоке. Соревнования включают как управление роботами дистанционно (ТНПА – телеуправляемый необитаемый подводный аппарат), так и программирование автономных подводных роботов (АНПА – автономный необитаемый подводный аппарат).

В Красноярском краевом Дворце пионеров направление подводной робототехники развивается с 2018 г. Поскольку опыта работы с подводными роботами у нас раньше не было мы начали с конкурса для учеников начальной школы «Погружение в подводную робототехнику», который проводит Центр развития робототехники г. Владивостока [1].

Задания этого конкурса, связаны с водой во всех ее видах. Ребята исследовали осадки на кислотность, давали развернутое описание водоемов, изучали их животный и растительный мир. На этом этапе нужно было не просто провести исследование, но и оформить его в печатном виде или даже отснять 10-минутный фильм о жизни подводных обитателей. Конечно, самостоятельно такую работы ученики начальных классов провести не могут и здесь им помогали их родители и педагоги краевого Дворца пионеров.

По итогам конкурса победители получают в качестве награды небольшого подводного робота, с которым они могли принять участие в региональных и российских соревнованиях по подводной робототехнике, которые проходят в г. Владивостоке.

Задания для роботов посвящены решению задач актуальных в рамках Десятилетия наук об океане в интересах устойчивого развития (2021 - 2030). Задачи посвящены работе с возобновляемыми источниками энергии и изучении “голубого” углерода, восстановлению коралловых рифов и охране исчезающих видов не только в океане, но и во внутренних водах, использованию сети буев GO-BGC для мониторинга состояния океана.

Данные соревнования организуются в рамках проекта Кружкового движения НТИ "Инженерные конкурсы и соревнования по морской робототехнике".

Соревнования разделены на четыре возрастные группы:

- младшие школьники (1-4 класс) – категория Scout;
- средние школьники (5-8 класс) – категория Navigator;

- старшие школьники (9-11 класс) – категория Ranger. Победители данной категории представляют Россию на Международных соревнованиях в США;

- студенты вузов – категория Explorer.

Во всех возрастных группах используются управляемые роботы (ТНПА), командам необходимо выполнить задания в бассейне, подготовить Технический отчет и представить постер с кратким описанием своего робота.

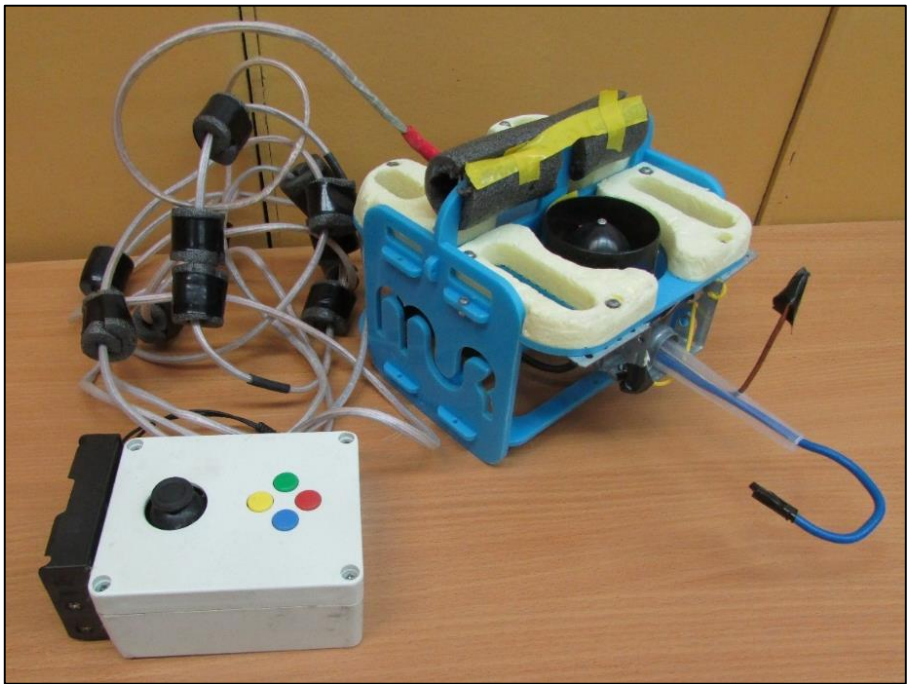


Рис. 1. Робот MUR (Micro-Underwaterr Robot) 2018 г.

Если роботы для победителей конкурса «Погружение в подводную робототехнику» приходят одинаковыми для всех команд (см. рис. 1 и 2), то командам средней, старшей и студенческой категории, как правило, приходится создавать свои подводные аппараты самостоятельно.

Рис. 2. Робот MUR (Micro-Underwaterr Robot) 2022 г.

Для того, чтобы приступить к созданию своего робота пришлось обратиться к интернет-ресурсам [2-4].

На рисунке 3 показана рама для робота категории Navigator, которую с помощью взрослых собрали пятиклассники. В качестве материала для рамы использовали полипропиленовые водопроводные трубы. Сварка осуществлялась стандартным сварочным аппаратом для полипропилена, принесенным одним из родителей. Поскольку работа была не только сложная, но и опасная (напряжение аппарата -220 вольт), рядом всегда находились взрослые, которые контролировали весь процесс работы. Тем не менее, все основные операции по сварке совершали дети. Это, конечно, не могло не сказаться на качестве работы.

