

УДК 004.658+631.171+004.032.26

Краткое сообщение



DOI: 10.32634/0869-8155-2026-407-06-173-178

Р. Р. Гибадуллин ✉

О.Д. Семенова

Казанский государственный
энергетический университет,
Казань, Россия

✉ torianin@mail.ru

Поступила в редакцию: 20.03.2026

Одобрена после рецензирования: 23.05.2026

Принята к публикации: 06.06.2026

© Гибадуллин Р.Р., Семенова О.Д.

Архитектура программно-аппаратного комплекса обработки больших данных в распределённых системах мониторинга и диагностики технологических параметров сельскохозяйственных объектов

РЕЗЮМЕ

Разработана пятиуровневая архитектура программно-аппаратного комплекса обработки потоковых данных в распределённых системах мониторинга и диагностики технологических параметров сельскохозяйственных объектов. Актуальность определена ростом объемов сенсорной телеметрии АПК при ограниченной пропускной способности сельских каналов связи. Архитектура объединяет полевые сенсорные узлы на ESP32-S3 с датчиками влажности, температуры и мультиспектральными модулями, концентраторы LoRaWAN на Raspberry Pi с платами RAK2287, распределённую шину Apache Kafka из трех брокеров, потоковый аналитический движок Apache Spark Structured Streaming и аналитическое хранилище PostgreSQL с расширением TimescaleDB. Сопоставлены три архитектурных паттерна — Lambda, Kappa и гибридный периферийно-облачный — по медианной задержке, пропускной способности, доле потерянных сообщений и совокупной стоимости владения. Предложена методика расчёта индекса качества мониторинга IQM с весами, полученными методом анализа иерархий по согласованным экспертным оценкам. Верификация проведена на стенде из 240 сенсорных узлов с 14-суточным непрерывным нагрузочным тестированием на четырех частотах опроса. Гибридный паттерн обеспечил медианную задержку 92 мс при пропускной способности 14 600 сообщений в секунду, доле потерь 0,11% и сокращении облачного трафика в 4,8 раза за счёт периферийной агрегации 78% сообщений на уровне концентраторов. Методика верифицирована статистически.

Ключевые слова: большие данные, мониторинг сельскохозяйственных объектов, потоковая аналитика, распределённая архитектура, интернет вещей, диагностика технологических параметров, машинное обучение

Для цитирования: Гибадуллин Р.Р., Семенова О.Д. Архитектура программно-аппаратного комплекса обработки больших данных в распределённых системах мониторинга и диагностики технологических параметров сельскохозяйственных объектов. *Аграрная наука*. 2026; 407(06): 173–178.

<https://doi.org/10.32634/0869-8155-2026-407-06-173-178>

Short communications



DOI: 10.32634/0869-8155-2026-407-06-173-178

Ramil R. Gibadullin ✉

Olga D. Semenova

Kazan State Power Engineering
University, Kazan, Russia

✉ torianin@mail.ru

Received by the editorial office: 20.03.2026

Accepted in revised: 23.05.2026

Accepted for publication: 06.06.2026

© Gibadullin R.R., Semenova O.D.

Architecture of a hardware-software complex for big data processing in distributed monitoring and diagnostic systems of technological parameters of agricultural objects

ABSTRACT

A five-level architecture has been developed for a software-hardware complex designed for processing streaming data in distributed monitoring and diagnostic systems of technological parameters for agricultural facilities. The relevance of this work is determined by the growing volume of sensor telemetry in the agricultural sector, given the limited bandwidth of rural communication channels. The architecture integrates field sensor nodes based on ESP32-S3 microcontrollers equipped with humidity, temperature, and multispectral modules; LoRaWAN gateways on Raspberry Pi with RAK2287 boards; a distributed Apache Kafka bus comprising three brokers; an Apache Spark Structured Streaming analytical engine; and an analytical storage system based on PostgreSQL with the TimescaleDB extension. A comparative evaluation was conducted of three architectural patterns — Lambda, Kappa, and a hybrid edge-cloud model — assessing median latency, throughput, message loss rate, and total cost of ownership. A methodology for calculating the Monitoring Quality Index (IQM) is proposed, with weights derived from the Analytic Hierarchy Process (AHP) based on consistent expert judgments. Verification was performed using a testbed comprising 240 sensor nodes under continuous 14-day stress testing at four polling frequencies. The hybrid architecture achieved a median latency of 92 ms, a throughput of 14,600 messages per second, a message loss rate of 0.11%, and reduced cloud traffic by a factor of 4.8 through edge-level aggregation of 78% of incoming messages. The proposed methodology was verified statistically.

