

ВОПРОСЫ УСТОЙЧИВОГО РАЗВИТИЯ

Р. В. Губарев¹

РЭУ имени Г. В. Плеханова (Москва, Россия)

Л. Г. Чередниченко²

РЭУ имени Г. В. Плеханова (Москва, Россия)

А. И. Бородин³

РЭУ имени Г. В. Плеханова (Москва, Россия)

Е. И. Дзюба⁴

Российское общество «Знание» (Уфа, Республика Башкортостан)

УДК: 338.28

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ КОРРЕЛЯЦИОННО-РЕГРЕССИОННОГО И НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ В ПРОГНОЗИРОВАНИИ ЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ ВЫБРОСОВ УГЛЕКИСЛОГО ГАЗА В РОССИИ⁵

Эффективная национальная система торговли квотами предполагает точный прогноз объема эмиссии парниковых газов в целом для экономики страны и в ее отраслевом разрезе. Основным источником выбросов углекислого газа в большинстве стран мира (включая Россию) является энергетика с традиционными видами топлива (уголь, газ и нефть). Отсюда цель данной научной статьи — построение прогноза энергетических выбросов углекислого газа в РФ путем применения адекватных методов экономико-математического моделирования. Для ее достижения последовательно выдвигаются и проверяются две гипотезы: о возможности построения среднесрочного

¹ Губарев Роман Владимирович — к.э.н., доцент, кафедра экономической теории, РЭУ имени Г. В. Плеханова; e-mail: gubarev.rv@gea.ru, ORCID: 0000-0003-1634-5030.

² Чередниченко Лариса Геннадиевна — д.э.н., профессор, кафедра экономической теории, РЭУ имени Г. В. Плеханова; e-mail: cherednlarisa@yandex.ru, ORCID: 0000-0002-1655-6033.

³ Бородин Александр Иванович — д.э.н., доцент, профессор кафедры финансов устойчивого развития, РЭУ имени Г. В. Плеханова; e-mail: aib-2004@yandex.ru, ORCID: 0000-0002-2872-1008.

⁴ Дзюба Евгений Иванович — лектор, Российское общество «Знание»; e-mail: intellectRus@yandex.ru, ORCID: 0000-0003-2209-2017.

⁵ Статья подготовлена в рамках научных исследований, выполняемых при финансовой поддержке гранта Российского научного фонда (проект №23-28-01133) «Моделирование оценки инновационного развития российских регионов с использованием искусственных нейронных сетей в условиях ESG-трансформации».

прогноза показателя в результате проведения корреляционно-регрессионного анализа и на основе формирования байесовского ансамбля искусственных нейронных сетей. В ходе эмпирического исследования подтвердились обе гипотезы. При этом второй метод обеспечивает более высокую степень точности аппроксимации статистических данных. Поэтому в рамках статьи формирование среднесрочного прогноза энергетических выбросов углекислого газа в России производится с помощью нейросетевого моделирования. Высокоточное прогнозирование является научной базой для принятия эффективных управленческих решений руководством страны в сфере декарбонизации национальной экономики.

Ключевые слова: парниковые газы, углекислый газ, энергетические выбросы, прогнозирование, среднедушевой ВВП, энергоемкость ВВП, искусственные нейронные сети, байесовский ансамбль.

Цитировать статью: Губарев, Р. В., Чередниченко, Л. Г., Бородин, А. И., & Дзюба Е. И. (2023). Сравнительный анализ эффективности корреляционно-регрессионного и нейросетевого моделирования в прогнозировании энергетических выбросов углекислого газа в России. *Вестник Московского университета. Серия 6. Экономика*, 58(3), 217–238. <https://doi.org/10.55959/MSU0130-0105-6-58-3-11>.

R. V. Gubarev

Plekhanov Russian University of Economics (Moscow, Russia)

L. G. Cherednichenko

Plekhanov Russian University of Economics (Moscow, Russia)

A. I. Borodin

Plekhanov Russian University of Economics (Moscow, Russia)

E. I. Dziuba

Russian society “Knowledge” (Ufa, Republic of Bashkortostan)

JEL: C45, C53, Q47, Q51

COMPARATIVE ANALYSIS OF THE EFFECTIVENESS OF CORRELATION-REGRESSION AND NEURAL NETWORK MODELING IN PREDICTING ENERGY EMISSIONS OF CARBON DIOXIDE IN RUSSIA¹

Effective national cap-and-trade system involves accurate projections of greenhouse gas emissions for the national economy as a whole and by industry. The main source of carbon dioxide emissions in most countries of the world (including Russia) is the energy sector with

¹ The article was prepared as part of scientific research carried out with the financial support of a grant from the Russian Science Foundation (project No. 23-28-01133) “Modeling the Assessment of Innovative Development of Russian Regions Using Artificial Neural Networks in the Conditions of ESG Transformation”.

traditional fuels (coal, gas and oil). The objective of the paper is to forecast energy emissions of carbon dioxide in the Russian Federation by applying adequate economic and mathematical modelling methods. To achieve it, two hypotheses are consistently put forward and tested: the possibility of building a medium-term forecast of the indicator as a result of correlation and regression analysis and the one based on the formation of a Bayesian ensemble of artificial neural networks. Both hypotheses are confirmed in the empirical study. However, the second method provides a higher degree of accuracy in approximating statistical data. Therefore, within the framework of this article, the formation of medium-term forecasts of energy carbon dioxide emissions in Russia is made with the help of neural network modeling. Highly accurate forecasting provides a scientific basis for effective policymakers' decisions in decarbonisation of the national economy.

Keywords: greenhouse gases, carbon dioxide, energy emissions, forecasting, energy intensity of GDP, artificial neural networks, Bayesian ensemble.

To cite this document: Gubarev, R. V., Cherednichenko, L. G., Borodin, A. I., & Dziuba, E. I. (2023). Comparative analysis of the effectiveness of correlation-regression and neural network modeling in predicting energy emissions of carbon dioxide in Russia. *Lomonosov Economics Journal*, 58(3), 217–238. <https://doi.org/10.55959/MSU0130-0105-6-58-3-11>

Введение

В 2000–2019 гг. наблюдалась общемировая тенденция роста выброса парниковых газов. Их значение в 2019 г. достигло исторического максимума — 34,5 млрд т эквивалента углекислого газа или диоксида углерода (CO₂). При этом порядка 58% общемировых выбросов парниковых газов приходилось на пять стран эмитентов: Китай, США, Индию, Россию и Японию. По объективным причинам (в основном из-за негативного влияния COVID-19 на экономический рост) за 2020 г. произошло 5%-ное сокращение таких выбросов (BP. Statistical Review..., 2021). Основным источником выбросов углекислого газа в большинстве стран мира (включая Россию) является энергетика с традиционными видами топлива (уголь, газ и нефть). Так, в 2016–2019 гг. порядка 79,1–79,4% российских выбросов парниковых газов без учета ЗИЗЛХ (сектор «Землепользование, изменения в землепользовании и лесное хозяйство») приходилось на энергетический сектор национальной экономики. В 2020 г. произошло снижение показателя до 77,9%. В свою очередь, большую их часть (89,4–89,8%) составляли выбросы углекислого газа.

