

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования «Уральский федеральный университет
имени первого Президента России Б.Н. Ельцина»

На правах рукописи

Ручай Алексей Николаевич

**Методология компьютерного анализа цифровых
изображений биологических макрообъектов**

2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации, статистика

Автореферат
диссертации на соискание учёной степени
доктора технических наук

Екатеринбург — 2024

Работа выполнена на кафедре компьютерной безопасности и прикладной алгебры
ФГБОУ ВО «Челябинский государственный университет».

Научный консультант: доктор технических наук,
Кобер Виталий Иванович

Официальные оппоненты: **Арлазаров Владимир Львович**, доктор технических наук, профессор, член-корреспондент РАН, Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление» Российской академии наук, г. Москва, руководитель отделения;

Болодурина Ирина Павловна, доктор технических наук, профессор, ФГБОУ ВО «Оренбургский государственный университет», заведующий кафедрой прикладной математики;

Савченко Андрей Владимирович, доктор технических наук, доцент, Нижегородский филиал ФГАОУ ВО «Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», профессор кафедры информационных систем и технологий.

Защита состоится 24 декабря 2024 г. в 12:00 часов на заседании диссертационного совета УрФУ 2.3.12.13 по адресу: 620062, г. Екатеринбург, ул. Мира, 19, ауд. И420 (зал Ученого совета).

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке и на сайте ФГАОУ ВО «Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б.Н. Ельцина»,
<https://dissovet2.urfu.ru/mod/data/view.php?id=12&rid=6364>

Автореферат разослан «__» октября 2024 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета



Сафиуллин Николай Тахирович

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования и степень ее разработанности

Важное значение в биологии, биотехнологии, сельском хозяйстве и других научно-технических областях имеет задача оценки биологических макрообъектов, к которым относятся биологические объекты размером от 10 см до 10 м. Ежегодно в мире проводится экспертная оценка более 1 млрд. сельскохозяйственных животных на предмет их племенной и коммерческой стоимости, здоровья и перспектив использования. При этом оценка физических и морфологических характеристик биологических макрообъектов является трудоемкой и субъективной. Традиционный подход к оценке животного основан на результатах визуального осмотра, ощупывания и, как правило, контактных измерениях. Для формирования комплексной оценки животного, его состояния и поведения двухмерной информации недостаточно, так как в этом случае не учитываются трехмерные морфологические характеристики обмеряемого животного, изменения положения животного именно в трехмерном пространстве.

Данное диссертационное исследование направлено на разработку методологии и новых подходов к мониторингу состояния и поведения животных, а также новой технологии автоматической экспертной оценки животных на основе методов бесконтактного измерения двухмерных и трехмерных морфологических характеристик с использованием анализа изображений. Разрабатываемая технология не имеет аналогов, так как не существует готовых систем автоматического мониторинга широкого спектра видов поведения, состояния и экспертного оценивания животных на основе бесконтактного измерения трехмерных морфологических характеристик. Реализация задач диссертации была выполнена посредством прорывных научных исследований и разработок мирового уровня в области информационных технологий и искусственного интеллекта. Предложенные новые модели, методы и алгоритмы позволят создать автоматизированную систему мониторинга поведения, состояния и экспертного оценивания животных на основе бесконтактного измерения трехмерных морфологических характеристик лучшего качества, чем известные существующие системы, работающие в аналогичных условиях.

Известно большое число работ, авторы которых предпринимали попытки реализации систем оценки физических и морфологических характеристик биологических макрообъектов на основе анализа изображений: оценка морфологических характеристик (H. Guo, A. Pezzuolo, S. Viazzi, A. Nasirahmadi, J. Kongsro, S. Kumar, C. Shi, A. Wongsriworaphon, Y. Kuzuhara, K. Kawamura, J. Lee, J. Salau, T. Hertem, L. Huang, O. Nir, K. Sumi, X. Song, M. J. McPhee, Y. Le Cozler, F. Lao, F. Okura, Z. Wang, V. Weber, G. Miller, N. Maki и т.д.), оценка живой массы (Z. Wang, S. Tasdemir, H. He, S. Ozkaya, V. Weber, O. Bezsonov и т.д.), оценка скелета, походки и осанки (A. Tagliasacchi, H. Guo, J. Cao и т.д.), оценка показателей состояния тела (W. Shi, R. Albornoz, K. Zhao, S. Yukun и т.д.).

Целью данной работы является разработка моделей, методов и алгоритмов компьютерного анализа цифровых изображений биологических макрообъектов

для автоматического оценивания их физических и морфологических характеристик. Разрабатываемая технология не имеет аналогов, так как не существует готовых систем автоматического оценивания биологических макрообъектов на основе бесконтактного измерения физических и морфологических характеристик.

Для достижения поставленной цели сформулированы и решены следующие **задачи**:

1. Анализ состояния предметной области автоматической оценки биологических макрообъектов на основе методов бесконтактного измерения физических и морфологических характеристик.
2. Разработка моделей, методов и алгоритмов измерения морфологических характеристик биологических макрообъектов.
3. Разработка моделей, методов и алгоритмов нормализации позы биологических макрообъектов.
4. Разработка моделей, методов и алгоритмов автоматического измерения трехмерной модели биологических макрообъектов на основе обнаружения ключевых точек.
5. Разработка моделей, методов и алгоритмов количественной оценки живой массы биологических макрообъектов на основе изображений.
6. Разработка методов и алгоритмов количественной оценки скелета биологических макрообъектов.
7. Разработка моделей, методов и алгоритмов экспертной оценки показателя состояния биологических макрообъектов.
8. Разработка прототипа программно-аппаратного комплекса для отрасли мясного животноводства.

Объектом исследования являются математические модели, методы и алгоритмы оценки физических и морфологических характеристик биологических макрообъектов на основе анализа изображений.

Предметом исследования являются математические модели, методы и алгоритмы автоматической оценки животных на основе методов бесконтактного измерения физических и морфологических характеристик.

Научная новизна:

1. Предложен новый подход к созданию точной трехмерной модели биологических макрообъектов. Подход основан на нежесткой трехмерной реконструкции формы с использованием данных трех камер глубины и методов компьютерного зрения. При уровне доверия 90% максимальные ошибки измерения морфологических характеристик составляют менее 3%, то есть предложенный подход является новым точным методом бесконтактного измерения тела.
2. Предложен новый метод надежной нормализации позы трехмерных моделей на основе одновременного использования двумерной и трехмерной информации об облаках точек, снятых с нескольких RGB-D камер.
3. Предложен новый метод автоматического измерения морфологических характеристик тела биологического макрообъекты (длина, ширина, высота и

обхват груди) с использованием сверточной нейронной сети для обнаружения ключевых точек на двухмерных изображениях с последующим проецированием этих точек на трехмерную поверхность. Точность измерения составила более 90% относительно ручных замеров. Предложенный метод является перспективным для измерения морфологических характеристик тела различных видов животных.

4. Предложена новая модель прогнозирования живого веса крупных биологических макрообъектов на основе регрессии как двумерных изображений, так и карты глубины. Точность измерения составила более 90 % относительно ручного взвешивания.
5. Предложен новый метод выделения криволинейного скелета, специально разработанный для неполных облаков точек биологических макрообъектов.
6. Предложен новый метод количественного анализа локальной трехмерной формы животного для оценки показателя состояния его организма. Это универсальный метод, который может быть применен к различным видам животных. Он использует метод соответствия точек в трехмерной форме для точного расчета разницы между формами, а затем сопоставляет значение разницы с диапазоном оценки состояния тела. Точность оценки показателей состояния тела в пределах 0,5, 1 и 0,5 составила 100%, 87,61% и 92,09% соответственно для 198 молочных коров, 100 голов крупного рогатого скота и 201 свиньи. По сравнению с предыдущими методами оценки состояния тела, предложенный метод является более точным и универсальным.
7. Разработан программно-аппаратный комплекс ведения и управления отрасли животноводства, а именно мясного скотоводства путем автоматизации учетной и селекционной оценок племенных животных, позволяющей проводить визуализацию данных племенного учета. Технология селекционной части основана на автоматизации комплексной ценности животного, проведения мониторинга селекционно-статистических параметров популяции. Данный подход приведет к сокращению времени проведения экстерьерной оценки, автоматизации определения живой массы, проведению квалифицированного анализа и оценки селекционных процессов в стадах разных мясных пород скота.

Теоретическая значимость диссертационной работы состоит в следующем. В работе предложены новые надежные модели, методы и алгоритмы обработки изображений для автоматической оценки биологических макрообъектов на основе методов бесконтактного измерения физических и морфологических характеристик.

Практическая значимость диссертационной работы заключается в том, что предложены универсальные модели, методы и алгоритмы оценки биологических макрообъектов на основе методов бесконтактного измерения физических и морфологических характеристик. Результаты, полученные в работе, могут быть использованы в разработке программно-аппаратного комплекса для постоянной

информационно-технологической поддержки, квалифицированного мониторинга фенотипического и функционального состояния биологических макрообъектов.

Методология и методы исследования. В работе использованы теория распознавания образов, машинное обучение, модели глубоких нейронных сетей, методы цифровой обработки изображений, методы прикладной математической статистики, методы интерполяции и аппроксимации функций.

Основные положения, выносимые на защиту:

1. Методы и алгоритмы нежесткой трехмерной реконструкции с использованием данных трех камер глубины способны создавать точную трехмерную модель биологических макрообъектов [14,17,20–31] (Пункт 4 паспорта специальности 2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации, статистика).
2. Одновременное использование двухмерной и трехмерной информации об облаках точек, снятых с нескольких камер глубины, ведет к надежной нормализации позы биологических макрообъектов [12,18,19] (Пункт 12 паспорта специальности 2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации, статистика).
3. Использование сверточной нейронной сети для обнаружения ключевых точек на двухмерных изображениях с последующим проецированием этих точек на трехмерную поверхность биологического макрообъекта позволяет получить точные количественные оценки морфологических характеристик тела по его математической модели [4,11,16] (Пункт 4 паспорта специальности 2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации, статистика).
4. Регрессионная модель позволяет получить точные оценки живого веса биологических макрообъектов по их математическим моделям с использованием, как двухмерных изображений, так и карты глубины [6,7,9,13,15] (Пункт 4 паспорта специальности 2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации, статистика).
5. Метод выделения криволинейного скелета из неполных облаков точек позволяет эффективно получать качественные кривые скелета с малыми топологическими ошибками, вызванными особенностями формы животного [3,10] (Пункт 12 паспорта специальности 2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации, статистика).
6. Метод количественного анализа локальной трехмерной формы животного является точным и универсальным методом для оценки показателя состояния тела животного [1,5] (Пункт 4 паспорта специальности 2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации, статистика).
7. Программно-аппаратный комплекс для автоматической оценки животных существенно сократит временные затраты на получение оценки, позволит прогнозировать продуктивность животного, исключит необходимые контактные измерения линейных промеров, живой массы и др., что уменьшит

стресс и потерю веса животных [2,8] (Пункт 5 паспорта специальности 2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации, статистика).

Достоверность полученных результатов обеспечивается использованием известных математических методов, адекватных задачам исследования, а также их согласованностью с результатами, полученными другими авторами и с экспертными оценками специалистов. Разработанные методы и алгоритмы подтверждены вычислительными экспериментами на реальных и синтетических данных, проведенных в соответствии с общепринятыми стандартами.

Внедрение результатов диссертационного исследования. Результаты диссертационного исследования используются в федеральном государственном бюджетном научном учреждении Федеральный научный центр биологических систем и агротехнологий Российской академии наук (справка об использовании результатов диссертационной работы № 01-01-27/234 от 17.04.2023); ООО «ЗОО-ИНЖИНИРИНГ» (справка об использовании результатов диссертационной работы от 19.04.2023).

Апробация работы. Основные результаты работы докладывались на следующих научных конференциях:

- Международная конференция «SPIE Applications of Digital Image Processing», США, 2018, 2020, 2021 гг.
- Международная конференция «Информационные технологии и нанотехнологии» (ИТНТ) (International Conference on Information Technology and Nanotechnology (ITNT)), Россия, 2020, 2021 гг.
- Российская научно-практическая конференция с международным участием «Фундаментальные основы технологического развития сельского хозяйства», Россия, 2019, 2020, 2021 гг.
- Международная конференция «IEEE International Workshop on Metrology for Agriculture and Forestry» (MetroAgriFor), Италия, 2021, 2022, 2023 гг.
- Международная конференция «Научные достижения генетики и биотехнологии в ветеринарной медицине и животноводстве», Россия 2019 г.
- Международная научная конференция «Innovative Development of Agrarian-and-Food Technologies», Россия, 2021 г.
- Международная конференция «International Workshop on Innovations in Agro and Food Technologies» (WIAFT), Россия, 2021 г.
- Международная научная и практическая конференция «Fundamental and Applied Research in Biology and Agriculture: Current Issues, Achievements and Innovations» (FARBA), Россия, 2021 г.

Публикации. Основные научные результаты диссертации отражены в 41 работе, из них 31 статья опубликована в рецензируемых научных изданиях, определенных ВАК РФ и Аттестационным советом УрФУ, включая 30 статей в изданиях, входящих в международные цитатно-аналитические базы Scopus и Web of Science; 4 свидетельства о государственной регистрации программы для ЭВМ [32–35]; 6 свидетельств о государственной регистрации баз данных [36–41].

Личный вклад. Все результаты исследований, составляющие основное содержание диссертации, получены автором самостоятельно. Разработка моделей, методов и алгоритмов компьютерного анализа цифровых изображений биологических макрообъектов для автоматического оценивания их физических и морфологических характеристик велась на протяжении восьми лет в рамках выполнения ряда научных проектов, поддержанных Российским научным фондом, Российским фондом фундаментальных исследований и Фондом содействия инновациям. В этих проектах автор выступал в качестве руководителя. В работы, выполненные в соавторстве с учениками (К.А. Дорофеев, В.В. Кальщикова, А.С. Гладков, М.А. Федорова, А.О. Гриднев), диссертантом внесен основной вклад, касающийся выбора научных методов и средств, синтеза математических моделей и алгоритмов, постановки экспериментов по проверке их адекватности и интерпретации результатов исследований. Вклад соавтора в совместных работах с профессором Хао Гуо (Hao Guo) из Китайского сельскохозяйственного университета состоит в постановке научных задач, выборе методов и средств, синтезе и апробации математических моделей и алгоритмов, и оценок полученных результатов.

Структура и объем диссертации. Диссертация состоит из введения, восьми глав, заключения и приложения. Полный объем диссертации составляет 245 страниц текста с 97 рисунками и 12 таблицами. Список литературы содержит 237 наименования.

Соответствие диссертации паспорту научной специальности. Представленная диссертация соответствует паспорту специальности 2.3.1 — Системный анализ, управление и обработка информации, статистика: пункту 4 «Разработка методов и алгоритмов решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта» и пункту 5 «Разработка специального математического и алгоритмического обеспечения систем анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта», и пункту 12 «Визуализация, трансформация и анализ информации на основе компьютерных методов обработки информации».

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность диссертационной работы, сформулирована цель и аргументирована научная новизна исследований, показана практическая значимость полученных результатов, представлены выносимые на защиту научные положения.

Первая глава, «Анализ состояния предметной области. Постановка задач исследования», посвящена общим вопросам использования методов обработки и анализа изображений для оценки физических и морфологических параметров биологических макрообъектов. В главе приводится обзор типовых задач обработки и анализа изображений в биологии, биотехнологии, сельском хозяйстве и других научно-технических областях. Рассмотрены современные методы и подходы бесконтактного автоматического измерения физических и морфологических характеристик биологических макрообъектов по изображениям. Дается обзор публикаций, наиболее близко относящихся к теме диссертации.

Вторая глава, «Разработка моделей, методов и алгоритмов измерения морфологических характеристик биологических макрообъектов», рассматривает задачу реконструкции трехмерных моделей биологических макрообъектов. Были предложены методы и алгоритмы нежесткой трехмерной реконструкции с использованием данных трех камер глубины, способные создавать точную трехмерную модель биологических макрообъектов. При уровне доверия 90% ошибки измерения в предлагаемом методе среди всех измеренных характеристик составляют менее 3%. Результаты экспериментов показывают, что предложенный метод может служить новым надежным методом бесконтактного измерения биологических макрообъектов.

Метод автоматически создает выровненное трехмерное облако точек животного. Для разработки была использована специальная библиотека для обработки облаков точек (Point Cloud Library, PCL). Блок-схема бесконтактного измерения параметров тела в предлагаемом методе представлена на рисунке 1.

Пусть C_0 , C_1 и C_2 обозначают камеры RGB-D, расположенные над землей, справа и слева от прохода для животных.

Этап предварительной обработки данных использует методы сегментации движущегося животного, сглаживания и подавления шума для улучшения результата регистрации.