Key words: big data, monitoring of agricultural objects, stream analytics, distributed architecture, Internet of Things, diagnostics of technological parameters, machine learning

For citation: Gibadullin R.R., Semenova O.D. Architecture of a hardware-software complex for big data processing in distributed monitoring and diagnostic systems of technological parameters of agricultural objects. *Agrarian science*. 2026; 407(06): 173–178 (in Russian). <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2026-407-06-173-178>

Введение/Introduction

Современный агропромышленный комплекс генерирует потоки данных, сопоставимые по интенсивности с энергетикой и промышленностью; беспроводные системы измерения параметров среды активно развиваются как массовая основа цифрового мониторинга агрообъектов [1]. Источники телеметрии разнородны: почвенные и метеорологические датчики, бортовые контроллеры сельхозтехники, мультиспектральная съемка с беспилотных летательных аппаратов и спутников, акустико-вибрационные модули на стационарном оборудовании. Сочетание высокой частоты выборки, пространственной разнесенности узлов и требования почти-реального времени помещает агроданные в категорию больших данных по всем формальным критериям. Платформенный подход к их обработке формируется в отечественной практике лишь в последнее десятилетие [2], а для значительной части сельских территорий он по-прежнему ограничен пропускной способностью каналов связи.

Опубликованные решения охватывают отдельные задачи: оперативный спутниковый и сенсорный мониторинг посевов [3], автоматизированная диагностика сорной растительности с дифференцированным внесением гербицидов [4], информационные системы хранения и обработки данных мониторинга угодий [5], программные комплексы дистанционного контроля узлов и агрегатов сельхозмашин [6], мониторинг агробиоценозов в условиях контролируемого выращивания [7], мониторинг состояния опорных конструкций интенсивных садов [8]. Появляется опыт применения интегральных систем мониторинга в сложных природно-климатических условиях [9]. Однако законченной архитектуры потоковой обработки для распределенного сельхозобъекта, увязывающей в единый конвейер полевой сенсор, периферийный концентратор, шину сообщений и аналитическое хранилище, в отечественной литературе не представлено. Зарубежные обзоры архитектур IoT-платформ для АПК [10] и систематические обзоры комбинаций облачных, туманных и периферийных вычислений в интеллектуальном земледелии [11] указывают на гибридный периферийно-облачный паттерн как на наиболее перспективный, но количественные сравнения в отечественных условиях пока единичны.

Цель исследования — разработать пятиуровневую архитектуру программно-аппаратного комплекса обработки потоковых данных для распределенной системы мониторинга и диагностики технологических параметров сельскохозяйственных объектов и экспериментально верифицировать ее на стенде, эквивалентном среднему хозяйству.

Материалы и методы исследования / Materials and methods

Эксперимент выполнен на стенде Казанского государственного энергетического университета (ноябрь 2025 г. — февраль 2026 г.).

Стенд моделирует агрокомплекс площадью 120 га, разделенный на 12 технологических зон, включает 240 сенсорных узлов четырех типов. Климатические узлы построены на микроконтроллере ESP32-S3 (Espressif Systems, Китай) с цифровыми датчиками SHT41 (Sensirion AG, Швейцария; $\pm 0,1\text{ }^{\circ}\text{C}$, $\pm 1,5\%$ RH) и BMP390 (Robert Bosch GmbH, Германия). Почвенные узлы используют емкостные датчики Teros 12 (METER Group, США) для одновременного измерения объемной влажности, электропроводности и температуры почвы. Мультиспектральные NDVI-узлы реализованы на спектральном датчике AS7265x (ams-OSRAM AG, Австрия). Акустико-вибрационные узлы оснащены пьезоэлектрическими преобразователями и цифровыми акселерометрами ADXL355 (Analog Devices, США) для контроля состояния приводов поливной техники [12].

Связь сенсоров с концентраторами выполнена по LoRaWAN 1.0.4 в полосе 868 МГц с адаптивным выбором коэффициента расширения SF7–SF12 в зависимости от удаленности узла; такое решение типично для агросистем большой площади и обеспечивает дальность до нескольких километров при низком энергопотреблении [13]. Восемь концентраторов построены на одноплатных компьютерах Raspberry Pi CM4 с радиоплатами RAK2287 (RAKwireless, Китай). Распределенная шина сообщений реализована на Apache Kafka 3.6.1 в кластере из трех брокеров (Intel Xeon Silver 4314, 64 ГБ DDR4 ECC, NVMe-хранилище) с репликацией $\times 3$ и семантикой at-least-once; конфигурация согласована с рекомендациями по тонкой настройке Kafka-кластеров для потоковых нагрузок [14]. Потоковая обработка выполнена на Apache Spark Structured Streaming 3.5.0 (четыре исполнителя в Kubernetes 1.29). Хранилище — PostgreSQL 16.2 с расширением TimescaleDB 2.14: гипертаблицы с автоматическим колоночным сжатием и политикой удержания 730 суток, выбор обоснован сравнительными бенчмарками IoT-нагрузок на временные ряды [15]. Визуализация и алертинг — Grafana 10.4 и Prometheus 2.51.

