

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ КАК СРЕДСТВО ПОЗНАНИЯ И ПОМОЩИ ЧЕЛОВЕКУ И ОБЩЕСТВУ

Индекс УДК 004.8

Код ГРНТИ 06.73.15

DOI: 10.22204/2587-8956-2025-123-04-70-86



А.Р. БАХТИЗИН,
А.В. БРАГИН^{*}

Генеративный искусственный интеллект в задачах социально- экономического прогнозирования

В статье рассматривается опыт применения искусственного интеллекта (ИИ) и больших языковых моделей (LLM) для прогнозирования ключевых макроэкономических показателей: валового внутреннего продукта (ВВП), инфляции, уровня безработицы, процентных ставок и коэффициента Джини. Анализируются возможности этих новых подходов по сравнению с традиционными методами прогнозирования, такими как эконометрические модели, равновесные модели и агент-ориентированное моделирование для различных временных горизонтов. В работе обобщаются как академические исследования, так и опыт практических реализаций, включая эксперименты центральных банков по использованию фундаментальных моделей и LLM-подобных архитектур (таких как GPT) для макроэкономического прогнозирования. Особое внимание уделяется способности LLM анализировать текстовую информацию и генерировать прогнозы, сопоставимые по точности, а в некоторых случаях превосходящие оценки профессиональных экспертов. Обзор также охватывает новейшие фундаментальные модели временных рядов, такие как TimeGPT, TimesFM и Moirai, в которых используются трансформерные архитектуры, адаптированные под экономические данные. Основные выводы указывают на то, что ИИ и LLM обеспечивают значительное преимущество с точки зрения гибкости, адаптивности и способности работать с широким спектром источников информации, особенно в условиях высокой волатильности или информационного насыщения. Однако остаются проблемы, связанные с интерпретируемостью, стабильностью и долгосрочной согласованностью прогнозов. В статье делается вывод о том, что наилучшие перспективы для развития макроэкономического прогнозирования связаны с гибридными подходами, которые объединяют вычислительную мощность и адаптивность ИИ с теоретической строгостью и объяснимостью традиционных экономико-математических моделей.

* **Бахтизин Альберт Рауфович** — доктор экономических наук, член-корреспондент РАН, директор Центрального экономико-математического института (ЦЭМИ) РАН, заведующий кафедрой математических методов анализа экономики экономического факультета МГУ им. М.В. Ломоносова.

E-mail: albert.bakhtizin@gmail.com

Брагин Алексей Владимирович — соискатель ЦЭМИ РАН.

E-mail: research@alexbragin.com

Ключевые слова: экономическое прогнозирование, LLM, GPT, ИИ, большие языковые модели

Макроэкономическое прогнозирование традиционно опирается на статистические модели и теоретически обоснованные методы [8]. Обычно используются эконометрические подходы для предсказания динамики ВВП, инфляции, безработицы и других ключевых показателей. Эти инструменты остаются основой планирования экономической политики и корпоративного стратегического планирования.

Развитие искусственного интеллекта, особенно больших языковых моделей [2], существенно расширяет возможности экономического анализа. В отличие от традиционных методов, ИИ-системы могут обрабатывать разнородные источники информации – от числовых временных рядов до новостных сводок и аналитических отчётов. Они выявляют нелинейные взаимосвязи, которые сложно формализовать в рамках классических эконометрических моделей.

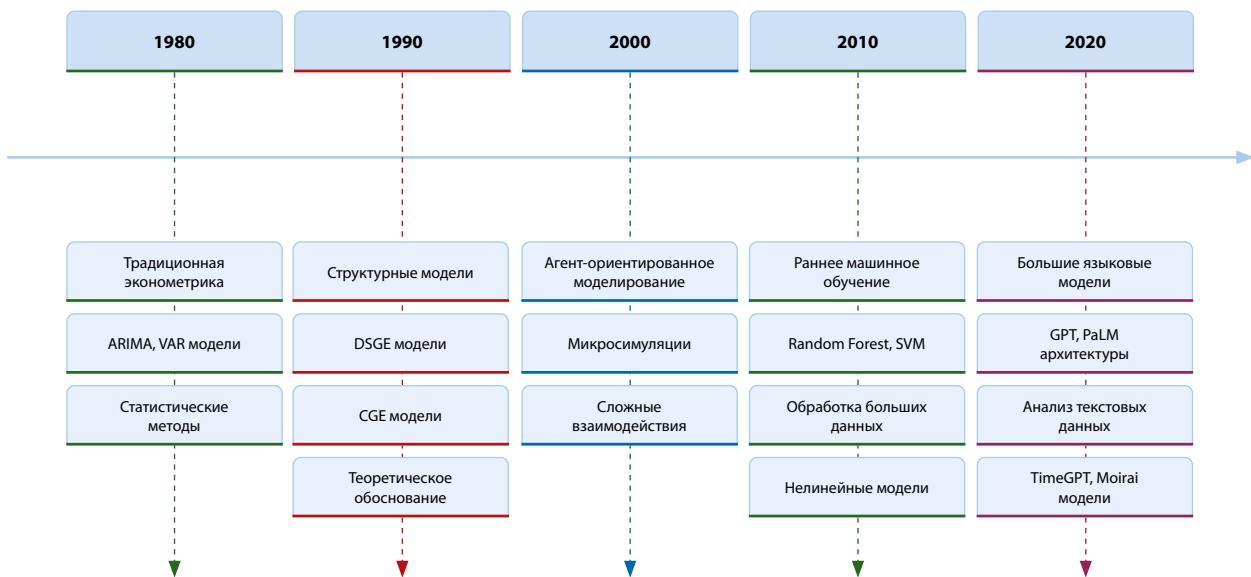
Настоящая работа посвящена обзору современного состояния применения ИИ и больших языковых моделей в области макроэкономического прогнозирования, а также их сравнению с традиционными подходами: агент-ориентированным моделированием, эконометрическими моделями и CGE-моделями. Рассматривается эффективность новых методов прогнозирования на кратко-, средне- и долгосрочном горизонтах, а также проводится анализ современных исследований, инструментов, требований к данным и методов оценки прогнозов.

Быстрое развитие данной области обуславливает необходимость ссылаться не только на статьи, опубликованные в авторитетных научных журналах, но и на препринты таких статей, и на материалы, опубликованные на личных страницах авторов.

