

Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана

Применение методов машинного обучения (ML) для решения задач технического анализа при управлении активами на фондовом рынке

Выполнил: Онюшев А.А., РК6-86Б

Научный руководитель: Витюков Ф.А.

26.06.2024



Цели и задачи

Целью данной работы является разработка системы для генерации рекомендаций по выставлению заявок `take_profit` и `stop_loss` при управлении активами на фондовом рынке.

Исследование проводится на нейронных сетях с различными архитектурами: MLP (Multi-Layer Perceptron), CNN (Convolutional Neural Network), ViT (Vision Transformer).

Задачи:

1. Разработка программ на основе фреймворка PyTorch для проведения исследований эффективности работы архитектур нейронных сетей MLP, CNN, ViT для поставленных целей;
2. Реализация метода дообучения для предложенных архитектур нейронных сетей;
3. По итогам исследования сформировать графики и собрать значения различных метрик, указывающих на эффективность той или иной настройки нейронной сети.



Основные определения

- Stop-loss – это поручение продать актив, если его цена упадёт ниже заданного уровня, т.е. ограничитель убытков;
- Take-profit – это поручение продать актив, если его цена вырастет до заданного уровня;
- High – наибольшее значение цены актива за день;
- Low – наименьшее значение цены актива за день;
- Open – значение цены актива с которым она начала день;
- Close – значение цены актива с которым она закончила день;
- EMA - (Exponential Moving Average) экспоненциальная скользящая средняя. Один из показателей, помогающих при техническом анализе. В данном решении используется EMA 200, т.е. значение скользящей средней за 200-дневный интервал.



Рис. 1. Вид EMA 200 на графике котировок

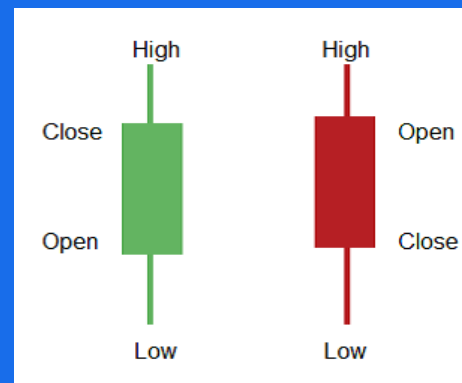


Рис. 2. Схема свечей

$$EMA_{Today} = (Value_{Today} * \left(\frac{Smoothing}{1 + Days}\right)) + EMA_{Yesterday} * \left(1 - \left(\frac{Smoothing}{1 + Days}\right)\right)$$

Рис. 3. Формула расчёта EMA

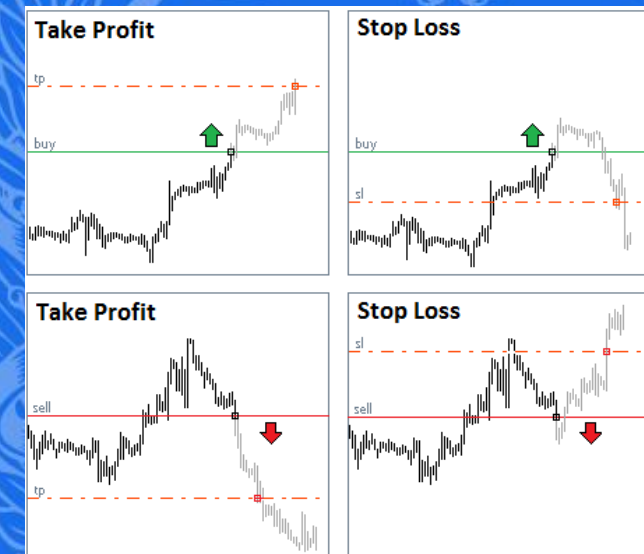


Рис. 4. Примеры заявок stop-loss и take-profit

Решение задачи технического анализа на архитектуре MLP

Многослойный перцептрон (Multi-Layer Perceptron, MLP) — это класс искусственных нейронных сетей прямого распространения, состоящих как минимум из трех слоев: входного, скрытого и выходного. У каждого слоя есть заранее заданная функция активации. В данной работе для MLP используется функция активации ReLU.

