

Для цитирования: Скворцов Е. А. Перспективы применения технологий искусственного интеллекта в сельском хозяйстве региона // Экономика региона. — 2020. — Т. 16, вып. 2. — С. 563-576

<http://doi.org/10.17059/2020-2-17>

УДК 338.432

Е. А. Скворцов

Уральский федеральный университет (Екатеринбург, Российская Федерация; e-mail: 9089267986@mail.ru)

## ПЕРСПЕКТИВЫ ПРИМЕНЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В СЕЛЬСКОМ ХОЗЯЙСТВЕ РЕГИОНА<sup>1</sup>

*В статье приведен анализ перспектив применения технологий искусственного интеллекта в сельском хозяйстве Свердловской области. Актуальность исследования обусловлена бурным развитием данных технологий на основе различных прорывов в цифровой сфере и значительной неопределенностью перспектив их применения в сельскохозяйственном производстве. На подготовительном этапе проведен анализ публикаций в сети WoS, позволяющий конкретизировать сущность и сферы применения технологий искусственного интеллекта в сельском хозяйстве. Целью исследования, построенного на основе опроса руководителей 55 организаций сельского хозяйства, является определение проблем и перспектив применения технологий искусственного интеллекта в сельском хозяйстве региона. Применение технологий искусственного интеллекта в регионе целесообразно, по мнению респондентов, для производства продукции животноводства (26,0 %) и благополучия животных (18,5 %). В качестве ожидаемых результатов респонденты указали увеличение производства продукции (23,2 %) и снижение расходов (20,3 %). Более половины респондентов указали, что данные технологи существенно изменяют сельскохозяйственное производство, снизят занятость низкоквалифицированным трудом и будут способствовать созданию новых рабочих мест в интеллектуальной сфере. Следует отметить положительное восприятие технологий искусственного интеллекта и несколько завышенные ожидания от их применения. Значительная часть опрошенных (65,5 %) считает, что технологии искусственного интеллекта позволят повысить уровень рентабельности производства, при этом лишь 9,8 % заявили об их использовании в настоящее время. К ограничениям применения технологий искусственного интеллекта в сельском хозяйстве региона можно отнести недостаток денежных средств и высокую стоимость этих технологий. В качестве основных мер по преодолению этих препятствий можно выделить увеличение государственной поддержки и повышение квалификации персонала. Технологии искусственного интеллекта увеличат точность прогнозов в различных сферах производства, что позволит привлечь дополнительные инвестиции в сельское хозяйство региона. Результаты исследования могут быть использованы органами исполнительной власти при разработке программ цифрового развития сельского хозяйства.*

**Ключевые слова:** искусственный интеллект, сельское хозяйство, цифровая экономика, машинное обучение, технологии искусственного интеллекта, робототехника, большие данные, анкетирование, стратегия искусственного интеллекта, цифровое сельское хозяйство, интернет вещей

### Введение

В последние годы получили развитие цифровые технологии, включающие использование больших данных (Big Data), интернета вещей (Internet of Things, IoT), искусственного интеллекта (ИИ) (англ. — *Artificial Intelligence* — AI), аддитивных технологий (*Additive Manufacturing*) и роботизацию производства. Данные технологии и последствия их применения заслуживают особого внимания, так как с высокой вероятностью приведут к кардинальным изменениям и трансформации суще-

ствующих социальных, политических и экономических систем, создадут дополнительные возможности для развития, бросая вызовы человечеству.

Особое значение среди указанных технологий приобретают технологии искусственного интеллекта, так как они в том или ином виде применяются при анализе больших данных, используются в робототехнике, служат основой различных алгоритмов предсказания. Технологии искусственного интеллекта играют важную роль в управлении жизненным циклом информации, включая обработку данных и управление знаниями.

<sup>1</sup> © Скворцов Е. А. Текст. 2020.

По результатам исследования «Актуальные тенденции развития рынка искусственного интеллекта и машинного обучения», проведенного аналитическим центром TAdviser и компанией «Инфосистемы Джет» в октябре 2017 г., объем рынка искусственного интеллекта и машинного обучения (Machine Learning, ML) в России оценивался примерно 700 млн руб. в 2017 г. При этом прогнозировался рост до 28 млрд руб. к 2020 г.<sup>1</sup> В России разработки в сфере искусственного интеллекта представляются перспективными, однако для их реализации необходимы комплексные институциональные условия [1].

Технологии искусственного интеллекта уже применяются в ряде отраслей народного хозяйства. Так, искусственный интеллект широко применяется в медицине [2, 3], он позволяет на основе обработки большого объема данных ставить своевременный диагноз с высокой точностью. Эти технологии широко используются в бытовой сфере, к примеру, как виртуальные личные помощники. В промышленности искусственный интеллект позволит сделать полностью автоматическими вредные и опасные для работающих производства [4,5]. Технология «умного дома» на основе искусственного интеллекта оптимизирует работу сигнализации и даже осуществляет покупки за владельца.

Все большее значение данные технологии приобретают в сельском хозяйстве. По прогнозам экспертов из исследовательской компании «Json and Partners Consulting», суммарный экономический эффект от перехода сельского хозяйства России к цифровым технологиям может составить более 4,8 трлн рублей в годовом выражении, или 5,6 % прироста ВВП (относительно показателей 2016 г.) [6]. Согласно прогнозу экспертов, выполнение дорожной карты Минсельхоза России позволит к 2024 г. повысить до 60 % долю организаций АПК, использующих технологии интернета вещей, точного земледелия, цифрового стада, умных теплиц. Переход к цифровым технологиям будет способствовать росту эффективности производства, увеличению доли молодых работников, созданию дополнительных 20 % рабочих мест к уже существующим.

Следует заметить, что теоретически вопросы применения технологий искусственного

интеллекта в сельском хозяйстве недостаточно разработаны как отечественной, так и зарубежной наукой. Применение искусственного интеллекта в организациях сельского хозяйства затрудняется из-за недостатка научных разработок по данной проблеме, недостаточной изученности целесообразности внедрения и эффективности использования искусственного интеллекта, отсутствия методических рекомендаций по внедрению данных технологий, а также системной подготовки кадров, способных применять искусственный интеллект в сельском хозяйстве.

### Методы исследования

Основная гипотеза состоит в том, что перспективы применения технологий искусственного интеллекта в сельском хозяйстве связаны с повышением эффективности производства, однако низкие темпы их внедрения заставляют предположить наличие ряда сдерживающих ограничений. Целью исследования является определение проблем и перспектив применения технологий искусственного интеллекта в сельском хозяйстве региона.

Основные задачи исследований состоят в следующем:

1. Конкретизировать сущность и сферы применения технологий искусственного интеллекта в сельском хозяйстве.
2. Оценить уровень информированности руководителей и специалистов организаций сельского хозяйства региона о направлениях применения технологий искусственного интеллекта.
3. Определить ожидания руководителей организаций сельского хозяйства региона от применения технологий искусственного интеллекта и дать им количественную оценку.
4. Выявить барьеры и ограничения применения технологий искусственного интеллекта на уровне организаций сельского хозяйства региона и наметить пути их преодоления.

Методологический инструментарий исследования включает три этапа.

На подготовительном этапе проведен анализ контента публикаций по развитию исследований технологий искусственного интеллекта. Обзор литературы осуществлялся на основе систематического подхода. При этом была проанализирована библиографическая база данных Web of Science по контенту статей за 5 последних лет. При скрининге литературы проанализирован текст с целью уточнения, имеют ли данные статьи отношение к вопросам исследования. В результате были отобраны

<sup>1</sup> Российский рынок искусственного интеллекта. Проблемы и перспективы [Электронный ресурс]. URL: <http://www.tadviser.ru/index.php/> (дата обращения: 20.04.2019).

наиболее релевантные и имеющие значение публикации в рецензируемых журналах по тематике исследования. Публикации по различным направлениям исследований были объединены в соответствующие группы. Это позволило конкретизировать сущность и выявить основные сферы применения технологий искусственного интеллекта в сельском хозяйстве и использовать эти данные в дальнейшем опросе.

