

УДК 338.48

DOI: 10.52531/1682-1696-2026-2-116-124

Научная статья

EDN: SXUAOU

# МОДЕЛИРОВАНИЕ ДИНАМИКИ ТУРИСТСКИХ ПОТОКОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ЭКОНОМЕТРИЧЕСКИХ МЕТОДОВ

В.П. Делия<sup>1</sup>, Н.В. Карпенко<sup>2</sup>,  
М.В. Черненко<sup>3</sup>

<sup>1</sup> МОСКОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ  
УНИВЕРСИТЕТ СПОРТА И ТУРИЗМА  
(Москва, Россия)

<sup>2</sup> РОССИЙСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ТРАНСПОРТА  
(Москва, Россия)

<sup>3</sup> ЦЕНТРАЛЬНЫЙ ЭКОНОМИКО-  
МАТЕМАТИЧЕСКИЙ ИНСТИТУТ РАН  
(Москва, Россия)

В статье рассмотрены возможные подходы к применению эконометрических методов при прогнозировании динамики туристских потоков. Выделены три класса моделей, даны их краткие описания и возможности применения в туристской отрасли. Проанализированы ряды месячных значений показателей, характеризующих туристский поток и численность лиц в коллективных средствах размещения. Для моделирования фактических уровней рядов была выбрана авторегрессия проинтегрированного скользящего среднего с аддитивной сезонностью SARIMA, учитывающая сезонное интегрирование и модель ARIMA. На их основе построены соответствующие модели и выполнены расчеты прогнозов туристского потока. С использованием авторегрессионной модели с распределенными лагами ADL и модели с распределенными лагами DLM построена зависимость динамики турпотока от наличия средств размещения туристов. Предложенные подходы могут найти применение в практике работы по формированию программ развития туристской отрасли на федеральном, региональном и муниципальном уровнях.

**КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА:** временные ряды, туристский поток, средства размещения, эконометрика, авторегрессионные модели, прогноз

Original article

## MODELING THE DYNAMICS OF TOURIST FLOWS USING ECONOMETRIC METHODS

V.P. DELIA<sup>1</sup>, N.V. KARPENKO<sup>2</sup>,  
M.V. CHERNENKOV<sup>3</sup>

<sup>1</sup> MOSCOW STATE UNIVERSITY OF SPORT  
AND TOURISM (MOSCOW, RUSSIA)

<sup>2</sup> RUSSIAN UNIVERSITY OF TRANSPORT  
(MOSCOW, RUSSIA)

<sup>3</sup> CENTRAL ECONOMICS AND MATHEMATICS  
INSTITUTE OF THE RUSSIAN ACADEMY  
OF SCIENCES (MOSCOW, RUSSIA)

The article examines possible approaches to the application of econometric methods in forecasting the dynamics of tourist flows. Three classes of models are highlighted, with their brief descriptions and possibilities for use in the tourism industry. Monthly series of indicators characterizing tourist flows and the number of people in collective accommodation facilities are analyzed. To model the actual series levels, a seasonal autoregressive integrated moving average model with additive seasonality (SARIMA), which considers seasonal integration, and an ARIMA model were chosen. Based on them, corresponding models were constructed, and forecasts of tourist flows were calculated. Using the autoregressive model with distributed lags (ADL) and the model with distributed lags (DLM), the relationship between the dynamics of tourist flows and the availability of tourist accommodation facilities was established. The proposed approaches can find application in the practice of developing tourism industry development programs at the federal, regional, and municipal levels.

**KEY WORDS:** time series, tourist flow, accommodation, econometrics, autoregressive models, forecasting

## ВВЕДЕНИЕ

Эконометрические методы – мощный инструмент для анализа и прогнозирования в туристской отрасли. Их применение особенно ценно, учитывая, что туризм – сложная, динамичная и чувствительная к множеству факторов сфера, подверженная ярко выраженной сезонности и цикличности.

Ключевыми аспектами применения эконометрики в туризме являются прогнозирование спроса на туристскую продукцию, оценка влияния экономических и ценовых факторов на динамику развития отрасли.

Так, основой для планирования бюджета, управления персоналом и логистикой, как для организаций, связанных с туристской отраслью, так и для региональных администраций, является прогнозирование турпотока, туристских расходов на проживание, пи-

тание, развлечения, коэффициенты загрузки отелей и рейсов пассажирского транспорта, а также доходы от туризма: вклад отрасли в ВВП, налоговые поступления.

Среди основных факторов, влияющих на динамику турпотока и требующих количественного измерения, в моделях, как правило, используются такие переменные, как уровень доходов населения, курсы валют, уровень инфляции, стоимость авиабилетов, стоимость проживания и др.

К непараметрическим относят событийные факторы (например, проведение Олимпиад, чемпионатов мира, культурных фестивалей), политические и регуляторные факторы (визовый режим, санкции, меры безопасности и др.), а также случайные и кризисные факторы (пандемии, природные катаклизмы, террористические акты).

#### ОСНОВНЫЕ ЭКОНОМЕТРИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ В ТУРИСТСКОЙ ОТРАСЛИ

Эконометрические методы прогнозирования в туристской отрасли условно могут быть объединены в три группы: модели временных рядов, каузальные (причинно-следственные) модели, динамические модели (для сложных систем).

В первой группе следует выделить модели ARIMA и SARIMA.

