
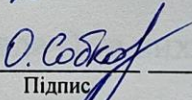


КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

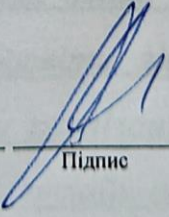
на тему Метод виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатofакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання

Галузь знань 12 – Інформаційні технології
Шифр і назва галузі знань
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки
Шифр і назва спеціальності
Освітня програма Комп'ютерні науки
Назва освітньої програми

Виконала: студентка групи КН-21-2  Ірина ПОДГОРНЮК
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: асистент каф. КН  Олена СОБКО
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Нормоконтроль: к.т.н., доц. каф. КН  Руслан БАГРІЙ
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

До захисту допускаю:
Зав. кафедри КН, д.т.н., професор  Олександр БАРМАК
Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

18 06 2025 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет інформаційних технологій

Кафедра комп'ютерних наук

Освітній ступінь бакалавр

Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри комп'ютерних наук

(підпис)

д.т.н., професор Олександр БАРМАК

« 10 » 02 2025 року

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА**

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатofакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання».

2. Завдання видано студентці Ірині Подгорнюк

(Ім'я, прізвище)

3. Керівник роботи асистент кафедри КН Олена Собко

(посада, ім'я, прізвище)

4. Затверджено наказом університету від « 07 » 02 2025 р. № 23

5. Дата видачі завдання студенту: « 10 » 02 2025 р.

6. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

Мета роботи – підвищення рівня виявлення поведінкових ознак мобінгу у системах онлайн-освіти. Для цього необхідно: виконати аналіз інформаційних моделей в області автоматизованого виявлення поведінкових ознак мобінгу; створити метод виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатofакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання; виконати проектування та програмну реалізацію системи інтелектуального аналізу поведінкових ознак мобінгу в онлайн-освіті; виконати дослідження методу виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатofакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

№	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра	Термін виконання	Примітка
1	Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики кваліфікаційної роботи бакалавра з керівником, складання календарного графіка виконання	січень 2025	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю, формулювання мети і задач дослідження, визначення об'єкта та предмета дослідження	лютий 2025	виконано
3	Проектування та розроблення методу вирішення завдання, загальної архітектури програмного забезпечення, інтерфейсу користувача, вибір засобів реалізації програмного забезпечення	березень 2025	виконано
4	Створення та тестування програмного забезпечення, дослідження ефективності, висновки з виконаної роботи	квітень 2025	виконано
5	Написання пояснювальної записки, урахування зауважень керівника, оформлення згідно з вимогами	травень 2025	виконано
6	Розробка презентаційних матеріалів та попередній захист кваліфікаційної роботи	травень 2025	виконано
7	Отримання відгуку керівника, рецензії, перевірка на плагіат, нормоконтроль	червень 2025	виконано
8	Підготовка до захисту та захист кваліфікаційної роботи	червень 2025	виконано

Виконавець: студентка групи КН-21-2

Група виконавця

Підпис

Ірина ПОДГОРНЮК

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник:

асистент каф. КН

Науковий ступінь, посада

Підпис

Олена СОБКО

Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання»

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студентка групи КН-21-2 Ірина Подгорнюк

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: асистент каф. КН Олена Собко.

Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
56	13	2	54	3

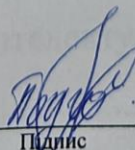
Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення рівня виявлення поведінкових ознак мобінгу у системах онлайн-освіти. Результатом досягнутої мети є відповідний метод виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання та його програмна реалізація у вигляді вебзастосунку.

Реалізована інтелектуальна система призначена для автоматизації процесу виявлення поведінкових ознак мобінгу у системах онлайн-освіти завдяки використанню нейромережових засобів.

Напрямами практичного використання розробленої інтелектуальної системи визначено автоматизовану обробку текстового контенту для виявлення ознак мобінгу у системах онлайн-освіти.

Ключові слова: мобінг, поведінкові ознаки мобінгу, системи онлайн-освіти, обробка природної мови.

Виконавець: студентка групи КН-21-2
Група виконавця


Підпис

Ірина ПОДГОРНЮК
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Зміст

Перелік скорочень	4
Вступ.....	5
Розділ 1 Характеристика предметної області: аналіз моделей, методів та реалізацій.....	7
1.1 Аналіз інформаційних моделей в області автоматизованого виявлення поведінкових ознак мобінгу у системах онлайн-освіти.....	7
1.2 Огляд теоретичних підходів до розв’язку задач виявлення ознак мобінгу у системах онлайн-освіти.....	10
1.3 Аналіз існуючих програмних засобів та наукових рішень в галузі автоматизованого виявлення мобінгу.....	11
1.4 Мета, задачі та вимоги до реалізації інтелектуальної системи.....	16
Розділ 2 Метод виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти.....	17
2.1 Підхід до виявлення мобінгу.....	17
2.2. Математична модель та етапи методу інтелектуального аналізу поведінкових ознак мобінгу в онлайн-освіті.....	19
2.3 Архітектури нейромережових засобів для інтелектуального аналізу поведінкових ознак мобінгу в онлайн-освіті.....	24
2.4 Формування вибірок навчальних даних.....	30
2.5 Проектна архітектура та взаємозв’язок компонентів системи інтелектуального аналізу поведінкових ознак мобінгу в онлайн-освіті.....	32
2.6 Особливості використання спеціалізованих програмних розширень.....	34
2.7 Метрики оцінювання.....	36
2.8 Висновки до розділу 2.....	37
Розділ 3 Експериментальне дослідження методу виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів.....	38
3.1 Вибір засобів розробки системи інтелектуального аналізу поведінкових ознак мобінгу в онлайн-освіті.....	38

3.2 Особливості реалізації програмних складових системи інтелектуального аналізу поведінкових ознак мобінгу в онлайн-освіті.....	39
3.3 Аналіз функціональності системи інтелектуального аналізу поведінкових ознак мобінгу в онлайн-освіті.....	42
3.4 Результати досліджень	45
3.5 Висновки до розділу 3	48
Загальні висновки.....	50
Перелік посилань.....	51
Додатки	

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
ІТ	Інформаційні технології
КН	Комп'ютерні науки
ІІ	Штучний інтелект
НМ	Нейронна мережа
ПЗ	Програмне забезпечення
БД	База даних
BERT	Bidirectional Encoder Representations from Transformers
mBERT	Multilingual Bidirectional Encoder Representations from Transformers
LSTM	Long Short-Term Memory
CLS	Classification Token
AI	Artificial Intelligence
HTTP	HyperText Transfer Protocol
RoBERTa	Robustly Optimized BERT Approach
CSS	Cascading Style Sheets
HTML	HyperText Markup Language
WSGI	Web Server Gateway Interface

Вступ

Кваліфікаційна робота бакалавра присвячена підвищенню рівня виявлення поведінкових ознак мобінгу у системах онлайн-освіти.

Актуальність. Актуальність дослідження зумовлена зростанням значення онлайн-освіти в умовах цифровізації суспільства, а також необхідністю забезпечення психологічного благополуччя учасників освітнього процесу в цифровому середовищі. З поширенням дистанційного навчання зростає імовірність виникнення нових форм психологічного насильства, зокрема мобінгу, що характеризується систематичним цькуванням або соціальною ізоляцією окремих учасників освітньої взаємодії. Такий тип поведінки, на відміну від традиційного булінгу, часто має прихований характер і виявляється у вербальних чи невербальних діях, що можуть залишитися поза увагою викладачів та адміністраторів платформи.

У сучасних умовах недостатня розробленість методів автоматичного виявлення мобінгу в онлайн-середовищах створює серйозні перешкоди для своєчасного реагування на прояви деструктивної поведінки. Це може мати негативні наслідки для емоційного стану постраждалих, ефективності навчального процесу та загального мікроклімату в навчальній спільноті. Тому дослідження, спрямовані на удосконалення інструментів аналізу поведінкових патернів учасників онлайн-комунікації, є надзвичайно актуальними з огляду на потребу в превентивних та діагностичних засобах, що можуть бути інтегровані у системи дистанційного навчання для підвищення безпеки та якості освіти.

Об'єкт дослідження – процес виявлення поведінкових ознак мобінгу.

Предмет дослідження – методи та засоби машинного навчання для виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти.

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра – підвищення рівня виявлення поведінкових ознак мобінгу у системах онлайн-освіти.

Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра – виконати аналіз інформаційних моделей в області автоматизованого виявлення поведінкових ознак мобінгу; створити метод виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання; виконати проєктування та програмну реалізацію системи інтелектуального аналізу поведінкових ознак мобінгу в онлайн-освіті; виконати дослідження методу виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання.

Розділ 1 Характеристика предметної області: аналіз моделей, методів та реалізацій

1.1 Аналіз інформаційних моделей в області автоматизованого виявлення поведінкових ознак мобінгу у системах онлайн-освіти

У сучасному суспільстві проблема психологічного насильства, зокрема мобінгу, набуває дедалі більшої актуальності, особливо в умовах інтенсивного розвитку цифрових комунікацій. Мобінг визначається як систематичне цькування однієї особи або групи осіб з боку колег, одногрупників чи учасників спільного освітнього середовища [1]. Це явище супроводжується тривалими психоемоційними атаками, ігноруванням, приниженням, розповсюдженням образливих повідомлень або створенням атмосфери соціального виключення.

У класичних дослідженнях мобінг найчастіше асоціюється з трудовими колективами. Проте останнім часом, з розширенням практики дистанційного навчання, зростає кількість випадків його прояву в онлайн-освітніх середовищах. Ці простори характеризуються специфічною взаємодією – через форуми, чати, коментарі до навчальних матеріалів або особисті повідомлення [2]. В умовах анонімності чи часткової ідентифікації, мобінг може відбуватись непомітно для викладача або адміністрації, що ускладнює його виявлення та запобігання.

Онлайн-мобінг серед студентів може виявлятися через систематичне знецінення думки окремої особи [3], грубі або саркастичні відповіді на її дописи, виключення з групових обговорень або проєктів, а також через поширення негативного ставлення до неї в комунікаційних каналах. Важливим аспектом є також психоемоційний вплив на жертву, що може призводити до зниження успішності, втрати мотивації до навчання, ізоляції та навіть психологічних розладів.

В Україні проблема мобінгу, зокрема в освітньому середовищі, є актуальною, проте статистичні дані щодо його поширеності залишаються обмеженими. Наразі відсутні офіційні загальнодержавні дослідження, які б детально висвітлювали масштаби мобінгу в онлайн-освіті. Однак, з огляду на

світові тенденції та зростання використання цифрових платформ для навчання, можна припустити, що ця проблема набуває все більшого значення і в українському контексті.

З метою протидії мобінгу в Україні було внесено зміни до законодавства. Кодекс законів про працю України доповнено статтею 2-2, яка визначає мобінг (цькування) як систематичні тривалі умисні дії або бездіяльність роботодавця, окремих працівників або групи працівників, спрямовані на приниження честі та гідності працівника, його ділової репутації [4]. Ці дії можуть проявлятися у формі психологічного та/або економічного тиску, зокрема із застосуванням засобів електронних комунікацій, створення ворожої, образливої атмосфери, що змушує працівника недооцінювати свою професійну придатність [5].

Кодекс України про адміністративні правопорушення доповнено статтею 173-5, яка передбачає адміністративну відповідальність за вчинення мобінгу. Зокрема, за такі дії передбачено накладення штрафу від 1700 до 2550 гривень або громадські роботи на строк від 20 до 40 годин. У разі повторного вчинення протягом року або вчинення групою осіб — штраф від 3400 до 5100 гривень або громадські роботи на строк від 40 до 60 годин [6]. Ці законодавчі зміни набули чинності 11 грудня 2022 року

Для виявлення мобінгу в онлайн-середовищі важливо розуміти, що це явище має чітко окреслені ознаки, які відрізняють його від звичайного конфлікту, випадкової грубості чи одноразової критики [7]. До ключових характеристик мобінгу належать: повторюваність, спрямованість на конкретну особу та загальна негативна тональність тексту.

Мобінг не є разовим актом агресії. Він проявляється у систематичних, регулярних або періодичних діях, спрямованих на одну й ту саму особу [8]. Це може бути повторне висміювання, саркастичні коментарі, зневажливі репліки, що з'являються в різних темах чи обговореннях протягом певного періоду часу.

Мобінг має особистісну націленість – дії агресора або групи агресорів фокусуються на конкретному учаснику освітнього процесу. У текстах це може

проявляться через пряме згадування імені або використання займенників, звертань, натяків, які однозначно вказують на жертву [9].

Загальна негативна тональність: комунікація, що містить мобінг, зазвичай має емоційно негативне забарвлення. Це може бути ворожий, принизливий, іронічний або пасивно-агресивний тон. Навіть у випадках, коли повідомлення формально не містить лайки або образ, його емоційна інтонація може передавати упереджене ставлення, що завдає психологічного дискомфорту [10].

Мобінг часто має на меті знизити соціальний статус жертви, викликати в неї сумніви щодо власної значущості, компетентності або приналежності до спільноти. Це може включати ігнорування думок особи в обговореннях, знецінення її внеску в групову роботу, або нав'язування негативних ярликів.

Інформаційні технології відіграють важливу роль у виявленні мобінгу в онлайн-середовищі, зокрема в освітніх платформах. Завдяки можливостям ІТ можна автоматично аналізувати великі обсяги текстових повідомлень, виявляючи ознаки агресивної або принизливої поведінки [11]. Спеціальні програмні засоби дозволяють оцінювати тональність комунікації, стежити за повторюваністю негативних висловлювань і виявляти ситуації, коли одна особа систематично стає мішенню. Крім того, такі системи дають змогу оперативно реагувати на загрози, ще до того як конфлікт перейде в гостру фазу. Таким чином, ІТ дозволяють підвищити ефективність моніторингу онлайн-спілкування і своєчасно виявляти випадки мобінгу.

Отже, інформаційні технології є дієвим інструментом для виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання. Вони дозволяють своєчасно фіксувати підозрілі поведінкові патерни, аналізувати зміст комунікації та допомагати в запобіганні психологічному насильству, забезпечуючи безпечніше освітнє середовище.

1.2 Огляд теоретичних підходів до розв'язку задач виявлення ознак мобінгу у системах онлайн-освіти

У контексті цифровізації освітнього процесу виникає потреба в ефективних інструментах, здатних автоматично виявляти деструктивну поведінку, зокрема мобінг. Оскільки значна частина такої поведінки реалізується у формі текстової комунікації (коментарі, обговорення, приватні повідомлення), особливе значення набувають інструменти аналізу тексту на основі методів машинного навчання.

Одним із найбільш поширених підходів є аналіз настрою, який дозволяє визначати емоційне забарвлення висловлювань. Наприклад, за допомогою моделі BERT можливо оцінити, чи є текст позитивним, нейтральним чи негативним [12]. Повторювана негативна тональність у бік конкретного учасника освітнього процесу може свідчити про наявність мобінгу. Особливість BERT полягає у двобічному контекстному аналізі слів, що дозволяє точніше враховувати значення слів залежно від їхнього оточення. У контексті виявлення мобінгу ця модель використовується для класифікації тексту за тональністю: позитивною, нейтральною або негативною. Застосовуючи BERT до коментарів або повідомлень у системах онлайн-освіти, можна автоматично виявити ті, що містять негативний або агресивний емоційний контекст. За повторюваної негативною оцінкою конкретного користувача така модель може слугувати індикатором початку або наявності мобінгу. Крім того, BERT підтримує fine tuning, що дозволяє адаптувати її до конкретного освітнього середовища чи мови, наприклад, української [13].

Іншим ефективним інструментом є виділення іменованих сутностей, такий підхід дозволяє визначити, на кого саме спрямоване висловлювання. Наприклад, використовуючи бібліотеку Stanza, яка поєднує гнучкість лінгвістичних правил з потужністю сучасних моделей глибинного навчання, можна ідентифікувати згадування конкретних осіб, імен, або інших міток, що вказують на спрямованість агресії. Якщо одна й та сама особа постійно

згадується в повідомленнях із негативним сентиментом, це може вказувати на цілеспрямовану агресію. Використання таких інструментів дає змогу аналізувати поведінкові шаблони без втручання людини, що значно підвищує ефективність контролю за безпечним освітнім середовищем [14].

Комбінація цих методів дає змогу не лише виявляти окремі випадки агресивних повідомлень, але й відстежувати поведінкові закономірності: частоту згадування певних осіб у негативному контексті, систематичність ворожих висловлювань, зміну емоційного тону впродовж часу тощо.

Таким чином, використання сучасних інструментів машинного навчання дозволяє створити основу для автоматизованого моніторингу емоційного клімату в освітньому середовищі та своєчасного виявлення ризикованих ситуацій, пов'язаних із мобінгом.

Отже, в ході аналізу інформаційних моделей в області автоматизованого виявлення поведінкових ознак мобінгу у системах онлайн-освіти, було встановлено, що доцільно використання нейромережевих засобів для аналізу сентименту, які дозволяють оцінити емоційне забарвлення тексту в цілому, а також – що особливо важливо – сентимент відносно конкретної сутності. Наприклад, навіть у нейтральному на перший погляд повідомленні може фігурувати негативна оцінка, спрямована на певну особу, і саме така комбінація вказує на можливі ознаки мобінгу.

1.3 Аналіз існуючих програмних засобів та наукових рішень в галузі автоматизованого виявлення мобінгу

У контексті цифровізації освіти та зростання обсягів онлайн-комунікації дедалі актуальнішою стає проблема виявлення мобінгу – систематичних проявів психологічного тиску або цькування, які можуть залишитися непоміченими без відповідного технічного нагляду. У відповідь на ці виклики створюються автоматизовані програмні рішення, здатні виявляти ознаки небезпечної поведінки на основі аналізу цифрового контенту. Найбільше поширення такі

рішення отримали у закладах освіти США, де вони застосовуються з метою запобігання булінгу, самогубствам і шкільному насильству. Нижче буде розглянуто наступні приклади – «Gaggle» та «Navigate360».

«Gaggle» [15] – це комерційна система, яка активно впроваджується у навчальних закладах США з метою моніторингу цифрової активності учнів. Її основне завдання – виявляти ризиковану поведінку, включаючи кібербулінг, думки про самогубство, агресивні висловлювання та інші загрози. «Gaggle» інтегрується з навчальними платформами, як Google Workspace for Education та Microsoft 365, й аналізує вміст листування, документів, нотаток і презентацій учнів. Основою її роботи є алгоритми, які здійснюють пошук за ключовими словами, шаблонами та, використовують методи машинного навчання. Виявивши підозрілий контент, система надсилає автоматичне сповіщення адміністрації школи або відповідальним службам для оперативного реагування.

Попри ефективність у швидкому реагуванні на критичні ситуації, «Gaggle» не позбавлена недоліків. Найбільше критики вона отримує за надмірне втручання у приватне життя учнів. Батьки та експерти з етики звертають увагу на те, що моніторинг персональної кореспонденції створює атмосферу недовіри та постійного контролю. Крім того, точні алгоритмічні механізми роботи «Gaggle» залишаються закритими, а це знижує довіру до об'єктивності системи. Також є значна імовірність хибних позитивних спрацьовувань – коли система реагує на жарт, іронію або просто нестандартну фразу як на загрозу, що ускладнює практичне використання «Gaggle» як універсального інструмента. На рисунку 1.1 наведено скріншот використання «Gaggle».

