

ОРИГИНАЛЬНАЯ СТАТЬЯ



DOI: 10.26794/2587-5671-2020-24-2-120-132
 УДК 330.341+330.356,338.1(045)
 JEL E22, O33, D24

Финансово-экономические последствия распространения искусственного интеллекта как технологии широкого применения

В.Е. Рассказов

ПАО «Ростелеком», Москва, Россия
<https://orcid.org/0000-0001-5593-2591>

АННОТАЦИЯ

Актуальность статьи обоснована возрастающим вниманием государства и корпораций к технологиям искусственного интеллекта, выражающемся в формировании стратегий и росте инвестиций в технологию. **Цель** статьи – исследование широкого применения технологии искусственного интеллекта, особенностей ее распространения и подходов к оценке и моделированию ее влияния на производство, финансы организации и экономику. Используются **методы** качественного анализа факторов производства фирмы. Автором проанализированы данные 21 публичной российской компании в индустрии добычи углеводородов, горной добычи и производства металла за 2014–2018 гг. Предложена модель оценки влияния технологии искусственного интеллекта на производство, финансы организации и экономику. По результатам корреляционного анализа доказано, что капитальные расходы и рыночная стоимость компаний имеют тесную связь. Выявлена низкая производительность активов российских компаний. На каждый вложенный в активы фирмы рубль инвестор рассчитывает получить 28 копеек, тогда как на зарубежных рынках наблюдается соотношение один к одному. Исследование позволило наблюдать цикличность изменения производительности факторов фирмы. Сигналы распространения технологий широкого применения на наблюдаемом временном интервале не были выявлены. Сделан вывод, что искусственный интеллект можно качественно классифицировать как технологию широкого применения, однако эмпирически наблюдать экономический эффект распространения технологии на данном этапе не удастся. Модель, предложенная в исследовании, может применяться для изучения влияния искусственного интеллекта на финансы фирмы и экономику. Возможные последствия монополизации рынков ввиду распространения технологий искусственного интеллекта позволяют выдвинуть аргумент в пользу государственного регулирования процесса адаптации технологии бизнесом.

Ключевые слова: технологии широкого применения; искусственный интеллект; парадокс Солоу; J-кривая; анализ факторов производства; финансово-экономический анализ

Для цитирования: Рассказов В.Е. Финансово-экономические последствия распространения искусственного интеллекта как технологии широкого применения. *Финансы: теория и практика*. 2020;24(2): X-X. DOI: 10.26794/2587-5671-2020-24-2-X-X

ORIGINAL PAPER

Financial and Economic Consequences of Distribution of Artificial Intelligence as a General-Purpose Technology

V.E. Rasskazov

Rostelecom PJSC, Moscow, Russia
<https://orcid.org/0000-0001-5593-2591>

ABSTRACT

The **relevance** of the article is due to increasing attention of the state and corporations to artificial intelligence technologies, developing strategies and increasing investments in technology. **The aim** of this article is to study artificial intelligence as a general-purpose technology, its distribution features and approaches to assessing and modelling the impact on production, organization finances and the economy. The study employed the **methods** of an AI qualitative analysis according to the classification of general-purpose technologies and a regression analysis of company production factors. The author analysed the data of 21 public Russian companies in the industry of hydrocarbon production, mining and metal production for 2014–2018. He proposed a model to assess the impact of AI technology on production,

organization finances and the economy. The correlation analysis proved that capital expenditures and the market value of companies have a close relationship. The study revealed low productivity of assets of Russian companies. The investor expects to receive 28 kopecks for each rouble invested in the company's assets, whereas foreign markets show a one to one ratio. The study highlighted the cyclicity of the performance of the company factors. The research did not expose general-purpose technology signals in the given time interval. The author **concluded** that under a quality classification, artificial intelligence is a general-purpose technology; however, at this stage, it is impossible to empirically observe the economic effect of the technology distribution. The proposed model may be of further use to study the effect of artificial intelligence on the finances of a company and the economy. The potential consequences of market monopolization due to the distribution of AI technologies allow for an argument for the state regulation of the technology adaptation process by business.

Keywords: general-purpose technology; Artificial Intelligence; Solow's paradox; J-curve; analysis of production factors; financial and economic analysis

For citation: Rasskazov V.E. Financial and economic consequences of distribution of artificial intelligence as a general-purpose technology. *Finance: theory and practice*. 2020;24(2): X-X. DOI: 10.26794 / 2587-5671-2020-24-2-XX

ВВЕДЕНИЕ

Технологии широкого применения (ТШП, от англ. — General Purpose Technology) представляют собой класс технологических инноваций, отличающийся повсеместным характером распространения, инновационной комплементарностью с другими технологиями и высоким потенциалом последующих улучшений. Паровой двигатель, электричество, двигатель внутреннего сгорания, компьютеры и биотехнологии — каждая из этих технологий в свое время стала катализатором волны взаимодополняющих инноваций и экономического развития человечества, а значит — стала технологией широкого применения. Подобные технологии допускают многочисленные усовершенствования и варианты использования, способствующие повышению отдачи факторов производства. Не случайно ТШП считаются одним из важнейших двигателей развития общества [1].

При этом ТШП представляют собой достаточно редкое явление. Согласно подсчетам Ричарда Липси и Кеннета Карлоу в истории человечества как таковые могут быть классифицированы только 24 технологии [2]. Исследователи руководствовались следующими критериями классификации:

- в основе технологии лежит единый принцип работы, имеющий много применений;
- функционал изначально ограничен, но по мере развития технология получает широкое распространение в экономике благодаря снижению стоимости использования;
- технология способствует появлению многих сопутствующих инноваций.

Согласно имеющимся оценкам ежегодный прирост производительности труда от распространения ТШП составил 0,6% от внедрения ИТ в 1995–2005 гг. и 0,36% от роботизации производ-

ства в 1993–2007 гг. [3]. Экономический эффект распространения отдельной технологии может показаться незначительным, однако совокупный эффект распространения нескольких ТШП суммируется в 2,0–2,5% ежегодного прироста производительности труда [4]. В долгосрочной перспективе это способствует удвоению производительности труда каждые 30–35 лет. Для сравнения, в период XIII–XVIII вв. ежегодный прирост производительности труда в Голландии составил лишь 0,2% [5].