Диагностический конвейер реализован на Python 3.12 с использованием scikit-learn 1.4, LightGBM 4.3 и XGBoost 2.0. Обучающая выборка сформирована из архива телеметрии за январь 2026 г.: после удаления окон с долей пропусков более 5% и стратифицированной балансировки в работу вошли 480 тыс. размеченных окон длительностью 60 с по 12 классам состояний (штатный режим и 11 типов отклонений: ранняя засуха, переувлажнение, тепловой стресс, гипотермия, дефицит азота по NDVI, вибрационная разбалансировка привода, утечка гидравлики и др.). Разметка проведена пятью экспертами (двое агрономов, двое инженеров по эксплуатации, один специалист по защите растений) методом двойного независимого кодирования с арбитражем; межэкспертная согласованность по к Коэна

составила 0,76 на первом раунде и 0,87 после арбитража. Качество моделей оценивалось пятикратной стратифицированной кросс-валидацией.

Для интегральной оценки архитектурных решений предложен индекс качества мониторинга:

$$IQM \pm w_1 \times (1 - Tlat/Tmax) + w_2 \times (Q/Qmax) + w_3 \times (1 - Ploss) + w_4 \times Accdiag,$$

где Tlat — медианная сквозная задержка; Tmax ± 500 мс — верхняя граница приемлемости для диагностических задач АПК; Q — пропускная способность; Qmax ± 16 800 сообщ./с (потолок конфигурации Kafka по результатам калибровки); Ploss — доля потерянных сообщений; Accdiag — точность диагностики. Веса w1 ± 0,30; w2 ± 0,25; w3 ± 0,20; w4 ± 0,25 определены методом анализа иерархий по Саати на основе попарных сравнений семи экспертов (табл. 1). Индекс согласованности CI ± 0,020, отношение согласованности CR ± 0,022 (< 0,10), что подтверждает корректность весов.

Результаты и обсуждение / Results and discussion

Конвейер обработки потоковых данных организован в виде пятиуровневого стека, в котором каждый уровень решает строго фиксированный класс задач — от первичного измерения до постоянного хранения и визуализации. Общая компоновка комплекса с указанием конкретного оборудования, программных компонентов и ключевых характеристик потока данных между уровнями приведена на рис. 1.

