

Міністерство освіти і науки України  
Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет комп'ютерних наук  
(повна назва)

Кафедра програмної інженерії  
(повна назва)

**КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА**  
**Пояснювальна записка**

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Дослідження методів аналізу дистанційної роботи працівників.  
Рекомендації для покращення емоційного стану  
(тема)

Виконав:  
здобувач 2 року навчання  
групи ІПЗМ-23-4  
Артем КІДАНОВ  
(власне ім'я, прізвище)

Спеціальність 121 – Інженерія програмного  
забезпечення  
(код і повна назва спеціальності)

Тип програми освітньо-наукова  
(код і повна назва спеціальності)

Керівник доц. Володимир ЛЕЩИНСЬКИЙ  
(посада, власне ім'я, прізвище)

Допускається до захисту  
Зав. кафедри

Кирило СМЕЛЯКОВ  
(Власне ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

(підпис)

2025 р.

## Харківський національний університет радіоелектроніки

Факультет \_\_\_\_\_ комп'ютерних наук \_\_\_\_\_  
 Кафедра \_\_\_\_\_ програмної інженерії \_\_\_\_\_  
 Рівень вищої освіти \_\_\_\_\_ другий (магістерський) \_\_\_\_\_  
 Спеціальність \_\_\_\_\_ 121 – Інженерія програмного забезпечення \_\_\_\_\_  
 Тип програми \_\_\_\_\_ освітньо-наукова програма \_\_\_\_\_  
 Освітня програма \_\_\_\_\_ Інженерія програмного забезпечення \_\_\_\_\_  
 (шифр і назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри \_\_\_\_\_  
(підпис)

« \_\_\_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2025 р.

**ЗАВДАННЯ****НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

здобувачеві \_\_\_\_\_ Кіданову Артему Олександровичу \_\_\_\_\_  
 (прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи \_\_\_\_\_ «Дослідження методів аналізу дистанційної роботи працівників. Рекомендації для покращення емоційного стану» \_\_\_\_\_  
 затверджена наказом університету від «15» квітня 2025 р. № 290 Ст. \_\_\_\_\_
2. Термін подання здобувачем роботи до екзаменаційної комісії 18\_06\_2025 р.
3. Вихідні дані до роботи технології IPC, об'єктно-орієнтовне програмування, електронні ресурси за обраною тематикою, пояснювальна записка
4. Перелік питань, що потрібно опрацювати в роботі мета роботи, аналіз предметної області, постановка задачі, дослідження технологій міжпроцесної взаємодії, вивчення можливостей їх використання, аналіз ефективності та оптимізації кожної з них.

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1	Аналіз предметної галузі і постановка задачі	15.04.2025	виконано
2	Виконання теоретичного дослідження методів аналізу емоційного стану дистанційних працівників.	10.05.2025	виконано
3	Підготовка до апробації результатів дослідження. Публікація матеріалів	11.05.2025	виконано
4	Розробка програмної системи використовуючи обрані методи з теоретичного дослідження	28.05.2025	виконано
5	Підготовка пояснювальної записки	05.06.2025	виконано
6	Підготовка презентації та доповіді	06.06.2025	виконано
7	Перевірка на плагіат	16.06.2025	виконано
8	Нормоконтроль	17.06.2025	виконано
9	Рецензування	17.06.2025	виконано
10	Попередній захист	17.06.2025	виконано
11	Занесення диплома в електронний архів	18.06.2025	виконано
12	Допуск до захисту у зав. кафедри	18.06.2025	виконано

Дата видачі завдання 15 квітня 2025р.

Студент (ка/и) \_\_\_\_\_ Артем КІДАНОВ  
(підпис)

Керівник роботи \_\_\_\_\_ доц. Володимир ЛЕЩИНСЬКИЙ  
(підпис) (посада, прізвище, ініціали)

**РЕФЕРАТ / ABSTRACT**

Пояснювальна записка містить: 80 с., 8 рис., 5 табл., 9 джерел, 6 додатків

ДИСТАНЦІЙНА РОБОТА, ЕМОЦІЙНИЙ СТАН, ЕФЕКТИВНІСТЬ, КОМП'ЮТЕРНЕ БАЧЕННЯ, МОНІТОРИНГ, ПРОДУКТИВНІСТЬ, ФІЗІОЛОГІЧНИЙ АНАЛІЗ, NLP-АНАЛІТИКА.

