

На правах рукописи



КРИВОШЕЕВ Аркадий Владимирович

**МАТЕМАТИЧЕСКОЕ И ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ СИСТЕМЫ
МУЛЬТИАГЕНТНОГО АНСАМБЛИРОВАНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ
КОМПОНЕНТОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ**

Специальность 2.3.5. Математическое и программное обеспечение
вычислительных систем, комплексов и компьютерных сетей

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Самара – 2025

Работа выполнена в федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Самарский государственный технический университет»

Научный руководитель:

Иващенко Антон Владимирович,
доктор технических наук, профессор

Официальные оппоненты:

Финогеев Алексей Германович
доктор технических наук, профессор
профессор кафедры систем автоматизированного проектирования Пензенского государственного университета

Макаренков Александр Алексеевич
кандидат технических наук,
ведущий научный сотрудник НИИ «Фотон»
Рязанского государственного радиотехнического университета имени В.Ф. Уткина

Ведущая организация –

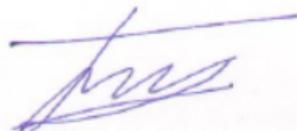
ФГБОУ ВО «Поволжский государственный
университет телекоммуникаций
и информатики», г. Самара

Защита диссертации состоится «14» мая 2025 г. в 12:00 часов на заседании диссертационного совета 24.2.375.01 (Д 212.211.01), созданного на базе в Федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Рязанский государственный радиотехнический университет имени В.Ф. Уткина», по адресу: 390005, Рязань, ул. Гагарина, д. 59/1.

С диссертацией можно ознакомиться в научно-технической библиотеке е ФГБОУ ВО «РГРТУ» и на сайте <http://www.rsreu.ru/>

Автореферат разослан «___» _____ 2025 г.

Ученый секретарь диссертационного
совета 24.2.375.01 (Д 212.211.01)
доктор технических наук, доцент



А.В. Пруцков

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования.

Распознавание образов является одним из активно развивающихся направлений научных исследований, связанным с автоматическим обнаружением закономерностей в данных с помощью компьютерных алгоритмов. Наиболее распространенная область применения математического и программного обеспечения распознавания образов – это системы компьютерного зрения. Теоретические исследования в этой области разделяют в зависимости от применяемых алгоритмов и наборов доступных данных по типу обучения: контролируемое и не контролируемое. С последним чаще связывают область применения технологий искусственного интеллекта, в частности искусственных нейронных сетей.

Несмотря на наличие успешных решений в этой области, в последнее время возникают новые задачи, требующие сочетания нескольких технологий искусственного интеллекта. Это связано с тем, что достаточно сложно создать и обучить единственную искусственную нейронную сеть, решающую широкий спектр задач в изменяющихся внешних условиях. Например, в интеллектуальных системах компьютерного зрения для контроля действий оператора, или отслеживания движений пациента медицинской реабилитации, наблюдается большое разнообразие типов движений, что в существующих решениях приводит к постоянному повторению циклов обучения и настройки алгоритмов.

Таким образом, актуальной является **научно-техническая задача** комплексирования автономных искусственных нейронных сетей в интеллектуальной системе распознавания образов, способной адаптироваться к меняющимся внешним условиям эксплуатации.

Большой вклад в теорию и практику разработки распределенного программного обеспечения с автономным поведением, в том числе мультиагентных систем, внесли В.И. Городецкий, О.Н. Границин, А.П. Еремеев, О.В. Карсаев, А.А. Кожухов, П.О. Скobelев, А.В. Соллогуб, В.Б. Тарасов, А.Г. Финогеев, О.Я. Кравец, А.А. Макаренков, S. Liu, L. Xie, D. Ye, H. Zhang, M. Zhang. Известны работы по комбинированному применению нейронных сетей R. Asadi, L.C. Jain, P. Král, L. Lenc, C.P. Lim, N. Mustapha, A. Quteishat, M. Sulaiman, J. Tweedale, N. Ueda и др.

Однако архитектурное решение по мультиагентному ансамблированию нейронных сетей в распределенной системе искусственного интеллекта в настоящее время отсутствует.

Целью диссертационной работы является совершенствование программной архитектуры адаптивной системы распознавания образов путем реализации моделей и алгоритмов сочетания интеллектуальных компонентов с автономным поведением.

Для достижения поставленной цели были решены следующие **задачи**:

1. Разработка нового метода организации взаимодействия автономных интеллектуальных компонентов программного обеспечения для распознавания образов.
2. Разработка архитектуры мультиагентной программной системы, реализующей взаимодействия компонентов искусственного интеллекта.

3. Разработка алгоритмов распознавания образов в ансамбле агентов на основе искусственных нейронных сетей.

4. Реализация и исследование программного обеспечения мультиагентного ансамблирования интеллектуальных компонентов адаптивной системы распознавания образов.

5. Апробация разработанного программного обеспечения на примерах распознавания образов в системах компьютерного зрения.

Объектом исследования диссертационной работы является интеллектуальное математическое и программное обеспечение распознавания образов.

Предмет исследования – способы сочетания и совместного функционирования автономных интеллектуальных компонентов в адаптивной системе искусственного интеллекта.

Методы исследования. Для решения поставленных задач использовались теории и технологии искусственных нейронных сетей, имитационного моделирования, поддержки принятия решений, мультиагентные технологии.

Соответствие паспорту специальности. Результаты исследования соответствуют пунктам специальности 3. Модели, методы, архитектуры, алгоритмы, языки и программные инструменты организации взаимодействия программ и программных систем; 4. Интеллектуальные системы машинного обучения, управления базами данных и знаний, инструментальные средства разработки цифровых продуктов; 7. Модели, методы, архитектуры, алгоритмы, форматы, протоколы и программные средства человека-машинных интерфейсов, компьютерной графики, визуализации, обработки изображений и видеоданных, систем виртуальной реальности, многомодального взаимодействия в социокиберфизических системах.

Научная новизна работы. В диссертации получены следующие результаты, характеризующиеся научной новизной:

1. Метод мультиагентного ансамблирования интеллектуальных компонентов адаптивной системы распознавания образов, отличающийся реализацией динамического комплексирования автономных искусственных нейронных сетей, позволяющий обеспечить адаптивность системы в условиях изменяющейся обстановки без переобучения интеллектуальных компонентов.

2. Архитектура мультиагентной системы распознавания образов, отличающаяся реализацией предиктивного оркестратора для согласования работы нескольких интеллектуальных агентов и позволяющая сократить время распознавания на 25% за счет более эффективного выбора агентов в отличие от классических моделей на основе ветвлений.

3. Мультиагентный алгоритм распределения задач в адаптивной системе распознавания образов, отличающийся возможностью динамического изменения критериев выбора интеллектуальных агентов при корректировке условий задачи распознавания образов и позволяющий повысить производительность в 2,5 раза по сравнению с классическими методами комбинирования агентов на основе нейронных сетей.

4. Структура распределенной системы компьютерного зрения на базе мультиагентного ансамблирования интеллектуальных компонентов адаптивной

системы распознавания образов, отличающаяся комбинированным применением искусственных нейронных сетей, предназначенных для решения частных задач и обеспечивающая адаптивность к меняющимся условиям эксплуатации без перенастройки алгоритмов распознавания.

Теоретическая значимость работы заключается в расширении области применения технологий распознавания образов на базе искусственного интеллекта путем реализации их совместного и комплексного использования в рамках мультиагентной архитектуры специализированного программного обеспечения.

