

DOI: 10.26794/2587-5671-2026-30-1-66-78

УДК 336.25.330.11(045)

JEL G17, G32, H61

# Новые подходы к прогнозированию доходов бюджетов Российской Федерации на основе резервуарных вычислений

А.К. Караев, С.С. Бельников, О.В. Борисова

Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Российская Федерация

## АННОТАЦИЯ

**Актуальность** исследования обусловлена необходимостью повышения точности прогностического инструментария при определении будущих доходов бюджета Российской Федерации в условиях динамичности макроэкономической ситуации, связанной с санкционными ограничениями. В сложившейся ситуации необходима оперативная реакция на происходящие изменения, что стимулирует использование данных различной периодичности в прогностических моделях и поиск новых более точных методов прогнозирования. **Объектом** исследования является динамика доходов федерального бюджета. **Предмет** исследования – применимость резервуарных вычислений для прогнозирования доходов федерального бюджета Российской Федерации. **Цель** исследования заключается в выявлении целесообразности использования моделей резервуарных вычислений при прогнозировании доходов федерального бюджета Российской Федерации. В процессе исследования применялись эмпирические и теоретические **методы**. Они позволили описать суть резервуарных вычислений, пояснить полученные прогностические результаты и выбрать наиболее оптимальные гиперпараметры. В результате была предложена авторская модель на базе резервуарных вычислений, учитывающая динамику ежемесячных и ежедневных факторов развития российской экономики. Сделан **вывод** о том, что первый в мире опыт использования резервуарных вычислений при прогнозировании доходов федерального бюджета Российской Федерации позволил повысить качество модели. Характеристики полученной модели существенно лучше аналогов, рассчитанных с использованием иных методов. Также выявлена высокая фрагментарность российских данных и короткая длина временных рядов, что было устранено за счет сокращения временного периода для обучения моделей и импутации отсутствующих значений в данных.

**Ключевые слова:** прогнозирование доходов федерального бюджета; резервуарные вычисления; машинное обучение; предобработка данных; РСА

**Для цитирования:** Караев А.К., Бельников С.С., Борисова О.В. Новые подходы к прогнозированию доходов бюджетов Российской Федерации на основе резервуарных вычислений. *Финансы: теория и практика*. 2026;30(1):66-78. DOI: 10.26794/2587-5671-2026-30-1-66-78

# New Approaches to Forecasting Budget Revenues of the Russian Federation Based on Reservoir Computing

А.К. Караев, С.С. Бельников, О.В. Борисова

Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation

## ABSTRACT

The relevance of this study stems from the need to enhance the accuracy of forecasting tools in determining future budget revenues for the Russian Federation, given the dynamic macroeconomic environment shaped by sanctions. In the current situation, it is essential to respond quickly to the changes taking place. This requires the use of various frequency data in predictive models and the search for new, more accurate forecasting methods. The object of the study is the dynamics of federal budget revenues. The subject of the research is to examine the applicability of reservoir computing in forecasting federal budget revenues in the Russian Federation. The purpose of the study is to identify the feasibility of using reservoir computing models in forecasting federal budget revenues in the Russian Federation. Empirical and theoretical methods were employed in the research process. These methods allowed us to understand the essence of reservoir computing, interpret the predictive results obtained, and select the best hyperparameters. As a result, a model based on reservoir computing was proposed by the author, taking into account the dynamics of monthly and daily

factors in the development of the Russian economy. It is concluded that the world's first experience in using reservoir computing in forecasting federal budget revenues in the Russian Federation has improved the quality of the model. The characteristics of the resulting model are significantly better than analogues calculated using other methods. The high fragmentation of the Russian data and the short length of the time series have also been revealed, which was eliminated by shortening the time period for training models and imputing missing values in the data.

**Keywords:** federal budget revenue forecasting; reservoir computing; machine learning; data preprocessing; PCA

**For citation:** Karaev A.K., Belnikov S.S., Borisova O.V. New approaches to forecasting budget revenues of the Russian Federation based on reservoir computing. *Finance: Theory and Practice*. 2026;30(1):66-78. DOI: 10.26794/2587-5671-2026-30-1-66-78

## ВВЕДЕНИЕ

В последнее десятилетие происходят существенные изменения мировой экономики, порождаемые значительным количеством факторов. При этом за счет развития техники и технологий скорость трансформаций и их количество существенно увеличиваются, что приводит к росту нестабильности. В то же время в рамках бюджетной политики значительного количества стран наблюдаются устойчивые тренды, связанные с переходом от краткосрочного прогнозирования к среднесрочному, в рамках которого разрабатываются различные ограничительные инструменты [1, с. 435].

Превышение доходов над расходами, снижение размера бюджетных заимствований становятся одной из наиболее важных целей дальнейшего развития экономик стран мира. В исследовании [2, с. 2460] доказывается, что стабилизация бюджетных доходов способствует росту их генерирования и привлекает инвесторов для развития бизнеса.

Существующие модели бюджетного прогнозирования часто занижают доходы и не позволяют эффективно использовать имеющуюся в наличии информацию. Бюджетные доходы характеризуются изменчивостью вследствие влияния экономической активности, политических и административных факторов, а также коррекции налогообложения, оказывающих на них влияние. Завышение бюджетных доходов ведет к ограничению корпоративных и личных расходов, снижению инвестиционной активности и росту закредитованности, замедляя темпы экономического роста стран. Занижение прогнозных доходов приводит к недостаточным сборам налогов и платежей [3, с. 210], что вызывает дефицит бюджета и не позволяет реализовать важные социально значимые проекты.

Для эффективного бюджетного планирования в Российской Федерации и успешной реализации национальных проектов и программ требуется точная оценка необходимых доходов, направленных на их реализацию. К финансовому прогнозированию в подобных условиях предъявляются жесткие требования, связанные с повышением качества

прогнозов доходов федерального бюджета и оперативностью их расчета, что отразится на качестве принятия решений.

