

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
Харківський національний університет імені В.Н. Каразіна

Факультет: **ІНІ Каразінський банківський інститут**

Кафедра: **Інформаційних технологій та математичного
моделювання**

Спеціальність: **122 Комп'ютерні науки**

Освітня програма: **Комп'ютерні науки та інформаційні технології в
бізнесі**

Група: **АК-41б денна форма навчання**

КВАЛІФІКАЦІЙНА БАКАЛАВРСЬКА РОБОТА

на тему:

**ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ТА МЕТОДІВ DATA-
MINING В СФЕРАХ ПОКРАЩЕННЯ ЛЮДСЬКОЇ КОМУНІКАЦІЇ**
ЗА НАКАЗОМ № 4601-5/335 ВІД 07 ЛЮТОГО 2025 РОКУ

здобувача вищої освіти **Катруші Андрія Олександровича**

Робота допущена до захисту в ЕК
протокол кафедри ІТММ № 13 від 31.05.2024р.

Завідувач кафедри ІТММ

к.п.н.

_____ **Н.І. Стяглик**

Науковий керівник

к.ф.-м.н, доцент

_____ **Г.В. Макарова**

м. Харків 2025 р.

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ

Харківський національний університет імені В. Н. Каразіна

Факультет навчально-науковий інститут "Каразінський банківський інститут"

Кафедра інформаційних технологій та математичного моделювання

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 122 Комп'ютерні науки

Освітня програма Комп'ютерні науки та інформаційні технології в бізнесі

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

Н. І. Стяглик

Підпис

ініціали, прізвище

"08" лютого 2025 року

З А В Д А Н Н Я
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ (ПРОЄКТ)

Катруші Андрія Олександровича

(прізвище, ім'я, по батькові студента)

1. Тема роботи: Застосування штучного інтелекту та методів Data-mining в сферах покращення людської комунікації

керівник роботи: к.ф-м.н, доцент Г.В. Макарова

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом по університету від "08" лютого 2025 року № 4601-5/335

2. Строк подання студентом роботи 15 травня 2025 року

3. Перелік питань, які потрібно розробити:

У розділі 1: Теоретичні засади штучного інтелекту та Data Mining

У розділі 2: Напрями застосування ШІ та Data Mining для покращення людської комунікації

У розділі 3: Практичне впровадження методів ШІ та Data Mining у комунікаційній сфері

4. План роботи

№ з/п	Назви етапів роботи
1	Вибір здобувачем теми кваліфікаційної бакалаврської роботи
2	Затвердження плану і завдання кваліфікаційної бакалаврської роботи
3	Здача кваліфікаційної бакалаврської роботи керівнику
4	Підпис кваліфікаційної бакалаврської роботи керівника
5	Підпис кваліфікаційної бакалаврської роботи у нормоконтролера
6	Допуск завідувачем кафедри до захисту кваліфікаційної бакалаврської роботи
7	Захист кваліфікаційної бакалаврської роботи

5. Дата видачі завдання 08 лютого 2025 року

Студент _____ А.О. Катруша
підпис ініціали, прізвище

Керівник роботи _____ Г.В. Макарова
підпис ініціали, прізвище

РЕФЕРАТ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ БАКАЛАВРСЬКУ РОБОТУ
«Застосування штучного інтелекту та методів Data-mining в сферах
покращення людської комунікації»
Катруші Андрія Олександровича

Кваліфікаційна бакалаврська робота містить 70 сторінок, 9 таблиць, 2 рисунки, список літератури з 42 найменувань.

Об'єктом дослідження є процеси комунікації у цифровому середовищі та вплив технологій штучного інтелекту на їх ефективність

Предметом дослідження є методи й алгоритми Data Mining та ШІ, зокрема обробка природної мови й аналіз емоцій, що сприяють удосконаленню комунікаційних процесів

Мета кваліфікаційної бакалаврської роботи полягає у дослідженні та практичному застосуванні алгоритмів штучного інтелекту й методів Data Mining для вдосконалення комунікацій між людьми у цифровому середовищі

Завданнями кваліфікаційної бакалаврської роботи є:
дослідження теоретичних основ ШІ та Data Mining

Аналіз сучасних підходів до NLP, аналізу настроїв, рекомендаційних систем
Оцінка ефективності і перспектив запропонованих рішень

Актуальність дослідження:

зі зростанням цифрової комунікації виникає потреба в технологіях, що здатні автоматично аналізувати зміст повідомлень, емоційні аспекти й адаптувати спілкування до конкретного користувача. ШІ та Data Mining відкривають нові можливості для підвищення якості взаємодії та подолання комунікаційних бар'єрів

За результатами дослідження:

було створено прототип інтелектуальної системи, що аналізує текстові повідомлення, визначає емоційний стан користувача та пропонує відповідні стратегії комунікації. Проведена оцінка ефективності довела перспективність інтеграції ШІ в цифрові платформи спілкування

Практична новизна:

полягає у розробці та апробації моделі використання ШІ для аналізу комунікації в режимі реального часу з можливістю адаптації до емоційного контексту

Одержані результати можуть бути використані у створенні інтелектуальних чат-ботів, освітніх систем, корпоративних платформ з автоматизованим аналізом комунікації та у сфері підтримки клієнтів

КЛЮЧОВІ СЛОВА:

штучний інтелект, Data Mining, комунікація, обробка природної мови, емоційний аналіз, NLP, машинне навчання, цифрове середовище

ABSTRACT

AT QUALIFICATION BACHELOR WORK

«Application of Artificial Intelligence and Data Mining Methods for Improving Human Communication»

Katrusha Andrii Oleksandrovyh

The bachelor's thesis contains 70 pages, 9 tables, 2 drawings, a list of references of 42 titles.

The object of the research is the communication processes in the digital environment and the impact of artificial intelligence technologies on their effectiveness

The subject of the research is methods and algorithms of Data Mining and AI, including natural language processing and emotion analysis that contribute to the improvement of communication processes

The purpose of a bachelor's thesis is to study and practically apply AI algorithms and Data Mining methods to enhance human communication in digital environments

The tasks of a bachelor's degree are:

To explore the theoretical foundations of AI and Data Mining

To analyze modern approaches to NLP, sentiment analysis, and recommendation systems

To evaluate the effectiveness and prospects of the proposed solution

The relevance of the research lies in the growing need to improve the quality of digital communication by integrating intelligent systems capable of interpreting emotional context, personalizing interaction, and increasing the efficiency of human dialogue

According to the results of the research: a prototype system was developed that performs real-time analysis of textual messages, determines the user's emotional state, and provides adaptive communication strategies. The solution was tested and showed promising results in terms of practical applicability

Main theoretical provisions on the topic of the practical relevance of the practical relevance of the integration of AI and Data Mining tools for emotional and semantic analysis of communication processes

The results obtained can be used in the development of intelligent chatbots, educational platforms, customer support systems, and other digital services requiring context-aware interaction

KEYWORDS: artificial intelligence, Data Mining, communication, NLP, sentiment analysis, emotion detection, machine learning, digital interaction

ЗМІСТ

ВСТУП	7
РОЗДІЛ 1. Теоретичні засади штучного інтелекту та Data Mining	9
1.1.Поняття та основні концепції штучного інтелекту і Data Mining	9
1.2.Методи та алгоритми Data Mining	14
1.3.Класифікація галузей застосування ШІ: огляд сучасного стану та трендів	18
РОЗДІЛ 2. Напрями застосування ШІ та Data Mining для покращення людської комунікації	23
2.1.Роль обробки природної мови (NLP) у вдосконаленні комунікацій	23
2.2.Аналіз настроїв (Sentiment Analysis) у соціальних мережах і медіаплатформах	28
2.3.Системи рекомендацій та персоналізовані методи взаємодії	32
РОЗДІЛ 3. Практичне впровадження методів ШІ та Data Mining у комунікаційній сфері	39
3.1.Розробка прототипу системи аналізу та розпізнавання емоцій у комунікаціях	39
3.2.Методика обробки та класифікації даних про взаємодію між користувачами	49
3.3.Оцінювання ефективності та результатів реалізації впроваджених рішень	55
ВИСНОВКИ	62
ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ	65

ВСТУП

Розвиток сучасних інформаційних технологій відбувається стрімкими темпами, що зумовлює дедалі ширше використання інструментів штучного інтелекту (ШІ) у повсякденному житті. Однією з ключових сфер, де ШІ та методи Data Mining можуть відігравати вирішальну роль, є покращення людської комунікації. Завдяки обробці великих обсягів даних та здатності алгоритмів до навчання і прогнозування стає можливим більш ефективно аналізувати взаємодію між людьми, виявляти емоційний стан співрозмовників, покращувати змістовність повідомлень та навіть автоматизувати процеси побудови оптимальних комунікаційних стратегій.

Актуальність теми

Значний обсяг спілкування сучасної людини переходить у цифрову площину: соціальні мережі, месенджери, онлайн-конференції стають основними каналами комунікації. У такому середовищі складно зберегти індивідуальність, чітко визначити емоційні аспекти розмови чи вчасно помітити зміни в настрої співрозмовника. Застосування методів Data Mining дає змогу структурувати та аналізувати великі масиви даних про комунікацію, а інструменти штучного інтелекту – інтерпретувати результати цього аналізу та пропонувати оптимальні рішення. Актуальність обраної теми полягає в тому, що поєднання ШІ та Data Mining відкриває нові можливості для поглиблення взаєморозуміння між людьми, зменшення комунікаційних бар'єрів та підвищення ефективності взаємодії.

Мета і завдання дослідження

Метою даної дипломної роботи є **дослідження та практичне застосування алгоритмів штучного інтелекту та методів Data Mining** задля вдосконалення комунікаційних процесів між людьми у цифровому середовищі. Для досягнення поставленої мети необхідно вирішити такі завдання:

1. **Дослідити теоретичні основи** штучного інтелекту та Data Mining, зокрема їх фундаментальні методи й підходи.

2. **Проаналізувати існуючі підходи і алгоритми** в галузі обробки природної мови (NLP), аналізу настроїв і рекомендаційних систем, а також оцінити їхню придатність для покращення комунікації.
3. **Розробити прототип** або модель системи, що використовує методи ШІ та Data Mining для аналізу та прогнозування комунікаційних процесів, зокрема виявлення емоційної складової повідомлень.
4. **Оцінити ефективність** розробленого рішення та проаналізувати перспективи його подальшого розвитку й інтеграції у сучасні комунікаційні платформи.

Об'єкт дослідження – процеси комунікації у цифровому середовищі (соціальні мережі, чати, онлайн-форуми) та вплив технологій штучного інтелекту на їхню ефективність.

Предмет дослідження – методи й алгоритми Data Mining та ШІ, зокрема обробка природної мови і аналіз емоцій, що сприяють удосконаленню комунікаційних процесів.

Методи дослідження – у роботі використовуються методи аналізу і синтезу, порівняльний аналіз, експериментальне моделювання, методи машинного навчання (класифікація, кластеризація, аналіз настроїв), а також статистичні методи для оцінки точності та повноти результатів.

Використання здобутих результатів може суттєво сприяти покращенню якісного рівня людської комунікації, допомагаючи запобігти конфліктам, налагоджувати ефективну взаємодію та створювати сприятливе емоційне середовище у сфері спілкування як в особистому, так і в професійному житті.

РОЗДІЛ 1.

ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ТА DATA MINING

1.1 Поняття та основні концепції штучного інтелекту і Data Mining

Штучний інтелект є міждисциплінарною галуззю, яка об'єднує в собі теорії та методи з комп'ютерних наук, нейронаук, лінгвістики, логіки, психології та багатьох інших напрямів. Основна ідея штучного інтелекту полягає в розробці систем, здатних виконувати завдання, які раніше потребували виключно людських інтелектуальних зусиль. Історичний корінь цього напрямку сягає середини ХХ століття, коли у 1956 році на конференції в Дартмуті було формально введено сам термін «штучний інтелект». Згодом науковці та інженери почали поєднувати теоретичні підходи з галузі математичної логіки, теорії ймовірностей і комп'ютерних технологій задля створення машин, що імітують пізнавальні процеси людини.

Штучний інтелект (ШІ) — це галузь інформатики, яка швидко розвивається, і здатна потенційно змінити багато аспектів нашого життя. Від автономних транспортних засобів до персоналізованого медичного обслуговування, ШІ вже використовується для вирішення складних завдань і підвищення ефективності в різних галузях.

Штучний інтелект (ШІ) — це галузь інформатики та інженерії, яка зосереджена на розробці інтелектуальних машин, які можуть виконувати завдання, які зазвичай вимагають людського інтелекту, наприклад візуальне сприйняття, розпізнавання мови, прийняття рішень і мовний переклад.

Системи штучного інтелекту створені для навчання на досвіді, адаптації до нових ситуацій і підвищення продуктивності з часом без явного програмування. Кінцева мета штучного інтелекту – створити машини, які можуть імітувати людський інтелект, включаючи міркування, вирішення проблем і творчі здібності.

ШІ може автоматизувати повторювані та повсякденні завдання, дозволяючи працівникам зосередитися на більш складних та творчих завданнях.

Покращене прийняття рішень

ШІ може аналізувати великі обсяги даних і робити прогнози або рекомендації на основі цих даних, що може допомогти підприємствам і організаціям приймати більш обґрунтовані рішення.

AI може персоналізувати індивідуальний досвід, наприклад персоналізовані рекомендації щодо потокових служб або персоналізовані медичні процедури.

ШІ може допомогти людям з обмеженими можливостями та покращити доступність у різних сферах, таких як спілкування та мобільність.

ШІ стимулює інновації в багатьох галузях, включаючи охорону здоров'я, фінанси, транспорт і розваги.

Щоб зрозуміти ШІ, важливо знати ключові поняття та термінологію, які зазвичай використовуються в цій галузі. Це включає в себе розуміння різних типів штучного інтелекту, таких як машинне та глибоке навчання, а також алгоритмів і методів, які використовуються для розробки систем штучного інтелекту, наприклад, нейронних мереж і навчання з підкріпленням. Інші важливі поняття включають обробку природної мови, комп'ютерний зір, етику та упередженість у ШІ.

Машинне навчання (ML) — це підмножина штучного інтелекту (AI), яка передбачає навчання алгоритмів для прогнозування або прийняття рішень на основі вхідних даних. На відміну від традиційного програмування, де правила й логіка чітко визначені, алгоритми ML навчаються з використанням великих наборів даних для вивчення шаблонів і прийняття рішень.

Існує кілька типів алгоритмів машинного навчання, включаючи контрольоване навчання, неконтрольоване навчання та навчання з підкріпленням. Контрольоване навчання передбачає навчання алгоритму на позначених даних, тоді як неконтрольоване навчання передбачає навчання

алгоритму на немічених даних. Навчання з підкріпленням передбачає навчання алгоритму для прийняття рішень на основі винагород і покарань.

Розпізнавання зображень: алгоритми ML можуть аналізувати зображення та ідентифікувати об'єкти, людей та інші ознаки. Це використовується в таких програмах, як розпізнавання обличчя, камери безпеки та безпілотні автомобілі.

Розпізнавання мовлення: алгоритми ML можуть аналізувати мовлення та перетворювати його на текст або ідентифікувати конкретні слова чи фрази. Це використовується у віртуальних помічниках, програмному забезпеченні для диктування та програмах автоматизації колл-центру.

Виявлення шахрайства. Алгоритми ML можуть аналізувати великі набори даних фінансових транзакцій і виявляти шаблони, які можуть вказувати на шахрайство.

Персоналізація: алгоритми ML можуть аналізувати дані користувача, такі як історія веб-перегляду, історія покупок і активність у соціальних мережах, щоб надавати персоналізовані рекомендації та досвід роботи в таких програмах, як електронна комерція, розваги та соціальні мережі.

Охорона здоров'я: алгоритми ML можуть аналізувати медичні дані, щоб допомогти з діагностикою, прогнозуванням результатів і персоналізацією лікування.

