

Яковлева Нина Валерьевна
Иркутский государственный университет путей сообщения
Городничева Дарья Александровна
Иркутский государственный университет путей сообщения

Некоторые аспекты применения методов временных рядов и машинного обучения для прогнозирования объема необходимого бюджетного финансирования государственных программ

Аннотация. В условиях цифровой трансформации государственного управления и необходимости повышения эффективности бюджетного планирования актуальной становится задача разработки и внедрения интеллектуальных методов прогнозирования объемов бюджетного финансирования. На основе анализа авторы выделяют особенности прогнозирования кассового исполнения расходов по государственным программам в России на региональном уровне, которые снижают качество и эффективность прогнозирования в настоящее время. В статье рассматриваются некоторые теоретические и прикладные аспекты применения моделей временных рядов и алгоритмов машинного обучения для прогнозирования расходов в рамках государственных программ. Исследуется зарубежный опыт применения различных моделей, выявлены преимущества и ограничения различных подходов для российской практики. Предлагается подход к построению архитектуры прогностической системы на основе ГИИС «Электронный бюджет» и современных моделей.

Ключевые слова: государственные программы, прогнозирование расходов регионального бюджета, временные ряды, машинное обучение, модели прогнозирования бюджетного финансирования.

Yakovleva Nina Valerievna
Irkutsk State Transport University
Gorodnicheva Darya Alexandrovna
Irkutsk State Transport University

Some aspects of the application of time series methods and machine learning to forecast the volume of necessary budget funding for government programs

Abstract. In the context of the digital transformation of public administration and the need to improve the efficiency of budget planning, the development and implementation of intelligent methods for forecasting budget financing volumes has become a pressing issue. Based on the analysis, the authors highlight the specific features of forecasting cash execution of expenditures under government programs in Russia at the regional level, which currently reduce the quality and effectiveness of forecasting. The article examines some theoretical and applied aspects of using time series models and machine learning algorithms to forecast expenditures under government programs. International experience with various models is examined, and the advantages and limitations of various approaches for Russian practice are identified. An approach to building a forecasting system architecture based on the Electronic Budget State Information System (GIIS) and modern models is proposed.

Keywords: government programs, regional budget expenditure forecasting, time series, machine learning, budget financing forecasting models.

Введение. Повышение финансовой устойчивости бюджетной системы РФ в долгосрочном периоде основано на обеспечении предсказуемости формирования доходов и кассового исполнения расходов. Возможность оценить варианты решения развития динамики объема и структуры доходов и расходов бюджетов, на основе прогнозирования, способствует повышению эффективности функционирования бюджетной системы, что в конечном итоге стимулирует социально-экономическое развитие региона.

Программно-целевое финансирование является основной формой организации бюджетных расходов в России с 2014 года. [1] Эффективность реализации государственных программ напрямую зависит от качества прогнозирования потребностей в финансировании на среднесрочную перспективу – до 5 лет. [2] В современных условиях снижения бюджетных доходов и необходимости выполнения социальных обязательств точность прогноза расходной части бюджета становится критическим фактором устойчивости финансовой системы регионов. Согласно существующей нормативно-правовой базе, регламентирующей бюджетное планирование, прогнозирование преимущественно опирается на методы экстраполяции трендов и индексации предыдущих периодов, что не учитывает нелинейный характер динамики расходов, подверженной влиянию как циклических факторов, так и внешних шоков (пандемия, санкционное давление, изменение налогового законодательства). [1-4, 6]

Основная часть. Для повышения эффективности прогнозирования объема необходимого бюджетного финансирования государственных мы исследовали возможности применения и адаптации существующих методов временных рядов и машинного обучения. Для достижения поставленной цели мы применим инструменты научного анализа, синтеза, систематизации, обобщения и анализа динамики.

Классические подходы к прогнозированию бюджетных показателей, в т.ч. методы скользящей средней, экспоненциального сглаживания, авторегрессии были детально исследованы Г.Б. Поляком, Л.И. Прониной. [7,9] Но ряд авторов (Ю.Р. Тулупьева, А.Н. Борисова) отмечают, что данные методы демонстрируют достаточную достоверность только при стационарности временных рядов и отсутствии структурных сдвигов. [5,9] Что касается внедрения методов машинного обучения в сферу публичных финансов, это процесс находится на начальном этапе. В последнее время зарубежом (Чэнь Т., Хочрайтер С.) активно развивают методы градиентного бустинга и рекуррентных нейронных сетей. [13,14] Данные работы, как правило, фокусируются на макроэкономических показателях в целом или ограничиваются отдельными категориями расходов и не учитывают многоуровневую структуру программного бюджета. Однако адаптация этих методов к специфике бюджетного процесса (кассовое исполнение, сезонность, казначейское исполнение) требует дополнительной научно-методической проработки.

