

HiveEyes – це модульна платформа для моніторингу вуликів, яка використовує відкриті технології для збору даних, таких як температура, вологість, вага та інші параметри. Вона підтримує протоколи MQTT та InfluxDB для зберігання і аналізу даних у реальному часі, забезпечуючи доступ через графічні інтерфейси, такі як Grafana [1].

PrusaHive є інноваційним проектом, що поєднує 3D-друк та моніторинг стану вуликів. Система забезпечує автоматизоване вимірювання температури, вологості та інших показників, а також надає відкриті схеми для самостійного налаштування вуликів [2].

BeeMoS – це платформа для моніторингу вуликів, яка використовує технології IoT для збору даних через сенсори, підключені до Wi-Fi або LoRa. Проект підтримує відкритий код аби інтегрувати дані в інші системи для аналітики і прогнозування [3].

HoneyPi – це рішення на базі Raspberry Pi, яке дозволяє створити розумний вулик для автоматичного моніторингу температури, вологості та ваги. Проект надає прості інструкції для налаштування сенсорів і інтеграції з хмарними платформами, такими як ThingSpeak, для зберігання і візуалізації даних [4].

Під час аналізу враховувалися такі критерії: легкість встановлення, вартість компонентів, гнучкість системи, наявність документації та підтримки спільноти. Порівняння показало, що HoneyPi є одним із найзручніших рішень для практичного використання — насамперед через низьку ціну, докладні інструкції, мобільні додатки та сумісність із широким набором сенсорів.

Отже, HoneyPi доцільно розглядати як оптимальне рішення за критеріями «доступність – функціональність – простота впровадження». Дане рішення особливо корисне для невеликих пасік, які прагнуть модернізувати свою роботу без суттєвих витрат і при цьому отримувати достовірні дані про стан бджолосімей у реальному часі.

Література

1. HiveEyes, "HiveEyes: Open-source beehive monitoring," [Online]. Available: <https://www.hiveeyes.org/>.
2. PrusaLab, "PrusaHive: Open-source beehive monitoring and 3D printing integration," [Online]. Available: <https://prusalab.cz/en/portfolio/prusahive/>.
3. Hackuarium, "BeeMoS: Open-source IoT beehive monitoring platform," [Online]. Available: <https://github.com/Hackuarium/beemos>.
4. HoneyPi Project, "HoneyPi: Build your smart beehive with Raspberry Pi," [Online]. Available: <https://honey-pi.de/en/>.

УДК 004.912.2:316.774

Д.В. Боднар; Г.І. Липак, к. соц. ком.

(Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна)

ЕФЕКТИВНІСТЬ РІЗНИХ ПІДХОДІВ СЕНТИМЕНТ-АНАЛІЗУ У ДОСЛІДЖЕННІ СОЦІАЛЬНИХ МЕРЕЖ

D.V. Bodnar; H.I. Lypak Ph.D

EFFECTIVENESS OF VARIOUS APPROACHES TO SENTIMENT ANALYSIS IN THE STUDY OF SOCIAL NETWORKS

Аналіз тональності, або ж сентимент-аналіз, є однією з ключових задач обробки природної мови (NLP) при дослідженні соціальних мереж. Його основна мета полягає в автоматизованому виявленні та класифікації суб'єктивних думок, настроїв чи емоцій, що виражені користувачами у текстових повідомленнях [1]. Як показано на рисунку 1.1, в

академічній літературі та прикладних рішеннях виокремлюють декілька основних підходів аналізу тональності, які можна згрупувати за складністю та принципом роботи.

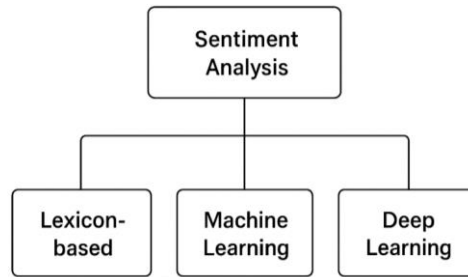


Рисунок 1.1 – Блок-схема основних підходів до сентимент-аналізу

Найбільш ранні, або ж базові, підходи покладаються на використання словників (lexicon-based). Їхня логіка полягає у використанні заздалегідь складених лексиконів, де кожному слову чи фразі присвоєно певний «бал» тональності (наприклад, від -1 до +1). Загальна тональність тексту розраховується шляхом сумачії або усереднення балів окремих слів [2]. Перевагою таких методів є їхня швидкість та відсутність потреби у навчальних даних. Однак вони мають суттєві обмеження: низька точність при роботі зі складними синтаксичними конструкціями, іронією, сарказмом або контекстно-залежними виразами.

