Известия СПбГЭТУ «ЛЭТИ». 2025. Т. 18, № 4. С. 67–79
LETI Transactions on Electrical Engineering & Computer Science. 2025. Vol. 18, no. 4. P. 67–79

УДК 338 Научная статья

https://doi.org/10.32603/2071-8985-2025-18-4-67-79

Методы прогнозирования добычи угля в Китае

Д. А. Первухин[1], **Тан Лиша**[1]✉, **О. В. Афанасьева**[2]

[1] Санкт-Петербургский горный университет императрицы Екатерины II, Санкт-Петербург, Россия

[2] Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения, Санкт-Петербург, Россия

✉ tang.lisha@mail.ru

Аннотация. Прогнозирование добычи угля способствует формированию научно обоснованных производственных планов для угольных предприятий. Оптимизация распределения ресурсов и минимизация операционных рисков позволяют укрепить позиции на рынке в условиях высокой конкуренции и обеспечить стабильное развитие компании. Для построения базы данных прогнозов выбраны исторические данные о добыче угля в Китае с 2003 по 2023 гг. Для прогнозирования добычи угля используются регрессионная модель прогнозирования, серая модель прогнозирования, модель экспоненциального сглаживания и модель ARIMA (интегрированная модель авторегрессии), а также проводится сравнение и анализ точности различных методов. Объединенные результаты исследований дают интервал прогноза добычи угля в Китае с 2024 по 2026 гг., а анализ показывает, что модели экспоненциального сглаживания и ARIMA имеют лучший эффект подгонки.

Ключевые слова: многомерные данные, линейная регрессия, серое прогнозирование, модель ARIMA, добыча угля

Для цитирования: Первухин Д. А., Тан Лиша, Афанасьева О. В. Методы прогнозирования добычи угля в Китае // Изв. СПбГЭТУ «ЛЭТИ». 2025. Т. 18, № 4. С. 67–79. doi: 10.32603/2071-8985-2025-18-4-67-79.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Original article

Methods for Forecasting Coal Production in China

D. A. Pervukhin[1], **Tan Lisha**[1]✉, **O. V. Afanaseva**[2]

[1] Catherine II Saint Petersburg Mining University Empress, Saint Petersburg, Russia

[2] Saint-Petersburg State University of Aerospace Instrument Engineering, Saint Petersburg, Russia

✉ tang.lisha@mail.ru

Abstract. Coal production forecasting contributes to the development of scientifically grounded production plans for coal enterprises. Optimizing resource allocation and minimizing operational risks help strengthen market positions in a highly competitive environment and ensure the stable growth of companies. Historical data on coal production in China from 2003 to 2023 were selected to establish the forecasting database. The forecasting methods employed include a regression forecasting model, a grey forecasting model, an exponential smoothing model, and the ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) model. A comparative analysis of the accuracy of these methods is conducted. The integrated research results provide a forecast interval for coal production in China from 2024 to 2026. The analysis indicates that the exponential smoothing model and the ARIMA model demonstrate superior fitting performance.

Keywords: multivariate data, linear regression, grey forecasting, ARIMA model, coal production

© Первухин Д. А., Тан Лиша, Афанасьева О. В., 2025

For citation: Pervukhin D. A., Tan Lisha, Afanasyeva O. V. Methods for Forecasting Coal Production in China // LETI Transactions on Electrical Engineering & Computer Science. 2025. Vol. 18, no. 4. P. 67–79. doi: 10.32603/2071-8985-2025-18-4-67-79.

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

Введение. В современном мире исследования в угольной промышленности сосредоточены на нескольких ключевых аспектах, включая охрану окружающей среды, эффективное использование ресурсов и устойчивое развитие отрасли. Уголь продолжает занимать значительное место в мировой энергетической системе, обеспечивая стабильные поставки электроэнергии, что способствует экономическому развитию не только отдельных стран, но и глобальной экономики в целом. По данным Международного энергетического агентства, уголь остается одним из основных источников энергии, обеспечивая около 27 % мирового потребления электроэнергии [1].

Точное прогнозирование добычи угля имеет критическое значение для угольных предприятий. Это позволяет эффективно планировать производство, оптимизировать использование ресурсов и снижать риски. В условиях энергетического перехода, когда происходит смещение акцентов в сторону возобновляемых источников энергии, поддержание конкурентоспособности угольных компаний становится особенно актуальным.

На добычу угля влияет множество факторов. Геологические условия – состав и расположение угольных пластов и т. п. – играют первостепенную роль [2], [3]. Технология добычи также имеет большое значение: современные методы, например подземная газификация угля, могут значительно сократить воздействие на окружающую среду. Экологическая политика, включая меры по снижению выбросов углерода, становится все более строгой, что требует от угольных компаний адаптации к новым требованиям. Рынок также оказывает значительное влияние – спрос на уголь варьируется в зависимости от экономической ситуации и энергетических нужд стран [4], [5].

Однако в этой области существует серьезная проблема: отсутствие научных исследований и необходимой информации создает сложности для специалистов. Научные работы, связанные с прогнозированием в угольной промышленности, сталкиваются с недостатком точных методов краткосрочного прогнозирования. Это может привести к неэффективному использованию ресурсов и увеличению рисков для компаний. Необходимы новые подходы и технологии для более качественного анализа данных, чтобы обеспечить устойчивое развитие угольной отрасли в условиях меняющегося энергетического ландшафта.

В данной статье проводится комплексное исследование преимуществ и недостатков четырех методов прогнозирования (регрессионная модель, серая модель, модель экспоненциального сглаживания и модель ARIMA) для оценки добычи угля на основе национальных данных о его параметрах за период с 2003 по 2023 гг. На основе полученных результатов реализована модель ARIMA для прогнозирования добычи угля в Китае с 2024 по 2026 гг. и проведен тест на надежность. На базе многомерного анализа данных было получено обоснованное прогнозное значение общего объема добычи каменного угля в Китае с 2024 по 2026 г.

Состояние угольной промышленности в Китае. Уголь – это основной источник электроэнергии и ключевое сырье для Китая. Угольная промышленность, в свою очередь, представляет собой важную базовую отрасль, напрямую связанную с жизнеобеспечением национальной экономики и обеспечением энергетической безопасности. Китай – крупнейший в мире производитель и потребитель угля [6], [7]. Текущая ситуация с развитием его угольной промышленности показывает тенденцию стабильного роста, улучшения возможностей поставок и стабильной рыночной цены, тем не менее, существует множество факторов, способствующих более динамичному и качественному развитию угольной промышленности. Прежде всего, в условиях истощения угольных месторождений становится все более явным дисбаланс между спросом и предложением на уголь. Запасы угля в Китае велики, но распределены неравномерно и сосредоточены в основном в Северном, Восточном и Центральном Китае. Шаньси, Шэньси, Синьцзян, Внутренняя Монголия и Гуйчжоу – регионы с самыми богатыми запасами угля [8], [9].