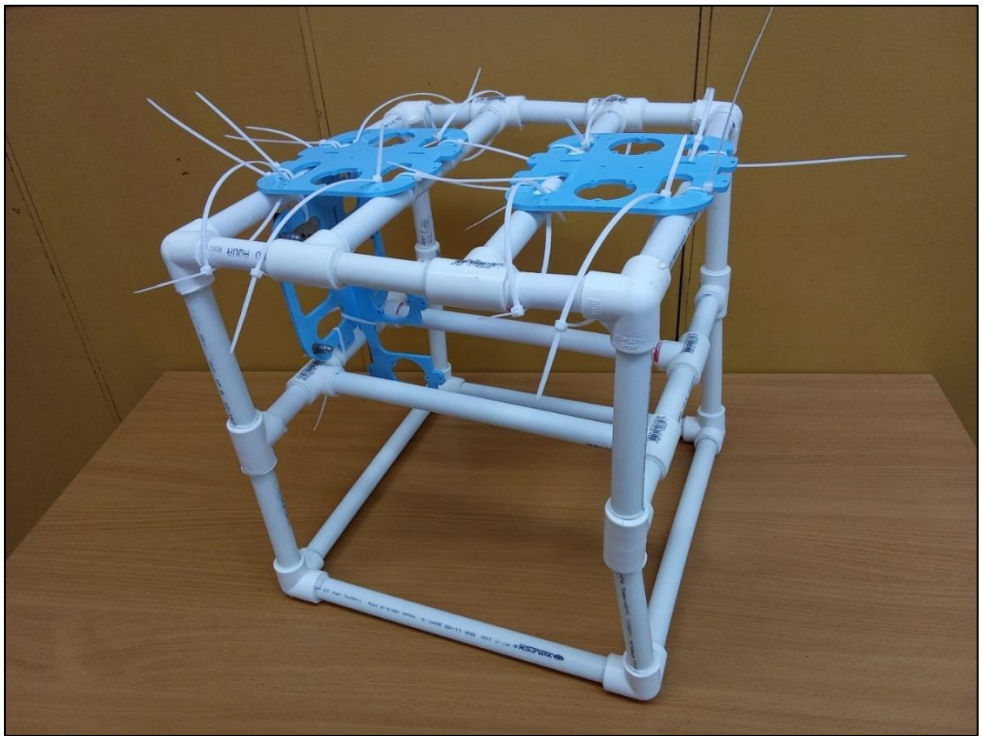


Рис. 3. Рама для робота категории Navigator

На рисунке 3 хорошо видно, что правое ближнее ребро и дальний левый угол рамы значительно искривлены. К счастью, это не отразилось на герметичности соединений, что и подтвердили испытания на погружение.

В качестве моторов было решено использовать стандартные движители от роботов, которые команды Красноярского краевого Дворца пионеров получили в качестве награды за неоднократные победы в конкурсе «Погружение в подводную робототехнику». В настоящее время в нашем распоряжении имеется четыре робота MUR. Два из них было решено разобрать и использовать не только двигатели, но элементы рамы роботов (см. рис. 3) для крепления моторов, тем более что все отверстия, необходимые для этой цели, там уже есть. На момент написания статьи пластины временно закреплены стяжками, чтобы их можно было двигать при отладке робота. В дальнейшем они будут жестко и надежно соединены с рамой.

Управление роботами осуществляется с помощью джойстиков (см. рис. 1 и 2) через кабель. Программируются робот и джойстик в среде MUR IDE.

Кроме ТНПА (телеуправляемых необитаемых подводных аппаратов) проводятся и соревнования для автономных роботов АНПА (автономных необитаемых подводных аппаратов) в категориях:

- АНПА младшая – 5-8 класс;
- АНПА старшая – 9-11 класс.

Автономные роботы данного направления оснащаются камерами, с помощью которых робот может ориентироваться под водой, распознавая определенные метки. Программировать такие аппараты значительно сложнее, доводилось неоднократно наблюдать, как находящийся в воде робот просто опускался на дно и лежал там без движения.

Как видим, подводная робототехника в школе и дополнительном образовании вовлекает в техническое творчество учащихся всех классов без исключения. Данное направление охватывает такие школьные дисциплины, как технология, математика, физика, химия, биология, география, экология. Занятия подводной робототехникой не только развивают политехнические знания, умения и навыки у школьников, не только позволяют применить теоретические знания на практике, но и способствуют развитию навыков командных, без которых создание таких сложных аппаратов, как подводные роботы, весьма затруднительно. Кроме того, подводная робототехника тесно связана с экологией водоемов от домашнего аквариума до глубин Мирового океана и изучение этих проблем значительно расширяет кругозор школьников, прививает им интерес к живой природе, окружающему нас миру. И, конечно, в ходе подготовки к соревнованиям учащиеся знакомятся с новыми для них направлениями деятельности, что вполне может оказать влияние на дальнейший выбор профессии.

