

МИНИСТЕРСТВО ЦИФРОВОГО РАЗВИТИЯ, СВЯЗИ И МАССОВЫХ
КОММУНИКАЦИЙ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики»

Факультет	<u>Кибербезопасности и управления</u>
Направление подготовки	<u>09.03.04</u> <u>Программная инженерия</u>
Кафедра	<u>Теоретических основ радиотехники и связи</u>

ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА
(БАКАЛАВРСКАЯ РАБОТА)

Разработка системы идентификации собак на основе
распознавания носовых отпечатков

Утверждаю	<u>зав.кафедрой</u>	<u>к.ф.-м.н., доцент.</u>		<u>Д.Н. Панин</u>
	Должность	Уч.степень, звание	Подпись	Инициалы Фамилия
Руководитель	<u>доцент</u>	<u>к.т.н доц.</u>		<u>Ю.В. Алышев</u>
Н. контролер	<u>ст. преп.</u>			<u>Ю.С.Мамошина</u>
Разработал	<u>РПИС-02</u>		<u>И.П.Костюкевич</u>	
	Группа		Подпись	Инициалы Фамилия

Самара, 2024

Содержание

Задание.....	3
Отзыв руководителя	5
Показатели качества ВКР	7
Реферат	8
Введение	9
Глава 1. Анализ предметной области и постановка задачи.....	11
1.1 Актуальность проблемы идентификации собак	11
1.2 Существующие методы идентификации.....	12
1.3 Обоснование выбора носовых отпечатков как идентификатора	20
1.4 Существующие решения.....	21
1.5 Программное обеспечение для разработки.....	22
1.6 Постановка задачи	25
Глава 2. Разработка системы идентификации	27
2.1 Сбор тестовых фото и требования к ним	27
2.2 Методы выделения признаков (дескрипторов)	28
2.3 Предобработка	40
2.4 Методы сопоставление и фильтрации дескрипторов	45
2.5 Реализация прототипов	48
2.5.1 Прототип с использованием SIFT, KNN Matcher, теста Loy, Corner test.....	49
2.5.2 Прототип с использованием AKAZE, KNN Matcher и RANSAC	50
2.6 Метрики оценки качества	52
Глава 3. Эксперименты и анализ результатов	54
3.1 Результаты экспериментов	54
3.2 Анализ результатов и выводы	57
Заключение.....	60
Список использованных источников.....	62
Приложение А.....	65
Приложение Б	69

МИНИСТЕРСТВО ЦИФРОВОГО РАЗВИТИЯ, СВЯЗИ И МАССОВЫХ
КОММУНИКАЦИЙ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики»

ЗАДАНИЕ
по подготовке выпускной квалификационной работы

Студента Костюкевича Ильи Павловича

Тема ВКР **Разработка системы идентификации собак на
основе распознавания носовых отпечатков**

Утверждена приказом по университету от 18.04.2024 № 118-2

Срок сдачи студентом законченной ВКР 10.06.2024

Исходные данные и постановка задачи

- 1) Исходные данные и инструменты: Python, OpenCV, NumPy, Tkinter, MathPlot, фото носов собак
- 2) Собрать фото носов собак
- 3) Проанализировать методы и алгоритмы предобработки, выделения дескрипторов и их фильтрации
- 4) Разработать прототипы
- 5) Проанализировать их эффективность

Перечень подлежащих разработке в ВКР
вопросов или краткое содержание ВКР. Сроки исполнения 10.05.2024

- 1) Существующие методы идентификации собак и особенности их носовых отпечатков
- 2) Методы выделения дескрипторов
- 3) Методы фильтрации дескрипторов
- 4) Разработка прототипов идентификатора
- 5) Оценка эффективности

Перечень графического материала. Сроки исполнения 23.05.2024
Презентация в MS PowerPoint

Дата выдачи задания « 18 » апреля 2024 г.

Кафедра	<u>Кибербезопасности и управления</u>			
Утверждаю	зав.каф.	д.ф.-м.н., проф.	00.00.00	Д.Н. Панин
	Должность	Уч.степень, звание	Подпись	Дата
Руководитель	доцент	доцент	00.00.00	Ю.В. Алышев
	Должность	Уч.степень, звание	Подпись	Дата
Задание принял к исполнению	РПИС-02		00.00.00	И.П.Костюкевич
	Группа		Подпись	Дата
				Инициалы Фамилия

**МИНИСТЕРСТВО ЦИФРОВОГО РАЗВИТИЯ, СВЯЗИ И МАССОВЫХ
КОММУНИКАЦИЙ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ**
**Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования**
«Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики»

ОТЗЫВ РУКОВОДИТЕЛЯ

Тип ВКР	Бакалаврская работа
Студента	Костюкевича Ильи Павловича
Направление подготовки/ специальность	09.03.04 Программная инженерия
Тема ВКР	Разработка системы идентификации собак на основе распознавания носовых отпечатков
Руководитель	Алышев Юрий Витальевич
Ученая степень, звание	к.т.н., доцент
Место работы (должность)	доцент кафедры ТОРС ФГБОУ ВО ПГУТИ

АКТУАЛЬНОСТЬ ТЕМЫ

ОЦЕНКА СОДЕРЖАНИЯ РАБОТЫ

(Структура, логика и стиль изложения представленного материала. глубина и степень проработки материала, обоснованность изложенных выводов, использование математического аппарата, использование средств вычислительной техники, макетирование, моделирование, экспериментирование)

[illegible]

СТЕПЕНЬ ДОСТИЖЕНИЯ ЦЕЛИ И ПРАКТИЧЕСКАЯ ЗНАЧИМОСТЬ

(Полнота раскрытия исследуемой темы, практическая ценность и возможность внедрения)

[illegible]

ЗАКЛЮЧЕНИЯ ПО ПРЕДСТАВЛЕННОЙ РАБОТЕ

Студент Костюкевич И.П, демонстрирует умение самостоятельно искать и анализировать материал по заявленной теме, проявляет себя как специалист в области разработки программного обеспечения. В ходе выполнения работы продемонстрировал достаточный уровень знаний и специальной подготовки в профессиональной сфере.

Данная бакалаврская работа соответствует требованиям, предъявляемым к ВКР, и заслуживает оценки «отлично», а Литовченко М.Д. может быть присвоена квалификация «бакалавра» по направлению «09.03.04 – Программная инженерия».

Руководитель ВКР

Подпись

Дата

Ю.В.Алышев

Инициалы Фамилия

**МИНИСТЕРСТВО ЦИФРОВОГО РАЗВИТИЯ, СВЯЗИ И МАССОВЫХ
КОММУНИКАЦИЙ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ**
**Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования**
«Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики»

ПОКАЗАТЕЛИ КАЧЕСТВА ВКР

По ВКР студента

Костюкевича Ильи Павловича

На тему

***Разработка системы идентификации собак на основе
распознавания носовых отпечатков***

1 Работа выполнена :

- по теме, предложенной студентом

☐

- по заявке предприятия

☐

наименование предприятия

- в области фундаментальных и
поисковых научных исследований

☐

указать область исследований

2 Результаты ВКР:

- рекомендованы к опубликованию

☐

указать где

- рекомендованы к внедрению

☐

указать где

- внедрены

☐

акт внедрения

3 ВКР имеет практическую ценность

☐

в чем заключается практическая ценность

4 Использование ЭВМ при
выполнении ВКР:

(ПО, компьютерное моделирование,
компьютерная обработка данных и др.)

☐

ЯП Python, Visual Studio Code, OpenCV

Наличие электронной версии ВКР с

% оригинальности

Студент

Должность

Подпись

Дата

Инициалы Фамилия

РПИС-02

И.П.Костюкевич

Группа

Подпись

Дата

Инициалы Фамилия

Руководитель
ВКР

доцент

к.т.н. доцент

Ю.В. Алышев

Должность

Уч.степень, звание

Подпись

Дата

Инициалы Фамилия

**МИНИСТЕРСТВО ЦИФРОВОГО РАЗВИТИЯ, СВЯЗИ И МАССОВЫХ
КОММУНИКАЦИЙ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ**
**Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования**
«Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики»

РЕФЕРАТ

Название	Разработка системы идентификации собак на основе распознавания носовых отпечатков
Автор	Костюкевич Илья Павлович
Руководитель ВКР	Алышев Юрий Витальевич
Ключевые слова	Идентификация, собака, нос собаки, распознавание, биометрия, OpenCV, Python
Дата публикации	2024 год
Библиографическое описание	Костюкевич И.П. Разработка систему идентификации собак на основе распознавания носовых отпечатков [Текст]: бакалаврская работа / М.Д. Литовченко. Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики (ПГУТИ). Факультет Кибербезопасности и Управления (№1). Кафедра Теоретических Основ Радиотехники и Связи (ТОРС): рук. ВКР: Ю.В. Алышев – Самара. 2024. – 74с.
Аннотация	

Руководитель ВКР

Подпись

Дата

Ю.В.Алышев
Инициалы Фамилия

Введение

В современном обществе взаимодействие между людьми и собаками становится всё более разнообразным. Собаки играют разные роли в жизни людей от верных компаньонов и помощников в повседневной жизни до участников спортивных соревнований и даже терапевтов, улучшающих психическое и физическое здоровье людей. В свете этого, идентификация собак играет важную роль. Возникает необходимость в поиске более надежных и удобных методов идентификации. С развитием технологий открывается перспектива создания инновационных систем идентификации, основанных на распознавании отпечатка носа собаки. Все вышесказанное определило актуальность темы работы – разработка системы идентификации собак на основе распознавания носовых отпечатков.

Целью ВКР является разработка прототипов систем идентификации собак на основе распознавания носовых отпечатков.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие основные задачи:

- Проанализировать существующие методы идентификации животных и выявить их достоинства и недостатки;
- Рассмотреть особенности носовых отпечатков собак как биометрического идентификатора;
- Рассмотреть и выбрать подходящие алгоритмы обработки изображений и методы работы с дескрипторами;
- Разработать прототипы систем идентификации;
- Оценить эффективность разработанных систем.

Объектом исследования выступает процесс идентификации собак.

Предметом исследования являются методы и алгоритмы обнаружения и локализации признаков носовых отпечатков собак на изображении и последующая идентификация по ним.

Основными источниками информации для написания работы послужили научные статьи, публикации в специализированных изданиях, материалы конференций, а также ресурсы сети Интернет.

Цель и задачи написания работы определили ее структуру, которая состоит из введения, трех глав и заключения.

Во введении обосновывается актуальность работы, цель, задачи, объект и предмет исследования.

Первая глава раскрывает существующие методы идентификации животных, анализируя их достоинства и недостатки, а также рассматривает особенности носовых отпечатков собак как биометрического идентификатора, языки программирования и библиотеки для разработки системы.

Вторая глава посвящена разработке систем идентификации, сбор тестовых данных, выбор и описание алгоритмов обработки изображений, методы работы с дескрипторами, реализацию прототипов.

Третья глава описывает экспериментальные исследования, результаты экспериментов, сравнение эффективности прототипов и анализ полученных результатов.

В заключении представлены основные выводы и результаты по проделанной работе.

1 Анализ предметной области и постановка задачи

1.1 Актуальность проблемы идентификации собак

Собаки занимают особое место в жизни человека, выступая в различных ролях: верные компаньоны, рабочие помощники, спортсмены, а порой и просто объекты заботы и любви. В связи с этим, возникает острая необходимость в надежной и эффективной системе идентификации собак. Такая система служит инструментом обеспечения безопасности и ответственности владельцев, позволяя связать животное с его хозяином. Это способствует более ответственному отношению к питомцам и помогает в поиске потерявшихся собак.

Более того, идентификация играет важную роль в контроле популяции и предотвращении бродяжничества. С её помощью можно отслеживать количество собак, реализовывать программы стерилизации и эффективно бороться с бесконтрольным размножением.

Ветеринарные службы также нуждаются в надежной идентификации животных. Она помогает отслеживать историю болезни каждого питомца, проводить вакцинацию и контролировать распространение заболеваний.

Мир кинологии, включающий выставки и соревнования, также не обходится без идентификации собак. Она является обязательным условием для участия в подобных мероприятиях, позволяя подтвердить породу и родословную животного.

В некоторых случаях, идентификация собак может быть полезна даже в криминалистических расследованиях, связанных с животными.

Однако, существующие методы идентификации, такие как микрочипирование и татуировки, имеют свои недостатки. Микрочипы, хоть и надежны, требуют специальное оборудование для считывания информации, которое не всегда доступно. Также существует риск миграции микрочипа под кожей животного. Татуировки же могут со временем становиться менее

четкими; также они вызывают этические вопросы, связанные с нанесением боли животному.

В этом контексте, разработка системы идентификации собак на основе распознавания носовых отпечатков становится актуальной и перспективной задачей. Уникальность носовых отпечатков, их неизменность в течение жизни собаки, бесконтактность и доступность метода делают его привлекательной альтернативой существующим методам. Распознавание носовых отпечатков, подобно идентификации человека по отпечаткам пальцев, открывает новые возможности для эффективного и удобного учета и контроля собак.

1.2 Существующие методы идентификации

Визуальная идентификация. Визуальная идентификация животных представляет собой один из наиболее древних и интуитивно понятных методов различения особей. Этот подход базируется на способности человека распознавать и запоминать уникальные внешние признаки, присущие каждому животному [1]. В основе визуальной идентификации лежит анализ разнообразных фенотипических характеристик, таких как окрас, размер и форма тела, наличие особых примет и поведенческие паттерны.

Окрас животного, включающий в себя узоры, пятна, полосы и общий тон шерстного покрова, оперения или чешуи, служит одним из ключевых идентификаторов. Уникальные комбинации цветов и паттернов позволяют легко различать особей, особенно в пределах одной популяции. Размер и форма тела также предоставляют ценную информацию для идентификации. Сюда относятся такие параметры как рост, вес, длина конечностей, форма головы и ушных раковин. Особые приметы, такие как шрамы, отсутствие частей тела, атипичные родинки или другие отличительные особенности, способствуют повышению точности идентификации, предоставляя дополнительные уникальные маркеры. Наконец, поведенческие паттерны, включающие в себя уникальные локомоторные характеристики, вокализацию

и поведенческие особенности, могут служить дополнительными идентификаторами, особенно для опытных наблюдателей [2].

Визуальная идентификация широко применяется в различных сферах. Владельцы домашних животных полагаются на этот метод для распознавания своих питомцев, опираясь на знакомые фенотипические признаки. В сельском хозяйстве визуальная идентификация используется для учета поголовья скота, контроля состояния здоровья и селекционных мероприятий. Зоологи применяют этот метод в полевых условиях для изучения популяционной динамики и отслеживания миграционных путей диких животных, используя фото- и видеоматериалы для идентификации отдельных особей [1]. В области охраны природы визуальная идентификация способствует мониторингу редких и исчезающих видов, а также борьбе с браконьерством.

