

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭКОНОМИЧЕСКОГО РАЗВИТИЯ ДОНЕЦКОЙ НАРОДНОЙ РЕСПУБЛИКИ ДО 2040 г. С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОСЕТЕВЫХ АЛГОРИТМОВ¹

Г. Ю. Гагарина, О. И. Есина, Л. С. Мариен

Российский экономический университет имени Г. В. Плеханова,
Москва, Россия

В статье рассматривается подход к долгосрочному прогнозированию экономического развития Донецкой Народной Республики (ДНР) Российской Федерации на период до 2040 г. с использованием нейросетевых алгоритмов. Актуальность исследования обусловлена необходимостью встраивания экономики ДНР и города Донецка в единое экономическое пространство Российской Федерации и ограниченной полнотой статистических данных по региону, высокой неопределенностью внешней среды и задач формирования обобщенных ориентиров стратегического планирования социально-экономического развития. В качестве методологической основы предложена гибридная генеративная модель, сочетающая условный вариационный автоэнкодер (Conditional Variational Autoencoder – CVAE), и генеративно-состязательная сеть (Wasserstein GAN – WGAN), дополненная нейросетевым механизмом импутации пропусков временных рядов (TimeVAE). Модель обучена на многомерных временных рядах социально-экономических показателей Донецкой Народной Республики и сопоставимых по структуре и отраслевому набору регионов Российской Федерации (Ростовская, Свердловская и Кемеровская области), что позволяет учитывать как общие закономерности регионального развития, так и специфику исследуемой территории. Проведена проверка модели на выбранных регионах, которая продемонстрировала устойчивое качество прогнозирования на горизонте до двух лет. На основе настроенной модели сформирован базовый сценарий динамики валового регионального продукта и ключевых макроэкономических индикаторов ДНР до 2040 г. Полученные результаты указывают на потенциал восстановительного роста экономики региона с постепенным переходом к умеренным темпам развития в долгосрочной перспективе. В работе анализируются особенности сглаженной траектории прогноза, обусловленные вероятностной природой генеративной модели, характером исходных данных и встроенными экономическими ограничениями. Обсуждаются преимущества и ограничения предложенного подхода, а также возможности его использования в системе стратегического планирования регионального развития.

Ключевые слова: нейросетевые модели, генеративные алгоритмы, вариационный автоэнкодер, экономическое моделирование, валовой региональный продукт, долгосрочный прогноз.

FORECASTING ECONOMIC DEVELOPMENT OF THE DONETSK PEOPLE'S REPUBLIC UP TO 2040 BY USING NEURAL NET ALGORITHMS

Galina Yu. Gagarina, Olga I. Esina, Lyudmila S. Marien
Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russia

The article studies the approach to long-term forecasting of the economic development of the Donetsk People's Republic (DPR) in the Russian Federation for the period up to 2040 by using neural net algorithms. The research is

¹ Статья подготовлена в рамках выполнения научно-исследовательской работы по теме «Прогнозирование экономического развития г. Донецка (Донецкая Народная Республика) и региона в целом (с созданием экспертных сообществ по различным экономическим направлениям деятельности)».

quite acute, which is stipulated by the necessity to build DPR and the city of Donetsk economy into unified economic space of the Russian Federation and by limited volume of statistic data of the region, by high uncertainty of the external environment and the goal of shaping well-grounded land-marks of strategic planning of social and economic development. The hybrid generative model combining Conditional Variational Autoencoder (CVAE) and generative-competitive net Wasserstein GAN (WGAN) supplemented by neural net mechanism of imputing time series gaps (TimeVAE) was put forward as a methodological basis of the research. The model was taught on multivariate time series of social and economic indicators of the Donetsk People's Republic and regions of the Russian Federation comparable by structure and set of industries, such as Rostov, Sverdlovsk and Kemerovo regions. It can help take into account both common regularities of regional development and specific features of the territory being studied. The model was tested on selected regions and showed sustainable quality of forecasting for the period up to 2 years. On the basis of adjusted model the principle scenario of dynamics of gross regional product and key macro-economic indicators in DPR up to 2040 was developed. The obtained figures demonstrate the potential of restoration growth of regional economy with gradual transition to moderate growth rates in the long-term. The research analyzes specificities of smooth trajectory of the forecast stipulated by probabilistic nature of the generative model, character of initial data and in-built economic restrictions. Benefits and restrictions of the proposed approach are being discussed, as well as opportunities of its use in the system of strategic planning of regional development.

Keywords: neural net models, generative algorithms, variational autoencoder, economic modeling, gross regional product, long-term forecast.

Введение

Долгосрочное прогнозирование социально-экономического развития регионов является важнейшим инструментом стратегического планирования, позволяющим формировать обоснованные ориентиры государственной политики, инвестиционных программ и инфраструктурных проектов. В условиях высокой неопределенности внешней среды и структурных трансформаций экономики возрастает значение методов, способных учитывать нелинейный характер динамики, множественность факторов роста и ограниченность исходной информации. Особую сложность такие задачи приобретают при анализе территорий, для которых статистические ряды неполны, неоднородны по методологии и подвержены воздействию экзогенных шоков.

