

Минобрнауки России

Юго-Западный государственный университет

Кафедра программной инженерии

ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА
ПО ПРОГРАММЕ БАКАЛАВРИАТА

09.03.04 Программная инженерия

(код, наименование ОПОП ВО: направление подготовки, направленность (профиль))

«Разработка программно-информационных систем»

Интеллектуальная система распознавания объектов по цветовым
характеристикам на основе нечетких нейронных сетей

(название темы)

Дипломный проект

(вид ВКР: дипломная работа или дипломный проект)

Автор ВКР

(подпись, дата)

В.В. Тягунов

(инициалы, фамилия)

Группа ПО-026

Руководитель ВКР

(подпись, дата)

Р.А. Томакова

(инициалы, фамилия)

Нормоконтроль

(подпись, дата)

А. А. Чаплыгин

(инициалы, фамилия)

ВКР допущена к защите:

Заведующий кафедрой

(подпись, дата)

А. В. Малышев

(инициалы, фамилия)

Курск 2024 г.

Минобрнауки России

Юго-Западный государственный университет

Кафедра программной инженерии

УТВЕРЖДАЮ:

Заведующий кафедрой

(подпись, инициалы, фамилия)

« ____ » _____ 20 ____ г.

ЗАДАНИЕ НА ВЫПУСКНУЮ КВАЛИФИКАЦИОННУЮ РАБОТУ ПО ПРОГРАММЕ БАКАЛАВРИАТА

Студента Тягунова В.В., шифр 20-06-0149, группа ПО-02б

1. Тема «Интеллектуальная система распознавания объектов по цветовым характеристикам на основе нечетких нейронных сетей» утверждена приказом ректора ЮЗГУ от «04» апреля 2024 г. № 1616-с.

2. Срок предоставления работы к защите «11» июня 2024 г.

3. Исходные данные для создания программной системы:

3.1. Перечень решаемых задач:

- 1) проанализировать IT-инфраструктуру предприятия;
- 2) разработать концептуальную модель системы управления IT-инфраструктурой предприятия на основе подхода к управлению и организации IT-услуг ITSM;
- 3) спроектировать программную систему управления IT-инфраструктурой предприятия;
- 4) сконструировать и протестировать программную систему управления IT-инфраструктурой предприятия.

3.2. Входные данные и требуемые результаты для программы:

- 1) Входными данными для программной системы являются: данные справочников комплектующих, конфигураций, ПО, критериев качества SLA,

ИТ-услуг, департаментов компании; технические данные ИТ-ресурсов; данные входящих заявок на ИТ-ресурсы; данные запросов поставщикам на комплектующие.

2) Выходными данными для программной системы являются: сформированные заявки на обслуживание ИТ-ресурсов; сформированные запросы на закупку комплектующих; сведения о выполненных работах по заявкам; статусы заявок; выходные отчеты (инфографика) – по качеству услуг, по состоянию ИТ-ресурсов, по деятельности ИТ-отдела, по стоимости обслуживания ИТ-ресурсов, воронка заявок.

4. Содержание работы (по разделам):

4.1. Введение

4.1. Анализ предметной области

4.2. Техническое задание: основание для разработки, назначение разработки, требования к программной системе, требования к оформлению документации.

4.3. Технический проект: общие сведения о программной системе, проект данных программной системы, проектирование архитектуры программной системы, проектирование пользовательского интерфейса программной системы.

4.4. Рабочий проект: спецификация компонентов и классов программной системы, тестирование программной системы, сборка компонентов программной системы.

4.5. Заключение

4.6. Список использованных источников

5. Перечень графического материала:

Лист 1. Сведения о ВКРБ

Лист 2. Цель и задачи разработки

Лист 3. Концептуальная модель сайта

Лист 4. Еще плакат

Руководитель ВКР

(подпись, дата)

Р.А. Томакова

(инициалы, фамилия)

Задание принял к исполнению

(подпись, дата)

В.В. Тягунов

(инициалы, фамилия)

РЕФЕРАТ

Объем работы равен 63 страницам. Работа содержит 15 иллюстраций, 1 таблицу, 13 библиографических источников и 4 листа графического материала. Количество приложений – 2. Графический материал представлен в приложении А. Фрагменты исходного кода представлены в приложении Б.

Перечень ключевых слов: коммерческий сайт, Система, CMS, Битрикс, Joomla, аддитивные технологии, 3D-принтеры, услуги, сервисы, информатизация, автоматизация, информационные технологии, веб-форма, Apache, классы, база данных, средства защиты информации, подсистема, компонент, модуль, сущность, информационный блок, метод, контент-редактор, администратор, пользователь, web-сайт.

Объектом разработки является web-сайт компании, занимающейся производством 3D-принтеров, выпуском оборудования для создания порошков, разработкой программного обеспечения и организацией центров аддитивного производства.

Целью выпускной квалификационной работы является привлечение клиентов, увеличение заказов, информирование о продукции и услугах путем создания сайта компании.

В процессе создания сайта были выделены основные сущности путем создания информационных блоков, использованы классы и методы модулей, обеспечивающие работу с сущностями предметной области, а также корректную работу web-сайта, разработаны разделы, содержащие информацию о компании, ее деятельности, производимой продукции и услугах, разработан сервис по заказу 3D-деталей.

При разработке сайта использовалась система управления контентом «1С-Битрикс: Управление сайтом».

Разработанный сайт был успешно внедрен в компании.

ABSTRACT

The volume of work is 63 pages. The work contains 15 illustrations, 1 table, 13 bibliographic sources and 4 sheets of graphic material. The number of applications is 2. The graphic material is presented in annex A. The layout of the site, including the connection of components, is presented in annex B.

List of keywords: commercial website, System, CMS, Bitrix, Joomla, additive technologies, 3D printers, services, informatization, automation, information technology, web form, Apache, classes, database, component, module, entity, information block, method, content editor, administrator, user, web site.

The object of the research is the analysis of information technologies for the development of a production company's website.

The object of the development is the website of a company engaged in the production of 3D printers, the production of equipment for the creation of powders, software development and the organization of additive manufacturing centers.

The purpose of the final qualifying work is to attract customers, increase orders, inform about products and services by creating a company website.

In the process of creating the site, the main entities were identified by creating information blocks, classes and methods of modules were used to ensure work with the entities of the subject area, as well as the correct operation of the website, sections containing information about the company, its activities, products and services were developed, a service for ordering 3D parts was developed.

When developing the site, the content management system «1C – Bitrix: Site Management» was used.

The developed website was successfully implemented in the company.

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	10
1 Анализ предметной области	13
1.1 Понятие искусственной нейронной сети	13
1.1.1 Распознавание образов и классификация	14
1.1.2 Образы и классификация	14
1.1.3 Кластеризация и новые классы	17
1.1.4 Архитектура нейронных сетей	17
1.1.5 Прогнозирование	18
1.1.6 Аппроксимация	18
1.1.7 Сжатие данных и ассоциативная память	19
1.2 Понятие нечёткой логики	19
1.2.1 Символическая нечёткая логика	19
1.2.2 Синтез функций непрерывной логики заданных таблично	20
1.2.3 Теория приближённых вычислений	21
1.2.4 Нечёткая логика и нейронные сети	21
1.2.5 Байесовская вероятность	22
1.3 Понятие адаптивной системы нейро-нечеткого вывода	22
1.3.1 Слой фаззификации	24
2 Техническое задание	25
2.1 Основание для разработки	25
2.2 Цель и назначение разработки	25
2.3 Требования пользователя к интерфейсу приложения	25
2.4 Моделирование вариантов использования	26
2.5 Требования к оформлению документации	27
3 Технический проект	28
3.1 Общая характеристика организации решения задачи	28
3.2 Обоснование выбора технологии проектирования	28
3.2.1 Python и его библиотеки	28
3.2.2 Архитектура нечёткой нейронной сети	29

3.2.3 Описание базы данных	30
3.3 Диаграмма компонентов	31
3.3.1 Структура компонентов	31
3.3.2 Взаимодействие компонентов	32
3.4 Содержание информационных блоков. Основные сущности	32
3.4.1 Структура сущности графический интерфейс	33
3.4.2 Структура сущности предварительная обработка	34
3.4.3 Структура сущности нейронная сеть	34
3.4.4 Структура сущности база данных	34
3.4.5 Структура сущности анализ данных	34
4 Рабочий проект	35
4.1 Классы, используемые при разработке сайта	35
4.2 Модульное тестирование разработанного приложения	42
4.3 Системное тестирование разработанного web-сайта	47
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	50
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	50
ПРИЛОЖЕНИЕ А Представление графического материала	53
ПРИЛОЖЕНИЕ Б Фрагменты исходного кода программы	58
На отдельных листах (CD-RW в прикрепленном конверте)	63
Сведения о ВКРБ (Графический материал / Сведения о ВКРБ.png)	Лист 1
Цель и задачи разработки (Графический материал / Цель и задачи разработки.png)	Лист 2
Концептуальная модель сайта (Графический материал / Концептуальная модель сайта.png)	Лист 3
Еще плакат (Графический материал / Еще плакат.png)	Лист 4

ОБОЗНАЧЕНИЯ И СОКРАЩЕНИЯ

ИНС - Искусственная нейронная система

SOM(Self-Organizing Maps) - Самоорганизующиеся карты

ANFIS(Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) - Адаптивная система
нейро-нечёткого вывода

ВВЕДЕНИЕ

Аддитивные технологии (АТ) начали активно развиваться со времени получения первых трехмерных изображений изделий на дисплеях компьютеров. Начало положила стереолитография, затем довольно многочисленные новые принципы стали называть технологиями быстрого прототипирования, затем укоренилось название «Аддитивные технологии». Интенсивность развития данных технологий не имеет аналогов. АТ изменили процессы проектирования и конструирования изделий, превратив их в процессы непрерывного создания изделий. Современные проектирование и производство изделий невозможно представить без данного рода технологий. 3D-принтеры стали такими же распространенными, как и персональные компьютеры. С помощью 3D-принтеров получают ткани, обувь, продукты питания, а также выращивают человеческие органы. Во многих отраслях, например, в космической отрасли, альтернативы аддитивным технологиям нет.

АТ предполагают изготовление детали методом послойного нанесения материала, в отличие от традиционных методов формирования детали, за счёт удаления материала из массива заготовки.

При использовании АТ все стадии реализации проекта от идеи до материализации находятся в единой технологической цепи, в которой каждая технологическая операция выполняется в цифровой CAD/CAM/CAE-системе.

Современные компании, видя, как развиваются информационные технологии, пытаются использовать их выгодно для своего бизнеса, поэтому запускают свой web-сайт. С его помощью предприятие может заявить о себе, проинформировать потенциального заказчика об услугах или продуктах, которые предоставляет, а также позволяет пользователям сделать с помощью сайта онлайн-заказ, произвести покупку или оплатить счета.

Сайт считается лицом компании и может существенно повысить ее имидж. Любой пользователь сети Интернет сможет получить необходимую информацию о компании в любой момент, появляется возможность найти контактные телефоны, адрес и e-mail, чтобы связаться с компанией. Сейчас

большинство клиентов узнают о ее существовании именно через сайт. Поэтому сайт можно назвать самой лучшей рекламой.

Главной задачей профессионально построенного сайта является превращение посетителя, зашедшего на сайт, в потенциального клиента.