В настоящее время, несмотря на увеличение добычи угля в стране, его потребление остается высоким, что требует постоянного импорта. Согласно данным, предоставленным Национальным бюро статистики (NBS), общее потребление энергии в Китае в 2023 г. достигло 5.72 млрд т стан-

дартного угля. Это значение демонстрирует значительный рост на 5.7 % по сравнению с 2012 г. Одним из ключевых факторов этого увеличения служит рост потребления угля, которое также увеличилось на 5.6 %. В 2023 г. доля потребления электроэнергии в Китае составила 55.3 % от общего объема электропотребления, включая такие источники, как нефть и природный газ. Потребление экологически чистой энергии, в том числе природный газ, гидрогенизацию, атомную энергетику, ветровую и солнечную энергию, составило 26.4 % от всего энергетического баланса страны. В то же время, использование нефти достигло 18.3 % от общего объема потребляемой энергии [10]. Несмотря на активное продвижение альтернативных источников энергии, уголь по-прежнему занимает важное место в современной структуре электроэнергетики, и его основное положение трудно изменить за короткое время [11]. Угольная промышленность должна оставаться важным сегментом энергетической отрасли и обеспечивать страну надежным источником ископаемого топлива.

С учетом изменений в мировой энергетической структуре и нарастающих потребностей экономического развития уголь сохраняет свое важное значение в качестве основного источника электроэнергии. Его роль критически важна для обеспечения энергетической безопасности государств, особенно в контексте нестабильности на глобальных рынках и необходимости снижения зависимости от импорта энергетических ресурсов. Во многих странах уголь остается одним из доступных и экономически целесообразных источников энергии, что подчеркивает его значимость для национального экономического развития. Кроме того, добыча угля предоставляет уникальные возможности лицам, принимающим решения на угольных предприятиях. Эффективное управление производственными процессами позволяет не только оптимизировать затраты, но и повысить конкурентоспособность угольных компаний на международной арене. В условиях растущего давления со стороны экологических норм и стандартов грамотное прогнозирование добычи угля становится одним из ключевых факторов успешного функционирования предприятий, в связи с чем прогнозирование добычи угля стало предметом внимания многих ученых.

2. Обзор литературы. В настоящее время при исследовании прогнозирования добычи угля основные методы, используемые учеными в стране и за рубежом, включают традиционные статистические методы прогнозирования, методы искусственного интеллекта и различные комбинированные методы прогнозирования. Например, модель ARIMA успешно применяется для прогнозирования добычи и потребления угля в различных регионах – Китае, США, Индонезии и др. [12]–[14]. Эта модель может эффективно отражать тенденцию добычи угля в краткосрочной перспективе, а Jianzhou Wang с соавторами предложили три улучшенные модели прогнозирования на основе теории серых систем (дискретная серая модель (DGM), скользящая DGM (RDGM) и p-value RDGM) и добились определенных результатов в прогнозировании добычи угля в Китае [15]. Способ исследования временных рядов позволяет применять прошлые тенденции для обоснованного предсказания будущих данных. Ying Xie воспользовался данным подходом для предсказания объемов угледобычи, и результаты оказались более точными относительно реальных данных по сравнению с традиционными методами, которые ориентированы на выявление долгосрочных трендов и циклических колебаний в добыче угля [16]. Songyan Liu и другие исследователи обнаружили, что период прогнозирования добычи и спроса на уголь не должен быть слишком длительным – чем больше период прогнозирования, тем больше вероятность ошибки. Исходя из сказанного, один метод прогнозирования не может точно предсказать развитие добычи угля, поэтому необходимо комплексно применять различные методы [17]. В данной статье использованы регрессионная модель прогнозирования, серая модель прогнозирования, модель экспоненциального сглаживания и модель ARIMA для прогнозирования будущей тенденции развития добычи угля в Китае. Совместное применение нескольких методов позволяет избежать ограничений одного метода.

Материалы и методы исследования. ***Модель прогнозирования на основе регрессионного анализа.*** Регрессионный анализ – это важный инструмент статистического исследования, который находит широкое применение в различных областях – в социальных науках, экономике, технологиях и технических естественных науках [18]. Обычно его можно разделить на три основные стадии:

1. Проведение анализа статистических данных, чтобы установить форму математической модели, которая будет связывать n определенных переменных.

2. Следующий шаг включает в себя оценку и статистическую проверку параметров модели. Важно проанализировать, насколько сильно каждое воздействие влияет на прогнозируемые результаты. Нужно определить, какие переменные основные, а какие – второстепенные, а также выяснить взаимосвязи между ними.

3. Исходя из полученной регрессионной модели, следует прогнозировать будущие значения зависимой переменной. Это делается на основе значений независимых переменных. Необходимо также проанализировать точность и погрешности результатов прогнозирования.

В динамике добычи угля наблюдается четкая линейная тенденция. В этой статье предлагается использовать одномерную линейную регрессионную модель для прогнозирования объема производства угля. Здесь объем угля будет обозначаться как y, а объясняющая переменная, зависящая от года, – как x. На основе полученных данных будет сформирована линейная регрессионная модель для производства угля:

$$y_t = a + bx_t.$$

Параметры a, b могут быть определены методом наименьших квадратов (OLS):

$$b = \left(\sum x_i y_i - n\overline{xy}\right) \Big/ \left(\sum x_i^2 - nx_i^2\right);$$

$$a = \overline{y} - b\overline{x};$$

$$\overline{x} = \frac{1}{n}\sum x_i;\ \ \overline{y} = \frac{1}{n}\sum y_i,$$

где b = 11.11 млн т – наклон линии регрессии; a = = 221.25 млн т – уровень пересечения линии регрессии с осью ординат; n – число наблюдений.

Переменная t представляет собой год начиная с 2003 г. В соответствии с методом расчета односторонней линейной регрессии уравнение линейной модели имеет вид

$$y_t = 221.25 + 11.11x_t.$$

Модель прогнозирования серой системы GM(1.1). Метод прогнозирования серой системы GM(1.1), использующий серый модуль, применяет дифференциальное моделирование для разработки модели, которая сама себя обновляет. Этот подход в основном используется для предсказания одномерных временных рядов. Модель GM(1.1) – это специальный вариант теории серых систем [19], она представляет собой односерийную динамическую модель первого порядка, которая берет заданный исходный временной ряд $x^{(0)}$. На основе данного исходного временного ряда непрерывное дифференциальное уравнение выглядит следующим образом:

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ex^{(1)} = u, \qquad (1)$$

где $x^{(1)}$ – временной ряд оригинальной хронологической последовательности; u – параметр модели.

Совокупный сформированный параметр представляется в виде

$$x^{(1)}(i) = \sum_{k=1}^{i} x^{(0)}(k).$$

Коэффициенты e, u в уравнении (1)

$$\begin{pmatrix} e \\ u \end{pmatrix} = \left(B^T B\right)^{(-1)} B^T Y_n,$$

$$B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}\left(x_1(1) + x_1(2) \quad 1\right) \\ -\frac{1}{2}\left(x_1(1) + x_1(2) \quad 1\right) \\ \cdots \\ -\frac{1}{2}\left(x_1(n-1) + x_1(n) \quad 1\right) \end{bmatrix};$$

$$Y_n = \left[x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \ldots, x^{(0)}(n)\right].$$

Подстановка найденных значений параметров в дифференциальное уравнение первого порядка и его решение приводит к получению модели прогнозирования GM(1.1) в виде

$$x^{(1)}(t+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{\mu}{e}\right)e^{(-et)} + \frac{\mu}{e},$$

где t – временной ряд, год; μ – коэффициент развития, который указывает на долгосрочный тренд.