Экономика Донецкой Народной Республики характеризуется именно такими условиями. Длительный период нестабильности привел к разрыву традиционных хозяйственных связей, изменению демографической ситуации и существующему сокращению масштабов производства. Одновременно в регионе формируются новые институциональные и инфраструктурные условия, ориентированные на восстановление и интеграцию в общее экономическое пространство Российской

Федерации. В этой ситуации возникает потребность в инструментах прогнозирования, способных не только экстраполировать прошлые тенденции, но и учитывать структурные изменения и специфику территорий, дефицит наблюдений и высокую вариативность возможных траекторий развития.

Традиционные экономические подходы к прогнозированию региональной динамики, основанные на линейных моделях временных рядов или регрессионных зависимостях, обладают ограниченной гибкостью в условиях нестационарности данных и структурных разрывов. В последние годы более широкое распространение получают методы машинного обучения и нейросетевые алгоритмы, демонстрирующие способность выявлять скрытые закономерности в многомерных данных и моделировать сложные нелинейные зависимости. Генеративные нейросетевые модели, такие как вариационные автоэнкодеры (машинное обучение без «учителя»), и генеративно-состязательные сети открывают дополнительные возможности для построения вероятностных сценариев развития и работы с неполными временными рядами.

Несмотря на активное развитие этих подходов в прикладных областях, их использование в задачах долгосрочного макро- и регионального прогнозирования

остаётся сравнительно ограниченным. В настоящее время мало работ, ориентированных на применение генеративных нейросетевых моделей в условиях дефицита статистики и высокой структурной неопределённости, характерных для экономики переходного типа. Это формирует научный и практический запрос на разработку методологии, адаптированной к подобным условиям и обеспечивающей получение интерпретируемых и экономически правдоподобных прогнозов.

Цель настоящего исследования – разработка и апробация прогнозной модели экономического развития ДНР на период до 2040 г. на основе гибридных нейросетевых алгоритмов. Для достижения поставленной цели в статье решаются следующие задачи:

1. Формирование сопоставимого набора социально-экономических показателей для ДНР и референтных регионов.
2. Восстановление пропущенных значений временных рядов с использованием нейросетевых методов импутации (устранения пропусков данных) [5].
3. Построение генеративной модели прогнозирования на базе сочетания CVAE и WGAN.
4. Валидация качества модели на сопоставимых регионах.
5. Формирование долгосрочного прогноза ключевых экономических показателей ДНР и анализ его свойств.

Научная новизна исследования заключается в применении гибридной генеративной архитектуры CVAE/WGAN к задаче долгосрочного регионального прогнозирования в условиях неполных и неоднородных данных, а также в разработке подхода, сочетающего вероятностную генерацию траекторий с экономическими ограничениями и сценарными предпосылками. В отличие от традиционных методов предложенная модель позволяет формировать распределение возможных траекторий развития не на единственную определённую оценку, что позволяет расширить

аналитические возможности стратегического планирования.

Практическая значимость работы состоит в возможности использования полученных результатов при разработке документов стратегического развития региона, оценке инвестиционных программ и формировании сценариев социально-экономического развития. Предложенный подход может быть адаптирован и к другим территориям с ограниченной статистической базой и высокой неопределённостью траекторий развития, а не только к ДНР.

Обзор научной литературы по теме исследования

Проблематика прогнозирования социально-экономического развития регионов традиционно занимает центральное место в экономической науке и практике государственного управления. Классические подходы базируются на экономических моделях временных рядов и регрессионных зависимостях, включая модели ARIMA, векторные авторегрессии (VAR), структурные макроэкономические модели и системы индикативного планирования. Например, данные модели применяли в своих исследованиях Е. А. Долгих и Т. В. Кудряшова для прогнозирования инфляции на региональном уровне, включая использование фиктивных переменных для устранения шоков в динамике инфляции [2]. Эти методы широко применяются в региональной аналитике и позволяют формировать формализованные прогнозы на основе выявленных закономерностей.

Вместе с тем эффективность таких подходов существенно снижается в условиях подвижности данных структурных разрывов и ограничений полноты наблюдений. Для территорий, переживших резкие институциональные и экономические изменения, прошлые зависимости часто теряют устойчивость и значение. В подобных условиях линейные модели становятся нестабильными. Они склонны либо к переобучению на отдельных периодах, либо к

чрезмерному сглаживанию, что затрудняет адекватное отражение будущей динамики.

Дополнительной проблемой является необходимость ручного задания структуры уравнений и отбора факторов, что требует значительного экспертного участия и снижает универсальность моделей.

В последние годы в экономических исследованиях активно развиваются методы машинного обучения и разработано большое количество аналитических алгоритмов, ориентированных на работу с большими массивами разнородных данных и выявление сложных нелинейных зависимостей. Например, К. В. Кетова, Е. В. Касаткина и Д. Д. Вавилова провели исследование о кластеризации регионов Российской Федерации по уровню социально-экономического развития с использованием методов машинного обучения [3]. Нейросетевые модели – рекуррентные сети (RNN), которые «являются основополагающим инструментом для моделирования последовательных данных благодаря их способности захватить временные зависимости» [4. – С. 92]; сети с долгой краткосрочной памятью (LSTM); сверхточные архитектуры для временных рядов – демонстрируют более высокую гибкость по сравнению с традиционными методами при прогнозировании макроэкономических показателей. Их применение позволяет учитывать многомерные процессы, взаимодействие факторов и скрытые паттерны, неявно присутствующие в данных.

