

УДК 621.31

DOI: 10.24160/1993-6982-2021-6-11-19

### Прогнозирование электропотребления промышленных предприятий с помощью модели авторегрессии проинтегрированного скользящего среднего

И.У. Рахмонов, Н.Н. Курбонов

Проблемы прогнозирования потребляемой электроэнергии на промышленных предприятиях чрезвычайно актуальны. Эффективным путем разрешения конфликтов между промышленным предприятием и энергоснабжающей организацией и предотвращения появления дополнительных затрат считается возможно более точное прогнозирование энергетических параметров электропотребления, что обеспечивается переводом их на договорный расчетный период. Прогнозирование потребления электрической энергии имеет важное значение как технологически, так и экономически, а его полнота непосредственно повышает конкурентоспособность производимой продукции. Это, в свою очередь, определяется значительной долей составляющих затрат на электроэнергию в себестоимости производимой продукции. При определении прогнозных показателей потребления электроэнергии промышленными предприятиями целесообразно использование современных и высокоточных методов прогнозирования, обеспечивающих минимальную величину ошибки прогноза.

Рассмотрены вопросы прогнозирования электропотребления промышленных предприятий с применением метода авторегрессии проинтегрированного скользящего среднего (ARIMA) и использованием языка программирования Python 3.9 (взяты пакеты statsmodels, numpy, pandas, rmdarima, matplotlib) на примере металлургического предприятия Республики Узбекистан. Разработана укрупнённая схема алгоритма прогнозирования электропотребления методом авторегрессии проинтегрированного скользящего среднего. Проведено сравнение фактической и прогнозной величин электропотребления по созданной модели. Степень адекватности разработанных моделей обоснована низкими абсолютными и относительными ошибками между фактическими и прогнозными данными. Анализ значения прогнозных ошибок показал, что низкий процент погрешности обусловлен адекватностью спроектированных математических моделей параметров электропотребления, и их можно применять при определении прогнозных значений параметров электропотребления на предприятиях черной металлургии.

*Ключевые слова:* ошибка прогнозирования, нестационарность, порядки авторегрессии, скользящего среднего и разности временного ряда, адекватность модели.

*Для цитирования:* Рахмонов И.У., Курбонов Н.Н. Прогнозирование электропотребления промышленных предприятий с помощью модели авторегрессии проинтегрированного скользящего среднего // Вестник МЭИ. 2021. № 6. С. 11—19. DOI: 10.24160/1993-6982-2021-6-11-19.

### Forecasting the Electricity Consumption at Industrial Enterprises Using an Autoregressive Integrated Moving Average Model

I.U. Rakhmonov, N.N. Kurbonov

The problems concerned with forecasting the amount of electricity consumed by industrial enterprises are of utmost importance. An effective way of resolving conflicts between an industrial enterprise and a power supply company and preventing the occurrence of additional costs is to perform maximally accurate prediction of electricity consumption parameters, which can be achieved by

reducing them for a contractual settlement period. Electricity consumption forecasting is of importance both from the technological and economical points of view, and its completeness has a direct effect on improving the competitiveness of manufactured products. This, in turn, is determined by a significant fraction of electricity expenditures in the enterprise output net cost. In determining the forecasted indicators of electricity consumption by industrial enterprises, it is advisable to use modern high-precision forecasting methods that ensure the minimum prediction error. The article addresses matters concerned with forecasting the electricity consumption by industrial enterprises with applying the autoregressive integrated moving average (ARIMA) method and using the Python 3.9 programming language (with involvement of the following software packages: statsmodels, numpy, pandas, pmdarima, and matplotlib) taking a metallurgical enterprise in the Republic of Uzbekistan as an example. An outline flowchart of electricity consumption prediction algorithm using the autoregressive integrated moving average method has been developed. The electricity consumption value predicted using the developed model is compared with the actual electricity consumption data. The adequacy of the developed models is validated by low absolute and relative errors between the actual and predicted data. An analysis of prediction error values has shown that the low prediction error in percentage terms is due to adequately developed mathematical models of electricity consumption parameters, due to which these can be applied to forecast the electricity consumption parameters at ferrous metallurgy enterprises.

*Key words:* prediction error, unsteadiness, autoregressive order, moving average order, time series difference order, model adequacy.

*For citation:* Rakhmonov I.U., Kurbonov N.N. Forecasting the Electricity Consumption at Industrial Enterprises Using an Autoregressive Integrated Moving Average Model. Bulletin of MPEI. 2021;6:11—19. (in Russian). DOI: 10.24160/1993-6982-2021-6-11-19.

## Введение

Точное прогнозирование потребления электроэнергии в значительной мере определяет успех работы промышленных предприятий, каждое из которых, благодаря предварительному строгому определению величины потребляемой мощности, строго придерживается его, так как отклонения влекут за собой неустойки, штрафы. В соответствии с Постановлением кабинета Министров Республики Узбекистан № 22 от 12 января 2018 г. «О дополнительных мерах по улучшению использования электроэнергии и природного газа» и на основе договора между электроснабжающим предприятием и потребителем при потреблении более 5 процентов электроэнергии от сверх лимита, указанного в договоре, взимается штраф в размере 1,15 повышающего коэффициента по установленному тарифу. Поэтому в качестве периода прогнозирования взят месячный период.

