ISSN 1816-4528 (Print) **ISSN 2949-0634 (Online)**

Научная статья

УДК 621.313:676.026
DOI: 10.26730/1816-4528-2026-4-3-11

Карпенко Сергей Михайлович[1*], Ематин Евгений Александрович[1], Карпенко Надежда Викторовна[2], Лебедев Геннадий Михайлович[3]

[1] Национальный исследовательский технический университет «МИСИС»
[2] Российский университет транспорта (МИИТ)
[3] Кузбасский государственный технический университет имени Т. Ф. Горбачева

[*] для корреспонденции: ksm_62@mail.ru

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЯ ПРОМЫШЛЕННОГО ПРЕДПРИЯТИЯ НА ОСНОВЕ СТАТИСТИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ

Аннотация.
Для повышения эффективности управления электропотреблением промышленного предприятия необходимо повышать точность, в том числе посуточного, прогнозирования. Приведено обоснование актуальности посуточных прогнозов и выбора статистических моделей для их построения. Предложена методика исследования, основанная на методологии Бокса-Дженкинса и включающая изучение структуры рядов электропотребления и объемов производства продукции на основе автокорреляционной и частной автокорреляционной функций, проведение кросс-корреляционного анализа, тестирование коинтеграции и причинности, выбор вида модели и определение ее параметров моделей, расчет показателей точности MAPE, получение линейной свертки (агрегации) прогнозов для оценки электропотребления подразделений (цехов) предприятия. Исследования проводились на основе архивных данных посуточного электропотребления и объемов производства продукции горно-металлургического предприятия. Построены модели посуточного прогнозирования электропотребления вида ADL. Для выявления наличия эффекта «ложной регрессии» в уровнях временных рядов применен критерий Энгела-Грэнжа. Коэффициенты моделей оценивались методом максимального правдоподобия. Для повышения показателей точности предложен комбинированный подход построения прогноза электропотребления промышленного предприятия как агрегации индивидуальных прогнозов подразделений (цехов) с кусочно-линейным (сегментированным) трендом и с учетом весовых коэффициентов, учитывающих вклад индивидуальных прогнозов в общее электропотребление. Нелинейный тренд электропотребления был представлен как сегментированный, в котором локальные линейные тренды соответствуют периодам выполнения технологических заданий, существенно влияющим на характер электропотребления и на вид прогнозной модели. Применение данного подхода позволяет улучшить точность прогноза MAPE на обучающей и тестовой выборках соответственно в 2,2 и 1,5 раза.

CC BY

Информация о статье
Поступила:
08 июня 2026 г.

Одобрена после рецензирования:
01 сентября 2026 г.

Принята к печати:
15 сентября 2026 г.

Ключевые слова:
электропотребление, промышленное предприятие, посуточное прогнозирование, статистические модели, сегментированный тренд, агрегация прогнозов

Для цитирования: Карпенко С.М., Ематин Е.А., Карпенко Н.В., Лебедев Г.М. Прогнозирование электропотребления промышленного предприятия на основе статистических моделей // Горное оборудование и электромеханика. 2026. № 4 (186). С. 3-11. DOI: 10.26730/1816-4528-2026-4-3-11, EDN: RTUJSU

Благодарность. *Авторы выражают благодарность рецензентам и редакции журнала за помощь и поддержку при опубликовании статьи*

Введение

Для повышения эффективности управления электропотреблением промышленного предприятия необходимо повышать точность, в том числе посуточного, прогнозирования.

Выбор суточной дискретизации в качестве шага прогнозирования электропотребления определяется согласованием трех независимых ограничений. На почасовом уровне формируется внутрисуточный профиль заявки участника ОРЭМ на сутки вперед и на балансирующий рынок [1], тогда как недельный и месячный горизонты остаются слишком грубыми для контроля выполнения сменно-суточных производственных заданий цехами [2]. Суточный шаг одновременно фиксирует консолидированный объем закупки по ГТП [1], совпадает с горизонтом выдачи технологического задания цеху [2] и позволяет сопоставлять фактический и плановый расход в контуре системы энергетического менеджмента, регламентируемой ГОСТ Р ИСО 50001 [3] и Федеральным законом № 261-ФЗ [4]. Агрегирование почасовых данных в суточный объем подавляет высокочастотную случайную компоненту и повышает стационарность ряда, что делает обоснованным применение моделей с регрессором – объемом продукции. Таким образом, суточные данные – единственная шкала, на которой согласуются рыночный, производственный и нормативный контуры управления электропотреблением.

В статье приводится обоснование выбора вида модели, методика исследования и результаты моделирования посуточных прогнозов электропотребления промышленного (на примере горно-металлургического) предприятия.

Методы исследований

Для построения прогнозных моделей посуточного электропотребления были использованы архивные данные посуточного потребления электроэнергии (W_t, МВт*ч) и объема произведенной продукции (Q_t, тонн) в течение одного года горно-металлургического предприятия и его подразделений – агломерационного (АГП), доменного (ДП), коксохимического (КХП), конверторного (КСП), двух листопрокатных (ЛПЦ1 и ЛПЦ2) цехов.

На Рис. 1 представлена типовая динамика и тренд посуточного электропотребления одного из цехов металлургического предприятия. Электрические нагрузки носят резко-переменный характер, обусловленный технологическим процессом. Имеется некоторое сезонное снижение потребления электроэнергии в весенне-летний период, при этом фактор сезонности электропотребления в статье детально не исследовался за недостаточностью необходимых данных.

