

ЗАГУРСЬКИЙ Богдан
Хмельницький національний університет
<https://orcid.org/0009-0002-8726-0149>
e-mail: bogdanz2015@gmail.com
МАНЗЮК Едуард
Хмельницький національний університет
<https://orcid.org/0000-0002-7310-2126>
e-mail: eduard.em.km@gmail.com
СКРИПНИК Тетяна
Хмельницький національний університет
<https://orcid.org/0000-0002-8531-5348>
e-mail: tskripnik1970@gmail.com
РАДЮК Павло
Хмельницький національний університет
<https://orcid.org/0000-0003-3609-112X>
e-mail: r.radiukp@khmnu.edu.ua

МЕТОД АНАЛІЗУ ТОНАЛЬНОСТІ ВІДГУКІВ КЛІЄНТІВ НА ОСНОВІ ГІБРИДНИХ МОДЕЛЕЙ КЛАСИФІКАЦІЇ ДЛЯ АВТОМАТИЗАЦІЇ ЗВОРОТНОГО ЗВ'ЯЗКУ В УПРАВЛІННІ ІТ-ПРОЄКТАМИ

У статті представлено підхід до автоматизації процесів обробки зворотного зв'язку в системах управління ІТ-проектами. Ефективний моніторинг задоволеності користувачів є критичним для забезпечення якості програмних продуктів, проте ручний аналіз великих масивів даних є трудомістким і неточним. У роботі запропоновано метод аналізу тональності відгуків клієнтів на основі гібридних моделей класифікації, що поєднує переваги класичних алгоритмів та глибокого навчання.

Основа методу становить гібридна архітектура, що інтегрує SVM-класифікатор з RBF-ядром та глибоку нейронну мережу типу Dense Neural Network. Використання ймовірнісних оцінок SVM як додаткових вхідних ознак для нейронної мережі забезпечує ефективну корекцію помилок класифікації ("stacking"), а включення біграм дозволяє враховувати локальний контекст тексту. Система реалізована у вигляді модульної архітектури, що включає блоки векторизації та класифікації, забезпечуючи гнучкість інтеграції в існуючі інструменти управління проектами та можливість масштабування.

Експериментальні дослідження на збалансованому датасеті засвідчили високу ефективність запропонованого гібридного підходу: SVM досягнув точності 86.2%, нейронна мережа – 88.9%, а гібридна модель – 89.0% із середнім F1-Score 0.890. Комплементарність компонентів забезпечила стабільну перевагу гібридної моделі над індивідуальними алгоритмами.

Отримані результати підтверджують доцільність використання розробленого методу для автоматизації зворотного зв'язку, що дозволяє менеджерам ІТ-проектів оперативно отримувати об'єктивні метрики якості продукту та приймати обґрунтовані управлінські рішення.

Ключові слова: аналіз тональності, гібридні моделі, машинне навчання, нейронна мережа, SVM, автоматизація зворотного зв'язку, управління ІТ-проектами, якість ПЗ.

ZAHURSKYI Bohdan, MANZIUK Eduard, SKRYPNYK Tetiana, RADIUK Pavlo
Khmelnitskyi National University

METHOD FOR CUSTOMER FEEDBACK SENTIMENT ANALYSIS BASED ON HYBRID CLASSIFICATION MODELS FOR FEEDBACK AUTOMATION IN IT PROJECT MANAGEMENT

The article presents a comprehensive approach to automating customer feedback processing within IT project management systems. Effective monitoring of user satisfaction is a critical factor for ensuring software product quality (Quality Assurance) and managing the product backlog. However, manual analysis of large volumes of textual data is labor-intensive, slow, and prone to subjectivity. This study proposes a method for customer review sentiment analysis based on hybrid classification models, which combines the computational efficiency of classical machine learning algorithms with the generalization capabilities of deep learning.

The foundation of the proposed method is a sequential hybrid architecture that integrates a Support Vector Machine (SVM) classifier with a Radial Basis Function (RBF) kernel and a deep neural network (Dense Neural Network). The method utilizes a stacking technique where probabilistic estimates generated by the SVM are used as additional input features for the neural network. This approach ensures effective error correction and increases the overall system confidence. Additionally, the feature extraction stage employs TF-IDF vectorization with the inclusion of bigrams, allowing the model to consider the local context of the text and improve the recognition of complex linguistic constructs. The system is implemented as a modular architecture, ensuring flexibility for integration into existing project management tools (e.g., Jira, Trello dashboards) and scalability for distributed processing.

Experimental studies conducted on a balanced dataset of customer reviews demonstrated the high effectiveness of the proposed hybrid approach compared to individual models. The optimized SVM achieved an accuracy of 86.2%, the standalone neural network reached 88.9%, while the final hybrid model achieved the highest accuracy of 89.0% with an average F1-Score of 0.890. The complementarity of the components ensured a consistent advantage of the hybrid model, particularly in classifying ambiguous and mixed-sentiment texts.

The obtained results confirm the feasibility of using the developed method for feedback automation, enabling IT project

managers to rapidly obtain objective product quality metrics, identify critical issues in real-time, and make informed management decisions to improve the software development lifecycle.

Keywords: sentiment analysis, hybrid models, machine learning, neural network, SVM, feedback automation, IT project management, software quality, stacking, NLP.

Стаття надійшла до редакції / Received 04.04.2026
Прийнята до друку / Accepted 12.06.2026
Опубліковано / Published 10.09.2026



This is an Open Access article distributed under the terms of the [Creative Commons CC-BY 4.0](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

© ЗАГУРСЬКИЙ Богдан, МАНЗЮК Едуард, СКРИПНИК Тетяна,
РАДЮК Павло

ПОСТАНОВКА ПРОБЛЕМИ У ЗАГАЛЬНОМУ ВИГЛЯДІ ТА ЇЇ ЗВ'ЯЗОК ІЗ ВАЖЛИВИМИ НАУКОВИМИ ЧИ ПРАКТИЧНИМИ ЗАВДАННЯМИ

Автоматизований аналіз тональності відгуків клієнтів є важливою задачею у сфері обробки природної мови, оскільки забезпечує визначення емоційного забарвлення текстів та формує підґрунтя для прийняття обґрунтованих управлінських рішень у бізнес-середовищі. Зростання обсягів користувацьких даних в електронній комерції, а також їх вплив на купівельну поведінку та репутацію компаній, підсилюють потребу в точних і масштабованих системах аналізу зворотного зв'язку. Складність автоматизованої обробки таких даних обумовлена наявністю суб'єктивних висловлювань, сарказму, культурних контекстів та шумових елементів, що ускладнює роботу традиційних алгоритмів машинного навчання [1, 2].