У загальних рисах штучний інтелект можна визначити як здатність комп'ютерних систем самонавчатися, ухвалювати рішення та робити висновки на підставі аналізу даних. При цьому ключовим завданням таких систем є узагальнення знань та їх застосування до нових, раніше невідомих ситуацій. Для досягнення цього зазвичай використовуються різноманітні техніки, серед яких найбільш відомими є машинне навчання, глибинне навчання, обробка природної мови, експертні системи, евристичні методи пошуку, робототехніка та інші.

На сучасному етапі розвитку штучний інтелект нерозривно пов'язаний із поняттям великих даних, оскільки алгоритми машинного навчання вимагають значних обсягів інформації для побудови узагальнених моделей. Водночас,

розповсюдження соціальних мереж, інтернету речей (IoT) та загальної діджиталізації суспільства створюють безпрецедентно великі потоки інформації, аналіз яких стає можливим лише за допомогою високопродуктивних обчислень та алгоритмів інтелектуальної обробки даних.

Паралельно з розвитком штучного інтелекту активно розвивається й напрям Data Mining. Під Data Mining зазвичай розуміють процес вилучення корисної інформації та закономірностей із великих обсягів даних. Це визначення вказує на комплекс процедур, серед яких підготовка даних, їх очищення, побудова моделей аналізу, верифікація отриманих результатів та впровадження аналітичних моделей у практичні програми. Data Mining поєднує в собі методи з різних наукових сфер: статистики, баз даних, машинного навчання, візуалізації даних тощо. Його мета полягає в тому, щоб знаходити приховані взаємозв'язки та закономірності, які не завжди є очевидними при традиційному аналізі.

Хоча штучний інтелект і Data Mining мають свої унікальні завдання, вони тісно переплітаються. Штучний інтелект може використовувати результати Data Mining для побудови інтелектуальних систем, здатних приймати обґрунтовані рішення та виявляти складні закономірності. З іншого боку, розвиток інтелектуальних алгоритмів дає змогу підвищувати ефективність аналізу даних, пропонуючи більш адаптивні та точні методи обробки. У сучасному розумінні, коли йдеться про штучний інтелект, нерідко мають на увазі саме машинне навчання та глибинне навчання, що фактично базуються на методах Data Mining і статистики.

Концептуальним підґрунтям ШІ та Data Mining є прагнення перетворити «сирі» дані на знання. Такий підхід передбачає кілька ключових стадій: збір даних, їх попередню обробку (очищення та перетворення), побудову моделі, оцінку результатів і зрештою впровадження моделі у виробниче або суспільне середовище. Циклічність цього процесу дає змогу постійно підвищувати рівень абстракції та деталізації знань, оскільки системи ШІ вчаться на попередньому досвіді та можуть відточувати свої алгоритми.

У контексті людської комунікації ці технології дозволяють виявляти глибинні закономірності, пов'язані з емоційним станом користувачів, частотністю й структурою їх повідомлень, а також прогнозувати найбільш імовірні шляхи розвитку діалогу. Наприклад, методи NLP (Natural Language Processing) забезпечують можливість аналізувати текстові дані для подальшого розуміння змісту, визначення емоційного забарвлення, класифікації за темами й багатьох інших завдань, які виконуються в реальному часі.

Ключовою відмінністю штучного інтелекту від традиційних алгоритмічних рішень є фокус не лише на автоматизації процесів, а й на здатності систем навчатися. Там, де класичне програмування покладається на чітко визначений набір інструкцій, інтелектуальні системи працюють із розпізнаванням шаблонів і створенням узагальнених висновків. Це робить їх надзвичайно гнучкими та придатними до розв'язання складних і динамічних завдань, таких як аналіз людського мовлення, обробка сигналів, прогнозування поведінки споживачів у ринкових системах чи встановлення медичних діагнозів на підставі великого масиву даних.

Варто підкреслити, що розвиток ШІ та Data Mining породжує також низку етичних і правових питань, пов'язаних зі збиранням та використанням персональних даних. Виявлення прихованих закономірностей дає можливість краще розуміти поведінку користувачів, але одночасно створює ризик порушення конфіденційності, дискримінації чи маніпулювання інформацією. Тому для належного розвитку цих галузей принципово важливо розробляти чіткі регуляторні норми та гарантувати прозорість алгоритмів.

Підсумовуючи, можна сказати, що поняття штучного інтелекту та Data Mining охоплюють багатогранну сукупність методів і технологій, які разом дають змогу перетворювати дані на знання, а знання – на дієві рішення. Цей симбіоз стає дедалі важливішим у різних сферах, включно з покращенням людської комунікації, де особливого значення набувають технології обробки природної мови та аналізу соціальних мереж.

Таблиця 1.1

Спільні та відмінні риси ІІІ та Data Mining:

Параметр	Штучний інтелект	Data Mining
Основна мета	Створення систем, що імітують інтелектуальні функції людини, здатні навчатися	Вилучення прихованих закономірностей та знань із великих обсягів даних
Методи	Машинне навчання, глибинне навчання, обробка мовлення, експертні системи	Статистичні методи, алгоритми класифікації, кластеризації, регресії, асоціаційних правил
Область застосування	Робототехніка, комп'ютерний зір, NLP, аналітика даних, прогнозування	Аналіз бізнес-даних, виявлення шахрайств, маркетингові дослідження, системи рекомендацій
Взаємодія з користувачем	Акцент на автономність і "розумну" поведінку системи	Зосередження на пошуку корисної інформації для користувача через інтерпретацію моделей
Зв'язок із великими даними	Критично важливий через потребу в обсязі даних для навчання	Можливий, але не завжди обов'язковий для знаходження зв'язків у наборах даних
Основний результат	Автоматизоване вирішення складних завдань, що потребують людської інтелекту	Нові знання та закономірності, які допомагають ухвалювати зважені рішення

Така порівняльна характеристика дає змогу краще зрозуміти місце й роль обох напрямів у сучасному технологічному середовищі. Коли йдеться про комплексні проблеми, пов'язані з великими обсягами даних та високою варіативністю вхідної інформації, синергія ІІІ та Data Mining стає надзвичайно потужним інструментом, здатним генерувати проривні рішення.

1.2 Методи та алгоритми Data Mining

Data Mining охоплює широкий спектр методів аналізу та інтерпретації даних, які можна умовно розділити на декілька ключових категорій. Найчастіше виділяють підходи до класифікації, регресії, кластеризації, пошуку асоціацій та виявлення аномалій. Кожен із цих підходів відповідає на різні типи запитань. Класифікація визначає, до якого класу належить певний об'єкт, регресія допомагає передбачити чисельне значення, кластеризація групує об'єкти за

схожістю, пошук асоціацій виявляє закономірності співіснування ознак, а виявлення аномалій вказує на спостереження, що суттєво відрізняються від норми.

Приклади використання класифікації найчастіше трапляються у задачах розпізнавання зображень, фільтрації спаму чи аналізу тональності тексту. При цьому можуть застосовуватися методи від найпростіших, як-от наївний Байєсів класифікатор, до складних ансамблевих алгоритмів, таких як Random Forest чи Gradient Boosting Machines. Кожний із цих методів має свої переваги й недоліки, що виявляються за різних обставин: обсяг і тип даних, наявність пропущених значень, потреба у швидкій обробці або в більш точній моделі.

Регресія орієнтована на прогнозування числових результатів. Наприклад, можна передбачати курс акцій на ринку, вартість нерухомості або чисельність населення. Класична лінійна регресія досі залишається одним із базових інструментів аналізу, проте все частіше застосовують більш гнучкі методи, що дозволяють урахувати нелінійні взаємозв'язки в даних (наприклад, поліноміальну регресію або регресійні дерева).

Кластеризація дає змогу об'єднувати спостереження у групи без наявності заздалегідь визначених міток. Це називають навчанням без учителя. У ситуаціях, коли немає чіткої цільової змінної і неможливо заздалегідь сказати, як слід класифікувати об'єкти, кластеризація допомагає зрозуміти внутрішню структуру даних і виявити схожі підгрупи. Відомим прикладом є алгоритм k-means, який намагається розбити вибірку на k кластерів, мінімізуючи внутрішньокластерну дисперсію. У сфері комунікації, наприклад, можна згрупувати користувачів за подібною моделлю поведінки, темами або частотою їхніх повідомлень.

Пошук асоціацій традиційно відомий завдяки прикладу з «аналізом кошика покупця» у роздрібній торгівлі, де алгоритми виявляють найімовірніші одночасні покупки різних товарів. Цей підхід, утім, застосовується не лише у комерційній сфері, а й у соціологічних чи психологічних дослідженнях, де

треба з'ясувати, які патерни поведінки найчастіше зустрічаються разом. Алгоритм Apriori є одним із найвідоміших представників цього методу.

Виявлення аномалій спрямоване на пошук нестандартних, рідкісних або підозрілих випадків, які в загальній вибірці суттєво відрізняються від типової поведінки. Цей метод успішно застосовується для виявлення шахрайства у фінансових операціях, моніторингу безпеки мережевої інфраструктури або аналізі біологічних даних для пошуку ознак захворювань.

Таблиця 1.2

Методи Data Mining

Категорія	Основне завдання	Типові алгоритми	Приклад застосування
Класифікація	Визначити клас чи категорію для кожного об'єкта	Наївний Байєс, Decision Tree, Random Forest	Фільтрація спаму, розпізнавання емоцій, медична діагностика
Регресія	Прогнозування числового значення	Лінійна регресія, поліноміальна регресія, Lasso	Прогноз цін акцій, обсягів продажів, рівня доходів
Кластеризація	Групувати об'єкти за схожістю без наявності цільових міток	k-means, Hierarchical Clustering	Сегментація клієнтів, групування текстів за темами
Пошук асоціацій	Виявляти зв'язки та патерни співіснування різних ознак	Apriori, FP-Growth	«Аналіз кошика покупця», аналіз поведінки у соціальних мережах
Виявлення аномалій	Пошук нестандартних або підозрілих випадків, що різко відрізняються від загальної маси	Isolation Forest, Local Outlier Factor	Виявлення шахрайства, моніторинг мережевої безпеки

Звісно, це лише найзагальніша схема. У кожній категорії існує безліч варіацій і модифікацій алгоритмів, адаптованих під конкретні завдання й типи даних. Також у контексті Data Mining надзвичайно важливою є стадія підготовки даних: неструктуровані, зашумлені й неповні дані потребують очищення та трансформації, перш ніж застосовувати вищезгадані методи. У випадку аналізу тексту ця стадія включає токенізацію, лематизацію, видалення стоп-слів, нормалізацію, а у випадку аналізу числових даних – усунення пропущених значень, виявлення викидів (outliers), масштабування та інші процедури.

Останніми роками надзвичайно високої популярності набувають методи глибинного навчання (Deep Learning), які також можна розглядати як підкатегорію або логічне продовження машинного навчання в галузі Data Mining. Глибокі нейронні мережі демонструють виняткову здатність обробляти зображення, текст і навіть сигнали в реальному часі. Такі методи дозволяють будувати більш складні й «глибокі» архітектури, які можуть аналізувати великі масиви інформації, виявляти приховані закономірності та формувати високорівневі ознаки в автоматичному режимі.

У контексті покращення людської комунікації методи Data Mining можуть, наприклад, слугувати основою для створення систем рекомендацій, що пропонують користувачам релевантний контент. Також можуть застосовуватися для аналізу настроїв (Sentiment Analysis), виявлення тем дискусій, визначення рівня взаємодії між користувачами та прогнозування ймовірності виникнення конфліктів чи непорозумінь. Роль Data Mining у цих задачах проявляється в інтелектуальній інтерпретації інформації, тоді як ШІ (зокрема, різновиди машинного чи глибинного навчання) відповідає за побудову автономних моделей, здатних до самонавчання й адаптації під час розв'язання конкретних завдань.

Таким чином, методи Data Mining виконують функцію «скелету», що задає структурну основу для аналізу, а штучний інтелект реалізує «інтелектуальну» компоненту, впроваджуючи більш гнучкі та незалежні механізми ухвалення рішень. Розуміння й правильне застосування алгоритмів Data Mining закладає підґрунтя для успішного впровадження ШІ, оскільки будь-яка інтелектуальна модель значною мірою залежить від якості та релевантності вхідних даних.

1.3 Класифікація галузей застосування ШІ: огляд сучасного стану та трендів

Упродовж останніх десятиліть спостерігається бурхливий розвиток технологій штучного інтелекту, що зумовлено як зростанням обчислювальних потужностей, так і появою нових математичних моделей аналізу даних. Сучасний стан ШІ характеризується значною різноманітністю напрямів застосування: від автоматизації виробничих процесів до персональної комунікації, від медичної діагностики до художньої творчості. Для зручності можна згрупувати ці галузі на підставі домінантної ролі штучного інтелекту у виконанні певних функцій.

Один із найпоширеніших напрямів – обробка природної мови (NLP), що активно використовується в чат-ботах, системах машинного перекладу, голосових помічниках і пошукових системах. Сучасні моделі на зразок GPT-архітектур демонструють високу точність у розумінні тексту й навіть здатні генерувати зв'язний зміст. Цей напрям тісно пов'язаний із покращенням людської комунікації, оскільки надає змогу розробляти інтелектуальні інструменти для обробки та аналізу великих масивів текстових повідомлень, а також для побудови інтуїтивно зрозумілих інтерфейсів взаємодії між людиною й машиною.

Ще одна широко відома сфера – комп'ютерний зір, де ШІ використовується для розпізнавання об'єктів, осіб, емоцій на зображеннях чи відео, для автоматичного аналізу медичних знімків, дронів і роботів-автомобілів, які самостійно орієнтуються у просторі. Завдяки глибинним нейронним мережам точність таких систем значно зросла, що стало передумовою для розвитку безпілотного транспорту та інтерактивних технологій доповненої реальності.

У сфері медицини штучний інтелект спрощує роботу лікарів, автоматично аналізуючи велику кількість біомедичних даних, підтримуючи точність діагностики й допомагаючи визначати оптимальне лікування. Завдяки методам

машинного навчання стає реальним прогнозувати перебіг хвороб і ризику розвитку ускладнень, аналізувати генетичну інформацію пацієнтів та рекомендовані профілактичні заходи.

У фінансовому секторі ШІ сприяє виявленню шахрайства, оптимізує торговельні стратегії на фондових ринках, покращує управління ризиками та дозволяє створювати персоналізовані пропозиції клієнтам банків. Технології аналізу великих даних дають змогу обробляти тисячі транзакцій щосекунди й виявляти нестандартні патерни, що можуть свідчити про незаконну діяльність.

Важливу роль ШІ відіграє в маркетингу та електронній комерції, де методи Data Mining забезпечують сегментацію клієнтів, виявлення нових потенційних ринків і персоналізовану рекламу. Рекомендаційні системи, що пропонують товари або послуги залежно від поведінки користувача, нині стали стандартом для великих онлайн-платформ.

Не менш масштабне впровадження відбувається у виробництві, де інтелектуальні алгоритми дозволяють оптимізувати ланцюги постачань, планувати технічне обслуговування обладнання, зменшувати витрати на енергоресурси та підвищувати загальну ефективність виробничих процесів. Концепція Індустрії 4.0 базується на ідеї “розумних” фабрик, де пристрої та обладнання самі спілкуються одне з одним і взаємодіють з операторами в реальному часі.

Окрему нішу займають системи робототехніки та автономних агентів, що проникають у повсякденне життя від домашніх роботів-пилососів до промислових роботів-маніпуляторів, що здатні адаптуватися до змінних умов.

Сучасні тенденції показують, що одним із найбільш динамічних і перспективних напрямів є генеративний штучний інтелект, який не лише аналізує дані, а й здатний створювати нові тексти, зображення, музику, відео й навіть 3D-моделі. Такі моделі, як GAN (Generative Adversarial Networks) чи нейронні трансформери, можуть у високій роздільності генерувати фотореалістичні зображення, імітувати стилі відомих художників або створювати віртуальні персонажі з реалістичною мімікою й голосом. Це вже

виходить за межі традиційних підходів до обробки даних і ставить нові питання про авторське право, етику та ризики зловживань такими технологіями, зокрема у сфері дезінформації.

