

<https://doi.org/10.30766/2072-9081.2026.27.4.1010-1030>

УДК 631.1:004.9

Оценка рисков внедрения системы обработки большого набора данных в животноводстве

© 2026. Д. Ю. Павкин, С. С. Юрочка ✉, И. М. Довлатов, С. О. Базаев, Ф. Е. Владимиров

ФГБНУ «Федеральный научный агроинженерный центр ВИМ»,
г. Москва, Российская Федерация

Цель исследования – описать концепцию системы сбора и обработки большого набора данных с каждой животноводческой фермы в региональном дата-центре и возможные риски при ее эксплуатации, спрогнозировать экономический эффект от внедрения системы в отрасль. Концепция представляет собой сбор данных от каждого датчика и машины о здоровье, продуктивности, экстерьере, качестве выполнения всех технологических процессов, их обработку на сервере животноводческого комплекса и передачу информации в региональный дата-центр для обработки, хранения информации с целью дальнейшего предоставления данных потребителям. Представлена таблица с описанием данных и способов их сбора. Данные включают 88 автоматических параметров (87,1 % от общего объема, таких как рН рубца, температура, активность, с достоверностью >93 %) и 13 ручных параметров (12,9 % – результаты генетических тестов, с ошибкой ввода <8 %), собираемых с использованием датчиков, роботов доения, систем мониторинга и ручного ввода. Описано 4 этапа внедрения системы, где на каждом этапе оценены факторы, влияющие на итоговую достоверность информации, хранящейся на региональном сервере с описанием действий, повышающих достоверность информации. Описаны возможные риски и шанс их возникновения при внедрении и эксплуатации системы с использованием оценки меры неопределенности возможных состояний системы, используя формулу вычисления количества информации в сообщении о неравновероятных событиях Клода Шеннона. Используя метод Монте-Карло для моделирования событий, сопряженных с неопределенной вероятностью, на 10 тыс. возможных сценариев оценено распределение энтропии системы рисков. Представлена модель отношения между детерминантами (факторами) и рисками, выраженная эффектом с оценкой его уровня влияния на успешность реализации системы. Полученные результаты наложены на теоретически построенную кривую роста продуктивности на животноводческой ферме, которая потенциально внедрит системы с четырьмя описанными сценариями развития. По базовому сценарию с учетом рисков прогнозируемый удой через 3 года составит 10000–11000 кг/гол/год, а через 10 лет – 13000–14000 кг/гол/год против исходных 8100 кг/гол/год. Для стада в 1000 коров это соответствует дополнительному производству 1900–2900 т молока в год через 3 года и 4900–5900 т – через 10 лет.

Ключевые слова: животноводство, продуктивность, мониторинг, оценка рисков, обработка данных**Благодарности** работа выполнена при поддержке Минобрнауки РФ в рамках Государственного задания ФГБНУ «Федеральный научный агроинженерный центр ВИМ» (тема № FGUN 2024-0005).

Авторы благодарят рецензентов за их вклад в экспертную оценку этой работы.

Конфликт интересов: авторы заявили об отсутствии конфликта интересов.**Для цитирования:** Павкин Д. Ю., Юрочка С. С., Довлатов И. М., Базаев С. О., Владимиров Ф. Е. Оценка рисков внедрения системы обработки большого набора данных в животноводстве. Аграрная наука Евро-Северо-Востока. 2026;27(4):1010–1030. DOI: <https://doi.org/10.30766/2072-9081.2026.27.4.1010-1030>

Поступила: 02.10.2025

Принята к публикации: 17.08.2026

Доработана после рецензирования: 20.04.2026

Опубликована онлайн: 31.08.2026

Assessment of the risks of implementing a big data processing system in animal husbandry

© 2026. Dmitry Yu. Pavkin, Sergey S. Yurochka ✉, Igor M. Dovlatov, Savr O. Bazaev, Fedor E. Vladimirov

Federal Scientific Agroengineering Center VIM, Moscow, Russian Federation

The aim of the study is to describe the concept of a system for collecting and processing a large dataset from each livestock farm in a regional data center, as well as the possible risks associated with its operation, and to predict the economic effect of implementing the system in the industry. The concept involves collecting data from each sensor and machine regarding health, productivity, conformation, and the quality of all technological processes; further pre-processing of the data on the livestock complex's server; and transmitting the information to the regional data center for processing and storage, with the aim of subsequently providing the data to consumers. A table is presented with a description of the data and the methods used to collect it. The data include 88 automatic parameters (87.1 % of the total, such as rumen pH, temperature, and activity, with a reliability of >93 %) and 13 manual parameters (12.9 %, such as the results of genetic tests, with an input error of <8 %), collected using sensors, milking robots, monitoring systems, and manual input. Four stages of system implementation are described, with each stage involving an assessment of the factors affecting the final reliability of the information stored on the regional server, along with

a description of the actions that increase the reliability of the information. Possible risks and the likelihood of their occurrence during the implementation and operation of the system are described, using an assessment of the measure of uncertainty of the possible states of the system, based on Claude Shannon's formula for calculating the amount of information in a message about non-equiprobable events. Using the Monte Carlo method to model events associated with an uncertain probability, the entropy distribution of the risk system was estimated based on 10,000 possible scenarios. A model of the relationship between determinants (factors) and risks is presented, expressed as an effect with an assessment of its level of influence on the success of system implementation. The obtained results are superimposed on a theoretically constructed productivity growth curve for a livestock farm, which could potentially implement systems with the four described development scenarios. Under the baseline scenario accounting for risks, the projected milk yield is expected to reach 10,000–11,000 kg per cow per year after three years and 13,000–14,000 kg after ten years, compared with the initial level of 8,100 kg. For a herd of one thousand cows, this corresponds to an additional annual milk output of 1,900–2,900 tonnes after three years and 4,900–5,900 tonnes after ten years.

Key word,s: animal husbandry, productivity, monitoring, risk assessment, data processing

Acknowledgments: the research was carried out under the support of the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation within the state assignment of the Federal Scientific Agroengineering Center VIM (theme No. FGUN 2024-0005). The authors thank the reviewers for their contribution to the peer review of this work.

Conflict of interest: the authors declared no conflict of interest.

For citation: Pavkin D. Yu., Yurochka S. S., Dovlatov I. M., Bazaev S. O., Vladimirov F. E. Assessment of the risks of implementing a big data processing system in animal husbandry. *Agrarnaya nauka Evro-Severo-Vostoka* = Agricultural Science Euro-North-East. 2026;27(4):1010–1030. (In Russ.). DOI: <https://doi.org/10.30766/2072-9081.2026.27.4.1010-1030>

Received: 02.10.2025

Received after review: 20.04.2026

Accepted for publication: 17.08.2026

Published online: 31.08.2026

В докладе ООН предсказывается, что мир может столкнуться с продовольственным кризисом в сфере сельскохозяйственной продукции из-за дисбаланса между уровнем потребления, увеличением населения и урожайностью. Например, в работе Леонарда Ползина¹, которая была сформирована на выводах пятого молочного форума IFCN в 2024 г., прогнозируется рост спроса на молочную продукцию на 1,5 % в год. Рост спроса обусловлен увеличением доходов населения в Азии, Африке и Латинской Америке. Более половины прироста производства молока придется на Индию и Пакистан, а в развитых регионах планируется стагнация или снижение производства. Основные препятствия устойчивому росту производства молока создают: экология, рациональное использование природных ресурсов, экономическая и социальная устойчивость фермерских хозяйств, изменения в восприятии потребителей и спросе. В работе выделяется необходимость инноваций.

Развитие АПК в настоящее время имеет тренд в направлении использования цифровых и интеллектуальных технологий. Движение сельского хозяйства в данном направлении потенциально позволяет достигать высоких товарных показателей продукции всех отраслей, и, в частности, животноводства. Раскрытие потенциала сельскохозяйственной отрасли возможно при использовании инструментов повышения эффективности аграрного производства путем создания

и внедрения средств автоматизации, цифровых технологий и искусственного интеллекта [1, 2, 3]. Согласно исследованию [4] с 2018 г. в АПК применяется ряд инструментов для создания цифровых двойников следующего поколения, при этом если ранее они имели низкую адекватность моделей, то сейчас технологии позволяют создавать цифровые двойники с высоким уровнем адекватности [4, 5].

В РФ наблюдается тренд по импортозамещению цифровых продуктов для отрасли животноводства. Отечественные программы идут на смену зарубежным и оперативно встраиваются в производство. С внедрением роботизированных решений, искусственного интеллекта (ИИ), генеративных моделей в сельскохозяйственной отрасли ситуация обстоит сложнее [5, 6]. В соответствии с исследованиями экспертов консалтинговой компании «Яков и Партнеры» и Яндекса² 76 % опрошенных компаний тратят на генеративный ИИ не более 1 % от годового бюджета на ИТ/цифровизацию, при этом сельскохозяйственная отрасль во всех странах является консервативной с устоявшимися традициями. В исследовании показано, что сельское хозяйство содержит 0 % организаций, являющихся пионерами при внедрении новых технологий, экспериментаторами являются 17 % ферм, а последователями – 83 %. Под пионерами подразумеваются те организации, которые первыми осваивают технологии и анализируют эффект

¹Farm Management. Division of Extension. The Future of Global Dairy: Economic Trends, Regional Developments, and Market Vulnerabilities through 2030. [Электронный ресурс]. URL: <https://farms.extension.wisc.edu/articles/the-future-of-global-dairy-economic-trends-regional-developments-and-market-vulnerabilities-through-2030/> (дата обращения: 02.10.2025).

²Яков и Партнеры x Яндекс. Искусственный интеллект в России – 2023: тренды и перспективы. М., 2023. 80 с. URL: https://yakov.partners/upload/iblock/c5e/c8t1wrkdne5y9a4nqlcideralwny7xh4/20231218_AI_future.pdf

от их использования. В первую очередь отсутствие пионеров заключается в том, что работа ведется с живым организмом, где в случае ошибки нельзя вернуться к предыдущей версии. Высокая капиталоемкость и долгий срок окупаемости (более 6 лет), что снижает мотивацию рисковать первыми. Уровень технической подготовки кадров в селе ниже, чем городских специалистов. Молочная отрасль активно поддерживается государством, в частности за счет субсидий. Ряд хозяйств ожидают включения новых технологий в госпрограммы для субсидирования. По данным Национального союза производителей молока, на 2024 г.³, 63 % молока производили 7 % хозяйств. Проведя анализ передовых хозяйств по молочной продуктивности, следует отметить, что хозяйства имеют наивысший уровень автоматизации и роботизации. Исходя из этого следует вывод, что первыми экспериментаторами являются хозяйства, входящие в 7 % с наивысшим уровнем автоматизации.

По данным агентства Market research intellect⁴, прогноз по развитию IoT систем, программному обеспечению (ПО) для управления стадом, роботизации в животноводстве составит \$26,56 млрд (CAGR 12,3 %) – весь рынок цифрового животноводства, где \$8,42 млрд (CAGR 14,7 %) сегмент ПО для управления процессами в животноводстве.

