

Тема: Моделі у формі нейронних мереж в задачах прогнозування розвитку фінансових процесів

Виконав: студент групи КА-41

Барзій І.І.

Науковий курівник: д.т.н., професор Бідюк П.І.

Об'єкт, предмет і мета дослідження

Об'єкт дослідження – фінансові процеси (ціна акцій на біржі, котирування валют, економічні індекси) у формі часових рядів

Мета дослідження – аналіз можливостей моделей у формі нейронних мереж для прогнозування розвитку вибраних фінансових процесів .

Предмет дослідження – моделі нейронних мереж, методи їх побудови та знаходження параметрів, формування вхідних даних

Актуальність

- Прогнозування складних фінансових процесів — задача, що вирішується багатьма підприємствами та установами. Застосування методів машинного навчання дає прийнятні за якістю результати.
- В наявній літературі недостатньо точної інформації про результати таких досліджень через їх комерційну значущість.
- Результати, отримані в роботі, можуть бути використані для прогнозування фінансових часових рядів або даних іншого походження.

Постановка задачі

- Провести аналіз ефективних методів прогнозування динаміки процесів фінансового характеру
- Дослідити можливі реалізації архітектури нейронних мереж та обрати таку, щоб її властивості підходили для вирішення поставленої задачі
- Знайти фінансові дані та утворити з них множину характеристик для обробки моделлю
- Реалізувати обрану модель, навчити її на отриманих даних
- Запропонувати методи покращення отриманих результатів короткострокового прогнозування
- Порівняти результати прогнозу між собою та з іншими моделями

Огляд літератури та методів

- Математичні моделі(АРКС, АРІКС тощо) – використання додаткової оцінки новин за тиждень для передбачення, отримана мала точність.
- Методи машинного навчання
 - Метод опорних векторів – з використанням трюку ядра можлива нелінійна класифікація, відносно небагато робіт з використанням для поставленої задачі.
 - Дерева рішень – завдяки використанню перетворення даних в текстову форму або ансамблю дерев точність прогнозування в подібних задачах сягає 76%.
 - Нейронні мережі – при поєднанні нейронних мереж з генетичним алгоритмом, або при використанні глибокого навчання, точність сягає 81,3% на деяких даних.

Процеси, що досліджуються

- **Курси валют**

- EUR/USD
- GBP/USD
- BITCOIN/USD
- USD/JPY



- **Сировина**

- Нафта
- Золото
- Срібло



- **Акції**

- Amazon
- Facebook
- Apple



- **Індекси**

- S&P 500
- STOXX 50



Отримання актуальних фінансових даних

- **Порівнювані ресурси даних**

- Google Finance
- Yahoo Finance
- Dukascopy

Google Finance

YAHOO!
FINANCE

 **DUKASCOPY**
Swiss Forex Bank & Marketplace

- **Характеристики завантажених даних**

- Щогодинні записи: ціна відкриття, найвища ціна, найнижча ціна, ціна закриття
- Приблизно 9000 записів для кожного часового ряду
- Часовий інтервал – 20.03.2017 – 20.03.2018
- Менше 1% порожніх записів

