

# ЛЕТО С AIRI

Летняя школа AIRI по искусственному интеллекту  
Направление "Нейроморфные вычисления"

Иванов Максим Юрьевич

**Рекуррентные спайковые нейронные сети для анализа  
биржевых данных**

**Руководитель программы:**  
Н.И. Базенков

Сириус, 2022

# Содержание

<b>1</b>	<b>Введение</b>	<b>3</b>
<b>2</b>	<b>Спайковые нейронные сети</b>	<b>3</b>
<b>3</b>	<b>Результаты экспериментов</b>	<b>5</b>
3.1	Синусоидальные данные . . . . .	5
3.2	Синусоидальные данные с трендом . . . . .	6
3.3	Направление движения цены акции . . . . .	7
<b>4</b>	<b>Направление дальнейших исследований</b>	<b>9</b>
<b>5</b>	<b>Выводы</b>	<b>10</b>
	<b>Список используемой литературы</b>	<b>10</b>

# 1 Введение

Спайковые нейронные сети имитируют реальные биологические нервные системы. Они содержат нейроны и связи между ними, обеспечивающие преобразование входящих сигналов в значимый выходной результат.

Биологически-правдоподобное моделирование нейронов приносит успехи в разных областях, например, в управлении роботизированными системами.

В данной работе произведена попытка применить спайковые нейронные сети к задаче предсказания движения цен акций на фондовой бирже.

## 2 Спайковые нейронные сети

Модель LIF (leaky integrate-and-fire) нейрона описывается следующим образом [2] [3]:

$$U[t + 1] = \underbrace{\beta U[t]}_{\text{decay}} + \underbrace{W X[t + 1]}_{\text{input}} - \underbrace{R[t]}_{\text{reset}}$$

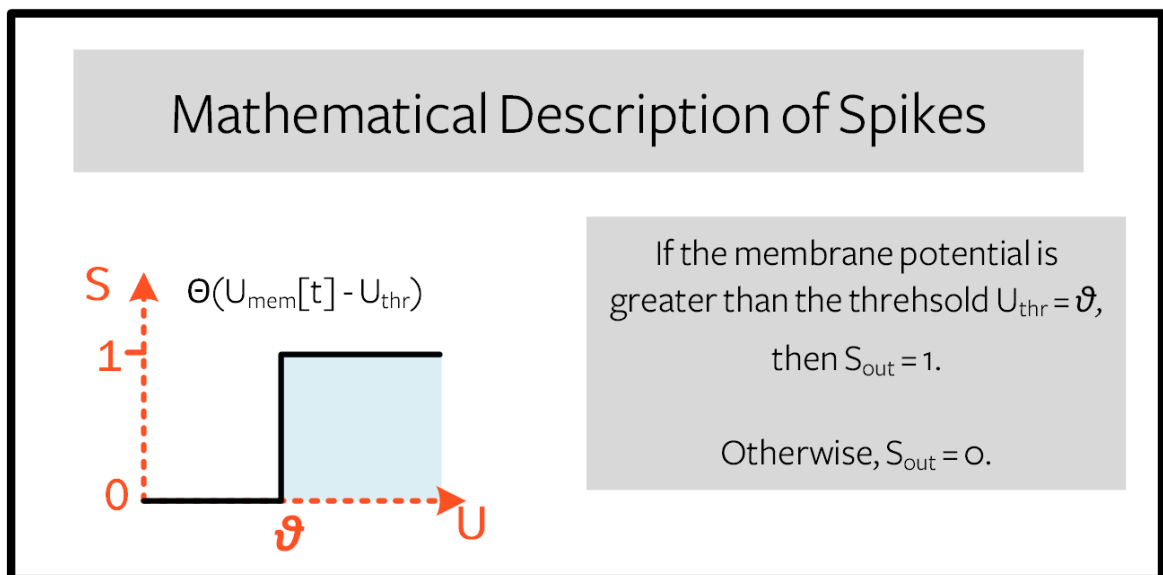
Спайк определяется следующим уравнением:

$$S[t] = \begin{cases} 1, & \text{if } U[t] > U_{thr} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