Одним из главных кандидатов на роль новой ТШП среди формирующихся в настоящее время технологий является искусственный интеллект (ИИ). В отличие от других инноваций, объединяемых понятием «цифровая экономика», а именно таких, как интернет вещей, виртуальная реальность, квантовые вычисления и технологии распределенного реестра, — только искусственный интеллект соответствует критериям отнесения к ТШП, предложенным Р. Липси. Остальные же либо не имеют единого принципа работы, либо ограничены в развитии и применении, либо не способствуют развитию сопутствующих инноваций¹.

Оптимистично настроенные исследователи полагают, что развитие и распространение ИИ может привести к самому быстрому изменению парадигмы в истории технологий [6]. Практически невозможно представить себе процесс или техническое устройство, где не мог бы быть применен искусственный интеллект. Возможности применения ИИкратно превышают потенциал автоматизации, который

¹ Will AI, Blockchain, AR and/or VR become a general-purpose technology? Hackernoon. Sept. 15, 2017. URL: <https://hackernoon.com/ai-blockchain-ar-vr-etc-which-one-is-a-general-purpose-technology-9b5510ca25e3> (дата обращения: 02.04.2020).

был открыт с распространением информационных технологий в 1980-х гг.

Объект исследования — влияние технологий ИИ на развитие общества. Предметом настоящей работы является исследование последствий распространения технологий искусственного интеллекта как технологии широкого применения. Для того чтобы достичь цели исследования, необходимо выполнить следующие задачи: оценить инновационный потенциал ИИ, особенности появления схожих ТШП, таких как информационные технологии, а также попытаться проследить эффект распространения ИИ в экономике.

ИННОВАЦИОННЫЙ ПОТЕНЦИАЛ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА КАК ТЕХНОЛОГИИ ШИРОКОГО ПРИМЕНЕНИЯ

Искусственный интеллект — это общий термин, относящийся к аппаратному и программному обеспечению, способному демонстрировать интеллектуальное поведение. Понятие «искусственный интеллект» существует с 1950-х гг., когда к ИИ относили системы, предназначенные для имитации работы экспертов. Работа алгоритма ИИ основывается на оптимизации некоторой функции на базе большого количества наблюдений. ИИ делает возможной автоматизацию решения сложных оптимизационных задач, в которых разработчик не владеет информацией о логике работы с данными, а значит, не может задать линейную функцию обработки данных.

Можно предположить, что, если бы во всей экономике использовались методы управления, применяемые фирмами-лидерами, было бы возможно эмпирически наблюдать заявленный рост производительности от ТШП.

Инновационный потенциал искусственного интеллекта заключается в автоматизации поиска «структуры данных». Такой функционал компьютерной программы делает экономически целесообразной масштабную автоматизацию процессов благодаря снижению стоимости поиска недостающей информации и принятия решений. Алгоритмы ИИ позволяют рассчитать

вероятностные исходы или, другими словами, «предсказания» [7].

Классические линейные алгоритмы, применяемые в информационных технологиях, основываются на формализации понятной человеку логике «если — то». Например, если человек достиг пенсионного возраста, то в кредите ему откажут. Обычно такая логика работы программы с данными задается разработчиком системы, а эффективность использования и развитие алгоритма прямо зависят от скорости преобразования знаний о бизнесе или процессе в машиночитаемый код.

В случае алгоритмов ИИ разработчик пишет не законченную логику обработки данных, а только общие правила — дизайн алгоритма. Далее алгоритм ищет подходящую структуру данных, необходимую для оптимизации функции (рис. 1). На базе накопленных наблюдений формируется модель, способная заполнять недостающую информацию, — делать предсказания. Поступающая информация о новой ситуации дополняется предсказанием о недостающих данных, благодаря чему процесс принятия решения может быть полностью или частично автоматизирован. Использование данных о результате работы программы позволяет алгоритму совершенствоваться, учитывая новую информацию о структуре данных.

Качество работы искусственного интеллекта прямо зависит от того, насколько хорошо массив накопленных данных характеризует совокупность ситуаций, в которых будет использоваться полученная алгоритмом модель. Понимание этого принципа важно для справедливой оценки потенциала использования искусственного интеллекта.

Несмотря на то что имитация человеческого разума является целью только для части исследователей искусственного интеллекта, исторически сложилось так, что человеческий интеллект часто используется как критерий оценки совершенства ИИ. Человеческий разум не должен быть единственным критерием сравнения искусственного интеллекта, так как уже сейчас алгоритмы ИИ выполняют некоторые задачи значительно лучше человека, и поэтому эффективность их работы должна сравниваться не с человеком, а только с другими решениями ИИ.

Искусственный интеллект способен формировать знание о структуре данных значительно быстрее человека. Одновременно ИИ требуется больше наблюдений, чем человеку, чтобы научиться ориентироваться в данных. Компьютер способен работать без отдыха и с более стабильной отдачей, чем человек. Программный код может

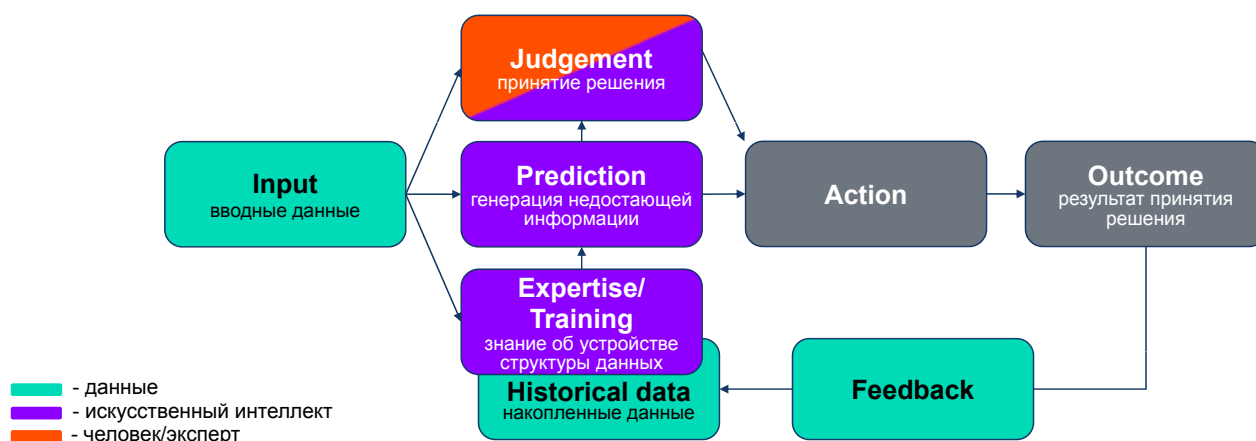


Рис. 1 / Fig. 1. Искусственный интеллект в процессе принятия решений / Artificial intelligence in decision making

Источник / Source: составлено автором / compiled by the author.

