

Научно-исследовательский журнал «Modern Economy Success»
<https://mes-journal.ru>

2025, № 3 / 2025, Iss. 3 <https://mes-journal.ru/archives/category/publications>

Научная статья / Original article

Шифр научной специальности: 5.2.4. Финансы (экономические науки)

УДК 338.53; 330.42



¹ Самонин В.Н.,
¹ Российский новый университет

Методы использования искусственного интеллекта для прогнозирования инфляции и повышения гибкости денежно-кредитной политики

Аннотация: стабильность финансовой системы в значительной степени зависит от способности точно прогнозировать инфляционные тенденции, что в периоды глобальной неопределенности и экономических колебаний становится особенно актуальным. Инновационные методики, основанные на искусственном интеллекте (ИИ), вносят переворотные нововведения, на порядок повышая эффективность анализа и прогнозирования экономических явлений, и тем самым превосходят обыденные эконометрические методы. В целях обеспечения своевременной и адаптивной денежно-кредитной политики, Центробанки все чаще прибегают к инструментам ИИ. Это позволяет оперативно корректировать экономические стратегии в ответ на макроэкономические изменения, минимизируя тем самым возможные риски, связанные с волатильностью рынка. Целью исследования стало изучение методов искусственного интеллекта для повышения точности прогнозирования инфляции и повышения гибкости денежно-кредитной политики, а также анализ их применения в макроэкономическом контексте. В рамках исследования были поставлены следующие задачи: анализ существующих методов ИИ и их потенциала в прогнозировании инфляции; оценка точности прогнозов по сравнению с традиционными эконометрическими моделями; разработка классификации методов ИИ по их применимости для краткосрочных и долгосрочных прогнозов; выявление преимуществ и ограничений каждого метода в контексте гибкости денежно-кредитной политики. Автором статьи была рассмотрена научная литература, изучены различные модели ИИ, вроде нейронных сетей, алгоритма «случайный лес», методов текстового анализа и развитых гибридных систем, а также проведено сравнение с классическими эконометрическими моделями. Интеграция ИИ открывает перед денежно-кредитной политикой широкие перспективы. Она обеспечивает возможность модифицировать экономические инструменты в соответствии с актуальными трендами, улучшая прогнозистические возможности. В ходе исследования было выявлено, что гибридные модели ИИ, совмещающие анализ макроэкономических трендов и поведенческих факторов, а также использование big data, могут внести существенный вклад в интерпретацию инфляционных динамик.

Ключевые слова: искусственный интеллект, прогнозирование инфляции, денежно-кредитная политика, нейронные сети, машинное обучение, эконометрические модели, финансовая стабильность, гибридные модели, адаптация политики, макроэкономический анализ

Для цитирования: Самонин В.Н. Методы использования искусственного интеллекта для прогнозирования инфляции и повышения гибкости денежно-кредитной политики // Modern Economy Success. 2025. № 3. С. 343 – 352.

Поступила в редакцию: 22 января 2025 г.; Одобрена после рецензирования: 19 марта 2025 г.; Принята к публикации: 21 апреля 2025 г.

¹Samonin V.N.,
¹Russian New University

Methods of using artificial intelligence to forecast inflation and increase monetary policy flexibility

Abstract: the stability of the financial system depends heavily on the ability to accurately forecast inflationary trends, which becomes particularly relevant in times of global uncertainty and economic fluctuations. Innovative techniques based on artificial intelligence (AI) are making revolutionary innovations, improving the efficiency of analyzing and forecasting economic phenomena by orders of magnitude, and thus outperforming conventional econometric methods. In order to ensure timely and adaptive monetary policy, central banks are increasingly resorting to AI tools. This makes it possible to promptly adjust economic strategies in response to macroeconomic changes, thus minimizing possible risks associated with market volatility. The aim of the research was to study the methods of artificial intelligence to improve the accuracy of inflation forecasting and increase the flexibility of monetary policy, as well as to analyze their application in the macroeconomic context. The research objectives were to analyze existing AI methods and their potential in inflation forecasting; to assess the accuracy of forecasts compared to traditional econometric models; to develop a classification of AI methods according to their applicability for short-term and long-term forecasts; to identify the advantages and limitations of each method in the context of monetary policy flexibility. The author of the paper reviewed the scientific literature, studied various AI models like neural networks, random forest algorithm, textual analysis methods and advanced hybrid systems, and compared them with classical econometric models. The integration of AI opens up a wide range of prospects for monetary policy. It provides an opportunity to modify economic instruments in accordance with current trends, improving predictive capabilities. The study revealed that hybrid AI models combining the analysis of macroeconomic trends and behavioral factors, as well as the use of big data, can make a significant contribution to the interpretation of inflation dynamics.

Keywords: artificial intelligence, inflation forecasting, monetary policy, neural networks, machine learning, econometric models, financial stability, hybrid models, policy adaptation, macroeconomic analysis

For citation: Samonin V.N. Methods of using artificial intelligence to forecast inflation and increase monetary policy flexibility. Modern Economy Success. 2025. 3. P. 343 – 352.