Особое место в прогнозировании занимают генеративные нейросетевые модели, ориентированные не только на точечный прогноз, но и на формирование распределения возможных траекторий развития. Вариационные автоэнкодеры (VAE) [6] позволяют описывать сложные распределения временных рядов через компактное латентное пространство, в котором кодируются скрытые факторы динамики. Генеративно-состязательные сети (GAN) – «это архитектура глубокого обучения нейронных сетей, способная генерировать новые данные» [1. – С. 4], которые в свою очередь

обеспечивают высокую реалистичность синтезируемых данных за счет состязательного обучения генератора и дискриминатора. Комбинация этих подходов открывает возможность построения вероятностных сценариев регионального социально-экономического развития, что особенно важно в условиях высокой неопределенности.

В зарубежной и отечественной литературе генеративные модели пока применяются преимущественно в финансовом прогнозировании, при моделировании спроса, анализе рынков и синтезе временных рядов. Их использование в задачах макроэкономического и регионального прогнозирования находится на ранней стадии. Основными барьерами в этом процессе остаются интерпретируемость результатов, дефицит качественных данных и необходимость адаптации алгоритмов к экономическим ограничениям. Вместе с тем эти модели обладают потенциалом для работы в условиях неполной статистики, когда требуется восстанавливать пропущенные наблюдения, учитывать связи между показателями и формировать комплекс возможных сценариев развития.

Для экономики регионов с высокой степенью структурной неопределенности особенно актуальны методы, способные сочетать статистическое обучение с экспертными ограничениями. Прогнозирование в таких условиях требует не только выявления формальных зависимостей, но и контроля реального экономического результата. В научных исследованиях подчеркивается, что чисто статистические алгоритмы без встроенных институциональных и экономических рамок склонны либо к генерации нереалистичных траекторий, либо к чрезмерному сглаживанию, скрывающему потенциальные риски. Это стимулирует развитие гибридных подходов, в которых машинное обучение дополняется бизнес-правилами, сценарными предположениями и априорными на динамику показателями.

Таким образом, современное состояние исследований указывает на необходимость перехода от детерминированных точечных прогнозов к вероятностным моделям, способным описывать спектр возможных траекторий развития региона. Поэтому генеративные и нейросетевые архитектуры представляют собой перспективный инструмент для долгосрочного прогнозирования социально-экономической динами-

ки, особенно в условиях ограниченной и неоднородной статистической базы.

Настоящее исследование продолжает данное направление, адаптируя гибридную модель CVAE/WGAN к задаче прогнозирования экономического развития Донецкой Народной Республики и интегрируя в нее механизмы восстановления данных и экономические ограничения, обеспечивающие правдоподобность получаемых сценариев (рисунок).

