

ISSN 2663-4228 (Print)
ISSN 2663-4236 (Online)

Вестник Донецкого национального университета



НАУЧНЫЙ
ЖУРНАЛ

*Основан в 1997 году,
«Серия Г: Технические науки»
основана в 2018 году*

Серия Г:
Технические
науки

4/2023

Редакционная коллегия журнала

«Вестник Донецкого национального университета. Серия Г: Технические науки»

Главный редактор – д-р техн. наук, проф. **В.В. Данилов.**

Зам. главного редактора – канд. техн. наук **И.А. Третьяков.**

Ответственный секретарь – канд. техн. наук **Е.Д. Пометун.**

Члены редколлегии: д-р техн. наук, проф. **Л.В. Алексейчик**; канд. физ.-мат. наук, ст. науч. сотр. **П.В. Асланов**; д-р техн. наук, проф. **С.А. Горожанкин**; канд. техн. наук, ст. науч. сотр. **А.А. Курушин**; канд. техн. наук, доц. **И.А. Молоковский**; канд. техн. наук, доц. **В.В. Паслѐн**; д-р техн. наук, проф. **А.С. Петров**; канд. физ.-мат. наук, доц. **В.И. Тимченко**; д-р техн. наук, доц. **К.А. Вытовтов**; канд. техн. наук, доц. **Т.В. Ермоленко**; канд. техн. наук, доц. **Т.В. Завадская**; д-р техн. наук, доц. **А.В. Звягинцева**; д-р техн. наук, доц. **С.А. Зори**; академик РАН, д-р техн. наук, проф. **И.А. Соколов**; д-р техн. наук, проф. **М.Н. Чепцов**; д-р техн. наук, доц. **Д.В. Шевцов**; д-р техн. наук, проф. **А.Б. Бирюков**; канд. техн. наук, доц. **С.В. Гридин**; д-р техн. наук, проф. **С.М. Сафьянц**; д-р техн. наук, проф. **В.К. Толстых**; канд. техн. наук, доц. **О.Г. Шелехова**; д-р техн. наук, проф. **Г.В. Аверин**; канд. техн. наук, доц. **Т.С. Башева**; д-р техн. наук, проф. **С.В. Борщевский**; д-р техн. наук, проф. **Н.Г. Насонкина**; д-р хим. наук, проф. **А.И. Сердюк.**

The Editorial Board of the journal

«Bulletin of Donetsk National University. Series G: Technical Sciences»

The Editor-in-Chief – Dr. of tech., prof. **V.V. Danilov.**

The Deputy of the Editor-in-Chief – Cand. of tech. **I.A. Tretiakov.**

Assistant Editor – Cand. of tech. **E.D. Pometun.**

The Members of the Editorial Board: Dr. of tech., prof. **L.V. Alekseichik**; Cand. of phys. and math., senior researcher **P.V. Aslanov**; Dr. of tech., prof. **S.A. Gorozhankin**; Cand. of tech., senior researcher **A.A. Kurushin**; Cand. of tech., docent **I.A. Molokovskii**; Cand. of tech., docent **V.V. Paslen**; Dr. of tech., prof. **A.S. Petrov**; Cand. of phys. and math., docent **V.I. Timchenko**; Dr. of tech., docent **K.A. Vytovtov**; Cand. of tech., docent **T.V. Ermolenko**; Cand. of tech., docent **T.V. Zavadskaiia**; Dr. of tech., docent **A.V. Zviagintseva**; Dr. of tech., docent **S.A. Zori**; RAS Academician, Dr. of tech., prof. **I.A. Sokolov**; Dr. of tech., prof. **M.N. Sheptsov**; Dr. of tech., docent **D.V. Shevtsov**; Dr. of tech., prof. **A.B. Biriukov**; Cand. of tech., docent **S.V. Gridin**; Dr. of tech., prof. **S.M. Safiants**; Dr. of tech., prof. **V.K. Tolstykh**; Cand. of tech., docent **O.G. Shelekhova**; Dr. of tech., prof. **G.V. Averin**; Cand. of tech., docent **T.S. Bashevaia**; Dr. of tech., prof. **S.V. Borshchevskii**; Dr. of tech., prof. **N.G. Nasonkina**; Dr. of chem., prof. **A.I. Serdiuk.**

Адрес редакции: 283001, Российская Федерация, ДНР, г. Донецк, пр. Театральный, д. 13.

Тел.: +7 (856) 302 07 81

E-mail: vestnik.donnu.g@donnu.ru

URL: <http://donnu.ru/vestnikG>

Журнал включен в Перечень рецензируемых научных изданий, в которых должны быть опубликованы основные научные результаты диссертаций на соискание ученой степени кандидата наук, на соискание ученой степени доктора наук (**Перечень ВАК**) (Приказы МОН ДНР №440 от 06.03.2020 г., №42 от 26.01.2021 г.) по следующим группам научных специальностей (специальностям): **05.11.00** – Приборостроение, метрология и информационно-измерительные приборы и системы; **05.12.00** – Радиотехника и связь; **05.13.00** – Информатика, вычислительная техника и управление; **05.14.04** – Промышленная теплоэнергетика; **05.23.19** – Экологическая безопасность строительства и городского хозяйства.

Журнал включен в национальную информационно-аналитическую систему **РИНЦ** (Лицензионный договор № 378-06/2016 от 24.06.2016 г. в ред. от 27.03.2019 г.): http://elibrary.ru/title_about_new.asp?id=69984

Журнал включен в международную индексационную наукометрическую базу **Index Copernicus International Journals Master List**: <http://journals.indexcopernicus.com/search/details?id=63327>

*Печатается по решению Ученого совета ФГБОУ ВО «Донецкий государственный университет»:
Протокол №12 от 22.12.2023 г.*

Вестник Донецкого национального университета

Серия Г: Технические науки

НАУЧНЫЙ ЖУРНАЛ

ОСНОВАН В 1997 ГОДУ,
СЕРИЯ Г ОСНОВАНА В 2018 ГОДУ

№ 4/2023

СОДЕРЖАНИЕ

ЭЛЕКТРОНИКА, ФОТОНИКА, ПРИБОРОСТРОЕНИЕ И СВЯЗЬ

Дайуб А., Комаров А.А., Курушин А.А. Комплексные СВЧ антенны-фильтры с электромагнитной связью 3

Пометун Е.Д. Термоанемометрический метод измерения пульсаций скорости турбулентных потоков 15

ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ И ТЕЛЕКОММУНИКАЦИИ

Перевышин В.Г., Ковальчик Р.В. Сравнение точности распознавания рукописных цифр методом k-ближайших соседей (kNN) и сверточной нейронной сетью (CNN) 20

Харченко Б.В., Нестругина Е.С. Искусственный интеллект как инструмент для работы с текстами 29

Третьяков И.А. Рекомендации по выбору критериев оптимальности и эквивалентности скрытых марковских моделей для АСНИ радиосигналов 41

Дуванов Д.Ю., Нестругина Е.С. Применение глубокого машинного обучения в процессе обучения биологии 46

Максименко И.И. Алгебраические представления в «бэровских» пространствах 54

Павленко Б.В., Бондаренко В.И., Мартыненко А-А.М. Использование модели YOLO в современных задачах распознавания в реальном времени на примере военной и космической отраслей 65

Авраменко В.В., Звягинцева А.В. Обнаружение видеотекста с помощью текстовых границ и сверточной нейронной сети 76

ЭНЕРГЕТИКА И ЭЛЕКТРОТЕХНИКА

Бирюков А.Б., Гниatiiв П.А. Создание динамической тепловой характеристики петлевого рекуператора 83

ИНФОРМАЦИОННАЯ РУБРИКА

Правила для авторов 91

Bulletin of Donetsk National University

SCIENTIFIC JOURNAL

FOUNDED IN 1997,
SERIES G FOUNDED IN 2018

Series G: Technical sciences

№ 4/2023

CONTENTS

ELECTRONICS, PHOTONICS, INSTRUMENT ENGINEERING AND COMMUNICATION

- Daiub A., Komarov A.A., Kurushin A.A.* Integrated microwave antenna-filters with electromagnetic coupling 3
- Pometun E.D.* Thermoanemometric method for measuring pulsations of the velocity of turbulent flows 15

INFORMATION TECHNOLOGY AND TELECOMMUNICATIONS

- Perevyshin V.G., Kovalchik R.V.* Comparison of the accuracy of recognition of handwritten numbers by the k-nearest neighbors method (kNN) and a convolutional neural network (CNN) 20
- KHarchenko B.V., Nestrugina E.S.* Artificial intelligence as a tool for working with texts 29
- Tretiakov I.A.* Recommendations on the selection of criteria for optimality and equivalence of hidden markov models for ASRS radio signals 41
- Duvanov D.IU., Nestrugina E.S.* Application of deep machine learning in the process of teaching biology 46
- Maksimenko I.I.* Algebraic representations in "ber's" spaces 54
- Pavlenko B.V., Bondarenko V.I., Martynenko A-A.M.* Using the YOLO model in modern real-time recognition tasks on the example of the military and space industries 65
- Avramenko V.V., Zviagintseva A.V.* Video text detection with text edges and convolutional neural network 76

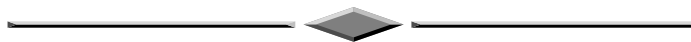
ENERGETICS AND ELECTRICAL ENGINEERING

- Biriukov A.B., Gnitiev P.A.* Creating a dynamic thermal characteristic of a loop recuperator 83

INFORMATION SECTION

- Instructions for authors 91

ЭЛЕКТРОНИКА, ФОТОНИКА, ПРИБОРОСТРОЕНИЕ И СВЯЗЬ



УДК 621.354.76

КОМПЛЕКСНЫЕ СВЧ АНТЕННЫ-ФИЛЬТРЫ С ЭЛЕКТРОМАГНИТНОЙ СВЯЗЬЮ

© 2023 Дайуб А., Комаров А.А., Курушин А.А.

Рассмотрены несколько типов антенн-фильтров, которые имеют свойства фильтров и антенн, состоящих из нескольких резонирующих элементов, связанных электромагнитной связью: планарная пач-антенна, связанная с полуволновым вибратором, антенна Уда-Яги с петлей Пистолькорса на диэлектрической подложке, антенна на диэлектрическом резонаторе и двухслойная двухдиапазонная пач-антенна. Основным инструментом моделирования и оптимизации антенны-фильтра выбран САПР СВЧ CST SUITE. Описываются методы настройки антенн, достижения наилучших характеристик излучения и согласования антенн, находящихся в приемном тракте радиоприемного устройства СВЧ. Охватываются частоты от см до мм диапазона волн.

Ключевые слова: антенна-фильтр, CST SUITE, многослойная антенна, планарные пач-антенны, GPS, ГЛОНАСС, антенна Уда-Яги, петля Пистолькорса, диэлектрический резонатор, двухдиапазонная антенна L1/L2.

Введение. В последние годы наблюдается повышенный интерес к научным исследованиям и разработке многофункциональных антенн. К ним относятся, в частности, антенны-фильтры (АФ). Использование таких антенн расширяет функциональные возможности связи и навигационных систем, обеспечивая уменьшение размера модуля приемопередатчика и упрощение технологии производства. АФ можно классифицировать как структуры двух типов:

1. В конструкциях первого типа используется комбинация антенны и фильтра. Электрически это элементы, соединенные через их выводы.
2. В структурах второго типа антенна и фильтр связаны электромагнитно. В этом случае антенна является одним из резонаторов, излучающим в полосе пропускания фильтра. Структуры этого типа представляют больший интерес для приложений.

Согласно традиционному подходу, антенна и полосовой фильтр рассматриваются как два разных несвязанных устройства, выполняющих разные функции. Антенна с полосой Δf_a обеспечивает прием и излучение электромагнитных волн, причем обычно более широкополосная:

$$\Delta f_a \gg \Delta f_0, \quad (1)$$

а фильтр формирует частотную характеристику и не излучает [1].

Применение полосового фильтра обусловлено необходимостью подавления мощных внеполосных помех, которые могут перегрузить высокочувствительный маломощный усилитель. Обычно в навигационных системах применяют двух- или максимум трехзвенные фильтры с полосой пропускания, совпадающей с полосой диапазонов L1, L2.

При уменьшении размеров антенны условие (1) выполнить невозможно, так как часто оказывается, что полоса антенны меньше полосы фильтра. Действительно, уменьшение размера антенны неизбежно приводит к увеличению её добротности и, следовательно, к снижению рабочей полосы частот [2]. В результате требования к полосе рабочих частот не могут быть удовлетворены для заданного КНД антенны. Так как сама малогабаритная антенна и её согласующая цепь являются комбинацией узкополосных резонаторов [3], то вся структура антенны с согласующей схемой представляет собой полосовой фильтр, обеспечивающий передачу сигнала в заданном диапазоне частот. В этом случае естественно возникает идея исключить из состава приемника фильтр, а все функции частотной селекции возложить на антенну, которая вместе с согласующей цепью обладает фильтрующими свойствами, так как частотная фильтрация выполняется непосредственно в антенне. Таким образом, концепция АФ согласуется с требованиями миниатюризации радиочастотных модулей.

Основное назначение антенны – фильтра состоит в расширении полосы рабочих частот антенны малых электрических размеров за счет использования дополнительных согласующих цепей СВЧ. Объединение двух функций в одном устройстве может существенно улучшить характеристики аппаратуры за счет сокращения её габаритов и уменьшения стоимости.

Таким образом, концепция антенны – фильтра открывает широкие возможности для создания приемника в виде единого в конструктивно – технологическом смысле модуля, имеющего СВЧ вход в виде свободного пространства, а выход уже на промежуточной частоте.

Подходы к проектированию АФ с использованием согласующих цепей были представлены в [4, 5]. В [5] авторы предлагают новый подход к проектированию согласующих цепей без потерь, которые увеличивают полосу пропускания микрополосковых антенн [6]. Конечным результатом является оптимизированная, физически реализуемая АФ с заданным КСВ [7]. В работе [8] представлена антенна-фильтр, резонаторы которых: верхняя пач-антенна (ПА) и нижняя полуволновой вибратор – связаны через отверстие между слоями, представляющее собой емкостную связь (рис. 1).

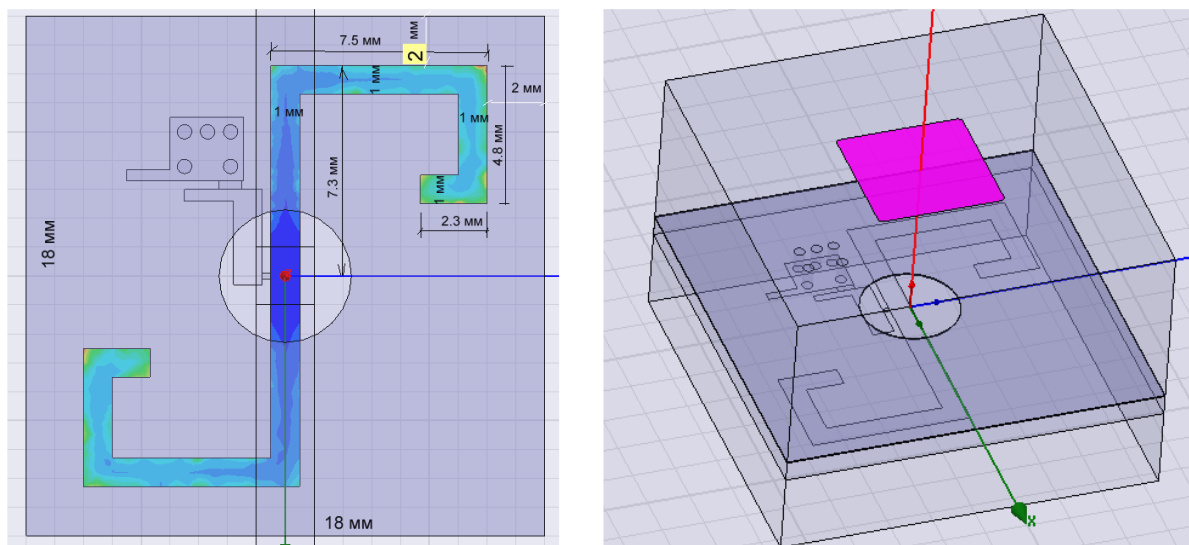


Рис. 1. Вид антенны – фильтра на керамической подложке

Частотные характеристики созданной антенны-фильтра, по сравнению с ПА (верхней частью антенны-фильтра), показывают, что крутизна наклонов АЧХ улучшилась до 2 дБ/МГц (рис. 2). Это показывает перспективу создания и применения антенн-фильтров.

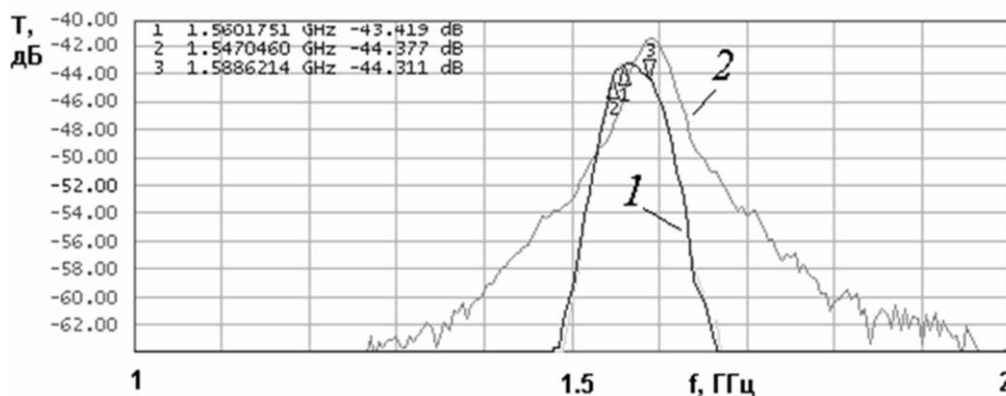


Рис. 2. Экспериментально измеренные АЧХ антенны фильтра [1] и пач-антенны [2]

Основная часть. Рассмотрим антенну, которая представляет собой ряд резонансных элементов, связанных между собой электромагнитной связью. Это фильтр, но со свойством излучения каждого из элементов – вибраторов. К таким антеннам-фильтрам относится антенна Уда-Яги. Антенна Уда-Яги на печатной подложке требует сбалансированной запитки возбуждения.

Однако обычно антенна питается с помощью коаксиального кабеля, и для обеспечения требуемого сбалансированного питания требуется направленный ответвитель (НО) или U-колени (рис. 3).

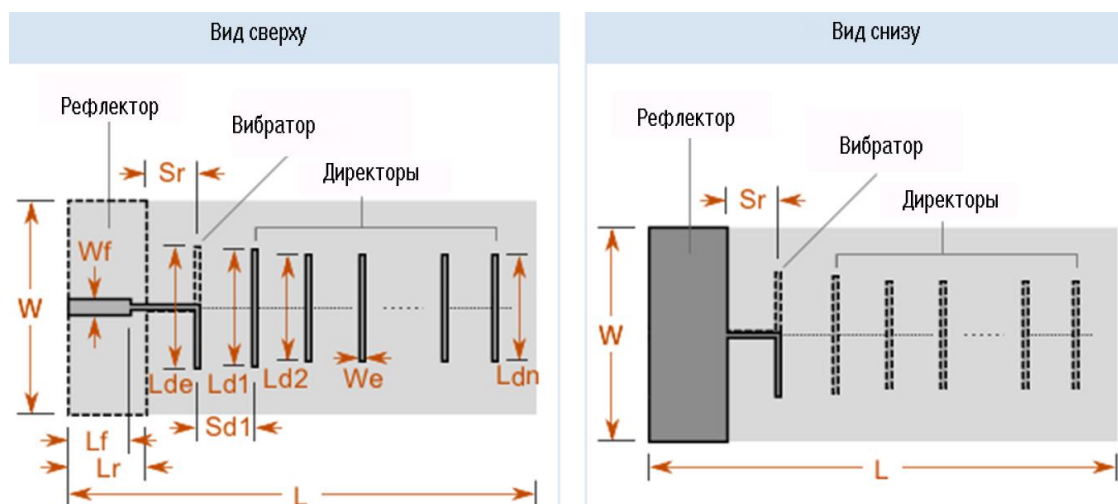


Рис. 3. Антенны Уда-Яги в виде реализации на подложке

На директорах, представляющих собой резонансные контуры АФ, индуцируются токи за счет взаимной связи. Правильно расположенные элементы имеют одинаковые токи с прогрессивным фазовым сдвигом, что делает решетку по существу структурой, поддерживающей бегущую волну. Первый элемент действует как отражатель, а элементы за излучающим вибратором — как направляющие. Излучение идет в направлении от возбуждаемого вибратора. Наличие подложки влияет на длины и расстояния между всеми элементами антенны.

Антенна Уда-Яги на подложке, показанная на рис. 4, также является антенной-фильтром с электромагнитной связью [8]. Антенна создана на подложке с проницаемостью 4 и содержит петлевой вибратор-возбудитель (петлю Пистолькорса). Связь между петлей Пистолькорса и структурой деления выполняется двумя МПЛ одинаковой ширины.

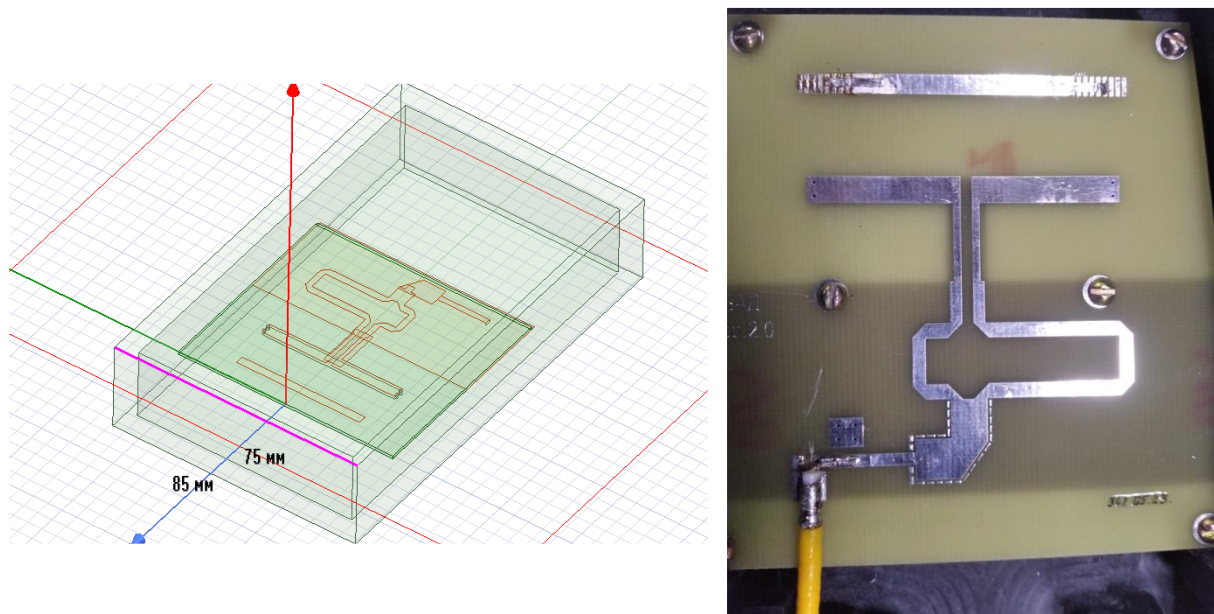


Рис. 4. Антенна Уда-Яги на подложке

Алгоритм настройки антенны Уда-Яги с учетом электромагнитной связи между петлевым вибратором Пистолькорса, отражательной поверхностью и директором состоит из следующих шагов:

1. На подложке оставляем одну петлю Пистолькорса, возбуждаемую дискретным портом, настраиваем её так, чтобы получить максимальный КНД и лучший КСВ.
2. Создание двух питающих линий и дискретного порта (рис. 4). Ширину линии рассчитываем такой, чтобы характеристический импеданс её был равен входному сопротивлению вибратора.
3. Добавляем директор и выполняем параметризацию его положения и размера, чтобы получить максимальное значение КНД антенны на подложке.
4. Добавляем сумматор и фазовращатель, расположенный над земляной подложкой.
5. Рассчитываем частотную характеристику по критерию коэффициента отражения, а также реальной и мнимой части входного импеданса. Выполняем масштабирование размеров антенны Уда Яги по координатам X и Y для настройки по частоте.
6. Изменяем длину входной линии на такую величину, чтобы мнимая часть входного импеданса в сечении порта была равна 0. Фиксируем реальную часть входного импеданса.
7. Ставим четвертьволновый отрезок МПЛ, и находим его ширину такую [1], чтобы получить согласование с 50-омной линией. Устанавливаем эту 50-омную линию и порт (рис. 4).

Частотная характеристика созданной и оптимизированной антенны-фильтра приводится на рис. 5.

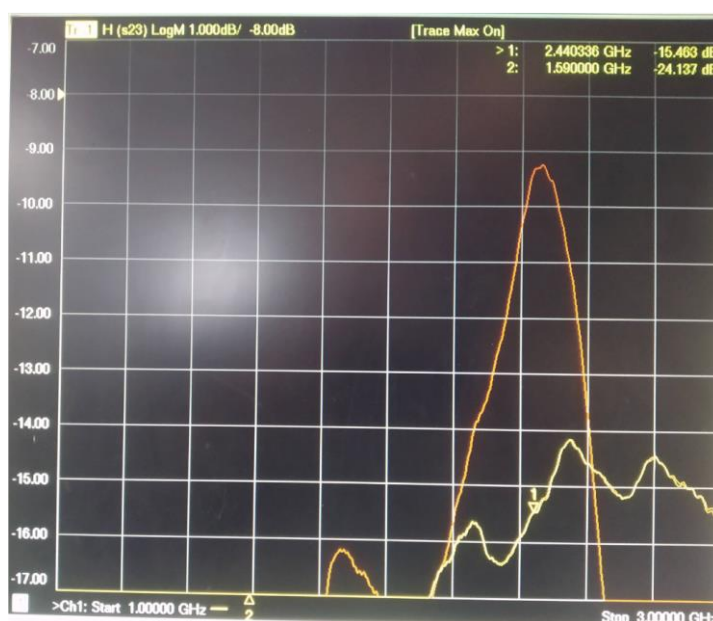


Рис. 5. Частотная характеристика антенны Уда-Яги на подложке

Антенны Уда-Яги на подложке не имеют поддерживающих штанг и особенно полезны в системах приемного тракта с низкой мощностью, поскольку их изготовление на подложке с медным покрытием довольно просто. Этот тип антенны может быть оптимизирован для различных требований, например КНД, импеданса или полосы пропускания. Однако существует компромисс между рабочими характеристиками, т.е. оптимизация по критерию полосы пропускания снижает получаемый КНД (рис. 6) и усиление антенны.

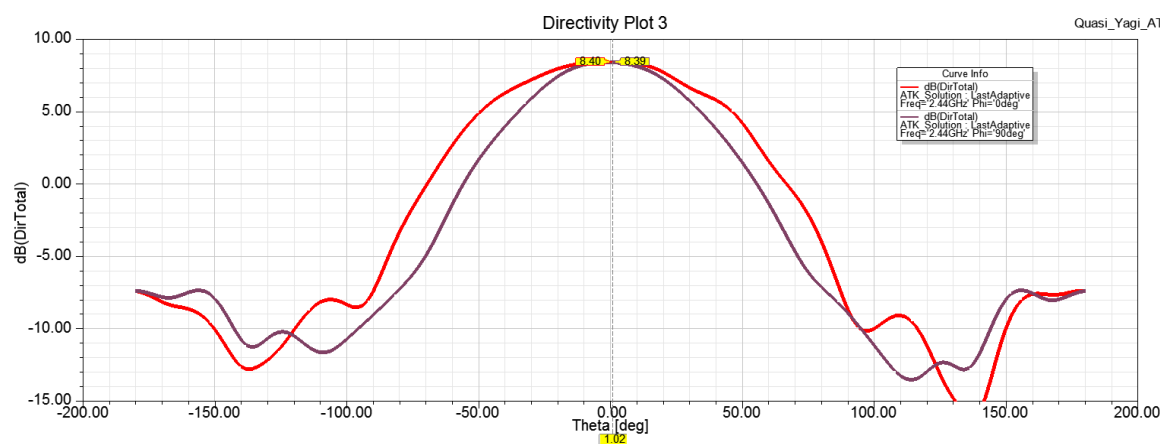


Рис. 6. Сечение ДН антенны Уда-Яги с петлей Пистолькорса на частоте 2.4 ГГц

Перспективными антеннами, работающими в диапазоне мм волн, можно считать антенны-фильтры на диэлектрических резонаторах. Возможности применения диэлектрических резонаторов (ДР) в качестве антенных элементов рассматривались еще в первых работах при исследовании собственных типов колебаний диэлектрических тел с высокой диэлектрической проницаемостью, обладающих внутренними и внешними электромагнитными полями, энергия которых способна излучаться в окружающее свободное пространство, в частности при исследовании спектров колебаний диэлектрического шара [9, 10].

Поэтому в конструкциях СВЧ устройств на ДР требовались меры по устранению излучения с помощью экранов, которыми могли служить металлические стенки волноводов или специальные экранирующие устройства [11]. Одни из первых реализаций волноводных и полосковых конструкций антенн на ДР приведены в работах [12]. В настоящее время продолжают интенсивные исследования антенн на ДР в области частот мм- и субмм- диапазонов, вплоть до оптического диапазона. С развитием мобильной и космической связи антенны на ДР получили распространение в средствах связи миллиметрового и субмиллиметрового диапазонов волн. При этом остается важным исследование физических процессов дифракции ДР при возбуждении его ЭМ волной. Одна из возможных реализаций антенны на ДР приводится на рис. 7.

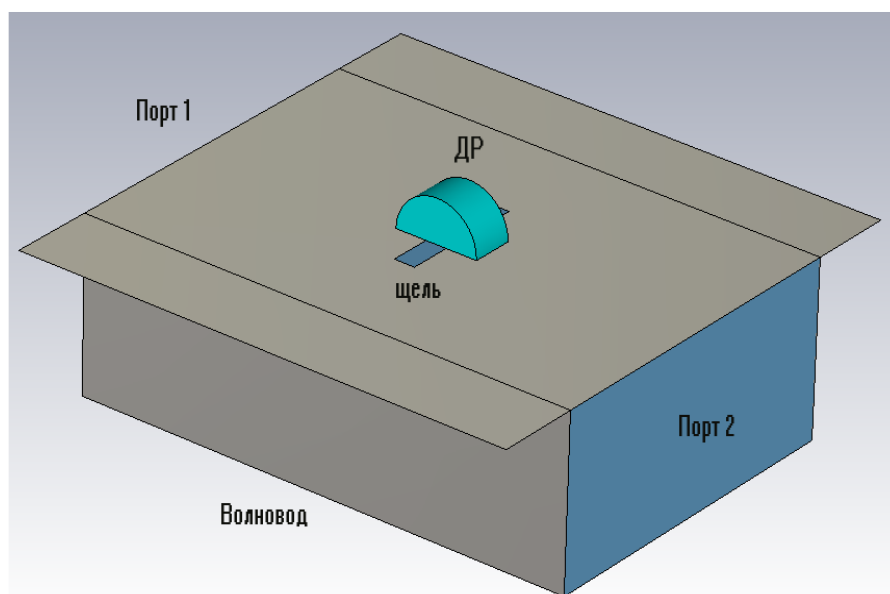


Рис. 7. Антенна-фильтр на диэлектрическом резонаторе

Верхняя стенка волновода выполнена квадратной формы для обеспечения симметрии экранирующей поверхности для ДР. В волноводе обеспечивается распространение рабочего H_{10} типа волны. В результате возбуждения ДР часть энергии его электромагнитного поля эффективно излучается в свободное пространство. Данная антенна-фильтр (рис. 7) перспективна также для построения антенных решеток.

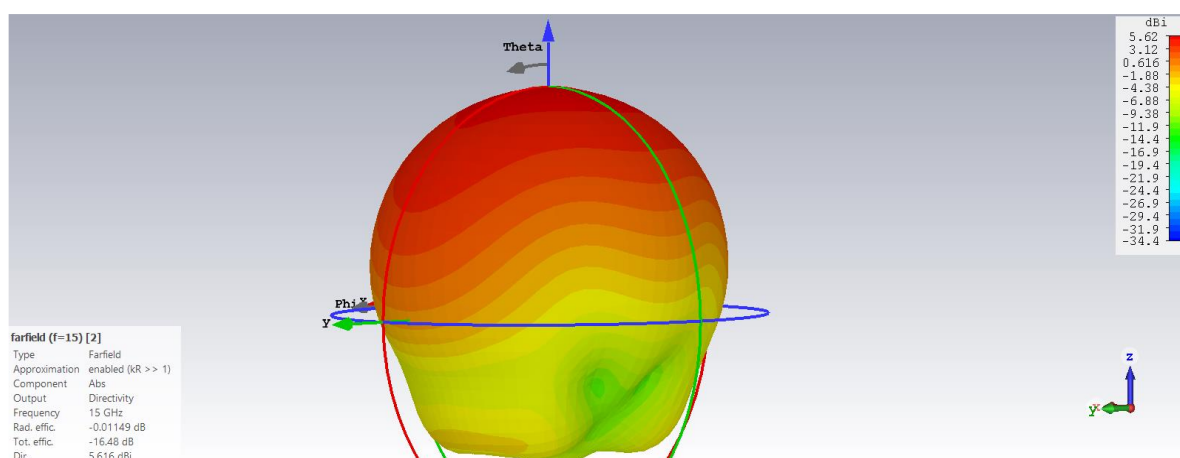


Рис. 8. Трехмерная ДН антенны на диэлектрическом резонаторе

В настоящее время происходит увеличение числа спутников в Глобальной навигационной спутниковой системе (ГЛОНАСС) за счет ввода в эксплуатацию систем GALILEO и BEYDOU и т. п., а также добавления новых частотных диапазонов уже существующих ГЛОНАСС. Поэтому возникает необходимость в создании многофункциональной аппаратуры, работающей одновременно с максимальным числом ГЛОНАСС в различных диапазонах частот. Это обстоятельство влечет за собой необходимость создания печатных антенн с расширенным диапазоном рабочих частот либо многодиапазонных микрополосковых антенн. Обычно широкая полоса согласования печатной антенны с малошумящим усилителем достигается за счет применения согласующих широкополосных структур [5]. Однако этот метод приводит к необходимости создания многослойных печатных плат. Для работы в расширенном диапазоне частот (с большим числом функционирующих сейчас ГЛОНАСС) предлагается применять антенну-фильтр, который имеет два планарных сегмента, расположенных симметрично относительно центра микрополосковой антенны. Первый сегмент, расположенный в центре подложки, квадрат, а второй выполнен в виде квадратной рамки вокруг первого сегмента. Между сегментами существует распределенная взаимосвязь, которая позволяет добиться согласования антенны с питающим 50-омным трактом и сохранения формы диаграммы направленности в полосе частот L1 ГЛОНАСС/GPS, E1 GALILEO и B1 BEYDOU. Предложенный антенный элемент может быть также спроектирован для работы в двух отдельных диапазонах, например L1 и L2 ГЛОНАСС/GPS или L1 GPS и E5 GALILEO. На базе такого антенного элемента был спроектирован активный модуль с малошумящим усилителем с фильтрами и защитой от перегрузки для работы в диапазонах частот L1 и L2 ГЛОНАСС/GPS, описанный в статье [13].

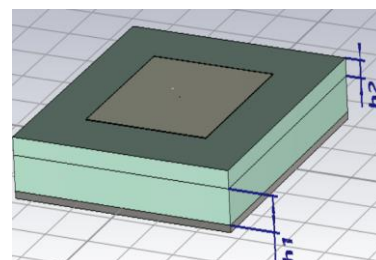


Рис. 9. Структура двухслойной двухдиапазонной антенны

Для моделирования и оптимизации двухслойной двух-диапазонной антенны-фильтр, и исследования её свойств численными методами использовался пакет электродинамического моделирования CST SUITE.

Конструкция антенна состоит из двух прямоугольных резонаторов (настраиваемых на L1, L2) и двух диэлектрических слоев. Вначале, на основании соотношения:

$$L = \frac{c}{2 \cdot f_r \cdot \sqrt{\epsilon}} = \frac{\lambda_r}{2 \cdot \sqrt{\epsilon}}, \quad (2)$$

где λ_r - длина волны на рабочей частоте, ϵ - относительная диэлектрическая проницаемость материала, из которого выполнена ПА. Определим размеры каждой из патч-антенны ($L_{патч1}$, $L_{патч2}$ и $W_{патч1}$, $W_{патч2}$), толщину первой и второй диэлектрической подложки (h_1 и h_2) и диэлектрическую проницаемость для них (ϵ_1 , ϵ_2), как показано на рис. 9.

Для того, чтобы получить конкретный вид АЧХ, нужно сформулировать цель синтеза. Это можно сделать, задав значения КСВ в определенных диапазонах частот (рис. 10). Для уменьшения размера ПА использовался керамический материал с высокой добротностью и диэлектрической проницаемостью ϵ_1 , $\epsilon_2=9.8$ (керамика Al_2O_3), и были выбраны $h_1=5$ мм, и $h_2=2.5$ мм для реализации требуемой полосы частот (рис. 10).

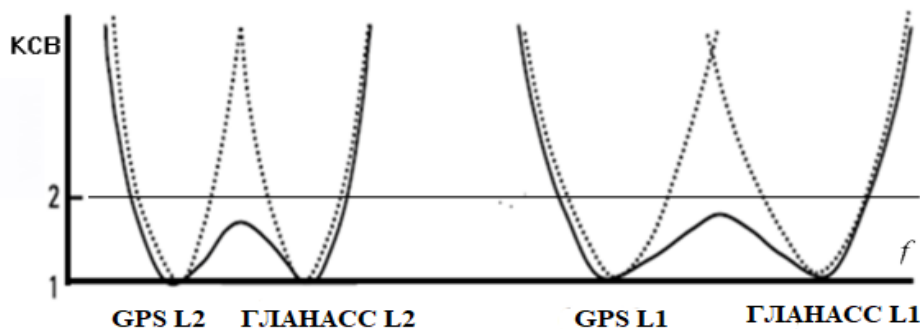


Рис. 10. Целевая функция АЧХ двух-диапазонной антенны

Возбуждение верхней пластины выполняется перемычкой – штырем. Штырь, нагруженный на дискретный порт, проходит через среднюю пластину, не касаясь её, через отверстие диаметром 1.6 мм с координатами $(X, Y) = (3.4, 3.4)$ мм, как показано на рис. 9.