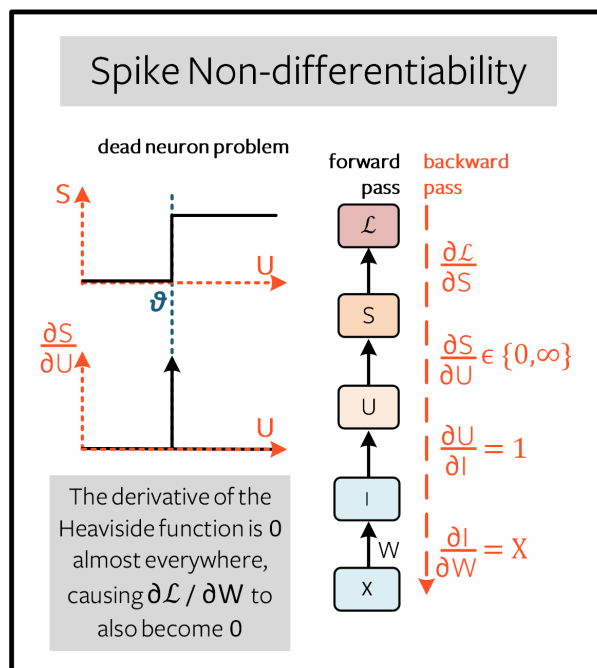
Также его можно представить в виде:

$$S[t] = \Theta(U[t] - U_{thr})$$

где  $\Theta(\cdot)$  - функция Хевисайда.



Основная проблема в обучении спайковых нейронных сетей в том, что при обучении один из элементов производной функции потерь равен или 0, или бесконечности, что не дает нам обучаться.

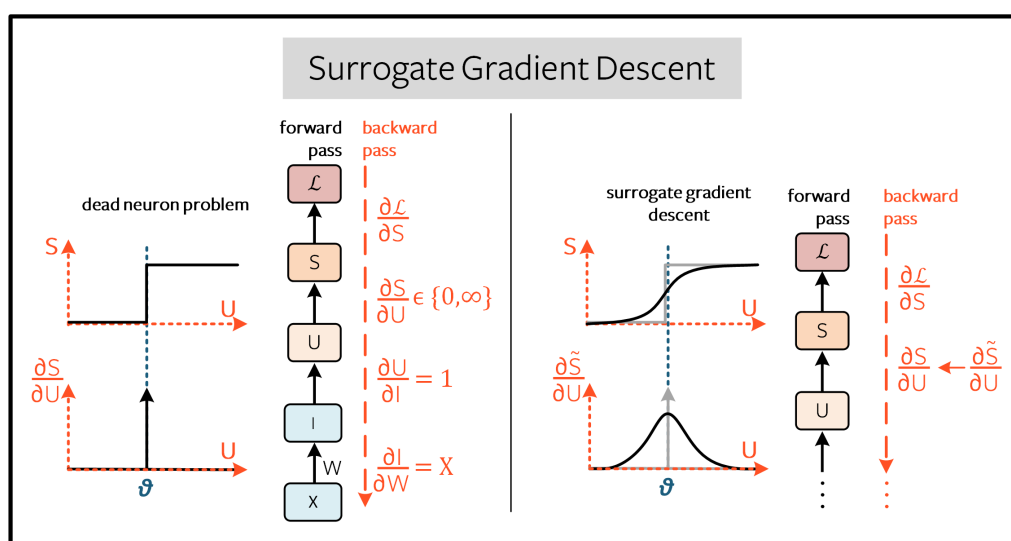


В качестве решения данной проблемы возможно приравнять производную к самой функции:

$$\frac{\partial \tilde{S}}{\partial U} \leftarrow S = \begin{cases} 1, & \text{if } U > U_{thr} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

