

Чаахкиева Радмила Абуязитовна

магистрант

Научный руководитель

Хамхоева Фатима Яхиевна

канд. экон. наук, доцент

ФГБОУ ВО «Ингушский государственный университет»

г. Назрань, Республика Ингушетия

ОБЗОР СОВРЕМЕННЫХ МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ И ИХ ПРИМЕНЕНИЕ В ЭКОНОМИЧЕСКОМ АНАЛИЗЕ

***Аннотация:** в статье рассматривается тема систематизации современных методов макроэкономического прогнозирования. Автор выделяет три уровня: классические эконометрические модели, Big Data и методы искусственного интеллекта, предлагая рассматривать их как взаимодополняющие инструменты. Обосновывается, что наибольший эффект достигается при использовании гибридных моделей, сочетающих теоретическую строгость, информационную насыщенность и вычислительную гибкость. Теоретическая значимость состоит в переосмыслении прогностического инструментария, практическая – в возможности обоснованного выбора методики в зависимости от задачи прогноза.*

***Ключевые слова:** макроэкономическое прогнозирование, макроэкономические показатели, экономическое моделирование, искусственный интеллект, машинное обучение, экономический анализ, прогнозирование инфляции, цифровая аналитика, гибридные модели.*

Макроэкономическая среда стала заметно сложнее для анализа: усилилась взаимосвязанность рынков, возросла скорость распространения шоков, увеличился объем доступной информации, а сами экономические процессы все чаще демонстрируют нелинейность и чувствительность к факторам, которые трудно уловить в рамках стандартных моделей. Именно поэтому в научных публикациях все

чаще обсуждается переход к более сложным комбинированным подходам, в которых эконометрическое моделирование сочетается с Big Data и машинным обучением [1, с. 56].

Постановка вопроса о современных методах прогнозирования требует разграничить несколько аналитических уровней. На первом уровне находятся классические модели макроэкономического прогнозирования: регрессионные схемы, авторегрессионные модели, факторные модели, системы структурных уравнений и другие инструменты, опирающиеся на экономическую теорию и статистически проверяемые зависимости. На втором уровне – методы анализа больших данных, которые расширяют информационную базу прогноза за счет альтернативных источников: высокочастотных транзакционных данных, цифровых следов, текстовых массивов, административной статистики, индикаторов деловой активности и других массивов, плохо представимых в традиционном формате. На третьем уровне располагаются методы искусственного интеллекта и машинного обучения, позволяющие выявлять сложные, нелинейные и скрытые зависимости между показателями. Экономический анализ получает здесь не просто новый технический инструмент, а иную логику работы с неопределенностью и объемом информации [2, с. 78].

Методы машинного обучения, в свою очередь, часто выигрывают в задачах, где важны точность, адаптивность и работа с большим числом факторов, но могут уступать по прозрачности и экономической интерпретации. В отечественной литературе этот вопрос уже формулируется как методологическое сопоставление «машинного обучения» и «эконометрики», а не как простая замена одного подхода другим [3, с. 114].

Несмотря на рост интереса к Big Data и искусственному интеллекту, в практическом экономическом анализе нередко отсутствует четкое понимание того, где проходят границы применимости каждого из подходов. Одни работы акцентируют преимущества больших данных, но недооценивают трудности их экономической интерпретации. Другие, напротив, подчеркивают надежность классического моделирования, но недостаточно учитывают ограниченность

традиционной статистической базы в условиях высокой динамики экономики. Это делает необходимым не просто перечисление современных методов, а их сопоставительный обзор с точки зрения сильных сторон, ограничений и аналитических задач, для которых они подходят лучше всего.

Современное макроэкономическое прогнозирование уже нельзя описывать как выбор между «старой» и «новой» методикой. Скорее речь идет о смене самой архитектуры анализа. Классические модели по-прежнему удерживают сильные позиции там, где важно не только предсказать показатель, но и объяснить, почему он меняется именно так. Их ценность – в прозрачности, связи с экономической теорией и возможности интерпретировать вклад факторов. Поэтому эконометрические модели, авторегрессии, структурные схемы и факторные конструкции не исчезают из практики анализа даже на фоне быстрого роста вычислительных методов. Одновременно Банк России в исследовательской повестке на 2026–2028 годы прямо относит искусственный интеллект, большие языковые модели, методы машинного обучения и анализ больших данных к значимым направлениям макроэкономических исследований [5, с. 98].

На этом фоне Big Data меняют прежде всего не формулу прогноза, а его информационную основу. Макроэкономический анализ больше не обязан опираться только на стандартную статистику, выходящую с лагом и в ограниченной детализации. В прогноз могут включаться высокочастотные транзакционные данные, цифровые следы потребительской активности, текстовые массивы, оперативные индикаторы деловой среды и иные массивы, которые раньше практически не использовались в макроэкономике. В российских публикациях по макроэкономическому моделированию на основе аналитики больших данных как раз подчеркивается, что такие данные позволяют расширять наблюдаемое пространство экономики и раньше фиксировать изменения трендов и шоков. Однако большие данные не решают проблему автоматически [6, с. 45].

Их наличие еще не означает качественный прогноз. Во-первых, такие массивы часто неоднородны, шумны и зависят от платформенной или организационной специфики источника. Во-вторых, они дают огромный объем информации,

но не всегда сразу подсказывают, какие сигналы действительно важны для макроэкономического вывода. Иначе говоря, Big Data усиливают аналитический потенциал, но одновременно повышают требования к фильтрации, сопоставимости и интерпретации данных. Поэтому в экономическом анализе они работают лучше всего не сами по себе, а в связке с моделями, которые задают структуру отбора и объяснения.