Традиционные подходы к макроэкономическому прогнозированию

Традиционно используемые в макроэкономике методы прогнозирования включают следующие группы:

- Эконометрические модели временных рядов, такие как авторегрессионные интегрированные модели скользящего среднего (ARIMA), векторные авторегрессии (VAR), динамические факторные модели и байесовские VAR-модели, долгое время составляли основу прогнозирования трендов и взаимосвязей макроэкономических показателей. Данные модели строятся на исторических временных рядах и обычно демонстрируют хорошие результаты на краткосрочных прогнозных горизонтах. Простые авторегрессионные модели часто используются в качестве базовых ориентиров (benchmarks), превосходство над которыми должны демонстрировать более сложные подходы, как показано, например, в [10]. Преимущество эконометрических моделей состоит в простоте и хорошей интерпретируемости результатов, однако им свойственны сложности при описании нелинейных зависимостей или резких структурных сдвигов в экономике. В последнее время технологии ИИ также применяются в данном типе прогнозирования, как показано в [9].
- Модели общего равновесия (DSGE, CGE). Для определения траектории дальнейшего развития экономики большие структурные модели, включая такие модели, как динамические стохастические модели общего равновесия (DSGE), CGE и др., опираются на фундаментальные положения экономической теории: уравнения совокупного спроса и предложения, правила денежно-кредитной



Ил. 1. Эволюция методов экономического прогнозирования

Таблица 1
Сравнение традиционных подходов к экономическому прогнозированию

Подход	Примеры (инструменты и модели)	Горизонт планирования	Преимущества	Ограничения
Эконометрические модели	ARIMA; VAR/BVAR; факторные модели	Краткосрочное планирование (кварталы) и среднесрочное (1–2 года)	Основаны на данных, статистически надёжны; хорошо проверены на исторических данных; демонстрируют стабильные результаты [10]	Модели зачастую линейны и могут упускать сложные взаимосвязи; требуют больших объёмов данных; не предназначены для структурной интерпретации
Структурные модели	DSGE (например, модель ЕЦБ NAWM); большие макромодели (например, МВФ и модели центробанков)	Средне- и долгосрочное планирование (2–5 лет)	Согласованы с теорией и интерпретируемые; эффективны для сценарного анализа и оценки политики [11]	Жёсткая структура может неверно отражать реальность; требуют экспертной настройки; могут уступать в точности краткосрочных прогнозов при новых шоках
Агент-ориентированные модели	Сложные агент-ориентированные модели (например, EURACE и др.)	Краткосрочное и среднесрочное прогнозирование, а также долгосрочное планирование (влияние государственной политики через несколько лет или десятилетий)	Учитывают гетерогенность агентов и нелинейные взаимодействия; позволяют интегрировать детализированные данные и новые типы поведения [12]	Требуют значительных вычислительных ресурсов; сложны для оценки и верификации; всё ещё не часто используются в официальных прогнозах

политики. Эти модели эффективно используются для среднесрочного и долгосрочного сценарного анализа, а также для моделирования последствий экономической политики, гарантируя при этом согласованность с экономической ло-

гикой, в том числе соблюдение долгосрочных бюджетных ограничений и равновесных условий. Современные DSGE-модели значительно улучшили свою эмпирическую точность и способны конкурировать со стандартными

Таблица 2

Сопоставление традиционных подходов к прогнозированию и прогнозирования на основе больших языковых моделей¹

	Традиционное эконометрическое прогнозирование	Экономическое прогнозирование на основе больших языковых моделей
Источники данных	Структурированные данные (официальная статистика, опросы и т.д.), ограниченные по объёму	Большие неструктурированные данные (новости, статьи, финансовые отчёты, социальные сети и т.д.). Возможно обновление в режиме реального времени
Формализация	Как правило, линейные зависимости, предопределённые на основе теоретических гипотез. При этом сложные закономерности могут быть упущены	Большие языковые модели могут самостоятельно выявлять сложные нелинейные взаимосвязи и скрытые закономерности
Реалистичность	Модели редко обновляются и могут давать серьёзные погрешности для нестабильных периодов	Обучение может происходить в режиме реального времени, модели обновляются с использованием новых данных
Интерпретируемость	Прозрачность получаемых результатов — понятные уравнения, рассчитанные с помощью унифицированных методов	Чёрный ящик — сотни млрд необъяснимых параметров
Точность результатов	Хорошо работает в стабильных условиях	Может давать результаты высокой точности, что особенно важно в нестабильные периоды, но возможна галлюцинация; ангажированность
Исследовательский вклад	Определение формы модели, отбор переменных, формулировка гипотез	Минимизация вмешательства человека

временными моделями (например, VAR) в прогнозировании отдельных переменных. Также они особенно эффективны для анализа различных сценариев типа «что будет, если» [11]. Однако их точность снижается при неверной спецификации теоретических предпосылок, и в периоды нестандартных экономических условий (финансовые кризисы или пандемия, не предусмотренные исходной моделью) они могут демонстрировать более слабые результаты на коротких горизонтах.

- Агент-ориентированные модели (Agent-Based Models). Агент-ориентированное моделирование (АОМ) основывается на воспроизведении экономических процессов «снизу-вверх» путём симуляции поведения отдельных агентов (домохозяйств, фирм, банков) и их взаимодействий [7]. Такой подход способен отражать возникающие (эмурджентные) эффекты и нелинейные динамические процессы, которые часто оказываются

недоступными для классических структурных моделей. Изначально АОМ были крайне ресурсоёмкими и применялись преимущественно в исследовательских целях, а не для регулярного прогнозирования. Тем не менее последние исследования значительно приблизили АОМ к практическому использованию, а целый ряд работ за последнее десятилетие показывает превосходство результатов, полученных с помощью АОМ, над результатами базовых моделей, таких как VAR, DSGE и CGE в рамках тестирования вне выборочных данных [2–8]. Богатая внутренняя структура АОМ позволяет получать детализированные прогнозы по секторам, использовать модель для стресс-тестирования и анализа последствий изменений политики. Однако практическое применение таких моделей зачастую бывает затруднено необходимостью сбора большого количества данных для калибровки и сложностью их оценки, что до сих пор ограничива-

¹ Составлено на основе материалов портала MASEconomics: <https://maseconomics.com/artificial-intelligence-in-economic-forecasting-and-analysis/>.

ет широкое внедрение АОМ в практику центральных банков и других институтов экономического прогнозирования.

На ил. 1 показана эволюция появления новых методов экономического прогнозирования по десятилетиям начиная с 1980 г.

В таблице 1 приведены сравнительные характеристики различных подходов к экономическому прогнозированию, а в таблице 2 – технологические особенности эконометрики и больших языковых моделей.

Таким образом, каждый из традиционных подходов имеет собственную область применения: эконометрические модели хорошо подходят для краткосрочных прогнозов при относительно стабильных трендах; агент-ориентированные модели цепны для исследования сложных феноменов и выявления эмерджентных событий. Тем не менее данные методы нередко сталкиваются с компромиссами между гибкостью и интерпретируемостью. Именно это обстоятельство обусловило интерес исследователей к технологиям искусственного интеллекта, способным выявлять закономерности непосредственно из данных, не опираясь на жёстко заданные априорные ограничения.

Появление искусственного интеллекта и машинного обучения в экономическом прогнозировании

В последние десять лет методы искусственного интеллекта и машинного обучения (ML) всё шире применяются в макроэкономическом прогнозировании. На ранних этапах развития данного направления использовались такие подходы, как регрессионные деревья (Regression Trees), случайные леса (Random Forests), градиентный бустинг (Gradient Boost) и нейронные сети (Neural Networks), целью которых являлось повышение точности прогнозов по сравнению с традиционными методами. Такие модели способны эффективно обрабатывать данные высокой размерности, включая потенциальные предикторы, к примеру глобальные цены на сырьевые товары, финансовые показатели, тренды поисковых запросов

в Google и т.д., а также автоматически выявлять сложные нелинейные зависимости между ними.

