

**Дьячкова В. В., \*Коваленко Е. С.**  
Донбасский государственный технический университет  
\*E-mail: kathrisyan@yandex.ru

## **НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ОБЪЕМА ЗАКУПОК НА МЕТАЛЛУРГИЧЕСКОМ ПРЕДПРИЯТИИ**

*В статье представлена нейросетевая модель прогнозирования объема закупок на металлургическом предприятии. Модель разработана с учетом сезонных, производственных и внешнеэкономических факторов, влияющих на объемы закупок сырья, оборудования и материалов. Проведен анализ временных рядов, построена архитектура модели на основе рекуррентной нейронной сети (RNN) с элементами LSTM, выполнено обучение на реальных данных предприятия. Оценена точность прогноза и обоснована целесообразность применения модели в управлении закупками.*

**Ключевые слова:** прогнозирование, закупки, металлургия, искусственный интеллект, нейросеть, LSTM, логистика, цифровизация.

**Проблема и ее связь с научными и практическими задачами.** Металлургическая отрасль характеризуется высокой капиталоемкостью, сложной логистикой и критической зависимостью производственных процессов от стабильного снабжения сырьевыми и вспомогательными материалами. Эффективное управление закупками становится ключевым фактором обеспечения бесперебойной работы металлургического предприятия и повышения его конкурентоспособности. Ошибки в прогнозировании объемов закупок могут привести как к избыточным запасам и росту складских затрат, так и к дефициту материалов, срывам в производственном цикле и непредвиденным финансовым потерям.

Традиционные методы прогнозирования, основанные на линейной регрессии, скользящем среднем или модели SARIMA, демонстрируют ограниченные возможности при наличии сложных нелинейных зависимостей и сезонных флюктуаций, характерных для промышленного сектора. Кроме того, такие подходы плохо адаптируются к изменяющимся рыночным условиям и не позволяют эффективно учитывать внешние макроэкономические и отраслевые факторы.

С развитием технологий машинного обучения и искусственного интеллекта по-

является возможность построения интеллектуальных систем прогнозирования, способных выявлять скрытые закономерности и тренды на основе анализа больших объемов данных за предыдущие периоды. Одним из наиболее перспективных направлений является применение рекуррентных нейронных сетей (RNN), в частности их модификации LSTM (Long Short-Term Memory), показавших высокую эффективность в задачах прогнозирования временных рядов.

Несмотря на растущий интерес к нейросетевым методам в логистике и управлении цепочками поставок, их применение в контексте прогнозирования объемов закупок на металлургических предприятиях пока недостаточно обосновано и требует дополнительных исследований.

**Анализ последних исследований и публикаций.** В последнее время ученые и практики активно решали проблемы прогнозирования объемов закупок и продаж на предприятиях. А. В. Журавлев, О. И. Кныш, И. А. Зарубина [1] занимались вопросами прогнозирования объемов закупки лекарственных препаратов. Е. З. Климова, Т. В. Крылова, С. Н. Казначеева [2] рассматривали подходы к управлению процессом прогнозирования продаж в организации, которые можно применить и к

---

**МАТЕМАТИЧЕСКИЕ, СТАТИСТИЧЕСКИЕ И ИНСТРУМЕНТАЛЬНЫЕ МЕТОДЫ В ЭКОНОМИКЕ**


---

управлению закупками. А. М. Колчин, А. Н. Шиков [3] занимались прогнозированием закупок предприятия на основе искусственных нейронных сетей. Н. И. Гарипов [4] занимался прогнозированием объемов закупки с учетом складских остатков. М. В. Хачатуриян, Е. В. Кличева [5] анализировали особенности применения машинного обучения в процессах управления цепочками поставок российских компаний в современных условиях. С. А. Сергеева, Н. М. Буличникова [6] решали проблемы оптимизации государственных закупок с использованием искусственного интеллекта и новых технологий.

Несмотря на значительное количество публикаций, посвященных прогнозированию объема закупок, вопросы применения нейросетевых моделей в управлении закупками на металлургических предприятиях еще недостаточно проработаны и являются актуальными.