Завдання аналізу тональності охоплює збирання даних із різних платформ, попередню обробку тексту, вилучення релевантних ознак та класифікацію результатів із використанням моделей різної складності [3, 4]. Актуальність дослідження посилюється необхідністю врахування аспектно-орієнтованих характеристик відгуків, багатомовності контенту, наявності шумових та неоднорідних даних. Сучасні методи, такі як CESC чи MWVN, демонструють високу точність, поєднуючи локальні та глобальні ознаки та використовуючи сегментацію слів або паралельні канали обробки [2, 5]. Однак такі підходи часто супроводжуються високою обчислювальною складністю та обмеженою можливістю інтеграції в реальні системи управління.

Додаткові виклики полягають у потребі обробки багатокласових оцінок, адаптації до різноманітних мовних патернів, подоланні упередженості у відгуках та врахуванні специфіки домену. Такі моделі, як DC-BCGM або LPQA, покращують локальні та глобальні зв'язки чи зменшують вплив шумових компонентів, однак потребують значних обчислювальних ресурсів і часу навчання [6, 7]. Практичні приклади застосування VADER, Roberta та інших моделей глибинного навчання засвідчують суттєві відмінності в оцінюванні тональності, що підкреслює важливість розробки гібридних і більш адаптивних систем [9–12].

У цьому контексті постає проблема створення моделей, здатних забезпечити баланс між точністю, інтерпретованістю та обчислювальною ефективністю, що є особливо важливим для їх використання в автоматизованих системах управління проектами. Поєднання технологій машинного навчання з принципами управління IT-проектами є перспективним напрямом, який дозволяє організувати розробку систем аналізу тональності як комплексних програмних продуктів із модульною структурою та можливістю безшовної інтеграції в робочі процеси.

Таким чином, визначення оптимальних підходів до створення гібридних моделей аналізу тональності, які можуть ефективно забезпечувати автоматизацію зворотного зв'язку, становить актуальну наукову і практичну проблему, що має важливе значення для розвитку сучасних інтелектуальних систем обробки текстових даних.

АНАЛІЗ ОСТАННІХ ДОСЛІДЖЕНЬ І ПУБЛІКАЦІЙ

Сучасні дослідження у сфері аналізу тональності демонструють послідовний перехід від традиційних методів машинного навчання до гібридних і високопродуктивних моделей, орієнтованих на обробку великих масивів текстових даних. У низці робіт підкреслюється, що базові алгоритми, такі як Naïve Bayes, SVM та логістична регресія, забезпечують прийнятну точність, однак виявляють обмежену ефективність при роботі з високорозмірними векторними просторами та великими обсягами неоднорідних даних [1–3]. Систематичні огляди підкреслюють також недостатню якість вилучення ознак у класичних підходах при масштабуванні задач у сервісних та клієнтських доменах [4].

Разом із тим, сучасні огляди методів аналізу настроїв у різних доменах – текстових, аудіальних та візуальних – акцентують на складності обробки контекстуально неоднозначних висловлювань, що ускладнює класифікацію емоційних відтінків у клієнтських відгуках [5]. Домінуючі позиції в сучасних дослідженнях займають трансформерні архітектури. Зокрема, моделі сімейства BERT та їх модифікації, зокрема RoBERTa, демонструють високу точність на великих наборах даних, але стикаються з обмеженнями щодо узагальнення результатів на нові домени та обробки зашумлених даних [6, 7].

Значний науковий інтерес викликають гібридні фреймворки, що комбінують можливості трансформерів з класичними методами векторизації, такими як TF-IDF або Bag-of-Words. Одним із таких

прикладів є TWSSenti, який об'єднує BERT, GPT-2, RoBERTa, XLNet та DistilBERT, забезпечуючи високу точність класифікації (понад 94%) на стандартних наборах даних, хоча зниження ефективності спостерігається при аналізі нерегулярних користувацьких текстів [8].

Практичні реалізації алгоритмів аналізу тональності, доступні у відкритих програмних репозиторіях, ілюструють різноманіття підходів до векторизації, класифікації та оптимізації моделей. Численні проекти застосовують SVM, дерева рішень, Naïve Bayes, а також нейронні мережі у поєднанні з TF-IDF, Word2Vec або іншими векторними моделями, забезпечуючи широкі можливості для порівняння ефективності таких підходів [9, 10].

У дослідженнях, орієнтованих на застосування глибоких нейронних мереж, популярності набувають ансамблеві моделі, що комбінують Random Forest, LSTM, CNN та SVM із механізмами голосування, досягаючи покращених показників точності, однак нерідко без повного розкриття параметрів моделей, що обмежує відтворюваність результатів [11]. Окремий напрям становлять роботи щодо виявлення фейкових відгуків із використанням графових нейронних мереж, які дозволяють аналізувати зв'язки між користувачами та продуктами і виявляти приховані аномалії поведінки [12].

Паралельно розвиваються методи вилучення ознак. Наприклад, підходи, подібні до CESC, які інтегрують LSTM та LDA, забезпечують покращення виявлення прихованих тематичних структур і користувацьких уподобань, хоча деякі архітектурні параметри таких моделей залишаються недостатньо деталізованими. Мультикомпонентні моделі на основі CNN та RNN демонструють високі результати, проте значною мірою залежать від обсягу та збалансованості доступних навчальних даних [13].

Водночас у сучасних дослідженнях активно зростає інтерес до мультимодального аналізу, який поєднує текстові відгуки з візуальними та відеоданими, розширюючи можливості оцінювання тональності, але водночас збільшуючи складність моделей і вимоги до обчислювальних ресурсів. Додатково актуальними є напрями перенесеного та федеративного навчання, що підвищують адаптивність моделей і рівень захисту приватних даних, а також методи пояснюваного штучного інтелекту, необхідні для підвищення довіри до автоматизованих систем аналізу тональності [14].

