

# Підхід до аналізу індексу акцій з використанням штучних нейронних мереж

Виконала:

студентка 4-го курсу групи КА-53

Стельмащук М. М.

Керівник: д. т. н., професор Мухін В.Є.



## **Об'єкт дослідження**

часові ряди цін акцій на прикладі компанії Apple

## **Предмет дослідження**

багатошарова нейронна мережа, згорткова нейронна мережа, мережа довгої короткочасної пам'яті як методи прогнозування індексу акцій

## **Мета дослідження**

проаналізувати різні архітектури нейронних мереж, реалізувати декілька типів, визначити який тип нейронних мереж демонструє найкращі результати в прогнозуванні індексу акцій



## Актуальність

- ❖ завдяки здатності швидко реагувати і адаптовуватися під зміни ринку, використання нейронних мереж для прогнозування високодинамічних фінансових ринків є надзвичайно актуальним
- ❖ нейронні мережі здатні обробляти великі обсяги інформації, тобто враховувати більшість факторів, які мають вплив на зміну цін акцій
- ❖ можливість навчання – головна перевага нейронних мереж перед традиційними алгоритмами, в процесі навчання мережа здатна виявляти складні залежності між вхідними даними і вихідними, а також виконувати узагальнення

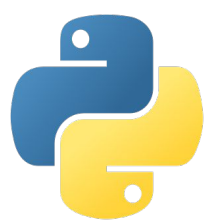


## Постановка задачі

- ❖ проаналізувати наявні моделі нейронних мереж для прогнозування фондових ринків та вибрати декілька з них для реалізації
- ❖ реалізувати декілька архітектур нейронних мереж, порівняти функції похибки і точності для кожної моделі
- ❖ дослідити можливість та доцільність застосування використаних моделей, визначити їх переваги та недоліки, запропонувати модифікації архітектури для покращення результатів прогнозування



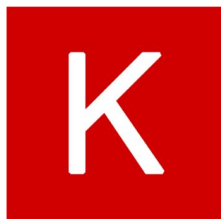
## Використані технології



python™



TensorFlow



Keras



# Вхідні дані

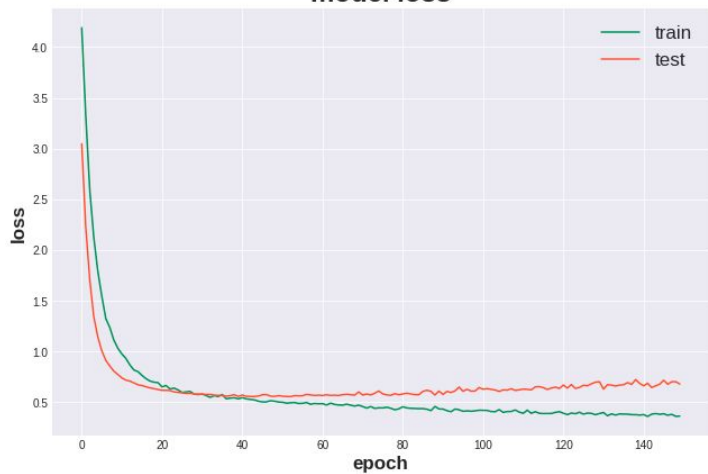
Currency in USD

[Download Data](#)

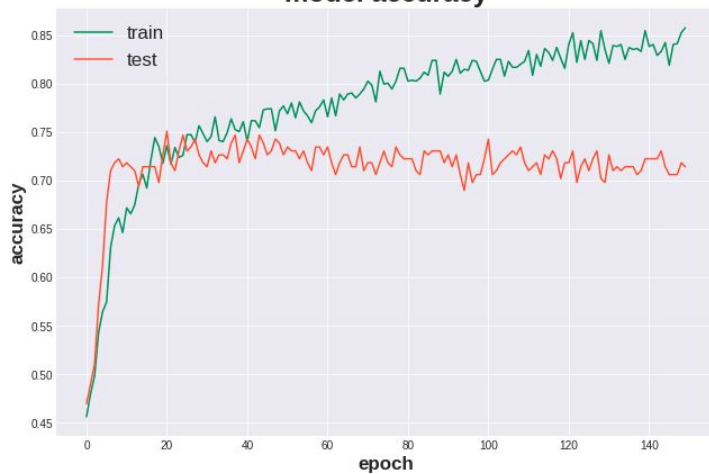
Date	Open	High	Low	Close*	Adj Close**	Volume
May 01, 2019	209.88	215.31	209.23	210.52	209.71	64,827,300
Apr 30, 2019	203.06	203.40	199.11	200.67	199.90	46,534,900
Apr 29, 2019	204.40	205.97	203.86	204.61	203.83	22,204,700
Apr 26, 2019	204.90	205.00	202.12	204.30	203.52	18,649,100
Apr 25, 2019	206.83	207.76	205.12	205.28	204.49	18,543,200
May 07, 2014	85.04	85.33	83.96	84.62	74.54	70,716,100
May 06, 2014	85.97	86.34	84.92	84.92	74.80	93,641,100
May 05, 2014	84.31	85.86	84.29	85.85	75.63	71,766,800
May 02, 2014	84.62	84.89	84.24	84.65	74.57	47,878,600
May 01, 2014	84.57	84.97	83.77	84.50	74.43	61,012,000