Список литературы

1. Официальный сайт Центра развития робототехники [Электронный ресурс]: режим доступа- https://www.robocenter.org

2. Официальный сайт Института проблем морских технологий им. академика М.Д. Агеева ДВО РАН [Электронный ресурс]: режим доступа- http://imtp-institute.ru

3. Официальный сайт ГНОМ — телеуправляемый подводный аппарат [Электронный ресурс]: режим доступа- https://gnomrov.ru/

4. Официальный сайт Каталог подводных роботов [Электронный ресурс]: режим доступа- https://robotrends.ru/

УДК 004, 550.341

И.Н. Литовченко, ВНС, litovira@rambler.ru
В.С. Лютикова, магистр техники и технологий, nikki.valo16@gmail.com
Институт сейсмологии МЧС РК, г.Алматы, Казахстан

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В СЕЙСМОЛОГИИ И МЕТОДЫ РАСПОЗНАВАНИЯЯ ОБРАЗОВ В СОВРЕМЕННОЙ СЕЙСМИЧНОСТИ

Аннотация: Описывается применение Искусственного интеллекта в сейсмологии и методы распзнавания образов в современной сейсмичности. Указываются преимущества и недостатки такого применения. Отмечается практическая ценность внедрения методов ИИ в разные процессы исследования современой сейсмисности.

Ключевые слова: Искусственный интеллект, сейсмичность, прогноз землетрясений, распознавание образов.

I.N. Litovchenko, HSR, litovira@rambler.ru
V.S. Lyutikova, Master of Engineering and Technology, nikki.valo16@gmail.com
Institute of Seismology of the Ministry of Emergency Situations
Republic of Kazakhstan, Almaty, Kazakhstan

APPLICATION OF AI IN SEISMOLOGY AND METHODS OF PATTERN RECOGNITION IN MODERN SEISMICITY

Abstract: The application of Artificial Intelligence in seismology and methods of pattern recognition in modern seismicity are described. The advantages and disadvantages of this application are indicated. The practical value of introducing AI methods into various processes of studying modern seismicity is noted.

Key words: Artificial intelligence, seismicity, earthquake forecast, pattern recognition.

Применение искусственного интеллекта (ИИ) в сейсмологии в последние годы выходит на новый научный и практический уровень. Методы ИИ все активнее применяются в разного рода задачах, включая такие сложные, как прогнозировние землетрясений и распознавание образов в сейсмичности. Применяются все боолее революционные информационные технологии, которые кардинально меняют различные области науки, включая сейсмологию. Применение искусственного интеллекта (ИИ) в сейсмологии, по мнению авторов [1-6, 8], изменяет и трансформирует способ определения, исследования и анализ землетрясений.

© Литовченко И.Н., Лютикова В.С., 2023

В современную эпоху активного роста научно-технического прогресса, развития ИИ и информационных технологий во всех сферах науки и производства, а также методов ИИ, происходит настоящая революция в сейсмологических исследованиях. На сцену выходит ИИ, уникальный инструмент во всех сферах применения. Благодаря его способности учиться и самосовершенствоваться, на основе полученного опыта, ИИ способен анализировать огромные объемы данных, обнаруживать более четкие образы, соответствующие необходимым критериям в современной сейсмичности, делать прогнозы, оперативнее и точнее, чем человек. Особенно эффективным методом ИИ является машинное обучение, которое использует алгоритмы для анализа данных, извлечения из них знаний и принятия обоснованных решений. В сейсмологии машинное обучение может быть настроено на распознавание образов, сигнатур землетрясений в сейсмических данных, тем самым обеспечивая более быстрое и точное обнаружение этих событий. Потенциал ИИ в сейсмологии не ограничивается только обнаружением землетрясений. Он также играет важную роль в анализе данных для лучшего понимания основных сейсмических процессов. Например, ИИ может помочь сейсмологам определить масштаб, местоположение и глубину землетрясения, предоставляя ценную информацию о его характеристиках и потенциальных последствиях. Эта информация критически важна для разработки эффективных стратегий реагирования и смягчения ущерба, причиненного этими катастрофами. Более того, ИИ может помочь прогнозировать будущую сейсмическую активность путем анализа полученных данных и на основе прошлых данных, определять образы случившихся сейсмических событий. В то время как точное прогнозирование землетрясений остается сложной задачей, использование ИИ показывает многообещающие результаты в ее решении.

Сейсмология на современном этапе применяет все новые и новые технологии фиксации, анализа и исследования землетрясений. А также предлагаются новейшие возможности для прогнозирования природных катастроф с применением ИИ. Технологические достижения в применении методов ИИ в сейсмологии не только улучшают понимание сейсмической активности Земли, но и повышают готовность и реакцию на такие события, которые несут опасность и риск катастрофических собыий. Примеры последних сейсмических катастроф: в Турции 6 февраля 2023, 6 сентября 2023 года в Марокко и Афганистане [7], показали, что необходимо развивать и активно применять современные технологии и методы ИИ в исследовании сейсмичности для своевременной реакции и мониторинга обстановки, чтобы впредь предотвратить подобные сейсмические катастрофы. Традиционно определение и анализ землетрясений сильно зависел от экспертов и тех людей, которые вели ручной процесс фиксации и наблюдения за землетрясениями. Сейсмологи наблюдали за сейсмическими волнами, вручную определяя и интерпретируя образы, предвестники для прогнозирования потенциальных землетрясений. Такой подход требовал больших затрат времени, труда и имел достаточно много человеческих ошибок. Бо-

лее того, огромный объем сейсмических данных, генерируемых по всему миру каждый день, практически невозможно анализировать вручную. Вся полученная информация при этом не может быть своевременно и точно обработана. Используя такие возможности ИИ, как обработка огромных объемов данных и настраиваемый процесс определения образов, которые, практически не могут быть выполнены вручную людьми, ИИ справляется с такими задачами в считанные минуты. Что крайне необходимо при прогнозировании землетрясений, исследовании современной сейсмичности с целью спасения большого количества жизней и минимизации ущерба. В то время как ИИ предоставляет большие возможности в прогнозировании землетрясений, существуют также значительные проблемы, которые требуют решения. Одним из ключевых достижений в применении ИИ в сейсмологии, прогнозировании землетрясений, распознавании образов в современной сейсмичности является возможность анализа сейсмических данных в реальном времени. Например, распознавание роев землетрясений в регионе Северного Тянь-Шаня и прилегающих территорий проводится с применением интеллектуального алгоритма распознавания бразов роев в сейсмичности, как показано на рисунке 1 - Карта-схема распознанных роев землетрясений за 2023 год [10].