Авторегрессионная интегрированная модель скользящего среднего (ARIMA) строится на основе прошлых значений временного ряда, хорошо улавливает тренды и циклы, относительно проста в реализации, но игнорирует влияние внешних факторов. Целесообразно использовать для краткосрочных прогнозов при стабильных условиях.

Сезонная авторегрессионная интегрированная модель скользящего среднего (SARIMA), или сезонная ARIMA, является расширением модели ARIMA, специально разработанным для временных рядов с сезонными паттернами. Она включает сезонное дифференцирование и позволяет использовать как сезонные, так и несезонные параметры, что делает ее мощным инструментом для прогнозирования временных рядов.

Модели SARIMA широко применяются в различных областях, включая экономику и экологические исследования, для учета сложных сезонных закономерностей в данных. Сезонность – краеугольный камень туризма (пики летом/зимой, праздники, школьные каникулы). В туристской отрасли модели используются для подготовки многих операционных прогнозов (бронирование и загрузка отелей, авиабилетов, закупки).

Среди моделей второй группы, ориентированных на изучение причинно-следственных связей временных рядов, выделяются модели множественной регрессии (классические и панельные) и модели с распределенным лагом (DLM и ADL).

Модели множественной регрессии применяются для оценки влияния исследуемых факторов и позволяют строить сценарные прогнозы (что будет, если). Основная задача сводится к корректному подбору и измерению переменных модели. Для интерпретации результатов (%) часто используются логарифмические формы.

Модели, основанные на панельных данных, учитывающих одновременно временные и пространственные характеристики, позволяют предотвратить смещение агрегированности, неизбежно возникающей как при анализе в отдельности временных рядов (где рассматривается временная эволюция усредненного «репрезентативного» объекта), так и при анализе в отдельности пространственных рядов (где не учитываются ненаблюдаемые индивидуальные характеристики объектов).

Их использование позволяет существенно расширить географию объектов наблюдения, увеличить число степеней свободы, снизить уровень коллинеарности между объясняющими переменными и, следовательно, повысить эффективность оценок.

Модель с распределенным лагом DLM (Distributed Lag Model) применяется в тех случаях, когда текущее значение зависимой переменной зависит только от текущего и нескольких прошлых (лаговых) значений одной или нескольких независимых переменных, то есть, эффект воздействия факторов на результат распределен по времени.

Например, рост инвестиций в туристскую отрасль сегодня может повышать туристский поток не только в текущем году, но и в последующие годы. При этом горизонт прогноза существенно ограничен.

Авторегрессионная модель с распределенным лагом ADL (Autoregressive Distributed Lag) представляет собой расширенный вариант DLM. В ней текущее значение зависимой переменной зависит как от текущих и прошлых значений независимых переменных, так и от своих собственных прошлых значений. Это связано с тем, что эффекты, оказывающие влияние на зависимую переменную как правило обладают инерционностью, когда ее текущее состояние сильно зависит от ее недавнего прошлого [6, 8].

Преимущества модели ADL по сравнению с моделью DLM состоят в возможности одновременно учета динамики и инерции влияния факторов, что позволяет моделировать постепенную адаптацию анализируемого процесса к новому равновесию. Модель идеально подходит для разделения краткосрочных и долгосрочных эффектов, например, оценку влияния инвестиций на динамику туристского потока в регионе. Кроме того, включение лагов зависимой переменной часто помогает учесть упущенные факторы, снижая проблему эндогенности, являющуюся одной из критических в эконометрике [4, 5].

В составе третьей группы можно выделить модель векторной авторегрессии VAR (Vector AutoRegression) – модель динамики нескольких временных рядов, в которой текущие значения этих рядов зависят от прошлых значений этих же временных рядов. Предназначена для моделирования системы взаимодействующих переменных, где каждый показатель зависит от прошлых значений всех других (например, турпоток, курс валют, цены на отели и авиабилеты). Поскольку отдельно взятое уравнение регрессии не всегда может характеризовать истинное влияние отдельных признаков на вариацию результирующей переменной, возникла необходимость в описании структуры связей между системой переменных [7, 9].

### ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ТУРИСТСКОГО ПОТОКА НА ОСНОВЕ МОДЕЛЕЙ ОДНОМЕРНЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

Проанализированы ряды месячных значений показателей «Численность размещенных лиц в коллективных средствах размещения» (Place, млн чел.) и «Туристский поток (число туристских поездок)» (Trips, млн ед.) с января 2022 г. по август 2025 г. в целом по РФ. Каждый ряд состоит из 44 значений. Источник информации – оперативные данные Федерального агентства по статистике РФ [10]. Начиная с сентября 2025 г., данные о численности размещенных лиц в коллективных средствах размещения удалены из ЕМИСС.

Анализ временных рядов производился по методологии Бокса-Дженкинса [1]. Для выбора наилучшего уравнения тренда использовался скорректированный коэффициент детерминации  $R_{adj}^2$ . Точность модели оценивалась показателем MAPE (Mean absolute percentage error). Графики рядов Place и Trips представлены на рис. 1.

На графиках явно прослеживается линейный тренд и годовой цикл, что свидетельствует о нестационарности рядов Place и Trips.