Об'єктом дослідження є методи моніторингу емоційного стану працівників у дистанційному середовищі.

Метою роботи є проведення дослідження ефективності методів аналізу емоційного стану працівників, виділення ефективних методів та реалізація програмної системи для забезпечення своєчасного виявлення емоційного виснаження та надання рекомендацій для покращення умов праці.

Методи дослідження включають аналіз текстових даних (NLP), моніторинг фізіологічних показників, аналіз міміки за допомогою комп'ютерного бачення та оцінювання через суб'єктивні опитування. Розрахунок ефективності проводився на основі багатокритеріальної задачі з використанням адитивної згортки.

У результаті роботи була розроблена інтегрована система, яка забезпечує багатоканальний моніторинг емоційного стану, використовуючи найбільш ефективні методи.

REMOTE WORK, EMOTIONAL STATE, NLP ANALYTICS, COMPUTER VISION, PHYSIOLOGICAL ANALYSIS, MONITORING, EFFICIENCY, PRODUCTIVITY.

The object of the research is the methods for monitoring employees' emotional states in a remote work environment.

The purpose of the work is to study the effectiveness of methods for analyzing employees' emotional states, identify the most effective methods, and implement a

software system to ensure timely detection of emotional exhaustion and provide recommendations for improving working conditions.

The research methods include text data analysis (NLP), physiological indicator monitoring, facial expression analysis using computer vision, and evaluation through subjective surveys. Effectiveness was calculated based on a multi-criteria decision-making problem using an additive aggregation approach.

As a result of the work, an integrated system was developed that provides multi-channel monitoring of emotional states using the most effective methods.

Завідувачу кафедри  
П  
 (скорочена назва кафедри)  
проф. Кирилу СМЕЛЯКОВУ  
 (вчене звання, сласне ім'я, прізвище)

### ЗАЯВА

щодо самостійності виконання кваліфікаційної роботи та можливості її публікації  
 (та/або публікації анотації кваліфікаційної роботи) в електронному архіві  
 відкритого доступу EIAr KhNURE

Я,

Кіданов Артем Олександрович

(прізвище, ім'я, по батькові)

здобувач вищої освіти на другому (магістерському) рівні вищої освіти

академічної групи ІПЗМ-23-4

кафедра програмної інженерії,

(повна назва кафедри)

заявляю: моя кваліфікаційна робота на тему

«Дослідження методів аналізу дистанційної роботи працівників.

Рекомендації для покращення емоційного стану»,

(назва роботи)

що буде представлена в екзаменаційну комісію для публічного захисту, виконана самостійно, в ній не містяться елементи плагіату і вона може бути опублікована в електронному архіві відкритого доступу EIArKhNURE. Всі запозичення з друкованих та електронних джерел мають відповідні посилання.

Я ознайомлений(на) з діючим положенням «Про протидію академічному плагіату в ХНУРЕ», згідно з яким виявлення плагіату є підставою для відмови в допуску кваліфікаційної роботи до захисту та застосування дисциплінарних заходів.