Будем использовать нежесткую версию итеративного алгоритма ближайших точек (iterative closest point, ICP), где каждая точка имеет свою матрицу преобразования X_i . Матрица преобразования для всех точек определяется как $\mathbf{X} = [X_1, \dots, X_n]^T$. В предложенном методе каждая камера фиксирует около 20 кадров животного, проходящего перед камерой. После синхронизации пяти кадров, наиболее близких по времени к синхронизированному кадру для каждой камеры, выравниваются с использованием модифицированного множественного нежесткого алгоритма ICP для построения плотного облака точек со стороны соответствующей камеры. Временная последовательность кадров для каждой камеры дает

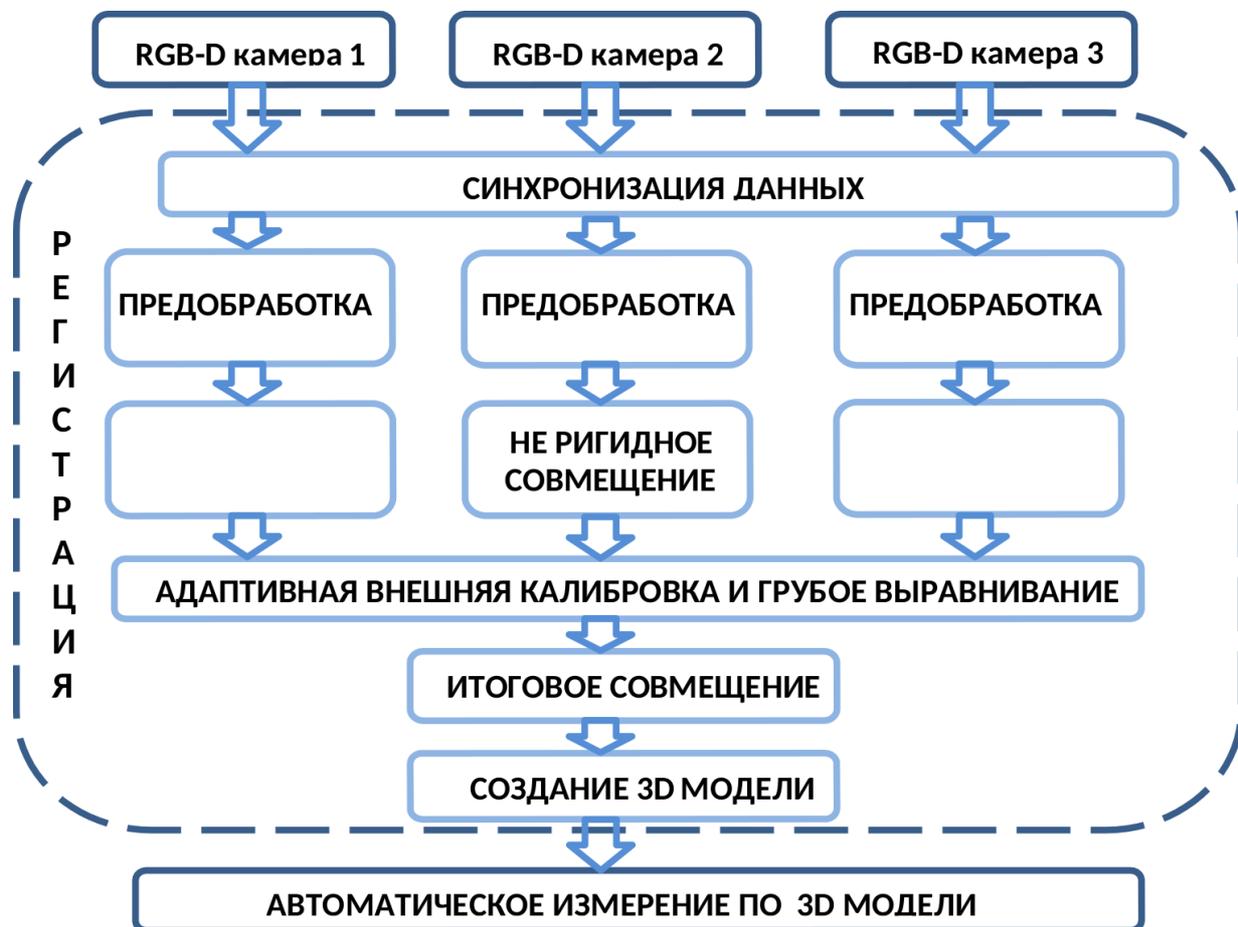


Рис. 1: Блок-схема бесконтактного измерения параметров тела тремя камерами RGB-D.

оценку направления движения животного в облаках выходных точек (в соответствии с тремя камерами, слева направо или наоборот).

На рисунке 2 показано жесткое и нежесткое выравнивание со стороны камеры C_0 . Можно заметить, что нежесткая регистрация способна точно дополнить синхронизированное облако точек информацией из соседних облаков точек.

Для создания трехмерной модели животного с трех точек зрения нам нужна информация о положении и ориентации каждого сенсора Kinect. Для получения этой информации требуется внешняя калибровка датчиков.

Оценки положений камер C_1 и C_2 в глобальной трехмерной системе координат могут быть получены с использованием облака точек камеры C_0 . Каждое положение представлено матрицей трансформации $T_i, i = 1, 2$ размера 4×4 , которая выравнивает соответствующую камеру с опорной камерой C_0 . Каждая матрица преобразования T_i состоит из матрицы поворота R_i размера 3×3 и вектора сдвига $t_i = (x_i, y_i, z_i)$.

Векторы смещения $t_i, i = 1, 2$ можно оценить как приблизительные расстояния между предварительно измеренными положениями камер C_1, C_2 и опорной камеры C_0 , соответственно. Алгоритм внешней калибровки камер для оценки положений камер C_1 и C_2 относительно камеры C_0 с использованием матриц преобразования $T_i, i = 1, 2$ представлен на схеме 3.

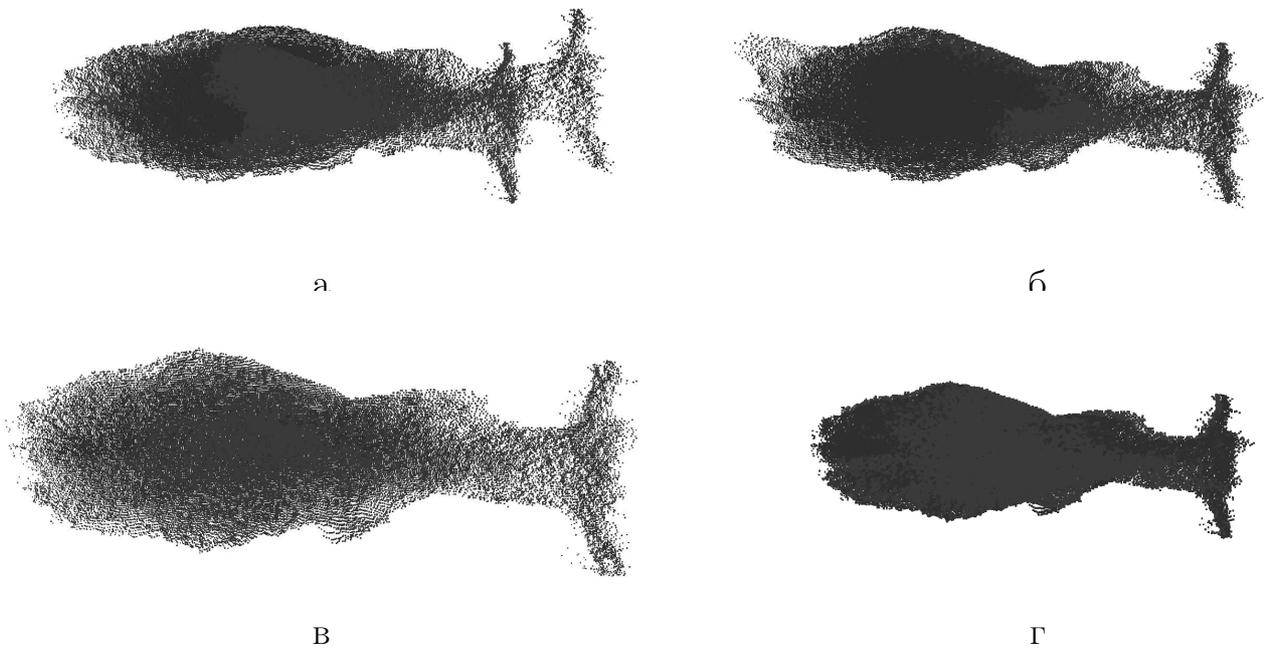


Рис. 2: Иллюстрация жесткого и нежесткого выравнивания со стороны камеры S_0 : (а) наложены два облака точек (синхронизированное и смежное), (б) жесткое выравнивание с облаками точек из (а), (в) нежесткое выравнивание с облаками точек из (а), (г) нежесткое выравнивание с шестью облаками точек (синхронизированными и смежными).

Точное выравнивание обычно используется для уточнения результатов предварительной регистрации. В отличие от грубого выравнивания, при точном выравнивании обычно используется вся доступная информация для вычисления правильного преобразования между облаками точек. Обычно оно итеративно уточняет регистрацию в зависимости от количества используемых данных. В настоящее время одним из самых популярных методов является алгоритм ICP и его варианты. Метод также использует алгоритм ICP. Грубое выравнивание с использованием матриц преобразования $T_i, i = 1, 2$ часто неточно, поэтому необходимо выполнить точное выравнивание, используя, например, алгоритм ICP. Поскольку существует перекрытие облаков точек P_0 с P_1 и P_0 с P_2 , выполняем выравнивание P_1 и P_0 , за которым следует выравнивание P_2 и P_0 . Предлагаемый алгоритм уточнения для выравнивания P_1 с P_0 представлен на схеме 4.

Поскольку во время сбора данных животные могут стоять в разных положениях, облака точек следует стандартизировать для автоматических трехмерных измерений тела. Предлагаемый метод состоит из следующих этапов: 1. Обнаружение плоскости земли в облаке точек P и удаление плоскости из облака точек; 2. Нормализация позы животного.

Измерение размеров тела по трехмерной модели возможно с помощью меток, поставленных специалистом на животном на этапе ручного измерения. Точность определения местоположения меток может быть охарактеризована дисперсией

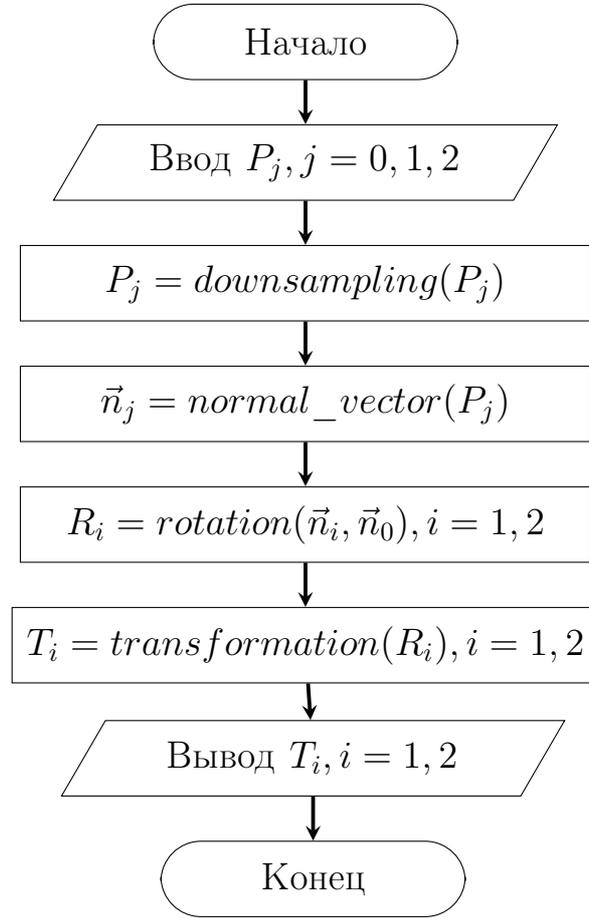


Рис. 3: Схема алгоритма внешней калибровки камер. (1)

$P_i = \text{downsampling}(P_j)$ — понижение дискретизации облака точек $P_j, j = 0, 1, 2$ с помощью алгоритма удаления выбросов (Radius Outlier Removal, ROR); $\text{normal_vector}(P_j)$ — оценка вектора нормалей $\vec{n}_j, j = 0, 1, 2$ для облака точек P_j с помощью алгоритма консенсуса случайной выборки (random sample consensus algorithm, RANSAC). (2) $\text{rotation}(\vec{n}_i, \vec{n}_0)$ — оценка матрицы вращения $R_i, i = 1, 2$ между векторами \vec{n}_i и \vec{n}_0 ; $\text{transformation}(R_i)$ — оценка матрицы преобразования $T_i, i = 1, 2$.

ошибок местоположения. На рисунке 5 показан пример обнаружения меток на RGB изображениях.

Чтобы измерить линейные параметры, такие как высота в холке и высота бедер, необходимо вычислить евклидово расстояние от соответствующей метки в облаке точек до плоскости земли. Аналогичным образом глубина груди, ширина подвздошной кости, ширина тазобедренного сустава и ширина груди могут быть измерены как расстояния между соответствующими метками на облаке точек.

Наклонная длина тела и длина бедер измеряются как геодезическое расстояние между соответствующими метками на облаке точек. Это расстояние обычно рассчитывается с использованием точных поверхностных алгоритмов.

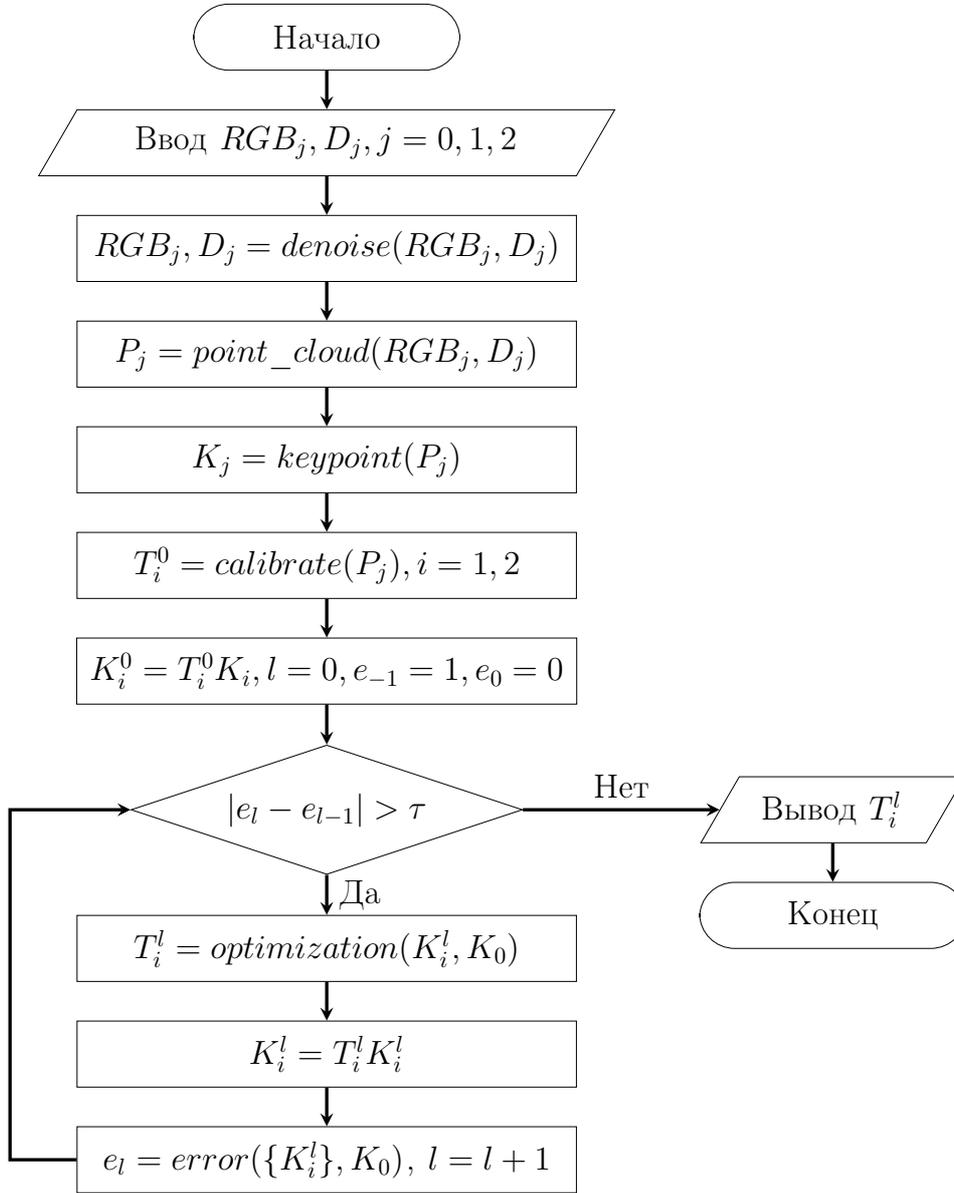


Рис. 4: Схема алгоритма точного выравнивания. (1-2) $denoise(RGB_j, D_j)$ — шумоочистка изображений RGB_j и карты глубины D_j . (3-4) $point_cloud(RGB_j, D_j)$ — создание облака точек $P_j, j = 0, 1, 2$ и шумоочистка P_j с помощью алгоритма ROR. (5-6) $keypoint(P_j)$ — детектирование ключевых точек K_j в $P_j, j = 0, 1, 2$ с помощью алгоритма ISS 3D и удаление выбросов в K_j с использованием алгоритма RANSAC. (7) $calibrate(P_j)$ — вычисление матриц преобразования $T_i^l, i = 1, 2$ с помощью алгоритма внешней калибровки камер. (8-9) $optimization(K_i^l, K_0)$ — вычисление оптимальной матрицы преобразования T_i^l между K_i^l и K_0 с помощью алгоритма ICP. (10) $error(\{K_i^l\}, K_0)$ — вычисление ошибки e_l между K_i^l и K_0 ; остановка цикла, если изменение ошибки упадет ниже порогового значения $\tau = 0,001$.

Обхват груди — это периметр вокруг груди на облаке точек. Сначала создается плоскость, определяемая двумя осями координат Y и Z и проходящая через

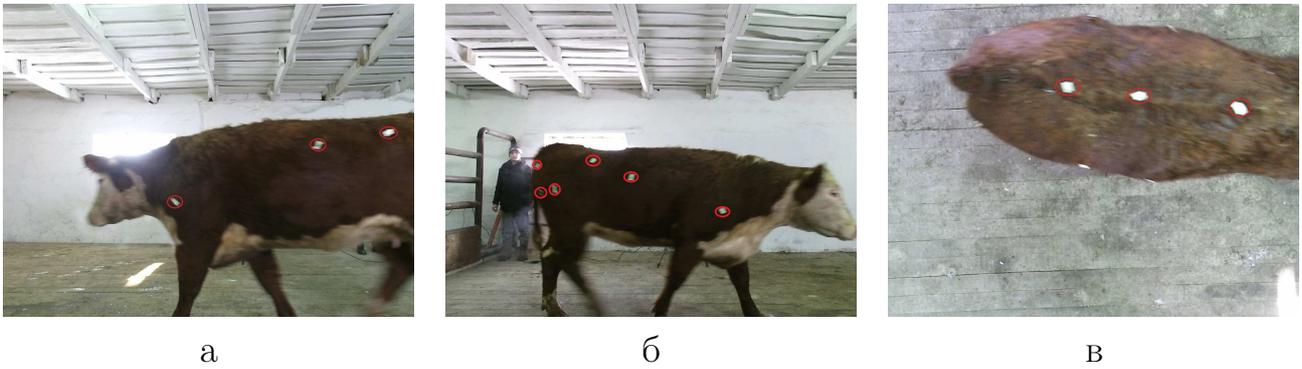


Рис. 5: Обнаружение меток на изображениях RGB: (а) со стороны камеры C_1 , (б) со стороны камеры C_2 , (в) со стороны камеры C_0 .

