Яковлева Нина Валерьевна
канд. экон. наук, доцент
Городничева Дарья Александровна
магистрант
ФГБОУ ВО «Иркутский государственный
университет путей сообщения»
г. Иркутск, Иркутская область

РАЗВИТИЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ БЮДЖЕТНОГО ФИНАНСИРОВАНИЯ НА ОСНОВЕ ПРИМЕНЕНИЯ МЕТОДОВ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ И МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Аннотация: *в статье рассматривается актуальная проблема повышения точности прогнозирования объемов бюджетных расходов на основе временных рядов и машинного обучения. Авторы раскрывают экономическую сущность бюджетного прогнозирования через его ключевые функции и систематизируют основные факторы риска, обуславливающие применение современных моделей, которые предлагают новые возможности для повышения точности прогноза. Проводится сравнительный анализ классических методов временных рядов и современных методов машинного обучения применительно к прогнозированию объемов бюджетного финансирования. Выделены преимущества и ограничения каждой группы методов по критериям точности, интерпретируемости, гибкости, требований к объему данных и вычислительной сложности. Обоснованы рекомендации по выбору конкретного метода в зависимости от условий задачи.*

Ключевые слова: *бюджетное прогнозирование, бюджетные расходы, бюджетное финансирование, временные ряды, машинное обучение.*

В условиях возрастающей неопределенности внешней среды и недополучения налоговых и сырьевых доходов, для органов государственного управления возрастает актуальность повышения точности прогнозирования бюджетных расходов. Качество прогнозирования объема бюджетного финансирования напрямую влияет на способность государства предотвращать кассовые разрывы и

Content is licensed under the Creative Commons Attribution 4.0 license (CC-BY 4.0)

своевременно финансировать социально значимые направления. Ошибки в прогнозах приводят ни только к недофинансированию, но и к неэффективному использованию бюджетных средств.

Бюджетное прогнозирование имеет свою экономическую сущность, которая раскрывается через несколько ключевых функций. Планово-регулирующая функция позволяет определить, сколько ресурсов можно изъять у экономики (через налоги) и сколько направить обратно в виде государственных расходов, не нарушая макроэкономического равновесия. Социальная функция реализуется через влияние точности прогнозирования объема финансирования для поддержание достойного уровня жизни населения. Переоценивание или недооценивание объема таких расходов так или иначе повышают социальную напряженность. Инвестиционно-экономическая функция позволяет развивать крупные национальные инфраструктурные проекты на условиях долгосрочного поэтапного финансирования. Макроэкономическая функция является мощным инструментом антикризисной политики. Не точность прогнозирования антикризисных расходов даже в рамках полугода может превратить спад в затяжную депрессию [1].

Важность качества бюджетного прогнозирования не вызывает сомнения, но тем не менее существует ряд факторов риска, рассмотренных в таблице 1.

Таблица 1

Основные вызовы бюджетного прогнозирования [1; 2]

Факторы риска	Источники риска
Неопределенность внешней среды	Экономические шоки (кризисы, пандемии)
Качество исходных данных	Недостоверная статистика, пропуски, изменения классификации
Политическое давление	Искажение прогнозов в угоду политическим целям
Человеческий фактор	Затягивание сроков, неэффективное использование ресурсов

Именно для преодоления этих вызовов и повышения качества прогнозов в последние десятилетия активно применяются методы временных рядов и машинного обучения. Классические методы (скользящие средние, экспоненциальное сглаживание, ARIMA, SARIMA) позволяют выделить из истории бюджета

Содержимое доступно по лицензии Creative Commons Attribution 4.0 license (CC-BY 4.0)

устойчивые тренды, сезонную и циклическую компоненты, автокорреляцию. Современные методы машинного обучения (случайный лес, градиентный бустинг, нейронные сети LSTM) способны улавливать сложные нелинейные зависимости между объемом бюджетного финансирования и десятками факторов риска, таких как уровень безработицы, потребительские цены ценами, курс рубля, настроения предпринимателей [2,3,4]

Преимущества применения классических методик временных рядов для прогнозирования бюджетного финансирования заключаются в достаточной интерпретируемости, малых вычислительных ресурсах, простоте реализации, достаточной точности (ошибки составляют всего 5–10%). Практика применения показала также возможные ограничения, которые выражаются в линейности, чувствительности к вбросам, сложности включения внешних факторов и в требовании к стационарности [3]

Несмотря на такие ограничения, классические методы остаются «золотым стандартом» в бюджетном прогнозировании, особенно на среднесрочном горизонте (1–3 года). Их обоснованная математическая структура, прозрачность и проверенность десятилетиями использования в государственных финансовых органах делают их обязательным инструментом в арсенале любого специалиста, занимающегося прогнозами бюджетного финансирования. Как свидетельствует практика, сложные модели машинного обучения не всегда превосходят качественно настроенную модель SARIMA, особенно при небольшом объеме исторических данных или при наличии четкой регулярной сезонности. В этом смысле классические методы служат надежным базовым уровнем, с которым сравнивают более современные подходы [3].