Расчет двухслойной антенны дает АЧХ коэффициента отражения, в начальном приближении, показанную на рис. 11.

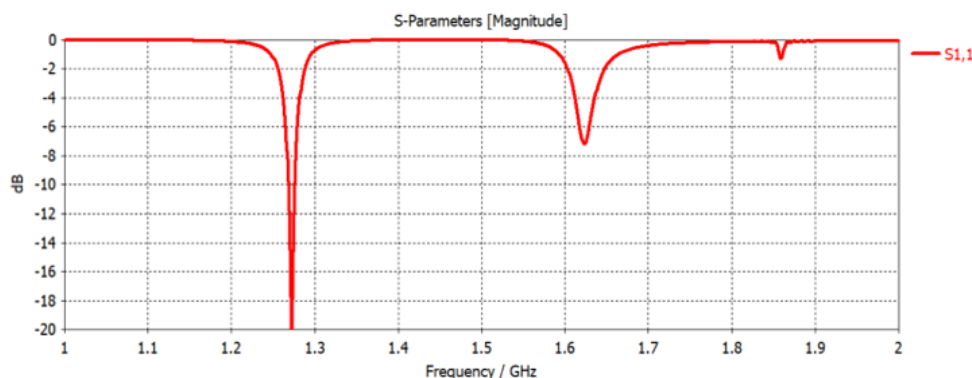


Рис. 11. Частотная характеристика $|S_{11}|$ антенны-фильтр

Критерий получения минимума $|S_{11}|$ соответствует требованию одновременного достижения реальной части Z_{BX} , равной $R_{BX} = 50$ Ом, и мнимой части X_{BX} равной нулю. Связь между $|S_{11}|$ и Z_{BX} антенны-фильтр с характеристическим импедансом Z_0 можно видеть из соотношений:

$$Z_{BX} = Z_0 \frac{1 - S_{11}}{1 + S_{11}},$$

$$S_{11} = \frac{R_{BX} - Z_0}{R_{BX} + Z_0}.$$

Для согласования антенны в процессе проектирования важнее иметь зависимости реальной и мнимой части входного импеданса. Для расчета, соответствующего рис. 11 имеем зависимости R и X в диапазоне частот, показанные на рис. 12.

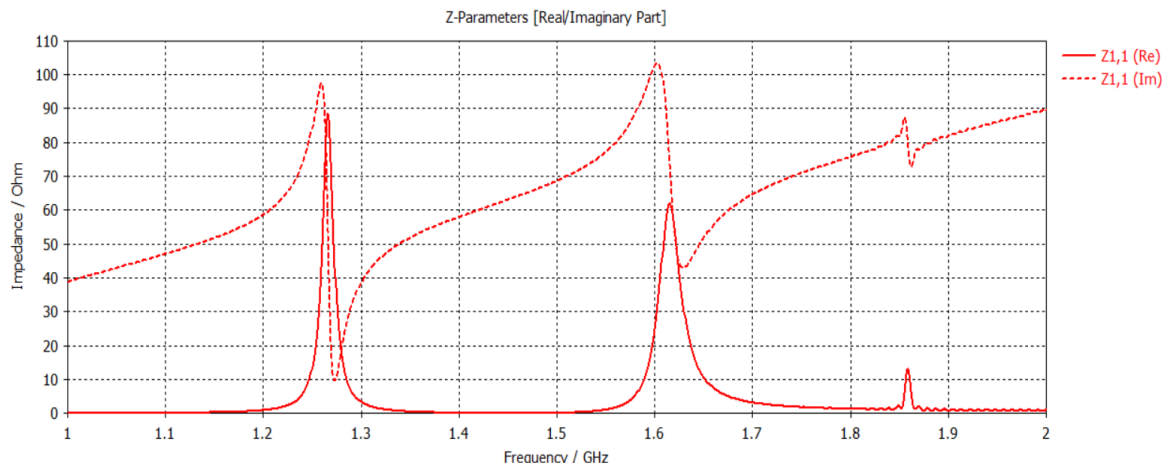


Рис. 12. Частотные зависимости реальной и мнимой части входного импеданса антенны

Из расчета, показанного на рис. 12 можно сделать следующие выводы:

1. Входной импеданс антенны в обоих полосах частот имеет индуктивный характер.
2. Мнимая часть входного импеданса имеет нарастающий характер, и таким образом эквивалентная индуктивность в области второго резонанса, т.е. на более высокой частоте, которая определяется размерами верхней пластины, имеет большую величину, чем эквивалентная индуктивность средней пластины.
3. Активная часть входного импеданса изменяется, при изменении точки смещения питания верхней антенны, и чем дальше от центра находится точка питания, тем больше значение входного импеданса.
4. Резонансные частоты определяются размерами ребер пач-антенны, и, изменяя этот размер, можно ввести значение рабочих частот в нужный диапазон (для систем навигации L1 и L2).

В процессе синтеза и оптимизации геометрии структуры антенны важно выявить, какие размеры влияют на определенные параметры и характеристики устройства. Будем изменять параметры средней ПА, которая имеет большие размеры, чем верхняя антенна и изменяет частотную характеристику в районе диапазона частоте L2. Цель оптимизации – получить АЧХ антенны, показанную на рис. 10.

Расчет показывает, что изменяя размер нижней ПА с 31.8 мм до 32.6 мм частотная характеристика приобретает раздвоение, при координате порта X, Y [3.4, 3.4], и при $L_{патч1}$, равных 32 мм и 32.2 мм.

Итак, можно сделать выводы, что при изменении одной стороны нижней пач-антенны получилось раздвоение АЧХ в диапазоне L2.

Следующий шаг будет состоять в изменении координаты порта (X, Y) с 3 мм до 3,6 мм и добавления дискретного последовательного элемента (емкости). Емкость используется для компенсации мнимой части входного импеданса антенны (ёмкость одна, она влияет и на L1 и на L2). Чтобы скомпенсировать мнимую часть входного импеданса на частотах L1 и L2 по отдельности, нужно применить более сложную схему деления и внесения мнимой части входного импеданса с разделением на полосы.

Отметим, что частотная характеристика при смещении порта в направлении оси X, равном 3 мм и по оси Y, равном 3 мм, при последовательной ёмкости 2 пФ, самая лучшая. Таким образом, на первом этапе оптимизации получено раздвоение АЧХ в районе диапазона частоте L2, шириной 22 МГц, меняя размеры антенны, положение точки питания и добавляя последовательную ёмкость. Это также обеспечивает подавление побочного колебания, вне частотного диапазона L2, Однако отметим, что полоса пропускания антенны в диапазоне L2, покрывает только систему ГЛОНАСС, а вопрос об увеличении полосы частот антенны на частоте L2 для включения системы GPS, обсуждается после корректировки размеров верхней антенны и обеспечения наилучшей АЧХ на частоте L1.

Далее в процессе оптимизации, изменяя размер верхней антенны по координате X ($L_{\text{натч}2}$), и Y ($W_{\text{натч}2}$), частотная характеристика приобретает раздвоение в районе высоких частот, и можно отметить, что наилучшая частотная характеристика для диапазона L1 достигается при $X(L_{\text{натч}2}) = 28.78$ мм, и $Y(W_{\text{натч}2}) = 28.33$ мм, при координате порта [X, Y], [3, 3.3], и последовательной ёмкости 2 пФ. Чтобы сместить влево АЧХ в области L2, добавляем по 0.5 мм к размерам нижней антенны (к размерам обоих ребер).

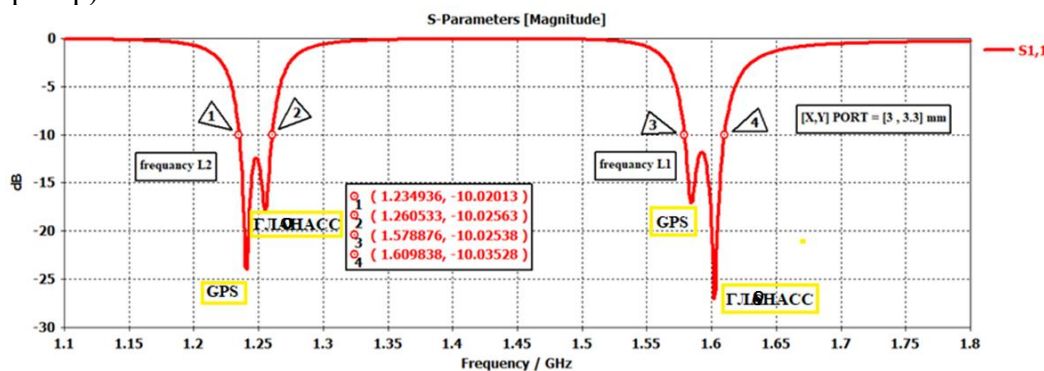


Рис. 13. Частотная характеристика S_{11} АФ в диапазоне L1 и L2

На рис. 13 видно, что антенна работает в двух диапазонах частот, первая полоса с шириной $\Delta f_{L2} = 26$ МГц [1.235 ... 1.261] ГГц, а вторая полоса с шириной $\Delta f_{L1} = 31$ МГц [1.578 ... 1.609] ГГц. Это означает, что антенна работает в навигационной системе ГЛОНАСС в диапазоне L1 и L2, причем $L2 = [1.2378, 1.2568]$ ГГц, и $L1 = [1.610, 1.629]$ ГГц. Также отметим, что антенна может работать в навигационной системе GPS, но для увеличения ширины полосы, нужно изменить такие параметры, как толщину диэлектрической подложки для каждой антенны (h_1, h_2), и значение диэлектрической проницаемости (ϵ_1, ϵ_2), для каждой из них.

Расчет показывает, что установив параметры $L_{\text{натч}1} = 32.39$ мм, $W_{\text{натч}1} = 31.27$ мм, $L_{\text{натч}2} = 28.19$ мм, $W_{\text{натч}2} = 28.77$ мм, $h_1 = 5.8$ мм, $h_2 = 2.45$ мм, $\epsilon_1, \epsilon_2 = 10.0$, координаты порта X, Y [3.2, 3.55] мм, и последовательную ёмкость 2.1 пФ, ширина полосы пропускания для обоих диапазонов (L1, L2), увеличивается, и становится $\Delta f_{L2} = 40$ МГц, и $\Delta f_{L1} = 44.5$ МГц, Это означает, что антенна работает в навигационной системе GPS и ГЛОНАСС, перекрывая диапазоны L1 и L2.

На рис. 14 показана частотная зависимость КСВ антенны, которая окончательно оптимизирована в CST SUITE. Из графика видно, что КСВ с уровнем меньше 2 наблюдается на частоте GPS L1 и L2 (1227 и 1575,42 МГц) и также на частотах системы ГЛОНАСС L1 и L2 (1247 и 1602 МГц).

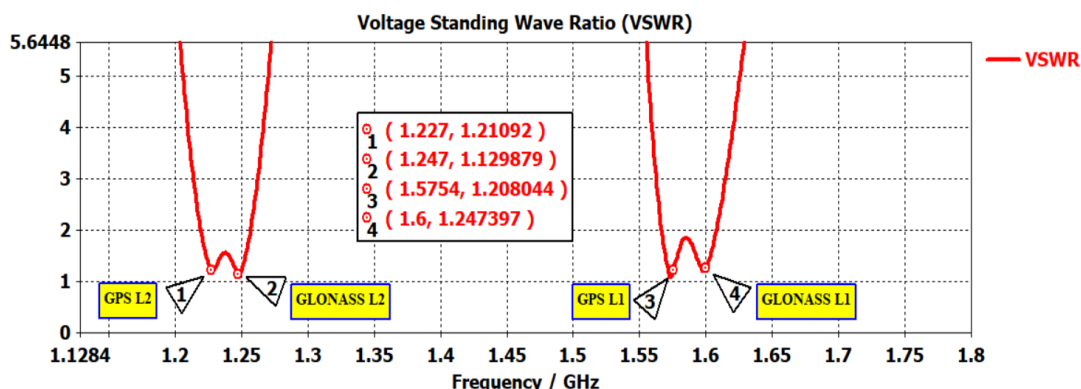


Рис. 14. Частотная зависимость КСВ антенны в диапазоне L1 и L2

Полосы частот 30 МГц и 27 МГц позволяют передать требуемый поток данных одновременно при работе приемного канала в диапазоне L1 и L2 в системах ГЛОНАСС и GPS.

Выводы. Рассмотренные и реализованные конструкции антенн-фильтров имеют лучшие скаты частотной характеристики, чем планарные антенны, реализованные при тех же размерах в виде ПА. Антенна-фильтр состоит из нескольких резонаторов с контуром связи в виде фильтрующей цепи и антенны в качестве излучателя. Введение многослойной структуры позволяет уменьшить размеры резонирующих структур и более компактную конструкцию. В этом случае и фильтр, и антенна объединяются в одну структуру. Предложенная конструкция двухслойной двухдиапазонной антенны-фильтра удовлетворяет характеристикам антенны, работающей одновременно на частотах ГЛОНАСС и GPS, обеспечивая заданную полосу пропускания. Такое построение позволяет выполнить настройку антенны так, что имеется возможность независимо настраивать характеристики полосы в диапазоне L1 и L2. Это происходит из-за этажерочного построения антенны, состоящей из двух планарных антенн. Такого типа построение также позволяет эффективно внедрять в структуру активные элементы, и таким образом улучшать усилительные и шумовые характеристики радиотехнических систем. Таким образом, рассмотренный подход уменьшает размер аналоговой части структуры приемной части радиосистемы за счет устранения фильтра.

БЛАГОДАРНОСТИ

Авторы благодарят кандидата технических наук **Давыдова Александра Георгиевича** за помощь в работе над статьей.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Банков, С. Е. Антенны спутниковых навигаторов / С. Е. Банков. – М.: Издательство «Перо», 2014. – 693 с.
2. Chu, L. J. Physical limitations of omnidirectional antennas / L. J. Chu // Journal of Applied Physics. – 1948. – V. 19. – № 12. – P. 1163–1175.
3. Маттей, Д. Л. Фильтры СВЧ, согласующие цепи и цепи связи : пер. с англ. / Д. Л. Маттей, Л. Янг, Е.М.Т. Джонс. – М.: «Связь», 1972. – 440 с.
4. Pues, H. F. An impedance-matching technique for increasing the bandwidth of microstrip antennas / H. F. Pues, A. Van de Capelle // IEEE Transactions on antennas and propagation. – 1989. – V. 37. – №11. – P. 1345–1354.
5. An, H. A new approach of broadband microstrip antenna design / H. An, B. Nauwelaers, A. Van de Capelle // IEEE Transactions on antennas and propagation. – 1992. – V. 1. – P. 475–478.
6. Yarman, B. S. A simplified “real frequency” technique applied to broad-band multistage microwave amplifiers. / B. S. Yarman, H. J. Carlin // IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques. – 1982. – V. 30. – P. 2216–2222.

7. Carlin, H. J. On optimum broad-band matching / H. J. Carlin, P. Amstutz // IEEE Transactions on Circuits and Systems. – 1981. – V. 28. – P. 401-405.
8. Банков, С. Е. Антенна-фильтр / С. Е. Банков, А. Г. Давыдов, А. А. Курушин // Журнал радиоэлектроники. Электронный журнал. – 2010. – № 4. – 37 с.
9. Richtmyer, R. D. Dielectric resonators / R. D. Richtmyer // Journal of Applied Physics. – 1939. – V. 10. – P. 391-398.
10. Загер, О. О собственных и вынужденных модах диэлектрической сферы / О. Загер, Ф. Тиси // ТИИЭР. – 1968. – Т. 66. – № 9. – С. 203.
11. Параметры и методы расчета диэлектрических резонаторов и генераторов и фильтров на их основе // Л. В. Алексейчик, И. И. Бродуленко, Н. Г. Гаврилюк [и др.]. – М.: Центральный исслед. ин-т «Электроника»; Изд-во ЭТ, 1990. – 64 с. – (Сер. 1: Электроника СВЧ).
12. Алексейчик, Л. В. Исследование миниатюрных диэлектрических СВЧ резонаторов в качестве антенных СВЧ элементов / Л. В. Алексейчик, В. М. Геворкян, Е. И. Калугин // Труды МЭИ. – 1981. – Вып. 528. – С. 31-40.
13. Авдонин, В. Ю. Двухдиапазонная активная микрополосковая антенна круговой поляризации / В. Ю. Авдонин, С. Н. Бойко, А. В. Исаев // Антенны. – 2012. – № 8. – С. 38-45.

Поступила в редакцию 18.10.2023 г., рекомендована к печати 03.11.2023 г.

ANTENNAS-FILTERS WITH ELECTROMAGNETIC COUPLING

Daiub A., Komarov A.A., Kurushin A.A.

Several types of Antenna-Filters are considered, which have properties of filters and antennas consisting of several resonating elements connected by electromagnet coupling: planar patch antenna coupled to a half-wave vibrator, a Uda-Yagi antenna with «Pistolcorse» loop-antenna on dielectric substrate, antenna on Dielectric Resonator, and a two-layer dual-band patch antenna. The main tool for modeling and optimization antenna-filter is software CST SUITE. In Paper described methods of adjusting antennas, achieving the best radiation pattern and matching antennas in the microwave radio receiver with frequencies cm to mm wave range.

Keywords: antenna-filter, CST SUITE, multi-layer antenna, planar patch antenna, GPS, GLONASS, Uda-Yagi antenna, «Pistolcorse» loop-antenna, Dielectric Resonator, dual-band antenna L1/L2.

Дайуб Али

магистрант, ассистент кафедры радиотехнических приборов и антенных систем ФГБОУ ВО «Национальный исследовательский университет "Московский Энергетический Институт"»,
Российская Федерация, г. Москва.
E-mail: daiuba@mpei.ru

Daiub Ali

Master student, Assistant at Department of Radio Technical Devices and Antenna Systems of Moscow Power Engineering Institute,
Russian Federation, Moscow.

Комаров Алексей Александрович

кандидат технических наук, доцент, заведующий кафедрой радиотехнических приборов и антенных систем ФГБОУ ВО «Национальный исследовательский университет "Московский Энергетический Институт"»,
Российская Федерация, г. Москва.
E-mail: komaroval@mail.ru

Komarov Aleksei Aleksandrovich

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Head of the Department of Radio Technical Devices and Antenna Systems of Moscow Power Engineering Institute,
Russian Federation, Moscow.

Курушин Александр Александрович

кандидат технических наук, старший научный сотрудник, доцент кафедры радиотехнических приборов и антенных систем ФГБОУ ВО «Национальный исследовательский университет "Московский Энергетический Институт"»,
Российская Федерация, г. Москва.
E-mail: kurushin@mail.ru

Kurushin Aleksandr Aleksandrovich

Candidate of Technical Sciences, Senior Researcher, Associate Professor at Department of Radio Technical Devices and Antenna Systems of Moscow Power Engineering Institute,
Russian Federation, Moscow.

УДК 536.244

ТЕРМОАНЕМОМЕТРИЧЕСКИЙ МЕТОД ИЗМЕРЕНИЯ ПУЛЬСАЦИЙ СКОРОСТИ ТУРБУЛЕНТНЫХ ПОТОКОВ

© 2023 Пометун Е.Д.

Рассмотрен термоанемометрический метод измерения скорости газового потока. Описаны особенности применения термоанемометра в турбулентном потоке. Приведена погрешность, возникающая при измерении пульсаций скорости газового потока.

Ключевые слова: термоанемометр, скорость газового потока, пульсации.

Введение. Термоанемометрический метод относится к косвенным методам измерения скорости газовых потоков. Он основан на зависимости теплоотдачи чувствительного элемента – датчика от скорости течения газа, его температуры и состава. Охлаждение датчика потоком газа приводит к изменению его температуры и, соответственно, электрического сопротивления (тепловыделения Джоуля). Измеряя падение напряжения на датчике и ток в его цепи, можно при известных физических свойствах материала чувствительного элемента и закономерностях теплообмена определить локальные значения газодинамических параметров.

Расшифровка показаний термоанемометров, т. е. вычисление скорости и других параметров по данным о теплоотдаче, сопряжена со значительными трудностями из-за зависимости теплоотдачи датчика от большого числа факторов различной природы. В общем случае теплоотдача от датчика термоанемометра определяется:

- естественной конвекцией;
- вынужденной конвекцией;
- излучением;
- теплоотводом от нити к державке.

При вынужденной конвекции интенсивность теплоотдачи от нагретой нити термоанемометра к обтекаемому нить потоку зависит от скорости этого потока. Именно эта зависимость и лежит в основе термоанемометрического метода измерения скорости потока среды. Что касается остальных процессов, влияющих на теплоотвод, то они практически не зависят от скорости течения и являются источниками погрешностей, поэтому следует путем соответствующего подбора геометрических и режимных параметров сводить их влияние к минимуму.

Основная часть. Основная часть. Интерес для термоанемометрии представляют данные по зависимости суммарного коэффициента теплоотдачи от скорости потока и физических свойств газа этого потока [1]. Разность температуры длинного цилиндра, обтекаемого потоком воздуха с температурой, можно представить в виде:

$$\Delta T = T_w - T_\infty \leq 200\text{K} , \quad (1)$$

где T_w – температура поверхности;

T_∞ – температура невозмущенного потока.

Зависимость (1) может быть аппроксимирована выражением:

$$\text{Nu} = C \text{Re}^n , \quad (2)$$

где $Nu = \alpha d / \lambda_g$ – число Нуссельта;

$Re = \rho_g u d / \mu_g$ – число Рейнольдса; $C = C(Re)$;

$n = n(Re)$; α – коэффициент теплоотдачи;

λ_g , μ_g – соответственно коэффициенты теплопроводности и динамической вязкости (индекс g отвечает параметрам газа);

u – скорость течения;

d – диаметр цилиндра.

Численные значения коэффициентов из выражения (2) приведены в таблице 1, из которой видно, что в области изменения $1 < Re < 4 \cdot 10^5$ величины C и n изменяются в пределах $0,03 < C < 0,9$ и $0,33 < n < 0,8$. В работе предложена степенная зависимость с постоянными коэффициентами, аппроксимирующая опытные данные при $1 < Re < 4 \cdot 10^3$ с погрешностью, не превышающей 4 %:

$$Nu = 0,43 + 0,48 Re^{0,5}. \quad (3)$$

В формулах (2), (3) теплофизические коэффициенты, входящие в критерии Nu , Re и характеризующие свойства газа, определяются по средней температуре (4):

$$T_m = (T_w + T_\infty) / 2, \quad (4)$$

где T_w – температура нити;

T_∞ – температура невозмущенного потока.

Таблица 1. Диапазоны измерения

Диапазон изменения Re	Значения констант		
	C	n	C_1
1 – 4	0,8910	0,330	0,872
$4 \div 4 \cdot 10^1$	0,8280	0,385	0,802
$4 \cdot 10^1 \div 4 \cdot 10^3$	0,6150	0,461	0,600
$4 \cdot 10^3 \div 4 \cdot 10^4$	0,1740	0,618	—
$4 \cdot 10^4 \div 4 \cdot 10^5$	0,0279	0,805	—

В таблице 2 приведены коэффициенты значения коэффициентов A , B и n .

Таблица 2. Значения коэффициентов A , B и n

Коэффициенты	Область изменения Re	
	$0,02 < Re < 44$	$44 < Re < 140$
n	0,45	0,51
A	0,24	0,00
B	0,56	0,48

При уменьшении диапазона изменения числа Рейнольдса можно аппроксимировать опытные данные с высокой точностью. В характерной для термоанемометрии области изменения числа $Re < 150$ для воздуха получено следующее соотношение, обеспечивающее, по-видимому, наибольшую точность:

$$Nu = (A + B Re^n) \left(\frac{T_m}{T_\infty} \right)^{0,17}. \quad (5)$$

Для очень малых чисел Re зависимость $Nu(Re)$ имеет следующий вид:

$$Nu = (1,18 - 1,10 \lg Re) \left(\frac{T_m}{T_\infty} \right)^{0,17}. \quad (6)$$

В области изменения $0,02 < Re < 0,5$ расхождение в результатах расчета по формулам (5) и (6) не превышает 2%. Эти результаты лучше согласуются с опытными данными при $Re < 0,2$ [1].

Из соотношения (6), в ограниченном диапазоне скоростей, зависимость между электрическим напряжением на нити E_{TA} и числом Рейнольдса в изотермическом потоке может быть представлена в виде (7):

$$E_{TA} = \sqrt{C \cdot (A + B \cdot \sqrt{Re})}, \quad (7)$$

где C, A, B – константы, определяемые при градуировке ТА, Re – число Рейнольдса.

В случае использования в качестве чувствительного элемента малогабаритных термисторов, покрытых защитной (стеклянной) оболочкой, необходимо учитывать градиент температуры, возникающий в защитном слое. В работе [2] предложено уравнение, учитывающее теплопроводность стеклянной оболочки. Однако геометрические параметры чувствительного элемента, такие как толщина и форма оболочки, являются индивидуальными для каждого термистора, в результате чего необходимо выполнять градуировку для каждого термистора, использующегося в схеме термометра [3-4]. В случае использования термистора в схеме ТА ПТ сопротивление R_w и температура перегрева ЧЭ T_w постоянны, следовательно, их величина определяется при фиксированном значении (в одной точке градуировочной кривой).

Как показали исследования [5], зависимость между скоростью и выходным напряжением ТА при числе Рейнольдса $Re < 1500$ может быть аппроксимирована различными функциями, причем, предпочтительным является использование полиномиальной регрессии вида [6]:

$$V = \frac{1}{\rho} \cdot \sum_{i=0}^4 a_i \cdot E_{TA}^i, \quad (8)$$

где a_i – коэффициенты полинома, ρ – плотность воздуха.

При постоянной температуре и атмосферном давлении связь между выходным напряжением и скоростью потока определяется в виде [8]:

$$E_{TA} = \sum_{i=0}^4 b_i \cdot V^{-i}, \quad (9)$$

где b_i – коэффициенты полинома, V – скорость потока.

В случае если в потоке присутствуют гармонические колебания скорости относительно среднего значения скорости V_0 , то мгновенное значение скорости будет равно:

$$V = V_0 \cdot (1 + k \cdot \sin(\omega t)),$$

где k – относительная амплитуда колебаний.

Среднее значение электрического напряжения $E(k)$ на выходе ТА постоянной температуры с учетом соотношений (8) и (9) равно:

$$E(k) \sim \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \left(\sum_{i=0}^4 b_i \cdot (V_0 \cdot (1 + k \cdot \sin(\omega t)))^i \right) \cdot dt. \quad (10)$$

Изменяя параметр k в соотношении (10) в диапазоне от 0 до 0,5, получаем величину напряжения E_0 (при $k=0$) и ряд значений $E(k)$, соответствующих следующим интенсивностям турбулентности: 1%, 10%, 20%, 40%, 50% (рис. 1). По соотношению (9), рассчитываем величину скорости для каждого значения E_{TA} . На рисунке 1 приведена оценка относительной погрешности как функции интенсивности турбулентности при гармоническом законе изменения пульсаций скорости в потоке.

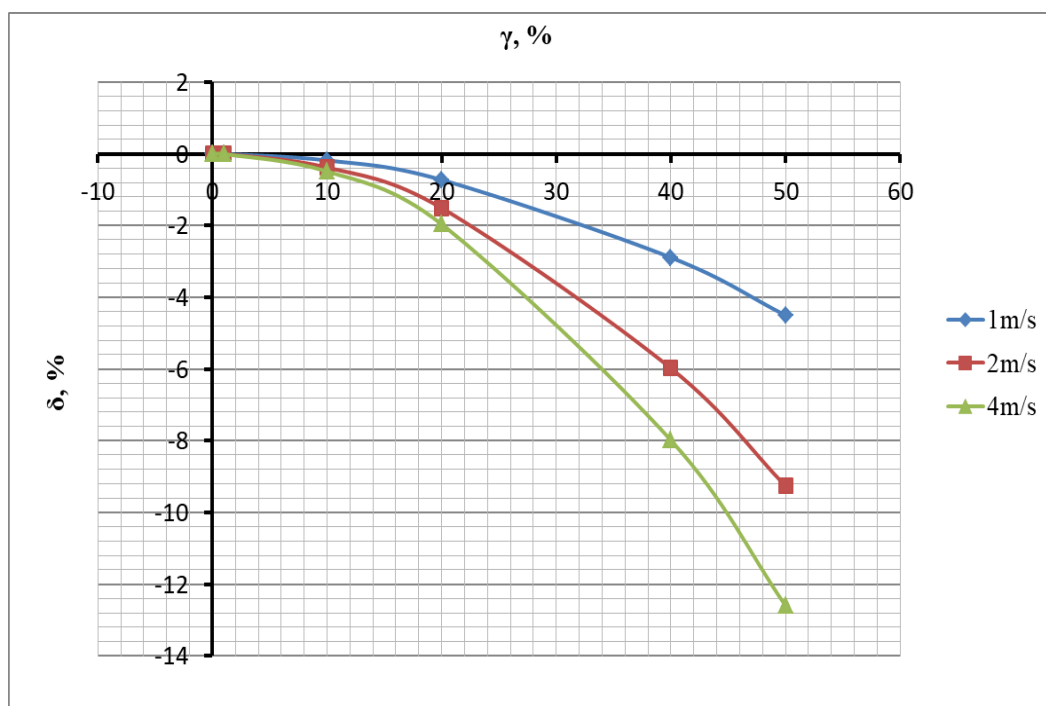


Рис. 1. Величина погрешности, возникающая при интегрировании выходных данных ТА

Физический смысл возникновения данной погрешности состоит в том, что при осреднении выходного электрического сигнала ТАП среднее значение скорости смещается пропорционально величине пульсаций турбулентности и нелинейности градуировочной характеристики. Причем, при малых скоростях, примерно, до 1 м/с, величина относительной погрешности не превышает 5% при 50% интенсивности турбулентности (рис. 1). При скорости 4 м/с величина погрешности увеличивается и

составляет около 12%. Полученные данные хорошо коррелируют с результатами, приведенными в работе [8].

Выводы. Для исключения погрешности первого типа не рекомендуется в информационно-измерительной системе использовать алгоритм обработки, содержащий фильтр, расположенный перед преобразованием выходного сигнала ТА в скорость потока. В общем случае, для измерителей, имеющих нелинейную зависимость между выходным сигналом и измеряемым параметром, рекомендуется выполнять расчет мгновенных значений параметра, затем фильтрацию сигнала (в случае необходимости) и только потом – вычисление средних значений [7]. При измерениях, выполненных в работе, была выбрана именно такая схема, исключая данную погрешность.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Математическая модель нагретой термоанемометрической нити / А. А. Хвостов, А. А. Журавлев, Д. И. Целюк, Д. В. Сысоев // Информационные технологии в строительных, социальных и экономических системах. – 2020. – № 2(20). – С. 115–118.
2. Украинский, Ю. Д. Аппроксимация степенной функцией теплоотдачи термистора в режиме датчика термоанемометра постоянной температуры / Ю. Д. Украинский // тез. докл. Мелекино, 2002. – С. 3-4.
3. Плотников, А. Д. Сравнительный анализ приборов и методов измерения скорости и направления ветра / А. Д. Плотников, Л. И. Сучкова // Ползуновский альманах. – 2010. – № 2. – С. 119-122.
4. Юшко, С. В. Особенности подготовки термоанемометра для измерения скорости турбулентного потока / С. В. Юшко // Вестник Казанского технологического университета. – 2013. – Т. 16. – № 21. – С. 136–138.
5. Пометун, Е. Д. Исследование функций аппроксимации градуировочной характеристики термоанемометра в неизотермическом газовом потоке / Е. Д. Пометун, В. Н. Лебедев // Сборник научных трудов «Системный анализ и информационные технологии в науках о природе и обществе». – 2015. – №1(8) – 2(9). – С. 89–93.
6. Пометун, Е. Д. Обработка выходного сигнала термоанемометра постоянной температуры в динамическом режиме работы / Е. Д. Пометун, И. А. Третьяков // Вестник Донецкого национального университета. Серия Г: Технические науки. – 2021. – № 2. – С. 50–55.
7. Оценка погрешности измерения средней скорости с помощью термоанемометра в турбулентных газовых потоках / Е. Д. Пометун, Н. И. Болонов, В. В. Белоусов [и др.] // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2019. – № 6(208). – С. 133–144.

Поступила в редакцию 01.11.2023 г., рекомендована к печати 16.11.2023 г.

THERMOANEMOMETRIC METHOD FOR MEASURING PULSATIONS OF THE VELOCITY OF TURBULENT FLOWS

Pometun E.D.

A thermoanemometric method for measuring the velocity of a gas flow is considered. The features of using a thermoanemometer in a turbulent flow are described. The error that occurs when measuring pulsations of the gas flow velocity is given.

Keywords: thermoanemometer, gas flow velocity, pulsation.

Пометун Екатерина Дмитриевна

кандидат технических наук, доцент кафедры физики неравновесных процессов, метрологии и экологии им. И.Л. Повха ФГБОУ ВО «Донецкий государственный университет»,
Российская Федерация, ДНР, г. Донецк.
E-mail: e.pometun.fnpme@mail.ru

Pometun Ekaterina Dmitrievna

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor at Department of Physics of Nonequilibrium Processes, Metrology and Ecology named after I.L. Povkh of Donetsk State University,
Russian Federation, DPR, Donetsk.

ИНФОРМАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ И ТЕЛЕКОММУНИКАЦИИ

УДК 004.932.2:004.622

СРАВНЕНИЕ ТОЧНОСТИ РАСПОЗНАВАНИЯ РУКОПИСНЫХ ЦИФР МЕТОДОМ К-БЛИЖАЙШИХ СОСЕДЕЙ (KNN) И СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТЬЮ (CNN)

© 2023 *Перевышин В.Г., Ковальчик Р.В.*

Приведен результат сравнительного анализа точности реализации алгоритма распознавания рукописных цифр сверточной нейронной сетью с использованием библиотеки «PyTorch» (CNN) и методом к-ближайших соседей (kNN).

Ключевые слова: сверточная нейросеть, PyTorch, CNN, метод к-ближайших соседей, kNN, MNIST.

Введение. База данных MNIST (сокращение от «Modified National Institute of Standards and Technology») – представляет собой базу данных образцов рукописных цифр, содержит 70 тысяч образцов (рис. 1). С помощью неё производят обучение нейросетей, распознающих заполненные вручную бланки документов, написанные индексы на конвертах с письмами и т.д.

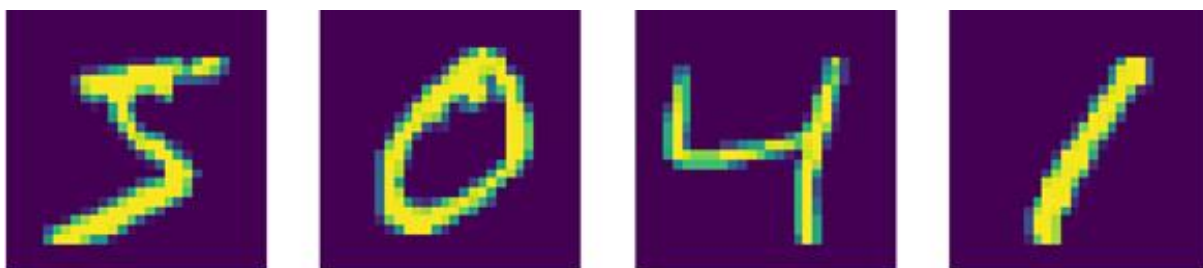


Рис. 1. Рукописные цифры из датасета MNIST

Точность распознавания даже простых геометрических фигур недостаточно высока и требует дальнейшего исследования методов для классификаторов машинного обучения [1].

В данной работе рассматривается обучение сверточной нейросети PyTorch (CNN) и классификатора KNeighborsClassifier методом к-ближайших соседей (kNN) для языка программирования Python, а также сравниваются результаты распознавания фотографий рукописных цифр.

Постановка задачи. Обычно нейросети показывают лучший результат, по сравнению с другими классификаторами [1]. Данное исследование нацелено подтвердить или опровергнуть это утверждение.

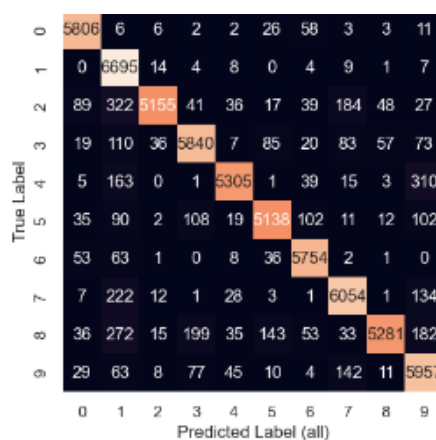
При тестировании нейронных сетей и других классификаторов важным фактором является приведение тестовых данных к правильному формату, т.е. близкому к формату образцов, на которых происходило обучение классификаторов. Предложен и реализован подход к приведению тестовых данных к целевому формату.

