

Сравнительное статистическое моделирование динамических рядов при прогнозировании суточного электропотребления на языках Python, R, C#, C++, Go, Java

А. Э. Дзгоев^{✉1}, Сян Хуа², А. Д. Лагунова¹, Я. А. Копылова¹, Д. В. Морозов¹,
Я. В. Мажей¹, А. В. Брайловский¹, Д. А. Юдин¹, Р. Аллабергенов¹

¹МИРЭА – Российский технологический университет
119454, Россия, Москва, проспект Вернадского, 78

²Пекинский политехнический институт
100811, Китайская народная республика, г. Пекин, ул. Чжунгуаньцунь, 5,
Вэйгунцунь, Бэй Цзин Ши, район Хайдянь

Аннотация. Прогнозирование электропотребления является для энергокомпаний важным инструментом обеспечения стабильности и экономической эффективности работы энергосистемы государства. Для крупных промышленных предприятий корректный прогноз позволяет оптимизировать производственные затраты и избежать финансовых потерь из-за небалансов и высоких тарифов на электроэнергию.

Цель исследования – построить подробный пошаговый алгоритм по разработке адекватной математической модели для почасового прогнозирования электропотребления на предприятии, используя способ статистического анализа динамических рядов на различных языках программирования.

Материалы и методы. Алгоритм моделирования и прогнозирования основан на классическом методе наименьших квадратов (МНК) для малой выборки данных, а также на методе скользящей матрицы. Математический аппарат метода обработки данных был реализован с применением инженерного программного продукта Mathcad Express. Показаны особенности реализации метода обработки данных с помощью современных языков программирования: Python, R, C#, C++, Go и Java.

Результаты. Авторами был реализован алгоритм расчета суточного прогнозирования электропотребления по классическому методу скользящей матрицы на языках программирования Python, R, C#, C++, Go и Java для последующего сравнения программного кода. Показаны результаты сравнения программных реализаций алгоритма прогнозирования по следующим критериям: количество строк и время выполнения кода, использование внешних ресурсов, поддержка параллелизма, объем кода (в символах). На конкретных примерах было показано, что выбор языка программирования зависит от решаемой исследователями и разработчиками задачи. Статистически доказана адекватность разработанной регрессионной модели и проведена проверка качества уравнения. Рассчитаны доверительные интервалы коридора ошибок прогнозной модели.

Выводы. Проведенное исследование показало, что задача системного анализа данных и прогнозирования электропотребления эффективно решена на языке программирования Python. Программный код реализации классического метода скользящей матрицы представлен в открытом репозитории на GitHub по ссылке: <https://github.com/CollaborativeProgrammingTeam/Method-of-Classical-sliding-matrix>.

Ключевые слова: классический метод скользящей матрицы, математическая статистика, адекватная регрессионная модель, оценка качества, прогнозирование электропотребления, сравнение языков программирования, задача регрессии, сравнительная программная реализация

Поступила 11.10.2025, одобрена после рецензирования 18.11.2025, принята к публикации 10.02.2026

Для цитирования. Дзгоев А. Э., Сян Хуа, Лагунова А. Д., Копылова Я. А., Морозов Д. В., Мажей Я. В., Брайловский А. В., Юдин Д. А., Аллаберганов Р. Сравнительное статистическое моделирование динамических рядов при прогнозировании суточного электропотребления на языках Python, R, C#, C++, Go, Java // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2026. Т. 28. № 1. С. 39–56. DOI: 10.35330/1991-6639-2026-28-1-39-56

MSC: 65Y04, 62M07, 62M20

Original article

Comparative statistical modeling of dynamic series for forecasting daily electricity consumption in Python, R, C#, C++, Go, and Java

A.E. Dzгоеv^{✉1}, Xiang Hua², A.D. Lagunova¹, Ya.A. Kopylova¹, D.V. Morozov¹,
Ya.V. Mazhey¹, A.V. Brailovsky¹, D.A. Yudin¹, R. Allabergenov¹

¹MIREA – Russian Technological University
78, Vernadsky prospect, Moscow, 119454, Russia

²Beijing Institute of Technology
5, Zhongguancun street, Weigongcun, Bei Jing Shi, Haidian District, Beijing, 100811, China

Abstract. Forecasting electricity consumption is an important tool for energy companies to ensure the stability and economic efficiency of the national energy system. For large industrial enterprises, accurate forecasting allows them to optimize production costs and avoid financial losses due to imbalances and high electricity tariffs.

Aim. The study is to construct a detailed step-by-step algorithm for developing an adequate mathematical model for hourly forecasting of electricity consumption at an enterprise, using the method of statistical analysis of dynamic series in various programming languages.

Materials and methods. The modeling and forecasting algorithm is based on the classical ordinary least squares (OLS) method for small data samples, as well as the moving matrix method. The mathematical apparatus of the data processing method was implemented using the Mathcad Express engineering software. The implementation of the data processing method using modern programming languages is demonstrated: Python, R, C#, C++, Go, and Java.

Results. The authors implement an algorithm for calculating daily electricity consumption forecasts using the classical sliding matrix method in Python, R, C#, C++, Go, and Java for subsequent code comparison. The authors present the results of a comparison of the forecasting algorithm implementations based on the following criteria: number of lines of code and execution time, use of external resources, parallelism support, and code size (in characters). Specific examples demonstrate that the choice of programming language depends on the problem being solved by researchers and developers. The adequacy of the developed regression model is statistically proven, and the equation quality is verified. Confidence intervals for the error corridor of the forecast model have been calculated.

Conclusions. The study demonstrates that the task of system data analysis and energy consumption forecasting is effectively solved using the Python programming language. The code for implementing the classical sliding matrix method is available in an open repository on GitHub at the following link: <https://github.com/CollaborativeProgrammingTeam/Method-of-Classical-sliding-matrix>.



Content is available under license [Creative Commons Attribution 4.0 License](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

Keywords: classical sliding matrix method, mathematical statistics, adequate regression model, quality assessment, forecasting of power consumption, comparison of programming languages, regression problem, comparative software implementation

Submitted 11.10.2025,

approved after reviewing 18.11.2025,

accepted for publication 10.02.2026

For citation. Dzgoev A.E., Xiang Hua, Lagunova A.D., Kopylova Ya.A., Morozov D.V., Mazhey Ya.V., Brailovsky A.V., Yudin D.A., Allabergenov R. Comparative statistical modeling of dynamic series in forecasting daily electricity consumption in Python, R, C#, C++, Go, Java // *News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of RAS*. 2026. Vol. 28. No. 1. Pp. 39–56. DOI: 10.35330/1991-6639-2026-28-1-39-56

ВВЕДЕНИЕ

Данные являются важнейшим элементом при моделировании и прогнозировании электропотребления в регионе, так как содержат в себе ценную и полезную информацию. В настоящее время наблюдается тренд на использование больших объемов данных при выполнении исследований в различных областях, в том числе в электроэнергетике. Объясняется это тем, что в больших объемах данных можно обнаружить такие зависимости, которые сложно было бы идентифицировать в малой выборке данных. Применяя различные методы машинного обучения и искусственного интеллекта, исследователи получают качественные модели с ошибкой прогнозирования менее 5 % [1–3]. Достигается это благодаря нахождению таких факторов, которые действительно влияют на потребление электроэнергии на конкретном объекте исследования, а также научно обоснованному разведочному анализу данных: включая определение плотности распределения вероятностей, проверки ряда на стационарность, интеркорреляцию и автокорреляцию. Это играет важную роль при выборе метода машинного обучения, так же, как и подбор гиперпараметров на этапе обучения моделей. Исследователи разрабатывают модели, полезные для прогнозирования электропотребления, но некоторые из таких моделей сложно интерпретировать, что вызывает трудности в понимании того, как именно работает модель, без использования дополнительных источников литературы и специальных знаний в том или ином методе машинного обучения.

