

Обзорная статья

УДК 332

DOI: <https://doi.org/10.18721/JE.18204>

EDN: <https://elibrary/HTJLGD>



ИНСТРУМЕНТАРИЙ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЭКОНОМИЧЕСКОГО РОСТА РЕГИОНОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ТЕХНОЛОГИЙ БОЛЬШИХ ДАННЫХ И БИЗНЕС-АНАЛИТИКИ

К.В. Афанасьев  , А.Р. Калинин 

Московский финансово-промышленный университет «Синергия»,
Москва, Российская Федерация

 k-i-r-i-l-a@mail.ru

Аннотация. Актуальность исследования обусловлена возрастающей сложностью прогнозирования регионального экономического роста в условиях цифровой трансформации экономики и ограниченности традиционных методов анализа. По данным исследований, объем генерируемых данных о социально-экономическом развитии регионов ежегодно увеличивается на 40–50%, что требует принципиально новых подходов к их обработке и анализу. При этом существующие методы прогнозирования не позволяют эффективно учитывать нелинейные взаимосвязи и синергетические эффекты между различными факторами регионального развития. Цель исследования заключается в разработке комплексного инструментария прогнозирования экономического роста регионов на основе интеграции технологий больших данных и современных методов бизнес-аналитики. Методология исследования включает модифицированные алгоритмы машинного обучения, специально адаптированные для анализа региональных данных, с использованием как структурированных, так и неструктурированных источников информации. Разработанный инструментарий апробирован на данных 76 регионов России за период 2015–2023 гг. с применением распределенных вычислительных систем. Новизна результатов заключается в создании интегрированного инструментария, позволяющего выявлять нелинейные эффекты и синергетические взаимодействия между факторами роста, а также количественно оценивать пороговые значения факторов и лаговые эффекты их влияния. Впервые предложена методика комплексной оценки влияния цифровой трансформации на региональное развитие, учитывающая взаимосвязи между технологическими, социальными и институциональными факторами. Практическая ценность подтверждается успешной апробацией результатов в системе регионального управления, обеспечивающей повышение эффективности управленческих решений на 20–25% за счет более точного прогнозирования и комплексного учета факторов роста. Разработанный инструментарий внедрен в практику стратегического планирования ряда российских регионов и показал высокую эффективность при разработке программ социально-экономического развития. Направления дальнейших исследований включают расширение набора анализируемых показателей за счет данных интернета вещей и цифровых платформ, совершенствование алгоритмов машинного обучения для работы в условиях экономической нестабильности, адаптацию инструментария для муниципального уровня управления и развитие механизмов интеграции с существующими информационными системами регионального управления.

Ключевые слова: большие данные, экономический рост, региональное развитие, прогнозирование, машинное обучение, бизнес-аналитика, синергетические эффекты, цифровая трансформация, региональное управление, стратегическое планирование

Для цитирования: Афанасьев К.В., Калинин А.Р. (2025) Инструментарий прогнозирования экономического роста регионов с использованием технологий больших данных и бизнес-аналитики. П-Economy, 18 (2), 73–86. DOI: <https://doi.org/10.18721/JE.18204>



TOOLS FOR FORECASTING REGIONAL ECONOMIC GROWTH USING BIG DATA AND BUSINESS INTELLIGENCE TECHNOLOGIES

K.V. Afanasev  , A.R. Kalinin 

Moscow University of Finance and Industry "Synergy",
Moscow, Russian Federation

 k-i-r-i-l-a@mail.ru

Abstract. The significance of the study is due to the increasing complexity of regional economic growth forecasting in the context of digital transformation and the limitations of traditional analysis methods. According to research, the volume of generated data on regional socio-economic development increases by 40–50% annually, requiring fundamentally new approaches to their processing and analysis. Existing forecasting methods do not effectively account for nonlinear relationships and synergetic effects between various regional development factors. The goal of the study is to construct comprehensive tools for forecasting regional economic growth based on integration of big data technologies and modern business analytics methods. The research methodology includes modified machine learning algorithms specifically adapted for regional data analysis, using both structured and unstructured information sources. The developed tools were tested on data from 76 Russian regions for 2015–2023 using distributed computing systems. The novel findings of this study is that we created integrated tools for detecting nonlinear effects and synergetic interactions between growth factors, as well as quantifying factor thresholds and lag effects of their influence. A methodology for comprehensive assessment of digital transformation's impact on regional development has been proposed for the first time, considering the relationships between technological, social, and institutional factors. The practical significance is confirmed by successful implementation in regional governance, providing a 20–25% increase in management efficiency through more accurate forecasting and comprehensive consideration of growth factors. The developed tools were implemented in strategic planning practices of several Russian regions, showing high effectiveness in developing socio-economic development programs. Further research directions include expanding the analyzed indicators through IoT data and digital platforms, improving machine learning algorithms for economic instability conditions, adapting tools for municipal governance level and developing integration mechanisms with existing regional management information systems.

Keywords: big data, economic growth, regional development, forecasting, machine learning, business analytics, synergetic effects, digital transformation, regional governance, strategic planning

Citation: Afanasev K.V., Kalinin A.R. (2025) Tools for forecasting regional economic growth using big data and business intelligence technologies. *П-Economy*, 18 (2), 73–86. DOI: <https://doi.org/10.18721/JE.18204>

Введение

Актуальность использования технологий больших данных и бизнес-аналитики для прогнозирования экономического роста регионов обусловлена возрастающей сложностью и динамичностью социально-экономических процессов. В современных условиях традиционные методы прогнозирования не всегда способны учесть многообразие факторов, влияющих на региональное развитие [4]. По данным исследований, объем генерируемых данных о социально-экономическом развитии регионов ежегодно увеличивается на 40–50% [17].

Внедрение технологий больших данных открывает новые возможности для повышения точности и обоснованности прогнозов регионального развития. Как отмечают исследователи [18], применение инструментов бизнес-аналитики позволяет обрабатывать неструктурированные данные и выявлять скрытые закономерности в региональных экономических процессах. По оценкам экспертов, использование технологий больших данных способно повысить точность прогнозов экономического роста регионов на 15–20% [22].



