

Папава Мариам Онисеевна

студентка

Научный руководитель

Маркарян Ирина Николаевна

канд. экон. наук, доцент, доцент

Сочинский филиал

ФГБОУ ВО «Всероссийский государственный
университет юстиции (РПА Минюста России)»

г. Сочи, Краснодарский край

НЕЙРОСЕТИ В ПРОГНОЗИРОВАНИИ МАКРОЭКОНОМИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ: ТОЧНОСТЬ, ОГРАНИЧЕНИЯ И ЭТИЧЕСКИЕ АСПЕКТЫ

***Аннотация:** в статье рассматриваются проблемы интерпретируемости, алгоритмического смещения, конфиденциальности и ответственности за решения, основанных на таких прогнозах. Делается вывод, что наиболее разумным является не полное вытеснение эконометрических моделей, а сочетание нейросетевых методов с экономической теорией, статистическими моделями и экспертной оценкой со стороны.*

***Ключевые слова:** искусственный интеллект, машинное обучение, макроэкономика, прогнозирование, ВВП, инфляция, эконометрические модели, точность прогноза, нейросеть, этика.*

Макроэкономический прогноз нужен не только государственным органам и центральным банкам. От него зависят решения предприятий об инвестициях, банков о кредитовании, домохозяйств о крупных расходах. Однако экономика постоянно меняется, поэтому простой перенос прошлых тенденций на будущее не работает для точного прогноза. Традиционно экономисты используют авторегрессионные модели, модели векторной авторегрессии, структурные модели и другие эконометрические инструменты. Их сильная сторона заключается в том,

что исследователь заранее формулирует экономическую логику и может объяснить связь между переменными. Однако такой метод становится ограниченным, когда реальные зависимости оказываются нелинейными или меняются со временем [1, с. 134–135]. Именно здесь возрастает интерес к нейросетям. Актуальность статьи заключается в том, что классические эконометрические модели не всегда успевают учитывать нелинейные связи, большие массивы данных и резкие структурные изменения.

Нейросети же позволяют находить сложные зависимости без заранее заданной функциональной формы и поэтому могут дополнять традиционные методы прогнозирования. Вместе с тем высокая точность на отдельных фрагментах не означает универсального превосходства: результат зависит от качества данных, горизонта прогноза и способности нейросети работать в условиях кризисов.

Возможности нейросетей в макроэкономическом прогнозировании: нейронная сеть представляет собой математическую модель, состоящую из взаимосвязанных элементов. На вход подаются данные, например прошлые значения ВВП, инфляции, ставки процента, курса валюты, занятости. В процессе обучения сеть подбирает параметры так, чтобы ошибка между фактическим и прогнозируемым значением была минимальна. В отличие от линейной регрессии, сеть может описывать нелинейные отношения [2, с. 60–62]. Одно из главных преимуществ нейросетей – способность работать с большим количеством информации. Для прогноза можно использовать не только официальную статистику, но и показатели финансовых рынков, данные о потреблении электроэнергии, поисковых запросах, мобильности. Однако такие результаты нельзя автоматически переносить на любую страну и любой период [4, с. 95]. Для оценки точности данные разделяют на обучающую и тестовую части. Если сложная сеть не дает устойчивого улучшения относительно авторегрессии, ее использование неоправданно [1, с. 140].

Точность и ограничения нейросетевых прогнозов. Для макроэкономики предположение, что чем сложнее модель, тем точнее прогноз, особенно опасно и

двойственно. Исторические ряды недлинные, а число факторов велико. В результате нейросеть может запомнить ли особенности конкретной выборки вместо устойчивой закономерности – это переобучение [1, с. 142–143]. Проблема становится серьезнее во время кризисов. Финансовый кризис, пандемия, геополитический шок нарушают зависимости, на которых модель обучалась. Прогноз, работавший в спокойный период, ухудшается именно тогда, когда он нужен [3, с. 120–121]. Еще одно ограничение – качество данных. Нейросеть не отличает сигнал от систематической ошибки статистики. Также существует проблема интерпретации. Экономисту нужно понимать, почему сеть дала прогноз. В традиционной модели коэффициенты имеют смысл, в нейросети связь непрозрачна [4, с. 97]. Обучение требует ресурсов и специалистов. Критерий выбора должен быть шире ошибки: важны устойчивость, понятность, стоимость. Большинство исследований не подтверждают безусловного превосходства нейросетей, но они могут улучшать прогнозы, особенно при объединении с другими подходами [2, с. 69–70].