На втором этапе проведено анкетирование руководителей и специалистов организаций сельского хозяйства Свердловской области. Предложено ответить на вопросы с закрытым перечнем ответов. В заключительных вопросах предложено привести примеры применения технологий искусственного интеллекта в отрасли. Анкетирование позволило выявить уровень информированности руководителей организаций сельского хозяйства региона о технологиях искусственного интеллекта, оценить их ожидания и препятствия применению данных технологий.

На заключительном этапе использован инструментальный SWOT-анализа для определения состояния и перспектив применения технологий искусственного интеллекта в регионе. Это позволило выявить слабые и сильные стороны, наметить возможности и угрозы, возникающие в связи с применением искусственного интеллекта в сельском хозяйстве региона.

Решение задач исследования может способствовать выработке соответствующих мер государственной политики, направленных на определение целесообразности дальнейшего развития и повышение эффективности применения искусственного интеллекта в сельском хозяйстве, используя возможности технологического прорыва, связанные с развитием цифровых технологий. Это также позволит выявить потенциальные проблемы применения искусственного интеллекта в сельском хозяйстве региона и разработать соответствующие меры со стороны государства и хозяйствующих субъектов по их решению. Результаты исследования могут быть использованы органами исполнительной власти при разработке программы «Цифровая экономика Российской Федерации», отраслевой программы «Цифровизация сельского хозяйства» и национальной стратегии в области искусственного интеллекта. Результаты исследования также могут быть использованы при построении моделей последствий применения искусственного интеллекта.

## Полученные результаты и обсуждение

### *Сущность и сферы применения технологий искусственного интеллекта в сельском хозяйстве*

Технологии искусственного интеллекта применяются в различных сферах сельскохозяйственного производства, рост их применения зачастую связывают с роботизацией отрасли. В настоящее время организации сельского хозяйства РФ применяют робототехнику в основном в доении [7], на 1 января 2017 г. внедрено 393 единиц робототехники, при этом в Свердловской области на начало 2018 г. применяется 37 единиц данной техники [8]. По итогам 2018 г. лишь 14 организаций (5,7 % от общего их количества) применяют в животноводстве робототехнику. В робототехнике технологии искусственного интеллекта применяются для распознавания образов, ориентации в пространстве, обработки больших массивов поступающих данных. Также можно отметить технологии искусственного интеллекта, связанные с навигацией сельскохозяйственной техники, к которым можно отнести разнообразные подруливающие устройства и непосредственно навигаторы.

Можно выделить следующие предпосылки применения технологий искусственного интеллекта в сельском хозяйстве:

- увеличение объема и повышение качества данных о состоянии процесса производства;
- необходимость повышения эффективности производства за счет сокращения используемых расходных материалов, увеличения производительности труда;
- возрастающая сложность процесса производства и необходимость повышения точности прогнозов.

Можно выделить основные направления разработки и использования технологий искусственного интеллекта в сельском хозяйстве.

Так, нередко данные технологии используются для прогноза урожайности сельскохозяйственных культур в зависимости от различных факторов [9–11]. К примеру, австралийские ученые производят точный прогноз урожайности кофе на основе экологических, климатических и почвенных условий [12]. В других исследованиях показаны системы машинного обучения, позволяющие прогнозировать урожайность вишни во время уборки [13], производить картографирование урожайности цитрусовых [14], прогнозировать урожайность пшеницы [15], прогнозировать стадии развития риса [16].

Важным показателем, позволяющим принимать определенные управленческие решения, является информация о состоянии почвы. Ученые разработали технологии искусственного интеллекта для мониторинга и прогнозирования влажности почвы [17, 18] и для оценки ее температуры [19].

Значительное количество исследований по применению технологий искусственного интеллекта направлено на диагностику болезней растений [20, 21]. Так, разработана система обнаружения азотного стресса и желтой ржавчины [22], определения инфицированных и здоровых растений пшеницы [23] и риса [24].

Неотъемлемым фактором, влияющим на эффективность сельскохозяйственного производства, являются погодные условия [25–27]. Применение технологий искусственного интеллекта позволяет получать более точные прогнозы потенциальных рисков засухи [28, 29]. Это, в свою очередь, позволяет принимать управленческие решения по снижению негативных последствий климатических рисков и повышения урожайности культур.

Существенную роль играет и требует значительных усилий управление водными ресурсами в сельскохозяйственном производстве [30, 31]. Исследователями разработан метод оценки среднемесячной эвапотранспирации для использования в засушливых и полусухих регионах. При этом использовались методы машинного обучения и среднемесячные климатические данные 44 метеорологических станций за период 1951–2010 гг. [32].

Важная проблема в сельском хозяйстве — это борьба с сорняками. Технологии искусственного интеллекта позволяют точно определять сорняки в посевах [33–35]. Основной целью при этом является точное выявление различных видов сорняков, которое позволяет достичь снижения интенсивности обработки посевов ядохимикатами, повышая эффективность данной операции.

Технологии искусственного интеллекта могут применяться также в животноводстве при оценке продуктивности и моделей поведения животных. Так, существует метод классификации поведения крупного рогатого скота для распознавания эструса и изменений рациона крупного рогатого скота [36, 37], для отслеживания поведения животных [38, 39]. Имеются соответствующие модели производства продукции птицеводства [40, 41] и свиноводства [42, 43]. В производстве продукции животноводства технологии искусственного интеллекта направлены, прежде всего, на повыше-

ние экономической эффективности процесса производства [44, 45].

Важное значение имеет определение понятия «технологии искусственного интеллекта в сельском хозяйстве», считаем целесообразным уточнить семантику данного понятия. Учитывая специфику отрасли, предложить следующее понятие технологии искусственного интеллекта в сельском хозяйстве: это, во-первых, технические средства, то есть отдельные технические решения на основе компьютерных программ, обладающие некоторыми особенностями интеллектуальных систем, способные к самообучению и направленные на решение конкретных задач сельскохозяйственного производства, во-вторых, научное направление, занимающееся моделированием человеческой деятельности в сельском хозяйстве, в том числе интеллектуальной, на основе аппаратных и программных средств для решения задач по производству сельскохозяйственной продукции и оптимизации этой деятельности.

#### *Результаты анкетирования*

В процессе исследования приняли участие руководители и специалисты 55 организаций сельского хозяйства Среднего Урала, определенных методом случайной выборки из общего числа 246 хозяйств региона, то есть 22,4 % от их количества, что позволяет считать выборку репрезентативной. Средний возраст опрошенных — 48 лет, 87,3 % из них мужчины и 12,7 % женщины. Большинство (76,4 %) опрошенных являются специалистами с высшим образованием, из них 12,7 % закончили бакалавриат, 9,1 % магистрату, один человек имеет ученую степень кандидата наук. Из общего числа организаций, задействованных в исследовании, по количеству персонала 38,2 % можно отнести к микробизнесу, в соответствии российским законодательством, 12,7 % к малому бизнесу (с количеством сотрудников от 16 до 100 чел.), 22,5 % организаций — к среднему бизнесу (с количеством работников от 101 до 250 чел.), 23,6 % — к крупному предпринимательству (с количеством работников более 250 чел.).

Определение перспектив применения технологий искусственного интеллекта в сельском хозяйстве связано как с уже внедренными, существующими технологиями, так и с разрабатываемыми технологиями. При оценке наиболее вероятных областей применения технологий искусственного интеллекта в сельском хозяйстве региона были включены направления исследований в этой сфере, полученные на предыдущей стадии. Также было предложено

