

## ПРОГНОЗУВАННЯ ЦІН АКЦІЙ НА ФОНДОВОМУ РИНКУ ЗА ДОПОМОГОЮ ГЕНЕРАТИВНИХ ЗМАГАЛЬНИХ МЕРЕЖ ТА СЕНТИМЕНТ-АНАЛІЗУ СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖ

**Ганна ЮХИМЕНКО<sup>1</sup>, Ірина ЛАЗАРЕНКО<sup>2</sup>**

<sup>1</sup> Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»  
<https://orcid.org/0000-0003-0485-3273>

[anna.yukhimenko@gmail.com](mailto:anna.yukhimenko@gmail.com)

<sup>2</sup> Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського»  
<https://orcid.org/0000-0002-3384-1186>

[irynalazar@gmail.com](mailto:irynalazar@gmail.com)

*У дослідженні розглядається проблема ефективного прогнозування цін фондових акцій за умови світової економічної нестабільності. Популярні і прості методи прогнозування перестають бути ефективними в умовах високої волатильності ринку, тому науковці випробовують нові моделі, особливою популярністю серед яких користуються нейронні мережі. Останніми роками генеративні змагальні мережі GAN досягли багатообіцяючих результатів у вирішенні багатьох складних проблем (наприклад, створення реалістичних зображень і відео, перетворення зображення в зображення та тексту в зображення), але ефективність використання цього типу мереж для прогнозування цін акцій все ще залишається предметом суперечок. Даний тип моделей до цього використовувався переважно для генерації нових фото, відео, або текстів, але не часових рядів, тим паче таких мінливих, як вартість фондових акцій. Протягом останніх двох років науковці почали апробувати даний тип мереж для таких задач, але вони все одно зіштовхуються з високою мінливістю ринку, яку неможливо передбачити лише використовуючи вхідні історичні дані про ціну та продаж акцій. Для цього в даній роботі буде враховано інший важливий зовнішній показник, як настрої учасників фондового ринку. Найбільш ефективним методом в даному завданні є аналіз тональності (сентимент-аналіз) тексту, в даній статті буде розглянуто дописи в соціальній мережі Twitter. На основі цього буде створено модель прогнозування цін фондових акцій, яка враховує не тільки історичні дані та технічні показники, а і такі зовнішні фактори впливу на ринок, як настрої трейдерів та репутація бренду.*

*Ключові слова:* фондовий ринок, рекурентні нейронні мережі, згорткові нейронні мережі, генеративні нейронні мережі, сентимент аналіз, соціальні мережі.

<https://doi.org/10.31891/mdes/2022-6-4>

### ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Для сучасного суспільства характерна потреба в точному прогнозуванні. Наприклад, уряди хочуть передбачити тенденції багатьох показників, таких як безробіття, інфляція, промислове виробництво та очікувані податкові надходження, щоб сформулювати ефективну політику.

В основі прогнозування лежить розпізнавання шаблонів: передбачення того, що ймовірно станеться в майбутньому, залежить від розпізнавання повторюваних шаблонів у минулих реалізаціях. Зараз, особливо в сучасних макроекономічних умовах, передбачити хід розвитку фінансових ринків, лише спостерігаючи за їхніми попередніми цінами, нелегко.

Прогнозування цін на акції є цікавою та складною темою, як і прогнозування часових рядів. Багато досліджень показали, що ціна акцій є передбачуваною і багато класичних алгоритмів, таких як Long Short-Term Memory (LSTM) та ARIMA, використовуються для прогнозування часових рядів.

Генеративні змагальні мережі (Generative Adversarial Networks, GAN) є однією з найпотужніших моделей для проведення прогнозування. Генератор і дискриміратор в моделі є змагальними, що сприяє підвищенню точності результату. GAN широко використовується для генерації зображень, але не для прогнозування часових рядів. Оскільки досліджень, присвячених прогнозуванню часових рядів за допомогою GAN, небагато, їхні висновки є суперечливими і не завжди узгоджуються між собою.

