

УДК 004.85

DOI [10.26102/2310-6018/2025.51.4.013](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2025.51.4.013)

Разделение базового спроса и промо-эффекта при прогнозировании продаж в индустрии быстрого питания

А.И. Быстров✉

Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации, Москва, Российская Федерация

Резюме. В статье рассматривается методика прогнозирования продаж в индустрии быстрого питания, основанная на раздельном моделировании базового спроса и промо-эффекта. Цель исследования заключается в повышении точности прогноза путем выделения регулярного спроса от дополнительного объема продаж, обусловленного промо-акциями. В работе предложен подход, основанный на предварительной фильтрации промо-дней из временного ряда и последующем применении экспоненциального сглаживания (модель Holt-Winters) для оценки базовых продаж. Разница между фактическими продажами и прогнозируемым базовым рядом интерпретируется как промо-эффект, что позволяет более объективно оценить влияние акций на итоговый спрос. Методология исследования включает сравнительный анализ нескольких стратегий обработки данных промо-дней: отсутствие фильтрации, полное удаление и замена значений на типичные показатели. Эксперименты, проведенные на данных сети ресторанов, показали, что стратегия замены продаж в промо-дни обеспечивает наилучший результат с WAPE около 16,7% по сравнению с другими подходами. Полученные результаты свидетельствуют о снижении риска дефицита товара в периоды пикового спроса и повышении эффективности планирования запасов, что имеет важное практическое значение для оптимизации операционной деятельности в сфере быстрого питания.

Ключевые слова: прогнозирование спроса, промо-акции, экспоненциальное сглаживание, базовые продажи, временной ряд, индустрия быстрого питания.

Для цитирования: Быстров А.И. Разделение базового спроса и промо-эффекта при прогнозировании продаж в индустрии быстрого питания. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии.* 2025;13(4). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1943> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.51.4.013

Separating base demand and promotional effect in sales forecasting in the fast-food industry

A.I. Bystrov✉

Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration, Moscow, the Russian Federation

Abstract. This article examines a methodology for sales forecasting in the fast-food industry, based on separate modeling of base demand and promotional effects. The aim of the study is to improve forecast accuracy by isolating regular demand from the additional sales volume driven by promotional campaigns. The proposed approach involves preliminary filtering of promotional days from the time series, followed by the application of exponential smoothing (the Holt-Winters model) to estimate base sales. The difference between actual sales and the forecasted base series is interpreted as the promotional effect, allowing for a more objective assessment of the impact of promotions on final demand. The research methodology includes a comparative analysis of several strategies for processing promotional day data: no filtering, complete removal, and replacing values with typical indicators. Experiments conducted on data from a restaurant chain showed that the strategy of replacing sales on promotional days provides the best result, with a WAPE of approximately 16.7% compared to other approaches. The

results indicate a reduction in the risk of product shortages during peak demand periods and an increase in the efficiency of inventory planning, which has important practical significance for optimizing operational activities in the fast-food sector.

Keywords: demand forecasting, promotions, exponential smoothing, base sales, time series, fast-food industry.

For citation: Bystrov A.I. Separating base demand and promotional effect in sales forecasting in the fast-food industry. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2025;13(4). (In Russ.). URL: <https://moitvivr.ru/ru/journal/pdf?id=1943> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.51.4.013

Введение

Современная индустрия быстрого питания (Quick Service Restaurant, QSR) сталкивается с повышенной конкуренцией и увеличением числа промо-акций (скидки, сетки, купоны и т. п.), в результате чего усложняются задачи планирования продаж и управления запасами [1, 2]. Традиционные статистические и машинные модели зачастую «размазывают» эффекты акций по всей истории, что приводит к завышению прогноза в периоды без акций и занижению – в периоды промо. Между тем в ряде исследований подчеркивается, что подобный недопрогноз в пиковый момент значительно снижает выручку и лояльность потребителей [3, 4], особенно если речь идет о сетях быстрого питания с высокими ежедневными потоками.

С учетом того, что искажение прогноза напрямую влияет на потери (из-за дефицита или избыточных остатков), многие авторы рекомендуют совершенствовать методы учета промо-фактора в моделях спроса [5]. В частности, в некоторых российских розничных сетях уже применяются гибридные схемы «baseline + остаток», позволяющие точнее оценивать добавочный объем продаж во время акций [4]. Подобная идея может быть еще более актуальной для QSR, где пропуск продаж (out-of-stock) в промо-период наносит непропорционально высокий урон выручке и репутации.