Предпосылками к увеличению рынка цифрового животноводства являются запущенные инициативы в Индии, Китае и США. В Индии в 2024 г. на мировом экономическом форуме представлен пилотный проект ADeX⁵. Внедрение пилотного проекта проводилось в штате Теллинга, где проживает около 5 млн фермеров, а сектор обеспечивает 15 % ВВП штата. Структура agriDpi содержит технологическую платформу, соединяющую поставщиков данных с потребителями, обеспечивает безопасный

доступ к данным на основе согласий фермеров, соблюдает конфиденциальность и защиту данных. Производится передача 33 объектов данных из 70 идентифицированных [7]. В Китае⁶ на базе умных городов от Alibaba реализуется похожая инициатива – в пилотном регионе внедрили экосистему в сельское хозяйство с целью сбора и обработки данных, аналитики, оценки логистики, контроля банковских платежей, оценки потребителей и пр. В США⁷ реализуется на базе некоммерческой организации платформа, которая характеризуется сбором данных в сфере продовольствия и сельского хозяйства с целью достижения следующих задач: создание платформы для некоммерческих исследований и разработок на основе данных; использование данных с целью повышения продуктивности.

Для развития подобных проектов необходимы основные две составляющие: мощностные дата-центры; развитое производство энергии. В соответствии с исследованием⁸, потребление электроэнергии центрами обработки данных к 2030 г. в Китае вырастет на 170 %. Текущее оснащение и планы по росту дата-центров имеют все шансы на то, чтобы Китай смог занять в этом направлении лидирующие позиции. Следовательно, не имея отечественного программного обеспечения, под вопрос ставится суверенитет отрасли.

В Российской Федерации молочная отрасль активно субсидируется. К 2030 г. прогноз по Минздраву по производству молока составляет около 47 млн тонн, а по статистике – 36,9 млн тонн⁹. Разница в производстве молока составляет 10,1 млн тонн. Наличие отечественных дата-центров, а также возможность их создавать, квалифицированных специалистов, и особенно важно, наличие роботизированной техники, которая ежедневно создает данные – позволяет реализовать систему по сбору

³Национальный союз производителей молока. [Электронный ресурс].

URL: <https://souzmoloko.ru/> (дата обращения 02.10.2025).

⁴Размер и прогнозы рынка программного обеспечения для управления животноводством. [Электронный ресурс].

URL: <https://www.marketresearchintellect.com/ru/product/global-livestock-management-software-market-size-and-forecast/> (дата обращения: 02.10.2025).

⁵ADeX – официальный сайт. [Электронный ресурс].

URL: <https://dataexplorer.ts.adex.org.in/dataset/8b2267d9-f048-11ef-b8a6-1b875c6a3d8d> (дата обращения: 02.10.2025).

⁶ActuIA – официальный сайт. [Электронный ресурс]. URL: <https://www.actuia.com/en/news/focus-on-alibaba-clouds-solution-to-help-farmers-with-artificial-intelligence/> (дата обращения: 02.10.2025).

⁷Agricultural Data Coalition – официальный сайт. [Электронный ресурс].

URL: <https://agdatacoalition.org> (дата обращения: 02.10.2025).

⁸Is China's energy system ready for the AI boom? [Электронный ресурс]. URL: <https://dialogue.earth/en/energy/is-chinas-energy-system-ready-for-the-ai-boom/> (дата обращения: 02.10.2025).

⁹Минэкономразвития снизило прогноз по производству молока. [Электронный ресурс].

URL: <https://produkt.by/news/novosti-mira/minekonomrazvitiya-snizilo-prognoz-po-proizvodstvu-moloka> (дата обращения: 14.11.2025).

и обработке больших массивов данных с последующим принятием управленческих решений¹⁰ [8, 9, 10].

Предлагаемая система является в мировой практике новой. В Китае, США и Индии запущены подобные инициативы в пилотных регионах, но научно-технической и отчетной информации минимальное количество и недостаточно, чтобы комплексно оценить научный и производственный эффект, риски и ресурсы на его реализацию [11, 12].

Цель исследования – описать концепцию работы с данными, полученными с животноводческой фермы; риски при внедрении системы; провести расчет качества и достоверности поступаемых данных на региональный сервер для их обработки; произвести прогнозирование экономического эффекта от внедряемой системы в отрасль.

Научная новизна – разработана концепция региональной системы больших данных для животноводства РФ с 4 этапами внедрения

(достоверность данных до 93,8–95,3 %). Впервые предложена модель рисков на основе энтропии Шеннона + Монте-Карло. Включена онтологическая карта с формулами достоверности, причинно-следственная модель детерминантов/рисков и кривая роста продуктивности.

Материал и методы. Сначала рассмотрим, какие показатели о животном собираются автоматической системой. Данные перечислены в таблице 1, составленной на основании собственных исследований и разработок, информации, находящейся в свободном доступе, аналитической работы по существующим технологиям и решениям на рынке [6, 7, 13, 14, 15, 16].

Из данных таблицы 1 следует, что автоматически передается 88 параметров (87,1 %), 13 параметров (12,9 %) – вручную.

Рассмотрим структуру онтологической карты передачи данных (рис. 1–3), конкретизирующей обмен данными, как на каждом уровне обмена данными меняется их достоверность.

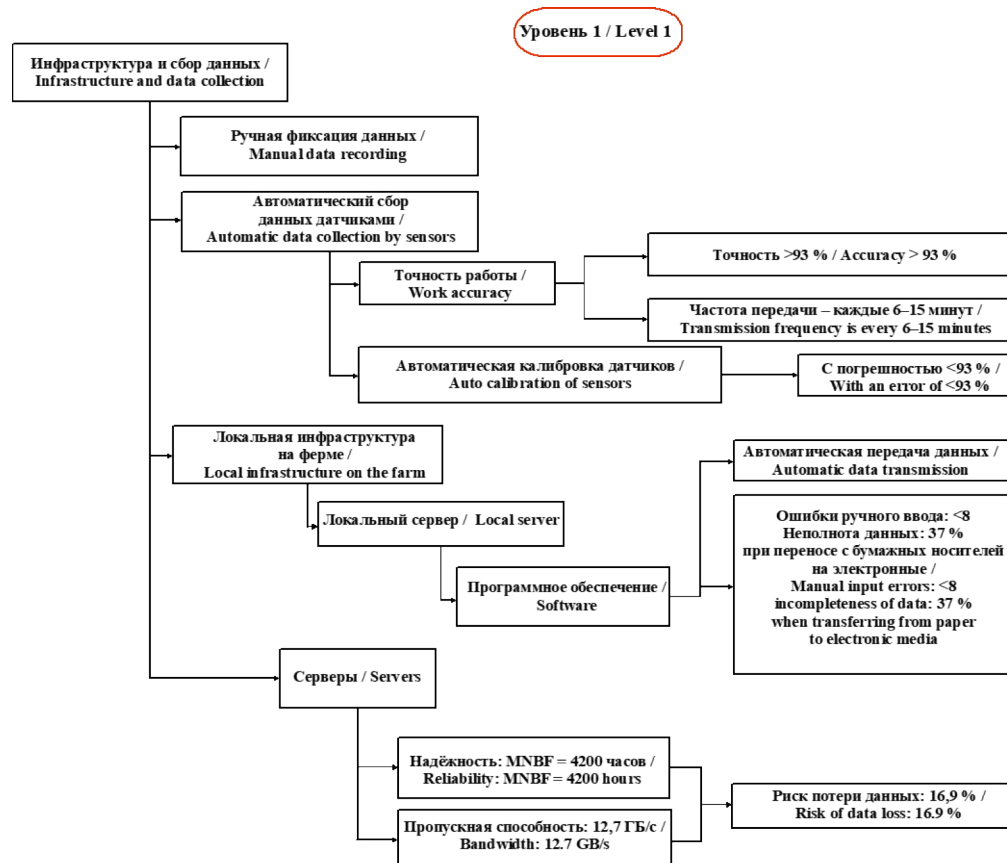


Рис. 1. Структура онтологической карты работы с данными, уровень 1 /

Fig. 1. Structure of the ontological map, level 1

¹⁰Архипов А. Г., Косогор С. Н., Моторин О. А., Горбачев М. И., Суворов Г. А., Труфляк Е. В. Цифровая трансформация сельского хозяйства России – офиц изд. М.: ФГБНУ «Росинформагротех», 2019. 80 с.

URL: <https://mcx.gov.ru/upload/iblock/28f/28f56de9c3d40234dbdcbfac94787558.pdf>

Таблица 1 – Описание классов параметров, показателей и оборудования при ручном и автоматическом сборе информации о животном на цифровой ферме /
Table 1 – Description of classes of parameters, indicators and equipment for manual and automatic collection of information about the animal on a digital farm

Класс параметров / Class of Parameters	Оборудование / Equipment	Параметры, показатели / Parameters, Indicators	Тип передачи / Type of Transmission
1	2	3	4
Здоровье и продуктивность / Health and Productivity	Поточный анализатор качества молока / Inline Milk Quality Analyzer	Среднее за дойку массовая доля жира, % / Average per milking: fat content, %	Автоматически, 66 параметров / Automatically, 66 parameters
		Среднее за дойку белок, % / Average per milking: protein, %	
		Среднее за дойку, кол-во соматических клеток / Average per milking: somatic cell count	
		Скорость молокоотдачи, кг/мин / Milk yield rate, kg/min	
	Датчик-счетчик потока молока / Milk Flow Meter Sensor	Удой, кг / Milk yield, kg	
		Электропроводность, мсм/мм / Electrical conductivity, mS/cm	
	Измерение в лаборатории / Laboratory Measurement	Кислотность, Т / Acidity, °Т	
		Плотность, кг/м³ / Density, kg/m³	
		Точка заморозания / Freezing point	
		COMO / MSNF	
Признаки экстерьера / Exterior Traits	Датчик внутреннего мониторинга (болус) / Internal Monitoring Sensor (Bolus)	Температура тела, °С / Body temperature, °С	Вручную, перенос с бланка, 4 параметра / Manually, transfer from form, 4 parameters
		рН рубца / Rumen pH	
		Репродуктивная эффективность / Reproductive Efficiency	
		Овуляция / Ovulation	
	Система бесконтактной оценки экстерьера с весовой платформой / Non-Contact Exterior Assessment System with Weighing Platform	Степень хромоты / Degree of Lameness	
		Живая масса, кг / Live Weight, kg	
		Балл упитанности / Body Condition Score	
	Система бесконтактной оценки экстерьера с весовой платформой / Non-Contact Exterior Assessment System with Weighing Platform	12 индексов телосложения / 12 Body Conformation Indices	
		24 параметра экстерьера вымени, балл или мм / 24 Udder Exterior Parameters, Score or mm	
		22 параметра расположения сосков, балл или мм / 22 Teat Placement Parameters, Score or mm	
		Категория типа телосложения, балл / Body Type Category, Score	

Продолжение табл. 1

1	2	3	4
Генетические показатели животного / Genetic Indicators of the Animal	Лабораторное тестирование: молекулярно-генетический анализ, секвенатор, программы генетического анализа / Laboratory Testing: Molecular-Genetic Analysis, Sequencer, Genetic Analysis Software	Оценка наследственных признаков: продуктивность, здоровье, экстерьер / Assessment of Hereditary Traits: Productivity, Health, Exterior	Вручную, перенос с бланка, >9 параметров / Manually, Transfer from Form, >9 Parameters
		Генетическая совместимость / Genetic Compatibility	
		Устойчивость к заболеваниям: мастит, лейкоз и пр. / Resistance to Diseases: Mastitis, Leukemia, etc.	
		Уровень гомозиготности, коэффициент инбридинга, риск наследственных заболеваний / Homozygosity Level, Inbreeding Coefficient, Risk of Hereditary Diseases	
Экологические показатели / Environmental Indicators	Система оценки микроклимата / Microclimate Assessment System	Происхождение / Origin	Автоматически, >12 параметров / Automatically, >12 Parameters
		Выделение метана CH ₄ кг/гол/год / Methane Emissions CH ₄ , kg/head/year	
		Выделение аммиака NH ₃ кг/гол/год / Ammonia Emissions NH ₃ , kg/head/year	
		Выделение азота N ₂ O кг/гол/год / Nitrogen Emissions N ₂ O, kg/head/year	
Поведенческие показатели / Behavioral Indicators	Система видеомониторинга и электронная поилка / Video Monitoring System and Electronic Drinker Система навозоудаления / Manure Removal System Система видеомониторинга / Video Monitoring System	Уровень потребления воды, л/сут / Water Consumption Level, L/day	Автоматически, >12 параметров / Automatically, >12 Parameters
		Объем отходов в пересчете на 1 корову / Waste Volume per Cow	
		Движение, шаг/сутки / Movement, Steps/Day	
		Отдых, мин/сутки / Rest, Min/Day	
		Питие, л/сутки / Drinking, L/Day	
		Еда, кг/сутки / Eating, kg/Day	
		Жвачка, мин/сутки / Rumination, Min/Day	
		Агрессивность, балл / Aggressiveness, Score	
		Заболевания, визуально проявляющиеся, дней/год / Diseases, Visually Manifested, Days/Year	

