



О.В. Рябишев<sup>1</sup>, А.Л. Єрохін<sup>2</sup>, А.Г. Бахмет<sup>3</sup>

<sup>1</sup>ХНУРЕ, м.Харків, Україна. oleksii.riabyshev.cpe@nure.ua,  
ORCID iD: 0000-0002-7221-2227

<sup>2</sup>ХНУРЕ, м.Харків, Україна. Andriy.yerokhin@nure.ua,  
ORCID iD: 0000-0002-8867-889X

<sup>3</sup>ХНУРЕ, м.Харків, Україна. andrii.bakhmet@nure.ua,  
ORCID iD: 0000-0002-3293-9069

## АНАЛІЗ ТОНАЛЬНОСТІ ТЕКСТУ УКРАЇНСЬКОЮ МОВОЮ

Стаття присвячена дослідженню методів автоматичного аналізу тональності тексту (сентимент-аналізу) та виявлення найбільш ефективних методів аналізу тональності тексту українською мовою. В результаті дослідження вирішена задача генерування набору даних (датасету) українською мовою на основі відгуків користувачів про мобільні додатки. Отриманий датасет використано для проведення експерименту з виявлення оптимального алгоритму бінарної класифікації для текстів українською мовою, а також побудована модель бінарного класифікатора на основі результатів експерименту. Вирішена задача бінарної класифікації тексту українською мовою за допомогою претренованої багатомовної BERT-моделі з використанням згенерованного датасету.

ТОНАЛЬНІСТЬ ТЕКСТУ, СЕНТИМЕНТ-АНАЛІЗ, УКРАЇНСЬКА МОВА, МАШИННЕ НАВЧАННЯ

**Рябишев А.В., Ерохин А.Л., Бахмет А.Г. Анализ тональности текста украинского языка.** Статья посвящена исследованию методов автоматического анализа тональности текста (сентимент-анализа) и выявление наиболее эффективных методов анализа тональности текста на украинском языке. В результате исследования решена задача генерирования набора данных (датасета) на украинском языке на основе отзывов пользователей о мобильных приложениях. Полученный датасет использован для проведения эксперимента по выявлению оптимального алгоритма бинарной классификации для текстов на украинском языке, а также построена модель бинарного классификатора на основе результатов эксперимента. Решена задача бинарной классификации текста на украинском языке с помощью претренированной многоязычной BERT-модели с использованием сгенерированного датасета.

ТОНАЛЬНОСТЬ ТЕКСТА, СЕНТИМЕНТ-АНАЛИЗ, УКРАИНСКИЙ ЯЗЫК, МАШИННОЕ ОБУЧЕНИЕ

**O.Riabyshev, A.Yerokhin, A.Bakhmet Analysis of the sentiment of the text in the Ukrainian language.** The article is devoted to the study of the methods of automatic sentiment analysis and the identification of the most effective methods of analysis of the sentiment of the text in the Ukrainian language. In the course of the work, the problem of generating a dataset in Ukrainian was solved based on user reviews of mobile applications. The resulting dataset was used to conduct an experiment to identify the optimal binary classification algorithm for texts in the Ukrainian language, and a binary classifier model was built based on the results of the experiment. The problem of binary classification of Ukrainian text was solved using a pretrained multilingual BERT model using a generated dataset.

TEXT VOLUME, SENTIMENT ANALYSIS, UKRAINIAN LANGUAGE, MACHINE LEARNING

### Вступ

Аналіз тональності тексту – це задача обробки природної мови, яка сьогодні широко використовується в таких областях, як соціологія (наприклад, збір даних із соціальних мереж про симпатії та антипатії людей), політологія (наприклад, збір даних про політичні погляди певних соціальних груп), маркетинг (наприклад, створення рейтингів товарів/компаній), медицина та психологія (наприклад, виявлення ознак психічних захворювань або ознак депресії в повідомленнях користувачів, виявлення хуліганів у соціальних мережах) [1]. Проте яким би корисним не був такий інструмент, системи аналізу тональності тексту українською мовою ще немає.

Метою даного дослідження є вивчення найбільш ефективних підходів до аналізу тональності тексту і знаходження прийнятної підходу для впровадження такого аналізатора для української мови на основі підходів, що базуються на алгоритмах машинного навчання.

