

УДК 519.681:338.27

Научная статья

DOI: 10.35330/1991-6639-2025-27-3-88-98

EDN: JQNQJS

## Разработка ИАС для решения задачи прогнозирования промышленной экономики

В. Р. Иксанов

Российский экономический университет имени Г. В. Плеханова  
115054, Россия, Москва, Стремянный переулок, 36

**Аннотация.** Возможность прогнозировать тренды на будущий период всегда была востребована на коммерческих и государственных предприятиях. На основе прогнозирования принимаются эффективные управленческие решения, способствующие развитию предприятия и экономике страны. Для таких расчетов необходим инструмент, способный сделать качественный расчет и анализ с учетом нестабильного поведения рынка. Для реализации данной системы необходимо учитывать макроэкономические показатели, показатели промышленного производства и правильный выбор архитектуры программного обеспечения. **Цель исследования** – анализ архитектуры программного обеспечения и разработка информационно-аналитической системы. **Методы исследования** – сравнительный анализ архитектуры программного обеспечения, статистические данные получены путем метода классификации. **Результаты.** В рамках данной работы разобраны и проанализированы архитектуры программного обеспечения для решения задачи прогнозирования показателей Российской Федерации на основе авторского метода оценки архитектуры. Составлена таблица сравнительного анализа, на основе которой была выявлена оптимальная архитектура, подходящая для решения поставленной задачи. В работе выявлена актуальность данного исследования, поставлены цели и задачи. Разработана информационно-аналитическая система прогнозирования, показан процесс разработки системы на основе выбранной автором архитектуры. Продемонстрирована работа ИАС, сделаны первичные расчеты методами прогнозирования, на основе результатов сделаны выводы. Каждая поставленная задача была выполнена.

**Ключевые слова:** ИАС, микросервисная архитектура, разработка ИАС, прогнозирование, промышленная экономика, MAPE, коэффициент детерминации, Tkinter, Pandas

Поступила 01.04.2025, одобрена после рецензирования 28.04.2025, принята к публикации 05.05.2025

**Для цитирования.** Иксанов В. Р. Разработка ИАС для решения задачи прогнозирования промышленной экономики // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. 2025. Т. 27. № 3. С. 88–98. DOI: 10.35330/1991-6639-2025-27-3-88-98

MSC: 91-08

Original article

## IAS development for industrial economic forecasting

V.R. Iksanov

Plekhanov Russian University of Economics  
115054, Russia, Moscow, 36 Stremyanny lane

**Abstract.** The ability to forecast trends for the future period has always been in demand in commercial and public enterprises. Based on forecasting, effective management decisions are made that contribute to the improvement of the enterprise and the country's economy. Such calculations require a tool capable of

making a high-quality calculation and analysis taking into account the volatile behavior of the market. To implement this system, it is necessary to consider macroeconomic indicators, industrial production indicators, and the right choice of software architecture. The purpose of the study is to analyze the software architecture and create an information and analytical system. **Research methods** – comparative analysis of software architecture and statistical classification. **Results.** Within the framework of this work, software architectures are analyzed to solve the problem of forecasting the economic indicators of the Russian Federation based on the author's architecture assessment method. A comparative analysis table is compiled, the use of which the optimal architecture suitable for the problem is defined. The paper reveals the significance of the study, sets goals and objectives. The information-analytical forecasting system has been advanced and the system development grounded on the chosen architecture is presented. IAS operation is demonstrated, initial calculations by forecasting methods are made, and conclusions are drawn on the basis of the results. Each task was accomplished.