Таблица 1. Матрица попарных сравнений критериев IQM по шкале Саати

Table 1. Pairwise comparison matrix of IQM criteria on the Saaty scale

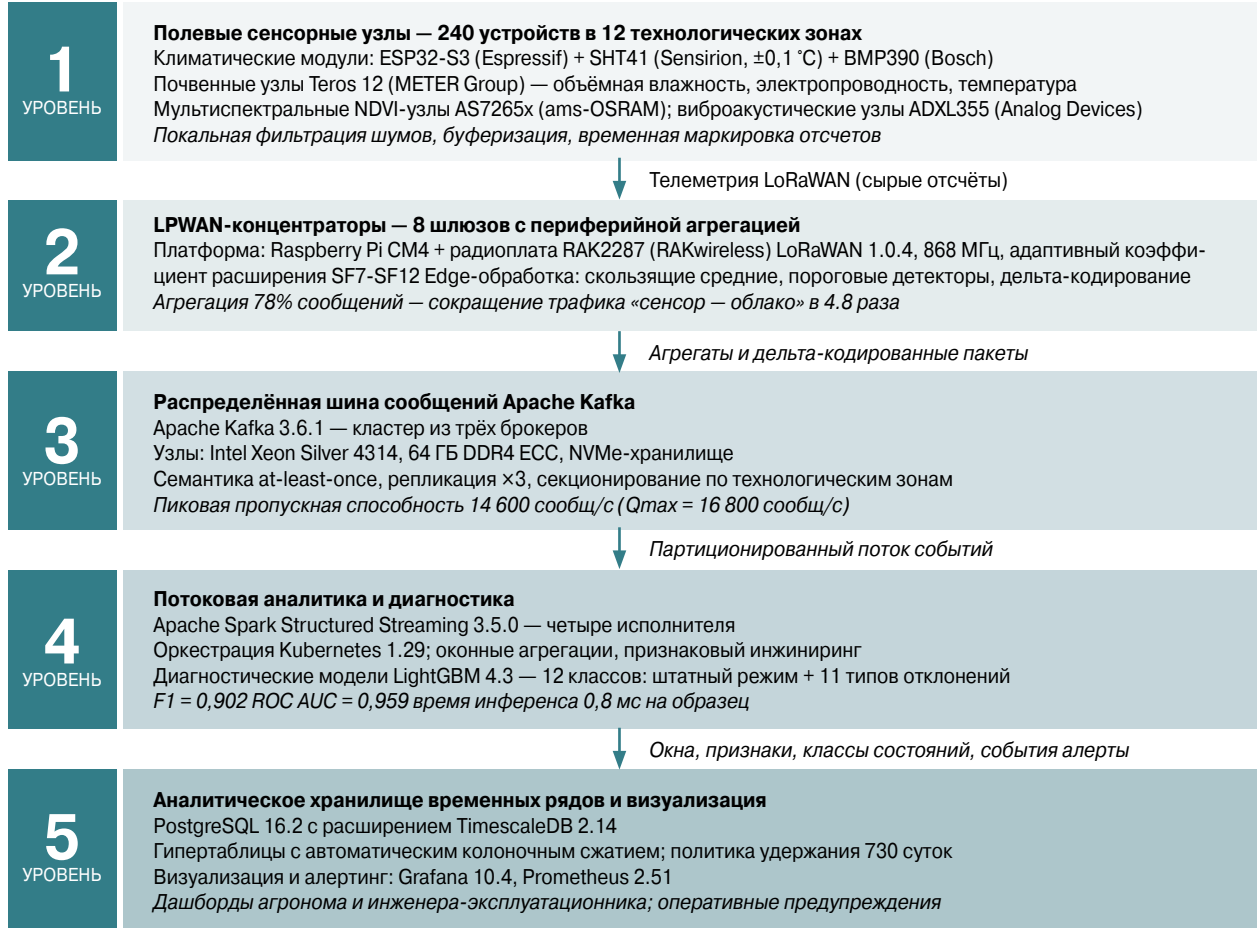
Критерий	Задержка	Пропускная способность	Полнота данных	Точность диагностики	Норм. вес
Задержка	1,00	2,00	3,00	2,00	0,30
Пропускная способность	0,50	1,00	2,00	1,00	0,25
Полнота данных	0,33	0,50	1,00	0,50	0,20
Точность диагностики	0,50	1,00	2,00	1,00	0,25

Примечание: λmax = 4,060; CI = 0,020; RI (n = 4) = 0,90; CR = 0,022 < 0,10 — суждения согласованы. Источник: составлено авторами.

Рис. 1. Пятиуровневая архитектура программно-аппаратного комплекса обработки больших данных в распределенной системе мониторинга и диагностики технологических параметров сельскохозяйственных объектов. Стрелки соответствуют направлению потока данных от полевого измерения к аналитическому хранилищу.

Fig. 1. Five-tier architecture of the hardware-software complex for big data processing in a distributed monitoring and diagnostic system of technological parameters of agricultural objects. The arrows correspond to the data flow direction from field measurement to the analytical store.

Источник: составлено авторами.



Уровень 1 объединяет 240 полевых узлов, выполняющих локальную фильтрацию шумов и буферизацию отсчетов. Уровень 2 — восемь LPWAN-концентраторов с периферийной агрегацией методом скользящих средних, пороговых детекторов и дельта-кодирования; на этом этапе агрегируется 78% сообщений. Уровень 3 — кластер Apache Kafka из трех брокеров с гарантированной доставкой at-least-once и репликацией $\times 3$. Уровень 4 — потоковый аналитический движок Apache Spark Structured Streaming с оконными агрегациями и диагностическими моделями LightGBM. Уровень 5 — аналитическое хранилище PostgreSQL + TimescaleDB с автоматическим сжатием гипертаблиц и политикой удержания 730 суток. Перенос значительной доли первичной обработки на концентраторы соответствует современным архитектурным рекомендациям для пропускно-ограниченных IoT-сред: гибридные периферийно-облачные конфигурации в смежных доменах сокращают

Таблица 2. Сравнение архитектурных паттернов на 14-суточном тесте при 240 узлах

Table 2. Comparison of architectural patterns over a 14-day test with 240 nodes

Параметр	Lambda	Kappa	Гибридный
Медианная задержка, мс	178	88	92
Задержка P95, мс	412	246	218
Задержка P99, мс	624	358	304
Пиковая пропускная способность, сообщ./с	16 800	14 000	14 600
Доля потерь при пике, %	0,18	0,42	0,11
Доля периферийной агрегации, %	0	0	78
Трафик «сенсор → облако», ГБ/сут	9,8	9,8	2,0
Загрузка CPU кластера Spark, %	71	58	54
Сложность сопровождения (1–5)	5	3	4
Относительная TCO за 3 года	1,00	0,76	0,84
IQM	0,78	0,81	0,91

