

УДК 330.354  
EDN: JSVGED

DOI: 10.65891/2949-1983-2026-22-2-10-13

# ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ВРП РЕГИОНОВ УРАЛЬСКОГО МАКРОРЕГИОНА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ LSTM-МОДЕЛЕЙ В УСЛОВИЯХ СТРУКТУРНОЙ ПЕРЕСТРОЙКИ ЭКОНОМИКИ

КУКЛИНОВА Полина Сергеевна, кандидат экономических наук, доцент кафедры экономической теории и прикладной социологии

Уральский государственный экономический университет  
620144, Россия, Екатеринбург, kuklinova\_ps@usue.ru

SPIN-код: 5471-6644

ORCID: 0000-0003-3027-2165

**Аннотация.** Современная экономическая ситуация характеризуется высокой неопределённостью: санкционные ограничения, политика импортозамещения и структурная перестройка промышленности требуют от региональных властей более точных и адаптивных инструментов прогнозирования. Для субъектов Уральского макрорегиона, где промышленный сектор остаётся системообразующим, такие инструменты приобретают особое значение. В статье предлагается нейросетевая модель прогнозирования валового регионального продукта (ВРП), построенная на основе рекуррентных сетей с долгой краткосрочной памятью (LSTM). Исходные данные – официальная статистика Росстата за 2005–2024 гг. по шести регионам макрорегиона. Для повышения точности прогнозов применена предварительная кластеризация территорий со сходной отраслевой структурой, что позволило расширить обучающие выборки за счёт регионов-аналогов. Сравнительная оценка показала, что LSTM-модель обеспечивает снижение среднеквадратичной ошибки на 18–25 % для индустриальных регионов и на 12–15 % для ресурсных по сравнению с классической ARIMA. Разработанный подход может быть использован региональными органами управления для уточнения бюджетных параметров и корректировки стратегий развития.

**Ключевые слова:** валовой региональный продукт (ВРП), нейросетевое моделирование, LSTM-сети, прогнозирование, Уральский макрорегион, региональная экономика.

© Куклинова П.С., 2026

## FORECASTING THE GRP OF THE URAL MACROREGION REGIONS USING LSTM MODELS IN THE CONTEXT OF ECONOMIC RESTRUCTURING

KUKLINOVA Polina Sergeevna, Candidate of Economic Sciences, Associate Professor of the Department of Economic Theory and Applied Sociology  
Ural State University of Economics  
620144, Russia, Yekaterinburg, kuklinova\_ps@usue.ru

**Abstract.** The current economic situation is characterized by high uncertainty: sanctions restrictions, import substitution policies, and industrial restructuring require more accurate and adaptive forecasting tools from regional authorities. For the subjects of the Ural macro-region, where the industrial sector remains systemically important, such tools are of particular importance. The article proposes a neural network model for forecasting gross regional product (GRP) based on recurrent networks with long-term short-term memory (LSTM). The initial data are the official statistics of Rosstat for 2005–2024 for six regions of the macroregion. To improve the accuracy of forecasts, preliminary clustering of territories with a similar industry structure was applied, which made it possible to expand the training samples at the expense of analog regions. A comparative assessment showed that the LSTM model reduces the root-mean-square error by 18–25 % for industrial regions and by 12–15 % for resource regions compared to the classical ARIMA. The developed approach can be used by regional governments to clarify budget parameters and adjust development strategies.

**Keywords:** Gross regional product (GRP), neural network modeling, LSTM networks, forecasting, Ural macroregion, regional economy.

© Kuklinova P.S., 2026

### ВВЕДЕНИЕ

Прогнозирование валового регионального продукта (ВРП) традиционно опирается на эконометрические модели. У них есть важное достоинство – прозрачность, но они плохо работают, когда экономика испытывает структурные сдвиги или ведёт себя нелинейно. В последние годы всё чаще прибегают к методам машинного обучения, особенно к нейросетям, которые лучше улавливают сложные зависимости, хотя и проигрывают в интерпретируемости. В литературе, посвящённой этой теме, можно выделить три основных направления: совершенствование прогнозных методов, оценка влияния технологических и структурных факторов на региональный рост, а также использование кластеризации для учёта разнообразия регионов (рисунок 1).