### АНАЛІЗ ДОСЛІДЖЕНЬ ТА ПУБЛІКАЦІЙ

Прогнозування цін акцій широко використовується в традиційних моделях, таких як LSTM, Gated Recurrent Units (GRU) та ARIMA. Але існує мало досліджень, які роблять прогноз з використанням GAN. І результат використання GAN для прогнозування цін є непослідовним. Наприклад, Рікардо і Каррільйо (2019) порівняли продуктивність моделі GAN з традиційною моделлю глибокого навчання LSTM. Вони використовували LSTM як генератор і згорткову нейронну мережу (CNN) як дискриміратор. Їх конкретна мета полягала в тому, щоб передбачити, чи зросте ціна на наступний день після періоду вибірки. Результат не показав суттєвих відмінностей між GAN та традиційною моделлю LSTM.

Одним з перших прикладів дослідження аналізу настроїв є праця Боллена та ін., яка нещодавно отримала широке висвітлення в засобах масової інформації. Вони спробували спрогнозувати поведінку фондового ринку, вимірюючи настрої людей у Твіттері. Автори розглянули дані твітів усіх користувачів Твіттера у 2008 році та використали алгоритм OpinionFinder і Google Profile of Mood States (GPOMS) для класифікації суспільних настроїв на 6 категорій, а саме: "Спокійний", "Тривожний", "Впевнений", "Життєво важливий", "Добрий" і "Щасливий". Вони провели перехресну перевірку отриманого часового ряду настроїв, порівнявши його здатність визначати реакцію громадськості на президентські вибори та День подяки у 2008 році. Вони також використовували причинно-наслідковий аналіз для дослідження гіпотези про те, що стан суспільних настроїв, виміряний за допомогою часових рядів OpinionFinder та GPOMS, є передбачуваним для змін у цінах на момент закриття торгів. Ця робота мала досить примітивні результати, але вона дала початок дослідженню зовнішнього впливу новин та соціальних мереж на фондовий ринок.

### ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ

Мета дослідження полягає у створенні ефективної генеративної змагальної мережі GAN для прогнозування цін акцій, а також реалізація даної цілі у програмному вигляді. До завдань дослідження входять: аналіз становища фондового ринку; прогнозування майбутніх ринкових цін на акції; визначення дієвого методу підготовки даних для тренування моделі; оцінка настрою учасників фондового ринку; передбачення можливих позитивних/негативних трендів розвитку фондових активів на ринку.

### ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Генеративне моделювання – це неконтрольоване навчальне завдання в машинному навчанні, яке передбачає автоматичне виявлення та вивчення шаблонів у вхідних даних, щоб можна було використовувати модель для створення або отримання нових моделей, які можна отримати з вихідного набору даних. GAN здатні реалістично генерувати нові обличчя, а також змінювати зображення, розфарбовуючи фотографії, старіючи обличчя з високою роздільною здатністю.

GAN складається з дискримінатора та генератора. Дискримінатор намагається відрізнити справжні зразки від згенерованих зразків, тоді як генератор використовує інформацію від дискримінатора, щоб підробити справжні зразки. GAN унікальна з багатьох інших генеративних моделей. Замість явної вибірки з розподілу ймовірностей GAN використовує глибоку нейронну мережу як прямий генератор, який генерує зразки з випадкових шумів.

Одночасно навчаються дві моделі: генеративна модель  $G$ , яка фіксує розподіл даних, генеруючи нові екземпляри даних, і дискримінаційна модель  $D$ , яка оцінює їх на автентичність, тобто оцінює ймовірність того, що вибірка походить із навчальних даних, а не була згенерована з  $G$ . Процедура навчання  $G$  полягає в тому, щоб максимізувати ймовірність помилки  $D$ . В оригінальній роботі  $D$  і  $G$  грають у min-max гру для двох гравців із функцією значення  $V(D,G)$ :

$$\min_g \max_d V(D, G) = E_{x \sim p_{data}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim p_z(z)} [\log (1 - D(G(z)))] \quad (1)$$

де  $p_{data}(x)$  – отриманий розподіл за даними  $x$ , а  $p_z(z)$  – апіорна інформація про вхідний шум [1].

Використана архітектура GAN має мережу з 5 блоків LSTM як генератор і п'ятишарову CNN як дискримінатор. Дискримінатор був реалізований з 5 згортковими шарами, за якими слідують 3 сплюснені шари і два шари із лінійною та сигмоїдною активаціями відповідно.

