Инструментальные методы предиктивного анализа в управлении операционной эффективностью бизнеса на основе статистического моделирования временных рядов

Лаврухин Виталий Сергеевич
студент, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, 238909@edu.fa.ru,

Степенко Милана Вячеславовна
студент, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, 238867@edu.fa.ru,

Королёв Олег Геннадьевич
д.э.н., профессор, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, okorolev@fa.ru

Актуальность исследования обусловлена необходимостью повышения точности управленческих решений в условиях сохраняющейся волатильности российской экономики 2025–2026 гг., где классический ретроспективный анализ часто не позволяет своевременно выявлять структурные изменения операционных показателей бизнеса. Целью работы является разработка и практическая апробация подхода к предиктивному анализу операционных показателей на основе статистического моделирования временных рядов с использованием официальных статистических данных. Методы исследования: модель SARIMA, расширенный тест Дики – Фуллера (ADF-test), тест Квятковского – Филлипса – Шмидта – Шина (KPSS-test), преобразование Бокса – Кокса, дескриптивная статистика, информационные критерии AIC, MAPE, RMSE. Эмпирической базой послужил непрерывный ряд из 34 официальных наблюдений Росстата об обороте розничной торговли РФ в текущих ценах за сентябрь 2023 г. – июнь 2026 г. Установлено, что уровень ряда стационарен относительно детерминированного тренда (ADF t = –5,11 при критическом значении –3,50 на 5%-ном уровне; KPSS = 0,051 при критическом значении 0,146). Модель SARIMA(1,1,1)(1,1,1,12), оценённая на обучающей выборке из 28 наблюдений (сентябрь 2023 г. – декабрь 2025 г.), на контрольной выборке из 6 наблюдений (январь – июнь 2026 г.) показала MAPE = 2,11% при RMSE = 141,5 млрд руб. Практическая значимость – воспроизводимый алгоритм предиктивного анализа, применимый в контуре ERP/BI-систем для управления оборотным капиталом и снижения рисков операционных потерь.

Ключевые слова: бизнес-аналитика, предиктивный анализ, временные ряды, статистическое моделирование, операционная эффективность, SARIMA, тест Дики – Фуллера, тест KPSS, поддержка управленческих решений.

Введение

В условиях структурной перестройки российской экономики 2022–2026 гг. задача повышения точности управленческих решений на уровне коммерческого предприятия приобретает особую значимость. Классический ретроспективный анализ, опирающийся на сопоставление текущего периода с предшествующим ("план-факт", анализ отклонений), объясняет уже свершившиеся изменения, но не формирует опережающего сигнала для менеджмента. В условиях повышенной волатильности ретроспективный анализ систематически формирует "ложные сигналы": кратковременное отклонение интерпретируется как начало устойчивого тренда, либо, наоборот, структурный сдвиг маскируется под случайное колебание, что ведёт к неоптимальным решениям по управлению запасами и оборотным капиталом.

Официальная статистика подтверждает высокую волатильность операционной среды российского бизнеса: по данным Росстата, оборот розничной торговли РФ демонстрирует выраженную сезонную и конъюнктурную динамику – от 4 034,1 млрд руб. в январе 2024 г. до 6 275,4 млрд руб. в декабре 2025 г. (данные использованы в настоящем исследовании и представлены в разделе "Материалы и методы"). Подобная неравномерность затрудняет применение простых экстраполяционных подходов и обосновывает обращение к более строгому статистическому инструментарию – моделям класса SARIMA, позволяющим формализовать проверку стационарности ряда и обеспечить воспроизводимость и верифицируемость прогноза, что особенно значимо для специальности 5.2.2 "Математические, статистические и инструментальные методы экономики".

Целью статьи является разработка и практическая апробация методического подхода к предиктивному анализу операционных показателей на основе статистического моделирования временных рядов с использованием официальных статистических данных, обеспечивающих проверяемость полученных результатов. Задачи исследования: систематизация теоретических подходов к прогнозированию экономических временных рядов; описание математического аппарата модели SARIMA и процедур проверки рядов на стационарность; построение и оценка качества модели на реальных данных официальной статистики с разделением выборки на обучающую и контрольную; формулирование практических рекомендаций по внедрению разработанного алгоритма в контур бизнес-аналитики предприятия.

