УДК 631.171:636.064.6

Поступила в редакцию 25.11.2024
Received 25.11.2024

Е. Л. Жилич, С. А. Цалко, Ю. Н. Рогальская

РУП «НПЦ НАН Беларуси по механизации сельского хозяйства»
г. Минск, Республика Беларусь
E-mail: npc_mol@mail.ru

ПРИНЦИП РАБОТЫ СИСТЕМЫ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ПРОМЕРОВ ТЕЛА И ЖИВОЙ МАССЫ СЕЛЬСКОХОЗЯЙСТВЕННЫХ ЖИВОТНЫХ

Аннотация. Рассмотрен принцип работы системы определения промеров тела и живой массы сельскохозяйственных животных.

Ключевые слова: промер, живая масса, функциональный блок, идентификация, ридер, компьютерное зрение.

E. L. Zhilich, S. A. Tsalko, Yu. N. Rogalskay

RUE "SPC NAS of Belarus for Agriculture Mechanization"
Minsk, Republic of Belarus
E-mail: npc_mol@mail.ru

THE PRINCIPLE OF OPERATION OF THE SYSTEM FOR DETERMINING BODY MEASUREMENTS AND LIVE WEIGHT OF FARM ANIMALS

Abstract. The principle of operation of the system for determining body measurements and live weight of farm animals is considered.

Keywords: measurement, live weight, functional unit, identification, reader, computer vision.

Введение

На сегодняшний день в сельском хозяйстве одной из наиболее трудоемких технологических операций является взвешивание животных. Перевеска скота в сельскохозяйственных организациях проводится не менее двух раз в месяц и требуется для определения состояния здоровья животного, количества необходимого корма, готовности к убою и пр.

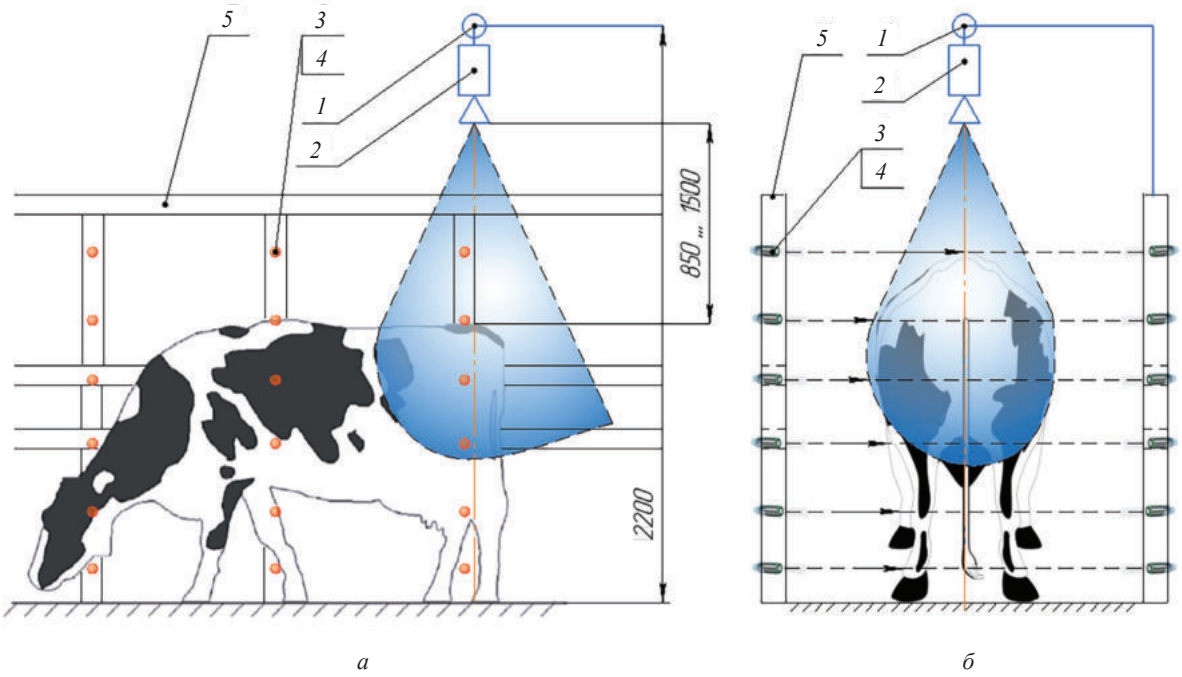
Для взвешивания используются либо стационарные, либо передвижные весы, что требует значительных затрат времени и человеческих ресурсов. Другие параметры животных (например, объем тела, площадь шкуры и т. п.) в настоящее время определяются только после убоя, поскольку это очень затратный и в целом небезопасный процесс.