Таким образом, современные исследования идут по трём пересекающимся траекториям: совершенствование методов, анализ структурных и технологических сдвигов, кластеризация для учёта неоднородности регионов. При этом остаётся проблема интерпретируемости сложных моделей, а также необходимость адаптировать методики к условиям структурной перестройки и внешних шоков. Наше исследование направлено на то, чтобы объединить преимущества нейросетевого прогнозирования (LSTM) с учётом отраслевой специфики регионов через предварительную кластеризацию.

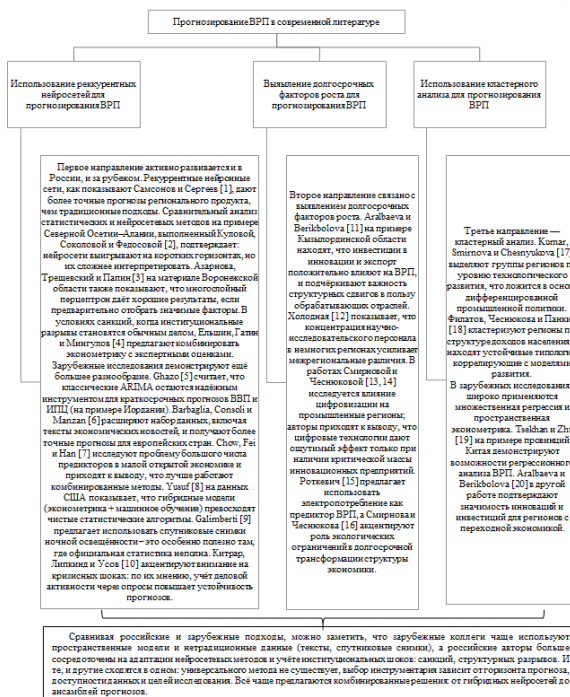


Рисунок 1 – Теоретические модели прогнозирования ВРП в отечественной и зарубежной экономической литературе

#### МЕТОДОЛОГИЯ

В качестве информационной базы мы использовали данные Росстата по шести субъектам Уральского федерального округа: Курганская, Свердловская, Челябинская, Тюменская области, Ханты-Мансийский и Ямало-Ненецкий автономные округа. Временной охват – 2000–2024 гг. Исходные показатели: ВРП (в текущих ценах), стоимость основных фондов, инвестиции в основной капитал, затраты на НИОКР, численность занятых. Все стоимостные ряды приведены к реальному выражению (в ценах 2016 г.) с помощью региональных дефляторов ВРП. Для обучения и тестирования мы разбили ряд на две части: 2000–2019 гг. – обучающая выборка, 2020–2024 гг. – тестовая.

Чтобы нейросеть могла учиться на достаточно большом объёме данных, мы объединили регионы со сходной отраслевой структурой в группы. Критериями служили коэффициенты корреляции ВРП с факторами и доля обрабатывающих производств. Выделилось три группы: индустриальные (Свердловская и Челябинская области), ресурсные (Тюменская область без АО, ХМАО, ЯНАО) и Курганская область как отдельная группа – из-за аномальной отрицательной корреляции занятости с ВРП. Для каждой группы мы расширили обучающую выборку, добавив данные регионов-аналогов из других федеральных округов, подобранных по отраслевой структуре: для индустриальной группы – Нижегородская и Самарская области, для ресурсной – Республика Коми и Сахалинская область. Курганская область обучалась только на собственных данных.

Для оценки преимуществ LSTM мы построили для каждого региона авторегрессионные модели ARIMA (порядки подбирались по AIC). Сравнение проводилось по трём метрикам: среднеквадратичная ошибка (RMSE), средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE) и коэффициент детерминации ( $R^2$ ).

#### РЕЗУЛЬТАТЫ

На первом этапе мы оценили тесноту связи между ВРП и отобранными факторами, рассчитав коэффициенты корреляции Пирсона по каждому региону (рисунок 2). Для всех субъектов, кроме Курганской области, значения оказались очень высокими – выше 0,95 по всем факторам. Это соответствует классической производственной функции Кобба-Дугласа и подтверждает, что выбранные показатели можно использовать для прогнозирования.