Несмотря на свою простоту и доступность, визуальная идентификация имеет ряд ограничений. Субъективность является одним из ключевых недостатков этого метода, так как результаты идентификации зависят от опыта и наблюдательности исследователя. Вероятность ошибочной идентификации возрастает при работе с близкородственными видами или особями с похожими фенотипическими признаками. Кроме того, эффективность метода снижается при работе с большими группами животных, особенно при наличии схожих фенотипических характеристик. Еще одним ограничением является изменчивость признаков, связанная с возрастом, сезоном или физиологическим состоянием животного. Наконец, визуальная идентификация неэффективна для видов с гомогенным окрасом или скрытным образом жизни [2].

Для повышения эффективности визуальной идентификации применяются различные методы. Документирование фенотипических признаков посредством фото- и видеофиксации позволяет проводить сравнительный анализ и отслеживать изменения во времени. Современное программное обеспечение для распознавания образов способствует автоматизации процесса идентификации по фото- и видеоматериалам,

повышая точность и эффективность метода [1]. Специальная подготовка исследователей также играет важную роль в повышении точности и надежности визуальной идентификации.

Ушные бирки и татуировки. Ушные бирки и татуировки представляют собой устоявшиеся методы идентификации животных, широко применяемые в сельскохозяйственной практике и научных исследованиях [3]. Эти подходы основаны на нанесении уникальных идентификационных меток непосредственно на тело животного, что позволяет отличать его от других особей.

Ушные бирки – это пластиковые или металлические пластинки, прикрепляемые к ушам животного с помощью специальных зажимов или проколов. На бирках указывается уникальный идентификационный номер, который может быть дополнен другой информацией, такой как дата рождения, порода и происхождение животного. Ушные бирки являются относительно недорогим и простым в применении методом идентификации, особенно для крупного рогатого скота, овец и свиней [4].

Татуировки, в свою очередь, представляют собой перманентные метки, наносимые на кожу животного с помощью специальных инструментов, таких как иглы или лазеры. Татуировки обычно располагаются на внутренней стороне ушей или бедрах животного и содержат уникальный идентификационный номер или код. Татуировки являются более долговечным методом идентификации по сравнению с ушными бирками, однако их нанесение может быть более болезненным для животного и требует определенных навыков [5].

Оба метода – ушные бирки и татуировки – обладают рядом преимуществ, делающих их привлекательными для использования в животноводстве и научных исследованиях. Простота и доступность – ключевые достоинства этих методов. Они не требуют дорогостоящего оборудования и могут быть легко применены даже в полевых условиях [3]. Кроме того, ушные бирки и татуировки являются экономически

эффективными методами идентификации, особенно при работе с большим количеством животных. Татуировки обеспечивают перманентную идентификацию, в то время как ушные бирки, при правильном креплении, служат в течение длительного времени.

Однако, несмотря на свои преимущества, ушные бирки и татуировки имеют и ряд недостатков. Применение ушных бирок и татуирования может вызывать дискомфорт и боль у животного, а также повышать риск развития инфекций, требуя тщательного соблюдения санитарных норм [4]. Ушные бирки могут быть потеряны в результате механических повреждений или активного поведения животного, что снижает эффективность метода. Татуировки могут стираться со временем, особенно у животных с темной кожей, что затрудняет идентификацию. Кроме того, ушные бирки и татуировки предоставляют ограниченную информацию о животном, обычно только идентификационный номер, что может быть недостаточным для некоторых целей. Наконец, эти методы не подходят для всех видов животных, особенно для мелких или диких животных, где применение данных методов может быть затруднительным или неэтичным.

В современных условиях ушные бирки и татуировки часто комбинируются с более современными технологиями, такими как микрочипирование, для повышения эффективности и информативности процесса идентификации. Выбор между этими методами зависит от конкретных целей и условий, а также от вида животного.

Микрочипирование. Микрочипирование представляет собой современный и надежный метод идентификации животных, основанный на имплантации миниатюрного микрочипа под кожу животного [6]. Микрочип, размером с рисовое зерно, содержит уникальный идентификационный номер, который может быть считан с помощью специального сканера. Этот метод широко используется для идентификации домашних животных, сельскохозяйственных животных, а также диких животных в научных исследованиях и программах охраны природы.

Процедура микрочипирования является относительно простой и безболезненной для животного. Микрочип вводится под кожу животного, обычно в область холки, с помощью специального шприца-инъектора. Процедура занимает всего несколько секунд и не требует анестезии. После имплантации микрочип остается под кожей животного на всю жизнь и не вызывает дискомфорта.

Микрочипирование обладает рядом преимуществ, делающих его одним из наиболее предпочтительных методов идентификации животных. Постоянство и надежность – ключевые достоинства этого метода. Микрочип невозможно потерять или подделать, что обеспечивает постоянную и надежную идентификацию животного на протяжении всей его жизни. Каждый микрочип имеет уникальный идентификационный номер, что исключает возможность дублирования или ошибки идентификации. Вместе с идентификационным номером на микрочипе может храниться дополнительная информация о животном, такая как данные о владельце, история болезни и вакцинации, что повышает информативность метода. Кроме того, микрочипирование подходит для всех видов животных, независимо от их размера или образа жизни, что делает его универсальным инструментом идентификации.

Несмотря на свои многочисленные преимущества, микрочипирование имеет и некоторые недостатки. Для считывания информации с микрочипа требуется специальный сканер, что может быть неудобным в некоторых ситуациях. Кроме того, микрочипирование является более дорогим методом идентификации по сравнению с ушными бирками или татуировками, что может ограничивать его применение. Также сообщается о возможных побочных эффектах микрочипирования, таких как появление опухолей и инфицирование места введения чипа [9].

Микрочипирование представляет собой современный, надежный и информативный метод идентификации животных, который находит все более широкое применение в различных областях. Несмотря на некоторые

недостатки, преимущества микрочипирования делают его одним из наиболее предпочтительных методов идентификации животных в современных условиях.

Биометрические методы. Биометрические методы идентификации животных представляют собой передовые технологии, основанные на анализе уникальных биологических характеристик каждой особи [7]. Эти методы обеспечивают высокую точность и надежность идентификации, исключая возможность ошибок или подделки.

Среди наиболее распространенных биометрических методов идентификации животных можно выделить сканирование сетчатки глаза и отпечатка носа. Сканирование сетчатки глаза основано на анализе уникального паттерна кровеносных сосудов на задней поверхности глаза. Этот паттерн является уникальным для каждой особи и не изменяется в течение жизни. Сканирование сетчатки осуществляется с помощью специального устройства, которое проецирует луч света на глаз и регистрирует отраженный паттерн. Полученные данные сравниваются с базой данных, что позволяет идентифицировать животное с высокой точностью.

Отпечаток носа, как и отпечаток пальца у человека, также является уникальным для каждой особи. Этот метод основан на анализе узора линий и гребней на поверхности носа животного. Сканирование отпечатка носа осуществляется с помощью специального устройства, которое фотографирует нос животного и анализирует полученное изображение. Как и в случае со сканированием сетчатки, полученные данные сравниваются с базой данных для идентификации животного.

Биометрические методы идентификации обладают рядом преимуществ, делающих их одними из наиболее точных и надежных методов. Высокая точность — ключевое достоинство биометрических методов. Они обеспечивают практически 100% точность идентификации, исключая возможность ошибок или подделки. Биометрические характеристики являются уникальными для каждой особи, что гарантирует надежность

идентификации. Кроме того, биометрические характеристики не изменяются в течение жизни животного, что обеспечивает стабильность метода.

Биометрические методы идентификации животных предоставляют высокую точность и надежность, основанную на уникальных биологических характеристиках каждой особи. Несмотря на некоторые ограничения, связанные с стоимостью оборудования, эти методы являются перспективными для широкого применения в различных областях, где требуется точная и надежная идентификация животных.

ДНК тестирование. Генетическое тестирование представляет собой передовой метод идентификации животных, основанный на анализе уникального генетического кода каждой особи [8]. Этот метод позволяет не только идентифицировать отдельных животных, но и определять их родство, происхождение и генетическую предрасположенность к различным заболеваниям. Генетическое тестирование широко используется в научных исследованиях, селекционных программах, судебной экспертизе и для определения происхождения домашних животных.

Процесс генетического тестирования начинается с получения образца биологического материала, такого как кровь, слюна, волос или ткани. Затем из образца выделяется ДНК, которая подвергается анализу с помощью различных методов, таких как полимеразная цепная реакция (ПЦР) или секвенирование. ПЦР позволяет амплифицировать (увеличить количество) определенные участки ДНК, что делает возможным их детальный анализ. Секвенирование, в свою очередь, позволяет определить точную последовательность нуклеотидов в ДНК, что дает полную информацию о генетическом коде животного. Полученные данные сравниваются с базой данных или с образцами ДНК других животных для определения идентичности, родства или происхождения животного.

Генетическое тестирование обладает рядом преимуществ, делающих его одним из наиболее точных и информативных методов идентификации животных. Высокая точность – ключевое достоинство генетического

тестирования. Оно обеспечивает практически 100% точность идентификации, основанную на уникальном генетическом коде каждой особи. Кроме того, генетическое тестирование предоставляет обширную информацию о животном, включая его родство, происхождение, породу и генетическую предрасположенность к различным заболеваниям, что делает его незаменимым инструментом в селекционных программах и ветеринарной медицине. Универсальность – еще одно важное преимущество генетического тестирования. Этот метод может быть применен для всех видов животных, независимо от их размера или образа жизни.

Несмотря на свои многочисленные преимущества, генетическое тестирование имеет и некоторые недостатки. Высокая стоимость – одно из основных ограничений этого метода. Генетическое тестирование является одним из наиболее дорогих методов идентификации животных, что может ограничивать его применение в некоторых случаях. Кроме того, этот метод требует специализированного оборудования и высокой квалификации специалистов, что делает его менее доступным, чем некоторые другие методы идентификации. Процесс генетического тестирования может занимать значительное время, от нескольких дней до нескольких недель, что также может быть критичным в некоторых ситуациях.

В целом, генетическое тестирование является мощным инструментом для идентификации животных, предоставляющим обширную информацию о генетическом коде каждой особи. Несмотря на высокую стоимость и сложность, этот метод находит все более широкое применение в различных областях, где требуется точная и информативная идентификация животных, открывая новые возможности в научных исследованиях, селекции и ветеринарной медицине.

1.3 Обоснование выбора носовых отпечатков как идентификатора

Выбор носовых отпечатков в качестве биометрического идентификатора для собак является обоснованным и перспективным решением, обладающим рядом преимуществ по сравнению с традиционными методами.

В первую очередь, носовые отпечатки собак, подобно отпечаткам пальцев у людей, уникальны для каждой особи. Узоры на носу собаки формируются еще на стадии эмбрионального развития и остаются неизменными на протяжении всей жизни, не подвергаясь влиянию внешних факторов. Это делает носовые отпечатки надежным и стабильным идентификатором, который не может быть подделан или изменен.

В отличие от микрочипов, которые могут мигрировать под кожей животного, или татуировок, которые могут становиться менее четкими со временем, носовые отпечатки сохраняют свою структуру и четкость на протяжении всей жизни собаки. Это обеспечивает высокую надежность метода идентификации и исключает необходимость в повторных процедурах.

Еще одним важным преимуществом является бесконтактность метода. Для получения изображения носового отпечатка достаточно сделать фотографию носа собаки, без необходимости в проведении каких-либо болезненных процедур. Это делает данный метод более гуманным и менее стрессовым для животного, особенно для тех собак, которые боятся ветеринарных манипуляций.

Доступность метода также является существенным преимуществом. Для получения изображения носового отпечатка не требуется специализированного оборудования – достаточно обычной камеры или смартфона. Это делает данный метод более доступным и удобным для использования в различных условиях, в том числе в приютах для животных, ветеринарных клиниках, на выставках и соревнованиях.

Процесс распознавания носовых отпечатков может быть автоматизирован с помощью программного обеспечения, что упрощает идентификацию собак и делает её более быстрой и эффективной.

Современные алгоритмы распознавания образов позволяют с высокой точностью сравнивать носовые отпечатки и идентифицировать собаку по базе данных.

Таким образом, носовые отпечатки собак представляют собой надежный, удобный, этичный и доступный биометрический идентификатор, который обладает рядом преимуществ по сравнению с традиционными методами. Разработка системы идентификации на основе распознавания носовых отпечатков имеет большой потенциал для улучшения благополучия животных, повышения ответственности владельцев и оптимизации работы различных организаций, связанных с собаками.

1.4 Существующие решения

На данный момент (май 2024) рынок решений для идентификации собак по носовым отпечаткам находится в стадии развития. Существует несколько компаний и проектов, предлагающих подобные услуги, но они пока не получили широкого распространения, и большая часть из перечисленных ниже находятся на стадии тестирования. Вот некоторые из них:

Iams NoseID (США): компания Iams, производитель кормов для животных, разработала приложение NoseID, которое позволяет владельцам собак создавать профили своих питомцев на основе фотографий носовых отпечатков. Приложение использует технологию распознавания образов для идентификации собаки и может быть полезно в случае потери питомца.

Petnow (Южная Корея): компания Petnow предлагает биометрическую систему идентификации домашних животных, которая использует как носовые отпечатки, так и распознавание морды. Их приложение позволяет владельцам создавать профили своих питомцев и получать доступ к различным услугам, таким как поиск потерянных животных и ветеринарные записи.

Unleashed by Purina NoseID (Япония): компания Purina запустила технологию NoseID, которая использует уникальные носовые отпечатки собак

для их идентификации. Это приложение позволяет владельцам создавать профили своих питомцев, связывая все данные о собаке с её носовым отпечатком. Технология помогает быстро найти потерянных собак и упрощает процесс регистрации домашних животных.

Собачий нос (Россия): использует биометрию носовых отпечатков для идентификации собак. Это приложение позволяет владельцам создавать профили своих питомцев, фиксируя уникальные особенности носа каждой собаки. Система распознавания носовых отпечатков помогает в случае потери питомца, обеспечивая быстрый и точный поиск. Также приложение предоставляет возможность хранить ветеринарные данные и другую важную информацию о животном, что упрощает уход за питомцем и его регистрацию.

Важно отметить, что на данный момент не существует единого стандарта или централизованной базы данных носовых отпечатков собак. Это может ограничивать эффективность таких систем, особенно при поиске потерянных животных за пределами определенного региона или платформы.

1.5 Программное обеспечение для разработки

Язык программирования Python. Язык программирования общего назначения, завоевал признание в научных вычислениях, машинном обучении и, в частности, в техническом зрении благодаря своей простоте, читабельности и обширной экосистеме библиотек. Его ясный и лаконичный синтаксис позволяет сосредоточиться на решении задач, а не на синтаксических тонкостях, делая его идеальным как для начинающих, так и для опытных программистов. Кроссплатформенность Python обеспечивает гибкость в выборе среды разработки и развертывания приложений, а огромное и активное сообщество разработчиков предоставляет обширную поддержку, ресурсы и библиотеки, специально разработанные для задач технического зрения. Открытый исходный код Python делает его доступным для всех и способствует развитию сообщества, стимулируя инновации и совместную работу.