Значительная часть прогнозных моделей, используемых в России, относятся к моделям динамического стохастического общего равновесия (DSGE). Они предполагают учет существенного количества показателей. Однако, как свидетельствует практика, не могут достоверно предсказать кризисные явления и крупные потрясения (например, мировой финансовый кризис 2007 г.), основаны на рациональных ожиданиях агентов [4, с. 124]. Их результаты во многом определяются калибровкой и идентификацией параметров и зависят от корректного задания множества экзогенных параметров, они не учитывают наличие асимметрии информации и несовершенство рынков, имеют сложные структурные уравнения [5, с. 81]. В связи с этим интерпретация получаемых результатов затруднена. Часто в исследованиях отмечается их несоответствие эмпирическим данным.

Применение технологий машинного обучения (МО) в бюджетном прогнозировании ограничено сложностью взаимодействия различных экономических факторов и необходимостью обработки больших объемов разнотипных данных. Обучение нейронных сетей требует значительных вычислительных ресурсов [6, с. 050803], что стимулирует поиск упрощенных подходов к их обучению.

Резервуарные вычисления (RC), являющиеся одним из вариантов машинного обучения, позволили решить эту проблему. RC развились путем объединения определенных моделей рекуррентных нейронных сетей, охватывающих машины с жидким состоянием (LSM), сети эхо-состояний (ESN) и резервуары с задержкой и обратной связью. RC упрощают обучение, концентрируясь на обучении весов, подключенных к выходному слою (также называемому слоем считывания). Связанная с этим концепция — обратное распространение ошибки во времени — алгоритм обучения слоя считывания резервуара, который разворачивает рекуррентную нейронную сеть во времени и обрабатывает ее как быструю нейронную сеть над последовательно-

стью, корректируя веса в зависимости от ошибки на выходе.

Представленный анализ работ по вопросам резервуарных вычислений позволяет существенно расширить методический аппарат прогнозирования в сфере государственных финансов, повысить качество получаемых прогнозов за счет повышения точности оценки. Это позволит повысить сбалансированность фискальной политики и получить дополнительные выгоды в виде прироста инвестиций.

**Цель** данного исследования — доказать целесообразность использования резервуарных вычислений при прогнозировании доходов бюджета РФ и обосновать получаемые в результате преимущества. Для ее достижения:

- проведен обзор исследований по резервуарным вычислениям, определена их направленность и решаемые задачи;
- описана модель резервуарных вычислений;
- построена авторская модель, проведена процедура подбора гиперпараметров для нее с целью повышения качества прогнозирования доходов федерального бюджета.

## МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Информационной базой являются материалы исследования, проводившегося в рамках фундаментальной научно-исследовательской работы на тему: «Цифровая экосистема финансово-экономических прогнозов в системе управления государственными финансами» в 2023–2025 гг., а также научные работы по вопросам эконометрического моделирования и методов машинного обучения.

Применение различных методов для прогнозирования доходов федеральных бюджетов различных стран исследуется в работах ряда авторов [7, с. 25; 8, с. 1215]. Наиболее часто в них обосновывается эффективность использования авторских моделей и методов прогнозирования на отдельных этапах развития экономики. В большинстве исследований выбор модели из многообразия расчетных вариантов осуществляется на основе расчета различных ошибок [9, с. 134698].

В научных исследованиях российских и зарубежных ученых, посвященных тематике резервуарных вычислений, не затрагиваются вопросы прогнозирования доходов федерального бюджета, не раскрывается специфика предобработки данных для формирования модели и ее настройки.

Модель РС с настроенными гиперпараметрами позволит повысить качество прогнозов бюджетных доходов РФ и улучшить бюджетное планирование.

В модели используются предварительно обработанные месячные и дневные данные для повышения качества прогнозов. Проведенные авторами эксперименты позволяют обосновать выбор модели на основе минимизации размера ошибок, что сокращает расхождение ее фактических и прогнозных значений.

При проведении исследования и подборке гиперпараметров модели резервуарных вычислений использовались методы сравнительного анализа, описания методологии резервуарных вычислений, эксперимента для построения модели, формирования гипотез, обобщения накопленных теоретических данных и объяснения полученных практических результатов.

## РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ. РЕЗЕРВУАРНЫЕ ВЫЧИСЛЕНИЯ И ИХ ИСПОЛЬЗОВАНИЕ В СОВРЕМЕННОЙ ПРАКТИКЕ

Резервуарные вычисления разработаны Х. Джемсом [10, с. 6]. РС применяются при наличии у исследуемой системы хаотического или сложного пространственно-временного поведения. Применение резервуарных вычислений в целях прогнозирования бюджетных показателей является новой областью исследования (табл. 1).

Исследования по РС носят преимущественно теоретический характер. Практическое применение в финансовой сфере началось с работы P. Tziatzios в 2019 г. [15]. Позднее появилось исследование, показывающее эффективность применения данного метода при прогнозировании макроэкономических индикаторов на примере ВВП США [8, с. 1215].

## ХАРАКТЕРИСТИКА МОДЕЛИ РС

Основу РС составляет рекуррентная искусственная нейронная сеть с пулом взаимосвязанных нейронов (рис. 1). Архитектура РС состоит из входного слоя матрицы ( $W^{in}$ ) чтения  $d_r \times d_x$ , из  $d_x \times 1$  состояний вектора  $x$ , случайно выбранного внутреннего слоя  $A$  матрицы  $dr \times dr$  для внутренних состояний  $dr \times 1$  вектора  $r$  и обученного чтению выходного слоя матрицы ( $W^{out}$ )  $dx \times dr$ . Суть РС сводится к моделированию резервуара. Качество модели меняется путем настройки гиперпараметров.

