

А. Н. Кохичко

Мурманский арктический
университет, Мурманск, Россия

✉ andrey_kokhichko@mail.ru

Поступила в редакцию: 20.04.2026

Одобрена после рецензирования: 17.07.2026

Принята к публикации: 01.08.2026

© Кохичко А.Н.

Research article

 creative commons
Open access

DOI: 10.32634/0869-8155-2026-409-08-168-174

Andrey N. Kokhichko

Murmansk Arctic University,
Murmansk, Russia

✉ andrey_kokhichko@mail.ru

Received by the editorial office: 20.04.2026

Accepted in revised: 17.07.2026

Accepted for publication: 01.08.2026

© Kokhichko A.N.

Формирование компетенций распределенной обработки данных и машинного обучения для агропромышленных информационных сетей у обучающихся аграрных направлений подготовки: методическая система и результаты экспериментальной апробации

РЕЗЮМЕ

Разработана и экспериментально апробирована методическая система формирования компетенций распределенной обработки данных и машинного обучения для агропромышленных информационных сетей у обучающихся аграрных направлений подготовки. Система включает пять компонентов: целевой (четыре блока компетенций), содержательный (курс объемом 108 академических часов из четырех модулей), процессуально-технологический (лабораторный стенд и 34 практических задания на сквозном наборе тепличной телеметрии), диагностический (критерии оценивания, единая трехуровневая шкала, тест, карты оценки практических работ и защиты проекта) и ресурсный. Планируемый результат сформулирован операционально: обучающийся самостоятельно разворачивает цепочку «датчик — брокер сообщений — сервер — база временных рядов — модель — граничный узел» и объясняет полученный результат в агрономических терминах. Исследование выполнено на базе Мурманского арктического университета в течение 2023/24 и 2024/25 учебных годов; в педагогическом эксперименте участвовали 132 обучающихся бакалавриата — экспериментальная группа ($n = 68$) и контрольная группа ($n = 64$), сопоставимые по исходным образовательным характеристикам. Диагностика проводилась по когнитивному, инструментальному, аналитическому и интегративному блокам при единых границах уровней: низкий — 0–39 баллов, базовый — 40–69, продвинутый — 70–100. Интегральный показатель в экспериментальной группе увеличился с 38,4 до 72,8 балла ($\Delta = +89,6\%$), в контрольной — с 37,9 до 52,1 балла ($\Delta = +37,5\%$); межгрупповые различия статистически значимы ($p < 0,001$), величина эффекта d Коэна составила 1,24. Доля обучающихся, достигших продвинутого уровня, в экспериментальной группе составила 42,6% против 14,1% в контрольной. Полученные результаты подтверждают педагогическую результативность модульной методической системы, ориентированной на переход от теоретического понимания распределённых архитектур к развёртыванию прикладных конвейеров обработки аграрной телеметрии и моделей машинного обучения.

Ключевые слова: распределенная обработка данных, серверная инфраструктура, машинное обучение, информационные сети агропромышленного комплекса, граничные вычисления, аграрное образование, методическая система, критерии оценивания, уровни сформированности компетенций, педагогический эксперимент

Для цитирования: Кохичко А.Н. Формирование компетенций распределенной обработки данных и машинного обучения для агропромышленных информационных сетей у обучающихся аграрных направлений подготовки: методическая система и результаты экспериментальной апробации. *Аграрная наука*. 2026; 409(08): 168–174.

<https://doi.org/10.32634/0869-8155-2026-409-08-168-174>

Development of distributed data processing and machine learning competencies for agro-industrial information networks in students of agricultural study programmes: methodological system and experimental validation

ABSTRACT

A methodological system for developing distributed data processing and machine learning competencies for agro-industrial information networks among students of agricultural study programmes has been designed and experimentally validated. The system comprises five components: a target component (four competency blocks), a content component (a 108-hour course of four modules), a procedural and technological component (a laboratory workbench and 34 practical assignments based on a single greenhouse telemetry dataset), a diagnostic component (assessment criteria, a common three-level scale, a test, and scoring rubrics for practical work and project defence), and a resource component. The intended outcome is formulated operationally: a student independently deploys the chain “sensor — message broker — server — time-series database — model — edge node” and interprets the result in agronomic terms. The study was conducted at Murmansk Arctic University during the 2023/24 and 2024/25 academic years and involved 132 bachelor students assigned to an experimental group ($n = 68$) and a control group ($n = 64$), comparable in their initial educational characteristics. Competency formation was assessed across cognitive, instrumental, analytical, and integrative blocks with common level boundaries: low — 0–39 points, basic — 40–69, advanced — 70–100. The integral competency index in the experimental group increased from 38.4 to 72.8 points ($\Delta = +89.6\%$), whereas in the control group it rose from 37.9 to 52.1 points ($\Delta = +37.5\%$); the differences were statistically significant ($p < 0.001$), with Cohen's $d = 1.24$. The share of students reaching the advanced level amounted to 42.6% in the experimental group compared with 14.1% in the control group. The results confirm the pedagogical effectiveness of the modular methodological system aimed at moving from theoretical understanding of distributed architectures to the deployment of applied pipelines for processing agricultural telemetry and machine learning models.

Key words: distributed data processing, server infrastructure, machine learning, agro-industrial information networks, edge computing, agricultural education, methodological system, assessment criteria, levels of competency formation, pedagogical experiment

For citation: Kokhichko A.N. Development of distributed data processing and machine learning competencies for agro-industrial information networks in students of agricultural study programmes: methodological system and experimental validation. *Agrarian science*. 2026; 409(08): 168–174 (in Russian).

