

Особенности формирования технологических ожиданий в России: анализ результатов конъюнктурных обследований цифровой трансформации предприятий обрабатывающей промышленности

Инна Сергеевна Лола,
Антон Борисович Мануков,
Мурат Булатович Бакеев

Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», г. Москва, Россия

Основная задача исследования — анализ формирования технологических ожиданий менеджеров российских предприятий обрабатывающей промышленности в зависимости от изменений внешней экономической конъюнктуры. Для ее решения, во-первых, авторами были рассчитаны специально разработанные «индексы реализуемости» технологических ожиданий, отражающие соотношение между сформированными в предыдущем периоде ожиданиями внедрения цифровых технологий и их реальным приростом. Во-вторых, с помощью регрессионного анализа были исследованы механизмы формирования технологических ожиданий менеджеров в различных условиях: в отсутствие кризиса (2018 г.), накануне кризиса (2019 г.) и во время кризиса (2020 г.). Проверялось влияние трех механизмов во временном контексте: «инерционного», предполагающего сохранение сформированных в прошлом ожиданий в текущем периоде; «адаптационного», характеризующего подстройку ожиданий к текущей динамике внедрения технологий; «предиктивного», отражающего связь ожиданий с будущим уровнем освоения технологий.

В качестве основы для эмпирических расчетов были использованы данные годовых конъюнктурных обследований цифровой активности российских предприятий обрабатывающей промышленности за 2018–2020 гг. Совокупная выборка обследованных за три года организаций включала более 3000 предприятий, представляющих 23 отрасли обрабатывающей промышленности. В работе изучались паттерны внедрения 19 цифровых технологий, большая часть из которых относится специалистами к Индустрии 4.0.

Полученные результаты эмпирического анализа свидетельствуют о том, что в различных внешних условиях принципы формирования ожиданий российских менеджеров качественно различаются. Так, регрессионный анализ показал, что все три обозначенных механизма могут быть задействованы, однако их влияние проявляется в разной степени. В частности, при наступлении кризиса ключевую роль играет адаптационный механизм, а инерционный перестает быть значимым.

По мнению авторов, результаты проведенного исследования свидетельствуют о том, что цифровая трансформация российских предприятий обрабатывающей промышленности находится на начальной или переходной стадиях, осуществляется через «рывки», а не представляет собой устойчивый процесс модернизации. Главный вывод работы состоит в том, что внешняя неопределенность в большой мере влияет на эволюцию технологических ожиданий, разрушая их преемственность с предыдущими планами и негативно сказываясь на прогностических возможностях.

Ключевые слова: цифровые технологии, технологические ожидания, обрабатывающая промышленность, конъюнктурные обследования, Индустрия 4.0, COVID-19.

JEL: C33, C83, D84, L60, O33, O52.

doi: <https://doi.org/10.34023/2313-6383-2021-28-6-43-58>.

Для цитирования: Лола И.С., Мануков А.Б., Бакеев М.Б. Особенности формирования технологических ожиданий в России: анализ результатов конъюнктурных обследований цифровой трансформации предприятий обрабатывающей промышленности. Вопросы статистики. 2021;28(6):43–58.

Features of the Formation of Technological Expectations in Russia: Analysis of the Results of Business Tendency Surveys of Digital Transformation of Manufacturing Enterprises

Inna S. Lola,
Anton B. Manukov,
Murat B. Bakeev

National Research University Higher School of Economics (HSE University), Moscow, Russia

The purpose of the article is to analyze the technological expectations of managers of Russian enterprises from the manufacturing industry in the face of changes in the external economic environment. Firstly, the authors have calculated a specially developed «index of fulfillment» of technological expectations, reflecting the ratio of the expectations of the introduction of digital technologies formed in the previous period and an increase in the real level of implementation. Secondly, using regression analysis, the authors investigated the mechanisms of the formation of technological expectations of managers in various conditions: non-crisis 2018, pre-crisis 2019, and crisis 2020. The influence of the three mechanisms was tested in intertemporal context: the «inertial» one, which presupposes the preservation of the expectations formed in the past in the current period; «adaptive» which involves adjusting expectations in accordance with the current dynamics of technology implementation; «predictive» which implies the connection of expectations with the future level of implementation.

The basis for empirical calculations was the data of annual business tendency surveys of digital activity of Russian manufacturing enterprises for 2018–2020. The aggregate sample of surveyed enterprises for three years included more than 3000 enterprises from 23 manufacturing industries. The paper studied patterns of implementation of 19 digital technologies, most of which, according to specialists, belong to Industry 4.0.

The results obtained indicate that technological expectations are characterized by great heterogeneity in terms of feasibility. Regression analysis showed that all three identified mechanisms can play a role, but their influence varies. In particular, when a crisis occurs, the adaptive mechanism plays a key role, and the inertial mechanism becomes irrelevant.

The results of this study indicate that Russia is characterized by the initial and transitional nature of digital transformation in the manufacturing industry, with technological development achieved through «breakthroughs» rather than a steady process of modernization. The main conclusion of the work is that external uncertainty greatly affects the evolution of technological expectations, destroying their continuity from previous plans and negatively affecting the predictive capabilities.

Keywords: digital technologies, technological expectations, manufacturing industry, business tendency surveys, Industry 4.0, COVID-19.

JEL: C33, C83, D84, L60, O33, O52.

doi: <https://doi.org/10.34023/2313-6383-2021-28-6-43-58>.

For citation: Lola I.S., Manukov A.B., Bakeev M.B. Features of the Formation of Technological Expectations in Russia: Analysis of the Results of Business Tendency Surveys of Digital Transformation of Manufacturing Enterprises. *Voprosy Statistiki*. 2021;28(6):43–58. (In Russ.)

Введение

В последние годы концепция четвертой промышленной революции (Индустрия 4.0) стала одной из центральных тем для обсуждения в профильной литературе [1–6]. В мире все большее внимание уделяется изучению таких технологий, как Интернет вещей, аддитивные технологии, облачные сервисы, интеллектуальный анализ данных, которые, как предполагается, способны стать драйверами роста производительности и конкурентоспособности. В 2020 г. меры по сдерживанию пандемии COVID-19 дополнительно способствовали ускорению процессов цифровой трансформации экономики. Резко возросли объемы дистанционной работы,

дистанционного обучения, электронной коммерции, а также использование таких цифровых технологий, как, например, искусственный интеллект и большие данные, со стороны бизнеса и государства [7]. В связи с нахождением технологий Индустрии 4.0 и прочих связанных с ними передовых цифровых инструментов на пике популярности оценка того, насколько широко они могут распространиться на промышленных производствах в будущем, представляется весьма актуальной задачей.

На первый взгляд, одним из очевидных способов измерения потенциала их распространения является сбор данных об ожиданиях и планах на будущее руководителей промышленных предприятий. Тем не менее остается неизвест-

ным, в какой степени можно полагаться на эти ожидания при прогнозировании будущего уровня внедрения технологий и в какой мере они будут реализованы в дальнейшем. Особое значение подобные вопросы приобретают в случае наступления непредвиденных экономических шоков, вносящих свои коррективы в планы предпринимателей.

Данная статья посвящена эмпирическому исследованию этой проблемы на материале годовых обследований промышленных предприятий России в 2018–2020 гг. В нашем распоряжении имеются результаты опросов руководителей организаций из 23 отраслей обрабатывающей промышленности относительно текущего использования и ожидания внедрения в следующем году от семи (анкетирование 2018 г.) до 19 видов цифровых технологий (опросы 2019 и 2020 гг.). За три года в совокупности было обследовано 3030 предприятий (около 1000 предприятий в среднем за год).

Источником используемых данных является конъюнктурный мониторинг цифровой активности российских промышленных предприятий, общая методология проведения которого гармонизирована с международной практикой как в плане техники проведения обследований, так и в отношении структуры анкеты. В частности, программы подобных обследований бизнеса и потребителей реализуются на платформах Европейской комиссии [8] и Организации экономического сотрудничества и развития (ОЭСР) [9], а цифровая активность через схожие метрики изучается в рамках построения международного Индекса цифровой экономики и общества (International Digital Economy and Society Index) [10].

Во-первых, на основе этих данных нами оценивалась степень реализуемости технологических ожиданий в двух разрезах: по отраслям обрабатывающей промышленности и в отношении внедряемых цифровых технологий. Для этого были выделены группы отраслей и технологий с более и менее высокими уровнями соответствия технологических ожиданий их реализации через расчет специально разработанных годовых индексов реализуемости ожиданий (ИРО) руководителей предприятий за 2019 и 2020 гг.