РС подразделяются в зависимости от используемой архитектуры на:

- одиночные (однорезервуарные);
- многорезервуарные;

Таблица 1 / Table 1

**Сравнительная характеристика исследований по RC / Comparative Characteristics of RC Research**

Автор / Author	Направление исследования / The direction of research	Решаемая задача / The problem being solved
H. Jaeger, H. Haas [11, с. 78]	Доказано, что в сетях эхо-состояний метод обучения прост в использовании и позволяет эффективно осуществлять вычисления	Инженерная задача по выравниванию канала связи
J. Pathak, B. Hunt, M. Girvan, Z. Lu, E. Ott [12]	Показана эффективность использования машинного обучения для прогнозирования пространственно-временных хаотических систем большой размерности аттрактора	Описание алгоритма резервуарных вычислений
DJ. Gauthier, E. Bollt, A. Griffith, W.A.S. Barbosa [13, с. 1]	Доказано, что RC являются лучшими в своем классе алгоритмами машинного обучения для обработки информации динамических систем	Описание алгоритма резервуарных вычислений
J.A. Platt, A. Wong, R. Clark, S.G. Penny, H.D.I Abarbanel [14]	Выявлены проблемы с отбором гиперпараметров RC, решаемые с использованием метода, основанного на обобщенной синхронизации	Описание алгоритма, позволяющего выбрать гиперпараметры в RC и определить качество полученного резервуара
P. Tziatzios [15]	Описан инструмент для вычисления резервуара – Echo State Networks (ESN), используемый для прогнозирования реальных, необработанных финансовых данных	Прогноз по акциям и индексам на биржевом рынке
G. Ballarin, P. Dellaportas, L. Griliryeva, M. Hirt, S. Huellen, J.-P. Ortega [8, с. 1215]	На примере прогнозирования ВВП США доказана эффективность многочастотной сети эхо-состояний по сравнению с динамической факторной моделью и сокращение вычислительных затрат	Прогноз макроэкономических индикаторов США
A. Santos, R.R. Lima, J.L. Alves, D.W. Misturini, J.B. Florindo [9, с. 134698]	Доказано превосходство авторской модели на фондовом рынке, предполагающей объединение исходных данных временных рядов при расчете RC с показателями Херста, вычисленными по скользящим окнам	Прогноз S&P 500, NASDAQ, DJIA и др.

Источник / Source: разработано авторами / Developed by the authors.

- иерархические с несколькими подсистемами. Входные данные подаются в первую подсистему, а та — передает их в остальные;
- параллельные, где две несвязанных подсистемы (резервуары) получают одинаковую информацию — входной сигнал. Оба резервуара обеспечивают выходные данные, но имеют разные гиперпараметры настройки.

**ДААННЫЕ ДЛЯ ПОСТРОЕНИЯ МОДЕЛИ И ПРОЦЕСС ИХ ПРЕДОБРАБОТКИ**

Исследования позволили выявить перечень показателей, используемый в Евростоне и США для прогнозирования макроэкономических показателей [8, с. 1218] и доходов бюджетной системы [16];

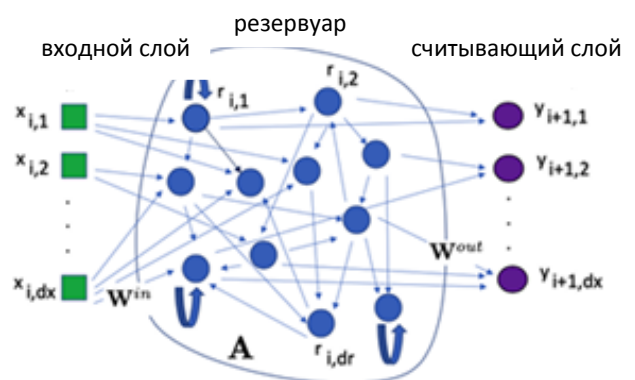


Рис. 1 / Fig. 1. Архитектура RC / RC Architecture [17]

Источник / Source: разработано авторами / Developed by the authors.

**Данные для моделирования прогноза доходов федерального бюджета /  
Data for Modeling the Forecast of Federal Budget Revenues**

Код / Code	Наименование показателя / Naming of the indicator	Тип преобразования / Type of conversion	Источник / Source
<b>Ежемесячные</b>			
QD	Доходы федерального бюджета	Логарифмирование / логарифм доходов первой разности*	Министерство Финансов РФ
QR	Расходы федерального бюджета	ДПП**	
M1	Индекс промышленного производства	ДПП	Росстат
M4	Реальная начисленная заработная плата		
M5	Ввод в действие жилых домов		
M7	Розничная продажа основных товаров		
M11	Реальный эффективный курс рубля	-	Банк России
M12	Ключевая ставка Банка России		
M14	Разность доходности индекса Мосбиржи корпоративных облигаций. Рейтинг BVB и значения бескупонной доходности государственных облигаций (% годовых) за 0,25 года	ДПП	Мосбиржа
M15	Разность доходности индекса Мосбиржи широкого рынка и значения бескупонной доходности государственных облигаций (% годовых) за 0,25 года		
M2	Загрузка мощностей производства		Росстат
M3	Уровень безработицы		
M6	Динамика объема платных услуг населению		
M8	Индексы потребительских цен и тарифов на товары и услуги	-	
M9	Индекс потребительской уверенности	-	
M10	Индексы цен производителей промышленных товаров	ДПП	Мосбиржа
M13	Разность доходности индекса Мосбиржи корпоративных облигаций. Рейтинг AAA и значения бескупонной доходности государственных облигаций (% годовых) за 0,25 года		
M16	Разность доходности индекса Мосбиржи корпоративных облигаций (менее 1 года) и значения бескупонной доходности государственных облигаций (% годовых) за 0,25 года		
M17	Разность доходности индекса Мосбиржи корпоративных облигаций (3–5 лет) и значения бескупонной доходности государственных облигаций (% годовых) за 0,25 года		
M18	Индекс государственных облигаций (3–5 лет)	ДПП	
M19	Индекс государственных облигаций (5–10 лет)		
M20	Разность доходности Индекса государственных облигаций (5–10 лет) и индекса государственных облигаций менее 1 года		