Примечание: измерения за 14 суток непрерывной работы при 240 узлах в 12 технологических зонах. TCO нормирована к Lambda. Источник: результаты тестирования авторов. Гибридный паттерн дал лучший интегральный показатель: IQM $\pm 0,91$ против 0,81 у Карра и 0,78 у Lambda. Ключевой эффект — сокращение трафика «сенсор → облако» с 9,8 до 2,0 ГБ/сут (в 4,8 раза) за счёт агрегации 78% сообщений на концентраторах. Статистическая значимость различий медианных задержек между паттернами проверена U-критерием Манна-Уитни на 14-суточных выборках поминутных значений ($N \pm 20$ 160 для каждого паттерна); все попарные сравнения дают $p < 0,001$.

Таблица 3. Производительность гибридного паттерна при разных нагрузках

Table 3. Hybrid pattern performance under different loads

Конфигурация	Узлов	Частота, Гц	Tlat P50, мс	Tlat P99, мс	Q, сообщ./с	Ploss, %	IQM
C1	60	1,0	41	132	60	0,00	0,95
C2	240	1,0	56	178	240	0,01	0,94
C3	240	5,0	78	246	1 200	0,04	0,93
C4	240	10,0	92	304	2 400	0,11	0,91
C5 (без edge)	240	5,0	184	562	1 124	0,52	0,69

Примечание: пиковые значения по Q соответствуют нагрузочным сценариям с генератором, имитирующим всплески активности. Источник: расчёты авторов.

¹ Cheng L. *et al.* Latency goes subsecond in Apache Spark Structured Streaming. Databricks Engineering Blog. 2023. <https://www.databricks.com/blog/latency-goes-subsecond-apache-spark-structured-streaming>

задержку и сетевую нагрузку при сохранении функциональности облачной аналитики [16]. Интерактивная сборка маршрутов обработки пространственных данных, описанная в [17], в нашей реализации воспроизведена на уровне Spark-DAG: топология вычислительного графа задаётся декларативно и пересобирается без перезапуска кластера.

Сравнительный анализ трех архитектурных паттернов (табл. 2) показал, что универсально лучшего решения не существует. Lambda с параллельными «горячим» и «холодным» путями обеспечила наивысшую пропускную способность, однако удвоенный путь данных приводит к росту медианной задержки и усложнению согласования результатов. Карра с единым потоковым конвейером дала минимальную задержку, но при пиковых нагрузках начинает накапливать lag — это объясняется ограничениями микропакетной модели Spark Structured Streaming, отмеченными в независимых бенчмарках потоковых движков¹. Гибридный периферийно-облачный паттерн занял компромиссную позицию по задержке, превзойдя оба альтернативных решения по полноте данных и трафику.

Серия тестов при разной плотности и частоте опроса для гибридного паттерна (табл. 3) показала практически линейный рост задержки до уровня 14 600 сообщ./с. Контрольный сценарий с отключенной периферийной агрегацией (C5) даёт пятикратный рост потерь и удвоение задержки, что количественно подтверждает обязательность edge-уровня в распределенных агро-системах.

Сравнение восьми моделей машинного обучения на задаче 12-классовой диагностики (табл. 4) показало преимущество ансамблевых древесных методов над линейными моделями и глубокими нейросетями, что для табличной телеметрии умеренного объема соответствует устойчивым наблюдениям литературы. LightGBM выбран для промышленного развёртывания: при $F1 \pm 0,902$ он даёт втрое меньший размер модели, чем Random Forest, и в 3,5 раза меньшее время обучения, что критично для регулярного дообучения на потоке.

Таблица 4. Метрики моделей на задаче многоклассовой диагностики

Table 4. Model metrics on the multiclass diagnostic task

Модель	Accuracy	F1 (macro)	ROC AUC	Обучение, с	Инференс, мс	Размер, МБ
Logistic Regression	0,812	0,793	0,861	24	0,3	0,2
SVM (RBF)	0,871	0,852	0,914	380	4,5	32,1
Decision Tree	0,886	0,871	0,924	38	0,4	11,4
Random Forest	0,918	0,904	0,961	162	1,5	88,7
XGBoost	0,911	0,898	0,957	118	1,0	38,2
LightGBM	0,913	0,902	0,959	84	0,8	26,5
CNN 1D (6 слоёв)	0,892	0,876	0,941	2 940	3,1	68,4
LSTM (128 ячеек)	0,886	0,870	0,936	5 210	6,8	109,8

Примечание: 480 тыс. окон, пятикратная стратифицированная кросс-валидация, метрики макро-усреднены.
Источник: результаты тестирования авторов.