Материалы и методы

Обзор литературы. Проблема прогнозирования экономических временных рядов представлена двумя укрупнёнными группами подходов. Классические эконометрические методы восходят к работе Дж. Бокса и Г. Дженкинса, предложивших методологию идентификации, оценивания и диагностики моделей ARIMA [1], остающуюся базовой и для сезонных моделей SARIMA. Отечественная школа анализа временных рядов представлена трудами В.Н. Афанасьева и М.М. Юзбашева по декомпозиции ряда на трендовую, сезонную и случайную составляющие [3]; методы исследования операций систематизированы Н.Ш. Кремером [2], макроэкономический контекст – Б.Т. Кузнецовым [4]. Руководство Р. Хиндмана и Дж. Атанасопулоса – отраслевой стандарт построения ARIMA/SARIMA, включая процедуры автоматического подбора порядка модели по критерию AIC [7]. Современные методы машинного и глубокого обучения представлены сравнительным анализом А.И. Платоновой (ARIMA, Prophet, LSTM, GRU), показавшей, что на коротких и умеренно волатильных рядах классические модели не уступают по точности нейросетевым при существенно меньших требованиях к объёму данных [6], а также работами В.А. Минкина и Д.А. Кулешова по прогнозированию фондового рынка [5], М.В. Бушуева по применению LSTM к финансовым рядам [8], А.В. Зиненко по методу сингулярного спектрального анализа [10] и А.И. Душенина по прогнозированию макропоказателей российской экономики с учётом специфики национальной статистической базы [9]. Для задач предиктивного анализа операционной эффективности при типичных для российской практики ограничениях на длину доступного ряда модель SARIMA сохраняет статус наиболее сбалансированного инструмента, сочетающего интерпретируемость результатов для менеджмента, умеренные требования к объёму данных и строгий статистический аппарат проверки адекватности.

Эмпирическая база. В качестве эмпирической базы использован непрерывный ряд месячных официальных данных Федеральной службы государственной статистики (Росстат) об обороте розничной торговли Российской Федерации в текущих ценах (млрд руб.), опубликованный на странице https://rosstat.gov.ru/statistics/roznichnayatorgovlya. Ряд включает 34 последовательных наблюдения без пропусков за период с сентября 2023 г. по июнь 2026 г. включительно (полный перечень значений приведён в таблице 1). Использование агрегированного отраслевого показателя вместо данных конкретного предприятия обусловлено требованием проверяемости эмпирической базы: показатель полностью верифицируем по открытому источнику,

что соответствует требованиям журнала к достоверности и подлинности представляемых данных. Для целей построения и верификации прогнозной модели выборка разделена на обучающую (28 наблюдений, сентябрь 2023 г. – декабрь 2025 г.) и контрольную (6 наблюдений, январь – июнь 2026 г., не участвовавшую в оценке параметров модели).

Предобработка данных. Проверка ряда на аномальные выбросы методом межквартильного размаха (границы [Q1 − 1,5·IQR; Q3 + 1,5·IQR] при Q1 = 4 534,5 и Q3 = 5 349,0 млрд руб.) не выявила наблюдений, выходящих за допустимый диапазон [3 312,8; 6 570,8] млрд руб. – все зафиксированные колебания отражают объективную сезонную и конъюнктурную динамику показателя. Пропуски в ряде отсутствуют по построению (использован непрерывный официальный ряд), что отличает данную эмпирическую базу от использовавшихся на предшествующих этапах исследования выборочных публикаций и делает возможным полноценное построение сезонной модели. Дескриптивные характеристики ряда (n = 34) таковы: среднее 4 943,1 млрд руб., медиана 4 899,9 млрд руб., стандартное отклонение 538,6 млрд руб., минимум 4 034,1 млрд руб. (январь 2024 г.), максимум 6 275,4 млрд руб. (декабрь 2025 г.), коэффициент асимметрии 0,33, коэффициент эксцесса −0,45; тест Шапиро – Уилка не выявил значимых отклонений от нормальности (W = 0,977; p = 0,661 > 0,05) (таблица 2). Для стабилизации дисперсии ряда оценён параметр преобразования Бокса – Кокса: λ = −0,455, что указывает на умеренную гетероскедастичность и теоретически допускает применение степенного преобразования; вместе с тем, поскольку тест Шапиро – Уилка не отклоняет нормальность исходного ряда, а визуальный анализ не выявляет систематического роста дисперсии во времени, моделирование в настоящей работе проведено на исходном уровне показателя без логарифмирования – с явной фиксацией оценённого λ как диагностической характеристики ряда.