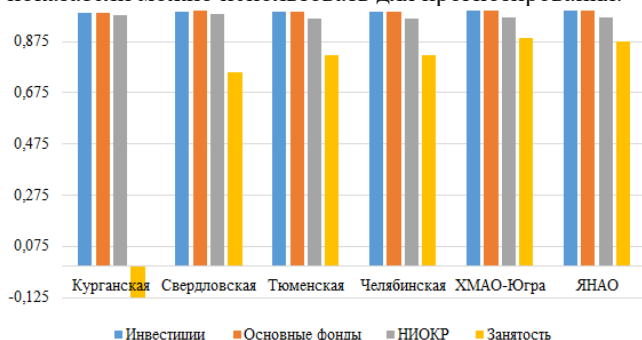


Рисунок 2 – Свод значений коэффициентов корреляции по регионам

Особенно тесная связь наблюдается между ВРП и основными фондами, а также инвестициями в основной капитал: во многих регионах коэффициенты достигают 0,99. Повидимому, это отражает капиталоемкую структуру уральской экономики, где накопленный потенциал играет решающую роль. Связь с затратами на НИОКР также высока ( $r > 0,95$ ), но несколько слабее. На наш взгляд, здесь действуют три фактора: длинный лаг инноваций; неполный учёт инновационной активности мало-

го и среднего бизнеса в официальной статистике; в добывающих регионах инновации часто приходят вместе с импортным оборудованием и не требуют значительных внутренних затрат.

В большинстве регионов связь занятости с ВРП положительная и довольно тесная ( $r = 0,75–0,89$ ). Курганская область выделяется – здесь коэффициент корреляции отрицательный ( $-0,124$ ). Причины могут быть разными: отток квалифицированных кадров в соседние регионы, высокая доля теневой занятости или структурные диспропорции на рынке труда.

На основе корреляционного анализа и данных об отраслевой структуре мы выделили три группы регионов (таблица 1). Индустриальные центры (Свердловская и Челябинская области) демонстрируют высокую корреляцию по всем факторам и устойчивый рынок труда. Для ресурсных территорий (Тюменская область без АО, ХМАО, ЯНАО) характерна тесная взаимосвязь валового регионального продукта с динамикой инвестиций, основных фондов и занятости. При этом, для данной группы регионов выявлена наиболее тесная корреляция зависимой переменной и уровня занятости среди всех исследуемых субъектов РФ. Такую особенность можно объяснить высокой капиталоемкостью нефтегазового сектора и привлекательностью региона с позиции привлечения трудовых ресурсов. Для Курганской области, единственной среди всех анализируемых регионов, связь с динамикой занятости в регионе оказалась отрицательной.

Таблица 1 – Кластерный анализ с выявлением региональной специфики

| Регион                             | Особенности                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                         |
|------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Курганская область                 | Выделяется отрицательной корреляцией занятости с ВРП ( $r = -0,124$ ), что нетипично для других регионов. Это может объясняться структурными проблемами рынка труда, оттоком наиболее квалифицированной части населения в соседние регионы с более высокой оплатой труда, высокой долей теневой занятости, не учитываемой в официальной статистике. |
| Свердловская и Челябинская области | Высокие показатели коэффициента корреляция по всем анализируемым показателям, что характерно для развитых индустриальных регионов с устойчивым рынком труда и диверсифицированной экономикой.                                                                                                                                                       |
| Тюменская область, ХМАО-Югра, ЯНАО | Характеризуются наиболее высокими показателями тесноты связи с динамикой инвестиций, основных фондов и занятостью ( $r > 0,82$ ), что обусловлено высокой капиталоемкостью нефтегазового сектора и привлекательностью региона для притока трудовых ресурсов.                                                                                        |

На основе приведенного кластерного анализа были сформированы расширенные обучающие выборки (рисунок 3) для LSTM-модели: для индустриальной группы добавлены соответствующие показатели по Нижегородской и Самарской областям, для ресурсной группы – по Республике Коми и Сахалинской области. Курганская область обучалась на собственных данных.

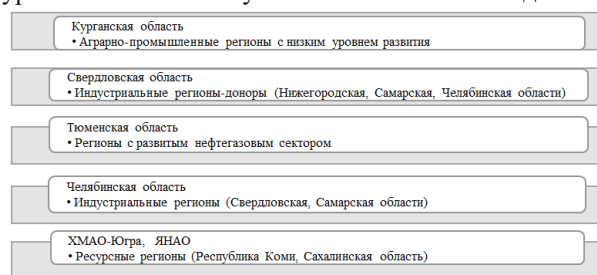


Рисунок 3 – Регионы-аналоги для расширения выборки

На следующем этапе исследования на основе полученной обученной LSTM-модели был построен прогноз на 2026–2028 гг. Прогноз строился по трём сценариям: реалистичный (если исследуемые факторы отражали средние темпы роста за последние 10 лет), оптимистичный (в случае, если показатели демонстрировали максимальные темпы роста) и пессимистичный (характерный для минимальных темпов роста). Полученные результаты представлены на рисунке 4.