Вхідні дані

EUR/USD 1H

з ковзним середнім

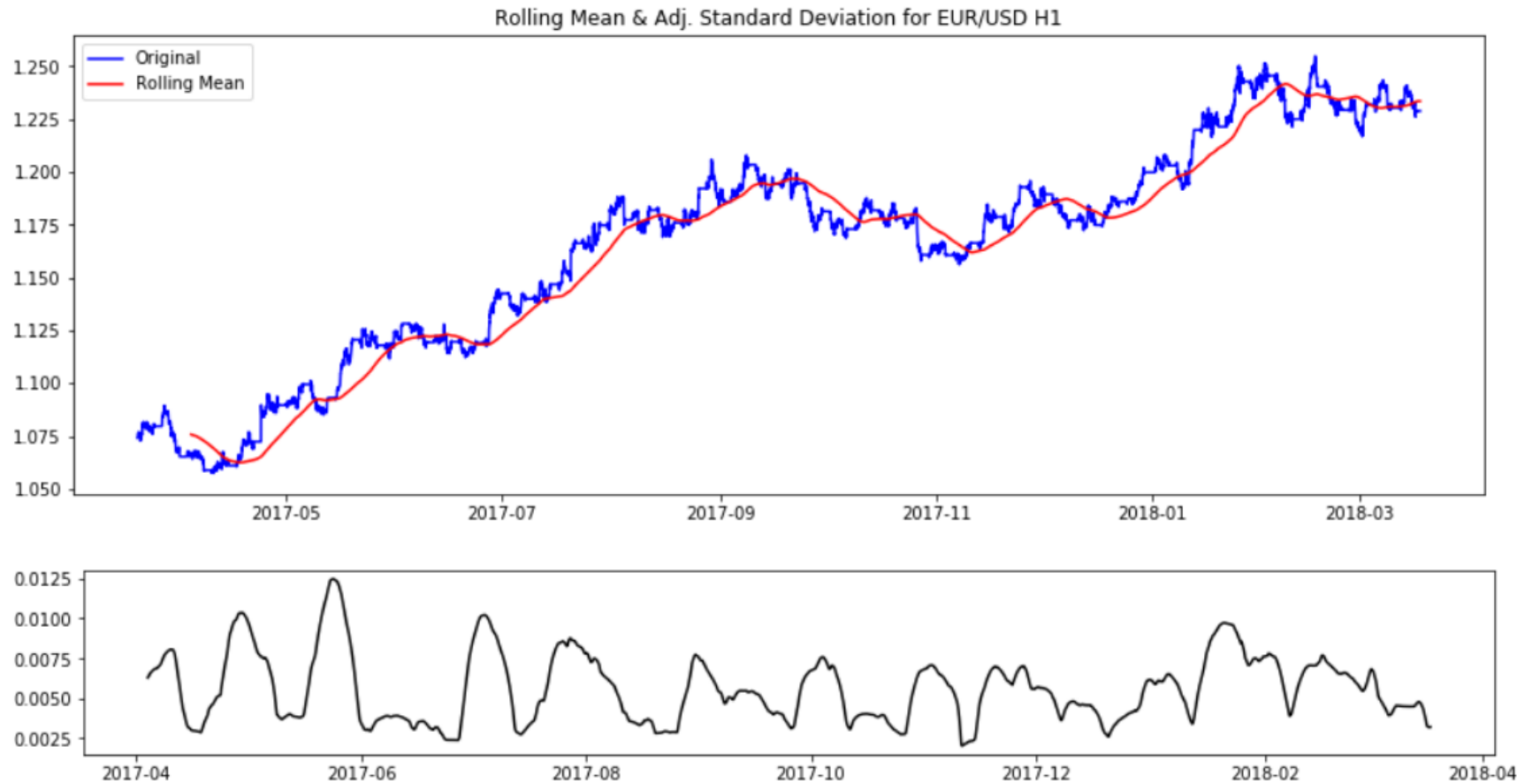
$$p_{MA} = \frac{p_L + p_{L-1} + \dots + p_{L-(n-1)}}{n},$$