Останніми роками було запропоновано велику кількість проектів для аналізу тональності тексту відгуків про готелі, банки, оглядів ресторанів, коментарів до фільмів [2-7], відгуків про товари, повідомлення про політичні події тощо. Велика кількість досліджень присвячена аналізу тональності повідомлень у мікроблогах (наприклад, Twitter). Ці дослідження використовують різні підходи до аналізу тональності тексту: підхід, заснований на словниках та правилах, підхід з використанням машинного навчання. Можна виділити дослідження В. Каспера і М. Вела [8], Д. Кана [9], К. Мойланена та С. Пульмана [10]. Дослідженнями методів машинного навчання займалися Джейкоб Девлін [12], Мінг-Вей Чанг та Крістіна Тоутанова [13].

У цій роботі представлено дослідження в області автоматичного аналізу тональності тексту, що використовує підхід, заснований на алгоритмах машинного навчання.

## 1. Формування набору даних (датасету) українською мовою

У ході дослідження було сформовано датасет відгуків користувачів про мобільні додатки з платформи Google Play. Для отримання відгуків була використана бібліотека `google-play-scraper` для мови Python. API цієї бібліотеки приймає ідентифікатор додатка, відгуки для якого треба отримати, двобуквений код мови, в якому потрібно завантажити сторінку додатка та двобуквений код країни, який використовується для отримання додатків (потрібно, коли програма доступна лише в деяких країнах). Метою було отримати збалансований набір даних – з однаковою кількістю позитивних та негативних відгуків та з репрезентативними відгуками для кожного додатка.

Для фільтрування оцінки огляд було використано опцію бібліотеки `google-play-scraper`. Відгуки були відсортовано за їх корисністю – це ті відгуки, які Google Play вважає найважливішими.

Також була отримана підмножина найновіших відгуків (відсортовано за датою додавання). Із вмісту кожного відгуку було видалено смайли, символи транспорту, прапори та інші символи, що не є текстом. Також з датасету було видалено відгуки, що не містять тексту. Загалом було отримано 10 216 відгуків, які мають такі оцінки (рис. 1):

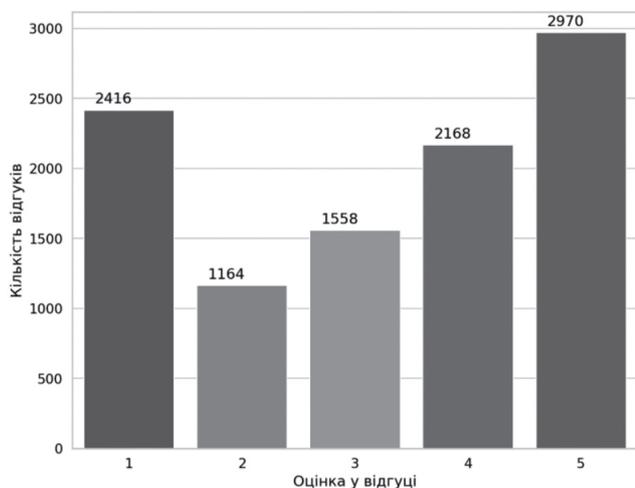


Рис. 1. Зібрані відгуки про мобільні додатки

Для задачі бінарної класифікації тональності тексту відгуки було розділено на дві категорії: ті, що мають негативну тональність, та ті, що мають позитивну тональність. Для позначення відповідних категорій було введено додатковий стовбець «`sentimentScore`», що має одне з двох можливих значень – 0 (текст з негативним емоційним забарвленням) або 1 (текст з позитивним емоційним забарвленням).

Відгуки з оцінкою 4 та 5 за п'ятибальною шкалою були позначені як позитивні, відгуку з оцінкою 1-3 – як негативні.

З рис. 2 видно, що було отримано збалансований датасет (з рівною кількістю текстів з позитивною та негативною тональністю).

Для отримання найкращих результатів навчання бінарної класифікації навчальні дані мають бути збалансовані (тобто число позитивних і негативних навчальних даних має бути однаковим). Відсутні значення необхідно обробити до навчання.