В настоящий момент на уровне региональных бюджетов реализуется более 20-30 государственных программ по социальному, инфраструктурному и экономическому направлению. Анализ действующей практики формирования бюджетных прогнозов субъектов РФ проведенный Минфином в 2020г., а также исследования некоторых авторов показали, что существуют определенные особенности прогнозирования кассового исполнения государственных программ по расходам на региональном уровне [1,2,5,7,9]:

- формальный подход региональных властей к прогнозированию, в т.ч. отсутствие углубленной детализации планирования с распределением расходов по конкретным программам и мероприятиям, что снижает качество прогноза;

- ограниченность времени прогнозируемого периода осуществления расходов по отдельным государственным программам среднесрочным периодом. Такая фрагментарность придает прогнозу признаки недостоверности и в долгосрочной перспективе может негативно сказаться на объемах финансирования расходов по данным программам. По оценкам минфина такое снижение может составить порядка 15%;[2]

- не качественное представление данных для применения прогнозных моделей, например прогнозные показатели имеют годовую разбивку лишь до определенного года, а

далее предоставляются сводные данные за 5-6 лет, что снижает точность прогноза кассовых выплат по годам. Оптимальной периодичностью прогнозирования кассового исполнения с применением современных моделей является ежемесячные данные, т.к. только так получится сформировать адекватный реальности кассовый план, в части определения прогнозного состояния единого счёта бюджета, в том числе временный кассовый разрыв и объём временно свободных средств.

- отсутствие информации о прогнозе распределении межбюджетных трансфертов по конкретным муниципальным образованиям, что делает невозможным детальный прогноз кассового исполнения расходов на местном уровне в рамках госпрограмм;

- риски, влияющие на исполнение программных расходов. Например, в качестве ключевых рисков, которые могут привести к отклонению кассового исполнения, выделены: изменение федерального законодательства, сокращение межбюджетных трансфертов, снижение доходной базы, ухудшение экономической ситуации, рост долговой нагрузки;

- отсутствие унифицированных методик достоверного прогнозирования расходов бюджета. Несмотря на созданную еще в 2015 г. нормативно-правовую базу, в т.ч.: выпущенные Минфином РФ методические рекомендации по долгосрочному планированию, а также в 2025 г. и дальнейшем развитии ГИИС управления общественными финансами «Электронный бюджет», в частности был установлен порядок разработки методики прогнозирования поступлений бюджетных доходов, региональным властям все еще необходимо совершенствовать методологическую базу, дополненную едиными для всех правилами разработки и утверждения прогнозов кассового исполнения расходов. [3]

Минфин РФ отмечает низкое качество системы планирования на региональном уровне, в большей части связанного с недостаточностью применения формализованных методов прогнозирования, основанных на математических моделях и программно-инструментальных решениях, которые показывают высокую достоверность прогноза социально-экономического развития субъектов РФ на долгосрочный период. Большой прорыв в цифровой трансформации был совершен в России в 2025 г., когда был дан мощный толчок к дальнейшему развитию соответствующей требованиям прозрачности и достаточности информационной базы на основе развития ГИИС «Электронный бюджет»: произошли изменения в законодательстве, функциях, порядке работы и мерах по обеспечению информационной безопасности. В частности, предусмотрено поэтапное размещение данных, база которых позволит в будущем применять математические модели, а также внедрение технологий искусственного интеллекта при проверке корректности заявок, внедрен автоматизированный мониторинг цен. [3,4,11]

Использование моделей временных рядов и машинного обучения требует наличие информационной базы должного качества и объема, характеристики которой определяют выбор конкретного метода прогнозирования. Выделим специфические аспекты прогнозирования бюджетных расходов на основе временных рядов и машинного обучения.

Во-первых, необходимость учета широкого круга макроэкономических факторов, не сводимых к временной автокорреляции. К ним можно отнести макроэкономические показатели, создающие высокую неопределенность налоговых поступлений от бюджетопределяющих налогоплательщиков (как источника финансирования госпрограмм), которые перечисляют значительную часть налоговых доходов в консолидирующий бюджет региона. В современных условиях данная проблема приобретает особую актуальность, учитывая макроэкономические шоки, зависимость региональных плательщиков от управляющих компаний холдингов и т.п. Также к таким факторам влияния относятся демографические характеристики целевых групп и индикаторы реализации смежных программ.