Методы искусственного интеллекта и машинного обучения вошли в эту область как ответ на еще одну проблему – сложность и нелинейность макроэкономических зависимостей. Там, где классическая модель вынуждена заранее задавать форму связи между переменными, алгоритм машинного обучения может искать ее более гибко. Это особенно важно, когда факторов много, они взаимодействуют друг с другом неочевидным образом, а поведение показателя меняется в зависимости от режима экономики. Российские исследования по машинному обучению в прогнозировании прямо сопоставляют этот подход с эконометрикой и показывают, что его преимущество чаще проявляется не в полной замене традиционных методов, а в способности уловить те зависимости, которые труднее извлекаются стандартными средствами [7, с. 56].

С точки зрения применения в экономическом анализе отсюда следует несколько выводов. Во-первых, классическое моделирование остается необходимым для сценарного анализа, проверки гипотез и объяснения макроэкономических механизмов. Во-вторых, Big Data особенно полезны там, где нужно сократить лаг наблюдения и получить ранние сигналы о сдвиге деловой активности, ценовой динамики или циклической фазы. В-третьих, методы ИИ и машинного обучения дают наибольшую отдачу в задачах с высокой размерностью данных и сложной структурой зависимостей. И наконец, наибольший практический эффект достигается тогда, когда прогноз строится как многослойная система, а не как выбор одной «лучшей» технологии.

Ограничения исследования связаны с тем, что скорость развития инструментов здесь очень высока: часть методик быстро обновляется, а прикладные результаты зависят от конкретного набора данных, горизонта прогноза и структуры

показателя. Кроме того, сравнение методов по точности еще не исчерпывает вопрос об их аналитической полезности. Авторский вклад в рамках данного обзора состоит в том, что современные методы прогнозирования представлены не как конкурирующие лагеря, а как взаимодополняющие инструменты, каждый из которых закрывает свою часть задачи в экономическом анализе.

Существенный вывод состоит в том, что наибольшую аналитическую и практическую ценность имеют гибридные модели. Их преимущество заключается в сочетании теоретической строгости классической эконометрики, информационной насыщенности больших данных и вычислительной гибкости машинного обучения. Такой подход позволяет одновременно повысить чувствительность прогноза к реальным изменениям в экономике и сохранить его пригодность для содержательного экономического анализа. Для практики это особенно важно: макроэкономический прогноз используется не только как числовая оценка, но и как основание для экспертных выводов, сценарных решений и экономической политики.

Теоретическая значимость исследования состоит в том, что современные методы прогнозирования рассмотрены как взаимодополняющие элементы единой системы экономического анализа, а не как конкурирующие методологические лагеря. Практическая значимость связана с возможностью более обоснованного выбора инструментария в зависимости от задачи прогноза, доступной базы данных и требуемой степени интерпретируемости результата. Это особенно важно для прогнозирования инфляции, выпуска, деловой активности и других ключевых макроэкономических индикаторов, где ошибка прогноза имеет прямые последствия для качества решений.

Список литературы

1. Берсенев И.И. Развитие цифровой экономики в регионах России: проблемы и перспективы / И.И. Берсенев, О.А. Шипшова, Е.Г. Хайруллина // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2025. – Т. 4, №6 (159). – С. 34–40. – DOI 10.36871/ek.up.p.r.2025.06.04.005. – EDN YDXZAI.

2. Влияние информационных технологий на развитие национальной экономики Российской Федерации / И.Н. Макаров, В.А. Симонова, М.В. Бузулуцкая [и

др.] // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2024. – Т. 9, №6 (147). – С. 97–103. – EDN VEJEWY. DOI 10.36871/ek.up.p.r.2024.06.09.011

3. Цифровизация как фактор трансформации экономических и управленческих процессов / Т.Г. Гарбузова, Н.А. Ринас, А.И. Пахомова, А.Р. Шестаков // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2025. – Т. 3, №8 (161). – С. 207–218. – EDN HKLINL. DOI 10.36871/ek.up.p.r.2025.08.03.021

4. Гарбузова Т.Г. Развитие цифровой экономики и её влияние на устойчивое экономическое развитие / Т.Г. Гарбузова, З.Ю. Тенова, М.А. Алероев // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2025. – Т. 3, №11 (164). – С. 159–168. – DOI 10.36871/ek.up.p.r.2025.11.03.019. – EDN LWVENG.

5. Пантелеев Е.М. Оценка функциональных ресурсов инновационного потенциала экономической безопасности региона / Е.М. Пантелеев, С.В. Киселев // Экономика: вчера, сегодня, завтра. – 2024. – Т. 14, №6–1. – С. 136–150. DOI 10.34670/AR.2024.33.79.017. EDN VJLCDH

6. Цифровизация и программное обеспечение в условиях технологического суверенитета: государственное управление и современное состояние / М.А. Троянская, В.В. Варзин, Г.И. Шепелин [и др.] // Кузнечно-штамповочное производство. Обработка материалов давлением. – 2025. – №10. – С. 238–244. EDN UULKNG

7. Сацук Т.П. Согласованность этапов управления оборотным капиталом с корпоративной финансовой политикой и стратегией: внутрифирменный контроль индикаторов результативности / Т.П. Сацук, С.Г. Татаринцева // Инновационное развитие экономики. – 2018. – №6–1 (48). – С. 167–176. EDN YDULOY