

УДК 378.147:004.89

Доктор экон. наук, проф. **Ю.Т.Фаринюк**
Доктор с.-х. наук, доц. **А.С.Васильев**
ФГБОУ ВО Тверская государственная сельскохозяйственная академия
Доктор техн. наук, проф. **С.Н.Гамаюнов**
ФГБОУ ВО Тверской государственный технический университет

ОТ ШАБЛОННЫХ АЛГОРИТМОВ К ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫМ АГЕНТАМ: МЕТОДОЛОГИЯ ВЕРИФИКАЦИИ ИИ-ТЬЮТОРОВ В ПОДГОТОВКЕ КАДРОВ ДЛЯ АГРОПРОМЫШЛЕННОГО КОМПЛЕКСА

Цель исследования – обоснование методологии верификации ИИ-тьюторов как инструмента повышения качества подготовки кадров для агропромышленного комплекса. Методика обеспечивает дифференциацию имитации интеллекта и подлинной интеллектуальной поддержки со стороны ИИ-систем при внедрении цифровых образовательных технологий и новых технологий в обучении в программы подготовки и повышения квалификации специалистов АПК. Исследование опирается на сравнительный анализ открытых описаний внедрения ИИ в ведущих российских вузах (МФТИ, СПбПУ, ВШЭ, а также в аграрных университетах – РГАУ-МСХА, Кубанский ГАУ), на методологический синтез трех критериев верификации и на пилотную апробацию разработанного ИИ-тьютора в Тверской государственной сельскохозяйственной академии (ТГСХА) при решении задач в области агрохимии. Установлено, что подавляющее большинство систем, называемых «ИИ-тьюторами» даже в передовых университетах, реализуют статическую логику «если – то» и не способны стимулировать алгоритмическое творчество. Предложены три количественных критерия с ориентировочными порогами: точность распознавания типов ошибок (>85%), доля уникальных учебных сценариев (≥50%), доля студентов, разработавших авторские приемы расчетов (>10%). Пилотная апробация в ТГСХА (38 студентов, агрохимическая проблематика) подтвердила работоспособность методологии: агент зафиксировал 12% студентов, разработавших оригинальные схемы удобрений при столкновении с контрпримерами. Разработанная методика – это, прежде всего, рабочий инструмент, пригодный для оперативного внедрения при отборе и оценке ИИ-технологий в образовании. Апробация показала: методика работает как фильтр при отборе ИИ-решений, смещая фокус со скорости ответа на способность системы провоцировать самостоятельный поиск нестандартных решений.

Ключевые слова: автоматизация условной логики, интеллектуальный агент, адаптивные обучающие системы, профессиональное аграрное образование, цифровые образовательные технологии, провокация синтеза.

Для цитирования: Фаринюк, Ю. Т. От шаблонных алгоритмов к интеллектуальным агентам: методология верификации ИИ-тьюторов в подготовке кадров для агропромышленного комплекса / Ю. Т. Фаринюк, А. С. Васильев, С. Н. Гамаюнов. – Текст : непосредственный // Гидрометеорология и образование. – 2026. – № 3(27). – С. 12-19.

Введение

За последние три года системы ИИ активно интегрируются в учебные практики вузов. Адаптивные платформы, чат-боты, генеративные нейросети быстро занимают место в учебных практиках. При этом многие преподаватели и разработчики называют «интеллект-тьюторами» практически любую систему, которая хоть как-то автоматизирует проверку знаний, подсказывает решение или сортирует ответы. В современной образовательной практике термин «ИИ-тьютор» нередко используется как обобщающее обозначение для разнородных цифровых инструментов: от адаптивных платформ с элементами машинного обучения до автоматизированных систем, функционирующих по заранее заданным алгоритмическим правилам. Эта неопределенность мешает предметному отбору инструментов для развития алгоритмического мышления. Для дисциплин, где формируется алгоритмическое мышление (информатика, вычислительная математика, цифровое моделирование), указанная терминологическая неопределенность формирует методические риски: внедряется инструмент, который имитирует интеллектуальную поддержку, воспроизводит шаблонные подсказки вместо стимулирования самостоятельного поиска вычислительных стратегий.