Настройка kNN. Ниже приведен фрагмент программного кода реализации метода kNN. Краткое описание кода: импортируем необходимые библиотеки и произведем загрузку базы данных из файлов `mnist_train.csv` и `custom-data.csv`; объединим и настроим входные изображения X, соответствующие меткам Y; создадим классификатор kNN (экземпляр класса `KNeighborsClassifier` [2]) и свяжем в нем X и Y.

```
import numpy as np
import pandas as pd
from matplotlib import pyplot as plt
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
import seaborn as sns; sns.set()
import sklearn
data_mnist = pd.read_csv('mnist_train.csv')
data_custom = pd.read_csv('custom-data.csv', header=None)
data_custom.columns = data_mnist.columns
data = pd.concat([data_mnist, data_custom], ignore_index=True)
data_custom.columns
Y=data['label']
X=data.drop(['label'],axis=1)
neigh = KNeighborsClassifier(n_neighbors=200)
neigh.fit(X.values, Y)
```

Построим матрицу ошибок kNN и посчитаем точность классификатора:

```
from sklearn.metrics import confusion_matrix
digits=[0,1,2,3,4,5,6,7,8,9]
pred = neigh.predict(X.values)
mat = confusion_matrix(Y, pred, labels=digits) # матрица ошибок предсказаний
sns.heatmap(mat, square=True, annot=True, fmt='d', cbar=False, # график
            xticklabels=digits, yticklabels=digits)
plt.xlabel('Predicted Label (all)')
plt.ylabel('True Label')
plt.show()
from sklearn.metrics import accuracy_score
print('accuracy = ',accuracy_score(Y, pred)) # точность
```



accuracy = 0.9282456426126834

Рис. 2. Вывод матрицы ошибок и точности классификатора kNN

Функция распознавания тестовых изображений классификатором kNN. Настроим функцию распознавания тестовых изображений с рукописными цифрами **findContoursAndPredict** (см. комментарии ниже возле строк кода). Краткое описание действий: считанное изображение переводится в серые оттенки [3], размывается, инвертируется (т.к. снимки на белом фоне, а обучение было на черном фоне). Затем находим контуры цифр, сортируем, масштабируем (максимальная ширина/высота непустых пикселей в MNIST = 20), центрируем, добавляем паддинг до размера 28, получаем предсказание для каждой найденной цифры, оцениваем толщину написания, получаем предсказание для увеличенной толщины, выдаем оптимальный результат.

```
import cv2 as cv
from scipy.ndimage import center_of_mass
def findContoursAndPredict(im):
    image = cv.imread(im) #считываем изображение из файла «im»
    grey = cv.cvtColor(image, cv.COLOR_BGR2GRAY) # переводим в оттенки серого
    grey = cv.GaussianBlur(grey,(5,5),0) # добавляем немного размытия
    thresh = cv.adaptiveThreshold(grey,255,cv.ADAPTIVE_THRESH_GAUSSIAN_C,
cv.THRESH_BINARY_INV,11,2) # инвертируем цвета и настраиваем пороговые
значения, на расстоянии 11 соседних пустых пикселей будем все равно считать единым
блоком
    contours, hierarchy = cv.findContours(thresh, cv.RETR_EXTERNAL,
cv.CHAIN_APPROX_SIMPLE) # находим контуры областей
    filtered_contours=[]
    for c in contours:
        x,y,w,h = cv.boundingRect(c)
        if w*h >=130: # принимаем область только с площадью от 130 пикселей
            filtered_contours.append(c);
    def myKey(con):
        x,y,w,h=cv.boundingRect(con)
        return x # функция возвращает координату контура по оси X
    filtered_contours.sort(key=myKey) # сортируем контуры по оси X
    print("prediction=",end="")
    for c in filtered_contours:
        x,y,w,h = cv.boundingRect(c)
        cv.rectangle(image, (x,y), (x+w, y+h), color=(0, 255, 0), thickness=2)
        # Обрамляем контур рамкой
        digit = thresh[y:y+h, x:x+w]
        size1=20
        if h>w:
            h1=size1
            w1 = np.round(h1 * w / h).astype(int)
        else:
            w1=size1
            h1 = np.round(w1 * h / w).astype(int)
        resized_digit = cv.resize(digit, (w1,h1),cv.INTER_AREA) # масштабируем
текущую область к размеру 20 пикселей с сохранением пропорций
        cy,cx = center_of_mass(resized_digit) # находим центр масс
        dx = np.round(w1 / 2.0 - cx).astype(int) # отклонения от центра масс
```

```

dy = np.round(h1 / 2.0 - cy).astype(int)
pw1=np.round((28-w1)/2.0).astype(int)+dx
pw2 = 28-w1-pw1
ph1=np.round((28-h1)/2.0).astype(int)+dy
ph2 = 28-h1-ph1
padded_digit = np.pad(resized_digit, ((ph1,ph2),(pw1,pw2)), "constant",
constant_values=0) # добавляем пустые поля вокруг текущей области
proba1 = neigh.predict_proba(padded_digit.reshape(1,784)) # получаем
вероятности proba1 для текущей области изображения
kernelmatrix = np.array([[1.0,1.0,1.0],[1.0,1.0,1.0],[1.0,1.0,1.0]])/2.0
stretched_digit = cv.filter2D(padded_digit,0,kernelmatrix) # для тонких шрифтов
на всякий случай делаем более жирный шрифт для текущей области
proba2 = neigh.predict_proba(stretched_digit.reshape(1,784))
# получаем вероятности proba2 для шрифт увеличенной толщины
pred = neigh.classes_[proba2.argmax(1)[0]] # предсказание для proba2
if (proba1.max(1)[0]-proba2.max(1)[0]>0.2): # если максимальная уверенность
для proba1 больше на 20%, чем для proba2, то принимаем предсказание для proba1
pred = neigh.classes_[proba1.argmax(1)[0]]
stretched_digit=padded_digit
else:
if ((not (proba1.max(1)[0]-proba2.max(1)[0]<-0.2)) & (np.sum(padded_digit) >
(0.6* average_sum_pixels))): # если вероятности для proba1 и 2 сопоставимы (разница не
больше 20%) и сумма пикселей более 60% от средней по MNIST (т.е. толщина шрифта
сопоставима с толщиной в MNIST), то также принимаем предсказание для proba1
pred = neigh.classes_[proba1.argmax(1)[0]] #предсказание для proba1
stretched_digit=padded_digit
print(str(pred),end=" ") # вывод предсказания на экран
plt.imshow(image, cmap="gray") # вывод контуров на экран
plt.show()
findContoursAndPredict('test-img3.jpeg') # тестируем фотографию

```

Найдем среднюю сумму интенсивностей пикселей в базе MNIST (для оценки толщины начертания):

```
average_sum_pixels = np.average(np.sum(X.values, axis = 1)) # = 25938
```

Операция конволюции (`stretched_digit = cv.filter2D(padded_digit,0, kernelmatrix)`) приводит к увеличению толщины шрифта. На рисунке 3 приведены примеры для единицы и двойки (увеличенная толщина, затем исходное изображение).

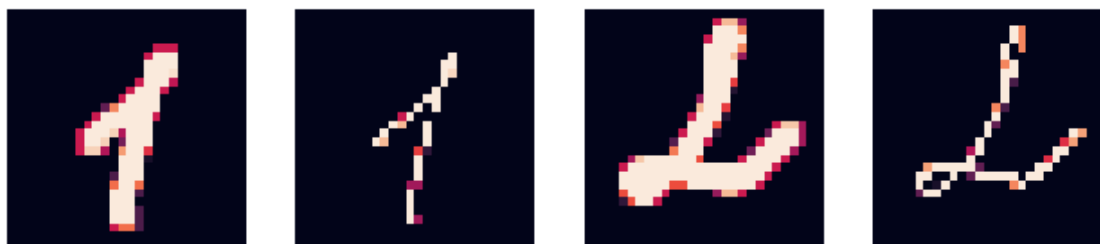


Рис. 3. Увеличение толщины шрифта (`stretched_digit` и `padded_digit`)

Настройка CNN. Сверточную сеть будет обучаться на тех же X и Y, что и kNN. Настроим свой набор данных: согласно документации PyTorch [4] Dataset должен реализовывать методы инициализации, возвращения длины и итерации элементов. Метод `__getitem__` будет выдавать элемент `sample` в виде словаря с изображением `'image'` из набора данных X, переведенной в формат тензора, метки `'label'` и названия класса `'class_id'`. Ниже приведен фрагмент программного кода реализации метода CNN.

```
import torch
from torch.utils.data import Dataset, DataLoader
import torchvision.transforms.functional as TF
class mnistDataset(Dataset):
    def __init__(self, x,y, transform=None): # инициализация
        self.classes = ['0','1','2','3','4','5','6','7','8','9']
        self.X = x
        self.Y = y
        self.transform = transform
    def __len__(self): # длина Dataset
        return len(self.Y)
    def __getitem__(self, idx): # элемент Dataset
        image= np.resize(self.X[idx],(28,28))
        label = int(self.Y[idx])
        try:
            class_id = self.classes.index(str(label))
        except:
            class_id = 10
        sample = {'image': torch.tensor(image,dtype=torch.float).reshape(1,28, 28), 'label':
torch.tensor(label), 'class_id': torch.tensor(class_id)}
        if self.transform:
            sample = self.transform(sample)
        return sample
dataset = mnistDataset(X.values,Y.values) # создаем экземпляр Dataset
```

Настроим архитектуру нейросети: установим 2 слоя конволюции Conv2d и MaxPool2d, Dropout (случайные обнуления данных), и 2 полносвязных слоя Linear [5]:

```
import torch.nn as nn
import torch.nn.functional as f
class ConvNet(nn.Module):
    def __init__(self): # инициализация слоев сети
        super(ConvNet, self).__init__()
        self.layer1 = nn.Sequential( nn.Conv2d(1, 32, kernel_size=5, stride=1,
padding=2), nn.ReLU(), nn.MaxPool2d(kernel_size=2, stride=2))
        self.layer2 = nn.Sequential( nn.Conv2d(32, 64, kernel_size=5, stride=1,
padding=2), nn.ReLU(), nn.MaxPool2d(kernel_size=2, stride=2))
        self.drop_out = nn.Dropout()
        self.fc1 = nn.Linear(7 * 7 * 64, 500)
        self.fc2 = nn.Linear(500, 10)
```

```

def forward(self, x):          # прогон по слоям сети
    out = self.layer1(x)
    out = self.layer2(out)
    out = out.reshape(out.size(0), -1)
    out = self.drop_out(out)
    out = f.relu(self.fc1(out))
    out = self.fc2(out)
    return out

dataloader = DataLoader(dataset, batch_size=16, num_workers=0, shuffle=True,
drop_last=True)              # настройка обработки порциями по 16 изображений
model = ConvNet()             # создаем экземпляр сети

Обучение нейронной сети реализовано следующим образом:
optimizer = torch.optim.SGD(model.parameters(),lr=0.001, momentum=0.9)
loss_f = nn.CrossEntropyLoss()
def accuracy(pred, label):    # точность получаем сравнением предсказания и
                              # истинной метки label
    result = f.softmax(pred.detach()).argmax(1) == label.argmax(1)
    return result.sum().item()
for epoch in range(10):      # обучение сети за 10 эпох
    loss_val = 0
    acc_val = 0
    print("epoch: ", epoch)
    for sample in tqdm(dataloader):
        optimizer.zero_grad()
        label = nn.functional.one_hot(sample['class_id'],10).float()
        predict = model(sample['image'])
        loss = loss_f(predict,label)
        loss.backward()
        loss_val += loss.item()
        optimizer.step()
        acc_val += accuracy(predict, label)
    print("loss",    loss_val/len(dataloader)/dataloader.batch_size,    "    accuracy:    ",
acc_val/len(dataloader)/dataloader.batch_size)

```

После 10-й эпохи получаем точность 99,02% (обучение около 15 минут):

```

epoch: 9
100% ██████████ 3836/3836 [01:32<00:00, 41.61it/s]
loss 0.0021159832589104995 accuracy: 0.9902078988529719

```

Построим матрицу ошибок:

```

y_true = []
y_pred = []
for sample in tqdm(dataloader):
    images,labels=sample['image'],sample['label']
    y_true.extend(labels.numpy())    # истинные значения

```

```

outputs=model(sample['image']).detach()
_, predicted = torch.max(outputs, 1) # предсказанные значения
y_pred.extend(predicted.numpy())
from sklearn.metrics import confusion_matrix
cf_matrix = confusion_matrix(y_true, y_pred) # матрица сравнения значений
print(cf_matrix)

```

```

[[5883  9  4  1  1  2 12  0  7  2]
 [  0 6727  1  1  0  1  0 10  1  1]
 [  0 17 5910 13  0  1  0 11  4  0]
 [  3  2  5 6303  0  6  0  2  7  2]
 [  0 17  1  1 5790  1  3  7  2 20]
 [  1  5  1 34  1 5535 13  4 14 10]
 [12 16  1  1  8  2 5873  0  3  0]
 [  0 10  8  6  4  0  0 6431  2  0]
 [13 32  6 24  4  9 10  2 6139  6]
 [  5  6  1 16 29  4  1 65 15 6203]]

```

Рис. 4. Вывод матрицы ошибок CNN

Функция распознавания тестовых изображений нейросетью CNN. Функцию распознавания тестовых изображений с рукописными цифрами будем использовать ту же, что и для kNN – **findContoursAndPredict**, заменив поиск вероятностей с помощью модели CNN - model:

```

proba1 = model(torch.tensor(padded_digit.reshape(1,1,28,28), dtype=torch.float))
...
proba2 = model(torch.tensor(stretched_digit.reshape(1,1,28,28), dtype=torch.float))
...
pred = f.softmax(proba2.detach()).argmax(1)[0].item()
...
pred = f.softmax(proba1.detach()).argmax(1)[0].item()

```

Сравнение результатов по матрицам ошибок. CNN показало более высокую точность, у kNN ошибок больше на 3823 шт. (рисунок 5). Лучше всего распознают единицы оба метода. Хуже всего CNN работает с восьмерками (зачастую определяются как тройки и единицы) и девятками (путает с семерками). kNN хуже распознает восьмерки (так же определяет их как тройки и единицы) и двойки (путает с единицами и семерками). Примечательно также, что большинство ошибочных предсказаний обоих методов выдано единицами, возможно это связано с наибольшим количеством единиц в обучаемой выборке.

	CNN										Кол-во ошибок			kNN										Кол-во ошибок		Разница
True Label	0	5883	9	4	1	1	2	12	0	7	2	38	0	5806	6	6	2	2	26	58	3	3	11	117	79	
	1	0	6727	1	1	0	1	0	10	1	1	15	1	0	6695	14	4	8	0	4	9	1	7	47	37	
	2	0	17	5910	13	0	1	0	11	4	0	46	2	89	322	5155	41	36	17	39	184	48	27	803	757	
	3	3	2	5	6303	0	6	0	2	7	2	27	3	19	110	36	5840	7	85	20	83	57	73	490	463	
	4	0	17	1	1	5790	1	3	7	2	20	52	4	5	163	0	1	5305	1	39	15	3	310	537	488	
	5	1	5	1	34	1	5535	13	4	14	10	83	5	35	90	2	108	19	5138	102	11	12	102	481	398	
	6	12	16	1	1	8	2	5873	0	3	0	43	6	53	63	1	0	8	36	5754	2	1	0	164	121	
	7	0	10	8	6	4	0	0	6431	2	0	30	7	7	222	12	1	28	3	1	6054	1	134	409	379	
	8	13	32	6	24	4	9	10	2	6139	6	106	8	36	272	15	199	35	143	53	33	5281	182	968	863	
	9	5	6	1	16	29	4	1	65	15	6203	142	9	29	63	8	77	45	10	4	142	11	5957	389	247	
	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	582		0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	4405	3823		
	Predicted Label												Predicted Label													

Рис. 5. Сравнение матриц ошибок CNN и kNN

Сравнение результатов по тестовым изображениям. Подадим в функцию findContoursAndPredict несколько снимков листов с написанными цифрами (рисунок 6, ошибки выделены зеленым цветом).

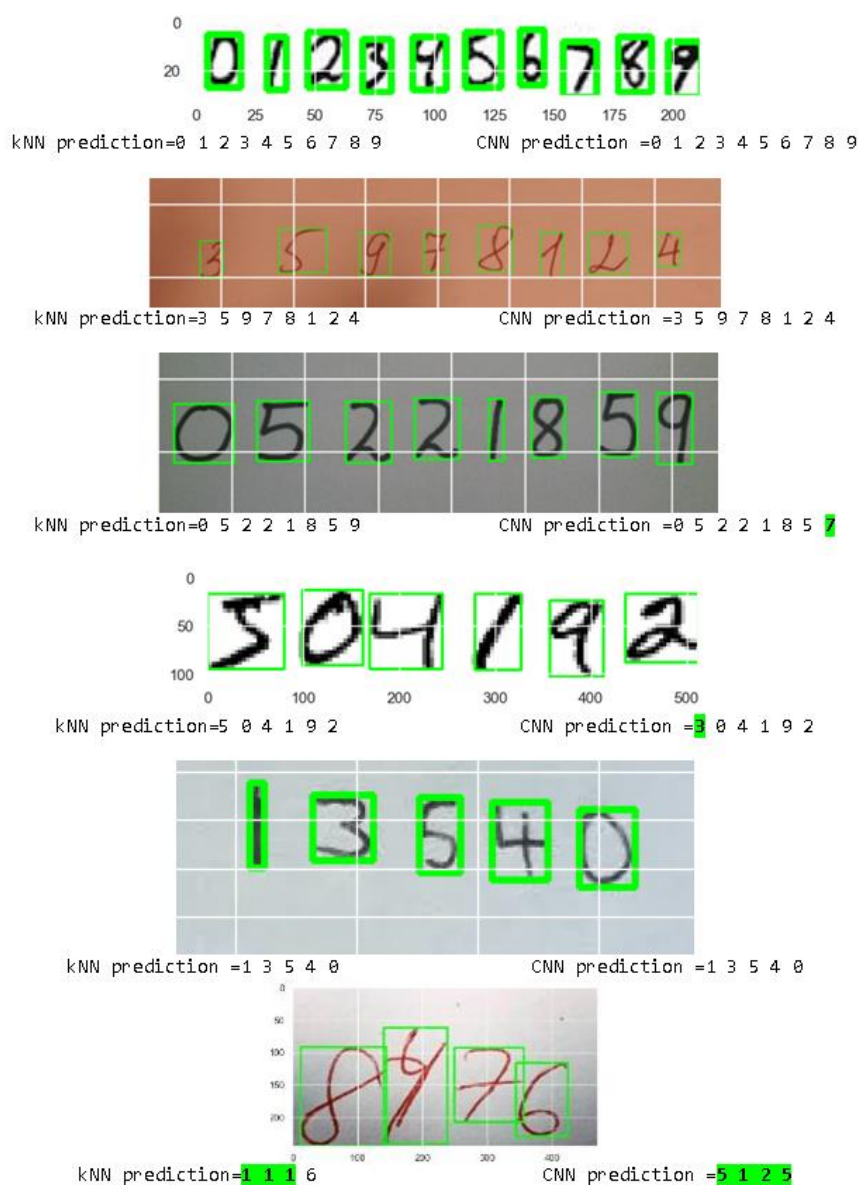


Рис. 6. Сравнение распознавания фотографий методами CNN и kNN

Функция findContoursAndPredict распознала 41 цифру, с 3-мя ошибками в предсказаниях методом kNN и 6-ю ошибками сетью CNN. Полученная точность на незнакомых данных kNN $(1-3/41) \cdot 100\% = 93\%$, точность CNN 85%.

Выводы. Точность при обучении сети CNN (99,0%), что значительно точнее kNN (92,8%).

Однако, при новых незнакомых данных предсказания получились куда точнее у классификатора kNN (3 ошибки kNN против 6 ошибок у CNN из 41 распознанных цифр).

Обучение CNN заняло около 15 минут, тогда как kNN связало данные за 1 секунду, но распознавание у CNN моментальное, тогда как обработка фотографии и предсказание kNN занимало до 10 секунд.

Хорошая точность достигалась путем правильной обработки подаваемых на вход изображений (с учетом масштаба, центра масс, правильного паддинга, регулированием толщины начертания).

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Бактыбеков, М. Б. Сравнительный анализ классификаторов машинного обучения на основе распознавания геометрических фигур на плоскости / М. Б. Бактыбеков, Ш. Б. Кокумбаев, Р. К. Султанов // Вестник Кыргызского государственного университета имени И. Арабаева. – 2020. – № 2. – С. 41-50. – DOI 10.33514/1694-7851-2020-2-41-50. – EDN RHJHPT.
2. Sklearn.Neighbors.KNeighborsClassifier [Электронный ресурс] / Scikit : [Сайт]. – URL: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.neighbors.KNeighborsClassifier.html> (дата обращения 25.07.2023)
3. Image Thresholding [Электронный ресурс] / OpenCV : [Сайт]. – URL: https://docs.opencv.org/3.4/d7/d4d/tutorial_py_thresholding.html (дата обращения 25.07.2023)
4. Writing Custom Datasets, DataLoaders and Transforms [Электронный ресурс] / PyTorch : [Сайт]. – URL: https://pytorch.org/tutorials/beginner/data_loading_tutorial.html (дата обращения 25.07.2023)
5. Введение в PyTorch [Электронный ресурс] / Pythonist : [Сайт]. – URL: <https://pythonist.ru/vvedenie-v-pytorch/> (дата обращения 25.07.2023).

Поступила в редакцию 29.09.2023 г., рекомендована к печати 16.10.2023 г.

K-NEAREST NEIGHBORS METHOD (KNN) AND A CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK COMPARISON OF THE ACCURACY OF RECOGNITION OF HANDWRITTEN NUMBERS BY THE (CNN)

Perevyshin V.G., Kovalchik R.V.

This paper compares the recognition accuracy of handwritten digits by PyTorch Convolutional Neural Network (CNN) and k-nearest neighbors method (kNN).

Keywords: convolutional neural network, PyTorch, CNN, k-nearest neighbors, kNN, MNIST.

Перевышин Вячеслав Георгиевич

магистрант ФГБОУ ВО «Приазовский государственный технический университет»,
Российская Федерация, ДНР, г. Мариуполь.
E-mail: vyacheslavperevysh@yandex.ru

Perevyshin Viacheslav Georgievich

Master student of Priazovskiy State Technical University,
Russian Federation, DPR, Mariupol.

Ковальчик Роман Владиславович

кандидат технических наук, доцент кафедры информатики и вычислительной техники ФГБОУ ВО «Приазовский государственный технический университет»,
Российская Федерация, ДНР, г. Мариуполь.
E-mail: kovalchikrv@yandex.ru

Kovalchik Roman Vladislavovich

Candidate of Technical Sciences, Associate professor at Department of Computer Science and Computational Technique of Priazovskiy State Technical University,
Russian Federation, DPR, Mariupol.

УДК 004.891.3

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ КАК ИНСТРУМЕНТ ДЛЯ РАБОТЫ С ТЕКСТАМИ

© 2023 Харченко Б.В., Нестругина Е.С.

В настоящей статье произведен сравнительный анализ различных методов программных решений для распознавания текста, выбран наилучший метод для дальнейшего его применения в улучшении качества распознавания текста, выявлены соответствующие достоинства и недостатки, предложены решения и рекомендации для их устранения.

Ключевые слова: искусственный интеллект, машинное обучение, нейронные сети, сверточные нейросети, распознавание текста.

Введение. Проектирование интеллектуальных вычислительных устройств, подобных биологическим системам, привело к созданию теории нейронных сетей и разработке искусственного интеллекта [1].

В статье Джеффри Хинтона, опубликованной в 2006 году [1], было показано, как обучать глубокую нейронную сеть, способную распознавать рукописные цифры с точностью более 98%. Такой прием назвали "глубоким обучением" ("Deep Learning").

В современном мире область искусственного интеллекта на основе нейронных сетей нашла широкое применение в самых различных областях. Актуальность разработок обусловлена повышением эффективности функционирования любой системы при решении задач с помощью нейронных сетей.

Нейронные сети – раздел искусственного интеллекта, использующий для обработки сигналов явления, аналогичные происходящим в нейронах живых существ. Основная особенность искусственной нейронной сети состоит в параллельной обработке информации всеми звеньями, что позволяет существенно ускорить процесс обработки информации при достаточно большом количестве межнейронных связей. Преобразование информации в режиме реального времени находит все большее применение.

В настоящее время существует значительное число областей с аналитическими вычислениями больших объемов информации, где применение искусственных нейронных сетей менее трудоемко и более эффективно.

На сегодняшний день имеется огромное количество программного обеспечения, использующего возможности технологии искусственных нейронных сетей (ИНС). Разработаны универсальные программы, которые при помощи ИНС решают задачи от распознавания рукописного текста до прогнозирования [2].

Постановка задачи. Сравнить основные методы распознавания текста с использованием сверточных нейронных сетей и выбрать наилучший, позволяющий использовать его в системах для распознавания рукописного и печатного текста вне зависимости от сложности восприятия текста для чтения.

Распознавание текста на изображениях (оптическое распознавание символов) – одно из направлений распознавания образов, задача которого заключается в переводе изображений рукописного, машинного или печатного текста в текстовые данные, использующиеся для представления символов в компьютере, например, в текстовом редакторе [2]. Цифровые копии бумажных документов, создаваемые при помощи

сканера, камеры смартфона или фотоаппарата, воспринимаются на дисплее компьютера и ноутбука комфортно. Однако, на мобильных устройствах неудобно просматривать страницу, содержимое которой не помещается на экран, и приходится масштабировать изображение.

Для распознавания текста в плохом состоянии, например, старых книг, почерка, не четких букв, некачественной копии оригинала, изношенности носителя информации, фотокопий бумажных документов, создаются различные приложения для распознавания текста и перенос его в текстовые типы файлов. Распознавание текста применяется в случае перевода скан-копии, информации из книг, журналов, газет в текстовый документ. В данном случае проще и удобнее в распознанном текстовом документе искать информацию с использованием функций поиска текстового редактора.

Существуют системы локализации текста, используемые в распознавании меток даты и времени на фотографиях и номерных знаков автомобилей. Распознаваемый текст имеет фиксированную длину и алфавит (набор возможных символов), а также находится на однородном контрастном фоне и может быть обработан алгоритмами сегментации и бинаризации.

Общий принцип распознавания изображения. Для решения задачи распознавания текстового изображения обычно используются свёрточные нейронные сети, сформированные из нейронов с обучаемыми весами и смещениями, каждый из которых обладает несколькими входами, генерирует числовое значение и посылает его другим нейронам. Свёрточные сети представляют собой функции, принимающие на вход вектор со значениями в неограниченном интервале и отдающие на выход вектор со значениями, расположенными в ограниченном интервале. Функция потерь, необходимая для обучения, располагается на их последнем слое. Свёрточная нейросеть отличается от обычной тем, что напрямую учитывает подачу изображения на вход. Это позволяет провести оптимизацию с целью облегчения процесса обучения и распознавания [3, 4].

Обучение свёрточной нейросети распознаванию текстовых изображений осуществляется в следующей последовательности:

1. Извлечение признаков. Все нейроны извлекают локальные признаки из получаемого входного сигнала от локального рецептивного поля предшествующего слоя. Поскольку их расположение относительно других признаков приблизительно установлено, после извлечения признаков их местоположение значения не имеет.

2. Отображение признаков. Из большого количества карт признаков, каждая из которых имеет вид плоскости, на которой всем нейронам необходимо совместно использовать единое множество синаптических весов, созданы все вычислительные слои сети.

3. Инвариантность к смещению реализуется посредством карт признаков с применением свёртки с ядром малого размера, которое выполняет функцию «сплющивания».

4. Подвыборка. Вычислительный слой, осуществляющий локальное усреднение и подвыборку, с помощью которых достигается сокращение разрешения для карт признаков, располагается за каждым из слоёв свёртки. Эта операция приводит к снижению чувствительности выходного сигнала оператора, отображающего признаки, к смещению и другим формам преобразований [4, 5].

Обучение нейросети вначале осуществляется на эталонных данных, составленных из идеально написанных буквенных символов. Далее обучение производится на

данных, которые соответствуют символам, написанным различными способами, не похожими между собой, чтобы нейронная сеть не смогла настроиться на распознавание символов только с похожим написанием, что может привести к ошибочным результатам. В заключение обучение проводится снова на эталонных образцах, что обусловлено обучением нейросети определять хорошо написанные символы после обучения на неидеальных образцах [5].

Алгоритм работы систем распознавания текстов состоит из следующих ступеней:

1. Нахождение области, содержащей текст, и её локализация.
2. Предварительное улучшение качества и бинаризация локализованной области.
3. Выявление структуры выделенного блока текста и определение порядка чтения.
4. Сегментация текстового массива на строки, слова и символы.
5. Формирование признаков описания всех символов.
6. Распознавание каждого отдельного символа.
7. Проведение словарной проверки [5, 6].

Предварительная обработка изображений производится с целью устранения размытых границ символов, бликов и шумов, существенно снижающих эффективность распознавания текста [7, 8]. Для предварительной обработки используются алгоритмы преобразования изображения в оттенки серого и ранговой обработки сигнала. В случае с рукописным текстом для устранения наклона используется выпрямление символов.

Очень важна сегментация текстового изображения, заключающаяся в выделении полезных сведений из изображения для их последующей обработки. Сегментация осуществляется последовательно. Сначала на изображении выделяются фрагменты слов, потом фрагменты изображений, на которых имеются слова, а затем распознанное изображение слова разделяется на символы, распознаваемые нейросетью [7, 8].

Следовательно, задача распознавания текстовых изображений и выделения графических примитивов является актуальной задачей машинного обучения. Несмотря на сложность реализации и высокие требования производительности, а также длительный период обучения, нейронные сети позволяют распознавать нестандартные образы с вероятностью, приближающейся к 99 % [9]. За счёт использования наборов зашумлённых векторов, нейросеть может быть обучена работать с изображениями, искажёнными шумами, которые чаще всего встречаются в практической деятельности.

Распознавание текста на изображениях плохого качества. Достаточно актуальной является задача распознавания текста на отсканированных изображениях. Необходимость обработки книг, отчётов, анкет и другого различного вида документов, находящихся в печатном или отсканированном виде, возникает довольно часто. Кроме того, может быть невысоким качество отсканированного изображения за счёт затемнения некоторых участков изображения, наличия произвольных рукописных пометок, изношенности носителя информации от времени [10].

Одним из подходов к решению этой задачи является использование методов Data Science и машинного обучения. Использование сверточных нейросетей позволяет эффективно решать такие задачи многоклассовой классификации, как распознавание элементов изображения [10]. Высокая эффективность распознавания достигается за счёт большого набора вариантов написания цифр и наличием моделей сверточных нейросетей, доказавших свою эффективность для решения распознавания рукописных цифр с использованием CNN, обученной на наборе MNIST [10]. Вместе с тем, как показали экспериментальные исследования, сверточные нейронные сети, обученные на MNIST, не позволяют с достаточной точностью распознавать цифры и буквы алфавита на машинописных документах [11, 12].

Повысить точность распознавания возможно за счёт использования различных моделей CNN [13, 14], применения методов обработки оригинального изображения (размытие, локализация, сегментация и восстановление [15, 16]), дополнения исходных данных [17] и использования различных методов обработки информации, реализованных в библиотеках современных языков программирования [18].

Применение Data Science вследствие отсутствия формализованных методов синтеза CNN, нецелесообразно для решения практических задач. Использование только лишь методов обработки изображений, реализованных в библиотеках языков программирования, является малоэффективным. Объединение этих двух подходов может представлять практический интерес: выявление характерных признаков элементов текста с использованием CNN, обработка оригинального изображения и результатов его распознавания. В основе этого подхода к решению задачи лежит использование модели CNN, реализующей классификацию выделенных фрагментов отсканированного изображения [19].

Для решения задачи многоклассовой классификации кроме CNN, могут быть использованы также и другие методы Data Science, такие, как k-ближайших соседей (KNN), дерево решений (DT), гауссовый наивный байесовский метод (GNB), линейный дискриминантный анализ (LDA), метод опорных векторов (SVM). В результате экспериментальных исследований выявлено, что, наибольшую эффективность решения задачи классификации даёт использование CNN за счёт подбора различных моделей и наборов данных для её обучения. Одним из наиболее эффективных способов исследования моделей CNN является разработка программного решения на языке Python, использующего библиотеки глубокого обучения Keras, компьютерного зрения OpenCV и обработки изображений PIL [20].

Использование свёрточных нейронных сетей для распознавания элементов текста на отсканированных изображениях плохого качества описывается И.В. Винокуровым. Рассмотрены основные этапы работы с текстом: предварительная обработка изображения, построение модели CNN, распознавание текстовых элементов [20].

Предварительная обработка изображения. Определяются контуры текстовых элементов на изображении (букв, цифр, основных знаков пунктуации). Удаляются все элементы, не подлежащие распознаванию, затемнения некоторых участков, произвольные рукописные пометки, которые могут привести к искажению текстовых элементов. Получается чистое изображение для обозначения контуров текстовых элементов и подготовке их к работе с CNN.

Одним из способов повышения контрастности является применение преобразования изображения в градации серого цвета и использование гауссова размытия и пороговой функции. Применением библиотеки OpenCV (функции `cvtColor()`, `GaussianBlur()`, `threshold()`, `getStructuringElement()`, `morphologyEx()`) на языке Python позволяет осветлить затемнённые участки и удалить слабоконтрастные лишние элементы, горизонтальные и вертикальные линии при табличном представлении информации из отсканированного изображения. Полученное изображение позволяет получить контуры всех текстовых элементов для их классификации с помощью CNN (рис. 1) [20].

К искажению текста и последующей его классификации приводит проблема удаления линий, проходящих через текстовые элементы (рис. 2).



Рис. 1. Обработка изображения хорошего качества

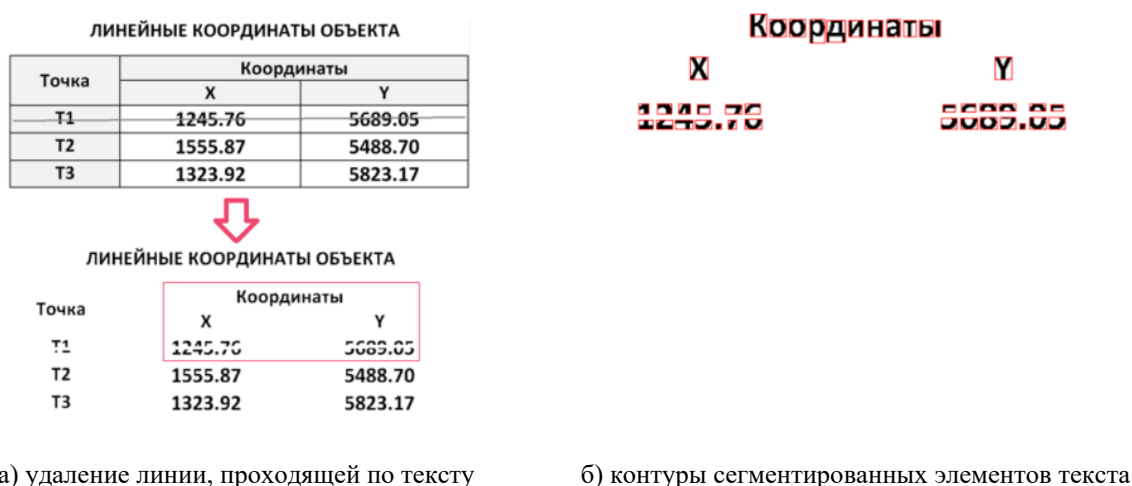


Рис. 2. Обработка изображения плохого качества

Выбор CNN, способных с достаточно большой точностью классифицировать фрагментированные изображения, исходя из устойчивых признаков, определило наличие сегментированных текстовых элементов. В [20, 21] рассматривались элементы текста с фрагментацией не более 10–15%. Перед классификацией CNN все контуры сегментированного текстового элемента преобразуются в один размер 20×25 пикселей посредством функций библиотеки PIL. На рисунке 3, показано восстановление фрагментированных изображений в результате их скелетизации вызовом функций `erode()` и `dilate()` библиотеки OpenCV, что позволило повысить точность классификации.

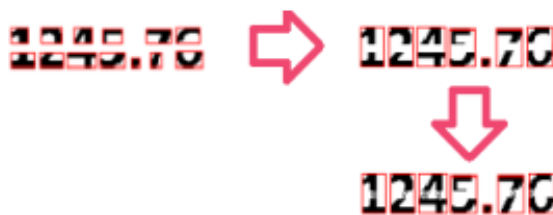


Рис. 3. Содержимое контуров элементов текста для их классификации на CNN

Модель CNN. Для модели CNN выбрана структура (рис. 4): 3 свёрточных слоя (Conv2D), 3 слоя пуллинга (MaxPooling2D), 1 линейризирующий слой (Flatten) и 2 полносвязных слоя (Dense).

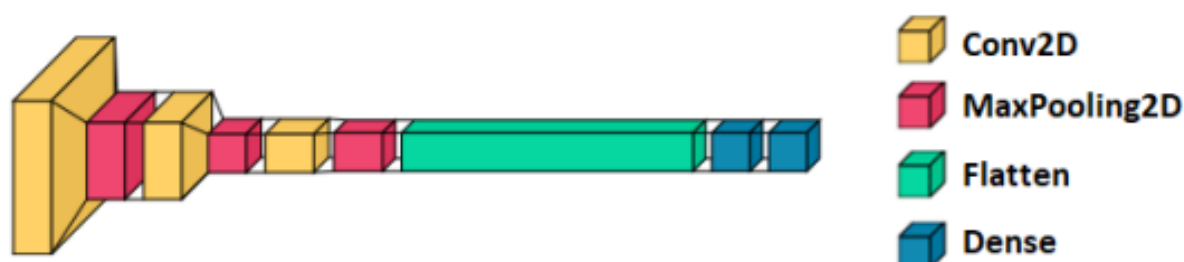
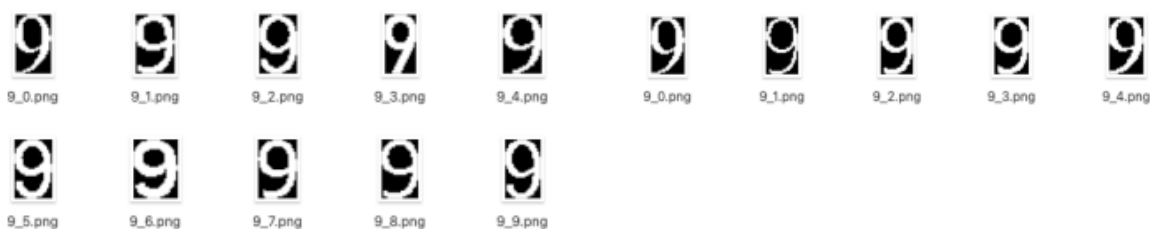


Рис. 4. Структура CNN

Для создания модели CNN использована библиотека глубокого обучения Keras. Подготовка наборов данных для реализации CNN многоклассовой классификации заключается в формировании изображений текстовых элементов и соотнесении их с соответствующими классами изображений. В работе выбрано 42 класса изображений: 10 классов – для цифр от 0 до 9, 30 классов – для букв русского алфавита (за исключением букв «ё», «й», «ы») и 2 класса для основных знаков пунктуации «.» и «,». Для каждого класса цифровых изображений сформировано по 10 и 5 обучающих и тестирующих изображений, для буквенных – по 20 и 10 соответственно. Строчные и прописные буквы относятся к одному классу. В библиотеке Keras генератора пакетов изображений ImageDataGenerator позволяет получить различные вариации изображений за счёт использования преобразований сжатия, растяжения, наклона и т.п.

Для формирования обучающих изображений были выбраны шрифты: Times.ttf, Calibri.ttf, Arial.ttf, Bahnschrift.ttf, Cambria.ttc, RockwellNova.ttf, Framd.ttf, Tahoma.ttf, Corbel.ttf и Microsoft.ttf. Тестирующие изображения формируются шрифтами Times.ttf, Segoeuil.ttf, Georgia.ttf, Lucon.ttf и Cour.ttf. Как пример, содержимое обучающего и тестового наборов изображений для цифры «9» приведено на рисунке 5 [20].