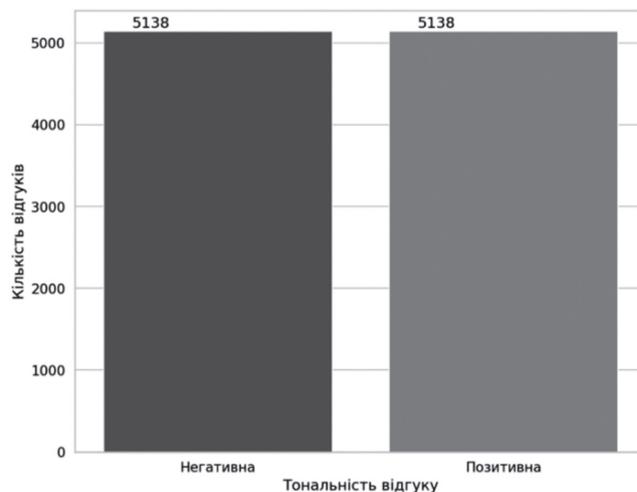


Рис. 2. Кількість відгуків в датасеті для задачі бінарної класифікації

Отриманий датасет був розділений на два набори: набір даних для тренування моделі та набір даних для тестування моделі.

## 2. Експериментальне дослідження алгоритмів аналізу емоційного забарвлення тексту українською мовою та побудова моделі класифікатора

За допомогою бібліотеки `ML.NET` проведено експеримент з виявлення оптимального алгоритму для виконання задачі бінарної класифікації тексту українською мовою на прикладі відгуків користувачів про мобільні додатки.

Бінарна класифікація – задача контрольованого машинного навчання, яка прогнозує розподіл елементів даних за двома класами (категоріям). На вхід алгоритму класифікації подається набір прикладів з мітками, кожна з яких представляє собою ціле число 0 або 1. Результатом роботи алгоритму бінарної класифікації є класифікатор, який вміє прогнозувати клас для нових екземплярів без мітки.

Для проведення експерименту використовувалися наступні алгоритми, для яких присутній API бібліотеки `ML.NET`:

- алгоритм лінійної бінарної класифікації з використанням середнього перцептрона (`AveragedPerceptronTrainer`);
- алгоритм бінарної логістичної регресії за допомогою стохастичного методу подвійних координат (`SdcaLogisticRegressionBinaryTrainer`);
- алгоритм на основі використання стохастичного градієнтного спуску (`SymbolicSgdLogisticRegressionBinaryTrainer`);
- алгоритм на основі лінійної моделі логістичної регресії (`LbfgsLogisticRegressionBinaryTrainer`);

– алгоритми на основі бінарних дерев прийняття рішень (FastTreeBinaryTrainer, FastForestBinaryTrainer, LightGbmBinaryTrainer);

– алгоритм бінарної класифікації з узагальненими адитивними моделями (GamBinaryTrainer);

– алгоритм для прогнозування цільового об’єкту за допомогою моделі лінійної бінарної класифікації, що навчена лінійним SVM (LinearSvmTrainer).

Для проведення експерименту використаний зібраний нами датасет, який відповідає наведеним вище критеріям.

Дані були розділені на 2 категорії: датасет для тренування моделі (80% даних) та датасет для тестування (20% даних).

Результати експерименту (найкращі результати для кожного алгоритму) наведено в табл. 1.

**Таблиця 1**

Результати виконання зад-ачі бінарної класифікації тексту українською мовою для різних алгоритмів бібліотеки ML.NET

Клас моделі бібліотеки ML.NET	Точність (accuracy)	AUC (площа під кривою)	AUPRC	F1-метрика
SdcaLogisticRegressionBinary	0.8806	0.9380	0.9366	0.8748
AveragedPerceptronBinary	0.8795	0.9344	0.9244	0.8713
SymbolicSgdLogisticRegressionBinary	0.8702	0.9162	0.9108	0.8617
FastTreeBinary	0.8801	0.9374	0.9422	0.8704
SgdCalibratedBinary	0.8731	0.9295	0.9370	0.8703
LightGbmBinary	0.8681	0.9340	0.9222	0.8560
LinearSvmBinary	0.8445	0.9125	0.8979	0.8290
LbfgsLogisticRegressionBinary	0.8527	0.9130	0.9236	0.8544
FastForestBinary	0.7715	0.8482	0.8506	0.7306

Для отримання найкращих результатів навчання бінарної класифікації навчальні дані мають бути збалансовані, тобто число позитивних і негативних навчальних даних має бути однаковим. Відсутні значення необхідно обробити до навчання.

