

УДК 338.27 © О.В. Китова✉, Л.П. Дьяконова,
В.М. Савинова, К.В. Фомин, 2024

ФГБОУ ВПО «Российский экономический университет
имени Г. В. Плеханова», 117997, Москва, Россия
✉ e-mail: Kitova.OV@rea.ru

UDC 338.27 © O.V. Kitova✉, L.P. Dyakonova,
V.M. Savinova, K.V. Fomin, 2024

Plekhanov Russian University of Economics,
Moscow, 117997, Russian Federation
✉ e-mail: Kitova.OV@rea.ru

Прогнозирование основных экономических показателей угольной промышленности в аналитической системе «Горизонт»*

Forecasting the main economic indicators for coal industry in the analytical system "Horizon"

DOI: <http://dx.doi.org/10.18796/0041-5790-2024-6-71-77>

Совершенствование угольной промышленности имеет существенное стратегическое значение для обеспечения устойчивого экономического развития России и разрешения социальных проблем. В связи с этим особенно важным становится разработка подходов и методов комплексного анализа и прогнозирования показателей угольной отрасли на федеральном и региональном уровнях, что будет способствовать принятию научно-обоснованных решений в сфере планирования и управления угольной промышленностью. Необходимы как система моделей показателей, позволяющая осуществлять всесторонний анализ развития угольной отрасли, определение ключевых влияющих факторов, так и совершенствование прогностических моделей и методов, а также их применение к исследуемым показателям. Развиваемая авторами исследования гибридная система прогнозирования «Горизонт» реализует регрессионные и интеллектуальные модели для большинства групп экономических индикаторов РФ. В то же время большинство исследователей в своих работах основываются на авторегрессионных моделях временных рядов, базирующихся на ARIMA. Авторами разработан новый модуль системы «Горизонт ARIMA», который может применяться для прогнозирования отдельных показателей. Эти про-

КИТОВА О.В.

Доктор экон. наук, доцент, зав. кафедрой информатики ВШ КМиС ФГБОУ ВПО «Российский экономический университет имени Г. В. Плеханова», 117997, г. Москва, Россия, e-mail: Kitova.OV@rea.ru

ДЬЯКОНОВА Л.П.

Канд. физ.-мат. наук, доцент, доцент кафедры информатики ВШ КМиС ФГБОУ ВПО «Российский экономический университет имени Г.В. Плеханова», 117997, г. Москва, Россия, e-mail: Dyakonova.lp@rea.ru

САВИНОВА В.М.

Старший преподаватель кафедры информатики ВШ КМиС ФГБОУ ВПО «Российский экономический университет имени Г. В. Плеханова», 117997, г. Москва, Россия, e-mail: Savinova.VM@rea.ru

ФОМИН К.В.

Магистрант ВШ КМиС ФГБОУ ВПО «Российский экономический университет имени Г.В. Плеханова», 117997, г. Москва, Россия

* 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.

гнозы могут рассматриваться в качестве базовых при проведении компаративного анализа с гибридными моделями. Настоящее исследование посвящено прогнозированию группы основных экономических показателей угольной промышленности России с применением моделей временных рядов ARIMA.

Ключевые слова: социально-экономические показатели РФ, показатели угольной промышленности, прогнозирование, временные ряды, гибридная информационно-аналитическая система.

Для цитирования: Прогнозирование основных экономических показателей угольной промышленности в аналитической системе «Горизонт» / О.В. Китова, Л.П. Дьяконова, В.М. Савинова и др. // Уголь. 2024;(6):71-77. DOI: 10.18796/0041-5790-2024-6-71-77.

Abstract

The improvement of the coal industry is of significant strategic importance for ensuring sustainable economic development in Russia and solving social problems. Therefore, the development of approaches and methods for comprehensive analysis and forecasting of coal industry indicators at the federal and regional levels is particularly important, which will facilitate the adoption of scientifically grounded decisions in the field of coal industry planning and management. What are needed are a system of indicator models that will allow for a comprehensive analysis of the coal industry development, identification of key influencing factors, as well as the improvement of forecasting models and methods and their application to the indicators under study.

The hybrid forecasting system "Horizon", developed by the authors of the study, implements regression and intelligent models for most groups of economic indicators of the Russian Federation. At the same time, most researchers rely in their studies on autoregressive time series models based on ARIMA. The authors have developed a new module of the Horizon "ARIMA system", which can be used when forecasting individual indicators. These forecasts can be considered as baseline when conducting comparative analysis with hybrid models.

