

ТРАНСФОРМАЦИЯ БИЗНЕС-ПРОЦЕССОВ И ОРГАНИЗАЦИОННЫХ СИСТЕМ

Научная статья / Original article



JEL L52 M11 R11

DOI 10.22394/sp254.07

BAK 5.2.3, 5.2.6

EDN AKJLFL

Бочкарев А. М., Некрасова Д. В., Царенко И. В.

ТЕХНОЛОГИЯ СОВЕРШЕНСТВОВАНИЯ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ПРОМЫШЛЕННЫМ ПРЕДПРИЯТИЕМ В СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКОМ ПРОСТРАНСТВЕ РЕГИОНА

Бочкарев Алексей Михайлович

кандидат экономических наук, научный сотрудник
Пермский филиал Института экономики УрО РАН (г. Пермь,
Россия)
albo-73@mail.ru
<https://orcid.org/0000-0002-8277-3810>
SPIN 5300-6680

Alexey M. Bochkarev

Candidate of Economic Sciences, Researcher
Institute of Economics of the Ural Branch of the Russian
Academy of Sciences, Perm Branch (Perm, Russia)
albo-73@mail.ru
<https://orcid.org/0000-0002-8277-3810>
SPIN 5300-6680

Некрасова Динара Витальевна

младший научный сотрудник
Пермский филиал Института экономики УрО РАН (г. Пермь,
Россия)
dinaranekrasova@mail.ru
<https://orcid.org/0000-0002-0942-4155>
SPIN 8142-5567

Dinara V. Nekrasova

Junior Researcher
Institute of Economics of the Ural Branch of the Russian
Academy of Sciences, Perm Branch (Perm, Russia)
dinaranekrasova@mail.ru
<https://orcid.org/0000-0002-0942-4155>
SPIN 8142-5567

Царенко Ирина Владимировна

кандидат экономических наук, старший научный сотрудник
Пермский филиал Института экономики УрО РАН (г. Пермь,
Россия)
i.tsarenko@inbox.ru
<https://orcid.org/0000-0002-8115-9982>
SPIN 6433-0847

Irina V. Tsarenko

Candidate of Economic Sciences, Senior Researcher
Institute of Economics of the Ural Branch of the Russian
Academy of Sciences, Perm Branch (Perm, Russia)
i.tsarenko@inbox.ru
<https://orcid.org/0000-0002-8115-9982>
SPIN 6433-0847

В представленной статье исследуются вопросы улучшения системы управления промышленным предприятием в рамках регионального социально-экономического пространства посредством применения методов нейросетевого анализа и имитационного моделирования. Основной целью исследования является создание и научное обоснование эффективного механизма управления предприятием, основанного на внедрении передовых информационных технологий. Объектами исследования выступают крупные промышленные предприятия, функционирующие в разных субъектах Российской Федерации. На основании их изучения в статье представлены наиболее рациональные методы управления, учитывающие специфику социально-экономической среды расположения предприятия; а также проанализирована целесообразность использования нейросетей для решения задач стратегического и тактического

The presented article examines the issues of improving management system of an industrial enterprise within the framework of the regional socio-economic space through the use of neural network analysis and simulation modeling methods. The main purpose of the research is to create and scientifically substantiate effective enterprise management mechanism based on introduction of advanced information technologies. The objects of the study are large industrial enterprises operating in different regions of the Russian Federation. On the basis of their study, the most rational management methods that take into account the specifics of the socio-economic environment of the enterprise location are presented in the article, as well as the feasibility of using neural networks to solve strategic and tactical tasks is analyzed. The

характера. Методы, применяемые в исследовании для достижения поставленных целей, включают изучение специализированной литературы, разработку имитационных моделей и проведение тестирования нейросетевых алгоритмов на выбранных предприятиях. Результатом проделанной работы являются выводы авторов о значительном потенциале нейросетевого анализа в выявлении недостатков системы управления и разработке рекомендаций по их преодолению. В частности, на примере промышленного предприятия ООО «Канотек» продемонстрировано, что внедрение нейросетевых моделей позволяет существенно повысить точность прогнозирования и минимизировать риск возникновения кризисных ситуаций. Кроме того, приводятся рекомендации относительно путей оптимизации процессов управления посредством комплексного анализа ключевых показателей производительности, организации логистических операций и транспортировки продукции. Выводы подчёркивают важность внедрения выявленных подходов, основанных на применении нейросетевого анализа и имитационного моделирования, поскольку они способствуют улучшению качества управления, повышают конкурентоспособность предприятий и обеспечивают их устойчивость в социально-экономическом развитии региона. Также авторы предлагают активизировать деятельность по развитию научных проектов, направленных на интегрирование новейших технологий в реальную практику корпоративного управления предприятий, различных сфер деятельности.

Ключевые слова: система управления предприятием, социально-экономическое пространство региона, нейросетевой анализ, имитационное моделирование, агрегированные показатели, эффективность управления, оптимизация производства

Финансирование: Статья подготовлена в соответствии с планом НИР Института экономики УрО РАН на 2024–2026 гг.

Вклад авторов: все авторы внесли равный вклад в проведение исследования и написание статьи; выразили согласие нести публичную ответственность за все аспекты работы, связанные с точностью или достоверностью любой части рукописи; одобрили финальную версию статьи перед публикацией.

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов, требующего раскрытия в данной статье.