<https://doi.org/10.32634/0869-8155-2026-409-08-168-174>

Введение/Introduction

Объем данных, формируемых в современном сельскохозяйственном производстве, устойчиво превышает объем данных, вовлекаемых в управленческий оборот. Датчики влажности почвы, локальные метеостанции, телематические системы тракторов и комбайнов, бортовое оборудование уборочной техники передают измерения непрерывно. Регистрируемые величины подлежат приёму, хранению, фильтрации сбойных значений и последующему преобразованию в технологическое решение: назначение полива, внесение подкормки, постановка машины на обслуживание [1, 2]. Наиболее интенсивный прирост потока фиксируется на предприятиях, применяющих недорогие IoT-датчики и средства дистанционного зондирования [3]. Темпы обновления технических средств при этом опережают темпы подготовки специалистов, способных работать с генерируемыми данными.

Инфраструктура обработки данных в агропромышленном производстве организована иерархически. Часть вычислений выполняется непосредственно в месте измерения, на вычислительном модуле, размещённом вблизи датчиков; такой модуль обозначают как граничный, или периферийный, узел. Остальные операции распределяются между сервером предприятия и облачным сегментом, а сама трехуровневая архитектура получила наименование «облако — туман — граница» [6, 7]. Обмен между датчиками и сервером обеспечивает брокер сообщений, реализуемый, как правило, по протоколу MQTT: он принимает короткие сообщения от множества устройств и передаёт их подписчикам [8]. Измерения аккумулируются в базе временных рядов, то есть в хранилище, оптимизированном под записи формата «время — значение». Для удаленных площадок применяются сети LPWAN, обеспечивающие маломощную связь дальнего радиуса действия. Обученные модели машинного обучения все чаще размещают не в облачном сегменте, а на граничном узле, что сокращает время обнаружения отклонений в потоке данных с суток до секунд [9, 10].

Для российского агропромышленного комплекса перечисленные решения не относятся к отдаленной перспективе. В отраслевых изданиях представлены системы сбора данных для точного земледелия [4], применение машинного обучения к производственным массивам [5], многоуровневые платформы мониторинга параметров агроценоза [11], нейросетевая обработка снимков, получаемых с беспилотных летательных аппаратов [12]. Экономические исследования фиксируют ту же закономерность с иной стороны: эффект от внедрения цифровых решений в хозяйствах регистрируется, однако сдерживается дефицитом подготовленных специалистов [13–15].

Проблема, рассматриваемая в настоящей работе, локализована в области профессиональной подготовки. Обследования цифровой активности

сельхозпроизводителей показывают, что приобретение техники и сервисов не сопровождается сопоставимым ростом готовности персонала к их эксплуатации [16, 17]. Исследователи аграрного образования формулируют вывод определеннее: система подготовки кадров отстает от запроса цифрового сельского хозяйства [18–20], тогда как вложения в квалификацию работников прямо отражаются на производственных результатах [21]. Штатные курсы информатики в аграрном вузе ориентированы преимущественно на пользовательские операции: заполнение форм, построение графиков, работу с готовыми приложениями. Представление о том, что современные студенты владеют цифровой компетентностью в силу возрастной принадлежности, эмпирически не подтверждается [23]; формирование такой компетентности требует специально организованной работы как с обучающимися, так и с преподавателями [24]. Не устраняют разрыв и большие языковые модели, потенциал которых активно обсуждается [22]: сгенерированный конфигурационный файл не замещает понимания принципов построения конвейера обработки данных. Разрыв имеет методическую природу, что определяет и средства его преодоления.

Содержание работы определено также региональной спецификой. Эксперимент проводился в Мурманской области Российской Федерации, где растениеводство сосредоточено преимущественно в закрытом грунте: тепличные комплексы функционируют круглогодично при коротком световом дне, высокой стоимости электроэнергии и неустойчивой связи на удаленных площадках. Выбор тепличного комплекса в качестве учебного объекта обусловлен тремя обстоятельствами.

Комплекс формирует непрерывный многопараметрический поток данных: температура, влажность воздуха и субстрата, освещенность, содержание CO₂. Физический смысл каждого параметра доступен студенту аграрного направления без дополнительных пояснений. Наконец, последствия ошибки поддаются прямому наблюдению: нарушение режима микроклимата проявляется на растениях в течение нескольких часов. Тепличная телеметрия использована как сквозной учебный материал курса и, как показано ниже, закономерно отразилась в тематике студенческих проектов.

Научная проблема исследования состоит в том, что в теории и методике профессионального образования отсутствует целостная и диагностически проверяемая методическая система, обеспечивающая переход обучающегося аграрного направления от общего представления о распределенных архитектурах к самостоятельному развертыванию работающего конвейера обработки данных на серверном и граничном уровне.

Цель исследования — разработка методической системы указанного типа и экспериментальная проверка ее педагогической результативности в условиях действующего учебного процесса.

Понятие «методическая система» нередко используется декларативно, поэтому его содержание конкретизируется применительно к настоящей работе.