Поэтому для повышения эффективности процесса определения живой массы и промеров тела животного необходима разработка устройства для дистанционного определения данных показателей, что в конечном итоге позволит снизить риск опасной реакции животных на стресс и существенно сократить время получения промеров.

Таким образом, очевидны и актуальность работы, и необходимость создания отечественных дистанционных систем определения промеров тела и живой массы сельскохозяйственных животных, которые помогут в решении стратегических задач, поставленных перед животноводческой отраслью сельского хозяйства нашей страны до 2025 г.

Основная часть

Система определения промеров тела и живой массы сельскохозяйственных животных состоит из программной и аппаратной составляющих. Аппаратная реализация системы (рисунок 1) со-



а *б*

Рисунок 1 – Аппаратная реализация системы определения промеров тела и живой массы:
а – вид сбоку; *б* – вид сзади; *1* – поворотный кронштейн; *2* – 3D-камера;
3 – ультразвуковой датчик расстояния; *4* – фиксатор; *5* – рама

стоит из поворотного кронштейна *1*, конструкция которого позволяет фиксировать 3D-камеру *2* и осуществлять регулировку ее расположения относительно положения животного до момента получения четкого снимка, фиксаторов *4*, ультразвуковых датчиков расстояния *3,* смонтированных на раме *5* [1].

Поворотный кронштейн *1* позволяет осуществлять регулирование положения 3D-камеры в вертикальной и горизонтальной плоскостях, с изменением угла наклона, обеспечивая полный захват объекта.

3D-камера *2* предназначена для получения потока данных. 3D-камера способна рассчитывать и выводить пространство точек в виде многомерного массива $I \times J \times K$, где I и J – разрешение камеры; K – координаты X, Y, Z. Вывод полученных данных производится в формате «.dat». Скорость записи видеоизображений – в среднем 5 кадров/с, что позволит получить от 3 до 5 снимков каждой коровы в исходном изображении.

Ультразвуковые датчики расстояния *3* отправляют ультразвуковую волну и начинают отсчет времени. После того, как волна дошла до препятствия и отразилась, она фиксируется в приемнике датчика, а время останавливается. Зная время с момента отправки до получения волны, а также скорость звука, можно определить расстояние до препятствия. Датчик проделывает эти действия самостоятельно и возвращает значение расстояния.

Фиксатор *4* предназначен для крепления ультразвукового датчика расстояния, обеспечивая при этом его защиту и неподвижность.

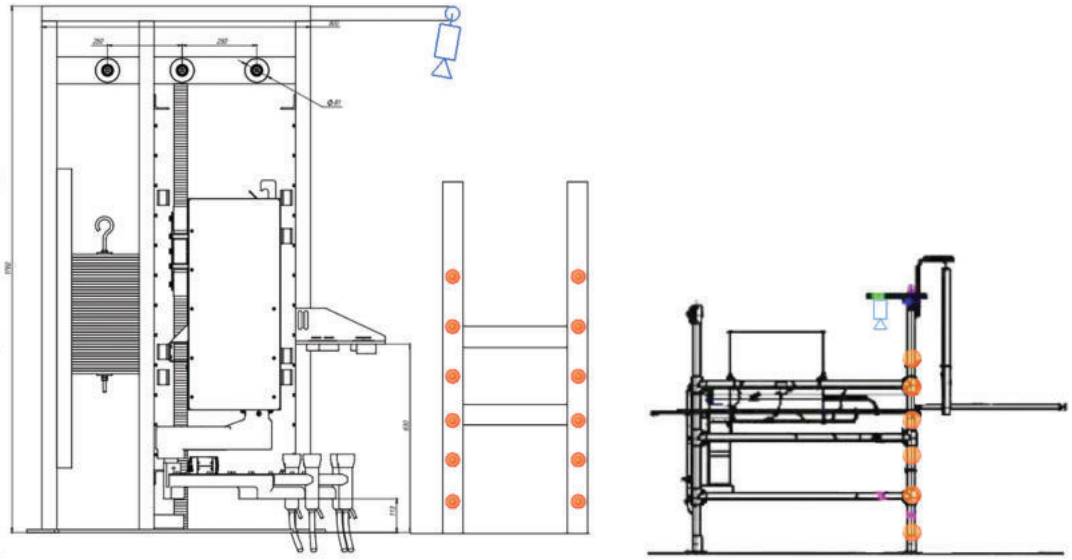
Рама *5* предназначена для отделения пространства для выполнения операции определения промеров тела и живой массы, в данном случае крупного рогатого скота, а также для фиксации всех аппаратных элементов системы.