Например, в одном из исследований для прогнозирования квартальных изменений показателей неравенства доходов (индексов Джини) в Великобритании был применён алгоритм L2-буста (L2-boosting), учитывающий широкий спектр макроэкономических и финансовых параметров [13]. Этот подход позволил эффективно отобрать значимые переменные и обеспечить более высокую точность вне выборочных прогнозов по сравнению с традиционными низкоразмерными моделями благодаря использованию более полного объёма доступной информации. Это подчёркивает важное преимущество методов машинного обучения: способность анализировать большое количество входных данных и выявлять сложные взаимодействия предикторов, которые обычно остаются незамеченными в стандартных моделях.

В целом модели машинного обучения, такие как ансамбли деревьев решений или нейронные сети прямого распространения, демонстрируют определённые улучшения точности краткосрочных прогнозов по ряду макроэкономических переменных и задач оперативного прогнозирования (также зачастую называемых прогнозированием «наукастинга», nowcasting). Особую ценность такие методы приобретают в условиях нелинейности зависимостей или при работе с неструктуризованными данными. Например, системы nowcasting, построенные на основе методов машинного обучения, могут интегрировать источники «больших данных» (новостные потоки, социальные сети, спутниковые снимки) вместе с официальной статистикой, обеспечивая оперативные оценки текущей экономической активности [15]. Подобные подходы активно тестируются и применяются центральными банками и исследовательскими организациями (например, Банком Англии, Международным Валютным Фондом) как дополнение к стандартным инструментам прогнозирования.

Однако эффективность применения методов ИИ сильно зависит от качества и объёма используемых данных. Макроэкономические временные ряды зачастую ограничены относительно небольшими выборками, особенно на уровне отдельных стран, и характеризуются структурными разрывами, что может приводить к переобучению или неустойчивости модели. Исследователи решают эти проблемы посредством объединения данных, например используя панельные данные по множеству стран или секторов, а также фокусируясь на задачах оперативного прогнозирования nowcasting, где доступно большое количество высокочастотной информации.

В результате модели на основе искусственного интеллекта и машинного обучения становятся всё более важным дополнением к традиционным прогнозам. Чаще всего они используются в комбинации с классическими эконометрическими моделями или в качестве дополнительного входного сигнала, а не как их прямая замена. Самым современным направлением развития данной области является использование больших языковых моделей [2], обладающих принципиально новыми возможностями анализа текстовой информации.

Большие языковые модели в макроэкономическом прогнозировании

На данный момент большие языковые модели, такие как GPT-4 компании OpenAI или PaLM от Google, а также аналогичные трансформерные архитектуры, только начинают применяться для решения задач прогнозирования экономических показателей. Подобные модели обучаются на огромных массивах текстовых данных (новостях, книгах, статьях, веб-контенте), благодаря чему аккумулируют обширные мировые знания и богатый лингвистический контекст. Эти особенности LLM открывают два основных направления их применения в макроэкономическом прогнозировании.

1. Использование универсальных языковых моделей как прогнозистов путём prompt-инженерии (запросов с инструкциями) или дообучения на предметных данных.
2. Создание специализированных фундаментальных моделей для временных рядов на основе архитектур языковых моделей.

Рассмотрим последние достижения по обоим направлениям подробнее.

- **Использование LLM в качестве универсальных прогнозистов на основе промптов.** Исследователи стали напрямую использовать большие языковые модели для прогнозирования экономических показателей, фактически рассматривая их как виртуальных экспертов, усвоивших экономическую историю. Яркий пример – исследование Федерального резервного банка Сент-Луиса, использовавшего модель Google PaLM для прогнозирования инфляции в США. PaLM генерировала прогнозы инфляции за период 2019–2023 гг. при различных заданных сценариях, после чего её результаты сравнивались с консенсусом профессиональных прогнозистов (Survey of Professional Forecasters, SPF). Оказалось, что прогнозы PaLM имели меньшую среднеквадратическую ошибку (MSE), чем прогнозы профессионалов практически на всех временных горизонтах.

Интересным оказалось и то, что прогнозы PaLM медленнее возвращались к цевому показателю инфляции в 2%, что свидетельствует о меньшей склонности модели к необоснованным оптимистичным предположениям о быстром восстановлении экономики после инфляционных шоков. Подобные эксперименты проводил и Чешский национальный банк (ČNB), применяя модель на основе GPT от OpenAI для прогнозирования инфляции в Чехии на один год вперёд. В результате LLM продемонстрировала лучшую точность (RMSE 5,28) по сравнению с основной структурной моделью банка (RMSE 5,48), а также с прогнозами финансовых аналитиков.

Особенно выраженным преимуществом модели стало раннее распознавание устойчивого тренда к росту инфляции в 2021–2022 гг. Эти исследования демонстрируют, что при грамотном конструировании запросов (например, требуя от модели игнорировать информацию о будущем для избежания эффекта *hindsight bias*) LLM способны давать сравнительно точные прогнозы. Преимуществом таких подходов является способность моделей мгновенно использовать обобщённый опыт миллионов людей и широкий спектр данных без привязки к какой-либо конкретной экономической теории. Однако их главный недостаток – это отсутствие интерпретируемости и риск генерации экономически необоснованных прогнозов («галлюцинаций»). Поэтому центральные банки склонны рассматривать LLM скорее как дополнительный инструмент, нежели как замену традиционных методов.

- **Прогнозы на основе новостей.** Интересным применением LLM является их использование в роли «искусственных агентов», формирующих ожидания на основе новостного потока, аналогично поведению реальных экономических агентов. Например, в [17] был создан искусственный экономический опрос: на основе статей из The Wall Street Journal за период 1984–2021 гг. модели GPT-3.5 попросили в реальном времени спрогнозировать макроэкономические и финансовые показатели (рост ВВП, инфляцию, доходность акций). Полученные прогнозы LLM близко совпали с реальными опросными данными SPF и других индикаторов настроений, воспроизведя даже типичные для людей поведенческие искажения: недостаточную реакцию на новую информацию и чрезмерную экстраполяцию прошлых тенденций на будущие доходности акций.

Важно, что при тестировании модели вне периода обучения она продолжала показывать хорошие результаты, что подтверждает способность LLM не только запоминать, но и обобщать знания. Подобные

подходы открывают возможности интеграции текстовой информации (новостные потоки, сентимент-индексы) в традиционные экономические модели для улучшения текущих оценок и анализа рисков.

- **Модели для прогнозирования временных рядов (TSLMs).** Параллельно с развитием универсальных LLM исследователи начали создавать специализированные фундаментальные модели для прогнозирования временных рядов (Time-Series Foundation Models, TSLM). Эти модели используют архитектуру и методы обучения языковых моделей, но адаптированы для прогнозирования числовых последовательностей. Примеры таких моделей – LagLlama (2024) [20], TimesFM (Google, 2024), Moirai (Salesforce, 2024), TinyTimeMixers (IBM, 2024), TimeGPT (NVIDIA, 2023), а также академические разработки типа Time-LLM [21].

Подобные системы предварительно обучаются на огромных объемах временных рядов из различных областей (экономика, энергетика, транспорт), благодаря чему способны осуществлять zero-shot прогнозирование, т.е. прогнозирование новых рядов без необходимости дополнительного обучения [14].