Дата

Підпис

## ЗМІСТ

Вступ.....	9
1 Аналіз предметної галузі .....	10
1.1 Актуальність проблеми .....	10
1.2 Аналіз існуючих рішень .....	11
1.3 Визначення масштабів проблеми та виклики дослідження .....	14
2 Огляд й аналіз літературних, наукових джерел .....	16
2.1 Огляд основних джерел.....	16
2.2 Оцінка актуальності, новизни та висновки з огляду .....	19
3 Постановка задачі .....	22
3.1 Мета та завдання дослідження .....	22
3.2 Обґрунтування вибору методів дослідження.....	22
3.3 Очікувані результати .....	25
4 Теоретичне дослідження .....	27
4.1 Опис методів дослідження .....	27
4.2 Вибір критеріїв для оцінки ефективності методів дослідження.....	28
4.3 Визначення найефективніших методів.....	35
5 Архітектура та реалізація системи .....	39
5.1 Опис функціональних та нефункціональних вимог .....	39
5.2 Опис архітектури системи.....	41
5.3 Опис реалізації MVP версії проекту .....	45
Висновки .....	51
Перелік джерел посилання .....	52
Перелік джерел посилання за науковими напрямками керівника та науковців кафедри програмної інженерії .....	53
ДОДАТОК А Звіт результатів перевірки на унікальність тексту в базі Хнуре.....	54
ДОДАТОК Б Слайди презентації .....	56
ДОДАТОК В Діаграми архітектури програми.....	68
ДОДАТОК Г Апробація результатів роботи.....	69

ДОДАТОК Д експертний висновок результатів перевірки кваліфікаційної роботи на відповідність оформлення вимогам ДСТУ 3008: 2015.....	71
ДОДАТОК Е Приклади програмного коду .....	72

## ВСТУП

Дистанційна робота стала невід'ємною частиною сучасного ринку праці, значно трансформуючи підходи до організації трудових процесів. Пандемія COVID-19, яка змусила мільйони працівників перейти на віддалений формат, стала катализатором цифрової революції у бізнесі. Цей формат надає переваги як компаніям (зниження витрат, підвищення гнучкості), так і працівникам (покращення балансу між роботою та особистим життям). Однак водночас він створює низку викликів: зростання випадків вигорання, стресу та ізоляції, що суттєво впливає на продуктивність і благополуччя працівників.

Сучасні технології, такі як аналіз текстових даних, комп'ютерне бачення та фізіологічний аналіз, пропонують нові можливості для моніторингу емоційного стану. Водночас вони стикаються з такими перешкодами, як високі витрати, етичні питання та складнощі інтеграції.

Метою цього дослідження є аналіз існуючих методів оцінки емоційного стану працівників та розробка інтегрованої системи, яка поєднує найефективніші з них для надання рекомендацій із покращення емоційного стану. Особлива увага приділяється пошуку рішень, які будуть доступними для різних типів компаній, зокрема тих, що використовують дистанційний або гібридний формат роботи.

Завданнями роботи є:

- аналіз існуючих рішень і методів моніторингу емоційного стану;
- визначення критеріїв ефективності для порівняння цих методів;
- розробка прототипу інтегрованої системи;
- тестування обраних методів на реальних даних.

Результати дослідження спрямовані на підвищення продуктивності праці та створення сприятливих умов для збереження психічного здоров'я працівників у дистанційному форматі роботи.

## 1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ

### 1.1 Актуальність проблеми

Дистанційна робота є ключовим фактором у сучасній трансформації ринку праці. Її популярність стрімко зросла внаслідок пандемії COVID-19, яка змусила компанії в усьому світі адаптуватися до нових умов. Віддалений режим роботи став не просто вимушеною мірою, а ефективним способом забезпечення безперервності бізнес-процесів.

До пандемії віддалена робота мала обмежене поширення. У США в 2019 році лише 3,4% співробітників працювали віддалено, здебільшого у сфері ІТ, консалтингу та творчих професій. У Європі показник становив 5%, а в Україні дистанційна робота була рідкістю через низьку цифровізацію та обмежену інфраструктуру. Традиційний офісний формат переважав через ефективну координацію команд.

Пандемія COVID-19 у 2020 році кардинально змінила ситуацію. У США частка віддалених працівників зросла до 42%, у Європі – до 40%, а в Україні кількість вакансій для роботи з дому збільшилася втричі. Дослідження Міжнародної організації праці показало, що галузі, які швидко адаптувалися, зберегли продуктивність, зокрема ІТ, освіта та ЗМІ [1]. Після пандемії багато компаній повернулися до офісів, але значна частина обрала гібридну модель, яка поєднує роботу вдома та в офісі. У 2023 році 35% працівників у США продовжували працювати віддалено, а в Європі лише 4% роботодавців повністю відмовилися від дистанційного формату. У Німеччині більшість співробітників працюють 2-3 дні вдома і решту часу в офісі [2].