Цель настоящей работы – разработка web-сайта компании для привлечения новой аудитории, увеличения заказов, рекламы продукции и услуг компании. Для достижения поставленной цели необходимо решить *следующие задачи*:

- провести анализ предметной области;
- разработать концептуальную модель web-сайта;
- спроектировать web-сайт;
- реализовать сайт средствами web-технологий.

Структура и объем работы. Отчет состоит из введения, 4 разделов основной части, заключения, списка использованных источников, 2 приложений. Текст выпускной квалификационной работы равен 63 страницам.

Во введении сформулирована цель работы, поставлены задачи разработки, описана структура работы, приведено краткое содержание каждого из разделов.

В первом разделе на стадии описания технической характеристики предметной области приводится сбор информации о деятельности компании, для которой осуществляется разработка сайта.

Во втором разделе на стадии технического задания приводятся требования к разрабатываемому сайту.

В третьем разделе на стадии технического проектирования представлены проектные решения для web-сайта.

В четвертом разделе приводится список классов и их методов, использованных при разработке сайта, производится тестирование разработанного сайта.

В заключении излагаются основные результаты работы, полученные в ходе разработки.

В приложении А представлен графический материал. В приложении Б представлены фрагменты исходного кода.

1 Анализ предметной области

1.1 Понятие искусственной нейронной сети

Нейронная сеть, также именуемая искусственной нервной сетью (ИНС), это математическая модель, которая послужила программным или аппаратным воплощением принципов функционирования биологических нейронных сетей - сетей нервных клеток живых организмов. Этот термин возник в результате изучения процессов, происходящих в мозге, и попыток эмулировать их. Первые усилия по созданию нейронных сетей были предприняты У. Маккалоком и У. Питтсом. С развитием алгоритмов обучения этих моделей стали широко применяться в практических задачах, таких как предсказание, распознавание образов, управление и прочие.

Искусственная нейронная сеть (ИНС) - это архитектура, в которой простые вычислительные элементы, называемые искусственными нейронами, взаимодействуют между собой для выполнения сложных задач. Каждый нейрон обрабатывает входные сигналы и передает выходные сигналы другим нейронам в сети. Хотя отдельные нейроны могут быть простыми, их коллективное взаимодействие в большой сети позволяет выполнять сложные вычисления и задачи.

Искусственная нейронная сеть (ИНС) представляет собой комплекс систематически связанных и взаимодействующих между собой простых вычислительных элементов, называемых искусственными нейронами. В контексте машинного обучения, они функционируют как специализированный вид методов для распознавания образов и дискриминантного анализа. Математически они представляют собой сложную многопараметрическую задачу нелинейной оптимизации. В кибернетике они используются для адаптивного управления и в робототехнике. С точки зрения развития вычислительной техники и программирования, они являются мощным инструментом для решения проблемы эффективного параллелизма.

Важно отметить, что нейронные сети не программированы в традиционном понимании этого термина; они обучаются. Процесс обучения заклю-

чается в настройке параметров связей между нейронами на основе предоставленных данных. Этот процесс позволяет нейронным сетям обнаруживать сложные закономерности в данных, выполнять обобщение и возвращать верные результаты даже на основе данных, которые не были представлены в процессе обучения или были представлены с искажениями.

1.1.1 Распознавание образов и классификация

Когда мы говорим о различных "образах мы имеем в виду разнообразные объекты, такие как текстовые символы, изображения, звуковые образцы и так далее. В процессе обучения нейронной сети предъявляются эти различные образы, каждому из которых присваивается определенный класс. Образец представляется в виде вектора значений признаков, и сеть учится определять, к какому классу относится каждый образец. Важно, чтобы набор признаков однозначно определял класс образца. Если признаков недостаточно, сеть может неправильно классифицировать образец, связывая его с несколькими классами.

После завершения обучения количество нейронов в выходном слое сети обычно соответствует количеству классов. Каждый нейрон в выходном слое представляет определенный класс, и сеть выдаёт ответ о принадлежности образца к тому или иному классу. Если сеть уверена в классификации, на одном из выходов появится признак принадлежности к классу, а на других выходах этот признак отсутствует. Однако, если сеть не уверена, может возникнуть ситуация, когда на нескольких выходах присутствует признак принадлежности к классу, что указывает на неопределённость сети в своём ответе.

1.1.2 Образы и классификация

При обучении нейронной сети различные типы данных, такие как текст, изображения и звук, представлены в виде образов и привязаны к определенным классам. Сеть изучает эти образы и их признаки, чтобы точно классифицировать их. Важно, чтобы эти признаки явно указывали на класс об-

разца. По завершении обучения количество нейронов в выходном слое сети соответствует количеству классов. Каждый нейрон представляет определенный класс, и сеть выдает ответ о принадлежности образца к определенному классу. В случае неопределенности сеть может указать на несколько возможных классов.

Классификация по формату входной информации:

1. Аналоговые нейронные сети: работают с информацией в форме действительных чисел;
2. Двоичные нейронные сети: оперируют с информацией, представленной в двоичном виде;
3. Образные нейронные сети: оперируют с информацией, представленной в виде образов, таких как знаки, иероглифы или символы.

Классификация по типу обучения:

1. Обучение с учителем: Нейронная сеть использует известные пары входных данных и соответствующих им выходных значений для обучения. В этом случае выходное пространство решений известно заранее;
2. Обучение без учителя: Нейронная сеть формирует выходное пространство решений только на основе входных данных, без предоставления соответствующих выходных значений. Такие сети называют самоорганизующимися, так как они обнаруживают структуры или паттерны в данных без явного учителя;
3. Обучение с подкреплением: В этом типе обучения система взаимодействует со средой, принимая последовательность действий и получая за них награды или наказания. Цель состоит в том, чтобы оптимизировать стратегию действий так, чтобы максимизировать суммарную награду в долгосрочной перспективе.

Существует два типа классификации синапсов по характеру настройки:

1. Сети с фиксированными связями: Весовые коэффициенты нейронной сети выбираются заранее и остаются неизменными на протяжении работы сети. Это означает, что они не подвергаются изменениям в процессе обучения и задаются исходными условиями задачи;

2. Сети с динамическими связями: В этих сетях весовые коэффициенты синапсов настраиваются в процессе обучения. Это позволяет сети адаптироваться к новой информации и улучшать свою производительность в зависимости от задачи или окружающей среды;

3. Обучение с подкреплением: В этом типе обучения система взаимодействует со средой, принимая последовательность действий и получая за них награды или наказания. Цель состоит в том, чтобы оптимизировать стратегию действий так, чтобы максимизировать суммарную награду в долгосрочной перспективе.

Классификация по характеру связей в нейронных сетях

1. Нейронные сети прямого распространения:

Все связи направлены строго от входных нейронов к выходным.

Примеры: перцептрон Розенблатта, многослойный перцептрон, сети Ворда;

2. Рекуррентные нейронные сети:

Сигнал с выходных нейронов или нейронов скрытого слоя частично передаётся обратно на входы нейронов входного слоя (обратная связь).

Рекуррентная сеть Хопфилда решает задачи компрессии данных и построения ассоциативной памяти.

Частный случай: двунаправленные сети;

3. Радиально-базисные функции (RBF):

Используются нейронные сети с единственным скрытым слоем.

Нелинейная активационная функция только у нейронов скрытого слоя.

Синаптические веса связей входного и скрытого слоёв равны единице;

4. Самоорганизующие карты (Self-Organizing Maps, SOM), представляют собой модель нейронных сетей, которая используется для визуализации и кластеризации данных. Это метод проецирования данных из многомерного пространства в пространство с более низкой размерностью, обычно двумерное. SOM также применяются в моделировании, прогнозировании и других задачах. Они являются разновидностью сетей Кохонена.

В сети Кохонена сигнал поступает на все нейроны одновременно, а выходной сигнал формируется по принципу "победитель забирает всё". В процессе обучения веса синапсов настраиваются таким образом, чтобы узлы сети описывали кластерную структуру данных. Удобно представлять SOM как двумерную сетку узлов в многомерном пространстве.

Начальное вложение сетки в пространство данных выбирается произвольно, а затем узлы сети перемещаются на каждом этапе обучения в направлении данных. Алгоритм обучения состоит из двух этапов: грубой настройки, где узлы двигаются коллективно для грубого отображения структуры данных, и тонкой настройки, где настраиваются индивидуальные положения узлов.

Этот процесс повторяется определённое число эпох, причем количество шагов может изменяться в зависимости от задачи.

1.1.3 Кластеризация и новые классы

Кластеризация подразумевает разделение входных сигналов на классы, неизвестные заранее по числу и признакам. После обучения сеть может определить, к какому классу относится входной сигнал, либо указать на его новизну. Такие сети могут обнаруживать новые, ранее неизвестные классы сигналов. Соответствие между выделенными сетью классами и классами в предметной области устанавливается человеком.

1.1.4 Архитектура нейронных сетей

Нейронные сети Кохонена имеют ограниченный размер, разделяясь на гиперслои и ядра. Идеальное количество параллельных слоев ограничено до 112, где каждый слой содержит от 500 до 2000 микроколонок. Эти микролонки обеспечивают кодирование и вывод результатов. Регулирование числа нейронов и слоев осуществляется с помощью суперкомпьютеров, делая нейронные сети пластичными и адаптивными.

1.1.5 Прогнозирование

Способность нейронной сети к прогнозированию происходит из ее способности к обобщению и выявлению скрытых зависимостей между входными и выходными данными. После обучения сеть может предсказать будущее значение последовательности, основываясь на предыдущих значениях и/или текущих факторах. Прогнозирование возможно лишь в случае, если предыдущие изменения в некоторой степени влияют на будущие. Например, прогнозирование цен акций на основе предыдущих недельных котировок может быть успешным (но не обязательно), в то время как прогнозирование результатов лотереи на основе 50-летних данных практически бесполезно.

1.1.6 Аппроксимация

Способность нейронной сети к прогнозированию напрямую вытекает из ее способности обобщать и выявлять скрытые зависимости между входными и выходными данными. После обучения сеть может предсказывать будущее значение последовательности, опираясь на предыдущие значения и/или текущие факторы. Прогнозирование возможно только в том случае, если предыдущие изменения в некоторой степени определяют будущие. Например, прогнозирование цен акций на основе предыдущих недельных котировок может быть успешным (но не обязательно), в то время как прогнозирование результатов лотереи на основе 50-летних данных практически бесполезно.

Нейронные сети способны аппроксимировать непрерывные функции. Обобщённая аппроксимационная теорема показывает, что с помощью линейных операций и каскадного соединения можно получить устройство, способное вычислить любую непрерывную функцию с некоторой наперёд заданной точностью. Это означает, что нейроны могут иметь различные нелинейные характеристики, от сигмоидальной до волновых пакетов или вейвлетов, синусов или многочленов. Выбор нелинейной функции может влиять на сложность сети, но при правильном выборе структуры нейронная сеть остаётся

универсальным аппроксиматором и может достаточно точно аппроксимировать функционирование любого непрерывного автомата.

1.1.7 Сжатие данных и ассоциативная память

Нейросети обладают способностью выявлять взаимосвязи между различными параметрами, что позволяет более компактно представлять данные большой размерности в случае их тесной взаимосвязи. Процесс обратного восстановления исходного набора данных из части информации называется (авто)ассоциативной памятью. Ассоциативная память также способна восстанавливать исходный сигнал или образ из зашумленных или повреждённых входных данных. Решение задачи гетероассоциативной памяти позволяет реализовать память, адресуемую по содержимому.

