

МЕТОДЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ РЕГИОНА: ГРАНИЦЫ ПРИМЕНИМОСТИ

© Русаков Максим Александрович

аспирант,

Бурятский государственный университет имени Доржи Банзарова

Россия, Улан-Удэ

frostfeave92@gmail.com

Аннотация. Статья посвящена сравнительному анализу инструментов прогнозирования социально-экономического развития региона с учётом специфики региональных данных. Рассмотрены экспертно-качественные, статистико-эконометрические и методы машинного обучения. На основе анализа отечественных исследований систематизированы преимущества и ограничения применения алгоритмов машинного обучения для прогнозирования региональных показателей. Обосновывается, что выбор метода должен определяться свойствами данных и горизонтом прогнозирования, а перспективы регионального прогнозирования связаны с определением условий устойчивого прогнозного преимущества конкретного класса методов.

Ключевые слова: региональное прогнозирование, эконометрические модели, машинное обучение, ансамблевые методы.

METHODS FOR FORECASTING REGIONAL SOCIO-ECONOMIC INDICATORS: THE LIMITS OF AP-PLICABILITY

Maksim A. Rusakov

Postgraduate Student

Dorzhi Banzarov Buryat State University

Ulan-Ude, Russia

frostfeave92@gmail.com

Abstract. This article presents a comparative analysis of tools for forecasting regional socioeconomic development, taking into account the specifics of regional data. Expert-qualitative, statistical-econometric, and machine learning methods are considered. Based on an analysis of domestic research, the advantages and limitations of using machine learning algorithms for forecasting regional indicators are systematized. It is argued that the choice of method should be determined by the properties of the data and the forecast horizon, and that the prospects for regional forecasting are not related to the search for a universal tool, but rather to identifying the conditions for the sustainable forecasting advantage of a specific class of methods.

Keywords: regional forecasting, econometric models, machine learning, ensemble methods.

Введение

Прогнозное обеспечение управления региональным развитием является необходимым условием эффективного стратегического и бюджетного планирования на уровне субъектов Российской Федерации. Результаты статистического моделирования и прогнозирования служат основой для формирования сценарных вариантов развития территории и повышения ка-

чества управленческих решений [7, с. 62]. В период 2020-2025 гг. российская экономика столкнулась с серией структурных шоков, вызвавших значительную волатильность макроэкономических показателей, в результате чего принципиальное значение приобретает определение условий, при которых применение конкретного метода прогнозирования обеспечивает устойчивое качество прогнозов.

Цель статьи заключается в систематизации условий применимости разных методов при прогнозировании социально-экономических показателей региона с учётом объёма и структуры данных, а также горизонта прогнозирования.

Специфика региональных данных в прогнозировании

Прогнозирование экономического развития региона не сводится к механическому переносу общенациональных методик на территориальный уровень. Региональные данные обладают рядом особенностей, которые формируют специфический методологический контекст:

- Короткая длина сопоставимых временных рядов т.к. помесечная региональная статистика доступна за ограниченный период.
- Региональные ряды, как правило, содержат тренды и выраженную сезонность.
- Публикация макроэкономической статистики характеризуется запаздыванием.
- Региональные процессы структурно неоднородны, что выражается в том, что одинаковые макроэкономические импульсы транслируются в экономику регионов с разной силой и скоростью.

Совокупность этих особенностей означает, что выбор метода прогнозирования на региональном уровне должен учитывать статистические свойства и специфику региональных данных. Именно этим объясняется отсутствие единого универсального инструмента, одинаково эффективного для всех территорий и показателей.

Экспертно-качественные и сценарные методы

Исторически первыми являются экспертно-качественные методы прогнозирования такие как метод экспертных оценок, метод Дельфи, метод аналогий, а также сценарный подход. Их достоинством является способность работать в условиях дефицита количественных данных и учитывать не количественные факторы.

Сценарный подход занимает особое место в системе регионального стратегического планирования, он позволяет задавать не единственную траекторию, а спектр возможных вариантов развития (инерционный, базовый, целевой), что соответствует логике документов стратегического планирования. Вместе с тем экспертные методы обладают субъективностью, слабо воспроизводимы и не обеспечивают количественной оценки точности прогноза. Поэтому в современной практике они чаще применяются в сочетании с количественными методами, обеспечивая их интерпретацию.