Практическая значимость работы заключается в следующем. Предложенный метод и алгоритм организации взаимодействия автономных интеллектуальных компонентов программного обеспечения для распознавания образов и реализующая их архитектура программного обеспечения были использованы для реализации систем компьютерного зрения, текстопонимания и текстогенерации, что позволило расширить возможности их функционирования с учетом постоянных изменений условий эксплуатации.

Достоверность результатов исследований подтверждается корректностью использования теоретических методов, сравнением полученных результатов с результатами выполнения реальных проектов и апробацией предложенных разработок на практике.

Основные положения, выносимые на защиту:

1. Метод мультиагентного ансамблирования интеллектуальных компонентов адаптивной системы распознавания образов, обеспечивающий адаптивность системы в условиях изменяющейся обстановки без переобучения интеллектуальных компонентов.

2. Архитектура мультиагентной системы распознавания образов на базе предиктивного оркестратора, позволяющая сократить время распознавания за счет более эффективного выбора агентов в отличие от классических моделей на основе ветвлений.

3. Мультиагентный алгоритм распределения задач в адаптивной системе распознавания образов, позволяющий повысить качество распознавания.

4. Структура распределенной системы компьютерного зрения на базе мультиагентного ансамблирования интеллектуальных компонентов адаптивной системы распознавания образов, обеспечивающая адаптивность к меняющимся условиям эксплуатации без перенастройки алгоритмов распознавания.

Апробация работы.

Результаты исследования внедрены в ООО «Открытый код» и использованы в системе фотофиксации приборов учета для энергосбытовых компаний, системе контроля ручных операций по видеозображению с рабочего места оператора сборочного производства, библиотеке подпрограмм текстопонимания и текстогенерации в составе системы документооборота и управления цифровым контентом организации. Также результаты работы внедрены в учебный процессе ФГБОУ ВО «Самарский государственный технический университет» на программах бакалавриата и магистратуры по направлению «Программная инженерия».

Основные результаты работы докладывались и обсуждались на международных и всероссийских конференциях: Annual science fiction prototyping conference (Брюгге, 2018, Гент, 2020); Международной конференции «Intelligent Systems Conference (IntelliSys)» (Лондон, 2018); European Simulation and Modeling Conference (Пальма-де-Майорка, 2019, Рим, 2021); Moscow Workshop on Electronic and Networking Technologies (Москва-Пенза, 2020); Международной научной конференции «Математические методы в технике и технологиях ММТТ-33» (Казань, 2020); 27th Conference of Open Innovations Association (Тренто, 2020); Международной конференции «MIP: Engineering-2020» (Красноярск, 2020); Международной конференции «Creativity in Intelligent Technologies and Data Science» (Волгоград, 2021); Всероссийской научно-практической конференции «Мехатроника, автоматизация и управление на транспорте» (Самара, 2021); IX International Conference on Information Technology and Nanotechnology (Самара, 2023).

Диссертационная работа отмечена Дипломом призера Всероссийского инженерного конкурса для аспирантов в 2022/23 году.

Публикации. По результатам исследования опубликовано 28 работ, в том числе 6 статей в рецензируемых научных изданиях, рекомендованных ВАК РФ, 16 статей в изданиях, индексируемых в международных информационных базах WoS и Scopus, получено 2 свидетельства о регистрации программ для ЭВМ и 1 патент. В работах, опубликованных в соавторстве и приведённых в конце авторефера, лично автором получены следующие результаты: [1, 6, 16] - структура распределенной системы компьютерного зрения; [2, 3, 13, 19] - архитектура мультиагентной системы распознавания образов; [4] - метод мультиагентного ансамблирования интеллектуальных компонентов адаптивной системы распознавания образов; [5] - мультиагентный алгоритм распределения задач в адаптивной системе распознавания образов. Публикации [11, 15, 17, 20 – 22, 26 – 28] посвящены реализации и внедрению библиотеки подпрограмм текстопонимания и текстогенерации, в них автору принадлежит математическое и программное обеспечение на основе искусственных нейронных сетей. Публикации [7 – 10, 12, 14, 18, 23 – 25] описывают результаты создания различных систем компьютерного зрения, в том числе для фотофиксации приборов учета, в них автору принадлежат архитектура систем распознавания образов и их нейросетевая реализация.

Структура и объем работы. Диссертация состоит из введения, 4 глав, заключения, библиографического списка из 109 наименований и приложений. Общий объем работы составляет 154 страницы.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность темы диссертационного исследования, определена цель и задачи работы, определены предмет, объект и методы исследования, отражена научная новизна и практическая значимость, сформированы положения, выносимые на защиту.

В первой главе рассмотрены существующие методы и технологии распознавания образов, построенные на основе нейронных сетей, баз знаний и мультиагентных систем. Современные разработки в области искусственного интеллекта предоставляют широкие возможности в различных сферах человеческой деятельности. Наиболее значимые результаты достигаются в области технологий компьютерного зрения и распознавания образов на основе искусственных нейронных сетей, направленных на развитие существующих приложений новыми возможностями сбора, обработки и управления данными.

Требование одновременного учета большого количества признаков в данных приводит к необходимости перехода от простого поиска и статистического анализа данных к более сложному интеллектуальному анализу. На сегодняшний день в качестве наиболее популярного подхода к такому анализу используется подход на основе мультиагентных технологий. Каждый агент вносит свой вклад в общее дело, решая некоторую часть большой задачи. Если задача сложная, то агентов может потребоваться большое количество, либо же придется использовать более сложных, комплексных агентов, например, использующих нейронные сети. Такую задачу не получается решить на одном высокопроизводительном устройстве, и необходимо строить системы распределенных вычислений. Координацией агентов в распределенной сетевой среде обычно занимается специальный агент – агент-координатор (Faciliator).

Основными моделями поведения агента-координатора для распределения задач и выбора агентов в многоагентной среде являются: аукцион (выбор агентов осуществляется после опроса/торга), набор правил (агенты выбираются автоматически на основании правил) и использование всех доступных агентов (выбираются все доступные агенты, из их результатов отбираются лучшие). Перспективной является реализация новых моделей поведения на основе нейросетевых технологий. Такие модели могут быть основаны на многослойных перцептранах. Но более перспективным является применение рекуррентных нейронных сетей. Рекуррентные нейронные сети позволяет агенту-координатору находить скрытые связи в поступающих данных и использовать их для решения своих задач.

Однако, несмотря на прогресс в области построения распределенной обработки данных с помощью комбинированной реализации различных нейронных сетей, проблема динамического ансамблированию нейронных сетей в распределенной системе искусственного интеллекта в настоящее время не решена.

Во второй главе предложен метод мультиагентного ансамблирования интеллектуальных компонентов адаптивной системы распознавания образов, отличающийся от аналогов реализацией динамического комплексирования автономных искусственных нейронных сетей, позволяющий обеспечить адаптивность системы в условиях изменяющейся обстановки без переобучения интеллектуальных компонентов.

Специфика мультиагентного ансамблирования интеллектуальных компонентов распределенной системы распознавания образов состоит в обеспечении автономного активного поведения отдельных программных агентов, нацеленных

на идентификацию и классификацию встречающихся объектов. В качестве типовых примеров таких объектов можно привести образы предметов или событий в системах компьютерного зрения или семантические конструкции в системах текстопонимания. Такой объект может существовать в реальности, быть представлен (изображен) определенным образом в виртуальной реальности или описан с помощью некоторого шаблона последовательности действий или наблюдений.