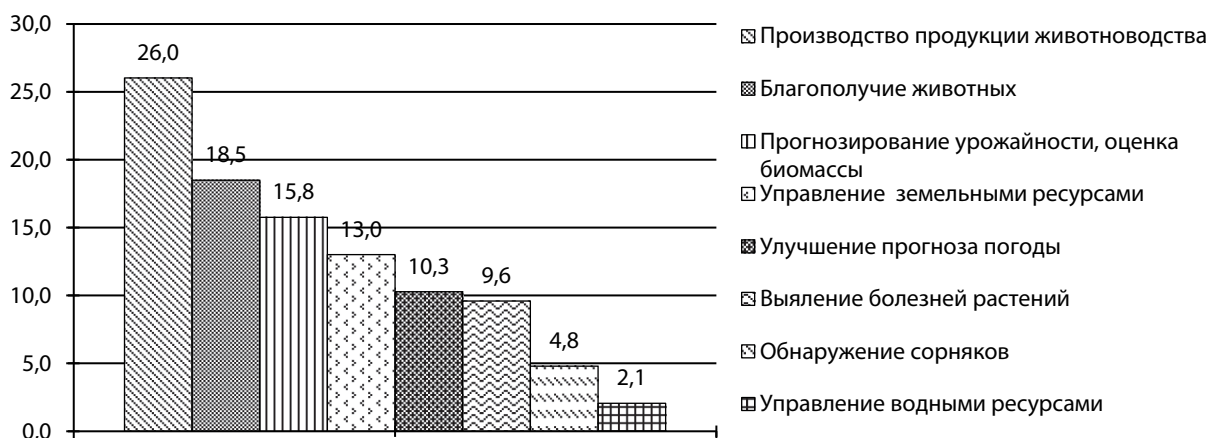


Рис. 1. Наиболее вероятные области применения технологий искусственного интеллекта в организациях сельского хозяйства Свердловской области

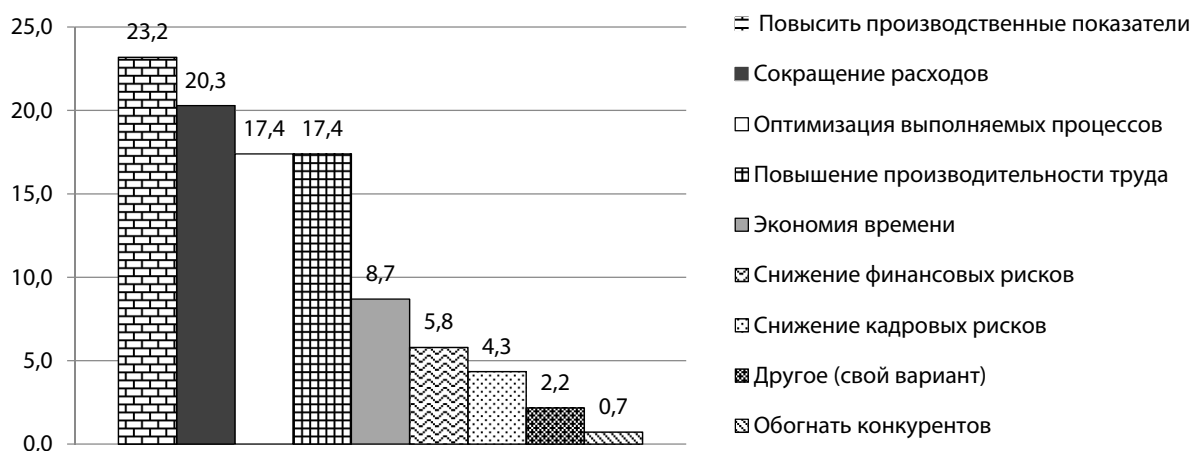


Рис. 2. Ожидаемые выгоды от применения технологий искусственного интеллекта в организациях сельского хозяйства региона

выбрать свой вариант ответа, если используются технологии искусственного интеллекта, не входящие в эти группы. Примечательно, что своих ответов респонденты не указали (рис. 1).

Характер применяемых организациями сельского хозяйства технологий искусственного интеллекта естественно определяется особенностями этих организаций и организационно-экономическими, природными и иными условиями их функционирования. Организации, принявшие участие в исследовании, в основном специализируются на производстве молочной продукции (от 50 до 85 % в структуре товарной продукции), что обуславливает полученные результаты. Так, наибольшее количество (26,0 %) ответов респондентов связано с применением технологий искусственного интеллекта для формирования рациона животных и для прогнозирования продуктивности скота. Существенный интерес (18,5 %) вызвали технологии искусственного интеллекта по идентификации животных и классификации их поведения (определению

физиологического состояния, эструса). Можно предположить, что в регионах, специализирующихся на производстве зерновых, овощей или фруктов, наибольший интерес могут вызвать технологии искусственного интеллекта по диагностике болезней растений, обнаружению сорняков и т. п., а в засушливых регионах — по управлению водными ресурсами. Данные вопросы требуют соответствующих исследований.

Применение технологий искусственного интеллекта является одним из доминирующих факторов увеличения производительности труда и улучшения экономического положения организаций. Вместе с тем, по нашему мнению, существуют и завышенные ожидания от внедрения технологий искусственного интеллекта. Ожидаемые выгоды от их применения, по мнению опрошенных руководителей и специалистов организаций сельского хозяйства региона, представлен на рисунке 2.

Как правило, приоритетная цифровизация и, соответственно, применение искусствен-



Рис. 3. Ожидаемое повышение рентабельности производства от применения технологий искусственного интеллекта в сельском хозяйстве региона

ного интеллекта осуществляются на тех участках производства, где ожидается наиболее высокий бизнес-эффект. Он может выражаться в увеличении выхода продукции (23,2 % опрошенных), снижении производственных расходов (20,3 %), уменьшении количества ошибок, повышении производительности труда (17,4 %).

Определение эффективности применения технологий искусственного интеллекта представляет собой весьма сложную задачу. Подавляющее большинство (65,5 %) респондентов указали на возможность повышения с помощью технологий искусственного интеллекта рентабельности производства, из них 23,6 % ожидают от внедрения этих технологий роста рентабельности производства на 20 % и более. При этом скептиков оказалось меньшинство (3,6 %) (рис. 3).

В экономической науке ведется дискуссия о последствиях дальнейшего внедрения технологий искусственного интеллекта и роботизации производства и их влиянии на занятость населения. По оценкам экспертов, значительная доля рабочих мест в мире и в России может быть заменена робототехникой уже в среднесрочной перспективе, до 2035 г. [46, 47]. В частности, М. Форд считает, что роботизация приведет к значительному сокращению рабочих мест, что затронет также и средний класс [48]. В то же время другие исследователи, напротив, опровергают данные предположения, утверждая, что число рабочих мест увеличится за счет производства, обслуживания и распространения самих роботов [49] и других макроэкономических эффектов [50] (рис. 4).

Любопытны оценки ожидаемых последствий внедрения технологий искусственного интеллекта, данные опрошенными нами руководителями и специалистами организацией сельского

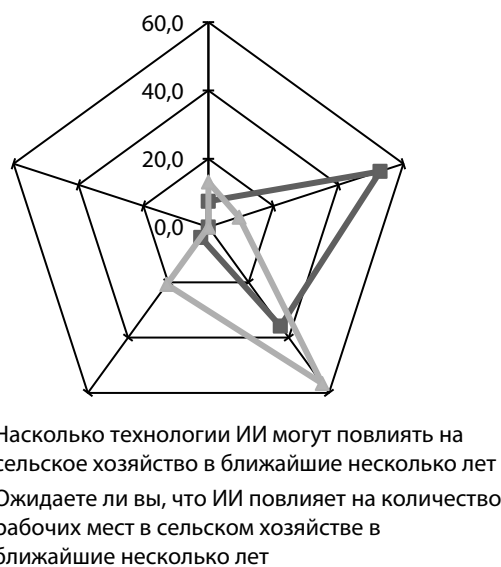


Рис. 4. Ожидания от применения технологий искусственного интеллекта в сельском хозяйстве

хозяйства Среднего Урала. По мнению 52,8 % респондентов, применение технологий искусственного интеллекта существенно повлияет на сельское хозяйство. Значительное количество (56,6 %) респондентов считает, что технологии искусственного интеллекта приведут к снижению занятости низкоквалифицированным (ручным) трудом, позволят создать рабочие места в интеллектуальной сфере (программирование, анализ баз данных и т. д.). При этом лишь 9,4 % из них считают, что применение технологий искусственного интеллекта приведет к существенному росту безработицы на селе.