Классические статистико-эконометрические методы

Основу количественного прогнозирования на протяжении десятилетий составляли статистико-эконометрические методы, к простейшим из них относятся методы трендовой экстраполяции и адаптивные модели (экспоненциальное сглаживание, модели Хольта-Уинтерса), учитывающие тренд и сезонность.

Наибольшее распространение получила методология анализа временных рядов Бокса-Дженкинса [11], воплощённая в моделях ARIMA. Её достоинствами являются теоретическая обоснованность, экономичность по числу параметров и высокая интерпретируемость. Для многомерного анализа взаимосвязанных показателей применяются модели векторной авторегрессии (VAR), предложенные К. Симсом [14, с. 1], а также их модификации (VECM), по-

звolyющие исследовать динамические взаимосвязи и реакции на шоки. Развитие данного направления продолжается и в настоящее время, в том числе за счёт расширения информационной базы моделей временных рядов и вовлечения высокочастотных данных для повышения точности краткосрочных прогнозов [5, с. 34].

Эконометрические модели сохраняют преимущества при наличии относительно устойчивой структуры временного ряда, ограниченного числа факторов и необходимости интерпретации получаемых зависимостей, однако их ограничением является допущение о стационарности процессов, которое редко соблюдается в периоды кризисов. В таких условиях линейные модели недооценивают резкие изменения, что снижает их прогностическую способность именно тогда, когда точный прогноз наиболее востребован.

Методы машинного обучения

Методы машинного обучения (МО) могут быть рассмотрены как альтернативный инструмент прогнозирования, преимущества которого проявляются при наличии сложных нелинейных зависимостей и большого числа факторов. В задачах прогнозирования экономических показателей наибольшее распространение получили ансамблевые древовидные алгоритмы.

Случайный лес (Random Forest), основанный на принципе усреднения множества решающих деревьев [10, с. 5], обладает устойчивостью к отдельным видам шума и позволяет моделировать нелинейные взаимодействия между признаками, так же при включении в признаковое пространство календарных и лаговых переменных алгоритм способен учитывать сезонные зависимости. Градиентный бустинг, в частности его реализация XGBoost [12, с. 785], строит деревья последовательно, по принципу минимизации остаточных ошибок, что обеспечивает высокую адаптивность. Наряду с ними применяются нейросетевые архитектуры (включая рекуррентные сети для временных рядов), а также регуляризованные регрессии (LASSO, Ridge), сочетающие отбор признаков с устойчивостью к мультиколлинеарности. Систематическое изложение теоретических основ этих методов представлено в фундаментальных работах по статистическому обучению [13].

Сопоставление классических эконометрических моделей и методов машинного обучения удобно провести по нескольким ключевым критериям (таблица 1).

Таблица 1

Сравнительная характеристика методов прогнозирования развития региона

Фактор	Эконометрические модели	Машинное обучение
Короткий ряд	преимущество простых моделей	риск переобучения
Нелинейность	требует спецификации	естественно учитывается
Малое число факторов	преимущество	преимущество неочевидно
Большое число факторов	ограничение	преимущество
Интерпретируемость	высокая	низкая
Структурные сдвиги	требуют адаптации спецификации	требуют переобучения/контроля
Экстраполяция	зависит от модели	особенно проблематична для деревьев

Источник: составлено автором.

Как следует из таблицы, ни один класс методов не обладает превосходством, так МО выигрывает в моделировании нелинейностей и работе с большим числом факторов, но проигрывает в интерпретируемости и требовательно к объёму данных. Далее проведём обзор отечественных исследований по использованию МО в целях прогнозирования региональных показателей.

Обзор отечественных исследований стоит начать с работы по прогнозированию инфляции методами МО [3, с. 42], в которой показано преимущество ансамблевых алгоритмов над классическими бенчмарками. В дальнейшем были предложены покомпонентные подходы, агрегирующие прогнозы отдельных индексов [6, с. 23].

Систематическое сопоставление эконометрических моделей и алгоритмов машинного обучения для прогнозирования региональной инфляции проведено в работе [4, с. 95], где установлено, что машинное обучение не уступает эконометрике на длинных горизонтах, тогда как классические модели точнее на коротком горизонте. Опыт построения гибридных ансамблевых конструкций, объединяющих градиентный бустинг и случайный лес, представлен в работах [1, с. 205; 2, с. 122]. Практическую значимость подтверждает опыт Банка России по прогнозированию инфляции в отдельных макрорегионах методами машинного обучения [8]. Развитие интервальных подходов, обеспечивающих оценку точечного прогноза и его неопределённости, реализовано на основе квантильной регрессии с элементами машинного обучения [9, с. 116].