Выводы/Conclusions

Разработана пятиуровневая архитектура программно-аппаратного комплекса обработки больших данных в распределенных системах мониторинга и диагностики технологических параметров сельскохозяйственных объектов, объединяющая полевые сенсоры, LPWAN-концентраторы, шину Apache Kafka, потоковый движок Apache Spark Structured Streaming и аналитическое хранилище PostgreSQL с расширением TimescaleDB. Экспериментально установлено преимущество гибридного периферийно-облачного паттерна над Lambda и Карра по интегральному индексу качества мониторинга: IQM $\pm 0,91$ против 0,78 и 0,81 соответственно. Различия медианных задержек между всеми тремя паттернами статистически значимы по критерию Манна–Уитни при $\alpha \pm 0,05$ ($p < 0,001$). Карра обеспечивает несколько меньшую медианную задержку, однако уступает гибриднему решению по полноте данных и трафику; для задач реального управления приводами предпочтителен Карра, для распределенных хозяйств с ограниченным каналом связи — гибридный паттерн. Количественно подтверждена обязательность периферийной агрегации: её отключение

при сопоставимой генерации увеличивает медианную задержку в 2,4 раза, а потери — в 4,7 раза. Гибридный паттерн обеспечил сокращение трафика «сенсор → облако» в 4,8 раза за счет обработки 78% сообщений на уровне концентраторов. Обоснована методика расчёта индекса IQM с весами, полученными методом анализа иерархий на согласованных экспертных суждениях ($CR \pm 0,022 < 0,10$). По результатам сравнения восьми моделей для многоклассовой диагностики выбран LightGBM как модель с наилучшим соотношением качества ($F1 \pm 0,902$) и ресурсоёмкости (26,5 МБ, 0,8 мс/образец). Достоверность диагностических метрик обеспечена методикой двойного независимого кодирования пятью экспертами с арбитражем (κ Коэна $\pm 0,87$).

Практическая значимость: предложенная архитектура готова к промышленному внедрению на агропромышленных объектах с типовой конфигурацией от 100 до 500 сенсорных узлов. Перспективы дальнейших исследований связаны с интеграцией федеративного обучения на уровне концентраторов и расширением аналитического слоя средствами потоковой обработки геопространственных данных с БПЛА.

Все авторы несут ответственность за работу и представленные данные. Все авторы внесли равный вклад в работу. Авторы в равной степени принимали участие в написании рукописи и несут равную ответственность за плагиат. Авторы объявили об отсутствии конфликта интересов.

All authors bear responsibility for the work and presented data. All authors made an equal contribution to the work. The authors were equally involved in writing the manuscript and bear the equal responsibility for plagiarism. The authors declare no conflict of interest.

ФИНАНСИРОВАНИЕ:

Работа выполнена за счёт гранта, предоставленного Академией наук Республики Татарстан образовательным организациям высшего образования, научным и иным организациям на поддержку планов развития кадрового потенциала в части стимулирования их научных и научно-педагогических работников к защите докторских диссертаций и выполнению научно-исследовательских работ

FUNDING:

The research was carried out at the expense of a grant provided by the Academy of Sciences of the Republic of Tatarstan to educational institutions of higher education, scientific and other organizations to support plans for the development of human resources in terms of encouraging their scientific and scientific-pedagogical employees to defend doctoral dissertations and carry out research work

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Вострухин А.В., Мастепаненко М.А., Воронников И.Н., Вахтина Е.А. Алгоритм разработки программного обеспечения беспроводной системы мониторинга температуры сельскохозяйственных объектов. *Агроинженерия*. 2025; 27(1): 75–81. <https://doi.org/10.26897/2687-1149-2025-1-75-81>
2. Каличкин В.К., Донченко А.С., Голохваст К.С. Платформенный подход к обработке данных мониторинга и полевых опытов СФНЦА РАН для реализации цифрового земледелия. *Сибирский вестник сельскохозяйственной науки*. 2025; 55(11): 5–21. <https://doi.org/10.26898/0370-8799-2025-11-1>
3. Савин И.Ю., Блохин Ю.И., Чинилин А.В. Методология оперативного мониторинга состояния посевов на основе технологий интернета вещей. *Российская сельскохозяйственная наука*. 2023; (6): 43–46. <https://doi.org/10.31857/S2500262723060091>

