Сравнительная оценка методов прогнозирования оборота предприятий электронной коммерции

Соколов Никита Валерьевич
аспирант, базовая кафедра цифровой экономики института развития информационного общества, РЭУ им. Г.В. Плеханова, twinvlr@yandex.ru

В статье представлена сравнительная оценка методов статистического прогнозирования и машинного обучения при прогнозировании оборота предприятия электронной коммерции. На временном ряде месячного оборота компании E-commerce за период с января 2023 г. по июнь 2026 г. (42 наблюдения) сопоставлены четыре модели: Holt-Winters, SARIMA, LightGBM и XGBoost. Обучение выполнено на 36 месяцах, тестирование – на 6 наблюдениях с соблюдением хронологического порядка. Качество прогнозов оценивалось с использованием MAE, RMSE, MAPE и sMAPE, при этом MAE и RMSE дополнительно нормировались относительно среднего значения оборота тестовой выборки. Наилучший результат по всем метрикам показал LightGBM (MAPE – 6,37%), при этом Holt-Winters обеспечил сопоставимую точность (MAPE – 7,32%). Результаты свидетельствуют, что применение более сложного алгоритма не гарантирует существенного повышения точности, а выбор модели целесообразно проводить на основе эмпирической проверки на данных конкретного предприятия с учётом интерпретируемости и трудоёмкости сопровождения.

Ключевые слова: электронная коммерция, прогнозирование оборота, временные ряды, экспоненциальное сглаживание, SARIMA, градиентный бустинг, LightGBM, XGBoost.

Введение

Развитие электронной коммерции сопровождается постоянным увеличением объёма данных о продажах, заказах и поведении покупателей. Эти данные используются не только для анализа уже достигнутых результатов, но и для планирования дальнейшей деятельности предприятий. Одной из востребованных задач в данном направлении является прогнозирование показателей продаж и оборота, поскольку качество прогнозных оценок может использоваться при планировании закупок, управлении запасами, распределении ресурсов и формировании маркетинговой активности. В исследованиях по прогнозированию розничных продаж отмечается, что особенности таких данных связаны с наличием трендов, сезонности, календарных эффектов и воздействием различных внешних факторов, что делает выбор подходящего метода отдельной исследовательской задачей [1; 2].

Для решения задач прогнозирования применяются как статистические методы анализа временных рядов, так и алгоритмы машинного обучения. Классические подходы, основанные на экспоненциальном сглаживании и авторегрессионных моделях, позволяют описывать зависимость текущих значений показателя от его предыдущей динамики. Их преимуществом является относительная простота и возможность интерпретации получаемых результатов. Вместе с тем при наличии нелинейных зависимостей и большого числа факторов, влияющих на прогнозируемый показатель, возможности традиционных моделей могут оказаться ограниченными. В российской научной литературе также рассматривается совместное применение статистических методов и методов машинного обучения для анализа временных рядов и повышения качества прогнозов деятельности предприятий [3].

В последние годы особое внимание уделяется эмпирическому сравнению различных методов. Зачастую сам факт применения более сложного алгоритма не означает, что он будет обеспечивать более точный прогноз для конкретного временного ряда. Результат зависит от объёма и структуры исходных данных, характера временной зависимости, наличия сезонности и других особенностей исследуемого показателя. В частности, исследования в области розничного прогнозирования показывают, что результаты статистических и машинных методов могут существенно различаться в зависимости от постановки задачи и доступной информационной базы [2].

Для электронной коммерции данный вопрос имеет дополнительное значение. Продажи формируются под воздействием большого количества факторов, а изменение структуры спроса может происходить достаточно быстро. В зарубежных исследованиях для прогнозирования онлайн-продаж рассматриваются методы, способные учитывать сложную динамику временных рядов и несколько одновременно действующих тенденций. Например, при прогнозировании продаж товаров электронной коммерции используются вероятностные модели, позволяющие учитывать тренды, сезонность и дополнительные характеристики процесса продаж [3].

В связи с этим представляет интерес проведение непосредственного сравнительного эксперимента, в рамках которого различные классы прогнозных моделей оцениваются на одной и той же временной последовательности и по единым критериям. Такой подход позволяет отделить особенности конкретного алгоритма от влияния различий в исходных данных или процедуре оценки и определить, насколько применение более сложного метода действительно связано с повышением качества прогноза.

Целью исследования является сравнительная оценка методов статистического прогнозирования и машинного обучения при прогнозировании оборота предприятия электронной коммерции.

Научная новизна исследования заключается в сравнительной оценке прогнозных моделей различных классов на единой временной последовательности показателя оборота предприятия электронной коммерции с использованием единого подхода к формированию выборок и оценке качества прогнозирования. Практическая значимость работы состоит в возможности использования полученных результатов при выборе прогнозного инструментария для решения задач планирования и аналитического сопровождения деятельности предприятий электронной коммерции.

Оборот предприятий электронной коммерции как объект прогнозирования

В условиях цифровизации торговли показатели продаж и оборота становятся важным элементом информационного обеспечения текущего и перспективного управления предприятием. Для организаций электронной коммерции это особенно характерно вследствие большого объёма данных, формируемых в процессе взаимодействия покупателей с цифровыми каналами продаж. Источниками информации выступают данные о заказах, оплатах, ассортименте, ценах, рекламной активности, посещаемости интернет-ресурсов и других характеристиках поведения покупателей. Наличие такой информационной базы создаёт условия для перехода от

анализа уже достигнутых результатов к количественной оценке будущей динамики.

Электронная коммерция при этом представляет собой не только отдельный канал реализации товаров, но и информационно насыщенную среду осуществления хозяйственной деятельности. В современных исследованиях электронного бизнеса подчёркивается значение цифровых информационных технологий для организации взаимодействия экономических субъектов и обработки данных, необходимых для управленческих решений. В частности, А. И. Уринцов рассматривает электронный обмен данными как инструмент решения экономических и управленческих задач, связывая его с интеграцией информационных потоков и стандартизацией обмена данными [5]. Современное понимание информационного обеспечения управления предполагает, что накопленные данные должны использоваться не только для фиксации текущего состояния предприятия, но и для формирования аналитической основы последующих решений.

В данном контексте оборот предприятия может рассматриваться как один из ключевых агрегированных показателей его коммерческой деятельности. При последовательном наблюдении через равные промежутки времени значения оборота образуют временной ряд:

$Y = \{y_1,\ y_2, \dots ,\ y_t, \dots ,\ y_n\}$, где

y_t – значение оборота в периоде t,

n – количество наблюдений.

Особенность временного ряда заключается в том, что порядок наблюдений имеет принципиальное значение. Значение оборота в текущем периоде может быть связано с результатами предыдущих периодов, а характер этой зависимости способен изменяться во времени. Поэтому задача прогнозирования заключается не просто в установлении зависимости между набором независимых признаков и целевой переменной, а в оценке будущего состояния экономического показателя с использованием информации, доступной до момента формирования прогноза.