метку. Затем с помощью PCL строится выпуклая оболочка для точек пересечения плоскости и облака точек. Кривая периметра состоит из точек соединения груди.

Были собраны данные по 103 головам крупного рогатого скота герефордской породы. В день сбора данных все отобранные животные были собраны у кормовых загонов в отдельной зоне для ручных измерений тела и записи изображений. Девять измерений тела, показанные на рисунке 6, были сделаны вручную экспертом с использованием обычной измерительной ленты, циркуля и палки и записаны в сантиметрах.

Набор данных содержит синхронизированные необработанные карты глубины, изображения RGB, восстановленные облака точек из левого, правого и верхнего видов (размеры изображений глубины и RGB составляют 512×424 и 1920×1080 пикселей соответственно), преобразование матрицы, ручные измерения и временные метки для 103 голов крупного рогатого скота.

Установка для сбора данных размещалась в проходе в зал с системой кормления. Все измерения проводились на шагающем животном с трех точек зрения, поскольку невозможно потребовать, чтобы животное остановилось и оставалось неподвижным. Две камеры RGB-D расположены справа и слева от прохода для животных на расстоянии примерно 2,0 м от животного, а третья камера Kinect расположена над проходом на высоте примерно 3,0 м над землей. В установке используются три идентичные камеры Microsoft Kinect v2, которые получают изображения RGB и глубины с левой, правой и верхней сторон животного. Каждая камера подключена к порту USB 3.0 записывающего ноутбука. Синхронно захваченные изображения RGB-D были записаны на соответствующий ноутбук для каждой камеры.

В таблице 1 представлена нормализованная разница между бесконтактными и ручными измерениями с достоверностью 90%. Нормализованные погрешности измерений в предлагаемом методе составляют менее 3 % от всех измеряемых параметров. Интересно отметить, что если заменить нежесткое выравнивание, используемое в методе, обычным жестким выравниванием ICP, нормализованные

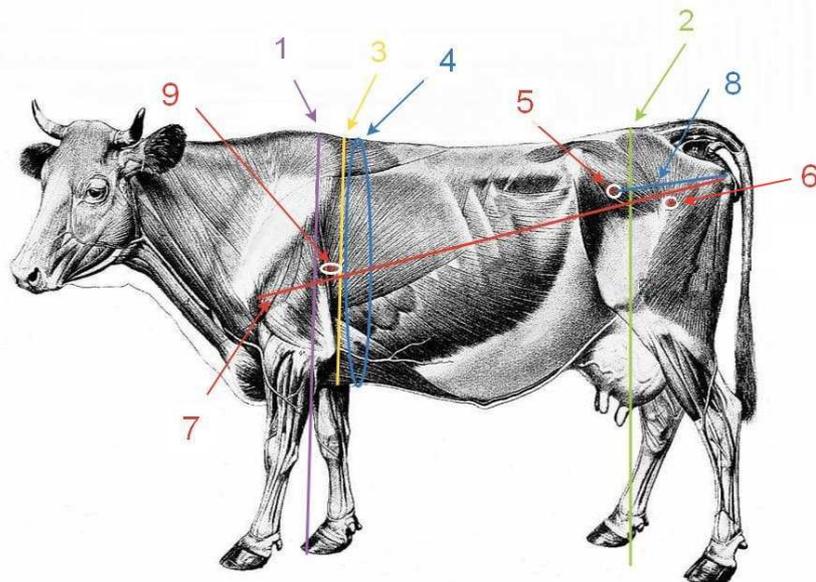


Рис. 6: Иллюстрация девяти измеренных размеров тела коровы: (1) высота в холке, (2) высота в крестце, (3) глубина груди, (4) обхват груди, (5) ширина зада в маклоках, (6) ширина зада в тазобедренных сочленениях, (7) косая длина туловища, (8) косая длина зада, (9) ширина груди за лопатками.

ошибки измерения увеличатся до 5 %. Таким образом, использование предложенного метода нежесткой регистрации для измерения параметров тела животных значительно повышает точность измерений.

Таблица 1: Нормализованная разница с уровнем достоверности 90% между бесконтактными и ручными измерениями (%). (1) высота в холке, (2) высота в крестце, (3) глубина груди, (4) обхват груди, (5) ширина зада в маклоках, (6) ширина зада в тазобедренных сочленениях, (7) косая длина туловища, (8) косая длина зада, (9) ширина груди за лопатками.

N	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	1.4±0.33	1.5±0.35	0.1±0.2	2.3±0.53	0.4±0.22	0.3±0.2	2.0±0.43	1.0±0.22	0.5±0.2
2	2.2±0.36	2.4±0.37	0.7±0.21	2.4±0.38	0.5±0.2	0.5±0.21	2.2±0.42	1.1±0.2	0.6±0.21
3	2.3±0.38	2.5±0.39	0.5±0.23	2.5±0.42	0.4±0.21	0.4±0.2	2.3±0.44	0.8±0.21	0.4±0.22
4	2.2±0.43	2.3±0.45	0.9±0.25	2.4±0.54	1.3±0.3	1.4±0.3	2.4±0.48	1.2±0.3	1.2±0.3
5	2.0±0.38	1.4±0.39	1.1±0.3	2.4±0.46	0.9±0.28	0.9±0.3	2.1±0.42	0.9±0.28	0.8±0.25
6	1.5±0.35	1.2±0.37	1.5±0.25	2.3±0.42	1.2±0.26	1.2±0.3	2.0±0.41	1.3±0.3	1.1±0.24
7	1.2±0.38	1.6±0.4	0.3±0.2	2.2±0.38	0.6±0.21	0.9±0.22	1.6±0.36	1.1±0.21	0.8±0.22
8	1.8±0.39	1.1±0.4	1.3±0.18	1.9±0.43	1.4±0.19	1.4±0.2	1.7±0.4	1.3±0.22	1.1±0.2
9	2.6±0.34	1.2±0.35	0.6±0.19	2.4±0.44	0.8±0.21	0.7±0.2	2.1±0.43	1.2±0.21	1.0±0.22
10	2.0±0.43	1.7±0.44	1.2±0.24	2.3±0.52	1.0±0.21	0.8±0.2	2.0±0.45	1.1±0.23	1.1±0.22
AVG	1.9±0.38	1.7±0.4	0.8±0.23	2.3±0.45	0.9±0.23	0.8±0.23	2.0±0.42	1.1±0.24	0.9±0.23

Третья глава, «Разработка моделей, методов и алгоритмов нормализации позы биологических макрообъектов», рассматривает следующие задачи поиска линий симметрии и нормализации позы трехмерных моделей биологических макрообъектов. Был предложен быстрый алгоритм обнаружения симметрии для облака точек. Был предложен новый метод надежной нормализации позы трехмерных моделей биологических макрообъектов на основе слияния двухмерного и трехмерного подходов. Этот метод объединяет информацию из двухмерных изображений и трехмерных данных для повышения надежности метода. В частности, благодаря внедрению алгоритма обнаружения двухмерных объектов, оптимизируются оценка и сегментация животных на основе двухмерных изображений. Обширные эксперименты показывают, что предложенный метод является более надежным, чем существующие методы.

Был предложен быстрый алгоритм определения симметрии трехмерной модели. Сначала используется алгоритм на основе анализа главных компонент (Principal Component Analysis, PCA) для начального определения симметрии. Затем используется исчерпывающий поиск плоскостей симметрии, проходящих через центр тяжести относительно начальной плоскости симметрии, где определяется оптимальная плоскость симметрии с помощью модифицированной метрики Хаусдорфа. Точность и скорость предложенного алгоритма обнаружения симметрии на реальных и синтетических данных сравниваются с алгоритмом PCA. Предлагаемый алгоритм нормализации позы на основе обнаружения двусторонней симметрии представлен на схеме 7.

Был предложен надежный подход к нормализации позы животного на основе 2D- и 3D-слияния, который может использовать все преимущества двухмерной и трехмерной информации и достичь превосходной производительности, особенно для различных видов животных в практических приложениях. Метод нормализации позы предложен для решения проблем, возникающих при автоматическом измерении тела животного. Этот метод состоит из четырех компонентов: оценка направления движения животного, сегментация животного, оценка плоскости двусторонней симметрии и преобразование нормализации позы животного.

Далее промеры тела крупного рогатого скота: Высота холки (WH); Высота в крестце (HH); Обхват груди (HG); Глубина груди (CD); Ширина зада в маклоках (IW); Ширина зада в тазобедренных сочленениях (HJW); Косая длина туловища (OBL); Косая длина зада (HL); Ширина груди за лопатками (CW). Промеры тела свиньи: Высота холки (WH); Обхват груди (HG); Глубина груди (CD); Длина тела (BL); Ширина груди за лопатками (CW).

Для точного извлечения размеров тела животного из трехмерных данных необходимо отделить животное от сцены. Затем, сегментированное животное необходимо поместить в предопределенную каноническую систему координат (CCS). В практических приложениях все еще существуют ограничения при выполнении нормализации позы. В частности, отсутствие частей головы животных может легко привести к некорректности из-за неправильной оценки направления в алгоритме. Эти недостатки были преодолены с помощью стратегии слияния 2D- и

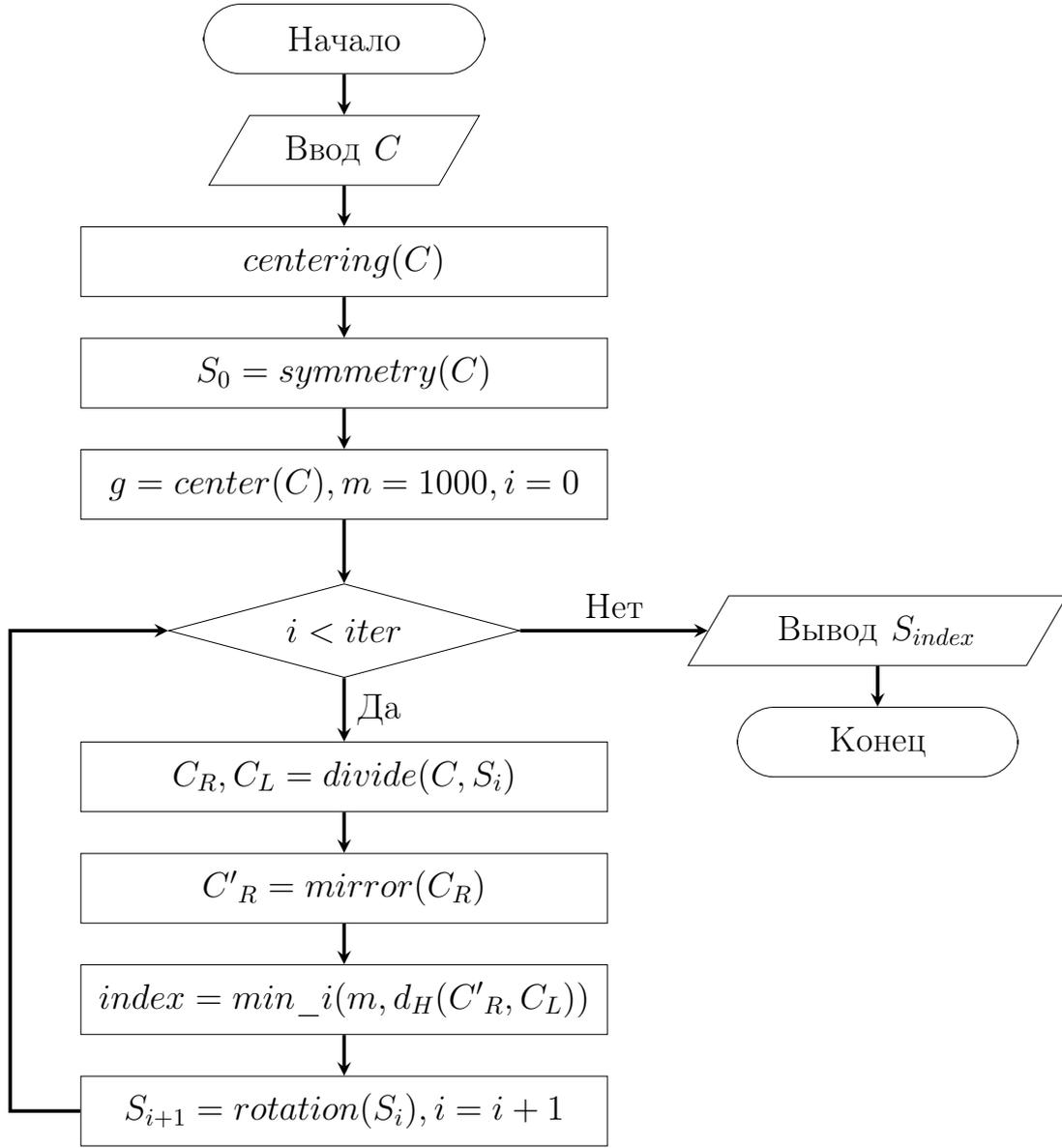
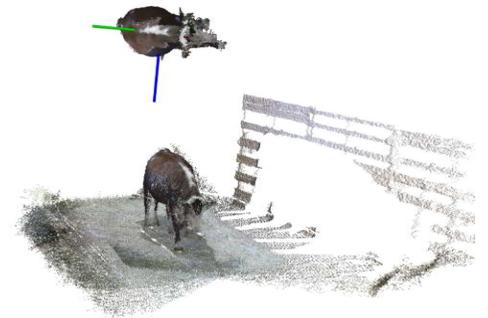
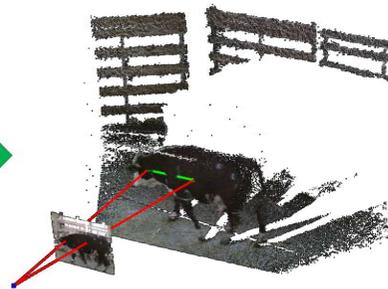
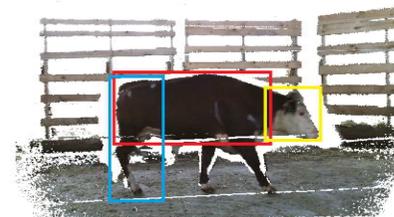
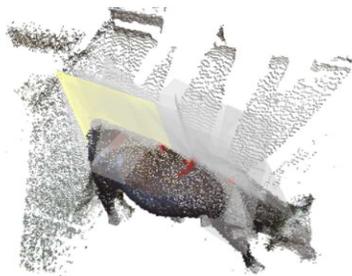
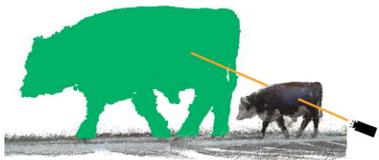
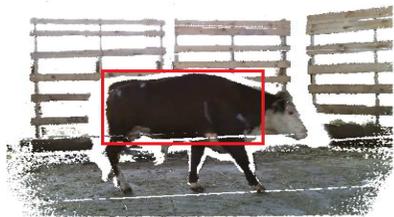


Рис. 7: Схема быстрого алгоритма нормализации позы. (1) $box(C)$ — построение выровненного по оси бокса, ограничивающего животное в облаке точек C . (2) $centering(C)$ — расположение начала системы координат в центре тяжести облака точек C . (3) $symmetry(C)$ — оценка исходной симметричной плоскости S_0 с помощью алгоритма PCA. (4) $center(C)$ — вычисление центра тяжести g по формуле 3.1. (5a) $divide(C, S_i)$ — разделение облака точек C на два облака C_R и C_L с помощью плоскости симметрии S_i . (5b) $C'_R = mirror(C_R)$ — построение зеркального отражения C'_R облака точек C_R . (5c) $d_H(C'_R, C_L)$ — вычисление модифицированной метрики Хаусдорфа d_H между C'_R и C_L ; $min_i(m, d_H)$ — присваивает $index = i$, если $d_H < m$; $rotation(S_i)$ — поворот линии симметрии S_i вокруг оси x, y, z на угол α, β, γ , соответственно, проходящая через центр тяжести g ; перебор останавливается, если $i = iter = 100$.

3D-подходов. На рисунке 8 показана общая схема основных этапов предлагаемого метода.



(a) Сегментация.

(b) Оценка плоскости билатеральной симметрии.

(c) Оценка направления.

(d) Нормализация позы на основе жесткой трансформации.

Рис. 8: Общая схема основных этапов надежного метода нормализации позы.

Основополагающей процедурой в предлагаемой оптимизации является получение положения области головы, бедра и тела животного на двухмерном изображении RGB. Была дообучена модель *YOLO v4* (You Only Live Once) для обнаружения нескольких областей разного размера на одном двухмерном изображении. Как показано на рисунке 9, области идентифицируются тремя цветами, а обнаруженная целевая область представлена двухмерным окном.



Рис. 9: Области тела, бедра и головы животного обозначены красным, синим и желтым цветом, соответственно.

На рисунке 10 показана визуализация результата нормализации. Все последующие шаги для измерения тела животного использует нормализованное облако точек C_t .