Окремого значення набувають роботи, спрямовані на забезпечення пояснюваності глибоких моделей машинного навчання, зокрема у сфері медичної діагностики та обробки даних. Дослідження у напрямку пояснюваного глибокого навчання демонструють, що інтеграція матричних переходів та зручних для користувача ознак суттєво підвищує інтерпретованість результатів діагностичних систем, побудованих на основі МРТ-зображень [15, 18, 21, 22]. Структурні методи вирівнювання концептуальних категорій онтологій та формалізованих доменів забезпечують кращу інтеграцію різноманітних джерел знань у складних інтелектуальних системах [16]. Додатково, застосування кластерного аналізу для встановлення патернів у транспортних потоках засвідчує широку застосовність технологій машинного навчання для розв'язання прикладних задач у різних галузях [17, 19, 20].

Огляд наукових праць засвідчує, що у сфері аналізу тональності відгуків клієнтів залишається низка не вирішених питань, пов'язаних із забезпеченням масштабованості моделей, підвищенням рівня автоматизації обробки даних у реальних бізнес-процесах, а також адаптацією алгоритмів до різноманітних мовних і культурних контекстів. Зазначені виклики зумовлюють необхідність подальшого розвитку гібридних технологій машинного навчання та впровадження сучасних засобів автоматизації зворотного зв'язку в процеси управління IT-проектами з метою підвищення якості відповідних систем.

ФОРМУЛЮВАННЯ ЦІЛЕЙ СТАТТІ

Мета роботи полягає у підвищенні ефективності автоматизованого аналізу тональності клієнтських відгуків шляхом розробки гібридного методу, що поєднує класичні алгоритми машинного навчання з елементами глибоких нейронних мереж для забезпечення якісного зворотного зв'язку в системах управління IT-проектами. Задачі дослідження:

- провести аналіз існуючих методів та підходів до визначення тональності текстових даних, включаючи традиційні статистичні моделі та сучасні нейромережеві архітектури;
- розробити гібридний метод класифікації емоційного забарвлення відгуків на основі інтеграції класичних алгоритмів машинного навчання та глибоких нейронних мереж для підвищення точності розпізнавання;
- створити модифікацію базового методу із врахуванням біграм та локального контексту слів на етапі формування ознак тексту для покращення розпізнавання складних лінгвістичних конструкцій;
- створити програмну реалізацію запропонованого методу з модульною архітектурою, що забезпечує автоматизацію збору та обробки зворотного зв'язку та можливість безшовної інтеграції в інструментальні засоби управління IT-проектами;
- провести експериментальне дослідження ефективності розробленого методу на реальних клієнтських відгуках із оцінкою ключових метрик якості класифікації.

Суміжні дослідження демонструють успішне застосування методів машинного та глибокого навчання для класифікації та аналізу текстових даних у різних предметних областях, що підтверджує

універсальність підходів до обробки великих обсягів інформації та підвищення точності прогнозування. Зокрема, методи аналізу тексту та тональності показують високу ефективність у сфері обробки клієнтських відгуків, а інтеграція нейронних мереж із класичними алгоритмами дозволяє враховувати локальний контекст та покращувати якість класифікації складних лінгвістичних конструкцій, що є критично важливим для автоматизації процесів забезпечення якості в IT-проектах.

ВИКЛАД ОСНОВНОГО МАТЕРІАЛУ

Аналіз тональності клієнтських відгуків є задачею класифікації тексту з визначенням позитивної, негативної або нейтральної тональності, що дозволяє оцінити ставлення користувачів до продукту чи послуги. Запропонований метод базується на застосуванні гібридних моделей класифікації для автоматизованого розпізнавання емоційного забарвлення тексту. Модель навчається на наборі розмічених відгуків, виявляючи характерні ознаки кожного класу тональності.

Метод складається з послідовних етапів: попередньої обробки тексту (очищення, токенизація, нормалізація, видалення стоп-слів), перетворення тексту у числові вектори методом TF-IDF, навчання класифікаційної моделі та застосування її для оцінки нових відгуків. Така послідовність дозволяє підвищити точність класифікації та забезпечує ефективну автоматизацію процесів обробки зворотного зв'язку в системах управління IT-проектами.

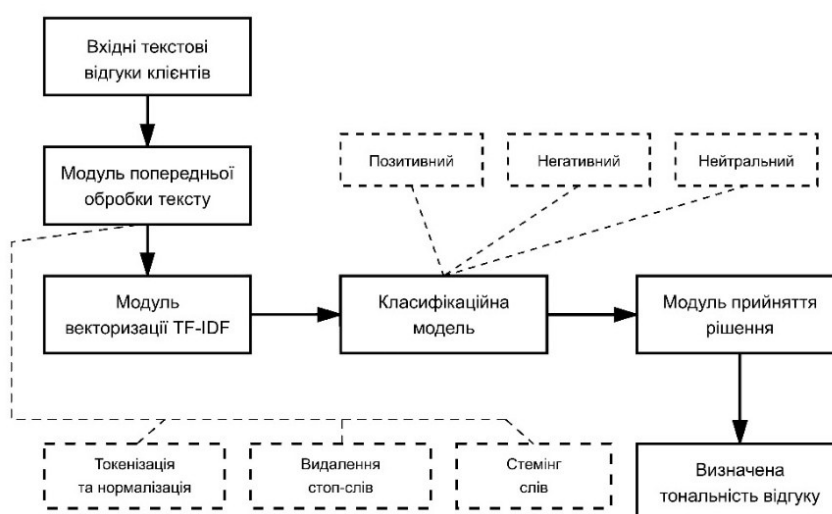


Рис. 1. Загальна схема методу аналізу тональності

Підготовлені векторні представлення текстів подаються на вхід класифікаційної моделі, яка оцінює ознаки тексту та визначає ймовірність належності до класів тональності. Результатом є визначена тональність відгуку з оцінкою впевненості моделі.

Використання методів машинного навчання дозволяє автоматизувати аналіз великої кількості відгуків, виявляти складні закономірності в даних та забезпечує однорідність класифікації. Модульна архітектура методу забезпечує гнучкість: окремі етапи обробки та класифікації можна модифікувати без суттєвих змін у системі.

Метод розроблено з урахуванням балансу між точністю класифікації та швидкістю обробки, забезпечуючи ефективну роботу як з короткими, так і з довгими відгуками, виявляючи ключові ознаки тональності незалежно від обсягу тексту.

Для вирішення задачі аналізу тональності клієнтських відгуків застосовано гібридний підхід, який поєднує традиційні методи машинного навчання з елементами глибокого навчання. Архітектура моделі побудована за принципом послідовної обробки даних, де кожен компонент використовує результати попереднього етапу для підвищення точності класифікації. Основу моделі становить послідовна комбінація методу опорних векторів (SVM) та Dense Neural Network (DNN), що дозволяє об'єднати переваги обох підходів. Метод опорних векторів ефективно працює з високорозмірними даними та визначає оптимальну гіперплощину для розділення класів, тоді як DNN виявляє складні нелінійні залежності та коригує передбачення базової моделі, використовуючи інформацію про впевненість у класифікації.