Модель прогнозирования с экспоненциальным сглаживанием. Экспоненциальное сглаживание представляет собой метод, который применяет взвешенное среднее как фактических, так и прогнозируемых значений из прошлых временных рядов для составления прогнозов [20]. Это улучшенная версия традиционного усреднения тренда. Данная методика подходит для анализа нерегулярных данных. Метод включает в себя три уровня сглаживания: первичное, вторичное и третичное. Основная идея заключается в том, что чем ближе временной ряд к прогнозируемому значению, тем больший вес ему придается. Если тренд временного ряда выражен в виде кривой, то более целесообразно воспользоваться методом второго индекса сглаживания, в то время как третий индекс основывается на втором.

В результате применения экспоненциального сглаживания можно получить прогнозируемый объем производства. Прогнозная модель, основанная на этом методе, описывается с помощью определенной формулы:

$$y_t = y_{t-1} + \partial\left(A_{t-1} - y_{t-1}\right),$$

где y_{t-1} – обозначает прогнозируемый объем производства за предыдущий период; A_{t-1} – фактические показатели производства за тот же период; $\partial = [0, 1]$.

Согласно методике, основанной на экспоненциальном сглаживании, наблюдения по добыче угля в государственном секторе за последние два десятилетия показывают, что существует линейная тенденция роста, при этом случайные колебания незначительны. Для более точной настройки модели используется высокий коэффициент сглаживания, равный 0.9.

Модель прогнозирования ARIMA. В данной статье эта модель применяется для предсказания стоимости добычи каменного угля в Китае. Модель ARIMA (p, q) (p – порядок авторегрессии, q – порядок скользящего среднего) предназначена для анализа временных рядов и дает возможность прогнозировать значения в будущем. Базовая концепция заключается в том, чтобы создать модели авторегрессии (AR) и скользящего среднего (MA) для анализа и предсказания данных временного ряда [21]. Основная идея данной модели состоит в преобразовании нестационарных временных рядов в стационарные – это достигается проведением разностных операций с данными. Затем используются модели AR и MA для настройки автокорреляционных параметров, что позволяет осуществлять прогнозирование ARIMA (p, q). Модель в общем случае [21] представляется в виде

$$x_t = \varphi_1 x_{t-1} + \varphi_2 x_{t-2} + ...\varphi_p x_p + \\ + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta\varepsilon_{t-2} - ... - \theta\varepsilon_{t-q},$$

а ее математическое выражение – в виде

$$\begin{cases} x_t = \varphi_1 x_{t-1} + \varphi_2 x_{t-2} + ...\varphi_p x_p + \\ + \varepsilon_t - \theta\varepsilon_{t-1} - \theta\varepsilon_{t-2} - ... - \theta\varepsilon_{t-q}; \\ \varphi_p \neq 0;\ \theta_p \neq 0; \\ E\left(\varepsilon_t\right) = 0;\ \mathrm{Var}\left(\varepsilon_t\right) = \sigma_\varepsilon^2;\ E\left(\varepsilon_t\varepsilon_s\right) = 0,\ s \neq t; \\ E\left(\varepsilon_t\varepsilon_s\right) = 0;\ \forall s \neq t, \end{cases}$$

где ε_t – случайный член ошибки в модели ARIMA, обычно принимаемый за белый шум (White Noise); σ_ε^2 – дисперсия последовательности белого шума, указывающая на степень флуктуации случайной ошибки.

После ввода оператора запаздывания ARIMA (p, q) обозначается

$$\varphi(B)x_t = \theta(B)\varepsilon_t,$$

где $\varphi(B) = 1 - \varphi_1 B - ... - \varphi_p B^p$ – это p-полином с коэффициентом авторегрессии; $\theta(B) = 1 - \varphi_1 B - ... - \varphi_q B^q$ – полином порядка q со скользящим средним коэффициентом.

Модель ARIMA (p, d, q) в общем случае представляется в виде

$$\begin{cases} \varphi(B)\nabla^d x_t = \Theta(B)\varepsilon_t; \\ E\left(\varepsilon_t\right) = 0;\ \mathrm{Var}\left(\varepsilon_t\right) = \sigma_\varepsilon^2;\ E\left(\varepsilon_t\varepsilon_s\right) = 0,\ s \neq t; \\ E\left(\varepsilon_t\varepsilon_s\right) = 0;\ \forall s \neq t, \end{cases}$$

где $\nabla^d = (1-B)^d$, $\varphi(B) = 1 - \varphi_1 B - ... - \varphi_p B^p$ – полином коэффициента авторегрессии гладкой обратимой модели ARIMA (p, q); $\Theta(B) = 1 - \theta_1 - ... - \theta_q B^q$ – полином коэффициента авторегрессии гладкой обратимой модели ARIMA (p, q) со скользящим средним полиномом коэффициентов.

Последовательность d после дифференцирования может быть представлена в форме

$$\nabla^d x_t = \sum_{i=0}^{d} X_i (-1)^i c_d^i x_{(t-1)},$$

где $c_d^i = \dfrac{d!}{i!(d-1)!}$, т. е. дифференцированный ряд представляет собой взвешенную сумму значений исходного ряда. Для сглаженного ряда, который был подвергнут дифференцированию, можно подобрать модель авторегрессионного, скользящего среднего. Поэтому эту модель называют моделью авторегрессии – скользящего среднего.

Перед тем как применить модель ARIMA для анализа и прогнозирования добычи угля, важно удостовериться в стабильности временного ряда. Для этого необходимо провести тест на стационарность, который позволяет определить, присутствует ли единичный корень (это характеристика полинома, связанная с его корнями) в ряде, что, в свою очередь, помогает решить, требуется ли разность для достижения стационарности. Существует

несколько методов проведения этого теста, включая ADF-тест (Augmented Dickey-Fuller Test), PP-тест (Phillips-Perron Test), NP-тест (Ng-Perron Test) и др. [22]. В данном исследовании будет использован ADF-тест для анализа тенденций добычи угля в Китае в период с 2003 по 2023 гг. Перед проведением более сложного анализа данных (тестирования на стационарность и моделирования) будет создан график, который позволит наглядно увидеть, как изменяются значения временного ряда с течением времени (рис. 1).

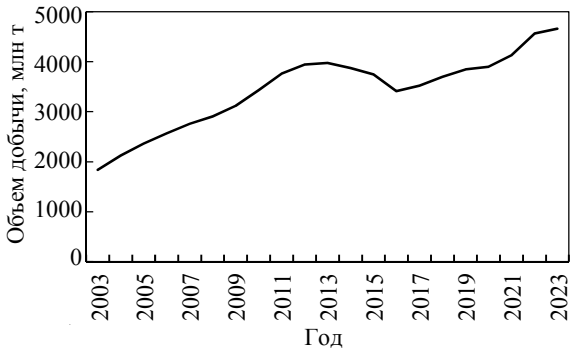

Рис. 1. Динамика изменения объемов добычи угля в Китае с 2003 по 2023 г., млн т
Fig. 1. Dynamics of change in coal production in China from 2003 to 2023, million tonnes

С помощью программы SPSS (Statistical Package for the Social Sciences) был проведен тест ADF на данных о добыче угля в Китае с 2003 по 2023 гг., результаты тестов представлены в табл. 1, $P = 0.0001$ (p-значение). P находится в пределах от 0 до 1 и отражает вероятность наступления определенного события. Если $P < 0.05$, можно отклонить нулевую гипотезу, считая, что коэффициент статистически значим и отличается от нуля. В таком случае данный порядок запаздывания полезен и может быть сохранен в модели. Если $P > 0.05$, то отклонить нулевую гипотезу нельзя, что означает, что коэффициент статистически незначим, и этот порядок запаздывания можно исключить из модели для ее упрощения. С помощью SPSS была вычислена статистика ADF (значение v – результат теста). Полученные результаты свидетельствуют о том, что нулевая гипотеза (о наличии единичного корня и не стационарности ряда) отвергается на соответствующем уровне значимости, что подтверждает стационарность временного ряда. Применительно к значению AIC (Akaike Information Criterion) модель разностей первого порядка обладает наименьшим значением и, следовательно, считается оптимальной.

