

Прогнозирование электропотребления на горнопромышленных предприятиях с использованием статистических методов

С.М. Карпенко¹✉, Н.В. Карпенко², Г.Ю. Безгинов¹

¹ Горный институт, Национальный исследовательский технологический университет «МИСиС», г. Москва, Российская Федерация

² Институт экономики и финансов, Российский университет транспорта (МИИТ), г. Москва, Российская Федерация
✉ ksm_62@mail.ru

Резюме: Прогнозирование потребления электрической энергии с учетом оценки влияния различных факторов позволяет формировать эффективные технические и управленческие решения для оптимизации процессов электропотребления, в том числе при формировании заявок на участие в оптовом рынке электроэнергии и мощности. Для построения моделей в статье используются многомерные методы статистического анализа и эконометрические методы на основе анализа временных рядов. В статье приведены результаты разработки следующих моделей: многофакторной модели электропотребления с использованием регрессионного анализа, метода главных компонент и оценкой влияния производственных факторов на объем электропотребления с помощью коэффициентов эластичности, а также фактора энергосбережения на основе модели с переменной структурой; трендовых аддитивной и мультипликативной прогнозных моделей электропотребления с учетом фактора сезонности, модели с учетом смены тенденции, линейной динамической модели электропотребления с учетом объемов производства; прогнозная адаптивная полиномиальная модель электропотребления, а также модели Уинтерса. Разработанные прогнозные модели имеют достаточно высокую точность (точность MAPE составила менее 7%). Выбор типа модели для прогнозирования электропотребления зависит от количественных и качественных характеристик временных рядов, структуры связи между рядами, цели и задач моделирования. Для повышения точности прогноза в процессе построения различных вариантов сценарных и комбинированных прогнозных моделей электропотребления необходимо проводить регулярное уточнение модели и её настройку на фактическую ситуацию, учитывать новые факторы и тенденции производства.

Ключевые слова: электропотребление, прогнозирование, горнопромышленные предприятия, статистические методы

Для цитирования: Карпенко С.М., Карпенко Н.В., Безгинов Г.Ю. Прогнозирование электропотребления на горнопромышленных предприятиях с использованием статистических методов. *Горная промышленность*. 2022;(1):82–88. <https://doi.org/10.30686/1609-9192-2022-1-82-88>

Forecasting of power consumption at mining enterprises using statistical methods

S.M. Karpenko¹✉, N.V. Karpenko², G.Y. Bezginov¹

¹ National University of Science & Technology (MISIS), Moscow, Russian Federation

² Institute of Economics and Finance of the Russian University of Transport, Moscow, Russian Federation
✉ ksm_62@mail.ru

Abstract: Forecasting of electric power consumption with due account of assessed impact of various factors helps to make efficient technical and managerial decisions to optimize the electric power consumption processes, including preparation of bids for the wholesale electric power and capacity market. The article uses multivariate methods of statistical analysis and econometric methods based on time series analysis for model designing. The paper presents the results of developing the following models: a multifactor model of electrical power consumption using the regression analysis, the Principal Component Method with the assessment of the impact of production factors on electrical power consumption using elasticity coefficients, as well as the energy saving factor based on a variable structure model; trend additive and multiplicative forecast models of electrical consumption that take into account the seasonality factor, models with a change in trends, a linear dynamic model of electrical power consumption that takes into account the production output; a forecast adaptive polynomial model of electrical power consumption as well as the Winters model. The developed forecast models have a sufficiently high accuracy (accuracy of the MAPE was below 7%). The choice of the model type to forecast the electrical power consumption depends on the quantitative and qualitative characteristics of the time series, the structural relation between the series, the purpose and objectives of the modeling. In order to enhance the accuracy of the forecast it is required to regularly refine the model and adjust it to the actual situation with the due account of new factors and production trends while building different versions of scenarios and combined forecast models of electrical power consumption.

Keywords: electrical power consumption, forecasting, mining operations, statistical methods

For citation: Karpenko S.M., Karpenko N.V., Bezginov G.Y. Forecasting of power consumption at mining enterprises using statistical methods. *Russian Mining Industry*. 2022;(1):82–88. <https://doi.org/10.30686/1609-9192-2022-1-82-88>

Введение

Потребление электроэнергии на предприятиях горно-промышленного комплекса зависит от множества различных внутренних и внешних факторов, таких как объем, номенклатура и качество произведенной продукции, погодные-климатические факторы, режим работы, численность сотрудников и т.д. [1]. Учет оценки их влияния позволяет разрабатывать более эффективные технические и управленческие решения для оптимизации процессов электропотребления, в том числе при формировании заявок на участие в оптовом рынке электроэнергии и мощности, с целью получения наибольшего экономического эффекта.