Из существующих в настоящее время 150 методов прогнозирования на практике применяют 20...30 основных. Существующие методы классифицируются по степени формализации, принципам действия и получению прогнозной информации [1, 2].

Разработка моделей прогнозирования потребления электроэнергии — сложный процесс. При создании моделей для повышения точности прогноза важными являются первичные данные, необходимые для их обработки. Чем больше периодичность данных, тем выше и адекватность разрабатываемых моделей [2, 3]. В настоящей работе вопросы прогнозирования электропотребления решены с помощью метода авторегрессии проинтегрированного скользящего среднего (ARIMA). Данные модели имеют очень четкое математико-статистическое обоснование, что делает их одними из наиболее научно обоснованных из всего множества моделей прогнозирования тенденций во временных рядах.

Формализована и подробно описана методика, следуя которой, можно подобрать модель, наиболее подходящую к каждому конкретному временному ряду. Формальная процедура проверки модели на адекватность достаточно проста, а спроектированные методики по

автоматическому подбору наилучшей авторегрессии проинтегрированного скользящего среднего и вовсе «значительно облегчают жизнь» прогнозиста. Точечные и интервальные прогнозы следуют из самой модели и не требуют отдельного оценивания [2, 4].

Для прогнозирования временных рядов ARIMA использована интегрированная модель авторегрессии [5 — 7]. Модель ARIMA ( $p, d, q$ ) описывает нестационарный временной ряд  $y_t$ , который, путем  $d$ -кратного взятия разностей (дифференцирования) сводится к стационарному. Стационарный ряд представлен моделью ARMA ( $p, q$ ) [6, 8, 9] в следующем виде:

$$\Delta^d y_t = (1 - L)^d y_t.$$

Запишем эту же модель в операторном виде:

$$\left(1 - \sum_{k=1}^p a_k L^k\right) \Delta^d y_t = \left(1 - \sum_{k=1}^q a_k L^k\right) \varepsilon_t. \quad (1)$$

Очевидно, что модель ARIMA — частный случай нестационарной модели ARMA, в которой характеристический многочлен авторегрессионной части имеет  $d$ -кратный единичный корень.

Чтобы вычислить коэффициенты авторегрессионной части, нужно раскрыть скобки в операторном многочлене. Для упрощения записи введем расширенный вектор коэффициентов  $A$ :  $A_{-d} = 0, \dots, A_{-1} = 0$ ;  $A_0 = -1$ ;  $A_1 = a_1, \dots, A_p = a_p$ ;  $A_{p+1} = 0, \dots, A_{p+d} = 0$ . Тогда левую часть равенства (1) запишем так [9, 10]:

$$\begin{aligned} & - \left( \sum_{k=0}^p A_k L^k \right) (1-L) \Delta^d y_t = - \left( \sum_{k=0}^p A_k L^k - \sum_{k=0}^p A_k L^{k+1} \right) \Delta^{d-1} y_t = \\ & = - \left( A_0 L^0 + \sum_{k=1}^p A_k L^k - \sum_{k=1}^p A_{k-1} L^k - A_p L^{p+1} \right) \Delta^{d-1} y_t = \\ & = - \left( A_0 - A_{-1} L^0 + \sum_{k=1}^p (A_k - A_{k-1}) L^k + (A_{p+1} - A_p) L^{p+1} \right) \Delta^{d-1} y_t = \\ & = - \sum_{k=0}^{p+1} (A_k - A_{k-1}) L^k \Delta^{d-1} y_t = - \sum_{k=0}^{p+1} \Delta A_k L^k \Delta^{d-1} y_t. \end{aligned}$$

Таким образом, оператор разности  $\Delta$  можно перенести с временного ряда  $y_t$  на последовательность коэффициентов, причем количество ненулевых слагаемых увеличится на единицу. Повторим эти выкладки  $d$  раз и, учитывая, что  $\Delta^d A_0 = -1$ , получим:

$$\left(1 - \sum_{k=1}^p \Delta^d A_k L^k\right) y_t = \left(1 - \sum_{k=1}^q b_k L^k\right) \varepsilon_t.$$

Следовательно, ARMA-процессы можно считать MA-процессами бесконечного порядка с определенными ограничениями на структуру коэффициентов. Малым количеством параметров они описывают процессы достаточно сложной структуры. Все стационарные процессы можно сколь угодно приблизить ARMA-моделью некоторого порядка с помощью существенно меньшего числа параметров, нежели только при использовании MA-моделей [9, 10].

Рассмотрим вопросы прогнозирования электропотребления металлургического предприятия методом авторегрессии проинтегрированного скользящего среднего (ARIMA) с помощью языка программирования Python 3.9 с пакетами: statsmodels, numpy, pandas, pmdarima, matplotlib [2, 11].

Для решения поставленной задачи составим укрупнённую схему алгоритма прогнозирования электропотребления методом ARIMA (рис. 1). В качестве исходных данных взята информация об электропотреблении ме-



Рис. 1. Схема алгоритма прогнозирования электропотребления методом авторегрессии проинтегрированного скользящего среднего

таллургического предприятия за период 2018—2020 гг. (табл. 1).

