

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
МІЖНАРОДНИЙ УНІВЕРСИТЕТ**

**ПЕРЕДОВІ ТЕХНОЛОГІЇ
В ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНІЙ
ІНЖЕНЕРІЇ**

**МАТЕРІАЛИ КОНФЕРЕНЦІЇ
(зимовий форум)**

Одеса, Україна, 14 листопада 2025 р.

**Одеса
2025**

**MINISTRY OF EDUCATION AND SCIENCE OF UKRAINE
INTERNATIONAL UNIVERSITY**

**International Conference “Advanced Technology in
Information and Communication Engineering”
(ATICE’2025)**

Odesa, Ukraine, November 14, 2025

**Conference Proceedings
(winter forum)**

**Odesa
2025**

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
МІЖНАРОДНИЙ УНІВЕРСИТЕТ**

**Міжнародна конференція «Передові технології
в інформаційно-комунікаційній інженерії»
(ПТІКІ'2025)**

Одеса, Україна, 14 листопада 2025 р.

**Матеріали конференції
(зимовий форум)**

**Одеса
2025**

International Conference “Advanced Technology in Information and Communication Engineering” (ATICE'2025): Conference Proceedings (winter forum). Odesa : International university, 2025, 101 p.

DOI:

Міжнародна конференція «Передові технології в інформаційно-комунікаційній інженерії» (ATICE'2025): Матеріали конференції (зимовий форум). Одеса : Міжнародний університет, 2025, 101 с.

Збірка містить праці Міжнародної конференції з інформаційних систем, технологій захисту інформації, використання сучасних інформаційних технологій в управлінні системами за різними галузями народного господарства.

Матеріали публікуються в авторській редакції.

ОРГАНІЗАЦІЙНИЙ КОМІТЕТ

Голова

КІВАЛОВ С.В. – д.т.н., проф., Міжнародний університет, м.Одеса, Україна.

Співголови

СТРЕЛКОВСЬКА І.В. – д.т.н., проф., Міжнародний університет, м.Одеса, Україна.

УРИВСЬКИЙ Л.О. – д.т.н., проф., Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», м.Київ, Україна.

Члени організаційного комітету

БЕРКМАН Л.Н. – д.т.н., проф., Державний університет телекомунікацій, м.Київ, Україна.

КЛИМАШ М.М. – д.т.н., проф., Національний університет «Львівська політехніка», м.Львів, Україна.

ЛЕМЕШКО А. В. – д.т.н., проф., Харківський національний університет радіоелектроніки, м. Харків, Україна.

РОЗЕНВАССЕР Д.М. – к.т.н., доц., Міжнародний університет, м.Одеса, Україна.

РИХЛІК А. – к.т.н., Лодзький технічний університет, м.Лодзь, Польща

СЕМЕНКО А.І. – д.т.н., проф., Національний авіаційний університет, Київ, Україна.

СІМЕНС Е. – д.т.н., проф., Анхальтський університет прикладних наук, м.Кетен, Німеччина.

СОЛОВСЬКА І.М. – к.т.н., доц., Міжнародний університет, м.Одеса, Україна.

СУНДУЧКОВ К.С. – д.т.н., проф., Національний авіаційний університет, м. Київ, Україна.

РЕДАКЦІЙНИЙ КОМІТЕТ

СОЛОВСЬКА І.М. – к.т.н., доц., Міжнародний університет, м.Одеса, Україна.

РОЗЕНВАССЕР Д.М. – к.т.н., доц., Міжнародний університет, м.Одеса, Україна.

КОМІТЕТ МІЖНАРОДНИХ ЗВ'ЯЗКІВ

СТРЕЛКОВСЬКА І.В. – д.т.н., проф., Міжнародний університет, м.Одеса, Україна.

ГЛОБА Л. С. – д.т.н., проф., Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», м.Київ, Україна.

ВЧЕНИЙ СЕКРЕТАР

СОЛОВСЬКА І.М. – к.т.н., доц., Міжнародний університет, м.Одеса, Україна.
ГРИГОР'ЄВА Т.І. – к.т.н., доц., Міжнародний університет, м.Одеса, Україна.