Эта идея аналогична языковым моделям: благодаря экспозиции к большому набору различных текстовых шаблонов модель учится возможности экстраполяции в целом. Ключевым преимуществом является то, что одна модель может применяться к тысячам различных рядов, не требуя отдельных моделей для каждого показателя.

Первые тесты показали, что такие модели, как Moirai от Salesforce и TimesFM от Google, демонстрируют конкурентоспособные результаты относительно стандартных эконометрических бенчмарков. Для облегчения использования этих моделей такие библиотеки, как sktime, уже внедрили удобные API-интерфейсы, что снижает порог входа для аналитиков.

Несмотря на оптимизм, недавние строгие оценки эффективности прогнозирования с использованием LLM-моделей при-

зывают к умеренности в ожиданиях. Так, в [10] была проведена всесторонняя сравнительная оценка нескольких LLM и традиционных подходов на широкой базе макроэкономических данных (FRED-MD, США).

Авторы оценивали пять ведущих моделей временных рядов на основе LLM (включая Moirai и TimesFM) по сравнению с бенчмарками, такими как авторегрессионные (AR) модели, байесовские векторные авторегрессии (BVAR) и факторные модели. Результаты показали, что лишь немногие из LLM-моделей смогли стабильно превосходить простую AR-модель, и даже эти единичные случаи не обеспечили устойчивого превосходства над современными эконометрическими методами.

Более того, точность лучших LLM-моделей оказалась «в целом сопоставимой, а иногда даже несколько уступающей» по сравнению с VAR и факторными моделями для многих макроэкономических серий. Кроме того, LLM-методы продемонстрировали меньшую стабильность: они могли выдавать отличные результаты по отдельным временным рядам или в определённые периоды, но также порой генерировали заведомо ошибочные и экономически маловероятные прогнозы — подобной волатильности не наблюдается у более устойчивых традиционных моделей.

Такая ненадёжность частично схожа с проблемой «галлюцинаций» у языковых моделей, когда они могут выдавать крайне неточные предсказания, не соответствующие историческим данным. Интересно, что в исследовании отмечено: LLM-модели показали некоторое улучшение точности в постковидный период, возможно, благодаря включению пандемийной информации в их обучающие выборки. Однако это одновременно вызывает беспокойство относительно утечки информации о будущем (data leakage), если в обучении использовались данные, не соответствующие прогнозному горизонту.

Попытки дообучения LLM-моделей на макроэкономических данных не привели к значимому улучшению прогностической точности, что может свидетельствовать либо о том, что предварительно обученные модели уже достигли своего предела в данной задаче, либо о том, что объём доступных макроэкономических данных недостаточен для эффективной адаптации таких крупномасштабных нейросетевых архитектур.

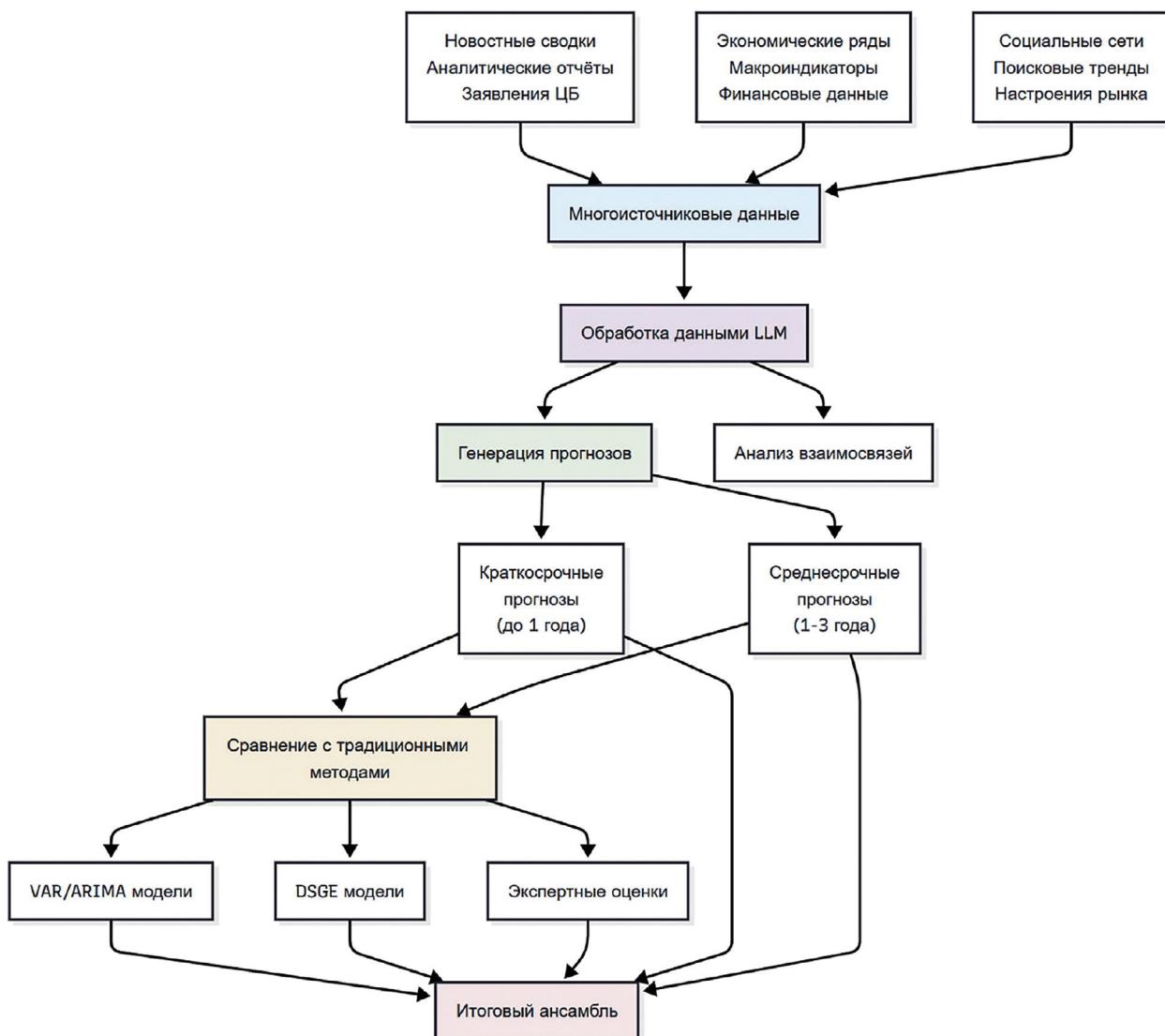
На ил. 2 приведена общая схема процесса макроэкономического прогнозирования с использованием больших языковых моделей.

Инструменты с открытым исходным кодом

В настоящее время формируется активно растущая экосистема инструментов, которые делают технологии прогнозирования на основе искусственного интеллекта и больших языковых моделей доступными широкому кругу исследователей и аналитиков. Как уже упоминалось выше, библиотека sktime предлагает унифицированный API-интерфейс для удобного применения фундаментальных моделей прогнозирования временных рядов. Компании, такие как Nixtla¹, запускают сервисы наподобие TimeGPT — фундаментальной модели временных рядов, к которой пользователи могут обращаться через API для генерации прогнозов в различных областях (финансы, розничная торговля и др.). Пользователи могут дообучать TimeGPT на собственных данных или использовать её непосредственно для zero-shot прогнозирования без дополнительного обучения.

