

DOI: 10.31319/2519-8106.1(44)2021.235906

УДК 004:934.1'1

К.М. Ялова, к.т.н., доцент, yalovakateryna@gmail.com

К.В. Яшина, к.т.н., доцент, yashinaksenia@gmail.com

Т.О. Говорушенко, д.т.н., професор

О.С. Тарасюк, магістр кафедри програмного забезпечення систем
Дніпровський державний технічний університет, м. Кам'янське

СЕНТИМЕНТ АНАЛІЗ ЗАСОБАМИ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ

У статті здійснено постановку завдання аналізу тональності вхідної текстової інформації, яке відноситься до розділу прикладної лінгвістики та обробки природної мови. Розроблено двонаправлену нейронну мережу з довгою короткотривалою пам'яттю для розв'язання завдання сентимент аналізу. Обґрунтовано доцільність застосування додаткового шару для нейронної мережі з умовно випадковими полями. Для проведення навчання нейронної мережі застосовано корпус текстових повідомлень з соціальної мережі. Описано результати навчання, валідації та тестування розробленої нейронної мережі. Для оцінювання якості розпізнавання сентиментів застосовано метрики повноти (precision), точності (recall) та збалансованої міри F1. Найкращі значення розпізнавання на тестовому наборі даних були отримані для позитивного сентименту і склали precision = 61,92 %, recall = 69,21 %, F1 = 65,36 %.

Ключові слова: сентимент аналіз; двонаправлена нейронна мережа з довгою короткотривалою пам'яттю; умовно випадкові поля.

The task of input text information sentiment analysis that is the part of applied linguistics and natural language processing is set out in the article. The bidirectional long short term memory neural network (BiLSTM) was developed for sentiment analysis solving. The feasibility of using the additional neural network layer with conditionally random fields (CRF) is justified. The architecture of the developed neural network is presented. To conduct the neural network training the corpus of text messages from social networks was used. Results of the developed neural network training, validation and testing are presented. To evaluate the quality of sentiments recognition precision, recall and balanced F1-score were used. The best recognition rate was received for positive sentiment with values: precision = 61,92 %, recall = 69,21%, F1 = 65,36 %.

Keywords: sentimental analysis; bidirectional long short term neural network; conditional random fields.

Постановка проблеми

Обробка природної мови (ОПМ, Natural language processing) — це напрям математичної лінгвістики та галузі штучного інтелекту, який присвячено тому, як комп'ютери аналізують, оброблюють та синтезують людську мову. ОПМ в різних її формах дедалі більше автоматизує операційні процеси, починаючи від простих, таких як автоматичні відповіді на запитання (чат-боти), і закінчуючи складними, наприклад: обробкою гігабайт неструктурованих даних, генерацією статей, сценаріїв до фільмів, встановленням неявних зв'язків, створення висновків відповідно до певного контексту тощо. До основних завдань ОПМ, розв'язання яких направлено на отримання практичної користі, відносять: машинний переклад (Machine Translation), класифікація текстів (Text Classification), сентимент аналіз тексту (Sentiment Analysis or Opinion Mining), розпізнавання іменованих сутностей (Named Entity Recognition), видобуток фактів і відношень (Relation Extraction), сумаризація вхідної інформації (Text Summarizing). До методів ОПМ відносяться: лексемно-орієнтований метод, метод опорних векторів, наївний Баєсів класифікатор, дерева прийняття рішень, метод максимальної ентропії тощо. Найпопулярнішим підходом до реалізації механізмів ОПМ є застосування алгоритмів машинного навчання (Machine Learning) і зокрема методів глибокого навчання (Deep Learning): багаточарові перцептрони, згорткові нейронні мережі (НМ), рекурентні НМ тощо. Ефективність застосування НМ для ОПМ полягає в їх основних характеристиках: здатність до навчання, стійкість до шумів, доступність розв'язку при невідомих закономірностях.

