

СОВРЕМЕННЫЕ СРЕДСТВА ПРЕДИКТИВНОЙ АНАЛИТИКИ КАК ИНСТРУМЕНТ ПЛАНИРОВАНИЯ ТРУДОЗАТРАТ ОРГАНИЗАЦИИ

Павлова Е.А., Бобков С.П., Ксенофонтова О.Л., Смирнова О.П.

Павлова Екатерина Алексеевна (ORCID 0000-0001-7315-1625), Бобков Сергей Петрович (ORCID 0000-0002-9266-9603), Ксенофонтова Ольга Леонидовна (ORCID 0000-0002-4122-6220), Смирнова Ольга Павловна (ORCID 0009-0003-2941-5365)

Ивановский государственный химико-технологический университет

Россия, 153000, Иваново, пр. Шереметевский, 7

E-mail: pavlova_ea@isuct.ru, bsp@isuct.ru, olga_izvolova@mail.ru, smirnova_op@isuct.ru

Статья посвящена вопросам предиктивной аналитики и адаптивного прогнозирования для планирования трудозатрат в организации. В ней рассматриваются современные методы машинного обучения, такие как XGBoost, логистическая регрессия, случайный лес и метод опорных векторов, которые используются для прогнозирования трудозатрат на основе различных параметров, включая возраст, пол, уровень образования, заработную плату и другие. Основное внимание уделяется важности предиктивной аналитики в управлении человеческими ресурсами, оптимизации рабочих процессов и повышении производительности сотрудников. Подчёркнута важность использования качественного набора данных и правильного выбора метода для каждого отдельного случая. Представленные выводы доказывают эффективность применения методов машинного обучения в вопросах планирования трудозатрат в организации с целью совершенствования системы управления человеческими ресурсами и повышение конкурентоспособности организации.

Ключевые слова: предиктивная аналитика, адаптивное прогнозирование, планирование трудозатрат, управление человеческими ресурсами, машинное обучение, XGBoost, точность прогнозирования, производительность сотрудников, мотивация персонала, оптимизация рабочих процессов, нейронные сети, алгоритмы машинного обучения, логистическая регрессия, случайный лес, метод опорных векторов, TensorFlow, Pandas, NumPy, Scikit-learn, Python, точность, полнота, F1-score, MAE, RMSE, R-squared, прогнозирование временных рядов

MODERN MEANS OF PREDICTIVE ANALYTICS AS A TOOL FOR ORGANIZATION'S LABOR COSTS PLANNING

Pavlova E.A., Bobkov S.P., Ksenofontova O.L., Smirnova O.P.

Pavlova Ekaterina Alekseevna (ORCID 0000-0001-7315-1625), Bobkov Sergey Petrovich (ORCID 0000-0002-9266-9603), Ksenofontova Olga Leonidovna (ORCID 0000-0002-4122-6220), Smirnova Olga Pavlovna (ORCID 0009-0003-2941-5365)

Ivanovo State University of Chemistry and Technology

Russia, 153000, Ivanovo, Sheremetevsky Avenue, 7

E-mail: pavlova_ea@isuct.ru, bsp@isuct.ru, olga_izvolova@mail.ru, smirnova_op@isuct.ru

The article focuses on the issues of predictive analytics and adaptive forecasting for labor cost planning in an organization. It discusses modern machine learning methods such as XGBoost, logistic regression, random forest, and support vector method, which are used to forecast labor costs based on various parameters, including age, gender, level of education, salary, and others. The main emphasis is on the importance of predictive analytics in human resource management, optimization of work processes, and increasing employee productivity.

The importance of using a high-quality dataset and selecting the right method for each individual case is highlighted. The presented findings demonstrate the effectiveness of applying machine learning methods in labor cost planning in an organization to improve the human resource management system and enhance the organization's competitiveness.

Keywords: Predictive analytics, adaptive forecasting, labor cost planning, human resource management, machine learning, XGBoost, forecasting accuracy, employee productivity, employee motivation, process optimization, neural networks, machine learning algorithms, logistic regression, random forest, support vector method, TensorFlow, Pandas, NumPy, Scikit-learn, Python, accuracy, completeness, F1-score, MAE, RMSE, R-squared, time series forecasting

Для цитирования:

Павлова Е.А., Бобков С.П., Ксенофонтова О.Л., Смирнова О.П. Современные средства предиктивной аналитики как инструмент планирования трудозатрат организации. *Современные наукоёмкие технологии. Региональное приложение*. 2026. № 1. С. 42-49. DOI: 10.6060/snt.20268501.0005

For citation:

Pavlova E.A., Bobkov S.P., Ksenofontova O.L., Smirnova O.P. Modern means of predictive analytics as a tool for organization's labor costs planning. *Modern high technology. Regional application*. 2026. N 1. P. 42-49. DOI: 10.6060/snt.20268501. 0005

ВВЕДЕНИЕ

В современном мире использовать только традиционные средства анализа и прогнозирования данных в области управления считается недопустимой ошибкой. Тенденции времени говорят о необходимости совмещать статистические методы и аналитические инструменты, которые позволяют строить прогнозы относительно будущих состояний исследуемых явлений или процессов на основе имеющихся данных. Такая особенность представляет ни что иное, как современные средства предиктивной аналитики [1]. Предикативная аналитика и средства адаптивного прогнозирования на сегодняшний день считаются современными технологическими решениями задач имитационного прогнозирования на основе анализа данных [2, 3]. В сфере управления человеческими ресурсами превентивная аналитика оказывает значительное влияние на повышение эффективности кадровых решений, оптимизации рабочих процессов, снижению рисков неопределенности и планирования трудозатрат организации.

Применение современных средств превентивной аналитики позволяет решить широкий круг задач, связанный с управлением персоналом. В частности, основными из них могут быть:

Прогнозирование оттока сотрудников организации с помощью анализа факторов, которые оказывают влияние на увольнение. При этом руководство получает возможность своевременно принимать меры для удержания ценных сотрудников и минимизировать потери, вызванные текучестью кадров. Оценка производительности и потенциала сотрудников с использованием современных методов по выявлению скрытых законо-

мерностей, определяющих успешность работников и использовать полученные знания для разработки программ развития и мотивации коллектива (в том числе индивидуальных). Планирование потребности в кадрах, используя исторические данные о занятости, сезонности спроса на рабочую силу, экономические показатели.

Определение оптимальной структуры оплаты труда путем анализа взаимосвязи уровня заработной платы и ключевых показателей эффективности (KPI), при этом обеспечивая справедливость вознаграждений и повышая мотивацию персонала. Планирование трудозатрат предприятия, путем глубокого анализа множества факторов, например, таких как анализ исторических данных о загрузке персонала, сезонах пиковой активности и факторах, влияющих на производительность труда. При этом можно осуществить прогноз объемов работ и необходимое количество сотрудников. Кроме того, представляется возможным оптимизировать процессы распределения ресурсов внутри организации. Это становится актуальным в условиях динамичной внешней среды, когда спрос на продукцию или услуги постоянно меняются. Путем выстраивания прогнозов, предсказывая возможные изменения нагрузки, организация может гибко реагировать, привлекая дополнительные меры поддержки или перераспределяя соответствующие ресурсы между подразделениями.

Важно отметить, что эффективность внедрения предиктивной аналитики зависит от качества, набора исходных данных и точности выбранных алгоритмов. Кроме этого, важна и грамотная интеграция полученных результатов предиктивной аналитики в повседневную практику управления персоналом.

При этом правильно настроенная система позволяет существенно сократить расходы на персонал организации, минимизировать перегрузку отдельных подразделений и обеспечить бесперебойную работу всех бизнес-процессов. Считаем, что одним из самых важных аспектов применения предиктивной аналитики можно назвать оптимальное распределение рабочего времени и ресурсов среди сотрудников. Путем выявления корреляций между определенными факторами, например, такими как загруженность, интенсивность выполняемых операций и квалификация работников, специалисты могут построить точные модели, позволяющие определить оптимальный объем трудовых затрат для каждого подразделения и этапа производственного процесса.

Кроме того, что особенностью адаптивного прогнозирования можно назвать способность непрерывно корректировать параметры модели в режиме реального времени, что повышает ее чувствительность к внешним факторам и снижает погрешность прогноза. Благодаря этому возможно значительное улучшение качества принимаемых решений и минимизация риска ошибочных действий [4], важно подчеркнуть преимущества предиктивного подхода с точки зрения управленческих функций, выраженного в следующем:

Повышение продуктивности путем заблаговременного выявления узких мест и своевременного принятия мер по устранению избыточных нагрузок с целью повышения производительности труда. Экономия расходной части путем точного прогнозирования потребностей в человеческих ресурсах, что позволяет избежать дополнительных затрат на привлечение персонала и оплату сверхурочных часов. Оптимизация загрузки сотрудников при помощи грамотного распределения обязанностей, что снижает риск перегрузки одних сотрудников и недогрузки других.

