

**Титов Артем Денисович**

ассистент кафедры статистики и кибернетики, Российской государственный аграрный университет – МСХА имени К.А. Тимирязева, Москва. SPIN-код: 2281-0631, Author ID: 1142773

Электронный адрес: a.titov@rgau-msha.ru

**Artem D. Titov**

Assistant at the Department of statistics and cybernetics, Russian State Agrarian University – Timiryazev Agricultural Academy, Moscow. SPIN-code: 2281-0631, Author ID: 1142773

E-mail address: a.titov@rgau-msha.ru

**Демичев Вадим Владимирович**

кандидат экономических наук, доцент, доцент кафедры статистики и кибернетики, Российской государственный аграрный университет – МСХА имени К.А. Тимирязева, Москва. ORCID: 0000-0003-0506-1200, SPIN-код: 2932-1478, Author ID: 769165

Электронный адрес: demichev\_v@rgau-msha.ru

**Vadim V. Demichev**

Ph.D. of Economic Sciences, Docent, Associate Professor at the Department of statistics and cybernetics, Russian State Agrarian University – Timiryazev Agricultural Academy, Moscow. ORCID: 0000-0003-0506-1200, SPIN-code: 2932-1478, Author ID: 769165

E-mail address: demichev\_v@rgau-msha.ru

**Акчурин Сергей Владимирович**

доктор ветеринарных наук, профессор, и. о. директора Института зоотехники и биологии, Российской государственный аграрный университет – МСХА имени К.А. Тимирязева, Москва. ORCID: 0000-0002-6822-0013, SPIN-код: 9283-2474, Author ID: 256773

Электронный адрес: sakchurin@rgau-msha.ru

**Sergey V. Akchurin**

Doctor of Veterinary Sciences, Full Professor, Acting Director of the Institute of animal husbandry and biology, Russian State Agrarian University – Timiryazev Agricultural Academy, Moscow. ORCID: 0000-0002-6822-0013, SPIN-code: 9283-2474, Author ID: 256773

E-mail address: sakchurin@rgau-msha.ru

**Шмаренкова Юлия Сергеевна**

старший преподаватель кафедры ветеринарии и физиологии животных, Калужский филиал Российского государственного аграрного университета – МСХА имени К.А. Тимирязева, город Калуга. ORCID: 0009-0007-5241-8555, SPIN-код: 3319-9076, Author ID: 1168246

Электронный адрес: 1shmarenkova\_11@mail.ru

**Yulia S. Shmarenkova**

Senior Lecturer at the Department of veterinary medicine and animal physiology, Kaluga Branch of the Russian State Agrarian University – Timiryazev Agricultural Academy, Kaluga. ORCID: 0009-0007-5241-8555, SPIN-code: 3319-9076, Author ID: 1168246

E-mail address: 1shmarenkova\_11@mail.ru

ФОРМИРОВАНИЕ И РАЗМЕТКА СПЕЦИАЛИЗИРОВАННОГО  
ДАТАСЕТА ДЛЯ ЗАДАЧ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ В  
ВЕТЕРИНАРНОЙ РЕНТГЕНОЛОГИИ

---

**Аннотация.** Актуальность исследования обусловлена необходимостью автоматизации анализа ветеринарных рентгенограмм, что особенно важно для повышения точности и скорости диагностики сердечно-сосудистых заболеваний у животных. Традиционный метод определения кардиовертебрального индекса (далее – VHS) требует участия специалиста и является трудоемким. В связи с этим возникает потребность в разработке моделей компьютерного зрения, способных автоматически рассчитывать VHS-индекс. Однако для обучения таких моделей требуется качественно размеченный датасет, адаптированный под современные архитектуры глубокого обучения. Данная статья направлена на выявление путей формирования и разметки специализированного датасета, подходящего для обучения модели YOLOv8x-seg с целью автоматического расчета VHS-индекса на основе ветеринарных рентгенограмм. Это позволило создать структурированный набор данных, подходящий для дальнейшей работы с нейросетями, описаны используемые классы объектов, методика ручной и экспертной верификации разметки, а также процедура конвертации аннотаций в нужный формат. Выявлены ключевые преимущества использования MakeSense: гибкость, открытость, поддержка сегментации и экспорт в различные форматы. Материалы статьи представляют практическую ценность для исследователей в области компьютерного зрения, ветеринарной медицины и разработчиков медицинских систем искусственного интеллекта. Полученные результаты могут быть использованы для создания автоматизированных систем диагностики, снижающих нагрузку на специалистов и повышающих точность клинических решений.

**Ключевые слова:** ветеринарная рентгенология, кардиовертебральный индекс, компьютерное зрение, искусственный интеллект, обработка датасета.