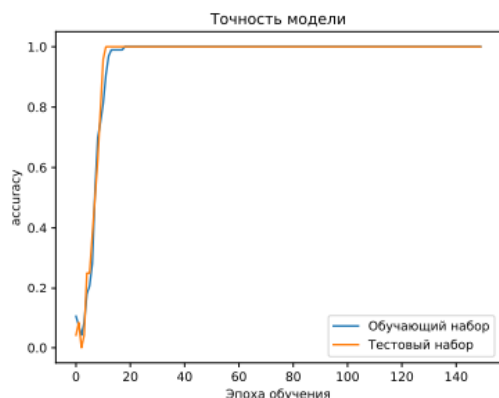
а) для обучения

б) для тестирования

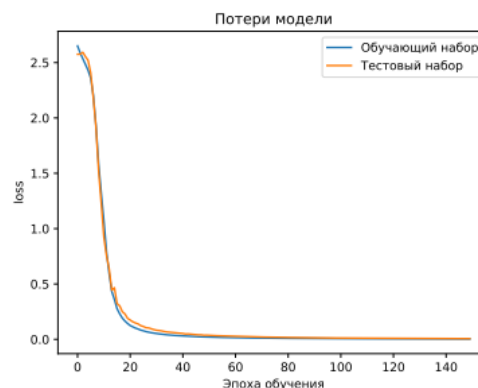
Рис. 5. Примеры изображений для обучения

Перед процессом обучения CNN все изображения из обучающего и тестового наборов функцией `resize()` библиотеки OpenCV приводятся к размеру 20×25. Зависимости точности модели и её функции потерь для всех этапов обучения приведены на рисунке 6.

На рисунке 7 показаны результирующие значения функций потерь и точности для тестового набора данных. При 50 этапах обучения и размере пакета данных (batch), равном 10, составили 0.1334 и 0.9653 соответственно [20].



а) точность



б) потери

Рис. 6. Точность и потери модели CNN

На рисунке 7 показаны результирующие значения функций потерь и точности для тестового набора данных. При 50 этапах обучения и размере пакета данных (batch), равном 10, составили 0.1334 и 0.9653 соответственно [20].

```
Epoch 48/50
58/58 [=====] - 1s 10ms/step - loss: 0.0091 - acc: 1.0000
Epoch 49/50
58/58 [=====] - 1s 10ms/step - loss: 0.0087 - acc: 1.0000
Epoch 50/50
58/58 [=====] - 1s 10ms/step - loss: 0.0082 - acc: 1.0000
5/5 [=====] - 0s 7ms/step - loss: 0.1334 - acc: 0.9653
[0.1333889365196228, 0.9652777910232544]
```

Рис. 7. Значения функций потерь и точности модели CNN для тестовых изображений

Результаты классификации некоторых изображений из небольшого тестового набора приведены на рисунке 8. Для неверно классифицированного изображения его заголовок отображается красным цветом. Реализация заключается в распознавании содержимого всех выявленных на предыдущем этапе контуров элементов текста, то есть соотношение их с одним из 42-х классов изображения [20].

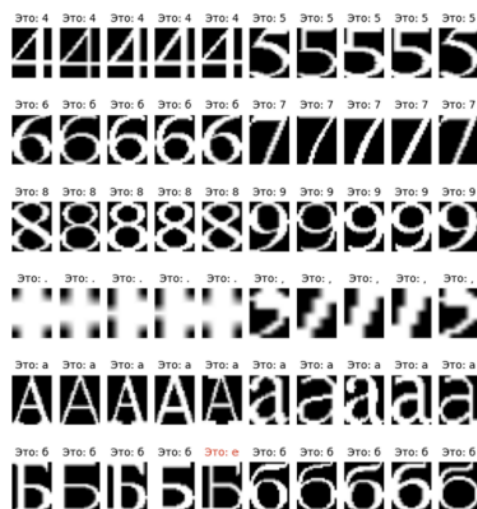


Рис. 8. Классификация CNN некоторых текстовых изображений

Результаты экспериментальных исследований, показали, что использование CNN любой структуры не позволяет распознать отсканированный текст со 100% точностью. В итоге, в зависимости от контента, на заключительном этапе, происходит замена цифр на буквы и наоборот и выполняется сопоставление полученного текста с результатами его распознавания посредством Tesseract OCR от Google. Результаты распознавания содержимого изображения плохого качества с их последующей коррекцией приведены на рисунке 9. Красным цветом выделены ошибки распознавания [20].

Координаты		
X	Y	
8234.81	3530.12	
8136.18	3486.10	
8151.62	3283.69	
8331.28	3179.15	
8199.18	3114.98	

1/1 [-----] - 0s 15ms/step
 1/1 [-----] - 0s 16ms/step
 1/1 [-----] - 0s 17ms/step

Результат распознавания:
 координат
 X Y
 8234.81 3530.12
 8136.18 3486.10
 8151.62 3283.69
 8331.28 3179.15
 8199.18 3114.98

Рис. 9. Результаты распознавания элементов текста

Метод распознавания цифр. Рассмотрим способ распознавания [4, 21], разработанный А.Ю. Кулаковичем. Структурная схема принципа работы представлена на рисунке 10. Программное обеспечение, основанное на простейшей однослойной нейронной сети, использующее всего 10 нейронов по количеству цифр, способно распознавать цифры от 0 до 9.

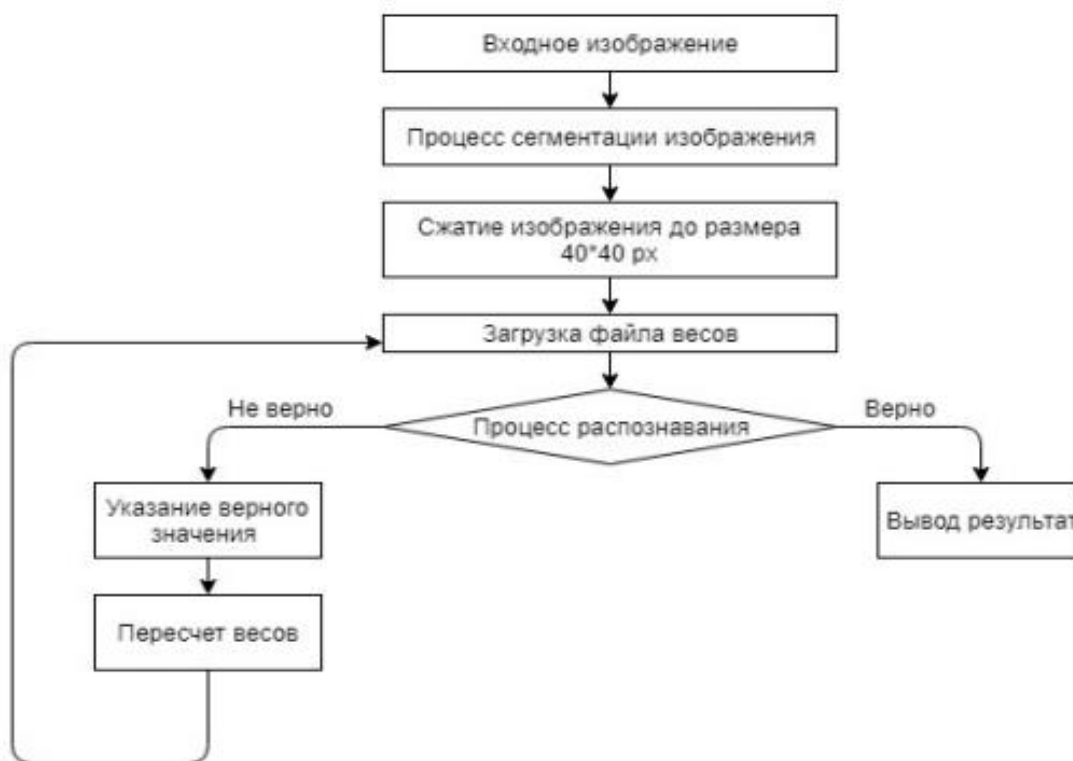


Рис. 9. Результаты распознавания элементов текста

При считывании изображения каждому пикселю в зависимости от интенсивности цвета пикселя присваивается входное значение «0» или «1». Затем для каждого нейрона происходит процесс умножения веса на входные значения, а результаты весов передаются на сумматор, где для каждого нейрона определяется сумма весов. Если взвешенная сумма больше определенного порога b , то выход нейрона равен «1», если ниже, то – «0» (рис. 11) [4, 21].

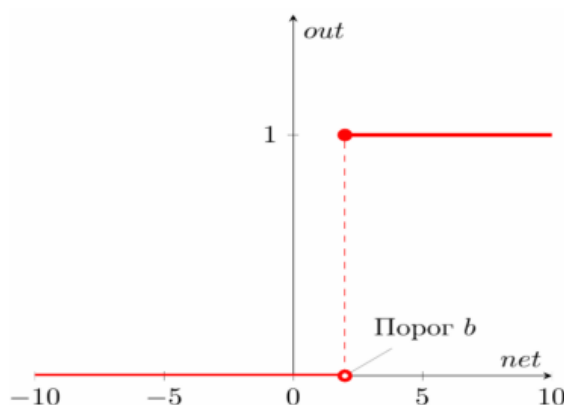


Рис. 11. Функция единичного скачка

Рассмотренная однослойная нейронная сеть была обучена с помощью учителя. В процессе обучения программе подается на вход изображение с цифрой. В случае неверного результата происходит перерасчет весов путем указания правильного результата учителем. Процент удачного распознавания составил 92%. На рисунке 12 красным прямоугольником выделен нейрон с максимальным весом, то есть совпадением. В данном случае оно верно [4, 21].

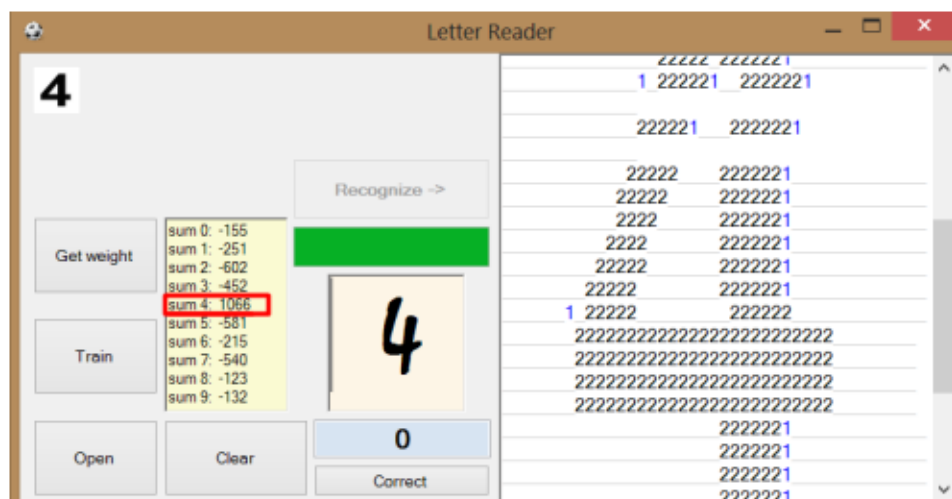


Рис. 12. Пример распознавания цифры «4»

Затем программе были предоставлены обучающие выборки с изображениями цифр рукописного ввода. Количество предоставленных выборок и процент верного распознавания представлены на рисунке 13. Процент верного распознавания уменьшился. Для повышения точности распознавания необходимо увеличение обучающих выборок. Результат работы программного обеспечения для распознавания рукописных символов представлен на рисунке 13 [4, 21].

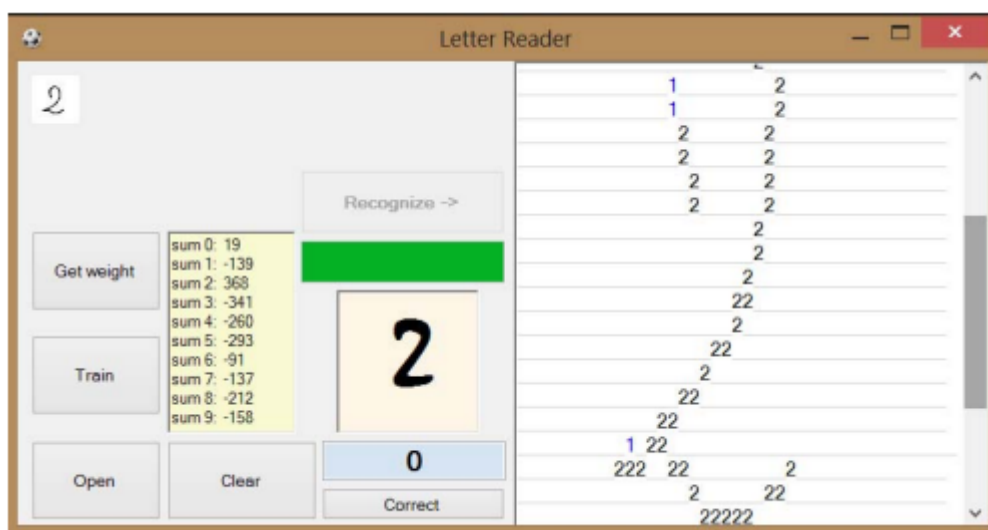


Рис. 13. Результат работы программного обеспечения

На рисунке 14 приведен анализ обучаемости нейронной сети [4, 21].

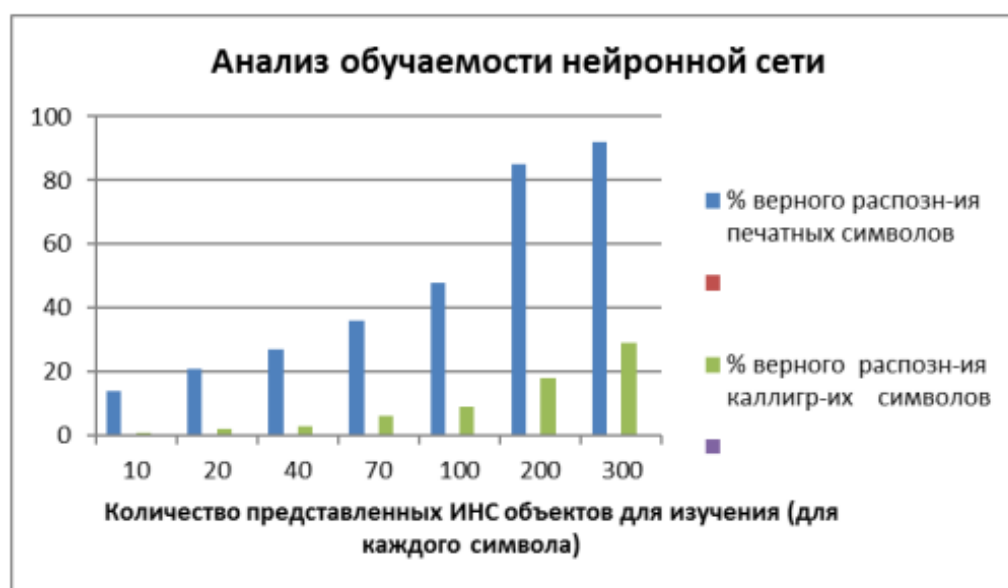


Рис. 14. Анализ обучаемости нейронной сети

Выводы. Значительный прогресс в области распознавания изображений был достигнут благодаря использованию нейронных сетей. Область применения нейронных сетей очень обширна. В работе было рассмотрено применение сверточных нейронных сетей для распознавания текста на изображениях. Данное применение нейронных сетей используется в случае работы с большими объемами данных. Бумажные носители информации не долговечны, поэтому сканирование, перевод всей информации в электронный вид, обеспечивает быстрое взаимодействие с информацией, её долговечность, ускоряет поиск, обработку и распространение. Современные электронные носители информации постоянно уменьшаются в своих физических размерах и растут в объемах памяти, что способно обеспечить сохранение всех знаний человечества.

Выбран наилучший и перспективный метод распознавания изображений с использованием моделей сверточных нейронных сетей на языке Python, использующий библиотеки глубокого обучения Keras, компьютерного зрения OpenCV и обработки изображений PIL для дальнейшего применения его в системах для улучшения качества распознавания изображений.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Hinton, G. E. A fast learning algorithm for deep belief nets / G. E. Hinton, S. Osindero, Y. Teh // *Neural Computation*. – 2006. – № 18. – P. 1527-1554.
2. Рашид, Т. Создаем нейронную сеть : пер. с англ. / Т. Рашид. – СПб.: ООО «Диалектика» – 2019. – 272 с.
3. Николаев, П. Л. Классификация книг по жанрам на основе текстовых описаний посредством глубокого обучения / П. Л. Николаев // *International Journal of Open Information Technologies*. – 2022. – Т. 10, № 1. – С. 36-40.
4. Кулакович, А. Ю. Программная реализация однослойной нейронной сети для распознавания цифровых символов / А. Ю. Кулакович // *Инженерный вестник Дона*. – 2018. – № 3 (50). – С. 58-72.
5. Денискин, А. В. Применение нейронных сетей для разработки автоматизированной системы распознавания шрифтов / А. В. Денискин // *E-Scio*. – 2018. – № 12 (27). – С. 150-155.
6. Саргин, Д. В. Распознавание областей выделения текста на изображении методами машинного обучения : маг. дис.: 03.04.01 / Д. В. Саргин. – М.: Моск. физ.-техн. инст. – 2018. – 50 с.
7. Прокопья, А. С. Сверточные нейронные сети для распознавания изображений / А. С. Прокопья, И. С. Азаров // *Big Data and Advanced Analytics*. – 2020. – № 6-1. – С. 271-280.
8. Пшеничкин, Е. В. Распознавание рукописных символов с помощью нейронных сетей методом с обратным распространением ошибки / Е. В. Пшеничкин, М. В. Цуканов, Д. В. Рыженков // *Инновационная наука*. – 2018. – №2. – С. 14-16.
9. Болотова, Ю. А. Обзор алгоритмов детектирования текстовых областей на изображениях и видеозаписях / Ю. А. Болотова, В. Г. Спицын, П. М. Осина // *Компьютерная оптика*. – 2017. – Т. 41. – № 3. – С. 441-452.
10. Казнин, А. А. Распознавание рукописного и печатного текста при разработке требований к программному обеспечению / А. А. Казнин // *Бюллетень науки и практики*. – 2019. – Т. 5, № 12. – С. 246-256.
11. Бобров, К. А. Анализ технологий распознавания текста из изображения / К. А. Бобров, В. Д. Шульман, К. П. Власов // *Международный журнал гуманитарных и естественных наук*. – 2022. – № 3-2 (66). – С. 124-128.
12. Морозов, А. А. Исследование нейронных систем для распознавания текстовых изображений / А. А. Морозов // *Научно-образовательный журнал для студентов и преподавателей «StudNet»*. – 2022. – №6. – С. 59 -70.
13. The visual object tracking algorithm research based on adaptive combination kernel / Y. Chen, J. Wang, R. Xia [et al.] // *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*. – 2019. – V. 10. P. 4855-4867.
14. Zhang, J. Spatially attentive visual tracking using multi-model adaptive response fusion / J. Zhang, Y. Wu, W. Feng, J. Wang // *IEEE Access*. – 2019. – V. 7. – P. 83873-83887.
15. Spatial and semantic convolutional features for robust visual object tracking / J. Zhang, X. Jin, J. Sun [et al.] // *Multimedia Tools Appl.* – 2018. – V. 79. – P. 15095–15115.
16. Chen, Y. The fire recognition algorithm using dynamic feature fusion and IV-SVM classifier / Y. Chen, W. Xu, J. Zuo, K. Yang // *Cluster Computing*. – 2019. – V. 22. – P. 7665-7675.
17. Dash, R. Motion blur parameters estimation for image restoration / R. Dash, B. Majhi // *Optik*. – 2014. – V. 125. – P. 1634–1640.
18. Мюллер, А. Введение в машинное обучение с помощью Python. Руководство для специалистов по работе с данными. / А. Мюллер, С. Гвидо. – М.: Вильямс. – 2017. – ISBN 978-5-9908910-8-1. – 394 с.
19. Джулли, А. Библиотека Keras – инструмент глубокого обучения / А. Джулли, С. Пал. – М.: ДМК Пресс. – 2017. – ISBN 978-5-97060-573-8. – 294 с.
20. Винокуров, И. В. Использование свёрточной нейронной сети для распознавания элементов текста на отсканированных изображениях плохого качества / И. В. Винокуров // *Программные системы: теория и приложения*. – 2022. – Т. 13. – №3(54). – С. 29–43.
21. Вальке, А. А. Алгоритмы распознавания символов / А. А. Вальке., Д. Г. Лобов // *Динамика систем, механизмов и машин*. – 2018. – Т. 6. – № 4. – С. 164-168.

Поступила в редакцию 06.10.2023 г., рекомендована к печати 24.10.2023 г.

ARTIFICIAL INTELLIGENCE AS A TOOL FOR WORKING WITH TEXTS

KHarchenko B.V., Nestrugina E.S.

This article is of an introductory nature. It presents basic information about artificial intelligence, neural networks, convolutional neural networks and their principle of operation. There is a list of programming languages and libraries for machine learning. Ready-made software solutions are presented and the principle of text recognition through convolutional networks is discussed by their example.

Keywords: artificial intelligence, machine learning, neural networks, convolutional networks, text recognition.

Харченко Богдан Витальевич

магистрант кафедры компьютерных технологий
ФГБОУ ВО «Донецкий государственный
университет»,
Российская Федерация, ДНР, г. Донецк.
E-mail: bogdan.456@yandex.ru

KHarchenko Bogdan Vitalevich

Master student at Department of Computer
Technologies of Donetsk State University,
Russian Federation, DPR, Donetsk.

Нестругина Елена Сергеевна

кандидат технических наук, доцент, доцент
кафедры компьютерных технологий
ФГБОУ ВО «Донецкий государственный
университет»,
Российская Федерация, ДНР, г. Донецк.
E-mail: e.nestrugina@donnu.ru

Nestrugina Elena Sergeevna

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor,
Associate Professor at Department of Computer
Technologies of Donetsk State University,
Russian Federation, DPR, Donetsk.

УДК 681.5:519.217

РЕКОМЕНДАЦИИ ПО ВЫБОРУ КРИТЕРИЕВ ОПТИМАЛЬНОСТИ И ЭКВИВАЛЕНТНОСТИ СКРЫТЫХ МАРКОВСКИХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ АСНИ РАДИОСИГНАЛОВ

© 2023 Третьяков И.А.

Рассмотрены подходы к оптимизации оценки параметров скрытых марковских моделей, применяемых в автоматизированных системах научных исследований радиосигналов по критерию максимального правдоподобия, максимума взаимной информации, минимума разделяющей информации. Приведены симметричный и несимметричный критерии эквивалентности между несколькими моделями. Даны рекомендации по их выбору и применению.

Ключевые слова: скрытая марковская модель, АСНИ, радиосигнал, критерии оптимальности, функция плотности вероятности, критерии эквивалентности.

Введение. В современном мире объемы данных, которые приходится обрабатывать, становятся все больше, а сами массивы данных – все сложнее. Для извлечения наиболее ценной информации из этого огромного объема данных и понимания скрытых закономерностей необходимо применение эффективных инструментов. Одним из таких инструментов являются скрытые марковские модели, которые широко применяются в автоматизированных системах научных исследований (АСНИ) [1-5]. Скрытые марковские модели (СММ) представляют собой статистические модели, основанные на теории марковских процессов, позволяющие моделировать системы с неявными состояниями, которые наблюдать напрямую невозможно.

Целесообразность применения СММ в автоматизированных системах, например в АСНИ радиосигналов [2], обосновывается тем, что СММ могут в достаточной степени хорошо моделировать исследуемый радиосигнал в виде последовательности наблюдений при верном подборе их параметров. Однако, в ряде случаев применение СММ не дает ожидаемой эффективности, например, когда исследуемый радиосигнал не удовлетворяет введенным ограничениям, либо процедура оценивания параметров СММ в конечном итоге оказывается довольно сложной СММ [5, 6].

В классическом подходе с оптимизацией оценки параметров по критерию максимального правдоподобия набор различных СММ обозначается $\lambda_v = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_v)$, где $v = 1, 2, \dots, V$. Набор СММ формируется так, чтобы была возможность отличать последовательность наблюдений, которая порождена одной моделью, от последовательностей, порожденных другими моделями. Иными словами, дискриминантная мощность каждой модели должна быть максимизирована, а для моделирования последовательности наблюдений O использована модель, выбранная по критерию оптимальности.

Критерий максимального правдоподобия для выбора подходящей модели основывается на использовании отдельных обучающих последовательностей наблюдений O^v для оценки параметров каждой модели λ_v :

$$P_v^* = \max_v P(O^v | \lambda_v), \quad (1)$$

Во избежание вышеуказанных проблем, вместо классического подхода рекомендуется использовать альтернативные подходы к оцениванию параметров и соответственно критерии оптимальности СММ, а именно критерий на основе максимума взаимной информации [7, 8] и критерий на основе минимума разделяющей информации [9, 10].

Выбор критериев оптимальности. Согласно подходу на основе максимума взаимной информации [7, 8], для моделируемого радиосигнала, как и в классическом подходе, формируется набор из нескольких различных моделей. Затем осуществляется максимизация средней взаимной информации I между последовательностью наблюдений O^V и полным набором моделей $\lambda_V = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_V)$. Для этого необходимо выбрать набор моделей λ_V таким образом, чтобы на обучающей последовательности наблюдений O^V максимально отделить необходимую модель от всех остальных моделей, т.е.:

$$I_V^* = \max_{\lambda} \left[\log P(O^V | \lambda_V) - \log \sum_{w=1}^V P(O^V | \lambda_w) \right]. \quad (2)$$

Суммирование значений (1) по всем обучающим последовательностям O^V позволяет получить наиболее отдаленное множество моделей. Таким образом:

$$I^* = \max_{\lambda} \left\{ \sum_{v=1}^V \left[\log P(O^v | \lambda_v) - \log \sum_{w=1}^V P(O^v | \lambda_w) \right] \right\}. \quad (3)$$

Выражения (2) и (3) основаны на допущении равновероятности $p(w) = 1/V$. Однако, получить аналитические решения для (2) не удастся, поэтому в качестве практического решения необходимо применять универсальные численные методы оптимизации, например метод наискорейшего спуска.

В подходе на основе минимума разделяющей информации [9, 10] делается допущение: моделируемый радиосигнал сгенерирован марковским источником, при этом выполняются введенные ограничения (его корреляционная функция положительная и т.д.). Формирование такой модели сводится к выбору параметров СММ, минимизирующих взаимную энтропию между множеством измеренных плотностей вероятностей сигналов Q и множеством плотностей вероятностей СММ P_{λ} . Таким образом, информация, разделяющая Q и P_{λ} определяется как:

$$D(Q \| P_{\lambda}) = \int q(y) \ln(q(y) / p(y)) dy, \quad (4)$$

где $y = (y_0, y_1, \dots, y_T)$ - набор наблюдений со средним нулевым значением, а q и p соответствующие функции плотности вероятностей этих множеств.

Для получения оценок оптимальных значений параметров модели, соответствующих минимуму информации, разделяющей Q и P_{λ} , необходимо минимизировать величину (4). Для этого необходимо применять эффективный и широко применяемый в теории скрытых марковских процессов обобщенный алгоритм Баума.

Таким образом, можно обобщить, что вышеописанные подходы в целом построены на вычислении минимума взаимной энтропии и не предусматривают совпадения распределения плотности вероятностей для источника и формируемой модели. Выбор применяемого подхода следует осуществлять по наибольшему соответствию функции плотностей вероятностей источника радиосигнала и формируемой модели.

Выбор критериев эквивалентности. При применении, например в выше рассмотренных подходах максимального правдоподобия и максимума взаимной информации, двух и более скрытых марковских моделей остается открытым вопрос о задании оптимальной меры эквивалентности этих моделей [11, 12]. Таким образом, выбор критерия эквивалентности СММ также является актуальной научно-технической задачей. Рассмотрим пример с двумя СММ. Пусть заданы набор из двух моделей $\lambda_v = (\lambda_1, \lambda_2)$:

$$\lambda_1 = (A_1, B_1, \pi_1),$$

$$\lambda_2 = (A_2, B_2, \pi_2).$$

Пусть параметры модели λ_1 имеют вид:

$$A_1 = \begin{bmatrix} p & 1-p \\ 1-p & p \end{bmatrix},$$

$$B_1 = \begin{bmatrix} q & 1-q \\ 1-q & q \end{bmatrix},$$

$$\pi_1 = [1/2 \quad 1/2].$$

И пусть параметры модели λ_2 имеют вид:

$$A_2 = \begin{bmatrix} r & 1-r \\ 1-r & r \end{bmatrix},$$

$$B_2 = \begin{bmatrix} s & 1-s \\ 1-s & s \end{bmatrix},$$

$$\pi_2 = [1/2 \quad 1/2].$$

Модель 1 будет считаться эквивалентной модели 2, когда обе они будут иметь одинаковые статистические свойства для всех символов наблюдения v , т. е.:

$$E[O_t = v_k | \lambda_1] = E[O_t = v_k | \lambda_2].$$

Для этого необходимо выполнение условия:

$$pq + (1-p)(1-q) = rs + (1-r)(1-s). \quad (5)$$

Решив это уравнение (5) относительно s , получим:

$$s = \frac{p+q-2pq}{1-2r}. \quad (6)$$

Произвольно зададим значения параметров моделей $p = 0,9, q = 0,8, r = 0,2$ и рассчитаем (6):

$$s = \frac{0,9 + 0,8 - 2 \cdot 0,9 \cdot 0,8}{1 - 2 \cdot 0,2} = 0,43.$$

Таким образом, две модели из набора $\lambda_v = (\lambda_1, \lambda_2)$ статистически могут быть эквивалентны даже когда внешне выглядят совершенно различными (т. е. по значениям A_1 сильно отличается от A_2 , а B_1 от B_2).

Критерий эквивалентности СММ можно выразить через расстояние D между двумя моделями $\lambda_v = (\lambda_1, \lambda_2)$ [13]:

$$D(\lambda_1, \lambda_2) = \frac{1}{t} \left[\log P(O^{(2)} | \lambda_1) - \log P(O^{(2)} | \lambda_2) \right], \quad (7)$$

где $O^{(2)} = O_1, O_2, \dots, O_t$ - последовательность наблюдений, порожденных моделью λ_2 .

Формально расстояние D (7) является мерой того, насколько хорошо модель λ_1 согласуется с наблюдениями O , порожденными моделью λ_2 в сравнении с тем, насколько хорошо модель λ_2 согласуется с наблюдениями O , порожденными ею самой.

Недостатком критерия (7) является его несимметричность. Симметрично же данный критерий можно выразить следующим образом:

$$D_s(\lambda_1, \lambda_2) = \frac{D(\lambda_1, \lambda_2) + D(\lambda_2, \lambda_1)}{2}.$$

Выводы. Рассмотрены подходы и даны рекомендации к оптимизации оценки параметров скрытых марковских моделей, применяемых в автоматизированных системах научных исследований радиосигналов по критерию максимального правдоподобия, максимума взаимной информации, минимума разделяющей информации. Выбор применяемого подхода следует осуществлять по наибольшему соответствию функции плотностей вероятностей источника радиосигнала и формируемой модели, что позволит повысить точность и эффективность моделирования.

Приведены симметричный и несимметричный критерии эквивалентности нескольких скрытых марковских моделей при использовании их в автоматизированных системах научных исследований радиосигналов, которые показывают, насколько хорошо одна модель согласуется с наблюдениями, порожденными другой моделью в сравнении с тем, насколько хорошо другая модель согласуется с наблюдениями, порожденными собой.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Заморенов, М. В. Моделирование полумарковской системы с учетом непростого потока восстановления / М. В. Заморенов, В. Я. Копп, Н. И. Чаленков // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. – 2023. – № 3. – С. 112-119. – DOI 10.24412/2071-6168-2023-3-112-120. – EDN FVTFDF.
2. Третьяков, И. А. Элементы устройств вычислительной техники для АСНИ контроля радиообстановки на основе эхо-эффекта / И. А. Третьяков, В. В. Данилов, С. В. Борщевский // Вестник Донецкого национального университета. Серия Г: Технические науки. – 2023. – № 1. – С. 34-39. – EDN CADMAM.

3. Токарев, В. Л. Скрытые марковские модели в задаче обнаружения атак на компьютерные сети / В. Л. Токарев // Чебышевский сборник. – 2021. – Т. 22, № 5(81). – С. 391-399. – DOI 10.22405/2226-8383-2021-22-5-391-399. – EDN FDRRVI.
4. Анализ производительности и надежности технологических процессов в машиностроении на основе полумарковской модели / Ю. Л. Рапацкий, М. В. Замоленов, В. Я. Копп, Ю. Е. Обжерин // Фундаментальные и прикладные проблемы техники и технологии. – 2019. – № 1(333). – С. 22-33. – EDN JCBPAD.
5. Третьяков, И. А. Обоснование применения скрытых марковских моделей с функцией плотности распределения наблюдений в АСНИ / И. А. Третьяков // Вестник Донецкого национального университета. Серия Г: Технические науки. – 2023. – № 2. – С. 16-21. – EDN DOIFMY.
6. Третьяков, И. А. Целесообразность применения скрытых марковских моделей с явным образом заданной функцией плотности длительности состояний в АСНИ / И. А. Третьяков // Вестник Донецкого национального университета. Серия Г: Технические науки. – 2023. – № 3. – С. 33-38. – EDN XWQVGE.
7. Tonello, A. M. MIND: Maximum mutual information based neural decoder / A. M. Tonello, N. A. Letizia // IEEE Communications Letters. – 2022. – V. 26. – №12. – P. 2954-2958. – DOI 10.1109/LCOMM.2022.3207379.
8. Maximum mutual information regularized classification / J. Wang, Y. Wang, S. Zhao, X. Gao // Engineering Applications of Artificial Intelligence. – 2014. – V 37. – №1. – P. 1-21. – DOI 10.48550/arXiv.1409.7780.
9. Karel, G. P. Principle of minimum discrimination information and replica dynamics / G. P. Karel // Entropy. – 2010. – № 12. – P. 1673-1695. – DOI 10.3390/e12071673.
10. Ireland, C. T. Minimum discrimination information estimation / C. T. Ireland, S. Kullback // Biometrics. – 2006. – V. 24. – №3. – P. 707-713. – DOI 10.1002/0471667196.ess1642.pub2.
11. Wu, H. Probability distance based compression of hidden Markov models / H. Wu, F. Noe // Multiscale Modeling & Simulation. – 2010. – № 8. – P. 1838-1861. – DOI 10.1137/090774161.
12. Zeng, J. A new distance measure for hidden Markov models / J. Zeng, J. Duan, W. Chengrong // Expert Systems with Applications. – 2010. – № 37. – P. 1550-1555. – DOI 10.1016/j.eswa.2009.06.063.
13. Третьяков, И. А. Выбор критерия подобия скрытых марковских моделей в АСНИ / И. А. Третьяков // Донецкие чтения 2023: образование, наука, инновации, культура и вызовы современности: Материалы VIII Международной научной конференции (Донецк, 25–27 октября 2023 г.). – Том 2: Физические, технические и компьютерные науки / под общей редакцией проф. С.В. Беспаловой. – Донецк: Изд-во ДонГУ, 2023. – С. 233-236.

Поступила в редакцию 12.10.2023 г., рекомендована к печати 30.10.2023 г.

RECOMMENDATIONS ON THE SELECTION OF CRITERIA FOR OPTIMALITY AND EQUIVALENCE OF HIDDEN MARKOV MODELS FOR ASRS RADIO SIGNALS

Tretiakov I.A.

Approaches to optimizing the estimation of parameters of hidden Markov models used in automated systems of scientific research of radio signals according to the criterion of maximum likelihood, maximum mutual information, minimum separating information are considered. Symmetric and non-symmetric equivalence criteria between several models are given. Recommendations on their selection and application are given.

Keywords: hidden Markov model, ASRS, radio signal, optimality criteria, probability density function, equivalence criteria.

Третьяков Игорь Александрович

кандидат технических наук, заместитель декана по научной работе, доцент кафедры радиофизики и инфокоммуникационных технологий ФГБОУ ВО «Донецкий государственный университет», Российская Федерация, ДНР, г. Донецк.
E-mail: i.tretiakov@mail.ru

Tretiakov Igor Aleksandrovich

Candidate of Technical Sciences, Deputy Dean for Research, Associate Professor at Department of Radiophysics and Infocommunication Technologies of Donetsk State University, Russian Federation, DPR, Donetsk.

УДК 004.855.5

ПРИМЕНЕНИЕ ГЛУБОКОГО МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ В ПРОЦЕССЕ ОБУЧЕНИЯ БИОЛОГИИ

© 2023 *Дуванов Д.Ю., Нестругина Е.С.*

Настоящая статья раскрывает актуальность и важность использования игровых приложений на основе глубокого машинного обучения на уроках биологии. Использование современных средств и методов передачи материала ученикам способствует более эффективному изучению различных биологических, экологических концепций, визуализации процессов, происходящих в определенной экосистеме. Эта статья подчеркивает важную роль глубокого машинного обучения в создании более доступного, интересного и увлекательного обучения биологии, способствующего развитию экологической осведомленности и подготовке будущих биологов и исследователей.

Ключевые слова: глубокое машинное обучение, нейросети, искусственный интеллект, образовательный процесс, биология.

Введение. Интеграция глубокого машинного обучения в образовательные процессы вносит существенный вклад, в частности, в уроки биологии. Данная работа исследует актуальность, а также важность внедрения и использования игровых приложений на основе глубокого машинного обучения для обогащения образовательного опыта на уроках биологии. Внедрение глубокого машинного обучения в образовательные процессы позволяет открыть двери к различным экспериментам и созданию учебных интерактивных сред. Также использование современных средств и методов передачи материала учащимся позволяет визуализировать процессы, происходящие в определенной экосистеме, способствует более эффективному изучению различных биологических, экологических концепций. Внедрение глубокого машинного обучения в образовательные процессы занимает особое место в создании более доступного, интересного и увлекательного обучения биологии, способствует развитию экологической осведомленности и подготовке будущих биологов и исследователей [1, 2].