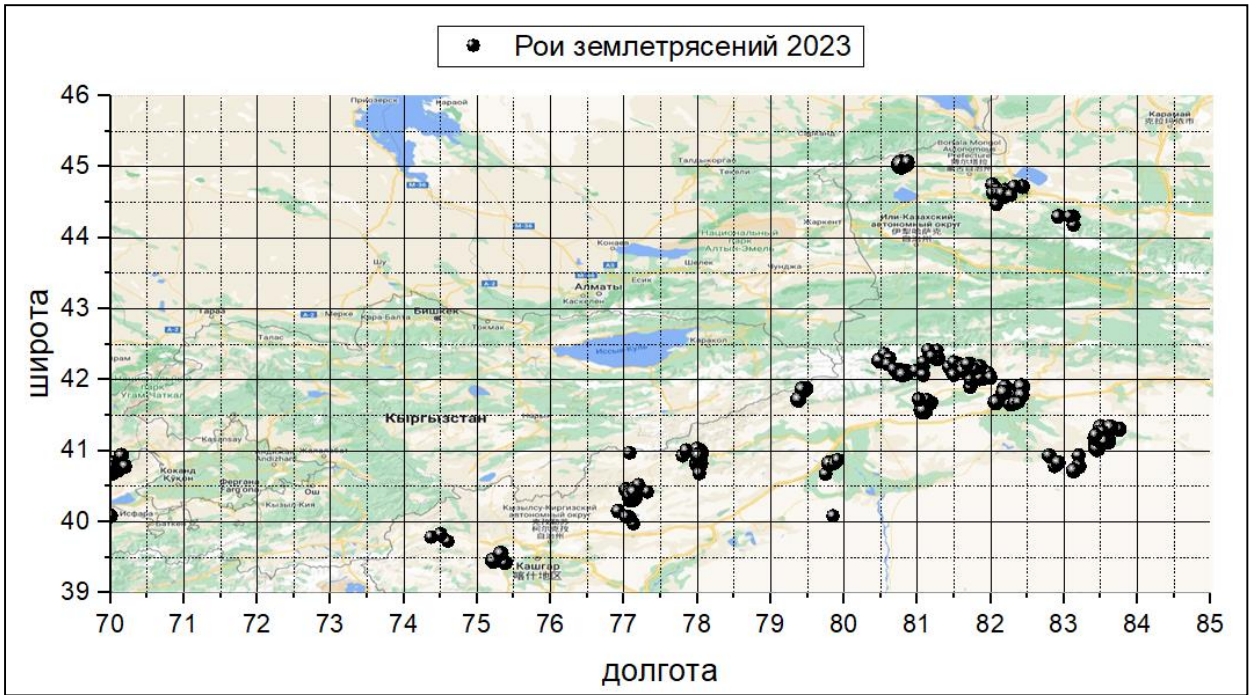


Рис. 1 Карта-схема распределения распознанных роев землетрясений за 2023г. (диаметр окружностей по K - энергетическому классу)

Традиционные методы мониторинга, анализа и исследования сейсмичности, а также прогнозирования землетрясений основывались на исторических данных и статистических моделях, которые часто характеризовались недостаточной точностью и своевременностью. ИИ же способен обрабатывать данные с сейсмических датчиков в реальном времени. Выявлять закономерности в распознанных образах, которые указывают на

предстоящее сейсмическое событие. Все это позволяет ученым предупреждать заранее и принимать необходимые меры для смягчения последствий [9]. Применение ИИ в прогнозировании землетрясений также распространяется на анализ исторических данных.