Данная система в зависимости от доильного зала может располагаться:

– индивидуально на каждом доильном месте (целесообразно при роботизированной технологии доения) (рисунок 2);

– в коридоре преддоильного зала (рисунок 3);

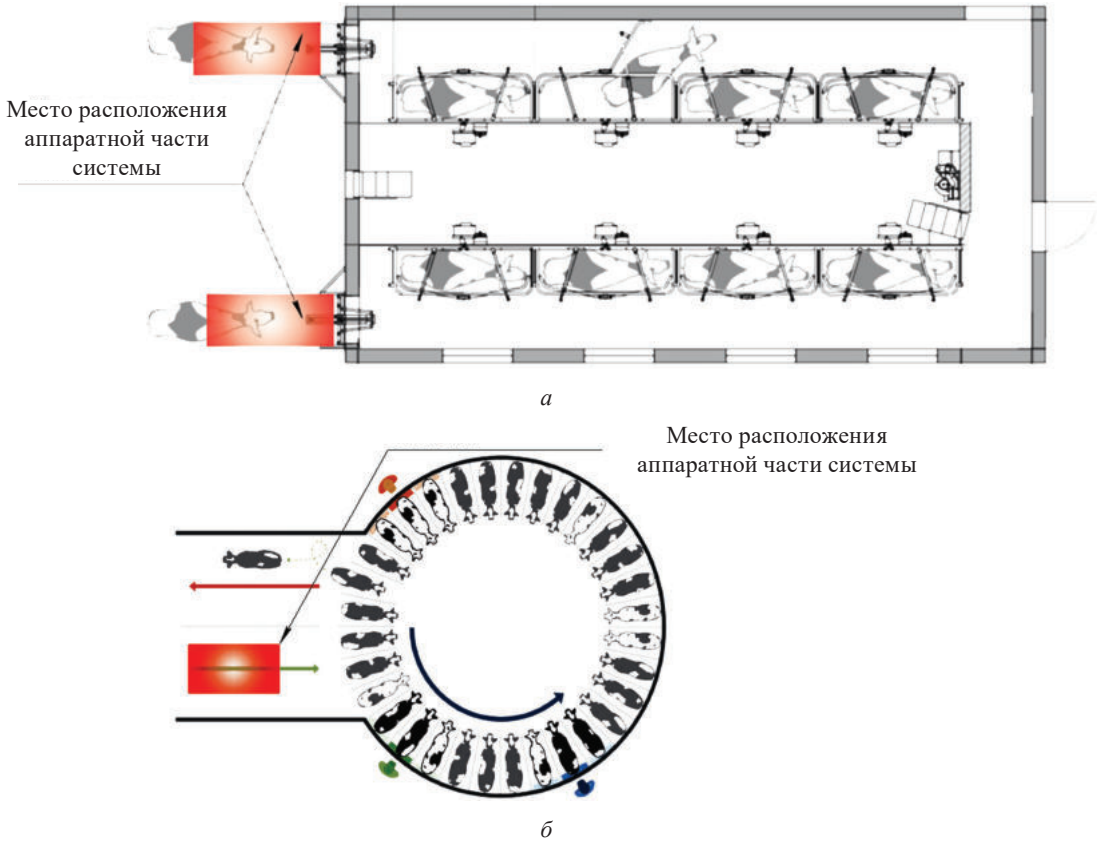
– в коридоре возвратной галереи (рисунок 4).