Международные эксперты пришли к выводу, что современное потепление климата в основном обусловлено антропогенным фактором (выбросами парниковых газов) (Пахомова и др., 2022; Herrington, 2021). Исходя из их новых оценок (Winter 2022 — National...; IPCC. Climate Change, 2022), ожидается повышение мирового уровня климатических и ресурсно-экологических рисков по сравнению с предыдущим прогнозом (Sachs, 2019; Henstra et al., 2020; Climate Change, 2021; Институт географии РАН, 2021).

Для руководства России на современном этапе развития одной из важнейших задач является жесткий контроль энергетических выбросов углекислого газа. В свою очередь, такой контроль невозможен без постоянного мониторинга ситуации путем применения высокоточных методов экономико-математического моделирования. Это позволит в случае развития событий по пессимистическому сценарию оперативно принимать эффективные управленческие решения.

Обзор литературы

Общемировой тенденцией является декарбонизация энергетики. В настоящее время и Россия активно проводит политику углеродной нейтральности (Федеральный закон, 2021; Стратегия социально-экономического..., 2021; Васильцов и др., 2021). С одной стороны, переход стран мира на низкоуглеродную экономику должен положительно отразиться на климате земли. Но, с другой стороны, такой переход сопряжен со значительными рисками для национальных экономик. Во-первых, как правило, требуются значительные инвестиционные ресурсы. Во-вторых, могут замедляться темпы экономического роста, что, в свою очередь, негативно повлияет на социальное развитие стран мира.

Альтернативой ограничения такого роста является внедрение ресурсосберегающих и одновременно экологически чистых («зеленых») производственных технологий. В этом случае для России может быть полезен зарубежный опыт. Так, в частности, эмпирические исследования показывают, что большинство экологических инновационных мер в Китае эффективно сокращают выбросы углерода (Zhang et al., 2017). Эффективным подходом к ограничению воздействия таких выбросов является, например, внедрение современной технологии улавливания и хранения углерода (CCS). Она позволяет улавливать более 90% углекислого газа, образующегося на электростанциях. В работе (Tabbi et al., 2019) представлена оценка современных технологий, применяемых для улавливания CO₂, включая дожигание и сжигание, а также хранения и транспортировки углекислого газа. Другое исследование (Raimi, 2021) посвящено рассмотрению возможности применения геоинженерии — удаления углекислого газа и управления солнечной радиацией в целях контроля над изменением климата Земли.

В странах ЕС и России последствия декарбонизации энергетики усугубляются сложной внешнеполитической обстановкой (прежде всего, это секторальные санкции в отношении предприятий ТЭК нашей страны и связанная с ней высокая волатильность цен на мировых рынках энергоносителей).

Ряд известных ученых России (Б. Н. Порфирьев, А. А. Широков, А. Ю. Колпаков, А. А. Макаров и др.) отреагировали на предстоящую де-

карбонизацию национальной энергетики циклом статей (Порфирьев и др., 2022; Порфирьев, Широков, 2022; Makarov, 2022), в которых представлены различные сценарии развития событий на период до 2030–2050 гг. Такие сценарии учитывают различные виды рисков.

К настоящему времени накоплено достаточно много эмпирических исследований (Давидсон и др., 2019; Мариев и др., 2020; Xu et al., 2018; Ketenci, 2018; Yang et. al., 2017) взаимосвязи между выбросами загрязняющих веществ в атмосферу и экономическим ростом или социально-экономическим развитием на макро- и мезоуровнях управления. Причем как в зарубежных, так и в российских научных статьях типичной ситуацией является применение эконометрических методов, а именно экологической кривой Кузнеця. Так, в частности, работа А. Н. Курбачкова и Е. И. Шаплеиной (Kurbatskiy, Shakleina, 2022) посвящена сравнительному анализу взаимосвязи между экономическим ростом и выбросами парниковых газов методом экологической кривой Кузнеця по данным региональной статистики России и США за 2004–2018 гг. В ходе эмпирического исследования для России была подтверждена гипотеза о перевернутой U-образной зависимости энергетических выбросов диоксида углерода от среднедушевого ВРП региона. Подобная зависимость в штатах США не наблюдалась. При этом для участвующих в исследовании стран подтвердилось наличие пространственной корреляции между экономическим ростом и уровнем выбросов парниковых газов. Соавторы статьи предлагают несколько, на их взгляд, эффективных мер по снижению таких выбросов применительно к российским реалиям. Так, например, представителям законодательной власти нашей страны рекомендуется учесть позитивный зарубежный опыт в сфере торговли квотами и применения углеродного налога.

Следует отметить, что в научной литературе практически отсутствуют работы, посвященные прогнозированию энергетических выбросов углекислого газа в России путем применения нейросетевого моделирования. В рамках данной статьи предпринята попытка восполнить такой пробел. Ее целью является разработка адекватной экономико-математической модели, позволяющей с высокой степенью точности прогнозировать энергетические выбросы углекислого газа в России. Для ее достижения проводится эмпирическое исследование. В ходе такого исследования проверяются две гипотезы о возможности формирования прогноза российских энергетических выбросов углекислого газа с высокой степенью точности: с помощью корреляционно-регрессионного анализа и на основе нейросетевого моделирования.

Результаты эмпирического исследования позволяют подтвердить или опровергнуть две ранее выдвинутые гипотезы, а также сравнить точность применяемых методов аппроксимации исходных (статистических) данных. По итогам сравнения можно принять решение о целесообразности применения определенного метода для формирования прогноза

энергетических выбросов углекислого газа в России с высокой степенью точности.

Моделирование энергетических выбросов углекислого газа в России с помощью корреляционно-регрессионного анализа

Эконометрический (корреляционно-регрессионный) анализ в рамках исследования проводится автоматизированным способом в MS Excel с помощью статистического пакета «Анализ данных» (инструменты анализа «Корреляция» и «Регрессия»).

Результативным показателем (эндогенной или внутренней переменной) регрессионной модели являются энергетические выбросы углекислого газа в России (Y), млн тонн. При этом к основным ее факторам (экзогенным или внешним переменным) с учетом работы А. Ю. Колпакова (Колпаков, 2020) можно отнести следующие:

- 1) X_1 — среднегодовая численность населения, млн чел.;
- 2) X_2 — удельный (среднедушевой) валовой внутренний продукт (ВВП) в постоянных (2000 г.) ценах, тыс. руб./чел.;
- 3) X_3 — энергоёмкость ВВП (рассчитывается как отношение потребления всех видов топливно-энергетических ресурсов к ВВП в постоянных ценах), тонн условного топлива на 1 руб.;
- 4) X_4 — углеродоемкость потребленной энергии (соотношение объемов выбросов CO_2 и количества энергии, израсходованной за год), килограмм на 1 т условного топлива.