Система включает пять компонентов, каждый из которых имеет материальное выражение:

1) целевой — четыре блока компетенций (когнитивный, инструментальный, аналитический, интегративный), соотносённые с производственными задачами обслуживания информационных сетей АПК;

2) содержательный — программа курса объемом 108 академических часов из четырёх модулей;

3) процессуально-технологический — лабораторный стенд (сервер, брокер сообщений, база временных рядов, учебный граничный узел) и банк из 34 практических заданий на сквозном наборе тепличных данных;

4) диагностический — критерии оценивания по каждому блоку, единая трёхуровневая шкала, тест из 40 заданий, карты оценки практических работ и защиты проекта (таблица 1);

5) ресурсный — требования к оборудованию, программному обеспечению и квалификации преподавателя.

Планируемый результат сформулирован операционально, что обеспечивает его диагностическую проверяемость: выпускник курса разворачивает без пошаговой инструкции цепочку «датчик → брокер сообщений → сервер → база временных рядов → модель → граничный узел», интерпретирует полученный результат в агрономических терминах и доводит работу до защищаемого проекта. Сформированность указанного умения и составила предмет измерения в эксперименте.

Материал и методы исследования / Material and methods

Исследование выполнено как формирующий педагогический эксперимент. Подготовительно-пилотный этап занял 2023/24 учебный год (сентябрь 2023 г. — июнь 2024 г.): на нём отрабатывались задания, стенд и процедуры оценивания. Основной этап пришёлся на 2024/25 учебный год (сентябрь 2024 г. — июнь 2025 г.). Экспериментальной базой служил Мурманский арктический университет. В выборку вошли 132 обучающихся бакалавриата направлений «Агрономия» (35.03.04) и «Экология и природопользование» (05.03.06): 68 человек составили экспериментальную группу (далее — ЭГ), 64 человека — контрольную группу (далее — КГ). Группы сопоставимы по курсу обучения, половому составу и входному среднему баллу по профильным дисциплинам; на констатирующем этапе статистически значимых различий между ними не обнаружено (U Манна-Уитни = 2092,5; $p = 0,78$).

В ЭГ реализован авторский курс «Распределённая обработка данных и машинное обучение в

информационных сетях АПК» объемом 108 академических часов (3 зачетные единицы).

Курс включает четыре модуля.

Первый, теоретико-концептуальный, раскрывает принципы построения распределённых систем: модель 5V, схема «облако — туман — граница», топологии и протоколы сетей АПК (MQTT, LPWAN).

Второй, инструментально-технологический, реализуется в форме лабораторного практикума: Linux-сервер, контейнеры Docker, база временных рядов PostgreSQL/TimescaleDB, брокеры Apache Kafka и MQTT, учебный граничный узел.

Третий, аналитико-прикладной, посвящен потоковой обработке телеметрии, моделям Random Forest, Gradient Boosting и LSTM, а также выводу обученной модели на периферийное устройство.

Четвёртый, проектно-рефлексивный, предусматривает самостоятельный проект на открытых наборах данных (Kaggle, FAOSTAT), рефлексивное портфолио и защиту.

В КГ обучение проводилось по штатной дисциплине «Информационные технологии в профессиональной деятельности», не предусматривающей практики развёртывания серверных и граничных решений. При проектировании курса учитывалось, что в инженерной подготовке результат определяется не технической сложностью стенда, а системой заданий и оценивания, организованной вокруг него [25].

Сформированность компетенций оценивалась по четырём блокам; для каждого блока предварительно определены операциональные признаки выполнения и их балльное выражение, поскольку сопоставление групп без эксплицитных критериев не обладает доказательной силой. Когнитивный блок проверялся критериально-ориентированным тестом из 40 заданий (α Кронбаха = 0,84). Инструментальный — практическим заданием: развёртывание конвейера и обработка 28 000 строк тепличной телеметрии. Аналитический — построением модели детекции аномалий потока и её выводом на граничный узел. Интегративный — защитой итогового проекта перед смешанной комиссией, включавшей преподавателей и приглашённого специалиста-практика.

Критерии, их вес внутри каждого блока и признаки продвинутого уровня приведены в таблице 1.

Границы уровней едины для всех блоков:

- низкий — от 0 до 39 баллов,
- базовый — от 40 до 69,
- продвинутый — от 70 до 100.

Дифференцирующим признаком служит мера самостоятельности обучающегося. Низкий уровень: опознаёт элементы архитектуры, но самостоятельно не воспроизводит ни одного шага. Базовый: выполняет работу по инструкции, при типовом отказе обращается к преподавателю. Продвинутый: проектирует и разворачивает цепочку самостоятельно, локализует и устраняет отказ, интерпретирует результат в терминах производственной задачи.

Таблица 1. Критерии оценивания и уровни сформированности компетенций распределенной обработки данных и машинного обучения

Table 1. Assessment criteria and levels of competency formation in distributed data processing and machine learning