Сентимент аналіз (СА) або аналіз тональності тексту — це завдання ОПМ, яке має на меті вилучення, розпізнавання та класифікацію суб'єктивного ставлення автора тексту до певної теми на позитивні, негативні чи нейтральні категорії або ідентифікацію емоцій: злість, страх, передчуття, відроза, радість, печаль, здивування, довіра [1]. Основним джерелом СА є дані з соціальних мереж, месенджерів, коментарі до он-лайн публікацій або відео блогів, результати он-лайн опитувань, дискусії певних новин, зібраних автоматично через Інтернет. Невпинний зріст кількості користувачів соціальних мереж (тільки Facebook повідомив про 2.27 мільярдів активних користувачів в 2019 році [2]) перетворює соціальні мережі на середовище інформаційної взаємодії і все більше застосовується для реклами, пропаганди, формування точки зору та психологічних впливів. Наразі результати СА застосовуються для прогнозування політичних рейтингів, настроїв, намірів, уподобань людей, емоційних відгуків стосовно товарів [3]. Для людини не виникає труднощів під час аналізу текстової інформації, навіть, якщо вона містить полісемію, омонімію, займенникову анафору чи еліпсис, а навчити комп'ютер розрізняти і правильно реагувати на такі ситуації доволі складно. Тому задачі ОПМ, і зокрема сентимент аналіз, є актуальними науково-практичними завданнями, які потребують подальшого розвитку і пошуку ефективних рішень.

Аналіз останніх досліджень та публікацій

Ідея обробки суспільної думки, як напряду наукових досліджень виникла в часи Другої світової війни, а першими науковцями, які описали механізми його проведення були R. Stanger і A.L. Knutson [4]. Аналіз останніх публікацій демонструє значне збільшення інтересу до розв'язку задачі сентимент аналізу як прикладної галузі ОПМ. Починаючи з 2004 року було опубліковано приблизно 7000 наукових праць, основна мета яких — розробка ефективних підходів до аналізу суб'єктивного ставлення людей до певної проблемної теми [5].

Наукові роботи з СА можна розділити за методами проведення аналізу даних та способами їх попередньої обробки. В роботах таких науковців як: B. Lui, D. Nguyen, K. Vo, R. Wadawadagi, V. Pagi, S. Liao, J. Wang, Y. Huang, S. Taj, Y. Shi, X. Fang описуються підходи до СА із використанням НМ різної архітектури і різних наборів даних. Застосування архітектури двонаправленої НМ з довгою короткотривалою пам'яттю описується наприклад в роботах Hammed Z., Garcia-Zapirigian B., Huang Y., Jiang Y., T. Hasan [6—8]. А в [9—10] обґрунтовується доцільність і демонструються перспективність застосування додаткового CRF шару для двонаправленої НМ з довгою короткотривалою пам'яттю.

Вітчизняні науковці, які в своїх роботах описують методи обробки текстів на природних мовах, проведення сентимент аналізу різними методами — це: Є.В. Мелешко, Р.М. Минайленко, С.І. Доценко, О. Й. Карабін, О. Немеш, А. Романюк, Н.І. Дарчук, А.В. Орел, Н.Б. Шаховська, Х.Ю. Гірак, М.І. Хомяк, Є.М. Іванов та інші. В їх роботах описується актуальність проведення СА, наводяться результати автоматичного розпізнавання тональності текстової інформації, описуються розроблені програмні застосунки, які використовуються для проведення моделювання.

Формулювання мети дослідження

Мета статті полягає в представленні результатів розробки, валідації та тестування двонаправленої НМ із довгою короткотривалою пам'яттю і додатковим шаром із умовно випадковими полями для розв'язання задачі сентимент аналізу текстової інформації. Алгоритм розв'язання поставленого завдання полягав у здійсненні наступних кроків: формування корпусу вхідної текстової інформації, попередньої обробки даних, розробки архітектури НМ, навчання, валідації і тестування НМ. Оцінювання якості отриманих результатів розпізнавання сентиментів здійснювалося з використанням метрик точності (precision), повноти (recall) і збалансованої міри $F1$.

Виклад основного матеріалу

На початку проведення СА здійснюється постановка завдання та визначаються: суб'єкт, об'єкт тональності і сентимент [11,12]. В якості суб'єкту СА виступає автор тексту, який висловлює суб'єктивне ставлення до певної теми предметної області. Об'єктом СА є зміст створеного тексту, аналіз якого здійснюється наприклад за пошуком ключових слів. Сентимент — це тональна оцінка об'єкту СА. В представленій роботі в якості суб'єкту СА виступають корис-

тувачі соціальних мереж, а об'єктом СА є їх публікації і текстові коментарі. Результат оцінювання тональності здійснюється за трьома категоріями: нейтральна тональність (не визначено емоційного навантаження), негативна і позитивна тональність. Тобто кожній публікації d_i , яка належить до вхідного набору даних $D = \{d_1, \dots, d_n\}$ співставляється мітка m_j , яка описує сентимент повідомлення $M = \{m_1, m_2, m_3\}$, де m_1 , m_2 , m_3 — позитивна, негативна і нейтральна тональність d_i відповідно, n — кількість текстових документів у вхідному наборі даних.