Таким образом, при построении модели MA порядок разности d должен быть выбран равным 1, т. е. для анализа должна использоваться модель ARIMA (p, 1, q), где конкретные порядки p и q должны быть определены посредством комбинирования с другой информацией – такой, как графики автокорреляции (ACF) и частичной автокорреляции (PACF) [20].

Табл. 1. Таблица тестов ADF на данных о производственных мощностях при добыче угля в Китае с 2003 по 2023 гг.
Tab. 1. ADF test table on data of production capacity in coal mining in China from 2003 to 2023

Параметр	d	v	P	AIC
Производственные мощности	0	1.209	0.67	162.09
	1	4.164	0.001	129.934
	2	4.075	0.001	152.635

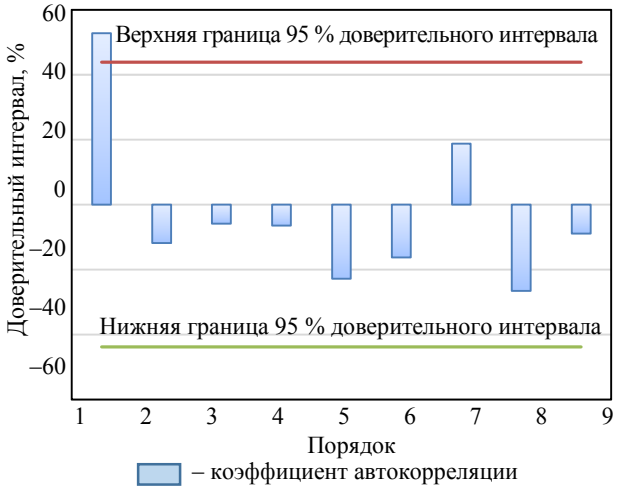

Рис. 2. Диаграмма частичной автокорреляции для конечных дифференциальных данных (PACF)
Fig. 2. Partial autocorrelation diagram for finite differential data (PACF)

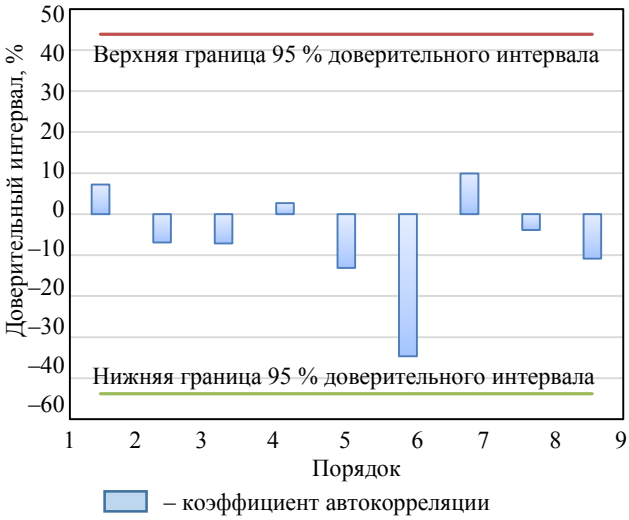

Рис. 3. График смещенной автокорреляции остатков модели (ACF)
Fig. 3. Shifted autocorrelation plot of model residuals (ACF)

Порядок (p, q) определяется автокорреляционной функцией ACF и частичной автокорреляционной функцией PACF выборочного ряда, а результаты, представленные на рис. 2 и 3, рассчитаны на основе приведенных данных.

В анализе временных рядов порядок относится к количеству лагов, используемых в модели.

Анализируются графики ACF и PACF, и, в соответствии с правилом суждения, приведенным в табл. 2, если графики ACF или PACF равны или близки к 0 после соответствующего p- и q-порядка, то они считаются усеченными; если они не достигают 0 после определенного шага, а затухают экспоненциально или в виде синусоидальной волны, – имеющими хвосты. Порядок авторегрессии $q = 1$, а порядок скользящего среднего $q = 0$. Параметры модели определяются как ARIMA (1,1,0).

В рамках методологического подхода было осуществлено комбинированное применение информационного критерия AIC и программного пакета SPSS. Данный инструментарий позволил автоматизировать процесс построения множества альтернативных моделей с последующим проведением их сравнительного анализа. На основе полученных результатов, систематизированных в табл. 3, была верифицирована и выбрана оптимальная модель, демонстрирующая наивысшую статистическую обоснованность.

Конкретная форма модели ARIMA представляется в виде формул

$$x_t = 67.077 + 0.589x_{t-1}.$$

Применение методов моделирования для прогнозирования добычи угля. ***Источники данных.*** В данной статье используются данные Национального бюро статистики (NBS), для построения базы прогнозов выбраны ежегодные данные о добыче каменного угля в Китае с 2003 по 2023 гг., а также прогнозируются будущие тенденции добычи каменного угля в соответствии с тенденцией данных. Конкретные изменения производства государственного рядового угля с 2003 по 2023 гг. представлены в табл. 4 [23]. Согласно тенденции производства основных государственных угольных шахт добыча государственного рядового угля начала расти с 2003 г., а затем произошло ее короткое снижение в 2013 г., когда на рынке угля наблюдался короткий период избытка мощностей. Однако после 2016 г. добыча продолжила расти до 2023 г. В условиях высокого спроса на уголь обеспечение соответствия между общими объемами добычи и потребления угля – ключевое условие нормального функционирования угольного рынка. Согласно данным Национального бюро статистики, добыча каменного угля в Китае сохраняет стабильный рост, в то время как импорт растет высокими темпами. В 2023 г. объем добычи угля в крупных отраслях достиг 4.66 млрд т, что на 2.9 % больше по сравнению с прошлым годом. Импорт угля составил 470 млн т, увеличившись на 61.8 % по сравнению с 2022 г. В декабре 2023 г. добыча угля в крупных отраслях составила 410 млн т, что на 1.9 % выше показателей за аналогичный период прошлого года, при этом темпы роста замедлились на 2.7 процентных пункта по сравнению с ноябрем, а средний объем добычи составил 13.36 млн т/сут. Импортный уголь составил 47.3 млн т, увеличившись на 53.0 % в годовом исчислении, при этом темпы роста увеличились на 18.2 процентного пункта по сравнению с ноябрем.