This study is devoted to forecasting a group of main economic indicators of the Russian coal industry using ARIMA time series models.

Keywords

Socio-economic indicators of the Russian Federation, coal industry indicators, forecasting, time series, hybrid information and analytical system.

For citation

Kitova O.V., Dyakonova L.P., Savinova V.M., Fomin K.V. Forecasting the main economic indicators for coal industry in the analytical system "Horizon". Ugol'. 2024;(6):71-77. (In Russ.). DOI: 10.18796/0041-5790-2024-6-71-77.

Acknowledgements

This research was performed in the framework of the state task in the field of scientific activity of the Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation, project "Models, methods, and algorithms of artificial intelligence in the problems of economics for the analysis and style transfer of multidimensional datasets, time series forecasting, and recommendation systems design", grant no. FSSW-2023-0004.

ВВЕДЕНИЕ

Угольная промышленность России является одним из ключевых секторов топливно-энергетического комплекса и экономики страны в целом. Совершенствование этой отрасли имеет важное стратегическое значение для обеспечения устойчивого экономического роста и решения социальных задач. Устойчивое развитие угольной промышленности на современном этапе требует реализации научно обоснованной энергетической политики, обеспечивающей привлечение инвестиций, повышение конкурентоспособности на внешнем и внутреннем рынках, создание современной технологической базы и проведение структурных преобразований.

Основным подходом к построению моделей является эконометрический. Развиваемая авторами исследования гибридная система прогнозирования «Горизонт» реализует наряду с регрессионной интеллектуальные модели. Система является открытой как с точки зрения включения новых моделей показателей, так и новых модулей, осуществляющих прогнозирование на основе интеллектуального анализа данных.

ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

Для прогнозирования социально-экономических процессов чаще всего используются статистические и эконометрические методы. Они предполагают построение и тестирование многих моделей для каждого временного ряда, их сравнение на основе статистических критериев качества и отбор лучшей для прогнозирования. Среди этих методов выделяют прогнозную экстраполяцию трендом, адаптивные методы, регрессионное моделирование, анализ временных рядов [1]. Развитие эмпирических моделей, используемых для прикладного макроэкономического прогнозирования, описано в работе [2], в ней сравниваются современные структурные и неструктурные методы. Хотя в некоторых исследованиях и применяются простые трендовые прогнозы (например, [3, 4]), в большинстве случаев авторы используют модель авторегрессии с интегрированием и скользящим средним ARIMA и ее модификацию с выделением сезонности SARIMA.

Сотрудниками Института экономической политики имени Е.Т. Гайдара на протяжении последнего десятилетия выполняются прогнозные расчеты с использованием ARIMA для основных макроэкономических показателей, включая индексы промышленного производства и добычи угля [5, 6]. В качестве прогнозируемого ежемесячного индекса угольной промышленности используются агрегированные индексы производства по виду экономической деятельности «Добыча полезных ископаемых», представленные на сайте Росстата. Используемая методика анализа сравнительного качества прогнозов детально описана в работе [7]. В публикации [8] проводится корреляционно-регрессионный анализ зависимости объема добычи угля от таких факторов как среднегодовая численность промышленно-производственного персонала, объем проведения горных выработок и среднесуточная добыча угля на шахте, степень износа основных фондов; ввод в действие производственных мощно-

стей (угледобывающих шахт); коэффициент обновления основных фондов; уровень рентабельности.

В исследовании [9, 10] описана регрессионная модель для прогнозирования объема промышленного производства региона (Кемеровская область) на основе показателей инвестиций в основной капитал угледобывающих предприятий и численности занятых в угольной промышленности.

Авторами настоящего исследования развивается система гибридных моделей «Горизонт», включающая модуль регрессионных моделей, нейросетевой модуль и модуль прогнозирования на основе деревьев решений [11, 12, 13], которая позволяет строить модели для 500 и более социально-экономических показателей РФ. В работе [14] были выполнены построение и верификация ансамбля моделей прогнозирования для блока показателей угольной промышленности Российской Федерации на основе системы уравнений линейной регрессии и искусственных нейронных сетей с использованием информационно-аналитической системы «Горизонт» (2001–2021 гг.). В данной статье исследован 121 показатель угольной промышленности Российской Федерации, построена система взаимосвязанных уравнений множественной линейной регрессии.

