

# 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 (динаміка цін акцій на біржі, котирування валют, економічні індекси) у формі часових рядів.

**Мета дослідження:** аналіз можливостей застосування моделей у формі нейронних мереж для прогнозування розвитку вибраних нестационарних фінансових процесів.

**Предмет дослідження:** моделі нейронних мереж, методи їх побудови, підготовка вхідних даних.

# Актуальність дослідження

- Прогнозування сучасних фінансових процесів – задача, що розв'язується багатьма колективами для підприємств та установ різних напрямів діяльності. Застосування методів машинного навчання дає можливість отримати прийнятні за якістю результати.
- В наявній літературі недостатньо необхідної інформації про результати виконання таких досліджень через їх високу комерційну значущість і таємницю.
- Результати, отримані в роботі, можуть бути використані для моделювання і прогнозування фінансових часових рядів або нестационарних процесів іншого походження.

# Постановка задачі

- Виконати аналіз ефективних методів моделювання і прогнозування динаміки процесів фінансового характеру.
- Дослідити можливості реалізації архітектури нейронних мереж таким чином, щоб її властивості відповідали вимогам стосовно розв'язання поставленої задачі.
- Зібрати фінансові дані і утворити з них множину процесів для побудови моделі та її використання для прогнозування.
- Реалізувати обрану модель, навчити її на фактичних даних.
- Запропонувати методи покращення отриманих результатів короткострокового прогнозування.
- Порівняти результати прогнозування між собою та з іншими моделями.

# Огляд літератури та методів моделювання

- **Математичні регресійні моделі** (АРКС, АРІКС тощо) — використання додаткової оцінки новин за тиждень для прогнозування, але отримана мала точність.
- **Методи машинного навчання**
  - Метод опорних векторів — з використанням трюку ядра можлива нелінійна класифікація, але є відносно небагато робіт з його використанням для розв'язання 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 фактичних 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 (пропусків)

# Вхідні дані

EUR/USD 1H

з ковзним середнім

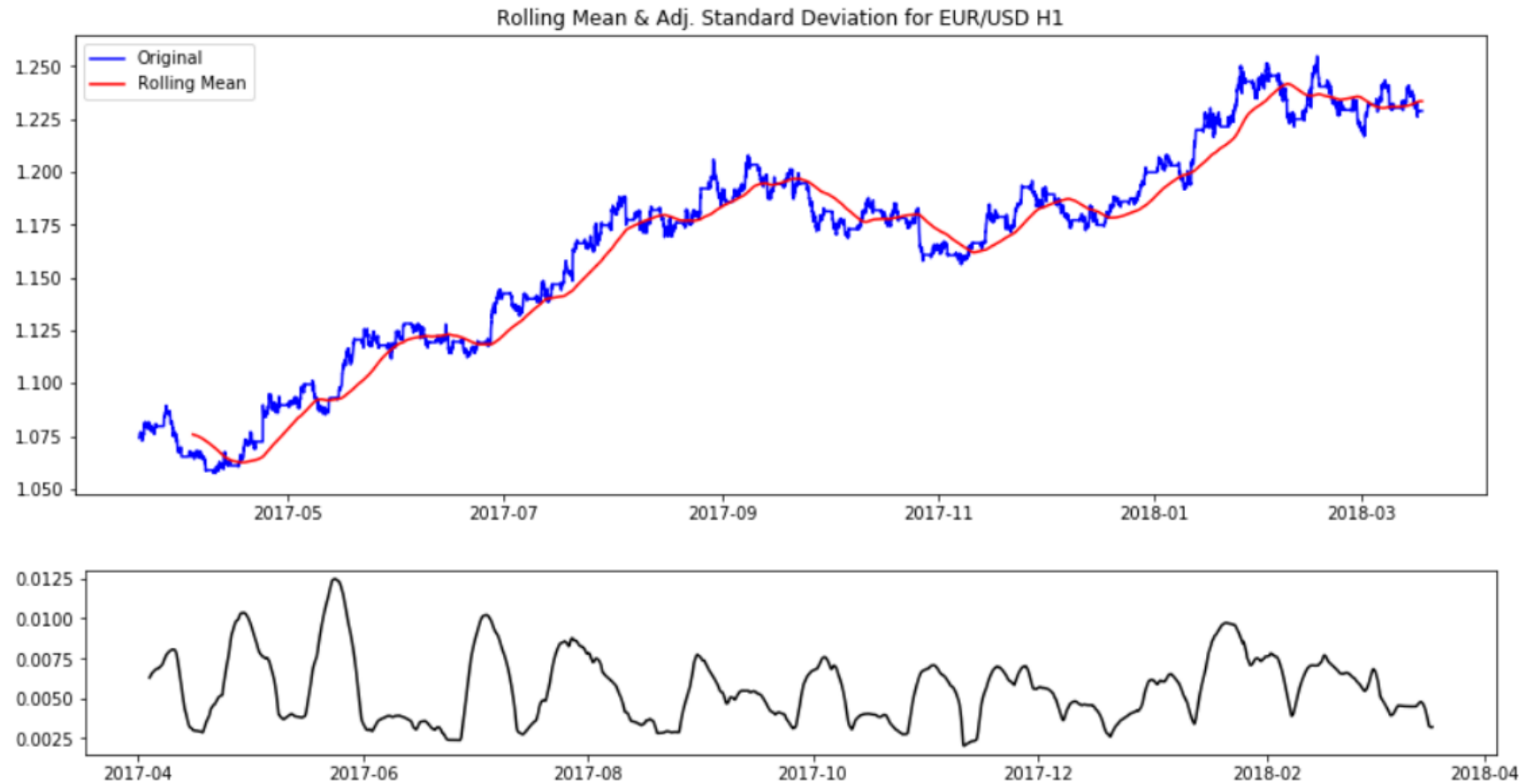
$$p_{MA} = \frac{p_L + p_{L-1} + \dots + p_{L-(n-1)}}{n},$$