**Для цитирования:** Титов А.Д., Демичев В.В., Акчурин С.В., Шмаренкова Ю.С. Формирование и разметка специализированного датасета для задач компьютерного зрения в ветеринарной рентгенологии // Вестник Российского нового университета. Серия: Сложные системы: модели, анализ, управление. 2025. № 4. С. 129 – 140. DOI: 10.18137/RNU.V9187.25.04.P.129

---

FORMATION AND MARKUP OF A SPECIALIZED DATASET  
FOR COMPUTER VISION TASKS IN VETERINARY RADIOGRAPHY

---

**Abstract.** The relevance of the study is due to the need to automate the analysis of veterinary radiographs, which is especially important for improving the accuracy and speed of diagnosing cardiovascular diseases in animals. The traditional method of determining the cardiovertebral index (hereinafter VHS) requires the participation of a specialist and is labor-intensive. In this regard, there is a need to develop computer vision models that can automatically calculate the VHS index. However, training such models requires a high-quality labeled dataset adapted to modern deep learning architectures. This article is aimed at identifying ways to form and label a specialized dataset suitable for training the YOLOv8x-seg model for the automatic calculation of the VHS index based on veterinary radiographs. This made it possible to create a structured dataset suitable for further work with neural networks, described the classes of objects used, the methodology for manual and expert verification of the labeling, as well as the procedure for converting annotations to the desired format. The article identifies the key advantages of using MakeSense such as

flexibility, openness, support for segmentation and export to various formats. The materials of the article are of practical value for researchers in the field of computer vision, veterinary medicine and developers of medical artificial intelligence systems. The results obtained can be used to create automated diagnostic systems that reduce the workload of specialists and increase the accuracy of clinical decisions.

**Keywords:** veterinary radiography, cardiovertebral index, computer vision, artificial intelligence, dataset processing.

**For citation:** Titov A.D., Demichev V.V., Akchurin S.V., Shmarenkova Yu.S. (2025) Formation and markup of a specialized dataset for computer vision tasks in veterinary radiology. *Vestnik of Russian New University. Series: Complex Systems: Models, analysis, management.* No.4. Pp. 130–140. DOI: 10.18137/RNUV9187.25.04.P.130 (In Russian).

## Введение

С развитием методов компьютерного зрения (Computer Vision) и глубокого обучения все большее внимание в медицинской диагностике уделяется автоматизации анализа изображений, позволяющей повысить точность, воспроизводимость и скорость интерпретации данных [1–5]. В ветеринарной медицине, где доступ к специализированной диагностической помощи ограничен, особенно остро стоит вопрос внедрения систем искусственного интеллекта (далее – ИИ) [6–8]. Одной из ключевых задач в кардиологической диагностике у животных является оценка размеров сердца по рентгенограммам грудной клетки. Наиболее распространенным и клинически обоснованным методом является расчет кардиовертебрального индекса (Vertebral Heart Score – VHS), предложенный Buchanan и Bücheler в 1995 году. Метод заключается в измерении длиной оси сердца и сравнении ее с высотой грудных позвонков, что позволяет стандартизировать оценку кардиомегалии независимо от масштаба изображения [9].

Несмотря на свою простоту и клиническую ценность, ручной расчет VHS является субъективным и трудоемким процессом, чувствительным к ошибкам измерения, особенно при низкой контрастности изображения или анатомических вариациях у разных пород [2]. Современные подходы, основанные на сверточных нейронных сетях, предлагают возможность полной автоматизации этого процесса – от обнаружения анатомических структур до расчета индекса [10]. Однако эффективность таких моделей напрямую зависит от качества и объема обучающего датасета, который должен содержать не только изображения, но и точные аннотации, охватывающие сложные анатомические контуры [11].

На сегодняшний день существует ограниченное число публично доступных датасетов, посвященных ветеринарной рентгенологии, и почти отсутствуют размеченные наборы, пригодные для задач сегментации и детекции с использованием современных архитектур [12]. Большинство существующих решений ориентированы на человеческую медицину, где анатомия и параметры съемки существенно отличаются от ветеринарных. Кроме того, ветеринарные рентгенограммы характеризуются высокой вариабельностью: различиями в позиционировании животного, техническими параметрами съемки, породными особенностями анатомии и низкой контрастностью мягких тканей, что усложняет применение универсальных моделей без адаптации .

В этом контексте формирование специализированного качественно размеченного датасета становится критически важным этапом для разработки надежной ИИ-системы. Особое значение при этом имеет выбор инструментов разметки, обеспечивающих высо-

кую точность полигональной сегментации, поддержку различных типов аннотаций и безопасность хранения данных. Как показано в ряде исследований, качество разметки напрямую влияет на метрики обучения и обобщающую способность модели [10].