Як видно з табл. 1, найкращі результати для задачі бінарної класифікації тексту українською мовою має модель SdcaLogisticRegressionBinary, в основу якої покладено алгоритм логістичної регресії з використанням стохастичного методу здвоєних координат. Цей алгоритм заснований на методі стохастичного подвійного координатного підйому (SDCA), найсучасніший методиці оптимізації опуклих цільових функцій.

Конвергенція забезпечується шляхом періодичного забезпечення синхронізації між первинними та подвійними змінними в окремому потоці. Також можна обрати декілька варіантів функцій втрат (наприклад, логістична втрата). Залежно від використуваних втрат, навчена модель може бути, наприклад, машиною з підтримкою вектора або логістичною регресією. Метод SDCA поєднує в собі кілька найкращих властивостей, таких як можливість проведення потокового навчання (без розміщення всього набору даних у пам’яті), досягаючи розумного результату за допомогою декількох сканувань всього набору даних.

Побудовану модель з використанням алгоритму логістичної регресії було дотреновано і отримані наступні значення метрик, представлені в табл.2.

Враховуючи значення метрик, можна зробити висновок, що побудована модель класифікатора є якісною.

### 3. Використання багатомовної BERT-моделі для виявлення емоційного забарвлення текстів українською мовою

У ході дослідження було використано претреновану багатомовну модель BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) для задачі бінарної класифікації тексту українською мовою. Для цього було виконано наступні кроки:

- попередня обробка текстових даних для моделі BERT та побудова набору даних;
- використання навчання для побудови класифікатора настроїв;
- оцінка моделі за тестовими даними.

На відміну від моделей спрямованості, які послідовно зчитують введення тексту (зліва направо або справа наліво), кодер Transformer зчитує всю послідовність слів відразу. Тому він вважається дво-направленим, хоча було б точніше сказати, що він неспрямований. Ця характеристика дозволяє моделі вивчати контекст слова на основі всіх його оточень (ліворуч і праворуч від слова).

Модель BERT навчали, маскуючи 15% токенів з метою відгадати їх. Додатковою метою було передбачити наступне речення.

Зібраний в ході цього дослідження датасет був використаний для тренування моделі BERT для задачі бінарної класифікації тексту.

Бібліотека Transformers надає широкий спектр моделей Transformer (включаючи BERT). Це працює з TensorFlow та PyTorch. Сюди також входять токенизатори.

В якості моделі використано bert-base-multilingual-uncased модель.

Саму модель та токенизатор завантажено за допомогою бібліотеки Transformers.

Метрики побудованої моделі класифікатора з використанням алгоритму логістичної регресії SDCA