По данным табл. 1 составлен график электропотребления (рис. 2), анализ которого показывает, что закономерность изменения электропотребления обладает не резко изменяющимся характером, но представляет собой нестационарный процесс.

Модель прогноза ARIMA представлена тремя различными группами  $(p, d, q)$ , служащими для параметризации подмоделей в ARIMA. В связи с этим подмодели обозначаются символом ARIMA  $(p, d, q)$ . Вместе эти параметры учитывают сезонную тенденцию и шум в наборах данных [5]:

$p$  — авторегрессионная модель временных рядов, в которой значения временного ряда в данный момент линейно зависят от предыдущих значений этого же ряда (именно это позволяет воздействовать на данную модель другими значениями);

Таблица 1

Электропотребление металлургического завода в 2018—2020 гг., кВт·ч

Месяц	Год		
	2018	2019	2020
Январь	32748	36132	36242
Февраль	33442	37622	36320
Март	34274	37780	36370
Апрель	34282	38294	36642
Май	35040	37998	36778
Июнь	35104	37386	36786
Июль	35218	36928	37850
Август	35472	36634	37946
Сентябрь	35976	36442	37946
Октябрь	35516	35838	39999
Ноябрь	35708	35992	40008
Декабрь	35980	36176	41388

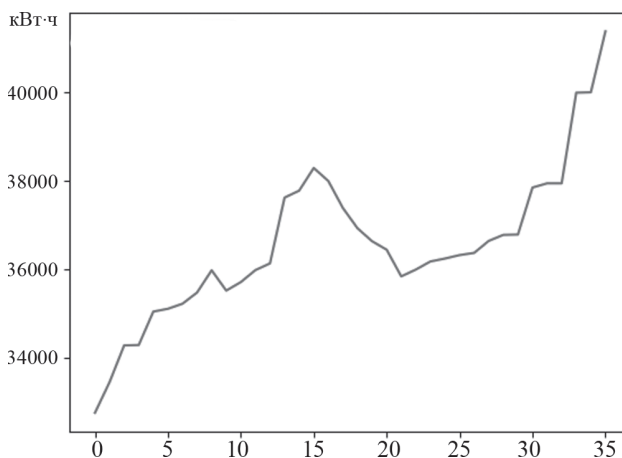


Рис. 2. График электропотребления металлургического предприятия по данным 2018—2020 гг.

$d$  — интегрированная часть модели;

$q$  — скользящая средняя модели, способствующая установке погрешности модели как линейной комбинации значений ошибок, произошедших в прошлом.

Определим поэтапно основные числа прогнозной модели ARIMA.

### Процесс определения порядка разности временного ряда $d$

Выполнено дифференцирование в целях приведения временного ряда к стационарному. Стационарность исходного временного ряда оценена с помощью формальных тестов. Реальные процессы не обладают свойством стационарности, однако благодаря несложным процедурам часто можно привести наблюдаемый ряд к стационарному процессу. К числу таких преобразований относят [6]:

- взятие конечных разностей вида

$$X_t = \Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1};$$

$$Z_t = \Delta X_t = X_t - X_{t-1} = Y_t - 2Y_{t-1} + Y_{t-2} = \Delta^2 Y_t,$$

где  $X_t, Z_t$  — первая и вторая разности;

- логарифмирование цепных индексов вида

$$X_t = \ln(Y_t / Y_{t-1}) = \ln Y_t - \ln Y_{t-1};$$

- расчет темпов прироста и роста вида

$$X_t = (Y_t - Y_{t-1}) / Y_{t-1} = (Y_t / Y_{t-1}) - 1;$$

$$X_t = (Y_t / Y_{t-1});$$

- логарифмирование ряда вида

$$X_t = \ln Y_t.$$

При выборе процедуры преобразования для получения стационарного ряда следует исходить из вида графика временного ряда  $X_t$ . Корректирующий выбор должен обеспечивать приблизительное выполнение условия  $X_t = f(Y_t) \approx \text{const}$ .

Для изучаемого ряда временной ряд достигает стационарности с двумя порядками разности, т. е. второго порядка, что в рамках исследования считается достаточным (рис. 3).

В данном случае сначала возьмем расширенный тест Дики Фуллера ( $\text{adfuller}()$ ) из пакета `statsmodels` и проверим стационарность рядов. Если ряд нестационарен, то его необходимо дифференцировать. В противном случае никакого различия не требуется, т. е.  $d = 0$ . После этого проведем дифференциацию и получим автокорреляцию графика. В качестве линии график достаточно дифференцировать 1 раз, поэтому  $d = 1$ .

### Процесс авторегрессии.

#### Определение порядка авторегрессии $p$

Временные ряды данных содержат значения, последовательно зависящие друг от друга. Авторегрессионная модель порядка  $p$  имеет вид [12]:

$$Y_t = \varphi_0 + \varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 Y_{t-2} - \varphi_2 Y_{t-p} + \varepsilon_t, \quad (2)$$

где  $Y_t$  — уровень временного ряда в момент времени  $t$  (зависимая переменная);  $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$  — уровни временного ряда в моменты времени  $t-1, t-2, \dots, t-p$  (независимые переменные);  $\varphi_0, \varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$  — оценивающие коэффициенты;  $\varepsilon_t$  — случайное возмущение, описывающее влияние переменных, не учтенных в модели (2).

