

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ Комп'ютерних наук _____
(повна назва)

Кафедра _____ Штучного інтелекту _____
(повна назва)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА
Пояснювальна записка

рівень вищої освіти _____ другий (магістерський) _____

_____ Виявлення прихованої пропаганди в медіатекстах _____
_____ (тема)

Виконав:
студент 2 курсу, групи _____ СШМ-21-1 _____
_____ Самелюк А. А. _____
(прізвище, ініціали)

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки _____
_____ (код і повна назва спеціальності)

Тип програми _____ освітньо-наукова _____
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня програма Системи штучного інтелекту _____
_____ (повна назва спеціалізації)

Керівник _____ проф. Терзіян В. Я. _____
(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри _____
(підпис)

_____ В.О. Філатов _____
(прізвище, ініціали)

2023 р.

Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет _____ Комп'ютерних наук _____
(повна назва)
Кафедра _____ Штучного інтелекту _____
(повна назва)
Рівень вищої освіти _____ другий (магістерський) _____
Спеціальність _____ 122 Комп'ютерні науки _____
(код і повна назва)
Тип програми _____ освітньо-наукова _____
(освітньо-професійна або освітньо-наукова)
Освітня програма _____ Системи штучного інтелекту (СШІ) _____
(повна назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:
Зав. кафедри _____
(підпис)
«_____» _____ 20 ____ р.

ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ

студентові _____ Самелюку Андрію Андрійовичу _____
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи _____ Виявлення прихованої пропаганди в медіатекстах _____

затверджена наказом університету від 31 березня 20 23 р. № 306Ст

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії 16 травня 20 23 р.

3. Вихідні дані до роботи Науково-технічні публікації, дані Інтернет-джерел, теоретичні джерела щодо виявлення пропаганди, Python documentation, вибірки для тренування моделей

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі _____

1) Аналіз предметної області

2) Методи виявлення пропаганди в медіатекстах

3) Практична реалізація та проведення експериментів

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (п.5 включається до завдання за рішенням випускової кафедри) _____


6. Консультанти розділів роботи (п.6 включається до завдання за наявності консультантів згідно з наказом, зазначеним у п.1)


Найменування розділу	Консультант (посада, прізвище, ім'я, по батькові)	Позначка консультанта про виконання розділу	
		підпис	дата

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Терміни виконання етапів роботи	Примітка
1	Видача завдання	03.04.2023	Виконано
2	Аналіз предметної області	04.04.2023	Виконано
3	Постановка задачі	16.04.2023	Виконано
4	Опис технологій	18.04.2023	Виконано
5	Аналіз підходів	20.04.2023	Виконано
6	Проведення експериментів	23.04.2023	Виконано
7	Обробка та аналіз результатів експериментів	29.04.2023	Виконано
8	Написання пояснювальної записки	01.05.2023	Виконано
9	Представлення записки керівнику	04.05.2023	Виконано
10	Попередній захист	14.05.2023	Виконано
11	Захист роботи	16.05.2023	Виконано

Дата видачі завдання 3 квітня 2023 р.

Студент _____
(підпис) 

Керівник роботи _____
(підпис)  проф. Терзіян В. Я.
(посада, прізвище, ініціали)

РЕФЕРАТ

Пояснювальна записка: 76 с., 16 рис., 6 табл., 2 дод., 25 джерело.

МЕДІАТЕКСТ, МУЛЬТИЗАДАЧНЕ НАВЧАННЯ, МЕТРИКИ ОЦІНКИ, ПРОПАГАНДА, ТРАНСФОРМЕР, ШТУЧНА НЕЙРОННА МЕРЕЖА.

Об'єкт дослідження – пропаганда в медіатекстах.

Предмет дослідження – методи виявлення пропаганди в медіатекстах.

Мета роботи – реалізувати модель для виявлення пропаганди в медіатекстах.

Методи дослідження – аналіз теоретичних джерел інформації, технічної літератури, зокрема, наукових статей і досліджень, присвячених ідентифікації та класифікації пропагандистських текстових даних, вивчення існуючих моделей машинного навчання, що використовуються в галузі класифікації пропагандистських текстів; програмна реалізація найбільш перспективних архітектур і експериментальне дослідження ефективності обраних архітектур для поставленої задачі.

Проведено дослідження виявлення прихованої пропаганди в медіатекстах, навчено декілька інтелектуальних моделей ідентифікації та класифікації пропаганди в текстах з використанням глибинних нейромережових архітектур, як звичайних (серед них LSTM та CNN) так і тих, що базуються на архітектурі трансформер (серед них BERT, RoBERTa, ALBERT, DeBERTa, GPT-2, XLNET, T5, BART, SpanBERT, ELECTRA).

Розроблені мережі можуть бути використані в різних інформаційних системах, які потребують виявлення пропагандистського контенту.

В подальшому можливо удосконалення моделей шляхом розширення мов класифікації, імплементації ансамблевого навчання.

ABSTRACT

Explanatory note: 76 p., 16 fig., 6 tab., 2 ann., 25 sources.

ARTIFICIAL NEURAL NETWORK, EVALUATION METRICS,
MEDIATEXT, MULTI-TASK LEARNING, PROPAGANDA,
TRANSFORMER.

The object of research is propaganda in media texts.

The subject of the research is methods of identifying propaganda in media texts.

The purpose of the work is to implement a model for detecting propaganda in media texts.

Research methods – analysis of theoretical sources of information, technical literature, in particular, scientific articles and studies devoted to identification and classification of propaganda text data, study of existing machine learning models used in the field of classification of propaganda texts; software implementation of the most promising architectures and experimental research on the effectiveness of selected architectures for the given task.

Research on the detection of hidden propaganda in media texts has been conducted, several intelligent models for the identification and classification of propaganda in texts have been trained using deep neural network architectures, both conventional (among them LSTM and CNN) and those based on transformer architecture (among them BERT, RoBERTa, ALBERT , DeBERTa, GPT-2, XLNET, T5, BART, SpanBERT, Electra).

The developed networks can be used in various information systems that require detecting propaganda content.

In the future, it is possible to improve the model by expanding the languages of classification, implementing ensemble learning.

ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, символів, одиниць, скорочень, і термінів.....	8
Вступ.....	9
1 Аналіз предметної області та постановка задачі.....	11
1.1 Основи виявлення пропаганди в ЗМІ.....	11
1.1.1 Передумови та контекст пропаганди в ЗМІ.....	11
1.1.2 Існуючі підходи до виявлення пропаганди.....	12
1.2 Обґрунтування використання двоетапного підходу для виявлення пропаганди.....	15
1.3 Теоретичні аспекти методів виявлення прихованої пропаганди.....	17
1.3.1 Span identification.....	17
1.3.2 Мультикласова класифікація.....	20
1.3.3 Мультизадачне навчання.....	24
1.4 Постановка задачі.....	25
2 Методи виявлення прихованої пропаганди.....	27
2.1 Підходи до вирішення задачі span identification.....	27
2.2.1 Використання LSTM для SI.....	27
2.2.2 Використання BERT для SI.....	28
2.2.3 Використання RoBERTa для SI.....	30
2.2.4 Використання ALBERT для SI.....	31
2.2.5 Використання XLNET для SI.....	32
2.2.6 Використання SpanBERT для SI.....	33
2.2.7 Використання DeBERTa для SI.....	34
2.2.8 Використання T5 для SI.....	34
2.2.9 Використання BART для SI.....	36
2.2 Підходи до вирішення задачі мультикласової класифікації.....	37

2.2.1 Використання CNN для мультикласової класифікації.....	37
2.2.2 Використання LSTM для мультикласової класифікації.....	38
2.2.3 Використання BERT для мультикласової класифікації.....	39
2.2.4 Використання RoBERTa для мультикласової класифікації.....	39
2.2.5 Використання ALBERT для мультикласової класифікації.....	40
2.2.6 Використання DeBERTa для мультикласової класифікації.....	40
2.2.7 Використання ELECTRA для мультикласової класифікації.....	41
2.2.8 Використання GPT-2 для мультикласової класифікації.....	42
2.2.9 Використання T5 для мультикласової класифікації.....	43
2.2.10 Використання BART для мультикласової класифікації.....	43
2.3 Підходи до вирішення задачі двоетапного процесу виявлення пропаганди використовуючи MTL.....	43
2.3.1 Використання T5 для MTL.....	43
2.3.2 Використання BERT для MTL.....	44
2.3.3 Використання RoBERTa для MTL.....	44
2.3.4 Використання BART для MTL.....	45
3 Практична реалізація та проведення експериментів.....	46
3.1 Опис програмного та технічного обладнання.....	46
3.2 Опис набору даних для тренування моделей.....	46
3.3 Практичні результати вирішення задачі SI.....	51
3.4 Практичні результати вирішення задачі TC.....	54
3.5 Практичні результати вирішення задачі двоетапного підходу для виявлення пропаганди.....	56
Висновки.....	59
Перелік джерел посилання.....	61
Додаток А Приклади результатів.....	63
Додаток Б Відомість кваліфікаційної роботи.....	76

ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ, СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

BART – bidirectional and auto-regressive transformers – двонаправлені та авторегресивні трансформери;

BERT – bidirectional encoder representations from transformers – двоспрямовані кодувальні представлення з трансформерів;

CNN – convolutional neural network – згорткова нейронна мережа;

DeBERTa – decoding-enhanced BERT with disentangled attention – покращений декодуванням BERT з розподіленою увагою;

ELECTRA – efficiently learning an encoder that classifies token replacements accurately – ефективне навчання кодувальника, який точно класифікує заміни токенів;

GPT – generative pre-trained transformer – генеративний переднавчений трансформер;

ML – machine learning – машинне навчання;

MTL – multi-task learning – мультитаскове навчання;

NLP – natural language processing – обробка природної мови;

RNN – recurrent neural network рекурентна нейронна мережа;

RoBERTa – robustly optimized BERT pretraining approach – Надійно оптимізований підхід до переднавчання BERT;

SI – span identification – ідентифікація фрагменту;

T5 – text-to-text transfer transformer – трансформер передачі тексту в текст;

TC – technique classification – класифікація техніки.

ВСТУП

У сучасному медіа світі, поширеність прихованої пропаганди стала актуальною проблемою. Навмисне поширення оманливої або упередженої інформації, часто з політичними чи ідеологічними мотивами, може суттєво вплинути на громадську думку. Пропаганда часто пов'язується з когнітивним хакінгом та отруєнням даних [1], а також з гібридними загрозами, які потрібно виявляти та нейтралізувати [2]. Саме тому пропаганда є серйозною проблемою, яка потребує глибокого розгляду. Останніми роками це питання привернуло значну увагу завдяки численним дослідженням, спрямованим на розробку методів виявлення та боротьби з поширенням пропаганди у ЗМІ [3]. Однак складність і тонкість методів пропаганди створює значні проблеми для автоматизованих систем виявлення.

Актуальність цієї роботи полягає в її потенціалі для покращення розуміння механізмів поширення пропаганди та розробки надійних методів її ідентифікації та класифікації.

Двоетапний підхід, коли фрагмент тексту, що потенційно містить пропаганду, спочатку ідентифікується, а потім класифікується за допомогою класифікатора, має кілька переваг порівняно з традиційним методом застосування класифікатора безпосередньо до всього вхідного тексту, включаючи підвищену точність, обчислювальну ефективність, гнучкість і надійність, а також здатність працювати з широким спектром методів пропаганди.

Засоби традиційної бінарної класифікації контенту для виявлення пропаганди є неефективними. Оскільки, такий класифікатор не дає детальне розуміння конкретних методів пропаганди, які можливо використати в розробці цілеспрямованих заходів протидії. Оптимальнішим є більш складний і гнучкий тип класифікатора, який має можливість вказати на ступінь ймовірності і тип пропагандистського контенту.

Мультикласова класифікація є потужним інструментом для вирішення завдання класифікації, оскільки дає змогу системі призначити певний фрагмент пропаганди одному з кількох заздалегідь визначених класів [4]. Крім того, вона має кілька переваг перед іншими типами класифікації, насамперед зменшення кількості необхідних класифікаторів, що може призвести до зниження витрат на обчислення та покращення масштабованості, а також здатності ефективніше обробляти незбалансовані набори даних.

Потенційне застосування цієї роботи велике та різноманітне. Розробивши дієвий метод виявлення прихованої пропаганди у медіатекстах, можливо допомогти різним зацікавленим сторонам в їх зусиллях по боротьбі з дезінформацією. Це стосується журналістів, перевіряючих факти, а також новинних платформ, соціальних мереж та інших розповсюджувачів контенту.

Основною метою цієї роботи є розробка двоетапного підходу для виявлення прихованої пропаганди у медіатекстах. По-перше, зосереджуючись на ідентифікації потенційних пропагандистських елементів у тексті. По-друге, застосовуючи мультикласовий алгоритм класифікації, щоб віднести ідентифікований пропагандистський матеріал до одного з кількох попередньо визначених класів.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

1.1 Основи виявлення пропаганди в ЗМІ

1.1.1 Передумови та контекст пропаганди в ЗМІ

Пропаганда була впливовою силою протягом всієї історії, формуючи громадську думку та просуваючи конкретні програми. З появою засобів масової інформації її вплив тільки зріс, а методи розповсюдження стали все більш витонченими. Щоб краще зрозуміти підгрунття та контекст пропаганди в ЗМІ, важливо дослідити її еволюцію та рушійні сили її використання.

У своїх ранніх формах пропаганда часто асоціювалася з релігійними чи політичними повідомленнями, спрямованими на те, щоб переконати окремих осіб або групи прийняти певні вірування чи ідеології. Однак із розвитком суспільства та розвитком комунікаційних технологій пропаганда почала набувати різноманітних форм і служити різним цілям. Попереднє століття стало переломним моментом в історії пропаганди, оскільки під час світових війн уряди використовували її як потужний інструмент для формування громадської думки, підвищення морального духу та демонізації ворогів [5]. Широке використання засобів масової інформації, таких як газети, радіо та телебачення, сприяло поширенню переконливих повідомлень у глобальному масштабі.

З появою Інтернету та соціальних медіа структура розповсюдження пропаганди різко змінилася. Цифрові платформи забезпечили швидкий обмін інформацією в реальному часі та створили сприятливий ґрунт для поширення пропаганди. Державні суб'єкти, політичні організації та інші групи інтересів використовували охоплення та анонімність онлайн-платформ для поширення дезінформації, маніпулювання громадською думкою та втручання в демократичні процеси [6].

У контексті засобів масової інформації пропаганда часто приймає форму упередженої або оманливої інформації, призначеної для просування певної програми або маніпулювання громадською думкою. Такі підходи можуть проявлятися різними способами, наприклад упередженим репортажем, вибором фактів, емоційними закликами або використанням логічних помилок. У міру того, як методи пропаганди стають все більш витонченими, виникла проблема їх виявлення та протидії.

Для сучасних медіа наявність прихованої пропаганди становить значну загрозу цілісності інформації та функціонуванню демократичних суспільств. З розвитком цифрових платформ швидкість і масштаби поширення дезінформації різко зросли. Виявлення прихованої пропаганди в медіа-контенті має вирішальне значення з різних причин, зокрема для збереження правди, захисту демократичних процесів, сприяння інформаційному публічному дискурсу та пом'якшенні потенційних шкідливих наслідків. Поширений характер пропаганди в сучасних медіа підкреслює важливість розробки ефективних стратегій виявлення та боротьби з її впливом.