та відносним  
стандартним  
відхиленням

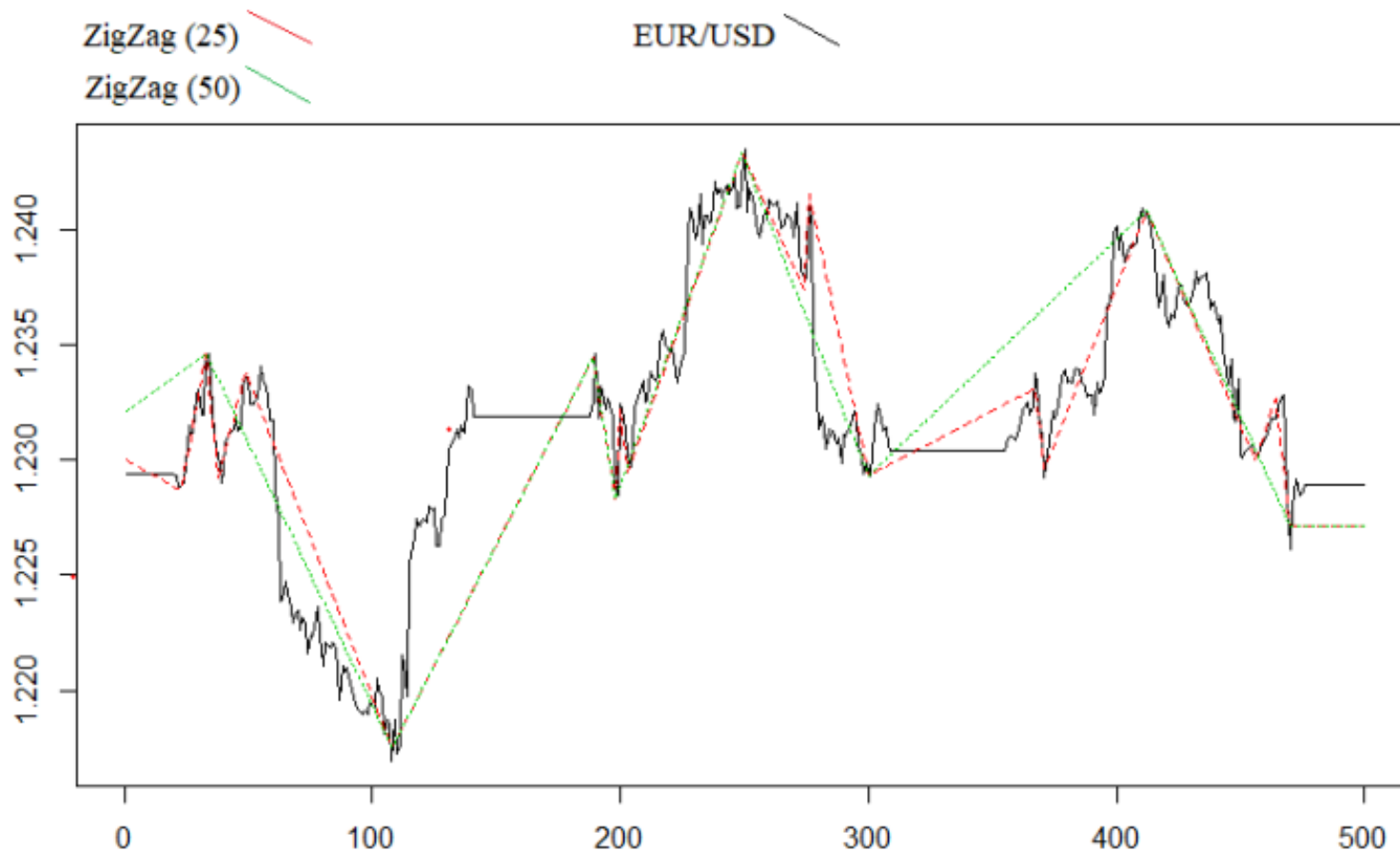
$$D_n = \frac{\sum_{j=1}^n (p_j - p_{MA})^2}{n - 1},$$

