

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

Сумський державний університет

Факультет електроніки та інформаційних технологій

Кафедра комп'ютерних наук

«До захисту допущено»

В.о. завідувача кафедри

Ігор ШЕЛЕХОВ

_____ (підпис)

_____ грудня 2023 р.

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня магістр

зі спеціальності 122 - Комп'ютерних наук,

освітньо-професійної програми «Інформатика»

на тему: «Інформаційна технологія аналізу новин на основі великих мовних моделей для прийняття інвестиційних рішень»

здобувача групи ІН.м – 23 Брижка Едуарда Олександровича

Кваліфікаційна робота містить результати власних досліджень. Використання ідей, результатів і текстів інших авторів мають посилання на відповідне джерело.

Едуард БРИЖКО

_____ (підпис)

Керівник,

старша викладачка кафедри

комп'ютерних наук, кандидат

технічних наук

Альона МОСКАЛЕНКО

_____ (підпис)

Суми – 2023

Сумський державний університет
Факультет електроніки та інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерних наук

«Затверджую»

В.о. завідувача кафедри

Ігор ШЕЛЕХОВ

(підпис)

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

на здобуття освітнього ступеня магістр

зі спеціальності 122 - Комп'ютерних наук, освітньо-професійної програми «Інформатика»
здобувача групи ІН.м-23 Брижка Едуарда Олександровича

1. Тема роботи: «Інформаційна технологія аналізу новин на основі великих мовних моделей для прийняття інвестиційних рішень»

затверджую наказом по СумДУ від від 06 грудня 2023 р. №1412-VI

2. Термін здачі здобувачем кваліфікаційної роботи до 16 грудня 2023 року

3. Вхідні дані до кваліфікаційної роботи _____

4. Зміст розрахунково-пояснювальної записки (перелік питань, що їх належить розробити)

1) Аналіз проблеми предметної області, постановка й формування завдань дослідження.

2) Огляд технологій, що використовуються для аналізу новин на основі великих мовних моделей.

3) Розробка інформаційної технології з аналізу новин на основі великих мовних моделей для прийняття інвестиційних рішень.

4) Аналіз результатів.

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень) _____

6. Консультанти до проекту (роботи), із зазначенням розділів проекту, що стосується їх

Розділ	Консультант	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання прийняв

7. Дата видачі завдання « ____ » _____ 20 ____ р.

Завдання прийняв до виконання

Керівник

(підпис)

(підпис)

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ п/п	Назва етапів кваліфікаційної роботи	Термін виконання	Примітка
1	<i>Аналіз проблеми предметної області, постановка й формування завдань дослідження.</i>	06.11.2023 – 15.11.2023	
2	<i>Огляд технологій, що використовуються для аналізу новин на основі великих мовних моделей.</i>	16.11.2023 – 25.11.2023	
3	<i>Розробка інформаційної технології з аналізу новин на основі великих мовних моделей для прийняття інвестиційних рішень.</i>	26.11.2023 – 08.12.2023	

4	<i>Аналіз отриманих результатів.</i>	08.12.2023 – 09.12.2023	
5	<i>Оформлення пояснювальної записки до кваліфікаційної роботи.</i>	10.12.2023 – 17.12.2023	

Здобувач вищої освіти

(підпис)

Керівник

(підпис)

АНОТАЦІЯ

Записка: 51 стр., 46 рис., 1 додаток, 21 використаних джерел.

Обґрунтування актуальності теми роботи – Тема кваліфікаційної роботи є актуальною, оскільки присвячена розв’язанню важливої практичної задачі прогнозування зміни ціна активу шляхом аналізу новин, розробки відповідних методів, моделей та інформаційної технології.

Об’єкт дослідження — процес аналізу новин та перебалансування інвестиційного портфеля.

Мета роботи — розробка інформаційної технології аналізу новин за допомогою великих мовних моделей та перебалансування інвестиційного портфелю.

Методи дослідження — методи настроювання великої мовної моделі.

Результати — розроблено інформаційну систему, яка отримує новини про актив за певний проміжок часу, класифікує їх за сентиментом, на основі переважаючого сентименту перебалансовує інвестиційний портфель. Проведено тестування розробки на реальних даних.

ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ, ПЕРЕБАЛАНСУВАННЯ ПОРТФЕЛЮ,
АНАЛІЗ НОВИН, PYTHON, PANDAS, LLM

ЗМІСТ

ВСТУП.....	6
1 АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ.....	8
1.1 Сучасний стан та тенденції розвитку автоматизованих систем керування активами	8
1.2 Моделі і методи аналізу природної мови.....	13
1.3 Формалізована постановка задачі	18
2 ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ НОВИН.....	19
2.1 Модель аналізу текстової інформації новин про активи інвестиційного портфелю.....	19
2.2 Метод настроювання великої мовної моделі для виконання завдання аналізу новин	20
2.3 Метод і критерій оцінювання ефективності аналізу новин	22
3 РЕАЛІЗАЦІЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ АНАЛІЗУ НОВИН ПРО АКТИВИ ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЮ	25
3.1 Опис вхідних даних.....	25
3.2 Короткий опис програмного забезпечення	25
3.3 Результати експериментальних досліджень	27
ВИСНОВКИ.....	44
СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ.....	45
ДОДАТОК.....	48

ВСТУП

Тренди сьогодення диктують використання штучного інтелекту в найнеочікуваніших сферах діяльності. Від найпростіших, таких як застосування штучного інтелекту в системах рекомендації контенту, до автономних транспортних систем керування автотранспортом. Спектр застосування штучного інтелекту дійсно вражає і це не дивно, адже людство прагне оптимізації. Сфера інвестиції та фінансової аналітики теж активно впроваджує штучний інтелект в свої процеси. Сучасний світ інформаційних технологій та фінансів об'єднав в собі два ключових аспекти: доступ до величезних обсягів інформації та потребу в прийнятті швидких та ефективних інвестиційних рішень.

Традиційним підходом в прийнятті інвестиційних рішень є моніторинг та збір різного роду інформації яка стосується портфоліо компаній вручну фінансовим аналітиком та її аналіз. Інвестори та фінансові аналітики стикаються з непересічною кількістю новин, звітів, соціальних медіа-дописів та інших джерел інформації, які впливають на ринки та можуть суттєво впливати на результати їхніх інвестиційних стратегій [1]. Інноваційним підходом в цьому випадку буде використання великих мовних моделей, які стануть ключовим інструментом для аналізу новин та прийняття фінансових рішень. Використання великих мовних моделей дозволяє враховувати величезну кількість текстових даних з різних джерел та автоматично аналізувати їхній настрій та вплив на фінансові ринки.

Ця дипломна робота присвячена дослідженню та розробці системи, яка базується на великих мовних моделях, з метою аналізу новин та надання інвесторам та фінансовим аналітикам найактуальнішої та об'єктивної інформації для прийняття інвестиційних рішень.

Для досягнення мети необхідно:

- Проаналізувати предметну область, ознайомитись з усіма процесами.

- Проаналізувати аналіз поточного стану та тенденції розвитку систем керування активами.
- Сформулювати мету та методи її реалізації.
- Виконати програмну реалізацію поставленої задачі.

1 АНАЛІЗ ПРОБЛЕМИ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

1.1 Сучасний стан та тенденції розвитку автоматизованих систем керування активами

Фінансовий ринок – це місце або мережа, де учасники можуть купувати, продавати, обмінювати та спекулювати на різних фінансових інструментах. Ці інструменти включають акції, облігації, валюти, похідні інструменти, товари та інші обмінні активи. Фінансові ринки забезпечують ліквідність, що дозволяє учасникам швидко купувати та продавати активи без значного впливу на їхню ціну. Вони визначають ціни активів на основі попиту та пропозиції [2].

Активи – це економічні ресурси, якими володіє або контролює юридична чи фізична особа, з яких очікується отримання майбутньої економічної вигоди [3].

До фінансових активів відноситься готівка, банківські вклади, акції, облігації, дебіторська заборгованість та інвестиції [3].

Інвестори та фінансові аналітики завжди шукають найкращі можливості для прийняття інвестиційних рішень. Одним із джерел інформації для прийняття рішень є новини та події, що стосуються фінансових ринків, компаній та галузей.

Проте об'єм інформації, який доступний для аналізу, є величезним, і людині важко обробити це за короткий відрізок часу. Швидкість прийняття рішень відіграє ключову роль на ринку інвестицій, адже вартість акцій дуже швидко змінюється і важливо встигнути купити акції до того як ціна на них значно підвищиться, якщо новини хороші, і вчасно продати доки ціна на піку, якщо новини ведуть до спаду вартості компанії. Аналіз новин вимагає здатності розрізняти та оцінювати вплив на ринок тих чи інших обставин про які йдеться в новині [1].

Зазначені вище проблеми спонукають до розробки автоматизованих систем керування активами. Станом на сьогодні, автоматичні системи керування активами широко використовуються фінансовими установами, пенсійними фондами, інвестиційними компаніями та приватними інвесторами.

Основними характеристиками сучасних автоматизованих систем керування активами є:

- Використання аналітичних інструментів та алгоритмів машинного навчання для аналізу ринків, прогнозування цін на активи, визначення ризиків та прийняття рішень.
- Допомога в управлінні портфелем активів, автоматичному розподіленні інвестицій між різними активами для досягнення максимального прибутку та мінімізації ризиків.
- Автоматичне виконання торгівельних операцій на фінансових ринках в реальному часі згідно з заданими стратегіями.
- Аналіз ризиків та допомога в управлінні ними, враховуючи різні сценарії та стратегії.
- Застосування більш складних алгоритмів машинного навчання та штучного інтелекту для аналізу та прийняття рішень.
- Розвиток роботів-консультантів, які можуть здійснювати весь процес управління активами без значної участі людини.
- Поява нових видів автоматизованих систем керування активами, які спрощують інвестування для масового користувача.
- Використання великих обсягів даних для отримання більш точних прогнозів щодо ринку. Збір та аналіз даних з різних джерел для кращого розуміння ринкових умов.
- Доступ до інвестиційних інструментів і інформації через мобільні пристрої.

Ці технології та підходи відображають сучасний тренд до створення більш гнучких, ефективних та автоматизованих систем керування активами, які здатні адаптуватися до швидко змінних ринкових умов та потреб клієнтів.

Bloomberg Terminal – є інтегрованою фінансовою платформою, розробленою компанією Bloomberg L.P. Це один з найбільш впливових та широко використовуваних інструментів для аналізу фінансових ринків і прийняття інвестиційних рішень у світі фінансів та інвестицій [4].

Платформа надає доступ до останніх новин, аналітичних звітів та коментарів від провідних фінансових журналістів та аналітиків. Включаючи дані про акції, облігації, валютні курси, товари, індекси.



Рисунок 1.1 – Інтерфейс Bloomberg Terminal

Bloomberg Terminal надає доступ до інструментів для технічного та фундаментального аналізу фінансових інструментів. Це дозволяє інвесторам робити рішення на основі графіків, індикаторів, звітів [4].

Користувачі можуть виконувати торгівлю акціями, облігаціями, ф'ючерсами та іншими фінансовими інструментами через інтегровану торговельну платформу.

Bloomberg Terminal дозволяє ведення та аналіз портфельів інвесторів.

Календар подій, який містить оголошення економічних подій, звітів компаній, важливих подій на ринках та іншу інформацію, яка може вплинути на ринок [4].

Bloomberg Terminal надає доступ до різних ринків, включаючи фондові ринки, ринки облігацій, валютні ринки і багато інших.

Платформа дозволяє користувачам спілкуватися, обмінюватися інформацією та спільно працювати.

Система дозволяє користувачам налаштовувати інтерфейс та робочі процеси відповідно до їхніх конкретних потреб та переваг.

Система має суворі заходи безпеки для захисту конфіденційної інформації та даних [4].

Thomson Reuters Eikon є високопрофесійною платформою для фінансового аналізу, яка конкурує з Bloomberg Terminal. Ось основні особливості та характеристики Eikon:

Eikon надає глибокий доступ до фінансових даних, включаючи акції, облигації, валютні курси, сировинні ринки та інші. Користувачі можуть отримувати детальну аналітику, графіки та моделювання.