Для цитирования: Бочкарев А. М., Некрасова Д. В., Царенко И. В. Технология совершенствования системы управления промышленным предприятием в социально-экономическом пространстве региона // Форпост науки. 2025. Том 19, № 4. С. 83-95. <https://doi.org/10.22394/sp254.07>. EDN AKJLFL.

Введение

Проблема управления промышленностью в российских регионах стала особенно актуальной ввиду необходимости одновременно способствовать комплексному развитию территорий и снижать негативные последствия производственной деятельности для социальной сферы и окружающей среды. Современные условия требуют переориентации традиционной директивной формы управления на инновационные технологии, позволяющие эффективно учитывать широкий спектр воздействующих факторов на жизнь региона [12].

Нейросетевой анализ получил популярность в последние годы как эффективный инструмент поддержки качественного принятия управленческих решений благодаря своей

methods used in the research to achieve these goals include studying specialized literature, developing simulation models, and testing neural network algorithms at selected enterprises. The result of the work is the authors' conclusions about the significant potential of neural network analysis in identifying management system deficiencies and developing recommendations to overcome them. In particular, using the example of the industrial enterprise Kanotek LLC, it is demonstrated that introduction of neural network models can significantly increase the accuracy of forecasting and minimize the risk of crisis situations. In addition, recommendations are provided on the ways to optimize management processes through a comprehensive analysis of key performance indicators, logistics operations organization and products transportation. The conclusions emphasize the importance of implementing the identified approaches based on the use of neural network analysis and simulation modeling, as they contribute to improvement of management quality, increase of the enterprises competitiveness and insurance of their sustainability in socio-economic development of the region. The authors also propose to step up the activities to develop scientific projects aimed at integrating the latest technologies into the real practice of corporate governance of the enterprises in various activity fields.

Keywords: enterprise management system, socio-economic space of the region, neural network analysis, simulation modeling, aggregated indicators, management efficiency, production optimization

Funding: The article was written in accordance with the research plan of the Institute of Economics of the Ural Branch of the Russian Academy of Sciences for 2024-2026

Authors' contribution: All authors contributed equally to the research and writing; agreed to be publicly responsible for all aspects of the work related to the accuracy or integrity of any part of the manuscript; approved the final version of the article before publication.

Conflict of interest: The authors declare no conflict of interest requiring disclosure in this article.

For citation: Bochkarev A. M., Nekrasova D. V., Tsarenko I. V. Improvement Technology of Industrial Enterprise Management System in the Socio-Economic Space of the Region. *Science Outpost*, 2025, vol. 19, no. 4, pp. 83-95. Available from: <https://elibrary.ru/AKJLFL>. <https://doi.org/10.22394/sp254.07>.

способности анализировать множество социально-экономических показателей и устанавливать оптимальное соотношение интересов государственных органов власти, инвесторов и жителей местности [16]. Отличительными чертами нейросетевых технологий являются способность давать точные прогнозы и обрабатывать большие объёмы разнообразной информации, что обеспечивает руководителям промышленных компаний дополнительные возможности укрепления позиций на рынке и поддержания стабильности функционирования региона.

Однако широкомасштабное внедрение нейросетевых технологий сталкивается с определёнными трудностями, среди которых выделяется недостаточная квалификация сотрудников, отсутствие унифицированных методик предварительной обработки данных и ограниченная координация действий между различными уровнями руководства регионом [17]. Эти обстоятельства обуславливают необходимость активного научного поиска эффективных способов применения нейросетевого анализа в управлении промышленными предприятиями.

Создание крупных производственных комплексов влияет на региональное социально-экономическое пространство значительным образом, стимулируя занятость населения, улучшая инфраструктуру и поддерживая развитие сопутствующих отраслей промышленности. Одним из важнейших инструментов для эффективной реализации этих возможностей становится внедрение современных технологий, таких как нейросети, которые позволяют учесть многочисленные социальные и экономические факторы, определяющие успешность работы предприятий [13].

Научные специалисты отмечают две ключевые проблемы современного состояния вопроса: первая заключается в необходимости учёта специфики отдельных регионов, в том числе уровня доступности трудовых ресурсов, структуры рынка сбыта товаров и наличие необходимых инфраструктурных компонентов [14]; вторая проблема связана с формированием специальных нейросетевых моделей, адаптированных к региональным условиям, позволяющим достигать наилучшего результата управления производством [19].

Авторы А. Н. Карелин и Н. В. Польшакова обращают внимание на необходимость комплексного подхода к управлению промышленными компаниями, предусматривающего контроль экологической ситуации, соблюдение принципов социальной ответственности бизнеса и активное сотрудничество с населением региона. По мнению исследователей, такая интегральная система управления достижима лишь при условии широкого использования нейросетевых технологий, обладающих способностью анализировать многообразие факторов и предлагать оптимальные варианты решений [5].

Некоторые публикации подтверждают положительное влияние нейросетевого анализа на повышение эффективности управления промышленными предприятиями в региональном масштабе. Например, введение нейросетевых моделей для оценки социально-экономического потенциала позволило снизить затраты на привлечение квалифицированных работников на 15 %, а доходы от продажи продукции увеличились на 10 % в ряде китайских провинций [19].

Ещё одним важным направлением является решение экологических проблем, где доказано преимущество нейросетевых моделей в прогнозировании загрязнений воздуха, что помогает своевременно принимать меры по уменьшению вредных воздействий на природу и соблюдать установленные законом нормы [18].