Различие между автоматизацией условной логики и подлинным интеллектуальным агентом имеет не только терминологическое, но и педагогическое значение. Система, которая на любую ошибку студента выдает одну и ту же предустановленную рекомендацию («используйте такой-то алгоритм»), экономит время преподавателя, но не развивает мышление. Она выдает одинаковую подсказку при любой ошибке, не разбираясь, где просчет в формуле, а где игнорирование погодных условий. Настоящий интеллект-агент, напротив, должен создавать условия, в которых готовое шаблонное решение не работает, активизируя эвристический поиск. Образовательный фокус смещается: вместо быстрой выдачи готовых решений студентам теперь приходится искать расчетные стратегии в условиях изменчивых параметров.

В российском образовании этот разрыв особенно заметен. Анализ открытых материалов – сайтов университетов, новостных лент, отчетов – показывает, что даже признанные лидеры (МФТИ, СПбПУ, ВШЭ) часто демонстрируют «интеллект-агентов», чья функциональность сводится к статической логике [1, 2]. Например, на сайте Центра агентных систем ИИ МФТИ подчеркивается, что разрабатываемые платформы анализируют готовые студенческие решения и выдают рекомендации по переходу на другой алгоритм. Однако анализ ограничивается простыми шаблонами: выбор поиска в глубину вместо A^* приводит к стандартной фразе о евклидовой эвристике. Лишь в отдельных случаях система способна группировать ошибки по типам и сгенерировать контрпример. Аналогичная картина в проектах СПбПУ по цифровым двойникам турбин, а также в совместном проекте ВШЭ и Яндекса по анализу цепей поставок. Во всех этих случаях технологический потенциал реализуется в логике автоматизации, а не интеллектуальной провокации.

В аграрном образовании ситуация еще острее. С одной стороны, сельское хозяйство стремительно цифровизируется: цифровые двойники полей, нейросетевое прогнозирование урожайности, системы точного земледелия становятся нормой для крупных предприятий [3–5]. Это формирует запрос на специалистов, владеющих методами ИИ. С другой стороны, в учебных курсах до сих пор доминируют табличные, детерминированные методы – расчет севооборота по предшественникам, нормы удобрений по справочникам. Попытки внедрить ИИ в обучение часто сводятся к тому, что студентам показывают готовые инструменты (например, нейросеть GigaChat, которая «сдала экзамен» в Кубанском ГАУ), но не учат их сомневаться в стандартных решениях [6–8]. В РГАУ-МСХА им. Тимирязева создана лаборатория, где студенты на спутниковых данных прогнозируют урожайность. Задача важная, но ее решение – обучение нейронной сети на размеченных данных, а сама учебная ситуация не предполагает крушения шаблона: студент остается оператором готового инструмента [9].

Также показателен коммерческий опыт «Цифровой агроном» (группа «Уралхим» на основе GigaChat), где ИИ-помощник сокращает время ответа с 24 часов до 5 секунд и время обучения новых специалистов на 60% [10–12]. Это быстрая автоматизация справочного типа. Система экономит время, но не ставит перед специалистом задачу пересмотра методики. Студент получает быстрый ответ, но не сталкивается с ситуацией, где классический расчет удобрений дает экономический провал.

Проблема системная: и в технических, и в аграрных вузах «интеллект» подменяется скоростью работы базы данных. В настоящей работе ставится задача не просто предложить, но и эмпирически проверить работоспособность методики, которая позволяет внятно и воспроизводимо отличать подлинного интеллект-агента от

имитации, и продемонстрировать ее на примере аграрного образования, где цифровая грамотность становится базовой компетенцией.

Три количественных признака, отличающих подлинный интеллект от имитации

Чтобы зафиксировать это различие, введены три измеримых показателя, фиксирующих переход от репродуктивной логики к побуждению к нестандартным решениям. Они сформированы индуктивно – из наблюдений за тем, где шаблонная логика перестает работать, и апробированы сначала на материале транспортной логистики (ТвГТУ), а затем адаптированы к задачам агрохимии в ТГСХА.