Тренды электропотребления имеют явную нелинейную тенденцию, их локальные экстремумы не синхронизированы ни в масштабе, ни во времени. При этом тренды не являются стохастическими. Нелинейность объясняется скорее сменой технического задания, чем случайным влиянием внешних факторов. В таком случае нелинейный тренд можно заменить кусочно-линейным, в котором локальные линейные тренды соответствуют периодам выполнения технологических заданий, существенно влияющим на характер электропотребления и, как следствие, на вид прогнозной модели.

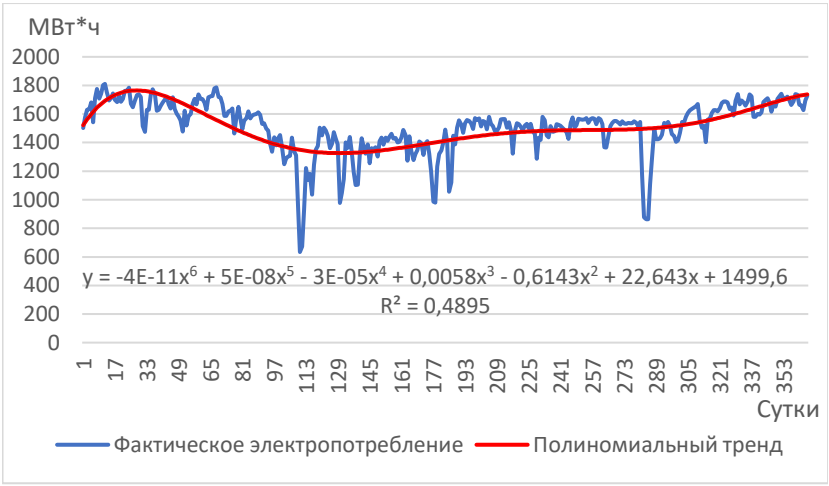
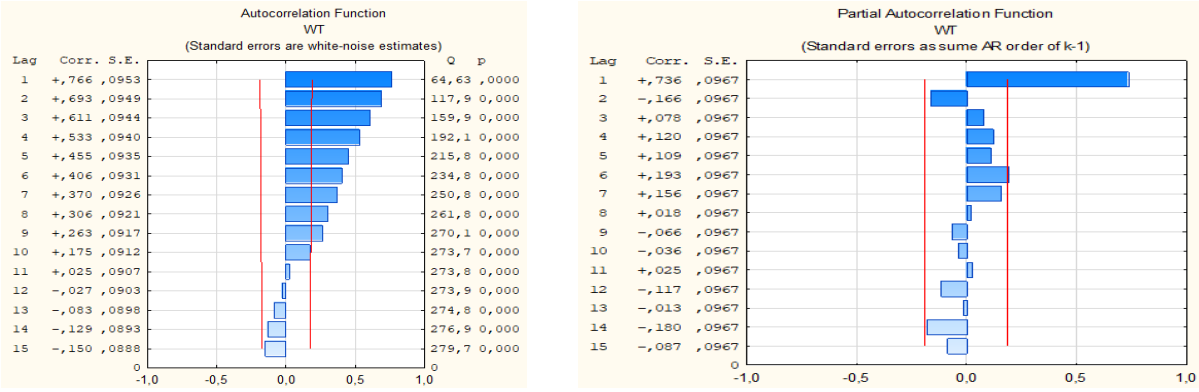


Рис. 1. Типовое посуточное потребление электроэнергии подразделения металлургического предприятия в течение года

Fig. 1. Typical daily electricity consumption of a metallurgical enterprise's division throughout the year

Для проведения исследований выбран временной промежуток с 1 мая по 31 августа 2022 года (123 значения).

Выбор вида используемой модели основан на том, что объем обучающей выборки порядка ста посуточных наблюдений лежит на два-три порядка ниже эмпирических порогов, по которым строятся обзоры моделей на базе анализа сингулярного спектра [5, 9], а также прикладных нейросетевых моделей прогнозирования энергопотребления, обычно опирающихся на тысячи и десятки тысяч почасовых наблюдений [6-8, 9-11]. Это нарушает базовое соотношение объема данных и числа параметров и переводит архитектуры *LSTM, GRU* и *Transformer* в режим систематического переобучения. Эмпирическое преимущество статистических методов на коротких рядах сопоставимой длины подтверждено в работах [12, 13], сопоставляющих эффективность статистических и нейросетевых архитектур на больших наборах временных рядов. В результате такого сопоставления наилучшей может быть признана гибридная модель, опирающаяся на экспоненциальное сглаживание как ведущий компонент, а чистые нейросетевые подходы уступают статистическому бенчмарку. Локально-сегментированное разложение, обусловленное сменой технологических заданий, дополнительно сокращает обучающий фрагмент до порядка десяти посуточных наблюдений на сегмент, что несовместимо со схемой эпохального обучения нейросетей. В таких условиях линейная комбинация прогнозов цехов реализует классический принцип Бейтса и Грэнджера [14]: ошибки независимо построенных моделей частично компенсируются при усреднении, что снижает интегральную ошибку прогноза.



а) автокорреляционная функция *(ACF)* б) частная автокорреляционная функция *(PACF)*

Рис. 2. Диагностические функции для цеха АГП
Fig. 2. Diagnostic functions for the AGP workshop

Для построения посуточных прогнозов в качестве инструмента выбраны статистические модели, использована методология Бокса-Дженкинса [15–18] и предложена следующая методика.

1. Изучение структуры рядов электропотребления W_t и объема производства Q_t с помощью автокорреляционной *(ACF)* и частной автокорреляционной *(PACF)* функций.