Параллельно этому появляются специализированные LLM-модели для финансовой сферы (например, BloombergGPT) и открытые модели (например, FinGPT), которые, хотя изначально и предназначены для задач обработки естественного языка (NLP), могут потенциально приме-

¹ <https://docs.nixtla.io>.



Ил. 2. Схема процесса прогнозирования с использованием больших языковых моделей

няться для прогнозирования и сценарного анализа путём объединения текстовых финансовых новостей с числовыми данными [22].

Многие центральные банки уже активно публикуют программный код или, по крайней мере, делятся своим опытом. Например, Федеральный резервный банк Сент-Луиса и Чешский национальный банк детально описали методологию составления запросов (промптов), что позволяет другим исследователям воспроизвести их результаты с помощью API OpenAI и аналогичных сервисов.

Таким образом, как научное сообщество, так и коммерческий сектор быстро

развивают инфраструктуру, необходимую для широкого применения моделей прогнозирования на основе ИИ, снижая тем самым барьер входа для аналитиков, желающих экспериментировать с передовыми методами наряду с традиционными инструментами.

Эффективность прогнозов на кратко-, средне- и долгосрочных горизонтах

Эффективность применения моделей на основе искусственного интеллекта и больших языковых моделей (AI/LLM), по сравнению с традиционными подходами, существенно зависит от прогнозного горизонта:

1. **Краткосрочные прогнозы (до одного года).** В краткосрочном прогнозировании преимущество имеют модели, ориентированные на обработку высокочастотных данных и оперативных сигналов о текущей динамике. Именно здесь методы на основе ИИ демонстрируют наибольший потенциал, поскольку они способны интегрировать более широкий набор данных. Например, прогнозы инфляции на основе LLM на ближайшие несколько кварталов оказались существенно точнее экспертных консенсус-прогнозов в период резких экономических изменений 2021–2023 гг. Модели nowcasting, построенные с использованием машинного обучения, способны обнаруживать экономические циклы раньше квартальных эконометрических моделей благодаря использованию различных индикаторов, включая индексы настроения, вычисляемые на основе анализа новостей и интернет-трендов.

Тем не менее традиционные временные модели при грамотной калибровке остаются весьма конкурентоспособными в краткосрочной перспективе. Например, Карриеро и соавторы (2025) показали, что простая авторегрессионная (AR) модель оказалась устойчивым конкурентом на горизонте одного квартала вперёд, и лишь наиболее продвинутые LLM-модели периодически демонстрировали небольшие преимущества по отдельным переменным. Краткосрочное прогнозирование также является областью, где особенно эффективны ансамблевые подходы. Многие центральные банки и аналитические агентства всё чаще комбинируют прогнозы (например, усредняя результаты VAR-моделей, языковых моделей и экспертных оценок), повышая устойчивость конечных прогнозов. В целом на горизонтах от 0 до 12 месяцев модели на основе ИИ и LLM способны обеспечить улучшение точности и адаптивность прогнозов (особенно в необычных экономических условиях), однако наилучшие результаты достигаются при использовании их

совместно с проверенными статистическими моделями, а не вместо них.

2. **Среднесрочные прогнозы (от 1 до 3 лет).** На среднесрочном горизонте задача простого экстраполирования исторических данных становится более сложной, поскольку начальные условия постепенно уступают место структурным изменениям в экономике. На таких временных интервалах значительную роль играют структурные факторы: экономическая политика, ограничения производственных мощностей, демографические тенденции. Традиционные структурные модели и экспертные оценки широко используются центральными банками и международными институтами именно на горизонте 2–3 лет. Например, прогнозы инфляции центральных банков на этот период строятся на комбинации базовых структурных моделей и экспертных суждений.

Тем не менее модели на основе ИИ и LLM также активно тестируются на среднесрочном горизонте. Например, эксперимент Чешского национального банка с годовым прогнозом инфляции показал, что LLM демонстрирует среднюю точность на уровне структурной модели, причём каждый подход имел свои преимущества [15]. Языковая модель оказалась менее привязана к целевому уровню инфляции (2%), что помогло ей успешно улавливать устойчивый рост инфляции в период её ускорения, но одновременно приводило к завышению прогнозов при её замедлении. Это говорит о том, что модели на основе ИИ могут успешно выявлять смену экономических режимов или новые тренды на среднесрочном горизонте, поскольку они не ограничены ожиданиями о возврате к историческому равновесию. Традиционные же модели оказываются эффективнее в условиях восстановления исторических взаимосвязей и равновесных условий.

Важно также отметить, что LLM способны учитывать качественные изменения внешней среды, такие как ожидаемая

смена экономической политики или геополитические события, о которых модель может «знать» из текстовых данных, тогда как эконометрические модели способны это сделать лишь при явном их включении. Однако среднесрочные прогнозы ИИ-моделей могут терять внутреннюю экономическую логику и иногда демонстрировать неоправданные тренды (например, продолжать ускорение роста экономики слишком долго). Обеспечить внутреннюю согласованность таких прогнозов сложнее, так как в самих ИИ-моделях нет встроенных механизмов, увязывающих инфляцию, процентные ставки и госдолг в единую систему. В связи с этим исследуются подходы, включающие теоретическую регуляризацию моделей или интеграцию прогнозов ИИ с традиционными структурными моделями. Таким образом, оптимальной стратегией на горизонте 1–3 лет является сочетание преимуществ обоих подходов, например использование структурной модели в качестве базового сценария с коррекцией на основе прогнозов ИИ-моделей, сигнализирующих о возможных отклонениях.

1. Долгосрочные прогнозы (свыше 5 лет).

Прогнозирование на длительных горизонтах теряет характер точечного предсказания и становится задачей сценарного анализа. На таких временных отрезках доминирует глубокая неопределённость, а структурные изменения делают невозможными надёжные «точечные» прогнозы любой модели, в том числе и ИИ-моделей. Традиционные подходы опираются на экстраполяцию долгосрочных трендов (например, потенциального ВВП или демографических показателей), теоретически согласованные сценарии, DSGE-модели, моделирующие возврат экономики к равновесию после шоков, или агент-ориентированные модели, изучающие влияние технологических изменений на неравенство в десятилетней перспективе.

Методы прогнозирования с использованием ИИ и LLM на таких горизонтах находятся в ранней стадии развития. Большие

языковые модели могли бы использоваться для генерации *нарративных сценариев* (например, описание реалистичных экономических условий в 2030 г.), однако их применение для численных прогнозов на столь долгие периоды пока носит исключительно экспериментальный характер. Поскольку LLM не обладают встроенным пониманием структурных ограничений (например, ресурсов или устойчивости госдолга), их долгосрочные прогнозы могут оказаться нереалистичными. Более реалистичным представляется использование ИИ и LLM для калибровки и обработки данных для структурных или агентных моделей либо анализа гетерогенных сценариев.