**Постановка задачи.** Целью статьи является разработка нейросетевой модели прогнозирования объема закупок на металлургическом предприятии.

Для достижения данной цели необходимо решить следующие **задачи**:

- подготовить данные, сформировать обучающую и тестовую выборки для обучения модели;
- разработать архитектуру нейросетевой модели;
- провести обучение модели;
- сравнить точность прогноза нейросетевой модели с классическими подходами (SARIMA, линейная регрессия).

**Изложение материалов и результатов.** Для построения нейросетевой модели прогнозирования объемов закупок использовались данные металлургического предприятия ООО «ЮГМК» (г. Алчевск) за период 2021–2024 гг. Основным объектом исследования являлись объемы закупок ключевых видов сырья: железорудного концентратата, металлопроката, извести, ферросплавов и огнеупорных материалов.

Источники данных включали:

- внутренние учетные системы предприятия (ERP), содержащие информацию о фактических объемах закупок по месяцам, договорах поставок, производственных планах и уровнях складских остатков;

- производственные показатели: объем выплавки стали и чугуна, коэффициент использования мощностей, данные по простоям, текущему и капитальному ремонту оборудования;

- внешние макроэкономические индикаторы [7]: индекс цен производителей по металлургической продукции, курс рубля, стоимость энергетических ресурсов (уголь, газ), показатели мировой конъюнктуры (например, цена на железную руду и сталь на мировых биржах);

- сезонные и календарные факторы: количество рабочих дней в месяце, наличие праздничных периодов, погодные аномалии;

- специфику работы предприятия в зоне проведения СВО: внеплановое отключение света, нарушение логистики, особенности правового поля, форс-мажорные обстоятельства и воздушные атаки.

Подготовка данных включает следующие этапы:

1. Очистка временных рядов. Были устраниены выбросы, связанные с разовыми крупными поставками, а также пропуски, вызванные отсутствием закупочной активности в отдельных месяцах.

2. Нормализация признаков. Все числовые показатели приведены к единой шкале с использованием Min-Max нормализации для обеспечения корректного обучения модели.

3. Формирование обучающей выборки. Временные ряды агрегированы по месяцам, а каждый целевой показатель (объем закупки по конкретному виду сырья) был представлен с лагами (задержками) до 12 месяцев, чтобы отразить годовые циклы. Также в модель включены внешние факторы и производственные индикаторы.

4. Разделение данных. Проведенная предобработка данных позволила сформировать датасет из 65002 позиций. Данные разбиты на обучающую выборку (80 %) и

---

**МАТЕМАТИЧЕСКИЕ, СТАТИСТИЧЕСКИЕ И ИНСТРУМЕНТАЛЬНЫЕ МЕТОДЫ В ЭКОНОМИКЕ**


---

тестовую (20 %) по хронологическому принципу. Для валидации использовалась схема скользящего окна (*rolling window*).

Модель прогнозирования построена на базе рекуррентной нейронной сети с архитектурой LSTM. Установлено, что такая модель эффективно справляется с задачами временного прогнозирования, позволяя учитывать долгосрочные зависимости и сезонные тренды, характерные для металлургического производства [8].

Авторы статьи провели серию экспериментов, направленных на разработку и оценку нейросетевой модели прогнозирования объемов закупок, и выявили оптимальные параметры архитектуры модели.

Итоговая архитектура нейросетевой модели включает:

- входной слой с 20 признаками (включая лаговые целевые: закупки ( $t-1 \dots 12$ ); производственные: простоя, уровень использования мощностей, объем выплавки стали, складские остатки; внешние: цена на железную руду, курс рубля ( $t-1$ ), индекс цен производителей, стоимость энергоресурсов, погодные аномалии; календарные: месяц, количество рабочих и праздничных дней; специфические: нарушения логистики, форс-мажорные обстоятельства);

- два слоя LSTM (по 64 и 32 нейрона) с функцией активации  $\tanh$  и внутренними ячейками памяти;

- слой Dropout с вероятностью 0,2 для предотвращения переобучения;

- плотный выходной слой с линейной функцией активации, возвращающий значение прогноза объема закупки.

