

УДК 33

Прогнозирование траекторий инновационного развития регионов России с применением пространственного моделирования и интеллектуального анализа больших данных

Петренко Дмитрий Сергеевич

Педагог дополнительного образования,
частная школа «Земляне»,
студент магистратуры,
Московский городской педагогический университет,
129226, Российская Федерация, Москва, проезд 2-й Сельскохозяйственный, 4;
e-mail: dim.petrenkos@yandex.ru

Аннотация

Статья посвящена изучению прогнозирования траекторий инновационного развития регионов России с использованием пространственного моделирования и интеллектуального анализа больших данных. Актуальность исследования обусловлена необходимостью развития стратегии инновационного роста, учитывающей разнообразие социально-экономических условий и различную степень развития регионов страны. Рассматривается проблема неравномерного инновационного развития российских регионов, что требует новых методов и инструментов прогнозирования и анализа, способных учитывать пространственные факторы влияния. Основной задачей исследования является разработка модели, способной на основе анализа больших данных дать точные прогнозы относительно траекторий инновационного развития различных регионов Российской Федерации. Автором выявлены основные траектории движения регионов относительно модернизации, а также определены регионы с самым высоким инновационным потенциалом и те, которые отстают. Рассмотрены практические и теоретические аспекты использования разработанной модели, подчеркивается значимость учета пространственных факторов в анализе инновационного развития. Обсуждаются потенциальные направления для улучшения модели и ее применимость в других контекстах. Обоснована необходимость комплексного подхода к прогнозированию инновационного развития регионов с использованием пространственного моделирования и анализа больших данных.

Для цитирования в научных исследованиях

Петренко Д.С. Прогнозирование траекторий инновационного развития регионов России с применением пространственного моделирования и интеллектуального анализа больших данных // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2024. Том 14. № 9А. С. 54-65.

Ключевые слова

Траектория, инновационное развитие, регионы России, пространственное моделирование, анализ больших данных.

Введение

Методология, лежащая в основе исследования инновационного развития регионов с использованием пространственного моделирования и интеллектуального анализа данных, предполагает многогранный подход, включающий в себя как пространственную компоненту, так и анализ данных различной природы и объема. Современные методы пространственного моделирования позволяют учитывать географическое расположение и взаимосвязи между объектами, что крайне важно для прогнозирования и анализа пространственно распределенных явлений. В данном исследовании используется несколько ключевых методов, включающих статистическое моделирование, геостатистический анализ, сетевые модели, а также методы кластеризации и классификации данных.

Пространственное моделирование занимается изучением структурирования пространственных данных и позволяет прогнозировать динамику и развитие региональных структур в зависимости от множества факторов, таких как экономическое положение, инфраструктурная обеспеченность, демографические особенности, и технологические достижения. Важной особенностью пространственных моделей является учет автокорреляции данных, которая связана с тем, что близко расположенные регионы могут демонстрировать схожие тренды и взаимозависимости. Эта особенность значительно влияет на точность и адекватность результатов моделирования [Валинурова, Орешников, 2024].

Основная часть

Одним из самых распространенных методов, используемых в пространственном моделировании, является регрессионный анализ с учетом пространственной зависимости. В данном случае регрессионная модель включает в себя не только традиционные предикторы, но и пространственные лаги, которые позволяют учитывать влияние соседних объектов на исследуемый регион. Таким образом, можно построить прогнозную модель, учитывающую пространственные эффекты, и более точно предсказать траекторию инновационного развития региона. Важным этапом является выбор адекватного набора переменных, включая как социально-экономические, так и технологические переменные, что позволяет создать полноту модели.

Другим критически важным инструментом пространственного анализа является геостатистика, которая используется для установления и анализа пространственных закономерностей внутри исследуемой области. Методы геостатистического анализа, такие как криджинг, позволяют выявить и смоделировать пространственное распределение ключевых индикаторов, таких как инновационная активность и технологические патенты, а также оценить их пространственную автокорреляцию. Крингинг, как метод интерполяции, позволяет на основе имеющихся данных производить предположения о значениях в точках, где измерения не были произведены, что значительно расширяет возможности анализа и прогнозирования.

Интеллектуальный анализ данных (Data Mining) играет ключевую роль в исследовании, так как он позволяет обрабатывать и анализировать огромные объемы информации, выявлять скрытые взаимосвязи и тенденции, а также прогнозировать будущее развитие событий. Один из наиболее полезных методов применительно к инновационному развитию регионов является метод кластеризации, позволяющий сгруппировать регионы по схожести их инновационного потенциала [Карпик, Мусихин, Ветошкин, 2021]. Кластеризация может быть проведена с

использованием различных алгоритмов, таких как k-средние, иерархическая кластеризация, или метод самоорганизующихся карт Кохонена (SOM-карты). Каждый из этих методов имеет свои преимущества и используется в зависимости от структуры данных и исследовательских задач.