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

за останні 360  
значень



# Розмічені входні дані



Розмічення даних за допомогою індикатора ZigZag – фіксуються зміни значень тільки ті, що більші за вказаний поріг  $n$ .

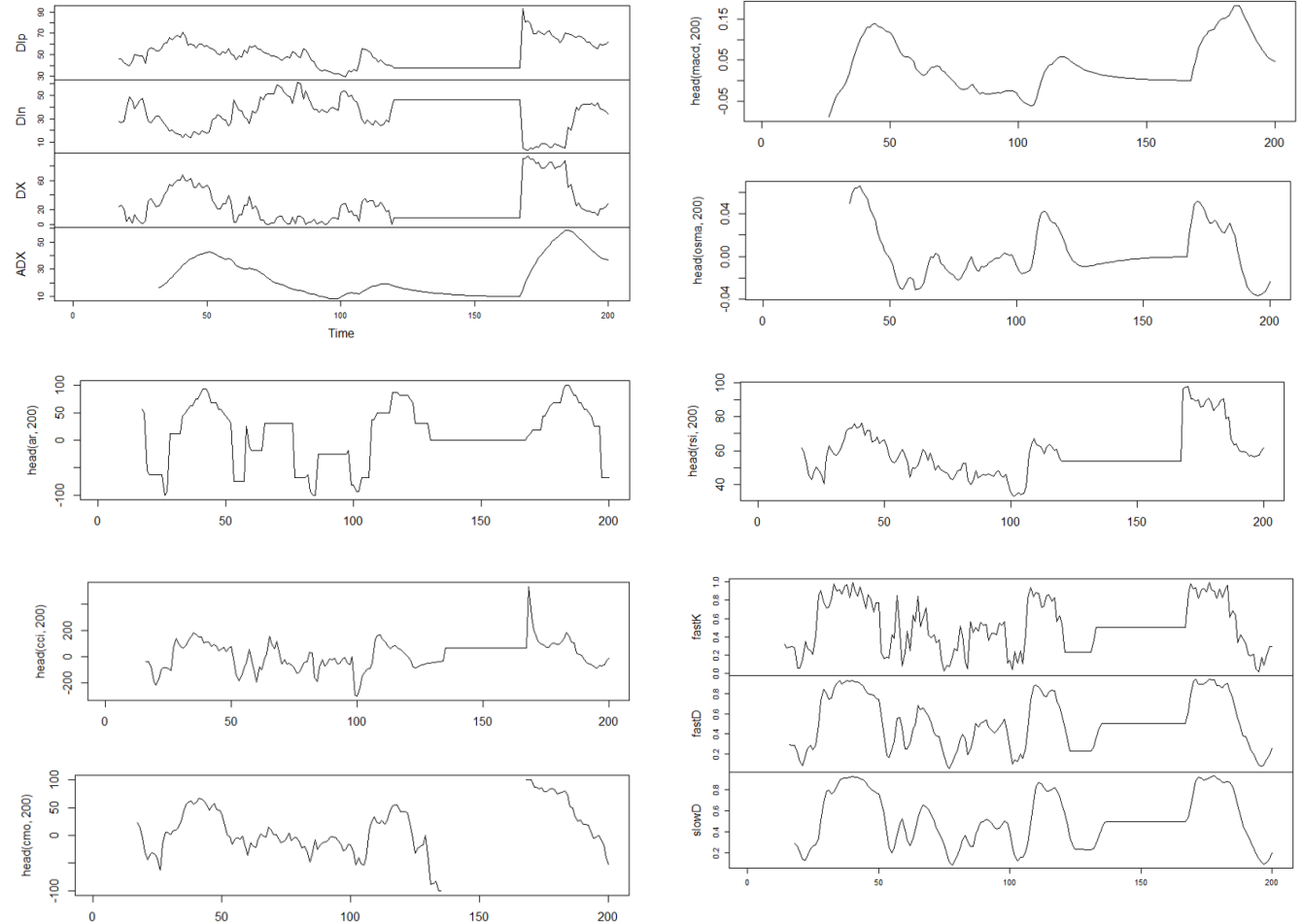
Встановлено напрям руху процесу. Розв'язується задача класифікації.