Регрессионные модели показали удовлетворительные результаты по более чем 64% показателей. Для тех показателей, для которых невозможно было построить регрессионную модель прогнозирования с удовлетворительной точностью и качеством, результаты были улучшены с использованием искусственных нейронных сетей (много-слойный перцептрон). Сценарное прогнозирование всей группы показателей на 1-4 кварталы 2021 г. показало хорошие результаты в целом.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Перечень всех показателей, которые наблюдаются в деятельности Росстата, приведен в нормативно-административном документе – Федеральном плане статистических работ (далее – ФПСР). На данный момент ФПСР включает в себя более 4 тысяч показателей и обследований, в том числе около 1,5 тысяч показателей, относящихся к сфере промышленности. Структура показателей промышленности РФ и регионов – это систематическое описание ключевых показателей, характеризующих деятельность предприятий промышленности в России и ее регионах. В рамках настоящего исследования изучается направление «Основные экономические показатели промышленности».

Основные экономические показатели сферы промышленности, представленные в ФПСР, для указанной группы:

- показатели экономики РФ;
- основные показатели работы организации по ВЭД промышленного производства;
- отдельные показатели работы организаций по ВЭД по формам собственности;
- структура объема отгруженных товаров собственноразработанных, выполненных работ и услуг собственными силами по ВЭД;
- оборот организаций по ВЭД;
- валовая добавленная стоимость по ВЭД;

– объем отгруженных товаров собственного производства, выполненных работ и услуг собственными силами по ВЭД;

- валовая добавленная стоимость по ВЭД;
- индекс производства по ВЭД;
- среднегодовая численность работников организаций по ВЭД;
- концентрация производства по ВЭД;
- уровень использования среднегодовой производственной мощности организаций по выпуску отдельных видов продукции;
- индекс предпринимательской уверенности организаций;
- оценка общей экономической ситуации на предприятиях по ВЭД;
- оценка основных факторов, ограничивающих рост производства на предприятиях по ВЭД.

Изучение совокупности групп показателей угольной промышленности позволяет получить характеристику технологического и экономического уровня угледобывающей и углеперерабатывающей отрасли в РФ и ее регионах, а также сделать выводы об эффективности инвестиций и стратегии развития угольной промышленности.

МЕТОДЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ARIMA

Наряду с регрессионной моделью в «Горизонте» реализован широко применяющийся метод прогнозирования временных рядов ARIMA. Для прогнозирования временных рядов были использованы методы предсказания временных рядов с помощью ARIMA. Мы также использовали методы временных рядов для анализа сезонности и трендов [15, 16].

ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average) – это статистическая модель, которая используется для анализа и прогнозирования временных рядов. ARIMA-модель является комбинацией методов авторегрессии (AR) и скользящего среднего (MA), а также метода интегрирования (I), предназначенного для работы с нестационарными временными рядами.

Модель ARIMA имеет три основных параметра: p , d , q .

– p (AR, авторегрессия) определяет порядок авторегрессии и описывает, сколько прошлых значений временного ряда будет использоваться для прогнозирования его будущих значений. Чем больше значение p , тем труднее определить модель, но при этом увеличивается точность прогнозов.

$$Y_t = \varphi_0 + \varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 Y_{t-2} + \dots + \varphi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t,$$

где Y_t – уровень временного ряда в момент времени t (зависимая переменная); $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$ – уровни временного ряда в моменты времени $t-1, t-2, \dots, t-p$ соответственно (независимые переменные); $\varphi_0, \varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$ – оцениваемые коэффициенты; ε_t – случайное возмущение, описывающее влияние переменных, не учтенных в модели.

Коэффициент φ_0 определяет постоянный уровень ряда и связан с математическим ожиданием μ соотношением $\varphi_0 = \mu(1 - \varphi_1 - \varphi_2 - \dots - \varphi_p)$.

– d (I, интегрирование) определяет порядок интегрирования и показывает, сколько раз нужно применить разность между значениями временного ряда, чтобы сделать его стационарным. Стационарность означает, что среднее значение и дисперсия временного ряда не зависят от времени. Если временной ряд не является стационарным, это может приводить к ошибкам в прогнозировании. Чем выше значение d , тем больше раз нужно применить к временному ряду для его стационаризации.

