

УДК 330.43:004.032.26

**СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МЕТОДИК ИСПОЛЬЗОВАНИЯ
НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ЗАДАЧАХ МАКРОЭКОНОМИЧЕСКОГО
ПРОГНОЗИРОВАНИЯ**

**COMPARATIVE ANALYSIS OF NEURAL NETWORKS USING
METHODS IN MACROECONOMIC FORECASTING TASKS**

А. М. Шлапак, аспирант

Е. Г. Дедкова, канд. экон. наук, доцент

Автономная некоммерческая организация высшего образования

«Московский университет «Синергия»

г. Москва, РФ

Аннотация. В условиях растущей волатильности глобальной экономики и увеличения объёмов доступных данных повышение точности макроэкономических прогнозов является приоритетной задачей; традиционные эконометрические модели зачастую не справляются с моделированием сложных нелинейных зависимостей, характерных для современных экономических систем. В данной работе представлен всесторонний сравнительный анализ методик применения нейронных сетей для прогнозирования макроэкономических индикаторов. Рассматриваются архитектурные особенности рекуррентных сетей (RNN, LSTM, GRU), свёрточных моделей (CNN), трансформеров, а также гибридных подходов; отдельное внимание уделяется сравнительной эффективности этих методов в задачах наукастинга ВВП, прогнозирования инфляции и фондовых индексов на основе данных последних исследований 2024–2026 годов. Анализируются метрики качества (RMSE, MAE, MDA), проблемы выбора гиперпараметров и перспективы использования больших языковых моделей. Результаты обзора демонстрируют, что архитектуры на основе механизмов внимания и гибридные модели в большинстве случаев превосходят классические эконометрические подходы, однако их эффективность имеет высокую степень зависимости от предобработки данных и специфики прогнозируемого показателя.

Ключевые слова: нейронные сети, макроэкономическое прогнозирование, наукастинг ВВП, LSTM, трансформеры, гибридные модели, машинное обучение, временные ряды.

Abstract. In the context of growing volatility in the global economy and increasing volumes of available data, improving the accuracy of macroeconomic forecasts is a priority task; traditional econometric models often fail to model the complex nonlinear dependencies characteristic of modern economic systems. This paper presents a comprehensive comparative analysis of methods for applying neural networks to forecast macroeconomic indicators. The

architectural features of recurrent networks (RNN, LSTM, GRU), convolutional models (CNN), transformers, as well as hybrid approaches are considered; special attention is paid to the comparative effectiveness of these methods in the tasks of GDP nowcasting, inflation forecasting, and stock index forecasting based on data from recent studies in 2024–2026. Quality metrics (RMSE, MAE, MDA), problems of hyperparameter selection, and prospects for using large language models are analyzed. The results of the review demonstrate that architectures based on attention mechanisms and hybrid models in most cases outperform classical econometric approaches; however, their effectiveness is highly dependent on data preprocessing and the specifics of the predicted indicator.

Keywords: neural networks, macroeconomic forecasting, GDP nowcasting, LSTM, transformers, hybrid models, machine learning, time series.

Макроэкономическое прогнозирование играет ключевую роль в формировании государственной политики, стратегическом планировании бизнеса и управлении финансовыми рисками. Традиционно для этих целей использовались эконометрические модели - векторные авторегрессии (VAR), модели коррекции ошибок и ARIMA. Однако глобальные финансовые кризисы последних десятилетий выявили их ограничения, связанные с допущениями о линейности связей и стационарности рядов [2, 7].

Параллельное развитие вычислительных мощностей и методов машинного обучения открыло новый этап в экономическом моделировании. Благодаря своей способности аппроксимировать любые нелинейные функции и обучаться на больших массивах данных нейронные сети стали мощным инструментом для анализа экономической динамики. Как отмечается в ряде исследований, искусственный интеллект позволяет не только повышать качество точечных прогнозов, но и выявлять скрытые причинно-следственные связи между макроэкономическими индикаторами [4].

Актуальность данного исследования обусловлена необходимостью систематизации быстро растущего числа методик и архитектур нейросетей, применяемых в экономике. Если для микроэкономических задач (например, кредитный скоринг или прогнозирование банкротств) накоплена обширная база сравнительных исследований, то для макроуровня такие работы немногочисленны и зачастую ограничены считанным количеством архитектур.