та відносним
стандартним
відхиленням

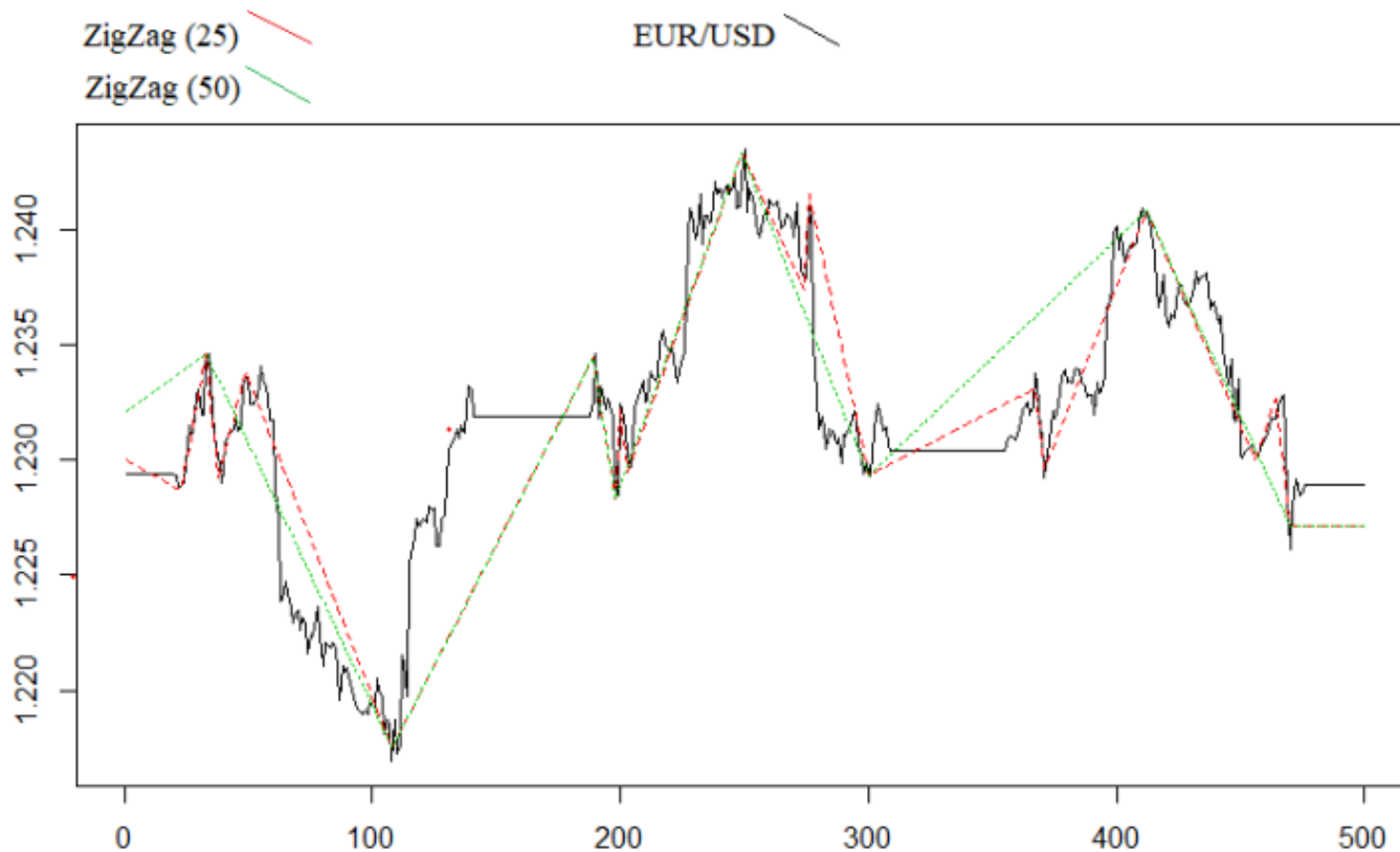
$$D_n = \frac{\sum_{j=1}^n (p_j - p_{MA})^2}{n - 1},$$

$$S_{rlt} = \frac{\sqrt{D_n}}{p_{MA}},$$

за останні 360
значень



Розмічені вхідні дані



Розмічення даних за допомогою індикатора ZigZag – фіксуються зміни значення тільки більші за вказаний поріг n .

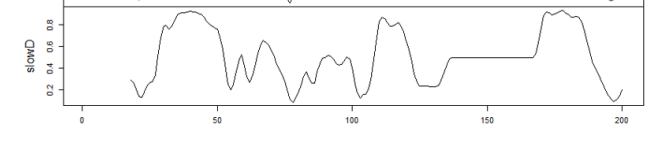
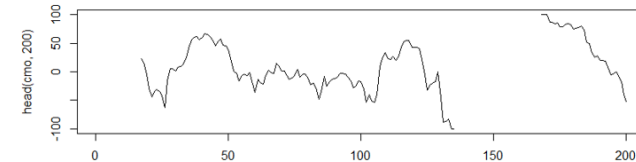
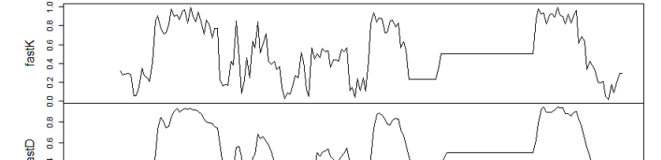
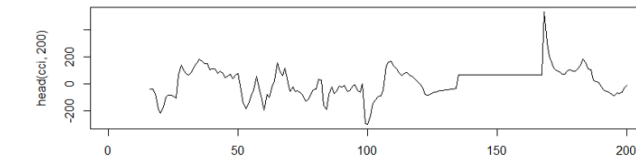
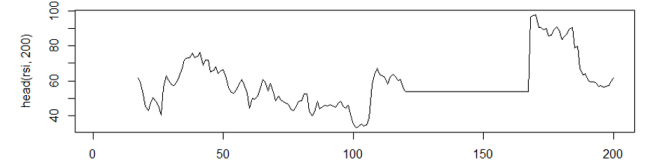
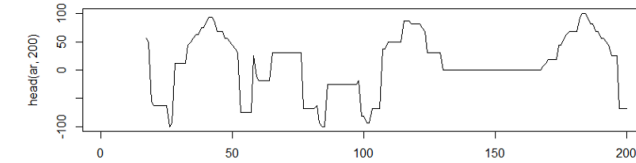
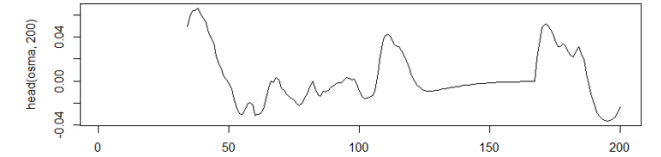
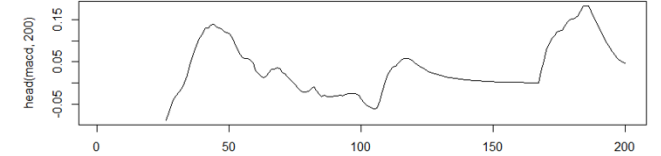
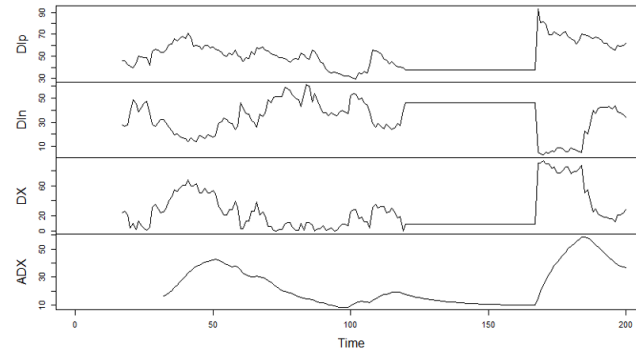
Встановлено напрям руху процесу. Розв'язується задача класифікації.