Современная биология становится наукой «больших данных», полученных в экспериментах, для анализа которых используются методы машинного обучения, позволяющие как проверять гипотезы, так и формулировать их. Важно отметить, что данные разнородны, часть из них может быть некорректной или неполной, а также они могут повторяться. При этом такие массивы данных необходимо эффективно и быстро обрабатывать. Под обработкой понимается получение новой информации, новых знаний. Большим преимуществом машинного обучения является возможность генерировать и проверять множество гипотез на основе больших наборов экспериментальных данных. Для решения биологических задач, применяются алгоритмы, взятые из других сфер науки о больших данных. Исходя из того, что эта область развивается очень интенсивно, можно утверждать, что в ближайшее время в биологии будет активно расширяться применение методов машинного обучения [2].

Как один из вариантов применения глубокого машинного обучения можно назвать использование машинного обучения в игровых приложениях.

В данной работе речь пойдет о создании игрового приложения моделирования экосистемы с помощью глубокого машинного обучения для использования его на уроках биологии.

Постановка задачи. Целью работы является разработка игрового приложения с применением глубокого машинного обучения для симуляции экосистемы и применения его в процессе обучения биологии.

Для достижения данной цели решались следующие задачи:

1. Провести анализ предметной области с целью определения преимуществ и недостатков, а также для использования при разработке игрового приложения.
2. Разработать новые механизмы для объекта исследований.
3. Изучить средства разработки нейросетей.
4. Спроектировать пользовательский интерфейс UI (User Interface).
5. Протестировать предложенное приложение.

Основной раздел. В современном мире все чаще стали применяться такие понятия, как искусственный интеллект и глубокое машинное обучение. Искусственный интеллект – это широкая область, изучающая создание компьютерных систем, способных выполнять творческие задачи, заменяющие интеллектуальную деятельность человека, такие как распознавание образов, понимание естественного языка, принятие решений и так далее. Глубокое машинное обучение – это подраздел машинного обучения, основанный на использовании нейронных сетей со множеством слоев для обучения и выполнения задач, таких как генерация, классификация и других.

Идея искусственного интеллекта зародилась в начале двадцатого века, когда математики Алонсо Черч и Алан Тьюринг сформулировали теорию и разработали математические вычисления, ставшие фундаментом для будущих исследований в области искусственного интеллекта. В статье «Computing machinery and intelligence» (1950) Тьюринг задумался над вопросом, может ли машина мыслить, придумал тест Тьюринга и описал основные принципы данного теста [1].

Огромный вклад в развитие машинного обучения внесло создание компьютеров и цифровых машин для проведения вычислений и решения логических задач.

Начало исследованиям в области искусственных нейронных сетей положила разработанная в сороковых годах двадцатого века Уорреном Мак-Каллоком и Уолтером Питтсом модель искусственного нейрона [1].

Термин «Искусственный интеллект» был использован на первой конференции по искусственному интеллекту в Дартмутском колледже в 1956 году.

Во второй половине двадцатого века появились экспертные системы, которые нашли широкое применение в разных областях для решения сложных задач.

В последние десятилетия, благодаря росту вычислительной мощности и большим объемам данных, глубокое машинное обучение, основанное на искусственных нейронных сетях, получило огромное развитие и стало ключевой областью в исследованиях искусственного интеллекта [2].

Сегодня машинное обучение внедряется в самые различные сферы жизни человека – от медицинских диагностических систем до образовательного процесса, предоставляя новые возможности.

Средства и методы глубокого машинного обучения позволяют улучшить и изменить традиционные методы обучения. В современных условиях глубокое машинное обучение может создать персонализированные образовательные программы, проанализировать успеваемость учеников и сгенерировать план по её улучшению.

Биология – наука, изучающая все формы живых организмов, их функции, строение, происхождение, развитие, взаимодействие с окружающей их средой. Первоначально в биологии изучалось все живое вокруг, что можно было увидеть невооруженным глазом: животные, птицы, насекомые, растения. Постепенно у людей

появлялись новые знания. Благодаря таким ученым, как Кох, Пастер, Виноградский, изучение биологии перешло на клеточный уровень. Началось изучение микроорганизмов, источников болезней, особенностей клеток живого организма. Открытие Уотсоном и Криком Франклином структуры ДНК дало скачок от клеточного уровня к молекулярному [2].

В настоящее время усовершенствовались инструменты и методы исследования, усложнилось оборудование. Исследователь во многих случаях не может провести анализ самостоятельно, без помощи техники. Кроме того, для проведения качественного эксперимента очень часто необходимо обладать компетенциями в нескольких областях [2].

В современной биологии исследованию подлежит большое количество данных. Методы анализа и направления исследований постоянно меняются. Применение различных методов машинного обучения может стать хорошим инструментом для решения задач, связанных с анализом большого количества данных.

Машинное обучение и нейросети, в биологии применяются довольно широко: для глубокого анализа изображений и физиологических закономерностей, исследования геномов, изучения структуры органических молекул клеток и многого другого [2].

Одним из примеров применения машинного обучения и нейросетей в приложениях, является мобильное приложение *Flora incognita*, построенное на нейросети и позволяющее с высокой точностью идентифицировать вид растения по фотографии. Кроме того, в приложении имеется дополнительная информация по каждому из идентифицированных видов, что помогает ботаникам быстро идентифицировать вид растения [3].

Приложение *AlphaFold2* позволяет предсказывать трёхмерную структуру белка, что важно для объяснения и понимания функционала белка, способов взаимодействия и многого другого [4].

С помощью машинного обучения можно определить, в каких конкретных случаях в последовательностях нуклеотидов ДНК белок объединяется, а в каких не происходит объединения [5].

Все большее применение получают приложения, применяемые на уроках биологии, которые позволяют не только получать информацию в интерактивном режиме, но и помогают учителям значительно оживить учебный процесс.

Приложение *3D Motion Human Anatomy*, разработанное японской компанией *teamLabBody*, позволяющее ознакомиться с трехмерной моделью человеческого тела, является одним из лучших инструментов для изучения анатомии в интерактивном режиме, как для школьников, так и для студентов-медиков. Особенность этого анатомического атласа состоит в том, что каждое движение мускулов модели изображено максимально достоверно. Плюс ко всему, есть возможность запускать 3D-модель и изучать реалистичную работу скелета и мышц, одновременно рассматривая остальные системы человеческого тела [6].

Оригинальный цифровой распознаватель деревьев *Leafsnap* распознает растение по сфотографированному листику. Приложение запускает специальный алгоритм сравнения формы листочка с базой данных в его памяти, и вместе с определением названия растения, выдает информацию о месте произрастания, особенностях цветения и т.д. Информация, занесенная в базу, помогает ученым в исследованиях новых видов растений [6].

Приложение BioMio предназначено для знакомства с окружающим миром. Дети в простой, красочной форме узнают о существовании простых экологических групп, таких как животные и растения, как эти группы взаимосвязаны. При выборе одного из ландшафтов (лес и пруд, море и подводный мир, река), происходит изучение выбранной экосистемы [6].

С удивительным миром клеточной биологии знакомит приложение «айМолекула: Биология ДНК». В приложении представлены три раздела биологии: «РНК», «ДНК» и «Белки», позволяющие узнать о структуре и функциях молекул ДНК и РНК, мутациях и транскрипциях при помощи интерактивных моделей и наглядных 3D-анимаций, красочных иллюстраций и занимательных фактов [6].

В приложении My Incredible Body можно исследовать по 3D-моделям различных органов и систем наш организм, посмотреть, как мозг получает и отправляет сигналы, куда поступает пища и т.д. Приложение позволяет увеличивать изображения скелета, мышц, внутренних органов, нервов и кровеносных сосудов, изучать место их расположения и принципы работы, узнать, как кости черепа крепятся друг к другу, какие мышцы работают больше остальных в организме, откуда взялось название радужной оболочки. В программе My Incredible Body есть короткие видеоролики, в которых запечатлены процесс дыхания, совместная работа мышц, функционирование слухового аппарата и прочее [6].

Популярный психолог А.Г. Шмелев подчеркивал, что игры могут выполнять функцию психологической разгрузки, исполнять роль своеобразного психологического тренинга [7].

Компьютерная игра создает для ученика при помощи виртуальной реальности новый мир возможностей. Виртуальность компьютерных игр позволяет заменить традиционную форму представления знаний в виде учебников и лекций, на прямое динамичное действие. Ученик в ходе игры превращается в создателя, влияющего на ход обучения. Также игра способствует творческому мышлению, расширению объема новых знаний. Она способна в необычной форме спроектированные в ходе игры ситуации, которые могут произойти в реальном мире с человеком, способны сформировать у ученика навыки и умения, которые могут ему пригодиться в реальности в случае возникновения похожих ситуаций из игры [8, 9].

Существуют игры – симуляторы, позволяющие спроектировать всевозможные виды деятельности, и обладают особыми педагогическими возможностями: авиасимуляторы, автосимуляторы, медицинские и спортивные симуляторы и другие. Симуляторы, создавая приближенную к реальности модель, моделируют важные для реального мира законы [9].

Использование компьютерных игр в образовательном процессе позволяет:

- повысить положительную мотивацию обучения;
- расширить объем используемой информации;
- использовать новые визуально-наглядные формы представления информации;
- расширить набор применяемых учебных задач;
- активно включать учащихся в учебный процесс;
- обеспечить условия для развития творческого мышления учащихся, интеллектуальной активности [10].

Применение методов и средств глубокого машинного обучения на уроках биологии, благодаря возможности смоделировать и визуализировать сложные биологические процессы, позволяет повысить усвояемость и закрепление материала учениками [10].

Проведенный анализ предметной области показал, что разработка игрового приложения, использующего машинное обучение в процессе обучения, является актуальной задачей, так как игровые приложения делают процесс изучения более увлекательным и доступным и способствуют интерактивному обучению; позволяют визуализировать сложные биологические процессы, такие как взаимодействие организмов в экосистемах; позволяют проводить собственные эксперименты и исследовать виртуальные экосистемы, что способствует развитию научных навыков. Такие игровые приложения дают возможность подготовить будущих биологов, экологов и научных исследователей [4, 10].

Машинное обучение и нейросети в настоящее время пользуются большой популярностью и позволяют решить большое количество задач, таких как автоматизированный анализ данных, позволяющий выявлять закономерности в больших объемах данных, что помогает в принятии бизнес-решений, постановке медицинских диагнозов, образовательной сфере и других областях [4, 10].

Все вышесказанное свидетельствует об актуальности темы, и разрабатываемого игрового приложения, использующего глубокое машинное обучение.

Создание приложения включает один из важных этапов разработки приложения – проектирование пользовательского интерфейса (UI). Хороший пользовательский интерфейс может сделать игру более привлекательной и удобной для игроков. Для данного игрового приложения разработан прототип (шаблон) пользовательского интерфейса, отображающий, где располагаются элементы взаимодействия с игровым приложением. Прототип пользовательского интерфейса показан на рисунке 1.

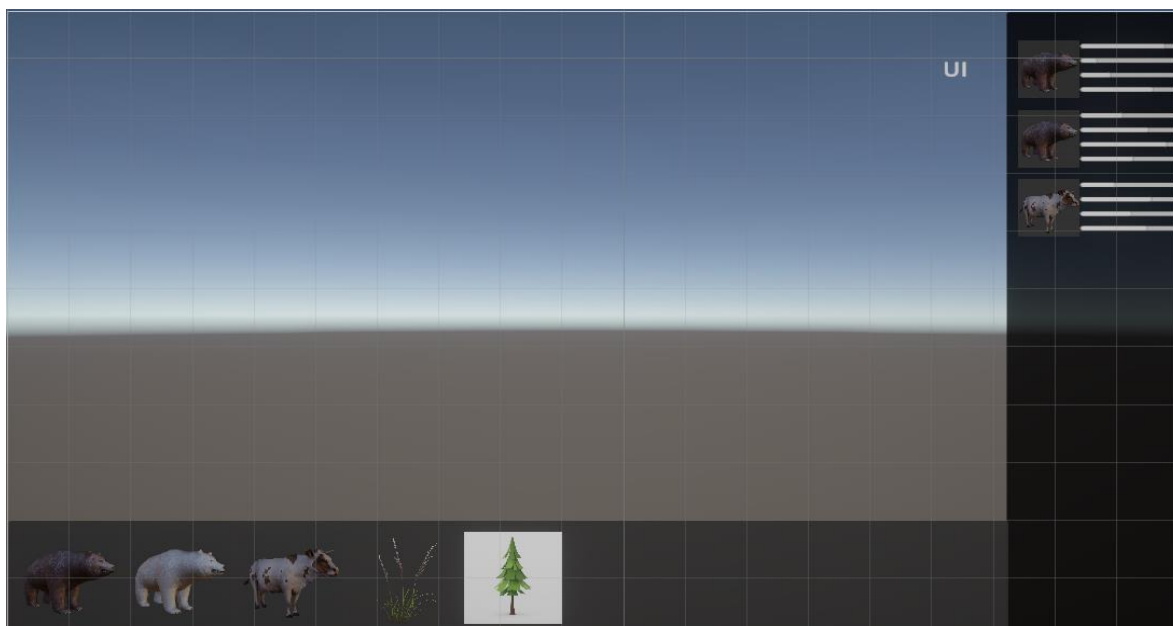


Рис. 1. Прототип пользовательского интерфейса игрового приложения

В правой части располагается список с размещенными на игровом поле животными, а также их показатели, отображающие текущее здоровье, сытость, гидратацию, энергию. В нижней части присутствует список с доступными для размещения объектами флоры и фауны.

Для первоначальной установки показателей для животных разработаны объекты. Пример показан на рисунке 2.

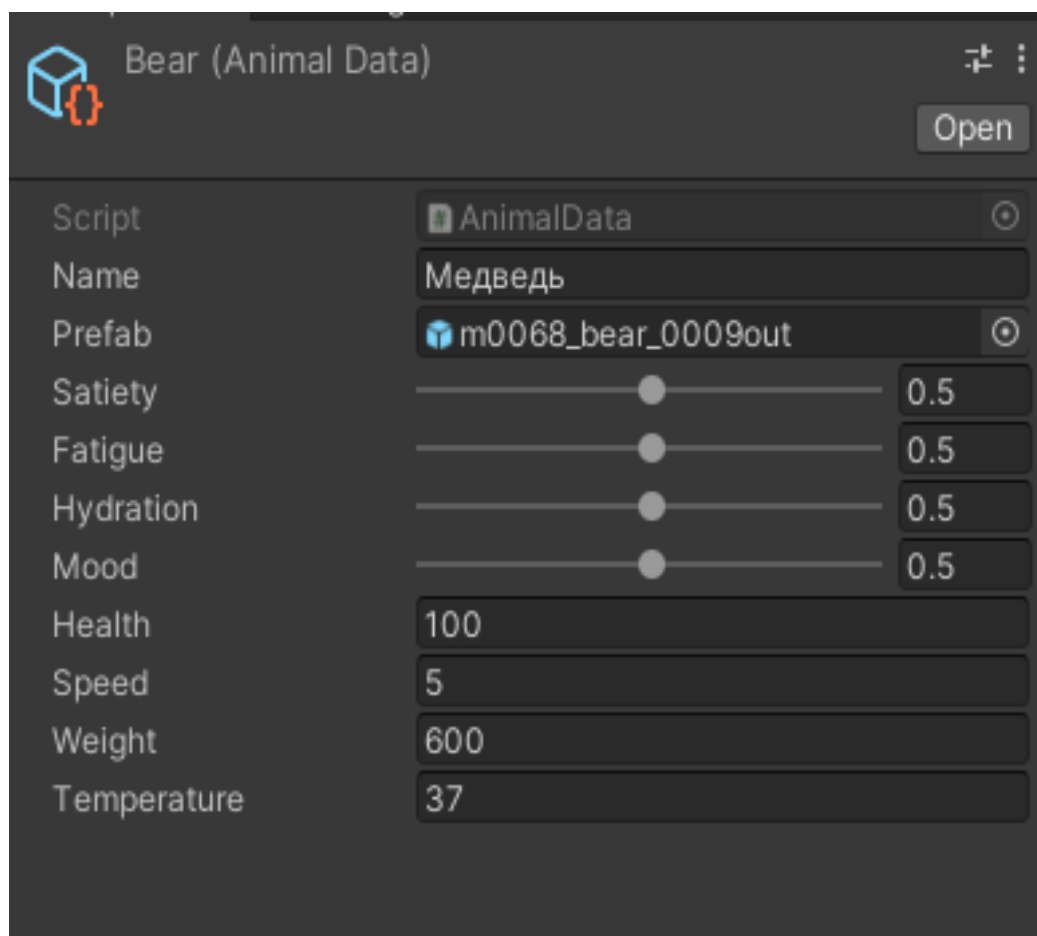


Рис. 2. Объект для первоначальной установки показателей для животных

С помощью данного приложения можно смоделировать экосистему и посмотреть, как представители флоры и фауны взаимодействуют друг с другом. На рисунке 3 показан пример смоделированной экосистемы в игровом приложении.



Рис. 3. Смоделированная экосистема в игровом приложении

В данном игровом приложении управление животными берет на себя нейросеть. Нейросеть будет в зависимости от показателей животных отправлять их на поиск пищи, на водопой, восстановление энергии, размножаться, сон.

Следовательно, внедряя в учебный процесс по биологии игровые технологии, можно значительно повысить качество образования, благодаря активизации познавательной деятельности, а также развить личностные качества современных школьников.

Выводы. Применение в учебном процессе игровых технологий с применением машинного обучения делает процесс обучения более интересным и познавательным, создает у детей жизнерадостное рабочее настроение, способствует улучшению качества усвоения учебного материала, активизации мыслительной деятельности.

Игровое приложение с глубоким машинным обучением позволяет создавать и настраивать свою интерактивную экосистему, тем самым открывая площадку для возможности проводить различные эксперименты и исследования. Интерактивное приложение позволяет сделать обучение учеников более увлекательным и эффективным, а также помочь развить понимание биологических концепций и подготавливает учеников к решению актуальных биологических проблем в современном мире. Таким образом, игровое приложение, использующее глубокое машинное обучение, является эффективным инструментом, который можно активно применять на уроках биологии.

Таким образом, развитие игровых приложений, использующих машинное обучение для использования на уроках биологии, представляет собой важный шаг к созданию более эффективных и привлекательных образовательных опытов и экспериментов.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Дубовская, Н. П. Зарождение и золотой век искусственного интеллекта / Н. П. Дубовская // Молодой ученый. – 2017. – № 49 (183). – С. 20-22.
2. Использование нейросетей в современной биологии [Электронный ресурс] / Хабр : [Сайт]. – URL: <https://habr.com/ru/articles/700234/> (дата обращения: 06.09.2023).
3. Геномика [Электронный ресурс] / Википедия : [Сайт]. – URL: <https://ru.wikipedia.org/wiki/Геномика> (дата обращения 07.09.2023).
4. Методы машинного обучения в биологии / А. К. Таскина, А. А. Муравьева, А. С. Ельсуква, В. С. Фишман // Природа. – 2020. – № 9. – С. 3–17.
5. Арыстанова, С. А. Роль игры в развитии познавательной деятельности учащихся на уроках биологии / С. А. Арыстанова, К. К. Хамитова, А. С. Аятов // Современный учитель дисциплин естественно-научного цикла: сборник материалов Международной научно-практической конференции (15-16 февраля 2019 г.) / отв. ред. Т.С. Мамонтова. – Ишим: Изд-во ИПИ им. П.П. Ершова (филиала) ТюмГУ, 2019. – С. 202-207.
6. Введение в глубокое обучение: пошаговое руководство [Электронный ресурс] / Pythonist : [Сайт]. – URL: <https://pythonist.ru/vvedenie-v-glubokoe-obuchenie-po-shagam/> (дата обращения: 08.09.2023).
7. Днепров, С. А. Педагогические возможности виртуального пространства компьютерной игры / С. А. Днепров, А. Л. Каткова // Педагогическое образование в России. – 2009. – № 3. – С. 16-24.
8. Сергеева, Е. И. Компьютерные игры в обучении / Е. И. Сергеева // Вестник науки и творчества. – 2021. – № 4. – С. 17-22.
9. Демина, В. С. Игровые технологии в процессе обучения биологии как средство формирования учебной мотивации школьников / В. С. Демина // Научно-образовательный журнал для студентов и преподавателей «StudNet». – 2021. – №9. – С. 23-35.
10. Обухова, Л. Ф. Возможности использования компьютерных игр для развития перцептивных действий / Л. Ф. Обухова, С. Б. Ткаченко // Психологическая наука и образование. – 2018. – № 3. – С. 49-61.

Поступила в редакцию 16.10.2023 г., рекомендована к печати 02.11.2023 г.

APPLICATION OF DEEP MACHINE LEARNING IN THE PROCESS OF TEACHING BIOLOGY

Duvanov D.IU., Nestrugina E.S.

This article reveals the relevance and importance of using gaming applications based on deep machine learning in biology lessons. The use of modern means and methods of transferring material to students contributes to a more effective study of various biological, environmental concepts, and visualization of processes occurring in a particular ecosystem. This article highlights the important role of deep machine learning in making biology education more accessible, interesting, and engaging, promoting environmental awareness and training future biologists and researchers.

Keywords: deep machine learning, neural networks, artificial intelligence, educational process, biology.

Дуванов Дмитрий Юрьевич

магистрант кафедры компьютерных технологий
ФГБОУ ВО «Донецкий государственный
университет»,
Российская Федерация, ДНР, г. Донецк.
E-mail: dima.dyvanov@mail.ru

Duvanov Dmitrii IUrevich

Master student at Department of Computer
Technologies of Donetsk State University,
Russian Federation, DPR, Donetsk.

Нестругина Елена Сергеевна

кандидат технических наук, доцент, доцент
кафедры компьютерных технологий
ФГБОУ ВО «Донецкий государственный
университет»,
Российская Федерация, ДНР, г. Донецк.
E-mail: e.nestrugina@donnu.ru

Nestrugina Elena Sergeevna

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor,
Associate Professor at Department of Computer
Technologies of Donetsk State University,
Russian Federation, DPR, Donetsk.

УДК 519.713.4

АЛГЕБРАИЧЕСКИЕ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ В «БЭРОВСКИХ» ПРОСТРАНСТВАХ© 2023 *Максименко И.И.*

В данной работе введены и исследованы понятия представления, фрагмента и кофрагмента для широкого круга алгебраических систем как автоматной, так и не автоматной природы. В терминах «бэровского» метрического пространства сформулирован критерий финтности таких представлений. Данный критерий определяет на наличие тонкой связи между процессом идентификации с эталоном и свойствами предельных точек «бэровского» метрического пространства.

Ключевые слова: представление, фрагмент, кофрагмент, автомат, неструктурированное множество, специальная алгебраическая система, алгебра Клини.

Введение. Одной из главных задач теории дискретных систем является проблема идентификации объекта (автомата, взвешенного графа, языка) из заданного класса объектов на основе проведения с ним различных экспериментов.

Для конечных автоматов получен ряд окончательных результатов по теории экспериментов с автоматами [1-4]. Один из авторов монографии [3] Грунский И.С. впервые рассмотрел идентификаторы состояний как некоторые вход-выходные последовательности автоматов, по реакции на которые можно идентифицировать внутренние состояния автомата. Для их изучения было введено понятие фрагмента как специального графа, для которого существует гомоморфизм в исследуемый автомат, и противоположное понятие кофрагмента как запрещенного фрагмента автомата. Введено центральное понятие идентификатора автомата, то есть такого фрагмента, который однозначно определяет значения этих компонент.

На основании понятий фрагмента и кофрагмента введено понятие представление автомата-эталона относительно априорного класса автоматов как пары «фрагмент-кофрагмент» автомата-эталона [3], которая может быть парой «фрагмент-кофрагмент» другого автомата из априорного класса точно тогда, когда он подобен эталону. В работах [2, 3] детально исследованы условия существования представлений и найдены точные условия, когда фрагмент является представлением.

В работах [3-6] впервые был введен и изучен подход к исследованию экспериментов в классах автоматов Мили на основе их представления окрестностями в специальных конструктивных «бэровских» пространствах автоматов. Позднее, данный подход был распространен на произвольные неструктурированные множества дескрипторов [9], специализированные алгебраические структуры [10], алгебры Клини общего вида [12], что позволило найти ряд общих закономерностей структуры представлений, включая и представления классов автоматов Мили. В работе [11] автором и Курганским А.Н. данные результаты обобщены на коалгебры, которые представляют собой категориальный аналог динамических систем, и адаптированы к исследованию конечных автоматов без выхода на основе определяющих соотношений.

Целью настоящей статьи является обзор полученных результатов на алгебраических системах как автоматной, так и не автоматной, природы, который позволяет выявить некоторые общие закономерности представлений и подчеркнуть глубокую связь между достаточно общим понятием идентификации класса с эталоном и метрическими и топологическими свойствами специальный «бэровских» пространств.

Статья состоит из введения, пяти разделов и выводов. В первом разделе введены необходимые понятия. Во втором разделе исследованы свойства контрольных экспериментов с автоматами Мили. В третьем разделе изучены свойства представлений неструктурированных множеств. В четвертом разделе введены и исследованы представления алгебраических систем специального вида. В пятом разделе проанализированы свойства представлений алгебр Клини общего вида. Во всех разделах доказан критерий существования финитных представлений в терминах «бэровских» метрик, который имеет общий вид для рассмотренных систем.

Основные понятия и определения. Приведем основные понятия и обозначения из теории множеств, теории графов, теории автоматов и теории замкнутых полуколец [1-3].

Автоматом Мили назовем систему вида $A = (S, X, Y, \delta, \lambda)$, где S, X, Y – алфавиты состояний, входов и выходов соответственно, $\delta \subseteq S \times X \times S$ – функция переходов, а $\lambda \subseteq S \times X \times Y$ – функция выходов [3].

Алгоритм-экспериментатор называется контрольным алгоритмом относительно априорно заданного класса автоматов $F \subseteq A(U)$ и автомата-эталона $A \in A(U)$, где $A(U)$ – класс всех автоматов над вход-выходным алфавитом U , если в результате эксперимента с «черным ящиком» из класса этот алгоритм определяет, изморифен ли «черный ящик» эталону или нет. Далее, будем называть контрольным экспериментом относительно класса $F \subseteq A(U)$ и автомата-эталона $A \in A(U)$ такое множество вход-выходных слов $W \subseteq L_A$, что если выполнено включение $W \subseteq L_B$ для некоторого $B \in F$, то $A = B$.

Обозначим L_A^k для автомата A множество всех вход-выходных слов длины, не превышающей k .

В дальнейшем на классе автоматов $A(U)$ введем метрику. Под метрикой над любым пространством объектов Z понимается функция $\rho: Z \times Z \rightarrow R^+$ со следующим набором аксиом:

1. $\rho(A, B) = 0$ точно тогда, когда $A = B$;
2. $\rho(A, B) = \rho(B, A)$ для любых A и B ;
3. $\rho(A, C) \leq \rho(A, B) + \rho(B, C)$ для произвольных A, B и C .

Пара $(A(U), \rho)$ называется метрическим пространством. Метрику ρ назовем вычислимой, если существует алгоритм вычисления расстояния между произвольными точками метрического пространства $(A(U), \rho)$.

Для исследования свойств контрольных экспериментов на классе $A(U)$ введем специальную «бэровскую» метрику β [4], полагая, что $\beta(A, B) = 0$, если $A = B$ и $\beta(A, B) = \frac{1}{k}$, где $L_A^k \neq L_B^k$ и $L_A^{k-1} = L_B^{k-1}$. В работе [4] доказано, что данная метрика является вычислимой.

Окрестностью с центром $A \in (A(U), \beta)$ и радиусом $r \in R^+$ называется следующее множество автоматов $O_r(A) = \{B \mid \beta(A, B) < r\}$. Автомат $A \in (A(U), \beta)$ является предельным автоматом класса $F \subseteq A(U)$, если для произвольного $r > 0$ класс автоматов $O_r(A) \cap (F - \{A\})$ не пуст.

Далее рассмотрим систему неструктурированных объектов вида $\langle O, A, \rho \rangle$, где O – произвольное множество описателей, A – множество объектов, а $\rho \subseteq A \times O$ априорно заданное отношение дескрипции [9]. Каждому объекту $a \in A$ поставим в соответствие описатель вида $O_a = \rho(a)$. Зададим функцию сложности описателя $n: O \rightarrow N^+$, при этом для множества описателей $U \subseteq O$ функция сложности задается как $n(U) = \sup\{n(o) \mid o \in U\}$ и $n(a) = n(O_a)$. Множество назовем финитным, если его сложность конечна, и инфинитным в противном случае. Заметим, что финитное множество не всегда является конечным.

Введем на множестве объектов A отношение предпорядка, а именно полагаем $u \leq w$ тогда и только тогда, когда $O_u \subseteq O_w$. Данное отношение предпорядка порождает отношение эквивалентности $u \cong w$ точно тогда, когда $O_u = O_w$. Класс эквивалентности определяется как $\cong u = \{w \mid w \cong u\}$.

Определим множества фрагментов $Fr(a)$ и кофрагментов $CoFr(a)$ объекта $a \in A$ как элементы подмножеств 2^{O_a} и $2^{\bar{O}_a}$ соответственно.

На множестве объектов A зададим «бэровскую» метрику β , полагая $\beta(a, b) = 0$, если $a \cong b$ и $\beta(a, b) = \frac{1}{k}$, если $k = \inf\{n(o) \mid o \in O_a \oplus O_b\}$. Для произвольного объекта $a \in A$ и класса объектов $F \subseteq A$ расстояние $\beta(a, F)$ определяется соотношением $\beta(a, F) = \inf\{\beta(a, o) \mid o \in F\}$.

Для произвольного класса $F \subseteq A$ предельное множество $\lim F \subseteq A$ имеет вид $\lim F = \{o \in A \mid \beta(o, F - \{o\}) = 0\}$.

Пару объектов $(P, Q) \in Fr(a_0) \times CoFr(a_0)$ назовем представлением для произвольных $a_0 \in A$ и $F \subseteq A$, если для любого $o \in A$ из включения $(P, Q) \in Fr(o) \times CoFr(o)$ следует $a_0 \cong o$. Представление (P, Q) считаем финитным, если финитны P и Q .

Введем частично-упорядоченное множество со сложностью (ЧУМС) $\langle A, \leq, n \rangle$, где A – счетное множество объектов, $\leq$ – предпорядок, $n: A \rightarrow N^+ \cup \infty$ – невозрастающая функция сложности [10].

Произвольный объект ЧУМС o индуцирует множества фрагментов $Fr(o) = \{b \in A \mid b \leq o\}$, кофрагментов $CoFr(o) = \{b \in A \mid o \leq b\}$ и контрфрагментов $CtFr(o) = \{b \in A \mid \neg(b \leq o), \neg(o \leq b)\}$.

Объект o является разделяющим для объектов a и b ($o \in S(a, b)$), если выполнено ровно одно из условий $o \leq a, \neg(o \leq b)$ или $o \leq b, \neg(o \leq a)$. ЧУМС назовем финитно разделимым, если для различных объектов существует разделяющий их финитный объект.

На множестве объектов ЧУМС A зададим «бэровскую» метрику β [10], полагая $\beta(a, b) = 0$, если $a = b$ и $\beta(a, b) = \frac{1}{k}$, если $k = \inf\{n(o) \mid o \in S(a, b)\}$. Обозначим $\lim F \subseteq A$ предельное множество для $F \subseteq A$, для которого $\lim F = \{o \in A \mid \beta(o, F - \{o\}) = 0\}$. Кортеж объектов $(P; Q_1, \dots, Q_r) \in Fr(a_0) \times CoFr^r(a_0)$ назовем представлением ранга r для

произвольных $a_0 \in A$ и $F \subseteq A$, если для любого $o \in A$ из включения $(P; Q_1, \dots, Q_r) \in Fr(o) \times CoFr'(o)$ следует $a_0 \cong o$.

Введем также алгебраические системы вида $\langle A, \leq, \nabla, \Delta, n \rangle$ [10], где ∇, Δ – идемпотентные, коммутативные и ассоциативные операции, для которых выполнены следующие свойства:

1. Для любых объектов a, b имеет место соотношения $a \leq a \nabla b$ и $a \Delta b \leq a$;
2. Для любых объектов a_1, a_2, b из $a_1 \in Fr(b)$ и $a_2 \in Fr(b)$ вытекает $a_1 \nabla a_2 \in Fr(b)$;
3. Для любых объектов a_1, a_2, b из включений $a_1 \in CoFr(b)$ и $a_2 \in CoFr(b)$ следует $a_1 \Delta a_2 \in Fr(b)$;
4. В системе существуют такие объекты $0, 1$, что для любого a выполнено $0 \nabla a = a$ и $1 \Delta a = a$;
5. Для объектов a, b полагаем, что выполнены свойства сложности $n(a_1 \nabla a_2) = \max(n(a_1), n(a_2))$ и $n(a_1 \Delta a_2) = \min(n(a_1), n(a_2))$.

Назовем алгебраическую систему $\langle A, \leq, \nabla, \Delta, n \rangle$ локально-замкнутой, если для любого объекта a множества $Fr(a)$ и $CoFr(a)$ счетно-замкнуты относительно применения операций ∇ и Δ соответственно.

Введем для удобства записи операцию над кортежами таким образом – $(P; Q_1, \dots, Q_r)^\circ (P'; Q'_1, \dots, Q'_r) = (P \nabla P'; Q_1 \Delta Q'_1, \dots, Q_r \Delta Q'_r)$.

Рассмотрим полукольцо вида $(A, +, \circ)$, где A – счетное множество объектов, $(A, +)$ – коммутативный моноид, $(A, \circ)$ – полугруппа со свойством дистрибутивности относительно операций $+$, $\circ$ и поглощения нулем относительно операции $\circ$ [12].

Определим для произвольного элемента полукольца a итерацию a^* как сумму $\sum_{i=1}^{\infty} a^i$. Алгеброй Клини регулярных выражений назовем идемпотентное полукольцо $\mathbb{R} = (A, +, \circ, *)$, а регулярным выражением – любое конечное выражение в этой алгебре Клини.

Каждому регулярному выражению $R \in \mathbb{R}$ поставим в соответствие регулярный язык $L(R)$ по аналогии с регулярными языками автоматов [1, 3].

По аналогии с алгеброй Клини для автоматов регулярному выражению $R + Q$ соответствует язык $L(R) \cup L(Q)$, а регулярному выражению $R \cap Q$ – соответственно язык $L(R) \cap L(Q)$. Далее регулярные выражения из $\mathbb{R}$ будем называть объектами.

Регулярные выражения R и Q считаем эквивалентными ($R \cong Q$), если выполнено равенство $L(R) \equiv L(Q)$.

Также введем на $\mathbb{R}$ частичный порядок, полагая $R \leq Q$ точно тогда, когда $L(R) \subseteq L(Q)$.

Каждому объекту $A \in \mathbb{R}$ поставим в соответствие множества фрагментов $Fr(A) = \{B \in \mathbb{R} \mid B \leq A\}$, кофрагментов $CoFr(A) = \{B \in \mathbb{R} \mid B \not\prec A\}$ и точных кофрагментов $CtFr(A) = \{B \in \mathbb{R} \mid B \cap A = \emptyset\}$. Символом $\not\prec$ обозначаем не сравнимость элементов относительно порядка $\leq$.

Объект C назовем разделяющим для A и B ($C \in S(A, B)$), если выполнено точно одно из соотношений ($C \leq A, C \not\sim B$) или ($C \not\sim A, C \leq B$).

На множестве объектов зададим «расстояние» между объектами β аналогично «бэровской» метрике [12], полагая, что $\beta(A, B) = 0$, если $A \cong B$ и $\beta(A, B) = 1/r$, где $r = \inf\{n(C) \mid C \in S(A, B)\}$ в противном случае.

Введем также множество предельных объектов $LimF$ для класса объектов F следующим образом $LimF = \{B \in \mathbb{R} \mid \inf\{\beta(B, C) \mid C \in F, C \not\cong B\} = 0\}$.

Алгебру Клини назовем финитно разделяемой, если для любых не эквивалентных объектов существует их разделяющий финитный объект.

Пару объектов $(A, B) \in Fr(A_0) \times CoFr(A_0)$ назовем представлением для некоторых $A_0 \in \mathbb{R}, F \subseteq \mathbb{R}$, если для любого объекта $C \in F$ из включения пары объектов $(A, B) \in Fr(C) \times CoFr(C)$ вытекает $C \cong A_0$.

Пару объектов $(A, B) \in Fr(A_0) \times CtFr(A_0)$ будем считать точным представлением для некоторых $A_0 \in \mathbb{R}, F \subseteq \mathbb{R}$, если для любого $C \in F$ из включения $(A, B) \in Fr(C) \times CtFr(C)$ вытекает $C \cong A_0$.

Назовем алгебру Клини $\mathbb{R} = (A, +, \circ, *)$ локально замкнутой, если для всякого $A \in \mathbb{R}$ произвольные бесконечные последовательности объектов из $Fr(A)$ и $CoFr(A)$ сходятся.

Контрольные эксперименты с конечными автоматами. Для метрического пространства автоматов Мили $(A(U), \beta)$ справедлив метрический критерий существования контрольного эксперимента [4].

Теорема 1. *Множество вход-выходных слов L_A^k для некоторого натурального числа k является контрольным экспериментом относительно класса $F \subseteq A(U)$ и автомата-эталона $A \in A(U)$ тогда и только тогда, когда выполнено соотношение включения $O_{\frac{1}{k}}(A) \cap F \subseteq \{A\}$.*

Доказательство:

Пусть для некоторого натурального числа k множество слов L_A^k является контрольным экспериментом для $F \subseteq A(U)$ и автомата-эталона $A \in A(U)$. Из определения контрольного эксперимента [3] следует, что если выполнено включение множеств $W \subseteq L_B$ для некоторого $B \in F$, то $A = B$. Но в этом случае справедливо $O_{\frac{1}{k}}(A) \cap F = \{A\}$, если автомат-эталон $A \in F$ и $O_{\frac{1}{k}}(A) \cap F = \emptyset$ в противном случае.

Предположим обратное, что для некоторого натурального числа имеет место соотношение $O_{\frac{1}{k}}(A) \cap F \subseteq \{A\}$. Но тогда окрестность $O_{\frac{1}{k}}(A)$ содержит не более одного автомата из класса F , что эквивалентно тому факту, что L_A^k является искомым контрольным экспериментом. Теорема доказана.