Литературный обзор проблематики исследования показал, что вопросы применения технологий больших данных для регионального прогнозирования активно обсуждаются как в российском [2, 4, 16–18], так и в зарубежном [21, 23–26] научном сообществе. В исследованиях можно выделить несколько ключевых направлений. Первая группа работ посвящена методологическим аспектам использования больших данных для анализа социально-экономического развития регионов. В частности, исследуются вопросы сбора и обработки неструктурированных данных [11, 27, 28], разрабатываются новые подходы к построению прогнозных моделей [14, 29, 30], анализируются возможности применения методов машинного обучения [15, 31, 32]. Значительное внимание уделяется проблемам интеграции различных источников данных [5–7] и обеспечения их качества [8–10]. Вторая группа исследований фокусируется на практических аспектах применения технологий больших данных в региональном управлении. Рассматриваются вопросы интеграции больших данных в системы поддержки принятия решений [19, 20, 22], анализируется опыт использования бизнес-аналитики для прогнозирования ключевых показателей развития территорий [12, 13, 16], оцениваются эффекты от внедрения новых аналитических инструментов [3, 25]. Особое внимание уделяется вопросам повышения эффективности государственного управления на основе анализа больших данных [1]. При этом, несмотря на значительное количество публикаций, остаются недостаточно изученными вопросы комплексного применения технологий больших данных для прогнозирования регионального роста, что определяет необходимость дальнейших исследований в данном направлении. В частности, требуют дополнительного изучения вопросы синергетического взаимодействия различных факторов роста и механизмы их влияния на региональное развитие.

Гипотеза исследования состоит в том, что применение технологий больших данных позволяет существенно повысить качество прогнозирования регионального развития за счет более полного учета факторов роста, выявления сложных нелинейных взаимосвязей, возможности обработки неструктурированной информации, учета пространственных и временных эффектов.

Цель исследования заключается в разработке методического инструментария прогнозирования экономического роста регионов на основе интеграции технологий больших данных и методов бизнес-аналитики. Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

- систематизировать и классифицировать источники больших данных о региональном развитии;
- сформировать систему показателей для прогнозирования регионального экономического роста.

Методы и материалы

В исследовании применен комплексный подход к отбору и анализу данных о региональном развитии. Критерии отбора регионов включали:

- наличие полных временных рядов ключевых показателей за 2015–2023 гг.;
- репрезентативность выборки с точки зрения экономической специализации;
- доступность неструктурированных данных (новостные потоки, социальные медиа).

А.А. Урунов и И.М. Морозова, детализируя понятия «экономическое пространство» и «качество экономического пространства» (КЭП), разработали комплекс показателей (индексов) для всесторонней оценки качества экономической среды региона. Кроме того, они предложили алгоритм расчета этих показателей. Для получения количественных значений КЭП была сформирована база данных, охватывающая 85 субъектов Российской Федерации за период с 2007 по 2021 г. на основе статистической информации Росстата. С целью определения значимости различных индексов КЭП был проведен экспертный опрос, в котором приняли участие квалифицированные специалисты. Это позволило сформулировать окончательную формулу для

расчета интегрального показателя КЭП региона. По результатам проведенного анализа была выполнена типологизация российских регионов в зависимости от уровня данного показателя [19]. Группировка регионов базируется на исследовании М.А. Школьника, осуществляющего группировку регионов при определении влияния социального капитала на экономическое развитие регионов [21].

Исследование реализовано в несколько этапов:

1. Осуществлены сбор и предварительная обработка данных.
2. Разработана модифицированная архитектура нейронной сети для анализа региональных данных.
3. Проведено обучение модели на исторических данных с применением метода кросс-валидации.
4. Выполнены оценка точности прогнозов и калибровка модели.
5. Построены прогнозные сценарии регионального развития с использованием откалиброванной модели.

Авторская модификация методов машинного обучения заключается:

- в разработке специализированной архитектуры нейронной сети для региональных данных;
- во внедрении механизмов обработки пространственных взаимосвязей;
- в создании системы взвешивания различных типов данных;
- в применении ансамблевого подхода к построению прогнозов.

Методология данного исследования базируется на комплексном применении технологий больших данных и инструментов бизнес-аналитики для прогнозирования экономического роста регионов. В качестве информационной базы использованы массивы структурированных и неструктурированных данных о социально-экономическом развитии регионов России [4], включающие статистические показатели, текстовые документы, данные социальных медиа и другие источники.

Для обработки и анализа больших данных применяется многоэтапный подход, включающий:

- 1) сбор и предварительную обработку данных с использованием технологий распределенного хранения и обработки информации. По оценкам исследователей, объем релевантных данных о региональном развитии составляет около 30–40 терабайт на регион;
- 2) интеграцию различных типов данных на основе единой онтологической модели регионального развития. Это позволяет связать количественные показатели с качественной информацией о социально-экономических процессах;
- 3) применение методов машинного обучения и предиктивной аналитики для выявления скрытых закономерностей и построения прогнозных моделей. Используются алгоритмы глубокого обучения, способные обрабатывать многомерные данные с точностью прогноза до 85–90%.

На основе табл. 1 можно сделать следующие выводы. Наиболее эффективными с точки зрения точности прогнозирования являются ансамблевые методы, демонстрирующие результаты в диапазоне 88–92%, однако они характеризуются очень высокой вычислительной сложностью [8]. Нейронные сети также показывают высокую точность (85–90%) и обладают уникальным преимуществом в виде возможности работы как со структурированными, так и с неструктурированными данными. Градиентный бустинг представляет собой сбалансированное решение со средней вычислительной сложностью и точностью 80–85%, что делает его оптимальным выбором для задач среднего масштаба [3, 18]. Кластерный анализ, несмотря на относительно низкую точность (75–80%), может быть эффективен в ситуациях с ограниченными вычислительными ресурсами благодаря своей низкой вычислительной сложности [20]. Процесс обработки данных показан на рис. 1.