Коэффициент определяет постоянный уровень ряда и связан с математическим ожиданием  $\mu$  соотношением [8]:

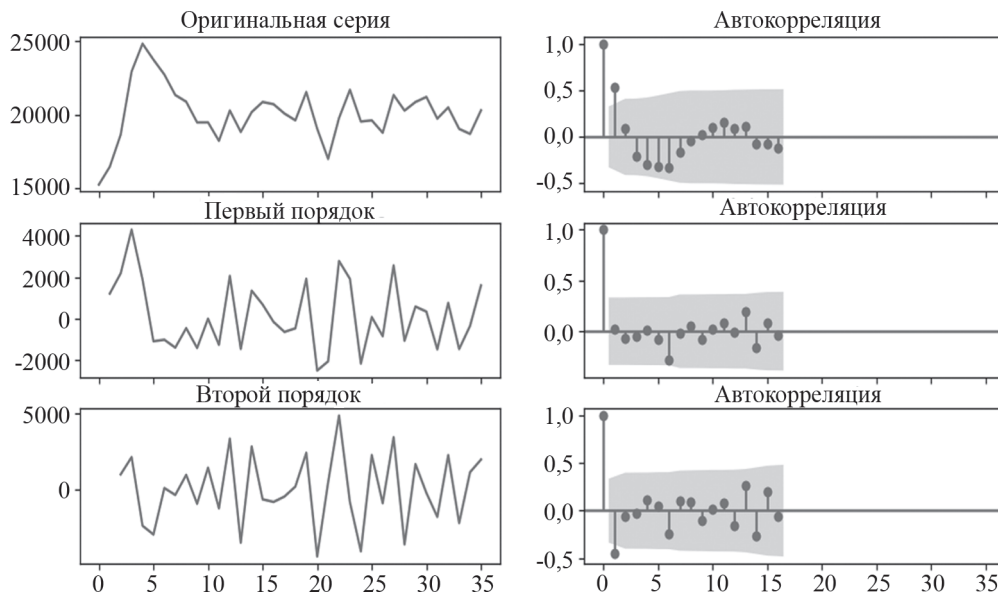


Рис. 3. Определения порядок разности временного ряда  $d$

$$\varphi_0 = \mu(1 - \varphi_1 - \varphi_2 - \dots - \varphi_p).$$

В процессе авторегрессии каждое значение временного ряда представляет собой сумму случайной зависимости и учитывает предыдущие значения для предсказания будущих значений. Любую автокорреляцию в стационарном ряду можно исправить, добавив достаточное количество членов AR [2, 7, 8]. Изначально примем порядок члена AR равным количеству лагов, пересекающих предел значимости на графике *PACF* (рис. 4).

Частная автокорреляционная функция даёт информацию о структуре модели стационарного стохастического процесса. Частная автокорреляция временных рядов используется для нахождения периодичностей во временных рядах и установления порядка авторегрессионной модели ряда [7, 11, 13].

Дан временной ряд  $y_t$ . Частичную автокорреляцию для лага  $k$  обозначим через  $pacf(k)$  и, согласно [13], получим:

$$pacf(k) = \begin{cases} \text{corr}(y_{t+k}, y_t), & k = 1; \\ \text{corr}(y_{t+k} - y_t^{k-1}, y_t - y_t^{k-1}), & k > 1, \end{cases}$$

где  $y_t^{k-1}$  — линейная регрессия на  $y_{t+1}, y_{t+2}, \dots, y_{t+k-1}$ :

$$y_t^{k-1} = \beta_1 y_{t+1} + \beta_2 y_{t+2} + \dots + \beta_{k-1} y_{t+k-1};$$

$$y_t^{k-1} = \beta_1 y_{t+k-1} + \beta_2 y_{t+k-2} + \dots + \beta_{k-1} y_{t+1}.$$

Частичная автокорреляция похожа на обычную, однако дополнительно удаляет линейную зависимость между сдвинутыми рядами путем вычитания  $y_t^{k-1}$  и  $y_{t+k}^{k-1}$ .

«P» — это порядок термина «авторегрессивный» (AR). Это относится к количеству лагов  $Y$ , используемых в качестве предикторов. В результате можно установить необходимое количество AR на основе анализа графика частичной автокорреляции (PACF).

На приведенном рис. 4 показано отставание 1 PACF, поскольку оно намного выше линии значимости. Второе отставание также значительно, но находится в предельной зоне (выделенная область), и предварительно  $p$  можно принять равным 1.

**Процесс скользящего среднего.**

**Определение порядка скользящего среднего  $q$**

Скользящее среднее учитывает влияние предыдущих ошибок на текущие значения ряда. Такая закономерность представлена в следующем виде [10]:

$$Y_t = \varepsilon_t - \omega_1 \varepsilon_{t-1} - \omega_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \omega_q \varepsilon_{t-q},$$

где  $\varepsilon_{t-1}$  — значения остатков  $i$  временных периодов назад (независимые переменные);  $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_q$  — оцениваемые коэффициенты.