На вхід моделі подається векторне подання тексту, отримане за допомогою TF-IDF векторизації з додаванням біграм, що забезпечує врахування локального контексту слів. Розмірність векторного представлення складає близько 3500 ознак, що дозволяє моделі ефективно працювати з текстами різної довжини та структури. Загальна архітектура моделі представлена на рисунку.2.

Архітектура запропонованого методу аналізу тональності клієнтських відгуків побудована за принципом послідовної обробки даних і включає два основні компоненти. Перший компонент реалізовано як

класифікатор на основі методу опорних векторів (SVM) з радіально-базисною функцією (RBF), що дозволяє моделювати складні нелінійні залежності між ознаками. Параметри ядра (γ та C) підбиралися експериментально для забезпечення оптимальної точності класифікації. SVM генерує передбачення у вигляді ймовірностей для трьох класів тональності.

Другий компонент – Dense Neural Network (DNN) – приймає на вхід конкатеновані ознаки: оригінальні TF-IDF вектори з біграмами та ймовірності, отримані від SVM, формуючи вектор розмірністю 3503 ознаки. Навчання проводиться послідовно: спершу SVM на повному навчальному наборі, після чого DNN навчається на конкатенованих ознаках, коригуючи помилки базового класифікатора відповідно до концепції мета-навчання (stacking).

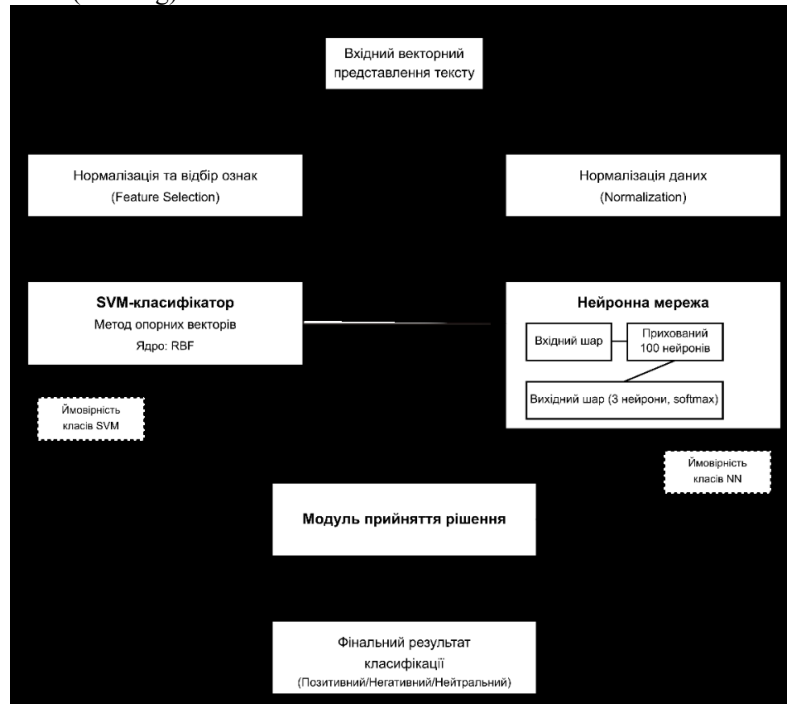


Рис.2. Архітектура гібридної моделі класифікації

Параметри мережі підбиралися експериментально з використанням крос-валідації. Оптимізатор Adam забезпечує адаптивне налаштування швидкості навчання, а функція втрат для багатокласової класифікації дозволяє ефективно штрафувати модель за невірні передбачення. Модульна структура архітектури дозволяє додавати нові шари або використовувати більш складні моделі, такі як LSTM або трансформери, а також комбінувати ознаки для підвищення якості класифікації. Послідовна архітектура забезпечує прозорість процесу: SVM виконує роль базового класифікатора, а DNN – роль коректора, що підвищує точність передбачень і робить систему гнучкою для подальшого розвитку.

Експериментальні дослідження

Для експериментального дослідження запропонованого методу аналізу тональності було сформовано набір даних із відгуків клієнтів про різні системи та послуги. Початковий датасет містив 8000 відгуків, вручну розмічених експертами за трьома класами тональності: позитивний, негативний та нейтральний. Для забезпечення високої якості розмітки кожен відгук оцінювався двома незалежними експертами, а у випадку розбіжностей залучався третій.

Перед навчанням моделі відгуки проходили попередню обробку: приведення до нижнього регістру, видалення спеціальних символів, URL та email, токенизацію та видалення стоп-слів. Тексти векторизувалися методом TF-IDF із включенням біграм, що забезпечує контекстне представлення слів; розмірність векторів становила близько 3500 ознак.

Статистичний аналіз показав середню довжину відгуку 68 слів (стандартне відхилення 34), позитивні відгуки були трохи довші за негативні та нейтральні. Частотний аналіз виявив індикаторні слова для кожного класу, що підтверджує можливість автоматичної класифікації на основі текстових ознак.

Забезпечено відсутність витоку інформації між навчальною та тестовою вибірками: відгуки одного продукту або користувача не потрапляли одночасно в різні підмножини. Виявлено, що близько 3% відгуків містять сарказм або іронію, а 2% – змішану тональність; у таких випадках клас визначався за переважаючим враженням.

Сформований набір даних забезпечує репрезентативність, збалансованість класів та розмаїття текстів, що створює надійну основу для оцінки ефективності запропонованого методу класифікації.

Dense Neural Network реалізовано як другий етап гібридної моделі класифікації. Прихований шар застосовує функцію активації ReLU, яка вводить нелінійність і дозволяє виявляти складні залежності між ознаками. Вихідний шар використовує Softmax для перетворення вихідних значень у ймовірнісний розподіл, де клас із найбільшою ймовірністю визначається як фінальний.

Навчання мережі здійснюється з використанням оптимізатора Adam зі швидкістю 0.001 для стабільної збіжності. Функція втрат стандартна для багатокласової класифікації. Динаміка процесу навчання відображена на рисунку 3.