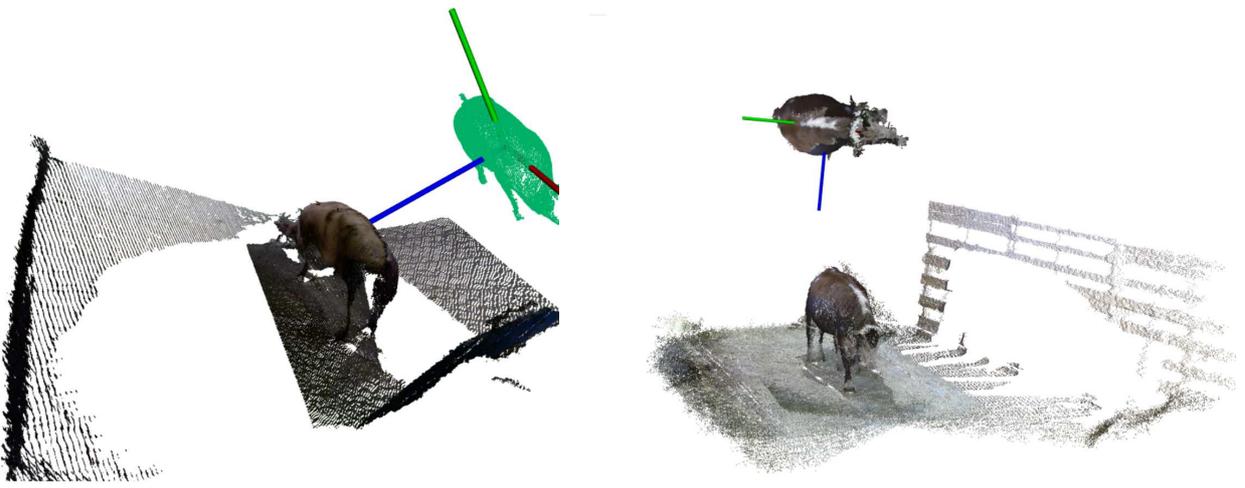


Рис. 10: Визуализация результатов нормализации для одной свиньи (слева) и одной коровы (справа).

Четвертая глава, «Разработка моделей, методов и алгоритмов автоматического измерения трехмерной модели биологических макрообъектов на основе обнаружения ключевых точек», рассматривает следующие задачи автоматического

измерения морфологических характеристик трехмерных моделей биологических макрообъектов. Был предложен новый метод автоматического измерения тела животного на основе обнаружения ключевых точек на двухмерных изображениях, основанный на слиянии двухмерного и трехмерного подходов. Основной особенностью этого метода является использование сверточной нейронной сети для обнаружения ключевых точек на двухмерных изображениях и проецирование этих точек на поверхность облаков точек. Комбинируя процесс интерполяции и метод нормализации позы, были измерены длина, ширина, высота и обхват груди. По сравнению с ручными измерениями, средняя абсолютная процентная ошибка четырех измерений тела крупного рогатого скота и двух измерений тела свиней составила менее 10%. По сравнению с известным методом измерения обхвата груди, предложенный метод является более точным и надежным для набора данных крупного рогатого скота. Результаты показывают, что предложенный метод перспективен для измерения тела различных видов животных.

Был разработан метод измерения тела животного на основе 2D- и 3D- подходов. Была обучена модель обнаружения ключевых точек на RGB изображениях на основе глубокого обучения. Необходимо проецировать эти ключевые точки на поверхность облака точек, используя внутренние параметры камеры. Комбинируя процесс интерполяции и метод нормализации позы, были измерены длина тела, ширина тела, высота тела и обхват груди. Были проведены эксперименты на данных 103 голов крупного рогатого скота и 13 свиней. По сравнению с ручными измерениями, средняя абсолютная процентная ошибка четырех измерений тела крупного рогатого скота и двух измерений тела свиней составила менее 10%. По сравнению с предыдущим методом измерения обхвата груди, разработанный метод является более точным и надежным для набора данных крупного рогатого скота. Результаты показывают, что метод перспективен для измерения тела различных видов животных.

Как показано на рисунке 11, ключевые точки обозначены в соответствии с определениями измерений тела. Ключевые точки слева и справа одинаковы на модели животного.

Был использован фреймворк DeepLabCut для обучения детектора ключевых точек. Фреймворк DeepLabCut включает в себя инструменты маркировки, обучения и оценки, что значительно упрощает процедуру обучения детекторов ключевых точек на RGB изображениях.

После получения предсказанных ключевых точек на RGB изображениях, необходимо спроецировать каждую ключевую точку на поверхность облака точек животного. После того, как ключевые точки для измерения тела спроецированы на поверхность животного, можно использовать матрицу преобразования между различными ракурсами для регистрации облаков точек и их ключевых точек. После этого часть измерений тела, например, ширину, можно рассчитать напрямую.

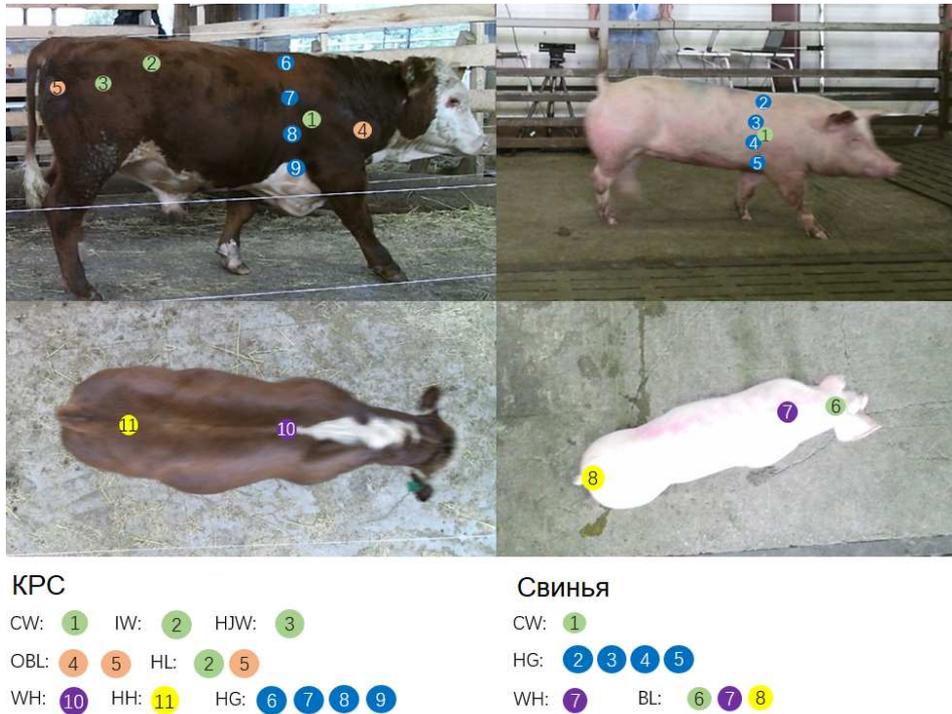


Рис. 11: Отмеченные ориентиры для измерения тела на RGB изображениях крупного рогатого скота (слева) и свиней (справа). За исключением глубины груди (CD), измерения тела и соответствующие им ключевые точки перечислены внизу.

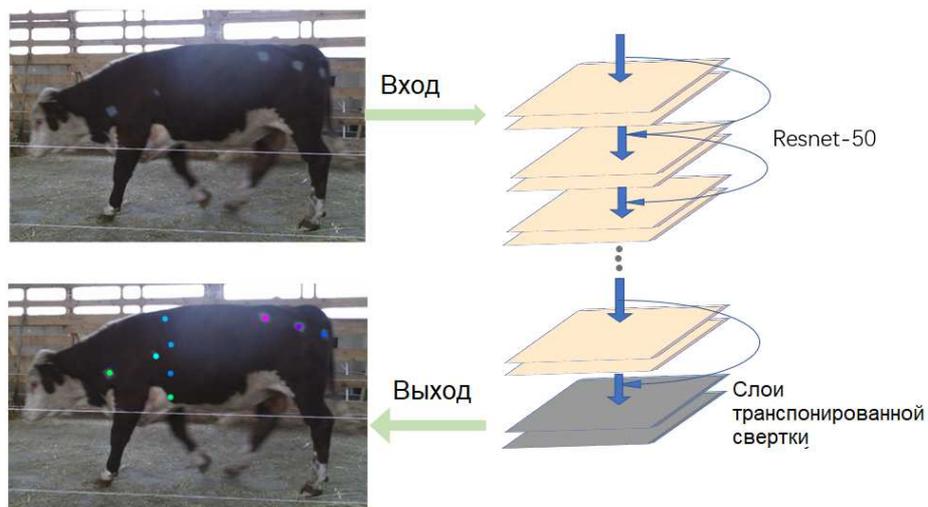


Рис. 12: Детектирование ключевых точек с помощью модели глубокого обучения (на примере крупного рогатого скота).

Ширину тела можно рассматривать как расстояние между ключевыми точками с двух сторон. Однако когда тело животного скручивается в состоянии движения, расстояние между ориентирами с разных сторон может отклоняться от реальной ширины.

Длина тела — это геодезическое расстояние между ключевыми точками на поверхности тела животного. Был использован простой метод интерполяции и проецирования для получения траекторий на облаке точек. Сначала интерполируются точки между ключевыми точками длины тела на RGB изображениях. Затем эти двумерные точки проецируются на поверхность облака точек методом проекции. После эти точки соединяются, и вычисляется сумма расстояний между ними в качестве длины тела.

Для вычисления высоты животного требуется извлечь плоскость земли из необработанных облаков точек.

Для подгонки кривой точек обхвата необходимо спроецировать точки обхвата на плоскость поперечного сечения тела животного. Поскольку животное было отсканировано в неизвестной позе, необходимо использовать метод нормализации на основе симметрии для получения плоскости поперечного сечения тела животного. Затем интерполируем точки между ключевыми точками обхвата на RGB изображениях и проецируем эти точки на поверхность тела животного.

Для оценки точности измерения тела была использована средняя абсолютная ошибка (MAE) и средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE) между полученными результатами и ручными измерениями.

В таблице 2 и таблице 3 приведены ошибки MAP и MAPE измерений тела крупного рогатого скота и свиней соответственно. HG и HG-b — результаты измерений обхвата груди, рассчитанные по эллипсу и B-сплайну, соответственно.

Таблица 2: Ошибки MAE и MAPE измерений тела крупного рогатого скота.

Промер	WH	HN	CW	IW	HJW	CD	HG	HG-b	OBL	HL
MAE(cm)	5.42	6.46	10.76	8.72	8.16	4.60	14.28	15.52	16.06	7.19
MAPE(%)	4.62	5.21	25.66	20.63	18.19	7.39	7.94	8.67	9.33	16.39

Таблица 3: Ошибки MAE и MAPE измерений тела свиньи.

Промер	WH	CW	CD	HG	HG-b	BL
MAE(cm)	4.66	10.30	6.42	20.36	16.50	12.31
MAPE(%)	7.90	30.19	12.40	11.93	13.65	11.46

Для набора данных по крупному рогатому скоту ошибки MAPE для WH, HN, CD, HG и HG-b были менее 10%. Для набора данных по свиньям ошибки MAPE для WH и BL был менее 10%. Эти автоматически рассчитанные измерения тела имеют более высокую точность, чем другие измерения. Однако, ошибка MAPE для CW (для крупного рогатого скота и свиней), IW и HJW были больше, чем для других измерений. Основная причина заключается в том, что животное сканировалось в состоянии движения, в результате чего ключевые точки отклонялись от

одной и той же плоскости поперечного сечения тела. Следовательно, расстояние между ключевыми точками с двух сторон становится больше, чем при ручных измерениях. Кроме того, результаты показывают, что точность аппроксимации В-сплайна (HG-b) и эллипса (HG) схожа. Интуитивно понятно, что кривая В-сплайна более детально отображает контур обхвата груди. Однако это улучшение намного меньше с точки зрения точности, чем влияние качества данных.

Было выполнено сравнение предложенного метода автоматического измерения тела на основе детектирования ключевых точек с известным методом измерения обхвата груди. Ошибка MAPE метода на основе срезов на наборе данных свиней составляет 14,6%, в то время как MAPE предложенного метода составляет 13,65%. На наборе данных крупного рогатого скота ошибка MAPE метода на основе срезов составляет 19,54%, в то время как MAPE предложенного метода составляет 8,67%. Выбросы метода на основе срезов намного больше, чем у предложенного метода.

В пятой главе, «Разработка моделей, методов и алгоритмов оценки живой массы биологических макрообъектов на основе изображений», представлены модели прогнозирования живого веса крупного и мелкого рогатого скота на основе изображений. Предложена модель прогнозирования живого веса герефордских коров на основе регрессии изображений. Используются только RGB изображения и карты глубины для прогнозирования живого веса крупного рогатого скота. Лучшей моделью для нашего исследования является предложенная модель с MAPE 9,1 %, использующая RGB изображения и карты глубины. Были показаны результаты экспериментов на реальных наборах данных, которые демонстрируют, что предложенная модель может достичь уровня точности измерения веса, сравнимого с тем, который достигается при традиционном взвешивании.

Первый обработанный набор данных состоит из 1701 RGB изображения и 1701 карты глубины с правой стороны C_1 и 1406 RGB изображений и 1406 карт глубины с левой стороны C_2 для 154 коров. Второй обработанный набор данных состоит из 1536 RGB изображений и 1536 карт глубины с правой стороны C_1 и 1327 RGB изображений и 1327 карт глубины с левой стороны C_2 для 121 коровы.

Был использован этап предварительной обработки для улучшения качества RGB изображения. Был предложен переключающийся двусторонний фильтр для удаления шума с карты глубины, снятой с помощью камеры RGB-D.

Важным шагом обработки облака точек является удаление фона из облака точек. Был разработан и реализован алгоритм для вычитания облаков точек. Пример работы алгоритма представлен на рисунке 13: исходный кадр облака точек с животным, облако точек с фоном, и итоговое облако после вычитания облаков точек.

Был применен быстрый алгоритм обнаружения двусторонней симметрии для облака точек. Сначала использован алгоритм PCA для обнаружения начальной симметрии. Затем путем полного перебора плоскостей симметрии, проходящих через центр тяжести относительно исходной плоскости симметрии, определялась

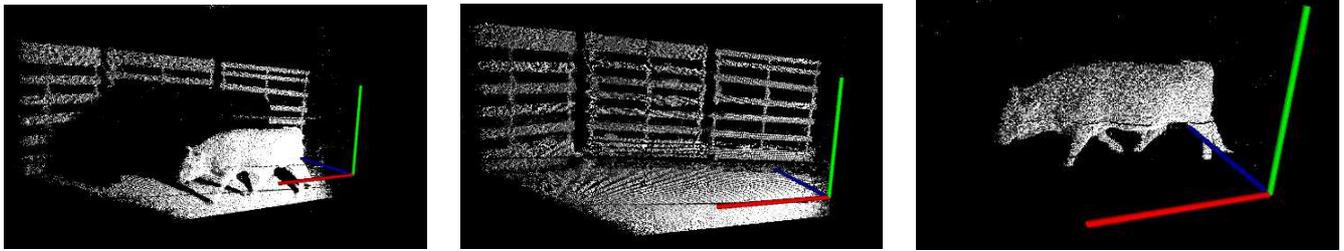


Рис. 13: Пример работы алгоритма представлен на рисунке: исходный кадр облака точек с животным, облако точек с фоном, и итоговое облако после вычитания облаков точек.

оптимальная плоскость симметрии с помощью модифицированной метрики Хаусдорфа.

Был разработан и реализован алгоритм вычисления плоских проекций облаков точек. На рисунке 14 показан пример такого выравнивания.



Рис. 14: Пример полученной проекции карты глубины (2.5D-карта глубины).

Из-за того, что облака изначально являются сильно разреженными (количество точек в них относительно мало), их цветные проекции имеют большие расстояния между пикселями. Так как увеличение количества точек в облаке не приводит к приемлемому результату, был разработан алгоритм для вычисления цветной проекции. На рисунке 15 представлен пример цветной проекции.

Предобработка изображений для входа в нейронную сеть состояла из этапов изменения размеров и нормализации изображений.

Модель MRGBDM (Model RGB and Depth Map) для прогнозирования живого веса коровы, где входными данными являются изображения RGB и карты глубины (см. рисунок 16). Модель MRGB (Model RGB) для предсказания живого веса коровы, где входными данными являются только RGB изображения. Модель MDM (Model Depth Map) для предсказания живого веса коровы, где входными данными являются только карты глубины.

Основной задачей для предложенных моделей является оценка живого веса коровы с использованием входного RGB изображения и/или входной карты глубины.



Рис. 15: Результаты вычисления цветной проекции при размере окна 7.

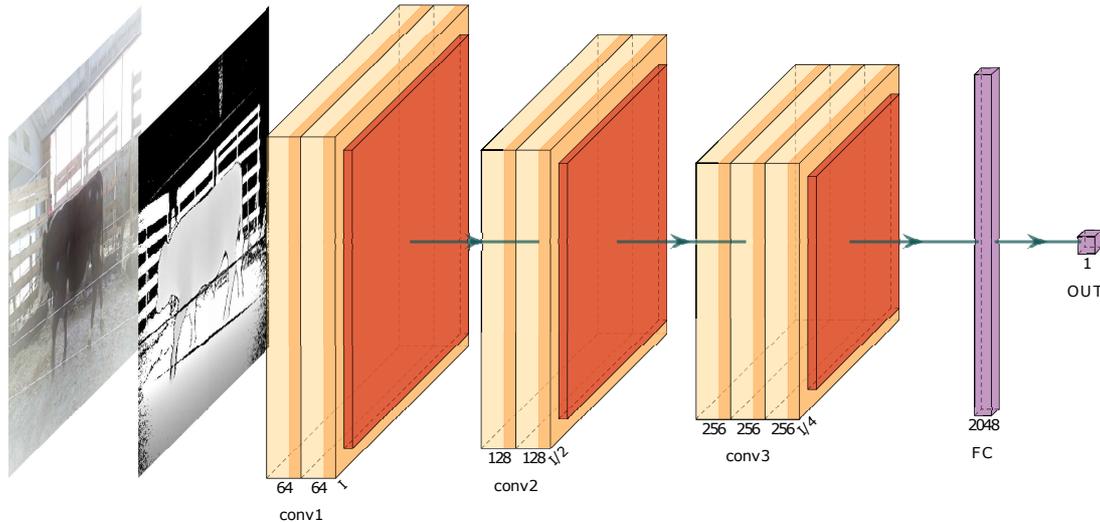


Рис. 16: Структура сверточной нейронной сети MRGBDM для прогнозирования живого веса коровы с использованием входного RGB изображения и входной карты глубины.

Изначально набор данных был разделен случайным образом на две части — обучающий (70%) и тестовый (30%) набор данных. Кроме того, 20% обучающего набора данных используются для валидации. Для глубокого обучения оптимизация гиперпараметров важна для решения проблемы выбора набора оптимальных гиперпараметров. Был использован традиционный способ оптимизации гиперпараметров с помощью поиска с кросс-валидацией (GridSearchCV), который представляет собой просто исчерпывающий поиск по заданному вручную подмножеству гиперпараметрического пространства глубокой сети. С помощью GridSearchCV были найдены оптимальные гиперпараметры для всех использованных моделей.