Однако в отношении таких показателей, как коэффициент Джини через 10 лет, лучшее, что можно сделать, – это сценарный анализ. Примером служат симуляции типа Пикетти или микросимуляционные модели неравенства. Методы машинного обучения уже используются для улучшения таких подходов: например, бустинговая регрессия позволяет более точно прогнозировать распределение доходов при различных условиях; однако эти методы также опираются на определённые структурные предположения.

Таким образом, в долгосрочной перспективе искусственный интеллект и LLM следует рассматривать скорее как вспомогательные инструменты (анализ данных, генерация сценариев), а не как самостоятельные «чёрные ящики» для прогнозирования. В современной экономической литературе преобладает мнение, что экспертные знания и теоретические конструкции остаются незаменимыми для направления долгосрочных прогнозов, а искусственный интеллект выступает в роли важного дополнения и источника полезной информации.

Эффективность и ограничения моделей на основе ИИ и LLM

Современные исследования дают сложную и многогранную картину эффективности применения искусственного интеллек-

та и больших языковых моделей в задачах макроэкономического прогнозирования. С одной стороны, такие модели обладают рядом очевидных преимуществ: они способны обрабатывать огромные объёмы информации, включая неструктурированные текстовые данные, моделировать сложные нелинейные взаимодействия между переменными и адаптироваться к новым паттернам в данных без необходимости явного перепрограммирования.

В ряде случаев модели на основе ИИ уже продемонстрировали способность соперничать с традиционными подходами или превосходить их, например для задач прогнозирования инфляции в условиях высокой волатильности [15], а также при синтезе информации, аналогичной той, что содержится в экспертных оценках профессиональных экономистов [17]. Доступность предварительно обученных моделей через API-интерфейсы означает, что даже небольшие организации получают возможность экспериментировать с передовыми методами ИИ, тем самым потенциально снижая барьеры входа и создавая более равные условия в сфере прогнозной аналитики [18].

С другой стороны, остаются и существенные ограничения. Одним из постоянно отмечаемых недостатков является сама природа таких моделей – «чёрный ящик». Иначе говоря, большая языковая модель может спрогнозировать, например, резкий рост безработицы, но при этом не дать внятного объяснения причин, тогда как структурная модель позволила бы увязать данный результат с падением инвестиций через соответствующие уравнения модели. Отсутствие интерпретируемости затрудняет использование прогнозов ИИ в государственном управлении в силу сложности с обоснованием достоверности прогнозов, которые нельзя верифицировать логически или теоретически.

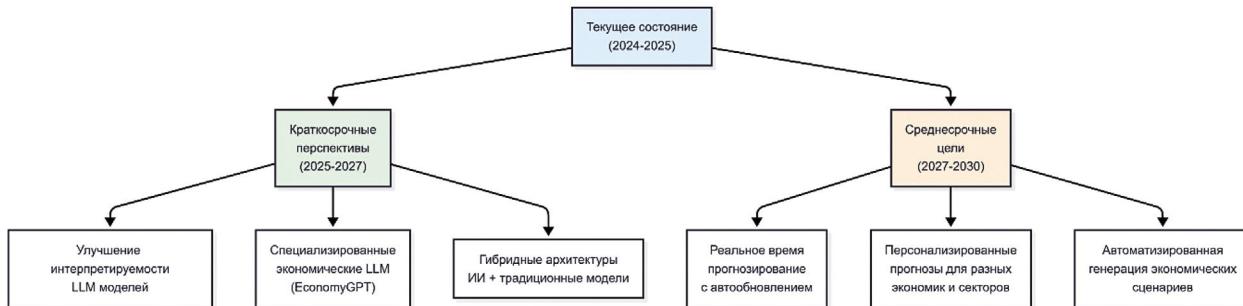
Дополнительными проблемами являются стабильность и последовательность. Традиционные подходы к прогнозированию накладывают определённые эконо-

мические ограничения (например, инфляция не может оставаться отрицательной бесконечно долго, государственный долг в долгосрочной перспективе должен быть обслужен и т.д.). Модели же на основе ИИ, не имея встроенных теоретических ограничений, могут генерировать сценарии, нарушающие элементарные экономические принципы. Результатом такой работы становятся так называемые необоснованные прогнозы [10].

Кроме того, модели на основе ИИ зачастую характеризуются высокой ресурсоёмкостью данных. Для малых экономик или нишевых индикаторов (например, коэффициент Джини, рассчитываемый лишь раз в год) просто может не оказаться достаточного объёма данных для эффективного обучения высокоёмкой модели. В условиях ограниченного объёма информации возрастает риск переобучения и генерации ложных сигналов, особенно если модель подстраивается под уникальные, но непредсказуемые шаблоны, не обладающие прогностической значимостью.

Налаживание взаимодействия человека и ИИ является наиболее перспективным направлением развития. Экономисты могут использовать большие языковые модели для оперативного тестирования множества альтернативных вариантов прогнозных моделей или для автоматизированного анализа тысяч новостных сообщений с целью выявления потенциальных точек разворота в экономике – задач, практически невозможных для ручного выполнения в скжатые сроки.

Исследователи, работающие с агент-ориентированными моделями, могут применять ИИ для калибровки параметров поведения агентов на основе наблюдаемых данных. Центральные банки и экономические институты активно изучают гибридные архитектуры, при которых ИИ-модель генерирует первоначальный прогноз, а затем эксперт вносит корректировки, используя собственное суждение и дополнительную информацию, недоступ-



Ил. 3. Возможные варианты развития экономического прогнозирования с использованием ИИ

ную модели (например, предстоящие изменения политики, которые LLM, в силу отсутствия истинного понимания, может не учесть должным образом).

Кроме того, активно развиваются направления, предполагающие интеграцию экономического знания в структуру ИИ-моделей. Например, предпринимаются попытки встроить в архитектуру нейросетей бухгалтерские тождества, бюджетные ограничения или базовые экономические законы с целью исключения грубых нарушений логики модели. Такие усилия могут привести к созданию моделей, которые одновременно обладают высокой гибкостью и внутренней экономической согласованностью.

Заключение

Применение искусственного интеллекта и больших языковых моделей в сфере макроэкономического прогнозирования представляет собой очень перспективное направление, находящееся на стыке экономической науки и анализа данных. Современные модели, такие как фундаментальные нейросетевые архитектуры для временных рядов и прогнозные системы на базе GPT, уже продемонстрировали способность выявлять закономерности, которые могут быть упущены традиционными методами, и делать это по широкому спектру макроэкономических показателей начиная от ВВП и инфляции и заканчивая неравенством доходов.

Особенно высока их эффективность в условиях необходимости обработки раз-

нородных источников данных и быстрой адаптации к смене экономических режимов, что критически важно в современной, стремительно изменяющейся макроэкономической среде. Однако такие модели не являются универсальным решением. Традиционные подходы к прогнозированию, опирающиеся на десятилетия эмпирического опыта и теоретического анализа, сохраняют свою высокую значимость прежде всего за счёт логической согласованности, интерпретируемости и способности формировать структурное объяснение числовых результатов.

