

Київський національний університет імені Тараса Шевченка

Економічний факультет

Кафедра економічної кібернетики

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

«Застосування штучного інтелекту для моніторингу психологічного клімату
на підприємстві»

студентки 4 курсу

спеціальності 051 «Економіка»

ОПП «Економічна кібернетика»

денної форми навчання

Миронець Вікторії Олегівни

Науковий керівник:

д.е.н., професор

Чорноус Галина Олександрівна

Засвідчую, що в цій роботі немає запозичень із
праць інших авторів без відповідних посилань

Студент _____

(підпис)

Роботу допущено до захисту перед ЕК

рішенням кафедри економічної кібернетики

від 12 червня 2025 р., протокол № 15

Завідувач кафедри:

доктор економічних наук, професор

Ляшенко Олена Ігорівна

(підпис)

КИЇВ – 2025

РЕФЕРАТ

Кваліфікаційна робота бакалавра містить: 74 ст., 17 рис., 5 табл., 68 джерел, 3 додатки.

Ключові слова: управління людськими ресурсами, психологічний клімат, ментальне здоров'я працівників, штучний інтелект, сентимент-аналіз, опитування персоналу, RoBERTa, BERT

Об'єкт дослідження: процес управління людськими ресурсами на підприємстві, зокрема в частині підтримки та моніторингу психологічного клімату в колективі.

Мета дослідження: розробка підходу до моніторингу психологічного клімату в організації шляхом поєднання традиційних методів управління людськими ресурсами з можливостями штучного інтелекту для аналізу емоційного стану працівників.

Методологічний інструментарій дослідження ґрунтується на використанні методів аналізу, порівняння, індукції та дедукції, а також включає аналіз наукової літератури, проведення опитувань та інтерв'ю (зокрема з використанням технологій штучного інтелекту), методи обробки природної мови (очищення текстів, токенизація, формування тренувальних і тестових вибірок), методи сентимент-аналізу (із застосуванням моделей BERT, RoBERTa та VADER), а також методи візуалізації текстових даних (побудова графічних інтерпретацій та графічного представлення частотного аналізу) і методи програмної реалізації зазначених процедур у програмному середовищі Python.

Наукова новизна полягає у реалізації підходу, що поєднує три різні методи збору зворотного зв'язку від працівників: інтерв'ю з фахівцем управління людськими ресурсами, онлайн-опитування та автоматизоване опитування із застосуванням системи штучного інтелекту. Така комбінація методів забезпечує глибше розуміння емоційного стану персоналу та підвищує ефективність моніторингу психологічного клімату на підприємстві.

Практична новизна полягає у впровадженні системи моніторингу психологічного клімату, яка може використовуватися підприємствами для регулярного збору та аналізу зворотного зв'язку від працівників.

RESUME

Taras Shevchenko National University of Kyiv,
Faculty of Economics, Department of Economic Cybernetics

Key words: human resource management, psychological climate, employee mental health, artificial intelligence, sentiment analysis, employee surveys, RoBERTa, BERT.

The graduation research of student Myronets Viktoriia deals with the assessment of psychological climate in organizations using artificial intelligence tools.

The work is interesting for companies and HR specialists, as a combination of three methods for collecting employee feedback: interviews with HR professionals, online surveys, and automated surveys using artificial intelligence was carried out. The practical value lies in the possibility of using the results for regular monitoring of the psychological climate and timely response to signs of burnout, stress, or conflict in the workplace.

Pages 74, figures 17, tables 5, bibliog. 68, append. 3.

ЗМІСТ

ВСТУП	5
РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ УПРАВЛІННЯ ЛЮДСЬКИМИ РЕСУРСАМИ З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ	8
1.1. Сутність, значення та еволюція управління людськими ресурсами	8
1.2. Трансформація управління людськими ресурсами під впливом ШІ.....	12
1.3. Ризики та виклики використання ШІ в управлінні персоналом	21
РОЗДІЛ 2. МЕТОДОЛОГІЧНІ АСПЕКТИ ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ МОНІТОРИНГУ ПСИХОЛОГІЧНОГО КЛІМАТУ.....	24
2.1. Підходи до застосування ШІ в управлінні людськими ресурсами	24
2.2. Можливості ШІ у моніторингу психологічного клімату.....	26
2.3. Вибір алгоритмів і моделей для аналізу психологічного клімату.....	30
2.4. Концепція системи моніторингу психологічного клімату	37
РОЗДІЛ 3. ДОСЛІДЖЕННЯ ПСИХОЛОГІЧНОГО КЛІМАТУ В ОРГАНІЗАЦІЇ: МОДЕЛЮВАННЯ НА ОСНОВІ ВІДГУКІВ ПРАЦІВНИКІВ.....	43
3.1. Підготовка вхідних даних для побудови моделей.....	43
3.2. Реалізація моделей BERT і RoBERTa та VADER для сентимент-аналізу	48
3.3. Побудова візуалізацій частотного аналізу тексту та формування рекомендацій	51
ВИСНОВКИ	57
СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ.....	59
ДОДАТКИ.....	66

ВСТУП

Актуальність теми. Управління людськими ресурсами вже давно вийшло за рамки кадрового обліку та підбору персоналу. У сучасному управлінні персоналом дедалі більше уваги приділяється психологічному клімату в колективі, емоційному стану працівників, рівню їх залученості та професійного вигорання. Це пов'язано з тим, що ці показники безпосередньо впливають на ефективність роботи, згуртованість колективу, плинність кадрів і загальний стан бізнесу.

Традиційні методи моніторингу, зокрема анкетування, залишаються популярними завдяки своїй доступності та простоті у впровадженні. Однак вони мають обмежену точність через суб'єктивність відповідей і недостатнє врахування контексту, у якому формуються думки та емоції працівників [61].

У зв'язку з цим зростає потреба у використанні новітніх інструментів, які дозволяють отримувати більш глибоке й об'єктивне розуміння емоційного стану співробітників. Перспективним напрямом є застосування штучного інтелекту (ШІ), зокрема сучасних моделей на основі трансформерів, таких як BERT [55] чи RoBERTa [57], здатних аналізувати текстову інформацію з урахуванням контексту. Поєднання традиційних методів збору даних таких як опитування, інтерв'ю з фахівцем управління людськими ресурсами та опитування з використанням ШІ-системи дає змогу формувати більш повну картину психологічного клімату в організації.

Такий підхід може допомогти компаніям не лише реагувати на проблеми постфактум, а й впровадити системний підхід до спостереження за емоційним фоном у команді та своєчасного прийняття управлінських рішень.

Об'єктом дослідження є процес управління людськими ресурсами на підприємстві, зокрема в частині підтримки та моніторингу психологічного клімату в колективі.

Предметом дослідження виступають підходи до моніторингу психологічного клімату із застосуванням інструментів ШІ, зокрема моделей обробки природної мови для аналізу емоційного стану працівників.

Метою дослідження є розробка підходу до моніторингу психологічного клімату в організації шляхом поєднання традиційних методів управління людськими ресурсами з можливостями ШІ для аналізу емоційного стану працівників.

Для досягнення поставленої мети потрібно виконати такі завдання дослідження:

- визначити сутність і значення управління людськими ресурсами, охарактеризувати його еволюцію та обґрунтувати роль у забезпеченні стабільності й ефективності діяльності організації;
- проаналізувати вплив технологій штучного інтелекту на трансформацію процесів управління людськими ресурсами;
- окреслити основні ризики та виклики, пов'язані з впровадженням ШІ в процеси управління людськими ресурсами;
- зібрати й систематизувати підходи до використання ШІ управління людськими ресурсами на підприємстві;
- оцінити потенціал застосування моделей ШІ для моніторингу психологічного клімату в організації;
- оцінити можливості застосування класичних алгоритмів машинного навчання, лексиконно-орієнтованих моделей та моделей ШІ для аналізу психологічного клімату на підприємстві;
- запропонувати підхід до реалізації концепції тривірневої системи опитування працівників, що включає інтерв'ю з фахівцем управління людськими ресурсами, анкетне опитування та інтерв'ю з використанням ШІ-системи;
- підготувати вхідні дані для дослідження, здійснити попередню обробку відповідей працівників та сформувати датасет для застосування моделей аналізу настрою;
- реалізувати настрою-аналіз зібраних відповідей працівників;

— інтерпретувати результати sentiment-аналізу, виявити ключові емоційні тенденції у відповідях працівників та розробити практичні рекомендації щодо покращення психологічного клімату в організації.

Методологічний інструментарій дослідження ґрунтується на використанні методів аналізу, порівняння, індукції та дедукції, а також включає аналіз наукової літератури, проведення опитувань та інтерв'ю (зокрема з використанням технологій штучного інтелекту), методи обробки природної мови (очищення текстів, токенізація, формування тренувальних і тестових вибірок), методи sentiment-аналізу (із застосуванням моделей BERT, RoBERTa та VADER), а також методи візуалізації текстових даних (побудова графічних інтерпретацій та графічного представлення частотного аналізу) і методи програмної реалізації зазначених процедур у програмному середовищі Python.

Наукова новизна полягає у реалізації підходу, що поєднує три різні методи збору зворотного зв'язку від працівників: інтерв'ю з фахівцем управління людськими ресурсами, онлайн-опитування та автоматизоване опитування із застосуванням системи штучного інтелекту. Така комбінація методів забезпечує глибше розуміння емоційного стану персоналу та підвищує ефективність моніторингу психологічного клімату на підприємстві.

Практична новизна полягає у впровадженні системи моніторингу психологічного клімату, яка може використовуватися підприємствами для регулярного збору та аналізу зворотного зв'язку від працівників.

Результати впровадження роботи. Основні положення та результати дослідження було висвітлено у науковій публікації [12].

Інформаційною базою дослідження є монографії, наукові статті вітчизняних та зарубіжних вчених, фахові періодичні видання, аналітичні звіти, результати опитувань співробітників підприємства.

Структура роботи. Робота структурно складається зі вступу, трьох розділів, висновків і списку використаних джерел зі 65 найменувань. Повний обсяг роботи становить 74 сторінки, містить 17 рисунків, 5 таблиць та 3 додатки.

РОЗДІЛ 1. ТЕОРЕТИЧНІ ЗАСАДИ УПРАВЛІННЯ ЛЮДСЬКИМИ РЕСУРСАМИ З ВИКОРИСТАННЯМ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ

1.1. Сутність, значення та еволюція управління людськими ресурсами

У сучасних умовах трансформації ринку праці, стрімкого розвитку цифрових технологій та глобалізації економічних процесів ефективне управління людськими ресурсами посідає ключове місце як одна з найважливіших складових загальної системи управління на підприємстві.

Історія становлення управління людськими ресурсами свідчить про поступову трансформацію поглядів на роль працівника в організації. Тривалий час дана сфера мала назву «управління персоналом», зосереджуючись на адміністративних функціях: наймі, контролі, трудовій дисципліні. Сучасний термін «управління людськими ресурсами», що активно почав застосовуватись із 1980-х років, передбачає стратегічний підхід до працівника як до ключового активу, що потребує інвестицій, розвитку та залучення до досягнення цілей організації. На рисунку 1.1 зображено історичний розвиток концепції управління людськими ресурсами.



Рис. 1.1. Історичний розвиток концепції управління людськими ресурсами

Джерело: сформовано автором на основі [1]

Одним із важливих етапів становлення управління людськими ресурсами вважається розвиток індустріального добробуту в XIX столітті. У цей період у Великій Британії було запроваджено законодавчі ініціативи щодо контролю умов праці, зокрема Factory Act 1833 року, який передбачав обов'язкову присутність

інспекторів на фабриках. Також у 1878 році було встановлено обмеження щодо тривалості робочого часу для жінок і дітей [1]. Водночас формувалися профспілки, з'явилися перші спроби колективного захисту працівників та переговорного процесу.

Згодом почалося формування відділів управління персоналу, зокрема поява цього відділу в компанії National Cash Register на початку XX століття. Перша світова війна стала каталізатором змін, жінки масово залучались до праці замість чоловіків, це спричинило необхідність погодження з профспілками щодо ділюції, тобто допуску жінок без належного навчання до традиційно чоловічих посад. У 1920-х роках в індустріальних компаніях почали з'являтися посади «менеджер з праці» або «менеджер з найму», які відповідали за відвідуваність, прийом, звільнення та питання оплати [1].

Після 1945 року, в умовах повоєнного відновлення економіки, функції управління зайнятістю та соціальним добробутом працівників були об'єднані в межах ширшого поняття управління персоналом. Кадрова діяльність набула переважно бюрократичного характеру, зосереджуючись на виконанні державних норм і внутрішніх правил організації. Досвід Другої світової війни показав, що ефективність виробництва значною мірою залежить від кадрової політики, що підготувало підґрунтя для подальшої еволюції функції управління персоналом.

У 1960–1970-х роках сфера зайнятості почала активно розвиватися, удосконалювалися методи роботи з персоналом, які ґрунтувалися на теоріях соціальних наук про мотивацію та організаційну поведінку. У середині 1980-х років почав активно вживатися термін «управління людськими ресурсами» [1].

В наукових джерелах можна спостерігати як паралельне вживання понять управління персоналом та управління людськими ресурсами, так і розбіжність у їхньому вживанні [2]. Так, частина дослідників ототожнюють ці поняття, вважаючи, що вони є синонімами, а інші наполягають на тому, що між термінами є змістовна відмінність.

Згідно з еволюційним підходом, управління персоналом переважно базується на традиційних організаційно-адміністративних функціях, таких як планування,

добір, навчання та контроль працівників, тоді як управління людськими ресурсами фокусується на стратегічній складовій, розглядаючи працівника як ключовий ресурс підприємства, який потребує інвестицій, розвитку, мотивації та залучення [2].

Управління людськими ресурсами можна розглядати як складову соціального управління, оскільки воно передбачає організацію взаємодії між людьми та робочими колективами [3]. Варто зазначити, що соціальне управління часто розглядається через призму кібернетичних підходів, які визначають його як функцію організованих систем, що забезпечують їхню структурну цілісність та підтримання функціонування відповідно до визначених програм [3]. У такому контексті управління виступає невід'ємним атрибутом систем, що складаються з взаємопов'язаних елементів, кожен з яких виконує специфічні функції, формуючи єдину цілісну структуру з новими інтегративними властивостями.

Процес управління передбачає взаємодію управляючої та керованої підсистем, між якими відбувається обмін інформацією [3]. Через прямі канали управляюча підсистема передає керованій певні команди, а через зворотні отримує дані про її стан [3]. Крім того, обидві підсистеми перебувають у постійному інформаційному контакті із зовнішнім середовищем. Так, сукупність цих підсистем та каналів зв'язку разом з навколишнім середовищем формує єдину систему управління.

Таким чином, можна зазначити, що управління людськими ресурсами слід розглядати як комплексну систему, ефективність якої залежить від узгодженості та чіткості взаємодії її складових елементів. Використання кібернетичного підходу дозволяє акцентувати увагу саме на цій комплексності, підкреслюючи важливість безперервного обміну інформацією між управляючою та керованою підсистемами, а також їх зв'язків із зовнішнім середовищем. Ефективне управління персоналом неможливе без забезпечення системного підходу, що враховує взаємозалежність усіх складових елементів управлінського процесу та сприяє підтриманню цілісності організації в умовах постійних змін.

Людські ресурси грають важливу роль функціонуванні організації та вважаються одним із її найцінніших активів. Це особливо помітно при оцінці вартості компанії, коли ринкова ціна підприємства може значно перевищувати вартість його матеріальних і фінансових активів [4]. Вартість організації не обмежується лише фізичними ресурсами, а значною мірою формується за рахунок інтелектуального капіталу, до якого входять рівень компетентності, досвід та ефективність її персоналу [4].

Крім того, додаткову цінність компанії формують інвестиції у людський капітал. Вони включають не лише витрати на оплату праці, преміальні виплати та інші бонуси, а й вкладення у процеси підбору, найму, адаптації, навчання та розвитку персоналу [4]. Сучасні компанії все частіше впроваджують довгострокові стратегії розвитку співробітників, які спрямовані на їхню професійну підготовку. Така діяльність є особливо корисною для досягнення стратегічних цілей підприємства [5].

Однак, для досягнення високої продуктивності організації недостатньо лише інвестувати в персонал. Важливо також забезпечити ефективну систему управління людськими ресурсами. Адже такі проблеми, як нечіткі обов'язки, ролі, нерівномірне навантаження та зниження мотивації у співробітників на підприємстві спричиняють негативний вплив на життєдіяльність організації в цілому, можуть виникнути конфлікти у колективі, зниження продуктивності, зростання плинності кадрів та загальна дестабілізація процесів на підприємстві [6].

Формування стратегічного управління людськими ресурсами розглядається як новий етап розвитку управління персоналом, який бере до уваги довгострокові плани та цілі організації [5]. Саме таке стратегічне бачення визначає актуальні управлінські дії, а не навпаки.

Управління персоналом є досить складним процесом за своєю природою, оскільки на відміну від матеріальних ресурсів підприємства, працівники є живими організмами [7, с. 8]. Працівники мають власні інтереси, прагнення та можливість самостійно приймати рішення, керуючи своєю поведінкою та робочою

активністю. Саме тому їх можна справедливо назвати рушійною силою підприємства, від якої залежить ефективність всієї організації [7, с. 8].