Для показателей продаж характерно наличие нескольких источников вариации. К ним могут относиться долгосрочная тенденция изменения оборота, сезонные колебания, календарные эффекты, изменение цен и ассортимента, маркетинговая активность и другие факторы. Масштабное исследование M5, проведённое на реальных данных розничных продаж Walmart, показало, что современные задачи прогнозирования продаж могут включать одновременно большое количество взаимосвязанных временных рядов, календарные признаки, цены и сведения о специальных событиях [6].

Вопрос выбора метода прогнозирования должен решаться применительно к характеристикам конкретного временного. В систематическом исследовании методов прогнозирования продаж, отмечается существенное увеличение числа работ, использующих машинное обучение и глубокое обучение. Вместе с тем авторы указывают на зависимость качества прогнозирования от структуры рынка, объёма доступных данных и характеристик конкретной задачи [7].

Таким образом, оборот предприятия электронной коммерции может быть представлен как экономический временной ряд, характеристики которого определяют требования к используемому прогнозному инструментарию. Для его исследования целесообразно рассматривать одновременно статистические методы, ориентированные преимущественно на закономерности самого временного ряда, и алгоритмы машинного обучения, способные учитывать более широкий набор признаков.

Методы и методика сравнительного исследования

Современные методы прогнозирования продаж можно условно разделить на несколько групп: статистические модели временных рядов, алгоритмы машинного обучения, методы глубокого обучения и различные гибридные подходы. Анализ современной литературы показывает, что развитие прогнозной аналитики происходит не столько за счёт полного отказа от традиционных моделей, сколько за счёт расширения набора доступных методов и их последующего эмпирического сопоставления [7].

Статистические модели сохраняют практическое значение благодаря относительно небольшому количеству параметров, интерпретируемости и возможности получения прогноза непосредственно на основе исторической последовательности наблюдений. К данной группе относятся модели экспоненциального сглаживания, авторегрессионные модели и различные варианты ARIMA. Их общей особенностью является представление будущего значения через структуру предыдущих наблюдений и случайной составляющей.

Методы экспоненциального сглаживания позволяют учитывать уровень временного ряда, тренд и сезонные колебания. Их применение особенно целесообразно в случаях, когда наблюдаемая динамика относительно стабильна и не требуется использование большого числа внешних факторов. Результаты M5 показывают, что даже в условиях современной высокоразмерной задачи розничного прогнозирования относительно простые методы экспоненциального сглаживания способны оставаться конкурентоспособными для отдельных типов временных рядов [6].

Авторегрессионные модели, напротив, делают акцент на зависимости текущего значения от предыдущих значений ряда. Для экономических показателей применяются, в частности, модели ARIMA и SARIMA, позволяющие учитывать нестационарность и сезонную структуру. Их преимуществом является наличие развитого математического аппарата диагностики и интерпретации параметров. Однако эффективность таких моделей может снижаться при существенной нелинейности зависимостей или при наличии большого числа внешних факторов.

Отдельное место среди современных инструментов занимает модель Prophet, ориентированная на прогнозирование бизнес-временных рядов. В её основе лежит представление временного ряда как комбинации тренда, сезонных компонентов, календарных эффектов и случайной составляющей. В прикладных исследованиях розничных продаж Prophet часто рассматривается наряду с Holt–Winters и сезонными ARIMA как один из базовых методов сравнения. Российское исследование 2024 г., посвящённое сравнительной оценке моделей прогнозирования продаж в розничной торговле, также рассматривает Holt–Winters, Prophet и сезонную ARIMA и использует MAE, MSE и MAPE для оценки качества прогнозов.

При переходе к машинному обучению меняется принцип формирования прогнозной модели. Алгоритм обучается на наборе признаков, среди которых могут использоваться лаговые значения целевого показателя, календарные признаки, скользящие статистики и различные внешние характеристики. В результате временная зависимость представляется не только как последовательность значений, но и как набор признаков, позволяющий алгоритму выявлять нелинейные зависимости.

Для прогнозирования оборота предприятия перспективными являются прежде всего алгоритмы на основе ансамблей деревьев решений, включая градиентный бустинг. Такие модели позволяют учитывать нелинейные зависимости между лаговыми признаками, календарными характеристиками и внешними факторами. При этом их применение требует дополнительного этапа формирования признаков. Например, для прогноза оборота на месяц t+1 могут использоваться значения оборота за предыдущие периоды:

$X_t = (Y_t, Y_{t-1}, \dots, Y_{t-k})$, где

k – количество используемых временных лагов.

Дополнительно в X_t могут включаться признаки месяца, квартала, сезонности, праздничных периодов и другие характеристики. Принципиальным условием является отсутствие в признаках информации, которая становится известной только после наступления прогнозируемого периода. Интересные результаты в этом отношении получены при исследовании методов прогнозирования розничных продаж с объясняющими переменными. В работе Wellens, Boute и Udenio, опубликованной в European Journal of Operational Research в 2024 г., показано, что относительно простой подход на основе деревьев решений может демонстрировать высокую точность при наличии качественных объясняющих признаков, тогда как дальнейшее усложнение архитектуры модели даёт сравнительно небольшой дополнительный эффект [8].

При подготовке к формированию прогноза по данным целесообразно оценить несколько доступных методов на едином наборе данных и с использованием одинаковой процедуры проверки. В частности, в рамках M5 Competition сравнивались десятки подходов на единой базе реальных розничных продаж, что позволило получить эмпирические данные о соотношении статистических и машинных методов [6]. При этом результаты соревнования показали, что машинное обучение может обеспечивать существенные улучшения на сложных многомерных задачах, но статистические методы остаются конкурентоспособными в ряде отдельных сценариев [6].

Для временного ряда оборота особенно важно соблюдать хронологический порядок наблюдений. Обучающая выборка должна содержать только значения, предшествующие прогнозируемому периоду, а тестовая выборка – последующие наблюдения. Случайное перемешивание наблюдений в такой ситуации может привести к утечке информации из будущего и, следовательно, к завышенной оценке качества модели.

Кроме того, при сравнении моделей необходимо использовать единый прогнозный горизонт. Если одна модель оценивается на ближайшем месяце, а другая – на нескольких периодах, полученные показатели ошибки нельзя считать непосредственно сопоставимыми. Поэтому в рамках экспериментальной части настоящей работы предполагается использование одинакового тестового периода для всех рассматриваемых моделей.

Для количественной оценки точности прогнозов целесообразно использовать несколько метрик. В исследованиях прогнозирования розничных продаж применяются, в частности, MAE, RMSE и MAPE [9].

Средняя абсолютная ошибка определяется выражением:

$MAE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}|Y_t - Z_t|$, где

Y_t– фактическое значение оборота,

Z_t– прогнозное значение оборота,

n – число наблюдений тестовой выборки.

