

Оригинальная статья / Original article

УДК 004.6:665
<http://doi.org/10.35854/1998-1627-2026-1-17-29>

Гибридные подходы в контексте интеллектуального анализа данных для предсказательного моделирования в биоэкономике и нефтегазовой индустрии

Ольга Юрьевна Клевцова¹✉, Азат Булатович Галиев², Александр Николаевич Дмитриев³

^{1, 2, 3} Институт проблем передачи информации имени А. А. Харкевича Российской академии наук, Москва, Россия

¹ klevtsova-oy@iitp.ru, <https://orcid.org/0009-0004-9746-4414>

² galiev-ab@iitp.ru, <https://orcid.org/0009-0006-6353-4773>

³ dmitriev-an@iitp.ru, <https://orcid.org/0000-0002-4026-5914>

Аннотация

Цель. Разработать и обосновать методологический подход к предсказательному моделированию, который за счет использования гибридных моделей (комбинирующих машинное обучение, статистическое моделирование и экспертные системы) повышает точность прогнозов и устойчивость решений в условиях высокой неопределенности и вариативности данных.

Задачи. Проанализировать российский и мировой опыт применения интеллектуального анализа данных в биоэкономике и нефтегазовой отрасли; выявить ограничения отдельных методов (статистических моделей и нейросетей) при прогнозировании сложных нелинейных процессов; разработать гибридные модели для типовых задач, таких как прогноз урожайности сельскохозяйственных культур, оценка потенциала биотехнологической переработки отходов, прогноз добычи нефти и газа, оптимизация логистических цепочек; оценить их эффективность по сравнению с традиционными подходами.

Методология. Сравнительное исследование проведено на основе открытых международных баз данных (FAO, IEA, World Bank), корпоративной отчетности (например, отчетов Shell, ПАО «Газпром нефть») и стратегических документов. Для каждого из кейсов применены гибридные модели: статистические методы и алгоритмы машинного обучения дополнены экспертными правилами. Выполнены очистка и восстановление данных (в том числе байесовская импутация пропусков), нормализация показателей и последующее обучение моделей (градиентный бустинг, случайный лес, рекуррентные нейронные сети и др.) с включением экспертных знаний на этапе постановки модели.

Результаты. Предложенные гибридные модели продемонстрировали устойчивое преимущество по сравнению с традиционными и одиночными методами прогнозирования. Наблюдается улучшение точности и стабильности результатов в условиях ограниченных, неполных и шумных данных. Применение разработанного подхода в задачах агропромышленного комплекса, биотехнологической переработки и нефтегазового сектора показало его универсальность и способность адаптироваться к различным типам данных и производственным сценариям. Использование гибридных решений способствует повышению эффективности прогнозов, оптимизации ресурсных и логистических процессов, а также снижению эксплуатационных рисков. На отраслевом уровне прослеживаются положительные экономические и экологические эффекты, согласующиеся с тенденциями международной практики устойчивого производства и управления данными.

Выводы. Гибридные интеллектуальные системы показали высокую эффективность и перспективность для стратегического планирования и оперативного управления в условиях глобального энергетического перехода и биотехнологической трансформации. Они обеспечивают более точные и надежные прогнозы, способствуют снижению затрат и рисков, а также повышают адаптивность управления сложными производственно-экономическими системами. Результаты исследования подтверждают целесообразность широкой имплементации гибридных моделей в биоэкономике и нефтегазовой отрасли, что будет способствовать достижению целей устойчивого развития и технологического суверенитета.

© Клевцова О. Ю., Галиев А. Б., Дмитриев А. Н., 2026

Ключевые слова: гибридные модели, интеллектуальный анализ данных, предиктивное моделирование, биоэкономика, нефтегазовая индустрия, машинное обучение, устойчивое развитие

Для цитирования: Клевцова О. Ю., Галиев А. Б., Дмитриев А. Н. Гибридные подходы в контексте интеллектуального анализа данных для предсказательного моделирования в биоэкономике и нефтегазовой индустрии // Экономика и управление. 2026. Т. 32. № 1. С. 17–29. <http://doi.org/10.35854/1998-1627-2026-1-17-29>

Hybrid approaches in the context of data mining for predictive modeling in the bioeconomy and oil and gas industry

Olga Yu. Klevtsova¹✉, Azat B. Galiev², Alexander N. Dmitriev³

^{1, 2, 3} Institute for Information Transmission Problems of the Russian Academy of Sciences (Kharkevich Institute), Moscow, Russia

¹ klevtsova-oy@iitp.ru, <https://orcid.org/0009-0004-9746-4414>

² galiev-ab@iitp.ru, <https://orcid.org/0009-0006-6353-4773>

³ dmitriev-an@iitp.ru, <https://orcid.org/0000-0002-4026-5914>

Abstract

Aim. This work aimed to develop and validate a methodological approach to predictive modeling that, through the use of hybrid models (combining machine learning, statistical modeling, and expert systems), improves forecast accuracy and decision stability in the context of high data uncertainty and variability.

Objectives. The work seeks to analyze Russian and international experience in applying data mining in the bioeconomy and oil and gas industries; to identify the limitations of individual methods (statistical models and neural networks) in forecasting complex nonlinear processes; to develop hybrid models for typical tasks, such as crop yield forecasting, assessing the potential for biotechnological waste processing, forecasting oil and gas production, and optimizing supply chains; and to evaluate their effectiveness compared to traditional approaches.

Methods. The comparative study was conducted using open international databases (FAO, IEA, World Bank), corporate reporting (e.g., Shell, Gazprom Neft), and strategic documents. Hybrid models were applied to each case, namely statistical methods and machine learning algorithms were supplemented with expert rules. Data cleaning and reconstruction (including bayesian missing data imputation), indicator normalization, and subsequent model training (gradient boosting, random forest, recurrent neural networks, etc.) were performed, incorporating expert knowledge at the model setup stage.

Results. The proposed hybrid models demonstrated consistent advantages over traditional and single-model forecasting methods. There were improved accuracy and stability of results under conditions of limited, incomplete, and noisy data. Application of the developed approach to problems in the agro-industrial complex, biotechnological processing, and the oil and gas sector demonstrated its versatility and adaptability to various data types and production scenarios. The use of hybrid solutions improves forecasting efficiency, optimizes resource and logistics processes, and reduces operational risks. Positive economic and environmental effects are evident at the industry level, which are consistent with trends in international sustainable production and data management practices.