1.1.2 Існуючі підходи до виявлення пропаганди

Дедалі більша поширеність пропаганди в засобах масової інформації стимулює розвиток різноманітних методів, спрямованих на виявлення та пом'якшення її впливу. Існуючі підходи до виявлення пропаганди можна загалом розділити на ручні та автоматизовані методи, кожен із яких має свої переваги та обмеження.

Традиційні підходи до виявлення пропаганди часто залучають експертів, таких як журналісти, перевіряючих факти та аналітики, які оцінюють медіавміст на ознаки упередженості, маніпуляцій або дезінформації. Хоча ручне виявлення може бути дуже точним, воно трудомістке, займає багато часу та часто не в змозі встигати за величезною

кількістю контенту, який створюється в сучасному медіа.

Швидке зростання цифрових медіа та все більша поширеність пропаганди викликали необхідність розробки більш ефективних і масштабованих методів виявлення маніпулятивного контенту. Машинне навчання (ML) і обробка природної мови (NLP) стали ключовими технологіями для вирішення цієї проблеми, пропонуючи кілька переваг в аналізі та класифікації текстових даних [7]. Їхню роль у виявленні пропаганди можна умовно розділити на сфери, котрі описані нижче.

Першою сферою є попередня обробка тексту та виділення функцій. Методи NLP використовуються для очищення, попередньої обробки та токенизації текстових даних, перетворюючи необроблений текст у структурований формат, придатний для аналізу. Серед інших завдань цей процес може включати видалення стоп-слів, лематизацію (рис. 1.1). Потім застосовуються методи для перетворення обробленого тексту в числові представлення, такі як bag-of-words, term frequency-inverse document frequency (TF-IDF) або word embeddings (наприклад, Word2Vec, GloVe), які можна використовувати як вхідні дані для моделей ML.

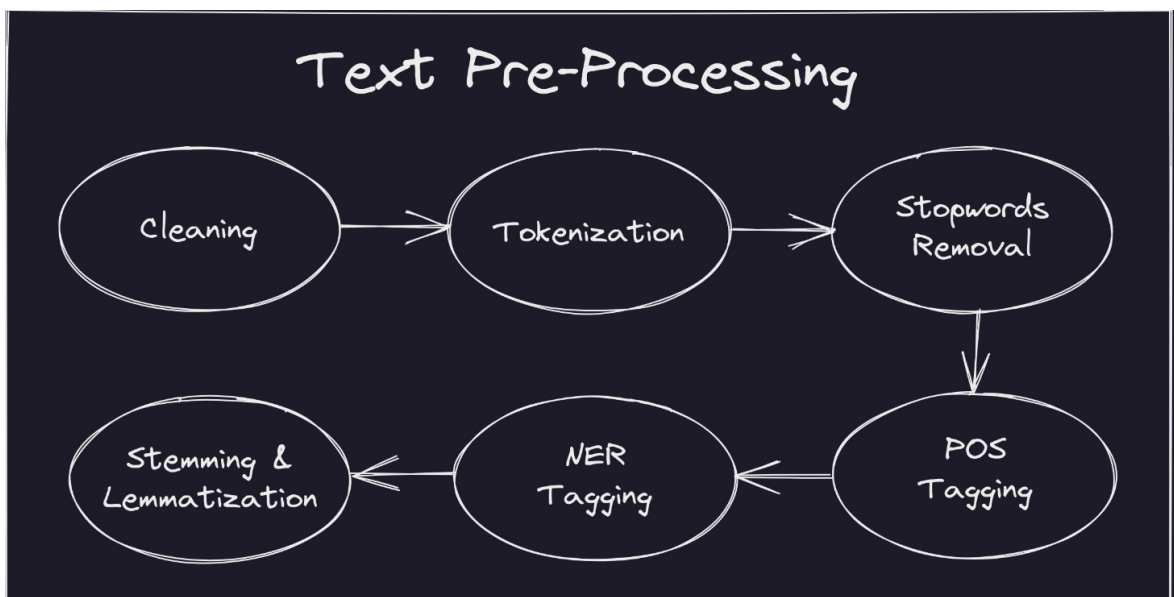


Рисунок 1.1 – Стандарні етапи попередньої обробки тексту в NLP

Другою сферою є моделі навчання з учителем. Алгоритми ML, такі як метод опорних векторів, наївний байєсів класифікатор, дерева рішень і нейронні мережі, можна навчити на позначених наборах даних, щоб класифікувати медіаконтент як пропагандистський або не пропагандистський (рис. 1.2). Ці моделі навчання з учителем використовують патерни, вилучені з тексту, щоб ідентифікувати моделі, що вказують на пропаганду. Ефективність цих моделей залежить від якості та розміру навчального набору даних, а також від вибору функцій і алгоритмів.

Третьою сферою є моделі навчання без вчителя. Методи навчання без вчителя, такі як кластеризація та тематичне моделювання, можна використовувати для виявлення прихованих структур у даних і групування подібного вмісту (рис. 1.2). Ці методи можуть допомогти ідентифікувати потенційну пропаганду без необхідності маркованих навчальних даних, хоча їхня ефективність може змінюватися залежно від якості функцій і складності методів пропаганди.

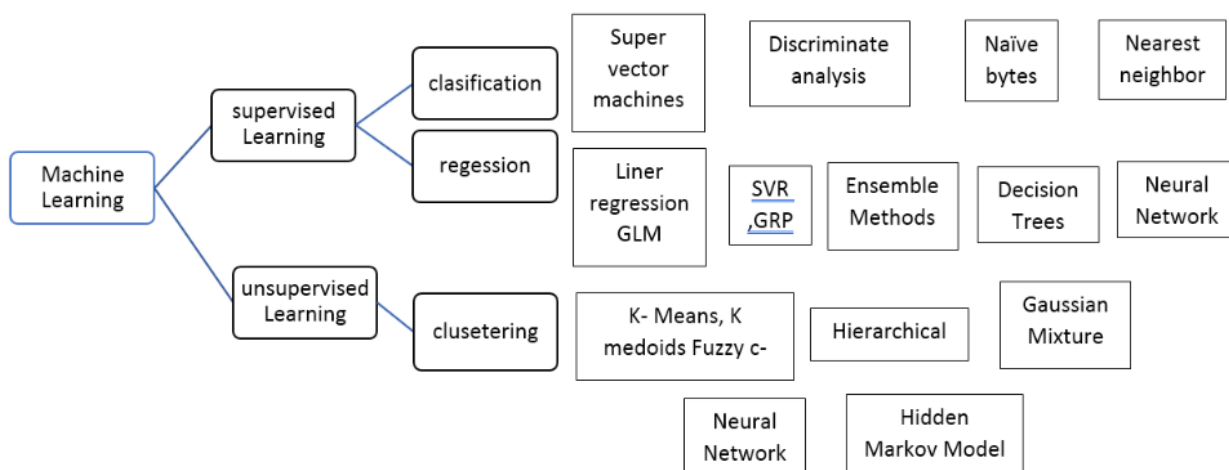


Рисунок 1.2 – Типи алгоритмів машинного навчання

Наступною сферою є deep learning підходи. Останні досягнення в глибокому навчанні, особливо в області рекурентних нейронних мереж (RNN), згорткових нейронних мереж (CNN) і моделях трансформера, показали значну перспективу в різних завданнях NLP, у тому числі виявлення пропаганди. Ці моделі можуть автоматично вивчати представлення високого рівня з тексту, часто досягаючи кращої продуктивності порівняно з традиційними алгоритмами ML. Однак вони зазвичай вимагають великих обсягів даних і обчислювальних ресурсів для навчання та фінтюнінгу.

Таким чином, машинне навчання та обробка природної мови відіграють вирішальну роль у виявленні пропаганди в медіаконтенті, полегшуючи аналіз, класифікацію та оцінку текстових даних. Ці технології мають потенціал значно підвищити точність, ефективність і масштабованість систем виявлення пропаганди.

Існуючі підходи до виявлення пропаганди в засобах масової інформації показали багатообіцяючі результати, але вони також стикаються з численними проблемами, такими як робота з тонкощами та складністю методів пропаганди, обробка великомасштабних даних і вирішення проблеми еволюції тактики пропаганди. Для подолання цих обмежень і підвищення загальної точності та ефективності систем виявлення пропаганди необхідні подальші дослідження та розробка нових методів виявлення.

1.2 Обґрунтування використання двоетапного підходу для виявлення пропаганди

Двоетапний підхід, коли потенційний фрагмент тексту, що містить пропаганду, спочатку ідентифікується, а потім класифікується за допомогою класифікатора, має кілька переваг порівняно з традиційним методом застосування класифікатора безпосередньо до всього вхідного

тексту.

Він пропонує збільшення точності, зосереджуючись на конкретних фрагментах тексту, які, швидше за все, містять пропаганду, двоетапний підхід може досягти вищої точності виявлення та класифікації. Це пояснюється тим, що не релевантний або нейтральний вміст відфільтровується, що зменшує ймовірність неправильної класифікації та помилкових спрацьовувань.

Також цей підхід підвищує обчислювальну ефективність, оскільки аналіз і класифікація лише ідентифікованих потенційних фрагментів пропаганди, а не всього вхідного тексту, може значно зменшити обчислювальне навантаження на систему. Це робить підхід більш масштабованим і краще підходить для обробки великих обсягів даних, таких як ті, що зустрічаються в реальних програмах моніторингу медіа.

Двоетапний підхід забезпечує контекстуальне розуміння, що дозволяє більш детально зрозуміти пропагандистський контент, враховуючи його контекст у фрагменті тексту. Це може допомогти підвищити точність класифікації, оскільки певні методи пропаганди можуть бути більш очевидними, якщо розглядати їх у контексті.

Слід відмітити, що такий підхід є гнучким, оскільки його можна адаптувати до різних типів класифікаторів, що робить його придатним для різних сценаріїв застосування враховуючи нові досягнення в машинному навчанні та техніки обробки природної мови. Розділивши етапи ідентифікації та класифікації, можливо експериментувати з різними комбінаціями методів для досягнення оптимальних результатів.

Описаний спосіб надійний, бо він за своєю суттю більш стійкий до змін у тактиці пропаганди, оскільки його можна легко оновити з урахуванням нових методів. Спочатку ідентифікуючи потенційні пропагандистські фрагменти, класифікатор можна навчити розпізнавати нові шаблони та адаптуватися до стратегій, що розвиваються.

Двоетапний підхід, коли спочатку ідентифікуються потенційні

пропагандистські фрагменти, а потім класифікують їх за допомогою класифікатора, дає кілька переваг перед безпосереднім застосуванням класифікатора до всього вхідного тексту. Цей метод є не тільки більш точним і ефективним, але також більш гнучким, надійним і здатним забезпечити розуміння контексту, що робить його оптимальною стратегією для виявлення та прихованої пропаганди у медіатекстах.

1.3 Теоретичні аспекти методів виявлення прихованої пропаганди

1.3.1 Span identification

Span identification (SI) – завдання, де у тексті потрібно визначити конкретні фрагменти, це означає, що завданням є тегування двійкової послідовності (рис. 1.3) [8].

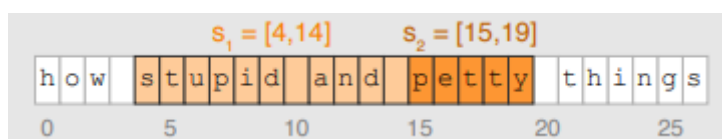


Рисунок 1.3 – Приклад span identification

У завданні тегування двійкової послідовності основною метою є присвоєння двійкової мітки (0 або 1) кожному маркеру в даній послідовності. Дано послідовність токенів $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ і відповідну послідовність бінарних міток $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, де кожен $y_i \in \{0, 1\}$. Метою завдання тегування двійкової послідовності є вивчення функції $f(X)$, яка відображає вхідну послідовність X на вихідну послідовність Y . В ідеалі ця функція має добре узагальнювати невидимі дані та точно передбачати двійкові мітки для нових вхідних послідовностей.

Критичним аспектом завдання тегування двійкової послідовності є

представлення вхідних маркерів у спосіб, який може ефективно використовуватися алгоритмами машинного навчання. Це часто передбачає виділення з тексту локальних та глобальних особливостей. Локальні особливості враховують інформацію, специфічну для кожної лексеми, таку як тег частини мови лексеми, великі літери, морфологія та навколишній контекст (наприклад, n-грами). Глобальні особливості збирають інформацію з усієї послідовності або документа, наприклад загальний настрій, розподіл тем або довжину документа.

Для вимірювання ефективності моделі тегування двійкової послідовності можна використовувати різні метрики оцінювання, наприклад влучність, тобто частка справжніх позитивних прогнозів (правильно позначених токенів) серед усіх позитивних прогнозів, повноту – частка справжніх позитивних прогнозів серед усіх фактичних позитивних випадків (токенів із позитивною міткою), f1-score – середнє гармонійне значення точності та запам'ятовування, що забезпечує збалансовану міру продуктивності моделі, точність – частка правильно позначених токенів серед усіх токенів.

Завдання тегування двійкової послідовності передбачають розуміння зв'язку введення-виведення, представлення вхідних токенів за допомогою відповідних функцій та оцінку ефективності моделі за допомогою відповідних показників.

Оцінка SI вимагає відповідності проміжків тексту. Функція оцінки SI приймає часткові збіги між еталонним значенням і прогнозованими проміжками [9]. Нехай d – новинна стаття в наборі D . Еталонний проміжок t – це послідовність суміжних індексів символів, що утворюють фрагмент тексту $t \subseteq d$. Наприклад, на рисунку 1.4 еталонний фрагмент “stupid and petty” представлений набором індексів $t_1 = [4, 19]$. Позначимо $T_d = \{t_1, \dots, t_n\}$ набір усіх еталонних проміжків для статі d і з $T = \{T_d\}_d$ набір усіх еталонних анотованих проміжків у D . Подібним чином визначається $S_d = \{$

s_1, \dots, s_m і S – набір прогнозованих діапазонів для статті d і набору даних D відповідно.

Влучність P і повнота R обчислюються за допомогою формул 1.1 та 1.2:

$$P(S, T) = 1 / |S| \left(\sum_{d \in D} \sum_{s \in S_d} \sum_{t \in T_d} \left| (s \cap t) \right| / |t| \right), \quad (1.1)$$

$$R(S, T) = 1 / |T| \left(\sum_{d \in D} \sum_{s \in S_d} \sum_{t \in T_d} \left| (s \cap t) \right| / |s| \right). \quad (1.2)$$

Рівняння 1.1 дорівнює нулю, коли $|S| = 0$ і рівняння 1.2 дорівнює нулю, коли $|T| = 0$. Прогнозовані проміжки можуть перекриватися, наприклад, проміжки s_3 і s_4 на рисунку 1.4. Тому, щоб рівняння 1.1 і рівняння 1.2 отримали значення менше або дорівнює 1, усі анотації, що перекриваються, незалежно від їх типу, об'єднуються першими.