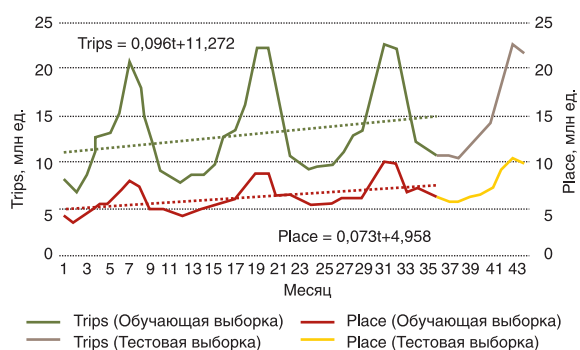


РИС. 1.

Графики числа размещенных лиц в коллективных средствах размещения (Place) и туристского потока (Trips), РФ, январь 2022 г. – август 2025 г.

Для приведения их к стационарному виду в работе использовались следующие методы: выделение случайной компоненты после удаления тренда и сезонных компонент в процессе классической декомпозиции ряда (метод Census I); логарифмирование и дифференцирование исходных уровней. Сезонное дифференцирование не рассматривалось, поскольку оно приводит к значительному (на 27%) сокращению исходного ряда длиной 44 уровня.

После преобразований получены ряды:

PlaceEA, TripsEA – остатки аддитивных моделей с сезонной компонентой; PlaceEM, TripsEM – остатки мультипликативных моделей с сезонной компонентой; LNPlace, LNTrips – логарифмированные уровни рядов Place, Trips; DPlace, DTrips – первые разности уровней Place, Trips.

Для проверки преобразованных рядов на стационарность проведен расширенный тест Дики-Фулера (ADF) и тест Квятковского-Филлипса-Шмидта-Шина (KPSS) [2], проверяющие нулевую гипотезу о нестационарности ряда. В таблице 1 приведены р-значения для тестов. Если р значение  $< \alpha$ , нулевая гипотеза отвергается на уровне значимости  $\alpha$  и ряд признается стационарным. В качестве значения  $\alpha$  рассматривались вероятности 0,01, 0,05 и 0,1.

Результаты тестирования (табл. 1) показывают, что ряды остатков PlaceEM и TripsEM мультипликативных декомпозиций нестационарны на всех уровнях значимости. В уровнях обоих рядов тренд отсутствует, но присутствует сезонность. Ряды DPlace и DTrips, LNPlace и LNTrips нестационарны на всех уровнях значимости. В них присутствуют и тренд, и сезонность. Преобразования дифференцирования и логарифмирования не привели к стационарности. В дальнейшем эти ряды не рассматривались.

По данным таблицы 1 ряды Place и Trips не стационарны. Согласно тесту ADF они принадлежат к классу DS-рядов, согласно тесту KPSS являются TS-рядами. После исключения тренда и перехода к первым разностям (порядок интегрирования  $d = 1$ ) ряды становятся стационарными. Кроме того, в них присутствует регулярная циклическая компонента (рис. 1).

Для моделирования фактических уровней рядов Place и Trips выбрана авторегрессия проинтегрированного скользящего среднего с аддитивной сезонностью SARIMA  $(p, d, q)(P, D, Q)_k$ , учитывающая сезонное интегрирование. Спецификация модели имеет вид:

$$\Delta^d y_t = \mu + \sum_{i=1}^p \alpha_i \Delta^d y_{t-i} + \sum_{l=1}^P \gamma_l \Delta y_{t-k-l} + \sum_{j=1}^q \beta_j \varepsilon_{t-j} + \sum_{s=1}^Q \delta_s \varepsilon_{t-k-s} + \varepsilon_t$$

Ряды остатков PlaceEA и TripsEA декомпозиции рядов Place и Trips в аддитивной модели показыва-

ТАБЛИЦА 1.

Р-значения для тестов ADF и KPSS на стационарность рядов Place, Trips и их преобразований

| Ряд     | Тип теста ADF |              |                        | Тип теста KPSS |           |
|---------|---------------|--------------|------------------------|----------------|-----------|
|         | Без константы | С константой | С константой и трендом | Без тренда     | С трендом |
| Place   | 0,8859        | 0,5071       | 0,9943                 | 0,067          | < 0,01    |
| PlaceEA | 0,0003        | 0,0062       | 0,0354                 | > 0,10         | 0,049     |
| PlaceEM | 0,5986        | 0,0105       | 0,0583                 | > 0,10         | 0,071     |
| DPlace  | 0,4875        | 0,6535       | 0,6502                 | 0,072          | < 0,01    |
| LNPlace | 0,8773        | 0,3420       | 1,0001                 | 0,065          | < 0,01    |
| Trips   | 0,9987        | 0,7201       | 0,9496                 | 0,052          | < 0,01    |
| TripsEA | 0,0902        | 0,0171       | 0,0378                 | > 0,10         | 0,038     |
| TripsEM | 0,6513        | 0,4331       | 0,7445                 | > 0,10         | 0,055     |
| DTrips  | 0,2183        | < 0,001      | 0,0017                 | 0,048          | < 0,01    |
| LNTrips | 0,9728        | 0,1495       | 0,9751                 | 0,050          | < 0,01    |

ет стационарность на 1 и 5% уровнях значимости (табл. 1). Для их описания выбрана авторегрессия проинтегрированного скользящего среднего ARIMA (p, d, q). Стационарность предполагает значение параметра d = 0. В дальнейшем исследовании также проведена верификация оцененной модели для d = 1.

