

ПРОЕКТУВАННЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО МОДУЛЯ ОЦІНКИ ІНВЕСТИЦІЙНИХ РИЗИКІВ

Вінницький національний технічний університет

Анотація

Розглянуто особливості функціоналу модуля для інвестиційних активностей та обґрунтована доцільність розробки інтелектуального модуля. Спроектовано модель штучної нейронної мережі для генерації інвестиційної рекомендації.

Ключові слова: оцінка ризиків інвестування, штучна нейронна мережа, машинне навчання, Python.

Abstract

The peculiarities of the functionality of applications for investment activities are considered and the expediency of intellectual application development is substantiated. Artificial neural network model for generating investment recommendation was prototyped.

Keywords: investment risks evaluation, artificial neural network, machine learning, Python.

Вступ

Процес аналізу технічних параметрів певного інвестиційного активу з метою оцінки інвестиційних ризиків це трудомістка і, часто, рутинна задача для людини. Цей процес потребує врахування якомога більшої кількості параметрів для визначення прихованих кореляцій, що зазвичай є непростим завданням, яке практично неможливо вирішити без належного рівня автоматизації [1].

За допомогою модуля, який виступатиме асистентом під час прийняття інвестиційних рішень, можна автоматизувати процес оцінки інвестиційних ризиків та забезпечити точніші результати, ніж при оцінці на підставі інтуїції та досвіду. Інтелектуальний модуль може використовувати аналітичні та статистичні методи для збору та аналізу даних, що допоможе знизити ризики у процесі прийняття рішень.

Крім того, зростання обсягів даних та розвиток технологій штучного інтелекту дозволяють створювати все більш ефективні та точні інструменти для аналізу ризиків та прогнозування інвестиційних результатів. Також, у зв'язку зі зростанням кількості та складності інвестиційних проектів, а також погіршенням геополітичної та економічної ситуації у світі, інвесторам усе складніше приймати рішення та уникати ризиків. Отже, розробка інтелектуального модуля для оцінки інвестиційних ризиків може значно полегшити процес прийняття рішень та зменшити ризики в інвестиційному процесі.

Метою роботи є розширення функціональних можливостей для інвесторів під час прийняття інвестиційних рішень. Предметом дослідження є програмний інтелектуальний модуль для оцінювання інвестиційних рішень. Завдяки достатньому функціоналу, лаконічному інтерфейсу і наявності інтелектуальної складової, програмний модуль зможе забезпечити механізм рекомендацій для оцінки інвестиційних ризиків.

Постановка задачі

Програмне забезпечення розробляється для використання розробниками та фахівцями у галузі інвестування. Завдання полягає у створенні інтелектуального модуля, який зможе надавати можливість проводити аналіз інвестиційних активів та оцінювати ризики на основі історичних даних ціни активу. Модуль повинен використовувати методи машинного навчання для прогнозування ціни активу та ідентифікації можливих ризиків.

Модуль має реалізовувати такі функції: надання можливості введення назви компанії, завантаження історичних даних активу зі стороннього сервісу, формування поради стосовно купівлі/продажу активу в конкретний момент часу, візуалізація результатів рекомендації.

Інтелектуальний модуль для оцінки інвестиційних ризиків має передбачати наступне:

- зручний інтерфейс для розробників;
- використання засобів машинного навчання;
- надання зовнішньої залежності програмному компоненту;

- інтеграція з стороннім сервісом в якості джерела історичних даних.

Завдяки достатньому функціоналу, лаконічному інтерфейсу і наявності інтелектуальної складової програмний модуль зможе забезпечити механізм рекомендацій для оцінки інвестиційних ризиків.

Для розв'язання вищенаведеної задачі, слід виконати такі завдання:

- 1) створити структуру інтелектуального модуля для оцінки інвестиційних активів;
- 2) розробити список необхідних класів;
- 3) зібрати та підготувати датасет для тренування нейронної мережі;
- 4) розробити архітектуру нейронної мережі для оцінки інвестиційних ризиків на основі технічного аналізу ціни активу;
- 5) налаштувати гіперпараметри нейронної мережі та здійснити її тренування на підготовленому датасеті;
- 6) розробити програмний модуль для використання натренованої нейронної мережі та оцінки ризику інвестування на основі технічного аналізу ціни активу;
- 7) провести апробацію розробленого модуля на реальних даних та співставити його результати з результатами отриманими за допомогою інших існуючих методів оцінки інвестиційних ризиків;
- 8) розробити веб-інтерфейс для взаємодії з інтелектуальним модулем;
- 9) розробити інструкцію користувача для розробника.

Проектування моделі штучної нейронної мережі

Штучна нейронна мережа передбачає мережу простих елементів, званих нейронами, які отримують вхід, змінюють свій внутрішній стан (збудження) відповідно до цього входу, і виробляють вихід, залежний від входу та збудження. Мережа утворюється з'єднанням виходів певних нейронів зі входами інших нейронів з утворенням орієнтованого зваженого графу. Ваги, як і функції, що обчислюють збудження, можуть змінюватися процесом, званим навчанням, який керується правилом навчання [2].