Целью настоящей работы является описание процесса создания и разметки специализированного датасета ветеринарных рентгенограмм, предназначенного для обучения моделей YOLO для решения задач автоматического расчета кардиовертебрального индекса.

Особое внимание уделено выбору инструментария для разметки, верификации аннотаций экспертами-ветеринарами и адаптации данных под требования современных архитектур глубокого обучения. Полученный датасет может стать основой для дальнейших исследований в области автоматизированной диагностики в ветеринарной кардиологии.

***Сравнительный анализ инструментальных средств для разметки ветеринарных рентгенограмм***

Современные технологии компьютерного зрения требуют качественной разметки изображений, которая служит основой для обучения моделей глубокого обучения [3; 4; 13]. Для этой задачи используются специализированные инструменты, позволяющие выделять объекты интереса, создавать контуры и классифицировать элементы на изображениях. Среди наиболее популярных решений можно выделить LabelImg, Label Studio, VGG Image Annotator, Super Annotate, CVAT, Roboflow, YOLOv8 Segment, OpenCV, Dextr, COCO Annotator и др. Каждая из этих систем имеет свои особенности: одни ориентированы на простоту использования, другие – на поддержку сложных сценариев сегментации, третьи – на масштабируемость для работы с большими датасетами. Выбор инструмента зависит от задач проекта, доступных ресурсов и требований к точности разметки.

Выбор подходящего инструмента для разметки медицинских изображений играет ключевую роль в формировании качественного датасета, необходимого для обучения моделей компьютерного зрения. Для решения задачи автоматического расчета кардиовертебрального индекса был проведен сравнительный анализ наиболее популярных инструментов разметки: LabelImg, Label Studio, VIA (VGG Image Annotator), CVAT, Roboflow, SuperAnnotate и MakeSense. Оценка проводилась по следующим критериям:

- поддержка полигонной разметки (сегментация);
- удобство пользовательского интерфейса;
- хранение данных (локально/в облаке);
- открытый исходный код;
- поддержка работы с медицинскими изображениями;
- требования к вычислительным ресурсам.

Результаты сравнения представлены в Таблице.

Таблица

***Сравнительный анализ инструментов разметки изображений***

Инструмент	Полигональная разметка	Удобство интерфейса	Хранение данных	Открытый код	Поддержка мед. изображений	Требования к ресурсам
LabelImg	Только bounding box	Среднее	Локально	+	Ограничена	Низкие
Label Studio	+	Хорошее	Облако/локально	+	+	Средние

Формирование и разметка специализированного датасета для задач  
компьютерного зрения в ветеринарной рентгенологии

Окончание таблицы

Инструмент	Полигональная разметка	Удобство интерфейса	Хранение данных	Открытый код	Поддержка мед. изображений	Требования к ресурсам
VIA (VGG)	+	Среднее	Локально	+	Условно	Низкие
CVAT	+	Сложный	Облако	+	+	Высокие
Robodlow	+	Хорошее	Облако	-	+	Средние
Super Annotate	+	Хорошее	Облако	-	+	Высокие
MakeSence	+	Отличное	Локально	+	+	Низкие

Источник: таблица составлена авторами.

Анализ показал, что большинство платформ, таких как Labelimg и VIA, не поддерживают полноценную полигональную сегментацию или имеют устаревший интерфейс, что затрудняет точную разметку сложных контуров сердца и позвонков. CVAT и Super Annotate, несмотря на обширный функционал, требуют значительных вычислительных ресурсов и обладают сложным интерфейсом, что замедляет процесс разметки. Кроме того, эти платформы хранят данные в облаке, что может нарушать требования конфиденциальности при работе с медицинскими изображениями.

Label Studio и Roboflow предлагают хороший баланс между функциональностью и удобством, но требуют настройки серверной инфраструктуры или подключения к облачным сервисам, что не всегда приемлемо в условиях ветеринарной клиники.

MakeSence выделяется следующими ключевыми параметрами:

- 1) интуитивно понятный интерфейс, позволяющий быстро освоить инструмент даже без технической подготовки;
- 2) поддержка комбинированной разметки: одновременно можно размечать полигоны, точки и линии;
- 3) полная поддержка полигонов, необходимая для точного выделения анатомических структур;
- 4) экспорт в различных форматах, что обеспечивает прямую совместимость с фреймворками глубокого обучения;
- 5) локальное хранение данных – платформа не загружает изображения на серверы, что критически важно для защиты конфиденциальности данных;
- 6) открытый исходный код, позволяющий модифицировать платформу под специфические задачи;
- 7) низкие требования к ресурсам – работает в браузере без необходимости установки или настройки сервера.