Розглянемо структуру генератора, яка складається з блоків LSTM (Long Short-Term Memory). Довгострокові мережі короткочасної пам'яті – зазвичай їх просто називають "LSTM" – це особливий тип RNN, оснащений спеціальним механізмом затвора, який контролює доступ до комірок пам'яті. Розробка блоку LSTM та його варіантів дало великі перспективи у вирішенні різних завдань моделювання послідовностей в машинному навчанні – наприклад, обробка природної мови, субтитри до зображень та прогнозування часових рядів (які широко представлені в економіці – це можуть бути продажі товарів компанії, або вартість фондової акції у випадку даного дослідження). [2].

Повна схема моделі генератора виглядає наступним чином (рис. 1):

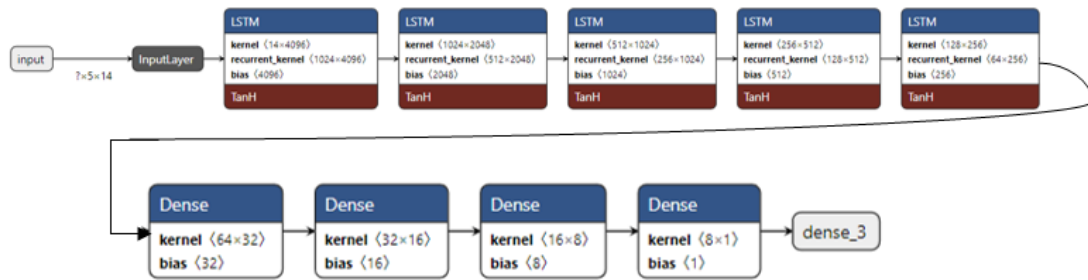


Рис. 1. Структура моделі генератора

Тепер перейдемо до структури моделі дискримінатора. Метою дискримінатора є створення диференційованої функції  $D$  для класифікації вхідних даних. Результатом дискримінатора є ймовірність, яка вказує на походження вибірки даних. Ймовірність 1 або число, дуже близьке до 1, означає, що вибірка даних є реальними даними. Ймовірність 0 або число, близьке до 0, означає підроблені дані. Коли ймовірність близька до 0,5, це означає, що дискримінатору важко визначити підроблені зразки. Генератор неодноразово навчається, щоб вихід  $D$  був рівним 1 для вибірок даних, згенерованих генератором. Модель навчається, доки не буде досягнуто рівноваги Неша, коли зміна стратегії більше не змінює гру. Рівновага Неша досягається, коли генератор отримав можливість генерувати дані, близькі до реальних даних. Дискримінатор не розрізняє реальні дані та дані генератора. Вважається, що генератор тепер має вивчати розподіл реальних даних [3].

CNN (Convolutional Neural Network) — це один з видів нейронних мереж для обробки даних які мають вигляд сітки, таких як зображення, натхненна організацією зорової кори тварин і розроблена для автоматичного та адаптивного навчання ієрархії просторових ознак, від шаблонів низького до високого рівня. CNN — це математична конструкція, яка зазвичай складається з трьох типів шарів (або блоків): шарів переплетення, зв'язувальних шарів і повністю зв'язаних шарів. Перші два шари, згортка та конкатенація, виконують виділення ознак, тоді як третій, повністю зв'язаний шар перетворює навчені характеристики в кінцевий результат, наприклад класифікацію (0 або 1). Оскільки один рівень передає свої результати на наступний рівень, витягнуті функції можуть стати ієрархічними та поступово складнішими (рис. 3).

Процес оптимізації таких параметрів, як ядро, називається навчанням, яке виконується для мінімізації різниці між результатом і реальними даними, тобто, похибку прогнозування за допомогою алгоритму оптимізації, що містить у собі зворотне поширення і градієнтний спуск [4].