– q (MA, скользящая средняя) определяет порядок скользящей средней и определяет количество прошлых ошибок, которые будут использоваться для прогнозирования будущих значений временного ряда. Чем выше значение q , тем сильнее усредняются ошибки для прогноза будущих значений.

$$Y_t = \varepsilon_t - \omega_1 \varepsilon_{t-1} - \omega_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \omega_q \varepsilon_{t-q},$$

где Y_t – уровень ряда в момент времени t ; ε_{t-i} – значения остатков i временных периодов назад (независимые переменные); $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_q$ – оцениваемые коэффициенты.

Модели скользящего среднего MA дают прогноз значений функции Y_t на основе линейной комбинации ограниченного числа q остатков, в то время как авторегрессионные модели AR дают прогноз значения Y_t на основании линейной функции аппроксимации ограниченного числа p прошлых значений Y_t .

Использование понятия, скользящего среднего, в данном случае, означает, что отклонение зависимой переменной от своего среднего, т.е. величина Y_{t-i} , является линейной комбинацией текущих и прошлых значений вектора случайных возмущений.

Модель ARMA (p, q) имеет общий вид:

$$Y_t = \varphi_0 + \varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 Y_{t-2} + \dots + \varphi_p Y_{t-p} + \dots + \varepsilon_t - \omega_1 \varepsilon_{t-1} - \omega_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \omega_q \varepsilon_{t-q}.$$

Эти три параметра определяют класс модели ARIMA (p, d, q), который в свою очередь описывает характеристики временного ряда и число параметров, которые необходимы для точного прогнозирования будущих значений.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Модуль прогнозирования временных рядов на основе модели ARIMA написан на языке Python. Для того, чтобы эксперты могли осуществлять углубленный анализ, в системе средствами VBA формируется экспертный отчет в виде Excel-файла: исходный ряд, данные с исключением сезонной компоненты, тренд и визуализация данных в виде диаграмм (рис. 1).

Отчет содержит информацию:

- Модель ARIMA.
- Байесовский информационный критерий (БИК). Чем меньше значение БИК, тем лучше модель. БИК учитывает как качество модели, так и ее сложность, что делает его более предпочтительным по сравнению с другими статистическими критериями.
- Интервал настройки – показывает, за какой период времени использовались данные для исследуемого показателя.
- Процент имеющихся выбросов с указанием даты.
- Линейная диаграмма динамики.

Система «Горизонт» позволяет проводить одновременное прогнозирование нескольких показателей, имеющих общий тренд, осуществлять факторный анализ. На рис. 2 представлен выполненный методом ARIMA прогноз показателя «Объем отгруженной продукции».

Для проведения прогнозирования основных экономических показателей угольной промышленности России с применением моделей ARIMA были использованы ежемесячные данные по 15 показателям за период с января 2014 г. по декабрь 2022 г. Источником данных послужила



Рис. 1. Экспертный отчет для показателя «Объем отгруженной продукции»

Fig. 1. An expert report for the "Volume of shipped products indicator"

база данных Федеральной службы государственной статистики (Росстат). Все индексы производства представлены в процентах к предыдущему периоду (табл. 1).

Первым этапом анализа стало исследование временных рядов на стационарность с помощью расширенного теста Дики – Фуллера (ADF-тест). Для приведения нестационарных рядов к стационарному виду проводилось преобразование с помощью взятия разностей соответствующего порядка.

Вторым шагом была идентификация параметров моделей ARIMA (p, d, q) на основе анализа графиков автокорреляционной (ACF) и частной автокорреляционной (PACF) функций. Значения p и q определялись по характеру убывания коэффициентов, а параметр d соответствовал порядку взятия разности. Для каждого показателя были построены несколько конкурирующих ARIMA-моделей с разными параметрами. Выбор лучшей модели осуществлялся на основе информационного критерия Акаике (AIC), байесовского информационного критерия Шварца (BIC), а также диагностических тестов остатков на автокорреляцию (тест Льюинга – Бокса) и нормальность распределения (тест Харке – Бера). В табл. 1 приведены характеристики выбранных лучших моделей ARIMA (p, d, q) для каждого показателя.