Исходная информация, необходимая для проведения корреляционно-регрессионного анализа — массив из статистических данных по РФ за 2000–2020 гг. (Национальный доклад о кадастре..., 2022; Регионы России. Социально-экономические показатели, 2021; Российский статистический ежегодник, 2021) (табл. 1).

Таблица 1

Исходная информация для проведения корреляционно-регрессионного анализа

Период	Время (t)	Y	X_1	X_2	X_3	X_4
2000 г.	1	1321,1	146,6	49,8	222,7	812,1
2003 г.	4	1366,8	144,6	59,7	196,0	808,4
2005 г.	6	1382,3	143,5	68,5	175,5	800,5
2006 г.	7	1432,0	143,0	74,4	166,8	806,9
2007 г.	8	1430,1	142,8	80,9	155,1	798,3
2008 г.	9	1466,7	142,7	85,1	149,8	805,7

Период	Время (t)	Y	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄
2009 г.	10	1380,0	142,8	78,5	156,9	784,9
2010 г.	11	1452,0	142,8	82,0	157,5	787,4
2011 г.	12	1499,4	143,0	85,4	154,9	793,2
2012 г.	13	1509,6	143,2	88,7	149,1	797,4
2013 г.	14	1447,6	143,5	90,0	144,9	773,5
2014 г.	15	1444,6	145,0	89,8	146,8	756,0
2015 г.	16	1443,8	146,4	87,1	147,4	767,6
2016 г.	17	1441,5	146,7	87,2	147,7	763,2
2017 г.	18	1468,2	146,8	88,6	146,8	768,5
2018 г.	19	1512,3	146,8	91,1	146,7	770,3
2019 г.	20	1504,5	146,8	93,2	143,5	766,7
2020 г.	21	1431,5	146,5	90,9	143,0	751,8

Источник: составлено авторами.

Для получения статистически значимой регрессионной модели на один ее фактор или свободный член должно приходиться порядка 5–8 наблюдений, т.е. минимально необходимый объем выборки определяется по формуле:

$$n_{\min} = 5 \cdot (m + n), \quad (1)$$

где m — число факторов, включаемых в модель;

n — количество свободных членов в уравнении регрессии.

В нашем случае решается обратная задача. Исходя из 18 наблюдений, согласно формуле (1) в модель можно включить только два фактора.

Предположим, что между результативным показателем и факторами существует линейная зависимость. В этом случае теснота связи между переменными модели определяется на основе расчета и анализа значений коэффициентов корреляции К. Пирсона. По данным табл. 2 уточняется предварительный перечень независимых переменных уравнения регрессии.

Таблица 2

Матрица парных коэффициентов корреляции

Переменные модели	Значение коэффициента линейной корреляции					Оценка значимости коэффициентов парной корреляции (Y с $X_1 - X_4$)	
	Y	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	$t_{\text{факт}}$	$t_{\text{табл}}$ ($\alpha = 0,05; \nu = 16$)
Y	1					—	—

Переменные модели	Значение коэффициента линейной корреляции					Оценка значимости коэффициентов парной корреляции (Y с $X_1 - X_4$)	
	Y	X_1	X_2	X_3	X_4	$t_{\text{факт}}$	$t_{\text{табл}} (\alpha = 0,05; v = 16)$
X_1	0,030	1				0,12	2,12
X_2	0,852	0,112	1			6,50	
X_3	-0,794	-0,002	-0,980	1		5,22	
X_4	-0,401	-0,579	-0,735	0,689	1	1,75	

Источник: составлено авторами.

Как видно из данных табл. 2, только два фактора (второй и третий) оказывают сильное влияние на изменение результативного показателя и, согласно t -критерию Стьюдента (расчетное значение превышает табличное), их линейные коэффициенты корреляции с зависимой переменной являются значимыми. Первый фактор практически не оказывает влияния на результативный показатель. Между четвертой независимой переменной и зависимой переменной — слабая линейная связь. Поэтому принимается предварительное решение о необходимости включения в регрессионную модель второй и третьей независимой переменной.

Окончательное решение о целесообразности наличия только определенных факторов в уравнении регрессии проводится на основе сравнительного анализа адекватности эконометрических линейных моделей, имеющих различную спецификацию (табл. 3).

Таблица 3

Оценка адекватности эконометрических линейных моделей

Проверка модели на адекватность	Эконометрическая линейная модель		
	двухфакторная [$Y = 331,4 + 8,396X_2 + 2,673X_3$]	двухфакторная [$Y = -24,7 + 5,363X_2 + 1,31X_4$]	трехфакторная [$Y = -1460 + 12,515X_2 + 3,922X_3 + 1,603X_4$]
Гипотеза о статистической значимости коэффициентов регрессии	Расчетное значение t -критерия Стьюдента:		
	(0,7; 3,01; 1,7)	(-0,07; 7,87; 3,19)	(-3,38; 6,95; 4,12; 5,44)
	Табличное значение t -критерия Стьюдента ($\alpha = 0,05; v = 15$ и 14):		
	2,13		2,145
	Расчетное значение t -критерия Стьюдента по модулю превышает табличное только для A_2 (коэффициента регрессии при X_2). Только вышеуказанный параметр уравнения является значимым	Расчетное значение t -критерия Стьюдента по модулю превышает табличное для A_2 и A_4 (коэффициенты регрессии, соответственно при X_2 и X_4). Вышеуказанные параметры уравнения значимы	Расчетное значение t -критерия Стьюдента по модулю превышает табличное для всех коэффициентов регрессии. Параметры уравнения регрессии значимы

Проверка модели на адекватность	Эконометрическая линейная модель		
	двухфакторная [$Y = 331,4 + 8,396X_2 + 2,673X_3$]	двухфакторная [$Y = -24,7 + 5,363X_2 + 1,31X_4$]	трехфакторная [$Y = -1460 + 12,515X_2 + 3,922X_3 + 1,603X_4$]
Гипотеза о статистической значимости всего уравнения регрессии	Расчетное значение F -статистики Фишера — Снедекора:		
	25,05	38,33	58,36
	Табличное значение F -статистики Фишера — Снедекора ($\alpha = 0,05$; $v_1 = 2$ и 3 ; $v_2 = 15$ и 14):		
	3,68		3,34
	Расчетное значение F -статистики Фишера — Снедекора превышает табличное, что указывает на значимость уравнения регрессии		
Оценка качества уравнения регрессии	Значение коэффициента детерминации		
	0,77	0,836	0,926
	Значение скорректированного коэффициента детерминации		
	0,739	0,815	0,91
	Значения коэффициентов детерминации менее 0,9 и приблизительно равно 0,8, что означает возможность получения только грубых (прикидочных) оценок по модели		Значения коэффициентов детерминации более 0,9, что указывает на возможность по модели производить оценку с высокой степенью точности
Средняя ошибка аппроксимации, %	1,73	1,14	0,86
	Значение показателя менее 5%, что свидетельствует о высокой степени точности аппроксимации исходных данных по модели		

Источник: составлено авторами.