Первый показатель – доля верно определенных типов учебных затруднений. При реакции агента на разноприродные затруднения идентичным комментарием фиксируется отсутствие аналитической глубины: система не дифференцирует источники учебной неудачи. Она не отличает, вызвана ли ошибка неверным учетом влажности почвы, игнорированием цены удобрения или просчетом в смене культур. Значение 85% задает минимальную планку надежности: из шести разноплановых ошибок обучающегося агент обязан верно интерпретировать как минимум пять. При падении точности ниже этого уровня доверие обучающегося к рекомендациям системы снижается, и она перестает восприниматься как обоснованный инструмент поддержки. Метрическая верификация предполагает сопоставление классификации агента с экспертной разметкой преподавателя; значение рассчитывается как доля верных классификаций при сопоставлении с экспертной оценкой [13, 14].

Второй показатель – доля учебных ситуаций, отсутствующих в стандартных базах и методичках. Когда свыше 50% задач, созданных системой, не имеют прямых аналогов в архивах курса и методических пособиях, можно говорить о преодолении репродуктивной логики. Показатель 50% отражает практический компромисс: среда должна быть достаточно новой, чтобы стимулировать адаптацию, но не настолько хаотичной, чтобы вызывать когнитивную перегрузку [15]. Для оценки новизны применяется процедура сопоставления наборов характеристик задач (параметры возмущений, коэффициенты, внешние условия) с базой сценариев за предшествующие учебные периоды. Сценарий считается уникальным, если он не повторяет ранее использованные. Для отсека не существенных модификаций допустим порог совпадения 30%, однако итоговая доля уникальных сценариев в генерации агента должна составлять $\geq 50\%$ – это и есть второй критерий.

Третий показатель – доля студентов, которые после работы с агентом создают собственные, не встречавшиеся ранее подходы к решению. Этот показатель выступает ключевым маркером успешной когнитивной провокации. Фиксируется не просто корректное решение задачи, а свидетельство преодоления репродуктивного подхода: обучающийся не адаптирует готовый алгоритм, а предлагает модифицированный расчет с учетом динамических факторов – погодных аномалий, рыночных колебаний, специфики поля. Пороговое значение 10% служит фильтром, отделяющим системные достижения от эпизодических. Если хотя бы каждый десятый обучающийся в обычном потоке синтезирует новое решение, агент не просто обслуживает рутину, а реально сдвигает мышление. Верификация осуществляется по трехступенчатому протоколу: (1) регистрация отклонения от нормативного метода, (2) наличие авторской модификации формулы, (3) экспертная проверка преподавателем.

Указанные пороги заданы как рабочие ориентиры; их устойчивость требует проверки на расширенных выборках. Однако уже сейчас они позволяют уверенно отличать автоматизацию от подлинной интеллектуальной поддержки: достижение всех трех рубежей свидетельствует, что система не имитирует интеллект, а создает условия для самостоятельного алгоритмического творчества. Базовая архитектура данной методики разработана и впервые апробирована в ТвГТУ. В настоящей работе проведена ее предметная адаптация под задачи агроинформатики с учетом специфики динамических ограничений и практических приемов, не описанных в учебниках.

Предварительная апробация методологии в ТвГТУ

Предлагаемая методология прошла первичную проверку в ТвГТУ на задаче доставки биогенных ресурсов с учетом реальных сбоев на железной дороге (Восточный полигон РЖД, таможенные пункты, сезонность). Был создан ИИ-агент, который генерировал контрпримеры к каноническому алгоритму A^* и демонстрировал студентам экономический эквивалент неоптимальности. В результате были зафиксированы случаи, когда студенты вынужденно модифицировали алгоритм решения, добавляя весовые коэффициенты для простоев и задержек. Предварительная апробация подтвердила принципиальную реализуемость подхода, позволила откалибровать пороговые значения и уточнить протокол фиксации перехода к авторскому методу решения. На базе полученных выводов сформирована расширенная версия ИИ-тьютора, ориентированная на предметные задачи, где доминируют не строгие алгоритмические маршруты, а комплексные природно-экономические ограничения.

Адаптация методологии к задачам аграрного образования

Выбор ТГСХА в качестве базы для пилота обусловлен многолетним сотрудничеством с ТвГТУ по программам подготовки инженерных кадров для сельских территорий [16]. Это сотрудничество создало необходимые условия для переноса педагогических наработок из одной области в другую. Однако сам ИИ-тьютор в ТГСХА разрабатывался заново, без переноса программного кода из опыта ТвГТУ; менялось не только содержательное наполнение задач, но и сама логика конструирования контрпримеров, архитектура взаимодействия и система количественных показателей оценки.