В то же время необоснованно отходят на второй план исследования, проводимые на малой выборке данных, по которой можно создать адекватные аппроксимирующие функции и получить прогноз на будущий период [4, 5]. Иногда слишком большой объем данных не так актуален для оперативного прогнозирования электропотребления, например, на 1 час или на 30 минут. В условиях продолжающейся ограниченности имеющихся производственных данных у исследователей, необходимых для проведения моделирования, полезными являются малые выборки данных, основанные на динамических рядах [4]. Так как потребление электроэнергии изменяется во времени, можно сказать, что различные значения электропотребления, изменяющиеся во времени, являются динамическими рядами.

В современных научных исследованиях большое внимание уделяется проблеме системного анализа и статистического моделирования [6] динамических рядов для прогнозирования электроэнергетических процессов, таких как потребление электроэнергии, с целью управления энергосистемами [7].

Одним из эффективных способов для решения подобных задач является нахождение аппроксимирующей функции, адекватно описывающей экспериментальные данные [8]. В области прикладного оперативного прогнозирования потребления электроэнергии возможности выбора метода аппроксимации экспериментальных данных достаточно широки: от планирования эксперимента и классического метода наименьших квадратов (МНК) до машинного обучения и использования нейронных сетей [9, 10].

Классический МНК целесообразно использовать для прогнозирования суточного электропотребления в стабильных, линейных системах, когда известно, что сильное влияние на целевую переменную (Y) оказывают хорошо измеримые признаки, например, время ($X1$, *сутки*) и температура воздуха ($X2$, $^{\circ}C$). МНК предполагает, что связь между целевой зависимой переменной Y (потребление энергии, *кВт·ч*, *МВт·ч*) и независимыми переменными (факторами) является линейной (может быть добавлен квадрат значения хотя бы одной независимой переменной). МНК полезен, когда исследователей интересует не только прогнозное значение электропотребления, но и объяснение влияния факторов, т.е. как именно различные факторы влияют на прогноз. Модели, разработанные по МНК, стабильно работают на малых выборках данных, где другие модели переобучаются [11].

Методы машинного обучения для моделирования и прогнозирования электропотребления применяются, когда у исследователей есть большой объем данных (при малой выборке возможно переобучение моделей) со множеством значений факторов, влияющих на зависимую переменную. Методы машинного обучения позволяют моделировать потребление электроэнергии с учетом сложных нелинейных зависимостей от года, типа дня (рабочий/выходной), а также их взаимодействия [12, 13].

Математические модели, разработанные с применением нейронных сетей и программного продукта Matlab [10], способны моделировать сложные временные зависимости и обучаться на сотнях тысяч наблюдений. Когда у исследователей есть множество временных рядов одновременно (потребление электроэнергии, скорость ветра, влажность, температура воздуха), используют нейронные сети для многомодельного прогнозирования [14].

В данном исследовании показан алгоритм работы разработанного способа статистического анализа динамических рядов (метода скользящего окна) [15], который позволяет обновлять коэффициенты в уравнении при каждом последующем шаге прогноза. Метод скользящего окна позволяет адаптировать регрессионную модель к новым фактическим данным факторов ($X1, X2, \dots, Xn$) и целевой переменной (Y). Также необходимо отметить, что несмотря на то, что в энергетических и производственных компаниях предусматривается использование мощных вычислительных средств для решения задач оперативного прогнозирования потребления электроэнергии и управления энергосистемами, алгоритм функционирования метода скользящей матрицы является экономичным в отношении использования как машинного времени, так и оперативной памяти ЭВМ.

В настоящей работе представлена сравнительная программная реализация процесса разработки адекватной и качественной математической модели для прогнозирования потребления электроэнергии с применением метода статистического анализа динамических рядов (скользящая матрица) [15] на современных языках программирования: Python, Java, C++, C#, R, Go. С научно-исследовательской и практической точки зрения важно найти оптимальное соотношение скорости разработки, производительности и поддерживаемости для конкретной модели с целью выбора оптимального языка программирования при написании кода программного продукта для прогнозирования электропотребления для энергетических и производственных предприятий [16–18].

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ И МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

СТАТИСТИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ ДИНАМИЧЕСКИХ РЯДОВ И РАЗРАБОТКА МАТЕМАТИЧЕСКОЙ МОДЕЛИ

Авторами было проведено исследование на реальных фактических данных суточного электропотребления, которые были предоставлены энергетической компанией ПАО «Россети Северный Кавказ». Имеющиеся фактические значения суточного электропотребления представлены в таблице 1, где Y – целевая переменная (*кВт·ч*), τ – время (*сутки*).

Таблица 1. Суточное электропотребление Y (кВт·ч) и время τ (сутки)**Table 1.** Daily electricity consumption Y (kWh) and time (day)

τ	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Y	2357,85	2669,7	2669,7	2998,05	3512,85	3542,55	3248,85	3341,25	3453,45	3598,65
τ	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
Y	3413,85	4271,85	4393,95	3686,1	3682,8	3550,8	4719	3979,35	4131,6	4141,5

Коэффициент корреляции между суточным электропотреблением и признаком времени $corr(\tau, Y) = 0,832$ оказался статистически значимым на уровне значимости $\lambda = 0,05$ с доверительной вероятностью 95 %, расчет которой представлен по формуле:

$$p = (1 - \lambda) \cdot 100\% = 95,0\%.$$

Исследование влияния факторов позволило сделать вывод, что температура воздуха ($^{\circ}\text{C}$) влияет на электропотребление, что связано со следующими факторами:

1. Чем выше температура воздуха, тем больше сопротивление проводника прохождению электрического тока. Расчет показал, что увеличение температуры на 10 % вызывает увеличение удельного сопротивления проводника в среднем на 4 % [19, 20].

2. Использование воздушных сплит-систем (кондиционеров).

Далее представлены этапы разработки модели и метода скользящей матрицы.

Шаг 1. Подготовка исходных матриц и расчет коэффициентов уравнения

Для разработки регрессионной модели прогнозирования проведен экспериментальный расчет, в котором была создана матрица признаков X и матрица-столбец целевой переменной Y , где количество строк $N = 20$, количество коэффициентов в уравнении $k = 5$, которые представлены на рисунке 1.