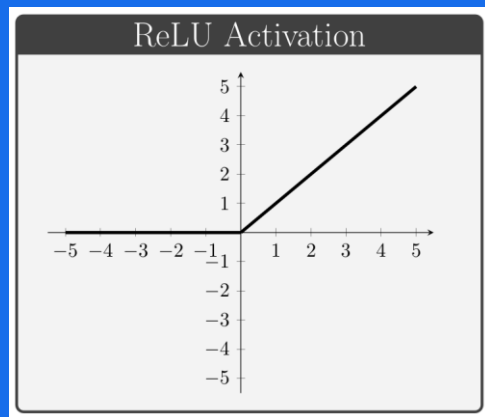


Рис. 6. Функция ReLU

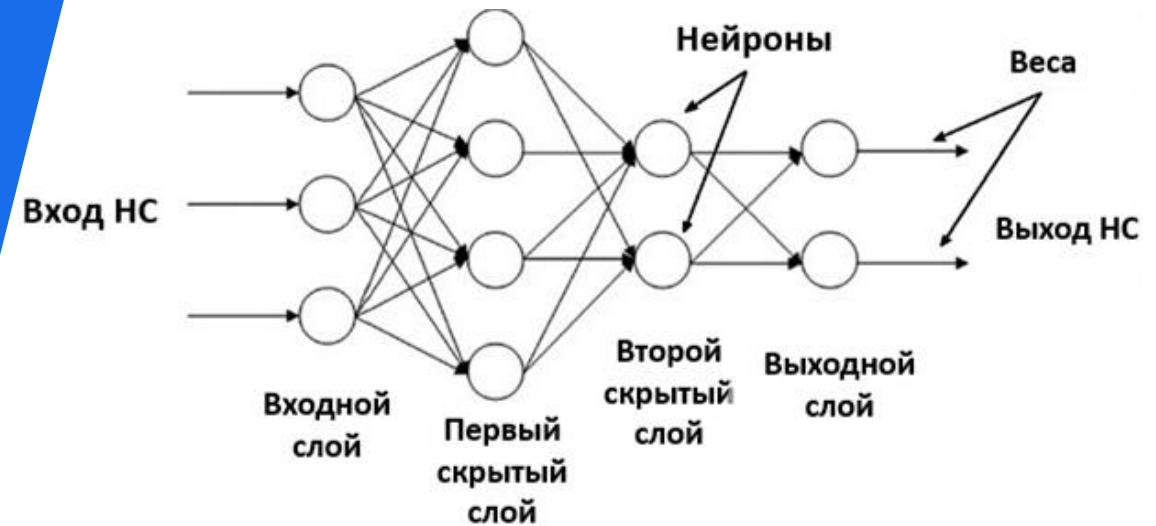


Рис. 5. Схема устройства MLP

Основные определения

MSE (mean squared error) – среднеквадратичная ошибка.

Для определения MSE используется формула:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2,$$

где

n – количество входных значений;

Y_i – точная величина;

\hat{Y}_i – предугаданная величина.

MAE (mean absolute error) - средняя абсолютная ошибка.

Для определения MAE используется формула:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|}{n},$$

где;

n – количество входных значений;

y_i – точная величина;

\hat{y}_i – предугаданная величина.



Полученные результаты для MLP

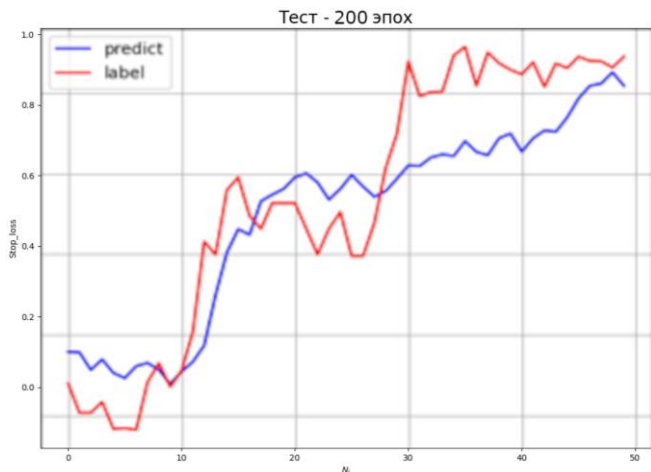


Рис. 7. График для 200 эпох для MSE

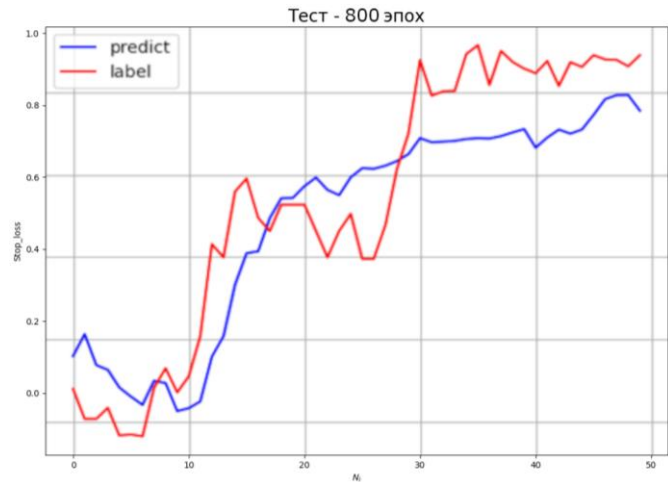


Рис. 8. График для 800 эпох для MAE

На графиках синим цветом показаны предсказанные значения, красным – точные. По оси абсцисс – дни, по ординат – нормированное значение stop-loss.

| Epochs | Time, sec. | Average_label | Average_prediction | Standard_deviation | Error, % |
|--------|------------|---------------|--------------------|--------------------|----------|
| 50 | 1,0 | 0,535 | 0,468 | 0,167 | 31,27 |
| 100 | 2,0 | 0,535 | 0,472 | 0,155 | 28,93 |
| 200 | 3,6 | 0,535 | 0,494 | 0,138 | 25,88 |
| 400 | 6,7 | 0,535 | 0,474 | 0,145 | 27,12 |
| 800 | 13,6 | 0,535 | 0,484 | 0,148 | 27,64 |
| 1600 | 27,8 | 0,535 | 0,479 | 0,139 | 26,07 |
| 3200 | 56,0 | 0,535 | 0,475 | 0,181 | 33,82 |
| 6400 | 195,3 | 0,535 | 0,467 | 0,148 | 27,79 |
| 10000 | 180,5 | 0,535 | 0,497 | 0,176 | 32,95 |