Зарубежный опыт показывает, что существенное повышение точности прогнозов инфляции, выступающей ключевым фактором роста бюджетных расходов, достигается включением в прогнозные модели следующих переменных: обменный курс валютной корзины, импорт, экспорт, процентные ставки и денежная масса. Отметим, что наиболее

эффективное прогнозирование было достигнуто на основе использования искусственных нейронных сетей (ANN), превзошедших как традиционные эконометрические модели, так и официальные прогнозы правительства. [13]

Во-вторых, исходные данные в рамках государственных программ для применения подобных моделей имеют определённые характеристики построения: выраженная сезонность, связанная с годовым бюджетным циклом (завершение финансового года и промежуточные корректировки); наличие структурных разрывов, обусловленных макроэкономическими шоками, изменениями бюджетного законодательства или реорганизацией органов власти. Несомненно, ключевыми переменными, влияющими на точность прогноза, будут являться этап жизненного цикла, на котором находится государственная программа кумулятивные предыдущие расходы и объем остатков финансирования на начало финансового года. Для «молодых» программ качество прогнозирования будет существенно ниже, из-за отсутствия достаточного объема исторических данных. Проведение сегментации проектов по длительности в моделях алгоритма ансамблевого машинного обучения позволяет существенно снизить среднюю абсолютную ошибку.

Для дальнейшего развития цифровой трансформации прогнозирования в бюджетной сфере России интересен международный опыт, который активно демонстрирует использование методов прогностической аналитики на основе искусственного интеллекта в управлении государственными финансами. Интересен опыт внедрения моделей машинного обучения в процесс прогнозирования расходов по грантовым программам в Канаде, что дало возможность сократить время подготовки прогнозов с трех месяцев до одного. Разработка гибридных моделей на основе специализированной модели глубокого обучения для прогнозирования временных рядов, разработанной для задач с несколькими временными горизонтами – Temporal Fusion Transformer (от Google), в Турции позволила повысить точность прогноза бюджетных расходов со средней абсолютной процентной разницей между прогнозируемыми и фактическими значениями (MAPE) до менее 0,07%. Также интересен опыт Китая, который успешно применяет LSTM-модели для прогнозирования инфляции и связанных с ней бюджетных показателей. [12-14]

Опираясь на международный опыт методы прогнозирования объема бюджетного финансирования государственных программ можно классифицировать по степени учета структуры временного ряда. Здесь можно выделить методы, ориентированные на тренд-сезонную декомпозицию (экспоненциальное сглаживание, аддитивные модели), методы авторегрессии и скользящего среднего (ARIMA, SARIMA, SARIMAX) и методы машинного обучения, не предполагающие априорных допущений о структуре данных. [12-14]

В современных условиях влияния макроэкономических шоков наиболее оптимальным методом прогнозирования временных рядов считается SARIMAX. В обработке высокочастотных данных и сложных нелинейных зависимостей демонстрируют высокую эффективность модели LSTM, GRU. Модели алгоритма ансамблевого машинного обучения (Random Forest) и градиентного бустинга (XGBoost) являются оптимальным выбором при преобразовании временного ряда в задачу обучения через создание лаговых признаков. [12-14]

На основе исследования международного опыта использования временных рядов и машинного обучения для прогнозирования кассового исполнения финансирования государственных программ, мы составили сводную сравнительную таблицу методов. (см. табл.1)

Таблица 1. Сравнительная характеристика использования современных моделей прогнозирования программного финансирования расходов бюджета

Метод	Преимущества	Ограничения	Область применения
-------	--------------	-------------	--------------------

Методы авторегрессии и скользящего среднего (SARIMA и др.)	Интерпретируемость, учет сезонности и макроэкономических переменных	Линейность, чувствительность к структурным сдвигам	Стабильные программы с выраженной сезонностью
Искусственная нейронная сеть (LSTM)	Учет долгосрочных зависимостей, нелинейность	Потребность в больших данных, «черный ящик»	Программы с длительным жизненным циклом
Модели алгоритма ансамблевого машинного обучения (Random Forest) и градиентного бустинга (XGBoost)	Оценка важности признаков, устойчивость к аномальным значениям	Требует преобразования ряда в табличную форму	Многопроектные программы (>30 проектов)
модели глубокого обучения для прогнозирования временных рядов (Temporal Fusion Transformer)	Высокая точность в волатильных условиях, интерпретируемость	Высокая вычислительная сложность	Стратегическое планирование, сценарный анализ