По данным табл. 3 видно, что наиболее адекватной является линейная трехфакторная модель. При этом из двухфакторных моделей, согласно результатам оценки на адекватность, предпочтительнее выглядит наличие в уравнении регрессии второй и четвертой, а не третьей независимой переменной.

Если предположить, что между результативным показателем и факторами существует криволинейная зависимость, тогда рассчитываются и анализируются значения ранговых коэффициентов корреляции (табл. 4).

Таблица 4

Коэффициенты корреляции рангов Спирмена

Наблюдение	Ранг (N)					d^2			
	Y	X_1	X_2	X_3	X_4	(Y, X_1)	(Y, X_2)	(Y, X_3)	(Y, X_4)
1	18	5	18	1	1	169	0	289	289
2	17	9	17	2	2	64	0	225	225
3	15	10	16	3	5	25	1	144	100
4	12	13	15	4	3	1	9	64	81
5	14	16	13	7	6	4	1	49	64
6	6	18	11	9	4	144	25	9	4
7	16	17	14	6	10	1	4	100	36
8	7	15	12	5	9	64	25	4	4
9	4	14	10	8	8	100	36	16	16
10	2	12	6	10	7	100	16	64	25
11	8	11	4	16	11	9	16	64	9
12	9	8	5	13	17	1	16	16	64
13	10	7	9	12	14	9	1	4	16
14	11	4	8	11	16	49	9	0	25
15	5	1	7	14	13	16	4	81	64
16	1	2	2	15	12	1	1	196	121
17	3	3	1	17	15	0	4	196	144
18	13	6	3	18	18	49	100	25	25
Σ						806	268	1546	1312
Коэффициент корреляции рангов Спирмена (ρ)						0,168	0,723	-0,595	-0,354

Источник: составлено авторами.

Как видно из данных табл. 4 и при криволинейной зависимости на резуль-
тативный показатель наиболее сильное влияние оказывают второй
и третий факторы.

Далее аналогичным образом проводится сравнительный анализ адек-
ватности эконометрических криволинейных моделей, имеющих различ-
ную спецификацию (табл. 5).

Оценка адекватности эконометрических криволинейных моделей

Проверка модели на адекватность	Эконометрическая криволинейная (линеаризованная) модель		
	двухфакторная [$Y = -4 + 1,095\ln(X_2) + 1,278\ln(X_3)$]	двухфакторная [$Y = 2,35 + 0,25\ln(X_2) + 0,574\ln(X_3)$]	трехфакторная [$Y = -6,469 + 1,075\ln(X_2) + 1,182\ln(X_3) + 0,457\ln(X_4)$]
Гипотеза о статистической значимости коэффициентов регрессии	Расчетное значение t -критерия Стьюдента		
	(-2,12; 6,65; 5,54)	(1,41; 7,09; 2,46)	(-4,44; 9,31; 7,22; 4,06)
	Табличное значение t -критерия Стьюдента ($\alpha = 0,05$; $v = 15$ и 14):		
	2,13		2,145
	Расчетное значение t -критерия Стьюдента по модулю превышает табличное для A_2 и A_3 (коэффициенты регрессии, соответственно при X_2 и X_3). Вышеуказанные параметры уравнения значимы	Расчетное значение t -критерия Стьюдента по модулю превышает табличное для A_2 и A_4 (коэффициенты регрессии, соответственно при X_2 и X_4). Вышеуказанные параметры уравнения значимы	Расчетное значение t -критерия Стьюдента по модулю превышает табличное для всех коэффициентов регрессии. Параметры уравнения регрессии значимы
Гипотеза о статистической значимости всего уравнения регрессии	Расчетное значение F -статистики Фишера — Снедекора		
	77,07	31,46	109,9
	Табличное значение F -статистики Фишера — Снедекора ($\alpha = 0,05$; $v_1 = 2$ и 3 ; $v_2 = 15$ и 14):		
	3,68		3,34
	Расчетное значение F -статистики Фишера — Снедекора превышает табличное, что указывает на значимость уравнения регрессии		
Оценка качества уравнения регрессии	Значение коэффициента детерминации		
	0,911	0,808	0,959
	Значение скорректированного коэффициента детерминации		
	0,899	0,782	0,951
	Значения коэффициентов детерминации (первое превышает 0,9, а второе — приблизительно равно 0,9) свидетельствует о возможности получения на основе модели оценок с высокой степенью точности	Значения коэффициентов детерминации менее 0,9 и приблизительно равно 0,8, что означает возможность получения только грубых (прикидочных) оценок по модели	Значения коэффициентов детерминации более 0,9, что указывает на возможность по модели производить оценку с высокой степенью точности
Средняя ошибка аппроксимации, %	0,81	1,25	0,61
	Значение показателя менее 5%, что свидетельствует о высокой степени точности аппроксимации исходных данных по модели		

Источник: составлено авторами.

Как видно из данных табл. 5, наиболее адекватной является трехфакторная криволинейная модель. Однако и двухфакторная модель, включающая вторую и третью независимые переменные, также позволяет с высокой степенью точности аппроксимировать исходные данные. Поэтому, учитывая ранее полученные результаты, принимается окончательное решение о предпочтительности применения в рамках исследования эконометрической криволинейной двухфакторной модели с вышеуказанной спецификацией.

На рис. 1 визуализирована регрессионная зависимость между результативным показателем и двумя факторами, включенными в модель.

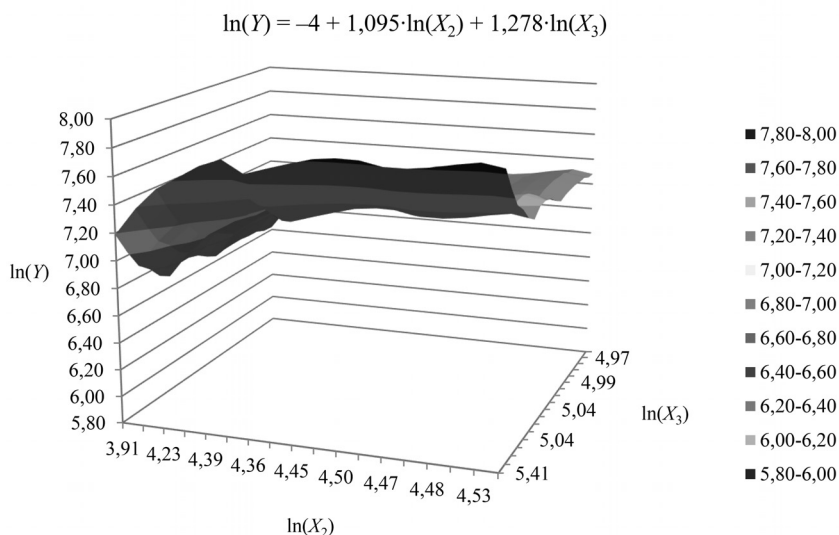


Рис. 1. Регрессионная зависимость Y от X_2 и X_3
Источник: составлено авторами.