The article was submitted: January 22, 2025; Approved after reviewing: March 19, 2025; Accepted for publication: April 21, 2025.

Введение

Инфляция играет центральную роль в оценке экономической стабильности, а ее прогнозирование крайне важно для правительства, предприятий и граждан. С развитием технологий, инструменты машинного обучения внедряются в аналитику экономических данных, демонстрируя значительные успехи. Эти методы недавно начали применяться для анализа макроэкономических изменений, в частности, для изучения динамики инфляции, открывая новые перспективы для точного прогнозирования благодаря огромной обработки данных и выявлению сложных закономерностей. При таргетировании инфляции, которое осуществляется Банком России, точный прогноз инфляции становится ключом к эффективной денежной политике.

Нейронные сети представляют собой мощный инструмент для исследования экономической информации и позволяют расшифровывать сложности нелинейных связей, которые часто возникают в экономических данных. Они эффективно распо-

знают и анализируют аномалии в распределении экономических ресурсов и предполагают направления изменений в экономических условиях. Главное достоинство таких моделей – их гибкость и способность адаптации к постоянно меняющимся условиям рынка.

В академическом сообществе господствует мнение, что улучшить прогнозную точность эталонных экономических моделей, таких как модель случайного блуждания (RW), модель ненаблюденных компонент с изменчивостью стохастического характера (UCSV), а также авторегрессионные модели первого порядка (AR), представляется сложной задачей (согласно исследованию Joseph и др., 2021). Тем не менее, недавние работы ряда авторов указывают на возможность превосходства машинного обучения над традиционными методами в плане точности прогнозов инфляции, демонстрируя более низкие ошибки в прогнозировании по сравнению с упомянутыми эталонными моделями. Такие выводы нашли подтверждение в исследованиях М. Медейрос и др. [1], Л. Паранос [2],

А. Алмосова и Н. Андресен [3], а также Г.С. Ара-
ужо и В.П. Гальяноне [4]. Подобную перспективу
машинного обучения также подкрепляют данные,
полученные российскими учеными, в частности,
работами Е. Шуляка [5], О. Семитуркина и А. Ше-
велева [6].

Материалы и методы исследований

В исследовании применены аналитические и
сравнительные методы, основанные на изучении
научных источников по применению ИИ в эконо-
мике. Осуществлен анализ ряда алгоритмов ИИ,
таких как нейронные сети, методы случайного ле-
са, генеративные модели, а также гибридные под-
ходы, сочетающие традиционные и инновацион-
ные модели.

Результаты и обсуждения

Интегрирование искусственного интеллекта в
прогнозирование экономических показателей при-
носит революционные изменения. Специализи-
рованные алгоритмы, включая сложные нейрон-
ные сети и разнообразные ансамблевые техники,
демонстрируют свою способность улучшать про-
гнозы инфляции в кратко- и долгосрочной пер-
спективе. В дополнение к традиционным моделям,
гибридные подходы, сочетающие новейшие до-
стижения машинного обучения и проверенные
эконометрические методы, открывают новые го-
ризонты для центральных банков, позволяя им
более точно анализировать и откликаться на непо-
стоянные макроэкономические тенденции. Для
усиления точности экономических прогнозов раз-
умно применять передовые ИИ-технологии, такие
как графовые сети и концепции метаобучения,
обеспечивая тем самым более надежные предска-
зания, особенно в условиях волатильности рын-
ков. Дополнительно следует внимание уделить
возможностям квантового машинного обучения,
которое обладает потенциалом для значительного
ускорения обработки обширных экономических
данных. В будущем целесообразно развивать ме-
тоды, такие как обратное пропорциональное моде-
лирование, в целях выявления скрытых драйверов
инфляции. Глубокий анализ этих методов может в
значительной мере способствовать пониманию и
управлению инфляционными процессами, пред-
ставляя центральным банкам еще больше инстру-
ментов для реализации эффективной денежно-
кредитной политики в ответ на глобальные эконо-
мические вызовы.

Искусственный интеллект внес революционные
изменения в денежно-кредитную политику, повы-
шив точность и надежность статистической ин-
формации, необходимой для макроэкономическо-
го прогнозирования, анализа состояния финансо-
вых рынков и оценки экономических рисков. Ис-