При ограниченном количестве доступных изображений у нас мало вариативности в данных, что может привести к переобучению. Чтобы решить эту проблему, необходимо дополнить обучающие данные синтезированными и модифицированными изображениями. Для дополнения данных использовалась комбинация преобразований поворота по трем осям X , Y , Z на ± 5 градусов, сдвиг по высоте и

ширине на ± 50 см, что отвечает за смещение по осям X , Y , а также случайное масштабирование на ± 0.2 , что отвечает за смещение по оси Z . При использовании дополнения данных общий размер данных увеличился в 10 раз. В целом, первый полный набор данных состоит из 31 070 RGB изображений и 31 070 карт глубины для 154 герефордских коров. Второй полный набор данных состоит из 28 630 RGB изображений и 28 630 карт глубины для 121 абердин-ангусской коровы.

Результаты экспериментов приведены в таблице 4. Мы обучаем оригинальные сети MRGBDM, MRGB, MDM и предобученную EfficientNet (ENET), в качестве входа используем разные комбинации RGB изображений и карты глубины, а также RGB проекции и проекции карт глубины. В таблице 4 приведены результаты различных метрик, используемых для оценки эффективности модели на обучающих и тестовых наборах данных. Таблица 4 содержит итоговую точность прогнозирования живого веса крупного рогатого скота для каждой протестированной модели. Предложенная модель MRGBDM основана на применении RGB проекции и проекции карты глубины и является лучшей по точности прогноза с показателем 8.4 по метрике MAPE. Из таблицы видно, что использование RGB проекции и проекции карты может значительно уменьшить ошибки MAE и MAPE. Можно сделать вывод, что карта глубины содержит много ценных характеристик для регрессии изображения, в отличие от RGB изображения. Предобученная ENET дает результаты хуже, MAPE меньше на 1.5, чем у лучшей модели MRGBDM с MAPE 8.4.

Таблица 4: Результаты прогнозирования живого веса MAE и MAPE крупного рогатого скота с помощью предложенных моделей MRGBDM, MRGB, MDM и предварительно обученной модели EfficientNet (ENET) на обучающем и тестовом наборе данных.

Вход	Модель	Обучающая		Тестовая	
		MAE	MAPE	MAE	MAPE
Сырые RGB изображения и карты глубины	MRGBDM	37,9	9,1	40,1	9,6
	MRGB	46,9	11,1	50,3	11,9
	MDM	40,5	9,5	43,5	10,2
	ENET	41,1	9,8	43,6	10,4
RGB проекция и проекции карты глубины	MRGBDM	34,2	8,1	35,5	8,4
	MRGB	42,5	10,1	45,6	10,8
	MDM	37,6	8,9	39,7	9,4
	ENET	38,9	9,2	41,8	9,9

В шестой главе, «Разработка методов и алгоритмов оценки скелета биологических макрообъектов», представлен новый метод выделения скелета кривой,

специально разработанный для неполных облаков точек. По сравнению с известными и общими методами извлечения скелета, были исключены ошибки соединения. Кроме того, предложенный метод эффективен и имеет важные преимущества при обработке плотных облаков точек с большим количеством точек. Результаты экспериментов показывают высокую надежность и универсальность предложенного метода выделения скелета.

Криволинейные скелеты являются абстрактными представлениями трехмерных данных и имеют большой потенциал для анализа и понимания облаков точек животного. Надежное и точное извлечение скелета из последовательностей наборов точек остается сложной задачей, поскольку такие данные часто содержат значительный шум, дыры и выбросы. Был разработан новый метод выделения криволинейного скелета для облаков точек четвероногих животных. Предполагаем, что поза животного — прямая, форма животного состоит в основном из головы, туловища и конечностей.

Сначала выполняется предварительная обработка облака точек: необходимо выделить животное из фона облака точек, затем применить алгоритм нормализации позы, чтобы выровнять животное в канонической системе координат (CCS).

Двусторонние плоскости симметрии почти универсальны среди животных, и они дают особую перспективу для анализа топологических структур животного. У четырехногого животного с фиксированной топологией ноги расположены по обе стороны от плоскости симметрии, а точки скелета туловища распределены вблизи плоскости симметрии. Для каждой половины данных о домашнем скоте (разделенной плоскостью симметрии) было обнаружено, что контур его проекции на плоскость симметрии эффективно представляет форму домашнего скота. Конвейер обработки для извлечения скелета показан на рисунке 17. Первым шагом предложенного метода извлечения криволинейного скелета было определение боковых двухмерных видов для каждой половины животного. Затем боковые виды скелета были извлечены с помощью алгоритма дискретной эволюции скелета (DSE). Извлеченный скелет был разделен на ветви ног и ветви туловища. Для скелета туловища были объединены боковые виды и вид сверху скелета туловища, чтобы рассчитать его конечное положение. Для ветви ног были перемещены скелет ноги к границе животного в качестве разумного начального положения. Затем был построен ближайший кластер в форме полосы для каждой точки скелета ноги и каждая точка скелета ноги была перемещена в целевое положение в соответствии с его кластером. По сути, поскольку в последующем процессе точки скелета ноги переводятся только вдоль оси Z , то центр скелета ноги сохраняется правильно.

Правильность предложенного алгоритма зависит от правильности рассчитанного вогнутого контура и топологии скелета, рассчитанного алгоритмом DSE. Однако, поскольку на результаты алгоритма влияет качество данных и позы животного, то нет гарантии, что настройки параметров по умолчанию могут привести к правильному скелету. Из-за сложности ошибок и многочисленных факторов

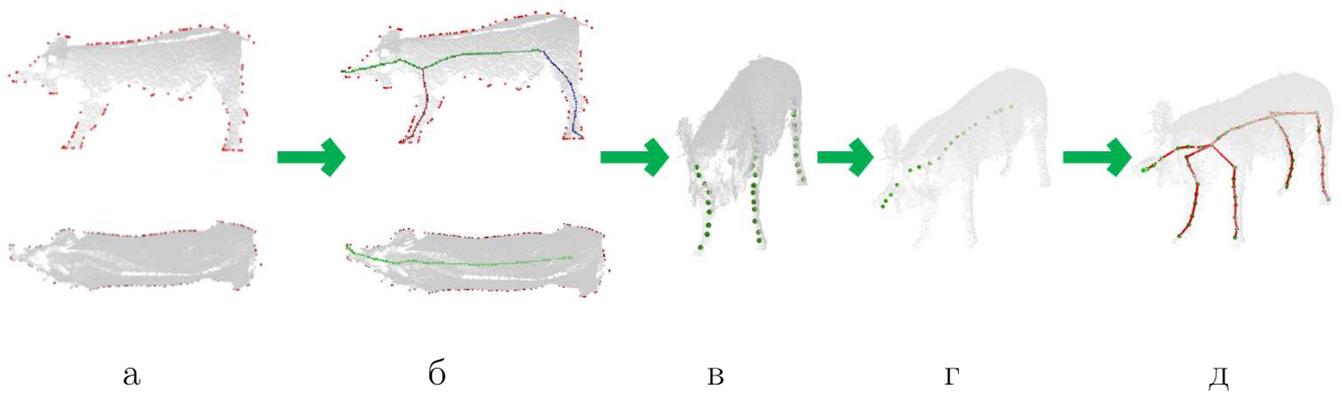


Рис. 17: Визуальная схема конвейера обработки для выделения криволинейного скелета на примере свиньи: (а) Построение контура, (б) Выделение и разделение скелета, (в) Расчет скелета ноги, (г) Расчет скелета туловища, (д) Окончательный скелет.

трудно оценить робастность алгоритма. Чтобы оценить алгоритм количественно, обобщим и определим надежность алгоритма через ошибку обнаружения и ошибку соединения. Поскольку свойства этих двух ошибок различны, то и причины этих ошибок тоже различны. Поэтому определения этих двух видов ошибок основаны на сходстве и потенциальных последствиях ошибок. В частности, полный скелет состоит из ветви туловища и четырех ветвей ног, которые извлекаются из основных частей тела животного. Ошибка обнаружения означает, что метод не смог извлечь все скелетные ветви основных частей тела или количество извлеченных точек ветвей слишком мало. Это приводит к тому, что скелетные точки распределяются в небольшой области соответствующей части тела, как показано на рисунке 18(а), (д) и (г). Считаем извлеченную ветвь скелета с количеством точек менее 5 как ошибку обнаружения, если данные о соответствующей части тела не отсутствуют. В предложенном методе, если ветвь ноги помечена как недействительная, потому что ветвь, извлеченная из плоскости симметрии, неверна или неверно разделен скелет, то неверная ветвь стирается и заменяется дополнительной. Однако дополнительная ветвь все равно считается ошибкой обнаружения, как показано на рисунке 18(г). Ошибка соединения означает, что извлеченные основные ветви не соединяются правильно, или соединения ветвей плохие. Правильные соединения между ветвями должны соответствовать топологии животного. Поэтому каждая ветвь ног должна соединяться с ветвью туловища, без соединений между разными ветвями ног.

Рисунки 18(б), (с) и (ф) показывают ошибку соединения, вызванную сбоями при соединении основных ветвей в правильную топологическую структуру. Поскольку каждая точка скелета, извлеченная нашим методом, принадлежит определенной ветви, а все точки скелета на одной ветви соединены по порядку, ошибка соединения представлена как ветвь, содержащая точки, которые сильно смещены.

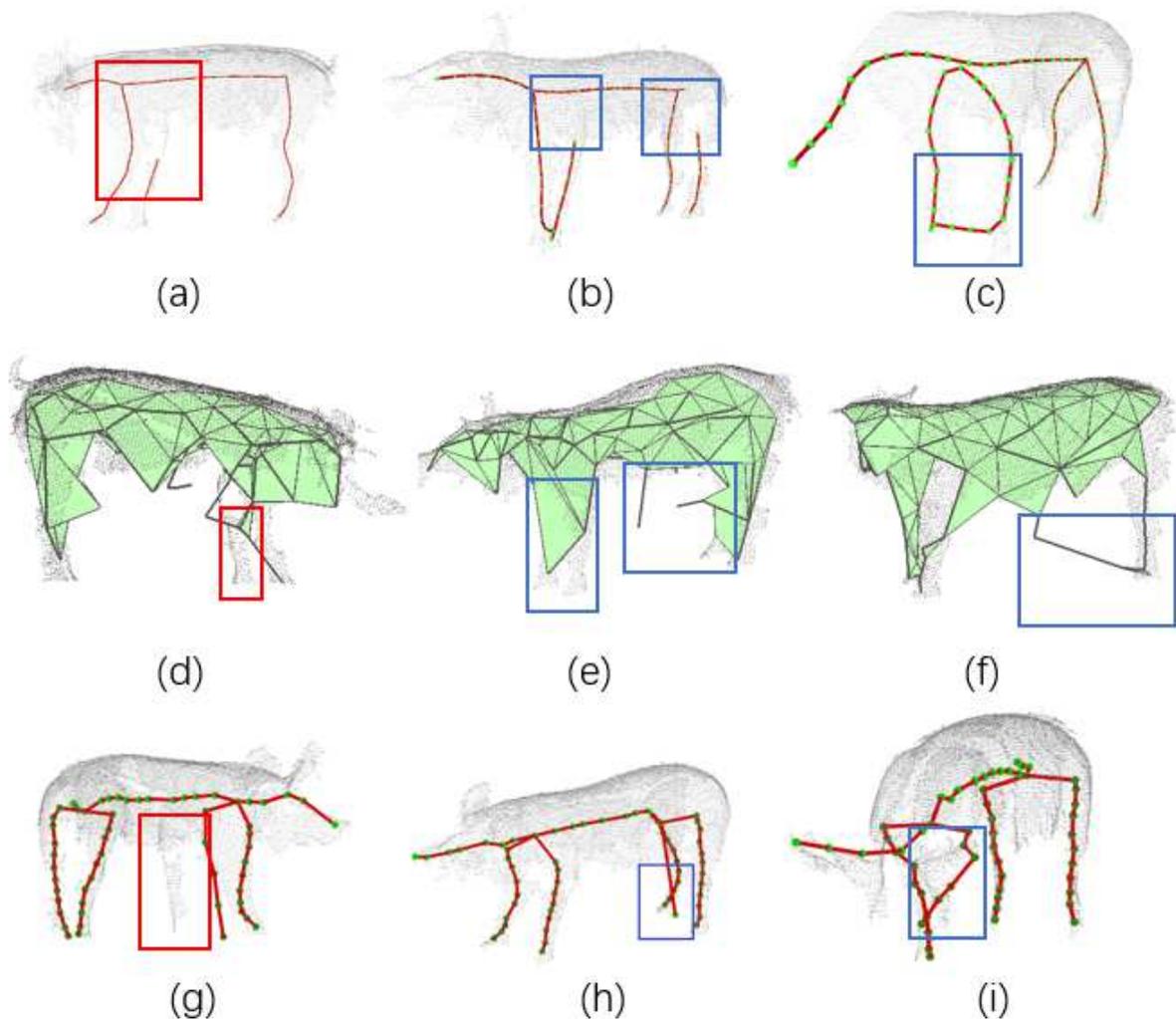


Рис. 18: Ошибки обнаружения и ошибки соединения, возникшие в трех методах. Результаты, полученные методом L_1 -медианы, методом Point2skeleton и предложенным методом, перечислены в первой строке, второй строке и третьей строке, соответственно. Ошибки обнаружения отмечены красным цветом. Ошибки соединения отмечены синим цветом.

Как показано на рисунках 18(e), (h) и (i), неправильные точки могут быть выбросами ветви, нарушающими гладкость всех ветвей, или точками в неправильно обнаруженной ветви.

Для оценки надежности алгоритма вычислим процент ошибочных скелетов среди всех результатов тестирования и среднее количество ошибок на одном ошибочном скелете (ANE). ANE равно общему количеству ошибок, деленному на количество скелетов с ошибками. Количественные результаты представлены в таблице 5. Криволинейный скелет ($PBCS$) построен на основе предложенного метода. Были предложены два метода разделения скелета. $PBCS - S$ основан на пространственных отношениях, а $PBCS - D$ — на обнаружении частей.

Ошибка обнаружения предложенного метода немного ниже, чем у метода L_1 -медиана, а среднее количество ошибок на один ошибочный скелет меньше, чем

Таблица 5: Результаты сравнения метода L_1 -медиана с предложенным методом извлечения скелета. Процент представляет собой процент данных с ошибками от общего количества данных. ANE означает среднее количество ошибок на один ошибочный скелет.

Метод	Ошибка детектирования		Ошибка соединения	
	Проценты(%)	ANE	Проценты(%)	ANE
<i>Point2skeleton</i> (40)	0	0	52.5	2.33
L_1 -медиана	20	1.3	74	1.61
<i>PBCS – S</i>	8.5	1.24	11	1.14
<i>PBCS – D</i>	10.5	1.1	2.5	1.2

у метода L_1 -медиана. В среднем 1,3 ветви не могут быть обнаружены в ошибочных скелетах, извлеченных методом L_1 -медиана, в то время как ANE для *PBCS – S* равен 1,24, а ANE для *PBCS – D* равен 1,1. Ошибка обнаружения для метода *Point2skeleton* равна 0, что означает, что он может вычислить все точки скелета из данного облака точек скота. Однако ошибок соединения для метода *Point2skeleton* и метода L_1 -медиана намного больше, чем у предложенного метода. Процент скелетов с ошибками соединения, извлеченных методом *Point2skeleton*, достигает 52,5%, а на один ошибочный результат приходится в среднем 2,33 ошибки. Ошибка соединения и ANE, рассчитанный для метода L_1 -медиана, составляют 74% и 1.61 соответственно. Ошибка соединения и ANE, рассчитанный для метода *PBCS – S*, составляют 13,5% и 1,11 соответственно. Для *PBCS – D* процент ошибок соединения и ANE составляют 2,5% и 1,2, соответственно. Это показывает, что предложенный метод значительно превосходит метод L_1 -медиана и *Point2skeleton* в сохранении правильной топологической структуры облаков точек животного.

Такая эффективность обусловлена предложенным нисходящим подходом. В частности, скелет, извлеченный из контура, хорошо сохраняет правильную топологию, а отдельная обработка для каждой стороны скота позволяет предложенному методу избежать ошибок соединения между ногами. По сравнению с *PBCS – S*, *PBCS – D* позволяет еще больше избежать ошибок соединения. *PBCS – S* различает ветви через их относительное положение, в то время как *PBCS – D* предсказывает диапазон расположения для каждой ветви. Таким образом, *PBCS – D* не позволяет неправильной ветви считаться ветвью основной части тела. В предложенном методе ошибки в основном возникают при построении контура и извлечении двухмерного скелета. Контур боковой проекции строится с помощью алгоритма вогнутого контура. Когда в контуре образуется отверстие, делая его сильно неровным, положение двухмерного скелета, извлеченного методом DSE, сильно отклоняется или даже становится неправильным. Кроме

того, DSE не может гарантировать, что все извлеченные ветви двухмерного скелета соответствуют основным частям тела животного. Стабилизация процессов построения контура и извлечения двухмерного скелета может повысить надежность предложенного метода.

В седьмой главе, «Разработка моделей, методов и алгоритмов оценки показателя состояния биологических макрообъектов», представлен новый метод количественного анализа локальной трехмерной формы животного для оценки показателя состояния его организма. Это универсальный метод, который может быть применен к различным видам животных. Он использует метод соответствия точек в трехмерной форме для точного расчета разницы между формами, а затем сопоставляет значение разницы с диапазоном оценки состояния тела. Точность оценки показателей состояния тела в пределах 0,5, 1 и 0,5 составила 100%, 87,61% и 92,09% соответственно для 198 молочных коров, 100 голов крупного рогатого скота и 201 свиньи. По сравнению с предыдущими методами оценки состояния тела, предложенный метод является более точным и универсальным.