№ з.п.	Метрика	Опис метрики	Отримане значення	Еталонне значення
1	Точність (accuracy)	Частка правильних прогнозів за допомогою перевірного набору даних. Це співвідношення числа правильно вгаданих і загального числа прикладів вхідних даних. Ця метрика працює добре, якщо існує аналогічна кількість вибірок, що належать кожному класу.	0.8820	Чим ближче до 1, тим ефективнішим вважається класифікатор. Точне значення 1 говорить про проблеми (зазвичай це витік міток і цілей, перенавчання або тестування за допомогою навчальних даних). Якщо тестові дані не збалансовані (більшість примірників відноситься до одного з класів), набір даних малий або оцінка підходить до значення 0 або 1, то точність не відображає фактичну ефективність класифікатора і вам потрібно перевірити додаткові метрики.
2	AUC (area under curve)	Площа під кривою оцінює площу під кривою, створеної підсумовуванням частот істинно позитивних результатів і помилково позитивних результатів.	0.9371	Чим ближче до 1, тим більша якість моделі. Для того, щоб модель була допустима, її значення повинно бути більше 0.5. Модель зі значенням AUC, що не перевищує 0,5, вважається непридатною.
3	AUPRC (area under precision recall curve)	Площа під кривою "точність - повнота": зручна міра успішного прогнозу, коли класи розрізняються (вкрай нерівномірно розподілені набори даних).	0.9413	Чим ближче до 1, тим більш точні результати повертає класифікатор. Високий рівень оцінки, близький до 1, показує, що класифікатор повертає точні результати (висока точність), а також повертає більшу частину всіх позитивних результатів (високий рівень повноти).
4	Позитивна точність (positive precision)	Частка документів, що дійсно належать до класу документів з позитивною тональністю, щодо всіх документів які система віднесла до цього класу.	0.9000	Чим ближче до 1, тим якісніше працює класифікатор з виявлення позитивних документів. Ця метрика застосовується разом з іншою метрикою щодо вилучення інформації – позитивною повнотою.
5	Позитивна повнота (positive recall)	Частка правильно визначених класифікатором документів, що належать до класу позитивних прогнозів, щодо всіх документів цього класу в тестовій вибірці.	0.8600	Чим ближче до 1, тим більш повно класифікатор визначає позитивні документи.
6	Негативна точність (negative precision)	Частка документів, що дійсно належать до класу документів з негативною тональністю, щодо всіх документів які система віднесла до цього класу.	0.8700	Чим ближче до 1.00, тим якісніше працює класифікатор з виявлення негативних документів. Ця метрика застосовується разом з іншою метрикою щодо вилучення інформації – негативною повнотою.
7	Негативна повнота (negative recall)	Частка правильно визначених класифікатором документів, що належать до класу негативних прогнозів, щодо всіх документів цього класу в тестовій вибірці.	0.9009	Чим ближче до 1, тим більш повно класифікатор визначає негативні документи.
8	F1	Показник F1 також називається збалансованою F-оцінкою або F-мірою. Це середнє гармонійне значення точності і повноти. Показник F1 корисний в тому випадку, якщо необхідно знайти баланс між точністю і повнотою.	0.8807	Чим ближче до 1,00, тим краще. Показник F1 досягає кращого значення в 1,00 і гіршого - в 0,00. Він повідомляє, наскільки точний класифікатор.

Модель bert-base-multilingual-uncased є попередньо натренованою моделлю на 102 мовах з найбільш повними версіями у Вікіпедії.

У ході дослідження виконано наступні етапи:

- речення поділені на токени;
- додано спеціальні токени;
- обрано довжину речення.

BERT працює з послідовностями фіксованої довжини. У дослідженні було використано просту стратегію для вибору максимальної довжини. Збережено довжину символів кожного огляду і оцінена їхня довжина (рис. 3).

Після перехресного тестування оцінено модель, результати оцінки наведені в табл. 3.

Більшість оглядів містять менше 150 токенів, але ми виберемо максимальну довжину 200.

Далі було побудовано модель нейронної мережі, проведено навчання нейронної мережі на тренувальному наборі даних та перевірено результат роботи моделі на тестових даних.

Щоб відтворити навчальну процедуру з документації BERT, було використано оптимізатор AdamW, наданий Hugging Face. Він виправляє зменшення ваги. Для моделі необхідно вказати функцію втрат і оптимізатор для навчання.

Оскільки розв'язувана задача є прикладом бінарної класифікації та модель буде показувати