бесконечно реплицироваться на множество машин, что позволяет масштабировать применение алгоритма ИИ с минимальными издержками. Эти особенности позволяют с большей уверенностью классифицировать искусственный интеллект как ТШП.

В отличие от существующего сегодня ИИ, человек умеет работать с данными высокой абстракции. Наличие предыдущего опыта, не связанного с текущей задачей, и способность работать с мультимодальными данными (соединение изображения, звука, семантики и т.д.) [8] позволяют человеку эффективно решать новые неструктурированные задачи. Обратная же сторона человеческой способности использования смежного опыта — это опасность искажения восприятия, предвзятости и использования прошлых установок в решении текущей задачи.

Возможно, в будущем будет создан кросс-функциональный, «широкий», искусственный интеллект, что позволит программировать более абстрактную логику. Однако уже сейчас технологии ИИ позволяют автоматизировать и оптимизировать такие человеческие способности, как восприятие, понимание, рассуждение, планирование и коммуникации, что делает возможным применение этих способностей в цифровой среде.

ПАРАДОКС СОЛОУ И СТИМУЛИРОВАНИЕ ТЕХНОЛОГИЙ ШИРОКОГО ПРИМЕНЕНИЯ

Несмотря на априорные высокие ожидания, экономический эффект от использования ИИ сложно оценить. Если искусственный интеллект является технологией широкого применения, отдача от использования технологии должна прослежи-

ваться в росте эффективности факторов производства в каждом секторе экономики. Между тем имеется много эмпирических данных о том, что в отношении ИИ часто проявляется так называемый парадокс Солоу.

Еще в период массового первоначального увлечения компьютерами нобелевский лауреат Роберт Солоу [9], отметил: «Вы можете видеть компьютерный век везде, кроме статистики [роста] производительности». Ожидаемая ценность технологий ИИ тоже часто расходится с объективными показателями производительности бизнеса. Внедрение искусственного интеллекта на практике нередко сочетается с неэффективностью производства.

В литературе наибольшей известностью пользуются три подхода к объяснению парадокса Солоу:

1. Специфика измерений эффекта

Технология оказывает качественное влияние на жизнь людей, но используемые статистические инструменты не в состоянии полностью оценить ее влияние [10].

2. Неравномерное распространение инноваций

Наблюдаются незначительные постепенные улучшения преимущественно в сфере потребительских технологий. При этом темпы распространения инноваций в экономике снижаются [11].

3. Временной разрыв между появлением инновации и эффектом

Потенциал для роста производительности уже существует, но методы внедрения и глубокого понимания инновации, важные для распространения технологий в экономике, пока отсутствуют.

В то время как первое и второе объяснения пока не нашли эмпирических подтверждений, гипотеза о барьерах распространения инноваций кажется наиболее вероятной. Многие исследователи поддерживают это объяснение, так как подобный подход позволяет снять противоречие между очевидной долгосрочной технологической перспективностью ИИ и скромными результатами в краткосрочной перспективе.

В каждой технологической революции, вызванной ТШП, были компании-лидеры, способные извлекать выгоду от применения инноваций [12]. Но требуется время, прежде чем другие фирмы научатся использовать ТШП и рост производительности отразится на экономике в целом. В различных отраслях существуют фирмы — лидеры по скорости адаптации новых технологий. Эти лидеры рынка, как правило, полагаются на меньшую рабочую силу и большее количество патентов. Большая часть разработок в сфере ИИ реализуется в государственных научно-исследовательских институтах и университетах, в то время как в странах, лидирующих по информационным технологиям, драйвером развития этого направления является предпринимательский сектор [13].

Можно предположить, что, если бы во всей экономике использовались методы управления, применяемые фирмами-лидерами, было бы возможно эмпирически наблюдать заявленный рост производительности от ТШП. В таком гипотетическом сценарии оценка прироста производительности от внедрения ИИ не будет требовать новых инструментов измерения, а эффект распространения технологии будет не менее значителен, чем от предыдущих технологических революций.

Сохранение тенденции концентрации преимуществ использования ИИ среди фирм-лидеров приведет к монополизации рынков. Эта особенность распространения инноваций ведет к перераспределению долей рынка и созданию рыночных барьеров входа для остальных участников. Следовательно, для максимизации общественных выгод и ускорения роста национальной экономики государству следует регулировать ход распространения ТШП, в том числе технологии искусственного интеллекта. Именно поэтому за 2017–2018 гг. более двадцати государств сформулировали на национальном уровне стратегии и программы развития ИИ [14].

Подходы стран к описанию стратегии схожи, и каждая стратегия, так или иначе, освещает следующие аспекты регулирования ИИ:

- стимулирование научных исследований;

- развитие талантов, навыков и образования;
- применение технологий в государственном и частном секторах экономики;
- формулирование принципов этики и стандартов;
- развитие инфраструктуры обработки данных.

Реализация национальной программы, следующей этим принципам, должна способствовать демократизации технологий.

ОСОБЕННОСТИ ВНЕДРЕНИЯ И РАСПРОСТРАНЕНИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

В исследовании особенностей влияния ТШП на производительность компании авторы статьи «J-кривая производительности: как нематериальные активы дополняют технологии широкого применения» [15] обратили внимание на системную недооценку стоимости фирмы в первые несколько лет после начала инвестиций в технологическое развитие бизнеса. Инвестиции в нематериальные активы, в том числе ИИ, в начале инвестиционного цикла (стадия НИОКР и начало внедрения) не создают дополнительного объема выпуска, а значит — занижают общую производительность производства. В долгосрочном же периоде накопленный инновационный потенциал, наоборот, ведет к переоценке роста отдачи от факторов производства. Это придает динамике производительности J-образную форму.

Эффект J-кривой обычно рассматривается в макроэкономике для объяснения разнонаправленного воздействия на торговый баланс девальвации национальной валюты в разные периоды времени [16]. В случае фирмы этот подход помогает объяснить временное снижение отдачи от факторов производства при проведении масштабных вложений в инновации. Дело в том, что инвестиции, направляемые на формирование базы нематериальных активов, производятся в ущерб стимулированию продаж и наращиванию производственных мощностей. Поэтому в краткосрочном периоде производительность фирмы-инноватора оценивается ниже ожидаемых значений. Поскольку технологическое совершенствование фирмы часто приводит к созданию новых разновидностей капитала и требует инвестиций в нематериальные активы, распространение новой ТШП может привести к возникновению J-кривой на уровне фирмы или государства, что объясняет парадокс Солоу.