Сравнительный анализ методов на основе ИИ/LLM, агент-ориентированных моделей, эконометрических инструментов и систем уравнений ясно демонстрирует: каждый подход обладает своими сравнительными преимуществами. Современная граница исследований пролегает в области интеграции этих методов с целью объединения их сильных сторон. Так, например, агент-ориентированная модель может быть использована для генерации набора долгосрочных сценариев распределения доходов, а ИИ-модель – для прогнозирования краткосрочных отклонений от этих сценариев на основе данных в реальном времени. Или же базовый прогноз ВВП, построенный на основе эконометрической модели, может быть скорректирован языковой моделью, анализирующей новостные сообщения о сбоях в цепочках поставок или геополитических событиях.

Центральные банки, такие как уже упомянутый выше Чешский национальный

банки, прямо указывают, что рассматривают модели ИИ не как замену, а как способ дополнения и расширения существующих аналитических инструментов [15]. Именно такая комбинированная, синтетическая перспектива, основанная на интеграции дисциплин, сегодня представляет собой наиболее перспективный путь развития макроэкономического прогнозирования.

На ил. 3 приведены возможные варианты развития применения ИИ в экономическом прогнозировании.

В дальнейшем можно ожидать появление всё большего числа открытых платформ для макроэкономического прогнозирования, интегрирующих большие языковые модели, специализированные архитектуры (возможно, модели типа «EconomyGPT», обученные на макроэкономических данных и учебной литературе), а также всё более строгой процедуры валидации таких инструментов в рамках реальных прогнозных соревнований. Международные организации, такие как МВФ и ОЭСР, с высокой вероятностью будут инвестировать ресурсы в оценку потенциала ИИ для улучшения глобальных прогнозов экономического развития. Корпорации, включая профессиональных прогнозистов и финансовые компании,

продолжат внедрять закрытые ИИ-решения с ограниченным доступом к исходному коду, ориентированные на рыночные показатели (процентные ставки, фондовые индексы и др.).

Сегодня к передовой практике относятся такие примеры, как использование модели PaLM для прогнозирования инфляции, GPT-4 – для анализа новостей, связанных с ростом ВВП, а также гибридные системы, объединяющие «передовые LLM в экономических исследованиях» для решения разнообразных задач [19]. В совокупности всё это свидетельствует о наступлении новой эпохи в макроэкономическом прогнозировании, характеризующейся богатыми данными, агностичностью по отношению к конкретным моделям и служащей дополнением к классическим теоретически обоснованным и модельно-ориентированным подходам.

Наиболее успешными прогнозными системами ближайшего будущего, по-видимому, станут те, что смогут эффективно объединять экономическую интуицию человека с вычислительной мощностью машины, обеспечивая прогнозы, которые будут не только точными, но интерпретируемыми и практически значимыми для принятия решений.

ЛИТЕРАТУРА

1. Брагин А.В., Бахтизин А.Р. Особенности реализации больших экономических моделей // *π-Экономисту*. 2023. № 16 (3). С. 107–122. DOI: <https://doi.org/10.18721/JE.16307>.
2. Брагин А.В., Бахтизин А.Р., Макаров В.Л. Большие языковые модели четвёртого поколения как новый инструмент в научной работе // Искусственные общества. 2023. Т. 18, № 1.
3. Брагин А.В., Бахтизин А.Р., Макаров В.Л. Современные программные средства агент-ориентированного моделирования // Искусственные общества. 2022. Т. 17, № 4.
4. Макаров В.Л., Бахтизин А.Р., Сушко Е.Д., Агеева А.Ф. Искусственное общество и реальные демографические процессы // Экономика и математические методы. 2017. Т 53, № 1. С. 3–18.
5. Макаров В.Л., Бахтизин А.Р., Сушко Е.Д. Имитация особенностей репродуктивного поведения населения в агент-ориентированной модели региона // Экономика региона. 2015. № 3. С. 312–322.
6. Makarov V.L, Bakhtizin A.R., Epstein J.M. Agent-based modeling for a complex world / 2nd edition, revised. M.: Scientific publications department, GAUGN, 2022.
7. Макаров В.Л., Бахтизин А.Р. Социальное моделирование – новый компьютерный прорыв (агент-ориентированные модели). М.: Экономика, 2013.
8. Бахтизин А.Р. Агент-ориентированные модели экономики. М.: Экономика, 2008.

9. Кежаев М.К., Мельников А.П., Фёдоров В.П., Брагин А.В. Прогнозирование временных рядов с применением нейронной сети архитектуры «трансформер» // Теоретическая информатика и компьютерные технологии: Материалы I Научно-практической конференции (Москва, 1 ноября 2023 г.). М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2024. С. 23–25.
10. Carriero A., Pettenuzzo D., & Shekhar S. (2025). «Macroeconomic Forecasting with Large Language Models». arXiv preprint arXiv:2407.00890. (Comprehensive evaluation of multiple time-series foundation models vs. VAR, BVAR, factor models on FRED-MD dataset).
11. Christoffel K., Coenen G. and Warne A. Forecasting with DSGE models. Working paper series no 1185 / May 2010.
12. Poledna S., Miess M.G., Hommes Cars. Economic Forecasting with an Agent-Based Model. Working Paper. International Institute for Applied Systems Analysis. Laxenburg, Austria, 2020.
13. Pierdzioch C., Gupta R., Hassani H., & Silva E.S. Forecasting changes of economic inequality: a boosting approach." Social Science Journal, 2022. 59 (2), Pp. 252–268.
14. Heidrich B. Forecasting using Foundation Models and sktime. URL: https://medium.com/@ben-edikt_heidrich/forecasting-using-foundation-models-and-sktime-4d5a09909742.
15. Tomas A., Ales M., Sveda J. First use of AI in inflation forecasting at the CNB, *cnBlog* Чешского национального банка, 4 февраля 2025 г. URL: https://www.cnb.cz/en/about_cnb/cnblog/First-use-of-AI-in-inflation-forecasting-at-the-CNB.
16. Faria-e-Castro M., Leibovici F. Artificial Intelligence and Inflation Forecasts. Federal Reserve Bank of St. Louis Review, Fourth Quarter 2024, Vol. 106, № 12. Pp. 1–14. <https://doi.org/10.20955/r.2024.12> <https://www.stlouisfed.org/publications/review/2024/nov/artificial-intelligence-and-inflation-forecasts>.
17. Leland Bybee J. Surveying Generative AI's Economic Expectations. // Yale University, 2023.
18. NIXTLA. Meet TimeGPT. 2023.
19. Korinek A. LLMs Learn to Collaborate and Reason: December 2024. Update to 'Generative AI for Economic Research: Use Cases and Implications for Economists,' published // Journal of Economic Literature. 2024. № 61 (4). <https://doi.org/10.1257/jel.20231736>.
20. Mulayim O.B. et al. Are Time Series Foundation Models Ready to Revolutionize Predictive Building Analytics? // Proceedings of the 11th ACM International Conference on Systems for Energy-Efficient Buildings, Cities, and Transportation. 2024. С. 169–173.
21. Rasul K. et al. Lag-Llama: Towards Foundation Models for Probabilistic Time Series Forecasting. arXiv 2024 //arXiv preprint arXiv:2310.08278. 2024.
22. McCarthy S., Alaghband G. Fin-ALICE: Artificial Linguistic Intelligence Causal Econometrics // Journal of Risk and Financial Management. 2024. Т. 17, № 12. С. 537.