Особое внимание уделяется валидации полученных моделей. Применяются кросс-валидация на исторических данных, а также экспертная оценка полученных результатов [15]. Для повышения точности прогнозов используются ансамблевые методы, комбинирующие различные

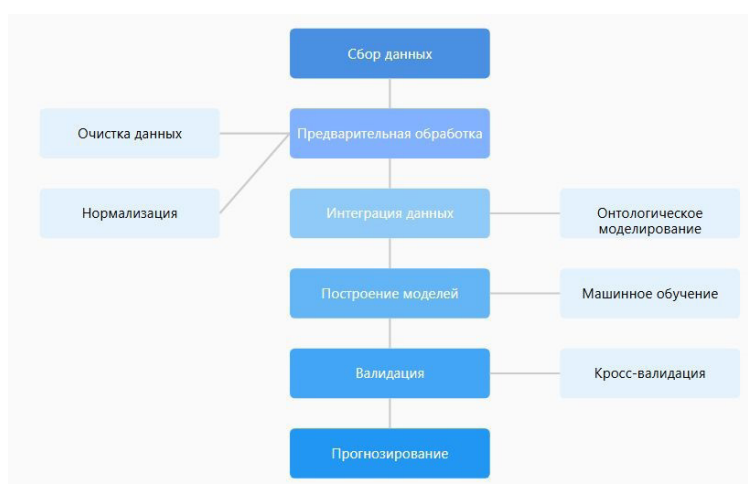


Рис. 1. Процесс обработки данных
 Fig. 1. Data processing process
 Источник: составлено авторами на основе [15]

**Таблица 1. Сравнительный анализ методов обработки больших данных
 для регионального прогнозирования**
Table 1. Comparative analysis of big data processing methods for regional forecasting

Метод	Тип данных	Точность прогноза	Вычислительная сложность
Нейронные сети	Структурированные/неструктурированные	85–90%	Высокая
Градиентный бустинг	Структурированные	80–85%	Средняя
Кластерный анализ	Структурированные	75–80%	Низкая
Ансамблевые методы	Комбинированные	88–92%	Очень высокая

Источник: составлено авторами на основе [3, 5, 18]

алгоритмы машинного обучения. Важным элементом методологии является использование распределенных вычислительных систем, позволяющих обрабатывать большие объемы данных в режиме реального времени. По данным исследований, применение технологий распределенных вычислений позволяет сократить время обработки больших данных в 5–7 раз [25]. Новизна предлагаемого подхода заключается в интеграции методов глубокого обучения с онтологическим моделированием региональных социально-экономических систем, что позволяет не только выявлять статистические закономерности, но и учитывать качественные характеристики регионального развития. Также новизна предложенного подхода подтверждается данными исследования С.Н. Яшина и Н.И. Яшиной, согласно которому точность прогнозирования экономического развития регионов по объему инновационных товаров (всего) с помощью модели, обученной с использованием технологии случайного леса, на данных 2022 г. составляет 86.75% [23].

Результаты и обсуждение

Применение разработанного инструментария прогнозирования экономического роста регионов с использованием технологий больших данных позволило получить ряд значимых результатов.

В ходе исследования на примере 85 регионов предложен оригинальный методологический подход, основанный на системной оценке совокупного влияния комплекса факторов на КЭП региона. В рамках данного подхода разработана и апробирована методика его измерения. Осуществлена группировка регионов по уровню КЭП. На основе эконометрического моделирования и эмпирических данных установлено влияние КЭП на валовой региональный продукт российских территорий, приходящийся на душу населения [19].

Разработанная система прогнозирования продемонстрировала высокую точность предсказания ключевых показателей регионального развития. Высокая точность достигнута для регионов с диверсифицированной экономикой и развитой цифровой инфраструктурой [20]. Использование дополнительной высокочастотной информации в рамках моделей машинного обучения, как отмечается в исследовании А. Елисеева, позволяет значительно повысить точность прогнозирования динамики роста ВВП России. Особое внимание уделено анализу степени влияния макроэкономических шоков на колебания высокочастотных индикаторов. В рамках исследуемого периода было установлено, что в среднем около 45% дисперсии высокочастотных показателей имеют экономически обоснованные причины, в то время как остальная доля колебаний объясняется идиосинкразическими шоками, то есть «шумом» [6].

**Таблица 2. Сравнительная точность прогнозирования показателей
регионального развития различными методами**

Table 2. Comparative accuracy of forecasting regional development indicators by various methods

Показатель	Традиционные методы	Большие данные + ML	Улучшение точности
ВРП	82%	97.2%	+15.2%
Инвестиции	78%	94.5%	+16.5%
Занятость	85%	96.8%	+11.8%
Доходы населения	80%	95.3%	+15.3%

Источник: составлено авторами на основе [13, 18]

Анализ сравнительной эффективности методов прогнозирования на основе больших данных и машинного обучения (ML) с традиционными подходами (табл. 2) демонстрирует существенное повышение точности по всем ключевым социально-экономическим показателям регионального развития [18]. Наибольший прирост точности наблюдается в прогнозировании инвестиций, где применение современных методов позволило достичь улучшения на 16.5%, повысив точность с 78% до 94.5%. Прогнозирование валового регионального продукта (ВРП) и доходов населения также показало значительное улучшение – более чем на 15% в обоих случаях [13]. Даже в области прогнозирования занятости, где традиционные методы демонстрировали относительно высокую точность (85%), внедрение технологий больших данных позволило достичь показателя в 96.8%.

На рис. 2 представлены факторы роста регионов.