Под объектом $c_n, n = \overline{1, N}$, будем понимать любой объект, как реальный, существующий в действительности, так и виртуальный, например, показание датчика в виде числа или логическое суждение. Каждый объект c_m характеризуется рядом признаков $w_{nm}, m = \overline{1, M}$, при этом сами признаки могут быть как числовыми, так и категориальными.

Предполагаем, что информацию D , по которой возможно обнаружить объекты, можно получить посредством датчиков или же принять по сети из внешней системы. Для нахождения объектов по полученной информации введем агенты $a_l, l = \overline{1, L}$, где каждый агент a_l на основе полученной информации D будет находить объекты $b_i, i = \overline{1, I}$, с признаками $w_{ij}, j = \overline{1, J}$, с вероятностью $p_i \in [0, 1]$.

Введем функцию идентификации объектов Id :

$$Id(b_1, c_2) = \begin{cases} 1, & \text{если } p(b_1, c_2) \geq p^*, \\ 0, & \text{если } p(b_1, c_2) < p^*, \end{cases} \quad (1)$$

где p^* - пограничное значение вероятности,

$p(b_1, c_2)$ – вероятность, полученная от агента, что опознанный объект b_1 является реальным объектом c_2 .

Для признаков функция идентификации выглядит следующим образом:

$$Id(w_{1j}, w_{2j}) = Id(b_1, c_2). \quad (2)$$

Тогда для агентов должны выполняться условия:

$$\sum_l \sum_{in} Id(b_i, c_n) * (1 - \delta(b_i, c_n)) \rightarrow \min, \quad (3)$$

$$\sum_l \sum_{in} \delta(b_i, c_n) * (1 - Id(b_i, c_n)) \rightarrow \min, \quad (4)$$

$$\sum_l T(a_l) \rightarrow \min, \quad (5)$$

где δ – дельта функция:

$$\delta(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{если } x = y, \\ 0, & \text{если } x \neq y, \end{cases}$$

$T(a_l)$ – время работы агента a_l , если агент a_l не задействован, $T(a_l) = 0$.

Под условием (3) понимается требование по минимизации ошибки первого рода, когда агенты находят неверные объекты, оно соответствует требованию точности. Под условием (4) понимается требование по минимизации ошибки второго рода, когда агенты не находят верные объекты, что соответствует требованию полноты. Под условием (5) понимается требование по минимизации времени работы агентов.

Таким образом, утверждения (3 – 5) описывают задачу многокритериальной оптимизации. Оптимизация по каждому из критериев может быть реализо-

вана разными методами. Если агент представляет собой нейронную сеть, основными алгоритмами для решения этих задач по-отдельности будут: подбор гиперпараметров нейронной сети методами решетчатого поиска или с использованием генетического алгоритма, подбор архитектуры нейронной сети и др. Однако в реальной задаче минимизация ошибок и времени выполнения будут находиться в противоречии.

Для решения этой проблемы введем следующие веса:

$\alpha \in [0, 1]$ – коэффициент баланса между количеством ошибок и временем выполнения. Если $\alpha = 0$, то в первую очередь минимизируется время работы, то есть приоритет отдается производительности, при $\alpha = 1$ на первый план выходит минимум ошибок, то есть точность.

β – параметр, определяющий важность полноты относительно точности, он использован для расчета F_β меры, описывающей преимущество точности или полноты:

$$F_\beta = (1 + \beta^2) \cdot \frac{P \cdot R}{(\beta^2 \cdot P) + R} , \quad (6)$$

где P – точность (precision), R – полнота (recall).

При $\beta = 0$ F_β соответствует точности P (precision), при $\beta \rightarrow \infty$ F_β соответствует полноте R (recall). Типовыми же значениями для параметра, помимо 1 являются 2, при котором полнота оценивается выше, чем точность, и 0,5, при которой полнота оценивается ниже, чем точность.

С учетом введенных коэффициентов задача (3 – 5) была преобразована следующим образом:

$$\left(\sum_l \sum_{in} \left(\frac{\delta(b_i, c_n) \cdot (1 - I(b_i, c_n)) \cdot I(b_i, c_n) \cdot (1 - \delta(b_i, c_n))}{\beta^2 \cdot \delta(b_i, c_n) \cdot (1 - I(b_i, c_n)) + I(b_i, c_n) \cdot (1 - \delta(b_i, c_n))} \right) \right)^\alpha \cdot \left(\sum_l T(a_l) \right)^{1-\alpha} \rightarrow \min. \quad (7)$$

В наиболее простой организационной структуре все агенты считаются равными, нет назначенного лидера, и каждый агент общается со своими соседями. При иерархической организации агенты имеют древовидные отношения: родители контролируют своих дочерних агентов и могут иметь своих собственных родителей. На самом высоком уровне есть один агент, известный как корневой. Иерархическая организация может привести к задержке или появлению узких мест, особенно у корневого агента, поскольку он отвечает за обработку сообщений всех дочерних агентов. В зависимости от количества родительских агентов, иерархическая организация может быть разделена на два типа: простая и единообразная. В простом подходе корневой агент имеет исключительные полномочия и контролирует все коммуникации. При единообразном подходе в иерархии имеется более одного родительского агента, что означает, что в дополнение к корню все или отдельные родители могут также иметь своих детей.

Для иерархической организации агентов выделены две стратегии выбора агентов: автоматическая диспетчеризация и конкуренция. Если применяется конкурентная стратегия, то в обработку данных вовлекаются все доступные дочерние агенты, а по результатам обработки отбираются лучшие. По итогам работ выбирается результат работы одного или нескольких агентов с максимальным значением метрики.

При автоматической диспетчеризации родительский агент самостоятельно выбирает, каких дочерних агентов предпочтительнее использовать для обработки данных. Выбор основывается на анализе истории применения агентов в процессе обработки данных при использовании конкурентной стратегии в виде таблицы использования агентов и сопоставлении паттернов в данных результирующем выбору агента.

Формирование соответствия паттернов выбранным агентам может назначаться как полуавтоматически с использованием частотного анализа для последующего создания конструкций вида «if-else», так и автоматически, с использованием нейронных сетей или моделей машинного обучения.

Для частотного анализа из данных выделяются паттерны, затем на основе значений категориальных паттернов или на основе интервалов значений числовых паттернов строятся гистограммы, в которых по оси ординат указывается наиболее часто выбираемый агент и процент выбора данного агента среди остальных других. В итоге выбирается агент/агенты с наибольшим весом.

Таким образом, метод мультиагентного ансамблирования интеллектуальных компонентов адаптивной системы распознавания образов состоит в инкапсуляции искусственных нейронных сетей посредством программных агентов, объединенных с помощью связей и соединений в архитектуру виртуального мира, наиболее рационально обеспечивающую их взаимодействие между собой для реализации стратегий автоматической диспетчеризации и конкуренции. Представленный метод обеспечивает адаптивность системы в условиях изменяющейся обстановки без переобучения интеллектуальных компонентов.

В третьей главе представлена архитектура мультиагентной системы распознавания образов на базе предиктивного оркестратора и мультиагентный алгоритм распределения задач, отличающийся от аналогов возможностью динамического изменения критериев выбора интеллектуальных агентов при корректировке условий задачи.

Основная идея мультиагентной архитектуры состоит в том, чтобы разделить систему на распределенные части с автономным поведением, которые будут активно взаимодействовать в поисках наилучшего сочетания вариантов обработки данных для решения исходной проблемы. С точки зрения реализации нейронных сетей на практике такой подход дает возможность комбинировать несколько решений вместо обучения и последующего переобучения единственной нейронной сети. Архитектура такого решения с предиктивным оркестратором представлена на Рис. 1.