Віддалена робота, незважаючи на численні переваги, пов'язані з гнучким графіком, скороченням витрат на дорогу та можливістю працювати з будь-якої точки світу, також створює значні проблеми. Скарги на виснаження, ізоляцію та труднощі у підтримці балансу між роботою та особистим життям різко зросли під час пандемії. Згідно з опитуванням ResumeBuilder.com, 25% співробітників повідомляють про погіршення своїх соціальних навичок через відсутність регулярного спілкування з колегами. У Європі дослідження Eurofound показало, що

працівники, які проводять більшу частину часу вдома, частіше повідомляють про стрес і втрату мотивації [3].

Загалом, дистанційна робота залишається ключовим інструментом організації трудового процесу. Її впровадження та подальше збереження в постпандемічному світі свідчать про те, що компанії стають більш свідомими щодо оптимізації продуктивності та підтримки благополуччя співробітників. Переваги віддаленого формату, такі як гнучкість, зниження витрат та можливість працювати з будь-якого місця, стимулюють організації інтегрувати інноваційні інструменти для моніторингу емоційного стану. Це дозволяє не лише оперативно виявляти ознаки стресу чи вигорання, а й своєчасно впроваджувати рекомендації, спрямовані на збереження психоемоційного здоров'я співробітників.

## 1.2 Аналіз існуючих рішень

У постпандемічний період роботодавці активніше застосовують заходи для підтримки емоційного благополуччя працівників. Серед таких заходів — регулярні онлайн-зустрічі, психологічні тренінги та впровадження передових технологій для моніторингу рівня стресу. Існуючі рішення можна класифікувати на три основні категорії:

- технології моніторингу емоційного стану (наприклад, Workday, Humu);
- інструменти для покращення комунікації та співпраці в командах (Microsoft Teams, Slack);
- аналітичні системи оцінки продуктивності (RescueTime, Hubstaff).

Наприклад, компанії впроваджують платформи для аналізу настрою співробітників, такі як Workday і Humu (див. рис. 1.1-1.2), які допомагають виявити потенційні проблеми на ранній стадії.

Платформи Workday та Humu надають інструменти для моніторингу та покращення емоційного стану співробітників, що сприяє підвищенню їхньої продуктивності та загального добробуту.