1.2 Понятие нечёткой логики

Нечеткая логика представляет собой раздел математики, который расширяет традиционную логику и теорию множеств, используя концепцию нечетких множеств. Она была впервые предложена Лотфи Заде в 1965 году. В отличие от классической логики, где элементы либо принадлежат множеству (имеют значение 1), либо не принадлежат (имеют значение 0), нечеткие множества могут иметь значения на интервале $[0, 1]$, отражая степень принадлежности элемента к множеству. На основе этой концепции разрабатываются различные логические операции и определяются лингвистические переменные, значениями которых являются нечеткие множества.

Область применения нечеткой логики включает исследование рассуждений в условиях нечеткости, размытости, аналогичных рассуждениям в обычной логике, а также их применение в вычислительных системах.

1.2.1 Символическая нечёткая логика

Нечёткая логика, также известная как символическая нечёткая логика, базируется на концепции t-нормы. После выбора определённой t-нормы появляется возможность определить основные операции над пропозициональ-

ными переменными: конъюнкцию, дизъюнкцию, импликацию, отрицание и другие.

Теорема о дистрибутивности, свойственная классической логике, выполняется лишь при использовании t-нормы Гёделя. Импликация обычно определяется операцией, называемой *residuum*, которая, в свою очередь, зависит от выбранной t-нормы.

Эти базовые операции приводят к формальному определению базовой нечёткой логики, имеющей сходства с классической булевой логикой (исчислением высказываний).

Существуют три основные базовые нечёткие логики: логика Лукасевича, логика Гёделя и вероятностная логика. Интересно, что объединение любых двух из этих логик приводит к классической булевой логике.

1.2.2 Синтез функций непрерывной логики заданных таблично

Функция нечёткой логики Заде всегда принимает значение одного из своих аргументов либо его отрицания. Таким образом, функцию нечёткой логики можно задать таблицей выбора, в которой перечислены все варианты упорядочения аргументов и отрицаний, и для каждого варианта указано значение функции.

Однако не любая произвольная таблица выбора задаёт функцию нечёткой логики. В одной работе был сформулирован критерий, позволяющий определить, является ли функция, заданная таблицей выбора, функцией нечёткой логики, и предложен простой алгоритм синтеза, основанный на концепциях конституента минимума и максимума. Функция нечёткой логики представляет собой дизъюнкцию конституент минимума, где конституент максимума — это конъюнкция переменных текущей области, больших либо равных значению функции в этой области (справа от значения функции в неравенстве, включая значение функции).

1.2.3 Теория приближённых вычислений

В общем, основное понятие нечёткой логики можно описать как использование нечётких множеств, которые определяются через обобщённую характеристическую функцию. Это позволяет работать с нечёткими отношениями, объединениями, пересечениями и дополнениями множеств. Важным элементом является лингвистическая переменная.

Для применения нечёткой логики в некоторых сферах достаточно этого минимального набора определений. Однако для большинства случаев требуется также определить правила вывода и оператор импликации.

1.2.4 Нечёткая логика и нейронные сети

Основная идея нечёткой логики в широком смысле заключается в использовании нечётких множеств, которые определяются через обобщённую характеристическую функцию. Путем введения операций объединения, пересечения и дополнения множеств (через характеристическую функцию) а также концепции нечётких отношений и лингвистических переменных, создается база для приложения нечёткой логики в различных областях.

Важно отметить, что для некоторых применений этого подхода достаточно указанных минимальных определений. Однако для большинства случаев необходимо определить правила вывода и оператор импликации.

Кроме того, поскольку нечёткие множества могут быть представлены функциями принадлежности, а t -нормы и k -нормы являются обычными математическими операциями, возможно представление нечётких логических рассуждений в виде нейронной сети. Здесь функции принадлежности интерпретируются как функции активации нейронов, передача сигналов как связи, а логические t -нормы и k -нормы как специальные виды нейронов, выполняющие соответствующие математические операции. Существует разнообразие подобных нейро-нечётких сетей, включая ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) - адаптивную нейро-нечеткую систему вывода. О ней чуть расскажу чуть позже.

1.2.5 Байесовская вероятность

Связь между нечёткой логикой и байесовской вероятностью выражается через байесовскую логико-вероятностную модель нечёткого вывода. Эта модель трансформирует нечёткие продукции в вероятностные функции, определяющие апостериорное распределение на множестве гипотез, соответствующих значениям выходной лингвистической переменной. После этого происходит дефаззификация для получения чёткого значения выходной переменной.

Неонечтокие продукции состоят из правил типа "ЕСЛИ ..., ТО ... где посылка и заключение содержат лингвистические переменные, а лингвистические переменные имеют терм-множества с функциями принадлежности.

Байесовская логико-вероятностная модель нечёткого вывода рассматривает значения выходной переменной как гипотезы и определяет их априорные вероятности. Новая информация поступает в виде значений входных переменных, которые служат свидетельствами в пользу или против гипотез.

Условные вероятности заключений при данных посылках определяются через функции принадлежности нечётких множеств.

Используя теорему Байеса, априорные вероятности обновляются с учетом новой информации, что позволяет получить апостериорное распределение вероятностей на множестве гипотез.

Для дефаззификации можно использовать различные методы, такие как метод максимума апостериорной вероятности (MAP) или метод среднего значения апостериорной вероятности (MEP).

1.3 Понятие адаптивной системы нейро-нечеткого вывода

Адаптивная система нейро-нечеткого вывода (ANFIS) представляет собой разновидность искусственной нейронной сети, основанной на системе нечеткого вывода Такаги-Сугено. Разработанная в начале 1990-х годов, эта методика объединяет в себе нейронные сети и принципы нечеткой логики,

что дает ей потенциал для использования преимуществ обоих в одной структуре.

В ANFIS система вывода соответствует набору нечетких правил "ЕСЛИ–ТО способных к обучению для аппроксимации нелинейных функций. Следовательно, ANFIS считается универсальным оценщиком. Для более эффективного и оптимального использования ANFIS можно воспользоваться наилучшими параметрами, полученными с использованием генетического алгоритма. Эта технология находит применение в интеллектуальных системах управления энергопотреблением.

ANFIS представляет собой разновидность искусственной нейронной сети, базирующейся на нечеткой системе вывода Такаги-Сугено. Разработанная в начале 1990-х годов, эта методика объединяет в себе нейронные сети и принципы нечеткой логики, что дает ей потенциал для использования преимуществ обоих в одной структуре.

Архитектура ANFIS В структуре сети можно выделить две части: исходную и последующую. Архитектура состоит из пяти уровней:

1. Уровень фаззификации: Принимает входные значения и определяет функции принадлежности, принадлежащие им. Степени принадлежности вычисляются на основе исходных параметров;
2. Уровень правил: Генерирует сильные стороны для правил на основе вторичных параметров;
3. Уровень нормализации: Нормализует вычисленную силу срабатывания путем деления каждого значения на общую силу срабатывания;
4. Уровень следствия: Принимает нормализованные значения и параметры следствия. Возвращает дефаззифицированные значения;
5. Выходной уровень: Получает дефаззифицированные значения и возвращает конечный результат.

ANFIS позволяет аппроксимировать нелинейные функции, делая его универсальным оценщиком с использованием генетического алгоритма для оптимизации его параметров. Эта технология находит применение в интеллектуальных системах управления энергопотреблением.

1.3.1 Слой фаззификации

Первый уровень в сети ANFIS представляет собой ключевое отличие от обычной нейронной сети. Обычно нейронные сети работают с этапом предварительной обработки данных, на котором признаки преобразуются в нормализованные значения от 0 до 1. Однако в ANFIS нет необходимости в использовании сигмоидальной функции. Вместо этого происходит преобразование числовых значений в нечеткие.

Давайте рассмотрим пример: предположим, у нас есть сеть, которая получает на вход расстояние между двумя точками в 2D-пространстве. Это расстояние измеряется в пикселях и может принимать значения от 0 до 500 пикселей. Преобразование числовых значений в нечеткие выполняется с использованием функций принадлежности, которые состоят из семантических описаний, таких как "близко", "средне" и "дальше". Каждое из этих лингвистических значений соответствует отдельному нейрону. Например, нейрон "близко" срабатывает с некоторым значением от 0 до 1, если расстояние попадает в категорию "близко". Точно так же нейрон "средне" срабатывает, если расстояние соответствует этой категории. Таким образом, входное значение "расстояние в пикселях" разбивается на три разных нейрона для каждой категории: "близко", "средне" и "дальше".

2 Техническое задание

2.1 Основание для разработки

Основанием для разработки является задание на выпускную квалификационную работу бакалавра «Интеллектуальная система распознавания объектов по цветовым характеристикам на основе нечетких нейронных сетей».

2.2 Цель и назначение разработки

Основной задачей выпускной квалификационной работы является разработка интеллектуальной системы распознавания объектов на основе их цветовых характеристик с использованием нечетких нейронных сетей. Система должна обеспечивать высокую точность распознавания объектов различных классов на основе их цветовых параметров.

Задачами данной разработки являются:

- сбор набора данных, содержащего изображения объектов различных классов;
- предварительная обработка изображений для выделения цветовых характеристик объектов;
- проектирование архитектуры нечеткой нейронной сети;
- обучение нейронной сети на подготовленных данных;
- создание удобного поиска по сайту;
- оптимизация параметров сети для достижения максимальной точности распознавания;
- создание программного интерфейса для взаимодействия с разработанной нейронной сетью.

2.3 Требования пользователя к интерфейсу приложения

Приложение должно включать в себя:

- графический интерфейс пользователя;
- возможность загрузки изображений объектов для их распознавания;

- отображение результатов распознавания с указанием класса объекта и уверенности в распознавании;
- возможность обучения системы на пользовательских данных для улучшения качества распознавания;
- интерфейс для добавления новых классов объектов и их обучения;
- возможность экспорта результатов распознавания в формате, подходящем для дальнейшей обработки или анализа.

Композиция шаблона приложения представлена на рисунке 2.1.