Несмотря на высокую эффективность применения нейросетевого анализа, остаются нерешёнными трудности, которые мешают повсеместному распространению данной технологии. Прежде всего, ощущается острый дефицит высококвалифицированных специалистов, способных создавать и сопровождать нейросетевые системы. Другая проблема заключается в недостаточности высококачественных данных для обучения нейронных сетей, особенно в неразвитых регионах, где сложно собрать релевантную информацию [7; 8].

Кроме того, ещё одно серьёзное ограничение связано с юридическими и этическими аспектами использования нейросетевых технологий, где важно защитить имеющиеся личные данные и коммерческую тайну организаций, а также предотвратить неправомерное

использование результатов анализа. Особенно это подчёркивается в работе А. А. Моросанова, где ставится задача разработать стандарты защиты данных и правила использования нейросетевых технологий в пределах региона [11].

Так как перспективы дальнейших исследований связаны с расширением практики интеграции нейросетевых технологий в стратегию устойчивого развития регионов, для этого необходимо создание центров компетенции, работающих над развитием и применением нейросетевых моделей на предприятии, а также формирование национальной базы данных, содержащей необходимую социально-экономическую статистику для обучения нейросетей.

Таким образом, проведённый литературный обзор показывает значительный потенциал нейросетевого анализа в повышении эффективности управления промышленными предприятиями в социально-экономическом пространстве региона. Однако для полной реализации этого потенциала необходимо устранить существующие барьеры, касающиеся квалификации кадров, качества исходных данных и правового регулирования использования нейросетевых технологий. Ведь только после этого удастся воспользоваться всеми преимуществами нейросетевого анализа для обеспечения устойчивой динамики развития региона; построение имитационных моделей, позволяющие анализировать динамику функционирования отдельных компонентов предприятия и их взаимосвязь с окружающей средой.

Материалы и методы

Авторами в рамках исследования использовались разнообразные методы, обеспечившие комплексный подход к изучению вопросов управления промышленными предприятиями. Так, кроме анализа научной литературы и построения имитационных моделей, важным элементом стало тестирование нейросетевых алгоритмов для прогнозирования и диагностирования проблем управления предприятием, реализованное с применением библиотек машинного обучения («TensorFlow», «CNTK», «PyTorch»). Таким образом, авторы смогли проверить их полезность на практике, убедившись в работоспособности предложенных решений на исследуемых предприятиях. Полученные в результате экспериментальной проверки эмпирические данные легли в основу дальнейшей аналитики и послужили основой для верификации теоретических предположений, заложенных в исследование, а практические эксперименты обеспечили подтверждение гипотез относительно преимуществ нейросетевого анализа и моделирования.

Кроме того, дополнительно была разработана система агрегации показателей эффективности управления предприятием, включающая такие критерии, как производительность, логистика, складирование и транспортировка, что позволило объективно оценивать результаты проведённых экспериментов и мероприятий по улучшению управления предприятием.

Необходимо отметить, что совместное использование всех указанных методов дало исследователям возможность детально изучить возможности и ограничения нейросетевого анализа и имитационного моделирования в сфере управления промышленными предприятиями, формируя целостную картину текущих тенденций и предлагая направления их дальнейшего развития.

Результаты и обсуждение

Сегодня промышленные предприятия находятся в условиях жёсткой конкуренции, что требует постоянного поиска путей повышения эффективности производства и снижения издержек. Таким образом, применение нейросетевого анализа представляется одним из эффективных способов преодоления возникающих трудностей, позволяя оптимизировать производственные процессы, повысить производительность труда и сократить риски, связанные с принятием неверных управленческих решений. Следовательно, изучение и внедрение нейросетевых технологий приобретают особую актуальность для современного промышленного сектора.

Кроме того, текущие реалии определяют, что в настоящее время управление современным предприятием достигает необходимого уровня эффективности только тогда, когда в нём в полной мере используются возможности существующих информационных технологий [15].

Важно отметить преимущества нейросетевого анализа, которые включают в себя:

- высокую точность прогнозов: нейронные сети способны выявлять сложные нелинейные зависимости в данных;
- адаптивность: нейронные сети могут адаптироваться к изменяющимся условиям, что особенно важно для динамичной среды промышленных предприятий;
- обработку больших объёмов данных: нейронные сети эффективно работают с большими массивами данных, что позволяет учитывать множество факторов при принятии решений.

Так, наглядным примером поставленной задачи может служить прогнозирование продолжительности простоя оборудования, осуществляемое на основе исторического массива данных (рис. 1).

```
python
Copy
import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.model_selection import train_test_split
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import Dense

# Загрузка данных
data = pd.read_csv('equipment_downtime.csv')
X = data.drop('downtime', axis=1)
y = data['downtime']

# Разделение данных на обучающую и тестовую выборки
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)

# Создание нейронной сети
model = Sequential()
model.add(Dense(64, input_dim=X_train.shape[1], activation='relu'))
model.add(Dense(32, activation='relu'))
model.add(Dense(1, activation='linear'))

# Компиляция модели
model.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error')

# Обучение модели
model.fit(X_train, y_train, epochs=50, batch_size=32, validation_split=0.2)

# Оценка модели
loss = model.evaluate(X_test, y_test)
print(f'Mean Squared Error: {loss}')
```

Рисунок 1 – Прогнозирование продолжительности простоя оборудования, осуществляемое на основе исторического массива данных

Помимо прочего, нейронные сети способны применяться для предсказания потребительского спроса и оптимизации объёмов складских запасов. Такая практика помогает сократить расходы на содержание товарных остатков и предотвращает возникновение нехватки продукции (рис. 2).