Алгоритм СА із використанням нейромережевого підходу складається з послідовного виконання наступних етапів:

1. Визначення вхідних даних. На цьому етапі здійснюється збір даних, аналіз яких є метою СА. В даній роботі в якості вхідних даних застосовується підготовлені корпуси даних публікацій в соціальній мережі Twitter, отримані через пакет Natural Language Tool Kit (NLTK) — набір бібліотек і програм для символної і статистичної обробки природніх мов, написаних на мові програмування Python [13].

2. Попередня обробка даних. Головна мета даного етапу — це очищення та консолідація вхідних даних для того, щоб отримати найбільш значущу інформацію. До завдань попередньої обробки даних відноситься токенізація вхідного повідомлення (розподіл тексту на менші одиниці — токени, наприклад слова в реченні); розробка словника формату ключ-значення та його перетворення до векторного вигляду (word embedding), прийняттого для передачі даних до НМ. Для токенізації застосовувався алгоритм TreeBankWordTokenizer, який передбачає поділ вхідної послідовності на слова, визначені на основі знаків пунктуації і пробільних символів, а слова з апострофами і часові періоди підлягають розподілу на складові частини. Створення векторного вигляду дозволяє співставити вхідному токenu деякий вектор, який відображає його значення в просторі змістовної інформації. Для цього застосовувався підхід Word2Vec [14], який збирає статистику сумісної появи слів у фразях, після чого методами НМ розв'язується завдання зниження розмірності і в результаті формуються компактні векторні представлення.

3. Розробка архітектури НМ. В даній роботі реалізується архітектура двонаправленої НМ із довгою короткотривалою пам'яттю (Bidirectional long short term memory — BiLSTM) з додатковим шаром умовно випадкових полів (Conditional random fields — CRF), ефективність застосування цієї архітектури для проведення СА в порівнянні з іншими видами архітектур НМ обґрунтовується багаточисельними дослідженнями різних авторів [6, 9, 10, 15].

4. Проведення навчання і тестування навченої НМ. Тренування розробленої НМ здійснювалося на основі 100 англomовних текстових публікацій з мережі Twitter. Оскільки обсяг навчальної вибірки був невеликий, то було прийнято рішення поділити вхідний набір даних на три частини: навчальна вибірка, валідаційний і тестовий набір даних. Такий підхід застосовується для запобігання перенавчання моделі. Для навчання НМ застосовується навчальний і валідаційний набір даних, який використовується не для зміни ваг мережі, а для визначення оптимальних значень гіперпараметрів, насамперед момент початку перенавчання НМ і кількість навчальних ітерацій.

5. Оцінювання отриманих результатів. Для оцінювання якості роботи розробленої НМ застосовувався тестовий набір даних і розраховувалися метрики: точність (precision — P), повнота (recall — R) і збалансована міра $F1$.

BiLSTM мережа — це нейронна мережа, яка побудована на принципах довгої короткотривалої пам'яті (Long Short Term Memory — LSTM), яка здатна навчатися довготривалим залежностям і практично не потребує навчання [6]. BiLSTM містить три шари-фільтри, які визначають значення стану комірок:

1. i_t — це шар вхідного фільтру (input gate layer), який визначає скільки даних із вхідного тексту x_t і h_{t-1} повинні передаватися для оновлення стану комірки. Вихідне значення i_t може бути 0 або 1;

2. o_t — це шар вихідного фільтру (output gate layer) контролює передачу даних від c_t до h_t і може приймати значення 0 або 1;

3. f_t — це шар фільтру забування (forget gate layer), який визначає які дані з попереднього стану c_{t-1} зберігати, а які видаляти («забувати»). Це визначається із значень x_t вхідного шару і прихованого стану h_{t-1} . Вихідне значення f_t може бути 0 або 1;

4. c_t відображає згенерований стан комірки, як результат математичних операцій з c_{t-1} , f_t і i_t .