Для прогнозирования электропотребления используются различные математические методы, в том числе многомерные методы статистического анализа и эконометрические методы на основе анализа временных рядов [2–15]. Моделирование электропотребления применяется при решении различных практических задач в горной промышленности, например, для управления электропотреблением с целью снижения энергоемкости горного производства [16–18], повышения энергоэффективности электросетевых комплексов горнопромышленных регионов [19], оценки качества электрической энергии [20], мониторинга, анализа и прогнозирования энергопотребления горных предприятий [21; 22]. Следует отметить, что при всем теоретическом многообразии и большом практическом опыте решения задач прогнозирования электропотребления универсальных прогнозных методов и моделей не существует, поскольку процессы потребления электроэнергии зависят от множества факторов и специфики производства каждого в отдельности предприятия.

Информация об электропотреблении и факторах, на него влияющих, которую используют исследователи для построения моделей, – это, как правило, массивы статистических данных. В этом случае для моделирования потребления электроэнергии наиболее целесообразно использовать методы многомерной математической статистики [7], которые позволяют решать целый класс задач: производить группировку объектов наблюдения; оценивать информативность информации, выявлять взаимосвязь и формировать оптимальный объем объясняющих факторов; оценивать степень влияния факторов на результат; строить эмпирические прогнозных модели; проводить анализ отклонения фактических и расчетных значений электропотребления и др. Достоинство эконометрического подхода – хорошо проработанный математический аппарат и возможность построения прогнозных моделей как в пространстве факторов, так и в динамике.

Целью работы является разработка эконометрических моделей электропотребления на горнопромышленных предприятиях с учетом особенностей их динамики и специфики производства. В статье использованы данные об электропотреблении предприятий Кемеровской области – Кузбасса, а также Республики Казахстан.

Многофакторное моделирование электропотребления

При решении задачи оценки влияния факторов на объем электропотребления и собственно получения прогноза необходимо решить проблему спецификации модели. В части выбора формы модели предпочтение отдается множественной линейной регрессии ввиду простоты построения и прозрачности интерпретации результатов. Формирова-

ние оптимального набора объясняющих факторов – сложный процесс, имеющий неочевидные результаты.

Рассмотрим эконометрическое моделирование объема потребления электроэнергии угледобывающего предприятия за три года с учетом влияния производственных факторов (использовались годовые значения): «Объем электропотребления» (y , млн кВт*ч), «Объем выпуска продукции» (x_1 , млрд руб.), «Суммарная установленная мощность потребителей электроэнергии» (x_2 , тыс. кВт), «Численность персонала предприятия» (x_3 , чел.).

На уровне 5%-й ошибки критерий Смирнова-Грабса показал отсутствие статистически значимых «выбросов», а тест Чоу подтвердил статистическую однородность информации в годовом разрезе и возможность ее объединения в единый набор данных. Коэффициенты вариации $V_j \geq 0,3$, что свидетельствует о достаточно хорошей вариабельности значений факторов [7].

Согласно табл. 1 объем электропотребления находится в тесной связи с объемом выпуска продукции ($r_{yx1} = 0,83 > 0,7$), в умеренной связи с суммарной установленной мощностью ($0,5 < r_{yx2} = 0,69 < 0,7$) и численностью персонала ($0,5 < r_{yx3} = 0,48 < 0,7$) [8].

Таблица 1
Матрица парных корреляций

	y	x_1	x_2	x_3
y	1			
x_1	0,83	1		
x_2	0,69	0,65	1	
x_3	0,48	0,43	0,12	1

Table 1
Matrix of the pair correlations

Умеренная ($r_{x1x2} = 0,65$) и слабая ($r_{x1x3} = 0,43$, $r_{x2x3} = 0,12$) связь между факторами свидетельствует об отсутствии мультиколлинеарности и выполнении предпосылок МНК в части независимых переменных.

Электропотребление имеет сильную зависимость от объясняющих факторов (коэффициент множественной корреляции $R = 0,87 > 0,5$), вклад которых в формирование его значений составляет 76,3% (коэффициент детерминации $R^2 = 0,763$).

Метод главных компонент [7; 10] показал высокую информативность исходной информации, доля объясненной дисперсии объема электропотребления составила 81,5%. Таким образом, набор значений объема выпуска продукции, суммарной установленной мощности и численности персонала в контексте данной задачи можно считать оптимальным.

Для учета влияния фактора использования энергосберегающих технологий на электропотребление вводится dummy-переменная

$$z = \begin{cases} 1, & \text{если технологии применяются} \\ 0, & \text{если технологии не применяются} \end{cases}$$

Зависимость объема электропотребления от рассматриваемых факторов описывается уравнением множественной линейной регрессии в натуральном масштабе с переменной структурой (в скобках приведены t-статистики соответствующих коэффициентов) [9]:

$$\hat{y} = 1,021 + 3,122 \cdot x_1 + 0,067 \cdot x_2 + 0,004 \cdot x_3 - 0,251 \cdot z \quad (1)$$

(2,21) (3,53) (2,13) (2,45) (4,67)

Взятая в качестве модельной ошибки точность $MAPE = 8,46\% < 10\%$, говорит о высокой точности уравнения.