Среднеквадратичная ошибка рассчитывается следующим образом:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n}(Y_t - Z_t)^2}$$

В отличие от MAE, данная метрика сильнее реагирует на отдельные крупные отклонения. Поэтому её использование особенно полезно при анализе оборота, если ошибки в периоды резкого изменения продаж имеют повышенное экономическое значение.

Для относительной оценки используется средняя абсолютная процентная ошибка:

$$MAPE = \frac{100\%}{n}\sum_{t=1}^{n}\left|\frac{Y_t - Z_t}{Y_t}\right|$$

Использование нескольких метрик позволяет получить более полную характеристику качества прогнозирования. В то же время выбор метрики должен соответствовать особенностям данных. В современных исследованиях прогнозирования продаж отмечается необходимость учитывать не только точность отдельных прогнозов, но и практические последствия ошибок для управленческих решений [6].

Для проведения сравнительной оценки методов прогнозирования был сформирован временной ряд месячного оборота предприятия электронной коммерции за период с января 2023 г. по июнь 2026 г. Таким образом, исходная выборка включала 42 последовательных наблюдения. При формировании экспериментальной выборки соблюдался принцип сохранения временной последовательности данных, поскольку случайное разделение наблюдений на обучающую и тестовую выборки для задач прогнозирования временных рядов может приводить к использованию информации из будущего при построении модели.

С целью оценки способности моделей прогнозировать значения, не использованные непосредственно при их обучении, временной ряд был разделён на обучающую и тестовую части. В обучающую выборку вошли наблюдения за период с января 2023 г. по декабрь 2025 г. – 36 месяцев. Тестовая выборка включала период с января по июнь 2026 г., то есть последние шесть фактических наблюдений. Такой подход позволил оценить качество прогноза на временном интервале, расположенном непосредственно после окончания обучающего периода.

В исследовании рассматривались четыре модели, относящиеся к различным классам методов прогнозирования: модель экспоненциального сглаживания Holt–Winters, сезонная авторегрессионная модель SARIMA, алгоритм градиентного бустинга LightGBM и алгоритм XGBoost. Выбор моделей обусловлен необходимостью сопоставить традиционные статистические методы с современными алгоритмами машинного обучения.

Модель Holt–Winters использовалась для учёта одновременно наблюдаемых трендовой и сезонной составляющих временного ряда. При этом для месячных данных в модели задавался сезонный период, равный 12 месяцам. Данный подход позволяет учитывать повторяющиеся внутригодовые изменения оборота и одновременно моделировать его долгосрочное изменение.

SARIMA относится к классу авторегрессионных моделей, объединяющих авторегрессионную составляющую, скользящее среднее и процедуры дифференцирования. Включение сезонной компоненты позволяет учитывать зависимость текущих значений оборота от наблюдений соответствующих месяцев предыдущих периодов.

В качестве представителей методов машинного обучения использовались LightGBM и XGBoost. В отличие от статистических моделей, данные алгоритмы рассматривали прогнозирование как задачу регрессии на основе сформированных признаков временного ряда. В качестве входной информации использовались лаговые значения показателя, характеристики скользящей динамики и календарные признаки. Такой подход позволяет алгоритмам градиентного бустинга учитывать нелинейные зависимости между текущим значением оборота и его предшествующей динамикой.

Для количественной оценки точности прогнозов использовались средняя абсолютная ошибка (MAE), корень из среднеквадратичной ошибки (RMSE), средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE) и симметричная средняя абсолютная процентная ошибка (sMAPE). Использование нескольких критериев позволяет избежать зависимости результатов сравнения от одной характеристики ошибки.

Поскольку абсолютные значения оборота относятся к внутренним данным предприятия и не подлежат раскрытию, при представлении результатов использовались относительные показатели ошибок. Нормированная средняя абсолютная ошибка рассчитывалась как отношение MAE к среднему значению оборота в тестовой выборке:

$$MAE_{norm} = \frac{MAE}{y} \times 100\%, \text{где}$$

MAE – средняя абсолютная ошибка прогноза;

y – среднее фактическое значение показателя в тестовом периоде.

Такой способ представления результатов позволяет сохранить возможность сопоставления моделей без раскрытия коммерчески чувствительных абсолютных значений оборота.

Важной особенностью исследования является единый порядок формирования обучающей и тестовой выборок и одинаковый прогнозный горизонт для всех рассматриваемых методов. Это позволяет интерпретировать различия в значениях метрик преимущественно как результат различий в свойствах самих моделей, а не как следствие различной процедуры их проверки.

Результаты прогнозирования

По результатам проведённого эксперимента были получены прогнозные значения оборота на период с января по июнь 2026 г. Для каждой модели рассчитаны значения MAE, RMSE, MAPE и sMAPE. С учётом требований к конфиденциальности исходной информации абсолютные значения оборота и абсолютные величины ошибок в исследовании не приводятся.

Результаты сравнительной оценки представлены в таблице 1.

Таблица 1

Сравнительная оценка точности методов прогнозирования оборота предприятия электронной коммерции

Модель	Нормированная MAE, %	Нормированная RMSE, %	MAPE, %	sMAPE, %
Holt-Winters	6,76	8,78	7,32	6,88
SARIMA	9,53	12,13	10,09	9,29
LightGBM	6,03	7,05	6,37	6,19
XGBoost	10,14	11,52	10,80	10,07

Источник: рассчитано автором.

Представленные результаты показывают, что на рассматриваемом временном ряду наиболее низкие значения ошибок были получены при использовании LightGBM. Нормированная средняя абсолютная ошибка данной модели составила 6,03%, RMSE – 7,05%, MAPE – 6,37%, а sMAPE – 6,19%. Таким образом, по всем четырём рассматриваемым критериям модель LightGBM продемонстрировала наиболее низкие значения ошибок среди исследуемых методов.

Ближайший результат был получен для модели Holt–Winters. Значение MAPE для неё составило 7,32%, что примерно на 0,95 процентного пункта выше результата LightGBM. Аналогичная тенденция наблюдается по нормированной MAE и sMAPE. При этом различие между двумя моделями нельзя считать настолько значительным, чтобы делать вывод о принципиально ином характере прогнозирования: обе модели обеспечили относительно близкие результаты на рассматриваемом временном ряду.

Более существенные различия наблюдаются при сравнении LightGBM с SARIMA и XGBoost. Значение MAPE для SARIMA составило 10,09%, а для XGBoost – 10,80%. Значения RMSE также оказались выше, чем у двух других моделей. Это свидетельствует о наличии более крупных прогнозных отклонений на отдельных наблюдениях тестового периода.

Среди статистических методов более низкие значения ошибок были получены у Holt–Winters. Его преимущество относительно SARIMA проявляется по всем использованным критериям. В частности, MAPE Holt–Winters составила 7,32%, тогда как у SARIMA данный показатель достиг 10,09%. Аналогичная картина наблюдается для RMSE: 8,78% против 12,13%.