Данная архитектура проиллюстрирована на примере системы компьютерного зрения. Информация об объектах в виде видео или изображений попадает агенту-координатору. Он распределяет задачи между агентами-исполнителями, для чего реализует логику предиктивного оркестратора IMatcher. Постпроцессор пытается идентифицировать образы и передает полученные данные в хранилище. Когда результирующие данные найдены, подключается трекер кадров, его назначение - рассчитывать перемещения камеры между кадрами. Эти данные

позволяют агенту IMatcher сравнивать показания, снятые в разные моменты времени. IMatcher выбирает лучшие результаты и генерирует окончательный результат распознавания.

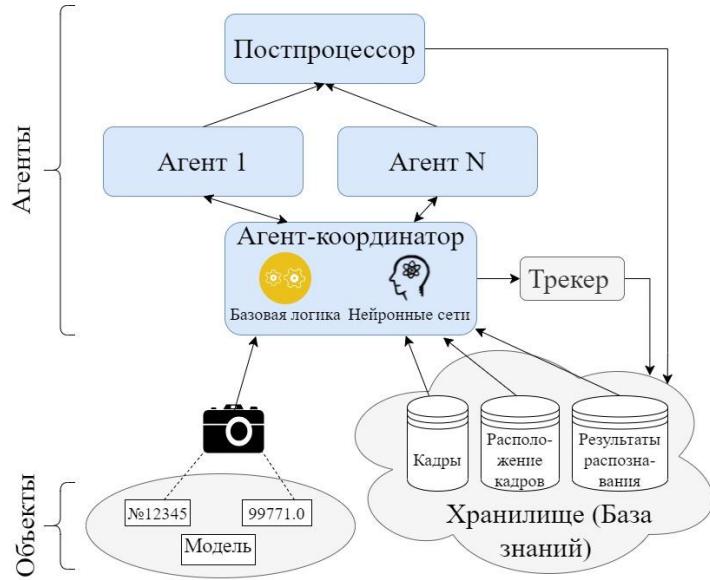


Рис. 1. Архитектура мультиагентной системы распознавания образов, основанная на реализации предиктивного оркестратора

В зависимости от особенностей реализации при невозможности или сложности описания логики организации взаимодействия агентов, модель агента-оркестратора IMatcher может быть заменена на модель предиктивного оркестратора RMatcher, реализующую искусственную нейронную сеть. В качестве нейронной сети RMatcher была выбрана рекуррентная нейронная сеть, состоящая из двух слоев ячеек LSTM, поверх которых также были расположены два полносвязных слоя.

В качестве функции потерь была выбрана категориальная перекрестная энтропия (CategoricalCrossentropy), роль оптимизатора была отдана методу адаптивной оценки моментов (ADAM), у рекуррентных слоев LSTM в качестве функции активации был выбран гиперболический тангенс (tanh), а у полносвязных слоев – линейная активация. Гиперпараметры нейронной сети брались по умолчанию согласно библиотеке глубокого обучения Keras v2.3.1. Рекуррентная нейронная сеть в модели RMatcher для своей работы использует все те же данные, что и модель IMatcher.

Для реализации взаимодействия интеллектуальных компонентов был разработан следующий **алгоритм распределения задач в адаптивной системе распознавания образов**.

Пусть данные с условных датчиков D поступают на входы выбранных агентов $a_l, l = \overline{1, L_{\text{выбр}}}$. Агенты a_l на выходе возвращают список объектов b_i с характеристиками w_{ij} , для каждого объекта возвращается вероятность его нахождения p_i : $a_l(D) \rightarrow \{b_i, \{w_{ij}\}, p_i\}$ - агент обрабатывает свойственным ему образом входные данные и возвращает список найденных объектов.

Шаг 1. Постпроцессор pp проверяет списки полученных объектов $\{b_i, \{w_{ij}\}, p_i\}$ на взаимное соответствие, убирает нерелевантные, а также, при необходимости добавляет к объектам дополнительные характеристики. Получившиеся объекты заносятся в базу знаний:

$$pp(\{b_i, w_{ij}, p_i\}) \rightarrow \{b_{i*}, w_{i*j}, p_{i*}\}. \quad (8)$$

Шаг 2. Объект b_i удаляется как нерелевантный, если

$$\exists j: \begin{cases} w_{ij} \notin [w_{ij}^{min}, w_{ij}^{max}], \text{ если } w_{ij} - \text{числовой признак,} \\ w_{ij} \notin \{w_{ij}^{norm}\}, \text{ если } w_{ij} - \text{категориальный признак,} \end{cases}$$

w_{ij}^{min} – минимальное возможное значение для признака w_{ij} объекта b_i ,

w_{ij}^{max} – максимально возможное значение для признака w_{ij} объекта b_i ,

$\{w_{ij}^{norm}\}$ – список нормальных значений для признака w_{ij} объекта b_i .

Шаг 3. Объект b_i удаляется как взаимоисключающий, если в списке $\{b_i, w_{ij}, p_i\} \exists k \neq i: p_i < p_k$ и $\forall j: w_{ij} \simeq w_{kj}$.

Шаг 4. Для ряда объектов, при необходимости, постпроцессором могут быть достроены дополнительные характеристики на основе определенных агентом характеристик:

$$\exists i_k \in \{i_1, i_2, \dots, i_N\}: w_{i_k}^* = F(\{w_{i_k, j}\}), \quad (9)$$

где N – количество объектов, у которых можно/нужно достраивать признаки, $w_{i_k}^*$ – новый признак объекта, $F(\{w_{i_k, j}\})$ – функция для построения нового признака на основе существующих признаков $\{w_{i_k, j}\}$.

Существует ряд признаков w_{ij} , положение/значение которых зависит непосредственно от исходных данных D_k .

Шаг 5. Трекер tr следит за изменением характеристик/положения/ у объектов, возвращает дельту изменения признака на основе изменения исходных данных:

$$\forall i \exists h \in \{h_1, h_2, \dots, h_L\}, \exists m \in \{m_1, m_2, \dots, m_L\}: tr(D_h^{t^{pred}}, D_h^t) \rightarrow \Delta w_{im}^{t^{cur}}, \quad (10)$$

где t^{cur} – текущее значение времени, t^{pred} – предыдущее значение времени,

L – количество доступных к отслеживанию исходных данных/признаков.

Шаг 6. Если $\exists m: \Delta w_{im}^{t^{cur}} > \Delta w_{im}^{crit}$, где Δw_{im}^{crit} – критическое значение для признака w_{im} , то трекер передает сигнал на координатор для сброса сбора сведений.

Шаг 7. База знаний bz принимает список объектов $\{b_i, \{w_{ij}\}, p_i\}_t$ из постпроцессора и данные по изменению характеристик $\Delta w_{im}^{t^{cur}}$ из трекера. Ее цель – по списку объектов найти окончательный результат.

Шаг 8. Для выполнения поставленной цели bz выполняет следующие действия.