Нейрон з міткою j , що отримує вхід $a_j(t)$, який залежить від нейронів-попередників, має такі складові:

- збудження $a_j(t)$, що залежить від дискретного параметра часу;
- можливо, порогу θ_j , що залишається незмінним, якщо його не змінить функція навчання;
- функції збудження f , яка обчислює нове збудження у заданий час $t+1$ з $a_j(t)$, θ_j та мережевого входу $p_j(t)$, даючи у результаті відношення $a_j(t+1) = f(a_j(t), p_j(t), \theta_j)$;
- функції виходу f_{out} , яка обчислює вихід з активації $o_j(t) = f_{out}(a_j(t))$. Функція виходу часто є просто тотожною функцією.

Нейрон входу не має попередників, а слугує інтерфейсом входу для всієї мережі. Аналогічно, нейрон виходу не має наступників, і відтак слугує інтерфейсом виходу для всієї мережі.

Мережа також складається зі з'єднань, кожне з яких передає вихід нейрону i до входу нейрону j . У цьому сенсі i є попередником для j , а j є наступником для i . Кожному з'єднанню призначено вагу w_{ij} .

Головною задачею мережі є знаходження «патернів» на основі вхідних даних. У даній роботі використовується керована парадигма навчання або навчання «з учителем», яке передбачає маркування навчальних вхідних даних і встановлення зв'язку між вхідним набором даних і бажаним виходом нейронної мережі для цих даних. Таким чином нейронна мережа повинна знайти приховані залежності між вхідними даними і очікуваним, заздалегідь визначеним результатом, поданим у вигляді класифікації інвестиційного активу – «Купити»/«Продати».

Навчання нейронної мережі є ітеративним процесом і полягає у «калібруванні» ваг з'єднань нейронів w_{ij} з метою формування вищезгаданих залежностей між ознаками вхідних даних і очікуваним результатом. Тобто кожен нейрон відповідає за виокремлення та підсилення або послаблення певної ознаки.

Оскільки процес є ітеративним, то на кожній ітерації важливо вимірювати похибку між виходом моделі p_i та реальним значенням t_i і коригувати алгоритм обчислення ваг, враховуючи цю похибку. З цього можна зробити висновок, що весь процес навчання зводиться до мінімізації функції похибки або функції втрат E шляхом ітеративного обрахування ваг нейронів. Значення p_i визначатиме ймовірність приналежності вхідних даних до певного класу. Функція E виражена у вигляді логістичної функції втрат (cross entropy loss function) [3].

$$E = -\sum_{i=1}^n t_i \log(p_i),$$

де n – число класів на виході нейронної мережі.

У даному випадку кількість класів дорівнює двом («Купити»/«Продати»), тому формулу можна подати у спрощеному вигляді:

$$E = -[t_1 \log(p_1) + t_2 \log(p_2)].$$

Оскільки класи «Купити»/«Продати» можна представити у вигляді 1 та 0, то для вищенаведеної формули визначимо $t_1 = 1$, $t_2 = 0$. Тоді:

$$E = -t_1 \log(p_1).$$

Для вирішення проблеми мінімізації можна використати алгоритм стохастичного градієнтного спуску, який при заданому випадковим чином початковому векторі вагових параметрів w_0 , оновлює ваги на Δw_i на кожній ітерації, де Δw_i є пропорційним до напрямку (градієнта) мінімуму функції та заданої швидкості навчання.

Ймовірності p_i обраховуються нормованою експоненційною функцією (softmax function), яка виступає у ролі активаційної функції на вихідному шарі нейронної мережі, що «стискає» K -вимірний вектор z із довільними значеннями компонент до K -вимірного вектора $\sigma(z)$ з дійсними значеннями компонент в області $[0, 1]$ що в сумі дають одиницю. Цю функцію доречно використовувати у задачах класифікації, тому що на виході нейронна мережа повинна відображати ймовірнісні значення, які в сумі теж мають дорівнювати одиниці.

На продуктивність штучної нейронної мережі впливають її параметри, тобто кількість прихованих шарів та їх елементів (нейронів). Для того, щоб визначити оптимальну кількість цих параметрів, було проведено загальне тестування для двох і трьох прихованих шарів. Архітектура з двома прихованими шарами забезпечувала порівняно кращі результати. Кількість елементів у кожному прихованому шарі визначається шляхом оптимізації на основі результатів отриманих на тренувальних даних і використання певної метрики оцінювання.

Приховані шари нейронної мережі в якості активаційної функції використовують функцію-випрямляч (ReLU function):

$$f(x) = \max(0, x),$$

яка дозволяє ігнорувати від'ємні значення та підсилює взаємозалежність між параметрами вхідних даних, якщо такі є [4].