Прогнозирование изменений рынка с помощью анализа исторически накопленных данных, что помогает заранее подготовиться к изменениям условий спроса и адаптироваться к новым реалиям. Существуют свои особенности применения предиктивной аналитики, при котором процесс реализации включает в себя несколько этапов. Отдельно можно выделить: сбор и обработку большого объема данных (зачастую речь идет о метаданных), формирование гипотез и построение математических моделей, тестирование и калибровка моделей на новых данных, получение прогностической оценки и непосредственно реализация рекомендаций в рамках текущих планов и проектов [5-7].

Предложенное и подобные решения могут быть интегрированы в системы управления человеческими ресурсами, как инструмент планирования трудозатрат организации для стабильности и повышения конкурентоспособности компании.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Представленная статья служит доказательством применения методов предиктивной аналитики и адаптивного прогнозирования, как инструмента планирования трудозатрат организации. Материалы исследования базируются на применении специализированных алгоритмов и методик с целью последующего прогнозирования поведения изучаемых объектов. Успешная реализация стала возможной благодаря методу прогнозирования с применением языка программирования Python и библиотек, таких как Pandas, NumPy, Scikit-learn и TensorFlow, которые обеспечили обработку данных и машинное обучение.

Методы и алгоритмы машинного обучения активно применяются для прогнозирования трудозатрат в различных отраслях экономики [7-11]. В своей работе мы выделяли следующие подходы:

- Линейную регрессию для предсказания количественных значений, таких как общее количество необходимого персонала или рабочее время на выполнение определенных задач.

- Деревья решений и случайные леса, для классификации задач и выделения значимых факторов, влияющих на трудоемкость проекта.

Метод опорных векторов (SVM), применяемый для многокритериальной классификации задач, например, для разделения проектов по уровню сложности и необходимой квалификации исполнителей. Нейронные сети, которые показывают высокую эффективность в моделировании нелинейных зависимостей и часто используются для прогнозирования длительности выполнения крупных проектов.

Отдельно стоит отметить важность тщательной подготовки данных, включая нормализацию признаков и отбор релевантных переменных. Для исследования использован набор данных, содержащий результаты полученного массива данных, который непосредственно оказывает влияние на планирование трудозатрат организации: возраст сотрудника, пол, уровень образования, заработная плата, дата приема на работу, последний рабочий день, начальная должность, текущая должность, общий вклад в бизнес и другие.

В процессе литературного обзора и детального изучения методов предиктивной аналитики можно отметить, что предложенный метод

прогнозирования позволяет создать такой подход, при котором система адаптируется к изменениям в динамически меняющихся условиях среды.

Предложенная технология находит применение в различных отраслях, обеспечивая высокую точность прогнозов и эффективность принятия решений [12, 13].

РЕЗУЛЬТАТЫ

С ростом значимости цифровой экономики и повышенной конкуренции в различных сферах деятельности важным составляющим в любом деле становится грамотное планирование трудовых затрат, более того оно становится критическим условием выживаемости и успеха любой компании. Рациональный подход к управлению человеческими ресурсами обеспечивает рост производительности, сокращение операционных расходов и поддержание высокого уровня корпоративной культуры. Организации выполняют задачи не только оперативного распределения рабочей силы, но и точного прогнозирования будущей потребности в ресурсах, что гарантирует стабильность и устойчивость в условиях постоянных перемен. При этом важно отметить, что традиционные методы планирования трудовых затрат, такие как ручной расчет, специализированные таблицы и примитивные статистические расчеты, теряют свою актуальность. Они страдают от ряда серьезных недостатков: неточности прогнозов, высоких временных затрат, несоответствия реалиям, неполноты информации, бесповоротности системы, а также высокого риска ошибок прогнозирования. Безусловно, представленные недостатки мешают формированию четкой стратегии планирования и как следствие приводят к снижению конкурентоспособности организации в целом [14-16].

На сегодняшний день решением проблемы можно назвать применение новейших технологий, таких как методы машинного обучения и интеллектуального анализа данных. Их преимущества очевидны: это и скорость обработки данных, постоянное обновление прогнозов, индивидуальный подход с принятием во внимание уникальности каждого случая, и автоматическое обнаружение зависимостей, и другие методы прогнозирования. Основной целью исследования можно назвать поиск наиболее эффективных подходов к задачам планирования трудовых затрат в организации и оценка их точности, основанная на реальных массивах данных из различных отраслей бизнеса [17-19].

При этом мы использовали общепринятые метрики для измерения производительности моделей, такие как Accuracy (точность), Recall (пол-

нота), F1-score (комбинированная мера точности и полноты). Хотя изначально целью исследования стало планирование трудовых затрат организации, мы расширили сферу изучения и перенесли выводы на область управления трудовыми ресурсами.