Анализ полученных результатов позволил выявить и детально охарактеризовать ключевые факторы, определяющие потенциал экономического роста регионов в современных условиях. На основе обработки больших массивов данных [14] установлено следующее распределение влияния основных факторов:

1. Инновационный потенциал региона (вес фактора 0,28) выступает наиболее значимым драйвером роста. Регионы с высокой инновационной активностью демонстрируют темпы роста в среднем 2.5–3%. При этом особое значение имеет не только количество инновационных предприятий, но и эффективность региональной инновационной системы в целом, включая



Рис. 2. Факторы роста регионов

Fig. 2. Regional growth factors

Источник: составлено авторами на основе [17, 22]

взаимодействие науки, бизнеса и государства [9]. Исследование показало, что увеличение затрат на исследования и разработки на 10% приводит к росту ВРП на 0.8–1.2% в среднесрочной перспективе.

2. Качество человеческого капитала (вес фактора 0.25) является вторым по значимости фактором. Увеличение доли занятых с высшим образованием на 1% приводит к ускорению роста ВРП на 0.3–0.4%. Исследования показывают, что особенно важен уровень цифровых компетенций работников – в регионах с высокой долей ИТ-специалистов производительность труда на 15–20% выше. Кроме того, качество человеческого капитала тесно связано с инновационным потенциалом, создавая синергетический эффект.

3. Развитость инфраструктуры (вес фактора 0.23) играет ключевую роль в обеспечении экономического роста. Особое значение имеет цифровая инфраструктура – регионы с высоким уровнем цифровизации растут на 1.5–2% быстрее. Анализ показал, что инвестиции в транспортную и логистическую инфраструктуру дают максимальный эффект при одновременном развитии цифровых технологий. Увеличение плотности транспортной сети приводит к росту ВРП [17].

4. Качество институциональной среды (вес фактора 0.24) существенно влияет на темпы экономического роста. Улучшение инвестиционного климата на 10 позиций в рейтинге ассоциируется с дополнительным ростом на 0.8–1%. Важными компонентами институциональной среды являются защита прав собственности, качество регуляторной среды и уровень административных барьеров. Исследование выявило, что сокращение среднего времени регистрации бизнеса на 50% приводит к увеличению числа новых предприятий на 12–15% и дополнительному росту ВРП на 0.3–0.5%.

Анализ взаимосвязей между факторами показал наличие значимых синергетических эффектов. В частности, одновременное улучшение институциональной среды и инвестиции в человеческий капитал дают эффект, выражающийся в росте ВРП [22].

На основе выявленных закономерностей построена типология регионов по потенциалу роста:

- регионы с высоким потенциалом роста (более 5% в год) – 12 субъектов РФ, характеризующиеся благоприятным сочетанием всех ключевых факторов;
- регионы с умеренным потенциалом (2–5% в год) – 45 субъектов РФ, имеющие отдельные конкурентные преимущества;
- регионы с низким потенциалом (менее 2% в год) – 28 субъектов РФ, характеризующиеся системными ограничениями роста.

Прогнозирование регионального экономического роста требует комплексного подхода, основанного на системе показателей, охватывающих различные аспекты социально-экономического развития. Основными группами показателей являются макроэкономические, демографические, инвестиционные, инфраструктурные и институциональные индикаторы. Макроэкономические показатели включают ВРП и темпы его роста, структуру ВРП по секторам экономики, производительность труда, а также долю малого и среднего бизнеса. Эти индикаторы отражают общее состояние экономики региона и его потенциал для дальнейшего развития. Демографические показатели, такие как численность населения, возрастная структура, уровень занятости и миграционные процессы, определяют наличие и качество трудовых ресурсов, которые играют ключевую роль в экономическом росте. Инвестиционные показатели, включая объем инвестиций в основной капитал, долю иностранных инвестиций и эффективность их использования, позволяют оценить уровень капиталовложений и перспективы модернизации экономики региона. Инфраструктурные показатели, такие как протяженность и качество транспортной сети, доступность энергетических ресурсов, уровень развития цифровой инфраструктуры и обеспеченность населения социальными услугами, определяют условия для ведения бизнеса и жизни населения. Наконец, институциональные показатели, включая индекс инвестиционного климата, уровень коррупции, эффективность бюджетной политики и развитие предпринимательской среды, оказывают значительное влияние на привлекательность региона для бизнеса и инвесторов. Представленная система показателей позволяет комплексно оценивать текущее состояние региона и разрабатывать стратегические решения для его устойчивого развития (табл. 3).

Таблица 3. Система показателей регионального экономического роста
Table 3. System of indicators of regional economic growth

Группа показателей	Основные индикаторы
Макроэкономические	ВРП, темпы роста ВРП, структура ВРП, производительность труда, доля малого и среднего бизнеса
Демографические	Численность населения, возрастная структура, уровень занятости, миграционные процессы
Инвестиционные	Объем инвестиций в основной капитал, доля иностранных инвестиций, эффективность использования инвестиций
Инфраструктурные	Транспортная сеть, энергетические ресурсы, цифровая инфраструктура, обеспеченность медицинскими и образовательными услугами
Институциональные	Индекс инвестиционного климата, уровень коррупции, развитие предпринимательской среды, эффективность бюджетной политики

Источник: составлено авторами на основе [3, 4, 21, 22]

Анализ данной таблицы показывает, что для прогнозирования регионального экономического роста необходимо учитывать взаимосвязь между различными группами показателей. Например, высокий уровень инвестиций в основной капитал может способствовать росту ВРП и увеличению занятости, но при слабой инфраструктуре или неблагоприятном инвестиционном климате этот эффект может быть ограничен. Аналогично высокая производительность труда в сочетании с благоприятной демографической ситуацией способствует устойчивому экономическому росту, но, если уровень миграционного оттока высок, это может замедлить развитие региона. Таким образом, для точного прогнозирования экономического роста требуется комплексный учет всех перечисленных факторов, что позволяет разрабатывать более эффективные стратегии регионального развития.