Другим вариантов является аппроксимация функции Хэвисайда:

$$\tilde{S} = \frac{U_{OD}}{1 + k|U_{OD}|}, \quad \frac{\partial \tilde{S}}{\partial U} = \frac{1}{(k|U_{OD}| + 1)^2}, \quad \frac{\partial \tilde{S}}{\partial U} = \frac{1}{(k|U_{OD}| + 1)^2}$$



### 3 Результаты экспериментов

#### 3.1 Синусоидальные данные

Для начала полносвязная и рекуррентная сети были обучены предсказывать направление дальнейшего движения графиков функций  $\sin(x)$  и  $0.5\sin(x)+0.5\sin(6x)+1$ .

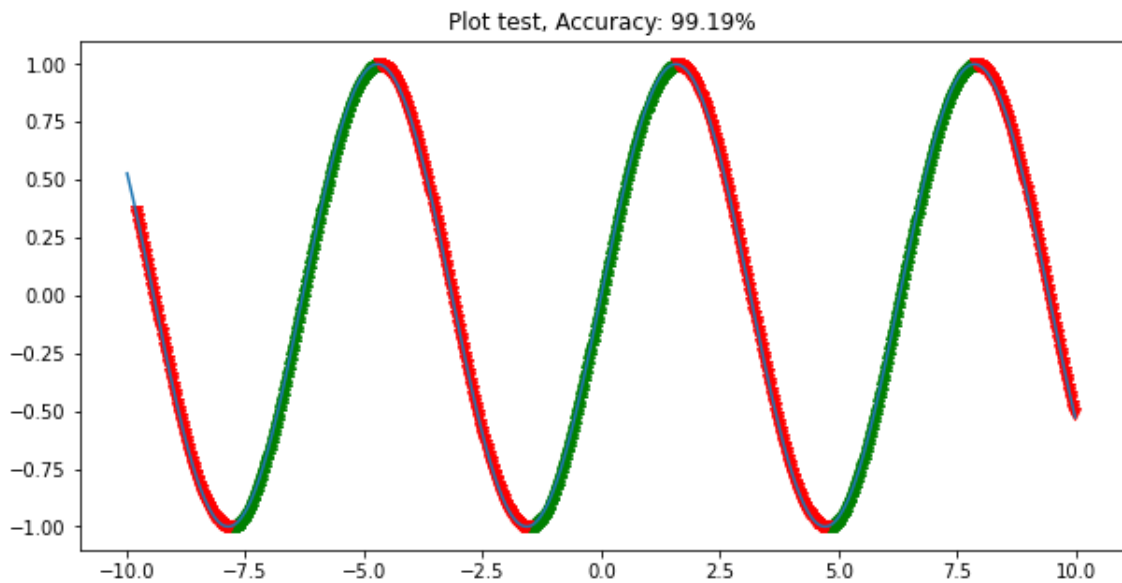


Рис. 1: Предсказание SLSTM