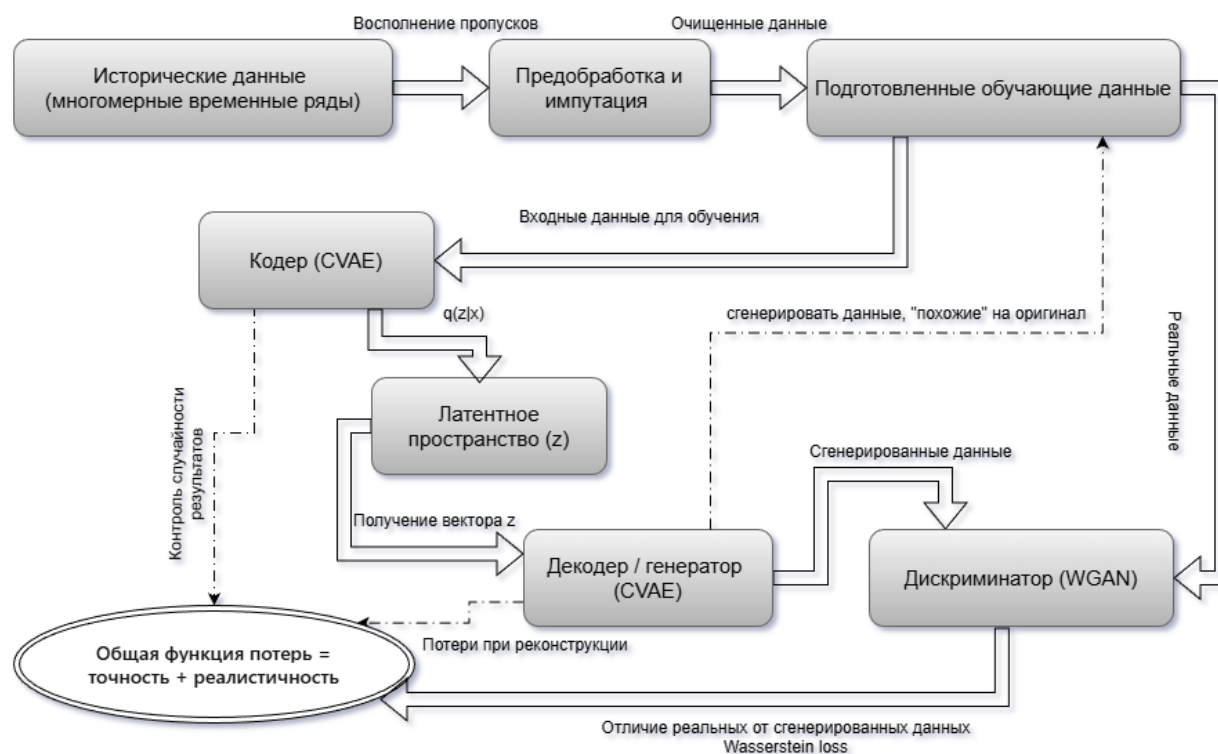


Рис. Архитектура модели генеративного прогноза (CVAE/WGAN)

Данные и методологические исследования

Эмпирической основой исследования послужили временные ряды социально-экономических показателей Донецкой Народной Республики и трех сопоставимых регионов Российской Федерации – Ростовской, Свердловской и Кемеровской областей. Выбор референтных территорий обусловлен их схожей отраслевой специализацией и сходством отдельных структурных характеристик с экономикой ДНР. Ростовская область представляет диверси-

фицированную экономику юга России, сочетающую металлургию, угольную промышленность, машиностроение и другие отрасли; Свердловская область – крупнейший индустриальный центр Урала, ведущие отрасли промышленности которого – горнодобывающая, металлургия, металлообработка и машиностроение; Кемеровская область – ресурсно-ориентированный регион юга Западной Сибири с доминированием угледобычи и мощной металлургией. Такое сочетание позволяет обучать модель на неоднородных траекто-

риях развития и повышает ее обобщающую способность.

Совокупный структурированный набор данных (датасет) включает более 80 показателей по каждому региону за период 2010–2025 гг. (для ДНР доступность данных ограничена в основном периодом после 2013 г.). В набор вошли индикаторы валового регионального продукта (ВРП), инвестиций в основной капитал, уровня заработной платы, отраслевых индексов производства, количества организаций и другие социально-экономические характеристики. Источниками послужили открытые статистические данные региональных органов, официальные отчеты и аналитические материалы. Все показатели были приведены к сопоставимым единицам измерения и очищены от дубликатов и конфликтующих значений.

Характерной особенностью исходных данных является высокая доля пропусков: в среднем по каждому показателю наблюдения охватывают менее половины потенциального временного интервала. Использование традиционных методов интерполяции в таких условиях приводит к существенным искажениям динамики. Для восстановления недостающих значений применен нейросетевой алгоритм импутации

временных рядов TimeVAE, реализующий вариационный автоэнкодер на базе рекуррентных слоев GRU. Модель обучается на частично наблюдаемых последовательностях и восстанавливает пропущенные элементы, формируя наиболее вероятные траектории, согласованные с общей структурой данных. Качество импутации контролировалось методом отложенной проверки, при котором часть известных значений временно исключалась и затем восстанавливалась моделью. Полученные оценки продемонстрировали устойчивую точность восстановления и отсутствие искусственных разрывов в рядах.

На основе заполненного датасета была построена генеративная модель прогнозирования, сочетающая Conditional Variational Autoencoder и Wasserstein GAN [7]. Архитектура CVAE позволяет кодировать многомерные временные ряды в компактное латентное пространство, отражающее скрытые факторы экономической динамики, и затем восстанавливать их в виде согласованных траекторий показателей.

Реализация модели прогнозирования осуществлялась на языке python 3.10 с использованием библиотек (табл. 1).

Т а б л и ц а 1

**Основные библиотеки, примененные при реализации модели прогнозирования,
с кратким описанием их назначения**

Библиотека	Назначение
NumPy	Базовые числовые операции, создание и обработка массивов данных
pandas	Работа с табличными данными: загрузка Excel, фильтрация, агрегации
PyTorch	Фреймворк для построения и обучения нейросетей (CVAE, WGAN, TimeVAE)
PyTorch Lightning	Упрощение структуры моделей, управление обучающим циклом
Optuna	Байесовская оптимизация гиперпараметров моделей
scikit-learn	Масштабирование признаков, расчет метрик качества (MAE, RMSE), валидация
SciPy	Статистические функции: распределения, интерполяции
Matplotlib / Seaborn	Визуализация прогнозов, графики, диаграммы
OpenPyXL / XlsxWriter	Экспорт прогнозных данных и метрик в Excel-формат
json, pathlib, os	Загрузка конфигураций, работа с путями и файловой системой
tqdm	Информативный прогресс-бар при обучении и генерации сценариев

Условная компонента модели обеспечивает учет региональной принадлежности и сценарных предпосылок. WGAN используется для повышения реалистичности генерируемых последовательностей за счет состязательного обучения генератора и дискриминатора, что позволяет приближать распределение синтетических траекторий к распределению исторических данных.