2. Оценка зависимости W_t от Q_t с помощью кросс-корреляционной функции *(CCF)*, тестирование коинтеграции и причинности.

3. Определение параметров модели *ADL(p,q)* со спецификацией

$$W_t = c_0 + \sum_{i=1}^{p} b_i \cdot W_{t-i} + \sum_{j=0}^{q} a_i \cdot Q_{t-j} + \varepsilon_t ,$$

где W_{t-i} и Q_{t-j} – лаговые значения электропотребления и объема производства, ε_t – случайные отклонения.

4. Построение модели. Оценка качества моделей проверкой требований к случайным отклонениям – независимости и подчинения нормальному закону распределения. Расчет прогноза электропотребления по модели. Оценка точности модели и прогноза с помощью средней абсолютной процентной ошибки *MAPE*:

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{W_t - W_t^{\text{модель}}}{W_t}\right| \cdot 100\% ,$$

где W_t и $W_t^{\text{модель}}$ – фактические и расчетные значения электропотребления, n – длина ряда.

Показатель *MAPE* является рекомендуемым Системным Оператором ЕЭС РФ показателем для оценки точности прогноза электропотребления.

5. Получение линейной свертки (агрегации) прогнозов для оценки прогноза общего электропотребления подразделений (цехов) предприятия.

Результаты исследований

Произведен анализ структуры рядов электропотребления цехов на основе автокорреляционных *(ACF)* и частных автокорреляционных *(PACF)* функций. Наиболее типичный вид имеют диагностические функции для цеха АГП (Рис. 2).

Оценка характера зависимости электропотребления от объема произведенной продукции производилась с помощью кросскорреляционной функции *(CCF)*. Значимыми являются коэффициенты кросс-корреляции порядка: 0, 1, 2, 6, 7, 8, 9, 10. Однако значения коэффициентов кросс-корреляции только 0-го и 1-го порядка больше 0,5 (Рис. 3).

Поскольку в рядах электропотребления W_t и объема производства Q_t можно выделить тренды, в частности, линейные со спецификацией:

$$\hat{y}_t = b_0 + b_1 \cdot t ,$$

степень зависимости W_t от Q_t может определяться не столько влиянием Q_t на W_t, сколько наличием взаимодействия трендов. Для выявления наличия эффекта «ложной регрессии» в уровнях временных рядов проверен критерий Энгела-Грэнжа с нулевой гипотезой «Во временных рядах существует коинтеграция».

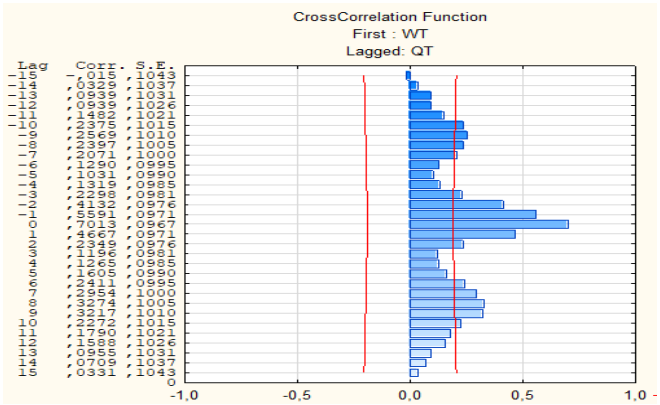


Рис. 3. Кросс-корреляционная функция CCF электропотребления W_t на объем производства Q_t для цеха АГП
Fig. 3. Cross-correlation function CCF of electricity consumption Wt on production volume Ot for the AGP workshop

Таблица 1. Результаты проведения теста Энгела-Грэнжа и теста Грэнжа
Table 1. Results of the Engel-Grange test and the Grange test

Цех	Тест *ADF* с константой W_t	Тест *ADF* с константой Q_t	Тест *ADF* без константы v_t	Тест Грэнжа
АГП	0,1527	0,3311	0,0231	0,1289
ДП	0,7653	0,1536	0,0031	0,6484
КСП	0,0530	0,1341	0,0491	0,7066
КХП	0,1341	0,3067	0,0463	0,7492
ЛПЦ1	0,0577	0,4605	0,0511	0,6871
ЛПЦ2	0,270	0,2919	0,0328	0,2914

Таблица 2. Характеристики моделей ADL(1,1) зависимости электропотребления от объемов производства
Table 2. Characteristics of ADL(1,1) models of electricity consumption dependence on production volumes

Цех	Обучающая выборка					Тестовая выборка
	Коэффициенты модели				*MAPE*, %	*MAPE*, %
	c_0	b_1	a_0	a_1		
АГП	384,32	0,39	34,92	-13,94	3,06	3,86
ДП	214,58	0,48	13,74	-8,18	3,78	4,20
КСП	440,56	0,66	15,90	-9,88	3,39	9,22
КХП	120,99	0,64	2,42	2,64	2,05	2,92
ЛПЦ1	12,29	0,83	84,04	-68,12	8,10	9,35
ЛПЦ2	213,08	0,56	69,76	-41,39	3,38	3,41

Тест Энгела-Грэнжа является двухступенчатым. На первом шаге проверялась интегрируемость первого порядка рядов, на втором шаге проверялась стационарность ряда остатков коинтеграционной регрессии вида

$$W_t = \alpha_0 + \alpha_1 \cdot Q_t + v_t ,$$

где v_t – остатки.

Стационарность рядов (гипотеза единичного корня – нестационарность ряда) проверялась с помощью расширенного теста Дики-Фулера (*ADF*-тест).