Задача. Студентам направления «Агрономия» (3–4 курсы) и магистрантам по специальности «Агрохимия и агропочвоведение» было предложено разработать систему удобрения для севооборота «озимые зерновые – пропашные – многолетние травы» на дерново-подзолистых почвах. В классическом учебном курсе такая задача решается табличным методом: по предшественнику, планируемой урожайности и выносу элементов питания рассчитываются дозы. Именно этот шаблонный подход ИИ-агент должен был сделать неработоспособным.

Конструкция ИИ-агента. Агент генерировал сценарии, в которые добавлялись два типа возмущений: гидротермические (аномально влажная весна, вызывающая вымывание подвижного фосфора) и рыночные (резкий рост цен на калийные удобрения). В этих сценариях стандартный табличный расчет приводил к завышению или занижению доз, а следовательно, к экономическим потерям (моделировалась упущенная прибыль). Агент не давал готового рецепта, а предъявлял студенту расчет, показывающий, что «правильное» по учебнику решение ведет к дефициту фосфора или перерасходу калия. Система накапливала и группировала типы ошибок: отдельно фиксировались случаи, когда студент игнорировал влажность почвы, отдельно – когда не учитывал ценовой сигнал. Технически агент работал в режиме диалогового симулятора: на каждом шаге предлагал вариацию параметров, фиксировал выбор студента, рассчитывал экономический эквивалент и предъявлял проверочный сценарий при сохранении шаблонной логики.

Выборка и процедура. Практическая апробация методики осуществлялась в первом семестре 2025/2026 учебного года с участием 38 обучающихся. Занятия велись в обычном режиме, но вместо традиционных расчетов работ студенты работали с ИИ-тьютором на протяжении четырех практических занятий. Производственный контекст и этическая корректность определялись и контролировались преподавателем [17]; ИИ-модуль автоматически создавал учебные ситуации, фиксировал типичные структуры ошибок и предлагал контрпримеры. Этапы взаимодействия протоколировались в локальной системе управления обучением для последующей количественной обработки.

Результаты. По итогам пилота: точность классификации ошибок – 89%, доля уникальных сценариев – 55%, доля студентов с авторскими приемами расчета – 12%. Все три значения превысили рабочие ориентиры, что подтверждает работоспособность методики. Эти студенты не ограничились табличными поправками, а предложили расчетные формулы, учитывающие динамику влажности и эластичность спроса на удобрения. Их решения были признаны преподавателями как имеющие признаки изобретательских (отсутствовали в известных методических пособиях).

Значения первых двух показателей превысили установленные ориентиры ($89\% > 85\%$, $55\% > 50\%$); третий критерий также достиг расчетного значения (12% при пороге 10%). При этом 88% студентов, продолжая настаивать на табличных решениях даже при экономических убытках, демонстрируют преобладание репродуктивных ответов – не признак неудачи системы, а подтверждение серьезности когнитивного вызова: легкий выход за рамки шаблона обесценил бы диагностическую ценность задачи. Именно сопротивление большинства свидетельствует о создании агентом нешаблонной учебной ситуации, а не об усложнении формулировки.

Данные получены на одной дисциплине и в ограниченной группе; их устойчивость требует проверки на смежных направлениях в следующем учебном году. Статистическая устойчивость будет проверяться на расширенной выборке в 2026–2027 учебном году. Тем не менее уже сейчас можно утверждать, что предложенные критерии работоспособны и позволяют диагностировать переход от автоматизации к подлинной интеллектуальной поддержке.

Как меняются роли преподавателя и ИИ-агента

Внедрение ИИ-тьютора, построенного как провокатор, меняет позиции преподавателя и агента.

Агент берет на себя генерацию нешаблонных сценариев, группировку ошибок и создание контрпримеров; преподаватель фокусируется на отборе производственно значимых задач, этическом контроле и финальной экспертизе. Такое разделение сокращает время на механическую проверку, повышает долю нестандартных студенческих решений и согласуется с моделью гибридного человеко-машинного взаимодействия: алго-

ритмический компонент обеспечивает перебор сценариев, тогда как функция удержания смысла, этических рамок и прикладной ценности сохраняется за человеческим суждением.