Блок компетенций (форма контроля)	Критерий оценивания	Максимум, баллов	Признак продвинутого уровня (70–100 баллов)
Когнитивный (тест из 40 заданий)	Модель 5V и уровни схемы «облако — туман — граница» — 25; назначение брокера сообщений и протокола MQTT — 25; базы временных рядов и организация хранения телеметрии — 25; условия применения моделей машинного обучения в задачах АПК — 25	100	Верно выбирает архитектуру обработки данных для описанной производственной ситуации и объясняет выбор
Инструментальный (развертывание конвейера, 28 000 строк телеметрии теплицы)	Работоспособность цепочки «брокер → сервер → база временных рядов» — 40; полнота и корректность загрузки данных — 25; корректность конфигурации служб и контейнеров — 20; самостоятельность выполнения — 15	100	Разворачивает конвейер без инструкции и восстанавливает его работу после внесённого преподавателем отказа
Аналитический (модель детекции аномалий и ее вывод на граничный узел)	Обоснованность выбора модели — 20; качество модели (F1 на отложенной выборке) — 30; работоспособность вывода модели на граничном узле — 30; интерпретация результата в агрономических терминах — 20	100	Объясняет, какое отклонение микроклимата стоит за сигналом модели, и предлагает агротехническое действие
Интегративный (защита итогового проекта)	Производственная постановка задачи — 25; техническая реализация — 30; анализ и достоверность результатов — 25; защита и ответы на вопросы — 20	100	Доводит задачу от постановки до работающего решения и аргументированно отвечает на вопросы комиссии
Уровни (едины для всех блоков)	Низкий — опознаёт элементы архитектуры, самостоятельно не воспроизводит ни одного шага; базовый — выполняет работу по инструкции; продвинутый — проектирует, разворачивает и сопровождает цепочку самостоятельно	0–39 / 40–69 / 70–100	Интегральный показатель: $ИП = 0,20 \times K + 0,25 \times И + 0,30 \times A + 0,25 \times П$

Интегральный показатель (ИП) рассчитывался как средневзвешенная оценка четырёх блоков: $ИП = 0,20 \cdot K + 0,25 \cdot И + 0,30 \cdot A + 0,25 \cdot П$, где K, И, A и П — баллы когнитивного, инструментального, аналитического и интегративного (проектного) блоков, приведённые к 100-балльной шкале. Веса получены методом анализа иерархий по результатам попарных сравнений, выполненных 12 экспертами — преподавателями профильных дисциплин и специалистами по эксплуатации агроинформационных систем; отношение согласованности не превышало 0,1. Наибольший вес присвоен аналитическому блоку, в котором проверяется способность довести данные до производственного решения. В таблицах приводятся среднее арифметическое по группе и стандартное отклонение ($M \pm SD$); Δ к входу означает разность средних на итоговом и входном срезах, относительный прирост — отношение этой разности к входному значению.

Расчеты выполнены в среде Python 3.11 (правообладатель — Python Software Foundation, США; лицензия PSF) с использованием свободно распространяемых библиотек pandas 2.1.4, SciPy 1.11.4 и statsmodels 0.14.0 (лицензия BSD). Нормальность распределений проверяли критерием Шапиро—Уилка. При выполнении предположений применяли t-критерий Стьюдента, при их нарушении — U-критерий Манна—Уитни; различия уровней распределений оценивали χ^2 -критерием Пирсона. Величину эффекта определяли по d Коэна, доверительные интервалы — бутстрепом на 10 000 повторных выборках.

Приведенный набор процедур позволяет судить не только о статистической значимости различий, но и об их педагогической выраженности, поскольку статистически значимое различие малой величины практического значения не имеет.

Ограничения исследования приводятся до изложения результатов.

Во-первых, выборка носит региональный характер: один университет, одна климатическая зона, два направления подготовки.

Во-вторых, продолжительность отсроченного контроля составила шесть месяцев, что недостаточно для заключения об устойчивости достигнутого уровня.

В-третьих, воспроизведение курса предъявляет ресурсные требования: сервер и граничные узлы, лицензионно чистое программное обеспечение, преподаватель, владеющий администрированием Linux, контейнеризацией и работой с брокером сообщений.

Изложенные ниже выводы правомерны в пределах описанных условий.

Результаты и обсуждение / Results and discussion

Методическая система выстроена как последовательный переход от понимания к действию: обучающийся осваивает принципы построения распределённых архитектур, самостоятельно разворачивает их, строит модель и завершает курс защитой проекта. Структура модулей, объем учебного времени, ведущие формы работы и формы итогового контроля представлены в таблице 2.

В материальном выражении разработка представлена комплектом, пригодным для передачи в другую образовательную организацию: программа курса, 34 лабораторных и аналитических задания на сквозном наборе данных, описание стенда, банк тестовых заданий, карты оценивания (таблица 1) и методические указания для преподавателя. Результативность комплекта охарактеризована ниже.

На констатирующем этапе статистически значимых различий между группами не зафиксировано (все $p > 0,5$), однако исходный уровень практических блоков был низким: 69–70% обучающихся не набирали и 40 баллов, то есть

Таблица 2. Структура методической системы формирования компетенций распределенной обработки данных и машинного обучения у обучающихся аграрных направлений подготовки

Table 2. Structure of the methodological system for developing distributed data processing and machine learning competencies in students of agricultural study programmes

Модуль	Объем, ак. ч	Формируемый блок компетенций	Ведущие методы и формы обучения	Доля активных форм, %	Форма итогового контроля
M1. Теоретико-концептуальный	18	Когнитивный	Проблемная лекция, семинар-дискуссия, кейс-анализ	55	Критериально-ориентированный тест (40 заданий)
M2. Инструментально-технологический	36	Инструментальный	Лабораторный практикум (Linux-сервер, Docker, PostgreSQL/TimescaleDB), стенд Kafka-MQTT	78	Развертывание конвейера обработки телеметрии теплицы (28 000 строк)
M3. Аналитико-прикладной	34	Аналитический	Потоковая обработка телеметрии, модели Random Forest/Gradient Boosting/LSTM, вывод на граничный узел	82	Построение и развёртывание модели детекции аномалий
M4. Проектно-рефлексивный	20	Интегративный	Индивидуальный/групповой проект, рефлексивное портфолио	95	Защита проекта перед смешанной комиссией
Итого	108	Все 4 блока	Репродуктивные, продуктивные и проектные методы	79,3 (средневзв.)	Интегральная экзаменационная оценка