Кроме того, проверен критерий Грэнжа с нулевой гипотезой «W_t зависит от Q_t» (табл. 1). При тестировании нулевой гипотезы число лагов независимой переменной определялось числом значимых коэффициентов кросс-корреляции. Результаты проведения тестов и рассчитанные при тестировании нулевых гипотез p-значения приведены в Таблице 1.

Порядок модели *ADL(p,q)* для каждого конкретного цеха определялся следующим образом: значение p – максимальный лаг значимого коэффициента частной корреляции *(PACF)*, q – максимальный лаг значимого коэффициента кросс-корреляции W_t на Q_t *(CCF)*. Затем значения p и q уточнялись методом сетки. Согласно расчетам, оптимальный порядок моделей соответствует параметрам, равным $p = 1$ и $q = 1$.

Для построения моделей исследуемый временной интервал был разделен на обучающую выборку – с 1.05.2022 по 15.08.2022 (107 значений), и тестовую выборку – с 16.08.2022 по 31.08.2022 (16 значений).

Коэффициенты моделей *ADL* оценивались точным методом максимального правдоподобия. Для моделей *ADL*(1,1) коэффициенты и показатели точности на обучающей выборке, точность прогноза на тестовой выборке приведены в Таблице 2.

Например, для цеха АГП модель *ADL*(1,1) имеет вид

$$W_{t,\text{АГП}} = 384{,}32 + 0{,}39 \cdot W_{t-1,\text{АГП}} + 34{,}92 \cdot Q_{t,\text{АГП}} - 13{,}94 \cdot Q_{t-1,\text{АГП}} + \varepsilon_t .$$

Суммарное электропотребление $W_{t,\text{ СУММ}}$ шести рассматриваемых цехов моделировалось тремя способами.

1. В качестве бенчмарк-модели взята модель авторегрессии *AR*(3):

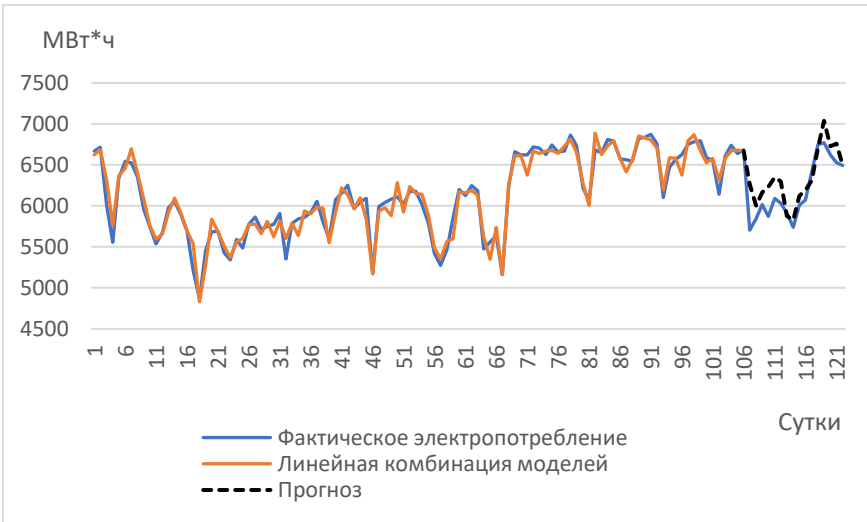


Рис. 4. Суммарное электропотребление (1.05.2022 – 15.08.2022) и прогноз электропотребления (16.08.2022 – 31.08.2022) цехов предприятия
Fig. 4. Total electricity consumption (1.05.2022 – 15.08.2022) and electricity consumption forecast (16.08.2022 – 31.08.2022) for the company's workshops

Таблица 3. Сравнительная точность прогнозного моделирования электропотребления
Table 3. Comparative accuracy of predictive modeling of electricity consumption

Модель	Обучающая выборка, *MAPE,* %	Тестовая выборка, *MAPE,* %
Бенчмарк-модель	3,03	3,66
Простая сумма прогнозов	1,48	2,78
Линейная комбинация прогнозов с коэффициентами линейной регрессии	1,37	2,49

$$W_{t,\text{СУММ}} = 1141{,}35 + 0{,}83 \cdot W_{t-1,\text{СУММ}} - 0{,}14 \cdot W_{t-2,\text{СУММ}} + 0{,}13 \cdot W_{t-3,\text{СУММ}} + \varepsilon_t$$

Порядок модели $p = 3$ определялся методом сетки.

2. Простая сумма прогнозов (ПСП) по моделям для отдельных цехов:

$$W_{t,\text{СУММ}} = \sum_i W_{t,i} ,$$

где $i \in I, I = \{\text{АГП}, \text{ДП}, \text{КСП}, \text{КХП}, \text{ЛПЦ1}, \text{ЛПЦ2}\}$.

3. Линейная комбинация прогнозов с коэффициентами, равными коэффициентам линейной регрессии без константы (ЛКПР), рассчитывается по формуле:

$$W_{t,\text{СУММ}} = 0{,}92 \cdot W_{t,\text{АГП}} + 1{,}89 \cdot W_{t,\text{ДП}} + 0{,}97 \cdot W_{t,\text{КСП}} + 0{,}23 \cdot W_{t,\text{КХП}} + 1{,}04 \cdot W_{t,\text{ЛПЦ1}} + 0{,}95 \cdot W_{t,\text{ЛПЦ2}} + \varepsilon_t$$

Графическая иллюстрация фактического электропотребления, линейной комбинации моделей и прогнозной модели ЛКПР приведена на Рис. 4.