Табл. 2. Правила суждения для шагов p и q
Tab. 2. Judgement rules for steps p and q

Моделирование	ACF	PACF
AR (p)	Затухание до 0 (геометрическое или осциллирующее)	p-усечение после степени
MA (q)	q-усечение после степени	Затухание до 0 (геометрическое или осциллирующее)
ARIMA (p, q)	Затухание до 0 после порядка q (геометрическое или осциллирующее)	Затухание до 0 после p-го порядка (геометрическое или колебательное)

Табл. 3. Таблица параметров модели ARIMA (1,1,0)
Tab. 3. ARIMA (1,1,0) model parameters table

Параметр	Коэффициент	Стандартная ошибка	z-значение	p-значение
Константа	**67.077**	33.886	1.979	0.048
AR-параметр	**0.529**	0.144	3.681	0.000

Табл. 4. Производство угля в Китае с 2003 по 2023 гг.
Tab. 4. China's coal production from 2003 to 2023

Год	Добыча угля, млн т	Темп роста, %
2003	1834.9	–
2004	2122.6	15.68
2005	2365.2	11.43
2006	2569.7	8.65
2007	2759.9	7.40
2008	2903.4	5.20
2009	3115.4	7.30
2010	3428.5	10.05
2011	3764.4	9.80
2012	3945.1	4.80
2013	3974.3	0.74
2014	3873.9	2.53
2015	3746.5	3.29
2016	3410.6	8.97
2017	3523.6	3.31
2018	3697.7	4.94
2019	3846.3	4.02
2020	3901.6	1.44
2021	4125.8	5.75
2022	4561.5	10.56
2023	4658.4	2.12

Эмпирический анализ. В данном исследовании для анализа угледобычи за определенный период и прогнозирования ее будущих тенденций мы использовали четыре различных прогностических модели. Табл. 5 и рис. 4 демонстрируют результаты прогнозирования угледобычи для различных годов с использованием этих моделей и сравнивают значения ошибок. В таблице приведены прогнозируемые значения, фактические данные по добыче угля и соответствующие ошибки для каждой модели. Сравнив эти данные, можно оценить точность и применимость различных моделей, что позволит более обоснованно принимать решения в будущем.

Оценка полученных результатов. Для оценки качества моделей рассчитаны коэффициенты детерминации [24]:

$$r^2 = 1 - \frac{s_y^2}{s_1^2}.$$

Значение стандартной ошибки представляется в виде

$$s_y^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n} (y_i - y_t)^2}{(n-m)}.$$

Табл. 5. Сравнение результатов прогнозной модели
Tab. 5. Comparison of forecast model results

Год	Добыча угля								
	Фактическое значение, млн т	Линейная модель, млн т	Значение ошибки	Модель прогнозирования серого, млн т	Значение ошибки	Экспоненциально сглаженные, млн т	Значение ошибки	ARIMA, млн т	Значение ошибки
2003	1834.9	2323.6	–488.7	1834.9	0	1834.9	287.7	1834.9	0
2004	2122.6	2434.7	–312.1	2583.6	–461.1	2093.8	271.4	1981.3	141.3
2005	2365.2	2545.8	–180.7	2674.5	–309.3	2338.1	231.6	2342.8	22.4
2006	2569.7	2657.0	–87.2	2766.5	–196.8	2546.5	213.4	2561.8	7.9
2007	2759.9	2768.1	–8.2	2859.6	–99.7	2738.6	164.8	2746.4	13.5
2008	2903.4	2879.2	24.2	2953.9	–50.6	2886.9	228.5	2929.1	–25.7
2009	3115.4	2990.3	125.1	3049.4	65.9	3092.6	335.9	3048.2	67.2
2010	3428.5	3101.4	327.1	3146.1	282.3	3394.9	369.5	3296	132.5
2011	3764.4	3212.5	551.9	3244.0	520.3	3727.5	217.6	3662	102.4
2012	3945.1	3323.6	621.5	3343.2	601.9	3923.3	51.0	4009.9	–64.8
2013	3974.3	3434.7	539.6	3443.6	530.7	3969.2	–95.3	4109.3	–135.0
2014	3873.9	3545.8	328.1	3545.2	328.7	3883.4	–136.9	4059.3	–185.4
2015	3746.5	3657.0	89.6	3648.1	98.3	3760.2	–349.6	3891.1	–144.6
2016	3410.6	3768.1	–357.5	3752.3	–341.8	3445.6	78.0	3749.5	–338.9
2017	3523.6	3879.2	–355.6	3857.9	–334.3	3515.8	181.9	3304.5	219.1
2018	3697.7	3990.3	–292.6	3964.7	–267.0	3679.5	166.8	3652.4	45.3
2019	3846.3	4101.4	–255.1	4072.9	–226.6	3829.6	72.0	3858.5	–12.2
2020	3901.6	4212.5	–310.9	4182.4	–280.9	3894.4	231.4	3993.8	–92.2
2021	4125.8	4323.6	–197.8	4293.3	–167.6	4102.7	458.8	4000.2	125.6
2022	4561.5	4434.7	126.8	4405.6	155.8	4515.6	142.8	4312.8	248.7
2023	4658.4	4545.8	112.5	4519.3	139.0	1834.9	287.7	4859.2	–200.8

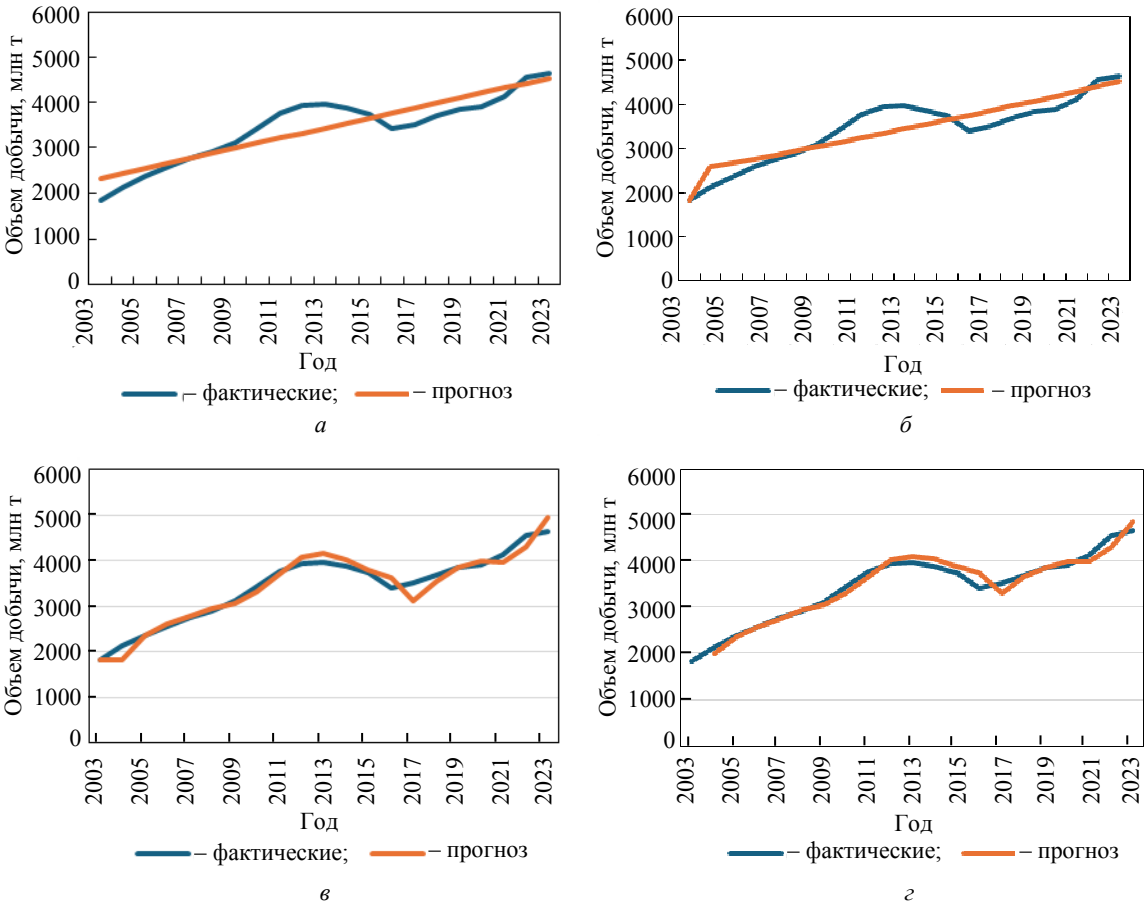

Рис. 4. Построение прогнозных моделей: *а* – линейная модель; *б* – модель прогнозирования серого; *в* – модель экспоненциального сглаживания; *г* – модель ARIMA
Fig. 4. Construction of forecasting models: *а* – linear model; *б* – grey forecasting model; *в* – exponential smoothing model; *г* – ARIMA model

Общее отклонение представляется в виде

$$s_1^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - y_t)^2}{(n-m)}.$$

В табл. 6 представлены коэффициенты детерминации для всех построенных моделей.