Таким образом, MakeSence был выбран в качестве основного инструмента разметки ввиду его оптимального сочетания точности, безопасности, простоты использования и совместимости с задачами автоматического анализа ветеринарных рентгенограмм. Его применение позволило эффективно сформировать датасет, адаптированный под архитектуру YOLO, обеспечить высокое качество аннотаций при минимальных затратах времени и ресурсов.

### ***Процесс формирования размеченного датасета для модуля расчета индекса VHS разрабатываемой платформы***

MakeSense – это достаточно «свежая» платформа, выпущенная летом 2019 года Петром Скальски, развивающаяся как open-source-проект. Процесс разметки с ее помощью включал следующие этапы.

1. Загрузка изображений – в платформу загружались рентгенограммы в правой латеральной проекции, соответствующие стандартам клинической практики.

2. Создание классов – для каждого изображения определялись классы объектов: сердце, грудные позвонки, весь позвоночник.

3. Ручная сегментация – с использованием инструмента полигонов выделялись границы сердца и позвонков; это требовало внимательности, так как ошибки разметки могли привести к снижению точности модели.

4. Проверка и коррекция – после первичной разметки изображения передавались преподавателям-ветеринарам для верификации корректности; эксперты корректировали контуры, учитывая клинические рекомендации.

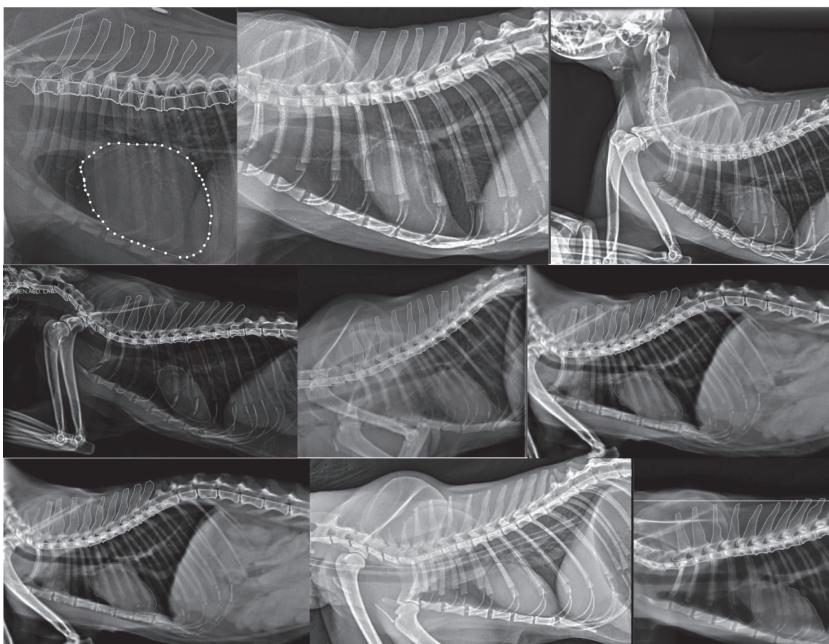
5. Экспорт данных – готовые размеченные изображения экспорттировались в формате COCO.

Первый этап работы с разметкой – сбор исходного датасета изображений. Специалистами в области рентгенологии в ветеринарной клинике было подготовлено и передано 539 рентгенограмм в правой латеральной проекции.

Эти изображения были загружены на платформу для дальнейшей разметки, после чего инициированы следующие классы:

- сердце – класс, который будет содержать список точек, образующих полигон, описывающий силуэт сердца;
- ВТС – класс, который содержит точку, которая является верхней точкой длинной оси сердечного силуэта;
- НТС – класс, который содержит точку, которая является нижней точкой длинной оси сердечного силуэта;
- грудной позвонок – класс, который будет содержать список точек, образующих полигон, описывающий каждый грудной позвонок;
- позвонок – класс, который будет содержать список точек, образующих полигон, описывающий каждый позвонок, не являющийся грудным;
- позвоночник – класс, который будет содержать список точек, образующих полигон, описывающий весь видимый позвоночник.

Пример размеченных изображений представлен на Рисунке 1.



**Рисунок 1.** Размеченные изображения средствами MakeSense

Источник: здесь и далее рисунки выполнены автором.

На рисунке показаны размеченные рентгеновские снимки. Можно заметить, что различные контуры имеют свой цвет, что говорит о принадлежности к определенному классу. На каждом изображении может быть больше одного объекта одного класса (грудные позвонки выделяются каждый отдельно).

#### *Формирование итогового датасета, подходящего под архитектуру YOLO*

После разметки всех изображений результат был экспортирован в два файла:

- 1) файл аннотации полигонов в формате для COCO с расширением .json;
- 2) файл аннотации ключевых точек с расширением .csv.

Примеры аннотации ключевых точек и полигонов представлены на Рисунке 2.

