

УДК 330.43:519.86

**Шибиченко М.И.**

Московский финансово-юридический университет (МФЮА)

**Павлов В.А.**

Московский государственный строительный университет

### **Методы адаптивного прогнозирования спроса в условиях нестабильной рыночной среды на основе интеграции макро- и микроэкономических факторов**

**Аннотация.** Адаптивные методы прогнозирования позволяют предсказать в краткосрочной перспективе динамику показателей, что нередко приобретает важное значение в условиях динамичности и высокой степени изменчивости экономической конъюнктуры. Проведен сравнительный анализ различных адаптивных подходов к прогнозированию спроса, выделены их ограничения и преимущества. Предложена авторская гибридная архитектура для прогнозирования спроса в условиях нестабильной рыночной среды, основанная на концепции пространства состояний с иерархической коррекцией. Предложенная архитектура объединяет макроэкономический контур и микроэкономические показатели в едином пространстве состояний, что позволяет совместно обрабатывать разнородные сигналы: макроэкономические шоки и операционные микроиндикаторы, между которыми в стандартных моделях обычно приходится выбирать. Статистическую основу образует векторная модель коррекции ошибок, фиксирующая устойчивые долгосрочные зависимости; нелинейные паттерны обрабатывают LSTM-сети и градиентный бустинг.

**Ключевые слова:** адаптивные методы, спрос, рынок, нестабильность, данные, нейронная сеть, точность.

**Shibichenko M.I.**

Moscow University of Finance and Law (MFUA)

**Pavlov V.A.**

Moscow State University of Civil Engineering

### **Methods of adaptive demand forecasting in an unstable market environment based on the integration of macro- and microeconomic factors**

**Abstract.** Adaptive forecasting methods enable short-term forecasting of indicator dynamics, which is often crucial in dynamic and highly volatile economic environments. A comparative analysis of various adaptive approaches to demand forecasting is conducted, highlighting their limitations and advantages. A proprietary hybrid architecture for demand forecasting in an unstable market environment is proposed, based on the concept of a state space with hierarchical correction. The proposed architecture combines macroeconomic data and microeconomic indicators in a single state space, enabling the joint processing of disparate signals: macroeconomic shocks and operational microindicators, which in standard models typically require a choice. The statistical foundation is formed by a vector error correction model that captures stable long-term dependencies; nonlinear patterns are processed by LSTM networks and gradient boosting.

**Keywords:** adaptive methods, demand, market, instability, data, neural network, accuracy.

В последние годы мировые рынки переживают серьезные потрясения: спрос со стороны потребителей и предложение товаров становятся все более нестабильными и сложными, чем когда-либо прежде. Последствия пандемии COVID-19, международные конфликты, стихийные бедствия и экстремальные погодные условия сделали работу менеджеров в торговых предприятиях, аналитиков и команд по управлению цепочками поставок объектом пристального внимания, поскольку они играют ключевую роль в

обеспечении непрерывности бизнеса [2].

Как известно, многие факторы, влияющие на спрос, являются случайными, неопределенными, нечеткими и имеют нелинейную связь со спросом. Это затрудняет создание точных математических моделей. Классические методы моделирования финансовых временных рядов, описывающих поведение покупателей и рыночных сил в целом, для проведения объективного анализа и обоснованного прогнозирования торговых показателей в таких условиях, часто неэффективны, что детерминирует необходимость построения формальных моделей, способных более точно понять структуру и поведение рынка как системы в целом, так и ее отдельных компонентов.

В данном случае внимание привлекает одно из современных направлений статистического анализа и прогнозирования временных рядов. Важность этого направления не вызывает сомнения, так как необходимость решения соответствующих задач с помощью адаптивных методов возникает сравнительно часто. Адаптивные методы могут применяться для прогнозирования показателей спроса и предложения на рынке, денежных потоков, изменений ежедневных остатков на складах, в инструментальных кладовых, магазинах [10].

Это свидетельствует о необходимости развития как теоретических положений, так и методического аппарата методов адаптивного прогнозирования, что и послужило основанием для выбора темы данной статьи.