следование, проведенное Х. Бо, Х. Ниу и Дж.
Ванг, выдвигает на первый план алгоритмы искус-
ственного интеллекта, такие как искусственные
нейронные сети и метод опорных векторов, с це-
лью создания прогностических моделей. Они раз-
работали инновационную систему, которая благо-
даря тщательной предобработке данных и
настройке параметров, существенно повышает
точность прогнозов. Подход, предложенный ис-
следователями, находит применение в экономиче-
ской и энергетической сферах, демонстрируя уси-
ление роли ИИ в прогнозике [7]. Вклад З. Чен
затрагивает адаптивные способности макроэконо-
мических моделей на базе ИИ, которые отличают-
ся способностью к обновлению при изменении
экономической ситуации. Автор указывает на по-
тенциал этих моделей к выявлению и анализу
сложных экономических паттернов, которые мо-
гут оказаться недоступными для классических
аналитических методов [8]. Исследователи В. Удо,
А.С. Торомаде и Н.Р. Чикези подчеркивают ради-
кальный потенциал использования ИИ в экономи-
ческом прогнозировании. Применение объемных
данных и машинного обучения открывает путь к
распознаванию комплексных взаимосвязей, что
может значительно усилить процесс принятия ре-
шений в различных областях [9]. Коллектив авторов
в лице А.А. АСМ, Л. Джудиджанто, Д. Той, П.
Путра, М. Хермансиах, М. Кумаласанти и А. Агит
обсуждают преимущества интегрирования ИИ в
анализ макроэкономических предикторов, выделяя
повышение точности и оперативности в работы с
реальными данными как ключевую выгоду от
применения передовых алгоритмов машинного
обучения [10]. Р. Дамасевичус рассматривает роль
ИИ и машинного обучения в экономическом ана-
лизе, подчеркивая происходящую эволюцию «ум-
ной экономики», где данные и аналитика на базе
ИИ способствуют разработке инновационных ре-
шений экономических вопросов [11]. В статье Ф.
Кумено анализируются достижения в сфере ма-
шинного и глубокого обучения, при этом также
описываются вызовы, с которыми сталкивается
программная инженерия в контексте внедрения
этих технологий для улучшения точности эконо-
мических прогнозов [12]. И, наконец, Ф.Р. Ишен-
гома с соавторами освещают значимость ИИ в
государственном секторе, уделяя внимание воз-
можностям, которые он открывает для совершен-
ствования процессов принятия решений, включая
экономическое прогнозирование. Понимание и
применение передовых технологий является клю-
чевым для формирования эффективной политики
и улучшения управленческих решений в государ-
ственных структурах [13].

Дж. Джунг и коллеги в своем исследовании использовали три подхода к машинному обучению, чтобы повысить точность прогнозов экономического роста в виде реального ВВП в разнообразном спектре государств, который включает экономики США, Великобритании, Германии, Мексики, Филиппин, Вьетнама и Испании. В ходе анализа были взяты во внимание 29 макроэкономических переменных, собранных за период с 1970-х по 2016 год на квартальной и годовой основе. В результате этого обширного исследования авторы пришли к выводу об ощутимом преимуществе методов машинного обучения перед традиционными прогностическими инструментами, которые регулярно используются экспертами Международного валютного фонда для анализа будущего развития экономик [14]. И. Байбуз представил научную работу, в которой оценивается применимость и эффективность алгоритмов машинного обучения для анализа инфляционных процессов в РФ. Автор уделил особое внимание сравнению этих современных методов с устоявшимися эконометрическими моделями. Анализ базировался на данных индекса потребительских цен и 92 макроэкономических индикаторах, собираемых ежемесячно в период с февраля 2002 по июнь 2016, включающих 173 точки данных. Аналитическая работа И. Байбуза выявила фундаментальные аспекты российской экономики через линзу деловой активности, производственных показателей, денежного рынка, занятости, платежного баланса и цен на ключевые экспортные товары. В ходе исследования выяснилось, что модели на основе алгоритмов «случайного леса» и «градиентного бустинга» обеспечили прогнозную силу, сопоставимую с авторегрессионной моделью AR(1) при оценке месячной инфляции. Но главным прорывом стало то, что в среднесрочной перспективе (свыше двух месяцев) прогнозы демонстрировали заметно более высокую точность. В заключении автор утверждает, что существует огромный потенциал интеграции методов машинного обучения в экономическую аналитику России и подчеркивает важность ансамблевого подхода с использованием первичных, нетрансформированных данных – подход, который превзошел в точности аналогичные прогностические модели, основанные на предварительно трансформированных данных [15].

В исследовании К. Яковлевой используются данные, собранные с веб-сайтов, занимающихся освещением экономических новостей на местном и международном уровнях. Результаты, полученные в ходе исследования, показали, что новостной поток является значимым источником информации, который может быть использован для улуч-

шения точности прогнозирования экономической активности в России. Качество разработанной модели подтверждает потенциал использования новостного контента в экономическом анализе и прогнозировании [16]. Научный труд Е. Павлова посвящён анализу и применению нейронных сетей для предсказания уровня инфляции в России. В исследовании автор использовал массив данных, включающий десять ключевых макроэкономических показателей, за период с февраля 2002 года по август 2018 года, насчитывающий 200 точек наблюдения. Среди рассмотренных переменных – индекс потребительских цен, объем ВВП в физическом выражении, показатель производительности труда, денежный агрегат M2, объемы предоставленных кредитов в реальных ценах, уровень безработицы, объемы экспорта, цена на нефть в долларовом эквиваленте, реальные располагаемые доходы и процентная ставка на денежном рынке. Исследование показало, что нейронные сети в сравнении с однофакторными и простыми линейными моделями демонстрируют обнадеживающие результаты при прогнозировании инфляции на временном горизонте свыше месяца. Таким образом, данные методы машинного обучения, включая и метод опорных векторов, проявили сильные прогностические способности и могут рассматриваться как эффективные инструменты для краткосрочного и среднесрочного прогнозирования экономических показателей [17]. О. Баркан и коллеги в сотрудничестве с Банком Израиля представили работу, посвященную оценке эффективности прогнозирования инфляционных тенденций в США с использованием методов искусственного интеллекта, а именно нейронных сетей. Исследование сфокусировано на сравнении этих прогностических инструментов с традиционными эконометрическими моделями, такими как авторегрессивная модель AR(p) и модель векторной авторегрессии VAR(p). Выявленное преимущество нейронных сетей в процессе предсказания оказалось наиболее заметно при анализе более детализированных компонентов индекса потребительских цен, относящихся к нижним уровням его иерархии [18]. Научная статья, авторства О. Озгур и его команды, была посвящена анализу методов предсказания изменений в инфляции в Турции. Опираясь на алгоритмы, используемые в машинном обучении и улучшенные средствами регуляризации, исследователи осуществили детальное сопоставление их результативности с традиционными аналитическими моделями эконометрики, в частности ARIMA и VAR. Ключевым выводом стало открытие: прогнозы, основанные на методах машинного обучения, значительно превосходят классические