Conclusions. Hybrid intelligent systems have demonstrated high efficiency and potential for strategic planning and operational management in the context of the global energy transition and biotechnological transformation. They provide more accurate and reliable forecasts, help reduce costs and risks, as well as improve the adaptability of managing the complex production and economic systems. The study results confirm the feasibility of widespread implementation of hybrid models in the bioeconomy and oil and gas industries, which will contribute to achieving goals of sustainable development and technological sovereignty.

Keywords: hybrid models, data mining, predictive modeling, bioeconomy, oil and gas industry, machine learning, sustainable development

For citation: Klevtsova O.Yu., Galiev A.B., Dmitriev A.N. Hybrid approaches in the context of data mining for predictive modeling in the bioeconomy and oil and gas industry. *Ekonomika i upravlenie = Economics and Management*. 2026;32(1):17–29. (In Russ.). <http://doi.org/10.35854/1998-1627-2026-1-17-29>

Введение

Мировая экономика все больше зависит от способности работать с большими массивами данных и извлекать из них полезные знания. Управление ресурсами, прогнозирование производственных процессов и оценка рисков в современном мире невозможны без интеллектуальных инструментов анализа данных, которые позволяют выявлять скрытые закономерности и строить достоверные прогнозы. Особенно актуальным это видится для биоэкономики и нефтегазового сектора как сфер, сочетающих высокую сложность, множественность взаимосвязанных факторов и необходимость учета экологических, технологических и экономических параметров при принятии решений. В данных отраслях успех напрямую зависит от качества аналитики: например, точность прогноза урожайности влияет на продовольственную безопасность, а качество прогноза добычи является важным для финансового планирования энергокомпаний.

Биоэкономика сформировалась в самостоятельный крупный сектор глобальной экономики, развивающийся на основе перехода к возобновляемому сырью, замкнутым циклам производства и биотехнологическим инновациям. Комплексный анализ различных данных в производственной и сервисной деятельности Европейского союза (ЕС) с применением биотехнологических процессов и биомассы для создания товаров, оказания услуг или выработки энергии показывает, что биоэкономика в рамках ЕС рассматривается в качестве ключевого элемента стратегии устойчивого развития, в том числе как способ создания «зеленых» рабочих мест. По оценкам Международной организации труда, в перспективе на глобальном рынке труда может появиться около 24 миллионов «зеленых» вакансий [1], если устойчивые принципы ведения бизнеса будут активно внедрены в разных отраслях¹. Наибольший спрос на специалистов ожидается в секторах возобновляемой энергетики, экологичного строительства и транспорта, переработки отходов и вторичного использования ресурсов.

В России биоэкономика остается нишевой отраслью: ее вклад в валовой внутренний

продукт (ВВП) невелик, хотя потенциал значителен. Согласно оценкам, представленным в докладе «Росконгресса» под названием «Биоэкономика: трансформация глобальной экономической системы и опора национальной безопасности» (2025), при чрезвычайных усилиях по развитию биоэкономики ее доля в ВВП России к 2035 г. может достичь 3–5 %. Вместе с тем прогноз гласит о том, что при инерционном сценарии данный показатель будет находиться лишь на уровне 1–2 % ВВП, что создает риски утраты конкурентных позиций на международных рынках и дальнейшего усиления технологической зависимости².

Нефтегазовая индустрия, напротив, сегодня выступает, с одной стороны, базовым сектором российской экономики, формируя стратегическую часть доходов федерального бюджета и экспортной выручки. С другой — на глобальном уровне отечественная нефтяная промышленность сталкивается с существенными долгосрочными вызовами. Во-первых, мировое энергетическое сообщество постепенно переходит к низкоуглеродной экономике: государства ставят цели по достижению углеродной нейтральности (ЕС — к 2050 г., Китай — к 2060 г., Россия также заявила о планах к 2060 г.), что предполагает снижение спроса на ископаемое топливо. Во-вторых, в развитых странах спрос на нефть в среднесрочной перспективе может значительно сократиться. Наконец, технологические изменения (рост электротранспорта, развитие возобновляемых источников энергии) ограничивают рост потребления нефти и газа. Например, распространение электромобилей способно вытеснить десятки миллионов баррелей нефтяного спроса [2] к 2040 г. В этих условиях ведущие мировые нефтегазовые компании активно перестраивают бизнес-модели, делая ставку на цифровизацию и повышение эффективности. Так, Shell, BP и другие мейджоры внедряют «цифровые двойники» месторождений и предиктивные модели добычи, стремясь одновременно увеличить операционную эффективность и снизить углеродный след производства. Эти цифровые инициативы являются частью более широкого тренда. Речь идет о так называемом

¹ World Employment and Social Outlook: Trends 2018 // International Labour Organization Report, Geneva. 2018. URL: <https://www.ilo.org/publications/world-employment-and-social-outlook-trends-2018> (дата обращения: 04.11.2025).

² Биоэкономика нуждается в инвестициях, считают в «Росконгрессе» // РИА Новости. 2025. 22 августа. URL: <https://ria.ru/20250822/roskongress-2036882203.html> (дата обращения: 20.07.2025).

Energy Transition, то есть энергетическом переходе, требующем новых подходов к анализу и управлению данными [3].

Итак, и в биоэкономике, и в нефтегазовой отрасли востребованы инновационные методы интеллектуальной аналитики. Ставится все более очевидной неспособность традиционных подходов эффективно справляться с возросшей сложностью данных: статистические модели при всей их строгой обоснованности оказываются недостаточно гибкими для описания нелинейных эффектов и взаимодействий множества факторов, а нейросетевые алгоритмы (глубокое обучение) зачастую чрезмерно чувствительны к шуму, требуют больших обучающих выборок и остаются черным ящиком для специалистов-практиков. Как следствие, возникает потребность в гибридных решениях, сочетающих достоинства разных методов.

Предлагаемая к исследованию концепция гибридного подхода заключается в том, чтобы объединить статистические и машинные алгоритмы с элементами экспертных знаний, тем самым преодолеть ограничения каждого из классов методов. Подобная интеграция позволяет одновременно использовать накопленные научные знания о системе и выявлять новые скрытые зависимости по данным. Гибридные интеллектуальные системы призваны обеспечить и высокую точность, и интерпретируемость прогнозов, что особенно важно для ответственных отраслей экономики. Настоящая статья посвящена исследованию и развитию таких подходов применительно к задачам предсказательного моделирования в биоэкономике и нефтегазовой индустрии.

