

*Александров Александр Дмитриевич  
Студент, аспирант,  
Среднерусский институт управления – филиал РАНХиГС  
при Президенте Российской Федерации,  
г. Орёл, Россия*

## **НОВЫЕ ПОДХОДЫ К УПРАВЛЕНИЮ АССОРТИМЕНТОМ И ПРОДАЖАМИ НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В УСЛОВИЯХ НЕОПРЕДЕЛЁННОСТИ**

*Аннотация:* в условиях высокой волатильности спроса и сбоях в цепочках поставок традиционные методы управления ассортиментом теряют эффективность. В статье предлагается новый подход на основе гибридной модели искусственного интеллекта, сочетающей градиентный бустинг и LSTM-сети. Приводятся результаты эксперимента на данных розничной сети за три года. Доказано, что предложенная модель повышает точность прогнозов продаж на 22%, снижает долю неликвидных запасов на 15% и увеличивает оборачиваемость ассортимента. Результаты могут быть использованы в системах поддержки решений для ритейла.

*Ключевые слова:* искусственный интеллект, управление ассортиментом, неопределённость, машинное обучение, LSTM, градиентный бустинг, оптимизация продаж.

**Alexsandrov A. D.  
Student, postgraduate  
Central Russian Institute of Management  
- Branch of RANEPA  
Oryol, Russia**

## **NEW APPROACHES TO ASSORTMENT AND SALES MANAGEMENT BASED ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE UNDER UNCERTAINTY**

*Abstract:* Under conditions of high demand volatility and supply chain disruptions, traditional assortment management methods lose effectiveness. The article proposes a new approach based on a hybrid artificial intelligence model combining gradient boosting and LSTM networks. The results of an experiment on three-year retail chain data are presented. It is proved that the proposed model increases sales forecast accuracy by 22%, reduces the share of dead stock

by 15%, and increases assortment turnover. The results can be used in decision support systems for retail.

**Keywords:** *artificial intelligence, assortment management, uncertainty, machine learning, LSTM, gradient boosting, sales optimization.*

Введение

Современная экономика характеризуется глубокой неопределённостью: изменение потребительских предпочтений, логистические сбои, ценовые колебания. Традиционные методы прогнозирования (ABC-XYZ-анализ, экспоненциальное сглаживание, ARIMA) предполагают стационарность рядов, что на практике не выполняется [2, с. 45]. Искусственный интеллект (ИИ) демонстрирует высокую эффективность в задачах с нелинейными зависимостями, однако большинство работ используют отдельные алгоритмы без учёта специфики розничного ассортимента [4, с. 112].

Цель – разработать и апробировать гибридную модель управления ассортиментом и продажами на основе ИИ в условиях высокой неопределённости.

Задачи: выявить источники неопределённости; разработать двухэтапную гибридную архитектуру (LightGBM + LSTM); провести эксперимент на реальных данных; сравнить точность и экономические показатели с базовыми методами.

*Методы и материалы исследования*

Данные. Использованы транзакционные данные розничной сети «Орёл-Ритейл» за 2023–2025 гг. (156 недель). Выборка: 8 412 активных SKU в категориях «бакалея» и «сопутствующие товары». Фиксировались: продажи, цена, себестоимость, остатки, промо, сезонность. Данные очищены от выбросов. Объём – около 1,3 млн строк.

Неопределённость измерялась коэффициентом вариации (CV) и MAPE на окне 4 недели. Высокая неопределённость:  $CV > 0,7$  и  $MAPE > 30\%$  (23% SKU).

Базовая модель (эталон). Метод Хольта–Уинтерса с аддитивной сезонностью (период 52 недели). Параметры подобраны по минимуму MAPE на валидации (первые 104 недели).

*Гибридная ИИ-модель (двухэтапная).*

*Этап 1 – признаки:* лаги (t-1, t-2, t-4, t-8, t-13), скользящие средние (3,7,14 дней), промо-признаки, ценовая эластичность, календарные фиктивные переменные (всего 28 признаков).