Таким образом, представленное решение иллюстрирует модель обучения нейронной сети, демонстрирующую эффективность примерно на уровне 87 %. Такие положительные результаты мотивировали учёных расширить сферу применения нейросетевых технологий, в частности для оценки продуктивности труда сотрудников.

```
python
Copy
from tensorflow.keras.layers import LSTM

# Загрузка данных
data = pd.read_csv('demand_forecasting.csv')
data['date'] = pd.to_datetime(data['date'])
data.set_index('date', inplace=True)

# Подготовка данных
sequence_length = 10
X, y = [], []
for i in range(len(data) - sequence_length):
    X.append(data.iloc[i:i+sequence_length].values)
    y.append(data.iloc[i+sequence_length].values)
X, y = np.array(X), np.array(y)

# Разделение данных
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)

# Создание LSTM модели
model = Sequential()
model.add(LSTM(50, input_shape=(X_train.shape[1], X_train.shape[2])))
model.add(Dense(1))
model.compile(optimizer='adam', loss='mean_squared_error')

# Обучение модели
model.fit(X_train, y_train, epochs=50, batch_size=32, validation_split=0.2)

# Оценка модели
loss = model.evaluate(X_test, y_test)
print(f'Mean Squared Error: {loss}')
```

Рисунок 2 – Фрагмент кода примера задачи: прогнозирование спроса на продукцию

Кроме того, основываясь на аналогичных принципах, нейронные сети теперь используют для идентификации негативных факторов, снижающих производительность персонала, и разработки эффективных мер по её повышению (рис. 3) [10].

На основании представленного примера задачи можно сделать вывод, что разработанный нейросетевой классификатор показал высокую эффективность в определении уровней производительности сотрудников, достигнув точности порядка 91,5 %. Также данный показатель свидетельствует о надёжности модели и её способности точно выявлять ключевые факторы, оказывающие влияние на производительность труда, что открывает путь к формированию индивидуальных программ мотивации и профессионального роста персонала.

Согласно результатам исследований, опубликованных в 2025 году, внедрение нейросетевого анализа в управлении промышленными предприятиями приносит значительные преимущества:

- снижение издержек производства на 15–20 %;
- увеличение производительности оборудования на 10–25 %;
- уменьшение простоев техники на 30–40 %;
- повышение точности прогнозирования спроса на 20–35 %.

Приведённые цифры наглядно демонстрируют значительную пользу применения нейронных сетей для усовершенствования управленческой структуры промышленных предприятий.

Принимая во внимание социальные и экономические аспекты, отметим, что важную роль играет организация грамотного распределения обязанностей среди сотрудников предприятия, учитывая их профессиональные навыки и квалификационный уровень.

```
python
Copy
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from tensorflow.keras.utils import to_categorical

# Загрузка данных
data = pd.read_csv('employee_performance.csv')
X = data.drop('performance_level', axis=1)
y = to_categorical(data['performance_level'])

# Масштабирование данных
scaler = StandardScaler()
X = scaler.fit_transform(X)

# Разделение данных
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2, random_state=42)

# Создание нейронной сети
model = Sequential()
model.add(Dense(64, input_dim=X_train.shape[1], activation='relu'))
model.add(Dense(32, activation='relu'))
model.add(Dense(y.shape[1], activation='softmax'))

# Компиляция модели
model.compile(optimizer='adam', loss='categorical_crossentropy', metrics=['accuracy'])

# Обучение модели
model.fit(X_train, y_train, epochs=50, batch_size=32, validation_split=0.2)

# Оценка модели
loss, accuracy = model.evaluate(X_test, y_test)
print(f'Accuracy: {accuracy}')
```

Рисунок 3 – Пример задачи: классификация сотрудников по уровню производительности

Помимо этого, важнейшей задачей остаётся обеспечение равномерной загрузки рабочих мест, предотвращающей резкие изменения в объёме работ в течение года. Это накладывает особые обязательства на менеджмент предприятия и требует повышенного внимания к информационной поддержке принимаемых управленческих решений [1].

Современная промышленность развивается в условиях острой конкуренции, вынуждая компании удерживать лидерские позиции на рынке за счёт повышения конкурентоспособности выпускаемых изделий, сочетая привлекательную цену и высокое качество. Постоянная модернизация технологических процессов, освоение новых технических решений, обновление оборудования и внедрение новшеств становятся неотъемлемым элементом успешной деятельности [3].

Кроме того, применение информационных технологий выступает обязательным условием продвижения инноваций. Преимущество этих технологий состоит в их способности накапливать и структурировать ценный опыт и практические знания, ранее доступные лишь узкому кругу профессионалов, подверженному потере в результате кадровой ротации. Практический опыт зарубежных стран убедительно доказывает выгоду вложений в цифровизацию, обеспечивающую сохранение накопленных профессиональных знаний и опыта сотрудников [2].

Анализ текущего положения вещей обнаруживает необходимость существенного обновления методики применения информационных технологий в крупных компаниях. Улучшение методов должно обязательно учитывать иерархический уровень принятия решений и временной горизонт планирования. Базисом будущих изменений должна служить чёткая формулировка экономических и социальных ориентиров, формирующих основу

управленческого выбора [7].