Ця особливість персоналу вимагає від керівників гнучкого та уважного підходу, враховуючи не лише формальні вимоги, а й психологічні аспекти мотивації, задоволеності роботою та міжособистісних відносин у колективі.

Управління людськими ресурсами складається з низки процесів, спрямованих на максимальне розкриття потенціалу працівників. Процеси управління людськими ресурсами зображені на рисунку 1.2.

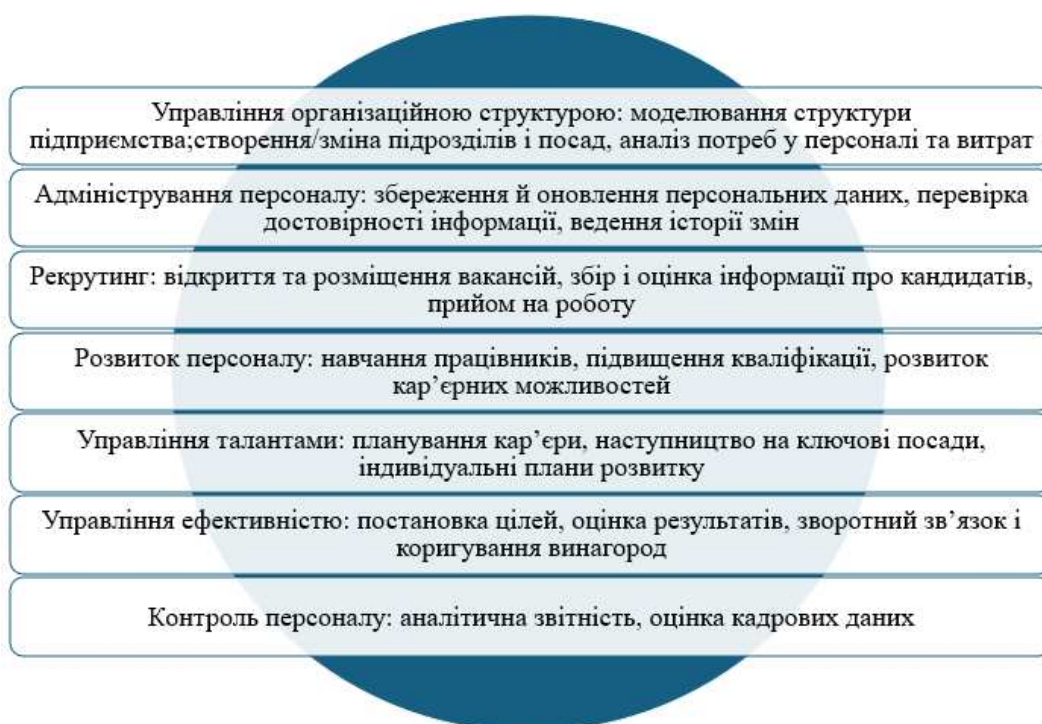


Рис. 1.2. Ключові процеси управління людськими ресурсами

Джерело: сформовано автором на основі [8]

1.2. Трансформація управління людськими ресурсами під впливом ШІ

На сьогоднішній день, розвиток ШІ та цифрових технологій має значний вплив на процеси управління людськими ресурсами. Впровадження ШІ на підприємстві змінює не лише сам інструментарій роботи з людьми, а й додатково впливає на логіку прийняття рішень, підвищуючи рівень персоналізації, швидкість реакцій, точність аналітики та прозорість процесів. Відповідно до досліджень, протягом наступного десятиліття ринок ШІ у сфері управління людськими

ресурсами демонструватиме стабільне зростання [9]. На рисунку 1.3 наведено прогноз динаміки обсягу цього ринку на період з 2025 до 2034 року.



Рис. 1.3. Обсяг ринку ШІ в управлінні людськими ресурсами

Джерело: [9]

Можемо побачити, що до 2034 року очікується зростання обсягу ринку ШІ для управління людськими ресурсами до 30,77 мільярда доларів США, що означає приріст у 338,9% порівнюючи з 2024 роком. Таку позитивну динаміку можна пояснити тим, що компанії все більше потребують впровадження технологій для автоматизації своїх процесів, зокрема процесів управління людськими ресурсами. Застосування ШІ дає можливість інтегрування з основними напрямками в цій сфері, через що перетворюється на стратегічний інструмент підвищення ефективності у роботі з людськими ресурсами.

На рисунку 1.4 зображено регіональний розподіл ринку ШІ в управлінні людськими ресурсами у 2024 році.

Згідно з рисунком 1.4, лідером ринку у 2024 році була Північна Америка, але найбільший потенціал зростання протягом найближчих 10 років спостерігається в Азійсько-Тихоокеанському регіоні. Оскільки країни Азійсько-Тихоокеанського регіону відзначаються одним із найбільших у світі показників чисельності населення, що зумовлює високу різноманітність трудових ресурсів [9]. Для ефективної організації та управління такою багатогранною робочою силою виникає потреба у використанні більш комплексних та інноваційних рішень у сфері управління людськими ресурсами.

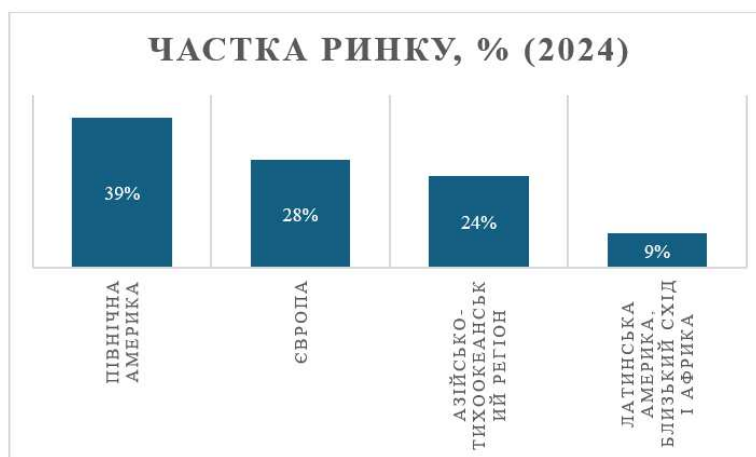


Рис. 1.4. Регіональний розподіл ринку ІІІ в управлінні людськими ресурсами
Джерело: [9]

Систематизація наукових досліджень у сфері застосування ІІІ в управлінні людськими ресурсами дала змогу сформувавши концептуальну рамку, яка демонструє потенціал використання ІІІ за типологією трьох рівнів інтелекту: механічного, мислячого та емоційного. Такий підхід до класифікації ІІІ, запропонований у працях [10, 11], є особливо релевантним у контексті аналізу процесів управління людськими ресурсами, оскільки дозволяє чітко виокремити сфери його практичного застосування.

У таблиці 1.1 зображено приклад застосування різних типів ІІІ в управлінні людськими ресурсами.

Таблиця 1.1

Приклад застосування різних типів ІІІ в управлінні людськими ресурсами

Процеси	Механічний ІІІ	Мислячий ІІІ	Емоційний ІІІ
Організаційна структура	Автоматизація оновлення штатного розпису, розрахунок оптимальної кількості посад	Аналіз продуктивності для внесення структурних змін	Виявлення упередженості в описах ролей, аналіз відповідності працівників
Адміністрування персоналу	Автоматичне оновлення персональних даних, генерація документів	Виявлення невідповідностей у даних, аналіз змін у профілі працівника	Не застосовується напряму, але можуть враховуватись індивідуальні фактори в аналітиці

Продовження табл.1.1.

Рекрутинг	Автоматичне створення і публікація описів вакансій, що полегшує роботу рекрутера	Виділення ключових навичок і кваліфікацій кандидатів, що дозволяє швидше відсіяти нерелевантні резюме	Оцінка поведінки кандидатів під час інтерв'ю, їхні відповіді, мову тіла та інші невербальні сигнали
Забезпечення розвитку працівників	Управління процесом запису на професійні навчальні програми	Оцінка ефективності навчальних програм	Надання персоналізованих рекомендацій на основі професійних потреб працівників
Управління талантами	Відстеження кар'єрного прогресу і навичок працівників	Оцінка потенціалу працівників для прогнозування їхнього кар'єрного розвитку	Надання підтримки і мотиваційних рекомендацій аналізуючи емоційні потреби працівників
Управління ефективністю роботи працівників	Збір і обробка даних про продуктивність працівників для автоматичного створення звітів і фідбеку	Виявлення і аналіз трендів продуктивності працівників для об'єктивної оцінки їхніх досягнень	Аналіз емоційних факторів, що впливають на продуктивність і надання відповідної підтримки
Контроль персоналу	Генерація звітів про кадрові дані для моніторингу і управління персоналом	Виявлення трендів і патернів в даних про персонал для оперативного реагування на зміни	Визначення рівня емоційного комфорту і стресу серед працівників для покращення робочого середовища

Джерело: [12]

Механічний ІІІ в управлінні людськими ресурсами може автоматизувати багато рутинних завдань, пов'язаних зі збиранням і обробкою даних про працівників, вакансії, навчання та результативність. Наприклад, використовуючи автоматизований збір даних про кандидатів з їхніх резюме та профілів у соціальних мережах можна швидко оцінити потенційних працівників. Автоматизовані системи для обробки інформації можуть використовувати алгоритми для збору та аналізу даних щодо досягнень і продуктивності роботи співробітників. Системи управління навчанням мають можливість автоматично реєструвати працівників на курси та тренінги відповідно до їх професійних потреб

і цілей. Крім того, системи обліку робочого часу дають змогу автоматично збирати дані про використання робочого часу, що сприяє кращому управлінню проектами та розподілу ресурсів.

Мислячий ІІІ відіграє ключову роль у прийнятті рішень на основі аналітики. Завдяки цьому типу ІІІ, HR-фахівці мають можливість більш точно прогнозувати поведінку працівників, ефективність навчальних програм та динаміку розвитку талантів. Наприклад, використовуючи алгоритми прогнозу аналітики можна аналізувати великі обсяги даних для виявлення закономірностей у кар'єрному зростанні або передбачення ризику звільнення цінного працівника. Також ІІІ може оцінювати ефективність навчання, виявляти слабкі місця в освітніх курсах, визначати індивідуальні навчальні плани та будувати стратегії подальшого розвитку, що відповідають як цілям працівника, так і компанії. У сфері управління ефективністю, мислячий ІІІ застосовується для побудови об'єктивної оцінки продуктивності, виявлення трендів в роботі співробітників. Аналізуючи цю інформацію, фахівці з відділу кадрів будуть мати загальну картину перебування співробітника у компанії та зможуть зробити свої висновки щодо його діяльності.

Емоційний ІІІ допомагає у розпізнаванні та аналізі емоційних станів співробітників. Наприклад, за допомогою інструментів аналізу голосу, відео чи тексту можна визначити рівень стресу, задоволеності або вигорання співробітників, після чого, на основі цих висновків, запропонувати психологічну підтримку або менторські програми. У сфері управління талантами емоційний ІІІ може стати у нагоді при формуванні мотиваційних рекомендацій, а у процесі керування ефективністю він може виявляти те, як різні фактори впливають на емоційний стан працівників та відповідно на їхню продуктивність. В майбутньому це допоможе виключати несприятливі фактори, умови праці з робочого процесу та коригувати загальний підхід до управління, щоб уникати конфліктів на робочому місці та підвищувати активність персоналу.

На сьогоднішній день ІІІ має перспективи впровадження на всіх рівнях управління людськими ресурсами. На рисунку 1.5 зображено використання ІІІ в процесах управління людськими ресурсами.

Організаційна структура	• моделювання структури на основі даних, адаптація під зміни ринку, виявлення упередженості в описах вакансій.
Адміністрування персоналу	• автооновлення персональних даних, аналіз змін (сімейний стан, навички), розрахунок заробітної плати, компенсаційна аналітика.
Рекрутинг	• сканування резюме, відеоаналіз (міміка, голос), генерація листів, чат-боти, цифровий слід, автоматичний відбір.
Розвиток персоналу	• персоналізоване навчання, виявлення прогалин у знаннях, рекомендація курсів.
Управління талантами	• планування кар'єри, прогноз наступництва, менторство, внутрішня мобільність.
Управління ефективністю	• оціночні моделі без упереджень, аналітика продуктивності, зворотний зв'язок.
Контроль персоналу	• формування індексів продуктивності, звітності.

Рис. 1.5. Можливості застосування ШІ в процесах управління людськими ресурсами

Джерело: сформовано автором на основі [13-25]

ШІ вже широко використовується в сучасних міжнародних компаніях, зокрема для процесу найму. Використання програм на основі ШІ дозволяє аналізувати результати кандидатів, порівнюючи їх із поточними результатами співробітників на даній посаді. Такий підхід дозволяє обрати найбільш перспективного кандидата для компанії [13].

До моменту активного впровадження ШІ процес відбору персоналу потребував значних часових витрат з боку рекрутерів, які вручну аналізували резюме та оцінювали кандидатів. Однак, зараз ми спостерігаємо відхід від традиційних методів та значні зміни завдяки появі автоматизованих алгоритмів. ШІ дозволяє здійснювати попередню оцінку кандидатів на основі їхніх резюме, історії працевлаштування, навичок та інших факторів, що значно прискорює прийняття кадрових рішень [14]. Оцінюючи резюме, такі додатки аналізують як конкретні навички, так і особисті риси кандидатів, аналізуючи їхні цифрові сліди, до яких також відносяться соціальні мережі [14]. Ці заходи дають змогу більш точно визначити відповідність претендента вакансії.

Окрім цього, ШІ також може допомогти у генеруванні листів кандидатам на вакансію, інформуючи їх, про результати відбору на посаду, в яких буде надана вся інформація про подальші кроки [15]. Це в свою чергу може справити позитивну репутацію та підвищити мотивацію людей відправляти резюме в організацію,

оскільки, претенденти надають перевагу компаніям із добре організованими адміністративними процедурами, а не тим, де процес відбору є складним та неструктурованим.

Також ШІ може застосовуватися для аналізу відео-інтерв'ю. Додатки на основі ШІ здатні ідентифікувати мікровирази обличчя, такі як мімічні скорочення, зміни в тоні мовлення, які можуть свідчити про рівень впевненості кандидата, його емоційний стан та ставлення до вакансії [15]. А крім цього системи можуть оцінювати рівень володіння певною мовою.

Наприклад, компанія HireVue, що надає платформу для управління рекрутинговим процесом, використовує ШІ для аналізу відео-інтерв'ю кандидатів, оцінюючи як вербальні, так і невербальні сигнали, зокрема тон голосу, стиль мовлення та вибір слів [16].

На етапі оцінювання навичок, сучасні технології ШІ включають інтерактивні інструменти, такі як гейміфікація, яка дозволяє аналізувати когнітивні навички та поведінкові риси кандидатів. У даному контексті гейміфікація визначається як певні ігрові інструменти, що застосовуються компаніями для відбору співробітників [17]. Застосування гейміфікації у рекрутингу сприяє більш об'єктивному оцінюванню кандидатів, оскільки такі методи мінімізують стресовий фактор традиційних співбесід і дозволяють більш природно оцінювати здібності претендентів. Приклад застосування цього інструменту можна побачити у компанії PwC, яка впровадила онлайн-гру в процесі найму для того, щоб оцінити аналітичні здібності та когнітивні навички кандидатів [18].

Організаційні процеси процесу найму співробітників також зазнають активних покращень завдяки розвитку ШІ. Чат-боти, які використовують алгоритми когнітивної взаємодії, можуть автоматично займатися призначенням співбесід, узгодженням часу та місця зустрічі [15].

Окрім цього, алгоритми ШІ можуть допомагати командам управління людськими ресурсами у залученні кандидатів на посаду, розміщуючи оголошення про вакансії у різних каналах, таких як банери, спливаючі вікна, розсилкою по електронній пошті тощо [14].

На сьогоднішній день, використання ШІ для процесу розвитку персоналу стало важливим інструментом для компаній. Програми, що використовують алгоритми ШІ для навчання співробітників мають можливість аналізувати здібності, поведінкові особливості працівників на всіх рівнях організації [13]. Оскільки кожен працівник має індивідуальні особливості засвоєння інформації, використання ШІ дозволяє створювати персоналізовані навчальні програми. Застосування ШІ може сприяти виявленню прогалин у знаннях, навичках, досвіді та особистих якостях як з боку працівника, так і з боку роботодавця.

На відміну від традиційних навчальних програм, які пропонують однакові матеріали для всіх співробітників, системи на основі ШІ мають здатність рекомендувати навчальні курси з урахуванням індивідуальних прогалин у навичках працівника. Це сприяє підвищенню мотивації до навчання, оскільки запропонований контент є релевантним для конкретного фахівця, а також оптимізує час навчання, зменшуючи потребу у проходженні непотрібних або вже відомих курсів.

Автоматизація процесу управління талантами за допомогою ШІ дозволяє підвищити ефективність прийняття рішень щодо планування кар'єри, наступництва та індивідуального розвитку працівників. Сучасні системи управління персоналом, такі як Workday або SAP SuccessFactors, використовують алгоритми ШІ для аналізу великих масивів даних про персонал, на основі яких пропонують персоналізовані стратегії розвитку. Використовуючи ці стратегії можна пропонувати працівникам індивідуальні завдання, менторство чи інші можливості в компанії [19, 20]. Такий підхід сприяє зниженню плинності кадрів, зміцненню внутрішньої мобільності та забезпечує стратегічну сталість організації.