Построенное уравнение на уровне 5%-й ошибки статистически значимо по критерию Фишера ($F_{расч} = 67,42 > F_{крит} (0,05;4;41) = 2,60$). Коэффициенты также значимы, поскольку все t -статистики превышают $t_{крит} (0,05;41) = 2,02$. С надежностью 0,95 уравнение адекватно описывает исходные данные.

Согласно (1) при равных значениях объясняющих факторов применение энергосберегающих технологий приводит к снижению электропотребления в среднем на 0,251 млн кВт*ч.

Особенности влияния факторов в контексте применения энергосберегающих технологий устанавливаются на основе уравнений, построенных для двух «dummy» групп:

без применения энергосберегающих технологий

$$\hat{y} = 0,300 + 1,967 \cdot x_1 + 0,023 \cdot x_2 + 0,001 \cdot x_3; \quad (2)$$

с применением энергосберегающих технологий

$$\hat{y} = -2,250 + 2,033 \cdot x_1 + 0,041 \cdot x_2 + 0,002 \cdot x_3. \quad (3)$$

Оба уравнения статистически значимы в целом и по параметрам, точность модели для первой группы несколько выше ($8,6\% < 11,2\%$) (табл. 2).

Таблица 2
Характеристики моделей

Table 2
Model properties

Показатели	1-я группа «Энергосберегающие технологии не применяются»	2-я группа «Энергосберегающие технологии применяются»
Модельная ошибка MAPE, %	8,6	11,2
Коэффициент множественной корреляции R	0,89	0,86
Коэффициент детерминации R ²	0,786	0,743

Согласно табл. 2 для первой группы зависимость потребления электроэнергии от производственных факторов несколько сильнее ($0,89 > 0,86$). Их влияние на 78,6 и 74,4% объясняет формирование объема электропотребления соответственно для группы 1 и 2. Оставшиеся 21,4 и 25,6% объясняются факторами, не включенными в уравнения.

Анализ эластичности (табл. 3) показывает наибольшее влияние объема выпуска продукции на объем отпуска электроэнергии. При этом для 2-й группы, для которой характерно применение энергосберегающих технологий, отмечается большая чувствительность объема отпуска электроэнергии к изменению значений объясняющих переменных.

В случае применения энергосберегающих технологий объем выпуска продукции, суммарная установленная мощность и численность персонала в целом на 74,3% объясняют формирование объема электропотребления (соответственно на 41,3, 18,6 и 14,4%). Без применения энергосберегающих технологий эти значения составляют 78,6% (47,4, 20,5 и 10,7%).

Таблица 3
Чувствительность электропотребления к изменению факторов

Table 3
Sensitivity of the electrical power consumption to variations in factors

Факторы	Средние коэффициенты эластичности		Дельта-коэффициенты		Частные коэффициенты детерминации	
	1-я группа	2-я группа	1-я группа	2-я группа	1-я группа	2-я группа
Объем выпуска продукции x_1	0,59	0,61	0,60	0,56	0,474	0,413
Суммарная установленная мощность потребителей x_2	0,23	0,41	0,26	0,25	0,205	0,186
Численность персонала предприятия x_3	0,12	0,23	0,14	0,19	0,107	0,144

Прогнозирование по моделям (1), (2), (3) представляет собой многовариантное моделирование в процессе анализа «что-если» при дополнительном построении интервальной оценки прогноза.

Прогнозное моделирование электропотребления

Процесс потребления электроэнергии описывается временными рядами. В ходе моделирования динамики электропотребления возникает необходимость решения ряда вопросов, таких как: сопоставимости значений, устаревания информации, стационарности, анализа структуры ряда и структуры взаимосвязи между рядами, ложной корреляции, коинтеграции, наличия и смены тенденции и др. Основным вопросом является выбор аналитической формы модели: аддитивной или мультипликативной с линейным либо нелинейным трендом и сезонной компонентой, авторегрессии и скользящего среднего, с распределенным лагом, адаптивной, частичной корректировки, комбинированной и др. [11–13]. Проблема определения формы модели осложняется тем, что она не имеет единственного решения. Для временного ряда можно построить несколько моделей, дающих прогноз с сопоставимой точностью, остатки которых случайны, независимы, имеют нулевое среднее и постоянную дисперсию, подчиняются нормальному закону распределения, т.е. имеющих хорошие прогностические свойства.

Рассмотрим моделирование динамики потребления электроэнергии. В случае, когда ряд значений электропотребления охватывает несколько лет, можно говорить о возможном наличии тенденции. В этом случае целесообразно построение модели с трендовой составляющей.