Модель обучается в режиме прогнозирования приростов показателей относительно предыдущего периода (*delta-mode*), что повышает устойчивость к неустойчивости и масштабным сдвигам. Целевой показатель – валовой региональный продукт – прогнозируется в логарифмических темпах роста, что снижает влияние экстремальных значений и стабилизирует процесс обучения. Гиперпараметры архитектуры (размер латентного пространства, число нейронов в скрытых слоях, коэффициенты регуляризации) подбирались методом байесовской оптимизации (вероятностная модель целевой функции) на основе качества прогноза на валидационной выборке.

Валидация модели проводилась методом скользящего ретроспективного тестирования. Обучение осуществлялось на данных до определенного года, после чего модель прогнозировала значения на горизонте до двух лет, которые сравнивались с фактическими наблюдениями. Такие эксперименты показали устойчивое качество прогнозирования: средняя абсолютная процентная ошибка для референтных регионов находилась в диапазоне 5–15%, что сопоставимо с уровнем погрешности традиционных макроэкономических прогнозов. При увеличении объема обучающей выборки точность модели возрастала, а разброс ошибок снижался.

Для обеспечения экономического реализма в алгоритм генерации были встроены бизнес-правила и ограничения. Для всех неотрицательных величин исключается возможность получения отрицательных значений. Темпы роста валового реги-

онального продукта ограничены разумными интервалами, исключающими нереалистично высокие или продолжительные спады. На первом шаге прогноза для ДНР используется смешанный механизм формирования темпа роста, объединяющий динамику референтных регионов и локальные индикаторы экономики республики. Это позволяет привязать начальную точку прогнозной траектории к внешней макроэкономической среде и одновременно учесть собственные тенденции региона. В совокупности данные элементы формируют гибридную методологию, сочетающую статистическое обучение, вероятностную генерацию сценариев и экспертные экономические ограничения.

Основные результаты

На основе обученной генеративной модели был сформирован долгосрочный прогноз ключевых социально-экономических показателей Донецкой Народной Республики на период до 2040 г. В качестве основного представлен базовый сценарий (сценарий 2), отражающий инерционную траекторию развития при сохранении текущих макроэкономических условий и институциональных предпосылок.

Дополнительно были рассмотрены альтернативные сценарии, характеризующие более и менее благоприятные условия внешней среды. Согласно результатам моделирования, экономика ДНР обладает значительным потенциалом восстановительного роста. Валовой региональный продукт (ВРП) в базовом сценарии увеличивается более чем в три раза по сравнению с текущим уровнем.

При оценочном значении порядка 197 млрд рублей в 2023 г. прогнозируемый объем ВРП к 2040 г. достигает около 700–720 млрд рублей в текущих ценах. Среднегодовые темпы роста в прогнозном периоде составляют порядка 7–8% в год, при этом динамика носит неравномерный характер.

На начальном этапе (2025–2027 гг.) модель формирует повышенные темпы при-

роста, превышающие 10–12% в год, что отражает эффект низкой базы и фазу посткризисного восстановления.

В последующие годы рост постепенно замедляется и к концу 2030-х гг. стабилизируется на уровне 4–5% в год, приближаясь к среднероссийским значениям (табл. 2). Такая форма траектории соответ-

ствует логике восстановительного развития: ускоренный рост в первые годы после стабилизации сменяется фазой насыщения по мере исчерпания эффекта компенсации утраченных мощностей и инфраструктуры. В результате экономика региона выходит на более устойчивую, но менее интенсивную траекторию расширения.

Т а б л и ц а 2

**Прогнозная динамика ВРП Донецкой Народной Республики
по альтернативным сценариям (в млрд руб.)**

Год	Сценарий 1	Сценарий 2	Сценарий 3	Прирост к 2025 г. (сценарий 2), %
2025	346,2	346,2	346,2	–
2028	403,1	405,5	407,5	+17,1
2030	443,3	447,6	453,1	+29,3
2035	558,5	562,4	578,8	+62,5
2040	697,9	703,9	728,9	+103,3

Структурный анализ прогнозных рядов показывает, что основными драйверами роста выступают промышленное восстановление и инвестиционная активность.

Индекс промышленного производства демонстрирует устойчивую положительную динамику: от уровней, близких к 100% в начале периода, до 110–115% к 2030 г. и порядка 125–130% к 2040 г. Это соответствует среднегодовому росту промышленного выпуска на уровне 2–3% после завершения фазы ускоренного восстановления. Наиболее значимый вклад ожидается со стороны базовых отраслей – угледобычи, металлургии, энергетики и производства строительных материалов (табл. 3).

Инвестиции в основной капитал растут опережающими темпами. В базовом сценарии их объем увеличивается с порядка 29 млрд рублей в 2023 г. до более чем 130 млрд рублей к 2040 г., т. е. почти в пять раз. Инвестиционная динамика отражает необходимость масштабной модернизации производственных фондов и инфраструктуры, накопивших значительный износ. Повышенные темпы инвестиций в первой половине прогнозного периода формиру-

ют основу для последующего устойчивого роста выпуска.

Демографическая динамика в базовом сценарии характеризуется стабилизацией численности населения. После существенного сокращения в предыдущие годы модель прогнозирует выравнивание показателя на уровне 2,2–2,3 млн человек. В долгосрочной перспективе допускается умеренный прирост за счет миграционных процессов и естественного восстановления. Такой профиль не формирует дополнительного демографического давления на экономику и создает предпосылки для постепенного расширения рынка труда.