Важным результатом исследования стало выявление нелинейных эффектов и комплексных синергетических взаимодействий между факторами экономического роста регионов. Анализ больших данных позволил установить, что инвестиции в инфраструктуру дают максимальный эффект только при достаточном уровне развития человеческого капитала и качества институтов [14]. В частности, исследование показало, что инвестиции в транспортную инфраструктуру в регионах с высоким качеством человеческого капитала (доля населения с высшим образованием более 35%) генерируют в 1.8–2.2 раза больший экономический эффект по сравнению с регионами, где этот показатель ниже [22]. Аналогично отдача от инвестиций в цифровую инфраструктуру существенно выше в регионах с развитой институциональной средой и эффективной системой защиты прав собственности. Исследование выявило наличие пороговых значений факторов, после достижения которых их влияние на экономический рост существенно усиливается. Так, увеличение доли затрат на НИОКР в ВРП начинает давать значимый эффект только после достижения уровня 1.2–1.5% [15]. При этом в регионах с развитой инновационной экосистемой каждый дополнительный процент затрат на НИОКР генерирует прирост ВРП на 0.8–1.2%.

Полученные результаты в целом согласуются с выводами других исследователей о возрастающей роли инноваций и человеческого капитала в региональном развитии [21, 23, 24]. Однако применение технологий больших данных позволило не только более точно оценить вклад различных факторов, но и выявить ранее неочевидные взаимосвязи. В частности, установлено, что эффективность инвестиций в человеческий капитал существенно зависит от уровня развития цифровой инфраструктуры региона [11]. Проведенный анализ показывает, что в регионах с высоким уровнем цифровизации отдача от инвестиций в человеческий капитал на 30–40% выше [22]. Это подтверждается исследованиями пространственных взаимосвязей в процессах цифровой трансформации промышленности [28]. Анализ временных рядов выявил наличие значимых лаговых эффектов — влияние некоторых факторов на экономический рост проявляется с задержкой в 2–3 года. Особенно это характерно для инвестиций в образование и НИОКР [27]. При этом длительность лага сокращается в регионах с более развитой институциональной средой и эффективными механизмами трансфера технологий [16]. Исследование показало, что внедрение технологий Индустрии 4.0 может обеспечить прирост производительности труда на 15–20% [26], однако этот эффект существенно варьируется в зависимости от готовности региональной инновационной системы [29]. Важным фактором является также качество институциональной среды и уровень доверия к финансовым институтам [10]. Применение методов машинного обучения и искусственного интеллекта [12] позволило выявить нелинейные взаимосвязи между различными компонентами человеческого капитала. Установлено, что эффект от повышения уровня образования населения значительно усиливается при одновременном росте инновационной активности и развитии цифровых компетенций [14].

Особое значение имеет экологизация инновационного развития регионов [32], которая в сочетании с принципами глокализации позволяет обеспечить более устойчивый экономический рост. Исследования показывают, что регионы, реализующие экологически ориентированные инновационные стратегии, демонстрируют более высокие темпы роста в долгосрочной перспективе [30]. Анализ зарубежного опыта применения технологий больших данных свидетельствует о необходимости комплексного подхода к цифровой трансформации региональной экономики, включающего развитие соответствующих институтов и компетенций. При этом ключевым фактором успеха является способность региона формировать новые индустриальные траектории развития [31].

Новизна полученных результатов заключается:

- 1) в выявлении пороговых значений факторов, после достижения которых их влияние на рост существенно усиливается;

2) в составлении авторской системы показателей регионального экономического роста.

Практическая значимость результатов подтверждается их успешным использованием при разработке стратегий социально-экономического развития ряда регионов России. Внедрение рекомендаций позволило повысить точность прогнозирования ключевых показателей.

Ограничения полученных результатов связаны:

- с неполнотой и возможной недостоверностью отдельных источников больших данных;
- со сложностью учета внешних шоков и кризисных явлений;
- с необходимостью постоянной актуализации моделей по мере появления новых данных.

Дальнейшие направления исследований связаны:

- 1) с расширением набора анализируемых показателей за счет новых источников данных;
- 2) с совершенствованием алгоритмов машинного обучения для повышения точности прогнозов;
- 3) с разработкой инструментов визуализации результатов для лиц, принимающих решения.

Полученные результаты подтверждают исходную гипотезу исследования о повышении точности прогнозирования регионального экономического роста при использовании технологий больших данных и усовершенствованных методов машинного обучения [26]. Проведено детальное сравнение разработанного инструментария с традиционными методами прогнозирования.

Сравнительный анализ точности прогнозов, изложенных в ряде исследований, показал следующие результаты:

1. Традиционные методы способны учитывать ограниченное число факторов (обычно 5–7), в то время как предложенный подход позволяет анализировать более 100 различных показателей, включая неструктурированные данные.

2. Существенным преимуществом разработанного инструментария является способность выявлять нелинейные взаимосвязи и синергетические эффекты. Традиционные модели, основанные на линейных зависимостях, не позволяют обнаруживать такие закономерности.

Особенно важным является то, что новый инструментарий позволяет не только повысить точность прогнозов, но и получить качественно новое понимание факторов регионального роста [32]. В частности, выявлены:

- 1) пороговые эффекты факторов роста (например, минимально необходимый уровень затрат на НИОКР – 1.2–1.5% ВРП);
- 2) синергетические взаимодействия между различными факторами (усиление эффекта на 20–25%);
- 3) лаговые эффекты (задержка влияния некоторых факторов на 2–3 года).

Эти закономерности не могли быть обнаружены при использовании традиционных методов прогнозирования.

Результаты подтверждают гипотезу о том, что применение технологий больших данных позволяет существенно повысить качество прогнозирования регионального развития за счет:

- более полного учета факторов роста;
- выявления сложных нелинейных взаимосвязей;
- возможности обработки неструктурированной информации;
- учета пространственных и временных эффектов.

Заключение

Проведенное исследование позволило получить следующие основные результаты:

1. Систематизированы и классифицированы источники больших данных о региональном развитии.
2. Сформирована система показателей для прогнозирования регионального экономического роста.