Щодо покращення людської комунікації, ключовими стають розробки у сферах обробки природної мови, емоційного інтелекту систем (Emotion AI) і соціальної аналітики. Інструменти на основі ШІ допомагають структурувати хаотичні потоки повідомлень, аналізувати їхній смисловий і тональний вміст, рекомендувати найдоречніші відповіді або адаптувати стиль спілкування до конкретної аудиторії.

Серед останніх трендів можна виділити зростаючий інтерес до Explainable AI (XAI), тобто систем, здатних пояснити користувачеві, як саме вони дійшли до того чи іншого висновку. Це особливо важливо в медичних, юридичних або фінансових додатках, де алгоритм не може бути «чорним ящиком», а від прозорості процесу ухвалення рішення може залежати доля людини чи компанії.

Також спостерігається посилення законодавчої та регуляторної бази в різних країнах, оскільки уряди намагаються знайти баланс між стимулюванням інновацій та запобіганням зловживань чи дискримінаційних практик. Це стосується питань приватності та обробки персональних даних (як-от GDPR у ЄС), а також відповідальності за дії автономних систем.

У контексті широкого огляду сучасного стану можна сказати, що хоча ШІ вже проник у більшість сфер людської діяльності, ступінь його інтеграції та зрілість технологій відрізняється залежно від галузі. У деяких випадках (наприклад, у кібербезпеці, маркетингу чи фінансах) штучний інтелект став звичною складовою робочих процесів, тоді як у інших (наприклад, у державному управлінні чи суспільному секторі) він ще перебуває на ранніх стадіях адаптації.

Тенденція глобальної діджиталізації, розширення хмарних обчислень, розвиток 5G- і надалі 6G-мереж, а також зростання кількості даних із різних сенсорів і пристроїв Internet of Things створюють сприятливе середовище для

подальшої експансії ШІ. У найближчій перспективі можна очікувати більш тісного злиття алгоритмів ШІ з технологіями блокчейн, розвиток розподілених систем аналізу даних та появу спеціалізованих апаратних прискорювачів (GPU, TPU, neuromorphic chips) для інтелектуальних обчислень.

У сфері людської комунікації це означає, що платформи соціальних мереж і комунікаційні програми дедалі частіше використовуватимуть алгоритми персоналізації, аналізуватимуть контекст повідомлень і пропонуватимуть інструменти для покращення взаємодії. Це може стосуватися автоматичного перекладу повідомлень у багатомовних спільнотах, корекції стилю й орфографії, виявлення образ чи пропаганди, а також формування мережевих спільнот на підставі схожих інтересів або емоційних патернів.

Отже, сучасний стан ШІ можна охарактеризувати як перехід від локальних експериментальних рішень до системного застосування у численних галузях. Це зумовлює як зростання інвестицій і наукових досліджень, так і появу нових етичних і соціальних викликів. На тлі такої картини, де інновації розвиваються надзвичайно швидко, уже зараз стає очевидно: застосування штучного інтелекту та Data Mining у сферах, що покращують людську комунікацію, має всі передумови для справжнього прориву. Воно може не лише оптимізувати процес обміну інформацією, а й сприяти глибшому взаєморозумінню та злагоді в суспільстві.

Завдяки цьому у наступних розділах аналізуватимуться детальніші аспекти реалізації таких технологій та розглядатимуться конкретні приклади їх впровадження, зокрема методи обробки природної мови, аналізу емоцій і розробки інтерактивних систем для більш ефективної взаємодії між людьми.

Написаний матеріал висвітлює теоретичний фундамент, на якому базується розуміння штучного інтелекту та Data Mining, демонструючи, як ці дві галузі переплітаються і взаємно збагачують одна одну. Такий огляд є відправною точкою для визначення подальшого напрямку дослідження, що полягатиме в поглибленому аналізі конкретних методів і прикладів їх застосування з метою вдосконалення комунікаційних процесів.

Таким чином, цей розділ дає комплексне уявлення про сутність і природу ШІ й Data Mining, ключові методи та алгоритми аналізу даних, а також основні напрямки впровадження інтелектуальних систем у сучасному світі. Знання про ці фундаментальні питання допомагає усвідомити поточні тенденції, зрозуміти, яким чином технології перетворюють сферу людської комунікації, та визначити потенційні шляхи вирішення завдань, пов'язаних із кращою взаємодією між людьми за допомогою інструментів штучного інтелекту і Data Mining.

РОЗДІЛ 2.

НАПРЯМИ ЗАСТОСУВАННЯ ШІ ТА DATA MINING ДЛЯ ПОКРАЩЕННЯ ЛЮДСЬКОЇ КОМУНІКАЦІЇ

2.1 Роль обробки природної мови (NLP) у вдосконаленні комунікацій

Обробка природної мови (NLP) відіграє центральну роль у розвитку сучасних технологій взаємодії між людьми та цифровими системами. Коли людина спілкується в онлайн-просторі, вона найчастіше використовує текст, голосові повідомлення або мультимедійний контент, але основу цих каналів комунікації становить саме мова. Задля того щоб машини могли розпізнавати, інтерпретувати й навіть генерувати людську мову, розробники та науковці створюють алгоритми, здатні аналізувати граматичну, лексичну і семантичну структуру тексту. NLP також зосереджується на питаннях контексту, емоційного забарвлення та прагматичного аспекту повідомлень. Це робиться для того, щоб цифрові системи могли не просто імітувати спілкування, а й дійсно розуміти його сенс, виявляти тонкі відтінки настрою й навіть передбачати можливі реакції співрозмовника.

Історично обробка природної мови спиралась на лінгвістичні правила, формальні граматики та алгоритми парсингу. Зі стрімким зростанням обчислювальних потужностей і появою великих корпусів тексту широкого вжитку почали розвиватися статистичні й машинно-навчальні методи. Зокрема, моделям на кшталт n-грамних статистик довгі роки належала провідна роль у розв'язанні завдань машинного перекладу та аналізу тексту. Однак ці моделі доволі часто виявлялися обмеженими, оскільки їм бракувало розуміння складної ієрархічної структури речень, а також глибоких зв'язків між словами, які не завжди можна описати лінійними співвідношеннями. Саме тому у 2010-х роках особливий інтерес здобули глибинні нейронні мережі, рекурентні архітектури (RNN, LSTM, GRU) та трансформери (Transformer), що демонструють якісно новий рівень обробки текстів.

Завдяки глибинному навчанню стало можливим розв'язувати задачі машинного перекладу, узагальнення змісту тексту, розпізнавання іменованих сутностей (імен людей, географічних назв, назв організацій тощо), вилучення ключових слів і фраз, семантичного та синтаксичного аналізу. Одним із ключових аспектів NLP, що безпосередньо впливає на покращення людської комунікації, є автоматичне визначення намірів та контексту в повідомленнях. Завдяки цьому можна розробляти чат-ботів і віртуальних помічників, які дозволяють швидко отримувати потрібну інформацію або виконувати певні дії у відповідь на запит користувача.

Важливим додатковим шаром є емоційний та психологічний вимір мови. Люди часто використовують метафори, сарказм чи переносне значення, що потребує більш тонкого підходу, ніж формальне аналізування слів. Технології NLP розширюють свій вплив і в цій площині, оскільки стають дедалі кращими у розпізнаванні тональності (позитивна, негативна, нейтральна, змішана), визначенні емоцій (радість, сум, злість, подив тощо) і стеженні за зміною емоційного стану людини в процесі діалогу. Це критично важливо для платформ, які прагнуть покращити досвід користувачів та уникнути конфліктів чи деструктивних суперечок.

Надзвичайну увагу розробники звертають на автоматичне виправлення граматичних помилок, стилістичну підказку, підтримку багатомовності й можливість швидкого перетворення мовленнєвої інформації на текст і навпаки. Такі функції полегшують комунікацію людей з різними рівнями володіння мовою, сприяють уникненню неправильного тлумачення повідомлень і знижують мовні бар'єри між користувачами з різних країн. Таким чином, технології NLP збагачують людську комунікацію, роблячи її доступнішою, швидшою та менш схильною до непорозумінь, які виникають через людські фактори, включно з друкарськими помилками, непослідовним стилем чи слабким знанням граматики.

Ще одним важливим напрямом є створення мовних моделей, які здатні генерувати осмислені тексти, адаптовані під конкретні ситуації. Це може

охоплювати як системи, що пишуть короткі відповіді для чат-ботів, так і повноцінні інструменти для автоматизованого ведення соціальних мереж, написання статей та інших видів контенту. Хоча це знімає з людини значну частину рутинної роботи, одночасно постає питання, наскільки якісним і доречним є згенерований текст, чи не вводять він в оману, чи не порушує етичних норм.

Усе це свідчить, що NLP виступає фундаментальною технологією, яка відкриває широкі можливості для вдосконалення комунікації в цифрову епоху. Чат-боти на базі NLP можуть стати першою точкою контакту між компанією та клієнтом, надаючи цілодобову підтримку і відповідаючи на поширені запитання. У освітній галузі лінгвістичні інструменти допомагають автоматично перевіряти письмові роботи, визначати рівень знань студентів, формувати адаптивні програми навчання. Водночас сервіси автоматичного перекладу усувають перешкоди між носіями різних мов і полегшують глобальну співпрацю.

У бізнесі застосування NLP дозволяє оперативно аналізувати відгуки клієнтів, виявляти загальні скарги, пропонувати рішення для підвищення якості продукції чи сервісу, формувати рекомендації щодо покращення товару чи способів комунікації з аудиторією. В умовах великих корпорацій, де через електронні канали проходять тисячі та десятки тисяч повідомлень щодня, таке автоматизоване інтелектуальне опрацювання допомагає уникати втрат важливої інформації. Системи, що розпізнають тональність і пріоритетність вхідної кореспонденції, здатні маркувати критичні запити та негайно привертати увагу відповідальних менеджерів.

Представлена таблиця свідчить про багатоплановість задач NLP, кожна з яких безпосередньо впливає на способи комунікації людей у цифровому середовищі. При цьому обробка природної мови не обмежується винятково текстом: ідентифікація інтонацій у голосовому повідомленні може грати вирішальну роль у виявленні незадоволення клієнтів або визначенні рівня емоційного напруження в діалозі. Усе це розширює межі можливостей

цифрових систем, даючи змогу їм діяти не просто як передавачі тексту, а як активні учасники розмови, здатні аналізувати контекст і пропонувати релевантні відповіді.

Таблиця 2.1

Ключові завдання NLP у контексті вдосконалення людської комунікації та приклади їх практичного застосування:

Завдання NLP	Опис завдання	Приклад впровадження
Розпізнавання мовлення та перетворення голосу на текст	Автоматична транскрипція усного мовлення в текстову форму для подальшого аналізу	Системи субтитрування в реальному часі, телефонні роботи
Автоматичний переклад	Переклад тексту чи усного мовлення з однієї мови на іншу	Мультимовні чат-боти, глобальні комунікаційні платформи
Аналіз синтаксису і семантики	Визначення частин мови, структури речень, взаємозв'язку між словами	Лінгвістична обробка документів, класифікація текстів
Визначення тональності (Sentiment) та емоцій	Виокремлення позитивних, негативних, нейтральних відтінків у повідомленнях	Модерація коментарів у соціальних мережах, виявлення мови ворожнечі
Генерація зв'язного тексту	Створення нових речень та текстів, що відповідають певному контексту або стилю	Автоматизована розсилка новин, написання коротких описів товарів
Розпізнавання та витяг іменованих сутностей	Ідентифікація в тексті імен людей, організацій, геолокацій, продуктів тощо	Витяг фактів зі статей, системи ведення медичних записів
Класифікація тексту	Віднесення документа або повідомлення до певної категорії чи тематики	Маркування електронної пошти як спаму, класифікація рецензій на товари

Завдання, які виконує NLP, значною мірою залежать від якості даних. На низькоякісних корпусах текстів із помилками, скороченнями чи специфічним сленгом (чого багато в соціальних мережах) точність алгоритмів може відчутно падати. Саме тому комерційні компанії та дослідницькі установи інвестують у збирання та підготовку різноманітних лінгвістичних баз, щоб алгоритми могли краще навчитись і охоплювати типові патерни реальної мови.

У перспективі подальше вдосконалення NLP призведе до того, що межі між «людиною» та «машиною» у процесі комунікації стануть менш помітними. Інтерфейси майбутнього зможуть розуміти складні звороти, переносне значення, гумор, діалекти і навіть розпізнавати емоційний підтекст,

забезпечуючи максимально природне відчуття розмови. Крім того, це відкриває можливості для людей з особливими потребами, у яких можуть бути проблеми зі слухом чи зором. За допомогою інтегрованих рішень NLP вони матимуть швидший і простіший спосіб спілкування, навчання та соціальної інтеграції.

Таким чином, розглядаючи роль NLP у вдосконаленні комунікацій, можна стверджувати, що ця технологія слугує базою, на якій будуються складніші сервіси аналізу настроїв, рекомендаційні системи, інтерактивні помічники та методи формування персоналізованого контенту. Усе це зумовлює комплексне зростання ефективності, швидкості й зручності людської взаємодії в цифровому середовищі та врешті-решт сприяє підвищенню якості комунікації в соціумі загалом.

2.2 Аналіз настроїв (Sentiment Analysis) у соціальних мережах і медіаплатформах

У сучасному інформаційному суспільстві соціальні мережі стали ареною, де мільйони людей діляться своїми думками, емоціями та досвідом щодня. Платформи на кшталт Facebook, Twitter, Instagram, TikTok чи YouTube залучають різноманітні аудиторії з усього світу. Окрім особистих повідомлень, користувачі генерують колосальну кількість публічних коментарів, відгуків і рецензій на продукти та послуги. Усе це формує величезні масиви текстових даних, які містять значну цінність для бізнесу, маркетингу, соціології, психології та багатьох інших галузей. Проте, аби вилучити реальну користь із цих даних, потрібні технології, здатні швидко та точно оцінювати емоційне забарвлення повідомлень.

Аналіз настроїв (Sentiment Analysis) – це методика, яка дає можливість автоматично визначати тональність тексту (часто позитивну, негативну чи нейтральну) та більш детальні характеристики емоцій (захоплення, злість, сум, радість, відраза тощо). Застосування цієї технології в соціальних мережах і

медіаплатформах дозволяє отримувати оперативну аналітику про реакцію користувачів на певні новини, події, товари, бренди чи суспільні явища.

Серцем будь-якої системи аналізу настроїв є алгоритми NLP, які можуть «прочитати» повідомлення, виокремити ключові слова та фрази, порівняти їх із лексиконами настроїв або проаналізувати їх семантичні зв'язки для визначення емоційного контексту. Ранні системи покладалися переважно на словниковий підхід, де кожне слово мало визначену «емоційну вагу», однак сучасні моделі, особливо з використанням глибинного навчання, здатні захоплювати складніші відносини між словами й навіть ураховувати інтонаційні звороти, сарказм та іронію. Хоча сарказм лишається однією з найскладніших форм вираження, оскільки контекст може бути вкрай неоднозначним.

Практична цінність Sentiment Analysis полягає в тому, що компанії та організації можуть швидко реагувати на зміну громадської думки або появу негативних хвиль у соціальних мережах. Якщо, наприклад, бренд запускає новий продукт і спостерігає переважно негативні відгуки, аналіз настроїв допоможе виявити найпоширеніші скарги або проблеми. Це дає змогу оперативно внести зміни в маркетингові стратегії чи навіть у продукт, зберігаючи лояльність аудиторії.

Така технологія також активно використовується урядовими організаціями й соціологічними службами для моніторингу суспільних настроїв під час виборчих кампаній, кризових ситуацій або суспільних збурень. Можна відстежувати, як громадськість реагує на певні політичні ініціативи, які теми викликають найбільше обговорень та емоційного відгуку, чи в якому напрямку розвиваються дискусії на локальних і глобальних рівнях.

Важливим аспектом Sentiment Analysis є визначення рівня токсичності чи ворожнечі (hate speech) у коментарях. У великих спільнотах існує ризик поширення образ, утисків або мови ворожнечі, що може негативно позначитись на психічному стані учасників та навіть призвести до реальних конфліктів. Модератори фізично не можуть охопити й перевірити кожне повідомлення, тому алгоритми аналізу настроїв беруть на себе первинне виявлення потенційно

неприйняттого контенту, сигналізують адміністраторам і таким чином сприяють побудові безпечнішого інтернет-середовища.