Результат – короткостроковий прогноз розвитку процесу.

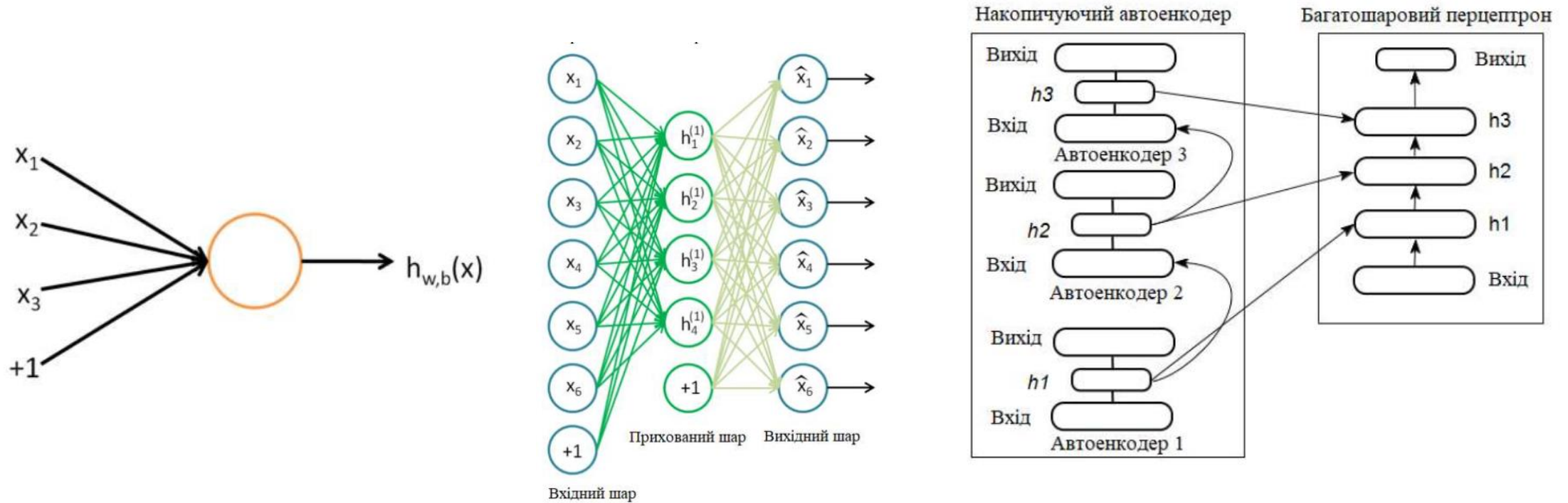
# Побудова індексів для формування моделі