Матрица признаков	$X :=$	<table style="border: none; width: 100%; text-align: center;"> <thead> <tr> <th>x_0</th> <th>x_1</th> <th>x_1^2</th> <th>x_2</th> <th>$x_1 \cdot x_2$</th> </tr> </thead> <tbody> <tr><td>1</td><td>1</td><td>1</td><td>21.5</td><td>21.5</td></tr> <tr><td>1</td><td>2</td><td>4</td><td>21.2</td><td>42.4</td></tr> <tr><td>1</td><td>3</td><td>9</td><td>22.1</td><td>66.3</td></tr> <tr><td>1</td><td>4</td><td>16</td><td>25.1</td><td>100.4</td></tr> <tr><td>1</td><td>5</td><td>25</td><td>26.4</td><td>132</td></tr> <tr><td>1</td><td>6</td><td>36</td><td>22.6</td><td>135.6</td></tr> <tr><td>1</td><td>7</td><td>49</td><td>17.7</td><td>123.9</td></tr> <tr><td>1</td><td>8</td><td>64</td><td>18.5</td><td>148</td></tr> <tr><td>1</td><td>9</td><td>81</td><td>21.2</td><td>190.8</td></tr> <tr><td>1</td><td>10</td><td>100</td><td>20.3</td><td>203</td></tr> <tr><td>1</td><td>11</td><td>121</td><td>17</td><td>187</td></tr> <tr><td>1</td><td>12</td><td>144</td><td>19.2</td><td>230.4</td></tr> <tr><td>1</td><td>13</td><td>169</td><td>19.4</td><td>252.2</td></tr> <tr><td>1</td><td>14</td><td>196</td><td>21.9</td><td>306.6</td></tr> <tr><td>1</td><td>15</td><td>225</td><td>25.5</td><td>382.5</td></tr> <tr><td>1</td><td>16</td><td>256</td><td>26.3</td><td>420.8</td></tr> <tr><td>1</td><td>17</td><td>289</td><td>26.3</td><td>447.1</td></tr> <tr><td>1</td><td>18</td><td>324</td><td>24.7</td><td>444.6</td></tr> <tr><td>1</td><td>19</td><td>361</td><td>21.4</td><td>406.6</td></tr> <tr><td>1</td><td>20</td><td>400</td><td>21.04</td><td>420.8</td></tr> </tbody> </table>	x_0	x_1	x_1^2	x_2	$x_1 \cdot x_2$	1	1	1	21.5	21.5	1	2	4	21.2	42.4	1	3	9	22.1	66.3	1	4	16	25.1	100.4	1	5	25	26.4	132	1	6	36	22.6	135.6	1	7	49	17.7	123.9	1	8	64	18.5	148	1	9	81	21.2	190.8	1	10	100	20.3	203	1	11	121	17	187	1	12	144	19.2	230.4	1	13	169	19.4	252.2	1	14	196	21.9	306.6	1	15	225	25.5	382.5	1	16	256	26.3	420.8	1	17	289	26.3	447.1	1	18	324	24.7	444.6	1	19	361	21.4	406.6	1	20	400	21.04	420.8	$Y :=$	<table style="border: none; width: 100%; text-align: center;"> <thead> <tr> <th>$Y, \text{ кВт}\cdot\text{ч.}$</th> </tr> </thead> <tbody> <tr><td>2357.85</td></tr> <tr><td>2669.7</td></tr> <tr><td>2669.7</td></tr> <tr><td>2998.05</td></tr> <tr><td>3512.85</td></tr> <tr><td>3542.55</td></tr> <tr><td>3248.85</td></tr> <tr><td>3341.25</td></tr> <tr><td>3453.45</td></tr> <tr><td>3598.65</td></tr> <tr><td>3413.85</td></tr> <tr><td>4271.85</td></tr> <tr><td>4393.95</td></tr> <tr><td>3686.1</td></tr> <tr><td>3682.8</td></tr> <tr><td>3550.8</td></tr> <tr><td>4719</td></tr> <tr><td>3979.35</td></tr> <tr><td>4131.6</td></tr> <tr><td>4141.5</td></tr> </tbody> </table>	$Y, \text{ кВт}\cdot\text{ч.}$	2357.85	2669.7	2669.7	2998.05	3512.85	3542.55	3248.85	3341.25	3453.45	3598.65	3413.85	4271.85	4393.95	3686.1	3682.8	3550.8	4719	3979.35	4131.6	4141.5	Матрица-столбец значений целевой переменной
x_0	x_1	x_1^2	x_2	$x_1 \cdot x_2$																																																																																																																															
1	1	1	21.5	21.5																																																																																																																															
1	2	4	21.2	42.4																																																																																																																															
1	3	9	22.1	66.3																																																																																																																															
1	4	16	25.1	100.4																																																																																																																															
1	5	25	26.4	132																																																																																																																															
1	6	36	22.6	135.6																																																																																																																															
1	7	49	17.7	123.9																																																																																																																															
1	8	64	18.5	148																																																																																																																															
1	9	81	21.2	190.8																																																																																																																															
1	10	100	20.3	203																																																																																																																															
1	11	121	17	187																																																																																																																															
1	12	144	19.2	230.4																																																																																																																															
1	13	169	19.4	252.2																																																																																																																															
1	14	196	21.9	306.6																																																																																																																															
1	15	225	25.5	382.5																																																																																																																															
1	16	256	26.3	420.8																																																																																																																															
1	17	289	26.3	447.1																																																																																																																															
1	18	324	24.7	444.6																																																																																																																															
1	19	361	21.4	406.6																																																																																																																															
1	20	400	21.04	420.8																																																																																																																															
$Y, \text{ кВт}\cdot\text{ч.}$																																																																																																																																			
2357.85																																																																																																																																			
2669.7																																																																																																																																			
2669.7																																																																																																																																			
2998.05																																																																																																																																			
3512.85																																																																																																																																			
3542.55																																																																																																																																			
3248.85																																																																																																																																			
3341.25																																																																																																																																			
3453.45																																																																																																																																			
3598.65																																																																																																																																			
3413.85																																																																																																																																			
4271.85																																																																																																																																			
4393.95																																																																																																																																			
3686.1																																																																																																																																			
3682.8																																																																																																																																			
3550.8																																																																																																																																			
4719																																																																																																																																			
3979.35																																																																																																																																			
4131.6																																																																																																																																			
4141.5																																																																																																																																			

Рис. 1. Исходные матрицы / **Fig. 1.** Initial matrices

На рисунке 1 столбцы матрицы признаков X означают: X_0 – фиктивная переменная (для формирования свободного члена уравнения B_0); X_1 – независимая переменная (сутки); X_1^2 – независимая переменная (сутки²); X_2 – температура воздуха (⁰C), средняя за каждые сутки, а также векторное произведение двух факторов $X_1 \cdot X_2$.

Коэффициенты регрессионного уравнения были рассчитаны по формуле:

$$B := (X^T X)^{-1} X^T Y, \quad (1)$$

где B – коэффициенты регрессионного уравнения.

В результате вычисления формулы (1) получены следующие коэффициенты регрессии и модель:

$$B = \begin{pmatrix} 275,504 \\ 353,048 \\ -5,165 \\ 89,955 \\ -7,074 \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} B_0 \\ B_1 \\ B_2 \\ B_3 \\ B_4 \end{pmatrix} \text{ Коэффициенты модели.}$$

Разработанная модель с рассчитанными коэффициентами представлена уравнением (двухфакторный неполный полином второй степени):

$$Y = 275,504 + 353,048 \cdot X_1 - 5,165 \cdot X_1^2 + 89,955 \cdot X_2 - 7,074 \cdot X_1 \cdot X_2. \quad (2)$$

$B_0 \quad B_1 \quad B_2 \quad B_3 \quad B_4$

Из уравнения регрессии следует, что суммарное влияние двух последних членов при любом сочетании времени и температуры ведет к увеличению потребления электроэнергии.

Шаг 2. Оценка адекватности и качества разработанной математической модели

Для вычисления расчетного значения зависимой переменной (YR) (потребление электроэнергии) необходимо умножить исходную матрицу независимых переменных с фактическими значениями X на рассчитанные коэффициенты математической модели B :

$$YR := X \cdot B.$$

Расчет дисперсии адекватности (Dad) был выполнен по следующей формуле:

$$Dad := \frac{\sum (Y - YR)^2}{N - k}, \quad Dad = 1,054 \cdot 10^5.$$

Для расчета дисперсии зависимой переменной (DY) необходимо вычислить среднюю арифметическую целевой переменной (YSR):

$$YSR := \frac{\sum Y}{N}, \quad YSR = 3,568 \cdot 10^3.$$

Из следующей формулы вычислено значение DY :

$$DY := \frac{\sum (Y - YSR)^2}{N - 1}, \quad DY = 3,655 \cdot 10^5.$$

Далее проведена проверка модели на адекватность исходным фактическим данным, для этого вычислено расчетное значение F -статистики (FR) и сопоставлено с табличным значением F -критерия Фишера (F):

$$FR := \frac{DY}{Dad}, \quad FR = 3,467,$$

$$F := qF(0,95, N - 1, N - k), F = 2,34.$$

По результатам оценки адекватности модели авторами был сделан следующий вывод: в связи с тем, что *расчетное значение F-критерия Фишера–Снедекора* > *табличного значения F-критерия Фишера–Снедекора*, разработанная математическая модель признана адекватной экспериментальным данным по суточному электропотреблению на уровне значимости $\alpha = 0,05$, что соответствует доверительной вероятности

$$p = (1 - 0,05) \cdot 100 = 95,0 \ %.$$

Для определения тесноты связи между фактическими значениями целевой переменной Y и расчетными значениями целевой переменной (YR) авторами рассчитан коэффициент корреляции $corr(Y, YR) = 0,879$, который говорит о качественном уравнении регрессии.