Доходы населения демонстрируют умеренный рост. Средняя заработная плата в номинальном выражении увеличивается с ориентировочно 41 тыс. рублей в месяц в начале периода до 65–70 тыс. рублей к 2040 г. Темпы роста доходов опережают инфляцию в фазе восстановления, а затем замедляются до 4–5% в год, синхронизируясь с общей динамикой ВРП. Это приводит к расширению внутреннего спроса и формированию устойчивой потребительской базы. Сценарный анализ показывает, что

разброс прогнозных значений по альтернативным траекториям остается относительно умеренным. В оптимистическом сценарии ВРП к 2040 г. достигает порядка 780–820 млрд рублей, в пессимистическом – около 620–650 млрд рублей. Таким образом, диапазон неопределенности со-

ставляет приблизительно 10–15% относительно базовой траектории. Это свидетельствует об устойчивости прогноза: при различных разумных допущениях об условиях развития экономика региона сохраняет восходящую динамику, хотя темпы и масштаб роста могут заметно варьироваться.

Т а б л и ц а 3

**Прогнозная динамика показателей Донецкой Народной Республики
по альтернативным сценариям**

Год	Сценарий 1	Сценарий 2	Сценарий 3	Прирост к 2025 г. (сценарий 2), %
<i>Средняя заработная плата, тыс. руб.</i>				
2025	60,6	60,6	60,6	–
2028	63,7	64,3	64,8	+6,1
2030	65,3	66,02	67,1	+8,9
2035	67,0	68,3	71,4	+12,7
2040	67,4	68,5	73,5	+13,0
<i>Инвестиции в основной капитал, млн руб.</i>				
2025	37 768	37 768	37 768	–
2028	76 151	80 470	94 742	+113,1
2030	93 929	101 212	129 809	+168,0
2035	118 809	127 842	191 618	+238,6
2040	128 580	135 839	225 124	+259,7
<i>Объем отгруженных товаров собственного производства, выполненных работ и услуг собственными силами по видам экономической деятельности, тыс. руб.</i>				
2025	157 693 504	157 693 504	157 693 504	–
2028	203 827 840	209 511 776	211 105 824	+32,9
2030	228 626 048	240 082 048	242 818 880	+52,2
2035	251 557 536	268 742 240	299 569 088	+70,4
2040	253 589 632	275 029 856	326 501 952	+74,4

В совокупности результаты указывают на возможность выхода экономики Донецкой Народной Республики на траекторию устойчивого роста при сохранении текущих институциональных и инвестиционных предпосылок. Прогноз не предполагает сверхинтенсивного развития, но демонстрирует реалистичный сценарий постепенного восстановления и последующей стабилизации, соответствующий логике долгосрочной региональной динамики.

Полученные результаты демонстрируют умеренно оптимистичную траекторию

экономического развития Донецкой Народной Республики в долгосрочной перспективе. Сформированный базовый сценарий отражает логику восстановительного роста, характерную для регионов, переживших глубокий спад: ускоренное расширение на начальном этапе и последующий переход к более устойчивым, но умеренным темпам. Такая форма динамики соответствует как эмпирическим наблюдениям по сопоставимым территориям, так и общим закономерностям регионального развития в посткризисных условиях.

Важной особенностью прогноза является его сглаженный характер. Траектория ВРП не содержит резких скачков или провалов, а изменения показателей носят плавный и инерционный характер. Данное свойство обусловлено несколькими факторами. Во-первых, генеративная модель формирует распределение возможных сценариев и в качестве итоговой оценки использует медианную траекторию. Вероятностная природа такого прогноза предполагает усреднение множества потенциальных реализаций, в результате чего экстремальные варианты развития нивелируются.

Во-вторых, модель оптимизируется по критериям, ориентированным на минимизацию среднеквадратичной ошибки, что статистически приводит к выбору ожидаемого значения как наилучшего прогноза.

В-третьих, характер входных данных и сценарных предпосылок также способствует плавности: базовые драйверы развития заданы в виде относительно ровных трендов без экзогенных шоков.

Дополнительную роль играет система экономических ограничений, встроенных в алгоритм генерации. Ограничение темпов роста, маскирование выбросов и контроль допустимых значений предотвращают формирование нереалистичных траекторий, однако одновременно сужают диапазон возможных колебаний. В результате прогноз отражает наиболее вероятный инерционный сценарий при отсутствии новых сильных потрясений. В этом смысле сглаженность является не недостатком модели, а осознанным свойством базового прогноза, ориентированного на консервативную оценку будущего.

Вместе с тем данная особенность задает границы интерпретации результатов. Сглаженный прогноз не предназначен для предсказания редких экстремальных событий резких спадов, обусловленных внешними шоками, либо скачкообразного роста в случае масштабных институциональных изменений. Генеративная модель экстраполирует выявленные закономерности и

не способна самостоятельно предугадать события, аналогов которым нет в обучающих данных. Поэтому полученные траектории следует рассматривать как условные, справедливые при сохранении базовых предпосылок о внешней среде и институциональной динамике.