Предложенный метод направлен на анализ формы путем прямой обработки карты глубины поверхности тела животного. Процесс работы метода может быть представлен следующим образом (см. рисунок 19): 1) Получив набор карт глубины одного вида, на которых представлена одна и та же часть тела, извлекаем область интереса (ROI) из всех карт глубины. Под ROI понимается любая область, которая может быть использована для анализа; 2) преобразование ROI карты глубины в 3D-модель; 3) изменение топологической структуры 3D-модели, чтобы сделать все изображения топологическими эквивалентными, то есть построить полное соответствие между 3D-моделями; 4) выравнивание всех форм в общей системе координат и расчет средней формы; 5) количественный анализ разницы между любыми топологическими формами и средней формой, затем получение (Body condition score, BCS) на основе отображения разницы форм. Первые четыре этапа описывают процедуру обработки изображений и построение средней формы, а последний этап — расчет BCS.

Снятые карты глубины, которые можно представить в виде $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$, где n представляет собой количество изображений карт глубины, обычно содержат ненужные части, а именно фон и шум. Поскольку эксперимент направлен только на изучение локальной формы домашнего скота, рассматривается только извлечение частичных участков поверхности тела скота для анализа формы. Хорошим подходом является извлечение многоугольника на изображении для выделения внутренних областей. Многоугольник имеет множество вершин, и ручная маркировка этих вершин, называемых ключевыми точками, занимает много времени. Чтобы быстро получить ключевые точки для каждого изображения автоматически, в данной работе используется алгоритм обнаружения ключевых точек на основе глубокого обучения DeepLabCut (DLC) для обучения модели обнаружения ключевых точек. Затем вершины, обнаруженные моделью, соединяются в многоугольник в маркированном порядке, а именно в ROI. Для удобства маркировки несколько карт глубины, например m , сначала преобразуются в

серые изображения $G(g_1, g_2, \dots, g_m)$, а затем на G отмечаются точки в DLC. При преобразовании только масштабируются значения пикселей изображения в пределах диапазона серого, а остальные параметры не изменяются. В процессе обучения модель ResNet152 проходит 100 000 обучающих итераций. После завершения обучения модель обнаружения ключевых точек может быть использована для автоматического выделения ключевых точек в любом наборе серых изображений G' . Поскольку размер и взаимное расположение пикселей не изменяются, ключевые точки, отмеченные в G' , также являются ключевыми точками в D' , где G' представляет собой набор полутоновых изображений, отличный от G , а D' — набор карт глубины, соответствующий G' . Последовательно соединяются выходные ключевые точки прямыми линиями, чтобы сформировать многоугольник как ROI, и применяются параметры калибровки камеры, чтобы преобразовать ROI каждой карты глубины в 3D-облако точек $P_i (i = 1, 2, \dots, n)$.

Облако точек P_i должно быть реконструировано в сетку, предположим, как M_{ei} . Сетка реконструируется с помощью алгоритма реконструкции Пуассона, который использует облако точек в качестве входных данных и выдает сетку с информацией о топологии. Однако реконструированная сетка будет содержать расширенные области, поскольку реконструкция Пуассона с использованием ограничений Неймана позволяет поверхности выходить за границу области. Использовались два метода обрезки расширенной части, основанные на вогнутости или выпуклости многоугольника, построенного на этапе обнаружения ключевых точек.

Проблему соответствия форм можно кратко сформулировать как нахождение соответствующих точек между заданными наборами форм. Для восстановления топологической структуры сетки был использован метод, основанный на параметризации. Основанный на параметризации метод, такой как встраивание орбиформов Тутте, преобразует исходную поверхность в каноническую, топологически эквивалентную двухмерную плоскую поверхность с конусообразными особенностями, называемую евклидовым орбиформом. С орбиформом в качестве промежуточного состояния происходит непрерывное, биективное и бесшовное отображение исходной сетки в целевую. Входными данными являются все обрезанные сетки $M_i, i = 1, 2, \dots, n$. Выбираем любую из сеток M_i в качестве *mesh1*, например M_1 , а все остальные по очереди рассматриваем как *mesh2*.

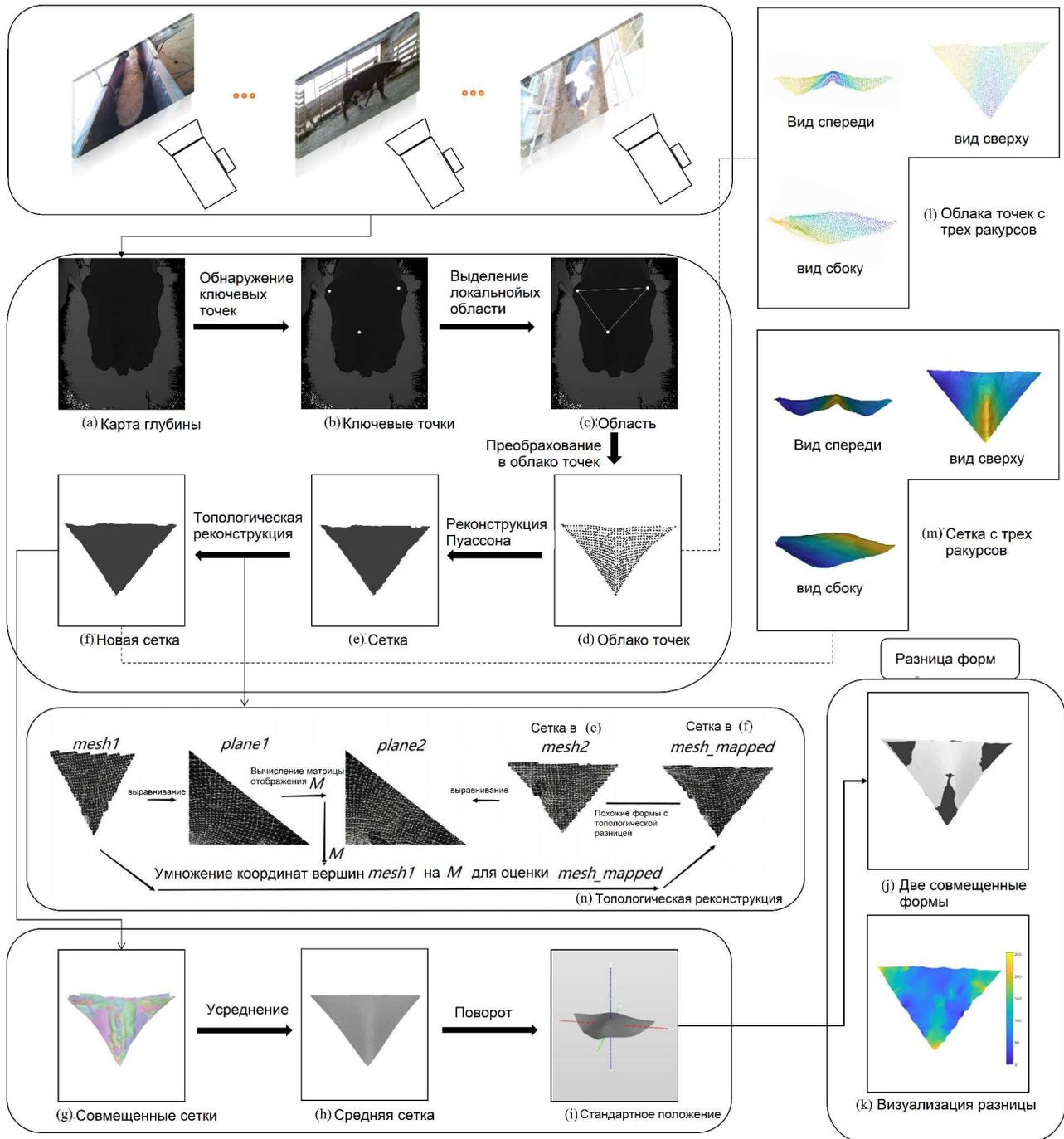


Рис. 19: Обзор процесса обработки данных. (a) Полутоновое представление изображения карты глубины; (b) Три белые точки, полученные с помощью модели обнаружения ключевых точек; (c) Выделение локальных областей внутри многоугольника путем соединения ключевых точек прямыми линиями; (d) 3D-облако точек, преобразованное из многоугольной области в (c).; (e) Сетка, полученная из облака точек в (d) с помощью реконструкции Пуассона и обрезки; (f) Новая сетка, имеющая схожую форму, но отличающаяся по структуре от сетки в (e); (g) Результат выравнивания всех топологически эквивалентных сеток в одной системе координат; (h) Средняя форма вычисляется из выровненных сеток; (i) Преобразование поворота, сделанное для удобства вычисления разности форм, которое делает все поверхности перпендикулярными оси Z (синяя ось); (j) Одна из исходных форм (черная) и средняя форма (белая) после выравнивания; (k) Используется цвет для представления разницы между соответствующими точками, при этом большее значение цвета указывает на то, что точка имеет положительную разницу, и наоборот; (l) Трехмерный рисунок облака точек, соответствующего (d); (m) Трехмерный чертеж сетки, соответствующей (f); (n) Процесс построения топологии.

Оценка состояния тела основывается на степени упитанности и худобы скота, которая не зависит от его собственной шкалы. Поэтому, чтобы обоснованно оценить состояние тела, шкалы всех форм объединяются и выравниваются в общую систему координат. Конкретные шаги по выравниванию относятся к моделям активных форм (см. схеме 20).

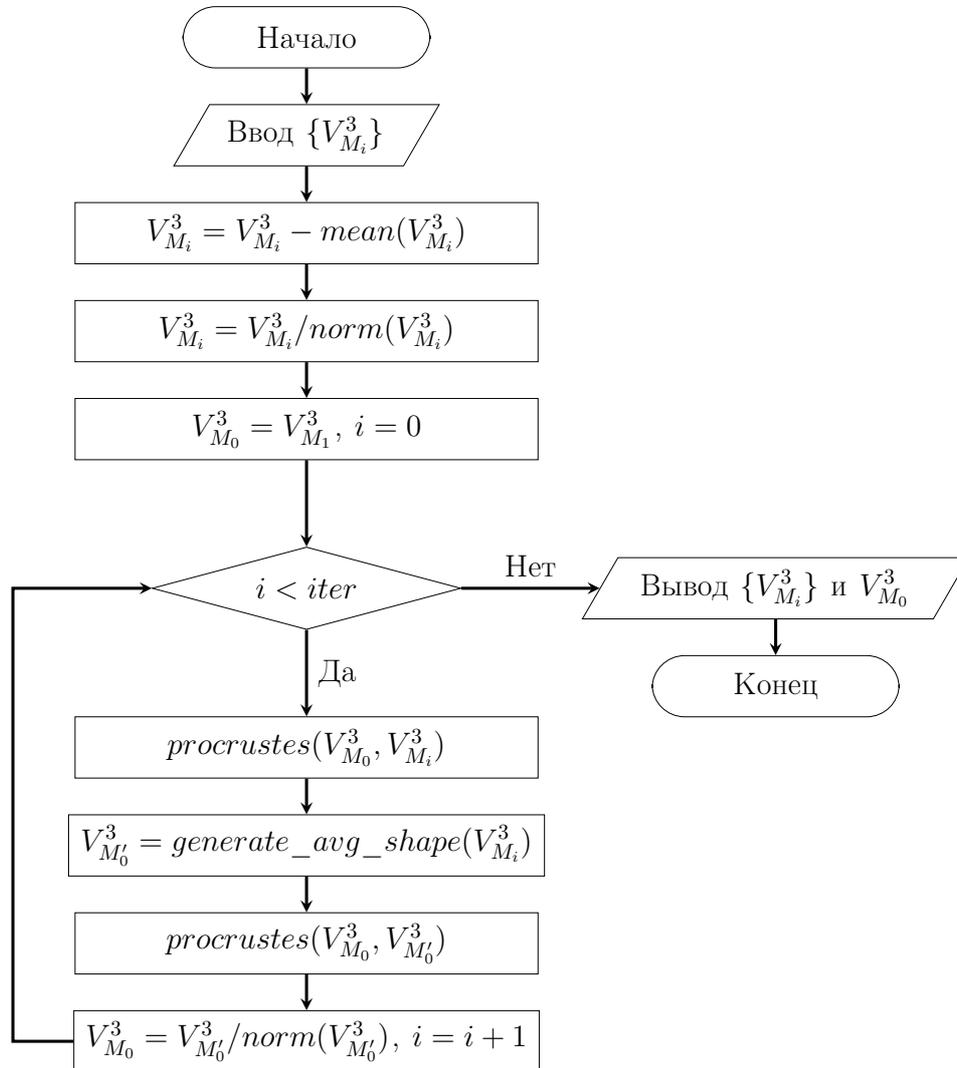


Рис. 20: Схема алгоритма выравнивания формы. $\{V_{M_i}^3\}$ — набор вершин в форме M_i после обрезки, где $i = 1, \dots, n$. (1) *mean* — вычисление среднего значения координат вершин. (2) *norm* — вычисление суммы норм для вершин. (3) *procrustes*(a, b) — выравнивание b по a с использованием алгоритма Прокруста. (4) *generate_avg_shape* — генерация новой средней формы. (5) *norm* — вычисление суммы норм для вершин. (6) *iter* — число итераций, которое равно 10.

В предложенном методе для количественной оценки разницы форм используется евклидово расстояние со знаком. В частности, этот метод вычисляет три главных направления средней формы в трехмерном пространстве, которые могут быть получены с помощью PCA. Матрица T размером 3 на 3, сформированная

путем суммирования этих трех главных направлений в столбцах, является матрицей трансформации, которая может преобразовать набор точек в стандартную позу в трехмерном пространстве (см. схему 21).

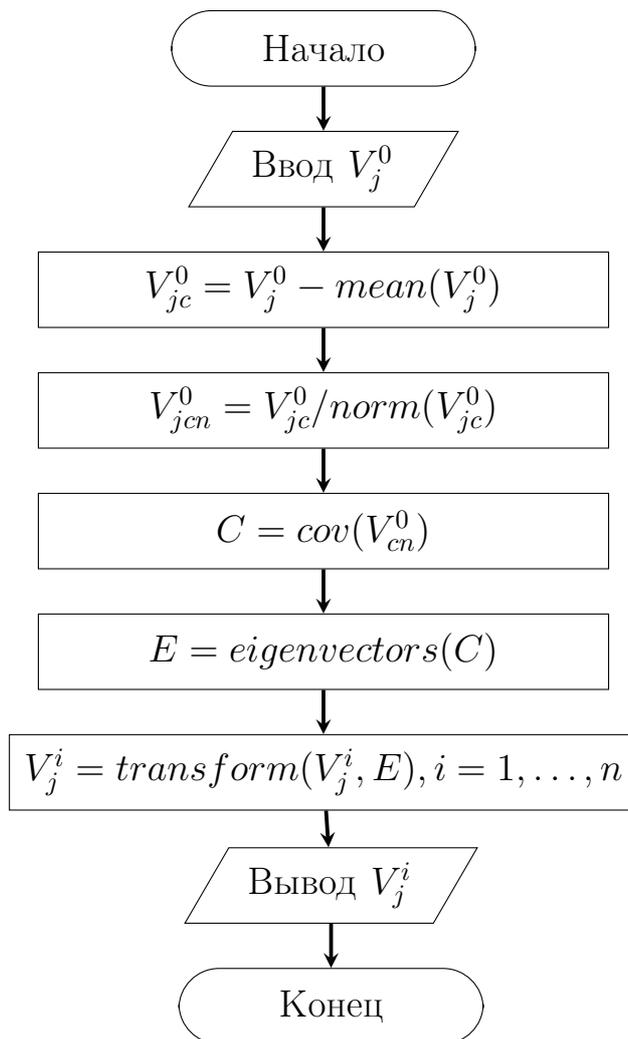


Рис. 21: Схема вычисления разности форм. V_j^0 — набор вершин в форме M_0 после обрезки. (1) *mean* — вычисление среднего значения координат вершин. *norm* — вычисление суммы норм для вершин. (2) *cov(a, b)* — ковариация между переменными a и b . (3) *eigenvectors* — нахождение собственных векторов. (4) *transform(V_j^i, E)* — преобразование вершины всех сеток $M_i (i = 1, \dots, n)$ путем умножения координат вершин V_j^i на E .

В традиционном методе используется PCA для выявления независимых признаков формы, которые имеют наибольшую вариативность. Этот метод характеризует определенный процент от общей вариации формы тела, чтобы получить набор векторов признаков, характеризующих форму каждого объекта. Обычно указанный процент составляет 99%. Этот набор векторов признаков можно назвать базисными функциями формы. Способ получения базисных функций формы аналогичен процессу получения главного направления в предложенном методе, но входными данными являются $[S_1, S_2, \dots, S_n]'$, где

$S_i = [x_1^i, y_1^i, z_1^i, x_2^i, y_2^i, z_2^i, \dots, x_N^i, y_N^i, z_N^i]'$, $i \in 1, 2, \dots, n$, $[\cdot]'$ представляют операцию транспонирования.

Основополагающий принцип PCA для базисных функций формы заключается в том, чтобы определять доминирующие способы изменения формы, обеспечивая низкоразмерное представление, которое объясняет наиболее значимые особенности формы путем проецирования пространства формы на подпространство, определяемое выбранными базисными функциями. В этом методе 99% векторов признаков с наибольшими собственными значениями берутся для формирования базисного вектора формы $B = [e_1, e_2, \dots, e_q]$, где $e_i, i \in 1, 2, \dots, q$ — вектор-столбец длины N . B — это новое пространство, где любая форма в этом пространстве может быть представлена набором коэффициентов. Предположим, что коэффициенты M_i в этом пространстве равны $(c_1^i, c_2^i, \dots, c_q^i)$.

Разница между двумя формами вычисляется с помощью z -оценки координат в подпространстве. Например, разница между M_i и M_0 равна $D_i = \frac{\sum_{j=1}^N (c_j^i - c_j^0)}{N}$.

BCS для каждого вида животного был получен путем пропорционального масштабирования D_i в соответствии с диапазоном баллов, указанным в стандарте оценок BCS для каждого вида животного.

Минимальное и максимальное значения D_i задаются как $\min D$, $\max D$, а минимальное и максимальное значения истинного значения BCS в обучающем наборе задаются как L , U . Таким образом, BCS любой формы M_j может быть рассчитан по следующей формуле $BCS_j = \frac{D_j - \min D}{\max D - \min D} (U - L) + L$, где $j = 1, 2, \dots, N$, N представляет собой количество форм, используемых для оценки.