Спецификация модели ARIMA(p,d,q) имеет вид:

$$\Delta^d y_t = \mu + \sum_{i=1}^p \alpha_i \Delta^d y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \beta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t.$$

Приведенные спецификации характеризуются параметрами: p – порядок авторегрессии; d – порядок интегрирования исходных уровней; q – порядок скользящего среднего; P – порядок сезонной авторегрессии; D – порядок сезонного интегрирования; Q – порядок сезонного скользящего среднего; k – длина сезонного цикла.

В приведенных спецификациях приняты обозначения:  $\Delta^d y_t$ ,  $\Delta^d y_{t-i}$  – разности порядка d текущих и лаговых  $y_{t-i}$  уровней ряда;  $\varepsilon_t$  – текущие и  $\varepsilon_{t-j}$  – лаговые значения остатков.

При моделировании рядов временной промежуток 2022–2024 гг. рассматривался как обучающая выборка (36 наблюдений), значения января-августа 2025 г. – как тестовая выборка (8 наблюдений).

В ходе аддитивной декомпозиции рядов Place и Trips методом Census I [2] на обучающей выборке по-

лучены линейные тренды ( $t = 1, \dots, 36$ ) (рис. 1):

$$Place_t = 4,958 + 0,073 \cdot t, \quad R^2 = 0,8891;$$

$$Trips_t = 11,272 + 0,096 \cdot t, \quad R^2 = 0,6929.$$

Спецификация линейного тренда – наилучшая по сравнению с нелинейными трендами. Ей соответствуют наибольшие значения скорректированного коэффициента детерминации  $R_{adj}^2$  (0,8858 и 0,6839 соответственно) и минимальные значения MAPE (16,71 и 29,43%).

Скорректированные сезонные компоненты приведены в таблице 2.

В результате классической декомпозиции получены модели ETS:

$$Place_t = Place_t + S_{Place,t}^{skopp} + PlaceEA_t \quad (1)$$

$$Trips_t = Trips_t + S_{Trips,t}^{skopp} + TripsEA_t \quad (2)$$

Параметры p и q модели ARIMA (p, d, q) для описания ряда остатков PlaceEA определялись по виду автокорреляционной функции ACF и частной автокорреляционной функции PACF (рис. 2, 3).

На коррелограммах (рис. 2, 3) статистически значимыми являются только коэффициент автокорреляции первого порядка ( $q = 1$ ) и частный коэффициент автокорреляции первого порядка ( $p = 1$ ).

Значение d уточнялось методом сетки. Критерий выбора оптимальных значений параметров – мини-

ТАБЛИЦА 2

Скорректированные сезонные компоненты  $S_t^{skopp}$  аддитивных моделей рядов Place и Trips

| Ряд   | Месяц |       |       |       |       |      |      |      |       |       |       |       |
|-------|-------|-------|-------|-------|-------|------|------|------|-------|-------|-------|-------|
|       | 1     | 2     | 3     | 4     | 5     | 6    | 7    | 8    | 9     | 10    | 11    | 12    |
| Place | -0,95 | -1,23 | -0,66 | -0,25 | -0,06 | 1,30 | 2,65 | 2,19 | -0,36 | -0,35 | -0,95 | -1,35 |
| Trips | -3,55 | -4,09 | -3,04 | -0,09 | 0,36  | 3,38 | 8,64 | 7,50 | 1,61  | -2,68 | -3,71 | -4,33 |

мальные значения информационных критериев Акаике (AIC), Шварца (BIC), Хеннана-Куинна (HQC) [3]. При реализации метода сетки значение  $d$  поочередно принималось равным 0 и 1. Для описания поведения ряда PlaceEA выбрана модель ARIMA (1, 0, 1).

Для ряда остатков TripsEA порядок модели ARIMA(p,d,q) определялся аналогично на основе ACF и PACF.

Как показывают графики, помимо коэффициентов автокорреляции и частной автокорреляции первого порядка значимыми являются коэффициенты 8 и 12 порядка (ACF) (рис. 4), а также 12 порядка (PACF) (рис. 5), однако значения этих коэффициентов малы. Их абсолютные значения менее 0,4, что свидетельствует о слабом влиянии лаговых значений на текущий уровень ряда TripsEA.

После уточнения значений параметров  $p$ ,  $d$ ,  $q$  методом сетки для описания ряда TripsEA выбрана модель ARIMA(1,0,1).

На обучающей выборке точным методом максимального правдоподобия (ММП) оценены модели аддитивных остатков:

$$PlaceEA_t = -0,002 - 0,903 \cdot PlaceEA_{t-1} + 0,876 \cdot \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t;$$

$$TripsEA_t = 0,021 + 0,149 \cdot TripsEA_{t-1} + 0,521 \cdot \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t.$$

В результате, модифицированные модели классической декомпозиции (модифицированные ETS) приняли вид:

$$Place_t = Place_t + S_{Place,t}^{скапп} + -0,002 - 0,903 \cdot PlaceEA_{t-1} + 0,876 \cdot \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t; \quad (3)$$

$$Trips_t = Trips_t + S_{Trips,t}^{скапп} + 0,021 + 0,149 \cdot TripsEA_{t-1} + 0,521 \cdot \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t \quad (4)$$

При построении модели SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)<sub>k</sub> для фактических значений Place и Trips значения пара-

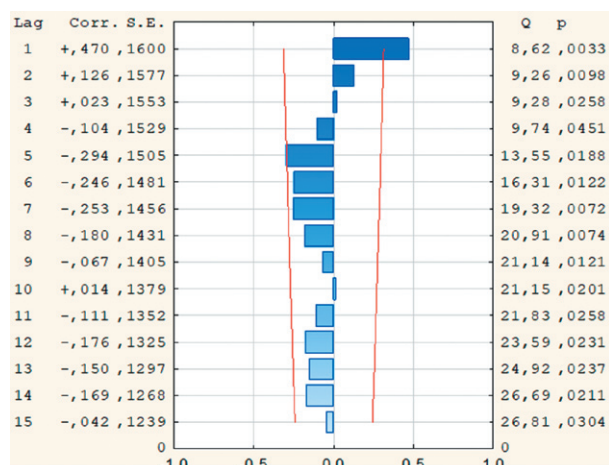


Рис. 2.