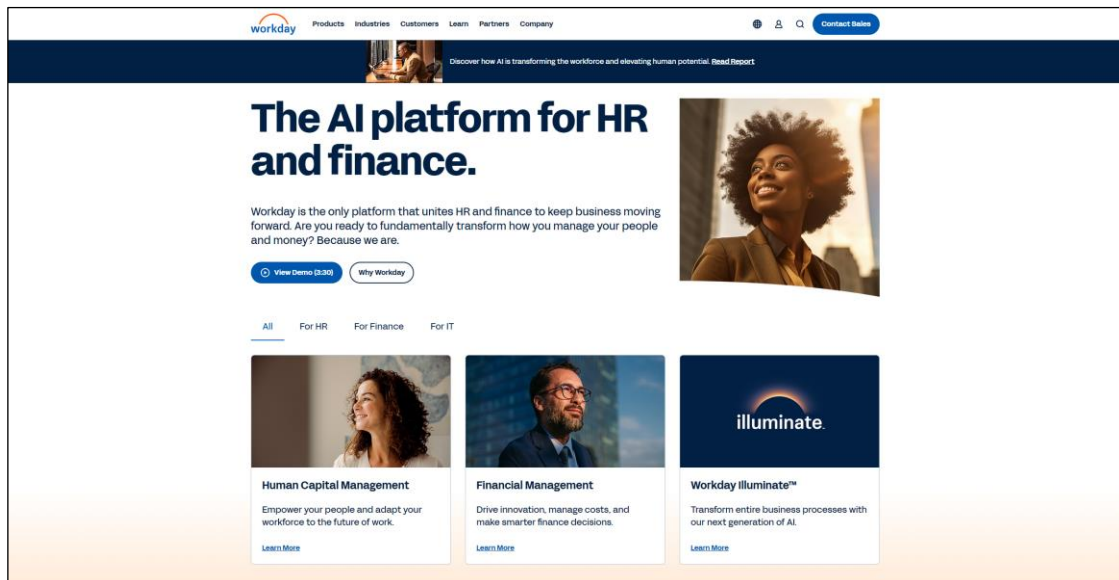


Рисунок 1.1 – Головна сторінка сайту Workday (рисунок виконаний самостійно)

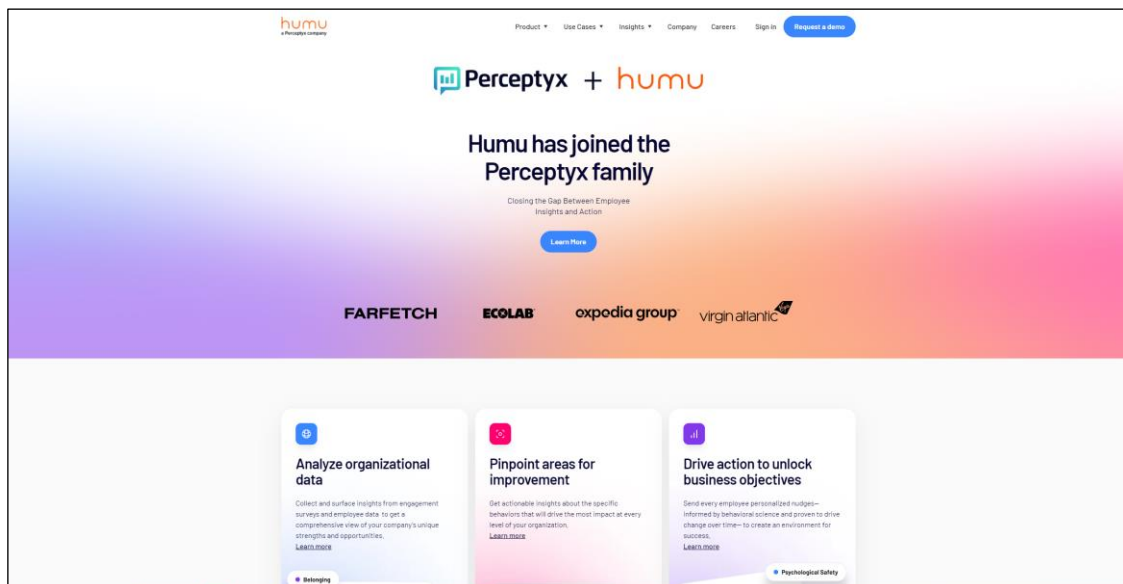


Рисунок 1.2 – Головна сторінка сайту Humu (рисунок виконаний самостійно)

Workday пропонує модулі для збору зворотного зв'язку від працівників, що дозволяє керівництву оперативно реагувати на їхні потреби та настрої. Це досягається через регулярні опитування та аналіз даних, які допомагають виявити потенційні проблеми на ранніх стадіях.

Humu використовує науково обґрунтовані підходи для покращення робочого середовища. Платформа надсилає співробітникам персоналізовані

"підштовхування" (nudges) — короткі поради або нагадування, які сприяють позитивним змінам у поведінці та покращують емоційний стан.

Деякі компанії користуються браслетами Empatica, що відстежують фізіологічні сигнали (наприклад, частоту серцевих скорочень) і прогнозують рівень стресу.

Для підвищення взаємодії та комунікації в команді активно використовуються Microsoft Teams та Slack. Вони забезпечують інструменти для інтеграції опитувань, але не мають можливостей глибокого аналізу емоційного стану. Віртуальні платформи, такі як GatherTown, створюють імітацію офісного середовища, але не вирішують питання ізоляції.