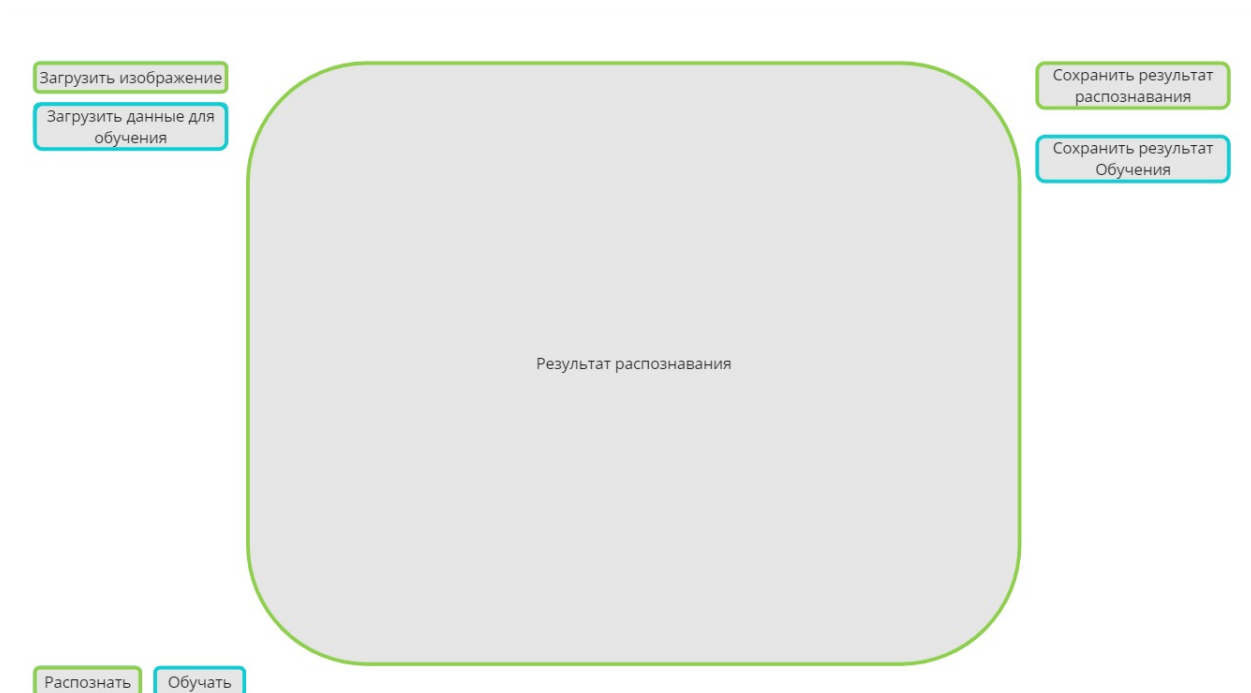


Рисунок 2.1 – Композиция шаблона приложения

2.4 Моделирование вариантов использования

Для моделирования вариантов использования разрабатываемого приложения была использована диаграмма вариантов использования, представленная на рисунке 4.9.

На диаграмме представлены основные варианты использования приложения, включая загрузку изображений для распознавания, обучение системы, добавление новых классов объектов и экспорт результатов распознава-



Рисунок 2.2 – Диаграмма вариантов использования

ния. Данная диаграмма помогает понять основные функциональные возможности приложения и взаимодействие с пользователями.

На основании анализа предметной области в программе должны быть реализованы следующие прецеденты:

1. Распознавание объекта на изображении по его цветовым характеристикам;
2. Сохранение результатов распознавания для дальнейшего использования;
3. Обучение и переобучение нейро-нечёткой сети;
4. Сохранение результатов обучения для дальнейшего распознавания.

2.5 Требования к оформлению документации

Разработка программной документации и программного изделия должна производиться согласно ГОСТ 19.102-77 и ГОСТ 34.601-90. Единая система программной документации.

3 Технический проект

3.1 Общая характеристика организации решения задачи

Этот проект направлен на разработку системы, которая использует нечеткие нейронные сети для распознавания объектов на основе цветовых характеристик. Система будет способна анализировать изображения и выделять объекты, соответствующие заданным цветовым параметрам.

Основная цель - создание эффективной и точной системы распознавания объектов. Задачи включают:

- Разработка алгоритма нечеткой нейронной сети;
- Создание базы данных для обучения и тестирования системы.

3.2 Обоснование выбора технологии проектирования

Нечеткие нейронные сети сочетают принципы нечеткой логики и нейронных сетей, что позволяет системе обрабатывать нечеткие и неточные данные, характерные для реальных изображений.

3.2.1 Python и его библиотеки

Python является предпочтительным языком программирования благодаря своей читаемости, простоте и обширной экосистеме библиотек, подходящих для работы с данными и машинным обучением:

- NumPy: Используется для эффективной работы с массивами и матрицами, что критично для обработки изображений и численных вычислений;
- Pandas: Предоставляет удобные структуры данных для анализа и манипуляции данными;
- Matplotlib/Seaborn: Библиотеки для визуализации данных, которые помогают в анализе результатов и представлении данных;
- OpenCV: Открытая библиотека для работы с компьютерным зрением, которая может использоваться для предварительной обработки изображений;

- TensorFlow/Keras: Популярные фреймворки для глубокого обучения, которые предоставляют инструменты для создания, обучения и тестирования нейронных сетей;
- Scikit-learn: Библиотека для машинного обучения, предоставляющая различные алгоритмы классификации, регрессии и кластеризации.

3.2.2 Архитектура нечёткой нейронной сети

Архитектура нечеткой нейронной сети включает в себя 6 слоев с различными функциями:

Схема архитектуры нейронной сети представлена на рисунке 3.1.

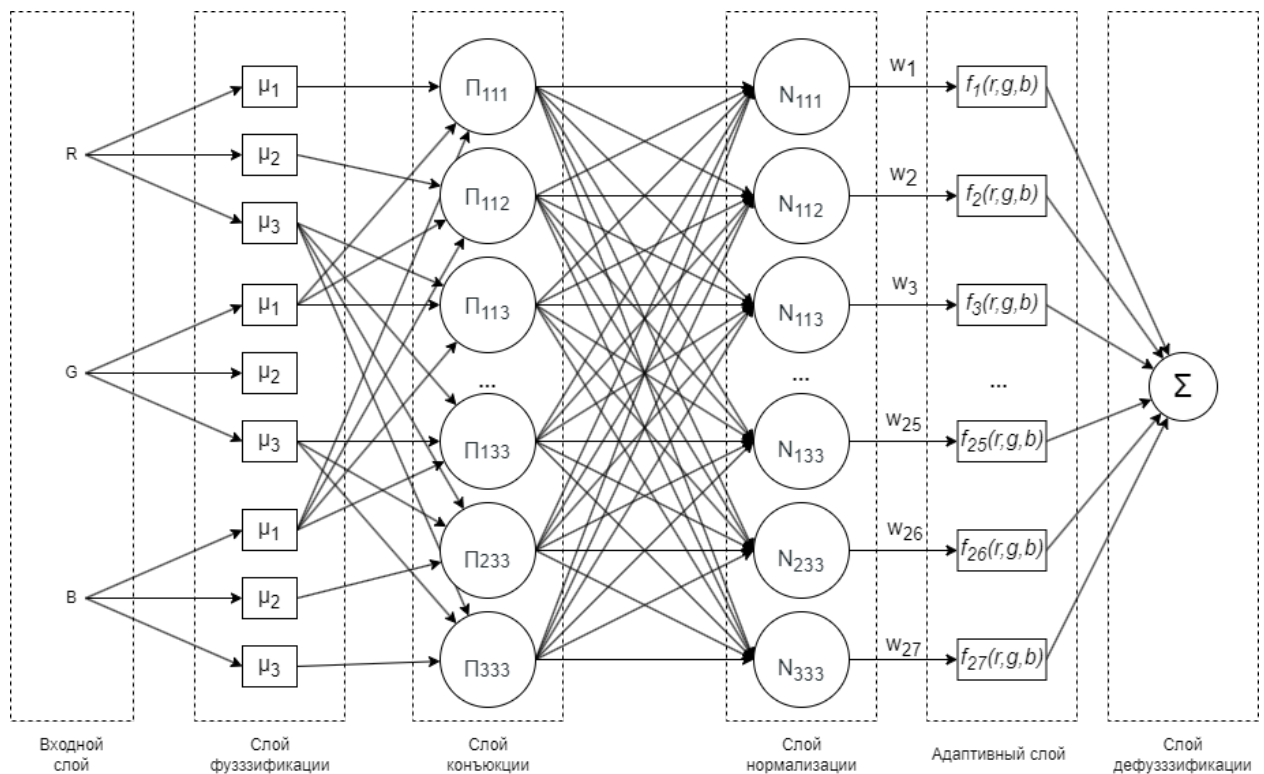


Рисунок 3.1 – Схема архитектуры нейронной сети

Входной слой: В этом слое содержатся входные переменные, представленные 3 цветовыми каналами изображения. Эти переменные предоставляют исходную информацию для последующей обработки.

Слой фузификации: Он отвечает за преобразование значений яркости изображения в степени принадлежности. Здесь представлены функции принадлежности для каждой переменной, их количество равно 3 (яркие, средние

или темные оттенки цвета), что в сумме создает 27 комбинаций. Функции принадлежности представлены гауссианами.

Вид функции Гаусса представлен на рисунке 3.2.

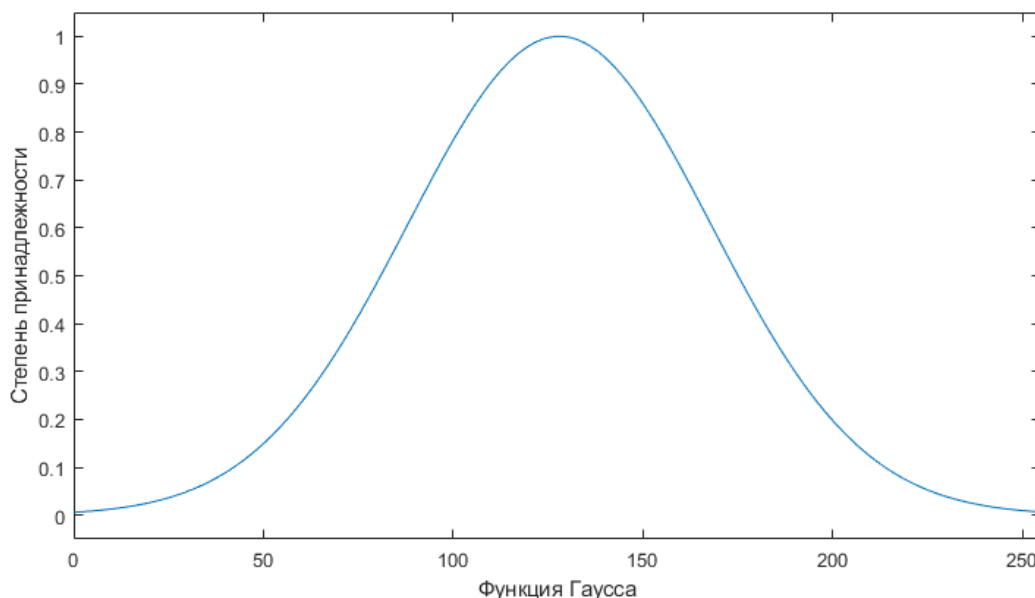


Рисунок 3.2 – Функция Гаусса

Слой конъюнкции: На этом этапе происходит перемножение функций для каждой комбинации функций принадлежности по 3 цветовым каналам.

Слой нормализации: Здесь происходит нормализация полученных произведений.

Адаптивный слой: На этой стадии добавляются веса к нормализованным данным.

Слой дефузрификации: Здесь происходит суммирование всех функций для получения результата - яркости выходного пикселя.

3.2.3 Описание базы данных

База данных будет хранить информацию о различных моделях обучения нейронной сети. У каждой модели будет своя таблица, в которой будут храниться данные об одном наборе обучения нейронной сети и одной таблице с уже обученными значениями. Каждый набор обучения будет содержать

четыре столбца: три столбца для входных значений, соответствующих трем цветовым каналам изображения, и один столбец для выходных значений.

ERD диаграмма структуры базы данных представлена на рисунке 3.3.