В статье обосновывается подход к прогнозированию, при котором промо-эффект (дополнительный объем продаж, вызванный акцией) изначально выделяется из общего временного ряда. Цель работы – показать, что точность повышается, если строить модель «базовых» продаж отдельно и считать промо-эффект остаточной величиной. После этого «промо-остаток» можно учитывать как целевую переменную на последующих этапах анализа.

Прогнозирование временных рядов в условиях быстроменяющейся экономической среды часто требует адаптивных методов [1]. К ним относятся и экспоненциальное сглаживание, обладающее способностью «постоянно впитывать» новую информацию и приспосабливаться к непрерывно изменяющимся условиям [6]. Такие методы позволяют придавать больший вес свежим наблюдениям, снижая влияние «старой» части ряда.

В некоторых исследованиях подчеркивается, что при моделировании спроса на товары в ритейле (или фастфуде) простое добавление переменных «акция/не акция» может быть недостаточным, так как краткосрочные всплески все равно искажают общий тренд [1, 7]. Полезнее бывает полностью исключить либо корректировать «аномальные» точки, чтобы модель, обученная на «очищенном» ряде, точнее улавливала регулярный спрос. Затем реальная продажа сравнивается с «базовой» оценкой, давая разницу (UPLIFT), подобно тому, как при увеличении фейсингов вычисляют эффект (fact – baseline) [7].

Среди классических моделей временных рядов (ARIMA, SARIMA, Prophet и др.) часто выделяют метод экспоненциального сглаживания Holt-Winters за счет следующих преимуществ:

1. Простота и скорость вычислений. Holt-Winters не требует больших вычислительных ресурсов. Как указывают исследователи [1, 6], этот метод легко масштабируется на множество временных рядов.

2. Хорошая интерпретируемость. Модель дает отдельную оценку уровня, тренда и сезонности, что позволяет явно увидеть вклад каждого из компонентов. Для QSR-индустрии с недельной повторяющейся структурой спроса это упрощает понимание динамики [8].

3. Устойчивость к кратковременным колебаниям. Важно, что Holt-Winters устойчив к кратковременным колебаниям и не «переподгоняется» под разовые всплески [1]. Это позволяет не «размазывать» эффект промо по всей истории. В ряде розничных проектов (включая российские сети) отмечено, что при выделении аномальных периодов и использовании ES для базовых продаж улучшается точность планирования [4].

4. Гибкость в учете разных типов сезонности (аддитивной, мультипликативной). В фастфуде часто наблюдаются мультипликативные эффекты (рост спроса по выходным, когда объем трат может расти пропорционально среднедневному значению), что делает подход Holt-Winters особенно подходящим [9, 10].

5. Широкое практическое применение в коммерческой аналитике. Множество систем прогнозирования построено именно на Holt-Winters благодаря простой автоматизации: при необходимости модель можно оперативно пересчитать при появлении новых данных или изменений в расписании акций [2].

Данные преимущества позволяют быстро получать «базовый» прогноз, без учета промо-акций, и использовать его как опорную точку для расчета промо-эффекта.

Материалы и методы

Настоящее исследование базируется на данных из сети ресторанов быстрого питания. Для каждого продукта и каждой точки продаж собирались ежедневные данные о продажах (количество проданных единиц), информация о датах начала и конца промо-акций, а также метаданные по продуктам и ресторанам (регион, формат, наличие доставки и т. д.).

В качестве основного метода для оценки базовых продаж выбрано экспоненциальное сглаживание в модификации Holt-Winters (HWES). Особенностью подхода стала предварительная фильтрация промо-дней из обучающей выборки:

1. Даты, попадающие в период проведения акции, корректируются с помощью «замены» продаж на типичные значения для такого дня недели в периодах без промо.

2. На «очищенных» данных обучается модель HWES с параметрами (trend='add', seasonal='mul', seasonal_periods=7) для учета недельной сезонности.

3. Результирующий прогноз применяется на период действия промо-акции, что позволяет оценить «гипотетические» продажи в отсутствие промо.

Разница между фактическими продажами (actual) и предсказанным рядом (predicted) рассматривается как промо-эффект (эффект акции).