Наприклад, s_3 і s_4 об'єднані в одну анотацію, що відповідає s_4 . Оціночною мірою для підзадачі SI є F1-score, визначений як середнє гармонічне між $P(S, T)$ і $R(S, T)$ формула 1.3:

$$F_1(S, T) = 2 (P(S, T) R(S, T)) / (P(S, T) + R(S, T)). \quad (1.3)$$



Рисунок 1.4 – Приклад еквівалентних анотацій для Span Identification

1.3.2 Мультикласова класифікація

Традиційна однокомпонентна класифікація пов'язана з навчанням на безлічі прикладів, які пов'язані з однією міткою l з набору непересічних міток L , $|L| > 1$. Якщо $|L| = 2$, то проблема навчання називається проблемою двійкової класифікації (або фільтрації в разі текстових і веб-даних), а якщо $|L| > 2$, то це називається завданням мультикласової класифікації [10].

Дано набір вхідних екземплярів $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ і відповідний набір міток класу $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$, де кожен $y_i \in \{1, 2, \dots, K\}$ і K – загальна кількість класів, мета завдання мультикласової класифікації – дізнатися функцію $f(X)$, яка відображає вхідні екземпляри X на вихідні мітки класу Y .

Існують різні техніки та алгоритми, що використовуються для мультикласової класифікації, включаючи як традиційні моделі машинного навчання, так і моделі глибокого навчання.

Метод One-vs-All (OvA): цей підхід передбачає навчання K бінарних класифікаторів, по одному для кожного класу, де кожен класифікатор розрізняє один клас від решти. Під час прогнозування клас з найвищим вихідним балом за класифікаторами вибирається як прогнозований клас (форм. 1.4).

$$f(x) = \operatorname{argmax}_i f_i(x). \quad (1.4)$$

Метод One-vs-One (OvO): цей підхід передбачає навчання $K(K-1)/2$ бінарних класифікаторів, по одному для кожної пари класів. Під час прогнозування кожен класифікатор голосує за клас, який його навчили розрізняти, і клас, який набрав найбільшу кількість голосів, обирається як прогнозований клас.

Мультикласова логістична регресія: це розширення бінарної логістичної регресії для обробки кількох класів. Використовує функцію softmax для оцінки ймовірностей для кожного класу, і клас з найвищою ймовірністю обирається як прогнозований клас.

Дерева рішень і випадкові ліси: алгоритми на основі дерева рішень, такі як CART і C4.5, за своєю суттю можуть обробляти мультикласову класифікацію шляхом поділу екземплярів на основі функцій, які забезпечують найкраще розрізнення між класами. Випадкові ліси, які складаються з кількох дерев рішень, також можна використовувати для мультикласової класифікації шляхом агрегування прогнозів окремих дерев шляхом голосування більшістю.

Метод опорних векторів (SVM): SVM можна адаптувати до завдань мультикласової класифікації за допомогою таких методів, як OvA та OvO.

Нейронні мережі: Багатошарові перцептрони (MLP) і моделі глибокого навчання, такі як згорткові нейронні мережі (CNN) і рекурентні нейронні мережі (RNN), можна використовувати для завдань мультикласової класифікації. Ці моделі зазвичай використовують функцію активації softmax на вихідному рівні для створення ймовірностей класу, а клас з найвищою ймовірністю вибирається як прогнозований клас.

При оцінці продуктивності мультикласових класифікаторів можна використовувати такі показники, як влучність, повнота, F1-score і матриця невідповідностей (рис. 1.5) [11].

		Positive	Negative		
		True Positive (TP)	False Positive (FP)		
Predicted Label	Positive	True Positive (TP)	False Positive (FP)		
	Negative	False Negative (FN)	True Negative (TN)		
		True Label			

Рисунок 1.5 – Confusion matrix

Повнота вимірює охоплення системи, тобто відсоток іменованих об'єктів золотого стандарту, які система здатна розпізнати:

$$Precision = C / L, \quad (1.5)$$

де L – кількість позначених іменованих сутностей, C – кількість правильно позначених сутностей.

Влучність вимірює точність, тобто відсоток позначених іменованих об'єктів, які відповідають золотому стандарту:

$$Recall = C / G, \quad (1.6)$$

де G – кількість іменованих сутностей золотого стандарту.

Третя міра (F1) використовується для поєднання цих двох показників:

$$F1 = (2 * Precision * Recall) / Precision + Recall, \quad (1.7)$$

Однак важливо зазначити, що ці показники потрібно адаптувати для роботи з кількома класами, часто шляхом обчислення показника для кожного класу та усереднення результатів за допомогою підходу мікро- або макроусереднення.

Щоб виміряти мультікласовий класифікатор, потрібно якимось усереднити класи. Для цього є два різних методи: мікро-усереднення і макро-усереднення.

При мікроусередненні всі TP, TN, FP і FN для кожного класу підсумовуються, а потім береться середнє значення.

$$Prc^{micro}(D) = (\sum_{c_i \in C} TPs(c_i)) / (\sum_{c_i \in C} TPs(c_i) + FPs(c_i)), \quad (1.8)$$

$$Rcl^{micro}(D) = (\sum_{c_i \in C} TPs(c_i)) / (\sum_{c_i \in C} TPs(c_i) + FNs(c_i)). \quad (1.9)$$

У методі мікро-усереднення додається окремі справжні спрацьовування, помилкові спрацьовування і помилкові заперечення системи для різних наборів і застосовуються. Мікро-середнє значення F1-score буде просто гармонійним середнім двох наведених вище рівнянь.

Макро-усереднення просте (Macroaveraging Precision) вираховується через середнє значення точності і відповіді системи на різних наборах.

$$Prc^{macro}(D) = (\sum_{c_i \in C} Prc(D, c_i)) / |C|, \quad (1.10)$$

Macroaveraging Recall:

$$Rec^{macro}(D) = (\sum_{c_i \in C} Rcl(D, c_i)) / |C|. \quad (1.11)$$

Метод макро-усереднення можна використовувати, якщо потрібно дізнатися, як система працює в цілому по сетах даних. Не потрібно приймати якийсь конкретне рішення з цим середнім значенням. З іншого боку, мікро-усереднення може бути корисним заходом, коли набір даних різниться за розміром.

1.3.3 Мультитаскове навчання

Мультитаскове навчання (MTL) – це підхід до машинного навчання, який спрямований на покращення продуктивності моделі шляхом одночасного навчання кількох пов'язаних завдань. Основна ідея, що лежить в основі MTL, полягає в тому, що, вивчаючи кілька завдань одночасно, модель може отримати вигоду від спільних знань і спільного в цих завданнях, що призведе до кращого узагальнення та продуктивності.

Актуальність використання мультитаскового навчання впливає з того факту, що багато проблем реального світу передбачають розв'язання кількох взаємопов'язаних завдань. MTL дозволяє моделі фіксувати спільні структури, шаблони та зв'язки між завданнями, що може призвести до кращого узагальнення та підвищення продуктивності порівняно з навчанням окремих моделей для кожного завдання. Крім того, MTL може допомогти зменшити перенавчання, оскільки модель потрібна для узагальнення кількох завдань, а не зосередження на одному завданні.

Існує кілька способів реалізації мультитаскового навчання в залежності від архітектури моделі та розглянутих завдань. Звичайний підхід полягає в тому, щоб мати загальне низькорівневе уявлення або шар вилучення ознак, за яким йдуть вихідні шари для кожного завдання [12]. Загальні шари вивчають уявлення, які корисні всім завдань, тоді як вихідні шари для конкретних завдань фокусуються на прогнозуванні відповідних завдань (рис. 1.5).

Під час навчання модель оновлюється на основі комбінованої функції втрат, яка враховує втрати від усіх завдань. Це спонукає модель вивчати спільні представлення, які є корисними для всіх завдань. Важливо ретельно розробити комбіновану функцію втрат, щоб збалансувати внески кожного завдання, оскільки деякі завдання можуть домінувати в процесі навчання, що призведе до не оптимальної продуктивності інших завдань.

Існує кілька проблем і міркувань під час впровадження

мультитаскового навчання, включаючи вибір відповідних завдань, проектування архітектури моделі та збалансування вкладів кожного завдання в об'єднану функцію втрат. Однак за умови ефективного застосування мультитаскового навчання має потенціал для покращення продуктивності та узагальнення моделі, що робить його цінним підходом у багатьох програмах машинного навчання.

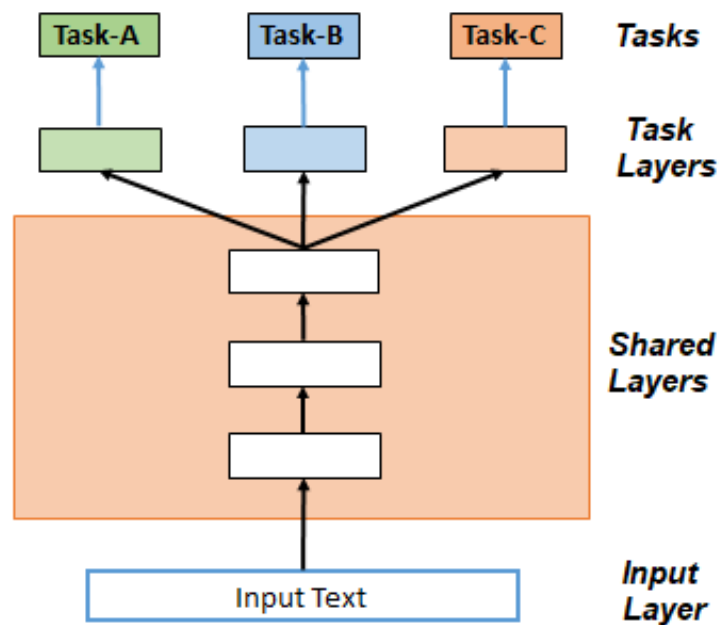


Рисунок 1.6 – Схема мультизадачної моделі

1.4 Постановка задачі

Для досягнення поставленої в роботі мети сформульовані такі завдання:

- провести аналіз технічної літератури та новітніх технологій розробки;
- виявити наявні проблеми та сформулювати задачі;
- дослідити та порівняти методи виявлення пропаганди в медіатекстах;

- протестувати та порівняти результати роботи реалізованих підходів виявлення пропаганди;
- на основі отриманих результатів обрати найоптимальніший підхід;
- надати практичні рекомендації щодо застосування обраного підходу.

2 МЕТОДИ ВИЯВЛЕННЯ ПРИХОВАНОЇ ПРОПАГАНДИ

2.1 Підходи до вирішення задачі span identification

2.2.1 Використання LSTM для SI

LSTM (Long Short-Term Memory) – це різновид рекурентної нейронної мережі (RNN), призначеної для подолання обмежень традиційних RNN у захопленні довготривалих залежностей у послідовних даних. Є кілька причин для того, щоб розглянути можливість використання LSTM для завдання SI, яке передбачає виявлення початкового та кінцевого зсувів потенційних пропагандистських проміжків у тексті.

Однією з ключових причин використання LSTM для завдання SI є здатність фіксувати довгострокові залежності в тексті. На відміну від традиційних RNN, які страждають від проблеми зникнення градієнта, LSTM розроблені зі спеціалізованими механізмами, які дозволяють зберігати та поширювати інформацію через довгі послідовності (рис. 2.1). Ця здатність має вирішальне значення для розуміння контексту та зв'язків між словами в тексті, що важливо для точного виявлення пропагандистських розмахів [13].

Іншим унікальним аспектом мереж LSTM є здатність моделювати як минулий, так і майбутній контекст за допомогою двонаправленої обробки. Двонаправлені LSTM обробляють вхідну послідовність як у прямому, так і в зворотному напрямках, захоплюючи контекстну інформацію з обох сторін кожного маркера. Цей двонаправлений підхід допомагає моделі краще зрозуміти контекст, що оточує потенційні пропагандистські елементи, що веде до більш точних прогнозів у завданні SI.

LSTM також добре адаптуються, дозволяючи включати шари вихідних даних, що відповідають конкретним завданням, для прогнозування початкового та кінцевого зсувів пропагандистських

діапазонів. Навчаючи модель LSTM на наборі даних SI для конкретного завдання, модель може навчитися ефективно виявляти діапазони пропаганди.

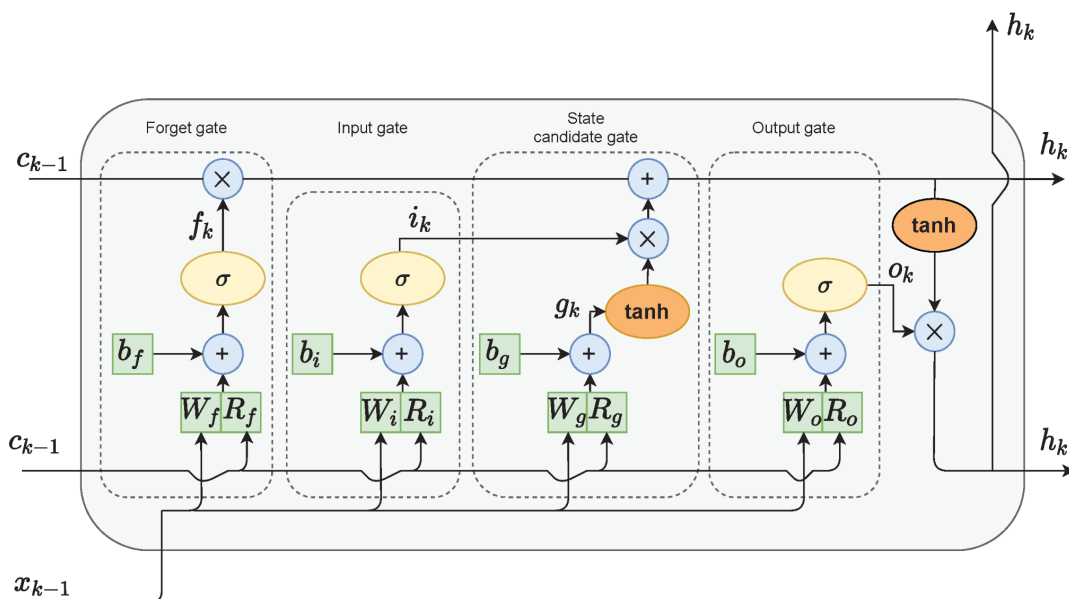


Рисунок 2.1 – LSTM архітектура

Також мережі LSTM були успішно застосовані для широкого спектру завдань на основі послідовності, що вказує на їх загальну застосовність для завдань, таких як завдання SI. Перевірений досвід LSTM у таких завданнях, як розпізнавання іменованих об'єктів, аналіз настроїв і машинний переклад, демонструє його потенціал у обробці послідовних даних і створенні точних прогнозів.

2.2.2 Використання BERT для SI

BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) – це encoder-decoder модель на основі трансформера, яка досягла продуктивності в широкому діапазоні завдань обробки природної мови.

Використання BERT для завдання SI є доцільним через його попереднє навчання на величезному корпусі тексту за допомогою

неконтрольованого навчання. Ця попередня підготовка дає змогу BERT вивчити глибокі контекстуальні представлення мови, які є вирішальними для розуміння нюансів і складності тексту. Попередньо навчені знання, отримані BERT, забезпечують міцну основу для навчання для конкретного завдання, таких як завдання SI, що дозволяє перевершити моделі, навчені з нуля [14].