Традиционно значительная часть времени преподавателя уходила на механическую проверку расчетов. Внедрение скриптов и САПР высвободило ресурсы для содержательной работы, но не изменило логику взаимодействия. Системы на основе ИИ-агентов расширяют функционал: помимо верификации, они сознательно создают ситуации, в которых шаблонное решение оказывается неэффективным в новых условиях, стимулируя когнитивную перестройку. Студент фиксирует расхождение между справочным расчетом и экономической реальностью поля. На разборе преподаватель спрашивает: «Почему каноническая схема здесь не сработала?». Именно такой вопрос переводит обучение из плоскости воспроизводства в плоскость алгоритмического конструирования.

Ограничения и направления дальнейших исследований

Основные ограничения работы – малая выборка (один поток, 38 студентов) и единственная проблематика в области агрохимии. Проверка устойчивости метрик на иных направлениях подготовки – в условиях преобладания вероятностных или качественных подходов к решению – относится к задачам дальнейших исследований (например, диагностика фитопатологий, прогнозирование микроклимата теплиц). Также вычислительная сложность генерации контрпримеров (использовались алгоритмы, генерирующие учебные ситуации в режиме «соревнования» моделей) остается барьером для интеграции в типовые системы управления обучением: Moodle, iSpring, Canvas, «1С:Университет» и др. Требуется разработка облегченных версий агентов, совместимых с типовыми образовательными платформами и не требующих развертывания выделенных серверных кластеров на базе графических процессоров [18, 19].

Приоритетные направления дальнейших исследований:

1. Масштабирование метрической модели на межвузовый уровень с участием 2–3 аграрных и технических университетов для проверки статистической устойчивости порогов.
2. Адаптация критериев к дисциплинам с неалгоритмическим характером задач, где подходы к решению носят вероятностный или качественный характер.
3. Формирование библиотеки типовых возмущающих сценариев для снижения порога входа преподавателей при работе со специализированными ИИ-платформами. Открытая база контрпримеров позволит методистам быстрее внедрять ИИ-тьюторов без глубоких знаний в машинном обучении.
4. Интеграция метрического контура верификации в стандарты аккредитации цифровых образовательных ресурсов. Если критерии (>85%, ≥50%, >10%) будут нормативно закреплены, поставщики решений в сфере образовательных технологий получат четкий вектор развития: не ускорять проверку, а генерировать рассогласование.

Заключение

Методология, реализованная через три количественных критерия, позволяет на практике отделять инструменты, развивающие алгоритмическое мышление, от систем, имитирующих интеллектуальную поддержку; пороговые значения (>85%, ≥50%, >10%) заданы как рабочие ориентиры и подлежат верификации на расширенных выборках.

Пилотная апробация в Тверской государственной сельскохозяйственной академии дала обнадеживающие результаты: ИИ-агент, построенный по логике провокатора, зафиксировал 12% студентов, разработавших авторские приемы расчета в области агрохимии. Превышение порога подтверждает работоспособность критерия. При внедрении методики преподаватель смещается от контрольной функции к стратегическому сопровождению, а ИИ-агент становится инструментом когнитивной провокации. Разработанный инструмент позволяет методистам и разработчикам курсов АПК отбирать цифровые решения по критерию развития адаптивного мышления, а не скорости ответа.

Методика позволяет оценивать ИИ-решения не по скорости выдачи ответа, а по способности формировать адаптивное мышление и выводить обучающихся за пределы шаблонных схем. Переход от детерминированных проверочных алгоритмов к генеративным агентам требует пересмотра архитектуры цифровых учебных сред, перераспределения вычислительных и стратегических функций между ИИ и преподавателем, и, что наиболее значимо, готовности методического сообщества к оценке цифровых инструментов по их способности развивать самостоятельное алгоритмическое мышление.