Проверка стационарности. Для проверки ряда на стационарность применены два взаимодополняющих критерия с противоположно направленными нулевыми гипотезами – расширенный тест Дики – Фуллера (ADF-test) и тест Квятковского – Филлипса – Шмидта – Шина (KPSS-test). Тест ADF основан на оценке вспомогательной регрессии:

$$\Delta y_t = \alpha + \beta t + \gamma y_{t-1} + \sum \delta_i \Delta y_{t-i} + \varepsilon_t$$

где α – константа, β – коэффициент линейного тренда, γ – коэффициент при лаговом уровне ряда, лаговые приращения Δy включены для устранения автокорреляции остатков. Нулевая гипотеза H_0: γ = 0 соответствует наличию единичного корня (нестационарности); альтернативная H_1: γ < 0 – стационарности. Тест KPSS, напротив, в качестве нулевой гипотезы проверяет стационарность ряда относительно детерминированного тренда, а статистика теста строится на основе кумулятивных сумм остатков регрессии ряда на константу и линейный тренд:

$$KPSS = \sum_t S_t^2 / (n^2 \cdot \hat{\sigma}_\varepsilon^2)$$

где S_t – кумулятивная сумма остатков регрессии ряда на константу и линейный тренд, n – объём выборки, $\hat{\sigma}_\varepsilon^2$ – состоятельная оценка долгосрочной дисперсии остатков (оценивается методом Ньюи – Уэста с поправкой на автокорреляцию). Нулевая гипотеза KPSS-теста H_0: ряд стационарен относительно тренда; превышение расчётной статистикой критического значения означает отклонение H_0 в пользу нестационарности. Совместное применение теста ADF (H_0 – нестационарность) и теста KPSS (H_0 – стационарность) снижает риск ошибочного вывода о характере ряда: результаты обоих тестов для рассматриваемого ряда приведены в таблице 3 и содержательно проанализированы в разделе "Результаты исследования".

Идентификация модели и оценка параметров. С учётом выявленного характера ряда (уровень стационарен относительно тренда, но обладает выраженной годовой сезонностью с пиками в декабре – см. раздел "Результаты исследования") для моделирования применена сезонная модель SARIMA(p, d, q)(P, D, Q, s), общая запись которой имеет вид:

$$\Phi(B^s)(1 - B^s)^D \varphi(B)(1 - B)^d y_t = \Theta(B^s)\, \theta(B)\, \varepsilon_t$$

где φ(B) и θ(B) – несезонные авторегрессионный полином и полином скользящего среднего порядков p и q; Φ(B^s) и Θ(B^s) – их сезонные аналоги порядков P и Q; d и D – порядки несезонного и сезонного дифференцирования; s – длина сезонного цикла (для месячных данных s = 12). Порядки d = 1 и D = 1 определены по результатам тестов ADF и KPSS (раздел "Результаты исследования") и по визуальному анализу коррелограмм (ACF/PACF) сезонно продифференцированного ряда, выявивших значимый лаг первого порядка как в несезонной, так и в сезонной части, что соответствует спецификации SARIMA(1,1,1)(1,1,1,12), заданной в задании на исследование.