подходы, особенно при рассмотрении среднесрочной экономической перспективы, что подчеркивает их весомый вклад в области экономических исследований [19]. В публикации М. Мамедли и Д. Шибитова, проведено исследование точности прогнозных моделей при различных данных и методах. Их анализ включал применение эластичных сетей, алгоритмов ансамблевого обучения и искусственных нейронных сетей, и эти подходы ставились в сравнение с классическим авторегрессионным методом AR(p). Основной акцент был сделан на том, что результаты прогнозирования могут быть искажены, если не учитывать определенные факторы. Одной из ключевых выводов работы стало подчеркивание, что при тестировании моделей в условиях, максимально приближенных к реальному – так называемом псевдореальном времени – возможно значительное недооценивание ошибок прогнозирования. Исследователи обращают внимание на необходимость учета этих аспектов для улучшения точности прогнозов, применяемых в реальных экономических условиях [20]. Исследование, проведенное М. Фария и Ф. Лейбовичи обнародовало значимые результаты в области экономического прогнозирования. Эксперты сравнили эффективность нейронных сетей против традиционных методов и оценок экономистов, которые долгое время являлись стандартами в США. Оказалось, что искусственный интеллект, в частности нейронные сети, предсказывает инфляционные тенденции с большей точностью. Авторы подчеркивают стратегическую важность прогнозирования инфляции. При этом прогнозирование инфляции представляет собой сложную проблему, так как оно зависит от многих переменных, включая ожидания самой инфляции со стороны участников экономики. Но, согласно исследованию, нейронная сеть PaLM показала высокую степень надежности в выполнении этой задачи: прогнозы, разработанные данной сетью, демонстрировали меньшую среднеквадратичную ошибку по сравнению с прогнозами из опроса профессиональных прогнозистов (Survey of Professional Forecasters – SPF), выявляя тем самым важность и потенциал применения ИИ в экономических прогнозах. И.А. Астраханцев, А.С. Герасимов и Р.Г. Астраханцев исследовали применение машинного обучения для создания годовой прогностической модели, направленной на оценку инфляции в Ивановской области. Основой для обучения модели послужил массив ежемесячных данных, охватывающих период более десяти лет, с применением метода обучения под наблюдением. Согласно выводам авторов, «случайный лес» выделяется способностью к обработке большого количества ва-

риабельных данных и созданию иерархии важности влияния каждого из факторов, что является преимуществом данной модели и важно для интерпретации результатов. В рамках моделирования «случайным лесом» был проанализирован ряд экономических показателей, таких как среднемесячные процентные ставки по кредитам Московских банков, стоимость нефти марки «Юралс», сезонно-корректированные данные о широкой денежной массе, индекс Московской Биржи и разница между доходностями долгосрочных и среднесрочных государственных облигаций. Прогнозы, полученные с использованием разработанной модели, оказались различными по сравнению с официальными прогнозами Банка России на будущий год. В статье исследуются возможные причины разницы в результатах, в том числе обсуждаются факторы, могущие привести к повышению показателей индекса потребительских цен [21].

Исследование Т. Букиной и Д. Кашина демонстрирует, что при составлении прогнозов на длинные периоды машинное обучение может быть более точным инструментом по сравнению с традиционными подходами. Несмотря на это, старые добрые эконометрические модели сохраняют свое значение, особенно когда дело касается краткосрочных экономических прогнозов. Эксперты подчеркивают, что использование гибридного подхода, сочетающего как машинное обучение, так и эконометрическое моделирование, может существенно повысить точность предсказаний в сфере региональной инфляции, что крайне важно в среде, характеризующейся высоким уровнем неопределенности и динамическими изменениями экономических условий.