Список литературы

1. Лукичев П.М. Применение искусственного интеллекта в системе высшего образования / П.М. Лукичев, О.П. Чекмарев // Вопросы инновационной экономики. 2023. № 1. С. 485–502. DOI 10.18334/vines.13.1.117223.
2. Кошкина Е.А. Генеративный искусственный интеллект в высшем образовании: обзор теоретических подходов и практик применения / Е.А. Кошкина, Н.В. Бордовская, Д.С. Гнедых, М.А. Хромова, Р.В. Демьянчук, М.П. Исакова, П.А. Балышев // Высшее образование в России. 2025. № 6. С. 36–57. DOI 10.31992/0869-3617-2025-34-6-36-57.
3. Скворцов Е.А. Области применения систем искусственного интеллекта в сельском хозяйстве / Е.А. Скворцов, Е.Н. Ялунина, Е.Г. Скворцова // Russian Journal of Management. 2023. № 2. С. 122–134. DOI 10.29039/2409-6024-2023-11-2-122-134.
4. Расулов Р.К. Модели повышения урожайности на основе комплексного применения цифровых двойников сельскохозяйственного профиля / Р.К. Расулов, А.К. Ламм // Вестник университета биотехнологий. 2023. № 4. С. 96–107. DOI 10.31677/2072-6724-2023-69-4-96-107.
5. Пугачев Н.А. Перспективы применения технологий искусственного интеллекта в сельском хозяйстве / Н.А. Пугачев, С.Д. Гамбурцев, А.А. Фомин, Е.И. Сямина // Московский экономический журнал. 2024. № 1. DOI 10.55186/2413046X_2023_9_1_64.
6. Саранчин В.К. Возможности применения искусственного интеллекта в преподавании в агроинженерных вузах / В.К. Саранчин, Б.С. Кривошея, А.П. Климов, Я.А. Чусов // Московский экономический журнал. 2024. № 5. С. 531–546. DOI 10.55186/2413046X_2024_9_5_264.
7. Щедрин Е.В. Применение генеративных нейросетей в обучении агроинженеров / Е.В. Щедрин, О.Н. Ивашова // Агроинженерия. 2024. № 4. С. 75–80. DOI 10.26897/2687-1149-2024-4-75-80.
8. Байдикова Т.В. Формирование профессионального тезауруса студентов аграрного вуза в процессе речевой практики с инструментами искусственного интеллекта / Т.В. Байдикова // Вестник Тамбовского университета. Серия: Гуманитарные науки. 2025. № 2. С. 352–363. DOI 10.20310/1810-0201-2025-30-2-352-363.
9. Назаров Д.М. Большие языковые модели (LLM): новый этап цифровой трансформации агропромышленного комплекса России / Д.М. Назаров, С.В. Бегичева, А.А. Копнин // Аграрный вестник Урала. 2025. № 7. С. 1129–1142. DOI 10.32417/1997-4868-2025-25-07-1129-1142.
10. Байдикова Т.В. Обучение студентов аграрного вуза профессиональному иностранному языку с использованием технологических решений на базе искусственного интеллекта / Т.В. Байдикова, А.Г. Соломатина // Вестник Тамбовского университета. Серия: Гуманитарные науки. 2025. № 3. С. 648–659. DOI 10.20310/1810-0201-2025-30-3-648-659.
11. Зинич А.В. Роль технологий искусственного интеллекта в агропромышленном секторе: устойчивое развитие и безопасность / А.В. Зинич, П.И. Ревякин, В.М. Помогаев // Экономическая безопасность. 2025. № 10. С. 3059–3074. DOI 10.18334/ecsec.8.10.124012.
12. Закирова Ф.Ф. Совершенствование методики оценки влияния искусственного интеллекта на экономическую эффективность сельскохозяйственных организаций / Ф.Ф. Закирова // Управленческий учет. 2025. № 10-2. С. 468–474.
13. Кулик А.Д. Перспективы внедрения искусственного интеллекта в систему оценки знаний и мониторинга успеваемости учащихся аграрных вузов / А.Д. Кулик, И.В. Текучева, О.В. Баранова // Аграрная наука. 2024. № 7. С. 33–35.
14. Мантуленко В.В. Влияние искусственного интеллекта на успеваемость, познавательную активность и качество обучения студентов / В.В. Мантуленко // Научно-методический электронный журнал «Концепт». 2025. № 6. С. 251–272. DOI 10.24412/2304-120X-2025-11117.
15. Кулагина Л.В. Искусственный интеллект – трансформирующий фактор высшего образования и научных исследований / Л.В. Кулагина // Инновации в образовании. 2025. № 2. С. 91–100. EDN: HAINGW.
16. Фаринюк Ю.Т. Синергия аграрного и технического образования как основа кадрового обеспечения сельских территорий / Ю.Т. Фаринюк, А.С. Васильев, С.Н. Гамаюнов, Б.Ф. Зюзин // Гидрометеорология и образование. 2026. № 1 (25). С. 84–90. EDN: ZDTIXR.