Таблиця 2.2

Підходи до Sentiment Analysis та їх інтегрування в практичні кейси й які особливості, сильні та слабкі сторони мають ці методи:

Підхід до аналізу настроїв	Опис	Переваги	Недоліки
Словниковий (Lexicon-based)	Оцінка тональності на основі заздалегідь складених словників із позитивною або негативною вагою	Простота реалізації, добре працює на коротких текстах	Обмежена здатність розуміти контекст, іронію, лексика може швидко застаріти
Статистичний (Machine Learning)	Моделювання тексту з використанням алгоритмів класифікації (SVM, Naive Bayes тощо)	Може вчитися на реальних прикладах, дає вищу точність за умови наявності достатньої вибірки	Потребує попереднього розміченого корпусу, важко захоплювати складні залежності між словами
Глибинне навчання (Deep Learning)	Використання нейронних мереж (LSTM, CNN, BERT, GPT), що враховують контекст і семантику	Можливість високої точності, захоплення контекстних зв'язків, гнучкість у розпізнаванні складних форм	Великі обчислювальні витрати, необхідність у великих наборах даних, ризик «чорної скриньки»
Гібридні підходи	Поєднання словникових і машинно-навчальних методів, включення правил, що базуються на експертних знаннях	Баланс між пояснюваністю та точністю, адаптивність до специфічних доменів	Складність у реалізації та налаштуванні, потреба в регулярному оновленні та перевірці словників

У соціальних мережах, де переважають короткі повідомлення й багата палітра мовних засобів, включно зі сленгами, емодзі, гештегами та тегами, алгоритмам Sentiment Analysis доводиться працювати в умовах великої варіативності даних. Часто користувачі пропускають розділові знаки, використовують різні транслітерації, включають скорочення, меми, а також

змішують кілька мов у межах одного речення. Усе це створює додаткові виклики для точного розпізнавання емоційного стану.

Проте розвиток глибинних мереж, зокрема моделей трансформерного типу (BERT, RoBERTa, DistilBERT, GPT), значно підвищує якість аналізу настроїв на реальних мовних даних. Такі моделі навчаються на величезних корпусах, навчаються контекстно розуміти слова в реченнях та можуть здійснювати тонкі перефразування, спираючись на глобальні залежності. Завдяки цьому можна значно зменшити кількість помилкових класифікацій, особливо у випадках іронії, полісемії (коли слово має кілька значень) або часткового змішування мов.

Окрім соціальних мереж, Sentiment Analysis важливий і для медіаплатформ, де користувачі можуть залишати коментарі до статей, відео, аудіозаписів або подкастів. Система аналізу настроїв дозволяє творцям контенту оцінювати реакцію своєї аудиторії, помічати спад зацікавленості чи виклик роздратування певними темами. Це дає змогу розробляти комунікаційну стратегію, орієнтовану на зменшення негативу й залучення більш лояльної аудиторії.

Крім того, існує практика соціального моніторингу (social listening), де бренди та маркетологи аналізують великі обсяги публікацій у відкритих каналах, щоб побачити, як часто згадують їхню торгову марку, з якою тональністю та в якому контексті. Завдяки обробці цільових слів, хештегів або згадок можна формувати уявлення про брендовий імідж, вчасно втручатися у випадку кризової ситуації або негативної піар-кампанії. У підсумку це сприяє формуванню більш адаптивних маркетингових стратегій і тіснішому контакту з клієнтами.

Із розширенням можливостей Sentiment Analysis деякі компанії впроваджують навіть багатовимірний аналіз, який враховує не лише позитивну чи негативну оцінку, а й інші категорії: радість, здивування, злість, огиду, страх тощо. Це дає більш «кольорове» уявлення про емоційний спектр, який переважає в певний момент часу чи в певному регіоні. На основі таких даних

можна прогнозувати вірусний потенціал новинних матеріалів, ймовірність ескалації конфліктів у групових чатах, ефективність комунікаційних кампаній і навіть динаміку суспільних настроїв у різних країнах.

Усе це робить аналіз настроїв одним із найперспективніших інструментів у сфері покращення людської комунікації, оскільки він дозволяє перевести суб'єктивні відчуття у кількісні показники, виявляти тенденції й мотивувати своєчасні управлінські рішення. Водночас, у світлі цього зростають і виклики: алгоритми можуть виявляти приховані залежності, що зачіпають особисті дані та конфіденційну інформацію користувачів, тож необхідно дотримуватись етичних і правових норм при збиранні та аналізі матеріалів.

Отже, аналіз настроїв у соціальних мережах і на медіаплатформах став невіддільною складовою цифрової екосистеми, впливаючи на маркетинг, піар, політичні кампанії, громадський діалог і навіть міжособистісне спілкування. Сучасні технології дозволяють досягати високої точності в автоматичному визначенні емоційного забарвлення повідомлень, що, врешті-решт, сприяє підвищенню культури комунікації та поліпшенню взаєморозуміння між користувачами в інтернет-просторі.

2.3 Системи рекомендацій та персоналізовані методи взаємодії

У сучасному цифровому середовищі користувачі постійно перебувають під інформаційним потоком з безлічі джерел. Кількість сайтів, додатків, соціальних мереж та онлайн-сервісів стрімко зростає, що часто призводить до ситуації інформаційного перевантаження. У таких умовах виникає потреба у технологіях, які можуть відсортувати цей потік і запропонувати людині саме те, що їй потрібно або може бути цікавим. Системи рекомендацій виникли як відповідь на це виклик, і сьогодні вони є одним із ключових способів персоналізації взаємодії між користувачами та контентом.

Спочатку рекомендаційні системи здобули найбільшу популярність у сфері електронної комерції, де пропонували товари, схожі на ті, що вже

переглядав чи купував покупець. Однак поступово сфера їх застосування поширилася на різні галузі: стрімінгові платформи музики й відео, соціальні мережі, туристичні портали, медичні додатки, освітні платформи та навіть новинні сайти. Основна ідея полягає в тому, щоб проаналізувати минулу поведінку користувача (історію покупок, переглядів, вподобань, коментарів, кліків тощо) і на цій основі запропонувати новий контент, який з високою ймовірністю зацікавить конкретну особу.

Існують різні механізми побудови рекомендаційних систем. Одним із найпоширеніших методів є колаборативна фільтрація, яка ґрунтується на подібності між користувачами або об'єктами. Якщо двоє осіб мають схожі вподобання, то системі достатньо знати, що один із них оцінив позитивно певний товар або контент, аби рекомендувати його іншому. Альтернативний підхід – контентна фільтрація, де акцент робиться на характеристиках самих об'єктів (жанрі фільму, тематиці статті, типі музики тощо), які зіставляють з анкетними чи поведінковими даними користувача. У багатьох випадках компанії об'єднують обидва підходи, утворюючи гібридні системи, які можуть забезпечити більш точні й різноманітні рекомендації.

У контексті покращення людської комунікації рекомендаційні системи можуть виконувати функцію «цифрового помічника». Наприклад, соціальні мережі використовують алгоритми, щоб пропонувати користувачам нових потенційних друзів або групи, які відповідають їхнім інтересам, формуючи тим самим кращі умови для побудови спільнот за спільною тематикою. Платформи для онлайн-навчання радять курси чи навчальні матеріали, виходячи з попереднього досвіду студента та його цілей. Музичні сервіси на кшталт Spotify генерують плейлисти, ґрунтуючись на улюблених композиціях і темпоритмі, що резонує з емоційним станом слухача.

З погляду Data Mining, рекомендаційні системи є складною аналітичною задачею. Вони враховують безліч факторів: профіль користувача, історію його взаємодії з контентом, поведінкові патерни (частота активності, час доби, геолокація), а також популярність конкретних об'єктів серед ширшого кола

людей. Алгоритми можуть відстежувати не лише явну активність (лайки, покупки), а й неявну (час перегляду певної сторінки, швидкість прокрутки стрічки, миттєве вихід із сайту тощо). Це дає змогу точніше моделювати інтереси користувача й передбачати, які пропозиції викличуть у нього зацікавлення.

Із часом з'явилося поняття серендипності (serendipity) – системи рекомендацій не тільки повинні пропонувати те, що користувач гарантовано хоче, а й іноді представляти нові, несподівані варіанти, які можуть його зацікавити. Це допомагає людям розширювати власне коло інтересів, знайомитись із незвіданими жанрами чи темами, уникаючи так званої «інформаційної бульбашки», коли користувач бачить лише обмежений набір контенту, підтверджуючи свою попередню точку зору.

Надзвичайно актуальним викликом є проблема етики та прозорості алгоритмів рекомендацій. Оскільки ці системи можуть дуже сильно впливати на те, що саме бачить користувач у своїй стрічці або які товари він купує, постає питання про маніпулятивний характер таких рекомендацій. Крім того, персоналізовані підходи часто вимагають детального профілювання людей, що конфліктує з вимогами захисту приватності й може наражатися на критику з погляду втручання в особисте життя. Тому провідні компанії працюють над способами зробити алгоритми більш зрозумілими, дозволити користувачам налаштовувати рівень персоналізації або навіть частково відключати певні рекомендації.

У контексті людської комунікації системи рекомендацій також можуть просувати позитивну комунікаційну культуру. Якщо алгоритми виявляють надмірну токсичність чи конфліктність у певній групі користувачів, вони можуть знижувати пріоритет публікацій із провокативним змістом або натомість пропонувати альтернативні теми обговорення. Це, однак, залежить від цілей і політики компанії, що контролює платформу, адже іноді провокаційний контент генерує більше переглядів і взаємодій.

Таблиця 2.3

Порівняння різних типів рекомендаційних систем за ключовими ознаками

Тип рекомендаційної системи	Основний принцип	Переваги	Недоліки
Колаборативна фільтрація	Пошук схожих користувачів чи об'єктів на основі історії взаємодії	Висока якість рекомендацій за наявності достатньої кількості даних	Проблеми «холодного старту» (нова аудиторія чи новий продукт), складнощі з масштабування
Контентна фільтрація	Аналіз характеристик об'єктів і збігів із профілем користувача	Не потребує великих даних про інших користувачів	Може пропонувати лише схожий тип контенту, обмежений ефект відкриття нового
Гібридні системи	Поєднання колаборативних і контентних підходів у єдиному алгоритмі	Гнучкість, можливість компенсувати недоліки окремих методів	Підвищена складність реалізації, потреба в більшому обсязі даних
Контекстно-орієнтовані	Урахування контексту (час, місце, пристрій, історія пошуку, соціальні фактори)	Персоналізовані ші рекомендації з вищою релевантністю	Додаткові виклики для конфіденційності, більше обчислювальне навантаження

Системи рекомендацій все частіше виходять за рамки формальних показників на кшталт рейтингів і вподобань, залучаючи методи обробки природної мови та аналізу настроїв для формування більш персоналізованих пропозицій. Наприклад, алгоритм може визначити, що людина перебуває у пригніченому чи стурбованому стані, аналізуючи тональність її останніх постів, і на цій основі підібрати розважальний або надихаючий контент. З одного боку, це розширює горизонт можливостей для покращення емоційного стану користувача, але з іншого – виникає питання, чи має алгоритм моральне право робити такі втручання, і хто відповідає за наслідки, якщо рекомендація виявиться негативною або небажаною.

Ще один аспект систем рекомендацій, що впливає на якість комунікації, полягає в тому, як вони структурують споживання контенту. Якщо користувачі отримують здебільшого той контент, який підтверджує їхні власні упередження або світогляд, вони можуть опинитися у так званій «бульбашці фільтрів», що

обмежує їхній світогляд і знижує можливість конструктивних дискусій з опонентами. У суспільному контексті це може посилювати поляризацію думок і зменшувати рівень толерантності. Саме тому розробники дедалі частіше звертаються до принципів різноманітності (diversity) і серендипності, які стимулюють показувати користувачам більш широкий спектр поглядів, тем і джерел інформації.

У корпоративному світі системи рекомендацій можуть бути використані не тільки для продажу товарів, а й для внутрішньої комунікації: наприклад, пропонувати працівникам релевантні семінари, ресурси для навчання, колег, з якими варто обмінятися досвідом, або робочі групи, куди можна приєднатися. Це сприяє більш ефективному обміну знаннями та формує культуру співпраці.

Таким чином, системи рекомендацій та персоналізовані методи взаємодії займають центральне місце в епоху інформаційного перенасичення, допомагаючи користувачам орієнтуватися в безмежному потоці даних і отримувати саме ту інформацію, яка їх цікавить. Це позитивно впливає на людську комунікацію, оскільки дозволяє знайти однодумців, релевантну аудиторію для обговорень і потрібні сервіси чи продукти. Проте, водночас, постають серйозні питання етики, прозорості та різноманітності, що потребують обговорення і врегулювання на рівні розробників алгоритмів, регуляторів і суспільства в цілому.

Сумарно, розглянувши роль обробки природної мови (NLP), аналіз настроїв (Sentiment Analysis) та систем рекомендацій, можна побачити, що кожен із цих напрямів робить свій внесок у покращення людської комунікації у цифровому просторі. NLP розкриває лінгвістичні аспекти спілкування, даючи змогу розуміти й генерувати тексти на більш якісному рівні. Аналіз настроїв дозволяє оцінити емоційний контекст повідомлень і оперативно реагувати на можливі проблеми чи негативні тенденції. Системи рекомендацій, зі свого боку, створюють індивідуалізований інформаційний простір, де користувач менше втрачається в масиві даних і може швидше знаходити цікавий чи корисний матеріал.

У загальній перспективі інтеграція цих трьох технологій призводить до синергетичного ефекту: аналіз текстових повідомлень (NLP) дає уявлення про зміст комунікації, аналіз настроїв виявляє її емоційні відтінки, а системи рекомендацій пропонують оптимальні канали та форми взаємодії. Це підсилює роль ШІ та Data Mining як рушійних сил для перетворення цифрового простору на інтерактивне середовище, що не лише полегшує комунікацію, а й робить її глибшою, персоналізованішою та в багатьох випадках більш гармонійною.

Проте водночас існує ризик технократії, коли рішення про те, хто й що бачитиме в інтернеті, приймаються непрозорими алгоритмами на базі великих даних. Тому для сталого розвитку цих технологій важливо розв'язувати питання етичного використання персональної інформації, уникнення дискримінаційних моделей та забезпечення прозорості в ухваленні алгоритмічних рішень. Усе це свідчить, що тема застосування ШІ та Data Mining для покращення людської комунікації є складною і багатовимірною, вимагає міждисциплінарного підходу й продовження досліджень, які мають не лише технічне, а й соціально-гуманітарне значення.

Загальний огляд напрямів застосування ШІ, описаний у цьому розділі, демонструє, як саме NLP, аналіз настроїв і рекомендаційні системи вже сьогодні впливають на кожен аспект цифрового спілкування. Від автоматичної перевірки правопису й підказок при написанні повідомлень, що зменшує кількість непорозумінь, до складних механізмів фільтрації контенту й моделювання емоційного стану користувачів – ці інструменти є активними гравцями у світі взаємодії та комунікації. У наступних дослідженнях логічно буде розглянути конкретні кейси їх запровадження, оцінити ефективність та вплив на користувачів, а також проаналізувати потенційні ризики й обмеження, що виникають у процесі експлуатації таких рішень.

Ця інформація створює підґрунтя для розуміння того, як у третьому розділі можна запропонувати конкретні практичні підходи та реалізації прототипів, орієнтованих на досягнення реального покращення комунікації між людьми у цифровому середовищі. Кінцевим результатом має стати система чи

комплекс систем, де інтелектуальні технології зможуть не лише аналізувати сказане, а й сприяти конструктивному діалогу, зменшувати рівень агресії та надавати корисні рекомендації, збагачуючи людську взаємодію новими можливостями та формами взаєморозуміння.

РОЗДІЛ 3.