Успешность применения методов машинного обучения для прогнозирования финансирования критически зависит от качества и структуры исходных данных. В настоящее время ГИИС «Электронный бюджет» формирует информацию о кассовом исполнении расходов бюджета, что может послужить обоснованной базой для прогнозирования. [10] Тем не менее исследуя зарубежный опыт, при использовании вышерассмотренных моделей данные дополнительно нуждаются в предварительной обработке, такой как: очистка от пропусков и аномалий, агрегация данных до единого уровня детализации (программа/подпрограмма), создание производных признаков (кумулятивные показатели, остатки, средние значения), а также применение методов снижения размерности (PCA) для устранения мультиколлинеарности. [12]

Важной особенностью данных о финансировании государственных программ является наличие кассовых разрывов, когда плановые расходы значительно отклоняются от фактических из-за задержек финансирования или других причин. В данном случае будет нагляден опыт апробации LSTM-модели для прогнозирования государственных расходов китайскими исследователями, которые использовали кубическую сплайн-интерполяцию для заполнения пропусков, позволившую снизить уровень искажений на 12% по сравнению с линейной интерполяцией. [14]

Что касается архитектуры системы прогнозирования бюджетного финансирования государственных программ, то международный опыт показывает эффективность именно трехуровневой структуры. В качестве первого уровня системы выступает объем данных, включающий интеграцию информации из ГИИС «Электронный бюджет» (кассовое исполнение доходов и расходов), реестра государственных программ и макроэкономических прогнозов. Второй уровень логично представить в виде комплекса прогнозных моделей (например, SARIMAX – для базового прогноза, LSTM – для учета долгосрочных зависимостей, Random Forest – для оценки влияния факторов). Третий

уровень системы – это интерфейсы, обеспечивающие визуализацию прогнозов и сценарный анализ.

Также в качестве перспективного направления возможно создание «цифрового двойника» бюджетной системы, позволяющего моделировать результаты различных сценариев расходования средств и оценивать принимаемые решения при изменении экономических и политических условий. Для обеспечения прозрачности и подотчетности прогнозов рекомендуется внедрение механизмов объяснимого ИИ (Explainable AI, XAI), которые позволяют интерпретировать, какие именно факторы и в какой степени повлияли на прогнозное значение.

В настоящее время в российской бюджетной системе экономический эффект от внедрения можно оценивать через сокращение кассовых разрывов и оптимизацию управления ликвидностью единого счета бюджета. Как возможный дополнительный эффект также можно расценивать снижение трудозатрат госорганов на подготовку прогнозов, что позволит перераспределить рабочее время на аналитическую работу.

Заключение. Обобщая вышесказанное, отметим, что традиционные методы бюджетного планирования, основанные на экстраполяции и индексации, демонстрируют недостаточную точность в условиях макроэкономической нестабильности, в то время как методы машинного обучения способны обеспечить снижение ошибки прогнозирования на 15-30%. [13,14] Проблема выбора оптимальной модели лежит в области характеристик конкретной государственной программы (сезонность, количество подпрограмм, продолжительность программы).

В перспективе наибольший потенциал в прогнозировании бюджетного финансирования будут иметь гибридные модели, сочетающие в себе линейную декомпозицию временного ряда и дообучение остатков методами машинного обучения, т.к. позволяют достичь экстремально высокой точности даже в условиях высокой волатильности.

Эффективное внедрение прогностических моделей в бюджетный процесс в России требует создания соответствующей инфраструктуры данных, начало которой уже успешно положено активным развитием ГИИС «Электронный бюджет» в последнее время.