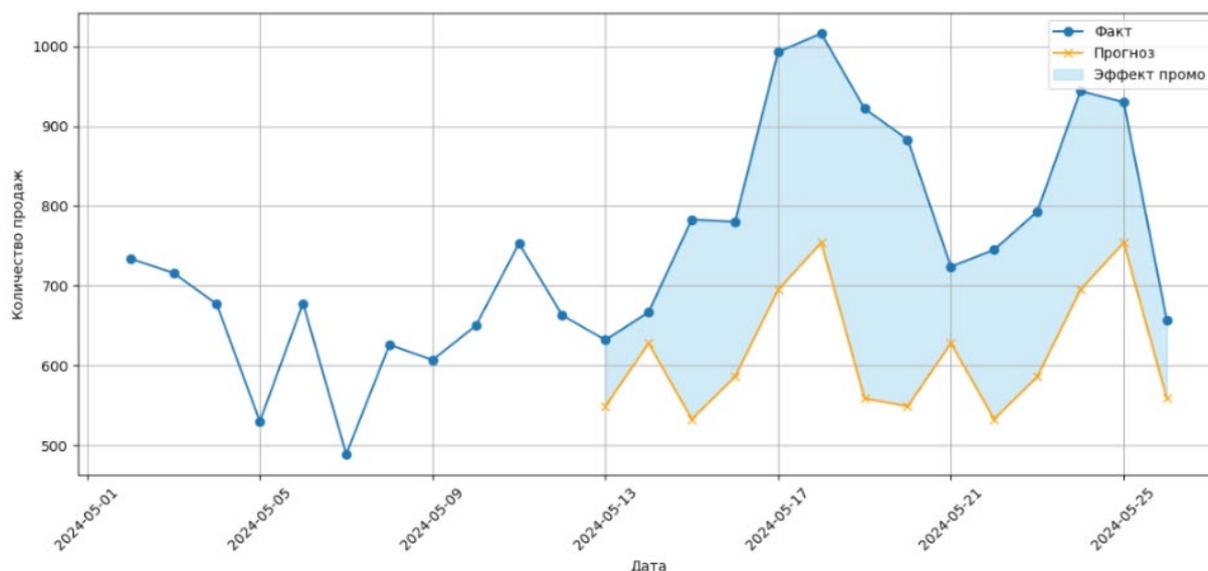


Рисунок 1 – Пример разделения прогнозируемых базовых продаж и фактических продаж в промо-период для одного товара (май 2024 г.)

Figure 1 – An example of the separation of projected base sales and actual sales in the promotional period for one product (May 2024)

Синий ряд показывает реальные продажи, оранжевый – прогноз базовых продаж (без учета промо-эффекта), полученный с использованием Holt-Winters. Заштрихованная область отражает величину дополнительного спроса, вызванного промо-акцией.

Цель экспериментов: проверить, насколько корректно модель, обученная только на «обычных» днях, воспроизводит реальные продажи в дни без акций. Параллельно сравниваем несколько способов «очистки» (полное удаление промо-дней, замена и т. д.) и оцениваем экономическую значимость точности прогноза. Как показывает практика российских розничных сетей [4], даже небольшой недопрогноз при всплеске приводит к упущенным продажам и падению лояльности.

Сравнение подходов к «очистке» промо-дней. В рамках эксперимента было протестировано четыре стратегии:

1. HWES (Baseline) – обучить Holt-Winters на исходных данных без какой-либо фильтрации промо-дней.
2. HWES (Remove) – полностью исключить промо-дни из обучающей выборки.
3. HWES (Replace) – заменить продажи в промо-дни на «типичные» значения (средние продажи для аналогичного дня недели), а затем обучить модель.
4. Naïve Model – простейший подход, берущий среднее за 7 дней как прогноз. Использовался как дополнительный бенчмарк.

Для каждой стратегии были рассчитан прогноз на последующие 30 дней (только те дни, где фактически не было промо) и проведено сравнение с реальными продажами (Actual). Основная метрика – WAPE (Weighted Absolute Percentage Error).

Ниже приводится сводная таблица (Таблица 1) с усредненными результатами по набору из 40 временных рядов (разные товары и рестораны).