Все модели имеют приемлемые значения информационных критериев и хорошо описывают исходные данные. Остатки всех моделей являются стационарным белым шумом и имеют нормальное распределение.

На основе выбранных моделей ARIMA были построены точечные и интервальные прогнозы исследуемых показателей на 2024–2025 гг. с доверительной вероятностью 95%. Результаты прогнозирования представлены в табл. 2.

Согласно полученным прогнозам, в 2024–2025 гг. ожидается умеренный рост основных экономических показателей промышленности России. Индекс промышленного производства вырастет на 1,8% в 2024 г. и на 2,5% в 2025 г. Наибольший рост производства прогнозируется в обрабатывающих отраслях – на 2,4% в 2024 г. и на 3% в 2025 г. Более низкие темпы роста ожидаются в добыче полезных

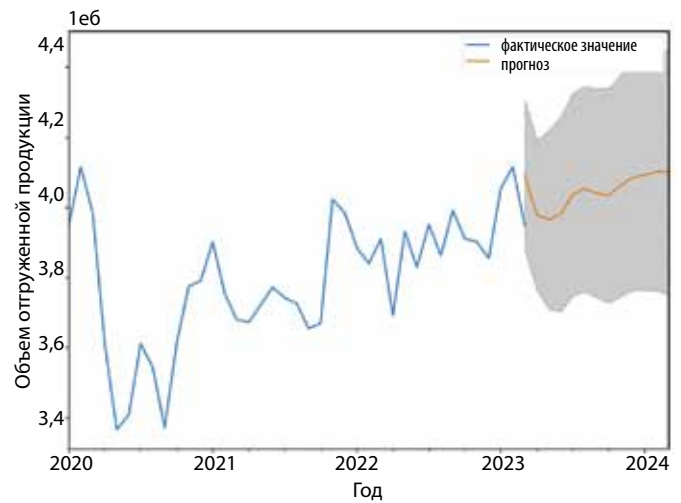


Рис. 2. График прогноза показателя «Объем отгруженной продукции»

Fig. 2. Forecast graph for the "Volume of shipped products" indicator

ископаемых (0,6% и 1,2%), энергетике (1,9% и 1,5%) и водоснабжении (1,7% и 1,6%). Обороты организаций в номинальном выражении будут увеличиваться более высокими темпами за счет роста цен. Максимальный прирост оборота ожидается в обрабатывающих производствах – на 6,2% в 2024 г. и на 6,1% в 2025 г. Оборот организаций по добыче полезных ископаемых вырастет на 4,3% и 4,2% соответственно. Динамика объема отгруженных товаров в целом будет повторять динамику оборота. Наибольший прирост ожидается в обрабатывающей промышленности – на 6,4% в 2024 г. и 6,6% в 2025 г. Объем отгруженных товаров по добыче полезных ископаемых увеличится на 5,1% и 5% соответственно. Среднегодовая численность работников организаций по добыче полезных ископаемых и обрабатывающих производств будет находиться в диапазоне 985–1020 тыс. чел. и 9940–10260 тыс. чел. Прогнозируется незначительное снижение численности по обоим видам деятельности к 2025 г.

Таблица 1

Модели ARIMA (p, d, q) для основных экономических показателей промышленности

ARIMA (p, d, q) models for the key economic indicators of the industry

| Показатель | ARIMA (p, d, q) | AIC | BIC |
|---|---------------------|--------|--------|
| Индекс промышленного производства | (1, 1, 1) | 363,8 | 372,5 |
| Индекс производства «Добыча полезных ископаемых» | (2, 1, 2) | 429,6 | 441,2 |
| Индекс производства «Обрабатывающие производства» | (3, 1, 1) | 393,5 | 405,0 |
| Индекс производства «Обеспечение электроэнергией, газом и паром» | (1, 0, 1) | 336,9 | 345,6 |
| Индекс производства «Водоснабжение; водоотведение» | (1, 0, 0) | 372,8 | 378,5 |
| Оборот организаций по добыче полезных ископаемых | (1, 1, 1) | 1987,2 | 1995,8 |
| Оборот организаций по обрабатывающим производствам | (2, 1, 1) | 2306,6 | 2318,1 |
| Оборот организаций по обеспечению электроэнергией, газом и паром | (1, 1, 1) | 1628,9 | 1637,5 |
| Оборот организаций по водоснабжению и водоотведению | (1, 1, 0) | 868,6 | 877,2 |
| Объем отгрузки товаров по добыче полезных ископаемых | (1, 1, 2) | 1937,8 | 1949,3 |
| Объем отгрузки товаров обрабатывающих производств | (2, 1, 1) | 2215,9 | 2227,4 |
| Объем отгрузки товаров по обеспечению электроэнергией, газом, паром | (1, 1, 1) | 1609,7 | 1618,4 |
| Объем отгрузки товаров по водоснабжению и водоотведению | (0, 1, 1) | 833,1 | 841,8 |
| Среднегодовая численность работников по добыче ископаемых | (1, 1, 0) | 1169,2 | 1177,9 |
| Среднегодовая численность работников обрабатывающих производств | (2, 1, 0) | 1486,4 | 1498,0 |