Первый LSTM-слой (с 64 нейронами) служит для извлечения низкоуровневых, краткосрочных зависимостей и паттернов из входной последовательности. Этот слой должен иметь достаточную «емкость», чтобы запомнить и обработать разнообразную информацию из 20 входных признаков. Большее количество нейронов позволяет ему уловить множество возможных временных паттернов. Второй слой (с 32 нейронами) получает эти обработанные последовательности и

ищет в них более сложные, высокоуровневые и долгосрочные зависимости. Уменьшение количества нейронов — это форма регуляризации. Второй слой вынужден «сжимать» информацию, полученную от первого, и выделять только самые существенные, обобщенные признаки для окончательного прогноза. Это помогает модели избежать запоминания шума и обучаться на действительно важных зависимостях.

Последовательность, где каждый следующий слой содержит примерно в два раза меньше нейронов, чем предыдущий, является распространенной эвристикой в проектировании нейронных сетей. Это создает эффект «воронки», фокусирующей информацию.

Использование трех и более слоев могло бы сделать модель излишне глубокой для этого объема данных, увеличив риск сильного переобучения. Два слоя — это разумный компромисс, который часто используется в задачах прогнозирования временных рядов средней сложности.

Функция активации  $\tanh$  оптимальна для работы с последовательностями и включает симметричный диапазон  $[-1,1]$  и лучшие градиенты для обучения.

Обучение модели осуществлялось в среде Python с использованием библиотек TensorFlow и Keras. В качестве функции потерь применялась среднеквадратичная ошибка (MSE). Поскольку ошибка возводится в квадрат, MSE более чувствительна к выбросам и крупным колебаниям. В контексте закупок крупная ошибка (например, недоставка сырья) может парализовать всё производство, поэтому её важно избегать в первую очередь. Оптимизация проводилась с помощью алгоритма Adam. Adam автоматически настраивает шаг обучения для каждого параметра, что критически важно для глубоких сетей с разномасштабными градиентами, также хорошо работает на зашумленных данных, что характерно для промышленных временных рядов. Значение learning rate составляло 0,001, количество эпох — 150, размер батча — 32, также использовался параметр early stopping.

---

**МАТЕМАТИЧЕСКИЕ, СТАТИСТИЧЕСКИЕ И ИНСТРУМЕНТАЛЬНЫЕ МЕТОДЫ В ЭКОНОМИКЕ**


---

На основе подготовленного датасета была обучена нейросетевая модель прогнозирования объема закупок с горизонтом на 1–3 месяца вперед. В качестве целевой переменной рассматривался месячный объем закупки железорудного концентрата — одного из стратегически значимых видов сырья. Для сравнения эффективности использовались две классические модели: SARIMA и линейная регрессия. Выбор именно SARIMA и линейной регрессии в качестве моделей для сравнения является классическим и методологически правильным подходом в машинном обучении и эконометрике.

Модели оценивались по следующим метрикам:

- MAE (Mean Absolute Error) — средняя абсолютная ошибка;
- RMSE (Root Mean Square Error) — корень средней квадратичной ошибки;
- MAPE (Mean Absolute Percentage Error) — средняя абсолютная процентная ошибка.

Сравнительный анализ эффективности моделей (на годовом отрезке) приведен в таблице 1.

Как видно из таблицы 1, нейросетевая модель с архитектурой LSTM демонстрирует наилучшие показатели точности прогнозирования. Особенно значимое снижение ошибок наблюдается при высоко волатильных месяцах, где классические модели теряют адаптивность. Линейная регрессия (предсказывающая тренд) плохо уловила сезонность и показала худший результат.

SARIMA и LSTM достаточно качественно справились с сезонностью и трендом, причем LSTM имеет меньшую среднюю абсолютную процентную ошибку.