Схема моделі-дискримінатора (рис. 2):

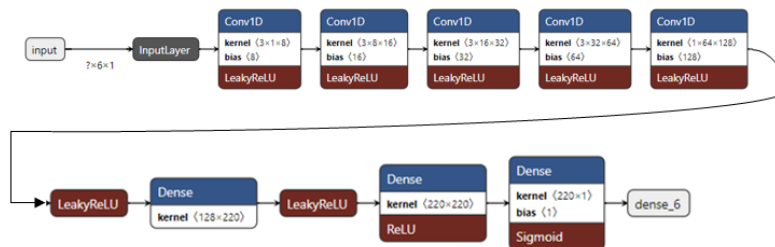


Рис. 2. Структура моделі-дискримінатора CNN

Загальна структура моделі GAN в поєднанні двох вище наведених моделей визначена на рисунку 3:

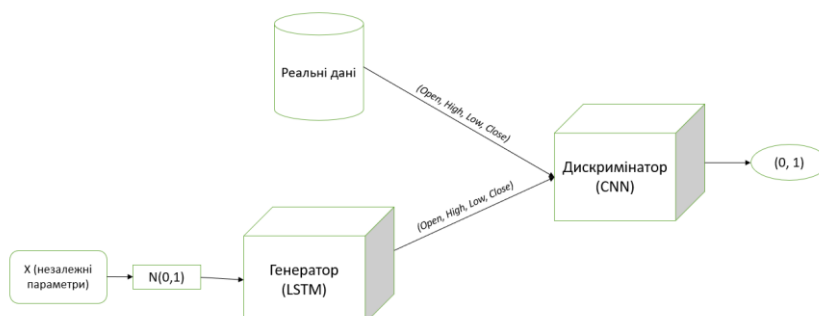


Рис. 3. Загальна структура моделі GAN

GAN – це новий фреймворк, який тренується на основі взаємодії двох моделей у вигляді гри з нульовою сумою. У змагальному процесі генератор можна розглядати як шахрая, який генерує дані, подібні до реальних даних, тоді як дискримінатор грає роль судді, щоб розрізнити реальні дані та згенеровані дані. Вони можуть досягти ідеальної точки, коли дискримінатор не зможе розрізнити два типи даних. На цьому етапі генератор може запам'ятати розподіл даних з цієї гри.

В даному випадку буде розглянуто дані компанії Tesla, в тому числі історичні дані цін акцій TSLA за останній рік, які були взяті з порталу Yahoo Finance. Ці дані подаються в модель для тренування і на основі цього модель генерує прогноз на ціну акції на наступний місяць.

Перед запуском процесу тренування моделі необхідно попередньо підготувати дані, щоб прискорити та облегшити роботу алгоритму. Для цього ми нормалізуємо дані, тобто переводимо їх у діапазон від 0 до 1 (MinMaxScaler метод в мові програмування Python, де 0 відповідає найменшому значенню вибірки, а 1 найбільшому). Далі розглянемо незалежні параметри в даних – оригінальні дані самі по собі не дають повну картину розвитку ціни закриття, оскільки в процесі формування ціни закриття існує багато зовнішніх факторів. Але ми можемо доповнити їх список, додавши фінансові технічні індикатори за ціною активу Close, тобто додати більше характеристик самої вартості закриття для кращого визначення тренду.

В даному випадку ми розглянемо чотири індикатори –  $MA(7)$ ,  $MA(20)$  та лінії Боллінджера.  $MA(n)$ , або просте ковзне середнє (SMA) визначається як сума цін закриття активу (*close*) за кожний день на протязі певного періоду  $n$  (наприклад, за 7 або 20 днів, як ми беремо в наших параметрах), поділене на число періодів:

$$MA(n) = \frac{\sum(close, n)}{n} \quad (2)$$

Після розрахунку технічних індикаторів отримали такі дані TSLA (рис. 4):