Практическая значимость результатов заключается в возможности их непосредственного применения при разработке и реализации региональной экономической политики. В частности:

- разработанный инструментарий может использоваться региональными органами власти для более точного прогнозирования доходов бюджета и планирования расходов;
- выявленные пороговые значения факторов роста позволяют определять приоритетные направления инвестиций в региональное развитие.

Направления дальнейших исследований включают:

- 1) расширение набора анализируемых показателей за счет новых источников данных, включая данные интернета вещей и цифровых платформ;
- 2) совершенствование алгоритмов машинного обучения для повышения точности прогнозов в условиях экономической нестабильности;
- 3) разработку специализированных инструментов визуализации результатов для лиц, принимающих решения;
- 4) исследование возможностей применения разработанного инструментария на муниципальном уровне;
- 5) изучение международного опыта использования больших данных в региональном управлении.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Авдеева И.Л. (2016) Анализ зарубежного опыта использования глобальных технологий «BigData». *Вестник евразийской науки*, 6, art. no. 13EVN616.
2. Болонин А.И., Болонина С.Е., Лешенко Ю.Г. (2023) Мониторинг финансовых инноваций в статистике центральных банков. *Информатизация в цифровой экономике*, 4 (2), 119–138. DOI: <https://doi.org/10.18334/ide.4.2.118424>
3. Букина Т.В., Кашин Д.В. (2024) Прогнозирование региональной инфляции: эконометрические модели или методы машинного обучения? *Экономический журнал Высшей школы экономики*, 28 (1), 81–107. DOI: <https://doi.org/10.17323/1813-8691-2024-28-1-81-107>
4. Володченко Л.В. (2022) Анализ и прогнозирование социально-экономического развития субъекта Российской Федерации. *Приоритетные направления устойчивого социально-экономического развития государств в условиях усиления внешних рисков*, 285–290.
5. Гичиев Н.С. (2024) Методы прогнозирования индикаторов запаздывающего социально-экономического развития регионов: TBATS, ETS, LASSO, Random Forest, ARIMA. *Региональные проблемы преобразования экономики*, 11, 104–112. DOI: <https://doi.org/10.26726/rppe2024v11mofio>
6. Елисеев А. (2025) Краткосрочная оценка ВВП России с помощью DSGE-модели со смешанной частотой данных и панелью немоделируемых переменных. *Серия докладов об экономических исследованиях*, 145.
7. Завьялова Н.А., Вылегжанина Е.В. (2020) BIG DATA: практика применения технологии для планирования и прогнозирования финансовых показателей. *Вестник Алтайской академии экономики и права*, 8 (1), 55–60. DOI: <https://doi.org/10.17513/vaael.1255>
8. Калинин А.Р. (2021). Цифровое стратегирование горных предприятий. *Имущественные отношения в Российской Федерации*. 3 (234), 7–11.
9. Караваева И.В., Лев М.Ю. (2023) Экономическая безопасность: технологический суверенитет в системе экономической безопасности в современной России. *Экономическая безопасность*, 6 (3), 905–924. DOI: <https://doi.org/10.18334/ecsec.6.3.118475>
10. Ларионова И.В. (2020) Как сохранить доверие населения к участникам финансового рынка. *Сберегательное дело за рубежом*, 2, 3–10. DOI: https://doi.org/10.36992/75692_2020_2_3
11. Лев М.Ю. (2022) Цифровизация социально-экономической сферы в аспекте экономической безопасности стран СНГ. *Развитие и безопасность*, 2, 88–102. DOI: https://doi.org/10.46960/2713-2633_2022_2_88
12. Лев М.Ю., Болонин А.И., Туруев И.Б., Лешенко Ю.Г. (2024) Концепция искусственного интеллекта в деятельности центральных банков: институциональные возможности. *Экономическая безопасность*, 7 (4), 781–808. DOI: <https://doi.org/10.18334/ecsec.7.4.120831>