Окончание таблицы 2 / Table 2 (continued)

Код / Code	Наименование показателя / Naming of the indicator	Тип преобразования / Type of conversion	Источник / Source
<b>Дневные</b>			
D1	Индекс Мосбиржи	ДПП	Мосбиржа
D2	Разность доходности индекса Мосбиржи голубых фишек и индекса Мосбиржи информационных технологий		
D3	Индекс РТС		
D4	Индекс Мосбиржи электроэнергетики		
D5	Индекс Мосбиржи потребительского сектора		
D6	Цена на нефть марки Brent		
D7	Цена на золото	GARCH***	
D8	Цена на Индекс российской пшеницы СТР Новороссийск		
D9	Цена на природный газ		
D10	Разность доходности фьючерсного контракта на нефть марки Brent и цены на нефть марки Brent	ДПП	
D11	Разность доходности фьючерсного контракта на золото и цена на золото		
D12	Разность доходности фьючерсного контракта на Индекс российской пшеницы СТР Новороссийск и цены на Индекс российской пшеницы СТР Новороссийск		
D13	Разность доходности фьючерсного контракта на природный газ и цены на природный газ		

Источник / Source: разработано авторами / Developed by the authors.

Примечания / Note: \* для моделирования без РСА; \*\* дифференцирование первого порядка; \*\*\* метод обобщенной авторегрессионной условной гетероскедастичности.

17, с. 179; 18, с. 109; 19, с. 21]. По аналогии были подобраны российские данные (табл. 2).

Выявлено, что качество российских данных ограничивает возможность обучения модели. Полные временные ряды дневных и месячных данных имеются с 2021 г. Часть временных рядов фрагментарна за счет праздников, выходных дней и временной приостановки торгов на Московской бирже в 2022 г.

Был проведен процесс предобработки данных, имеющий следующий алгоритм: 1) оценка полноты данных; 2) исключение переменных, чьи пропуски невозможно заполнить; 3) объединение дневных и месячных массивов с интерполяцией значений; 4) их проверка на стационарность и преобразование; 5) определение мультиколлинеарности между показателями; 6) снижение размерности данных и получение массива для обучения моделей прогноза с использованием Principal Component Analysis (PCA).

### РЕЗУЛЬТАТЫ МОДЕЛИРОВАНИЯ ПРОГНОЗА ДОХОДОВ ФЕДЕРАЛЬНОГО БЮДЖЕТА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ РС НА ПЕРВОМ ЭТАПЕ ИССЛЕДОВАНИЯ

Моделирование проводилось в два этапа. На первом этапе для предобработки данных применялись шаги 1–5 алгоритма предобработки.

В исследовании прогнозировались ежемесячные доходы федерального бюджета РФ. За основу взят скрипт, представленный в работе [4]. Получен прогноз с четырьмя различными настройками, качество которого сравнивается с результатом по авторегрессионной модели (табл. 3).

Наилучшие результаты показала модель с одним резервуаром. У нее размер ошибок наименьший. Их размер у авторегрессионной модели немногим выше. Использование модели с одним резервуаром на 120 нейронов позволило на 69,5% сократить только относительную среднеквадратичную ошибку.

**Сравнительная оценка качества моделей прогноза доходов федерального бюджета /  
Comparative Assessment of the Quality of Federal Budget Revenue Forecasting Models**

Модель / Model	Параметры настройки резервуара / Tank Settings	Среднеквадратичная ошибка (MSE) / Mean Squared Error	Корень из среднеквадратичной ошибки (RMSE) / Root Mean Square Error	Относительная среднеквадратичная ошибка (RMSPE) / Root Mean Square Percentage Error
Авторегрессионная модель	–	7274,772	85,292	1,693
Модели резервуарных вычислений с одним резервуаром (S-MFESN):				
с 30 нейронами	$\rho = 0,5,$	7267,801	85,251	1,693
с 120 нейронами	$\gamma = 1,$ $\alpha = 0,1$	7278,529	85,251	0,999
Модели резервуарных вычислений с двумя резервуарами (M-MFESN):	Резервуар для месячных данных 100 нейронов, дневных 20 нейронов:			
Модель А	месячных: $\rho = 0,5,$ $\gamma = 1,5,$ $\alpha = 0;$ дневных: $\rho = 0,5,$ $\gamma = 0,5,$ $\alpha = 0,1$	10525,614	102,594	1,005
Модель Б	месячных: $\rho = 0,08,$ $\gamma = 0,25,$ $\alpha = 0,3;$ дневных: $\rho = 0,01,$ $\gamma = 0,01,$ $\alpha = 0,99$	8403,114	91,670	1,447

Источник / Source: разработано авторами / Developed by the authors.

Модели с двумя резервуарами имеют более значительные ошибки. Несмотря на их настройку, это не позволило существенно изменить качественные характеристики. Полученные результаты показали необходимость дальнейшей предобработки данных.

### ПОСТРОЕНИЕ АВТОРСКОЙ МОДЕЛИ РС НА ВТОРОМ ЭТАПЕ ИССЛЕДОВАНИЯ

На втором этапе для построения модели прогнозирования доходов федерального бюджета РФ

был продолжен процесс предобработки данных. С этой целью был использован PCA. Он предполагал следующий алгоритм:

- 1) формирование полного массива стационарных данных без пропусков;
- 2) вычисление корреляционной и ковариационной матриц переменных для оценки взаимосвязей в данных и обоснования применимости метода главных компонент;
- 3) отбор релевантных переменных для анализа главных компонент;