Автокорреляционная функция ACF ряда PlaceEA

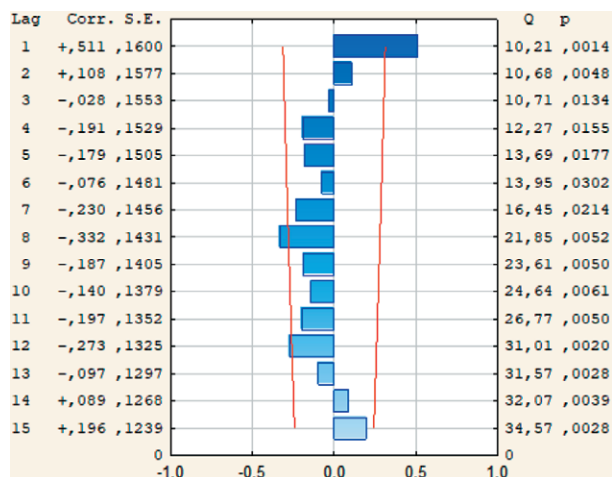


Рис. 4.

Автокорреляционная функция ACF ряда TripsE

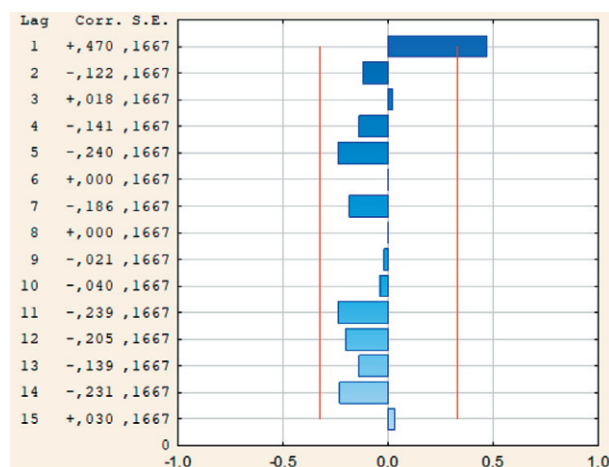


Рис. 3.

Частная автокорреляционная функция PACF ряда PlaceEA

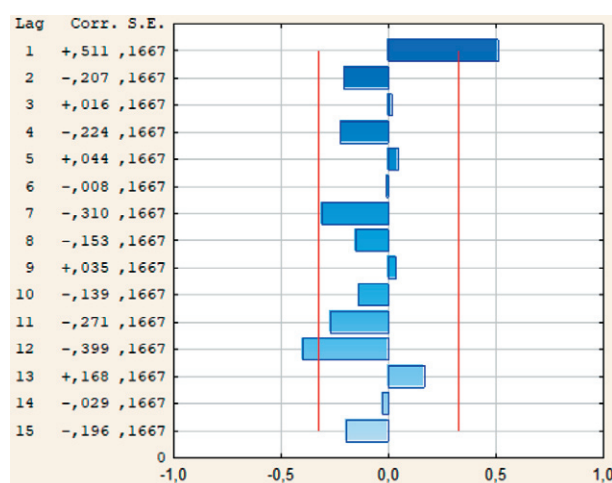


Рис. 5.

Частная автокорреляционная функция PACF ряда TripsEA

метров определялись методом сетки, длина сезонного цикла  $k = 12$ . На обучающих выборках точным ММП оценены модели SARIMA  $(1, 0, 1)(0, 0, 3)_{12}$ :

$$Place_t = -6,177 + 0,674 \cdot Place_{t-1} - 0,419 \cdot \varepsilon_{t-1} - 1,352 \cdot \varepsilon_{t-12,1} - 1,351 \cdot \varepsilon_{t-12,2} - 1,001 \cdot \varepsilon_{t-12,3} + \varepsilon_t \quad (5)$$

$$Trips_t = 12,944 + 0,490 \cdot Trips_{t-1} - 0,795 \cdot \varepsilon_{t-1} - 1,137 \cdot \varepsilon_{t-12,1} - 1,136 \cdot \varepsilon_{t-12,2} - 1,000 \cdot \varepsilon_{t-12,3} + \varepsilon_t \quad (6)$$

Показатели точности построенных моделей приведены в таблице 3.

Данные таблицы 3 показывают, что модификация классической аддитивной декомпозиции (3) ряда Place обладает большей точностью по сравнению с моделью (1), как на обучающей, так и на тестовой выборках. Однако повышение точности незначительно.

В случае ряда Trips модификация классической аддитивной декомпозиции (4) привела к ухудшению

точности модели на обучающей и тестовой выборках.

Модель SARIMA показала среднюю точность на обучающей выборке, и наибольшую точность на тестовой выборке для рядов Place и Trips.