Целью работы является проведение сравнительного анализа существующих методик использования нейронных сетей для макроэкономического прогнозирования, выявление их сильных и слабых сторон, а также определение наиболее перспективных направлений развития.

Для достижения поставленной цели был проведён обзор научных публикаций за период 2020–2026 гг., индексируемых в базах РИНЦ, RSCI, Scopus и Web of Science. Основными критериями отбора источников являлись:

1. Наличие эмпирических экспериментов по прогнозированию макроэкономических показателей (ВВП, инфляция, промышленное производство, фондовые индексы).
2. Сравнение нескольких архитектур нейросетей между собой или с традиционными моделями.
3. Использование стандартизированных метрик качества прогноза.

В качестве базовых метрик качества в рассмотренных работах чаще всего использовались: среднеквадратичная ошибка (RMSE), средняя абсолютная ошибка (MAE), средняя абсолютная ошибка в процентах (MAPE), а также коэффициент детерминации (R^2). Для оценки точности предсказания направления движения показателя (например, роста или падения индекса) применялась метрика Mean Directional Accuracy (MDA).

В рамках данного исследования все рассматриваемые методики были разделены на несколько групп согласно архитектурному принципу:

1. Полносвязные сети (MLP). Многослойные перцептроны. Рассматриваются как базовый уровень сравнения.
2. Рекуррентные архитектуры (RNN, LSTM, GRU). Сети, учитывающие последовательный характер данных. LSTM (Long Short-Term Memory) и GRU (Gated Recurrent Unit) созданы для борьбы с проблемой затухания градиентов в классических RNN [3, 7].
3. Свёрточные сети (CNN). Архитектуры, эффективно выделяющие локальные паттерны в данных, часто используются как часть гибридных моделей [1].
4. Трансформеры и механизмы внимания. Модели, основанные на параллельной обработке данных и взвешивании важности различных частей входной последовательности (например, Transformer, iTransformer, Temporal Fusion Transformer).
5. Гибридные и ансамблевые модели, сочетающие нейросети с классическими эконометрическими методами или объединяющие несколько ML-алгоритмов (бустинг, случайный лес, байесовский синтез) [2, 6].

Классической задачей для тестирования рекуррентных сетей является прогнозирование временных рядов. В исследовании Б. Пашшоева и Д.А. Петрусевича (2024) проводилось сравнение LSTM, GRU и RNN с моделями ARIMA и ETS на данных российской макроэкономической статистики. Результаты эксперимента показали, что для рядов, обладающих ярко выраженной сезонностью, нейросетевые модели значительно превосходят классические подходы по точности [7].

Более детальное сравнение рекуррентных архитектур представлено в работе Д. Амрина с соавторами (2025) на примере прогнозирования цен акций. Сравнение пяти архитектур (RNN, LSTM, GRU, CNN, ANN) с использованием метрик MAE, MSE, RMSE и R^2 выявило, что модель GRU обеспечивает наивысшую точность и надёжность прогноза. Простая полносвязная сеть (ANN) в этом эксперименте показала наихудшие результаты, что подчёркивает важность учёта временной структуры данных [1]. Эти выводы коррелируют с данными ЕФСР (2025), где RNN (как класс рекуррентных моделей) вошли в число наиболее эффективных алгоритмов для наукастинга ВВП наряду с бустингом и LASSO-регрессией [2].

Эффективность LSTM-сетей зависит от настройки гиперпараметров и выбора функций активации. В работе М. Кумскова и соавторов (2025) было проведено исследование влияния этих факторов на прогнозирование финансовых временных рядов. Авторы рассмотрели как классические функции активации (сигмоида, tanh, ReLU), так и специализированные (cloglog, loglog). Вывод исследования заключается в том, что специализированные функции активации могут быть успешно использованы в архитектурах LSTM наравне с классическими, а их правильный подбор является важным фактором, определяющим качество прогноза [3].

Наиболее современным направлением является применение трансформеров. По результатам сравнительного анализа шести трансформерных архитектур (Transformer, Temporal Fusion Transformer, iTransformer, Non-Stationary Transformer и др.) для прогнозирования цен российских акций наилучшие показатели по метрикам MSE и MAE продемонстрировала модель iTransformer. Преимущество этой архитектуры связывается с использованием инвертированного представления данных, позволяющего эффективнее улавливать скрытые межрыночные зависимости. Однако важным ограничением, выявленным в этой работе, стал анализ метрики MDA. Точность предсказания направления движения цены для большинства моделей лишь незначительно превышала случайный уровень (50%). Это указывает на то, что даже самые современные архитектуры, будучи достаточно точными в численном выражении, пока недостаточно надёжны для построения стабильных торговых стратегий.