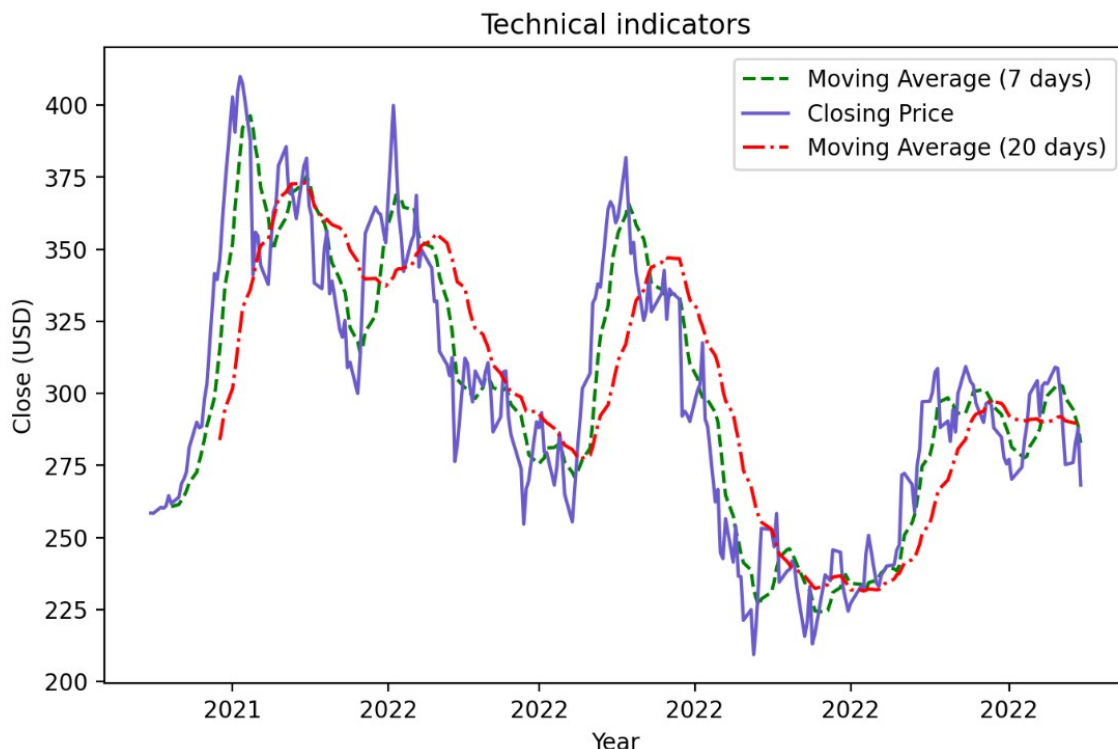


Рис. 4. Технічні індикатори TSLA

Тепер постає питання, як можливо далі покращити якість прогнозування руху фондового активу. Найбільшою поширеною проблемою у подібних дослідженнях полягає у тому, що технічні індикатори та чиста вартість активу все ще не дають повну картину розвитку фондового ринку. Із розвитком технологій та збільшенням швидкості поширення інформації ринок стає більш залежним від таких зовнішніх факторів, як новини, соціальний імідж, репутація. За останній рік така тенденція особливо виражена – в день початку повномасштабного вторгнення країни-

терориста росії в Україну в лютому 2022 року весь фондовий ринок «обвалився», тобто, ціни на всі фондові акції різко впали.

Останні роки все більше і більше бачимо тенденцію, що ринок реагує на новину про можливість певної події, а не саму фактичну її реалізацію. Це спричинено тим, що стан ринку сильно залежить від її учасників, точніше, загального їх настрою, тобто, сентименту.

Деякі задокументовані випадки показали, як негативні неправдиві повідомлення щодо компаній сильно вплинули на ціни їхніх акцій протягом короткого періоду часу та як ціна акцій відновила частину своєї вартості, коли виявилось, що новини були фальшивими.

Дослідники численних публікацій прагнули побудувати моделі для прогнозування цін на акції, оскільки традиційні моделі не повністю успішні для цього завдання. На сучасних ринках думки акціонерів вважаються вірними показниками майбутньої вартості їхніх інвестиційних пакетів. З поширеним використанням соціальних мереж думка акціонерів стала більш актуальною, ніж будь-коли раніше. Оцінка думок соціальних мереж у поєднанні з традиційними моделями прогнозування значно підвищив рівень успішності методологій прогнозування [5].