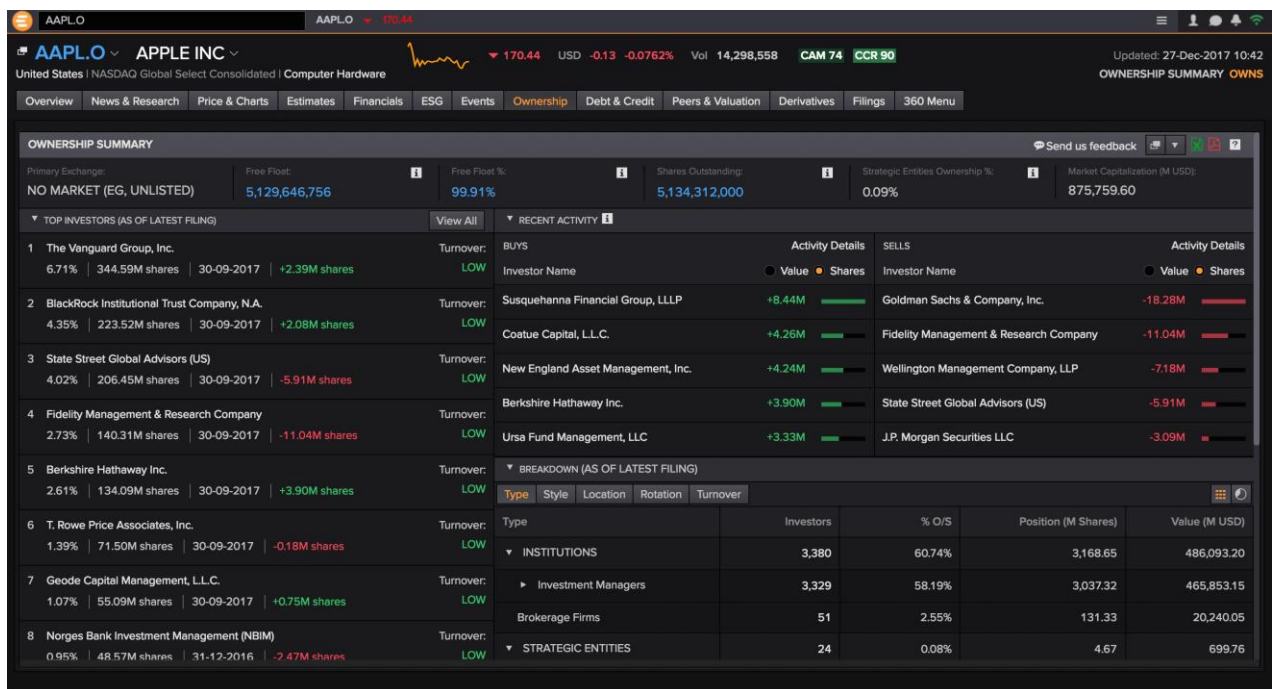


Рисунок 1.2 – Інтерфейс Thomson Reuters: Eikon

Платформа включає новинні стрічки, огляди ринків, економічні календарі та інші інструменти, які допомагають користувачам стежити за останніми подіями в світі бізнесу та фінансів.

Платформа дозволяє користувачам налаштувати інтерфейс та робочий простір відповідно до їх конкретних потреб і стилів роботи.

Ейкон надає мобільні додатки, що дозволяють користувачам стежити за ринками та отримувати важливу інформацію на ходу.

Ейкон ефективно інтегрується з іншими продуктами та послугами Thomson Reuters, що забезпечує додаткову гнучкість та можливості для користувачів.

FactSet є ще одним важливим інструментом у світі фінансових технологій, який широко використовується професіоналами у фінансовій індустрії.

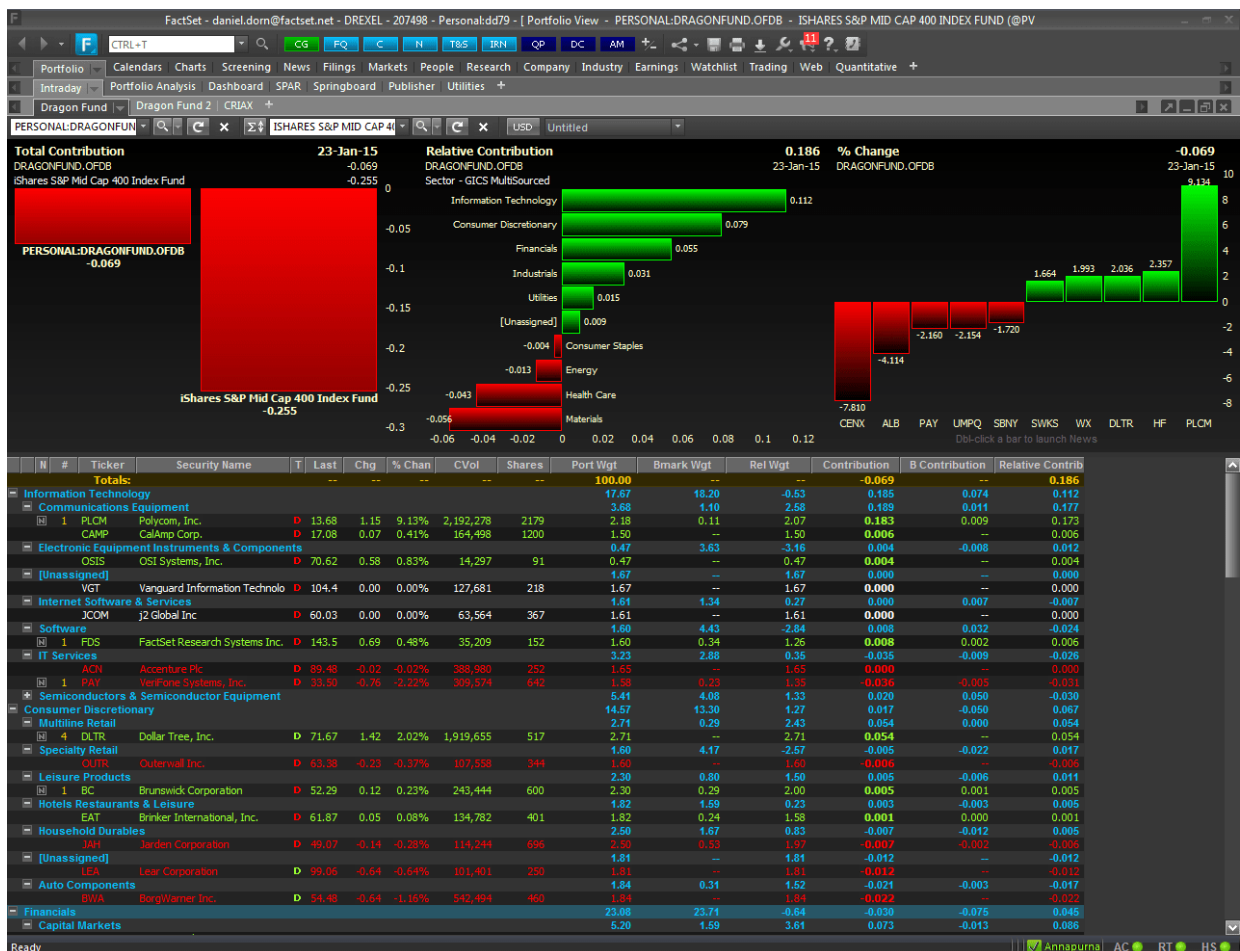


Рисунок 1.3 – Інтерфейс Factset

Ось деякі ключові аспекти FactSet:

FactSet легко інтегрується з іншими програмними засобами, такими як Microsoft Office, що робить процес аналізу та звітності більш ефективним.

FactSet також пропонує мобільні додатки, які дозволяють користувачам залишатися в курсі ринкових подій і аналітики навіть у русі.

FactSet може бути інтегрованою з іншими фінансовими інструментами і системами, що дозволяє користувачам працювати зі своєю улюбленою програмною апаратурою та розширювати функціональність платформи.

1.2 Моделі і методи аналізу природної мови

Моделі і методи аналізу природної мови (Natural Language Processing або NLP) є важливими компонентами сучасних інформаційних технологій. Вони дозволяють обробляти, розуміти і взаємодіяти з природними мовами, ось деякі ключові моделі та методи NLP:

Модель "Bag of Words" – являє собою просту та ефективну техніку представлення тексту в вигляді набору слів, ігноруючи їх порядок. Вона використовується для побудови векторів слів та аналізу частоти вживання слів. Застосовується в задачах класифікації тексту, використовується в пошукових системах, системах аналізу настроїв [5].

В моделі "Bag of Words" текст представлений у формі сукупності слів без збереження порядку чи синтаксичної структури. Це означає, що контекст і відношення між словами не враховуються. Основною ідеєю є підрахунок частоти кожного слова у тексті. Це може бути зроблено за допомогою векторизації, де кожне унікальне слово в тексті отримує свій індекс, а відповідний елемент вектора відображає частоту цього слова в документі (див Рис 1.4).

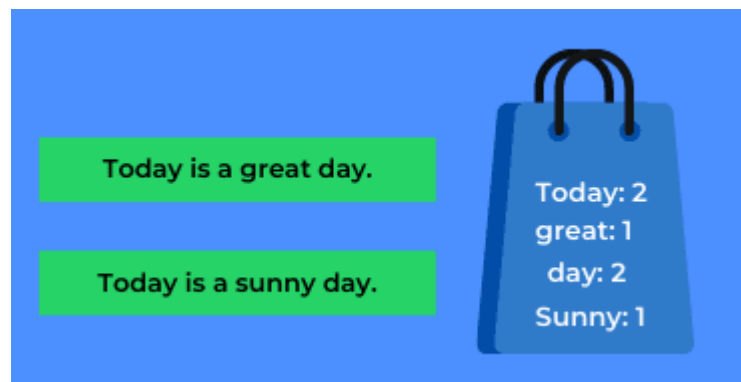


Рисунок 1.4 – Графічне представлення моделі Bag of Words

Спочатку створюється словник усіх унікальних слів, які зустрічаються в тексті. Текст перетворюється на вектор, де кожна позиція вектора відповідає частоті слова зі словника в цьому тексті. Оскільки в “Bag of Words” порядок слів і контекст ігнорується, вона може не розуміти деякі важливі аспекти мови, такі як семантичні відношення між словами, іронію, двозначності. Незважаючи на свою простоту, модель “Bag of Words” широко використовується у багатьох задачах NLP, особливо коли потрібно просте й ефективне представлення тексту [5].

Модель “Word Embeddings” - використовуються для перетворення слів в вектори низькорозмірного простору, де схожі слова розташовані близько одне до одного. Модель “Word Embeddings” є однією з ключових концепцій у сфері обробки природної мови, адже вона вирішує деякі обмеження більш простих методів, таких як “Bag of Words”, забезпечуючи більш глибоке та семантичне представлення слів [6].

Багатовимірне векторне представлення – кожне слово представляється як вектор у багатовимірному просторі. Ці вектори захоплюють семантичні та синтаксичні відносини між словами. Вектори для схожих або семантично пов'язаних слів розташовуються близько один до одного у векторному просторі, що дозволяє зберігати значення та відносини між словами.

Серед найвідоміших методів створення “Word Embeddings” є Word2Vec, GloVe та FastText. Кожен із цих методів має свої унікальні особливості та підходи до векторизації слів. “Word Embeddings” використовуються у багатьох задачах NLP, включаючи машинний переклад, класифікацію текстів, аналіз настроїв та інші [7].

Word2Vec – кожному слово у фіксованому словнику подано у вигляді вектору таким чином, щоб слова з подібними значеннями мали подібні векторні представлення [8] (див Рис 1.5).

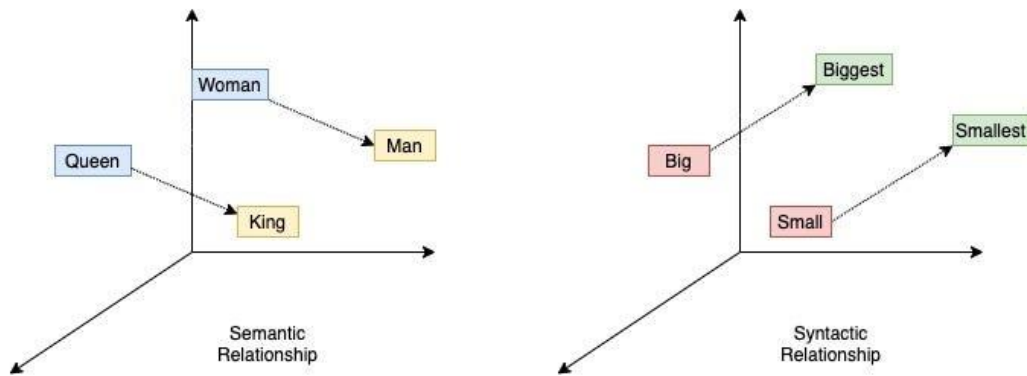


Рисунок 1.5 – Приклад роботи Word2Vec

GloVe – це метод для отримання векторних представлень слів, він використовує матрицю співживання слів у великому корпусі текстів для обчислення векторів слів та враховує не лише локальний контекст слів але й загальну статистику їх співживання у всьому корпусі [9].

Моделі, такі як FastText, можуть ефективно обробляти невідомі слова, розбиваючи їх на підслова (n-грами), що дозволяє створювати вектори для слів, які не зустрічалися під час тренування моделі. Це дозволяє ефективніше обробляти рідкісні слова та слова з помилками, а також краще працювати з морфологічно багатими мовами [5].