Например, для показателя «Объем электропотребления» по месячным данным за три года построена аддитивная модель с линейным трендом и сезонной составляющей (рис. 1):

$$\hat{y}_t = 789,68 + 54,26 \cdot t + s_t^{СК}, (t = \overline{1,36}).$$

Здесь и далее: y_t – наблюдаемое значение, \hat{y}_t – модельное значение объема электропотребления; t – фактор времени; $s_t^{СК}$ – скорректированные сезонные компоненты (табл. 4).



Рис. 1
Объем электропотребления

Fig. 1
Volume of electrical power consumption

Таблица 4
Скорректированные сезонные компоненты аддитивной модели электропотребления

Месяц	1	2	3	4	5	6
S_t^{ck}	-241,02	-43,67	104,83	26,76	-94,07	73,38
Месяц	7	8	9	10	11	12
S_t^{ck}	38,39	-6,16	-62,05	-87,11	-97,36	388,12

Table 4
Adjusted seasonal components of the additive electrical power consumption model

Линейный тренд на уровне 5%-й ошибки статистически значим по параметрам. Модель имеет высокую точность ($MAPE = 6,17\% < 10\%$) и на 89,4% объясняет формирование уровня объема электропотребления ($R^2 = 0,894$). Модель сохранила прогностические свойства в первом квартале четвертого года, при сопоставлении прогнозных и фактических значений объемов электропотребления получена средняя точность $MAPE = 6,43\%$.

Для прогнозирования объема электропотребления по месячным данным потребления электрической энергии за январь 2016 г. – декабрь 2020 г. построена мультипликативная модель с сезонной компонентой и нелинейным трендом, обладающая высокой точностью ($MAPE = 6,7\%$) и на 79,3% объясняющая объем электропотребления ($R^2 = 0,793$) (табл. 5):

$$\hat{y}_t = 2544,67 \cdot t^{0,32} \cdot S_t^{ck} (t = \overline{24,60}).$$

Тест Чоу на уровне значимости 0,05 подтвердил смену тенденции электропотребления в конце 2017 г., обусловленную изменением номенклатуры выпускаемой продукции на предприятии (рис. 2). Данные, соответствующие периоду до смены тенденции, при моделировании не учитывались. Средняя точность прогноза за первый квартал 2021 г. составила 6,87%.

Построим динамическую модель электропотребления с учетом объема производства на основе помесечных данных о потреблении электроэнергии (y_t , тыс. кВт*ч) и объемах добычи угля (x_t , тыс. т) в течение трех лет.

Таблица 5
Скорректированные сезонные компоненты мультипликативной модели электропотребления

Месяц	1	2	3	4	5	6
S_t^{ck}	0,93	0,92	0,89	0,91	1,01	1,08
Месяц	7	8	9	10	11	12
S_t^{ck}	1,03	1,05	1,06	1,05	1,04	0,98

Table 5
Adjusted seasonal components of the multiplicative electrical power consumption model

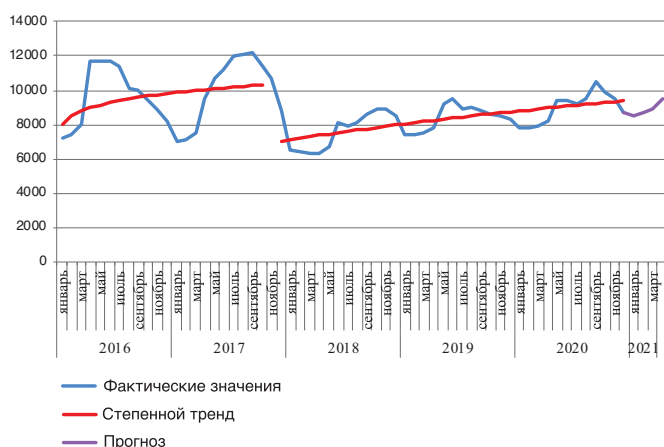


Рис. 2
Объем электропотребления (январь 2016 г. – декабрь 2020 г.)

Fig. 2
Volume of electrical power consumption (January 2016 – December 2020)

Коэффициент корреляции ($r_{x,y} = 0,74$) свидетельствует о существовании тесной линейной связи между добычей и электропотреблением, причем метод последовательных разностей ($r_{\Delta x, \Delta y} = 0,83$) подтверждает, что эта зависимость не обусловлена наличием тенденции в рядах данных.

Линейная динамическая модель (рис. 3)

$$\hat{y}_t = 6316,47 + 7,30 \cdot x_t$$

статистически значима в целом и по параметрам, имеет высокую точность ($MAPE = 5,07\%$). В рамках модели объяснение электропотребления объемом добычи составляет немногим более 50% ($R^2 = 0,548$). Оставшиеся 45,2% приходятся на другие факторы, которые желательно ввести в модель для повышения детерминации. Прогнозирование по модели представляет собой сценарную процедуру многовариантного моделирования, дополненную построением доверительных интервалов.