Исследование У. Джункеева, в свою очередь, включает усовершенствованные техники машинного обучения, в числе которых: методы градиентного бустинга с адаптацией и упорядочением, а также сверточные и рекуррентные нейронные сети, дополненные моделью долговременной краткосрочной памяти. Анализируя колебания прошлых показателей инфляции, исследование демонстрирует, что нейронные сети в различных конфигурациях, включая сверточные и рекуррентные сети, а также сети с долговременной краткосрочной памятью, превосходят базовую авторегрессионную модель в точности прогнозов для временных отрезков от одного до двенадцати месяцев. Тем не менее, среди моделей, основанных на подходах ансамбля, лишь градиентный бустинг, реализованный с использованием библиотеки Sklearn, выделяется превосходством над стандартной моделью авторегрессии. При дальнейшей интерпретации результатов с помощью вектора Ше-

пли выявляется, что ключевыми факторами для анализа инфляции в России являются предыдущие значения инфляционных показателей, цены на нефть и природный газ, уровень инфляции в еврозоне и США, объемы нефтегазовых доходов федерального бюджета, а также показатели оборота розничной торговли продовольственными и непродовольственными товарами [22].

Проведенный анализ академической литературы позволил создать общую картину применения ИИ в прогнозировании инфляции, выделить их основные особенности и влияние на денежно-кредитную политику – табл. 1.

Инструменты ИИ для прогнозирования инфляции: типология и практическое применение.

Таблица 1

Table 1

AI tools for inflation forecasting: typology and practical applications.

Методы ИИ	Описание методов	Применение в денежно-кредитной политике	Типы прогнозов
Нейросетевые методы			
Нейронные сети	Используются для анализа сложных и нелинейных взаимосвязей в экономических данных. Помогают выявлять и анализировать аномалии, а также направления изменений в экономических условиях, обеспечивая гибкость и адаптивность к рыночным условиям.	Анализ сложных экономических взаимосвязей для гибкого реагирования на изменения в экономике.	Долгосрочные
Глубокие нейронные сети (DNN)	Используются для анализа больших объемов данных и извлечения сложных закономерностей в макроэкономических показателях.	Анализ сложных данных для более точного прогноза инфляции на длительные периоды.	Долгосрочные
Рекуррентные нейронные сети (RNN) и LSTM	Модели временных рядов, такие как LSTM, помогают учитывать последовательные временные значения и более точно предсказывать инфляционные процессы.	Использование временных данных для краткосрочных прогнозов инфляции, улучшая мониторинг инфляционных процессов.	Краткосрочные
Сверточные нейронные сети (CNN)	Анализируют структурные особенности в больших массивах данных, что может быть полезным при детализированном анализе экономических данных.	Поддержка детализированного анализа, особенно в случае прогнозирования отдельных компонентов инфляции.	Долгосрочные и краткосрочные
Методы машинного обучения			
Метод случайного леса и градиентного бустинга	Методы машинного обучения, протестированные для прогнозирования инфляции, показали высокую точность, особенно на среднесрочных периодах. Случайный лес работает с большим количеством переменных и создаёт иерархию важности факторов, влияющих на инфляцию.	Повышение точности среднесрочных прогнозов, что помогает корректировать денежно-кредитную политику.	Среднесрочные
Метод опорных векторов и аддитивные алгоритмы	Алгоритмы ИИ, такие как метод опорных векторов, создают прогнозистические модели, которые адаптируются к изменениям экономических условий, что повышает точность прогнозов.	Адаптация к экономическим условиям, повышение актуальности прогнозов.	Краткосрочные
Ансамблевые методы	Комбинируют несколько моделей для повышения точности прогнозов, обеспечивая более комплексный и надёжный анализ данных.	Повышение точности и надёжности прогнозов через комбинирование нескольких методов.	Долгосрочные и краткосрочные
Эластичные сети (Elastic Net)	Комбинация Lasso и Ridge регрессий, эффективен при наличии множества коррелирующих переменных в прогнозах инфляции.	Учёт множества факторов при прогнозировании инфляции, повышение точности.	Среднесрочные и долгосрочные

Продолжение таблицы 1
Continuation of Table 1

Эволюционные алгоритмы	Оптимизируют параметры моделей для экономических условий, особенно полезны в настройке сложных прогнозных моделей.	Адаптируют модели под специфические экономические условия для лучшей прогностической способности.	Краткосрочные
Методы обработки данных и анализа временных рядов			
Методы группировки и кластеризации	Используются для выявления паттернов и трендов в инфляции и экономической активности на основе группировки данных по сходным признакам.	Выявление ключевых паттернов, что позволяет более детально сегментировать экономические данные.	Долгосрочные
Метод главных компонент (PCA)	Уменьшает размерность данных, сохраняя значимые компоненты, что помогает снизить сложность анализа макроэкономических показателей.	Уменьшение объёма данных для анализа, улучшение прогностических моделей.	Долгосрочные и краткосрочные
Баесовские сети	Позволяют моделировать вероятностные зависимости между экономическими показателями, учитывая неопределенность данных.	Учитывают неопределённости, влияющие на инфляцию, поддерживая более обоснованное прогнозирование.	Долгосрочные
Текстовые и семантические методы			
Модели на базе текстового анализа	Применение анализа новостных данных для прогнозирования инфляции с учётом частоты упоминаний тем и эмоциональной окраски текста.	Использование новостных данных для предсказания изменений в экономической активности и мониторинга рисков.	Краткосрочные
Обработка естественного языка (NLP)	Анализ настроений и тематик в новостях и социальных сетях позволяет оценивать общественные настроения и их влияние на инфляцию.	Оценка общественных настроений, влияющих на инфляцию, для регулирования экономической политики.	Краткосрочные
Гибридные подходы			
Использование комбинированных моделей, объединяющих машинное обучение с классическими эконометрическими методами (например, ARIMA и VAR) для повышения точности краткосрочных и долгосрочных прогнозов инфляции.		Объединение краткосрочных и долгосрочных моделей для учёта различных экономических эффектов.	Долгосрочные и краткосрочные