Результат – короткостроковий прогноз розвитку процесу

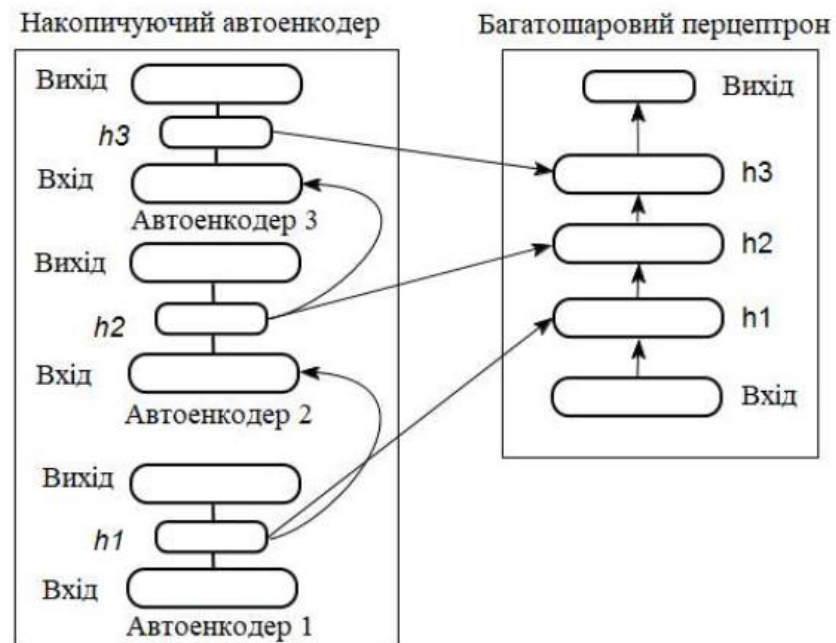
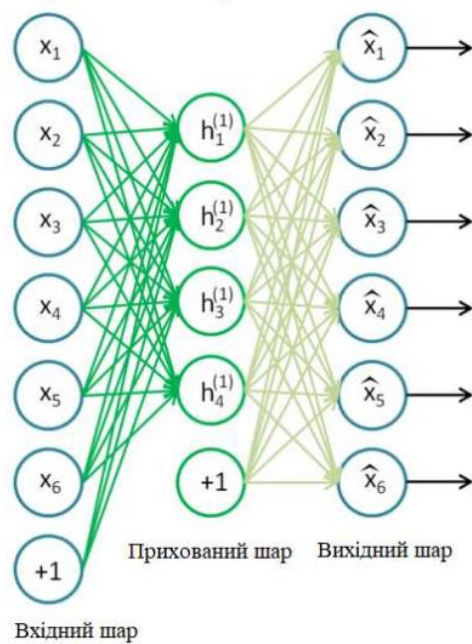
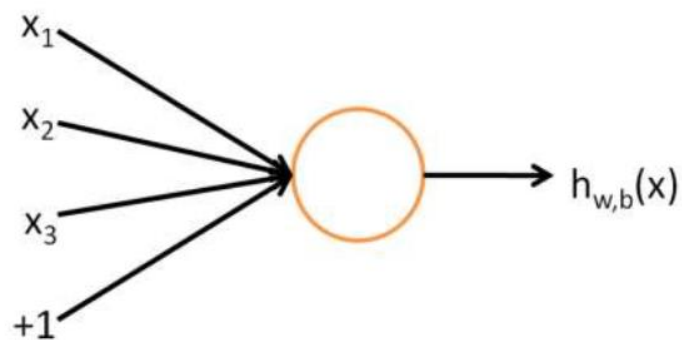
Побудова характеристик для подачі моделі