В случае краткосрочного прогнозирования потребления электроэнергии хорошие результаты дает адаптивное моделирование [13], с одной стороны, дающее достаточно точные решения на «коротких» рядах, когда неправомерно говорить о наличии тенденции, с другой – позволяющее перенастраивать модели в условиях быстроменяющихся рыночных условий, путем варьирования значений коэффициентов адаптации, принимать эффективные оперативные управленческие решения.

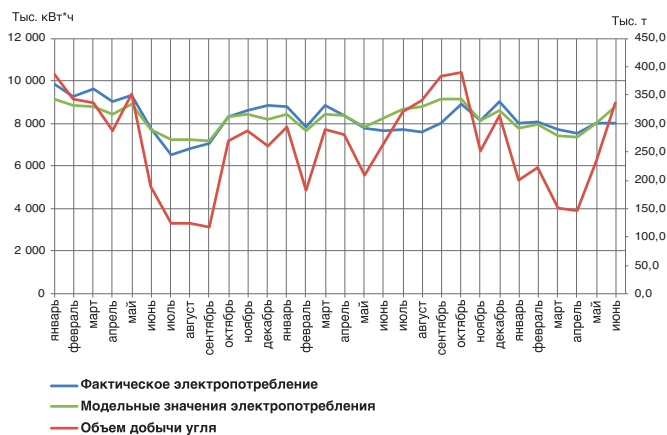


Рис. 3
Динамика объема
электропотребления и объема
производства

Fig. 3
Dynamics of electrical power
consumption and production
volume

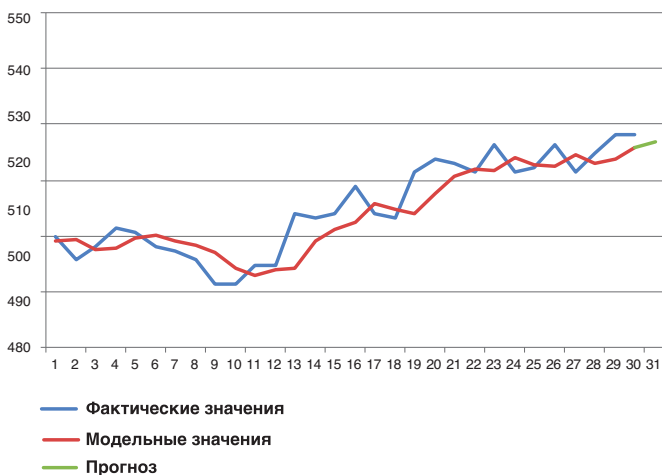


Рис. 4
Объем электропотребления

Fig. 4
Volume of electrical power
consumption

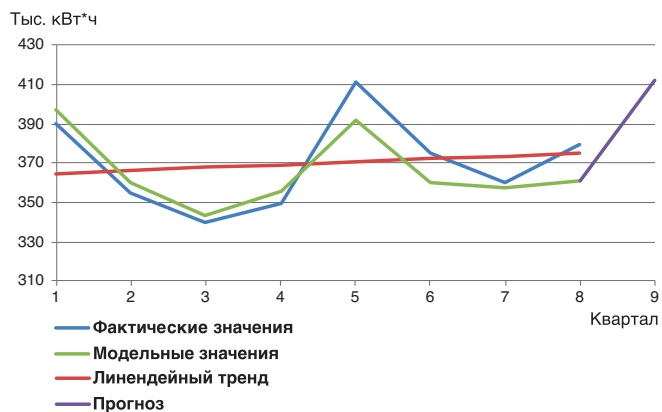


Рис. 5
Объем электропотребления

Fig. 5
Volume of electrical power
consumption

Так, по тридцати суточным значениям показателя «Объем электропотребления» и периодом упреждения $\tau = 1$ построена аппроксимация ряда с помощью адаптивной полиномиальной модели нулевого порядка, в кото-

рой экспоненциальная средняя имеет вид $S_t = \alpha \cdot x_t + \beta \cdot S_{t-1}$, $\beta = 1 - \alpha$ [7]. В качестве начального условия S_0 взято среднее значение первых пяти наблюдений. Расчетное модельное значение с периодом упреждения определяется из соотношения $\hat{y}_t = S_{t-\tau}$. На рис. 4 приведен прогноз потребления электроэнергии с параметром адаптации $\alpha = 0,5$. Точность прогноза составила 1,7%;

При построении прогноза для периода упреждения $\tau = 1$ по квартальным данным объема электропотребления за 2019–2020 гг. использована модель Уинтерса $y_t = a_{1,t} \cdot f \cdot v \cdot k_t + \varepsilon_t$ [11]. В качестве начальных условий взяты параметры линейного тренда, оцененного по исходным значениям потребления электроэнергии. На рис. 5 приведен прогноз электропотребления с параметрами адаптации $\alpha_1 = 0,2$; $\alpha_2 = 0,3$; и $\alpha_3 = 0,4$.