Получив карты глубины с нескольких ракурсов одного вида, предполагая, что есть три ракурса, получите три набора оценок состояния тела $BCS_j^1, BCS_j^2, BCS_j^3$. Затем, используя истинные значения в качестве целевого значения и $BCS_j^1, BCS_j^2, BCS_j^3$ в качестве входного значения, обучается простейшая нейронная сеть прямого распространения (FNN) (см. рисунок 22).

Для набора данных с истинными значениями BCS, 80% данных были случайным образом выбраны в качестве обучающего набора и 20% в качестве тестового набора, и для оценки эффективности была применена 1000-кратная перекрестная валидация. Обучающее множество используется для итеративного получения средней формы, а тестовое множество используется для количественного анализа отличий от средней формы и отображения значений отличий в качестве значений BCS.

Для оценки эффективности метода были выбраны молочные коровы, крупный рогатый скот и свиньи. Диапазон их истинных BCS составляет 2,5–3,5, 3,0–8,0, 2,0–3,5, соответственно. Кроме того, количество данных изображений, которые можно успешно использовать для реконструкции сетки и кросс-валидации, составляет 198, 100 и 201 соответственно. Другие описания данных и результаты показаны на рисунке 23.

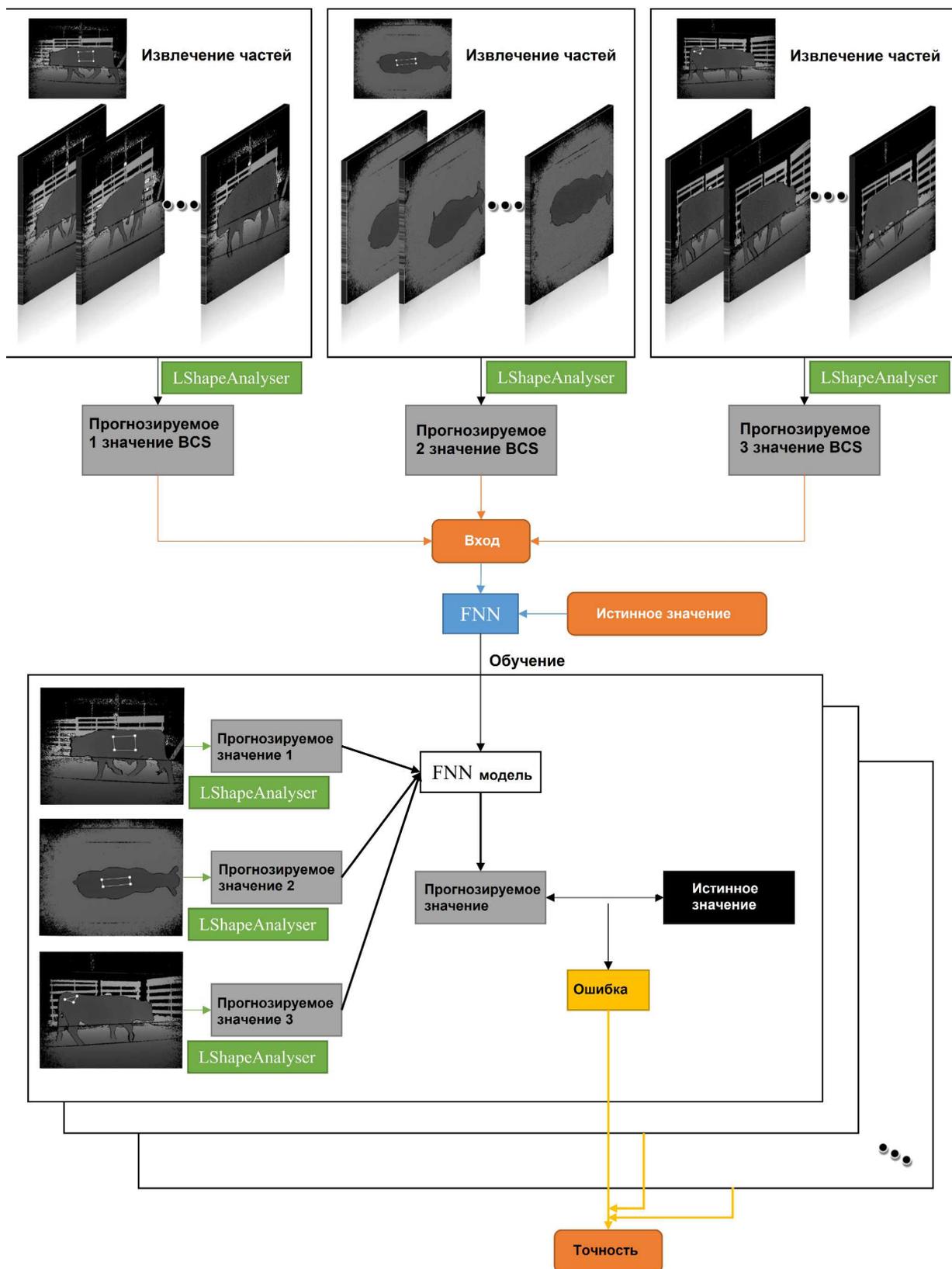


Рис. 22: Процесс комплексной оценки BCS у мясного скота с несколькими частями. Каждая из трех верхних прогнозируемых величин (серый прямоугольник) — это BCS популяции, а каждая из трех нижних — BCS отдельной особи. Анализ итоговой точности относится к вычислению точности на основе ошибки BCS каждой особи в тестовом наборе в любой момент кросс-валидации.

Из рисунка 23 видно, что точность оценки мясного скота ниже, чем молочных коров и свиней, что объясняется относительно небольшим набором данных по мясному скоту и тем, что жировые запасы мясного скота не растут линейно в одной части тела. Фактически, последнее должно быть характерно и для других видов животных. Таким образом, был проведен дополнительный эксперимент для мясного скота с целью комплексной оценки BCS по нескольким частям тела и сравнение с результатами оценки по отдельным частям тела.

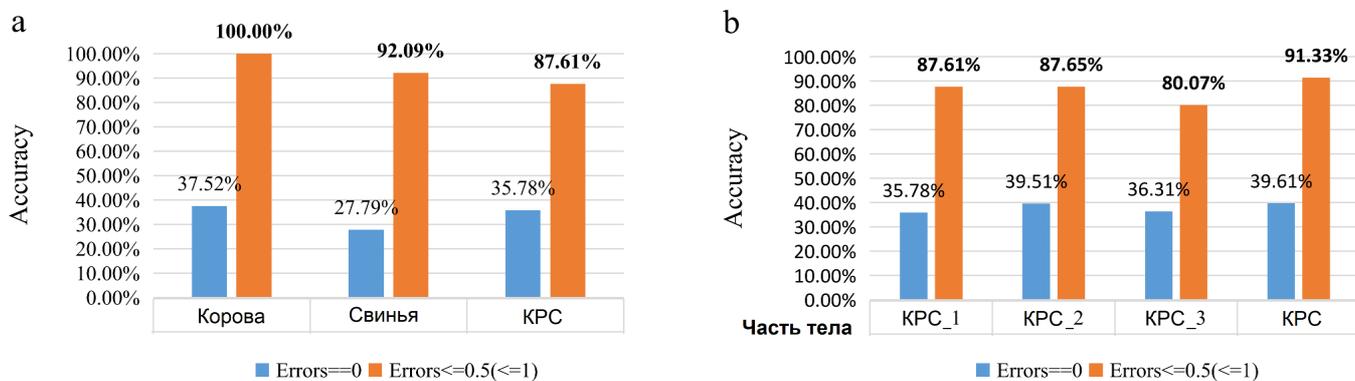


Рис. 23: Результат оценки BCS и выбранной части тела. (а) Точность оценки BCS у молочных коров, свиней и мясного скота. (б) Точность оценки BCS в различных частях тела и комплексная оценка мясного скота.

Для оценки были выбраны области ребер, позвонков и маклоков мясного скота, и в соответствии с предложенным методом были получены прогнозируемые значения BCS для этих трех областей. На основе этих трех групп прогнозируемых значений в качестве входных данных и истинных значений в качестве целевых была построена и обучена модель. Затем для оценки эффективности была применена 1000-кратная кросс-валидация. Точность определения ребер, позвонков и маклоков и многокомпонентных комбинаций с ошибкой меньше 1 составляет 87,61%, 87,65%, 80,07% и 91,33%, соответственно, как показано на рисунке 23 (б).

Кроме того, было проведено сравнение производительности с широко используемым методом на основе PCA в области измерения формы. Результаты сравнения показаны на рисунке 24, и предложенный метод демонстрирует превосходную точность относительно стандартного метода на основе PCA.

Предложенный метод использовался для анализа локальных изменений формы трех различных типов домашнего скота и построения картографической зависимости между различиями в форме и индивидуальными показателями состояния тела. Как видно на рисунке 23(а), этот метод показал хорошую эффективность в экспериментах. Для коров и свиней точность оценки состояния тела достигла 100% и 92,09 % при погрешности менее 0,5 соответственно. Точность для мясного скота была относительно низкой, всего 87,61 % при погрешности менее 1. Однако благодаря оценке с нескольких ракурсов точность была соответственно улучшена примерно на 4 процента (см. рисунок 23(б)). Это означает, что при проведении оценки состояния тела точность оценки может быть повышена за счет добавления

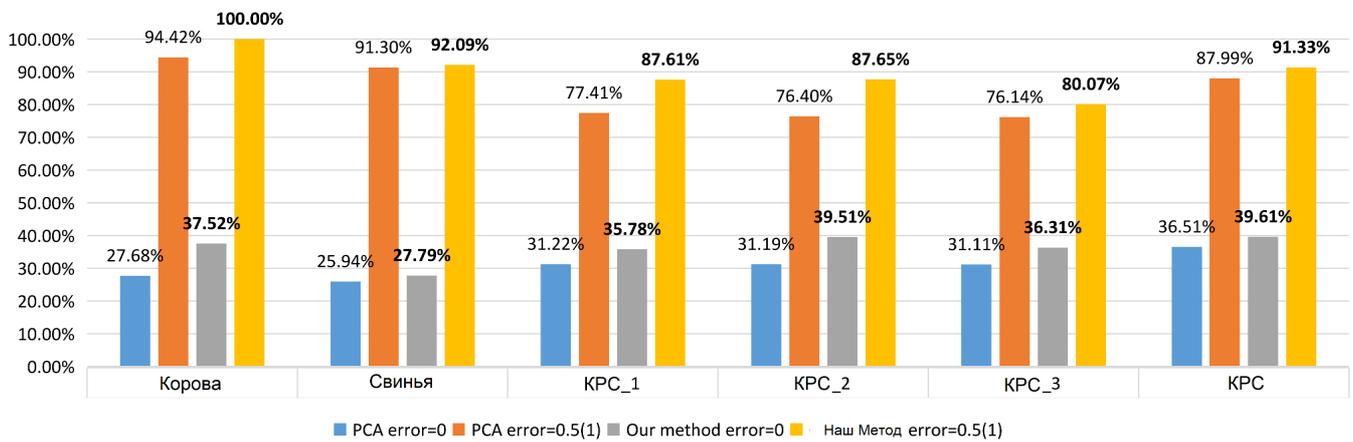


Рис. 24: Сравнение эффективности предложенного и стандартного методов на основе PCA.

данных с разных точек зрения для всестороннего анализа формы, что дает идею для оценки общей формы любых животных.

Кроме того, была продемонстрирована превосходная эффективность предложенного метода, по сравнению с методом на основе PCA. Например, для молочных коров, когда ошибка равна 0, точность оценки предложенного метода составляет 37,52%, что примерно на 10% выше, чем 27,68% для метода PCA. Когда погрешность находится в пределах 0,5, точность оценки предложенного метода составляет 100%, что примерно на 5,6% выше, чем 94,42% метода PCA. Аналогично, для всех других видов точность оценки предложенного метода выше, чем у PCA.

В восьмой главе, «Разработка прототипа программно-аппаратного комплекса для отрасли мясного скотоводства», представлен программно-аппаратный комплекс ведения и управления отрасли животноводства, а именно мясного скотоводства путем автоматизации учетной и селекционной оценок племенных животных, позволяющей проводить визуализацию данных племенного учета. Данный подход приведет к сокращению времени проведения экстерьерной оценки, автоматизации определения живой массы, проведению квалифицированного анализа и оценки селекционных процессов в стадах разных мясных пород скота.

Был разработан программно-аппаратный комплекс ведения и управления отрасли животноводства, а именно мясного скотоводства путем автоматизации учетной и селекционной оценок племенных животных, позволяющей проводить визуализацию данных племенного учета. Технология селекционной части основана на автоматизации комплексной ценности животного, проведения мониторинга селекционно-статистических параметров популяции. Данный программно-аппаратный комплекс предоставляет следующие основные функциональные возможности: автоматизация данных первичного зоотехнического и племенного учета в мясном скотоводстве; управление селекционно-племенной работой; автоматизация обработки данных бонитировки; оперативное управление; применение методов анализа данных для постоянного мониторинга и прогнозирования роста сельскохозяйственных животных.

Данная разработка решает проблему построения постоянной информационно-технологической поддержки животноводов, квалифицированного мониторинга фенотипического и функционального состояния животных. Решение задач по сокращению времени проведения экстерьерной оценки, автоматизации определения живой массы, проведению квалифицированного анализа и оценки селекционных процессов в стадах мясных пород скота приведет к значительному сокращению времени на сбор и анализ данных, а также отсутствию субъективных ошибок, то есть исключит "человеческий фактор".

Программно-аппаратный комплекс предназначен для комплексного обслуживания отрасли мясного скотоводства, а именно — автоматизации данных первичного зоотехнического и племенного учета, управления селекционно-племенной работой, бесконтактной автоматической бонитировки, оперативного управления текущей работой со стадом, постоянного мониторинга и прогнозирования роста крупного рогатого скота.

Были разработаны две программные части программно-аппаратного комплекса для синхронизации получения данных с нескольких камер глубины `grabberInMemoryDumping` и `libfreenect2PCLgrabber`.

Система сбора данных включает в себя следующие компоненты: три камеры глубины Microsoft Kinect v2; модуль сбора данных; персональный компьютер; узел аналого-цифрового преобразования; узел цифровой обработки сигналов; узел синхронизации; узел управления. При этом она включает в себя несколько блоков, отвечающих за сбор сигналов, концентратор и накопитель. Соединение компонентов реализовано линиями информационного интерфейса по топологии типа «звезда».

Блок сбора включает в себя модуль сбора данных. В его состав входит несколько узлов – аналогово-цифрового преобразования, цифровой обработки, управления, контроллера шины, синхронизации, согласования. Каждый блок включает источник питания. Все блоки используют одни и те же шины для приема и передачи информации.

Камера Microsoft Kinect v2 представляет собой комбинацию камеры RGB и датчика глубины. Первый получает цветные изображения, второй – данные о глубине, используя принцип измерения на основе структурированного света, когда инфракрасный излучатель проецирует узор из лазерных точек, деформация которых обнаруживается инфракрасным датчиком и используется для вычисления значений расстояния до объекта. Камера Kinect имеет горизонтальное поле зрения 57° и вертикальное поле зрения 43° . Карта глубины имеют максимальное разрешение 640×480 пикселей и могут быть получены со скоростью до 30 кадров/с. Несколько камер одновременно могут записывать изображения глубины в виде двоичных видеопотоков. В этой настройке могут возникать помехи, поскольку камеры Kinect обнаруживают перекрывающиеся шаблоны других камер, что может привести к ошибочным измерениям глубины. Кроме того, каждая камера Kinect должна быть подключена к собственному USB-контроллеру. При

использовании нескольких камер необходимо обеспечить одновременную запись и сохранение данных, синхронизацию камер и сбор данных.

Задачей предлагаемого решения являются построение трехмерной модели животного для дальнейшего использования результатов моделирования в селекционной работе, повышение точности и достоверности измерения, его упрощение и снижение стоимости при проведении селекционной работы. Накопитель предназначен для приема и хранения полученной информации в виде жестких дисков. Персональный компьютер необходим для конфигурирования всей системы, отображения результатов сбора и обработки информации и ее дальнейшего использования.

Был разработан прототип по автоматизации обработки данных, представляет собой железную рамку. Его общая высота составляла 2,18 м, а общая ширина — 2,25 м. Высота прохода составляла 2,08 м, ширина — 2,05 м. Он состоял из двух соединенных дуг на расстоянии 0,32 м друг от друга, чтобы оставлять место для камер и кабелей, и стоял на двух деревянных балках. С двух сторон арки были установлены по одной камере Kinect. Одна из них была установлена на высоте 0,6 м над землей лицом внутрь с прямой видимостью параллельно земле. Для защиты от грязи и влаги она была помещена в корпус из прозрачного акрилового стекла, что не приводило к потере точности измерения глубины. Камера бокового обзора прямо обращена к противоположной камере, но в случае, когда животное проходит рамку, инфракрасное изображение противоположной камеры перекрывается животным, таким образом, в этом случае интерференция невозможна. Еще одна камера была установлена на высоте около 1,95 м над землей с помощью металлического монтажного кронштейна в верхней части рамки.

Разработанные инструменты пользовательского интерфейса прототипа: получение и сохранение данных реализовано в виде двух программ с графическим интерфейсом пользователя; получение данных с нескольких датчиков Kinect на разных компьютерах в рамках одной локальной сети с использованием родного SDK (Microsoft); получение данных с нескольких датчиков Kinect на одном компьютере с использованием открытого SDK (libfreenect2); синхронизация (сшивка) данных с нескольких датчиков Kinect реализована в виде программы с графическим интерфейсом пользователя; выполнение измерений 3D-модели животного реализовано в виде программы с графическим интерфейсом пользователя.

Программный комплекс содержит следующие базовые компоненты: подсистема «первичного зоотехнического и племенного учета»; подсистема «управления селекционно-племенной работой». В состав подсистемы вводятся дополнительные модули: модуль электронного взаимодействия; модуль администрирования и информационной безопасности.