Впровадження ШІ в управління організаційною структурою відкриває нові можливості для її гнучкого моделювання та адаптації. Завдяки здатності алгоритмів ШІ обробляти великі масиви даних про продуктивність працівників, рівень їхньої кваліфікації, досвід та інтереси, з'являється можливість не лише підвищити ефективність підбору персоналу, а й сформувати персоналізовані

траєкторії розвитку талантів. Системи на основі ШІ також можуть бути корисними в аналізі упередженості в описах вакансій і підходах до рекрутингу, що, у свою чергу, сприяє підвищенню інклюзивності організаційної культури [21].

Крім цього, використання технологій ШІ може стати у нагоді при адмініструванні всіх аспектів, пов'язаних із виплатами компенсацій співробітникам. Завдяки аналізу даних про відповідність між наявними й необхідними навичками персоналу, алгоритми ШІ можуть формувати оптимальні підходи до визначення компенсаційної політики [22]. Зокрема системи ШІ допомагають розрахувати заробітну плату для співробітників, беручи до уваги їхню посаду.

Оцінка результатів діяльності співробітників є ключовим елементом управління ефективності. Традиційні методи, які застосовуються для аналізу успішності персоналу можуть бути неточними через людські упередження, в той час як ШІ пропонує значні переваги в цій сфері, забезпечуючи більш об'єктивні, всебічні та своєчасні оцінки. Системи оцінки на основі ШІ використовують алгоритми машинного навчання та розширену аналітику даних для надання більш об'єктивних та всебічних оцінок, мінімізуючи людські упередження та помилки [23].

ШІ також пропонує потужні інструменти для покращення зворотного зв'язку в команді. Платформи, такі як Mentimeter, використовують ШІ для сортування та групування відповідей під час збору живого зворотного зв'язку [24]. Effy AI – платформа, що використовує ШІ для надання зворотного зв'язку на основі аналізу даних, виявляє непомітні раніше аспекти продуктивності, узагальнює великі обсяги інформації та формує персоналізовані плани розвитку [25]. Крім того, система підтримує формування 360-градусних оглядів, що дозволяє швидко отримувати комплексну та об'єктивну оцінку від керівників, колег і підлеглих.

Підсумовуючи, можна зазначити, що впровадження ШІ у сферу управління людськими ресурсами не лише оптимізує технічні й аналітичні процеси, а й сприяє формуванню глибшої мотивації працівників. На рисунку 1.6 подано ключові механізми, через які ШІ позитивно впливає на мотивацію співробітників.



Рис. 1.6. Вплив ІШ на підвищення мотивації співробітників

Джерело: сформовано автором на основі [13-25]

1.3. Ризики та виклики використання ІШ в управлінні персоналом

Впровадження ІШ в управління ефективністю має значні переваги, але також пов'язане з певними недоліками та викликами, які необхідно враховувати. На рисунку 1.7 представлено основні ризики впровадження ІШ в управління людськими ресурсами на підприємстві та шляхи їх мінімізації.



Рис. 1.7. Ризики впровадження ІШ в управління людськими ресурсами та механізми їх подолання

Джерело: сформовано автором на основі [25, 26]

Одним із головних викликів є можливість алгоритмічної упередженості. Наприклад, якщо дані, на яких навчається система, вже містять упередження, це може призвести до необ'єктивних рішень. У такому разі ІШ здатен мимоволі відтворювати та закріплювати ці викривлення у своїх висновках [23]. Алгоритмічна упередженість може призвести до дискримінації за ознаками статі,

віку, раси чи інших захищених характеристик. В Україні Стаття 24 Конституції України закріплює рівність прав жінки та чоловіка та вимагає уникнення дискримінаційних практик, а отже, системи ІІІ мають бути розроблені із врахуванням вимог до об'єктивності та рівного ставлення [27]. Для цього доцільно використовувати репрезентативні набори навчальних даних, проводити регулярні аудити на предмет упередженості та забезпечувати можливість працівникам повідомляти про потенційні порушення.

Важливо також враховувати, що використання ІІІ для управління людськими ресурсами передбачає збирання та обробку великого обсягу персональних даних, що може викликати у співробітників занепокоєння щодо забезпечення конфіденційності [26]. Збір та обробка персональної інформації працівників за допомогою ІІІ потребує суворого дотримання законодавства у сфері захисту персональних даних. Зокрема, Загальний регламент ЄС із захисту даних (GDPR) встановлює вимоги до прозорого та правомірного збору, зберігання й використання особистих даних. Компанії зобов'язані отримати згоду працівників на обробку їхніх даних, забезпечити належні технічні заходи захисту (анонімізація, шифрування, захист від витоку інформації), а також призначити відповідальних осіб, що контролюватимуть дотримання вимог законодавства [26].

Також важливу роль відіграє прозорість процедур збирання інформації: працівники мають бути поінформовані про те, які саме дані збираються, з якою метою, та надати згоду на їх використання. Водночас, регулярний аудит і перевірка дотримання норм сприяють підтримці високого рівня безпеки персональної інформації та довіри з боку працівників [26].

Використання ІІІ в управлінні людськими ресурсами має відповідати трудовому законодавству, зокрема нормам, що регулюють справедливу оплату праці та умови праці [26]. Тому важливо, щоб усі процеси, у яких задіяний ІІІ, супроводжувалися внутрішніми політиками, які регламентують обсяг і межі автоматизованого моніторингу.

Успішність впровадження систем ІІІ для оцінювання результатів діяльності працівників також значною мірою залежить від рівня довіри до таких систем з

боку самих працівників [23]. Навіть за умови технічної точності й об'єктивності алгоритмів, відсутність довіри може суттєво знизити ефективність таких рішень. На рисунку 1.8 узагальнено ключові умови, що формують довіру працівників до автоматизованих систем оцінювання та управління ефективністю.



Рис. 1.8. Фактори довіри працівників до ШІ-систем

Джерело: побудовано автором на основі [23]

РОЗДІЛ 2. МЕТОДОЛОГІЧНІ АСПЕКТИ ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ МОНІТОРИНГУ ПСИХОЛОГІЧНОГО КЛІМАТУ

2.1. Підходи до застосування ШІ в управлінні людськими ресурсами

На сьогоднішній день ШІ має перспективи впровадження на всіх рівнях управління людськими ресурсами, сприяючи вдосконаленню процесів найму, управління та розвитку працівників, а також планування кар'єри, що підтверджується результатами численних наукових публікацій, зокрема [28].

У дослідженні [29] зазначається, що технології штучного інтелекту вже широко застосовуються у процесах найму в міжнародних компаніях, зокрема на етапі попереднього відбору кандидатів через автоматизований перегляд резюме. Оскільки обробка резюме є одним із ключових завдань рекрутерів в умовах високої конкуренції на ринку праці, все частіше використовуються програмні інструменти на базі ШІ для їх сканування. Такі системи порівнюють вміст резюме з вимогами до вакансії, що дозволяє оперативно й неупереджено сформувати список потенційно придатних кандидатів.

Також, у дослідженні [30] розглядаються широкі можливості ШІ для підтримки процесів управління людськими ресурсами. Зокрема, наголошується, що окрім обробки резюме, алгоритми ШІ здатні аналізувати відеоінтерв'ю між кандидатами й роботодавцями, оцінюючи рівень комунікаційних навичок та емоційного інтелекту претендентів. Окрім цього, застосування ШІ для аналізу історичних даних щодо успішних і неуспішних працівників дозволяє виявляти закономірності, які сприяють досягненню високих результатів у роботі.

Наукові статті, присвячені використанню ШІ в управлінні людських ресурсів, можна поділити на дві групи. Перша з них зосереджується на застосуванні методів машинного навчання для вдосконалення процесів, пов'язаних із роботою з людськими ресурсами. У таких дослідженнях аналізуються ключові напрями, де інструменти ШІ здатні підвищити ефективність прийняття управлінських рішень [31]. Вони розглядають три різні аспекти: залученість працівників, управління організаційною культурою та системи оцінки.

Також до цієї групи належать статті, які присвячені впливу методів машинного навчання на процеси найму в організаціях. У таких публікаціях розглядається рівень інтеграції відповідних технологій, а також аналізуються виклики та обмеження, які супроводжують їх впровадження [32]. Або ж розглядають застосування машинного навчання в управлінні людськими ресурсами, приділяючи особливу увагу прогнозуванню плинності кадрів, персоналізованому навчанню, автоматизації найму та прогнозній аналітиці успішності працівників [33].

Друга велика група публікацій присвячена проблемам використання генеративного штучного інтелекту (ГШІ) в управлінні людськими ресурсами. У рамках цієї тематики аналізується зв'язок між інструментами ШІ та ГШІ і різними аспектами управління людськими ресурсами: процесами, практиками, взаєминами та результатами, з метою окреслення пріоритетних напрямів майбутніх досліджень [34].

Окремі дослідження аналізують зв'язки між ключовими процесами управління людськими ресурсами та ГШІ [35]. До таких зв'язків належать ухвалення рішень на основі даних, аналіз прогалин у навичках у режимі реального часу, персоналізовані плани розвитку на основі ГШІ, аналіз настроїв співробітників, чат-боти з ГШІ, моделювання віртуальної реальності з ГШІ та аналіз соціальних мереж у контексті управління талантами та розвитку організації.

Також висвітлюються стратегічні моделі управління людськими ресурсами, засновані на теорії інституційного підприємництва, для стійких організацій, що інтегрують ГШІ для підвищення операційної ефективності, сприяння інноваціям та забезпечення конкурентної переваги завдяки відповідальним практикам та розвитку персоналу [36]. Крім цього, аналізуються виклики, пов'язані з використанням ГШІ в управлінні людськими ресурсами, що необхідно для розуміння економічних і соціальних наслідків. Для цього використовуються ні міждисциплінарні та багаторівневі методології досліджень.

У роботі [37] підкреслюється, що аналітика персоналу та алгоритми машинного навчання можуть відігравати ключову роль у розвитку управління

людськими ресурсами з використанням ГШІ, а також у забезпеченні сталого розвитку організацій і їхніх систем. Зокрема, йдеться про можливості аналізу ефективності працівників, їхніх ставлень до роботи та здійснення моніторингу. У роботі [38] розглядаються можливості ГШІ у застосуванні в персоналізованому навчанні та створенні контенту, при цьому вказуючи потенційні виклики ГШІ, такі як проблеми якості та точності. У дослідженні [39] запропонували стратегії, які організації повинні впроваджувати для підвищення ефективності в процесах найму та відбору персоналу. У дослідженні було використано бібліометричний аналіз, тематичний аналіз, інтерпретаційну структурну модель (ISM) та MICMAC-аналіз.

Дослідження підтверджують, що ідея використання ШІ в управлінні людськими ресурсами відповідає загальним тенденціям цифровізації робочого середовища, де основна мета таких інструментів полягає у підсиленні людських можливостей, а не в їх заміні. Водночас необхідно враховувати виклики використання ШІ. Зокрема, у процесі найму вони включають упередженість, втрату робочих місць, питання конфіденційності та точності [40].

Проте, завдяки зменшенню навантаження на адміністративні завдання HR-фахівці можуть зосередитися на більш важливих сферах, які потребують людської оцінки і не можуть бути повністю замінені сучасними технологіями.

2.2. Можливості ШІ у моніторингу психологічного клімату

У сучасному робочому середовищі питання ментального здоров'я працівників набуває все більшої актуальності. За даними досліджень, близько 15% працівників у будь-який момент часу мають певні проблеми з психічним здоров'ям, і ця цифра зростає на фоні загального підвищення рівня стресу в професійному середовищі [41]. Особливо складна ситуація спостерігається в США, де кожна п'ята доросла людина стикалася з ментальними порушеннями [41]. Водночас ефективність лікування залишається низькою, а робочий стрес призводить до таких явищ, як вигорання, демотивація, зниження продуктивності та підвищення плинності кадрів.

Для формування продуктивного робочого середовища в організації, важливим аспектом є забезпечення позитивного психологічного клімату. Поняття клімат в контексті управління людськими ресурсами можна трактувати як сприйняття індивідом свого безпосереднього робочого середовища [42]. На формування психологічного клімату всередині організації впливають багато факторів. Серед цих чинників є і стиль лідерства. Проведені дослідження показують тісний зв'язок із формуванням клімату в команді та форматом лідерства. Так, якщо лідер команди застосовує інклюзивний, трансформаційний або інноваційно орієнтований стиль, то створюється позитивне сприйняття атмосфери в колективі.

Одним із перспективних напрямів використання ШІ в управлінні персоналом є впровадження емоційного ШІ, який поєднує в собі афективні обчислення, аналітику великих даних і машинне навчання [43]. Він дозволяє аналізувати емоційний стан працівників за допомогою різноманітних інструментів: біосенсорів, що фіксують дихання, частоту серцебиття, електропровідність шкіри; програм для обробки голосу; систем розпізнавання мікровиразів обличчя; гарнітур для моніторингу мозкової активності та портативних гаджетів, що виявляють настрій [43].

На сьогоднішній день можемо спостерігати широке розповсюдження емоційного ШІ у сучасних практиках в організаціях, що пов'язано як технічним прогресом, так і новими викликами у сфері управління людськими ресурсами. Наприклад, такі компанії, як IBM, Microsoft, Unilever та Softbank, застосовують технології емоційного ШІ для моніторингу рівня залученості, продуктивності, дотримання норм, а також для визначення рівня психологічного добробуту працівників [43].

Таким чином, потенціал емоційного ШІ виходить за межі технічного аналізу, він частково набуває управлінської функції, спрямованої на покращення умов праці, зменшення стресу та підвищення загального рівня задоволеності роботою.

На рисунку 2.1 систематизовано основні напрями застосування технологій ШІ для до моніторингу добробуту працівників.



Рис. 2.1. Основні підходи до моніторингу добробуту працівників на основі ШІ
Джерело: сформовано автором на основі [44]

ШІ виступає ефективним інструментом для раннього виявлення ознак емоційного виснаження, прогнозування потенційних джерел стресу та впровадження індивідуалізованих заходів підтримки, спрямованих на оптимізацію робочого навантаження і зниження рівня стресу. Зокрема, такі алгоритми на основі ШІ, як сентимент-аналіз, прогностична аналітика і віртуальні помічники з психічного здоров'я, здатні обробляти великі обсяги даних щодо стилю комунікації, трудової поведінки та робочих моделей співробітників [44]. Це дає змогу виявляти ранні індикатори вигорання ще до того, як вони набудуть критичних масштабів.

У цьому контексті доречно згадати про сентимент-аналіз, що працює на основі ШІ та технологій обробки природної мови. Цей підхід дозволяє отримати глибше розуміння емоційного тону, намірів і ставлення, що стоять за комунікаціями співробітників [45]. Аналізуючи дані з електронних листів, чатів, опитувань, атестацій або навіть міжособистісних розмов співробітників аналіз настроїв на основі ШІ може в режимі реального часу дати уявлення про те, як почуваються працівники, що їх бентежить та мати повну уяву про їхній емоційний стан. Оскільки, на відміну, від традиційних методів системи, що використовують ШІ звертають увагу на зміни в тоні чи настрої, що можуть бути непомітні для людини, то можна швидко виявити невдоволених працівників, зрозуміти причини

цього та вжити заходів для вирішення проблем [45]. Тим самим, можна уникнути збільшення плинності кадрів на підприємстві. Наприклад, якщо з відгука працівника було зрозуміло, що він невдоволений заробітною платою, відсутністю кар'єрного зростання, то йому можуть бути запропоновані нові можливості для розвитку, наставництва тощо, тим самим запобігаючи звільненню особи [45].

За допомогою сентимент-аналізу можна також виявити та вирішити проблеми з керівництвом, після чого вжити необхідних заходів, щоб уникнути плинності кадрів та забезпечити позитивну продуктивну атмосферу колективу, аналізуючи відгуки членів певної команди в компанії [45]. На рисунку 2.2 зображено основні кроки, які потрібно реалізувати для проведення сентимент-аналізу та використання результатів для аналізу емоційного стану працівників.

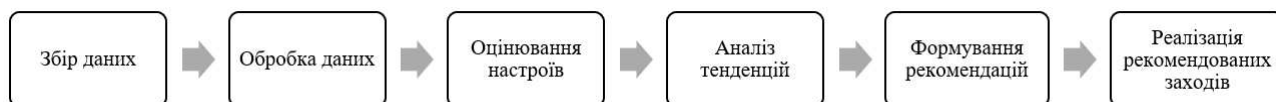


Рис. 2.2. Послідовність етапів проведення сентимент-аналізу та подальшого впровадження його результатів

Джерело: сформовано автором на основі [45]

Окрім моніторингу, ШІ все частіше застосовується як інструмент для надання емоційної підтримки. Одним із сучасних рішень є чат-боти на базі ШІ, які використовуються для надання емоційної підтримки та психологічного консультування [41]. Ці системи працюють цілодобово, мають зрозумілий інтерфейс і є зрозумілими для людей, які не мають достатнього досвіду користування цифровими технологіями. Наприклад, застосунок Wysa використовує техніки аналізу настрою для покращення емоційного стану осіб, а Sermo застосовує елементи когнітивно-поведінкової терапії [41].

Предиктивна аналітика на основі ШІ відкриває нові можливості та підходи до моніторингу психологічного стану працівників на підприємстві. Використовуючи передові моделі машинного навчання, обробку природної мови та поведінкову аналітику, компанії можуть перейти від реактивних до проактивних стратегій підтримки добробуту персоналу [46]. Тобто, замість того щоб реагувати вже на

наслідки вигорання, ШІ допомагає передбачити проблему заздалегідь і вчасно її усунути.