Прогнозные значения основных экономических показателей промышленности на 2024-2025 гг.

Projected values of the key economic indicators of the industry for 2024-2025

| Показатель | 2024 г. | 2025 г. |
|--|---------------------|---------------------|
| Индекс промышленного производства, % | 101,8 (100,2-103,4) | 102,5 (99,8-105,2) |
| Индекс производства «Добыча полезных ископаемых», % | 100,6 (98,1-103,1) | 101,2 (97,5-104,9) |
| Индекс производства «Обрабатывающие производства», % | 102,4 (100,5-104,3) | 103,0 (100,1-105,9) |
| Индекс производства «Обеспечение электроэнергией, газом, паром», % | 101,9 (100,1-103,7) | 101,5 (99,0-104,0) |
| Индекс производства «Водоснабжение; водоотведение», % | 101,7 (100,3-103,1) | 101,6 (99,8-103,4) |
| Оборот организаций по добыче полезных ископаемых, млрд руб. | 16420 (15650-17190) | 17120 (15930-18310) |
| Оборот организаций по обрабатывающим производствам, млрд руб. | 57320 (54410-60230) | 60840 (56430-65250) |
| Оборот организаций по обеспечению электроэнергией, газом, паром, млрд руб. | 10780 (10270-11290) | 11530 (10740-12320) |
| Оборот организаций по водоснабжению и водоотведению, млрд руб. | 1245 (1180-1310) | 1305 (1220-1390) |
| Объем отгрузки товаров по добыче полезных ископаемых, млрд руб. | 13920 (13270-14570) | 14630 (13750-15510) |
| Объем отгрузки товаров обрабатывающих производств, млрд руб. | 49290 (46840-51740) | 52550 (49220-55880) |
| Объем отгрузки товаров по обеспечению электроэнергией, газом, паром, млрд руб. | 9680 (9260-10100) | 10340 (9780-10900) |
| Объем отгрузки товаров по водоснабжению и водоотведению, млрд руб. | 1185 (1120-1250) | 1250 (1160-1340) |
| Среднегодовая численность работников по добыче ископаемых, тыс. чел. | 990 (960-1020) | 985 (940-1030) |
| Среднегодовая численность работников обрабатывающих производств, тыс. чел. | 10020 (9780-10260) | 9940 (9620-10260) |

Примечание: в скобках указаны нижняя и верхняя границы 95% доверительного интервала прогноза.

ОБСУЖДЕНИЕ

Система «Горизонт» поддерживает регрессионные и гибридные модели прогнозирования на основе описания зависимостей между показателями как внутри одного блока, так и из разных блоков, исходя из предварительно проведенных исследований и экономического смысла, при этом расчеты базируются на сценарном подходе с использованием таких экзогенных показателей, как цена на нефть, ВВП и др.

В то же время, как показал анализ источников, многие исследователи используют в качестве базовой модели для прогнозирования социально-экономических показателей, в том числе показателей промышленности, авторегрессионную модель ARIMA, которая в большинстве случаев дает достаточно хорошие результаты. В этой связи в систему «Горизонт» был включен модуль прогнозирования ARIMA, и были проведены расчеты для ряда показателей промышленности до 2025 г., которые показали удовлетворительные качество и точность. Особый интерес представляет использование ИНС для прогнозирования временных рядов, в частности, рекуррентных нейронных сетей (RNN) и сетей с долгой краткосрочной памятью (LSTM). Эти типы нейросетей специально разработаны для обработки последовательных данных и способны улавливать долгосрочные зависимости в динамике показателей.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Из проведенного анализа следует, что модели ARIMA позволяют получить достаточно точные и надежные прогнозы исследуемых показателей. Для каждого показателя были подобраны оптимальные спецификации моделей на основе информационных критериев и диагностических тестов остатков. Полученные модели хорошо описывают исходные данные и генерируют остатки, удовлетворяющие свойствам стационарного белого шума. На основе постро-