Настоящая работа направлена на глубокое исследование теоретических основ применения информационных технологий, таких как нейросетевой анализ и имитационное моделирование, применяемых для стратегического и оперативного управления крупными промышленными организациями. Наш пример основывается на заводе ООО «Канотек», отличающемся развитой инфраструктурой, большим штатом сотрудников и длительным периодом активного использования информационных технологий. Ключевая характеристика запланированных изменений заключается в поэтапности процесса, предполагающего не полную замену прежних решений, а расширение функциональности существующих систем за счёт включения механизмов, ориентированных на новые типы задач, возникающие в процессе принятия управленческих решений. Анализ задач, взаимосвязанных дисциплин, требований к внедрению накопленного опыта и потенциальных экономических эффектов находится в центре нашего исследования.

Современные реалии требуют от менеджмента быстрой реакции на периодически возникающие производственные проблемы, часто уникальные для каждой отдельной ситуации. Ведь отсутствие универсального подхода ведёт к принятию самостоятельных решений, различающихся по качеству. Таким образом, проведённое исследование показало, что существует ограниченный круг базовых проблем, требующих постоянного разрешения, где текущий технологический прогресс диктует необходимость обращения к специальным цифровым инструментам, таким как системы имитационного моделирования и нейросетевые алгоритмы, способные успешно справляться с подобными проблемами.

Мы провели подробный анализ основных платформ имитационного моделирования, таких как BFG, AnyLogic и Plant Simulation, подтвердивших свою надёжность в сфере реализации дискретно-событийного моделирования, системной динамики и агентного моделирования [4]. Данные решения характеризуются возможностями масштабирования на различные уровни управления, укрепляя конкурентоспособность предприятия и улучшая качество управленческих решений в областях производства, хранения, логистики и транспортных операций [6]. Как иллюстрация, приведён пример имитационной модели транспортной службы предприятия, изначально реализованной с помощью специального программного продукта GEM 1.0 (рис. 4).

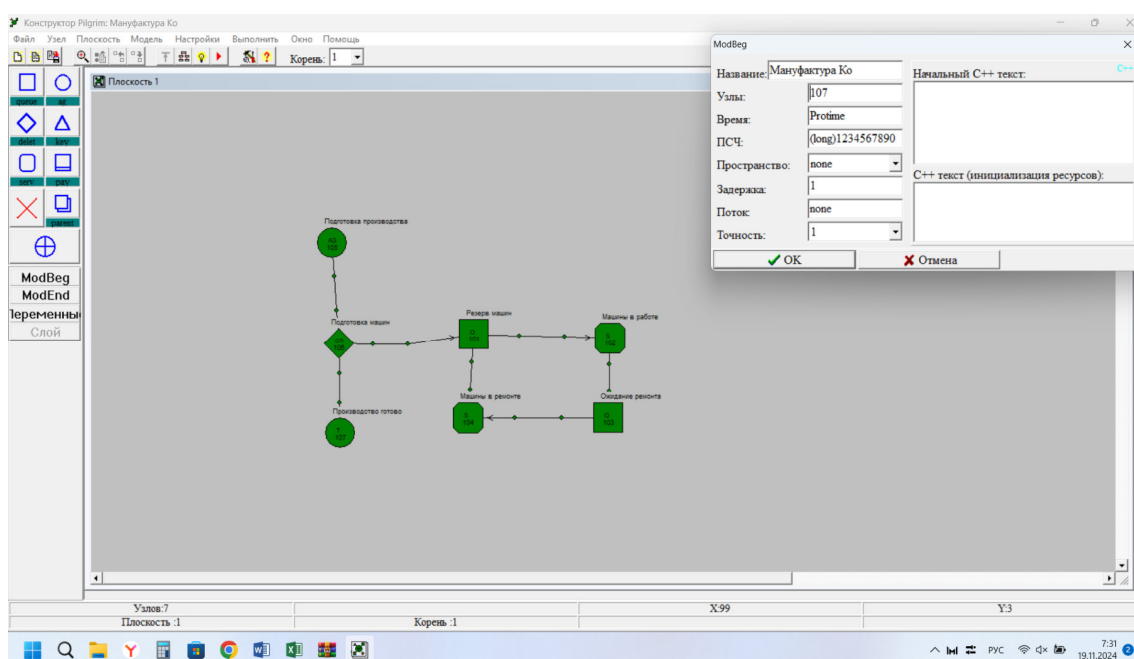


Рисунок 4 – Имитационный механизм транспортного цеха предприятия

Предложенная модель имеет программную реализацию на языке программирования высокого уровня C++. Это даёт возможность переноса кода в действующие автоматизированные системы управления технологическими процессами предприятия (рис. 5).