Традиційні методи “Word Embeddings” не враховують контекст, в якому зустрічається слово, тобто кожне входження слова має однакове векторне представлення. “Word Embeddings” забезпечує більш точне та глибоке представлення мови, в порівнянні з більш простими методами, такими як “Bag of Words” [7].

Рекурентні нейронні мережі, в тому числі “Long Short-Term Memory” та “Gated Recurrent Unit”, використовуються для аналізу послідовних даних, таких як текст.

Механізм уваги дозволяє моделям враховувати контекст при аналізі тексту. Він допомагає розрізняти слова, що мають багато значень, а також вирішувати завдання машинного перекладу, аналізу тональності та інші.

Механізм уваги в області машинного навчання, зокрема в обробці природної мови, є інноваційним підходом, який значно покращив ефективність та точність різних моделей глибокого навчання [10].

У традиційних рекурентних нейронних мережах та моделях, заснованих на “Long Short-Term Memory”, механізм уваги допомагає моделі краще обробляти довгі послідовності, забезпечуючи здатність зосереджуватися на релевантних частинах вхідних даних. Одним з найвідоміших застосувань механізму уваги є машинний переклад, де він допомагає моделям краще розуміти контекст та відношення між словами у різних мовах [11]. (див Рис 1.6).

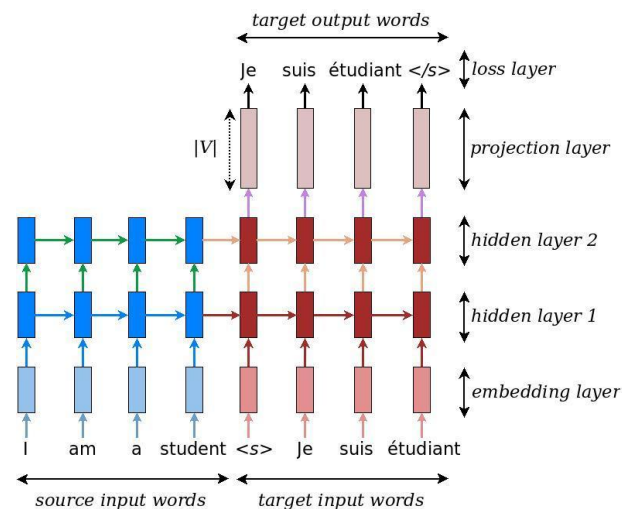


Рисунок 1.6 – Графічне представлення алгоритму пам'яті

У моделях, заснованих на механізмі уваги, таких як Transformer, механізм уваги дозволяє моделі ефективно визначати відносини та залежності між різними частинами тексту, підвищуючи здатність до контекстуального розуміння. У застосуваннях, які вимагають розуміння тонкощів та нюансів мови, таких як аналіз настроїв, механізм уваги сприяє кращому визначенню значущих частин тексту. Механізм уваги також застосовується в комп'ютерному зорі, зокрема в задачах, які вимагають поєднання обробки зображень і тексту, наприклад, у генерації опису зображень. У системах рекомендацій механізм уваги може використовуватися для визначення

ключових факторів, які впливають на інтереси та вподобання користувачів. Механізм уваги також може допомогти у збільшенні інтерпретабельності моделей шляхом виділення частин вхідних даних, які були найбільш важливими для прийняття рішення [12].

Моделі для аналізу тональності використовуються для визначення емоційного забарвлення тексту, такого як позитивний, негативний або нейтральний настрій. Вони допомагають у відгуках користувачів та аналізі текстових оглядів. Моделі на базі правил – це найпростіший підхід, який використовує певні правила або словники емоційно забарвлених слів для визначення настрою. Такі моделі часто використовують списки слів з позитивними або негативними конотаціями та присвоюють тексту загальний рейтинг на основі цих оцінок [13].

Під час обробки тексту модель перевіряє кожне слово на відповідність словам у словнику. Якщо слово знайдено, його емоційний ваговий коефіцієнт додається до загального рейтингу тексту. Після проходження через весь текст, модель підсумовує отримані оцінки, щоб визначити загальну тональність: позитивну, негативну або нейтральну. Такі моделі відрізняються простотою реалізації та високою швидкістю обробки [13].

Моделі на базі правил не враховують контекст, в якому використовується слово. Тому вони можуть пропускати більш тонкі аспекти мови, такі як сарказм або іронія. В такі моделі легко додати нові слова або змінити емоційні оцінки у словнику, але це вимагає постійного оновлення та налаштування. Хоча цей метод є корисним для базового аналізу настроїв, він може бути неефективним у складних або нюансованих ситуаціях. Ефективний для базового аналізу відгуків споживачів, де емоційне забарвлення зазвичай виражено досить ясно. Корисний для швидкого моніторингу настроїв у соціальних мережах або новинах, коли потрібно швидко обробити велику кількість тексту [14].

Моделі на базі правил в аналізі тональності забезпечують добрий баланс між простотою та ефективністю, особливо у ситуаціях, де контекст та тонкі нюанси мови не є критично важливими.

Гібридні моделі – часто використовують комбінацію різних підходів, наприклад, правил та глибинного навчання, для підвищення точності та надійності моделей аналізу настроїв [15].

1.3 Формалізована постановка задачі

За результатами проведеного аналітичного огляду можна зробити висновок, що задача з розробки та провадження інформаційної технології аналізу новин на основі великих мовних моделей для прийняття інвестиційних рішень. Тому метою даної роботи є розробка та програмна реалізація рішення для аналізу новин для прийняття інвестиційних рішень. Для досягнення поставленої мети необхідно виконати такі завдання:

1. Підібрати модель яка найкраще буде справлятися з аналізом фінансових новин.
2. Провести донавчання моделі
3. Визначити набір prompts
4. Порівняти точність моделі до донавчання та після
5. Розробити інструмент збору фінансових новин
6. Програмна реалізація та тестування працездатності інформаційної технології.

2 ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛІЗУ НОВИН

2.1 Модель аналізу текстової інформації новин про активи інвестиційного портфелю

Для аналізу текстової інформації новин про активи інвестиційного портфелю буде використана модель FinBert-Tone – це спеціалізована версія моделі BERT, налаштована для визначення тону у текстах фінансових новин [16].

BERT, що розшифровується як Bidirectional Encoder Representations from Transformers, є однією з моделей у сфері обробки природної мови. Розроблена командою Google AI, BERT здобула широке визнання за свою здатність глибоко розуміти контекст слова в мові завдяки своїм унікальним характеристикам:

Відмінною рисою BERT є її двонаправлене оброблення тексту. Традиційні моделі обробки природної мови аналізували тексти лише у одному напрямку - зліва направо або справа наліво, що обмежувало контекстуальне розуміння. BERT вивчає текст у обох напрямках, що дозволяє моделі краще зрозуміти контекст слова у реченні. Модель базується на архітектурі transformers, яка використовує механізми уваги для виявлення зв'язків між словами у тексті, незалежно від їхнього розташування в реченні. BERT спочатку навчається на величезній кількості тексту, а потім донавчається на специфічних задачах, таких як класифікація тексту, відповіді на питання тощо. BERT була успішно застосована у різних задачах обробки природної мови, включаючи розпізнавання іменованих сутностей, відповіді на питання, виділення головного з текстів [17].

FinBERT-Tone є частиною більш широкого проекту FinBERT, який має на меті застосування технологій обробки природної мови для аналізу фінансових даних. Використовуючи архітектуру BERT, яка є однією з найбільш впливових у галузі аналізу природної мови, FinBERT-Tone ефективно аналізує контекстуальні значення слова в тексті, модель зосереджена на визначенні

сентименту в текстах, класифікуючи їх як позитивні, негативні або нейтральні. Це дуже корисно для оцінки загального настрою новин або аналітичних звітів [16].

Модель була додатково навчена на великому корпусі фінансових текстів, що дозволяє їй краще розуміти специфіку мови фінансових новин. Це в свою чергу робить її більш точною для аналізу цього типу даних, порівняно зі стандартними моделями обробки природної мови

FinBERT-Tone доступна на Hugging Face, що дозволяє розробникам та дослідникам легко інтегрувати цю модель у свої системи аналізу даних.

Hugging Face – це компанія, яка спеціалізується на області штучного інтелекту та машинного навчання, зокрема в галузі обробки природної мови. Hugging Face пропонує Model Hub – платформу, де розробники можуть ділитися та використовувати моделі штучного інтелекту, створені спільнотою [18].

FinBERT-Tone розроблена з особливим акцентом на аналіз текстів фінансової тематики. Це означає, що модель краще розуміє термінологію та контекст, які специфічні для фінансових новин, звітів, аналітичних матеріалів тощо.

Отже підсумовуючи все наведене вище – FinBERT-Tone може бути використана у різноманітних фінансових додатках, включаючи автоматизований аналіз новин, моніторинг ринкових тенденцій, а також допомогу у прийнятті інвестиційних рішень.

Загалом, FinBERT-Tone є потужним інструментом для фінансових професіоналів, які прагнуть глибше зрозуміти емоційний контекст і тон у великих обсягах фінансових текстів.

2.2 Метод настроювання великої мовної моделі для виконання завдання аналізу новин

Настроювання великої мовної моделі – це процес адаптації загальної мовної моделі до конкретної задачі або специфічного набору даних. Цей процес

є ключовим у роботі з моделями машинного навчання, особливо у сфері обробки природної мови [19].

Великі мовні моделі, такі як BERT, спочатку навчаються на великих обсягах тексту. Цей процес попереднього навчання дозволяє моделям засвоїти базове розуміння мови, включаючи граматику, контекст, стиль та інші мовні особливості [19].

Після попереднього навчання модель настроюється на специфічні задачі, цей процес також відомий як *fine tuning*. Наприклад, якщо мовна модель використовується для аналізу сентименту, вона буде донавчена на текстах, які містять емоційні висловлювання, щоб краще розпізнавати позитивні, негативні або нейтральні настрої. Для настроювання використовують спеціалізовані датасети, які відображають особливості конкретної задачі. В моєму випадку це фінансові новини [19].

Після настроювання, модель перевіряється та тестується на валідаційному та тестовому наборах даних, щоб оцінити її ефективність та точність у вирішенні поставленої задачі.

Модифікація запиту є одним із методів налаштування великих мовних моделей для конкретних завдань, таких як аналіз новин. Використання різних формулювань запиту може значно вплинути на результати, які надає модель, особливо в завданнях, де контекст та нюанси мають велике значення [20].

Замість загального запиту слід використовувати більш конкретний, наприклад, "який економічний вплив цієї новини" або "проаналізуй фінансові наслідки цієї новини".

Включіть в запит контекст, який може вплинути на аналіз, наприклад, "враховуючи останні події в економіці, аналізуйте цю новину".

Використовуйте різні способи формулювання запиту. Наприклад, "Який основний настрій цієї новини?" проти "Чи є ця новина позитивною, негативною чи нейтральною?".

Зміна Перспективи: Спробуйте ставити запит від імені різних професій або ролей, наприклад, "Як фінансовий аналітик, як би ви інтерпретували цю новину?".

Включіть специфічні ключові слова, які можуть допомогти моделі краще зрозуміти запит, наприклад, "аналіз ризику" або "прогнозування ринкових тенденцій".

Ясно вкажіть тему аналізу, наприклад, "фінансовий аналіз" або "політичний аналіз".

Використовуйте різні формулювання для одного й того ж запиту, щоб порівняти результати та зрозуміти, які формулювання працюють краще.

Аналізуйте реакцію моделі на різні запити та використовуйте цю інформацію для подальшого удосконалення запитів.

Модифікація запитів як метод налаштування великої мовної моделі для завдання аналізу новин дозволяє точніше керувати відповідями моделі та адаптувати її для конкретних потреб користувача чи специфічного дослідження [21].

2.3 Метод і критерій оцінювання ефективності аналізу новин

Оцінювання ефективності великої мовної моделі - це процес вимірювання та аналізу того, наскільки добре модель виконує визначені задачі обробки природної мови. Цей процес включає використання специфічних метрик та тестових наборів даних для оцінки різних аспектів продуктивності моделі .

Залежно від завдання, для якого налаштовується модель, використовуються різні метрики.

Перед визначенням метрик слід визначити декілька термінів:

True Positive – позначення випадків, коли модель правильно ідентифікує або класифікує позитивний випадок.

True Negative – позначення випадків, коли модель правильно передбачає відсутність позитивного випадку.

False Positive – позначення випадків, коли модель помилково ідентифікує або класифікує випадок як позитивний, хоча насправді він є негативним.

False Negative – позначення випадків, коли модель не ідентифікує або не класифікує випадок як позитивний, хоча насправді він є позитивним.