Существенным отличием внедрения и распространения технологий искусственного интеллекта

является необходимость обучения алгоритма под специфику работы каждой фирмы. Предыдущие ТШП, такие как компьютеры, электричество и двигатели внутреннего сгорания, распространялись линейно, так как были «продуктовыми» ТШП. Достаточно было подсоединить мотор к рабочим элементам существующей машины, и проблема внедрения этой ТШП была решена. В случае же ИИ речь идет о «процессной» ТШП, что означает другой порядок внедрения технологии в деятельность фирмы. Чтобы начать использовать ИИ, требуется этап накопления больших объемов данных, характеризующих основные бизнес-процессы, а значит — момент возврата инвестиций отодвигается.

Чем сильнее фирмы — лидеры внедрения ТШП вырываются вперед, тем выше будет их производительность и потенциал снижения стоимости конечной продукции. Процесс носит отчетливо кумулятивный характер. Заняв, благодаря внедрению ИИ, большую долю рынка, фирма-лидер будет совершать больше транзакций, а значит — накапливать большее количество наблюдений о производственных процессах, что позволит дальше совершенствовать ИИ.

Отстающие фирмы, наоборот, теряют в объемах производства и медленнее накапливают данные, необходимые для обучения алгоритмов ИИ. Лишившись масштаба производства, эти технологически слабые рыночные игроки уже не могут за счет ИИ автоматизировать внутренние процессы. Так или иначе, лидер использования технологий ИИ создает своей деятельностью барьеры входа на рынок и потери для отстающих фирм.

Отсутствие регулирования распространения технологий ИИ может привести к монополизации отраслей фирмами-лидерами. В некоторых случаях монополизацию связывают с неэффективным распределением благ, полученных от развития ТШП; однако при умеренном регулировании монополизация отраслей может оказать и позитивное влияние на экономику благодаря эффекту масштаба производства и аккумуляции капитала [17].

Влияние, которое монополии оказывают на общество, зависит от нормативных и социальных условий, в которых они существуют. Если монополия занимает доминирующее положение, благодаря эффективным инвестициям в инновационное развитие продукта, а не искусственному сдерживанию конкуренции за счет высоких маркетинговых расходов и демпинга цен, тогда монополия может быть двигателем прогресса

и приносить обществу большее благо, чем конкурентное состояние рынка.

Как показывает практика [18], регулирование монополий постфактум инструментами антимонопольного законодательства редко приводит к желаемым результатам, так как крайне сложно определить необходимый для экономики уровень конкуренции. Искусственное ограничение рыночных фирм-лидеров часто приводит к возникновению негативных экстерналий.

Решением проблемы является превентивное регулирование и поддержка конкуренции на рынке. В отношении технологий ИИ это может быть стимулирование научных исследований, развитие кадрового потенциала и создание национальной информационной инфраструктуры². Реализация национальной стратегии и программы развития искусственного интеллекта в России должна способствовать сбалансированному распространению и регулированию использования технологий ИИ в российской экономике.

Отсутствие регулирования распространения технологий ИИ может привести к монополизации отраслей фирмами-лидерами.

В российской литературе начинает формироваться позиция относительно проблемы распространения и внедрения технологий ИИ. Искусственный интеллект может помочь решить проблемы сокращения трудоспособного населения и модернизации устаревших производственных мощностей [19]. Одновременно с решением задачи производительности перед государством встает дилемма правильного стимулирования и распределения экономической прибыли от использования ИИ как нового фактора производства [20].

В отечественной литературе формулируется гипотеза, что ИИ позволит трансформировать природу человеческого труда, высвободив человеческий ресурс для решения более высокоуровневых и творческих задач [21]. Тем не менее

² Альманах «Искусственный интеллект». Состояние отрасли в России и мире. № 1. М.: Центр НТИ на базе МФТИ по направлению «Искусственный интеллект»; 2019. 153 с.

остается проблема этического использования ИИ, решение которой потребует поэтапной трансформации организационной структуры за счет дополнительных инвестиций и накопления нового управленческого опыта в сфере технологий искусственного интеллекта [22], а также определения ИИ как объекта правовых отношений [23].

ПОДХОД К ОЦЕНКЕ ЭФФЕКТА ТЕХНОЛОГИЙ ШИРОКОГО ПРИМЕНЕНИЯ

Для оценки эффекта влияния ТШП часто используется подход, основанный на факторном анализе. Формулируется зависимость между совокупным выпуском фирмы и факторами производства. Так, выручку фирмы в момент t можно охарактеризовать следующим образом [24]:

$$Y = p * F(K, N, I, A). \quad (1)$$

где Y — стоимость продаж фирмы; p — цена продукции; K — вектор средств производства (активов) с ценой r ; N — вектор переменных издержек (операционных расходов) с ценой w ; I — инвестиции с ценой z ; A обозначает совокупную производительность факторов производства.

Справедливую текущую стоимость фирмы можно выразить как совокупность денежных потоков, приведенных к сегодняшнему дню.

$$V_0 = \int_0^{\infty} [p * F(K, N, I, A) - w'N - z'I] * u(t) dt, \quad (2)$$

где $u(t)$ отображает кумулятивный фактор дисконтирования.

Следуя преобразованиям, описанным в работе [15], уравнение оценки фирмы можно привести к следующему виду:

$$V_0 = \sum_{j=1}^J \lambda_{j,0} * K_{j,0}, \quad (3)$$

где λ — коэффициент, корректирующий стоимость производственных активов (K), а j — индекс разных видов капитала, применяемых в производстве. Использование коэффициента λ характеризует стоимость восполнения производственных активов. Для компании, инвестирующей в нематериальные активы и повышение эффективности производства, показатель λ/z (отношение коэффициента надбавки к стоимости инвестиций) предположительно будет больше единицы.

Выразив зависимость стоимости компаний от используемых факторов производства: активы (total assets, TA), операционные расходы (sales, general and administrative costs, SG&A) и расходы на инновации (research and development, R&D), можно оценить влияние каждого фактора производства на стоимость компании.

$$\text{Market Value} = \alpha + \beta_1 TA + \beta_2 SG \& A + \beta_3 R \& D + \varepsilon. \quad (4)$$

Для эмпирической оценки производительности факторов производства могут быть рассмотрены коэффициенты β для компаний разного размера и отраслей. Такой подход должен помочь оценить эффект влияния инвестиций в инновации на факторы производства.