Таблица 1. Значения метрик для MSE

| Epochs | Time, sec. | Average_label | Average_prediction | Standard_deviation | Error, % |
|--------|------------|---------------|--------------------|--------------------|----------|
| 50 | 1,0 | 0,535 | 0,4970 | 0,146 | 27,40 |
| 100 | 2,0 | 0,535 | 0,4780 | 0,157 | 29,38 |
| 200 | 3,5 | 0,535 | 0,4595 | 0,155 | 28,95 |
| 400 | 7,2 | 0,535 | 0,4670 | 0,158 | 29,49 |
| 800 | 14,7 | 0,535 | 0,4895 | 0,141 | 26,31 |
| 1600 | 28,4 | 0,535 | 0,4697 | 0,164 | 30,72 |
| 3200 | 58,8 | 0,535 | 0,4245 | 0,186 | 34,69 |
| 6400 | 117,3 | 0,535 | 0,4078 | 0,207 | 38,67 |
| 10000 | 188,0 | 0,535 | 0,4445 | 0,191 | 35,71 |

Таблица 2. Значения метрик для MAE

Решение задачи технического анализа на архитектуре CNN

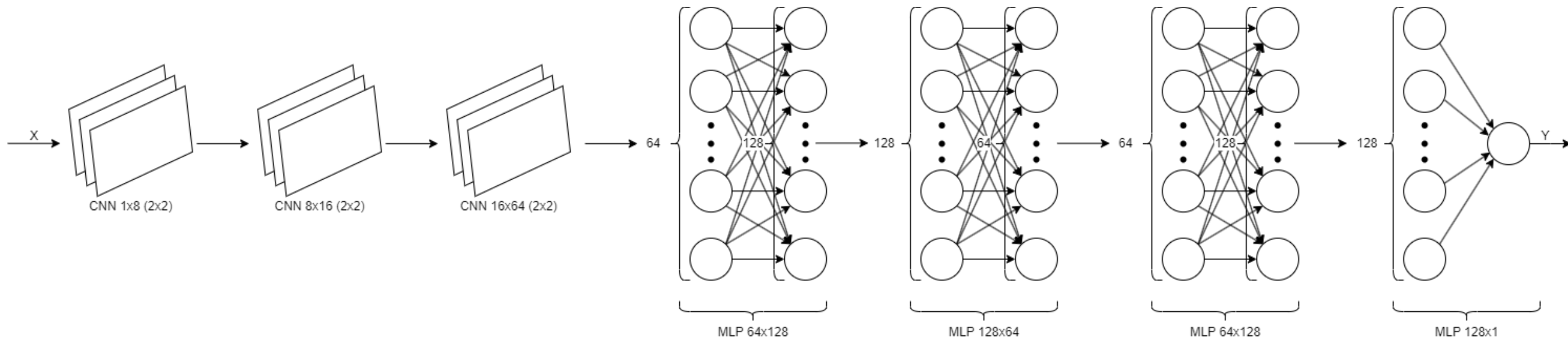


Рис. 9. Схема устройства CNN

Сверточные нейронные сети (Convolutional Neural Network, CNN) в машинном обучении — это специализированный тип искусственных нейронных сетей, который используется для обработки и анализа данных с сеточной топологией, таких как изображения. CNN состоят из слоев сверток и пуллинга, которые позволяют автоматически извлекать пространственные иерархические признаки, что делает их особенно эффективными для задач классификации, детектирования и сегментации изображений или больших матриц.

Полученные результаты для CNN

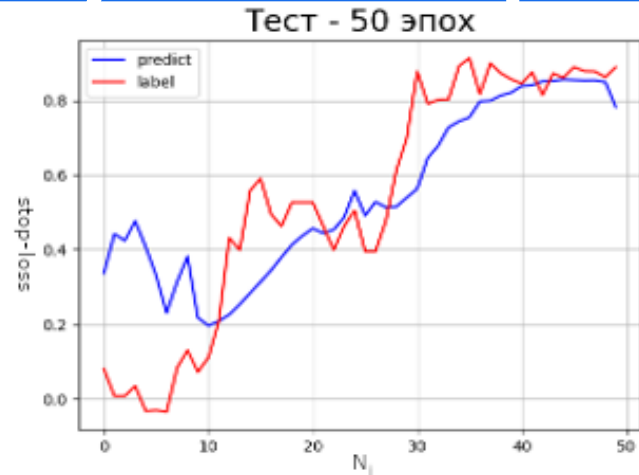


Рис. 10. График для 50 эпох для MSE

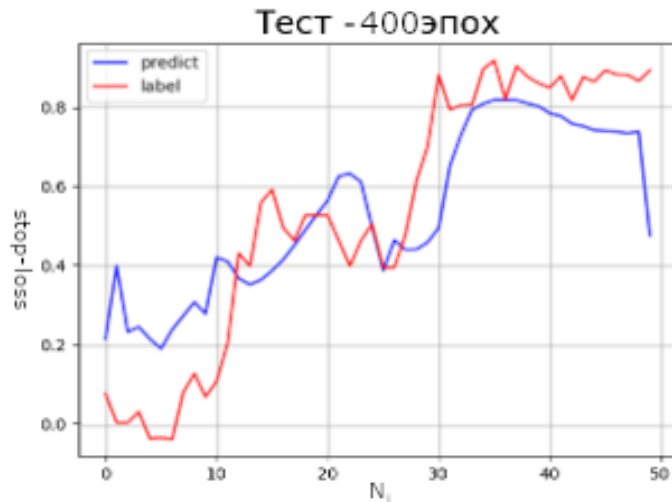


Рис. 11. График для 400 эпох для MAE

На графиках синим цветом показаны предсказанные значения, красным – точные. По оси абсцисс – дни, по ординат – нормированное значение stop-loss.