Алгоритмы машинного обучения способны анализировать исторические сейсмические данные и выявлять скрытые зависимости, которые могли быть упущены профессионалами. Обучение ИИ моделям на огромных объемах исторических данных, распознавать образы в современной сейсмичности позволяет ученым получать ценную информацию о предвестниках и индикаторах землетрясений. Такое знание может быть использовано для улучшения будущих прогнозов и расширения научного понимания возникновения землетрясений. Несмотря на все достижения в науке и сейсмологии, в частности, существуют проблемы, которые необходимо преодолевать, чтобы прогнозирование землетрясений с помощью ИИ достигло полного и реального успеха. Для этого необходимо решить одну из основных проблем – это доступность и качество сейсмических данных. Несмотря на то, что сейсмические датчики широко развернуты на поверхности Земли, в космосе, в губинах океанов, собираемые ими данные часто являются фрагментарными и несогласованными. Для достоверного распознавания образов в современной сейсмичности и решения задачи прогнозирования землетрясений ИИ моделям требуются большие объемы данных высокого качества, в реальном времени. В этом плане ведутся работы по улучшению мониторинга, сбора сейсмических данных и их стандартизации. Например, исследование, проведенное учеными из Стэнфордского университета, использовало машинное обучение для анализа сейсмических данных с землетрясения Тохоку в Японии в 2011 году. Система ИИ смогла выявить определенный паттерн предшествующих подземных толчков, предупреждая о возможных будущих землетрясениях [8]. Научной и практической проблемой является сложность самого прогнозирования землетрясений. Землетрясения – это очень сложные природные явления, на которые влияют множество факторов, включая геологические структуры, движения тектонических плит и накопление напряжения внутри среды и техногенные факторы. ИИ модели должны учитывать эти факторы и разрабатывать всеобъемлющее понимание основных процессов. Для этого требуется международное сотрудничество таких специалистов, как сейсмологов, геологов, математиков и экспертов по ИИ, и многих других для исследования и разработки сложных моделей, способных достоверно анализировать, распознавать образы в современной сейсмичности и прогнозировать землетрясения. На ряду с этим, имеются правовые нормативы и этические соображения, которыее также имеют большое значение в использовании ИИ в процессе анализа, исследования и прогнозирования землетрясений. Потенциальные последствия ложных срабатываний или неточных прогнозов могут быть значительными, приводя к ненужной панике или бездействию. Важно найти баланс между своевременными пре-

дупреждениями и избегать ложных тревог, обеспечивая тем самым доверие людей к прогнозам и принятию соответствующих мер.

Несмотря на все это, перечисленные проблемы, роль ИИ в прогнозировании землетрясений несет огромный научный и практический потенциал. По мере развития современных технологий, ИИ модели станут более точными и надежными, что приведет к улучшению анализа сейсмической ситуации и более точным прогнозам. Это позволит своевременно подготовиться к природным катастрофам и минимизировать их последствия. В заключение, хочется отметить, что возникновение ИИ и применение его в сейсмологии революционно преобразовало способ определения и анализ сейсмических событий. Возможными преимуществами этой технологии являются повышенное понимание сейсмической активности, улучшенная способность прогнозировать, реагировать на землетрясения, и в конечном итоге, смягчение последствий этих природных катастроф. Пока ученые продолжают исследовать и усовершенствовать технологию ИИ, будущее сейсмологии обещает быть более продвинутым в научно-техническом прогрессе.

Исследование выполнено в лаборатории физики геодинамических и сейсмических процессов в рамках ПЦФ «Оценка сейсмической опасности территорий областей и городов Казахстана на современной научно-методической основе», шифр программы Ф.0980. Источник финансирования - Министерство образования и науки Республики Казхстан.

Список литературы

1. Искусственный интеллект в прогнозировании землетрясений: новая эра в сейсмологии [Электронный ресурс]: режим доступа- http://www. https://ts2.space/ru/80/.org.

2. Лютикова В.С. Рои землетрясений как отклик энергонасыщенных структур земной коры на воздействие астрофизических факторов // Энергия будущего: инновационные сценарии и методы их реализации: Всемирный Конгресс инженеров и ученых WSEC-2017. Т.4. – Алматы, 2017. – С. 328-331.

3. Литовченко И.Н. Философские аспекты применения искусственного интеллекта // Робототехника и искусственный интеллект: Материалы XIII Всероссийская науно-техническая конференция с международным участием. – Красноярск: Литера-принт, 2021. – С. 254-258.

4. Литовченко И.Н. Поможет ли в исследованиях Искусственный интеллект? // Робототехника и искусственный интеллект: Мтареиалы XII Всероссийская науно-техническая конференция с международным участием. – Красноярск: Литера-принт, 2020. – С. 223-226.

5. Литовченко И.Н., Лютикова В.С. Философские вопросы Искусствеенного Интеллекта и распознавания образов // Робототехника и искусственный интеллект: Материалы XIV Всероссийская науно-техническая конференция с международным участием. – Красноярск: Литера-принт, 2022. – С. 209 -212.

6. Литовченко И.Н., Лютикова В.С. Распознавание роев землетрясений // Первый Национальный конгресс по когнитивным исследовниям, искусственному интеллекту и нейроинформатике. Девятая международная конференция по когнитивной науке. Сб.науч.труд. В 2 Ч. – Москва: 2021. – С. 282-285.

7. Мировой каталог землетрясений [Электронный ресурс]: режим доступа- http://www.p.org.

8. Возникновение искусственного интеллекта в сейсмологии: трансформация определения и анализа землетрясений [Электронный ресурс]: режим доступа- https://ts2.space/ru

9. Искусственный интеллект будет предупреждать землетрясения в Казахстане.- [Электронный ресурс]: режим доступа- https://bluescreen.kz/iskusstviennyi-intielliekt-budiet-priedupriezhdat-ziemlietriasieniia-v-kazakhstanie/

10. Лютикова В.С., Литовченко И.Н. Физико-математические условия распознавания роев землетрясений, картирование роев Северного Тянь-Шаня и прилегающих территорий // Глобальная наука и инновации 2023: Центральная Азия. – №2(20). – Астана. – 2023. – С. 3-5.