Действие 8.1. Обновление характеристик w_{ij} у объектов за предыдущие периоды времени:

$$\begin{aligned} \exists m \in \{m_1, m_2, \dots, m_L\}: \forall i \text{ и } \forall t < t^{cur} \text{ если } w_{im}^t \in \{w_{ij}\}_t, \\ \text{то } \begin{cases} w_{im}^t = w_{im}^t + \Delta w_{im}^{t^{cur}}, \text{ если } w_{ij} - \text{числовой признак,} \\ w_{im}^t = f(w_{im}^t, \Delta w_{im}^{t^{cur}}), \text{ если } w_{ij} - \text{категориальный признак,} \end{cases} \end{aligned} \quad (11)$$

где t^{cur} – текущий момент времени,

f – заранее заданная функция по изменению категориальных признаков.

Действие 8.2. Повышение вероятности p у объектов, которые на протяжении времени t^* не исчезали и не меняли своих характеристик.

На основе (1) рассчитаем функцию идентификации объектов Id :

$$Id(b_1, b_2) = \begin{cases} 1, & \text{если } p(b_1, b_2) \geq p^*, \\ 0, & \text{если } p(b_1, b_2) < p^*, \end{cases}$$

где p^* - пограничное значение вероятности.

Тогда если $\exists b_i^* : \int_{t^{cur}-t^*}^{t^{cur}} \frac{Id(b_i^t, b_i^*)}{t^*} dt \geq p^*$, то установим $p_i = 1$ и $b_i = b_i^*$ в каждом i -м элементе списка $\{b_i, \{w_{ij}\}, p_i\}_t$, b_i^* – объект, максимально похожий на объекты b_i^t для $t \in [t^{cur} - t^*, t^{cur}]$, t^* – период времени, за который рассматриваются объекты.

Действие 8.3. Применения ряда критериев K на обновленных исторических данных.

Имеем список $\{b_i, \{w_{ij}\}, p_i\}_t$ и ряд критериев по поиску результата $K_x \in \{K_1, K_2, \dots, K_X\}$

$$\forall x \in [1, 2, \dots, X] : K_x \left(\{b_i, \{w_{ij}\}, p_i\}_t \right) \rightarrow k_{xt}, \quad (12)$$

$k_{xt} \in [0, 1]$ – коэффициент нахождения результата критерием K_x

Если $k_{xt} > k^*$, считаем, что результат найден. По умолчанию $k^* = 2/3$.

Если результат не найден, то продолжаем собирать данные.

Интеграл изменения по времени результатов (распознавания) должен быть больше k_x^{**} , где значение k_x^{**} зависит от критерия K_x .

$$\forall x \in [1, 2, \dots, X] : \int_{t^{cur}-t^*}^{t^{cur}} |K'_x| dt = \int_{t^{cur}-t^*}^{t^{cur}} \text{sign}(K'_x) * \frac{dK_x}{dt} dt = \int_{K_x(t=t^{cur}-t^*)}^{K_x(t=t^{cur})} \text{sign}(K'_x) dK_x \geq k_x^{**}.$$

Смысл этого выражения состоит в том, что критерии должны постоянно меняться, причем не обязательно улучшаться, иначе процесс или встает на паузу или начинается заново.

Таким образом, представленная архитектура мультиагентной системы распознавания образов, основанная на реализации предиктивного оркестратора *I Matcher* или *R Matcher* позволяет реализовать сочетание интеллектуальных компонентов с автономным поведением. В результате решена проблема комплексирования автономных искусственных нейронных сетей в интеллектуальной системе распознавания образов, способной адаптироваться к меняющимся внешним условиям эксплуатации. Использование нейронной сети в основе предиктивного оркестратора *R Matcher* позволяет выявлять скрытые паттерны (закономерности) во входящих данных и производить выбор агентов более эффективно, в отличие от классической модели *I Matcher* на основе условий (ветвлений). Представленный мультиагентный алгоритм распределения задач в адаптивной системе распознавания образов предоставляет возможность динамического изменения критериев выбора интеллектуальных агентов при корректировке условий задачи распознавания образов и позволяет повысить качество распознавания.

В четвертой главе приведены результаты реализации распределенной системы компьютерного зрения на базе мультиагентного ансамблирования интеллектуальных компонентов адаптивной системы распознавания образов.

Предложенные в диссертации метод и средства были реализованы в виде структуры в специализированном мобильном приложении (см. Рис. 2) для автоматизированной фиксации показателей электросчетчиков путем фотографирования показаний, распознавания и передачи их в центр обработки данных, распознавания и оперативного анализа сотрудниками региональной энергораспределительной компании.



Рис. 2. Пользовательский интерфейс системы компьютерного зрения для автоматизированной фиксации показателей электросчетчиков

При реализации централизованной архитектуры сбора данных и распознавания образов мобильные устройства не всегда обеспечивают стабильную связь с центральным сервером, к тому же возникают проблемы с производительностью на едином сервере. Для решения этих проблем было решено передать процесс распознавания с центрального сервера на специализированные автономные распознаватели. Эти модули могут быть развернуты либо на смартфонах инспекторов, либо на выделенных серверах в облаке. В результате была разработана архитектура распределенного распознавания показаний на основе реализации предиктивного оркестратора.

Для сравнения модулей между собой был собран тестовый набор данных, включающий 138 изображений цифровых счетчиков (всего 777 знаков) и 95 изображений аналоговых счетчиков (всего 534 знака). Поскольку модель распределенного распознавания, IMatcher и RMatcher принимает на вход видеопоток, для них были смоделированы последовательность изображений посредством ряда преобразований тестируемой фотографии. Благодаря этому удалось добиться преемственности при расчете точности у разных моделей.

Следующие показатели были приняты за оценку точности (precision) и полноты (recall):

$$Precision = \frac{N_{all\ found} - N_{wrong}}{N_{all\ found}}, \quad Recall = \frac{N_{all\ found} - N_{wrong}}{N_{all} - N_{wrong}}, \quad (14)$$

где $N_{\text{all found}}$ – все найденные числа; N_{wrong} – неверно распознанные числа; N_{all} – количество всех чисел в показаниях счетчиков.

Гистограммы распределения времени распознавания счетчиков для различных архитектуры приведены на Рис. 3, 4. Результаты по точности и полноте приведены в таблице 1.

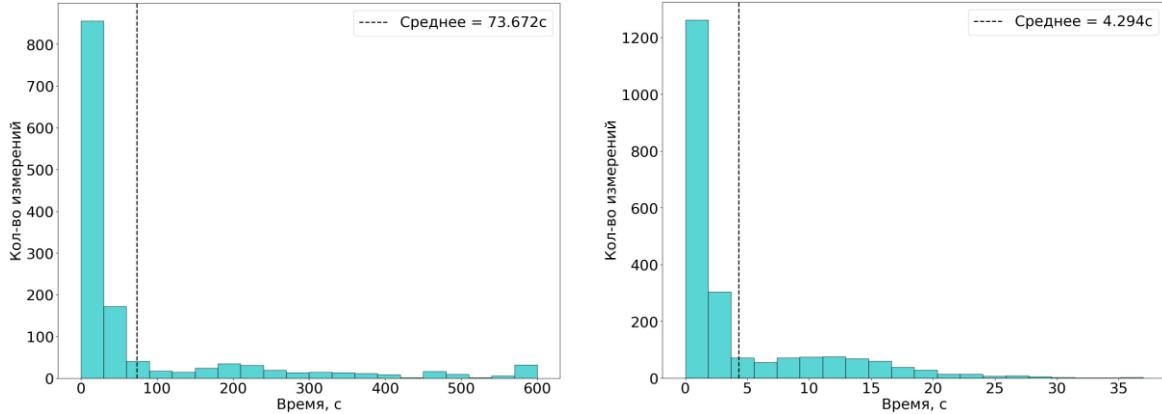


Рис. 3. Распределение времени распознавания показаний счетчика у централизованной (слева) и распределенной (справа) архитектуры