Наприклад, якщо співробітник починає повільніше відповідати на листи, частіше припускати помилок або менше брати участь у зустрічах, система може розпізнати ці ознаки як потенційне перевантаження й попередити відповідальну особу.

ШІ відкриває нові можливості для створення персоналізованих програм з підтримки добробуту працівників. Завдяки використанню мобільних додатків та портативних пристроїв, сьогодні можливо в режимі реального часу відстежувати як фізичне, так і психічне здоров'я людини [47]. Ці технології забезпечують безперервний збір даних, які можуть використовуватись для формування ефективних профілактичних програм.

У процесі створення моделей для аналізу психологічного стану працівників важливо використовувати різні джерела даних, що дозволяють отримати повну та об'єктивну картину емоційного клімату в колективі. У додатку А зображено можливі методи збору даних для відповідного дослідження.

2.3. Вибір алгоритмів і моделей для аналізу психологічного клімату

Сучасне робоче середовище характеризується швидкими змінами, зокрема внаслідок цифровізації бізнесу, в такому темпі можна передбачити зростання рівня стресу у працівників. Саме тому розробка моделей, які дозволяють на основі зібраних даних робити висновки про емоційний стан працівників є актуальною.

Вибір алгоритму для аналізу визначається багатьма факторами, до яких відносяться:

- Тип даних (структуровані, неструктуровані);
- Завдання (класифікація, регресія, кластеризація, прогнозування);
- Обсяг вибірки (малі або великі дані);
- Вимоги до інтерпретованості та обчислювальної ефективності.

Вибір правильних моделей та алгоритмів аналізу даних має велике значення для моніторингу психологічного клімату в організації. Аналіз психологічного клімату може проводитися як традиційними статистичними методами, так і сучасними методами ШІ. Традиційні методи, такі як логістична регресія, класичні алгоритми класифікації, кластеризація добре зарекомендували себе для аналізу даних анкет та метрик, тоді як більш сучасні моделі ШІ, такі як лексиконні моделі та трансформери на кшталт BERT, дозволяють аналізувати неструктуровані дані, такі як відгуки та повідомлення співробітників.

Логістична регресія в управлінні людськими ресурсами застосовується, коли потрібно класифікувати працівників за ймовірністю наявності певного психологічного стану (наприклад, ризик вигорання або низький рівень задоволеності). Основною перевагою є висока інтерпретованість результатів [48].

Формально модель логістичної регресії виражається через логістичну функцію (сигмоїду).

Логістична регресія використовується для оцінки зв'язку між однією або декількома незалежними змінними та бінарною залежною змінною [48]. Така змінна може набувати лише двох значень, наприклад: «задоволений/незадоволений».

Логістична регресія дозволяє оцінити ймовірність (або ризик) настання певної події залежно від значень незалежних змінних. Вона описує лінійний зв'язок між незалежною змінною та натуральним логарифмом шансу залежної змінної. Така побудова забезпечує S-подібну криву, яка природно обмежує значення ймовірності в межах від 0 до 1 [48].

Однією з переваг логістичної регресії є те, що її коефіцієнти можна інтерпретувати як відношення шансів після експонування. Наприклад, якщо скориговане відношення шансів дорівнює 2.8, це означає, що шанси настання події у групі порівняно з референтною вищі майже втричі, з урахуванням інших змінних у моделі [48].

Зокрема, в управлінні людськими ресурсами логістична регресія може використовуватись для прогнозування бінарних показників (наприклад,

ймовірність звільнення працівника) та для аналізу тональності думок працівників (оцінка «задоволений/незадоволений»).

Перевагами цього методу є інтерпретованість коефіцієнтів (можна оцінити внесок кожного фактору) та невисокі вимоги до даних. Недоліком є лінійність моделі (вихідна функція є лінійною комбінацією характеристик), тому логістична регресія не може добре моделювати складні нелінійні залежності.

Окрім логістичної регресії, в задачах аналізу настроїв і класифікації даних про персонал застосовуються інші алгоритми машинного навчання. Структурно дерево рішень схоже на блок-схему, що нагадує структуру розгалуженого дерева. Кореневий вузол знаходиться у верхній частині дерева і представляє початкову умову розгалуження. Кінцеві вузли (листки або кінцеві вузли) відповідають класовим міткам, тобто категоріям, до яких будуть віднесені об'єкти після проходження по гілках дерева [49].

Іншим популярним підходом є метод опорних векторів. Метод опорних векторів - це алгоритм керованого навчання, який шукає оптимальну гіперплощину, що максимально відділяє дані двох (або більше) класів у багатовимірному просторі ознак [50]. Однією з ключових властивостей методу є здатність знаходити розділяючі гіперплощини, які забезпечують максимізацію відстані (маржі) між представниками різних класів, що дозволяє досягнути високої якості розділення. Процес класифікації за допомогою методу опорних векторів передбачає перетворення текстових даних у числові вектори ваг [49].

Завдяки використанню ядрових функцій метод опорних векторів може розв'язувати як лінійно роздільні, так і складніші випадки, захоплюючи неявні зв'язки в даних [50]. Визначення гіперплощини дає змогу виконати обчислення тестових даних на основі їх вагових коефіцієнтів з урахуванням належності до позитивного або негативного класу [49].

Наївний Байєсівський класифікатор є алгоритмом класифікації. Це алгоритм, який використовує ймовірність кожної ознаки в кожній категорії для отримання відповідного прогнозу [49]. Цей алгоритм добре підходить для класифікації текстових даних. Він базується на теоремі Байєса, яка використовується для опису

ймовірності подій на основі попередніх знань [49]. Наївний Байєсівський класифікатор забезпечує простий підхід до опису, використання та вивчення імовірнісних знань з чітким поясненням. Наївний Байєс є методом керованого навчання.

У задачі аналізу психологічного клімату байєсівський класифікатор може використовуватися для швидкої оцінки емоційного забарвлення коментарів чи відповідей працівників. Наприклад, його можна натренувати на наборі опублікованих відгуків із міченням «позитивний/негативний» та використовувати для класифікації нових відповідей у опитуванні.

Кластеризація – це метод машинного навчання без учителя, що використовується для виявлення груп схожих об'єктів (кластерів) у даних. На відміну від класифікації, кластеризація не потребує заздалегідь визначених категорій, а шукає внутрішню структуру набору даних [51]. Наприклад, в контексті психологічного клімату кластеризація може бути використана для групування співробітників на основі схожості їхніх відповідей на опитування або для виявлення груп відповідей на одну тему. Найбільш розповсюдженим алгоритмом кластеризації є метод k -середніх [51]. Математично він полягає в ітеративному розбитті набору векторів даних на k кластерів так, щоб мінімізувати суму квадратів відстаней від кожної точки до центру свого кластера (центроїда). Після ініціалізації k , k -середніх повторює два кроки: призначення кожної точки до найближчого центра кластера, а потім оновлення положення центрів за середнім значенням точок у кластері. Процес повторюється до збіжності центрів.

Сентимент-аналіз – це прикладна задача обробки природної мови, що полягає у визначенні емоційної тональності тексту [52]. Цей підхід дозволяє автоматично класифікувати висловлювання за тональністю (позитивна, нейтральна, негативна) та має багато перспектив у застосуванні для моніторингу емоційного стану працівників.

На ранніх етапах розвитку цієї галузі переважали лексикон-орієнтовані методи, які ґрунтувалися на підрахунку позитивних і негативних слів у тексті на основі заздалегідь складених словників. І хоча ці підходи відзначаються простою

реалізацією та високою інтерпретованістю, вони мають суттєві обмеження: не враховують контекст, складну синтаксичну структуру та не пристосовані до динамічних змін мови [52].

Лексикон-орієнтовані підходи базуються на використанні заздалегідь підготовленого лексикону настроїв, тобто списку слів, яким присвоєно певну класифікацію настроїв (позитивну, негативну або нейтральну вагу) [53].

Найвідомішим інструментом у цій категорії є VADER (Value Aware Dictionary and sEntiment Reasoner) – модель лексикону для визначення настроїв на основі правил, яка була розроблена спеціально для текстів у соціальних мережах і враховує розмовну лексику, смайлики, акроніми та сленг. Модель VADER (Value Aware Dictionary for sEntiment Reasoning) – це простий та ефективний підхід до аналізу тону тексту, що базується на правилах [54]. Вона спеціально створена для аналізу контенту у мікроблогах, таких як Twitter та Facebook, де повідомлення часто короткі, містять аббревіатури та неформальну лексику.

Відділи управління людськими ресурсами можуть використовувати VADER для моніторингу повідомлень співробітників на внутрішніх форумах або анонімних коментарів. Автоматично обчислюючи тональність кожного повідомлення, можна швидко виявити зростання негативних настроїв (наприклад, хвилю невдоволення після зміни політики компанії) або, навпаки, виділити позитивну реакцію на нововведення.

Перевага VADER і підходів на основі лексики полягає в тому, що вони не потребують тренувальної вибірки, достатньо попередньо зібраного словника і правил інтерпретації. Ці моделі часто прості в реалізації, швидкі в обчисленні і можуть забезпечити високу точність в обмежених завданнях, де словниковий запас повністю і точно охоплює лексику предметної області. VADER показує високу точність на типових коротких текстових повідомленнях у соціальних мережах. Крім того, результати лексичного аналізу легко інтерпретувати: можна сказати, які слова вплинули на позитивну чи негативну оцінку.

На сучасному етапі провідну роль у сентимент-аналізі відіграють трансформерні моделі, такі як BERT, GPT і їхні варіанти. Ці моделі забезпечують

глибоке розуміння контексту і показали високу ефективність у вирішенні задач класифікації емоційного тону [52].

Великі мовні моделі, такі як GPT відрізняються їхньою здатністю до генерації тексту та розуміння контексту базується на навчанні на масштабних корпусах (GPT-3 — понад 175 мільярдів параметрів, навчено на 45 ТБ тексту) [52]. Завдяки цьому вони можуть не лише класифікувати текст, а й розпізнавати нюанси настрою, емоцій, використання емодзі, подвійної тональності тощо.

Досить високу ефективність демонструють моделі-трансформери, такі як BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) та RoBERTa (Robustly Optimized BERT approach).

BERT – це модель обробки природної мови, яка добре зарекомендувала себе у вирішенні багатьох завдань, пов'язаних з текстовими даними. BERT використовує єдину архітектуру для різних завдань і легко адаптується під конкретні потреби, що робить її універсальним інструментом для роботи з текстом. Її ключова особливість полягає у здатності враховувати контекст слів як зліва, так і справа, що дозволяє краще розуміти зміст тексту. Така двонаправленість відрізняє її від інших моделей і робить значно гнучкішою та точнішою у завданнях, таких як відповіді на запитання, класифікація тексту чи розуміння взаємозв'язків між реченнями [55].

BERT – це модель трансформерного типу, попередньо навчена на великому корпусі англійських текстів у режимі самонавчання. В процесі підготовки не використовувались розмічені вручну дані, а модель навчалась на сирих текстах, які були оброблені автоматично для формування міток [55]. Такий підхід дозволив використати великі обсяги публічно доступної інформації. Під час попереднього навчання моделі було використано дві основні задачі: маскуванню частини слів та передбачення наступного речення [56]. Це дозволяє моделі опанувати глибинні двонаправлені представлення тексту і досягати високої якості на різноманітних задачах після налаштування [55].

RoBERTa – це модель, що містить покращений підхід до попереднього навчання BERT. В рамках створення RoBERTa було показано, що початкове

навчання BERT було неповним, і що, збільшивши обсяг даних та тривалість тренування, а також змінивши деякі гіперпараметри, можна суттєво підвищити продуктивність [57].

Основні відмінності RoBERTa від оригінального BERT полягають у відмові від задачі передбачення наступного речення, динамічне маскуванню під час навчання та використання більшого корпусу даних [57]. RoBERTa має аналогічну архітектуру до BERT але тренується на 160 Гб тексту. Модель RoBERTa була натренована на розширеному корпусі текстів, що включає BOOKCORPUS та англomовну Вікіпедію (16 Гб), CC-NEWS (76 Гб), OPENWEBTEXT (38 Гб) і STORIES (31 Гб) [57]. Як наслідок, RoBERTa досягає вищої точності на популярних бенчмарках (GLUE, SQuAD, RACE) порівняно з BERT.

DistilBERT – це спрощена й стиснута версія BERT, отримана методом дистиляції знань під час попереднього навчання [58]. Вона приблизно на 40% менша за оригінальний BERT, працює до 60% швидше, проте при цьому зберігає близько 97% якості мовного розуміння. Навчання DistilBERT проводилось на тому ж корпусі текстів, що й для оригінального BERT, а саме, на об'єднанні англomовної Вікіпедії та Toronto Book Corpus. DistilBERT навчався на 8 графічних процесорах V100 об'ємом 16 Гб протягом приблизно 90 годин. Для порівняння, модель RoBERTa потребувала 1 день навчання на 1024 32 Гб V100 [58].

ALBERT (A Lite BERT) – це полегшений варіант BERT, що фокусується на скороченні параметрів без значної втрати точності. ALBERT реалізує два ключові підходи для зменшення обсягу параметрів [59]. По-перше, це факторизація ембедингів, яка передбачає розділення простору векторних представлень слів і простору прихованих шарів. У стандартному BERT ці дві складові однакові за розміром, а у ALBERT для ембедингів використовується менша розмірність. Друга відмінність включає перенесення параметрів між шарами. На відміну від BERT, де кожен шар має власний унікальний набір параметрів, у ALBERT одні й ті самі ваги використовуються у кількох шарах [59]. Це дозволяє значно скоротити кількість параметрів без втрати глибини мережі.

Крім того, ALBERT замінює завдання прогнозування наступного речення на передбачення порядку речень, що уникає передбачення теми, а фокусується на їх логічній зв'язності речень [59].

У додатку Б зображено узагальнення призначення та застосування методів аналізу текстових даних для вивчення психологічного клімату в колективі.

2.4. Концепція системи моніторингу психологічного клімату

Психологічний клімат організації визначає атмосферу в колективі, яка впливає на емоційний стан співробітників та їхнє ставлення до роботи, визначаючи мотивацію й задоволеність працею [45]. Позитивний психологічний клімат може сприяти підвищенню продуктивності колективу, а негативний клімат може призводити до зростання конфліктів, невдоволеності та зниження мотивації персоналу. Тому для ефективного управління людськими ресурсами потрібно приділяти увагу моніторингу та підтримці здорового психологічного клімату в колективі.

Першим етапом у побудові ефективної системи оцінювання психологічного клімату є збір даних. Для отримання потрібної інформації можна застосувати декілька джерел у дослідженні.

На рисунку 2.3 представлено процес реалізації концепції трирівневого опитування, запропонованої вперше [60]. Процес включає три послідовні етапи збору й аналізу даних про психологічний стан співробітників, яка надалі деталізуватиметься у практичній реалізації.

Щоб отримати уявлення про внутрішній клімат у колективі та емоційний стан працівників, доцільно використовувати кілька методів збору інформації, кожен з яких надає унікальну перспективу. Перший метод збору - це інтерв'ю, яке проводить фахівець з управління людськими ресурсами у форматі діалогу. У цьому форматі важливо не просто ставити запитання, а створити безпечний простір, в якому працівник може відверто розповісти про те, що його турбує або, навпаки, що його мотивує. Коли працівники відчують, що їх слухають, вони охочіше діляться деталями. Відповіді працівників фіксуються в стандартизованій формі.

Під час інтерв'ю з фахівцем відділу управління людськими ресурсами, дані можуть бути отримані в різних форматах: у текстовому вигляді, якщо фахівець нотував відповіді співробітника; у форматі аудіозаписів; у форматі відеозаписів.

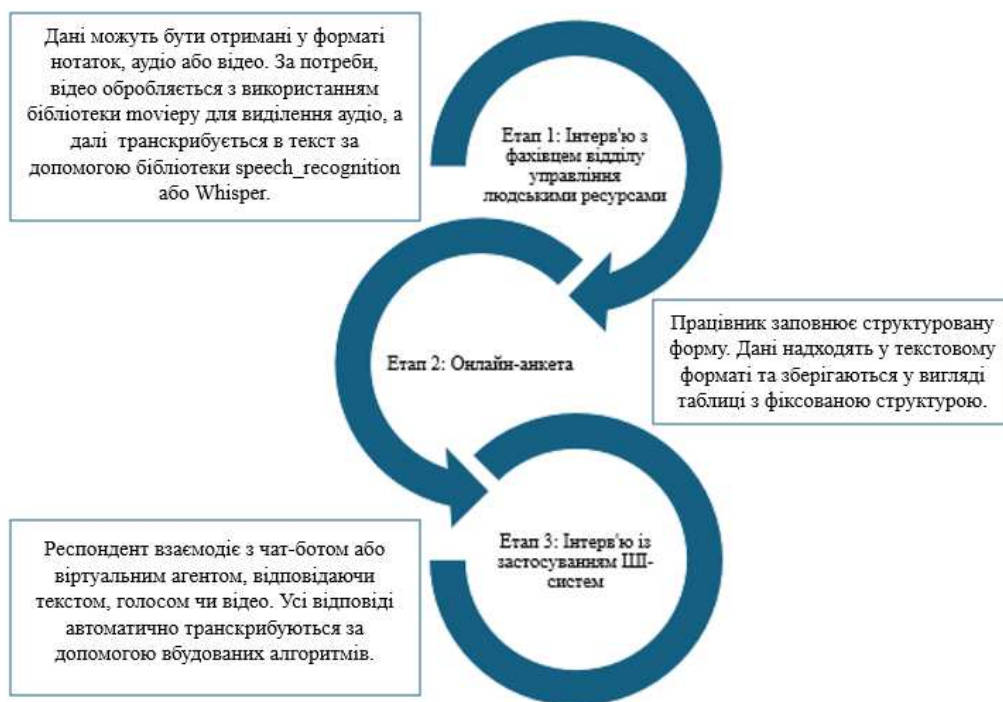


Рис. 2.3. Етапи реалізації концепції тривіневого опитування для моніторингу психологічного стану працівників

Джерело: побудовано автором на основі [60]

Після інтерв'ю кожен працівник може пройти онлайн-опитування. Це інша форма опитування, яка передбачає чітке та організоване заповнення анкети. За допомогою онлайн-форми можна швидко зібрати велику кількість даних у зручний для працівників час. Перевагою цього етапу є обсяг даних і масштабованість. Можна побачити загальну картину по кожному відділу і побачити, де найчастіше виникають труднощі, а де все працює добре.