При этом SARIMA показала более высокую величину ошибки. Одной из возможных причин является ограниченный объём обучающей выборки. После выделения тестового периода для оценки модели использовалось 36 месячных наблюдений. Для сложной сезонной авторегрессионной структуры это относительно небольшой объём данных, вследствие чего оценка большого количества параметров может быть менее устойчивой.

Результаты моделей машинного обучения оказались неоднородными. LightGBM продемонстрировал наиболее низкие значения всех четырёх рассматриваемых метрик. В то же время XGBoost показал наибольшую MAPE среди исследуемых моделей – 10,80%.

Таким образом, сам факт применения алгоритма градиентного бустинга не гарантировал повышения точности. Различия между LightGBM и XGBoost показывают, что принадлежность моделей к одному классу алгоритмов не означает одинаковой способности описывать конкретную временную зависимость. На качество прогноза влияет не только используемый алгоритм, но и объём доступной выборки, структура признаков, параметры обучения и характер самого временного ряда.

Полученный вывод соответствует результатам современных исследований в области прогнозирования розничных продаж. В частности, в M5 Competition высокая точность LightGBM была связана не только с алгоритмом как таковым, но и с возможностью использовать большое количество взаимосвязанных рядов и дополнительных объясняющих переменных. Исследование Wellens, Boute и Udenio также показывает, что преимущество tree-based моделей зависит от доступности дополнительных данных и качества инженерии признаков, тогда как дальнейшее усложнение алгоритма может давать лишь ограниченный прирост точности.

Следовательно, результаты проведённого эксперимента позволяют рассматривать выбор модели как самостоятельную аналитическую задачу, которая должна основываться на эмпирической проверке нескольких альтернативных методов.

Выводы

Полученный результат, проведенного исследования, показывает целесообразность проведения сравнительного тестирования перед внедрением прогнозной модели в аналитическую практику. Исследования в области прогнозирования продаж указывают на отсутствие универсального метода, обеспечивающего минимальную ошибку для любых временных рядов. В частности, результаты крупных forecasting competitions демонстрируют эффективность ML-подходов, но одновременно подтверждают необходимость сопоставления их с классическими статистическими методами.

Стоит также отметить, что проведенное исследование имеет ограничения, связанные с объемом данных. Полученные результаты характеризуют качество моделей применительно к исследуемому ряду и не позволяют распространить выявленные соотношения между методами на все предприятия

электронной коммерции. Для дальнейших исследований целесообразно расширить временной горизонт, использовать несколько предприятий или товарных категорий, а также оценить устойчивость результатов при изменении прогнозного горизонта и состава входных признаков.

Таким образом, выбор метода прогнозирования оборота предприятия электронной коммерции целесообразно осуществлять не только исходя из технологической сложности алгоритма, но и на основе фактически достигнутого качества прогнозирования на данных конкретного предприятия. Для исследуемого временного ряда результаты эксперимента свидетельствуют о возможности применения как LightGBM, так и более простого статистического подхода Holt–Winters, при этом окончательный выбор между ними должен учитывать не только точность, но и требования к интерпретируемости, трудоёмкости сопровождения и доступности дополнительных данных.

Литература

1. Policarpo L.M., da Silveira D.E., Righi R.R. et al. Machine learning through the lens of e-commerce initiatives: An up-to-date systematic literature review // Computer Science Review. 2021. Vol. 41. 100414. DOI: 10.1016/j.cosrev.2021.100414 EDN: KCSIAX
2. Zhang X., Guo F., Chen T., Pan L., Beliakov G., Wu J. Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research, 2023, Vol. 18, No. 4, pp. 2188–2216, DOI 10.3390/jtaer18040110. DOI: 10.3390/jtaer18040110 EDN: GDEYRH
3. Du C., Li Y. E-commerce sales forecasting based on deep learning algorithm // Procedia Computer Science. 2025. Vol. 261. P. 1157–1164. DOI: 10.1016/j.procs.2025.04.699. DOI: 10.1016/j.procs.2025.04.699 EDN: ALIANJ
4. Патраков П.А. Использование методов прогнозирования временных рядов для оптимизации деятельности предприятий // Вестник науки. 2025. EDN: RVVXQN
5. Уринцов А. И. Электронный обмен данными : учебное пособие / А. И. Уринцов. – Москва : ЕАОИ, 2024. – 184 с. – ISBN 978-5-374-00463-2. ISBN: 978-5-374-00463-2
6. Makridakis S., Spiliotis E., Assimakopoulos V. M5 accuracy competition: Results, findings, and conclusions // International Journal of Forecasting. – 2022. – Vol. 38, № 4. – P. 1346–1364. – DOI: 10.1016/j.ijforecast.2021.11.013. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.11.013
7. Ahaggach H., Abrouk L., Lebon E. Systematic Mapping Study of Sales Forecasting: Methods, Trends, and Future Directions // Forecasting. 2024. Vol. 6, No. 3. P. 502–532. DOI: 10.3390/forecast6030028. DOI: 10.3390/forecast6030028 EDN: QRVIYS
8. Wellens A. P., Boute R. N., Udenio M. Simplifying tree-based methods for retail sales forecasting with explanatory variables // European Journal of Operational Research. – 2024. – Vol. 314, № 2. – P. 523–539. DOI: 10.1016/j.ejor.2023.10.039 DOI: 10.1016/j.ejor.2023.10.039 EDN: WGTYSA
9. Applying Machine Learning in Retail Demand Prediction—A Comparison of Tree-Based Ensembles and Long Short-Term Memory-Based Deep Learning // Applied Sciences. – 2023. – Vol. 13, № 19. – 11112. – DOI: 10.3390/app131911112. DOI: 10.3390/app131911112 EDN: UPUOEC

Comparative assessment of forecasting methods for the turnover of e-commerce enterprises

Sokolov N.V.
Plekhanov Russian University of Economics

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

The article presents a comparative assessment of statistical forecasting and machine learning methods for predicting the turnover of an e-commerce enterprise. Four models are compared using a time series of the monthly turnover of an E-commerce company for the period from January 2023 to June 2026 (42 observations): Holt-Winters, SARIMA, LightGBM, and XGBoost. Training was performed on 36 months, and testing was carried out on 6 observations, maintaining chronological order. The quality of the forecasts was assessed using normalized indicators MAE, RMSE, MAPE, and sMAPE. LightGBM showed the lowest error across all metrics (MAPE – 6.37%), while Holt-Winters demonstrated comparable accuracy (MAPE – 7.32%). The results indicate that using a more complex algorithm does not guarantee a significant increase in accuracy, and it is advisable to select a model based on empirical testing using data from a specific enterprise, taking into account interpretability and the effort required for maintenance.

Keywords: e-commerce, turnover forecasting, time series, exponential smoothing, SARIMA, gradient boosting, LightGBM, XGBoost.