Шаг 3. Прогнозирование суточного электропотребления

Проведена оценка значимости коэффициентов модели.

Для проверки значимости коэффициентов регрессии построим матрицу, обратную матрице нормальных уравнений (1), по формуле:

$$G := (X^T X)^{-1}.$$

$$G = \begin{pmatrix} 24.733 & -2.083 & 0.011 & -1.066 & 0.082 \\ -2.083 & 0.204 & -1.44 \times 10^{-3} & 0.087 & -7.597 \times 10^{-3} \\ 0.011 & -1.44 \times 10^{-3} & 6.279 \times 10^{-5} & -2.657 \times 10^{-4} & 6 \times 10^{-6} \\ -1.066 & 0.087 & -2.657 \times 10^{-4} & 0.047 & -3.632 \times 10^{-3} \\ 0.082 & -7.597 \times 10^{-3} & 6 \times 10^{-6} & -3.632 \times 10^{-3} & 3.293 \times 10^{-4} \end{pmatrix}$$

Рис. 2. Матрица, обратная матрице нормальных уравнений

Fig. 2. The inverse matrix of the normal equation matrix

Затем определим доверительные интервалы для всех коэффициентов регрессии:

$$t := qt(0,975, N - k) = 2,131,$$

где t – табличное значение критерия Стьюдента:

$$\Delta_i := t \sqrt{D_{ad} \cdot G_{i,j}}.$$

В результате проведенных расчетов было определено, что отдельные коэффициенты регрессии оказались незначимыми при уровне значимости $\alpha = 0,05$, но так как модель в целом оказалась адекватной экспериментальным данным ($FR > F$), все коэффициенты решено было оставить в уравнении. Исследователь имеет право оставить в уравнении все коэффициенты. Исключение отдельных коэффициентов уравнения позволяет увеличить расчетное значение *F-критерия*, вследствие чего уравнение как бы становится более адекватным, но в действительности прогнозирующее свойство уравнения ухудшается.

Рассчитаем ошибку прогноза:

$$D := X \cdot (X^T X)^{-1} X^T,$$

далее находим доверительный интервал коридора ошибок:

$$S_{i,i} := t \cdot \sqrt{Dad \cdot (1 + D_{i,i})}.$$

Запишем значения независимых переменных в прогнозной точке (прогнозирование на следующий 21-й день):

$$X_1 := 21 - \text{следующий прогнозный день } (X_1 = X_1 + 1);$$

$$X_2 := 21,3 - \text{прогнозная температура на 21-й день.}$$

Создадим вектор независимых переменных в прогнозной точке и выполним транспонирование:

$$XP := (X_0, X_1, X_1^2, X_2, X_1 \cdot X_2);$$

$$XP^T = \begin{pmatrix} 1 \\ 21 \\ 441 \\ 21.3 \\ 447.3 \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} 275.504 \\ 353.048 \\ -5.165 \\ 89.955 \\ -7.074 \end{pmatrix}.$$

По разработанному уравнению регрессии (2) находим прогнозное значение электропотребления на 21-й день:

$$Y_{\text{Прогноз}} = 275,504 + 353,048 \cdot X_1 - 5,165 \cdot X_1^2 + 89,955 \cdot X_2 - 7,074 \cdot X_1 \cdot X_2 = 4163 \text{ кВт}\cdot\text{ч.}$$

Проведем расчет верхнего и нижнего предела прогнозных значений потребления электроэнергии: $S_{20,20} = 857,501$,

$$Y_{\text{max}} := YP + S_{20,20},$$

$$Y_{\text{max}} = 5,021 \cdot 10^3 \text{ кВт}\cdot\text{ч.},$$

$$YP = 4.163 \cdot 10^3,$$

$$Y_{\text{min}} := YP - S_{20,20},$$

$$Y_{\text{min}} = 3,306 \cdot 10^3 \text{ кВт}\cdot\text{ч.}$$

Шаг 4. Математическое описание метода скольжения матриц

Метод скользящей матрицы заключается в добавлении в матрицу новых фактических данных и удалении самой старой строки данных, что позволяет непрерывно обновлять коэффициенты регрессионного уравнения на каждом следующем шаге прогнозирования [15]. Метод позволяет матрицам данных избавляться от неактуальной и зашумленной информации, что чувствительно на малых выборках данных при проведении аппроксимации.

Далее рассмотрим математический аппарат работы метода скользящей матрицы [8].

Пусть мы имеем матрицу признаков X и матрицу-столбец целевой переменной Y , $X1$ – вектор независимых переменных, включенный в X :

$$X1 := \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \\ 5 \end{pmatrix}, \quad X := \begin{pmatrix} 1 & 1 & 5 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 3 & 3 \\ 1 & 4 & 2 \\ 1 & 5 & 4 \end{pmatrix}, \quad Y := \begin{pmatrix} 1.2 \\ 2.3 \\ 2.8 \\ 3.9 \\ 5.1 \end{pmatrix}.$$

Рассчитаем коэффициент корреляции: $\text{corr}(X1, Y) = 0.992$. Рассчитаем коэффициенты математической модели:

$$B := (X^T \cdot X)^{-1} \cdot X^T \cdot Y, \quad B = \begin{pmatrix} 0,26 \\ 0,939 \\ -6,061 \cdot 10^{-3} \end{pmatrix}.$$

Рассчитаем расчетное значение зависимой переменной Y :

$$YR := X \cdot B, \quad YR = \begin{pmatrix} 1,169 \\ 2,133 \\ 3,06 \\ 4,005 \\ 4,933 \end{pmatrix}, \quad \text{corr}(Y, YR) = 0,992.$$

Рассчитаем дисперсию адекватности:

$$Dad := \frac{\sum (Y - YR)^2}{N - k}, \quad Dad = 0,068.$$

Пусть Z – вектор независимых переменных в прогнозной точке (новые фактические значения признаков):

$Z := (1 \ 6 \ 6)$. Значения признаков в прогнозной точке (т.е. следующая строка в матрице – фактические значения независимых переменных X в прогнозной точке).

Тогда $XР := Z \cdot B$, $XР = 5.86$, $Z1 := XР$.

Пусть $Z1$ – значение целевой переменной, полученной подстановкой Z в уравнение регрессии.

Тогда удаляем самую старую строку (самую первую строку) в матрицах и добавляем в конец матриц значения признаков и значение целевой переменной в прогнозной точке, т.е. Z и $Z1$:

$$\begin{array}{ll} Z := (1 \ 6 \ 6) & Z1 := (5,86) \\ N := \text{rows}(X) \quad N = 5 & N1 := \text{rows}(Y) \quad N1 = 5 \\ k := \text{cols}(Z) \quad k = 3 & k1 := \text{cols}(Z1) \quad k1 = 1 \\ i := 1..N-1 \quad j := 0..k-1 & i1 := 1..N1-1 \quad j1 := 0..k1-1 \\ X_{i-1,j} := X_{i,j} & Y_{i1-1,j1} := Y_{i1,j1} \\ X_{N-1,j} := (Z^T)_j & Y_{N1-1,j1} := (Z1^T)_{j1}. \end{array}$$

В матрицах после преобразований (произошло удаление самой первой строки и добавление новой строки [21] в конец матриц) отсутствует первая строка и добавлена последняя строка:

$$X := \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 1 & 3 & 3 \\ 1 & 4 & 2 \\ 1 & 5 & 4 \\ 1 & 6 & 6 \end{pmatrix} \quad Y := \begin{pmatrix} 2,3 \\ 2,8 \\ 3,9 \\ 5,1 \\ 5,86 \end{pmatrix}.$$

Преимущество метода скользящей матрицы заключается в том, что разработанная математическая модель постоянно переобучается на новых, добавляемых фактических данных, обновляя коэффициенты в регрессионном уравнении.