BERT має двонаправлене кодування контексту (рис. 2.2). Традиційні мовні моделі обробляють текст зліва направо або справа наліво, обмежуючи їх здатність охоплювати контекст з обох напрямків. Навпаки, BERT обробляє вхідний текст одночасно в обох напрямках, що дозволяє отримувати контекстну інформацію з минулого та майбутнього для кожного токена. Цей двонаправлений підхід дуже корисний для завдань виявлення діапазону, таких як завдання SI, де точні прогнози покладаються на розуміння контексту навколо потенційного діапазону пропаганди.

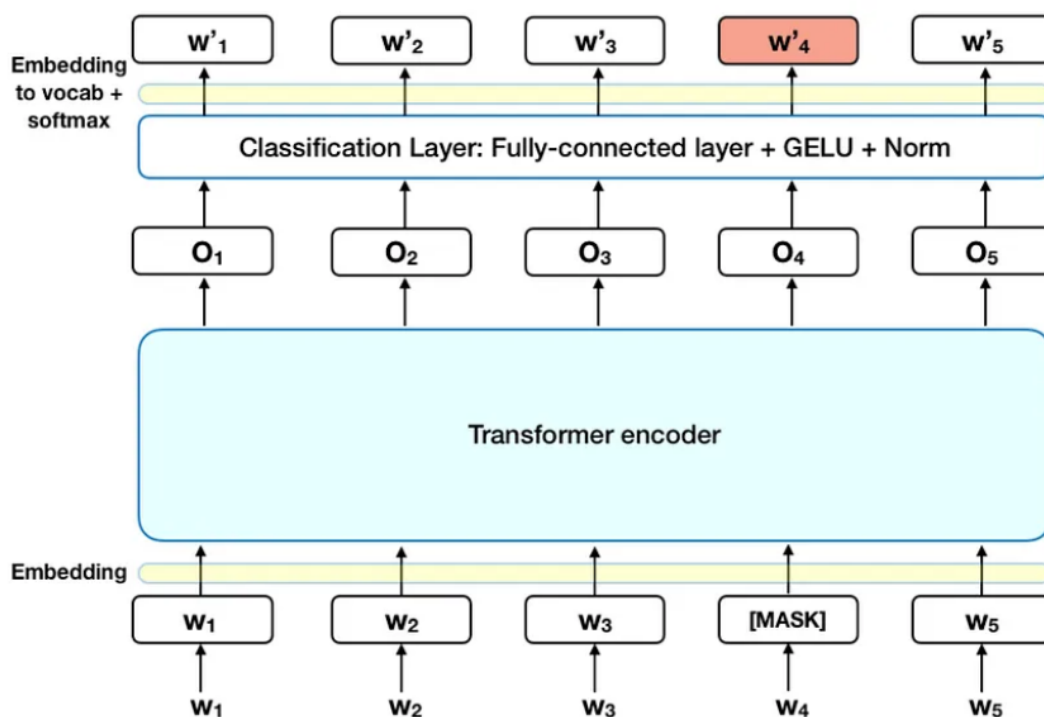


Рисунок 2.2 – BERT архітектура

Можливість адаптації BERT є ще одним ключовим фактором. Архітектура BERT дозволяє додавати шари вихідних даних для конкретних завдань для прогнозування початкових і кінцевих зсувів пропагандистських діапазонів. Навчання моделі на наборі даних для завдання SI дозволяє BERT перенести своє попередньо навчене розуміння мови на поточне завдання, що призводить до кращої продуктивності, ніж моделі, навчені з нуля.

2.2.3 Використання RoBERTa для SI

RoBERTa (Robustly optimized BERT approach) – це encoder-decoder модель на основі трансформера, похідна від BERT, яка була оптимізована для покращення продуктивності в різних завданнях обробки природної мови.

Використання RoBERTa для завдання SI є доцільним через її покращений процес попереднього навчання. RoBERTa базується на навчанні за маскованою мовною моделлю BERT, використовуючи більші розміри пакетів, більшу тривалість навчання та оптимізовану швидкість навчання. Ці вдосконалення дозволяють RoBERTa вивчати ще багатші мовні представлення, що є вирішальним для розуміння нюансів і складності тексту [15].

RoBERTa має динамічну стратегію маскування під час попереднього навчання. На відміну від BERT, який використовує статичне маскування, RoBERTa використовує динамічне маскування, яке змінює замасковані токени в різних епохах навчання (рис. 2.3). Цей підхід заохочує модель розвивати більш повне розуміння мови та уникати надмірного налаштування конкретних замаскованих шаблонів, що зрештою призводить до більш точних прогнозів у наступних завданнях, таких як завдання SI.

Подібно до BERT, RoBERTa також має переваги двонаправленого

кодування контексту. Обробляючи введений текст одночасно в прямому та зворотному напрямках, RoBERTa захоплює контекстну інформацію з обох сторін кожного токена. Цей двонаправлений підхід є дуже корисним для завдань виявлення діапазону, де розуміння контексту навколо потенційного діапазону пропаганди має вирішальне значення для точних прогнозів.

2.2.4 Використання ALBERT для SI

ALBERT (A Lite BERT) – це encoder-decoder модель на основі трансформера, яка походить від BERT і спеціально розроблена для вирішення проблем, пов'язаних із розміром моделі та обсягом пам'яті без втрати продуктивності.

Використання ALBERT для завдання SI є доцільним через його зменшений розмір моделі та обсяг пам'яті. ALBERT представляє дві інноваційні методи для досягнення цієї мети: факторизоване вкладання параметризації та міжрівневий обмін параметрами. Факторизована ембедінг параметризація розділяє прихований розмір і вхідний розмір ембедінгу, що значно зменшує кількість параметрів у ембедінг рівні [16]. Спільне використання параметрів між рівнями, з іншого боку, дає спільний доступ до параметрів між рівнями трансформера, що призводить до більш компактної моделі (рис. 2.3).

Іншим унікальним аспектом ALBERT є його здатність масштабувати моделі до більших розмірів без перенавчання. Техніка спільного використання параметрів допомагає запобігти перенавчанню, зменшуючи загальну кількість унікальних параметрів у моделі. Ця характеристика дає змогу ALBERT навчатися на більших наборах даних і досягати кращої продуктивності.

Подібно до BERT і RoBERTa, ALBERT також має переваги двонаправленого кодування контексту. Цей двонаправлений підхід є дуже корисним для завдань виявлення діапазону.

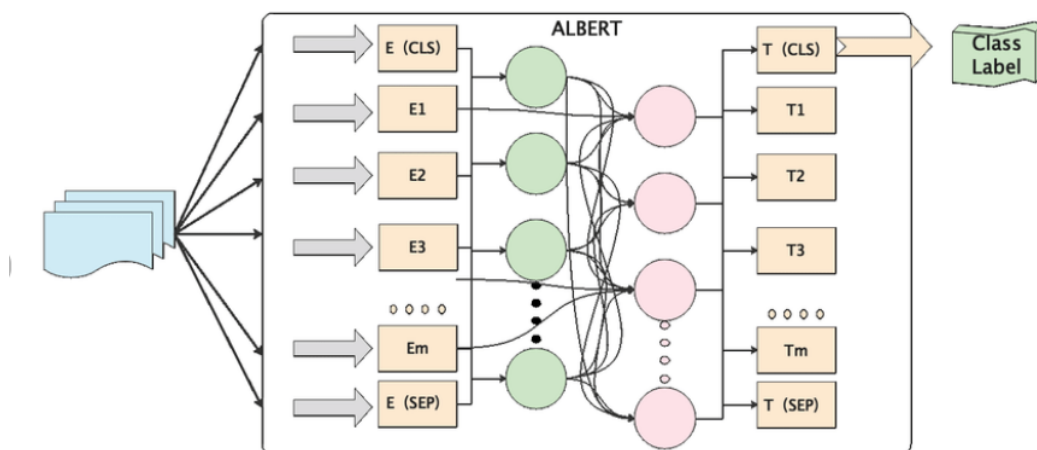


Рисунок 2.3 – ALBERT архітектура

2.2.5 Використання XLNET для SI

XLNet – це decoder-only модель на основі трансформера, яка поєднує найкраще з авторегресійних моделей та методів автоенкодингу, пропонуючи альтернативний підхід до BERT.

Використання XLNet для завдання SI є доцільним через його моделювання мови на основі перестановок. На відміну від BERT, який покладається на MLM, XLNet використовує підхід, заснований на перестановці, коли він навчається передбачати слова у вхідному тексті у випадковому порядку. Ця стратегія дозволяє XLNet моделювати залежності між усіма словами у вхідній послідовності, включно з тими, які передбачені пізніше в послідовності. Це комплексне моделювання контексту є корисним для завдань визначення діапазону.

XLNet використовує архітектуру Transformer-XL, яка включає сегментне повторення та відносне позиційне кодування [17]. Цей підхід дозволяє XLNet охоплювати довготривалі залежності в тексті. У контексті завдання SI ця здатність може допомогти моделі краще зрозуміти загальну структуру тексту та ефективніше виявляти пропагандистські елементи.

XLNet також виграє від двонаправленого кодування контексту. Незважаючи на використання авторегресійного підходу, моделювання мови на основі перестановок дозволяє XLNet отримувати контекстну інформацію з обох сторін кожного токена.

2.2.6 Використання SpanBERT для SI

SpanBERT – це encoder-decoder модель на основі трансформера, яка походить від BERT, спеціально розроблена для покращення завдань розуміння природної мови на основі діапазону.

Використання SpanBERT для завдання SI є доцільним через його зосередженість на представленнях на основі діапазону. На додаток до моделювання замаскованої мови, SpanBERT представляє нову задачу попереднього навчання під назвою span boundary goal (SBO). SBO призначений для покращення розуміння моделлю меж проміжків у тексті шляхом прогнозування початкової та кінцевої позицій замаскованих проміжків. Такий акцент на вивченні репрезентацій на основі діапазону особливо корисний для завдання SI, де точне визначення діапазонів пропаганди є основною метою.

SpanBERT має включення стратегії маскуванню на основі діапазону під час попереднього навчання [18]. Замість маскуванню окремих токенів SpanBERT маскує суміжні діапазони токенів. Цей підхід заохочує модель вивчати більш узгоджені та контекстуально багаті представлення проміжків у тексті, що призводить до кращої продуктивності завдань виявлення проміжків у нижній частині. SpanBERT також виграє від двонаправленого кодування контексту, подібного до BERT та інших трансформерних моделей.

2.2.7 Використання DeBERTa для SI

DeBERTa (Decoding-enhanced BERT with disentangled attention) – це модель на основі трансформера, яка базується на BERT шляхом впровадження розмежованої уваги та розширеної моделі маскової мови (E-MLM).

Використання DeBERTa для завдання SI є доцільним через її роз'єднаний механізм уваги. На відміну від BERT, яка використовує стандартну самоувагу, DeBERTa використовує механізм розмежованої уваги, який відокремлює увагу, засновану на вмісті, від уваги, заснованої на позиції. Розділивши ці два аспекти уваги, DeBERTa може вивчати більш витончені контекстуальні представлення, які краще підходять для розуміння складних текстових зв'язків. Цей удосконалений механізм уваги може бути особливо корисним для завдання SI, де точне визначення діапазонів пропаганди вимагає глибокого розуміння нюансів тексту.

DeBERTa має розширену модель маскової мови (E-MLM). DeBERTa розширює навчання моделі маскованої мови BERT, додаючи зміщення відносної позиції, що дозволяє моделі краще фіксувати довготривалі залежності в тексті [19]. Ця додаткова позиційна інформація може допомогти моделі краще зрозуміти загальну структуру тексту та ефективніше виявляти пропагандистські елементи. Подібно до BERT та інших трансформерних моделей, DeBERTa також виграє від двонаправленого контекстного кодування.

2.2.8 Використання T5 для SI

T5 (Text-to-Text Transfer Transformer) – це encoder-decoder модель на основі трансформера, яка переформулює завдання розуміння природної мови та генерування як проблему перетворення тексту в текст, об'єднуючи

етапи попереднього навчання та фінтунінгу.

T5 реформує всі завдання, включаючи задачу SI, як задачу перетворення тексту в текст, де метою моделі є генерація вихідного тексту на основі заданого вхідного тексту. Завдяки цьому T5 спрощує архітектуру моделі та процес навчання, забезпечуючи плавне перенесення навчання від попереднього навчання до фінтунінгу. Ця уніфікована структура може бути корисною для завдання SI, оскільки модель може використовувати свої попередньо навчені можливості розуміння тексту для точного прогнозування початкового та кінцевого зсувів потенційних проміжків пропаганди.

T5 використовує підхід знешумного автокодувальника під час попереднього навчання [20]. Замість використання моделювання замаскованої мови, як BERT, T5 навчено реконструювати пошкоджений вхідний текст, що спонукає модель вивчати більш загальні та надійні представлення тексту (рис. 2.4). Це покращене розуміння тексту може допомогти моделі краще виявляти пропаганду. T5 також використовує кодування відносної позиції, що дозволяє отримувати як локальну, так і глобальну контекстну інформацію.

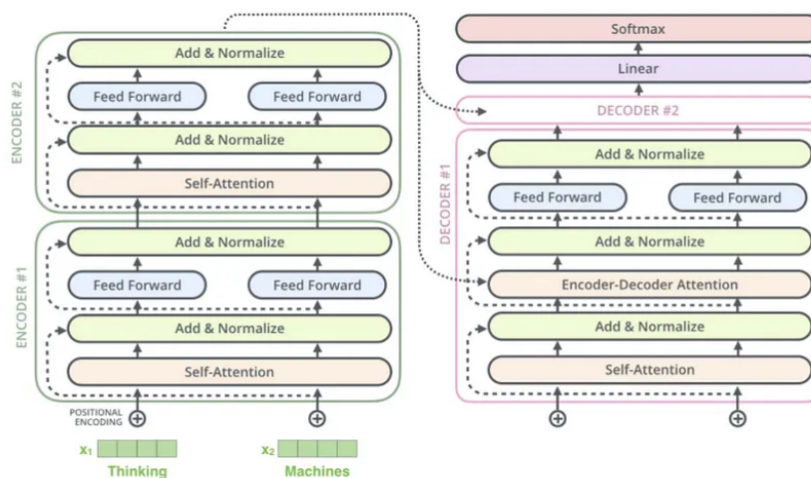


Рисунок 2.4 – T5 архітектура

2.2.9 Використання BART для SI

BART (Bidirectional and Auto-Regressive Transformers) – це encoder-decoder модель на основі трансформера, яка поєднує в собі сильні сторони як автокодування, так і авторегресійної техніки попереднього навчання.

Використання BART для завдання SI є доцільним через його підхід до попереднього навчання на основі усунення шумів [21]. На відміну від BERT, який використовує моделювання замаскованої мови, BART попередньо навчений за допомогою автоматичного кодувальника знешумлення, де модель вчиться реконструювати пошкоджений вхідний текст (рис. 2.5). Цей підхід заохочує модель вивчати більш загальні та надійні представлення тексту, що може бути корисним для завдання SI.