Например, метод k-средних применяется для разбиения данных на кластеры, основанные на минимизации внутрикластерного расстояния. Это позволяет сгруппировать регионы по степени инновационной активности и определить «лидеров» и «отстающих». В свою очередь, иерархическая кластеризация позволяет более детально исследовать структуру данных, создавая "дерево" кластеров, где каждый уровень соответствует различной степени точности. Метод SOM-карт удобен для визуализации многомерных данных и позволяет легко определить наиболее значимые группы объектов.

Помимо кластеризации, используются и методы классификации, которые направлены на построение моделей, способных предсказывать принадлежность объектов к тем или иным классам. В данном контексте методы машинного обучения, такие как случайные леса, нейронные сети или подход «ближайших соседей» могут быть использованы для классификации регионов по их уровню инновационного развития. Эти методы обеспечивают высокую точность предсказаний и позволяют учитывать нелинейные и сложные связи между признаками данных.

Еще одним аспектом пространственного анализа является моделирование сетевых зависимостей, чтобы идентифицировать и оценить влияние взаимодействия регионов на их инновационное развитие. Сетевые модели позволяют рассматривать регионы в качестве узлов сети, а существующие между ними экономические, технологические или транспортные связи – в качестве рёбер этой сети. Анализ таких сетей помогает выявить регионы, играющие роль ключевых «хабов» или центров инноваций, а также оценить, как проникновение инноваций распространяется из одного региона в другой через существующие связи.

Интеллектуальный анализ данных также включает анализ текстовых данных и данных из социальных сетей, патентных документов и публикаций в научных журналах. Анализ текстов может включать анализ частоты слов, тематическое моделирование, анализ тональности и другие методы, которые помогают выявить тренды в распространении инноваций, анализировать научные исследования и определять передовые направления в науке и технике. Анализ патентов позволяет оценить инновационный потенциал конкретных регионов и определить основные направления научно-технического прогресса.

Использование интеллектуального анализа данных на больших данных подразумевает применение технологий Hadoop, Spark и подобного программного обеспечения, позволяющего эффективно обрабатывать большие объемы данных. Применение этих технологий повышает производительность анализа и позволяет проводить исследования на гораздо более высоком уровне детализации.

Для хранения, обработки и визуализации пространственных данных широко используется ГИС (Географические информационные системы) такие как ArcGIS, QGIS и другие, которые позволяют не только анализировать, но и визуализировать географически-привязанные данные, что значительно облегчает интерпретацию результатов [Аверина, 2024]. Пространственные данные загружаются в ГИС, где можно применять различные инструменты анализа, включая буферизацию, совмещение слоёв, анализ пространственной автокорреляции, и другие методы, которые дают возможность учитывать пространственные факторы в прогнозировании и моделировании.

Таким образом, используемая методология пространственного моделирования и

интеллектуального анализа данных базируется на взаимодействии множества инструментов и методов, каждый из которых вносит свой вклад в построение целостной картины инновационного развития регионов. Комплексный подход, который сочетает пространственные модели, сетевые анализы и интеллектуальный анализ данных большого объема, позволяет значительно улучшить качество и точность прогнозов, а также предоставляет исследователям мощные инструменты для выявления сложных взаимосвязей и тенденций, определяющих будущее регионов.

Построение моделей и их калибровка представляют собой одни из наиболее критичных этапов в процессе создания прогнозных и аналитических систем. В условиях современного мира, где данные поступают в огромных объемах, и где они становятся все более разнообразными по своей природе, правильный выбор модели и её калибровка играют ключевую роль в обеспечении точности, надежности и применимости полученных результатов. Этот сложный и многослойный процесс включает в себя множество этапов и требует применения широкого спектра как статистических, так и вычислительных методов [Наумов, Никулина, 2023].

На первом этапе установления модели необходимо определить цель и задачи моделирования. Различные задачи требуют использования различных подходов и методов. Например, если анализируется временной ряд данных, применяются модели авторегрессии и интегрированные модели ARIMA; если же задача стоит в анализе классификации, могут использоваться модели машинного обучения, такие как нейронные сети, случайные леса и метод опорных векторов. Вопрос, какую именно модель выбрать, зависит от типа данных, характера проблемы, а также требований к интерпретации и пониманию модели.