ТЕХНІЧНО-ПРОГРАМНИЙ КОМІТЕТ

СТРЕЛКОВСЬКА І.В. – д.т.н., проф., Міжнародний університет, м.Одеса, Україна.
УРИВСЬКИЙ Л.О. – д.т.н., проф., Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», м.Київ, Україна.
ГЛОБА Л.С. – д.т.н., проф., Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», м.Київ, Україна.

СЕКЦІЇ

СЕКЦІЯ 1. ІНЖЕНЕРІЯ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

СТРЕЛКОВСЬКА І.В. – д.т.н., проф., Міжнародний університет, м.Одеса, Україна.
ГЛОБА Л.С. – д.т.н., проф., Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», м.Київ, Україна.
ГРИГОР'ЄВА Т.І. – к.т.н., доц., Міжнародний університет, м.Одеса, Україна.

СЕКЦІЯ 2. КОМП'ЮТЕРНІ НАУКИ ТА КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ

МИРОШНИК М.А. – д.т.н., проф., Міжнародний університет, м.Одеса, Україна.
СОЛОВСЬКА І.М. – к.т.н., доц., Міжнародний університет, м.Одеса, Україна.
РУСУ О.П. – к.т.н., доц., Міжнародний університет, м.Одеса, Україна.

СЕКЦІЯ 3. КІБЕРБЕЗПЕКА ТА ЗАХИСТ ІНФОРМАЦІЇ

ЛУНТОВСЬКИЙ А.О. – д.т.н., проф., Державна академія Саксонії «Беруфсакадемія», м. Дрезден, Німеччина.
ЙОНА Л.Г. – к.т.н., доц., Міжнародний університет, Одеса, Україна.
МАНЬКО Д.Г. – д.ю.н., проф., Міжнародний університет, м.Одеса, Україна.

СЕКЦІЯ 4. ЕЛЕКТРОННІ КОМУНІКАЦІЇ ТА РАДІОТЕХНІКА

УРИВСЬКИЙ Л.О. – д.т.н., проф., Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського», м.Київ, Україна.
ЛЕМЕШКО А.В. – д.т.н., проф., Харківський національний університет радіоелектроніки, м. Харків, Україна.
ПЕДЯШ В.В. – к.т.н., доц., Міжнародний університет, м.Одеса, Україна.

СЕКЦІЯ 5. ІНФОРМАТИКА ТА ПРОГРАМУВАННЯ В ОСВІТІ

КУЧАЙ О.В. - д.п.н., проф., Національний університет біоресурсів і природокористування України.
ЖИГУЛІН О.А. – д.е.н., проф., Міжнародний університет, Одеса, Україна
ГОРБАЧОВ В.Е. – к.т.н., доц., Міжнародний університет, м.Одеса, Україна.

ЗМІСТ

СЕКЦІЯ 1. ІНЖЕНЕРІЯ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

Русу О.П., Цуркан Л.Л. Програмне забезпечення для розрахунку перетворювачів напруги комп'ютерного обладнання	10
Жигулін О.А., Шестаков М.М. Інформаційні технології у забезпеченні сталого розвитку бізнесу	12
Азовський А.І. Педяш В.В. Програмна реалізація нейромережових моделей для автоматизованого аналізу текстових даних.....	14

СЕКЦІЯ 2. КОМП'ЮТЕРНІ НАУКИ ТА КОМП'ЮТЕРНА ІНЖЕНЕРІЯ

Стрелковська І.В., Салоїд В.О. Сплайн-апроксимація розпізнавання жестів рук на базі OpenCV.....	18
Стрелковська І.В., Стоянов І.А. Дослідження мережевого трафіку хмарних сервісів та CDN-платформ	22
Баранюк Е.О. Розробка ігрового застосунку в жанрі city builder	27
Беседа О.Д. Розробка інтелектуальної мобільної платформи з функцією відстеження об'єктів	28
Дудко І.А. Дослідження системи розпізнавання жестів з використанням Mobilenet для задач комп'ютерного зору.....	30
Нікольський В.В., Лорткіпанідзе Р. Розподілена система моніторингу навколишнього середовища на базі LoRaWAN.....	34
Колесник О.В. Розробка інтелектуальної системи детекції зображень.....	37
Крупецький К.А., Русу О.П. Цифрове керування імпульсними перетворювачами напруги в комп'ютерному обладнанні	39
Горбачов В.Е., Яровий Д.О. Дослідження параметрів датчиків температури у цифрових сенсорних мережах.....	42