а *б*

Рисунок 2 – Расположение системы определения промеров тела индивидуально на каждом доильном месте:
а – доильное место роботизированной доильной системы; *б* – доильное место при машинной технологии доения

Данное расположение целесообразно только при роботизированной технологии доения, при условии, что для определения положения коровы и снятия данных будет использован один оптический элемент.



а

б

Рисунок 3 – Расположение системы определения промеров тела в коридоре в преддоильном зале:
а – доильный зал (установка «Параллель»); *б* – доильный зал (установка «Карусель»)

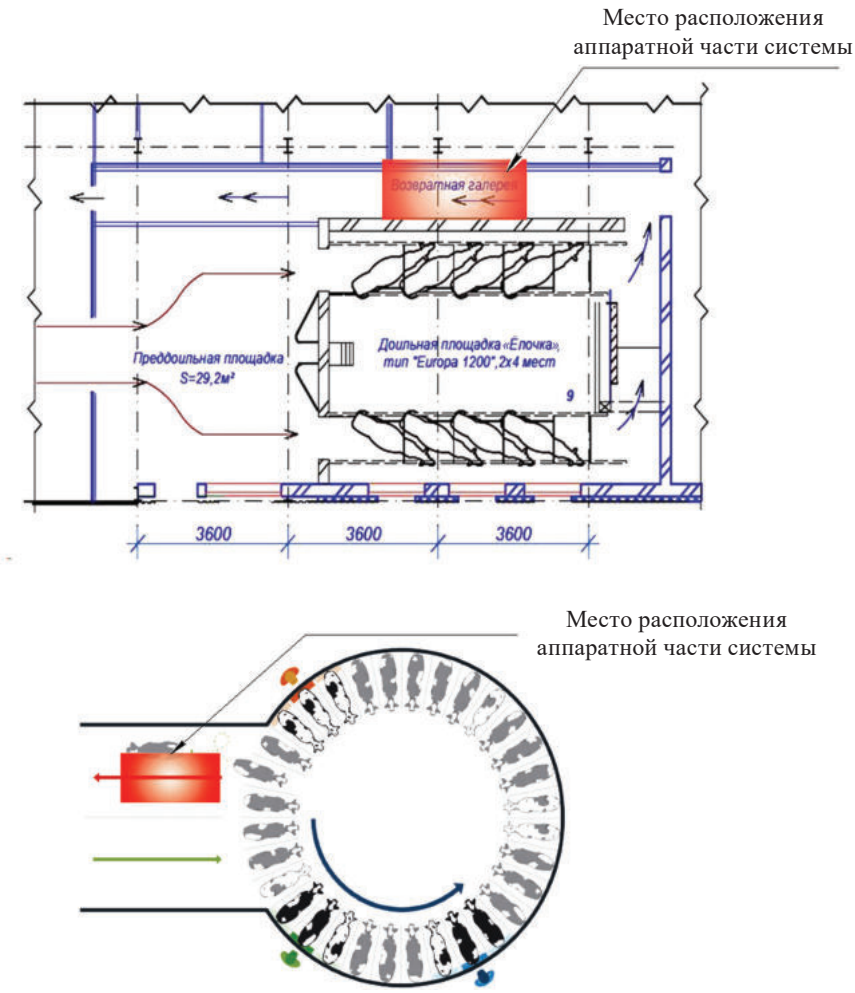


Рисунок 4 – Расположение системы определения промеров тела в коридоре возвратной галереи

Данное расположение можно реализовать практически на базе любого доильного зала. Применение данной схемы расположения аппаратной части системы позволяет определять живую массу непосредственно после процесса доения.

Для животных, выращиваемых на откорме, для определения живой массы можно использовать данную систему при монтаже в коровнике в удобном месте с учетом наличия ровной поверхности и соблюдения высоты установки измерительных и оптических устройств.

Принцип работы системы определения промеров тела и живой массы условно можно разделить на три функциональных блока.