Таблица 4 / Table 4

## Значения ошибок прогнозов / The Values of Forecast Errors

Модель / Model	Reservoir_size	Leak_rate	Spectral_radius	Input_scaling	MSE	RMSE	Средняя абсолютная ошибка в % (MAPE) / Mean Absolute Percentage Error
1.1.1–1.1.4	600	0,7	0,8	0,7	163 282,13	404,08	15,20
1.2.1–1.2.4			1,2	0,9	158 336,33	397,91	14,87
1.3.1–1.3.4		0,9	0,8	0,7	148 112,22	384,85	14,65
1.4.1–1.4.4			1,2	0,9	151 409,88	389,11	14,30
2.1.1–2.1.4	850	0,7	0,8	0,7	138 175,45	371,72	11,99
2.2.1–2.2.4			1,2	0,9	143 011,06	378,17	12,59
2.3.1–2.3.4		0,9	0,8	0,7	138 545,47	372,22	12,66
2.4.1–2.4.4			1,2	0,9	145 373,28	381,28	13,02
3.1.1–3.1.4	1100	0,7	0,8	0,7	121 197,68	348,13	12,09
3.2.1–3.2.4			1,2	0,9	114 798,47	338,82	11,65
3.3.1–3.3.4		0,9	0,8	0,7	116 681,23	341,59	12,21
3.4.1–3.4.4			1,2	0,9	116 039,69	340,65	12,10

Источник / Source: разработано авторами / Developed by the authors.

4) преобразование временных меток в числовой формат;

5) визуализация принципиальных компонент и собственных значений;

6) сохранение первых 11 главных компонент из 17 для восстановления структуры данных;

7) реконструкция и сохранение массива данных с добавлением временных меток и оригинального временного ряда целевой переменной.

Для расчетов использовалась архитектура модели из исследования [8, с. 1221]. Эксперимент включал 12 комбинаций (табл. 4). Для проверки стабильности прогноза моделей random\_seed не зафиксирован. Каждая модель обучается по 4 раза с проведением инференса, сохранением прогнозных значений и ошибок прогноза.

Отобрано три модели по размеру значений результирующего показателя (MAPE): ESN 1.4, ESN 2.1, ESN 3.2. Выявлено:

1. Увеличение размера резервуара улучшает качество прогноза вне зависимости от комбинации остальных гиперпараметров, поскольку

большие резервуары обеспечивают более высокую вычислительную мощность и способность к запоминанию сложных временных зависимостей в экономических данных.

2. Повышение качества прогноза в большинстве конфигураций гиперпараметров происходит за счет снижения скорости утечки состояния (leak\_rate).

3. Повышение прогноза экономических паттернов при использовании больших резервуаров осуществляется за счет увеличения спектрального радиуса до 1,2, несмотря на приближение к краю хаоса, вследствие генерации более богатой нелинейной динамики. Данное утверждение верно для моделей на 600 и 1100 нейронов.

Все исследуемые модели не показали признаков выраженной нестабильности при использовании спектрального радиуса в 1,2, с учетом постоянства размера ошибки каждой из моделей. Корректировки значения регуляризации не требуется. Среди трех размеров резервуара модели с наилучшим качеством прогноза характеризуются повышенной

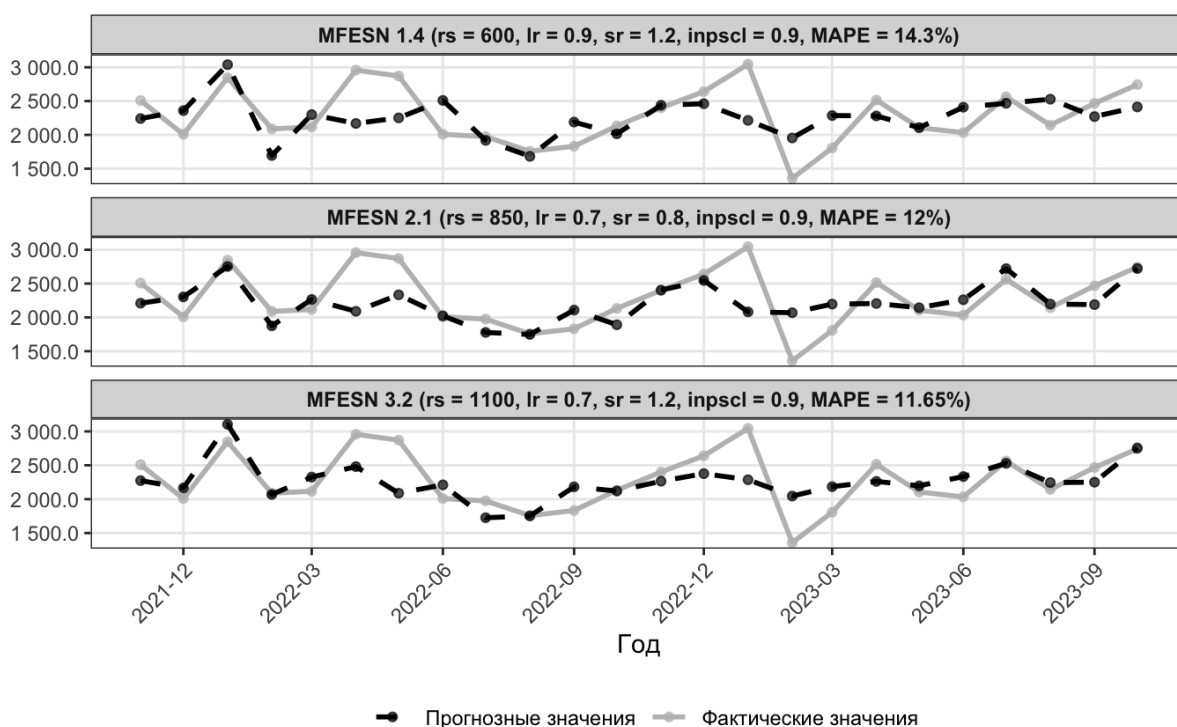


Рис. 2 / Fig. 2. Визуализация лучших моделей по величине MAPE / Visualization of the Best Models by MAPE Value

Источник / Source: разработано авторами / Developed by the authors.

чувствительностью к входному сигналу (input scale = 0,9).