Современные исследования всё чаще склоняются к тому, что «золотая середина» находится не в выборе одной лучшей модели, а в их разумном комбинировании. Исследование Евразийского фонда стабильности и развития (2025) показало, что комбинирование прогнозов на базе различных методов (LASSO, бустинг, Random Forest, SVM, RNN) позволяет дополнительно улучшить точность наукастинга ВВП по сравнению с использованием каждого метода по отдельности [2].

Ещё более сложный гибридный подход представлен в работе У. Джункеева (2026) - метод MOSES (MacrOeconomic forEcasting based on Synthesis of models and textual information). Новизна подхода заключается в байесовском синтезе прогнозов, полученных от множества моделей (ML и эконометрических), с одновременным учётом текстовой информации (индексы тональности новостей центральных банков). Результаты показали, что для прогнозирования инфляции в России такой метод комбинирования превосходит отдельные нейросетевые и ансамблевые методы. Кроме того, было обнаружено, что сезонная корректировка данных может приводить к занижению среднеквадратических ошибок нейронных сетей, что требует особой осторожности при подготовке данных [6].

А.А. Акаев и В.А. Садовничий (2025) предложили концептуально иной гибридный подход: использование верифицированных математических моделей для расчёта долгосрочных трендов и обучение нейросети (на базе архитектуры Колмогорова-Арнольда) на краткосрочных кризисных явлениях. Такая «двухконтурная» система искусственного интеллекта, по мнению авторов, позволяет обеспечить прозрачность причинно-следственных связей, что имеет большое значение для управления социально-экономическим развитием [4].

Отдельного анализа требуют данные, представленные в исследовании, сравнивающем MLP и RNN в производственном секторе. Выводы работы прагматичны: использование сложных RNN (LSTM, GRU) оправдано для анализа последовательных данных с выраженной динамикой (например, прогнозирование энергопотребления или времени простоя). Для задач с ограниченными временными зависимостями (например, краткосрочное планирование бюджета при стабильном производстве) более простые и интерпретируемые MLP-модели могут быть предпочтительнее с точки зрения соотношения сложность/эффективность [5].

Таблица 1. Сравнительный анализ эффективности нейросетевых архитектур в задачах макроэкономического прогнозирования

Архитектура	Сильные стороны	Слабые стороны	Рекомендуемая область применения (согласно анализу)
LSTM / GRU	Высокая точность на временных рядах, учет долгосрочных зависимостей, борьба с затуханием градиентов	Высокая ресурсоемкость обучения, чувствительность к гиперпараметрам	Прогнозирование ВВП, инфляции, сезонных макропоказателей [1, 2, 7]
Трансформеры	Параллельная обработка, выявление сложных межрыночных связей,	Низкая точность предсказания направления движения, риск	Анализ многомерных временных рядов, фондовые индексы

	высокая точность	переобучения	
Гибридные модели	Высокая робастность, учет разнородных данных (числовых + текстовых), снижение ошибки	Сложность реализации и интерпретации, риск "конфликта" моделей	Наукастинг, прогнозирование в кризисные периоды, синтез экспертных оценок [2, 4, 6]
MLP (полносвязные)	Простота, интерпретируемость, низкие требования к ресурсам	Неспособность учитывать временную структуру, низкая точность на сложных рядах	Задачи без ярко выраженной временной зависимости, бенчмаркинг [1, 5]

Проведённый анализ позволяет сделать несколько обобщающих выводов. Во-первых, наблюдается чёткий тренд на усложнение архитектур: от простых полносвязных сетей к специализированным рекуррентным блокам (LSTM, GRU) и далее к трансформерам и гибридным системам. Каждый следующий этап не только расширяет возможности модели, но и добавляет новые вызовы. Например, переход к трансформерам повысил качество точечных оценок, но не решил проблему предсказания направления тренда. Во-вторых, критически важным остаётся этап предобработки данных. Работы показывают, что такие процедуры, как сезонная корректировка, могут искажать реальную ошибку прогноза нейросетей, а выбор функции активации способен изменить результат сильнее, чем выбор архитектуры. Это смещает фокус внимания исследователей с «войны архитектур» на разработку методологий работы с данными. В-третьих, несмотря на успехи «чистого» машинного обучения, наиболее перспективным представляется гибридный подход. Сочетание нейросетей с эконометрикой (например, разложение ряда на тренд и сезонность с последующим моделированием разными методами) или с анализом текстовой информации (тональность новостей, отчётов регуляторов) позволяет учесть больше факторов и повысить устойчивость прогнозов.