При анализе остатков оцененных моделей проведен тест  $\chi^2$  Пирсона (проверка нулевой гипотезы о нормальности распределения остатков) и тест Льюнга-Бокса до 12 лагов включительно (проверка нулевой гипотезы о независимости остатков). В таблице 4 приведены р-значения тестов.

Согласно данным таблицы 5, на 5% уровне значимости остатки моделей (3), (5) и (6) независимы и имеют нормальное распределение. Наилучшие прогностические свойства показывают модели SARIMA (4) и (6), а также модифицированная классическая декомпозиция (3).

На рис. 6 и 7 представлены результаты прогнозирования по модели SARIMA.

Фактические и прогнозные значения уровней ряда Trips за сентябрь-ноябрь 2025 г. представлены в таблице 5.

ТАБЛИЦА 3.

Точность моделей рядов Place и Trips, MAPE (%)

| Модель | Обучающая выборка | Тестовая выборка |
|--------|-------------------|------------------|
| Place  |                   |                  |
| (1)    | 3,58              | 8,68             |
| (3)    | 2,90              | 8,59             |
| (5)    | 4,59              | 5,93             |
| Trips  |                   |                  |
| (2)    | 3,63              | 6,54             |
| (4)    | 6,34              | 8,82             |
| (6)    | 5,98              | 3,11             |

ТАБЛИЦА 4.

Свойства остатков моделей рядов Place и Trips

| Модель | р-значение теста Пирсона | р-значение теста Льюнга-Бокса |
|--------|--------------------------|-------------------------------|
| Place  |                          |                               |
| (1)    | 0,047                    | > 0,3                         |
| (3)    | 0,073                    | > 0,7                         |
| (5)    | 0,056                    | > 0,5                         |
| Trips  |                          |                               |
| (2)    | 0,052                    | > 0,2                         |
| (4)    | 0,039                    | > 0,6                         |
| (6)    | 0,064                    | > 0,5                         |

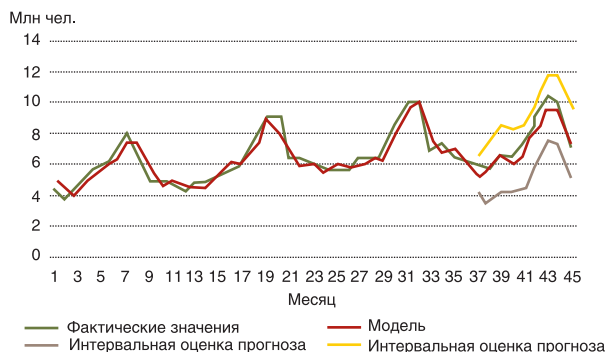


Рис. 6.

Прогнозирование ряда Place по модели SARIMA  $(1,0,1)(0,0,3)_{12}$

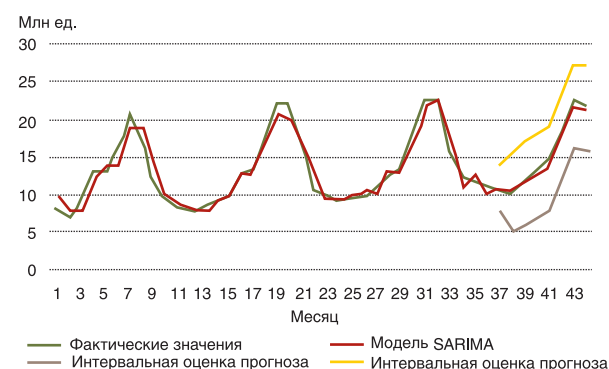


Рис. 7.

Прогнозирование ряда Trips по модели SARIMA  $(1,0,1)(0,0,3)_{12}$

ТАБЛИЦА 5.

Прогноз ряда Trips в сентябре-ноябре 2025 г. (млн ед.)

| Месяц    | Фактические значения | Модель (2) ETS |            |         | Модель (4) ARIMA |            |         | Модель (6) SARIMA |            |         |
|----------|----------------------|----------------|------------|---------|------------------|------------|---------|-------------------|------------|---------|
|          |                      | Прогноз        | Отклонение | MAPE, % | Прогноз          | Отклонение | MAPE, % | Прогноз           | Отклонение | MAPE, % |
| сентябрь | 15,974               | 17,220         | -1,247     | 7,80    | 16,662           | -0,688     | 4,31    | 15,903            | 0,071      | 0,44    |
| октябрь  | 12,745               | 13,031         | -0,286     | 2,25    | 13,092           | -0,347     | 2,72    | 13,132            | -0,387     | 3,04    |
| ноябрь   | 11,596               | 12,096         | -0,499     | 4,31    | 12,144           | -0,548     | 4,72    | 12,038            | -0,442     | 3,81    |
| Среднее  |                      |                | -0,677     | 4,79    |                  | -0,527     | 3,92    |                   | 0,300      | 2,43    |

Как следует из данных таблицы, наиболее близкие к фактическим значениям прогнозные данные были получены при использовании модели (6) SARIMA. Среднее абсолютное отклонение от фактических значений составило 0,300 млн ед., MAPE – 2,43%. Отмечается, что при расширении горизонта прогнозирования средняя абсолютная ошибка существенно возрастает. Наименее точные результаты прогноза получены при применении модели (2) ETS. По всем моделям, представленным в таблице 7, был получен прогноз приемлемой точности (MAPE составило 0,44–7,8%), что в целом соответствует их точности, полученной на обучающей выборке (табл. 3).

### ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ТУРИСТСКОГО ПОТОКА НА ОСНОВЕ ДВУМЕРНЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

На рис. 1 наблюдается высокая степень синхронности в изменении значений Place и Trips. При этом совпадает и направленность колебаний. Коэффициент корреляции уровней рядов равен 0,93, что говорит о сильной связи между рядами. Однако наличие регулярной цикличности и практической параллельности трендов может являться причиной «ложной» корреляции.

Для проверки наличия эффекта «ложной» корреляции вычислены значения коэффициентов корреляции между первыми разностями уровней (0,85), между сезонно проинтегрированными рядами (0,77) и между уровнями рядов после исключения трендов (0,96). Все полученные значения больше 0,7. Таким образом, можно говорить об отсутствии эффекта «ложной» корреляции в рядах Place и Trips.

Для проверки причинно-следственной зависимости рядов Place и Trips проведен тест Гранже (нулевая гипотеза – Place не влияет на Trips). На 5% уровне нулевая гипотеза отвергается (р-значение равно 0,023), т. е. ряд Place является причиной ряда Trips.

Для моделирования зависимости значений Trips от значений Place использовались:

модель с распределенными лагами DLM (q), со спецификацией

$$y_t = \mu + \sum_{j=1}^q \beta_j x_{t-j} + \varepsilon_t$$

и авторегрессионная модель распределенных лагов ADL(p,q), со спецификацией

$$y_t = \mu + \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \beta_j x_{t-j} + \varepsilon_t$$

Структуру взаимосвязи рядов Trips и Place характеризует кросскорреляционная функция (рис. 8).

Коэффициенты кросскорреляции нулевого и первого порядка значимы на уровне 5%-ой ошибки. Увеличение значения Place в текущем месяце оказывает значимое влияние на величину Trips в текущем и следующем месяце. Также отмечается цикличность взаимосвязи, обусловленная синхронной цикличностью рядов.

На основании кросскоррелограммы (рис. 8) принято значение параметра q = 1. Значение p = 1 принято на основании значимости частного коэффициента автокорреляции первого порядка для ряда Trips (рис. 5).

Точным ММП на обучающей выборке оценены: модель с распределенными лагами DLM (1)

$$Trips_t = -6,068 + 2,451 \cdot Place_t + 0,545 \cdot Place_{t-1} + \varepsilon_t, \quad (7)$$

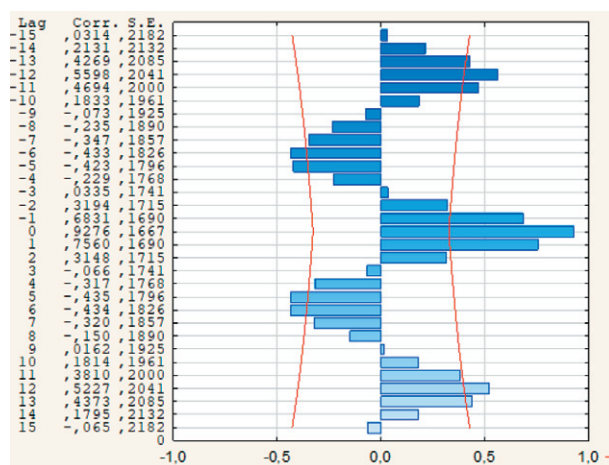


РИС. 8.

Кросскорреляционная функция Trips на Place

ТАБЛИЦА 6.

Точность моделей зависимости Trips от Place, MAPE (%)

| Модель  | Обучающая выборка | Тестовая выборка |
|---------|-------------------|------------------|
| (7) DLM | 11,59             | 9,65             |
| (8) ADL | 8,45              | 4,53             |

ТАБЛИЦА 7

Свойства остатков моделей зависимости Trips от Place

| Модель  | р-значение<br>теста Пирсона | р-значение<br>теста Льюнга-Бокса |
|---------|-----------------------------|----------------------------------|
| (7) DLM | 0,820                       | < 0,001                          |
| (8) ADL | 0,025                       | > 0,400                          |

авторегрессионная модель распределенных лагов ADL (1,1)

$$Trips_t = -3,669 + 0,520 \cdot Trips_{t-1} + 2,525 \cdot Place_t - 0,979 \cdot Place_{t-1} + \varepsilon_t \quad (8)$$

Включение в модель значения Trips за предыдущий месяц повышает точность в 1,4 раза на обучающей и в 2,1 раза на тестовой выборке (табл. 5).

Остатки модели (8), обладающей наибольшей точностью, независимы согласно тесту Льюнга-Бокса (до 12 лагов включительно), однако, не подчиняются нормальному закону распределения, что делает ненадежной интервальную оценку прогноза (табл. 6).

На рис. 9 представлены результаты прогнозирования ряда Trips по модели ADL.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Результаты моделирования (табл. 3, 5, 7) показывают, что модель SARIMA дает наиболее точный прогноз значений ряда Trips. Модель ADL, хотя и имеет меньшую точность, позволяет оценить вклад показателя Place в формирование значений Trips. В случае ряда Place наилучший прогноз на тестовой выборке показывает модель SARIMA.

Следует отметить, что для получения ориентировочных прогнозов показателей целесообразно использовать простую в построении классическую аддитивную модель с сезонной компонентой ETS, при необходимости более точных прогнозов – модель SARIMA.