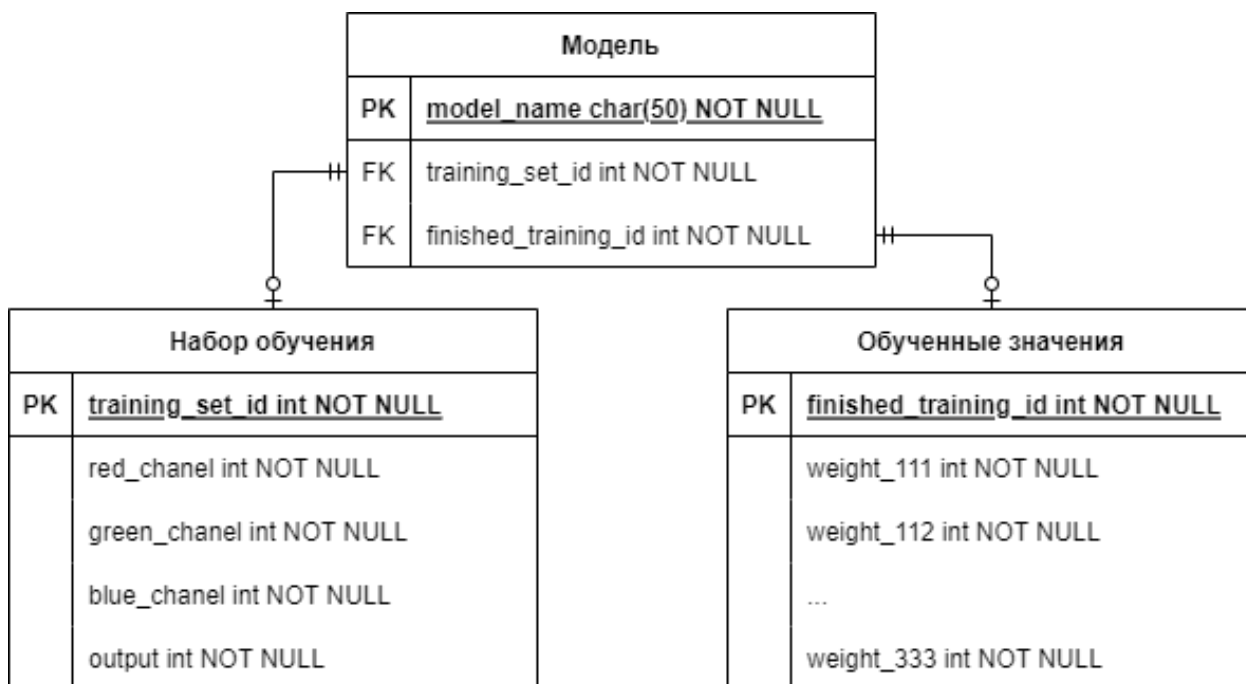


Рисунок 3.3 – Диаграмма структуры базы данных

3.3 Диаграмма компонентов

Диаграмма компонентов представляет структуру системы в виде набора компонентов и их взаимосвязей. Каждый компонент отвечает за определенную функцию в рамках системы и может включать в себя подсистемы или модули.

3.3.1 Структура компонентов

На диаграмме компонентов изображены основные блоки системы, такие как:

- Графический интерфейс пользователя: Модуль, отвечающий за взаимодействие с пользователем, представление результатов и получение входных данных;
- Модуль предварительной обработки данных: Отвечает за подготовку данных к анализу, включая фильтрацию шума и нормализацию изображений;

- Модуль нечеткой нейронной сети: Ядро системы, реализующее алгоритмы обучения и распознавания объектов;
- База данных: Хранит обучающий и тестовый наборы данных, а также результаты работы системы;
- Модуль анализа данных: Производит анализ данных, классификацию и предоставляет статистику по результатам.

3.3.2 Взаимодействие компонентов

Компоненты системы взаимодействуют друг с другом следующим образом:

1. Пользователь загружает изображение через графический интерфейс пользователя;
2. Интерфейс передает изображение в модуль предварительной обработки данных;
3. После обработки данные передаются в модуль нечеткой нейронной сети для распознавания объектов;
4. Результаты распознавания сохраняются в базе данных;
5. Модуль анализа данных извлекает результаты из базы данных и представляет их пользователю через графический интерфейс пользователя.

Диаграмма компонентов представлена на рисунке 3.4.

3.4 Содержание информационных блоков. Основные сущности

Исходя из описания, можно выделить пять основных сущностей:

1. Графический интерфейс: Этот компонент отвечает за взаимодействие пользователя с нейронной сетью. Он представляет собой интерфейс, через который пользователь может отправлять данные на обработку, управлять обучающими данными нейронной сети и получать результаты;
2. Предварительная обработка: Эта сущность отвечает за предварительную обработку данных, поступающих от пользователя, чтобы подготовить их для дальнейшей работы нейронной сети. Здесь могут проводиться

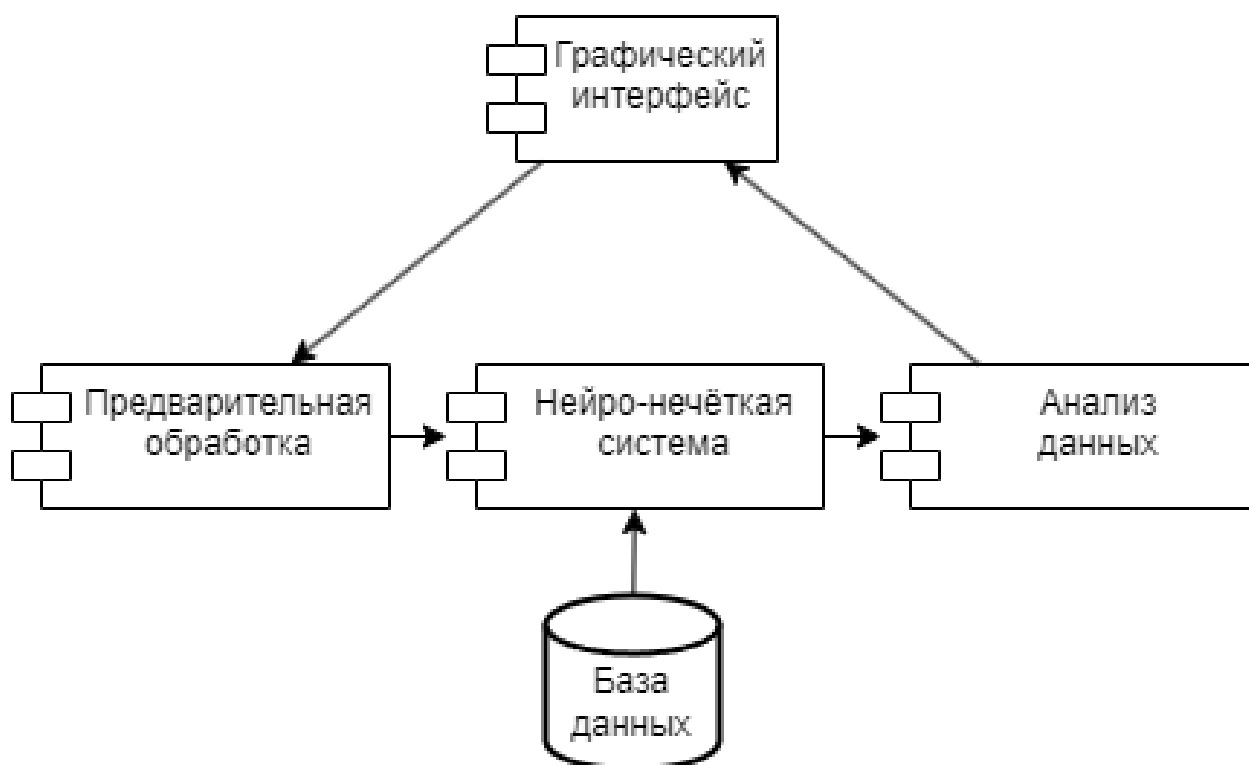


Рисунок 3.4 – Диаграмма компонентов системы

различные операции, такие как нормализация данных, фильтрация шума и преобразование формата;

3. Нейронная сеть: В данном участке происходит распознавание объектов на обработанном изображении с использованием выбранной модели или проведение обучения новой модели на выбранном наборе обучающих данных;

4. База данных: В этой части системы хранится информация о наборах обучающих данных и обученных моделях нейронной сети. База данных предоставляет доступ к данным для обучения и позволяет сохранять результаты работы нейронной сети для последующего использования;

5. Анализ данных: Этот компонент отвечает за анализ данных, полученных из нейронной сети. Здесь могут проводиться различные вычисления и визуализация результатов работы нейронной сети, а также их сохранение и представление пользователю.

3.4.1 Структура сущности графический интерфейс

Графический интерфейс хранит в себе методы:

1. Запрос файла изображения у пользователя;
2. Выбор нужного набора обучения, для обучения нейронной сети;
3. Выбор нужной модели для распознавания объектов;
4. Запуск обучения, который вызовет метод обучения из сущности нейронной сети;
5. Запуск распознавания, который вызовет метод обработки из сущности предварительной обработки;
6. Запрос методов анализа данных, полученных из нейронной сети из сущности анализа данных.

3.4.2 Структура сущности предварительная обработка

Предварительная обработка осуществляет преобразование входящего изображения в формат, необходимый для работы нейронной сети.

3.4.3 Структура сущности нейронная сеть

Нейронная сеть строится в соответствии со структурой, описанной выше, и включает в себя два основных метода: обучение и распознавание объектов.

3.4.4 Структура сущности база данных

База данных предоставляет информацию для обучения и распознавания объектов нейронной сети, а также для сохранения новых обученных моделей.

3.4.5 Структура сущности анализ данных

Анализ данных включает в себя различные методы преобразования полученных от нейронной сети значений в полезные данные, такие как центры кластеров, количественное содержание цветов на изображении и другие.

4 Рабочий проект

4.1 Классы, используемые при разработке сайта

Список классов и методов, которые были использованы при создании приложения представлены на таблице 4.1.

Таблица 4.1 – Описание классов, используемых в приложении

Название класса	Модуль, к которому относится класс	Описание класса	Методы
1	2	3	4
ANFIS	Нейронная сеть	ANFIS – класс, в котором осуществляется идентификация объектов с использованием нечеткой нейросети.	нормализацияКаналов(ПутьФайла) Происходит загрузка изображения из файла, последующее его разделение на цветовые каналы, а затем преобразование этих каналов, представленных в виде матриц, в массивы. После этого происходит нормализация значений яркости. АнфисаРаспознать(Путь, ИмяМодели) В рамках данной функции осуществляется прием данных, обработанных методом нормализацияКаналов.