**Keywords:** IAS, microservice architecture, IAS development, forecasting, industrial economics, MAPE, determination coefficient, Tkinter, Pandas

*Submitted 01.04.2025,*

*approved after reviewing 28.04.2025,*

*accepted for publication 05.05.2025*

**For citation.** Iksanov V.R. IAS development for industrial economic forecasting. *News of the Kabardino-Balkarian Scientific Center of RAS.* 2025. Vol. 27. No. 3. Pp. 88–98. DOI: 10.35330/1991-6639-2025-27-3-88-98

## ВВЕДЕНИЕ

На сегодняшний день актуальной проблемой является прогнозирование промышленной экономики России, в связи с нестабильной экономической ситуацией многие разработанные методы не могут справиться с предсказанием поведения тренда. Прогнозирование необходимо крупным компаниям для принятия грамотных управленческих решений, которые позволят стабилизировать и улучшить производственные затраты. Промышленный сектор является ключевым в экономике России, производство промышленной продукции способствует экономическому росту страны. Также добыча промышленными предприятиями угля, нефти, древесины является приоритетной экспорт в страны ближнего и дальнего зарубежья.

Целью данной работы является разработка информационно-аналитической системы (ИАС) прогнозирования промышленных показателей.

В рамках данной работы будут решены следующие задачи:

- сравнительный анализ архитектуры программного обеспечения;
- разработка ИАС-прогнозирования;
- первичный расчет прогнозирования.

### 1. АНАЛИЗ АРХИТЕКТУР ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ

Выбор архитектуры для ИАС является важнейшим пунктом в дальнейшей работе над ее реализацией. Необходимо учитывать специфику задачи, чтобы понять, какая архитектура способна подойти для решения задачи прогнозирования промышленных показателей. Для реализации необходимо учитывать такие факторы, как гибкость, масштабируемость и устойчивость к сбоям. Необходимо учитывать, что методы прогнозирования могут внедряться постепенно, это не должно приводить всю систему к критическим сбоям.

Для ИАС был выбран ряд методов прогнозирования на основе авторского анализа:

- Линейная регрессия.
- Дерево решений.

- Нейронные сети.
- SARIMA.
- Экспоненциальное сглаживание.
- Случайный лес.
- Градиентный бустинг.
- Adaptive Boosting.
- Метод k-ближайших соседей [1, 2].

Автором выбраны следующие критерии оценки верификации: MAPE, критерий Дарбина-Уотсона, коэффициент детерминации, F-статистика [3].

Были собраны статистические ежеквартальные данные за период с 2012 по 2024 год, данные очищены, стандартизированы, рассчитана корреляция.

Все методы будут внедрены в ИАС.

Разработан авторский подход к оценке архитектуры программного обеспечения, который включает в себя такие критерии оценки, как скорость, гибкость и простота реализации (табл. 1).

**Таблица 1.** Сравнительный анализ архитектур программного обеспечения

**Table 1.** Comparative analysis of software architectures

Архитектура	Скорость	Гибкость	Сложность	Примечание
Монолитная	Высокая	Низкая	Низкая	Подходит для небольших систем
Микросервисная	Средняя	Высокая	Высокая	Подходит для сложных аналитических платформ
Шинная (SAO)	Средняя	Высокая	Высокая	Подходит для интеграции данных из разных источников
Клиент-серверная	Средняя	Средняя	Средняя	Оптимизирована для работы с веб-интерфейсом
Чистая архитектура	Средняя	Высокая	Высокая	Подходит, если важно разделение бизнес-логики и интерфейса
Событийно-ориентированная (EDA)	Высокая	Высокая	Высокая	Хороший вариант для обработки потоков данных в реальном времени
Слойная	Средняя	Средняя	Средняя	Хороший вариант для традиционных систем прогнозирования
Многослойная (N-Tier)	Средняя	Средняя	Средняя	Подходит для корпоративных решений
Модель «Цибули» (Onion)	Средняя	Высокая	Высокая	Хорошо подходит для масштабируемых систем
Микрокернельная	Средняя	Высокая	Высокая	Хороший вариант, если система должна поддерживать расширяемые модули
P2P (пиринговая)	Средняя	Средняя	Средняя	Не применяется в прогнозировании промышленных показателей
Service Mesh (сетевой слой)	Высокая	Высокая	Высокая	Оптимальна для сложных облачных решений
Реактивная (Reactive)	Высокая	Высокая	Высокая	Анализ в реальном времени
Event Sourcing	Средняя	Высокая	Высокая	Важен полный лог изменений

Можно сделать вывод, что для поставленной цели подходят следующие архитектуры: микросервисная, событийно-ориентированная, слоистая.