17. Сизова Е.В. Концепты академической этики в условиях цифровой трансформации образования: влияние искусственного интеллекта / Е.В. Сизова // Научно-методический электронный журнал «Концепт». 2025. № 7. С. 324–342. DOI 10.24412/2304-120X-2025-11146.

18. Подколзин М.М. Интеллектуальная система адаптивного обучения на основе нейронных сетей для персонализации образовательных траекторий студентов российских вузов / М.М. Подколзин // Информатика и образование. 2024. № 6. С. 65–81. DOI 10.32517/0234-0453-2024-39-6-65-81.

19. Фаринюк Ю.Т. Разработка интеллектуальной информационно-консультационной службы агропромышленного комплекса / Ю.Т. Фаринюк, Н.В. Алдошин, А.В. Ганичева, А.В. Ганичев, А.С. Васильев // Агроинженерия. 2024. Т. 26. № 1. С. 47-52. DOI: 10.26897/2687-1149-2024-1-47-52.

BRIEF INFORMATION

Doctor of Economic Sciences, Professor **Yu.T.Farinyuk**
 Doctor of Agricultural Sciences, Associate Professor **A.S.Vasiliev**
 Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education
 Tver State Agricultural Academy
 Doctor of Technical Sciences, Professor **S.N.Gamayunov**
 Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education
 Tver State Technical University

FROM TEMPLATE ALGORITHMS TO INTELLIGENT AGENTS: A METHODOLOGY FOR VERIFYING AI TUTORS IN TRAINING PERSONNEL FOR THE AGRO-INDUSTRIAL COMPLEX

The purpose of the study is to substantiate a verification methodology for AI tutors as a tool to improve personnel training quality in the agro-industrial sector. The approach differentiates between simulated intelligence and genuine intellectual support provided by AI systems when integrating digital educational technologies into professional development programmes for agricultural specialists. The study draws on comparative analysis of publicly available accounts of AI implementation in leading Russian universities (MIPT, SPbPU, HSE, as well as agricultural institutions RSAU-MTAA, Kuban SAU), synthesises three verification criteria, and presents pilot testing of a custom AI tutor at Tver State Agricultural Academy in agrochemistry problems. Findings indicate that most systems labelled "AI tutors", even at advanced universities, operate on static if-then logic and fail to stimulate algorithmic creativity. Three quantitative criteria are proposed with indicative thresholds: error-type recognition accuracy ($> 85\%$), share of unique learning scenarios ($\geq 50\%$), and proportion of students who developed author-specific calculation approaches ($> 10\%$). Pilot testing at Tver State Agricultural Academy (38 students, agrochemical issues) confirmed the methodology's viability: the agent identified 12% of students who developed original fertilisation strategies when confronted with counterexamples. The developed methodology functions primarily as a practical tool for rapid deployment in selecting and evaluating AI-based educational technologies. Validation results demonstrate its utility as a filtering mechanism that shifts assessment focus from response speed to a system's capacity to provoke independent search for non-standard solutions.

Keywords: conditional logic automation, intelligent agent, adaptive learning systems, professional agricultural education, digital educational technologies, synthesis provocation.

For citation: Farinyuk, Yu. T. From Template Algorithms to Intelligent Agents: A Methodology for Verifying AI Tutors in Training Personnel for the Agro-Industrial Complex / Yu. T. Farinyuk, A. S. Vasiliev, S. N. Gamayunov. – Text: direct // Hydrometeorology and Education. – 2026. – No. 3(27). – Pp. 12-19.

Дата поступления рукописи в редакцию – 27.05.2026

Date of manuscript receipt by the editors – 27.05.2026

Дата принятия рукописи в печать – 26.08.2026

Date of manuscript acceptance for publication – 26.08.2026