З метою запобігання стану перетренованості нейронної мережі та усунення статистичного шуму застосовується додатковий шар випадкового відкидання значень нейронів. Він дозволяє випадковим чином усунути певну частину нейронів після того, як прихований шар виконає свої обчислення, таким чином знижуючи ймовірність появи неявного впливу і залежності між нейронами. На рисунку 1 зображена діаграма кінцевої загальної моделі штучної мережі.

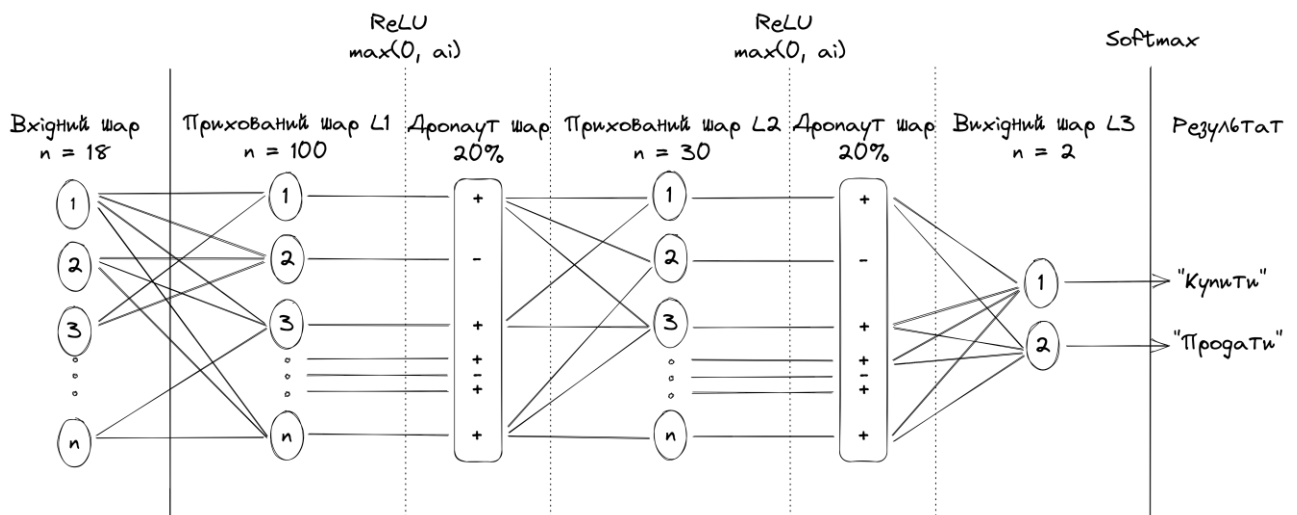


Рисунок 1 – Графічне представлення моделі нейронної мережі

Висновки

Здійснено аналіз актуальності процесу оцінювання інвестиційних ризиків, розглянуті основні проблеми, що виникають під час оцінки інвестиційних ризиків та запропоновано їх рішення. Спроектовано загальну структуру моделі штучної нейронної мережі, яка буде використовуватись для генерації інвестиційної рекомендації.

На основі вищенаведеного аналізу та спроектованої моделі штучної нейронної мережі передбачається створення інтелектуального модуля з відповідним веб-інтерфейсом, що дозволить інвесторам ефективніше оцінювати інвестиційні ризики на основі рекомендацій згенерованих інтелектуальним модулем.

СПИСОК ВИКОРИСТАНОЇ ЛІТЕРАТУРИ

1. Сучасна теорія портфеля. URL: <https://www.investopedia.com/terms/m/modernportfoliotheory.asp>
2. Штучні нейронні мережі. URL: https://www.wikiwand.com/en/Artificial_neural_network
3. Логістична функція втрат. URL: <https://towardsdatascience.com/cross-entropy-loss-function-f38c4ec8643e>
4. Функція активації ReLU. URL: <https://machinelearningmastery.com/rectified-linear-activation-function-for-deep-learning-neural-networks>
5. Баландюк В. В., Арсенюк І. Р. Обґрунтування підходу щодо аналізу вкладення інвестицій в акції. Молодь в науці: дослідження, проблеми, перспективи (МН-2022), 11 – 13 травня 2022 р. : збірник матеріалів. – Вінниця: ВНТУ, 2022. – URL: <https://conferences.vntu.edu.ua/index.php/mn/mn2022/paper/viewFile/14208/12032>

Боцюн Олег Андрійович – студент групи ІКН-196, факультет інтелектуальних інформаційних технологій та автоматизації, Вінницький національний технічний університет, Вінниця, e-mail: olegbotsiun@gmail.com

Арсенюк Ігор Ростиславович – к. т. н., доцент, доцент кафедри комп'ютерних наук, Вінницький національний технічний університет, м. Вінниця.

Oleh A. Botsiun – student of the Computer Science Chair, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia, e-mail: olegbotsiun@gmail.com

Igor R. Arsenyuk – Cand. Sc., Assistant Professor of the Computer Science Chair, Vinnytsia National Technical University, Vinnytsia.