# Multilayer Neural Network(MNN)

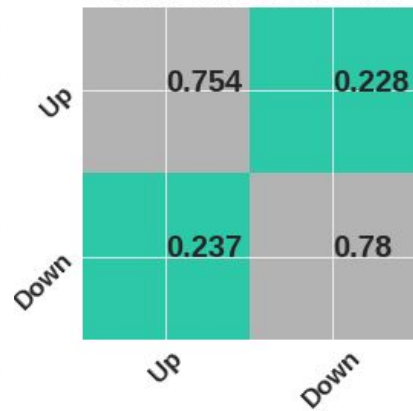
model loss



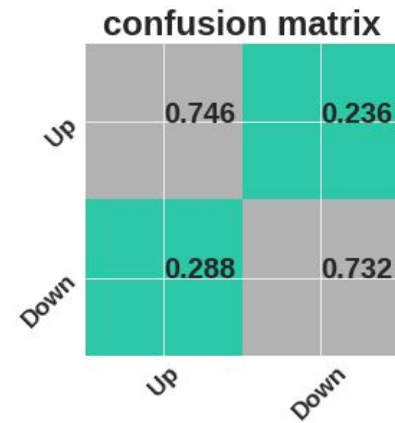
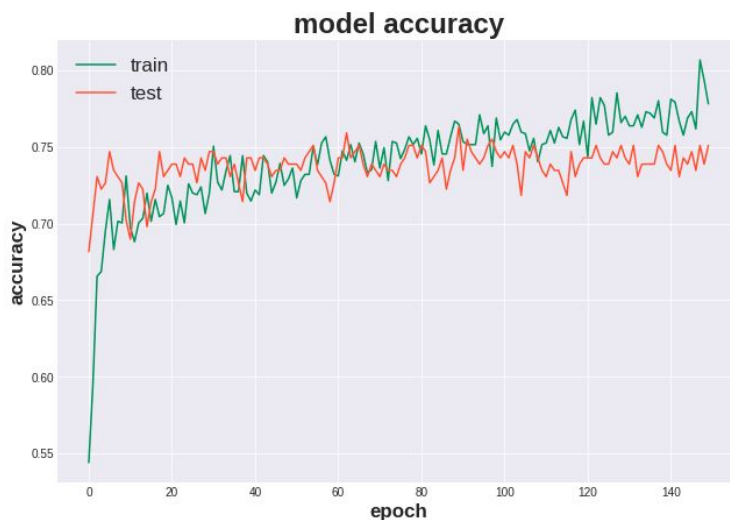
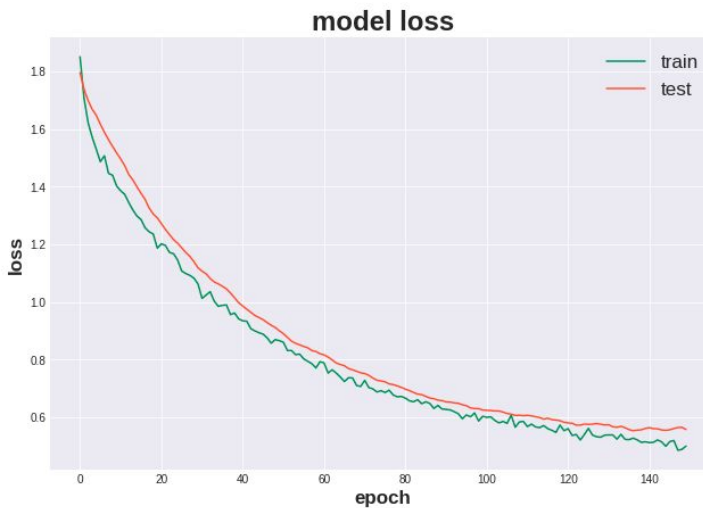
model accuracy