Дальнейшая декомпозиция факторов производства для выделения элемента, характеризующего накопление данных, может помочь найти связь между сроком окупаемости инвестиций в автоматизацию процессов и размером фирмы. Выявление этой закономерности полезно для поиска оптимальной стратегии инвестирования в технологии ИИ, а также поиска необходимых мер государственного регулирования новой технологии широкого применения.

ЭКСПЕРИМЕНТ

Для эксперимента были собраны данные по публичным российским компаниям индустрий добычи углеводородов, горной добычи и производства металла. Сбор данных для эксперимента по оценке эффекта факторов производства индустрии — трудоемкий процесс, поэтому было принято решение ограничиться выборкой из 21 компании и временным отрезком 2014–2018 гг. (табл. 1). Фокус на индустриях добычи обоснован схожей операционной моделью этих компаний. Добавление отраслей финансовых услуг, машиностроения или торговли в общую базу данных могло создать шум в наблюдении эффекта накопления технологической базы.

В отличие от зарубежных компаний, российский бизнес не учитывает и не декларирует расходы на R&D. Для целей исследования это представляет осложнение, так как предполагалось, что инвестиции в новые технологии будут описываться именно инвестициями в R&D. Как возможный обходной путь, в дополнение к описанным выше факторам, в исследовании оценивается влияние ежегодных капитальных инвестиций.

Таблица 1 / Table 1

Перечень компаний в выборке / List of companies in the sample

Нефть и газ		Металлы и горная добыча	
Газпром	Татнефть	Евраз	Мечел
ЛУКОЙЛ	НОВАТЭК	НЛМК	АЛРОСА
Роснефть	Славнефть	Русал	ТМК
Сургутнефтегаз	Русснефть	Норникель	Полюс
Транснефть		Северсталь	ЧТПЗ
		ММК	Полиметалл

Источник / Source: составлено автором / compiled by the author.

Таблица 2 / Table 2

Корреляция параметров базы данных / Correlation of database parameters

	MV	TA	COGS	SG&A	Other OPEX	Total OPEX	CAPEX
MV	1						
TA	0,65	1					
(COGS)	0,80	0,76	1				
(SG&A)	0,61	0,58	0,82	1			
(Other OPEX)	0,77	0,46	0,76	0,59	1		
Total OPEX	0,84	0,70	0,97	0,81	0,88	1	
CAPEX	0,76	0,92	0,85	0,64	0,70	0,84	1

Источник / Source: составлено автором / compiled by the author.

Для создания модели была собрана база данных показателей ежегодной отчетности по компаниям, в которую вошли такие параметры, как: рыночная стоимость бумаги на конец года (market value, MV), активы (total assets, TA), себестоимость продукции (costs of goods sold, COGS), расходы на реализацию продукции (sales, general and administrative costs, SG&A), прочие операционные расходы (other OPEX), суммарные операционные расходы (total OPEX) и капитальные расходы за период (CAPEX).

По результатам анализа корреляции параметров можно отметить, что капитальные расходы (CAPEX) и рыночная стоимость (MV) компании имеют тесную прямую связь (табл. 2). Подобная связь обосновывает включение CAPEX в модель.

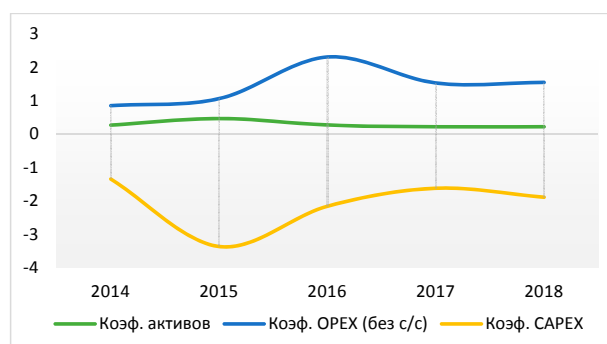
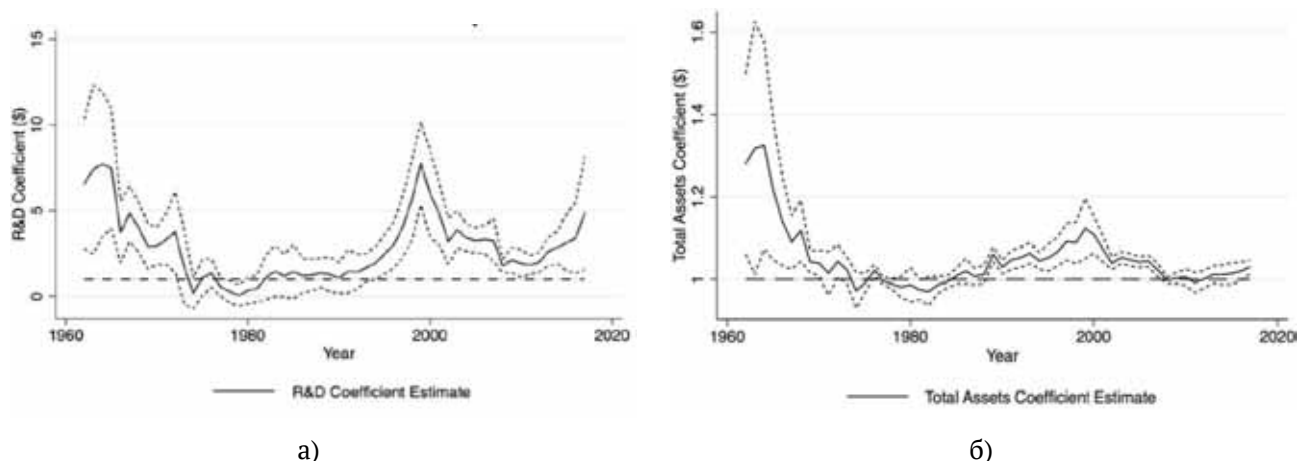


Рис. 2 / Fig. 2. Коэффициенты бета модели регрессии по факторам производства / Beta model regression coefficients by production factors

Источник / Source: составлено автором / compiled by the author.



а)

б)

Рис. 3 / Fig. 3. Коэффициенты бета при активах и R&D / Beta ratios for assets and R&D

Источник / Source: исследование Brynjolfsson E. и др. / study by Brynjolfsson E. et al. [15, p. 24, 25]. URL: https://economics.stanford.edu/sites/g/files/sbiybj9386/f/brynrocksyv_j-curve_final.pdf (дата обращения: 02.02.2020).