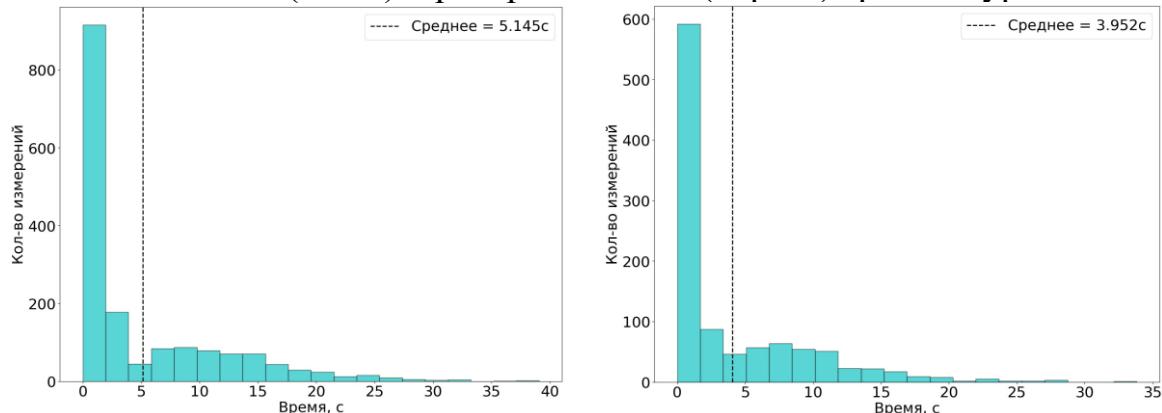


Рис. 4. Распределение времени распознавания показаний счетчика у архитектуры IMatcher (слева) и RMatcher (справа)

Заметен рост качества и полноты от централизованной модели до модели IMatcher. Модель RMatcher же незначительно проигрывает модели IMatcher. Тем не менее, у модели RMatcher есть одно явное преимущество – она более производительна, чем модель IMatcher, т.е. может считывать показания быстрее. В среднем RMatcher распознает показания почти на 25% быстрее IMatcher – 3.9с против 5.1 с, см рис. 5. С учетом незначительной разницы в точности, применение модели RMatcher более предпочтительно.

Повышения производительности у модели RMatcher удалось добиться благодаря замене ряда жестких условий выбора агентов на одну рекуррентную нейронную сеть, запрограммированную выбирать агентов только тогда, когда это необходимо, в противном же случае просто пропускать кадр и ожидать следующий. Тем не менее, у такого подхода есть недостаток: нейронная сеть лишь учится не обрабатывать кадры, не приносящие дополнительных данных для распознавания показаний, а находить потенциально хорошие кадры для обработки

агентами, которые по той или иной причине забраковала модель IMatcher, модель RMatcher не может, т.к. таких данных не было в обучающей выборке.

Таблица 1. Сравнение результатов работы модулей на проверочном наборе

	Централизованная архитектура	Распределенная архитектура	Архитектура IMatcher	Архитектура RMatcher
	Точность			
Аналоговые счетчики	80,4%	86,0%	94,1%	93,1%
Цифровые счетчики	86,5%	89,1%	97,8%	97,3%
Полнота				
Аналоговые счетчики	75,4%	81,8%	96,5%	96,0%
Цифровые счетчики	82,4%	86,3%	97,0%	96,5%

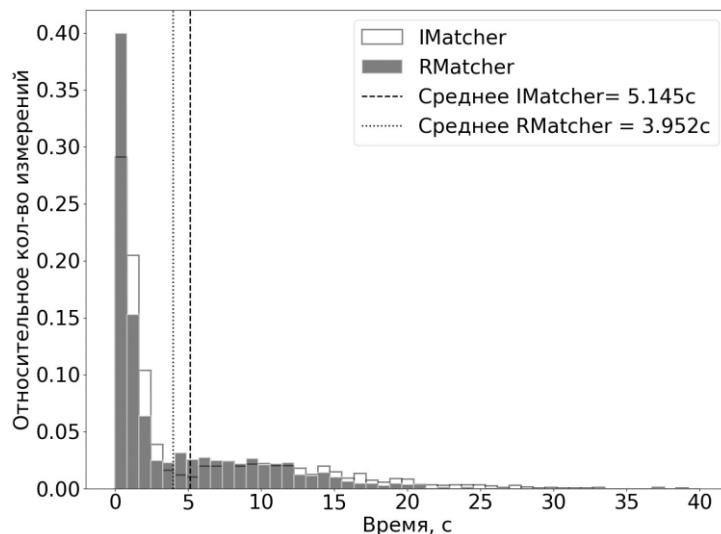


Рис. 5. Гистограмма распределения времени распознавания для программных архитектур IMatcher и RMatcher

Апробация предложенного метода и архитектуры также была проведена при реализации интеллектуальной системы текстопонимания и текстогенерации для совместного использования нескольких искусственных нейронных сетей с разными обучающими наборами данных для комплексного решения различных задач семантического разбора текстов на русском языке.

Работа системы проиллюстрирована на Рис. 6. Основная проблема состояла в необходимости обработки различных текстовых документов с разной структурой и содержимым. Вместо создания единой интеллектуальной системы распознавания, обученной на объединенном наборе данных большого объема, был выбран вариант решения, основанный на комбинировании нескольких нейронных сетей, обученных для решения отдельных задач распознавания образов и реализации динамического алгоритма их совместного применения в зависимости от специфики обрабатываемого текста.

В качестве программного решения этой задачи был предложен шаблон программного агента, позволяющий находить новые решения по текстопониманию в процессе динамического комбинирования нейросетевых алгоритмов распознавания образов. В рамках программной реализации была построена мультиагентная архитектура, в которой каждый новый вариант алгоритма распознавания был представлен отдельным программным агентом. Для организации

мультиагентного взаимодействия была выбрана иерархическая архитектура программного решения.