confusion matrix

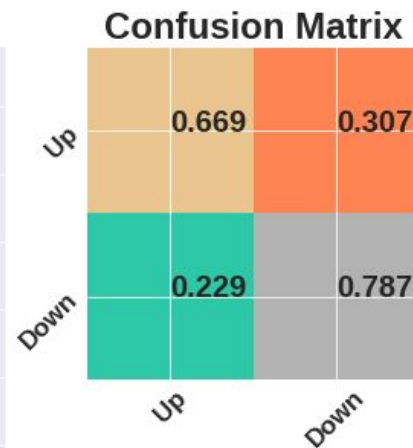
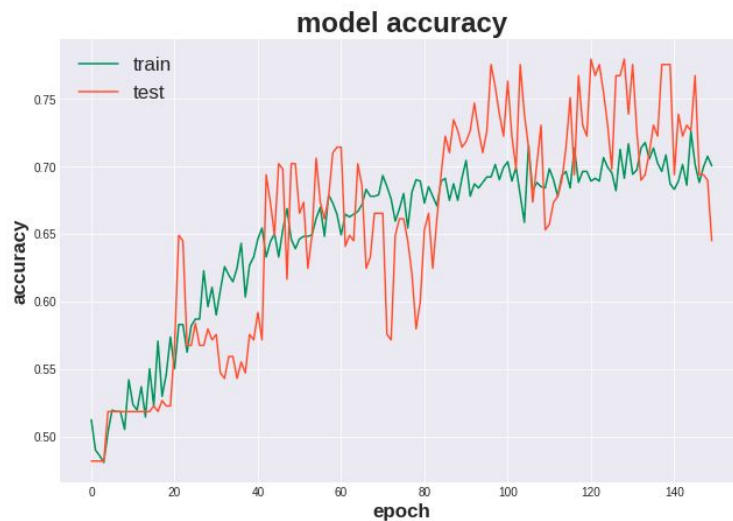
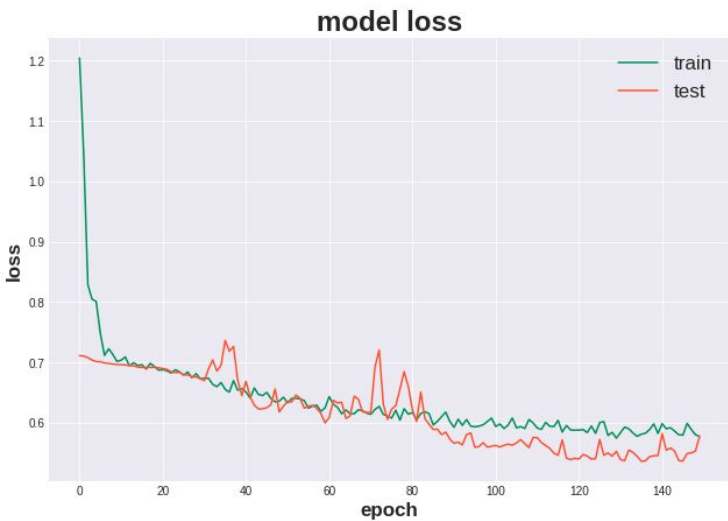


# Convolutional Neural Network(CNN)





# Long Short-Term Memory (LSTM)





## Аналіз результатів

Показники, які використали для аналізу результатів — точність, похибка, матриця неточностей. В процесі навчання ми зіткнулися з перенавчанням – пристосовуванням моделі до набору тренувальних даних щоб унеможливити передбачення на загальних даних, на яких не здійснювалося тренування. Щоб вирішити цю проблему ми застосували більш жорстку регуляризацію, за допомогою Dropout — методу "проріджування", "виключення". Найкращі результати показали багатосаровий персептрон та згорткова нейронна мережа.



## Висновки

В дипломній роботі було реалізовано 3 найпоширеніших архітектури нейронних мереж для прогнозування руху цін на ринку. Дані моделі можна використовувати для будь-яких часових рядів, головне — правильно вибрати дані, визначити архітектуру мережі, оцінити якість роботи алгоритму. У нашому випадку точність становила 67-80% для багат шарового персептрона та згорткової нейронної мережі, що можна вважати хорошим результатом. Мережа довгої короткочасної пам'яті виявилась непридатною для прогнозування фондового ринку.



## Подальші дослідження

- ❖ навчати нейронну на високочастотних даних (кожну годину, кожні п'ять хвилин), чим більше даних - більше патернів - менше перенавчання
- ❖ використовувати більш складні архітектури нейронних мереж, які призначені для роботи з часовими рядами
- ❖ використовувати не тільки ціну закриття, а всі дані з вхідного файлу (high, low, open, close, volume) - тобто в кожен момент часу звертати увагу на всю доступну інформацію
- ❖ оптимізувати гіперпараметри - розмір вікна, кількість нейронів в прихованих шарах, крок навчання - всі ці параметри були визначені експериментально, за допомогою випадкового пошуку можна з'ясувати, що, можливо, нам треба дивитися на 45 днів назад і вчити з меншим кроком глибшу мережу



**Дякую за увагу**