Проведенный опрос касается и вопросов готовности деятельности организаций сельского хозяйства региона по внедрению технологий искусственного интеллекта. Он показал, что лишь 9,8 % обследованных организаций применяет эти технологии, а значительная часть



Рис. 5. Уровень готовности организаций сельского хозяйства региона к применению технологий искусственного интеллекта

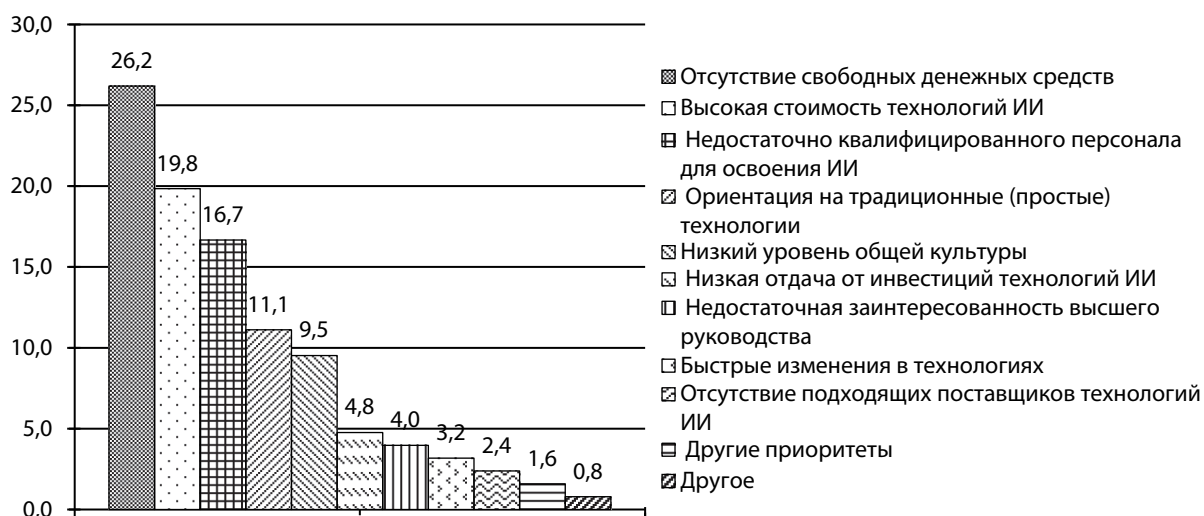


Рис. 6. Основные проблемы в применении технологий искусственного интеллекта в сельском хозяйстве региона

(56,9 %) не предпринимает активности в этом вопросе (рис. 5).

Применение технологий искусственного интеллекта в сельском хозяйстве связано с рядом естественных ограничений. Так, по оценке руководителей организаций сельского хозяйства, основными проблемами являются отсутствие свободных денежных средств (26,2 % всех ответов) и высокая стоимость внедрения технологий искусственного интеллекта (19,8 %). Последняя может существенно варьироваться — от нескольких сотен тысяч рублей за модель (к примеру, для распознавания образов) до десятков миллионов рублей (например, для сложных платформенных решений). Внедрение искусственного интеллекта на предприятии может быть связано с созданием соответствующей проектной команды, в т. ч. с

привлечением работников этой организации. Однако низкая квалификация кадров в отрасли (16,7 %) может затруднить данную деятельность (рис. 6).

В качестве поставщиков технологий искусственного интеллекта могут выступать различные консалтинговые компании, эффективность продуктов которых существенно зависит от компетенций сотрудников. При этом возможно применение вертикальных решений на основе проработки уже апробированных технологий искусственного интеллекта. Готовые («коробочные») решения и универсальные платформы предлагаются как крупными производителями, так и небольшими стартапами в высокотехнологичной сфере. Примечательно, что 97,6 % анкетированных не испытывают сложностей в выборе подходящих поставщиков.

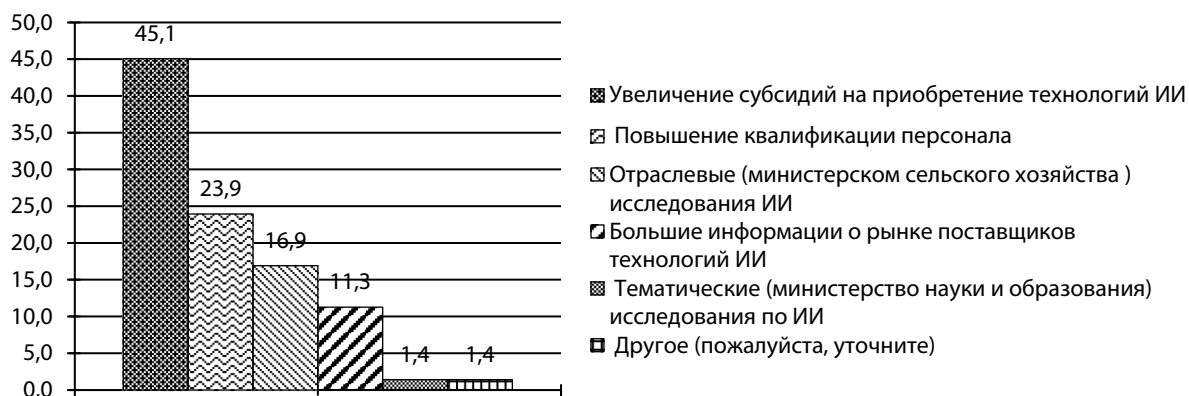


Рис. 7. Пути преодоления препятствий внедрения технологий искусственного интеллекта в сельском хозяйстве региона

Преодоление указанных проблем возможно, по мнению опрошенных, путем осуществления ряда мероприятий (рис. 7).

Значительная доля (45,1 %) опрошенных указали на необходимость совершенствования системы субсидирования и увеличения его объемов. Внедрение технологий искусственного интеллекта возможно при подготовке соответствующих специалистов (23,9 % опрошенных). Также необходимы исследования в этой сфере, при этом 15,9 % опрошенных отдали предпочтение в выполнении этой работы отраслевым

научным организациям, что, в свою очередь, может быть связано со знанием ими отраслевой специфики.

Используя SWOT-анализ, можно дать оценку деятельности по внедрению технологий искусственного интеллекта в организациях сельского хозяйства региона (табл.).

Считаем, что технологии искусственного интеллекта позволят повысить показатели деятельности организаций сельского хозяйства региона, снизить затраты материальных ресурсов. Развитие процессов интеллек-

Таблица

#### SWOT — анализ применения технологий ИИ в сельском хозяйстве региона

Сильные стороны ( <i>strengths</i> )	Слабые стороны ( <i>weaknesses</i> )
Повышение производственных показателей, снижение расходов в результате внедрения технологий искусственного интеллекта	Отсутствие свободных денежных средств для внедрения технологий искусственного интеллекта
Повышение эффективности процессов принятия управленческих решений, оптимизация бизнес-процессов	Подготовка кадров в отраслевых учебных заведениях по устаревшим программам, с недостатком компетенций по применению искусственного интеллекта в аграрном производстве
Расширение творческих возможностей работников сельского хозяйства, сокращение рутинных операций	Слабое развитие или отсутствие инфраструктуры, недостаточная государственная поддержка внедрения технологий искусственного интеллекта
Положительное восприятие технологий искусственного интеллекта представителями аграрного бизнеса	Сопrotивление отдельных работников внедрению технологий искусственного интеллекта
Возможности ( <i>opportunities</i> )	Угрозы ( <i>threats</i> )
Бурный рост прогресса в развитии технологий искусственного интеллекта сельского хозяйства на основе машинного обучения, больших данных, нейронных сетей и т. д.	Наметившееся отставание РФ в темпах и объемах исследований технологий искусственного интеллекта для сельского хозяйства от стран с развитой экономикой
Создание дополнительных рабочих мест в высокотехнологичном секторе, в том числе в программировании, в обслуживании инфраструктуры искусственного интеллекта	Повышение уровня безработицы на сельских территориях отдельных регионов
Создание программ цифровизации отрасли, повышение заинтересованности высшего руководства	Высокая стоимость технологий искусственного интеллекта, сложность определения коммерческой эффективности внедрения
Возможные технологические прорывы в сельском хозяйстве на основе применения искусственного интеллекта	Слабая информированность сельхозтоваропроизводителей о технологиях искусственного интеллекта



туализации позволит снизить количество занятых на опасных и вредных производствах в сельском хозяйстве, прежде всего на работах с ядохимикатами, а также на рутинных процессах. Это, в свою очередь, позволит повысить привлекательность отрасли для молодых кадров, а также привлекательность организаций сельского хозяйства для инвесторов. Технологии искусственного интеллекта позволят увеличить точность прогнозов урожайности культур, продуктивности животных, состояния почвы и погоды. Это позволит также снизить неопределенность на рынке, затраты на страхование, привлечь дополнительные инвестиции.