Продолжение таблицы 4.1

1	2	3	4
			<p>Эти данные, совмещенные с оптимизированной моделью искусственной нейронной сети, подвергаются дальнейшей обработке в модуле <code>anfisReady</code>, который разработан на основе программного обеспечения MATLAB. Завершающим этапом является генерация черно-белой маски, которая визуализирует распознанные объекты и имеет разрешение 720x720 пикселей</p> <p>АнфисаТренировать(Набор, Размер, Имя-Модели)</p> <p>Иницилируя процесс обучения, функция использует предоставленный набор данных и его объем для конфигурации модуля <code>anfis</code>, реализованного в среде MATLAB. На основании этих данных функция строит и оптимизирует модель нечеткой нейронной сети. После успешного обучения, сформированная модель сохраняется в базу данных с наименованием, указанным в параметрах функции.</p>

Продолжение таблицы 4.1

1	2	3	4
			<p>function out = AnfisReady(data, name)</p> <p>Данная функция, реализованная на языке программирования MATLAB и использующая среду выполнения MATLAB Runtime, осуществляет передачу данных в нейронную сеть на пиксельном уровне. В соответствии с выбранной моделью нейросети, функция вычисляет степень соответствия каждого пикселя заданной модели и возвращает количественную оценку этого соответствия.</p> <p>function out = Anfis(data, name)</p> <p>Программный модуль, реализованный на языке программирования MATLAB и эксплуатирующий среду выполнения MATLAB Runtime, предназначен для приема набора данных, представляющих собой тренировочную выборку. Данный модуль осуществляет процесс обучения нечеткой нейронной сети, используя предоставленные данные.</p>

Продолжение таблицы 4.1

1	2	3	4
			В результате выполнения, модуль выдает модель нечеткой нейронной сети, прошедшую процедуру обучения.
DB	База данных	DB – Класс для работы с базой данных	<p>сохранить(ИмяМодели, Набор)</p> <p>Данная функция реализует процедуру архивации тренировочного датасета и соответствующей обученной нейросетевой модели в структурированное хранилище данных. Это обеспечивает сохранность исходных обучающих данных и параметров модели для последующего использования и анализа.</p> <p>загрузитьСписокНаборов()</p> <p>Функциональный модуль предназначен для извлечения данных из базы данных, содержащей информацию о тренировочных наборах и соответствующих обученных нейронных моделях.</p>

Продолжение таблицы 4.1

1	2	3	4
			<p>Он выполняет операцию чтения и последующего формирования перечня доступных тренировочных наборов данных и ассоциированных с ними моделей.</p> <p>загрузитьНабор(Название)</p> <p>Эта функция осуществляет операцию извлечения из базы данных специфического обучающего набора, состоящего из трёх цветовых каналов и целевого значения.</p>
main	Графический интерфейс	main – Класс для взаимодействия с пользователем	<p>загрузитьИзображение()</p> <p>Данная функция выполняет загрузку изображения из файла, а затем проводит его масштабирование до определённых размеров 720x720 пикселей, что обеспечивает его корректное отображение в заданном графическом интерфейсе пользователя.</p>

Продолжение таблицы 4.1

1	2	3	4
			<p>распознать()</p> <p>Функция инициирует процесс передачи ранее загруженного изображения в архитектуру нейронной сети, после чего активирует интерфейс для выбора предварительно обученной модели из доступных вариантов, что позволяет пользователю взаимодействовать с системой машинного обучения.</p> <p>выбрать(ОкноВыбора)</p> <p>Данная функция осуществляет интеграцию предварительно обученной модели в структуру нейронной сети, после чего производит деактивацию интерфейса выбора.</p> <p>сохранитьРезультатРаспознания</p> <p>Функция инициирует активацию диалогового интерфейса, предназначенного для сохранения выходных данных нейронной сети в файловую систему, обеспечивая тем самым персистентность результатов вычислений.</p>

Продолжение таблицы 4.1

1	2	3	4
			<p>обучать()</p> <p>Функция активирует пользовательский интерфейс в виде диалогового окна, которое предоставляет возможность выбора набора данных для обучения нейронной сети.</p> <p>подтвердить(ОкноВыбора)</p> <p>Функция инициирует передачу выбранного или вновь созданного датасета для обучения нейронной сети, после чего активируется интерфейс в виде диалогового окна, предоставляющего пользователю опцию присвоения наименования новой модели.</p> <p>отправить(ОкноНазвания)</p> <p>Эта функция осуществляет трансмиссию наименования модели в архитектуру нейронной сети, инициируя этим процедуру обучения.</p>

Продолжение таблицы 4.1

1	2	3	4
			По завершении процесса, модель систематически регистрируется и архивируется в соответствующей базе данных, что обеспечивает её доступность для дальнейшего использования и интеграции в различные прикладные задачи машинного обучения.

4.2 Модульное тестирование разработанного приложения

Модульные тесты для класса ANFIS из модели данных представлены на рисунках 4.1-4.3.

```

1 import os
2 import unittest
3 from PIL import Image
4 import anfis
5 import numpy as np
6 import matlab
7 from random import shuffle
8 from ANFIS import нормализацияКаналов
9 from ANFIS import АнфисаРаспознать
10
11 class TestНормализацияКаналов(unittest.TestCase):
12     def test_нормализация_существующего_файла(self):
13         результат = нормализацияКаналов('test_image.png')
14         self.assertIsNotNone(результат, "Функция должна возвращать не None
15             для существующего файла")
16         self.assertTrue((результат >= 0).all() and (результат <= 1).all(), "
17             Все значения должны быть в диапазоне от 0 до 1")
18     def test_нормализация_несуществующего_файла(self):
19         результат = нормализацияКаналов('несуществующий_файл.jpg')
20         self.assertIsNone(результат, "Функция должна возвращать None для
21             несуществующего файла")

```

Рисунок 4.1 – Модульный тест метода нормализацияКаналов класса ANFIS

```

1 import os
2 import unittest
3 from PIL import Image
4 import anfis
5 import numpy as np
6 import matlab
7 from random import shuffle
8 from ANFIS import нормализацияКаналов
9 from ANFIS import АнфисаРаспознать
10
11 class TestАнфисаРаспознать(unittest.TestCase):
12     def setUp(self):
13         self.путь = 'test_image.png'
14         self.имяМодели = 'test_model_name'
15     def test_распознавание_изображения(self):
16         результат = АнфисаРаспознать(self.путь, self.имяМодели)
17         self.assertIsInstance(результат, Image.Image, "Функция должна
            возвращать объект изображения")
18     def test_сохранение_изображения(self):
19         результат = АнфисаРаспознать(self.путь, self.имяМодели)
20         self.assertTrue(os.path.isfile('output_image.png'), "Файл изображения
            должен быть сохранён")

```

Рисунок 4.2 – Модульный тест метода АнфисаРаспознать класса ANFIS

```

1 import os
2 import unittest
3 from PIL import Image
4 import anfis
5 import numpy as np
6 import matlab
7 from random import shuffle
8 from ANFIS import нормализацияКаналов
9 from ANFIS import АнфисаРаспознать
10
11 class TestНормализацияКаналов(unittest.TestCase):
12     def test_нормализация_существующего_файла(self):
13         результат = нормализацияКаналов('test_image.png')
14         self.assertIsNotNone(результат, "Функция должна возвращать не None
            для существующего файла")
15         self.assertTrue((результат >= 0).all() and (результат <= 1).all(), "
            Все значения должны быть в диапазоне от 0 до 1")
16     def test_нормализация_несуществующего_файла(self):
17         результат = нормализацияКаналов('несуществующий_файл.jpg')
18         self.assertIsNone(результат, "Функция должна возвращать None для
            несуществующего файла")

```

Рисунок 4.3 – Модульный тест метода нормализацияКаналов класса ANFIS

Модульные тесты для класса DB из модели данных представлены на рисунках 4.4-4.6.

```

1 from DB import сохранить
2 from DB import загрузитьСписокНаборов
3 from DB import загрузитьНабор
4
5 class TestСохранить(unittest.TestCase):
6     def setUp(self):
7         self.ИмяМодели = 'test_model'
8         self.Набор = [(1, 2, 3, 4), (5, 6, 7, 8)]
9         self.Подключение = sqlite3.connect(':memory:')
10        self.Курсор = self.Подключение.cursor()
11        self.Курсор.execute('''CREATE TABLE Готовые_данные (Адрес_файла TEXT)
12                               ''')
13        self.Курсор.execute('''CREATE TABLE Тренировочный_набор (
14                               Красный_канал INTEGER, Синий_канал INTEGER, Зелёный_канал INTEGER,
15                               Выходные_данные INTEGER) ''')
16        self.Курсор.execute('''CREATE TABLE Модель (Имя_модели TEXT,
17                               ИД_Тренировочного_набора INTEGER, ИД_Готовых_данных INTEGER) ''')
18    def test_подключение_к_базе(self):
19        self.assertIsNotNone(self.Подключение, "Должно быть установлено
20                               подключение к базе данных")
21    def test_добавление_в_готовые_данные(self):
22        сохранить(self.ИмяМодели, self.Набор)
23        self.Курсор.execute("SELECT * FROM Готовые_данные WHERE Адрес_файла =
24                               ?", (self.ИмяМодели,))
25        результат = self.Курсор.fetchone()
26        self.assertIsNotNone(результат, "Модель должна быть добавлена в
27                               таблицу Готовые_данные")
28    def test_добавление_в_тренировочный_набор(self):
29        сохранить(self.ИмяМодели, self.Набор)
30        for данные in self.Набор:
31            self.Курсор.execute("SELECT * FROM Тренировочный_набор WHERE
32                                   Красный_канал = ? AND Синий_канал = ? AND Зелёный_канал = ?
33                                   AND Выходные_данные = ?", данные)
34            результат = self.Курсор.fetchone()
35            self.assertIsNotNone(результат, "Данные должны быть добавлены в
36                                   таблицу Тренировочный_набор")
37    def test_закрытие_подключения(self):
38        self.Подключение.close()
39        self.assertRaises(sqlite3.ProgrammingError, self.Курсор.execute, "
40                               SELECT * FROM Готовые_данные")
41    def tearDown(self):
42        self.Подключение.close()

```

Рисунок 4.4 – Модульный тест метода загрузитьНабор класса DB

```

1 from DB import сохранить
2 from DB import загрузитьСписокНаборов
3 from DB import загрузитьНабор
4
5 class TestЗагрузитьСписокНаборов(unittest.TestCase):
6     def setUp(self):
7         self.Подключение = sqlite3.connect(':memory:')
8         self.Курсор = self.Подключение.cursor()
9         self.Курсор.execute('''CREATE TABLE Готовые_данные (Адрес_файла TEXT)
10            ''')
11         self.Курсор.executemany("INSERT INTO Готовые_данные (Адрес_файла)
12            VALUES (?)", [('file1 ',), ('file2 ',), ('file3 ',)])
13
14     def test_загрузка_списка(self):
15         ожидаемый_список = ['file1 ', 'file2 ', 'file3 ']
16         результат = загрузитьСписокНаборов()
17         self.assertEqual(результат, ожидаемый_список, "Список наборов должен
18            соответствовать ожидаемому")
19
20     def test_закрытие_подключения(self):
21         загрузитьСписокНаборов()
22         self.assertRaises(sqlite3.ProgrammingError, self.Курсор.execute, "
            SELECT * FROM Готовые_данные")
23
24     def tearDown(self):
25         self.Подключение.close()

```

Рисунок 4.5 – Модульный тест метода загрузитьСписокНаборов класса DB

```

1 from DB import сохранить
2 from DB import загрузитьСписокНаборов
3 from DB import загрузитьНабор
4
5 class TestЗагрузитьНабор(unittest.TestCase):
6     def setUp(self):
7         Название = 'test_model'
8         self.Подключение = sqlite3.connect(':memory:')
9         self.Курсор = self.Подключение.cursor()
10        self.Курсор.execute(''CREATE TABLE Модель (Имя_модели TEXT,
11                               ИД_Тренировочного_набора INTEGER)''')
12        self.Курсор.execute(''CREATE TABLE Тренировочный_набор (
13                               ИД_тренировочного_набора INTEGER, Красный_канал INTEGER,
14                               Синий_канал INTEGER, Зелёный_канал INTEGER, Выходные_данные
15                               INTEGER)''')
16        self.Курсор.execute("INSERT INTO Модель (Имя_модели,
17                               ИД_Тренировочного_набора) VALUES (?, ?)", (Название, 1))
18        self.Курсор.execute("INSERT INTO Тренировочный_набор (
19                               ИД_тренировочного_набора, Красный_канал, Синий_канал,
20                               Зелёный_канал, Выходные_данные) VALUES (1, 255, 0, 0, 1)")
21
22        def test_загрузка_набора(self):
23            ожидаемый_выход = [(255, 0, 0, 1)]
24            результат = загрузитьНабор('test_model')
25            self.assertEqual(результат[0], ожидаемый_выход, "Загруженный набор
26                               должен соответствовать ожидаемому")
27
28        def test_формат_выходных_данных(self):
29            результат = загрузитьНабор('test_model')
30            self.assertEqual(результат[1], (1, 4), "Формат выходных данных должен
31                               быть кортежем с размерностью набора")
32
33        def test_закрытие_подключения(self):
34            загрузитьНабор('test_model')
35            self.assertRaises(sqlite3.ProgrammingError, self.Курсор.execute, "
36                               SELECT * FROM Модель")
37
38        def tearDown(self):
39            self.Подключение.close()

```

Рисунок 4.6 – Модульный тест метода загрузитьНабор класса DB

4.3 Системное тестирование разработанного web-сайта

На рисунке 4.9 представлена главная страница сайта «Русатом – Аддитивные технологии».