В процессе исследования был проведен анализ ключевых аспектов, влияющих на планирование трудовых затрат. Исходные данные представляли собой совокупность характеристик, описывающих сотрудников и их рабочие обязанности. Набор данных включал следующие параметры: пол сотрудника, возраст, уровень образования, заработная плата, дата приема на работу, последний рабочий день, начальная должность, текущая должность, общий вклад в бизнес. Основной целевой переменной стала общая нагрузка сотрудника, выражаемая количеством и качеством выполняемых задач.

В ходе исследования мы провели эмпирические испытания, используя известные методы машинного обучения, такие как логистическая регрессия, случайный лес и метод опорных векторов. Полученные результаты подтверждают, что современные методы машинного обучения значительно повышают точность планирования трудовых затрат и способствуют улучшению принятия стратегических решений в компаниях. При этом важно отметить, что последовательность этапов исследования состояла из нескольких шагов:

1. Сбор и предварительная обработка данных, при которой выполнялся импорт нужных библиотек, очистка и преобразование данных.
2. Разработка и тренировка моделей, где создавались и тестировались модели на тренировочном наборе данных.
3. Проверка адекватности и интерпретация результатов, по результатам которой проводилась оценка качества предложенных моделей с помощью стандартных метрик и визуализации результатов.

Вначале проведен импорт необходимых библиотеки с помощью команды `import`. Для проекта использовались следующие библиотеки:

```
# Работа с массивами и числовыми вычислениями
import numpy as np
# Работа с таблицами данных
import pandas as pd
# Визуализация данных
import matplotlib.pyplot as plt
import matplotlib.dates as mdates # для работы с датами на графиках
import seaborn as sns
# Работа с датами
from datetime import datetime
from dateutil.relativedelta import relativedelta #
```

```
удобная работа с относительными датами
# Преобразование категориальных признаков в
числовые from sklearn.preprocessing import Label
Encoder
# Работа с несбалансированными данными
from imblearn.under_sampling import NearMiss
# Разделение данных на обучающую и тестовую
выборки
from sklearn.model_selection import train_test_split
# Установка и импорт дополнительных библиотек
для прогнозирования и классификации
!pip install lazypredict imbalanced-learn prophet
xgboost statsmodels --quiet
from lazypredict.Supervised import LazyClassifier #
быстрый автоматический подбор моделей класси-
фикации
from sklearn.ensemble import RandomForest Classi-
fier # ансамблевый метод для классификации
# Отключение предупреждений
import warnings warnings.filterwarnings("ignore")
# Перепессия
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.ensemble import RandomForest
Regressor from xgboost import XGBRegressor
# Прогнозирование временных рядов
from statsmodels.tsa.arima.model import ARIMA
from prophet import Prophet
# Метрики для оценки моделей
```

```
from sklearn.metrics import mean_absolute_error,
mean_squared_error, r2_score
# Импорт модуля "pretty print" для красивого и
читаемого вывода сложных структур данных
import pprint
```

На следующем этапе осуществлялась за-
грузка набора данных для дальнейшей обработки
с использованием функции `pd.read_csv` библиоте-
ки `pandas`. Для проверки корректности загрузки
выполняется вывод первых строк датасета по-
средством метода `head`. После загрузки проводил-
ся анализ на наличие пропущенных значений с
применением метода `isnull`.

Далее была осуществлена проверка на
сбалансированность данных на примере целевой
переменной «satisfaction». Визуализация получен-
ных данных представлена на рис. 1, таблица мо-
жет использоваться для анализа производительно-
сти сотрудников, их вклада в бизнес, а также для
принятия решений о повышении, поощрении или
изменении условий работы.

Следующим шагом осуществлялась про-
цедура прогнозирования, предобработка данных
для классификации и быстрая оценка моделей,
анализ и прогнозирование трудозатрат персонала.
Сравнение моделей трудозатрат персонала пред-
ставлены на рис. 2.