После обзора отечественного опыта, перспективным направлением представляется разработка методик по применению машинного обучения относительно специфики региональных данных. Таким образом, дальнейшее развитие исследований регионального прогнозирования может быть связано с определением условий, при которых применение конкретного класса моделей обеспечивает устойчивое прогнозное преимущество.

Заключение

Каждый класс методов обладает собственной областью применения, так экспертные методы незаменимы при дефиците данных, эконометрические модели обеспечивают интерпретируемость и устойчивость на коротких горизонтах, методы машинного обучения хорошо работают в моделировании нелинейных зависимостей и с многомерным набором факторов. Применение машинного обучения в региональном контексте ограничивается проблемами коротких рядов, экстраполяции и регион-специфичности, это обосновывает целесообразность сочетания подходов, а также необходимость систематической оценки условий и границ применимости методов машинного обучения, разработка соответствующей методологии на региональном материале составляет актуальное направление дальнейших исследований.

Литература

1. Астраханцева И. А., Герасимов А. С. Прогнозирование региональной инфляции на основе гибридной модели машинного обучения: градиентный бустинг и случайный лес // Научные труды Вольного экономического общества России. 2023. Т. 243, № 5. С. 200-226. DOI: 10.38197/2072-2060-2023-243-5-200-226
2. Астраханцева И. А., Герасимов А. С., Смирнова О. П. Оценка применимости статистических и машинных моделей для прогнозирования инфляции // Современные наукоемкие технологии. Региональное приложение. 2024. Т. 79, № 3. С. 120–131. DOI: 10.6060/snt.20247903.0019
3. Байбуза И. К. Прогнозирование инфляции с помощью методов машинного обучения // Деньги и кредит. 2018. № 4. С. 42–59.

4. Букина Т. А., Кашин Д. А. Прогнозирование региональной инфляции: эконометрические модели или методы машинного обучения? // Экономический журнал Высшей школы экономики. 2024. Т. 28, № 1. С. 81–107. DOI: 10.17323/1813-8691-2024-28-1-81-107
5. Гребенкина А. М., Синельникова-Мурылёва Е. В. Прогнозирование инфляции с использованием высокочастотных данных в моделях временных рядов // Экономическая политика. 2025. Т. 20, № 2. С. 34–55. DOI: 10.18288/1994-5124-2025-2-34-55
6. Латыпов Р., Ахмедова Е., Постолиит Е., Микитчук М. Прогнозирование компонент инфляции методами машинного обучения // Деньги и кредит. 2024. Т. 83, № 3. С. 23–44.
7. Мхитарян В. С., Ванчикова Е. Н. Прогнозы в системе регионального управления: цели и задачи // Вестник Бурятского государственного университета. Экономика и менеджмент. 2015. № 4. С. 62–69.
8. Семитуркин О., Шевелёв А. Прогнозирование региональной инфляции с помощью методов машинного обучения (на примере макрорегиона Сибирь) // Банк России. Серия докладов об экономических исследованиях. 2022. № 91.
9. Чудаева А. Б. Интервальное прогнозирование российской инфляции с использованием квантильной регрессии и элементов машинного обучения // Экономика и математические методы. 2026. Т. 62, № 1. С. 116–130. DOI: 10.7868/S3034617726010094
10. Breiman L. Random Forests // Machine Learning. 2001. Vol. 45, No. 1. P. 5–32. DOI: 10.1023/A:1010933404324
11. Box G. E. P., Jenkins G. M. Time Series Analysis: Forecasting and Control. San Francisco: Holden-Day, 1970.
12. Chen T., Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System // Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD. 2016. P. 785-794. DOI: 10.1145/2939672.2939785
13. Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. The Elements of Statistical Learning. 2nd ed. New York: Springer, 2009.
14. Sims C. A. Macroeconomics and Reality // Econometrica. 1980. Vol. 48, No. 1. P. 1–48.

Статья поступила в редакцию 31.08.2026; одобрена после рецензирования 02.09.2026; принята к публикации 04.09.2026.