Табл. 6. Сводная таблица коэффициента детерминации
Tab. 6. Determination coefficient summary table

Прогнозная модель	Коэффициент детерминации
Модель линейной регрессии	0.814
Серая модель прогнозирования	0.831
Модель прогнозирования с экспоненциальным сглаживанием	0.956
Модель ARIMA	0.959

Коэффициент детерминации должен быть в пределах $0 \le r^2 \le 1$. Чем ближе значение коэффициента к единице, тем выше качество выбранной модели [25]. Приемлемая модель должна иметь коэффициент детерминации не ниже 0.5, модели с коэффициентом детерминации 0.8 и выше считаются достаточно качественными. Значение $r^2 = 1$ свидетельствует о наличии полной функциональной зависимости между переменными.

Согласно табл. 6 коэффициент детерминации для регрессионной модели прогнозирования, серой модели, модели экспоненциального сглаживания и модели ARIMA превышает 0.8. Это позволяет сделать вывод о том, что все четыре модели подходят для прогнозирования производства рядового угля, при этом коэффициент детерминации модели ARIMA наиболее близок к 1. В связи с этим в данной статье для прогнозирования производства рядового угля в Китае на период с 2024 по 2026 гг. будет применяться именно она.

Оценка доверительных интервалов. Результат, полученный с использованием модели прогнозирования при добыче рядового угля, не однозначен, а несет в себе определенную степень неопределенности. Доверительные интервалы способны количественно оценить эту неопределенность, а интервальное прогнозирование – это предсказание будущего, при котором предполага-

ется определенный интервал (доверительный интервал), т. е. диапазон значений прогнозируемого показателя [26]:

$$\Delta = \pm t_\alpha S_\pi.$$

Здесь S_π – стандартное отклонение прогноза, вычисляемое по уравнению

$$S_\pi = S_y \sqrt{1 + \frac{1}{n} + \frac{(t_k - \bar{t})^2}{\sum (t_i - \bar{t})^2}},$$

где S_y представляет собой среднюю квадратичную ошибку (MSE), которая рассчитывается по формуле

$$S_y^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2}{n - m}$$

(n – количество измерений, m – количество параметров модели); t_α – значение статистики ħ Стьюдента (выберем уровень значимости 5 %) наиболее важно. Число степеней свободы – 20, тогда по таблице распределения Стьюдента [27] находим $t_\alpha = 2.039$.

Прогнозный диапазон добычи угля в Китае с 2024 по 2026 гг. получен расчетным путем (табл. 7).

Табл. 7. Прогноз производства рядового угля в Китае на период с 2024 по 2026 гг.
Tab. 7. China's raw coal production forecast for the period from 2024 to 2026

Год	Прогноз, млн т
2024	5062.04…4495.56
2025	5427.61…4395.39
2026	5775.50…4325.76

Заключение. В данном исследовании разработана модель прогнозирования добычи угля в Китае с использованием нескольких методов: линейной регрессии, серой модели, метода экспоненциального сглаживания и модели ARIMA. Для каждой из моделей проведена оценка качества прогноза с использованием коэффициентов детерминации, значения которых для всех моделей выше 0.8, что свидетельствует о высоком уровне точности прогнозирования. Наибольшие коэффициенты детерминации были получены для модели экспоненциального сглаживания и ARIMA, что подтверждает их высокую эффективность и точность при прогнозировании будущих объемов добычи угля.

Модель ARIMA, в частности, показала наилучшие результаты при прогнозировании добычи угля в Китае на период с 2024 по 2026 гг. Прогнозы, полученные с помощью данной модели, могут значительно способствовать более эффективному планированию производства и оптимизации производственных процессов угольных компаний. Прогнозируемые значения добычи угля в Китае в ближайшие годы составляют 44.96…50.62 млн т в 2024 г., 43.95…54.28 млн т в 2025 г. и 43.26…57.76 млн т в 2026 г.

Результаты исследования подчеркивают важность точного прогнозирования для устойчивого развития угольной промышленности Китая, что способствует оптимизации ресурсных и производственных планов угольных предприятий, повышению их конкурентоспособности и минимизации операционных рисков. Более того, это ключевые прогнозы для принятия стратегических управленческих решений, связанных с развитием энергетической безопасности и адаптацией к изменяющимся условиям мирового энергетического рынка.

В дальнейшем целесообразно рассмотреть интеграцию гибридных прогнозных моделей, включающих машинное обучение и нейросетевые алгоритмы, для повышения точности предсказаний и учета дополнительных факторов, влияющих на динамику угледобычи.

Список литературы

1. Иванов Н. А., Сарычев А. Е., Стоянов И. А. Роль угля в мировом энергопереходе // Горная промышленность. 2023. № 4. С. 102–108. doi: 10.30686/1609-9192-2023-4-102-108.

2. Lei Z., Jienan P., Xiaomin Z. Fuzzy comprehensive evaluation of mining geological condition in the no. 9 coal seam, Linhuan coal mine, Huaibei Coalfield, China // Proc. Environmental Sci. 2012. Vol. 12, part A. P. 9–16. doi: 10.1016/j.proenv.2012.01.240.

3. On determining coal classification indicators for establishing dangerous properties of mines / M. Antoshchenko, V. Tarasov, R. Zaika, O. Zolotarova, O. Zakharova // Geo-Techn. mechanics. 2020. № 152. P. 149–159. doi: 10.15407/geotm2020.152.149.

4. Analysis 320 coal mine accidents using structural equation modeling with unsafe conditions of the rules and regulations as exogenous variables / Y. Zhang, W. Shao, M. Zhang, H. Li, S. Yin, Y. Xu // Accident Analysis and Prevention. 2016. Vol. 92. P. 189–201. doi: 10.1016/j.aap.2016.02.021.

5. From correlation to causality: Path analysis of accident-causing factors in coal mines from the perspec-

tive of human, machinery, environment and management / Z. Fa, X. Li, Z. Qiu, Q. Liu, Zh. Zhai // Resources Policy. 2021. Vol. 73, no. 6. P. 102157. doi: 10.1016/j.resourpol.2021.102157.

6. Lin B., Liu J. Estimating coal production peak and trends of coal imports in China // Energy Policy. 2010. Vol. 38, no. 1. P. 512–519. doi: 10.1016/j.enpol.2009.09.042.