Изучение прогнозных значений трех выбранных моделей во времени позволяет сделать следующие выводы:

- ESN 1.4 демонстрирует наибольшую стабильность с коэффициентом вариации MAPE = 74,7%, что значительно ниже, чем у моделей с более большим резервуаром (ESN 2.1: 101,5%, ESN 3.2: 96,5%). Следовательно, большие резервуары чувствительнее к входным данным. Они могут давать как очень точные, так и существенно ошибочные прогнозы.

- ESN 2.1 демонстрирует среднюю точность 12,0% MAPE при высоком коэффициенте вариации 101,5%. Она обеспечивает 73,9% точности направления тренда и большее количество прогнозных значений с MAPE менее 5%, чем остальные модели.

- ESN 3.2 превосходит остальные модели в предсказании направления изменений: 82,6% точности против 73,9% у ESN 2.1 и 60,9% у ESN 1.4.

Визуализация отобранных моделей (рис. 2) и их сравнение с фактическими данными свидетельствует о целесообразности прогнозирования доходов федерального бюджета на их основе на

горизонте до трех месяцев. На более длительном горизонте их применение не целесообразно за счет значительного усреднения прогнозных значений и увеличения размера ошибки. У моделей (ESN 1.4, ESN 2.1, ESN 3.2) присутствуют сложности с прогнозированием минимальных значений по доходам федерального бюджета, не превышающих 1600 млрд руб. В этом случае MAPE достигает 44–53%, что указывает на ограничение модели и требует дальнейшего изучения. Аналогичная проблема имеется при прогнозировании доходов федерального бюджета, превышающих 2800 млрд руб. При использовании выбранных моделей MAPE достигает 19–21%.

Наилучшей признана модель ESN 3.2, имеющая гиперпараметры: reservoir\_size: 1100; spectral\_radius: 1,2; sparsity: 0,5; noise: 0,01; input\_scaling: 0,9; leak\_rate: 0,7; residual\_scale: 0,1; warmup: 200; ridge\_alpha: 1e-5; random\_state: 3.

Размер ошибок, полученных по выбранной модели ESN 3.2, сравнивался с аналогичными значениями ARIMA и LSTM, обученных на том же массиве данных (табл. 5).

Авторская модель на основе резервуарных вычислений характеризуется минимальным размером ошибок. В частности, размер MSE у LSTM выше на 24% чем у ESN, а у ARIMA — на 74,65%.

Таблица 5 / Table 5

**Сравнительная оценка качества прогнозных моделей /  
Comparative Assessment of the Quality of Predictive Models**

Модель / Model	MSE	RMSE	MAPE
ESN 3.2	114798,47	338,82	11,65
ARIMA	452857,36	672,95	34,16
LSTM	151076,36	388,68	13,55

Источник / Source: разработано авторами / Developed by the authors.

### ВЫВОДЫ

Повышение точности получаемых прогнозов бюджетных доходов имеет ключевое значение для бюджетного планирования деятельности государства. Это одна из ключевых задач, усложняемая взаимодействием экономических колебаний и государственной политики. Существенное влияние на данный процесс оказывают геополитическая напряженность и риски, а также провоцируемые ими неопределенность и нестабильность мировой экономики.

Существующие прогнозные модели не в состоянии предсказать бюджетные доходы, изменение которых является стохастическим процессом, что требует интеграции новых методов машинного обучения с целью повышения качества прогностических результатов. В целях поиска путей повышения точности прогнозов государственных доходов в данном исследовании предпринята попытка использования наиболее передовой технологии машинного обучения — техники RC для прогнозирования доходов федерального бюджета РФ. Это должно способствовать формированию бюджета, не несущего ограничений для корпоративного и частного секторов экономики, что будет стимулировать инвестиционную активность.

Проведенное исследование позволило сделать следующие выводы:

1. Вклад данного исследования состоит в выявлении целесообразности использования моделей RC при прогнозировании доходов федерального бюджета. Оно является первой в мире попыткой использования метода в общественных финансах. Применение модели, использующей определенные авторами гиперпараметры, позволит повысить точность расчетов на 24% по сравнению с LSTM и на 74,65% — по ARIMA на периоде прогнозирования два года. Результаты исследования были получены в условиях ряда ограничений, представленных в [7, с. 32].

2. Применение PCA для ESN 3.2 существенно снижает размерность обучающего массива данных при сохранении производительности, значительно увеличивает вычислительные ресурсы, емкость и качество памяти модели, улучшает способность моделирования стохастической динамики временного ряда. Повышение спектрального радиуса позволило добиться более выраженных динамик тренда за счет длительного удержания информации. Увеличение масштаба входных данных улучшает реакцию модели на входные сигналы и состояние резервуара, что повышает качество авторской модели в условиях ограниченности данных.

3. Модель сокращает вычислительные ресурсы без потери точности. Дальнейшие исследования должны включать тестирование больших резервуаров и разработку моделей для различных горизонтов планирования.

4. Модель рекомендуется для практического использования в министерствах и ведомствах с возможностью оперативной корректировки в режиме реального времени.

5. Значимость предлагаемой авторами модели для фискальной политики РФ состоит в повышении качества принимаемых управленческих решений при минимизации направляемых ресурсов за счет снижения ошибки прогноза бюджетных доходов, более корректного расчета на их основе налогов и платежей, необходимых для пополнения бюджета. Это позволит более рационально перераспределять имеющиеся ресурсы на различные цели: достижение экономического роста, стабилизацию цен, снижение инфляции, повышение занятости населения за счет роста институционального доверия и др. Наличие у модели возможности по обновлению потоков доходов в режиме реального времени, использованию высокочастотных данных, учета требований сбалансированного бюджета позволяет оперативно настраивать ее с учетом последних экономических изменений.

## БЛАГОДАРНОСТИ

Статья подготовлена по результатам исследований, выполненных за счет бюджетных средств по государственному заданию Финансового университета. Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Российская Федерация.