Для выбора наилучшего языка программирования для решения данной задачи анализа данных, моделирования и прогнозирования электропотребления авторами проведен сравнительный анализ программной реализации алгоритма работы метода обработки информации динамических рядов. Код программной реализации метода обработки данных при прогнозировании электропотребления представлен в открытом репозитории «Method-of-Classical-sliding-matrix» на платформе Git Hub по ссылке:

<https://github.com/CollaborativeProgrammingTeam/Method-of-Classical-sliding-matrix> .

Графики этапов моделирования и прогнозирования потребления электроэнергии с доверительными интервалами ошибок представлены на рисунке 3.

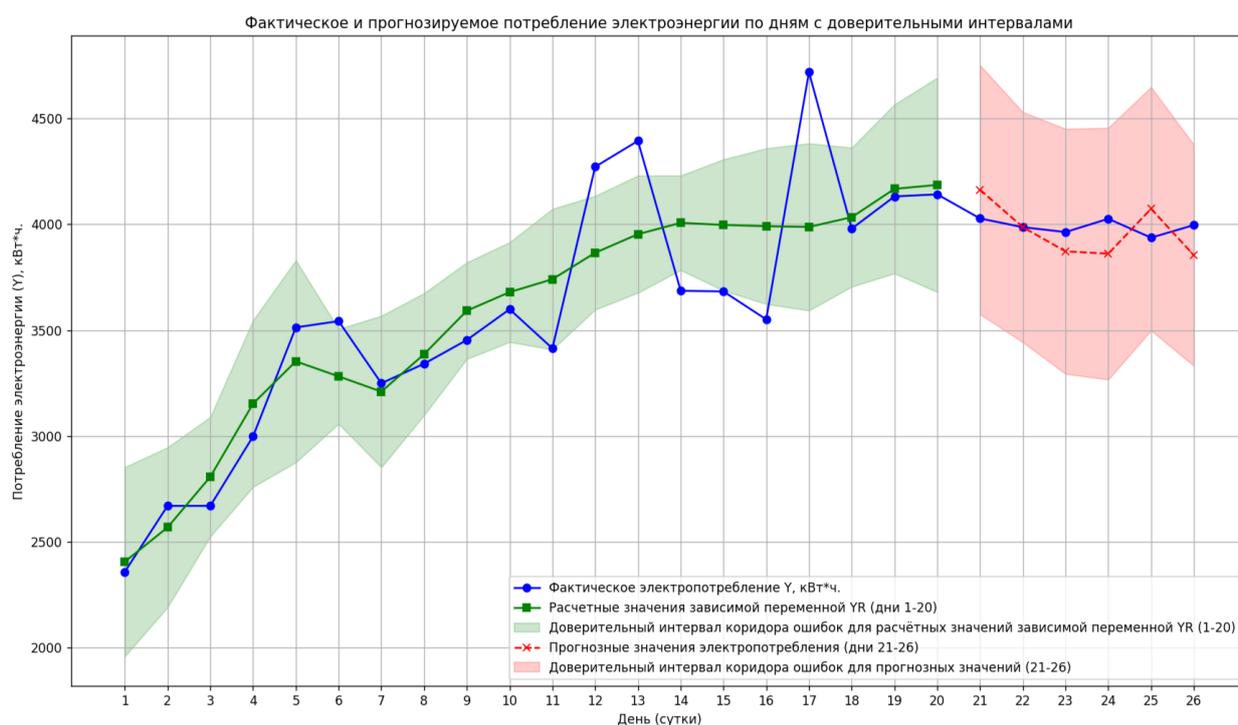


Рис. 3. Фактическое и прогнозируемое потребление электроэнергии по дням с доверительными интервалами

Fig. 3. Actual and predicted electricity consumption by day with confidence intervals

РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

ОБЩИЙ СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ ЯЗЫКОВ ПРОГРАММИРОВАНИЯ ПРИ РЕШЕНИИ ЗАДАЧИ СТАТИСТИЧЕСКОГО АНАЛИЗА ДИНАМИЧЕСКИХ РЯДОВ

Выбор языка программирования для задач системного анализа данных, моделирования и прогнозирования методом скользящей матрицы (анализ временных рядов, разработка регрессионных моделей) основан на проведенном авторами сравнении. Анализ различных программных реализаций метода статистического анализа динамических рядов (скользящей матрицы) на разных языках программирования и результаты позволяют выявить их сильные и слабые стороны для задач прогнозирования, которые будут полезны как начинающим исследователям, так и опытным разработчикам.

Рассмотрим преимущества и недостатки каждого рассматриваемого языка программирования, а также рекомендации, полученные в результате решения задачи моделирования и прогнозирования электропотребления.

Языки программирования сравнивались по количеству строк кода, времени выполнения кода, использованию внешних ресурсов, поддержке параллелизма, объему кода. Результаты сравнения представлены в таблице 2.

Рассмотрим преимущества и недостатки рассматриваемых языков программирования для решения задачи моделирования и прогнозирования электропотребления.

Преимущества языков программирования: *Python* – занимает третье место по количеству строк и символов, однако имеет высокую функциональность. Наличие внешних модулей (например, NumPy, Pandas, Scikit-learn) упрощает реализацию сложных математических вычислений; *C#* – по времени выполнения (20–200 мс) является одним их лучших, уступая только *C++*. Наличие внутренней библиотеки для многопоточности упрощает написание эффективного кода (встроенная поддержка параллелизма). Параллелизм осуществляется через библиотеки и методы Task Parallel Library (TPL), async/await, Parallel LINQ (PLINQ), System.Threading.Tasks¹; *R* – имеет наименьшее количество строк кода (92) и наименьший объем в символах (4103). Время выполнения сопоставимо с *C#*. *Java* – имеет возможность подключения внешних модулей для любых задач, включая машинное обучение и анализ данных (например, Weka). *C++* по результатам эксперимента показал самое низкое время выполнения кода (5–30 мс), что делает его незаменимым для задач, требующих максимальной скорости. Имеет нативный параллелизм – прямая работа с потоками на уровне ОС без необходимости в дополнительных зависимостях, что дает максимальный контроль. *Go* – имеет встроенные потоки (так называемые горутины, «goroutines»), которые обеспечивают параллелизм программам².

Таблица 2. Результат сравнения языков по задаче моделирования и прогнозирования электропотребления

Table 2. Result of comparison of languages for the task of modeling and forecasting electricity consumption

Язык	Количество строк кода	Время выполнения кода (мс)	Использование внешних ресурсов	Поддержка параллелизма	Объем кода (в символах)	Оценка авторов
Python	112	710	+	Внешние модули	5126	5
C#	130	20–200	+	Внутренняя библиотека	6303	5
R	92	20–200	+	Дополнительные пакеты	4103	4
Java	193	100–500	+	Внешние модули	11012	3
C++	165	5–30	+	Нативно	11820	4
Go	230	100–200	–	Встроенные потоки	12007	3

¹Информационные ресурсы: «Learn.microsoft». Url-адрес: <https://learn.microsoft.com/en-us/dotnet/standard/parallel-programming/task-parallel-library-tpl>; «Learn.microsoft». URL: <https://learn.microsoft.com/en-us/dotnet/standard/parallel-programming/plinq> (дата посещения: 22.11.2025).

²Информационный ресурс «Go.dev». URL: https://golang.org/doc/effective_go#goroutines (дата посещения: 22.11.2025).