BART має двонаправлене кодування контексту як під час попереднього навчання, так і під час фінтунінгу. BART обробляє введений текст як у прямому, так і в зворотному напрямках, захоплюючи контекстну інформацію з обох сторін кожного токена. BART також використовує seq2seq архітектуру, яка особливо підходить для завдань, які передбачають прогнозування структурованих виходів.

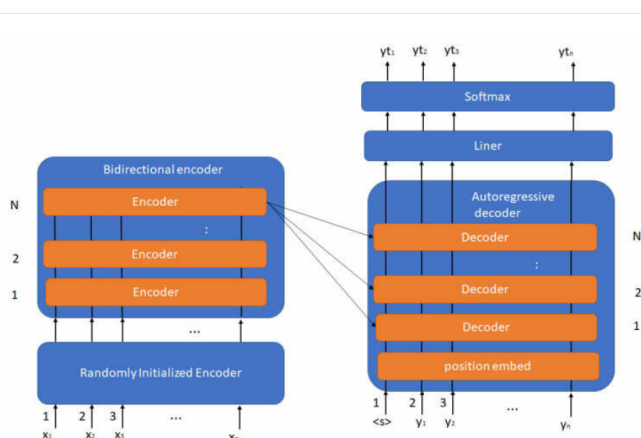


Рисунок 2.5 – BART архітектура

2.2 Підходи до вирішення задачі мультикласової класифікації

2.2.1 Використання CNN для мультикласової класифікації

Згорткові нейронні мережі (CNN) широко використовуються для різних завдань машинного навчання, включаючи мультикласову класифікацію. Хоча CNN спочатку були розроблені для обробки зображень, вони також продемонстрували свою ефективність у задачах обробки природної мови, таких як класифікація тексту (рис. 2.6).

Використання CNN для мультикласової класифікації є доцільною через їх здатність захоплювати локальні особливості у вхідних даних [22]. У контексті класифікації тексту CNN може автоматично вивчати значущі n-грами (тобто безперервні послідовності слів), застосовуючи згорткові фільтри до вхідного тексту. Ці вивчені функції потім можна використовувати для розрізнення різних класів, що робить CNN ефективними для завдань мультикласової класифікації, де фіксація локальних шаблонів є важливою.

CNN здатні обробляти вхідні дані змінної довжини. Завдяки використанню рівнів об'єднання CNN можуть створювати представлення фіксованого розміру з вхідних послідовностей змінної довжини. Ця можливість особливо корисна для завдань класифікації тексту, де текст може мати різну довжину.

CNN також демонструють певний ступінь інваріантності трансляції через природу згорткових шарів. Ця характеристика дозволяє CNN розпізнавати шаблони незалежно від їхньої позиції у вхідній послідовності, що робить їх стійкими до невеликих зсувів або варіацій у вхідних даних. Ця властивість корисна для завдань мультикласової класифікації, де різні екземпляри одного класу можуть демонструвати варіації у представленні своїх функцій.

Крім того, CNN мають відносно невелику кількість параметрів

порівняно з деякими іншими моделями глибокого навчання. Ця компактність робить CNN більш обчислювально ефективними та легшими для навчання.

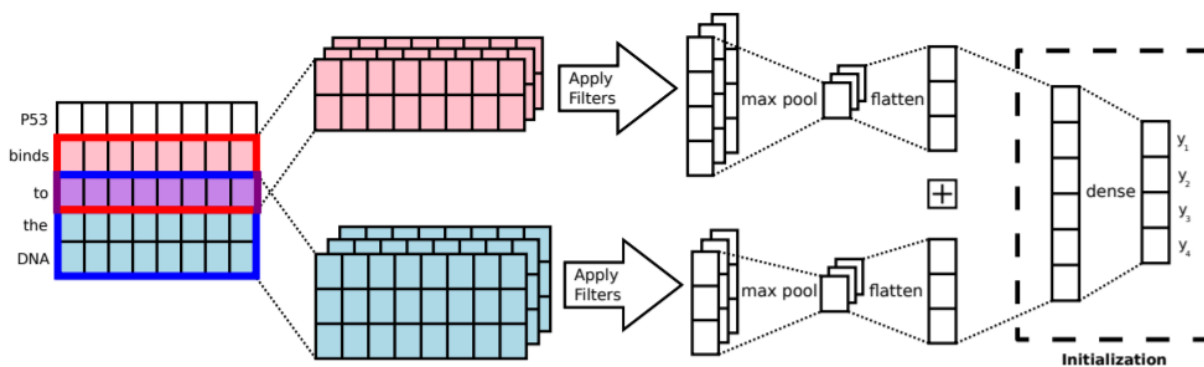


Рисунок 2.6 – CNN архітектура

2.2.2 Використання LSTM для мультикласової класифікації

Використання LSTM для мультикласової класифікації доцільне через їх здатність фіксувати довгострокові залежності в послідовних даних. LSTM розроблені для подолання проблеми зникнення градієнта, яка зустрічається в традиційних RNN, дозволяючи їм ефективно навчатися та зберігати інформацію з попередніх часових кроків. Ця можливість особливо корисна для завдань мультикласової класифікації, де розуміння контексту всієї послідовності введення є вирішальним для точного прогнозування мітки класу.

LSTM здатний моделювати вхідні послідовності змінної довжини. Обробляючи вхідні послідовності по одному токеноу та відповідним чином оновлюючи їхні приховані стани, LSTM можуть отримувати контекстну інформацію вхідних послідовностей будь-якої довжини.

LSTM також виявляють певний ступінь стійкості до шуму у вхідних даних. Завдяки закритій структурі LSTM можуть вибірково оновлювати

свої внутрішні стани та контролювати потік інформації через мережу. Ця властивість дозволяє їм зосереджуватися на відповідних частинах вхідної послідовності та ігнорувати не релевантну або шумну інформацію, що робить їх придатними для завдань мультикласової класифікації, де вхідні дані можуть бути шумними або містити не релевантну інформацію.

Крім того, LSTM можна легко комбінувати з іншими архітектурами нейронних мереж, такими як згорткові нейронні мережі (CNN) або механізми уваги, щоб ще більше підвищити їх продуктивність у задачах мультикласової класифікації. Ці гібридні моделі можуть використовувати сильні сторони як LSTM, так і інших архітектур, що призводить до підвищення продуктивності та кращого узагальнення.

2.2.3 Використання BERT для мультикласової класифікації

Використання BERT для мультикласової класифікації є доцільним через його двонаправлене контекстне кодування. BERT обробляє введений текст одночасно в прямому та зворотному напрямках, дозволяючи моделі отримувати контекстну інформацію з обох сторін кожного маркера.

BERT має цілі попереднього навчання, які включають масковане моделювання мови (MLM). На етапі попереднього навчання BERT вчиться передбачати замасковані токени у вхідному тексті на основі навколишнього контексту. Цей процес заохочує модель вивчати потужні контекстні представлення, які можна точно налаштувати для подальших завдань, включаючи мультикласову класифікацію. BERT отримує переваги від широкомасштабного попереднього навчання на різноманітних і великих текстових корпусах.

2.2.4 Використання RoBERTa для мультикласової класифікації

Використання RoBERTa для мультикласової класифікації є

доцільним через її удосконалений процес попереднього навчання. RoBERTa спирається на сильні сторони BERT, використовуючи більш широке попереднє навчання на більших наборах даних і вносячи кілька ключових модифікацій у процедуру попереднього навчання. Результатом цих удосконалень є модель, яка може навчатися більш потужним контекстним представленням, що дуже корисно для завдань мультикласової класифікації, де розуміння контексту вхідного тексту має вирішальне значення для точного прогнозування мітки класу. Іншим важливим аспектом RoBERTa є його двонаправлене контекстне кодування. Крім того, RoBERTa отримує переваги від широкомасштабного попереднього навчання на різноманітних і великих текстових корпусах.

2.2.5 Використання ALBERT для мультикласової класифікації

Використання ALBERT для мультикласової класифікації є доцільним через його методи зменшення параметрів. Це особливо корисно для завдань мультикласової класифікації, де обчислювальні ресурси можуть бути обмеженими або час навчання є проблемою. Іншим важливим аспектом ALBERT є його двонаправлене кодування контексту.

ALBERT є переконливим вибором для завдань мультикласової класифікації завдяки своїм унікальним аспектам, включаючи методи зменшення параметрів, двонаправлене кодування контексту, адаптивність і масштабне попереднє навчання. Завдяки цим характеристикам ALBERT добре підходить для точного прогнозування міток класів на основі контексту вхідного тексту.

2.2.6 Використання DeBERTa для мультикласової класифікації

Використання DeBERTa для мультикласової класифікації є доцільним через її механізм розмежування уваги. Цей механізм розділяє

увагу на основі вмісту та позиції на окремі компоненти, що дозволяє моделі краще моделювати довгострокові залежності у вхідному тексті. Цей покращений механізм уваги особливо корисний для завдань мультикласової класифікації, де розуміння контексту всього вхідного тексту має вирішальне значення для точного прогнозування мітки класу.

DeBERTa кодує відносної позиції. На відміну від BERT, який використовує кодування абсолютної позиції, DeBERTa використовує кодування відносної позиції, щоб зафіксувати зв'язки між різними лексемами у вхідному тексті. Цей підхід дозволяє DeBERTa краще моделювати структуру та синтаксис вхідного тексту, що може бути дуже корисним для завдань мультикласової класифікації, де розуміння зв'язків між словами є важливим для точних прогнозів.

2.2.7 Використання ELECTRA для мультикласової класифікації

ELECTRA (Efficiently Learning an Encoder that Classifies Token Replacements Accurately) – це encoder-only модель на основі трансформера, яка спрямована на ефективніше навчання, ніж традиційні масковані мовні моделі, такі як BERT [23].

Використання ELECTRA для мультикласової класифікації є доцільним через її ефективний підхід до попереднього навчання. На відміну від BERT, який використовує ціль моделювання замаскованої мови, ELECTRA використовує дискримінаційне завдання, яке називається виявлення заміненних токенів. У цьому завданні модель вчиться розрізняти оригінальні та замінені лексеми у вхідному тексті. Цей метод спонукає модель дізнатися більше про контекст і структуру тексту, що є корисним для завдань мультикласової класифікації.

ELECTRA має легку архітектуру. Модель використовує налаштування генератора-дискримінатора, де генератор є меншою моделлю, яка пропонує заміни маркерів, а дискримінатор є більшою

моделлю, яка вчиться виявляти замінені маркери. Така конфігурація дозволяє ELECTRA досягти конкурентоспроможної продуктивності з меншою кількістю параметрів і обчислювальних ресурсів порівняно з іншими моделями на основі трансформерів, такими як BERT.

2.2.8 Використання GPT-2 для мультикласової класифікації

GPT-2 (Generative Pre-trained Transformer 2) – це decoder-only мовна модель на основі трансформера. Однією з основних причин використання GPT-2 для мультикласової класифікації є його потужні можливості моделювання мови. GPT-2 попередньо навчений на великому корпусі тексту, що дає змогу вивчати широкий спектр мовних моделей і структур.

GPT-2 має однонаправлене контекстне кодування [24]. На відміну від BERT, який обробляє введений текст одночасно як вперед, так і назад, GPT-2 обробляє текст зліва направо. Хоча цей підхід може бути не таким потужним, як двонаправлене кодування, він все одно дозволяє GPT-2 отримувати значущу контекстну інформацію (рис. 2.6).

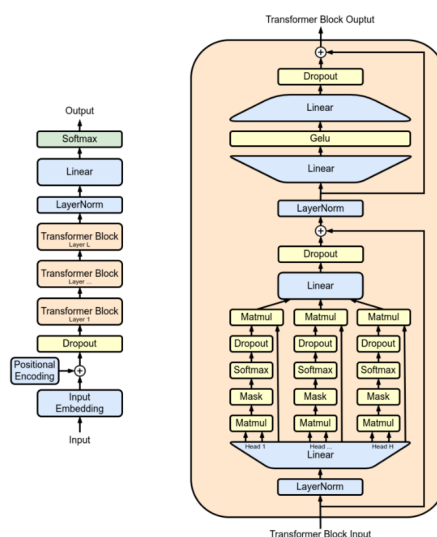


Рисунок 2.7 – GPT-2 архітектура

2.2.9 Використання T5 для мультикласової класифікації

На відміну від інших моделей, які вимагають форматів вводу та виводу для певного завдання, T5 розглядає всі завдання як задачу перетворення тексту в текст, перетворюючи введення та виведення на текстові послідовності. Такий підхід спрощує процес адаптації T5 до різних завдань, включаючи мультикласову класифікацію. Перетворюючи мітки класів у текст, T5 може навчитися передбачати мітки класів так само, як він навчається генерувати текст в інших завданнях. Іншим важливим аспектом T5 є його попередньо навчене розуміння контексту. T5 попередньо навчається на великому корпусі тексту, що дає змогу вивчати широкий спектр мовних моделей і структур.

2.2.10 Використання BART для мультикласової класифікації

Використання BART для мультикласової класифікації є доцільним через його архітектуру автокодувальника з усуненням шумів. На відміну від інших моделей, які зосереджені виключно на моделюванні замаскованої мови, BART вчиться реконструювати оригінальний вхідний текст із його пошкодженої версії. Цей процес заохочує модель дізнатися більше про контекст і структуру тексту. Іншим важливим аспектом BART є його двонаправлене кодування контексту.

2.3 Підходи до вирішення задачі двоетапного процесу виявлення пропаганди використовуючи MTL

2.3.1 Використання T5 для MTL

Використання T5 для мультизадачного навчання є доцільне через його уніфіковану структуру text-to-text. На відміну від інших моделей, які

вимагають форматів вводу та виводу для певного завдання, T5 розглядає всі завдання як задачу перетворення тексту в текст, перетворюючи введення та виведення на текстові послідовності. Такий підхід спрощує процес адаптації T5 до різних завдань і полегшує поєднання кількох завдань в одній моделі. Перетворюючи результати кожного завдання на текст, T5 може навчитися генерувати відповідні відповіді для кожного завдання так само, як він навчається генерувати текст в інших завданнях.

2.3.2 Використання BERT для MTL

Використання BERT для мультитаскового навчання є доцільним через його двонаправлений механізм самоуважності. На відміну від традиційних мовних моделей, які обробляють текст в одному напрямку, BERT обробляє введений текст як у прямому, так і в зворотному напрямках, дозволяючи йому отримувати значущу контекстну інформацію з обох напрямків. Це двонаправлене кодування дозволяє BERT краще моделювати структуру та синтаксис вхідного тексту, що є вирішальним при роботі з кількома завданнями, які можуть мати різні лінгвістичні характеристики. Іншим важливим аспектом BERT є його попередньо навчене розуміння контексту.

Модель можна точно налаштувати для декількох завдань одночасно, додавши вихідні рівні для конкретних завдань (наприклад, шари класифікації) і навчивши модель на комбінованому наборі даних, що містить екземпляри з усіх завдань.

2.3.3 Використання RoBERTa для MTL

Однією з основних причин використання RoBERTa для мультитаскового навчання є вдосконалена методологія попереднього навчання. RoBERTa базується на оригінальній моделі BERT, але

використовує модифікований процес попереднього навчання, який включає більші розміри партій, довший етап навчання та динамічне маскування. Цей оптимізований процес попереднього навчання сприяє кращому розумінню мови та покращенню виконання різноманітних завдань, що дає перевагу для мультитаскового навчання.