Показатели точности моделирования суммарного электропотребления, рассчитанного тремя способами, приведены в Таблице 3.

Обсуждение

Вид *ACF* (Рис. 2а) свидетельствует о наличии авторегрессионного процесса в рядах электропотребления, вид *PACF* (Рис. 2б) – о наличии значимого частного коэффициента автокорреляции первого порядка и необходимости включения в модель первой лаговой переменной.

Включение в модель лаговых переменных, для которых частные коэффициенты автокорреляции значимы, но сами их значения не велики (по абсолютной величине менее 0,5), ухудшает модель, поскольку коэффициенты при соответствующих лаговых переменных оказываются незначимыми. Наличие значимых, но малых значений коэффициентов затрудняет определение порядка модели. Если при тестировании нулевой гипотезы найденное p-значение больше принятого уровня значимости, нулевая гипотеза принимается. В данной работе уровень значимости был принят равным 0,05 (5%-й уровень ошибки).

Согласно данным Таблицы 1, ряды электропотребления W_t и объема производства Q_t для цехов АГП, ДП, КХП, ЛПЦ2 коинтегрированы. Для цехов КСП и ЛПЦ1 коинтеграция носит условный характер, в их случаях *p*-значения находятся на уровне ошибки. *ADF*-тест для всех случаев подтвердил стационарность остатков коинтеграционной регрессии. Тест Грэнжа на причинность подтвердил зависимость электропотребления W_t от объема производства Q_t для всех цехов (все *p*-значения больше 0,05).

Поскольку для больших лагов сами значения значимых коэффициентов корреляции менее 0,5, включение лаговых переменных в уравнение может привести к незначимости коэффициентов модели. Величина p и q уточнялась методом сетки с минимизацией информационных критериев Акаике (*AIC*), Шварца (*BIC*) и Ханнана-Куина (HQC). Оптимальными являются модели *ADL*(1,1), а сами ряды значений электропотребления W_t и объема производства Q_t являются рядами с короткой памятью.

Данные Таблицы 2 показывают, что модели *ADL*(1,1) для цехов АГП, ДП, КХП и ЛПЦ2 обладают высокой точностью (значения *MAPE* существенно меньше 10%) и сохраняют свои прогностические свойства на тестовой выборке (значения *MAPE* снижаются на 0,03% – 0,87%). Требования стационарности случайных отклонений для этих моделей выполняются.

Для цеха КСП и при наличии условной коинтеграции модель не сохраняет точность прогноза на тестовой выборке, *MAPE* равно 9,22% (снижение *MAPE* по сравнению с обучающей выборкой на 5,83%). Случайные отклонения в данном случае независимы, но не имеют нормального распределения.

В случае цеха ЛПЦ1 точность модели *ADL*(1,1) как на обучающей, так и на тестовой выборке неудовлетворительная, *MAPE* соответственно равно 8,10% и 9,35%. Случайные отклонения не стационарны. Модель демонстрирует неудовлетворительные прогностические характеристики.

Выводы

Результаты исследований показывают, что агрегирование прогнозов (ПСП и ЛКПР), полученных по моделям для отдельных цехов, повышает точность прогнозирования совокупного электропотребления цехов по сравнению с бенчмаркмоделью на обучающей выборке в 2,05 и 2,21 раза, на тестовой выборке – в 1,32 и 1,47 раза соответственно. Наилучшие результаты показывает линейное агрегирование прогнозов с коэффициентами линейной регрессии. Использование приема агрегации позволило нивелировать недостатки моделей для цехов КСП и ЛПЦ1 и получить прогноз совокупного электропотребления достаточно высокой точности. В работе расчет коэффициентов линейной свертки прогнозов производился на синхронизированном для всех цехов участке линейного тренда. В общем случае необходимо учитывать возможную несинхронность и при оценке коэффициентов использовать временной интервал после последней точки смены тенденции.

В дальнейших исследованиях предполагается модификация моделей для цехов КСП и ЛПЦ1 с целью повышения качества прогноза электропотребления как отдельных цехов, так и суммарного потребления электроэнергии.

По сравнению с моделированием электропотребления экскаваторов и участков угольного разреза [19] результаты данного исследования с применением линейных комбинаций прогнозов имеют значительно лучшие показатели. Это объясняется тем, что на электропотребление горных машин, в частности экскаваторов, оказывают влияние факторы (горно-геологические, климатические, человеческие и другие), которые изменяются в более широких пределах, оказывают на прогнозные значения значительно более сильные воздействия и сложнее прогнозируются. Для промышленных предприятий, таких как металлургические, включающих большое число разнообразных цехов, но вместе с тем с устоявшимися и регламентированными технологическими процессами, эффективность применения методики прогнозирования на основе агрегированных моделей значительно выше. Немаловажную роль в этом играет применение подхода по замене нелинейного тренда кусочно-линейным (сегментированным).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Об утверждении Правил оптового рынка электрической энергии и мощности: Постановление Правительства Российской Федерации от 27.12.2010 № 1172: (с изм. на 2025 г.) // Гарант: справочно-правовая система. URL: https://base.garant.ru/12184415/ (дата обращения: 28.05.2026).

2. Принципы и инструменты планирования производственного процесса // Sales Generator: [сайт]. 2024. URL: https://sales-generator.ru/blog/planirovanie-proizvodstvennogo-processa/ (дата обращения: 28.05.2026).