Для конечного класса выполнено следствие 2:

Следствие 2. *Для конечного класса автоматов $F \subseteq A(U)$ и автомата-эталона $A \in A(U)$ всегда существует алгоритм построения контрольного эксперимента.*

Доказательство:

Пусть дан конечный класс автоматов $F \subseteq A(U)$ и автомат-эталон $A \in A(U)$. Тогда начнем последовательно сравнивать каждый автомат $B \in F$ с автоматом-эталоном. Если автомат B не изоморфен автомату A , тогда существует такое натуральное число k_B , что выполнено $O_{\frac{1}{k_B}}(A) \cap \{B\} = \emptyset$. Если же автомат $B \in F$ изоморфен автомату A , тогда $O_{\frac{1}{k_B}}(A) \cap \{B\} = \{A\}$. Так как класс $F \subseteq A(U)$ конечен, то для конечного числа $k = \max\{k_B \mid B \in F\}$ выполнено включение $O_{\frac{1}{k}}(A) \cap F = \{A\}$. Следствие доказано.

Для произвольных бесконечных классов в общем случае свойство конструктивности контрольных экспериментов не выполняется. Однако, найден ряд финитно-определенных потенциально бесконечных классов, для которых алгоритм построения контрольных экспериментов существует [4, 5].

Финитные представления неструктурированных объектов. Для неструктурированных систем вида $\langle O, A, \rho \rangle$ имеет место теорема 3:

Теорема 3. *Финитное представление для произвольных $a_0 \in A$ и $F \subseteq A$ существует точно тогда, когда выполнено соотношение $a_0 \notin \lim F$.*

Доказательство:

Пусть для объекта $a_0 \in A$ и класса $F \subseteq A$ существует финитное представление (o_1, o_2) , то есть существует такое натуральное число N_0 , что $n(o_1 \cup o_2) \leq N_0$. Выберем произвольный объект $b \in F$, не эквивалентный объекту-эталону. Если такого объекта нет, тогда по определению $\lim F = \emptyset$ и условие теоремы выполнено. В противном случае, существует такой объект o , для которого $o \in O_{a_0} \oplus O_b$ и сложность объекта o не превышает N_0 . Но тогда $\beta(a_0, b) \geq 1/N_0$. Значит, $a_0 \notin \lim F = \{o \in A \mid \beta(o, F - \cong o) = 0\}$.

Обратно, пусть выполнено соотношение $a_0 \notin \lim F$. Но в этом случае существует такое натуральное число N_0 , для которого выполнено $\beta(a_0, b) \geq 1/N_0$ для всех объектов $b \in F$, не эквивалентный объекту-эталону. Пусть $o_i \in O_{a_0} \oplus O_b$ все такие и сложность их не превосходит N_0 . Сгруппируем теперь эти элементы в множество $O_1 = \{o_i \mid o_i \in O_{a_0}\}$ и в множество $O_2 = \{o_i \mid o_i \in O_b\}$. Тогда пара $O = (O_1, O_2)$ есть искомое представление, сложность которого не превышает N_0 . Доказательство теоремы завершено.

Из теоремы вытекает следствие 4, которое расширяет область применимости для конечных классов:

Следствие 4. *Для финитного $a_0 \in A$ и конечного класса $F \subseteq A$ всегда существует финитное представление.*

Доказательство:

1. Для конечного класса $F \subseteq A$ множество предельных точек $\lim F = \emptyset$. Но тогда по теореме 3 существует финитное представление.

2. Пусть дано некоторое натуральное число N_0 , что выполняется $n(\{o_1\} \cup F) \leq N_0$. Тогда для любого $o_i \in O_{a_0} \oplus O_b$, где $b \in F$, не эквивалентный объекту-эталону. Сгруппируем теперь эти элементы в множество $O_1 = \{o_i \mid o_i \in O_{a_0}\}$ и в множество

$O_2 = \{o_i \mid o_i \in O_b\}$. Тогда пара $O = (O_1, O_2)$ есть искомое представление, сложность которого не превышает N_0 . Следствие доказано.

Данные результаты обобщают аналогичные критерии существования контрольных экспериментов для классов автоматов Мили с тем отличием, что для неструктурированных объектов рассматриваются финитные, но не обязательно конечные представления.

Финитные представления алгебраических систем. Покажем, что в алгебраических системах $\langle A, \leq, \nabla, \Delta, n \rangle$ выполнены результаты, подобные результатам [10].

Утверждение 5. *Если система $\langle A, \leq, \nabla, \Delta, n \rangle$ финитно разделима, то для всякого $a_0 \in A$ и конечного класса $F \subseteq A$ всегда существует конечное представление.*

Доказательство:

1. Пусть задан конечный класс $F = \{a_1, \dots, a_N\}$. Удалим из класса все объекты, эквивалентные объекту-эталону $a_0 \in A$. Если в результате получится пустое множество, то представлением будет пара $(a_0; 1)$. В противном случае, полагаем, что o_i объект, разделяющий объекты a_0 и a_i . Если $o_i \leq a_0$ тогда поместим его в множество C_1 , в противном случае в множество C_2 . После этого построим объект C' , применяя к элементам множества C_1 операцию ∇ и объект C'' , применяя к элементам множества C_2 операцию Δ . Если множество C_1 пусто, полагаем, что $C' = 0$, если же C_2 пусто, то $C'' = 1$. Нетрудно показать, что пара $(C'; C'')$ есть искомое конечное представление для $a_0 \in A$ и конечного класса $F \subseteq A$.

2. Вытекает из повторения доказательства пункта 1 и того факта, что множества C_1 и C_2 строятся как множества финитной сложности. Утверждение доказано.

Для локально-замкнутых алгебраических систем имеет место утверждение 6:

Утверждение 6. *Существует представление для всякого $a_0 \in A$ и произвольного класса $F \subseteq A$.*

Доказательство:

Пусть задан произвольный класс $F = \{a_1, \dots, a_N\}$. Удалим из данного класса все объекты, эквивалентные объекту-эталону $a_0 \in A$. Если в остатке получится пустое множество, то искомым представлением будет пара $(a_0; 1)$.

В противном случае, полагаем, что o_i - это объект, разделяющий объекты a_0 и a_i . Если $o_i \leq a_0$, тогда поместим его в множество C_1 , в противном случае в множество C_2 . После этого построим объект C' , применяя к элементам множества C_1 операцию ∇ и объект C'' , применяя к элементам множества C_2 операцию Δ . Такие операции можно применить к вышеуказанным множествам в силу локальной замкнутости нашей системы. Для пустого множества C_1 полагаем $C' = 0$, если же множество C_2 пусто, то полагаем $C'' = 1$. Нетрудно показать, что в этом случае пара $(C'; C'')$ есть искомое представление для $a_0 \in A$ и конечного класса $F \subseteq A$. Утверждение доказано.

Для финитно-разделимых и локально-замкнутых систем $\langle A, \leq, \nabla, \Delta, n \rangle$ справедлив следующий метрический критерий финитной представимости [10] имеет место теорема 7:

Теорема 7. *Финитное представление для любых $a_0 \in A$ и $F \subseteq A$ существует тогда и только тогда, когда выполнено соотношение $a_0 \notin \lim F$.*

Доказательство:

Если финитное представление существует для любых $a_0 \in A$ и $F \subseteq A$, тогда соотношение $a_0 \notin \lim F$ вытекает практически полным повторением рассуждений теоремы 3, примененным к $\langle A, \leq, \nabla, \Delta, n \rangle$.

Обратно, пусть теперь задано соотношение $a_0 \notin \lim F$. Тогда для любого не эквивалентного объекту-эталону $a_0 \in A$ объекту $b_k \in F$ и финитной разделимости системы $\langle A, \leq, \nabla, \Delta, n \rangle$ существует объект o_i , разделяющий $a_0 \in A$ и $b_k \in F$, причем для некоторого натурального числа N_0 выполнено неравенство $n(b_k) \leq N_0$. Если $o_i \leq a_0$, тогда поместим его в множество C_1 , в противном случае в множество C_2 .

Очевидно, что множества C_1 и C_2 не более, чем счетные. В силу локальной замкнутости системы построим объект C' , применяя к элементам множества C_1 операцию ∇ и объект C'' , применяя к элементам множества C_2 операцию Δ . Для пустого множества C_1 полагаем $C' = 0$, если же множество C_2 пусто, то $C'' = 1$. Легко видеть, что полученная пара $(C'; C'')$ есть искомое финитное представление для $a_0 \in A$ и класса $F \subseteq A$, причем сложность этого представления не превышает N_0 . Теорема доказана.

Финитные представления алгебр Клини на полукольцах. Для произвольных алгебр Клини $(\mathbb{R}, +, \circ, *)$ имеет место утверждение 8:

Утверждение 8. *Для финитно разделимой алгебры Клини $(\mathbb{R}, +, \circ, *)$ существует алгоритм построения финитного точного представления для всякого A_0 и конечного множества F .*

Доказательство:

1. Пусть дано конечное множество объектов $F = \{A_1, A_2, \dots, A_N\}$. Удалим из данного множества объекты, не эквивалентные A_0 . Если таких объектов нет, то представление $(A_0, 0)$ является искомым точным представлением. В противном случае, существует некоторый объект C_i , разделяющий объекты A_0 и A_i , где $i \leq N$. Если выполнено условие $C_i \leq A_0$, то обозначим объект C'_i , в противном случае - C''_i . При необходимости кофрагмент C''_i преобразуем в точный кофрагмент, выбрасывая из него пересечение объектов A_0 и C''_i . Результатом работы данного алгоритма будет два конечных множества $\{C'_i\}$ и $\{C''_i\}$. Сконструируем теперь объекты, суммируя объекты первого и второго множества $C' = \sum_i C'_i$ и $C'' = \sum_i C''_i$. Покажем, что пара (C', C'') будет искомым точным представлением для A_0 и F .

Нетрудно видеть, что $C' \leq A_0, C'' \triangleleft A_0$. Предположим, что существует такой не эквивалентный A_0 объект $B \in F$, что $C' \leq B$ и C'' - точный кофрагмент B . Пусть C'_s - разделяющий объект для объектов B, A_0 . Но тогда выполнено $C'_s \triangleleft A_0$, а значит $C' \triangleleft A_0$, что противоречит свойствам фрагмента C' . Если же C''_s - разделяющий объект для объектов B, A_0 , тогда $C''_s \leq A_0$, а значит, что C'' не может быть точным кофрагментом A_0 . Полученное противоречие доказывает, что пара (C', C'') будет искомым точным представлением для A_0 и F .

2. Доказательство осуществляется аналогичным образом, как и в пункте 1 с добавлением того факта, что в процессе выбора разделяющих объектов могут быть выбраны множества объектов $\{C'_i\}$ и $\{C''_i\}$ финитной сложности. Утверждение доказано.

Для локально замкнутых алгебраических систем вида $(\mathbb{R}, +, \circ, *)$ имеет место более сильное утверждение 9:

Утверждение 9. *Существует точное представление для всякого A_0 и произвольного множества F .*

Доказательство:

Пусть дано некоторое счетное множество объектов $F = \{A_i\}_i$. Оставим в данном множестве только объекты, не эквивалентные A_0 . Если таких объектов нет, то представление $(A_0, 0)$ является искомым точным представлением. В противном случае полагаем, что объект C_i разделяет объекты A_0 и A_i . Если выполнено условие $C_i \leq A_0$, то обозначим данный объект как C'_i , в противном случае - C''_i . При необходимости кофрагмент C''_i преобразуем в точный кофрагмент путем удаления пересечения объектов A_0 и C''_i . В результате получаем два счетных множества $\{C'_i\}$ и $\{C''_i\}$.

Определим следующие объекты $C' = \sup\{C'_i\}_i$ и $C'' = \sup\{C''_i\}_i$. Существование таких объектов следует из локальной замкнутости алгебры $(\mathbb{R}, +, \circ, *)$. Покажем, что полученная пара (C', C'') будет точным представлением для A_0 и F .

Нетрудно показать, что $C' \leq A_0, C'' \triangleleft A_0$. Предположим, что существует такой не эквивалентный A_0 объект $B \in F$, что $C' \leq B$ и C'' - точный кофрагмент B . Выберем некоторый C'_s , разделяющий объект для объектов B, A_0 . Но тогда выполнено $C'_s \triangleleft A_0$, а значит $C' \triangleleft A_0$, что противоречит свойствам фрагмента C' . Если же C''_s - разделяющий объект для объектов B, A_0 , тогда $C''_s \leq A_0$, и C'' не может быть точным кофрагментом A_0 . Полученное противоречие доказывает, что пара (C', C'') будет искомым точным представлением для A_0 и F . Утверждение доказано.

Представления из утверждения 9, не всегда финитны. Однако, справедлив следующий метрический критерий существования финитных представлений для разделимых и локально замкнутых алгебр Клини $(\mathbb{R}, +, \circ, *)$:

Теорема 10. *Финитное точное представление для всякого $A_0 \in \mathbb{R}$ и произвольного множества $F \subseteq \mathbb{R}$ существует тогда и только тогда, когда $A_0 \notin \text{Lim}F$.*

Доказательство:

Пусть для $A_0 \in \mathbb{R}$ и множества $F \subseteq \mathbb{R}$ существует некоторое финитное точное представление (A_1, B_1) , для которого сложность пары $n\{A_1, B_1\}$ не превосходит некоторого натурального числа N_0 . Выберем произвольный объект $B \in F$, не эквивалентный A_0 . Если такого объекта не существует, тогда по определению $\text{Lim}F = \emptyset$ и теорема доказана.

В противном случае, пара (A_1, B_1) разделяет A_0 и все объекты $B \in F$, не эквивалентные объекту A_0 . Очевидно, что в этом случае $\beta(A_0, B) \geq 1/N_0$. В силу произвольности выбора объекта $B \in F$ делаем вывод, что $A_0 \notin \text{Lim}F$.

Обратно, пусть выполнено соотношение $A_0 \notin \text{Lim}F$. Тогда для любого $B_k \in F$, не эквивалентного A_0 , существует объект C_i со сложностью $n(C_i) \leq N_0$, разделяющий B_k и A_0 . Если выполнено условие $C_i \leq A_0$, то обозначим объект C_i' , в противном случае - C_j'' . При необходимости кофрагмент C_i'' преобразуем в точный кофрагмент путем удаления пересечения объектов A_0 и C_j'' .

В результате получаем два не более чем счетных множества $\{C_i'\}$ и $\{C_j''\}$. Определим следующие объекты $C' = \sup\{C_i'\}_i$ и $C'' = \sup\{C_j''\}_j$. Существование таких супремумов следует из локальной замкнутости $(\mathbb{R}, +, \circ, *)$. Покажем, что полученная пара (C', C'') будет искомым финитным представлением для A_0 и F . Нетрудно видеть, что справедливы соотношения $C' \leq A_0, C'' \triangleleft A_0$. Предположим, что существует такой не эквивалентный A_0 объект $B \in F$, что $C' \leq B$ и C'' - точный кофрагмент B . Выберем некоторый C_s' , разделяющий объект для объектов B, A_0 . Но тогда выполнено $C_s' \triangleleft A_0$, а значит $C' \triangleleft A_0$, что противоречит свойствам фрагмента C' . Если же C_s'' - разделяющий объект для объектов B, A_0 , тогда $C_s'' \leq A_0$, и C'' не может быть точным кофрагментом A_0 . Полученное противоречие доказывает, что пара (C', C'') будет искомым финитным представлением для A_0 и F , причем справедливо неравенство $n(\{C', C''\}) \leq N_0$. Теорема доказана.

Метрический критерий представимости неструктурированных множеств дескрипторов [9], алгебраических систем специального вида [10] и алгебр Клини общего вида [12] обобщают аналогичные метрические критерии представимости для классов автоматов Мили [4].

Выводы. В работе обобщены исследования по теории представлений неструктурированных объектов, специальных алгебраических систем и алгебр Клини общего вида. Показано, что для всех систем выполнен центральный критерий финитной представимости в терминах предельных точек «бэровских» метрических пространств.

Данный метод может быть сформулирован на языке теории категорий, что позволяет применять языки теории автоматов, теории графов, теории категорий и теории метрических пространств для описания элементов общей теории идентификации алгебраических систем различной природы.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Кудрявцев, А. Б. Введение в теорию автоматов / А. Б. Кудрявцев, С. В. Алешин, А. С. Подколзин. – М.: Наука, 1985. – 320 с.
2. Грунский, И. С. Представления конечных автоматов фрагментами поведения / И. С. Грунский, В. А. Козловский, Г. Г. Пономаренко. – Киев: Наук. думка, 1990. – 232 с.
3. Грунский, И. С. Синтез и идентификация автоматов / И. С. Грунский, В. А. Козловский. – Киев.: Наук. думка, 2004. – 245 с.
4. Максименко, И. И. Эксперименты в финитно-определенных метрических пространствах автоматов : автореф. дис. ... канд. физ.-мат. наук : 01.01.09 / Максименко Игорь Иванович ; СГУ. – Саратов, 2000. – 16 с.
5. Максименко, И. И. Распознавание в эффективно-заданных классах автоматов / И. И. Максименко // Труды института прикладной математики и механики. – 1998. – Т. 2. – С. 115-123.
6. Максименко, И. И. Эксперименты в классах реализации недетерминированных автоматов / И. И. Максименко // Доклады НАН Украины. – 1999 г. – Т. 7. – С. 95-99.
7. Грунский, И. С. Свойства систем определяющих соотношений для автоматов / И. С. Грунский, А. С. Сенченко // Дискретная математика. – 2004. – Т. 16. – № 4. – С. 79-87. – DOI: 10.4213/dm177.
8. Сапунов, С. В. Контроль детерминированных графов / С. В. Сапунов // Труды института прикладной математики и механики. – 2003. – Т. 21. – С. 106-110.
9. Грунский, И. С. Распознавание неструктурированных объектов / И. С. Грунский, И. И. Максименко // Труды института прикладной математики и механики. – 2010. – Т. 21. – С. 76-85.
10. Максименко, И. И. Финитные представления в алгебраических системах / И. И. Максименко // Труды института прикладной математики и механики. – 2011. – Т. 18. – С. 56-67.
11. Курганский, А. Н. Коалгебраические элементы теории экспериментов с автоматами / А. Н. Курганский, И. И. Максименко // Донецкие чтения 2016. Образование, наука и вызовы современности: Материалы I Международной научной конференции, Донецк, 16–18 мая 2016 года / Под общей редакцией С.В. Беспаловой. Том 1. – Донецк: Издательство Южного федерального университета, 2016. – С. 240-243.
12. Максименко, И. И. Распознавание в алгебрах Клини на идемпотентных полукольцах / И. И. Максименко, В. Н. Котенко // Вестник Донецкого национального университета. Серия Г: Технические науки. – 2023. – № 3. – С. 24-32. – EDN XBBTYW.

Поступила в редакцию 25.10.2023 г., рекомендована к печати 09.11.2023 г.

ALGEBRAIC REPRESENTATIONS IN "BER'S" SPACES

Maksimenko I.I.

In this paper, the concepts of representation, fragment and cofragment are introduced for a wide range of algebraic systems of both automaton and non-automatic nature. A criterion for the finiteness of representations is formulated in terms of a special metric space. This criterion indicates the presence of a subtle connection between the identification process and the properties of the limiting points of the "Beer" metric space.

Keywords: presentation, fragment, cofragment, finite automata, unstructured set, special algebraic system, Kleene algebra.

Максименко Игорь Иванович

кандидат физико-математических наук, старший преподаватель кафедры компьютерных технологий ФГБОУ ВО «Донецкий государственный университет»,
Российская Федерация, ДНР, г. Донецк.
E-mail: igor.maksimenko_1967@mail.ru

Maksimenko Igor Ivanovich

Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Senior Lecturer at Department of Computer Technologies of Donetsk State University,
Russian Federation, DPR, Donetsk.

УДК 004.8, 004.93

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МОДЕЛИ YOLO В СОВРЕМЕННЫХ ЗАДАЧАХ РАСПОЗНАВАНИЯ В РЕАЛЬНОМ ВРЕМЕНИ НА ПРИМЕРЕ ВОЕННОЙ И КОСМИЧЕСКОЙ ОТРАСЛЕЙ

© 2023 *Павленко Б.В., Бондаренко В.И., Мартыненко А-А.М.*

Проведен сравнительный анализ нейросетевых моделей, которые подходят для применения в задачах реального времени для слежения, поиска и идентификации. В текущей мировой обстановке самыми актуальными из них являются задачи военной и космической сфер в связи с мировой космической гонкой и гонкой вооружений. Полученные результаты показывают преимущество модели YOLO.

Ключевые слова: нейронные сети, распознавание образов, YOLO, процессы в реальном времени, космонавтика, вооружение.

Введение. Совершенно очевидно, что на сегодняшний день изучение и развитие искусственного интеллекта является одним из самых передовых направлений прикладной информатики. Развитие искусственных нейронных сетей (ИНС) при заострении внимания на те, или иные задачи, в свою очередь, порождает необходимость в изучении и совершенствовании архитектуры нейронных сетей, так как это влияет на качество моделей. На основании метрик качества модели можно сделать вывод о ее предпочтительности для применения в целевой сфере, а отсюда – о преимуществе одной архитектуры над другой.

Если говорить об интеллектуальных технологиях военного и космического сегмента, то нельзя не отметить специфику задач, в отношении которых предпринимаются попытки их решения с помощью искусственного интеллекта (ИИ). Сужая область интереса до задач распознавания образов, мы неизбежно придем к тому, что в боевых и космических мероприятиях чрезвычайно важны актуальность данных на текущий момент времени, так как это напрямую связано с принятием решений. Хотя стоит отметить, что это далеко не единственные сферы, в которых наблюдение за процессами и их анализ предпочтительно осуществлять в реальном времени и с большой точностью.

Краткий обзор спроса на интеллектуальные решения. Так как в качестве примеров взяты военная и космическая сферы, далее приведены краткие сведения о внедрении ИИ, и спросе на него в этих сферах за последние годы.

В 2018 году аналитическая компания MarketsandMarkets провела анализ мирового рынка технологий ИИ, разрабатываемого в военных целях. По их словам в 2017 году продажи соответствующих сервисов, ПО и оборудования в глобальном масштабе достигли \$6,26 млрд. К 2025 году показатель поднимется до \$18,82 млрд, а ежегодный рост рынка будет измеряться 14,75%, прогнозируют эксперты [1]. Также в 2018 году стало известно о разработке армией США системы распознавания лиц на изображениях с тепловизора с использованием нейросети [1]. Ученные ставят целью распознавание в реальном времени даже в условиях боя. Модель имеет минимальную точность 85%.

В 2020 году Минобороны РФ заказало разработку ИИ-системы на основе глубоких нейронных сетей. Стоимость контракта составила 387,8 млн рублей. А в 2021 году было создано управление по развитию ИИ для беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) [2].

В 2023 году агентство перспективных исследовательских проектов Минобороны США (DARPA) объявили об успешном испытании уже не первой системы с ИИ по управлению истребителями [3].

В 2021 году стало известно о разработке ИИ для полуавтономных космических роботов, которые могут работать в открытом космосе, как под управление космонавта, так и автономно. В середине того же года были поставлены задачи провести научно-исследовательские работы для последующей разработки интеллектуального бортового комплекса. В связи с необходимостью точной и быстрой обработки данных, был поднят вопрос по архитектуре ИНС: «Согласно техзаданию, планируется сформировать перечень задач для решения искусственным интеллектом непосредственно на борту космических аппаратов, разработать предложения по архитектуре нейронных сетей, которые смогут обрабатывать изображения на спутниках» [4]. Вполне возможно, что среди режимов распознавания предполагается работа в реальном времени.

Итак, если суммировать конкретные примеры применения ИИ и ИНС, то это задачи автопилотирования и задачи обнаружения целей с дальнейшей классификацией; последний сегмент задач практически всегда предполагает режим реального времени в контексте применения.

Сравнение существующих моделей и обоснование выбора. На текущий момент проведено достаточно много сравнительных тестов и исследований на тему разницы архитектур с приведением результатов точности, скорости и ошибочности. Однако часто все сводится к констатации преимуществ и выводу о том, что некоторые архитектуры абсолютно не подходят для потокового распознавания, и что выбор модели, очевидно, зависит от ситуации. Вывод достаточно абстрактный, чтобы говорить о том, на устранении каких слабостей модели сосредоточить внимание.

Шагом к конкретизации задач по улучшению нейронных сетей (НС) может послужить уточнение этих самых ситуаций в зависимости от сферы и ее спроса на данные технологии. Хотя стоит отметить, что есть и весьма точные описания проблем, на которые необходимо сослаться в контексте задач из сфер вооружения, космонавтики и робототехники.

Существует несколько самых используемых архитектур НС для данных задач: R-CNN, Mask R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN, R-FCN, YOLO, Retina-Net, SSD. Алгоритмы группы R-CNN (Region-based Convolutional Network) в общем случае, за исключением Faster R-CNN и R-FCN, используют метод выборочного поиска. Модель выделяет на изображении регионы, в которых предположительно содержится искомый объект. Достаточно большое число регионов, приблизительно 2000, передается в CNN для извлечения вектора признаков. Из-за надобности классификации 2000 регионов для каждого изображения обучение занимает слишком много времени (рис. 1) [5].

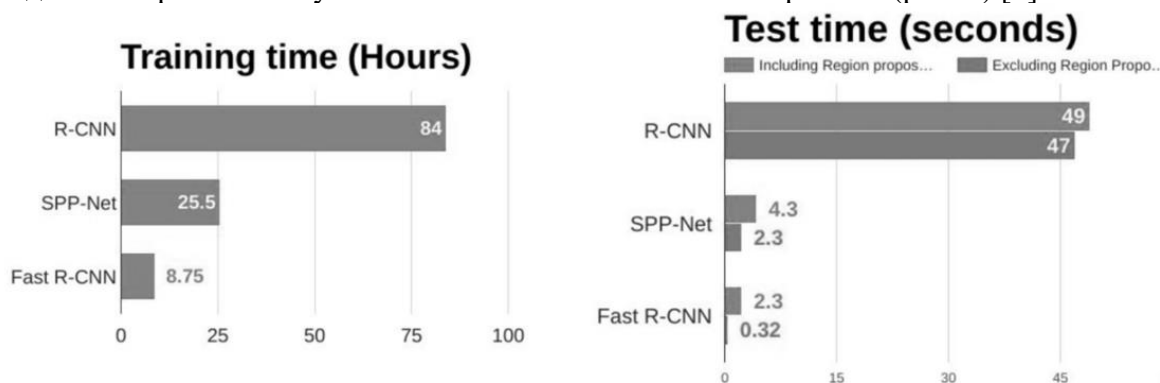


Рис. 1. Сравнение затрачиваемого времени на обучение и распознавание

Главными показателями являются число кадров в секунду FPS и средняя точность модели mAp, которая определяется по формуле:

$$mAp = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^{k=n} Ap_k,$$

где n – количество классов; Ap – k -я точность.

Лучшие модели R-CNN достигли 62,4% mAp на тестовых данных PASCAL VOC и 31,4% mAP с набором ImageNet 2013 [6]. Однако, время, затрачиваемое на анализ, даже при хорошей средней точности mAp не позволяет использовать эти модели для потокового распознавания. Лучше результаты по mAp у Fast R-CNN – 70,0%. Остается проблема числа предложенных регионов, которую попытались решить Faster R-CNN и R-FCN. Точность на наборе данных MS COCO оказалась ниже, чем на PASCAL VOC, что отображено в таблице 1 из приведенного анализа [7]. Однако высшие FPS с высокой точностью показали как прошлые, так и более новые модели YOLO, поэтому очевидно ожидать роста показателей и в новейших версиях.

Таблица 1. Число предсказанных регионов и максимальная точность моделей R-CNN Fast

Метод	Число регионов	Max test mAp(%)
Fast R-CNN	2000	39.3
Faster R-CNN	300	42.7

Другое исследование [8] показывает, что Faster R-CNN сохраняет высокую точность при новых входных данных, но не подходит для потокового режима. Хотя YOLOv5 немного потеряла точность при пороговых значениях mAp 0,5-0,95 %. Результаты валидации на втором наборе данных представлены в таблице 2.

Таблица 2. Результаты валидации YOLO и Faster R-CNN на втором наборе данных

Архитектура	Точность, %	Полнота, %	AP@.5, %	AP@.5:95, %	FPS, к/с
YOLOv5	89,3	79,9	86,1	34,1	100
Faster R-CNN	89,2	81,4	87,7	40,9	6,1

Стоит упомянуть, что на интересующие свойства модели влияет также используемый ею классификатор или же экстрактор признаков. Так исследование «Comparative analysis of deep learning image detection algorithms» в своей сравнительной характеристике говорит о таком важном факте, как совершенствовании модели YOLO на основании использования определенного классификатора в так называемой «backbone»-части модели. Таким образом, поиск наилучших комбинаций модели и используемых backbone-сетей может стать еще одним направлением модернизации. Также нужно понимать, что на GPU модели будут давать гораздо более высокие значения FPS, чем на CPU, хотя на последнем они все равно остаются практически самыми точными и быстрыми. Результаты представлены на рисунке 2. На рис. 3 и 4 можно видеть сопоставление [10] mAp и FPS для предварительно обученных моделей на разных GPU.

В контексте темы важно обратить внимание на то, что уже YOLOv3 подходила для специфики задач рассматриваемых сфер применения: «Предыдущая версия плохо работала с изображениями с небольшими пикселями, но недавние обновления в версии v3 сделали ее очень полезной при анализе спутниковых изображений даже для оборонных ведомств некоторых стран» [11].

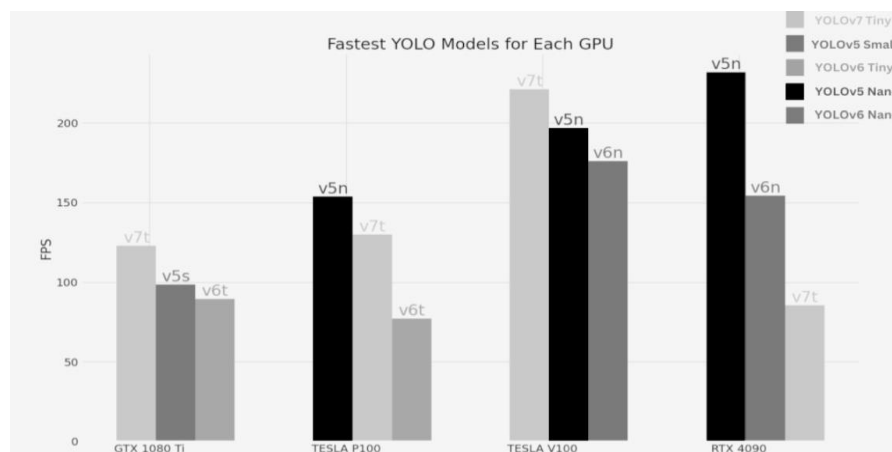


Рис. 2. Скорости различных конфигураций YOLO на каждом графических процессорах RTX, GTX и TESLA



Рис. 3. Соотношение mAp и FPS для YOLOv5*,v6*,v7* с разрешением 640



Рис. 4. Соотношение mAp и FPS для YOLOv5*,v6*,v7* с разрешением 640

Моделирование вариантов применения в контексте пользователей технологии. Отсутствие, до определенного времени, хороших моделей распознавания накладывало ограничения на изобретательские идеи. Потенциал использования скоростных моделей огромен, особенно в совместной работе с такими технологиями, например, как датчики, технологии дополненной реальности, БПЛА. Такое распознавание уже используется в различных ситуациях, в которых это необходимо, что, однако, не мешает выдвигать новые варианты в формате «А что, если».

На данный момент детекция образов визуализируется многими путями: самый распространенный и простой заключается в рисовании ограничительной рамки вокруг объекта, затем идут маски образов, 3D-box'ы вокруг объекта, метки центра или какие-то конкретные точки. Точность распознавания разных черт и особых точек объекта может натолкнуть на идеи, из которых можно благодаря особым методам извлекать полезные и креативные технические решения. Итак, распознавание может визуализироваться с помощью разных маркеров на выходном видео-потоке.

Что если сфокусироваться не на самом объекте, а на его центре, границе, конкретной стороне? При перпендикулярном взгляде на плоскость можно использовать маркеры для расчета расстояний между ними, углов поворота и направлений. Даже при направлении взгляда под углом к интересующей плоскости можно воспользоваться проекциями и масштабами, просчитывая все необходимое в реальном времени.

Что если заставить НС показывать не рамку вокруг объекта, а только определенную зону или точку на нем? На данный момент модели уже это умеют. Что если показывать результирующее видео с маркерами распознавания другому экземпляру этой же сети, создав каскадный взгляд и заставив вторую распознавать уже маркеры, которые после детекции объектов оставляет первая сеть? Насколько точно вторая сможет определять положение и делать расчеты? Или если добавить вычислитель в качестве нового компонента модели, и так состоящей «под капотом» из разных НС – как повлияет это архитектурное изменение на показатели модели?

Приведем практические контекстуальные примеры. Разрабатываемый для ВС РФ шлем с дополненной реальностью (AR): «то есть в поле зрения солдату будет выводиться различная информация об обстановке на поле боя, сигналы управления и предупреждения об опасности» [12]. Шлем обладает датчиками и получает информацию с БПЛА. Предположительная комбинация с realtime-сетью может быть полезна, чтобы от лица солдата определять то, что с БПЛА увидеть не всегда можно. Например, высота объектов вокруг. Данные с БПЛА могут быть использованы для построения путей безопасного перемещения с учетом направления огня и положения огневых точек противника. Нейронная сеть может анализировать ближайшие объекты и давать корректировку на высоту, помогая понять, области мертвых зон. Использование данных о месте нахождения людей благодаря AR и НС распознавания может быть преобразовано в AR-миниатюру перемещения своих и противника в реальном времени. Подобные карты уже проецируются на дорогу в умных шлемах для мотоциклистов.

Также это сочетание AR+YOLO может использоваться в условиях плохой видимости, когда распознавать данные нужно с теплокарт, как в примере с американской разработкой шлема для солдат [1], или как в модернизации шлема для пожарных, разработанной шотландскими исследователями [13].

К ситуации нулевой видимости можно добавить использование данных сканирования помещений для построения карты в реальном времени с уточнениями, распознанными напрямую через камеру.

Что если использовать модель для наблюдения за статичными объектами с целью детекции изменения состояния? Например, слежение за открытостью/закрытостью дверей, шлюзов, люков, которые должны быть в определенном состоянии. В данном случае может идти речь об автоматизации длительного слежения за объектом. Распознавание особых маркеров на вентилях, клапанах, можно использовать для слежения за углами наклона, поворота и так далее. Такая модернизация может быть полезна и на невоенных производствах, где за всем невозможно уследить, а нужно в силу безопасности.

Система может распознавать, например, состояние предохранителей на автоматах товарищей рядом, предупредив о забытом предохранителе.

Точное распознавание маркеров на объектах с изображения БПЛА, например, дуло на танке или гаубице, может помочь рассчитывать в реальном времени направление и предполагаемые зоны удара.

Дополнительно системы распознавания в реальном времени необходимо обучать на потоковых данных с определенным типом цветовой палитры – монохромные камеры наблюдения, тепловизор, приборы ночного и инфракрасного видения. Это может обнаружить слабости моделей в условиях необычного формата или при наличии шума.

Еще одним важным примером применения распознавания образов является обработка радиолокационных изображений (РЛИ). В работе Е.П. Кадукова [14] по распознаванию объектов контроля (ОК) на РЛИ рассматривается проблема задачи распознавания с учетом многих конкретных факторов, таких как цветовой формат графических данных или цветовые свойства и отражательные способности распознаваемых объектов. Это подчеркивает важность исследований устойчивости моделей распознавания к необычным ситуациям и особым свойствам объектов, могущим негативно повлиять на точность классификации или даже сам факт обнаружения, приводя к ложным обнаружениям или пропуску искомых объектов.

Также оборонные задачи затрагивают и космическую сферу. ИИ используется для анализа данных со спутников, причем как графической информации, так и других ее форм. В слежении за пусками ракет, боевыми действиями, оборонными учениями и другими мероприятиями уже используются методы распознавания образов.

Примером применения ИИ в космических исследованиях, связанных с задачами распознавания и анализа, может быть дистанционное зондирование Земли, луны, других планет и их лун.

Данные со спутников уже служат в роли датасетов для вспомогательных систем ИИ. Например, для прогнозирования потенциальных маршрутов марсоходов используют различные методы, такие как нечеткая логика и эмуляция мобильности методом быстрого маршрутирования [15], которые в конечном итоге дают карты благоприятности.

Распознавание данных на изображениях с тепловизоров, гиперспектральных и других карт может быть непростой задачей для алгоритмов распознавания. К тому же, в таких картах имеет огромное значение масштаб, из чего следует уделять огромное внимание точности НС в распознавании образов разного размера на разных разрешениях.

Конечно, не стоит забывать, что метод прямого наблюдения в космических условиях не всегда подходит для точного нахождения и идентификации объектов в силу разных факторов, однако совмещение систем распознавания с оптико-электронной аппаратурой (ОЭА), в случаях с одномерными изображениями, а не многомерными спектрально-пространственными.

Итак, какие процессы или объекты в пределах космического аппарата или обозримого пространства могут потребовать наблюдения с распознаванием? Теоретически, системы распознавания можно использовать для отслеживания целостности внешних конструкций модулей станций, доставляемых ракетами до места стыковки. Хотя ракеты и тщательно проверяются перед запуском, могут возникнуть проблемы во время полета.

Предположим, что удалось совместить задачи распознавания необходимых частей и вычисления данных о конструкциях, указывающих на ее внешнюю целостность, такие как расстояния, углы наклона и так далее. Можно также предположить, что распознаванием позиционных маркеров и вычислениями занимается либо другая сеть. В любом случае, можно было бы говорить о системе логирования, сохраняющей данные о состоянии распознанных объектов, и уведомляющей об изменениях, за которыми в тех или иных ситуациях или стадиях полета нельзя проследить. Эти изменения могли бы свидетельствовать о вероятном структурном нарушении.

Здесь возникает следующее требование к распознающей модели – способность точно различать смещения образа на определенных фазах с естественными вибрациями от смещений, указывающих на поломку. Возможно, необходимо включить в датасет изображения с отсутствующими деталями, или же обрабатывать событие исчезновения детекции в силу исчезновения объекта.

При отсутствии возможности наблюдения астронавтами за состоянием внешних маркеров целостности модуля станции на помощь могут прийти системы *realtime*-слежения, информирующих о поломках. Сюда же можно отнести слежение за возможными причинами внешних поломок, среди которых метеориты и в особенности движение космического орбитального мусора.