Библиотека OpenCV (Open Source Computer Vision Library).

Библиотека с открытым исходным кодом, является краеугольным камнем разработки систем технического зрения. Она предоставляет обширный набор функций, охватывающих все этапы обработки изображений и видео:

- **Чтение и запись изображений:** OpenCV поддерживает множество форматов изображений, включая JPEG, PNG, TIFF, BMP и др., что позволяет работать с различными источниками данных и обеспечивает совместимость с существующими системами.
- **Преобразования изображений:** библиотека предлагает широкий спектр операций для преобразования изображений, включая изменение размера, поворот, фильтрацию, морфологические операции, преобразование цветового пространства и исправление геометрических искажений. Эти функции позволяют подготовить изображения для дальнейшей обработки и анализа, устраняя шумы, улучшая контрастность и выделяя важные детали.
- **Выделение признаков:** OpenCV включает алгоритмы для обнаружения углов, границ, объектов, лиц, а также для извлечения дескрипторов, таких как SIFT, SURF и ORB. Эти функции позволяют анализировать содержание изображений и выделять характерные особенности, которые могут быть использованы для распознавания объектов, слежения за движением, классификации изображений и других задач.
- **Калибровка камеры:** OpenCV предлагает функции для определения параметров камеры и исправления искажений, что позволяет получать более точные и надежные результаты при работе с реальными изображениями.
- **Трехмерное зрение:** библиотека включает функции для стереозрения, реконструкции трехмерных сцен и работы с облаками точек, что открывает возможности для создания приложений дополненной реальности, робототехники и других задач, связанных с 3D-анализом.

Библиотека для научных вычислений NumPy. Фундаментальная библиотека Python для научных вычислений, которая предоставляет эффективные структуры данных и функции для работы с многомерными массивами и матрицами. NumPy лежит в основе многих других библиотек, используемых в техническом зрении, и предоставляет следующие ключевые возможности:

- **Многомерные массивы:** NumPy позволяет эффективно хранить и обрабатывать большие объемы данных, такие как изображения и матрицы, что является критическим для работы с изображениями высокого разрешения и сложными алгоритмами обработки данных.
- **Математические функции:** библиотека включает широкий спектр математических операций для работы с массивами, включая линейную алгебру, преобразования Фурье, статистические функции и многое другое. Эти функции являются основой для реализации различных алгоритмов обработки изображений и машинного обучения.

Библиотека для визуализации результатов Matplotlib. популярная библиотека для создания статических, анимированных и интерактивных визуализаций в Python. Визуализация данных играет важную роль в разработке систем технического зрения, поскольку она позволяет:

- **Анализировать результаты:** визуализация результатов обработки изображений и алгоритмов машинного обучения помогает понять, как работает система, выявить потенциальные проблемы и оценить эффективность разработанных алгоритмов.
- **Отлаживать код:** визуализация промежуточных результатов и данных может помочь выявить ошибки в коде и оптимизировать алгоритмы.
- **Создавать отчеты и презентации:** визуализация данных позволяет создавать понятные и информативные отчеты и презентации, которые легко воспринимаются аудиторией.

Библиотека Tkinter. Стандартная библиотека Python для создания графических интерфейсов пользователя (GUI). Она предоставляет обширный набор функций и виджетов для разработки различных приложений:

- **Создание окон и диалогов:** Tkinter позволяет легко создавать основные окна приложения, а также модальные и немодальные диалоговые окна. Это позволяет создавать как простые интерфейсы, так и сложные многокомпонентные приложения.
- **Виджеты:** Библиотека включает разнообразные виджеты, такие как кнопки, метки, текстовые поля, флажки, радиокнопки, списки, таблицы и панели. Эти виджеты можно комбинировать и настраивать для создания интуитивно понятных и функциональных интерфейсов.

1.6 Постановка задачи

Вопрос о надежном способе идентификации собак актуален для различных сфер, включая поиск потерявшихся питомцев, контроль разведения, обеспечение безопасности и борьбу с мошенничеством. Существующие методы, например микрочипирование и жетоны, имеют свои ограничения: микрочипы требуют специального оборудования для считывания и огромное количество недостатков [9], а жетоны легко потерять или подделать.

Несмотря на перспективность данного направления, данная тема до сих пор слабо изучена, и нет большой доказательной базы, проверенной столетием исследований. В доступной ветеринарной литературе отсутствовали прямые ссылки на эмпирические исследования, касающиеся собак. Вместо этого, большинство источников упоминали работы, посвященные использованию отпечатков носа для идентификации крупного рогатого скота.

Мной были найдены работы, которые предполагают уникальность отпечатков носа у крупного рогатого скота, но данные относительно собак оказались ограниченными. Единственным отчетом, который удалось найти, была краткая статья в журнале *Veterinary Quarterly* 1994 года [11]. В ней

упоминалось, что в ходе тестирования компьютерной программы для распознавания отпечатков носа собак было использовано неопределенное количество доберман-пинчеров, и результаты показали их уникальность.

В современном исследовании [10] использовалось небольшое количество животных - два помета биглей, всего 10 собак. Исследователи задавались вопросами о формировании рисунка носа собак (Рис. 1.1) к двухмесячному возрасту и его изменениях в течение первого года жизни. Хотя объем выборки был ограничен, результаты оказались достаточно информативными.

Научные выводы были следующими: к двухмесячному возрасту рисунок отпечатка носа установлен, и последующее ежемесячное тестирование в течение первого года подтвердило его стабильность. Кроме того, было продемонстрировано, что компьютерная программа может успешно использоваться для идентификации отпечатков носа собак, делая носовые отпечатки перспективным биометрическим признаком для идентификации.

Основная цель данной ВКР - исследовать методы выделения ключевых точек и разработать систему идентификации собак по рисунку носа, основанную на методах компьютерного зрения. Для этого будут проанализированы и реализованы методы предобработки изображений, сегментации носовых отпечатков, извлечения признаков и классификации с целью достижения высокой точности и надежности идентификации.

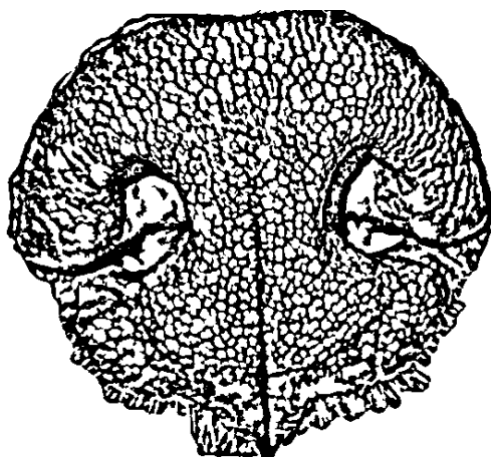


Рис. 1.1 – Рисунок носа

2 Разработка системы идентификации

2.1 Сбор тестовых фото и требования к ним

Сбор и подготовка данных являются ключевыми этапами в разработке системы идентификации собак по рисунку носа. Качество и репрезентативность набора данных напрямую влияют на эффективность и точность работы системы. В этом разделе описаны методы сбора и подготовки изображений носов собак.

Сбор данных

1. **Собственный сбор:** изображения носов собак собирались с использованием камеры смартфона для точного позиционирования и кадрирования носа. Было разработано специальное приложение для Android на языке Java (рис. 2.1), которое помогает обеспечить хорошее освещение и правильное положение собаки для получения четких изображений.

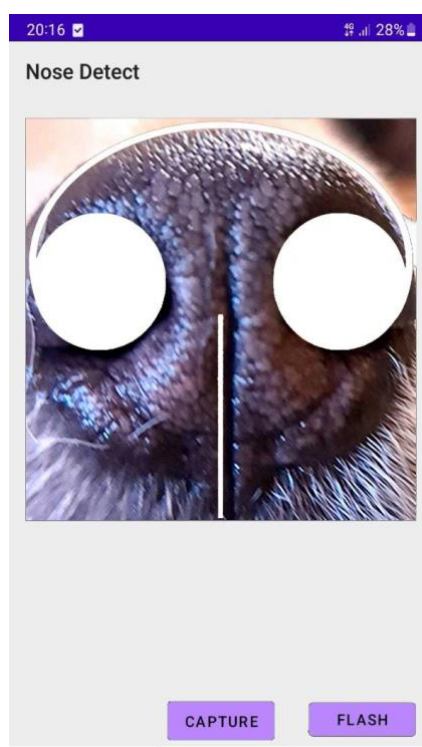


Рис. 2.1 – Приложение для сбора данных с помощью камеры смартфона

2. **Публичные наборы данных:** также использовались публичные наборы изображений собак, которые соответствуют требованиям по качеству и разнообразию.

Требования к изображениям

При сборе изображений были установлены следующие требования:

- **Качество изображения:** изображения должны иметь разрешение 500x500 пикселей, без размытости; допустим небольшой шум.
- **Ракурс:** изображения должны быть сняты с фронтального ракурса с минимальными отклонениями, чтобы минимизировать искажения перспективы.
- **Освещение:** изображения должны быть хорошо освещены; желательно не иметь теней и бликов, которые могут затруднить анализ рисунка носа.
- **Разнообразие:** набор данных должен включать изображения носов собак разных пород, возрастов и размеров, чтобы обеспечить обобщённость системы идентификации.

Важно отметить, что к каждому изображению в наборе данных была применена предобработка, описанная в пункте 2.3. Эта предобработка гарантирует, что изображения готовы к использованию, и минимизировано влияние вышеперечисленных факторов на идентификацию.

В результате сбора данных было получено 630 изображений носов собак, 315 из которых представляют собой изображения одной и той же собаки с различных ракурсов и с разным освещением.

2.2 Методы выделения признаков (дескрипторов)

Выделение признаков и их описание с помощью дескрипторов – это краеугольный камень анализа изображений и компьютерного зрения. Этот процесс позволяет алгоритмам "видеть" и "понимать" изображения, идентифицируя и сопоставляя ключевые точки, которые уникальны для каждого объекта. Именно эти точки служат основой для решения широкого

спектра задач, включая распознавание объектов, слежение за ними в режиме реального времени и построение точных трехмерных карт. В контексте данной работы, где стоит цель идентификации собак по уникальному рисунку их носов, выбор оптимального метода выделения дескрипторов приобретает очень важное значение.

Сложность этой задачи нельзя недооценивать. Собаки, как известно, редко позируют для фотографов, предпочитая динамичные движения статичным позам. Это значительно усложняет получение четкого и стабилизированного изображения носа, необходимого для анализа. Более того, большинство фотографий сделаны с помощью смартфонов, возможности камер которых, несмотря на прогресс, все еще далеки от профессиональных. Сложно гарантировать идеальные условия съемки: освещение может быть недостаточным или неравномерным, угол наклона камеры – далеким от оптимального, а расстояние до носа собаки – варьироваться.

Все эти факторы диктуют необходимость использования методов выделения дескрипторов, которые демонстрируют высокую устойчивость к изменениям масштаба, поворота изображения и условий освещения. Иными словами, алгоритм должен "уметь" распознавать ключевые точки даже на размытых, частично затененных или пересвеченных фотографиях, сделанных под разными углами.

Особое внимание следует уделить устойчивости методов к изменениям освещения. Способность алгоритма адаптироваться к широкому диапазону освещенности, контрастности и теней без ущерба для точности – это важный фактор.

Не менее важна и инвариантность методов к масштабированию и поворотам изображения. Алгоритм должен корректно работать с этими вариациями, обеспечивая стабильно высокое качество анализа независимо от этих условий.

Учитывая все эти факторы, выбор хороших методов выделения дескрипторов становится непростой задачей, требующей анализа и сравнения

различных алгоритмов. Далее мы рассмотрим наиболее популярные и перспективные из них, оценив их сильные и слабые стороны применительно к нашей задаче – идентификации собак по уникальному рисунку их носов.

Метод Харриса (Harris Corner Detector). Метод Харриса, разработанный в конце 80-х годов, стал одним из пионеров в области детектирования особых точек на изображениях. В отличие от простых детекторов границ, которые искали резкие перепады интенсивности, метод Харриса был нацелен на поиск более информативных областей – углов. Углы, как известно, являются более стабильными признаками, чем, например, прямые линии. Они менее подвержены искажениям при изменении ракурса съемки и часто соответствуют важным структурным элементам объекта [13].

Принцип работы метода Харриса основан на анализе локальных изменений интенсивности изображения в окрестности каждого пикселя. Для этого используется математический аппарат, позволяющий количественно оценить, насколько сильно меняется яркость пикселей при смещении окна анализа в разных направлениях [14].

Процесс детектирования углов методом Харриса можно разбить на несколько шагов. Сначала для каждого пикселя изображения вычисляется матрица второй производной, которая описывает, как меняется градиент интенсивности в окрестности этого пикселя. Затем, на основе матрицы второй производной, строится матрица автокорреляции. Эта матрица характеризует, насколько "однородна" окрестность пикселя с точки зрения изменений интенсивности.

Наконец, из матрицы автокорреляции вычисляется скалярная функция отклика детектора Харриса. Эта функция, по сути, является мерой "угловатости" пикселя. Чем больше значение функции отклика, тем выше вероятность того, что данный пиксель соответствует углу. Для выделения ключевых точек устанавливается порог, и все пиксели с функцией отклика выше этого порога классифицируются как углы.

Несмотря на свою кажущуюся сложность, метод Харриса достаточно прост в реализации и не требует значительных вычислительных ресурсов. К тому же, он обладает важным свойством – инвариантностью к повороту изображения. Это означает, что углы, обнаруженные на исходном изображении, будут также обнаружены и на изображении, повернутом под произвольным углом.

Однако у метода Харриса есть и свои недостатки. Один из главных недостатков – чувствительность к изменению масштаба изображения. Угол, обнаруженный на изображении в одном масштабе, может быть не обнаружен на изображении, уменьшенном или увеличенном в размере. Это связано с тем, что метод анализирует изменения интенсивности в фиксированном окне, размер которого не адаптируется к масштабу изображения.

Еще один недостаток метода Харриса – его чувствительность к шуму. Случайные флуктуации интенсивности, присутствующие практически на любых реальных изображениях, могут приводить к ложным срабатываниям детектора и появлению ложных углов. Это особенно актуально для изображений, полученных в условиях низкой освещенности или с помощью недорогих камер, склонных к появлению шума.

Также стоит отметить, что дескрипторы, построенные на основе точек, обнаруженных методом Харриса, как правило, менее информативны и дискриминативны, чем дескрипторы, используемые в более современных подходах.

Scale-Invariant Feature Transform (SIFT). Метод SIFT (Scale-Invariant Feature Transform), представленный в 1999 году, стал поворотным моментом в развитии компьютерного зрения. Он предложил элегантное и эффективное решение проблемы поиска соответствий между изображениями, сделанными с разных ракурсов, при разном освещении и даже с разным разрешением – именно с такими проблемами мы сталкиваемся при попытке идентифицировать собак по фотографиям их носов, снятых их владельцами в домашних условиях. Важно отметить, что патент на SIFT уже истек, что делает

его использование свободным и открывает широкие возможности для его применения в самых разных проектах.