| Epochs | Time, sec. | Average_label | Average_prediction | Standard_deviation | Error, % |
|--------|------------|---------------|--------------------|--------------------|----------|
| 50 | 3,5 | 0,535 | 0,5478 | 0,185 | 34,66 |
| 100 | 4,7 | 0,535 | 0,7070 | 0,281 | 52,64 |
| 200 | 8,7 | 0,535 | 0,5522 | 0,187 | 35,01 |
| 400 | 13,0 | 0,535 | 0,6143 | 0,198 | 37,15 |
| 800 | 25,8 | 0,535 | 0,5760 | 0,216 | 40,41 |
| 1600 | 49,0 | 0,535 | 0,5205 | 0,246 | 45,87 |
| 3200 | 98,3 | 0,535 | 0,5173 | 0,281 | 52,56 |
| 6400 | 193,8 | 0,535 | 0,5000 | 0,210 | 39,30 |
| 10000 | 299,8 | 0,535 | 0,5724 | 0,239 | 44,71 |

Таблица 3. Значения метрик для MSE

| Epochs | Time, sec. | Average_label | Average_prediction | Standard_deviation | Error, % |
|--------|------------|---------------|--------------------|--------------------|----------|
| 50 | 3,9 | 0,535 | 0,7153 | 0,288 | 53,79 |
| 100 | 4,8 | 0,535 | 0,5652 | 0,185 | 34,72 |
| 200 | 8,2 | 0,535 | 0,6572 | 0,204 | 38,17 |
| 400 | 13,4 | 0,535 | 0,5331 | 0,173 | 32,31 |
| 800 | 25,8 | 0,535 | 0,6463 | 0,187 | 34,85 |
| 1600 | 51,8 | 0,535 | 0,5064 | 0,208 | 38,92 |
| 3200 | 102,4 | 0,535 | 0,4783 | 0,241 | 44,99 |
| 6400 | 202,8 | 0,535 | 0,5502 | 0,179 | 33,42 |
| 10000 | 317,7 | 0,535 | 0,5000 | 0,194 | 36,19 |

Таблица 4. Значения метрик для MAE

Сравнение времени обучения MLP и CNN

| MLP | Time, sec. | CNN | Time, sec. |
|-------|------------|-------|------------|
| 50 | 1,00 | 50 | 3,48 |
| 100 | 2,00 | 100 | 4,67 |
| 200 | 3,59 | 200 | 8,71 |
| 400 | 6,72 | 400 | 13,04 |
| 800 | 13,57 | 800 | 25,76 |
| 1600 | 27,80 | 1600 | 48,98 |
| 3200 | 56,04 | 3200 | 98,29 |
| 6400 | 195,29 | 6400 | 193,84 |
| 10000 | 180,47 | 10000 | 299,83 |

Таблица 5. Зависимость времени обучения НС от количества эпох при использовании MSELoss

| MLP | Time, sec. | CNN | Time, sec. |
|-------|------------|-------|------------|
| 50 | 1,00 | 50 | 3,90 |
| 100 | 2,00 | 100 | 4,76 |
| 200 | 3,46 | 200 | 8,21 |
| 400 | 7,21 | 400 | 13,41 |
| 800 | 14,69 | 800 | 25,78 |
| 1600 | 28,40 | 1600 | 51,80 |
| 3200 | 58,80 | 3200 | 102,44 |
| 6400 | 117,31 | 6400 | 202,84 |
| 10000 | 187,95 | 10000 | 317,75 |

Таблица 6. Зависимость времени обучения НС от количества эпох при использовании MAELoss

Решение задачи технического анализа на архитектуре ViT

Зрительный трансформер (Vision Transformer, ViT) — ViT (Vision Transformer) - это модель глубокого обучения, которая применяет трансформерную архитектуру к задачам компьютерного зрения. В отличие от традиционных моделей, ViT не использует свертки, а вместо этого преобразует изображение в последовательность векторов и обрабатывает их с помощью механизма внимания трансформера.