После выбора базовой модели важным шагом является сбор и предобработка данных. Это этап, к которому необходимо отнестись с особой тщательностью, так как успешность последующих действий во многом зависит от качества и полноты используемых данных. Основные процедуры на этом этапе включают удаление выбросов, обработка пропусков, нормализация данных, а также приведение данных к требуемой форме, включая кодирование категориальных переменных или создание необходимых для модели признаков. Квалифицированное выполнение этих процедур может значительно улучшить производительность модели и повысить точность конечных прогнозов.

Далее идет этап калибровки и настройки параметров модели. Калибровка, или конфигурирование модели, включает в себя поиск таких значений параметров, которые обеспечивают наилучшую производительность модели на данных, не использовавшихся в обучении. Здесь на помощь приходят методы перекрестной проверки и оценки на валидационных выборках. К примеру, при калибровке модели машинного обучения, таких как нейронная сеть, могут быть изменены параметры, такие как количество скрытых слоев, количество нейронов на каждом слое, скорость обучения и коэффициент отсечения. Для того чтобы найти наилучшие значения параметров, применяются методы оптимизации, такие как сеточный поиск (Grid Search) и случайный поиск (Random Search). В последнее время также активно используются более сложные методы, такие как байесовский оптимайзер и генетические алгоритмы, которые более эффективно исследуют пространство возможных параметров [Толстых, Шацкий, 2022].

После подбора наилучших параметров для модели, производится обучение модели на тренировочном наборе данных. Важно отметить, что данные часто разбиваются на тренировочную и тестовую выборки, причем на этапе обучения используется только первая

часть данных, а тестовая часть данных используется для оценки качества работы модели и предотвращения переобучения. Процесс обучения и его результаты должны тщательно контролироваться с целью выбора наилучшего момента завершения обучения и предотвращения преждевременного останова или, наоборот, переобучения.

Одна из самых больших сложностей, с которыми сталкиваются специалисты на этапе калибровки моделей, это явление переобучения. Переобученная модель показывает отличные результаты на тренировочных данных, но слабо справляется с новыми, не виданными ранее примерами. Для борьбы с переобучением применяются различные методы регуляризации, такие как L1 и L2 регуляризация, метод Dropout для нейронных сетей, а также использование ансамблирования моделей с применением методов бэггинга и бустинга. Эти техники позволяют «смягчать» модель, делая её более устойчивой к малым вариациям в данных и уменьшая вероятность переобучения.

Также важно отметить, что помимо калибровки параметров модели, значительное внимание уделяется выбору признаков и их трансформации. Методы отбора и генерации признаков (feature selection и feature engineering) позволяют существенно улучшить качество модели. Иногда использование подходов автоматизированного подбора признаков (AutoML) может помочь автоматически определить наиболее значимые признаки и их комбинации, что делает модели более точными и интерпретируемыми.

После завершения процесса оптимизации и настройки модели, проводится её оценка на тестовых данных или через более сложные методы оценки, такие как перекрестная проверка (cross-validation). Оценка модели осуществляется с использованием метрик, которые зависят от типа задачи: например, для регрессионных моделей используется среднеквадратичная ошибка или средняя абсолютная ошибка, для классификационных задач — точность, полнота, F-мера. Важно отметить, что в зависимости от задачи метрики могут быть весовыми, учитывающими определенную значимость различных классов или параметров ошибок [Ярлыченко, 2023].

Валидация модели также включает в себя анализ её производительности по различным сценариям использования. Например, если модель предназначена для предсказаний в реальном времени, важно оценить её скорость работы и требуемые ресурсы. В таких случаях могут быть проведены стресс-тесты, где проверяется, как модель справляется с загрузкой на масштабируемых данных и насколько она устойчива к изменениям во входных данных.

Важно также учесть и особенности бизнес-задач, поскольку некоторые модели могут быть более интерпретируемыми (например, логистическая регрессия), но менее точными по сравнению с более сложными моделями, такими как случайные леса или глубокие нейронные сети. В зависимости от приоритетов и требований заказчика может быть выбрана модель, которая по своим параметрам лучше подходит для конкретного случая. В некоторых случаях может потребоваться создание ансамбля моделей, где несколько моделей работают вместе, компенсируя слабые стороны друг друга и обеспечивая более точные и надежные прогнозы.

После того как лучший вариант модели и её параметры выбраны и подтверждены, модель готова к внедрению в реальную эксплуатацию. На данном этапе важно иметь системы мониторинга, которые позволяют в режиме реального времени отслеживать производительность модели и выявлять возможные сбои или отклонения от нормы. Использование таких технологий как MLOps (Machine Learning Operations) помогают автоматизировать процессы развертывания, эксплуатации и обновления моделей, обеспечивая непрерывность и стабильность их работы [Варламова, 2023].