Каждое значение ряда представляет собой сумму случайной составляющей в текущий момент времени и полученной комбинации случайных воздействий в предыдущие моменты времени по линейному закону. Иными словами, скользящее среднее необходимо для сглаживания временных рядов. Для этого определяем окно наблюдений, которое при прогнозировании выполняет сдвиг по временной шкале в область будущих значений. При этом выполняем усреднение или медиальное сглаживание наблюдений, попавших в данное окно [7, 8, 14].

Автокорреляционная функция ACF (рис. 5) необходима для поиска необходимого количества членов MA с целью устранения любой автокорреляции в стационарном ряду.

Из рисунка 5 следует, что пара лагов автокорреляционной функции ACF значительно выше линии значимости, и автокорреляция зависимости отсутствует, поэтому полагаем, что  $q = 0$ .

Расчетным путем установлены основные компоненты для прогнозирования в модели ARIMA, имеющие следующий вид:

- порядок авторегрессии —  $p = 1$ ;
- порядок разности временного ряда —  $d = 1$ ;
- порядок скользящего среднего —  $q = 0$ ;
- в целом — ARIMA (1, 1, 0).

Все элементы модели даны на рис. 6.

Следующий этап — анализ разности между фактическими и прогнозными значениями, т. е. остатками (небалансами).

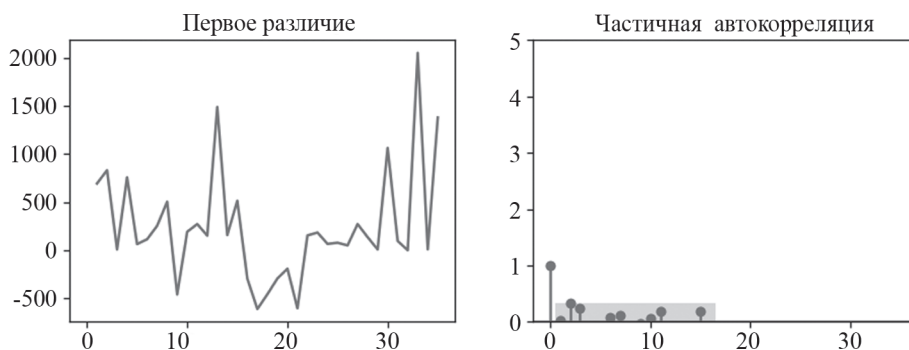


Рис. 4. Частная автокорреляционная функция PACF

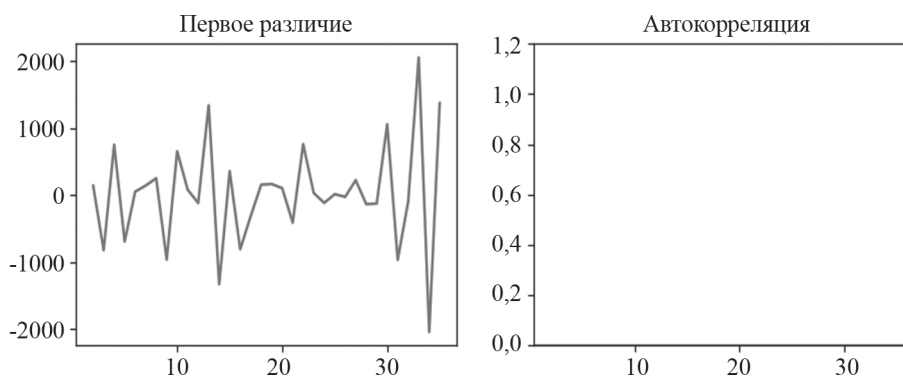


Рис. 5. Автокорреляционная функция ACF

ARIMA Model Results

---

Dep. Variable:	D.consumption	No. Observations:	35
Model:	ARIMA(1, 1, 0)	Log Likelihood	-271.782
Method:	css-mle	S.D. of innovations	570.352
Date:	Tue, 04 May 2021	AIC	549.564
Time:	17:31:01	BIC	554.230
Sample:	1	HQIC	551.175

---

	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]
const	247.8095	98.681	2.511	0.012	54.397	441.222
ar.L1.D.consumption	0.0201	0.179	0.112	0.911	-0.331	0.371