Далее в рамках исследования акцентируется внимание на ключевом этапе корреляционно-регрессионного анализа — оценке адекватности выбранной эконометрической модели путем проверки ряда основных гипотез о предпосылках метода наименьших квадратов.

Гипотеза о статистической значимости коэффициентов регрессии. Расчетное значение t -критерия Стьюдента для свободного члена и параметров регрессии при втором и третьем факторах составило, соответственно, 2,12; 6,65 и 5,54. Табличное значение показателя — 2,13 (при $\alpha = 0,05$ и $\nu = 15$). Для параметров регрессии при факторах расчетное значение t -критерия Стьюдента превысило табличное, что указывает на их значимость.

Гипотеза о статистической значимости всего уравнения регрессии. Расчетное значение F -статистики Фишера — Снедекора составило 77,07 и пре-

высило табличное значение показателя 3,68 ($\alpha = 0,05$ и $\nu = 15$). Это свидетельствует о значимости уравнения регрессии.

Оценка качества уравнения регрессии. Значение коэффициента детерминации и скорректированного коэффициента детерминации составило, соответственно, 0,911 и 0,899, что в первом случае превышает 0,9. Отсюда можно сделать вывод, что регрессионная модель позволяет получать точную перспективную оценку (прогноз) результативного показателя.

Проверка гипотезы о случайном характере остатков. Применим критерий Дарбина — Уотсона. Расчетное значение критерия — 1,71. Табличные значения (нижнее и верхнее) критерия составляют, соответственно, 1,05 и 1,53 ($\alpha = 0,05$; $N = 18$; $m = 2$). Расчетное значение критерия Дарбина — Уотсона превышает его верхнее табличное значение. А это позволяет сделать вывод о случайном характере остатков зависимой переменной модели.

Проверка гипотезы о нормальном законе распределения остатков. Применим (R/S)-критерий, т.е. нормированный размах остатков результативного показателя. Расчетное значение критерия — 3,75. Нижнее и верхнее табличные значения критерия составляет, соответственно, 3,09 и 4,35. Расчетное значение (R/S)-критерия превышает нижнее, но было менее его верхнего табличного значения. Это указывает на подтверждение гипотезы о нормальном законе распределения остатков результативного показателя.

Одним из основных показателей, оценивающих адекватность аппроксимации исходных данных, а следовательно, и степень точности последующего прогнозирования, также является средняя ошибка аппроксимации (E). Для построенной в данной работе регрессионной модели она составляет 0,81%, что существенно менее 5%.

Таким образом, учитывая результаты проверки основных гипотез о предпосылках метода наименьших квадратов с учетом расчета и анализа средней ошибки аппроксимации, можно сделать вывод, что построенная регрессионная модель является адекватной, а следовательно, имеется возможность ее практического применения, в частности, для формирования прогноза с высокой степенью точности. Поэтому можно сделать вывод о подтверждении ранее выдвинутой гипотезы.

Прогнозирование энергетических выбросов углекислого газа в России на основе нейросетевого моделирования

Сформируем адекватный байесовский ансамбль из искусственных нейронных сетей (многослойных персептронов) в программном продукте Deductor Studio Lite 5.1. Наличие в таком ансамбле нескольких нейромоделей различной архитектуры призвано гасить случайные искажения (завышение или занижение) перспективных оценочных значений результативного показателя (Белолипец и др., 2015).

Особенности построения искусственных нейронных сетей и последующей оценки их адекватности в Deductor при условии малого количества наблюдений указывают на целесообразность наличия только обучающей (без тестовой) выборки.

В ходе нейромоделирования варьируется как число скрытых слоев, так и количество в них нейронов. При этом вид активационной функции остается неизменным — гиперболический тангенс. Для обучения искусственных нейронных сетей применяется Back-Propagation¹ алгоритм. Наибольшее количество эпох — 10 000.

В табл. 6 представлена конфигурация байесовского ансамбля из многослойных персептронов с различной архитектурой.

Таблица 6

Конфигурация байесовского ансамбля искусственных нейронных сетей

НСМ	Количество скрытых слоев	Количество нейронов в первом (втором) скрытом слое
НСМ ₁	1	8
НСМ ₂	1	10
НСМ ₃	1	12
НСМ ₄	2	10 (12)
НСМ ₅	2	8 (12)

Источник: составлено авторами.

Как видно из данных табл. 6, адекватный байесовский ансамбль сформирован из пяти нейросетевых моделей. Первые три из них содержат только один скрытый слой с количеством нейронов в размере, соответственно, 8, 10 и 12. Остальные модели включают по два скрытых слоя. При этом количество нейронов в каждом скрытом слое принималось с учетом ранее определенного их размера для первых трех моделей (в различных сочетаниях).

С целью обеспечения высокой степени точности прогноза центральное место в ходе нейромоделирования отводится проверке адекватности байесовского ансамбля. В программном продукте для оценки адекватности любой нейромодели, включаемой в ансамбль, предусмотрены три «вшитых» (автоматически определяемых) показателя: максимальная и средняя ошибки, а также процент распознанных примеров. Сделаем допущение, что пример считается распознанным, если ошибка не превышает 0,05. Дополнительно к ним в рамках исследования рассчитывается еще один показатель — средняя ошибка аппроксимации.

¹ Обучение в режиме online, означающее, что коррекция синаптических весов производится после предъявления каждого примера обучающего множества.

Результаты оценки ряда нейросетевых моделей на адекватность представлены в табл. 7.

Таблица 7

Оценка адекватности искусственных нейронных сетей

Показатель	Нейросетевая модель (НСМ)				
	Первая (НСМ ₁)	Вторая (НСМ ₂)	Третья (НСМ ₃)	Четвертая (НСМ ₄)	Пятая (НСМ ₅)
Максимальная ошибка	0,0289	0,0238	0,0331	0,0241	0,00731
Средняя ошибка	0,00602	0,00423	0,00394	0,00367	0,00136
Распознано, %	100	100	100	100	100
Средняя ошибка аппроксимации, %	0,63	0,54	0,51	0,56	0,36

Источник: составлено авторами.

Как видно из данных табл. 7, для любой из пяти нейросетевых моделей все примеры были корректно распознаны. По остальным трем показателям наиболее адекватной моделью является пятая. Однако и остальные четыре модели обеспечивают высокую степень точности аппроксимации исходных данных (в частности, средняя ошибка аппроксимации не превышает 0,7%). Исходя из вышесказанного, в байесовский ансамбль включаются все пять нейросетевых моделей.