Исследования точности и достоверности методов прогнозирования с использованием как регрессионных моделей, так и алгоритмов машинного обучения, проводят Бей С.И., Козар И.Д. [1], Сенникова А.Е., Старцева А.А., Федоров Н.Б., Шаман А.С. [3], Xun Dou, Yu He, Hanyu Yang [9].

Над разработкой гибридного метода прогнозирования, основанного на кластеризации, экстремальном градиентном бустинге (XGBoost) и ARIMA, трудятся Степанищев С.А., Турищев Д.К., Петрич А.С. [4], Qiong Wang, Linru Jiang, Qinghe Sun [7], Rashmi Vareth, Anamika Yadav [8].

Как видим из приведенного анализа, многие ученые заняты изучением проблем прогнозирования спроса. Однако не все вопросы им удалось еще решить. Так, одна из ключевых технических проблем — корректная интеграция разнородных временных рядов с различными масштабами и частотами измерений. На практике это существенно затрудняет построение согласованных прогнозных моделей: данные, собранные с разной периодичностью, плохо «стыкуются» без предварительной гармонизации, которая сама по себе вносит погрешности.

Отдельного внимания заслуживает проблема структурных сдвигов. Алгоритмы их автоматического выявления и учёта в экономических данных пока недостаточно разработаны, что напрямую ограничивает адаптивность моделей к реальным изменениям рыночной конъюнктуры. Модель, не умеющая распознать перелом в динамике ряда, будет воспроизводить устаревшие паттерны ещё долго после того, как рынок уже изменился.

Наконец, до сих пор отсутствуют универсальные критерии адаптации к внезапным изменениям волатильности и сдвигам корреляционных связей между макро- и микроэкономическими факторами. Именно это снижает надёжность прогнозов в условиях нестабильной среды: модель может хорошо работать в «спокойные» периоды и резко терять точность при первом же шоке.

Цель статьи — провести анализ методов адаптивного прогнозирования спроса в условиях нестабильной рыночной среды на основе интеграции макро- и микроэкономических факторов.

Прежде всего отметим, что отличие адаптивных моделей от других прогностических подходов состоит в том, что они отражают текущие свойства ряда и способны непрерывно учитывать эволюцию динамических характеристик изучаемых процессов [5]. Инструментом прогноза при адаптивном методе служит модель. Первоначальная оценка параметров этой модели основывается на данных базового (исходного) временного ряда.

На основе новых данных, получаемых на каждом следующем шаге, происходит корректировка параметров модели во времени, их адаптация к новым, непрерывно изменяющимся условиям [6].

В таблице 1 представлен обзор, который охватывает широкий спектр адаптивных подходов к прогнозированию — от классических статистических методов до современных алгоритмов машинного обучения — и сопоставляет их по точности, адаптивности и сложности реализации. Цель такого сравнения вполне практическая: помочь выбрать инструментарий для управления спросом в условиях, когда уровень рыночной неопределённости заранее неизвестен.

Таблица 1 Сравнительная таблица методов адаптивного прогнозирования спроса<sup>1</sup>

Метод	Краткое описание	Точность (MAPE)	Устойчивость к волатильности	Преимущества	Недостатки
Экспоненциальное сглаживание	Использует взвешивание последних наблюдений с адаптацией тренда и сезонности	10–25%	Средняя	Простота, быстрые расчёты, хорошо работает при сезонности	Плохо реагирует на резкие структурные изменения
ARIMA / SARIMA	Авторегрессионные модели с учетом тренда и сезонности	8–20%	Средняя	Хорошая интерпретируемость, статистическая обоснованность	Требует стационарности, сложна в настройке
Адаптивные модели	Динамическое обновление параметров в реальном времени	5–15%	Высокая	Быстрая адаптация к изменениям, устойчивость к шуму	Сложность реализации, требует настройки
Машинное обучение (Random Forest, XGBoost)	Нелинейные модели, учитывающие множество факторов	5–12%	Высокая	Высокая точность, учитывает сложные зависимости	Требует много данных и вычислительных ресурсов
Нейронные сети (LSTM, RNN)	Глубокое обучение для временных рядов	3–10%	Очень высокая	Отлично работает с нелинейностью и хаотичностью	Сложность, низкая интерпретируемость
Методы скользящего окна	Постоянное переобучение на последних данных	10–20%	Высокая	Быстро реагирует на изменения рынка	Может терять долгосрочные закономерности
Байесовские модели	Обновляют прогноз при поступлении новых данных	5–15%	Высокая	Учитывают неопределённость, гибкость	Сложность вычислений