Для решения задачи была выбрана микросервисная архитектура. Плюсами для решения задачи можно выделить гибкость, что позволит внедрять новые подходы и методы в ходе работы, масштабируемость, устойчивость к сбоям [4].

Для реализации ИАС использована пакетная обработка данных. Данный принцип подходит для любого объема данных, не требующего аналитики в реальном времени, что позволит лучше обучиться модели для более точного результата. По уровню интеграции был выбран централизованный подход к построению системы. За счет того, что все данные хранятся и обрабатываются в одном месте, нагрузка на систему не существенна, что позволит оптимизировать работу системы. По уровню автоматизации был выбран автоматизированный анализ, состоящий из методов машинного обучения, что позволит оптимизировать работу системы и за счет гибридного подхода получить качественный результат.

Критерии точности модели определяют ее состояние и способность сделать точный расчет. Для определения точности существует ряд критериев, способных в полной мере показать работу модели.

Рассмотрим основные метрики оценки качества и точности модели.

#### Расчет средней ошибки прогнозирования (MAPE)

1.  $MAPE < 10\%$ : отличная точность прогноза.
2.  $10\% \leq MAPE < 20\%$ : хорошая точность прогноза.
3.  $20\% \leq MAPE < 50\%$ : удовлетворительная точность,
4.  $MAPE \geq 50\%$ : низкая точность прогноза.

#### Расчет коэффициента детерминации ( $R^2$ )

1.  $R^2$  близко к 1 (0.9–1): модель хорошо объясняет дисперсию данных.
2.  $R^2$  в диапазоне 0.7–0.9: умеренная объясняющая способность.
3.  $R^2$  в диапазоне 0.5–0.7: слабая объясняющая способность.
4.  $R^2 < 0.5$ : модель плохо объясняет дисперсию данных.

#### Расчет коэффициента Фишера:

1.  $F > F$ -критическое (из таблиц распределения Фишера): модель статистически значима.
2.  $F \leq F$ -критическое: модель незначима.

#### Критерий Дарбина-Уотсона

1.  $DW \approx 2$ : отсутствие автокорреляции остатков.
2.  $DW < 1$  или  $DW > 3$ : наличие автокорреляции (положительной или отрицательной).
3.  $1.5 < DW < 2.5$ : приемлемый диапазон для отсутствия автокорреляции.

#### Средняя абсолютная ошибка (MAE)

1. MAE близко к 0: высокая точность прогноза.
2. MAE сравнивается с другими моделями: чем меньше MAE, тем лучше модель.

#### P-значение

1. P-значение  $< 0.05$ : гипотеза отвергается, результат статистически значим.
2. P-значение  $< 0.01$ : высокая статистическая значимость.
3. P-значение  $\geq 0.05$ : гипотеза не отвергается, результат незначим.

## 2. РАЗРАБОТКА ИНФОРМАЦИОННО-АНАЛИТИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

Для разработки ИАС требуется разделить программу на frontend и backend. Данное разделение поможет структурировать разработку, чтобы избежать критических ошибок. Для разработки был выбран язык программирования Python, IDE Pycharm. Язык программирования Python обладает большим количеством библиотек для визуализации и расчета эконометрических методов и методов машинного обучения, также он прост в обращении, что позволяет сократить время разработки и оптимизировать полученный код [5].

Микросервисная архитектура включает в себя разделение методов таким образом, чтобы при возникновении критической ошибки у одного из методов другие могли работать в штатном режиме. Данный подход удобен при внедрении новых методов прогнозирования к уже существующим, что позволит всей системе работать независимо от добавления нового метода [6].

На первом этапе определим, какие библиотеки необходимы для дальнейшей работы:

- Pandas – для работы с таблицами;
- Numpy – для работы с массивами данных;
- Tkinter – для работы с графическим интерфейсом;
- Matplotlib – для работы с графиками;
- Sklearn – для работы с методами машинного обучения;
- Statsmodels – для работы со статистическим анализом;
- Scipy – для работы с научными вычислениями<sup>1</sup>.