Вместе с тем, применение технологий искусственного интеллекта требует обработки огромных объемов данных, энергетических затрат и дорогостоящего цифрового оборудования, что повышает требования к инфраструктуре производства и увеличивает затраты на применение искусственного интеллекта. Это требует соответствующего увеличения субсидирования затрат на исследования данных технологий, в том числе с привлечением отраслевой науки. Следует заметить, что страны с развитой экономикой (прежде всего Китай, США, страны ЕС) осознают значимость исследований искусственного интеллекта и исследуют данную деятельность. В связи с этим появилась угроза отставания РФ в разработке технологий искусственного интеллекта для сельского хозяйства от передовых стран.

Применение технологий искусственного интеллекта позволяет обнаружить новые закономерности в животном и растительном мире, что может привести к различным технологическим прорывам в сельском хозяйстве.

Однако в долгосрочной перспективе возможны и негативные последствия применения

искусственного интеллекта, которые будут выражаться, в частности, в росте безработицы.

### Заключение

Технологии искусственного интеллекта обладают значительным потенциалом для увеличения производства продуктов питания путем анализа и оптимизации сельскохозяйственного производства в каждом конкретном регионе. Прогресс в развитии технологий искусственного интеллекта в сельском хозяйстве стал возможным благодаря различным технологическим прорывам, прежде всего машинного обучения, больших данных, нейронных сетей и т. д.

Следует отметить положительное восприятие технологий искусственного интеллекта руководителями и специалистами сельского хозяйства Свердловской области. Подавляющее большинство из них не испытывают опасений по поводу развития и внедрения этих технологий. Более того, существуют, по нашему мнению, завышенные ожидания от применения данных технологий. Дело в том, что значительная часть анкетированных оценивает увеличение более чем на 20 % эффективности производства от внедрения технологий искусственного интеллекта.

Внедрение технологий искусственного интеллекта в сельское хозяйство и другие отрасли окажет существенное влияние на развитие различных социальных институтов. Эксперты считают, что большинство из них, прежде всего институты частной собственности, рынка, производства, семьи, образования, государства и права, претерпят кардинальные изменения. Вместе с тем вопросы дальнейшего расширения применения технологий искусственного интеллекта в сельском хозяйстве и других отраслях требуют дальнейших исследований.

### Список источников

1. Смирнов Е. Н., Лукьянов С. А. Формирование и развитие глобального рынка систем искусственного интеллекта // Экономика региона. — 2019. — Т. 15, вып. 1. — С. 57–69. — DOI:10.17059/2019-1-5.
2. Machine learning approaches for predicting radiation therapy outcomes: A clinician's perspective / Kang J., Schwartz R., Flickinger J., Beriwal S. // International Journal of Radiation Oncology Biology Physics. — 2015. — No. 93. — P. 1127–1135.
3. Machine learning for outcome prediction of acute ischemic stroke post intra-arterial therapy / Asadi H., Dowling R., Yan B., Mitchell P. // PLoS ONE. — 2014. — No. 9, e88225.
4. Tool-body assimilation model considering grasping motion through deep learning / Takahashi K., Kim K., Ogata T., Sugano S. // Robotics and Autonomous Systems. — 2017. — No. 91. — P. 115–127.
5. A tensor-based approach to touch modality classification by using machine learning / Gastaldo P., Pinna L., Seminara L., Valle M., Zunino R. // Robotics and Autonomous Systems. — 2015. — No. 63. — P. 268–278.
6. Мировые тенденции интеллектуализации сельского хозяйства. Науч. аналит. обзор / Федоренко В. Ф., Черноиванов В. И., Голтыпин В. Я., Федоренко И. В. — М.: ФГБНУ «Росинформагротех», — 2018. 232 с.
7. Применение доильной робототехники в регионе / Скворцов Е. А., Скворцова Е. Г., Набоков В. И., Кривоногов П. С. // Экономика региона. — 2017. — Т. 13, вып. 1. — С. 249–260. — DOI: 10.17059/2017-1-23.

8. Переход сельского хозяйства к цифровым, интеллектуальным и роботизированным технологиям / Скворцов Е. А., Скворцова Е. Г., Санду И. С., Иовлев Г. А. // Экономика региона. — 2018. — Т. 14, вып. 3. — С. 1014–1028. — doi: 10.17059/2018–3–23.
9. Yield Forecasting of Spring Maize Using Remote Sensing and Crop Modeling in Faisalabad-Punjab Pakistan / Ahmad I., Saeed U., Fahad M., Ullah A., Rahman M.H.U., Ahmad A., Judge J. // Journal of the Indian society of remote sensing. — 2018. — Vol. 46, № 10. — P. 1701–1711. — DOI: 10.1007/s12524–018–0825–8.
10. *Chlingaryan A., Sukkarieh S., Whelan B.* Machine learning approaches for crop yield prediction and nitrogen status estimation in precision agriculture: A review. // Computers and electronics in agriculture. — 2018. — Vol. 151. — P. 61–69.
11. Using Bayesian networks to predict future yield functions with data from commercial oil palm plantations: A proof of concept analysis / Chapman R., Cook S., Donough C., Lim Y. L. Ho P. V. V. Lo K. W., Oberthur T. // Computers and electronics in agriculture. — 2018. — Vol. 151. — P. 338–348. — DOI: 10.1016/j.compag.2018.06.006.
12. Artificial intelligence approach for the prediction of Robusta coffee yield using soil fertility properties / Kouadio L., Deo R. C., Byrareddy V., Adamowski J. F., Mushtaq S. Nguyen V. P. // Computers and electronics in agriculture. — 2018. — Vol. 155. — P. 324–338. — DOI: 10.1016/j.compag.2018.10.014.
13. Detection of cherry tree branches with full foliage in planar architecture for automated sweet-cherry harvesting / Amatya S., Karkee M., Gongal A., Zhang Q., Whiting M.D. // Biosystems Engineering. — 2015. — Vol. 146 — P. 3–15.
14. *Sengupta S., Lee W.S.* Identification and determination of the number of immature green citrus fruit in a canopy under different ambient light conditions // Biosystems Engineering. — 2014. — Vol. 117. — P. 51–61.
15. Wheat yield prediction using machine learning and advanced sensing techniques / Pantazi X.-E., Moshou D., Alexandridis T. K., Whetton R. L., Mouazen A. M. // Computers and electronics in agriculture. — 2016. — Vol. 121. — P. 57–65.
16. *Su Y., Xu H., Yan L.* Support vector machine-based open crop model (SBOCM): Case of rice production in China // Saudi Journal of Biological Sciences. — 2017 — Vol. 24. — P. 537–547.
17. A decision support system for managing irrigation in agriculture / Navarro-Hellin H., Martinez-del-Rincon J., Domingo-Miguel R., Soto-Valles F., Torres-Sanchez R. // Computers and electronics in agriculture. — 2016. — Vol. 124. — P. 121–131. — DOI: 10.1016/j.compag.2016.04.003.
18. Soil moisture forecasting by a hybrid machine learning technique: ELM integrated with ensemble empirical mode decomposition / Prasad R., Deo R. C., Li Y., Maraseni T. // Geoderma. — 2018. — Vol. 330 — P. 136–161. — DOI: 10.1016/j.geoderma.2018.05.035.
19. Non-tuned data intelligent model for soil temperature estimation: A new approach / Sanikhani H., Deo R.C., Yaseen Z. M., Eray O., Kisi O. // Geoderma. — 2018. — T. 330 — P. 52–64. — DOI: 10.1016/j.geoderma.2018.05.030.
20. Ferentinos K. P. Deep learning models for plant disease detection and diagnosis // Computers and electronics in agriculture. — 2018. — Vol. 1(45). — P. 311–318. — DOI: 10.1016/j.compag.2018.01.009.
21. *Singh K.K.* An Artificial Intelligence and Cloud Based Collaborative Platform for Plant Disease Identification, Tracking and Forecasting for Farmers // 2018 Seventh IEEE international conference on cloud computing in emerging markets (CCEM). — 2018. — P. 49–56. — DOI: 10.1109/CCEM.2018.00016.
22. Automatic detection of “yellow rust” in wheat using reflectance measurements and neural networks / Moshou D., Bravo C., West J., Wahlen S., McCartney A., Ramon H. // Computers and electronics in agriculture. — 2004. — Vol. 44, — P. 173–188.
23. Detection of biotic and abiotic stresses in crops by using hierarchical self organizing classifiers / Pantazi X. E., Moshou D., Oberti R., West J., Mouazen A. M., Bochtis D. // Precision Agriculture. — 2017. — Vol. 18. — P. 383–393.
24. Detecting Bakanae disease in rice seedlings by machine vision / Chung C. L., Huang K. J., Chen S. Y., Lai M. H., Chen Y. C., Kuo Y. F. // Computers and electronics in agriculture. — 2016 — Vol. 121. — P. 404–411.
25. *Traore S., Luo Y.F., Fipps G.* Deployment of artificial neural network for short-term forecasting of evapotranspiration using public weather forecast restricted messages // Agricultural water management. — 2016. — Vol. 163. — P. 363–379. — DOI: 10.1016/j.agwat.2015.10.009.
26. Survey of different data-intelligent modeling strategies for forecasting air temperature using geographic information as model predictors / Sanikhani H., Deo R. C., Samui P., Kisi O., Mert C., Mirabbasi R., Gavili S., Yaseen Z. M. / Computers and electronics in agriculture. — 2018. — Vol. 152. — P. 242–260. — DOI: 10.1016/j.compag.2018.07.008.
27. DeepDownscale: a deep learning strategy for high-resolution weather forecast /Rodrigues E. R., Oliveira I., Cunha R. L. F., Netto M. A. S. // 2018 IEEE 14TH International conference on e-science (E-SCIENCE 2018). — 2018. — P. 415–422. — DOI: 10.1109/eScience.2018.00130.
28. Input selection and data-driven model performance optimization to predict the Standardized Precipitation and Evaporation Index in a drought-prone region /Mouatadid S., Raj N., Deo R. C., Adarnowski J. F. // Atmospheric research. — 2018. — Vol. 212. — P. 130–149. — DOI: 10.1016/j.atmosres.2018.05.012.
29. Multi-stage committee based extreme learning machine model incorporating the influence of climate parameters and seasonality on drought forecasting / Ali M., Deo R. C., Downs N. J., Maraseni T. // Computers and electronics in agriculture. — Vol. 152. — P. 149–165. — DOI: 10.1016/j.compag.2018.07.013.
30. Optimisation of water demand forecasting by artificial intelligence with short data sets / Perea R. G., Poyato E. C., Montesinos P., Diaz J. A. R. // Biosystems engineering. — 2019. — Vol. 177. — P. 59–66. — DOI: 10.1016/j.biosystemseng.2018.03.011.