<sup>1</sup> Составлено автором по данным отчетов (2024–2025 гг.): The State of AI in 2024, Global Economic Outlook 2025, PwC Global Consumer Insights Pulse Survey 2024, Gartner Forecast Analysis: Artificial Intelligence Market, 2024

Регрессионные модели с внешними факторами	Учитывают макроэкономические и рыночные факторы	8–18%	Средняя–высокая	Позволяют учитывать влияние внешней среды	Требуются качественные внешние данные
---	---	-------	-----------------	---	---------------------------------------

Один из наиболее очевидных выводов, которые можно сделать по результатам анализа данных таблицы 1, — это обратная зависимость между интерпретируемостью модели и её прогнозной способностью на нестационарных данных. Другими словами, чем лучше модель объясняет, почему она даёт тот или иной прогноз, тем хуже она справляется с неожиданными изменениями. Методы экспоненциального сглаживания и модели класса ARIMA работают вполне надёжно там, где есть выраженная сезонность и относительно стабильный фон. Но при структурных шоках — резких разрывах в динамике спроса, макроэкономических переломах — их прогностическая ценность падает ощутимо.

Специфическую нишу занимают подходы, базирующиеся на байесовском выводе и принципах адаптивности. Их концептуальная ценность определяется не столько исходной точностью, сколько заложенным механизмом динамической коррекции параметров. В отличие от ригидных систем, проходящих стадию «заморозки» после завершения обучения, данные модели непрерывно эволюционируют, интегрируя поступающие потоки данных в свою структуру. На практике это даёт разумный компромисс между вычислительной нагрузкой и устойчивостью к волатильности, хотя и не без издержек — настройка алгоритмов требует определённой экспертизы и времени.

Выбор конкретного метода в итоге определяется несколькими факторами одновременно: горизонтом планирования, доступными вычислительными ресурсами и тем, насколько критично учитывать макро и микроэкономические факторы одновременно. Универсального решения в данном случае нет. Наиболее перспективным направлением, по мнению автора, остаются гибридные модели, объединяющие возможности разных методов. Помимо этого, такая интеграция позволяет компенсировать слабые стороны каждого из подходов — и в ряде случаев даёт прирост точности, недостижимый ни одним из них по отдельности.

С учетом вышеизложенного, на рис. 1 представлена авторская схема адаптивного прогнозирования спроса — архитектура, разработанная специально для условий нестабильной рыночной среды. Её центральная идея в следующем: объединить то, что умеют классические методы, с тем, в чём сильны алгоритмы машинного обучения, не жертвуя при этом ни интерпретируемостью, ни точностью.

В этой архитектуре статистическая строгость регрессионного анализа — блок векторной модели коррекции ошибок — сочетается с гибкостью машинного обучения: нейронными сетями и градиентным бустингом. Такая интеграция, визуализированная в интеграционном ядре схемы, компенсирует инерционность классических методов и склонность алгоритмов машинного обучения к «шуму», что в итоге обеспечивает прирост точности и достоверности прогноза, недостижимый при использовании каждого из подходов по отдельности.

В основе авторского метода лежит концепция пространства состояний (State-Space) с экзогенными входами и иерархической коррекцией. Далее предлагаем рассмотреть более подробно математическую формализацию предложенного подхода.