## ACKNOWLEDGEMENTS

The article was prepared based on the results of research carried out at the expense of budgetary funds according to the state assignment of the Financial University. Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Glenday G. Revenue forecasting. In: Allen R., Hemming R., Potter B.H., eds. The international handbook of public financial management. London: Palgrave Macmillan; 2013:435-452. DOI: [https://doi.org/10.1057/9781137315304\\_21](https://doi.org/10.1057/9781137315304_21)
2. Noor N., Sarlan A., Aziz N. Government revenue prediction using feed forward neural network. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*. 2023;101(6):2459-2473.
3. Batóg B., Batóg J. Regional government revenue forecasting: Risk factors of investment financing. *Risks*. 2021;9(12):210. DOI: 10.3390/risks9120210
4. Серков Л.А. Критический подход к анализу проблем динамических стохастических моделей общего равновесия. *Экономика и бизнес: теория и практика*. 2015;(8):122-126.
5. Storm S. Cordon of conformity: Why DSGE models are not the future of macroeconomics. *International Journal of Political Economy*. 2021;50(2):77-98. DOI: 10.1080/08911916.2021.1929582
6. Abdi G., Mazur T., Szaciłowski K. An organized view of reservoir computing: A perspective on theory and technology development. *Japanese Journal of Applied Physics*. 2024;63(5):050803. DOI: 10.35848/1347-4065/ad394f
7. Караев А.К., Борисова О.В. Перспективные модели финансового прогнозирования доходов бюджета. *Финансы: теория и практика*. 2025;29(1):20-33. DOI: 10.26794/2587-5671-2025-29-1-20-33
8. Ballarin G., et al. Reservoir computing for macroeconomic forecasting with mixed-frequency data. *International Journal of Forecasting*. 2024;40(3):1206-1237. DOI: 10.1016/j.ijforecast.2023.10.009
9. Santos A., Lima R.R., Alves J.L., Misturini D.W., Florindo J.B. Reservoir computing and non-linear dynamics for time series analysis: An application in the financial market. *Physica D: Nonlinear Phenomena*. 2025;476:134698. DOI: 10.1016/j.physd.2025.134698
10. Jaeger H. The “echo state” approach to analysing and training recurrent neural networks – with an erratum note. German National Research Center for Information Technology. GMD Report. 2001;(148). URL: [https://www.researchgate.net/publication/215385037\\_The\\_echo\\_state\\_approach\\_to\\_analysing\\_and\\_training\\_recurrent\\_neural\\_networks-with\\_an\\_erratum\\_note](https://www.researchgate.net/publication/215385037_The_echo_state_approach_to_analysing_and_training_recurrent_neural_networks-with_an_erratum_note)
11. Jaeger H., Haas H. Harnessing nonlinearity: Predicting chaotic systems and saving energy in wireless communication. *Science*. 2004;304(5667):78-80. DOI: 10.1126/science.1091277
12. Pathak J., et al. Model-free prediction of large spatiotemporally chaotic systems from data: A reservoir computing approach. *Physical Review Letters*. 2018;120:024102. DOI: 10.1103/PhysRevLett.120.024102
13. Gauthier D.J. et al. Next generation reservoir computing. *Nature Communications*. 2021;12:5564. DOI: 10.1038/s41467-021-25801-2
14. Platt J.A., Wong A., Clark R., Penny S.G., Abarbanel H.D.I. Forecasting using reservoir computing: The role of generalized synchronization. arXiv preprint. 2021. DOI: 10.48550/arXiv.2103.00362
15. Tziatzios P. Financial nonlinear time-series analysis and prediction with reservoir computing. Master of science thesis in data science. School of Science & Technology. 2019.
16. Bollt E.M. On explaining the surprising success of reservoir computing forecaster of chaos? The universal machine learning dynamical system with contrast to VAR and DMD. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*. 2021;31(1):013108. DOI: 10.1063/5.0024890
17. Борисова О.В. Отдельные аспекты финансового прогнозирования в государственном секторе. *РИСК: Ресурсы, Информация, Снабжение, Конкуренция*. 2023;(2):177-181. DOI: 10.56584/1560-8816-2023-2-177-181

18. Караев А.К., Понкратов В.В. Основы балансовой механики Вольфганга Штютцела. *Мир новой экономики*. 2018;12(1):104-113. DOI: 10.26794/2220-6469-2018-12-1-104-113
19. Караев А.К., Понкратов В.В. Взаимосвязь финансового развития и экономического роста России (2000-2022 годы). *Экономика. Налоги. Право*. 2024;17(2):17-26. DOI: 10.26794/1999-849X-2024-17-2-17-26