УДК 007.51: 004.8

В.А. Филимонов, д.т.н., профессор, filimonov-v-a@yandex.ru
Институт математики им. С.Л. Соболева СО РАН, г. Новосибирск, Россия

ПАРАДОКС СУБЪЕКТНОСТИ НЕЙРОСЕТЕЙ

Аннотация: Нейросети позиционируют себя как инструмент, однако в процессе диалога обнаруживают элементы субъектности. Установлена зависимость реакции нейросети на запрос пользователя от языка материала, на котором она была обучена. Описан эксперимент по определению этической системы по В.А. Лефевру нескольких нейросетей. Даны рекомендации по тестированию адекватности ответа запросу.

Ключевые слова: нейросеть, язык обучения, субъектность, этическая система

THE PARADOX OF SUBJECTIVITY OF NEURAL NETWORKS

V.A. Filimonov, Ph.D., professor, filimonov-v-a@yandex.ru
Sobolev Institute of Mathematics, Novosibirsk, Russia

Abstract: Neural networks position themselves as a tool, but in dialogue they discover elements of subjectivity. The dependence of the neural network response to the user's request on the language of the material in which it was trained has been established. An experiment to determine the ethical system according to V.A. Lefevre for several neural networks is described. Recommendations are given for evaluation the adequacy of the response to the request.

Key words: neural network, language of instruction, subjectivity, ethical system

С появлением систем искусственного интеллекта (ИИ) возник новый предмет исследования: формы воплощения ИИ. Эти формы касались как физического тела различной степени антропоморфности, так и квазисубъекта, обладающего компонентами, которые можно считать аналогами психических компонентов одушевлённых существ. Исследования данного предмета являются достаточно сложными. Так, в [1] показано, что известная графическая интерпретация феномена «зловещей долины/uncanny valley» (восприятие людьми роботов разной степени антропоморфности) является двумерной проекцией трёхмерной «сборки Уитни», и описывается с помощью теории катастроф.

Целью нашего исследования, которое продолжает работу [2], является уточнение характеристик нейросетей, которые можно отнести к психологическим. Наличие таких характеристик можно считать определённым парадоксом, поскольку нейросети обычно позиционируют себя как неодушевлённые инструменты [3]. Вот типичное сообщение нейросети: «*Как ге-*

© Филимонов В.А., 2023

нативная языковая модель, я не имею личных этических убеждений или системы ценностей. Моя задача — помогать людям в их запросах и предоставлять информацию на основе доступных мне данных.»

Заметим, что субъектность является очень важным качеством систем, поскольку определяет фундаментальные характеристики взаимодействия системы с внешней средой. Субъектность обычно ассоциируется с одушевлённостью или её имитацией. Можно исследовать субъектность отдельной системы, а также субъектность группы систем как единое целое. Заметим, что нейросети также используются для анализа авторов исследуемых текстов, в том числе их психологических характеристик [4, 5], и создания текстов [6].

Подчеркнём отличие нейросетей, обученных на больших массивах разнообразных текстов, от систем ИИ, ориентированных на относительно ограниченную область применения, например, виртуальных ассистентов (голосовых помощников типа Алисы, Евы, Макса и т.п.). Несмотря на наличие собственных имён, эти системы не обладают сложными психологическими характеристиками, поскольку у них есть конкретные задачи и конкретные критерии эффективности. Так, у цифрового ассистента Госуслуг Макса есть два критерия: покрытие (соответствие знаний запросам пользователей) и точность (степень того, насколько правильно он ответил на вопросы, которым его обучили) [7]. Такие ассистенты могут использовать нейросети для поиска ответов на запросы наряду с другими поисковыми стратегиями.

Критерии успешности ответа нейросетей, обученных на разнообразных текстах, относящихся к различным областям знания, пока не выработаны. Ниже описан наш эксперимент по оценке одной из фундаментальных психологических характеристик, введённой В.А. Лефевром: типом этической системы [8]. Согласно приведённому источнику, люди и сообщества принципиально различаются по определению взаимодействия добра и зла. В системе, названной В.А. Лефевром «Первой этической», действует запрет на совершение зла даже с целью сделать доброе дело. Вторая система, наоборот, действует по принципу «Цель оправдывает средства». Проведённые тесты, описанные в указанной монографии, показали статистически значимое различие между конкретными сообществами. Каждый вопрос теста предусматривал одобрение либо осуждение плохого действия, совершаемого с благой целью. Несколько таких вопросов приведены ниже:

1. скрыть от пациента, что тот болен раком, чтобы уменьшить его страдания;

2. наказать преступника строже, чем по закону, для предостережения других;

3. дать ложные показания на суде, чтобы невиновный избежал тюрьмы;

4. послать шпаргалку, чтобы помочь другу на конкурсном экзамене.

Предварительно было установлено, что ответы нейросетей на вопрос зависят от языка вопроса. Изменение языка приводит к некоторым изменениям текста и/или изображения ответа нейросети. Аналогичные изменения имеют место также в случае, если вопрос задаётся на нескольких языках одновременно. В этой связи для исследования субъектности использовались вопросы на русском языке (нейросети https://developers.sber.ru/gigachat/ и https://nicebot.ru/), а также на английском языке (https://apihost.ru/gpt-chat и https://talkai.info/).

Результаты эксперимента показали следующее. Нейросети, обученные на текстах на английском языке, как правило, демонстрируют принадлежность к первой этической системе. Это чётко проявляется для систем, в которых существуют писаные инструкции. Такими системами являются судебная система и система конкурсных экзаменов (вопросы 3 и 4). В прочих случаях нейросети указывают на возможность учёта конкретной ситуации. Нейросети, обученные на текстах на русском языке, иногда демонстрируют принадлежность ко второй этической системе, и также рекомендуют учитывать конкретную ситуацию.