На рисунке 1 приведено сравнение фактических и прогнозных значений объемов закупки железорудного концентрата (в тыс. тонн) для LSTM-модели при проверке модели на тестовой выборке на интервале данных в период с января по июнь 2024 года.

Анализ важности входных признаков на основе алгоритма SHAP (рис. 2) показал, что наибольшее влияние на итоговое значение прогноза оказывают:

- объем выплавки стали за месяц ( $t$ );
- цена на железную руду на мировом рынке ( $t-1$ );
- остатки на складе ( $t-1$ );
- сезонный фактор (месяц года);
- динамика курса рубля ( $t-1$ ).

Таким образом, модель не только обеспечивает высокую точность, но и предоставляет интерпретируемые выводы, значимые для специалистов по логистике и снабжению. Внедрение такой модели в ERP-систему предприятия позволит оперативно формировать заявки на закупку, учитывая актуальные производственные планы и внешнюю конъюнктуру.

Также было проведено тестирование модели на других видах ТМЦ (металлопрокат, ферросплавы), что подтвердило универсальность предложенного подхода.

Разработанная нейросетевая модель прогнозирования объема закупок на базе LSTM-сети показала высокую точность и устойчивость к внешним воздействиям. В отличие от классических методов прогнозирования, модель эффективно учитывает скрытые зависимости, сезонные колебания и макроэкономические влияния, присущие металлургическому рынку и специфике работы металлургического предприятия.

*Таблица 1*

Сравнительные метрики эффективности моделей

Модель	MAE, тыс. т	RMSE, тыс. т	MAPE (%)
Линейная регрессия	6,63	7,32	14,32 %
SARIMA	3,58	4,36	8,5 %
LSTM-модель	0,92	1,08	2,2 %

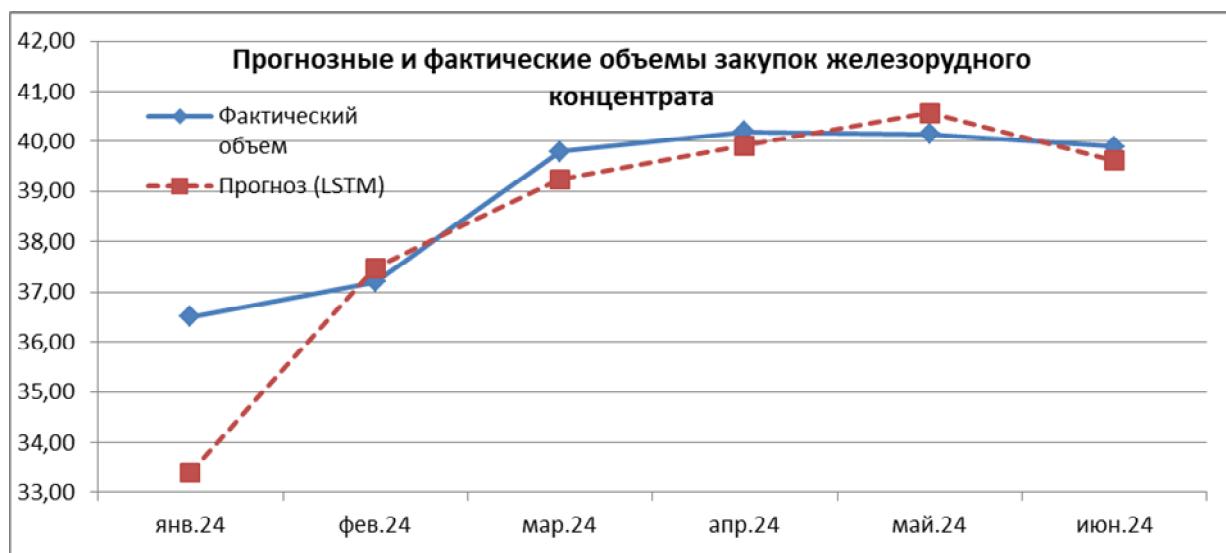
**МАТЕМАТИЧЕСКИЕ, СТАТИСТИЧЕСКИЕ И ИНСТРУМЕНТАЛЬНЫЕ МЕТОДЫ В ЭКОНОМИКЕ**

Рисунок 1 — Сравнение прогнозных и фактических значений объема закупок железорудного концентрата ООО «ЮГМК»