Анкети вважаються відносно доступним методом збору даних та є достатньо простими у використанні як для досліджуваного, так і для дослідника, оскільки відповіді в таких анкетах зазвичай попередньо визначені. А також, анкети можуть

бути адаптовані для дистанційного використання без втрати якості результатів, що робить їх зручними у практичному застосуванні [61].

Наразі вже є досить багато розроблених стандартизованих опитувальників. Наприклад, Копенгагенський психосоціальний опитувальник (COPSOQ), він дозволяє оцінювати широкий спектр аспектів психологічного стану працівників, включаючи емоційні, когнітивні та організаційні вимоги, а також соціальну підтримку тощо [62]. COPSOQ складається з опитувальників трьох рівнів різної складності, але заснованих на однаковому аналізі та базових теоретичних припущеннях. Цей опитувальник досить часто застосовується у наукових дослідженнях, а також на практиці сотнями підприємств у Данії [62].

Після завершення анкетного опитування текстові відповіді респондентів потребують попередньої обробки перед подальшим аналізом. Як правило, дані надходять у структурованому форматі, таблицях типу .csv, .xlsx, де кожен рядок репрезентує окрему відповідь.

Третій рівень збору даних передбачає автоматизовані опитування з використанням технологій ШІ. Застосування сучасних ШІ-рішень дає змогу автоматизувати процес опитування, забезпечити гнучкість у форматах відповідей. Це дозволяє працівникам вільніше висловлюватися, навіть якщо вони не зовсім впевнені у формулюваннях. У таблиці 2.1 наведено приклади платформ, які дозволяють збирати та обробляти дані, використовуючи можливості ШІ.

Під час етапу проведення інтерв'ю, використовуючи ШІ-систему, дані можуть бути отримані у різних форматах. Респонденти можуть або самостійно вводити текст, спілкуючись з чат-ботом, або ж, деякі системи дозволяють записувати відповіді у відеоформаті та аудіоформаті, що потім автоматично транскрибується в текст за допомогою вбудованих механізмів платформ.

Кінцевий вигляд даних, що отримуються завдяки цьому методу, буде мати вигляд текстових відповідей на запитання, а також, залежно від вибору системи для опитування, будуть визначені сентимент забарвлення відповідей.

Таблиця 2.1

Характеристика ШІ-платформ для збору й аналізу відповідей співробітників

Платформа	Функціонал	Тип інтерфейсу	Використання ШІ
Leena AI	Платформа для проведення опитувань залученості персоналу, що використовує генеративний ШІ для автоматичного аналізу зворотного зв'язку і визначення проблемних сфер у досвіді співробітників.	Працівники відповідають у форматі діалогу. Платформа легко інтегрується з корпоративними інструментами.	ШІ в реальному часі аналізує отримані відповіді, знаходить приховані інсайти та визначає теми, які хвилюють співробітників. Сентимент-аналіз допомагає виявити незадоволених працівників та їхні головні проблеми одразу.
HubEngage	Багатоканальне рішення для внутрішніх опитувань співробітників. Дозволяє швидко створювати опитування, обрати готовий шаблон або сконструювати власний.	Веб-сторінка для створення й аналізу опитувань, також є мобільний додаток для співробітників. Опитування можуть відбуватися через мобільний додаток, веб-інтерфейс, електронну пошту, SMS або QR-коди.	Платформа проводить автоматичний аналіз відповідей, щоб виявити ключові тренди й проблеми без необхідності ручного перегляду. Також підтримується автопереклад опитувань та відповідей.
Voiceform	Платформа для проведення опитувань, яка дозволяє збирати відповіді не тільки у текстовому форматі, а й через голос та відео. Крім того, система підтримує різні мови.	Працівники можуть відповідати на опитування за допомогою голосових повідомлень, відео або у текстовому форматі. Опитування можна запускати за посиланням, або інтегрувати через SDK або API.	ШІ виконує автоматичну транскрипцію голосових і відеовідповідей, здійснює переклад на понад 50 мов, проводить сентимент-аналіз. Також система автоматично генерує уточнювальні запитання та дозволяє створити опитувальник залежно від очікуваного результату.
Qualtrics	Платформа для створення опитувань, включаючи дослідження залученості персоналу, аналіз життєвого циклу працівника та разові опитування.	Респонденти можуть відповідати у форматі тексту, відео або аудіо. Запис здійснюється у браузері, з можливістю перегляду, перезапису чи видалення відповіді.	Qualtrics підтримує внутрішні та сторонні ШІ-функції: автоматичне підбиття підсумків відео та аудіовідповідей, генерацію нотаток до інтерв'ю, аналіз чіткості, тональності й тем. Платформа використовує GPT-4o, GPT-3.5 Turbo, Claude Naiku для формування підсумків, уточнень і генерації відповідей.

Продовження табл. 2.1

Turform	Система для створення форм, опитувань із вбудованим ШІ. Включає модулі з автоматизованим створенням форм, адаптивних запитань, аналізу відповідей, виявлення настрою та тем.	Веб-інтерфейс із можливістю взаємодії через чат-боти.	ШІ використовується для автоматичного формування запитань, динамічних уточнюючих запитань, перекладу понад 25 мовами. Дозволяє виявляти настрої, ключові теми та узагальнити відповіді.
---------	--	---	---

Джерело: сформовано автором на основі [63-67]

Наступним важливим етапом для моделювання є попередня обробка зібраних даних. Алгоритм очистки залежить від того, у якому форматі були отримані відповіді. Текстові відповіді, отримані безпосередньо від респондентів, зазвичай мають мінімальну потребу в трансформації, тоді як аудіо- та відеофайли потребують попередньої транскрипції.

У випадку, коли інтерв'ю з фахівцем відділу управління людськими ресурсами фіксується на відео, то аудіодоріжка може бути виділена за допомогою бібліотеки `moviepy` для подальшої транскрипції. Для автоматичного перетворення мовлення на текст можна використовувати бібліотеку `speech_recognition` у Python, або бібліотеку `Whisper`.

Під час обробки транскрибованих голосових відповідей працівників для подальшого аналізу провести попередню обробку тексту. Для видалення технічних вставок, що можуть виникнути під час транскрибування аудіозапису, можна використовувати бібліотеку `re`, яка надає функцію `re.sub()`, що дозволяє замінювати фрагменти тексту на заданий текст.

Усі зібрані текстові дані, незалежно від формату отримання, потребують стандартизованої попередньої обробки перед побудовою моделі.

Для вирівнювання структури тексту, зокрема нормалізації пробілів (видалення зайвих пропусків, перенесень рядка чи табуляцій), можна використати бібліотеку `re` (Regular Expressions) в Python, у комбінації з методом `.strip()`. Метод `.strip()` видаляє пробіли на початку та в кінці рядка, а `re.sub()` дозволяє замінити всі послідовності пробільних символів на одинарний пробіл. Далі потрібно привести текст до нижнього регістру, для цього застосовується метод `.lower()`. Крім того, з тексту

необхідно видалити всі символи, що не належать до латинської абетки, наприклад @, #, %. А також потрібно видалити усі зайві пробіли, наприклад кілька пробілів поспіль або пробіли на початку та в кінці рядка, і замінити їх на один пробіл.

Після завершення очищення і нормалізації всі тексти структуруються в таблицю (dataframe) з використанням бібліотеки pandas.

Таблиця має містити ідентифікатор працівника, джерело відповіді (опитування, анкета, ШІ-системи), текст відповіді, а також додаткові поля, які можуть бути згенеровані в процесі аналізу, наприклад, сентимент. Таким чином, можна обробляти велику кількість відповідей з різних джерел, що є основою якісного моделювання на наступному етапі дослідження.

Три рівні опитування мають відбуватися з перервою в 3-7 днів, для того щоб була можливість порівняти, чи змінюється настрій працівників внаслідок змін у формі взаємодії або у зовнішньому середовищі. Це також дозволяє виявити відхилення між опитуванням, яке відбувалося зі спеціалістом відділу управління людськими ресурсами, онлайн-опитуванням через анкетування та опитуванням із застосуванням ШІ.

Поєднання цих трьох методів допоможе зрозуміти співробітників. Деяким працівникам зручніше спілкуватися в приватних розмовах, іншим комфортніше в письмовій формі, а декому зручніше спілкуватися в цифровому інтерфейсі. Кожен метод може виявити різні тонкощі психологічного клімату на підприємстві. Періодичність таких опитувань може бути різною: у компаніях, де темп змін швидкий, варто повторювати їх щоквартально, у більш структурно стабільних компаніях варто проводити опитування кожні шість місяців або після важливої зміни, яка може вплинути на динаміку колективу.

Наступним етапом дослідження після попередньої обробки тексту є моделювання, яке дозволяє провести аналіз емоційного змісту відповідей працівників. З цією метою може бути використано методи зазначені у додатку Б.

РОЗДІЛ 3. ДОСЛІДЖЕННЯ ПСИХОЛОГІЧНОГО КЛІМАТУ В ОРГАНІЗАЦІЇ: МОДЕЛЮВАННЯ НА ОСНОВІ ВІДГУКІВ ПРАЦІВНИКІВ

3.1. Підготовка вхідних даних для побудови моделей

В рамках виконання дослідження було створено датасет, який імітує результати багаторівневого опитування працівників. Імітація даних була здійснена на основі реального опитування, що наразі проводиться в українській компанії Європейська Бізнес Асоціація. Компанія виявила зацікавлення в застосуванні запропонованого підходу до оцінки психологічного клімату, а на момент підготовки роботи було отримано перші 10 відповідей.

Набір даних був побудований на основі концепції триетапного збору даних:

- Інтерв'ю з фахівцем відділу управління людськими ресурсами, під час якого відповіді працівників були вручну записані.

- Онлайн-опитування, під час якого відповіді були надані у формі електронного опитування.

- Інтерв'ю зі ШІ-системою, під час якого працівник надавав відповіді у голосовому форматі, що були автоматично транскрибовані системою та проаналізовані за тональністю.

Опитування було проведене англійською мовою, оскільки всі респонденти знають та використовують англійську в робочих процесах. Крім того, платформа Туреform, що застосовувалась для збору відповідей на рівні збору даних з ШІ-системою, найкраще підтримує саме англійське опитування та має обмеження на застосування української мови. Формат опитування передбачав взаємодію співробітників із ШІ-системою у вигляді чат-бота.

У разі необхідності проведення опитування українською мовою доцільно розглянути альтернативні платформи, які повноцінно підтримують українськомовні питання, відповіді та обробку результатів. У додатку В наведено питання, що були поставлені респондентам.

Після отримання результатів опитування за 3 рівнями, всі відповіді працівників було зведено у окрему стандартизовану таблицю. Набір даних охоплює широкий спектр змінних, які зображені в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1

Опис полів у датасеті

Назва поля	Тип даних	Опис
employee_id	object	Унікальний ідентифікатор працівника (наприклад, EMP001)
question_id	float64	Порядковий номер запитання (1–9)
question_text	object	Повний текст запитання
response_method	object	Метод отримання відповіді: HR_interview, Questionnaire або AI_interview
response_text	object	Текстова відповідь працівника на конкретне запитання
sentiment	object	Емоційне забарвлення відповіді (positive / neutral / negative);

Джерело: сформовано автором

Загальний обсяг вибірки склав 1 350 записів. Всього в датасеті зберігаються відповіді 50 унікальних співробітників. Для кожного з них наявна відповідь на 9 запитань, використовуючи 3 методи збору інформації.

Додатково, після проходження працівником опитування через систему ШІ, автоматично проводився аналіз настрою відповідей. Тому 450 записів із 1350 мають визначене значення емоційного настрою. Водночас, для того, щоб побудувати моделі з використанням трансформерних архітектур, таких як BERT і RoBERTa, було вирішено вручну розмітити записи, що залишилися, і зберегти єдину структуру категорій (позитивний, негативний, нейтральний). Це допомогло створити тренувальну та тестову підмножини, на яких можна було оцінити якість моделі за допомогою таких метрик, як точність (accuracy), зважені середні значення влучності (precision), повноти (recall) та F1-міри (F1-score).

Першим кроком у підготовці текстових даних до моделювання стала їх попередня обробка, що є важливою частиною будь-якого аналізу даних для обробки природної мови. Відповіді працівників можуть містити непотрібний контент, тому важливою складовою попередньої обробки даних є очищення тексту. Воно допомагає забезпечити правильну роботу алгоритмів машинного навчання та підвищити точність результатів моделювання. Очистка здійснювалася

за допомогою бібліотеки `re` у Python. Було видалено гіперпосилання, елементи, що починаються з «`http://`», оскільки вони не мають змістового навантаження з точки зору аналізу настроїв. Крім того, було видалено з тексту всі символи, крім латинських літер і пробілів, а також прибрано зайві пробіли. Також текст було також переведено у нижній регістр за допомогою методу `.lower()`.

Після очищення текстів потрібно було перетворити категоріальні змінні (мітки настрою: «`positive`», «`neutral`», «`negative`») у числові значення. Це необхідно, адже більшість моделей машинного навчання не працюють із текстовими мітками. Було використано метод кодування міток `LabelEncoder` із бібліотеки `scikit-learn` [68].

У результаті отримано унікальні числові представлення класів, що зображені в таблиці 3.2.

Таблиця 3.2

Числові представлення класів настроїв

Сентимент	Клас
negative	0
neutral	1
positive	2

Джерело: розрахунки автора

На рисунку 3.1 зображено розподіл визначених системою III настроїв.

З рисунка 3.1 можемо побачити, що найбільша кількість відповідей має нейтральний настрої (168), це може свідчити про стримане ставлення до робочого середовища працівників. Позитивний настрої поступається нейтральному, але залишається досить поширеним та налічує 150 відповідей. Кількість негативних відгуків становить 132, що також є суттєвою часткою. Це вказує на наявність проблемних аспектів в окремих питаннях.

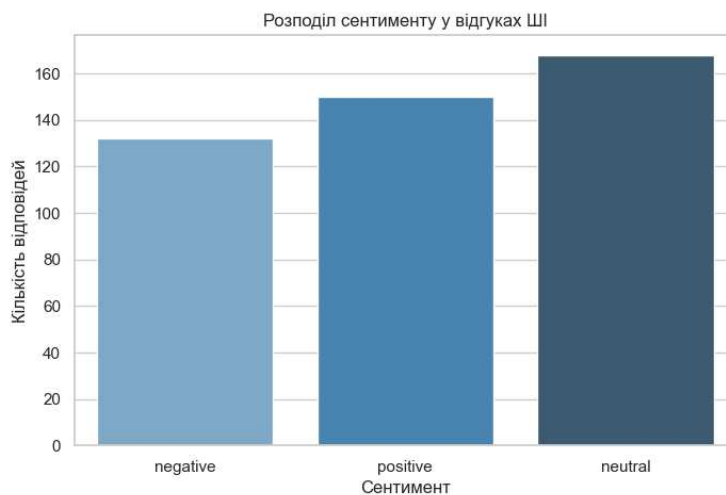


Рис. 3.1. Розподіл визначених системою ШІ настроїв у відповідях співробітників

Джерело: створено автором в середовищі Python

Щоб отримати більш детальну інформацію про ставлення співробітників до аспектів їхньої роботи було побудовано рисунок 3.2, на якому зображено розподіл настроїв за поставленими запитаннями.