Точность модели составила 2,6%.

Заключение

1. Многофакторный анализ динамики и прогнозирование электропотребления на горнопромышленных предприятиях – сложные итеративные процессы, учитывающие специфику процессов горного производства и воздействие внутренних и внешних факторов в условиях постоянно меняющегося рынка. Для решения данных задач в работе были использованы методы многомерного статистического анализа и эконометрические методы на основе анализа временных рядов.

2. Построена многофакторная модель электропотребления с использованием регрессионного анализа и метода главных компонент. Проведена оценка влияния производственных факторов на объем электропотребления с помощью коэффициентов эластичности, а также фактора энергосбережения на основе модели с переменной структурой. Точность моделей составила 8,46%–11,2%. Значения средних коэффициентов эластичности составили 0,12 до 0,61, дельта-коэффициентов от 0,14 до 0,6, частных коэффициентов детерминации от 0,107 до 0,474.

3. Разработаны трендовые аддитивная и мультипликативная прогнозные модели электропотребления с учетом фактора сезонности, модель с учетом смены тенденции, линейная динамическая модель электропотребления с учетом объемов производства. Модели имеют высокую точность (MAPE составила менее 7%).

4. Построена прогнозная адаптивная полиномиальная модель электропотребления, а также модель Уинтерса. Данные модели предпочтительны для краткосрочного прогнозирования электропотребления, в условиях отсутствия устойчивой тенденции и позволяющие перенастраивать модели в меняющихся условиях путем варьирования значений коэффициентов адаптации. Точность моделей составила 1,7% для параметра адаптации $\alpha = 0,5$ (адаптивная полиномиальная модель) и 2,6% для параметров адаптации $\alpha_1 = 0,2$; $\alpha_2 = 0,3$; и $\alpha_3 = 0,4$ (модель Уинтерса).

5. Выбор типа модели прогнозирования зависит от количественных и качественных характеристик временных рядов, структуры связи между рядами, цели и задач моделирования. Точность прогноза может быть повышена в процессе построения различных вариантов сценарных и комбинированных моделей. Регулярное уточнение модели, ее настройка на фактическую ситуацию, пополнение или замена статистической базы позволяют учесть при прогнозировании новые аспекты и тенденции горнопромышленного производства.