Ще одне відоме рішення – «Navigate360 Digital Threat Detection», котре орієнтоване переважно на виявлення загроз у відкритих цифрових просторах, зокрема в соціальних мережах. Його мета – виявити ознаки вербальної агресії, цькування або депресивного стану на основі аналізу публічного контенту: постів, коментарів, повідомлень. Система працює на основі словникових фільтрів, які визначають потенційно небезпечні фрази, ключові слова або

комбінації, що сигналізують про ризик. Після виявлення такого сигналу відповідальні особи отримують повідомлення для подальшого розгляду ситуації.

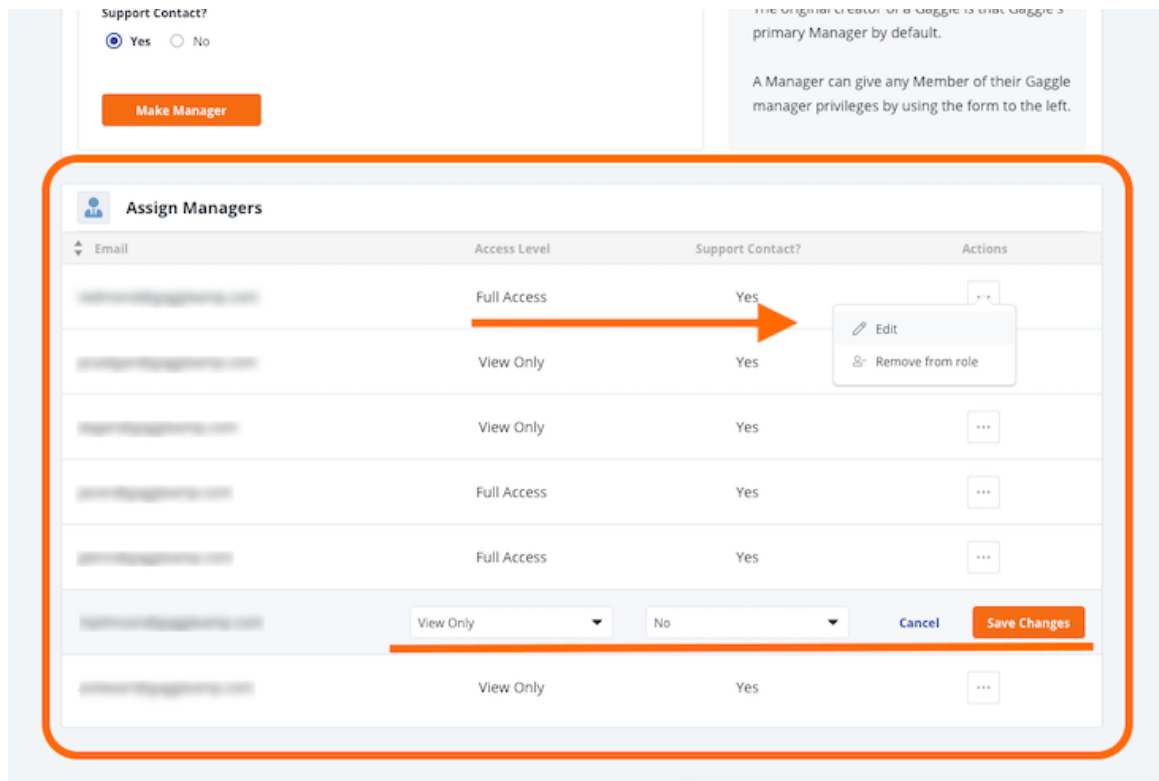


Рисунок 1.1 – Скріншот використання ПЗ «Gaggle» [16]

Попри корисність у розширенні поля моніторингу за межами шкільних систем, «Navigate360» має свої обмеження. Насамперед це залежність від публічності акаунтів: система не може аналізувати контент у приватних або закритих профілях, що значно звужує охоплення. Крім того, оскільки аналіз здійснюється переважно на рівні ключових слів, без глибокого розуміння контексту, високим залишається ризик неправильного тлумачення. Сарказм, метафори або гумор можуть бути інтерпретовані як загроза, що породжує чимало хибних спрацювань. На рисунку 1.2 наведено скріншот використання ПЗ «Navigate360».

Таким чином, обидві системи демонструють перспективність у сфері виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами, однак потребують більш гнучких та

інтелектуальних механізмів аналізу, особливо тих, які враховують контекст, семантику та емоційне забарвлення висловлювань.

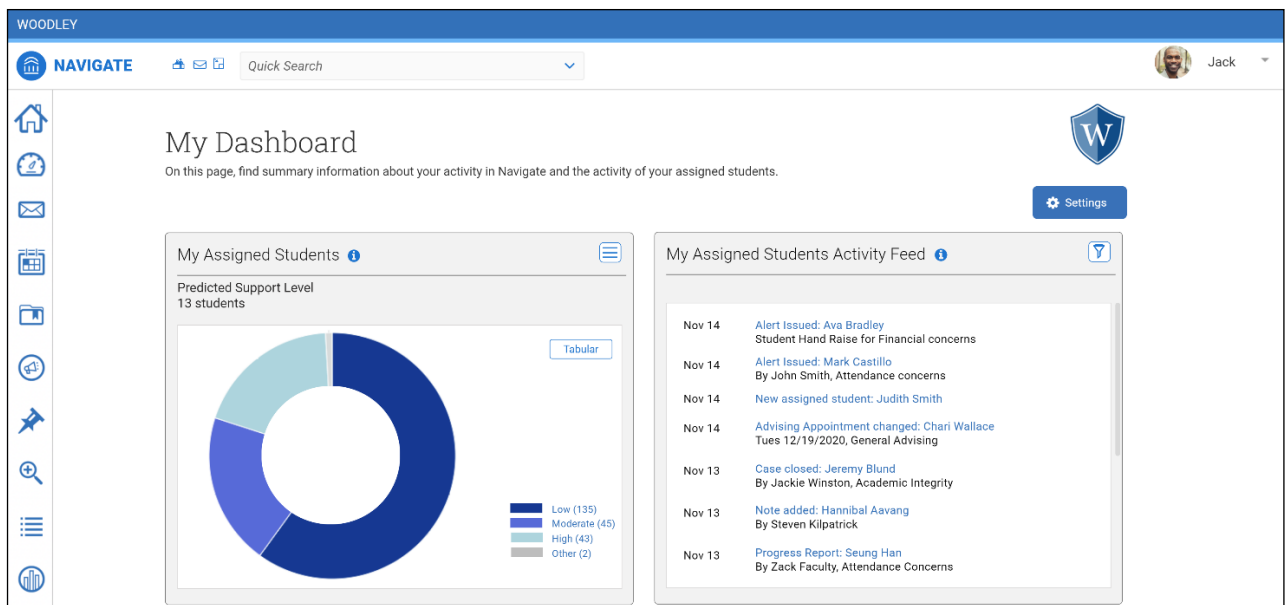


Рисунок 1.2 – Скріншот використання ПЗ «Navigate360» [17]

Мобінг, як форма психологічного насильства, охоплює не лише фізичні чи вербальні атаки, але й кібермобінг, який стає все більш поширеним у зв'язку з розвитком цифрових комунікацій у професійному середовищі [18]. За даними досліджень, подібні види цькування можуть викликати серйозні психологічні наслідки у постраждалих через відчуття незахищеності, анонімність агресора та швидке поширення інформації серед колег і навіть сторонніх осіб [19]. Особливо часто мобінг виникає в освітніх закладах, де постійна взаємодія між учасниками освітнього процесу створює ґрунт для конфліктів, які іноді набувають ознак цькування [20].

Попри зростання інтересу до цієї тематики в науковому середовищі, виявлення мобінгу як об'єкта автоматизованого аналізу досі лишається недостатньо дослідженим, особливо в контексті текстових повідомлень в освітніх установах. Причинами є обмежена кількість маркованих даних і складність самого явища, що має багатовимірний характер. Однак, оскільки мобінг часто перетинається з поняттям кібербулінгу, доцільно аналізувати результати суміжних досліджень, що зосереджуються на текстовій агресії.

У статті [21] описано архітектуру ансамблю трансформерів, які аналізують емоційні патерни текстів (зокрема лексеми, пов'язані з гнівом або сумом), що допомагає ідентифікувати потенційних жертв або агресорів. Інше дослідження [22] порівнює ефективність різних алгоритмів – від класичних (Random Forest, Naive Bayes, SVM) до глибоких моделей (CNN, RNN, BERT), з найкращим результатом у BERT – 88,8% точності.

У роботі [23] було використано модель LSTM для аналізу даних із Twitter, Instagram та Facebook. Модель продемонструвала високі показники точності (Twitter – 96.64%, Instagram – 94.49%, Facebook – 91.26%), що свідчить про її гнучкість щодо різних платформ. Аналогічно, у дослідженні [24] оцінено п'ять моделей типу Transformer. Найкращий результат показала DistilBERT (точність 94.36%, precision 93.83%, recall 93.91%) у багатокласовій класифікації за рівнем тяжкості кібербулінгу.

Дослідники [25] вивчали ефективність дев'яти алгоритмів машинного навчання для виявлення кібербулінгу в твіттах, де Random Forest і XGBoost показали найкращі результати (93.34% і 93.32% точності відповідно). В іншій роботі [<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2949719124000529>] розглянуто як традиційні ML-моделі (SVM, Naive Bayes, Random Forest), так і DL-архітектури (CNN, LSTM, BiLSTM), а також трансформери m-BERT, BanglaBERT і XLM-RoBERTa. Найвищу якість виявила XLM-RoBERTa з F1-score 0.83 і точністю 82.61%.

Останнє дослідження [26] оцінює LLM-моделі (ChatGPT-4, Gemini 1.5 Pro, Claude 3 Opus) на здатність відрізнити булінг від жарту у шкільному середовищі. Найефективнішою виявилася ChatGPT-4, особливо при використанні агентного підходу, що підкреслює потенціал LLM для підтримки психічного здоров'я в освіті.

Варто зазначити, що абсолютна більшість досліджень стосується англійського контенту, тоді як аналіз україномовних джерел залишається значно менш розвиненим через відсутність відкритих маркованих корпусів. Науковцями з [27] було проведено аналіз, який вказує на критичну потребу у

створенні відповідних ресурсів для української мови та на методологічні труднощі таких досліджень.

Таким чином, задача виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання є вкрай актуальною. Сучасні наукові рішення передбачають використання таких нейромережових засобів як mBERT, RoBERTa тощо, зокрема ця задача є важливою в контексті україномовних досліджень, адже наукових статей та існуючих програмних записів в згаданій галузі вкрай мало.

1.4 Мета, задачі та вимоги до реалізації інтелектуальної системи

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення рівня виявлення поведінкових ознак мобінгу у системах онлайн-освіти.

Для досягнення мети, ставляться такі *задачі*:

– виконати аналіз інформаційних моделей в області автоматизованого виявлення поведінкових ознак мобінгу;

– створити метод виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання;

– виконати проєктування та програмну реалізацію системи інтелектуального аналізу поведінкових ознак мобінгу в онлайн-освіті;

– виконати дослідження методу виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання.

Розділ 2 Метод виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти

2.1 Підхід до виявлення мобінгу

У цифровому освітньому середовищі мобінг виявляється як особлива форма агресивної комунікації, що входить до ширшого контексту психологічного насильства. Водночас мобінг має низку специфічних рис, які дозволяють чітко відрізнити його від інших типів негативної взаємодії в онлайн-просторі. Саме завдяки цим відмінностям стає можливим не лише глибше теоретичне розуміння цього явища, а й розробка дієвих підходів до його виявлення та попередження – зокрема, шляхом застосування методів текстового аналізу. Підхід роботи передбачає виявлення мобінгу як сукупності ознак, візуалізована структура яких подана на рисунку 2.1.

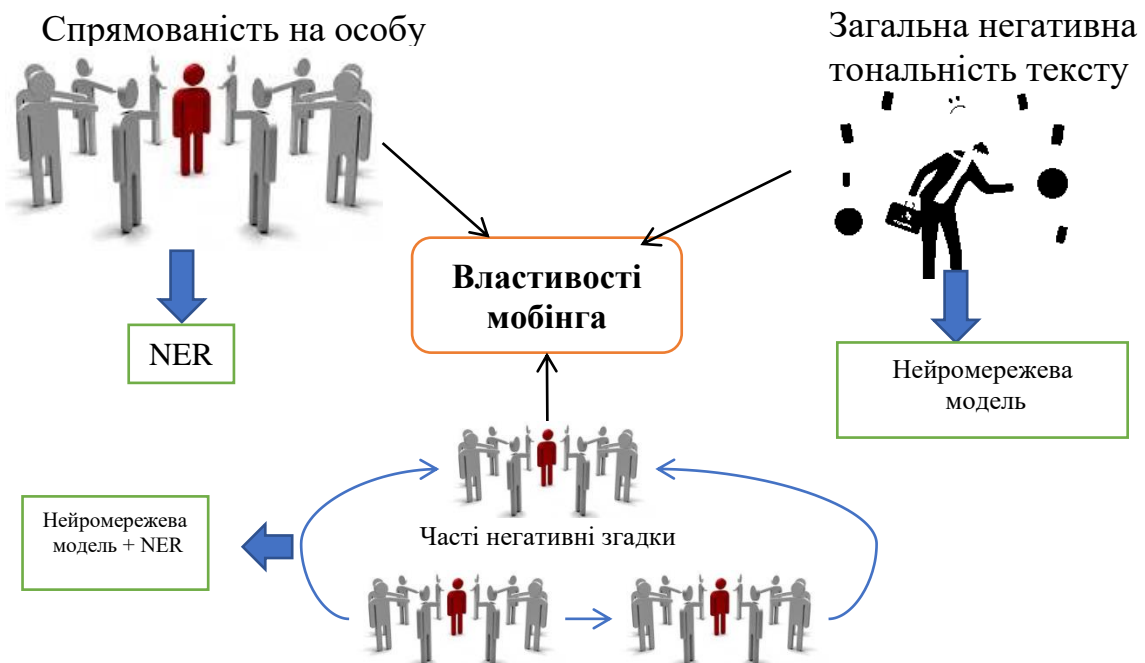


Рисунок 2.1 – Схема підходу до виявлення мобінгу

Одна з основних особливостей мобінгу полягає в його чіткій орієнтації на конкретну людину. Агресивна поведінка у цьому випадку не є випадковою чи

безособовою – навпаки, вона має визначену цільову спрямованість. Постраждалий стає центром уваги кривдника, об'єктом систематичних нападів, принижень і негативних коментарів. У контексті цифрового середовища це може проявлятися через згадування імені, прізвища або інших персональних даних, що відкриває можливість використання технологій обробки природної мови, таких як виявлення іменованих сутностей, для фіксації таких випадків.

Ще однією важливою рисою мобінгу є його регулярність і тривалість. Це не ізольований прояв ворожості, а послідовна серія негативних дій, що повторюються у часі. Агресор неодноразово повертається до жертви, посилюючи емоційний тиск та формуючи у неї відчуття постійного переслідування. У текстах подібна систематичність проявляється як багатократні згадки особи в негативному контексті. Такий підхід дає змогу застосовувати аналіз тональності у поєднанні з NER для виявлення, як змінюється емоційне забарвлення повідомлень, що стосуються постраждалого.

Третьою ключовою характеристикою мобінгу є негативна емоційна тональність текстів, у яких виявляється агресія. Такі повідомлення часто мають сильне емоційне навантаження, містять образи, приниження або інші прояви зневаги. Ця форма емоційного тиску виконує функцію психологічного впливу, спрямованого на створення у жертви стану тривоги, страху, заниженої самооцінки чи емоційної нестабільності. Саме наявність таких емоційно насичених висловлювань є критично важливою для виявлення прихованих або завуальованих форм насильства в онлайн-комунікації.

Отже, ефективне розпізнавання проявів мобінгу в цифровому освітньому просторі вимагає інтеграції кількох напрямів аналізу: фокус на об'єкт агресії, виявлення повторюваних проявів ворожості та аналіз емоційного тону повідомлень. Застосування сучасних інструментів обробки текстів, зокрема методів NLP, відкриває нові можливості для системного моніторингу, точного виявлення та реагування на випадки психологічного насильства в онлайн-середовищах.

2.2. Математична модель та етапи методу інтелектуального аналізу поведінкових ознак мобінгу в онлайн-освіті

Мобінг як складне соціально-комунікативне явище може бути не лише описаний вербально, але й поданий у формалізованому математичному вигляді. Такий підхід дозволяє забезпечити більш об'єктивний та системний аналіз цього феномена, особливо в цифровому середовищі, де прояви мобінгу зазвичай реалізуються у формі текстових повідомлень. З метою побудови структурованої методології дослідження та автоматизованої ідентифікації таких проявів доцільно розглядати мобінг як сукупність специфічних ознак – параметрів, що сигналізують про наявність або відсутність фактів цькування.

Інакше кажучи, мобінг можна трактувати як множину характеристик, що відображають агресивні або насильницькі елементи комунікації. Кожен з цих елементів відповідає певному діагностичному критерію: наявність образливих висловлювань, персоніфікована спрямованість, повторюваність повідомлень, порушення етичних норм взаємодії тощо. Таким чином, мобінг може бути репрезентований у формі математичної моделі – об'єднання діагностичних ознак, які піддаються кількісному аналізу та можуть бути виявлені у текстових даних. Така модель подається у вигляді множини, що формалізується як вираз (1):

$$M = \{w_1 \cdot F_s, w_2 \cdot F_f, w_3 \cdot F_i, w_4 \cdot G_s\}, \quad (1)$$

де F_s – загальний сентимент відносно визначеної особи; F_f – значення частоти згадок особи в тексті; F_i – частота негативних згадок особи; G_s – загальний сентимент тексту; w_1, w_2, w_3, w_4 – вагові коефіцієнти, де $\sum_{i=1}^k w_i = 1$.

Індикатор сукупного сентименту, спрямованого на окрему особу (позначений як F_s), розраховується на основі агрегованої оцінки емоційного тону всіх текстових повідомлень, у яких згадується відповідний індивід. Інакше кажучи, F_s відображає загальну емоційну атмосферу, з якою спільнота або окремі учасники цифрового середовища комунікують щодо конкретної особи.

Такий показник забезпечує можливість кількісного вимірювання потенційного психологічного тиску або агресії, якої може зазнавати користувач в онлайн-просторі.

Формально значення F_s визначається за допомогою математичної формули (2), яка враховує як частоту згадок особи, так і тональне забарвлення кожного повідомлення — від позитивного та нейтрального до виразно негативного. Таким чином, F_s є важливим параметром у рамках формалізованої моделі виявлення мобінгу, оскільки дозволяє не лише фіксувати факт емоційного тиску, а й кількісно оцінити його інтенсивність і тривалість.

$$F_s = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_i \quad (2)$$

де P_i — оцінка настрою для i -ої згадки досліджуваної персони; N — загальна кількість згадок.

Загальну частоту згадок особи в тексті задають за допомогою формули 3:

$$F_f = N_p / N_{all}, \quad (3)$$

де N_p — кількість згадок досліджуваної особи; N_{all} — загальна кількість згадок осіб у досліджуваному тексті (4):

$$F_i = N_n / N_{all}, \quad (4)$$

де N_n — кількість негативних згадок досліджуваної особи, а N_{all} — загальна кількість згадок осіб у тексті.

