DOI 10.58351/2949-2041.2026.35.6.024
УДК 519.86:330.46

Терёшин Кирилл Александрович, студент
Российский технологический университет – МИРЭА
Tereshin Kirill Alexandrovich

Терёшина Влада Валерьевна, к.э.н., доцент
Университет Правительства Москвы
Tereshina Vlada Valerievna

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ КАК МЕТОДОЛОГИЧЕСКАЯ ОСНОВА КОМПАРИРОВАНИЯ ПРОГНОСТИЧЕСКОЙ СПОСОБНОСТИ АЛГОРИТМОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ
MATHEMATICAL MODELING AS A METHODOLOGICAL BASIS FOR COMPARATIVE ASSESSMENT OF THE PREDICTIVE POWER OF MACHINE LEARNING ALGORITHMS

Аннотация. В статье исследуется роль классических методов математического моделирования как фундаментальной методологической основы для сравнительной оценки прогностической способности алгоритмов машинного обучения. Показано, что аналитические и статистические модели, построенные на строгой формализации предметной области, целесообразно использовать не в качестве единственной основы прогноза, а как эталонный базис для верификации и бенчмаркинга ML-моделей.

Abstract. This article explores the role of classical mathematical modeling methods as a fundamental methodological basis for comparatively assessing the predictive power of machine learning algorithms. It is shown that analytical and statistical models built on a rigorous formalization of the subject area are best used not as the sole basis for forecasting, but as a reference framework for verifying and benchmarking ML models.

Ключевые слова: Математическое моделирование, машинное обучение, прогнозирование, сравнительная оценка, прогностическая способность, устойчивость прогнозов.

Keywords: Mathematical modeling, machine learning, forecasting, comparative assessment, predictive ability, forecast stability.

Традиционные статистические подходы к прогнозированию сохраняют своё значение в анализе финансовых временных рядов, поскольку именно они заложили фундаментальную методологию работы с динамическими данными. Подобные методы дают возможность описывать зависимость текущего значения ряда от его предшествующих наблюдений, учитывать случайные отклонения, исследовать автокорреляционную структуру и строить краткосрочные прогнозы на основе накопленной истории [1]. Даже в современных исследованиях классические модели не утратили актуальности благодаря своей математической строгости, прозрачной интерпретируемости параметров, относительной простоте реализации и понятным процедурам проверки качества. Кроме того, они часто выполняют роль базового ориентира, относительно которого оцениваются более сложные алгоритмы.

Среди наиболее востребованных классов моделей выделяются авторегрессионные модели, модели скользящего среднего и их различные комбинации. Авторегрессионный подход исходит из предположения, что текущее значение временного ряда определяется несколькими его предыдущими значениями. В свою очередь, модель скользящего среднего описывает текущее наблюдение через прошлые ошибки прогноза. Объединение этих двух идей порождает модель ARMA, которая эффективно работает применительно к стационарным рядам. Когда же ряд обнаруживает признаки нестационарности, например наличие тренда, используется расширенная версия ARIMA, включающая в себя процедуру последовательного дифференцирования [9]. Такая модель традиционно обозначается как ARIMA *(p, d, q)*, где параметр *p* отражает порядок авторегрессионной составляющей, *d* – кратность дифференцирования, а *q* – порядок скользящего среднего. Параметр *d* показывает, сколько раз необходимо взять разности исходного ряда, чтобы приблизить его к стационарному виду. Так, если цены демонстрируют выраженный тренд, исследователь обычно переходит от абсолютных значений к изменениям цен или к логарифмическим доходностям. Это позволяет ослабить влияние тренда и сделать ряд более пригодным для статистического моделирования.

Несмотря на широкое практическое применение, модель ARIMA обладает серьёзными ограничениями. Главный недостаток связан с её линейностью: она лучше всего описывает зависимости, которые могут быть представлены в виде линейной связи между прошлыми и будущими значениями. Для финансовых рынков это ограничение оказывается существенным, поскольку реакция цены на одни и те же внешние воздействия может различаться в зависимости от режима рынка, текущего уровня волатильности и поведения участников. Кроме того, ARIMA чувствительна к структурным сдвигам – ситуациям, когда закономерности, действовавшие в прошлом, перестают работать в будущем [11].

Другое распространённое направление представлено методами экспоненциального сглаживания. Их основная идея заключается в том, что более свежим наблюдениям придаётся больший вес при построении прогноза по сравнению с устаревшими данными. В простейшем варианте экспоненциальное сглаживание задаётся соотношением, в котором прогноз на следующий период формируется как взвешенная сумма фактического значения в текущий момент и предыдущего прогноза. Параметр сглаживания принимает значения от нуля до единицы: чем выше этот параметр, тем сильнее прогноз реагирует на последние изменения, а чем он ниже, тем более сглаженным и инертным получается прогноз. Экспоненциальное сглаживание получило широкое распространение благодаря своей простоте и способности адаптироваться к меняющимся данным [10]. Для рядов без выраженного тренда используется базовое экспоненциальное сглаживание. При наличии тренда применяется метод Хольта, а когда присутствуют одновременно тренд и сезонность – метод Хольта-Уинтерса. В финансовых данных сезонность обычно выражена слабее, чем, например, в показателях продаж или производственной статистике, однако методы сглаживания могут быть полезны для выделения локальной тенденции и уменьшения влияния краткосрочных шумов.