Обобщая результаты нейромоделирования, можно сделать вывод о подтверждении и второй гипотезы. По результатам сравнительного анализа адекватности аппроксимации исходной информации двумя методами (на основе расчета и сопоставления средней ошибки аппроксимации) видно, что нейросетевое моделирование обеспечивает более высокую степень точности перспективной оценки. Поэтому в данной работе реализация прогностической функции осуществляется на основе сформированного байесовского ансамбля искусственных нейронных сетей. При необходимости повышения точности перспективной оценки может применяться пошаговый (ежегодный) пересмотр конфигурации байесовского ансамбля искусственных нейронных сетей для всего горизонта прогнозирования (Алжеев, Кочкаров, 2020). Но в этом случае усложняется процесс нейросетевого моделирования.

Для точечного прогнозирования результативного показателя необходимо предварительно получить оценку изменения факторов в соответствии с установленным его горизонтом, т.е. в среднесрочной перспективе. Прогнозирование значений факторов (независимых перемен-

ных), исходя из основной цели исследования (только выявление более эффективного метода с позиции точности получаемых перспективных оценок результативного показателя), осуществляется методом экстраполяции тренда.

На рис. 2 и 3 представлены тренды для факторных показателей, включенных в нейромодели.

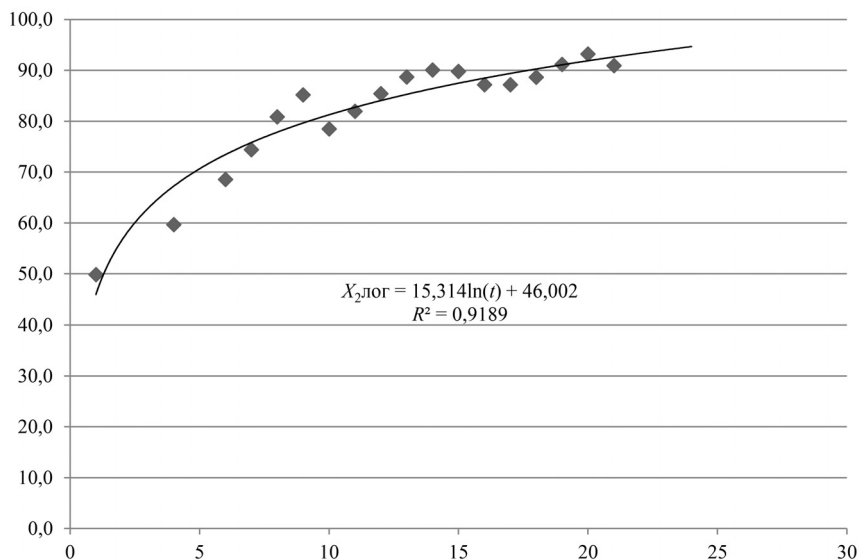


Рис. 2. Фактические данные и тренд X_2 со среднесрочным прогнозом

Источник: составлено авторами.

Как видно из данных рис. 2 и 3, с высокой степенью точности (согласно значению коэффициента детерминации, превышающему 0,9) изменение во времени второго и третьего факторов передается трендом, соответственно, логарифмического и степенного вида.

Необходимо также отметить, что если тенденции изменения факторов сохраняются на всем горизонте прогнозирования, то ожидается рост удельного ВВП на фоне сокращения его энергоемкости. Это характеризуется позитивно с позиции ограничения энергетических выбросов углекислого газа в России.

На рис. 4 визуализирован сформированный среднесрочный (трехлетний) прогноз результативного показателя на основе нейросетевого моделирования.

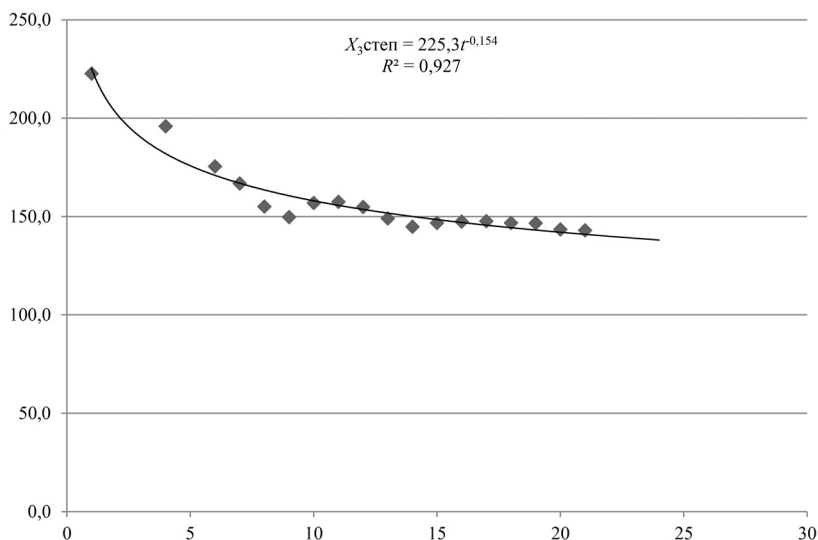


Рис. 3. Фактические данные и тренд X_3 со среднесрочным прогнозом
 Источник: составлено авторами.

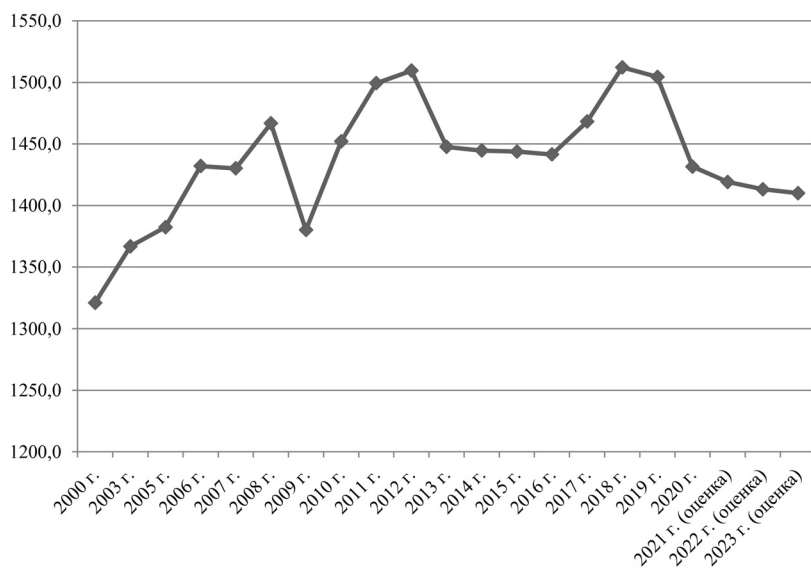


Рис. 4. Графическое представление среднесрочного прогноза энергетических выбросов углекислого газа в России (млн т)
 Источник: составлено авторами.