Індекс мобінгу (ІМ) щодо цієї особи у тексті обчислюється за формулою (5).

$$M = w_1 \cdot F_s + w_2 \cdot F_f + w_3 \cdot F_i + w_4 \cdot G_s, \quad (5)$$

де F_s — сукупний настрій щодо визначеної особи; F_f — загальна частота згадок цієї особи у тексті; F_i — інтенсивність негативних згадувань; G_s — загальний настрій усього тексту; w_1, w_2, w_3, w_4 — вагові коефіцієнти.

Загальний рівень мобінгу в тексті визначається як агрегована (сумарна) оцінка інтенсивності мобінгу щодо всіх згаданих у ньому осіб:

$$IM_{total} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N IM_i, \quad (6)$$

де IM_{total} – загальна інтенсивність мобінгу в текстовому дописі; N – кількість осіб, згаданих у тексті; IM_i – інтенсивність мобінгу щодо i -ї особи, обчислена за формулою (5).

На основі визначених характеристик мобінгу було запропоновано метод багатофакторного аналізу поведінкових ознак цькування в освітніх онлайн-дискурсах із застосуванням технологій обробки природної мови. Запропонований підхід передбачає виявлення ключових ознак проявів агресивної комунікації, що дає змогу ідентифікувати випадки мобінгу в текстовому контенті шляхом спрямованого аналізу відповідних поведінкових індикаторів. Схему запропонованого методу наведено на рисунку 2.2.

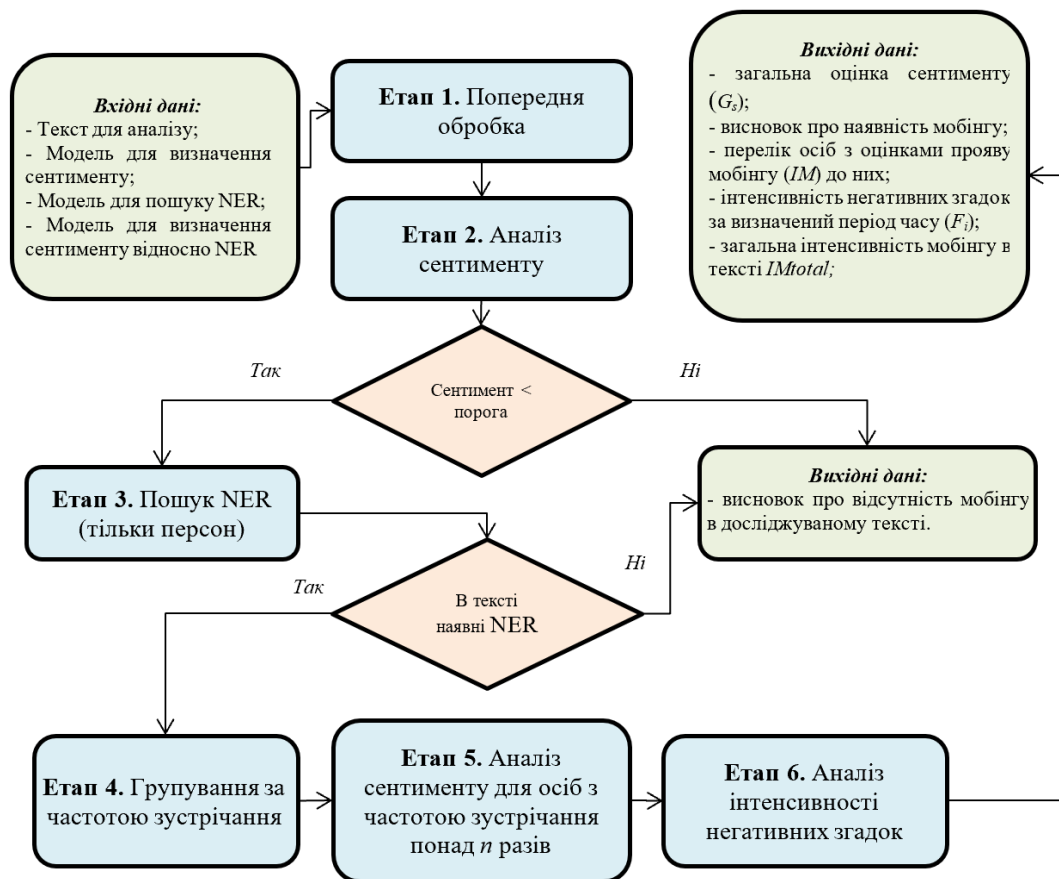


Рисунок 2.2 – Схема методу багатофакторного аналізу поведінкових ознак мобінгу в дописах освітніх середовищ

Метод багатофакторного аналізу поведінкових характеристик мобінгу в освітніх онлайн-дискурсах із використанням засобів машинного навчання

складається з шести основних етапів. Вхідними даними для аналізу слугують текстові повідомлення, потенційно релевантні щодо виявлення ознак психологічного тиску. У даному випадку розглядаються анонімізовані повідомлення з приватного чату в освітньому середовищі, зібрані за певний часовий проміжок. Всі особисті дані користувачів видалені, а власні імена в текстах замінено на випадкові маркери.

Першим етапом є визначення загального емоційного тону повідомлень шляхом обчислення інтегрального показника сентименту (G_s), що дозволяє класифікувати настрій тексту за шкалою від 0 (максимально негативний) до 1 (максимально позитивний). Наступним кроком є застосування моделі розпізнавання іменованих сутностей, яка дає змогу ідентифікувати персоніфіковані об'єкти (особи), згадані у повідомленнях, і визначити потенційні об'єкти агресивного впливу.

Фінальний етап передбачає використання нейромережевого аналізатора для оцінки сентименту, спрямованого на конкретні іменовані сутності, що дає змогу більш точно визначити емоційне ставлення до окремих осіб у контексті кожного повідомлення. Це забезпечує глибшу диференціацію потенційних проявів мобінгу та дозволяє кількісно вимірювати рівень психологічного тиску, спрямованого на окремих учасників цифрової комунікації.

У цілому запропонований метод об'єднує низку інструментів для комплексного виявлення та кількісної оцінки проявів мобінгу в текстових даних, забезпечуючи цілісний і послідовний підхід до аналізу поведінкових характеристик. Послідовність перетворення вхідної текстової інформації у відповідні аналітичні показники представлено на рисунку 2.3.

Метод багатофакторного аналізу мобінгу в текстах освітніх середовищ, заснований на використанні інструментів обробки природної мови, включає шість ключових етапів, кожен із яких виконує окрему функцію в процесі виявлення, аналізу та оцінювання проявів мобінгу.

Перший етап передбачає попередню обробку текстових даних. Це включає очищення тексту від зайвих елементів – спеціальних символів, зайвих

пробілів, стоп-слів – що можуть впливати на точність аналізу. Водночас зберігаються розділові знаки (крапки, коми, знаки питання тощо), оскільки вони несуть семантичне навантаження, важливе для інтерпретації настрою та виявлення іменованих сутностей. Після очищення здійснюється токенізація – розбиття тексту на слова чи фрази, що спрощує подальшу обробку.

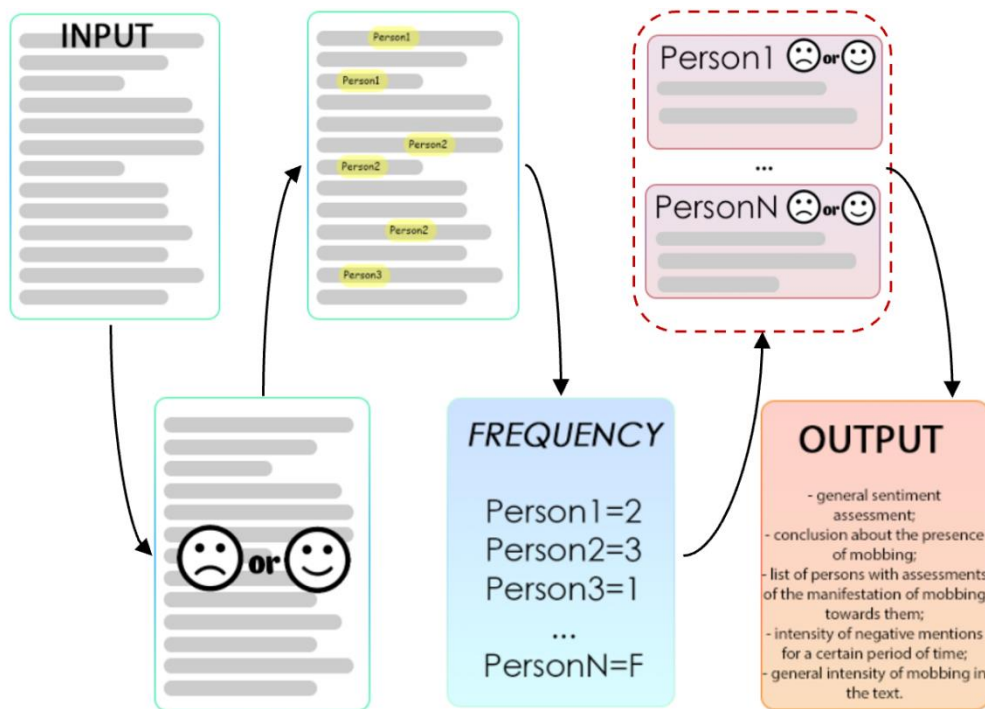


Рисунок 2.3 – Схема перетворення даних запропонованим методом

Другий етап спрямований на аналіз загального настрою (G_s) тексту. За допомогою відповідної моделі визначається емоційний настрій тексту в діапазоні від 0 до 1, де 0 відповідає максимально негативному тону, а 1 – максимально позитивному. На основі емпірично встановленого порогу визначається, чи текст потенційно містить ознаки мобінгу. Якщо G_s перевищує позитивний поріг, текст вважається нейтральним або доброзичливим, і аналіз припиняється. У протилежному випадку аналіз триває.

Третій етап полягає у виявленні іменованих сутностей, зокрема згаданих осіб. Займенники не враховуються, оскільки вони не дозволяють точно ідентифікувати об'єкт повідомлення. Ідентифікація імен у тексті є критично важливою для виявлення спрямованості агресивних висловлювань.

На четвертому етапі всі виявлені іменовані сутності групуються за частотою згадування. Це дозволяє визначити осіб, які є основними об'єктами негативних комунікацій, а також простежити міжособистісні зв'язки, що можуть вказувати на групову динаміку цькування.

П'ятий етап передбачає деталізований аналіз настрою щодо кожної згаданої особи. Тут визначається емоційне ставлення до конкретних імен, незалежно від загального тону тексту. Навіть у випадках, коли G_s є негативним, окремі особи можуть бути згадані нейтрально або позитивно. Це дозволяє точно ідентифікувати, на кого саме спрямоване агресивне повідомлення.

Шостий етап включає обчислення інтенсивності негативних згадок (F_i). Проводиться підрахунок частоти та сили негативного емоційного тону щодо кожної особи у часовому контексті, що дозволяє оцінити рівень психологічного тиску. На цьому етапі також формується інтегральний показник інтенсивності мобінгу в тексті (IM_{total}).

Таким чином, запропонований метод є комплексним інструментом виявлення та аналізу мобінгу у текстових повідомленнях. Він охоплює ключові характеристики цькування – спрямованість, повторюваність, частотність, інтенсивність негативного емоційного тону та загальний настрій. Застосування сучасних моделей обробки природної мови, зокрема аналізу настрою та виявлення іменованих сутностей, дозволяє підвищити точність виявлення прихованих проявів психологічного насильства в освітньому цифровому середовищі, що сприяє досягненню мети – підвищення рівня виявлення поведінкових ознак мобінгу у системах онлайн-освіти.

2.3 Архітектури нейронних засобів для інтелектуального аналізу поведінкових ознак мобінгу в онлайн-освіті

В межах запропонованого методу буде використовуватись нейронний інструмент Stanza для виокремлення іменованих сутностей та

mBERT для визначення сентименту тексту відносно іменованих сутностей та нейромережа RoBERTa для аналізу загального сентименту.

Stanza [28] реалізує модульну архітектуру, у якій кожен етап обробки мови – від токенізації до розпізнавання іменованих сутностей – виконується окремим нейромережевим блоком, структурно подібним до класичної багатопшарової двонаправленої LSTM-моделі. Для кожного токена на вхід надходить його векторне представлення, яке може включати статичні ембедінги (GloVe або fastText), а також морфологічні ознаки, які кодуються як вектори фіксованої довжини. Ці вектори формують тензор розмірності приблизно 300 на кількість токенів у реченні, який подається до двонаправленого шару LSTM. BiLSTM-механізм дає змогу враховувати як попередній, так і наступний контекст кожного слова, що критично важливо при виявленні латентних ознак мовінгу, які можуть бути розкидані по всьому висловлюванню.

Після проходження через кілька LSTM-шарів з відповідними залишковими зв'язками, отримані контекстуалізовані вектори передаються на рівень класифікації. У завданнях типу NER або POS-тегування цей рівень представлений або умовною випадковою величиною, або багатопшаровим перцептроном. Вихід має розмірність, що відповідає кількості класів, які система здатна розпізнати для кожного токена. На рисунку 2.4 наведена нейромережева архітектура інструменту Stanza для виокремлення іменованих сутностей.

Stanza підтримує також багатомовну адаптацію, але при цьому зберігає однотипну архітектуру з фіксованими конфігураціями шарів для всіх рівнів.

На відміну від Stanza, яка зберігає локалізовану послідовність обробки, модель mBERT втілює трансформерний підхід [29], у якому ключову роль відіграє механізм самоуваги. mBERT – це багатомовна реалізація BERT, яка була попередньо навчена на понад ста мовах без специфічної лінгвістичної адаптації. Її архітектура складається з 12 ідентичних шарів трансформера, кожен із яких містить механізм самоуваги та позиційно-залежну feedforward-мережу [30].

На рисунку 2.5 наведена архітектура моделі, що працює на базі mBERT. Вхідний шар здійснює перетворення текстової інформації у Keras-тензор – тобто

символічний тензороподібний об'єкт, доповнений атрибутами, що дозволяють побудову моделі Keras на основі вхідних та вихідних даних. Надалі цей тензор передається на вхід шару попередньої обробки, який включає обгортку викликаного об'єкта для його використання як Keras-шару на основі попередньо навченого модуля обробки тексту.

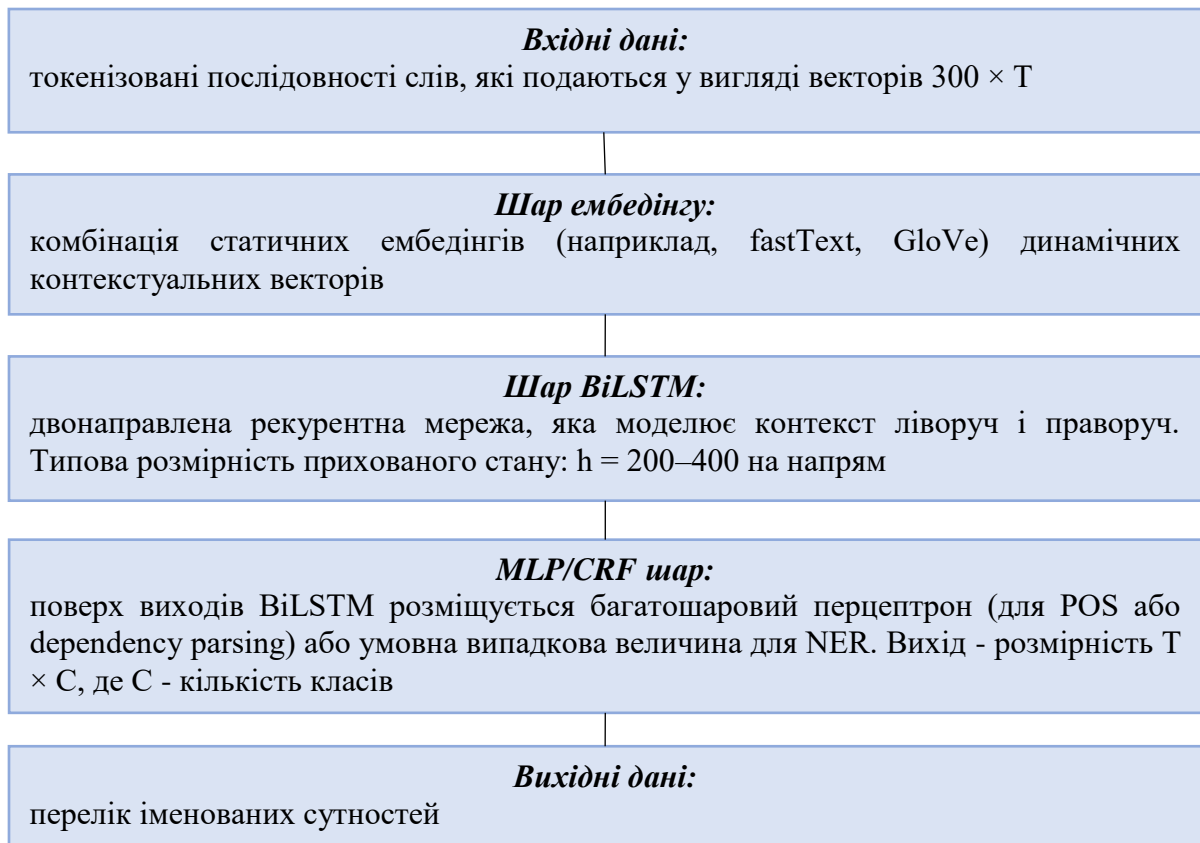


Рисунок 2.4 – Нейромережева архітектура Stanza для NER

На етапі попередньої обробки застосовується токенізатор з моделі "nlptown/bert-base-multilingual-uncased-sentiment", що виконує токенізацію на основі стандарту WordPiece. Цей токенізатор перетворює UTF-8 текст на послідовність токенів, додає спеціальні токени [CLS] та [SEP], виконує перетворення в ID і приводить до однакової довжини.

Після шару попередньої обробки KerasLayer на виході моделі отримується ембеддинг тексту, що характеризує його зміст на семантичному рівні. Як правило, для класифікаційних задач використовується вихідне представлення токена [CLS].