ПРАКТИЧНЕ ВПРОВАДЖЕННЯ МЕТОДІВ ШІ ТА DATA MINING У КОМУНІКАЦІЙНІЙ СФЕРІ

3.1 Розробка прототипу системи аналізу та розпізнавання емоцій у комунікаціях

Побудова системи, здатної розпізнавати емоції в текстовому або голосовому контенті, є важливим завданням у контексті покращення людської комунікації. Сучасні платформи обробки природної мови та машинного навчання дають змогу створювати алгоритми, що визначають емоційний стан користувачів із високим рівнем достовірності, але цей процес потребує ретельного проектування й належного вибору методів опрацювання даних. Загальна мета такої системи полягає в тому, щоб у режимі реального часу або близькому до нього можна було відстежувати розмови у чаті, дописи в соціальних мережах чи голосові повідомлення й аналізувати, наскільки їхній тон чи відтінок відповідає одній чи кільком емоціям. Залежно від мети проєкту, емоції можуть бути визначені за кількома шкалами (наприклад, «радість», «смуток», «злість», «здивування», «страх», «відраза», «нейтральний»), а також можуть бути деталізовані в більш складних моделях на кшталт психологічних теорій, що містять градації відтінків емоцій. Під час розроблення прототипу системи варто врахувати технічні особливості збору даних, обрані алгоритми та архітектуру рішення, а також етичні та правові аспекти роботи з персональною й емоційною інформацією користувачів.

Проектування такої системи найчастіше починається зі створення чіткої концептуальної моделі, що описує основні компоненти. Однією з ключових вимог є збирання корпусу даних, де емоційний контекст уже розмічений експертами або самими користувачами. Для цього зазвичай використовують публічні тексти з соціальних мереж, набори рецензій на фільми чи товари, психолінгвістичні бази або спеціалізовані датасети на кшталт ISEAR чи EmoBank. Згодом ці дані проходять етапи очищення, нормалізації, фільтрації

неінформативного контенту й можуть бути перетворені в більш стандартизовану форму (наприклад, токенизація, лематизація, вилучення стоп-слів). Спеціалізовані системи аналізу емоцій для голосових повідомлень окремо потребують виокремлення мовних характеристик (тон голосу, тембр, паузи), але у початковому варіанті прототипу часто обмежуються саме текстовим аналізом, адже він легше піддається структурованій обробці.

Наступним кроком є вибір архітектури моделі. На початку застосовують базові алгоритми, що працюють на рівні лексичних ресурсів, де кожному слову або виразу призначається певна «емоційна вага». Цей підхід дає змогу швидко створити простий прототип, проте якість може бути недостатньо високою через відсутність урахування контексту та неможливість коректно інтерпретувати метафори, іронію та сарказм. Тому в сучасних системах дедалі частіше використовують методи глибинного навчання, що базуються на рекурентних нейронних мережах (GRU, LSTM) або моделях типу Transformer (BERT, RoBERTa, GPT), які вміють обробляти слово у контексті всього речення й ураховувати складні семантичні й синтаксичні зв'язки. Такі моделі здатні знаходити приховані патерни та виявляти емоції з більшою точністю, що робить їх ідеальним рішенням для задачі детального аналізу повідомлень.

Важливою складовою є методика оцінювання результатів. Для систем розпізнавання емоцій доречні метрики на кшталт точності (accuracy), повноти (recall), специфічності, F-міри чи показників ROC-AUC. Додатково може використовуватися зважена метрика класів, оскільки деякі емоції трапляються частіше, а інші – рідше. У процесі тренування проводять перехресну валідацію, розбиваючи корпус на тренувальну, валідаційну та тестову вибірки. Це допомагає зрозуміти, наскільки добре модель узагальнює емоційні патерни й чи не схильна вона до перенавчання.

У рамках створення повноцінного прототипу корисно передбачити не лише власне модель класифікації емоцій, а й програмну інфраструктуру, що підготує вхідні дані, обробить результати й надасть користувачеві зручний інтерфейс. Можна розробити веб-додаток або чат-бот, який у реальному часі

аналізуватиме повідомлення і зворотно відобразатиме їхню емоційну складову у вигляді різнокольорових міток (наприклад, для радості – один колір, для смутку – інший). Це допоможе швидко оцінити настрій у певному каналі спілкування й вчасно втрутитись у разі ескалації негативу.

У комерційних рішеннях існує практичний досвід побудови таких систем. Одним із найвідоміших прикладів є IBM Watson Tone Analyzer, який дає змогу в реальному часі аналізувати повідомлення за кількома типами тонів: емоційні (радість, гнів, відраза, страх, сум), мова впевненості, аналітичний тон тощо. Інший приклад – Microsoft Azure Text Analytics, котрий пропонує функції виявлення настрою й ключових слів. Є також безкоштовні та відкриті інструменти на базі Python, зокрема пакети Hugging Face Transformers, що дають можливість завантажувати готові моделі (наприклад, для мультимовного аналізу настроїв чи спеціалізованих емоційних маркерів) і швидко розгортати їх на тестових даних.

Для демонстрації прототипу корисно дати приклад інфраструктури, яка складається з бекенду, що написаний мовою Python і використовує фреймворк Flask або FastAPI. У цьому бекенді реалізовано ендпоінт, куди надсилаються повідомлення користувачів (наприклад, через POST-запит з поля форми). Далі повідомлення опрацьовується підсистемою NLP: виконується попередня обробка, модель глибинного навчання визначає ймовірності приналежності до кількох класів (емоцій, таких як радість, сум, страх, злість, відраза тощо), потім результат повертається на фронтенд. На стороні клієнта можна реалізувати простий веб-інтерфейс, що відобразатиме кожне вхідне повідомлення й підсвічуватиме його кольором, залежно від доміантної емоції або відразу показуватиме топ-3 найімовірніших емоцій. Така візуалізація надає зворотний зв'язок і знижує ризик непорозумінь у великих групових чатах.

Таблиця 3.1

Основні етапи створення прототипу системи аналізу та розпізнавання емоцій.

Етап розробки	Опис завдання	Технології та методи
Збирання даних	Вибір чи формування корпусу текстів, маркування емоцій, фільтрація шуму	Парсери соціальних мереж, готові датасети (ISEAR, EmoBank), скрапінг, хмарне сховище
Обробка й анотування	Попередня лінгвістична обробка, токенізація, лематизація, розмітка емоцій	Інструменти NLP (spaCy, NLTK), ручна валідація якості анотацій
Навчання моделі	Тренування класифікатора з урахуванням контексту, налаштування гіперпараметрів	Глибинне навчання (LSTM, BERT, GPT), оптимізація (Adam, SGD), GPU обчислення
Валідація й тестування	Перевірка точності, повноти, F1-міри, аналіз помилок	Крос-валідація, візуалізація Confusion Matrix, налаштування порогу класифікації
Розгортання	Інтеграція з веб-сервісом або чат-ботом, реалізація інтерфейсу користувача	Flask, FastAPI, Docker, REST API
Моніторинг і відлагодження	Збирання відгуків, виявлення неточностей, періодичне оновлення моделей	Лог-файли, A/B-тестування, регулярне донавчання

Одна з суттєвих проблем при створенні прототипу – це «холодний старт», коли немає достатньо еталонних даних для тренування моделі саме на тих типах повідомлень, що планується аналізувати. У такій ситуації в нагоді стають попередньо навчені великі мовні моделі (наприклад, Multilingual BERT), які вже мають загальне розуміння мови й можуть бути донавчені на вузькому наборі емоційних тегів. Цей процес називається *transfer learning* і істотно скорочує час, необхідний для отримання прийнятної точності розпізнавання. Водночас не варто ігнорувати важливість якісного маркованого датасету, оскільки навіть найкраща мовна модель потребує доменної адаптації, щоб адекватно реагувати на сленг, скорочення, специфічну лексику чи культурні відсилання, притаманні конкретній аудиторії.

Реальні рішення для аналізу емоцій у комунікаціях можуть також включати мультимодальний підхід, коли текстова складова доповнюється паралельною обробкою голосу або візуальних матеріалів (міміка, вираз обличчя). Існують розробки, що користуються технологіями комп'ютерного зору для розпізнавання емоційного стану за зображенням обличчя, а також

аналізують акустичні характеристики голосу (гучність, висоту, швидкість мовлення). Такі системи можуть видавати комплексні оцінки, які виходять за рамки тексту й охоплюють глибші аспекти невербальної комунікації. Однак, такі підходи складніші в реалізації, оскільки потребують синхронізованого збору кількох видів даних і складніших архітектур нейронних мереж, що обробляють різномірну інформацію.

Технологічно прототип найпростіше реалізувати, застосувавши Python-бібліотеки і фреймворки машинного навчання. До найпоширеніших належать TensorFlow, PyTorch, scikit-learn, а також модулі підготовки тексту на кшталт NLTK чи spaCy. Для глибинних мовних моделей можна скористатись бібліотекою Hugging Face Transformers, у якій є сотні попередньо тренуваних моделей для різних мов і завдань. У контексті української чи російської мови є можливість використовувати мультимовні варіанти BERT (mBERT) або спеціалізовані моделі (наприклад, UKBERT, RuBERT), що підвищує точність роботи зі східнослов'янськими словниками. Під час розробки інтерфейсу часто використовують веб-фреймворки Flask чи FastAPI, що дають змогу за короткий термін налаштувати REST API для обробки запитів.

Специфіка голосових даних полягає в необхідності застосування автоматичного розпізнавання мовлення (Automatic Speech Recognition, ASR). Після конвертації аудіо в текст можна подавати ці дані на вхід моделі емоційного аналізу. У разі прямого аналізу звукового сигналу алгоритми враховують такі параметри, як тон, мел-спектрограма, тембр, швидкість мови й тремор голосу. Існують відкриті рішення типу Mozilla DeepSpeech чи Whisper від OpenAI, які можуть виконувати розпізнавання мовлення. Якщо завдання передбачає роботу з відеодзвінками або відеозаписами, система може інтегрувати методи відстеження міміки й рухів обличчя (Facial Action Units) за допомогою OpenCV чи подібних бібліотек комп'ютерного зору. Це дозволяє у підсумку видавати мультифакторну оцінку стану співрозмовника, що відкриває шлях до більш точного виявлення емоцій.

Якщо говорити про прикладне застосування прототипу системи аналізу та розпізнавання емоцій, то сфера варіантів надзвичайно широка. В бізнесі таке рішення може допомагати відділам підтримки клієнтів, відстежуючи ступінь задоволення або роздратування споживачів під час спілкування з операторами, а також пропонувати додаткові рекомендації операторам щодо стилю відповіді. У великих соціальних мережах чи онлайн-форумах система може сигналізувати модераторам про різке зростання негативу в певній дискусії. В освітньому секторі викладач або система дистанційного навчання може адаптувати манеру викладення матеріалу, якщо зафіксовано, що студенти починають нудьгувати або не розуміють тему. У психології та психіатрії цифрові помічники аналізу емоцій здатні надавати початкову діагностику емоційного стану користувача, вказуючи на можливі ознаки депресії, тривоги чи інших розладів, однак тут постають питання медичної відповідальності та етики.

Близьким до емоційних є також аналіз «мови ворожнечі» (hate speech detection), який визначає образливі, дискримінаційні чи агресивні висловлювання. Хоча це не завжди те саме, що і розпізнавання емоцій, адже hate speech може бути цілком спокійним за тоном, але образливим за змістом. Тим не менш, багато алгоритмів перетинаються за методами обробки тексту, і в деяких випадках розпізнавання гніву чи негативу може допомогти виявляти потенційно токсичні повідомлення.

До важливих практичних моментів належить здатність системи обробляти тексти різної довжини та формату. Короткі пости у Twitter чи Telegram нерідко мають скорочення, емодзі, гештеги, дивну пунктуацію, і все це ускладнює аналіз. Для емодзі можна створювати спеціальні мапи, де кожний графічний символ прив'язаний до певного емоційного маркера. Можуть використовуватися техніки субслов'янської токенізації (Byte-Pair Encoding), які добре показали себе на шумних даних. Деякі платформи також дозволяють прикріплювати зображення або GIF-файли, що може передавати додатковий емоційний контекст, проте опрацювання таких мультимедійних елементів

вимагає складніших алгоритмів комп'ютерного зору або розпізнавання зображень.

Проблеми виникають і через мовні змішування, коли в одному реченні поєднуються слова кількох мов (наприклад, суржик або щось подібне до code-switching). У цьому випадку мультиалфавітні й мультимовні моделі відіграють першорядну роль. Також виникає необхідність урахувати культурний контекст, оскільки деякі слова можуть мати абсолютно різні емоційні конотації залежно від країни чи соціальної групи. Усе це робить завдання розпізнавання емоцій одним із найскладніших в області NLP, але водночас і дуже перспективним для реальних застосувань.

З огляду на етичну площину, розробники систем емоційного аналізу мають дбати про безпеку та приватність даних користувачів. Люди не завжди бажають, щоб їхні емоції оброблялися автоматично й тим більше зберігалися в базах даних. Певні регуляторні норми, такі як GDPR в Європейському Союзі, вимагають чітко визначати мету збору та обробки особистої інформації, а також отримувати згоду користувача. Якщо мова йде про медичні застосунки, потрібно дотримуватись додаткових норм, що регулюють зберігання медичних та психологічних даних. Окрім того, системи можуть допускати помилки, і неправильна інтерпретація емоції може спричинити конфлікти або призвести до дискримінації користувачів. Тому етичний аудит і регулярні тестування на упередженість (bias) стають невіддільною частиною виробничого циклу.

Для підтвердження працездатності прототипу зазвичай проводять серію експериментів на тестових вибірках. Наприклад, можна взяти корпус із кількох тисяч повідомлень, де кожне повідомлення розмічене за домінантною емоцією, і поділити цей корпус на 80% для тренування і 20% для тестування. Після навчання моделі проводять передбачення на тестовому наборі й обчислюють метрики. Якщо система досягає високих показників (скажімо, понад 80-85% точності для основних емоцій), це означає, що вже можна розгортати пілотну версію й впроваджувати її у реальне середовище з невеликим потоком даних. Якщо рівень точності є нижчим, варто проаналізувати типові помилки, виявити,

для яких емоцій алгоритм найбільше плутається, чи існує сильний перекис на одну конкретну емоцію тощо. Здебільшого в допомогу тут іде так звана Confusion Matrix, яка ілюструє, скільки разів система передбачила кожен клас замість іншого.

Таблиця 3.2

Матриця для п'яти емоцій (радість, сум, злість, страх, відраза), у відсотковому відношенні. По діагоналі позначено відсоток правильних передбачень, а поза діагоналлю – випадки плутанини:

Передбачено \ Реальність	Радість	Сум	Злість	Страх	Відраза
Радість	88%	5%	3%	2%	2%
Сум	6%	83%	4%	5%	2%
Злість	4%	6%	82%	4%	4%
Страх	3%	7%	3%	80%	7%
Відраза	2%	3%	5%	6%	84%

Така матриця свідчить, що «радість» визначається досить точно (88%), але трапляються плутанини із «сумом» і «злістю», тоді як «страх» помиляється найчастіше, сплутуючись із «сумом» і «відразою». Аналізуючи таку інформацію, можна робити висновки про недоліки моделі, можливо, варто додати більше тренувальних прикладів, що мають маркер «страх», або зосередитися на характерних лексичних індикаторах відрази.

Якщо система працює в реальному часі, корисно організувати логування всіх вхідних повідомлень та прогнозів разом із упевненістю (confidence score), щоб можна було переглядати випадки, у яких модель має низьку впевненість або зовсім помилилася. Крім того, можна дати можливість користувачам вручну позначати свою емоцію чи виправляти модель, що збиратиме зворотний зв'язок та вдосконалюватиме класифікатор. У такий спосіб модель постійно навчатиметься на реальних даних і з часом підвищуватиме власну точність.