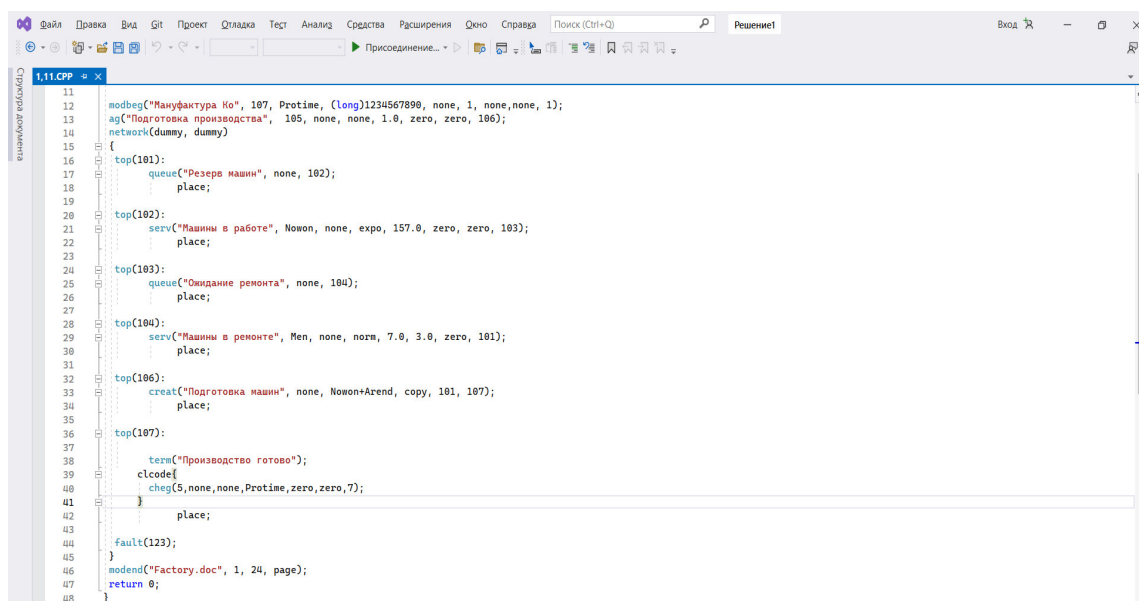


Рисунок 5 – Фрагмент кода на C++

Процесс создания имитационной модели промышленного предприятия начинается с понимания фундаментальных понятий, лежащих в основе построения сетевой структуры: «работа», «событие» и «путь». Эти категории обеспечивают возможность осуществления непрерывного динамического анализа функционирования подразделений и предприятия в целом, отслеживания ключевых процессов и выявления слабых мест на протяжении всего жизненного цикла производства.

Последним этапом, повышающим эффективность управления предприятием, стала интеграция нейросетевого анализа, реализуемого на платформе Keros (API написана на Python) с поддержкой библиотек TensorFlow, Theano и CNTK [9]. Созданная нейросеть работает на основе набора данных (dataset), сформированного из статистических записей о транспортных средствах и расходах на горюче-смазочные материалы за период с 2020 по 2023 год на предприятии ООО «Канотек».

Данный dataset охватывает большой временной промежуток и включает 492 измерения из 284 807 наблюдений. Важно отметить несбалансированность данных, где доля измерений, относящихся к классу ГСМ, составляет всего 0,172 % от общего числа. Входные признаки представлены численными величинами, предварительно обработанными методом Principal Component Analysis (PCA), позволяющим выделить главные компоненты, сохраняя важную информацию даже при большом количестве коррелированных признаков.

В ходе обучения нейросети наблюдались периоды частичной сходимости, что объясняется сложностью обрабатываемых данных и необходимостью дальнейшей тонкой настройки модели. Включение нейросетевого анализа на платформе Keros направлено на оптимизацию процессов управления предприятием в региональном контексте, содействие своевременному выявлению отклонений и формированию научно обоснованной стратегии устойчивого развития предприятия в социально-экономическом пространстве региона.

Уровень сходимости нейросетевой модели напрямую определяется совокупностью агрегированных показателей, характеризующих эффективность управления промышленным предприятием, таких как показатели производства, склада, логистики, транспорта и других значимых аспектов хозяйственной деятельности.



Рисунок 6 – График зависимости точности обучения нейросети от эпохи

В таблице 1 представлены значения агрегированных показателей для представителей нефтегазового сектора, включая завод ООО «Канотек», который специализируется на добыче и переработке углеводородов. Показатели, указанные в таблице, служат важными индикаторами, влияющими на конечную эффективность и надёжность работы нейросетевой модели в условиях реального промышленного предприятия [19].

Таблица 1 – Агрегированные показатели эффективности управления предприятиями нефтегазовой отрасли

Наименование промышленного предприятия отрасли	Агрегированный показатель «Уровень управления промышленным предприятием»	Агрегированный показатель «Уровень реализации цифровых управленческих решений промышленного предприятия в системе отраслевых приоритетов»
АО «Сибуртюменьгаз»	0,217	1,812
ООО «Нижекамская ТЭЦ»	0,211	1,759
ООО «Разрез Кийзасский»	0,11	0,913
ПАО «Татнефть» имени В. Д. Шашина	0,322	2,685
ООО «Южно-Приобский газоперерабатывающий завод»	0,214	1,786
ООО «Лукойл-Пермь»	0,327	2,725

Источник: составлено авторами

Данные, представленные в таблице 1, показывают диапазон значений показателей управленческой эффективности и степени цифровой зрелости предприятий нефтяной и газовой индустрии, что объясняет различия в темпах и глубине схождения нейросетевых моделей на разных предприятиях. Так, высокие показатели обеих характеристик положительно влияют на работу предприятия и ускоряют достижение полного сходства нейросети, а следовательно, оптимизация управленческих процессов, осуществляемая

с помощью нейросетевого анализа, прямо зависит от указанных показателей и имеет непосредственное положительное влияние на конечные результаты деятельности предприятия.

Заключение

Можно констатировать, что проведённое авторами исследование подтвердило перспективность применения нейросетевого анализа и имитационного моделирования для улучшения системы управления промышленным предприятием в сложных социально-экономических условиях региона. Кроме того, в процессе исследования были изучены ключевые моменты и определены эффективные способы использования передовых информационных технологий для обеспечения устойчивого развития региона и увеличения конкурентоспособности предприятий.

