**Исследование системы оценки стоимости акций и логики принятия решений на основе искусственного интеллекта**

***Ли Баосян***

*Студент (магистр)*

*Московский государственный университет имени М.В.Ломоносова,*

*Институт русского языка и культуры, Москва, Россия*

*E-mail: little\_bi@qq.com*

Данное исследование рассматривает метод построения интеллектуальной системы оценки акций на основе мультимодального слияния данных для управления механизмами внутренних рисков. Реализация согласованной обработки финансовых параметров происходит через модульную архитектуру нейронных сетей [5].

**Система сбора и управления данными**

Реализуется многочастотная система сбора данных, которая включает высокочастотные данные о транзакциях второго уровня, среднечастотные рыночные данные ежедневного уровня и низкочастотные финансовые данные ежемесячного уровня. Для обеспечения качества данных был разработан механизм логической проверки на основе учета корреляционной информации, метод перекрестной проверки раскрытия информации из нескольких источников и регрессионная модель обнаружения остаточных аномалий [1].

**Многоуровневая архитектура нейронных сетей**

Модуль низкочастотных данных использует архитектуру с 1-2 скрытыми слоями для обработки годовых характеристик (финансовые показатели, операционные данные). Для предотвращения переобучения применяется L2-регуляризация.

Модуль среднечастотных данных имеет 3-уровневую структуру для обработки дневных данных (технические индикаторы, рыночные настроения). В алгоритм внедрен механизм внимания (Attention) для выделения ключевых временных паттернов.

Модуль высокочастотных данных использует 4-слойную свёрточную нейронную сеть для обработки секундных данных (стакан заявок (DOM), поток ордеров (Order Flow)). Вес устаревших данных снижается через временной декей-фактор (Decay factor).

На примере Московской биржи: годовой объём данных достигает уровня десятков миллионов ‒ миллиарда записей, ключевые признаки прогнозируются в пределах 100 параметров. Несмотря на то, что теоретически огромные объёмы данных поддерживают более глубокое обучение сетей, с учётом строгих требований высокочастотного количественного трейдинга к миллисекундному отклику, текущего уровня вычислительных мощностей и фактической сложности задач, в итоге была применена упрощённая вычислительная архитектура для баланса между точностью прогнозирования и эффективностью выполнения.

Модуль анализа настроений применяет гибридную архитектуру (однослойный LSTM + эмоциональный словарь) с 11-уровневым выходным коэффициентом влияния в диапазоне [-5,5].

**Механизм обучения модели**

На этапе установки параметров прямого распространения в первом слое (скрытом) конструируется группа нейронов со встроенными априорными знаниями и в нее вводится существующий человеческий опыт: ROE, PE, соотношение активов и пассивов, MACD, RSI, KDJ и объем торгов.

Между нейронами используется линейная многомерная весовая функция в сочетании с сигмоидальной функцией активации для выполнения нелинейной подгонки данных: *F(X1,X2,...,Xn)=sigmoid(Σ(αᵢXᵢ+βᵢ)).* Многомодульная информационная связь достигается за счет весовой функции между скрытым слоем и выходным слоем: *G(f1,f2,f3,f4)=sigmoid(Σ(α∙f1+β∙f2+γ∙f3+*η*∙f4)+ε).*

Выходной слой использует многократное повторное прогнозирование, сочетая дисперсию распределения для количественной оценки неопределённости прогноза. В результате формируется набор вероятностных выходных данных за N дней с M итерациями.

На этапе настройки динамических параметров используется стратегия градиентного спуска, чтобы прогнозируемое значение приближалось к фактическому значению посредством итеративной оптимизации с одной переменной.

Интенсивность регуляризации адаптируется в зависимости от объёма выборки. Для предотвращения переобучения в моделях с малым количеством данных устанавливаются различные пороговые значения потерь по принципу: чем больше данных, тем ниже порог. Окончательная настройка порогов потерь осуществляется по точности прогноза. На этой основе строится двойной механизм настройки: с одной стороны, он основан на требованиях к точности прогнозирования и времени обучения, а с другой стороны, вводится функция контроля времени градиента, когда амплитуда снижения градиента оказывается ниже заданного критического значения в нескольких последовательных единицах времени, тогда процесс обучения автоматически прекращается.

**Системные риски и особенности системы рекомендаций акций**

Системы рекомендаций акций на основе ИИ [2,3,4] сталкиваются с множественными системными рисками в процессе применения: характеристика "чёрного ящика" моделей приводит к непрослеживаемости решений и сложностям в объяснении логики принятия решений; существует риск искажения информации, включая фальсификацию финансовой отчётности; однородность алгоритмов легко провоцирует коллективный торговый резонанс; общедоступные параметры, уязвимые к атакам враждебных паттернов, в сочетании с трудностями верификации огромных объёмов обучающих данных создают предпосылки для рыночных манипуляций; многомасштабное моделирование пока не разрешило логические противоречия между долгосрочным анализом и мгновенными торговыми сигналами, что повышает вероятность сбоев в условиях экстремальных рынков.

**Теоретическая и практическая значимость**

Встраивание нейронных модулей, основанных на ограниченных параметрах человеческого опыта, в первый скрытый слой нейронной сети снижает случайность исследования модели, сохраняя при этом её способность обнаруживать нелинейные отношения. Это дает новые идеи для решения проблемы интерпретируемости моделей черного ящика и воплощает инновационную ценность в таких сложных задачах, как выявление рыночных аномалий.

Частная модель изолирует внешнее вмешательство посредством закрытой архитектуры, ограничивает эксклюзивные наборы данных, отслеживает разработку функций и обновления параметров, а также создает барьер против манипулирования на техническом уровне для эффективного поддержания справедливости транзакций.

**Литература**

1. Ежов А.А. Нейрокомпьютинг и его применения в экономике и бизнесе: Курс лекций / А.А. Ежов, С.А. Шумский ‒ Москва: Интуит НОУ, 2016. ‒ 213 с.

2. Искусственный интеллект для фондового рынка [Электронный ресурс]. ‒ Режим доступа: https://proglib.io/p/kognitivnye-tehnologii-pomogayut-investoram-2020-09-28 (дата обращения: 02.03.2025).

3. Коваленко И.А. Использование искусственного интеллекта на биржевом и внебиржевом рынке ценных бумаг, Международный научный журнал «ВЕСТНИК НАУКИ» № 6 (63) Т.3, июнь 2023. ‒ с. 75-80.

4. Терешенко А.А. Возможности и перспективы использования искусственного интеллекта и машинного обучения для анализа фондового рынка, журн. Вопросы студенческой науки, Вып. №04 (80), апрель 2023. ‒ с. 53-57.

5. Ширяев В.И. Финансовые рынки: Нейронные сети, хаос и нелинейная динамика. Изд. стереотип.(5-му, испр.), 2024. ‒ 232 с.