Были определены минусы языков программирования при решении задачи анализа данных и прогнозирования электропотребления: Python – имеет ограниченную производительность; C# – недостаточное число специализированных библиотек, требуемых для анализа данных, малое количество готовых решений для статистического анализа; R – имеет специализированный синтаксис; Go – имеет недостаток специализированных библиотек для моделирования и прогнозирования, отсутствие готовых реализаций сложных статистических тестов; C++ – нет встроенных функций для F-распределения, t-тестов, которые необходимы для проведения регрессионного анализа при использовании метода скользящей матрицы (требуется реализовывать статистические тесты вручную); Java – необходимость написания большого количества кода для выполнения простых операций, отсутствует встроенная матричная алгебра, что усложняет написание формул, высокий порог входа для научных исследований. Недостатки языков при проведении статистического анализа и моделирования: Java и Go – неподходящий синтаксис и отсутствие библиотек; C++ – сложность разработки и риск ошибок; C# – ограниченная экосистема в области науки о данных (Data Science).

Python позволяет реализовать алгоритм достаточно лаконично (3-е место по объему кода), при этом получив высшую оценку удобства от разработчиков. Это означает, что скорость написания, читаемость и сопровождение кода на Python максимальны. В научно-исследовательской деятельности, где часто требуется быстро протестировать гипотезу и модифицировать разработанную модель, это является важным преимуществом. Python не такой краткий, как R, но его код значительно читабельнее и структурнее для большинства программистов. При этом он не такой объемный, как Java, C++ или Go, где приходится писать много служебных кодов.

По результатам проведенного исследования можно сделать вывод, что язык программирования Python является оптимальным выбором благодаря библиотекам для анализа данных и моделирования, математическому синтаксису, балансу между скоростью разработки и производительностью.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Системный анализ данных, моделирование и прогнозирование электропотребления является на сегодняшний день актуальной задачей в области электроэнергетики. Поэтому для уменьшения ошибки прогнозирования требуется разрабатывать новые методы и математические модели, которые адекватно описывают имеющиеся данные у исследователей.

В работе математически описан метод статистического анализа динамических рядов, с помощью которого разработана структура модели и рассчитаны коэффициенты модели. Математический аппарат метода статистического анализа динамических рядов при прогнозировании суточного электропотребления был реализован с применением инженерного программного продукта Mathcad Express.

Результативность метода прогнозирования определяет хорошие перспективы его использования исследователями и производственными компаниями. Для реализации метода требовалось выявить оптимальный язык программирования, отвечающий современным требованиям в области системного анализа данных и математической статистики.

В работе с помощью различных современных языков программирования показана сравнительная реализация метода прогнозирования.

В результате проведенного исследования можно сделать следующий вывод: для анализа данных, моделирования и прогнозирования на основе метода классической скользящей матрицы рекомендуется использовать Python, так как: Python позволяет быстро прототипировать и тестировать различные подходы и методы к анализу данных; библиотеки NumPy, SciPy, Pandas предоставляют оптимизированные реализации матричных операций, которые являются основными в методе скользящей матрицы; библиотека Matplotlib и другие библиотеки позволяют легко анализировать и визуализировать результаты; имеется интеграция с различными библиотеками машинного обучения (scikit-learn, TensorFlow) для расширения функциональности.

Для решаемой нами задачи прогнозирования электропотребления, где итеративность исследования, скорость разработки и ясность кода приоритетнее наносекундной оптимизации времени выполнения, Python является оптимальным выбором. Он позволяет нам сосредоточиться на сути задачи – разработке математической модели (разработанной с помощью классического метода скользящей матрицы) и качестве прогнозных оценок электропотребления, а не на низкоуровневой реализации алгоритмов.

Однако для альтернативных сценариев и задач можно использовать следующие языки:

- высокопроизводительные задачи: C++;
- работа в экосистеме Microsoft: C#;
- кроссплатформенные приложения с умеренной производительностью: Java.

В дальнейшем планируется добавление в классическую скользящую матрицу других факторов, влияющих на потребление электроэнергии: продолжительность светового дня, день недели (рабочий/выходной), скорость ветра, влажность, лаговые переменные. Продолжение исследования заключается в развитии и усовершенствовании метода обработки данных, в адаптации классического метода скользящей матрицы к математическим моделям машинного обучения и искусственного интеллекта.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Hota H. S., Handa R., Shrivastava A. K. Time series data prediction using sliding window based rbf neural network // International Journal of Computational Intelligence Research. 2017. Vol. 13. No. 5. Pp. 1145–1156.

2. Zhan Z., Kim S.K. Versatile time-window sliding machine learning techniques for stock market forecasting // Artificial Intelligence Review. 2024. Vol. 57. ID. 209. DOI: 10.1007/s10462-024-10851-x

3. Dalal S., Lilhore U.K., Seth B. et al. A hybrid model for short-term energy load prediction based on transfer learning with lightgbm for smart grids in smart energy systems // Journal of Urban Technology. DOI: 10.1080/10630732.2024.2380639

4. Кольвах В. Ф. Прогнозирование сложных процессов с помощью комбинированных рядов: учебное пособие. Владикавказ: СКГМИ (ГТУ), 2006. 214 с.

5. Лапушкин М. К. Прогнозирование потребления электроэнергии на базе данных о регистрации электромобилей // Исследования молодых ученых: материалы LXXXII Международной научной конференции (г. Казань, май 2024 г.). Казань: Молодой ученый, 2024. С. 65–75. EDN: UIPBFW

6. Chen A., Pan Z., Liu J. et al. Study on forecasting electricity consumption based on statistical modeling // Journal of Physics Conference Series. 2025. Vol. 3012. No. 1. P. 012067. DOI: 10.1088/1742-6596/3012/1/012067

7. Грамович Я. В., Мусатов Д. Ю., Петрусевич Д. А. Применение беггинга в прогнозировании временных рядов // Russian Technological Journal. 2024. Vol. 12. No. 1. Pp. 101–110. DOI: 10.32362/2500-316X-2024-12-1-101-110

8. Дзгоев А. Э. Методы обработки и анализа данных для разработки предиктивных моделей: учебное пособие. М.: РТУ МИРЭА, 2024. 147 с.

9. Zhang W., Liu J., Deng W. et al. AMTCN: An attention-based multivariate temporal convolutional network for electricity consumption prediction // Electronics. 2024. Vol. 13. P. 4080. DOI: 10.3390/electronics13204080

10. Кассем С. А., Ибрагим А. Х. А., Хасан А. М., Логачева А. Г. Прогнозирование электропотребления предприятия с применением искусственных нейронных сетей // Вестник Тюменского государственного университета. Физико-математическое моделирование. Нефть, газ, энергетика. 2021. Т. 7. № 1(25). С. 177–193. DOI: 10.21684/2411-7978-2021-7-1-177-193