Обобщив результаты исследования, можно сформулировать основные выводы следующим образом:

1. Применение нейросетевого анализа значительно повышает качество прогнозирования и оптимизации, минимизирует риски и увеличивает эффективность управления предприятием с учётом специфических социально-экономических факторов региона;
2. Методология, апробированная на предприятии ООО «Канотек», позволила добиться значительного снижения риска аварийных происшествий и простоя оборудования, а также повысила экономическую отдачу от используемого имущества;
3. Созданная система прогнозирования и заблаговременная идентификация критических моментов формируют благоприятные условия для превентивных управленческих решений, способствуя стабилизации деятельности предприятия и улучшению его репутации в регионе.

Вместе с тем сохраняются некоторые нерешённые задачи, которые потребуют формирования стандартизированных подходов и инструментов, адаптирующихся к специфике региона и потребностям предприятий, такие как необходимость учёта региональных особенностей расположения предприятий; неоднородность данных и сложность настройки моделей под конкретные потребности предприятий.

Таким образом, внедрение нейросетевого анализа и имитационного моделирования в процесс управления промышленным предприятием является ключевым фактором гармонизации регионального развития, повышения качества жизни населения и укрепления конкурентных преимуществ предприятия на национальном и мировом уровнях.

Список источников

1. Бочкарев, А. М. Развитие информационных технологий в управлении производственной деятельностью предприятия / А. М. Бочкарев // Инновации в управлении региональным и отраслевым развитием : материалы Всероссийской с международным участием научно-практической конференции, Тюмень, 11 ноября 2016 года. – Тюмень: Тюменский индустриальный университет, 2017. – С. 63-67. – EDN YNYFET.
2. Бочкарев, А. М. Развитие системы информационного обеспечения с учетом цифровизации производственно-хозяйственной деятельности промышленных предприятий в условиях современной цифровой экономики / А. М. Бочкарев // Промышленность: новые экономические реалии и перспективы развития : Сборник статей II Всероссийской научно-практической конференции (с международным участием). В 2-х частях, Оренбург, 24 мая 2019 года. Том Часть 2. – Оренбург: Типография "Экспресс-печать", 2019. – С. 168-173. – EDN PLIWCR.
3. Гайнанов, Д. А. Методологические основы развития региональной инновационной подсистемы на базе процессно-ресурсного подхода / Д. А. Гайнанов, А. Г. Атаева, А. Ю. Климентьева // Регион: Экономика и Социология. – 2022. – № 2(114). – С. 82-106. – <https://doi.org/10.15372/REG20220204>. – EDN TXQVGA.
4. Евгеньев, Г. Б. Интеграция интеллектуальных систем проектирования и САЕ (в части конечно-элементных расчетов) / Г. Б. Евгеньев, А. Н. Кирик // Высшая школа: научные исследования : Материалы Межвузовского международного конгресса, Москва, 21 января 2021 года. Том 1. – Москва: Инфинити, 2021. – С. 94-104. – EDN RPDTYM.

5. Карелин, А. Н. Оценка результативности системы управления промышленным предприятием: основные подходы / А. Н. Карелин, Н. В. Польшакова // Вестник аграрной науки. – 2025. – № 2(113). – С. 63-71. – <https://doi.org/10.24412/2587-666X-2025-2-63-71>. – EDN HPLBKT.
6. Князева, Е. Н. Законы эволюции и самоорганизации сложных систем / Е. Н. Князева, С. П. Курдюмов. – Москва : Наука, 1994. – 236 с. – (Кибернетика - неограниченные возможности и возможные ограничения). – ISBN 5-02-006975-2. – EDN QZNDPH.
7. Коровин, Г. Цифровизация промышленности в контексте новой индустриализации РФ / Г. Коровин // Общество и экономика. – 2018. – № 1. – С. 47-66. – EDN YMCMGQ.
8. Майорова, К. С. Цифровой переход промышленных предприятий в "smart" экосистему / К. С. Майорова, Е. С. Балашова // Экономика промышленности. – 2021. – Т. 14, № 4. – С. 433-444. – <https://doi.org/10.17073/2072-1633-2021-4-433-444>. – EDN SUHDXY.
9. Макаров, В. О применении метода эволюционной экономики / В. Макаров // Вопросы экономики. – 1997. – № 3. – С. 18–26.
10. Мигранов, М. М. Большие данные в электроэнергетике. Обзор программных решений / М. М. Мигранов, А. В. Мельников // Электроэнергия. Передача и распределение. – 2017. – № 4(43). – С. 60-64. – EDN ZEPJW.
11. Моросанова, А. А. Усиление регулирования защиты персональных данных в России: экономические последствия и риски / А. А. Моросанова // Управленец. – 2023. – Т. 14, № 5. – С. 29-46. – <https://doi.org/10.29141/2218-5003-2023-14-5-3>. – EDN PJSYEA.
12. Наугольнова, И. А. Эволюция подходов к управлению промышленным предприятием: роль инноваций в современных условиях / И. А. Наугольнова // Креативная экономика. – 2023. – Т. 17, № 5. – С. 1763-1784. – <https://doi.org/10.18334/ce.17.5.118234>. – EDN EIXXJW.
13. Павленко, И. Г. Аспекты взаимосвязи коммуникаций и политики в управлении предприятием / И. Г. Павленко // Вестник ОрелГИЭТ. – 2012. – № 4(22). – С. 79-82. – EDN QJCSNB.
14. Симченко, Н. А. Цифровые двойники в экономическом развитии промышленности: управление и эффекты / Н. А. Симченко, С. Ю. Цехла. – Симферополь : Крымский федеральный университет имени В. И. Вернадского, 2021. – 237 с. – ISBN 978-5-6046333-7-3. – EDN ZFHMUO.
15. Симченко, Н. А. Институциональные аспекты формирования мотивационного механизма управления трудозанятостью / Н. А. Симченко, С. Ю. Цехла, И. Г. Павленко // Российское предпринимательство. – 2015. – Т. 16, № 22. – С. 4135-4144. – <https://doi.org/10.18334/rp.16.22.2166>. – EDN VJYGGZ.
16. Global Prevalence of Post-Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) Condition or Long COVID: A Meta-Analysis and Systematic Review / Ch. Chen, S. R. Hauptert, L. Zimmermann [et al.] // Journal of Infectious Diseases. – 2022. – Vol. 226, No. 9. – P. 1593-1607. – <https://doi.org/10.1093/infdis/jiac136>. – EDN WPUGDB.
17. Model-based Big Data Analytics-as-a-Service framework in smart manufacturing: A case study / A. Corallo, A. M. Crespino, M. Lazoi, M. Lezzi // Robotics and Computer-Integrated Manufacturing. – 2022. – Vol. 76. – P. 102331. – <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2022.102331>. – EDN VSOTOT.
18. Ivanov, D. A. Digital Transformation of Production Systems. – London : Academic Press, 2022.
19. Industrial applications of neural networks / Jain L. C., Vemuri V. R. (ed.). – CRC press, 1998. – 344 p.