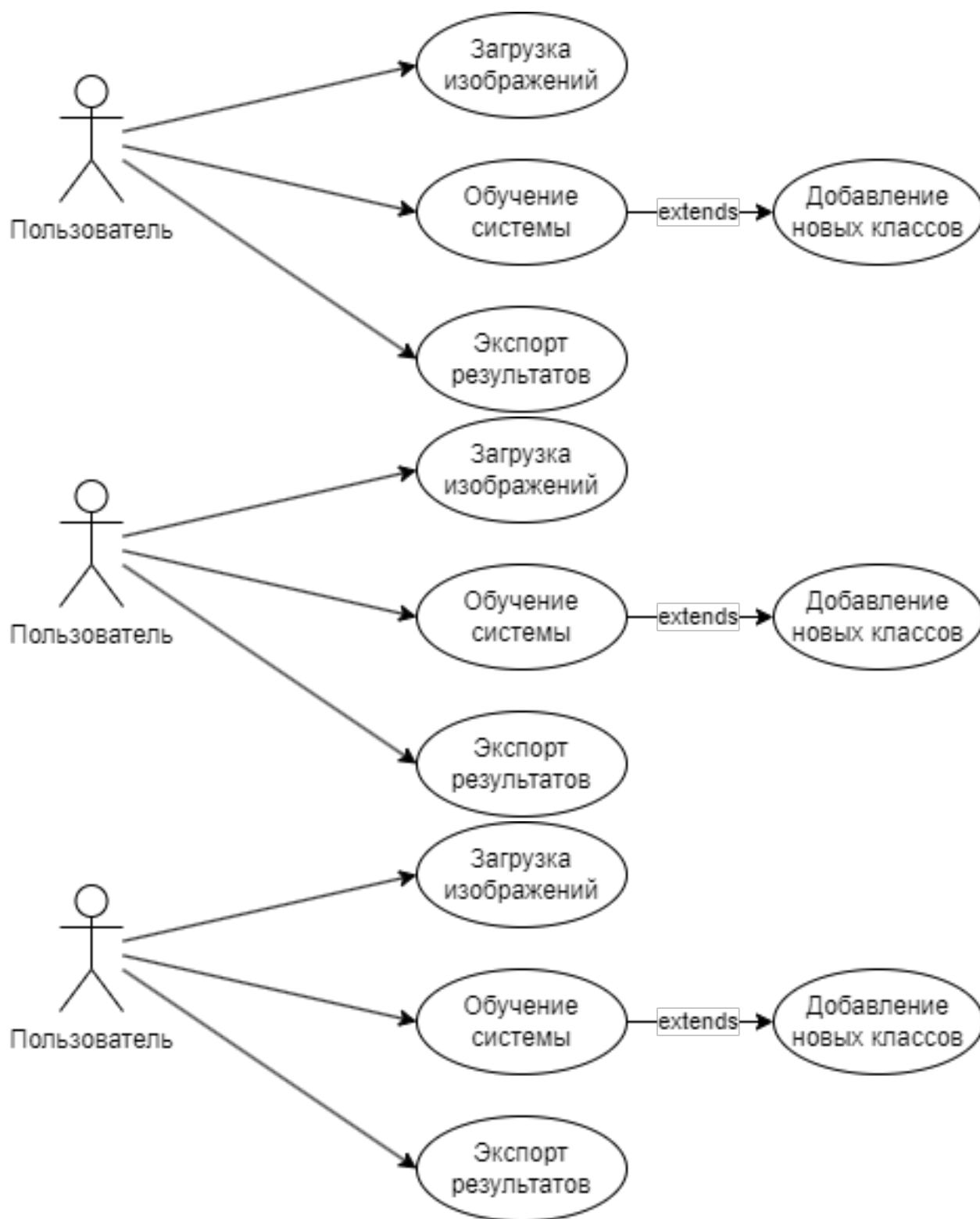


Рисунок 4.7 – Главная страница сайта «Русатом – Аддитивные технологии»

На рисунке 4.9 представлен динамический вывод заголовков, включающий в себя искомые фразы при поиске фраз.

На рисунке 4.9 представлен ввод данных для публикации новости.



Рисунок 4.8 – Динамический вывод заголовков



Рисунок 4.9 – Ввод данных для публикации очень-очень длинной, интересной и полезной новости

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Преимущества аддитивных технологий заключается в разнообразии процессов, позволяющих применять их в различных областях производства. Существенным ограничением же является и экономическая составляющая, которая не позволит внедрить аддитивное производство повсеместно.

Компании, видя, как развиваются информационные технологии, пытаются использовать их выгодно для своего бизнеса, запуская свой сайт для того, чтобы заявить о своем существовании, проинформировать потенциального клиента об услугах или продуктах, которые предоставляет. Для продвижения компании «Русатом – Аддитивные технологии» был разработан веб-сайт на основе системы «1С-Битрикс: Управление сайтом».

Основные результаты работы:

1. Проведен анализ предметной области. Выявлена необходимость использовать 1С-Битрикс.
2. Разработана концептуальная модель web-сайта. Разработана модель данных системы. Определены требования к системе.
3. Осуществлено проектирование web-сайта. Разработана архитектура серверной части. Разработан пользовательский интерфейс web-сайта.
4. Реализован и протестирован web-сайт. Проведено модульное и системное тестирование.

Все требования, объявленные в техническом задании, были полностью реализованы, все задачи, поставленные в начале разработки проекта, были также решены.

Готовый рабочий проект представлен адаптивной версткой сайта. Сайт находится в публичном доступе, поскольку опубликован в сети Интернет.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Лутц, М. Изучаем Python, 5-е издание / М. Лутц. – Санкт-Петербург : Питер, 2019. – 1584 с. – ISBN 978-5-4461-0705-9. – Текст : непосредственный.
2. Гудфеллоу, И., Бенджио, Ю., Курвилль, А. Глубокое обучение / И. Гудфеллоу, Ю. Бенджио, А. Курвилль. – Москва : ДМК Пресс, 2017. – 652 с. – ISBN 978-5-97060-487-9. – Текст : непосредственный.
3. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание / С. Хайкин. – Москва : Вильямс, 2018. – 1104 с. – ISBN 978-5-8459-2101-0. – Текст : непосредственный.
4. Росс, Т. Дж. Нечеткая логика с приложениями в инженерных науках / Т. Дж. Росс. – Москва : Мир, 2016. – 800 с. – ISBN 978-5-03-004474-5. – Текст : непосредственный.
5. Мерфи, К. Машинное обучение: вероятностный подход / К. Мерфи. – Москва : ДМК Пресс, 2018. – 704 с. – ISBN 978-5-97060-212-7. – Текст : непосредственный.
6. Рашка, С., Мирджалили, В. Python и машинное обучение / С. Рашка, В. Мирджалили. – Москва : ДМК Пресс, 2018. – 418 с. – ISBN 978-5-97060-310-0. – Текст : непосредственный.
7. Жолковский, Е. К. TensorFlow для профессионалов / Е. К. Жолковский. – Москва : ДМК Пресс, 2019. – 480 с. – ISBN 978-5-97060-746-7. – Текст : непосредственный.
8. Чоллет, Ф. Глубокое обучение на Python / Ф. Чоллет. – Москва : ДМК Пресс, 2018. – 304 с. – ISBN 978-5-97060-409-1. – Текст : непосредственный.
9. Клейн, Р. Нечеткие системы в Python / Р. Клейн. – Москва : ДМК Пресс, 2020. – 320 с. – ISBN 978-5-97060-758-0. – Текст : непосредственный.

10. Бейдер, Д. Python Tricks: A Buffet of Awesome Python Features / Д. Бейдер. – Москва : ДМК Пресс, 2021. – 300 с. – ISBN 978-5-97060-999-7. – Текст : непосредственный.
11. Герон, О. Практическое машинное обучение с Scikit-Learn и TensorFlow / О. Герон. – Москва : ДМК Пресс, 2019. – 572 с. – ISBN 978-5-97060-524-1. – Текст : непосредственный.
12. Нильсен, М. Нейронные сети и глубокое обучение / М. Нильсен. – Москва : ДМК Пресс, 2021. – 250 с. – ISBN 978-5-97060-777-1. – Текст : непосредственный.
13. Джеймс, Д. Нечеткие системы и Python: практическое руководство / Д. Джеймс. – Москва : ДМК Пресс, 2022. – 340 с. – ISBN 978-5-97060-888-4. – Текст : непосредственный.

ПРИЛОЖЕНИЕ А

Представление графического материала

Графический материал, выполненный на отдельных листах, изображен на рисунках А.1–А.4.