Это обстоятельство подчеркивает необходимость сценарного подхода в практическом использовании результатов. Базовая траектория может служить ориентиром для стратегического планирования, однако при разработке программ развития целесообразно дополнять ее альтернативными сценариями, моделирующими возможные шоки, такими как изменение внешнеэкономической конъюнктуры, ускорение или замедление инвестиционных потоков, демографические сдвиги. Техническая архитектура модели допускает подобные эксперименты за счет модификации входных предпосылок и параметров генерации, что позволяет формировать стресс-сценарии без пересмотра всей методологии.

Ограничения исследования связаны прежде всего с качеством и полнотой исходных данных. Несмотря на использование нейросетевых методов импутации, восстановленные значения неизбежно содержат статистическую неопределенность, особенно для ранних периодов, по которым наблюдения фрагментарны. Кроме того, набор показателей не включает ряд потенциально значимых факторов, таких как параметры внешней торговли, ценовая конъюнктура мировых рынков сырья, институциональные индикаторы. Их отсутствие снижает чувствительность модели к некоторым видам рисков и ограничивает спектр учитываемых причинно-следственных связей.

Также следует учитывать, что нейросетевой подход, несмотря на высокую гибкость, остается в значительной степени «черным ящиком» с точки зрения интерпретации внутренних механизмов. Экономический смысл прогнозных траекторий формируется не через явные уравнения, а

через латентные представления, выявленные в процессе обучения. Это требует осторожности при использовании результатов в нормативном планировании и подчеркивает важность сочетания машинного прогнозирования с экспертным анализом.

В совокупности обсуждаемые особенности указывают на то, что предложенная модель является инструментом для формирования вероятностных ориентиров долгосрочного развития, а не детерминированным предсказанием будущего. Ее основное преимущество заключается в способности интегрировать разнородные данные, работать в условиях их неполноты и формировать согласованные сценарии динамики, что делает ее перспективной основой для аналитической поддержки региональной политики при условии осознанного учета ограничений и рисков.

Заключение

В статье предложен и апробирован подход к долгосрочному прогнозированию социально-экономического развития Донецкой Народной Республики на основе гибридных нейросетевых алгоритмов. Использование генеративной архитектуры, включающей Conditional Variational Autoencoder и Wasserstein GAN, в сочетании с нейросетевой импутацией пропусков временных рядов позволило сформировать целостную модель, адаптированную к условиям ограниченной и неоднородной статистической базы.

Проведенная валидация на сопоставимых регионах Российской Федерации показала устойчивое качество прогнозирования на среднесрочном горизонте и подтвердила пригодность предложенного подхода для практических задач регионального анализа. Сформированный прогноз до 2040 г. указывает на значительный потенциал восстановительного роста экономики ДНР, характеризующийся ускоренной динамикой на начальном этапе и последующей стабилизацией темпов роста. Полученные результаты отражают ре-

алистичную траекторию постепенного восстановления промышленного потенциала, роста инвестиционной активности и формирования устойчивой базы внутреннего спроса.

Научная значимость исследования заключается в демонстрации возможностей генеративных нейросетевых моделей для задач регионального макроэкономического прогнозирования. В отличие от традиционных эконометрических методов предложенный подход позволяет работать в условиях неполноты данных, учитывать многомерные взаимосвязи показателей и формировать распределение возможных траекторий развития, а не единственную детерминированную оценку. Это расширяет аналитический инструментарий стратегического планирования и повышает устойчивость принимаемых решений к неопределенности.

Практическая ценность работы состоит в возможности использования модели при разработке документов стратегического развития региона, оценке инвестиционных программ и формировании сценариев социально-экономической политики. Полученные прогнозные ориентиры могут служить основой для сопоставления альтернативных траекторий развития и оценки последствий различных управленческих решений.

Перспективы дальнейших исследований связаны с расширением набора учитываемых факторов, включая параметры внешней торговли, ценовой конъюнктуры и институциональной среды, а также с апробацией модели на других территориях с аналогичными ограничениями статистической базы. Дополнительное развитие может получить сценарное моделирование с явным учетом экзогенных шоков и событийных факторов, что позволит повысить чувствительность прогноза к потенциальным структурным изменениям. В совокупности это создает основу для формирования более гибкой и адаптивной системы долгосрочного прогнозирования регионального развития.

Список литературы

1. Барщевский Е. Г. Генеративно-состязательные нейронные сети // *East European Scientific Journal*. – 2024. – № 01 (98). – С. 4.
2. Долгих Е. А., Кудряшова Т. В. Прогнозирование инфляции на уровне региона в краткосрочном периоде на основе использования модели векторной авторегрессии // *BENEFICIUM*. – 2023. – № 2 (47). – С. 41–56.
3. Кетова К. В., Касаткина Е. В., Вавилова Д. Д. Кластеризация регионов Российской Федерации по уровню социально-экономического развития с использованием методов машинного обучения // *Экономические и социальные перемены: факты, тенденции, прогноз*. – 2021. – Т. 14. – № 6. – С. 70–85.
4. Чуб В. С. Использование рекуррентных нейронных сетей для анализа временных рядов и выявления тенденций в данных // *Образовательные ресурсы и технологии*. – 2024. – № 2 (47). – С. 91–102.
5. Яркова О. Н. Импутация данных методом статистического моделирования // *Электронный научный журнал «Инженерный вестник Дона»*. – 2023. – № 6. – С. 1–18.
6. Kingma D. P., Welling M. Auto-Encoding Variational Bayes // *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Representations*. – 2014. – URL: https://www2.cs.arizona.edu/~pacheco/courses/csc665-1/papers/kingma_vae_14.pdf
7. Tailoring Generative Adversarial Networks for Smooth Airfoil Design. – URL: <https://arxiv.org/html/2404.11816v1>