В случае операционных расходов включение себестоимости не несет экономического смысла, а параметр «прочие операционные расходы» все компании считают по-разному, поэтому в модели будет использоваться синтетический параметр «операционные расходы за вычетом себестоимости продукции».

В модели регрессии рассчитывались беты за каждый отдельный период с фиксацией точки пересечения оси в нуле. Интересно отметить, что, если не закреплять точку пересечения оси ОУ, то можно будет наблюдать изменение точки пересечения оси за период 2014 по 2018 г. на +131%. Это близко значению роста индекса цен по соответствующим индустриями, +122%, а значит, выборка достаточно хорошо описывает рынок.

Полученные значения факторов производства соответствуют зарубежным исследованиям. На рис. 2, предположительно, можно наблюдать два эффекта специфичных для российского рынка и выбранного временного периода — низкую производительность активов и инвестиционный цикл обновления технологической базы.

Заметное отличие полученных данных от результатов зарубежных исследований (рис. 3) заключается в низкой производительности активов. Если для американского рынка экономически обоснованным значением принято считать близкое к единице, то для на графике можно наблюдать коэффициент производительности активов, близкий к 0,28 (табл. 3). То есть на каждый вложенный рубль инвесторы рассчитывают получить 28 копеек, тогда как на зарубежных рынках принято соотношение один к одному. Такая низкая отдача от активов объясняет и отрицательный коэффициент при капитальных

Таблица 3 / Table 3

Среднее значение коэффициентов и их изменение / Average value of the coefficients and their change

	Среднее значение β	CAGR, 2014–2018, %
Коэф. активов	0,28	-5
Коэф. OPEX (без с/с)	1,46	16
Коэф. CAPEX	-2,08	9

Источник / Source: составлено автором / compiled by the author.

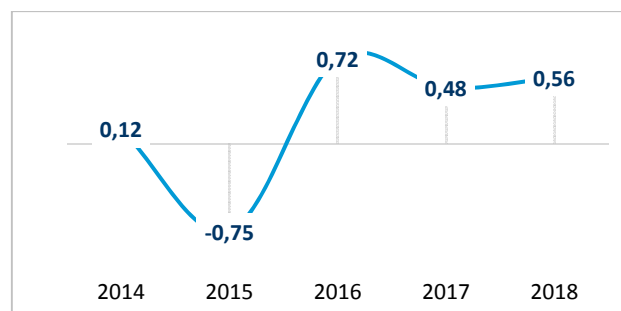


Рис. 4 / Fig. 4. Коэффициенты бета модели регрессии по факторам производства / Beta model regression coefficients by production factors

Источник / Source: составлено автором / compiled by the author.

расходах (CAPEX), так как инвесторы воспринимают вложения в капитал компании как неэффективное управление средствами, снижающее оценку компании.

Возможными объяснениями низкой производительности производственных активов может быть высокий уровень долга компаний, высокая

Таблица 4 / Table 4
**Расходы OPEX и CAPEX
относительно активов, % / OPEX and CAPEX
costs to assets, %**

	2014	2015	2016	2017	2018	CAGR
OPEX/ТА	11,8	10,6	14,8	17,0	20,0	14,2
CAPEX/ТА	7,1	8,9	8,9	9,4	8,8	5,5

Источник / Source: составлено автором / compiled by the author.

доля государства во владении бизнесом и негативный макроэкономический фон.

На рис. 2 можно заметить ход инвестиционного цикла, благодаря чему растет производительность OPEX. Новая более совершенная база активов позволяет компаниям добывать большие объемы ресурса при меньших затратах на труд и переменные издержки. Также растет интенсивность использования активов (табл. 4), что заметно по росту операционных расходов относительно объема активов.

$$\Delta \text{Эффект} = \sum_{i=1}^n \beta_{OPEX} * OPEX_i + (\beta_{CAPEX} + \beta_{ТА}) * CAPEX_i. \quad (5)$$

В заключение можно оценить совокупный эффект изменения производительности факторов производства за наблюдаемый период (рис. 4). В период 2014–2018 гг. можно наблюдать ход цикла. Мы не можем сказать наверняка, были ли это инвестиционный цикл или изменение конъюнктуры рынка, обоснованное влиянием макроэкономических факторов.

В результате цикла производительность OPEX возросла на 40%. Маловероятно, что только обновление технологической базы могло дать такой результат, поэтому вероятно влияние макроэкономических факторов. Тем не менее, так как производительность активов осталась практически неизменной, можно говорить о переходе индустрии к более эффективной и технологичной операционной модели.

По результатам исследования можно сделать вывод, что выделить эффект инвестиций в новые технологии, а тем более искусственный интеллект, наблюдая фундаментальные и рыночные показатели, вряд ли возможно. Был замечен общий тренд и цикличность развития рынка, однако

их не сложно связать с отдельными факторами производства, такими как наращивание технологической базы или инвестиций в создание новых технологий.

ВЫВОДЫ

В статье приводится аргументация относительно роли искусственного интеллекта в повышении эффективности бизнеса и национальных экономик как «процессной» технологии широкого применения. Выявлены аргументы в пользу инвестирования в автоматизацию производства с использованием технологий ИИ: повышение отдачи факторов производства и создание устойчивых конкурентных преимуществ за счет повышения барьеров входа в отрасль.

Возможными объяснениями низкой производительности производственных активов может быть высокий уровень долга компаний, высокая доля государства во владении бизнесом и негативный макроэкономический фон.

Практический эксперимент позволил заметить цикличность развития рынка, которую можно связать с переходом компаний на более совершенную и технологичную операционную модель. Однако не удалось выявить причинно-следственную связь между инвестициями в новые технологии и ростом отдачи на факторы производства фирмы по причине отсутствия необходимых данных в официальной отчетности компаний. Можно сделать вывод, что анализ фундаментальных и рыночных показателей компаний не дает эффективных индикаторов принятия инвестиционных решений относительно развития технологической базы компании, и тем более инвестиций в технологии ИИ. Основной причиной такого вывода является отсутствие открытых данных, достаточных для проведения фокусного исследования. Доступные индикаторы не показательны ввиду влияния множества факторов на их значение.