Выводы

В современном мире анализ экономических процессов переходит на новый уровень благодаря прогрессу в технологической сфере. Искусственный интеллект становится революционным инструментом, который открывает перед экспертами возможности по-новому интерпретировать информационные массивы, улучшая прогнозирование ключевых переменных, таких как инфляция. Новейшие модели, разработанные изначально для анализа естественного языка, теперь эффективно используются в предсказании динамики временных рядов и помогают раскрыть макроэкономические тренды, детально исследуя мировые экономические колебания. Применение генеративных состязательных сетей в экономическом анализе значительно повышает точность предсказательных моделей. Это стало возможно за счет создания дополнительных обучающих данных, что расширяет

представление ИИ о различных экономических сценариях. К тому же алгоритмы, основанные на структуре графов, вносят неоценимый вклад в исследование межотраслевых связей и взаимодействия рынков. Например, благодаря им можно отследить, как глобальные изменения в ценах на товары влияют на инфляционные показатели в отдельных странах. Адаптация методов усиленного обучения существенно усиливает возможности регулирования экономических процессов. Центральные банки получают инструменты, позволяющие в режиме реального времени адаптироваться к экономическим изменениям. Применение метаобучения в усовершенствованных моделях ИИ способствует их гибкости и способности адаптироваться к ситуациям с ограниченным доступом к данным. Перспективы квантового машинного обучения предрекают революцию в обработке большого объема данных, что сулит ускорение и

улучшение процесса экономического прогнозирования. Сочетание квантовых технологий с передовыми алгоритмами способно учитывать широкий круг факторов, влияющих на экономические показатели, такие как инфляция. Технологии блокчейна и смарт-контрактов реализуют потенциал по созданию защищенных и оперативных систем

сбора данных, увеличивая тем самым прецизионность экономических анализов и стратегий. Интеграция данных решений имеет ключевое значение, позволяя не только соответствовать текущим условиям, но и опережать потенциальные экономические изменения.

Список источников

1. Medeiros M., Vasconcelos G., Veiga A., Zilberman E. Forecasting Inflation in a DataRich Environment: The Benefits of Machine Learning Methods // Journal of Business and Economic Statistics. 2019. № 39 (1). P. 98 – 119. <https://doi.org/10.1080/07350015.2019.1637745>
2. Paranhos L. Predicting Inflation with Neural Networks // arXiv Preprint. 2021. arXiv:2104.03757. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2104.03757>
3. Almosova A., Andresen N. Nonlinear Inflation Forecasting with Recurrent Neural Networks // Journal of Forecasting. 2023. № 42 (1). P. 240 – 259. <https://doi.org/10.1002/for.2901>
4. Araujo G.S., Gaglione W.P. Machine Learning Methods for Inflation Forecasting in Brazil: New Contenders Versus Classical Models // Latin American Journal of Central Banking. 2023. № 4 (2). P. 100087. <https://doi.org/10.1016/j.latcb.2023.100087>
5. Шуляк Е. Макроэкономическое прогнозирование с использованием данных из социальных сетей // Деньги и кредит. 2020. № 81 (4). С. 86 – 112. URL: <https://rjmf.econs.online/upload/iblock/d66/Makroekonomiceskoye-prognozirovaniye-s-ispolzzovaniyem-dannykh-sotsialnykh-setey.pdf>
6. Семитуркин О., Шевелев А. Корректное сравнение прогностических характеристик моделей машинного обучения: Пример прогнозирования темпов инфляции в Сибири // Деньги и кредит. 2023. № 82 (1). С. 87 – 103. URL: <https://rjmf.econs.online/upload/iblock/16d/Korrektnoye-sravneniye-prediktivnykh-svoystv-modeley-mashinnogo-obucheniya-na-primere-prognozirovaniya-inflyatsii-v-Sibiri.pdf>
7. Bo H., Niu X., Wang J. Wind Speed Forecasting System Based on the Variational Mode Decomposition Strategy and Immune Selection Multi-Objective Dragonfly Optimization Algorithm // IEEE Access. 2019. № 7. P. 178063 – 178081. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2957062>
8. Chen Z. Advancing macroeconomic models through artificial intelligence integration // Applied and Computational Engineering. 2024. № 77. Pp. 43 – 48. <https://doi.org/10.54254/2755-2721/77/20240649>
9. Udo W., Toromade A.S., Chieze N.R. AI-powered economic forecasting: challenges and opportunities in a data-driven world // Computer Science & IT Research Journal. 2022. № 3 (3). P. 74 – 91. <https://doi.org/10.51594/csitrj.v3i3.1452>
10. ASM A.A., Judijanto L., Tooy D., Putra P., Hermansyah M., Kumalasanti M., Agit A. Integration of Artificial Intelligence and Macro-Economic Analysis: A Novel Approach with Distributed Information Systems // EAI Endorsed Scal Inf Syst [Internet]. 2023. № 11 (2). <https://doi.org/10.4108/eetsis.4452>
11. Damasevicius R. Progress, Evolving Paradigms and Recent Trends in Economic Analysis // Financial Economics Letters. 2023. № 2 (2). P. 14. <https://doi.org/10.58567/fel02020004>
12. Kumeno F. Software Engineering Challenges for Machine Learning Applications: A Literature Review // Intelligent Decision Technologies. 2019. № 13 (4). P. 463 – 476. <https://doi.org/10.3233/IDT-190160>
13. Ishengoma F.R., Shao D., Alexopoulos C., Saxena S., Nikiforova A. Integration of artificial intelligence of things (AIoT) in the public sector: drivers, barriers and future research agenda // Digital Policy, Regulation and Governance. 2022. № 24 (5). P. 449 – 462. <https://doi.org/10.1108/DPRG-06-2022-0067>
14. Jung J., Patnam M., Ter-Martirosyan A. An Algorithmic Crystal Ball: Forecast-based on Machine Learning // IMF Working Paper. 2018. № 18/230. 34 p. URL: <https://www.imf.org/en/Publications/WP/Issues/2018/11/01/An-Algorithmic-Crystal-Ball-Forecasts-based-on-Machine-Learning-46288>
15. Байбуза И. Прогнозирование инфляции с помощью методов машинного обучения // Деньги и кредит. 2018. № 77 (4). С. 42 – 59. <https://doi.org/10.31477/rjmf.201804.42>
16. Яковлева К. Оценка экономической активности на основе текстового анализа // Деньги и кредит. 2018. № 77 (4). С. 26 – 41. <https://doi.org/10.31477/rjmf.201804.26>
17. Павлов Е. Прогнозирование инфляции в России с помощью нейронных сетей // Деньги и кредит. 2020. № 79 (1). С. 57 – 73. <https://doi.org/10.31477/rjmf.202001.57>