В реальной практике модели часто нуждаются в дальнейшем улучшении и периодическом

перекалибровани. Это связано с тем, что данные и бизнес-среда могут изменяться, что приводит к ухудшению точности и надежности модели. В таких случаях применяется процесс реобучения модели на новых данных и её перекалибровки с учетом изменившихся условий. Важно также учитывать возможность так называемой "моральной изношенности" моделей, когда из-за устаревания модели реобучение теряет свою эффективность и может быть необходим переход на более современные алгоритмы и подходы.

Помимо технической стороны важно также учитывать аспекты интерпретации и объясняемости моделей. В мире, где принятие решений становится все более автоматизированным, остается необходимость в контроле и понимании моделей. В связи с этим развивается концепция интерпретируемого машинного обучения. Методы, такие как Grad-CAM или Lime, помогают разобраться внутренние зависимости и связи в моделях, особенно в тех, где классические методы интерпретации становятся сложными из-за их черного ящика, характерного для систем глубинного обучения или комплексных ансамблей.

Наконец, важным аспектом является наличие этических и правовых вопросов. Модели, особенно те, которые работают с персональными данными или используются для принятия важных решений, должны быть этически устойчивы и соответствовать нормам законодательства. Важную роль здесь играет понятие справедливости моделей, которое означает, что модель должна одинаково хорошо работать для всех подгрупп населения и не допускать дискриминации по различным признакам. Инструменты для оценки справедливости модели и выявление потенциальных проблемных точек играют всё более важную роль в процессе её разработки и эксплуатации.

Таким образом, построение моделей и их калибровка – это важный и многокомпонентный процесс, включающий в себя множество шагов, от выбора подходящей модели до реализации её в реальной производственной среде. Этот процесс требует не только глубоких технических знаний, но и понимания бизнес-задач, этических аспектов и требований по интерпретации моделей. Только при сочетании всех этих элементов можно добиться создания эффективных и надежных аналитических систем, которые будут способствовать принятию точных и обоснованных решений в разноплановых условиях применения [Осипов, 2023].

Прогнозные траектории инновационного развития регионов представляют собой одну из ключевых составляющих стратегии устойчивого экономического роста на разных уровнях управления. В современном мире, где инновации становятся основой конкурентоспособности не только компаний, но и целых стран и регионов, вопрос эффективной разработки и реализации инновационных политик на уровне регионов приобретает все большее значение. Вместе с тем, прогнозирование инновационного развития становится сложной задачей ввиду множества факторов, влияющих на этот процесс.

Для того чтобы понять текущие и будущие перспективы инновационного развития регионов, важно учитывать разнообразие факторов, которые играют определяющую роль в этом процессе. Одним из таких факторов является наличие и качество инфраструктуры для научной и исследовательской деятельности. Наличие университетов, исследовательских институтов, технопарков и центров коллективного пользования – всё это помогает регионам формировать инновационное ядро. Также сюда стоит отнести наличие развитой инфраструктуры для поддержки стартапов, таких как акселераторы, инкубаторы, венчурные фонды и сеть менторов. В совокупности эти элементы формируют благоприятную среду для зарождения, развития и коммерциализации инноваций.

Качество и количество человеческого капитала также играют ключевую роль в формировании инновационного потенциала региона. Высокий уровень образования, наличие специалистов с высоким уровнем компетенций в сфере науки и технологий, а также возможность привлечения и удержания таланта – всё это критически важно для успеха региона в инновационной гонке. Здесь важно учитывать не только наличие высших учебных заведений, но и ориентированность образовательных программ на современные потребности рынка, а также наличие программ профессионального обучения и переподготовки кадров. Безусловно, инновации рождаются там, где есть условия для их создания, а роль человека в этом процессе трудно переоценить.

Экономическая и инвестиционная политика региона также оказывает значительное влияние на развитие инноваций [Васкевич, 2023]. Здесь важно учитывать, как региональные власти поддерживают инновации и научные исследования: предоставляют ли они налоговые льготы для компаний, работающих в высокотехнологичных секторах, предлагают ли гранты и субсидии на развитие научных проектов, каким образом развиваются механизмы частно-государственного партнёрства. Успех региона в инновационном развитии во многом определяется тем, насколько быстро и гибко он способен адаптироваться к изменяющимся экономическим условиям.