Блок 1 (идентификации и первичной обработки оптических данных):

– идентификация животного – осуществляется через ИК-канал между транспондером и ИК-ридером;

– использование системы компьютерного зрения: предусмотрено снятие данных, расчет и вывод массива точек в виде многомерного массива $I \times J \times K$, где I и J – разрешение камеры, K – координаты X, Y, Z;

– вывод и обработка цифровых данных по одному из трех вариантов: Point Cloud, в цветовом спектре RGB-D, бинарное изображение;

– определение области интереса (линейные размеры) и оценка BCS в соответствии с классами (1–5), определение оценки.

Блок 2 (линейный):

– использование комплектов ультразвуковых датчиков расстояния для построения дополнительных точек и определения заданного количества линейных размеров.

Блок 3 (вычислительный):

– применение алгоритма нормализации угла;

– вывод и объединение данных;

– использование созданных таблиц по определению живой массы по линейным параметрам туловища;

– использование коэффициента корреляции *r* между баллом упитанности, живой массой, длиной, шириной и высотой измеряемых объектов;

– объединение данных с целью сокращения погрешности определения живой массы;

– вывод информации.

Блок идентификации и первичной обработки оптических данных. Идентификация животного осуществляется через ИК-канал между транспондером и ИК-ридером. Транспондер представляет собой автономное устройство типа «прием-ответ», которое при получении ИК-сигнала от ридера посылает в ответ информацию. Устройство заключено в корпус с прозрачной крышкой для прохождения ИК-сигнала.

Ридер представляет собой коробку с прозрачной крышкой, под которой находится ИК-матрица. Прозрачной стороной коробка направлена на вероятную зону считывания транспондеров. В рабочем режиме передает ИК-сигнал, ожидает ответа и обрабатывает его при получении.

Обработку цифровых данных можно производить по трем вариантам:

– в цветовом спектре RGB-D;

– в Point Cloud;

– в амплитуде 1 500 ед. (обработка бинарных изображений).

Определение области интереса осуществляется в двух направлениях, а именно: снятие линейных размеров и определение класса упитанности.

Наибольший интерес представляют те точки, которые находятся возле контура туловища и описывают его периметр. В дальнейшем разработанный алгоритм должен быть основан на методе наименьших квадратов.

Коэффициент корреляции [2] *r* между баллом упитанности, живой массой, обхватом, шириной и глубиной груди находят как фенотипическую корреляцию для больших выборок. Коэффициент регрессии R_{xy} (в отличие от коэффициента корреляции) вычисляется как парная линейная регрессия по формуле:

$$R_{xy} = r\left(\frac{\delta x}{\delta y}\right),$$

где *r* – коэффициент корреляции; δx, δy – среднеквадратичное отклонение первого и второго признаков.

Контурный анализ представляет собой метод описания, хранения, распознавания, сравнения и поиска графических образов (объектов) по их контурам.

Под контуром понимается кривая, которая описывает границу объекта на изображении. Использование данного подхода предполагает, что контур содержит достаточно информации о форме объекта, при этом внутренние точки не учитываются. Рассмотрение только контуров объектов позволяет уйти от пространства изображения к пространству контуров, что существенно снижает сложность алгоритмов и вычислений.

Главным достоинством контурного анализа является инвариантность относительно вращения, масштаба и смещения контура на тестируемом изображении. Он отлично подходит для поиска объекта некоторой заданной формы.

Однако описанные предположения о контуре накладывают существенные ограничения на область применения данного метода. Прежде всего, они вызваны проблемами выделения контура на изображении:

– при одинаковой яркости с фоном объект может не иметь четкой границы или может быть зашумлен помехами, что приводит к невозможности выделения контура;

– перекрытие объектов или их группировка приводит к тому, что контур выделяется неправильно и не соответствует границе объекта.

Таким образом, контурный анализ имеет довольно слабую устойчивость к помехам и любое нарушение целостности контура или плохая видимость объекта приводят либо к невозможности детектирования, либо к ложным срабатываниям. Однако простота и быстродействие контурного анализа, позволяют вполне успешно применять данный подход при наличии четко выраженного объекта на контрастном фоне и отсутствии помех.

При определении упитанности по маклокам сначала производится поиск всех контуров и формируется шаблон каждого объекта – массив контуров, пронумерованный по порядку появления. Затем аналогичным образом ищутся все контуры и последовательно сравниваются с полученными ранее шаблонами.