На рисунке 1 представлена онтологическая карта работы с данными. Достоверность работы датчиков при автоматическом сборе информации, а также частота передачи и предельная достоверность начала автокалибровки датчиков установлена исходя из собственного опыта разработки и последующей эксплуатации роботизированного и цифрового оборудования на животноводческих фермах. Неполнота данных при переносе с бумажного носителя в электронный выявлена из опыта внедрения системы Федеральной государственной информационно-аналитической системы племенных ресурсов (ФГИАС ПР) в работе хозяйства «Август-Муслюм» в Республике Татарстане (подробнее будет описано ниже) [17, 18]. Ошибка ручного ввода <8 % установлена исходя из исследований, представленных в работе [19]. Риск потери данных сервера оценен в 16,9 %, следуя суммарному расчету по вероятности отказа за период, с учетом риска двойного отказа, риска потери данных между резервным копированием, где исходными данными были: MTBF (среднее время между отказами при наработке на отказ) – 4200 часов; MTTR (среднее время ремонта) – 2,1 часа; RPO (максимально допустимый период потери данных в случае сбоя системы) – 0,25 часа (15 минут); частота резервного копирования: каждые 6 часов; эмпирический коэффициент надежности 0,83 (учет человеческого фактора, сетевых сбоев). Исходя из данных таблицы 1 и рисунка 1 следует, что автоматически передается 88 параметров (87,1 %), 13 параметров (12,9 %) передается вручную, тогда 88 параметров имеют достоверность >93 %, 13 параметров имеют ошибки ввода <8 % и являются неverified, при этом при переводе в электронную базу 37 % параметров недостоверны (проявляется один раз). Далее общий технический риск потери данных составляет 16,9 %. Для расчета общей достоверности данных, которые сформированы на 1 уровне запишем формулу:

$$R = \left(\frac{A * a + M * m}{A + M} \right) * (1 - U) * (1 - L), \quad (1)$$

где A – количество автоматических параметров – 88; M – количество ручных параметров – 13; $A \in [0,93; 0,97]$ – диапазон точности автоматических параметров; m – достоверность ручных параметров – 0,92; U – доля недостоверных данных, которые передаются впервые – 0,37; L – технический риск потери данных – 0,169.

В формуле (1) по выражению в первых скобках рассчитывается средняя достоверность и умножается на недостоверность и на риск потерь.

По данным онтологии, на 2 уровне (рис. 2) производится предобработка информации на локальных серверах. Производится ручная унификация форматов (см. пример с болюсами от трех производителей), работа ETL-процесса [20, 21] (вычислительный процесс, который объединяет данные из разных источников в единый вид) эффективности метода удаления выбросов и валидацией [22]. Расчет итоговой точности производился путем перемножения первичной точности на эффективность фильтрации и на достоверность валидации.

На третьем уровне онтологии (рис. 3) происходит постобработка данных на региональном сервере с восстановлением точности данных. Наивысшие требования предъявляются на этом уровне к блоку по восстановлению точности данных. Здесь могут применять методы ML по замене пропусков на основе ближайших данных, использование метода MissForest [22, 23, 24] для предсказания пропусков при анализе нелинейных зависимостей, смешанных типов данных и другие. Регрессионный анализ статических моделей имеет $R^2 = 0,87$, который объясняет 87 % вариативности целевой переменной (например, удой молока), это значит, что для модели прогноза надоев можно предсказать по учтенным в модели факторам (условия содержания, корм, генетика и пр.), при этом доверительный интервал установлен на уровне 95 %. При восстановлении достоверности данных используется и моделирование методом Монте-Карло [25, 26, 27, 28]. Расчет достоверности третьего уровня онтологии имеет параметры: постобработка (ML/LSTM) повышает искусственную достоверность данных до 92 %; эффективность анализа ($R^2 = 0,87$) – 87 %; риск-менеджмент на выход из строя узлов серверного оборудования, перебоя питания и прочие риски – 0,82 %; резервирование данных при перемножении дублирования данных 98 % на адаптивность, в 85 % получаем 0,833. Тогда достоверность 3 уровня онтологии равна произведению точности онтологии 2 уровня с вышеописанными параметрами. Рассчитав достоверность, которая получается на 3 уровне онтологии, с учетом, что постобработка поднимает качество данных до искусственных 92 % с учетом ML-коррекции и LSTM-сетей [29]. Далее к этому применяются риски по влиянию критических систем (инфраструктурное и региональное серверное оборудование). При расчете применены методы по улучшению полученных значений.

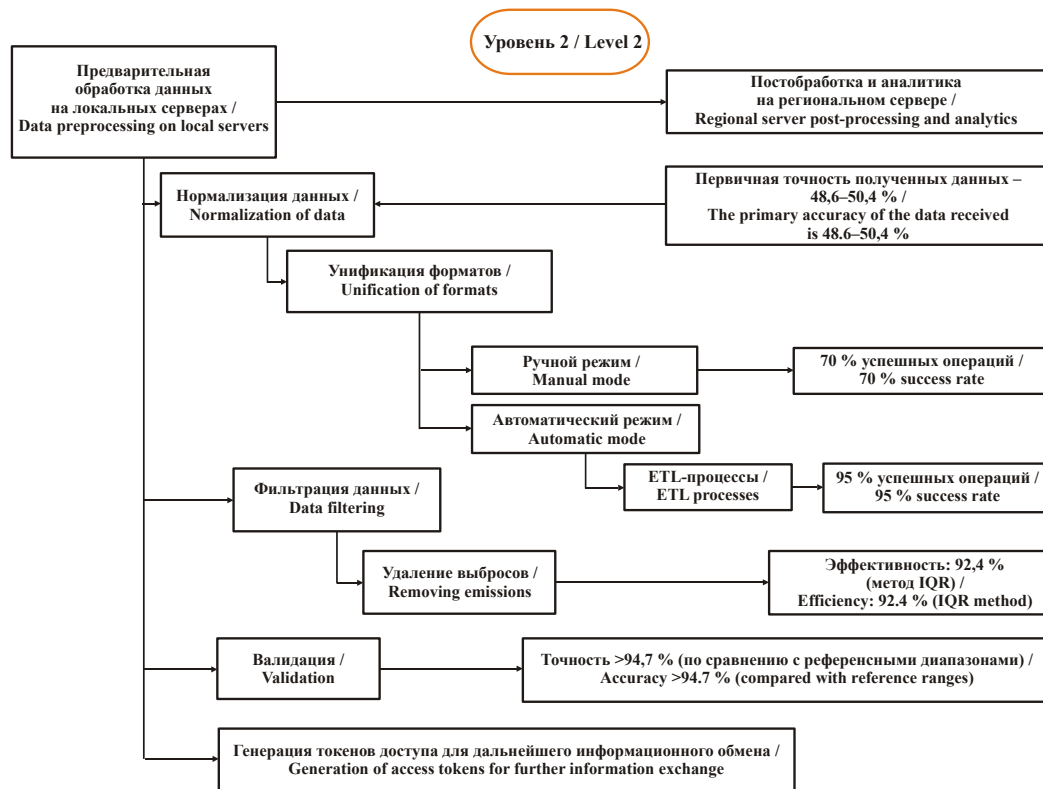


Рис. 2. Структура онтологической карты предобработки данных на локальных серверах, уровень 2 /
Fig. 2. Structure of the ontological map of data pre-processing on local servers, level 2

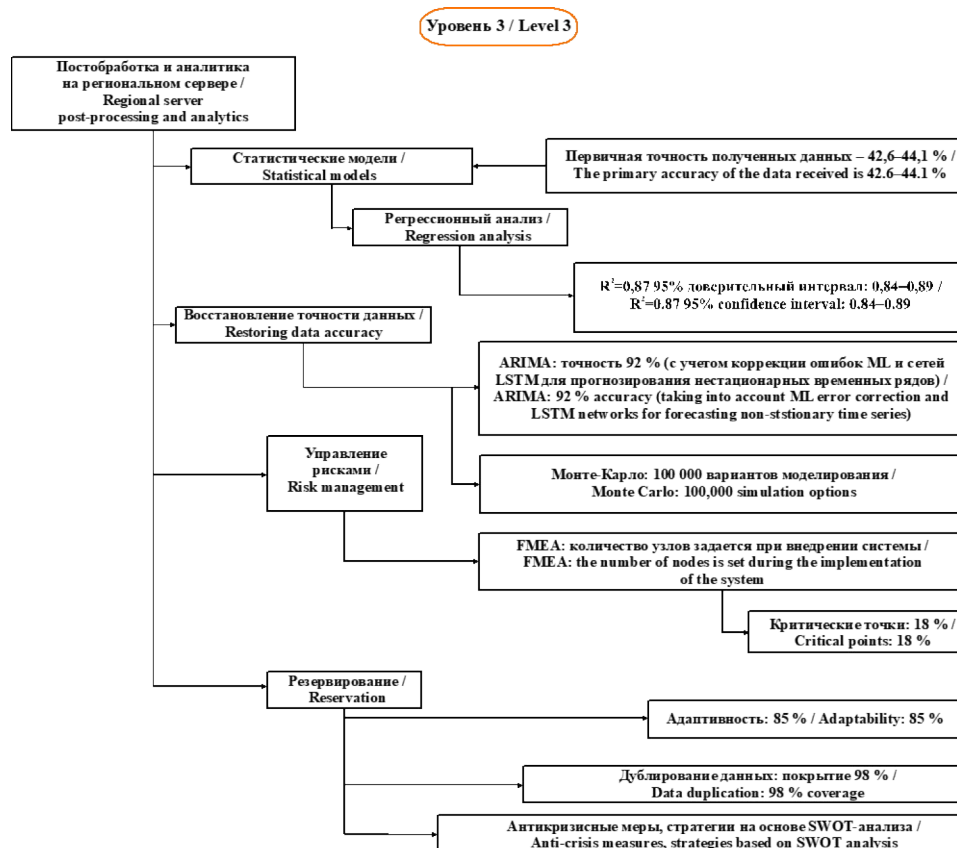


Рис. 3. Структура онтологической карты постобработки данных на региональном сервере с восстановлением точности данных, уровень 3 /
Fig. 3. Structure of the ontological map of data post-processing on regional server with restoring data accuracy, level 3

Следующим шагом после того, как будет установлена достоверность данных, поступающих на региональный сервер, необходимо оценить риски и неопределенности при: внедрении системы на животноводческие фермы, управлении производством на основе данных. Для этого реализуем следующее: опишем возможные риски; число возможных состояний системы при возникновении риска; оценим вероятность события; оценим масштабный коэффициент, связанный со сложностью систем; произведем расчет энтропии и веса информации. Для объективной оценки «веса информации» в теории информации используется мера оценки неопределенности системы – формула Шеннона [25, 26]:

$$I = -S \sum_{i=1}^K P_i \log_a P_i, \quad (2)$$

где I – вес информации; S – масштабный коэффициент, который корректирует единицы измерения на сложность системы; P_i – вероятность i -го состояния; $\log_a$ – логарифм по основанию a .