Таблица 1 – Сравнение подходов по метрике WAPE
 Table 1 – Comparison of approaches based on the WAPE metric

Модель	Средний WAPE
HWES (Baseline)	23,8%
HWES (Remove)	21,2%
HWES (Replace)	16,7%
Naïve Model	27,9%

Наилучший результат показала стратегия «Replace». При полном удалении промо-дней (Remove) тоже видно улучшение, но хуже, чем при замене (вероятно, из-за потери части истории). Подобную идею упоминал Мхитарян-Данченко [9], подчеркивая, что в «турбулентной» среде модели, которые придают особый вес текущим данным и «чищают» аномалии, работают лучше.

Проверка прогноза на непромо-днях. Для наглядности ниже на Рисунке 2 приводится график фактических продаж и прогноза на период после 20.08.2024 (без промо).

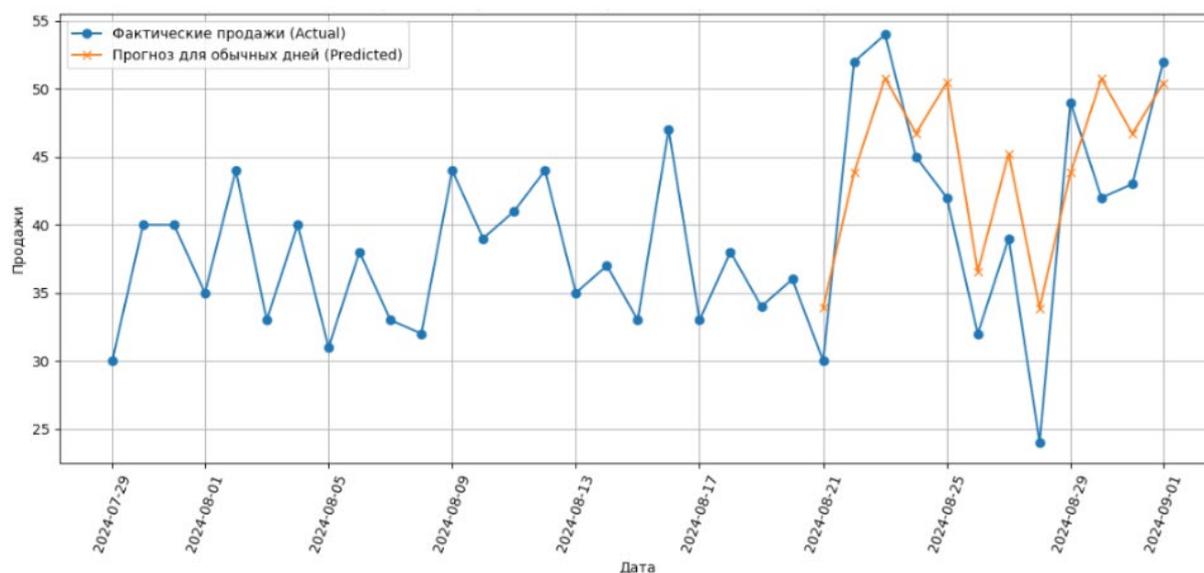


Рисунок 2 – Сравнение фактических продаж (Actual) и прогноза (Predicted) для одного продукта, рассчитанного только для непромо-дней (пример HWES (Replace))
 Figure 2 – Comparison of actual sales (Actual) and forecast (Predicted) for one product calculated only for non-days (HWES (Replace) example)

До 20.08.2024 модель обучалась на ряде «очищенных» данных (замещенные значения в промо-дни), а затем выдает прогноз вплоть до середины сентября. Видно, что прогноз (Predicted) достаточно близок к фактическим продажам (Actual).

Экономический эффект от повышения точности. Недостаточный прогноз (Under-forecasting) в период промо или в обычные дни чреват «пропущенными» продажами, а значит – упущенной выручкой. Это особенно болезненно в QSR, так как поток клиентов велик, а желание купить акционный товар может быть кратковременным.

Избыточный прогноз (Over-forecasting) влечет повышение издержек на сырье и хранение, но при этом остатки (пригодные к продаже в следующие дни) могут быть распроданы с незначительным дисконтом или вовсе без уценки. Потери оказываются куда ниже, чем при ситуации с дефицитом товара в пиковый период.

По оценкам финансового отдела компании, 1% недопоставки в период промо (когда наблюдается повышенный спрос) может приводить к падению итоговой выручки на 1,5–2% в целом за месяц по конкретному продукту, тогда как 1% перепоставки – обычно снижает прибыль менее чем на 0,5%.