Другу, більш поширену, групу складають методи, що використовують класичне машинне навчання (ML). У цьому випадку задача аналізу тональності розглядається як задача класифікації тексту. На великому, вручну розміченому наборі даних (корпусі) навчаються такі алгоритми, як Наївний Баєс (Naive Bayes), логістична регресія (logistic regression) або, найчастіше, метод опорних векторів (support vector machines, SVM) [3]. Ці методи, як правило, дають значно точніші результати, ніж словникові, оскільки здатні враховувати не лише окремі слова, але і їхні поєднання (так звані n-грами).

Третя, найбільш сучасна група, ґрунтується на моделях глибокого навчання (Deep Learning). Саме цей напрям домінує у сучасних дослідженнях NLP. Архітектури, такі як рекурентні нейронні мережі (RNN, LSTM) та, особливо, трансформери (наприклад, BERT), демонструють найвищу ефективність [4]. Їхня ключова перевага полягає у здатності вловлювати складні семантичні зв'язки та розуміти ширший контекст речення, що є критичним для правильної інтерпретації тональності.

Окремо від аналізу тональності варто виділити споріднену, але більш гранулярну задачу – аналіз емоційного забарвлення. Якщо тональність найчастіше обмежується шкалою «позитивно-негативно-нейтрально», то аналіз емоцій має на меті виявлення конкретних почуттів (наприклад, "радість", "гнів", "сум", "страх"), часто на основі психологічних моделей, як-от колесо емоцій Плутчика (рис. 1.2).

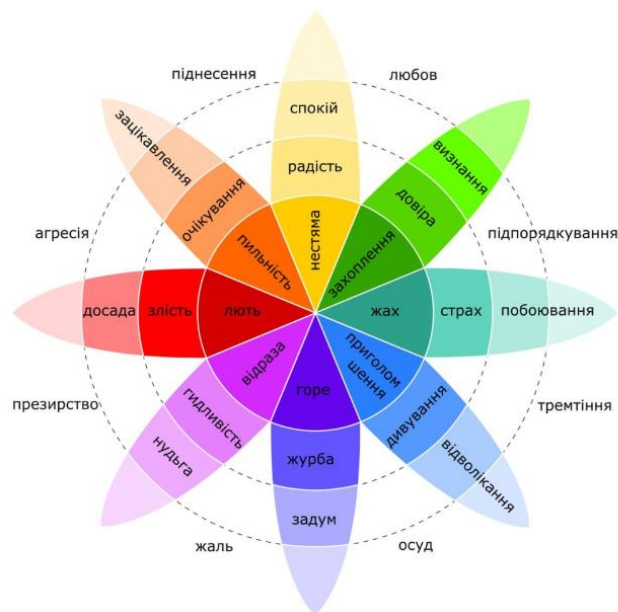


Рисунок 1.2 – Приклад колеса емоцій Плутчика

Розуміння саме емоційних реакцій користувачів може дати більш глибоке уявлення про закономірності їхньої поведінки. На відміну від класичного аналізу тональності, який зосереджується переважно на полярності висловлювань, аналіз емоцій дозволяє детальніше простежити інтенсивність, напрям та характер переживань, що супроводжують онлайн-комунікацію [5].

Література

1. Liu, B. Sentiment Analysis and Opinion Mining – Morgan & Claypool Publishers, 2012. 167 с.
2. Taboada, M., et al. Lexicon-based methods for sentiment analysis Computational Linguistics. 011. Vol. 37, No. 2. P. 267–307.
3. Pang, B., Lee, L., & Vaithyanathan, S. Thumbs up?: sentiment classification using machine learning techniques // Proceedings of the ACL-02 conference on Empirical methods in natural language processing (EMNLP). 2002. P. 79–86.
4. Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding // Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics (NAACL). – 2019. – P. 4171–4186.
5. Plutchik, R. A general psychoevolutionary theory of emotion // Emotion: Theory, research, and experience. 1980. Vol. 1. P. 3–33.