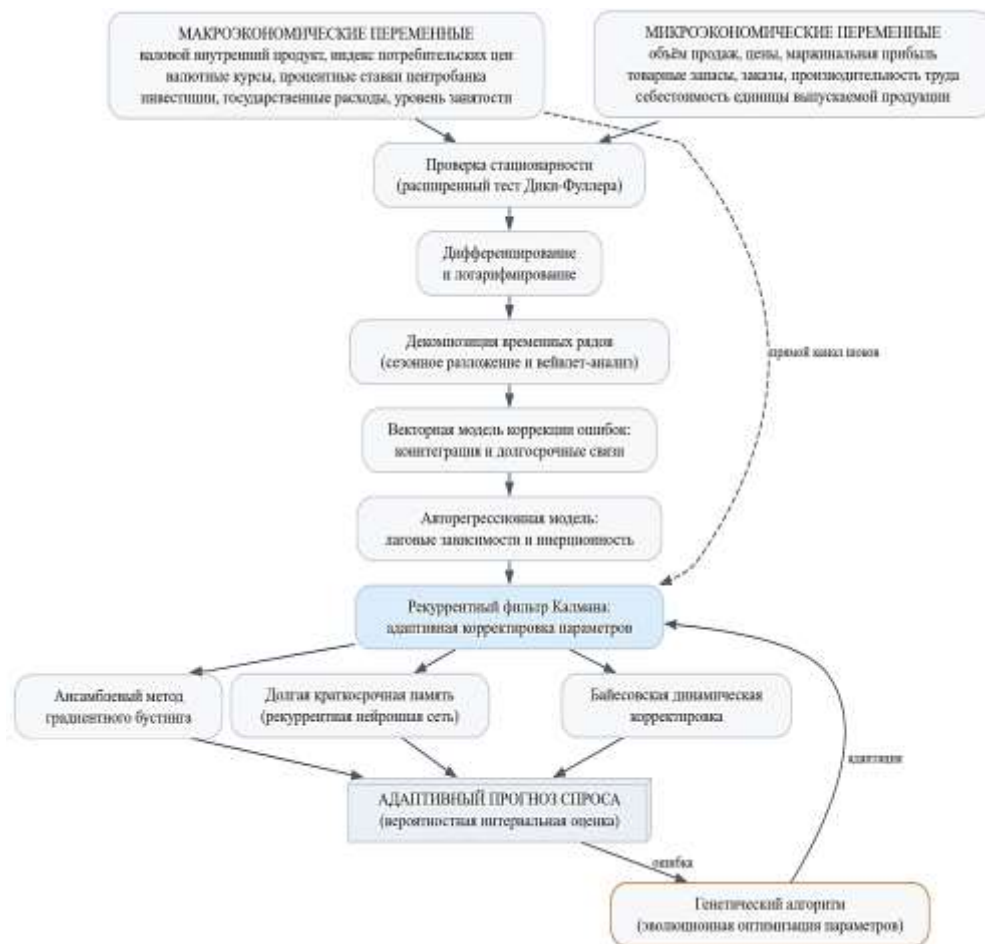


Рис. 1 Схема метода адаптивного прогнозирования спроса на основе гибридной интеграции макро- и микроэкономических факторов<sup>2</sup>

Совокупный вектор  $X_t = [M_t, m_t]^T$  агрегирует разнородные информационные потоки: макроэкономический контур — ВВП, инфляционные показатели, валютные курсы, динамика промышленного производства — объединён с операционным срезом в виде продаж, товарных запасов и ценовой динамики.

В таблице 2 можно найти примерный перечень индикаторов, также указана их размерности и необходимые процедуры нормализации.