Таким образом, повышение точности прогноза, особенно в части выявления базового тренда, способствует минимизации риска «нехватки» товара и снижению финансовых потерь.

Обсуждение

Полученные итоги демонстрируют, что устранение временных «всплесков» на этапе обучения помогает предотвращать «переподгонку» моделей под короткий период акции. В результате базовый тренд, сезонность и прочие регулярные паттерны учитываются стабильнее. Выделение промо-эффекта как разницы между фактическими продажами и предсказанным базовым рядом упрощает дальнейшее машинное обучение: можно отдельно анализировать вклад цены, механики, комбинированных сетов и т. д.

При выделении базового ряда для обучения (без учета промо-дней) некоторые периоды с отсутствием «чистых» данных о спросе заменялись «аналогичными» значениями либо усредненными по похожим дням. Для каждого временного ряда (по ресторану и продукту) фиксировался процент таких замен. Очевидно, что чем выше доля замененных наблюдений, тем ниже достоверность восстановленного ряда в данном интервале.

В дальнейшем эта информация может быть учтена на этапе обучения моделей градиентного бустинга (GBM). В частности, в качестве веса наблюдения (sample weight) предлагается использовать показатель:

$$w = \max\left(0, 1 - \alpha \cdot \frac{\text{доля замененных точек}}{100\%}\right),$$

где вес (w) уменьшается по мере роста доли замен в соответствующем подмножестве данных. Таким образом, интервалы, где пришлось массово использовать аналоги из других дней (например, из-за длительной акции или пропусков), будут иметь меньший вес при обучении. Это снижает риск «переобучения» модели на недостоверных либо «синтетических» продажах и дает возможность корректнее учитывать периоды с полной информацией.

С точки зрения практического применения метод может быть встроен в систему принятия решений при планировании акций. Получая ежедневный «остаток», менеджеры видят реальное влияние промо и могут сопоставлять его с затратами на проведение акции, что дает объективную оценку выгод. Критически важно, что при планировании именно избежание дефицита товара на полке или кухне в период повышенного спроса дает компании наибольший экономический эффект: даже небольшие недопоставки приводят к диспропорционально высокому снижению прибыли.

Заключение

В статье показано, что выделение промо-дней из обучающего временного ряда при использовании экспоненциального сглаживания Holt-Winters повышает точность прогноза «регулярных» продаж в индустрии быстрого питания и дает возможность корректно оценивать эффект промо-акций. Отдельное моделирование базового ряда и «промо-остатка» обеспечивает:

- 1) снижение ошибки прогноза в периоды без акций;
- 2) более прозрачную оценку реального прироста в дни промо;

3) потенциал для дальнейшего прогнозирования суммарного эффекта акции на ее предстоящий период.

Дополнительно продемонстрировано, что модель с заменой продаж в промо-дни на типичные значения дает лучшее качество прогноза (WAPE около 16,7 %) по сравнению с моделью, обученной на исходных данных (23,8 %) или полностью исключаящей промо-дни (21,2 %). Экономически такой подход позволяет снизить риски недопоставки в пиковый период спроса, что критично для сохранения выручки.