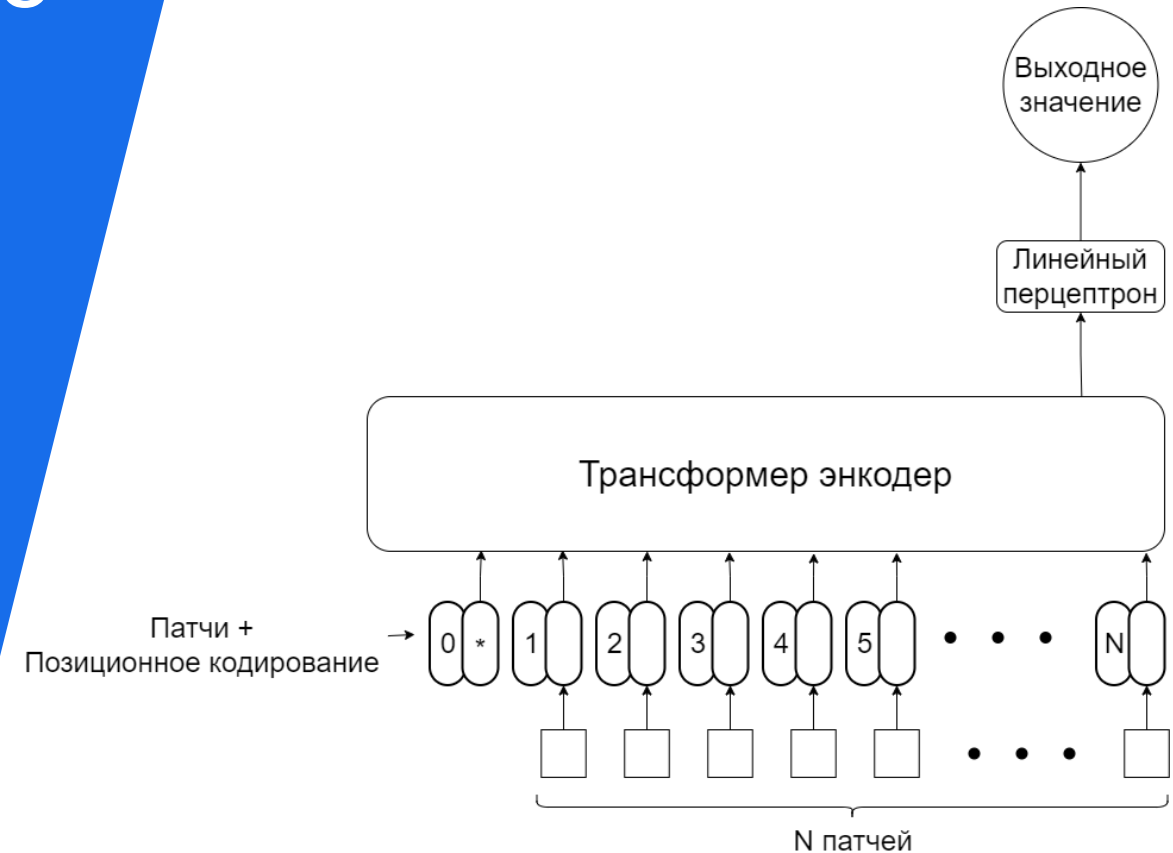


Рис. 12. Схема устройства ViT

Полученные результаты для ViT

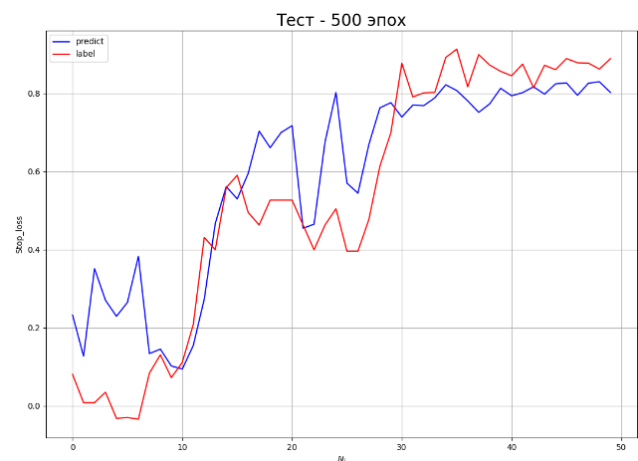


Рис. 13. График наилучшего результата (5)

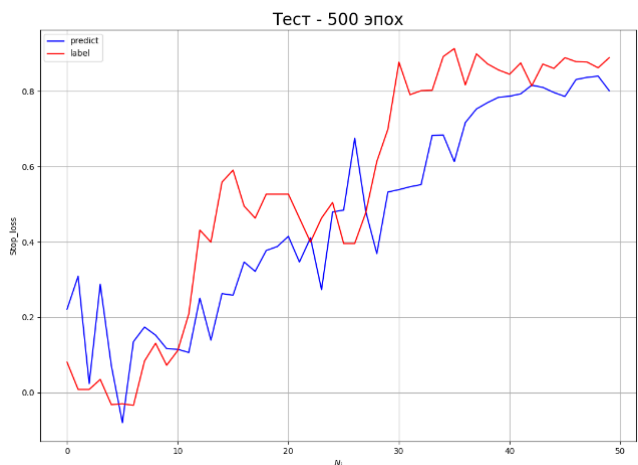


Рис. 14. График второго наилучшего результата (4)

На графиках синим цветом показаны предсказанные значения, красным – точные. По оси абсцисс – дни, по ординат – нормированное значение stop-loss.

| Vision Transformer | No | Time, sec. | Average_label | Average_prediction | Standard_deviation | Error, % |
|--------------------|----|------------|---------------|--------------------|--------------------|----------|
| | 1) | 799,31 | 0,5352 | 0,5386 | 0,164 | 30,58 |
| | 2) | 81,76 | 0,5352 | 0,5106 | 0,233 | 43,57 |
| | 3) | 81,52 | 0,5352 | 0,4846 | 0,217 | 40,70 |
| | 4) | 82,36 | 0,5352 | 0,4636 | 0,163 | 30,46 |
| | 5) | 82,64 | 0,5352 | 0,5870 | 0,148 | 27,66 |
| | 6) | 846,01 | 0,5352 | 0,5298 | 0,194 | 36,25 |

Таблица 7. Наилучшие значения метрик

Применение метода дообучения

Управление активами на основе дневного таймфрейма графика цены подразумевает возможность для дообучения НС каждый день.