Установим все библиотеки (рис. 1) [7].

```

1 import pandas as pd
2 import numpy as np
3 import tkinter as tk
4 from tkinter import ttk
5 from matplotlib.figure import Figure
6 from matplotlib.backends.backend_tkagg import FigureCanvasTkAgg
7 from sklearn.linear_model import LinearRegression
8 from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor
9 from sklearn.neural_network import MLPRegressor
10 from sklearn.metrics import mean_absolute_error, r2_score
11 from statsmodels.tsa.holtwinters import ExponentialSmoothing
12 from statsmodels.tsa.arima.model import ARIMA
13 from statsmodels.tsa.statespace.sarimax import SARIMAX
14 import warnings
15 from tkinter import messagebox
16 from sklearn.impute import SimpleImputer
17 from sklearn.preprocessing import StandardScaler
18 from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor, GradientBoostingRegressor, AdaBoostRegressor
19 from sklearn.svm import SVR
20 # from xgboost import XGBRegressor
21 # from lightgbm import LGBMRegressor
22 from sklearn.neighbors import KNeighborsRegressor
23 import scipy.stats as stats

```

*Рис. 1. Импорт библиотек*

*Fig. 1. Importing libraries*

Следующий этап – загрузка данных (рис. 2), очистка и заполнение пропущенных значений.

<sup>1</sup>Библиотека Tkinter в Python [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://selectel.ru/blog/tutorials/tkinter-library-in-python/> (Дата обращения: 15.03.2025)

```

27 # == Загрузка и подготовка данных ==
28 try:
29     # Загружаем данные
30     data = pd.read_excel('PROM.xlsx', sheet_name='Data')
31
32     # Сохраняем даты отдельно
33     dates = data.iloc[1:, 0].copy()
34
35     # Убираем первую строку и первый столбец (период)
36     data = data.drop(index=0) # Убираем первую строку
37     data = data.iloc[:, 1:] # Убираем первый столбец (период)
38
39     # Преобразуем все данные в числа
40     data = data.apply(pd.to_numeric, errors='coerce')
41
42     # Создаем импутер для заполнения пропущенных значений
43     imputer = SimpleImputer(strategy='mean')
44
45     # Заполняем пропущенные значения и преобразуем обратно в DataFrame
46     data_imputed = pd.DataFrame(
47         imputer.fit_transform(data),
48         columns=data.columns,
49         index=data.index
50     )

```

*Рис. 2. Загрузка данных*

*Fig. 2. Loading data*

Внедряем верификацию для методов прогнозирования MAPE, критерий Дарбина-Уотсона, коэффициент детерминации, F-статистику (рис. 3).

```

63 # == Функция прогнозирования ==
64 1 usage
65 def forecast_methods(method, y_train, y_test, X_train, X_test):
66     def calculate_dw(residuals):
67         """Расчет критерия Дарбина-Уотсона"""
68         residual_diff = np.diff(residuals)
69         dw = np.sum(residual_diff ** 2) / np.sum(residuals ** 2)
70         return dw
71
72     def calculate_f_stat(y_true, y_pred, n_features):
73         """Расчет критерия Фишера"""
74         try:
75             n = len(y_true)
76             if n <= n_features + 1:
77                 return None, None # Недостаточно степеней свободы
78
79             # Расчет R2
80             r2 = r2_score(y_true, y_pred)
81
82             # Расчет F-статистики
83             if r2 == 1.0: # Идеальная модель
84                 return float('inf'), 0.0
85             elif r2 <= 0: # Модель хуже, чем простое среднее
86                 return 0.0, 1.0