Значення шарів-фільтрів розраховуються наступним чином [7, 8]:

$$\begin{aligned} i_t &= \sigma(W_{ix}x_t + W_{ih}h_{t-1} + W_{ic}c_{t-1} + b_i); \\ f_t &= \sigma(W_{fx}x_t + W_{fh}h_{t-1} + W_{fc}c_{t-1} + b_f); \\ c_t &= f_t c_{t-1} + i_t \tanh(W_{cx}x_t + W_{ch}h_{t-1} + b_c); \\ o_t &= \sigma(W_{ox}x_t + W_{oh}h_{t-1} + W_{oc}c_t + b_o); \\ h_t &= o_t \tanh(c_t), \end{aligned}$$

де σ — сигмоїдна функція, W_{ix} , W_{fx} , W_{ox} , W_{cx} — ваги зв'язків між вхідним шаром і шарами-фільтрами; W_{ih} , W_{fh} , W_{oh} , W_{ch} — ваги зв'язків між прихованим шаром і шарами-фільтрами; W_{ic} , W_{fc} , W_{oc} — ваги зв'язків між комірками стану і шаром вихідного фільтру; b — зміщення.

BiLSTM архітектура передбачає врахування як наступного так і попереднього контексту шлях їх конкатенації. При цьому спочатку розраховується лівий контекст, потім у зворотному напрямку розраховується правий контекст, після чого результати цих дій об'єднуються для формування повного представлення для елемента вхідної послідовності [6]. На рис. 1 відображено схему архітектури BiLSTM-CRF нейронної мережі.

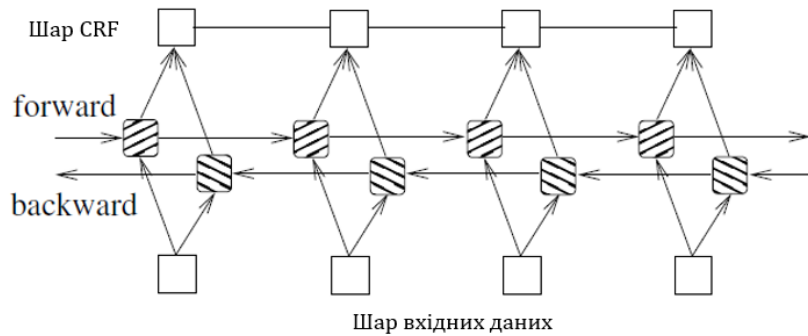


Рис. 1. Архітектура BiLSTM-CRF нейронної мережі

Для оптимізації розрахунку вірогідностей віднесення d_i до m_j може застосовуватися шар умовно випадкових полів (Conditional Random Field — CRF) — дискримінаційна ймовірнісна модель, яка враховує контекст об'єкта, що класифікується і використовується для прогнозування послідовностей. Вірогідність віднесення p_i до m_j може бути розрахована як [9]:

$$p(m|d) = \frac{1}{z_d} \exp\left(\sum_i \sum_j \lambda_j f_j(m_{i-1}, m_i, d, i)\right),$$

де f — признак-функція, λ — множник Лагранжа, а z_d — коефіцієнт нормалізації, який визначається за формулою:

$$z_d = \sum_d \exp\left(\sum_i \sum_j \lambda_j f_j(m_{i-1}, m_i, d, i)\right).$$

Для використання умовно випадкових полів, спочатку визначаються необхідні функції, ініціалізуючи ваги до випадкових значень, а потім застосовується градієнтний спуск ітераційно,

поки значення параметрів (в даному випадку лямбда-значень) не сходяться. На відміну від інших статистичних методів метод CRF потребує навчального набору даних значно меншого розміру, оскільки статистично значимі співвідношення можуть бути визначені як набір пов'язаних вершин.

Програмне забезпечення для реалізації BiLSTM-CRF моделі в задачі СА було розроблено як користувацький застосунок на мові програмування Python із використанням бібліотек NLTK і PyTorch. В якості вхідних параметрів користувач обирає шлях до текстового файлу або вводить до 500 символів тексту, сентимент якого необхідно проаналізувати. Результатом роботи застосунку є відповідь щодо визначеної категорії сентименту: негативний, позитивний або нейтральний.