REFERENCES

1. Vostrokhin A.V., Mastepanenko M.A., Voronnikov I.N., Vakhtina E.A. Algorithm of software development for a wireless system monitoring the temperature of agricultural premises. *Agricultural Engineering (Moscow)*. 2025; 27(1): 75–81 (in Russian). <https://doi.org/10.26897/2687-1149-2025-1-75-81>
2. Kalichkin V.K., Donchenko A.S., Golokhvast K.S. A platform-based approach to processing SFSCA RAS monitoring and field experiments data for the implementation of digital agriculture. *Siberian Herald of Agricultural Science*. 2025; 55(11): 5–21 (in Russian). <https://doi.org/10.26898/0370-8799-2025-11-1>
3. Savin I.Yu., Blokhin Yu.I., Chinilin A.V. Methodology of operational monitoring of crop status based on the internet of things technologies. *Russian Agricultural Sciences*. 2023; (6): 43–46 (in Russian). <https://doi.org/10.31857/S2500262723060091>

4. Цепляев В.А., Цепляев А.Н., Лебедь Н.И., Токарев К.Е. Моделирование и аппаратно-программная реализация автоматизированной системы мониторинга сорной растительности в посевах сельскохозяйственных культур и управление дифференцированным внесением гербицидов. *Известия Нижневолжского агроуниверситетского комплекса: Наука и высшее профессиональное образование*. 2024; (5): 302–311. EDN CPIOFR
5. Федосеев Д.В. и др. Разработка информационной системы для хранения и обработки результатов мониторинга сельскохозяйственных угодий юга Дальнего Востока. *Системы и средства информатики*. 2024; 34(1): 44–56. <https://doi.org/10.14357/08696527240104>
6. Костомакхин М.Н., Пестряков Е.В. Программный комплекс для дистанционного контроля узлов и агрегатов. *Сельскохозяйственные машины и технологии*. 2022; 16(4): 19–25. <https://doi.org/10.22314/2073-7599-2022-16-4-19-25>
7. Лебедь Н.И., Токарев К.Е., Фомин С.Д. Проектирование и компьютерная реализация комплекса программ для интеллектуального мониторинга роста и развития агробиocenозов в условиях их контролируемого выращивания. *Известия Нижневолжского агроуниверситетского комплекса: Наука и высшее профессиональное образование*. 2023; (4): 38–49. EDN HXP KU
8. Кутырёв А.И. Разработка системы мониторинга стволов деревьев и опорных конструкций интенсивных садовых насаждений. *Известия Нижневолжского агроуниверситетского комплекса: Наука и высшее профессиональное образование*. 2025; (2): 449–458. EDN IMG AHX
9. Сердечная Ю.Н., Сердечный Д.В., Андриянов Н.А., Корчагин С.А. Разработка эффективной системы мониторинга и анализа современных технологий развития агропромышленного комплекса в горных территориях. Устойчивое развитие горных территорий. 2024; 16(2): 770–779. <https://doi.org/10.21177/1998-4502-2024-16-2-770-779>
10. Zorkin A., Ivanova N. IoT-based agriculture monitoring platform architecture. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. 2022; 949: 012005. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/949/1/012005>
11. Kalyani Y., Collier R. A Systematic Survey on the Role of Cloud, Fog, and Edge Computing Combination in Smart Agriculture. *Sensors*. 2021; 21(17): 5922. <https://doi.org/10.3390/s21175922>
12. Пестряков Е.В. Программное обеспечение для диагностирования и прогнозирования технического состояния сельскохозяйственных машин. *Техника и оборудование для села*. 2021; (12): 37–41. EDN NUTMPU
13. Aldaheri L. et al. LoRa Communication for Agriculture 4.0: Opportunities, Challenges, and Future Directions. *arXiv*. 2024; 2409.11200. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2409.11200>
14. Mohammad M. Analysis of Design Patterns and Benchmark Practices in Apache Kafka Event-Streaming Systems. *2025 5th International Conference on Intelligent Cybernetics Technology & Applications (ICICyTA)*. IEEE. 2025; 612–617. <https://doi.org/10.1109/ICICyTA68677.2025.11362748>
15. Liu R., Yuan J., Huang X. Benchmarking Time Series Databases with IoTDB-Benchmark for IoT Scenarios. *arXiv*. 2019; 1901.08304. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1901.08304>
16. Islam U., Alatawi M.N., Alqazzaz A., Alamro S., Shah B., Moreira F. A hybrid fog-edge computing architecture for real-time health monitoring in IoMT systems with optimized latency and threat resilience. *Scientific Reports*. 2025; 15: 25655. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-09696-3>
17. Брежнев Р.В., Маглинец Ю.А., Хорошева Н.С., Раевич К.В. Интерактивная технология формирования рабочих потоков обработки пространственных данных. *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2024; 21(2): 89–100. <https://doi.org/10.21046/2070-7401-2024-21-2-89-100>