Для каждого года перспективная оценка энергетических выбросов углекислого газа в России является среднеарифметической из прогнозных значений, полученных по пяти искусственным нейронным сетям, включенным в байесовский ансамбль.

Как видно из данных рис. 4, в среднесрочной перспективе ожидается ежегодное сокращение энергетических выбросов углекислого газа в России. Необходимо также отметить, что, начиная с 2021 г. ожидаемое значение результативного показателя не должно превысить фактическое значение 2020 г. Отсюда можно сделать вывод, что ограничение энергетических выбросов углекислого газа в России возможно в условиях экономического роста, но для этого необходимо сокращение энергоёмкости ВВП.

Последнее, в свою очередь, предполагает ускоренный перевод национальной экономики на инновационную траекторию развития. Агрессивная внешняя среда (прежде всего, это санкционное давление на отечественных товаропроизводителей со стороны США и стран ЕС) затрудняет развитие событий по оптимистическому сценарию.

Такие вызовы можно преодолеть за счет экономного расходования топливно-энергетических ресурсов в результате внедрения современных ресурсосберегающих и экологически чистых («зеленых») технологий.

Заключение

В ходе эмпирического исследования было установлено, что как корреляционно-регрессионный анализ, так и байесовский ансамбль искусственных нейронных сетей позволяют адекватно аппроксимировать исходные статистические данные. Следовательно, обе выдвинутые гипотезы можно считать подтвержденными.

При этом необходимо отметить, что, с одной стороны, второй метод экономико-математического моделирования позволяет преодолеть ряд требований к исходной информации (предъявляемых при корреляционно-регрессионном анализе), но, с другой стороны, усложняется процедура проведения факторного анализа и выявления резервов снижения энергетических выбросов углекислого газа в России.

Путем сравнительного анализа было доказано, что нейросетевое моделирование обеспечивает более высокую степень точности прогнозирования результативного показателя. Поэтому формирование среднесрочного прогноза энергетических выбросов углекислого газа в России осуществляется на основе байесовского ансамбля искусственных нейронных сетей.

В среднесрочной (трехлетней) перспективе ожидается ежегодный рост значений среднедушевого ВВП страны (в постоянных ценах) на фоне сни-

жения его энергоемкости. Сохранение тенденций изменения факторных показателей в 2021–2023 гг. должно привести к ежегодному сокращению энергетических выбросов углекислого газа в России, начиная с 2020 г. Гарантией развития событий по оптимистическому сценарию в условиях экономического роста является жесткое ограничение энергоемкости национальной экономики, например, в результате активного внедрения современных ресурсосберегающих и экологически чистых («зеленых») технологий.

Список литературы

Алжеев, А. В., & Кочкаров, Р. А. (2020). Сравнительный анализ прогнозных моделей ARIMA и LSTM на примере акций российских компаний. *Финансы: теория и практика*, 1, 14–23. <http://doi.org/10.26794/2587-5671-2020-24-1-14-23>

Белолипцев, И. И., Горбатков, С. А., Романов, А. Н., & Фархиева, С. А. (2015). *Моделирование управленческих решений в сфере экономики в условиях неопределенности*. М.: ИНФРА-М, 299 с. <http://doi.org/10.12737/7761>

Васильцов, В. С., Яшалова, Н. Н., Яковлева, Е. Н., & Харламов, А. В. (2021). Национальная климатическая политика: концептуальные основы и проблемы адаптации. *Экономика региона*, 4, 1123–1136. <http://doi.org/10.17059/ekon.reg.2021-4-6>

Давидсон, Н. Б., Мариев, О. С., & Баев, Д. В. (2019). Эконометрическая оценка влияния прямых зарубежных инвестиций на окружающую среду. *AlterEconomics*, 3, 575–580. <http://doi.org/10.31063/2073-6517/2019.16-3.22>

Институт географии РАН. (2021). Ученые анализируют итоги Шестого оценочного доклада Международной группы экспертов по изменению климата. 30.08.2021. Дата обращения 12.01.2023, <https://www.atomicenergy.ru/news/2021/08/30/116802>

Колпаков, А. Ю. (2020). Энергоэффективность: роль в сдерживании выбросов углекислого газа и определяющие факторы. *Проблемы прогнозирования*, 6, 141–153. <http://doi.org/10.47711/0868-6351-183-141-153>

Мариев, О. С., Давидсон, Н. Б., & Емельянова, О. С. (2020). Влияние урбанизации на выбросы углекислого газа в регионах России. *Journal of Applied Economic Research*, 3, 286–309. <http://doi.org/10.15826/vestnik.2020.19.3.014>

Национальный доклад о кадастре антропогенных выбросов из источников и абсорбции поглотителями парниковых газов, не регулируемых Монреальским протоколом за 1990–2020 гг. Часть 1. (2022). М.: Росгидромет и ФГБУ «ИГКЭ». http://downloads.igce.ru/kadastr/RUS_NIR-2022_v1_rev.pdf

Пахомова, Н. В., Рихтер, К. К., & Ветрова, М. А. (2022). Глобальные климатические вызовы, структурные сдвиги в экономике и разработка бизнесом проактивных стратегий достижения углеродной нейтральности. *Вестник Санкт-Петербургского университета. Экономика*, 3, 331–364. <http://doi.org/10.21638/spbu05.2022.301>

Порфирьев, Б. Н., Шилов, А. А., Колпаков, А. Ю., & Единак, Е. А. (2022). Возможности и риски политики климатического регулирования в России. *Вопросы экономики*, 1, 72–89. <http://doi.org/10.32609/0042-8736-2022-1-72-89>

Порфирьев, Б. Н., & Шилов, А. А. (2022). Стратегии социально-экономического развития с низким уровнем выбросов парниковых газов: сценарии и реалии для России. *Вестник РАН*, 5, 415–423. <http://doi.org/10.31857/S086958732205005X>

Регионы России. *Социально-экономические показатели*. 2021: статистический сборник. (2021). М.: Росстат.

Российский статистический ежегодник. 2021: статистический сборник. (2021). М.: Росстат.