Для задач класифікації тексту можна використати такі критерії як:

Точність (Accuracy) – відношення кількості правильних передбачень (істинно позитивних та істинно негативних) до загальної кількості спостережень.

$$Accuracy = \frac{True\ Positives + True\ Negatives}{Total\ Number\ of\ Cases}$$

Точність (Precision) – визначає, яка частка передбачень моделі як позитивних є дійсно позитивними

$$Precision = \frac{True\ Positives}{True\ Positives + False\ Positives}$$

Повнота (Recall) – метрика в машинному навчанні, яка вимірює спроможність моделі виявити всі відповідні випадки в даних. Вона обчислюється як відношення кількості правильно ідентифікованих істинно позитивних випадків до суми істинно позитивних і помилково негативних.

$$Recall = \frac{True\ Positives}{True\ Positives + False\ Negatives}$$

F1-міра (F1 Score) - це метрика, яка використовується в машинному навчанні для оцінки точності класифікаційної моделі. Вона являє собою гармонійне середнє між точністю (precision) та повнотою (recall).

$$F1 = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall}$$

Моделі оцінюються на спеціально підготовлених валідаційних та тестових наборах даних, які включають приклади, репрезентативні для реального використання моделі. Це дозволяє перевірити, як модель виконує завдання в умовах, схожих на реальні.

Важливим аспектом є не лише точність моделі, але й її швидкість, масштабованість, а також здатність ефективно обробляти різноманітні та складні дані.

Оцінювання ефективності включає в себе аналіз того, наскільки добре модель виконує поставлені задачі та відповідає очікуванням користувачів.

Окрім лабораторних тестів, важливо оцінити, як модель працює в реальних сценаріях.

Оцінювання ефективності – це неперервний процес, що допомагає вдосконалювати модель, забезпечуючи її актуальність та придатність до використання в широкому спектрі застосувань.

Для оцінювання мовної моделі в моєму випадку треба підготувати тестовий набір фінансових новин. Ці дані повинні включати широкий спектр новин з різним емоційним забарвленням.

Процес оцінювання буде включати в себе:

- Використання крос-валідації або розділення даних на тренувальний та тестовий набори для оцінки продуктивності.
- Аналіз результатів за допомогою визначених метрик для кожного класу.
- На основі аналізу результатів визначити можливі шляхи для оптимізації моделі.
- Планування подальших експериментів для покращення точності та швидкості обробки.

Також важливим інструментом оцінки ефективності алгоритму класифікацій в машинному навчанні є матриця помилок.

Матриця помилок – візуалізує точність класифікації шляхом порівняння фактичних класів з прогнозованими класами. Матриця помилок є особливо корисною в задачах з нерівномірним розподілом класів.

Використання цих методів та критеріїв дозволить всебічно оцінити ефективність моделі FinBERT-Tone у контексті аналізу фінансових новин, а також надасть шляхи для її подальшого удосконалення.

3 РЕАЛІЗАЦІЯ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ АНАЛІЗУ НОВИН ПРО АКТИВИ ІНВЕСТИЦІЙНОГО ПОРТФЕЛЮ

3.1 Опис вхідних даних

Навчання моделі буде проводитися на наборі даних який представлений у вигляді csv файлу з даними, які включають в себе заголовок новини та її сентимент (Positive, Negative, Neutral). Файл в цьому форматі можна відкрити для перегляду за допомогою Excel.

Реальні дані будуть отримуватись за допомогою API яка збирає новини з Google News для певного актива за останній тиждень.

Ці вхідні дані дозволяють налаштувати модель для аналізу новин та приймати інвестиційні рішення на основі настрою новин для різних активів у інвестиційному портфелі.

3.2 Короткий опис програмного забезпечення

Це програмне забезпечення призначене для аналізу фінансових новин з метою прийняття інвестиційних рішень. Воно збирає новини за ключовим запитом, використовує велику мовну модель для визначення настрою цих новин, розраховує метрики ефективності аналізу настрою, і надає рекомендації щодо перебалансування інвестиційного портфеля на основі результатів аналізу.

Основні функції програмного забезпечення включають:

- Збір фінансових новин – програма автоматично отримує актуальні новини за вказаним ключовим запитом, що дозволяє користувачам бути завжди в курсі останніх подій на ринках.
- Аналіз настрою новин – використовуючи великі мовні моделі, програма аналізує настрої кожної новини, визначаючи, чи вона містить позитивні, негативні чи нейтральні тенденції. Цей аналіз допомагає інвесторам зрозуміти загальний настрої на ринках.
- Оцінка ефективності аналізу – програма обчислює різні метрики ефективності аналізу настрою, такі як Accuracy, Precision, Recall і F1-Score. Ці метрики надають користувачам засоби для оцінки якості аналізу.

- Рекомендації щодо інвестиційного портфеля - на основі результатів аналізу, програма надає рекомендації щодо перебалансування інвестиційного портфеля. Наприклад, вона може рекомендувати інвестувати більше коштів у активи, які мають позитивний настрій, зменшити інвестиції у ті, які мають негативний настрій, або не робити ніяких дій якщо кількість позитивних та негативних новин рівна.
- Програмне забезпечення надає можливість візуалізувати результати аналізу у вигляді матриць помилок і виведення результатів в відсотковому значенні, що допомагає користувачам краще розуміти дані.

Розробка програмного коду здійснювалась в середовищі Google Colab, мова програмування – python. Були використані наступні бібліотеки:

Pandas – бібліотека для аналізу даних, яка надає швидкі, гнучкі та виразні структури даних, призначені для роботи з "реляційними" або "маркованими" даними. Вона є зручним інструментом для аналізу даних.

Requests – бібліотека HTTP для Python, яка використовується для відправки HTTP-запитів у веб-сервіси. Це полегшує відправку запитів до веб-сайтів та обробку відповідей.

BeautifulSoup – бібліотека для парсингу HTML та XML документів. Вона створена для скрапінгу веб-сторінок, дозволяючи легко витягувати потрібну інформацію.

Transformers – набір інструментів, створений компанією Hugging Face, для простої роботи зі стандартними трансформерними архітектурами. Використовується для завдань з обробки природної мови.

Scikit-learn – бібліотека машинного навчання для Python. Включає інструменти для моделювання, розділення даних, крос-валідації, алгоритми класифікації, регресії, кластеризації.

Seaborn – бібліотека візуалізації даних для Python, заснована на matplotlib. Вона надає можливість для малювання привабливих та інформативних графіків.

Matplotlib.pyplot – стандартна бібліотека для візуалізації даних в Python. Використовується для створення графіків та діаграм.

Google.colab – інструмент для запуску коду написаного на Python безпосередньо в браузері, з використанням обчислювальних ресурсів Google Cloud.

Numpy – бібліотека для наукових обчислень у Python. Вона надає підтримку великих багатовимірних масивів і матриць, разом із великим набором високорівневих математичних функцій для операцій з цими масивами.

Torch – бібліотека глибинного навчання для Python, відома як PyTorch, використовується для роботи з масивними багатовимірними масивами, особливо з тими, які використовують GPU для обчислення. Це дозволяє здійснювати ефективне навчання нейронних мереж.

3.3 Результати експериментальних досліджень

В якості базової моделі для аналізу фінансових новин була обрана FinBERT-Tone. Перевіримо наскільки гарно модель справляється з задачею визначення настрою фінансових новин без тонкого налаштування. Метрики моделі до fine tuning та матриця помилок (див Рис 3.1 Рис 3.2).

```
Prompt: '{}'  
Accuracy: 0.7446808510638298  
Precision: 0.6190476190476191  
Recall: 0.49757575757575756  
F1 Score: 0.5514678558156819
```

Рисунок 3.1 – Метрики моделі до fine tuning

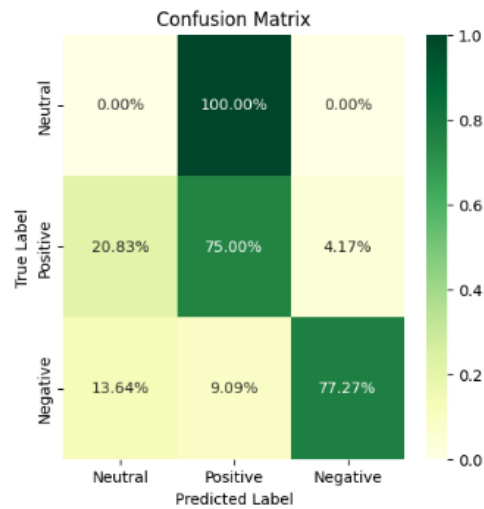


Рисунок 3.2 – Матриця помилок моделі до навчання

Також давайте перевіримо вплив на результат зміни запитів:

Шаблон запиту: “Analyze setiment: {Asset Name}”, метрики та матриця помилок (див Рис 3.3 Рис 3.4).

```
Prompt: Analyze sentiment: '{}'  
Accuracy: 0.7446808510638298  
Precision: 0.6190476190476191  
Recall: 0.49757575757575756  
F1 Score: 0.5514678558156819
```

Рисунок 3.3 – Метрики для шаблону запиту Analyze sentiment

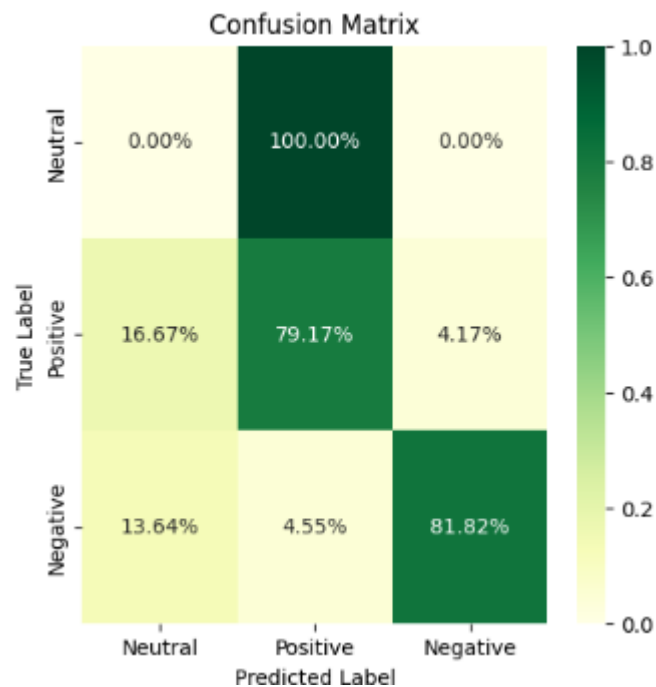


Рисунок 3.4 – Матриця помилок для шаблону запиту Analyze Sentiment

Шаблон запиту: “Is it positive, negative or neutral from financial view: {Asset Name}”, метрики та матриця помилок (див Рис 3.5 Рис 3.6).

```
Prompt: Is it positive, negative or neutral from financial view: '{}'
Accuracy: 0.6808510638297872
Precision: 0.8125
Recall: 0.6590909090909091
F1 Score: 0.6259946949602122
```

Рисунок 2.5 – Метрики для шаблону запиту “Is it positive, negative or neutral from financial view:”

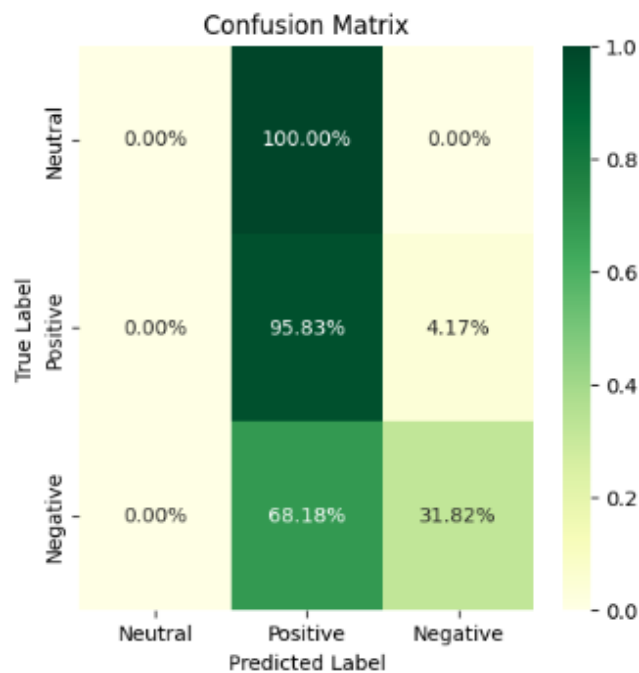


Рисунок 3.6 – Матриця помилок для шаблону запиту “Is it positive, negative or neutral from financial view:”

Шаблон запиту: “Analyze this financial new: {Asset Name}”, метрики та матриця помилок (див Рис 3.7 Рис 3.8).

```
Prompt: Analyze this financial news: '{}'
Accuracy: 0.6595744680851063
Precision: 0.6031746031746031
Recall: 0.4387878787878788
F1 Score: 0.5056360708534622
```