Для побудови характеристик використовувалися такі індекси:

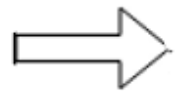
- Welles Wilder's Directional Movement Index - ADX(HLC, n) - 4 виводи
- aroon(HL, n) – 1 вивід
- Commodity Channel Index - CCI(HLC, n) – 1 вивід
- Chaikin Volatility - chaikinVolatility (HLC, n) – 1 вивід
- Chande Momentum Oscillator - CMO(Med, n) – 1 вивід
- MACD oscillator - MACD(Med, nFast, nSlow, 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



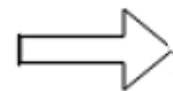
# Модель у формі нейронної мережі (1)



Нейрон



Автоенкодер



Накопичуючий автоенкодер

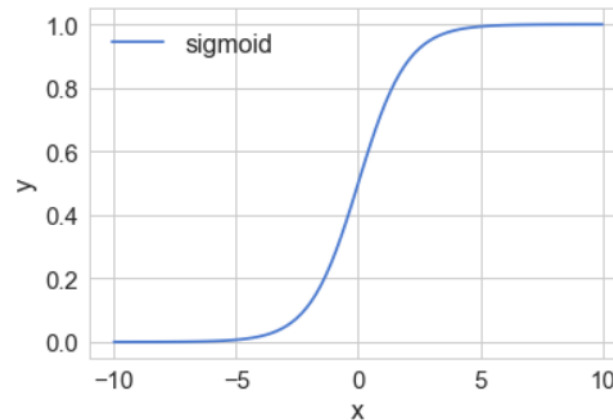
# Модель у формі нейронної мережі (2)

- 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

# Модель у формі нейронної мережі (3)

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

$\lambda_1, \lambda_2$  – коефіцієнти регуляризації

$w_1, w_2$  – ваги першого та другого прихованих шарів

# Модель у формі нейронної мережі (4)

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

$\sigma$  – функція сигмоїд

$y$  – результуючі дані

# Модель у формі нейронної мережі (5)

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

$\sigma'$  – похідна функції сигмоїд

# Модель у формі нейронної мережі (6)

Оновлення параметрів мережі:

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

де

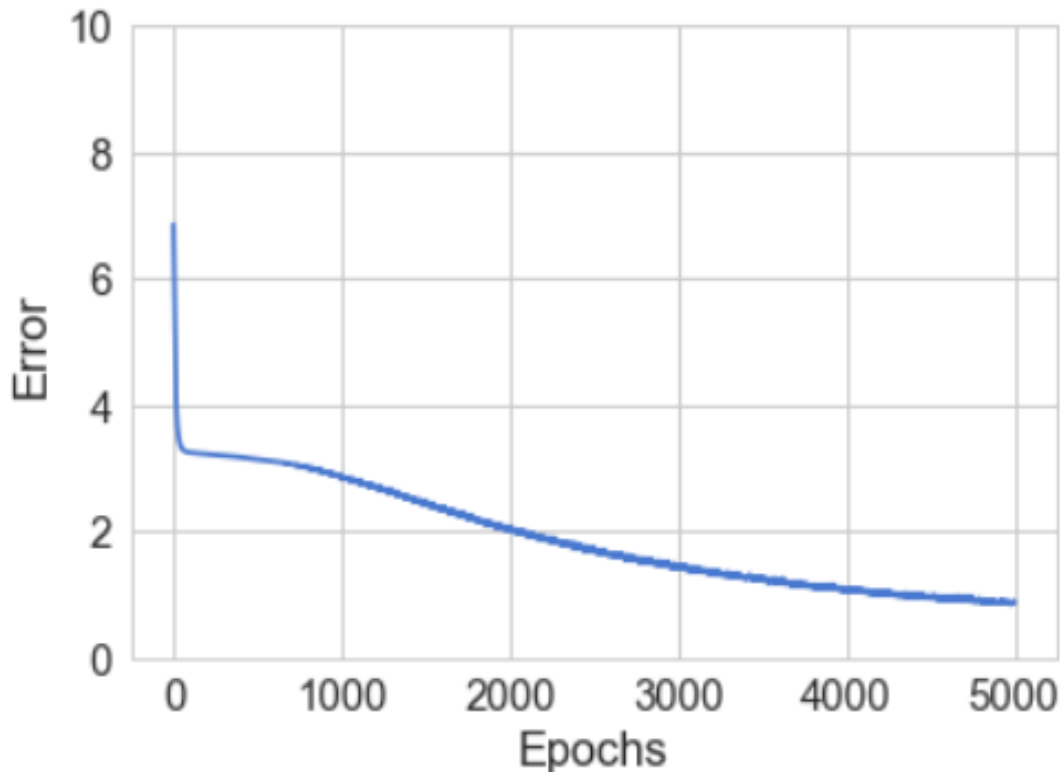
$\theta$  – параметр мережі (dW або db)