Скептицизм менеджмента относительно принятия инвестиционных решений по развитию

технологий ИИ может быть вызван краткосрочным горизонтом планирования и спецификой мотивации. Горизонт реализации стратегии развития бизнеса с использованием искусственного интеллекта находится в диапазоне 5–10 лет, что выходит за рамки КПЭ менеджеров, принимающих инвестиционные решения. Более того, инвестиции в новые технологии негативно сказываются на производительности фирмы в течение периода аккумуляции производственного потенциала. Следовательно, решения об инвестициях

в ИИ преимущественно будут приниматься на уровне собственников бизнеса, а в случае многих российских предприятий — на уровне государства.

Тезис умеренного вмешательства государства в развитие технологий ИИ поддерживается исследованиями о закономерностях распространения ТШП в экономике. Как в случае с интернетом или полупроводниками, требуется длительный период финансирования исследований и развития инфраструктуры, прежде чем появятся рыночные мотиваторы адаптации и дальнейшего развития ТШП.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

4. Bresnahan T. F., Trajtenberg M. General purpose technologies “Engines of growth”? *Journal of Econometrics*. 1995;65(1):83–108. DOI: 10.1016/0304-4076(94)01598-T
5. Lipsey R. G., Carlaw K. I., Bekar C. T. *Economic transformations: General purpose technologies and long-term economic growth*. Oxford, New York: Oxford University Press; 2006. 624 p.
6. Muro M., Andes S. Robots seem to be improving productivity, not costing jobs. *Harvard Business Review*. June 16, 2015. URL: <https://hbr.org/2015/06/robots-seem-to-be-improving-productivity-not-costing-jobs>
7. Bergeaud A., Cette G., Lecat R. Productivity trends in advanced countries between 1890 and 2012. *The Review of Income and Wealth*. 2016;62(3):420–444. DOI: 10.1111/roiw.12185
8. Van Zanden J. L., van Leeuwen B. The character of growth before ‘modern economic growth’. The GDP of Holland between 1347 and 1807. Centre for Global Economic History. Utrecht University. CGEH Working Paper. 2011;(4). URL: <https://warwick.ac.uk/fac/soc/economics/seminars/seminars/conferences/venice3/programme/hollandvenice12march2011.pdf>
9. Kelnar D., Kostadinov A. *The state of AI 2019: Divergence*. London: MMC Ventures; 2019. 151 p. URL: <https://www.mmventures.com/wp-content/uploads/2019/02/The-State-of-AI-2019-Divergence.pdf>
10. Agrawal A., Gans J., Goldfarb A. *Prediction machines: The simple economics of artificial intelligence*. Boston, MA: Harvard Business Review Press; 2018. 272 p.
11. Gardner H. et al. The theory of multiple intelligences. In: Sternberg R. J., Kaufman S. B., eds. *Cambridge handbook of intelligence*. Cambridge, New York: Cambridge University Press; 2011:485–503.
12. Solow R. We’d better watch out. *New York Times Book Review*. *New York Times*. 1987;(July12):36. URL: <http://www.standupeconomist.com/pdf/misc/solow-computer-productivity.pdf>
13. Syverson C. Why hasn’t technology sped up productivity? *Chicago Booth Review*. Feb. 05, 2018. URL: <http://review.chicagobooth.edu/economics/2018/article/why-hasn-t-technology-sped-productivity>
14. Gordon R. J. Is U. S. economic growth over? Faltering innovation confronts the six headwinds. NBER Working Paper. 2012;(18315). URL: <https://www.nber.org/papers/w18315.pdf>
15. Autor D., Dorn D., Katz L. F., Patterson C., Reenen J. V. The fall of the labor share and the rise of superstar firms. NBER Working Paper. 2017;(23396). URL: <https://www.nber.org/papers/w23396.pdf>
16. Цветкова Л. А. Технологии искусственного интеллекта как фактор цифровизации экономики России и мира. *Экономика науки*. 2017;3(2):126–144.
17. Dutton T. An overview of national AI strategies. *Medium*. Politics + AI. June 28, 2018. URL: <https://medium.com/politics-ai/an-overview-of-national-ai-strategies-2a70ec6edfd>
18. Brynjolfsson E., Rock D., Syverson C. The productivity J-curve: How intangibles complement General Purpose Technologies. NBER Working Paper. 2018;(25148). URL: https://economics.stanford.edu/sites/g/files/sbiybj9386/f/brynrocksyv_j-curve_final.pdf
19. Feenstra R., Taylor A. *International macroeconomics*. 3rd ed. New York: Worth Publishers; 2014. 576 p.
20. Ison S., Wall S. *Economics*. 4th ed. Harlow: Pearson Education Ltd; 2007. 564 p.
21. Easterbrook F. H. Limits of antitrust. *Texas Law Review*. 1984;63(1):1–40. URL: https://chicagounbound.uchicago.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=2152&context=journal_articles
22. Дуненкова Е. Н. Искусственный интеллект как фактор развития производства старопромышленных регионов. Мат. II Междунар. науч. форума «Шаг в будущее: Искусственный интеллект и циф-

- ровая экономика. Революция в управлении: новая цифровая экономика или новый мир машин». М.: Изд. дом ГУУ; 2018:169–176.
23. Кораблев А. Ю., Булатов Р. Б. Машинное обучение в бизнесе. *Азимут научных исследований: экономика и управление*. 2018;7(2):68–72.
 24. Синева Н. Л., Вагин Д. Ю., Лебедева О. А., Туманова А. О., Оленина Л. А. Инновационно-технологическое развитие и искусственный интеллект. *Инновационная экономика: перспективы развития и совершенствования*. 2019;(2):397–404.
 25. Королев О. Л., Апатова Н. В., Круликовский А. П. «Большие данные» как фактор изменения процессов принятия решений в экономике. *Научно-технические ведомости Санкт-Петербургского государственного политехнического университета. Экономические науки*. 2017;10(4):31–38. DOI: 10.18721/JE.10403
 26. Понкин И. В., Редькина А. И. Искусственный интеллект с точки зрения права. *Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: Юридические науки*. 2018;22(1):91–109. DOI: 10.22363/2313–2337–2018–22–1–91–109
 27. Lucas R. E., Jr. Adjustment costs and the theory of supply. *Journal of Political Economy*. 1967;75(4, Pt. 1):321–334. URL: <https://pdfs.semanticscholar.org/608b/2f6c950c7f2d841e016f4ea53b850fd9cbd5.pdf>