Список источников

1. Федеральный закон от 7 мая 2013 года №104-ФЗ «О внесении изменений в Бюджетный кодекс Российской Федерации и отдельные законодательные акты Российской Федерации в связи с совершенствованием бюджетного процесса»/ Информационно-правовая система «ГАРАНТ». URL:<https://base.garant.ru/70373192/>

2. Анализ действующей практики формирования бюджетных прогнозов субъектов Российской Федерации. / Официальный сайт Минфина РФ. URL: https://minfin.gov.ru/ru/document/?id_4=132277-analiz_deistvuyushchei_praktiki_formirovaniya_byudzhethnykh_prognozov_subektov_rossiiskoi_federatsii&ysclid=mnbmobc61846879825

3. Приказ Минфина России от 9 июня 2025 г. № 69н «Об утверждении Порядка разработки и утверждения главными администраторами доходов федерального бюджета с использованием государственной интегрированной информационной системы управления общественными финансами «Электронный бюджет» методики прогнозирования поступлений доходов в бюджеты бюджетной системы РФ»/ Информационно-правовая система «ГАРАНТ». URL: <https://www.garant.ru/hotlaw/minfin/1885277/>

4. Методические рекомендации для субъектов Российской Федерации по порядку публикации финансовой и иной информации о бюджете и бюджетном процессе, подлежащей размещению в открытом доступе на едином портале бюджетной системы Российской Федерации. / Официальный сайт Минфина РФ. URL:https://sudact.ru/law/metodicheskie-rekomendatsii-dlia-subektov-rossiiskoi-federatsii-po_1/

5. Баранова Е. С. Проблемы формирования бюджетов субъектов Российской Федерации в период финансово-экономического кризиса / Е. С. Баранова, Н. В. Яковлева // Финансовые аспекты структурных преобразований экономики. – 2015. – № 1. – С. 5-9.

6. Бегчин Н. А. О едином порядке внесения изменений в сводную бюджетную роспись, лимиты бюджетных обязательств, информацию об объектах капитальных вложений, паспорта нацпроектов и госпрограмм. Особенности формирования прогноза кассового исполнения расходов федерального бюджета./ Официальный сайт Минфина РФ. URL: https://minfin.gov.ru/common/upload/library/2023/12/main/Begchin_N.A..pdf

7. Истомина Н.А. О сущности и современной практике применения методов бюджетного планирования и прогнозирования// Национальные интересы: приоритеты и безопасность. 2012. №37. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/o-suschnosti-i-sovremennoy-praktike-primeneniya-metodov-byudzhethnogo-planirovaniya-i-prognozirovaniya> (дата обращения: 31.03.2026).

8. Козырева С. Е. Развитие и использование искусственного интеллекта в сфере налогообложения/ С. Е. Козырева, Н. В. Яковлева // Экономика и бизнес: теория и практика. – 2023. – № 6-2(100). – С. 14-16.

9. Маркова А.А. Государственные программы как инструмент бюджетного планирования и прогнозирования// Вестник РУДН. Серия: Экономика. 2013. №5. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/gosudarstvennye-programmy-kak-instrument-byudzhethnogo-planirovaniya-i-prognozirovaniya> (дата обращения: 30.03.2026).

10. Просалова В.С. Возможности применения нейронных сетей в экономике// Вестник Алтайской академии экономики и права. 2024. № 8-2. С. 325-331; URL:<https://vael.ru/ru/article/view?id=3663> (дата обращения: 30.03.2026).

11. Рубанова Д. В. Развитие цифровизации в экономике России / Д. В. Рубанова, Н. В. Яковлева // Экономика и бизнес: теория и практика. – 2024. – № 11-3(117). – С. 72-74.

12. Zwiller-Panicz P., Novikova M., Gaudreau K., Paslawski M. Applying Random Forest Algorithms to Enhance Expenditure Predictions in Government Grants and Contributions Programs// Statistics Canada. – 2025. URL: <https://www.statcan.gc.ca/en/random-forest-algorithms>

13. Gür Y.E., Yıldız A., Ünal E. Advanced AI Models for Future Forecasting of Budget Expenditures via Machine Learning and Deep Learning// Panoeconomicus. – 2025.– P.1 – 36. URL:<https://panoeconomicus.org/index.php/journal/article/view/2307/916>

14. Deep Neural Network-based Consumer Price Index Forecasting in the Case of Macau// ACM International Conference Proceedings. – 2025. URL:<https://dl.acm.org/doi/10.1145/3745238.3745288>

Сведения об авторах

Яковлева Нина Валерьевна, к.э.н. доцент, Иркутский государственный университет путей сообщения, Иркутск, Россия

Городничева Дарья Александровна, магистрант, Иркутский государственный университет путей сообщения, Иркутск, Россия

Information about the author

Yakovleva Nina Valeryevna, Candidate of Economic Sciences, Associate Professor, Irkutsk State Transport University, Irkutsk, Russia

Gorodnicheva Darya Alexandrovna, Master's student, Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education, Irkutsk State Transport University, Irkutsk, Russia