В основе SIFT лежит идея построения иерархического представления изображения, позволяющего анализировать его на разных уровнях детализации. Это особенно важно при работе с фотографиями, сделанными на смартфоны, так как разрешение и качество таких изображений могут варьироваться.

Первый шаг SIFT – это построение так называемой пирамиды гауссовых изображений. Исходное изображение последовательно сглаживается с помощью гауссова фильтра с увеличивающимся радиусом, создавая набор размытых копий. На каждой октаве пирамиды вычисляется разница гауссиан (DoG), представляющая собой разность между двумя соседними сглаженными изображениями. Эти DoG-изображения усиливают характерные особенности изображения, делая их более выразительными на разных масштабах. Способность "видеть" особенности на разных масштабах помогает алгоритму справляться с фотографиями, сделанными с разного расстояния.

Следующий шаг – поиск локальных экстремумов (максимумов и минимумов) на DoG-изображениях. Пиксели, яркость которых превосходит яркость всех соседних пикселей на текущем и соседних масштабах, признаются ключевыми точками. Такой подход позволяет выявить устойчивые и хорошо локализованные точки, которые сохраняют свою позицию при изменении масштаба и не исчезают при небольших поворотах головы собаки.

Для каждой найденной ключевой точки определяется доминирующее направление градиента. Это также делает SIFT инвариантным к повороту изображения – важное свойство, учитывая, что собаки редко позируют для фото. Затем формируется дескриптор ключевой точки – вектор, характеризующий локальную структуру изображения в окрестности этой точки. Дескриптор SIFT строится на основе гистограммы ориентаций градиентов, вычисленных в окрестности ключевой точки. Гистограмма

делится на 8 направлений, а окрестность точки – на области 4×4 . Таким образом, дескриптор SIFT представляет собой вектор из 128 значений (8 направлений \times 4×4 области).

Дескрипторы SIFT обладают рядом важных свойств: они инвариантны к изменениям яркости и контрастности изображения, устойчивы к небольшим геометрическим искажениям и частичным окклюзиям (перекрытиям). Это означает, что алгоритм сможет успешно справляться с фотографиями, сделанными при разном освещении, даже если часть носа собаки закрыта тенью или другими объектами.

Speeded-Up Robust Features (SURF). Метод SURF (Speeded-Up Robust Features), представленный в 2006 году, был призван решить проблему скорости работы SIFT, не принося при этом в жертву его точность. Используя ряд упрощений и оптимизаций, SURF действительно смог превзойти SIFT по скорости, однако, как часто бывает, за скорость пришлось заплатить снижением устойчивости и точности в условиях, далеких от идеальных.

Вместо тщательного построения пирамиды гауссовых изображений, как в SIFT, SURF применяет аппроксимацию сглаживания с помощью интегральных изображений. Это позволяет быстро вычислять свертку с гауссовым ядром, но при этом теряется часть информации о мелких деталях, что может быть критично для анализа уникальных узоров на носках собак. Для дальнейшего ускорения детектирования ключевых точек, SURF использует упрощенную версию детектора Гессмана. В результате, SURF может пропускать важные ключевые точки или, наоборот, детектировать ложные точки в областях с шумом или некоторой текстурой.

Дескриптор SURF также был упрощен по сравнению с SIFT. Он строится на основе вычисления преобладающей ориентации градиента в окрестности ключевой точки и формирования гистограммы ориентаций градиентов, но в четырех направлениях. Типичный дескриптор SURF содержит 64 признака (4 направления \times 4×4 области), что вдвое меньше, чем в SIFT. С одной стороны, это делает сопоставление дескрипторов SURF более быстрым. С другой

стороны, более компактное представление может не уловить всех нюансов локальной структуры изображения.

Более того, в отличие от SIFT, который сейчас находится в свободном доступе, SURF защищен патентом. Это может стать препятствием для его использования в коммерческих целях и интеграции куда-либо, поскольку потребуется приобретение лицензии.

Таким образом, хотя SURF и является более быстрым методом по сравнению с SIFT, его упрощения приводят к снижению точности и устойчивости в сложных условиях. Учитывая нашу задачу – идентификация собак по рисунку носа, где требуется высокая точность и устойчивость к изменениям условий съемки, – данный метод не выдерживает критики.

Oriented FAST and Rotated BRIEF (ORB). Стремление к ускорению работы алгоритмов детектирования и описания признаков привело к появлению метода ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF), представленного в 2011 году. ORB был разработан как быстрый и эффективный алгоритм, пригодный для использования в системах реального времени с ограниченными вычислительными ресурсами. Однако его упрощения и особенности делают его не самым подходящим выбором для задачи идентификации собак по рисунку носа.

В основе ORB лежит комбинация двух известных алгоритмов: FAST (Features from Accelerated Segment Test) для детектирования ключевых точек и BRIEF (Binary Robust Independent Elementary Features) для формирования бинарных дескрипторов. FAST – это очень быстрый детектор углов, который анализирует яркость пикселей на окружности вокруг кандидатной точки. BRIEF, в свою очередь, формирует бинарный дескриптор путем случайного выбора пар точек в окрестности ключевой точки и сравнения их яркости.

Для того чтобы сделать ORB инвариантным к повороту, создатели алгоритма предложили использовать информацию об ориентации угловых точек, полученную с помощью метода HARRIS. Бинарные дескрипторы

BRIEF, вычисленные для каждой ключевой точки, "поворачиваются" в соответствии с ее ориентацией.

ORB действительно является очень быстрым алгоритмом, значительно превосходящим SIFT и SURF по скорости. Однако его точность и устойчивость к изменениям условий съемки оставляют желать лучшего. Детектор FAST довольно чувствителен к шуму и может генерировать много ложных точек в текстурно-однородных областях. Бинарные дескрипторы BRIEF, хотя и быстры в вычислении и сопоставлении – менее информативны и дискриминативны, чем дескрипторы SIFT или SURF. Они также более чувствительны к изменениям яркости и контрастности, что делает их менее надежными для анализа фотографий, сделанных в разных условиях.

В нашем случае, учитывая важность высокой точности и устойчивости к вариациям условий съемки при идентификации собак по рисунку носа, более целесообразным выбором могут стать методы, демонстрирующие лучший баланс между скоростью, точностью и устойчивостью, чем ORB.

Histogram of Oriented Gradients (HOG). Метод HOG (Histogram of Oriented Gradients) анализирует распределение направлений градиентов по всему изображению или выделенной области, создавая глобальное представление, которое, как считается, эффективно для распознавания объектов определенного класса. Например, HOG успешно применяется для обнаружения людей на изображениях. На рисунке ниже показано, как HOG анализирует изображение человека в тепловом спектре.

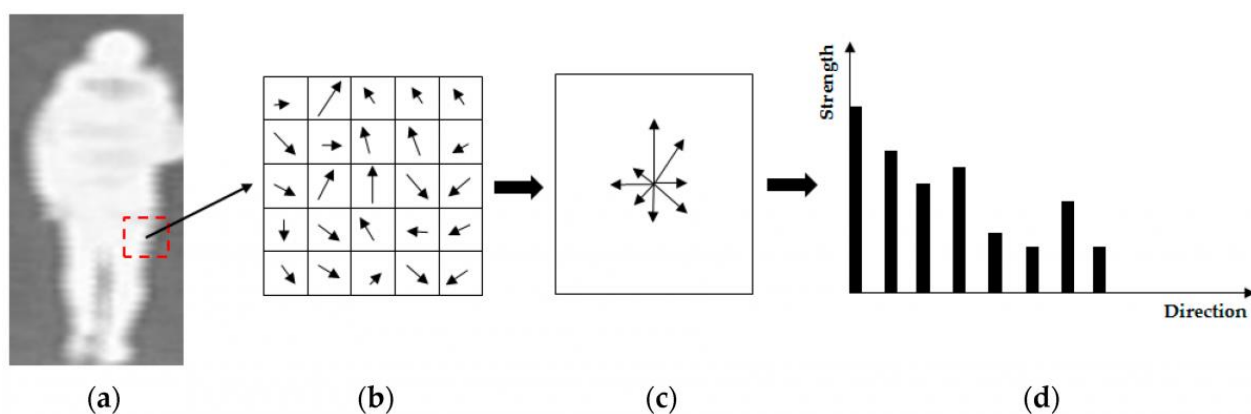


Рис. 2.2 – (a) Тепловое изображение человека, (b) Градиенты в ячейках изображения, (c) Гистограмма ориентаций градиентов для ячейки, (d) HOG-вектор для ячейки, показывающий направления градиентов

Сначала изображение разбивается на ячейки, и в каждой ячейке рассчитываются градиенты интенсивности (b). Затем для каждой ячейки строится гистограмма ориентаций градиентов (c), где каждый столбец гистограммы (d) отражает преобладание градиентов определенного направления в этой ячейке. Объединяя HOG-векторы всех ячеек, мы получаем представление всего изображения в виде HOG-дескриптора, который можно использовать для распознавания, в данном случае, человеческой фигуры.

Однако в контексте нашей задачи – идентификации собак по рисунку носа – HOG встречает ряд затруднений. Представим, что мы пытаемся применить HOG к изображению носа собаки. Разбивая изображение на ячейки и анализируя преобладающие направления градиентов в каждой ячейке, мы получим информацию о том, как в целом распределены контуры и текстуры на носу. Однако мы рискуем упустить из виду те самые мелкие, но важные детали рисунка, которые делают нос каждой собаки уникальным.

Более того, HOG чрезвычайно чувствителен как к повороту, так и к масштабу изображения. Если нос собаки на фотографии будет расположен под небольшим углом или снят с другого расстояния, то HOG-дескриптор значительно изменится, что затруднит сравнение с другими изображениями.

Таким образом, для нашей цели более подходящими являются методы, способные точно локализовать и детально описать отдельные ключевые точки на носу с учётом их ориентации и масштаба, не теряя при этом из виду тонкие детали текстуры.

AKAZE (Accelerated KAZE). Появился в 2012 году, стал достойным преемником SIFT, унаследовав его сильные стороны и предложив ряд усовершенствований, делающих его еще более привлекательным для анализа изображений, в том числе и для нашей задачи - идентификации собак по рисунку носа.

В основе AKAZE, как и в SIFT, лежит идея анализа изображения на разных масштабах для поиска характерных и устойчивых ключевых точек. Однако вместо традиционной пирамиды гауссовых изображений, AKAZE использует более совершенный подход, основанный на нелинейной диффузии. Этот метод позволяет более точно и плавно изменять масштаб изображения, сохраняя при этом важные детали и границы объектов.

AKAZE также вводит новую функцию детектора, называемую "ускоренным сегментированным тестом Харриса" (FAST-EX), которая позволяет быстро и эффективно локализовать ключевые точки. Для формирования дескрипторов AKAZE использует метод M-BRIEF (Modified-BRIEF), который является улучшенной версией алгоритма BRIEF. M-BRIEF формирует бинарные дескрипторы, которые более устойчивы к шуму и изменениям яркости, чем оригинальный BRIEF, и при этом остаются быстрыми в вычислении и сопоставлении.

AKAZE демонстрирует высокую точность и устойчивость к широкому спектру преобразований изображения, включая изменения масштаба, поворота, яркости, контрастности и даже аффинные преобразования. С высокой скоростью способен работать на смартфоне. При этом он значительно быстрее, чем SIFT, что делает его весьма перспективным для нашей задачи.

Современные методы на основе глубокого обучения. В последние годы глубокое обучение совершило революцию во многих областях, включая

компьютерное зрение. Нейронные сети, обученные на огромных наборах данных, демонстрируют впечатляющие результаты в задачах распознавания образов, превосходя по точности классические алгоритмы. Обнаружение и описание ключевых точек также не остались в стороне от этой революции, и сегодня уже существуют нейросетевые архитектуры, специально обученные для этих задач.

Однако при всей привлекательности нейросетей, классические алгоритмы, такие как SIFT и AKAZE, по-прежнему сохраняют свою актуальность, и на это есть ряд причин.

Во-первых, SIFT и AKAZE интерпретируемы и обладают прогнозируемым поведением. Мы точно знаем, как они работают, какие признаки они извлекают и как формируют дескрипторы. Это позволяет нам лучше понимать их сильные и слабые стороны, а также адаптировать их параметры под конкретную задачу. Нейронные сети, напротив, часто остаются "черными ящиками", и интерпретировать их решения бывает сложно.

Во-вторых, SIFT и AKAZE не требуют больших вычислительных ресурсов для работы и могут быть реализованы на устройствах с ограниченными возможностями. Нейронные сети, как правило, требуют мощных графических процессоров и больших объемов памяти.

Наконец, SIFT и AKAZE не нуждаются в обучении на больших наборах данных. Они используют математические принципы для выделения характерных признаков, которые оказываются устойчивыми для широкого диапазона изображений. Нейронные сети, наоборот, нуждаются в обучении на тысячах и миллионах примеров, чтобы научиться эффективно решать поставленную задачу.

В контексте идентификации собак по рисунку носа, как говорилось ранее, требуется высокая точность локализации и описания ключевых точек, а также устойчивость к изменениям условий съемки. SIFT и AKAZE успешно справляются с этими задачами, обеспечивая при этом прозрачность, эффективность и независимость от обучающих данных. Безусловно, глубокое

обучение предлагает мощные инструменты для анализа изображений, однако в данном конкретном случае классические алгоритмы могут оказаться более практичным и эффективным решением.

Вывод. По итогу анализа различных методов выделения и описания признаков на изображениях, проведенный в рамках этого пункта, представил широкий спектр подходов: от классических алгоритмов до современных технологий глубокого обучения. Каждый из рассмотренных методов обладает своими несомненными преимуществами и неизбежными недостатками, и выбор оптимального решения является нетривиальной задачей, требующей учета конкретной цели и условий ее реализации.

Классические методы, такие как Harris, SIFT, SURF и ORB, отличаются относительной простотой и понятностью механизма работы, что делает их привлекательными для прототипирования и анализа. Однако они часто уступают в точности и устойчивости к шумам и деформациям современным алгоритмам, основанным на глубоком обучении.

В свою очередь, методы глубокого обучения позволяют достичь высокой точности на больших наборах данных, но требуют значительных ресурсов для обучения и обладают некоторыми недостатками, связанными с "черным ящиком" – не всегда ясно, как работает обученная модель, что может вызывать затруднения в интерпретации результатов и понимании причин ошибок.

С учетом всех требований, наиболее перспективными кандидатами из рассмотренных методов являются SIFT и AKAZE. SIFT, хоть и уступая в скорости работы, обеспечивает высокую точность локализации ключевых точек и формирует богатые информацией дескрипторы, устойчивые к широкому спектру преобразований изображения. AKAZE, являясь своего рода "улучшенной версией" SIFT, сохраняет все его преимущества, добавляя к ним более высокую скорость работы и повышенную устойчивость к шуму.

Таким образом, SIFT и AKAZE представляют собой оптимальный баланс между точностью, устойчивостью и эффективностью, что делает их

наиболее подходящими инструментами для решения поставленной задачи – идентификации собак по рисунку носа.