Рисунок 2 — Важность входных признаков на основе алгоритма SHAP

Тестирование модели на исторических данных металлургического предприятия ООО «ЮГМК» продемонстрировало значительное снижение ошибок прогноза по сравнению с моделями SARIMA и линейной регрессии. Это подтверждает целесообразность применения нейросетевых подходов в задачах планирования закупочной деятельности.

Ключевыми преимуществами предложенной модели являются:

- возможность автоматизации формирования заявок на закупку на основе объективных факторов;
- снижение издержек, связанных с избытком или дефицитом сырья;
- оптимизация складских остатков;
- повышение прозрачности и обоснованности закупочных решений.

Модель может быть интегрирована в действующие информационные системы управления ресурсами (ERP), что обеспе-

---

**МАТЕМАТИЧЕСКИЕ, СТАТИСТИЧЕСКИЕ И ИНСТРУМЕНТАЛЬНЫЕ МЕТОДЫ В ЭКОНОМИКЕ**


---

чит ее практическое применение в реальном производственном цикле.

Ограничением модели является необходимость качественной исторической базы и актуальных внешних данных.

Таким образом, использование нейросетевых моделей, ориентированных на временные ряды, представляет собой эффективное направление цифровизации закупочной функции металлургических предприятий [9] и является перспективной областью прикладных исследований.

**Выводы и направление дальнейших исследований.** В работе предложена нейросетевая модель, предназначенная для прогнозирования объемов закупок на металлургическом предприятии. Разработанная модель учитывает ключевые факторы: сезонные колебания, особенности произ-

водственного процесса и изменения на внешнем рынке. На основе анализа временных рядов была построена архитектура модели на основе рекуррентной нейронной сети (RNN) с элементами LSTM, а затем проведено обучение на реальных данных. Проверка точности полученных прогнозов подтвердила, что данная модель является эффективным инструментом для поддержки принятия решений в области закупок.

В дальнейшем планируется проверка эффективности модели в долгосрочном планировании. Кроме того, перспективным направлением является построение гибридной экспертно-нейросетевой системы, объединяющей количественные оценки и экспертные знания в едином контуре для принятия решений.

### Список источников

1. Журавлев А. В., Кныш О. И., Зарубина И. А. *О прогнозной оценке объемов закупки лекарственных препаратов для терапии пациентов с хроническим миелоидным лейкозом и финансовых затрат на их приобретение в Тюменской области // Современные проблемы здравоохранения и медицинской статистики. 2025. № 1. С. 44–64. DOI: 10.24412/2312-2935-2025-1-44-64 EDN TGGDBO*
2. Климова Е. З., Крылова Т. В., Казначеева С. Н. Управление процессом прогнозирования продаж в организации // Естественно-гуманитарные исследования. 2023. № 3 (47). С. 413–417. EDN XHUBKV
3. Колчин А. М., Шиков А. Н. Особенности прогнозирование закупок предприятия на основе искусственных нейронных сетей // Научное обозрение: актуальные вопросы теории и практики : сборник статей Международной научно-практической конференции, Пенза, 25 января 2022 года. Пенза : Наука и Просвещение (ИП Гуляев Г. Ю.), 2022. С. 70–73. EDN NKUHPX
4. Гарипов Н. И. Информационная система закупок товаров продовольственного магазина // Научный Лидер. 2024. № 22 (172). С. 24–27. EDN VBDHFL
5. Хачатурян М. В., Кличева Е. В. Особенности применения машинного обучения в процессах управления цепочками поставок российских компаний в современных условиях // Экономика строительства. 2024. № 11. С. 410–412. EDN RKOEDY
6. Сергеева С. А., Буличникова Н. М. Искусственный интеллект: развитие государственных закупок с учетом современных технологий // Инновации и инвестиции. 2023. № 6. С. 132–135. EDN QEOUEX
7. Дьячкова В. В., Коваленко Е. С. Обзор состояния рынка металлургии и тенденции его развития в России // Направления повышения эффективности управленческой деятельности органов государственной власти и местного самоуправления : сборник тезисов VII международной научно-практической конференции, Алчевск, 23 января 2025 года. Алчевск : ФГБОУ ВО «ДонГТУ», 2025. С. 91–93. EDN QVSATT
8. Дьячкова В. В., Коваленко Е. С., Читанава Д. Л. Сравнение основных моделей закупок товарно-материальных ценностей на металлургическом предприятии // Инновации и информационные технологии в условиях цифровизации экономики : сборник тезисов II