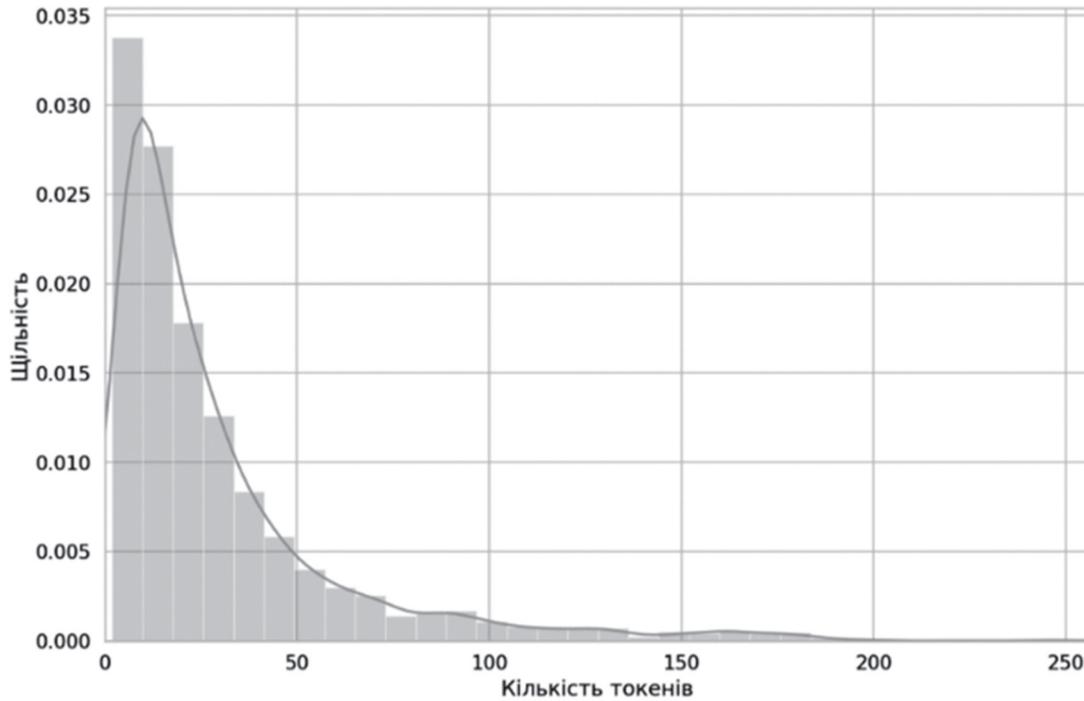


Рис. 3. Розподілення довжини токенів

Таблиця 3

Метрики налаштованої та дотренованої моделі BERT для задачі бінарної класифікації тексту

№ з.п.	Метрика	Опис метрики	Отримане значення	Еталонне значення
1	Точність (accuracy)	Частка правильних прогнозів за допомогою перевірного набору даних. Це співвідношення числа правильно вгаданих і загального числа прикладів вхідних даних. Ця метрика працює добре, якщо існує аналогічна кількість вибірок, що належать кожному класу.	0.87	Чим ближче до 1, тим ефективнішим вважається класифікатор. Точне значення 1 говорить про проблеми (зазвичай це витік міток і цілей, перенавчання або тестування за допомогою навчальних даних). Якщо тестові дані не збалансовані (більшість примірників відноситься до одного з класів), набір даних малий або оцінка підходить до значення 0 або 1, то точність не відображає фактичну ефективність класифікатора
2	Позитивна точність (positive precision)	Частка документів, що дійсно належать до класу документів з позитивною тональністю, щодо всіх документів які система віднесла до цього класу.	0.87	Чим ближче до 1, тим якісніше працює класифікатор з виявлення позитивних документів. Ця метрика застосовується разом з іншою метрикою щодо вилучення інформації – позитивною повнотою.
3	Позитивна повнота (positive recall)	Частка правильно визначених класифікатором документів, що належать до класу позитивних прогнозів, щодо всіх документів цього класу в тестовій вибірці.	0.88	Чим ближче до 1, тим більш повно класифікатор визначає позитивні документи.
4	Негативна точність (negative precision)	Частка документів, що дійсно належать до класу документів з негативною тональністю, щодо всіх документів які система віднесла до цього класу.	0.87	Чим ближче до 1, тим якісніше працює класифікатор з виявлення негативних документів. Ця метрика застосовується разом з іншою метрикою щодо вилучення інформації – негативною повнотою.
5	Негативна повнота (negative recall)	Частка правильно визначених класифікатором документів, що належать до класу негативних прогнозів, щодо всіх документів цього класу в тестовій вибірці.	0.85	Чим ближче до 1, тим більш повно класифікатор визначає негативні документи.
6	F1	Показник F1 також називається збалансованою F-оцінкою або F-мірою. Це середнє гармонійне значення точності і повноти. Показник F1 корисний в тому випадку, якщо необхідно знайти баланс між точністю і повнотою.	0.87	Чим ближче до 1,00, тим краще. Показник F1 досягає кращого значення в 1,00 і гіршого - в 0,00. Він повідомляє, наскільки точний класифікатор.

ймовірність (шар з єдиного блоку з сигмоїдою у якості функції активації), то була використана функція втрат CrossEntropyLos.