Рисунок 3.7 – Метрики для шаблону запиту “Analyze this financial new:”

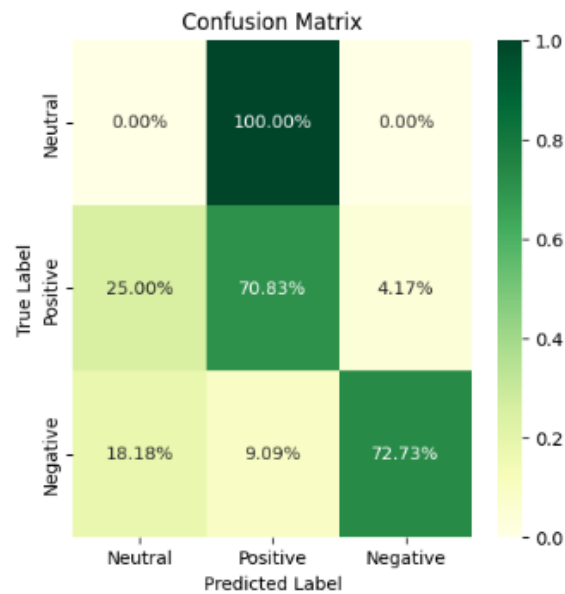


Рисунок 3.8 – Матриця помилок шаблону запиту “Analyze this financial new:”

Шаблон запиту: “Financial perspective: {Asset Name}”, метрики та матриця помилок (див Рис 3.9 Рис 3.10).

```
Prompt: Financial perspective: '{}'  
Accuracy: 0.6595744680851063  
Precision: 0.6060606060606061  
Recall: 0.436969696969697  
F1 Score: 0.5029381965552179
```

Рисунок 3.9 – Метрики для шаблону запиту “Financial perspective:”

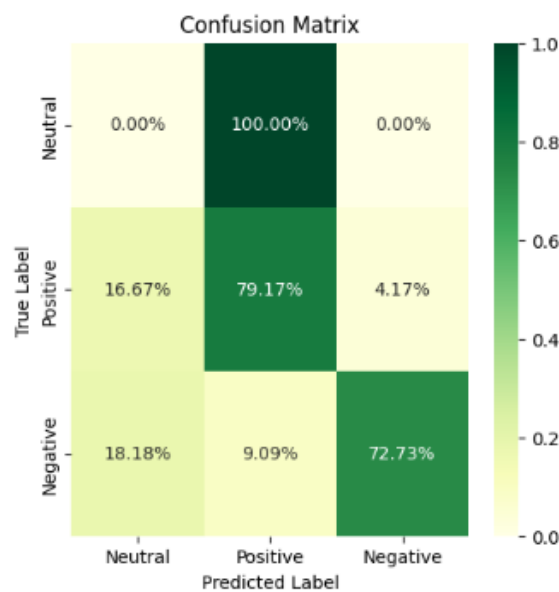


Рисунок 3.10 – Матриця помилок шаблону запиту “Financial perspective:”

Шаблон запиту: “Market sentiment of the new: {Asset Name}”, метрики та матриця помилок (див Рис 3.11 Рис 3.12).

```
Prompt: Market sentiment of the news: '{}'  
Accuracy: 0.7021276595744681  
Precision: 0.5955165692007797  
Recall: 0.4709090909090909  
F1 Score: 0.5257575757575758
```

Рисунок 3.11 – Метрики для шаблону запиту “Market sentiment of the new:”

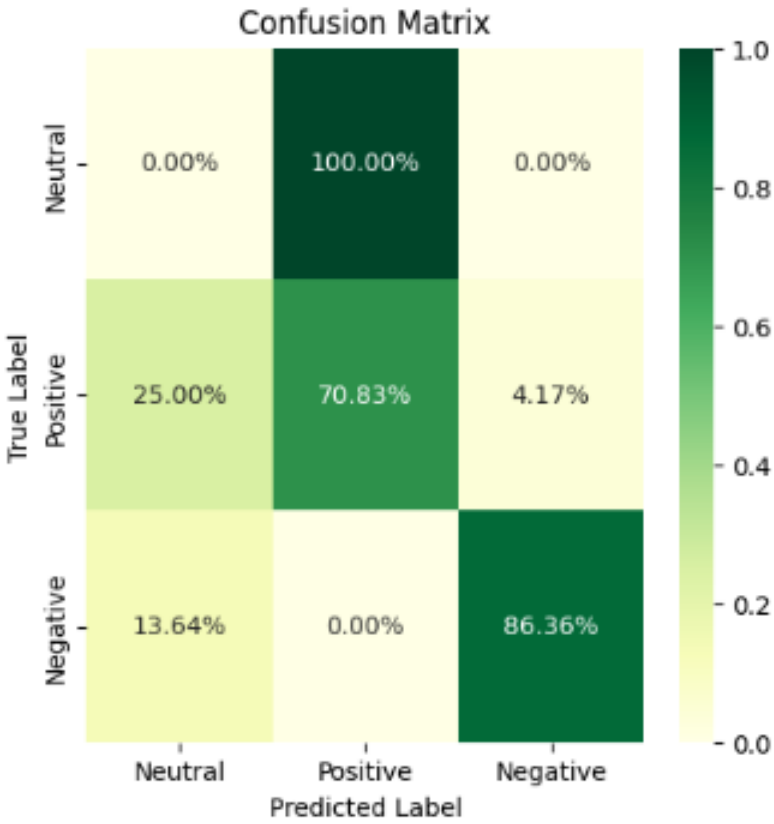


Рисунок 3.12 – Матриця помилок для шаблону запиту “Market sentiment of the new:”

Шаблон запиту: “As a financial manager: Analyze this financial new: {Asset Name}”, метрики та матриця помилок (див Рис 3.13 Рис 3.14).

```
Prompt: As a financial manager: Analyze this financial news: '{}'
Accuracy: 0.5106382978723404
Precision: 0.6041666666666666
Recall: 0.34
F1 Score: 0.4336043360433604
```

Рисунок 3.13 – Метрики для шаблону запиту “As a financial manager: Analyze this financial new:”

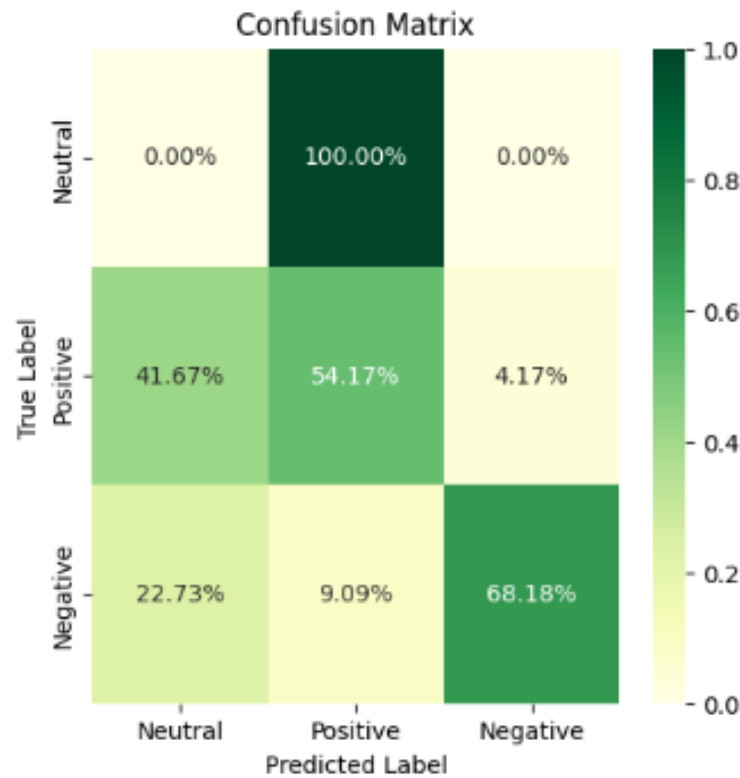


Рисунок 3.13 – Матриця помилок для шаблону запиту “As a financial manager: Analyze this financial new:”

Шаблон запиту: “As an accountant define financial perspective: {Asset Name}”, метрики та матриця помилок (див Рис 3.15 Рис 3.16).

```
Prompt: As an accountant define financial perspective: '{}'
Accuracy: 0.6808510638297872
Precision: 0.6100217864923747
Recall: 0.45575757575757575
F1 Score: 0.5215662890081495
```

Рисунок 3.14 – Метрики для шаблону запиту “As an accountant define financial perspective:”

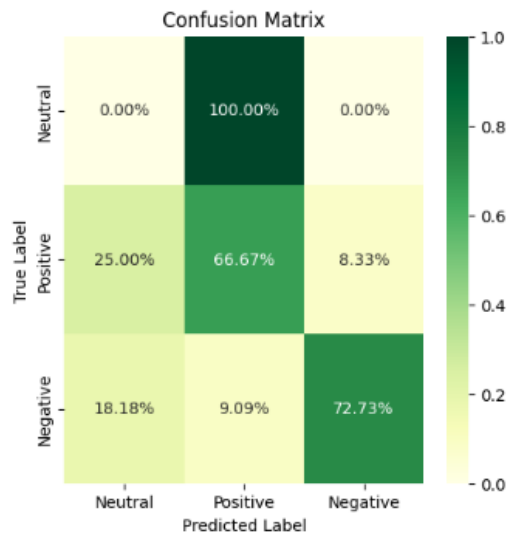


Рисунок 3.15 – Матриця помилок шаблону запиту “As an accountant define financial perspective:”

Шаблон запиту: “As a fund manager define market sentiment of the new: {Asset Name}”, метрики та матриця помилок (див Рис 3.17 Рис 3.18).

```
Prompt: As a fund manager define market sentiment of the news: '{}'  
Accuracy: 0.6170212765957447  
Precision: 0.6236111111111111  
Recall: 0.4139393939393939  
F1 Score: 0.4964912280701754
```

Рисунок 3.16 – Метрики для шаблону запиту “As a fund manager define market sentiment of the new:”

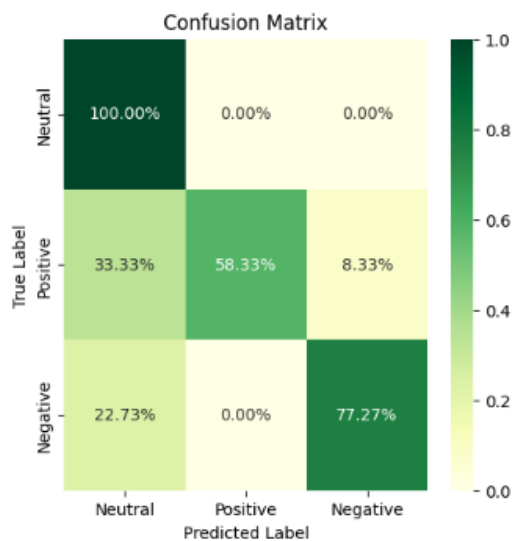


Рисунок 3.17 – Матриця помилок для шаблону запиту “As a fund manager define market sentiment of the new:”

Можем побачити, що зараз будь яка зміна шаблону запиту призводить до зменшення метрик моделі. Проведемо донавчання та перевіримо як зміни шаблону запиту вплинуть на метрики моделі.

Процес fine-tuning моделі (див Рис 3.19).