Таблица 2 Методическая структура и форматирование входных данных<sup>3</sup>

Категория фактора	Наименование переменной	Единицы измерения	Периодичность	Метод приведения к стационарности
Макро ( $M_t$ )	Индекс потребительских цен	%	ежемесячно	Взятие первой разности логарифма
	Официальный курс валюты	руб.	ежедневно	Расчет темпа прироста
Микро ( $m_t$ )	Фактический объем спроса	ед.	еженедельно	Сезонное декомпозирование
	Средневзвешенная цена	руб.	еженедельно	Дефлирование и центрирование

Рабочие показатели редко бывают стабильны — они дрейфуют, колеблются, и среднее у них либо меняется со временем, либо вовсе не существует в классическом смысле. Такие ряды называют нестационарными. Работать с ними напрямую нельзя: любая

<sup>2</sup> Составлено автором

<sup>3</sup> Составлено автором

регрессия на нестационарных данных даст ложные зависимости. Выход — дифференцирование. Берутся не сами значения, а приросты между периодами. Шум при этом частично подавляется, структура ряда проясняется.

Готовность данных к дальнейшей обработке проверяется тестом на единичный корень. Отрицательный коэффициент — сигнал, что ряд стационаризован и можно двигаться дальше.

Детализированная структура распределения весовых коэффициентов, характеризующая взаимодействие краткосрочных и долгосрочных векторов в рамках исследуемой системы, систематизирована в представленной ниже таблице 3.

Таблица 3 Пример распределения коэффициентов эластичности в модели<sup>4</sup>

Направление связи	Параметр	Условное значение	Экономическая интерпретация
Макро → Спрос	Г (ВВП)	0,15	Эластичность спроса по доходу
Микро → Спрос	Г (Цена)	-0,85	Ценовая эластичность спроса
Долгосрочная связь	П (Исправление ошибок)	-0,05	Скорость возврата к равновесию (5% в период)

Рекуррентный характер параметрической адаптации обуславливает специфику динамики векторного коэффициента  $\theta_t$ , эволюция которого детерминирована выражением:

$$\theta_t = \theta_{t-1} + \omega_t, \quad \omega_t \sim \mathcal{N}(0, Q)$$

При этом регистрируемый выход системы  $y_t = H_t \theta_t + v_t$  формируется под воздействием измерительного шума  $v_t$ . В этой аналитической структуре особая роль отведена коэффициенту усиления фильтра Калмана, который регулирует степень доверия к поступающим сигналам. В периоды острых макроэкономических шоков он демонстрирует тенденцию к росту, что фактически смещает операционный баланс в пользу актуальных эмпирических данных, нивелируя инерцию предшествующего опыта модели. — при резких макроэкономических шоках его величина, как правило, возрастает, смещая баланс в сторону новых наблюдений.

Методические настройки фильтра для различных режимов рыночной среды отражены в таблице 4.

Таблица 4 Режимы функционирования адаптивного фильтра<sup>5</sup>

Тип рыночной конъюнктуры	Отношение Q/R	Приоритет алгоритма	Характер адаптации коэффициентов
Стабильная (низкая волатильность)	< 0,01	Фильтрация шумов	Сохранение устойчивых весов
Нестабильная (высокая волатильность)	> 0,50	Отслеживание тренда	Динамический пересчет параметров

Прогноз на горизонте  $h$  складывается из трёх компонент с адаптивными весами:

$$\hat{y}_{t+h} = \omega_1 f_{VECM}(X_t) + \omega_2 f_{LSTM}(h_t, c_t) + \omega_3 f_{GB}(X_t)$$

Внутри LSTM-блока селективность по отношению к текущему шоку определяется входным вентилем  $i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$  — сигмоидная активация фактически решает, в какой мере новая макроэкономическая информация обновит скрытое состояние сети.

Логика распределения весов внутри гибридного ансамбля в зависимости от горизонта прогнозирования представлена в таблице 5.

<sup>4</sup> Составлено автором

<sup>5</sup> Составлено автором

Таблица 5 Методическое распределение весов ( $\omega$ ) в гибридном ансамбле<sup>6</sup>

Горизонт прогноза	Вес VECM ( $\omega_1$ )	Вес LSTM ( $\omega_2$ )	Вес Бустинга ( $\omega_3$ )	Обоснование выбора
Краткосрочный (1-4 недели)	0.20	0.50	0.30	Приоритет нелинейных паттернов
Среднесрочный (1-6 месяцев)	0.60	0.30	0.10	Приоритет долгосрочных трендов

Веса  $\omega_i$  оптимизируются на скользящем окне через минимизацию:

$$\min \sum_{t=1}^T \left| \frac{y_t - \hat{y}_t(\omega)}{y_t} \right|$$

Генетический алгоритм с операторами кроссинговера и мутации обеспечивает поиск в глобальном пространстве параметров — в отличие от градиентных методов, он в меньшей степени застревает в локальных минимумах, что особенно существенно при нестационарной структуре шума. На практике именно этот механизм предотвращает характерный «перелёт» прогноза в моменты смены фазы экономического цикла.