Поскольку в качестве модели для обучения была выбрана YOLO, то лучшим решением стало объединение полученных аннотаций в одну и переформатирование в отдельные текстовые файлы аннотаций для отдельного изображения. Для этого необходимо понимать важные особенности.

Аннотации в формате COCO хранятся в виде JSON-файла, где каждое изображение имеет уникальный идентификатор (image\_id), а для каждого объекта на изображении заданы координаты ограничивающего прямоугольника (bounding box) в формате [x\_min, y\_min, width, height]. Координаты (x\_min, y\_min) указывают верхний левый угол bounding box, a width и height – его ширину и высоту.

Аннотации в формате YOLO записываются в текстовые файлы (по одному файлу на каждое изображение). Каждая строка содержит информацию о классе объекта и нормализованные координаты центра bounding box, а также его нормализованную ширину и высоту: <class\_id><x\_center><y\_center><width><height>.

1	BTC,335,261,c_1.jpeg,615,572	A
2	HTC,411,400,c_1.jpeg,615,572	
3	BTC,229,337,c_10.jpeg,901,660	
4	HTC,286,525,c_10.jpeg,901,660	
5	BTC,1020,1004,c_100.jpeg,1992,1844	
6	HTC,1183,1264,c_100.jpeg,1992,1844	
7	BTC,713,813,c_101.jpeg,1620,1450	
8	HTC,960,1104,c_101.jpeg,1620,1450	
9	BTC,841,658,c_102.jpeg,2334,1	
10	HTC,1005,990,c_102.jpeg,2334,1	

{"info": {"description": "my-project-name"}, "images": [{"id": 1, "width": 615, "height": 572, "file_name": "c_1.jpeg"}, {"id": 2, "width": 901, "height": 660, "file_name": "c_10.jpeg"}, {"id": 3, "width": 1992, "height": 1844, "file_name": "c_100.jpeg"}, {"id": 4, "width": 1620, "height": 1450, "file_name": "c_101.jpeg"}, {"id": 5, "width": 2334, "height": 1495, "file_name": "c_102.jpeg"}, {"id": 6, "width": 1669, "height": 1380, "file_name": "c_103.jpeg"}, {"id": 7, "width": 1968, "height": 968, "file_name": "c_104.jpeg"}, {"id": 8, "width": 1866, "height": 1613, "file_name": "c_105.jpeg"}, {"id": 9, "width": 1333, "height": 1201, "file_name": "c_106.jpeg"}, {"id": 10, "width": 1995, "height": 1423, "file_name": "c_107.jpeg"}, {"id": 11, "width": 1563, "height": 1353, "file_name": "c_108.jpeg"}, {"id": 12, "width": 1998, "height": 1257, "file_name": "c_109.jpeg"}, {"id": 13, "width": 926, "height": 638, "file_name": "c_109.jpeg"}]	B
--	---

Рисунок 2. Пример аннотации ключевых точек (А) и полигонов (Б)

Поэтому был написан скрипт перевода аннотации из одного формата в другой с помощью языка высокогоуровневого программирования Python. Алгоритм скрипта действует следующим образом:

- запоминаются все аннотации, связанные с определенным объектом с помощью метки `image_id`, по этой метке извлекаются размеры изображения (`width` и `height`) из секции `images` файла COCO;
- извлекается информация о `bounding box` и вычисляются координаты его центра с помощью нормализацией по формулам:

$$x_{center_{norm}} = \frac{x_{min} + width}{2 \cdot image\_width},$$

где  $x_{min}$  – координата верхнего левого угла `bounding box` на оси абсцисс, взятая из аннотации COCO, `image_width` – это ширина самого изображения (также в пикселях), указанная в секции `images` файла COCO;

$$y_{center_{norm}} = \frac{y_{min} + height}{2 \cdot image\_height},$$

где  $y_{min}$  – координата верхнего левого угла `bounding box` на оси ординат, взятая из аннотации COCO, `image_width` – это ширина самого изображения (также в пикселях), указанная в секции `images` файла COCO;

$$width_{norm} = \frac{bbox\_width}{image\_width},$$

где `bbox_width` – ширина ограничивающего прямоугольника (в пикселях), взятая из аннотации COCO, `image_width` – это ширина самого изображения (также в пикселях), указанная в секции `images` файла COCO;

$$height_{norm} = \frac{bbox\_height}{image\_height},$$

где `bbox_height` – высота ограничивающего прямоугольника (в пикселях), взятая из аннотации COCO, `image_height` – это высота самого изображения (также в пикселях), указанная в секции `images` файла COCO;

- для каждого объекта составляется строка в формате <class\_id><x\_center\_norm><y\_center\_norm><width\_norm><height\_norm>, где <class\_id> – номер класса объекта (в СОСО он задается как category\_id);

- эти строки для каждого объекта сохраняются в текстовый файл.