2.3.4 Використання BART для MTL

Однією з ключових причин використання BART для мультитаскового навчання є його архітектура автокодувальника з усуненням шумів. BART вчиться реконструювати оригінальний вхідний текст із його пошкодженої версії, що спонукає модель дізнатися більше про контекст і структуру тексту. Ця здатність моделювати складні текстові структури корисна для мультитаскового навчання, оскільки дозволяє BART розуміти та адаптуватися до різних завдань, які можуть мати різні текстові шаблони та вимоги.

3 ПРАКТИЧНА РЕАЛІЗАЦІЯ ТА ПРОВЕДЕННЯ ЕКСПЕРИМЕНТІВ

3.1 Опис програмного та технічного обладнання

Для програмної реалізації методів виявлення прихованої пропаганди використовувалася мова Python 3.11.1, а також деякі її бібліотеки (transformers, numpy тощо) та фреймворки (pytorch).

Обчислення відбувалося на відеокарті NVIDIA A100. Об'єм оперативної пам'яті складав 32 ГБ.

3.2 Опис набору даних для тренування моделей

В якості набору даних було використано PTC-SemEval20 корпус, який створено на основі новинних статей.

Цей набір містить велику кількість анотованих елементів, які були відзначені командою анотації як пропаганда (табл. 3.1). Корпус ідентифікує 14 основних технік пропаганди. Автори даного датасету об'єднали Bandwagon і reductio ad hitlerum техніки в одну мітку та Whataboutism, straw man, red herring також в іншу через рідкість зустрічі таких технік пропаганди окремо одна від одної.

Таблиця 3.1 – Приклади частини статей з виділенням пропагандистких фрагментів та їх типів з обраного набору даних

№	Тип пропаганди	Пояснення типу пропаганди	Приклад фрагменту статті, в якому використовується описаний прийом пропаганди
1	Loaded language	Використання конкретних слів і фраз із сильним емоційним підтекстом (позитивним чи негативним) для впливу на аудиторію.	Outrage as Donald Trump suggests injecting disinfectant to kill virus.

Продовження таблиці 3.1

№	Тип пропаганди	Пояснення типу пропаганди	Приклад фрагменту статі, в якому використовується описаний прийом пропаганди
2	Name calling, labeling	Позначення об'єкта пропагандистської кампанії як того, чого цільова аудиторія боїться, ненавидить, вважає небажаним або любить, хвалить.	WHO: Coronavirus emergency is ' Public Enemy Number 1 '
3	Repetition	Повторення того самого повідомлення знову і знову, щоб аудиторія врешті-решт сприйняла його.	I still have a dream . It is a dream deeply rooted in the American dream . I have a dream that one day . . .
4	Doubt	Ставити під сумнів довіру до когось або чогось.	Can the same be said for the Obama Administration?
5	Exaggeration, minimization	Представляти щось у надмірній манері: роблячи речі більше, краще, гірше або роблячи щось виглядало менш важливе або менше, ніж воно є насправді.	Coronavirus ' risk to the American people remains very low ', Trump said.
6	Appeal to fear/prejudice	Прагнення заручитися підтримкою ідеї шляхом вселення тривоги та/або паніки серед населення щодо альтернативи, можливо, на основі упереджених суджень.	A dark, impenetrable and “irreversible” winter of persecution of the faithful by their own shepherds will fall.
7	Flag-waving	Гра на сильних національних почуттях (або по відношенню до будь-якої групи, наприклад, раси, статі, політичних уподобань) для виправдання чи просування дії чи ідеї.	Mueller attempts to stop the will of We the People!!! It's time to jail Mueller.
8	Causal oversimplification	Припущення однієї причини, коли за проблемою стоїть кілька причин. У визначення також включається перекладання провини на одну особу чи групу людей без дослідження складності проблеми.	If France had not have declared war on Germany then World War II would have never happened.

Продовження таблиці 3.1

№	Тип пропаганди	Пояснення типу пропаганди	Приклад фрагменту статі, в якому використовується описаний прийом пропаганди
9	Slogans	Коротка і яскрава фраза, яка може містити ярлики та стереотипи. Гасла, як правило, діють як емоційні заклики.	“BUILD THE WALL!” Trump tweeted.
10	Appeal to authority	Заява про те, що твердження є правдивим лише тому, що його підтверджує дійсний авторитет чи експерт з даного питання, без будь-яких інших підтверджуючих доказів.	Monsignor Jean-Francois Lantheaume, who served as first Counsellor of the Nunciature in Washington, confirmed that “Vigan said the truth. That’s all.”
11	Bandwagon	Намагання переконати цільову аудиторію приєднатися та прийняти курс дій, тому що всі інші роблять те ж саме	He tweeted, “EU no longer considers #Hamas a terrorist group. Time for US to do same.”
12	Black-and-white fallacy	Представлення двох альтернативних варіантів як єдиних можливостей, тоді як насправді існує більше можливостей. Dictatorship – це крайній випадок: говорити аудиторії, які саме дії слід зробити, усуваючи будь-який інший можливий вибір	Francis said these words: “Everyone is guilty for the good he could have done and did not do . . . If we do not oppose evil, we tacitly feed it.”
13	Thought-terminating cliché	Слова чи фрази, які перешкоджають критичному мисленню та змістовній дискусії на тему. Зазвичай це короткі загальні речення, які пропонують, здавалося б, прості відповіді на складні запитання або відволікають увагу від інших напрямків думки	I do not really see any problems there. Marx is the President.

Продовження таблиці 3.1

№	Тип пропаганди	Пояснення типу пропаганди	Приклад фрагменту статі, в якому використовується описаний прийом пропаганди
14	Whataboutism	Дискредитація позиції опонента, звинувачуючи його в лицемірстві, без безпосереднього спростування його аргументів.	President Trump – who himself avoided national military service in the 1960’s – keeps beating the war drums over North Korea
15	Straw man	Коли пропозиція опонента замінюється подібною, яка потім спростовується замість оригіналу. Карикатурне представлення протилежної точки зору, щоб її було легко спростувати	“Take it seriously, but with a large grain of salt.” Which is just Allen’s more nuanced way of saying: “Don’t believe it.”
16	Red herring	Введення невідповідного матеріалу до обговорюваної проблеми, щоб увага всіх відволікалася від висловлених моментів	“You may claim that the death penalty is an ineffective deterrent against crime – but what about the victims of crime? How do you think surviving family members feel when they see the man who murdered their son kept in prison at their expense? Is it right that they should pay for their son’s murderer to be fed and housed?”
17	Reductio ad hitlerum	Переконання аудиторії не схвалити дію чи ідею шляхом припущення, що вони популярні серед груп, які цільова аудиторія ненавидить через презирство. Це може стосуватися будь-якої особи чи поняття з негативним відтінком	“Vichy journalism,” a term which now fits so much of the mainstream media. It collaborates in the same way that the Vichy government in France collaborated with the Nazis.

Обраний набір даних містить 536 статей, з яких 371 знаходиться в

training наборі, 75 – в development наборі, 90 – в test наборі (табл. 3.2).

Таблиця 3.2 – Статистика розподілу даних в корпусі

Розділ даних	Статі	Середня довжина в символах	Середня довжина в токенах	Фрагменти пропаганди
training	371	5,681±5,425	927±899	6,128
development	75	4,700±2,904	770±473	1,063
test	90	4,518±2,602	744±433	1,790
all	536	5,348±4,789	875±793	8,981

Рисунок 3.1 показує, що, найпоширенішою технікою пропаганди в новинних статтях є Loaded Language, яка приблизно вдвічі частіше, ніж друга за частотою техніка: Name Calling or Labeling.

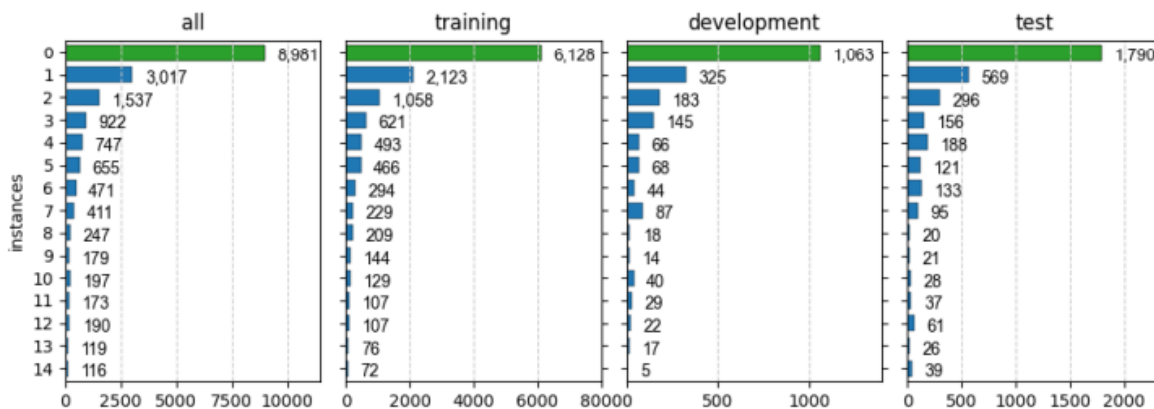


Рисунок 3.1 – Статистика кількості пропагандистських фрагментів для кожного класу

Рисунок 3.2 показує, що ці дві техніки є одними з найкоротших, у той самий час, інші техніки, такі як Exaggeration, Causal Oversimplification та Slogans як правило, є найдовшими.

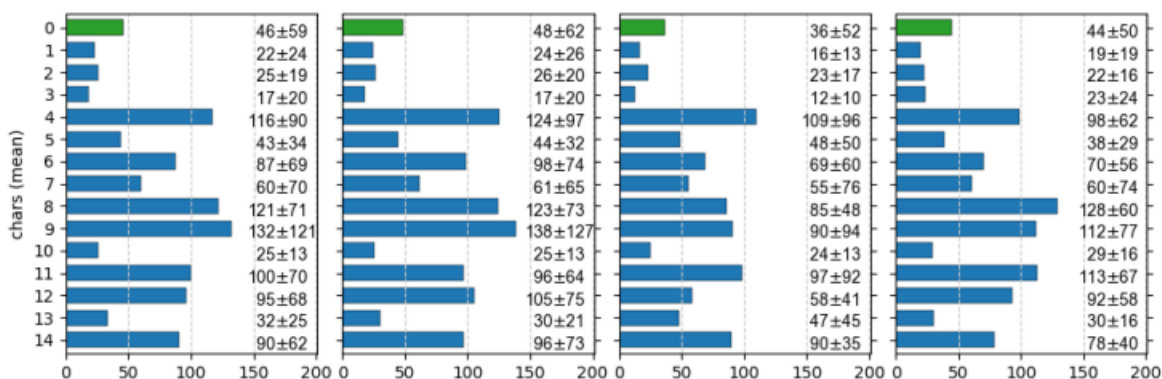


Рисунок 3.2 – Статистика середньої довжини пропагандистських фрагментів для кожного класу

3.3 Практичні результати вирішення задачі SI

Різні моделі машинного навчання, як на основі трансформера, так і без нього, були використані для вирішення завдання ідентифікації діапазону пропаганди (SI). Хоча конкретні методи та підходи для кожної моделі можуть відрізнятися, у різних моделях є деякі загальні тенденції.

Моделі на основі трансформера, такі як BERT, RoBERTa, ALBERT, XLNet, SpanBERT, DeBERTa, T5 і BART, широко використовувалися. Ці моделі використовують потужність архітектури трансформера, яка відома своєю здатністю ефективно фіксувати складні контекстні зв'язки між словами. У контексті завдання ці моделі були адаптовані для визначення фрагментів тексту, що містить пропаганду. Це передбачало фінтунінг моделей для завдання класифікації маркерів, де кожному маркеру у вхідному тексті призначалася мітка зі схеми тегування BIOES [25]. Цей підхід використовується для позначення слів у тексті як пропагандистських або не пропагандистських. *B* означає “Beginning” і використовується для позначення першого слова пропагандистської фрази. *I* означає “Inside” і використовується для позначення слів, які є частиною пропагандистської фрази, але не є першим словом. *O* означає “Outside” та використовується

для позначення слів, які не є частиною жодної пропагандистської фрази. *E* означає “End” і використовується для позначення останнього слова пропагандистської фрази.

Використовуючи схему тегування BIOE, модель можна навчити передбачати мітки для кожного слова в реченні. Наприклад, враховуючи речення «How stupid and petty things are», відповідними тегами BIOE може бути «O B I I E O», що вказує на те, що «stupid and petty things» є пропагандистською фразою (рис. 3.3).

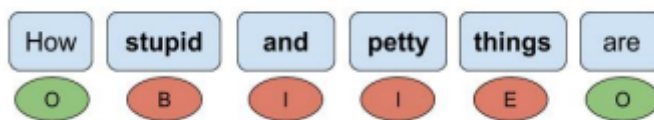


Рисунок 3.3 – Приклад BIOE tagging scheme

Перевага використання схеми тегування BIOE перед традиційною схемою BIO полягає в тому, що вона надає явний маркер кінця пропагандистської фрази, полегшуючи моделі визначення меж фрази. Це може бути особливо корисним у завданні SI, де точне визначення початкової та кінцевої позицій пропагандистських фраз має вирішальне значення для продуктивності.

Під час процесу фінтунінгу до моделей було додано класифікаційний шар та навчено з використанням мічених даних з метою мінімізації втрат перехресної ентропії між прогнозованими тегами та мітками базової правди.

Моделі не на основі трансформера, такі як LSTM і CNN, також використовувалися для вирішення ідентифікації діапазону пропаганди. Ці моделі були навчені з використанням підходу до навчання з учителем. Подібно до моделей на основі трансформера, ці моделі були адаптовані для класифікації маркерів за допомогою схеми тегування BIOE.

Таблиця 3.3 – Порівняння результатів для завдання span identification

Назва моделі	Кількість параметрів	Кількість шарів	Прихована розмірність	Кількість голів уваги	Precision	Recall	F1 Score
LSTM	–	12	–	–	0.253	0.465	0.320
BERT	336 М	24	1024	16	0.443	0.527	0.481
RoBERTa	354 М	24	1024	16	0.406	0.533	0.461
ALBERT	235 М	12	4096	16	0.338	0.583	0.428
XLNET	340 М	24	1024	16	0.41	0.53	0.469
SpanBERT	340 М	24	1024	16	0.392	0.516	0.445
DeBERTa	304 М	24	1024	16	0.357	0.477	0.408
T5	220 М	12	768	12	0.35	0.41	0.376
BART	400 М	12	1024	16	0.247	0.579	0.345

Серед усіх моделей BERT досягла найкращого результату 0,481, далі за нею йдуть XLNET 0,469 і RoBERTa 0,461. LSTM працює гірше порівняно з моделями на основі трансформера, з показником 0,320. ALBERT має найвищий рівень повноти 0,583 серед усіх моделей, але її влучність відносно низька 0,338, що призводить до помірного результату F1 скору 0,428. BART має найнижчу точність 0,247, але його повнота є високою 0,579.