Поэтому было проведено исследование с использованием цикла дообучений НС.

Каждый день от брокера мы получаем новый элемент датасета с информацией о цене закрытия вчерашнего дня. На её основе, управляющий активами раз в день добавляет данные о правильном «take-profit» и «stop-loss». Этой новой информации и будем дообучать НС.



Полученные результаты для метода дообучения MLP

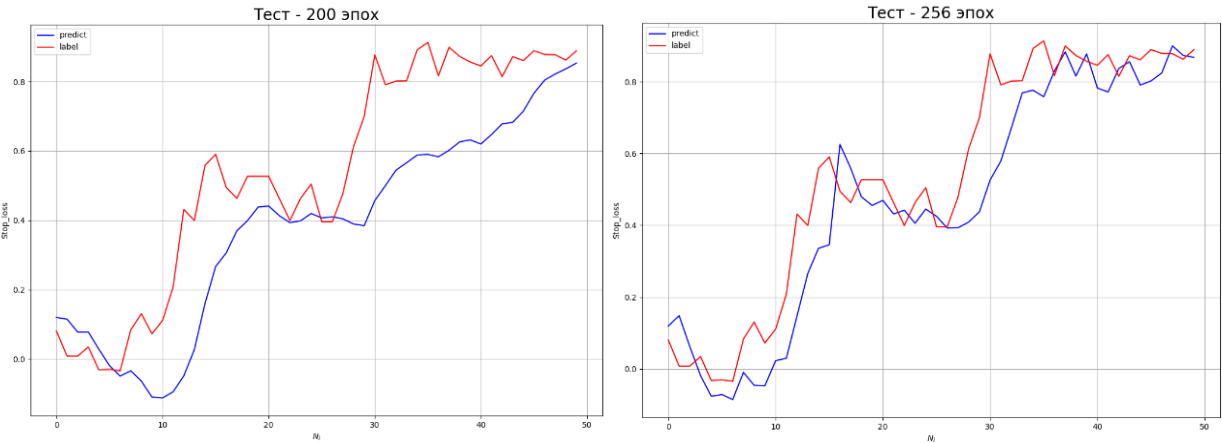


Рис. 15. Слева – график до дообучения, Справа – после.

| Epochs | Time, sec. | Average_label | Average_prediction | Standard_deviation | Error, % |
|--------|------------|---------------|--------------------|--------------------|----------|
| 200 | 4,2 | 0,5352 | 0,3806 | 0,208 | 38,88 |

Таблица 8. Значения метрик для MLP до дообучения

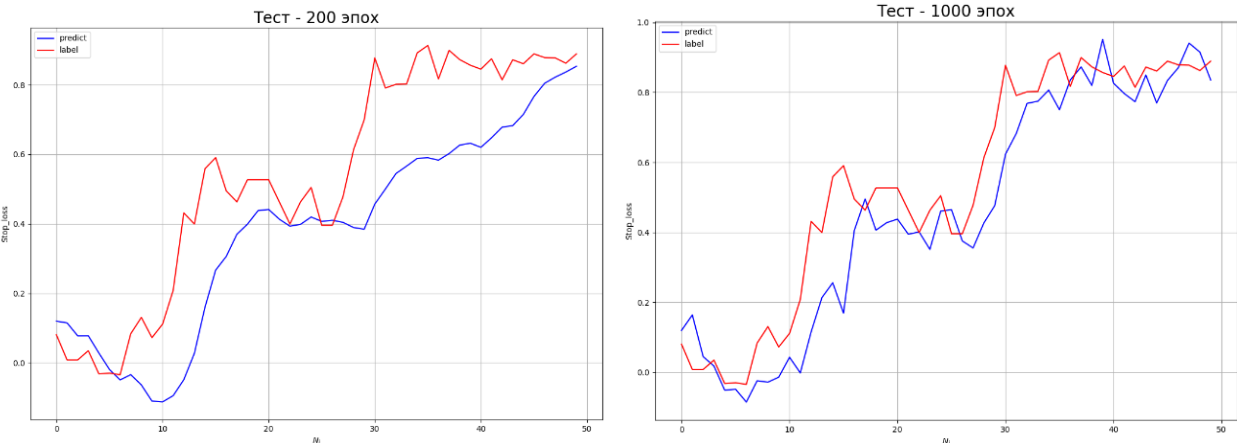


Рис. 16. Слева – график до дообучения, Справа – после.

| Epochs | Time, sec. | Average_label | Average_prediction | Standard_deviation | Error, % |
|--------|------------|---------------|--------------------|--------------------|----------|
| 1000 | 904.2 | 0,5352 | 0,4613 | 0,130 | 24,32 |
| 512 | 458.2 | 0,5352 | 0,4583 | 0,134 | 25,01 |
| 256 | 227.4 | 0,5352 | 0,4657 | 0,123 | 23,02 |
| 128 | 118.4 | 0,5352 | 0,4520 | 0,137 | 25,60 |
| 64 | 61.2 | 0,5352 | 0,4483 | 0,132 | 24,62 |
| 32 | 33.4 | 0,5352 | 0,4457 | 0,144 | 27,00 |
| 16 | 18,2 | 0,5352 | 0,4362 | 0,157 | 29,44 |