Roots

---

	Real	Imaginary	Modulus	Frequency
AR.1	49.8554	+0.0000j	49.8554	0.0000

---

Рис. 6. Результаты (содержание) модели ARIMA

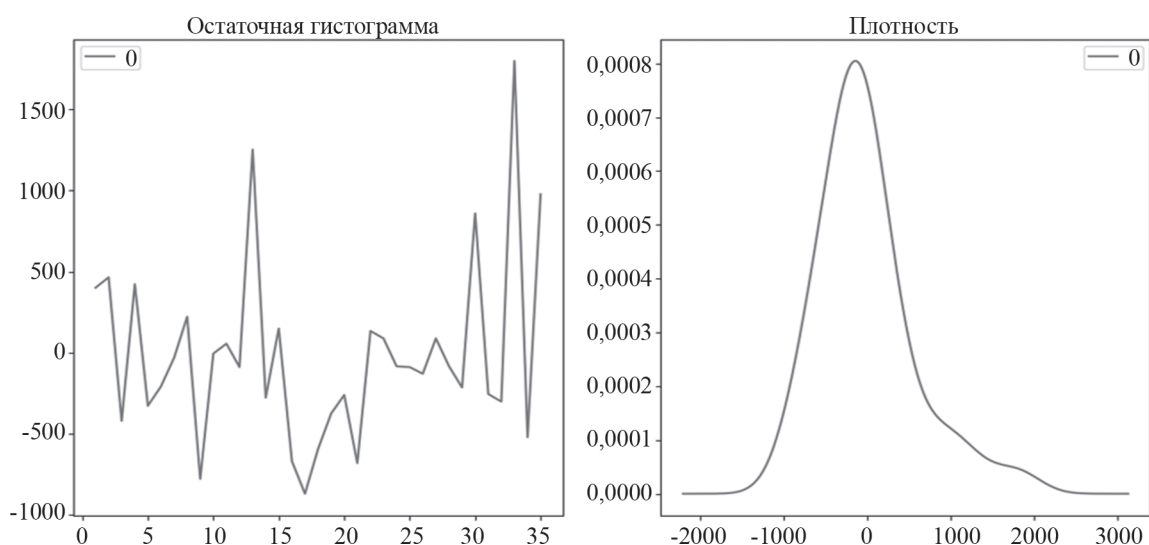


Рис. 7. Графики остаточной гистограммы и плотности

Графики остаточной гистограммы и плотности (рис. 7.) показывают, что при разработке моделей прогнозирования установленные требования по остаточному электропотреблению были выполнены, и остатки распределились по нормальному закону распределения и имеют гауссовский вид, что подтверждает адекватность разработанной математической модели прогнозирования.

С целью оценки адекватности модели прогнозирования в ARIMA сопоставлены результаты моделирования с фактическими данными. Результаты представлены в табл. 2 и на рис. 8.

Степень адекватности разработанных моделей обоснована низкими абсолютными и относительными ошибками между фактическими и прогнозными данными (см. табл. 2). Анализ значения прогнозных

Таблица 2

## Фактические и прогнозные величины электропотребления

Выборка	Расход электроэнергии, тыс. кВт·ч		Ошибки прогноза	
	фактический	по моделированию	абсолютная, тыс.кВт·ч	относительная, %
<b>2018</b>				
1	32748	33039	-291	-0,89
2	33442	33740	-298	-0,89
3	34274	34274	0	0,00
4	34282	34533	-251	-0,73
5	35040	35455	-415	-1,18
6	35104	35293	-189	-0,54
7	35218	35341	-123	-0,35
8	35472	35472	0	0,00
9	35976	35693	283	0,79
10	35516	36250	-734	-2,07
11	35708	35760	-52	-0,15
12	35980	35945	35	0,10
<b>2019</b>				
1	36132	36202	-70	-0,19
2	37622	36640	982	2,61
3	37780	37893	-113	-0,30
4	38294	38041	253	0,66
5	37998	38530	-532	-1,40
6	37386	38234	-848	-2,27
7	36928	37625	-697	-1,89
8	36634	37192	-558	-1,52
9	36442	36853	-411	-1,13
10	35838	36670	-832	-2,32
11	35992	36140	-148	-0,41
12	36176	36250	-74	-0,20
<b>2020</b>				
1	36242	36454	-212	-0,58
2	36320	36680	-360	-0,99
3	36370	36570	-200	-0,55
4	36642	36583	59	0,16
5	36778	36863	-85	-0,23
6	36786	37015	-229	-0,62
7	37850	37035	815	2,15
8	37946	38184	-238	-0,63
9	37946	38184	-238	-0,63
10	39999	38223	1776	4,44
11	40008	40280	-272	-0,68
12	41388	40240	1148	2,77

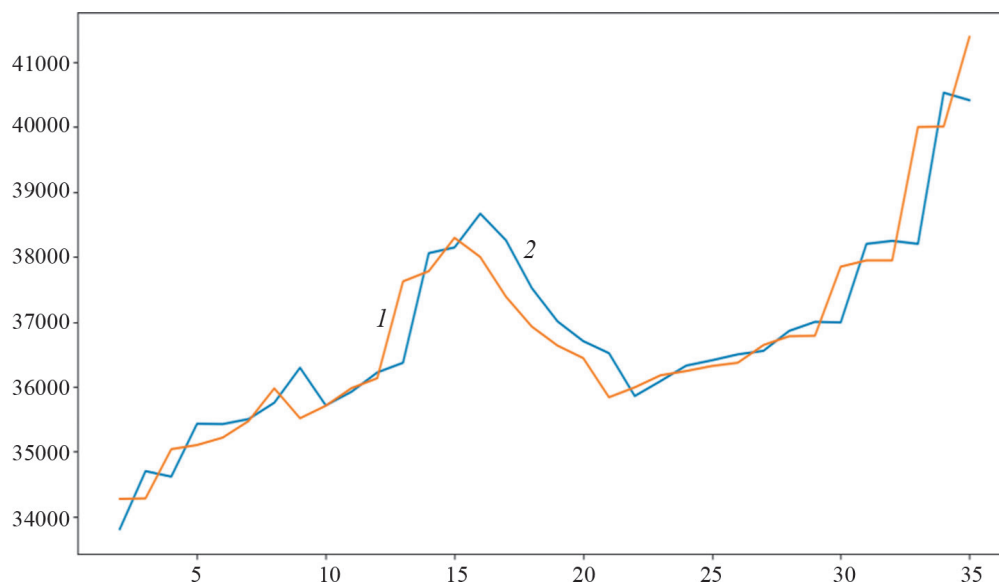


Рис. 8. Сравнение фактической (1) и прогнозной (2) величин электропотребления по модели (1, 1, 0)

ошибок показал, что низкий процент погрешности обусловлен адекватностью разработанных математических моделей параметров электропотребления, и их можно применять при определении прогнозных значения параметров электропотребления на предприятиях черной металлургии.