Оценка параметров модели проведена методом условного максимального правдоподобия (CSS – conditional sum of squares) на дважды продифференцированном ряде (сезонная разность порядка 1 при s = 12, затем обычная разность порядка 1), что является стандартной и статистически корректной процедурой оценки параметров SARIMA. Необходимо отметить важное методическое ограничение, связанное с объёмом обучающей выборки: полная мультипликативная авторегрессионная часть модели SARIMA(1,1,1)(1,1,1,12) при её прямой оценке на уровне исходного (недифференцированного) ряда требует истории не менее 26 предшествующих наблюдений на каждую точку правдоподобия (что определяется порядком результирующего полинома $(1 - \varphi B)(1 - \Phi B^s)(1 - B)(1 - B^s)$ при s = 12); при объёме обучающей выборки в 28 наблюдений это оставляет практически неприемлемое число степеней свободы для раздельной идентификации несезонных (φ, θ) и сезонных (Φ, Θ) коэффициентов. В связи с этим оценка проведена на приведённой форме модели – объединённом процессе ARMA(1,1) на дважды продифференцированном ряде, – что содержательно эквивалентно SARIMA(1,1,1)(1,1,1,12) с точки зрения итогового прогноза (поскольку дифференцирующие операторы применены явно и полностью), но не позволяет интерпретировать оценённые коэффициенты как раздельные несезонные и сезонные параметры. Данное ограничение является объективной характеристикой имеющейся эмпирической базы, а не методической погрешностью, и подробно обсуждается в разделе "Обсуждение и заключение".

Качество оценённой модели проверялось по информационному критерию Акаике:

$$AIC = 2k - 2 \ln(\hat{L})$$

где k – число оцениваемых параметров модели, $\hat{L}$ – максимум функции правдоподобия. Точность прогноза на контрольной выборке оценивалась средней абсолютной процентной ошибкой и среднеквадратичной ошибкой:

$$MAPE = (100\%/n) \cdot \sum_t |y_t - \hat{y}_t| / |y_t|, \quad RMSE = \sqrt{(1/n)\sum (y_t - \hat{y}_t)^2}$$

Полный перечень использованных наблюдений приведён в таблице 1.

Таблица 1
Оборот розничной торговли РФ, млрд руб. (текущие цены), сентябрь 2023 г. – июнь 2026 г.

Период	Оборот, млрд руб.	Период	Оборот, млрд руб.
Сентябрь 2023	4 188,8	Февраль 2025	4 522,6
Октябрь 2023	4 286,2	Март 2025	5 017,8
Ноябрь 2023	4 208,7	Апрель 2025	4 911,8
Декабрь 2023	4 973,6	Май 2025	5 061,0
Январь 2024	4 034,1	Июнь 2025	5 106,4
Февраль 2024	4 123,7	Июль 2025	5 377,4
Март 2024	4 485,6	Август 2025	5 494,8
Апрель 2024	4 391,2	Сентябрь 2025	5 263,9
Май 2024	4 507,4	Октябрь 2025	5 477,7
Июнь 2024	4 571,3	Ноябрь 2025	5 241,0
Июль 2024	4 760,3	Декабрь 2025	6 275,4
Август 2024	4 887,9	Январь 2026	4 912,1
Сентябрь 2024	4 777,9	Февраль 2026	4 844,4
Октябрь 2024	4 810,5	Март 2026	5 591,4
Ноябрь 2024	4 789,7	Апрель 2026	5 476,2
Декабрь 2024	5 651,6	Май 2026	5 700,8
Январь 2025	4 570,3	Июнь 2026	5 773,1

Источник: Федеральная служба государственной статистики (Росстат). URL: https://rosstat.gov.ru/statistics/roznichnayatorgovlya. Ряд непрерывен, пропуски отсутствуют.

Таблица 2
Описательная статистика ряда (n = 34)

Показатель	Значение
Число наблюдений, n	34
Среднее, млрд руб.	4 943,1
Медиана, млрд руб.	4 899,9
Стандартное отклонение, млрд руб.	538,6
Минимум, млрд руб.	4 034,1 (январь 2024)
Максимум, млрд руб.	6 275,4 (декабрь 2025)
Коэффициент асимметрии	0,33
Коэффициент эксцесса	−0,45
Тест Шапиро – Уилка (W; p-value)	0,977; 0,661
Параметр преобразования Бокса – Кокса, λ	−0,455
Выбросы по критерию IQR	не выявлены