7. Li Y., Chiu Y., Lin T.-Y. Coal production efficiency and land destruction in China's coal mining industry // Resources Policy. 2019. Vol. 63, no. 3. P. 101449. doi: 10.1016/j.resourpol.2019.101449.

8. Wang C., Ducruet C. Transport corridors and regional balance in China: the case of coal trade and logistics // J. of Transport Geography. 2014. Vol. 40. P. 3–16. doi: 10.1016/j.jtrangeo.2014.08.009.

9. Coal production in China: past, present, and future projections / X. Bai, H. Ding, J. Lian, D. Ma, X. Yang, N. Sun, W. Xue, Y. Chang // Intern. Geology Rev. 2020. Vol. 60, no. 5–6. P. 535–547. doi: 10.1080/00206814.2017.1301226.

10. Zhang N., Lior N., Jin H. The energy situation and its sustainable development strategy in China // Energy. 2011. Vol. 36, no. 6. P. 3639–3649. doi: 10.1016/j.energy.2011.01.035.

11. China's post-coal growth / Y. Qi, N. Stern, T. Wu, J. Lu, F. Green // Nature Geosci. 2016. Vol. 9, no. 8. P. 564–566. doi: 10.1038/ngeo2777.

12. Xiaoping W., Lixian S. Apply ARIMA model to forecast China scoal production // J. of China Coal Soc. 2006. No. 9. P. 12–14. https://www.mtxb.com.cn/indexen.htm (дата обращения: 14.01.2025)

13. Simanjuntak G. N., Salam N., Maisarah M. Peramalan jumlah produksi batubaramenggunakan metode arima (studi kasus: Pt Arutmin Indonesia site Asam-Asam) // Epsilon: J. Matematika Murni dan Terapan. 2023. Vol. 17, no. 1. P. 117–132. doi: 10.20527/epsilon.v17i1.9288.

14. Vaziri M., Hutchinson J. Short-run forecasting of United States coal production // Intern. J. of Mining and Geological Engin. 1987. Vol. 5, no. 4. P. 419–432.

15. Coal production forecast and low carbon policies in China / J. Wang, Y. Dong, J. Wu, R. Mu, H. Jiang // Energy Policy. 2011. Vol. 39, no. 10. P. 5970–5979. doi: 10.1016/j.enpol.2011.06.058.

16. Xie Y. Raw coal production forecast based on time series and Grey Prediction // Coal Technol. 2021. P. 221–224. https://www.jjmjs.com.cn/en/issue/259.html (дата обращения: 18.01.2025).

17. Cui W. Forecasting model of coal demand and supply // J. of Xi'an University of Sci. and Technol. 2008. P. 503–506. https://scispace.com/journals/journal-of-xi-an-university-of-science-and-technology-314lqg4g/2008 (дата обращения: 12.01.2025).

18. Cai T. T., Hall P. Prediction in functional linear regression // Ann. Statist. 2006. Vol. 34, no. 5. P. 2159–2179. doi: 10.1214/009053606000000830.

19. Kayacan E., Ulutas B., Kaynak O. Grey system theory-based models in time series prediction // Expert Syst. with Appl. 2010. Vol. 37, no. 2. P. 1784–1789. doi: 10.1016/j.eswa.2009.07.064.

20. A comparison between seasonal autoregressive integrated moving average (SARIMA) and exponential smoothing (ES) based on time series model for forecasting road accidents / M. B. A. Rabbani, M. A. Musarat, W. S. Alaloul, M. S. Rabbani, A. Maqsoom, S. Ayub, H. Bukhari, M. Altaf // Arabian J. for Sci. and Engin. 2021. Vol. 46, no. 3. P. 11113–11138. doi: 10.1007/s13369-021-05650-3.

21. Li S., Yang X., Li R. Forecasting China's coal power installed capacity: A Comparison of MGM, ARIMA, GM-ARIMA, and NMGM Models // Sustainability. 2018. Vol. 10, no. 2. P. 506. doi: 10.3390/su10020506.

22. Forecasting of demand using ARIMA model / J. Fat-tah, L. Ezzine, Z. Aman, H. El Moussami, A. Lachhab // Intern. J. of Eng. Business Management. 2018. Vol. 10. P. 1−9. doi: 10.1177/1847979018808673.

23. National Bureau of Statistics of China. URL: https://www.stats.gov.cn/ (дата обращения: 01.10.2024).

24. Chicco D., Warrens M. J., Jurman G. The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation // PeerJ Comp. Sci. 2021. Vol. 7. P. 1–24. doi: 10.7717/peerj-cs.623.

25. Zhang D. A coefficient of determination for generalized linear models // The Am. Statistician. 2017. Vol. 71, no. 4. P. 310–316. doi: 10.1080/00031305.2016.1256839.

26. Cumming G. Understanding the new statistics: Effect sizes, confidence intervals, and meta-analysis. NY: Taylor and Francis, 2013. 536 p.

27. Математическая статистика для психологов. Таблица критических значений t-критерия Стьюдента. URL: https://statpsy.ru/t-student/t-test-tablica/?ysclid=m28sx6fvr2873099853 (дата обращения: 01.10.2024).

Информация об авторах

Первухин Дмитрий Анатольевич – д-р техн. наук, профессор, зав. кафедрой системного анализа и управления Санкт-Петербургского горного университета императрицы Екатерины II, 21-я линия, д. 2, В. О., Санкт-Петербург, 199106, Россия.
E-mail: pervuchin@rambler.ru
https://orcid.org/0000-0003-3547-2932

Тан Лиша – аспирантка кафедры системного анализа и управления Санкт-Петербургского горного университета императрицы Екатерины II, 21-я линия, д. 2, В. О., Санкт-Петербург, 199106, Россия.
E-mail: tang.lisha@mail.ru

Афанасьева Ольга Владимировна – канд. техн. наук, доцент кафедры высшей математики и механики Санкт-Петербургского государственного университета аэрокосмического приборостроения, Большая Морская ул., 67, Санкт-Петербург, 190000, Россия.
E-mail: ovaf72@guap.ru
https://orcid.org/0000-0003-3169-4781

Вклад авторов:

Первухин Д. А. – предоставил основные идеи исследования, разработал научные и обоснованные методы исследования.

Тан Лиша – сбор данных с использованием статистического программного обеспечения и профессиональных знаний для анализа данных и написания исследовательских отчетов.

Афанасьева О. В. – обзор и редактирование отчета об исследовании.

References

1. Ivanov N. A., Sarychev A. E., Stojanov I. A. Rol' uglja v mirovom jenergoperehode // Gornaja promyshlennost'. 2023. № 4. S. 102–108. doi: 10.30686/1609-9192-2023-4-102-108. (In Russ.).

2. Lei Z., Jienan P., Xiaomin Z. Fuzzy comprehensive evaluation of mining geological condition in the no. 9 coal seam, Linhuan coal mine, Huaibei Coalfield, China // Proc. Environmental Sci. 2012. Vol. 12, part A. P. 9–16. doi: 10.1016/j.proenv.2012.01.240.

3. On determining coal classification indicators for establishing dangerous properties of mines / M. Antoshchenko, V. Tarasov, R. Zaika, O. Zolotarova, O. Zakharova // Geo-Techn. mechanics. 2020. № 152. P. 149–159. doi: 10.15407/geotm2020.152.149.