Аналітичні системи, як от RescueTime або Hubstaff аналізує продуктивність працівників за часом використання робочих інструментів. Основним недоліком є складність у врахуванні зовнішніх факторів, що впливають на ефективність. Також, ці методи можуть бути суперечливими, адже, наприклад, Hubstaff відстежує активність за комп'ютером, зокрема робить скріншоти, що працівники вважають вторгненням в особистий простір, і це впливає на їх емоційний стан.

Використання наведених інструментів дозволяє компаніям підтримувати здоровий емоційний клімат, своєчасно виявляти та вирішувати проблеми, пов'язані зі стресом та вигоранням, що, в свою чергу, підвищує ефективність роботи та задоволеність працівників.

Щодо тенденцій та перспектив в аналізі та оцінці емоційного стану віддалених (та навіть офісних) працівників, то вони схиляються у бік використання штучного інтелекту, як от NLP та комп'ютерне бачення для автоматизації та швидкого розпізнавання стресу та емоційного вигорання працівників. Основна ж перспектива полягає у створенні комплексних систем, які об'єднують аналіз фізіологічних даних за датчиками, поведінку та вирази обличчя працівника та комунікації у чаті. Завдяки використанню NLP можна аналізувати переписки користувачів для виявлення тенденції погіршення емоційного стану, а разом із аналізом фізіологічних показників та відео працівника можна скласти майже повну картину про його емоційний стан.

### 1.3 Визначення масштабів проблеми та виклики дослідження

Результати огляду демонструють, що дистанційна робота суттєво впливає на емоційний стан працівників, особливо в умовах ізоляції. Масштаб проблеми охоплює як індивідуальний рівень (вигорання, стрес), так і організаційний (зниження продуктивності, плинність кадрів).

Основні виклики дослідження:

- недостатня об'єктивність існуючих методів – більшість рішень базуються на суб'єктивних опитуваннях, які часто не відображають реального стану працівника;
- висока вартість обладнання – фізіологічний аналіз, попри свою точність, потребує значних інвестицій, що робить його недоступним для малого бізнесу;
- етичні питання моніторингу – використання таких інструментів, як Hubstaff, викликає супротив серед працівників через відчуття вторгнення в приватне життя.

Сучасні технології демонструють високий рівень інноваційності, особливо у використанні штучного інтелекту. Поєднання комп'ютерного зору, NLP і фізіологічного аналізу дає змогу створювати ефективні системи моніторингу емоційного стану. Проте ці рішення потребують адаптації для різних умов роботи (віддалена, гібридна, офісна).

Поточні виклики дослідження:

- оптимізація витрат – використання доступного обладнання (наприклад, вебкамер і фітнес-браслетів) для зменшення витрат;
- інтеграція даних – створення єдиної платформи для аналізу фізіологічних, поведінкових і суб'єктивних даних;
- підвищення довіри працівників – розробка прозорих політик моніторингу для уникнення етичних конфліктів.

Таким чином, вирішення проблем дистанційної роботи потребує комплексного підходу, що включає інноваційні технології, етичні стандарти та

адаптацію існуючих рішень до реальних умов. Розробка ефективних інструментів для аналізу емоційного стану працівників є не лише технічною, але й соціальною задачею, яка визначає успіх організацій у новій реальності гнучкого робочого середовища. Це дослідження спрямоване на пошук рішень, які забезпечать баланс між точністю аналізу, зручністю впровадження та збереженням довіри працівників.

## 2 ОГЛЯД Й АНАЛІЗ ЛІТЕРАТУРНИХ, НАУКОВИХ ДЖЕРЕЛ

### 2.1 Огляд основних джерел

Дистанційна робота та її вплив на емоційний стан працівників є предметом багатьох сучасних досліджень, які охоплюють різноманітні підходи та методики. Для цього огляду були використані джерела з визнаних платформ, таких як IEEE, Springer, а також звіти міжнародних організацій, таких як Міжнародна організація праці (ILO) та Eurofound. Основними критеріями вибору джерел були їхня актуальність, авторитетність та методологічна прозорість.