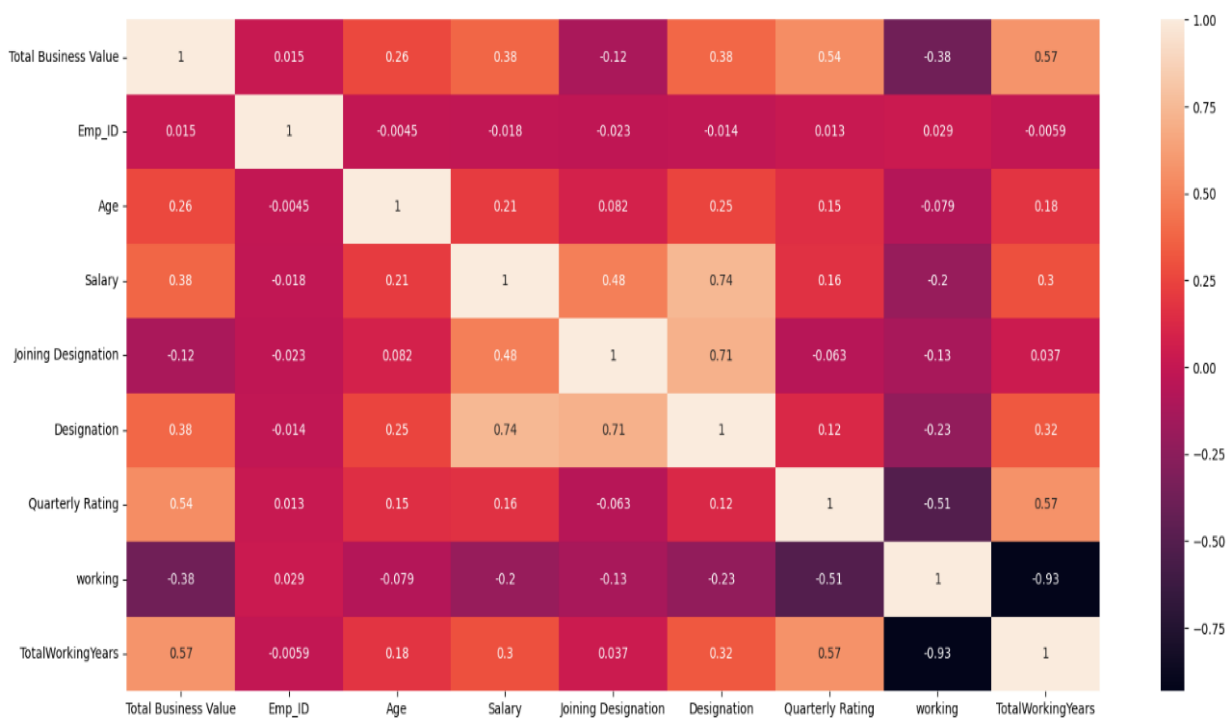


Рис. 1. Визуализация полученных данных
Fig. 1. Visualization of the obtained data

График показывает, что различные модели прогнозирования трудозатрат имеют свои преимущества и недостатки. Некоторые модели, такие как Random Forest и XGBoost, более точно следуют за реальными данными, в то время как другие, такие как Linear Regression и ARIMA, могут давать более упрощенные прогнозы. По результатам проведенного прогнозирования трудозатрат лучшей моделью стала XGBoost, это озна-

чает, что среди всех протестированных моделей XGBoost показала наилучшие результаты по метрикам производительности.

XGBoost, безусловно мощный алгоритм машинного обучения, который часто используется для задач регрессии и классификации. Он основан на методе градиентного бустинга и может эффективно работать с большими объемами данных и сложными зависимостями.

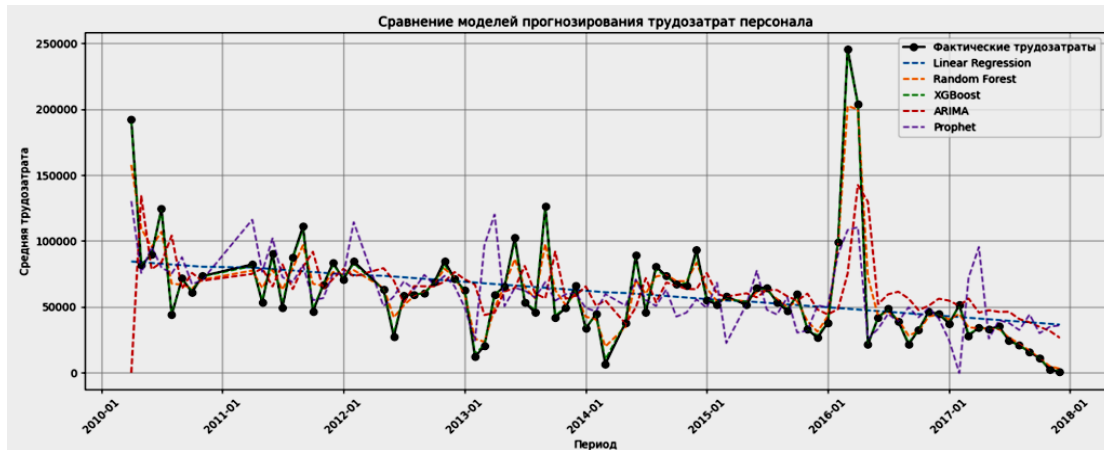


Рис. 2. Сбалансированность данных на примере целевой переменной
Fig. 2. Data balance using the target variable as an example

```
# Сравнение метрик
results_df = pd.DataFrame(results).sort_values('RMSE')
print("Сравнение моделей по точности:")
print(results_df)
```