Таблица 9. Значения метрик для MLP после дообучения

Полученные результаты для метода дообучения CNN

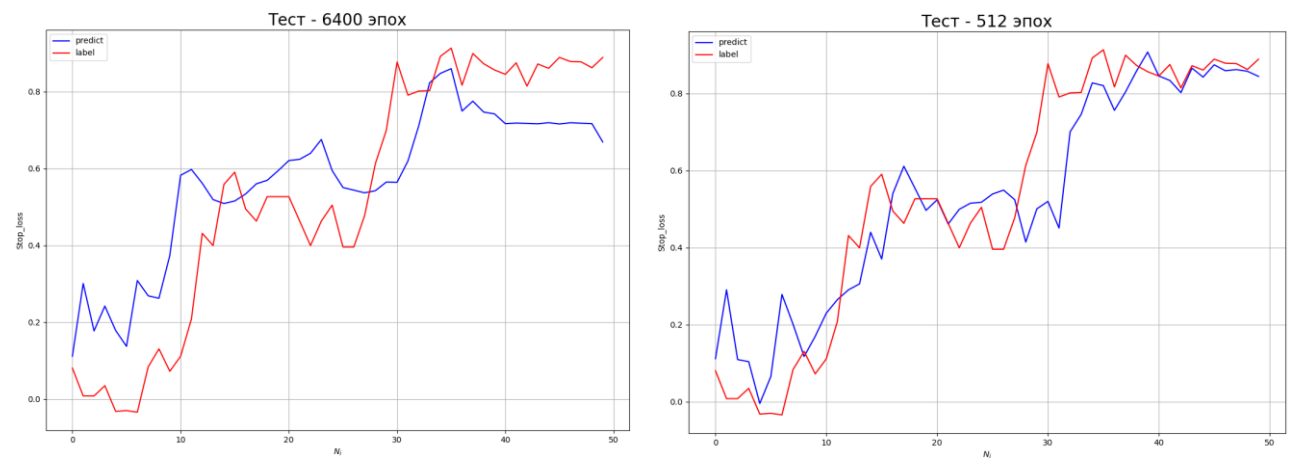


Рис. 17. Слева – график до дообучения, Справа – после.

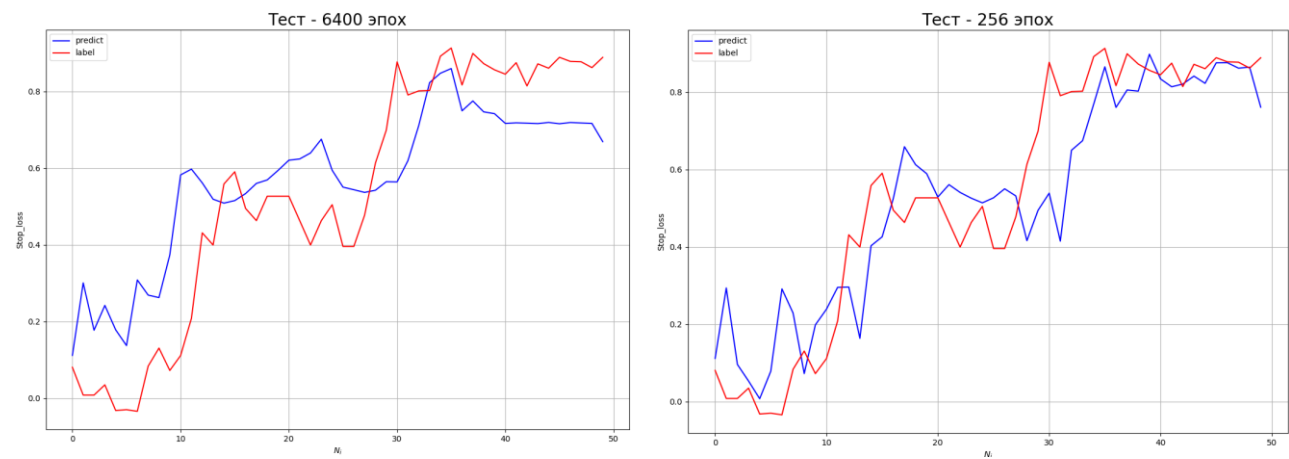


Рис. 18. Слева – график до дообучения, Справа – после.

| Epochs | Time, sec. | Average_label | Average_prediction | Standard_deviation | Error, % |
|--------|------------|---------------|--------------------|--------------------|----------|
| 6400 | 193,9 | 0,5352 | 0,5673 | 0,177 | 33,1 |

Таблица 10. Значения метрик для CNN до дообучения

| Epochs | Time, sec. | Average_label | Average_prediction | Standard_deviation | Error, % |
|--------|------------|---------------|--------------------|--------------------|----------|
| 1000 | 1375,9 | 0,5352 | 0,4766 | 0,160 | 29,96 |
| 512 | 741,0 | 0,5352 | 0,5295 | 0,126 | 23,47 |
| 256 | 383,8 | 0,5352 | 0,5278 | 0,139 | 25,92 |
| 128 | 190,1 | 0,5352 | 0,5298 | 0,141 | 26,36 |
| 64 | 98,3 | 0,5352 | 0,5266 | 0,145 | 27,00 |
| 32 | 53,7 | 0,5352 | 0,5258 | 0,152 | 28,40 |
| 16 | 29,3 | 0,5352 | 0,5431 | 0,149 | 27,89 |