Кілька опублікованих досліджень описують нові моделі для прогнозування цін на акції, переважно з використанням суспільних думок. Хоча автори деяких досліджень досягли певної здатності прогнозувати, деякі інші дійшли висновку, що соціальні настрої не є корисними для прогнозування курсу акцій. Аналіз настроїв у соціальних мережах також використовувався для вивчення впливу потоків новин на ціну криптовалют. З огляду на те, що ця категорія активів ще не завоювала довіри інвесторів, її ціна більш сприйнятлива до волатильності, а кореляція між новинними релізами та ціною поведінкою більш виражена. Проте всі ці дослідження були зосереджені на прогнозуванні руху фондового ринку чи цін на окремі акції, а не на визначенні величини впливу поганих новин на курс акцій порівняно з хоршими новинами для конкретних компаній.

Для того, щоб оцінити загальний настрій ринку, ми візьмемо за основу соціальну мережу Twitter, оскільки в ній найшвидше розповсюджуються новини. Сентиментальний аналіз Twitter може бути надзвичайно корисним для прогнозування емоцій або думки про певний продукт. Таким чином, досліджуючи прогнозний потенціал Twitter щодо купівлі та думки споживачів, спостерігаючи за зв'язком між суспільними тенденціями Twitter у технологічному секторі та погодинними курсами акцій компаній, що найбільше здобули та програли, компаній у технологічному секторі.

З сайту ми зберемо сет даних з твітами (дописами) стосовно акцій, що розглядається, та використаємо метод sentiment analysis (оцінка настрою) для відношення людей до даного активу в розглядаємий проміжок часу.

Аналіз настрою – це метод аналізу тексту, який виявляє полярність (наприклад, позитивну чи негативну думку) у тексті, будь то весь документ, абзац, речення чи пункт. Аналіз настроїв має на меті виміряти ставлення, почуття, оцінки, ставлення та емоції оратора/письма на основі обчислювальної обробки суб'єктивності в тексті [6].

В даній роботі для оцінки настрою тексту ми використаємо модель VADER. VADER (Valence Aware Dictionary for Sentiment Reasoning) – це модель, що використовується для аналізу настроїв тексту, який чутливий як до полярності (позитивний/негативний), так і до інтенсивності (сили) емоцій. Він доступний у пакеті NLTK і може бути застосований безпосередньо до текстових даних без міток.

Сентиментальний аналіз VADER покладається на словник, який зіставляє лексичні особливості з інтенсивністю емоцій, відомі як оцінки сентиментів. Оцінку настрою тексту можна отримати шляхом підсумовування інтенсивності кожного слова в тексті.

Аналіз настрою VADER повертає оцінку настрою в діапазоні від -1 до 1, від найбільш негативного до найбільш позитивного. Оцінка настрою речення обчислюється шляхом підсумовування оцінок настрою кожного слова в реченні, зазначеного у словнику VADER. Звичайно, існує протиріччя: окремі слова мають оцінку настрою від -4 до 4, але повернута оцінка настрою речення становить від -1 до 1. Даний показник називається в наукових роботах як полярність (polarity score). Якщо показник полярності становить «1», значить текст має позитивний настрій, «-1» – негативний, «0» – нейтральний [7].

Для прикладу зберемо усі дописи в мережі Twitter про акцію TSLA за останній рік (30.09.2021-30.09.2022). Оскільки в соціальних мережах є багато повторених дописів, або дописів без сенсу, то ми відфільтруємо тільки ті, які мають більше 100 вподобань. В результаті ми отримаємо більше 37400 твітів за розглянутий період часу, що буде в середньому 1000 твітів в день. Це є

найбільшим показником, оскільки Tesla є найбільш обговорюваною компанією в даній соціальній мережі, тому що власник компанії нещодавно придбав Twitter. Отримаємо датасет такого вигляду (рис. 5):

	Date	Tweet	sentiment_score
0	2022-09-29	Mainstream media has done an amazing job at br...	0.0772
1	2022-09-29	Tesla delivery estimates are at around 364k fr...	0.0
2	2022-09-29	3/ Even if I include 63.0M unvested RSUs as of...	0.296
3	2022-09-29	@RealDanODowd @WholeMarsBlog @Tesla Hahaha why...	-0.7568
4	2022-09-29	@RealDanODowd @Tesla Stop trying to kill kids,...	-0.875
...	...	...	...
37417	2021-09-30	Playing in the dirt and #chasingsunsets\n@tesl...	-0.1531
37418	2021-09-30	I agree with @freshjiva that \$TSLA 's EV busin...	0.5719
37419	2021-09-30	Hold. On. Tight. \$TSLA	0.0
37420	2021-09-30	Get ready for a \$TSLA _ _ _ _ _ Q3 delivery...	0.4215
37421	2021-09-30	In other words, AMD has been giving Tesla pref...	0.659