Step	Training Loss
10	1.431000
20	1.439500
30	0.599200
40	0.353300
50	0.073500
60	0.122000
70	0.014200

[1/1 : <]
 {'eval_loss': 0.1560410112142563, 'eval_runtime': 0.8806, 'eval_samples_per_second': 27.253, 'eval_steps_per_second': 1.136, 'epoch': 10.0}

Рисунок 3.18 – Fine tuning моделі

Метрики моделі після fine-tuning та матриця помилок (див Рис 3.20 Рис 3.21):

```
Prompt: '{}'  

Accuracy: 0.851063829787234  

Precision: 0.5952380952380952  

Recall: 0.5915678524374176  

F1 Score: 0.5875816993464053
```

Рисунок 3.20 – Метрики моделі після fine tuning

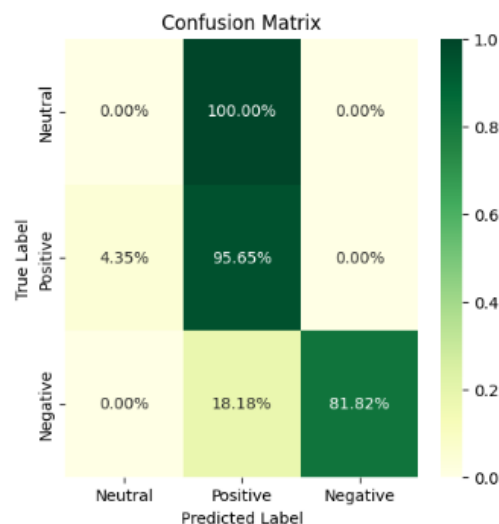


Рисунок 3.21 – Матриця помилок після fine tuning

Також давайте перевіримо вплив на результат зміни запитів:

Шаблон запиту: “Analyze setiment: {Asset Name}”, метрики та матриця помилок (див Рис 3.22 Рис 3.23).

```
Prompt: Analyze sentiment: '{}'
Accuracy: 0.8723404255319149
Precision: 0.5977011494252874
Recall: 0.6060606060606061
F1 Score: 0.5948717948717949
```

Рисунок 3.22 – Метрики моделі для шаблону запиту “Analyze setiment:”

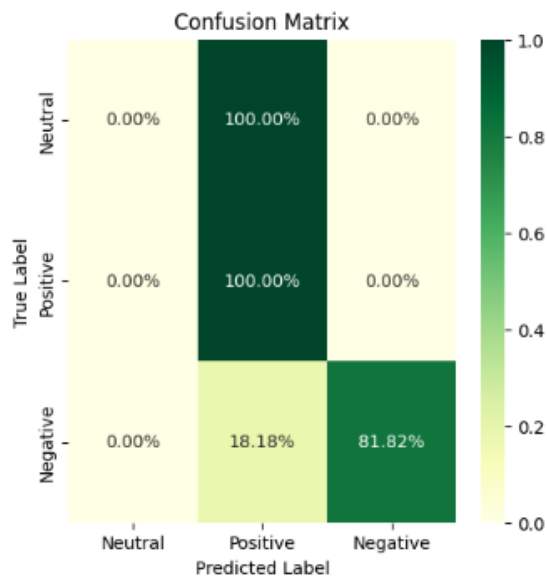


Рисунок 3.23 – Матриця помилок для шаблону запиту “Analyze setiment:”

Шаблон запиту: “Is it positive, negative or neutral from financial view: {Asset Name}”, метрики та матриця помилок (див Рис 3.24 Рис 3.25).

```
Prompt: Is it positive, negative or neutral from financial view: '{}'
Accuracy: 0.574468085106383
Precision: 0.5116279069767442
Recall: 0.393939393939394
F1 Score: 0.3348873348873349
```

Рисунок 3.24 – Метрики моделі для шаблону запиту “Is it positive, negative or neutral from financial view:”

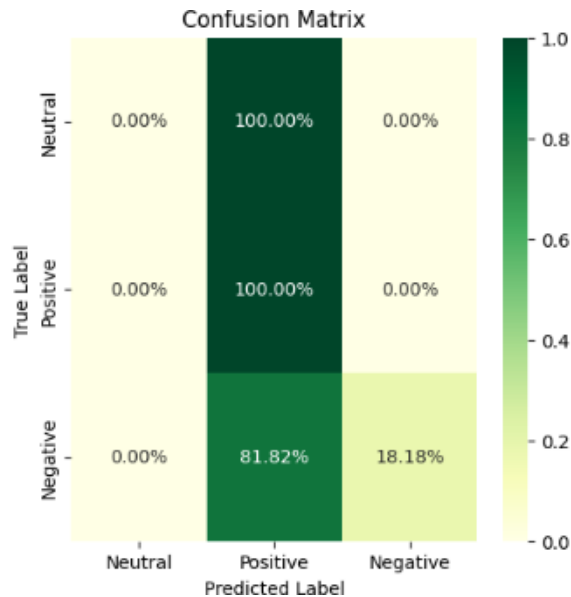


Рисунок 3.25 – Матриця помилок для шаблону запиту “Is it positive, negative or neutral from financial view:”

Шаблон запиту: “Analyze this financial new: {Asset Name}”, метрики та матриця помилок (див Рис 3.26 Рис 3.27).

```
Prompt: Analyze this financial news: '{}'
Accuracy: 0.8297872340425532
Precision: 0.5806451612903226
Recall: 0.5757575757575758
F1 Score: 0.5646523716699156
```

Рисунок 3.26 – Метрики моделі для шаблону запиту “Analyze this financial new:”

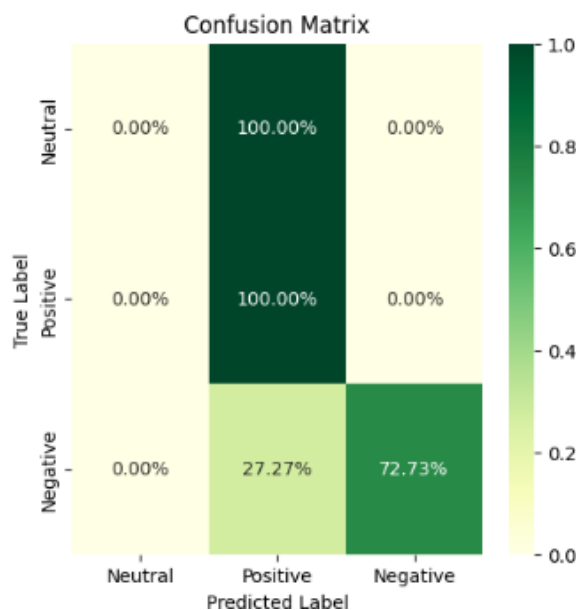


Рисунок 3.27 – Матриця помилок для шаблону запиту “Analyze this financial new:”

Шаблон запиту: “Financial perspective: {Asset Name}”, метрики та матриця помилок (див Рис 3.28 Рис 3.29).

```
Prompt: Financial perspective: '{}'
Accuracy: 0.8297872340425532
Precision: 0.5806451612903226
Recall: 0.5757575757575758
F1 Score: 0.5646523716699156
```

Рисунок 3.28 – Метрики моделі для шаблону запиту “Financial perspective:”

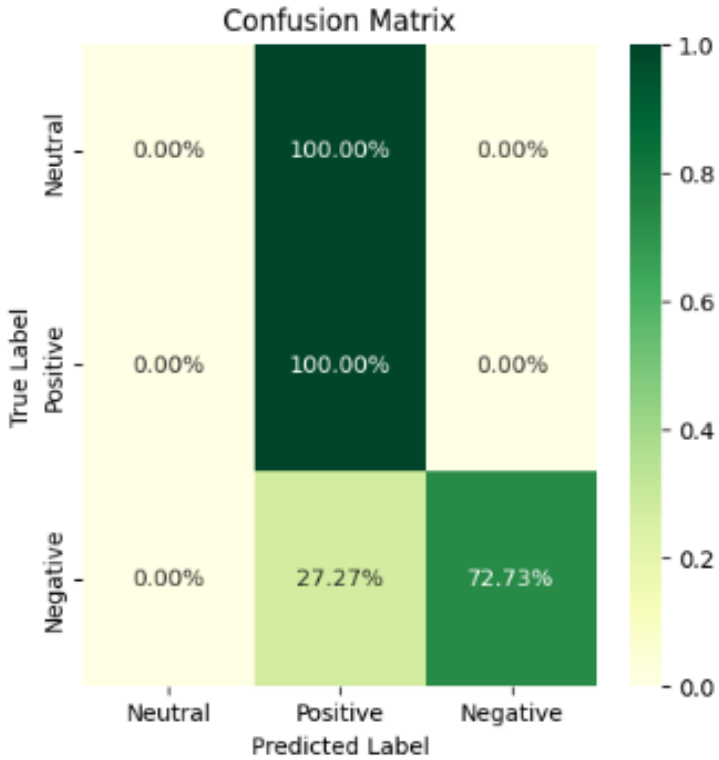


Рисунок 3.29 – Матриця помилок для шаблону запиту “Financial perspective:”

Шаблон запиту: “Market sentiment of the new: {Asset Name}”, метрики та матриця помилок (див Рис 3.30 Рис 3.31).

```
Prompt: Market sentiment of the news: '{}'
Accuracy: 0.8297872340425532
Precision: 0.5592592592592592
Recall: 0.5770750988142292
F1 Score: 0.5657142857142857
```

Рисунок 3.30 – Метрики моделі для шаблону запиту “Market sentiment of the new:”

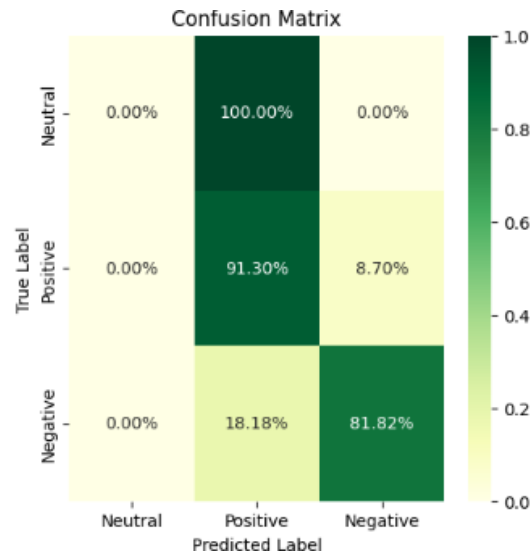


Рисунок 3.31 – Матриця помилок для шаблону запиту “Market sentiment of the new:”

Шаблон запиту: “As a financial manager: Analyze this financial new: {Asset Name}”, метрики та матриця помилок (див Рис 3.32 Рис 3.33)

```
Prompt: As a financial manager: Analyze this financial new: '{ }'
Accuracy: 0.7659574468085106
Precision: 0.5747126436781609
Recall: 0.5316205533596837
F1 Score: 0.5395010395010394
```

Рисунок 3.32 – Метрики моделі для шаблону запиту “As a financial manager: Analyze this financial new:”

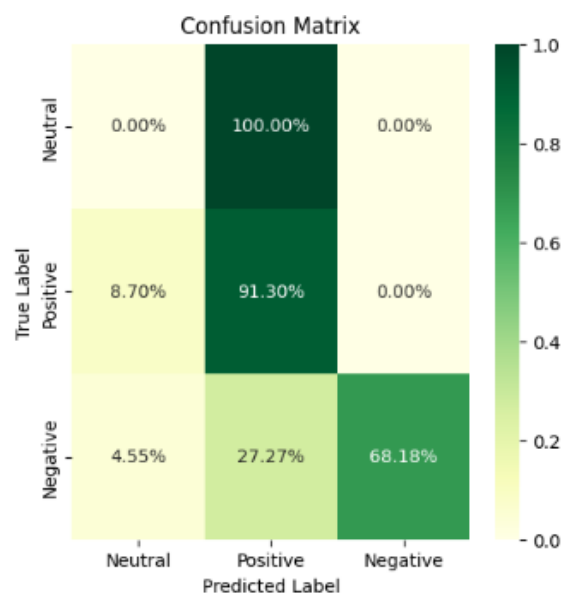


Рисунок 3.33 – Матриця помилок для шаблону запиту “As a financial manager: Analyze this financial new:”

Шаблон запиту: “As an accountant define financial perspective: {Asset Name}”, метрики та матриця помилок (див Рис 3.24 Рис 3.25).

```
Prompt: As an accountant define financial perspective: '{}'  
Accuracy: 0.8297872340425532  
Precision: 0.5850202429149798  
Recall: 0.5770750988142292  
F1 Score: 0.578397212543554
```

Рисунок 3.34 – Метрики моделі для шаблону запиту “As an accountant define financial perspective:”

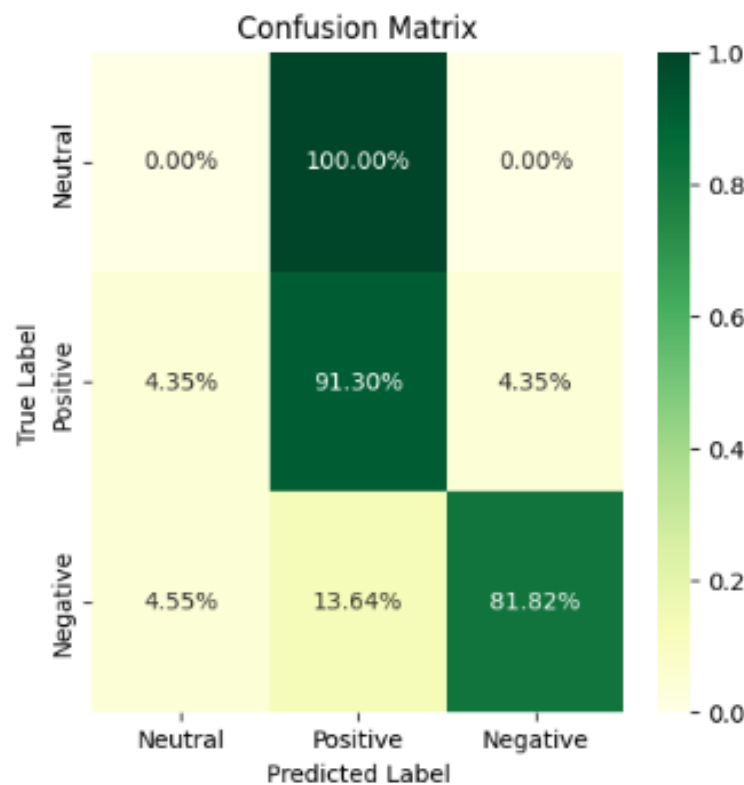


Рисунок 3.35 – Матриця помилок для шаблону запиту “As an accountant define financial perspective:”