Модуль администрирования и информационной безопасности состоит из двух основных частей: администрирования; информационной безопасности. Модуль администрирования позволяет осуществлять функции по управлению работой информационных сервисов и обеспечивает: разграничение прав доступа к информационным объектам и контроль соблюдения политики безопасности; протоколирование доступа. Модуль информационной безопасности предназначен для обеспечения информационной безопасности работы компонентов типового решения, передаваемой и получаемой из внешних систем информации, путем использования средств защиты информации, реализации механизмов аутентификации и авторизации пользователей, аудита действий субъектов. Все данные защищены от несанкционированного доступа и воздействия вредоносного программного обеспечения.

Аппаратная часть прототипа программно-аппаратного комплекса включает в себя следующие компоненты: три камеры глубины Microsoft Kinect v2 с питанием от электрической сети; три персональных компьютера с питанием от электрической сети; три адаптера для Microsoft Kinect v2 для подключения сенсора к персональному компьютеру (ПК) через разъем USB 3.0; Wi-Fi-роутер с питанием от электрической сети.

В разработанной установке используются три идентичные камеры Microsoft Kinect v2, которые получают изображения RGB и глубины с левой, правой и верхней стороны животного. Каждая камера подключается к порту USB 3.0 записывающего ПК. Синхронно захваченные изображения RGB-D записывались на соответствующий ПК для каждой камеры. Управление стартом записи и синхронизации времени на ПК выполняется на одном главном ПК для удобства управления. Все ПК подключены к локальной сети с помощью Wi-Fi-роутера. Среднее время рассинхронизации между камерами в нашей системе составляет 7,3 мс. Каждое устройство фиксирует около 20 кадров животного, проходящего перед камерой. Полученные облака точек сначала сохраняются в памяти ПК, а затем загружаются на жесткий диск ПК с указанием точного времени получения каждого облака точек. Поскольку время на ПК синхронизировано, можно выбрать наилучшее соответствие облаков точек между тремя камерами.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Итоги диссертационного исследования состоят в формулировании и решении научной проблемы, имеющей важное значение для народного хозяйства и заключающейся в создании методологии и новых подходов к мониторингу состояния и поведения животных, а также новой технологии автоматической экспертной оценки животных на основе методов бесконтактного измерения двухмерных и трехмерных морфологических характеристик с использованием анализа изображений. Предложенное решение в виде методологии и новых подходов компьютерного анализа цифровых изображений биологических макрообъектов для автоматического оценивания их физических и морфологических характеристик,

представляющего собой комплекс новых моделей, методов и алгоритмов, позволяет создать автоматизированную бесконтактную систему мониторинга поведения, состояния и экспертного оценивания животных. Разработанный программно-аппаратный комплекс ведения и управления в области животноводства приведет к сокращению времени проведения экстерьерной оценки, автоматизации определения живой массы, проведению квалифицированного анализа и оценки селекционных процессов в стадах разных мясных пород скота.

Перспективами дальнейшей разработки темы исследования являются: развитие методологии и новых подходов для разработки комплексной автоматизированной системы мониторинга поведения, состояния и экспертного оценивания животных; создание универсальных моделей, методов и алгоритмов компьютерного анализа цифровых изображений различных видов животных в различных условиях, ситуациях и вариантах бесконтактного получения изображений.

Цель диссертационного исследования достигнута. Все поставленные на исследование научные задачи решены в полной мере.

ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Статьи, опубликованные в рецензируемых научных журналах и изданиях, определенных ВАК РФ и Аттестационным советом УрФУ:

1. **Ручай А.Н.** Обзор исследований в области оценки физических и морфологических характеристик биологических макрообъектов по изображениям // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. — 2023. — № 2(62). — С. 107–118. (1,91 п.л. / 1,91 п.л.)
2. Gritsenko S. On-Barn Forecasting Beef Cattle Production Based on Automated Non-Contact Body Measurement System / Gritsenko S., **Ruchay A.**, Kolpakov V., Lebedev S., Guo H., Pezzuolo A. // *Animals*. — 2023. — Vol. 13(4). — No. 611. — Pp. 1-15. (1,13 п.л. / 0,21 п.л.) (Scopus, Web of Science)
3. Liu G. Recent Advancements in Precision Livestock Farming / Liu G., Guo H., **Ruchay A.**, Pezzuolo A. // *Agriculture*. — 2023. — Vol. 13(9). — No. 1652. — Pp. 1-3. (0,25 п.л. / 0,07 п.л.) (Scopus, Web of Science)
4. Gao Z. Automated method for measuring body size parameters of live pigs based on non-rigid registration of point clouds / Gao Z., Lei J., Wu J., Zhang J., **Ruchay A.**, Pezzuolo A., Guo H. // 2023 IEEE International Workshop on Metrology for Agriculture and Forestry (MetroAgriFor). — 2023. — Pp. 472-477. (0,69 п.л. / 0,1 п.л.) (Scopus, Web of Science)
5. Zhang J. Automatic method for quantitatively analyzing the body condition of livestock from 3D shape / Zhang J., Lei J., Wu J., Lu H., Guo H., Pezzuolo A., Kolpakov V., **Ruchay A.** // *Computers and Electronics in Agriculture*. — 2023. — Vol. 214. — No. 108307. — Pp. 1-11. (1,11 п.л. / 0,13 п.л.) (Scopus, Web of Science)
6. **Ruchay A.** A Comparative Study of Machine Learning Methods for Predicting Live Weight of Duroc, Landrace, and Yorkshire Pigs / **Ruchay A.**, Gritsenko S., Ermolova E., Bochkarev A., Ermolov S., Guo H., Pezzuolo A. // *Animals*. —

2022. — Vol. 12(9). — No. 1152. — Pp. 1-10. (0,75 п.л. / 0,11 п.л.) (Scopus, Web of Science)
7. **Ruchay A.** Live Weight Prediction of Cattle Based on Deep Regression of RGB-D Images / **Ruchay A.**, Kober V., Dorofeev K., Kolpakov V., Gladkov A., Guo H. // Agriculture. — 2022. — Vol. 12(11). — No. 1794. — Pp. 1-13. (1,68 п.л. / 0,31 п.л.) (Scopus, Web of Science)
 8. **Ruchay A.** Genome-Wide Associative Study of Phenotypic Parameters of the 3D Body Model of Aberdeen Angus Cattle with Multiple Depth Cameras / **Ruchay A.**, Kolpakov V., Kosyan D., Rusakova E., Dorofeev K., Guo H., Ferrari G., Pezzuolo A. // Animals. — 2022. — Vol. 12(16). No. 2128. — Pp. 1-13. (1,11 п.л. / 0,15 п.л.) (Scopus, Web of Science)
 9. **Ruchay A.** Comparative analysis of machine learning algorithms for predicting live weight of Hereford cows / **Ruchay A.**, Kober V., Dorofeev K., Kolpakov V., Dzhulamanov K., Kalschikov V., Guo H. // Computers and Electronics in Agriculture. — 2022. — Vol. 195. — No. 106837. — Pp. 1-13. (0,73 п.л. / 0,1 п.л.) (Scopus, Web of Science)
 10. Hu Y. Curve Skeleton Extraction from Incomplete Point Clouds of Livestock and Its Application in Posture Evaluation / Hu, Y., Luo, X., Gao Z., Du A., Guo H., **Ruchay A.**, Marinello F., Pezzuolo A. // Agriculture. — 2022. — Vol. 12(7). — No. 998. — Pp. 1-19. (1,33 п.л. / 0,18 п.л.) (Scopus, Web of Science)
 11. Du A. Automatic livestock body measurement based on keypoint detection with multiple depth cameras / Du A., Guo H., Lu J., Su Y., Ma Q., **Ruchay A.**, Marinello F., Pezzuolo A. // Computers and Electronics in Agriculture. — 2022. — Vol. 198. — No. 107059. — Pp. 1-11. (0,88 п.л. / 0,12 п.л.) (Scopus, Web of Science)
 12. Lu J. 2-D/3-D fusion-based robust pose normalisation of 3-D livestock from multiple RGB-D cameras / Lu J., Guo H., Du A., Su Y., **Ruchay A.**, Marinello F., Pezzuolo A. // Biosystems Engineering. — 2022. — Vol. 223(B). — P. 129–141. (1,16 п.л. / 0,17 п.л.) (Scopus, Web of Science)
 13. **Ruchay A.N.** Predicting the body weight of Hereford cows using machine learning / **Ruchay A.N.**, Kolpakov V.I., Kalschikov V.V., Dzhulamanov K.M., Dorofeev K.A. // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. — 2021. — Vol. 624. — No. 012056. — Pp. 1–5. (0,36 п.л. / 0,08 п.л.) (Scopus)
 14. **Ruchay A.** A technology of contactless three-dimensional reconstruction of animal models using depth cameras / **Ruchay A.**, Dorofeev K., Kalschikov V., Kolpakov V., Dzhulamanov K. // 2021 International Conference on Information Technology and Nanotechnology (ITNT). — 2021. — Pp. 1–5. (0,49 п.л. / 0,1 п.л.) (Scopus)
 15. **Ruchay A.** Live weight prediction of cattle using deep image regression / **Ruchay A.**, Dorofeev K., Kalschikov V., Kolpakov V., Dzhulamanov K., Guo H. // 2021 IEEE International Workshop on Metrology for Agriculture and Forestry (MetroAgriFor). — 2021. — Pp. 32–36. (0,45 п.л. / 0,1 п.л.) (Scopus, Web of Science)

16. Du A. Automatic heart girth measurement for cattle based on deep learning / Du A., Guo H., Lu J., Su Y., **Ruchay A.**, Pezzuolo A. // 2021 IEEE International Workshop on Metrology for Agriculture and Forestry (MetroAgriFor). — 2021. — Pp. 27–31. (0,48 п.л. / 0,1 п.л.) (Scopus, Web of Science)
17. **Ruchay A.** Fast algorithm of 3D object volume calculation from point cloud / **Ruchay A.**, Fedorova M. // Proceedings of SPIE. — 2021. — Vol. 11842. — No. 118421Q. — Pp. 1-6. (0,38 п.л. / 0,19 п.л.) (Scopus, Web of Science)
18. **Ruchay A.** Fast 3D object pose normalization for point cloud / **Ruchay A.**, Gladkov A., Chelabiev R. // Proceedings of SPIE. — 2021. — Vol. 11842. — No. 118421R. — Pp. 1-5. (0,28 п.л. / 0,1 п.л.) (Scopus, Web of Science)
19. **Ruchay A.** Fast 3D object symmetry detection for point cloud / **Ruchay A.**, Kalschikov V., Gridnev A., Guo H. // Proceedings of SPIE. — 2021. — Vol. 11842. — No. 118421S. — Pp. 1-6. (0,41 п.л. / 0,1 п.л.) (Scopus, Web of Science)
20. **Ruchay A.** Fast approximate geodesic distance on point cloud / **Ruchay A.**, Dorofeev K. // Proceedings of SPIE. — 2021. — Vol. 11842. — No. 1184229. — Pp. 1-5. (0,33 п.л. / 0,17 п.л.) (Scopus, Web of Science)
21. **Ruchay A.** Accurate body measurement of live cattle using three depth cameras and non-rigid 3-D shape recovery / **Ruchay A.**, Kober V., Dorofeev K., Kolpakov V., Miroshnikov S. // Computers and Electronics in Agriculture. — 2020. — Vol. 179. — No. 105821. — Pp. 1-11. (1,31 п.л. / 0,27 п.л.) (Scopus, Web of Science)
22. **Ruchay A.** Accuracy analysis of 3D object reconstruction using mesh filtering / **Ruchay A.**, Dorofeev K., Kalschikov V., Kolpakov V. // 2020 International Conference on Information Technology and Nanotechnology (ITNT). — 2020. — Pp. 1–5. (0,53 п.л. / 0,14 п.л.) (Scopus, Web of Science)
23. **Ruchay A.** Accuracy analysis of surface reconstruction from point clouds / **Ruchay A.**, Dorofeev K., Kalschikov V., Kober A. // 2020 International Conference on Information Technology and Nanotechnology (ITNT). — 2020. — Pp. 1–4. (0,41 п.л. / 0,1 п.л.) (Scopus, Web of Science)
24. **Ruchay A.** Real-time dense 3D object reconstruction using RGB-D sensor / **Ruchay A.**, Dorofeev K., Kalschikov V. // Proceedings of SPIE. — 2020. — Vol. 11510. — Pp. 565–571. (0,5 п.л. / 0,17 п.л.) (Scopus, Web of Science)
25. **Ruchay A.N.** A depth camera-based system for automatic measurement of live cattle body parameters / **Ruchay A.N.**, Dorofeev K.A., Kalschikov V.V., Kolpakov V.I., Dzhulamanov K.M. // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. — 2019. — Vol. 341. — No. 012148. — Pp. 1–10. (0,55 п.л. / 0,11 п.л.) (Scopus)
26. **Ruchay A.N.** Accurate 3D shape recovery of live cattle with three depth cameras / **Ruchay A.N.**, Dorofeev K.A., Kalschikov V.V., Kolpakov V.I., Dzhulamanov K.M. // IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. — 2019. — Vol. 341. — No. 012147. — Pp. 1–9. (0,58 п.л. / 0,11 п.л.) (Scopus)

27. **Ruchay A.N.** Fusion of information from multiple Kinect sensors for 3D object reconstruction / **Ruchay A.N.**, Dorofeev K.A., Kolpakov V.I. // Computer Optics. — 2018. — Vol. 42, no. 5. — Pp. 898–903. (0,68 п.л. / 0,23 п.л.) (Scopus, Web of Science)
28. **Ruchay A.** 3D object reconstruction using multiple Kinect sensors and initial estimation of sensor parameters / **Ruchay A.**, Dorofeev K., Kober A. // Proceedings of SPIE. — Vol. 10752. — 2018. No. 1075222. — Pp. 1–8. (0,53 п.л. / 0,18 п.л.) (Scopus, Web of Science)
29. **Ruchay A.** An efficient detection of local features in depth maps / **Ruchay A.**, Dorofeev K., Kober A. // Proceedings of SPIE. — Vol. 10752. — 2018. No. 1075223. — Pp. 1–8. (0,6 п.л. / 0,2 п.л.) (Scopus, Web of Science)
30. **Ruchay A.N.** Accuracy analysis of 3D object reconstruction using RGB-D sensor / **Ruchay A.**, Dorofeev K., Kober A. // Proceedings of the International Conference Information Technology and Nanotechnology. CEUR Workshop Proceedings. — 2018. — Vol. 2210. — Pp. 82–88. (0,48 п.л. / 0,16 п.л.) (Scopus)
31. **Ruchay A.N.** Accurate reconstruction of the 3D indoor environment map with a RGB-D camera based on multiple ICP / **Ruchay A.**, Dorofeev K., Kober A. // Proceedings of the International Conference Information Technology and Nanotechnology. CEUR Workshop Proceedings. — 2018. — Vol. 2210. — Pp. 300–308. (0,56 п.л. / 0,19 п.л.) (Scopus)

Свидетельства о регистрации программ для ЭВМ:

32. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021669674. Быстрое вычисление геодезического расстояния на трехмерной модели животного / Колпаков В.И., **Ручай А.Н.**, Мирошников С.А. — Заявка № 2021669228 от 24.11.2021; дата государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ 01.12.2021. — 1 с.
33. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2021680388. Автоматическое выравнивание позы трехмерной модели животного / Колпаков В.И., **Ручай А.Н.**, Мирошников С.А. — Заявка № 2021669668 от 01.12.2021; дата государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ 09.12.2021. — 1 с.
34. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2019614479. Трехмерные математические инварианты для замены субъективных оценок экстерьера животного / **Ручай А.Н.**, Дорофеев К.А., Колпаков В.И., Кобер А.В., Джуламанов К.М. — Заявка № 2019613117 от 26.03.2019; дата государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ 26.03.2019. — 1 с.
35. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2019614397. Оценка живой массы крупного рогатого скота с использованием методов бесконтактной трехмерной реконструкции форм животных / **Ручай А.Н.**, Кальщикова В.В., Колпаков В.И., Кобер А.В., Джуламанов К.М. — Заявка № 2019613102 от 26.03.2019; дата государственной регистрации в Реестре программ для ЭВМ 26.03.2019. — 1 с.

Свидетельства о регистрации базы данных для ЭВМ:

36. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2022623200. База данных RGB-D изображений и ручных промеров экспериментальной группы животных / **Ручай А.Н.**, Колпаков В.И., Дорофеев К.А. — Заявка № 2022623136 от 24.11.2022; дата государственной регистрации в Реестре базы данных 02.12.2022. — 1 с.
37. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2022623242. Данные биометрических исследований, включающие результаты выявления зависимостей отдельных статей экстерьера, индексов, 3D-моделей поверхности тела животных и присутствия отдельных генетических признаков / **Ручай А.Н.**, Колпаков В.И., Дорофеев К.А. — Заявка № 2022623150 от 24.11.2022; дата государственной регистрации в Реестре базы данных 05.12.2022. — 1 с.
38. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2021622534. База данных RGB-D изображений и ручных промеров племенных животных абердин-ангусской породы / **Ручай А.Н.**, Дорофеев К.А., Колпаков В.И., Кальщикова В.В., Лебедев С.В., Рахматуллин Ш.Г. — Заявка № 2021622460 от 12.11.2021; дата государственной регистрации в Реестре базы данных 18.11.2021. — 1 с.
39. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2021622896. База данных RGB-D изображений и ручных промеров племенных животных Vos Taurus / Колпаков В.И., **Ручай А.Н.**, Мирошников С.А. — Заявка № 2021622743 от 24.11.2021; дата государственной регистрации в Реестре базы данных 10.12.2021. — 1 с.
40. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2021622569. Данные биометрических исследований, включающие результаты выявления зависимостей отдельных статей экстерьера, индексов, 3-D моделей поверхности тела животных и присутствия отдельных генетических признаков / **Ручай А.Н.**, Колпаков В.И., Герасимов Н.П., Джуламанов К.М., Косян Д.Б., Рахматуллин Ш.Г. — Заявка № 2021622475 от 12.11.2021; дата государственной регистрации в Реестре базы данных 19.11.2021. — 1 с.
41. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2019622142. Параметры экстерьера племенных животных герефордской породы разных эколого-генетических групп / Колпаков В.И., **Ручай А.Н.**, Джуламанов К.М., Кобер А.В., Мирошников И.С. — Заявка № 2019621923 от 26.10.2019; дата государственной регистрации в Реестре базы данных 21.10.2019. — 1 с.