11. Глазырин А. С., Боловин Е. В., Архипова О. В. и др. Адаптивное краткосрочное прогнозирование потребления электроэнергии автономными энергосистемами малых северных поселений на основе методов ретроспективного регрессионного анализа // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. 2023. Т. 334. № 4. С. 231–248. DOI: 10.18799/24131830/2023/4/4213
12. Yu K., Cao J., Chen X. et al. Residential load forecasting based on electricity consumption pattern clustering // *Frontiers in Energy Research*. 2023. Vol. 10. P. 1113733. DOI: 10.3389/fenrg.2022.1113733
13. Yuan B., He B., Yan J. et al. Short-term electricity consumption forecasting method based on empirical mode decomposition of long-short term memory network // *IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science*. 2022. Vol. 983. P. 012004. DOI: 10.1088/1755-1315/983/1/012004
14. Бортник Д. В., Орлов А. И. Сравнение архитектур нейронных сетей в задаче прогнозирования потребления электроэнергии предприятием // Вестник Чувашияского университета. 2023. № 4. С. 57–65. DOI: 10.47026/1810-1909-2023-4-57-65
15. Алкацев М. И., Дзгоев А. Э., Бетрозов М. С. Исследование и разработка метода прогнозирования потребления электроэнергии в системе управления электроснабжением региона // Известия высших учебных заведений. Проблемы энергетики. 2012. № 5-6. С. 30–37. EDN: PCYGBL
16. Колтыгин Д. С., Зеленков И. А. Анализ производительности сортировки массивов данных при использовании языков программирования разных уровней // Труды Братского государственного университета. Серия: естественные и инженерные науки. 2024. Т. 1. С. 17–21. EDN: BLFPMT
17. Мурзоева К. А. Методика обучения языков программирования Python, C++ и их сравнение // *Society and innovations*. 2022. Т. 3. № 3. С. 126–133. DOI: 10.47689/2181-1415-vol3-iss3-pp126-133
18. Dzizinskaya D.V., Ledneva O.V., Tindova M.G., Yazykova S.V. Forecasting electricity consumption time series in the R programming environment // *Journal of Applied Informatics*. 2025. Vol. 20. No. 2. Pp. 126–143. DOI: 10.37791/2687-0649-2025-20-2-126-143
19. Иванов А. А. Справочник по электротехнике. Киев: Вища школа, 1972.
20. Кухлинг Х. Справочник по физике: пер. с нем. М.: Мир, 1982. 520 с.
21. Войтенкова Е. Д., Дзгоев А. Э. Среднесрочное прогнозирование электропотребления бюджетной образовательной организации с помощью метода скользящей матрицы // В сборнике: Информационные технологии интеллектуальной поддержки принятия решений (памяти проф. Н. И. Юсуповой). ITIDS'2024. 2024. С. 242–248.

REFERENCES

1. Hota H.S., Handa R., Shrivastava A.K. Time series data prediction using sliding window based rbf neural network. *International Journal of Computational Intelligence Research*. 2017. Vol. 13. No. 5. Pp. 1145–1156.
2. Zhan Z., Kim S.K. Versatile time-window sliding machine learning techniques for stock market forecasting. *Artificial Intelligence Review*. 2024. Vol. 57. ID. 209. DOI: 10.1007/s10462-024-10851-x
3. Dalal S., Lilhore U.K., Seth B. et al. A hybrid model for short-term energy load prediction based on transfer learning with lightGBM for smart grids in smart energy systems. *Journal of Urban Technology*. 2024. DOI: 10.1080/10630732.2024.2380639
4. Kolvakh V.F. *Prognozirovanie slozhnykh protsessov s pomoshchyu kombinirovannykh ryadov* [Forecasting Complex Processes Using Combined Series]: tutorial. Vladikavkaz: SKGMI (GTU), 2006. 214 p. (In Russian)

5. Lapushkin M.K. Forecasting electricity consumption based on electric vehicle registration data. *Issledovaniya molodykh uchenykh: materialy LXXXII Mezhdunarodnoy nauchnoy konferentsii*. [Research by Young Scientists: Proceedings of the LXXXII International Scientific Conference] (Kazan, May 2024). Kazan: Molodoy uchenyy, 2024. Pp. 65–75. EDN: UIPBFW. (In Russian)
6. Chen A., Pan Z., Liu J. et al. Study on forecasting electricity consumption based on statistical modeling. *Journal of Physics Conference Series*. 2025. Vol. 3012. No. 1. P. 012067. DOI: 10.1088/1742-6596/3012/1/012067
7. Gramovich Ya.V., Musatov D.Yu., Petrusovich D.A. Application of begging in time series forecasting. *Russian Technological Journal*. 2024. Vol. 12. No. 1. Pp. 101–110. DOI: 10.32362/2500-316X-2024-12-1-101-110. (In Russian)
8. Dzgoev A.E. *Metody obrabotki i analiza dannykh dlya razrabotki prediktivnykh modeley* [Data Processing and Analysis Methods for Developing Predictive Models.]: a tutorial. Moscow: RTU MIREA, 2024. 147 p. (In Russian)
9. Zhang W., Liu J., Deng W. et al. AMTCN: An attention-based multivariate temporal convolutional network for electricity consumption prediction. *Electronics*. 2024. Vol. 13. P. 4080. DOI: 10.3390/electronics13204080
10. Kassem S.A., Ibragim A.Kh.A., Khasan A.M., Logacheva A.G. Forecasting electric consumption of enterprise using artificial neural networks. *Tyumen State University Herald. Physical and Mathematical Modeling. Oil, Gas, Energy*. 2021. Vol. 7. No. 1(25). Pp. 177–193. DOI: 10.21684/2411-7978-2021-7-1-177-193. (In Russian)
11. Glazyrin A.S., Bolovin E.V., Arkhipova O.V. et al. Adaptive short-term forecasting of electricity consumption by autonomous power systems of small northern settlements based on retrospective regression analysis methods. *Bulletin of The Tomsk Polytechnic University. GeoAssets Engineering*. 2023. Vol. 334. No. 4. Pp. 231–248. DOI: 10.18799/24131830/2023/4/4213. (In Russian)
12. Yu K., Cao J., Chen X. et al. Residential load forecasting based on electricity consumption pattern clustering. *Frontiers in Energy Research*. 2023. Vol. 10. P. 1113733. DOI: 10.3389/fenrg.2022.1113733
13. Yuan B., He B., Yan J. et al. Short-term electricity consumption forecasting method based on empirical mode decomposition of long-short term memory network. *IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science*. 2022. Vol. 983. P. 012004. DOI: 10.1088/1755-1315/983/1/012004
14. Bortnik D.V., Orlov A.I. Comparison of neural network architectures to predicting electricity consumption by enterprise. *Vestnik Chuvashskogo Universiteta*. 2023. No. 4. Pp. 57–65. DOI: 10.47026/1810-1909-2023-4-57-65. (In Russian)
15. Alkatsev M.I., Dzgoev A.E., Betrozov M.S. *Issledovanie i razrabotka metoda prognizirovaniya potrebleniya elektroenergii v sisteme upravleniya elektrosnabzheniem regiona*. [Research and development of a method for forecasting electricity consumption in a regional power supply management system] *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy. Problemy energetiki* [Proceedings of Higher Educational Institutions. Energy Problems]. 2012. No. 5-6. Pp. 30–37. EDN: PCYGBL. (In Russian)
16. Kolytgin D.S., Zelenkov I.A. *Analiz proizvoditelnosti sortirovki massivov dannykh pri ispolzovanii yazykov programmirovaniya raznykh urovney* [Performance analysis of sorting data arrays using programming languages of different levels.] *Trudy Bratskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: estestvennye i inzhenernye nauki* [Proceedings of Bratsk State University. Series: Natural Sciences and Engineering]. 2024. Vol. 1. Pp. 17–21. EDN: BLFPMT. (In Russian)

17. Mirzoeva K.A. *Metodika obucheniya yazykov programmirovaniya Python, C++ i ikh sravnenie* [Methods for teaching Python and C++ programming languages and their comparison]. *Society and innovations*. 2022. Vol. 3. No. 3. Pp. 126–133. DOI: 10.47689/2181-1415-vol3-iss3-pp126-133. (In Russian)
18. Dzizinskaya D.V., Ledneva O.V., Tindova M.G., Yazykova S.V. Forecasting electricity consumption time series in the R programming environment. *Journal of Applied Informatics*. 2025. Vol. 20. No. 2. Pp. 126–143. DOI: 10.37791/2687-0649-2025-20-2-126-143
19. Ivanov A.A. *Spravochnik po elektrotekhnike* [Handbook of Electrical Engineering]. Kiev: Vishcha shkola, 1972. (In Russian)
20. Kukhling Kh. *Spravochnik po fizike* [Handbook of Physics]: transl. Germany. Moscow: Mir, 1982. 520 p. (In Russian)
21. Voytenkova E.D., Dzgoev A.E. *Srednesrochnoye prognozirovaniye elektropotrebleniya byudzhethnoy obrazovatelnoy organizatsii s pomoshchyu metoda skolzyashchey matritsy*. [Medium-term forecasting of electricity consumption of a budgetary educational organization using the sliding matrix method]. *V sbornike: Informatsionnyye tekhnologii intellektualnoy podderzhki prinyatiya resheniy (pamyati prof. N.I. Yusupovoy)* [Information Technologies for Intelligent Decision Support (in memory of Prof. N.I. Yusupova)]. *ITIDS'2024*. 2024. Pp. 242–248. (In Russian)

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Conflict of interest. The authors declare no conflict of interest.