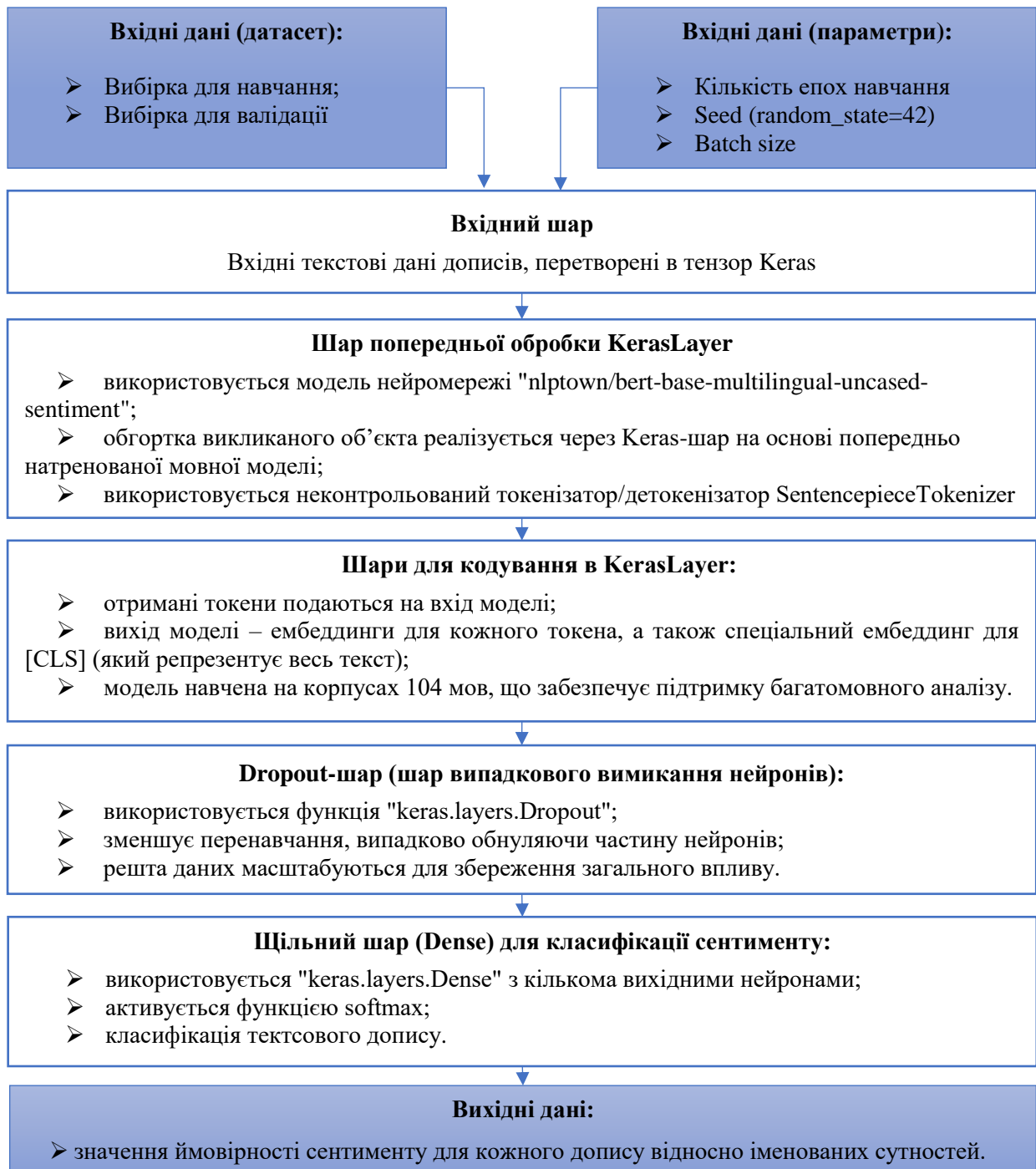


Рисунок 2.5 – Архітектура mBERT для класифікації настрою

Далі додається Dropout-шар, який випадковим чином зануляє частину нейронів на кожному кроці навчання з метою уникнення перенавчання. Ті елементи, які не рівні нулю, масштабуються так, щоб сумарна величина вхідних даних не змінювалася, що сприяє стабільному навчанню моделі.

Останнім є щільний шар, який відповідає за інтерпретацію вихідного вектору та класифікацію тексту. Цей шар забезпечує числову оцінку емоційного забарвлення тексту та дозволяє встановити порогові значення для подальшої інтерпретації результатів.

Параметр кількості епох навчання визначає, скільки разів модель проходить через увесь навчальний набір. Значення параметра `seed` буде встановлено як 42, оскільки згідно з рекомендаціями [31], якщо не фіксувати `random_state`, кожен запуск програми може призводити до формування різних вибірок. `Batch size` визначає кількість прикладів, що використовуються за одну ітерацію навчання.

На вхід до моделі надходить послідовність токенів, отриманих за допомогою алгоритму `WordPiece`. Кожен токен кодується вектором розмірності 768, доповненим позиційною інформацією, що дозволяє моделі зберігати порядок слів у реченні. Послідовність вхідних векторів утворює матрицю розмірності 512 на 768, де 512 – максимальна довжина оброблюваної послідовності [32].

Механізм самоуваги у кожному з трансформерних блоків дозволяє моделі враховувати глобальний контекст, тобто кожне слово може потенційно "бачити" всі інші слова в реченні, що значно підвищує ефективність розпізнавання складних дискурсивних структур, у яких можуть бути приховані ознаки цькування. `Feedforward`-компонента кожного блоку виконує нелінійне перетворення простору ознак через дві лінійні трансформації з активацією `GELU` між ними, причому проміжна розмірність простору ознак розширюється з 768 до 3072 і потім знову стискається [33].

`RoBERTa` (скорочено від `Robustly Optimized BERT Approach`) – це покращена версія моделі `BERT`, розроблена дослідниками `Facebook AI`. Як і `BERT`, вона базується на архітектурі трансформерів і створює контекстуальні представлення слів у реченні. Головна відмінність – ефективніше навчання та більший обсяг тренувальних даних. `RoBERTa` також використовує динамічне

маскування під час тренування, що дозволяє формувати більш узагальнені та точні мовні представлення [34, 35].

Конфігурацію нейронної мережі взято із дослідження [27] та наведено на рисунку 2.6.

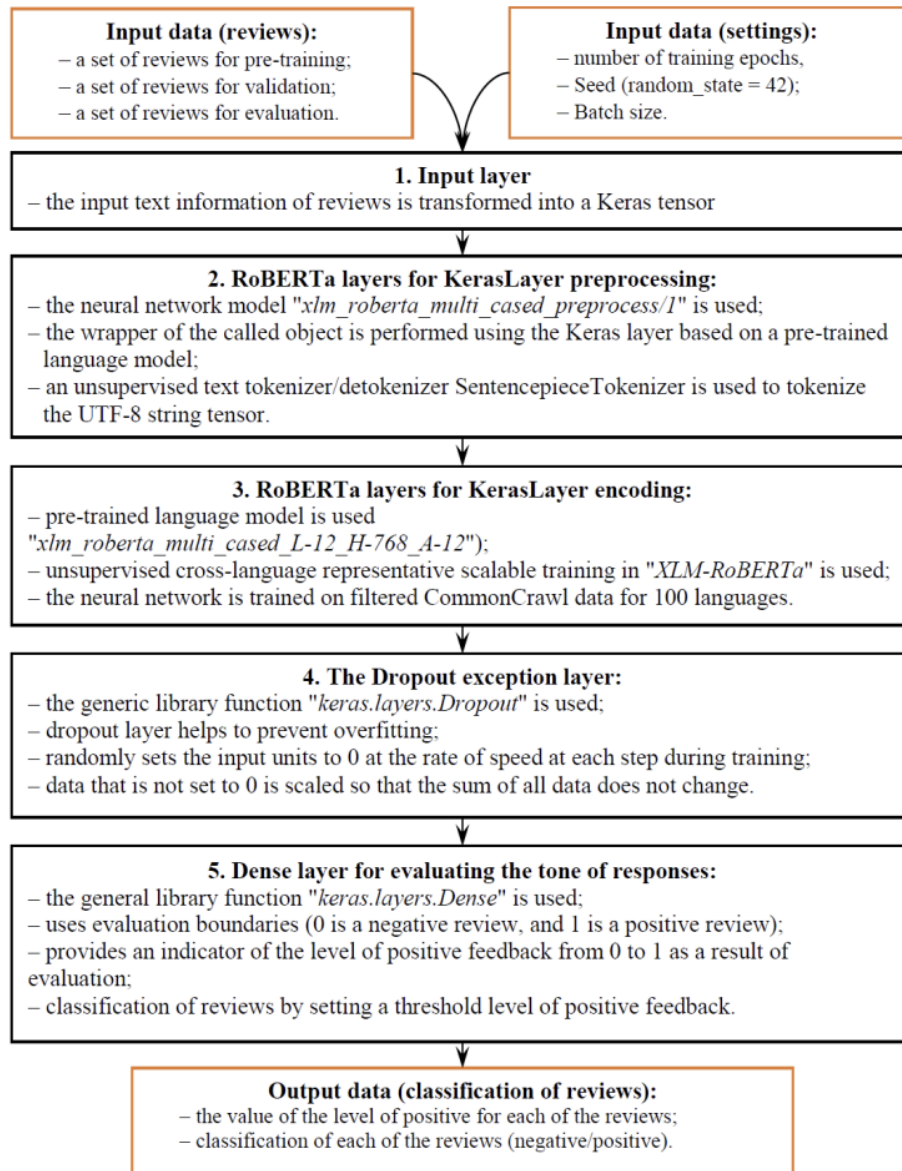


Рисунок 2.6 – Схема класифікатора на основі RoBERTa для класифікації тональності тексту

На першому етапі вхідний текст перетворюється на тензор Keras – символічну структуру, що дозволяє формувати модель з урахуванням вхідних та вихідних даних. Потім цей тензор подається до шару попередньої обробки, що включає обгортку для використання попередньо натренованої моделі текстової

обробки. Вона застосовує `SentencepieceTokenizer` – автоматичний токенизатор і детокенизатор для текстів у форматі UTF-8.

Далі розташований кодувальний шар RoBERTa на основі попередньо натренованої моделі "xlm_roberta_multi_cased_L-12_H-768_A-12". Це мультимовна версія XLM-RoBERTa, навчена на 2.5 ТБ даних із CommonCrawl, що охоплює 100 мов.

Після кодувального шару використовується шар Dropout, який під час навчання випадковим чином обнуляє частину вхідних значень, щоб зменшити ризик перенавчання, одночасно масштабуючи решту для збереження загальної суми сигналу.

Хоч описані нейромережеві засоби і базуються на різних архітектурних принципах, обидві дозволяють формувати контекстуалізовані векторні уявлення про висловлювання, що особливо важливо при виявленні поведінкових аномалій, таких як мобінг. У Stanza контекст формується послідовно, крок за кроком, у той час як у моделей на базі BERT – унаслідок одночасного врахування всіх залежностей між словами. У контексті аналізу освітнього середовища Stanza може бути ефективною для синтаксичного й морфологічного розбору, а mBERT – для глибокої семантичної інтерпретації змісту та ідентифікації психологічно навантажених патернів мовлення. Обидві моделі можуть працювати як окремо, так і в комбінації, формуючи основу для багатofакторного аналізу поведінкових проявів у системах онлайн-навчання.

Отже, для вирішення задачі інтелектуального аналізу поведінкових ознак мобінгу в онлайн-освіті було обрано Stanza для виокремлення іменованих сутностей, RoBERTa для визначення настрою текстового допису та mBERT для визначення настрою відносно іменованих сутностей.

2.4 Формування вибірок навчальних даних

Для реалізації методу виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатofакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами

машинного навчання необхідно провести донавчання нейромережевої моделі mBERT на україномовних даних. Для вирішення задачі було обрано набір даних Twitter Entity Sentiment Analysis [36], розміщений на платформі Kaggle. Обраний датасет представляє собою цінний ресурс для дослідження взаємозв'язку між іменованими сутностями та емоційною тональністю текстів у соціальних мережах. Він містить короткі повідомлення з Twitter, у яких виявлено сутності, а також проаналізовано емоційне ставлення до цих сутностей – позитивне, негативне або нейтральне. Ця специфіка надає можливість не просто здійснювати загальний аналіз настрою, а й локалізувати емоційний контекст щодо конкретних згадуваних об'єктів, що є надзвичайно важливим у таких галузях, як моніторинг репутації, аналіз соціальних настроїв, політична аналітика, брендинг і вивчення цифрових комунікацій.

Особливість цього датасету полягає в його двошаровій анотації: на рівні текстового повідомлення і на рівні окремої сутності. Кожен твіт супроводжується метаданими, яка включає відповідну сутність і її емоційне забарвлення в контексті даного повідомлення. Це дозволяє застосовувати методи таргетованого аналізу настрою, що виходить за межі традиційного класифікаційного підходу до настрою-аналізу всього повідомлення. Крім того, кожна записана сутність пов'язана із відповідним сегментом тексту, що дає змогу ефективно використовувати цей датасет для навчання моделей на основі трансформерних архітектур, з метою одночасного виконання завдань витягання сутностей та класифікації настрою.

Структура даних підходить для застосування сучасних багаторівневих підходів до обробки природної мови, які поєднують сегментацію, розпізнавання сутностей, побудову контекстуальних представлень і подальшу класифікацію. З урахуванням того, що вихідні повідомлення взяті з Twitter, датасет відображає властиву цьому середовищу мовну варіативність, включаючи жаргон, аббревіатури, емодзі та інші ознаки неформальної цифрової комунікації. Це дозволяє моделювати більш реалістичні сценарії обробки природної мови в умовах високої шумності та обмеженості контексту.

Таким чином, обраний датасет є ефективним для апробації моделей глибокого навчання, де ідентифікація сутності та визначення настрою відбуваються паралельно.

2.5 Проектна архітектура та взаємозв'язок компонентів системи інтелектуального аналізу поведінкових ознак мобінгу в онлайн-освіті

Для реалізації методу потрібно сформувавши архітектуру системи інтелектуального аналізу поведінкових ознак мобінгу в онлайн-освіті. Проектна архітектура інтелектуальної системи представлена на рисунку 2.6.



Рисунок 2.6 – Архітектура інтелектуальної системи виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів

Система включає чотири основні підсистеми, кожна з яких виконує окремий етап обробки даних. Спершу працює підсистема попередньої обробки тексту. Цей модуль забезпечує підготовку текстових даних до подальшого аналізу. Основні функції включають:

- нормалізацію тексту (приведення до нижнього регістру, усунення зайвих пробілів тощо);
- токенизацію;
- лематизацію;
- фільтрацію стоп-слів.

Наступною є підсистема визначення настрою тексту, що відповідає за визначення загального емоційного забарвлення тексту за допомогою попередньо навченої моделі RoBERTa. У процесі аналізу здійснюється:

- класифікація настрою тексту (негативний, нейтральний, позитивний);
- розрахунок числового значення настрою (у діапазоні від 0 до 1).

Підсистема визначення іменованих сутностей здійснює розпізнавання іменованих сутностей (PERS) із використанням інструментарію Stanza. Окрім виявлення сутностей, система групує згадки однієї й тієї ж особи, представлені в тексті у різних формах (наприклад, повне ім'я та скорочення).

Підсистема визначення настрою відносно іменованих сутностей – це компонент, що дозволяє здійснювати більш детальний аналіз тексту за допомогою нейромережевої моделі mBERT. До функцій належать:

- виявлення емоційного забарвлення тексту для осіб, які згадуються в повідомленнях більше ніж n разів;
- аналіз інтенсивності негативних згадок, що дозволяє виявити потенційні ознаки мобінгу.

Таким чином, було сформовано проектну архітектуру інтелектуальної системи виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів, що складається із 4-х підсистем та бази даних, що містить тексти для аналізу.

2.6 Особливості використання спеціалізованих програмних розширень

Реалізація методу виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання передбачає використання спеціалізованих програмних розширень. Для роботи із нейромережевими моделями mBERT та RoBERTa необхідно використати бібліотеку transformers [37]. Це потужна бібліотека, розроблена компанією Hugging Face, яка надає інструменти для завантаження та використання попередньо навчених трансформерних моделей. Серед таких моделей – Multilingual BERT, що підтримує понад 100 мов, зокрема українську.

RoBERTa та mBERT дозволяють проводити аналіз текстів різними мовами [36], включаючи задачі класифікації, оцінки сентименту, пошуку іменованих сутностей та інші. Ця модель є оптимальним вибором для багатомовного середовища, адже не потребує додаткового навчання для більшості мов і забезпечує високу якість результатів на широкому спектрі задач.

Найбільш доцільно створювати ПЗ для виявлення ознак мобінгу як вебзастосунок. Для цього буде використано мікрофреймворк Flask [38] для мови програмування Python, який дозволяє швидко створювати вебзастосунки. Він реалізує патерн проєктування WSGI та забезпечує базову структуру для обробки HTTP-запитів, шаблонів інтерфейсу, маршрутизації, обробки форм і завантаження даних. Flask не накладає жорстких обмежень на архітектуру, тому його часто використовують у наукових, навчальних і прототипних проєктах [39].

У контексті застосування моделей штучного інтелекту Flask виступає в якості платформи, що поєднує в собі серверну логіку обробки тексту, машинне навчання (наприклад, через HuggingFace Transformers [40]) та взаємодію з користувачем через вебінтерфейс.

Для вирішення задачі виокремлення іменованих сутностей у тексті буде використано бібліотеку Stanza. Це потужна бібліотека обробки природної мови,

розроблена в Стенфордському університеті [41, 42]. Вона реалізує багатоступеневу архітектуру для глибокого лінгвістичного аналізу: токенизація, визначення частин мови, морфологічний розбір, лематизація та розпізнавання іменованих сутностей [43]. Бібліотека спеціалізується на роботі з багатьма мовами, включаючи українську, що дозволяє використовувати її для глибинного аналізу текстів у дослідницьких цілях [44].

Stanza є ключовим компонентом у системах, де потрібно точно визначати граматичну структуру речень і виділяти важливі об'єкти, як-от імена людей, організацій або географічні назви.

Для стилізації вебсайту доцільно використати Tailwind CSS. Tailwind CSS – це утилітарна CSS-фреймворк [45], яка надає набір готових класів для стилізації HTML-елементів без написання окремих CSS-правил. Користувач може швидко будувати інтерфейси, застосовуючи класи для кольору, розміру, відступів, тіней, позиціонування тощо. Tailwind підтримує адаптивний дизайн, темну тему, псевдокласи й анімації [46].

У контексті побудови інтерфейсів для наукових застосунків Tailwind дозволяє створити чисту, привабливу та функціональну візуалізацію результатів моделі без глибокого занурення у front-end розробку [47].

Отже, набір розглянутих інструментів та бібліотек забезпечить надійну програмну основу для побудови інтелектуальної системи виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання. Завдяки Flask буде реалізовано інтерактивний вебінтерфейс, завдяки бібліотеці Transformers буде забезпечене якісне багатомовне розпізнавання сентименту, що не потребує значної локалізації. Інтеграція бібліотеки Stanza дала змогу провести глибоку мовну обробку тексту, включаючи розпізнавання іменованих сутностей. Завдяки Tailwind CSS буде досягнуто сучасного, адаптивного та естетично привабливого візуального оформлення результатів. Сукупне використання цих засобів дозволило реалізувати функціонально повноцінну, гнучку та розширювану систему аналізу природної мови.

2.7 Метрики оцінювання

Для кількісної оцінки продуктивності моделі mBERT використовуються класичні метрики машинного навчання, що дозволяють аналізувати її здатність точно передбачати цільові мітки. Accuracy (формула 7) [48] є базовою метрикою, яка відображає частку правильно класифікованих прикладів серед усіх передбачених. Вона ефективна в умовах збалансованих класів, але може бути недостатньо інформативною при дисбалансі.

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN}, \quad (7)$$

де TP – кількість випадків, коли модель правильно передбачила позитивний клас, тобто класифікувала приклад як такий, що належить до позитивного класу, і це дійсно відповідає істинній мітці; TN – кількість прикладів, які модель правильно класифікувала як негативні, тобто визначила, що приклад не належить до позитивного класу, і це відповідає дійсності; FP – кількість прикладів, коли модель помилково класифікувала негативні приклади як позитивні. Це тип помилки, коли система "бачить" позитивну ознаку там, де її немає; FN – кількість випадків, коли модель не виявила позитивний клас, хоча приклад насправді належить до позитивного класу. Це помилка, коли модель пропускає важливу позитивну ознаку.