Шаблон запиту: “As a fund manager define market sentiment of the new: {Asset Name}”, метрики та матриця помилок (див Рис 3.26 Рис 3.27).

```
Prompt: As a fund manager define market sentiment of the news: '{}'  
Accuracy: 0.851063829787234  
Precision: 0.5776942355889724  
Recall: 0.5915678524374176  
F1 Score: 0.5802646261756735
```

Рисунок 3.36 – Метрики моделі для шаблону запиту “As a fund manager define market sentiment of the new:”

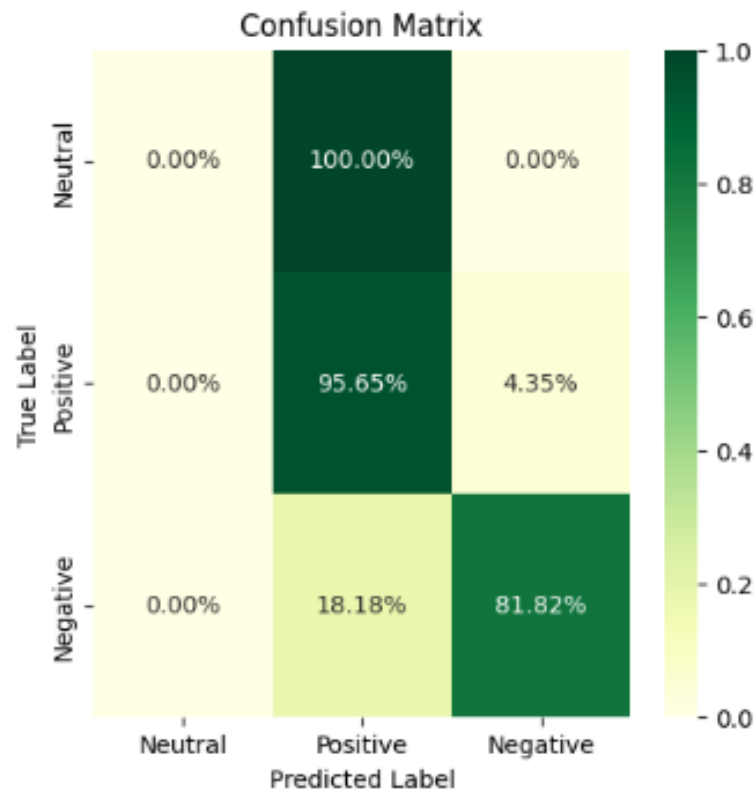


Рисунок 3.37 – Матриця помилок для шаблону запиту “As a fund manager define market sentiment of the new:”

Як можна побачити з дослідження зміна шаблону може значно вплинути на результативність моделі. Шаблон типу “Analyze sentiment:” зміг покращити метрики моделі, шаблон типу “Is it positive, negative or neutral from financial view:” значно погіршив метрики моделі. Використання шаблону “As a fund manager define market sentiment of the new:” не змінив метрики моделі.

Перевіримо модель на реальних даних. За допомогою API будемо отримувати новини за останній тиждень про портфолію компанії.

Активи для яких будемо збирати та аналізувати новини: "Apple", "Google", "Amazon", "Lockheed Martin", "Microsoft", "OpenAI", "US Treasury Bonds", "BTC", "ETH".

Детально розглянемо як впливає формулювання запиту на результат. На рисунку 3.38 можна побачити як змінюється відсотки визначень настрою новин.


```

Analyzing Apple (Stocks)
Results for prompt '{}' for Apple: {'Positive': 33, 'Neutral': 59, 'Negative': 8}
Positive news: 33.00%
Neutral news: 59.00%
Negative news: 8.00%
Invest more in Apple

Results for prompt 'Analyze setiment: {}' for Apple: {'Positive': 28, 'Neutral': 63, 'Negative': 9}
Positive news: 28.00%
Neutral news: 63.00%
Negative news: 9.00%
Invest more in Apple

Results for prompt 'Is it positive, negative or neutral from financial view: {}' for Apple: {'Positive': 98, 'Neutral': 0, 'Negative': 2}
Positive news: 98.00%
Neutral news: 0.00%
Negative news: 2.00%
Invest more in Apple

Results for prompt 'Analyze this financial new: {}' for Apple: {'Positive': 32, 'Neutral': 59, 'Negative': 9}
Positive news: 32.00%
Neutral news: 59.00%
Negative news: 9.00%
Invest more in Apple

Results for prompt 'Financial perspective: {}' for Apple: {'Positive': 30, 'Neutral': 61, 'Negative': 9}
Positive news: 30.00%
Neutral news: 61.00%
Negative news: 9.00%
Invest more in Apple

Results for prompt 'Market sentiment of the new: {}' for Apple: {'Positive': 33, 'Neutral': 57, 'Negative': 10}
Positive news: 33.00%
Neutral news: 57.00%
Negative news: 10.00%
Invest more in Apple

Results for prompt 'As a financial manager: Analyze this financial new: {}' for Apple: {'Positive': 25, 'Neutral': 67, 'Negative': 8}
Positive news: 25.00%
Neutral news: 67.00%
Negative news: 8.00%
Invest more in Apple

Results for prompt 'As an accountant define financial perspective: {}' for Apple: {'Positive': 26, 'Neutral': 64, 'Negative': 10}
Positive news: 26.00%
Neutral news: 64.00%
Negative news: 10.00%
Invest more in Apple

Results for prompt 'As a fund manager define market sentiment of the new: {}' for Apple: {'Positive': 23, 'Neutral': 69, 'Negative': 8}
Positive news: 23.00%
Neutral news: 69.00%
Negative news: 8.00%
Invest more in Apple

```

Рисунок 3.38 – Результати аналізу новин про Apple з різними шаблонами запитів

На рисунках 3.39 та 3.40 можна побачити, що від шаблону запиту може змінитись навіть рішення по перебалансуванню інвестиційного портфеля. Що говорить про те, що оцінювання ефективності - це неперервний процес, який забезпечує її актуальність та придатність до використання.

```

Analyzing US Treasury Bonds (Bonds)
Results for prompt '{}' for US Treasury Bonds: {'Positive': 17, 'Neutral': 48, 'Negative': 35}
Positive news: 17.00%
Neutral news: 48.00%
Negative news: 35.00%
Consider reducing investment in US Treasury Bonds

Results for prompt 'Analyze setiment: {}' for US Treasury Bonds: {'Positive': 16, 'Neutral': 54, 'Negative': 30}
Positive news: 16.00%
Neutral news: 54.00%
Negative news: 30.00%
Consider reducing investment in US Treasury Bonds

Results for prompt 'Is it positive, negative or neutural from financial view: {}' for US Treasury Bonds: {'Positive': 88, 'Neutral': 2, 'Negative': 10}
Positive news: 88.00%
Neutral news: 2.00%
Negative news: 10.00%
Invest more in US Treasury Bonds

Results for prompt 'Analyze this financial new: {}' for US Treasury Bonds: {'Positive': 16, 'Neutral': 55, 'Negative': 29}
Positive news: 16.00%
Neutral news: 55.00%
Negative news: 29.00%
Consider reducing investment in US Treasury Bonds

Results for prompt 'Financial perspective: {}' for US Treasury Bonds: {'Positive': 16, 'Neutral': 54, 'Negative': 30}
Positive news: 16.00%
Neutral news: 54.00%
Negative news: 30.00%
Consider reducing investment in US Treasury Bonds

Results for prompt 'Market sentiment of the new: {}' for US Treasury Bonds: {'Positive': 17, 'Neutral': 50, 'Negative': 33}
Positive news: 17.00%
Neutral news: 50.00%
Negative news: 33.00%
Consider reducing investment in US Treasury Bonds

Results for prompt 'As a financial manager: Analyze this financial new: {}' for US Treasury Bonds: {'Positive': 10, 'Neutral': 63, 'Negative': 27}
Positive news: 10.00%
Neutral news: 63.00%
Negative news: 27.00%
Consider reducing investment in US Treasury Bonds

Results for prompt 'As an accountant define financial perspective: {}' for US Treasury Bonds: {'Positive': 12, 'Neutral': 55, 'Negative': 33}
Positive news: 12.00%
Neutral news: 55.00%
Negative news: 33.00%
Consider reducing investment in US Treasury Bonds

Results for prompt 'As a fund manager define market sentiment of the new: {}' for US Treasury Bonds: {'Positive': 12, 'Neutral': 57, 'Negative': 31}
Positive news: 12.00%
Neutral news: 57.00%
Negative news: 31.00%
Consider reducing investment in US Treasury Bonds

```

Рисунок 3.39 – Результати аналізу новин про US Treasury Bonds з різними шаблонами запитів

```

Analyzing ETH (Cryptocurrency)
Results for prompt '{}'' for ETH: {'Positive': 18, 'Neutral': 65, 'Negative': 17}
Positive news: 18.00%
Neutral news: 65.00%
Negative news: 17.00%
Invest more in ETH

Results for prompt 'Analyze setiment: '{}'' for ETH: {'Positive': 13, 'Neutral': 74, 'Negative': 13}
Positive news: 13.00%
Neutral news: 74.00%
Negative news: 13.00%
Maintain current investment in ETH

Results for prompt 'Is it positive, negative or neutural from financial view: '{}'' for ETH: {'Positive': 93, 'Neutral': 0, 'Negative': 7}
Positive news: 93.00%
Neutral news: 0.00%
Negative news: 7.00%
Invest more in ETH

Results for prompt 'Analyze this financial new: '{}'' for ETH: {'Positive': 16, 'Neutral': 72, 'Negative': 12}
Positive news: 16.00%
Neutral news: 72.00%
Negative news: 12.00%
Invest more in ETH

Results for prompt 'Financial perspective: '{}'' for ETH: {'Positive': 15, 'Neutral': 73, 'Negative': 12}
Positive news: 15.00%
Neutral news: 73.00%
Negative news: 12.00%
Invest more in ETH

Results for prompt 'Market sentiment of the new: '{}'' for ETH: {'Positive': 17, 'Neutral': 67, 'Negative': 16}
Positive news: 17.00%
Neutral news: 67.00%
Negative news: 16.00%
Invest more in ETH

Results for prompt 'As a financial manager: Analyze this financial new: '{}'' for ETH: {'Positive': 11, 'Neutral': 77, 'Negative': 12}
Positive news: 11.00%
Neutral news: 77.00%
Negative news: 12.00%
Consider reducing investment in ETH

Results for prompt 'As an accountant define financial perspective: '{}'' for ETH: {'Positive': 11, 'Neutral': 77, 'Negative': 12}
Positive news: 11.00%
Neutral news: 77.00%
Negative news: 12.00%
Consider reducing investment in ETH

Results for prompt 'As a fund manager define market sentiment of the new: '{}'' for ETH: {'Positive': 12, 'Neutral': 76, 'Negative': 12}
Positive news: 12.00%
Neutral news: 76.00%
Negative news: 12.00%
Maintain current investment in ETH

```

Рисунок 3.40 – Результати аналізу новин про ЕТН з різними шаблонами запитів

Отже, можемо дійти висновку, що зміна шаблону запиту може значно впливати на результати перебалансування інвестиційного портфеля.

ВИСНОВКИ

В магістерській кваліфікаційній роботі було проведено дослідження та реалізація інформаційної технології аналізу новин за допомогою великих мовних моделей. Проведено огляд існуючих систем аналізу новин, сучасних моделей і методів аналізу природної мови.

Обрано модель натреновану на фінансових текстах, спеціалізовану під визначення сентименту. Проведено тонке налаштування моделі на реальних даних для отримання максимальної точності. В результаті значення точності (accuracy) було підвищено.

Також був сформований набір шаблонів для запитів, та проведено аналіз ефективності модифікації запитів для підвищення результативності моделі.