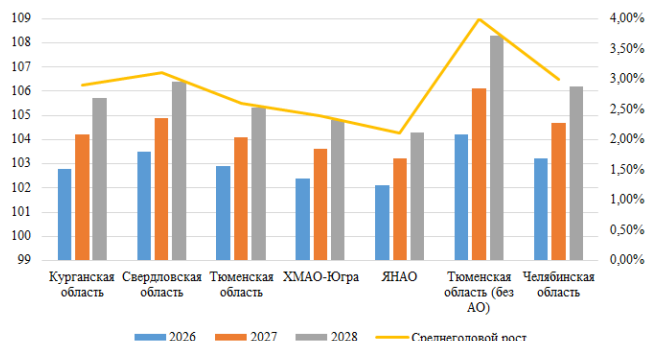


Рисунок 4 – Прогнозирование валового регионального продукта субъектов УрФО

Сравнение с моделью ARIMA показало, что LSTM-модель даёт среднеквадратичную ошибку на 18–25 % ниже для индустриальных регионов и на 12–15 % ниже для ресурсных. Это подтверждает, что предварительная кластеризация и использование регионов-аналогов существенно повышают устойчивость нейросетевого прогнозирования.

#### ОБСУЖДЕНИЕ

Таким образом, была разработана и проверена на имеющихся статистических показателях нейросетевая модель прогнозирования динамики валового регионального продукта для субъектов РФ, входящих в состав Уральского федерального округа. Вместо стандартных эконометрических моделей была использована искусственная нейронная сеть, содержащая LSTM-модули.

Также одной из особенностей предлагаемой методики является кластеризация регионов по отраслевой структуре. Включение в модель показателей по представленным в группировке регионам-аналогам позволяет добиться увеличения обучающей выборки и повысить ее устойчивость. Сравнение с ARIMA продемонстрировало более высокую точность построения модели.

#### ВЫВОДЫ

Полученные в результате анализа и представленные в работе прогнозы на 2026–2028 гг. подтверждают, что межрегиональные различия сохраняются: более высокая динамика экономического роста отмечена в Тюменской области без автономных округов (около 4 % в год), в Курганской области – 2,9 %, темпы роста валового регионального продукта в Свердловской и Челябинской областях отмечены на уровне 3,0–3,1 %, а в ресурсных регионах (ХМАО, ЯНАО) – на уровне 2,1–2,4 %. Таким образом, наиболее вероятным из предложенных выше сценариев представляется реалистичный сценарий, который основан на средних темпах роста факторов экономического развития за последние десять лет.

С практической точки зрения полученную модель можно использовать для уточнения бюджетных параметров и корректировки стратегий развития на региональном уровне. В последующих исследованиях предполагается добавить в полученную модель дополнительные показатели (например, долю высокотехнологичных секторов, показателей импортозамещения и др.), а также опробовать гибридные архитектуры и попробовать применить предложенный подход для других региональных показателей.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ:

1. Самсонов, А. В. Прогнозирование динамики регионального ВРП с использованием аппарата рекуррентных нейронных сетей / А. В. Самсонов, Л. И. Сергеев // *Russian Economic Bulletin*. – 2021. – Т. 4, №

5. – С. 240–252. – EDN ETSFAV.

2. Кулова, М. Р. Сравнительный анализ статистических и нейросетевых методов прогнозирования ВРП (на примере РСО-Алания) / М. Р. Кулова, Э. Б. Соколова, Е. В. Федосова // *Финансовый бизнес*. – 2025. – № 11(269). – С. 52–56. – EDN RNFHUC.

3. Азарнова, Т. В. Прогнозирование параметров социально-экономического развития региона с использованием аппарата нейронных сетей (на примере ВРП Воронежской области) / Т. В. Азарнова, Ю. И. Трегуский, С. Н. Папин // *Современная экономика: проблемы и решения*. – 2020. – № 3(123). – С. 8–25. – DOI 10.17308/teps.2020.3/2321. – EDN PKXNNJ.