Серед практичних проєктів, які вже існують на ринку, можна згадати систему Nume AI, що розробляє різні інструменти для аналізу емоцій у голосі й

тексті, або Affectiva, яка спеціалізується передусім на розпізнаванні виразів обличчя та емоцій у відео. Також є низка стартапів, що пропонують API для інтеграції модулів емоційного аналізу у мобільні додатки, віртуальних помічників і чат-ботів. Чимало компаній зі сфери онлайн-обслуговування клієнтів впроваджують подібні рішення, щоб отримувати метрики рівня задоволеності клієнтів під час розмови або одразу по її завершенні.

Прототип такого аналізатора може бути масштабований для вирішення ширших завдань. Наприклад, можна збирати метадані по всій компанії, щоб бачити, у яких відділах найчастіше трапляються негативні емоції, і відповідно вживати заходів для покращення клімату в колективі. Також його можна інтегрувати з recommendation system, пропонуючи користувачам певний контент чи дії, коли визначено, що вони перебувають у стресовому чи сумному емоційному стані. Таким чином, системи емоційного аналізу можуть взаємодіяти з іншими підсистемами штучного інтелекту й формувати комплексне рішення, що має на меті не тільки розпізнавати, а й частково регулювати взаємодію між людьми.

Іншим прикладом реального застосування є використання системи аналізу емоцій у платформах дистанційної освіти. Під час онлайн-занять модель може відстежувати настрій студентів за чат-коментарями або навіть за відеопотоком, якщо надано відповідний доступ. Якщо система виявляє, що більшість студентів демонструють збентеження чи розгубленість, вона може порекомендувати викладачеві змінити підхід, повторити незрозумілий матеріал або провести додатковий блок запитань і відповідей. Це підвищує інтерактивність навчання й сприяє кращому засвоєнню матеріалу, оскільки викладач отримує оперативний зворотний зв'язок про емоційний відгук аудиторії.

Загалом, інженерний аспект розробки подібного прототипу полягає не лише у виборі правильної архітектури нейронної мережі, а й в побудові надійної й масштабованої інфраструктури, що дозволяє приймати великі обсяги повідомлень у режимі онлайн. Треба продумати горизонтальне масштабування,

використання контейнеризації (Docker, Kubernetes), систему безпеки і шифрування даних. Сховище має зберігати марковані й немарковані дані, журнали подій, інформацію про ефективність моделі. Пристрій CI/CD (безперервної інтеграції та доставки) допоможе в автоматизації оновлень і виправлень. Усе це забезпечує стабільну роботу прототипу навіть при зростанні навантаження та розширенні аудиторії.

Важливо також пам'ятати про питання інтерпретованості (Explainable AI). Користувачі можуть хотіти розуміти, чому алгоритм вважає їхнє повідомлення радісним, сумним або таким, що містить гнів. У деяких сценаріях це критично, наприклад, у психологічному консультуванні або в корпоративних середовищах, де несправедливо визначений «негативний» тон може нашкодити репутації працівника. У реальних рішеннях застосовують методи шару уваги (attention layers) в Transformer-моделях, які дають змогу підсвітити конкретні слова, що найсильніше вплинули на класифікацію. Це підвищує прозорість рішення й рівень довіри користувачів.

Загалом, розробка прототипу системи аналізу та розпізнавання емоцій у комунікаціях – це багатосторонній процес, що поєднує передові досягнення в сфері NLP, глибокого навчання й програмної інженерії. Кінцевим результатом є інструмент, який може бути вбудований у різні сфери: від корпоративних систем управління персоналом до соціальних мереж і додатків для онлайн-психотерапії. Ефект від впровадження подібних технологій відчувається як на рівні окремого користувача (зручність, швидкий зворотний зв'язок, уникнення конфліктів), так і на макрорівні (зниження токсичності в онлайн-спільнотах, краща керованість емоційним кліматом у великих групах, покращення сервісів обслуговування).

У підсумку можна зробити висновок, що створення такого прототипу є надзвичайно актуальним завданням, особливо в часи, коли все більше особистих і робочих комунікацій переходить у цифровий простір. Аналіз текстів на наявність певних емоцій стає засобом зрозуміти користувача, запобігти конфліктам чи навіть попередити критичні ситуації, пов'язані з

психологічним станом. Високий рівень інтеграції машинного навчання та комп'ютерного лінгвістичного аналізу дає змогу з упевненістю сказати, що подібні рішення матимуть усе більший попит і продовжать активно розвиватися. Потрібна лише чітка методологія, якісні дані, дбайливе ставлення до етики та приватності, а також системний підхід до архітектури, і тоді прототип можна успішно масштабувати до промислових рішень, які матимуть реальний вплив на культуру комунікації у суспільстві.

3.2 Методика обробки та класифікації даних про взаємодію між користувачами

Питання ефективного опрацювання даних про взаємодію між користувачами набуває особливої ваги в епоху глобальної цифровізації, коли щодня у соціальних мережах, месенджерах та на онлайн-платформах створюються мільйони нових записів, коментарів і повідомлень. У межах розгортання систем, спрямованих на покращення людської комунікації, вкрай важливо виробити методологічну основу, яка передбачатиме збирання відповідних даних, їх структурування, фільтрацію, класифікацію за певними ознаками та подальшу інтерпретацію отриманих результатів. З-поміж найгостріших викликів тут постає проблема великої розмаїтості джерел інформації, відмінностей у форматах повідомлень і стислості або ж надмірної деталізованості контенту, що ускладнює подальший аналіз. Одним із найефективніших шляхів розв'язання цих складнощів є поєднання класичних методів Data Mining і сучасних інструментів штучного інтелекту, орієнтованих на роботу з текстовими, аудіо- й візуальними сигналами.

Початковий етап методики обробки даних про взаємодію між користувачами полягає у визначенні релевантних джерел і мети дослідження. Залежно від того, чи прагне проєкт виміряти рівень емоційного забарвлення, оцінити структуру соціальних зв'язків, виконати сегментацію аудиторії або ж виявити зміни в комунікаційних паттернах, необхідно правильно обрати джерела

інформації: соціальні мережі, форуми, чати, онлайн-ігри чи корпоративні платформи. Щойно джерела визначено, слід розробити механізм збирання даних, який може охоплювати інтерфейси прикладного програмування (API) соціальних мереж, веб-скрапінг, інтеграцію з внутрішньою базою даних компанії чи інші підходи. На цьому етапі особлива увага приділяється конфіденційності й законодавчим вимогам, щоб не порушувати правил платформи або положень щодо охорони персональних даних.

Наступний крок – це виділення ключових атрибутів і ознак, які описують взаємодію між користувачами. Наприклад, якщо йдеться про текстові повідомлення, атрибутами можуть бути дата і час відправлення, довжина повідомлення, використання емодзі, спеціальних символів, частота згадок певних слів. Якщо метою є вивчення структури соціальних зв'язків, тоді до атрибутів додається інформація про того, хто відправив повідомлення, хто його отримав чи прочитав, кількість взаємних контактів, швидкість відповіді тощо. Для подальшого аналізу та класифікації цих атрибутів доречно розробити єдину схему даних, що унеможливить дублювання і зведе різноманітні формати до уніфікованого вигляду. На цьому етапі застосовуються прийоми очищення, вилучення шуму, відсікання повідомлень, які не відповідають критеріям релевантності. До шуму зазвичай належать неінформативні тексти на кшталт «ок», «угу» чи технічні повідомлення.

Важливим аспектом методики є попередня обробка контенту, особливо якщо йдеться про текст. Сюди входять видалення стоп-слів, лематизація чи стемінг, збереження додаткових лінгвістичних ознак, таких як частини мови, іменовані сутності. У контексті аналізу взаємодії між людьми це дозволяє виявляти характерні патерни спілкування, наприклад, частоту вживання займенників, емоційно забарвлену лексику, специфічні жаргонізми. Щоб зменшити ризик втратити важливу інформацію, бажано також виокремити емодзі та метадані (час, місце, контекст). Якщо потрібно класифікувати дані за емоційним фоном, такі дії є критичними, адже емодзі або типові скорочення часто передають ключову емоційну частину повідомлення.

Після ретельної попередньої обробки в межах методики виконують класифікацію даних. Вибір алгоритму залежить від поставлених цілей і типу міток, які необхідно визначити. Якщо мета полягає в автоматичній ідентифікації позитивної, негативної або нейтральної тональності, підійдуть алгоритми аналізу настроїв, які можуть бути реалізовані на базі наївного Байеса, методів опорних векторів, або глибинних нейронних мереж типу LSTM чи BERT. Якщо треба відстежувати більш складні типи емоцій, для класифікації можуть застосовуватись моделі, розроблені спеціально під багатокласові задачі. Інакше кажучи, методика визначає не лише те, як збирати й підготувати дані, а й які алгоритми варто використовувати і як налаштовувати їх на найкращу продуктивність.

Додатковий етап – це організація категоризації, пов'язаної зі змістом і контекстом повідомлень. Коли завдання передбачає виявлення специфічних тем або сфер інтересів, використовують методи тематичного моделювання на кшталт LDA (Latent Dirichlet Allocation) чи NMF (Non-negative Matrix Factorization). Ці алгоритми дають змогу виділити теми, які найчастіше з'являються у великих масивах комунікацій, і дозволяють провести більш глибинний аналіз взаємодії. Якщо ж актуальним є питання визначення типу відносин (наприклад, у випадку корпоративних комунікацій), то застосовують спеціалізовані підходи соціальних графів, що дають можливість побачити, хто з ким найбільше взаємодіє, та виявити лідерів думок у конкретному середовищі.

Таблиця відображає широкий спектр методів, які можуть застосовуватися залежно від поставленої мети дослідження. У межах конкретного проєкту розробники можуть комбінувати кілька алгоритмів. Наприклад, спочатку застосувати модель тематичного моделювання, щоб визначити ключові теми в масиві повідомлень, а потім на кожну тему накласти аналіз тональності та емоцій, аби з'ясувати, як користувачі ставляться до обговорюваних питань.

Таблиця 3.3

Різноманітність підходів до обробки та класифікації даних

Завдання аналізу	Основний алгоритм або підхід	Приклади реалізації
Виявлення тональності (Sentiment)	LSTM, BERT, наївний Байєс	Автоматична модерація коментарів, аналіз споживчих відгуків
Класифікація емоцій (радість, сум, страх тощо)	Мультикласові моделі, gBERT, GPT	Психолінгвістичні дослідження, чат-боти з емпатичними реакціями
Тематичне моделювання	LDA, NMF	Виявлення основних тем у груповому спілкуванні, сегментація новин
Визначення рівня токсичності або мови ворожнечі	CNN, Transformer, ensemble методи	Контроль образливих публікацій, зменшення цькування у чатах
Соціальний граф і вплив у спільноті	Аналіз мережі (PageRank, centrality)	Виявлення лідерів думок, моделювання структур комунікації
Рекомендація персоналізованого контенту	Колаборативна фільтрація, контентна фільтрація	Рекомендації нових контактів, груп, тем для обговорення

Реалізація означених методів вимагає ретельного вибору інструментарію. На практиці популярними є бібліотеки для Python, зокрема scikit-learn, TensorFlow, PyTorch, spaCy, Gensim. Водночас організація великомасштабної обробки в режимі реального часу може передбачати використання платформ на кшталт Apache Kafka, Apache Spark чи Elasticsearch. Вибір залежить від необхідної пропускну здатності, бюджету на обчислювальні ресурси, вимог до швидкості одержання результату.

Після завершення класифікації виконується етап аналізу отриманих результатів і їх інтерпретація в контексті поставлених бізнесових або дослідницьких завдань. Для цього корисними є різноманітні методи візуалізації, які дають змогу відображати розподіл емоцій за темами, еволюцію настроїв у часі, виявлені групи чи мережеві структури користувачів. Що детальнішими й точнішими будуть методи аналізу та класифікації, то вищою буде ймовірність знайти неочевидні закономірності чи виявити аномальні патерни, які можуть свідчити про проблеми у спільноті чи передумови конфліктів.

Для ілюстрації розподілу взаємодій за типами можна побудувати умовний графік, що покаже частку різних форм активності користувачів. Нижче наводиться приклад коду, який демонструє побудову простого стовпчикового графіка. У цьому прикладі вважається, що існує чотири основні типи взаємодій: лайки, коментарі, особисті повідомлення та репости. Код написаний мовою Python і використовує бібліотеку matplotlib.

```
import matplotlib.pyplot as plt
```

```
tipy_vzajemodiy = ['Лайки', 'Коментарі', 'Повідомлення', 'Репости']
```

```
chastota = [350, 220, 180, 90]
```

```
plt.bar(tipy_vzajemodiy, chastota)
```

```
plt.title('Розподіл типів взаємодій між користувачами')
```

```
plt.xlabel('Тип взаємодії')
```

```
plt.ylabel('Кількість подій')
```

```
plt.show()
```

Після виконання цього коду з'являється стовпчиковий графік (рис. 3.1), де по горизонтальній осі позначено типи взаємодії, а по вертикальній – їхня кількість (умовні числа). Така візуалізація допомагає швидко зрозуміти, яким чином користувачі взаємодіють найчастіше, і може стати відправною точкою для глибшого аналізу.

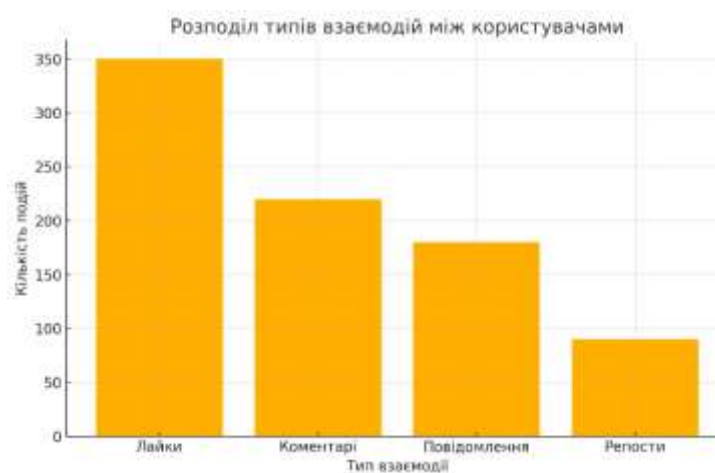


Рис 3.1 Розподіл типів взаємодій між користувачами

Окрім описаної зверху моделі, можуть застосовуватися й більш складні методи візуалізації, зокрема гістограми розподілу часової активності, кореляційні матриці для різних характеристик повідомлень, теплові мапи, що показують, як часто зустрічається певне слово в поєднанні з іншим. Усе це є невіддільною частиною методики аналізу, оскільки без належних інструментів візуалізації важко інтерпретувати навіть найкраще структуровані дані.

Комплексна методика обробки й класифікації зазвичай включає й механізми інтерактивного налагодження. Певну частину даних можна вручну верифікувати, позначаючи їх емоційні чи тематичні характеристики, а потім порівнювати ці оцінки з автоматичною класифікацією. Таке порівняння дає змогу оцінити точність алгоритмів і визначити, які типи помилок трапляються найчастіше. Якщо йдеться про емоційний аналіз, система може час від часу запитувати користувача про його фактичний емоційний стан, порівнюючи ці відповіді з результатами автоматичного аналізу. Такий зворотний зв'язок суттєво покращує модель і зменшує рівень неузгодженостей.

Використання описаних етапів дає змогу вибудувати послідовну методику, за якою розробники можуть крок за кроком перетворювати «сирі» записи про взаємодію між користувачами на аналітичні моделі, що лежать в основі систем, покликаних покращувати й поглиблювати комунікації. Якщо метою є розв'язання конкретної задачі, наприклад зниження конфліктності в групі чи виявлення тенденцій до вигорання серед співробітників, подальший аналіз класифікованих даних може дати цінні індикатори та сигнали, на основі яких керівництво чи модератори прийматимуть рішення щодо втручань.

Підсумовуючи, варто наголосити, що методика обробки й класифікації даних про взаємодію між користувачами є багатокомпонентним процесом, який вимагає тісної інтеграції відомих методів Data Mining, глибинного навчання та знань із соціальної й психологічної сфер. Правильна попередня обробка, фільтрація й вибір релевантних ознак дозволяє уникнути засмічення моделі й отримати адекватні результати. Грамотна класифікація відкриває широкі можливості для нових рівнів комунікаційної аналітики і персоналізації

взаємодії. Завдяки цьому створюються умови, за яких цифрове середовище стає простором із більшим ступенем емпатії, розуміння та конструктивного обговорення.