31. Introducing an operational method to forecast long-term regional drought based on the application of artificial intelligence capabilities / Kousari M. R., Hosseini M. E., Ahani H., Hakimelahi H. // *Theoretical and applied climatology*. — 2017. — Vol. 127, № 1–2. — P. 361–380. — DOI: 10.1007/s00704-015-1624-6.
32. *Mehdizadeh S., Behmanesh J., Khalili K.* Using MARS, SVM, GEP and empirical equations for estimation of monthly mean reference evapotranspiration. *Computers and electronics in agriculture*. — 2017. — Vol. 139. — P. 103–114.
33. Weed detection in soybean crops using ConvNets / Ferreira A. D., Freitas D. M., da Silva G. G., Pistori H., Folhes M. T. // *Computers and electronics in agriculture*. — 2017. — Vol. 143. — P. 314–324. — DOI: 10.1016/j.compag.2017.10.027.
34. *Pantazi X.-E., Moshou D., Bravo C.* Active learning system for weed species recognition based on hyperspectral sensing // *Biosystems Engineering*. — 2016. — Vol. 146. — P. 193–202.
35. A semi-supervised system for weed mapping in sunflower crops using unmanned aerial vehicles and a crop row detection method / Perez-Ortiz M., Pena J. M., Gutierrez P. A., Torres-Sanchez J., Hervas-Martinez C., Lopez-Granados F. // *Applied soft computing*. — 2015. — Vol. 37. — P. 533–544. — DOI: 10.1016/j.asoc.2015.08.027.
36. Dynamic cattle behavioural classification using supervised ensemble classifiers / Dutta R., Smith D., Rawnsley R., Bishop-Hurley G., Hills J. Timms G.; Henry D. // *Computers and electronics in agriculture*. — 2015. — Vol. 111. — P. 18–28.
37. Predictive model based on artificial neural network for assessing beef cattle thermal stress using weather and physiological variables / de Sousa R. V., Rodrigues A. V. D., de Abreu M. G., Tabile R. A., Martello L. S. // *Computers and electronics in agriculture*. — 2018. — Vol. 144. — P. 37–43. — DOI: 10.1016/j.compag.2017.11.033.
38. Automated tracking to measure behavioural changes in pigs for health and welfare monitoring / Matthews S. G., Miller A. L., Plötz T., Kyriazakis I. // *Scientific Reports*. — 2017. — No. 7. — 17582.
39. Gao T., Kasabov N. Adaptive cow movement detection using evolving spiking neural network models // *Evolving systems*. — 2016. — Vol. 7, № 4. — P. 277–285. — DOI: 10.1007/s12530-016-9144-x.
40. *Abdoli A., Murillo A. C., Yeh C. C. M., Gerry A. C., Keogh E. J.* Time Series Classification to Improve Poultry Welfare // 2018 17TH IEEE International conference on machine learning and applications (ICMLA). — № 018 — P. 635–642. — DOI: 10.1109/ICMLA.2018.00102.
41. Early warning in egg production curves from commercial hens: A SVM approach / Morales I. R., Cebrián D. R., Fernandez-Blanco E., Sierra A. P. // *Computers and electronics in agriculture*. — 2016. — Vol. 121. — P. 169–179.
42. Automatic recognition of lactating sow postures from depth images by deep learning detector / Zheng C., Zhu X. M., Yang X. F., Wang L. N., Tu S. Q., Xue Y. J. // *Computers and electronics in agriculture*. — 2018 — Vol. 147 — P. 51–63. — DOI: 10.1016/j.compag.2018.01.023.
43. Towards on-farm pig face recognition using convolutional neural networks / Hansen M. F., Smith M. L., Smith L. N., Salter M. G., Baxter E. M., Farish M., Grieve B. // *Comput. Ind.* — 2018. — Vol. 98. — P. 145–152.
44. 3D Computer-vision system for automatically estimating heifer height and body mass / Nir O., Parmet Y., Werner D., Adin G., Halachmi I. // *Biosystems engineering*. — 2018. — Vol. 173. — P. 4–10. — DOI: 10.1016/j.biosystemseng.2017.11.014.
45. Comparison of predictive performance of data mining algorithms in predicting body weight in Mengali rams of Pakistan / Celik S., Eydurán E., Karadas K., Tariq M. M. // *Revista brasileira de zootecnia-brazilian journal of animal science*. — 2017. — Vol. 46, № 11. — P. 63–872. — DOI: 10.1590/S1806-92902017001100005.
46. *Brynjolfsson E., McAfee A.* The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies. — New York; Oxford : W. W. Norton & Company, 2014. — 306 p.
47. A future that works: Automation, employment, and productivity / Manyika J., Chui M., Miremadi M., Bughin J., George K., Willmott P., Dewhurst M. / McKinsey Global Institute, 2017.
48. *Ford M.* Rise of the Robots: Technology and the Threat of a Jobless Future. — New York: Basic, 2015. — 334 p.
49. *Brynjolfsson E., McAfee A.* Race Against the Machine: How the Digital Revolution is Accelerating Innovation, Driving Productivity, and Irreversibly Transforming Employment and the Economy. — Digital Frontier Press, 2012. — 381 p.
50. *Капелюшников Р.И.* Технологический прогресс — пожиратель рабочих мест? // *Вопросы экономики*. — 2017. — № 11. — С. 142–157.

### Информация об авторе

**Скворцов Егор Артемович** — кандидат экономических наук, ведущий инженер, Уральский федеральный университет (Российская Федерация, 620002, г. Екатеринбург, ул. Мира, 19; e-mail: 9089267986@mail.ru).