## REFERENCES

1. Glenday G. Revenue forecasting. In: Allen R., Hemming R., Potter B.H., eds. *The international handbook of public financial management*. London: Palgrave Macmillan; 2013:435-452. DOI: [https://doi.org/10.1057/9781137315304\\_21](https://doi.org/10.1057/9781137315304_21)
2. Noor N., Sarlan A., Aziz N. Government revenue prediction using feed forward neural network. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*. 2023;101(6):2459-2473.
3. Batóg B., Batóg J. Regional government revenue forecasting: Risk factors of investment financing. *Risks*. 2021;9(12):210. DOI: 10.3390/risks9120210
4. Serkov L.A. Critical approach to the analysis of the problems of dynamic stochastic general equilibrium model. *Ekonomika i biznes: teoriya i praktika = Economy and Business: Theory and Practice*. 2015;(8):122-126. (In Russ.).
5. Storm S. Cordon of conformity: Why DSGE models are not the future of macroeconomics. *International Journal of Political Economy*. 2021;50(2):77-98. DOI: 10.1080/08911916.2021.1929582
6. Abdi G., Mazur T., Szaciłowski K. An organized view of reservoir computing: A perspective on theory and technology development. *Japanese Journal of Applied Physics*. 2024;63(5):050803. DOI: 10.35848/1347-4065/ad394f
7. Karaev A.K., Borisova O.V. Prospective models of financial forecasting of budget revenues. *Finance: Theory and Practice*. 2025;29(1):20-33. DOI: 10.26794/2587-5671-2025-29-1-20-33
8. Ballarin G., et al. Reservoir computing for macroeconomic forecasting with mixed-frequency data. *International Journal of Forecasting*. 2024;40(3):1206-1237. DOI: 10.1016/j.ijforecast.2023.10.009
9. Santos A., Lima R.R., Alves J.L., Misturini D.W., Florindo J.B. Reservoir computing and non-linear dynamics for time series analysis: An application in the financial market. *Physica D: Nonlinear Phenomena*. 2025;476:134698. DOI: 10.1016/j.physd.2025.134698
10. Jaeger H. The “echo state” approach to analysing and training recurrent neural networks – with an erratum note. German National Research Center for Information Technology. GMD Report. 2001;(148). URL: [https://www.researchgate.net/publication/215385037\\_The\\_echo\\_state\\_approach\\_to\\_analysing\\_and\\_training\\_recurrent\\_neural\\_networks-with\\_an\\_erratum\\_note](https://www.researchgate.net/publication/215385037_The_echo_state_approach_to_analysing_and_training_recurrent_neural_networks-with_an_erratum_note)
11. Jaeger H., Haas H. Harnessing nonlinearity: Predicting chaotic systems and saving energy in wireless communication. *Science*. 2004;304(5667):78-80. DOI: 10.1126/science.1091277
12. Pathak J., et al. Model-free prediction of large spatiotemporally chaotic systems from data: A reservoir computing approach. *Physical Review Letters*. 2018;120:024102. DOI: 10.1103/PhysRevLett.120.024102
13. Gauthier D.J., et al. Next generation reservoir computing. *Nature Communications*. 2021;12:5564. DOI: 10.1038/s41467-021-25801-2
14. Platt J.A., Wong A., Clark R., Penny S.G., Abarbanel H.D.I. Forecasting using reservoir computing: The role of generalized synchronization. arXiv preprint. 2021. DOI: 10.48550/arXiv.2103.00362
15. Tziatzios P. Financial nonlinear time-series analysis and prediction with reservoir computing. Master of science thesis in data science. School of Science & Technology. 2019.
16. Bollt E.M. On explaining the surprising success of reservoir computing forecaster of chaos? The universal machine learning dynamical system with contrast to VAR and DMD. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*. 2021;31(1):013108. DOI: 10.1063/5.0024890
17. Borisova O.V. Separate aspects of financial forecasting in the public sector. *RISK: resursy, informatsiya, snabzhenie, konkurentsya = RISK: Resources, Information, Supply, Competition*. 2023;(2):177-181. (In Russ.). DOI: 10.56584/1560-8816-2023-2-177-181
18. Karaev A.K., Ponkratov V.V. Basics of the Wolfgang Stützel’s balance mechanics. *Mir novoi ekonomiki = The World of New Economy*. 2018;12(1):104-113. (In Russ.). DOI: 10.26794/2220-6469-2018-12-1-104-113
19. Karaev A.K., Ponkratov V.V. The relationship between financial development and economic growth in Russia (2000-2022). *Ekonomika. Nalogi. Pravo = Economics, Taxes & Law*. 2024;17(2):17-26. (In Russ.). DOI: 10.26794/1999-849X-2024-17-2-17-26

## ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / ABOUT THE AUTHORS



**Алан Канамаатович Караев** — доктор экономических наук, профессор, главный научный сотрудник Института исследований социально-экономических трансформаций и финансовой политики, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Российская Федерация

**Alan K. Karaev** — Dr. Sci. (Econ.), Prof., Chief Researcher at the Institute for Research on Socio-Economic Transformations and Financial Policy, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation

<http://orcid.org/0000-0002-5120-7816>

[akkaraev@fa.ru](mailto:akkaraev@fa.ru)



**Сергей Сергеевич Бельников** — младший научный сотрудник Института исследований социально-экономических трансформаций и финансовой политики, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Российская Федерация

**Sergey S. Belnikov** — Junior Researcher at the Institute for Research on Socio-Economic Transformations and Financial Policy, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation

<http://orcid.org/0009-0005-2398-8159>

*Автор для корреспонденции / Corresponding author:*

[ssbelnikov@fa.ru](mailto:ssbelnikov@fa.ru)



**Ольга Викторовна Борисова** — кандидат экономических наук, доцент, доцент кафедры корпоративных финансов и корпоративного управления факультета экономики и бизнеса, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации, Москва, Российская Федерация

**Olga V. Borisova** — Cand. Sci. (Econ.), Assoc. Prof., Assoc. Prof. of the Department of Corporate Finance and Corporate Governance, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation

<http://orcid.org/0000-0002-7889-2745>

[olvborisova@fa.ru](mailto:olvborisova@fa.ru)

### **Заявленный вклад авторов:**

**А.К. Караев** — разработка концепции статьи, формулировка выводов в заключении исследования, интерпретация результатов.

**С.С. Бельников** — предварительная и постобработка данных, расчеты и настройка модели.

**О.В. Борисова** — сбор данных и анализ научных исследований по RC, описание модели RC и экспериментов, проведенных авторами, написание аннотации и введения.

### **Authors' declared contributions:**

**A.K. Karaev** — development of the article concept, formulation of conclusions in the conclusion of the study, interpretation of results.

**S.S. Belnikov** — data preprocessing and post-processing, model calculations and configuration.

**O.V. Borisova** — data collection and analysis of scientific research on RC, description of the RC model and experiments conducted by the authors, writing the abstract and introduction.

*Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.*

*Conflicts of Interest Statement: The authors have no conflicts of interest to declare.*

*Статья поступила в редакцию 23.09.2025; после рецензирования 23.10.2025; принята к публикации 22.11.2025.*

*Авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.*

*The article was submitted on 23.09.2025; revised on 23.10.2025 and accepted for publication on 22.11.2025.*

*The authors read and approved the final version of the manuscript.*

Переводчик Н.И. Соколова