Министерство науки и высшего образования Российской Федерации

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение   
высшего образования «Новосибирский национальный исследовательский  
государственный университет» (Новосибирский государственный университет, НГУ)

**Экономический факультет**

Направление подготовки: 38.04.01 Экономика

**ОТЧЁТ**

**по производственной практике**

*Хорунженко Аркадий Сергеевич*

Группа 22712 ЭФ НГУ

*Костин Андрей Владимирович Макушев Василий Леонидович*

ФИО руководителя практики ФИО руководителя практики

от университета от профильной организации

«\_\_\_»\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 20\_\_\_\_ г. «\_\_\_»\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ 20\_\_\_\_ г.

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

подпись подпись

Производственная практика проходила в период с 2 октября 2022 года по 10 декабря 2022 года. Во время прохождения производственной практики была сформулирована тема исследования для написания магистерской диссертации, поставлены задачи для дальнейшей работы в рамках выбранной темы.

Выбранная тема исследования – “Исследование применимости нейронных сетей для прогнозирования временных рядов”.

Актуальность выбранной темы диктуется тем, что каждая прогностическая модель как правило строится под определённую задачу и не всегда работает на другом наборе данных. Поэтому представляется разумным исследовать применимость нейронных сетей для построения универсальных прогностических моделей.

Прогнозирование временных рядов является одним из важнейших современных инструментов для исследования и анализа во многих областях. Временные ряды встречаются как в исследованиях, связанных с анализом окружающей среды, например, прогнозирование процента углекислого газа в регионе, погоды, цены на ценные бумаги и индексы, необходимости закупки товаров и многое другое.

Многие задачи, по которые есть данные за достаточные промежутки времени, можно автоматизировать и оптимизировать за счёт прогноза и его анализа. Прогноз не даёт точного результата, но может указать направление движения значений, что уже может помочь во многих сферах.

Для анализа применимости этого относительного нового метода прогнозирования временных рядов было необходимо на первых этапах работы исследовать классические методы прогнозирования, основанные на статистических алгоритмах.

Целью работы в рамках производственной практики является знакомство с методами прогнозирования временных рядов и исследования применимости нейронных сетей для прогнозирования временных рядов.

Для выполнения работы был проведён анализ данных и выбран набор данных NASDAQ[1] и S&P500[2] с 2010 по 2014 год.

В работе была выполнена реализация различных моделей на языке программирования Python. Необходимость реализации собственных моделей объясняется необходимостью формирования модельной базы на определённом наборе данных для дальнейшего анализа. Следует отметить, что поиск корректно работающих решений для полученного набора данных весьма затруднён, поскольку существует множество различных наборов данных, отличающихся не только логическими зависимостями, но и плотностью данных.

В рамках выполненной работы были реализованы статические модели AR, ARMA и ARIMA. В дальнейшем планируется реализовать и протестировать SARIMA, ARCH, GARCH. Кроме того, были реализованы модели нейронных сетей RNN [5, 6, 7, 8], LSTM[5, 7] и GRU[5, 7]. На текущем этапе работы нейронные сети имеют лишь один слой. В дальнейшем планируется рассмотреть существующие архитектуры и попытаться сделать свою архитектуру.

Для верификации результатов был выбран ряд метрик, в которые входят MSE и MAPE. Для реализации моделей нейронных сетей была взята библиотека PyTorch.

Отчет по производственной практике был выполнен в период с 10 декабря по 20 декабря. В процессе прохождения производственной практики использовалась научная литература, представленная в списке использованных источников [1-9], а также материалы научно-практических конференций и статьи, опубликованные в профильных периодических изданиях.

# Список использованной литературы

1. Ссылка на скачивание набора данных NASDAQ <https://www.finam.ru/profile/fyuchersy-usa/nq-100-fut/export/?market=7&em=21719&token=&code=NDX&apply=0&df=1&mf=0&yf=2010&from=01.01.2010&dt=1&mt=0&yt=2014&to=01.01.2014&p=2&f=NDX_100101_140101&e=.txt&cn=NDX&dtf=1&tmf=1&MSOR=1&mstime=on&mstimever=1&sep=1&sep2=1&datf=1&at=1> (дата обращения 01.11.2022)
2. Ссылка на скачивание набора данных S&P500 <https://www.finam.ru/profile/fyuchersy-usa/sandp-fut/export/?market=7&em=108&token=&code=SP&apply=0&df=1&mf=0&yf=2010&from=01.01.2010&dt=1&mt=0&yt=2014&to=01.01.2014&p=2&f=SP_100101_140101&e=.txt&cn=SP&dtf=1&tmf=1&MSOR=1&mstime=on&mstimever=1&sep=1&sep2=1&datf=1&at=1> (дата обращения 01.11.2022)
3. Engle, Robert F, Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation // Econometrica. – 1982. – p. 987–1007,
4. Bollerslev, Tim, Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, 1986, p. 307–327, Journal of Econometrics.
5. Описание модели LSTM <http://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/> (дата обращения 04.11.2022)
6. Описание рекуррентных нейронных сетей // Электронный документ – Режим доступа: <https://neerc.ifmo.ru/wiki/index.php?title=%D0%A0%D0%B5%D0%BA%D1%83%D1%80%D1%80%D0%B5%D0%BD%D1%82%D0%BD%D1%8B%D0%B5_%D0%BD%D0%B5%D0%B9%D1%80%D0%BE%D0%BD%D0%BD%D1%8B%D0%B5_%D1%81%D0%B5%D1%82%D0%B8> (дата обращения 05.11.2022)
7. Описание математических моделей RNN, LSTM и GRU // Электронный документ – Режим доступа: <https://web.archive.org/web/20211110112626/http://www.wildml.com/2015/10/recurrent-neural-network-tutorial-part-4-implementing-a-grulstm-rnn-with-python-and-theano/> (дата обращения 15.11.2022)
8. Джунён Чанг, Чаглар Гулчере , Кёнхён Чо , Йошуа Бенжио, “ Эмпирическая оценка закрытых рекуррентных нейронных сетей при моделировании последовательностей”// Электронный документ – Режим доступа: <https://arxiv.org/abs/1412.3555> (дата обращения 17.11.2022)