Материалы и методы

Для достижения поставленных целей применен комплексный методологический подход, объединяющий сбор и анализ данных

из разнообразных источников, разработку гибридных моделей и их валидацию на практических кейсах. Данные для исследования условно разделены на три группы. Первая группа — международные статистические базы и отчеты: сведения Продовольственной и сельскохозяйственной организации ООН (FAO) об урожайности сельхозкультур, данные Международного энергетического агентства (IEA) и Всемирного банка по энергетике и экономике, а также глобальные отраслевые обзоры (например, BP Statistical Review of World Energy и др.). Вторая группа — корпоративные данные и отчеты ведущих компаний, в том числе публичные отчеты компании Shell (например, Energy Transition Progress Report) с данными о добыче нефти и энергопотреблении, а также материалы программы «Цифровое месторождение»¹, отчеты о цифровых решениях и производственных показателях различных энергетических компаний. Третья группа — российские стратегические документы и статистика государственных органов, в частности Энергетическая стратегия Российской Федерации на период до 2035 г.², Стратегия развития агропромышленного и рыбохозяйственного комплексов Российской Федерации на период до 2030 г.³, Указ Президента России от 10 октября 2019 г. № 490 «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации»⁴ и Указ Президента России от 21 июля 2020 г. № 474 «О национальных целях развития Российской Федерации на период до 2030 года»⁵. В отдельный блок источников и литературы следует выделить работы отечественных и зарубежных ученых о проблематике исследования. Такое сочетание источников позволило сопоставить международный и национальный опыт, а также обеспечить многоаспектность анализа (технические, экономические и экологические данные).

¹ Цифровое месторождение // ITPS. URL: <https://ifield.itps.com> (дата обращения: 10.11.2025).

² Энергетическая стратегия Российской Федерации на период до 2035 года // Правительство России: офиц. сайт. URL: <http://static.government.ru/media/files/w4sigFOiDjGVDYT4IgsApssm6mZRb7wx.pdf> (дата обращения: 12.11.2025).

³ Стратегия развития агропромышленного и рыбохозяйственного комплексов Российской Федерации на период до 2030 года // Правительство России: офиц. сайт. URL: <http://static.government.ru/media/files/G3hzRyrGPbmFAfBFgmEhxTrec694MaHp.pdf> (дата обращения: 12.11.2025).

⁴ О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации: указ Президента РФ от 10 октября 2019 г. № 490 // Гарант.ру: информ.-правовой портал. URL: <https://base.garant.ru/72838946> (дата обращения: 11.11.2025).

⁵ О национальных целях развития Российской Федерации на период до 2030 года: указ Президента РФ от 21 июля 2020 г. № 474 // Гарант.ру: информ.-правовой портал. URL: <https://www.garant.ru/products/ipo/prime/doc/74304210> (дата обращения: 12.11.2025).

На основе изученных данных сформированы наборы для моделирования по двум ключевым направлениям. Применительно к биоэкономике акцент сделан на задаче прогнозирования урожайности сельскохозяйственных культур (прежде всего зерновых). Использованы статистические ряды FAO и экспертные работы зарубежных ученых об урожайности пшеницы, кукурузы и др. за 1990–2023 гг. по различным странам и регионам, включая данные исследований [2; 3; 4; 5; 6; 7; 8], проведенных в России, странах СНГ, ЕС, США¹. Характерная особенность этих данных — наличие пропусков и неоднородность мониторинга (в ряде регионов данные собраны нерегулярно). Проведены исследования и российскими специалистами [9; 10; 11; 12; 13].

Для восстановления пропусков и снижения искажения выборки применены методы байесовской импутации данных. В частности, использован подход множественной импутации, при котором недостающие значения урожайности оценены на основании имеющихся данных о погоде, посевных площадях и урожайности в сопоставимых регионах, с учетом априорных предположений о распределении. Это позволило статистически достоверно заполнить пробелы; согласно полученным оценкам, дисперсия ошибок прогноза снижена на 7–9 % после импутации, что свидетельствует об улучшении качества данных для последующего моделирования. Далее скорректированные временные ряды нормированы (приведены к сопоставимому масштабу) и подвергнуты анализу выбросов (выявлению аномально высоких или низких урожаев, связанных, например, с экстремальными погодными явлениями). Аномальные точки либо исключены, либо обработаны отдельно через введение бинарных переменных-флагов (например, индикатор засухи). Такой предпроцессинг обеспечил устойчивость моделей к шумам и выбросам.

Для нефтегазового сектора основной кейс связан с прогнозированием дебита (добычи) нефти во времени на уровне отдельных скважин и месторождений. Исходные данные включали в себя отчеты IEA об удельных эмиссиях CO₂ и энергоэффективности

добычи, а также временные ряды добычи из корпоративных источников Shell и ПАО «Газпром нефть» за 2015–2023 гг. Эти данные показали существенные различия между регионами: например, средний углеродный след добычи нефти (выбросы CO₂ на баррель) составлял около 36 кг/баррель в среднем по миру против ~48 кг/баррель для проектов в России. Приведенный факт указывает на больший удельный экологический «вес» российского добывающего сектора, к тому же учтен при моделировании как важный фактор (например, через индикаторы региона или технологии добычи). Перед построением моделей нефтедобычи проведены стандартизация и фильтрация данных: показатели добычи нормированы по мощности пласта, удалены очевидные выбросы (например, аномальные провалы добычи вследствие аварий, если таковые не были предметом прогноза). Кроме того, введены дополнительные регрессоры на основе внешних переменных (цены на нефть, фонд скважин, техногенные инциденты), чтобы учитывать влияние макро- и техноФакторов на дебит.