References

1. Policarpo L.M., da Silveira D.E., Righi R.R. et al. Machine learning through the lens of e-commerce initiatives: An up-to-date systematic literature review // Computer Science Review. 2021. Vol. 41. 100414. DOI: 10.1016/j.cosrev.2021.100414 EDN: KCSIAX
2. Zhang X., Guo F., Chen T., Pan L., Beliakov G., Wu J. Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research, 2023, Vol. 18, No. 4, pp. 2188–2216, DOI 10.3390/jtaer18040110. DOI: 10.3390/jtaer18040110 EDN: GDEYRH
3. Du C., Li Y. E-commerce sales forecasting based on deep learning algorithm // Procedia Computer Science. 2025. Vol. 261. P. 1157–1164. DOI: 10.1016/j.procs.2025.04.699. DOI: 10.1016/j.procs.2025.04.699 EDN: ALIANJ
4. Patrakov P.A. Using time series forecasting methods to optimize enterprise operations // Vestnik Nauki (Bulletin of Science). 2025. EDN: RVVXQN
5. Urintsov A.I. Electronic Data Interchange: A Textbook / A.I. Urintsov. – Moscow: EAOI, 2024. – 184 p. – ISBN 978-5-374-00463-2. ISBN: 978-5-374-00463-2
6. Makridakis S., Spiliotis E., Assimakopoulos V. M5 accuracy competition: Results, findings, and conclusions // International Journal of Forecasting. – 2022. – Vol. 38, No. 4. – P. 1346–1364. – DOI: 10.1016/j.ijforecast.2021.11.013. https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2021.11.013
7. Ahaggach H., Abrouk L., Lebon E. Systematic Mapping Study of Sales Forecasting: Methods, Trends, and Future Directions // Forecasting. 2024. Vol. 6, No. 3. P. 502–532. DOI: 10.3390/forecast6030028. DOI: 10.3390/forecast6030028 EDN: QRVIYS
8. Wellens A. P., Boute R. N., Udenio M. Simplifying tree-based methods for retail sales forecasting with explanatory variables // European Journal of Operational Research. – 2024. – Vol. 314, No. 2. – P. 523–539. DOI: 10.1016/j.ejor.2023.10.039 DOI: 10.1016/j.ejor.2023.10.039 EDN: WGTYSA
9. Applying Machine Learning in Retail Demand Prediction—A Comparison of Tree-Based Ensembles and Long Short-Term Memory-Based Deep Learning // Applied Sciences. – 2023. – Vol. 13, No. 19. – 11112. – DOI: 10.3390/app131911112. DOI: 10.3390/app131911112 EDN: UPUOEC

INNOVACII i INVESTICII №10 2026
научно-аналитический журнал
ISSN 2307-180X
ИННОВАЦИИ и ИНВЕСТИЦИИ

PART 1: Economics

INNOVATION MANAGEMENT

Conceptual model of an organization's strategic entrepreneurship development mechanism taking into account the innovation factor. Burkov A.G. 5
Ecosystem integration in the innovative transformation of retail business models. Kravchenko E.S. 8
Regional construction clusters as a driver of innovative development and investment activity of mesoterritories. Kulikova I.Yu. 11
A methodological approach to assessing the innovation potential of regional economic sectors under fragmented statistical observation. Makhonich I.V. 15
Innovative Technologies and the Digital Ruble in the Modern Economy. Chernenko V.A., Minaev N.V., Polyatsky V.V. 19
The conflict between operational efficiency and innovative potential: a microeconomic analysis using project management as an example. Salakhov R.L. 22
Tools for innovative development in the tourism sector: application ofglobal experience. Teslenko I.B., Stoyan A.A. 26
Conceptual Foundations for the Application of Hybrid Tools to Stimulate Innovation Activity in Knowledge-Intensive Industrial Sectors under Import Substitution. Tukanova A.A. 29
The application of digitalization and innovative management in the ecosystems of large Chinese corporations: challenges and prospects. Zhou Yu, Zhao Yaxin 33
Application of a Logical-Structural Model Representation of Digital Transformation to the Analysis of State Innovation Policy Instruments. Eder A.V. 37

INVESTMENT ACTIVITY MANAGEMENT

Architecture of software tools for investment project models. Bezruchko D.S., Ilyin I.V. 41
Two-Component Model for Investment Project Evaluation. Dzigora M.Yu. 45
Development of the investment and innovation climate of the region: comprehensive approach. Sokolov P.S., Kovalev N.A. 49
Transformative investments as a tool for the structural transformation of the regional economy (using the Vladimir Region as an example). Shuvalov E.A., Teslenko I.B. 52
Assessment of investment activity of small and medium-sized enterprises in the agro-industrial complex. Egikyan A.R. 55

ECONOMIC THEORY AND HISTORY

Evolution of the institution of higher education assessment in the prc: from directive planning to ranking competition. Wang Kaipeng 58
Strategic directions for the digital transformation of the Russian economy in the face of external challenges. Kudryashova Yu.S. 61
Research on the conversion efficiency of financial performance driven by digitalization intelligence investment: a case study of sf express logistics. Liu Jixian 64
Theoretical foundations of tax incentives for private investment: neoclassical and keynesian perspectives. Shestakov A.A. 68

GLOBAL EXPERIENCE

Global Experience in the Development of Intelligent Management Systems for Terminal and Logistics Infrastructure Facilities. Tsalikova K.R., Shumovsky D.V., Babichev E.S. 72
Asymmetric manifestation of the eu energy crisis in Germany, Poland, Hungary and Spain. Vasyuk M.A. 76
Changes in the Structure and Geography of Russian Oil Exports under the 20th EU Sanctions Package. Gazdiev I.I., Tatulyan K.A., Gafurova K.R. 80
China's strategic oil reserves as a factor of global oil market stability. Grekova O.R. 84
Economy and Human Capital Reproduction in China and India: The Impact of Educational Expenditure, Science, and Demographic Characteristics. Davydova R.Yu. 87
Assessing the impact of artificial intelligence and digital maturity on the efficiency of international economic cooperation. Dobrovolsky V.V. 91
Project Management in the Tourism Sector of the PRC: Status, Trends, and Resource Provision. Ren Xiaotong 94
Secondary (technogenic) resource base of central Asia's critical minerals under carbon regulation: cbam as a driver of low-carbon processing. Mashina A.D. 98
Inflation and power in Venezuela: from the oil crisis to fragile stabilisation. Sergeeva A.A. 102
International integration of innovation ecosystems: concept, preconditions and mechanism. Fu Bingjian 105
Analysis of the impact of foreign direct investment from the eaeu countries on Vietnam and their impact on the vietnamese economy. Tran Anh Minh 108
Conclusion 112
Management of liquefied natural gas supply chains amid the transformation of energy markets. Shaban A.P., Zhukov V.V., Skvortsov A.V. 114
Comparative analysis of the effectiveness of deoffshorization measures in Russia and the EAEU countries: impact on the national investment climate. Shipov S.N. 118
A Comparative Analysis of the Effectiveness of Preferential Economic Zones in Russia and China Amidst Global Market Volatility. Volkov V.I., Rondaleva T.V., Kaplanyan G.O. 122
Assessment of the JKM Price Benchmark Evolution in the Context of the Global Liquefied Natural Gas Market Fragmentation. Katyukha P.B., Nazarov S.S. 126
Resource potential and investment attractiveness of Russian rare earth elements deposits: comparative analysis. Fedorova V.A., Mikhailova A.A. 129