Стоит отметить, что интеллектуальные системы диагностирования неполадок для космических аппаратов (КА) уже существуют, например, алгоритм НАСА для выявления неполадок в режиме реального времени «RAISR» [16] или аппаратно-программная система «SoundSee». Исследования о применении распознавания также проводятся и имеют конкретные практические результаты [17]. Однако данные решения не всегда связаны с задачей потокового распознавания видео-формата данных.

Анализ большого объема графических данных с телескопов позволил ученым открывать новые экзопланеты и около 2000 протозвезд [18]. Если сфокусироваться на наблюдении за планетами, то можно смоделировать ситуацию, когда необходимо исследовать атмосферу планеты, опираясь в том числе на прямое визуальное наблюдение в реальном времени.

Система распознавания здесь может быть применима как к обычному видеопотоку, так и к получаемому со специальных камер, придающих изображению особый эффект из-за работы с определенным спектром и так далее. Наблюдая за явлениями в атмосфере, используя полученные закономерности и выводы, можно будет на определенном этапе исследования планеты предсказывать поведение атмосферных явлений, что приводит нас к прогнозированию погоды на других планетах, что может представлять важность для исследующих ее КА или даже пилотируемых миссий в вероятном будущем.

На данном этапе стоит сказать, что любые потенциальные пути применения мощнейших *realtime*-алгоритмов распознавания образов могут и должны восприниматься, как имеющие потенциал быть рассмотренными, даже если изначальные достоинства идеи неочевидны или кажутся безумными на данный момент. Подробнее об этом будет сказано дальше в разделе о предлагаемых к внедрению в изобретательскую работу подходах.

Обзор предлагаемых подходов к поиску решений. Здесь является необходимым уточнить, что речь идет не столько о поиске, при котором логичное решение можно найти таким же логическим путем, не выходя за рамки стандартных методов мышления, но скорее о методах, несправедливо кажущихся ненаучными и не имеющими места в вопросе поиска научных решений.

Абсолютно очевидно, что поиск нововведений и изучение их влияния на субъект исследования подразумевает анализ существующих данных, обработку и синтез новых, эксперименты, расчеты и так далее. Есть незаменимые методы и пути, не имеющие альтернатив, поиск которых, согласно британскому психологу Эдварду де Боно и есть часть творчества. Цель данного акцента в том, чтобы показать ошибочность суждений, говорящих о недопустимости творчества в науке в силу его спонтанности и непредсказуемости. Напротив, методика нестандартного творческого мышления, разработанная вышеупомянутым автором, принесла огромные плоды различным компаниям в самых разных сферах.

В своей книге [19] он пишет, что метод нестандартного мышления — это систематизированный подход к творческому мышлению с помощью формальных методов. Действие этих методов основано непосредственно на свойствах человеческого мозга. Такая постановка вопроса основывается на его взгляде на нейронные сети мозга, как на самоорганизующиеся системы. Суть его подхода в том, чтобы с помощью практических приемов сделать генерацию полезных, новых и гениальных идей и решений управляемой и зависящей от практики и инициативы человека, а не от таланта, склада ума, вдохновения или случайного стечения обстоятельств.

Что касается результатов, получаемых сугубо через теоретические и практические исследования, в стремлении к ним так же применимы его подходы. Разница в том, что они приведут не к открытию, например, новых уравнений или новым моделям ИНС, а к новым направлениям размышлений и фокусу на моментах, которые до того не казались потенциально полезными и заслуживающими внимания. Так одним из его методов является метод фокусирования, позволяющий открывать новые ветви поиска.

В контексте работы нет смысла детально рассматривать эти методы, но говоря о более конкретных примерах использования, нужно сказать, что они весьма полезны для нахождения нестандартных решений и областей поиска этих решений. Они помогут найти большое количество изначально неочевидных, но важных и полезных идей в области применения сетей распознавания и подтолкнуть к созданию разработок технических устройств, датчиков, роботизированных систем, и просто найти способы использования в новых ситуациях.

Например, механизированная модификация слотов под магазины совместно с счетчиками патронов в активном магазине, если конечно не используются магазины с прозрачными вставками или окошками, как на новых магазинах АКМ. Впрочем, в фазе ведения огня у солдата не всегда есть время даже в несколько секунд, чтобы посмотреть на эти маркеры, меняя положение головы, оружия, и теряя концентрацию на цели. Предположим, есть простое устройство, интегрированное в магазин, которое отдает информацию о количестве патронов на интерфейс умного шлема, умного браслета, иного приемника. Сфокусировавшись на любой из этих сущностей можно начать новую ветку размышлений и прийти в итоге к различным изобретательским и концептуальным идеям. Когда патронов становится мало, особый выдвижной удерживающий механизм укрепленного слота выдвигает новый магазин, и солдат может гораздо быстрее взять его для замены, экономя, во многих ситуациях, драгоценные секунды.

Другой пример: в различных фильмах с изображением боевых действий можно наблюдать ситуацию, когда противник неожиданно атакует в плотную рукопашным или ножевым боем. Стараясь нейтрализовать противника, иногда даже ценой себя, солдат нащупывает гранату на экипировке противника и вырывает кольцо. Если тот не успевает среагировать, то подрывается через различное короткое время, зависящее от типа гранаты. Можно прийти к идее специальной скобы или обода, удерживающего чеку для таких случаев, чтобы даже если кольца нет, скоба удерживала бы чеку. Конечно, нужно предусмотреть нормальное извлечение и приведение гранаты в боевую готовность, но это лишь пример идеи.

Выводы. Как и свойственно прогрессу, его плоды охватывают все сферы, в том числе касающиеся вооружения и космических исследований. Важным критерием систем анализа и распознавания, в контексте задач данных сфер, является точная и быстрая работа в реальном времени, учитывая скорость происходящих процессов. В задачах распознавания образов в этом сегменте задач одной из самых лучших является модель YOLO. Предлагаемый путь совершенствования заключается в применении системных методов креативного творческого мышления в области решений сложных изобретательских задач, фокусировании на нюансах, обусловленных спецификой задач. Для этого предложены методы, повышающие способность к целенаправленной генерации идей и предложений по разработке, внедрению и использованию.

Улучшение работы сотрудников любой сферы повлияет на улучшение результатов, на которые нацелена работа. Когда речь заходит о новых решениях в изобретательской области или в вопросе поиска способов применения, то подход, гарантирующий результат, однозначно достоин быть принятым во внимание. Внедрение в деятельность может носить даже индивидуальный характер, однако увеличение продуктивности группы куда лучше, чем только одного человека, не смотря на то, что одного его, освоившего эти методы, было бы достаточно для получения новых идей. Это может помочь так же и в политических вопросах, вопросах отношений, что в наилучшем исходе приведет к уменьшению военных конфликтов, давая возможность сфокусировать внимание на внедрении интеллектуальных технологий в мирные отрасли. Освоение космоса только начинается, и будет пополняться новыми достижениями, ровно, как и новыми сложными задачами, требующими как сугубо научного, так и смелого нестандартного подхода, от генерации новых идей до нахождения воплощения идей писателей-фантастов. Модернизация военной сферы интеллектуальными решениями может и должна фокусироваться не только на методах уничтожения, но и на способах сохранения жизни, что в общем контексте технологического развития человечества гораздо важнее.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Искусственный интеллект в ВПК [Электронный ресурс] / Tadviser : [Сайт]. – URL: https://www.tadviser.ru/index.php/Статья:_Искусственный_интеллект_в_ВПК (дата обращения: 04.09.2023).
2. Управление Минобороны РФ по развитию искусственного интеллекта [Электронный ресурс] / Tadviser : [Сайт]. – URL: https://www.tadviser.ru/index.php/Компания:Управление_минобороны_РФ_по_развитию_искусственно_го_интеллекта (дата обращения: 04.09.2023).
3. DARPA: искусственный интеллект в воздушном бою истребителей F-16 [Электронный ресурс] / Хабр : [Сайт]. – URL: <https://habr.com/ru/companies/itelma/articles/548724/> (дата обращения: 04.09.2023).

4. Россия изучит возможность применения искусственного интеллекта для орбитальных группировок – ТАСС. [Электронный ресурс] / ТАСС : [Сайт]. – URL: <https://tass.ru/kosmos/11591931> (дата обращения: 04.09.2023).
5. R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN, YOLO - Алгоритмы обнаружения объектов. [Электронный ресурс] / MachineLearningMastery : [Сайт]. – URL: <https://machinelearningmastery.ru/r-cnn-fast-r-cnn-faster-r-cnn-yolo-object-detection-algorithms-36d53571365e/> (дата обращения: 04.09.2023).
6. Распознавание образов с помощью искусственного интеллекта [Электронный ресурс] / Хабр : [Сайт]. – URL: <https://habr.com/ru/articles/709432/> (дата обращения: 05.09.2023).
7. Обнаружение объектов: сравнение скорости и точности (Faster R-CNN, R-FCN, SSD, FPN, RetinaNet и... [Электронный ресурс]. – URL: <https://skine.ru/articles/444933/> (дата обращения: 05.09.2023).
8. Тимошкин, М. С. Сравнение YOLO V5 И FASTER R-CNN для обнаружения людей на изображении в потоковом режиме / М. С. Тимошкин, А. Н. Миронов, А. С. Леонтьев // Международный научно-исследовательский журнал. – 2022. – №6-1 (120). – С. 137-146. – DOI 10.23670/IRJ.2022.120.6.020.
9. YOLOv4 – самая точная real-time нейронная сеть на датасете Microsoft COCO [Электронный ресурс] / Хабр : [Сайт]. – URL: <https://habr.com/ru/articles/503200/> (дата обращения: 06.09.2023).
10. Сравнение производительности моделей обнаружения объектов YOLO v5, v6 и v7 [Электронный ресурс] / Хабр : [Сайт]. – URL: <https://habr.com/ru/articles/702790/> (дата обращения: 06.09.2023).
11. Comparative analysis of deep learning image detection algorithms / S. Srivastava, A. V. Divekar, C. Anilkumar [et al.] // Journal of Big Data. – 2021. – V. 66. – № 66. – 27 p. – DOI 10.1186/s40537-021-00434-w.
12. Легионер (экипировка для военных). [Электронный ресурс] / Tadviser : [Сайт]. – URL: [https://www.tadviser.ru/index.php/Продукт:Легионер_\(экипировка_для_военных\)?cache=no&rtype=news#top](https://www.tadviser.ru/index.php/Продукт:Легионер_(экипировка_для_военных)?cache=no&rtype=news#top) (дата обращения: 07.09.2023).
13. Умные шлемы с искусственным интеллектом могут помочь пожарным улучшить спасательные операции. [Электронный ресурс] / Thred : [Сайт]. – URL: <https://thred.com/ru/технологии/Умные-шлемы-с-искусственным-интеллектом-могут-помочь-пожарным-улучшить-спасательные-операции/> (дата обращения: 07.09.2023).
14. Кадуков, Е. П. Распознавание объектов контроля на радиолокационных изображениях с использованием метода опорных векторов / Е. П. Кадуков // Научно-технический журнал: Вопросы оборонной техники. Технические средства противодействия терроризму. Серия 16. – 2022. – № 171-172. – С. 96-105. – DOI: 10.53816/23061456_2022_9-10_96.
15. Rongier, G. Computer-aided exploration of the Martian geology / G. Rongier, V. Pankratius // Earth and Space Science. – 2018. – V. 8. – № 5. – P 393–407. –DOI 10.1029/2018EA000406.
16. Новый ИИ быстро определяет неисправности в космических аппаратах: luckyea77 — ЖЖ. [Электронный ресурс] / LiveJournal : [Сайт]. – URL: <https://luckyea77.livejournal.com/3890393.html> (дата обращения: 08.09.2023).
17. Высокопроизводительная нейросетевая система мониторинга состояния и поведения подсистем космических аппаратов по телеметрическим данным / Н. С. Абрамов, А. А. Талалаев, В. П. Фраленко [и др.] // Программные системы: теория и приложения. – 2017. – Т. 8, № 3(34). – С. 109-131.
18. Catalogue of new Herbig Ae/Be and classical Be stars. A machine learning approach to Gaia DR2 / M. Vioque, R. D. Oudmaijer, M. Schreiner [et al.] // Astronomy & Astrophysics. – 2020. – V. 638. – № A21. – 24 p. – DOI: 10.1051/0004-6361/202037731.
19. Де Боно, Э. Серьезное творческое мышление / Э. де Боно [пер. с англ. Д. Я. Онацкой]. – Минск : Попурри, 2005. – 413 с. – ISBN 985-483-470-0.

Поступила в редакцию 27.10.2023 г., рекомендована к печати 13.11.2023 г.

USING THE YOLO MODEL IN MODERN REAL-TIME RECOGNITION TASKS ON THE
EXAMPLE OF THE MILITARY AND SPACE INDUSTRIES

Pavlenko B.V., Bondarenko V.I., Martynenko A-A.M.

A comparative analysis of neural network models that are suitable for use in real-time tasks for tracking, search and identification is carried out. In the current global situation, the most urgent of them are the tasks of the military and space sphere in connection with the global space race and the arms race. The results obtained show the advantage of the YOLO model.

Keywords: neural networks, pattern recognition, YOLO, real-time processes, cosmonautics, armament.

Павленко Богдан Викторович

магистрант кафедры компьютерных технологий
ФГБОУ ВО «Донецкий государственный
университет»,
Российская Федерация, ДНР, г. Донецк.
E-mail: bogdanpavl2000@mail.ru

Pavlenko Bogdan Viktorovich

Master student at Department of Computer
Technologies of Donetsk State University,
Russian Federation, DPR, Donetsk.

Бондаренко Виталий Иванович

кандидат технических наук, доцент, доцент
кафедры компьютерных технологий
ФГБОУ ВО «Донецкий государственный
университет»,
Российская Федерация, ДНР, г. Донецк.
E-mail: bondarenko@donnu.ru

Bondarenko Vitalii Ivanovich

Candidate of Technical Sciences, Associate Professor,
Associate Professor at Department of Computer
Technologies of Donetsk State University,
Russian Federation, DPR, Donetsk.

Мартыненко Анастасия-Анна Михайловна

старший преподаватель кафедры компьютерных
технологий ФГБОУ ВО «Донецкий
государственный университет»,
Российская Федерация, ДНР, г. Донецк.
E-mail: a.martinenko@donnu.ru

Martynenko Anastasiia-Anna Mikhailovna

Senior Lecturer at Department of Computer
Technologies of Donetsk State University,
Russian Federation, DPR, Donetsk.

УДК 004.032.26

ОБНАРУЖЕНИЕ ВИДЕОТЕКСТА С ПОМОЩЬЮ ТЕКСТОВЫХ ГРАНИЦ И СВЕРТОЧНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

© 2023 Авраменко В.В., Звягинцева А.В.

В данной статье основное внимание уделено обнаружению текста в видеопотоке. Рассмотрена схема «от грубого к точному» для обнаружения видеотекста. На первом этапе используется метод на основе границ для быстрого обнаружения потенциальных областей текста с высокой запоминаемостью, затем применяются три эвристических правила (минимальная высота, минимальная ширина и минимальное отношение площади пикселя-кандидата к его ограничивающей рамке) для устранения ложных срабатываний. На втором этапе применяется обученный классификатор CNN для присвоения достоверной оценки каждому пикселю в регионе-кандидате, и, наконец, карта достоверности регионов-кандидатов разбивается на текстовые строки с помощью проекционного анализа. Эффективность предлагаемого метода оценивается с помощью двух общедоступных наборов данных для тестирования и предложенного набора данных из 300 видеокадров.

Ключевые слова: видеопоток, распознавание, глубокое обучение, эвристика, классификатор.

Введение. В связи с быстрым развитием Интернета и мультимедийных технологий, огромный прирост видео и фотоизображений вызывает острую необходимость в эффективном индексировании и извлечении мультимедиа. Для этой задачи необходимы методы автоматического анализа семантической информации из видео и фотоизображений. Из-за тесной взаимосвязи с видеоконтентом тексты в видео могут играть важную роль. Несмотря на то, что было предложено множество методов извлечения текстов из видео и фотоизображений, данная задача остается актуальной в связи со сложностью внешнего вида текста и фона. В целом соответствующие методы можно свести к трем этапам: определение текста, сегментация текста и распознавание символов. Обнаружение текста является важным шагом, включающим определение наличия текстовых областей и маркировку соответствующего положения. В отличие от текста сцены, текст в видео демонстрирует несколько специфических особенностей, таких как равномерный цвет, высокий контраст с фоном и так далее.

Связанные работы. В любых предыдущих работах кромка, текстура [1], угол [2], функция ширины штриха [3], цвет [4] являются наиболее часто используемыми функциями для обнаружения видеотекста.

Шивакумара и др. предложили комбинацию профилей кромок и дополнительных функций кромок для устранения ложных срабатываний [5]. Пан и др. для локализации областей-кандидатов используют классификатор Waldboost [6], основанный на характеристиках градиентов, а также горизонтальной и вертикальной проекциях, затем для дальнейшей проверки применяется полиномиальный классификатор с гистограммой ориентированного градиента, LBP, DCT, фильтра Габора и вейвлетов. Ван и др. используют цветовую кластеризацию для разделения изображения на цветовые слои, а эвристические правила вместе с анализом связанных компонентов применяют для локализации областей текста [7]. Текстовые области извлекаются на основе угла Харриса в соответствии с ограничениями нескольких эвристических правил. Чжао и др. [8] предлагают оператор подключения блока штрихов для локализации начальных блоков штрихов, и распределение формы штрихов извлекается для обучения классификатора SVM.

В отличие от сложных моделей и функций ручной разработки, были предложены подходы, позволяющие непосредственно извлекать необходимую функцию из данных. Основываясь на разреженном представлении, Чжао и др. [8] обучают два словаря, один для текста, а другой для естественной сцены, чтобы отличать текстовую область от фона. Функции среднего уровня, извлеченные из данных, используются для создания дискриминационного представления патчей. Сайдан и др. обучили сверточные нейронные сети (CNN) извлекать текстовые пиксели из обрезанных текстовых областей [9]. Ванг и др. используют CNN с неконтролируемой предварительной подготовкой для обнаружения и распознавания текстов [10].

С учетом предыдущих работ, предлагаемый метод объединяет эффективность выделения граничных признаков и надежность CNN в схему «от грубого к точному» для достижения хорошей производительности (рис. 1).

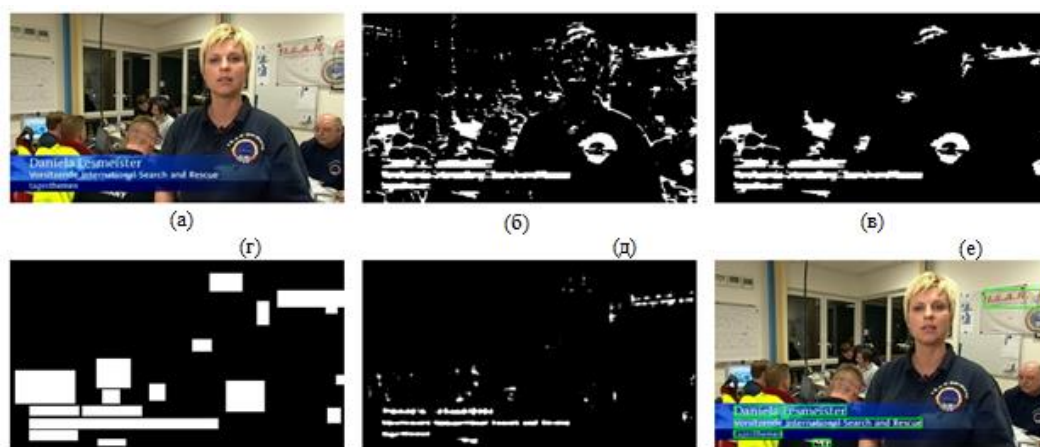


Рис. 1. Рабочий процесс предлагаемого метода:

а) входное изображение; б) области-кандидаты на основе ребер; в) регионы-кандидаты после исключения ложноположительных результатов; г) двоичная карта после анализа подключенных компонентов; д) карта доверия; е) результат обнаружения

Предложенный метод обнаружения видеотекста. Предложенный метод включает в себя два этапа: грубое обнаружение областей-кандидатов и точную локализацию текстовой строки CNN. После построения пирамиды изображений этап грубого анализа локализует потенциальные области текста в каждом слое пирамиды. Затем классификатор CNN сканирует регионы-кандидаты и на заключительных этапах формирует карту достоверности. Области-кандидаты окончательно разбиваются на текстовые строки с помощью анализа проекции.

Грубое обнаружение областей-кандидатов. Как правило, видеотекст имеет три характерные особенности. Во-первых, текстовые области сильно контрастируют с фоном. Во-вторых, текстовый штрих показывает различную ориентацию и почти постоянную ширину. В-третьих, структура текста демонстрирует компактное пространственное распределение. Чтобы быстро локализовать потенциальные области, выполняется грубое обнаружение, извлекая пиксель, в окрестностях которого имеются штрихи всех четырех ориентаций.

Чтобы извлечь штрихи разных направлений, сначала извлекаются края каждого кадра с помощью оператора Собеля и вычисляется сила и направление градиента для каждого пикселя края. Направления градиента могут быть квантованы в восемь направлениях, представленных двумя параметрами (θ, λ) . При этом θ представляет ориентацию, а λ – полярность ориентации, как показано на рисунке 2а. В процессе

анализа игнорируется полярность ориентации, направления градиента в конечном итоге распределяются по четырем направлениям $(0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ)$. Отображение градиентных ответов в четырех направлениях обозначается как r_θ $(\theta = \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\})$ и изображены на рисунках 2д – 2з. Рассматриваются четыре вида реакций в четырех направлениях.

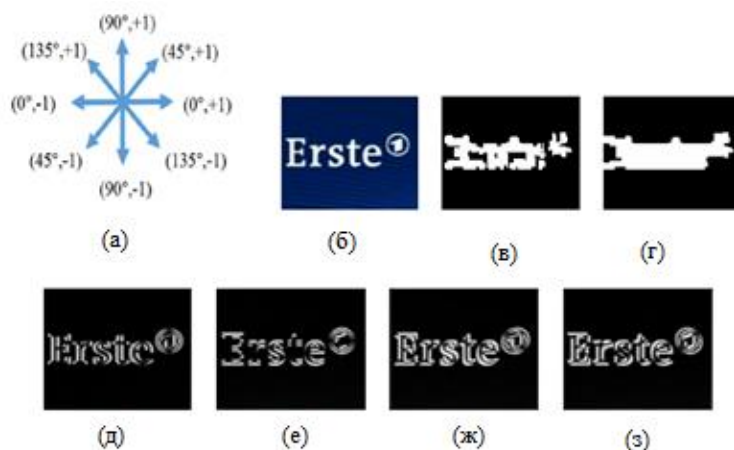


Рис. 2. Пример грубого распознавания текста:

а) направление градиента края, представленное (θ, λ) ; б) входное изображение; в) обнаруженные текстовые пиксели; г) связанные регионы-кандидаты; д) отклик R_0 ; е) отклик R_{90° ; ж) отклик R_{45° ; з) отклик R_{135°

Основываясь на трех характеристиках видеотекста, определяется принадлежность пикселя к текстовой области, если в его окрестностях присутствуют все четыре вида пикселей штриха,

$$\phi(x, y) = \prod_{\theta \in \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}} \sum_{i=-\sigma, j=-\sigma}^{i=+\sigma, j=+\sigma} R_\theta(x+i, y+j), \quad (1)$$

где (x, y) – положение пикселя на изображении; σ – размер окрестности. Для заданного порога λ , если $\phi(x, y) > \lambda$, пиксель *at* помечается как текстовый пиксель. Затем, чтобы связать пиксели-кандидаты с областями-кандидатами, применяется операция морфологического расширения. Пример обнаруженных текстовых пикселей показан на рисунке 2в, а пример связанной области показан на рисунке 2г.

Эти области-кандидаты имеют высокую скорость обнаружения, но относительно низкую точность, поскольку фоновые области со сложной текстурой также могут быть помечены как области-кандидаты. Чтобы уменьшить количество регионов, которые отправляются на следующий этап, применяются некоторые ограничения. Регион исключается, если:

- высота меньше минимальной высоты;
- ширина меньше минимальной *idth*;
- отношение площади потенциальных областей к ее ограничивающей рамке ниже, чем *MinRatio*.

Пример всех обнаруженных потенциальных областей показан на рисунке 1б, результат после устранения ложноположительного результата показан на рисунке 1в. Исправления, которые отправляются на следующий этап, показаны на рисунке 1г.

Обнаружение тонкой линии текста. Участки внутри ограничивающей рамки регионов-кандидатов отправляются на этот этап один за другим и сканируются классификатором CNN для создания карт достоверности. Затем патчи-кандидаты разбиваются на текстовые строки путем проекционного анализа их карт достоверности.

Сверточная нейронная сеть. Сверточная нейронная сеть (CNN) была использована в ряде задач компьютерного зрения и значительно повысила производительность. Это новая архитектура, которая позволяет изучать высокоуровневые функции и обеспечивает эффективное совместное использование функций.

Сеть в этой статье включает в себя два сверточных слоя со средними шагами объединения. Количество фильтров для каждого слоя равно $n_1=96$ и $n_2=128$ соответственно. Входные данные представляют собой фиксированные изображения в масштабе серого 32 на 32.

Обучаем первый слой неконтролируемым образом. Случайным образом извлекаем участки размером 8 на 8 из обучающих участков размером 32 на 32 для нормализации контраста и отбеливания ZCA во входные векторы $x(i) \approx 64$. Затем вариант K-средних, описанный в [11], используется для изучения набора фильтров $D \in n_1 \times 64$. Для предварительно обработанного входного вектора $x \approx 64$ отклик z первого слоя вычисляется как:

$$z = \max\{0, |D^T x| - \alpha\}, \text{ где } \alpha = 0,5. \quad (2)$$

Учитывая входной патч размером 32 на 32, мы можем вычислить карту отклика первого слоя размером 25 на 25 на 96. Затем мы выполняем среднее объединение с окном размером 5 на 5, чтобы уменьшить его размеры до 5 на 5 на 96. Сверточный слой размером 4 на 4 на 128 и средний объединяющий слой размером 2 на 2 укладываются поверх первого слоя, чтобы получить 128-мерный объект-вектор. Функция вывода отправляется в SVM для получения уверенного результата. Функция вывода полностью подключена к уровням классификации, и параметры обучаются путем обратного распространения ошибки классификации SVM.

Мы используем классификатор KNN для вычисления карты достоверности каждого кандидата. При отправке в классификатор CNN область регионов-кандидатов расширяется, чтобы гарантировать, что выходная карта достоверности имеет тот же размер, что и обнаруженный нами. Карта достоверности патчей-кандидатов приведена на рисунке 1д.

Локализация текстовой строки. Проекционный анализ карты достоверности может точно определить центр сегментации каждой текстовой строки, а не границы. Чтобы точно локализовать текст, используется проекционный анализ карты краев Кэнни для определения границ текстовой строки. С помощью карты достоверности мы сначала устраняем области ложных предположений, если отношение числа ее пикселей к положительной достоверности к ее площади слишком низкое. Перед анализом проекции устанавливаем отрицательный балл на карте достоверности равным нулю. Впоследствии для карты достоверности и карты краев Канни участка-кандидата выполняется анализ горизонтальной проекции для определения пиков и значений с не максимальным подавлением соответственно. Для всех сегментов, определяемых двумя соседними впадинами, если между ними есть пик, он выбирается как текстовая строка. Затем выполняется вертикальная проекция на карту достоверности для перемещения текстовых объектов. Пример показан на рисунке 3.

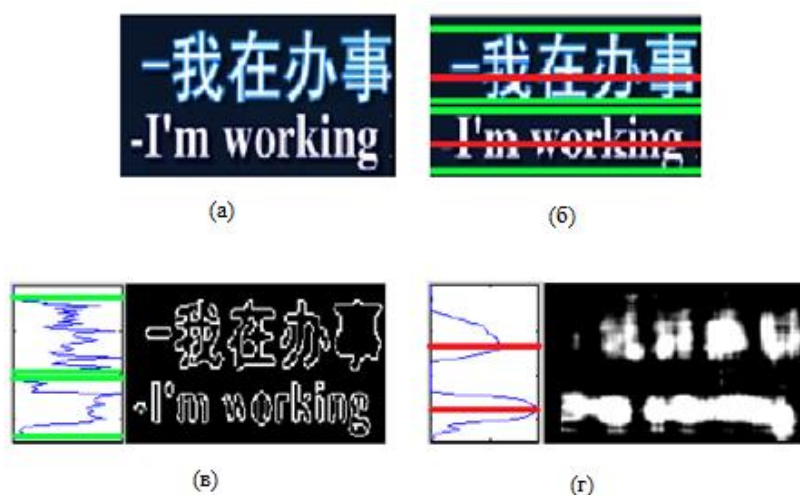


Рис. 3. Пример сегментации текстовой строки:

а) входной патч; б) обнаруженные границы (зеленым цветом) и центры (красным цветом) текстовой строки; в) карта краев Канни и долины проекции; г) карта достоверности и пики проекции

Эксперименты и результаты. Чтобы обучить классификатор CNN, возьмем обучающие данные из обучающего набора ICDAR, подмножества набора данных Chars74k и созданного набора данных субтитров к видео. На этапе обучения используется 10000 положительных и 20000 отрицательных выборок размером 32 на 32. Некоторые обучающие примеры показаны на рисунке 4б. Все эксперименты в этой статье выполнены с помощью Matlab 8 на ПК с процессором Intel Quad 2,83 ГГц и 2 ГБ оперативной памяти.

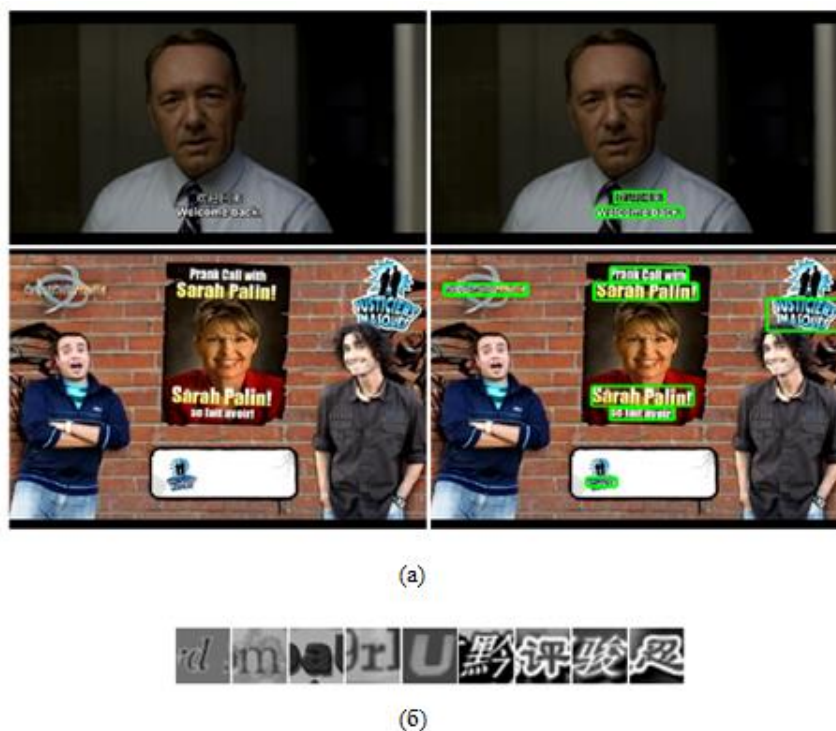


Рис. 4. Примеры

а) набора данных и результат их обнаружения; б) обучающего набора

Оценка предлагаемого метода обнаружения текста выполняется на двух общедоступных наборах данных и на специально созданном нами наборе данных. Набор данных видео с подписями содержит 300 типичных кадров, собранных из различных источников, включая телевизионные сериалы, фильмы, мультфильмы и лекции. Некоторые примеры набора данных и результат их обнаружения показаны на рисунке 4а. Двумя общедоступными наборами данных являются: Microsoft common text set и TV news dataset1. На наборе данных Microsoft common text set предлагаемый метод тратит в среднем около 11 секунд на обнаружение одного кадра, в то время как альтернативный метод тратит более 40 секунд. Результаты эксперимента показывают, что предлагаемый метод более эффективен и точен.

Выводы. В данной статье представлена эффективная и надежная система для обнаружения видеотекста, основанная на схеме «от грубого к точному». На этапе грубой обработки с различной ориентацией градиента используются метод на основе границ для определения областей текста-кандидата с высоким повторным вызовом, но низкой точностью. На этапе уточнения используется классификатор *CNN* для вычисления для каждой области-кандидата карты достоверности, на основе которой области-кандидаты разбиваются на текстовые строки с помощью проекционного анализа. Такая структура придает предлагаемому методу как эффективность, так и надежность. Экспериментальные результаты подтверждают эффективность метода.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Hua, X. An Automatic Performance Evaluation Protocol for Video Text Detection Algorithms / X. Hua, L. Wenying, H. Zhang // IEEE transaction on circuits and systems for video technology. – 2004. – V. 14. – № 4. – P. 498–507.
2. Huang, X. Automatic Detection and Localization of Natural Scene Text in Video / X. Huang, H. Ma // 20th International Conference on Pattern Recognition. – 2010. – P. 3216–3219.
3. Yang, H. A framework for improved video text detection and recognition / H. Yang, B. Quehl, H. Sack // Multimed Tools and Applications. – 2014. – V. 69. – P. 217–245. – DOI 10.1007/s11042-012-1250-6.
4. Text Detection and Character Recognition in Scene Images with Unsupervised Feature Learning / A. Coates, B. Carpenter, C. Case [et al.] // International Conference on Document Analysis and Recognition. – 2011. – P. 440–445. – DOI 10.1109/ICDAR.2011.95.
5. Shivakumara, P. Video text detection based on filters and edge features / P. Shivakumara, Q. P. Trung, L. T. Chew // IEEE International Conference on Multimedia and Expo, ICME 2009. – 2009. – P. 514–517. – DOI 10.1109/ICME.2009.5202546.
6. Pan, Y. Fast text scene localization using filtering and learning-based verification / Y. Pan, C. Liu, X. Hou // IEEE 17th International Conference on Image Processing. – 2010. – P. 2269–2272. – DOI 10.1109/ICIP.2010.5651862.
7. Liu, X. Extracting captions from videos using temporal feature / X. Liu, W. Wang // ACM Multimedia 25. – 2010. – P. 843–846. – DOI: 10.1145/1873951.1874093.
8. Zhao, M. Text detection in images using sparse representation with discriminative dictionaries / M. Zhao, S. Li, J. Kwok // Image and Vision Computing. – 2010. – V. 28. – P. 1590–1599. – DOI: 10.1016/j.imavis.2010.04.002.
9. Saidane, Z. Robust Binarization for Video Text Recognition / Z. Saidane, C. Garcia // Document Analysis and Recognition. Proceedings of the Ninth International Conference on Document Analysis and Recognition, ICDAR 2007. – 2007. – V. 2. – P 874–879. – DOI 10.1109/ICDAR.2007.4377040.
10. End-to-End Text Recognition Using Convolutional Neural Networks / T. Wang, D. J. Wu, A. Coates, A. Y. Ng. // Proceedings of the 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR2012). – 2012. – P. 3304–3308.
11. Zhao, Y. A Robust Color-Independent Text Detection Method from Complex Videos / Y. Zhao, T. Lu, W. Liao // 2011 International Conference on Document Analysis and Recognition. – 2012. – P. 374–378. – DOI: 10.1109/ICDAR.2011.83.

Поступила в редакцию 02.11.2023 г., рекомендована к печати 17.11.2023 г.

VIDEO TEXT DETECTION WITH TEXT EDGES AND CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK

Avramenko V.V., Zviagintseva A.V.

In this article, we will focus on detecting text in a video stream. The scheme from rough to precise for video text detection is considered. At the first stage, we use a border-based method to quickly detect potential areas of text with high memorability, then three heuristic rules are applied (minimum height, minimum width and minimum ratio of the area of the candidate pixel to its bounding box) to eliminate false positives. At the second stage, a trained CNN classifier is used to assign a reliable score to each pixel in the candidate region, and finally, the reliability map of the candidate regions is divided into text strings using projection analysis. The effectiveness of the proposed method is evaluated using two publicly available data sets for testing and a proposed data set of 300 video frames.

Keywords: video stream, recognition, deep learning, heuristics, classifier.

Авраменко Владислав Валерьевич

магистрант кафедры компьютерных технологий
ФГБОУ ВО «Донецкий государственный
университет»,
Российская Федерация, ДНР, г. Донецк.
E-mail: vladislav.avram@yandex.ru

Avramenko Vladislav Valerevich

Master student at Department of Computer
Technologies of Donetsk State University,
Russian Federation, DPR, Donetsk.

Звягинцева Анна Викторовна

доктор технических наук, доцент, профессор
кафедры компьютерных технологий ФГБОУ ВО
«Донецкий государственный университет»,
Российская Федерация, ДНР, г. Донецк.
E-mail: a.zvyagintseva@donnu.ru

Zviagintseva Anna Viktorovna

Doctor of Technical Sciences, Associate Professor,
Professor at Department of Computer Technologies of
Donetsk State University,
Russian Federation, DPR, Donetsk.

Э Н Е Р Г Е Т И К А И Э Л Е К Т Р О Т Е Х Н И К А

УДК 66.042.882

СОЗДАНИЕ ДИНАМИЧЕСКОЙ ТЕПЛОВОЙ ХАРАКТЕРИСТИКИ ПЕТЛЕВОГО РЕКУПЕРАТОРА

© 2023 *Бирюков А.Б., Гнитиёв П.А.*

В данной работе предложено понятие динамической тепловой характеристики рекуператора, представляющей собой зависимость таких параметров процесса как температура подогрева воздуха, температура продуктов сгорания после рекуператора и коэффициент рекуперации от расхода топлива на печь. Составлена методика построения динамической тепловой характеристики металлического петлевого рекуператора. Использование динамической тепловой характеристики рекуператора повышает точность расчетов тепловой работы агрегатов в целом и расхода топлива на нагрев в частности.

Ключевые слова: петлевой рекуператор, коэффициент теплоотдачи, коэффициент рекуперации, расход топлива, расход воздуха, тепловая нагрузка.