```

*Рис. 3. Критерии верификации*

*Fig. 3. Verification criteria*

Разделяем выборку на тестовую и обучающую, после прописываем все методы прогнозирования (рис. 4).

```

169     # Расчет метрик
170     residuals = y_test - y_pred
171     dw_stat = calculate_dw(residuals)
172     f_stat, f_p_value = calculate_f_stat(y_test, y_pred, X_test.shape[1])
173
174     return y_pred, f_stat, model, dw_stat, f_p_value
175
176 elif method in ['Time Series', 'SARIMA', 'Exponential Smoothing']:
177     # Преобразуем данные в одномерный временной ряд
178     y_train_series = pd.Series(y_train.values)
179
180     try:
181         if method == 'Time Series':
182             settings = app.settings[method]
183             model = ARIMA(y_train_series,
184                           order=(
185                               settings['order_p'].get(),
186                               settings['order_d'].get(),
187                               settings['order_q'].get()
188                           )
189                           ).fit()
190         elif method == 'SARIMA':
191             settings = app.settings[method]
192             model = SARIMAX(y_train_series,
193                             order=(

```

*Рис. 4. Реализация методов прогнозирования*

*Fig. 4. Implementation of forecasting methods*

Следующим этапом разработаем визуальную часть программы. Для разработки интерфейса была использована библиотека Tkinter (рис. 5).

```

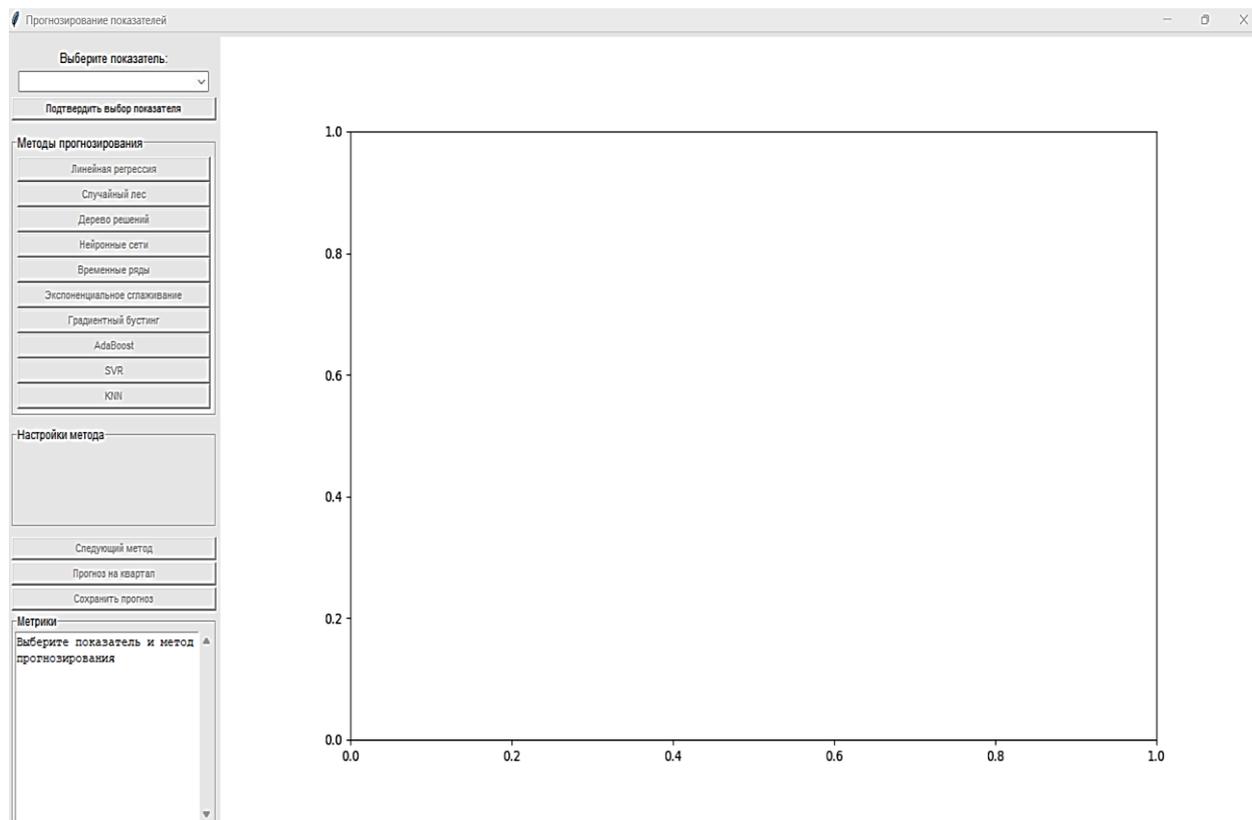
312 # === Интерфейс Tkinter ===
313 1 usage
314 class ForecastApp(tk.Tk):
315     def __init__(self):
316         """Инициализация интерфейса"""
317         super().__init__()
318
319         # Список методов прогнозирования (SARIMA закомментирован)
320         self.methods = [
321             "Линейная регрессия", # Linear Regression
322             "Случайный лес", # Random Forest
323             "Дерево решений", # Decision Tree
324             "Нейронные сети", # Neural Network
325             "Временные ряды", # Time Series
326             "SARIMA", # SARIMA
327             "Экспоненциальное сглаживание", # Exponential Smoothing
328             "Градиентный бустинг", # Gradient Boosting
329             "AdaBoost", # AdaBoost
330             "SVR", # SVR
331             "KNN" # KNN
332         ]