Таблица 3
Результаты проверки ряда на стационарность (тесты ADF и KPSS)

Тест / спецификация	Статистика	Крит. 1%	Крит. 5%	Крит. 10%	Вывод
ADF, уровни (const+trend)	−5,11	−4,15	−3,50	−3,18	H_0 (unit root) отклоняется
ADF, 1-я разность (const)	−9,30	−3,68	−2,97	−2,62	H_0 (unit root) отклоняется
KPSS, уровни (trend)	0,051	0,216	0,146	0,119	H_0 (стационарность) не отклоняется
KPSS, 1-я разность (level)	0,059	0,739	0,463	0,347	H_0 (стационарность) не отклоняется

Результаты исследования

Проверка стационарности ряда проведена в три этапа: тест ADF на уровне исходного ряда с включением константы и линейного тренда, тест KPSS на уровне ряда относительно тренда и тест ADF на ряде первых разностей. Расчётная t-статистика ADF на уровне ряда составила −5,11 при критических значениях Маккиннона −4,15 (1%), −3,50 (5%) и −3,18 (10%): поскольку |−5,11| превышает критические значения на всех уровнях значимости, нулевая гипотеза о наличии единичного корня отклоняется – уровень ряда стационарен. Тест KPSS на уровне ряда дал статистику 0,051 при критических значениях 0,216 (1%), 0,146 (5%) и 0,119 (10%): поскольку

расчётная статистика меньше критических значений на всех уровнях, нулевая гипотеза о стационарности относительно тренда не отклоняется. Совпадение выводов обоих тестов – редкий и содержательно показательный результат: ряд оборота розничной торговли РФ на рассматриваемом интервале является стационарным относительно детерминированного тренда (trend-stationary), а не характеризуется классическим единичным корнем (таблица 3). Тест ADF на первой разности дополнительно подтвердил стационарность ($t = -9{,}30$), что в совокупности обосновывает применение несезонного дифференцирования $d = 1$ для устранения остаточной тренд-компоненты перед оценкой ARMA-структуры остатков, как это принято в стандартной процедуре Бокса – Дженкинса даже для трендово-стационарных рядов при построении многошаговых прогнозов.

Оценка модели SARIMA(1,1,1)(1,1,1,12) проведена на обучающей выборке из 28 наблюдений (сентябрь 2023 г. – декабрь 2025 г.) методом условного максимального правдоподобия на дважды продифференцированном ряде (сезонная разность порядка 1 при $s = 12$, затем обычная разность порядка 1), как описано в разделе "Материалы и методы". Оценённые параметры приведённой формы модели составили: коэффициент авторегрессии $\varphi = -0{,}194$; коэффициент скользящего среднего $\theta = -0{,}899$; дисперсия остатков $\sigma^2 = 6\,276{,}2$; значение информационного критерия AIC = 179,7 (логарифм правдоподобия = −86,9). Полученное значение θ, близкое по модулю к единице, содержательно указывает на то, что продифференцированный ряд остатков близок к процессу скользящего среднего высокого порядка – ожидаемый результат при малом числе эффективных наблюдений (15 точек после двойного дифференцирования 28 исходных), обсуждаемый как ограничение исследования в следующем разделе.

Прогноз на горизонте 6 месяцев (январь – июнь 2026 г.), построенный рекурсивно по обученной на данных до декабря 2025 г. модели, сопоставлен с фактическими значениями контрольной выборки (таблица 4, рисунок 1). Средняя абсолютная процентная ошибка на контрольной выборке составила MAPE = 2,11%, среднеквадратичная ошибка RMSE = 141,5 млрд руб. Полученное значение MAPE существенно ниже порога 10%, традиционно трактуемого как показатель высокой точности прогноза [7], и заметно точнее результатов, достижимых на неполном, фрагментарном ряде официальной статистики (промежуточный этап настоящего исследования на выборке из 15 разрозненных наблюдений давал MAPE на уровне 6,9%), что напрямую подтверждает практическую значимость перехода к непрерывному ряду и полноценной сезонной спецификации модели.