Во-вторых, в работе оценивался набор регрессионных моделей, используемых для анализа процесса формирования технологических ожиданий менеджеров компаний в условиях неопределенности, связанной с непредвиденной

кризисной динамикой. Нами не ставилась цель предложить модель, полностью объясняющую данный процесс. В частности, мы не исследовали роль экономических выгод от внедрения технологий в процессе формирования ожиданий. Целью построения моделей был анализ взаимосвязей между, с одной стороны, уже сформированными в определенном периоде ожиданиями и, с другой стороны, ожиданиями и реальными уровнями внедрения цифровых технологий в другие периоды, то есть мы прежде всего изучали не фундаментальные причины формирования тех или иных технологических ожиданий, а их временную динамику и согласованность.

Доступные нам данные за три года позволяют сравнить между собой особенности формирования:

- предпринимательских прогнозных оценок, полученных в 2018 г. относительно 2019 г. — в период недостаточно благоприятного делового климата в российской экономике и сжатого роста производственной активности;

- ожиданий респондентов относительно 2020 г., зафиксированных в 2019 г., то есть непосредственно перед непредвиденным пандемическим шоком 2020 г., ассоциируемым с ограничительными мерами, предпринятыми правительствами по всему миру в связи с распространением COVID-19, среди прочего повлекшими за собой беспрецедентную перезагрузку процессов цифровизации;

- ожиданий менеджеров относительно 2021 г., установленных в 2020 г. в условиях наступившей коронакризисной динамики и резкой деформации внешней и внутренней конъюнктуры.

В нашем исследовании мы предполагали, что с временной точки зрения ожидания могут обладать как свойствами ориентированности на будущее, относительно эффективно предсказывая уровень внедрения технологий в следующем периоде, так и свойствами ориентированности на прошлое, будучи простой экстраполяцией уже сложившейся динамики на будущие периоды. Обе эти интерпретационные логики менеджеров отражены в экономической литературе [11]. В данной работе мы попытались совместить эти возможные интерпретации применительно к технологическим ожиданиям, считая, что они характеризуются гетерогенностью и процесс их формирования может изменяться в разные периоды времени.

Можно предположить, что ориентированность ожиданий на будущее отражает индивидуальное уникальное знание относительно будущих тенденций развития предприятия и в целом отрасли, доступное лишь менеджерам, вовлеченным в процесс производства, которое позволяет им эффективно «предсказывать» будущую ситуацию с точки зрения внедрения технологий. В то же время свойство ориентированности на прошлое связано с общедоступным знанием о сложившейся на данный момент технологической ситуации, которое экстраполируется респондентом на будущий период.

Кроме того, как мы предполагаем в данной работе, ориентированные на прошлое ожидания могут иметь несколько источников, среди которых — «инерционный» и «адаптационный». Во-первых, прошлые, отчасти нереализованные ожидания могут по инерции сохраняться в следующем периоде. Во-вторых, ожидания могут адаптироваться к изменениям реального уровня внедрения технологий в текущем периоде по сравнению с предыдущим.

С помощью регрессионного анализа доступных нам данных, приведенных в панельную форму, мы ставили задачу проанализировать, в какой мере краткосрочные планы менеджеров являются «инерционными», «адаптационными» и «предиктивными» в разные годы: до будущего кризиса, вызванного пандемией коронавирусной инфекции (2018), накануне кризиса (2019) и во время кризиса (2020 и 2021). Несмотря на то, что отсутствие данных за 2017 и 2021 гг. в определенной степени ограничивает возможности анализа, тем не менее нам представляется, что на его основе могут быть сделаны важные выводы.

Некоторые уже имеющиеся свидетельства говорят о том, что распространение COVID-19 значительно ускорило внедрение революционных технологий, в частности на развивающихся рынках [12–14]. Наше исследование показало, в какой мере пандемия повлияла на технологические ожидания руководителей фирм — представителей российской обрабатывающей промышленности и в каких технологиях и отраслях отклонение ожиданий от реальности оказалось наиболее существенным.

Полученные выводы могут быть использованы при формировании методологии измерения потенциала будущего развития промышленных

предприятий с применением данных предпринимательских опросов. В частности, сравнительный анализ характера формирования ожиданий руководителей организаций в различных условиях, в том числе сложившихся под воздействием внешних непредвиденных шоков, по нашему мнению, позволит достичь большей гибкости при технологическом прогнозировании с учетом различных сценариев изменения внешней конъюнктуры.

Обзор литературы

Исследования роли ожиданий в технологическом развитии с использованием формальных методов впервые начали активно проводиться экономистами в 1970-е и 1980-е годы [15–17]. Это были главным образом теоретические работы, и сбор эмпирических данных об ожиданиях с помощью опросов в них не предполагался в силу традиционного для экономистов недоверия к подобному способу измерения ожиданий [11]. Для нашего исследования важным результатом данных работ является выделение альтернативных моделей формирования ожиданий, а именно: модели, основанной на гипотезе рациональных ожиданий, и класса моделей экстраполируемых ожиданий, которые в той или иной форме предполагают наличие смещения в оценках относительно прошлых и текущих значений параметров. В нашем случае в качестве таких параметров выступают прошлые ожидания и текущее изменение реального уровня внедрения технологий. Выделение ориентированности на будущее и на прошлое в качестве свойств ожиданий в данной работе предполагает совмещение обеих логик — как логики рациональных, так и логики экстраполируемых ожиданий в качестве возможных механизмов формирования оценок предпринимателей.

Данные об ожиданиях предпринимателей, получаемые из результатов конъюнктурных обследований, используются и для других целей, например для прогнозирования будущей занятости [18], инфляции [19], валового внутреннего продукта [20]. Полученные выводы в целом свидетельствуют о том, что модели с включением данных об ожиданиях менеджеров более эффективны с точки зрения точности прогнозов по сравнению со стандартными авторегрессионными моделями. Очевидно, она достигается за счет

того, что мы называем рациональной, ориентированной на будущее компонентой ожиданий, которую нельзя свести к механической экстраполяции прошлой динамики.

В литературе по управлению технологиями и инновациями ожидания чаще всего встречаются в тех работах, отправной точкой которых является теория диффузии инноваций [21–23]. Эти теоретические и эмпирические исследования трактуют формирование ожиданий как один из промежуточных этапов в процессе технологического трансфера. Одним из направлений развития этого подхода стал анализ «технологических траекторий», то есть взаимосвязей между различными технологиями, когда внедрение одной из них влечет за собой ожидание внедрения другой, связанной с ней технологии [24].

В литературе по социологии науки и техники исследование технологических ожиданий — ведущая тема последних десятилетий. В статье [25] были выделены основные темы и результаты исследований в этой области.

Во-первых, ожидания рассматриваются как определяющая сила технологических изменений в том смысле, что они являются общим для различных участников инновационного процесса набором руководящих принципов, которые позволяют принимать решения в условиях сложного взаимодействия различных игроков, конструируя будущее технологическое развитие. Согласно этой точке зрения, несмотря на то, что ожидания неизбежно отличаются от будущей реальности и обычно не влекут за собой формальных обязательств, они получают широкое распространение и начинают непосредственно формировать будущее. Наше понимание роли ожиданий, безусловно, ближе к подходам, характерным для менеджмента и социологии науки и техники, поскольку ожидания интерпретируются нами как планы, соображения, намерения руководителей предприятий, которые имеют шанс воплотиться в будущем. Во-вторых, исследуется временная структура процесса формирования ожиданий, как правило, в виде выделения циклов ажиотажа и разочарования в технологии (см., например, [26]). В-третьих, большое внимание уделяется социально-пространственной изменчивости ожиданий, например, различному уровню доверия разных социальных групп к определенным технологиям (см., например, [27]).

Наконец, в-четвертых, исследовалась онтологическая природа ожиданий, а именно то, в какой степени ожидания выражаются в виде взглядов, высказываний и идей и в какой мере они становятся «встроенными» в материальные носители и формы, такие как тексты, действия, тела, материалы, объекты, машины и т. д.

Последнее направление исследований в некотором смысле соприкасается с прикладными исследованиями в сфере технологического менеджмента и социологии науки и техники в том смысле, что они могут опираться на различные формы данных как на индикаторы наличия ожиданий. Одним из наиболее популярных подходов является опора на экспертное мнение, которое представляется в наибольшей степени информативным и достоверным (см., например, [28]). Кроме того, популярным подходом является анализ медиа-источников, в котором с наличием ожиданий соотносятся определенные события и общая динамика ожиданий формируется исходя из выявления плотности распределения подобных событий в течение определенного временного промежутка [26, 29 и 30].

В нашем исследовании анализируется третий подход к измерению ожиданий, предполагающий получение мнений непосредственных участников процесса технологических изменений (см., например, [31]).