Примечание: Учебный набор данных — 28 000 строк телеметрии тепличного комплекса за апрель—июнь 2024 г.; логи взяты из открытого доступа и обезличены. Выбор тепличных данных обусловлен региональной спецификой: в Мурманской области закрытый грунт составляет основной вид растениеводства, вследствие чего физический смысл каждого измеряемого параметра доступен обучающимся, а решаемая задача соотносится с производственной, а не с учебно-тренировочной. Средневзвешенная доля активных форм работы — 79,3%. Источник: данные эксперимента.

Таблица 3. Результаты итогового контроля сформированности компетенций распределенной обработки данных и машинного обучения в экспериментальной и контрольной группах (после формирующего эксперимента)

Table 3. Results of the final assessment of distributed data processing and machine learning competency formation in the experimental and control groups (after the formative experiment)

Блок компетенций	Группа	M ± SD, балл	Δ к входу, балл	Относительный прирост, %	Критерий	p-value	d Коэна
Когнитивный	ЭГ	74,6 ± 10,2	+32,8	+78,5	t-Стьюдента	< 0,001	1,17
	КГ	61,8 ± 11,7	+20,9	+51,1			
Инструментальный	ЭГ	71,4 ± 12,1	+37,2	+108,8	Манна-Уитни	< 0,001	1,39
	КГ	48,7 ± 13,6	+15,2	+45,4			
Аналитический	ЭГ	71,1 ± 11,9	+35,4	+99,2	Манна-Уитни	< 0,001	1,51
	КГ	49,2 ± 12,8	+13,1	+36,3			
Интегративный	ЭГ	73,9 ± 10,6	+32,0	+76,4	t-Стьюдента	< 0,001	1,02
	КГ	62,1 ± 12,8	+20,8	+50,4			
Интегральный показатель	ЭГ	72,8 ± 8,9	+34,4	+89,6	t-Стьюдента	< 0,001	1,24
	КГ	52,1 ± 9,7	+14,2	+37,5			

Примечание: ЭГ — экспериментальная группа (n = 68), КГ — контрольная группа (n = 64). M ± SD — среднее арифметическое и стандартное отклонение по группе. Δ к входу — разность средних значений на итоговом и входном срезах; относительный прирост рассчитан от входного значения. Интегральный показатель — средневзвешенная оценка четырёх блоков с весами 0,20; 0,25; 0,30 и 0,25 (см. раздел «Материалы и методы»). Значения d Коэна в диапазоне 1,02–1,51 соответствуют большим эффектам (d > 0,8). Источник: данные итогового контроля педагогического эксперимента.

соответствовали низкому уровню. Полученное распределение согласуется с данными исследований цифровой готовности отрасли и аграрного образования [16, 18, 19].

Итоговые результаты диагностики после завершения формирующего этапа приведены в таблице 3.

Различия между группами после формирующего этапа значимы по всем четырём блокам (p < 0,001). Наибольшая дистанция зафиксирована в инструментальном (d = 1,39) и аналитическом (d = 1,51) блоках, то есть в тех видах деятельности, которые требуют самостоятельного развёртывания сервера и граничного узла, пропуска через них потока телеметрии, обучения модели и

интерпретации ее сигнала. В когнитивном блоке прирост зарегистрирован и в контрольной группе, поскольку отдельные теоретические сведения о цифровых технологиях содержатся и в штатной программе. Однако перевод знания в действие без специально организованной практики достигнут лишь единичными обучающимися: по инструментальному блоку разрыв между группами составил 22,7 балла.

Уровневое распределение подтверждает тот же вывод. В ЭГ доля обучающихся продвинутого уровня выросла с 1,5 до 42,6%, в КГ — с 1,6 до 14,1%; различия выходных распределений подтверждены χ^2 -критерием Пирсона ($\chi^2 = 17,84$; df = 2; p < 0,001; V Крамера = 0,367).

Диагностически более значимой показатель: из числа стартовавших с низкого уровня на более высокий перешли 91,7% обучающихся ЭГ и 57,1% КГ. Следовательно, результативность системы не ограничивается группой изначально успешных обучающихся и распространяется на тех, кто приступил к освоению курса с дефицитом практических цифровых навыков.

Проектный блок позволил оценить перенос освоенного на прикладные задачи. Тематика итоговых работ ЭГ распределилась следующим образом: развёртывание граничного узла сбора телеметрии теплиц — 25,0%, конвейер

поточковой обработки данных метеостанций Kafka → TimescaleDB — 19,1%, модель детекции аномалий потока на граничном узле — 16,2%, узловая сеть мониторинга малых водосборов на LPWAN — 13,2%, учебный серверный дашборд агроэкологического мониторинга — 11,8%, прочие темы — 14,7%. Преобладание тепличной тематики закономерно: сквозным учебным материалом курса служили тепличные данные, а закрытый грунт остается основным направлением растениеводства региона, вследствие чего задача воспринимается обучающимися как производственная; технические решения аналогичного назначения для тепличных комплексов описаны в отраслевой литературе [8, 11]. Из 68 защищённых проектов 33,8% рекомендованы к доработке в формате курсовой или выпускной квалификационной работы. Ограниченная связность и автономность узлов в высоких широтах повышали прикладную значимость заданий и, по отзывам обучающихся, поддерживали устойчивый интерес к курсу.