Часто реальные бюджетные данные нелинейны, объемы финансирования варьируются из-за кризисов и сезонности, что приводит к появлению новых государственных программ, возникновению нелинейных зависимостей между расходами и макроэкономическими показателями, изменению самой структуры финансирования после административных реформ. В этих условиях методы машинного обучения (МО) демонстрируют преимущества перед выше

Content is licensed under the Creative Commons Attribution 4.0 license (CC-BY 4.0)

рассмотренными моделями, так как они не требуют жестких предположений о природе данных и способны автоматически выявлять сложные закономерности.

Машинное обучение в контексте прогнозирования временных рядов можно определить как совокупность алгоритмов, которые на основе исторических наблюдений строят функцию, отображающую множество входных признаков (факторов риска) в прогнозируемое значение объема финансирования. В отличие от классических методов, модели МО не разделяют ряд на тренд, сезонность и остаток в явном виде. Вместо этого они обучаются предсказывать будущее значение объемов финансирования на основе набора лагов прошлых значений, а также любых дополнительных внешних переменных [2]

Сравнение методов МО с классическими временными рядами позволяет выделить их сильные и слабые стороны применительно к бюджетной сфере. По точности на сложных нелинейных рядах градиентный бустинг и LSTM часто превосходят SARIMA на 20–40% по погрешности. Методы МО более гибкие, например они легко включают сотни внешних факторов (инфляцию, ВРП, курс валют, индексы промышленного производства и др.), по сравнению с моделью ARIMA, которая с трудом принимает более 2–3 экзогенных переменных. Однако по интерпретируемости классические методы значительно выигрывают: чиновник или руководитель финансового органа легко воспринимают тренд и сезонность, а алгоритмы нейросети более сложны, в том числе в объяснении полученных результатов. По требованиям к объему данных классические методы работают приемлемо уже при 3–4 годах ежемесячных наблюдений (36–48 точек), в то время как модель МО – LSTM требует в 5–10 раз больше объема наблюдений. Наконец, по вычислительной сложности модели МО, особенно нейронные сети, нуждаются в длительном времени обучения, что не всегда доступно в государственных учреждениях [2; 3].

Выбор конкретного метода МО для бюджетного прогнозирования зависит от условий задачи. Если исторических данных мало (менее 5 лет), то целесообразнее использовать SARIMA или простые экспоненциальные модели. Если данные есть за 10–15 лет и доступны внешние макроэкономические показатели

Содержимое доступно по лицензии Creative Commons Attribution 4.0 license (CC-BY 4.0)

модели МО – XGBoost (LightGBM) дадут максимальную точность при умеренных затратах на интерпретацию (важность признаков в бустинге можно оценить). Если объем данных огромен (ежедневные или почасовые бюджетные поступления, многолетние помесячные ряды по тысячам статей) и позволяют вычислительные ресурсы, то модель LSTM может уловить сверхтонкие закономерности, но потребует глубокой экспертизы в настройке.

Подводя итог, можно сказать, что современные методы машинного обучения открывают новые возможности для повышения точности прогнозов объема бюджетного финансирования, особенно в условиях нестабильной экономики и наличия разнородных факторов. Однако их применение требует высокой квалификации специалистов, качественной предобработки данных и осмотрительного подхода к интерпретации результатов.

Список литературы

1. Истомина, Н. А. О сущности и современной практике применения методов бюджетного планирования и прогнозирования / Н. А. Истомина // Национальные интересы: приоритеты и безопасность. – 2012. – № 37. – URL: https://cyberleninka.ru/article/n/o-suschnosti-i-sovremennoy-praktike-primeneniya-metodov-byudzhetnogo-planirovaniya-i-prognozirovaniya (дата обращения: 01.10.2026). – Текст : электронный.

2. Яковлева, Н. В. Некоторые аспекты применения методов временных рядов и машинного обучения для прогнозирования объема необходимого бюджетного финансирования государственных программ / Н. В. Яковлева, Д. А. Городничева // Журнал прикладных исследований. – 2026. – № 3. – С. 265–271.

3. Просалова, В. С. Возможности применения нейронных сетей в экономике / В. С. Просалова // Вестник Алтайской академии экономики и права. – 2024. – № 8–2. – С. 325–331. – URL: https://vaael.ru/ru/article/view?id=3663 (дата обращения: 13.10.2026). – Текст : электронный.

4. Gür, Y. E. Advanced AI Models for Future Forecasting of Budget Expenditures via Machine Learning and Deep Learning / Y. E. Gür, A. Yıldız, E Üna //

Content is licensed under the Creative Commons Attribution 4.0 license (CC-BY 4.0)

Panoeconomicus. – 2025. – P.1 – 36. – URL: https://panoeconomicus.org/index.php/jorunal/article/view/2307/916 (дата обращения: 19.10.2026). – Текст : электронный.

Содержимое доступно по лицензии Creative Commons Attribution 4.0 license (CC-BY 4.0)