Перечень технологий, включенный в опросную анкету, на основе которой формировались используемые в работе данные, базируется преимущественно на группе технологий Индустрии 4.0. Эти технологии предполагают интеграцию физических объектов, людей, интеллектуальных машин, производственных линий и процессов в единую автоматизированную интеллектуальную цифровую систему [5]; при этом списки конкретных процессов и технологий, предлагаемые различными исследователями и экспертами, различаются между собой. Например, в [4] выделяются Интернет вещей, облачные сервисы, большие данные и промышленная аналитика в качестве базовых технологий, которые формируют основу для внедрения фронтенд-технологий Индустрии 4.0, объединяемых авторами в четыре группы: умное производство, умные продукты, умная производственная линия и умные рабочие процессы. В [1] упоминаются такие технологии, как радиочастотная идентификация (RFID), большие данные, облачные вычисления,

умные сенсоры, машинное обучение, интеллектуальные роботы, аддитивное производство, искусственный интеллект, дополненная реальность и Интернет вещей. Наконец, масштабный контент-анализ научной литературы, представленный в работе [3], выявил 111 технологий, связанных с Индустрией 4.0.

Рассматриваемые в нашей анкете технологии включают большинство основных элементов Индустрии 4.0, упоминаемых в литературе, в частности Интернет вещей, аддитивные технологии, искусственный интеллект, аналитику больших данных и т. д. Тем не менее используемый перечень не исчерпывается ими: в него, например, также входят цифровое рабочее место и «зеленые» промышленные технологии. Несмотря на фокусировании на технологиях Индустрии 4.0, представляющих на данный момент передний край технологического развития в обрабатывающей промышленности, наш исследовательский интерес скорее связан с общими отраслевыми паттернами технологических ожиданий руководителей промышленных предприятий, нежели со специфическими особенностями процесса внедрения отдельных технологий Индустрии 4.0. Технологии могут использоваться на производстве различным образом, и степень их внедрения на разных предприятиях может быть разной, что осложняет в нашем случае анализ организационных, технических паттернов применения технологий на предприятиях. Тем не менее, как мы считаем, формат нашего исследования подходит для выявления более глобальных отраслевых паттернов распространения некоторых базовых технологических практик с точки зрения их связи с ожиданиями.

Технологии Индустрии 4.0 уже исследовались в литературе с привлечением концепта технологических ожиданий в различных контекстах (например, Интернет вещей в [32]; 3D-печать в [24]; большой перечень технологий в [31]). Тем не менее наше исследование является первым, которое базируется, прежде всего, на большом наборе цифровых технологий; во-вторых, на внушительной выборке, охватывающей практически все основные отрасли обрабатывающей промышленности; и в-третьих, на данных за несколько лет.

Данные и методология

Важной особенностью настоящей работы является использование источника формирования данных — *системы измерителей для регулярно-го конъюнктурного наблюдения в цифровой сфере, соответствующей передовым стандартам международного сообщества в измерении цифровой трансформации, а также требованиям цифровой повестки, разрабатываемой Евразийской экономической комиссией для стран Евразийского экономического союза*.

В России это ежегодные пилотные конъюнктурные обследования предприятий обрабатывающей промышленности, которые проводит АНО ИИЦ «Статистика России» по заказу Центра конъюнктурных исследований Института статистических исследований и экономики знаний НИУ ВШЭ с 2018 г. с целью мониторинга цифровой активности и динамики технологической трансформации в масштабах страны. Региональная выборка предприятий для обследований формировалась исходя из вклада предприятий в цифровизацию региона. Традиционно конъюнктурные обследования используются для анализа временной динамики различных агрегированных экономических параметров, характеризующих спрос, выпуск и экономическую ситуацию, а также формируемых на их основе составных индексов, в числе которых Индикатор предпринимательской уверенности [8 и 9], Индикатор экономических настроений [8] и другие. Однако стартовавшая в 2018 г. в России Программа пилотных обследований для измерения отраслевой цифровой конъюнктуры промышленных предприятий¹ максимально соответствует подходам к мониторингу цифровой экономики, проводимом Европейской комиссией, и позволяет собирать также годовые данные о различных технологических параметрах предприятий, к которым в том числе относится информация о текущем уровне и ожиданиях внедрения большого числа передовых технологий. Именно эти данные используются в нашей статье.

Отметим, что данные, формируемые в рамках программ конъюнктурных обследований, имеют свою специфику. Ежегодно актуализируемые опросные анкеты заполняются респондентами (директорами или менеджерами предприятий),

¹ URL: https://issek.hse.ru/dep_conres/.

обладающими необходимым уровнем компетенции в отношении задаваемых в них вопросов. Получаемые первичные данные имеют качественную, а не количественную форму, и в большинстве случаев предполагается их последующее агрегирование в количественный формат для дальнейшей работы. Некоторое ограничение при работе с индивидуальными бинарными ответами состоит в том числе и в том, что собираемые данные, обладая чертами лонгитюдных (так как выборка опрашиваемых предприятий существенно не меняется каждый год), тем не менее не являются таковыми в полном смысле слова, поскольку нет возможности сопоставить и идентифицировать индивидуальных респондентов, участвовавших в обследовании в разные годы. По этой причине временной анализ на базе подобного рода данных требует их агрегирования в том или ином виде. В нашем исследовании мы прибегли к агрегированию на уровне отраслей (всего 23 отрасли), при этом в качестве переменных рассматривались значения доли предприятий, предоставивших ответы на анкету, в общей совокупности предприятий отрасли. Отраслевая классификация предприятий в нашем исследовании базируется на номенклатуре классификатора ОКВЭД2: мы рассматривали отрасли, входящие в раздел С, с детализацией до второго уровня классификации.

Отбор организаций для проведения обследований их деловой активности производился территориальными органами Росстата самостоятельно. Количество обследованных организаций в 2018, 2019 и 2020 гг. составило соответственно 1041, 1025 и 964 предприятий, территориально сконцентрированных в одних и тех же 30 регионах Российской Федерации². Выборочная совокупность репрезентативна по всем единицам наблюдения, многомерна, стратифицирована, представительна по основным экономическим параметрам производственной активности 30 регионов России.

Соответственно, в рамках процедуры агрегирования для каждой отрасли рассчитывались удельные веса ответов руководителей предприятий на вопросы анкеты о том, внедрена ли техно-

логия в данный момент времени, и о том, ожидается ли ее внедрение в краткосрочной перспективе, в общем числе ответов.

В работе рассматривались следующие цифровые технологии (как они указывались в анкете):

- технологии искусственного интеллекта (ИИ): нейронные сети и машинное обучение;
- аддитивные технологии (3D-печать);
- «зеленые» промышленные технологии (100%-ная утилизация и переработка и т. д.);
- Интернет вещей;
- облачные вычисления;
- цифровое рабочее место;
- промышленная аналитика (Big Data Analytics);
- роботизация производства / автоматизированные линии (2019 и 2020 гг.);
- сервисные боты (2019 и 2020 гг.);
- субтрактивные технологии (2019 и 2020 гг.);
- сенсоры для сбора данных, контроля состояния окружающей среды (2019 и 2020 гг.);
- энергоэффективные сети дальнего радиуса действия (LPWAN) (2019 и 2020 гг.);
- технологии беспроводной передачи данных малого радиуса действия (NFC) (2019 и 2020 гг.);
- технологии радиочастотной идентификации (RFID) (2019 и 2020 гг.);
- технологии сбора, обработки, анализа больших объемов данных (Big data) (2019 и 2020 гг.);
- технологии распределенного реестра (блокчейн) (2019 и 2020 гг.);
- технологии кибербезопасности (2019 и 2020 гг.);
- цифровые двойники (2019 и 2020 гг.);
- технологии виртуальной и дополненной реальности (2019 и 2020 гг.).

Некоторые технологии из приведенного списка не были включены в анкеты 2018 г. Мы решили анализировать их в том случае, когда данные по ним были доступны, а в отраслевой матрице и в регрессионном анализе за 2020 г. рассчитали результаты в двух вариантах — с включением доступных за 2018 г. данных о внедрении технологий и без них (модели ожиданий в 2018 и 2019 гг. рассчитывались без учета этих технологий).

² Краснодарский край, Красноярский край, Приморский край, Ставропольский край, Хабаровский край, Архангельская область, Владимирская область, Волгоградская область, Вологодская область, Нижегородская область, Иркутская область, Тверская область, Кемеровская область, Самарская область, г. Санкт-Петербург, Ленинградская область, г. Москва, Московская область, Новосибирская область, Ростовская область, Свердловская область, Смоленская область, Тульская область, Тюменская область, Челябинская область, Республика Башкортостан, Республика Дагестан, Республика Татарстан, Удмуртская Республика, Республика Саха (Якутия).