Рисунок А.1 – Сведения о ВКРБ



Рисунок А.2 – Цель и задачи разработки



Рисунок А.3 – Концептуальная модель сайта



Рисунок А.4 – Еще плакат

ПРИЛОЖЕНИЕ Б

Фрагменты исходного кода программы

main.tex

```
1 \input{setup.tex}
2
3 % Режим шаблона (должен быть включен один из трех)
4 \BKPtrue
5 %\Практикаtrue
6 %\Курсоваяtrue
7
8 \newcommand{\Дисциплина}{<<Проектирование и архитектура программных систем>>}
9 % для курсовой
10 \newcommand{\КодСпециальности}{09.03.04} % Курсовая
11 \newcommand{\Специальность}{Программная инженерия} % Курсовая
12 \newcommand{\Тема}{Интеллектуальная система распознавания объектов по
13 % цветным} % ВКР Курсовая
14 \newcommand{\ТемаВтораяСтрока}{характеристикам на основе нечетких нейронных
15 % сетей}
16 \newcommand{\ГдеПроводитсяПрактика}{ООО «Предприятие ВТИ-Сервис»} % для
17 % практики
18 \newcommand{\РуководительПрактПредпр}{ } % для практики
19 \newcommand{\ДолжнРуководительПрактПредпр}{ } % для практики
20 \newcommand{\РуководительПрактУнивер}{Чаплыгин А. А.} % для практики
21 \newcommand{\ДолжнРуководительПрактУнивер}{к.т.н. доцент} % для практики
22 \newcommand{\Автор}{В.В. Тягунов}
23 \newcommand{\АвторРод}{Тягунова В.В.}
24 \newcommand{\АвторПолностьюРод}{Тягунова Владимира Вячеславовича} % для
25 % практики
26 \newcommand{\Шифр}{20-06-0149}
27 \newcommand{\Курс}{4} % для практики
28 \newcommand{\Группа}{ПО-026}
29 \newcommand{\Руководитель}{Р.А. Томакова} % для ВКР и курсовой
30 \newcommand{\Нормоконтроль}{А. А. Чаплыгин} % для ВКР
31 \newcommand{\ЗавКаф}{А. В. Малышев} % для ВКР
32 \newcommand{\ДатаПриказа}{«04» апреля 2024~г.} % для ВКР
33 \newcommand{\НомерПриказа}{1616-с} % для ВКР
34 \newcommand{\СрокПредоставления}{«11» июня 2024~г.} % для ВКР, курсового
35
36 \begin{document}
37 \maketitle
38 \ifПрактика{} \else{
39 \input{ЛистЗадания}
40 \input{Реферат}} \fi
41 \tableofcontents
42 \input{Обозначения}
43 \ifПрактика{} \else{\input{Введение}} \fi
44 \input{Анализ}
45 \input{ТехЗадание}
46 \input{ТехПроект}
47 \ifПрактика{} \else{
48 \input{РабочийПроект}
49 \input{Заключение}
```

```

45 }\fi
46 \input{СписокИсточников}
47 \ifBKP{\input{Плакаты}}\fi
48 \ifПрактика{}\else{\input{Код}}\fi
49 \end{document}

```

TexПроект.tex

```

1 \section{Технический проект}
2 \subsection{Общая характеристика организации решения задачи}
3
4 Этот проект направлен на разработку системы, которая использует нечеткие
   нейронные сети для распознавания объектов на основе цветовых характеристик
   . Система будет способна анализировать изображения и выделять объекты,
   соответствующие заданным цветовым параметрам.
5
6 Основная цель - создание эффективной и точной системы распознавания объектов.
   Задачи включают:
7
8 \begin{itemize}
9 \item Разработка алгоритма нечеткой нейронной сети;
10 \item Создание базы данных для обучения и тестирования системы.
11 \end{itemize}
12
13 \subsection{Обоснование выбора технологии проектирования}
14
15 Нечеткие нейронные сети сочетают принципы нечеткой логики и нейронных сетей,
   что позволяет системе обрабатывать нечеткие и неточные данные, характерные
   для реальных изображений.
16
17 \subsubsection{Python и его библиотеки}
18
19 Python является предпочтительным языком программирования благодаря своей
   читаемости, простоте и обширной экосистеме библиотек, подходящих для
   работы с данными и машинным обучением:
20
21 \begin{itemize}
22 \item NumPy: Используется для эффективной работы с массивами и матрицами, что
   критично для обработки изображений и численных вычислений;
23 \item Pandas: Предоставляет удобные структуры данных для анализа и
   манипуляции данными;
24 \item Matplotlib/Seaborn: Библиотеки для визуализации данных, которые
   помогают в анализе результатов и представлении данных;
25 \item OpenCV: Открытая библиотека для работы с компьютерным зрением, которая
   может использоваться для предварительной обработки изображений;
26 \item TensorFlow/Keras: Популярные фреймворки для глубокого обучения, которые
   предоставляют инструменты для создания, обучения и тестирования нейронных
   сетей;
27 \item Scikit-learn: Библиотека для машинного обучения, предоставляющая
   различные алгоритмы классификации, регрессии и кластеризации.
28 \end{itemize}
29
30 \subsubsection{Архитектура нечёткой нейронной сети}
31

```

32 Архитектура нечеткой нейронной сети включает в себя 6 слоев с различными функциями:

33

34 Схема архитектуры нейронной сети представлена на рисунке ~\ref{neuro_diagram: image}.

35

```
36 \begin{figure}[ht]
37 \includegraphics[width=1\linewidth]{neuro_diagram}
38 \caption{Схема архитектуры нейронной сети}
39 \label{neuro_diagram:image}
40 \end{figure}
```

41

42 Входной слой: В этом слое содержатся входные переменные, представленные 3 цветовыми каналами изображения. Эти переменные предоставляют исходную информацию для последующей обработки.

43

44 Слой фурзификации: Он отвечает за преобразование значений яркости изображения в степени принадлежности. Здесь представлены функции принадлежности для каждой переменной, их количество равно 3 (яркие, средние или темные оттенки цвета), что в сумме создает 27 комбинаций. Функции принадлежности представлены гауссианами.

45

46 Вид функции Гаусса представлен на рисунке ~\ref{gaussmf:image}.

47

```
48 \begin{figure}[ht]
49 \includegraphics[width=1\linewidth]{gaussmf}
50 \caption{Функция Гаусса}
51 \label{gaussmf:image}
52 \end{figure}
```

53

54 Слой конъюнкции: На этом этапе происходит перемножение функций для каждой комбинации функций принадлежности по 3 цветовым каналам.

55

56 Слой нормализации: Здесь происходит нормализация полученных произведений.

57

58 Адаптивный слой: На этой стадии добавляются веса к нормализованным данным.

59

60 Слой дефuzziфикации: Здесь происходит суммирование всех функций для получения результата - яркости выходного пикселя.

61

62 \subsubsection{Описание базы данных}

63

64 База данных будет хранить информацию о различных моделях обучения нейронной сети. У каждой модели будет своя таблица, в которой будут храниться данные об одном наборе обучения нейронной сети и одной таблице с уже обученными значениями. Каждый набор обучения будет содержать четыре столбца: три столбца для входных значений, соответствующих трем цветовым каналам изображения, и один столбец для выходных значений.

65

66 ERD диаграмма структуры базы данных представлена на рисунке ~\ref{databasediagram:image}.

67

```
68 \begin{figure}[ht]
69 \includegraphics[width=1\linewidth]{databasediagram}
```

```

70 \caption{Диаграмма структуры базы данных}
71 \label{databasediagram:image}
72 \end{figure}
73
74 \subsection{Диаграмма компонентов}
75
76 Диаграмма компонентов представляет структуру системы в виде набора
    компонентов и их взаимосвязей. Каждый компонент отвечает за определенную
    функцию в рамках системы и может включать в себя подсистемы или модули.
77
78 \subsubsection{Структура компонентов}
79 На диаграмме компонентов изображены основные блоки системы, такие как:
80
81 \begin{itemize}
82 \item Графический интерфейс пользователя: Модуль, отвечающий за
    взаимодействие с пользователем, представление результатов и получение
    входных данных;
83 \item Модуль предварительной обработки данных: Отвечает за подготовку данных
    к анализу, включая фильтрацию шума и нормализацию изображений;
84 \item Модуль нечеткой нейронной сети: Ядро системы, реализующее алгоритмы
    обучения и распознавания объектов;
85 \item База данных: Хранит обучающий и тестовый наборы данных, а также
    результаты работы системы;
86 \item Модуль анализа данных: Производит анализ данных, классификацию и
    предоставляет статистику по результатам.
87 \end{itemize}
88
89 \subsubsection{Взаимодействие компонентов}
90 Компоненты системы взаимодействуют друг с другом следующим образом:
91
92 \begin{enumerate}
93 \item Пользователь загружает изображение через графический интерфейс
    пользователя;
94 \item Интерфейс передает изображение в модуль предварительной обработки
    данных;
95 \item После обработки данные передаются в модуль нечеткой нейронной сети для
    распознавания объектов;
96 \item Результаты распознавания сохраняются в базе данных;
97 \item Модуль анализа данных извлекает результаты из базы данных и
    представляет их пользователю через графический интерфейс пользователя.
98 \end{enumerate}
99
100 Диаграмма компонентов представлена на рисунке ~\ref{componentdiagram:image}.
101
102 \begin{figure}[ht]
103 \includegraphics[width=1\linewidth]{componentdiagram}
104 \caption{Диаграмма компонентов системы}
105 \label{componentdiagram:image}
106 \end{figure}
107
108 \subsection{Содержание информационных блоков. Основные сущности}
109
110 Исходя из описания, можно выделить пять основных сущностей:
111

```

```

112 \begin{enumerate}
113 \item Графический интерфейс: Этот компонент отвечает за взаимодействие
      пользователя с нейронной сетью. Он представляет собой интерфейс, через
      который пользователь может отправлять данные на обработку, управлять
      обучающими данными нейронной сети и получать результаты;
114 \item Предварительная обработка: Эта сущность отвечает за предварительную
      обработку данных, поступающих от пользователя, чтобы подготовить их для
      дальнейшей работы нейронной сети. Здесь могут проводиться различные
      операции, такие как нормализация данных, фильтрация шума и преобразование
      формата;
115 \item Нейронная сеть: В данном участке происходит распознавание объектов на
      обработанном изображении с использованием выбранной модели или проведение
      обучения новой модели на выбранном наборе обучающих данных;
116 \item База данных: В этой части системы хранится информация о наборах
      обучающих данных и обученных моделях нейронной сети. База данных
      предоставляет доступ к данным для обучения и позволяет сохранять
      результаты работы нейронной сети для последующего использования;
117 \item Анализ данных: Этот компонент отвечает за анализ данных, полученных из
      нейронной сети. Здесь могут проводиться различные вычисления и
      визуализация результатов работы нейронной сети, а также их сохранение и
      представление пользователю.
118 \end{enumerate}
119
120 \subsubsection{Структура сущности графический интерфейс}
121 Графический интерфейс хранит в себе методы:
122
123 \begin{enumerate}
124 \item Запрос файла изображения у пользователя;
125 \item Выбор нужного набора обучения, для обучения нейронной сети;
126 \item Выбор нужной модели для распознавания объектов;
127 \item Запуск обучения, который вызовет метод обучения из сущности нейронной
      сети;
128 \item Запуск распознавания, который вызовет метод обработки из сущности
      предварительной обработки;
129 \item Запрос методов анализа данных, полученных из нейронной сети из сущности
      анализа данных.
130 \end{enumerate}
131
132 \subsubsection{Структура сущности предварительная обработка}
133 Предварительная обработка осуществляет преобразование входящего изображения в
      формат, необходимый для работы нейронной сети.
134
135 \subsubsection{Структура сущности нейронная сеть}
136 Нейронная сеть строится в соответствии со структурой, описанной выше, и
      включает в себя два основных метода: обучение и распознавание объектов.
137
138 \subsubsection{Структура сущности база данных}
139 База данных предоставляет информацию для обучения и распознавания объектов
      нейронной сети, а также для сохранения новых обученных моделей.
140
141 \subsubsection{Структура сущности анализ данных}
142 Анализ данных включает в себя различные методы преобразования полученных от
      нейронной сети значений в полезные данные, такие как центры кластеров,
      количественное содержание цветов на изображении и другие.

```

Место для диска