

- ИИ позволяет учитывать нелинейные зависимости и актуальные рыночные тенденции.

- К перспективам относится интеграция NLP для анализа новостей, оптимизация гиперпараметров моделей, учет макроэкономических факторов.

Таким образом, применение ИИ в экономике повышает точность прогнозов и снижает риски, оставаясь областью для дальнейших исследований.

Источники

1. Language Models are Few-Shot Learners / Tom B. Brown, Benjamin Mann, Nick Ryder [et al.] // Advances in Neural Information Processing Systems. — 2020. — № 33. — P. 1877–1901.

2. Сидельцев, С.В. Моделирование и оптимизация портфелей ценных бумаг по KPI / С.В. Сидельцев // Идентификация систем и задачи управления : тр. X Междунар. конф. SICPRO '15, Москва, 26–29 янв. 2015 г. / Ин-т проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН. — М., 2015. — С. 689–721.

3. Анализ доходности акций // PortfoliosLab. — URL: <https://portfolioslab.com/ru/tools/stock-comparison> (дата обращения: 10.03.2025).

4. Безрисковые ставки // Myfin.by. — URL: <https://myfin.by/> (дата обращения: 10.03.2025).

В.А. Сипко

Научный руководитель — кандидат экономических наук И.В. Денисейко
БГЭУ (Минск)

МОДЕЛИРОВАНИЕ ВЛИЯНИЯ СОЦИАЛЬНЫХ СЕТЕЙ НА ЭКОНОМИКУ

Социальные сети стали площадкой для продвижения товаров и услуг, изучения потребительских предпочтений и взаимодействия с аудиторией в режиме реального времени. Компании и предприниматели все чаще используют социальные сети для увеличения продаж, расширения клиентской базы и повышения узнаваемости бренда, что, в свою очередь, способствует росту экономики на региональном и глобальном уровнях.

Методы машинного обучения позволяют выявлять скрытые закономерности и использовать их для принятия решений. Одним из таких методов машинного обучения является алгоритм Random Forest Regressor, сочетающий в себе несколько деревьев решений.

Дерево решений — метод машинного обучения, используемый для решения задач классификации и регрессии. Оно представляет собой древовидную структуру, где каждый узел отвечает за проверку определенного условия на основе значений признаков, а ветви показывают, к какому следующему узлу перейти

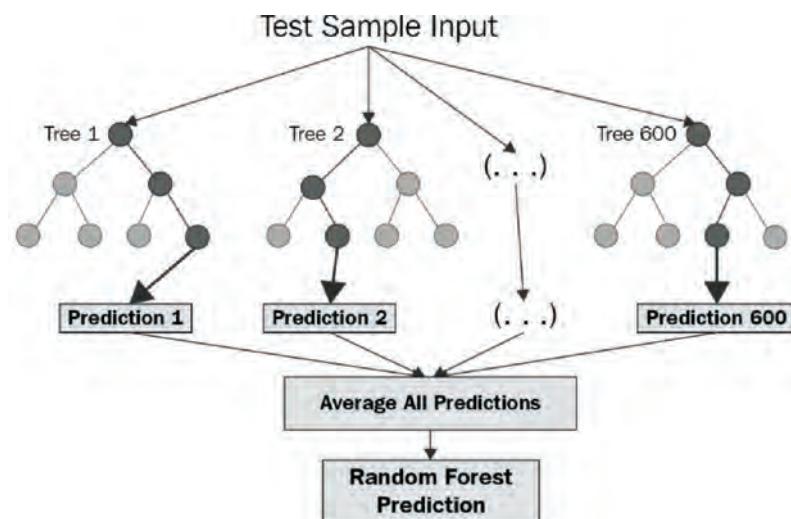
в зависимости от результата проверки. Листовые узлы (конечные узлы) содержат предсказание (класс или значение) [1, с. 108].

Каждый отдельный элемент модели представляет собой дерево решений, обученное на случайной подвыборке данных и случайном наборе признаков.

Для построения деревьев используется критерий MSE, а итоговый прогноз получается как среднее значение всех деревьев

$$MSE(t) = \frac{1}{N_t} \sum_{i \in D_t} (y^{(i)} - \hat{y}_t)^2,$$

где N_t — количество обучающих примеров в узле t ; D_t — обучающее подмножество в узле t ; $y^{(i)}$ — истинное целевое значение; \hat{y}_t — прогнозируемое целевое значение (выборочное среднее).



Графическая интерпретация алгоритма случайного леса

На рисунке изображен принцип работы алгоритма Random Forest: входные данные (Test Sample Input) подаются на множество деревьев решений (в примере — 600 деревьев). Каждое дерево делает свое предсказание (Prediction 1, Prediction 2, ..., Prediction 600). Все предсказания усредняются. На выходе — итоговое предсказание Random Forest.

В рамках работы была реализована модель на основе указанного алгоритма с использованием языка программирования Python и библиотеки Scikit-learn. Проведены подготовка и преобразование данных, обучение модели и последующая оценка ее качества по различным метрикам. Результаты показали высокую точность прогнозирования, что подтверждает практическую применимость метода в условиях реального бизнеса.

На основе разработанной модели были решены прикладные аналитические задачи, благодаря которым мы смогли выбрать наилучшую возрастную группу для показа рекламного объявления, а также выбрали бюджет кампании, обеспечивающий наибольшую конверсию. Конверсия в интернет-маркетинге — число посетителей сайта, выполнивших на нем какие-либо целевые действия.

Работа демонстрирует, что использование методов машинного обучения, в том числе алгоритма Random Forrest, в бизнесе может способствовать принятию правильных управленческих решений.

Источник

1. Рашика, С. Машинное обучение с PyTorch и Scikit-Learn / С. Рашика, Ю. Лю, В. Мирджалили. — Астана : Фолиант, 2024. — 688 с.

И.А. Сюльжин

Научный руководитель — доктор экономических наук Э.М. Аксень
БГЭУ (Минск)

МОДЕЛИРОВАНИЕ ИНВЕСТИЦИОННЫХ ПРОЦЕССОВ

В финансах довольно часто встает задача прогнозирования различных временных рядов. Однако довольно сложно подобрать статистическую модель, способную точно прогнозировать изучаемый процесс.

Одной из самых важных инноваций в мире нейросетей последних лет является архитектура «трансформер». Эта архитектура лежит в основе языковых моделей, например ChatGPT [1], а также демонстрирует отличные результаты в компьютерном зрении [2]. Одной из главных причин такого успеха является способность трансформеров видеть связи между «далекими» частями последовательности — свойство, потенциально очень важное для анализа временных рядов, особенно таких сложных, как график акций.

Одной из самых удачных попыток адаптировать трансформер для временных рядов стала архитектура iTransformer [3]. Цель работы — проверить трансформеры в прогнозировании временных рядов на примере акций.

В представленной работе была реализована нейросеть и ее обучение на базе архитектуры iTransformer с использованием GLU [4] на базе фреймворков JAX и Flax. Кроме того, были рассмотрены и использованы некоторые индикаторы из технического анализа, а также свертки для нахождения новых факторов. В частности, был рассмотрен новый подход в области — OSBlock [5]. Представленная архитектура выглядит следующим образом (см. рисунок).

Набор показателей на рисунке рассчитывается по следующим формулам:

$$\text{MultiHead}(Q, K, V) = \text{Concat}(\text{head}_1, \dots, \text{head}_n) W^O; \quad (1)$$

$$\text{head}_i = \text{Attention}(QW_i^Q, KW_i^K, VW_i^V), i = \overline{1, n}; \quad (2)$$

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V; \quad (3)$$