Рассмотрим таблицу 2 с целью описания рисков. В таблице перечислены возможные риски, которые возникают ежегодно. Энтропия показывает, на сколько риск увеличивает неопределенность системы. Например, нарушенная калибровка датчиков имеет энтропию 0,33 бита, которая вносит меньший «хаос», чем риск ошибок или отказов датчиков с энтропией 0,47 бита. Вес информации имеет масштабный коэффициент 1,2, который позволяет «усилить» или «ослабить» вес энтропии, адаптируя теоретический расчет к реальным условиям. Чем выше вес информации, тем больше ресурсов требуется для управления риском. Масштабный коэффициент 1,2 выбран гипотетически, исходя из предположений, что это сложная техническая система, которая имеет, помимо описанных рисков, риски малозначительные или риски, о которых заранее неизвестно или трудоемко просчитать. Также система имеет несколько уровней взаимодействия инфраструктуры между собой и при калибровке подсистем присутствует человеческий фактор. Если рассматривать простую систему с понятными рисками малым набором подсистем, тогда масштабный коэффициент будет равен 1. Если система стремится к безусловной отказоустойчивости и является критической инфраструктурой масштабный коэффициент составит $>1,2$.

В таблице 2 описано число возможных состояний того или иного риска. Обсудим, как были определены вероятности их появления.

При этом каждый риск выражен в экономическом ущербе, который снижает плановую продуктивность. Общее количество рисков, которые, предположим, сработали одновременно, составляет – 35 % (число сформировано на основании собственного опыта).

В таблице 2 каждый риск в моменте времени может быть в одном состоянии.

Ошибки датчиков, их отказы, поставка неverified информации (проблема на уровне первоисточника), несвоевременная калибровка датчиков, нарушение калибровки датчиков, недоступность или несвоевременная подача данных из-за плохой или неразвитой инфраструктуры связи – расчет произведен на основании собственных статистических данных о частоте ошибок разработанного ранее оборудования в реальных условиях. Ошибка качества данных – на практике встречается на протяжении года часто – оценена в 9,2 %. Ошибка может возникать как и из-за человеческого фактора, так и являться следствием нарушения калибровки, отсутствия связи, нестабильно работающей инфраструктуры. Также при калибровке присутствуют допустимые погрешности работы высокотехнологического оборудования в производстве, не превышающие 5 %. С учетом того, что планируется внедрение передового и инновационного оборудования, которое прошло финальные испытания, и системы были поставлены на серийное производство, но эффективность систем не была доказана многолетней эксплуатацией, введем допущение и увеличим погрешность оборудования до крайнего допустимого значения – 7 %.

Дефекты/брак датчиков при производстве, но внедренные на животноводческий комплекс – максимальное принятое значение брака на производстве не должно превышать 5 %. Т. к. используемое оборудование является высокотехнологичным и для отечественной и зарубежной промышленности новым, где не отработаны поставщики, производство, материалы, увеличиваем шанс возникновения брака до 6,2 %. Качество данных, собираемых ручным способом – оценили в 9,2 % т. к. эта работа напрямую зависит от человеческого фактора. Оставшиеся неавтоматизированные процессы на животноводческом комплексе являются ресурсозатратными (например, оценка экстерьера животных) или сложно интегрируемыми в автоматические системы сбора данных, в частности, результаты генетических тестов, которые делаются в сторонних лабораториях, и результат выдается как в электронном виде в формате .pdf, так и на бумаге.

Таблица 2 – Описание рисков и число возможных состояний системы /
Table 2 – Description of risks and the number of possible system states

Классификация / Classification	Ruck / Risk	Число возможных состояний системы, K / Number of Possible System States, K	*, %	**, ед. / units	Энтропия, бит / Entropy, bits	Вес информации, I / Weight of information, I	***, %				
1	2	3	4	5	6	7	8				
Качество данных / Quality of Data	Ошибки датчиков, их отказы, поставка неверифицированной информации (проблема на уровне первоисточника), несвоевременная калибровка датчиков / Sensor Errors, Their Failures, Supply of Unverified Information (Source Level Problem), Untimely Sensor Calibration	1 – Работает с погрешностью до 5 %; / 1 – Works with error up to 5 %	16,9		0,47	0,523	0				
		2 – Работает, погрешность <7 %; / 2 – Works, error <7 %									
		3 – Работает, погрешность >7 % / 3 – Works, error >7 %									
		4 – Не работает; / 4 – Does not work									
	Нарушена калибровка датчиков / Calibration of Sensors Disrupted	1 – Калибровка проведена / 1 – Calibration performed	7,7	1,2	0,33	0,4	0				
		2 – Требуется калибровки / 2 – Requires calibration									
	Недоступность или несвоевременная подача данных из-за плохой или неразвитой инфраструктуры связи. Технические пропуски во временных рядах при сборе данных / Unavailability or Untimely Data Submission Due to Poor or Underdeveloped Communication Infrastructure. Technical Gaps in Time Series During Data Collection.	1 – Передает информацию своевременно; / 1 – Transmits information timely	11,5		0,41	0,49	<1				
		2 – Передает информацию не своевременно; / 2 – Transmits information untimely									
		3 – Связь отсутствует; / 3 – Connection absent									
	Неудобство доступа к данным из-за отсутствия автоматического сбора данных, очистки данных. Нежелание вести записи в электронные журналы, как следствие непредоставление верифицированных данных. Умышленное сокрытие или изменение данных. / Inconvenience of Data Access Due to Lack of Automatic Data Collection and Cleaning. Reluctance to Keep Records in Electronic Logs, Resulting in Non-Provision of Verified Data. Intentional Concealment or Alteration of Data.	1 – Данные имеют погрешность <5 %; / 1 – Data has error <5 %	9,2		0,37	0,44	<3				
		2 – Данные имеют погрешность <31,5 %; / 2 – Data has error <31.5 %									
		3 – Данные не передаются / 3 – Data not transmitted									
		1 – Работает с погрешностью >7 %; / 1 – Works with error >7 %						6,2	0,29	0,35	<3****
		2 – Не работает / 2 – Does not work									

Продолжение табл. 2

1	2	3	4	5	6	7	8
Проблемы моделей и инфраструктуры сервиса / Problems with Models and Service Infrastructure	Несовершенство аналитических моделей обработки данных. Задержки в обновлении моделей ИИ / Imperfection of Analytical Data Processing Models. Delays in Updating AI Models	1 – Модель актуальна / 1 – Model is up-to-date	13,8	1,2	0,33	0,4	0
		2 – модель устарела / 2 – Model is outdated					
	Аналитические модели не умеют прогнозировать «черных лебедей», например Ковид-19, а также события, которые в прошлом не повторялись / Analytical Models Cannot Predict "Black Swans", e.g., COVID-19, as Well as Events That Have Not Occurred in the Past	1 – Модель прогнозирует / 1 – Model predicts	3,8		0,16	0,19	0
		2 – Модель не прогнозирует/ 2 – Model does not predict					
	Нейросети обучены на отличных данных, с достоверностью 90 % (идеальные данные с достоверностью 95 % не берем в расчет, т.к. это имеет высокие ресурсные затраты) / Neural Networks Trained on Non-Ideal Data, with 90 % Reliability (Ideal Data with 95 % Reliability Not Considered, as It Involves High Resource Costs)	1 – Используется датасет с достоверностью 90 % / 1 – Dataset with 90 % reliability is used	19,2		0,50	0,60	<1
	Неверная интерпретация рекомендаций специалистом от ИИ / Incorrect Interpretation of AI Recommendations by a Specialist	1 – Верная интерпретация / 1 – Correct interpretation	11,5		0,41	0,49	0
		2 – Интерпретация не верна / 2 – Incorrect interpretation					

Примечания: * Вероятность появления того или иного i -ого состояния, P_i ; ** Масштабный коэффициент, определяющий единицы измерения количества информации в зависимости от выбора основания логарифма, S_i ; *** Экономический ущерб в качестве снижения к текущей продуктивности, %; **** Экономический ущерб взаимозаменяемый риском ошибки датчиков. Оба риска не имеют суммирующего эффекта.

В таблице следует читать столбец с экономическим ущербом следующим образом – напротив каждого риска есть возможные состояния, которые имеют разный экономический ущерб, выраженный в % /

Notes: * Probability of occurrence of the i -th state, P_i ; ** Scale coefficient determining units of information quantity depending on the choice of logarithm base, S_i ; *** Economic damage as a reduction in current productivity, %; **** Economic damage interchangeable with sensor error risk. Both risks do not have a cumulative effect.

In the table, the column with economic damage should be read as follows: opposite each risk, there are possible conditions that have different economic damage, expressed in %

Рассмотрим опыт внедрения программы ФГИАС ПР в хозяйстве «Август-Муслюм» в Республике Татарстане¹¹ [17, 18]:

- 4 % животных не имели уникальных номеров (УИН);
- 36 % коров – отсутствовали данные о предках III ряда родословной;
- 37 % быков-отцов не были зарегистрированы в РФ;
- 24 % быков-предков II-IV порядка не зарегистрированы в РФ;
- 47 и 41 % ДНК-паспорт и достоверность происхождения не подтверждены. Средняя погрешность при предоставлении верифицированных данных составляет 31,5 %.

Несовершенство аналитических моделей и задержка в обновлении моделей ИИ имеет шанс возникновения 13,8 %. Средний цикл обновления моделей в агросекторе по исследованиям консалтингового агентства Маккинси¹² составляет около 6–12 месяцев по данным зарубежной практики. В соответствии с опросом AgroTech Forum¹³, 32 % сельхозпредприятий сталкиваются с устаревшими моделями. На основании вышеописанной информации, в общей 100%-й системы возникновения рисков, задержка в обновлении моделей ИИ составляет 13,8 % т. к. этот риск в среднем проявляется на каждом 10-м месяце.

Аналитические модели не умеют прогнозировать «черных лебедей», например «COVID-19», а также события, которые в прошлом не повторялись – возникновение подобных ситуаций в агросекторе крайне редкое явление, к которому нельзя подготовиться, т. к. неизвестно, что произойдет – сила и продолжительность влияния на системы. Это малоизученное явление выходит за пределы третьей сигмы при среднеквадратичном отклонении, где вероятность события $<0,1$ %. Поэтому необходимо повышать общую независимость и отказоустойчивость системы. Этому пункту была присвоена вероятность появления «черного лебедя» в течение года не более чем на 3,8 %. Нейросети обучены на отличных данных с достоверностью 90 % (идеальные данные с достоверностью 95 % не берем в расчет, т. к. это имеет высокие ресурсные затраты) – вероятность была определена в 19,2 % по причине того, что это ориенти-

ровочная доля данных, которые будут отличаться от идеальных. Неверная интерпретация рекомендаций оценена как крайне низкая вероятность события в 1,5 %. Это связано с тем, что аналитическую информацию от автоматических систем получают профильные специалисты, которые будут транслировать результаты дальнейшим потребителям.

Результаты и их обсуждение. Рассмотрим результаты моделирования воздействия внешних факторов на достоверность данных, где при расчете использовали формулу (1) (табл. 3).