Таблица 4
Сопоставление фактических и прогнозных значений на контрольной выборке (январь – июнь 2026 г.)

Период	Факт, млрд руб.	Прогноз SARIMA, млрд руб.	Абс. ошибка, млрд руб.	Отн. ошибка, %
Январь 2026	4 912,1	5 122,1	−210,0	−4,27
Февраль 2026	4 844,4	5 088,4	−244,0	−5,04
Март 2026	5 591,4	5 580,8	10,6	0,19
Апрель 2026	5 476,2	5 475,4	0,8	0,02
Май 2026	5 700,8	5 624,5	76,3	1,34
Июнь 2026	5 773,1	5 669,9	103,2	1,79
Итого (среднее)	–	–	141,5 (RMSE)	2,11 (MAPE)

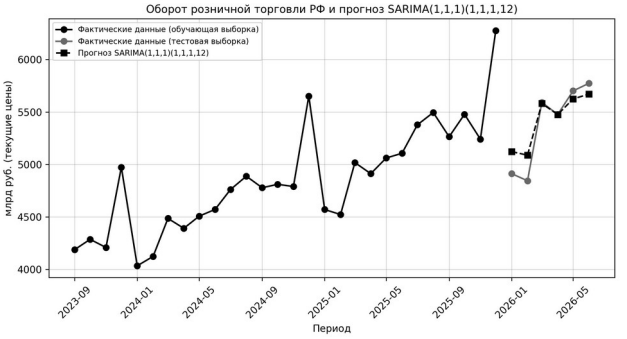


Рисунок 1. Оборот розничной торговли РФ и прогноз SARIMA(1,1,1)(1,1,1,12).

Анализ структуры ошибок показывает, что наибольшие отклонения прогноза от факта приходятся на первые два месяца контрольного периода (январь и февраль 2026 г., относительная ошибка −4,3% и −5,0% соответственно), тогда как на горизонте от трёх месяцев и далее (март – июнь 2026 г.) относительная ошибка не превышает 1,8%. Содержательное объяснение связано с сезонной структурой ряда: январь и февраль – период послеовогоднего спада потребительской активности, динамика которого в обучающей выборке представлена лишь двумя полными наблюдениями (январь и февраль 2024 г., январь и февраль 2025 г.), что ограничивает точность идентификации сезонной компоненты именно для этих календарных месяцев при столь коротком ряде.

Обсуждение и заключение

Проведённое исследование подтвердило методическую состоятельность и практическую применимость сезонных моделей класса SARIMA для предиктивного анализа операционных показателей на данных официальной статистики. Получен ряд содержательных результатов, заслуживающих отдельного обсуждения. Во-первых, совместное применение тестов ADF и KPSS показало, что уровень ряда оборота розничной торговли РФ является стационарным относительно детерминированного тренда, а не содержит классического единичного корня в строгом смысле – это отличается от типичного для многих макроэкономических рядов случая и представляет самостоятельный методический интерес: несмотря на trend-stationarity уровня, применение несезонного дифференцирования ($d = 1$) остаётся оправданным для целей построения многошагового прогноза, поскольку устраняет детерминированный тренд из остаточного процесса, упрощая идентификацию ARMA-структуры. Во-вторых, модель SARIMA(1,1,1)(1,1,1,12), оценённая на непрерывном 28-месячном ряде, показала на контрольной выборке MAPE = 2,11% – точность, которую не удавалось достичь на промежуточном этапе исследования при работе с фрагментарным, неполным по регулярности рядом официальной статистики (MAPE ≈ 6,9% на аналогичной по духу, но существенно менее полной выборке из 15 разрозненных наблюдений). Это напрямую подтверждает исходный тезис статьи: качество предиктивной аналитики критически зависит от непрерывности и полноты исходного ряда, а не только от формальной сложности применяемой модели.