---

## МАТЕМАТИЧЕСКИЕ, СТАТИСТИЧЕСКИЕ И ИНСТРУМЕНТАЛЬНЫЕ МЕТОДЫ В ЭКОНОМИКЕ

---

международной научно-практической конференции, Алчевск, 25–26 апреля 2024 года. Алчевск : ФГБОУ ВО «ДонГТУ», 2024. С. 260–262. EDN IWQWFA

9. Дьячкова В. В., Коваленко Е. С. Нейросетевая модель оценки надежности контрагентов в системе закупок металлургического предприятия // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2025. Т. 27. № 3. С. 29–38. DOI: 10.35330/1991-6639-2025-27-3-29-38 EDN DHCTWY

© Дьячкова В. В., Коваленко Е. С., 2025

**Рекомендовано к печати д.э.н., проф. каф. ИСИБ ДонГТУ Бизяновым Е. Е., начальником отдела по развитию и внедрению автоматизированной системы управления предприятием управления информационных технологий ЮГМК Тульновым А. Е.**

Статья поступила в редакцию 24.10.2025.

### СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

**Дьячкова Виктория Викторовна**, канд. экон. наук, доцент каф. информационных технологий Донбасский государственный технический университет,  
г. Алчевск, Россия

**Коваленко Екатерина Сергеевна**, старший преподаватель каф. информационных технологий Донбасский государственный технический университет,  
г. Алчевск, Россия, e-mail: kathrisyan@yandex.ru

**Diachkova V. V., \*Kovalenko E. S.** (Donbass State Technical University, Alchevsk, Russia,

\*e-mail: kathrisyan@yandex.ru)

### NEURAL NETWORK MODEL FOR PREDICTING PURCHASE VOLUMES AT A METALLURGICAL ENTERPRISE

The article presents a neural network model for predicting purchase volume at a metallurgical enterprise. The model's design takes into account seasonal, production, and external economic factors that impact the volume of purchases of raw materials, equipment, and materials. Time series analysis was carried out, model architecture was built on the basis of a recursive neural network (RNN) with elements of LSTM, training was performed on real-world data. The accuracy of prediction was assessed and the feasibility of using the model in procurement management was substantiated.

**Key words:** prediction, purchase, metallurgy, artificial intelligence, neural network, LSTM, logistics, digitization.

### References

1. Zhuravlev A. V., Knysh O. I., Zarubina I. A. A predictive assessment of purchase volume of drugs needed to treat patients with chronic myeloid leukemia and financial costs for their acquisition in the Tyumen region [O prognoznoj ocenke ob"emov zakupki lekarstvennyh preparatov dlya terapii pacientov s hronicheskim mieloidnym lejkozom i finansovyh zatrat na ih priobretenie v Tyumenskoj oblasti]. Current problems of health care and medical statistics. 2025. No. 1. Pp. 44–64. DOI: 10.24412/2312-2935-2025-1-44-64 EDN TGGDBO
2. Klimova E. Z., Krylova T. V., Kaznacheeva S. N. Management of sales prediction process in the organization [Upravlenie processom prognozirovaniya prodazh v organizacii]. Natural-Humanitarian Research. 2023. No. 3 (47). Pp. 413–417. EDN XHUBKV
3. Kolchin A. M., Shikov A. N. Features of predicting enterprise purchases based on artificial neural networks [Osobennosti prognozirovaniye zakupok predpriyatiya na osnove iskusstvennyh nejronnyh setej]. Nauchnoe obozrenie: aktual'nye voprosy teorii i praktiki : Sbornik statej Mezhdunarodnoj nauchno-prakticheskoy konferencii, Penza, 25 yanvarya 2022 goda. Penza : Nauka i Prosveshchenie (IP Gulyaev G. Yu.). 2022. Pp. 70–73. EDN NKUHPX