$\alpha$  – швидкість навчання

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

# Модель у формі нейронної мережі (7)

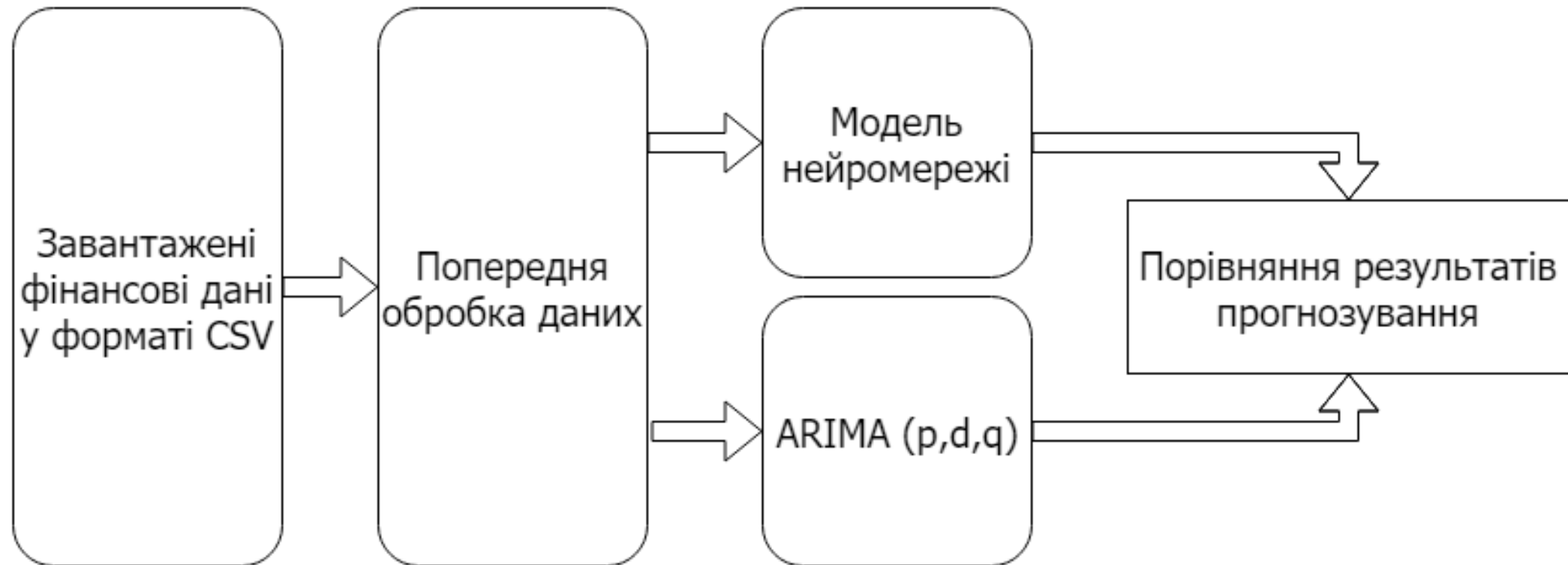
Зміна значення функції вартості з навчанням:



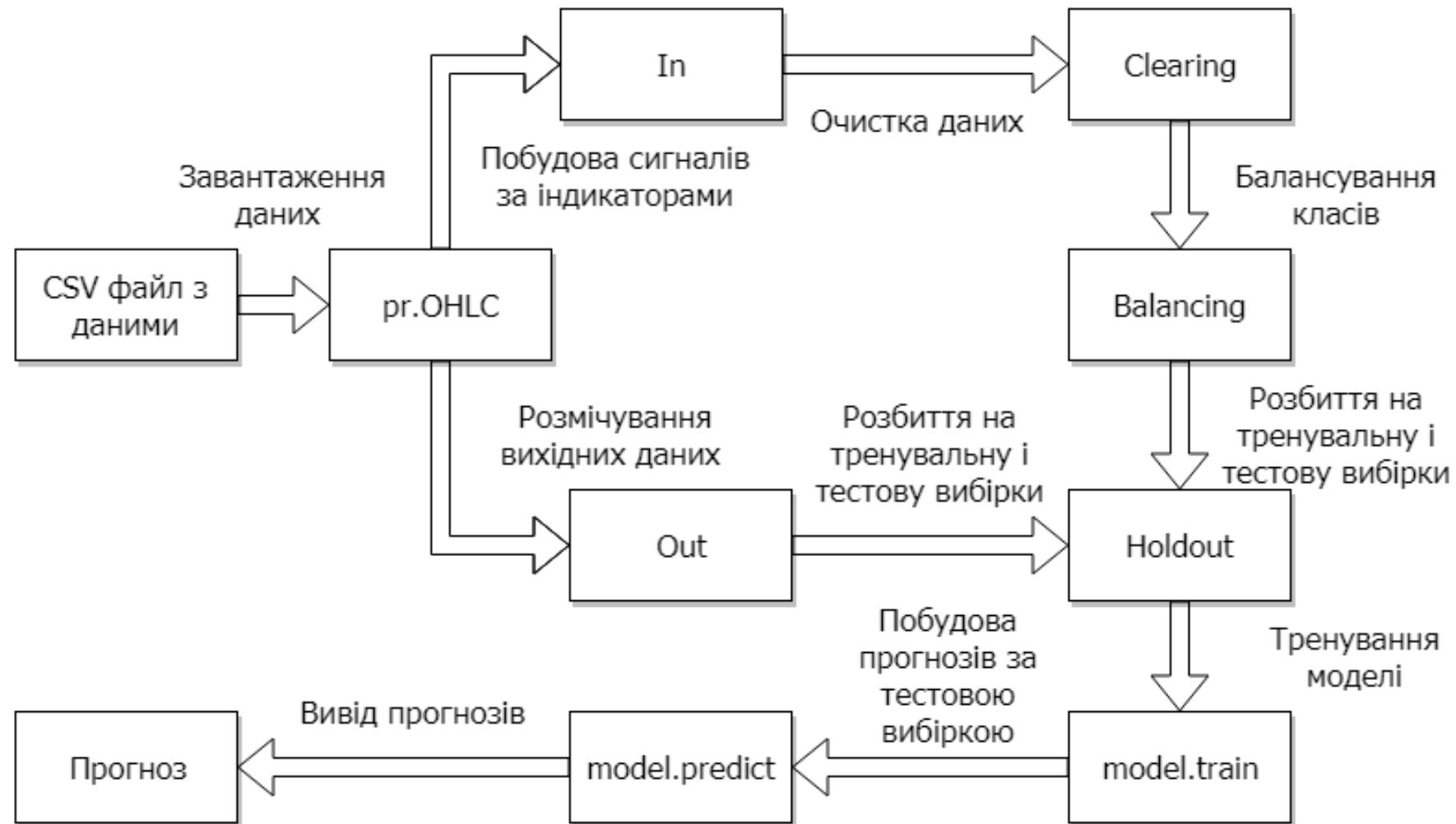
Особливості побудованої моделі:

- 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



# Структура створеного програмного модуля



# Точність прогнозів за побудованою МОДЕЛЛЮ

| 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 за моделлю АРІКС

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

# Результати роботи

- Розглянуто методи, що використовуються в задачах прогнозування розвитку фінансових процесів.
- Обрана архітектура мережі, що за своїми характеристиками підходить для розв'язання поставленої задачі.
- Виконано порівняння джерел отримання фінансових даних.
- Програмно реалізована підготовка даних, їх розмічування, побудова та навчання моделі.
- Виконано порівняння отриманих результатів з результатами за 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!**