Этические аспекты применения нейросетей. Когда прогноз нейросети используется только как учебный эксперимент, ошибка модели не приводит к большим последствиям. Иная ситуация возникает, если алгоритм применяется центральным банком, министерством финансов, банком или крупной компанией. Так, решение, принятое на основе прогноза, может повлиять на процентные ставки, государственные расходы, инвестиции и положение отдельных групп населения. Поэтому техническая точность в данном случае должна сопровождаться крайне высокой ответственностью [1, с. 148–149].

Первая проблема – прозрачность. Полностью закрытая модель создает риск ситуации, когда специалист не способен объяснить даже самому себе, почему алгоритм дал определенный прогноз [4, с. 99]. Это означает, что внутренние механизмы остаются для человека закрытыми, и он не может проследить логику вычислений, что подрывает доверие к системе. Вторая – предвзятость данных. Статистика отражает прошлую политику и учет. Любые массивы цифр несут в себе

следы прежних решений и способов регистрации фактов, поэтому они не являются объективным срезом реальности. Если в данных есть перекос, модель может его усилить [3, с. 125]. Более того, дисбаланс не просто сохраняется, а многократно приумножается, поскольку алгоритм воспринимает смещение как закономерность и распространяет его на новые случаи. Третья – конфиденциальность. Прогнозирование использует данные о потребительских перемещениях. Даже безобидные сведения в совокупности создают профиль поведения. По отдельности каждая точка – визит в магазин или поездка – кажется нейтральной, но вместе они выстраивают детальную картину частной жизни, раскрывая привычки и маршруты. Поэтому в экономических проектах нужен принцип минимизации данных: использовать только информацию, необходимую для задачи [2, с. 71–72]. Это значит, что следует ограничивать объем собираемых сведений, отсекая избыточные параметры, и работать с минимальным набором признаков, чтобы снизить риски утечек и сохранить баланс между эффективностью и защитой прав граждан.

Четвертая проблема – ответственность за ошибку. Если алгоритмическая рекомендация ошибочна, а эксперт не имел права её корректировать, то формально ответственность размывается между разработчиком, пользователем и самим алгоритмом. Как подчёркивают Садреева, Минаев и Борлакова, в таких случаях необходимо закреплять чёткие процедуры верификации прогнозов и фиксировать окончательное решение за человеком, чтобы избежать безответственного делегирования [4, с. 100–101]. Ответственность должна оставаться у людей и организаций. Помимо всего, уверенный прогноз нейросети создает иллюзию точности, тогда как макроэкономика неопределенна. Корректнее давать диапазон значений и несколько сценариев.

Таким образом, нейросети – перспективный инструмент. Они полезны при обработке больших массивов данных, нелинейных связях и краткосрочных прогнозах. Это особенно актуально в условиях современной экономики, где объем информации растет стремительно, а взаимосвязи между показателями далеко не

всегда носят линейный характер. На мой взгляд, наиболее безопасный подход состоит в сочетании методов: эконометрическая модель помогает сохранить экономическую интерпретацию, нейросеть может уловить сложные зависимости, а эксперт способен заметить обстоятельства, которых нет в данных. Другими словами, каждый элемент выполняет свою уникальную функцию, и вместе они формируют сбалансированную систему, где формальная строгость дополняется гибкостью, а машинная обработка – человеческим опытом. Такая комбинация выглядит более надежной, чем попытка полностью передать прогнозирование автоматической системе.

Список литературы

1. Смирнов С.В. Методы машинного обучения в макроэкономическом прогнозировании: предварительные итоги / С.В. Смирнов // Вопросы экономики. – 2025. – №10. – С. 131–154. DOI 10.32609/0042-8736-2025-10-131-154. EDN UGVCIO
2. Павлов Е. Прогнозирование инфляции в России с помощью нейронных сетей / Е. Павлов // Деньги и кредит. – 2020. – №1. – С. 84–103. – URL: <https://rjmf.econs.online/2020/1/forecasting-inflation-in-russia-using-neural-networks/> (дата обращения: 28.08.2026). DOI 10.31477/rjmf.202001.57. EDN JVUUBD
3. Чудаева А.Б. Интервальное прогнозирование российской инфляции с использованием квантильной регрессии и элементов машинного обучения / А.Б. Чудаева // Экономика и математические методы. – 2026. – Т. 62. №1. – С. 116–130. DOI 10.7868/S3034617726010094. EDN MUJLCN
4. Садреева А.Ф. Искусственный интеллект и прогнозирование макроэкономических показателей / А.Ф. Садреева, О.М. Минаев, М.А. Борлакова // Экономика и управление: проблемы, решения. – 2024. – №12. – Ч. 4. – С. 93–102. DOI 10.36871/ek.up.p.r.2024.12.04.012. EDN SGGQRG