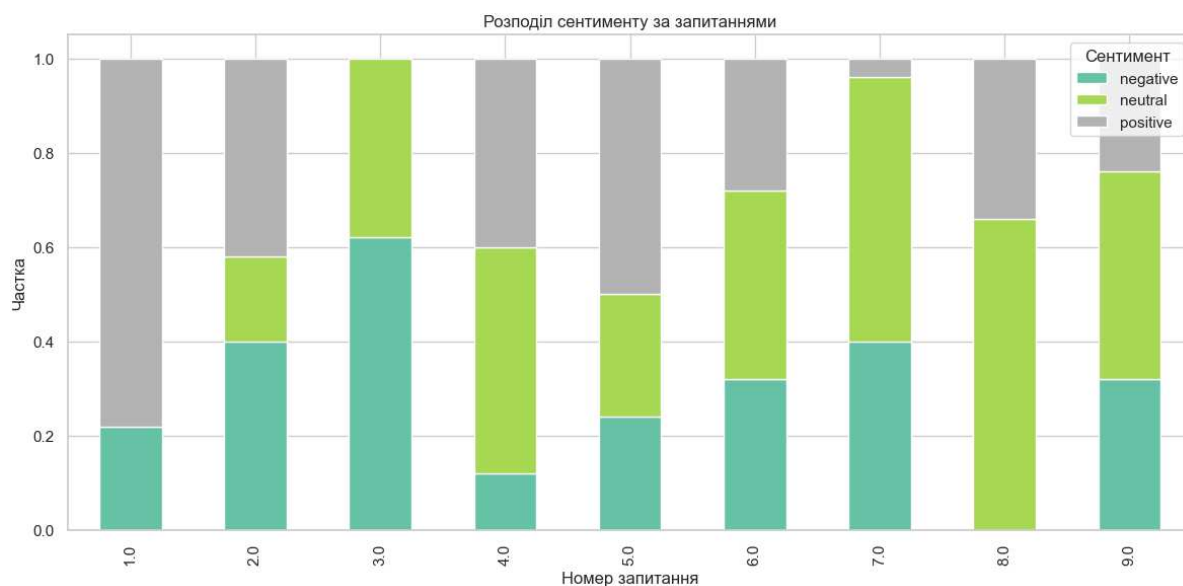


Рис. 3.2. Розподіл визначених настроїв у розрізі запитань

Джерело: створено автором в середовищі Python

Аналізуючи рисунок 3.2, можемо зробити висновок, що існують відмінності в тому, як працівники сприймають різні аспекти своєї роботи. Горизонтальна вісь показує номери запитань, які використовувались під час опитування, а

вертикальна вісь вказує на частку відповідей для кожного визначеного системою III сентименту: негативного, нейтрального або позитивного.

Найвищий рівень позитивного сентименту спостерігається у відповідях на запитання №1, яке стосується підтримки з боку колег і керівництва. Можемо зробити припущення про наявність достатнього рівня довіри та згуртованості в колективах. Також позитивно сприймається питання №4, пов'язане із задоволеністю робочими обов'язками, що вказує на відповідність ролей і очікувань у більшості працівників.

Однак, дані вказують на наявність серйозних викликів у сфері емоційного благополуччя. Питання №3, у якому йдеться про присутність стресу на робочому місці, має найвищу частку негативних відповідей. Це свідчить про можливу проблему перевантаження або неефективного розподілу обов'язків, що створює значний тиск на співробітників. Питання №2, яке стосується емоційного стану працівників, також має суттєву частку негативу, що підтверджує критичність теми психологічного комфорту на підприємстві.

Запитанням №7, яке стосується визнання і цінування праці, має велику частку нейтральних та негативних відповідей. Це свідчить про недостатню прозорість, відсутність зворотного зв'язку та відсутність ефективних систем мотивації.

Нейтральний сентимент домінує також у відповідях на запитання №8 та №9, що стосуються факторів емоційного комфорту та можливостей розвитку відповідно.

Таким чином, найбільші труднощі виникають у сферах емоційного комфорту, спілкування в команді та визнання, тоді як відчуття підтримки з боку колег залишається сильною стороною.

У процесі дослідження було здійснено порівняльний аналіз довжини відповідей працівників на поставлені запитання, залежно від методу збору інформації. Результати цього аналізу візуалізовано у вигляді boxplot-графіка на рисунку 3.3, який відображає розподіл кількості слів у відповідях для трьох етапів збору даних.

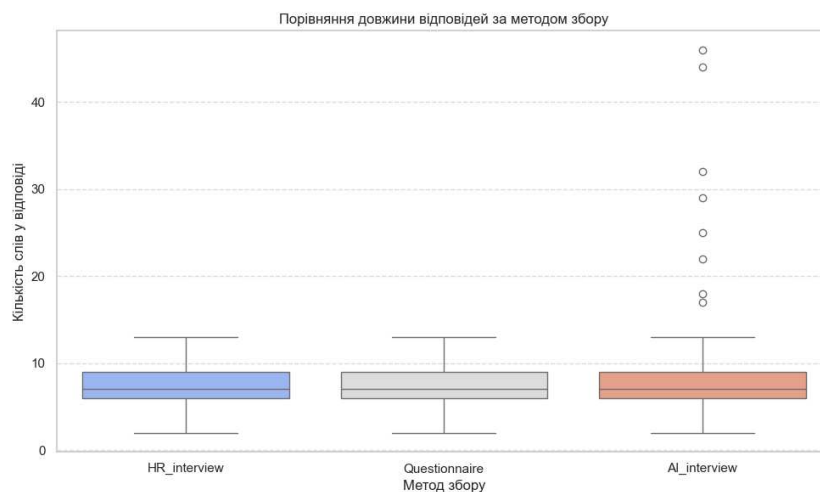


Рис. 3.3. Порівняння довжини відповідей за методами збору

Джерело: створено автором в середовищі Python

На рисунку 3.3 можна побачити, що медіанна довжина відповідей майже не відрізняється між групами та коливається в межах 6–7 слів. Проте, також помітно, що під час інтерв'ю з системою ШІ, відповіді працівників мають більшу кількість викидів. Відповіді, які надають співробітники під час цього етапу сягають до 45 слів. Натомість відповіді, надані в межах анкетного опитування або під час особистого інтерв'ю з фахівцем відділу управління людськими ресурсами, демонструють більш стриману довжину, що можна пояснити формальністю ситуації або впливом зовнішніх обмежень, наприклад, часових обмежень.

3.2. Реалізація моделей BERT і RoBERTa та VADER для sentiment-аналізу

Після очищення та попередньої обробки текстових даних було здійснено поділ загального датасету на тренувальну (80%) та тестову (20%) вибірки. При цьому було забезпечено збереження пропорційного представлення кожного класу sentimentу. Після поділу даних було проведено токенизацію відповідей із використанням попередньо навчених токенизаторів із бібліотеки Transformers. відповідні до моделей bert-base-uncased (BERT) та cardiffnlp/twitter-roberta-base-sentiment (RoBERTa). Для обох токенизаторів було встановлено однакова максимальна довжина послідовності (64 токенів). А також коротші тексти автоматично доповнювалися службовими токенами до заданої довжини.

На основі токенизованих текстів було сформовано чотири окремі датасети: тренувальний і тестовий для кожної з моделей (BERT та RoBERTa).

У процесі навчання використовувався інструментарій Trainer з бібліотеки Transformers. Усі ключові параметри було підібрано експериментально: навчання тривало 3 епохи, розмір батчу становив 8, а оцінка та збереження моделі відбувалась після кожної епохи. Важливо, що після завершення навчання автоматично завантажувалась найкраща модель, яка продемонструвала найменші втрати на валідаційному наборі. Навчання RoBERTa відбувалось аналогічно до BERT, за допомогою Trainer, з однаковими налаштуваннями та структурою даних. Після кожної епохи зберігалися результати, а найкраща модель використовувалась для подальшої оцінки.

Після завершення навчання було проведено оцінку ефективності обох моделей. Для цього використовувався стандартний звіт `classification_report` з бібліотеки `sklearn`, який показує метрики влучності (`precision`), повноти (`recall`), F1-міра і загальну точність (`accuracy`). Це дало змогу не лише побачити, як моделі класифікують позитивні, нейтральні та негативні відповіді, а й порівняти між собою їхню ефективність.

Також було використано класичний інструмент аналізу настрою VADER (Valence Aware Dictionary and sEntiment Reasoner), який входить до складу бібліотеки NLTK. Цей підхід базується на словнику слів із попередньо визначеними значеннями настрою та правил посилення/послаблення емоційного забарвлення. Для кожного тексту обчислювався `compound score` - зважене значення настрою в діапазоні від -1 (максимально негативний) до +1 (максимально позитивний). Далі визначався клас:

- Якщо `compound score` ≥ 0.05 - позитивний;
- Якщо `compound score` ≤ -0.05 → негативний;
- Інакше значення - нейтральний.

Це дозволило оцінити точність словникового підходу в порівнянні з трансформерними моделями.

Для оцінки якості класифікації використовувались лише тестові дані, відокремлені до тренування моделі. У таблиці 3.3 зображено порівняння оцінок якості моделей.

Таблиця 3.3

Порівняння якості побудованих моделей

Модель	Точність	Влучність (зважена)	Повнота (зважена)	F1-міра (зважена)
BERT	0.82	0.83	0.82	0.82
RoBERTa	0.87	0.87	0.87	0.86
VADER	0.50	0.65	0.50	0.50

Джерело: розрахунки автора

У таблиці представлено порівняльний аналіз моделей BERT, RoBERTa та VADER за основними метриками якості класифікації: точність (accuracy), зважені середні значення влучності (precision), повноти (recall) та F1-міри.

Згідно з результатами, модель RoBERTa продемонструвала найвищу ефективність серед усіх трьох. Вона досягла точності 87%, що на 5% перевищує результат моделі BERT і на 37% перевищує результат VADER. Також RoBERTa має найкращі показники зваженої влучності (87%), повноти (87%) та F1-міри (86%). Це свідчить про її збалансовану роботу для усіх класів сентименту, незалежно від їх частоти у вибірці.

BERT, хоча й поступається RoBERTa, але демонструє стабільні результати: однакові значення точності, повноти та F1-міри 82% і значення влучності 83%. Це вказує на гармонійне співвідношення правильно класифікованих прикладів усіх трьох класів.

Натомість модель VADER показує значно нижчі результати. Її точність становить лише 50%, що свідчить про слабку здатність коректно класифікувати відповіді. Незважаючи на дещо вищу зважену влучність (65%), інші метрики на рівні 50% вказують на низьку ефективність VADER у даному завданні.

Таким чином, моделі на базі трансформерів (BERT і RoBERTa) краще справляються з завданням сентимент-аналізу відкритих відповідей, ніж лексиконна модель VADER.

3.3. Побудова візуалізацій частотного аналізу тексту та формування рекомендацій

З метою візуального аналізу семантики відповідей та побудови хмар слів, модель була додатково застосована до повного корпусу відповідей працівників, включаючи ті, що використовувались під час навчання.

На рисунку 3.4 зображено побудовані хмари слів для відповідей, що працівники надавали під час інтерв'ю з фахівцем відділу управління людськими ресурсами на підприємстві. Хмари слів зображені у розрізі визначених за моделлю RoBERTa сентиментів.

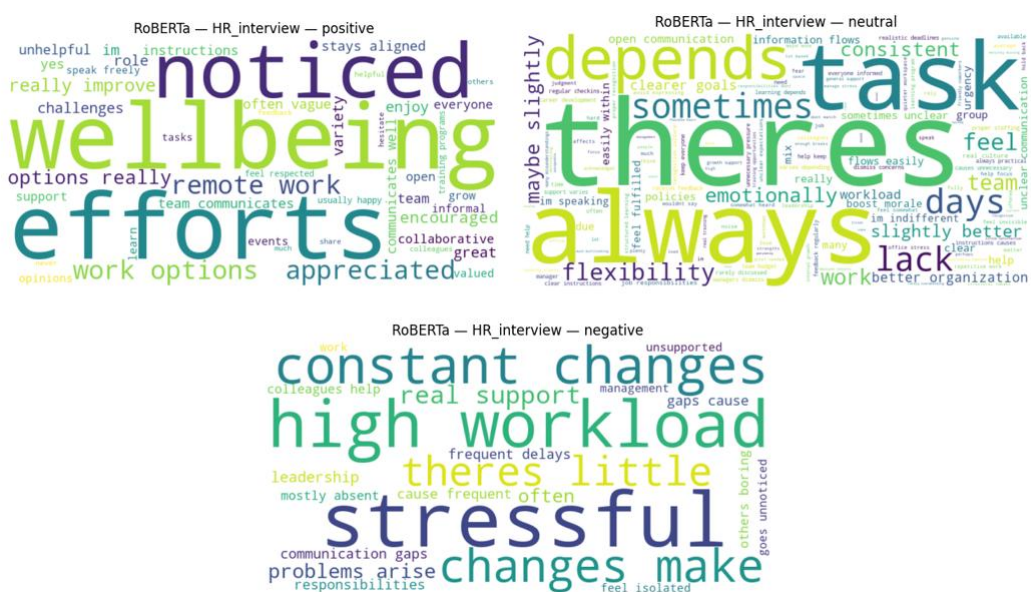


Рис. 3.4. Хмари слів для відповідей, що працівники надавали під час інтерв'ю з фахівцем відділу управління людськими ресурсами на підприємстві

Джерело: створено автором в середовищі Python

На рисунку 3.4 представлено хмари слів, що відображають частотність найуживаніших термінів у відповідях працівників під час інтерв'ю з фахівцем відділу управління людськими ресурсами. Слова класифіковані за трьома типами сентименту: позитивний, нейтральний та негативний на основі аналізу за допомогою моделі RoBERTa.

Найбільш уживані працівниками слова, що були класифіковані в позитивний сентимент: “wellbeing”, “efforts”, “appreciated”, “remote work”. Це свідчить про те, що працівники, які мали позитивні враження, найчастіше відзначали комфортні

умови роботи, зокрема гнучкість, можливість віддаленої роботи, а також вдячність за зусилля керівництва та колег. Висока частота слова noticed також підкреслює відчуття визнання з боку компанії.

Нейтральний сентимент відзначається домінуванням таких слів як “there's”, “always”, “depends”, “tasks”, “feel”, “sometimes”. Ці терміни вказують на менш визначені або суперечливі формулювання у відповідях, які, ймовірно, містили як позитивні, так і негативні елементи. Висока частота слова “depends” може свідчити про умовність вражень працівників, тобто все залежить від контексту, ситуації або періоду часу. Присутність лексем “communication”, “emotionally”, “flexibility” у хмарі слів нейтрального сентименту вказує на те, що співробітники загалом не демонструють чітко вираженої позитивної чи негативної оцінки внутрішнього спілкування.

В негативному сегменті найчастіше вживаними словами є “stressful”, “constant changes”, “high workload”, “little”, “real support”, “make”. Це вказує на головні негативні фактори, які впливають на задоволеність працівників: перевантаження, відсутність стабільності, постійні зміни в завданнях та недостатня підтримка.

Отже, позитивно налаштовані працівники акцентують увагу на підтримці, гнучкості та вдячності, тоді як незадоволені переважно скаржаться на перевантаження та нестабільність. Нейтральні відповіді часто є неоднозначними, з частим використанням умовних або загальних формулювань.

Наступним кроком було зроблено аналіз зображених на рисунку 3.5 хмар слів для відповідей, що працівники надавали під час анкетування.

Порівняльний аналіз хмар слів для відповідей, отриманих під час інтерв'ю з фахівцем відділу управління людськими ресурсами та анкетного опитування, дозволить виявити про те, наскільки відрізняються відповіді працівників залежно від методу опитування.



Рис. 3.5. Хмари слів для відповідей, що працівники надавали під заповнення анкети-опитувальника

Джерело: створено автором в середовищі Python

У позитивних відповідях наданих через інтерв'ю з фахівцем відділу управління людськими ресурсами переважають слова, що вказують на відчуття цінності, зокрема “wellbeing”, “flexibility”, “appreciated”, “noticed”. В той час як у анкетному форматі позитивна група демонструє такі ключові слова як “collaborative”, “encouraged”, “open”, “support”, “everyone”, “colleagues”. Це свідчить про схвальне ставлення працівників до атмосфери в колективі, відкритості у спілкуванні, підтримки з боку колег та можливостей для участі у спільних завданнях.

Нейтральні відповіді в обох методах мають спільні лексеми, як-от “depends”, “always”, “feel”. Проте анкетні відповіді частіше акцентують увагу на недоліках в організації процесів, наприклад, нейтральному сегменті домінують слова “flexibility”, “work”, “help”, “manager”, “team”. Відповіді можуть вказувати на невизначеність в оцінці середовища та на потребу в покращенні окремих управлінських аспектів, комунікації, підтримки з боку керівництва та гнучкості робочих умов.

Щодо негативних відповідей, то як під час інтерв'ю, так і в анкетних опитуваннях спостерігається домінування тем, пов'язаних зі стресом, перевантаженням та недостатньою підтримкою з боку керівництва чи колег. У

відповідях, отриманих під час інтерв'ю, найчастіше фігурують такі слова, як “stressful”, “high workload”, “constant changes”, тоді як в анкетних відповідях, крім зазначених тем, з'являються додаткові ознаки організаційних проблем, зокрема “communication gaps”, “others boring”, “frequent delays”. Це свідчить про те, що у формальному письмовому форматі працівники, відкритіше говорять про системні труднощі, пов'язані з неефективною комунікацією, нецікавими завданнями та затримками у виконанні робочих процесів.

Далі було проведено аналіз хмар слів, що зображені на рисунку 3.6 та відображають результат опитування за допомогою використання ШІ-системи.