2.3 Предобработка

Предобработка изображений – это не просто технический этап, а неотъемлемая часть процесса идентификации собак по рисунку носа. Она позволяет «подготовить» изображения к дальнейшей обработке алгоритмами распознавания, устраняя помехи и улучшая видимость ключевых деталей, что в конечном счете приводит к более точной и надежной идентификации. Представьте, что вы пытаетесь разобрать запутанную карту с нечеткими контурами и нечитаемыми надписями. Предобработка изображений – это аналог «разглаживания» карты, делающий ее более читабельной и понятной.

Выделение области интереса с помощью алгоритма GrabCut и медианного фильтра

Первым шагом является выделение области интереса (ROI) с использованием алгоритма GrabCut. Этот алгоритм интерактивного выделения позволяет отделить объект от фона, что критически важно для последующего анализа рисунка носа собаки. После этого применяется медианный фильтр для сглаживания маски при вырезании.



Рис. 2.3 – Фото до применения GrabCut и медианного фильтра



Рис. 2.4– Фото после применения GrabCut и медианного фильтра

Преобразование в градации серого

Следующим шагом предобработки является преобразование изображения в градации серого. Этот шаг упрощает дальнейшую обработку, так как большинство методов анализа изображений работают с однотонными изображениями, сосредотачиваясь на интенсивности пикселей и исключая информацию о цвете, которая может быть избыточной для задач выделения признаков. Представьте, что вы пытаетесь изучить отпечаток пальца. Цвет пальца не важен для его идентификации, важен уникальный рисунок линий. Точно так же и для алгоритмов распознавания рисунка носа собаки – важна интенсивность пикселей, составляющих рисунок, а не его цвет.



Рис. 2.5 – Фото в градациях серого

Нормализация изображения

Процесс, который приводит интенсивность пикселей в изображении к одному диапазону значений. Представьте себе, что вы сравниваете фотографии носов собак, сделанные с разных расстояний и, следовательно, с разными размерами. Нормализация изображений решает эту проблему, приводя яркость всех пикселей к одному диапазону, чтобы различия в масштабе не влияли на процесс распознавания.



Рис. 2.6 – Фото после нормализации

Улучшение контрастности с помощью CLAHE

Для **повышения контрастности** в данной работе используется метод CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization). CLAHE [15] улучшает контрастность изображения путем адаптивного гистограммного выравнивания, что особенно полезно для изображений с неравномерным освещением, часто встречающимся при фотографировании на смартфоны. Представьте, что вы смотрите на фотографию носа собаки с нечеткими контурами и плохо видимыми деталями. CLAHE помогает улучшить видимость этих деталей, делая изображение более четким и контрастным, что позволяет алгоритму распознавания лучше "видеть" уникальные особенности рисунка носа.

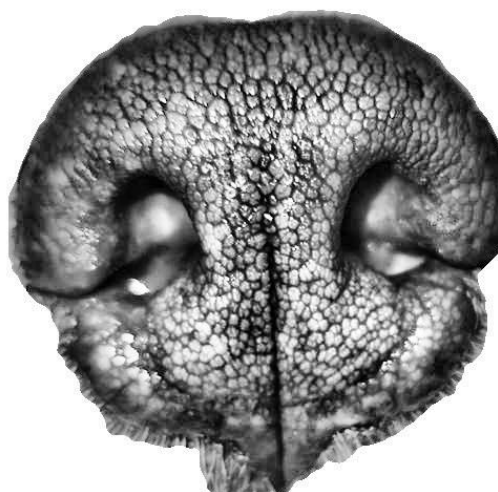


Рис. 2.7 – Фото после применения CLANE

Размытие по Гауссу:

Для уменьшения шума на изображении применяется Гауссово размытие. Гауссово размытие позволяет сгладить шум, сохраняя при этом основные контуры и детали, необходимые для выделения алгоритмами ключевых точек на изображении. Шум может ввести в заблуждение алгоритм идентификации, поэтому его необходимо устранить.

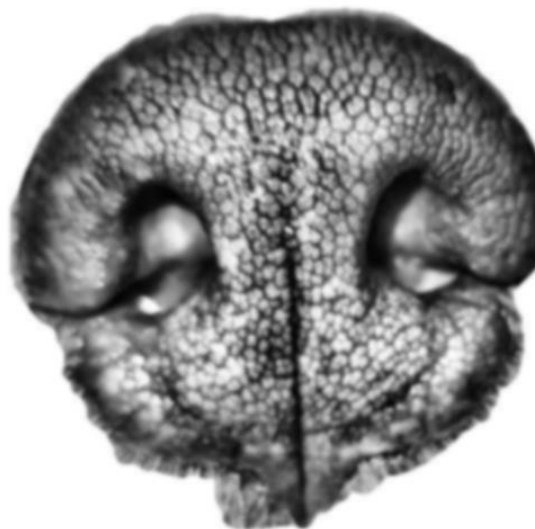


Рис. 2.8 – Фото после размытия по Гауссу

Обоснование выбора методов:

Выбор данного подхода к предобработке изображений, включающего чтение изображения в градациях серого, нормализацию, применение CLANE и гауссова размытие, был основан на следующих признаках:

- **Устойчивость к неравномерному освещению.** CLANE эффективно улучшает контрастность изображения, что особенно важно при использовании фотографий, снятых на смартфоны в различных условиях освещения. Этот метод позволяет выделить важные детали рисунка носа, несмотря на варьирующиеся условия съемки.
- **Сохранение деталей при уменьшении шума.** Гауссово размытие помогает уменьшить шум, сохраняя при этом основные контуры и детали рисунка носа. Это улучшает точность выделения ключевых точек и создания дескрипторов, что критически важно для надежной идентификации.
- **Простота и эффективность.** Используемые методы предобработки просты в реализации и обеспечивают высокую производительность. Это позволяет легко интегрировать их в систему и обрабатывать большое количество изображений без значительных затрат времени и ресурсов.
- **Точное выделение области интереса.** Алгоритм GrabCut в сочетании с медианным фильтром позволяет выделить область с рисунком носа, устраняя посторонние элементы с изображения. Это повышает точность идентификации, так как алгоритмы распознавания концентрируются только на ключевых деталях.

Таким образом, выбранный подход к предобработке изображений обеспечивает необходимое улучшение качества данных для дальнейшего анализа. Применение CLANE и Гауссова размытия в предобработке изображений создает оптимальные условия для использования методов SIFT и A-KAZE, что делает их наилучшим выбором для решения поставленной задачи.

2.4 Методы сопоставление и фильтрации дескрипторов

Сопоставление дескрипторов — это ключевой этап в анализе изображений, особенно в задачах распознавания и идентификации объектов. Процесс заключается в поиске соответствий между ключевыми точками разных изображений на основе их дескрипторов. В данной работе мы рассмотрим различные методы сопоставления и фильтрации дескрипторов, чтобы выбрать наиболее подходящий подход для идентификации собак по рисунку носа.

2.4.1 Методы сопоставления дескрипторов

Brute Force Matcher (BFMatcher). Простой метод, который сравнивает каждый дескриптор одного изображения со всеми дескрипторами другого изображения, ищет пары с минимальным расстоянием. Он может использовать различные метрики расстояния, например Евклидово расстояние для дескрипторов SIFT или норму Хэмминга для бинарных дескрипторов, таких как BRIEF и ORB. BFMatcher прост в реализации и, при небольшом количестве дескрипторов, высокоточен [16]. Однако при большом количестве дескрипторов метод становится очень ресурсоемким, что приводит к медленному выполнению, особенно на больших наборах данных.

FLANN (Fast Library for Approximate Nearest Neighbors) Matcher. Более эффективный метод, который использует алгоритмы для быстрого поиска ближайших соседей, что делает его идеальным для больших наборов данных. FLANN использует методы для ускорения поиска (такие как K-D деревья) и алгоритмы, основанные на случайных проекциях. FLANN отличается высокой скоростью и эффективностью на больших наборах данных, поддерживает различные алгоритмы поиска ближайших соседей и обладает хорошей масштабируемостью. Однако, метод может иметь меньшую точность по сравнению с BFMatcher и требует настройки параметров для оптимальной работы.

K-Nearest Neighbors (KNN) Matcher. KNN Matcher расширяет метод BFMatcher, находя несколько ближайших соседей для каждого дескриптора. Это позволяет использовать дополнительные методы фильтрации, такие как тест относительности (ratio test) Дэвида Лоу [17], который помогает отсеивать ложные совпадения. Однако, метод требует дополнительных шагов для фильтрации ложных совпадений и имеет более высокую вычислительную сложность по сравнению с обычным BFMatcher [16].

2.4.2 Методы фильтрации и улучшения сопоставления

RANSAC (Random Sample Consensus). Метод, который используется для фильтрации ложных совпадений путем оценки геометрической трансформации между изображениями. Метод многократно выбирает случайное подмножество данных, оценивает модель и проверяет, сколько точек из общего набора соответствуют этой модели [19]. RANSAC устойчив к выбросам, эффективен при работе с большими наборами данных и способен находить оптимальную модель для большинства точек. Однако, метод RANSAC не идеален, так как зависит от случайности выбора подмножества данных и может быть менее эффективным при наличии большого количества выбросов.

Тест угловых точек (Corner Test). Метод оценки угловых точек учитывает геометрические свойства изображения для фильтрации ложных совпадений. Оценивая физические ограничения сцены, он улучшает точность сопоставления. Но, соответственно, метод некорректен в случаях, когда изображения имеют нечеткие границы или не имеют четко выраженных угловых точек.

Тест Лоу (фильтрация по отношению расстояний). Тест Лоу фильтрует сопоставления на основе отношения расстояний между лучшими совпадениями. Если отношение расстояния ближайшего соседа к расстоянию второго ближайшего соседа меньше определенного порога (обычно 0.75), совпадение считается хорошим [17]. Тест Лоу отличается простотой

реализации, не требует дополнительных вычислительных затрат и эффективно отсекает ложные совпадения. Однако, метод может быть менее эффективным при наличии шума или искажений в изображениях, так как порог может быть недостаточно точным для различения верных и ложных совпадений.

Применение методов в задаче идентификации:

Методы FLANN [18] и KNN Matcher обеспечивают хорошую производительность при больших объемах данных и сохраняют высокую точность даже при наличии шума. В условиях, где необходимо обрабатывать большое количество изображений, важна высокая производительность и масштабируемость методов сопоставления. FLANN Matcher, благодаря своей эффективности и способности быстро находить ближайших соседей, является предпочтительным выбором для больших наборов данных. KNN Matcher также обеспечивает хорошую производительность, особенно при использовании дополнительных фильтров для улучшения точности.

Фильтрация ложных совпадений является важным аспектом для повышения точности сопоставления. Тест относительности Дэвида Лоу [17], применяемый в KNN Matcher, помогает отсеивать ложные совпадения и улучшать точность сопоставления.

Дополнительная фильтрация по углу поворота ключевых точек также способствует повышению надежности метода. Например, если разница в углах поворота ключевых точек превышает определенное значение, совпадение может быть отброшено. Это помогает улучшить точность сопоставления в случаях, когда изображения могут быть сняты под разными углами.

Выбранные методы сопоставления дескрипторов, использующие SIFT и AKAZE в сочетании с RANSAC и BFMatcher, представляют собой хорошее решение для данной работы. Эти методы обеспечивают высокую точность и надежность сопоставления, устойчивость к изменениям условий съемки и шуму, а также хорошую производительность при обработке больших наборов данных.

В качестве наиболее перспективных методов для решения задачи идентификации собак по рисунку носа стоит выделить:

- **Тест Лоу:** тест Лоу является эффективным и простым методом для отсеивания ложных совпадений [17].
- **Тест угловых точек:** этот метод улучшает точность сопоставления, используя дополнительную геометрическую информацию.
- **RANSAC:** RANSAC эффективен при работе с большими наборами данных и способен находить оптимальную модель для большинства точек[19].
- **KNN Matcher:** KNN Matcher, за счет использования нескольких ближайших соседей, улучшает точность сопоставления и допускает применение дополнительных фильтров для повышения надежности.

Таким образом, выбранные методы способствуют успешному решению задачи идентификации собак по рисунку носа, обеспечивая высокую эффективность и надежность системы.

2.5 Реализация прототипов

Унифицированная схема работы программы и демонстрация интерфейса приложения приведены ниже на рисунках 2.9 и 2.10