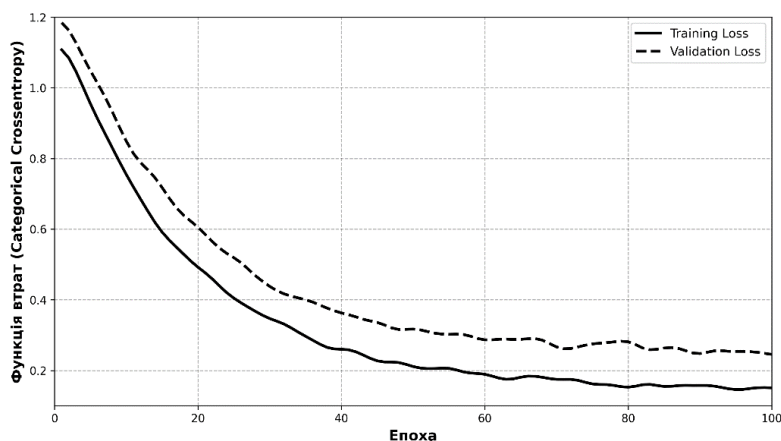


Рис. 3. Графік функції втрат при навчанні

На графіку (рис. 3) показано зміну значень функції втрат для навчальної та валідаційної вибірок протягом 100 епох навчання. На початку втрати були високими (~1,05) через випадкову ініціалізацію ваг. Протягом перших 20 епох спостерігалось різке зменшення втрат, що свідчить про швидке навчання моделі базовим закономірностям. Після 20-ї епохи темп зниження втрат уповільнюється, залишаючись стабільним до 60–70 епохи; навчальна втрата на 100-й епосі досягає ~0,15, а валідаційна стабілізується близько 0,28. Після 70-ї епохи спостерігається початок перенавчання: навчальна втрата продовжує зменшуватися, тоді як валідаційна зростає.

На рисунку 4 представлено графік точності класифікації. Початкова точність становила ~65% для навчальної та ~63% для валідаційної вибірки, що перевищує випадковий рівень (~33%). Протягом перших 40 епох точність швидко зростає: навчальна до 88%, валідаційна – до 85%, що демонструє здатність моделі ефективно розпізнавати основні закономірності тональності відгуків.

Після 40-ї епохи темп зростання точності сповільнюється: на навчальній вибірці вона досягає 92% на 100-й епосі, тоді як на валідаційній – максимум ~88% на 70-й епосі, після чого стабілізується з незначними коливаннями. Стабілізація валідаційної точності свідчить про досягнення оптимального стану моделі на невідомих даних, а подальше навчання може призвести до перенавчання.

Аналіз кривих функції втрат та точності дозволив визначити оптимальну кількість епох навчання – 70, що забезпечує баланс між точністю класифікації та узагальнювальною здатністю. Поступова стабілізація валідаційної точності та невелика різниця між навчальною та валідаційною точністю до 60-ї епохи підтверджують ефективність підбору параметрів оптимізації та добру узагальнювальну здатність моделі.

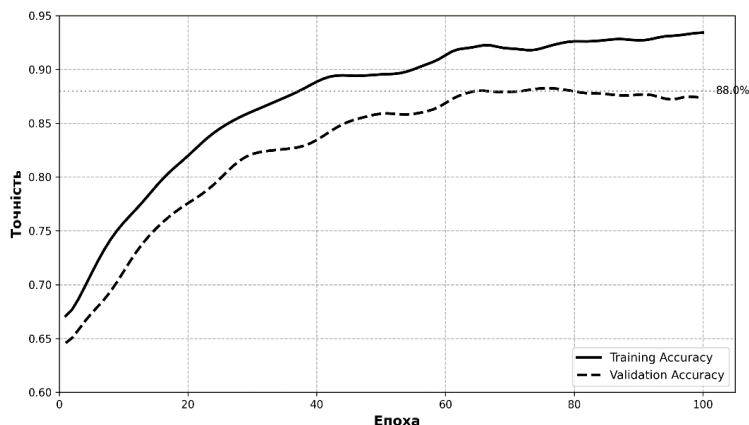


Рис. 4. Графік точності класифікації протягом процесу навчання

Графіки навчання (рис. 4) демонструють, що Dense Neural Network успішно коригує передбачення SVM-класифікатора, використовуючи інформацію про впевненість базової моделі. Одного прихованого шару виявилося достатньо для ефективної класифікації тональності, а більш глибокі архітектури не забезпечили суттєвого покращення результатів на цьому датасеті.

Після завершення навчання Dense Neural Network оцінювали на тестовій вибірці, де модель досягла точності 88,8%, що на 2,6% перевищує результати базового SVM-класифікатора. Це свідчить про здатність нейронної мережі виявляти додаткові закономірності та коригувати помилки базової моделі. Найсуттєвіше покращення точності Dense Neural Network спостерігається для нейтрального класу, що підтверджує її ефективність у вирішенні найбільш складного аспекту задачі класифікації.

Середнє значення F1-Score для Dense Neural Network становить 0.887, що на 0.032 (3.7%) перевищує результат SVM (0.855), забезпечуючи статистично значуще та практично вагоме покращення для задач аналізу тональності.

Для детальнішої оцінки було проведено порівняльний аналіз результатів класифікації обох моделей; його підсумки подано на рисунку 5. У 85% випадків обидві моделі формують правильні передбачення, що характерно для відгуків із чітко вираженою тональністю. У 7.2% випадків лише SVM забезпечує коректну класифікацію – переважно для коротких відгуків із простою структурою, де достатньо базових текстових ознак. Натомість у 3% випадків правильні результати отримує лише Dense Neural Network, що свідчить про її здатність розпізнавати складні контекстуальні зв'язки у довших і структурно насичених текстах, які SVM не виявляє.