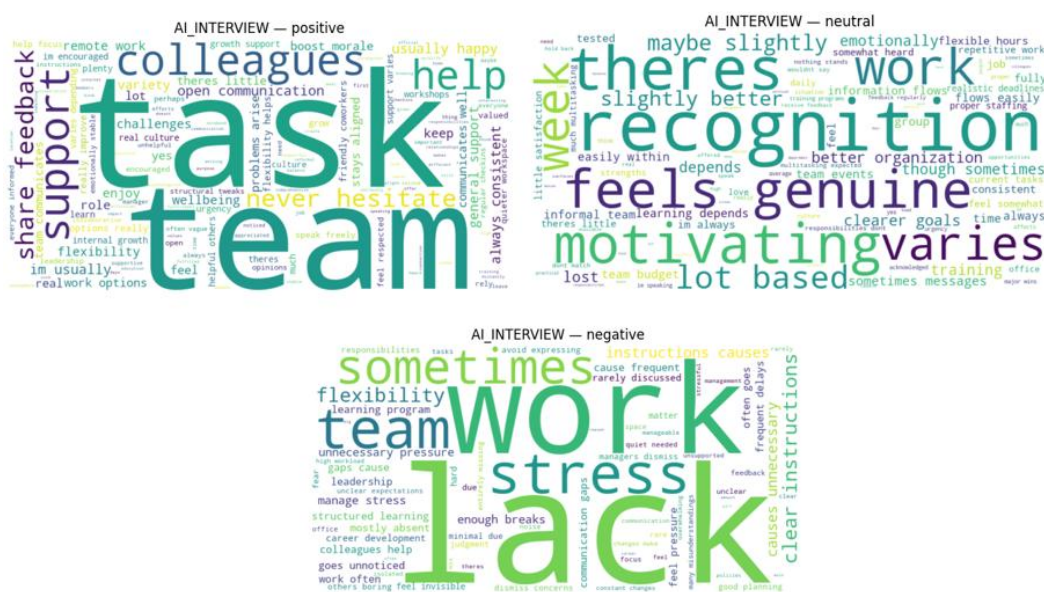


Рис. 3.6. Хмари слів для відповідей, що працівники надавали під час інтерв'ю з ШІ-системою

Джерело: створено автором в середовищі Python

Зробивши порівняльний аналіз хмар слів, отриманих із відповідей наданих через опитування з ШІ-системою, з аналогічними візуалізаціями для інтерв'ю з фахівцем відділу управління людськими ресурсами та анкетного опитування, можна простежити як повторювані патерни, так і деякі унікальні особливості відповідей, згенерованих у форматі ШІ-інтерв'ю.

У позитивному кластері для ШІ-інтерв'ю домінують слова «team», «task», «support», «colleagues». Це свідчить про акцент на командну взаємодію та допомогу з боку колег. Порівнюючи з інтерв'ю з фахівцем відділу управління

людськими ресурсами та з анкетуванням, можемо зробити висновок, що при ШІ-опитуваннях працівники більш структуровано формують відповіді навколо робочих процесів.

Нейтральні відповіді, отримані через ШІ, також мають свою специфіку. Тут з'являються такі лексеми, як «recognition», «motivating», «slightly», «varies», «based». Можна зробити висновок, що працівники намагалися обґрунтувати свою відповідь та надати їй більш аналітичний характер.

Негативні відповіді у ШІ-інтерв'ю доволі насичені та прямо формулюють проблеми. Часто згадуються слова «lack», «stress», «instructions», «work», «leadership». Відповіді з фокусом на «clear instructions», «unnecessary pressure», «team gaps» вказують на конкретні слабкі сторони в організаційній структурі чи комунікації. У ШІ-відповідях можна помітити більший акцент саме на організаційні проблеми, порівнюючи з іншими методами опитування.

Отже, можемо зробити висновок, що інтерв'ю з фахівцем управління людськими ресурсами вирізняється вищим емоційним забарвленням відповідей. Респонденти відкрито висловлюють свої враження, зосереджуються на емоційних аспектах, відчуттях підтримки, вдячності, визнання або стресу, розчарування. Анкетне опитування має дещо формальніший характер. Відповіді часто лаконічніші та сфокусовані на конкретних аспектах організації праці. А під час інтерв'ю зі ШІ працівники дають більш структуровані відповіді. Вони мають менш емоційний, але більш аналітичний характер. У відповідях переважають теми, пов'язані з ефективністю командної роботи, а також конкретними організаційними викликами.

На основі аналізу даних, отриманих в результаті трьох типів опитувань, а саме інтерв'ю з фахівцями з управління людськими ресурсами, анкетування та опитування з використанням ШІ-систем, можна зробити низку рекомендацій, які сприятимуть покращенню внутрішнього середовища організації та підвищенню емоційного благополуччя працівників.

Перш за все, слід звернути увагу на внутрішню комунікацію. У своїх відповідях працівники неодноразово згадували про труднощі з розумінням

завдань, нечіткі інструкції та недостатній зворотній зв'язок від керівництва. Це свідчить про необхідність запровадження більш ефективних каналів комунікації. Для цього рекомендовано забезпечити регулярні зустрічі команди, створити внутрішню інформаційну платформу та чітко визначити, хто відповідає за донесення інформації в команді.

Крім того, важливим аспектом є зменшення робочого навантаження. Багато респондентів посилаються на надмірне робоче навантаження, що призводить до відчуття перевантаження. Тому доречно було б переглянути систему розподілу завдань, передбачити можливості для делегування та надати працівникам більшу гнучкість у плануванні свого графіку. Запровадження психологічної підтримки або консультування також може позитивно вплинути на загальний емоційний стан працівників.

Окрему увагу варто приділити визнанню зусиль працівників. У позитивних відповідях часто згадувалися слова на кшталт “appreciated”, що свідчить про те, що співробітникам важливо відчувати, що їх цінують. Запровадження системи винагород, офіційне визнання досягнень працівників або регулярний зворотний зв'язок від керівників може підвищити мотивацію та покращити загальну атмосферу в колективі.

Враховуючи специфіку кожного методу опитування, доцільно використовувати їх у поєднанні. Регулярне проведення таких гібридних опитувань дозволить відстежувати динаміку емоційних станів співробітників і вчасно реагувати на потенційні проблеми.

ВИСНОВКИ

У процесі виконання роботи було встановлено, що сучасне управління людськими ресурсами виходить за межі адміністративних функцій і все більше інтегрується в стратегічне планування компаній. Працівники вже не сприймаються лише як виконавці, а розглядаються як актив, який варто розвивати, підтримувати та залучати до досягнення цілей організації.

Зокрема, трансформація відбувається завдяки активному впровадженню ШІ, який дозволяє автоматизувати рутинні процеси, підвищувати точність аналізу даних і якість прийняття управлінських рішень.

Проте, впровадження ШІ супроводжується низкою ризиків. Найбільш значущими з них є алгоритмічна упередженість, загроза конфіденційності, недостатній рівень довіри з боку працівників. Було проаналізовано можливі шляхи зменшення цих загроз через дотримання етичних принципів, контроль доступу до даних, аудит моделей та прозорість їхньої роботи.

На основі аналізу наукових джерел і прикладів практичного застосування було систематизовано підходи до впровадження ШІ в управлінські процеси. Виокремлено дві основні групи досліджень: перша охоплює застосування методів машинного навчання для аналітики, підбору персоналу, навчання та прогнозування, а друга фокусується на використанні генеративного ШІ в стратегічному управлінні, створенні персоналізованого контенту та підтримці емоційного добробуту працівників.

У межах роботи також було досліджено потенціал ШІ в моніторингу психологічного клімату в організаціях. Автоматизовані системи на основі аналізу емоційного стану здатні виявляти ознаки вигорання, демотивації або напруженості ще до того, як ці явища переростають у серйозні проблеми. Це відкриває нові перспективи для проактивного управління командною динамікою.

Проведено порівняльний аналіз класичних алгоритмів машинного навчання, лексиконних моделей та сучасних трансформерних моделей ШІ. У результаті встановлено, що такі моделі як BERT та RoBERTa, можуть бути більш ефективними у завданнях емоційного аналізу розгорнутих відповідей працівників.

У рамках роботи було запропоновано підхід до реалізації трирівневої системи збору даних, що включає особисте інтерв'ю, анкетування та взаємодію із ШІ-системою. Для реалізації підходу було створено набір даних з відгуками працівників, які було очищено, токенизовано та підготовлено для подальшої обробки.

Реалізація трирівневого підходу до аналізу психологічного стану працівників показала, що відповіді, отримані під час особистих інтерв'ю, мали найвищий емоційний зміст, тоді як анкети надавали чітку та структуровану інформацію про умови праці. Взаємодія з ШІ забезпечила більш глибокий аналітичний погляд, зосередившись на динаміці та ефективності командної взаємодії. Саме поєднання цих трьох форматів дозволило побудувати більш повну модель психологічної атмосфери організації та запропонувати відповідні рекомендації щодо поліпшення. Відповіді були проаналізовані за допомогою трьох моделей: VADER, BERT та RoBERTa. RoBERTa отримала найкращі результати, з точністю 87% і стабільними показниками за іншими метриками. Це підтверджує надійність обраної методології дослідження та ефективність розробленої системи для виявлення емоційних тенденцій в командах.

Отримані результати можуть бути використані малими та середніми підприємствами для регулярного моніторингу психологічного клімату. Даною методикою зацікавилася підприємство Європейська Бізнес Асоціація, де наразі триває її тестування. Працівники проходять трирівневе опитування в межах внутрішнього аналізу психологічного клімату в колективі.

СПИСОК ВИКОРИСТАНИХ ДЖЕРЕЛ

1. Ahammad T. Personnel Management to Human Resource Management (HRM): How HRM Functions? *Journal of Modern Accounting and Auditing*. 2017. 13(9). P. 412–420. doi:10.17265/1548-6583/2017.09.004
2. Брич В., Борисяк О., Білоус Л., Галиш Н. Трансформація системи управління персоналом підприємств. Тернопіль: ВПЦ «Економічна думка ТНЕУ», 2020. 212 с.
3. Ландсман В.А. Теоретичні аспекти розвитку системи управління персоналом сучасного підприємства. *Державне будівництво*. 2012. №2. URL:http://nbuv.gov.ua/UJRN/DeBu_2012_2_38
4. Rue L.W., Byars L.L., Ibrahim N.A. Human Resource Management. New York: McGraw-Hill Education. 2015. 448 p.
5. Петрова І.Л. Стратегічне управління людськими ресурсами. Київ: КНЕУ, 2013. 466 с.
6. Savandha S.D., Azzahra A., Sukand G. Human Resources System Irregularities Impacting Work Scope in Small Mental Health Organizations: Performance Management and Talent Acquisition. *International Journal of Engineering Business and Social Science*. 2024. 2(4). P. 1263–1270. doi:10.58451/ijebss.v2i04.172
7. Шубалий О.М., Рудь Н.Т., Гордійчук А.І., Шубала І.В., Дзямулич М.І., Потьомкіна О.В., Серета О.В. Управління персоналом: підручник / За ред. О.М. Шубалого. Луцьк, 2018. 404 с.
8. Traynor S., Wellens M.A., Krishnamoorthy V. SAP SuccessFactors Talent: Volume 2. A Complete Guide to Configuration, Administration, and Best Practices: Succession and Development. Berkeley: Apress, 2021. 426 p.
9. Precedence Research. Artificial Intelligence in HR Market Size, Share, and Trends 2025 to 2034. URL: <https://www.precedenceresearch.com/artificial-intelligence-in-hr-market>

10. Huang M.-H., Rust R., Maksimovic V. The Feeling Economy: Managing in the Next Generation of Artificial Intelligence (AI). *California Management Review*. 2019. 61(4). P. 43–65. doi:10.1177/0008125619863436
11. Rust R.T., Huang M.-H. The Feeling Economy: How Artificial Intelligence Is Creating the Era of Empathy. Cham: Palgrave Macmillan, 2021. 179 с. doi:10.1007/978-3-030-52977-2
12. Черноус Г. О., Миронець В.О. Штучний інтелект в процесах управління людськими ресурсами: загальні засади та застосування для моніторингу психологічного клімату. *Теоретичні та прикладні питання економіки. Збірник наукових праць*. 2024. № 2(49). С. 229–240. URL: <https://doi.org/10.17721/tppe.2024.49.20>
13. Chouhan A. A Conceptual Artificial Intelligence Application Framework in Human Resource Management. *International Journal of Emerging Technologies and Innovative Research*. 2021. 8(2). P. 1287–1292. doi:10.6084/m9.jetir.JETIR2102152
14. Rigotti C., Fosch-Villaronga E. Fairness, AI & recruitment. *Computer Law & Security Review*. 2024. 53. P. 105966. doi:10.1016/j.clsr.2024.105966
15. Johnson R., Ruel H., Stone D., Lukaszewski K. The Benefits of eHRM and AI for Talent Acquisition. *Journal of Tourism Futures*. 2021. 7(1). P. 40–52. doi:10.1108/JTF-02-2020-0013
16. Zhou F. AI System Report: Hirevue’s AI-Driven Assessment Tool. *Innovation in Science and Technology*. 2024. 3(4). P. 109–112. doi:10.56397/IST.2024.07.11
17. Варіс І. О., Кравчук О. І., Зайцева П. О. Гейміфікація бізнес-процесів менеджменту персоналу. *Економіка і організація управління*. 2023. №4. С. 189–196. URL: <https://doi.org/10.32983/2222-4459-2023-4-189-196>
18. PwC. URL: <https://jobs-cee.pwc.com/ce/en/game-based-assessment-for-students-graduates>
19. Workday. URL: <https://www.workday.com/en-us/pages/what-is-ai-in-hr.html>

- 20.SAP. URL: <https://help.sap.com/docs/successfactors-succession-and-development/implementing-and-managing-career-development-planning/ai-assisted-career-insights?locale=en-US>
- 21.Murugesan U., Subramanian P., Srivastava S., Dwivedi A. A study of Artificial Intelligence impacts on Human Resource Digitalization in Industry 4.0. *Decision Analytics Journal*. 2023. 7. P. 100249. doi:10.1016/j.dajour.2023.100249
- 22.Budhwar P., Malik A., De Silva M. T. T., Thevisuthan P. Artificial intelligence – challenges and opportunities for international HRM: a review and research agenda. *The International Journal of Human Resource Management*. 2022. 33(6). P. 1065–1097. doi:10.1080/09585192.2022.2035161
- 23.Keong L. M., Vui C. N., Ling L. S. Artificial Intelligence AI-Powered Employee Performance Evaluation. *International Journal of Research and Innovation in Social Science*. 2025. 9(2). P. 1352–1365. doi:10.47772/ijriss.2025.9020109
- 24.Mentimeter. URL: <https://www.mentimeter.com/blog/business/feedback-tools>
- 25.Effy. URL: <https://www.effy.ai/blog/employee-feedback-software>
- 26.Du J. Ethical and Legal Challenges of AI in Human Resource Management. *Journal of Computing and Electronic Information Management*. 2024. 13(2). P. 71–77. doi:10.54097/83j64ub9
- 27.Конституція України. Розділ II. Офіційне інтернет-представництво Президента України. URL: <https://www.president.gov.ua/ua/documents/constitution/konstituciya-ukrayini-rozdil-ii>
- 28.Gryniewicz W., Zygała R., Pilch A. AI in HRM: case study analysis. Preliminary research. *Procedia Computer Science*. 2023. 225. P. 2351–2360. doi:10.1016/j.procs.2023.10.226
- 29.Sivabalan G. The Role of AI Candidate Screening in Modern Recruitment. 2024. URL: <https://learn.g2.com/ai-candidate-screening>
- 30.Lamri J. Generative AI & HR: Our 33 Use Cases. 2023. URL: <https://jeremy-lamri.medium.com/generative-ai-hr-what-are-the-use-cases-dbd2e2cb068>

31. Rudra Kumar M., Gunjan V. K. Machine Learning Based Solutions for Human Resource Systems Management. *ICCCE 2021*. Proceedings of the 4th International Conference on Communications and Cyber Physical Engineering (April 9–10, 2021). Singapore, 2022. P. 1239–1249.
32. Indarapu S., Vodithala S., Kiran S., Soora N. R., Dorthi K. Exploring human resource management intelligence practices using machine learning models. *The Journal of High Technology Management Research*. 2023. 34(2). doi:10.1016/j.hitech.2023.100466
33. Saxena A., Buhukya S., Sumalatha I., Dutt A., Shaaker A. M., A. V. Machine Learning and Human Resource Management: A Path to Efficient Workforce Management. Proceedings of the 2023 10th IEEE Uttar Pradesh Section International Conference on Electrical, Electronics and Computer Engineering (UPCON) (1–3 Грудня 2023 року), Gautam Buddha Nagar, India, 2023. С. 1709–1714. doi:10.1109/UPCON59197.2023.10434761
34. Budhwar P., Chowdhury S., Wood G., Aguinis H., Bamber G., Beltran J., Boselie P., Cooke F., Decker S., DeNisi A., Dey P., Guest D., Knoblich A., Malik A., Paauwe J., Papagiannidis S., Patel C., Pereira V., Ren S., Varma A. Human resource management in the age of generative artificial intelligence: Perspectives and research directions on ChatGPT. *Human Resource Management Journal*. 2023. 33. doi:10.1111/1748-8583.12524
35. Korzynski P., Kim S., Egan T. Bridging human resource development processes through generative Artificial Intelligence. *Human Resource Development Quarterly*. 2024. 35. P. 247–256. doi:10.1002/hrdq.21551
36. Chowdhury S., Budhwar P., Wood G. Generative Artificial Intelligence in Business: Towards a Strategic Human Resource Management Framework. *British Journal of Management*. 2024. 35. P. 1680–1691. doi:10.1111/1467-8551.12824
37. Ljungholm D. P., Popescu V. Generative Artificial Intelligence Algorithms in Talent and Performance Management, Job Displacement and Creation, and Employee Productivity and Well-Being. *Contemporary Readings in Law and Social Justice*. 2023. 15(2). P. 9–25. doi:10.22381/CRLSJ15220231

38. Rahman H., Singh T. Generative artificial intelligence: opportunities, challenges and future avenues for organizational learning. *Development and Learning in Organizations*. 2025. 39(2). P. 3–7. doi:10.1108/DLO-04-2024-0101
39. Gaddi A., Kulkarni P., Shetty S. K., Birau R., Popescu V., Hiremath G. S. Exploring evolving H.R. and recruitment strategies in the age of technology advancements based on artificial intelligence. *Multidisciplinary Science Journal*. 2024. 7(2). doi:10.31893/multiscience.2025043
40. Avogtal. URL: <https://avogtal.com/blog/ai-in-recruitment-transforming-hiring/>.
41. Banerjee S., Agarwal A., Ghosh P., Bar A. K. Boosting Workplace Well-Being: A Novel Approach with a Mental Health Chatbot for Employee Engagement and Satisfaction. *American Journal of Artificial Intelligence*. 2024. doi:10.11648/j.ajai.20240801.12
42. Jia Q., Zhang Y. Artificial intelligence agents as team leaders: A study of the impact on team climate and team effectiveness. Proceedings of The International Conference on Electronic Business (ICEB'24) (October 24–28, 2024), Zhuhai, China, 2024. P. 44–53.
43. Mantello P., Ho M. T. Emotional AI and the future of wellbeing in the post-pandemic workplace. *AI & Society*. 2024. 39. P. 1883–1889. doi:10.1007/s00146-023-01639-8
44. Sanni B. An Integrated Framework for Mitigating IT Industry Burnout: Leveraging AI-Driven Work Pattern Monitoring to Enhance Workforce Wellbeing. 2023. URL: <https://www.researchgate.net/publication/388385530>
45. Ravichandran N., Inaganti A. C., Muppalaneni R. AI-Driven Sentiment Analysis for Employee Engagement and Retention. *Journal of Computing Innovations and Applications*. 2023. 1(1). P. 1–9.
46. Omose O., Ikuyinminu K. S. Revolutionizing Corporate Burnout Support and Employee Wellness Programs Using AI-Powered Predictive Analytics. *Iconic Research and Engineering Journals*. 2024. 8(6). P. 252–263.