Застосування метрик P , R і $F1$ дозволяє встановити рівень якості проведення СА засобами BiLSTM-CRF нейронної мережі. Для розрахунку значень метрик P , R і $F1$ вводять наступні поняття:

- True Positive (TP) і True Negative (TN) — кількість правильно класифікованих сентиментів, наприклад d_i був позитивний і розпізнаний НМ як позитивний сентимент або d_i не був позитивний і розпізнаний НМ як не позитивний сентимент;

- False Positive (FP) і False Negative (FN) — кількість неправдиво класифікованих сентиментів, наприклад d_i був позитивний, а розпізнаний НМ як не позитивний сентимент або d_i не був позитивний, а розпізнаний НМ як позитивний сентимент.

Метрика P визначає властивість нейромережевої моделі правильно класифікувати сентимент. Метрику R використовують для визначення можливості НМ в повній мірі визначати сентимент без урахування того, скільки при цьому є неактуальних результатів. Метрика $F1$ є збалансованим значенням P і R . Розрахунок значень цих метрик проводиться за наступними формулами:

$$P = \frac{TP}{TP + FP};$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN};$$

$$F1 = 2 \frac{P \times R}{P + R}.$$

В табл. 1 відображено результати оцінювання якості класифікації для позитивного, негативного і нейтрального сентименту, отримані на тренувальному і тестовому наборі даних.

Таблиця 1. Результати оцінювання якості класифікації сентиментів

		Позитивний сентимент	Негативний сентимент	Нейтральний сентимент
P	Тренувальний набір даних	0,7505	0,5285	0,6305
	Тестовий набір даних	0,6192	0,4969	0,4867
R	Тренувальний набір даних	0,7411	0,6934	0,5250
	Тестовий набір даних	0,6921	0,6019	0,4968
F1	Тренувальний набір даних	0,7457	0,5998	0,5729
	Тестовий набір даних	0,6536	0,5444	0,4917

Як видно з даних, наведених в табл. 1, розроблена НМ демонструє високу здатність до класифікації сентиментів у заданому наборі даних. При цьому найгірше розпізнається нейтральний сентимент вхідного повідомлення, а найкраще — позитивний. Випадки, коли значення R перевищує значення P говорять про те, що розроблена НМ здатна класифікувати певний сентимент, але погано справляється з знаходженням відмінностей між сентиментами. Невелика розбіжність в значеннях P і R свідчить про те, що НМ здатна класифікувати сентименти і точно, і повно.

Висновки та перспективи подальших досліджень

В роботі представлено результати проектування і програмної реалізації BiLSTM-CRF нейронної мережі для сентимент аналізу текстової інформації. Для навчання, валідації і тестування розробленої НМ використовувався корпус публікацій соціальної мережі Twitter, підготовлених у NLTK. Оцінювання якості класифікації сентиментів вхідного повідомлення здійснювалося із використанням трьох метрик: точність, повнота і збалансована F1-міра. Отримані результати демонструють перспективність застосування архітектури BiLSTM-CRF для проведення аналізу тональності тексту. Шляхами покращення результатів розпізнавання сентиментів може бути збільшення розміру тренувального, валідаційного і тестувального набору даних, підбір гіперпараметрів НМ, оптимізація стадії попередньої обробки вхідного тексту.