Сравнение моделей по точности:				
	Model	MAE	RMSE	R2
2	XGBoost	974.95	1290.75	1.00
1	Random Forest	7847.58	12182.10	0.90
4	Prophet	21407.57	30845.35	0.39
0	Linear Regression	21782.49	36876.03	0.13
3	ARIMA	24729.03	39416.61	0.00

Рис. 3. Сравнение протестированных моделей по точности
Fig. 3. Comparison of tested models by accuracy

Рис. 3 показывает сравнение различных моделей по трем метрикам: Mean Absolute Error (MAE), Root Mean Squared Error (RMSE) и R-squared (R_2). Эти метрики используются для оценки точности моделей прогнозирования. Mean Absolute Error (MAE) - это средняя абсолютная ошибка между прогнозируемыми и фактическими значениями. Чем меньше значение MAE, тем точнее модель. В таблице видно, что модель XGBoost имеет наименьшее значение MAE (974,95), что указывает на ее высокую точность. Root Mean Squared Error (RMSE) - это квадратный корень из средней квадратичной ошибки. RMSE также измеряет точность модели, но более чувствителен к большим ошибкам по сравнению с MAE.

Модель XGBoost также имеет наименьшее значение RMSE (1290,75), что подтверждает ее высокую точность. R-squared (R_2) - это коэффициент

детерминации, который показывает, насколько хорошо модель объясняет вариацию данных. Значение R_2 варьируется от 0 до 1, где 1 означает, что модель идеально объясняет данные.

Модель XGBoost имеет значение R_2 , равное 1,00, что указывает на идеальную подгонку модели к данным. Модель XGBoost является лучшей среди протестированных моделей по всем трем метрикам: MAE, RMSE и R_2 . Это делает ее наиболее подходящей для прогнозирования трудозатрат. Результаты исследования показывают, что общая бизнес-ценность сотрудников варьируется в зависимости от уровня образования и пола.

Однако, в целом, значения общей бизнес-ценности для всех групп находятся в диапазоне от 0,4 до 0,6, что указывает на схожую производительность и вклад в бизнес независимо от уровня образования и пола.

Если же говорить об основной целевой переменной функции (общая нагрузка сотрудника), которая представлена количественными и качественными показателями выполняемых задач. То, однозначно, стоит отметить, что это ключевой показатель, который нужно учитывать при планировании и прогнозировании трудозатрат. Важно понимать, что для эффективного планирования и прогнозирования трудозатрат важно учитывать все вышеперечисленные параметры, при этом наиболее важными стали текущая должность (напрямую влияет на выполняемые обязанности и круг задач), общий вклад в бизнес (показатель, отражающий эффективность работы сотрудника) и заработная плата (важный показатель, влияющий на мотивацию и удовлетворенность работника). Считаем, что представленная тема исследования является перспективной для дальнейшего развития и изучения вопросов управления человеческими ресурсами, в частности планирования трудозатрат организации с использованием машинного обучения. Следующие действия в исследовании должны включать интеграцию глубоких нейронных сетей для анализа данных, разработку специализированных архитектур и методов оптимизации моделей для увеличения точности и ускорения расчетов.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Планирование трудозатрат в организации играет ключевую роль в обеспечении управления

человеческими ресурсами и достижении стратегических целей. В условиях современной цифровой экономики традиционные методы прогнозирования уступают место адаптивному прогнозированию и предиктивной аналитике, что позволяет значительно повысить точность, скорость и достоверность интерпретируемых данных. При этом важно понимать, что необходимо не только фиксировать текущие трудозатраты сотрудников, но и своевременно выявлять риски их превышения. Это позволяет принимать упреждающие решения, направленные на оптимизацию рабочих процессов и адаптацию бизнес-стратегий под реальные потребности организации. Методика оценки анализа трудозатрат, представленная в статье, демонстрирует значимость прогнозирования в вопросах принятия управленческих решений и подчеркивает важность его применения в современных условиях. Данная методология обладает универсальностью и может быть применима в различных сферах деятельности для целей детального анализа, планирования и формирования обоснованных прогнозов, что способствует повышению качества принимаемых управленческих решений.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов, требующего раскрытия в данной статье.

The authors declare the absence a conflict of interest warranting disclosure in this article.