47. García-Madurga M.-Á., Gil-Lacruz A.-I., Saz-Gil I., Gil-Lacruz M. The Role of Artificial Intelligence in Improving Workplace Well-Being: A Systematic Review. *Businesses*. 2024. 4(3). P. 389–410. doi:10.3390/businesses4030024
48. Schober P., Vetter T. R. Logistic Regression in Medical Research. *Anesthesia & Analgesia*. 2021. 132(2). P. 365–366. doi:10.1213/ANE.0000000000005247
49. Sudhir P., Deshakulkarni S. V. Comparative study of various approaches, applications and classifiers for sentiment analysis. *Global Transitions Proceedings*. 2021. 2(2). P. 205–211. doi:10.1016/j.gltip.2021.08.004
50. Khan T., Sadiq R., Shahid Z., Alam M., Su'ud M. Sentiment Analysis using Support Vector Machine and Random Forest. *Journal of Informatics and Web Engineering*. 2024. 3(1). P. 67–75. doi: 10.33093/jiwe.2024.3.1.5
51. Wang R. Optimization of Human Resource Performance Management System Based on Improved R-Means Clustering Algorithm. *Journal of Mathematics*. 2022. P. 1–11. doi:10.1155/2022/3321421
52. Kheiri K., Karimi H. SentimentGPT: Exploiting GPT for Advanced Sentiment Analysis and its Departure from Current Machine Learning. *arXiv preprint*. 2023. doi:10.48550/arXiv.2307.10234
53. Cristescu M., Mara D., Culda L., Nerişanu R. Applying BERT and VADER in HR Sentiment Analysis. *Човецики ресурси & Технологии = HR & Technologies*. 2023. 2. P. 6–23.
54. Hutto C., Gilbert E. VADER: A Parsimonious Rule-Based Model for Sentiment Analysis of Social Media Text. *Proceedings of the International AAAI Conference on Web and Social Media (May 27, 2014)*. USA, 2014. P. 216–225.
55. Devlin J., Chang M.-W., Lee K., Toutanova K. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding. *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (June 1, 2019)*. USA, 2019. P. 4171–4186. doi: 10.48550/arXiv.1810.04805.
56. Hugging Face. BERT base model (uncased). URL: <https://huggingface.co/google-bert/bert-base-uncased>

- 57.Liu Y., Ott M., Goyal N., Du J., Joshi M., Chen D., Levy O., Lewis M., Zettlemoyer L., Stoyanov V. RoBERTa: A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach. *arXiv preprint*. 2019. №1907.11692. doi:10.48550/arXiv.1907.11692
- 58.Sanh V., Debut L., Chaumond J., Wolf T. DistilBERT, a distilled version of BERT: smaller, faster, cheaper and lighter. *arXiv preprint*. 2019. №1910.01108. doi:10.48550/arXiv.1910.01108
- 59.Lan Z., Chen M., Goodman S., Gimpel K., Sharma P., Soricut R. ALBERT: A Lite BERT for Self-Supervised Learning of Language Representations. *arXiv preprint*. 2019. №1909.11942. doi:10.48550/arXiv.1909.11942
- 60.Чорноус Г.О., Носко Р.Б. Використання штучного інтелекту для моніторингу психологічного клімату на підприємстві. *Спілка автоматизаторів бізнесу. Збірник тез VIII Всеукраїнської науково-практичної конференції "Нові інформаційні технології управління бізнесом"*. Київ, 2025. 373 с.
- 61.Carneiro D., Novais P., Augusto J. C., Payne N. New Methods for Stress Assessment and Monitoring at the Workplace. *IEEE Transactions on Affective Computing*. 2019. 10(2). P. 237–254. doi:10.1109/TAFFC.2017.2699633
- 62.Kristensen T. S., Hannerz H., Høgh A., Borg V. The Copenhagen Psychosocial Questionnaire—a tool for the assessment and improvement of the psychosocial work environment. *Scandinavian Journal of Work, Environment & Health*. 2005. 31(6). P. 438–449. doi:10.5271/sjweh.948
- 63.Leena AI. URL: <https://leena.ai/employee-engagement-survey>
- 64.HubEngage. Employee Surveys Hub. URL: <https://www.hubengage.com/software/employee-surveys-hub/>
- 65.Voiceform. URL: <https://www.voiceform.com/>
- 66.Qualtrics. URL: <https://www.qualtrics.com/>
- 67.Typeform. URL: <https://www.typeform.com/ai>
- 68.Scikit-learn. LabelEncoder. URL: <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.preprocessing.LabelEncoder.html>

ДОДАТКИ

Додаток А

Таблиця А.1

Методи збору даних для моделювання

Джерело даних	Тип даних	Приклад використання	Потенціал для аналізу
Опитування працівників	Структуровані тексти	Онлайн анкети, щотижневі опитування щодо самопочуття	Виявлення змін у настрої, ранні ознаки вигорання
Корпоративні чати	Неструктуровані текстові повідомлення	Повсякденна внутрішня комунікація у Slack, MS Teams тощо	Сентимент аналіз, аналіз тону
Соціальні мережі	Тексти, реакції, зображення	Публікації працівників про роботу, згадки компанії	Вивчення ставлення до роботи, змін у публічному емоційному фоні
Голосові дані	Аудіозаписи, транскрипції	Записи дзвінків, мітингів, голосові нотатки	Аналіз тону голосу, виявлення стресу
Портативні пристрої	Фізіологічні показники	Пульс, активність, тривалість сну (фітнес-браслети, смарт-годинники)	Виявлення втоми, перевантаження, фізіологічних маркерів стресу
Відео-спостереження	Відео, розпізнавання обличчя	Камери в офісі, відеодзвінки	Розпізнавання міміки, мови тіла, виявлення ознак емоційного напруження

Джерело: розроблено автором

Порівняльна характеристика методів для аналізу емоційного стану
працівників

Метод	Призначення	Застосування для моніторингу психологічного клімату
Метод опорних векторів	Метод машинного навчання, який шукає оптимальну гіперплощину для розділення даних на класи. Алгоритм будує модель, що максимально збільшує маржу між найближчими точками різних класів, знаходячи таким чином найбільш чітку межу між ними. Метод може використовувати різні ядра (лінійне, поліноміальне тощо) для ефективною роботи з нелінійно роздільними даними.	Аналіз текстових відповідей і класифікація настроїв. Модель можна тренувати на розмічених даних відповідей співробітників і потім автоматично класифікувати нові відкриті відповіді за емоційною тональністю чи іншими категоріями.
Наївний байєвський класифікатор	Модель класифікації, що базується на теоремі Байєса. Класифікатор обчислює ймовірність належності об'єкта до кожного класу на основі незалежності ознак.	Можна застосовувати для аналізу тональності та класифікації текстів відгуків. Наприклад, щоб визначати, чи є відгук співробітника позитивним або негативним, класифікувати емоції (наприклад, радість, злість) або розподіляти коментарі за темами.

Продовження табл. Б.1

Алгоритм k-середніх (k-means)	Алгоритм кластеризації, що ділить дані на k груп на основі близькості між точками. Працює ітеративно: спочатку вибираються k випадкових центрів кластерів, потім кожна точка даних призначається до найближчого центроїда, після чого центроїди пересуваються в середнє положення точок свого кластера. Цикл повторюється, доки кластери не стабілізуються.	Виявлення природних груп у даних зворотного зв'язку. У аналізі відкритих відповідей k-means можна використати для кластеризації схожих за змістом або настроєм відповідей співробітників. Наприклад, алгоритм може згрупувати разом всі відповіді, де йдеться про низьку зарплату, а окремо виділити кластер відгуків про керівництво.
VADER	Метод аналізу тональності тексту, орієнтований на лексикон та правила. Метод має вбудований словник слів із оцінками валентності (наскільки слово позитивне чи негативне) і набір лінгвістичних правил.	Сентимент-аналіз відкритих відповідей. VADER може використовуватися як інструмент для оцінки настроїв у текстах відгуків співробітників.
BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)	Трансформерна модель для обробки мови. BERT - це двонаправлена модель, яка під час навчання враховує контекст слова з обох боків (ліворуч і праворуч у реченні). Під час попереднього навчання моделі було використано дві основні задачі: маскуванню частини слів та передбачення наступного речення.	У контексті опитувань співробітників BERT можна використати для сентимент-аналізу відповідей. Наприклад, якщо потрібно визначити тональність контекстно залежних коментарів, модель BERT впорається значно краще за класичні алгоритми.

Продовження табл. Б.1

Дерева рішень	Метод, який буде прогностичну модель у вигляді дерева. Кожен внутрішній вузол дерева відповідає певному питанню, а листові вузли відображають кінцеве рішення. Модель послідовно ділить дані за найбільш інформативними ознаками, наприклад, спершу перевіряє, чи стаж роботи > 1 року, далі, чи рівень зарплати $> X$, тощо, утворюючи ієрархію правил if-else. Дерева рішень можуть використовуватися як для класифікації, так і для регресії.	Виділення ключових факторів та прогнозування ризиків. Наприклад, побудувавши дерево, можна зрозуміти, які питання або фактори найбільше впливають на низьку залученість співробітника. Дерева також застосовують для сегментації співробітників, наприклад, за відповідями на опитування розділити людей на “задоволених” і “незадоволених”.
Логістична регресія	Логістична регресія буде лінійну модель, що оцінює ймовірність належності спостереження до певного класу. Вихідна змінна трансформується логістичною функцією (сигмоїдою) в діапазон $[0;1]$, і на основі порогу (наприклад 0.5) робиться класифікація. Модель оцінює ваги при ознаках, які максимізують правдоподібність спостережень належати своїм класам.	Класифікація станів працівників, ризиків чи настроїв. У моніторингу психологічного клімату логістична регресія може бути корисною для бінарних прогнозів, наприклад, модель може на основі відповідей співробітника прогнозувати, чи схильний він до вигорання (так/ні) або чи задоволений він роботою (так/ні).

Джерело: сформовано автором на основі [48-56]

Перелік запитань в опитуванні, що були використані для створення
умовного датасету

Номер питання	Поставлене питання англійською мовою	Переклад питання українською мовою
1	Do you feel supported by your colleagues and management?	Чи відчуваєте Ви підтримку з боку колег та керівництва?
2	What factors at your workplace contribute to your emotional well-being?	Які фактори на Вашому робочому місці сприяють Вашому емоційному благополуччю?
3	Do you experience any stress at work? If yes, what causes it?	Чи відчуваєте Ви стрес на роботі? Якщо так, то що його спричиняє?
4	How often do you feel satisfied with your job responsibilities?	Як часто Ви відчуваєте задоволення від своїх робочих обов'язків?
5	Do you feel you can express your thoughts and feelings without fear?	Чи відчуваєте Ви, що можете висловлювати свої думки та почуття без страху?
6	How do you rate the level of communication within your team?	Як Ви оцінюєте рівень комунікації у Вашій команді?
7	Do you feel that your work is recognized and valued?	Чи відчуваєте Ви, що Ваша робота визнається та цінується?

Продовження табл. В.1

8	What changes in the work environment could improve your emotional state?	Які зміни в робочому середовищі могли б поліпшити Ваш емоційний стан?
9	Do you have opportunities for professional development and training within the company?	Чи маєте Ви можливості для професійного розвитку та навчання в компанії?

Джерело: сформовано автором

Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра

№	Етапи роботи	Термін виконання	Відмітка керівника
1	Вибір теми кваліфікаційної роботи бакалавра	До 1 листопада 2024 року	
2	Розробка та затвердження завдання та календарного плану виконання роботи	До 1 грудня 2024 року	
3	Збір інформації, її аналіз, обробка, консультації з керівником	До 10 квітня 2025 року	
4	Підготовка роботи відповідно до вимог оформлення	До 20 квітня 2025 року	
5	Подача роботи для попереднього захисту	До 23 травня 2025 року	
6	Отримання рецензії на кваліфікаційну роботу	До 10 червня 2025 року	
7	Отримання відгуку наукового керівника	До 10 червня 2025 року	
8	Перевірка роботи на плагіат	До 13 червня 2025 року	

Науковий керівник: д.е.н., професор

Чорноус Галина Олександрівна

Студент: Миронець Вікторія Олегівна

Київський національний університет імені Тараса Шевченка

Економічний факультет

Кафедра економічної кібернетики

ЗАВДАННЯ

на кваліфікаційну роботу бакалавра

студентки 4 курсу спеціальності 051 «Економіка», ОПП «Економічна
кібернетика»

Миронець Вікторії Олегівни

1. Тема роботи: Застосування штучного інтелекту для моніторингу психологічного клімату на підприємстві.
2. Термін завершення роботи: 23.05.2025.
3. Попередній захист роботи: 12.06.2025.
4. Об'єкт дослідження: процес управління людськими ресурсами на підприємстві, зокрема в частині підтримки та моніторингу психологічного клімату в колективі.
5. Предмет дослідження: підходи до моніторингу психологічного клімату із застосуванням інструментів ШІ, зокрема моделей обробки природної мови для аналізу емоційного стану працівників.
6. Мета дослідження: розробка підходу до моніторингу психологічного клімату в організації шляхом поєднання традиційних методів управління людськими ресурсами з можливостями ШІ для аналізу емоційного стану працівників.
7. Завдання дослідження:
 - 7.1. Визначити сутність і значення управління людськими ресурсами, охарактеризувати його еволюцію та обґрунтувати роль у забезпеченні стабільності й ефективності діяльності організації;
 - 7.2. Проаналізувати вплив технологій штучного інтелекту на трансформацію процесів управління людськими ресурсами;
 - 7.3. Окреслити основні ризики та виклики, пов'язані з впровадженням ШІ в процесі управління людськими ресурсами;

- 7.4. Зібрати й систематизувати підходи до використання ІІІ управління людськими ресурсами на підприємстві;
- 7.5. Оцінити потенціал застосування моделей ІІІ для моніторингу психологічного клімату в організації;
- 7.6. Оцінити можливості застосування класичних алгоритмів машинного навчання, лексиконно-орієнтованих моделей та моделей ІІІ для аналізу психологічного клімату на підприємстві;
- 7.7. Запропонувати підхід до реалізації концепції трирівневої системи опитування працівників, що включає інтерв'ю з фахівцем управління людськими ресурсами, анкетне опитування та інтерв'ю з використанням ІІІ-системи;
- 7.8. Підготувати вхідні дані для дослідження, здійснити попередню обробку відповідей працівників та сформувати датасет для застосування моделей аналізу настрою;
- 7.9. Реалізувати настрою-аналіз зібраних відповідей працівників;
- 7.10. Інтерпретувати результати настрою-аналізу, виявити ключові емоційні тенденції у відповідях працівників та розробити практичні рекомендації щодо покращення психологічного клімату в організації.

Науковий керівник: д.е.н., професор, Черноус Галина Олександрівна

Студент:

(підпис)

Затверджено на засіданні кафедри економічної кібернетики
протокол № 6 від 27 листопада 2024 р.