Результати показують, що моделі на основі трансформера загалом перевершують інші моделі для завдання ідентифікації діапазону пропаганди. Це можна пояснити здатністю даної архітектури фіксувати контекст ефективніше, ніж LSTM і CNN. ALBERT, незважаючи на меншу складність моделі, також показав конкурентоспроможні результати, підкреслюючи потенціал легких моделей для цього завдання.

Таким чином, для завдання виявлення діапазону пропаганди було досліджено широкий спектр моделей машинного навчання, причому моделі на основі трансформерів демонструють кращу продуктивність. Ці результати дають комплексне розуміння різних підходів та їхньої ефективності у вирішенні завдання ідентифікації діапазону пропаганди.

3.4 Практичні результати вирішення задачі TC

Для вирішення завдання мультикласової класифікації пропаганди використовувалися різні моделі машинного навчання, як на основі трансформера, так і без нього. Серед моделей на основі трансформера використовувалися, такі моделі як BERT, RoBERTa, ALBERT, DeBERTa, ELECTRA, GPT-2, T5 і BART. Ці моделі були навчені для виконання мультикласової класифікації, передбачення пропагандистського класу з урахуванням введення тексту. Під час процесу фінтунінгу до моделей було додано класифікаційний шар. LSTM і CNN, також використовувалися для вирішення завдання мультикласової класифікації.

Таблиця 3.4 – Порівняння результатів для завдання techniques classification

Назва моделі	Кількість параметрів	Кількість шарів	Прихована розмірність	Кількість голів уваги	F1 Score
CNN	–	12	–	–	0.489

Продовження таблиці 3.4

Назва моделі	Кількість параметрів	Кількість шарів	Прихована розмірність	Кількість голів уваги	F1 Score
LSTM	–	12	–	–	0.504
BERT	336 М	24	1024	16	0.573
RoBERTa	354 М	24	1024	16	0.591
ALBERT	235 М	12	4096	16	0.538
DeBERTa	304 М	24	1024	16	0.5185
Electra	335 М	24	256	16	0.5122
GPT-2	345 М	24	1024	16	0.5241
T5	220 М	12	768	12	0,5107
BART	400 М	12	1024	16	0.5082

Серед усіх моделей RoBERTa досягла найвищого результату 0,591, за нею BERT 0,573 і ALBERT 0,538. LSTM і CNN працюють гірше порівняно з моделями на основі трансформера. LSTM має скор 0,504, а CNN має скор 0,489.

Серед моделей-трансформерів ELECTRA має найнижчий скор 0,5122. Це може бути пов'язано з меншим розміром прихованої розмірності порівняно з іншими моделями. GPT-2 і BART мають помірні скорі 0,5241 і 0,5082 відповідно.

3.5 Практичні результати вирішення задачі двоетапного підходу для виявлення пропаганди

Так як двоетапний підхід з одночасним вирішенням завдань ідентифікації діапазону пропаганди та потім його класифікації має певні переваги, було проаналізовано можливі підходи до вирішення цього завдання.

Перший підхід використовує дві окремо натреновані моделі, одну для виявлення потенційного пропагандистського елемента у тексті, іншу для класифікації. Використовувалися вже натреновані найкращі моделі для попередніх завдань, тобто модель на основі BERT для завдання ідентифікації та модель на основі RoBERTa для завдання класифікації. Реалізовано підхід до їх послідовного використання в рамках одного пайплайну.

Другий підхід використовує мультитаскове навчання моделей, що навчені одночасно вирішувати завдання визначення діапазону пропаганди (SI) і класифікації техніки пропаганди (TC). Основною мотивацією мультитаскового навчання є використання спільних знань у пов'язаних завданнях і покращення здатності моделі до узагальнення. Цей підхід дозволяє одній моделі виконувати обидва завдання, зменшуючи складність створення та підтримки окремих моделей.

Щоб реалізувати мультитасковий підхід до навчання, такі моделі, як T5, BERT, RoBERTa та BART, були адаптовані для виконання завдань як SI, так і TC. Для кожної моделі було реалізовано спеціальний клас, який успадковує попередньо навчену модель, подібну до їх архітектури, і додає дві окремі голови – одну для маркування послідовності (виявлення діапазону пропаганди), а іншу для класифікації (клас пропаганди). Голова маркування послідовності виводить мітку для кожного токена, тоді як голова класифікації виводить ймовірності класу. Було адаптовано навчальний цикл, а саме навчення моделі за допомогою комбінованої

функції втрат, яка включає втрату як послідовності позначок, так і втрати класифікації.

Таблиця 3.5 – Порівняння результатів для двоетапного підходу виявлення пропаганди

Назва моделі	Кількість параметрів	Кількість шарів	Прихована розмірність	Кількість голів уваги	F1 Score
$T5_{multi}$	220 М	12	768	12	0.293
$BERT_{multi}$	336 М	24	1024	16	0.3241
$RoBERTa_{multi}$	354 М	24	1024	16	0.3267
$BART_{multi}$	400 М	12	1024	16	0.266
BERT +	336 М	24	1024	16	0.368
RoBERTa	354 М	24	1024	16	
T5 + T5	220 М	12	768	12	0.2903
	220 М	12	768	12	
BART +	400 М	12	1024	16	0.273
	BART	400 М	12	1024	

Серед мультизадачних моделей навчання $RoBERTa_{multi}$ має найвищий скор 0,3267, за нею йдуть $BERT_{multi}$ 0,3241 і $T5_{multi}$ 0,301. $BART_{multi}$ має найнижчу скор 0,283 серед моделей мультизадачного навчання.

Порівнюючи найкращий результат для звичайного пайплайна (модель BERT із завдання SI та модель RoBERTa із завдання TC зі скором F1 0,368) з моделями мультизадачного навчання, слідує, що звичайний

пайплайн перевершує моделі мультизадачного навчання. Це може бути тому, що простий пайплайн використовує дві окремі моделі, які спеціально навчені та оптимізовані для відповідних завдань, тоді як мультитаскові моделі навчання мають виконувати обидва завдання одночасно, що потенційно може призвести до менш оптимальної продуктивності. Однак важливо зазначити, що використання простого пайплайну може вимагати більше обчислювальних ресурсів, оскільки передбачає виконання двох окремих моделей. Крім того, мультитасковий підхід до навчання спрощує загальну систему, вимагаючи лише однієї моделі для виконання обох завдань.

Слід зазначити, що $T5_{multi}$ має більший скор 0.293, ніж звичайний пайплайн з двома окремими моделями на основі $T5$ 0.2903. Ймовірно так вийшло через те, що $T5$ має здатність до адаптування для різних задач. Ця здатність робить цю модель ефективною до мультитаскового підходу до навчання, коли вона може вивчати як завдання SI, так і завдання TC одночасно, виграючи від спільних знань між завданнями.

ВИСНОВКИ

Кваліфікаційна робота присвячена дослідженню методів і моделей виявлення прихованої пропаганди в медіатекстах для вирішення проблеми ефективної ідентифікації різних видів пропаганди засобами штучного інтелекту. Було проведено комплексний аналіз проблеми, який включав оцінку різних сучасних моделей для таких завдань, як ідентифікація пропаганди на рівні речень (SI) і класифікація техніки пропаганди (TC). Результати, досягнуті в цій роботі, дають цінну інформацію про ефективність різних підходів і моделей.

Двоетапний підхід виявлення пропаганди, коли фрагмент тексту, що потенційно містить пропаганду, спочатку ідентифікується, а потім класифікується за допомогою класифікатора зарекомендував себе як ефективний спосіб до виявлення пропагандистських елементів у медіатекстах.

В цій роботі показано застосування методів виявлення пропаганди для визначення і фільтрування оманливого контенту, зокрема, у відкритих багатокористувацьких онлайн-системах, зокрема новинних ресурсах. Проведено теоретичне дослідження підходів до ідентифікації діапазону пропаганди, мультикласової класифікації та багатозадачного навчання, проаналізовано актуальні методи і моделі виявлення пропаганди. За результатами теоретичного дослідження здійснено вибір конкретних підходів, методів і архітектур, заснованих на нейронних мережах, для подальших експериментальних досліджень з метою виявлення пропагандистського різнотипного текстового контенту.

В ході тестування кількісний і якісний аналіз результатів показав, що моделі на основі трансформерів, такі як BERT, RoBERTa та ALBERT, перевершують традиційні методи машинного навчання, такі як LSTM і CNN, як для завдань SI, так і для TC. Це демонструє ефективність цих моделей у розумінні мовних і контекстуальних особливостей, необхідних

для успішної ідентифікації прихованої пропаганди. Також доведена ефективність двоетапного підходу для виявлення пропаганди на основі пайплайну з різними моделями для завдань ідентифікації фрагменту пропаганди та подальший її класифікації. В той же час мультитаскового навчання показало гірші результати для цієї задачі, окрім моделі T5, яка завдяки власній архітектурі показало кращий результат саме після мультитаскового навчання.

Таким чином, в роботі доведена доцільність виявлення прихованої пропаганди в медіатекстах. Спроектвано і навчено декілька високоточний текстовий моделей для ідентифікації та класифікації пропаганди, що дозволяє створити гнучку і ефективну систему виявлення подібного контенту.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Terziyan V., Golovianko M., Gryshko S. Industry 4.0 intelligence under attack: from cognitive hack to data poisoning. *Cyber defence in Industry*. 2018. P. 110–125.
2. Hybrid threats against industry 4.0: adversarial training of resilience. / O. Kaikova et al. *E3S web of conferences*. 2022.
3. Kitsa M. O. Features and methods of detection of fake information in ukrainian media. *Visnyk Natsionalnoho universytetu "Lvivska politekhnika"*. 2017. P. 28–32.
4. Aly M. Survey on multiclass classification methods. *Neural Netw*. 2005.
5. Anderson C. Propaganda, misinformation, and histories of media techniques. *Harvard Kennedy School Misinformation Review*. 2021. P. 1–7.
6. Zollmann, Florian. Bringing propaganda back into news media studies. *Critical Sociology*. 2019. P. 329–345.
7. Oliinyk. Propaganda Detection in Text Data Based on NLP and Machine Learning. *MoMLeT+ DS*. 2020. P. 132–144.
8. Papay S., Klinger R., Padó S. Dissecting span identification tasks with performance prediction. *arXiv preprint arXiv:2010.02587*. 2020.
9. Martino G. et al. SemEval-2020 task 11: Detection of propaganda techniques in news articles. *arXiv preprint arXiv:2009.02696*. 2020.
10. Tewari A., Bartlett P. On the Consistency of Multiclass Classification Methods. *Journal of Machine Learning Research*. 2007.
11. Grandini M., Bagli E., Visani G. Metrics for multi-class classification: an overview. *arXiv preprint arXiv:2008.05756*. 2020.
12. Caruana R. Multitask learning. *Machine learning*. 1997. P. 41–75.
13. Huang Z., Xu W., Yu K. Bidirectional LSTM-CRF models for sequence tagging. *arXiv preprint arXiv:1508.01991*. 2015.
14. Devlin J., et al. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers

for language understanding. arXiv preprint arXiv:1810.04805. 2018.

15. Liu Y., et al. Roberta: A robustly optimized bert pretraining approach. arXiv preprint arXiv:1907.11692. 2019.

16. Lan Z., et al. Albert: A lite bert for self-supervised learning of language representations. arXiv preprint arXiv:1909.11942. 2019.

17. Yang Z., et al. Xlnet: Generalized autoregressive pretraining for language understanding. Advances in neural information processing systems. 2019.

18. Joshi, Mandar, et al. Spanbert: Improving pre-training by representing and predicting spans. Transactions of the Association for Computational Linguistics. 2020. P. 64-77.

19. He P., et al. Deberta: Decoding-enhanced bert with disentangled attention. arXiv preprint arXiv:2006.03654. 2020.

20. Roberts A., Raffel C. Exploring transfer learning with t5: the text-to-text transfer transformer. Google AI Blog. 2020.

21. Lewis M., et al. Bart: Denoising sequence-to-sequence pre-training for natural language generation, translation, and comprehension. arXiv preprint arXiv:1910.13461. 2019.

22. Yin W., et al. Comparative study of CNN and RNN for natural language processing. arXiv preprint arXiv:1702.01923. 2017.

23. Clark K., et al. Electra: Pre-training text encoders as discriminators rather than generators. arXiv preprint arXiv:2003.10555. 2020.

24. Radford A., et al. Language models are unsupervised multitask learner. OpenAI blog. 2019. P. 9..

25. Morio G., et al. Hitachi at SemEval-2020 task 11: An empirical study of pre-trained transformer family for propaganda detection. Proceedings of the Fourteenth Workshop on Semantic Evaluation. 2020. P. 1739–1748.

ДОДАТОК А

Приклади результатів

Таблиця А.1 – Приклади результатів роботи алгоритму виявлення прихованої пропаганди

№	Тип пропаганди	Фрагмент статі
1	Loaded language	In a rare glimmer of hope for the Prime Minister, the poll finds that Tory voters back her deal by 46 per cent to 38.
2	Loaded language	He PM was forced to postpone a vote on her Brexit deal last month after Tory whips warned she faced a crushing defeat , with more than 100 of her own MPs threatening to vote against.
3	Loaded language	The pressure coming from members is to kill off this deal , not support it.
4	Loaded language	It's truly fascinating to watch Dems grapple with the fact that Mueller finished his work without indicting a single American.
5	Loaded language	Here's Why This Republican Is Claiming Vindication Anyway Attorney General William Barr has not yet sent the conclusions of the Mueller report to Congress, but that did n't stop some Republicans from claiming Loaded_Language vindication .
6	Loaded language	The capital sees its first stabbings of the year Tudor Simionov was killed when he tried to prevent a gang from gatecrashing a party in Mayfair The Page One headline in the Evening Standard said it all.
7	Loaded language	This never seemed likely and in my own case was wishful thinking, the backstop on its own is an intolerable failure of the negotiations .

Продовження таблиці А.1

№	Тип пропаганди	Фрагмент статі
8	Name calling, labeling	While the establishment media has taken to referring to the plot as a “Trump - style” government shutdown , the comparison misses a fundamental point.
9	Name calling, labeling	The People’s Vote, launched in April 2018 by Remainer MPs Chuka Umunna (Labour), Anna Soubry (Conservative), and Caroline Lucas (Green), is supported by many of the key players in the Tony Blair.
10	Name calling, labeling	Brexit has shown the world a British parliament and a political class that resembles a ship of fools without a captain.
11	Name calling, labeling	In the relatively recent past, we’ve watched, not in any particular order, Plamegate, Benghazi, the IRS suppression of Tea Party groups, Fast & Furious, Uranium One, and that brief puppet show that accompanied the F.B.I. inquiry into classified documents found on Hillary Clinton ’s private server.
12	Name calling, labeling	Louise Mensch — Mensch, a former British parliamentarian, has become a household name among the anti – Trump resistance in the U.S., with her fantastical tweets about “sealed indictments” and grand juries.
13	Name calling, labeling	But that didn't stop meme wizards and Twitter comedians from weighing in on this historical moment.
14	Name calling, labeling	Hemingway began by noting that the “Russia narrative” predates the Mueller probe, having begun circulating during the 2016 election after the creation of the infamous Clinton campaign – funded Steele dossier, which pushed the theory that then – Republican candidate Donald Trump was a Russian agent.