Социальная и культурная среда региона также накладывает свой отпечаток на инновационное развитие. Открытость общества, толерантность к новым идеям и рискованным инициативам, культурная поддержка предпринимательства – всё это способствует активности в сфере инноваций. В противном случае, даже при наличии технологической базы и финансовых ресурсов, инновационная активность может столкнуться с серьезными барьерами. Важно, чтобы в регионе формировалась культура инициативности, где предпринимательство и инновации рассматриваются как естественные и важные аспекты социально-экономического развития.

Значение межрегионального и международного сотрудничества также нельзя недооценивать. Даже самые развитые регионы могут сталкиваться с недостатком внутренних ресурсов для развития определённых направлений в науке и технологии. В таких случаях на помощь приходит сотрудничество с другими регионами и странами, когда обмен технологиями, знаниями и экспертными кадрами становится двигателем роста. Региональная политика, ориентированная на укрепление межрегиональных и международных связей, может давать ощутимые результаты в плане ускорения темпов инновационного развития.

Технологическая готовность региона также является важным аспектом прогнозирования его инновационного развития. Это включает в себя не только наличие ИТ-инфраструктуры и доступ к современным технологиям, но и уровень цифровизации экономики, наличие высокотехнологичных компаний и развитых сегментов промышленности, таких как робототехника, биотехнологии, искусственный интеллект и другие. Оценка технологической готовности позволяет понять, насколько регион способен эффективно внедрять и развивать новые технологии, и как это влияет на его прогнозные траектории.

Когда речь идёт о прогнозировании инновационного развития, важно учитывать не только общие тенденции и факторы, но также так называемые точечные инновационные драйверы — конкретные проекты и инициативы, которые могут существенно повлиять на развитие региона. Такие проекты могут включать в себя создание крупных технологических кластеров, строительство научных центров, внедрение государственных программ поддержки и развития,

а также знаковые мероприятия, которые привлекают внимание к инновационному потенциалу региона. Важно понимать, что в некоторых случаях именно такие инициативы могут стать катализаторами, которые радикально изменяют траекторию развития региона.

Методы прогнозирования инновационного развития регионов включают в себя широкий спектр как количественных, так и качественных подходов. Среди них заслуживают особого внимания методы экспертной оценки, сценарный анализ, экстраполяция трендов, моделирование и прогнозирование на базе искусственного интеллекта. Важно использовать методы анализа данных, включая машинное обучение, чтобы выявить скрытые паттерны и взаимосвязи, которые могут оставаться незамеченными в классических методах моделирования. Более того, использование открытых данных и методов совместного прогнозирования, включая взаимодействие с бизнесом иными гражданами региона, может значительно повысить точность и релевантность полученных прогнозов.

Рассматривая прогнозные траектории инновационного развития регионов, необходимо учитывать и возможные риски. Некоторые регионы могут столкнуться с деиндустриализацией, миграцией квалифицированных кадров в более развитые области или страны, ухудшением условий для предпринимательской деятельности. В таких случаях прогноз может включать в себя и негативные сценарии, что поможет региональным властям заранее продумать возможные меры по минимизации рисков и их последствия.

Не менее важным является и мониторинг выполнения прогнозов. Важно регулярно оценивать, насколько реальность соответствует сделанным прогнозам, и при необходимости корректировать стратегию развития региона. Это особенно актуально в условиях быстро меняющегося мира, где технологические прорывы, политические и экономические кризисы могут существенно влиять на состояние дел в регионе. Более того, постоянный мониторинг позволяет выявлять новые тенденции и адаптировать стратегию в соответствии с текущими условиями.

Анализ полученных данных и интерпретация результатов позволяют оценить не только текущие траектории инновационного развития региона, но и перспективы на будущее. Ведущие регионы, как правило, демонстрируют более высокую устойчивость и адаптивность, что позволяет им не только поддерживать, но и наращивать темпы инновационного роста. Вместе с тем, те регионы, которые сталкиваются с различными барьерами на пути своего инновационного развития, могут нуждаться в дополнительной поддержке и развитии целенаправленных программ для преодоления этих барьеров.

Прогнозирование инновационного развития регионов также помогает выделить так называемые точки роста, которые могут стать ключевыми драйверами будущих изменений. Это может быть развитие новых высокотехнологичных секторов, привлечение инвестиций в конкретные проекты или создание условий для миграции высококвалифицированных специалистов в регион. Выявление таких точек роста позволяет регионам сконцентрировать свои усилия на наиболее перспективных направлениях и минимизировать риски потери конкурентных преимуществ.