4. Ельшин, Л. А. Методические подходы к прогностической оценке динамики ВРП региона в условиях санкционных атак / Л. А. Ельшин, А. Д. Гатин, А. М. Мингулов // *Современные технологии управления*. – 2024. – № 1(105). – EDN CZAFPS.

5. Ghazo, A. Applying the ARIMA Model to the Process of Forecasting GDP and CPI in the Jordanian Economy / A. Ghazo // *International Journal of Financial Research*. – 2021. – Vol. 12, No. 3. – P. 70. – DOI 10.5430/ijfr.v12n3p70. – EDN SGMFME.

6. Barbaglia, L. Forecasting GDP in Europe with textual data / L. Barbaglia, S. Consoli, S. Manzan // *Journal of Applied Econometrics*. – 2024. – Vol. 39, No. 2. – P. 338–355. – DOI 10.1002/jae.3027. – EDN WYINXX.

7. Chow, H. K. Forecasting GDP with many predictors in a small open economy: forecast or information pooling? / H. K. Chow, Y. Fei, D. Han // *Empirical Economics*. – 2023. – Vol. 65, No. 2. – P. 805–829. – DOI 10.1007/s00181-022-02356-9. – EDN RRTOTG.

8. Yusuf, M. A. Forecasting GDP Per Capita in the USA: Integrating Econometric and Machine Learning Approaches for Policy Insights / M. A. Yusuf // *International Journal of Innovative Science and Research Technology (IJISRT)*. – 2025. – P. 2081–2100. – DOI 10.38124/ijisrt/25mar1083. – EDN FBMQJY.

9. Galimberti, J. K. Forecasting GDP Growth from Outer Space / J. K. Galimberti // *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*. – 2020. – Vol. 82, No. 4. – P. 697–722. – DOI 10.1111/obes.12361. – EDN EVVFKU.

10. Кимпар, Л. А. Прогнозирование роста ВВП с учетом кризисных шоков на основе результатов обследования деловой активности / Л. А. Кимпар, Т. М. Липкинд, Н. А. Усов // *Вопросы статистики*. – 2021. – Т. 28, № 4. – С. 80–95. – DOI 10.34023/2313-6383-2021-28-4-80-95. – EDN TXQJFG.

11. Aralbaeva, G. G. Analysis of the structure and dynamics of GRP of the Kyzylorda region of the Republic of Kazakhstan / G. G. Aralbaeva, U. D. Berikbolova // *Экономика и предпринимательство*. – 2023. – № 7(156). – P. 462–467. – DOI 10.34925/EIP.2023.156.7.077. – EDN PFXYYZ.

12. Холодная, А. К. Особенности влияния межрегиональных дисбалансов по доле научно-исследовательского персонала на ВВП на душу населения / А. К. Холодная // *Вестник Владимирского государственного университета имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых. Серия: Экономические науки*. – 2020. – № 2(24). – С. 5–8. – EDN TRSNDH.

13. Смирнова, О. П. Влияние цифровых технологий отраслей промышленности на экономический рост индустриальных регионов / О. П. Смирнова, Л. К. Чеснюкова // *Региональная экономика: теория и практика*. – 2023. – Т. 21, № 9(516). – С. 1653–1670. – DOI 10.24891/re.21.9.1653. – EDN LOVNAT.

14. Смирнова, О. П. Технологическая трансформация промышленности как фактор экономического роста: статистический анализ за период 2010–2022 гг. / О. П. Смирнова, Л. К. Чеснюкова // *Финансовая аналитика: проблемы и решения*. – 2024. – Т. 17, № 1(367). – С. 56–73. – DOI 10.24891/fa.17.1.56. – EDN AJRLMJ.

15. Роткевич, Т. А. Прогнозирование динамики электропотребления и электроёмкости ВРП как элемент программы регионального социально-экономического развития / Т. А. Роткевич // *Фундаментальные и прикладные исследования кооперативного сектора экономики*. – 2025. – № 4. – С. 125–133. – EDN VABOTI.

16. Smirnova, O. Assessment of Sustainable Development Potential and the Green Growth of the Russian Macro-Region / O. Smirnova, L. Chesnyukova // *Green Taxonomy for Sustainable Development: From Green Technologies to Green Economy, Tashkent, Uzbekistan, 14–16 июня 2024 года*. Vol. 574. – EDP Sciences - Web of Conferences, Les Ulis, France: EDP Sciences - Web of Conferences, 2024. – P. 02004. – DOI 10.1051/e3sconf/202457402004. – EDN MBBMQP.