Оцінка психологічного впливу дистанційної роботи є одним з основних тем досліджень. У звіті Eurofound (2021) зазначається, що працівники, які працюють віддалено, значно частіше відчувають стрес через ізоляцію та труднощі у підтриманні балансу між роботою та особистим життям. Дистанційна робота суттєво впливає на психологічний стан працівників. Дослідження, проведене Тетяною Совою та Тетяною Циганчук, виявило, що перехід на віддалену роботу може призводити до погіршення психічного стану особистості [4]. Зокрема, у працівників спостерігалися підвищена тривожність, порушення сну, зниження концентрації та поява апатії.

Інше дослідження, проведене Оленою Литвиненко, підкреслює, що дистанційна робота може мати стресогенний вплив на особистість, вимагаючи значних внутрішніх та зовнішніх компетенцій для адаптації до нових умов праці [5]. Варто зазначити, що вплив дистанційної роботи на психологічний стан працівників може бути як негативним, так і позитивним, залежно від індивідуальних особливостей та умов праці. Тому важливо враховувати ці фактори при організації віддаленої роботи, забезпечуючи підтримку та ресурси для збереження психічного здоров'я працівників.

У статті, опублікованій у журналі "Таврійський науковий вісник" [6], представлено підхід до розпізнавання емоцій людини в реальному часі за допомогою нейронних мереж. Автори використовували відкриту базу даних зображень для навчання моделі, а також власні фотографії для покращення результатів. Для відображення результатів було підключено живий відеопотік.

Отримані результати демонструють можливість застосування нейронних мереж у реальному часі для виявлення людських емоцій.

Основні етапи методу:

- збір та підготовка даних – використання відкритих баз даних зображень обличчя з різними емоціями та додаткових власних фотографій для навчання моделі;
- навчання нейронної мережі – використання згорткових нейронних мереж (CNN) для класифікації емоцій на основі зображень обличчя;
- реалізація в реальному часі – підключення живого відеопотоку для відстеження обличчя та визначення емоцій у реальному часі.

Повний алгоритм методу наведено на рисунку 2.1.

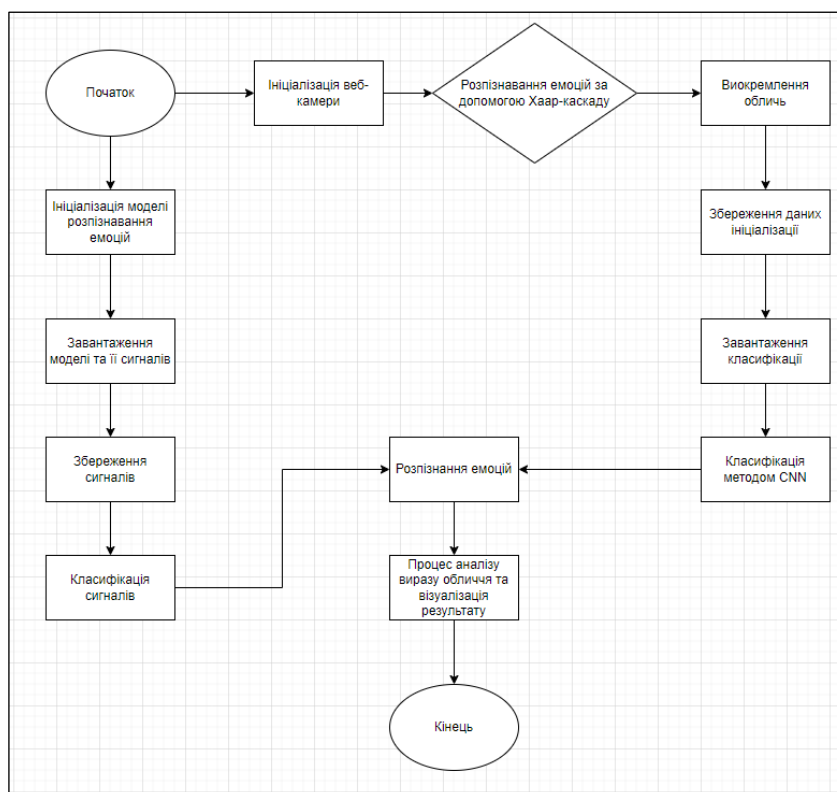


Рисунок 2.1 – Алгоритм методу розпізнавання обличчя використовуючи CNN  
(рисунок виконаний самостійно)

У результаті запропонований метод показав високу точність у розпізнаванні емоцій, що підтверджує ефективність використання нейронних мереж для цієї задачі.