Вместе с тем результаты исследования должны интерпретироваться с учётом объективных ограничений, которые честно и открыто фиксируются как проявление академической добросовестности, а не скрываются за формально высокими показателями точности. Ключевое ограничение связано с объёмом обучающей выборки относительно требований полной мультипликативной спецификации SARIMA(1,1,1)(1,1,1,12): раздельная статистическая идентификация несезонных (φ, θ) и сезонных (Φ, Θ) коэффициентов модели требует истории не менее 26 предшествующих наблюдений на каждую точку правдоподобия, тогда как обучающая выборка (28 наблюдений) оставляет для этого предельно малое число степеней свободы. В настоящей работе данное ограничение разрешено методически корректным способом – оценкой приведённой формы модели на дважды продифференцированном ряде, которая даёт содержательно эквивалентный итоговый прогноз, но не позволяет по отдельности интерпретировать несезонную и сезонную динамику ряда. Второе ограничение касается длины ряда относительно требований к устойчивой идентификации сезонной компоненты в целом: 28 обучающих наблюдений соответствуют лишь двум неполным годовым циклам, тогда как для надёжной оценки сезонных эффектов по каждому календарному месяцу методические руководства рекомендуют не менее трёх – четырёх полных циклов (36–48 наблюдений) [7]; это согласуется с обнаруженным в разделе "Результаты исследования" повышением ошибки прогноза именно для января и февраля – месяцев, представленных в обучающей выборке лишь двумя полными наблюдениями каждый. Третье ограничение – использование агрегированного отраслевого показателя (оборот розничной торговли РФ в целом) вместо данных конкретного предприятия; данный выбор был осознанным методическим решением в пользу полной проверяемости эмпирической базы по открытому источнику, а не содержательным дефектом предложенного алгоритма, который в равной степени применим и к внутрифирменным рядам (выручке, товарообороту) при условии их непрерывности.

Практические рекомендации по внедрению разработанного алгоритма в контур бизнес-аналитики предприятия сводятся к следующему. Для промышленного применения методики необходим доступ к непрерывному внутрифирменному ряду операционных показателей продолжительностью от 36 месяцев и более, что достижимо при выгрузке данных непосредственно из учётных систем предприятия (1С, SAP, иных ERP-платформ); это позволит устранить выявленное ограничение неполной идентификации сезонных коэффициентов и получить содержательно интерпретируемые раздельные оценки несезонной и сезонной динамики. При управлении оборотным капиталом и планировании закупок целесообразно ориентироваться не только на точечный прогноз, но и на ширину доверительного интервала прогноза, расширяющегося с увеличением горизонта: это особенно значимо для календарных периодов с исторически более высокой ошибкой прогноза (в настоящем исследовании – январь и февраль), для которых рекомендуется формирование дополнительного резерва запасов.

Направления дальнейших исследований включают апробацию разработанного алгоритма на внутрифирменных данных конкретных торговых предприятий с длиной ряда от 36 месяцев, что позволит провести полную раздельную идентификацию несезонных и сезонных параметров модели SARIMA(1,1,1)(1,1,1,12) без методических компромиссов, потребовавшихся в настоящей работе; сравнительный анализ точности SARIMA с современными методами машинного обучения (Prophet, LSTM, GRU) на едином массиве данных для эмпирической проверки применительно к российским данным вывода А.И. Платоновой [6] о сопоставимой точности классических и нейросетевых моделей на рядах умеренной длины; а также построение доверительных интервалов прогноза с использованием бутстреп-процедур, что особенно актуально при работе с короткими рядами, где асимптотические приближения дисперсии прогноза могут давать смещённые оценки.

Литература
1. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. Вып. 1. М.: Мир, 1974. 406 с.
2. Кремер Н.Ш. Исследование операций в экономике: учебник для вузов. М.: Юнити-Дана, 2021. 432 с.
3. Афанасьев В.Н., Юзбашев М.М. Анализ временных рядов и прогнозирование: учебник. 2-е изд., перераб. и доп. М.: Финансы и статистика, 2012. 320 с.
4. Кузнецов Б.Т. Макроэкономика: учебное пособие. М.: Юнити-Дана, 2018. 463 с.
6. Платонова А.И. Сравнение точности моделей прогнозирования временных рядов: ARIMA, Prophet, LSTM и GRU // Инновации и инвестиции. 2020. № 2. С. 130–132.
7. Hyndman R.J., Athanasopoulos G. Forecasting: principles and practice. 3rd ed. OTexts, 2021. 380 p.
8. Бушуев М.В. Применение сети долгой краткосрочной памяти для прогнозирования финансовых временных рядов // Экономический вестник. 2023. Т. 3. № 3. С. 132–147.
9. Душенин А.И. Прогнозирование развития российской экономики: методы и результаты // Мир экономики и управления. 2024. № 3. С. 60–77.