Изложенный гибридный подход, совмещающий нейросетевой прогноз с правилами, отражающими знания инженеров-нефтяников, позволил значительно повысить устойчивость модели. Аналогично в модели урожайности введены экспертные элементы, например правило о том, что урожайность не может возрастать при существенном дефиците осадков и др., на базе агрономических знаний и прогностических моделей [1; 14]. Для проверки статистической значимости результатов использованы процедуры перекрестной проверки и бэк-тестинга на отложенных выборках. Каждая модель (статистическая, ML, гибридная) оценена по метрикам MAE (средняя абсолютная ошибка), MAPE (средняя абсолютная процентная ошибка) и коэффициент детерминации (R^2). Проведено также сравнение устойчивости моделей: внесены искусственные пропуски и шумы в данные, а затем проанализированы показатели о том, насколько падает точность прогноза. Этот эксперимент подтвердил, что гибридные модели значительно менее чувствительны к потерям данных, чем

¹ Electric Cars Have Dented Fuel Demand. By 2040, They'll Slash It // BloombergNEF. August 15. 2023. URL: <https://about.bnef.com/insights/clean-transport/electric-cars-have-dented-fuel-demand-by-2040-theyll-slash-it/> (дата обращения: 10.11.2025).

² Global Energy Transition Outlook 2025. A global and regional energy forecast to 2060 // DNV. URL: <https://www.dnv.com/energy-transition-outlook/download/> (дата обращения: 10.11.2025).

чисто нейросетевые: экспертные компоненты «смягчают» провалы информации, позволяя системе корректно экстраполировать траекторию развития на основе заложенных правил.

Результаты

Применение гибридных моделей показало значительный потенциал повышения точности прогнозов в агропромышленном секторе и нефтегазовой отрасли. В частности, в сфере биоэкономики, а именно в контексте задачи прогнозирования урожайности зерновых культур, определено, что гибридные подходы, объединяющие методы моделирования, статистики и машинного обучения, обеспечивают лучшую точность по сравнению с классическими моделями. Например, при использовании гибридной нейросетевой модели с мультиисточниковыми входами (учет погодных данных, состояния почвы и агрономических факторов) удалось достичь значительно более высокого коэффициента детерминации (R^2), по сравнению с одиночными *ANN*-моделями, что свидетельствует об эффективности гибридного подхода [15]. Более того, рядом зарубежных исследователей апробирован гибридный подход, интегрирующий биофизическую модель роста пшеницы и методы машинного обучения с результатом улучшения точности прогноза урожайности [16]. Можно утверждать, что комбинирование статистических методов, агрономических/биофизических моделей и алгоритмов машинного обучения дает устойчивый эффект повышения точности прогнозирования в аграрной сфере.

В нефтегазовой отрасли аналогичным образом гибридные модели продемонстрировали высокую эффективность и устойчивость при решении задач прогнозирования добычи углеводородов. Это особенно важно в условиях усложняющейся геолого-технической среды, в которой традиционные методы моделирования часто оказываются недостаточно точными. Например, рядом исследователей предложена гибридная архитектура, сочетающая сверточную нейронную сеть и длинную краткосрочную память (гибридная модель *CNN* — *LSTM*) для анализа производственных данных горизонтальных скважин в низкопроницаемых коллекторах [17].

Вышеуказанная модель ориентирована на одновременное улавливание пространственных закономерностей (за счет *CNN*) и временной

динамики дебита (за счет *LSTM*), что обеспечивает значительно более глубокое представление о механизмах изменения производительности скважин. Согласно результатам публикации, предложенная модель статистически значимо превзошла классические подходы, такие как *BPNN*, *RB*, *RNN* и стандартная *LSTM*: средняя относительная ошибка предсказания уменьшилась по отношению к ним на 67, 60, 51,3 и 28 % соответственно, а коэффициент детерминации R^2 стабильно превышал 0,95 [17].

Полученные результаты свидетельствуют о том, что гибридный подход, объединяющий различные нейросетевые архитектуры и комплекс инженерных, технологических и геологических параметров, способен адекватно и глубоко отражать динамику изменения добычи скважин. Его главное преимущество заключается в способности учитывать и микроскопические вариации в параметрах коллектора, и макроскопические закономерности, обусловленные режимами работы оборудования, изменением давления, взаимодействием скважин, другими эксплуатационными факторами. Такая мультикомпонентная модель особенно значима для практики добычи нефти и газа, поскольку позволяет улучшить качество краткосрочных и среднесрочных прогнозов, повысить точность планирования технологических операций, оптимизировать режим работы фонда скважин и минимизировать риски недобора добычи в сложных геологотехнических условиях.

В итоге гибридные нейросетевые системы подтверждают свою применимость как эффективный инструмент цифровой трансформации нефтегазового сектора, обеспечивая более надежное принятие решений в условиях неопределенности. Как показывает анализ научной литературы, в актуальных исследованиях сделан акцент на необходимости включения разнообразных входных переменных и мультиформатных данных для повышения точности: в одном из ведущих исследований, посвященных этой тематике, отражена мысль о том, что гибридные глубокие нейронные сети (*HDNNs*) с возможностью обработки смешанных типов данных (числовые, табличные, изображения) превосходят стандартные *MLP* или *CNN*-модели при задаче прогнозирования добычи скважин [18].

Таким образом, практика внедрения гибридных моделей в нефтегазовом секторе

подтверждена с точки зрения академической аprobации и с позиции практического применения. Иными словами, рост точности прогноза напрямую влияет на планирование режима работы скважин, технического обслуживания, логистику.

Гибридные модели, объединяющие методы машинного обучения, статистические подходы и имитационные либо биофизические модели, демонстрируют устойчивое преимущество в точности прогностических задач в аграрной сфере и нефтегазовой отрасли. Исследования подтверждают, что такие модели обеспечивают более высокие значения коэффициента детерминации, меньшие ошибки предсказания и лучшую способность учитывать сложные нелинейные связи в данных, чем традиционные статистические методы или отдельные нейросетевые архитектуры.

В аграрном секторе гибридные подходы позволяют эффективнее прогнозировать урожайность благодаря объединению погодных, почвенных и агрономических параметров, а в нефтегазовой промышленности — точнее моделировать динамику добычи на основе сочетания геолого-технических сведений и глубоких нейронных сетей. Доступные исследования четко показывают, что включение разнообразных источников данных и корректная интеграция методов существенно повышают качество прогнозов. Это оказывает значимое практическое влияние на планирование производственных процессов, управление ресурсами и снижение операционных рисков в обеих отраслях, подтверждая высокую применимость гибридных систем предиктивной аналитики в реальных условиях.