После обработки исходных данных датасет был разбит на три выборки: тренировочная, тестовая и валидационная в соотношении 60, 20 и 20 % соответственно. Итоговая структура получившегося набора представлена на Рисунке 3.

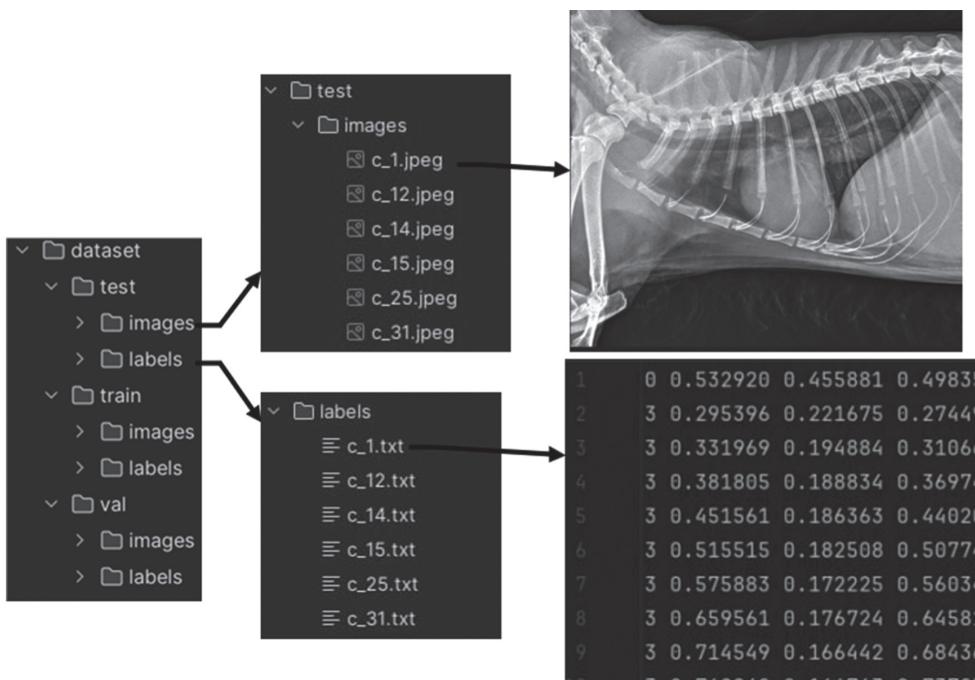


Рисунок 3. Итоговая структура датасета для обучения модели

В результате в тренировочный набор вошло 323 изображения, в тестовый – 108, в валидационный – 108.

### Заключение

Полученный датасет представляет собой важный шаг на пути к созданию автоматизированной системы диагностики кардиомегалии у животных. Его дальнейшее использование в обучении нейросетевых моделей позволит разработать инструмент, способный быстро и с высокой точностью рассчитывать VHS-индекс, минимизируя субъективность и ошибки, неизбежные при ручном измерении. Это особенно актуально для ветеринарных клиник, где дефицит специалистов-рентгенологов и высокая нагрузка на врачей могут снижать качество диагностики.

Перспективы данного исследования широки.

Во-первых, разработанный датасет может стать основой для создания универсальной ИИ-системы поддержки принятия решений в ветеринарной кардиологии, интегрируе-

мой в ПО рентгенологических кабинетов. Такая система сможет не только рассчитывать VHS, но и выявлять отклонения от нормы, предлагать предварительный диагноз и отслеживать динамику изменений при повторных исследованиях.

Во-вторых, методология формирования и разметки датасета может быть адаптирована для других задач ветеринарной кардиологии, например, оценки состояния суставов, позвоночника или легких, что открывает путь к масштабированию технологии на другие направления диагностики.

Кроме того, данный датасет может быть расширен за счет включения рентгенограмм в других проекциях, а также изображений различных пород животных, что повысит обобщающую способность моделей и позволит учитывать анатомические особенности.

Таким образом, результаты работы имеют не только научную, но и практическую значимость. Они способствуют цифровизации ветеринарной медицины, повышению доступности качественной диагностики и снижению нагрузки на специалистов. В долгосрочной перспективе подобные разработки могут стать неотъемлемой частью современной ветеринарной практики, обеспечивая более точную, быструю и объективную диагностику заболеваний животных.