Первая часть исследования посвящена ранжированию отраслей и технологий по критерию реализуемости ожиданий, для чего мы использовали специально разработанный индекс (Индекс реализуемости ожиданий – ИРО), который рассчитывался по следующей формуле:

$$f_i^{ab} = \frac{t_i^{ab}}{(t_{i-1}^{ab} + e_{i-1}^{ab})}, \quad i \in \{2019, 2020\},$$

где f_i^{ab} – ИРО внедрения технологии a в отрасль b в i -том году; t_i^{ab} – удельный вес предприятий в отрасли b , внедривших технологию a в i -том году; e_{i-1}^{ab} – удельный вес предприятий в отрасли b , руководители которых ожидали в $(i - 1)$ -ом году внедрения технологии a в краткосрочной перспективе.

Соответственно, индекс за 2019 г. рассчитан только для семи технологий, а за 2020 г. – уже для 19 технологий. Количество отраслей было неизменным на протяжении всего обследования – 23 отрасли обрабатывающей промышленности, представляющие высоко-, средне- и низкотехнологичные ее сегменты.

После расчета индексов для каждой пары отрасль-технология рассчитывались средние индексы реализуемости ожиданий (ИРОС) в технологическом и отраслевом разрезах по следующим формулам:

$$f_i^a = \frac{\sum_{b=1}^{N_i} f_i^{ab}}{M}, \quad f_i^b = \frac{\sum_{a=1}^M f_i^{ab}}{N_i},$$

где M – количество отраслей (равно 23); N_i – количество технологий, для которых рассчитывалось значение индекса в i -том году (7 – для индекса за 2019 г., 19 – для индекса за 2020 г.).

Полученные значения ИРОС были представлены в разделе результатов в виде соответствующих матриц. Построенные индексы отражают соотношение сформированных в предыдущем периоде технологических ожиданий с уровнем реального уровня внедрения цифровых технологий в отрасли в текущем периоде. Соответственно, близость значения индекса к 1 говорит об относительно точной реализации ожиданий, в то время как его низкие значения – о слабой реализации ожиданий, а высокие значения (> 1) – о превышении прироста уровня внедрения над

ожиданиями, сформированными в предыдущем периоде. Поскольку мы оперируем агрегированными значениями индекса, наши результаты также отражают соотношения агрегированных параметров на уровне отраслевых групп предприятий, то есть они не обязательно совпадают с динамикой отдельных предприятий, хотя, очевидно, в большой степени к ней приближены.

Прежде всего, эти индексы используются нами для ранжирования отраслей и технологий с точки зрения реализуемости ожиданий, то есть несут в основном описательную функцию. Кроме того, сопоставление индексов за 2019 и 2020 гг. позволяет сравнить реализуемость ожиданий до коронакризиса и в условиях повышенной неопределенности, спровоцированной им. В этой статье мы не пытаемся предложить исчерпывающее объяснение причин распределения отраслей и технологий согласно значениям рассчитанного индекса, а лишь представляем полученные результаты расчетов и пытаемся проследить возможные закономерности, которые, вероятно, можно будет оценить в качестве исследовательских гипотез в дальнейших работах по мере накопления данных.

Вторая часть исследования базировалась на регрессионном анализе переменных, влияющих на уровень технологических ожиданий. Использовалась стандартная форма линейной регрессии OLS при оценке моделей следующего типа:

$$e_{2018} = t_{2018} + \Delta_{2019-2018} + \text{industry} + \text{tech} + \varepsilon, \quad (1)$$

$$e_{2019} = e_{2018} + \Delta_{2019-2018} + \Delta_{2020-2019} + \text{industry} + \text{tech} + \varepsilon, \quad (2)$$

$$e_{2020} = e_{2019} + \Delta_{2020-2019} + \text{industry} + \text{tech} + \varepsilon, \quad (3)$$

где e_{2018} , e_{2019} , e_{2020} – количественные переменные, отражающие удельный вес предприятий в отрасли, руководители которых ожидают соответственно в 2018, 2019 и 2020 гг. внедрения определенной технологии в краткосрочной перспективе; t_{2018} – количественная переменная, отражающая удельный вес предприятий в отрасли, внедривших определенную технологию в 2018 г.; $\Delta_{2019-2018}$, $\Delta_{2020-2019}$ – количественные переменные, отражающие прирост (падение) по сравнению с предыдущим годом удельного веса предприятий в отрасли, внедривших определенную технологию в 2019 и 2020 гг. соответственно; industry – категориальная переменная, отражающая отрасль; tech – категориальная переменная, отражающая технологию; ε – случайная ошибка модели.

Соответственно, модель (1) описывает детерминанты ожиданий, сформированных в 2018 г. и впервые реализованных в 2019 г. — до кризиса; модель (2) — детерминанты ожиданий, сформированных в 2019 г. до кризиса и реализованных в 2020 г. в условиях кризиса; модель (3) — детерминанты ожиданий, сформированных в 2020 г. в условиях кризиса, которые должны быть реализованы в 2021 г.

Предполагается три возможных механизма влияния на уровень ожиданий во временной перспективе. Во-первых, «инерция» ожиданий, уже сформированных в предыдущем периоде, — данный механизм проверяется в моделях (2) и (3) через включение в них объясняющих переменных e_{2018} и e_{2019} соответственно. Ввиду отсутствия данных за 2017 г. в модели (1) переменная, отражающая инерционный фактор формирования ожиданий, отсутствует.

Во-вторых, «адаптация» ожиданий к динамике отраслевых технологических изменений в текущем периоде. Предполагается, что менеджеры предприятий реагируют на эту динамику и могут корректировать свои ожидания в соответствии с ней. Этот механизм проверяется в моделях (2) и (3) через включение в них объясняющих переменных $\Delta_{2019-2018}$ и $\Delta_{2020-2019}$ соответственно. Из-за отсутствия данных за 2017 г. в модели (1) при проверке влияния этого механизма переменная

прироста доли внедривших технологию предприятий была заменена уровнем внедрения технологии в 2018 г. (t_{2018}).

В-третьих, отражение в ожиданиях будущей динамики отраслевых технологических изменений, то есть их прогностические возможности, связанные с доступным менеджерам локальным знанием о планируемом внедрении технологий. В моделях (1) и (2) данный механизм проверяется через включение объясняющих переменных $\Delta_{2019-2018}$ и $\Delta_{2020-2019}$ соответственно. На момент написания статьи мы еще не располагали данными за 2021 г., поэтому в модели (3) этот фактор не учитывается.

Исходя из разделения «инерционной», «адаптационной» и «предиктивной» компонент технологических ожиданий, мы анализируем их роль в условиях различной конъюнктуры, предполагая шоковый рост неопределенности в 2020 г. по сравнению с 2018 и 2019 гг.

Результаты и дискуссия

В таблицах 1 и 2 представлены результаты расчетов индексов реализуемости ожиданий внедрения цифровых технологий на российских предприятиях обрабатывающей промышленности. На рис. 1 и 2 — визуализация этих же результатов.

Таблица 1

Ранжирование технологий по среднеотраслевому значению индекса реализуемости ожиданий за 2019 и 2020 гг.
(абсолютное значение и ранг)

Наименование технологий	2019		2020	
	Индекс	Ранг	Индекс	Ранг
Аддитивные технологии (3D-печать)	2,61	1	1,06	7
«Зеленые» промышленные технологии (100%-ная утилизация и переработка и т. д.)	2,59	2	1,07	6
Интернет вещей	2,58	3	0,98	12
Технологии искусственного интеллекта — ИИ (нейронные сети и машинное обучение)	2,56	4	0,94	13
Цифровое рабочее место	1,91	5	0,99	11
Облачные вычисления	1,72	6	0,85	15
Промышленная аналитика (Big Data Analytics)	1,36	7	1,13	3
Технологии радиочастотной идентификации (RFID)	-	-	2,52	1
Субтрактивные технологии	-	-	1,23	2
Цифровые двойники	-	-	1,13	3
Технологии распределенного реестра (блокчейн)	-	-	1,12	4
Сенсоры для сбора данных, контроля состояния окружающей среды	-	-	1,08	5
Энергоэффективные сети дальнего радиуса действия (LPWAN)	-	-	1,08	5
Технологии виртуальной и дополненной реальности	-	-	1,03	8
Технологии кибербезопасности	-	-	1,02	9
Технологии беспроводной передачи данных малого радиуса действия (NFC)	-	-	1,00	10
Технологии сбора, обработки, анализа больших объемов данных (Big data)	-	-	0,92	14
Роботизация производства / автоматизированные линии	-	-	0,85	15
Сервисные боты	-	-	0,84	16

Источник: расчеты авторов.