#### Литература

1. Hoshimov F.A., Rasulov A.N., Taslimov A.D., Rakhmonov I.U. The Current State of Electrometallurgy in Uzbekistan. Vienna: East West — Association Studies and Higher Education GmbH, 2017.
2. Rahmonov I.U. Existing Methods and Approaches to Forecasting Electric Consumption at Industrial Enterprises // Intern. J. Advanced Research in Sci., Eng. and Technol. 2019. V. 6. Iss. 2. Pp. 8183—8185.
3. Пальчиков А.С. Существующие способы прогнозирования электропотребления объектов в металлургической отрасли // Современные научные исследования и инновации. 2012. № 9. [Электрон. ресурс] [www.web.snauka.ru/issues/2012/09/16877](http://www.web.snauka.ru/issues/2012/09/16877) (дата обращения 12.06.2021).
4. Преимущество и недостатки моделей ARIMA [Электрон. ресурс] [www.studme.org/41020/ekonomika/preimuschestva\\_nedostatki\\_modeley\\_arima](http://www.studme.org/41020/ekonomika/preimuschestva_nedostatki_modeley_arima) (дата обращения 12.06.2021).
5. Трофимов П.Ю., Носков В.Ю. Прогнозирование временных рядов методом ARIMA // Теплотехника и информатика в образовании, науке и производстве: Сб. докладов VI Всерос. науч.-практ. конф. студентов, аспирантов и молодых учёных. Екатеринбург: Изд-во УрФУ, 2017. С. 260—262.
6. Иткина А.Я. Временные ряды. Моделирование процессов типа ARIMA ( $p, d, q$ ) [Электрон. ресурс] [www.docplayer.com/26841530-Itkina-a-ya-vremennyye-](http://www.docplayer.com/26841530-Itkina-a-ya-vremennyye-)

#### Заключение

Таким образом, применение созданных моделей для прогнозирования потребления электроэнергии с использованием метода ARIMA обеспечивает высокую точность и адекватность при определении прогнозных значений электропотребления.

#### References

1. Hoshimov F.A., Rasulov A.N., Taslimov A.D., Rakhmonov I.U. The Current State of Electrometallurgy in Uzbekistan. Vienna: East West — Association Studies and Higher Education GmbH, 2017.
2. Rahmonov I.U. Existing Methods and Approaches to Forecasting Electric Consumption at Industrial Enterprises. Intern. J. Advanced Research in Sci., Eng. and Technol. 2019;6;2:8183—8185.
3. Pal'chikov A.S. Sushchestvuyushchie Sposoby Prognozirovaniya Elektropotrebleniya Ob'ektov v Metallurgicheskoy Otraskli. Sovremennye Nauchnye Issledovaniya i Innovatsii. 2012;9. [Elektron. Resurs] [www.web.snauka.ru/issues/2012/09/16877](http://www.web.snauka.ru/issues/2012/09/16877) (Data Obrashcheniya 12.06.2021). (in Russian).
4. Preimushchestva i Nedostatki Modeley ARIMA [Elektron. Resurs] [www.studme.org/41020/ekonomika/preimuschestva\\_nedostatki\\_modeley\\_arima](http://www.studme.org/41020/ekonomika/preimuschestva_nedostatki_modeley_arima) (Data Obrashcheniya 12.06.2021). (in Russian).
5. Trofimov P.Yu., Noskov V.Yu. Prognozirovanie Vremennykh Ryadov Metodom ARIMA. Teplotekhnika i Informatika v Obrazovanii, Nauke i Proizvodstve: Sb. Dokladov VI Vseros. Nauch.-prakt. Konf. Studentov, Aspirantov i Molodykh Uchenykh. Ekaterinburg: Izd-vo UrFU, 2017:260—262. (in Russian).
6. Itkina A.Ya. Vremennyye Ryady. Modelirovanie Protseessov Tipa ARIMA ( $p, d, q$ ) [Elektron. Resurs] [www.docplayer.com/26841530-Itkina-a-ya-vremennyye-](http://www.docplayer.com/26841530-Itkina-a-ya-vremennyye-)



ryady-modelirovanie-processov-tipa-arima-p-d-q-ekonometricheskij-paket-evIEWS-pozvolyaet-dovolnolegko-modelirovat-sluchaynye.html (дата обращения 12.06.2021).

7. **Prabhakaran S.** ARIMA Model — Complete Guide to Time Series Forecasting in Python [Электрон. ресурс] [www.machinelearningplus.com/time-series/arima-model-time-series-forecasting-python/](http://www.machinelearningplus.com/time-series/arima-model-time-series-forecasting-python/) (дата обращения 12.06.2021).

8. **Крюков Ю.А., Чернягин Д.В.** ARIMA — модель прогнозирования значений трафика // Информационные технологии и вычислительные системы. 2011. № 2. С. 41—49.