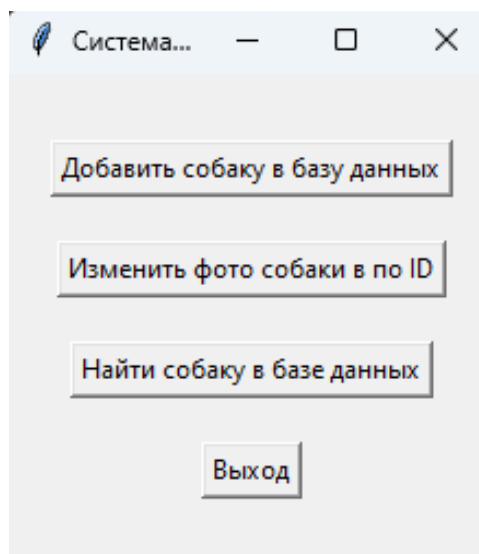


Рис. 2.9 – Интерфейс главного меню

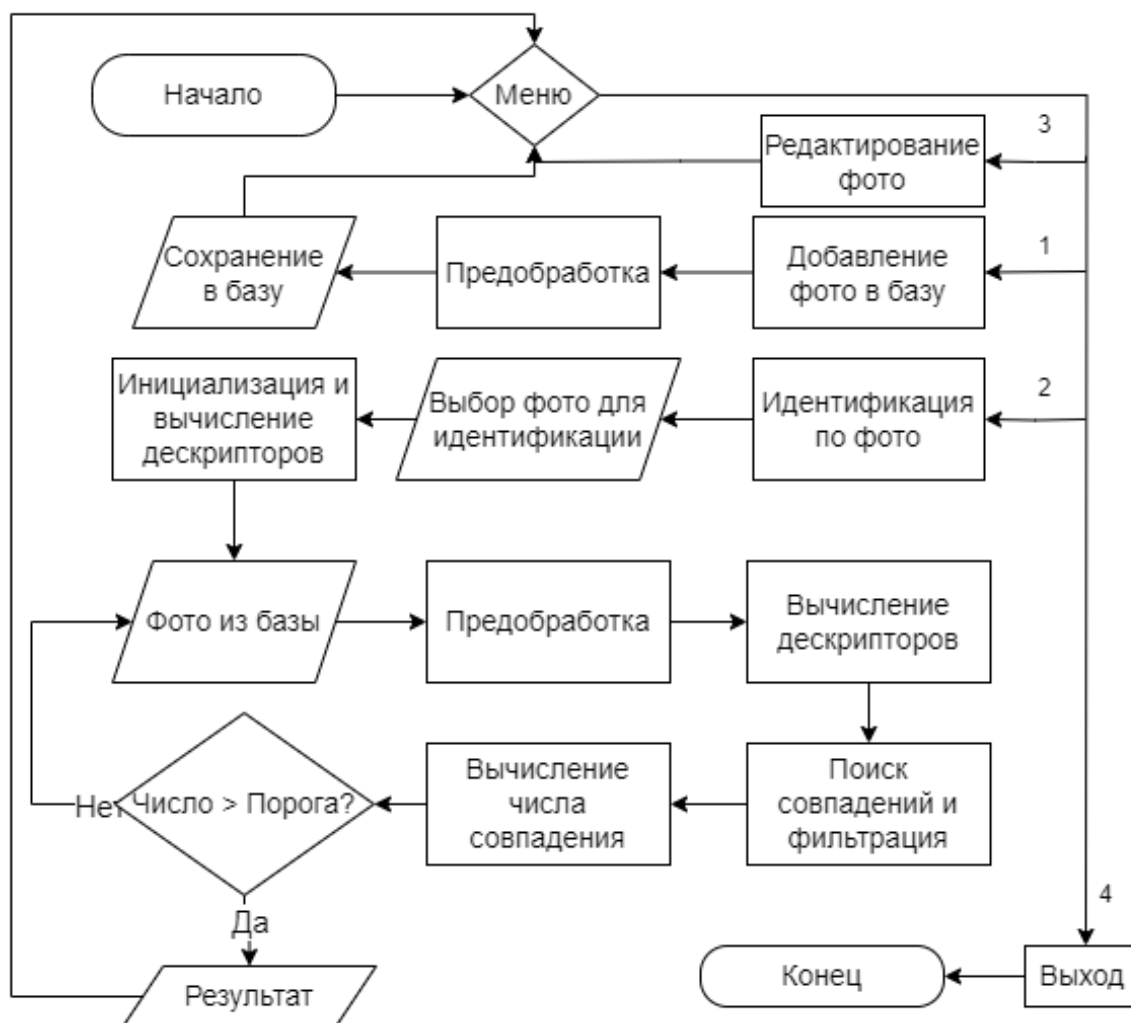


Рис. 2.10 – Схематическое представление работы программы

2.5.1 Прототип с использованием SIFT, KNN Matcher, теста Loy, Corner test

В первом прототипе системы была реализована базовая функциональность, направленная на распознавание носовых отпечатков с использованием алгоритма SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) и метода сопоставления признаков (приложение Б). Этот прототип включает следующие основные этапы работы.

Первым этапом является загрузка и предварительная обработка изображений. Изображения носовых отпечатков собак загружаются из файловой системы и преобразуются в черно-белые изображения для упрощения дальнейшей обработки. После этого изображения

масштабируются и улучшаются с помощью адаптивного гистограммного выравнивания (CLANE), что позволяет повысить контрастность изображений. Затем применяется Гауссовское размытие для удаления шумов.

Далее система приступает к извлечению признаков из изображений. Для этого используется алгоритм SIFT, который анализирует изображение и выявляет ключевые точки. Для каждой ключевой точки генерируются дескрипторы, которые описывают ее характеристики. Эти дескрипторы представляют собой числовые векторы, характеризующие местоположение и свойства ключевых точек.

После извлечения признаков начинается процесс их сопоставления с базой данных. Дескрипторы тестируемого изображения сравниваются с дескрипторами всех изображений, хранящихся в базе данных. Для поиска наилучших совпадений между дескрипторами используется метод ближайших соседей (KNN Matcher). Применяется тест относительности, предложенный Дэвидом Лоу, для фильтрации совпадений и отбора лучших. Этот тест сравнивает расстояния между парами дескрипторов, отбирая те, у которых расстояние до ближайшего соседа значительно меньше, чем до второго ближайшего.

На основании отобранных совпадений система вычисляет коэффициент совпадений, который показывает, насколько хорошо совпадают ключевые точки между тестируемым изображением и изображениями из базы данных. Если процент совпадений превышает заданное пороговое значение, изображение считается совпадающим с одним из изображений в базе данных. В случае успешного совпадения результаты отображаются.

2.5.2 Прототип с использованием AKAZE, KNN Matcher и RANSAC

Второй прототип системы идентификации собак на основе распознавания носовых отпечатков (приложение А) был разработан с целью повышения точности и добавлен графический интерфейс. Прототип включает несколько основных компонентов и этапов работы.

Первый этап системы — это загрузка и предварительная обработка изображений. Изображения носовых отпечатков собак загружаются из файловой системы и преобразуются в черно-белые изображения для упрощения дальнейшей обработки. Затем применяется метод адаптивного гистограммного выравнивания (CLAHE) для улучшения контрастности изображений, что позволяет лучше различать ключевые точки. После этого изображения подвергаются Гауссовскому размытию, что помогает удалить шумы, делая ключевые точки более четкими.

На следующем этапе осуществляется извлечение признаков из изображений. Для этого используется алгоритм AKAZE (Accelerated-KAZE), который анализирует предварительно обработанное изображение и выявляет ключевые точки. Для каждой ключевой точки генерируются дескрипторы, описывающие ее характеристики.

После извлечения признаков начинается процесс их сопоставления с базой данных. Дескрипторы тестируемого изображения сравниваются с дескрипторами всех изображений, хранящихся в базе данных. Для поиска наилучших совпадений между дескрипторами используется метод ближайших соседей (KNN Matcher). Метод гомографии (RANSAC) применяется для точного сопоставления ключевых точек между изображениями, что позволяет уточнить результаты сопоставления и улучшить точность идентификации.

Затем система оценивает совпадения, вычисляя коэффициент совпадений между ключевыми точками тестируемого изображения и изображениями из базы данных. Если процент совпадений превышает заданное пороговое значение, изображение считается совпадающим с одним из изображений в базе данных. Эмпирически вычисленный порог в главе 3. Это позволяет определить, насколько хорошо совпадают ключевые точки между тестируемым изображением и изображениями из базы данных, и принять решение о совпадении.

2.6 Метрики оценки качества

Метрики оценки качества используются для объективной оценки эффективности системы идентификации собак на основе распознавания носовых отпечатков. В данном исследовании применяются следующие метрики: точность (Precision), полнота (Recall), F1-мера (F1 Score), общая точность (Accuracy), а также коэффициент совпадений (Match Ratio). Эти метрики являются стандартными для оценки производительности классификационных алгоритмов и широко используются в задачах сопоставления признаков.

Определение метрик

Точность (Precision): это отношение числа правильно распознанных положительных случаев к числу всех распознанных положительных случаев. Высокая точность указывает на низкое число ложных срабатываний (ложных положительных случаев).

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (2.1)$$

где TP - истинно положительные, FP - ложно положительные.

Полнота (Recall): это отношение числа правильно распознанных положительных случаев к числу всех реальных положительных случаев. Высокая полнота указывает на низкое число пропущенных срабатываний (ложных отрицательных случаев).

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (2.2)$$

где FN - ложно отрицательные.

F1-мера (F1 Score): это гармоническое среднее между точностью и полнотой. F1-мера учитывает как ложные положительные, так и ложные отрицательные случаи, и предоставляет сбалансированную оценку производительности.

$$F1\ Score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad (2.3)$$

Общая точность (Accuracy): это отношение числа правильно распознанных случаев (положительных и отрицательных) к общему числу случаев.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}, \quad (2.4)$$

где TN - истинно отрицательные.

Коэффициент совпадений (Match Ratio): это отношение числа совпадающих признаков к общему числу признаков, выраженное в относительных единицах. Высокий коэффициент совпадений указывает на большую схожесть отпечатков.

$$Match Ratio = \left(\frac{Number\ of\ Matches}{Total\ Keypoints} \right) \times 100 \quad (2.5)$$

Применение метрик в исследовании

В данном исследовании были использованы вышеупомянутые метрики для оценки двух прототипов системы идентификации собак. Метрики точности, полноты, F1-меры и общей точности широко используются для оценки алгоритмов сопоставления признаков, таких как SIFT и AKAZE, и их применение в данном контексте является научно обоснованным и широко распространённым в исследованиях [20][21].

Глава 3. Эксперименты и анализ результатов

3.1 Результаты экспериментов

В ходе проведения экспериментов по идентификации собак на основе распознавания носовых отпечатков был использован эмпирический подход для выбора первичного порога сопоставления признаков. Для этого я построил график, отображающий коэффициент совпадений (Match Ratio) для изображений носов из базы данных, и визуально определил пороговое значение.

В моей базе содержится 630 фотографий носов собак, по две фотографии на каждую из 315 собак. Для вычисления первичного порога я брал новое фото собаки, которая уже содержалась в базе, и прогонял его по всей базе. Целью было найти такое пороговое значение Match Ratio, которое бы отделяло истинные совпадения от ложных срабатываний с достаточным запасом для положительного распознавания.

На графике, представленном ниже (см. рисунок 3.1), отображены значения коэффициента совпадений для каждого изображения из базы данных. Точки на графике указывают на те 2 изображения носа одной и той же собаки, у которых самые высокие значения коэффициента.

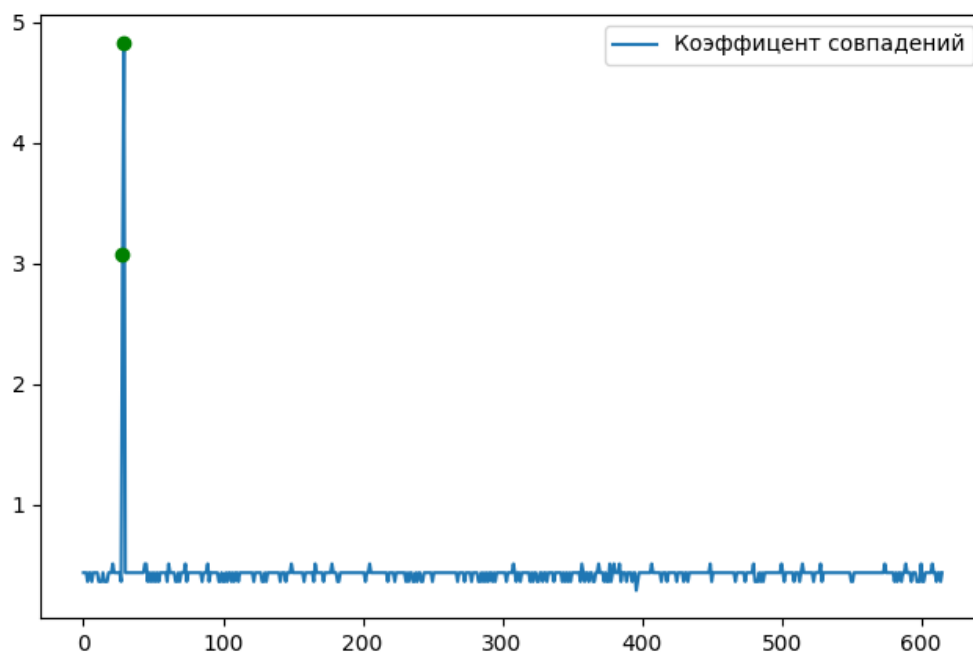


Рис. 3.1. – График коэффициента совпадений с пороговым значением

При визуальном анализе графика я обратил внимание на следующие аспекты:

- Значения коэффициентов совпадений для истинных совпадений (т.е. изображений, принадлежащих одной собаке) должны быть выше порогового значения.
- Значения коэффициентов совпадений для ложных срабатываний (т.е. изображений, принадлежащих разным собакам) должны быть значительно ниже порогового значения.

Эмпирически определённый порог был выбран таким образом, чтобы он пролегал достаточно далеко от ложных совпадений, обеспечивая запас для положительного распознавания. Это позволило минимизировать количество ложных положительных срабатываний и увеличить надёжность идентификации.

По итогам эксперимента были выделены два пороговых значения эффективных для обеих прототипов: 0.6 и 1.2. Эти значения обеспечивали хорошее разделение истинных и ложных совпадений в базе.

После определения первичных порогов они были применены ко всей базе данных изображений носовых отпечатков. Каждый отпечаток носа из базы данных был проверен на совпадение с эталонным изображением, используя выбранные пороги. Для каждого совпадения были рассчитаны соответствующие метрики: точность, полнота, F1-мера, общая точность и коэффициент совпадений. Результаты расчёта метрик приведены в таблице 3.1. и 3.2. Сравнительный график на рисунке 3.2.

Таблица 3.1

Результаты прототипов с порогом 1.2

	Первый прототип SIFT	Второй прототип AKAZE
Точность	0.92	0.94
Полнота	0.67	0.91
F1-мера	0.77	0.93
Общая точность	0.63	0.86

Таблица 3.2

Результаты прототипов с порогом 0.6

	Первый прототип SIFT	Второй прототип AKAZE
Точность	0.93	0.94
Полнота	0.81	0.99
F1-мера	0.86	0.96
Общая точность	0.76	0.93

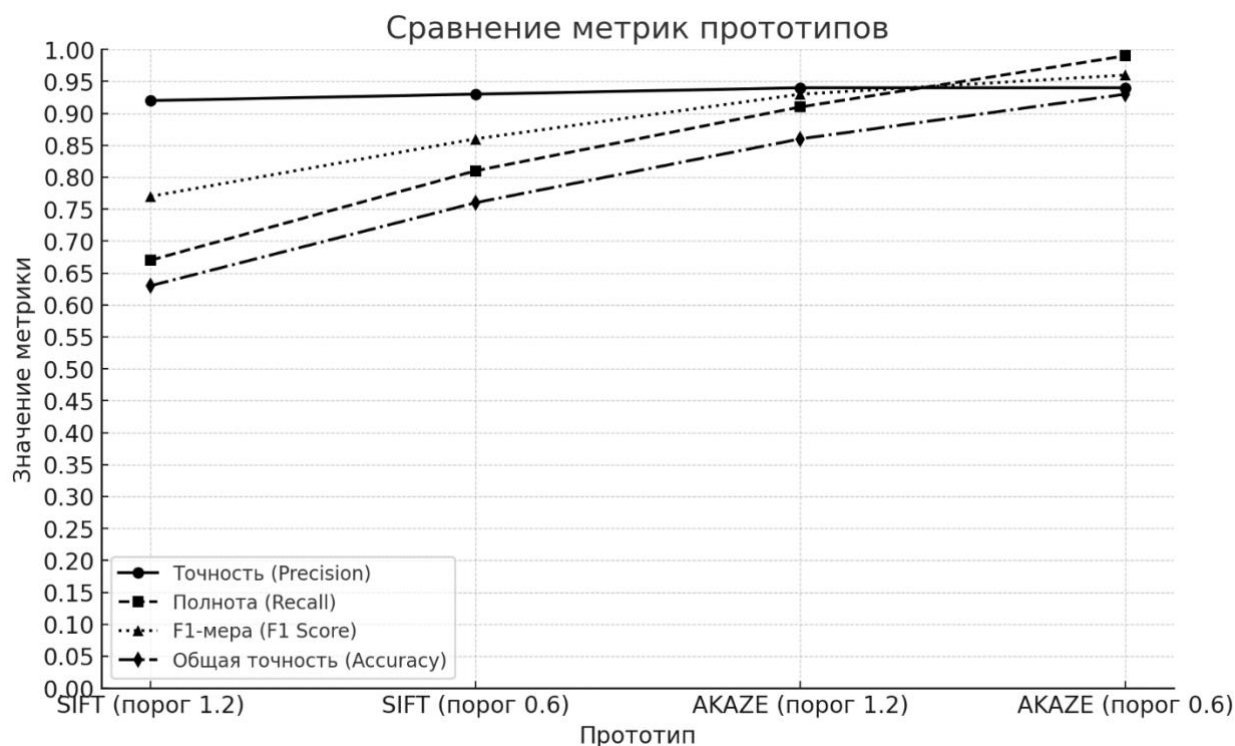


Рис.3.2. – График сравнения метрик двух прототипов с разными порогами

3.2 Анализ результатов и выводы

3.2.1 Анализ для порога 1.2

Первый прототип с использованием SIFT показал точность 0.92, что является высоким показателем, указывающим на правильность положительных identifications. Однако его полнота составляет всего 0.67, что свидетельствует о значительном количестве пропущенных положительных случаев. Это особенно важно в задачах, где критично не пропустить положительные случаи. F1-мера у SIFT равна 0.77, что указывает на неидеальный баланс между точностью и полнотой. Общая точность 0.63 также низка, что говорит о недостаточной общей производительности.