Перспективы будущих исследований связаны с разработкой машинных моделей, предсказывающих общий объем промо-эффекта на базе дополнительных признаков (глубина скидки, тип механики, ценовые условия и пр.), и дальнейшим распределением этого эффекта по дням акции.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Мхитарян С.В., Данченко Л.А. Прогнозирование продаж с помощью адаптивных статистических методов. *Фундаментальные исследования*. 2014;(9–4):818–822. Mkhitaryan S.V., Danchenok L.A. Sales Forecast Using Adaptive Statistical Methods. *Fundamental Research*. 2014;(9–4):818–822. (In Russ.).
2. Лукашевич Н.С., Темиргалиев Е.Р., Баранова Т.В. Прогнозирование продаж на основе модели Хольта-Уинтерса. *Вестник Карагандинского университета. Серия "Экономика"*. 2022;108(4):172–179. <https://doi.org/10.31489/2022ec4/172-179> Lukashevich N.S., Temirgaliyev E.R., Baranova T.V. Sales Projection Based on Model of Holt-Winter. *Bulletin of Karaganda University. Economy Series*. 2022;108(4):172–179. (In Russ.). <https://doi.org/10.31489/2022ec4/172-179>
3. Напольская Ю.В. Многофакторный регрессионный анализ и прогнозирование розничных продаж товаров FMCG в оффлайн магазинах с использованием POS данных. *Beneficium*. 2024;(4):49–57. [https://doi.org/10.34680/BENEFICIUM.2024.4\(53\).49-57](https://doi.org/10.34680/BENEFICIUM.2024.4(53).49-57) Napolskaya Yu.V. Multifactor Regression Analysis and FMCG Retail Sales Forecasting in Offline Stores Using POS Data. *Beneficium*. 2024;(4):49–57. (In Russ.). [https://doi.org/10.34680/BENEFICIUM.2024.4\(53\).49-57](https://doi.org/10.34680/BENEFICIUM.2024.4(53).49-57)
4. Михайлов Д.В. Анализ практики применения алгоритмов машинного обучения в российских розничных сетях для развития операционной деятельности и разработки маркетинговой стратегии предприятия. В сборнике: *Fundamental and Applied Approaches to Solving Scientific Problems: сборник научных статей по материалам XII Международной научно-практической конференции, 28 апреля 2023 года, Уфа, Россия*. Уфа: Научно-издательский центр «Вестник науки»; 2023. С. 122–141.
5. Устинов Д.А., Емельянцева Д.О., Дуров И.В., Татаренков А.С. Автоматизация ценообразования в ритейле с применением машинного обучения. *Universum: технические науки*. 2024;(6–1):20–26. <https://doi.org/10.32743/UniTech.2024.123.6.17762> Ustinov D., Emelyantsev D., Durov I., Tatarsenkov A. Automation of Pricing in Retail Using Machine Learning. *Universum: tekhnicheskie nauki*. 2024;(6–1):20–26. (In Russ.). <https://doi.org/10.32743/UniTech.2024.123.6.17762>
6. Бажанов Н.Н. Экспоненциальное сглаживание как метод прогнозирования временных рядов. В сборнике: *Теория и практика науки третьего тысячелетия: сборник статей Международной научно-практической конференции, 07 марта 2014 года, Уфа, Россия*. Уфа: Башкирский государственный университет; 2014. С. 194–196.

7. Пегачкова Е.А., Яковлева А.Г. Анализ влияния различных факторов на продажи с помощью алгоритмов машинного обучения. В сборнике: *Материалы XXIII международной конференции по вычислительной механике и современным прикладным программным системам (ВМСППС'2023), 04–10 сентября 2023 года, с. Дивноморское, Краснодарский край, Россия*. Москва: Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет); 2023. С. 127–128.
8. Афанасьева Т.В. Прогнозирование локальных тенденций временных рядов в задачах анализа больших данных. *Автоматизация процессов управления*. 2014;(4):42–47.
Afanasieva T.V. Forecasting Time-Series Local Trends in the Big Data Analysis. *Automation of Control Processes*. 2014;(4):42–47. (In Russ.).
9. Булгаков Ю.В. Адаптивные модели прогноза продаж. *Маркетинг в России и за рубежом*. 2011;(4):3–14.
Bulgakov Yu.V. Adaptive Models Forecast of Sales. *Journal of Marketing in Russia and Abroad*. 2011;(4):3–14. (In Russ.).
10. Мхитарян С.В. Адаптивная тренд-сезонная модель прогнозирования продаж компании с учетом предполагаемых изменений темпов роста. *Хроники объединенного фонда электронных ресурсов «Наука и образование»*. 2016;(12):4.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРЕ / INFORMATION ABOUT THE AUTHOR

Быстров Александр Игоревич, аспирант, **Alexander I. Bystrov**, Postgraduate, Russian
Российская академия народного хозяйства и Президентской академии народного хозяйства и
государственной службы при Президенте Российской Федерации, Москва, Российская
Федерация. Presidential Academy of National Economy and
Public Administration, Moscow, the Russian
Federation.

e-mail: alexandr.jri.bystrov@yandex.ru

*Статья поступила в редакцию 13.05.2025; одобрена после рецензирования 25.06.2025;
принята к публикации 23.09.2025.*

*The article was submitted 13.05.2025; approved after reviewing 25.06.2025;
accepted for publication 23.09.2025.*