3. ГОСТ Р ИСО 50001–2023. Системы энергетического менеджмента. Требования и руководство по применению: национальный стандарт Российской Федерации: утвержден и введен в действие Приказом Росстандарта от 16.02.2023 № 100-ст: дата введения 2023-06-01. Москва : Российский институт стандартизации, 2023. URL: https://protect.gost.ru/gost/details/5b960a01-ef9a-47f0-9c94-a84e3c72254e (дата обращения: 28.05.2026).

4. Об энергосбережении и о повышении энергетической эффективности и о внесении изменений в отдельные законодательные акты Российской Федерации: Федеральный закон от 23.11.2009 № 261-ФЗ: (в ред. от 31.07.2025) // КонсультантПлюс: справочно-правовая система. URL: https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_93978/ (дата обращения: 28.05.2026).

5. Манусов В.З., Антоненков Д.В., Орлов Д.В., Пудов Е.Ю., Кузин Е.Г. Система управления электропотреблением горнодобывающего предприятия с использованием рекуррентного прогнозирования на основе анализа сингулярного спектра // Горное оборудование и электромеханика. 2022. № 1 (159). С. 54-60.DOI: 10.26730/1816-4528-2022-1-54-60

6. Воронов И.В., Политов Е.А., Ефременко В.М. Использование нейронной сети для краткосрочного прогнозирования электропотребления промышленного предприятия // Вестник Кузбасского государственного технического университета. - 2006. - № 6. С .71-73.

7. Вялкова С. А., Моргоева А. Д., Гаврина О. А. Разработка гибридной модели прогнозирования потребления электрической энергии для горно-металлургического предприятия // Устойчивое развитие горных территорий. 2022. Т. 14. № 3. С. 486–493. DOI: 10.21177/1998-4502-2022-14-3-486-493.

8. Кожевников И. О., Корнилов Г. П., Шеметов А. Н. Опыт краткосрочного прогнозирования электропотребления на примере прокатного цеха металлургического предприятия // Промышленная энергетика. 2024. № 7. С. 9–15.

9. Кренева А.Е., Колокольникова А.И. Использование сингулярного спектрального анализа для прогнозирования показателей энергопотребления // Горное оборудование и электромеханика. 2022. № 3 (161). С. 50-58. DOI: 10.26730/1816-4528-2022-3-50-58

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

11. Hewamalage H., Bergmeir C., Bandara K. Recurrent Neural Networks for Time Series Forecasting: Current status and future directions // International Journal of Forecasting. 2021. Vol. 37. № 1. Pp. 388–427. DOI: 10.1016/j.ijforecast.2020.06.008.

12. Makridakis S., Hibon M. The M3-Competition: Results, Conclusions and Implications // International Journal of Forecasting. 2000. Vol. 16. № 4. Pp. 451–476. DOI: 10.1016/S0169-2070(00)00057-1.

13. Makridakis S., Spiliotis E., Assimakopoulos V. The M4 Competition: 100,000 time series and 61 forecasting methods // International Journal of Forecasting. 2020. Vol. 36. № 1. Pp. 54–74. DOI: 10.1016/j.ijforecast.2019.04.014.

14. Bates J. M., Granger C. W. J. The Combination of Forecasts // Operational Research Quarterly. 1969. Vol. 20. № 4. Pp. 451–468. DOI: 10.2307/3008764.

15. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов, прогноз и управление. М. : Мир; 1974. Кн. 1. 406 с.

16. Подкорытова О. А., Соколов М.В. Анализ временных рядов: учебное пособие для вузов. М. : Издательство ЮРАЙТ, 2023. 267 с.

17. Айвазян С. А., Фантаццини Д. Эконометрика-2: продвинутый курс с приложениями в финансах: учебник. М. : Магистр, Инфра-М, 2015. 944 с.

18. Lozinskaia A., Redkina A., Shenkman E. Electricity consumption forecasting for integrated power system with seasonal patterns // Applied Econometrics.

2020. V. 60. Pp. 5–25. DOI: 10.22394/1993-7601-2020-60-5-25.

19. Карпенко С. М., Карпенко Н. В., Ематин Е. А. [и др.] Статистический анализ и прогнозное моделирование электропотребления экскаваторов и участков угольного разреза // Уголь. – 2024. - № 3. – С. 79–86. – DOI: 10.18796/0041-5790-2024-3-79-86.

20. Колесников В.Ф., Литвин Я.О., Дубинкин Д.М., Марков С.О. К определению параметров технологических схем отработки вскрышных уступов различными типами экскаваторов и карьерными самосвалами // Техника и технология горного дела. – 2024. – № 3(26). – С. 99-112. – DOI:10.26730/2618-7434-2024-3-99-112, EDN: ZERBOG

© 2026 Авторы. Эта статья доступна по лицензии CreativeCommons «Attribution» («Атрибуция») 4.0 Всемирная (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Об авторах:
Карпенко Сергей Михайлович, доцент, кафедра энергетики и энергоэффективности горной промышленности, Национальный исследовательский технологический университет «МИСИС» (119049, Россия, г. Москва, Ленинский пр., д. 4, стр. 1), к.т.н., доцент, ORCID: https://orcid.org/0000-0002-3469-3648, e-mail: ksm_62@mail.ru
Ематин Евгений Александрович, аспирант, кафедра энергетики и энергоэффективности горной промышленности, Национальный исследовательский технологический университет «МИСИС» (119049, Россия, г. Москва, Ленинский пр., д. 4, стр. 1), e-mail: ematin_1@mail.ru
Карпенко Надежда Викторовна, доцент, кафедра информационных систем цифровой экономики, Российский университет транспорта (МИИТ) (127994, Россия, г. Москва, ул. Образцова, д. 9, стр. 9), к.т.н., доцент, e-mail: nvkarpenko@yandex.ru
Лебедев Геннадий Михайлович, профессор, Кузбасский государственный технический университет имени Т. Ф. Горбачева (650000, Россия, г. Кемерово, ул. Весенняя, 28), доктор техн. наук, доцент, e-mail: lgm.egpp@kuzstu.ru