Второй прототип с использованием AKAZE, напротив, продемонстрировал значительно более эффективные результаты. Точность 0.94 указывает на очень высокую правильность положительных предсказаний. Полнота 0.91 свидетельствует о том, что AKAZE практически не пропускает положительные случаи, что делает его более надежным для задач с критическими требованиями к полноте. Высокая F1-мера 0.93 и общая

точность 0.86 подтверждают превосходство AKAZE над SIFT, делая его предпочтительным выбором.

3.2.2 Анализ для порога 0.6

При более низком пороге 0.6, оба прототипа показывают улучшенные результаты, но AKAZE вновь демонстрирует превосходство. SIFT улучшил свои показатели, достигнув точности 0.93 и полноты 0.81. F1-мера составила 0.86, что указывает на хороший баланс между точностью и полнотой. Общая точность 0.76 также является улучшением по сравнению с порогом 1.2, но все еще остается ниже, чем у AKAZE.

Второй прототип AKAZE при пороге 0.6 показал лучшие результаты. Точность 0.94 и полнота 0.99 указывают на исключительную способность правильно определять положительные случаи и минимизировать ложные отрицательные. F1-мера 0.96 подтверждает высокий баланс между точностью и полнотой, а общая точность 0.93 демонстрирует хорошую общую производительность.

3.2.3 Общие выводы

Сравнение результатов обоих прототипов при разных порогах показывает, что второй прототип AKAZE значительно превосходит первый прототип SIFT по большинству параметров. Особенно заметно улучшение в полноте и F1-мере, что свидетельствует о лучшей способности AKAZE обнаруживать положительные случаи и более сбалансированной работе. Высокие значения метрик подтверждают, что AKAZE является более надежной и точной моделью.

Таким образом, второй прототип с использованием AKAZE демонстрирует лучшее соотношение метрик, обеспечивая высокую точность, полноту, F1-меру и общую точность. Это подтверждает его превосходство над первым прототипом SIFT в большинстве сценариев использования. AKAZE показал высокие результаты как при пороге 1.2, так и при пороге 0.6, что

делает его универсальным и надежным решением для широкого спектра задач. Для дальнейшего улучшения систем идентификации можно рассмотреть дополнительные методы предобработки и настройку параметров алгоритмов поиска дескрипторов для повышения точности и надежности.

Заключение

В данной выпускной квалификационной работе была исследована актуальная проблема идентификации собак, и проведен анализ существующих методов идентификации. Было обосновано преимущество использования носовых отпечатков как биометрического идентификатора для собак, а также рассмотрены существующие решения в этой области.

В ходе работы были изучены и проанализированы различные алгоритмы обработки изображений и распознавания образов, такие как метод Харриса, SIFT, SURF, ORB, HOG и AKAZE. Для эффективного выделения ключевых точек и их описания были выбраны два наиболее подходящих метода: SIFT и AKAZE, которые отличаются высокой точностью, устойчивостью к изменению масштаба, поворота, яркости и контрастности изображения, а также хорошей скоростью работы.

Разработано два прототипа системы идентификации: первый прототип использует SIFT и метод KNN Matcher с дополнительными фильтрами, второй прототип использует AKAZE и KNN Matcher с применением алгоритма RANSAC для более точного сопоставления ключевых точек. Прототипы были протестированы на основе базы данных носовых отпечатков, и были получены следующие результаты:

- **Прототип SIFT:** демонстрирует высокую точность, но невысокую полноту, что означает, что модель не всегда может обнаружить все положительные случаи.
- **Прототип AKAZE:** значительно превосходит первый прототип по большинству метрик, демонстрируя высокую точность, полноту, F1-меру и общую точность.

Результаты исследования показали, что разработанная система идентификации собак на основе распознавания носовых отпечатков является перспективным решением, обладающим высокой точностью и надежностью.

В дальнейшем для совершенствования системы можно рассмотреть следующие направления:

- **Увеличение базы данных:** необходимо увеличить количество изображений в базе данных, включая изображения собак разных пород, возрастов и с разных ракурсов.
- **Использование глубокого обучения:** обучение нейронных сетей на больших объемах данных может повысить точность системы и сделать ее более устойчивой к шумам и искажениям.
- **Разработка мобильного приложения:** создание мобильного приложения для сканирования носовых отпечатков собак позволит сделать систему более доступной и удобной в использовании.

В целом, результаты исследования подтверждают, что идентификация собак на основе распознавания носовых отпечатков является перспективной технологией, которая может быть успешно применена в различных сферах, таких как ветеринарная медицина, кинология, поиск потерявшихся животных и борьба с незаконным оборотом животных.

Список использованных источников

1. Болгер, Д. Т., Моррисон, Т. А., Ванс, Б., Ли, Д., & Фарид, Х. Компьютерная система для фотограмметрического анализа метода повторного отлова [Текст] // *Methods in Ecology and Evolution*. – 2012. – Т. 3, № 4. – С. 813-822.
2. Келли, М. Дж. Компьютеризированное сопоставление фотографий в исследованиях с использованием индивидуальной идентификации: пример из Серенгети гепардов [Текст] // *Journal of Mammalogy*. – 2001. – Т. 82, № 2. – С. 305-315.
3. Банкрофт, Д. Р. Методы маркировки индивидов [Текст] // *Research and management techniques for wildlife and habitats* / Ред. Т. А. Букхаут. 5-е изд. – Бетесда, Мэриленд: The Wildlife Society, 1988. – С. 271-290.
4. Холм, Д. В. Техники маркировки рыбы и моллюсков [Текст] // *Fisheries techniques* / Ред. Б. Р. Мерфи и Д. В. Уиллис. – Бетесда, Мэриленд: American Fisheries Society, 1978. – С. 228-243.
5. Стоун, Х. Х., Клейборн, Х. А., Дунавонт, В. Р. Идентификация собак по татуировкам [Текст] // *Journal of the American Veterinary Medical Association*. – 1974. – Т. 165, № 5. – С. 431-433.
6. American Veterinary Medical Association. Microchipping of animals FAQ [Электронный ресурс]. – 2021. – Режим доступа: <https://www.avma.org/resources-tools/pet-owners/petcare/microchips-reunite-pets-families/microchipping-faq>, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 15.04.2024).
7. Кларк, Р. Биометрия для применения к животным [Текст] // *Computers and Electronics in Agriculture*. – 2006. – Т. 50, № 1. – С. 112-122.
8. Батлер, Дж. М. Продвинутое тематическое исследование в судебной ДНК-типизации: Методология [Текст]. – Academic Press, 2010.
9. Chipmenot.org.uk. Ложь о чипировании, законодательство и судебные процессы [Электронный ресурс]. – URL:

http://www.chipmenot.org.uk/articles/microchipping_lies_legislation_and_lawsuits.html, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 28.04.2024).

10. Microdissection testicular sperm extraction: an update [Электронный ресурс]. – PubMed. – Режим доступа: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC8468693/>, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 05.05.2024).

11. Колдеа, Н. Отпечатки носа как метод идентификации собак [Текст] // Veterinary Quarterly. – 1994. – Т. 16, № sup1. – С. 60. doi: 10.1080/01652176.1994.9694497.

12. GrabCut: Interactive Foreground Extraction Using Iterated Graph Cuts [Электронный ресурс]. – ResearchGate. – Режим доступа: https://www.researchgate.net/publication/220184077_GrabCut_Interactive_Foreground_Extraction_Using_Iterated_Graph_Cuts, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 05.05.2024).

13. Harris corner detector - Wikipedia [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://en.wikipedia.org/wiki/Harris_corner_detector, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 23.05.2024).

14. OpenCV: Harris Corner Detection [Электронный ресурс]. – URL: https://docs.opencv.org/3.4/dc/d0d/tutorial_py_features_harris.html, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 12.05.2024).

15. CLAHE histogram equalization OpenCV [Электронный ресурс]. – GeeksforGeeks. – URL: <https://www.geeksforgeeks.org/clahe-histogram-equalization-opencv/>, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 26.05.2024).

16. OpenCV Documentation [Электронный ресурс]. – URL: https://docs.opencv.org/3.4/dc/dc3/tutorial_py_matcher.html, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 02.04.2024).

17. Лоу, Д. Г. Отличительные особенности изображения из инвариантных по масштабу ключевых точек [Текст] // International Journal of Computer Vision. – 2004. – Т. 60, № 2. – С. 91-110.

18. FLANN Documentation [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.cs.ubc.ca/~lowe/papers/ijcv04.pdf>, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 09.04.2024).

19. RANSAC Algorithm [Электронный ресурс]. – URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Random_sample_consensus, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 16.04.2024).

20. Метод сопоставления ключевых точек на основе согласованных структур краев для инфракрасных и видимых изображений [Электронный ресурс]. – MDPI Applied Sciences. – URL: <https://www.mdpi.com/2076-3417/10/7/2302>, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 23.04.2024).

21. Точность, полнота, отзыв или F1: какой показатель преобладает? [Электронный ресурс]. – Statistics Easily. – URL: <https://statisticseasily.com/accuracy-precision-recall-or-f1-which-metric-prevails/>, свободный. – Загл. с экрана (дата обращения: 30.04.2024).

Приложение А

Программный код

```
import cv2
import numpy as np
import os
import time
import matplotlib.pyplot as plt
from tkinter import Tk, filedialog, messagebox, Frame, Button, Label,
Entry, StringVar

def process_image(image_path):
    imgo = cv2.imread(image_path)
    height, width = imgo.shape[:2]
    mask = np.zeros(imgo.shape[:2], np.uint8)
    bgdModel = np.zeros((1, 65), np.float64)
    fgdModel = np.zeros((1, 65), np.float64)
    rect = (10, 10, width-30, height-30)
    cv2.grabCut(imgo, mask, rect, bgdModel, fgdModel, 1,
cv2.GC_INIT_WITH_RECT)
    mask = np.where((mask == 2) | (mask == 0), 0, 1).astype("uint8")
    mask = cv2.medianBlur(mask, 9)
    img1 = imgo * mask[:, :, np.newaxis]
    background = cv2.absdiff(imgo, img1)
    background[np.where((background > [0, 0, 0]).all(axis=2))] = [255,
255, 255]
    return background + img1

def uzor(img):
    clahe = cv2.createCLAHE(clipLimit=5.0, tileGridSize=(8, 8))
    enhanced_image = clahe.apply(img)
    denoised_image = cv2.GaussianBlur(enhanced_image, (9, 9), 0)
    return denoised_image

def add_image_to_database(image_path, dog_id, image_number):
    processed_image = process_image(image_path)
    gray_image = cv2.cvtColor(processed_image, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
    final_image = uzor(gray_image)
    filename = f"{dog_id}_{image_number}.jpg"
    save_path = os.path.join("baza", filename)
    cv2.imwrite(save_path, final_image)
    print(f"Изображение {filename} добавлено в базу данных.")

def search_image_in_database(image_path):
    test_image = cv2.imread(image_path, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
    test_image = uzor(test_image)
    akaze = cv2.AKAZE_create()
```

```
keypoints_1, descriptors_1 = akaze.detectAndCompute(test_image,  
None)  
  
match_percentages = []  
processing_times = []  
  
threshold_percentage = 0.6  
start_total_time = time.time()
```

Продолжение приложения А

```
for file in os.listdir("baza"):
    start_time = time.time()
    fingerprint_database_image = cv2.imread(os.path.join("baza",
file), cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
    keypoints_2, descriptors_2 =
akaze.detectAndCompute(fingerprint_database_image, None)
    bf = cv2.BFMatcher(cv2.NORM_HAMMING, crossCheck=True)
    matches = bf.match(descriptors_1, descriptors_2)
    matches = sorted(matches, key=lambda x: x.distance)

    src_pts = np.float32([keypoints_1[m.queryIdx].pt for m in
matches]).reshape(-1, 1, 2)
    dst_pts = np.float32([keypoints_2[m.trainIdx].pt for m in
matches]).reshape(-1, 1, 2)
    M, mask = cv2.findHomography(src_pts, dst_pts, cv2.RANSAC,
2.0)
    matchesMask = mask.ravel().tolist()
    matches = [matches[i] for i in range(len(matchesMask)) if
matchesMask[i]]
    match_percentage = (len(matches) / len(keypoints_1)) * 100
    match_percentages.append(match_percentage)
    processing_times.append(time.time() - start_time)
    if match_percentage > threshold_percentage:
        print(file)
    total_time = time.time() - start_total_time
    average_time = np.mean(processing_times)
    plt.figure(figsize=(15, 5))
    plt.plot(match_percentages, label='Совпадение')
    plt.axhline(y=threshold_percentage, color='r', linestyle='--',
label='Пороговое значение')
    for i, percentage in enumerate(match_percentages):
        if percentage >= threshold_percentage:
            plt.plot(i, percentage, 'go')
    plt.title('Совпадение')
    plt.legend()
    plt.show()
    print(f"Общее время: {total_time} секунд")
    print(f"Среднее время обработки одного изображения: {average_time}
секунд")
def add_multiple_images(dog_id, image_paths):
    for idx, image_path in enumerate(image_paths, start=1):
        add_image_to_database(image_path, dog_id, idx)
def get_next_id():
    existing_ids = [int(f.split('_')[0]) for f in os.listdir("baza")
if f.split('_')[0].isdigit()]
    return max(existing_ids, default=0) + 1
def select_images():
    image_paths = filedialog.askopenfilenames(title="Выберите
изображения", filetypes=[("Image files", "*.jpg *.jpeg *.png")])
    return list(image_paths)
def add_dog_to_database():
    dog_id = get_next_id()
    messagebox.showinfo("ID собаки", f"Автоматически присвоенный ID
собаки: {dog_id}")
    image_paths = select_images()
```