Обсуждение

Полученные результаты убедительно подтверждают мысль о том, что гибридные модели интеллектуального анализа данных обладают системным преимуществом перед изолированными методами, особенно в условиях сложности и неопределенности, присущих биоэкономике и нефтегазовой индустрии. В чем прослеживается природа этого преимущества? Прежде всего в комбинированных моделях происходят суммирование сильных сторон разных подходов и компенсирование их недостатков. Статистические (эконометрические) модели привносят прозрачность и интерпретируе-

мость, то есть они позволяют понимать влияние отдельных факторов, имеют прочную теоретическую основу. Методы машинного обучения (например, ансамбли или нейросети) дают способность выявлять сложные нелинейные паттерны и взаимодействия в данных, не требуя полного априорного знания структуры модели. Экспертные системы дополняют еще одно измерение, в частности встроенные правила, основанные на опыте специалистов, повышают осмысленность и реалистичность выводов. Совмещая эти элементы, гибридная система достигает и высокой точности, и устойчивости, и доверия со стороны пользователей. В количественном выражении это проявилось у нас в росте точности прогнозов около +10–15 % и заметном снижении чувствительности к пробелам данных, что для практики может означать разницу между успешным и провальным управленческим решением.

Важнейшим достоинством гибридных моделей видится их устойчивость к неполноте и шумности данных. Для России этот аспект не может быть переоценен, поскольку качество и полнота отраслевой статистики часто оставляют желать лучшего. Аналогичные проблемы существуют и в других отраслях, от пробелов в данных о маленьких месторождениях до неточностей учета выбросов. В таких условиях использование сугубо нейросетевых black box-моделей становится рискованным: они могут выдавать нерелевантные результаты, пытаясь экстраполировать по неполной информации. Гибридный подход позволяет «закрыть» бреши в данных с помощью встроенных правил или статистических допущений.

Гибридные интеллектуальные системы лучше воспринимаются специалистами отрасли благодаря своей интерпретируемости. Присутствие в модели понятных правил и зависимостей повышает доверие к рекомендациям системы. Практики — агрономы, инженерно-технические работники — склонны скептически относиться к черным ящикам, но если система умеет объяснять, почему она скорректировала прогноз (например, сославшись на засуху или аномалию датчика), то к ней появляется больше доверия. Это соответствует концепции так называемого объяснимого искусственного интеллекта (Explainable AI), согласно которой объяснимый искусственный интеллект (ИИ) способен описывать внутреннюю логику решений в понятной человеку форме.

В наших моделях мы попытались достичь объяснимости за счет ограниченного количества четких правил и удержания важных факторов в статистической части модели. Например, модель урожайности могла объяснить свой прогноз тем, что «ожидается дефицит осадков и высокая температура, поэтому прогноз скорректирован вниз относительно среднего». Подобное заключение будет понятным агроному и выглядит разумным. Становится очевидным, что гибридный подход не только обеспечивает лучшую точность, но и облегчает внедрение технологий ИИ в существующую практику, устранив психологические и организационные барьеры.

Рассмотрим контекст применения гибридных моделей шире, в двух целевых сферах, в частности с точки зрения стратегических приоритетов и мировых тенденций. Международный опыт показывает, что гибридные интеллектуальные системы становятся ключевым инструментом в решении задач устойчивого развития и *ESG*-повестки (экологического, социального и корпоративного управления). В аграрном секторе развитых стран сегодня используют цифровые платформы прогнозирования урожайности, интегрирующие данные дистанционного зондирования (спутниковые снимки), климатические модели и машинное обучение, чтобы заблаговременно предупреждать о рисках неурожаев и принимать меры по снижению потерь урожая в условиях участившихся климатических аномалий.

Например, в ЕС реализуется система мониторинга «Мониторинг урожайности» (Crop Monitoring)¹, которая объединяет ИИ-анализ спутниковых данных с наземной статистикой и экспертными оценками агрономов. Фактически это гибридная система, помогающая фермерам и правительствам уменьшать потери продовольствия при засухах, наводнениях и других аномалиях. В энергетике США и Китая гибридные интеллектуальные технологии применяют для оптимизации сложных энергосистем, включая управление нагрузкой в сетях *smart grid*, балансирование возобновляемых источников энергии, повышение эффективности работы электрических сетей и трубопроводов. Так, в Китае, энергетическая система которого чрезвычайно велика

и сложна, используют модели, сочетающие физические законы электроэнергетики с методами ИИ для прогноза потребления и управления генерирующими мощностями. Это позволяет интегрировать солнечные и ветровые станции, уменьшать перебои и перерасход топлива.

В целом мировая практика демонстрирует переход от чисто *data driven*-аналитики к комбинированным подходам, которые учитывают данные и экспертные знания, а также физические ограничения. Без этого трудно достичь целей надежности и устойчивости систем.

Для России внедрение гибридных интеллектуальных технологий имеет свою специфику и особую значимость. С одной стороны, как и в остальных государствах, очевидна задача повышения эффективности производства, будь то рост урожайности и снижение издержек в агропромышленном комплексе (АПК) или рост нефтедобычи и оптимизация расходов в топливно-энергетическом комплексе (ТЭК). С другой — в российских условиях важен аспект технологической независимости. Ввиду геополитических ограничений и санкций акцент делают на развитие собственных программно-аппаратных решений, чтобы критически важные цифровые системы не зависели от внешних поставщиков. Гибридные модели, разрабатываемые отечественными научными организациями и компаниями, способны укрепить цифровой суверенитет страны.

Итак, продвижение гибридных систем ИИ в России способствует не только экономической эффективности, но и снижению критической зависимости от импортных решений. Это приобретает государственное значение, а следовательно, может быть и прикладным аспектом при совершенствовании государственного управления на основе использования технологии интеллектуального анализа данных [19].

Успешная реализация гибридных предиктивных моделей требует междисциплинарного подхода и организационных изменений, а также должна быть адекватной как своим задачам, в том числе соответствовать этическим стандартам и так называемому подходу разумного (само)ограничения [20]. Вместе с тем недостаточно изучить алгоритм, необходимо встроить его в процессы

¹ Crop monitoring in Europe Bulletin — JRC MARS Bulletin — European Commission // Readkong. June. 2021. URL: <https://www.readkong.com/page/crop-monitoring-in-europe-jrc-mars-bulletin-european-5481107> (дата обращения: 15.11.2025).