### Литература

1. *Esteva A., Robicquet A., Ramsundar B., et al.* A guide to deep learning in healthcare // *Nature Medicine*. 2019. Vol. 25. No. 1. P. 24–29. DOI: 10.1038/s41591-018-0316-z
2. Харитонова А.Е., Титов А.Д. Разработка модуля информационной системы распознавания образов // Цифровые технологии анализа данных в сельском хозяйстве. М. : Научный консультант, 2022. С. 211–241. EDN CRKOMW.
3. Титов А.Д. Использование нейронных сетей для распознавания образов // Сборник трудов, присужденных к 74-й Всероссийской студенческой научно-практической конференции, посвященной 200-летию со дня рождения П.А. Ильинского, Москва, 01 января – 31 декабря 2021 г. М. : Российский государственный аграрный университет – МСХА им. К.А. Тимирязева, 2021. С. 50–53. EDN SIRZRI.
4. Титов А.Д. Методы и алгоритмы интеллектуального анализа больших данных в сельском хозяйстве // Тренды развития сельского хозяйства и агрообразования в парадигме «зеленой экономики» : Материалы международной научно-практической конференции, Москва, 14–15 июня 2023 г. М. : Российский государственный аграрный университет – Московская сельскохозяйственная академия им. К.А. Тимирязева, 2023. С. 29–33. EDN QZGBTG.
5. Титов А.Д. Перспективы компьютерного зрения в статистике сельского хозяйства // Современные направления статистических исследований : Материалы II национальной научной конференции, Москва, 26 декабря 2023 г. М. : Российский государственный аграрный университет, 2024. С. 61–65. EDN XRDYRR.
6. *Boissady E., de La Comble A., Zhu X., Abbott J., Hespel A.-M.* Comparison of a Deep Learning Algorithm vs. Humans for Vertebral Heart Scale Measurements in Cats and Dogs Shows a High Degree of Agreement Among Readers // *Frontiers in Veterinary Science*. 2021. Vol. 8. P. 764570. DOI: 10.3389/fvets.2021.764570
7. *Pereira A.I., Franco-Gonçalo P., Leite P., Ribeiro A., Alves-Pimenta M.S., Colaço B., Loureiro C., Gonçalves L., Filipe V., Ginja M.* Artificial Intelligence in Veterinary Imaging: An Overview // *Veterinary Sciences*. 2023. Vol. 10. No. 5. P. 320. DOI: 10.3390/vetsci10050320

Формирование и разметка специализированного датасета для задач  
компьютерного зрения в ветеринарной рентгенологии

8. *Boissady E., de La Comble A., Zhu X., Hespel A.-M.* Artificial intelligence evaluating primary thoracic lesions has an overall lower error rate compared to veterinarians or veterinarians in conjunction with the artificial intelligence // *Veterinary Radiology & Ultrasound*. 2020. Vol. 61. No. 6. P. 619–627. DOI: 10.1111/vru.12912
9. *Buchanan J.W., Bücheler J.* Vertebral scale system to measure canine heart size in radiographs. *Journal of the American Veterinary Medical Association*. 1995. Vol. 206. No. 2. Pp. 194–199. DOI: <https://doi.org/10.2460/javma.1995.206.02.194>
10. *Rubini A., Di Via R., Pastore V.P., Del Signore F., Rosto M., De Bonis A., Odono F., Vignoli M.* Artificial Intelligence in Chest Radiography – A Comparative Review of Human and Veterinary Medicine // *Veterinary Sciences*. 2025. Vol. 12. No. 5. Article no. 404. DOI: 10.3390/vetsci12050404
11. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024690429 Российская Федерация. «Программное средство для верификации личностей пользователей во время ВКС с использованием методов искусственного интеллекта» : № 2024688865 / А.Д. Титов, В.В. Демичев, Д.Э. Храмов и др. ; заявитель Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Российский государственный аграрный университет – МСХА имени К.А. Тимирязева». EDN INWDCO.
12. *Wang C.-Y., Bochkovskiy A., Liao H.-Y.M.* YOLOv7: Trainable Bag-of-Freebies Sets New State-of-the-Art for Real-Time Object Detectors // 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Vancouver, BC, Canada, 2023. Pp. 7464–7475. DOI: 10.1109/CVPR52729.2023.00721
13. *Хоружий В.И., Уколова А.В., Демичев В.В. и др.* Цифровые технологии в сельском хозяйстве. М. : Российский государственный аграрный университет, 2024. 234 с. ISBN 978-5-9675-2056-3. EDN FZBLXE.