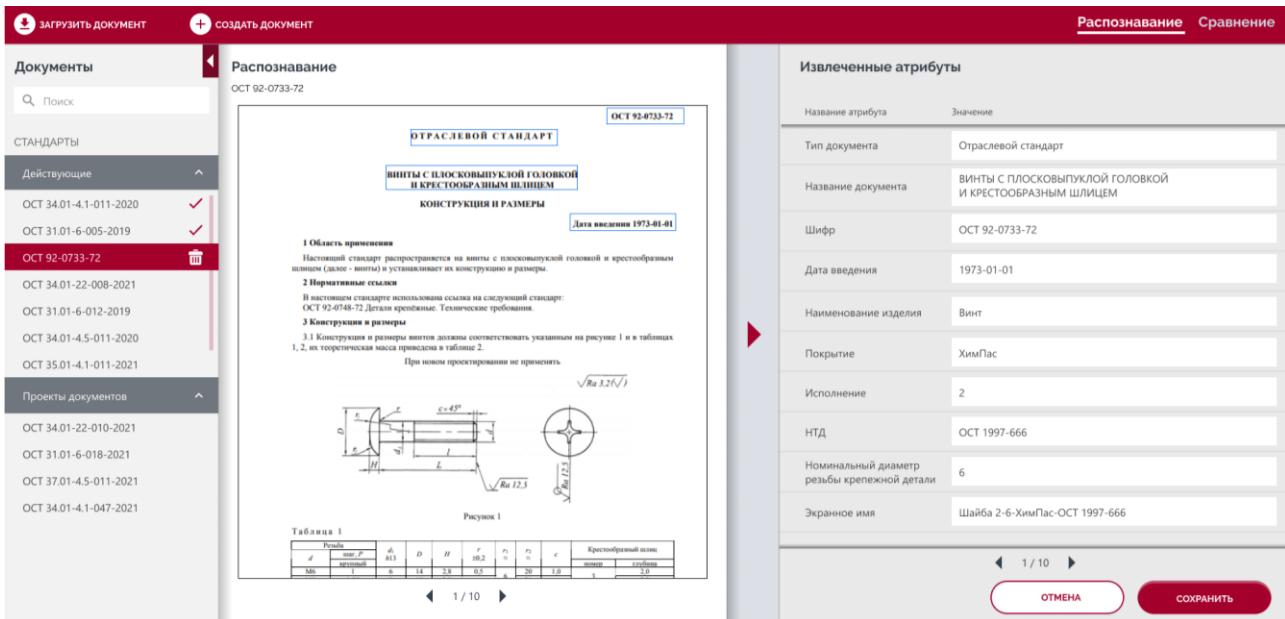


Рис. 6. Система текстопонимания и тектогенерации на основе ансамблирования нейронных сетей распознавания образов

Основное отличие представленного решения состоит в механизме ансамблирования агентов, основанном на иерархической организации с автоматической диспетчеризацией при отсутствии приоритета выбора на основе скорости или точности модели. Результат тестирования предложенного подхода на наборе из 200 документов представлен на Рис. 7. При загрузке всех доступных агентов для каждой задачи был получен наиболее точный результат с самой низкой производительностью. Применение методики мультиагентного ансамблирования позволяет существенно повысить производительность при незначительном снижении точности распознавания. Подбор варианта ансамблирования позволяет еще приблизить точность к наилучшему значению.

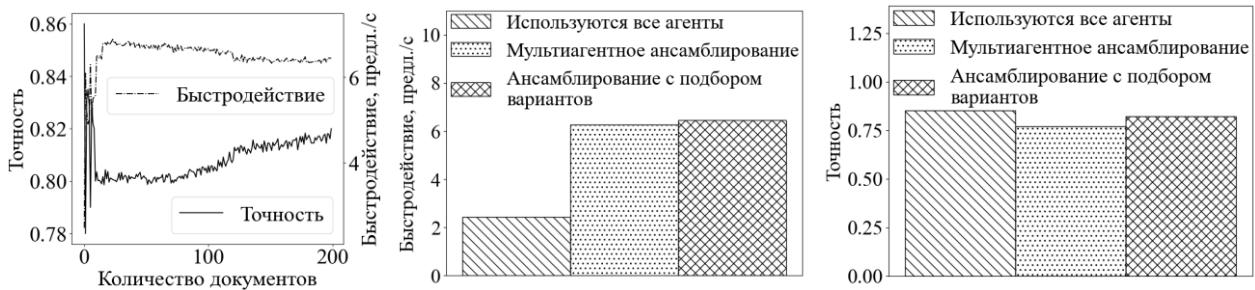


Рис. 7. Результаты тестирования модели и сравнительного анализа вариантов алгоритма ансамблирования

Таким образом, реализация распределенной системы компьютерного зрения на базе мультиагентного ансамблирования интеллектуальных компонентов адаптивной системы распознавания образов позволяет сократить на 25% время распознавания при автоматизированной фиксации показателей электросчетчиков. Применение ансамблирования интеллектуальных компонентов в

рамках динамической диспетчеризации позволяет повысить производительность программного обеспечения библиотеки автоматизированного текстопонимания и текстогенерации в 2,5 раза по сравнению с классическими методами комбинирования нейронных сетей.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В процессе выполнения диссертационного исследования получены следующие основные результаты:

1. В диссертации предложен метод мультиагентного ансамблирования интеллектуальных компонентов адаптивной системы распознавания образов, отличающийся от аналогов реализацией динамического комплексирования автономных искусственных нейронных сетей, позволяющий обеспечить адаптивность системы в условиях изменяющейся обстановки без переобучения интеллектуальных компонентов.

2. Разработана архитектура мультиагентной системы распознавания образов, отличающаяся реализацией предиктивного оркестратора для согласования работы нескольких интеллектуальных агентов и позволяющая сократить время распознавания за счет более эффективного выбора агентов в отличие от классических моделей на основе ветвлений.

3. Представленная архитектура мультиагентной системы распознавания образов, основанная на реализации предиктивного оркестратора IMatcher или RMatcher позволяет реализовать сочетание интеллектуальных компонентов с автономным поведением. В результате решена проблема комплексирования автономных искусственных нейронных сетей в интеллектуальной системе распознавания образов, способной адаптироваться к меняющимся внешним условиям эксплуатации. Использование нейронной сети в основе предиктивного оркестратора RMatcher позволяет выявлять скрытые паттерны (закономерности) во входящих данных и производить выбор агентов более эффективно, в отличие от классической модели IMatcher на основе условий (ветвлений).

4. Разработан мультиагентный алгоритм распределения задач в адаптивной системе распознавания образов, отличающийся от аналогов возможностью динамического изменения критериев выбора интеллектуальных агентов при корректировке условий задачи распознавания образов и позволяющий повысить качество распознавания.

5. Реализована распределенная система компьютерного зрения на базе мультиагентного ансамблирования интеллектуальных компонентов адаптивной системы распознавания образов, отличающаяся комбинированным применением искусственных нейронных сетей, предназначенных для решения частных задач и обеспечивающая адаптивность к меняющимся условиям эксплуатации без перенастройки алгоритмов распознавания.

6. Реализация распределенной системы компьютерного зрения на базе мультиагентного ансамблирования интеллектуальных компонентов адаптивной системы распознавания образов позволяет сократить на 25% время распознавания при автоматизированной фиксации показателей электросчетчиков. Применение ансамблирования интеллектуальных компонентов в рамках динамической

диспетчеризации позволяет повысить производительность программного обеспечения библиотеки автоматизированного текстопонимания и текстогенерации в 2,5 раза по сравнению с классическими методами комбинирования нейронных сетей.

Рекомендации и перспективы: предложенные в диссертации метод и архитектура рекомендуются к использованию в программном обеспечении с элементами искусственного интеллекта в области компьютерного зрения.

ОСНОВНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Публикации в изданиях, рекомендованных ВАК РФ

1. Иващенко А.В., Диязитдинова А.Р., Кривошеев А.В., Никифорова Т.В. Поиск пропорции естественного и искусственного интеллекта в прикладных задачах цифровой экономики // Инфокоммуникационные технологии, Том 18, № 1, 2020. – с. 68 – 76
2. Иващенко А.В., Кривошеев А.В. Модель ансамблирования интеллектуальных компонентов системы компьютерного зрения на основе рекуррентной нейронной сети // Научно-технический вестник Поволжья, № 6 – 2022. – с. 164 – 167
3. Александрова М.В., Головнин О.К., Иващенко А.В., Кривошеев А.В., Ситников П.В., Сурнин О.Л. Технологии текстопонимания и текстогенерации для юридических информационных систем // Научно-технический вестник Поволжья, № 11. – 2022. – с. 158 – 162
4. Иващенко А.В., Кривошеев А.В. Мультиагентное ансамблирование интеллектуальных компонентов распределенной системы распознавания образов // Системы управления и информационные технологии, № 1. – 2023. – с. 36 – 42
5. Кривошеев А.В. Алгоритм распределения задач в мультиагентной системе интеллектуального распознавания образов // Научно-технический вестник Поволжья. - № 10. – 2023. – с. 264 – 268
6. Кривошеев А.В. Сопряжение мультиагентных и нейросетевых технологий в программной системе распознавания образов для роботизированного документооборота // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. - № 87. – 2024. – с. 54 – 61