17. Kumar, V. Technological development of smart industrial regions in Russia: A cluster analysis / V. Kumar, O. Smirnova, L. Chesnyukova // *E3S Web of Conferences : VII International Scientific Conference "Cities of New Age: GLASS" (REC-2023), Ekaterinburg, 27–29 июня 2023 года*. Vol. 435. – Ekaterinburg: EDP Sciences, 2023. – P. 03001. – DOI 10.1051/e3sconf/202343503001. – EDN XQEOLC.

18. Филатов, Д. В. Кластеризация регионов России по структуре доходов населения / Д. В. Филатов, Л. К. Чеснюкова, Н. С. Панкин // *Горизонты экономики*. – 2025. – № 5(92). – С. 32–41. – EDN GJNTLG.

19. Tsekan, O. B. Analysis of the GRP of China's provinces based on multiple regression models / O. B. Tsekan, Ya. Zhu // *Vesnik of Yanka Kupala State University of Grodno. Series 5. Economics. Sociology. Biology*. – 2021. – Vol. 11, No. 3. – P. 64–72. – EDN VFIRIL.

20. Aralbaeva, G. G. Statistical studies of the impact of innovations, investments in innovations and exports on the GRP of the Kyzylorda region of the Republic of Kazakhstan / G. G. Aralbaeva, U. D. Berikbolova // *International Research Journal*. – 2021. – No. 9-2(111). – P. 138–142. – DOI 10.23670/IRJ.2021.9.111.060. – EDN PVFPQJ.

#### REFERENCES

1. Samsonov, A.V. Forecasting the dynamics of regional GRP using recurrent neural networks / A.V. Samsonov, L. I. Sergeev // *Russian*