Як відомо, автори BERT дають кілька рекомендацій щодо налаштування моделі: розмір партії (батчу): 16, 32; швидкість навчання (Адам):  $5e-5$ ,  $3e-5$ ,  $2e-5$ ; кількість епох (ітерацій): 2, 3, 4, ..., 10. Збільшення розміру партії значно скорочує час навчання, але дає меншу точність. Після навчання вимірюються втрати і точність нашої моделі шляхом перевірки на 20% зразків з перевірного набору даних.

Можна зробити висновок, що дотренована модель BERT є якісною для задачі бінарної класифікації тексту українською мовою.

Для перевірки моделі використовується функція, що отримує на вхід два масиви – тестові рецензії та відповідні маркування позитивної/негативної рецензії. Результатом виконання цієї функції є пара чисел: відсоток втрат (loss) та точність (accuarcy), як показано на рис. 4.

Порівняння метрик для моделей логістичної регресії та BERT наведено в табл. 4.

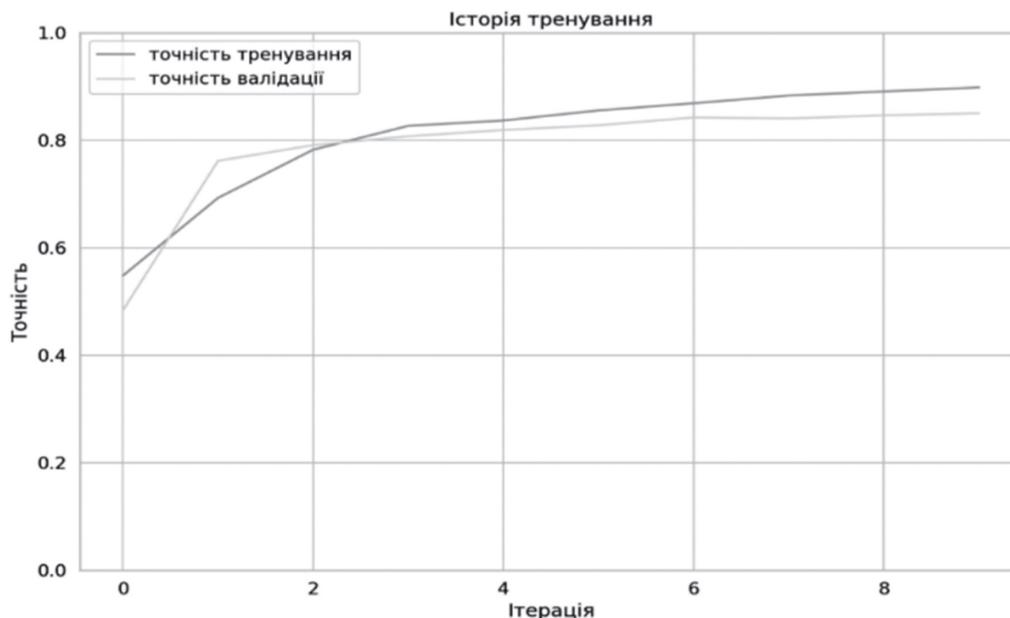


Рис. 4. Історія тренування моделі BERT на датасеті українською мовою

Таблиця 4

Порівняння значень метрик для моделі логістичної регресії та BERT-моделі

№ з.п.	Метрика	Отримане значення		Порівняння
		Модель логістичної регресії	BERT-модель	
1	Точність (accuarcy)	0.88	0.87	Отримані значення свідчать про те, що класифікатори обох моделей є ефективними, але класифікатор моделі логістичної регресії є трохи ефективнішим за класифікатор BERT-моделі.
2	Позитивна точність (positive precision)	0.94	0.87	Класифікатор моделі логістичної регресії якісніше працює з виявлення тексту з позитивною тональністю, ніж класифікатор моделі BERT.
3	Позитивна повнота (positive recall)	0.94	0.88	Класифікатор моделі логістичної регресії більш повно визначає текст з позитивною тональністю, ніж класифікатор моделі BERT.
4	Негативна точність (negative precision)	0.90	0.87	Класифікатор моделі логістичної регресії якісніше працює з виявлення тексту з негативною тональністю, ніж класифікатор моделі BERT.
5	Негативна повнота (negative recall)	0.86	0.85	Класифікатор моделі логістичної регресії більш повно визначає текст з негативною тональністю, ніж класифікатор моделі BERT.
6	F1	0.88	0.87	Метрика характеризує точність класифікатора. Обидві моделі мають високу точність, але модель логістичної регресії в даному випадку більш точна за BERT-модель.