Продовження таблиці А.1

№	Тип пропаганди	Фрагмент статі
15	Repetition	Moss brought up YouTube star Shane Dawson having to clarify that Repetition he did not 'f**k his cat' or ejaculate on his cat , after saying he did in unearthed podcast audio Another post by '@ebfavs' showed a scene that would strike fear into the hearts of many, because we've all undoubtedly been there. It's Mueller depicted getting technical support at an Apple store as a woman looks on, captioned with 'I swear I hit save' Moss brought up YouTube star Shane Dawson having to clarify that he did not 'f**k his cat' or ejaculate on his cat , after saying he did in unearthed podcast audio.
16	Repetition	Here are ten of the top promoters of the narrative: CNN — CNN first reported that President Trump was briefed on the “ pee dossier ,” which prompted BuzzFeed to publish the dossier in full. CNN has also given vast amounts of airtime to analysts, former officials, and Democrat lawmakers pushing the Russia collusion narrative. It has also published a number of stories that advanced the narrative, Doubt including several that turned out to be false. BuzzFeed — BuzzFeed first published the “ pee dossier ” in full — which released to the public unfounded accusations against President Trump.
17	Repetition	We have a right to Repetition be informed, and we will demand to Repetition be informed about it.
18	Repetition	The Alliance must develop its ability to handle the kind of provocations that Russia is throwing at us. Such action from Russia must come at a cost. “ Provocations ,” the man said.

Продовження таблиці А.1

№	Тип пропаганди	Фрагмент статі
19	Exaggeration, minimization	Mueller getting him to a DVR backlogged with two years 'worth of Real Housewives episodes,' wrote New York Times culture reporter Dave Itzkoff Senior editor at The Daily Beast Erin Gloria Ryan tweeted about the real crime here.
20	Exaggeration, minimization	it set the very inauguration of President Trump as part of a Russian conspiracy. Rep. Adam Schiff (D-CA) — Schiff, now the House Intelligence Committee chairman
21	Exaggeration, minimization	Special Counsel Robert Mueller turned over his report to AG William Barr Friday afternoon Schiff was asked by Wolf Blitzer if he would be satisfied if the most sensitive information obtained by Mueller was only shared with the so - called gang of eight.
22	Exaggeration, minimization	And it's hard to imagine anything more significant than what Bob Mueller has been investigating. This began as a counterintelligence investigation by the FBI.
23	Exaggeration, minimization	Lawmakers rejected her deal for a second time on Tuesday night in a defeat which was only marginally better than in January when it suffered the worst defeat in parliamentary history.
24	Doubt	Our increasing acceptance of government corruption and deceit will continue to erode our national integrity and, eventually, our freedom. What happens after no one goes to jail ? And so, the Mueller Investigation into the alleged Trump – Russian Collusion to fix the 2016 general election against Hillary goes the way of similar investigations that have proceeded it.

Продовження таблиці А.1

№	Тип пропаганди	Фрагмент статі
25	Doubt	Another, Sir Mike Penning, said: “It’s reached the stage where we don’t know what the hell is going to happen.” What happens next doesn’t seem to be clear to anyone. In the short term, there’s likely to be two more key votes in the House of Commons this week. One will determine whether Parliament consents to leave the EU with no deal — which, based on previous results, is likely to be rejected.
26	Doubt	Theresa May Doesn’t Have the Votes Theresa May still does not appear to have the votes for her deal. What then? Extend and PretendEurointelligence says You Really Should Not Take EU’s Willingness to Extend for Granted. One of the dangers of the Brexit debate is that everybody is making hidden assumptions about what others will do.
27	Doubt	Since British troops have been taking part in exercises on Russia’s doorstep, not the other way round, one wonders if Gavin Williamson wrote this speech while inebriated. It is Russia that has been on the receiving end of repeated provocations from NATO member states such as the UK in recent times, and it is Russia that has been forced to respond to protect its own security and that of its people where necessary.
28	Flag-waving	Any attempt by the Trump Administration to cover up the results of this investigation into Russia's attack on our democracy would be unacceptable. 'House Judiciary ranking member Rep. Doug Collins, a Republican of Georgia, joined the call for the release of the Mueller report.

Продовження таблиці А.1

№	Тип пропаганди	Фрагмент статі
29	Appeal to fear/prejudice	<p>The backstop, a last resort, is intended to prevent full border controls on goods crossing between ROI and NI. For Britain one problem is that it can only end the backstop arrangement with EU agreement. The issue is both economic and political. The fear is that barriers between North and South Ireland might revive the old animosity, the Troubles, the 30-year conflict over NI status as part of the UK. Military controls of the 500-kilometer border were only removed with the Good Friday agreement which provided for more collaboration and free movement between the two entities</p>
30	Appeal to fear/prejudice	<p>Also on rt.com We must be ready to use ‘hard power’ against Moscow and Beijing – UK defense chief Placing to one side for a moment the insanity of the very concept of Britain deploying hard power against Russia and/or China, the prospect of fighting a war against two designated enemies at the same time is a recipe for disaster. Not satisfied with that, though, Mr Williamson is actually contemplating a conflict with three different enemies at the same time – i.e. against Russia, China, and the millions of people in Britain his government is currently waging war against under the rubric of austerity.</p>
31	Appeal to fear/prejudice	<p>Tusk reaffirmed the bloc’s commitment to the Irish backstop, insisting that the EU “will not gamble with peace.” A spokesperson for Prime Minister Theresa May has responded to Tusk’s comments, stating that it was a question for him as to whether he considers the use of that kind of language to be helpful</p>

Продовження таблиці А.1

№	Тип пропаганди	Фрагмент статі
32	Flag-waving	Apparently, Blair has told Macron to ‘stand [his] ground’ against any kind of so - called Hard Brexit and to use his clout, and the EU’s clout, to pressure Britain to stay in the Customs Union and maybe even to hold a second referendum. To put this in plain, blunt English: a former British prime minister is conspiring with a foreign power to try to subvert the will of the British people. In normal times, this would be a scandal of epic, epoch – defining proportions.
33	Flag-waving	They’ve made it clear that they would not negotiate in good faith or even at all. That much has been clear. The biggest question has been whether May herself was working in the British people’s best interest or was she simply a stalking horse for further EU integration of the entire continent of Europe.
34	Flag-waving	Sand Senate Intelligence Committee Co-chair Democrat Mark Warner: ‘Congress and the American people deserve to judge the facts of the Mueller report for themselves. It must be provided to Congress immediately, and the AG should swiftly prepare a declassified version for the public. Nothing short of that will suffice.
35	Causal oversimplification	The UK government therefore relies on the DUP for a majority vote in the House of Commons, which it has twice lost. The Republic of Ireland, like NI, would suffer from a hard border. At the same time, it is benefitting from London - based groups banking institutions, including Bank of America, Morgan Stanley, and Barclays, asset management, and insurance companies, who want to retain access to EU markets. ROI will also benefit from pharmaceutical and legal firms which are moving business to Dublin.

Продовження таблиці А.1

№	Тип пропаганди	Фрагмент статі
36	Causal oversimplification	Brussels Shows Its Fear Hungarian Prime Minister Viktor Orban has been under fire from the European Union for years for his opposition to German Chancellor Angela Merkel 's open immigration policy. A policy which she herself has had to pull back on. And no matter how far Merkel has changed her stance and acceded to the reality of the damage her policy has created, Orban is still guilty of the sin of non - compliance. Actually, he's guilty of a whole lot more than that.
37	Causal oversimplification	The UK government therefore relies on the DUP for a majority vote in the House of Commons, which it has twice lost. The Republic of Ireland, like NI, would suffer from a hard border. At the same time, it is benefitting from London - based groups banking institutions, including Bank of America, Morgan Stanley, and Barclays, asset management, and insurance companies, who want to retain access to EU markets. ROI will also benefit from pharmaceutical and legal firms which are moving business to Dublin
38	Slogans	Footage of the protests became popular on far - right and conspiracy Facebook pages in the U.S., where Americans highlighted some protesters ' anti - immigrant sentiments and promoted a hoax about Parisians chanting " we want Trump. " (President Donald Trump later repeated the false claim on Twitter.) Pro - Yellow Vest memes are popular on Reddit's biggest Trump page, r / the_donald

Продовження таблиці А.1

№	Тип пропаганди	Фрагмент статі
39	Slogans	Groups Promoting Anti - Brexit‘ People’s March’ Funded by the EU https://t.co/KPIGSejVs6 — Breitbart London (@BreitbartLondon) October 21, 2018 Leave Means Leave co - chairman Richard Tice said of the revelation.
40	Slogans	We, in my opinion, are one of the greatest cities in the world, one of the reason we are one of the greatest cities in the world is because of the contribution made by Europeans. I think diversity is a strength and I think what tonight is about is celebrating that diversity. I hope that members of Parliament, members of the Government will see the fireworks tonight, will listen to the soundtrack and will reflect on what sort of country they want to live in post - March.
41	Slogans	New year ushered in with fireworks and European solidarity The words Slogans London is open rang in the new year as the capital welcomed 2019 with a dazzling riverside fireworks display. The phrase was spoken in seven languages around two minutes past midnight as the city skyline filled with lights in the largest annual display in Europe
42	Appeal to authority	His son, Imran Mostafa Kamel, was remanded on firearms charges yesterday and remains a suspect in the murder. Two other security guards and a woman aged 29 were also stabbed and were treated in hospital for non life - threatening injuries. Flowers left on the pavement outside the entrance of the party in Mayfair, where security guard Simionov was stabbed to death Park Lane.

Продовження таблиці А.1

№	Тип пропаганди	Фрагмент статі
43	Appeal to authority	If the President won't rein him in – and I 'm not holding my breath – Britain 's Foreign Secretary Jeremy Hunt should haul this billionaire buffoon into the Foreign Office and read him the riot act. And if he continues to make political attacks on the Prime Minister, we should encourage him to take the next plane home.
44	Appeal to authority	“Getting conditional approval isn't enough for the Government to go ahead but it may be enough to show the EU there is a majority if they can move a little further.” She added that it could allow the Government to “return for a third go at the meaningful vote, with a proven recipe for a majority” at a later date — despite there being less than three months until the UK formally leaves the EU.
45	Black-and-white fallacy	A senior Government source added that Ms Cooper 's amendments would be “the first of many” attempts to stop a no deal Brexit should MPs vote down Mrs May's unpopular EU Withdrawal Agreement in the week beginning January 15th. There was no mention of a "deal" on the ballot paper. The British public were given the binary choice of Leave or Remain.
46	Black-and-white fallacy	May's agreement — is fulfilling the referendum result as Tory MP Peter Bone told Sky News's Sophy Ridge on Sunday. “The only way you're going to get on and deliver Brexit is what's called a ‘no deal’ Brexit. Then at the end of March we'll be out of the EU and we will have left. “There was no question, that I remember, on the referendum about a ‘deal’ or not; it was ‘leave’ or ‘remain.’ And the way you leave is to come out on the 29th of March.

Продовження таблиці А.1

№	Тип пропаганди	Фрагмент статі
47	Thought-terminating cliché	So when Trump’s crony Johnson turned up on the Today programme, he was really giving BBC listeners the world view of Farage. The fact is that Johnson is out of his depth. Like his master, Donald Trump, he is becoming a national embarrassment to the U.S.
48	Black-and-white fallacy	Under forceful questioning from the BBC, May said that there should not be a second referendum. A new YouGov survey showed that if a second referendum were held now, 54 percent of British citizens would be in favor of remaining in the European Union. The poll, which was commissioned by People's Vote, an organization pushing for a new referendum, also found 41 percent thought the final decision about Brexit should be made by a new public vote rather than leaving it in lawmakers' hands.
49	Thought-terminating cliché	But senior Conservatives said they were detecting no sign of a shift in opinion over the Christmas break, warning that ' nothing has changed '. Brexit hostilities have been resumed with just a fortnight to go until a titanic Commons showdown on the PM 's package.
50	Thought-terminating cliché	She has trouble explaining what the moment actually is — the utterance that will forever be her epitaph in the history of political discourse will be “Brexit means Brexit.” Imagine Churchill saying “war means war.” OK, let ’s be reasonable. When it comes to oratory nobody can hold a candle to Churchill. Every prime minister since Churchill has carefully avoided getting into that kind of contest.

Продовження таблиці А.1

№	Тип пропаганди	Фрагмент статі
51	Thought-terminating cliché	Full statement from Corbyn here on #laboursplitpic.twitter.com/P3M6U2Xxr7 — Jessica Elgot (@jessicaelgot) February 18, 2019 Labour's Shadow Foreign Secretary Emily Thornberry, has given a somewhat blunt reaction to seven MPs defecting from Labour. Simply remarking, " Whatever. " Other Labour MPs have reacted on social media with a mixture of sorrow and anger.
52	Whataboutism, straw man, red herring	I have a friend from college who was a genuine gun fighter. He joined the Corps as a Private — came out a Major, with a Silver Star. He's featured in a book about the legendary First Marine Recon in Vietnam. He's alive and well today. In my high school band, I sat next to a small, Hispanic kid. Once out of school, he joined the Marine Corps, and went to Vietnam. He died there. Only YOU can save CFP from Social Media Suppression
53	Whataboutism, straw man, red herring	The anger from the “Brexiters” wing focuses primarily on the inclusion of a “backstop” – a safety net that keeps Britain in a customs union with the E.U. in case no trade deal is made after March. It is intended to avoid a hard border between Ireland and Northern Ireland, but Brexiteers have pointed to the lack of a unilateral exit mechanism as evidence that the backstop will lead to Britain never actually leaving. If May's agreement loses by more than 100 votes, it would likely renew calls from her own party for her to step down, and give impetus to the opposition Labour Party to put forward a motion of no - confidence -- a move that could eventually lead to a General Election

Продовження таблиці А.1

№	Тип пропаганди	Фрагмент статі
54	Whataboutism, straw man, red herring	Tom Steyer Rallies Supporters after Conclusion of Mueller Report Left - wing billionaire Tom Steyer issued a video on Friday rallying supporters after the lackluster conclusion of the report issued by special counsel Robert Mueller. Mueller 's report did not include any additional criminal indictments, despite leftists dreaming that President Donald Trump or members of his family would be sent to jail as a result of the investigation
55	Bandwagon, reductio ad hitlerum	A nearby parking lot was packed with luxury cars, including a bright yellow Porsche and a chrome Rolls Royce. A woman in the parking lot sported a black fur coat in the nearly 75-degree weather. Mueller's actual conclusions remain under lock and key at the Justice Department. But supporters here seemed unfazed by the report's imminent disclosure. Asked if she's certain the president can overcome the Mueller probe's findings, Toni Holt Kramer, a Mar - a - Lago member and founder of the Trumpettes USA, a Trump fan club, said via email, "Positive!!!" Marc Caputo and Anita Kumar contributed to this story.
56	Bandwagon, reductio ad hitlerum	Meanwhile, a petition pushing for the UK to leave the EU in a clean break has reached more than 300,000 signatures. MPs are set to return to Parliament next week to debate Prime Minister Theresa May's Withdrawal Agreement, with a vote slated for the week beginning January 14th. Dubbed " the worst deal in history " by Mr Farage, should it be voted down the legal default is a no - deal Brexit where the UK would leave on March 29th without a deal. The UK would then trade with the bloc on World Trade Organization terms