СЕКЦІЯ 3. КІБЕРБЕЗПЕКА ТА ЗАХИСТ ІНФОРМАЦІЇ

Перчеклій Д.В. Дослідження інтеграції технології блокчейн у платіжні системи	45
Петков Є.І. Принципи роботи DoS, DDoS атак та засоби захисту проти них	48
Беліков Д.В. Дослідження методів захисту від соціально-інженерних загроз	51
Чебанюк О.Д., Динін Б.І. Розробка та реалізація високопродуктивної системи для агрегації та аналізу метрик криптовалютних ринків у реальному часі	53
Тімофєєв О.О. Формальні методи аналізу вразливостей систем електронного документообігу.....	56
Головатюк К.В., Григор'єва Т.І. Оптимізація процесів інформаційних технологій при атаках фішингу із застосуванням нечіткої логіки.....	60
Проценко М.М. Порівняльне дослідження методів тестування безпеки LLM-коду: SAST, DAST, graph-based та синтез гібридного підходу	63
Лавров А.В. Стан та перспективи розвитку електронних платежів в Україні.....	66
Onatskyi Oleksii, Zharova Oksana. Comparative analysis of homomorphic properties of asymmetric cryptosystems RSA and Paillier	68

Азовський А. І., студент,
Педяш В.В., к.т.н., доцент,
Міжнародний університет,
zlokva@gmail.com

ПРОГРАМНА РЕАЛІЗАЦІЯ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ АВТОМАТИЗОВАНОГО АНАЛІЗУ ТЕКСТОВИХ ДАНИХ

Анотація. Робота присвячена розробці та дослідженню нейромережєвих моделей для класифікації емоцій у текстових повідомленнях. Запропоновано архітектуру на основі двонаправленої LSTM з механізмами регуляризації. Проведено експериментальне дослідження на збалансованому датасеті з шести класів емоцій. Досягнуто високу точність класифікації 95,18%, що підтверджує ефективність запропонованого підходу для задач автоматизованого аналізу тональності тексту.

Автоматизований аналіз текстових даних є одним з найважливіших напрямків сучасного штучного інтелекту та обробки природної мови. Розпізнавання емоцій у текстових повідомленнях знаходить застосування в численних галузях, включаючи аналіз соціальних мереж, обробку відгуків клієнтів, моніторинг психологічного стану користувачів та створення інтелектуальних діалогових систем [1, 2]. В останні роки глибокі нейронні мережі продемонстрували вражаючі результати в задачах обробки природної мови, значно перевершуючи традиційні методи машинного навчання. Рекурентні нейронні мережі, зокрема архітектури на основі LSTM (довга короткочасна пам'ять), показали високу ефективність у моделюванні послідовностей та захопленні контекстуальних залежностей у текстових даних [3]. Особливою перевагою LSTM є здатність до збереження довготривалих залежностей завдяки механізму воріт, що дозволяє мережі вибірково запам'ятовувати або забувати інформацію залежно від її релевантності для конкретної задачі. Актуальність дослідження зумовлена зростаючою потребою в автоматизованих системах аналізу емоційного забарвлення текстів для моніторингу громадської думки, підтримки клієнтів та аналізу поведінки користувачів онлайн-платформ.

Метою даної роботи є розробка та проведення експериментального аналізу продуктивності ефективної архітектури нейронної мережі для класифікації емоцій у текстових повідомленнях англійською мовою на збалансованому датасеті.

Для вирішення поставленої задачі використовувався збалансований датасет emotion-balanced, що містить 17952 текстових повідомлення, рівномірно розподілені між шістьма класами емоцій: сум (sadness), радість (joy), кохання (love), гнів (anger), страх (fear) та здивування (surprise). Кожен клас представлений 2992 записами, що становить 16,67% від загальної кількості даних. Така збалансованість датасету є критично важливою для навчання об'єктивної моделі, що не має схильності до переважного розпізнавання певних класів. Статистичний аналіз показав, що середня довжина текстових повідомлень становить 16,9 слів, при цьому довжина варіюється від 2 до 48 слів, що характерно для коротких повідомлень у соціальних мережах та чатах. Медіанне значення довжини тексту становить 16 слів, що свідчить про відсутність значних викидів у розподілі довжин повідомлень. Аналіз лексичного різноманіття датасету виявив широкий спектр емоційно забарвлених слів та виразів, що дозволяє моделі навчитися розпізнавати різноманітні способи вираження емоцій.