Список використаної літератури

1. Шингалов Д.А., Мелешко Е.В., Минайленко Р.Н., Резниченко В.А. Методи автоматичного аналізу тональності контенту у соціальних мережах для виявлення інформаційно-психологічних впливів. *Центральноукраїнський науковий вісник*. 2017. № 30. С. 196–202.
2. Pavaloaia V.D., Teodor E.M., Fotache D., Danilet M. Opinion mining on social media data sentiment analysis of user preferences. *Sustainability*. 2019. Vol. 11. № 4459. P. 1–21.
3. Baracho R.M., Bax M., Ferreira L.G., Silva G.C. Sentiment analysis in social networks. *Sentiment analysis and opinion mining*. 2012. № 1. P. 115–125.
4. Mantyla M., Graziotin D., Kuuttila M. The evolution of sentiment analysis — a review of research topics, venues and top cited paper. *Computer science review*. 2018. № 27. P. 16–32.
5. Khaled A., Neamat E.T., Ahmad H.H. Sentiment analysis over social networks: an overview. *International conference in Systems, man and cybernetics: Proceedings, Hong Kong, 9-12 Oct. 2015*. P. 2174–2179.
6. Xu G., Meng Y., Qiu X., Yu Z. Sentiment analysis of comment texts based on BiLSTM. *IEEE JOUR*. 2019. P. 522–532.
7. Hammed Z., Garcia-Zapirian B. Sentiment classification using a single-layered BiLSTM model. *IEEE. Computer science*. 2020. № 8. P. 1–10.
8. Huang Y., Jiang Y., Hasan T., Jiang Q., Li C. A topic BiLSTM model for sentiment classification. *2nd International Conference on Innovation in Artificial Intelligence: Proceedings, Shanghai, 9-12 March 2018*. P. 143–147.
9. Chen T., Xu R, He Y., Wang Y. Improving sentiment analysis via sentence type classification using BiLSTM-CRF and CNN. *Expert systems with application*. 2017. № 72. P. 221–230.
10. Miao Y.L., Cheng W.F., Ji Y.C., Zhang S., Kong Y.L. Aspect-based sentiment analysis in Chinese based on mobile reviews for BiLSTM-CRF. *Journal of intelligent and fuzzy systems*. 2021. № 41. P. 1–11.
11. Дарчук Н. Лінгвістичні засади автоматичного сентимент аналізу українськомовного тексту. *Science and education a new dimension*. 2019. № 189. С. 10–13.
12. Немеш О., Романюк А., Теслюк В. Аналіз тональності тексту: основні поняття та приклади застосування. *Людина, комп'ютер, комунікації*: зб. тез доп. міжнар. наук.-практ. конф., м. Львів, квіт. 2015 р. Львів, 2015. С. 47–49.
13. Іванов Є.М., Коваленко С.В. Розробка web-додатка для аналізу тональності текстової інформації. *Інформаційні технології: наука, техніка, технологія, освіта, здоров'я*. 2017. Ч. 1. С. 18–19.
14. Шаховська Н.Б., Гірак Х.Ю. Шкалювання емоційно забарвлених слів для використання у методах класифікації тональності. *Вісник Національного університету «Львівська політехніка»*. 2017. № 872(1). С. 195–203.
15. Олашин О.О., Шипік Д.В., Порівняння точності алгоритмів аналізу тональності на прикладі твіттів. 2016. *Міжнародний науковий журнал*. № 5. С. 107–109.

SENTIMENT ANALYSIS WITH NEURAL NETWORK

Yalova K., Yashyna K., Hovorushchenko T., Tarasiuk O.

Abstract

Natural language processing is a direction of mathematical linguistics and the field of artificial intelligence, devoted to the study of computers analyze, process and synthesize human speech. The task of input text information sentiment analysis that is the part of natural language processing is set out in the article. Sentiment analysis or opinion mining is aimed at extracting, recognizing and classifying the subjective authors attitude to a certain topic into positive, negative or neutral categories or identifying emotions: anger, fear, joy, sadness, surprise, trust, etc. The main source of sentiment analysis is data from social networks, message applications, video blogs, results of online surveys collected automatically via Internet. The subject of sentiment analysis was social network users, the object of analysis was their publications and text comments.

There are a lot of methods of sentiment analysis, but the most popular is neural networks using. The algorithm for solving the problem of text information sentiment analysis is described in the article. It consists of the following steps, namely: input text information corpus forming, input data preprocessing, neural network architecture development, learning, validation and testing of the created neural network. The bidirectional long short term memory neural network (BiLSTM) was developed for sentiment analysis solving. The feasibility of using the additional neural network layer with conditionally random fields (CRF) is justified. CRF is a discriminatory probability model that takes into account the context of classified object to predict sequences. The architecture of the developed neural network is presented. Software for implementing the BiLSTM-CRF model for sentiment analysis was developed as a user application in Python using NLTK and PyTorch libraries.

To conduct the neural network training the corpus of text messages from social networks was used. Results of the developed neural network training, validation and testing are presented. To evaluate the quality of sentiments recognition precision, recall and balanced F1-score were used. The best recognition rate was received for positive sentiment with values: precision = 61,92 %, recall = 69,21 %, F1 = 65,36 %. Possible ways to improve the sentiments recognition results can be: increasing the size of training, validating and testing dataset; searching for the best neural network hyper parameters values; pre-processing optimization.