References

1. Barshchevskiy E. G. Generativno-sostyazatelnye neyronnye seti [Generative-Competitive Neural Nets]. *East European Scientific Journal*, 2024, No. 01 (98), p. 4. (In Russ.).
2. Dolgikh E. A., Kudryashova T. V. Prognozirovanie inflyatsii na urovne regiona v kratkosrochnom periode na osnove ispolzovaniya modeli vektornoy avtoregressii [Forecasting Inflation on Regional Level in the Short-Term Period Based on Model of Vector Autoregression]. *BENEFICIUM*, 2023, No. 2 (47), pp. 41–56. (In Russ.).
3. Ketova K. V., Kasatkina E. V., Vavilova D. D. Klasterizatsiya regionov Rossiyskoy Federatsii po urovnyu sotsialno-ekonomicheskogo razvitiya s ispolzovaniem metodov mashinnogo obucheniya [Clasterization of Russian Regions by Level of Social and Economic Development by Using Methods of Machine Learning]. *Ekonomicheskie i sotsialnye peremeny: fakty, tendentsii, prognoz* [Economic and Social Changes: Facts, Trends, Forecast], 2021, Vol. 14, No. 6, pp. 70–85. (In Russ.).
4. Chub V. S. Ispolzovanie rekurrentnykh neyronnykh setey dlya analiza vremennykh ryadov i vyyavleniya tendentsiy v dannykh [The Use of Recurrent Neural Nets to Analyze Time Series and Find Trends in Data]. *Obrazovatelnye resursy i tekhnologii* [Education Resources and Technologies], 2024, No. 2 (47), pp. 91–102. (In Russ.).
5. Yarkova O. N. Imputatsiya dannykh metodom statisticheskogo modelirovaniya [Im- Putting Data by Method of Statistic Modeling]. *Elektronniy nauchniy zhurnal «Inzhenerniy vestnik Dona»* [E-Academic Journal 'Engineering Bulletin of Don'], 2023, No. 6, pp. 1–18. (In Russ.).

6. Kingma D. P., Welling M. Auto-Encoding Variational Bayes. *Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Representations*. 2014. Available at: https://www2.cs.arizona.edu/~pacheco/courses/csc665-1/papers/kingma_vae_14.pdf

7. Tailoring Generative Adversarial Networks for Smooth Airfoil Design. Available at: <https://arxiv.org/html/2404.11816v1>

Поступила: 11.02.2026

Принята к печати: 20.03.2026

Сведения об авторах

Галина Юрьевна Гагарина

доктор экономических наук, профессор,
заведующая кафедрой национальной
и региональной экономики
РЭУ им. Г. В. Плеханова.

Адрес: ФГБОУ ВО «Российский
экономический университет
имени Г. В. Плеханова»,
109992, Москва, Стремянный пер., д. 36.
E-mail: Gagarina.GYu@rea.ru

Ольга Игоревна Есина

кандидат экономических наук, доцент
кафедры национальной и региональной
экономики РЭУ им. Г. В. Плеханова.

Адрес: ФГБОУ ВО «Российский
экономический университет
имени Г. В. Плеханова»,
109992, Москва, Стремянный пер., д. 36.
E-mail: Esina.OI@rea.ru

Людмила Сергеевна Мариен

кандидат экономических наук, доцент
кафедры национальной и региональной
экономики РЭУ им. Г. В. Плеханова.

Адрес: ФГБОУ ВО «Российский
экономический университет
имени Г. В. Плеханова»,
109992, Москва, Стремянный пер., д. 36.
E-mail: Marien.LS@rea.ru

Information about the authors

Galina Yu. Gagarina

Doctor of Economics, Professor,
Head of the Department
for National and Regional Economics
of the PRUE.

Address: Plekhanov Russian University
of Economics, 36 Stremyanny Lane,
Moscow, 109992,
Russian Federation.
E-mail: Gagarina.GYu@rea.ru

Olga I. Esina

PhD, Associate Professor of the Department
for National and Regional Economics
of the PRUE.

Address: Plekhanov Russian University
of Economics, 36 Stremyanny Lane,
Moscow, 109992,
Russian Federation.
E-mail: Esina.OI@rea.ru

Lyudmila S. Marien

PhD, Associate Professor of the Department
for National and Regional Economics
of the PRUE.

Address: Plekhanov Russian University
of Economics, 36 Stremyanny Lane,
Moscow, 109992,
Russian Federation.
E-mail: Marien.LS@rea.ru