Запропонована архітектура нейронної мережі базується на поєднанні шару вбудовування, двонаправленої LSTM та механізмів регуляризації. На першому етапі обробки текст токенизується з побудовою словника обсягом до 10000 найчастіших слів, після чого послідовності вирівнюються до максимальної довжини 100 токенів. Використання

обмеженого словника дозволяє зменшити розмірність простору ознак та зосередитися на найбільш частотних та інформативних словах, при цьому рідкісні слова замінюються спеціальним токеном поза словником. Шар вбудовування розмірністю 128 перетворює кожне слово на цільний вектор, що дозволяє мережі вивчати семантичні залежності між словами та групувати семантично близькі слова в багатовимірному просторі. Ключовим компонентом архітектури є двонаправлений LSTM шар з 64 нейронами, який обробляє послідовність у обох напрямках, що дозволяє враховувати як попередній, так і наступний контекст для кожного слова [4]. Двонаправленість є критично важливою для розуміння емоційного контексту, оскільки емоційне значення слова часто залежить як від попередніх, так і від наступних слів у реченні.

Після LSTM шару застосовується операція глобального максимального об'єднання для виділення найбільш значущих ознак з усієї послідовності, що дозволяє зменшити розмірність представлення та зосередитися на ключових емоційних маркерах у тексті. Для запобігання перенавчанню використовується відключення з коефіцієнтом 0,5 після LSTM шару та додаткове відключення перед вихідним шаром, що випадково відключає половину нейронів під час навчання та змушує мережу навчатися більш надійним та узагальненим ознакам. Після шару об'єднання додається повнозв'язний шар з 64 нейронами та функцією активації ReLU, що дозволяє моделі вивчати нелінійні комбінації виділених ознак. Вихідний шар містить 6 нейронів з функцією активації softmax для багатокласової класифікації, що забезпечує ймовірнісну інтерпретацію результатів класифікації. Загальна архітектура реалізує ієрархічний підхід до вивчення текстових представлень: від окремих слів через контекстуалізовані представлення послідовностей до агрегованих ознак документа.

Навчання моделі проводилося з використанням оптимізатора Адам та функції втрат категоріальної перехресної ентропії. Датасет було розділено на навчальну (80%) та тестову (20%) вибірки зі збереженням стратифікації по класах, що забезпечує однаковий розподіл емоцій у обох вибірках. Застосовувались механізми раннього зупинення з терпимістю 5 епох та динамічного зменшення швидкості навчання для оптимізації процесу навчання. Раннє зупинення моніторить функцію втрат на валідаційній вибірці та зупиняє навчання, якщо не спостерігається покращення протягом 5 послідовних епох, при цьому відновлюються ваги моделі з найкращими показниками. Динамічне зменшення швидкості навчання зменшує швидкість навчання вдвічі, якщо валідаційні втрати не покращуються протягом 3 епох, що дозволяє моделі більш точно налаштовуватися при наближенні до оптимуму. Розмір пакета становив 32 записи, максимальна кількість епох навчання була обмежена 50, проте завдяки ранньому зупиненню фактичне навчання завершилось після 8 епох. Графік динаміки навчання, представлений на рисунку 1, демонструє стабільне зростання точності на навчальній вибірці з початкових 86% до 96% та на валідаційній вибірці з 94,5% до 95%, що свідчить про ефективне навчання без ознак значного перенавчання.