ЛИТЕРАТУРА

1. **Пурьскина В.А.** Предиктивная аналитика как современный инструмент развития бизнеса. *Учет и контроль*. 2025. Т. 1. № 9. С. 37-51.
2. **Акимова А.А.** Основные компоненты разработки предиктивной аналитики. *Молодёжный вестник Новороссийского филиала Белгородского государственного технологического университета им. В. Г. Шухова*. 2022. Т. 2. № 3(7). С. 64-67.
3. **Рукомин М.А.** Обзор ансамблевых моделей предиктивной аналитики и их Сравнение с традиционными ML-подходами. *Вестник науки*. 2025. Т. 1 № 8(89). С. 368-373.
4. Инструменты работы с большими массивами данных - технологии для обработки Big Data (<https://developers.sber.ru/help/gigachat-api/big-data>).
5. Адаптивные материалы. Большая российская энциклопедия (<https://bigenc.ru/c/adaptivnye-materialy-080ac1>).
6. **Бурнаев Е.В.** Алгоритмические основы предиктивной аналитики в задачах индустриального проектирования. *Информационные процессы*. 2019. Т. 19. № 3. С. 249-270.
7. **Павлова Е.А., Сизова О.В.** Анализ и оптимизация on-line продаж торговой организации. *Известия высших учебных заведений. Серия "Экономика, финансы и управление производством" [Ивэкофин]*. 2024. № 4(62). С. 88-97.
8. **Астраханцева И.А., Котенев Т.Е., Горев С.В., Астраханцев Р.Г., Грименицкий П.Н.** Интеграция методов

REFERENCES

1. **Puryaskina V.A.** Predictive Analytics as a Modern Tool for Business Development. *Accounting and Control*. 2025. V. 1. N 9. P 37-51.
2. **Akimova A.A.** The Main Components of Predictive Analytics Development. *Youth Bulletin of the Novorossiysk Branch of the Belgorod State Technological University named after V. G. Shukhov*. 2022. V. 2. N 3(7). P. 64-67.
3. **Rukomin M. A.** Overview of Ensemble Models of Predictive Analytics and Their Comparison with Traditional ML Approaches. *Bulletin of Science*. 2025. V. 1. N 8(89). P. 368-373.
4. Tools for working with large data sets technologies for processing Big Data (<https://developers.sber.ru/help/gigachat-api/big-data>).
5. Adaptive materials. Great Russian Encyclopedia (<https://bigenc.ru/c/adaptivnye-materialy-080ac1>).
6. **Burnaev E.V.** Algorithmic Foundations of Predictive Analytics in Industrial Design Tasks. *Information Processes*. 2019. V. 19. N 3. P. 249-270.
7. **Pavlova E.A., Sizova O.V.** Analysis and Optimization of Online Sales in a Trading Organization. *Ivecofin*. 2024. N 4(62). P. 88-97.
8. **Astrakhantseva I.A., Kotenev T.E., Gorev S.V., Astrakhantsev R.G., Grimenitsky P.N.** Integration of linear regression and random forest methods into intelligent support systems for managing cryogenic transport systems. *Ivecofin*. 2024. N 03(61). P. 32-40. DOI: 10.6060/ivecofin.2024613.692.