На этапе 1 (рис. 1–3) фермер первый раз в систему вносит данные по стаду о фактическом состоянии. Основным фактором, снижающим итоговую достоверность данных на 1 этапе, является доля недостоверных данных, которые передаются впервые, а также достоверность ручных параметров при вводе, где присутствует человеческий фактор. На первом этапе, когда проходит анализ данных по всей ферме (с учетом неполноты данных), итоговые значения по достоверности самые низкие и находятся на уровне 36,9–38,3 %, т. к. часть данных в принципе отсутствует, их надо пересчитать и привести к среднему, но сами данные будут искусственными. Это крайне низкое значение, которое не позволяет использовать данные для принятия решений. Для улучшения итоговой точности на втором и последующих этапах исключаем фактор доли недостоверных данных. Это объясняется тем, что в течение 3 лет работы (должна произойти частичная смена поколений животных) с системой все утраченные данные восстанавливаются, но исключение этого фактора повышает достоверность данных только на 1 и 2 уровнях онтологической карты, третий уровень остается неизменным. Это происходит по причине сильного воздействия мультипликативного эффекта факторов: риск менеджмент (-18 %) и адаптивность (-15 %), которые убирают преимущества постобработки. На третьем этапе производится повышение достоверности автоматических данных за счет улучшения оборудования, ручных данных за счет обучения персонала пользованию системой, снижения технического риска потери данных регрессивных и ML-моделей для постобработки. Итоговая достоверность

¹¹Опыт внедрения ФГИАС ПР: практические результаты от ООО «Август-Муслюм». [Электронный ресурс]. URL: <https://holstein-russia.ru/2025/04/14/fgi-as-pr-cto-jeto-i-zachem-nuzhno/> (дата обращения: 14.01.2026).

¹²McKinsey & Company. The state of AI in early 2024: Gen AI adoption spikes and starts to generate value. 2024. (Report). [Электронный ресурс]. URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai-2024> (дата обращения: 14.01.2026).

¹³Российский агротехнический форум 2024. [Электронный ресурс].

URL: <https://glavagronom.ru/events/rossiyskiy-agrotehnicheskii-forum-2024> (дата обращения: 14.01.2026).

повышается до уровня 78–80,5 %. На четвертом этапе производится повышение достоверности автоматических данных за счет улучшения оборудования, ручных данных за счет применения AI-агентов, помогающих при вводе данных, проверяющих их достоверность, снижения технического риска ошибок инфраструктуры, до обучения ML-моделей. Эти улучшения позволяют достичь достоверности хранимых

данных на региональном сервере 93,8–95,3 %. Прогнозный срок прохождения 4 этапов в диапазоне 5–8 лет.

Рассмотрим результаты моделирования распределения энтропии (рис. 4 – моделирование выполнено в программной среде python) методом Монте-Карло [25, 26, 27, 28], описанных в таблице 4

Таблица 3 – Результаты моделирования воздействия внешних факторов на достоверность данных /
Table 3 – Results of modeling the impact of external factors on data reliability

Наименование / Name	Этап / Stage			
	1	2	3	4
A – количество автоматических параметров / A – Number of automatic parameters	88	88	88	88
M – количество ручных параметров / M – Number of manual parameters	13	13	13	13
Диапазон точности автоматических параметров / Range of accuracy of automatic parameters	[0,93;0,97]	[0,93;0,97]	[0,95;0,98]	[0,98;0,99]
m – достоверность ручных параметров / m – Reliability of manual parameters	0,92	0,92	0,94	0,97
U – доля недостоверных данных, которые передаются впервые / U – Share of unreliable data transmitted for the first time	0,37	Исключен / Excluded		
L – технический риск потери данных / L – Technical risk of data loss	0,169	0,169	0,05	0,1
R ² ML-моделей / R ² of ML models	-	-	0,95	0,98
Достоверность на онтологической карте, % / Reliability on the ontological map, %:				
уровень 1 / level 1	48,6–50,4	77,1–80,0	50,5–54,5	91,2–93,5
уровень 2 / level 2	42,6–44,1	67,5–70,0	73,8–76,5	92,0–94,1
уровень 3 / level 3	36,9–38,3	36,9–38,3	78,0–80,5	93,8–95,3

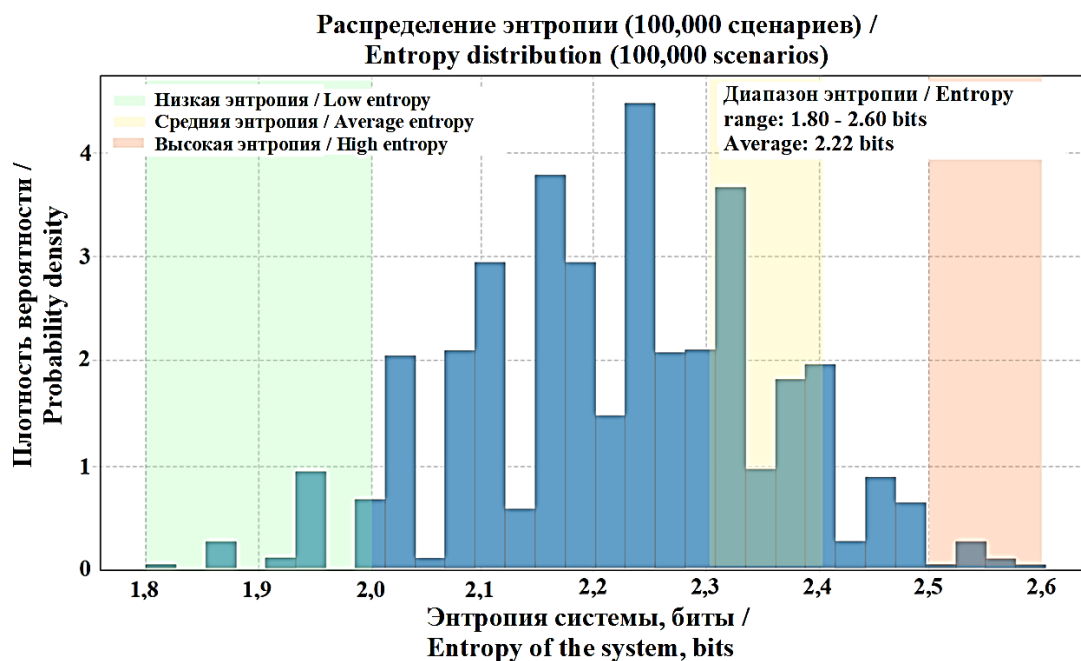


Рис. 4. Распределение энтропии системы /
Fig. 4. Distribution of system entropy

таблица 4 – Модель отношения между детерминантами, рисками и эффектами /
Table 4 – Model of relationships between determinants, risks, and effects

терминанты/ Risks / Determinants/ Risks	Ошибки датчиков/ некачественные данные / Sensor Errors / Poor Quality Data	Устаревшие ИИ модели / Outdated AI Models	Человеческий фактор / Human Factor	Дефекты оборудования / Equipment Defects	Не прогнозируемые ИИ события / Unpredictable AI Events	Неверная интерпретация рекомендаций ИИ специалистом / Incorrect Interpretation of AI Recommendations by Specialist	Недоступность или задержка передачи данных (связь), передача искаженных данных / Unavailability or Delay in Data Transmission (Connection), Transmission of Distorted Data
1	2	3	4	5	6	7	8
ество данных / Data Quality	Неверные решения (3) / Автокалибровка датчиков / Incorrect Decisions (3) / Auto-Calibration of Sensors	Снижение точности (1) / регулярное обновление / Reduction in Accuracy (1) / Regular Updates	Искажение или сокрытие фактических данных (2) / автоматический сбор / Distortion or Concealment of Actual Data (2) / Automatic Collection	Простой оборудования (3) / дублирование датчиков и/или самодиагностика системы / Equipment Downtime (3) / Duplication of Sensors and/or System Self-Diagnosis	Массовый сбой (3) / Автономная непрерывная работа системы / Mass Failure (3) / Autonomous Continuous System Operation	Низкая эффективность принимаемых решений (2) / Распределение «веса» фактов от системы и от специалистов для принятия решения / Low Efficiency of Decisions Made (2) / Distribution of "Weight" of Facts from the System and from Specialists for Decision-Making	Искажение или сокрытие фактических данных (2) / автоматический сбор / Distortion or Concealment of Actual Data (2) / Automatic Collection
Качество обученных моделей ИИ / Quality of Trained AI Models	Шумные данные (2) / Валидация с поверенными системами, вручную / Noisy Data (2) / Validation with Calibrated Systems, Manually	Рост затрат на обучение моделей (1) / регулярное обновление / Increased Costs for Model Training (1) / Regular Updates	Некачественное обучение (3) / Контрольные группы при обучении, верификация результатов / Poor Quality Training (3) / Control Groups in Training, Verification of Results	Не верифицированные данные, которые подаются на обучение (3) / Затраты на ремонт оборудования / Unverified Data Fed into Training (3) / Equipment Repair Costs	Модели не применимы (3) / Гибридные подходы / Models Not Applicable (3) / Hybrid Approaches	Низкая эффективность принимаемых решений (2) / Сравнение результатов с вторым мнением, контрольные процессы по ручной верификации / Low Efficiency of Decisions Made (2) / Comparison of Results with Second Opinion, Manual Verification Control Processes	Работа с устаревшими ИИ моделями на низковерифицированных данных (1) / Инфраструктурное улучшение связи / Work with Outdated AI Models on Low-Verified Data (1) / Infrastructure Improvement of Communication
Человеческий фактор / Human Factor	Игнорирование проблемы и/или данных (3) / Создание общей системы мониторинга, обучение персонала, мотивационные программы / Ignoring the Problem and/or Data (3) / Creation of a General Monitoring System, Staff Training, Motivational Programs	Медленное внедрение (3) / Подготовка отрасли, обучение персонала, демонстрация эффекта / Slow Implementation (3) / Industry Preparation, Staff Training, Demonstration of Effect	Недовере к ИИ, последовательное внедрение (3) / Демонстрация эффекта на пилотных проектах / Distrust in AI, Sequential Implementation (3) / Demonstration of Effect on Pilot Projects	Ошибка эксплуатации (2) / Проверка работы системы, чек-листы / Operation Error (2) / System Operation Verification, Checklists	Ошибки при ручном управлении процессом принятия решений (3) / Антикризисные меры / Errors in Manual Decision- Making Process (3) / Crisis Management Measures	Низкая эффективность принимаемых решений (2) / Обучение сотрудников / Low Efficiency of Decisions Made (2) / Hybrid Models	Намеренное сокрытие фактического состояния процессов (3) / Аудит / Improvement of Communication Intentional Concealment of Actual Process Status (3) / Audit