Продолжение приложения А

```
if image_paths:
    add_multiple_images(dog_id, image_paths)
def search_image():
    image_path = filedialog.askopenfilename(title="Выберите
изображение носа для поиска", filetypes=[("Image files", "*.jpg *.jpeg
*.png")])
    if image_path:
        search_image_in_database(image_path)
def edit_dog_photos():
    edit_window = Tk()
    edit_window.title("Изменить фото собаки по ID")

    frame = Frame(edit_window)
    frame.pack(pady=20, padx=20)
    Label(frame, text="Введите ID собаки:").grid(row=0, column=0,
pady=10)
    dog_id_entry = Entry(frame, width=30)
    dog_id_entry.grid(row=1, column=0, pady=5)
    def update_photos():
        dog_id = dog_id_entry.get().strip()
        if not dog_id:
            messagebox.showerror("Ошибка", "Поле ID собаки должно быть
заполнено.")
            return
        image_paths = select_images()
        if image_paths:
            for idx, image_path in enumerate(image_paths, start=1):
                add_image_to_database(image_path, dog_id, idx)
            messagebox.showinfo("Успех", f"Фото собаки с ID {dog_id}
обновлены.")
        edit_window.destroy()
    Button(frame, text="Обновить фото",
command=update_photos).grid(row=2, column=0, pady=10)
    Button(frame, text="Закрыть",
command=edit_window.destroy).grid(row=3, column=0, pady=10)
    edit_window.mainloop()
def create_main_window():
    root = Tk()
    root.title("Система управления базой данных изображений собак")
    frame = Frame(root)
    frame.pack(pady=20, padx=20)

    Button(frame, text="Добавить собаку в базу данных",
command=add_dog_to_database).grid(row=0, column=0, pady=10)
    Button(frame, text="Изменить фото собаки в по ID",
command=edit_dog_photos).grid(row=1, column=0, pady=10)
    Button(frame, text="Найти собаку в базе данных",
command=search_image).grid(row=2, column=0, pady=10)
    Button(frame, text="Выход", command=root.quit).grid(row=3,
column=0, pady=10)
    root.mainloop()
create_main_window()
```

Приложение Б

```
import cv2
import numpy as np
import os
import time
import matplotlib.pyplot as plt

def uzor(img):
    image = cv2.imread(img, cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
    image = cv2.resize(image, None, fx=1, fy=1)
    clahe = cv2.createCLAHE(clipLimit=5.0, tileGridSize=(8, 8))
    enhanced_image = clahe.apply(image)
    denoised_image = cv2.GaussianBlur(enhanced_image, (9, 9), 0)
    return denoised_image

test_original = uzor("test_nosel.jpg")
sift = cv2.SIFT_create()
keypoints_1, descriptors_1 = sift.detectAndCompute(test_original,
None)
match_percentages = []
processing_times = []
threshold_percentage = 0.6
start_total_time = time.time()
# Проходим по всем изображениям в папке
for file in os.listdir("baza"):
    start_time = time.time()
    print("Обработка: ", file)
    fingerprint_database_image = uzor(os.path.join("baza", file))
    keypoints_2, descriptors_2 =
sift.detectAndCompute(fingerprint_database_image, None)
    bf = cv2.BFMatcher()
    matches = bf.knnMatch(descriptors_1, descriptors_2, k=2)
    good = []
    for p, q in matches:
        if p.distance < 0.75 * q.distance:
            angle = abs(keypoints_1[p.queryIdx].angle -
keypoints_2[p.trainIdx].angle)
            if angle < 20:
                good.append(p)
    match_percentage = len(good) / max(len(keypoints_1),
len(keypoints_2)) * 100
    match_percentages.append(match_percentage)
    processing_times.append(time.time() - start_time)
    if match_percentage >= threshold_percentage:
        print("Отпечаток найден: ", file)
        print("Процент совпадений:", match_percentage)
        result = cv2.drawMatches(test_original, keypoints_1,
fingerprint_database_image, keypoints_2, good, None, flags=2)
        result = cv2.cvtColor(result, cv2.COLOR_BGR2RGB)
        cv2.imshow("Результат", result)
        cv2.waitKey(0)
        cv2.destroyAllWindows()
total_time = time.time() - start_total_time
average_time = np.mean(processing_times)
print(total_time)
```

Приложение В

Министерство цифрового развития, связи и массовых коммуникаций
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования
«Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики»

РАЗРАБОТКА СИСТЕМЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ СОБАК НА ОСНОВЕ РАСПОЗНАВАНИЯ НОСОВЫХ ОТПЕЧАТКОВ

1

Выполнил: студент группы РПИС-02 Костюкевич И.П.
Научный руководитель: доц. каф. ТОРС Алышев Ю.В

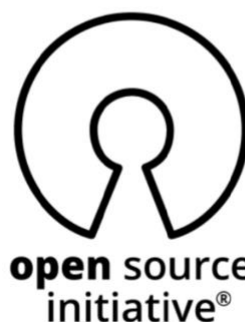
АКТУАЛЬНОСТЬ

Объект исследования - разработка системы идентификации собак на основе распознавания носовых отпечатков.

Предмет исследования - методы и алгоритмы обнаружения и локализации признаков носовых отпечатков собак на изображении и последующая идентификация по ним.



CANADIAN KENNEL CLUB
CLUB CANIN CANADIEN



2

ЦЕЛИ И ЗАДАЧИ

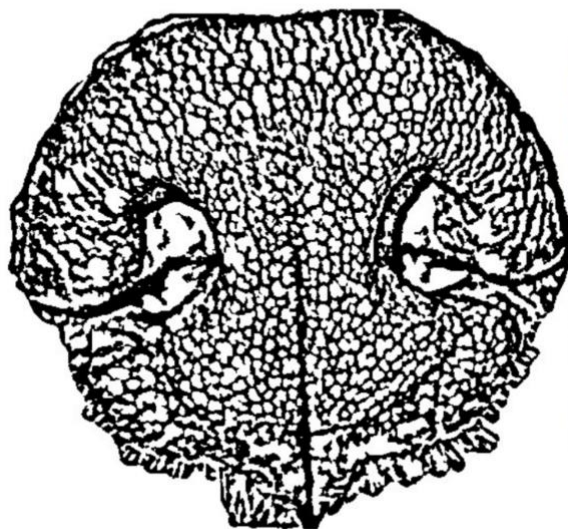
Цель – разработка прототипа идентификатора собаки по носу

Задачи:

1. Проанализировать существующие методы идентификации животных и выявить их достоинства и недостатки.
2. Рассмотреть особенности носовых отпечатков собак как биометрического идентификатора.
3. Рассмотреть и выбрать подходящие алгоритмы обработки изображений и методы работы с дескрипторами.
4. Разработать прототипы системы идентификации
5. Оценить эффективность.

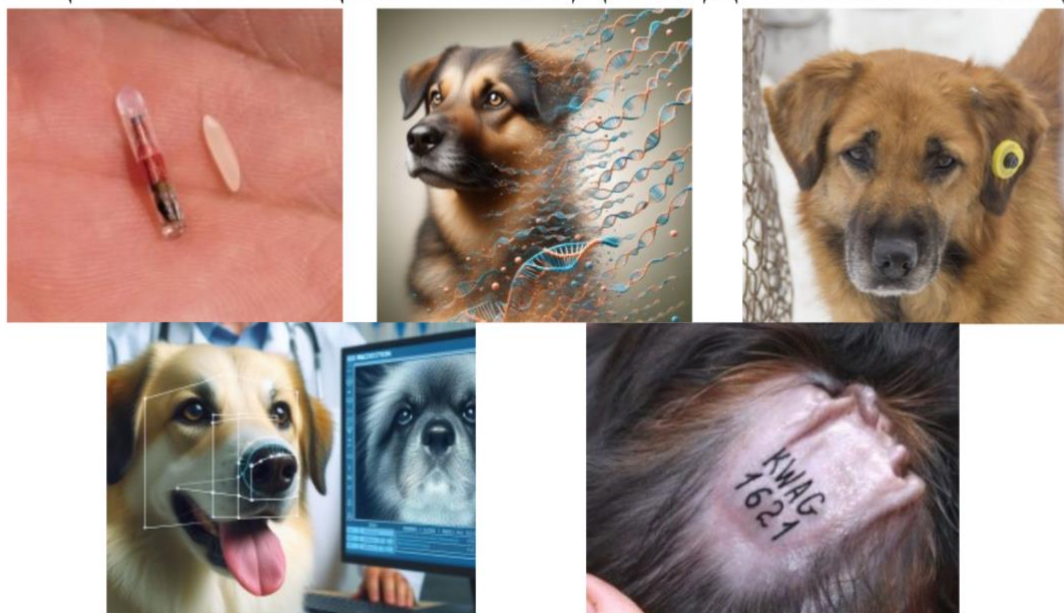
3

ОБЪЕКТ ИНТЕРЕСА



4

СУЩЕСТВУЮЩИЕ МЕТОДЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ



5

СУЩЕСТВУЮЩИЕ АНАЛОГИ ИДЕНТИФИКАТОРА ПО НОСУ

1) Iams NoseID (США): 2) Petnow (Южная Корея):

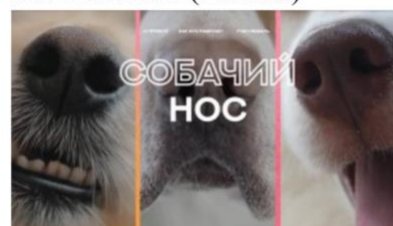
3) Unleashed by Purina NoseID (Япония)



petnow



4) Собачий нос (Россия)



6

ТЕХНОЛОГИИ, СХЕМА РАБОТЫ, ИНТЕРФЕЙС

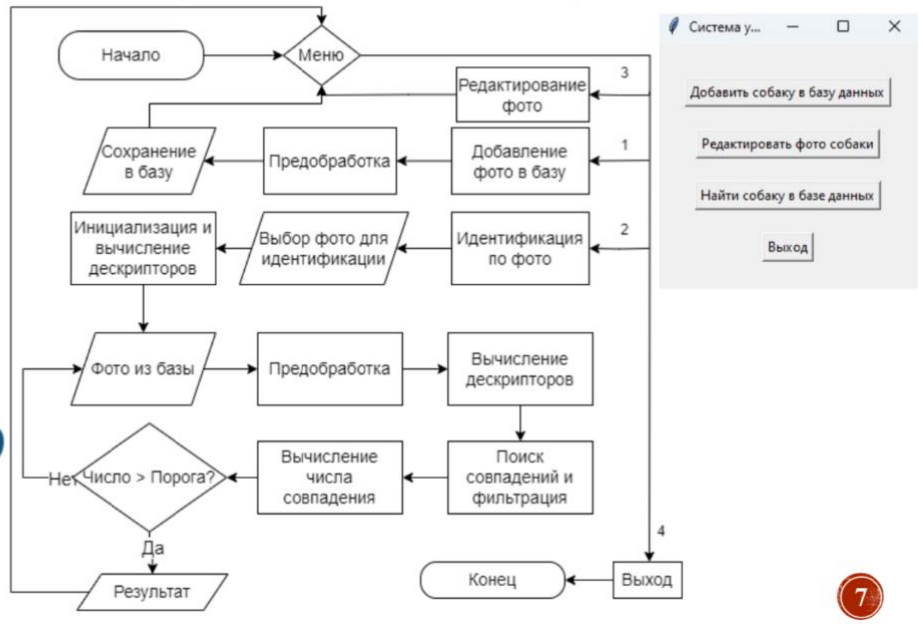
Блокнот:



Язык программирования:



Библиотеки:



ВЫДЕЛЕНИЕ ROI, ТРЕБОВАНИЯ К ФОТО И ПРЕДОБРАБОТКА

Этапы ROI:

1. Алгоритм GrabCut
2. Медианный фильтр



Рис 1



Рис 2

Этапы предобработки:

1. Конвертация в оттенки серого (рис. 3)
2. Нормализация яркости
3. Улучшение контраста (CLAHE)
4. Подавление шума (Gaussian Blur) (рис. 4)

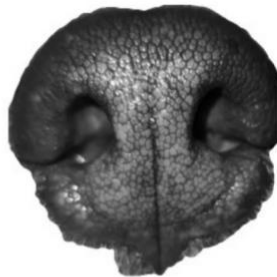


Рис 3

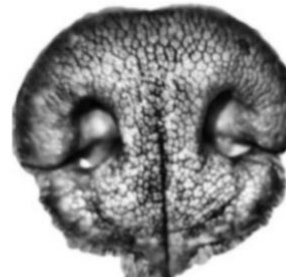


Рис 4

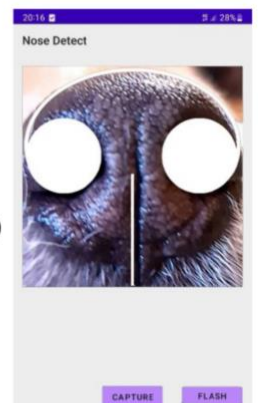


Рис 5

8

ПОЛУЧЕНИЕ И ФИЛЬТРАЦИЯ КЛЮЧЕВЫХ ТОЧЕК, ОТОБРАННЫЕ ПОДХОДЫ

1. Методы выделения дескрипторов:

- SIFT
- SURF
- AKAZE
- ORB

2. Методы отбора дескрипторов

- RANSAC
- FLANN
- BRForce
- Ratio test
- Corner test

Подходы	1	2
Дескрипторы	AKAZE	SIFT
Сопоставление	BFMatcher	BFMatcher
Фильтрация	RANSAC	"Тест Лоу" и угол $< 20^\circ$
Предобработка	CLAHE, Gaussian Blur	CLAHE, Gaussian Blur
Порог совпадений	0.6; 1.2	0.6; 1.2

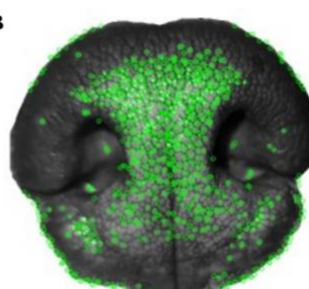


Рис 1



Рис 2

СРАВНЕНИЕ МЕТОДОВ ПО МЕТРИКАМ

Анализировались 600 фотографий разрешением 500x500 принадлежащих разным собакам по 2 фото каждой. Характеристики компьютера Ryzen 7 5800X, Nvidia RTX 3070, 32 Гб ОЗУ



10

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработаны 2 прототипа системы идентификации собак по носу

1. **AKAZE + BRForce + RANSAC**: Среднее время обработки 0.06 секунд. Полное время выполнения: ~33 секунд. По метрикам тоже лучший.
2. **SIFT + BRForce + Тест Лой, Corner test** : Самый быстрый подход (среднее время 0.05 секунд), но более низкая точность по метрикам. Полное время выполнения: ~26 секунд.

Лучшая из получившихся систем **AKAZE + BRForce + RANSAC**.