На сегодняшний день перспективным является разработка адаптивных методов прогнозирования, с одной стороны, технически учитывающих специфические свойства временных рядов, с другой стороны, достаточно устойчивых в условиях нестабильности и неопределенности окружающей среды.

#### Список источников

1. Бей С.И., Козар И.Д. Моделирование процессов кризисного менеджмента в малом и среднем бизнесе с использованием big data аналитики и сценариев прогнозирования экономических спадов // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2025. Т. 15. № 6-1. С. 923-934.
2. Змеев В.П. Современное состояние проблемы проектирования нейросетевой системы прогнозирования спроса на электронику с учетом факторов рынка и предпочтений потребителей // Славянский форум. 2025. № 2 (48). С. 221-226.
3. Сенникова А.Е., Старцева А.А., Федоров Н.Б., Шаман А.С. Эконометрическое моделирование спроса на жилье в условиях изменения процентных ставок // Вестник Академии знаний. 2025. № 2 (67). С. 537-540.
4. Степанищев С.А., Турищев Д.К., Петрич А.С. Разработка метода выявления структурных изменений в рядах спроса на основе анализа динамики остатков // Молодой ученый. 2025. № 17 (568). С. 360-362.
5. Яровой А.А. Сравнительный анализ нейросетевых и регрессионных моделей прогнозирования потребительского спроса на основе реальных данных // Мягкие измерения и вычисления. 2025. Т. 92. № 7. С. 51-59.
6. Corey Ducharme, Bruno Agard, Martin Trépanier Improving demand forecasting for customers with missing downstream data in intermittent demand supply chains with supervised multivariate clustering // Journal of Forecasting. 2024. Volume 43, Issue 5. P. 82-88.
7. Qiong Wang, Linru Jiang, Qinghe Sun An Adaptive Forecasting Framework for EV Charging Demand Using Variational Mode Decomposition and Louvain Community Detection // IET Smart Grid. 2026. Volume 9, Issue 1. P. 12-18.
8. Rashmi Bareth, Anamika Yadav Daily average load demand forecasting using LSTM model based on historical load trends // IET Generation, Transmission & Distribution. 2024. Volume 18, Issue 5. P. 100-104.
9. Xun Dou, Yu He, Hanyu Yang An Adaptive Forecasting Method for Net Load Ramping Demand Based on Time-Frequency Dual-Modal Collaboration // IET Generation,

<sup>6</sup> Составлено автором

Transmission & Distribution. 2025. Volume 19, Issue 1. P. 60-64.

10. Yi-Chung Hu, Li-Chin Shih A Hybrid Approach Integrating Decomposition Ensemble Forecasting With Optimal Combination Selection for Air Passenger Demand Forecasting // Journal of Mathematics. 2025. Volume 2025, Issue 1. P. 39-42.

#### **Сведения об авторах**

**Шибиченко М.И.**, аспирант, Московский финансово-юридический университет (МФЮА), Москва, Россия

**Павлов В.А.**, кандидат экономических наук, доцент кафедры информационных систем и технологий и автоматизации в строительстве, Московский государственный строительный университет», Москва, Россия

#### **Information about the authors**

**Shibichenko M.I.**, PhD Student, Moscow University of Finance and Law (MFUA), Moscow, Russia

**Pavlov V.A.**, PhD in Economics, Associate Professor, Department of Information Systems and Technologies and Automation in Construction, National Research Moscow State University of Civil Engineering, Moscow, Russia