Продолжение табл. 4

1	2	3	4	5	6	7	8
Надежность оборудования / Equipment Reliability	Рост затрат (2) / Регламенты и стандарты обслуживания / Increased Costs (2) / Regulations and Maintenance Standards	Сбой ИИ (3) / Сервисное обслуживание / AI Failure (3) / Service Maintenance	Снижение доверия (2) / Сервисные контракты / Decreased Trust (2) / Service Contracts	Повышение ОРЕХ (3) / склад запчастей / Increased OREX (3) / Spare Parts Warehouse	Недоступность компонентов (3) / автономная работа ПО, диверсификация поставщиков / Component Unavailability (3) / Spare Parts Warehouse, Autonomous Software Operation, Supplier Diversification	Низкая эффективность принимаемых решений (2) / Гибридные модели / Low Efficiency of Decisions Made (2) / Hybrid Models	Увеличение времени реагирования на событие (1) / Инфраструктурное улучшение связи / Increased Response Time to Event (1) / Infrastructure Improvement of Communication
Экономическая эффективность / Economic Efficiency	Рост вложений (2) / Резервные системы / Increased Investments (2) / Backup Systems	Недополученная продуктивность (1) / Гибридные модели / Underachieved Productivity (1) / Hybrid Models	Потеря продуктивности (2) / контроль качества, верификация / Productivity Loss (2) / Quality Control, Verification	Снижение эффективности измерений (2) / Затраты на ремонт оборудования, снижение ОРЕХ / Reduced Measurement Efficiency (2) / Equipment Repair Costs, OREX Reduction	Потеря продуктивности (3) / страхование рисков / Productivity Loss (3) / Risk Insurance	Потеря продуктивности (2) / контроль качества, верификация / Productivity Loss (2) / Quality Control, Verification	Рост затрат на лечение животных, потеря продуктивности, повышение ОРЕХ (1) / Инфраструктурное улучшение связи / Increased Animal Treatment Costs, Productivity Loss, Increased OREX (1) / Infrastructure Improvement of Communication

Примечание: каждая ячейка с эффектом записана по принципу эффект (1-3)/мера снижения – где первая запись содержит эффект от риска и детерминантом, сила эффекта от 1 до 3, где 3 наивысшая сила, мера снижения эффекта, какое управленческое решение принимать /
Note: Each cell with an effect is recorded according to the principle: effect (1-3)/reduction measure — where the first entry contains the effect of the risk and the determinant, the strength of the effect is rated from 1 to 3, with 3 being the highest strength, the reduction measure of the effect, and what management decision to take

На рисунке 4 представлен график распределения энтропии системы, основанный на 100000 промоделированных сценариев. Энтропия измеряется в битах и отражает уровень неопределенности или случайности в системе (ось X); ось Y показывает плотность вероятности, то есть частоту, с которой каждое значение энтропии встречается в сценариях. Зоны энтропии: низкая энтропия (зеленая зона) – значения от 1,80 до 2,00 бит указывает на более предсказуемое внедрение системы с меньшей неопределенностью. Умеренная энтропия (желтая зона) – значения от 2,30 до 2,40 бит – внедрение системы имеет средний уровень неопределенности. Высокая энтропия (красная зона) – значения от 2,50 до 2,60 бит – указывает на высокую степень случайности или непредсказуемости при внедрении. Показатель в 2,22 бита означает, что в среднем система имеет умеренный уровень энтропии. График показывает, что большинство сценариев попадают в диапазон умеренной энтропии, что делает внедрение системы относительно предсказуемой. Зоны низкой и высокой энтропии встречаются реже, что говорит о том, что система редко бывает либо слишком предсказуемой, либо слишком случайной. Плотность вероятности выбрана по 10-балльной шкале, где 10 – это 100%-я вероятность, 0 % – вероятность событий отсутствует. В течение года при внедрении и работы системы энтропия находится на среднем уровне 2,2 бита, это говорит о том, что в течение года 47 % времени внедрение и использование системы имеет умеренные риски.

Рассмотрим модель (табл. 4) отношения между детерминантами и рисками при внедрении и уже внедренной системы, приводящие к эффектам, которые в дальнейшем становятся детерминантами, создающими последовательные и взаимосвязанные эффекты. Это позволит

рассмотреть то, что будет происходить (эффект) и то, чем он обусловлен (детерминант), определить какое влияние они оказали на конкретный случай.

По результатам анализа данных таблицы 4 видно, что большинство эффектов имеют влияние уровня 2 и 3. Если из расчета исключить факторы, связанные с недостоверностью предоставляемой информации, то модель имеет весомые технические риски. Данные рисунка 4 показывают, что в течение года энтропия находится на среднем уровне 2,2 бита – 47 % времени система имеет умеренные риски. Используя результаты ранее проведенного исследования, где было определено, что полная автоматизация при сборе данных по всему животноводческому комплексу (учет и аналитика управленческих решений, уровень состояния и выполнения работ техникой, оценка выполнения процессов персоналом) дает прирост продуктивности равный 16-27 % от базового удоя стада [12, 30], можно сделать вывод, что при внедрении «сырой» технологии вероятность возникновения рисков не позволит в ближайшие 3 года достичь максимального прироста продуктивности в 27 %.

Рассчитаем пример прироста продуктивности за счет внедрения системы. Базовый удой определим на примере субъекта РФ, где проводилась программа по созданию роботизированных ферм, средний удой достиг выше 8100 кг на голову в год. Прирост продуктивности производился в течение 9 лет (базовый уровень надоя составлял 4500 кг/гол/год). За 9 лет прирост от базовых составил 80 %, ориентировочно 8,8 % в год. Учтем, что если генетический потенциал молочных коров составляет не более 15000 кг/гол/год, текущий базовый уровень надоя составляет 8100 кг/гол/год, тогда с использованием современных технологий разведения и генетики, а также интеллектуальных систем необходимо прирасти еще на 85 %. При планировании прироста продуктивности с 8100 до 15000 кг на голову в год необходимо учитывать действие закона убывающей отдачи, который справедливо работает и для биологических систем – каждая дополнительная единица ресурсов (корм, технологии, труд) дает все меньший прирост продуктивности по мере приближения к физиологическому и технологическому пределам, а цена технологической или производственной ошибки увеличивается. Учтем в расчете, что прирост продуктивности 8,8 % в год с применением роботизированных технологий и стандартов кормления, содержания и управления фермой. Рассмотрим результаты моделирования на рисунке 5.

На верхнем графике представлена динамика удоя молочных коров (кг/гол/год) в период с 2013 по 2022 год на примере среднего удоя фермы субъекта РФ. Предположим, система была бы внедрена в 2023 г., тогда последующие годы отражают устойчивый рост продуктивности, достигнутый за счёт интеллектуализации, обработки больших данных и генетических технологий.

Далее рассматриваются четыре сценария:

- Сценарий №1 (зелёная кривая) – применение технологий генетического развития и систем обмена данными. Данный вариант демонстрирует наибольший прирост, обеспечивая ускоренное приближение к физиолого-генетическому пределу продуктивности (15 тыс. кг/гол/год). Сценарий является идеалистическим.

- Сценарий №2 (синяя кривая) – применение исключительно систем обмена данными (без генетических технологий). Характеризуется значительным приростом продуктивности по сравнению с базовой траекторией, но уступает по темпам сценарию №1.

- Сценарий №3 (красная кривая) – отсутствие внедрения интеллектуальных систем обмена данными. Рост продуктивности остаётся ограниченным, близким к историческим значениям, что демонстрирует низкий потенциал дальнейшего развития без цифровых и генетических технологий.

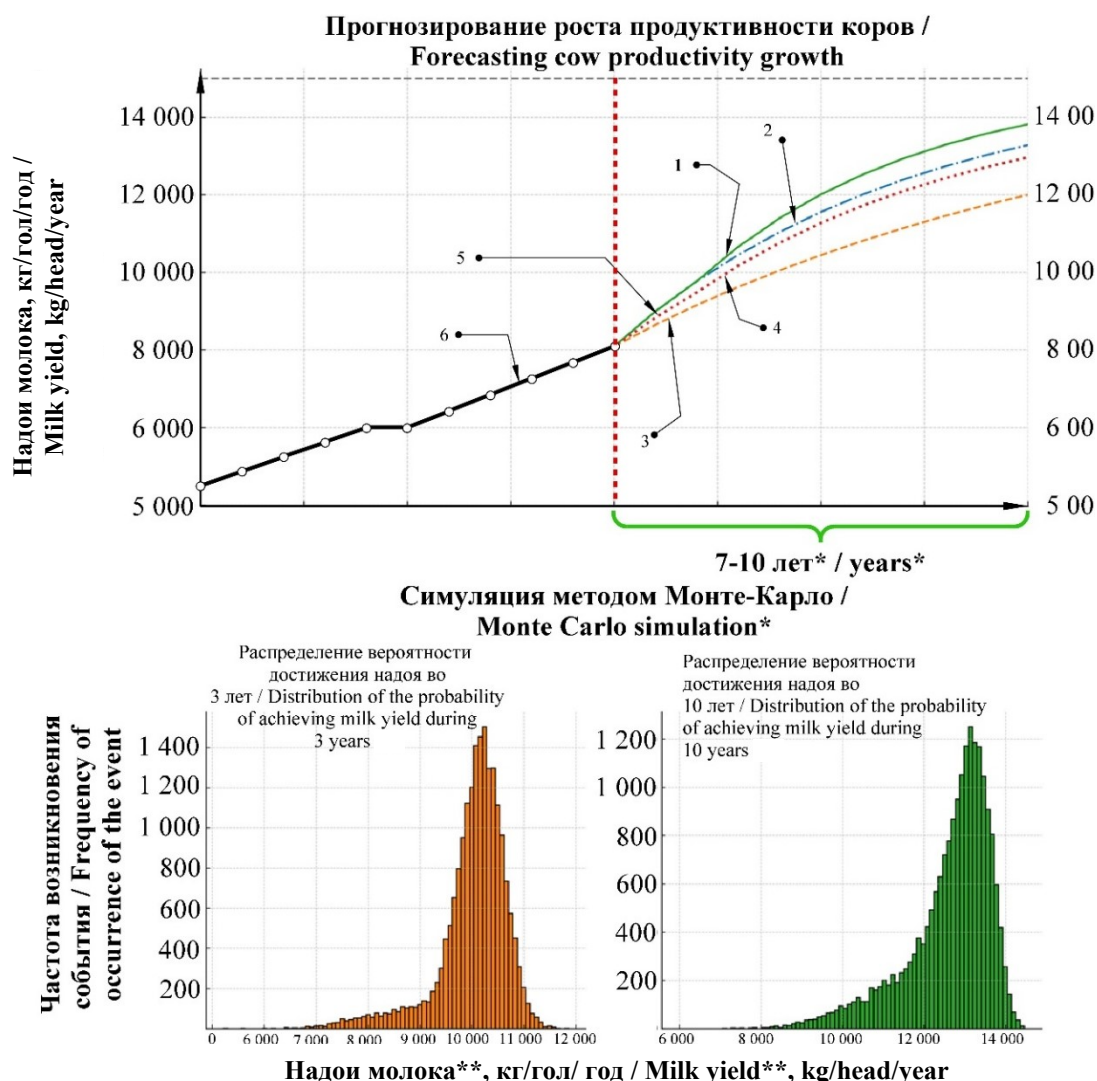
- Сценарий №4 (оранжевая кривая) – базовый прогноз с учётом внедрения генетических технологий и систем обмена данными, но при этом моделируется ежегодное возникновение рисков (вероятность 47 %), которые снижают эффективность реализации. В результате, продуктивность растёт медленнее, чем в сценарии №1, но выше, чем в сценарии №3.

Таким образом, сравнение кривых показывает, что ключевыми факторами ускоренного роста являются информационные и генетические технологии, в то время как риск-факторы оказывают значимое сдерживающее влияние на темпы продуктивности.

Моделирование методом Монте-Карло показывает результаты вероятностного моделирования, проведённого для двух горизонтов прогнозирования: 3 года (слева) и 10 лет (справа). Для горизонта 3 года распределение вероятности достижения удоев характеризуется узкой модой в диапазоне 10000–11000 кг/гол/год. Это подтверждает, что в краткосрочной перспективе технологический эффект проявляется, но остаётся ограниченным за счёт задержки внедрения

генетических технологий и наличия эксплуатационных рисков. Для горизонта 10 лет распределение становится более широким, с максимумом около 13000–14000 кг/гол/год. Это

отражает долгосрочный эффект от внедрения технологий и постепенного преодоления ограничений, наложенных рисками и «законом убывающей отдачи».