For citation: Skvortsov, E. A. (2020). Prospects of Applying Artificial Intelligence Technologies in Regional Agriculture. *Ekonomika regiona [Economy of Region]*, 16(2), 563-576

**E. A. Skvortsov**

Ural Federal University, (Ekaterinburg, Russian Federation; e-mail: 9089267986@mail.ru)

### Prospects of Applying Artificial Intelligence Technologies in the Regional Agriculture

*The paper analyses the prospects of applying artificial intelligence (AI) technologies in agriculture of Sverdlovsk oblast. This topic is currently relevant, as in the context of the rapid technological development and various innovations in the digital sphere; there is still considerable uncertainty about using AI in agricultural production. During the preparatory phase,*

an analysis of publications in the Web of Science (WoS) allowed to identify the nature and scope of the application of AI technologies in agriculture. Relying on a survey of managers from 55 agricultural organizations, the study determines the problems and prospects of using AI technologies in the regional agriculture. The respondents claim it is appropriate to use AI technologies for producing livestock products (26.0 %) and ensuring animal welfare (18.5 %). Considering the application of such technologies, the respondents expect an increase in production (23.2 %) and a decrease in costs (20.3 %). More than half of the respondents express their belief that AI technologists will significantly change agricultural production, reducing low-skilled labour employment while creating new jobs in the intellectual sphere. However, a positive perception of AI technologies may be the reason for somewhat unrealistic expectations from their use. A large part of the surveyed managers (65.5 %) presumes that these technologies will increase the production profitability, even though only 9.8 % of the respondents are currently using them. The application of AI technologies in the regional agriculture is limited due to their high cost and the lack of funds. In order to overcome these constraints, it is necessary to increase state support and train staff. AI technologies will enable forecast accuracy in various areas of agriculture that will attract additional investments in the regional agriculture. Executive authorities can use the research results for creating programs of digital agriculture development.

**Keywords:** artificial intelligence, agriculture, digital economy, machine learning, artificial intelligence technologies, robotics, big data, survey, artificial intelligence strategy, digital agriculture, Internet of things

### References

1. Smirnov, E. G. & Lukyanov, S. A. (2019). Formirovanie i razvitie globalnogo rynka sistem iskusstvennogo intellekta [Development of the Global Market of Artificial Intelligence Systems]. *Ekonomika regiona [Economy of Region]*, 15(1), 57–69. DOI: 10.17059/2019–1–5 (In Russ.)
2. Kang, J., Schwartz, R., Flickinger, J. & Beriwal, S. (2015). Machine learning approaches for predicting radiation therapy outcomes: A clinician's perspective. *International Journal of Radiation Oncology Biology Physics*, 93, 1127–1135.
3. Asadi, H., Dowling, R., Yan, B. & Mitchell, P. (2014). Machine learning for outcome prediction of acute ischemic stroke post intra-arterial therapy. *PLoS ONE*, 9, e88225.
4. Takahashi, K., Kim, K., Ogata, T. & Sugano, S. (2017). Tool-body assimilation model considering grasping motion through deep learning. *Robotics and Autonomous Systems*, 91, 115–127.
5. Gastaldo, P., Pinna, L., Seminara, L., Valle, M. & Zunino, R. (2015). A tensor-based approach to touch modality classification by using machine learning. *Robotics and Autonomous Systems*, 63, 268–278.
6. Fedorenko, V. F., Chernoiyanov, V. I., Goltypin, V. Ya. & Fedorenko, I. V. (2018). *Mirovye tendentsii intellektualizatsii selskogo khozyaystva. Nauch. analit. obzor [Global trends in the intellectualization of agriculture. Scientific analytical review]*. Moscow: Rosinformagrotekh, FSUE, 232. (In Russ.)
7. Skvortcov, E. A., Skvortcova, E. G., Nabokov, V. I. & Krivonogov, P. S. (2017). Primenenie doilnoy robototekhniki v regione [Robotic Milking Implementation in the Sverdlovsk Region]. *Ekonomika regiona [Economy of Region]*, 13(1), 249–260. DOI: 10.17059/2017–1–23 (In Russ.)
8. Skvortsov, E. A., Skvortsova, E. G., Sandu, I. S. & Iovlev, G. A. (2018). Perekhod selskogo khozyaystva k tsifrovym, intellektualnym i robotizirovannym tekhnologiyam [Transition of Agriculture to Digital, Intellectual and Robotics Technologies]. *Ekonomika regiona [Economy of Region]*, 14(3), 1014–1028. DOI: 10.17059/2018–3–23 (In Russ.)
9. Ahmad, I., Saeed, U., Fahad, M., Ullah, A., Habib ur Rahman, M., Ahmad, A. & Judge, J. (2018). *Yield Forecasting of Spring Maize Using Remote Sensing and Crop Modeling in Faisalabad-Punjab Pakistan. Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 46(10), 1701–1711. DOI: 10.1007 / s12524–018–0825–8
10. Chlingaryan, A., Sukkari, S. & Whelan, B. (2018). Machine learning approaches for crop yield prediction and nitrogen status estimation in precision agriculture: A review. *Computers and electronics in agriculture*, 151, 61–69.
11. Chapman, R., Cook, S., Donough, C., Lim, Y. L., Vun Vui Ho, P., Lo, K. W. & Oberthür, T. (2018). Using Bayesian networks to predict future yield functions with data from commercial oil palm plantations: A proof of concept analysis. *Computers and Electronics in Agriculture*, 151, 338–348. DOI: 10.1016/j.compag.2018.06.006
12. Kouadio, L., Deo, R. C., Byrareddy, V., Adamowski, J. F., Mushtaq, S. & Nguyen, V. P. (2018). Artificial intelligence approach for the prediction of Robusta coffee yield using soil fertility properties. *Computers and Electronics in Agriculture*, 155, 324–338. DOI: 10.1016/j.compag.2018.10.014.
13. Amatya, S., Karkee, M., Gongal, A., Zhang, Q. & Whiting, M. D. (2015). Detection of cherry tree branches with full foliage in planar architecture for automated sweet-cherry harvesting. *Biosystems Engineering*, 146, 3–15.
14. Sengupta, S. & Lee, W. S. (2014). Identification and determination of the number of immature green citrus fruit in a canopy under different ambient light conditions. *Biosystems Engineering*, 117, 51–61.
15. Pantazi, X.-E., Moshou, D., Alexandridis, T. K., Whetton, R. L. & Mouazen, A. M. (2016). Wheat yield prediction using machine learning and advanced sensing techniques. *Computers and electronics in agriculture*, 121, 57–65.
16. Su, Y., Xu, H. & Yan, L. (2017). Support vector machine-based open crop (SBOCM): Case of rice production in China. *Saudi Journal of Biological Sciences*, 24, 537–547.
17. Navarro-Hellín, H., Martínez-del-Rincon, J., Domingo-Miguel, R., Soto-Valles, F. & Torres-Sánchez, R. (2016). A decision support system for managing irrigation in agriculture. *Computers and Electronics in Agriculture*, 124, 121–131. DOI: 10.1016 / j.compag.2016.04.003