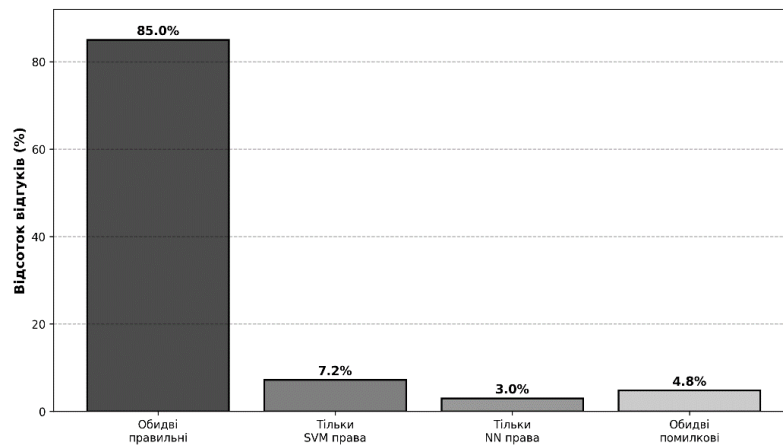


Рис.5. Порівняння помилок

Лише у 4.8% випадків обидві моделі формують некоректні передбачення, що характерно для відгуків із неоднозначною, змішаною або іронічною тональністю, які є складними для інтерпретації навіть експертами. Загалом у 10.2% випадків спостерігається розбіжність у помилках моделей, що підтверджує доцільність гібридного підходу: SVM ефективніший для одних типів текстів, тоді як Dense Neural Network краще опрацьовує інші. Така комплементарність моделей створює умови для підвищення загальної точності системи за рахунок комбінування їх передбачень.

Порівняння метрик для обох моделей за всіма класами тональності наведено на рисунку 6. Графік демонструє F1-Score для позитивного, негативного та нейтрального класів окремо, а також середнє значення, що дозволяє комплексно оцінити переваги Dense Neural Network над SVM.

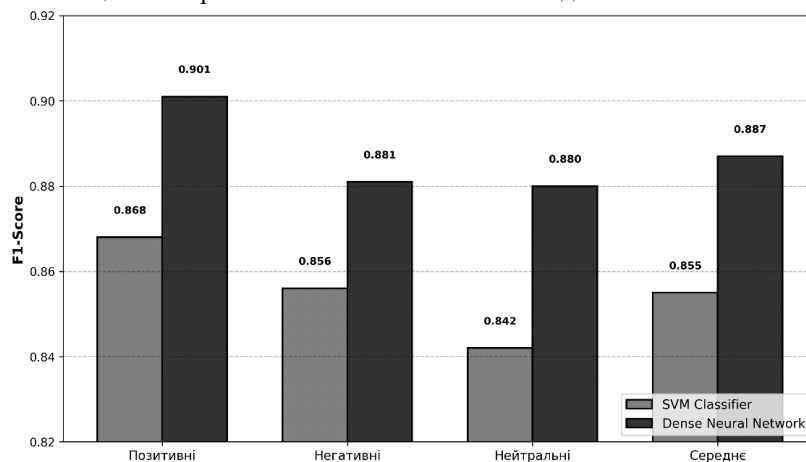


Рис. 6. Порівняння метрик Dense Neural Network та SVM-класифікатор

Для позитивного класу F1-Score Dense Neural Network становить 0.901, що на 0.033 перевищує результат SVM 0.868. Для негативного класу покращення становить 0.025 (0.881 проти 0.856), а для нейтрального – найбільше, 0.038 (0.880 проти 0.842). Середнє підвищення F1-Score дорівнює 0.032. Графік на рисунку 4.6 демонструє стабільну перевагу Dense Neural Network над SVM у всіх класах тональності, що особливо помітно для нейтрального класу, який є найскладнішим для класифікації.

Аналіз помилкових класифікацій виявив низку обмежень моделі. Dense Neural Network і надалі має труднощі з відгуками, що містять сарказм або іронію, наприклад: «чудовий продукт, якщо вам подобається викидати гроші», де позитивні лексеми вводять модель в оману. Складними залишаються також умовні конструкції – «було б добре, якби ціна була нижчою», які потребують тонкого контекстного аналізу. У випадках, коли текст містить багато фактів без явної оцінки, модель інколи визначає тональність як нейтральну, навіть якщо загальний контекст натякає на іншу оцінку.

Попри зазначені обмеження, Dense Neural Network демонструє суттєву перевагу над базовою SVM-моделлю: точність 88.8% та середній F1-Score 0.887 підтверджують ефективність нейронної мережі у коригуванні передбачень традиційних методів машинного навчання та її придатність для задачі тримірної класифікації тональності.

Фінальна гібридна модель поєднує переваги SVM-класифікатора та Dense Neural Network у послідовній архітектурі. На першому етапі SVM формує базове оцінювання тональності, тоді як Dense Neural Network виконує функцію коректора, аналізуючи як вихід SVM, так і вихідні текстові ознаки, що забезпечує більш точне фінальне рішення. Узагальнені результати порівняння представлені на рисунку 7.

Логістична регресія, використана як найпростіший базовий метод, забезпечила точність 81.2%, що підтверджує наявність лінійної компоненти у задачі класифікації тональності. Застосування SVM з RBF-ядром підвищило точність до 86.2%, тобто на 5%, завдяки здатності моделі враховувати нелінійні залежності між ознаками. Додавання біграм до SVM дозволило досягти 87.5%, що на 1.3% перевищує результат базового SVM, та підтвердило важливість урахування локального контексту слів для підвищення точності класифікації.

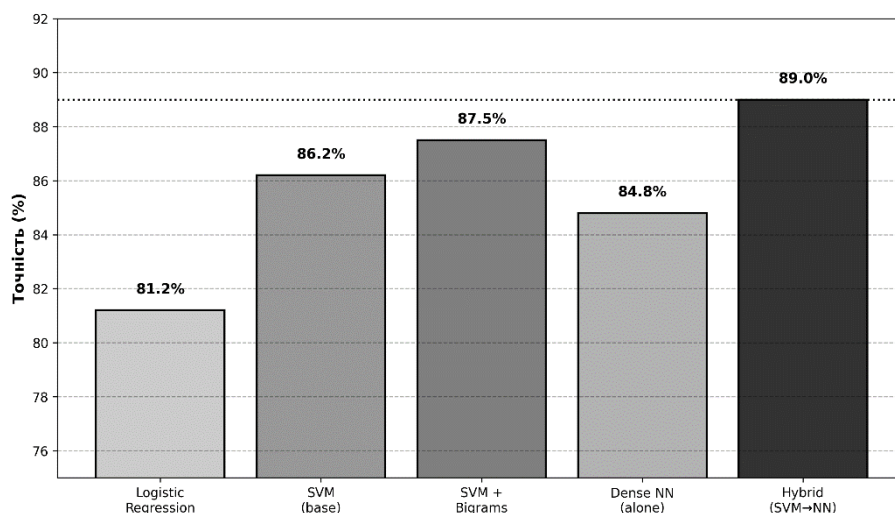


Рис.7. Порівняння точності різних підходів до класифікації тональності

Dense Neural Network окремо, без використання передбачень SVM, забезпечила точність 84.8%. Це нижче за результат SVM з біграмами, але вище за базову SVM, що свідчить про здатність мережі виявляти складні закономірності навіть на відносно невеликих вибірках.