Для подальшого вдосконалення інформаційної технології пропонується додати графічний інтерфейс, інтегрувати систему з платформами для відстеження інвестицій, що дозволить автоматично оновлювати інвестиційний портфель на основі аналізу сентименту. Також варто додати функцію оповіщень для інформування користувачів про значні зміни у сентименті щодо певних активів, а також розробити API для легкої інтеграції з іншими системами та додатками.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

- [1] J. Yang, Y. Zhao, C. Han, Y. Liu, and M. Yang, “Big data, big challenges: risk management of financial market in the digital economy,” *Journal of Enterprise Information Management*, vol. 35, no. 4–5, 2022, doi: 10.1108/JEIM-01-2021-0057.
- [2] M. E. Barth, W. R. Landsman, and M. H. Lang, “International accounting standards and accounting quality,” *Journal of Accounting Research*, vol. 46, no. 3, 2008, doi: 10.1111/j.1475-679X.2008.00287.x.
- [3] T. A. Lee, “Financial accounting theory,” in *The Routledge Companion to Accounting History*, 2020. doi: 10.4324/9781351238885-7.
- [4] Bloomberg, “Bloomberg Terminal,” Database.
- [5] M. Zhou, N. Duan, S. Liu, and H. Y. Shum, “Progress in Neural NLP: Modeling, Learning, and Reasoning,” *Engineering*, vol. 6, no. 3. 2020. doi: 10.1016/j.eng.2019.12.014.
- [6] E. Rudkowsky, M. Haselmayer, M. Wastian, M. Jenny, Š. Emrich, and M. Sedlmair, “More than Bags of Words: Sentiment Analysis with Word Embeddings,” *Commun Methods Meas*, vol. 12, no. 2–3, 2018, doi: 10.1080/19312458.2018.1455817.
- [7] B. Wang, A. Wang, F. Chen, Y. Wang, and C. C. J. Kuo, “Evaluating word embedding models: Methods and experimental results,” *APSIPA Transactions on Signal and Information Processing*, vol. 8. 2019. doi: 10.1017/ATSIP.2019.12.
- [8] K. W. CHURCH, “Word2Vec,” *Nat Lang Eng*, vol. 23, no. 1, 2017, doi: 10.1017/s1351324916000334.
- [9] D. Khurana, A. Koli, K. Khatter, and S. Singh, “Natural language processing: state of the art, current trends and challenges,” *Multimed Tools Appl*, vol. 82, no. 3, 2023, doi: 10.1007/s11042-022-13428-4.
- [10] D. S. Asudani, N. K. Nagwani, and P. Singh, “Impact of word embedding models on text analytics in deep learning environment: a review,” *Artif Intell Rev*, vol. 56, no. 9, 2023, doi: 10.1007/s10462-023-10419-1.

- [11] G. Van Houdt, C. Mosquera, and G. Nápoles, “A review on the long short-term memory model,” *Artif Intell Rev*, vol. 53, no. 8, 2020, doi: 10.1007/s10462-020-09838-1.
- [12] P. Joshi, “Transformers In NLP: State-Of-The-Art-Models,” *Analytics Vidhya*. 2020.
- [13] L. Zhang, S. Wang, and B. Liu, “Deep learning for sentiment analysis: A survey,” *Wiley Interdiscip Rev Data Min Knowl Discov*, vol. 8, no. 4, 2018, doi: 10.1002/widm.1253.
- [14] H. Taherdoost and M. Madanchian, “Artificial Intelligence and Sentiment Analysis: A Review in Competitive Research,” *Computers*, vol. 12, no. 2. 2023. doi: 10.3390/computers12020037.
- [15] J. Cui, Z. Wang, S. B. Ho, and E. Cambria, “Survey on sentiment analysis: evolution of research methods and topics,” *Artif Intell Rev*, vol. 56, no. 8, 2023, doi: 10.1007/s10462-022-10386-z.
- [16] Z. Liu, D. Huang, K. Huang, Z. Li, and J. Zhao, “FinBERT: A pre-trained financial language representation model for financial text mining,” in *IJCAI International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 2020. doi: 10.24963/ijcai.2020/622.
- [17] D. Rothman, *Transformers for natural language processing : build, train, and fine-tuning deep neural network architectures for NLP with Python, PyTorch, TensorFlow, BERT, and GPT-3*. 2022.
- [18] S. M. Jain, *Introduction to Transformers for NLP: With the Hugging Face Library and Models to Solve Problems*. 2022. doi: 10.1007/978-1-4842-8844-3.
- [19] C. Sun, X. Qiu, Y. Xu, and X. Huang, “How to Fine-Tune BERT for Text Classification?,” in *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 2019. doi: 10.1007/978-3-030-32381-3_16.
- [20] Y. Su *et al.*, “On Transferability of Prompt Tuning for Natural Language Processing,” in *NAACL 2022 - 2022 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language*

Technologies, Proceedings of the Conference, 2022. doi: 10.18653/v1/2022.naacl-main.290.

- [21] N. Schucher, S. Reddy, and H. de Vries, “The Power of Prompt Tuning for Low-Resource Semantic Parsing,” in *Proceedings of the Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, 2022.* doi: 10.18653/v1/2022.acl-short.17.

ДОДАТОК А

```

!pip install transformers beautifulsoup4 requests
!pip install -U accelerate
!pip install -U transformers

import pandas as pd
import requests
from bs4 import BeautifulSoup
from transformers import AutoModelForSequenceClassification, AutoTokenizer,
pipeline, TrainingArguments, Trainer
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import accuracy_score, precision_score, recall_score,
f1_score, confusion_matrix
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from google.colab import drive
import numpy as np
import torch

def get_news(query, recent_days=7):
    refined_query = f"{query} when:{recent_days}d"
    url = f"https://news.google.com/rss/search?q={refined_query}&hl=en-US&gl=US&ceid=US:en"
    response = requests.get(url)
    soup = BeautifulSoup(response.text, 'xml')
    news_items = soup.find_all('item')
    headlines = [item.title.text for item in news_items]
    return headlines

def analyze_news_with_model_and_prompt(headlines, model_name, prompt_template):
    nlp = pipeline("sentiment-analysis", model=model_name)
    sentiment_counts = {"Positive": 0, "Neutral": 0, "Negative": 0}
    for headline in headlines:
        modified_headline = prompt_template.format(headline)
        sentiment = nlp(modified_headline)[0]['label']
        sentiment_counts[sentiment] += 1
    return sentiment_counts

def rebalance_portfolio(asset, sentiment_counts):
    if sentiment_counts["Positive"] > sentiment_counts["Negative"]:
        decision = "Invest more in"
    elif sentiment_counts["Positive"] < sentiment_counts["Negative"]:
        decision = "Consider reducing investment in"
    else:
        decision = "Maintain current investment in"
    print(f"{decision} {asset}\n")

def evaluate_sentiment_effectiveness(sentiment_counts):
    total = sum(sentiment_counts.values())
    if total == 0:
        print("Not enough information")
        return

    for sentiment, count in sentiment_counts.items():
        percentage = (count / total) * 100
        print(f"{sentiment} news: {percentage:.2f}%")
# Функція для підготовки даних і створення датасету
def prepare_data_and_create_dataset(tokenizer, df):
    # Розділення на тренувальний, валідаційний та тестовий набори
    X_train, X_temp, y_train, y_temp = train_test_split(df['news'],
df['sentiment'], test_size=0.3, random_state=42)

```



```

X_val, X_test, y_val, y_test = train_test_split(X_temp, y_temp,
test_size=0.5, random_state=42)

train_encodings = tokenizer(X_train.tolist(), truncation=True, padding=True)
val_encodings = tokenizer(X_val.tolist(), truncation=True, padding=True)
test_encodings = tokenizer(X_test.tolist(), truncation=True, padding=True)

train_dataset = NewsDataset(train_encodings, y_train.tolist())
val_dataset = NewsDataset(val_encodings, y_val.tolist())
test_dataset = NewsDataset(test_encodings, y_test.tolist())

return train_dataset, val_dataset, test_dataset

class NewsDataset(torch.utils.data.Dataset):
    def __init__(self, encodings, labels):
        self.encodings = encodings
        self.labels = labels

    def __getitem__(self, idx):
        item = {key: torch.tensor(val[idx]) if isinstance(val[idx], list) else
val[idx] for key, val in self.encodings.items()}
        label_mapping = {"Negative": 2, "Neutral": 0, "Positive": 1}
        item['labels'] = torch.tensor(label_mapping[self.labels[idx]])
        return item

    def __len__(self):
        return len(self.labels)

def main():
    drive.mount('/content/gdrive')
    # СТВОРЕННЯ DataFrame
    df = pd.read_csv('gdrive/My Drive/Diploma/data.csv')

    portfolio = {
        "Stocks": ["Apple", "Google", "Amazon", "Lockheed Martin", 'Microsoft',
'OpenAI'],
        "Bonds": ["US Treasury Bonds"],
        "Cryptocurrency": ["BTC", "ETH"]
    }

    model_name = "yiyanghust/finbert-tone"
    model = AutoModelForSequenceClassification.from_pretrained(model_name)
    tokenizer = AutoTokenizer.from_pretrained(model_name)
    nlp = pipeline("sentiment-analysis", model=model, tokenizer=tokenizer)

    prompts = [
        '{}',
        "Analyze sentiment: '{}'",
        "Is it positive, negative or neutral from financial view: '{}'",
        "Analyze this financial news: '{}'",
        "Financial perspective: '{}'",
        "Market sentiment of the news: '{}'",
        "As a financial manager: Analyze this financial news: '{}'",
        "As an accountant define financial perspective: '{}'",
        "As a fund manager define market sentiment of the news: '{}'"
    ]

    X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(df['news'],
df['sentiment'], test_size=0.3)

    for prompt in prompts:
        y_pred = [nlp(prompt.format(news))[0]['label'] for news in X_test]
        accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
        precision = precision_score(y_test, y_pred, average='macro')

```

```

recall = recall_score(y_test, y_pred, average='macro')
f1 = f1_score(y_test, y_pred, average='macro')
labels = list(nlp.model.config.id2label.values())

# Побудова матриці помилок
conf_matrix = confusion_matrix(y_test, y_pred, labels=labels)
conf_matrix_normalized = conf_matrix.astype('float') /
conf_matrix.sum(axis=1)[:, np.newaxis]

# Візуалізація матриці помилок
fig, ax = plt.subplots(figsize=(5, 5))
sns.heatmap(conf_matrix_normalized, annot=True, fmt=".2%", cmap='YlGn',
ax=ax, xticklabels=labels, yticklabels=labels)
plt.xlabel('Predicted Label')
plt.ylabel('True Label')
plt.title('Confusion Matrix')

print(f"Prompt: {prompt}")
print(f"Accuracy: {accuracy}")
print(f"Precision: {precision}")
print(f"Recall: {recall}")
print(f"F1 Score: {f1}")

# Візуалізація результатів
plt.show()

train_dataset, val_dataset, test_dataset =
prepare_data_and_create_dataset(tokenizer, df)

training_args = TrainingArguments(
    output_dir='gdrive/My Drive/Diploma/results',
    num_train_epochs=10,
    per_device_train_batch_size=16,
    per_device_eval_batch_size=64,
    warmup_steps=500,
    weight_decay=0.01,
    logging_dir='gdrive/My Drive/Diploma/logs',
    logging_steps=10,
)

trainer = Trainer(
    model=model,
    args=training_args,
    train_dataset=train_dataset,
    eval_dataset=val_dataset
)

# Тренування моделі
trainer.train()

# Оцінка моделі
result = trainer.evaluate(test_dataset)
print(result)

X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(df['news'],
df['sentiment'], test_size=0.3)

for prompt in prompts:
    y_pred = [nlp(prompt.format(news))[0]['label'] for news in X_test]
    accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
    precision = precision_score(y_test, y_pred, average='macro')
    recall = recall_score(y_test, y_pred, average='macro')
    f1 = f1_score(y_test, y_pred, average='macro')

```

```

labels = list(nlp.model.config.id2label.values())

# Побудова матриці помилок
conf_matrix = confusion_matrix(y_test, y_pred, labels=labels)
conf_matrix_normalized = conf_matrix.astype('float') /
conf_matrix.sum(axis=1)[:, np.newaxis]

# Візуалізація матриці помилок
fig, ax = plt.subplots(figsize=(5, 5))
sns.heatmap(conf_matrix_normalized, annot=True, fmt=".2%", cmap='YlGn',
ax=ax, xticklabels=labels, yticklabels=labels)
plt.xlabel('Predicted Label')
plt.ylabel('True Label')
plt.title('Confusion Matrix')

print(f"Prompt: {prompt}")
print(f"Accuracy: {accuracy}")
print(f"Precision: {precision}")
print(f"Recall: {recall}")
print(f"F1 Score: {f1}")

# Візуалізація результатів
plt.show()

for asset_class, assets in portfolio.items():
    for asset in assets:
        print(f"\nAnalyzing {asset} ({asset_class})")
        news_query = f"{asset} stock market"
        headlines = get_news(news_query)

        # Аналіз кожного заголовка з різними prompt
        for prompt in prompts:
            sentiment_counts = analyze_news_with_model_and_prompt(headlines,
model_name, prompt)
            print(f"Results for prompt '{prompt}' for {asset}:
{sentiment_counts}")
            evaluate_sentiment_effectiveness(sentiment_counts)
            # Вибір домінуючого sentiment і перебалансування портфеля
            rebalance_portfolio(asset, sentiment_counts)

if __name__ == "__main__":
    main()

```