енных моделей были получены точечные и интервальные прогнозы показателей промышленности на 2024-2025 гг. Согласно этим прогнозам, в ближайшие два года ожидается умеренный рост промышленного производства, который будет носить неравномерный характер по отдельным видам деятельности.

Список литературы • References

1. Доугерти К. Введение в эконометрику: пер. с англ. М.: ИНФРА-М, 2010. 465 с.
2. Пестова А.А., Мамонов М.Е. Обзор методов макроэкономического прогнозирования: в поисках перспективных направлений для России // Вопросы экономики. 2016. № 6. С. 45-75. DOI: 10.32609/0042-8736-2016-6-45-75.
Pestova A., Mamonov M. A survey of methods for macroeconomic forecasting: looking for perspective directions in Russia. *Voprosy ekonomiki*. 2016;(6):45-75. (In Russ.). DOI:10.32609/0042-8736-2016-6-45-75.
3. Краснюк Л.В. Анализ экономического развития и прогнозирование основных показателей промышленности Российской Федерации // Научно-технические ведомости Санкт-Петербургского государственного политехнического университета. Экономические науки. 2013. № 4. С. 38-44.
Krasnuk L.V. Analysis of economic development and forecasting of the main indicators of the industry of the Russian Federation. *Nauchno-tehnicheskie vedomosti Sankt-Peterburgskogo gosudarstvennogo politehnicheskogo universiteta. Ekonomicheskie nauki*. 2013;(4):38-44. (In Russ.).
4. Калиновская И.Н., Керриев К.Н. Прогнозирование производства товаров легкой промышленности в Республике Беларусь / Инновационные технологии в текстильной и легкой промышленности: Материалы Международной научно-технической конференции, Витебск, 13–14 ноября 2019 года. Витебск: Витебский государственный технологический университет, 2019. С. 341-344.