9. **Канторович Г.Г.** Анализ временных рядов // Экономический журнал ВШЭ. 2002. № 3. С. 85—116.

10. **Дуброва Т.А.** Статистические методы прогнозирования. М.: ЮНИТИ-ДАНА, 2003.

11. **Brownlee J.** How to Create an ARIMA Model for Time Series Forecasting in Python [Электрон. ресурс] [www.machinelearningmastery.com/arima-for-time-series-forecasting-with-python/](http://www.machinelearningmastery.com/arima-for-time-series-forecasting-with-python/) (дата обращения 12.06.2021).

12. **Трегуб И.В., Трегуб А.В.** Методика построения модели ARIMA для прогнозирования динамики временных рядов // Лесной вестник. 2011. № 5. С. 179—183.

13. **Как создать модель ARIMA для прогнозирования временных рядов в Python** [Электрон. ресурс] [www.machinelearningmastery.ru/arima-for-time-series-forecasting-with-python/](http://www.machinelearningmastery.ru/arima-for-time-series-forecasting-with-python/) (дата обращения 12.06.2021).

14. **Петрусевич Д.А.** Анализ математических моделей, используемых для прогнозирования эконометрических временных рядов // Российский технологический журнал. 2019. Т. 7. № 2. С. 61—73.

ryady-modelirovanie-processov-tipa-arima-p-d-q-ekonometricheskij-paket-evIEWS-pozvolyaet-dovolnolegko-modelirovat-sluchaynye.html (Data Obrashcheniya 12.06.2021). (in Russian).

7. **Prabhakaran S.** ARIMA Model — Complete Guide to Time Series Forecasting in Python [Elektron. Resurs] [www.machinelearningplus.com/time-series/arima-model-time-series-forecasting-python/](http://www.machinelearningplus.com/time-series/arima-model-time-series-forecasting-python/) (Data Obrashcheniya 12.06.2021).

8. **Kryukov Yu.A., Chernyagin D.V.** ARIMA — Model' Prognozirovaniya Znacheniy Trafika. Informatsionnye Tekhnologii i Vychislitel'nye Sistemy. 2011;2:41—49. (in Russian).

9. **Kantorovich G.G.** Analiz Vremennykh Ryadov. Ekonomicheskij Zhurnal VSHE. 2002;3:85—116. (in Russian).

10. **Dubrova T.A.** Statisticheskie Metody Prognozirovaniya. M.: YUNITI-DANA, 2003. (in Russian).

11. **Brownlee J.** How to Create an ARIMA Model for Time Series Forecasting in Python [Elektron. Resurs] [www.machinelearningmastery.com/arima-for-time-series-forecasting-with-python/](http://www.machinelearningmastery.com/arima-for-time-series-forecasting-with-python/) (Data Obrashcheniya 12.06.2021).

12. **Tregub I.V., Tregub A.V.** Metodika Postroeniya Modeli ARIMA dlya Prognozirovaniya Dinamiki Vremennykh Ryadov. Lesnoy Vestnik. 2011;5:179—183. (in Russian).

13. **Kak Sozdat' Model' ARIMA dlya Prognozirovaniya Vremennykh Ryadov v Python** [Elektron. Resurs] [www.machinelearningmastery.ru/arima-for-time-series-forecasting-with-python/](http://www.machinelearningmastery.ru/arima-for-time-series-forecasting-with-python/) (Data Obrashcheniya 12.06.2021). (in Russian).

14. **Petrusevich D.A.** Analiz Matematicheskikh Modely, Ispol'zuemkikh dlya Prognozirovaniya Ekonomicheskikh Vremennkikh Ryadov. Rossiyskiy Tekhnologicheskij Zhurnal. 2019;7;2:61—73. (in Russian).

#### Сведения об авторах:

**Рахмонов Икромжон Усмонович** — доктор философии по техническим наукам, доцент, заведующий кафедрой электроснабжения Ташкентского государственного технического университета имени Ислама Каримова, Узбекистан, e-mail: [ilider1987@yandex.ru](mailto:ilider1987@yandex.ru)

**Курбонov Нурбек Нурулло угли** — ассистент кафедры электроснабжения Ташкентского государственного технического университета имени Ислама Каримова, Узбекистан, e-mail: [nurbek.kurbonov.96@gmail.com](mailto:nurbek.kurbonov.96@gmail.com)

#### Information about authors:

**Rakhmonov Ikromjon U.** — Dr.Sci. of Philosophy in Technical Sciences, Assistant Professor, Head of Power Supply Dept., Tashkent State Technical University Named after Islam Karimov, Uzbekistan, e-mail: [ilider1987@yandex.ru](mailto:ilider1987@yandex.ru)

**Kurbonov Nurbek Nurullo ugli** — Assistant of Power Supply Dept., Tashkent State Technical University Named after Islam Karimov, Uzbekistan, e-mail: [nurbek.kurbonov.96@gmail.com](mailto:nurbek.kurbonov.96@gmail.com)

**Конфликт интересов:** авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов

**Conflict of interests:** the authors declare no conflict of interest

Статья поступила в редакцию: 14.05.2021

The article received to the editor: 14.05.2021