```

*Рис. 5. Разработка интерфейса*

*Fig. 5. Interface development*

Пример разработанного интерфейса на рис. 6.



*Рис. 6. Интерфейс*

*Fig. 6. Interface*

#### РАСЧЕТ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПРОМЫШЛЕННЫХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ РОССИИ

Принцип работы программы заключается в следующих шагах:

1) Выбор показателя прогнозирования, на первом этапе необходимо выбрать 1 из 40 предложенных показателей.

2) Выбираем первый метод прогнозирования – линейная регрессия, на ней модель обучается и строит первичный прогноз, если метрики верификации попали в интервал качества, то метод считается хорошим, и можно строить прогноз на квартал.

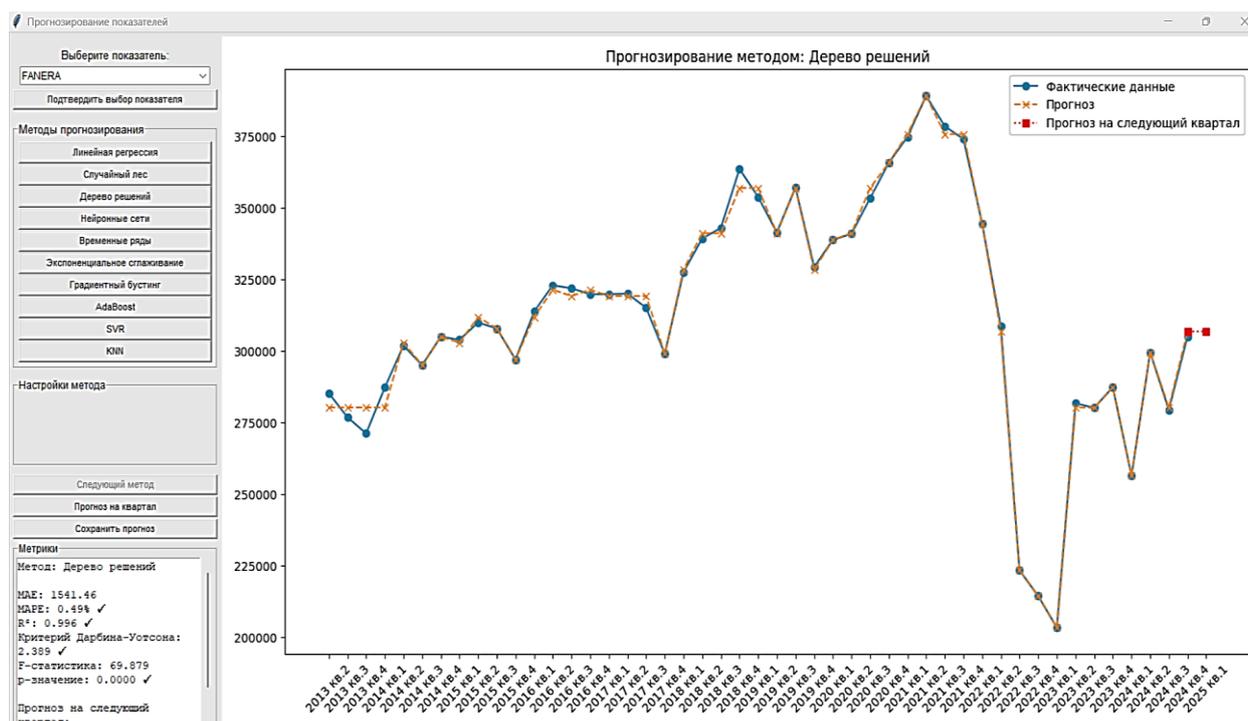
3) Если метод не прошел верификацию, выбирается следующий метод, данный шаг повторяется, пока не будет получен точный результат прогнозирования, где все метрики верификации находятся выше точек отсечения [8].