18. Barkan O., Benchimol J., Caspi I., Hammer A., Koenigstein N. Forecasting CPI Inflation Components with Hierarchical Recurrent Neural Networks // International Journal of Forecasting. 2023. № 39 (3). P. 1145 – 1162. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2022.04.009>
19. Ozgur O., Akkoç U. Inflation Forecasting in an Emerging Economy: Selecting Variables with Machine Learning Algorithms // International Journal of Emerging Markets. 2021. <https://doi.org/10.1108/IJOEM-05-2020-0577>
20. Mamedli M., Shibitov D. Forecasting Russian CPI with Data Vintages and Machine Learning Techniques // The Bank of Russia Working Paper Series. 2021. № 70. URL: https://cbr.ru/eng/ec_research/forecasting-russian-cpi-with-data-vintages-and-machine-learning-techniques/
21. Астраханцева И.А., Герасимов А.С., Астраханцев Р.Г. Прогнозирование региональной инфляции с помощью алгоритмов машинного обучения // Известия ВУЗов ЭФиУП. 2022. № 4 (54). С. 6 – 13. <https://doi.org/10.6060/ivecofin.2022544.620>
22. Джункеев У. Прогнозирование инфляции в России на основе градиентного бустинга и нейронных сетей // Деньги и Кредит. 2024. № 83 (1). С. 53 – 76. URL: <https://rusbonds.ru/rb-docs/analytics/Prognozirovaniye-inflyatsii-v-Rossii-na-osnove-gradiyentnogo-bustinga-i-neyronnykh-setey.pdf>