Loss function – це математичне вираження, яке кількісно оцінює відхилення передбачень моделі від реальних значень. Вона відіграє центральну роль у процесі навчання нейронної мережі, слугуючи критерієм, який оптимізується в ході тренування.

Під час кожної ітерації навчання модель формує передбачення, які порівнюються з правильними відповідями. Loss-функція обчислює помилку між цими значеннями, і алгоритм оптимізації (наприклад, Adam або SGD) використовує цю величину для оновлення ваг моделі так, щоб зменшити втрати в подальших ітераціях. Categorical Cross-Entropy (формула 8) [49] – найпоширеніша функція втрат для багатокласових класифікаційних задач, вимірює різницю між розподілом імовірностей, передбаченим моделлю, та справжнім розподілом класів.

$$\zeta = -\sum_{i=1}^C y_i \log(p_i), \quad (8)$$

де C — кількість класів, y_i — істинне значення класу (1 для правильного класу, 0 для інших), p_i — імовірність, передбачена моделлю для класу.

Таким чином, використання базових метрик оцінки моделі таких як Accuracy та Loss function є необхідною умовою для повноцінного аналізу якості моделі mBERT у задачах автоматичної класифікації тексту на предмет мобінгу. Ці метрики дозволяють не лише визначити загальний рівень ефективності моделі, а й виявити її сильні та слабкі сторони в контексті помилкових класифікацій.

2.8 Висновки до розділу 2

У ході виконання другого розділу було створено метод виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання. Зокрема, було спроектовано систему інтелектуального аналізу поведінкових ознак мобінгу в онлайн-освіті, створено схему та кроки методу виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів. Також було створено проєктну архітектуру та взаємозв'язки компонентів системи інтелектуального аналізу поведінкових ознак мобінгу в онлайн-освіті та відповідні діаграми. Для подальшої роботи було обрано комплекс спеціалізованих програмних розширень, зокрема фреймворк Flask, бібліотку Transformers, нейромережевий засіб Stanza та пакет Tailwind CSS.

Загалом, у межах другого розділу було розроблено концептуальну та архітектурну основу інтелектуальної системи для виявлення ознак мобінгу в освітніх середовищах на основі обробки природної мови. Запропонований метод має потенціал для подальшого вдосконалення шляхом використання більш складних мовних моделей, розширення семантичного аналізу, а також додавання функціоналу для довготривалого моніторингу емоційного стану учасників освітнього процесу.

Розділ 3 Експериментальне дослідження методу виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів

3.1 Вибір засобів розробки системи інтелектуального аналізу поведінкових ознак мобінгу в онлайн-освіті

Для реалізації системи інтелектуального аналізу поведінкових ознак мобінгу в онлайн-освіті на базі розробленого методу необхідно обрати засоби, які не лише забезпечують необхідну функціональність, але й дозволяють реалізовувати як базові, так і розширені модулі обробки природної мови, інтеграції з інтерфейсом користувача та масштабування системи. З огляду на це, ефективним рішенням є використання мови програмування Python, фреймворку Flask для побудови веб-інтерфейсу, а також інтегрованого середовища розробки PyCharm.

Мова Python [50] є провідним інструментом у галузі штучного інтелекту та обробки природної мови. Вона характеризується лаконічним синтаксисом, широкою підтримкою наукових бібліотек (зокрема, NumPy, Pandas, Scikit-learn, Transformers, Stanza), а також активним професійним середовищем. Саме ця мова забезпечує зручне й ефективне середовище для реалізації алгоритмів аналізу поведінкових ознак у текстах – як класичних статистичних, так і глибоких нейромережових моделей [51].

Фреймворк Flask, побудований на Python, забезпечує мінімалістичний, але потужний підхід до створення веб-сервісів. У контексті розробки системи виявлення мобінгу, Flask дозволяє легко реалізовувати API-інтерфейс [52] для взаємодії користувача з інтелектуальним ядром системи, організувати маршрутизацію запитів, обробку результатів моделей і їх візуалізацію в інтерфейсі. Гнучка архітектура Flask дозволяє масштабувати додаток або інтегрувати його з іншими компонентами (наприклад, базами даних, векторними сховищами або сторонніми інтерфейсами) [53].

PyCharm, у свою чергу, виступає як професійне середовище розробки для Python, яке надає інструменти для рефакторингу, автодоповнення коду,

візуалізації структури проекту, управління середовищами, а також інтеграції з системами контролю версій [54]. Використання PyCharm забезпечує високий рівень контролю над якістю коду, полегшує тестування та налагодження моделей, що особливо важливо при роботі зі складними пайплайнами обробки мовних даних.

Таким чином, було обрано мову програмування Python, середовище розробки програмного коду PyCharm та фреймворк Flask для реалізації інтелектуальної системи на основі методу виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання.

3.2 Особливості реалізації програмних складових системи інтелектуального аналізу поведінкових ознак мобінгу в онлайн-освіті

У рамках проведеного дослідження було здійснено порівняльний аналіз 50 україномовних текстів, анотованих чотирма незалежними експертами. З них 34 тексти мали переважно негативне емоційне забарвлення, тоді як 16 – позитивне. Для кожного тексту було виокремлено фрагменти обсягом від 200 до 400 слів, що стали об'єктами подальшого аналізу. Оцінювання здійснювалося за низкою параметрів, наведених у таблиці 3.1.

Особлива увага приділялася оцінці ступеня вираженості мобінгу в межах кожного фрагмента. Було враховано не лише загальний сентимент тексту, а й змістову характеристику згадуваних осіб. Середня кількість осіб, які згадуються у фрагментах, становила від 0 до 10. Усі іменовані суб'єкти в межах одного фрагмента були унікальними, без повторень.

Зображена на рисунку 3.1 діаграма класів відображає структуру програмного забезпечення виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання. Архітектура системи реалізована у вигляді взаємодіючих класів, кожен з яких виконує окрему функціональну роль у конвеєрі обробки.

Таблиця 3.1 – Параметри оцінок тексту для ідентифікації мобінгу

Параметр	Шкала та спосіб оцінювання
Загальний сентимент тексту	Бінарна оцінка: позитивний / негативний
Загальний сентимент тексту (розширений підхід)	Числова шкала від 0 до 1, де 0 – повністю негативна, 1 – повністю позитивна оцінка
Кількість осіб, про яких ідеться у фрагменті	Числовий показник
Частота згадувань кожної із згадуваних осіб	Поіменне згадування з вказаними кількісними показниками частоти
Індивідуальний сентимент щодо кожної особи	Середнє значення сентимент-оцінок, розраховане окремо для кожної згаданої особи
Частота негативних згадувань для кожної особи	Поіменне представлення з фіксацією кількості негативних згадувань
Перелік осіб, які стали об'єктами мобінгу	Поіменна ідентифікація + числова оцінка сили прояву мобінгу (шкала: 0 – відсутній, 1 – максимально виражений мобінг)
Загальна оцінка рівня мобінгу в тексті	Інтегральна числова оцінка за шкалою від 0 до 1, де 0 – відсутність мобінгу, 1 – максимальний рівень присутності мобінгу

Підсистема попередньої обробки представлена класом `TextPreprocessor`, який відповідає за базову трансформацію тексту, включаючи його нормалізацію, лематизацію, токенізацію, видалення пунктуації та стоп-слів. Цей модуль формує стандартизоване текстове представлення, що є критично важливим для подальшого аналізу.

Наступним етапом є визначення сентименту тексту, що реалізовано через клас `SentimentAnalyzer`, який завантажує відповідні моделі, проводить аналіз тексту на предмет емоційного забарвлення та розраховує числові показники сентименту. Для роботи з попередньо натренованими мовними моделями, такими як `mBERT` та `RoBERTa`, використовується клас `ModelManager`, що

інкапсулює логіку завантаження, прогнозування та тонкого донавчання моделі на специфічних даних.

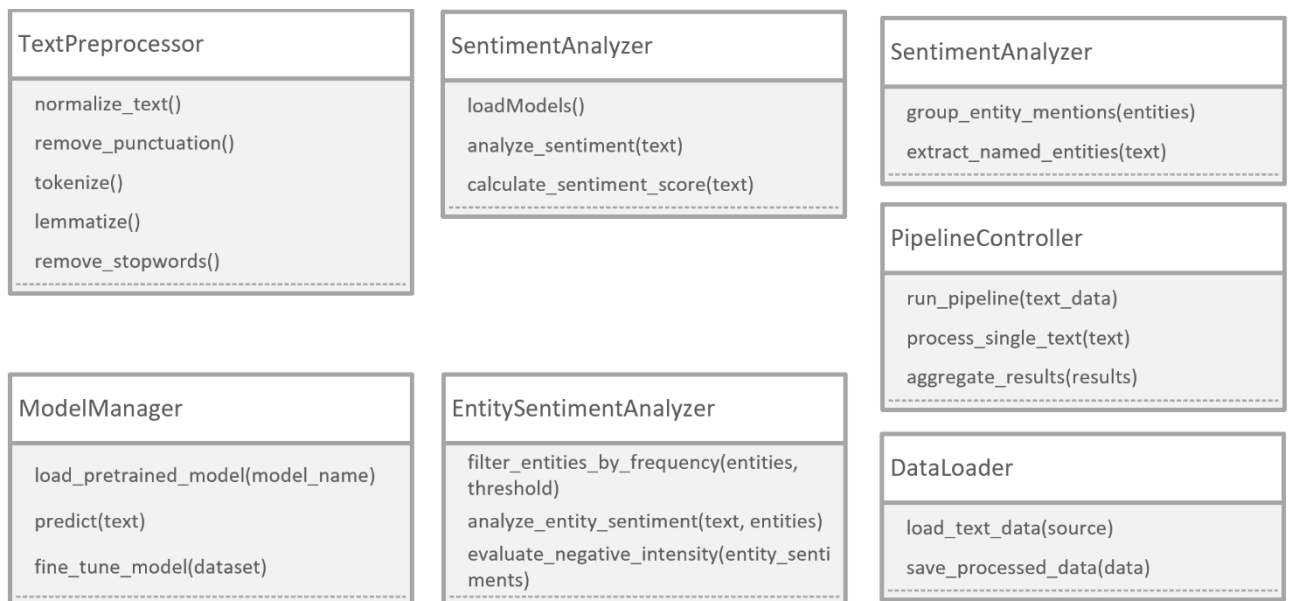


Рисунок 3.1 – Діаграма класів системи інтелектуального аналізу виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів

Виявлення іменованих сутностей забезпечується методом `extract_named_entities` у складі того ж класу `SentimentAnalyzer`, а групування згадок осіб під різними формами імен реалізовано окремим методом. Подальший аналіз настрою, асоційованого з цими сутностями, виконує клас `EntitySentimentAnalyzer`, який ідентифікує сутності, що згадуються із заданою частотою, та оцінює інтенсивність негативних згадок.

Керування загальним процесом виконує клас `PipelineController`, який координує послідовність викликів усіх попередніх модулів, а також агрегує результати для подальшої інтерпретації. Завантаження та збереження текстових даних реалізовано через допоміжний клас `DataLoader`, що забезпечує ізоляваність логіки роботи з файлами від основного алгоритмічного ядра системи.

Таким чином, було створено діаграму класів програмного забезпечення виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів.

3.3 Аналіз функціональності системи інтелектуального аналізу поведінкових ознак мобінгу в онлайн-освіті

За сформованою діаграмою класів програмного забезпечення виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів, було реалізовано інтелектуальну систему, зображено на рисунку 3.2.

Метод виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання

Мене знову образили на парі. Іван постійно кепкує з мене перед іншими.

Поле для введення тексту

АНАЛІЗ

Результати:

Загальна оцінка настрою: 0.309

Висновок щодо виявлення мобінгу: **Виявлено**

Мінімальна кількість повторів: 2

Виявлені особи: Василь, Наталя, Марія, Сергій, Євген

Кількість повторів за особами: Василь (8), Наталя (2)

Порогове значення інтенсивності: 0.1

Список осіб з оцінками мобінгу:

- Василь: IM = 0.8
- Наталя: IM = 0.19

Порогове значення частоти (Fi): 0.1

Інтенсивність негативних згадок за період (Fi):

- Василь: Fi = 0.65
- Наталя: Fi = 0.27

Загальна інтенсивність мобінгу в тексті (IMov): 0.46

Записи, що містять мобінг:

- 2025-01-01 09:00:00: "Василь, не роби з мухи слона!..."
- 2025-01-01 09:15:03: "Василь, ти мене замучив – організуй хоча б одну позицію..."
- 2025-01-01 09:15:15: "Маріє, а ти що, не бачиш..."
- 2025-01-01 09:30:25: "Слухайте, ви вже переходите всі межі! Василь..."
- 2025-01-01 10:00:55: "Василь, зроблю-зроблю..."
- 2025-01-01 10:10:15: "Окей, давайте закриємо це питання..."
- 2025-01-01 10:20:35: "Наталю, може, ти йому допоможеш..."
- 2025-01-01 10:30:50: "Я вже все сказала. Якщо Василь не зробить..."

Блок відображення результатів

Відображення останніх записів

Вхідний текст:
Мене знову образили на парі. Іван постійно кепкує з мене перед іншими.

Попередня обробка:
• Нормалізований текст

Відображення процесу аналізу тексту

Рисунок 3.2 – Структурні блоки реалізованої інтелектуальної системи

Оскільки було обрано фреймворк Flask, ПЗ реалізовано у вигляді вебсайту. Головна сторінка, що призначена для аналізу текстових дописів містить наступні блоки:

- поле для введення тексту;
- блок для відображення результатів;

- блок для відображення історії аналізів текстових дописів;
- блок для відображення детального аналізу речень: NER, сентимент, сентимент щодо осіб.

На зображенні представлено інтерфейс експериментальної системи, призначеної для виявлення ознак мобінгу в освітньому онлайн-середовищі за допомогою методів машинного навчання. У центрі уваги є повідомлення користувача, яке містить ознаки емоційного дискомфорту та вказує на повторювану поведінку певної особи, що може розцінюватися як мобінг. Алгоритм системи здійснює аналіз тексту, визначаючи загальний рівень емоційного забарвлення, який у випадку на скріншоті дорівнює 0.309. Це свідчить про наявність помірно негативного емоційного фону в дописі. Водночас, система повертає висновок про наявність мобінгу, спираючись на перевищення порогових значень кількості негативних згадок і частоти їх появи.

Ідентифіковані особи, згадані в тексті, порівнюються за частотою та інтенсивністю негативних контекстів. Виявлено, що ім'я "Василь" згадується у восьми фрагментах, а "Наталя" – у двох, причому інтенсивність мобінгу (розрахована за індексом I_M) щодо Василя становить 0.8, що значно перевищує встановлене порогове значення 0.1. Аналогічно, для Наталі цей показник становить 0.19, що також перевищує поріг, але менш виражено. Це свідчить про те, що у висловлюваннях користувача спостерігається систематична негативна оцінка дій згаданих осіб, зокрема Василя.

Крім того, реалізована система оцінює загальну інтенсивність негативних згадок у тексті протягом певного періоду (параметр F_i), що дозволяє виявляти не лише одноразові прояви емоцій, а й послідовні патерни цькування. Для Василя цей показник становить 0.65, що свідчить про сталу присутність негативного контексту в повідомленнях. Узагальнена метрика $I_{мов}$ – інтенсивність мобінгу в тексті – дорівнює 0.46, що також перевищує мінімальний поріг, необхідний для формування висновку про ймовірність мобінгу.

На рисунку 3.3 наведено приклад аналізу тексту на наявність мобінгу.

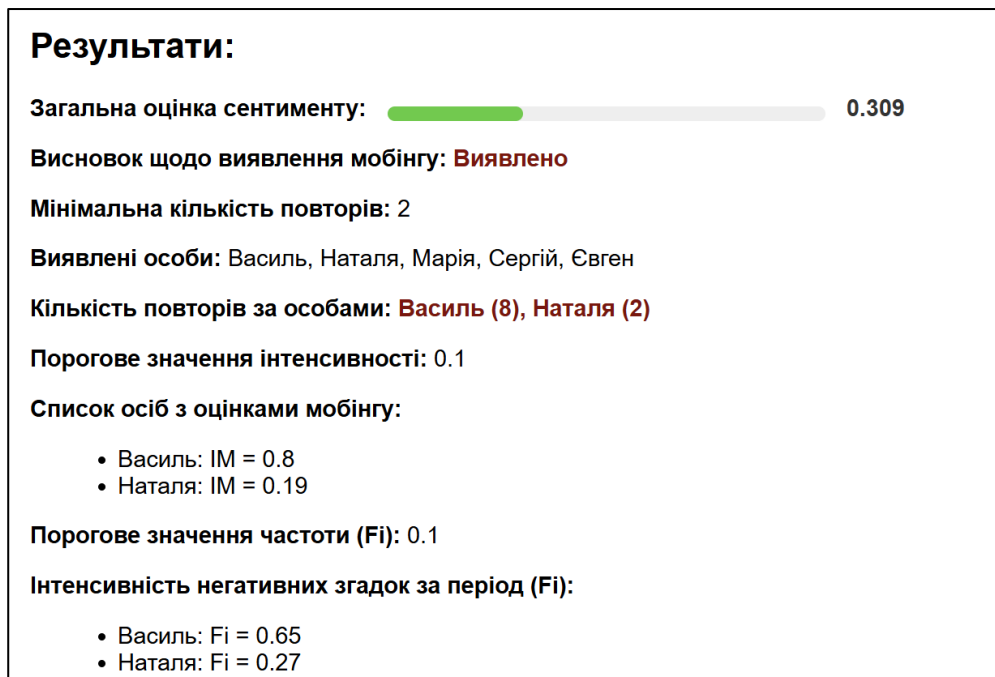


Рисунок 3.3 – Приклад виведення результатів аналізу тексту

Також на сторінці можна переглянути список проаналізованих повідомлень, в яких було виявлено ознаки мобінгу (рисунок 3.4).

- 2025-01-01 09:00:00: "Василь, не роби з мухи слона!..."
- 2025-01-01 09:15:03: "Василь, ти мене замучив – організуй хоча б одну позицію..."
- 2025-01-01 09:15:15: "Маріє, а ти що, не бачиш..."
- 2025-01-01 09:30:25: "Слухайте, ви вже переходите всі межі! Василь..."
- 2025-01-01 10:00:55: "Василь, зроблю-зроблю..."
- 2025-01-01 10:10:15: "Окей, давайте закриємо це питання..."
- 2025-01-01 10:20:35: "Наталю, може, ти йому допоможеш..."
- 2025-01-01 10:30:50: "Я вже все сказала. Якщо Василь не зробить..."

Рисунок 3.4 – Перелік проаналізованих повідомлень, що містять мобінг

Користувачеві надається можливість переглянути загальну оцінку настрою, перелік осіб з оцінками мобінгу та іншу інформацію, котру необхідно оцінити для формування висновку щодо присутності ознак мобінгу в тексті.

Отже, система продемонструвала здатність автоматично виявляти та аналізувати множину факторів, що супроводжують мобінг у цифровому освітньому середовищі.