Список литературы

1. Шаюхов Т.Т. Математическое моделирование влияния внешних факторов на параметры электропотребления. *Интернет-журнал «Науковедение»*. 2017;9(5). Режим доступа: <https://naukovedenie.ru/PDF/101TVN517.pdf>
2. Lozinskaia A., Redkina A., Shenkman E. Electricity consumption forecasting for integrated power system with seasonal patterns. *Applied Econometrics*. 2020;60:5–25. <https://doi.org/10.22394/1993-7601-2020-60-5-25>
3. Бугаец В.А. *Краткосрочное прогнозирование электропотребления энергорайонов с учетом влияния метеофакторов: дис. ... канд. техн. наук*. Новочеркасск; 2015. 241 с.
4. Карпенко С.М., Карпенко Н.В. Эконометрическое моделирование энергопотребления с учетом влияния производственных факторов. *Энергобезопасность и энергосбережение*. 2020;(1):14–17. <https://doi.org/10.18635/2071-2219-2020-1-14-17>
5. Chou J.S., Tran D.S. Forecasting energy consumption time series using machine learning techniques based on usage patterns of residential householders. *Energy*. 2018;165(Part B):709–726. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.09.144>
6. Guo H., Chen Q., Xia Q., Kang C., Zhang X. A monthly electricity consumption forecasting method based on vector error correction model and self adaptive screening method. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. 2018;95:427–439. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2017.09.011>
7. Дубров А.М., Мхитарян В.С., Трошин Л.И. *Многомерные статистические методы*. М.: Финансы и статистика; 1998. 352 с.
8. Wied D.A. Nonparametric test for a constant correlation matrix. *Econometric Reviews*. 2017;36(10):1157–1172. <https://doi.org/10.1080/07474938.2014.998152>
9. Айвазян С.А., Березняцкий А. Н., Бродский Б.Е., Дарховский Б.С. Статистический анализ моделей с переменной структурой. *Прикладная эконометрика*. 2015;(3):84–105.
10. Кирпичникова И.М., Соломахо К.Л. Исследование методов прогнозирования электропотребления бытового предприятия. *Электротехнические системы и комплексы*. 2014;(3):39–43. Режим доступа: <http://www.esik.magtu.ru/doc/2014-3/0039-0043.pdf>
11. Бокс Дж., Дженкинс Г. *Анализ временных рядов, прогноз и управление*. М.: Мир; 1974. Кн. 1. 406 с.
12. Орлов Ю.Н., Осминин К.П. *Нестационарные временные ряды: Методы прогнозирования с примерами анализа финансовых и сырьевых рынков*. М.: Книжный дом «ЛИБРОКОМ»; 2020. 384 с.
13. Романов Б.А. *Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов*. М.: Финансы и статистика; 2003. 416 с.
14. Макоклюев Б.И. *Анализ и планирование электропотребления*. М.: Энергоатомиздат; 2008. 296 с.
15. Zhang X., Wang J., Zhang K. Short-term electric load forecasting based on singular spectrum analysis and support vector machine optimized by Cuckoo search algorithm. *Electric Power Systems Research*. 2017;146:270–285. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2017.01.035>
16. Бабокин Г.И., Шпрехер Д.М. Повышение энергоэффективности механизированного очистного забоя угольной шахты. *Горный информационно-аналитический бюллетень*. 2021;(9):122–134. https://doi.org/10.25018/0236_1493_2021_9_0_122
17. Reshetnyak S., Bondarenko A. Analysis of technological performance of the extraction area of the coal mine. 3rd International innovative mining symposium, IIMS 2018 Kemerovo. *E3S Web of Conferences*. 2018;41:01014. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/20184101014>
18. Petrov V.L., Sadridinov A.B., Pichuev A.V. Mathematical Simulation of Electrotechnology Characteristics of Mining Complexes. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. 2021;1031:012045. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/1031/1/012045>
19. Belyaevsky R., Gerasimenko A. Development of Mechanisms for Active-Adaptive Control of Reactive Power Based on Intelligent Electrical Networks. ENERGY-21 – Sustainable Development & Smart Management. *E3S Web of Conferences*. 2020;209:02004. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202020902004>
20. Shevyrev Yu.V., Pichuev A.V., Shevyreva N.Yu. Electricity Quality Assurance in Open-Pit Mining: Considerations of Today. In: *2020 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM)*. Sochi, 18–22 May 2020. <https://doi.org/10.1109/ICIEAM48468.2020.9112036>
21. Lyakhomskii A.V., Perfil'eva E.N., Kychkin A.V., Genrikh N. A software-hardware system of remote monitoring and analysis of the energy data. *Russian Electrical Engineering*. 2015;86(6):314–319. <https://doi.org/10.3103/S1068371215060103>
22. Валь П.В. *Краткосрочное прогнозирование электропотребления горного предприятия в условиях оптового рынка электроэнергии и мощности: дис. ... канд. техн. наук*. Красноярск; 2012. 191 с.

References

1. Shajuhov T.T. Mathematical modeling of the influence of external factors on parameters of power consumption. *Internet-zhurnal "Naukovedenie"*. 2017;9(5). (In Russ.) Available at: <https://naukovedenie.ru/PDF/101TVN517.pdf>
2. Lozinskaia A., Redkina A., Shenkman E. Electricity consumption forecasting for integrated power system with seasonal patterns. *Applied Econometrics*. 2020;60:5–25. <https://doi.org/10.22394/1993-7601-2020-60-5-25>
3. Bugaets V.A. *Short-term forecasting of electrical power consumption of the energy districts with account of the impact of meteorological factors: PhD (Engineering) diss.* Novocherkassk; 2015. 241 p. (In Russ.)
4. Karpenko S.M., Karpenko N.V. Econometric modeling of energy consumption based on influence of industry factors. *Energy Safety and Energy Economy*. 2020;(1):14–17. (In Russ.) <https://doi.org/10.18635/2071-2219-2020-1-14-17>
5. Chou J.S., Tran D.S. Forecasting energy consumption time series using machine learning techniques based on usage patterns of residential householders. *Energy*. 2018;165(Part B):709–726. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.09.144>
6. Guo H., Chen Q., Xia Q., Kang C., Zhang X. A monthly electricity consumption forecasting method based on vector error correction model and self adaptive screening method. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. 2018;95:427–439. <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2017.09.011>
7. Dubrov A.M., Mkhitarayan V.S., Troshin L.I. *Multivariate statistical methods*. Moscow: Finansy i statistika; 1998. 352 p. (In Russ.)
8. Wied D.A. Nonparametric test for a constant correlation matrix. *Econometric Reviews*. 2017;36(10):1157–1172. <https://doi.org/10.1080/07474938.2014.998152>
9. Aivazian S.A., Bereznyatskiy A.N., Brodsky B.E., Darkhovskiy B.S. Statistical analysis of variable-structure models. *Applied Econometrics*. 2015;(3):84–105. (In Russ.)