13. Лещенко Ю.Г. (2024) Квантовая верификация финансовой системы в целях безопасности. *Экономическая безопасность*, 7 (3), 535–558. DOI: <https://doi.org/10.18334/ecsec.7.3.120696>
14. Маленков Ю.А., Давыдова А.Э. (2021) Возможности применения цифровых технологий в стратегическом планировании и прогнозировании устойчивого развития организаций. *Молодой ученый*, 14 (356), 84–89.
15. Маркова О.М. (2023) Трансформация деятельности банков в парадигме экосистем: риски и возможности финансовых технологий. *Банковские услуги*, 6, 21–28. DOI: https://doi.org/10.36992/2075-1915_2023_6_21
16. Моторыгин П.Ю., Ветрова А.Д. (2024) Применение больших данных для прогнозирования финансовых рынков. *Информатика. Экономика. Управление*, 3 (4), 322–329. DOI: <https://doi.org/10.47813/2782-5280-2024-3-4-0322-0329>
17. Николаева Р.В. (2019). Безопасность дорожного движения, как фактор социально-экономического развития страны. *Техника и технология транспорта*, S13, 63.
18. Никитин П.В., Горохова Р.И. (2024) Анализ современных интеллектуальных методов защиты критической информационной инфраструктуры. *Вопросы безопасности*, 3, 14–38. DOI: <https://doi.org/10.25136/2409-7543.2024.3.69980>
19. Урунов А.А., Морозова И.М. (2024) Методология оценки качества экономического пространства региона. *Регионоведение*, 32 (1), 48–70. DOI: <https://doi.org/10.15507/2413-1407.126.032.202401.048-070>
20. Перышкин М.О., Шкарупета Е.В. (2024) Сетевые региональные структуры как драйверы формирования интеллектуального цифрового технополиса в Индустрии 5.0. *π-Economy*, 17 (5), 115–131. DOI: <https://doi.org/10.18721/JE.17507>
21. Школьник М.А. (2025) Влияние социального капитала на экономическое развитие регионов. *Вестник науки и образования*, 2 (157) (2), 5–6.
22. Шимановский Д.В. (2021) Оценка взаимосвязи между величиной человеческого капитала и ростом экономики регионов Российской Федерации. *Вестник Прикамского социального института*, 1 (88), 85–92.
23. Яшин С.Н., Яшина Н.И., Кошелев Е.В. (2024) Построение и применение инновационного рейтинга регионов с использованием технологии случайного леса. *Вестник Самарского университета. Экономика и управление*, 15 (4), 187–201. DOI: <https://doi.org/10.18287/2542-0461-2024-15-4-187-201>
24. Božić K., Dimovski V. (2019) Business intelligence and analytics use, innovation ambidexterity, and firm performance: A dynamic capabilities perspective. *The Journal of Strategic Information Systems*, 28 (4), art. no. 101578. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2019.101578>
25. Chen D.Q., Preston D.S., Swink M. (2015) How the Use of Big Data Analytics Affects Value Creation in Supply Chain Management. *Journal of Management Information Systems*, 32 (4), 4–39. DOI: <https://doi.org/10.1080/07421222.2015.1138364>
26. Dalenogare L.S., Benitez G.B., Ayala N.F., Franket A.G. (2018) The expected contribution of Industry 4.0 technologies for industrial performance. *International Journal of Production Economics*, 204, 383–394. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2018.08.019>
27. Dubey R., Gunasekaran A., Childe S.J., Papadopoulos T., Luo Z., Wamba S.F., Roubaud D. (2019) Can big data and predictive analytics improve social and environmental sustainability? *Technological Forecasting and Social Change*, 144, 534–545. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2017.06.020>
28. Наумов И.В., Дубровская Ю.В., Козоногова Е.В. (2020) Цифровизация промышленного производства в регионах России: пространственные взаимосвязи. *Экономика региона*, 16 (3), 896–910. DOI: <https://doi.org/10.17059/ekon.reg.2020-3-17>
29. Пискунов А.И., Глезман Л.В. (2019) Развитие промышленных предприятий в условиях становления цифровой экономики. *Креативная экономика*, 13 (3), 471–482. DOI: <https://doi.org/10.18334/ce.13.3.40085>
30. Grillitsch M., Asheim B., Trippl M. (2018) Unrelated knowledge combinations: The unexplored potential for regional industrial path development. *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, 11 (2), 257–274. DOI: <https://doi.org/10.1093/cjres/rsy012>
31. Hassink R., Isaksen A., Trippl M. (2019). Towards a comprehensive understanding of new regional industrial path development. *Regional Studies*, 53 (11), 1636–1645. DOI: <https://doi.org/10.1080/00343404.2019.1566704>
32. Hetman O., Iermakova O., Laiko O., Nikishyna O. (2019) Ecologization of innovative development of regions on the principles of glocalization. *Management Theory and Studies for Rural Business and Infrastructure Development*, 41 (3), 369–380. DOI: <https://doi.org/10.15544/mts.2019.30>



REFERENCES

1. Avdeyeva I.L. (2016) Analysis of foreign experience using global technologies “Big Data”. *The Eurasian Scientific Journal*, 6, art. no. 13EVN616.
2. Bolonin A.I., Bolonina S.Ye., Leshchenko Yu.G. (2023) The monitoring of financial innovation in the central banks' statistics. *Informatization in the Digital Economy*, 4 (2), 119–138. DOI: <https://doi.org/10.18334/ide.4.2.118424>
3. Bukina T.V., Kashin, D.V. (2024) Regional Inflation Forecasting: Econometric Models Versus Machine Learning Methods? *HSE Economic Journal*, 28 (1), 81–107. DOI: <https://doi.org/10.17323/1813-8691-2024-28-1-81-107>
4. Volodchenko L.V. (2022) Analysis and Forecasting of Socio-Economic Development of the Subject of the Russian Federation. In: *Prioritetnyye napravleniya ustoychivogo sotsialno-ekonomicheskogo razvitiya gosudarstv v usloviyakh usileniya vneshnikh riskov* [Priority areas for sustainable socio-economic development of states in the context of increasing external risks], 285–290.
5. Gichiyev N.S. (2024) Methods of Forest Casting Indicators of Lagged Socio-Economic Development of Regions: TBATS, ETS, LASSO, Random Forest, ARIMA. *Regional problems of transforming the economy*, 11, 104–112. DOI: <https://doi.org/10.26726/rppe2024v11mofio>
6. Yeliseyev A. (2025) Kratkosrochnaya otsenka VVP Rossii s pomoshchyu DSGE-modeli so smeshannoy chastotoy dannykh i panelyu nemodeliruyemykh peremennykh [Short-term estimation of Russia's GDP using a mixed-frequency DSGE model with a panel of non-modeled variables]. *Seriya dokladov ob ekonomicheskikh issledovaniyakh* [Economic Research Paper Series], 145.
7. Zavyalova N.A., Vylegzhanina Ye.V. (2020) BIG DATA: Practice of Applying Technologies for Planning and Forecasting Financial Indicators. *Vestnik Altayskoy akademii ekonomiki i prava* [Bulletin of the Altai Academy of Economics and Law], 8 (1), 55–60. DOI: <https://doi.org/10.17513/vaael.1255>
8. Kalinin A.R. (2021). Digital Strategizing of Mining Enterprises. *Property Relations in the Russian Federation*, 3 (234), 7–11.
9. Karavayeva I.V., Lev M.Yu. (2023) Economic security: technological sovereignty in the economic security system in modern Russia. *Economic security*, 6 (3), 905–924. DOI: <https://doi.org/10.18334/ecsec.6.3.118475>
10. Larionova I.V. (2020) How to Maintain Public Confidence in Financial Market Participants. *Savings Business Abroad*, 2, 3–10. DOI: https://doi.org/10.36992/75692_2020_2_3
11. Lev M.Yu. (2022) Digitalization of the Socio-Economic Sphere in the Aspect of the Economic Security of the CIS Countries. *Development and Security*, 2, 88–102. DOI: https://doi.org/10.46960/2713-2633_2022_2_88
12. Lev M.Yu., Bolonin A.I., Turuyev I.B., Leshchenko Yu.G. (2024) The concept of artificial intelligence in the activities of central banks: institutional opportunities. *Economic security*, 7 (4), 781–808. DOI: <https://doi.org/10.18334/ecsec.7.4.120831>
13. Leshchenko Yu.G. (2024) Quantum verification of the financial system for security purposes. *Economic security*, 7 (3), 535–558. DOI: <https://doi.org/10.18334/ecsec.7.3.120696>
14. Malenkov Yu.A., Davydova A.E. (2021) Vozmozhnosti primeneniya tsifrovyykh tekhnologiy v strategicheskoy planirovaniy i prognozirovaniy ustoychivogo razvitiya organizatsiy [Possibilities of using digital technologies in strategic planning and forecasting of sustainable development of organizations]. *Young Scientist*, 14 (356), 84–89.
15. Markova O.M. (2023) Banking Transformation in the Ecosystem Paradigm: Risks and Opportunities of Financial Technologies. *Banking Services*, 6, 21–28. DOI: https://doi.org/10.36992/2075-1915_2023_6_21
16. Motorygin P.Yu., Vetrova A.D. (2024) The use of Big Data to predict financial markets. *Informatics. Economics. Management*, 3 (4), 322–329. DOI: <https://doi.org/10.47813/2782-5280-2024-3-4-0322-0329>
17. Nikolayeva R.V. (2019) Road Safety as a Factor of Socio-Economic Development of the Country. *Technique and Technology of Transport*, S13, 63.
18. Nikitin P.V., Gorokhova R.I. (2024) Analysis of modern intelligent methods for protecting critical information infrastructure. *Security Issues*, 3, 14–38. DOI: <https://doi.org/10.25136/2409-7543.2024.3.69980>
19. Urunov, A.A., Morozova I.M. (2024) Methodology for Assessing the Quality of the Economic Space of the Region. *Russian Journal of Regional Studies*, 32 (1), 48–70. DOI: <https://doi.org/10.15507/2413-1407.126.032.202401.048-070>