Эконометрические модели для туризма – это не просто академический инструмент, а необходимость для принятия обоснованных решений в условиях высокой неопределенности. Они эволюционируют от простых моделей прогнозирования к сложным системам, интегрирующим большие данные и методы машинного обучения для анализа поведения туристов.

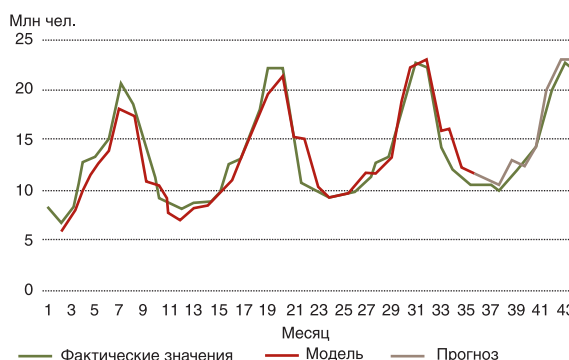


РИС. 9.

Прогнозирование ряда Trips по модели ADL

Современный тренд – это создание комплексных «лабораторий туризма», где эконометрические модели работают в связке с ИИ, симуляционным моделированием и данными в реальном времени, позволяя проводить сценарный анализ и оценивать риски.

## ЛИТЕРАТУРА

1. БОКС ДЖ., ДЖЕНКИНС Г.М. Анализ временных рядов. Прогноз и управление: пер. с англ. /Под ред. В.Ф.Писаренко. М.: Мир, 1974. Кн. 1. 406 с. Кн. 2. 197 с.
2. ПОДКОРЫТОВА О.А., СОКОЛОВ М.В. Анализ временных рядов: учеб. пос. для вузов. 2-е изд., перераб. и доп. М.: ЮРАЙТ, 2023. 267 с.
3. CUBADDA G., GUARDABASCIO B. Representation, estimation and forecasting of the multivariate index-augmented autoregressive model // Int. J. Forecast. 2018. V. 35. Is. I. P. 67–79.
4. GREENE W. Econometric Analysis, Prentice Hall, Sixth Condition, 2008. 1177 p.
5. GUJRATI D. Basic Econometrics, Mcgraw Hill 2003, 918 p.
6. HYNDMAN R.J., ATHANASOPOULOS G. Forecasting: Principles and practice: 2nd ed. OTexts, 2018. 382 p.
7. Walter Enders Applied Econometric Time Series, 4<sup>th</sup> Edition. October 2014, 496 p.
8. WOOLDRIDGE J.M. Introductory econometrics: a modern approach. 7th ed. Delhi: Cengage, 2016. XXII, 826 p.
9. WOOLDRIDGE J.M. Introductory Econometrics A Modern Approach, Cengage Learning, Business & Economics. 2016. 789 p.
10. ЕМИСС. <https://www.fedstat.ru/indicator/61922>

## REFERENCES

1. BOX J., JENKINS G.M. Analysis of time series. Forecast and Management. Moscow: Mir Publ., 1974;1:406. 2: 197. (In Russian).

2. **PODKORYTOVA O.A., SOKOLOV M.V.** Analysis of Time Series: Textbook. pos. dlya vuzov. 2nd ed. revised and supplemented. Moscow: YURAYT, 223:267. (In Russian).
3. **CUBADDA G., GUARDABASCIO B.** Representation, estimation and forecasting of the multivariate index-augmented autoregressive model. *Int. J. Forecast.* 2018;35;1:67–69.
4. **GREENE W.** *Econometric Analysis*, Prentice Hall, Sixth Condition, 2008:1177.
5. **GUJRATI D.** *Basic Econometrics*, Mcgraw Hill 2003:918.
6. **HYNDMAN R.J.** Athanasopoulos G. *Forecasting: Principles and practice*: 2nd ed. Texts, 2018:382.
7. **Walter Enders** *Applied Econometric Time Series*, 4th Edition. October 2014:496.
8. **WOOLDRIDGE J.M.** *Introductory econometrics: a modern approach*. 7th ed. Delhi: Cengage, 2016;XXII: 826.
9. **WOOLDRIDGE J.M.** *Introductory Econometrics. A Modern Approach*, Cengage Learning. Business & Economics. 2016:789.
10. EMISS <https://www.fedstat.ru/indicator/61922>

#### Делия Виктор Павлович,

д.э.н. профессор кафедры туризма Московского государственного Университета спорта и туризма

➔ 117519, г. Москва, ул. Кировоградская, д. 21, корпус 1,  
117519 Moscow, st. Kirovogradskaya 21, Bild 1,  
тел: +7(916) 180-34-11 e-mail: deliav52@icloud.com

#### Карпенко Надежда Викторовна,

к.т.н., доцент кафедры «Информационные системы цифровой экономики» Российского университета транспорта (МИИТ)

➔ 127055, г. Москва, ул. Образцова, д. 9, стр. 9,  
127055 Moscow, st. Obraztsova, Bild 9,  
тел: +7(926) 463-31-54 e-mail: nvkarpenko@yandex.ru

#### Черненко Михаил Владимирович,

к.э.н., с.н.с. Центрального экономико-математического института РАН

➔ 117418, г. Москва, Нахимовский пр-т, д. 47,  
117418 Moscow, Nakhimovsky pr., 47,  
тел: +7(915)-084-52-19, e-mail: mcher51@mail.ru