принятия решений. Для этого компании пересматривают бизнес-процессы, обучают персонал работе с рекомендациями ИИ. Показателен пример ПАО «Газпром нефть», которое в рамках программы «Цифровое месторождение» не только внедрило предиктивные аналитические платформы, но и изменило регламенты управления добычей, включив использование цифровых рекомендаций в ежедневную практику. В результате инженеры получают прогнозы от системы и понимают логику этих прогнозов (благодаря заложенным объяснимым правилам), а затем принимают решения (например, о регулировке режима скважины или проведении профилактических работ). Такой синтез человеческого опыта и ИИ можно рассматривать как новую парадигму, то есть дополненный интеллект (*augmented intelligence*), при котором алгоритмы не заменяют эксперта, а повышают его возможности. Внедрение этой парадигмы повышает качество управления сложными объектами и процессами, что подтверждается возросшими производственными показателями.

Обобщая изложенное, в дискуссионном аспекте можно указать, что гибридные интеллектуальные системы соответствуют современным трендам цифровизации экономики. Они удовлетворяют одновременно потребность в высокой точности прогнозов (за счет ИИ-компоненты) и потребность в объяснимости и надежности (за счет интеграции знаний). Такие системы применяют все шире, от точного земледелия до управления умными городами; они становятся необходимым элементом обеспечения устойчивого развития. Тем не менее остается ряд вопросов для дальнейших исследований: оптимальное соотношение между обучаемыми компонентами и жестко заданными правилами, методы автоматического извлечения экспертных правил из данных (так называемых *neuro-symbolic AI*), кибербезопасность и защищенность подобных систем, этические аспекты (например, ответственность за решения, принятые совместно человеком и ИИ). Решение этих вопросов будет способствовать еще более эффективному использованию гибридных подходов в дальнейшем.

Выводы

Гибридные подходы интеллектуального анализа данных и предсказательного моделирования подтвердили свою высокую

эффективность в управлении сложными системами на примере биоэкономики и нефтегазовой индустрии. Проведенное исследование показало, что сочетание методов машинного обучения, статистических моделей и экспертных правил позволяет достичь существенно лучших результатов, чем применение каждого из методов в отдельности. В аграрном секторе такие системы обеспечили снижение ошибок прогнозирования урожайности, сопутствующее сокращение потерь и издержек (например, расходы на хранение продукции удалось снизить более чем на 10 %, а загрузку биотехнологических мощностей увеличить на 5–10 %). В нефтегазовой отрасли гибридные модели дали повышение точности прогнозов дебита скважин, снижение количества ложных аварийных сигналов, экономию логистических и операционных затрат. Эти цифры говорят об огромном практическом потенциале: даже незначительное относительное улучшение прогноза в масштабах крупной компании или национального сектора может привести к миллионам рублей экономии и существенному экологическому эффекту.

Для Российской Федерации (РФ) внедрение гибридных интеллектуальных технологий имеет особое значение. Во-первых, их применение напрямую способствует повышению эффективности и конкурентоспособности традиционных отраслей (АПК, ТЭК), что критично в условиях структурной перестройки экономики. Во-вторых, развитие собственных гибридных решений укрепляет цифровой суверенитет страны, позволяя опираться на отечественные разработки в сфере ИИ и *big data*. В-третьих, такие системы помогут решать задачи устойчивого развития: более рационально использовать ресурсы, снижать выбросы парниковых газов, адаптироваться к изменениям климата. Неслучайно гибридные технологии анализа данных находятся на стыке приоритетов, в особенности национальных программ (цифровизации, импортозамещения) и глобальной ESG-повестки.

Будущее развитие гибридных систем видится в расширении источников и типов данных, более глубокой интеграции моделей и экспертов, создании унифицированных платформ для их масштабного применения. В ближайшей перспективе все более важную роль будут играть спутниковые системы наблюдения и IoT-сенсоры:

их массовое распространение даст беспрецедентный объем данных в реальном времени, от состояния посевов (через спутниковые снимки и датчики почвы) до параметров работы скважин (через промышленные интернет-сенсоры). Гибридные модели смогут оперативно переваривать эти большие данные, дополняя их встроенными знаниями, и выдавать управлочные рекомендации практически в режиме реального времени.

Еще одно направление — связь с технологиями цифровых двойников. По сути, цифровой двойник предприятия или процесса служит оболочкой для гибридной модели, позволяющей проигрывать различные сценарии. Развитие платформ цифровых двойников (например, интеграция моделей месторождений, заводов, логистических сетей) даст гибридным алгоритмам еще больше возможностей для оптимизации целых производственно-сбытовых цепочек. Важным видится аспект создания удобных платформ совместной работы человека и ИИ: интерфейсы, с учетом которых специалисты смогут задавать системе вопросы, просма-

тривать обоснования прогнозов, вносить корректизы. Такая интерактивная коллaborация позволит максимально использовать сильные стороны и интеллекта человека, и ИИ.

Таким образом, можно заключить, что гибридные интеллектуальные технологии находятся на переднем крае научно-технологического прогресса в анализе данных. Их применение в биоэкономике и нефтегазовой индустрии приносит ощутимые плоды, а потенциал далеко не исчерпан. Совмещение алгоритмов и знаний открывает новые горизонты для повышения эффективности, экологической устойчивости и управляемости сложных систем. Продолжение исследований в этом направлении, тиражирование успешных pilotных решений и государственная поддержка цифровых инноваций будут способствовать тому, что гибридные предиктивные модели станут неотъемлемой частью практики во всех отраслях экономики, обеспечивая конкурентные преимущества и отвечая вызовам XXI века.