Введение. В настоящее время в промышленности одной из актуальных проблем является поиск способов повышения уровня энергосбережения различных отраслей. Зачастую на большинстве отечественных предприятий продолжают эксплуатироваться оборудование, которое является как морально, так и физически устаревшим. В результате чего наблюдаются существенные потери энергии и расхода энергоносителей. Одним из факторов, значительно влияющих на показатели эффективной работы тепловых агрегатов, является качество утилизации высокотемпературных газов. Известным решением проблемы полезного использования тепловой энергии является её рекуперация. К неоспоримым преимуществам использования рекуперативных устройств можно отнести экономию энергоносителей, снижение себестоимости продукции или технологического процесса. В данной работе будет построена динамическая тепловая характеристика петлевого рекуператора.

Известен ряд работ, посвящённый исследованию работы печных рекуператоров, в частности в работе [1] проведен анализ эффективности использования различных типов рекуператоров в металлургической промышленности. Установлено, что для печей металлургического производства целесообразно использовать трубчатый стальной петлевой рекуператор, в отличие от игольчатого чугунного.

В работе [2] рассмотрены методы рекуперации теплоты высокотемпературных дымовых газов печей термообработки металлических изделий. Приведены рекомендации по технологии рекуперации теплоты дымовых газов, как для внутреннего, так и для внешнего энергопотребления с использованием пластинчатых рекуператоров, котлов-утилизаторов и теплосиловых установок. Однако вопрос не рассмотрен для процесса в динамике. Отсутствуют оценки работы рекуператоров при изменяющихся параметрах работы оборудования, которые неизбежно возникают в ходе ведения технологического процесса.

В работе [3] авторами также рассмотрена и проанализирована работа рекуператоров, обслуживающих промышленные печи. Отмечается, что зачастую одним из основных

Работа выполнена в рамках научной темы «Разработка теоретических и практических основ создания цифровых двойников технологических и информационных процессов» (шифр научной темы, присвоенной учредителем FREM-2023-0003), выполняемой за счет средств федерального бюджета.

преимуществ использования на предприятиях металлургического и машиностроительного назначения чугуновых рекуператоров является возможность изготовления в условиях завода с использованием ваграночного (вторичного) чугуна и отливкой в заводских условиях. С постоянным ростом стоимости энергоносителей целесообразным будет повышение тепловой энергии, возвращаемой в тепловой агрегат путем установки металлических рекуператоров и проведение детальных исследований работы таких рекуператоров в динамике технологического процесса.

В представленной в работе [4] методике для предпроектной проработки вопросов выбора и реконструкции рекуператоров все искомые величины рассматриваются как функции трех переменных:

- расхода топлива, который определит расход продуктов сгорания и воздуха;
- коэффициента теплопередачи в рекуператоре;
- поверхности теплообмена рекуператора.

В то же время в явно виде не учитывается зависимость коэффициента теплопередачи от расхода топлива (т.е. расходов воздуха и продуктов сгорания).

Постановка задачи. Принято считать, что при проектировании и проведении поверочного теплового расчета рекуператоров исследуется режим максимальной производительности агрегата (период максимальных расходов топлива, воздуха и продуктов сгорания). При этом расчетное значение коэффициента рекуперации используется для определения всего периода нагрева. Однако данный факт вносит существенную погрешность в расчет, так как в период нагрева возможно отклонение коэффициента рекуперации от значения, соответствующего расчетному режиму.

Для того чтобы учесть изменение коэффициента рекуперации в течение нагрева, в данной работе предложено ввести понятие динамической тепловой характеристики рекуператора.

Следует отметить, что эта задача может быть выполнена только для конкретного типа рекуператора с заданными параметрами конструктивных элементов (размер каналов для течения сред, продольный и поперечный шаги между трубками). В этом случае можно отследить зависимость коэффициента теплопередачи от расхода топлива и соответственно расходов воздуха и продуктов сгорания, учитывая также значение температуры выхода продуктов сгорания из камеры печи. Таким образом, будет получена динамическая тепловая характеристика петлевого рекуператора.

Основная часть. В качестве образца для исследования выбран типовой металлический трубчатый петлевой рекуператор для подогрева воздуха перед подачей на горение. Параметры работы рекуператора: температура дымовых газов перед рекуператором 900 °С, максимальная температура подогрева воздуха 400 °С, производительность по воздуху 6000 м³/ч, площадь поверхности теплообмена со стороны продуктов сгорания 87 м² [5]. Число трубок в сечении получено на основании геометрических размеров рекуператора и общей площади теплообмена и составило 109 штук. Наружный и внутренний размер трубок составляет $d_n/d_{вн}=57/49$ мм.

Для определения значения коэффициента теплоотдачи от продуктов сгорания к трубкам использованы следующие формулы для шахматного расположения трубок при развитом турбулентном течении [6]:

$$Nu_{дж} = 0,40 \cdot Re_{дж}^{0,6} \cdot Pr_{ж}^{0,36} \cdot \left(\frac{Pr_{ж}}{Pr_{ст}} \right)^{0,25}.$$

В связи с близкими значениями температур жидкости и среды последний множитель стремится к 1, потому в данном расчете его можно принять равным 1.

Из данного выражения можно вывести коэффициент конвективной теплоотдачи и выразить значение скорости через объемный расход продуктов сгорания и свободное проходное сечение. В результате получено следующее выражение:

$$\alpha_{nc}^k(V_m, t_{nc}, F_{mo}) = 0,40 \cdot \frac{\left(\frac{V_m \cdot V_{nc}}{F_{mo}} \cdot \left(d_{mp}^H \cdot 1 \right) \cdot \sqrt{n} \right)^{0,6}}{\nu_{nc}^{0,6}(t_{nc}) \cdot d_{mp}^{0,4}} \cdot Pr_{nc}^{0,36},$$

где V_m – расход топлива, м³; t_{nc} – средняя температура продуктов сгорания в рекуператоре, °C; λ_{nc} – коэффициент теплопроводности продуктов сгорания при их температуре, Дж/(м·K); V_{nc} – объем продуктов сгорания, также на основании расчета горения топлива, м³/м³; F_{mo} – площадь теплообмена (из конструктивных параметров рекуператора), м²; d_{mp}^H – наружный диаметр трубки теплообменника, м; n_{mp} – количество трубок теплообменника, шт; $(d_{mp}^H \cdot 1)$ – просвет для течения газов, м; ν_{nc} – динамическая вязкость продуктов сгорания, м²/с; Pr_{nc} – критериальное число Прандтля для продуктов сгорания при температуре продуктов сгорания.

В свою очередь лучистая составляющая может быть описана следующей регрессионной зависимостью:

$$\alpha_{nc}^l(t) = 12,1 - 0,05 \cdot t + 7,946 \cdot 10^{-5} \cdot t^2 - 3,125 \cdot 10^{-8} \cdot t^3.$$

Итоговое значение коэффициента теплоотдачи будет являться суммой конвективного и лучистого коэффициента теплоотдачи от продуктов сгорания к трубкам, Вт/(м²·K):

$$\alpha_{\Sigma}^{nc} = \alpha_{nc}^k + \alpha_{nc}^l.$$

С другой стороны, значение коэффициента теплоотдачи от трубок к нагреваемому воздуху при турбулентном режиме может быть описано следующим выражением:

$$Nu_{дж} = 0,021 \cdot Re_{дж}^{0,8} \cdot Pr_{ж}^{0,3} \cdot \left(\frac{Pr_{ж}}{Pr_{cm}} \right)^{0,25}.$$

Из данного выражения можно вывести коэффициент конвективной теплоотдачи и выразить значение скорости через объемный расход воздуха, а также свободное проходное сечение. В результате получено следующее выражение:

$$\alpha_{\epsilon}^k(V_m, t_{\epsilon}) = 0,021 \cdot \frac{\left(\frac{V_m \cdot V_{\epsilon}^0}{n_{mp} \cdot F_{mp}} \right)^{0,8}}{d_{mp}^{0,2} \cdot \nu_{\epsilon}(t_{\epsilon})^{0,8}} \cdot Pr_{\epsilon}^{0,43}(t_{\epsilon}),$$

где t_g – средняя температура воздуха в рекуператоре, °C; λ_g – коэффициент теплопроводности воздуха при его температуре, Дж/(м·K); V_g^0 – действительный расход воздуха, проходящий через рекуператор из расчета горения топлива, м³/м³; F_{mp} – живое проходное сечение одной трубки, м²; d_{mp}^{6H} – внутренний диаметр трубки, м; ν_g – динамическая вязкость воздуха, м²/с; Pr_g – критериальное число Прандтля для воздуха при температуре воздуха.

Представление рассмотренных выше выражений приведено в виде графика на рис. 1 посредством зависимости коэффициентов теплоотдачи и итогового коэффициента теплопередачи в рекуператоре от расхода топлива, идущего на горение в печи. Для расчета были использованы следующие значения характерных температур: средняя температура продуктов сгорания в рекуператоре 600 °C, средняя температура воздуха в трубках 300 °C, площадь теплообмена 87 м².

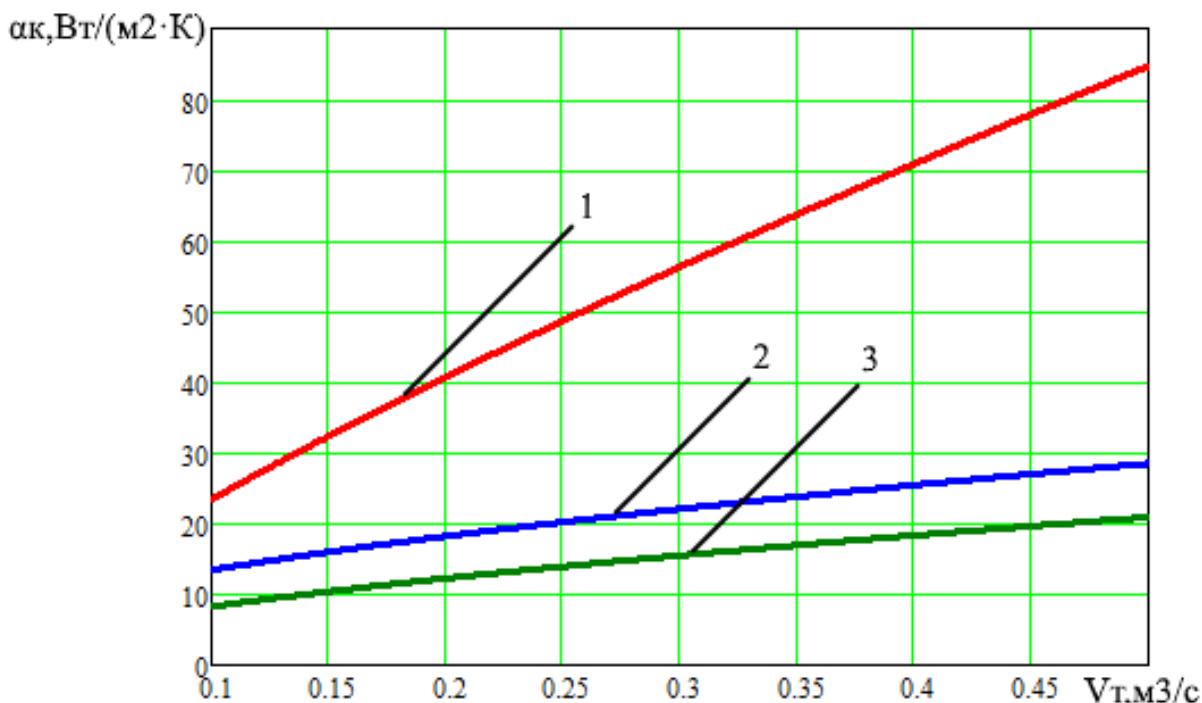


Рис. 1. Зависимость коэффициентов теплоотдачи от трубок рекуператора к воздуху (1), от продуктов сгорания к трубкам рекуператора (2), итогового коэффициента теплопередачи (3) от расхода топлива

Задача построения динамической характеристики решается с использованием итерационной процедуры, при которой значения температур входа сред в теплообменник позволяют определить предварительные значения коэффициента теплопередачи, температуры выхода сред из рекуператора и численное значение коэффициента рекуперации при помощи следующих выражений:

- уравнение теплового баланса рекуператора:

$$Q = V_{nc} \cdot c_{nc} \Big|_{t_{nc}^x}^{t_{nc}^2} \cdot (t_{nc}^2 - t_{nc}^x) = V_g \cdot c_g \Big|_{t_g^x}^{t_g^2} \cdot (t_g^2 - t_g^x) = k \cdot F \cdot \Delta t,$$

где V_{nc} , V_g – объемные расходы продуктов сгорания и воздуха через рекуператор, м³/с; t_{nc}^x , t_g^x , t_{nc}^r , t_g^r – температуры продуктов сгорания на выходе, воздуха на входе, продуктов сгорания на входе, воздуха на выходе из рекуператора соответственно, °C;

$c_{nc}|_{t_{nc}^x}, c_{\theta}|_{t_{\theta}^x}$ – средние объемные теплоемкости продуктов сгорания и воздуха при температурах их нахождения в рекуператоре соответственно, Дж/(м³·К);

k – коэффициент теплопередачи в рекуператоре, Вт/(м²·К);

F – поверхность теплообмена рекуператора, м²;

Δt – среднелогарифмический температурный напор в рекуператоре, °С;

Выражение, включающее в себя связь между температурными перепадами на входе и выходе из рекуператора:

$$t_{nc}^x - t_{\theta}^x = (t_{nc}^2 - t_{\theta}^2) \cdot e^{-m \cdot k \cdot F},$$

где $m = \frac{1}{V_{nc} \cdot c_{nc}|_{t_{nc}^x}} - \frac{1}{V_{\theta} \cdot c_{\theta}|_{t_{\theta}^x}}$ – параметр, определяемый с помощью водяных

эквивалентов расходов сред, между которыми происходит теплообмен, (К·с/Дж).

Эти два выражения позволяют получить систему уравнений, состоящую из двух выражений, включающих в себя два неизвестных: (t_{nc}^x, t_{θ}^x), если принять остальные параметры заданными ($t_{nc}^2, t_{\theta}^2, F, k, m$).

Решая данную систему уравнений, можно получить выражение, позволяющее определить искомые температуры через заданные параметры:

$$t_{\theta}^2 = \frac{t_{nc}^2 \cdot (e^{-mkF} - 1) + t_{\theta}^x \cdot \left(1 - \frac{V_{\theta} \cdot c_{\theta}|_{t_{\theta}^x}}{V_{nc} \cdot c_{nc}|_{t_{nc}^x}} \right)}{e^{-mkF} - \frac{V_{\theta} \cdot c_{\theta}|_{t_{\theta}^x}}{V_{nc} \cdot c_{nc}|_{t_{nc}^x}}},$$

$$t_{nc}^x = t_{nc}^2 - \frac{V_{\theta} \cdot c_{\theta}|_{t_{\theta}^x}}{V_{nc} \cdot c_{nc}|_{t_{nc}^x}} \cdot \left(\frac{t_{nc}^2 \cdot (e^{-mkF} - 1) + t_{\theta}^x \cdot \left(1 - \frac{V_{\theta} \cdot c_{\theta}|_{t_{\theta}^x}}{V_{nc} \cdot c_{nc}|_{t_{nc}^x}} \right)}{e^{-mkF} - \frac{V_{\theta} \cdot c_{\theta}|_{t_{\theta}^x}}{V_{nc} \cdot c_{nc}|_{t_{nc}^x}}} - t_{\theta}^x \right).$$

Анализируя полученные уравнения, можно заключить, что определение неизвестных температур необходимо проводить поэтапно, т.е. используя итерационный метод. В данной работе предлагается решать задачу при помощи двух шагов:

- шаг первый: теплоемкость воздуха была определена для температуры холодного воздуха, а теплоемкость продуктов сгорания для температуры их выхода из камеры печи,

- шаг второй: при помощи искомых температур, определенных на первом этапе, вычисляются теплоемкости, соответствующие средним температурам нахождения сред в рекуператоре, после чего систему вышеупомянутых уравнений необходимо решить снова.

Следующим этапом определяется температурный перепад в рекуператоре в зависимости от параметров нагрева:

$$\Delta t = \frac{(t_{nc}^2 - t_{\theta}^2) - (t_{nc}^x - t_{\theta}^x)}{\ln \left(\frac{t_{nc}^2 - t_{\theta}^2}{t_{nc}^x - t_{\theta}^x} \right)},$$

после чего можно рассчитать значение коэффициента рекуперации:

$$k_r = \frac{k \cdot F \cdot \Delta t}{V_{nc} \cdot c_{nc}^2 \cdot t_{nc}^2}.$$

Затем полагая средние температуры нахождения сред в рекуператоре равными среднему арифметическое от температур входа и предварительно определенных температур выхода, получаем окончательно решение задачи при помощи тех же выражений.

Для печи периодического действия для определенных выше исходных данных представлена на рис. 2.

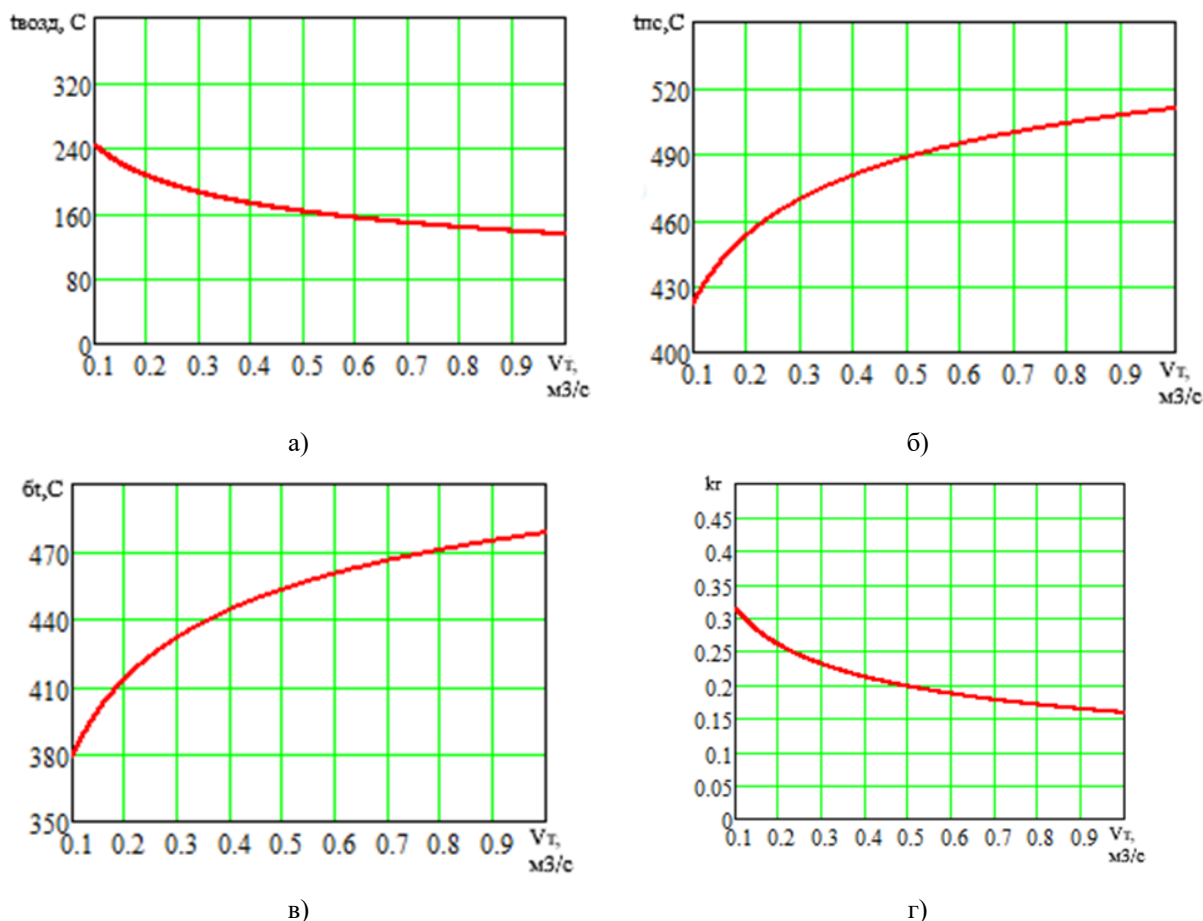


Рис. 2. Динамическая характеристика нагрева воздуха в металлическом петлевом рекуператоре с поверхностью теплообмена 87 м^2 :

- а) температура нагретого воздуха после рекуператора; б) температура охлажденных продуктов сгорания после рекуператора; в) среднелогарифмический температурный перепад в рекуператоре; г) коэффициент рекуперации

Полученные данные свидетельствуют о том, что коэффициент рекуперации может существенно меняться в течении нагрева и для точного определения расхода топлива необходимо учитывать данные исследования. Задача определения расхода топлива в таком случае также является итерационной, так как расход топлива, с одной стороны, определяет значение коэффициента рекуперации (посредством расходов воздуха, продуктов сгорания и их температур), а тот, в свою очередь, через коэффициент использования топлива влияет на расход топлива. Для точного определения расхода топлива необходимо пошаговое сканирование периода нагрева (он условно разбивается на множество сравнительно узких промежутков времени) и итерационное определение моментального расхода топлива для каждого промежутка времени по следующей схеме:

- предварительно определяем моментальный расход топлива без учета динамической характеристики рекуператора (то есть для значения коэффициента рекуперации определенного для максимальной нагрузки рекуператора);
- подставляем это значение в динамическую характеристику рекуператора, вычисляем значение коэффициентов рекуперации и использования топлива;
- рассчитываем расход топлива с учетом полученного уточненного значения коэффициента рекуперации;
- в случае расхождения полученных расходов топлива используем последнее определенное значение для подстановки в динамическую характеристику рекуператора; процедура продолжается до тех пор, пока расходы топлива, определенные на двух соседних итерационных шагах, не сойдутся с заданной точностью.

Выводы. В данной работе предложен способ построения динамической характеристики металлического петлевого рекуператора печей. Введено само понятие динамической тепловой характеристики рекуператора и методология определения значения коэффициента рекуперации в зависимости от текущей тепловой нагрузки, что повышает точность расчетов тепловой работы агрегатов в целом и расхода топлива на нагрев в частности. Предлагаемая методика будет полезна при анализе работы существующих металлургических печей, а также при проектировании новых.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Несенчук, А. П. Анализ эффективности использования различных типов рекуператоров в нагревательных печах металлургического производства / А. П. Несенчук, С. М. Кабишов, Н. Л. Мандель [и др.] // Энергетика. Известия высших учебных заведений и энергетических объединений СНГ. – 2008. – № 5. – С. 46-53.
2. Бурокова, А. В. К вопросу рекуперации теплоты газов печей термообработки металлических изделий / А. В. Бурокова, Ю. А. Рахманов // Научный журнал НИУ ИТМО. Серия «Экономика и экологический менеджмент». – 2014. – № 1. – С. 17.
3. Тимошпольский, В. И. Пути повышения энергоэффективности промышленных печей при рекуперации теплоты уходящих дымовых газов / В. И. Тимошпольский, И. А. Трусова, Д. В. Менделев // Литьё и металлургия. – 2012. – № 2 (65). – С. 98-101.
4. Бирюков, А. Б. Совершенствование теплотехнических параметров систем производства непрерывнолитой заготовки и ее тепловой обработки: монография / А. Б. Бирюков. – Донецк: Ноулидж (Донецкое отделение), 2013. – 472 с.
5. Металлические трубчатые петлевые рекуператоры производства ЧАО «Кераммаш» [Электронный ресурс] / ЧАО «Кераммаш»: [Сайт]. – URL: http://www.keramash.ua/rus/pages/rus_recup_01.htm (дата обращения: 01.10.2023).
6. Михеев, М. А. Основы теплопередачи. Изд. 2-е. / М. А. Михеев, И. М. Михеева. – М.: Энергия, 1977. – 344 с.

Поступила в редакцию 26.10.2023 г., рекомендована к печати 15.11.2023 г.

CREATING A DYNAMIC THERMAL CHARACTERISTIC OF A LOOP RECUPERATOR

Biriukov A.B., Gnitiyev P.A.

This paper proposes the concept of a recuperator dynamic thermal characteristic, which represents the dependence of such process parameters as the air heating temperature, the combustion products temperature after recuperator and the recovery coefficient on the fuel consumption of the furnace. A method for constructing the dynamic thermal characteristics of a metal loop recuperator has been compiled. The use of the recuperator dynamic thermal characteristics increases the accuracy of calculations of the thermal operation of units in general and fuel consumption for heating in particular.

Keywords: loop recuperator, heat transfer coefficient, recovery coefficient, fuel consumption, air consumption, thermal load.

Бирюков Алексей Борисович

доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой технической теплофизики, проректор ФГБОУ ВО «Донецкий национальный технический университет»,
Российская Федерация, ДНР, г. Донецк.
E-mail: birukov.ttf@gmail.com

Biriukov Aleksei Borisovich

Doctor of Technical Sciences, Professor, Head of the Department of Technical Thermophysics, Vice-rector of Donetsk National Technical University,
Russian Federation, DPR, Donetsk.

Гнитиёв Павел Александрович

кандидат технических наук, декан факультета металлургии и теплоэнергетики ФГБОУ ВО «Донецкий национальный технический университет»,
Российская Федерация, ДНР, г. Донецк.
E-mail: gnitiyev.pavel@mail.ru

Gnitiyev Pavel Aleksandrovich

Candidate of Technical Sciences, Dean of the Faculty of Metallurgy and Thermal Power Engineering of Donetsk National Technical University,
Russian Federation, DPR, Donetsk.

ПРАВИЛА ДЛЯ АВТОРОВ

1. Редакция журнала «Вестник Донецкого национального университета. Серия Г: Технические науки» принимает к рассмотрению на предмет опубликования в журнале ранее не опубликованные и не представленные для одновременной публикации в других изданиях научные статьи по тематике журнала.
2. Авторы статей несут персональную ответственность за наличие элементов плагиата в текстах статей, за полноту и достоверность изложенных фактов и положений, за факт их публикации. Допускается публикация не более двух статей от одного автора в одном номере и наличие не более пяти авторов одной статьи. Один из авторов должен иметь ученую степень. Гонорар не выплачивается и плата за публикацию статей не взимается.
3. Авторами представляется рукопись статьи в одном экземпляре (на русском или английском языке), напечатанном с одной стороны листа бумаги формата А4 (экземпляр подписывается авторами). Страницы рукописи должны быть последовательно пронумерованы. Объем рукописи, как правило, от 5 до 15 страниц (для обзорной статьи – до 25), включая рисунки, таблицы, список источников, сведения об авторах. Вместе с рукописью на адрес электронной почты vestnik.g@mail.ru высылается электронный вариант с полным текстом статьи в формате doc или docx. При отсутствии возможности предоставления в редколлегию рукописи, на электронную почту редакции высылается полный текст статьи в формате pdf. Статьи, не соответствующие Правилам для авторов или тематике журнала, к рассмотрению не принимаются. Все статьи, принятые к рассмотрению, подвергаются рецензированию и в случае положительной рецензии – научному и техническому редактированию.
4. Решение о публикации, публикации после доработки/переработки или отклонении статьи принимается редакционной коллегией журнала. Если статья рекомендуется к публикации после небольшой авторской доработки, редакция направляет авторам статьи замечания (без указания рецензента). Статья, направленная авторам на доработку, должна быть возвращена в исправленном виде в максимально короткий срок. К доработанной статье необходимо предоставить письмо от авторов, содержащее ответы на все замечания и поясняющие все изменения, сделанные в статье. В случае отклонения статьи редакция направляет авторам рецензию (без указания рецензента) или выдержки из нее, либо аргументированное письмо редактора. Редакция не вступает в дискуссию с авторами отклоненных статей, за исключением случаев явного недоразумения.
5. Обязательные требования к оформлению статей:
 - **Размер бумаги:** А4.
 - **Ориентация:** книжная.
 - **Поля:** зеркальные, верхнее – 30 мм, нижнее – 30 мм, внутри – 30 мм, снаружи – 20 мм.
 - **Положение верхнего и нижнего колонтитула относительно края:** 2 см.
 - **Междустрочный интервал:** одинарный.
 - **Абзацный отступ:** 1 см.
 - **Основной текст статьи:** шрифт Times New Roman, размер 12 пт., с выравниванием по ширине, без автоматической расстановки переносов.
 - **Аннотация, список источников, сведения об авторах:** шрифт Times New Roman, размер 10 пт., с выравниванием по ширине, без автоматической расстановки переносов.
 - **Подписные подписи, заглавие и содержание таблиц:** шрифт Times New Roman, размер 10 пт., с выравниванием по центру, без автоматической расстановки переносов.

6. Текст статьи должен соответствовать следующей структурной схеме:

- **Первая строка:** индекс УДК – выравнивание по левому краю, без абзацного отступа.
- **Через строку:** **НАЗВАНИЕ** статьи – полужирный, выравнивание по центру, прописными буквами, без переноса слов, без абзацного отступа.
- **Через строку:** копирайт © и год – полужирный, выравнивание по левому краю, без точки после года, через 3 пробела **фамилия(и) и инициалы автора(ов)** – полужирный, курсив, выравнивание по левому краю, без абзацного отступа.
- **Через две строки:** аннотация объемом до 100 слов, кратко отражающая предмет статьи, примененные методы исследований и основные результаты, полученные авторами.
- **На следующей строке:** словосочетание **Ключевые слова:** – полужирный, курсив. Далее приводятся ключевые слова количеством до 10 слов, отделяемых друг от друга запятой. Блок аннотация и ключевые слова рекомендуется отделять от основного текста с помощью инструмента «Границы».
- **Через две строки:** основной текст статьи, который содержит введение, основную часть и выводы. Во **введении** рекомендуется излагать постановку проблемы в общем виде и связь с важнейшими научными и практическими задачами, анализ последних исследований и публикаций, в которых начато решение данной проблемы и на которые опирается автор, выделение нерешенных ранее частей общей проблемы, которым посвящена статья, формулировку целей статьи. В **основной части** рекомендуется излагать основные материалы исследования с полным обоснованием полученных научных результатов. Основную часть рекомендуется структурировать на разделы с названиями, отражающими их содержание (например: постановка задачи; методы ее решения; анализ полученных результатов). В **выводах** рекомендуется кратко и четко подводить итоги основных результатов, полученных авторами и описывать перспективы дальнейших исследований в данном направлении.
- **Через строку:** словосочетание **СПИСОК ИСТОЧНИКОВ** размером 10 пт., полужирный, выравнивание по левому краю, прописными буквами, без абзацного отступа. Далее через строку с абзацным выступом 0,5 см приводится нумерованный перечень используемых источников общим списком в порядке упоминания в тексте на языке оригинала в соответствии с ГОСТ Р 7.0.100–2018 «Библиографическая запись. Библиографическое описание. Общие требования и правила составления». Ссылка на источник приводится в квадратных скобках. Разрешается ссылаться только на опубликованные работы. Необходимо наличие источников последних 5-10 лет по исследуемому вопросу.
- **Через строку:** надпись «Поступила в редакцию *xx.xx.20xx г.*, рекомендована к печати *xx.xx.20xx г.*» размером 10 пт., курсив, выравнивание по правому краю.
- **Через строку:** приводится **НАЗВАНИЕ** статьи, **фамилия(и) и инициалы автора(ов)**, аннотация и ключевые слова (**Keywords**) на английском языке (перевод) размером 10 пт.
- **Через строку:** сведения об авторах размером 10 пт., в таблице с параметром «Нет границ», содержащей два столбца (для сведений на русском и английском языках):
- **Фамилия, имя, отчество;**
- ученая степень, ученое звание, должность, с указанием организации (в соответствии с уставом), которую представляет автор;
- страна, город;
- адрес электронной почты.

7. Образец оформления статьи:

УДК 65.011.56:681.5.08

ЭЛЕМЕНТЫ АВТОМАТИЗИРОВАННЫХ СИСТЕМ ИЗМЕРЕНИЯ ПАВ ПОСРЕДСТВОМ МЕТОДОВ ОПТИЧЕСКОГО ЗОНДИРОВАНИЯ

© 2023 Третьяков И.А., Данилов В.В.

В данной работе продолжено описание элементов специализированных автоматизированных систем научных исследований параметров поверхностных акустических волн, на основе оптического зондирования, в частности, метода стационарной опорной решетки и метода «ножевой диафрагмы».

Ключевые слова: автоматизированная система, поверхностные акустические волны, дифракция.

Введение. Оптические методы измерения параметров ПАВ [1-3] ...

Постановка задачи. По многочисленности обрабатываемой информации [4] ...

Метод оптического зондирования. При зондировании поверхностных ...

Выводы. Таким образом, показаны элементы автоматизированных ...

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Яновский, А. В. Структуры автоматизированных систем научных исследований параметров поверхностных акустических волн / А. В. Яновский, И. А. Третьяков, В. В. Данилов // Вестник Донецкого национального университета. Серия Г: Технические науки. – 2021. – № 4. – С. 46-53. – EDN FOBKIO.
2. Автоматизированные системы научных исследований. – URL: https://studbooks.net/1386372/avtomatizirovannye_sistemy_upravleniya (дата обращения: 20.02.2023).

Поступила в редакцию xx.xx.2023 г., рекомендована к печати xx.xx.2023 г.

ELEMENTS OF AUTOMATED PSAW MEASUREMENT SYSTEMS BY MEANS OF OPTICAL SENSING METHODS

Tretiakov I.A., Danilov V.V.

In this paper, the description of the elements of specialized automated systems for scientific research of the parameters of surface acoustic waves, based on optical sensing, in particular, the method of stationary support grating and the method of "knife diaphragm", is continued.

Keywords: automated system, surface acoustic waves, diffraction.

Третьяков Игорь Александрович

кандидат технических наук, заместитель декана по научной работе, доцент кафедры радиофизики и инфокоммуникационных технологий ФГБОУ ВО «Донецкий государственный университет», Российская Федерация, ДНР, г. Донецк.
E-mail: i.tretiakov@mail.ru

Tretiakov Igor Aleksandrovich

Candidate of Technical Sciences, Deputy Dean for Research, Associate Professor at Department of Radiophysics and Infocommunication Technologies of Donetsk State University, Russian Federation, DPR, Donetsk.

Данилов Владимир Васильевич

доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой радиофизики и инфокоммуникационных технологий ФГБОУ ВО «Донецкий государственный университет», Российская Федерация, ДНР, г. Донецк.
E-mail: ut5iv@mail.ru

Danilov Vladimir Vasilevich

Doctor of Technical Sciences, Full Professor, Head of the Department of Radiophysics and Infocommunication Technologies of Donetsk State University, Russian Federation, DPR, Donetsk.

8. Рисунки и таблицы располагаются по тексту строго в пределах печатного поля книжной ориентации страниц после их первого упоминания в тексте статьи. Вся текстовая информация на рисунках должна быть четкой и разборчивой и не иметь лишних деталей. Каждый рисунок должен иметь подрисуночную подпись (не совмещенную с рисунком) в формате: «Рис. №. Название». Каждая таблица должна иметь заглавие в формате: «Таблица №. Название». Во избежание смещений рисунков рекомендуется размещать их в таблицах с двумя строками с параметром «Нет границ» (в первой строке размещается рисунок, во второй – подрисуночная подпись). Все рисунки и таблицы должны быть последовательно пронумерованы арабскими цифрами, допускается применение букв при нумерации рисунков, состоящих из нескольких частей. Сканированные рисунки не допускаются. Образец оформления рисунка и таблицы:

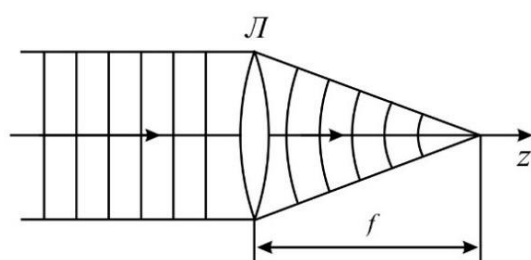


Рис. 1. Действие линзы на плоскую волну

Таблица 1. Номиналы элементов схемы УМ класса F₃

Элемент	Номинал	Единица измерения
C _{out}	25	пФ
C ₁	10	нФ
C ₂	100	мкФ
L ₁	150	мкГн
L ₂	460	нГн
L ₃	765	нГн
R ₁	0,39	МОм

9. Формулы выравниваются по центру и имеют, при необходимости, сквозную нумерацию по правому краю. Для выравнивания формул рекомендуется использовать таблицы с параметром «Нет границ». После формул ставится тот знак препинания, который необходим исходя из построения фразы. Нумеровать следует только те формулы, на которые имеются ссылки в тексте. Ссылки на формулы приводятся в круглых скобках. Каждая формула отделяется от основного текста интервалом в 6 пт. перед и после. Формулы, их компоненты и все переменные в тексте и отдельно в строках набираются только с помощью редакторов формул Microsoft Equation 3.0 или MathType 5.0 и выше с параметрами:

- **текст и переменная:** наклонный;
- **матрица-вектор:** полужирный наклонный;
- **размер:** обычный - 12 пт., крупный индекс - 9 пт., мелкий индекс - 7 пт., крупный символ - 18 пт., мелкий символ - 12 пт.

Образец оформления формулы:

$$y_t = c_0 + \sum_{i=1}^n c_i y_{t-i} + b \xi_t \quad (1)$$

10. Материалы предоставляются по адресу:

283001, Российская Федерация, Донецкая Народная Республика, г. Донецк, пр. Театральный, д. 13, Физико-технический факультет.

Главный редактор: Данилов Владимир Васильевич, каб. 203.

Зам. главного редактора: Третьяков Игорь Александрович, каб. 210.

Ответственный секретарь: Пометун Екатерина Дмитриевна, каб. 001.

Контактный тел.: +7 (856) 302 07 81

Е-mail: vestnik.g@mail.ru

Научное издание

**Вестник Донецкого национального университета.
Серия Г: Технические науки**

– 2023. – № 4.

Научное и техническое редактирование: И.А. Третьяков, Е.Д. Пометун

Адрес редакции:

ФГБОУ ВО «Донецкий государственный университет»,
283001, Российская Федерация, ДНР, г. Донецк, пр. Театральный, д. 13.

Тел.: +7 (856) 302 07 81.

E-mail: vestnik.g@mail.ru

URL: <http://donnu.ru/vestnikG>

Подписано в печать 22.12.2023 г.

Формат 60×84/8. Бумага офсетная.

Печать – цифровая. Усл. печ. л. 10,93.

Тираж 100 экз.

Бесплатно.

Издательство ФГБОУ ВО «Донецкий государственный университет»
283001, Российская Федерация, ДНР, г. Донецк, ул. Университетская, д. 24.
Тел.: +7 (856) 302 92 27.

Свидетельство о внесении субъекта издательской деятельности
в Государственный реестр
серия ДК № 1854 от 24.06.2004 г.