Після тренування та тестування моделей з використанням зібраного датасету отримані значення метрик для моделі логістичної регресії та для BERT-моделі свідчать про високу якість обох моделей для виявлення тональності тексту українською мовою.

Проте класифікатор моделі логістичної регресії характеризується більшою точністю, ефективністю з виявлення текстів з позитивною та негативною тональністю і може вважатися більш якісним для виконання задачі бінарної класифікації текстів українською мовою.

### Висновки

У роботі досліджено підходи до аналізу тональності тексту з використанням алгоритмів машинного навчання. У ході дослідження був згенерований набір даних (датасет) текстів українською мовою на базі відгуків про мобільні додатки. Було проведено експериментальне дослідження з виявлення найефективнішого алгоритму для задачі бінарної класифікації тексту українською мовою та побудовано модель логістичної регресії, налаштовано і дотреновано багатомовну модель BERT для задачі бінарної класифікації тексту з використанням згенерованого датасету.

### Список літератури:

- [1] *Lerman K, Gilder A, Dredze M, Pereira F.* Reading the markets: forecasting public opinion of political candidates by news analysis. In: Proceedings of the 22nd international conference on computational. – Linguistics 1, 2008. – P. 473–480.
- [2] *Khan A, Baharudin B, Lee LH, Khan K.* A review of machine learning algorithms for text-documents classification. – J Adv Inf Technol 1, 2010. – P. 4–20.
- [3] Text classification and prediction using the Bag Of Words approach // Medium – a place to read and write big ideas and important stories. URL: <https://medium.freecodecamp.org/text-classification-and-prediction-using-bag-of-words-8aeb1396cded>
- [4] A General Approach to Preprocessing Text Data // Machine Learning, Data Science, Big Data, Analytics, AI. URL: <https://www.kdnuggets.com/2017/12/generalapproach-preprocessing-text-data.html>
- [5] Bullinaria, John A., and Joseph P. Levy. Extracting semantic representations from word cooccurrence statistics: stop-lists, stemming, and SVD. – Behavior research methods 44.3, 2012. – P.890-907.
- [6] The Stanford Natural Language Processing Group. URL: <https://nlp.stanford.edu/IRbook/html/htmledition/support-vector-machines-and-machine-learning-on-documents-1.html> (дата звернення: 05.03.2021).
- [7] Тональний словник української мови // GitHub. URL: <https://github.com/lang-uk/tone-dict-uk>
- [8] *Kasper W.* Sentiment Analysis for Hotel Reviews / Walter Kasper, Mihaela Vela. – Proceedings of the Computational Linguistics-Applications Conference. – Jachranka, Poland: Polskie Towarzystwo Informatyczne, Katowice, 10/2011. – P. 45–52.
- [9] *Kan D.* Rule-based approach to sentiment analysis at ROMIP 2011 / Dmitry Kan. URL: <http://www.slideshare.net/dmitrykan/rule-based-approach-to-sentiment-analysis-atromip-2011>
- [10] *Moilanen K.* Multi-entity Sentiment Scoring / Karo Moilanen, Stephen Pulman. – Proceedings of Recent Advances in Natural Language Processing (RANLP 2009). – Borovets, Bulgaria, September 14–16 2009. – P. 258–263.
- [11] *Jonathan Herzig.* Unlocking Compositional Generalization in Pre-trained Models Using Intermediate Representations / Jonathan Herzig, Peter Shaw, Ming-Wei Chang, Kelvin Guu, Panupong Pasupat, Yuan Zhang. // Cornell University. URL: <https://arxiv.org/abs/2104.07478>
- [12] *Jacob Devlin.* BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding / Jacob Devlin, Ming-Wei Chang, Kenton Lee, Kristina Toutanova // Cornell University. URL: <https://arxiv.org/abs/1810.04805>
- [13] *Peter Shaw, Ming-Wei Chang, Panupong Pasupat, Kristina Toutanova.* Compositional Generalization and Natural Language Variation: Can a Semantic Parsing Approach Handle Both? // Cornell University. URL: <https://arxiv.org/abs/2010.12725>

Надійшла до редколегії 17.03.2021