Для побудови характеристик використовувалися наступні індекси:

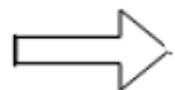
- Welles Wilder's Directional Movement Index - ADX(HLC, n) - 4 виводи
- aroon(HL, n) – 1 вивід
- Commodity Channel Index - CCI(HLC, n) – 1 вивід
- Chaikin Volatility - chaikinVolatility (HLC, n) – 1 вивід
- Chande Momentum Oscillator - CMO(Med, n) – 1 вивід
- MACD oscillator - MACD(Med, nFast, nSlow, nSig)
- OsMA(Med,nFast, nSlow, nSig) – 1 вивід
- Relative Strength Index - RSI(Med,n) – 1 вивід
- Stochastic Oscillator - stoch(HLC, nFastK=14, nFastD=3, nSlowD=3) – 3 виводи
- Stochastic Momentum Index - SMI(HLC, n = 13, nFast = 2, nSlow = 25, nSig = 9) – 2 виводи
- Volatility (по Yang and Zhang) - volatility(OHLC, n, calc="yang.zhang", N=96) – 1 вивід



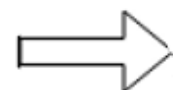
Модель нейронної мережі



Нейрон



Автоенкодер



Накопичуючий автоенкодер

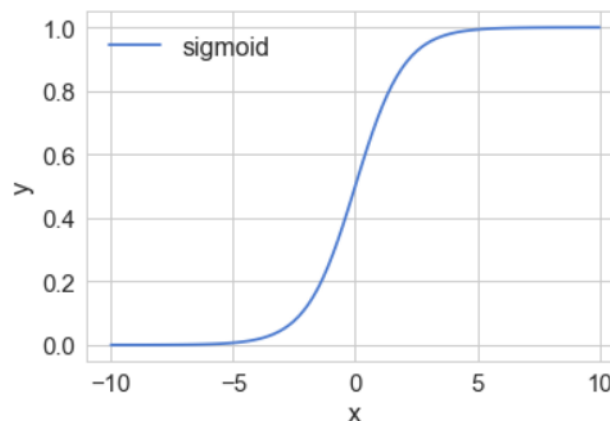
Модель нейронної мережі

- Дані на вході – вектор з ціни та побудованих характеристик
- Дані на виході – прогнозоване значення напрямку руху процесу.

$$\text{Input} = x \quad \text{Output} = f(Wx + b)$$

- Активаци́йна функція́ нейронів - сигмоїд

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$



- Параметри мережі:
 - 3 прихованих шари по 5 нейронів
 - швидкість навчання – 0.8

Модель нейронної мережі

Вартісна функція: $J = -\frac{1}{m} \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n (y_j^{(i)} \log(a_j^{[2](i)}) + (1 - y_j^{(i)}) \log(1 - a_j^{[2](i)}))$

де

a – дані на виході прихованого шару

y – вхідні дані на шар

n – кількість класів

m – кількість прикладів

Вартісна функція з регуляризацією:

$$J = -\frac{1}{m} \sum_{i=0}^m \sum_{j=0}^n (y_j^{(i)} \log(a_j^{[2](i)}) + (1 - y_j^{(i)}) \log(1 - a_j^{[2](i)})) + \frac{\lambda_1}{m} (\|w_1\|_1 + \|w_2\|_1) + \frac{\lambda_2}{2m} (\|w_1\|_2^2 + \|w_2\|_2^2)$$