References

1. Medeiros M., Vasconcelos G., Veiga A., Zilberman E. Forecasting Inflation in a DataRich Environment: The Benefits of Machine Learning Methods. Journal of Business and Economic Statistics. 2019. No. 39 (1). P. 98 – 119. <https://doi.org/10.1080/07350015.2019.1637745>
2. Paranhos L. Predicting Inflation with Neural Networks. arXiv Preprint. 2021. arXiv:2104.03757. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2104.03757>
3. Almosova A., Andresen N. Nonlinear Inflation Forecasting with Recurrent Neural Networks. Journal of Forecasting. 2023. No. 42 (1). P. 240 – 259. <https://doi.org/10.1002/for.2901>
4. Araujo G.S., Gaglianone W.P. Machine Learning Methods for Inflation Forecasting in Brazil: New Contenders Versus Classical Models. Latin American Journal of Central Banking. 2023. No. 4 (2). P. 100087. <https://doi.org/10.1016/j.latcb.2023.100087>
5. Shulyak E. Macroeconomic forecasting using data from social networks. Money and credit. 2020. No. 81 (4). P. 86 – 112. URL: <https://rjmf.econs.online/upload/iblock/d66/Makroekonomicheskoye-prognozirovaniye-s-ispolzovaniyem-dannykh-sotsialnykh-setey.pdf>
6. Semiturkin O., Shevelev A. Correct comparison of prognostic characteristics of machine learning models: An example of forecasting inflation rates in Siberia. Money and credit. 2023. No. 82 (1). P. 87 – 103. URL: <https://rjmf.econs.online/upload/iblock/16d/Korrektnoye-sravneniye-prediktivnykh-svoystv-modeley-mashinnogo-obucheniya-na-primere-prognozirovaniya-inflyatsii-v-Sibiri.pdf>
7. Bo H., Niu X., Wang J. Wind Speed Forecasting System Based on the Variational Mode Decomposition Strategy and Immune Selection Multi-Objective Dragonfly Optimization Algorithm. IEEE Access. 2019. No. 7. P. 178063 – 178081. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2957062>
8. Chen Z. Advancing macroeconomic models through artificial intelligence integration. Applied and Computational Engineering. 2024. No. 77. P. 43 – 48. <https://doi.org/10.54254/2755-2721/77/20240649>
9. Udo W., Toromade A.S., Chieeze N.R. AI-powered economic forecasting: challenges and opportunities in a data-driven world. Computer Science & IT Research Journal. 2022. No. 3 (3). P. 74 – 91. <https://doi.org/10.51594/csitrj.v3i3.1452>
10. ASM A.A., Judijanto L., Tooy D., Putra P., Hermansyah M., Kumalasanti M., Agit A. Integration of Artificial Intelligence and Macro-Economic Analysis: A Novel Approach with Distributed Information Systems. EAI Endorsed Scal Inf Syst [Internet]. 2023. No. 11 (2). <https://doi.org/10.4108/eetsis.4452>
11. Damasevicius R. Progress, Evolving Paradigms and Recent Trends in Economic Analysis. Financial Economics Letters. 2023. No. 2 (2). P. 14. <https://doi.org/10.58567/fel02020004>
12. Kumeno F. Software Engineering Challenges for Machine Learning Applications: A Literature Review. Intelligent Decision Technologies. 2019. No. 13 (4). P. 463 – 476. <https://doi.org/10.3233/IDT-190160>
13. Ishengoma F.R., Shao D., Alexopoulos C., Saxena S., Nikiforova A. Integration of artificial intelligence of things (AIoT) in the public sector: drivers, barriers and future research agenda/ Digital Policy, Regulation and Governance. 2022. No. 24 (5). P. 449 – 462. <https://doi.org/10.1108/DPRG-06-2022-0067>

14. Jung J., Patnam M., Ter-Martirosyan A. An Algorithmic Crystal Ball: Forecast-based on Machine Learning/ IMF Working Paper. 2018. No. 18/230. 34 p. URL: <https://www.imf.org/en/Publications/WP/Issues/2018/11/01/An-Algorithmic-Crystal-Ball-Forecasts-based-on-Machine-Learning-46288>
15. Baybuza I. Inflation Forecasting Using Machine Learning Methods. Money and Credit. 2018. No. 77 (4). P. 42 – 59. <https://doi.org/10.31477/rjmf.201804.42>
16. Yakovleva K. Assessment of economic activity based on text analysis./ Money and credit. 2018. No. 77 (4). P. 26 – 41. <https://doi.org/10.31477/rjmf.201804.26>
17. Pavlov E. Forecasting inflation in Russia using neural networks. Money and credit. 2020. No. 79 (1). pp. 57 – 73. <https://doi.org/10.31477/rjmf.202001.57>
18. Barkan O., Benchimol J., Caspi I., Hammer A., Koenigstein N. Forecasting CPI Inflation Components with Hierarchical Recurrent Neural Networks. International Journal of Forecasting. 2023. No. 39 (3). P. 1145 – 1162. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2022.04.009>
19. Ozgur O., Akkoç U. Inflation Forecasting in an Emerging Economy: Selecting Variables with Machine Learning Algorithms. International Journal of Emerging Markets. 2021. <https://doi.org/10.1108/IJOEM-05-2020-0577>
20. Mamedli M., Shibitov D. Forecasting Russian CPI with Data Vintages and Machine Learning Techniques. The Bank of Russia Working Paper Series. 2021. No. 70. URL: https://cbr.ru/eng/ec_research/forecasting-russian-cpi-with-data-vintages-and-machine-learning-techniques/
21. Astrakhantseva I.A., Gerasimov A.S., Astrakhantsev R.G. Forecasting regional inflation using machine learning algorithms. Bulletin of Universities of Economics and Management. 2022. No. 4 (54). P. 6 – 13. <https://doi.org/10.6060/ivecofin.2022544.620>
22. Dzhunkeev U. Forecasting inflation in Russia based on gradient boosting and neural networks. Money and Credit. 2024. No. 83 (1). P. 53 – 76. URL: <https://rusbonds.ru/rb-docs/analytics/Prognozirovaniye-inflyatsii-v-Rossii-na-osnove-gradiyentnogo-bustinga-i-nevronnykh-setey.pdf>

Информация об авторе

Самонин В.Н., аспирант, ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0008-1949-1539>, SPIN: 5635-2768, Российский новый университет, samonin13@mail.ru

© Самонин В.Н., 2025