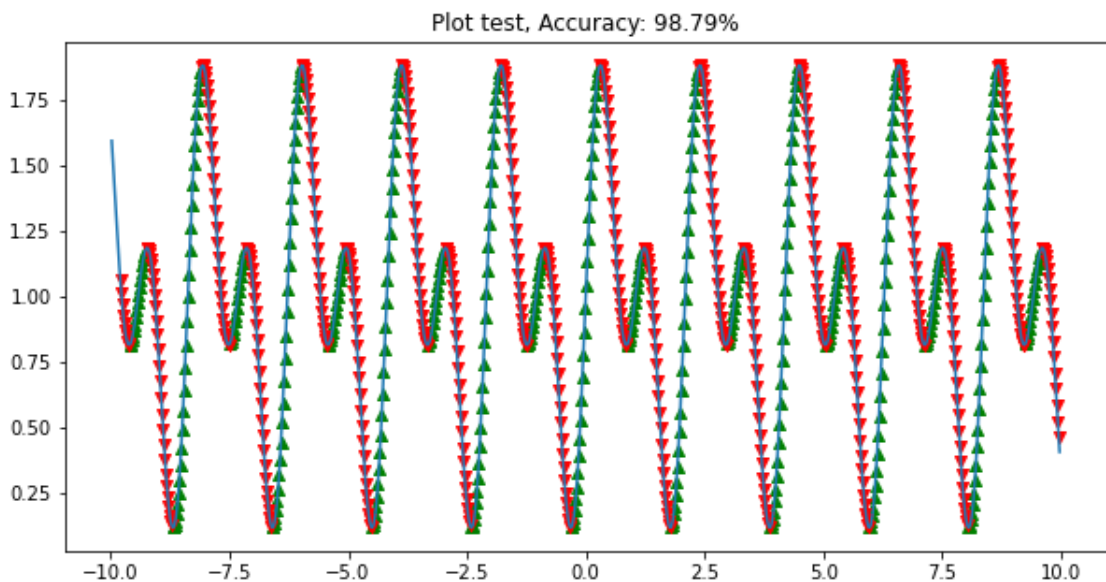


Рис. 2: Предсказание SLSTM

### 3.2 Синусоидальные данные с трендом

После этого нейросети научились предсказывать направление движения графиков этих же функций, но с трендом.

Можно отметить, что полносвязной сети не хватило 50 эпох для обучения на функции  $\sin(x)$  с трендом, в отличие от сети SLSTM.



Рис. 3: Предсказание полносвязной сети, обученной за 50 эпох

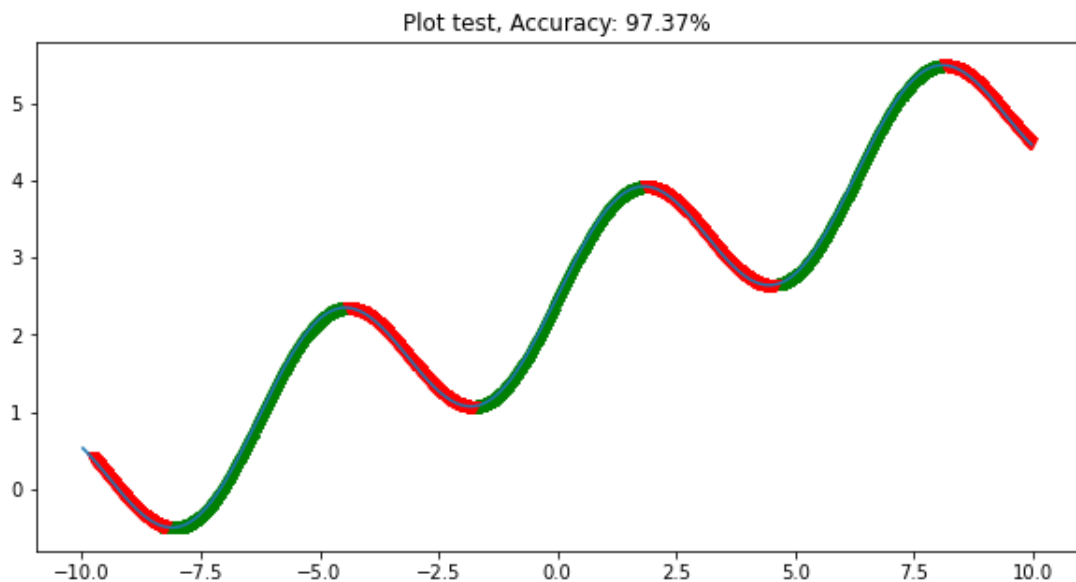


Рис. 4: Предсказание SLSTM, обученной за 50 эпох

Аналогичная ситуация и с функцией  $0.5\sin(x) + 0.5\sin(6x) + 1$ .