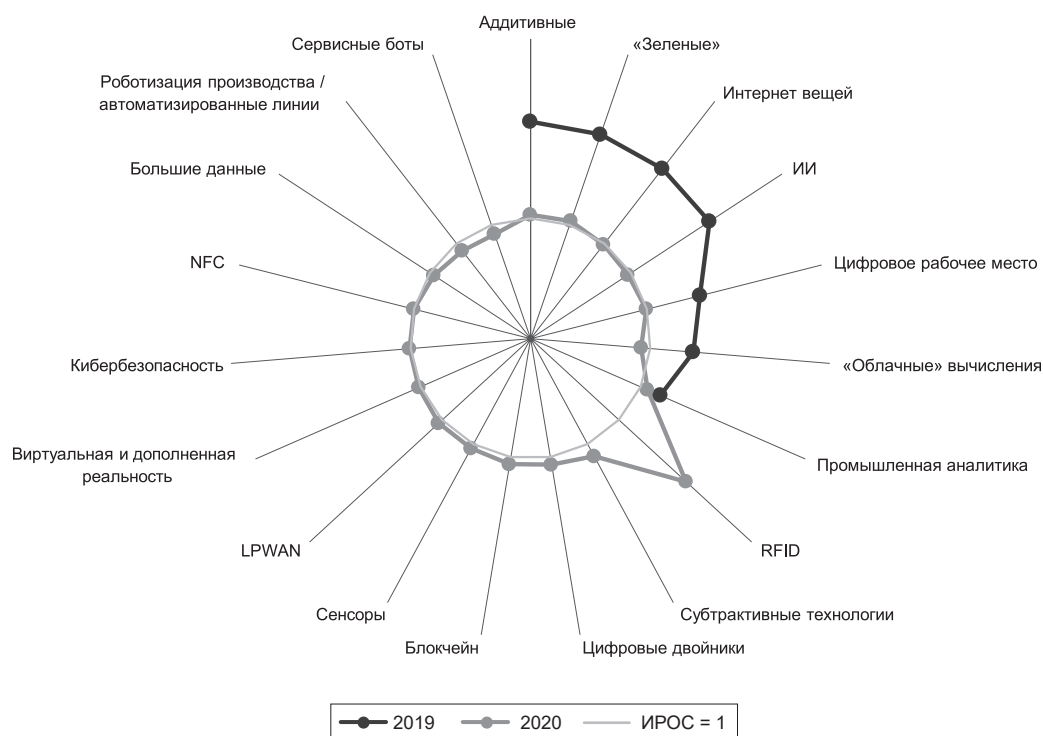


Рис. 1. Распределение технологий по среднотрасловому значению индекса реализуемости ожиданий за 2019 и 2020 гг.

Таблица 2

Ранжирование отраслей обрабатывающей промышленности по среднетехнологическому значению индекса реализуемости ожиданий за 2019 и 2020 гг.
(абсолютное значение и ранг)

Отрасль	2019		2020		2020*	
	Индекс	Ранг	Индекс	Ранг	Индекс	Ранг
Производство металлургическое	4,07	1	0,55	21	0,52	22
Обработка древесины и производство изделий из дерева и пробки, кроме мебели, производство изделий из соломки и материалов для плетения	3,37	2	1,57	3	1,23	5
Производство резиновых и пластмассовых изделий	3,24	3	0,99	12	0,80	16
Производство прочих готовых изделий	3,18	4	1,20	8	0,99	10
Производство прочих транспортных средств и оборудования	3,06	5	0,65	19	0,63	18
Деятельность полиграфическая и копирование носителей информации	2,97	6	0,66	18	0,58	19
Производство прочей неметаллической минеральной продукции	2,88	7	1,35	7	1,14	7
Производство машин и оборудования, не включенных в другие группировки	2,25	8	0,83	16	0,70	17
Производство кожи и изделий из кожи	2,22	9	0,15	22	0,04	23
Ремонт и монтаж машин и оборудования	2,21	10	1,39	6	1,17	6
Производство лекарственных средств и материалов, применяемых в медицинских целях	2,13	11	0,96	14	0,87	13
Производство кокса и нефтепродуктов	2,09	12	0,67	17	0,57	20
Производство пищевых продуктов	2,06	13	0,97	13	0,84	14
Производство электрического оборудования	1,83	14	1,11	10	1,03	9
Производство одежды	1,82	15	1,83	2	1,95	2
Производство химических веществ и химических продуктов	1,63	16	0,96	14	0,92	12
Производство мебели	1,57	17	1,51	4	1,40	3
Производство напитков	1,56	18	1,12	9	1,04	8
Производство бумаги и бумажных изделий	1,44	19	0,64	20	0,54	21
Производство готовых металлических изделий, кроме машин и оборудования	1,43	20	1,03	11	0,96	11
Производство автотранспортных средств, прицепов и полуприцепов	1,31	21	0,86	15	0,83	15
Производство текстильных изделий	1,25	22	2,83	1	2,99	1
Производство компьютеров, электронных и оптических изделий	1,11	23	1,41	5	1,34	4

Примечание. * Без учета новых технологий.

Источник: расчеты авторов.

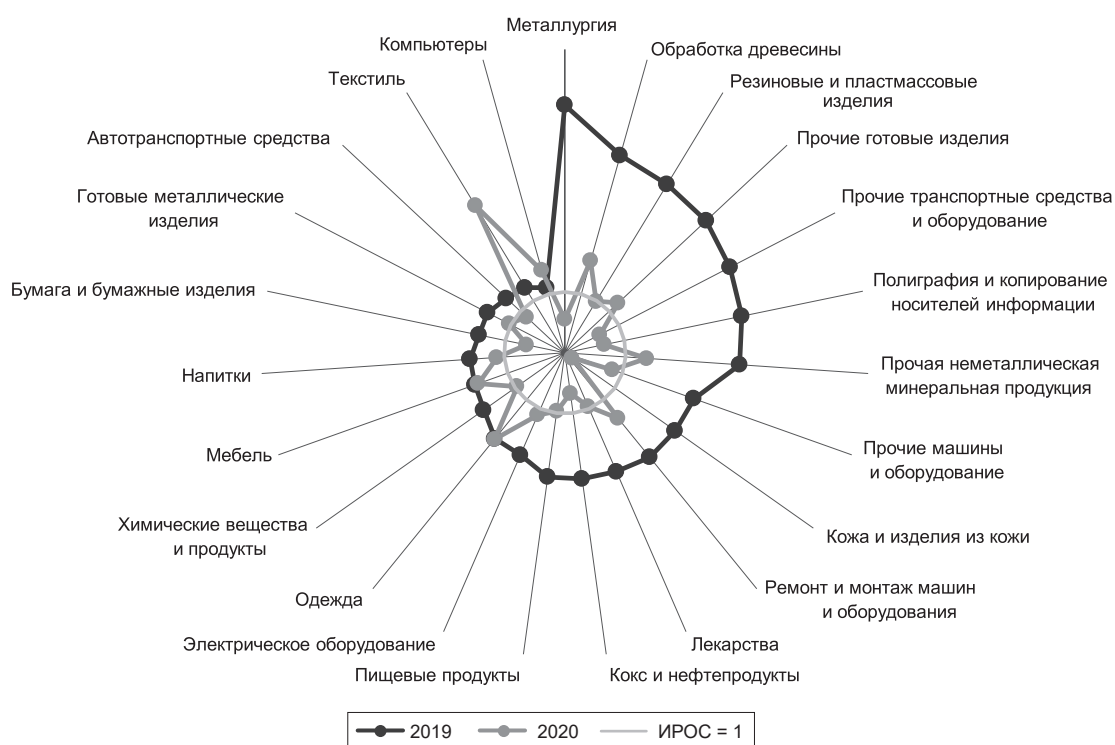


Рис. 2. Распределение отраслей обрабатывающей промышленности по среднетехнологическому значению индекса реализуемости ожиданий за 2019 и 2020 гг.

Можно заметить, что как в технологическом, так и в отраслевом разрезе в 2019 г. наблюдался некоторый крен в сторону повышенной реализуемости ожиданий — значения ИРОС преимущественно больше 1. Тем не менее в 2020 г. отмечается серьезное ослабление этой динамики.

Кроме того, можно сказать, что годовые изменения в ранжировании как технологий, так и отраслей весьма существенны. Подобная неоднородность ожиданий, по всей видимости, связана с переходным периодом технологической трансформации в России, который скорее характеризуется развитием через «рывки», а не как устойчивый процесс технологической модернизации.