Вклад авторов:

Дзгоев А. Э. – постановка задачи, математические расчеты, разработка регрессионной модели, разработка метода статистического анализа динамических рядов (разработка классического метода скользящей матрицы), прогнозирование потребления электроэнергии, интерпретация результатов;

Сян Хуа – оценка адекватности регрессионной модели;

Лагунова А. Д. – анализ качества математической модели, расчет ошибок прогнозирования электропотребления;

Морозов Д. В. – написание программного кода на языке Python (модуль статистического анализа динамических рядов и прогнозирование);

Мажей Я. В. – написание программного кода на языке Python (модуль оценки адекватности);

Брайловский А. В. – написание программного кода на языках R и Go;

Копылова Я. А. – написание программного кода на языке C#;

Юдин Д. А. – написание программного кода на языке Java;

Аллабергенев Р. – написание программного кода на языке C++.

Authors' contributions:

Dzgoev A.E. – problem statement, mathematical calculations, regression model development, development of a method for statistical analysis of time series (development of the classical sliding matrix method), electricity consumption forecasting, and results interpretation;

Hua Xiang – regression model adequacy assessment;

Lagunova A.D. – mathematical model quality analysis, electricity consumption forecasting error calculation;

Morozov D.V. – Python coding (time series statistical analysis and forecasting module);

Mazhey Ya.V. – Python coding (adequacy assessment module);

Brailovsky A.V. – R and Go coding;

Kopylova Ya.A. – C# coding;

Yudin D.A. – Java coding;

Allabergenov R. – C++ coding.

Финансирование. Исследование проведено без спонсорской поддержки.

Funding. The study was performed without external funding.

Информация об авторах

Дзгоев Алан Эдуардович, канд. техн. наук, доцент, доцент кафедры «Цифровая трансформация», Институт информационных технологий МИРЭА – Российский технологический университет; 119454, Россия, Москва, проспект Вернадского, 78; dzgoviev@mirea.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1314-6151>, SPIN-код: 8092-8784

Сян Хуа, канд. техн. наук, помощник директора Управления международного сотрудничества Пекинского политехнического института, стар. науч. сотр. Института машиностроения Пекинского политехнического института;

100081, Китайская народная республика, Пекин, ул. Чжунгуаньцунь, 5, Вэйгунцунь, Бэй Цзин Ши, район Хайдянь;

huaxiang@bit.edu.cn, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4429-1893>

Лагунова Анна Дмитриевна, канд. экон. наук, доцент, заведующий кафедрой «Цифровая трансформация», Институт информационных технологий МИРЭА – Российский технологический университет;

119454, Россия, Москва, проспект Вернадского, 78;

lagunova@mirea.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3572-8192>, SPIN-код: 4067-3038

Копылова Яна Антоновна, ассистент кафедры «Цифровая трансформация», Институт информационных технологий МИРЭА – Российский технологический университет;

119454, Россия, Москва, проспект Вернадского, 78;

kopylova_y@mirea.ru, ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-0060-6753>, SPIN-код: 4909-1501

Морозов Даниил Владимирович, ассистент кафедры «Цифровая трансформация», Институт информационных технологий МИРЭА – Российский технологический университет;

119454, Россия, Москва, проспект Вернадского, 78;

morozov_dav@mirea.ru, ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-5187-4124>, SPIN-код: 6133-0974

Мажей Ярослав Владимирович, ассистент кафедры «Цифровая трансформация», Институт информационных технологий МИРЭА – Российский технологический университет;

119454, Россия, Москва, проспект Вернадского, 78;

mazhej@mirea.ru, ORCID: <https://orcid.org/0009-0003-9115-2295>, SPIN-код: 5038-3572

Брайловский Андрей Валерьевич, ассистент кафедры «Цифровая трансформация», Институт информационных технологий МИРЭА – Российский технологический университет;

119454, Россия, Москва, проспект Вернадского, 78;

brajlovskij@mirea.ru, ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-1794-7825>, SPIN-код: 5900-1835

Юдин Дмитрий Александрович, студент по направлению подготовки «Программная инженерия», Институт информационных технологий МИРЭА – Российский технологический университет;

119454, Россия, Москва, проспект Вернадского, 78;

yudin.d.a@edu.mirea.ru, ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-9587-2016>

Аллабергенов Руслан, студент по направлению подготовки «Программная инженерия», Институт информационных технологий МИРЭА – Российский технологический университет;

119454, Россия, Москва, проспект Вернадского, 78;

ruslan_tm2003@mail.ru, ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-5525-6524>

Information about the authors

Alan E. Dzгоеv, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Associate Professor of the Digital Transformation Department, Institute of Information Technology, MIREA – Russian Technological University;

78, Vernadsky prospekt, Moscow, 119454, Russia;

dzgoviev@mirea.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1314-6151>, SPIN-code: 8092-8784

Xiang Hua, Candidate of Technical Sciences, Senior Researcher, Institute of Mechanical Engineering, Beijing Institute of Technology;

5, Zhongguancun street, Weigongcun, Bei Jing Shi, Haidian District, Beijing, 100811, China;
huaxiang@bit.edu.cn, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4429-1893>

Anna D. Lagunova, Candidate of Economic Sciences, Associate Professor, Head of the Digital Transformation Department, Institute of Information Technology, MIREA – Russian Technological University;

78, Vernadsky prospekt, Moscow, 119454, Russia;

lagunova@mirea.ru, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3572-8192>, SPIN-code: 4067-3038

Yana A. Kopylova, Assistant, Digital Transformation Department, Institute of Information Technology, MIREA – Russian Technological University;

78, Vernadsky prospekt, Moscow, 119454, Russia;

kopylova_y@mirea.ru, ORCID: <https://orcid.org/0009-0001-0060-6753>, SPIN-code: 4909-1501

Daniil V. Morozov, Assistant, Digital Transformation Department, Institute of Information Technology, MIREA – Russian Technological University;

78, Vernadsky prospekt, Moscow, 119454, Russia;

morozov_dav@mirea.ru, ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-5187-4124>, SPIN-code: 6133-0974

Yaroslav V. Mazhey, Assistant Professor, Department of Digital Transformation, Institute of Information Technology, MIREA – Russian Technological University;

78, Vernadsky prospekt, Moscow, 119454, Russia;

mazhej@mirea.ru, ORCID: <https://orcid.org/0009-0003-9115-2295>, SPIN-code: 5038-3572

Andrey V. Brailovsky, Assistant Professor, Department of Digital Transformation, Institute of Information Technology, MIREA – Russian Technological University;

78, Vernadsky prospekt, Moscow, 119454, Russia;

brajlovskij@mirea.ru, ORCID: <https://orcid.org/0009-0006-1794-7825>, SPIN-code: 5900-1835

Dmitry A. Yudin, Student majoring in Software Engineering, Institute of Information Technology, MIREA – Russian Technological University;

78, Vernadsky prospekt, Moscow, 119454, Russia;

yudin.d.a@edu.mirea.ru, ORCID: <https://orcid.org/0009-0005-9587-2016>

Ruslan Allabergenov, Student majoring in Software Engineering, Institute of Information Technology, MIREA – Russian Technological University;

78, Vernadsky prospekt, Moscow, 119454, Russia;

ruslan_tm2003@mail.ru, ORCID: <https://orcid.org/0009-0002-5525-6524>