4) Строим прогнозирования на квартал.

5) Выгружаем результаты в отдельный файл для проведения анализа.

На рисунке 7 показан пример визуализации прогнозирования показателя FANERA при помощи метода «дерево решений».

Данный подход оптимальный для решения задачи прогнозирования промышленных показателей за счет гибридного выбора методов, которые обеспечивают точность и достоверность расчетов [9].



**Рис. 7.** Визуализация прогнозирования

**Fig. 7.** Forecasting visualization

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В заключение хочется отметить, что в рамках данной работы были решены следующие задачи.

Проанализированы авторским методом архитектуры программного обеспечения, был выявлен оптимальный метод для решения задачи разработки ИАС-прогнозирования. Разработана и описана архитектура ИАС, описаны используемые библиотеки и принцип работы. Построен первичный прогноз разработанной ИАС, сделаны выводы. Разработанная система может использоваться в ситуационных центрах и на коммерческих предприятиях для увеличения точности управленческих решений.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Китова О. В., Савинова В. М., Иксанов В. Р. Сравнительный анализ методов машинного обучения для прогнозирования показателей промышленности РФ // Вопросы истории. 2022. № 9-2. С. 248–262. DOI: 10.31166/VoprosyIstorii202209Statyi37
2. Китова О. В., Колмаков И. Б., Пеньков И. А. Метод машин опорных векторов для прогнозирования показателей инвестиций // Экономика, статистика и информатика. Вестник УМО. 2016. № 4. С. 27–30. EDN: WHOQRX
3. Батулин А. С. Временные ряды и модели прогнозирования [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://4analytics.ru/prognozirovanie/vremennye-ryadi-i-modeli-prognozirovaniya.html> (Дата обращения: 15.03.2025)
4. Китова О. В., Савинова В. М., Дьяконова Л. П. Система гибридных моделей прогнозирования для ситуационных центров региональных органов управления и их применение в образовании // Вестник российского экономического университета имени Г. В. Плеханова. 2017. № 5(95). С. 126–134. EDN: ZSPYVB

5. Китова О. В., Колмаков И. Б., Доможяков М. В. и др. Гибридные распределенные регрессионные и интеллектуальные системы прогноза показателей социально-экономического развития России // Вестник российского экономического университета имени Г. В. Плеханова. 2017. № 2(92). С. 147–161. EDN: YNTSCD

6. Савинова В. М. Система эконометрических моделей прогнозирования социально-экономических показателей РФ как основа ИАС «Горизонт» // Modern Economy Success. 2022. № 2. С. 140–147. EDN: ULYEZO

7. Батулин А. С. Временные ряды и модели прогнозирования [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://4analytics.ru/prognozirovanie/vremennye-ryadi-i-modeli-prognozirovaniya.html> (Дата обращения: 11.03.2025)

8. Rustamov A. B. Forecast for the future of factors affecting the volume of production by the regional industrial entities in the digital economy // Экономика и предпринимательство. 2022. No. 4(141). Pp. 265–272. DOI: 10.34925/EIP.2022.141.4.050. EDN: BQXFDT

9. Товма О. Д. Основные типы архитектуры программного обеспечения [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.artofba.com/post/main-types-of-software-architecture-ru> (Дата обращения: 15.03.2025)