Заявленный вклад авторов:
Карпенко Сергей Михайлович – постановка исследовательской задачи, научный менеджмент, концептуализация исследования, сбор и анализ данных, выводы, написание текста.
Ематин Евгений Александрович – научный менеджмент, концептуализация исследования, обзор соответствующей литературы, сбор и анализ данных, написание текста.
Карпенко Надежда Викторовна – постановка исследовательской задачи, сбор и анализ данных, обзор соответствующей литературы, выводы, написание текста.
Лебедев Геннадий Михайлович – постановка исследовательской задачи, сбор и анализ данных, обзор соответствующей литературы, выводы, написание текста.

Все авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

Original article

DOI: 10.26730/1816-4528-2026-4-3-11

Sergey M. Karpenko[1*], Evgeniy A. Ematin[1], Nadezhda V. Karpenko[2], Gennady M. Lebedev[3]

[1] National University of Science and Technology “MISIS”,
[2] Russian University of Transport (MIIT)
[3] T.F. Gorbachev Kuzbass State Technical University

***** for correspondence: ksm_62@mail.ru

FORECASTING OF INDUSTRIAL ENTERPRISE ELECTRICAL CONSUMPTION BASED ON STATISTICAL MODELS

Abstract.
To improve the efficiency of an industrial enterprise's electricity consumption management, it is necessary to increase the accuracy of forecasting, including daily forecasting. The article provides a rationale for the relevance of daily forecasts and the selection of statistical models for their construction.

Article info
Received:

08 June 2026

Accepted for publication:
01 September 2026

Accepted:
15 September 2026

Keywords: *electricity consumption, industrial enterprise, daily forecasting, statistical models, segmented trend, aggregation of forecasts*

A research methodology based on the Box-Jenkins methodology is proposed, which includes studying the structure of electricity consumption and production volumes based on autocorrelation and partial autocorrelation functions, conducting cross-correlation analysis, testing for cointegration and causality, selecting the type of model and determining its parameters, calculating the accuracy of the MARE, and obtaining linear convolution (aggregation) of forecasts to estimate the electricity consumption of the company's departments (wings).

The studies were based on archival data on daily electricity consumption and production volumes at a mining and metallurgical enterprise. Forecast models of daily electricity consumption of the ADL type have been constructed. The Engel-Granger test was used to identify the presence of a "false regression" effect in the levels of time series. The model coefficients were estimated using the maximum likelihood method.

To improve the accuracy of the forecast, a combined approach was proposed for constructing an industrial enterprise's electricity consumption forecast as an aggregation of individual forecasts from departments (shops) with a piecewise linear (segmented) trend, taking into account the weight coefficients that reflect the contribution of individual forecasts to the overall electricity consumption. The nonlinear electricity consumption trend was represented as a segmented trend, where the local linear trends correspond to the periods of technological tasks that significantly influence the nature of electricity consumption and the type of the forecast model. This approach improves the accuracy of the MARE prediction on the training and test sets by 2.2 and 1.5 times, respectively.

For citation: Karpenko S.M., Ematin E.A., Karpenko N.V., Lebedev G.M. Forecasting of an Industrial Enterprise's Electricity Consumption Based on Statistical Models. Mining Equipment and Electromechanics, 2026; 4(186):3-11 (In Russ., abstract in Eng.). DOI: 10.26730/1816-4528-2026-4-3-11, EDN: RTUJSU

REFERENCES

1. On Approval of the Rules for the Wholesale Market of Electric Energy and Capacity: Decree of the Government of the Russian Federation No. 1172 dated December 27, 2010: (as amended in 2025). Garant: Reference and Legal System. URL: https://base.garant.ru/12184415/ (accessed on May 28, 2026).

2. Principles and Tools for Planning the Production Process. Sales Generator: [website]. 2024. URL: https://sales-generator.ru/blog/planirovanie-proizvodstvennogo-processa/ (accessed on 28.05.2026).

3. GOST R ISO 50001–2023. Energy Management Systems. Requirements and application guidelines: national standard of the Russian Federation: approved and put into effect by Rosstandart Order No. 100 dated 02/16/2023: date of introduction 2023-06-01. Moscow: Russian Institute of Standardization; 2023. URL: https://protect.gost.ru/gost/details/5b960a01-ef9a-47f0-9c94-a84e3c72254e (date of request: 05/28/2026).

4. On Energy Conservation and Energy Efficiency Improvement and on Amendments to Certain Legislative Acts of the Russian Federation: Federal Law No. 261-FZ of 11/23/2009: (as amended. dated 07/31/2025). ConsultantPlus: legal reference system. URL: https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_93978 / (date of access: 05/28/2026).

5. Manusov V.Z., Antonenkov D.V., Orlov D.V., Pudov E.Yu., Kuzin E.G. Electric consumption control system of a mining enterprise using recurrent forecasting based on singular spectrum analysis . *Mining Equipment and Electromechanics*, 2022; 1(159):54-60 (In Russ., abstract in Eng.). DOI: 10.26730/1816-4528-2022-1-54-60.

6. Voronov I.V., Politov E.A., Efremenko V.M. Using a neural network for short-term forecasting of electricity consumption of an industrial enterprise // *Bulletin of the Kuzbass State Technical University.* – 2006. – No. 6. Pp. 71–73.