Сходная логика построения подготовки, от диагностики готовности к проектной защите, прослеживается и в других работах по подготовке аграрных кадров [26].

Выводы/Conclusion

Разработанная методическая система обеспечила статистически значимый и педагогически выраженный результат. Интегральный показатель в ЭГ вырос с 38,4 до 72,8 балла (прирост 89,6%),

в КГ — с 37,9 до 52,1 балла (прирост 37,5%); величина эффекта d Коэна составила 1,24. Наибольший прирост зафиксирован в инструментальном и аналитическом блоках, то есть в зоне перехода от использования готовых цифровых сервисов к самостоятельному развёртыванию и сопровождению обработки данных в распределённой агроинформационной сети.

Практическая значимость полученного результата состоит в следующем. Доля обучающихся продвинутого уровня в ЭГ выросла с 1,5 до 42,6%, а из числа стартовавших с низкого уровня 91,7% перешли на базовый или продвинутый (в КГ — 57,1%).

Отрасль нуждается не только в единичных высококвалифицированных разработчиках, но и в массовом выпускнике, способном запустить потоковую обработку данных, вывести модель на граничный узел и обеспечить их дальнейшую эксплуатацию.

Система воспроизводима: она передается как комплект, включающий программу, задания, описание стенда, критерии оценивания и методические указания, и не привязана к конкретной образовательной организации; набор данных при этом целесообразно подбирать в соответствии с региональной специализацией.

Дальнейшая работа предполагает отсроченный контроль устойчивости результатов, расширение выборки за счёт других направлений подготовки и сопоставление форматов реализации курса: очного, смешанного и сетевого.

Автор несет ответственность за работу и представленные данные.
Автор несет ответственность за плагиат.
Автор объявил об отсутствии конфликта интересов.

The author is responsible for the work and the submitted data.
The author is responsible for plagiarism.
The author declared no conflict of interest.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Mansoor S., Iqbal S., Popescu S.M., Kim S.L., Chung Y.S., Baek J.-H. Integration of smart sensors and IoT in precision agriculture: trends, challenges and future perspectives. *Frontiers in Plant Science*. 2025; 16: 1587869. <https://doi.org/10.3389/fpls.2025.1587869>
2. Soussi A., Zero E., Sacile R., Trincherio D., Fossa M. Smart Sensors and Smart Data for Precision Agriculture: A Review. *Sensors*. 2024; 24(8): 2647. <https://doi.org/10.3390/s24082647>
3. Miller T., Mikiciuk G., Durlik I., Mikiciuk M., Łobodzińska A., Śnieg M. The IoT and AI in Agriculture: The Time Is Now—A Systematic Review of Smart Sensing Technologies. *Sensors*. 2025; 25(12): 3583. <https://doi.org/10.3390/s25123583>
4. Оськин С.П., Кузнецов А.В., Конева Н.Е. Функциональное моделирование и параметрическая оценка компонентов IoT-системы сбора данных для задач точного земледелия. *Аграрная наука*. 2026; (4): 137–143. <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2026-405-04-137-143>
5. Галкин А.И. Применение методов машинного обучения и анализа больших данных в точном земледелии. *Аграрная наука*. 2025; (5): 171–174. <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2025-394-05-171-174>
6. 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>
7. Yu P., Teng F., Zhu W., Shen C., Chen Z., Song J. Cloud-edge-device collaborative computing in smart agriculture: architectures, applications, and future perspectives. *Frontiers in Plant Science*. 2025; 16: 1668545. <https://doi.org/10.3389/fpls.2025.1668545>
8. Максимов А.Ф., Кутырев Г.А. Проектирование архитектуры распределенной IoT-системы мониторинга параметров микроклимата тепличных комплексов на основе протокола MQTT и граничных вычислений. *Аграрная наука*. 2026; (4): 144–150. <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2026-405-04-144-150>
9. Sathupadi K., Achar S., Bhaskaran S.V., Faruqi N., Abdullah-Al-Wadud M., Uddin J. Edge-Cloud Synergy for AI-Enhanced Sensor Network Data: A Real-Time Predictive Maintenance Framework. *Sensors*. 2024; 24(24): 7918. <https://doi.org/10.3390/s24247918>
10. Pintus M., Colucci F., Maggio F. Emerging Developments in Real-Time Edge AIoT for Agricultural Image Classification. *IoT*. 2025; 6(1): 13. <https://doi.org/10.3390/iot6010013>