---

## МАТЕМАТИЧЕСКИЕ, СТАТИСТИЧЕСКИЕ И ИНСТРУМЕНТАЛЬНЫЕ МЕТОДЫ В ЭКОНОМИКЕ

---

4. Garipov N. I. *Grocery store information system [Informacionnaya sistema zakupok tovarov prodovol'stvennogo magazina]*. Scientific Leader. 2024. No. 22 (172). Pp. 24-27. EDN VBDHFL
5. Khachaturyan M. V., Klicheva E. V. *Application features of computer-aided learning in the processes of managing supply chains of Russian companies under modern conditions [Osobennosti primeneniya mashinnogo obucheniya v processah upravleniya cepochkami postavok rossijskih kompanij v sovremennyh usloviyah]*. Construction Economics. 2024. No. 11. Pp. 410–412. EDN RKOEDY
6. Sergeeva S. A., Bulochnikova N. M. *Artificial intelligence: development of public procurement with modern technologies [Iskusstvennyj intellekt: razvitiye gosudarstvennyh zakupok s uchetom sovremennyh tekhnologij]*. Innovation & Investment. 2023. No. 6. Pp. 132–135. EDN QEOUEX
7. Diachkova V. V., Kovalenko E. S. *Obzor sostoyaniya rynka metallurgii i tendencii ego razvitiya v Rossii [Obzor sostoyaniya rynka metallurgii i tendencii ego razvitiya v Rossii]*. Napravleniya povysheniya effektivnosti upravlencheskoj deyatel'nosti organov gosudarstvennoj vlasti i mestnogo samoupravleniya : Sbornik tezisov VII mezhdunarodnoj nauchno-prakticheskoy konferencii, Alchevsk, 23 yanvarya 2025 goda. Alchevsk : FSEI HE "DonSTU". 2025. Pp. 91–93. EDN QVSATT
8. Diachkova V. V., Kovalenko E. S., Chitanava D. L. *Comparison of the main models of purchasing goods and materials at a metallurgical plant [Sravnenie osnovnyh modelej zakupok tovorno-material'nyh cennostej na metallurgicheskem predpriyatiu]*. Innovacii i informacionnye tekhnologii v usloviyah cifrovizacii ekonomiki : Sbornik tezisov II mezhdunarodnoj nauchno-prakticheskoy konferencii, Alchevsk, 25–26 aprelya 2024 goda. Alchevsk : FSEI HE "DonSTU". 2024. Pp. 260–262. EDN IWQWFA
9. Diachkova V. V., Kovalenko E. S. *Neural network model for assessing the reliability of counterparties in the procurement system of a metallurgical enterprise [Nejrosetevaya model' ocenki nadezhnosti kontragentov v sisteme zakupok metallurgicheskogo predpriyatiya]*. News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of RAS. 2025. Vol. 27. No. 3. Pp. 29–38. DOI 10.35330/1991-6639-2025-27-3-29-38 EDN DHCTWY

### INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

**Diachkova Victoria Victorovna**, PhD in Economics, Assistant Professor of the Department of Information Technologies

Donbass State Technical University,  
Alchevsk, Russia

**Kovalenko Ekaterina Sergeevna**, Senior lecturer of the Department of Information Technologies  
Donbass State Technical University,  
Alchevsk, Russia, e-mail: kathrisyan@yandex.ru