Стратегия социально-экономического развития Российской Федерации с низким уровнем выбросов парниковых газов до 2050 года. (2021). <http://static.government.ru/media/files/ADKkCzp3fWO32e2yA0BhtIpyzWfHaiUa.pdf>

Федеральный закон от 02.07.2021 № 296-ФЗ «Об ограничении выбросов парниковых газов». Дата обращения 12.01.2023, <http://www.kremlin.ru/acts/bank/47013>

BP. Statistical Review of World Energy. (2021). 28.06.2021. Retrieved January 12, 2023, from <https://www.bp.com/en/global/corporate/energy-economics/statistical-review-of-world-energy.html>

Climate Change. (2021). The Physical Science Basis. Cambridge University Press. In Press 15.08.2021. https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/downloads/report/IPCC_AR6_WGI_Full_Report.pdf

Henstra, D., Thistlethwaite, J., & Vanhooren, S. (2020). The governance of climate change adaptation: stormwater management policy and practice. *Journal of Environmental Planning and Management*, 63, 1077–1096. <http://doi.org/10.1080/09640568.2019.1634015>

Herrington, G. (2021). Update to limits to growth: Comparing the world3 model with empirical data. *Journal of Industrial Ecology*, 25, 614–626. <http://doi.org/10.1111/jiec.13084>

IPCC. Climate Change. (2022). Impacts, Adaptation and Vulnerability. Sixth Assessment Report. https://report.ipcc.ch/ar6wg2/pdf/IPCC_AR6_WGII_FinalDraft_FullReport.pdf

Ketenci, N. (2018). The environmental Kuznets curve in the case of Russia. *Russian Journal of Economics*, 4, 249–265.

Kurbatskiy, A. N., & Shakleina, E. I. (2022). Economic growth and environmental pollution in the USA and Russia: Comparative spatial-econometric analysis. *Economic and Social Changes: Facts, Trends, Forecast*, 15(2), 92–107. <http://doi.org/10.15838/esc.2022.2.80.6>

Makarov, A. A. (2022). Scenarios and Price of the Transition to Low-Carbon Energy in Russia. *Thermal Engineering*, 69(10), 727–737. <http://doi.org/10.56304/S0040363622100058>

Raimi, K. T. (2021). Public Perceptions of Geoengineering. *Current Opinion in Psychology*, 42, 66–70.

Sachs, J. D. (2019). Our Zero-Emission Future. Retrieved January 12, 2023, from <https://www.project-syndicate.org/commentary/zero-emission-energy-and-food-by-middle-of-century-by-jeffrey-d-sachs-2019-04>

Tabbi, W. et al. (2019). Outlook of Carbon Capture Technology and Challenges. *Sciences of the Total Environment*, 657, 56–72.

Winter 2022 — National Surveys on Energy and the Environment. Key Findings Report. <https://www.muhlenberg.edu/media/contentassets/pdf/about/polling/surveys/WINTER%202022%20-%20Energy%20&%20Environment%20Survey.pdf>

Xu, H., Zhang, C., Li, W., Zhang, W., & Yin, H. (2018). Economic growth and carbon emission in China: a spatial econometric Kuznets curve? *Zbornik radova Ekonomskog fakulteta u Rijeci: časopis za ekonomsku teoriju i praksu*, 36(1), 11–28.

Yang, X., Lou, F., & Sun, M. et al. (2017). Study of the relationship between greenhouse gas emissions and the economic growth of Russia based on the Environmental Kuznets Curve. *Applied Energy*, 193, 162–173.

Zhang, Y.J. Peng, Y. L., & Ma Ch. Q. et al. (2017). Can environmental innovation facilitate carbon emissions reduction? Evidence from China. *Energy Policy*, 100, 18–28. <http://doi.org.10.1016/j.enpol.2016.10.005>

References

Alzheev, A. V., & Kochkarov, R. A. (2020). Comparative Analysis of ARIMA and LSTM Predictive Models: Evidence from Russian Stocks. *Finance: Theory and Practice*, 1, 14–23. <http://doi.org.10.26794/2587-5671-2020-24-1-14-23>

Beloliptsev, I. I., Gorbatkov, S. A., Romanov, A. N., & Farkhieva, S. A. (2015). *Modelling management decisions in the economy under conditions of uncertainty*. M.: INFRA-M, 299. <http://doi.org.10/12737/7761>

Davidson, N. B., Mariev, O. S., & Baev, D. V. (2019). The impact of foreign direct investment on environment: an econometric analysis. *AlterEconomics*, 3, 575–580. <http://doi.org.10.31063/2073-6517/2019.16-3.22>

Federal Law No. 296-FZ of 02.07.2021 on limiting greenhouse gas emissions. Retrieved January 12, 2023, from <http://www.kremlin.ru/acts/bank/47013>

Institute of Geography RAS. (2021). Scientists analyze the results of the Sixth Assessment Report of the International Panel on Climate Change. 08.30.2021. Retrieved January 12, 2023, from <https://www.atomicenergy.ru/news/2021/08/30/116802>

Kolpakov, A. Yu. (2020). Energy Efficiency: Its Role in Inhibiting Carbon Dioxide Emissions and Defining Factors. *Studies on Russian Economic Development*, 6, 141–153.

Mariev, O. S., Davidson, N. B., & Emelyanova, O. S. (2020). The impact of urbanization on carbon dioxide emissions in the regions of Russia. *Journal of Applied Economic Research*, 3, 286–309. <http://doi.org.10.15826/vestnik.2020.19.3.014>

National report on the inventory of anthropogenic emissions by sources and removals by sinks of greenhouse gases not controlled by the Montreal Protocol for 1990–2020. Part 1 (2022). Moscow: Roshydromet and FSBI «IGCE». http://downloads.igce.ru/kadaster/RUS_NIR-2022_v1_rev.pdf

Pakhomova, N. V., Richter, K. K., & Vetrova, M. A. (2022). Global climate challenges, structural shifts in the economy and the development of initiative-taking strategies by businesses to achieve carbon neutrality. *St Petersburg University Journal of Economic Studies*, 3, 331–364. <http://doi.org.10.21638/spbu05.2022.301>

Porfiriev, B. N., Shirov, A. A., Kolpakov, A. Y., & Edinak, E. A. (2022). Opportunities and risks of the climate policy in Russia. *Voprosy Ekonomiki*, 1, 72–89. <http://doi.org.10.32609/0042-8736-2022-1-72-89>

Porfiriev, B. N., & Shirov, A. A. (2022). Strategies for Socioeconomic Development with Low Greenhouse Gas Emissions: Scenarios and Realities for Russia. *Herald of the Russian Academy of Sciences*, 5, 415–423. <http://doi.org.10.31857/S086958732205005X>

Regions of Russia. Socio-economic indicators (2021): statistical digest. (2021). Moscow: Rosstat.

Russian Statistical Yearbook. 2021: statistical yearbook. (2021). Moscow: Rosstat.

Strategy for socio-economic development of the Russian Federation with low greenhouse gas emissions until 2050. (2021). <http://static.government.ru/media/files/ADKkCzp3fWO32e2yA0BhtIpyzWfHaiUa.pdf>

Vasiltsov, V. S, Yashalova, N. N, Yakovleva, E. N., & Kharlamov, A. V. (2021). National Climate Policy: Conceptual Framework and Adaptation Problems. *Economy of regions*, 4, 1123–1136. <http://doi.org.10.17059/ekon.reg.2021-4-6>