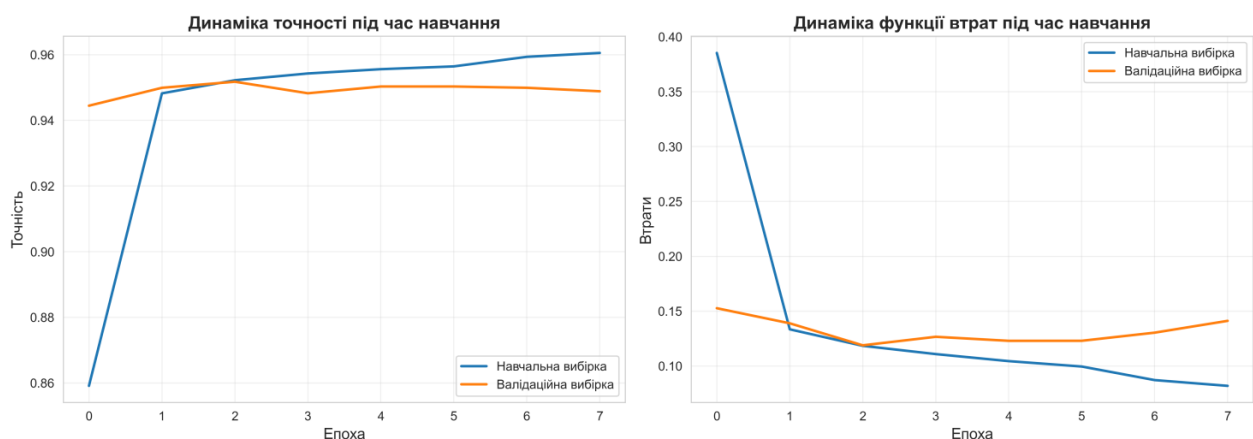


Рисунок 1 – Динаміка точності та функції втрат під час навчання моделі

Після завершення навчання модель була оцінена на тестовій вибірці обсягом 3591 запис. Результати оцінки продуктивності моделі представлені в таблиці 1. Загальна точність класифікації становить 0,9518 (95,18%), що є високим показником для задачі багатокласової класифікації емоцій. Зважені метрики точності (0,9536), повноти (0,9518) та F1-міри (0,9515) також демонструють збалансовану продуктивність моделі без значного дисбалансу між типами помилок. Висока збалансованість між точністю та повнотою свідчить про те, що модель однаково добре виявляє істинні випадки кожної емоції та уникає хибно-позитивних класифікацій. Аналіз метрик за окремими класами показує, що найкраще розпізнаються емоції суму ($F1=0,9730$) та кохання ($F1=0,9640$), що пояснюється їх чіткими лексичними маркерами та відносно однорідним способом вираження в тексті.

Таблиця 1 – Результати оцінки продуктивності моделі класифікації емоцій

Клас	Точність	Повнота	F1-міра
sadness	0,9965	0,9505	0,9730
joy	0,9906	0,9191	0,9535
love	0,9328	0,9973	0,9640
anger	0,9351	0,9726	0,9535
fear	0,9543	0,8723	0,9115
surprise	0,9121	0,9987	0,9534

Дещо нижчі показники для класу страху ($F1=0,9115$) пов'язані з нижчим значенням повноти (0,8723), що вказує на труднощі моделі у виявленні всіх випадків цієї емоції, можливо, через її змішування з іншими негативними емоціями. Детальний аналіз помилково класифікованих випадків страху показав, що 12,77% випадків страху були помилково розпізнані як інші емоції, причому найчастіше як здивування (8,76%) та гнів (3,68%), що узгоджується з психологічними дослідженнями про близькість цих емоційних станів у рамках моделі негативних емоцій високої активації. Матриця помилок показує, що найбільша точність досягається для класу кохання (99,73% правильно класифікованих випадків) та здивування (99,87%), тоді як найбільше плутанини спостерігається між емоційно близькими станами, зокрема між радістю та коханням (6,82% випадків радості класифіковано як кохання), а також між страхом та здивуванням (8,76% випадків страху класифіковано як здивування). Це узгоджується з психологічними дослідженнями про близькість цих емоційних станів [5].

Особливо цікавими є показники для емоції кохання, яка демонструє найвищу повноту (0,9973), що означає практично повне виявлення всіх випадків цієї емоції, хоча точність дещо нижча (0,9328) через деяку кількість хибно-позитивних класифікацій. Аналіз показав, що 0,27% випадків радості та 0,33% випадків гніву були помилково класифіковані як кохання, що може бути пов'язано з використанням схожих інтенсивних емоційних виразів у текстах. Для емоції здивування спостерігається найвища повнота (0,9987), але дещо нижча точність (0,9121), що вказує на тенденцію моделі класифікувати деякі інші емоції як здивування, особливо ті випадки, що містять вигуківі конструкції або незвичайні словосполучення.