10. Kirpichnikova I.M., Solomakho K.L. Research of forecasting methods of electricity consumption in power enterprises. *Electrotechnical Systems and Complexes*. 2014;(3):39–43. (In Russ.) Available at: <http://www.esik.magtu.ru/doc/2014-3/0039-0043.pdf>
11. Box G.E.P., Jenkins G.M. *Time Series Analysis Forecasting and Control*. San Francisco: Holden-Day; 1970.
12. Orlov Yu.N., Osminin K.P. *Nonstationary time series: Forecasting methods with examples of financial and commodity market analysis*. Moscow: LIBROKOM; 2020. 384 p. (In Russ.)
13. Romanov B.A. *Adaptive methods for short-term time series forecasting*. Moscow: Finansy i statistika; 2003. 416 p. (In Russ.)
14. Makoklyuev B.I. *Analysis and planning of electrical power consumption*. Moscow: Energoatomizdat; 2008. 296 p. (In Russ.)
15. Zhang X., Wang J., Zhang K. Short-term electric load forecasting based on singular spectrum analysis and support vector machine optimized by Cuckoo search algorithm. *Electric Power Systems Research*. 2017;146:270–285. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2017.01.035>
16. Babokin G.I., Shprekher D.M. Enhancement of energy efficiency in fully mechanized longwall mining. *Mining Informational and Analytical Bulletin*. 2021;(9):122–134. (In Russ.). https://doi.org/10.25018/0236_1493_2021_9_0_122
17. Reshetnyak S., Bondarenko A. Analysis of technological performance of the extraction area of the coal mine. 3rd International innovative mining symposium, IIMS 2018 Kemerovo. *E3S Web of Conferences*. 2018;41:01014. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/20184101014>
18. Petrov V.L., Sadridinov A.B., Pichuev A.V. Mathematical Simulation of Electrotechnology Characteristics of Mining Complexes. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. 2021;1031:012045. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/1031/1/012045>
19. Belyaevsky R., Gerasimenko A. Development of Mechanisms for Active-Adaptive Control of Reactive Power Based on Intelligent Electrical Networks. ENERGY-21 – Sustainable Development & Smart Management. *E3S Web of Conferences*. 2020;209:02004. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202020902004>
20. Shevyrev Yu.V., Pichuev A.V., Shevyreva N.Yu. Electricity Quality Assurance in Open-Pit Mining: Considerations of Today. In: *2020 International Conference on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing (ICIEAM)*. Sochi, 18–22 May 2020. <https://doi.org/10.1109/ICIEAM48468.2020.9112036>
21. Lyakhomskii A.V., Perfil'eva E.N., Kychkin A.V., Genrikh N. A software-hardware system of remote monitoring and analysis of the energy data. *Russian Electrical Engineering*. 2015;86(6):314–319. <https://doi.org/10.3103/S1068371215060103>
22. Val P.V. *Short-term forecasting of electrical power consumption of a mining operation in conditions of the wholesale electricity and power market: PhD (Engineering) diss.* Krasnoyarsk; 2012. 191 p. (In Russ.)

Информация об авторах

Карпенко Сергей Михайлович – кандидат технических наук, доцент кафедры энергетики и энергоэффективности горной промышленности Горного института, Национальный исследовательский технологический университет «МИСиС», г. Москва, Российская Федерация; e-mail: ksm_62@mail.ru

Карпенко Надежда Викторовна – кандидат технических наук, доцент кафедры информационных систем цифровой экономики Института экономики и финансов, Российский университет транспорта (МИИТ), г. Москва, Российская Федерация; e-mail: nvkarpenko@yandex.ru

Безгинов Глеб Юзович – аспирант кафедры энергетики и энергоэффективности горной промышленности Горного института, Национальный исследовательский технологический университет «МИСиС», г. Москва, Российская Федерация; e-mail: bezginovgleb@gmail.com

Информация о статье

Поступила в редакцию: 29.12.2021
 Поступила после рецензирования: 16.01.2022
 Принята к публикации: 21.01.2022

Information about the authors

Sergey M. Karpenko – Cand. Sci. (Eng.), Associate Professor, Department of Energy and Energy Efficiency of the Mining Institute, National University of Science & Technology (MISIS), Moscow, Russian Federation; e-mail: ksm_62@mail.ru

Nadezhda V. Karpenko – Cand. Sci. (Eng.), Associate Professor, Department of Digital Economy Information Systems of the Institute of Economics and Finance, Russian University of Transport, Moscow, Russian Federation; e-mail: nvkarpenko@yandex.ru

Gleb Y. Bezginov – Post-Graduate Student, Department of Energy and Energy Efficiency of the Mining Institute, National University of Science & Technology (MISIS), Moscow, Russian Federation; e-mail: bezginovgleb@gmail.com

Article info

Received: 29.12.2021
 Revised: 16.01.2022
 Accepted: 21.01.2022