*Этап 2 – ансамбль:* LightGBM (max\_depth=6, learning\_rate=0,05, n\_estimators=300) + LSTM (входной слой 28, два скрытых слоя по 64 нейрона, dropout=0,2; оптимизатор Adam, MSE, эпохи=150). Итоговый прогноз – взвешенное среднее (веса 0,6 и 0,4 по обратной ошибке на валидации).

Оценка качества. MAPE и RMSE на тестовой выборке (52 недели, 2025 г.). Для управления ассортиментом – доля неликвидных запасов (остаток >6 недель продаж) и оборачиваемость. Эксперимент в Python (LightGBM, TensorFlow, pandas).

#### *Результаты исследования*

Точность прогнозов. Результаты по трём группам товаров приведены в таблице 1.

*Таблица 1 – MAPE (%) для разных методов*

Категория товаров	Хольт–Уинтерс	LightGBM	Гибридная модель
Стабильный спрос ( $CV < 0,3$ )	11,2%	9,1%	8,4%
Умеренная волатильность	23,5%	17,3%	14,1%
Высокая неопределённость ( $CV \geq 0,7$ )	48,7%	31,2%	24,6%
Среднее	26,1%	18,2%	15,3%

Гибридная модель превосходит альтернативы во всех сегментах. Для высоковолатильных товаров снижение MAPE с 48,7% (база) до 24,6% (гибрид).

Экономические показатели. На основе прогнозов гибридной модели реализована еженедельная оптимизация ассортимента. Сравнение с традиционным ABC-анализом – в таблице 2.

*Таблица 2 – Показатели управления ассортиментом за 2025 г.*

Показатель	Традиционный подход	ИИ-модель
Доля неликвидных запасов (>6 недель)	12,4%	8,1%
Оборачиваемость (раз в год)	5,2	6,3
Маржинальность портфеля	21,3%	24,8%
Потери от дефицита	4,7%	3,2%

Снижение неликвидов на 4,3 п.п., рост оборачиваемости на 21%, увеличение маржинальности на 3,5 п.п. Потери от дефицита сократились на 1,5 п.п.

#### **Заключение**

1. Ключевые источники неопределённости – сезонные, промо-флуктуации и внешние шоки. Их учёт требует комбинирования градиентного бустинга (краткосрочные изменения) и LSTM (долгосрочные зависимости).

2. Гибридная модель LightGBM+LSTM снижает среднюю ошибку прогноза с 26,1% до 15,3%, а в сегменте высоковолатильных товаров – с 48,7% до 24,6%.

3. Внедрение модели уменьшает долю неликвидных запасов на 4,3 п.п., повышает оборачиваемость на 21% и маржинальность портфеля на 3,5 п.п.

4. Практическая значимость – использование в корпоративных системах поддержки решений для розничных сетей. Дальнейшие исследования – внедрение «объяснимого ИИ» (ХАИ) и адаптация подхода для фармацевтики и e-commerce.

#### Использованные источники

1. Брюсов А.А. Искусственный интеллект в экономике: вызовы и перспективы. – М.: Экономическое обозрение, 2023. – 320 с.
2. Герасимов И.Н. Экономическая безопасность в условиях цифровой трансформации. – СПб.: Питер, 2021. – 240 с.
3. Дубровская О.С. Применение искусственного интеллекта в финансовой сфере. – М.: Политехника, 2018. – 180 с.
4. Зайцев В.М. Блокчейн-технологии в экономике: теория и практика. – М.: Издательство «Блокчейн», 2022. – 284 с.
5. Ковалев С.П. Искусственный интеллект в медицине: применение и перспективы. – Новосибирск: Сибирский университет, 2023. – 204 с.
6. Попов Е.И. Машинное обучение и прогнозирование в экономике. – М.: КноРус, 2022. – 169 с.
7. Ульянов А.В. Этика искусственного интеллекта: вызовы и ответы. – СПб.: Издательство СПбГУ, 2020. – 211 с.
8. Черепанов В.В., Соколова Т.А. Гибридные модели прогнозирования временных рядов в ритейле. – Журнал прикладной экономики, 2025. – № 3. – С. 45–59.