Фінальна гібридна модель, яка поєднує SVM з біграмами та Dense Neural Network у послідовній архітектурі, досягла найвищої точності – 89.0%. Покращення становить 1.5% порівняно з SVM з біграмами (87.5%) та 4.2% порівняно з окремою нейронною мережею (84.8%), що підтверджує ефективність запропонованого підходу.

Гібридний підхід демонструє стійкі переваги завдяки поєднанню сильних сторін обох методів: SVM забезпечує надійну базову класифікацію, біграми враховують локальний контекст, а Dense Neural Network коригує помилки, пов'язані з нелінійними залежностями у тексті.

Порівняння метрик якості між моделями показує середні значення F1-Score: 0.810 для логістичної регресії, 0.855 для базової SVM, 0.872 для SVM з біграмами, 0.847 для окремої Dense NN та 0.890 для гібридної моделі. Покращення спостерігається для всіх трьох класів: позитивного (з 0.871 до 0.901), негативного (з 0.870 до 0.881) та нейтрального (з 0.875 до 0.880). Незначне зростання для нейтрального класу пояснюється тим, що SVM з біграмами вже продемонструвала високу точність у цьому випадку.

Важливо, що гібридна модель не є середнім значенням окремих результатів: її точність 89.0% перевищує обидві складові моделі, що свідчить про те, що Dense Neural Network ефективно використовує

інформацію про впевненість SVM для прийняття рішень. Коли передбачення SVM надійне, мережа його підтримує; за умов низької впевненості вона більше покладається на власні ознаки.

Аналіз помилок показав, що гібридна модель виправляє 35% хибних класифікацій SVM, що демонструє суттєве зниження кількості помилок. Проте модель все ще помиляється зокрема на відгуках з сарказмом, змішаною тональністю або культурно специфічними контекстами.

Попри ці обмеження, точність 89.0% є конкурентоспроможною та відповідає верхній межі результатів сучасних досліджень (85-92%). Простота та модульність запропонованої архітектури роблять її придатною для практичного застосування для аналізу відгуків клієнтів. Результати експериментів підтверджують ефективність комбінування SVM та глибинних мереж для покращення класифікації тональності.

Узагальнення результатів експериментальних досліджень демонструє стабільне підвищення ефективності класифікації тональності під час переходу від простих лінійних моделей до комбінованих підходів. Логістична регресія формує базовий рівень якості з точністю 81.2%. Використання SVM з RBF-ядром забезпечує суттєве покращення (86.2%), що підтверджує переваги нелінійних методів у задачах текстової класифікації. Розширення ознакового простору за рахунок біграм підвищує точність до 87.5%, що підкреслює важливість врахування локального контексту слів.

Окрема Dense Neural Network демонструє 84.8% точності, дещо поступаючись SVM через обмежений обсяг навчальних даних. Найвищі результати забезпечує гібридна модель, що поєднує SVM та нейронну мережу в послідовній архітектурі, досягаючи точності 89.0% та збалансованих метрик якості для всіх класів. Покращення простежується для позитивних, негативних і нейтральних відгуків, що свідчить про здатність моделі коригувати помилки базового класифікатора.

Хоча гібридна модель потребує більше часу на навчання, продуктивність у класифікації нових текстів залишається високою та достатньою для використання в автоматизованих системах обробки зворотного зв'язку. У порівнянні з іншими методами, що застосовуються в задачах аналізу тональності на подібних за масштабом датасетах, отримана точність є конкурентоспроможною та досягається за умов обмежених ресурсів.

Аналіз помилок свідчить, що найскладнішими для класифікації залишаються відгуки з сарказмом, іронією, культурними чи контекстними відсиланнями, а також змішаною тональністю. Водночас результати підтверджують ефективність послідовної гібридної архітектури, яка поєднує можливості традиційних методів машинного навчання та нейронних мереж і забезпечує підвищення точності порівняно з використанням кожного підходу окремо.

ВИСНОВКИ З ДАНОГО ДОСЛІДЖЕННЯ

I ПЕРСПЕКТИВИ ПОДАЛЬШИХ РОЗВІДОК У ДАНОМУ НАПРЯМІ

У роботі проведено комплексне дослідження застосування технологій машинного навчання для автоматизованого аналізу тональності клієнтських відгуків у контексті удосконалення процесів управління IT-проектами. Сформовано збалансований датасет, на основі якого виконано експериментальне порівняння традиційних та нейромережевих підходів. Оптимізація параметрів SVM-класифікатора з RBF-ядром засвідчила його високу точність 86.2%, що підтверджує доцільність використання методів опорних векторів для задач текстової класифікації.

На основі отриманих результатів розроблено гібридну модель послідовної архітектури, у якій нейронна мережа використовує оцінки впевненості SVM як додаткові ознаки. Запропонований метод продемонстрував найвищу точність – 89.0%, перевищивши всі окремі моделі. Це підтвердило, що послідовне комбінування традиційних алгоритмів із глибокими нейронними мережами забезпечує суттєве зростання якості класифікації.

Розроблена модульна програмна система забезпечує гнучкість інтеграції, масштабованість та можливість ефективного використання в автоматизованих контурах зворотного зв'язку. Аналіз помилок показав, що складними залишаються тексти із сарказмом, іронією або культурно-специфічними відсиланнями, що визначає перспективи подальших досліджень, зокрема застосування попередньо навчених мовних моделей та контекстних ембеддингів.

Отримані результати підтверджують практичну цінність запропонованого гібридного підходу та його конкурентоспроможність у порівнянні з сучасними методами аналізу тональності. Метод забезпечує високу точність за умов обмежених навчальних даних і може бути ефективно впроваджений у системи автоматичного моніторингу відгуків у реальних IT-проектах для підтримки прийняття обґрунтованих управлінських рішень.