Необходимо учитывать и глобальные тенденции, такие как рост значимости экологически чистых технологий, развитие цифровой экономики, усиление конкуренции на мировых рынках, расширение границ науки и технологий. Важно понимать, как эти глобальные факторы будут воздействовать на региональные инновационные траектории и какие меры могут быть приняты для адаптации к ним. В глобализованном мире регионы уже не могут функционировать в

изоляции; их успешное развитие зависит от умения интегрироваться в мировые процессы и эффективно использовать их в своих интересах.

Итоговый анализ и интерпретация прогнозных траекторий развития региона позволяют сформировать комплексное понимание его текущей и потенциальной позиции в глобальной и национальной инновационной системе. Это, в свою очередь, позволяет региональным властям и заинтересованным сторонам разрабатывать и корректировать стратегические документы, инвестиционные программы и социальные проекты с целью содействия развитию научной и технологической базы региона, а также повышению уровня благосостояния его жителей.

Заключение

Необходимо подчеркнуть, что прогнозирование и анализ инновационных траекторий – это не разовый акт, а постоянный процесс. Они требуют регулярного обновления данных, анализа новых факторов и учета возникших изменений. Более того, результат невозможно достигнуть без активного взаимодействия всех заинтересованных сторон, включая государственные органы, бизнес, научное сообщество и гражданское общество. Только такой комплексный подход позволит регионам не только создавать точные прогнозы, но и успешно воплощать их в жизнь, создавая основу устойчивого и конкурентоспособного инновационного развития.

Библиография

1. Аверина Т.Н. Моделирование перспектив инновационного развития регионов Центрального федерального округа РФ // Научные исследования и разработки. Экономика. 2024. Т. 12. № 2. С. 52-55. DOI: 10.12737/2587-9111-2024-12-2-52-55.
2. Валинурова Л.С., Орешников В.В. Прогнозирование параметров инновационной деятельности регионов России с применением панельных данных // Экономическое развитие России. 2024. Т. 31. № 2. С. 21-30.
3. Варламова Ю.А. Анализ использования технологий больших данных в российских регионах // Вестник экономики, права и социологии. 2023. № 4. С. 22-28.
4. Васкевич Т.В. Методы Data Mining в мезоэкономике: скоринговые модели инвестиционного и инновационного индикаторов регионов РФ // Конкурентоспособность в глобальном мире: экономика, наука, технологии. 2023. № 12. С. 101-105.
5. Ендовицкий Д.А., Трещевский Ю.И., Канапухин П.А., Кособуцкая А.Ю. Эмпирический анализ и прогнозирование динамики инновационного развития регионов России // Вестник Воронежского государственного университета. Серия: Экономика и управление. 2023. № 1. С. 51-64. DOI: 10.17308/econ.2023.1/10932.
6. Карпик А.П., Мусихин И.А., Ветошкин Д.Н. Интеллектуальные информационные модели территорий как эффективный инструмент пространственного и экономического развития // Вестник СГУГиТ (Сибирского государственного университета геосистем и технологий). 2021. Т. 26. № 2. С. 155-163. DOI: 10.33764/2411-1759-2021-26-2-155-163.
7. Маслаков В.В., Семин А.Н., Курдюмов А.В., Ляшенко Е.А. Особенности функционирования и развития технопарковых структур в Российской Федерации. Екатеринбург: Уральский государственный экономический университет, 2017. 445 с.
8. Морозова Г.М., Шайбакова Л.Ф. Актуальные аспекты института самостоятельной занятости: современные реалии // Финансовый менеджмент. 2024. № 5. С. 224-231.
9. Наумов И.В., Никулина Н.Л. Сценарное моделирование и прогнозирование пространственной неоднородности инновационного развития России // Экономические и социальные перемены: факты, тенденции, прогноз. 2023. Т. 16. № 4. С. 71-87. DOI: 10.15838/esc.2023.4.88.4.
10. Николаева Т.И., Ялунина Е.Н. Научно-методический подход к оценке конкурентоспособности торговой организации // Известия Уральского государственного экономического университета. 2006. № 4(16). С. 75-84.
11. Осипов А.Л. Эконометрический анализ показателя уровня инновационного развития регионов РФ в условиях цифровой экономики // Наука Красноярья. 2023. Т. 12. № 1-3. С. 7-11.
12. Толстых Т.О., Шацкий А.А. Модель оценки и прогнозирования динамики промышленного развития региона // Регион: системы, экономика, управление. 2022. № 4(59). С. 191-196. DOI: 10.22394/1997-4469-2022-59-4-191-

196.