Выполненный сравнительный анализ методик использования нейронных сетей в макроэкономическом прогнозировании позволяет сделать следующие выводы:

1. Нейросетевые методы стали эффективной альтернативой классическим эконометрическим моделям, особенно в задачах, связанных с нелинейностью и высокочастотными данными.
2. Среди исследованных архитектур для большинства макроэкономических задач (прогноз ВВП, инфляции) наиболее сбалансированными по точности и вычислительной сложности являются LSTM и GRU. Трансформеры демонстрируют высокий потенциал, но требуют дальнейшей адаптации к специфике экономических временных рядов.

3. Факторами успеха, помимо выбора архитектуры, являются качественная предобработка данных, настройка гиперпараметров и, в особенности, комбинирование прогнозов (ансамблирование и байесовский синтез).
4. Перспективным направлением развития является создание гибридных систем, интегрирующих нейросети с традиционными экономическими моделями и методами обработки неструктурированной (текстовой) информации.

Дальнейшие исследования должны быть направлены на повышение интерпретируемости нейросетевых моделей («прозрачные ящики») с целью их принятия в государственном управлении, а также на разработку методов, устойчивых к структурным сдвигам и кризисным явлениям.

Список литературы

1. Амрин Д., Муханов С., Аманжолова С., Амиргалиев Б. Сравнительный анализ моделей нейронных сетей для прогнозирования цен акций / Д. Амрин, С. Муханов, С. Аманжолова, Б. Амиргалиев. - Текст: электронный // Вестник Университета Шакарима. Серия технические науки. 2025;3(19):64-72. URL: <https://tech.vestnik.shakarim.kz/jour/article/view/1852> (дата обращения: 13.03.2026)
2. Евразийский фонд стабилизации и развития. Наукастинг ВВП: от традиционных эконометрических моделей к методам машинного обучения: Рабочий документ. - Текст: электронный // URL: <https://efsd.org/research/working-papers/rabochiy-dokument-naukasting-vvp-ot-traditsionnykh-ekonometricheskikh-modeley-k-metodam-mashinnogo-o/> (дата обращения: 13.03.2026)
3. Кумсков М., Арсланова А., Махова А. Исследование функций активации и гиперпараметров в архитектуре сетей долгой краткосрочной памяти для прогнозирования финансовых временных рядов / М. Кумсков, А. Арсланова, А. Махова. - Текст: электронный // Pattern Recognition and Image Analysis. 2025. Т. 35, № 4. С. 754-767. - URL: <https://istina.ipmnet.ru/publications/article/713979141/> (дата обращения: 14.03.2026)
4. Акаев А. А., Садовнический В. А. Математические и нейросетевые модели управления и оптимизации экономического развития / А. А. Акаев, В. А. Садовнический. - Текст: электронный // Доклады РАН. Математика, информатика, процессы управления. 2025. Т. 525. С. 5-11. - URL: https://www.mathnet.ru/php/archive.phtml?wshow=paper&jrnid=danma&paperid=706&option_lang=rus (дата обращения: 14.03.2026)

5. Пономарёв Д. С. Нейросетевые методы прогнозирования в производственном секторе: MLP или RNN? / Д. С. Пономарёв. - Текст: электронный // Информатика. Экономика. Управление. 2025. Т. 4, № 2. - URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/neyrosetevye-metody-prognozirovaniya-v-proizvodstvennom-sektore-mlp-ili-rnn> (дата обращения: 13.03.2026)
6. Джункеев У. MOSES: макроэкономическое прогнозирование на основе синтеза моделей и текстовой информации / У. Джункеев. - Текст: электронный // Деньги и кредит. 2026. Т. 84, № 4. С. 63-84. - URL: <https://rjmf.econs.online/2025/4/moses-macroeconomic-forecasting-with-models-and-sentiment-synthesis/> (дата обращения: 14.03.2026)
7. Пашшоев Б., Петрусевич Д. А. Анализ нейросетевых моделей для прогнозирования временных рядов / Б. Пашшоев, Д. А. Петрусевич. - Текст: непосредственный // Russian Technological Journal. 2024.