3.4 Результати досліджень

На п'ятому етапі запропонованого методу для аналізу емоційного ставлення до кожної з визначених осіб використовується багатомовна модель mBERT, що дозволяє здійснювати глибокий контекстуальний аналіз висловлювань у текстах. Ця модель застосовується для визначення тональності висловлювань, що адресовані іменованим сутностям, які були виявлені на третьому етапі за допомогою засобів Stanza та додатково відібрані на четвертому етапі як найбільш релевантні – тобто такі, що найчастіше згадуються у текстах.

Застосування mBERT у цьому контексті є доцільним через його здатність працювати з багатомовними корпусами без необхідності адаптації моделі до конкретної мови, а також завдяки його архітектурі на основі трансформерів, яка забезпечує глибоке розуміння внутрішнього контексту кожного повідомлення. Це означає, що модель не лише аналізує ізольовані слова чи фрази, а встановлює зв'язки між лінгвістичними одиницями в межах усього речення, дозволяючи точно визначати емоційне забарвлення висловлювань щодо конкретних персоналій. Навіть без додаткового донавчання на спеціалізованих корпусах сентименту, mBERT демонструє високу ефективність у задачах таргетованого аналізу тональності, що робить його оптимальним інструментом для оцінювання емоційного контексту у висловлюваннях, пов'язаних із проявами мобінгу в онлайн-освіті.

У таблиці 3.2 представлено порівняльний аналіз ефективності функціонування запропонованого методу, реалізованого за допомогою відповідного програмного забезпечення, із результатами, отриманими експертним шляхом. Таке зіставлення дозволяє оцінити якість автоматизованої обробки текстів щодо виявлення поведінкових ознак мобінгу в освітньому онлайн-середовищі на основі природномовних методів, зокрема – точність, узгодженість та відповідність результатів машинного аналізу фаховим оцінкам. Порівняння із середніми експертними показниками дає змогу здійснити

кількісну й якісну оцінку надійності програмної реалізації методу, а також ідентифікувати можливі напрями його подальшого вдосконалення.

Таблиця 3.2 – Порівняння запропонованого методу та усереднені результати отримані експертами

Параметри	Усереднене значення, отримане експертами	Усереднене значення, отримане розробленим ПЗ	Коректна ідентифікації розробленим ПЗ, %	Кореляція між ПЗ і експертом, %
Кількість негативних текстів за бінарною оцінкою	33.25	34	100	97.79
Загальний сентимент тексту (числова оцінка від 0 до 1)	0.334	0.31	-	92.81
Кількість осіб, про яких іде мова у текстовому фрагменті.	4.6	4.5	98	97.83
Кількість згадувань для кожної із перерахованих осіб	2.1	2.05	97.6	97.62
Усереднений сентимент по відношенню до кожної із згаданих осіб	0.489	0.453	-	92.64
Частота негативних згадувань для кожної з осіб	1.3	1.3	100	100
Кількість осіб, до яких застосовано мобінг	3.2	3.3	99	96.97
Оцінка застосування мобінгу із силою прояву від 0 до 1 до осіб	0.15	0.17	-	88.24
Загальна оцінка рівня мобінгу в тексті	0.28	0.289	-	96.89
Кількість текстів, що містять мобінг	26.75	27	100	99.07

Аналіз отриманих результатів підтверджує ефективність функціонування розробленого програмного забезпечення, що реалізує запропонований підхід до виявлення ключових ознак мобінгу у текстах освітнього середовища. Попри

наявність певних розбіжностей між результатами експертного оцінювання та машинного аналізу, узагальнені показники демонструють значний ступінь узгодженості, зокрема середній рівень кореляції за більшістю параметрів перевищує 90%. Це вказує на перспективність використання автоматизованих засобів аналізу для виявлення проявів мобінгу в україномовному контенті освітніх платформ.

Зокрема, при класифікації текстів за бінарною ознакою на наявність негативного змісту програмне забезпечення показало абсолютну точність – 100%, з мінімальним відхиленням середнього значення (34 проти 33.25 за оцінками експертів). Невелике зниження кореляційного показника до 97.79% пояснюється відсутністю єдності в оцінюванні одного з 50 текстів, де експертна думка розійшлася.

Щодо параметра загального сентименту, який оцінювався за шкалою від 0 до 1, програмне забезпечення досягло кореляції на рівні 92.81%. Варіативність оцінок пояснюється відмінностями в сприйнятті емоційного тону тексту: модель демонструє високу чутливість до формальних мовних маркерів, у той час як експерти частіше враховують приховані контекстуальні натяки. Це підкреслює доцільність додаткового донавчання нейромережі на корпусах освітніх текстів для підвищення адаптивності до доменної специфіки.

Визначення кількості осіб, що згадуються у текстах, також характеризується високим рівнем точності – 98%, із практично тотожними середніми значеннями (4.5 у програми проти 4.6 у експертів). Виявлені відмінності зумовлені тим, що модель не розпізнає займенники як репрезентацію особи, що фахівці враховували у своєму аналізі. Подібне обмеження становить окремий напрям для подальшого вдосконалення.

Частотність згадувань осіб, як і частотність негативних згадок, були точно відтворені системою. Зокрема, відповідна кореляція для обох параметрів перевищила 97%, а у випадку з негативними згадками досягла 100%, що свідчить про високу здатність моделі фіксувати не лише факт згадування, а й його емоційне забарвлення.

Визначення наявності мобінгу щодо конкретних осіб також характеризується значною точністю – 99%, із незначною розбіжністю середніх значень (3.3 у програмного забезпечення та 3.2 у експертів). Тут знову спостерігається вплив займенникової лексики, яку автоматизована система поки не ідентифікує як референтну. При цьому оцінка сили мобінгу (за шкалою 0 – 1) показала дещо нижчу кореляцію – 88.24%, що пояснюється складністю об'єктивної інтерпретації слабких чи прихованих проявів агресії, а також можливою варіативністю експертного судження.

Загальна оцінка рівня мобінгу в текстах та визначення кількості фрагментів, що містять ознаки мобінгу, демонструють дуже високу відповідність між автоматичними та експертними оцінками: кореляційні показники склали відповідно 96.89% і 99.07%.

Таким чином, отримані результати підтверджують, що розроблене програмне рішення є надійним інструментом для ідентифікації ознак мобінгу в текстовому освітньому контенті, із високою точністю аналізу сентименту, згадувань осіб та оцінки проявів мобінгу. Наявні незначні відхилення обумовлені головним чином лінгвістичними особливостями, такими як використання займенників, і можуть бути усунуті за рахунок подальшого удосконалення моделі.

3.5 Висновки до розділу 3

В результаті виконання розділу було проведено експериментальне дослідження методу виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти. Окреслено особливості реалізації програмних складових системи інтелектуального виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання та створено діаграму класів.

Було обрано мову програмування Python, середовище розробки програмного коду PyCharm та фреймворк Flask для реалізації програмного застосунку на основі розробленого методу.

Також проведено аналіз функціональності системи виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання та встановлено, що реалізоване ПЗ виконує поставлені завдання щодо аналізу тексту.

Отримані результати свідчать про те, що розроблене програмне забезпечення є ефективним інструментом для виявлення поведінкових ознак мобінгу в текстах освітнього спрямування. Система виконує аналіз настрою, ідентифікацію осіб і визначення проявів мобінгу, що підтверджується рівнем кореляції з оцінками експертів. Виявлені незначні розбіжності зумовлені переважно лінгвістичними факторами, зокрема вживанням займенників і контекстуальними особливостями мовлення, які можуть бути не повністю враховані поточною архітектурою моделі. Проте ці відхилення мають технічний характер і можуть бути усунуті шляхом подальшої оптимізації та донавчання моделі, що відкриває перспективи для підвищення її точності та універсальності в майбутньому.

Результати, отримані розробленим методом показують середній відсоток кореляції з думками експертів на рівні 95.99%, що показує можливість автоматизувати процес ідентифікації мобінгу в освітніх середовищах.

Запропонований метод сприяє не лише автоматизації процесу аналізу текстів, забезпечуючи обґрунтованість і пояснюваність отриманих результатів, а також сприяє досягненню Цілей сталого розвитку ООН, зокрема ЦСР 4 «Якісна освіта», ЦСР 3 «Міцне здоров'я і благополуччя» та ЦСР 16 «Мир, справедливість та сильні інститути», оскільки дозволяє створювати безпечне, інклюзивне та сприятливе середовище для навчання.

Запропонований підхід має ряд обмежень, серед яких розмір вхідного потоку текстових даних від 200 до 400 слів (обмеження накладено нейромережею для пошуку загального настрою на основі навчальних даних), відсутність аналізу займенників, та відносно-невеликих груп спілкування (всі особи повинні мати унікальні імена).

Загальні висновки

В результаті виконання кваліфікаційної роботи бакалавра було досягнуто поставленої мети, а саме підвищення рівня виявлення поведінкових ознак мобінгу у системах онлайн-освіти. Підвищення рівня виявлення поведінкових ознак мобінгу у роботі реалізовано через розробку методу, що поєднує багатофакторний аналіз тексту з інтеграцією нейромережових моделей для контекстуалізованої оцінки сентименту та адресності висловлювань. Метод враховує тональність тексту в цілому, спрямованість висловлювань на конкретну особу та повторюваність негативних згадок та забезпечено підвищення релевантності виявлення латентних форм психологічного тиску, що суттєво перевищує можливості традиційного лексичного аналізу або ручного моніторингу.

Ключова перевага методу полягає не лише у здатності фіксувати факт наявності проявів мобінгу, а й у можливості аналізу таких важливих параметрів, як інтенсивність, спрямованість негативних висловлювань та їх емоційна забарвленість. Таким чином, метод забезпечує систематизоване багаторівневе оцінювання комунікативної поведінки учасників освітніх дискурсів.

В ході виконання кваліфікаційної роботи бакалавра було виконано:

- проведено аналіз інформаційних моделей в області автоматизованого виявлення поведінкових ознак мобінгу;
- створено метод виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання;
- виконано проєктування та програмну реалізацію системи інтелектуального аналізу поведінкових ознак мобінгу в онлайн-освіті;
- виконано дослідження методу виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання.

Перелік посилань

1. Grotto-de-Souza J., Pohl H. H., Aguiar-Ribeiro D. Mobbing as a source of psychological harm in workers. *Revista Brasileira de Medicina do Trabalho*. 2022. Vol. 20, no. 04. P. 670–675. URL: <https://doi.org/10.47626/1679-4435-2022-766> (date of access: 17.06.2025).
2. Mobbing in higher education institutions / T. Y. M. Zambrano et al. *International journal of health sciences*. 2022. P. 3787–3802. URL: <https://doi.org/10.53730/ijhs.v6ns1.5642> (date of access: 17.06.2025).
3. Anti-mobbing Technology in the Conditions of an Educational Institution in Ukraine / M. Shvardak et al. *Brain. Broad research in artificial intelligence and neuroscience*. 2021. Vol. 12, no. 3. P. 343–362. URL: <https://doi.org/10.18662/brain/12.3/235> (date of access: 17.06.2025).
4. 3 11 грудня діє закон щодо протидії мобінгу. «Дебет-Кредит» - *Бухгалтерські новини*. URL: <https://news.dtki.ua/law/liability/80275-z-11-grudnya-dije-zakon-shhodo-protidiyi-mobingu> (дата звернення: 17.06.2025).
5. Вчинення мобінгу (цькування) заборонено і за нього передбачено адміністративне покарання *Головна - Федерація професійних спілок України*. URL: <https://www.fpsu.org.ua/napryamki-diyalnosti/pravovij-zakhist/23598-vchynennia-mobinhu-tskuvannia-zaboroneno-i-za-noho-peredbacheno-administratyvne-pokarannia.html> (дата звернення: 17.06.2025).
6. Прийнято закон по захист працівників від мобінгу » Профспілка працівників освіти і науки України. *Профспілка працівників освіти і науки України*. URL: <https://pon.org.ua/novyny/9971-pryiniato-zakon-po-zakhyst-pracivnykiv-vid-mobingu.html> (дата звернення: 17.06.2025).
7. Що таке булінг та як з ним боротися: поради для дітей, батьків і вчителів. *ЮНІСЕФ Україна*. URL: <https://www.unicef.org/ukraine/bullying> (дата звернення: 17.06.2025).

8. Ознаки булінгу: чим відрізняється булінг від конфлікту. *Освітній омбудсмен України*. URL: <https://eduombudsman.gov.ua/oznak-bulingu-chym-vidriznyayetsya-bulinh-vid-konfliktu> (дата звернення: 17.06.2025).
9. Освіторія. Чим відрізняється булінг від конфлікту?. URL: <https://osvitoria.media/experience/chym-vidriznyayetsya-buling-vid-konfliktu/>
10. Національна психологічна асоціація. *Психологічна характеристика булінгу*. URL: <https://npa-ua.org/psychologichna-harakterystyka-bulingu> (дата звернення: 17.06.2025).
11. Mobbing, Organizational Identification, and Perceived Support: Evidence From a Higher Education Institution / S. COSKUNER et al. *Eurasian Journal of Educational Research*. 2017. Vol. 18, no. 73. P. 21–42. URL: <https://doi.org/10.14689/ejer.2018.73.2> (date of access: 17.06.2025).
12. BERT. H2O.ai. URL: <https://h2o.ai/wiki/bert/> (дата звернення: 17.06.2025).
13. Lang-uk. Lang.org.ua. URL: <https://lang.org.ua/uk/models/> (дата звернення: 17.06.2025).
14. Stanza. Stanford NLP. URL: <https://stanfordnlp.github.io/stanza/> (дата звернення: 17.06.2025).
15. K-12 Online Safety Management Software. Gaggle. URL: <https://www.gaggle.net> (дата звернення: 17.06.2025).
16. Assigning Gaggle Managers to Your Gaggle. GaggleAMP. URL: <https://support.gaggleamp.com/hc/en-us/articles/4412816845075-Assigning-Gaggle-Managers-to-Your-Gaggle> (дата звернення: 17.06.2025).
17. Exciting Milestone: Navigate360's Platform Refresh. Navigate360. URL: <https://navigate360.com/blog/exciting-milestone-navigate360s-platform-refresh> (дата звернення: 17.06.2025).
18. Mobbing und Cybermobbing. Duncker & Humblot. URL: <https://elibrary.duncker-humblot.com/book/63427/mobbing-und-cybermobbing> (дата звернення: 17.06.2025).

19. Гаман Г. В. Професійний булінг (мобінг) як прояв недотримання етики бізнесу. *Modern Economics*. 2025. № 50(2025). URL: [https://doi.org/10.31521/modecon.V50\(2025\)-06](https://doi.org/10.31521/modecon.V50(2025)-06).

20. Buhayan I. G. Basic Education Teachers and Workplace Bullying: Experiences in a Public Elementary School. *International Journal of Advanced Multidisciplinary Studies*. 2024. Vol. 4, no. 4. P. 250–265. URL: <https://www.ijamsbbp.net/wp-content/uploads/2024/05/4-IJAMS-APRIL-2024-154-169.pdf> (date of access: 17.06.2025).

21. Ma Y. An Ensemble Transformers Approach to Detect Bullying in Campus Environments. *2023 IEEE 3rd International Conference on Data Science and Computer Application (ICDSCA)*, Dalian, China, 27–29 October 2023. 2023. URL: <https://doi.org/10.1109/icdsca59871.2023.10393673> (date of access: 17.06.2025).

22. Cyberbullying Detection: A Comparative Study of Classification Algorithms / P. Nuthalapati et al. *International Journal of Computer Science and Mobile Computing*. 2024. Vol. 13, no. 2. P. 1–12. URL: <https://doi.org/10.47760/ijcsmc.2024.v13i02.001> (date of access: 17.06.2025).

23. Cyber Bullying Detection Using Deep Learning and Natural Language Processing / S. Gowthami et al. *2024 International Conference on IoT Based Control Networks and Intelligent Systems (ICICNIS)*, Bengaluru, India, 17–18 December 2024. 2024. P. 1559–1562. URL: <https://doi.org/10.1109/icicnis64247.2024.10823384> (date of access: 17.06.2025).

24. Enhancing Cyberbullying Detection on Social Media Using Transformer Models / W. Tapaopong et al. *2024 5th Technology Innovation Management and Engineering Science International Conference (TIMES-iCON)*, Bangkok, Thailand, 19–21 June 2024. 2024. P. 1–5. URL: <https://doi.org/10.1109/times-icon61890.2024.10630719> (date of access: 17.06.2025).

25. Akar F. Performance Analysis of NLP-Based Machine Learning Algorithms in Cyberbullying Detection. *Erzincan Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*

- Dergisi.* 2024. Vol. 17, no. 2. P. 445–459.
URL: <https://doi.org/10.18185/erzifbed.1474112> (date of access: 17.06.2025).
26. Paul A., Yu C. L., Susanto E. A., Lau N. W. L., Meadows G. I. Agentpeertalk: Empowering Students through Agentic-AI-Driven Discernment of Bullying and Joking in Peer Interactions in Schools. *arXiv preprint arXiv:2408.01459*. 2024. URL: <https://arxiv.org/abs/2408.01459> (date of access: 17.06.2025).
27. Zalutcka, O., Molchanova, M., Sobko, O., Mazurets, O., Pasichnyk, O., Barmak, O., & Krak, I. (2023). Method for Sentiment Analysis of Ukrainian-Language Reviews in E-Commerce Using RoBERTa Neural Network. In *COLINS* (1) (pp. 344-356 <https://ceur-ws.org/Vol-3387/paper26.pdf>
28. Stanza Overview. *Stanford NLP*. URL: <https://stanfordnlp.github.io/stanza> (дата звернення: 17.06.2025).
29. google-bert/bert-base-multilingual-cased model card. *Hugging Face*. URL: <https://huggingface.co/google-bert/bert-base-multilingual-cased> (дата звернення: 17.06.2025).
30. Devlin J., Chang M.-W., Lee K., Toutanova K. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. *arXiv preprint arXiv:1810.04805*. 2019. URL: <https://arxiv.org/abs/1810.04805> (date of access: 17.06.2025).
31. Transformers. *Hugging Face*. URL: https://huggingface.co/docs/transformers/model_doc/mobilebert (дата звернення: 17.06.2025).
32. Biomedical and clinical English model packages for the Stanza Python NLP library / Y. Zhang et al. *Journal of the American Medical Informatics Association*. 2021. Vol. 28, no. 9. P. 1892–1899. URL: <https://doi.org/10.1093/jamia/ocab090> (date of access: 17.06.2025).
33. Dufter P., Schütze H. Identifying Necessary Elements for BERT's Multilinguality. *arXiv preprint arXiv:2005.00396*. 2020. URL: <https://arxiv.org/abs/2005.00396> (date of access: 17.06.2025).