*Верхний график не привязан к годам, поскольку система фактически не была внедрена, и для прогнозирования эффекта указано количество лет, прошедших с момента ее запуска в производство / The upper graph is not linked to years, because the system has not actually been implemented, and the number of years since it was launched in production is indicated to predict the effect.

** Графики были смоделированы в среде программирования python и доработаны в графической программе / The graphs were modeled in the python programming environment and refined in the graphics program.

Получена информация о надоях молока rosstat.gov.ru / Information on milk yields has been taken rosstat.gov.ru

- 1 – Сценарий № 1. Применение технологий развития генетики и систем обмена данными / Scenario 1. Application of genetic development technologies and data exchange systems.
- 2 – Сценарий № 2. Применение системы обмена данными / Scenario 2. Application of a data exchange system;
- 3 – Сценарий № 3. Без внедрения системы обмена данными / Scenario 3. Without implementation of a data exchange system.
- 4 – Сценарий № 4 (базовый). Применение генетических технологий и систем обмена данными с учетом ежегодного возникновения рисков в размере 47 % / Scenario 4 (baseline). Application of genetic technologies and data exchange systems considering annual risk occurrence at 47 %.
- 5 – Прогностические модели / Predictive models.
- 6 – Исторические данные. Рост за счет автоматизации и роботизации производственных процессов / Historical data. Growth driven by automation and robotization of production processes.

Рис. 5. Прогнозирование прироста продуктивности коров /
Fig. 5. Forecasting cow productivity growth

При производственной реализации описанной системы следует придерживаться базового сценария, с которым необходимо сравнить фактически полученные результаты.

Заключение. Для повышения достоверности данных на четвертом этапе внедрения системы необходимо произвести повышение качества автоматических данных за счет улучшения оборудования, ручных данных за счет применения AI-агентов, помогающих при вводе данных, проверяющих их достоверность, снижения технического риска ошибок инфраструктуры, до обучения ML-моделей. Эти улучшения позволяют достичь достоверности хранимых данных на региональном сервере 93,8–95,3 %. Прогнозный срок прохождения 4 этапов в диапазоне 5–8 лет.

В течение года при внедрении и работы системы, энтропия находится на среднем уровне 2,2 бита, это говорит о том, что в течение года 47 % времени внедрение и использование системы имеет умеренные риски.

Базовый прогноз с учётом внедрения генетических технологий и систем обмена данными с учетом ежегодных возникновений рисков в течение 47 % времени, которые снижают эффективность реализации. Для горизонта 10 лет распределение прогнозирования становится более широким, с максимумом около 13000–14000 кг/гол/год. Это отражает долгосрочный эффект от внедрения технологий и постепенного преодоления ограничений, наложенных рисками и «законом убывающей отдачи».

Список литературы

1. Ценч Ю. С. Научно-технический потенциал как главный фактор развития механизации сельского хозяйства. Сельскохозяйственные машины и технологии. 2022;16(2):4–13. DOI: <https://doi.org/10.22314/2073-7599-2022-16-2-4-13> EDN: WLFWZG
2. Лобачевский Я. П., Дорохов А. С. Цифровые технологии и роботизированные технические средства для сельского хозяйства. Сельскохозяйственные машины и технологии. 2021;15(4):6–10. DOI: <https://doi.org/10.22314/2073-7599-2021-15-4-6-10> EDN: YFRZDV
3. Subeesh A., Mehta C. R. Automation and digitization of agriculture using artificial intelligence and internet of things. Artificial Intelligence in Agriculture. 2021;5:278–291. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.aiaa.2021.11.004>
4. Wolfert S., Ge L., Verdouw C., Bogaardt M. J. Big Data in Smart Farming – A review. Agricultural Systems. 2017;153:69–80. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2017.01.023>
5. Kamilaris A., Kartakoullis A., Prenafeta-Boldú F. X. A review on the practice of big data analysis in agriculture. Computers and Electronics in Agriculture. 2017;143:23–37. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.09.037>
6. Yousfi M., M'Sadak Y. Smart dairy cattle farming: current tools, technologies, and future (Literature review). Al Awamia. 2025;(147):115–127. DOI: <https://doi.org/10.34874/IMIST.PRSM/afirmed-i147.541>
7. Klingström T., König E. Z., Zwane A. A. Beyond the hype: using AI, big data, wearable devices, and the internet of things for high-throughput livestock phenotyping. Briefings in Functional Genomics. 2025;24:elae032. DOI: <https://doi.org/10.1093/bfgp/elae032>
8. Косенчук О. В. Цифровые технологии для эффективного ведения молочного и мясного агробизнеса. Продовольственная политика и безопасность. 2024;11(4):997–1018. DOI: <https://doi.org/10.18334/ppib.11.4.121606> EDN: KHPBNY
9. Жигалов А. А., Иващук О. А., Бирюкова Т. К., Федоров В. И. Методы нейросетевой детекции сельскохозяйственных животных в плотных динамических группах на изображениях. Искусственный интеллект и принятие решений. 2023;(1):55–66. DOI: <https://doi.org/10.14357/20718594230106> EDN: APJNCH
10. Гринченков Д. В., Романенко И. В., Профатило В. К. Цифровые технологии в системах поддержки принятия решений для животноводства. Инженерный вестник Дона. 2025;(6(126)):627–643. Режим доступа: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=82683380> EDN: UPCFJZ
11. Gavai A. K., Bouzembrak Y., Xhani D., Sedrakyan G., Meuwissen M. P. M., Souza R. G. S. et al. Agricultural data privacy: Emerging platforms & strategies. Food and Humanity. 2025;4:e100542. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.foohum.2025.100542>
12. Brito L. F., Heringstad B., Klaas I. C., Schodl K., Cabrera V. E., Stygar A. et al. Invited review: Using data from sensors and other precision farming technologies to enhance the sustainability of dairy cattle breeding programs. Journal of Dairy Science. 2025;108(10):10447–10474. DOI: <https://doi.org/10.3168/jds.2025-26554>
13. Terence S., Immaculate J., Raj A., Nadarajan J. Systematic Review on Internet of Things in Smart Livestock Management Systems. Sustainability. 2024;16(10):4073. DOI: <https://doi.org/10.3390/su16104073>
14. Tangorra F. M., Buio E., Calcante A., Bassi A., Costa A. Internet of Things (IoT): Sensors Application in Dairy Cattle Farming. Animals. 2024;14(21):3071. DOI: <https://doi.org/10.3390/ani14213071>
15. Kassab M., Arbex W., Vicente Graciano Neto V., Gomes J., Braga R., Maria David J., Oliveira R. Livestock IoT: Precision Livestock Management in Agribusiness. In Proceedings of the ACM/IEEE 6th International Workshop on Software Engineering Research & Practices for the Internet of Things (SERP4IoT '24). Association for Computing Machinery. New York, NY, USA, 2024. pp. 52–56. DOI: <https://doi.org/10.1145/3643794.3648279>

16. Юрочка С. С., Рузин С. С., Владимиров Ф. Е., Хакимов А. Р., Базаев С. О., Тарасов В. Р. Систематизация методов идентификации коров. Электротехнологии и электрооборудование в АПК. 2025;72(1(58)):106–116. DOI: <https://doi.org/10.22314/2658-4859-2025-72-1-106-116> EDN: QZAGSK
17. Кравченко В. Н., Зимогорский В. К. Перспективы цифровизации молочного животноводства. Техника и технологии в животноводстве. 2020;(4(40)):4–13. Режим доступа: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=44352737> EDN: CDUXGM
18. Дорохов А. С., Павкин Д. Ю., Юрочка С. С. Технология цифровых двойников в сельском хозяйстве: перспективы применения. Агроинженерия. 2023;25(4):14–25. DOI: <https://doi.org/10.26897/2687-1149-2023-4-14-25> EDN: ZUPSSL
19. Haug A., Zachariassen F., van Liempd D. The costs of poor data quality. Journal of Industrial Engineering and Management. 2011;4(2):168–193. DOI: <https://doi.org/10.3926/jiem.v4n2.p168-193>
20. Wijaya R., Pudjoatmodjo B. An overview and implementation of extraction-transformation-loading (ETL) process in data warehouse (Case study: Department of agriculture). 2015 3rd International Conference on Information and Communication Technology (ICoICT). Nusa Dua, Bali, Indonesia, 2015. pp. 70–74. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICoICT.2015.7231399>
21. Yudhistira A., Sitanggang I., Adrianto H. Development ETL (Extract, Transform and Load) Module in Indonesian Agricultural Commodities OLAP System. ILKOM Jurnal Ilmiah. 2023;15(2):335–343. DOI: <https://doi.org/10.33096/ilkom.v15i2.1758.335-343>
22. You J., Ellis J., Adams S., Sahar M., Jacobs M., Tulpan D. Comparison of imputation methods for missing production data of dairy cattle. Animal. 2023;17(5):100921. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.animal.2023.100921>
23. Stekhoven D. J., Bühlmann P. MissForest—non-parametric missing value imputation for mixed-type data. Bioinformatics. 2012;28(1):112–118. DOI: <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/btr597>
24. Thendral M. S., Abinaya S., Devi M. K. K. Enhanced prediction of agricultural CO2 emission using ensemble machine learning-based imputation approach. Neural Computing and Applications. 2024;36:22867–22887. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00521-024-10444-3>
25. Cui H., Guo P., Li M., Guo S., Zhang F. A multi-risk assessment framework for agricultural land use optimization. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment. 2019;33:563–579. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00477-018-1610-5>
26. Abtahi M., Mohammadi Z. Selecting the Optimal Portfolio in Agricultural Research and Development Projects with Grey Multiple-Criteria Decision-Making Approach. Journal of Agricultural Economics and Development. 2021;29(1):177–207. DOI: <https://doi.org/10.30490/AEAD.2021.352112.1273>
27. Liu Z., Huang Y. Sustainability enhancement under uncertainty: a Monte Carlo-based simulation and system optimization method. Clean Technologies and Environmental Policy. 2015;17:1757–1768. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10098-015-0916-y>
28. Godfrey S. S., Nordblom T., Ip R. H. L., Robertson S., Hutchings T., Behrendt K. Drought Shocks and Gearing Impacts on the Profitability of Sheep Farming. Agriculture. 2021;11(4):366. DOI: <https://doi.org/10.3390/agriculture11040366>
29. Михальский А. И., Новосельцева Ж. А. Применение методов машинного обучения в задачах продуктивного животноводства. Проблемы биологии продуктивных животных. 2018;(4):98–109. DOI: <https://doi.org/10.25687/1996-6733.prodanimbiol.2018.3.98-109> EDN: YPHTMD
30. Fuentes S., Gonzalez Viejo C., Tongson E., Dunshea F. R. The livestock farming digital transformation: implementation of new and emerging technologies using artificial intelligence. Animal Health Research Reviews. 2022;23(1):59–71. DOI: <https://doi.org/10.1017/S1466252321000177>