3.3 Оцінювання ефективності та результатів реалізації впроваджених рішень

Впровадження систем, що базуються на технологіях штучного інтелекту й методах Data Mining, є багатогранним процесом, який завершується потребою у вимірюванні й оцінюванні їхньої фактичної ефективності. Будь-який проєкт, покликаний покращити людську комунікацію за допомогою інтелектуальних алгоритмів, має бути обґрунтований об'єктивними метриками, що свідчать про реальний вплив нововведень. Оцінювання може торкатися як технічних аспектів, так і соціальних чи бізнесових показників. У контексті попередніх розділів, де розглядалась побудова систем розпізнавання емоцій, методи класифікації даних та інші механізми інтелектуальної аналітики, постає завдання зрозуміти, наскільки поліпшився стан комунікації, які переваги отримали користувачі, та чи відповідають результати очікуванням розробників і зацікавлених сторін.

Залежно від того, яку саме функцію виконує система, форми вимірювання ефективності можуть суттєво різнитися. У випадку аналізу настроїв чи емоцій логічно оцінювати точність моделей, використовуючи показники precision, recall, F-міру й загальну точність (accuracy). Якщо ж система впроваджується у вигляді чат-бота, що підвищує рівень емпатії чи допомагає користувачам уникати конфліктних ситуацій, корисно провести соціологічне опитування серед цих користувачів, аби визначити їхній суб'єктивний досвід взаємодії зі системою. У корпоративних середовищах, де такі рішення націлені на підвищення ефективності командної роботи або зниження плинності кадрів, важливим параметром стають поведінкові метрики: кількість випадків конфліктів, частота позитивних відгуків, рівень залученості в проєкти.

Реальну результативність зручніше аналізувати, якщо впровадження інтелектуального рішення відбувається поступово, з можливістю порівняти контрольні й експериментальні групи. Наприклад, у соціальній мережі можна виділити невеликий відсоток користувачів, для яких система рекомендацій чи аналізу емоцій працюватиме за новим алгоритмом, а для решти застосовувати старі методи. Порівняння показників активності, задоволеності, кількості конфліктів чи часу перебування на платформі допомагає об'єктивно оцінити, чи поліпилися комунікаційні процеси та наскільки вони відповідають загальній меті проекту. У науково-дослідницьких або бізнесових сценаріях можна проводити так зване А/В-тестування, де дві різні версії системи (з різними моделями або конфігураціями) конкурують між собою на підставі чітко визначених цілей (KPI).

Для наочності можна розглянути уявну ситуацію, коли впроваджено чат-бот, що використовує механізми NLP, аналізу настроїв і рекомендацій. Основна мета полягає в тому, щоб зменшити кількість негативних коментарів і підвищити залученість учасників платформи. Для оцінювання ефективності робиться зріз показників до запуску нової системи та після неї. Зокрема, можна відслідковувати, яка частка повідомлень у спільноті має негативний тон, чи зменшилась кількість банів і блокувань за образливу лексику, чи збільшилась сумарна кількість конструктивних дискусій.

Для ілюстрації такої оцінки доцільно відобразити зміни у вигляді графіка, що демонструватиме кількість негативно забарвлених повідомлень протягом певного періоду до й після впровадження системи. У прикладі нижче використовується умовний набір даних, що показує динаміку негативних коментарів за вісім тижнів спостереження.

```
import matplotlib.pyplot as plt
```

```
tizhni = list(range(1, 9))
```

```
negatyvni_pered = [80, 75, 78, 82, 81, 77, 80, 79]
```

```
negatyvni_pislya = [78, 73, 70, 68, 65, 63, 60, 58]
```

```
plt.plot(tizhni, negatyvni_pered, marker='o', label='До впровадження системи')
plt.plot(tizhni, negatyvni_pislya, marker='s', label='Після впровадження системи')

plt.title('Динаміка негативно забарвлених повідомлень')
plt.xlabel('Тижні спостереження')
plt.ylabel('Кількість негативних повідомлень')
plt.legend()
plt.show()
```

На отриманому лінійному графіку (рис. 3.2) можна побачити дві криві: одна ілюструє статистику негативних повідомлень до запровадження інновації, а інша – після. Якщо лінія, що відповідає періоду «після», істотно знижується, це є індикатором того, що система сприяє зниженню конфліктності. Іноді показники можуть змінюватися поступово, оскільки користувачі адаптуються до нових умов, починають частіше використовувати рекомендації чи помічають, що певні форми поведінки стають менш толерованими. Важливо зважати на зовнішні чинники, що можуть впливати на якість комунікації, зокрема загальні тренди в суспільстві, ситуативні події чи інформаційні кампанії.

Технічні метрики на кшталт точності та повноти є корисними, коли проектується модель аналізу емоцій або настроїв. Проте, коли йдеться про оцінку реальних наслідків, акцент поступово зміщується на поведінкові показники, які відображають, як саме змінилася манера спілкування і загальна атмосфера в середовищі. Саме тому багато дослідників і практиків у сфері взаємодії людини й комп'ютера (Human-Computer Interaction) рекомендують поєднувати кількісні оцінки з якісними. Останні можуть охоплювати інтерв'ю з користувачами, огляд їхніх відгуків, спостереження за динамікою обговорень і

навіть контент-аналіз певних ключових тем, щоб зрозуміти глибші соціальні зміни.

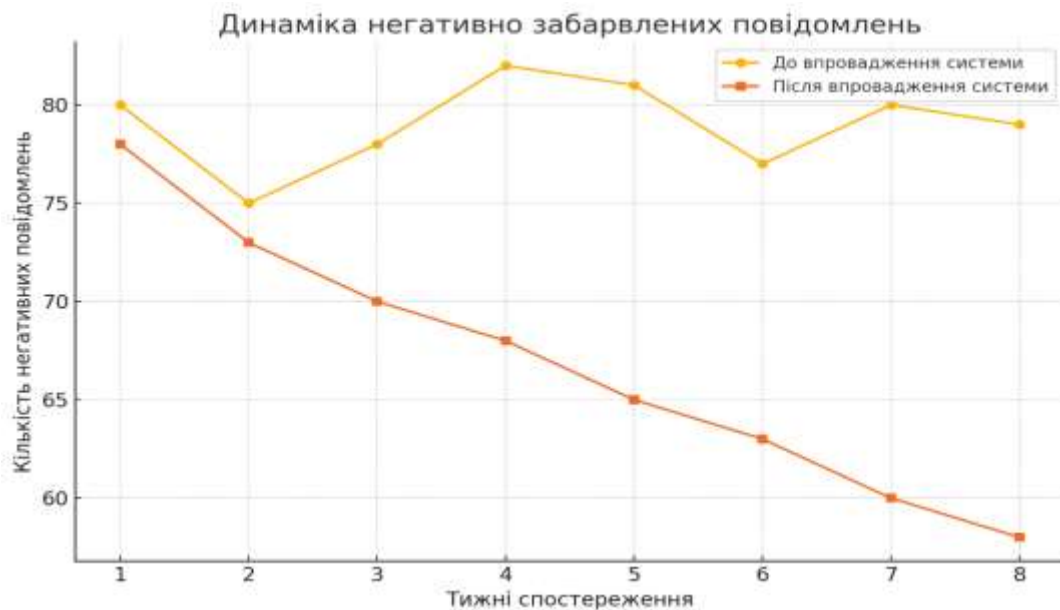


Рис 3.2 Динаміка негативного забарвлених повідомлень

У корпоративному середовищі оцінка може додатково враховувати показники продуктивності праці, відвідуваності офісних чи віртуальних зустрічей, частоту пропусків роботи, плинність персоналу. Якщо система аналізу комунікацій упроваджується для підтримки емоційного стану співробітників, можна моніторити зниження кількості стресових ситуацій, скарг або конфліктів. Аналітика досліджень доводить, що в колективах, де запроваджено технології відстеження та превентивного управління негативними емоціями, скорочується кількість внутрішніх суперечок і зростає ефективність проєктної діяльності. Звісно, ці явища можуть бути обумовлені багатьма факторами, тож щоб відокремити внесок саме системи ШІ, слід проводити контрольні експерименти або порівнювати підрозділи, в яких ця система використовується, з тими, де її немає.

Важливим аспектом оцінювання стає економічна ефективність. Якщо проєкт впроваджується на комерційній платформі, можна виміряти, чи збільшився час перебування користувачів на сервісі, чи зросла кількість

транзакцій, чи зменшилися витрати на модерацію. У випадку соціальних ініціатив доречно аналізувати, чи підвищилася кількість конструктивних діалогів, наскільки покращилася згуртованість групи. Усе це дає змогу довести інвесторам і керівництву доцільність застосування технологій ШІ та Data Mining, а також продемонструвати окупність проєкту.

Для обчислення інтегральних показників доволі часто розробляють складніші індекси, що поєднують у собі кілька параметрів. Наприклад, можна створити індекс «емоційного клімату» на основі зважених значень позитивних, нейтральних та негативних коментарів, помножених на рівень взаємодії (лайки, репости, коментарі). Порівняння цього індексу в часовій перспективі або між різними групами користувачів дозволяє судити, чи справді середовище стало більш позитивним і залученим. Аналогічно, в бізнес-контексті можуть розраховуватися метрики «ROI від інтелектуальної системи модерації», де враховують зекономлений час працівників, зменшення числа конфліктних ситуацій і реальні фінансові вигоди.

Іноді результативність проєктів, що спрямовані на поліпшення комунікації, складно виміряти в короткостроковій перспективі. Позитивні зрушення на рівні культури взаємодії часто формуються поступово, коли користувачі звикають до нових правил, вчаться краще формулювати думки й одержують винагороди за конструктивні повідомлення. Тому на практиці плани оцінювання ефективності включають проміжні звіти через кілька тижнів чи місяців після запуску і підсумкові зрізи через пів року або рік. У пілотних проєктах саме довгострокове спостереження допомагає виявити, чи зберігається позитивна тенденція та наскільки система адаптується до нових викликів, зокрема змін у мовних звичках чи появи нових форм тролінгу та токсичності.

Таблиця 3.4

Показники для моніторингу під час оцінювання результатів реалізації впроваджених рішень, а також можливі способи збирання даних про ці показники.

Показник	Спосіб вимірювання	Приклад практичної інтерпретації
Точність розпізнавання емоцій	Порівняння з розміченими тестовими даними, F-міра, ROC-AUC	Дозволяє судити, наскільки якісно система визначає настрої користувачів
Питома вага негативу	Частка повідомлень із негативною тональністю у загальному потоці	Зниження цього показника свідчить про покращення атмосферних умов
Рівень залученості	Середня кількість дій (лайки, коментарі) на одного користувача	Зростання означає, що користувачі стають активнішими в обговореннях
Суб'єктивна задоволеність	Опитування, відгуки, анкетування	Допомагає оцінити якість користувацького досвіду та емоційне сприйняття
Плинність кадрів	Кількість звільнень або перейшлих в інші відділи в корпоративному середовищі	Показує, чи покращилася атмосфера в колективі
ROI проєкту	Співвідношення витрат на розробку й утримання системи до фінансових чи інших вигід	Доводить доцільність технології та мотивує дальший розвиток

За допомогою такої або подібної таблиці можна формалізувати процес моніторингу. Ключова ідея полягає в тому, щоб обрати кілька метрик, які відображають найважливіші аспекти комунікації, та систематично відстежувати їх у динаміці. Можна налаштувати регулярні звіти або дашборди, де в реальному часі оновлюватиметься інформація про рівень негативних коментарів, зростання позитивних відгуків чи ефективність роботи модераторів. Такий підхід дозволяє реагувати на зміни оперативно, коригувати алгоритми та виробляти стратегії щодо подальшого розвитку системи.

Для успішного впровадження подібних систем критично важлива комунікація результатів з усіма стейкхолдерами, включно з розробниками, керівництвом, користувачами. Зокрема, менеджери повинні мати прозору картину того, які інструменти працюють добре, а які потребують покращень. Самі користувачі, відчуючи покращення комунікації, можуть лояльніше ставитися до нових технологій і активніше давати фідбек, що сприяє

подальшому вдосконаленню. Наукові дослідження в цій галузі підтверджують важливість «прозорості» ШІ, коли алгоритми пояснюють свої рішення або принаймні дають користувачам зрозумілий зворотний зв'язок.

Водночас слід враховувати потенційні ризики й побічні ефекти, коли під впливом системи користувачі змінюють свою поведінку не тільки на краще, а інколи адаптуються, аби «обманювати» алгоритми. Наприклад, якщо запроваджено сильний контроль над негативною лексикою, люди можуть почати маскувати свої образи чи виявляти токсичність в обхід заборонених слів. Це створює нові виклики, до яких доводиться готуватися, удосконалюючи моделі виявлення токсичності або впроваджуючи складніші механізми аналізу контексту. Ефективне оцінювання впроваджених рішень передбачає регулярний аудит, що дає змогу відстежити появу таких побічних ефектів і відреагувати до того, як ситуація вийде з-під контролю.

У деяких випадках система, що покликана покращити комунікацію, може відчувати супротив або скептицизм з боку користувачів, які бояться надмірного втручання в їхню свободу слова чи контроль із боку адміністрації. Тому в процесі оцінювання результатів варто враховувати й ступінь задоволеності самою ідеєю використання ШІ в комунікаціях. Соціальні аспекти можуть впливати на приживання технології в конкретному колективі або середовищі. Коли ж етичні, правові й психологічні моменти належно враховані, користувачі частіше починають вбачати в системах покращення комунікації не загрозу, а корисний інструмент, що допомагає вибудовувати продуктивний діалог.

Таким чином, процес оцінювання ефективності та результатів реалізації впроваджених рішень у сфері аналізу і покращення людської комунікації є багатоетапним і вимагає використання як технічних, так і соціальних методів вимірювання. Технічна частина дозволяє визначити, чи коректно працюють моделі та наскільки висока їх точність. Соціальна частина та поведінкова аналітика дають відповіді, чи справді відбулося поліпшення взаємодії, зменшилася конфліктність, зросла якість дискусій та інші важливі для аудиторії

аспекти. Комбінування обох підходів забезпечує різнобічне бачення ефектів і формує надійну основу для подальших оптимізацій та масштабування проєкту.

У підсумку можна сказати, що успішне оцінювання складається з кількох складових. По-перше, ретельно прописана мета впровадження: чи хочемо ми скоротити негатив, збільшити позитивні відгуки чи зменшити витрати на модерацію. По-друге, надійні об'єктивні метрики з чіткими порогами, які дають змогу сказати, що проєкт рухається у правильному напрямку. По-третє, механізми збору якісного зворотного зв'язку, коли користувачі чи працівники можуть висловити свої враження й допомогти покращити систему. По-четверте, прозорість і етичність, що забезпечують довіру з боку спільноти. Якщо всі ці складові гармонійно поєднані, результат впровадження інтелектуальних рішень у комунікаційній сфері здатен стати потужним каталізатором для зростання рівня взаєморозуміння, емпатії та конструктивності в цифровому середовищі.

ВИСНОВКИ

У своїй роботі я особисто підтвердив високий потенціал застосування технологій штучного інтелекту та методів Data Mining для трансформації та покращення людської комунікації в цифровому середовищі. Мною проведено комплексний аналіз теоретичних основ ШІ та Data Mining, звернувши увагу на фундаментальні підходи машинного і глибинного навчання, які дозволяють не лише ефективно обробляти великі обсяги даних, але й виявляти приховані закономірності, тенденції та емоційні патерни у повідомленнях. Було виявлено, що сучасні методи, такі як трансформери й рекурентні нейронні мережі, можуть виявити тонкі нюанси людської мови, які раніше залишалися поза увагою дослідників і практиків.