13. Ялунина Е.Н. Пищевая промышленность как субъект агропромышленного комплекса и рынка продовольственных товаров // Экономика сельскохозяйственных и перерабатывающих предприятий. 2015. № 1. С. 12-17.
14. Ялунина Е.Н. Теоретические подходы эффективности управления многоуровневых экономических систем // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Экономика и менеджмент. 2014. Т. 8. № 1. С. 101-107.
15. Ярлыченко А.А. Прогнозирование динамики показателей экономического развития российских регионов с учетом уровня сбалансированности инновационных процессов // Экономика и управление. 2023. Т. 29. № 5. С. 518-532. DOI: 10.35854/1998-1627-2023-5-518-532.

Forecasting the trajectories of innovation development in Russian regions using spatial modeling and big data analytics

Dmitrii S. Petrenko

Master's Student,
Moscow City Pedagogical University,
129226, 4 2-i Selskokhozyaistvenny proezd, Moscow, Russian Federation;
Teacher of Additional Education,
Private School "Zemlyane",
e-mail: dim.petrenkos@yandex.ru

Abstract

The article is devoted to the study of forecasting the trajectories of innovative development of Russian regions using spatial modeling and intelligent analysis of big data. The relevance of the study is due to the need to develop a strategy for innovative growth that takes into account the diversity of socio-economic conditions and different degrees of development of the country's regions. The problem of uneven innovative development of Russian regions is considered, which requires new methods and tools for forecasting and analysis that can take into account spatial factors of influence. The main objective of the study is to develop a model that can provide accurate forecasts regarding the trajectories of innovative development of various regions of the Russian Federation based on big data analysis. The author has identified the main trajectories of regions' movement regarding modernization, and also determined the regions with the highest innovative potential and those that are lagging behind. The practical and theoretical aspects of using the developed model are considered, the importance of taking into account spatial factors in the analysis of innovative development is emphasized. Potential directions for improving the model and its applicability in other contexts are discussed. The need for an integrated approach to forecasting the innovative development of regions using spatial modeling and big data analysis is substantiated.

For citation

Petrenko D.S. (2024) Prognozirovanie traektorii innovatsionnogo razvitiya regionov Rossii s primeneniem prostranstvennogo modelirovaniya i intellektual'nogo analiza bol'shikh dannykh [Forecasting the trajectories of innovation development in Russian regions using spatial modeling and big data analytics]. *Ekonomika: vchera, segodnya, zavtra* [Economics: Yesterday, Today and Tomorrow], 14 (9A), pp. 54-65.

Keywords

Trajectories, innovation development, Russian regions, spatial modeling, big data analysis.