Аналіз динаміки функції втрат демонструє швидку збіжність алгоритму навчання. На навчальній вибірці функція втрат знизилась з початкових 0,38 до 0,08 за 8 епох, при цьому на валідаційній вибірці спостерігається стабільна поведінка в діапазоні 0,12-0,14 після перших епох. Невелика різниця між навчальними та валідаційними втратами свідчить про хорошу узагальнюючу здатність моделі та ефективність застосованих методів регуляризації через відключення. Найбільше зменшення втрат відбувається протягом першої епохи, коли модель швидко навчається основним закономірностям у даних, після чого процес навчання уповільнюється та модель починає налаштовуватися на більш тонкі патерни. Загальна кількість параметрів моделі становить близько 1,4 мільйона, що є прийнятним для сучасних обчислювальних платформ та дозволяє проводити як навчання, так і висновування на стандартному обладнанні без необхідності використання спеціалізованих графічних

процесорів. Час навчання однієї епохи складав приблизно 45 секунд на процесорі Intel Core i7, а час класифікації одного повідомлення в режимі висновування становить менше 10 мілісекунд, що дозволяє використовувати модель у реальному часі.

Порівняння з базовими підходами показує значну перевагу запропонованої архітектури. Традиційні методи на основі мішка слів з класифікаторами методу опорних векторів або наївним Байєсом зазвичай досягають точності 75-82% на подібних задачах, тоді як проста рекурентна мережа без двонаправленості та відключення показує точність близько 88-90%. Використання двонаправленої LSTM підвищило точність на 3-4% порівняно з однонаправленою версією, а застосування механізмів регуляризації додало ще 1-2% точності, запобігаючи перенавчанню. Порівняння розподілу помилок між класами виявило, що модель демонструє більш рівномірну продуктивність порівняно з базовими підходами, які часто мають значну варіативність точності між різними класами емоцій.

Проведене дослідження продемонструвало високу ефективність архітектури на основі двонаправленої LSTM для задачі класифікації емоцій у текстових повідомленнях. Досягнута точність 95,18% перевищує результати багатьох базових підходів та підтверджує доцільність використання рекурентних архітектур для моделювання послідовних залежностей у тексті. Збалансованість метрик точності та повноти свідчить про відсутність значного зміщення моделі до певних класів. Використання механізмів регуляризації та раннього зупинення забезпечило стабільне навчання без перенавчання, що критично важливо для практичного застосування моделі на нових даних. Запропонована архітектура може бути адаптована для інших задач аналізу тональності та емоцій у текстах різними мовами.

Перспективними напрямками подальших досліджень є експериментування з більш сучасними архітектурами на основі трансформерів, такими як BERT та GPT, які показують ще вищі результати в задачах обробки природної мови завдяки механізмам самоуваги та попередньому навчанню на великих корпусах текстів, а також розширення датасету для включення більш складних емоційних станів та багатомовних текстів. Додатково планується розробка механізмів пояснюваності рішень моделі через методи уваги та візуалізації активацій, що підвищить довіру до системи при її впровадженні в реальні застосування. Також доцільним є дослідження ефективності моделі на незбалансованих датасетах та в умовах наявності шуму в даних, що відповідає реальним сценаріям використання. Перспективним напрямком є також розробка багатозадачних моделей, які одночасно визначають емоцію та її інтенсивність, а також виділяють ключові слова та фрази, що найбільше впливають на емоційне забарвлення тексту.

Література

1. Devlin J., Chang M.-W., Lee K., Toutanova K. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding / J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, K. Toutanova // Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies. – Vol. 1 (Long and Short Papers). – Minneapolis, MN, USA : Association for Computational Linguistics, 2019. – P. 4171-4186.
2. Liu B. Sentiment Analysis and Opinion Mining. – San Rafael : Morgan & Claypool Publishers, 2012. – 167 p.
3. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. – Cambridge, MA : MIT Press, 2016. – 800 p.
4. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory / S. Hochreiter, J. Schmidhuber // Neural Computation. – 1997. – Vol. 9, No. 8. – P. 1735-1780.
5. Ekman P. An Argument for Basic Emotions / P. Ekman // Cognition & Emotion. – 1992. – Vol. 6, No. 3-4. – P. 169-200.