5. Астафьева Е., Турунцева М. Оценка качества краткосрочных прогнозов индексов промышленного производства Росстата // Научный вестник ИЭП им. Гайдара.ру (электронный журнал). 2014. № 12. С. 34-37.
Astafieva E., Turuntseva M. Quality assessment of short-term forecasts of Rosstat industrial production indices. *Nauchnyj vestnik IEP*. 2014;(12):34-37. (In Russ.).
6. Астафьева Е., Турунцева М. Оценка качества краткосрочных прогнозов индексов промышленного производства НИУ ВШЭ (апрель 2009 г. – август 2021 г.) // Научный вестник ИЭП им. Гайдара.ру (электронный журнал). 2021. № 9. С. 32-35.
Astafieva E., Turuntseva M. Quality Assessment of Short-Term Forecasts of Industrial Production Indices by the Higher School of Economics, National Research University (April 2009 – August 2021). *Nauchnyj vestnik IEP*. 2021;(9):32-35. (In Russ.).
7. Турунцева М.Ю., Киблицкая Т.П. Качественные свойства различных подходов к прогнозированию социально-экономических показателей РФ. М.: ИЭПП, 2010. Научные труды № 135Р.
8. Болдыревский П.Б., Игошев А.К., Кистанова Л.А. Кластерный анализ и нейросетевое моделирование динамики индекса промышленного производства обрабатывающей промышленности России // Экономический анализ: теория и практика. 2019. Т. 18. № 11. С. 2158-2171.
Boldyrevskii P.B., Igoshev A.K., Kistanova L.A. Cluster analysis and neural network modeling for movements of industrial production index of the Russian manufacturing industry. *Ekonomicheskij analiz: teoriya i praktika*. 2019;18(11):2158-2171. (In Russ.).
9. Шинкевич А.И., Лубнина А.А., Бронская В.В. Анализ трендов научно-исследовательского развития промышленности на основе методов математического моделирования // Известия Самарского научного центра Российской академии наук. 2022. Т. 24. № 4. С. 68-74. DOI: 10.37313/1990-5378-2022-24-4-68-74.
Shinkevich A.I., Lubnina A.A., Bronskaya V.V. Analysis of trends in scientific research development of the industry on the basis of mathematical modeling methods. *Izvestiya Samarskogo nauchnogo tsentra Rossijskoj akademii nauk*. 2022;24(4):68-74. (In Russ.). DOI: 10.37313/1990-5378-2022-24-4-68-74.
10. Фокин Н.Д. VAR-LASSO модель для российской экономики на большом массиве данных. 2020. Electronic copy available at: <https://ssrn.com/abstract=3695047>. 24 с.
11. Применение нейронных сетей для прогнозирования социально-экономических временных рядов / О.В. Китова, Л.П. Дьяконова, В.А. Китов и др. // Российский экономический вестник. 2020. Т. 3. № 5. С. 188-201. <http://dgpu-journals.ru/archives/11494>.
Kitova O.V., Dyakonova L.P., Kitov V.A., Savinova V.M. Application of neural networks for forecasting social and economic time series. *Rossijskij ekonomicheskij vestnik*. 2020;3(5):188-201. <http://dgpu-journals.ru/archives/11494>.
12. Kitova O.V., Kolmakov I.B., Dyakonova L.P., Grishina O.A., Sekerin V.D., Danko T.P. Hybrid intelligent system of forecasting of the socio-economic development of the country. *Ijaber*. 2016;14(9):5755-5766.
13. Kitova O., Savinova V., Dyakonova L., Kitov V. Development of hybrid models and a system for forecasting the indicators of the Russian economy. *Espacios*. 2019;40(10):18-24.
14. Прогнозирование промышленных показателей в России в информационно-аналитической системе «Горизонт» / О.В. Китова, Л.П. Дьяконова, В.А. Китов и др. // Вопросы истории. 2021. Т. 10(1). С. 268-287.
Kitova O.V., Dyakonova L.P., Kitov V.A., Savinova V.M. Forecasting the main economic indicators for industry in the analytical system "Horizon". *Voprosy istorii*. 2021;10(1):268-287. (In Russ.).
15. Модельные расчеты краткосрочных прогнозов социально-экономических показателей РФ / М.Ю. Турунцева, Е.В. Астафьева, М.А. Баева и др. // Научный вестник ИЭП им. Гайдара.ру (электронный журнал). 2013. № 5. С. 2-31.
Turuntseva M.Yu., Astafieva E.V., Baeva M.A. et al. Model calculations of short-term forecasts of the social and economic indicators in the Russian Federation. *Nauchnyj vestnik IEP*. 2013;(5):2-31. (In Russ.).
16. Миролубова А.А., Ермолаев А.Д., Прокофьев М.Б. ARIMA – прогнозирование спроса производственного предприятия // Современные наукоемкие технологии. Региональное приложение. 2021. № 2. С. 50-55. DOI: 10.6060/snt.20216602.0007.
Mirolyubova A.A., Ermolaev A.D., Prokofiev M.B. ARIMA – forecasting the demand of the production plant. *Sovremennye naukoymkie tehnologii. Regional'noe prilozhenie*. 2021;(2):50-55. (In Russ.). DOI: 10.6060/snt.20216602.0007.

Authors Information

Kitova O.V. – Doctor of Economics Sciences, Associate Professor, Head of the Department of Informatics of the Higher School of Cybertechnologies, Mathematics and Statistics, Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, 117997, Russian Federation, e-mail: Kitova.OV@rea.ru

Dyakonova L.P. – PhD (Physics & Mathematics), Associate Professor, Associate Professor of the Department of Informatics of the Higher School of Cybertechnologies, Mathematics and Statistics, Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, 117997, Russian Federation, e-mail: Dyakonova.lp@rea.ru

Savinova V.M. – Senior Lecturer of the Department of Informatics of the Higher School of Cybertechnologies, Mathematics and Statistics, Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, 117997, Russian Federation, e-mail: Savinova.VM@rea.ru

Fomin K.V. – graduate student of the Higher School of Cybertechnologies, Mathematics and Statistics, Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, 117997, Russian Federation

Информация о статье

Поступила в редакцию: 3.05.2024

Поступила после рецензирования: 16.05.2024

Принята к публикации: 26.05.2024

Paper info

Received May 3, 2024

Reviewed May 16, 2024

Accepted May 26, 2024