References

1. Averina T.N. (2024) Modelirovanie perspektiv innovatsionnogo razvitiya regionov Tsentral'nogo federal'nogo okruga RF [Forecasting the Parameters of Innovative Activities of Russian Regions Using Panel Data]. *Nauchnye issledovaniya i razrabotki. Ekonomika* [Research and Development. Economy], 12 (2), pp. 52-55. DOI: 10.12737/2587-9111-2024-12-2-52-55.
2. Valinurova L.S., Oreshnikov V.V. (2024) Prognozirovaniye parametrov innovatsionnoi deyatelnosti regionov Rossii s primeneniem panel'nykh dannykh [Forecasting the Parameters of Innovative Activities of Russian Regions Using Panel Data]. *Ekonomicheskoe razvitiye Rossii* [Economic Development of Russia], 31 (2), pp. 21-30.
3. Varlamova Yu.A. (2023) Analiz ispol'zovaniya tekhnologii bol'shikh dannykh v rossiiskikh regionakh [Analysis of the Use of Big Data Technologies in Russian Regions]. *Vestnik ekonomiki, prava i sotsiologii* [Bulletin of Economics, Law and Sociology], 4, pp. 22-28.
4. Vaskevich T.V. (2023) Metody Data Mining v mezoekonomike: skoringovye modeli investitsionnogo i innovatsionnogo indikatorov regionov RF [Data Mining Methods in Meso-economics: Scoring Models of Investment and Innovation Indicators of Russian Regions]. *Konkurentosposobnost' v global'nom mire: ekonomika, nauka, tekhnologii* [Competitiveness in the Global World: Economics, Science, Technology], 12, pp. 101-105.
5. Endovitskii D.A., Treshchevskii Yu.I., Kanapukhin P.A., Kosobutskaya A.Yu. (2023) Empiricheskie analiz i prognozirovaniye dinamiki innovatsionnogo razvitiya regionov Rossii [Empirical Analysis and Forecasting of the Dynamics of Innovative Development of Russian Regions]. *Vestnik Voronezhskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Ekonomika i upravlenie* [Bulletin of the Voronezh State University. Series: Economics and Management], 1, pp. 51-64. DOI: 10.17308/econ.2023.1/10932.
6. Karpik A.P., Musikhin I.A., Vetoshkin D.N. (2021) Intel'lectual'nye informatsionnye modeli territorii kak effektivnyi instrument prostranstvennogo i ekonomicheskogo razvitiya [Intelligent information models of territories as an effective tool for spatial and economic development]. *Vestnik SGUGiT (Sibirskogo gosudarstvennogo universiteta geosistem i tekhnologii)* [Bulletin of SSUGiT (Siberian State University of Geosystems and Technologies)], 26 (2), pp. 155-163. DOI: 10.33764/2411-1759-2021-26-2-155-163.
7. Maslakov V.V., Semin A.N., Kurdyumov A.V., Lyashenko E.A. (2017) *Osobennosti funktsionirovaniya i razvitiya tekhnoparkovykh struktur v Rossiiskoi Federatsii* [Features of the functioning and development of technology park structures in the Russian Federation]. Ekaterinburg: Ural State University of Economics.
8. Morozova G.M., Shaibakova L.F. (2024) Aktual'nye aspekty instituta samostoyatel'noi zanyatosti: sovremennyye realii [Actual aspects of the institute of self-employment: modern realities]. *Finansovyi menedzhment* [Financial management], 5, pp. 224-231.
9. Naumov I.V., Nikulina N.L. (2023) Stsenarnoe modelirovanie i prognozirovaniye prostranstvennoi neodnorodnosti innovatsionnogo razvitiya Rossii [Scenario modeling and forecasting of spatial heterogeneity of innovative development of Russia]. *Ekonomicheskie i sotsial'nye peremeny: fakty, tendentsii, prognoz* [Economic and social changes: facts, trends, forecast], 16 (4), pp. 71-87. DOI: 10.15838/esc.2023.4.88.4.
10. Nikolaeva T.I., Yalunina E.N. (2006) Nauchno-metodicheskii podkhod k otsenke konkurentosposobnosti torgovoi organizatsii [Scientific and methodological approach to assessing the competitiveness of a trade organization]. *Izvestiya Ural'skogo gosudarstvennogo ekonomicheskogo universiteta* [Bulletin of the Ural State University of Economics], 4(16), pp. 75-84.
11. Osipov A.L. (2023) Ekonometricheskii analiz pokazatelya urovnya innovatsionnogo razvitiya regionov RF v usloviyakh tsifrovoy ekonomiki [Econometric analysis of the indicator of the level of innovative development of the regions of the Russian Federation in the context of the digital economy]. *Nauka Krasnoyars'ya* [Science of Krasnoyarsk], 12 (1-3), pp. 7-11.
12. Tolstykh T.O., Shatskii A.A. (2022) Model' otsenki i prognozirovaniya dinamiki promyshlennogo razvitiya regiona [Model for assessing and forecasting the dynamics of industrial development of a region]. *Region: sistema, ekonomika, upravlenie* [Region: systems, economy, management], 4(59), pp. 191-196. DOI: 10.22394/1997-4469-2022-59-4-191-196.
13. Yalunina E.N. (2015) Pishchevaya promyshlennost' kak sub"ekt agropromyshlennogo kompleksa i rynka prodovol'stvennykh tovarov [Food industry as a subject of the agro-industrial complex and the food market]. *Ekonomika sel'skokhozyaistvennykh i pererabatyvayushchikh predpriyatii* [Economy of agricultural and processing enterprises], 1, pp. 12-17.
14. Yalunina E.N. (2014) Teoreticheskie podkhody effektivnosti upravleniya mnogourovnevnykh ekonomicheskikh sistem [Theoretical approaches to the management efficiency of multi-level economic systems]. *Vestnik Yuzhno-Ural'skogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Ekonomika i menedzhment* [Theoretical approaches to the management

-
- efficiency of multi-level economic systems], 8 (1), pp. 101-107.
15. Yarlychenko A.A. (2023) Prognozirovaniye dinamiki pokazatelei ekonomicheskogo razvitiya rossiiskikh regionov s uchetom urovnya sbalansirovannosti innovatsionnykh protsessov [Forecasting the dynamics of economic development indicators of Russian regions taking into account the level of balance of innovation processes]. *Ekonomika i upravlenie* [Economy and Management], 29 (5), pp. 518-532. DOI: 10.35854/1998-1627-2023-5-518-532.