Если процент совпадения достаточно велик – объект считается найденным. Однако для этого целесообразно привести картинку к оттенкам серого, бинаризовать полученное изображение и после этого воспользоваться функцией.

Для оценки полученных контуров можно использовать функции «вычисляет площадь контура» и «рассчитывает длину контура».

Имея для каждой точки некоторый вектор признаков $f_i \in R_p$, можно применить глобальную агрегацию AGGR, например, Global Average Pooling или Global Max Pooling:

$$AGGR:\left(f_{ii}^{n}=1\right)\rightarrow f\in R^{p}.$$

Таким образом из набора векторов для точек получим общий вектор признаков, описывающий все облако.

Полученный вектор описывает облако в целом, но точки при таком подходе по-прежнему не обмениваются информацией: ни одна из них «не знает», что происходит вокруг.

Чтобы исправить недостатки, рассмотрим следующий базовый «слой» преобразования облака:

− агрегируем векторы признаков точек f_i, получаем общий вектор признаков f для облака в целом;

− для каждой точки конкатенируем ее вектор признаков с вектором признаков облака и строим новый вектор признаков g_i = concat (f_i, f);

− применим MLP к вектору признаков каждой точки: $f_{i'}$ = MLP (g_i).

Такие слои можно применять последовательно, формируя сколь угодно глубокую архитектуру.

Затем необходимо взять очередной вектор f, полученный после агрегации всех векторов признаков точек, применить к нему MLP, получить логиты и обучать полученную сеть на cross-entropy loss.

Для сегментации необходимо точно после очередного слоя применить MLP с необходимыми размерами к каждому вектору f_i и получить логиты.

Синий прямоугольник наверху соответствует одному описанному выше «слою», но вместо одного MLP здесь последовательность двух MLP, между которыми вставлена операция feature transform. Эта операция заключается в следующем:

− с помощью дополнительной сети по облаку в целом строим матрицу;

− эта матрица умножается на вектор признаков каждой из точек.

Это не ключевой элемент архитектуры и им можно пренебречь.

PointNet по произвольному набору точек может построить вектор, описывающий этот набор в целом. С его помощью мы можем описать многослойную архитектуру, напоминающую энкодер сверточной сети, каждый слой которой будет выглядеть следующим образом.

1. Сэмплируем N ключевых точек в облаке, где N меньше размера облака (как правило, в несколько раз).

2. Вокруг каждой ключевой точки фиксируем шар радиуса R.

3. Для каждого шара находим все точки, которые в нем лежат.

4. Запускаем PointNet с одними и теми же весами для каждого шара.

5. Получаем новое облако из N точек, где каждой точке присвоен вектор признаков, полученный из PointNet.

Далее мы можем повторять эту процедуру, пока у нас не останется одна точка, т. е. один вектор признаков для всего облака в целом. Полученный эмбеддинг можно использовать для решения различных задач.

В эмбеддингах каждый вектор – это уникальное представление объекта, преобразованное в числовую форму. Размерность вектора определяет, сколько координат используется для описания каждого вектора в пространстве.

В эмбеддингах высокая размерность может означать более детализированное представление данных.

В качестве алгоритма сэмплирования предлагается Farthest Point Sampling (FPS). Он заключается в том, что мы сэмплируем точку, которая максимально удалена от текущего насэмплированного множества. Повторяем этот процесс до тех пор, пока не наберем достаточное количество точек.

Анализ изображения алгоритмами компьютерного зрения проходит следующие этапы (но некоторых этапов может и не быть).

1. Предобработка изображения. На этом этапе может происходить улучшение качества изображения, такое как увеличение контрастности, повышение резкости или наоборот, размытие изображения, чтобы удалить из него шумы и мелкие незначительные детали.

2. Промежуточная фильтрация. На этом этапе к изображению применяют различные фильтры для того, чтобы обозначить на изображении области интереса или облегчить работу специальным алгоритмам анализа изображения.

3. Выявление специальных признаков (фич): используется для выделения особых точек, контуров или каких-либо признаков.