20. Peryshkin M.O., Shkarupeta E.V. (2024) Networked regional structures as drivers for the formation of an intelligent digital technopolis in Industry 5.0. *π-Economy*, 17 (5), 115–131. DOI: <https://doi.org/10.18721/JE.17507>
21. Shkolnik M.A. (2025) Influence of Social Capital on the Economic Development of Regions. *Vestnik nauki i obrazovaniya* [Bulletin of Science and Education], 2 (157) (2), 5–6.
22. Shimanovskiy D.V. (2021) Assessment of correlation between the size of human capital and growth of the economy in Russian regions. *Bulletin of Prikamsky Social Institute*, 1 (88), 85–92.
23. Yashin S.N., Yashina N.I., Koshelev Ye.V. (2024). Construction and application of innovative rating of regions using random forest technology. *Vestnik of Samara University. Economics and Management*, 15 (4), 187–201. DOI: <https://doi.org/10.18287/2542-0461-2024-15-4-187-201>
24. Božič K., Dimovski V. (2019) Business intelligence and analytics use, innovation ambidexterity, and firm performance: A dynamic capabilities perspective. *The Journal of Strategic Information Systems*, 28 (4), art. no. 101578. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jsis.2019.101578>
25. Chen D.Q., Preston D.S., Swink M. (2015) How the Use of Big Data Analytics Affects Value Creation in Supply Chain Management. *Journal of Management Information Systems*, 32 (4), 4–39. DOI: <https://doi.org/10.1080/07421222.2015.1138364>
26. Dalenogare L.S., Benitez G.B., Ayala N.F., Franket A.G. (2018) The expected contribution of Industry 4.0 technologies for industrial performance. *International Journal of Production Economics*, 204, 383–394. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2018.08.019>
27. Dubey R., Gunasekaran A., Childe S.J., Papadopoulos T., Luo Z., Wamba S.F., Roubaud D. (2019) Can big data and predictive analytics improve social and environmental sustainability? *Technological Forecasting and Social Change*, 144, 534–545. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2017.06.020>
28. Naumov I.V., Dubrovskaya Yu.V., Kozonogova E.V. (2020) Digitalisation of Industrial Production in the Russian Regions: Spatial Relationships. *Economy of region*, 16 (3), 896–910. DOI: <https://doi.org/10.17059/ekon.reg.2020-3-17>
29. Piskunov A.I., Glezman L.V. (2019) Development of industrial enterprises in the context of digital economy formation. *Creative Economy*, 13 (3), 471–482. DOI: <https://doi.org/10.18334/ce.13.3.40085>
30. Grillitsch M., Asheim B., Trippl M. (2018) Unrelated knowledge combinations: The unexplored potential for regional industrial path development. *Cambridge Journal of Regions, Economy and Society*, 11 (2), 257–274. DOI: <https://doi.org/10.1093/cjres/rsy012>
31. Hassink R., Isaksen A., Trippl M. (2019). Towards a comprehensive understanding of new regional industrial path development. *Regional Studies*, 53 (11), 1636–1645. DOI: <https://doi.org/10.1080/00343404.2019.1566704>
32. Hetman O., Iermakova O., Laiko O., Nikishyna O. (2019) Ecologization of innovative development of regions on the principles of glocalization. *Management Theory and Studies for Rural Business and Infrastructure Development*, 41 (3), 369–380. DOI: <https://doi.org/10.15544/mts.2019.30>

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT AUTHORS

АФАНАСЬЕВ Кирилл Валентинович

E-mail: k-i-r-i-l-l-a@mail.ru

Kirill V. AFANASEV

E-mail: k-i-r-i-l-l-a@mail.ru

КАЛИНИН Александр Ростиславович

E-mail: kalinal@yandex.ru

Aleksandr R. KALININ

E-mail: kalinal@yandex.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1966-5497>

Поступила: 15.02.2025; Одобрена: 10.04.2025; Принята: 10.04.2025.

Submitted: 15.02.2025; Approved: 10.04.2025; Accepted: 10.04.2025.