де

λ_1, λ_2 – коефіцієнти регуляризації

w_1, w_2 – ваги першого та другого прихованих шарів

Модель нейронної мережі

Алгоритм forward propagation:

$$z^{[1](i)} = W^{[1]}x^{(i)} + b^{[1]}$$

$$a^{[1](i)} = \sigma(z^{[1](i)})$$

$$z^{[2](i)} = W^{[2]}a^{[1](i)} + b^{[2]}$$

$$\hat{y}^{(i)} = a^{[2](i)} = \sigma(z^{[2](i)})$$

$$y_{prediction}^{(i)} = \operatorname{argmax}(a^{[2](i)})$$

де

x – дані, що надійшли до входу мережі

W – ваги шарів

b – зміщення шарів

σ – функція сигмоїд

y – результуючі дані

Модель нейронної мережі

Алгоритм backward propagation:

$$dz^{[2]} = a^{[2]} - y$$

$$dW^{[2]} = dz^{[2]} a^{[1]T} + \frac{\lambda_1}{m} \text{sign}(W^{[2]}) + \frac{\lambda_2}{m} W^{[2]}$$

$$db^{[2]} = dz^{[2]}$$

$$dz^{[1]} = W^{[2]T} dz^{[2]} * \sigma'(z^{[1]})$$

$$dW^{[1]} = dz^{[1]} x^T + \frac{\lambda_1}{m} \text{sign}(W^{[1]}) + \frac{\lambda_2}{m} W^{[1]}$$

$$db^{[1]} = dz^{[1]}$$

де

dz – похибка мережі на шарах

dW – дельта вагів

dz – дельта зміщення

σ' – похідна функції сигмоїд

Модель нейронної мережі

Оновлення параметрів мережі:

$$\theta = \theta - \alpha \frac{\partial J}{\partial \theta}$$

де

θ – параметр мережі (dW або db)

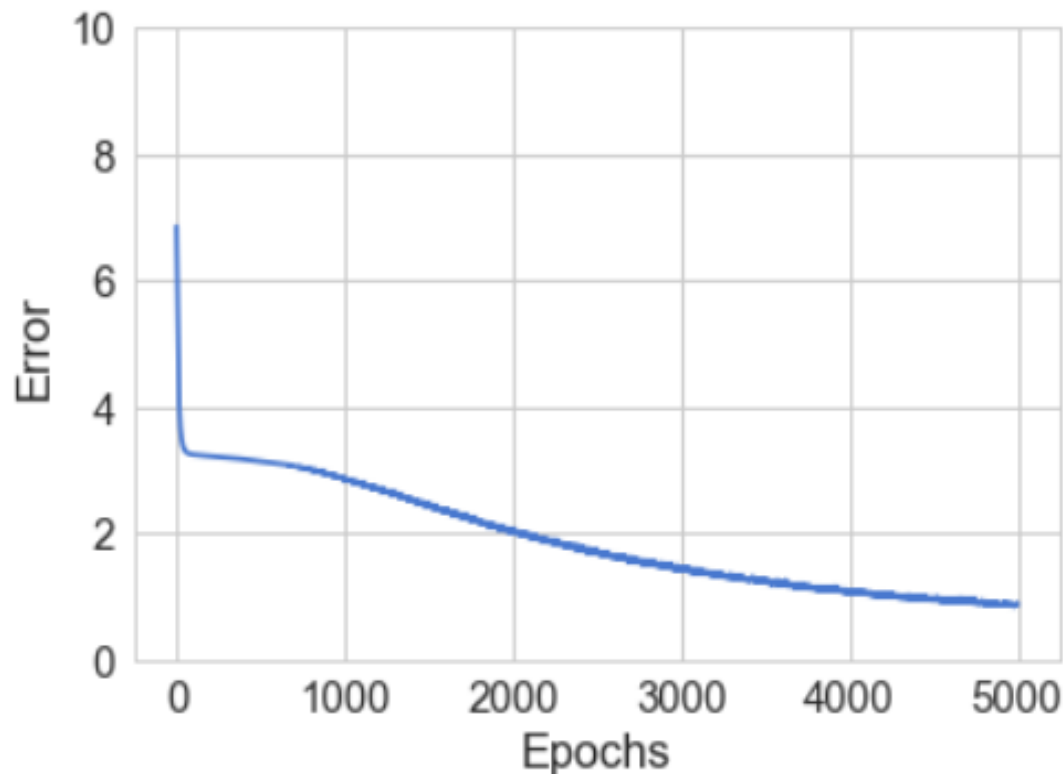
α – швидкість навчання

$\frac{\partial J}{\partial \theta}$ – дельта параметру (dW або db)