4. Высокоуровневый анализ. На этом этапе по найденным признакам на изображении определятся конкретные объекты, и, как правило, их координаты. Так же на этом этапе может происходить сегментация либо какая-то иная высокоуровневая обработка.

Open CV (Open Source Computer Vision Library) – одна из самых популярных библиотек для работы с компьютерным зрением. Open CV предоставляет большое количество функций для обработки изображений, анализа видео и распознавания объектов.

Num Py – библиотека для работы с многомерными массивами и матрицами, включая математические операции и статистическую обработку. Num Py широко используется в обработке изображений и компьютерном зрении для работы с пикселями и матрицами изображений.

Блок определения линейных размеров. Ультразвуковой датчик применяется для обнаружения и определения расстояния до объекта, а также для контроля их движения. Передатчик излучает звуковые колебания, частота которых превышает 20 кГц. Они в виде волн «прошивают» пространство, и, встречаясь с твердыми предметами, отражаются от них и попадают в приемник датчика. Электронная схема подсчитывает расстояние до объекта согласно следующей формуле:

$$R = tV/2,$$

где R – искомое расстояние; t – промежуток времени между отправкой и приемом ультразвуковой волны; V – скорость звука.

Результат произведения делится на два, так как излучение проходит путь сначала от датчика к объекту, затем обратно.

Данные, полученные от датчиков, будут сопоставляться с наработанной базой линейных размеров в различном сечении по высоте их установки.

Для облегчения работы с датчиком расстояния на arduino можно использовать библиотеку NewPing. Она не имеет проблем с пинговыми доступами и добавляет некоторые новые функции.

Блок вычислительный. Нормализация угла в заданном диапазоне – это приведение угла, выходящего за границы диапазона, к углу в указанном диапазоне. При этом угол должен оставаться «визуально» таким же.

Усреднение углов в цифровой обработке сигналов (ЦОС) используется для снижения влияния шумов.

Вывод и объединение данных. Pandas DataFrame представляет собой двумерную, изменяемую по размеру, потенциально гетерогенную табличную структуру данных с помеченными осями

(строками и столбцами). DataFrame – это двумерная структура данных, т. е. данные выровнены в табличном виде по строкам и столбцам. Мы можем объединять фрейм данных различными методами.

В Dataframe df.merge(), df.join() и df.concat() методы помогают в объединении и конкатенации различных dataframe.

Для объединения фрейма данных мы используем concat() функцию, которая помогает в объединении фрейма данных. Мы можем объединить фрейм данных множеством различных способов, это:

– объединение фрейма данных с помощью .concat();
– объединение фрейма данных путем установки логики в осях;
– объединение фрейма данных с помощью .append();
– объединение фрейма данных путем игнорирования индексов;
– объединение фрейма данных с помощью групповых ключей;
– объединение со смешанными ndim.

Объединение фрейма данных с помощью .concat():

Чтобы объединить фрейм данных, мы используем .concat() функцию, эта функция объединяет фрейм данных и возвращает новый фрейм данных.

При объединении предусмотрено использование созданных таблиц по определению живой массы по линейным параметрам туловища; использование коэффициента корреляции *r* между баллом упитанности, живой массой, длиной, шириной и высотой измеряемых объектов.

Заключение

Для снижения погрешности при определении живой массы сельскохозяйственных животных необходимо использовать корреляционную связь между живой массой и баллом упитанности.

В качестве рабочих органов устройства для дистанционного определения промеров тела и живой массы сельскохозяйственных животных необходимо использовать современную оптико-вычислительную технику и ультразвуковые датчики расстояния.

Для обработки полученного потока информации необходимо первоначально использовать встроенное программное обеспечение системы машинного зрения с учетом самостоятельно доработанного алгоритма для вспомогательных устройств.

Список использованных источников

1. BCS Cowdition от компании Байер. – URL: https://dairynews.today/news/bcs-cowdition-ot-kompanii-bayer.html (дата обращения: 17.05.2024).

2. Бесконтактная оценка упитанности молочных коров с использованием ToF-технологии / Д. Ю. Павкин, С. С. Юрочка, Д. В. Шилин, С. С. Рузин // Агроинженерия. – 2021. – № 2 (102). – С. 39–44.