References

- [1] Shynhalov, D.A., Meleshko, E.V., Minaylenko, R.N., Resnichenko, V.A. (2017). Metody avtomatyzhnogo analizu tonalnosti kontentu u sotsialnykh merezhakh dlia vyivlennia informatiino-psykholohichnykh vplyviv. [Methods of automated sentiment analysis on social networks]. *Tsentrálnoukrainskyi Naukovyi Visnyk – Central Ukrainian scientific bulletin*, 30, 196–202 [in Ukrainian].
- [2] Pavaloaia, V.D., Teodor, E.M., Fotache, D., Danilet, M. (2019). Opinion mining on social media data sentiment analysis of user preferences. *Sustainability*. 11 (4459), 1–21. [in English].
- [3] Baracho, R.M., Bax, M., Ferreira, L.G., Silva, G.C. (2012). Sentiment analysis in social networks. *Sentiment analysis and opinion mining*, 1, 115–125. [in English].
- [4] Mantyla, M., Graziotin, D., Kuuttila, M. (2018). The evolution of sentiment analysis – a review of research topics, venues and top cited paper. *Computer science review*, 27, 16–32. [in English].
- [5] Khaled, A., Neamat, E.T., Ahmad, H.H. (2015). Sentiment analysis over social networks: an overview. Proceedings from *International conference in Systems, man and cybernetics*. (pp. 2174–2179). Hong Kong. [in English].
- [6] Xu, G., Meng, Y., Qiu, X., Yu, Z. (2019). Sentiment analysis of comment texts based on BiLSTM. *IEEE JOUR*, 522–532. [in English].
- [7] Hammed, Z., Garcia-Zapirian, B. (2020). Sentiment classification using a single-layered BiLSTM model. *IEEE. Computer science*, 8, 1–10. [in English].

- [8] Huang, Y., Jiang, Y., Hasan, T., Jiang, Q., Li, C. (2018). A topic BiLSTM model for sentiment classification. Proceedings from: *2nd International Conference on Innovation in Artificial Intelligence*. (pp. 143–147). Shanghai. [in English].
- [9] Chen, T., Xu, R., He, Y., Wang, Y. (2017). Improving sentiment analysis via sentence type classification using BiLSTM-CRF and CNN. *Expert systems with application*, 72, 221–230. [in English].
- [10] Miao, Y.L., Cheng, W.F., Ji, Y.C., Zhang, S., Kong, Y.L. (2021). Aspect-based sentiment analysis in Chinese based on mobile reviews for BiLSTM-CRF. *Journal of intelligent and fuzzy systems*, 41, 1–11. [in English].
- [11] Darchuk, N. (2019). Linhvistychni zasady avtomatychnoho sentyment analizu ukrainskomovnoho tekstu [Linguistic approach for development of computer-based sentiment analysis in the Ukrainian language]. *Science and education a new dimension*, 189, 10–13. [in Ukrainian].
- [12] Nemesh, O., Romaniuk, A., Tesliuk, V. (2015). Analiz tonalnosti tekstu osnovni poniattia ta pryklady zastosuvannia [Sentiment analysis: basic concepts and application examples]. Proceedings from: *Mizhnarodna naukovo-praktychna konferentsiia «Luiduna. Kompiuter. Komunikaciya» – International scientific and practical conference «Human, computers and communication»*. (pp. 47–49). Lviv. [in Ukrainian].
- [13] Ivanov, E.M., Kovalenko, S.V. (2017). Rozrobka web-dodatka dlia analizu tonalnosti tekstovoi informatsii [Web-based application for text information sentiment analyze]. *Informatsiini tekhnologii: nauka, tekhnika, tekhnolohiia, osvita, zdorovia – Information technologies: science, technology, education, health*, 1, 18–19. [in Ukrainian].
- [14] Shaxovska, N.B., Hirak, X.Yu. (2017). Shkaliuvannia emotsiino zabarvlenykh sliv dlia vykorystannia u metodakh klasyfikatsii tonalnosti [Locating emotionally colored words for use in sentiment classification methods]. *Visnyk Natsionalnoho Universytetu «Lvivska Politehnika» – Journal of Lviv Politechnic national university*, 872 (1), 195–203. [in Ukrainian].
- [15] Olashyn, O., Shypik, D. (2016). Porivniannia tochnosti alhorytmiv analizu tonalnosti na prykladi tvittiv [Comparison of accuracy of sentiment analysis algorithm on Twitter messages]. *Mizhnarodnyi naykovyi zhurnal – International scientific journal*, 5, 107–109. [in Ukrainian].