Это показывает, что рекуррентные сети лучше работают с запоминанием последовательностей.

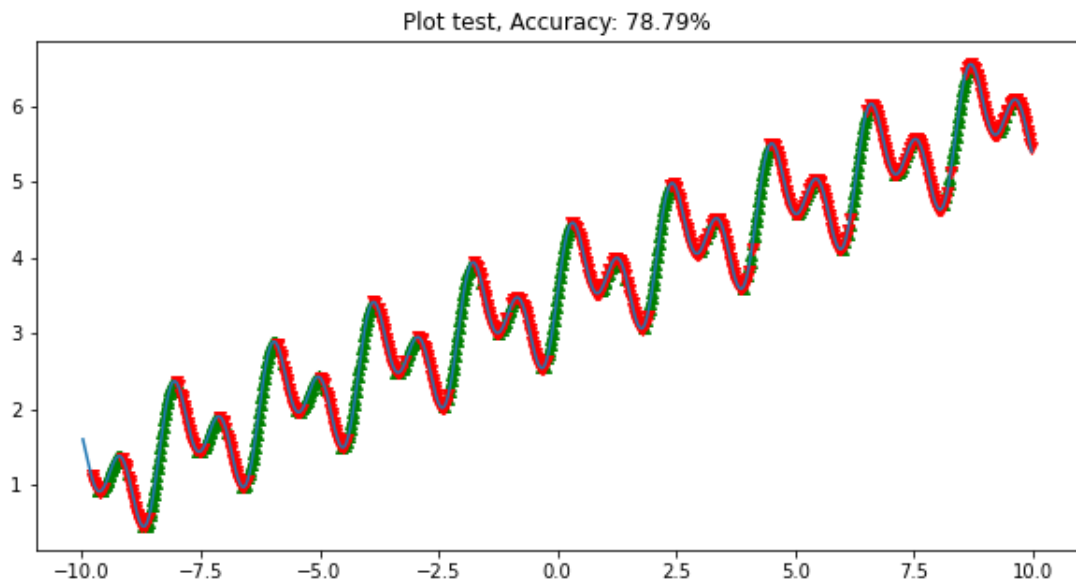


Рис. 5: Предсказание полносвязной сети, обученной за 50 эпох

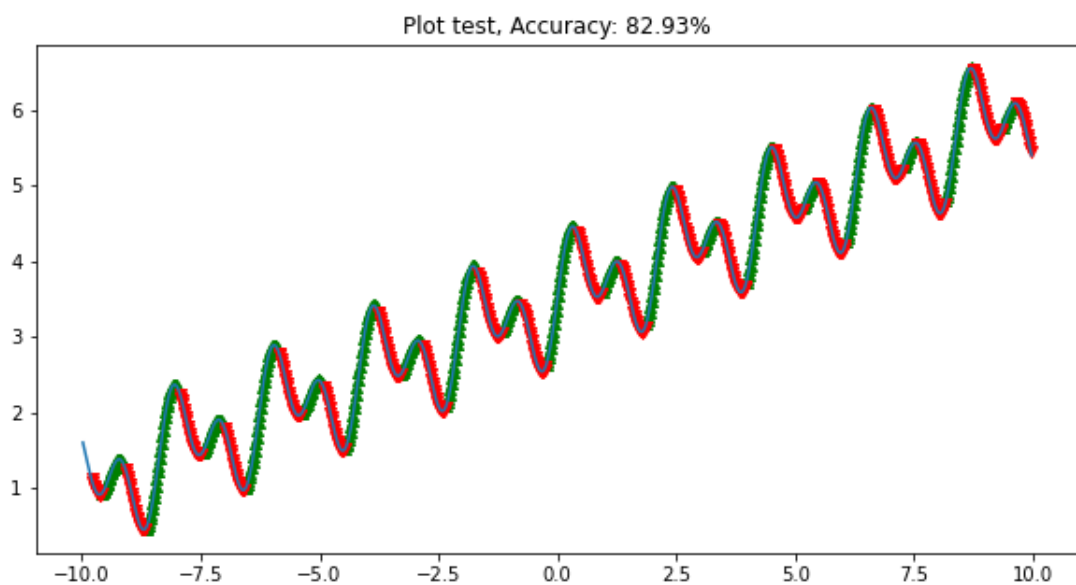


Рис. 6: Предсказание SLSTM, обученной за 50 эпох

### 3.3 Направление движения цены акции

Далее сеть SLSTM была обучена для предсказания направления движения цены акции. В качестве данных для обучения были взяты цены акции из банковского сектора российского рынка за 2020-2021 год. В качестве тестовых данных - цены этой же акции за 2021-2022 год.

Обучение на данных цены не увенчалось успехом, поэтому было произведено обучение на данных технического индикатора MACD, построенного на графике цен акции.

Во время обучения были проверены различные комбинации гиперпараметров и



Рис. 7: Цена одной акции за период с 01.01.2020 по 01.01.2021

было проведено около 500 экспериментов.

- Модели: полносвязная, SLSTM;
- Размер скрытого слоя: 8, 16, 32;
- Порог активации нейронов: 0.1, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5;
- Обучение порога: да, нет;
- Механизм «сброса»: вычитание, сброс до 0, без сброса;
- коэффициент beta: 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9.

Лучшие результаты обучения показаны ниже. К сожалению, лучшая модель показала итоговое значение ассигасу 58.59% на тестовых данных и 80% на данных для обучения.

Для сравнения были написаны две простые стратегии: случайная и упрощенное правило «моментов», то есть если стоимость акции выросла за последний временной промежуток, то она будет расти и дальше.

Случайная стратегия давала результаты 46-51%.

Стратегия правила «моментов» - 51.5%.

То есть, обученная сеть работает лучше упомянутых выше правил, но, тем не менее, результаты все еще далеки от идеала.

Параметры лучшей модели:

- Размер скрытого слоя: 16;
- Порог активации нейронов: 0.1;
- Механизм «сброса»: сброс до 0;
- Без обучения порога активации;