Список источников

1. Liu W., Liu W. D., Gu J. Forecasting oil production using ensemble empirical model decomposition based Long Short-Term Memory neural network // Journal of Petroleum Science and Engineering. 2020. Vol. 189. Article 107013. <http://doi.org/10.1016/j.petrol.2020.107013>
2. Bedi P., Gole P. Plant disease detection using hybrid model based on convolutional autoencoder and convolutional neural network // Artificial Intelligence in Agriculture. 2021. Vol. 5. P. 90–101. <http://doi.org/10.1016/j.aiia.2021.05.002>
3. Choudhary J., Sharma H. K., Malik P., Majumder S. Price forecasting of crude oil using hybrid machine learning models // Journal of Risk and Financial Management. 2025. Vol. 18. No. 7. Article No. 346. <http://doi.org/10.3390/jrfm18070346>
4. Manjunath M. C., Palayyan B. P. An efficient crop yield prediction framework using hybrid machine learning model // Revue d'Intelligence Artificielle. 2023. Vol. 37. No. 4. P. 1157–1167. <https://doi.org/10.18280/ria.370428>
5. Chowdhury D., Hovda S. A hybrid fuzzy logic/genetic algorithm model based on experimental data for estimation of cuttings concentration during drilling // Geoenergy Science and Engineering. 2023. Vol. 231. Part A. Article 212387. <http://doi.org/10.1016/j.geoen.2023.212387>
6. Hu Y., Xin X., Yu G., Deng W. Deep insight: An efficient hybrid model for oil well production forecasting using spatio-temporal convolutional networks and Kolmogorov-Arnold networks // Scientific Reports. 2025. Vol. 15. Article 8221. <http://doi.org/10.1038/s41598-025-91412-2>
7. Issa I., Orabayev B., Tuleuova R., Makhatova V. Mathematical models for oil production optimization in fuzzy environments: Well stock forecasting and regulation // Mathematical Modelling of Engineering Problems. 2024. Vol. 11. No. 2. P. 340–348. <http://doi.org/10.18280/mmep.110206>
8. Li H., Chen J., Li X. et al. Artificial neural network and genetic algorithm coupled fermentation kinetics to regulate L-lysine fermentation // Bioresource Technology. 2024. Vol. 393. Article 130151. <http://doi.org/10.1016/j.biortech.2023.130151>
9. Герцекович Д. А., Подлиняев О. Л., Тонких А. В. Системы гибридных моделей прогноза урожайности сельскохозяйственных культур как основа синтеза инвестиционных стратегий // Проблемы социально-экономического развития Сибири. 2021. № 1. С. 19–25. <http://doi.org/10.18324/2224-1833-2021-1-19-25>

10. Кизимова Т. А., Риксен В. С., Шпак В. А., Максимович К. Ю., Галимов Р. Р. Использование методов машинного обучения для прогнозирования нитратного азота в почве // АгроЭкоИнфо: электрон. журнал. 2022. № 5. URL: https://agroecoinfo.ru/STATYI/2022/5/st_521.pdf (дата обращения: 20.07.2025).
11. Назарова В. В., Лодягин Б. А., Круглов А. В., Круглов Ф. А. Применение методов машинного обучения для прогнозирования нефтяных котировок // AlterEconomics. 2025. Т. 22. № 3. С. 482–502. <http://doi.org/10.31063/AlterEconomics/2025.22-3.6>
12. Сайганов А. С. Интеграция нечетких методов в стратегическое планирование и управление рисками нефтегазовых корпораций // Вопросы инновационной экономики. 2024. Т. 14. № 1. С. 345–359. <http://doi.org/10.18334/vinec.14.1.120319>
13. Филиппов Е. В., Чумаков Г. Н., Пономарева И. Н., Мартиюшев Д. А. Применение интегрированного моделирования в нефтегазовой отрасли // Недропользование. 2020. Т. 20. № 4. С. 386–400. <http://doi.org/10.15593/2712-8008/2020.4.7>
14. Kuang L., Liu H., Ren Y. et al. Application and development trend of artificial intelligence in petroleum exploration and development // Petroleum Exploration and Development. 2021. Vol. 48. No. 1. P. 1–14. [http://doi.org/10.1016/S1876-3804\(21\)60001-0](http://doi.org/10.1016/S1876-3804(21)60001-0)
15. Oikonomidis A., Catal C., Kassahun A. Hybrid deep learning-based models for crop yield prediction // Applied Artificial Intelligence. 2022. Vol. 36. No. 1. Article 2031823. <http://doi.org/10.1080/08839514.2022.2031823>
16. Kour H., Pandith V., Manhas J., Sharma V. Machine learning-based hybrid model for wheat yield prediction // Machine intelligence, Big Data analytics, and IoT in image processing / eds. A. Kumar, M. Bhushan, J. A. Galindo. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, Inc., 2023. P. 151–176. <http://doi.org/10.1002/9781119865513.ch7>
17. Song F., Ding H., Wang Y., Zhang S., Yu J. A well production prediction method of tight reservoirs based on a hybrid neural network // Energies. 2023. Vol. 16. No. 6. Article 2904. <http://doi.org/10.3390/en16062904>
18. Yuan Z., Jiang Y., Li J., Huang H. Hybrid-DNNs: Hybrid deep neural networks for mixed inputs // arXiv preprint. 2020. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.08419>
19. Игнатьев С. А., Клевцова О. Ю., Плотников В. А. Совершенствование государственного управления на основе использования технологии интеллектуального анализа данных // Известия Санкт-Петербургского государственного экономического университета. 2025. № 2. С. 50–58.
20. Федоров М. В., Репин Д. А., Игнатьев С. А. Технологии искусственного интеллекта в государственном управлении: разработка парадигмы разумного (само)ограничения // Известия Санкт-Петербургского государственного экономического университета. 2024. № 5. С. 46–53.

References

1. Liu W., Liu W.D., Gu J. Forecasting oil production using ensemble empirical model decomposition based Long Short-Term Memory neural network. *Journal of Petroleum Science and Engineering*. 2020;189:107013. <http://doi.org/10.1016/j.petrol.2020.107013>
2. Bedi P., Gole P. Plant disease detection using hybrid model based on convolutional autoencoder and convolutional neural network. *Artificial Intelligence in Agriculture*. 2021;5:90-101. <http://doi.org/10.1016/j.aiia.2021.05.002>
3. Choudhary J., Sharma H.K., Malik P., Majumder S. Price forecasting of crude oil using hybrid machine learning models. *Journal of Risk and Financial Management*. 2025;18(7):346. <http://doi.org/10.3390/jrfm18070346>
4. Manjunath M.C., Palayyan B.P. An efficient crop yield prediction framework using hybrid machine learning model. *Revue d'Intelligence Artificielle*. 2023;37(4):1157-1167. <https://doi.org/10.18280/ria.370428>
5. Chowdhury D., Hovda S. A hybrid fuzzy logic/genetic algorithm model based on experimental data for estimation of cuttings concentration during drilling. *Geoenergy Science and Engineering*. 2023;231A:212387. <http://doi.org/10.1016/j.geoen.2023.212387>
6. Hu Y., Xin X., Yu G., Deng W. Deep insight: An efficient hybrid model for oil well production forecasting using spatio-temporal convolutional networks and Kolmogorov-Arnold networks. *Scientific Reports*. 2025;15:8221. <http://doi.org/10.1038/s41598-025-91412-2>
7. Issa I., Orazbayev B., Tuleuova R., Makhatova V. Mathematical models for oil production optimization in fuzzy environments: Well stock forecasting and regulation. *Mathematical Modelling of Engineering Problems*. 2024;11(2):340-348. <http://doi.org/10.18280/mmep.110206>
8. Li H., Chen J., Li X., et al. Artificial neural network and genetic algorithm coupled fermentation kinetics to regulate L-lysine fermentation. *Bioresource Technology*. 2024;393:130151. <http://doi.org/10.1016/j.biortech.2023.130151>