References

1. Bochkarev A. M. Development of information technologies in the management of industrial activities of an enterprise. *Innovations in the management of regional and industry development*. Tyumen, 2016, pp. 63-67.
2. Bochkarev A. M. Development of an information support system taking into account the digitalization of production and economic activities of industrial enterprises in the context of the modern digital economy. *Industry: new economic realities and development prospects*. Orenburg, 2019, pp. 168-173.
3. Gainanov D. A., Ataeva A. G., Klementyeva A. Yu. Methodological foundations for the development of a regional innovation subsystem based on the process-resource approach. *Region: Economy and Sociology*. 2022. No. 2 (114), pp. 82–106.
4. Evgenev G. B., Kiriya A. N. Integration of intelligent design systems and CAE (in terms of finite element calculations). *Higher School: Scientific Research*. Moscow, 2021, pp. 94–104.
5. Karelin A. N., Polshakova N. V. Evaluation of the effectiveness of an industrial enterprise management system: main approaches. *Bulletin of Agricultural Science*. 2025. No. 2 (113), pp.63–71.
6. Knyazeva E. N., Kurdyumov S. P. *Laws of evolution and self-organization of complex systems* Moscow: Nauka, 1994. 229 p. ISBN 5-02-006975-2.

7. Korovina G. Digitalization of Industry in the Context of the New Industrialization of the Russian Federation. *Society and Economy*. 2018. No. 1. pp. 47–66.
8. Mayorova K. S. Digital Transition of Industrial Enterprises into a Smart Ecosystem. *Industrial Economics*. 2021. Vol. 14, No. 4. pp. 433–444.
9. Makarov V. On the Application of the Evolutionary Economics Method. *Voprosy Ekonomiki*. 1997. No. 3. pp. 18–26.
10. Migranov M. M., Melnikov A. V. Big Data in the Electric Power Industry. Review of Software Solutions. *Electric Power. Transmission and Distribution*. 2017. No. 4 (43), pp. 60–64.
11. Morosanova A. A. Strengthening Regulation of Personal Data Protection in Russia: Economic Consequences and Risks. *Manager*. 2023. Vol. 14. No. 5. pp. 29–46.
12. Naugolnova I. A. Evolution of Approaches to Industrial Enterprise Management: The Role of Innovations in Modern Conditions. *Creative Economy*. 2023. Vol. 17, No. 5, pp. 1763–1784.
13. Pavlenko I. G. Aspects of the Relationship between Communications and Policy in Enterprise Management. *Vestnik OrelGIET*. 2012. No. 4(22), pp. 79–82.
14. Simchenko N. A. *Digital Twins in the Economic Development of Industry: Management and Effects*. Simferopol: Kazan Federal University named after V. I. Vernadsky, 2021. 237 p. ISBN 978-5-6046333-7-3.
15. Simchenko N. A., et al. Institutional Aspects of Forming a Motivational Mechanism for Managing Employment. *Russian Entrepreneurship*. 2015. Vol. 16, No. 22, pp. 4135–4144. <https://doi.org/10.18334/rp.16.22.2166>.
16. Chen C., et al. Global prevalence of post-coronavirus disease 2019 (COVID-19) condition or long COVID: a meta-analysis and systematic review. *The Journal of infectious diseases*. 2022. Vol. 226. N. 9, pp.1593–1607.
17. Corallo A. et al. Model-based Big Data Analytics-as-a-Service framework in smart manufacturing: A case study. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*. 2022. Vol. 76, pp.102331.
18. Ivanov D. A. *Digital Transformation of Production Systems*. London: Academic Press, 2022. ISBN 978-0-12-821655-3.
19. Jain L. C., Vemuri V. R. (ed.). *Industrial applications of neural networks*. CRC press, 1998, 344 p.

Статья поступила в редакцию / Received: 03.11.2025

Доработана после рецензирования / Revised: 23.11.2025

Принята к публикации / Accepted: 16.12.2025

Дата выхода в свет / Date of publication: 30.12.2025