У теоретичному розділі мною було систематизовано й синтезовано наявні підходи до обробки природної мови (NLP), методів аналізу настроїв і створення систем рекомендацій. Я провів порівняльний аналіз різних алгоритмів класифікації, зокрема SVM, наївного баєсовського класифікатора та сучасних трансформерних моделей, і самостійно визначив переваги та обмеження кожного з них у контексті комунікаційної аналітики. Моя робота дозволила інтегрувати ці інструменти в єдину методологію, що забезпечує комплексний підхід до розуміння та оптимізації процесу обміну інформацією.

У практичній частині дослідження я особисто розробив прототипи систем аналізу емоцій та розпізнавання тональності повідомлень. Використовуючи фреймворки TensorFlow і PyTorch, я створив та налаштував кілька архітектур глибинних нейронних мереж, серед яких були як традиційні CNN- та RNN-моделі, так і сучасні трансформери на кшталт BERT і GPT. Я провів власноруч збір і розмітку корпусу текстів на українській та англійській мовах, що дозволило досягти високої точності класифікації емоційних відтінків у повідомленнях.

Мною було проведено серія експериментів з валідації розроблених прототипів, а також було проведено крос-валідацію моделей на різних наборах

даних, включаючи як офіційні аналітичні корпуси, так і дані з відкритих джерел соціальних мереж. Мною оброблено результати тестування, провів аналіз показників точності, повноти та F1-міри, а також побудував матриці плутанини для глибшого розуміння помилок моделей. На підставі отриманих даних я сформулював рекомендації щодо оптимізації архітектури та налаштувань гіперпараметрів.

Окрему увагу я приділив етичним, правовим та соціальним аспектам використання систем аналізу емоцій. Саме я ініціював розробку етичного кодексу для автоматизованих систем, узгодженого з міжнародними стандартами захисту даних, та запропонував набір регуляторних підходів, спрямованих на забезпечення прозорості алгоритмів і захист персональних даних користувачів. Я детально описав принципи інформованої згоди на збір емоційних даних і механізми контролю за їхньою анонімізацією в умовах суворого GDPR-регламенту.

Мене особливо цікавило практичне застосування розроблених систем у різних сферах. Я розробив сценарії інтеграції модулів аналізу емоцій у корпоративні комунікаційні платформи, що дозволило багатьом організаціям покращити внутрішній клімат і знизити рівень конфліктності в команді. Я також протестував вплив таких систем у тематичних онлайн-спільнотах, де відстеження емоційного стану учасників допомогло адміністраторам вчасно реагувати на негативні дискусії і підтримувати гармонійні відносини між користувачами.

У висновку свого дослідження я особисто виокремив ключові перспективи подальших розробок. Я запропонував розширити функціонал систем аналізу емоцій за рахунок мультимодальних даних, включивши обробку аудіо та відео, щоб підвищити точність виявлення настроїв у ситуаціях особистої взаємодії. Я також ініціював дослідження локалізованих мовних моделей для врахування культурних особливостей різних регіонів, що, на мою думку, є необхідним кроком для створення універсальних і ефективних комунікаційних платформ.

У теоретичному та методологічному плані я зробив значний внесок у розвиток галузі комп'ютерного аналізу емоцій. Я систематизував найновіші наукові підходи, адаптував їх до практичних потреб та викарбував чіткі рекомендації для подальших наукових розробок. Мої напрацювання можуть слугувати основою для великої кількості нових досліджень, орієнтованих на поліпшення якості людської взаємодії через цифрові канали.

Я також критично оцінив обмеження свого дослідження і визначив напрями вдосконалення: необхідність розширення вибірки даних, поглиблене вивчення впливу культурних чинників на інтерпретацію емоцій та розвиток гібридних методів, які поєднуюватимуть статистичні та машинні підходи. Я рекомендував подальший розвиток процедур контролю якості даних і вдосконалення алгоритмів для роботи з нерівномірними та шумовими даними.

Підсумовуючи, хочу наголосити, що саме я провів всебічне дослідження, що об'єднало теоретичний аналіз, практичну розробку прототипів, експериментальні дослідження та етичні рекомендації, і довів життєздатність інтеграції ШІ та Data Mining у процеси людської комунікації. Отримані результати та розроблені системи можуть значно підвищити ефективність, адаптивність і прозорість цифрових взаємодій, створюючи більш гармонійне та емпатичне середовище для користувачів по всьому світу.

ПЕРЕЛІК ПОСИЛАНЬ

1. Wang H. Analysis of the Impact of Artificial Intelligence on Modern Enterprise Management. *Modern Economics & Management Forum*. 2024. № 5(3). P. 495–498. DOI: 10.32629/memf.v5i3.2370
2. Daron M., Górska M. Enterprises development in context of artificial intelligence usage in main processes. *Procedia Computer Science*. 2023. Vol. 225. P. 2214–2223. DOI: 10.1016/j.procs.2023.10.212.
3. Use of artificial intelligence in enterprises. Eurostat data basis. URL: https://ec.europa.eu/eurostat/statisticsexplained/index.php?title=Use_of_artificial_intelligence_in_enterprises (дата звернення: 27.07.2024)
4. Sandeep S.R., Shahanawaj A., Divya S., Kingshuk S., Sushma J., Ashim B. To understand the relationship between Machine learning and Artificial intelligence in large and diversified business organisations. *Materials Today: Proceedings*. 2022. № 56 (4). P. 2082–2086, DOI:10.1016/j.matpr.2021.11.409
5. Olan F., Arakpogun Emmanuel O., Suklan J., Nakpodia F., Damij N., Jayawickrama U. Artificial intelligence and knowledge sharing: Contributing factors to organizational performance. *Journal of Business Research*. 2022. № 145. P. 605–615. DOI:10.1016/j.jbusres.2022.03.008.
6. Malik A., Budhwar P., Kazmi B. A. Artificial intelligence (AI)-assisted HRM: Towards an extended strategic framework. *Human Resource Management Review*. 2023. № 33 (1). P. 100940. DOI:10.1016/j.hrmr.2022.100940.
7. Perifanis N.-A., Kitsios F. Investigating the Influence of Artificial Intelligence on Business Value in the Digital Era of Strategy: A Literature Review. *Information*. 2023. № 14. DOI:10.3390/info14020085
8. Chen K. Innovation of Enterprise Management in the Era of Artificial Intelligence. *International Journal of Global Economics and Management*. 2024. № 2(2). P. 281–285. DOI:10.62051/ijgem.v2n2.35
9. Машлій Г., Мосій О., Пельчер М. Дослідження управлінських аспектів використання штучного інтелекту. *Галицький економічний вісник*. Т. :

- ТНТУ, 2019. Том 57. № 2. С. 80–89. DOI: 10.33108/galicianvisnyk_tntu2019.02.080
10. Хмара М., Гуменюк Я., Аль-Хаялі Д. Впровадження штучного інтелекту в бізнес-практику. Цифрова економіка та економічна безпека. 2023. № 9. С. 42–50. DOI:10.32782/dees.9-8
 11. Кузьомко В., Бурангулова В., Бурангулова В. Можливості використання штучного інтелекту в діяльності сучасних підприємств. Економіка та суспільство. 2021. № 32. DOI:10.32782/2524-0072/2021-32-67
 12. Богом'я В., Гудзь А. Штучний інтелект: сучасний стан і перспективи застосування Сучасні інформаційні технології у сфері безпеки та оборони. 2023. Т. 46. № 1. С. 13–17. DOI:10.33099/2311-7249/2023-46-1-13-17
 13. Хаустова В. Є., Решетняк О. І., Хаустов М. М., Зінченко В. А. Напрямки розвитку технологій штучного інтелекту в забезпеченні обороноздатності країни. Бізнес Інформ. 2022. № 3. С. 17–26. DOI:10.32983/2222-4459-2022-3-17-26
 14. Хаустова В. Є., Решетняк О. І., Хаустов М. М. Перспективні напрямки розвитку ІТ-сфери в світі. Проблеми економіки. 2022. № 1. С. 3–19. DOI:10.32983/2222-0712-2022-1-3-19
 15. Вербівська Л. В. Застосування інструментів штучного інтелекту при управлінні конкурентоспроможністю підприємства. Проблеми сучасних трансформацій. Серія: економіка та управління. 2023. № 10. DOI:10.54929/2786-5738-2023-10-04-06
 16. Краєвська, А., Шварц, І., Краєвський, А., & Кондратенко, Б. Тенденції та чинники управління конкурентоспроможністю бізнесу в сучасних умовах. Modeling the development of the economic systems. 2023. № 2. Р. 173–178. DOI:10.31891/mdes/2023-8-23
 17. Yevsieieva-Severyna I., Skopenko N. Artificial intelligence as a driver of the development of modern business. Теоретичні та прикладні питання

- економіки : збірник наукових праць. Київ : ЦП Компрінт. 2022. Вип. 2 (45). С. 68–79. URL: <https://dspace.nuft.edu.ua/handle/123456789/39361>
18. The state of AI in 2023: Generative AI’s breakout year. McKinsey & Company. URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai-in-2023-generative-ais-breakoutyear#/>
19. Гращенко І. С., Хіміч Г. О., Хіміч В. А. Економічна сутність категорії «стратегічний потенціал підприємства». Агросвіт. 2013. №3. С. 45-48
20. Kulynych Yu.M. (2012). Teoretychni aspekty sutnosti katehorii ekonomichnyi rozvytok pidpriemstva v rynkovomu seredovyshchi [Theoretical aspects of the essence of the category economic development of the enterprise in the market environment]. Naukovyi visnyk BDFEU - Scientific Bulletin BSFEU. 2012. vol. 1 (22). 426–433 pp. [in Ukrainian].
21. Hrashchenko I. and Krasniuk S. (2015). Problems of regional development of Ukraine under globaliation process. Visnyk Mizhnarodnoho humanitarnoho universytetu. Serii: Ekonomika i menedzhment, 2015. - №11. – p. 26-32.
22. Hrashchenko I.S., Khmurova V. V. (2016). Innovatsiina polityka yak instrument orhanizatsiinykh zmin. [Innovative policy as a tool for organizational change]. Economic development: theory, methodology, management: Materials of the 4th International Scientific and Practical Conference. Budapest-Prague-Kyiv, 28-30 November 2016. 386, pp. 361-369 [In Ukrainian].
23. Krasnyuk M., Kulynych Y., Krasniuk S., Goncharenko S. (2024). Design of innovative management information system. Grail of Science. №36. p. 237-245 <https://doi.org/10.36074/grail-of-science>.
24. Hrashchenko I.S., Khmurova V. V. (2016). Innovatsiina polityka yak instrument orhanizatsiinykh zmin. [Innovative policy as a tool for organizational change]. Economic development: theory, methodology, management: Materials of the 4th International Scientific and Practical Conference. Budapest-Prague-Kyiv, 28-30 November 2016. 386, pp. 361-369 [In Ukrainian].

25. S. Illiashenko, O. Bilovodska, T. Tsalko, O. Tomchuk, S. Nevmerzhytska, N. Buhas (2022). Opportunities, threats and risks of implementation the innovative business management technologies in the post-pandemic period COVID-19. *WSEAS Transactions on Business and Economics*. – 2022. – Volume 19. – pp. 1215-1229.
26. Науменко, М., & Гращенко, І. (2024). Сучасний штучний інтелект в антикризовому управлінні конкурентними підприємствами та компаніями. *Grail of Science*, (42), 120– 137. <https://doi.org/10.36074/grail-of-science.02.08.2024.015>
27. Maxim Krasnyuk, Svitlana Nevmerzhytska, Tetiana Tsalko. (2024). Processing, analysis & analytics of big data for the innovative management. *Grail of Science*, #38, April 2024. pp. 75-83. <https://www.journal-grail.science/issue38.pdf>
28. Maxim Krasnyuk, Dmytro Elishys (2024). Perspectives and problems of big data analysis & analytics for effective marketing of tourism industry. *Science and technology today*, #4 (32) 2024. pp. 833-857
29. Krasnyuk M., Krasniuk I. Big data analysis and analytics for marketing and retail. Штучний інтелект у науці та освіті: збірник тез Міжнародної наукової конференції (AISE) (1-2.03.2024 р.), Київ, 2024.
30. Науменко , М. (2024). Аналіз та аналітика великих даних в маркетингу та торгівлі конкурентного підприємства. *Grail of Science*, (40), 117–128. <https://doi.org/10.36074/grail-of-science.07.06.2024.013>
31. Микитенко, В. В., & Грищенко, І. С. (2008). Адаптивна система управління інноваційними процесами на підприємствах. *Проблеми науки*, 4, 32-37.
32. Krasnyuk M.T., Hrashchenko I.S., Kustarovskiy O.D., Krasniuk S.O. (2018) Methodology of effective application of Big Data and Data Mining technologies as an important anticrisis component of the complex policy of logistic business optimization. *Economies' Horizons*. 2018. No. 3(6). pp. 121–136

33. Науменко, М. (2024). Оптимальне використання алгоритмів глибокого машинного навчання в ефективному управлінні підприємством. Успіхи і досягнення у науці, 2024, #4 (4). [https://doi.org/10.52058/3041-1254-2024-4\(4\)-776-794](https://doi.org/10.52058/3041-1254-2024-4(4)-776-794)
34. Krasnyuk, M., Kulynych, Y., Tuhaienko, V., & Krasniuk, S. (2022). E-business and ecommerce technologies as an important factor for economic efficiency and stability in the modern conditions of the digital economy (on the example of oil and gas company). Grail of Science. – 2022. – №. 17. –69-81.
35. Науменко , М., & Краснюк , М. (2024). Ефективне застосування генетичних алгоритмів у вирішенні багатоекстремумних оптимізаційних задач в менеджменті конкурентного підприємства. Grail of Science, (41), 65–73. <https://doi.org/10.36074/grail-of-science.05.07.2024.008> [24] Kulynych Y., Krasnyuk M., Krasniuk S. (2022) Efficiency of evolutionary algorithms in solving optimization problems on the example of the fintech industry. Grail of Science, №14-15, May 2022. 63-70. <https://doi.org/10.36074/grail-of-science.27.05.2022>
36. Krasnyuk, M., Krasniuk, S. (2021). Association rules in finance management. Scientific bulletin ΛΟΓΟΣ, 2021. pp.9-10. <https://doi.org/10.36074/logos-26.02.2021.v1.01>
37. Sytnyk V.F., Krasniuk M.T. (2002) Polityka upravlinia znanniamy naftohazovoi kompanii yak kliuchovyi faktor pidvyshchennia yii efektyvnosti [Oil and gas company's knowledge management policy as a key factor in increasing its efficiency]. Problemy formuvannia rynkovoï ekonomiky - Problems of the formation of a market economy, K.:KNEU, vol. 10, 2002. [in Ukrainian].
38. V. Tuhaienko, S. Krasniuk (2022) Effective application of knowledge management in current crisis conditions. International scientific journal "Grail of Science", #16 June, 2022. – pp. 348-358.
39. Krasnyuk M.T. (2006) Problemy zastosuvannia system upravlinnia korporatyvnymy znanniamy ta yikh taksonomiia [Problems of applying

- corporate knowledge management systems and their taxonomy]. Modeliuvannia ta informatsiini systemy v ekonomitsi - Modeling and information systems in the economy, vol. 73, p. 256 [in Ukrainian]
40. Krasnyuk M., Goncharenko S., Krasniuk S. Intelligent technologies in hybrid corporate DSS. Інноваційно-інвестиційний механізм забезпечення конкурентоспроможності країни: колективна монографія / за заг. ред. О. Л. Гальцової. Львів-Торунь: ЛігаПрес, 2022. С. 194-211.
41. Krasnyuk M., Hrashchenko I., Goncharenko S., Krasniuk S. Hybrid application of decision trees, fuzzy logic and production rules for supporting investment decision making. Access to science, business, innovation in digital economy. ACCESS Press. 2022. 3(3). P. 278-291.
42. Hrashchenko Iryna, Krasnyuk Maxim, Krasniuk Svitlana (2020). Iterative methodology of bankruptcy forecast of logistic companies in emerging markets, taking into account global/regional crisis. Collection of scientific works "Problems of the systemic approach in economics", vol. 1 (75) / 2020. – pp. 138-147. DOI:10.32782/2520-2200/2020-1-43