34. RoBERTa. *Hugging Face*. URL: https://huggingface.co/docs/transformers/model_doc/roberta (дата звернення: 17.06.2025).
35. Nesbitt D., Fleischer D., Callahan E., et al. Semantic Contextual Embedding for Domain-Specific Task Transfer in Large Language Models. *Authorea*. 2024. October 29. DOI: 10.22541/au.173023612.27684854/v1 (date of access: 17.06.2025).
36. Twitter Sentiment Analysis. *Kaggle*. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/jp797498e/twitter-entity-sentiment-analysis> (дата звернення: 17.06.2025).
37. Transformers: State-of-the-art Machine Learning for NLP. *Hugging Face*. URL: <https://huggingface.co/docs/transformers/index> (дата звернення: 17.06.2025).
38. Model: bert-base-multilingual-cased. *Hugging Face*. URL: <https://huggingface.co/bert-base-multilingual-cased> (дата звернення: 17.06.2025).
39. The Pallets Projects. *Flask*. URL: <https://palletsprojects.com/p/flask> (дата звернення: 17.06.2025).
40. Welcome to Flask. *Flask Documentation*. URL: <https://flask.palletsprojects.com> (дата звернення: 17.06.2025).
41. Python Web Applications with Flask. *Real Python*. URL: <https://realpython.com/flask-by-example-part-1-project-setup> (дата звернення: 17.06.2025).
42. Stanza: A Python NLP Package for Many Human Languages. *Stanford NLP Group*. URL: <https://stanfordnlp.github.io/stanza> (дата звернення: 17.06.2025).
43. Stanza NLP Library. GitHub. URL: <https://github.com/stanfordnlp/stanza> (дата звернення: 17.06.2025).
44. Stanza Library. *Papers With Code*. URL: <https://paperswithcode.com/lib/stanza> (дата звернення: 17.06.2025).
45. Official Site. *Tailwind CSS*. URL: <https://tailwindcss.com> (дата звернення: 17.06.2025).

46. Get Started. *Tailwind CSS Documentation*. URL: <https://tailwindcss.com/docs/installation> (дата звернення: 17.06.2025).
47. How to Use Tailwind CSS. *FreeCodeCamp*. URL: <https://www.freecodecamp.org/news/how-to-use-tailwind-css> (дата звернення: 17.06.2025).
48. Optimizing E-Commerce Platforms with AI-Enabled Visual Search: Assessing User Behavior, Interaction Metrics, and System Accuracy / Jannat Ara et al. *Journal of Economics, Finance and Accounting Studies*. 2025. Vol. 7, no. 3. P. 09–17. URL: <https://doi.org/10.32996/jefas.2025.7.3.2> (date of access: 17.06.2025).
49. A comprehensive survey of loss functions and metrics in deep learning / J. Terven et al. *Artificial Intelligence Review*. 2025. Vol. 58, no. 7. URL: <https://doi.org/10.1007/s10462-025-11198-7> (date of access: 17.06.2025)..
50. Python Documentation. *Python.org*. URL: <https://www.python.org/doc> (дата звернення: 17.06.2025).
51. The Python Tutorial. *Python.org*. URL: <https://docs.python.org/3/tutorial/index.html> (дата звернення: 17.06.2025).
52. Flask Tutorial. *Pallets Projects*. URL: <https://flask.palletsprojects.com/en/stable/tutorial> (дата звернення: 17.06.2025).
53. Flask Tutorial. *GeeksforGeeks*. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/flask-tutorial> (дата звернення: 17.06.2025).
54. What's New in PyCharm 2025.1. *JetBrains*. URL: <https://www.jetbrains.com/pycharm/whatsnew> (дата звернення: 17.06.2025).

ДОДАТКИ

Додаток А

Програмні коди

Вихідний код, використаний у дослідженні, доступний у репозиторії GitHub: <https://github.com/irynapodgornuk/mobbingDetection> (дата звернення: 17.06.2025).

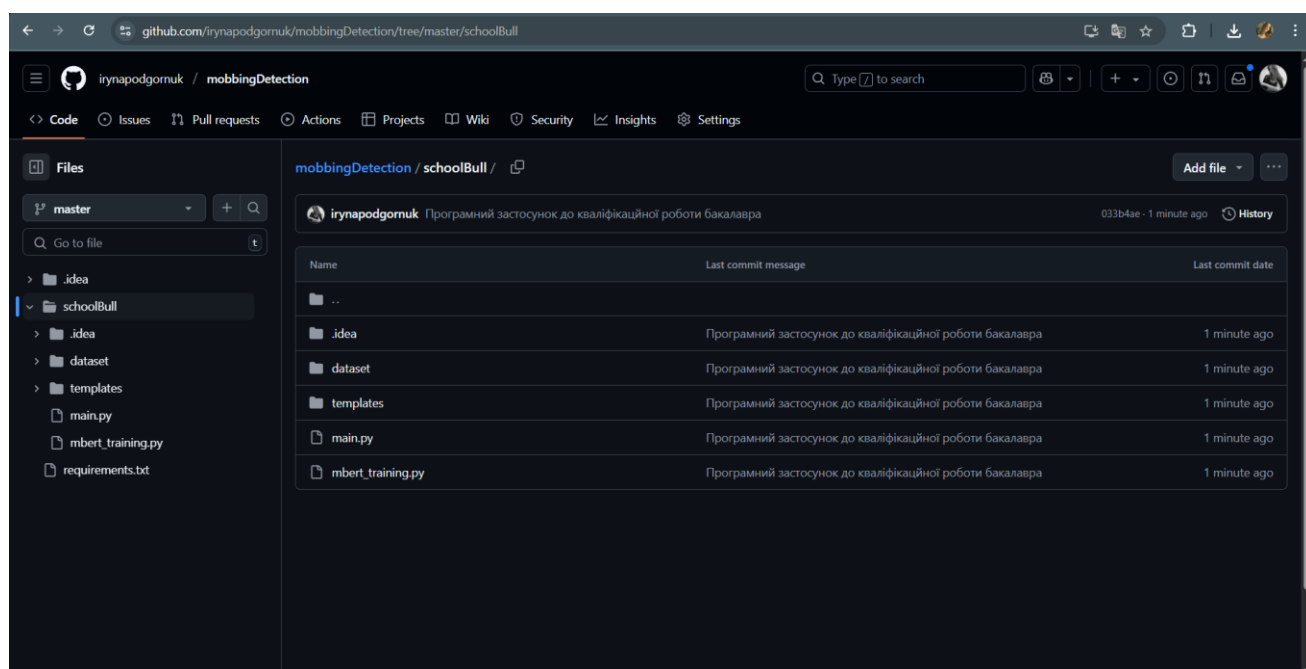


Рисунок В.1 – Головна сторінка репозиторію

Структура репозиторію наступна:

– *dataset* – датасет для тренування нейромережевої моделі. Містить два файли: навчальну вибірку та валідаційну у форматі .csv;

– *templates* – тека із файлами формату .html для відображення сторінки програмного застосунку в браузері;

– *main.py* – головний файл запуску застосунку, що містить логіку ініціалізації основних компонентів, конфігурацію середовища та виклик головних функцій або сервера. Його запуск активує роботу всієї програми.

– *mbert_training.py* – скрипт для донавчання багатомовної трансформерної моделі mBERT на спеціалізованому датасеті для аналізу настрою.

Додаток Б

Презентаційний матеріал

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

МЕТОД ВИЯВЛЕННЯ ПОВЕДІНКОВИХ ОЗНАК МОБІНГУ ЗА БАГАТОФАКТОРНИМ АНАЛІЗОМ ДОПИСІВ У СИСТЕМАХ ОНЛАЙН-ОСВІТИ ЗАСОБАМИ МАШИННОГО НАВЧАННЯ



Виконала:

студентка IV курсу, група КН-21-2

Ірина ПОДГОРНЮК



Керівник:

асистентка кафедри КН

Олена СОБКО

Актуальність

Актуальність даного дослідження зумовлена зростанням значення онлайн-освіти в умовах цифровізації суспільства, а також необхідністю забезпечення психологічного благополуччя учасників освітнього процесу в цифровому середовищі. З поширенням дистанційного навчання зростає імовірність виникнення нових форм психологічного насильства, зокрема мобінгу, що характеризується систематичним цькуванням або соціальною ізоляцією окремих учасників освітньої взаємодії. Такий тип поведінки, на відміну від традиційного булінгу, часто має прихований характер і виявляється у вербальних чи невербальних діях, що можуть залишитися поза увагою викладачів та адміністраторів платформи.

У сучасних умовах недостатня розробленість методів автоматичного виявлення мобінгу в онлайн-середовищах створює серйозні перешкоди для своєчасного реагування на прояви деструктивної поведінки. Це може мати негативні наслідки для емоційного стану постраждалих, ефективності навчального процесу та загального мікроклімату в навчальній спільноті. Тому дослідження, спрямовані на удосконалення інструментів аналізу поведінкових патернів учасників онлайн-комунікації, є надзвичайно актуальними з огляду на потребу в превентивних та діагностичних засобах, що можуть бути інтегровані у системи дистанційного навчання для підвищення безпеки та якості освіти.

Мета і задачі роботи

- **Об'єкт дослідження** – процес виявлення поведінкових ознак мобінгу.
- **Предмет дослідження** – методи та засоби машинного навчання
- для виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти.
- **Мета кваліфікаційної роботи бакалавра** – підвищення рівня виявлення поведінкових ознак мобінгу у системах онлайн-освіти.
- **Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра:** провести аналіз інформаційних моделей, теоретичних підходів до розв'язку задач в області автоматизованого виявлення поведінкових ознак мобінгу; реалізувати метод виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти; сформулювати основні етапи методу; сформувати вибірки навчальних даних; провести експериментальне дослідження методу контент-аналізу коментарів; обрати засоби розробки системи; описати особливості реалізації програмних складових; провести аналіз функціональності системи; описати результати досліджень.

Метод виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти

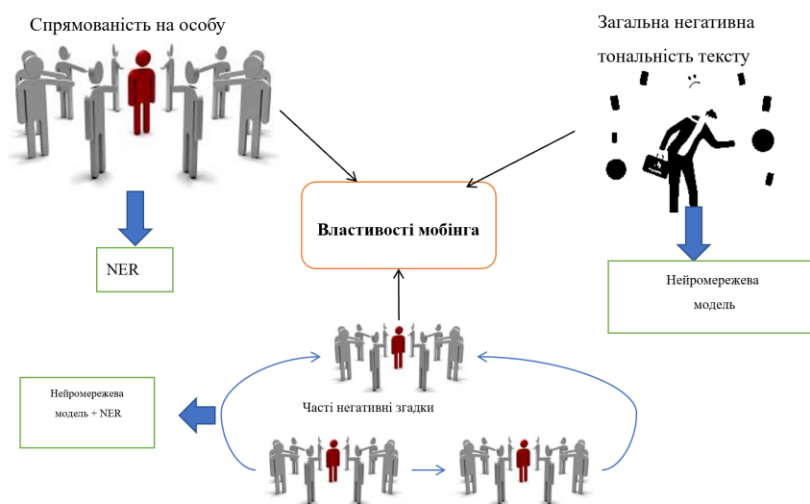


Схема підходу до виявлення мобінгу

Основні етапи методу інтелектуального аналізу поведінкових ознак мобінгу в онлайн-освіті

Мобінг може бути репрезентований у формі математичної моделі – об'єднання діагностичних ознак, які піддаються кількісному аналізу та можуть бути виявлені у текстових даних. Така модель подається у вигляді множини, що формалізується як вираз:

$$M = \{w_1 \cdot F_s, w_2 \cdot F_f, w_3 \cdot F_i, w_4 \cdot G_s\}$$

де F_s – загальний sentiment відносно визначеної особи; F_f – значення частоти згадок особи в тексті; F_i – частота негативних згадок особи; G_s – загальний sentiment тексту; w_1, w_2, w_3, w_4 – вагові коефіцієнти

Схема методу багатфакторного аналізу поведінкових ознак мобінгу в дописах освітніх середовищ засобами NLP

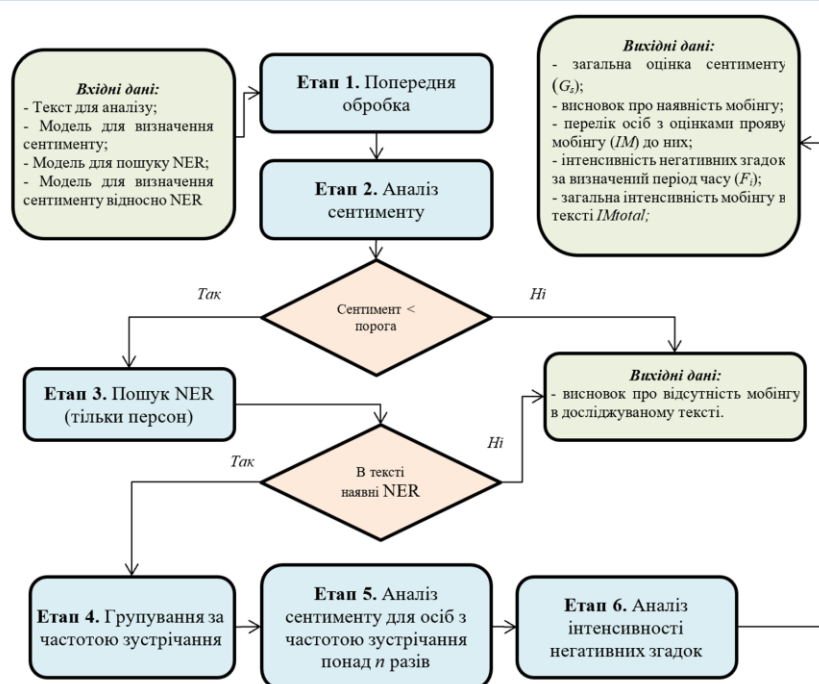
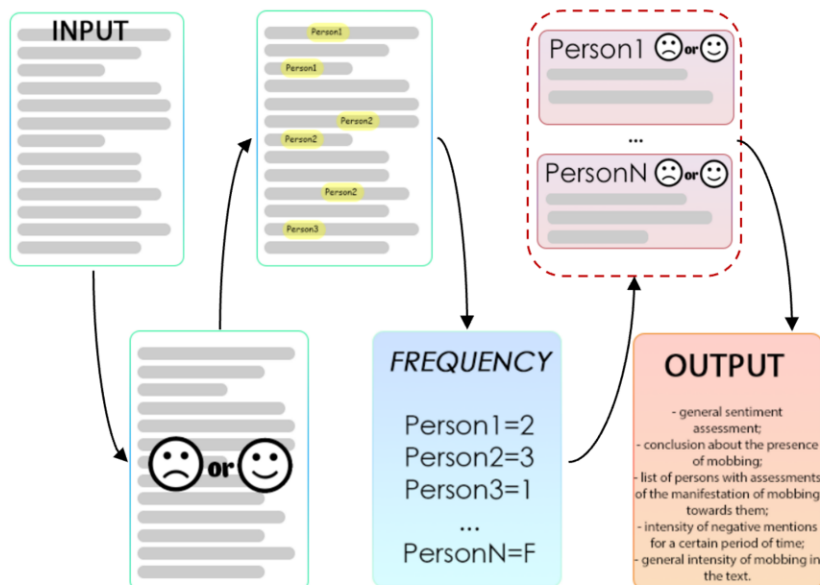


Схема перетворення
вхідних даних у вихідні
запропнованим методом



Нейромережева
архітектура інструменту
Stanza для NER

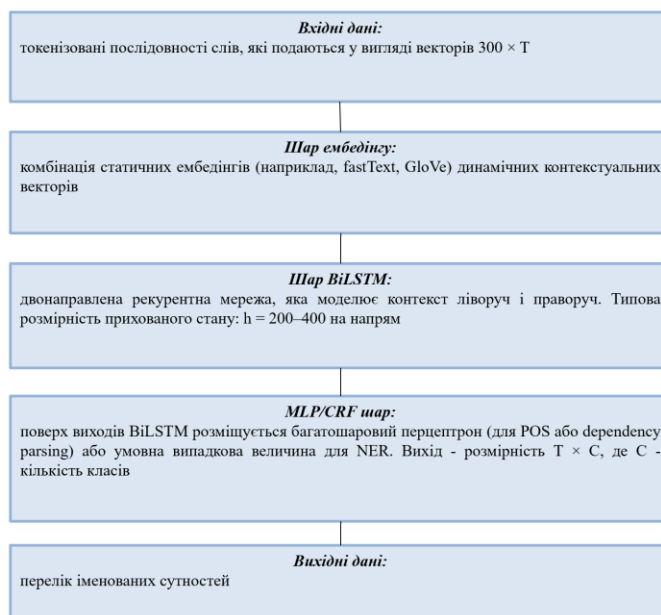


Схема класифікатора на основі mBERT для класифікації настрою

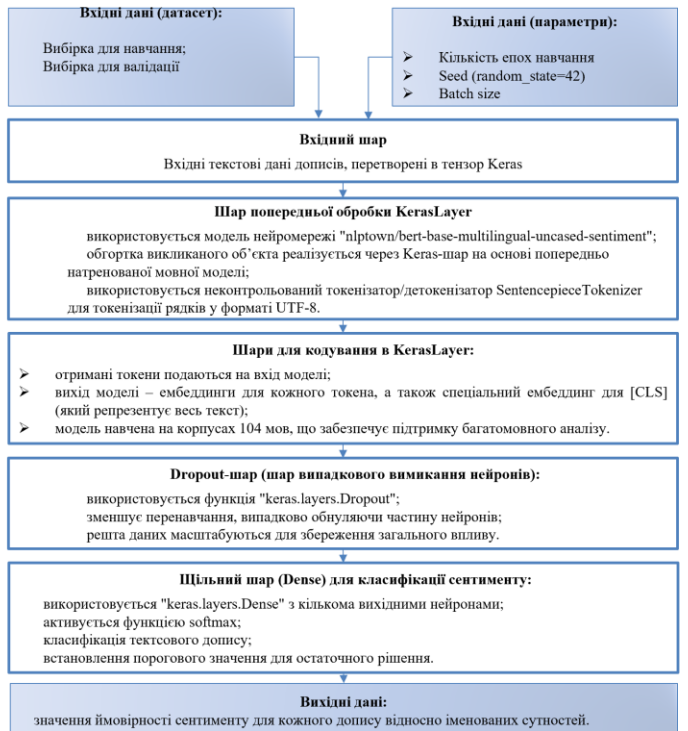
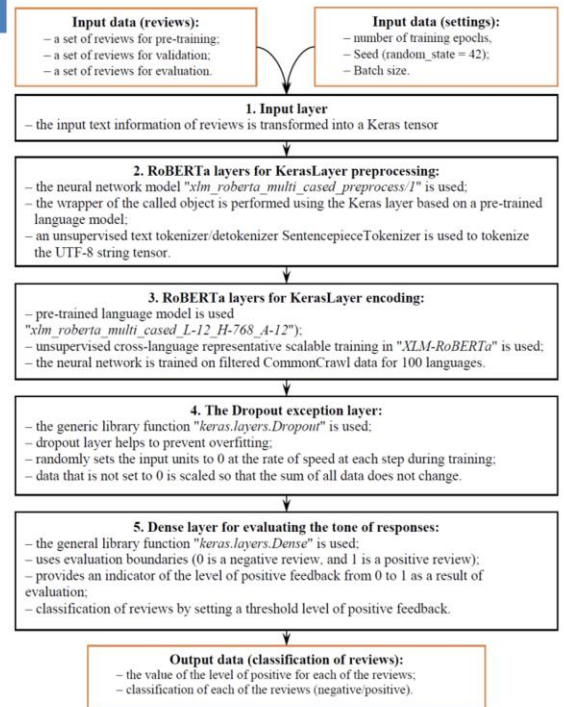


Схема класифікатора на основі RoBERTa для класифікації тональності тексту



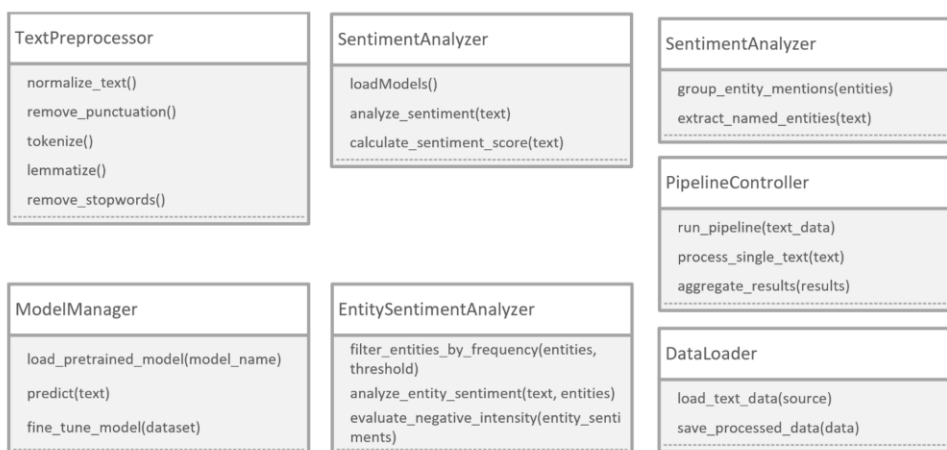
Архітектура інформаційної системи виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів



Особливості реалізації програмних складових системи інтелектуального аналізу поведінкових ознак мобінгу в онлайн-освіті

Параметри оцінок тексту для ідентифікації мобінгу

Параметр	Шкала та спосіб оцінювання
Загальний сентимент тексту	Бінарна оцінка: позитивний / негативний
Загальний сентимент тексту (розширений підхід)	Числова шкала від 0 до 1, де 0 – повністю негативна, 1 – повністю позитивна оцінка
Кількість осіб, про яких ідеться у фрагменті	Числовий показник
Частота згадувань кожної із згадуваних осіб	Поіменне згадування з вказаними кількісними показниками частоти
Індивідуальний сентимент щодо кожної особи	Середнє значення сентимент-оцінок , розраховане окремо для кожної згаданої особи
Частота негативних згадувань для кожної особи	Поіменне представлення з фіксацією кількості негативних згадувань
Перелік осіб, які стали об'єктами мобінгу	Поіменна ідентифікація + числова оцінка сили прояву мобінгу (шкала: 0 – відсутній, 1 – максимально виражений мобінг)
Загальна оцінка рівня мобінгу в тексті	Інтегральна числова оцінка за шкалою від 0 до 1, де 0 – відсутність мобінгу, 1 – максимальний рівень присутності мобінгу



Діаграма класів програмного забезпечення виявлення поведінкових ознак мобілізації за багатофакторним аналізом дописів

Структурні блоки реалізованого програмного забезпечення

Метод виявлення поведінкових ознак мобілізації за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання

Мене знову образили на парі. Іван постійно кепкує з мене перед іншими.