Таблица 11. Значения метрик для CNN после дообучения

Полученные результаты для метода дообучения ViT

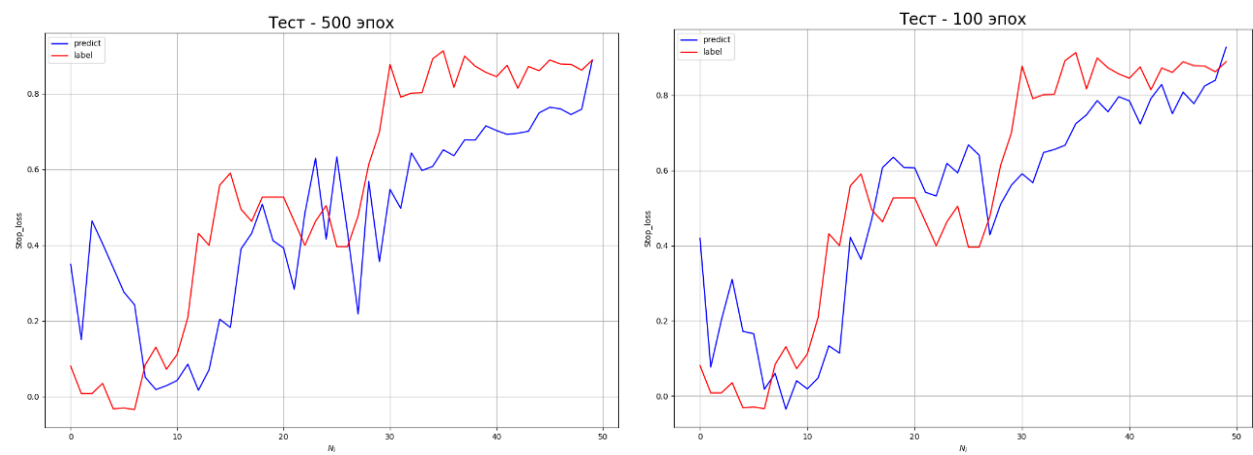


Рис. 19. Слева – график до дообучения,
Справа – после.

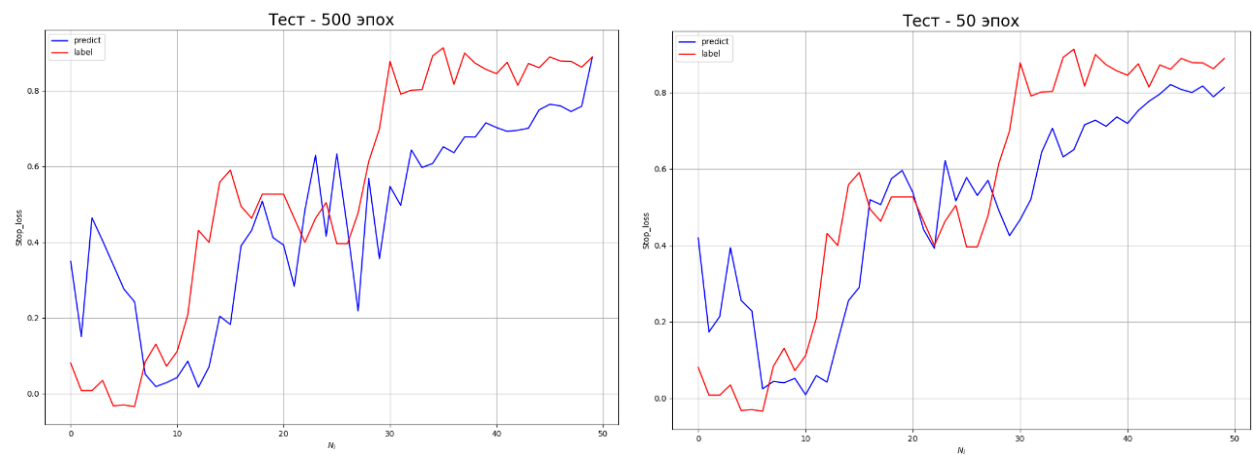


Рис. 20. Слева – график до дообучения,
Справа – после.

| ViT | Time, sec. | Average_label | Average_prediction | Standard_deviation | Error, % |
|-----|------------|---------------|--------------------|--------------------|----------|
| | 78,7 | 0,5352 | 0,4560 | 0,221 | 41,22 |

Таблица 12. Значения метрик для ViT
до дообучения

| Epochs | Time, sec. | Average_label | Average_prediction | Standard_deviation | Error, % |
|--------|------------|---------------|--------------------|--------------------|----------|
| 25 | 208,3 | 0,5352 | 0,4706 | 0,193 | 36,06 |
| 50 | 392,1 | 0,5352 | 0,4872 | 0,181 | 33,94 |
| 75 | 556,1 | 0,5352 | 0,4938 | 0,193 | 36,15 |
| 100 | 789,5 | 0,5352 | 0,5108 | 0,158 | 29,53 |

Таблица 13. Значения метрик для ViT
после дообучения

Заключение

1. В ходе выполнения выпускной квалификационной работы были изучены различные архитектуры НС, такие как: MLP, CNN, ViT;
2. Реализованы полномасштабные НС указанных архитектур на основе фреймворка PyTorch;
3. Написаны модули для удобного выбора и использования различных функций оптимизации и функций потерь;
4. Проведены исследования на реализованных НС и сделаны выводы по их эффективности.