MANAGEMENT THEORY. MANAGEMENT. MARKETING

Tools and mechanisms for implementing the strategy for the development of ecological marketing. Berko A.V. 132
ESG agenda in the development of Russian oilfield service companies under import substitution conditions. Blazhenkova N.M., Guseynov M.M. oglu ..135
University Management on the Path to Technological Leadership. Bondarchuk N.V. 139
Corporate digital platforms as a tool for developing corporate culture and internal communications: a quantitative assessment of user experience. Kochetkova D.D., Gostilovich A.O., Rusakovsky D.V. 142
The Impact of Artificial Intelligence Technologies on the Sustainability of Business Models of Organizations in the Context of Digital Transformation. Ding Yangjiayi, Lin Yating 146
Construction organization and resource support for a modular hotel complex: flow planning, geodetic control and engineering resources. Lukov A.V., Zhilkina L.P. 150
Improving the efficiency of after-sales service processes in an it consulting company using an integration platform. Frolov Yu.V., Kaygorodtsev M.Ya. 154
Regarding the nature of risk and methods for accounting for it in the management of economic systems. Korovin D.I. 158
Tools for Mitigating Price Forecasting Risks in the Strategic Planning of Oil and Gas Companies. Kokh L.V., Matyushin D.V. 161
The impact of managerial work organization on working time utilization and organizational losses in high-tech enterprises. Kraev M.Yu. 165
The impact of servitization on the sustainability of industrial enterprises under a sanctions regime. Kuzmina O.A. 168
Formation of a commercialization strategy for a new real estate development product. Melnitsyna M.I., Zarembo V.E. 171
The Evolution of Adaptive Management Models: From the Cybernetic Approach to Antifragile Systems. Mikhaleva M.P., Strizhov S.A. 175
Development of a comprehensive model for assessing the effectiveness of human resource management in a bank. Nikolsky K.D. 178
Cluster-Hybrid Product Recommendation Model for Corporate Online Procurement. Moiseev N.A., Odoevsky I.I. 181
Assessing the economic efficiency of digital tools in the fashion industry: systematization of approaches and identification of methodological gaps. Pavlov T.P. 185
Corporate podcasts as a tool for building brand trust. Rytik Ju.A. 189
Grassroots Invention in the Knowledge Economy: Levels, Types, and Concepts. Samosvat A.S. 193
Digitalization of Project Management in the Road-Sector PPP (Public-Private Partnership). Samylovskikh D.V. 196
On the issue of risk management of a PPP-based road infrastructure project. Samylovskikh D.V. 198
Correspondence matrix of competencies and KPIs as a tool for labor productivity management at defense industry enterprises. Suravtsova A.A., Brusov K.V. 200
Application and Evaluation of the Effects of Implementing a Service-Oriented Model in Knowledge-Intensive Organizations, in the Context of the Transformation of Customer Value for Products. Chursin R.A., Sandu D.I., Pestov A.S., Tarzhmanova R.Sh. 203
Assessment and directions for improving the organizational culture of a company in the field of municipal services. Yurkova I.G., Antonova A.V. .206
The application of a competence-based approach in the process of forming a personnel reserve. Yurkova I.G., Katkova Ju.E., Mezuzhok M.V., Balakina E.V. 209
The Organizational and Economic Vitality Index as a Tool for Diagnosing the Sustainability of Small Innovative Enterprises under Digital Transformation. Yang Chendong 212
From Process Discovery to Business Value: A Framework for Enterprise Process Transformation. Iaroshenko K.Yu. 216
Dynamic assessment of training effectiveness for the management reserve of Russian defense industry enterprises. Golubev S.S., Klimova P.A. 220

Customer experience personalization in small business: digital trace processing algorithms and their impact on customer loyalty. Kachanov A.S. 224
Problems of the human resource management system in socio-political organizations. Rassadin V.M. 228