4. Analysis 320 coal mine accidents using structural equation modeling with unsafe conditions of the rules and regulations as exogenous variables / Y. Zhang, W. Shao, M. Zhang, H. Li, S. Yin, Y. Xu // Accident Analysis and Prevention. 2016. Vol. 92. P. 189–201. doi: 10.1016/j.aap.2016.02.021.

5. From correlation to causality: Path analysis of accident-causing factors in coal mines from the perspective of human, machinery, environment and management / Z. Fa, X. Li, Z. Qiu, Q. Liu, Zh. Zhai // Resources Policy. 2021. Vol. 73, no. 6. P. 102157. doi: 10.1016/j.resourpol.2021.102157.

6. Lin B., Liu J. Estimating coal production peak and trends of coal imports in China // Energy Policy. 2010. Vol. 38, no. 1. P. 512–519. doi: 10.1016/j.enpol.2009.09.042.

7. Li Y., Chiu Y., Lin T.-Y. Coal production efficiency and land destruction in China's coal mining industry // Resources Policy. 2019. Vol. 63, no. 3. P. 101449. doi: 10.1016/j.resourpol.2019.101449.

8. Wang C., Ducruet C. Transport corridors and regional balance in China: the case of coal trade and logistics // J. of Transport Geography. 2014. Vol. 40. P. 3–16. doi: 10.1016/j.jtrangeo.2014.08.009.

9. Coal production in China: past, present, and future projections / X. Bai, H. Ding, J. Lian, D. Ma, X. Yang, N. Sun, W. Xue, Y. Chang // Intern. Geology Rev. 2020. Vol. 60, no. 5–6. P. 535–547. doi: 10.1080/00206814.2017.1301226.

10. Zhang N., Lior N., Jin H. The energy situation and its sustainable development strategy in China // Energy. 2011. Vol. 36, no. 6. P. 3639–3649. doi: 10.1016/j.energy.2011.01.035.

11. China's post-coal growth / Y. Qi, N. Stern, T. Wu, J. Lu, F. Green // Nature Geosci. 2016. Vol. 9, no. 8. P. 564–566. doi: 10.1038/ngeo2777.

12. Xiaoping W., Lixian S. Apply ARIMA model to forecast China scoal production // J. of China Coal Soc. 2006, n. 9. P. 12–14. https://www.mtxb.com.cn/indexen.htm (data obrashhenija: 14.01.2025)

13. Simanjuntak G. N., Salam N., Maisarah M. Peramalan jumlah produksi batubaramenggunakan metode arima (studi kasus: Pt Arutmin Indonesia site Asam-Asam) // Epsilon: J. Matematika Murni dan Terapan. 2023. Vol. 17, no. 1. P. 117–132. doi: 10.20527/epsilon.v17i1.9288.

14. Vaziri M., Hutchinson J. Short-run forecasting of United States coal production // Intern. J. of Mining and Geological Engin. 1987. Vol. 5, no. 4. P. 419–432.

15. Coal production forecast and low carbon policies in China / J. Wang, Y. Dong, J. Wu, R. Mu, H. Jiang // Energy Policy. 2011. Vol. 39, no. 10. P. 5970–5979. doi: 10.1016/j.enpol.2011.06.058.

16. Xie Y. Raw coal production forecast based on time series and Grey Prediction // Coal Technol. 2021. P. 221–224. https://www.jjmjs.com.cn/en/issue/259.html (data obrashhenija: 18.01.2025).

17. Cui W. Forecasting model of coal demand and supply // J. of Xi'an University of Sci. and Technol. 2008. P. 503–506. https://scispace.com/journals/journal-of-xi-an-university-of-science-and-technology-314lqg4g/2008 (data obrashhenija: 12.01.2025).

18. Cai T. T., Hall P. Prediction in functional linear regression // Ann. Statist. 2006. Vol. 34, no. 5. P. 2159–2179. doi: 10.1214/009053606000000830.

19. Kayacan E., Ulutas B., Kaynak O. Grey system theory-based models in time series prediction // Expert Syst. with Appl. 2010. Vol. 37, no. 2. P. 1784–1789. doi: 10.1016/j.eswa.2009.07.064.

20. A comparison between seasonal autoregressive integrated moving average (SARIMA) and exponential smoothing (ES) based on time series model for forecasting road accidents / M. B. A. Rabbani, M. A. Musarat, W. S. Alaloul, M. S. Rabbani, A. Maqsoom, S. Ayub, H. Bu-

khari, M. Altaf // Arabian J. for Sci. and Engin. 2021. Vol. 46, no. 3. P. 11113–11138. doi: 10.1007/s13369-021-05650-3.

21. Li S., Yang X., Li R. Forecasting China's coal power installed capacity: A Comparison of MGM, ARIMA, GM-ARIMA, and NMGM Models // Sustainability. 2018. Vol. 10, no. 2. P. 506. doi: 10.3390/su10020506.

22. Forecasting of demand using ARIMA model / J. Fat-tah, L. Ezzine, Z. Aman, H. El Moussami, A. Lachhab // Intern. J. of Eng. Business Management. 2018. Vol. 10. P. 1–9. doi: 10.1177/1847979018808673.

23. National Bureau of Statistics of China. URL: https://www.stats.gov.cn/ (дата обращения: 01.10.2024).

24. Chicco D., Warrens M. J., Jurman G. The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation // PeerJ Comp. Sci. 2021. Vol. 7, P. 1–24. doi: 10.7717/peerj-cs.623.

25. Zhang D. A coefficient of determination for generalized linear models // The Am. Statistician. 2017. Vol. 71, no. 4. P. 310–316. doi: 10.1080/00031305.2016.1256839.

26. Cumming G. Understanding the new statistics: Effect sizes, confidence intervals, and meta-analysis. NY: Taylor and Francis, 2013. 536 p.

27. Matematicheskaja statistika dlja psihologov. Tablica kriticheskih znachenij *t*-kriterija St'judenta. URL: https://statpsy.ru/t-student/t-test-tablica/?ysclid=m28sx6fvr2873099853 (data obrashhenija: 01.10.2024). (In Russ.).

Information about the authors

Dmitry A. Pervukhin – Dr Sci. (Eng.), Professor, Head of the Department of System Analysis and Management, Catherine II Saint Petersburg Mining University Empress, 21st line, 2, Vasilievsky Island, Saint Petersburg, 199106, Russia.
E-mail: pervuchin@rambler.ru
https://orcid.org/0000-0003-3547-2932

Tan Lisha – postgraduate student of the Department of System Analysis and Management, Empress Catherine II Saint Petersburg Mining University, 21st line, 2, Vasilievsky Island, Saint Petersburg, 199106, Russia.
E-mail: tang.lisha@mail.ru

Olga V. Afanaseva – Cand. Sci. (Eng.), Associate Professor of the Department of Higher Mathematics and Mechanics, Saint Petersburg State University of Aerospace Instrumentation, Bolshaya Morskaya St., 67, St. Petersburg, 190000, Russia.
E-mail: ovaf72@guap.ru
https://orcid.org/0000-0003-3169-4781

Author contribution statement:
Pervukhin D. A. – provided the main research ideas and developed scientifically grounded research methods.
Tan Lisha – collected data, utilized statistical software, applied professional expertise for data analysis, and wrote research reports.
Afanasyeva O. V. – reviewed and edited the research report.

Статья поступила в редакцию 19.11.2024; принята к публикации после рецензирования 03.03.2025; опубликована онлайн 25.04.2025.

Submitted 19.11.2024; accepted 03.03.2025; published online 25.04.2025.