Модель нейронної мережі

Зміна вартісної функції

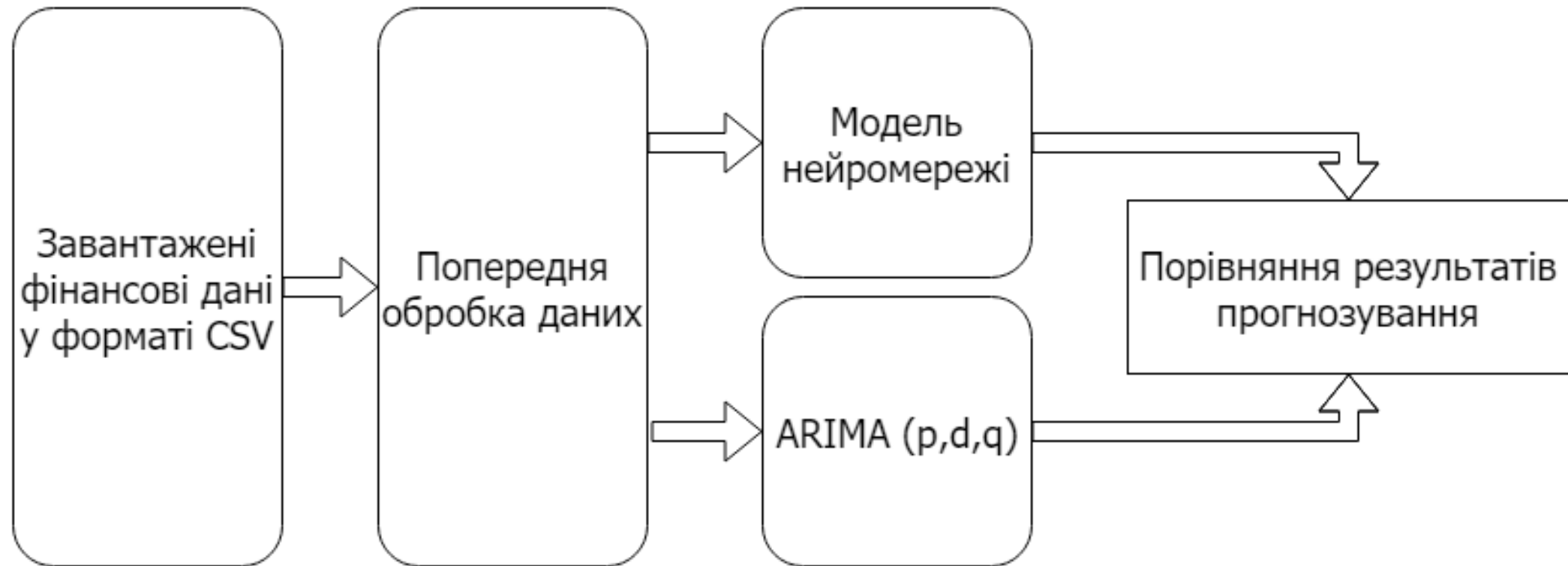
з навчанням:



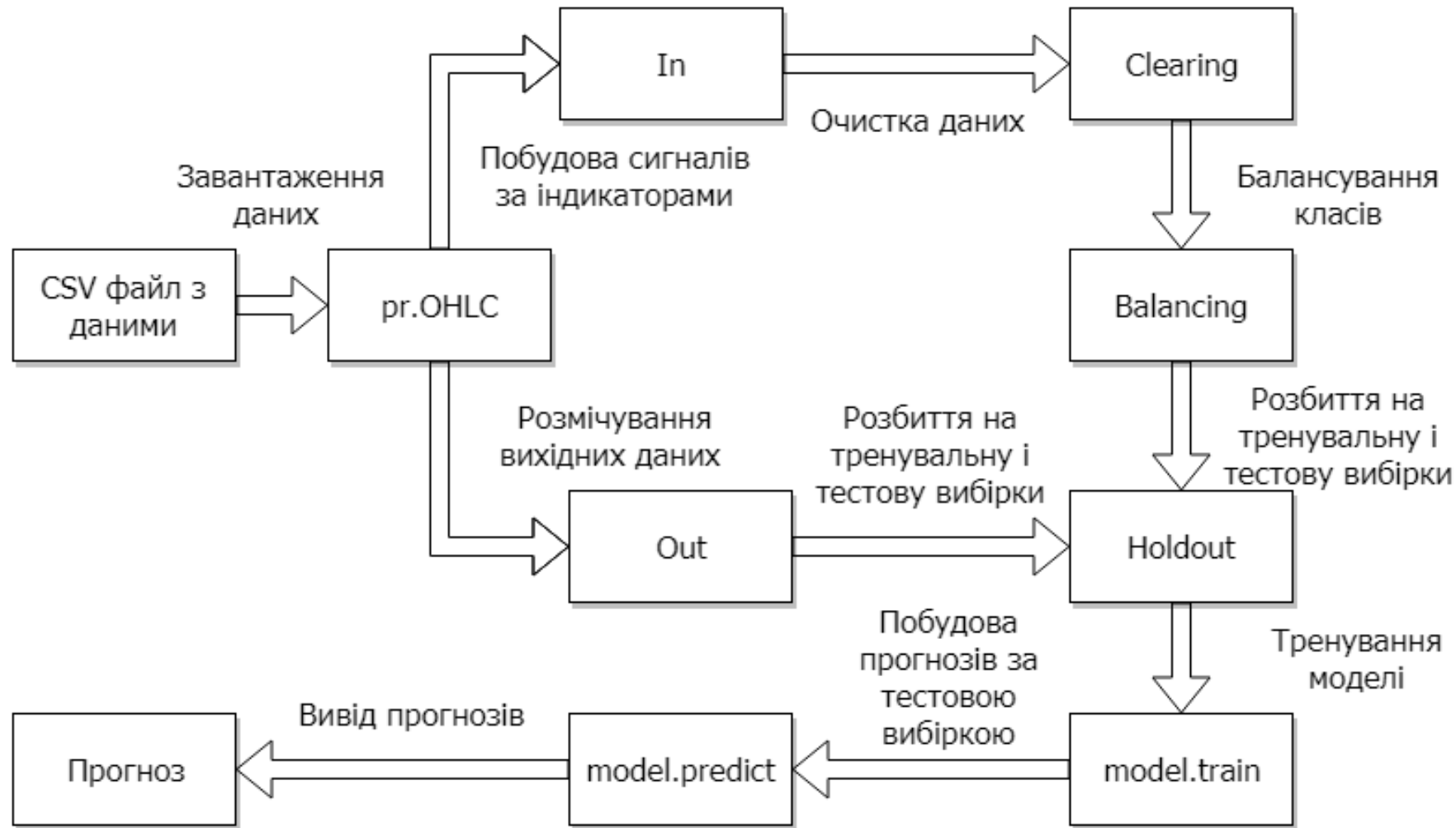
Особливості побудованої моделі:

- Час навчання на досліджуваних даних – 15 секунд.
 - Прогнозування в реальному часі
 - Можливість підбору параметрів
- Приймає на вхід часові ряди різного походження
- Модель у формі програмного модуля, може бути використана як елемент складнішої програми

Загальний процес обробки даних у роботі



Структура створеного програмного модуля



Точність прогнозів побудованої моделі

Часовий ряд	Точність прогнозування	Результат отриманої стратегії	Результат ідеальної стратегії
Євро - Долар	76%	0,20%	0,85%
Британський Фунт - Долар	42%	-2,07%	4,02%
Японська Йена - Долар	48%	0,63%	3,22%
Долар - Біткойн	42%	-3,38%	1,77%
Нафта	61%	1,05%	-2,38%
Срібло	64%	-0,42%	-0,46%
Золото	64%	-2,05%	-0,9%
Apple	71%	0,06%	1,32%
Amazon	77%	0,51%	0,99%
Facebook	54%	-0,07%	1,31%
STOXX Europe 50	67%	1,6%	0,8%
S&P 500	45%	-0,3%	0,07%

Точність прогнозів моделі АРІКС

Часовий ряд	Точність прогнозування	Результат отриманої стратегії	Результат ідеальної стратегії
Євро - Долар	52%	-	-
Британський Фунт - Долар	54%	-	-
Японська Йена - Долар	53%	-	-
Долар - Біткойн	45%	-	-
Нафта	52%	-	-
Срібло	60%	-	-
Золото	57%	-	-
Apple	60%	-	-
Amazon	61%	-	-
Facebook	62%	-	-
STOXX Europe 50	59%	-	-
S&P 500	45%	-	-

Результати роботи

- Розглянуті методи, що використовуються в задачах прогнозування розвитку фінансових процесів.
- Обрана архітектура мережі, що за своїми характеристиками підходить для поставленої задачі.
- Порівняні джерела отримання фінансових даних.
- Програмно реалізована підготовка даних, їх розмічування, побудова та навчання моделі.
- Отримані результати порівняні з моделлю АРІКС.

Публікації

- Результати роботи доповідались на III Всеукраїнській науково-практичній конференції з міжнародною участю «Глобалізація напрямів формування промислового потенціалу в умовах постіндустріальних трансформацій», яка проходила 4 квітня 2018 року в Києві.

Дякую за увагу