ECONOMICS OF SECTORS AND REGIONS. STATE AND MUNICIPAL ADMINISTRATION

The labor market in the context of economic transformation: challenges and adaptation mechanisms. Abramov A.O. 231
State support for small and medium-sized enterprises in the republic of Sakha (Yakutia): the effectiveness of current instruments and directions for their recalibration. Danilova L.I., Abramova A.K. 234
Rational nature management of cable industry enterprises in the system of regional sustainable development. Airapetov O.R. 238
Selecting Digital Out-of-Home Advertising Effectiveness Metrics in Omnichannel Communications: Aligning Objectives, Data, and Evidential Strength. Battalova Zh.A., Vakariuk M.E. 241
Digitalization of economic agreements in Russia: challenges and prospects. Bezdudnaya A.G., Pogoreltsev A.S., Salimyanova I.G. 245
Factors determining the competitiveness of the Russian tobacco industry in the current economic conditions. Borisov K.D. 248
Conditions for small and medium-sized enterprises' access to various industrial support instruments. Bukharov A.D. 251
Dynamics and Structural Shifts in the Russian Agro-Industrial Complex in 2014–2024: An Analytical Review of Sectoral Statistics. Vikentyeva K.G. 255
Assessing the effectiveness of the revised russian aviation industry development plan: risks, constraints and prospects. Grebeniuk A.A. 259
A Methodological Approach to Assessing the Technological Positioning of National Economies in the Field of Artificial Intelligence. Darsavelidze I.V. 263
The importance of innovation economy for the strategic development of the construction industry. Dubodelov A.V. 267
Institutionalization Index of the Value Foundations of the State Social Architecture: Construction and Properties. Efremov A.A., Oskina M.N. 271
Strategic management of the innovative potential of tourism enterprises. Zamyatina N.A., Tsabolova O.R., Zbarskaya A.V., Tsunaeva Yu.O. 275
A methodology for the effective adoption of artificial intelligence in the public sector: the methodological group and the technical specification. Zinchik N.S., Kovalev A.E., Titov R.V. 278
Assessing the economic effect of artificial intelligence adoption in the public sector: function selection criteria and a calculation model. Zinchik N.S., Kovalev A.E., Titova I.G. 281
Limitations of socio-economic development of the national economy in the context of global transformation: nature and forms of manifestation. Zlotnikov M.S. 284
Theoretical and methodological foundations of monitoring the activities of small and medium-sized businesses in the context of the transformation of regional socio-economic systems. Zubrykina M.V., Loshinskaya E.N., Gorodnichaya E.V. 288
Assessing the Balance of Development of the Vladimir Region Using Variation-Based Statistical Methods. Kozlov D.A. 291
The current state of Russia's light industry. Kolesnik V.A. 293
Sanctions as an incentive for localizing electronics production: analysis of international and russian experience. Konov L.I. 297
Macroeconomic analysis and structural parameters of the legal services market in the russian federation in national and regional aspects. Kornienko S.V. 299
Innovative development of mechanical engineering based on digital twins and predictive monitoring of the condition of process equipment. Kurovsky S.V., Mishin D.A., Laskin E.P. 303
Impact of the operating indicators of railway infrastructure on the stability of the transport and logistics complex. Leonov A.A., Krinicheva A.E. 307
Service and Logistics Support for the Development of Agritourism Based on Small-Scale Farms in Zaporizhzhia Oblast. Li L.I., Landar N.N., Tarusova N.V. 311
Digital ecosystem of a region as a form of interorganizational interaction between government, business, and science. Liman I.A., Osatyuk V.I. 315
The impact of the geopolitical situation on the development of the cosmetics market and the risks associated with the supply of raw materials. Lugovnin A.S., Solovey Ya.P. 319
Theories of the Spatial Distribution of Human Capital. Grachev S.A., Malachiev I.M. 322
Modern marketing tools for assessing the influence of key factors on the formation of marketing strategies for agricultural enterprises in the region. Malyuta K.S. 325
Assessment of the economic and operational effect of digital transformation in light industry enterprises. Margovenko D.O. 328
International Transport Corridors – Current Status and Development Prospects. Matantseva O.Yu., Kazantsev I.S. 332
Scenario assessment of the effectiveness of the organizational and economic mechanism for ensuring sustainable development of industrial enterprises in the Lugansk People's Republic. Melnik N.A. 335
An Intelligent System for Verifying the Customs Value of Goods Based on Computer Vision and a Digital Twin of the Declaration. Novikov V.A., Novikova A.A., Koptsov S.V., Larina A.Yu. 339
Regional differentiation of economic growth scenarios in oilseed production in the Russian Federation. Obodets R.V., Milyausha T.L. 342
Integrating lean production principles into the regional strategic planning system as a factor for enhancing the efficiency of territorial resource potential utilization. Skryapkin S.A., Lyamin B.M. 346
Structural and technological transformation of the Russian economy in the context of contemporary challenges. Skurydin A.V., Myznikova M.N. 350
Formation of tourist clusters as a factor of sustainable growth of the industry: trends and barriers. Starynina L.N. 354
The energy component of the cement industry's resource base: assessing the efficiency of use and directions for optimisation. Sianin S.V. 357
Multidimensional assessment of socio-economic inequality among Russian regions. Ubeev I.Yu. 361
Current state of dairy farming in the Saratov region and development paths. Uryngaliyeva A.A. 363
Adaptation of lean manufacturing tools and methodology for evaluating their efficiency in single-unit and small-batch production (on the example of rocket and space engineering enterprises). Fadeev A.V. 366
Evolution of the concept and methodological approaches to defining the export potential of enterprises of the agro-industrial complex. Fokina D.A., Goroshko A.M. 369
State support for the agro-industrial complex in the Perm Region and an assessment of strategic challenges. Yugov A.L. 373
The impact of the regional economy ownership structure on employee work motivation and organizational performance. Yakovlev A.Y., Kudryavtsev S.A. 376
Conceptual framework development of non-profit organizations in the field of social services. Gergel R.M. 379
A Methodological Approach to Analyzing the Efficiency of Energy Resource Use at an Industrial Enterprise. Koksharov V.A. 382
Development of organizational-economic mechanisms for implementing circular models in a regional industrial complex: sectoral specifics and support instruments. Skryapkin S.A., Lyamin B.M. 386
Development of the foundations of the organization's technological leadership strategy: scenario approach and implementation mechanisms. Sheinov N.A. 389
Economic assessment of the innovation potential of technologies for geological study, exploration and production of hard-to-recover hydrocarbons in the Russian oil and gas sector. Pashinin O.A. 393
The impact of ESG criteria on the choice of innovative strategies for the development of regional wastewater disposal systems. Sulimov N.Yu. 397

FINANCE. TAXATION. INSURANCE

Customs infrastructure in the context of the regional economy. Andreevsky V.S. 400
Assessing the effectiveness of bank programmes for smes under partial data observability: empirical and scenario frameworks. Balikoev V.Z., Chebotaev N.N. 404
From price determinism to currency resistance management: stochastic modeling of the ruble exchange rate until 2030 and modification of the budget rule. Bashkov D.Yu. 408
Cash Flow at Risk Assessment (CFaR) of PJSC Lukoil Based on Regression Analysis. Garunov N.A. 412
Assessing the return on investment (ROI) of BIM implementation at the structural design stage. Demenev A.V., Artamonov A.S. 415
The impact of corporate tax burden on m&a transactions. Ignatova N.A., Mikshin A.D., Shishkin P.M. 419
Hybrid GSADF + LSTM-RNN model for detecting price bubbles in Russian technology stocks. Kravchenko V.V. 423
A methodology for assessing the credit quality of digital financial asset issuers based on publicly available data. Kunitskiy M.M. 427
The Impact of Information Transformation on Transaction Costs. Kurakin A.S. 430
Intraday market microstructure invariance in the Russian foreign exchange market. Savin A.L. 434
Classification of budgetary expenses: synthesis of functional, target, and effective characteristics. Savinova A.V. 438
The impact of financial reporting disclosure on quotations and securities valuation of russian companies: theoretical foundations. Saybattalov T.A. .442
Russian Green Digital Financial Assets Market: Foundations, Structure, and Prospects. Sanchenko E.M. 446
Stakeholder imbalances of employees and shareholders as a factor of the financial performance of russian companies. Korolkov N. S. 450

MATHEMATICAL, STATISTICAL, AND INSTRUMENTAL MODELING

Comparing speed and accuracy of linear regression fitting. Dergachev K.O. 454
Modelling the direction of Bank of Russia key rate changes based on a tone index of the regulator's official communications. Evdokimov A.I. 457
Application of multi-criteria optimization and mixed-integer programming methods for planning inspection and control at industrial enterprises. Kostinevich A.V., Kostinevich V.V. 460
Comparative Analysis of MapReduce Algorithms (Hadoop/Spark) for Panel Data Estimation. Kotin I.S. 463
Development and analysis of matrix structures for optimizing storage and processing of configuration type data in 1c accounting and management systems. Popova V.A. 466
The economically rational level of observability spending in IT companies: marginal analysis and the internal price of information. Sokolov D.M. 469
Comparative assessment of forecasting methods for the turnover of e-commerce enterprises. Sokolov N.V. 473

научно–аналитический журнал

«ИННОВАЦИИ И ИНВЕСТИЦИИ»

№10 2026

Подписной индекс Роспечати: 65039
ISSN 2307-180X

Издается с 2004 года
Выходит ежемесячно

ЧАСТЬ 2: Строительство. Архитектура

Журнал входит в Перечень ВАК ведущих рецензируемых научных журналов и изданий, в которых должны быть опубликованы основные научные результаты диссертации на соискание ученой степени доктора и кандидата наук

Свидетельство о регистрации
ПИ № ФС77-63555
от 30 октября 2015 г.