References

1. Kumar S., Roy P. P., Dogra D. P., Kim B. -G. A Comprehensive Review on Sentiment Analysis: Tasks, Approaches and Applications. arXiv, 2023. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2311.11250>
2. Kirmilcioglu E., Kung H., Orlando D. Were You Helpful -- Predicting Helpful Votes from Amazon Reviews. arXiv, 2024. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.02884>
3. Jain P. K., Pamula R. A systematic literature review on machine learning applications for consumer sentiment analysis using online reviews. arXiv, 2020. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2008.10282>

4. Wang C., Zhu X., Yan L. Sentiment Analysis for E-Commerce Reviews Based on Deep Learning Hybrid Model / *2022 5th International Conference on Signal Processing and Machine Learning*, Dalian China, ACM, August 04, 2022. Pp. 38–46. URL: <https://doi.org/10.1145/3556384.3556391>
5. Sunil N., Shirazi F. Customer Review Classification Using Machine Learning and Deep Learning Techniques / *Social Computing and Social Media: 15th International Conference, SCSM 2023, Held as Part of the 25th HCI International Conference, HCII 2023, Copenhagen, Denmark, July 23–28, 2023, Proceedings, Part I*, Berlin, Heidelberg, Springer-Verlag, 2023. Pp. 581–597. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-031-35915-6_42
6. Hong X., Guan S.-U., Wong P. W. H., Xue N., Man K. L., Liu D., Li Z. Lifelong Machine Learning-Based Quality Analysis for Product Review / *Proceedings of the 3rd International Conference on Advanced Information Science and System*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, 2022. Pp. 1–5. URL: <https://doi.org/10.1145/3503047.3503154>
7. Peng S., Chen J., Chen C., Dai M. Sentiment and User Churn Analysis for Online Platform Business using Yelp Studies / *Proceedings of the 2024 3rd International Conference on Algorithms, Data Mining, and Information Technology*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, 2025. Pp. 18–25. URL: <https://doi.org/10.1145/3701100.3701105>
8. Kumar S., Roy P. P., Dogra D. P., Kim B.-G. A Comprehensive Review on Sentiment Analysis: Tasks, Approaches and Applications. arXiv, 2023. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2311.11250>
9. Hussain S., Dhanda N., Verma R. Sentiment Analysis of Amazon Product Reviews using VADER and RoBERTa Models / *2023 8th International Conference on Communication and Electronics Systems (ICCES)*, June 2023. Pp. 708–713. URL: <https://doi.org/10.1109/ICCES57224.2023.10192872>
10. Das K. K. Kunal-Kumar-Das191049/Sentimental-Analysis-of-Amazon-Reviews : Jupyter Notebook URL: <https://github.com/Kunal-Kumar-Das191049/Sentimental-Analysis-of-Amazon-Reviews>
11. Bharadwaj R., Shendurkar S., Kadam T., Patekar U., Waghule S. RoBERTa and VADER Sentiment Analysis: A Comparative Approach / *Big Data Analytics and Data Science*, Singapore, Springer Nature, 2024. Pp. 141–154. URL: https://doi.org/10.1007/978-981-97-8666-4_12
12. Kong H. Investigating the Effect of Gender and Age in Sentiment Analysis Training and Testing: RoBERTa Vader, Naive Bayes, SVM and Logistic Regression / *Proceedings of the 2024 8th International Conference on Software and e-Business*, New York, NY, USA, Association for Computing Machinery, 2025. Pp. 8–18. URL: <https://doi.org/10.1145/3715885.3715899>
13. Alantari H. J., Currim I. S., Deng Y., Singh S. An empirical comparison of machine learning methods for text-based sentiment analysis of online consumer reviews. *International Journal of Research in Marketing*. 2022. Vol. 39, No. 1. Pp. 1–19. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2021.10.011>
14. Hossain M. S., Rahman M. F. Customer Sentiment Analysis and Prediction of Insurance Products' Reviews Using Machine Learning Approaches. *FIIB Business Review*. 2023. Vol. 12, No. 4. Pp. 386–402. URL: <https://doi.org/10.1177/23197145221115793>
15. Manziuk E., Barmak O., Krak I., Petliak N., Jin Z., Radiuk P. Explainable Deep Learning for Interpretable Brain Tumor Diagnosis from MRI Images / *Lecture Notes in Data Engineering, Computational Intelligence, and Decision-Making, Volume 1*, Cham, Springer Nature Switzerland, 2024. Pp. 326–348. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-031-70959-3_17
16. Manziuk E., Krak I., Barmak O., Mazurets O., Kuznetsov V., Pylypiak O. Structural alignment method of conceptual categories of ontology and formalized domain. *CEUR-WS*. 2021. Vol. 3003. Pp. 11–22.
17. Pavlyshyn V., Ryzhanskyi O., Manziuk E., Radiuk P., Barmak O., Krak I. Establishing Patterns of the Urban Transport Flows on Clustering Analysis. *CEUR Workshop Proceedings*. 2025. Vol. 3974. Pp. 1–9. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3974/paper01.pdf>
18. Barmak O., Krak I., Yakovlev S., Manziuk E., Radiuk P., Kuznetsov V. Toward explainable deep learning in healthcare through transition matrix and user-friendly features. *Frontiers in Artificial Intelligence*. 2024. Vol. 7. Pp. 1482141. URL: <https://doi.org/10.3389/frai.2024.1482141>
19. Pavlyshyn V., Manziuk E., Barmak O., Radiuk P., Krak I. An Adaptive Machine Learning Approach to Sustainable Traffic Planning: High-Fidelity Pattern Recognition in Smart Transportation Systems. *Future Transportation*. 2025. Vol. 5, No. 4. URL: <https://doi.org/10.3390/futuretransp5040152>
20. Ryzhanskyi O., Pavlyshyn V., Radiuk P., Manziuk E., Barmak O., Krak I. AI-Driven Traffic Signal Control System to Reduce CO2 Emissions. *CEUR Workshop Proceedings*. 2025. Vol. 3974. Pp. 18–27. URL: <https://ceur-ws.org/Vol-3974/paper02.pdf>
21. An adaptive approach to detecting fake news based on generalized text features (Conference Paper) Shupta, A., Barmak, O., Wierzbicki, A., Skrypnik, T. // 7th International Conference on Computational Linguistics and Intelligent Systems. Volume I: Machine Learning Workshop, CoLInS 2023; Kharkiv; Ukraine; 20 April 2023 до 21 April 2023; Код 188444 // CEUR Workshop Proceedings Volume 3387, 2023, Pages 300-310
22. E. Manziuk, O. Barmak, I. Krak, O. Mazurets, and T. Skrypnik, “Formal Model of Trustworthy Artificial Intelligence Based on Standardization,” in *CEUR Workshop Proceedings, Khmelnytskyi, Ukraine, Mar. 2021*, vol. 2853, pp. 190–197. <http://ceur-ws.org/Vol-2853/>