Нестандартными реакциями были попытки нейросети https://nicebot.ru/ сменить тему, а также неадекватный ответ нейросети [9], обученной на текстах Библии, («*Как показания могут быть ложными, если человек невиновен?*») на вопрос 3.

Пример нейросети, обученной на текстах, относящихся к буддизму, приведен в [10]. Проект создания суперрелигии как системы известных верований приведён в [11]. Такого рода нейросети можно рассматривать как разновидность коллективных субъектов [12], поскольку, как правило, фрагменты использованных текстов написаны несколькими авторами.

Результаты исследований можно сформулировать следующим образом.

1. Реакция нейросети определяется системой данных (текстов, изображений и т.п.), использованных для её обучения, а это, в свою очередь, зависит от языка этих данных и от языка запроса пользователя.

2. Определение принадлежности нейросети к этической системе (по В.А. Лефевру) показывает, что в случае существования формальных документов, таких как правила проведения судебных мероприятий и конкурсных экзаменов, прямо запрещающих определённые действия, нейросети демонстрируют принадлежность к первой этической системе. В случае отсутствия прямых запретов нейросети рекомендуют «искать легальные и этически правильные пути», что, в свою очередь, зависит от правовой и этической систем общества, к которому принадлежит индивид, задающий вопрос.

3. Если предполагается использовать рекомендацию нейросети для совершения достаточно серьёзных действий, целесообразно проводить предварительное тестирование с использованием запросов по аналогичным ситуациям.

Работа выполнена в рамках государственного задания Института математики СО РАН, проект FWNF-2022-0016.

Список литературы

1. Бурмистрова Н. А., Филимонов В.А., Чернявская В.С. Феномен «Зловещей Долины» и Теория Катастроф // Знания - Онтологии - Теории (ЗОНТ-2021): Материалы VIII Международный конференции, – Новосибирск: Институт математики им. С.Л. Соболева СО РАН, 2021. – С. 24-27.

2. Филимонов В. А. Соционика для роботов: прототип модели // Робототехника и искусственный интеллект: Материалы VIII Всероссийской научно-технической конференции с международным участием. – Красноярск: СФУ, 2016. – С. 215-220.

3. Автобиография нейросети. М.: Изд-во АСТ, 2023. – 224 с.

4. Корешкова Т. Семантический анализ для автоматической обработки естественного языка [Электронный ресурс]: режим доступа- https://rdc.grfc.ru/2021/09/semantic_analysis/.

5. Иванов Ф. Анализ Корана при помощи AI [Электронный ресурс]: режим доступа- https://habr.com/ru/articles/308082/.

6. Лавренюк К. Как ИИ учится литературному творчеству, или Любовные письма от тостера [Электронный ресурс]: режим доступа-
https://habr.com/ru/companies/sberdevices/articles/566738/.

7. Привет, я робот Макс! Как устроен цифровой ассистент Госуслуг [Электронный ресурс]: режим доступа-
https://habr.com/ru/companies/rtlabs/articles/587034/.

8. Лефевр В.А. Алгебра совести. – М.: Прогресс, 2003. – 408 с.

9. Нейросеть "Библия" [Электронный ресурс]: режим доступа- https://neurobible.online/.

10. ИИ пришёл в религию: «Будда-бот» для верующих создан в Японии [Электронный ресурс]: режим доступа- https://hightech.fm/2022/10/18/budda-bot-ai.

11. Храм Амальгамы: нейросеть создала суперрелигию на основе сакральных текстов [Электронный ресурс]: режим доступа- https://knife.media/ai-religion/?ysclid=lo2lwcpobm853797029.

12. Филимонов В.А. Когнитивные возможности и модели коллективных субъектов // Знания-Онтологии-Теории (ЗОНТ-2023): Материалы IX Всероссийской конф. с междун. участием. – Новосибирск: Ин-т математики им. С.Л. Соболева СО РАН, 2023. – С. 255-260.

СОДЕРЖАНИЕ

Секция 1
Робототехнические системы и комплексы, мехатроника 4

Иванченко Е.А. (*Железногорск*)
Разработка автоматизированного рабочего места проведения неразрушающего контроля склеивания трехслойных сотовых конструкций с помощью шерографа 5

Полтавец В.В., Мамолат А.Г. (*Донецк*)
Выбор программируемого логического контроллера для управления пневматической системой промышленного робота РФ-202М 13

Секция 2
Специальная робототехника 19

Бондаренко И.А., Горюнов В.В. (*Санкт-Петербург*)
Разработка кибернетической модели телеуправляемого необитаемого подводного аппарата 20

Лебедев А.В. (*Владивосток*)
Метод синтеза системы с переменной структурой для управления скоростью движения подводного аппарата 26

Немиро И.Е., Губанков А.С. (*Владивосток*)
Разработка метода восстановления вектора состояния дрейфующих объектов 32

Смирнова Е.Ю., Скрипниченко Н.А. (*Санкт-Петербург*)
Типовые требования к составу и функциям моделей роевых групп подводных роботов 39

Шекелашвили С.Т. (*Санкт-Петербург*)
Расчет силовых характеристик двухплавникового движителя 45