### References

1. Esteva A., Robicquet A., Ramsundar B., et al. (2019) A guide to deep learning in healthcare. *Nature Medicine*. Vol. 25. No. 1. Pp. 24–29. DOI: 10.1038/s41591-018-0316-z
2. Kharitonova A.E., Titov A.D. (2022) Development of a pattern recognition information system module. In: *Tsifrovye tekhnologii analiza dannykh v sel'skom khozyaystve* [Digital Technologies for Data Analysis in Agriculture]. Moscow : Nauchnyi Konsultant Publ. Pp. 211–241. (In Russian).
3. Titov A.D. (2021) Using neural networks for image recognition. In: *Sbornik trudov priurochennykh k 74-ym Vserossiyskoy studencheskoy nauchno-prakticheskoy konferentsii, posvyashchennoy 200-letiyu so dnya rozhdeniya P.A. Il'enkova* [Collection of works dedicated to the 74<sup>th</sup> All-Russian Student Scientific and Practical Conference dedicated to the 200<sup>th</sup> anniversary of the birth of P.A. Ilyenkov]. Moscow, January 1 – December 31, 2021. Moscow : Russian State Agrarian University – Timiryazev Agricultural Academy. Pp. 50–53. (In Russian).
4. Titov A.D. (2023) Methods and algorithms for intelligent big data analysis in agriculture. In: *Trendy razvitiya sel'skogo khozyaystva i agroobrazovaniya v paradigme "Zelenoy ekonomiki"* [Trends in the Development of Agriculture and Agro-Education in the Paradigm of Green Economy] : Proceedings of the International Scientific and Practical Conference. Moscow, June 14–15, 2023. Moscow : Russian State Agrarian University – Timiryazev Agricultural Academy. Pp. 29–33. (In Russian).
5. Titov A.D. (2024) Prospects of computer vision in agricultural statistics. In: *Sovremennye napravleniya statisticheskikh issledovaniy* [Modern Directions of Statistical Research] : Proceedings of the II Nation-

- al Scientific Conference, Moscow, December 26, 2023. Moscow : Russian State Agrarian University. Pp. 61–65. (In Russian).
6. Boissady E., de La Comble A., Zhu X., Abbott J., Hespel A.-M. (2021) Comparison of a Deep Learning Algorithm vs. Humans for Vertebral Heart Scale Measurements in Cats and Dogs Shows a High Degree of Agreement Among Readers. *Frontiers in Veterinary Science*. Vol. 8. Pp. 764570. DOI: 10.3389/fvets.2021.764570
7. Pereira A.I., Franco-Gonçalo P., Leite P., Ribeiro A., Alves-Pimenta M.S., Colaço B., Loureiro C., Gonçalves L., Filipe V., Ginja M. (2023) Artificial Intelligence in Veterinary Imaging: An Overview. *Veterinary Sciences*. Vol. 10. No. 5. Pp. 320. DOI: 10.3390/vetsci10050320
8. Boissady E., de La Comble A., Zhu X., Hespel A.-M. (2020) Artificial intelligence evaluating primary thoracic lesions has an overall lower error rate compared to veterinarians or veterinarians in conjunction with the artificial intelligence. *Veterinary Radiology & Ultrasound*. Vol. 61. No. 6. Pp. 619–627. DOI: 10.1111/vru.12912
9. Buchanan J.W., Bücheler J. (1995) Vertebral scale system to measure canine heart size in radiographs. *Journal of the American Veterinary Medical Association*. Vol. 206. No. 2. Pp. 194–199. DOI: <https://doi.org/10.2460/javma.1995.206.02.194>
10. Rubini A., Di Via R., Pastore V.P., Del Signore F., Rosto M., De Bonis A., Odone F., Vignoli M. (2025) Artificial Intelligence in Chest Radiography – A Comparative Review of Human and Veterinary Medicine. *Veterinary Sciences*. Vol. 12. No. 5. Article no. 404. DOI: 10.3390/vetsci12050404
11. Titov A.D., Demichev V.V., Khramov D.E., et al. (2024) *Programmnoe sredstvo dlya verifikatsii lichnostey polzovatelyey vo vremya VKS s ispol'zovaniem metodov iskusstvennogo intellekta* [Software for verifying users' identities during video conferencing using artificial intelligence methods] : No. 2024688865. Certificate of State Registration of a Computer Program No. 2024690429, Russian Federation. Applicant: Russian State Agrarian University – Timiryazev Agricultural Academy. (In Russian).
12. Wang C.-Y., Bochkovskiy A., Liao H.-Y.M. (2023) YOLOv7: Trainable Bag-of-Freebies Sets New State-of-the-Art for Real-Time Object Detectors. In: 2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Vancouver, BC, Canada. Pp. 7464–7475. DOI: 10.1109/CVPR52729.2023.00721
13. Khoruzhiy V.I., Ukolova A.V., Demichev V.V., et al. (2024) *Tsifrovye tekhnologii v sel'skom khozyaystve* [Digital Technologies in Agriculture]. Moscow : Russian State Agrarian University Publ. 234 p. ISBN 978-5-9675-2056-3. (In Russian).

Поступила в редакцию: 20.10.2025

Received: 20.10.2025

Поступила после рецензирования: 19.11.2025

Revised: 19.11.2025

Принята к публикации: 04.12.2025

Accepted: 04.12.2025