References

1. Tsench Yu. S. Scientific and Technological Potential as the Main Factor for Agricultural Mechanization Development. *Sel'skokhozyaystvennyye mashiny i tekhnologii* = Agricultural Machinery and Technologies. 2022;16(2):4–13. (In Russ.). DOI: <https://doi.org/10.22314/2073-7599-2022-16-2-4-13>
2. Lobachevskiy Ya. P., Dorokhov A. S. Digital technologies and robotic devices in the agriculture. *Sel'skokhozyaystvennyye mashiny i tekhnologii* = Agricultural Machinery and Technologies. 2021;15(4):6–10. (In Russ.). DOI: <https://doi.org/10.22314/2073-7599-2021-15-4-6-10>
3. Subeesh A., Mehta C. R. Automation and digitization of agriculture using artificial intelligence and internet of things. Artificial Intelligence in Agriculture. 2021;5:278–291. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.iaia.2021.11.004>
4. Wolfert S., Ge L., Verdouw C., Bogaardt M. J. Big Data in Smart Farming – A review. Agricultural Systems. 2017;153:69–80. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2017.01.023>
5. Kamilaris A., Kartakoullis A., Prenafeta-Boldú F. X. A review on the practice of big data analysis in agriculture. Computers and Electronics in Agriculture. 2017;143:23–37. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.compag.2017.09.037>
6. Yousfi M., M'Sadak Y. Smart dairy cattle farming: current tools, technologies, and future (Literature review). Al Awamia. 2025;(147):115–127. DOI: <https://doi.org/10.34874/IMIST.PRSM/afirmed-i147.541>

7. Klingström T., König E. Z., Zwane A. A. Beyond the hype: using AI, big data, wearable devices, and the internet of things for high-throughput livestock phenotyping. *Briefings in Functional Genomics*. 2025;24:elae032. DOI: <https://doi.org/10.1093/bfgp/elae032>
8. Kosenchuk O. V. Digital technology for effective management of dairy and meat agribusiness. *Prodo-vol'stvennaya politika i bezopasnost' = Food Policy and Security*. 2024;11(4):997–1018. (In Russ.). DOI: <https://doi.org/10.18334/ppib.11.4.121606>
9. Zhigalov A. A., Ivashchuk O. A., Biryukova T. K., Fedorov V. I. Methods for neural network detection of farm animals in dense dynamic groups on images. *Iskustvennyy intellekt i prinyatie resheniy = Artificial Intelligence and Decision Making*. 2023;(1):55–66. (In Russ.). DOI: <https://doi.org/10.14357/20718594230106>
10. Grinchenkov D. V., Romanenko I. V., Profatilo V. K. Digital technologies in decision support systems for livestock production. *Inzhenernyy vestnik Dona = Engineering Journal of Don*. 2025;(6(126)):627–643. (In Russ.). URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=82683380>
11. Gavai A. K., Bouzembrak Y., Xhani D., Sedrakyan G., Meuwissen M. P. M., Souza R. G. S. et al. Agricultural data privacy: Emerging platforms & strategies. *Food and Humanity*. 2025;4:e100542. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.foohum.2025.100542>
12. Brito L. F., Heringstad B., Klaas I. C., Schodl K., Cabrera V. E., Stygar A. et al. Invited review: Using data from sensors and other precision farming technologies to enhance the sustainability of dairy cattle breeding programs. *Journal of Dairy Science*. 2025;108(10):10447–10474. DOI: <https://doi.org/10.3168/jds.2025-26554>
13. Terence S., Immaculate J., Raj A., Nadarajan J. Systematic Review on Internet of Things in Smart Livestock Management Systems. *Sustainability*. 2024;16(10):4073. DOI: <https://doi.org/10.3390/su16104073>
14. Tangorra F. M., Buio E., Calcante A., Bassi A., Costa A. Internet of Things (IoT): Sensors Application in Dairy Cattle Farming. *Animals*. 2024;14(21):3071. DOI: <https://doi.org/10.3390/ani14213071>
15. Kassab M., Arbex W., Vicente Graciano Neto V., Gomes J., Braga R., Maria David J., Oliveira R. Livestock IoT: Precision Livestock Management in Agribusiness. In *Proceedings of the ACM/IEEE 6th International Workshop on Software Engineering Research & Practices for the Internet of Things (SERP4IoT '24)*. Association for Computing Machinery. New York, NY, USA, 2024. pp. 52–56. DOI: <https://doi.org/10.1145/3643794.3648279>
16. Yurochka S. S., Ruzin S. S., Vladimirov F. E., Khakimov A. R., Bazaev S. O., Tarasov V. R. Systematization of methods of identification of cows. *Elektrotehnologii i elektrooborudovanie v APK*. 2025;72(1(58)):106–116. (In Russ.). DOI: <https://doi.org/10.22314/2658-4859-2025-72-1-106-116>
17. Kravchenko V. N., Zimogorskiy V. K. Prospects for dairy farmings' digitalization. *Tekhnika i tekhnologii v zhivotnovodstve = Machinery and technologies in livestock*. 2020;(4(40)):4–13. (In Russ.). URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=44352737>
18. Dorokhov A. S., Pavkin D. Yu., Yurochka S. S. Digital twin technology in agriculture: prospects for use. *Agroinzheneriya = Agricultural Engineering (Moscow)*. 2023;25(4):14–25. (In Russ.). DOI: <https://doi.org/10.26897/2687-1149-2023-4-14-25>
19. Haug A., Zachariassen F., van Liempd D. The costs of poor data quality. *Journal of Industrial Engineering and Management*. 2011;4(2):168–193. DOI: <https://doi.org/10.3926/jiem.v4n2.p168-193>
20. Wijaya R., Pudjoatmodjo B. An overview and implementation of extraction-transformation-loading (ETL) process in data warehouse (Case study: Department of agriculture). 2015 3rd International Conference on Information and Communication Technology (ICoICT). Nusa Dua, Bali, Indonesia, 2015. pp. 70–74. DOI: <https://doi.org/10.1109/ICoICT.2015.7231399>
21. Yudhistira A., Sitanggang I., Adrianto H. Development ETL (Extract, Transform and Load) Module in Indonesian Agricultural Commodities OLAP System. *ILKOM Jurnal Ilmiah*. 2023;15(2):335–343. DOI: <https://doi.org/10.33096/ilkom.v15i2.1758.335-343>
22. You J., Ellis J., Adams S., Sahar M., Jacobs M., Tulpan D. Comparison of imputation methods for missing production data of dairy cattle. *Animal*. 2023;17(5):100921. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.animal.2023.100921>
23. Stekhoven D. J., Bühlmann P. MissForest—non-parametric missing value imputation for mixed-type data. *Bioinformatics*. 2012;28(1):112–118. DOI: <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/btr597>
24. Thendral M. S., Abinaya S., Devi M. K. K. Enhanced prediction of agricultural CO2 emission using ensemble machine learning-based imputation approach. *Neural Computing and Applications*. 2024;36:22867–22887. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00521-024-10444-3>
25. Cui H., Guo P., Li M., Guo S., Zhang F. A multi-risk assessment framework for agricultural land use optimization. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*. 2019;33:563–579. DOI: <https://doi.org/10.1007/s00477-018-1610-5>
26. Abtahi M., Mohammadi Z. Selecting the Optimal Portfolio in Agricultural Research and Development Projects with Grey Multiple-Criteria Decision-Making Approach. *Journal of Agricultural Economics and Development*. 2021;29(1):177–207. DOI: <https://doi.org/10.30490/AEAD.2021.352112.1273>
27. Liu Z., Huang Y. Sustainability enhancement under uncertainty: a Monte Carlo-based simulation and system optimization method. *Clean Technologies and Environmental Policy*. 2015;17:1757–1768. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10098-015-0916-y>

28. Godfrey S. S., Nordblom T., Ip R. H. L., Robertson S., Hutchings T., Behrendt K. Drought Shocks and Gearing Impacts on the Profitability of Sheep Farming. *Agriculture*. 2021;11(4):366.

DOI: <https://doi.org/10.3390/agriculture11040366>

29. Mikhali'skiy A. I., Novosel'tseva Zh. A. Application of machine learning methods in solving problems of productive animal husbandry. *Problemy biologii produktivnykh zhivotnykh* = Problems of Productive Animal Biology. 2018;(4):98–109. (In Russ.). DOI: <https://doi.org/10.25687/1996-6733.prodanimbior.2018.3.98-109>

30. Fuentes S., Gonzalez Viejo C., Tongson E., Dunshea F. R. The livestock farming digital transformation: implementation of new and emerging technologies using artificial intelligence. *Animal Health Research Reviews*. 2022;23(1):59–71. DOI: <https://doi.org/10.1017/S1466252321000177>

Вклад авторов: Павкин Д. Ю., Юрочка С. С. – концепция и план исследования, анализ данных, подготовка рукописи; Довлатов И. М., Базаев С. О., Владимиров Ф. Е. – анализ данных, подготовка рукописи.

Сведения об авторах

Павкин Дмитрий Юрьевич, кандидат техн. наук, старший научный сотрудник, ФГБНУ «Федеральный научный агроинженерный центр ВИМ», д. 5, 1-й Институтский проезд, г. Москва, Российская Федерация, 109428, e-mail: vim@vim.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8769-8365>

✉ **Юрочка Сергей Сергеевич**, кандидат техн. наук, старший научный сотрудник, ФГБНУ «Федеральный научный агроинженерный центр ВИМ», д. 5, 1-й Институтский проезд, г. Москва, Российская Федерация, 109428, e-mail: vim@vim.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2511-7526>, e-mail: yurochkasr@icloud.com

Довлатов Игорь Мамедяревич, кандидат техн. наук, старший научный сотрудник, ФГБНУ «Федеральный научный агроинженерный центр ВИМ», д. 5, 1-й Институтский проезд, г. Москва, Российская Федерация, 109428, e-mail: vim@vim.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3058-2446>

Базаев Савр Олегович, кандидат с.-х. наук, научный сотрудник, ФГБНУ «Федеральный научный агроинженерный центр ВИМ», д. 5, 1-й Институтский проезд, г. Москва, Российская Федерация, 109428, e-mail: vim@vim.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3028-5081>

Владимиров Федор Евгеньевич, кандидат техн. наук, старший научный сотрудник, ФГБНУ «Федеральный научный агроинженерный центр ВИМ», д. 5, 1-й Институтский проезд, г. Москва, Российская Федерация, 109428, e-mail: vim@vim.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2480-5754>

Author Contributions: Pavkin D. Yu., Yurochka S. S. – study conception and design, data analysis, manuscript preparation; Dovlatov I. M., Bazaev S. O., Vladimirov F. E. – data analysis, manuscript preparation.

Information about the authors

Dmitry Yu. Pavkin, PhD in Engineering, senior researcher, Federal Scientific Agroengineering Center VIM, 5, 1st Institut'skiy proezd, Moscow, Russian Federation, 109428, e-mail: vim@vim.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8769-8365>

✉ **Sergey S. Yurochka**, PhD in Engineering, senior researcher, Federal Scientific Agroengineering Center VIM, 5, 1st Institut'skiy proezd, Moscow, Russian Federation, 109428, e-mail: vim@vim.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2511-7526>, e-mail: yurochkasr@icloud.com

Igor M. Dovlatov, PhD in Engineering, senior researcher, Federal Scientific Agroengineering Center VIM, 5, 1st Institut'skiy proezd, Moscow, Russian Federation, 109428, e-mail: vim@vim.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3058-2446>

Savr O. Bazaev, PhD in Agriculture, researcher, Federal Scientific Agroengineering Center VIM, 5, 1st Institut'skiy proezd, Moscow, Russian Federation, 109428, e-mail: vim@vim.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3028-5081>

Fedor E. Vladimirov, PhD in Engineering, senior researcher, Federal Scientific Agroengineering Center VIM, 5, 1st Institut'skiy proezd, Moscow, Russian Federation, 109428, e-mail: vim@vim.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2480-5754>

✉ – Для контактов / Corresponding author