4. Tseplyaev V.A., Tseplyaev A.N., Lebed N.I., Tokarev K.E. Modeling and hardware-software implementation of an automated system for monitoring weeds in agricultural crops and managing variable-rate herbicide application. *Proceedings of Nizhnevolzskiy Agrouniversity Complex: Science and Higher Vocational Education*. 2024; (5): 302–311 (in Russian). EDN CPIOFR
5. Fedoseev D.V. et al. Development of information system for storing and processing the results of agricultural land monitoring in the south of the Far East. *Systems and Means of Informatics*. 2024; 34(1): 44–56 (in Russian). <https://doi.org/10.14357/08696527240104>
6. Kostomakhin M.N., Pestryakov E.V. Software Package for Remote Diagnostics of Agricultural Machinery Condition. *Agricultural Machinery and Technologies*. 2022; 16(4): 19–25 (in Russian). <https://doi.org/10.22314/2073-7599-2022-16-4-19-25>
7. Lebed N.I., Tokarev K.E., Fomin S.D. Design and computer implementation complex of programs for intellectual monitoring the growth and development of agrobiocenoses under conditions of their controlled cultivation. *Proceedings of Nizhnevolzskiy Agrouniversity Complex: Science and Higher Vocational Education*. 2023; (4): 38–49 (in Russian). EDN HXP KU
8. Kutyrev A.I. The development of the monitoring system for tree trunks and supporting structures of the intensive horticulture plantings. *Proceedings of Nizhnevolzskiy Agrouniversity Complex: Science and Higher Vocational Education*. 2025; (2): 449–458 (in Russian). EDN IMG AHX
9. Serdechnaya Yu.N., Serdechnyy D.V., Andriyanov N.A., Korchagin S.A. Development of an effective monitoring and analysis system of modern technologies for the agro-industrial complex development in mountainous areas. *Sustainable Development of Mountain Territories*. 2024; 16(2): 770–779 (in Russian). <https://doi.org/10.21177/1998-4502-2024-16-2-770-779>
10. Zorkin A., Ivanova N. IoT-based agriculture monitoring platform architecture. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. 2022; 949: 012005. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/949/1/012005>
11. Kalyani Y., Collier R. A Systematic Survey on the Role of Cloud, Fog, and Edge Computing Combination in Smart Agriculture. *Sensors*. 2021; 21(17): 5922. <https://doi.org/10.3390/s21175922>
12. Pestryakov E.V. Software for diagnosing and predicting the technical condition of agricultural machines. *Machinery and Equipment for Rural Area*. 2021; (12): 37–41 (in Russian). EDN NUTMPU
13. Aldaheri L. et al. LoRa Communication for Agriculture 4.0: Opportunities, Challenges, and Future Directions. *arXiv*. 2024; 2409.11200. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2409.11200>
14. Mohammad M. Analysis of Design Patterns and Benchmark Practices in Apache Kafka Event-Streaming Systems. *2025 5th International Conference on Intelligent Cybernetics Technology & Applications (ICICyTA)*. IEEE. 2025; 612–617. <https://doi.org/10.1109/ICICyTA68677.2025.11362748>
15. Liu R., Yuan J., Huang X. Benchmarking Time Series Databases with IoTDB-Benchmark for IoT Scenarios. *arXiv*. 2019; 1901.08304. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1901.08304>
16. Islam U., Alatawi M.N., Alqazzaz A., Alamro S., Shah B., Moreira F. A hybrid fog-edge computing architecture for real-time health monitoring in IoMT systems with optimized latency and threat resilience. *Scientific Reports*. 2025; 15: 25655. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-09696-3>
17. Brezhnev R.V., Maglinets Yu.A., Khorosheva N.S., Raevich K.V. Interactive technology for the generation of spatial data processing workflows. *Current Problems in Remote Sensing of the Earth from Space*. 2024; 21(2): 89–100 (in Russian). <https://doi.org/10.21046/2070-7401-2024-21-2-89-100>

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

Рамил Рифатович Гибадуллин

кандидат технических наук
torianin@mail.ru
<https://orcid.org/0009-0009-4134-9480>

Ольга Дмитриевна Семенова

преподаватель
ollivka@bk.ru
<https://orcid.org/0009-0006-9282-3259>

Казанский государственный энергетический университет,
ул. Красносельская, 51, Казань, 420066, Россия

AUTHORS' INFORMATION

Ramil Rifatovich Gibadullin

Candidate of Engineering Sciences
torianin@mail.ru
<https://orcid.org/0009-0009-4134-9480>

Olga Dmitrievna Semenova

Lector
ollivka@bk.ru
<https://orcid.org/0009-0006-9282-3259>

Kazan State Power Engineering University,
51 Krasnoselskaya st., Kazan, 420066, Russia