Публикации в изданиях, индексируемых WoS и Scopus

7. Ivaschenko A., Sitnikov P., Milutkin M., Khasanov D., Krivosheev A. AR optimization for interactive user guides // Advances in Intelligent Systems and Computing, vol 869. Springer, Cham, 2019. – pp. 948 – 956 (Q3)
8. Ivaschenko A., Krivosheev A., Sitnikov P. Prelaunch matching architecture for distributed intelligent image recognition // International Journal of Advanced Computer Science and Applications, Volume 11, Issue 11, 2020. – pp. 55 – 59 (Q3)
9. Ivaschenko A., Orlov S., Krivosheev A. Accented visualization user interfaces in augmented reality // Studies in Systems, Decision and Control, Vol. 350, Springer International Publishing, 2021. – pp. 213 – 223 (Q4)

10.Ivaschenko A, Krivosheev A, Stolbova A, Golovnin O. Hybridization of intelligent solutions architecture for text understanding and text generation // Applied Sciences. 2021; 11(11):5179. <https://doi.org/10.3390/app11115179> (Q2)

11.Ivaschenko A., Krivosheev A., Sitnikov P. Pre-launch AI matcher for distributed intelligent photo surveying // Procedia Computer Science 186C, 2021. - pp. 538 – 545 DOI: 10.1016/j.procs.2021.04.174

12.Ivaschenko A., Krivosheev A., Stolbova A., Sitnikov P. Approximate analysis of deviant behavior on social media // Lecture Notes in Networks and Systems, Vol. 283. Springer, Cham. - pp. 539 – 547 (Q4)

13.Ivaschenko A., Krivosheev A. User experience analysis based on a virtual mark-up approach // Communications in Computer and Information Science, Vol. 1448. Springer, Cham. – 2021. – pp. 575 – 586 (Q4)

14.Golovnin O., Ivaschenko A., Krivosheev A., Dodonova E., Dubinina I. Socio-economic sustainability monitoring based on intelligent analysis of social media // Studies in Systems, Decision and Control, Vol 457. Springer, Cham. – 2023. – pp. 369 – 381 (Q4)

15.Ivaschenko A., Golovnin O., Syusin I., Krivosheev A., Aleksandrova M. Ontology based text understanding and text generation for legal technology applications // Lecture Notes in Networks and Systems, Vol. 739. Springer, Cham. – 2023. – pp. 1080 – 1089 (Q4)

Статьи и материалы конференций

16.Ivaschenko A., Sitnikov P., Krivosheev A. AR Guide for a robot design kit // Proceedings of SCIFI-IT 2018 Conference, Bruges, Belgium, April 18 – 19, 2018. – pp. 41 – 45

17.Ivaschenko A., Krivosheev A., Sitnikov P. Multi-agent solution for a distributed intelligent photo surveying // Proceedings of the 2019 European Simulation and Modeling Conference, October 28 – 30 2019, Palma de Mallorca, Spain, EUROSIS-ETI. – pp. 73 – 78

18.Ivaschenko A., Krivosheev A. Distributed processing of electrical meters surveying // Proceedings of 2020 Moscow Workshop on Electronic and Networking Technologies (MWENT), Moscow, March 11–13, 2020. – pp. 1 – 4

19.Ivaschenko A.V., Stolbova A.A., Krupin D.N., Krivosheev A.V., Sitnikov P.V., Kravets O.Ja. Semantic analysis implementation in engineering enterprise content management systems // IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering 862 (2020) 042016

20.Ivaschenko A., Krivosheev A., Sveshnikov D., Svechkov N., Feschenko T., Tyshkovskaya Y., Chuvakov A. Intelligent recognition in automated meters surveying // 2020 27th Conference of Open Innovations Association, Trento, Italy, 2020. – pp. 84 – 89

21.Иващенко А.В., Орлов С.П., Кривошеев А.В. Пользовательские интерфейсы акцентной визуализации в среде дополненной реальности // Математические методы в технике и технологиях: сб. тр. междунар. науч. конф.: в 12 т. Т. 5 – СПб.: Изд-во Политехн. ун-та, 2020. – с. 91 – 95

22. Ivaschenko A., Krivosheev A., Nikiforova T. Pragmatic model for human role definition in mixed intelligence solutions // Proceedings of the 4th annual science fiction prototyping conference 2020, Ghent, Belgium, March 23 – 25, 2020. – pp. 19 – 23

23. Иващенко А.В., Кривошеев А.В. Комбинирование нейросетей для распознавания образов в системе дополненной реальности // Мехатроника, автоматизация и управление на транспорте: материалы III Всероссийской научно-практической конференции (Самара, 26-27 января 2021 г.). – Самара: СамГУПС, 2021. – с. 157 – 160

24. Surnin O., Sitnikov P., Gubinkiy A., Dorofeev A., Nikiforova T., Krivosheev A., Zemtsov V., Ivaschenko A. Augmented reality implementation for comfortable adaptation of disabled personnel to the production workplace // Proceedings of the 35th Annual European Simulation and Modelling Conference, Rome, Italy, October 27-29, 2021. – pp. 64 – 69

25. Golovnin O., Dubinina I., Ivaschenko A., Krivosheev A., Sitnikov P. Social climate analysis based on open data // 2023 IX International Conference on Information Technology and Nanotechnology (ITNT), Samara, Russia, 2023. - pp. 1 – 5

Свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ

26. Модуль обработки корпоративной документации. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № 2022611781. Авторы: Земцов В.В., Иващенко А.В., Кривошеев А.В., Крупин Д.Н., Ситников П.В., Столбова А.А., Сурнин О.Л. - 01.02.2022. Заявка № 2022611009 от 28.01.2022.

27. Цифровая платформа интегрального мониторинга. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № 2022668401. Авторы: Головнин О.К., Додонова Е.А., Дубинина И.Н., Иващенко А.В., Кривошеев А.В., Крупин Д.Н., Ситников П.В., Сурнин О.Л. - 06.10.2022. Заявка № 2022668053/69 от 06.10.2022

Патенты

28. Способ текстогенерации на основе машинного обучения. Патент № RU 2821835 С1. Авторы: Александрова М.В., Головнин О.К., Головнина А.А., Иващенко А.В., Кривошеев А.В., Крупин Д.Н., Ситников П.В., Сурнин О.Л. - 26.06.2024. Заявка № 2023118951 от 18.07.2023

Кривошеев Аркадий Владимирович

**МАТЕМАТИЧЕСКОЕ И ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ СИСТЕМЫ
МУЛЬТИАГЕНТНОГО АНСАМБЛИРОВАНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ
КОМПОНЕНТОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ**

Автореферат
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Автореферат отпечатан с разрешения диссертационного совета
24.2.375.01

ФГБОУ ВО «Рязанский государственный радиотехнический университет имени
В.Ф. Уткина»

Подписано в печать 11.03.2025 г.
Формат 60/84/16. Бумага обычная. Печать цифровая.
Тираж 100 экз. Заказ №221

Отпечатано в типографии: «Техно-Принт»
443010, г. Самара, ул. Чапаевская, 232