- Economic Bulletin*. – 2021. – Vol. 4, No. 5. – pp. 240-252. – EDN ETSFAV.
2. Kulova M. R., Sokolova E. B., Fedosova E. V. Comparative analysis of statistical and neural network methods of forecasting GRP (on the example of North Ossetia-Alania) // *Financial business*. – 2025. – № 11(269). – Pp. 52-56. – EDN RNFHUC.
3. Azarnova T. V., Treshchevsky Yu. I., Papin S. N. Forecasting the parameters of socio-economic development of a region using neural network apparatus (using the example of GRP in the Voronezh region) // *Modern economics: problems and solutions*. – 2020. – № 3(123). – Pp. 8-25. – DOI 10.17308/meps.2020.3/2321. – EDN PKXNNJ.
4. Yelshin L. A., Gatin A. D., Mingulov A. M. Methodological approaches to the prognostic assessment of the dynamics of GRP in the region in the context of sanctions attacks // *Modern management technologies*. – 2024. – № 1(105). – EDN CZAFPS.
5. Ghazo, A. Applying the ARIMA Model to the Process of Forecasting GDP and CPI in the Jordanian Economy / A. Ghazo // *International Journal of Financial Research*. – 2021. – Vol. 12, No. 3. – P. 70. – DOI 10.5430/ijfr.v12n3p70. – EDN SGMFME.
6. Barbaglia, L. Forecasting GDP in Europe with textual data / L. Barbaglia, S. Consoli, S. Manzan // *Journal of Applied Econometrics*. – 2024. – Vol. 39, No. 2. – P. 338-355. – DOI 10.1002/jae.3027. – EDN WYINXX.
7. Chow, H. K. Forecasting GDP with many predictors in a small open economy: forecast or information pooling? / H. K. Chow, Y. Fei, D. Han // *Empirical Economics*. – 2023. – Vol. 65, No. 2. – P. 805-829. – DOI 10.1007/s00181-022-02356-9. – EDN RRTOTG.
8. Yusuf, M. A. Forecasting GDP Per Capita in the USA: Integrating Econometric and Machine Learning Approaches for Policy Insights / M. A. Yusuf // *International Journal of Innovative Science and Research Technology (IJISRT)*. – 2025. – P. 2081-2100. – DOI 10.38124/ijisrt/25mar1083. – EDN FBMQJY.
9. Galimberti, J. K. Forecasting GDP Growth from Outer Space / J. K. Galimberti // *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*. – 2020. – Vol. 82, No. 4. – P. 697-722. – DOI 10.1111/obes.12361. – EDN EVVFUK.
10. Kitrar, L. A. Forecasting GDP growth taking into account crisis shocks based on the results of business activity surveys / L. A. Kitrar, T. M. Lipkind, N. A. Usov // *Questions of statistics*. – 2021. – Vol. 28, No. 4. – pp. 80-95. – DOI 10.34023/2313-6383-2021-28-4-80-95. – EDN TXOJFG.
11. Aralbayeva, G. G. Analysis of the structure and dynamics of GRP of the Kyzylorda region of the Republic of Kazakhstan / G. G. Aralbayeva, U. D. Berikbolova // *Economics and Entrepreneurship*. – 2023. – No. 7(156). – P. 462-467. – DOI 10.34925/EIP.2023.156.7.077. – EDN PFXYYZ.
12. Kholodnaya, A. K. Peculiarities of the influence of interregional imbalances in the share of research staff on GRP per capita / A. K. Kholodnaya // *Bulletin of Vladimir State University named after Alexander Grigoryevich and Nikolai Grigoryevich Stoletov. Series: Economic Sciences*. – 2020. – № 2(24). – Pp. 5-8. – EDN TRSNDH.
13. Smirnova, O. P. The influence of digital technologies of industries on the economic growth of industrial regions / O. P. Smirnova, L. K. Chesnyukova // *Regional economics: theory and practice*. – 2023. – Vol. 21, No. 9(516). – pp. 1653-1670. – DOI 10.24891/re.21.9.1653. – EDN LOVNAT.
14. Smirnova, O. P. Technological transformation of industry as a factor of economic growth: statistical analysis for the period 2010-2022 / O. P. Smirnova, L. K. Chesnyukova // *Financial analytics: problems and solutions*. – 2024. – Vol. 17, No. 1(367). – pp. 56-73. – DOI 10.24891/fa.17.1.56. – EDN AJRLMJ.
15. Rotkevich, T. A. Forecasting the dynamics of electricity consumption and electrical consumption of GRP as an element of the program of regional socio-economic development / T. A. Rotkevich // *Fundamental and applied research of the cooperative sector of the economy*. – 2025. – No. 4. – pp. 125-133. – EDN VABOTI.
16. Smirnova, O. Assessment of Sustainable Development Potential and the Green Growth of the Russian Macro-Region / O. Smirnova, L. Chesnyukova // *Green Taxonomy for Sustainable Development: From Green Technologies to Green Economy, Tashkent, Uzbekistan, June 14-16, 2024*. Vol. 574. – EDP Sciences - Web of Conferences, Les Ulis, France: EDP Sciences - Web of Conferences, 2024. – P. 02004. – DOI 10.1051/e3sconf/202457402004. – EDN MBBMPQ.
17. Kumar, V. Technological development of smart industrial regions in Russia: A cluster analysis / V. Kumar, O. Smirnova, L. Chesnyukova // *E3S Web of Conferences : VII International Scientific Conference "Cities of New Age: GLASS" (REC-2023), Yekaterinburg, June 27-29, 2023*. Vol. 435. – Ekaterinburg: EDP Sciences, 2023. – P. 03001. – DOI 10.1051/e3sconf/202343503001. – EDN XQEOLC.
18. Filatov, D. V. Clusterization of Russian regions by the structure of household income / D. V. Filatov, L. K. Chesnyukova, N. S. Pankin // *Horizons of Economics*. – 2025. – № 5(92). – Pp. 32-41. – EDN GJNTLG.
19. Tsekhan, O. B. Analysis of the GRP of China's provinces based on multiple regression models / O. B. Tsekhan, Ya. Zhu // *Vestnik of Yanka Kupala State University of Grodno. Series 5. Economics. Sociology. Biology*. – 2021. – Vol. 11, No. 3. – P. 64-72. – EDN VFIRIL.
20. Aralbaeva, G. G. Statistical studies of the impact of innovations, investments in innovations and exports on the GRP of the Kyzylorda region of the Republic of Kazakhstan / G. G. Aralbaeva, U. D. Berikbolova // *International Research Journal*. – 2021. – No. 9-2(111). – P. 138-142. – DOI 10.23670/IRJ.2021.9.111.060. – EDN PVFPQJ.

Received date: 23.03.2026

Approved date: 13.04.2026

Accepted date: 29.06.2026