## REFERENCES

1. Kitova O.V., Savinova V.M., Iksanov V.R. Comparative analysis of machine learning methods for forecasting industrial indicators of the Russian Federation. *Voprosy istorii* [Questions of History]. 2022. No. 9-2. Pp. 248–262. DOI: 10.31166/VoprosyIstorii202209Statyi37. (In Russian)

2. Kitova O.V., Kolmakov I.B., Penkov I.A. Support vector machine method for forecasting investment indicators. *Ekonomika, statistika i informatika. Vestnik UMO* [Economics, Statistics and Informatics. Bulletin of UMO]. 2016. No. 4. Pp. 27–30. EDN: WHOQRX. (In Russian)

3. Baturin A.S. Time series and forecasting models [Electronic resource]. Access mode: <https://4analytics.ru/prognozirovanie/vremennye-ryadi-i-modeli-prognozirovaniya.html> (Accessed: 15.03.2025). (In Russian)

4. Kitova O.V., Savinova V.M., Dyakonova L.P. System of hybrid forecasting models for situational centers of regional government bodies and their application in education. *Vestnik Rossiyskogo ekonomicheskogo universiteta imeni G.V. Plekhanova* [Bulletin of Plekhanov Russian University of Economics]. 2017. No. 5(95). Pp. 126–134. EDN: ZSPYVB. (In Russian)

5. Kitova O.V., Kolmakov I.B., Domozhakov M.V. et al. Hybrid distributed regression and intelligent systems for forecasting indicators of socio-economic development of Russia. *Vestnik Rossiyskogo ekonomicheskogo universiteta imeni G.V. Plekhanova* [Bulletin of Plekhanov Russian University of Economics]. 2017. No. 2(92). Pp. 147–161. EDN: YNTSCD. (In Russian)

6. Savinova V.M. The system of econometric models for forecasting socio-economic indicators of the Russian Federation as the basis of the IAS “Horizon”. *Modern Economy Success*. 2022. No. 2. Pp. 140–147. EDN: ULYEZO

7. Baturin A.S. Time series and forecasting models [Electronic resource]. Access mode: <https://4analytics.ru/prognozirovanie/vremennye-ryadi-i-modeli-prognozirovaniya.html> (Accessed: 11.03.2025). (In Russian)

8. Rustamov A.B. Forecast for the future of factors affecting the volume of production by the regional industrial entities in the digital economy. *Ekonomika i predprinimatel'stvo* [Economy and Entrepreneurship]. 2022. No. 4(141). Pp. 265–272. DOI: 10.34925/EIP.2022.141.4.050. EDN: BQXFDT

9. Tovma O.D. Main types of software architecture [Electronic resource]. Access mode: <https://www.artofba.com/post/main-types-of-software-architecture-ru> (Accessed: 03/15/2025). (In Russian)

**Финансирование.** Данное исследование выполнено в рамках государственного задания в сфере научной деятельности Министерства науки и высшего образования РФ на тему «Модели, методы и алгоритмы искусственного интеллекта в задачах экономики для анализа и стилизации многомерных данных, прогнозирования временных рядов и проектирования рекомендательных систем», номер проекта FSSW-2023-0004.

**Funding.** This research was carried out within the framework of the state assignment in the field of scientific activity of the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation on the topic “Models, methods and algorithms of artificial intelligence in economic problems for analysis and style transferring of multidimensional data, time series forecasting and recommendation systems design”, project no. FSSW-2023-0004.

### **Информация об авторе**

**Иксанов Владислав Рашидович**, магистр, ассистент кафедры информатики, Российский экономический университет имени Г. В. Плеханова;  
115054, Россия, Москва, Стремянный переулок, 36;  
vlad-iksanov@mail.ru, ORCID: <https://orcid.org/0009-0003-7810-3720>, SPIN-код: 6750-3298

### **Information about the author**

**Vladislav R. Iksanov**, Master, Assistant of the Department of Computer Science, Plekhanov Russian University of Economics;  
115054, Russia, Moscow, 36 Stremyanny lane;  
vlad-iksanov@mail.ru, ORCID: <https://orcid.org/0009-0003-7810-3720>, SPIN-code: 6750-3298