Соответственно, процесс реализации технологических ожиданий был довольно неравномерным (исключением из общей тенденции стало только внедрение промышленной аналитики больших данных). Так, в 2020 г. отмечался значительный спад в реализации ожиданий, связанных с использованием ИИ, Интернета вещей, «зеленых» и аддитивных технологий, а внедрение технологий RFID во много раз превысило ожидания, что привело к аномально высокому значению индекса по сравнению с другими технологиями. Такой результат можно объяснить реализацией правительственных инициатив по маркировке продукции с применением RFID-меток.

Единственной из отраслей, которая показала значительный рост реализуемости технологических ожиданий, стала текстильная промышленность. Наибольшее падение ИРО в 2020 г. наблюдалось в металлургии, производстве прочих транспортных средств и оборудования, кожи и изделий из кожи, а также в полиграфической деятельности. Фармацевтический сектор, который привлек к себе повышенное внимание в связи с пандемией, также был близок к указанной группе отраслей с наибольшим уровнем падения ИРО, что в основном объяснялось значительным ростом его уровня технологических ожиданий в 2019 г. по сравнению с 2018 г.

В то же время производство компьютеров, электронного и оптического оборудования, мебели, напитков, химических продуктов, готовых металлических изделий, за исключением машин и оборудования, а также одежды оставались стабильными с точки зрения реализации ожиданий. Если в 2019 г. по ИРО лидировали металлургия, деревообработка, производство изделий из резины и пластмассы, то в 2020 г. на первый план вышли производство текстиля и текстильных изделий, одежды и мебели.

В таблицах 3–5 приведены результаты проведенного нами регрессионного анализа.

Таблица 3

**Детерминанты ожиданий внедрения
цифровых технологий в 2018 г.**

Переменная	Модель
t_{2018}	3,73*** (0,087)
$\Delta_{2019-2018}$	4,26*** (0,049)
industry	-1,40 (0,001)
tech	4,18*** (0,001)
константа	1,98** (0,022)
R-квадрат	0,2225

Примечание. *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$.

Источник: расчеты авторов.

Таблица 4

**Детерминанты ожиданий внедрения
цифровых технологий в 2019 г.**

Переменная	Модель
e_{2018}	2,71*** (0,126)
$\Delta_{2019-2018}$	3,91*** (0,094)
$\Delta_{2020-2019}$	0,63 (0,056)
industry	0,02 (0,002)
tech	-0,37 (0,002)
константа	0,90 (0,04)
R-квадрат	0,1884

Примечание. *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$.

Источник: расчеты авторов.

Таблица 5

**Детерминанты ожиданий внедрения
цифровых технологий в 2020 г.**

Переменная	Модель 1 (с добавленными новыми технологиями)	Модель 2 (с исключенными новыми технологиями)
e_{2019}	-0,67 (0,05)	0,06 (0,072)
$\Delta_{2020-2019}$	6,65*** (0,022)	8,25*** (0,047)
industry	3,16*** (0,002)	1,91* (0,002)
tech	-4,35*** (0,001)	-1,56 (0,001)
константа	8,43*** (0,022)	4,86*** (0,032)
R-квадрат	0,1345	0,3194

Примечание. *** $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, * $p < 0,1$.

Источник: расчеты авторов.

Представленные в таблице 5 результаты расчета модели за 2020 г. на двух альтернативных выборках технологий не отличаются существенным образом с точки зрения значимости интересующих нас переменных и коэффициентов, так что возможная рассогласованность совокупных результатов по трем моделям из-за различий в выборках не подтвердилась.

Полученные результаты говорят о том, что все из выделенных нами факторов – «инерционный», «адаптационный» и «предиктивный» – действительно могут играть роль в формировании ожиданий. Однако их воздействие проявляется не всегда в равной мере. Наиболее устойчивый – «адаптационный» фактор: он был значимым на протяжении всего исследуемого нами периода. Кроме того, он оказался единственным значимым фактором в 2020 г., так как сформированные в 2019 г. докризисные ожидания не вызвали «инерционного» воздействия на новые технологические ожидания в 2020 г.

В то же время сформированные в 2018 г. технологические ожидания оказали существенное влияние на ожидания в 2019 г. Впрочем, если оценивать их силу воздействия, то в наибольшей мере в 2019 г. проявилось влияние «адаптационного» фактора, в то время как действие «предиктивного» фактора был совсем не значимым. В 2018 г. наиболее значительное влияние оказывал именно «предиктивный» фактор, а «адаптационный» шел за ним следом.

Таким образом, в условиях относительно стабильной конъюнктуры и низкого уровня неопределенности на технологические ожидания можно отчасти полагаться как на маркер вероятных будущих изменений в отрасли. В условиях же повышенной неопределенности они теряют эту свою способность. Аналогичным образом в условиях низкой неопределенности могут сохранять свое влияние прошлые ожидания, однако в случае наступления «турбулентности» они полностью пересматриваются и менеджеры начинают полагаться только на текущую динамику технологических изменений, которая является значимым источником формирования ожиданий как в условиях высокой, так и в условиях низкой неопределенности.

Заключение

Наше исследование — первая попытка рассмотреть технологические ожидания руководителей предприятий во временном разрезе с точки зрения их согласованности в условиях изменяющейся внешней конъюнктуры. Безусловно, полученные результаты нуждаются в расширении и дополнительном подтверждении, однако, как нам представляется, предложенный подход может рассматриваться в качестве отправной точки для дальнейших исследований технологических ожиданий во временной перспективе.

Межотраслевой и междисциплинарный анализ показал, что для индекса реализуемости ожиданий характерен достаточно высокий разброс значений, по крайней мере в рамках доступной нам трехгодичной динамики. Рассматриваемые в работе технологии слабо распространены в российской промышленности, находятся на самых начальных этапах использования, что, очевидно, во многом объясняет полученные результаты. В этом контексте интересно было бы проследить дальнейшую эволюцию технологических ожиданий менеджеров применительно к рассмотренным технологиям. По мере накопления данных их можно будет использовать для анализа циклов ажиотажа и разочарования в технологиях на уровне отдельных отраслей. Кроме того, одним из направлений дальнейших исследований может стать проверка гипотез в отношении технологических и отраслевых особенностей формирования ожиданий, а также их связи с иными характеристиками фирмы, такими как, например, размер. Применение инструментального обследования позволяет получить, помимо прочего, данные об ожиданиях, относящиеся не к конкретным цифровым технологиям, а к различным аспектам цифровой активности (например, привлечение ИКТ-специалистов, уровень инвестиций в цифровые технологии), которые также могут быть использованы в будущих исследованиях.

Главным выводом нашей работы является то, что внешняя неопределенность и непредвиденные шоки отрицательно сказываются на эволюции ожиданий, разрушая их преемственность с предыдущими планам и заставляя менеджеров в своих оценках полагаться главным образом на текущую динамику реальных темпов внедрения технологий. В то же время наши ре-

зультаты показали, что в условиях низкой неопределенности технологические ожидания могут служить одним из объясняющих факторов, позволяющих предсказывать будущий уровень технологического развития. Тем не менее их объясняющая сила недостаточна, и в подавляющем большинстве случаев ожидания не позволяют прогнозировать будущий уровень внедрения технологий с высокой точностью, о чем свидетельствует значительный разброс значений рассчитанных индексов реализуемости ожиданий. Доступное менеджерам локальное знание не слишком велико и зачастую оказывается абсолютно не релевантным из-за резких скачков внешней конъюнктуры. Впрочем, в нашей выборке мы имели дело преимущественно с зарождающимися цифровыми технологиями, и результаты могли бы быть другими, если бы речь шла об устоявшихся в отрасли технологических практиках и продуктах.

Кроме того, как уже было отмечено ранее, перспективным направлением для дальнейших исследований, на наш взгляд, является изучение секторов экономики за пределами промышленности, а именно розничной и оптовой торговли, сферы услуг, строительства, где также можно проследить переход к новым цифровым технологическим и бизнес-моделям.