18. Prasad, R., Deo, R. C., Li, Y. & Maraseni, T. (2018). Soil moisture forecasting by a hybrid machine learning technique: ELM integrated with ensemble empirical mode decomposition. *Geoderma*, 330, 136–161. DOI: 10.1016 / j.geoderma.2018.05.035
19. Sanikhani, H., Deo, R. C., Yaseen, Z. M., Eray, O. & Kisi, O. (2018). Non-tuned data intelligent model for soil temperature estimation: A new approach. *Geoderma*, 330, 52–64. DOI: 10.1016 / j.geoderma.2018.05.030.
20. Ferentinos, K. P. (2018). Deep learning models for plant disease detection and diagnosis. *Computers and Electronics in Agriculture*, 145, 311–318. DOI: 10.1016/j.compag.2018.01.009.
21. Singh, K. K. (2018). An Artificial Intelligence and Cloud Based Collaborative Platform for Plant Disease Identification, Tracking and Forecasting for Farmers. In: *2018 Seventh IEEE International Conference on Cloud Computing in Emerging Markets (CCEM)* (pp. 49–56). Institute of Electrical and Electronics Engineers. DOI: 10.1109/CCEM.2018.00016.
22. Moshou, D., Bravo, C., West, J., Wahlen, S., McCartney, A. & Ramon, H. (2004). Automatic detection of “yellow rust” in wheat using reflectance measurements and neural networks. *Computers and electronics in agriculture*, 44, 173–188.
23. Pantazi, X. E., Moshou, D., Oberti, R., West, J., Mouazen, A. M. & Bochtis, D. (2017). Detection of biotic and abiotic stresses in crops by using hierarchical self organizing classifiers. *Precision Agriculture*, 18, 383–393.
24. Chung, C. L., Huang, K. J., Chen, S. Y., Lai, M. H., Chen, Y. C. & Kuo, Y. F. (2016). Detecting Bakanae disease in rice seedlings by machine vision. *Computers and electronics in agriculture*, 121, 404–411.
25. Traore, S., Luo, Y. & Fipps, G. (2016). Deployment of artificial neural network for short-term forecasting of evapotranspiration using public weather forecast restricted messages. *Agricultural Water Management*, 163, 363–379. DOI: 10.1016/j.agwat.2015.10.009.
26. Sanikhani, H., Deo, R. C., Samui, P., Kisi, O., Mert, C., Mirabbasi, R., ... Yaseen, Z. M. (2018). Survey of different data-intelligent modeling strategies for forecasting air temperature using geographic information as model predictors. *Computers and Electronics in Agriculture*, 152, 242–260. DOI: 10.1016/j.compag.2018.07.008.
27. Rocha Rodrigues, E., Oliveira, I., Cunha, R. & Netto, M. (2018). *DeepDownscale: A Deep Learning Strategy for High-Resolution Weather Forecast*. *2018 IEEE 14th International Conference on e-Science (e-Science)* (pp. 415–422). Amsterdam, Netherlands. DOI: 10.1109/eScience.2018.00130.
28. Mouatadid, S., Raj, N., Deo, R. C. & Adamowski, J. F. (2018). Input selection and data-driven model performance optimization to predict the Standardized Precipitation and Evaporation Index in a drought-prone region. *Atmospheric Research*, 212, 130–149. DOI: 10.1016/j.atmosres.2018.05.012.
29. Ali, M., Deo, R. C., Downs, N. J. & Maraseni, T. (2018). Multi-stage committee based extreme learning machine model incorporating the influence of climate parameters and seasonality on drought forecasting. *Computers and Electronics in Agriculture*, 152, 149–165. DOI: 10.1016/j.compag.2018.07.013.
30. Perea, R. G., Poyato, E. C., Montesinos, P. & Díaz, J. A. R. (2018). Optimisation of water demand forecasting by artificial intelligence with short data sets. *Biosystems Engineering*, 177, 59–66 DOI: 10.1016/ j.biosystemseng. 2018. 03.011
31. Kousari, M. R., Hosseini, M. E., Ahani, H. & Hakimelahi, H. (2015). Introducing an operational method to forecast long-term regional drought based on the application of artificial intelligence capabilities. *Theoretical and Applied Climatology*, 127(1–2), 361–380. DOI: 10.1007/s00704–015–1624–6.
32. Mehdizadeh, S., Behmanesh, J. & Khalili, K. (2017). Using MARS, SVM, GEP and empirical equations for estimation of monthly mean reference evapotranspiration. *Computers and electronics in agriculture*, 139, 103–114
33. Ferreira, A. D., Freitas, D. M., da Silva, G. G., Pistori, H., Folhes, M. T. (2017). Weed detection in soybean crops using ConvNets. *Computers and Electronics in Agriculture*, 143, 314–324. DOI: 10.1016/j.compag.2017.10.027.
34. Pantazi, X.-E., Moshou, D. & Bravo, C. (2016). Active learning system for weed species recognition based on hyperspectral sensing. *Biosystems Engineering*, 146, 193–202.
35. Pérez-Ortiz, M., Peña, J. M., Gutiérrez, P. A., Torres-Sánchez, J., Hervás-Martínez, C. & López-Granados, F. (2015). A semi-supervised system for weed mapping in sunflower crops using unmanned aerial vehicles and a crop row detection method. *Applied Soft Computing*, 37, 533–544. DOI: 10.1016/j.asoc. 2015.08.027
36. Dutta, R., Smith, D., Rawnsley, R., Bishop-Hurley, G., Hills, J. Timms, G. & Henry, D. (2015). Dynamic cattle behavioural classification using supervised ensemble classifiers. *Computers and electronics in agriculture*, 111, 18–28.
37. de Sousa, R. V., Rodrigues A. V. D., de Abreu M. G., Tabile R. A., Martello L. S. (2018). Predictive model based on artificial neural network for assessing beef cattle thermal stress using weather and physiological variables. *Computers and Electronics in Agriculture*, 144, 37–43. DOI: 10.1016/j.compag. 2017.11.033.
38. Matthews, S. G., Miller, A. L., Plötz, T. & Kyriazakis, I. (2017). Automated tracking to measure behavioural changes in pigs for health and welfare monitoring. *Scientific Reports*, 7, 17582.
39. Gao, T. & Kasabov, N. (2016). Adaptive cow movement detection using evolving spiking neural network models. *Evolving Systems*, 7(4), 277–285. DOI: 10.1007/s12530–016–9144-x
40. Abdoli, A., Murillo, A. C., Yeh, C.-C. M., Gerry, A. C. & Keogh, E. J. (2018). Time Series Classification to Improve Poultry Welfare. In: *2018 17th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)* (pp. 635–642). Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). DOI: 10.1109/ICMLA.2018.00102
41. Morales, I. R., Cebrián, D. R., Fernandez-Blanco, E. & Sierra, A. P. (2016). Early warning in egg production curves from commercial hens: A SVM approach. *Computers and electronics in agriculture*, 121, 169–179.

42. Zheng, C., Zhu, X., Yang, X., Wang, L., Tu, S. & Xue, Y. (2018). Automatic recognition of lactating sow postures from depth images by deep learning detector. *Computers and Electronics in Agriculture*, 147, 51–63. DOI: 10.1016/j.compag.2018.01.023.
43. Hansen, M. F., Smith, M. L., Smith, L. N., Salter, M. G., Baxter, E. M., Farish, M. & Grieve, B. (2018). Towards on-farm pig face recognition using convolutional neural networks. *Computers in Industry*, 98, 145–152.
44. Nir, O., Parmet, Y., Werner, D., Adin, G. & Halachmi, I. (2017). 3D Computer-vision system for automatically estimating heifer height and body mass. *Biosystems Engineering*, 173, 4–10. DOI: 10.1016/j.biosystemseng.2017.11.014
45. Celik, S., Eyduran, E., Karadas, K. & Tariq, M. M. (2017). Comparison of predictive performance of data mining algorithms in predicting body weight in Mengali rams of Pakistan. *Revista Brasileira de Zootecnia*, 46(11), 863–872. DOI: 10.1590/S1806-92902017001100005
46. Brynjolfsson, E. & McAfee, A. (2014). *The second machine age: Work, progress, and prosperity in a time of brilliant technologies*. New York; Oxford: W.W.Norton & Company, 306.
47. Manyika, J., Chui, M., Miremadi, M., Bughin, J., George, K., Willmott, P. & Dewhurst, M. (2017). *A future that works: Automation, employment, and productivity*. McKinsey Global Institute, 28.
48. Ford, M. (2015). *Rise of the Robots: Technology and the Threat of a Jobless Future*. New York: Basic, 334.
49. Brynjolfsson, E. & McAfee, A. (2012). *Race Against the Machine: How the Digital Revolution is Accelerating Innovation, Driving Productivity, and Irreversibly Transforming Employment and the Economy*. Digital Frontier Press, 381.
50. Kapelyushnikov, R. I. (2017). Tekhnologicheskii progress — pozhiratel rabochikh mest? [Is technological change a devourer of jobs?]. *Voprosy ekonomiki*, 11, 142–157. (In Russ.)

### Author

**Egor Artemovich Skvortsov** — PhD in Economics, Leading Engineer, Ural Federal University (19, Mira St., Ekaterinburg, 620002, Russian Federation; e-mail: 9089267986@mail.ru).