Учредитель: *ООО «Русайнс»*
117218, Москва,
ул. Кедрова, д. 14, корп. 2

Издается в двух частях

РЕДАКЦИОННЫЙ СОВЕТ:
Абдикеев Нияз Мустякимович, д.т.н., проф., директор ИППиИР (Финуниверситет);
Агеев Олег Алексеевич, д.т.н., проф., чл.-корр. РАН, директор НОЦ «Нанотехнологии» (ЮФУ);
Бакшеев Дмитрий Семенович, д.т.н., проф., (вице-президент РИА);
Буров Михаил Петрович, д.э.н., проф. кафедры региональной экономики и управления природными ресурсами (Государственный университет землеустройства);
Величко Евгений Георгиевич, д.т.н., проф., проф. кафедры строительные материалы и материаловедение (НИУ МГСУ);
Гусев Борис Владимирович, д.т.н., проф., чл.-корр. РАН, президент (РИА);
Демьянов Анатолий Алексеевич, д.э.н., зам. директора Департамента транспортной безопасности (Минтранс РФ);
Добшиц Лев Михайлович, д.т.н., проф., проф. кафедры строительные материалы и технологии (РУТ (МИИТ));
Егоров Владимир Георгиевич, д.и.н., д.э.н., проф., первый зам. директора (Институт стран СНГ);
Кондращенко Валерий Иванович, д.т.н., проф., проф. кафедры строительные материалы и технологии (РУТ (МИИТ));
Левин Юрий Анатольевич, д.э.н., проф. (МГИМО);
Лёвин Борис Алексеевич, д.т.н., проф., президент (РУТ (МИИТ));
Ложкин Виталий Петрович, д.т.н., проф. (Технологический институт бетона и железобетона);
Мешалкин Валерий Павлович, д.т.н., проф., акад. РАН, зав.кафедрой логики и экономической информатики (РХТУ им. Д.И. Менделеева);
Поляков Владимир Юрьевич, д.т.н., проф., проф. кафедры мосты и тоннели (РУТ (МИИТ));
Попова Елена Владимировна, д.т.н., проф., проф. кафедры теории менеджмента и бизнес-технологий (РЭУ им. Г.В. Плеханова)
Саурин Василий Васильевич, д.ф.-м.н., проф. (Институт проблем механики им. А.Ю. Ишлинского РАН)
Сильвестров Сергей Николаевич, д.э.н., проф., засл. экономист РФ, Департамент мировой экономики и мировых финансов (Финуниверситет);
Соколова Юлия Андреевна, д.т.н., проф., ректор (ИНЭП);
Челноков Виталий Вячеславович, д.т.н. (РИА)

МЕЖДУНАРОДНЫЙ СОВЕТ:
Палениус Ари, проф., директор кампуса г. Керава Университета прикладных наук Лауреа (Финляндия)
Джун Гуан, проф., зам. декана Института экономики и бизнес-администрирования, Пекинский технологический университет (Китай)
Кафаров Вячеслав В., д.т.н., проф. Universidad Industrial de Santander (Колумбия)
Лаи Дешенг, проф., декан Института экономики и бизнес-администрирования, Пекинский технологический университет (Китай)
Марек Вочозка, проф., ректор Технико-экономического института в Чешских Будейовицах (Чехия)
Она Гражина Ракаускиене, проф., Университет им. Миколаса Ромериса (Литва)

РЕДАКЦИОННАЯ КОЛЛЕГИЯ:
Афанасьев Михаил Юрьевич, д.э.н., проф., зав. лабораторией прикладной эконометрики (ЦЭМИ РАН);
Афанасьев Антон Александрович, д.э.н., проф., вед. научн. сотр. лаборатории социального моделирования (ЦЭМИ РАН);
Брижак Ольга Валентиновна, д.э.н., доц., проф. Департамента экономической теории (Финуниверситет);
Валинурова Лилия Сабиховна, д.э.н., проф., зав. кафедрой инновационной экономики (БашГУ)
Касьянов Геннадий Иванович, д.т.н., проф., засл. деят. науки РФ, (КубГТУ);
Колесников Андрей Викторович, д.э.н., проф., чл.-корр. РАН, проф. Департамента бизнес-информатики (Финуниверситет);
Коровин Дмитрий Игоревич, д.э.н., проф., проф. Департамента анализа данных и машинного обучения (Финансовый университет при Правительстве РФ);
Косарев Владимир Евгеньевич, к.т.н., доц. Департамента анализа данных и машинного обучения (Финуниверситет);
Соловьев Владимир Игоревич, д.э.н., проф., заведующий кафедрой "Прикладной искусственный интеллект" (МТУСИ);
Криничанский Константин Владимирович, д.э.н., проф. кафедры финансовых рынков и финансового инжиниринга, главный научный сотрудник Института финансовых исследований (Финуниверситет);
Лавренов Сергей Яковлевич, д.полит.н., проф. (Институт стран СНГ);
Ларионов Аркадий Николаевич, д.э.н., проф., проф. кафедрой экономики и управления в строительстве (МГСУ);
Ларионова Ирина Владимировна, д.э.н., проф. Департамент финансовых рынков и финансового инжиниринга (Финуниверситет);
Мазур Наталья Зиновьевна, д.э.н., проф., проф. кафедры инновационной экономики (БашГУ);
Мумладзе Роман Георгиевич, д.э.н., проф., (РГАЗУ);
Никишкин Валерий Викторович, д.э.н., проф. (РЭУ им. Г.В. Плеханова);
Носова Светлана Сергеевна, д.э.н., проф. (НИЯУ МИФИ);
Сулимова Елена Александровна, к.э.н., доц. (РЭУ им. Г.В. Плеханова);
Тихомиров Николай Петрович, д.э.н., проф., засл. деят. науки РФ, проф. кафедры математических методов в экономике (РЭУ им. Г.В. Плеханова);
Тургель Ирина Дмитриевна, д.э.н., проф., зам. директора по науке ВШЭиМ (УрФУ им. Б.Н. Ельцина);
Юденков Юрий Николаевич, к.э.н., доц., (МГУ им. М.В. Ломоносова)

Главный редактор:
Сулимова Е.А.,
канд. экон. наук, доц.

Адрес редакции:
117218, Москва, ул. Кедрова, д. 14, корп. 2
Сайт: www.innovazia.ru
E-mail: innovazia@list.ru

Отпечатано в типографии ООО «Русайнс»,
117218, Москва, ул. Кедрова, д. 14, корп. 2
Подписано в печать 30.10.2026.
Тираж 99 экз. Формат А4. Свободная цена

Все материалы, публикуемые в журнале, подлежат внутреннему и внешнему рецензированию