Поло для введення тексту

Аналіз

Результати:

Загальна оцінка настрою: 0.309

Висновок щодо виявлення мобілізації: Виявлено

Мінімальна кількість повторів: 2

Виявлені особи: Василь, Наталя, Марія, Сергій, Євген

Кількість повторів за особами: Василь (8), Наталя (2)

Порогове значення інтенсивності: 0.1

Список осіб з оцінками мобілізації:

- Василь: IM = 0.8
- Наталя: IM = 0.19

Порогове значення частоти (FI): 0.1

Інтенсивність негативних згадок за період (FI):

- Василь: FI = 0.65
- Наталя: FI = 0.27

Загальна інтенсивність мобілізації в тексті (IMov): 0.46

Записи, що містять мобілізацію:

- 2025-01-01 09:00:00: "Василь, не роби з мими слона!"
- 2025-01-01 09:15:03: "Василь, ти мене замучив – організуй хоча б одну позицію..."
- 2025-01-01 09:15:15: "Марія, а ти що, не бачиш..."
- 2025-01-01 09:30:25: "Слушайте, ви вже переходите всі межі! Василь..."
- 2025-01-01 10:00:55: "Василь, зроблю-зроблю..."
- 2025-01-01 10:10:15: "Очой, давайте закріпимо це питання..."
- 2025-01-01 10:20:35: "Наталя, може, ти йому допоможеш..."
- 2025-01-01 10:30:50: "Я вже все сказала. Якщо Василь не зробить..."

Відображення останніх записів

Відбитий текст:

Мене знову образили на парі. Іван постійно кепкує з мене перед іншими.

Повторене обробка:

- Нормалізований текст

Відображення процесу аналізу тексту

Приклад використання реалізованої інтелектуальної системи

Результати:

Загальна оцінка настрою:  0.309

Висновок щодо виявлення мобінгу: **Виявлено**

Мінімальна кількість повторів: 2

Виявлені особи: Василь, Наталя, Марія, Сергій, Євген

Кількість повторів за особами: **Василь (8), Наталя (2)**

Порогове значення інтенсивності: 0.1

Список осіб з оцінками мобінгу:

- Василь: IM = 0.8
- Наталя: IM = 0.19

Порогове значення частоти (Fi): 0.1

Інтенсивність негативних згадок за період (Fi):

- Василь: Fi = 0.65
- Наталя: Fi = 0.27

- 2025-01-01 09:00:00: "Василь, не роби з мухи слона!..."
- 2025-01-01 09:15:03: "Василь, ти мене замучив – організуй хоча б одну позицію..."
- 2025-01-01 09:15:15: "Маріє, а ти що, не бачиш..."
- 2025-01-01 09:30:25: "Слухайте, ви вже переходите всі межі! Василь..."
- 2025-01-01 10:00:55: "Василь, зроблю-зроблю..."
- 2025-01-01 10:10:15: "Окей, давайте закриємо це питання..."
- 2025-01-01 10:20:35: "Наталю, може, ти йому допоможеш..."
- 2025-01-01 10:30:50: "Я вже все сказала. Якщо Василь не зробить..."

Результати досліджень: порівняння роботи запропонованого методу реалізованим програмним забезпеченням та усереднені результати отримані експертами

Параметри	Усереднене значення, отримане експертами	Усереднене значення, отримане розробленим софтвер	Коректна ідентифікації розробленим софтвер, %	Кореляція між софтвер і експертом, %
Кількість негативних текстів за бінарною оцінкою	33.25	34	100	97.79
Загальний настрої тексту (числова оцінка від 0 до 1)	0.334	0.31	-	92.81
Кількість осіб, про яких йде мова у текстовому фрагменті.	4.6	4.5	98	97.83
Кількість згадувань для кожної із перерахованих осіб	2.1	2.05	97.6	97.62
Усереднений настрої по відношенню до кожної із згаданих осіб	0.489	0.453	-	92.64
Частота негативних згадувань для кожної з осіб	1.3	1.3	100	100
Кількість осіб, до яких застосовано мобінг	3.2	3.3	99	96.97
Оцінка застосування мобінгу із силою прояву від 0 до 1 до осіб	0.15	0.17	-	88.24
Загальна оцінка рівня мобінгу в тексті	0.28	0.289	-	96.89
Кількість текстів, що містять мобінг	26.75	27	100	99.07

Аналіз отриманих результатів

- Кореляція з експертними оцінками перевищує 90% для більшості параметрів, що підтверджує узгодженість результатів
- Класифікація негативного змісту: кореляція — 97.79%
- Загальний сентимент (0–1): кореляція — 92.81%
- Кількість згаданих осіб: точність — 98%
- Ознаки мобінгу щодо осіб: точність — 99%, сила мобінгу: кореляція — 88.24%.
- Загальна оцінка мобінгу: кореляція — 96.89%, кількість фрагментів — 99.07%.

Загальні висновки

Розроблений метод виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання становить собою комплексний підхід до виявлення, кількісного вимірювання та інтерпретації поведінкових ознак мобінгу в текстовому контенті освітнього середовища. Його ключова перевага полягає не лише у здатності фіксувати факт наявності проявів мобінгу, а й у можливості аналізу таких важливих параметрів, як інтенсивність, спрямованість негативних висловлювань та їх емоційна забарвленість. Таким чином, метод забезпечує систематизоване багаторівневе оцінювання комунікативної поведінки учасників освітніх дискурсів.

В ході виконання кваліфікаційної роботи бакалавра було виконано наступне:

- проведено аналіз інформаційних моделей в області автоматизованого виявлення поведінкових ознак мобінгу;
- створено метод виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання;
- виконано проєктування та програмну реалізацію системи інтелектуального аналізу поведінкових ознак мобінгу в онлайн-освіті;
- виконано дослідження методу виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання.

Додаток В

Сертифікат про призове II місце на конкурсі




FIELD OF «INFORMATION TECHNOLOGIES, AUTOMATION AND ROBOTICS»
IN THE INTERNATIONAL COMPETITION OF STUDENT SCIENTIFIC WORKS

«BLACK SEA SCIENCE 2025»

organized by
Odesa National University of Technology
Odesa, Ukraine

Certificate of the winner

Information technology for mobbing detection in online education based on multifactorial analysis of behavioral characteristics in posts using machine learning

authored by
Podhorniuk Iryna
under the supervision of
Sobko Olena, Molchanova Maryna
was awarded the 2nd place

Head of the Organizing Committee
Rector of Odesa National
University of Technology
Larysa IVANCHENKOVA



President of Odesa National
University of Technology
Bogdan IEGOROV



Vice-Rector for Scientific Work
and International Relations of
Odesa National University of
Technology
Olga OLSHEVSKA



Head of the Jury in the field of
"Information Technologies,
Automation and Robotics"
Oleksandra BULHAKOVA



BSS-2025.3.44

Anti-Plagiarism (UA) v-15.281 Educational

The maximum coincidence with one document 2.0%

Dictionary check: en_US, ru_RU, ua_UA. **Errors in the documents: 14%**

ID: 246635 Title: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання Added in a DB: 2025-06-18 Authors: Ірина ПОДГОРНЮК Heads: Олена СОБКО Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	77917	1156	3592 (5%)	57 (5%)

Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes

Протокол аналізу звіту подібності науковим керівником

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

Автор: Ірина ПОДГОРНЮК

Співавтор:

Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання

Науковий керівник: Олена СОБКО, асистент каф. КН

Підрозділ: Кафедра комп'ютерних наук

Коефіцієнт подібності 1: 6.2%

Коефіцієнт подібності 2: 2.8%

Мікропробіли: 0

Заміна букв: 2

Інтервали: 0

Білі знаки: 3

Дата створення звіту: 2025-06-18 03:37:11.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедур. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2025-06-18

Дата

експерт

Петровський Р. С.

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Метод виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатфакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання

Автор студентка групи КН-21-2 Ірина ПОДГОРНЮК

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Науковий керівник: асистентка каф. комп'ютерних наук Олена СОБКО

На основі аналізу кваліфікаційної роботи на дотримання вимог академічної доброчесності (у т.ч. відсутності ознак академічного плагіату) з урахуванням результатів перевірки роботи спеціалізованим програмними засобами комісія зробила такий висновок:

№	Висновок	Позначка про відповідність
1	Ознаки академічного плагіату	
1.1	Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є академічним плагіатом (далі – зазначаються підстави віднесення запозичень до правомірних, якщо потрібно). Робота приймається до захисту.	<i>відповідає</i>
1.2	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи (далі – зазначаються детальні та аргументовані підстави віднесення запозичень до правомірних). Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована.	
1.3	Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота може бути допущена до захисту після того як буде відкоригована та доопрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат.	
1.4	Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття текстових запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту.	
2	Інші види порушень академічної доброчесності	<i>відсутні</i>

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі Ірини Подгорнюк, не є плагіатом, оскільки: запозичення розміщені в розділі огляду існуючих підходів, не описують безпосередньо авторську роботу і не стосуються її результатів; усі запозичення фрагментарні; до запозичень входять фрагменти, які не мають авторства і містять поширені конструкції та загальновідомі терміни, скорочення. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином, робота є законною та приймається до захисту.

Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ідентичності/схожості:
 - за системою Anti-Plagiarism: 2%;
 - за системою StrikePlagiarism КП1: 6,2%, КП2: 2,8%.


18.06.2025

Завідувач кафедри



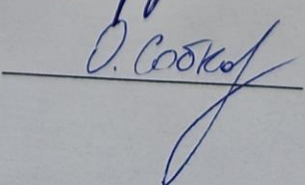
Олександр БАРМАК

Гарант освітньої програми



Олександр МАЗУРЕЦЬ

Керівник кваліфікаційної роботи



Олена СОБКО



ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА на кваліфікаційну роботу бакалавра

студентки гр. КН-21-2 Подгорнюк Ірини Олександрівни

за темою Метод виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатofакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання

1. Актуальність теми

Актуальність даного дослідження зумовлена зростанням значення онлайн-освіти в умовах цифровізації суспільства, а також необхідністю забезпечення психологічного благополуччя учасників освітнього процесу в цифровому середовищі. З поширенням дистанційного навчання зростає імовірність виникнення нових форм психологічного насильства, зокрема мобінгу, що характеризується систематичним цькуванням або соціальною ізоляцією окремих учасників освітньої взаємодії. Такий тип поведінки, на відміну від традиційного булінгу, часто має прихований характер і виявляється у вербальних чи невербальних діях, що можуть залишитися поза увагою викладачів та адміністраторів платформи. Отже, обрана тематика дослідження має прикладне значення для оптимізації наукової діяльності та розвитку інтелектуальних інформаційних технологій.

2. Відповідність роботи предметній області Стандарту спеціальності 122 Комп'ютерні науки

За стандартом, а саме описом предметної області, є відповідність: об'єктом роботи є процес виявлення поведінкових ознак мобінгу. Метою роботи є підвищення рівня виявлення поведінкових ознак мобінгу у системах онлайн-освіти. При вирішенні задачі було використано сучасні нейромережеві засоби для виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатofакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання. Тому результати виконання кваліфікаційної роботи бакалавра відповідають стандарту бакалавра спеціальності 122 – Комп'ютерні науки.

3. Професійні та особистісні якості бакалавра

Під час виконання кваліфікаційної роботи бакалавра студентка продемонструвала високий рівень відповідальності у виконанні поставлених завдань, зразкову дисциплінованість і вміння ефективно організовувати дослідницьку діяльність. На всіх етапах – від опрацювання літературних джерел до створення прикладного

програмного забезпечення – здобувачка засвідчила високий рівень професійної підготовки, що повністю відповідає вимогам освітньої програми за спеціальністю «Комп'ютерні науки».

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

Результати, представлені у кваліфікаційному дослідженні Подгорнюк Ірини Олександрівни, є наслідком самостійного виконання здобувачкою всіх етапів роботи, без використання зовнішньої підтримки чи залучення сторонніх осіб.

5. Ступінь оволодіння методами дослідження

У ході виконання дослідження авторка виявила високий рівень обізнаності з актуальними методами наукового аналізу, а також продемонструвала здатність ефективно використовувати технології та інструментарій відповідно до спеціальності.

6. Повнота та якість розкриття теми роботи

Тема кваліфікаційної роботи розкрита глибоко й логічно послідовно. У дослідженні обґрунтовано актуальність обраного напрямку, проведено змістовний аналіз сучасних наукових підходів, чітко визначено завдання, які були успішно виконані. Крім того, розроблено програмний продукт, що дозволяє оцінити ефективність запропонованого рішення на практиці.

7. Логічність, послідовність, аргументованість, літературна грамотність викладення матеріалу

Дослідження характеризується чітко вибудованою логіко-змістовною структурою, послідовною подачею матеріалу та належною мовностилістичною культурою. Викладені положення мають належне обґрунтування й органічно корелюють із сформульованою метою дослідницької роботи.

8. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи бакалавра, окремих її частин

Розроблений у роботі метод та інтелектуальна система можуть бути використані адміністрацією та викладачами навчальних закладів для моніторингу ментального добробуту та доброзичливого середовища спілкування здобувачів.

9. Висновок про можливість допуску кваліфікаційної роботи бакалавра до захисту, на яку оцінку заслуговує робота

Враховуючи високий рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка «відмінно».

Керівник О. Собко асистентка каф. КН Олена СОБКО



РЕЦЕНЗІЯ

на кваліфікаційну роботу бакалавра

студентки гр. КН-21-2 Подгорнюк Ірини Олександрівни

за темою: Метод виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання

1. Актуальність обраної теми

У сучасних умовах недостатня розробленість методів автоматичного виявлення мобінгу в онлайн-середовищах створює серйозні перешкоди для своєчасного реагування на прояви деструктивної поведінки. Це може мати негативні наслідки для емоційного стану постраждалих, ефективності навчального процесу та загального мікроклімату в навчальній спільноті. Тому дослідження, спрямовані на удосконалення інструментів аналізу поведінкових патернів учасників онлайн-комунікації, є надзвичайно актуальними з огляду на потребу в превентивних та діагностичних засобах, що можуть бути інтегровані у системи дистанційного навчання для підвищення безпеки та якості освіти. За цих умов, інформаційні технології є дієвим інструментом для виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти засобами машинного навчання. Вони дозволяють своєчасно фіксувати підозрілі поведінкові патерни, аналізувати зміст комунікації та допомагати в запобіганні психологічному насильству, забезпечуючи безпечніше освітнє середовище.

2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

У процесі виконання роботи авторка продемонструвала розуміння сформульованої мети та дослідницьких завдань, аргументовано визначивши їх зміст. Реалізація експериментальної частини роботи відповідно до обраної методології підтверджує належний рівень наукової підготовки студентки та її здатність до практичного застосування набутих теоретичних знань.

3. Зміст кожного розділу роботи

В першому розділі наведено характеристику предметної області: аналіз моделей, методів та реалізацій. Другий розділ присвячений реалізації методу виявлення поведінкових ознак мобінгу за багатофакторним аналізом дописів у системах онлайн-освіти, зокрема описано основні етапи методу, архітектуру нейромережесевих засобів, проєкту архітектуру системи. В третьому розділі проведено експериментальне

дослідження методу, описано особливості реалізації програмних складових системи інтелектуального аналізу поведінкових ознак мобінгу в онлайн-освіті та проведено аналіз функціональності системи.

4. Оцінка розробленої інформаційної системи, її практична цінність

Розроблена система забезпечує врахування тональності тексту в цілому, спрямованість висловлювань на конкретну особу та повторюваність негативних згадок та забезпечено підвищення релевантності виявлення латентних форм психологічного тиску, що суттєво перевищує можливості традиційного лексичного аналізу або ручного моніторингу

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Кваліфікаційна робота виконана відповідно до встановлених нормативних вимог, що свідчить про сформовану наукову культуру здобувача. Послідовність викладу матеріалу та стилістична цілісність тексту засвідчують належний рівень професійної підготовки автора до майбутньої фахової діяльності.

6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

Було б доцільним розширити можливості візуальної інтерпретації прийнятих рішень інтелектуальною системою, з огляду на специфіку та особливості вирішуваного завдання, що більше стосується напрямку подальших досліджень. У деяких місцях відсутні посилання на джерела при цитуванні відомих підходів. Не всі наведені скорочення супроводжуються розшифруванням при першому згадуванні. Однак, знайдені незначні упущення не позначаються на достовірності експериментальних результатів.

7. Загальний висновок (допускається чи не допускається до захисту), та оцінка на яку заслуговує кваліфікаційна робота.

Враховуючи рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка «відмінно».

Рецензент

доцент кафедри №3 Якименко О.М.