- линейной регрессии и случайного леса в системы интеллектуальной поддержки управления криогенными транспортными системами. *Известия высших учебных заведений. Серия «Экономика, финансы и управление производством» [Ивэкофин]*. 2024. № 03(61). С. 32-40. DOI: 10.6060/ivecofin.2024613.692.
9. **Зимнуров, М.Ф., Астраханцева И.А.** Методология создания многосвязных структур данных с применением LLM в рабочих проектах. *Современные наукоемкие технологии. Региональное приложение*. 2025. № 1(81). С. 76-83.
10. **Астраханцева И.А., Котенев Т.Е., Горев С.В., Астраханцев Р.Г., Грименицкий П.Н.** Метод градиентного бустинга при прогнозировании управленческих решений в многослойной криогенной системе. *Современные наукоемкие технологии. Региональное приложение*. 2024. № 2(78). С. 50-58.
11. **Скорик М.А.** Интеллектуальный анализ данных в решении задач предиктивной аналитики. Всероссийская научно-практическая конференция. Сборник материалов конференции «День работника статистики», Москва, 25–26 июня 2015 года. Москва: (МЭСИ), 2015. С. 475-480.
12. **Pedregosa F., Varoquaux G., Gramfort A., Michel V., Thirion B., Grisel O., Blondel M., Prettenhofer P., Weiss R., Dubourg V., Vanderplas J., Passos A., Cournapeau D., Brucher M., Perrot M., Duchesnay E.** Scikit-learn: Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*. V 12. P. 2825-2830. 2011.
13. **Hastie T., Tibshirani R., Friedman J.** The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. *Springer Science & Business Media*. 2009. https://www.researchgate.net/publication/225734295_The_Elements_of_Statistical_Learning_Data_Mining.
14. **Бондаренко М.О.** Технологии валидации в предиктивной аналитике многомерных данных. *Инновационное развитие техники и технологий в промышленности*. Сборник материалов Всероссийской научной конференции молодых исследователей с международным участием, Москва, 17 апреля 2025 года. Москва: Российский государственный университет им. А.Н. Косыгина (Технологии. Дизайн. Искусство), 2025. С. 80-84.
15. **Олейникова А. В., Бондарева И.О., Олейников А.А.** Эффективность ETL-процесса для предиктивной аналитики. *Известия Юго-Западного государственного университета*. 2024. Т. 28. № 4. С. 67-85.
16. **Петрова А.Ф., Петров Е.Н., Касимов Р.А.** Особенности основных инструментов и методов предиктивной аналитики. *Электронные информационные системы*. 2025. № 1(44). С. 101-110.
17. **Гонова О. В., Малигин А.А., Лукина В.А.** Комплексный анализ кадрового потенциала и оценка социального развития сельских территорий Ивановской области. *Современные наукоемкие технологии. Региональное приложение*. 2018. № 1(53). С. 25-30.
18. **Гонова О. В., Малигин А.А., Лукина В.А.** Социально-экономические аспекты соотношения доходности и материального стимулирования в аграрной сфере Ивановского региона. *Известия высших учебных заведений. Серия: Экономика, финансы и управление производством*. 2024. № 1(59). С. 29-36.
19. **Гонова О.В.** Моделирование социально-экономического развития экономики региона (на материалах Ивановской области). *Современные наукоемкие технологии. Региональное приложение*. 2015. № 3(43). С. 57-63.
9. **Zimnurov, M.F., Astrakhantseva I.A.** Methodology for Creating Multisided Data Structures Using LLM in Working Projects. *Modern high technology. Regional application*. 2025. N 1(81). P. 76-83.
10. **Astrakhantseva I.A., Kotenev T.E., Gorev S.V., Astrakhantsev R.G., Grimenitsky P.N.** The method of gradient boosting in forecasting management decisions in a multilayer cryogenic system *Modern high technology. Regional application*. 2024. N 2(78). P. 50-58.
11. **Skorik M.A.** Data Mining in Solving Predictive Analytics Problems. All-Russian Scientific and Practical Conference "Statistics and Modern Challenges". Collection of Conference Materials "Day of the Statistician", Moscow, June 25-26, 2015. Moscow: Moscow State University of Economics, Statistics and Informatics (MESI). 2015. P. 475-480.
12. **Pedregosa F., Varoquaux G., Gramfort A., Michel V., Thirion B., Grisel O., Blondel M., Prettenhofer P., Weiss R., Dubourg V., Vanderplas J., Passos A., Cournapeau D., Brucher M., Perrot M., Duchesnay E.** Scikit-learn: Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, V. 12. P. 2825-2830. 2011.
13. **Hastie T., Tibshirani R., Friedman J.** The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction. *Springer Science & Business Media*. 2009.
14. **Bondarenko M.O.** Validation Technologies in Predictive Analytics of Multidimensional Data. Innovative Development of Engineering and Technologies in Industry. Collection of Materials of the All-Russian Scientific Conference of Young Researchers with International Participation, Moscow, April 17, 2025. Moscow: Russian State University named after A.N. Kosygin (Technologies. Design. Art), 2025. P. 80-84.
15. **Oleynikova A.V., Bondareva I.O., Oleynikov A.A.** Effectiveness of the ETL Process for Predictive Analytics. *Izvestiya of the South-Western State University*. 2024. V. 28. N 4. P. 67-85.
16. **Petrova A.F., Petrov E.N., Kasimov R.A.** Features of the Main Tools and Methods of Predictive Analytics. *Electronic Information Systems*. 2025. N 1(44). P. 101-110.
17. **Gonova O.V., Malygin A.A., Lukina V.A.** Comprehensive analysis of human resources potential and assessment of social development in rural areas of the Ivanovo region. *Modern high technology. Regional application*. 2018. N 1(53). P. 25-30.
18. **Gonova O.V., Malygin A.A., Lukina V.A.** Socio-economic aspects of the relationship between profitability and material incentives in the agricultural sector of the Ivanovo region. *Ivecofin*. 2024. N 1(59). P. 29-36.
19. **Gonova O.V.** Modeling the Socio-Economic Development of the Region's Economy (Based on the Materials of the Ivanovo Region). *Modern high technology. Regional application*. 2015. N 3(43). P 57-63.

Поступила в редакцию (Received): 15.12.2025

Принята к опубликованию (Accepted): 10.02.2026