REFERENCES

1. Mansoor S., Iqbal S., Popescu S.M., Kim S.L., Chung Y.S., Baek J.-H. Integration of smart sensors and IoT in precision agriculture: trends, challenges and future perspectives. *Frontiers in Plant Science*. 2025; 16: 1587869. <https://doi.org/10.3389/fpls.2025.1587869>
2. Soussi A., Zero E., Sacile R., Trincherio D., Fossa M. Smart Sensors and Smart Data for Precision Agriculture: A Review. *Sensors*. 2024; 24(8): 2647. <https://doi.org/10.3390/s24082647>
3. Miller T., Mikiciuk G., Durlik I., Mikiciuk M., Łobodzińska A., Śnieg M. The IoT and AI in Agriculture: The Time Is Now—A Systematic Review of Smart Sensing Technologies. *Sensors*. 2025; 25(12): 3583. <https://doi.org/10.3390/s25123583>
4. Oskin S.P., Kuznetsov A.V., Koneva N.E. Functional modeling and parametric evaluation of components of an IoT data collection system for precision agriculture. *Agrarian science*. 2026; (4): 137–143 (in Russian). <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2026-405-04-137-143>
5. Galkin A.I. Application of machine learning methods and big data analysis in precision agriculture. *Agrarian science*. 2025; (5): 171–174 (in Russian). <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2025-394-05-171-174>
6. 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>
7. Yu P., Teng F., Zhu W., Shen C., Chen Z., Song J. Cloud-edge-device collaborative computing in smart agriculture: architectures, applications, and future perspectives. *Frontiers in Plant Science*. 2025; 16: 1668545. <https://doi.org/10.3389/fpls.2025.1668545>
8. Maksimov A.F., Kuttyrev G.A. Design of a distributed IoT system architecture for greenhouse microclimate monitoring based on MQTT protocol and edge computing. *Agrarian science*. 2026; (4): 144–150 (in Russian). <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2026-405-04-144-150>
9. Sathupadi K., Achar S., Bhaskaran S.V., Faruqi N., Abdullah-Al-Wadud M., Uddin J. Edge-Cloud Synergy for AI-Enhanced Sensor Network Data: A Real-Time Predictive Maintenance Framework. *Sensors*. 2024; 24(24): 7918. <https://doi.org/10.3390/s24247918>
10. Pintus M., Colucci F., Maggio F. Emerging Developments in Real-Time Edge AIoT for Agricultural Image Classification. *IoT*. 2025; 6(1): 13. <https://doi.org/10.3390/iot6010013>

11. Гибадуллин Р.Р., Шакурова З.М. Многоуровневая платформа больших данных для интеллектуального контроля и диагностики параметров агроценозов на основе гибридных методов машинного обучения. *Аграрная наука*. 2026; (5): 153–159. <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2026-406-05-153-159>
12. Фёдоров Д.Е., Быков С.Н. Мониторинг посевов гороха с нейросетевой обработкой изображений полученных с использованием БПЛА. *Аграрная наука*. 2025; (8): 122–128. <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2025-397-08-122-128>
13. Чувахин П.И. Цифровая трансформация агропромышленного комплекса: экономическая эффективность внедрения информационных технологий. *Аграрная наука*. 2025; (8): 155–159. <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2025-397-08-155-159>
14. Еремин С.Г. Цифровые технологии и большие данные в трансформации сельского хозяйства: возможности и проблемы. *Аграрная наука*. 2025; (3): 160–164. <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2025-392-03-160-164>
15. Плахин А.Е., Огородникова Е.С., Ростовцев К.В. Проблемы становления цифровой модели в сельском хозяйстве. *Аграрная наука*. 2024; (8): 188–193. <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2024-385-8-188-193>
16. Корнилова Л.М., Иванов П.А. Цифровая трансформация и готовность к ней агропромышленного комплекса Чувашской Республики. *Аграрная наука*. 2022; (11): 160–164. <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2022-364-11-160-164>
17. Афанасьева О.Г., Макушев А.Е., Толстова М.Л., Степанов А.В. Исследование цифровой активности региональных аграриев России. *Аграрная наука*. 2022; (11): 165–173. <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2022-364-11-165-173>
18. Буреаева Е.В. Подготовка кадров для цифровой экономики сельского хозяйства: проблемы и перспективы. *Вестник аграрной науки*. 2021; (3): 112–118. <https://doi.org/10.17238/issn2587-666X.2021.3.112>
19. Буреаева Е.В. Система подготовки кадров для цифрового сельского хозяйства: основные перспективы и ограничения. *Вестник аграрной науки*. 2023; (4): 132–139. <https://doi.org/10.17238/issn2587-666X.2023.4.132>
20. Савкин В.И. Проблемы формирования профессиональных компетенций при подготовке кадров для производства органической продукции. *Вестник аграрной науки*. 2023; (6): 155–159. <https://doi.org/10.17238/issn2587-666X.2023.6.155>
21. Шмелева А.В. Анализ взаимосвязи между уровнем квалификации работников на производстве и показателями прибыли: экономическое обоснование инвестиций в обучение персонала. *Аграрная наука*. 2024; (11): 30–33. <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2024-388-11-30-33>
22. Назаров Д.М., Бегичева С.В., Копнин А.А. Большие языковые модели (LLM): новый этап цифровой трансформации агропромышленного комплекса России. *Аграрный вестник Урала*. 2025; 25(7): 1129–1142. <https://doi.org/10.32417/1997-4868-2025-25-07-1129-1142>
23. Петрунева Р.М., Васильева В.Д., Петрунева Ю.В. Цифровые студенты: мифы и реальность. *Высшее образование в России*. 2019; 28(11): 47–55. <https://doi.org/10.31992/0869-3617-2019-28-11-47-55>
24. Mezentseva D.A., Dzhavakh E.S., Eliseeva O.V., Bagautdinova A.Sh. On the Question of Pedagogical Digital Competence. *Higher Education in Russia*. 2020; 29(11): 88–97. <https://doi.org/10.31992/0869-3617-2020-29-11-88-97>
25. Баранов В.Н., Безруких А.И., Константинов И.Л., Рудницкий Э.А., Солопеко Н.С., Байковский Ю.В. Использование цифрового двойника для обучения студентов металлургического профиля. *Высшее образование в России*. 2022; 31(2): 135–148. <https://doi.org/10.31992/0869-3617-2022-31-2-135-148>
26. Гуров С.Ю., Гурова Т.Ю., Насалевич Т.В., Тарасенко Т.В., Юрченко А.В. Готовность будущих специалистов аграрного профиля к формированию языковой культуры в профессиональной деятельности. *Аграрная наука*. 2025; (8): 150–154. <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2025-397-08-150-154>