Рис. 5. Дані з дописами про акцію TSLA за минулий рік

Далі додамо 4 показники в дані – Positive, Negative, Neutral та Sentiment Score. Після використання VADER в ці колонки буде додано показник відповідного настрою за шкалою від -1 до 1, де 1 – дуже ймовірний настрій, а -1 – дуже неімовірний настрій.

Далі розраховується фінальна комплексна оцінка (Compound Score). Комплексна оцінка – це сума позитивних, негативних та нейтральних оцінок, яка потім нормалізується в діапазоні від -1 (крайня негативна оцінка) до +1 (крайня позитивна оцінка). Чим більше комплексна оцінка наближається до +1, тим вищий рівень позитивності тексту. Цей фінальний показник подається в колонку «Sentiment Score».

Після тренування моделі отримали такі прогнози від GAN із середньоквадратичною похибкою RMSE 12.49 (рис. 6):

Test RMSE: 12.492249692920064

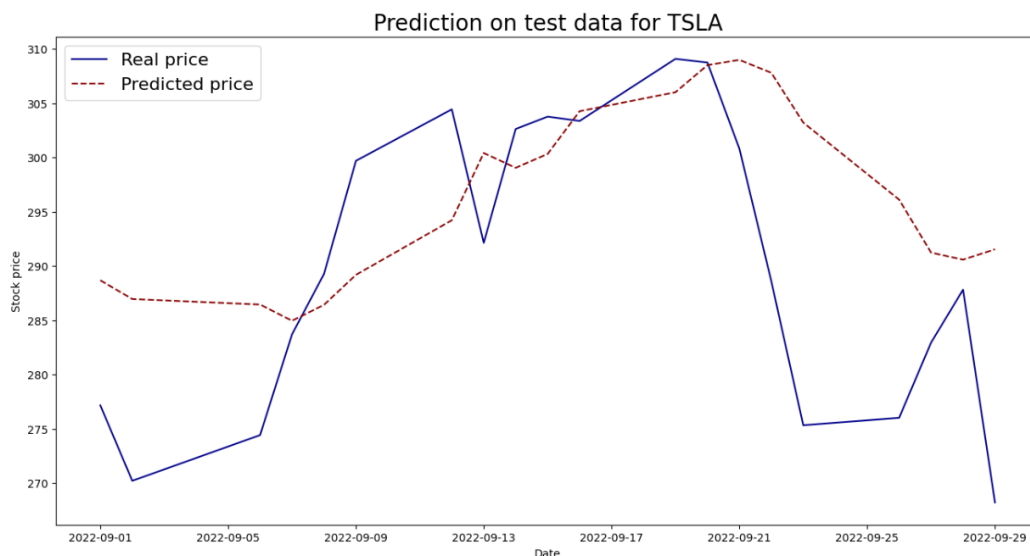


Рис. 6. Фінальні прогнозні дані акцій TSLA на 30 днів

### ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ І ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

В роботі було запропоновано модель прогнозування цін фондових активів, яка побудована на основі генеративних змагальних мереж (GAN). Модель GAN складається з двох моделей –



генератора та дискримінатора, де перша тренується моделювати нові дані з історичних даних і друга вчиться розпізнавати серед них справжні дані. Крім чистих історичних даних також розраховуються такі технічні індикатори, як ковзні середні за минулі 7 та 20 днів, межі Боллінджера тощо.

Але технічні індикатори та чиста вартість активу все ще не дають повну картину розвитку фондового ринку. Із розвитком технологій та збільшенням швидкості поширення інформації ринок стає більш залежним від таких зовнішніх факторів, як новини, соціальний імідж, репутація. Тому ми також використовуємо метод сентиментального аналізу – це метод аналізу тексту, який виявляє полярність (наприклад, позитивну чи негативну думку) у тексті, будь то весь документ, абзац, речення чи пункт. В даній роботі для оцінки настрою тексту ми використовуємо модель VADER. На вихід ми отримуємо середній показник настрою для всіх дописів в соціальній мережі Twitter про розглянутий фондовий актив в певний день.