Applications of Generative Artificial Intelligence in Socioeconomic Forecasting

Albert Raufovich Bakhtizin – Doctor of Sciences in Economics, Corresponding Member of the Russian Academy of Sciences, Director of the Central Economic and Mathematical Institute (CEMI) of the Russian Academy of Sciences, Head of the Department of Mathematical Methods of Economic Analysis of the Faculty of Economics of Lomonosov Moscow State University.

E-mail: albert.bakhtizin@gmail.com

Aleksei Vladimirovich Bragin – Degree Seeking Applicant of Central Economics and Mathematics Institute of the Russian Academy of Sciences.

E-mail: research@alexbragin.com

This article examines the application of using artificial intelligence (AI) and large language models (LLMs) for forecasting key macroeconomic indicators, including gross domestic product (GDP), inflation, unemployment rates, interest rates, and the Gini coefficient. It analyzes the capabilities of these novel approaches compared to traditional forecasting methods – such

as econometric, equilibrium, and agent-based models – across different time horizons. The paper summarizes both academic research and practical implementations, including central bank experiments on using fundamental models and LLM-like architectures (such as GPT) for macroeconomic forecasting. Special attention is given to the ability of LLMs to analyze textual information and generate predictions that are comparable in accuracy to, and in some instances superior to, those produced by professional experts. The review also covers the latest fundamental time-series models, such as TimeGPT, TimesFM, and Moirai, which employ transformer architectures tailored to economic data. The main findings indicate that AI and LLMs provide a significant advantage in terms of flexibility, adaptability, and the capacity to process diverse information sources, especially in environments characterized by high volatility or information saturation. However, challenges remain regarding the interpretability, stability, and long-term consistency of predictions. The article concludes that the best prospects for advancing macroeconomic forecasting lie in hybrid approaches that combine the computational power and adaptability of AI with the theoretical rigor and explainability of traditional economic and mathematical models.

Keywords: economic forecasting, LLM, GPT, AI, large language models

REFERENCES

1. Bragin A.V., Bakhtizin A.R. Osobennosti realizatsii bol'shikh ekonomiceskikh modelei // π-Economy. 2023. № 16 (3). S. 107–122. DOI: <https://doi.org/10.18721/JE.16307> (in Russian).
2. Bragin A.V., Bakhtizin A.R., Makarov V.L. Bol'shieazykovye modeli chetyvortogo pokoleniya kak novyi instrument v nauchnoi rabote // Iskusstvennye obshchestva. 2023. T. 18, № 1 (in Russian).
3. Bragin A.V., Bakhtizin A.R., Makarov V.L. Sovremennye programmnye sredstva agent-orientirovannogo modelirovaniya // Iskusstvennye obshchestva. 2022. T. 17, № 4 (in Russian).
4. Makarov V.L., Bakhtizin A.R., Sushko E.D., Ageeva A.F. Iskusstvennoe obshchestvo i real'nye demograficheskie protsessy // Ekonomika i matematicheskie metody. 2017. T 53, № 1. S. 3–18 (in Russian).
5. Makarov V.L., Bakhtizin A.R., Sushko E.D. Imitatsiya osobennostei reproduktivnogo povedeniya naseleniya v agent-orientirovannoj modeli regiona // Ekonomika regiona. 2015. № 3. S. 312–322 (in Russian).
6. Makarov V.L., Bakhtizin A.R., Epstein J.M. Agent-based modeling for a complex world / 2nd edition, revised. M.: Scientific publications department, GAUGN, 2022.
7. Makarov V.L., Bakhtizin A.R. Sotsial'noe modelirovanie – novyi komp'yuternyi proryv (agent-orientirovannyе modeli). M.: Ekonomika, 2013 (in Russian).
8. Bakhtizin A.R. Agent-orientirovannyе modeli ekonomiki. M.: Ekonomika, 2008 (in Russian).
9. Kezhaev M.K., Mel'nikov A.P., Fyodorov V.P., Bragin A.V. Prognozirovanie vremennykh ryadov s primenением neironnoi seti arkhitektury «transformer» // Teoreticheskaya informatika i komp'yuternye tekhnologii: Materialy I Nauchno-prakticheskoi konferentsii (Moskva, 1 noyabrya 2023 g.). M.: Izd-vo MGTU im. N.E. Baumana, 2024. S. 23–25 (in Russian).
10. Carriero A., Pettenuzzo D., & Shekhar S. (2025). «Macroeconomic Forecasting with Large Language Models». arXiv preprint arXiv:2407.00890. (Comprehensive evaluation of multiple time-series foundation models vs. VAR, BVAR, factor models on FRED-MD dataset).
11. Christoffel K., Coenen G. and Warne A. Forecasting with DSGE models. Working paper series no 1185 / May 2010.
12. Poledna S., Miess M.G., Hommes Cars. Economic Forecasting with an Agent-Based Model. Working Paper. International Institute for Applied Systems Analysis. Laxenburg, Austria, 2020.

13. Pierdzioch C., Gupta R., Hassani H., & Silva E.S. Forecasting changes of economic inequality: a boosting approach. Social Science Journal, 2022. 59 (2). Pp. 252–268.
14. Heidrich B. Forecasting using Foundation Models and sktime. URL: https://medium.com/@benedikt_heidrich/forecasting-using-foundation-models-and-sktime-4d5a09909742.
15. Tomas A., Ales M., Sveda J. First use of AI in inflation forecasting at the CNB, cnBlog Cheskogo natsional'nogo banka, 4 fevralya 2025 g. URL: https://www.cnb.cz/en/about_cnb/cnblog/Firstuse-of-AI-in-inflation-forecasting-at-the-CNB.
16. Faria-e-Castro M., Leibovici F. Artificial Intelligence and Inflation Forecasts. Federal Reserve Bank of St. Louis Review, Fourth Quarter 2024, Vol. 106, № 12. Pp. 1–14. <https://doi.org/10.20955/r.2024.12> <https://www.stlouisfed.org/publications/review/2024/nov/artificial-intelligence-and-inflation-forecasts>.
17. Leland Bybee J. Surveying Generative AI's Economic Expectations. // Yale University, 2023.
18. NIXTLA. Meet TimeGPT. 2023.
19. Korinek A. LLMs Learn to Collaborate and Reason: December 2024. Update to 'Generative AI for Economic Research: Use Cases and Implications for Economists,' published // Journal of Economic Literature. 2024. № 61 (4). <https://doi.org/10.1257/jel.20231736>.
20. Mulayim O.B. et al. Are Time Series Foundation Models Ready to Revolutionize Predictive Building Analytics? // Proceedings of the 11th ACM International Conference on Systems for Energy-Efficient Buildings, Cities, and Transportation. 2024. S. 169–173.
21. Rasul K. et al. Lag- Llama: Towards Foundation Models for Probabilistic Time Series Forecasting. arXiv 2024 // arXiv preprint arXiv:2310.08278. 2024.
22. McCarthy S., Alaghband G. Fin- ALICE: Artificial Linguistic Intelligence Causal Econometrics // Journal of Risk and Financial Management. 2024. T. 17, № 12. S. 537.