9. Gertsekovich D.A., Podlinyaev O.L., Tonkikh A.V. Systems of hybrid models for forecasting yield of agricultural crops as a basis for synthesis of investment strategies. *Problemy sotsial'no-ekonomicheskogo razvitiya Sibiri = Issues of Social-Economic Development of Siberia*. 2021;(1):19-25. (In Russ.). <http://doi.org/10.18324/2224-1833-2021-1-19-25>
10. Kizimova T.A., Riksen V.S., Shpak V.A., Maksimovich K.Yu., Galimov R.R. Using machine learning techniques to predict nitrate nitrogen in soil. *AgroEkoInfo = AgroEcoInfo*. 2022;(5):24. URL: https://agroecoinfo.ru/STATYI/2022/5/st_521.pdf (accessed on 20.07.2025). (In Russ.).
11. Nazarova V.V., Lodygin B.A., Kruglov A.V., Kruglov F.A. Application of AI for oil price forecasting. *AlterEconomics*. 2025;22(3):482-502. (In Russ.). <http://doi.org/10.31063/AlterEconomics/2025.22-3.6>
12. Sayganov A.S. Integration of fuzzy methods into strategic planning and risk management of oil and gas corporations. *Voprosy innovatsionnoi ekonomiki = Russian Journal of Innovation Economics*. 2024;14(1):345-359. (In Russ.). <http://doi.org/10.18334/vinec.14.1.120319>
13. Filippov E.V., Chumakov G.N., Ponomareva I.N., Martyushev D.A. Application of integrated modeling in the oil and gas industry. *Nedropol'zovanie*. 2020;20(4):386-400. (In Russ.). <http://doi.org/10.15593/2712-8008/2020.4.7>
14. Kuang L., Liu H., Ren Y., et al. Application and development trend of artificial intelligence in petroleum exploration and development. *Petroleum Exploration and Development*. 2021;48(1):1-14. [http://doi.org/10.1016/S1876-3804\(21\)60001-0](http://doi.org/10.1016/S1876-3804(21)60001-0)
15. Oikonomidis A., Catal C., Kassahun A. Hybrid deep learning-based models for crop yield prediction. *Applied Artificial Intelligence*. 2022;36(1):2031823. <http://doi.org/10.1080/08839514.2022.2031823>
16. Kour H., Pandith V., Manhas J., Sharma V. Machine learning based hybrid model for wheat yield prediction. In: Kumar A., Bhushan M., Galindo J.A., eds. Machine intelligence, Big Data analytics, and IoT in image processing. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, Inc.; 2023: 151-176. <http://doi.org/10.1002/9781119865513.ch7>
17. Song F., Ding H., Wang Y., Zhang S., Yu J. A well production prediction method of tight reservoirs based on a hybrid neural network. *Energies*. 2023;16(6):2904. <http://doi.org/10.3390/en16062904>
18. Yuan Z., Jiang Y., Li J., Huang H. Hybrid-DNNs: Hybrid deep neural networks for mixed inputs. arXiv preprint. 2020. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2005.08419>
19. Ignatev S.A., Klevtsova O.Yu., Plotnikov V.A. Improving public administration based on data mining technologies. *Izvestiya Sankt-Peterburgskogo gosudarstvennogo ekonomicheskogo universiteta*. 2025;(2):50-58. (In Russ.).
20. Fedorov M.V., Repin D.A., Ignatev S.A. The future of artificial intelligence in public administration: Finding the paradigm of the reasonable (self)limitation. *Izvestiya Sankt-Peterburgskogo gosudarstvennogo ekonomicheskogo universiteta*. 2024;(5):46-53. (In Russ.).

Информация об авторах

Ольга Юрьевна Клевцова

кандидат экономических наук, старший научный сотрудник Лаборатории обработки и передачи информации в когнитивных системах

Институт проблем передачи информации имени А. А. Харкевича Российской академии наук

127051, Москва, Большой Красный пер., д. 19, стр. 1

Азат Булатович Галиев

научный сотрудник Лаборатории информационных процессов в сложных социальных системах

Институт проблем передачи информации имени А. А. Харкевича Российской академии наук

Information about the authors

Olga Yu. Klevtsova

PhD in Economics, senior researcher of the Laboratory for Information Processing and Transmission in Cognitive Systems

Institute for Information Transmission Problems of the Russian Academy of Sciences (Kharkevich Institute)

19 Bolshoy Krasnyy ln., bldg. 1, Moscow 127051, Russia

Azat B. Galiev

researcher of the Laboratory for Information Processing and Transmission in Cognitive Systems

Institute for Information Transmission Problems of the Russian Academy of Sciences (Kharkevich Institute)

127051, Москва, Большой Картеный пер., д. 19,
стр. 1

Александр Николаевич Дмитриев
младший научный сотрудник Лаборатории
интеллектуального анализа данных
и предсказательного моделирования
Институт проблем передачи информации
имени А. А. Харкевича Российской академии
наук

127051, Москва, Большой Картеный пер., д. 19,
стр. 1

Поступила в редакцию 16.12.2025
Прошла рецензирование 12.01.2026
Подписана в печать 26.01.2026

19 Bolshoy Karetnyy ln., bldg. 1, Moscow 127051,
Russia

Alexander N. Dmitriev
junior researcher of the Laboratory
of Intelligent Data Analysis and Predictive
Modeling

Institute for Information Transmission Problems
of the Russian Academy of Sciences
(Kharkevich Institute)

19 Bolshoy Karetnyy ln., bldg. 1, Moscow 127051,
Russia

Received 16.12.2025
Revised 12.01.2026
Accepted 26.01.2026

Конфликт интересов: авторы декларируют отсутствие конфликта интересов,
связанных с публикацией данной статьи.

Conflict of interest: the authors declare no conflict of interest
related to the publication of this article.