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

Андрей Николаевич Кохичко

доктор педагогических наук, заведующий кафедрой педагогики

andrey_kokhichko@mail.ru

<https://orcid.org/0000-0001-7779-5778>

Мурманский арктический университет,
ул. Капитана Егорова, 15, Мурманск, 183038, Россия

11. Gibadullin R.R., Shakurova Z.M. A multi-layer big data platform for intelligent monitoring and diagnostics of agroecosystem parameters based on hybrid machine learning methods. *Agrarian science*. 2026; (5): 153–159 (in Russian). <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2026-406-05-153-159>

12. Fedorov D.E., Bykov S.N. Monitoring of pea crops with neural network processing of images obtained using UAVs. *Agrarian science*. 2025; (8): 122–128 (in Russian). <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2025-397-08-122-128>

13. Chuvakhin P.I. Digital transformation of the agro-industrial complex: economic efficiency of introducing information technologies. *Agrarian science*. 2025; (8): 155–159 (in Russian). <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2025-397-08-155-159>

14. Eremine S.G. Digital technologies and big data in the transformation of agriculture: opportunities and challenges. *Agrarian science*. 2025; (3): 160–164 (in Russian). <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2025-392-03-160-164>

15. Plakhin A.E., Ogorodnikova E.S., Rostovtsev K.V. Problems of a digital model formation in agriculture. *Agrarian science*. 2024; (8): 188–193 (in Russian). <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2024-385-8-188-193>

16. Kornilova L.M., Ivanov P.A. Digital transformation and readiness for it of the agro-industrial complex of the Chuvash Republic. *Agrarian science*. 2022; (11): 160–164 (in Russian). <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2022-364-11-160-164>

17. Afanaseva O.G., Makushev A.E., Tolstova M.L., Stepanov A.V. Research of Russian regional farmers' digital activity. *Agrarian science*. 2022; (11): 165–173 (in Russian). <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2022-364-11-165-173>

18. Buraeva E.V. Training of personnel for the digital agricultural economy: problems and prospects. *Bulletin of Agrarian Science*. 2021; (3): 112–118 (in Russian). <https://doi.org/10.17238/issn2587-666X.2021.3.112>

19. Buraeva E.V. Personnel training system for digital agricultural economy: main perspectives and limitations. *Bulletin of Agrarian Science*. 2023; (4): 132–139 (in Russian). <https://doi.org/10.17238/issn2587-666X.2023.4.132>

20. Savkin V.I. Problems of professional competencies formation when training personnel for the production of organic products. *Bulletin of Agrarian Science*. 2023; (6): 155–159 (in Russian). <https://doi.org/10.17238/issn2587-666X.2023.6.155>

21. Shmeleva A.V. Analysis of the relationship between the level of qualification of workers in production and profit indicators: an economic rationale for investing in personnel training. *Agrarian science*. 2024; (11): 30–33 (in Russian). <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2024-388-11-30-33>

22. Nazarov D.M., Begicheva S.V., Koppin A.A. Large language models (LLM): a new stage of digital transformation of the Russian agro-industrial complex. *Agrarian Bulletin of the Urals*. 2025; 25(7): 1129–1142 (in Russian). <https://doi.org/10.32417/1997-4868-2025-25-07-1129-1142>

23. Petrunova R.M., Vasilyeva V.D., Petrunova J.V. Digital Students: Myths and Reality. *Higher Education in Russia*. 2019; 28(11): 47–55 (in Russian). <https://doi.org/10.31992/0869-3617-2019-28-11-47-55>

24. Mezentseva D.A., Dzhavakh E.S., Eliseeva O.V., Bagautdinova A.Sh. On the Question of Pedagogical Digital Competence. *Higher Education in Russia*. 2020; 29(11): 88–97. <https://doi.org/10.31992/0869-3617-2020-29-11-88-97>

25. Baranov V.N., Bezrukh A.I., Konstantinov I.L., Rudnitsky E.A., Sologopek N.S., Baykovskiy Yu.V. Digital Twin Application in Teaching Students Majoring in Metallurgical Engineering. *Higher Education in Russia*. 2022; 31(2): 135–148 (in Russian). <https://doi.org/10.31992/0869-3617-2022-31-2-135-148>

26. Gurov S.Yu., Gurova T.Yu., Nasalevich T.V., Tarasenko T.V., Yurchenko A.V. Readiness of future agricultural specialists to develop a language culture in their professional activities. *Agrarian science*. 2025; (8): 150–154 (in Russian). <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2025-397-08-150-154>

AUTHORS' INFORMATION

Andrey Nikolaevich Kokhichko

Doctor of Pedagogical Sciences, Head of the Department of Pedagogy

andrey_kokhichko@mail.ru

<https://orcid.org/0000-0001-7779-5778>

Murmansk Arctic University,
15 Captain Yegorov st., Murmansk, 183038, Russia