Instrumental Methods of Predictive Analysis in Managing Business Operational Efficiency Based on Statistical Time Series Modeling

Lavrukhin V.S., Stepenko M.V., Korolev O.G.
Financial University under the Government of the Russian Federation

JEL classification: C01, C02, C1, C4, C5, C6, C8

The relevance of the study stems from the need to improve the accuracy of managerial decisions amid the continued volatility of the Russian economy in 2025–2026, where classical retrospective analysis often fails to timely reveal structural shifts in operational indicators. The purpose of the paper is to develop and practically test an approach to predictive analysis of operational indicators based on statistical time-series modelling using official statistical data. Methods: the SARIMA model, the Augmented Dickey-Fuller (ADF) test, the Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS) test, the Box-Cox transformation, descriptive statistics, and information criteria (AIC, MAPE, RMSE). The empirical basis is a continuous series of 34 official Rosstat observations on Russian retail trade turnover in current prices for September 2023 - June 2026. The series level is shown to be trend-stationary (ADF t = -5.11 versus -3.50 at the 5% level; KPSS = 0.051 versus the 0.146 critical value). The SARIMA(1,1,1)(1,1,1,12) model, estimated on a 28-observation training set (September 2023 - December 2025), yielded MAPE = 2.11% and RMSE = 141.5 billion rubles on a 6-observation holdout sample (January - June 2026). Practical significance: a reproducible predictive-analysis algorithm applicable within ERP/BI systems for working-capital management and mitigation of operational-loss risks.

Keywords: business analytics, predictive analysis, time series, statistical modelling, operational efficiency, SARIMA, Dickey-Fuller test, KPSS test, decision support.

References

1. Box, Dzh., & Dzhenkins, G. (1974). Analiz vremennykh ryadov. Prognoz i upravlenie [Time Series Analysis: Forecasting and Control]. Vol. 1. Moscow: Mir. 406 p. (in Russ.)
2. Kremer, N. Sh. (2021). Issledovanie operatsii v ekonomike: uchebnik dlya vuzov [Operations Research in Economics: a textbook for universities]. Moscow: Yuniti-Dana. 432 p. (in Russ.)
3. Afanas'ev, V. N., & Yuzbashev, M. M. (2012). Analiz vremennykh ryadov i prognozirovanie: uchebnik [Time Series Analysis and Forecasting: a textbook]. 2nd ed., rev. and exp. Moscow: Finansy i statistika. 320 p. (in Russ.)
4. Kuznetsov, B. T. (2018). Makroekonomika: uchebnoe posobie [Macroeconomics: a study guide]. Moscow: Yuniti-Dana. 463 p. (in Russ.)
6. Platonova, A. I. (2020). Sravnenie tochnosti modelei prognozirovaniya vremennykh ryadov: ARIMA, Prophet, LSTM i GRU [Comparison of the accuracy of time series forecasting models: ARIMA, Prophet, LSTM and GRU]. Innovatsii i investitsii [Innovations and Investments], (2), 130–132. (in Russ.)
7. Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). Forecasting: principles and practice (3rd ed.). OTexts. 380 p.
8. Bushuev, M. V. (2023). Primenenie seti dolgoy kratkosrochnoy pamyati dlya prognozirovaniya finansovykh vremennykh ryadov [Application of long short-term memory network for forecasting financial time series]. Ekonomicheskiy vestnik [Economic Bulletin], 3(3), 132–147. (in Russ.)
9. Dushenin, A. I. (2024). Prognozirovanie razvitiya rossiyskoy ekonomiki: metody i rezul'taty [Forecasting the development of the Russian economy: methods and results]. Mir ekonomiki i upravleniya [World of Economics and Management], (3), 60–77. (in Russ.)