Нові дані подаються в мережу GAN. Генератор вчиться створювати нові зразки даних з вивченого розподілу тренувальних даних, а дискримінатор вчиться розрізняти згенеровані дані від справжніх. Ефективність моделі перевіряється на прогнозованих та фактичних історичних даних за розглянутий часовий період. Порівнявши результати моделі з іншими методами можемо зазначити, що запропонована модель має достойні результати в прогнозуванні, незважаючи на складний макроекономічний клімат на той момент, який негативно впливає на фондовий ринок і робить його більш нестабільним.

## REFERENCES:

1. Romero R. Generative adversarial network for stock market price prediction. *CD230: Deep Learning, Stanford University*. 2018. P. 5.
2. Guoqiang Z. Stock market prediction based on generative adversarial network. 2019. URL: [https://www.researchgate.net/publication/331002527\\_Stock\\_Market\\_Prediction\\_Based\\_on\\_Generative\\_Adversarial\\_Network/](https://www.researchgate.net/publication/331002527_Stock_Market_Prediction_Based_on_Generative_Adversarial_Network/) (дата звернення: 29.10.2022).
3. Stock price prediction using generative adversarial networks / H. Lin et al. 2021. URL: <https://thescpub.com/abstract/jcssp.2021.188.196/> (дата звернення: 29.10.2022).
4. Staffini A. Stock price forecasting by a deep convolutional generative adversarial network. 2022. URL: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/frai.2022.837596/full> (дата звернення: 29.10.2022).
5. Mittal A., Goel A. Stock prediction using twitter sentiment analysis. *CS 229*. 2011. P. 5.
6. Sentiment analysis of twitter data for predicting stock market movements / V. Pagolu et al. *International conference on Signal Processing, Communication, Power and Embedded System (SCOPES)-2016*. 2016. URL: <https://arxiv.org/pdf/1610.09225.pdf> (дата звернення: 29.10.2022).
7. Hutto C., Eric G. Vader: a parsimonious rule-based model for sentiment analysis of social media text. *Advancement of Artificial Intelligence*. 2014. P. 10.

## FORECASTING THE STOCK PRICES USING GENERATIVE ADVERSARIAL NETWORKS AND SENTIMENT ANALYSIS OF SOCIAL NETWORKS

Hanna YUKHYMENKO, Iryna LAZARENKO  
National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"

*The study considers the problem of effective forecasting of stock prices in the context of global economic instability. Popular and simple forecasting methods are no longer effective in conditions of high market volatility, so scientists are testing new models, especially popular among which are neural networks. In recent years, Generative Adversarial Networks (GANs) have achieved promising results in solving many complex problems (e.g., creating realistic images and videos, image-to-image and text-to-image conversion), but the effectiveness of using this type of network for stock price forecasting is still a matter of debate. This type of models was previously used mainly to generate new photos, videos, or texts, but not time series, especially as volatile as stock prices. Over the past two years, researchers have started to test this type of networks for such tasks, but they still face high market volatility, which cannot be predicted using only historical data on the price and sale of shares. To help the network understand the bigger picture of the market we add different technical indicators to the training data, such as moving averages etc., which describe the development of stock price not only for the current day, but for the past week or more. But this still does not cancel the fact, that there is much more to the process of stock price formation. Over 1 day, one online post might be a turning point in the course of events, which may result in the market crash. Elon Musk tweets, coronavirus, start of russian full-scale invasion of Ukraine are the proof to that. Therefore, this paper will take into account another important external indicator, as the mood of stock market participants. The most effective method in this task is the analysis of the tone (sentiment analysis) of the text, in this article will be considered posts in the social network Twitter. Based on this, a model for forecasting stock prices will be created, which takes into account not only historical data and technical indicators, but also such external factors influencing the market as the mood of traders and brand reputation.*

*Keywords: stock market, recurrent neural networks, convolutional neural networks, generative neural networks, sentiment analysis, social networks.*