Ограничение экспоненциального сглаживания состоит в том, что оно неспособно адекватно описывать сложные нелинейные зависимости. Этот метод в основном ориентирован на продолжение уже наблюдаемой тенденции. Если рынок резко меняет направление движения, сглаженная модель неизбежно запаздывает и выдаёт ошибочные прогнозы. Поэтому экспоненциальное сглаживание чаще используется как простая базовая модель или как элемент предварительной обработки данных, а не как универсальный инструмент финансового прогнозирования.

Особое место в классической финансовой эконометрике занимают модели волатильности. Для финансовых рынков важно предсказывать не только ожидаемое значение цены или доходности, но и степень изменчивости актива. Волатильность отражает уровень неопределённости и риска: чем она выше, тем сильнее будущие значения могут отклоняться от ожидаемого уровня. По этой причине модели волатильности активно применяются в управлении рисками, при оценке портфелей и в анализе производных финансовых инструментов. Исторически первой была предложена ARCH-модель, описывающая ситуацию, при которой дисперсия ошибки изменяется во времени и зависит от прошлых ошибок прогноза [2]. Впоследствии GARCH-модель расширила этот подход, добавив зависимость текущей условной дисперсии от её собственных прошлых значений [3]. Такая структура позволяет описывать длительные периоды повышенной или пониженной волатильности, что особенно важно для финансовых данных, где периоды нестабильности часто группируются во времени. GARCH-модели используются в задачах оценки риска, построения доверительных интервалов и анализа поведения рынков в кризисные периоды. Они дают возможность учитывать, что ошибка прогноза может быть неодинаковой в разные моменты времени. В спокойные фазы модель может демонстрировать небольшой разброс ожидаемых значений, а в периоды рыночной турбулентности – фиксировать рост неопределённости. Таким образом, GARCH-модели полезны не столько для прямого прогнозирования цены, сколько для анализа изменчивости и риска.

Наряду с перечисленными методами в прогнозировании финансовых временных рядов часто используется так называемый наивный прогноз. Его суть предельно проста: следующее значение ряда принимается равным последнему наблюдаемому значению. Такой подход выглядит чрезмерно упрощённым, однако в финансовых задачах он имеет важное методологическое значение. Если цена актива близка к случайному блужданию, то даже сложной модели может быть трудно превзойти наивный прогноз. Поэтому наивная модель часто служит минимальным ориентиром качества, ниже которого не должен опускаться ни один серьёзный метод.

Сравнение классических методов показывает, что они решают разные задачи и не являются полностью взаимозаменяемыми. ARIMA ориентирована на прогнозирование среднего значения ряда после приведения его к более стационарному виду. Экспоненциальное сглаживание применяется для краткосрочных прогнозов и выделения общей тенденции. Модели семейства ARCH и GARCH используются для анализа волатильности и риска. Наивный прогноз выполняет роль простого ориентира, с которым можно сопоставлять более сложные алгоритмы.

Общие ограничения классических методов особенно заметно проявляются при работе с современными финансовыми данными. Рынки демонстрируют нелинейные зависимости, структура ряда меняется во времени, а сами модели ограниченно справляются с большим числом внешних факторов. Поэтому при разработке алгоритмов анализа и прогнозирования такие методы целесообразно использовать не как единственную основу прогноза, а как базовые подходы для сравнения с моделями машинного обучения.

Список литературы:

1. Воронцов К.В. Проблемы интерпретируемости и устойчивости прогнозных моделей машинного обучения / К.В. Воронцов // Интеллектуальные системы. Теория и приложения. – 2024. – Т. 28, № 2. – С. 5–22.

2. Кузнецов М.П. Бенчмаркинг классических статистических и нейросетевых моделей в задачах прогнозирования финансовых временных рядов / М.П. Кузнецов, А.В. Савченко // Прикладная эконометрика. – 2024. – № 74. – С. 65–84.

3. Назаров А.А. Математические модели как эталонный базис для верификации алгоритмов искусственного интеллекта в промышленной аналитике / А.А. Назаров, В.И. Громов // Автоматизация в промышленности. – 2024. – № 10. – С. 12–18.

4. Пальчунов Д.Е. Методологические аспекты сопоставления аналитических и машинно-обученных моделей в задачах прогнозирования / Д.Е. Пальчунов // Вестник Новосибирского государственного университета. Серия: Информационные технологии. – 2023. – Т. 21, № 3. – С. 47–59.

5. Стрижов В.В. Методы выбора оптимальной сложности прогностических моделей в условиях неполноты данных / В.В. Стрижов, А.А. Адуенко // Информатика и её применения. – 2024. – Т. 18, № 1. – С. 34–42