Литература

1. **Raj A.** et al. Barriers to the Adoption of Industry 4.0 Technologies in the Manufacturing Sector: An Inter-Country Comparative Perspective // *International Journal of Production Economics*. 2020. Vol. 224. Article 107546. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.107546>.
2. **Oztemel E., Gursev S.** Literature Review of Industry 4.0 and Related Technologies // *Journal of Intelligent Manufacturing*. 2020. Vol. 31. Iss. 1. P. 127–182. doi: <https://doi.org/10.1007/s10845-018-1433-8>.
3. **Klingenberg C.O., Borges M.A.V., Antunes J.A.V.** Industry 4.0 as a Data-Driven Paradigm: A Systematic Literature Review on Technologies // *Journal of Manufacturing Technology Management*. 2021. Vol. 32. Iss. 3. P. 570–592. doi: <https://doi.org/10.1108/JMTM-09-2018-0325>.
4. **Frank A.G., Dalenogare L.S., Ayala N.F.** Industry 4.0 Technologies: Implementation Patterns in Manufacturing Companies // *International Journal of Production Economics*. 2019. Vol. 210. P. 15–26. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.01.004>.
5. **Agostini L., Filippini R.** Organizational and Managerial Challenges in the Path Toward Industry 4.0 // *European Journal of Innovation Management*. 2019. Vol. 22. Iss. 3. P. 406–421. doi: <https://doi.org/10.1108/EJIM-02-2018-0030>.

6. **Chiarello F.** et al. Extracting and Mapping Industry 4.0 Technologies Using Wikipedia // *Computers in Industry*. 2018. Vol. 100. P. 244–257. doi: <https://doi.org/10.1016/j.compind.2018.04.006>.
7. OECD. OECD Digital Economy Outlook 2020. Paris: OECD Publ., 2020. doi: <https://doi.org/10.1787/bb167041-en>.
8. European Commission. The Joint Harmonised EU Programme of Business and Consumer Surveys – User Guide. 2020. URL: https://ec.europa.eu/info/sites/info/files/bcs_user_guide_2020_02_en.pdf.
9. OECD. Business Tendency Surveys: A Handbook. Paris: OECD Publ., 2003. URL: <https://www.oecd.org/sdd/leading-indicators/31837055.pdf>.
10. European Commission. International Digital Economy and Society Index 2020 – Final Report. EU, 2020. doi: <https://doi.org/10.2759/757411>.
11. **Pesaran M.H., Weale M.R.** Survey Expectations // CESifo Working Paper Series No. 1599. 2006. URL: <https://ssrn.com/abstract=796187>.
12. IFC. The Impact of COVID-19 on Disruptive Technology Adoption in Emerging Markets. 2020. URL: https://www.ifc.org/wps/wcm/connect/publications_ext_content/ifc_external_publication_site/publications_listing_page/disruptive-tech-adoption-covid-19.
13. **Zeng Z., Chen P.J., Lew A.A.** From High-Touch to High-Tech: COVID-19 Drives Robotics Adoption // *Tourism Geographies*. 2020. Vol. 22. Iss. 3. P. 724–734. doi: <https://doi.org/10.1080/14616688.2020.1762118>.
14. WEF. The Global Risks Report 2021. 16th ed. World Economic Forum, 2021. URL: <https://www.weforum.org/reports/the-global-risks-report-2021>.
15. **Rosenberg N.** On Technological Expectations // *The Economic Journal*. 1976. Vol. 86. Iss. 343. P. 523–535. doi: <https://doi.org/10.2307/2230797>.
16. **David P.A., Olsen T.E.** Anticipated Automation: A Rational Expectations Model of Technological Diffusion // CEPR Publication No. 2. Stanford, California: Stanford University, 1984. doi: <https://doi.org/10.22004/ag.econ.244424>.
17. **Ireland N., Stoneman P.** Technological Diffusion, Expectations and Welfare // *Oxford Economic Papers*. 1986. Vol. 38. No. 2. P. 283–304. URL: <http://www.jstor.org/stable/2663146>.
18. **Lehmann R., Weyh A.** Forecasting Employment in Europe: Are Survey Results Helpful? // *Journal of Business Cycle Research*. 2016. Vol. 12. Iss. 1. P. 81–117. doi: <https://doi.org/10.1007/s41549-016-0002-5>.
19. **Ang A., Bekaert G., Wei M.** Do Macro Variables, Asset Markets, or Surveys Forecast Inflation Better? // *Journal of Monetary Economics*. 2007. Vol. 54. Iss. 4. P. 1163–1212. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2006.04.006>.
20. **Hansson J., Jansson P., Löf M.** Business Survey Data: Do They Help in Forecasting GDP Growth? // *International Journal of Forecasting*. 2005. Vol. 21. Iss. 2. P. 377–389. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2004.11.003>.
21. **Antonelli C.** Diffusion as a Process of Creative Adoption // *The Journal of Technology Transfer*. 2006. Vol. 31. Iss. 2. P. 211–226. doi: <https://doi.org/10.1007/s10961-005-6107-y>.
22. **Heslop L.A., McGregor E., Griffith M.** Development of a Technology Readiness Assessment Measure: The Cloverleaf Model of Technology Transfer // *The Journal of Technology Transfer*. 2001. Vol. 26. Iss. 4. P. 369–384. doi: <https://doi.org/10.1023/A:1011139021356>.
23. **Lissoni F.** Technological Expectations and the Diffusion of ‘Intermediate’ Technologies // *Economics of Innovation and New Technology*. 2000. Vol. 9. Iss. 6. P. 487–516. doi: <https://doi.org/10.1080/10438590000000020>.
24. **Wang L., Jiang S., Zhang S.** Mapping Technological Trajectories and Exploring Knowledge Sources: A Case Study of 3D Printing Technologies // *Technological Forecasting and Social Change*. 2020. Vol. 161. Article 120251. doi: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120251>.
25. **Borup M.** et al. The Sociology of Expectations in Science and Technology // *Technology Analysis & Strategic Management*. 2006. Vol. 18. Iss. 3-4. P. 285–298. doi: <https://doi.org/10.1080/09537320600777002>.
26. **Kriechbaum M., Prol J.L., Posch A.** Looking Back at the Future: Dynamics of Collective Expectations About Photovoltaic Technology in Germany & Spain // *Technological Forecasting and Social Change*. 2018. Vol. 129. P. 76–87. doi: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2017.12.003>.
27. **Konrad K.** The Social Dynamics of Expectations: The Interaction of Collective and Actor-Specific Expectations on Electronic Commerce and Interactive Television // *Technology Analysis & Strategic Management*. 2006. Vol. 18. Iss. 3-4. P. 429–444. doi: <https://doi.org/10.1080/09537320600777192>.
28. **Cabral B.P., Derengowski Fonseca M.G., Mota F.B.** What Is the Future of Cancer Care? A Technology Foresight Assessment of Experts’ Expectations // *Economics of Innovation and New Technology*. 2019. Vol. 28. Iss. 6. P. 635–652. doi: <https://doi.org/10.1080/10438599.201.1549788>.
29. **Nissilä H., Lempilä T., Lovio R.** Constructing Expectations for Solar Technology over Multiple Field-Configuring Events: A Narrative Perspective // *Science & Technology Studies*. 2014. Vol. 27. No. 1. P. 54–75. doi: <https://doi.org/10.23987/sts.55334>.
30. **Alkemade F., Suurs R.A.A.** Patterns of Expectations for Emerging Sustainable Technologies // *Technological Forecasting and Social Change*. 2012. Vol. 79. Iss. 3. P. 448–456. doi: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2011.08.014>.
31. **Závodská Z., Závodský J.** Quality Managers and Their Future Technological Expectations Related to Industry 4.0 // *Total Quality Management & Business Excellence*. 2020. Vol. 31. Iss. 7-8. P. 717–741. doi: <https://doi.org/10.1080/14783363.2018.1444474>.
32. **Seetharaman A.** et al. Customer Expectation from Industrial Internet of Things (IIOT) // *Journal of Manufacturing Technology Management*. 2019. Vol. 30. Iss. 8. P. 1161–1178. doi: <https://doi.org/10.1108/JMTM-08-2018-0278>.

Информация об авторах

Лола Инна Сергеевна — канд. экон. наук, заместитель директора Центра конъюнктурных исследований Института статистических исследований и экономики знаний, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики». 109074, г. Москва, Славянская пл., д. 4, стр. 2. E-mail: ilola@hse.ru. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0974-8723>.

Мануков Антон Борисович — ведущий аналитик Центра конъюнктурных исследований Института статистических исследований и экономики знаний, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики». 109074, г. Москва, Славянская пл., д. 4, стр. 2. E-mail: amanukov@hse.ru. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5899-8024>.

Бакеев Мурат Булатович — аналитик Центра конъюнктурных исследований Института статистических исследований и экономики знаний, Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики». 109074, г. Москва, Славянская пл., д. 4, стр. 2. E-mail: mbakeev@hse.ru. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3144-2544>.

Финансирование

Статья подготовлена в результате проведения исследования в рамках Программы фундаментальных исследований Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики».