Секция 3
Инженерия знаний и базы знаний 51

Викентьев А.А. (*Новосибирск*)
Новые расстояния и меры нетривиальности на экспертных логических высказываниях для кластеризации базы знаний 52

Кузнецов М.В., Углев В.А. (*Железногорск*)
Визуализация графовых структур для базы компетентностного профиля ... 59

Смирнов Г.А. (*Железногорск*)
Сервис автоматического построения когнитивных карт диагностики знаний 67

Секция 4
Модели и методы анализа данных в интеллектуальных системах 74

Вюст К.В. (*Красноярск*)
Платформа статистического моделирования GAMLSS как новый подход регрессионного анализа данных 75

Гаврилов А.В., Путята Е.А. (*Новосибирск*)
Исследование эффективности работы сверточных нейронных сетей в зависимости от гиперпараметров 80

Добронец Б.С., Болотов Б.С. (*Красноярск*)
Использование методов прогнозной аналитики в задачах робототехники 87

Кемельбаева А.Р. (*Красноярск*)
Регресионные модели машинного обучения 92

Крючкова Е.Н., Вопилова Е.В. (*Барнаул*)
Алгоритмы выделения значимых терминов в задачах аспектно-ориентированного аннотирования научных текстов 98

Кутненко О.А. (*Новосибирск*)
Вычислительная сложность задачи выбора типичных представителей выборки 105

Нгуен Ань Выонг (*Москва*)
Применение нейронных сетей обратного распространения для прогнозирования эффективности профилактических мероприятий по предотвращению пожаров в республике Вьетнам 109

Попова О.А., Поскребышева О.А. (*Красноярск*)
Математические подходы к моделированию в задачах согласованного взаимодействия 114

Секция 5
Алгоритмы и системы искусственного интеллекта 119

Бериков В.Б. (Новосибирск)
Нейросетевая сегментация с неточной разметкой при анализе томографических изображений 120

Бериков В.Б., Кутненко О.А. (Новосибирск)
Групповая классификация со слабой разметкой 126

Калинин Д.В., Перфильев Д.А. (Красноярск)
Анализ результатов самонастраивания классификационной системы на примере измерения кислотности почвы 132

Костинич К.В., Видьманов Д.А. (*Москва*)
Мобильный пользовательский интерфейс на основе генеративных моделей 136

Листопад С.В., Мацула В.Ф., Лучко А.С. (*Калининград*)
Моделирование рефлексивных процессов в системах распределенного искусственного интеллекта: анализ актуальности 142

Матвеев В.Д., Фомин И.С. (*Санкт-Петербург*)
Использование методов непрерывного обучения в ситуации с явным разделением доменов данных 148

Сорокин А.Б., Лащик Н.М. (*Москва*)
Использование трехмерной графики для распознавания объектов нейронной сетью 154

Фомин И.С., Эйдельман Р.В. (*Санкт-Петербург*)
Использование сегментного спайкового нейрона для решения задачи локализации по данным с ультразвуковых датчиков 159

Секция 6
Управление роботами и интеллектуальная автоматизация 165

Авласко П.В., Геряева А.А. (*Красноярск*)
Лабораторный стенд на базе ОВЕН ПЛК 73 166

Авласко П.В., Красикова Н.А. (*Красноярск*)
Лабораторный стенд управления микроклиматом с возможностью дистанционного управления 171

Добрынин Д.А. (*Москва*)
Управление шагающим домашним роботом 177

Ермаков В.А., Корзун Д.Ж. (*Петрозаводск*)
Имитационное моделирование физических датчиков в задаче диагностики технического состояния и мониторинга производственного оборудования 183

Зинина А.А., Котов А.А. (*Москва*)
Невербальное поведение человека при взаимодействии с роботом Ф-2 189

Котов А.А., Носовец З.А. (*Москва*)
Конструирование роботом репрезентаций производных ситуаций при обработке смысла текста 195

Которженко С.А., Мутовин М.А., Чубарь А.В. (*Красноярск*)
Имитационная модель тепло- и водоснабжения автономного помещения в составе системы "Умный дом" 201

Лавров А.А., Фомин А.В. (*Санкт-Петербург*)
Система автоматического формирования метеопредупреждений на основе прогнозирования показаний метеостанции 207

Миронов К.В., Алхаддад М., Муравьев К.Ф., ПановА.И. (*Долгопрудный*)
Архитектура для планирования движения и управления мобильным роботом в тесном пространстве 213

Мутовин М.А., Самохов Д.А., Которженко С.А., Чубарь А.В. (*Красноярск*)
Разработка системы управления беспилотным электропоездом с учетом программных систем промышленной автоматизации 219

Прохоренкова И.Г. (*Санкт-Петербург*)
Моделирование согласованного управления четырьмя мотор-колесами робота без кинематической связи между ними 223

Фурдилов Д.М., Пятаева А.В. (*Красноярск*)
Нахождение положения людей в пространстве с помощью камер видеонаблюдения 229

Секция 7
Образовательные и социогуманитарные аспекты искусственного интеллекта и робототехники 234

Зорькин К.Ф. (*Красноярск*)
Подводная робототехника в образовательном учреждении 235

Литовченко И.Н., Лютикова В.С. (*Алматы*)
Применение искусственного интеллекта в сейсмологии и методы распознаванияя образов в современной сейсмичности 241

Филимонов В.А. (*Омск*)
Парадокс субъектности нейросетей 247