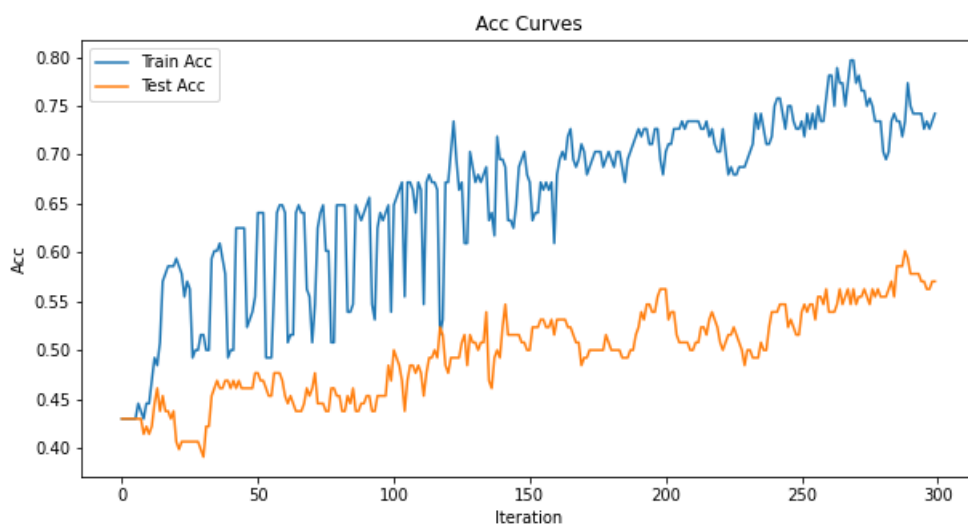


Рис. 8: Значения ассигасы во время обучения

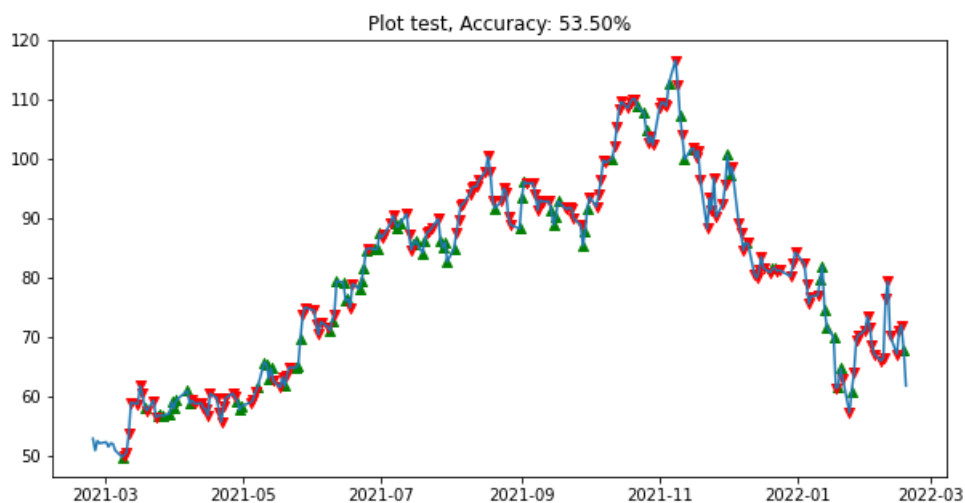


Рис. 9: Предсказания сети на тестовых данных

## 4 Направление дальнейших исследований

В качестве направлений для дальнейших исследований в данной области и возможных улучшений предлагается следующее:

- Улучшение архитектуры сети: Возможно использование комбинации SLSTM и линейных слоев и другие эксперименты;
- Борьба с переобучением;
- Новые признаки: Использование различных индикаторов технического анализа (в том числе RSI) и их комбинаций;

- Признаки в виде спайков: Описать признаковое пространство в виде последовательности спайков;
- Обучение биологическими методами: Применить биологический подход к обучению, например, с помощью STDP.

## 5 Выводы

- Были изучены спайковые нейронные сети, в том числе рекуррентные, и градиентные методы их обучения
- Были изучены спайковые нейронные сети, в том числе рекуррентные, и градиентные методы их обучения;
- Спайковые сети были обучены для предсказания направления движения синусоидальных функций;
- Рекуррентные сети обучаются лучше и быстрее, по крайней мере на простых данных;
- Спайковые сети были обучены для предсказания направления движения цены акции; Результаты работы сети на тестовых данных оказались лучше «случайного» выбора и упрощенного правила «моментов», но все равно далеки от идеала;
- Для достижения более качественных результатов предсказания необходимы дальнейшие исследования.

## Список используемой литературы

- [1] Эрлих А. А. Технический анализ товарных и финансовых рынков: Прикладное пособие. 2-е изд. М.: ИНФРА-М, 1996. 176 с.
- [2] Документация библиотеки snnTorch. - [Электронный ресурс]. - Электрон. дан. - URL: <https://snntorch.readthedocs.io/en/latest/> (дата обращения 15.07.2022).
- [3] Jason K. Eshraghian, Max Ward, Emre Neftci, Xinxin Wang, Gregor Lenz, Girish Dwivedi, Mohammed Bennamoun, Doo Seok Jeong, and Wei D. Lu. «Training Spiking Neural Networks Using Lessons From Deep Learning». arXiv preprint arXiv:2109.12894, September 2021.
- [4] Sepp Hochreiter and Jurgen Schmidhuber. Long Short-Term Memory. Neural Computation 9.8, 1997, pp. 1735–1780. DOI: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.