Слайд № 1

Добрый день, уважаемые члены комиссии.

Тема моей выпускной работы: «Применение методов машинного обучения (ML) для решения задач технического анализа при управлении активами на фондовом рынке».

Слайд № 2

Целью данной выпускной квалификационной работы является создание и проведение исследования на нейронных сетях с различными архитектурами, такими как MLP, CNN, ViT. Само исследование заключается в получении наглядных графиков и значений различных метрик, которые будут указывать на эффективность той или иной настройки нейронной сети. Результаты исследований, в свою очередь, будут помогать принимать решения по оптимизации гиперпараметров НС (нейронная сеть). Также покажет наглядно, есть ли будущее у такого применения машинного обучения. Работа делиться на четыре основные части:

1. Решение задачи технического анализа на архитектуре MLP (линейный перцептрон).
2. Решение задачи технического анализа на архитектуре CNN (сверточная НС).
3. Решение задачи технического анализа на архитектуре ViT (зрительный трансформер).
4. Применение метода дообучения.

Тут где-то 1:20 пройдет

Слайд № 3

Поговорим о первой части работу.

В ходе выполнения данного этапа прошло ознакомление с написанием искусственного интеллекта на основе НС. Изучены возможности модуля PyTorch языка программирования Python. Разобраны главные математические и биологические основы НС. Изучена теория по перцептрону.

Создан линейный перцептрон с возможностью обучения на различных датасетах. Изучены различия в поведении разных функций-оптимизаторов и функций-потерь. Изучены перемены, которые появляются при изменении параметров нейронной сети. Создан датасет.

Слайд № 4

При обучении НС на датасете, составленном по показателям дневных свечей на бирже и ЕМА200, мы получаем вот такие вот графики и метрику.

По ним можно понять, что линейный персептрон в целом неплохо находит закономерность, но не идеально. Нужен либо датасет большего размера, либо пробовать другие архитектуры НС. Но для данной архитектуры были рассмотрены различные настройки и параметры и выбраны их оптимальные значения.

Тут где-то 2:40 пройдет

Слайд № 5

Во второй части работы было принято решение использовать сверточную нейронную сеть вместо перцептрона. В результате были выполнены следующие задачи:

1. Рассмотрено, что такое сверточная нейронная сеть.
2. Чем сверточная сеть отличается от простого линейного перцептрона
3. Описана работа по настройке и подбору нужных функции-оптимизации, функции-потерь, функции-активации и других настроек архитектуры НС.
4. Были проведены анализы работы сверточной НС при разных параметрах.
5. Было проведено сравнение с работой линейного перцептрона при разных параметрах.

Слайд № 6

Результаты экспериментов оказались достаточно «живые» и говорят о том, что сверточные нейронные сети способны анализировать не только изображения, но и большие матрицы данных. Однако фондовый рынок является предметом с очень сложными зависимостями и закономерностями и CNN не имеет возможностей точно предугадать следующее поведение, но в целом имеет неплохой результат.

Слайд № 7

Сравнивая время обучения обоих архитектур НС при схожих настройках, можно заметить что MLP обучается в 1.5 раза быстрее, чем CNN и имеет более точный результат и на этапе обучения, и на этапе тестирования. Также можно увидеть, что отсутствует сильная разница между использованием MSELoss или MAELoss. Обе функции справляются со своей задачей. Так как для CNN MAELoss показал результат чуть-чуть получше, будем в дальнейшем использовать только её.

Тут где-то 4:40 пройдет

Слайд № 8

В ходе выполнения данной работы были выполнены следующие задачи:

1. Рассмотрено, что такое трансформерная нейронная сеть;
2. Чем трансформер отличается от сверточной НС;
3. Были проведены анализы работы трансформерной НС при разных параметрах;
4. Было проведено сравнение с работой сверточной НС при разных параметрах.

Слайд № 9

По полученным данным исследования, в сравнение с результатами сверточной НС, можно сказать, что конкретно для данной задачи визуальный трансформер дает больше неточностей (похожих на шум) на итоговом графике. Также само обучение ViT занимает значительно большего времени для достижения схожей с CNN точностью. Возможно, если увеличить размер датасета, получиться достигнуть большей точности и эффективности от ViT, но на данный момент результаты CNN кажутся более значительными.

Слайд № 10

Ну и заверщающий этап данной работы. Был написан сам модуль дообучения и применен к архитектурам CNN и ViT. Что он из себя представляет.

В предыдущих этапах работы мы обучали нейронную сеть уже готовым датасетом с известными нам параметрами для нескольких сотен дней. Но мы не учитывали, что после каждого нового дня торгов на фондовом рынке у брокера появляется информация за новый день. Именно эту информацию в конце каждого дня и получает нейронная сеть. Тем самым обновляя свои веса под более актуальные значения.

Слайд № 11

В целом, этап дообучения дает хорошую аппроксимацию истинного графика. Даже при условии, что на этапе простого обучения используют малое количество эпох, этап дообучения сглаживает график предсказаний, тем самым приближая его к истинному графику.

Слайд № 12

Подводя итог. В ходе выполнения выпускной квалификационной работы были изучены различные архитектуры НС, такие как: MLP, CNN, ViT. Была изучена и применена на практике теоретическая часть по модулям PyTorch. Написаны краткие обзоры полученных теоретических знаний.

Реализованы полномасштабные НС на изученных архитектурах. Написаны модули для удобного выбора и использования различных функций оптимизации и функций потерь.

Проведено множество исследований на реализованных НС. Сделаны соответствующие выводы по их эффективности. Все результаты этих исследований представлены у меня на гитхабе.