7. Vyalkova S.A., Morgoeva A.D., Gavrina O.A. Development of a Hybrid Model for Forecasting Electric Energy Consumption for a Mining and Metallurgical Enterprise. *Sustainable Development of Mountain Territories.* 2022; 14(3):486-493. DOI: 10.21177/1998-4502-2022-14-3-486-493.

8. Kozhevnikov I.O., Kornilov G.P., Shemetov A.N. Short-Term Forecasting of Electricity Consumption in a Rolling Mill of a Metallurgical Enterprise. *Industrial Power Engineering.* 2024; 7:9-15.

9. Kreneva A.E., Kolokolnikova A.I. Applying singular spectrum analysis in forecasting indicators of energy consumption. *Mining Equipment and Electromechanics,* 2022; 3(161):50-58 (In Russ., abstract in Eng.). DOI: 10.26730/1816-4528-2022-3-50-58.

10. Kassem S.A., Ibrahim A.H.A., Hassan A.M. [et al.] Prediction of an Enterprise's Electricity Consumption Using Artificial Neural Networks. *Bulletin of Tyumen State University. Physical and Mathematical Modeling. Oil, Gas, and Energy.* 2021; 7:1(25):177-193. DOI: 10.21684/2411-7978-2021-7-1-177-193.

11. Hewamalage H., Bergmeir C., Bandara K. Recurrent Neural Networks for Time Series Forecasting:

Current status and future directions. *International Journal of Forecasting.* 2021; 37(1):388-427. DOI: 10.1016/j.ijforecast.2020.06.008.

12. Makridakis S., Hibon M. The M3-Competition: Results, Conclusions and Implications. *International Journal of Forecasting.* 2000; 16(4):451-476. DOI: 10.1016/S0169-2070(00)00057-1.

13. Makridakis S., Spiliotis E., Assimakopoulos V. The M4 Competition: 100,000 time series and 61 forecasting methods. *International Journal of Forecasting.* 2020; 36(1):54-74. DOI: 10.1016/j.ijforecast.2019.04.014.

13. Bates J.M., Granger C.W.J. The Combination of Forecasts. *Operational Research Quarterly.* 1969; 20(4):451-468. DOI: 10.2307/3008764.

15. Box J., Jenkins G. Time Series Analysis, Forecasting, and Control. Moscow: Mir; 1974. Book 1. 406 p.

16. Podkorytova O.A., Sokolov M.V. Analysis of Time Series: Textbook for Universities. M.: Publishing House YURITE; 2023. 267 p.

17. Aivazyan S.A., Fantazzini D. Econometrics-2: Advanced Course with Applications in Finance: Textbook. M.: Master, Infra-M; 2015. 944 p.

18. Lozinskaia A., Redkina A., Shenkman E. Electricity consumption forecasting for integrated power system with seasonal patterns. *Applied Econometrics.* 2020; 60:5-25. DOI: 10.22394/1993-7601-2020-60-5-25.

19. Karpenko S.M., Karpenko N.V., Ematin E.A., Abelyants U.V. Statistical analysis and predictive modelling of electric power consumption of excavators and sites of a coal strip mine. *Ugol'.* 2024; 3:79-86. (In russ.). DOI: 10.18796/0041-5790-2024-3-79-86.

20. Kolesnikov V.F., Litvin Ya.O., Dubinkin D.M., Markov S.O. On determining the parameters of technological schemes of overburden bench mining by different excavators and dump trucks. *Journal of mining and geotechnical engineering.* 2024;3(26):99-112. DOI: 10.26730/2618-7434-2024-3-99-112, EDN: ZERBOG

© 2026 The Authors. This is an open access article under the CC BY license (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

The authors declare no conflict of interest.

About the author:

Sergey M. Karpenko, Associate Professor, Department of Energy and Energy Efficiency of the Mining Industry, National University of Science and Technology "MISIS" (119149, Russia, Moscow, Leninskiy Ave., 4, bld. 1), C. Sc. (Engineering), Associate Professor, ORCID: https://orcid.org/0000-0002-3469-3648, e-mail: ksm_62@mail.ru

Evgeniy A. Ematin, graduate student, Department of Energy and Energy Efficiency of the Mining Industry, National University of Science and Technology "MISIS" (119149, Russia, Moscow, Leninskiy Ave., 4, bld. 1), e-mail: ematin_1@mail.ru

Nadezhda V. Karpenko, Associate Professor, Department of Information Systems of Digital Economy, Russian University of Transport (MIIT) (127994, Russia, Moscow, Obraztsova Street, 9, bld. 9), C. Sc. (Engineering), Associate Professor, e-mail: nvkarpenko@yandex.ru

Gennady M. Lebedev, Professor, T.F. Gorbachev Kuzbass State Technical University (28 Vesennyaya St., Kemerovo, 650000, Russia), Doctor of Technical Sciences, Associate Professor, e-mail: lgm.egpp@kuzstu.ru

Contribution of the authors:

Sergey M. Karpenko – setting the research task, scientific management, conceptualization of the research, data collection and analysis, conclusions, and writing the text.

Evgeniy A. Ematin – scientific management, review of relevant literature, conceptualization of the research, data collection and analysis, and writing the text.

Nadezhda V. Karpenko – setting the research task, data collection and analysis, review of relevant literature, conclusions, and writing the text.

Gennady M. Lebedev – setting the research task, data collection and analysis, review of relevant literature, conclusions, and writing the text.

Authors have read and approved the final manuscript.