References

1. **Raj A.** et al. Barriers to the Adoption of Industry 4.0 Technologies in the Manufacturing Sector: An Inter-Country Comparative Perspective. *International Journal of Production Economics*. 2020;224(107546). Available from: <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.107546>.
2. **Oztemel E., Gursev S.** Literature Review of Industry 4.0 and Related Technologies. *Journal of Intelligent Manufacturing*. 2020;31(1):127–182. Available from: <https://doi.org/10.1007/s10845-018-1433-8>.
3. **Klingenberg C.O., Borges M.A.V., Antunes J.A.V.** Industry 4.0 as a Data-Driven Paradigm: A Systematic Literature Review on Technologies. *Journal of Manufacturing Technology Management*. 2021;32(3):570–592. Available from: <https://doi.org/10.1108/JMTM-09-2018-0325>.
4. **Frank A.G., Dalenogare L.S., Ayala N.F.** Industry 4.0 Technologies: Implementation Patterns in Manufacturing Companies. *International Journal of Production Economics*. 2019;210:15–26. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2019.01.004>.
5. **Agostini L., Filippini R.** Organizational and Managerial Challenges in the Path Toward Industry 4.0. *European Journal of Innovation Management*. 2019;22(3):406–421. Available from: <https://doi.org/10.1108/EJIM-02-2018-0030>.
6. **Chiarello F.** et al. Extracting and Mapping Industry 4.0 Technologies Using Wikipedia. *Computers in Industry*. 2018;100:244–257. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.compind.2018.04.006>.
7. OECD. *OECD Digital Economy Outlook 2020*. Paris: OECD Publ.; 2020. Available from: <https://doi.org/10.1787/bb167041-en>.
8. European Commission. *The Joint Harmonised EU Programme of Business and Consumer Surveys – User Guide*. 2020. Available from: https://ec.europa.eu/info/sites/info/files/bcs_user_guide_2020_02_en.pdf.
9. OECD. *Business Tendency Surveys: A Handbook*. Paris: OECD Publ.; 2003. Available from: <https://www.oecd.org/sdd/leading-indicators/31837055.pdf>.
10. European Commission. *International Digital Economy and Society Index 2020 – Final Report*. EU; 2020. Available from: <https://doi.org/10.2759/757411>.
11. **Pesaran M.H., Weale M.R.** Survey Expectations. *CESifo Working Paper Series No. 1599*. 2006. Available from: <https://ssrn.com/abstract=796187>.
12. IFC. *The Impact of COVID-19 on Disruptive Technology Adoption in Emerging Markets*. 2020. Available from: https://www.ifc.org/wps/wcm/connect/publications_ext_content/ifc_external_publication_site/publications_listing_page/disruptive-tech-adoption-covid-19.
13. **Zeng Z., Chen P.J., Lew A.A.** From High-Touch to High-Tech: COVID-19 Drives Robotics Adoption. *Tourism Geographies*. 2020;22(3):724–734. Available from: <https://doi.org/10.1080/14616688.2020.1762118>.
14. WEF. *The Global Risks Report 2021*. 16th Ed. World Economic Forum; 2021. Available from: <https://www.weforum.org/reports/the-global-risks-report-2021>.
15. **Rosenberg N.** On Technological Expectations. *The Economic Journal*. 1976;86(343):523–535. Available from: <https://doi.org/10.2307/2230797>.
16. **David P.A., Olsen T.E.** Anticipated Automation: A Rational Expectations Model of Technological Diffusion. *CEPR Publication No. 2*. Stanford, California: Stanford University; 1984. Available from: <https://doi.org/10.22004/ag.econ.244424>.
17. **Ireland N., Stoneman P.** Technological Diffusion, Expectations and Welfare. *Oxford Economic Papers*. 1986;38(2):283–304. Available from: <http://www.jstor.org/stable/2663146>.
18. **Lehmann R., Weyh A.** Forecasting Employment in Europe: Are Survey Results Helpful? *Journal of Business Cycle Research*. 2016;12(1):81–117. Available from: <https://doi.org/10.1007/s41549-016-0002-5>.

19. **Ang A., Bekaert G., Wei M.** Do Macro Variables, Asset Markets, or Surveys Forecast Inflation Better? *Journal of Monetary Economics*. 2007;54(4):1163–1212. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.jmoneco.2006.04.006>.
20. **Hansson J., Jansson P., Löf M.** Business Survey Data: Do They Help in Forecasting GDP Growth? *International Journal of Forecasting*. 2005;21(2):377–389. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2004.11.003>.
21. **Antonelli C.** Diffusion as a Process of Creative Adoption. *The Journal of Technology Transfer*. 2006;31(2):211–226. Available from: <https://doi.org/10.1007/s10961-005-6107-y>.
22. **Heslop L.A., McGregor E., Griffith M.** Development of a Technology Readiness Assessment Measure: The Cloverleaf Model of Technology Transfer. *The Journal of Technology Transfer*. 2001;26(4):369–384. Available from: <https://doi.org/10.1023/A:1011139021356>.
23. **Lissoni F.** Technological Expectations and the Diffusion of ‘Intermediate’ Technologies. *Economics of Innovation and New Technology*. 2000;9(6):487–516. Available from: <https://doi.org/10.1080/10438590000000020>.
24. **Wang L., Jiang S., Zhang S.** Mapping Technological Trajectories and Exploring Knowledge Sources: A Case Study of 3D Printing Technologies. *Technological Forecasting and Social Change*. 2020;161(Article 120251). Available from: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2020.120251>.
25. **Borup M. et al.** The Sociology of Expectations in Science and Technology. *Technology Analysis & Strategic Management*. 2006;18(3-4):285–298. Available from: <https://doi.org/10.1080/09537320600777002>.
26. **Kriechbaum M., Prol J.L., Posch A.** Looking Back at the Future: Dynamics of Collective Expectations About Photovoltaic Technology in Germany & Spain. *Technological Forecasting and Social Change*. 2018;129:76–87. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2017.12.003>.
27. **Konrad K.** The Social Dynamics of Expectations: The Interaction of Collective and Actor-Specific Expectations on Electronic Commerce and Interactive Television. *Technology Analysis & Strategic Management*. 2006;18(3-4):429–444. Available from: <https://doi.org/10.1080/09537320600777192>.
28. **Cabral B.P., Derengowski Fonseca M.G., Mota F.B.** What Is the Future of Cancer Care? A Technology Foresight Assessment of Experts’ Expectations. *Economics of Innovation and New Technology*. 2019;28(6):635–652. Available from: <https://doi.org/10.1080/10438599.2018.1549788>.
29. **Nissilä H., Lempiälä T., Lovio R.** Constructing Expectations for Solar Technology over Multiple Field-Configuring Events: A Narrative Perspective. *Science & Technology Studies*. 2014;27(1):54–75. Available from: <https://doi.org/10.23987/sts.55334>.
30. **Alkemade F., Suurs R.A.A.** Patterns of Expectations for Emerging Sustainable Technologies. *Technological Forecasting and Social Change*. 2012;79(3):448–456. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2011.08.014>.
31. **Závodská Z., Závodský J.** Quality Managers and Their Future Technological Expectations Related to Industry 4.0. *Total Quality Management & Business Excellence*. 2020;31(7-8):717–741. Available from: <https://doi.org/10.1080/14783363.2018.1444474>.
32. **Seetharaman A. et al.** Customer Expectation from Industrial Internet of Things (IIOT). *Journal of Manufacturing Technology Management*. 2019;30(8):1161–1178. Available from: <https://doi.org/10.1108/JMTM-08-2018-0278>.

About the authors

Inna S. Lola – Cand. Sci. (Econ.), Deputy Director, Centre for Business Tendency Studies, Institute for Statistical Studies and Economics of Knowledge, National Research University Higher School of Economics (HSE University). 4, Slavyanskaya Sq., Bldg. 2, Moscow, 109074, Russia. E-mail: ilola@hse.ru. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0974-8723>.

Anton B. Manukov – Leading Analyst, Centre for Business Tendency Studies, Institute for Statistical Studies and Economics of Knowledge, National Research University Higher School of Economics (HSE University). 4, Slavyanskaya Sq., Bldg. 2, Moscow, 109074, Russia. E-mail: amanukov@hse.ru. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5899-8024>.

Murat B. Bakeev – Analyst, Centre for Business Tendency Studies, Institute for Statistical Studies and Economics of Knowledge, National Research University Higher School of Economics (HSE University). 4, Slavyanskaya Sq., Bldg. 2, Moscow, 109074, Russia. E-mail: mbakeev@hse.ru. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3144-2544>.

Funding

The article is based on the study funded by the Basic Research Program of the National Research University Higher School of Economics.