REFERENCES

1. Bresnahan T. F., Trajtenberg M. General purpose technologies “Engines of growth”? *Journal of Econometrics*. 1995;65(1):83–108. DOI: 10.1016/0304–4076(94)01598-T
2. Lipsey R. G., Carlaw K. I., Bekar C. T. *Economic transformations: General purpose technologies and long-term economic growth*. Oxford, New York: Oxford University Press; 2006. 624 p.
3. Muro M., Andes S. Robots seem to be improving productivity, not costing jobs. *Harvard Business Review*. June 16, 2015. URL: <https://hbr.org/2015/06/robots-seem-to-be-improving-productivity-not-costing-jobs>
4. Bergeaud A., Cette G., Lecat R. Productivity trends in advanced countries between 1890 and 2012. *The Review of Income and Wealth*. 2016;62(3):420–444. DOI: 10.1111/roiw.12185
5. Van Zanden J. L., van Leeuwen B. The character of growth before ‘modern economic growth’. The GDP of Holland between 1347 and 1807. Centre for Global Economic History. Utrecht University. CGEH Working Paper. 2011;(4). URL: <https://warwick.ac.uk/fac/soc/economics/seminars/seminars/conferences/venice3/programme/hollandvenice12march2011.pdf>
6. Kelnar D., Kostadinov A. *The state of AI 2019: Divergence*. London: MMC Ventures; 2019. 151 p. URL: <https://www.mmcventures.com/wp-content/uploads/2019/02/The-State-of-AI-2019-Divergence.pdf>
7. Agrawal A., Gans J., Goldfarb A. *Prediction machines: The simple economics of artificial intelligence*. Boston, MA: Harvard Business Review Press; 2018. 272 p.
8. Gardner H. et al. The theory of multiple intelligences. In: Sternberg R. J., Kaufman S. B., eds. *Cambridge handbook of intelligence*. Cambridge, New York: Cambridge University Press; 2011:485–503.
9. Solow R. We’d better watch out. *New York Times Book Review*. *New York Times*. 1987;(July12):36. URL: <http://www.standupeconomist.com/pdf/misc/solow-computer-productivity.pdf>
10. Syverson C. Why hasn’t technology sped up productivity? *Chicago Booth Review*. Feb. 05, 2018. URL: <http://review.chicagobooth.edu/economics/2018/article/why-hasn-t-technology-sped-productivity>
11. Gordon R. J. Is U. S. economic growth over? Faltering innovation confronts the six headwinds. NBER Working Paper. 2012;(18315). URL: <https://www.nber.org/papers/w18315.pdf>
12. Autor D., Dorn D., Katz L. F., Patterson C., Reenen J. V. The fall of the labor share and the rise of superstar firms. NBER Working Paper. 2017;(23396). URL: <https://www.nber.org/papers/w23396.pdf>
13. Tsvetkova L. A. Technologies of artificial intelligence as the factor of digitalization of economy in Russia and in the world. *Ekonomika nauki = The Economics of Science*. 2017;3(2):126–144. (In Russ.).
14. Dutton T. An overview of national AI strategies. *Medium*. Politics + AI. June 28, 2018. URL: <https://medium.com/politics-ai/an-overview-of-national-ai-strategies-2a70ec6edfd>
15. Brynjolfsson E., Rock D., Syverson C. The productivity J-curve: How intangibles complement General Purpose Technologies. NBER Working Paper. 2018;(25148). URL: https://economics.stanford.edu/sites/g/files/sbiybj9386/f/brynrocksyv_j-curve_final.pdf
16. Feenstra R., Taylor A. *International macroeconomics*. 3rd ed. New York: Worth Publishers; 2014. 576 p.

17. Ison S., Wall S. Economics. 4th ed. Harlow: Pearson Education Ltd; 2007. 564 p.
18. Easterbrook F.H. Limits of antitrust. *Texas Law Review*. 1984;63(1):1–40. URL: https://chicagounbound.uchicago.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=2152&context=journal_articles
19. Dudenkova E.N. Artificial intelligence as a factor in the development of production of old industrial regions. In: Proc. 2nd Int. sci. forum “Step into the future: Artificial intelligence and the digital economy. A revolution in management: A new digital economy or a new world of machines”. Moscow: State University of Management Publ.; 2018:169–176. (In Russ.).
20. Korablev A. Yu., Bulatov R. B. Machine learning in business. *Azimut nauchnykh issledovaniy: ekonomika i upravleniye = ASR: Economics and Management (Azimuth of Scientific Research)*. 2018;7(2):68–72. (In Russ.).
21. Sineva N.L., Vagin D. Yu., Lebedeva O.A., Tumanova A. O., Olenina L.A. Innovative and technological development and artificial intelligence. *Innovatsionnaya ekonomika: perspektivy razvitiya i sovershenstvovaniya*. 2019;(2):397–404. (In Russ.).
22. Korolev O.L., Apatova N.V., Krulikovskii A.P. “Big data” as a factor in changing decision-making processes in the economy. *Nauchno-tekhnicheskie vedomosti Sankt-Peterburgskogo gosudarstvennogo politekhnicheskogo universiteta. Ekonomicheskie nauki = St. Petersburg State Polytechnical University Journal. Economics*. 2017;10(4):31–38. (In Russ.). DOI: 10.18721/JE.10403
23. Ponkin I.V., Red’kina A.I. Artificial intelligence from the point of view of law. *Vestnik Rossiiskogo universiteta druzhby narodov. Seriya: Yuridicheskie nauki = RUDN Journal of Law*. 2018;22(1):91–109. (In Russ.). DOI: 10.22363/2313–2337–2018–22–1–91–109
24. Lucas R.E., Jr. Adjustment costs and the theory of supply. *Journal of Political Economy*. 1967;75(4, Pt. 1):321–334. URL: <https://pdfs.semanticscholar.org/608b/2f6c950c7f2d841e016f4ea53b850fd9cbd5.pdf>

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ / ABOUT THE AUTHOR



Владислав Евгеньевич Рассказов — руководитель направления подразделения по развитию бизнеса, ПАО «Ростелеком», Москва, Россия

Vladislav E. Rasskazov — Program Manager, Business development department, Rostelecom PJSC, Moscow, Russia
rasskazov.vladislav@gmail.com

*Статья поступила в редакцию 30.01.2020; после рецензирования 14.02.2020; принята к публикации 03.03.2020.
Автор прочитал и одобрил окончательный вариант рукописи.
The article was submitted on 30.01.2020; revised on 14.02.2020 and accepted for publication on 03.03.2020.
The author read and approved the final version of the manuscript.*