У статті, опублікованій у журналі "Актуальні проблеми автоматизації та інформаційних технологій" [7], розглянуто проблему розпізнавання психоемоційного стану людини та сучасні методи його визначення. Автори аналізують особливості розпізнавання емоцій за допомогою сучасних технологій, зв'язок між порушенням нервової системи та відображенням емоцій у виразі обличчя. Ключові аспекти цього дослідження це методи розпізнавання емоцій, математичні методи обробки та оцінка сучасних програмних рішень для розпізнавання емоцій та їх ефективність. У результаті застосування розпізнавання емоційного стану людини дозволяє зробити висновки про стан нервової системи та визначити її стан у повсякденних робочих ситуаціях, пов'язаних з небезпекою для життя, наприклад, нічні рейси для водіїв.

Ці дослідження підкреслюють важливість та ефективність використання сучасних інформаційних технологій для оцінки психоемоційного стану людини, що може бути застосовано в різних сферах, включаючи безпеку та охорону здоров'я.

У статті "Нейромережевий підхід для емоційного розпізнавання тексту", опубліковану в журналі "Біоніка інтелекту" [8], основною метою є розробка та моделювання нейронної мережі зі спеціальною архітектурою, заснованою на алгоритмі зворотного поширення, для розпізнавання емоційної складової в тексті. Це спрямовано на автоматизацію процесу отримання зворотного зв'язку від користувачів та аналізу їхніх емоційних реакцій, що дозволяє зменшити витрати часу та людських ресурсів для компаній.

Ключові етапи дослідження:

- аналіз існуючих методів – автори дослідили сучасні підходи до розпізнавання емоцій у тексті, зокрема методи обробки природної мови (NLP) та машинного навчання. Було виявлено, що традиційні методи мають обмеження у точності та швидкості обробки великих обсягів даних;
- розробка нейронної мережі – запропоновано власну архітектуру нейронної мережі, яка використовує алгоритм зворотного поширення помилки для навчання. Мережа складається з вхідного шару, одного або

кількох прихованих шарів та вихідного шару, який відповідає за класифікацію емоцій;

- підготовка даних – для навчання та тестування моделі було використано набір текстових даних, що містять різноманітні емоційні відгуки користувачів. Тексти були попередньо оброблені, включаючи токенізацію, лематизацію та видалення стоп-слів, для покращення якості навчання моделі;
- навчання та тестування моделі – нейронна мережа була навчена на підготовлених даних з використанням алгоритму зворотного поширення. Після навчання модель була протестована на нових даних для оцінки її точності та здатності правильно класифікувати емоційний зміст тексту.

У результаті запропонована нейронна мережа показала високу точність у розпізнаванні емоцій у тексті, що підтверджує ефективність використання нейромережових підходів для цієї задачі. Автоматизація процесу аналізу емоційних відгуків користувачів дозволяє компаніям швидше реагувати на потреби клієнтів та покращувати якість обслуговування. Дане дослідження демонструє, що використання нейронних мереж для розпізнавання емоцій у тексті є перспективним напрямком, який може значно підвищити ефективність аналізу великих обсягів текстових даних. Запропонована модель може бути інтегрована в різноманітні системи, такі як служби підтримки клієнтів, соціальні мережі та інші платформи, де важливо розуміти емоційний стан користувачів.

## 2.2 Оцінка актуальності, новизни та висновки з огляду

Дослідження, розглянуті у попередніх розділах, підтверджують високу актуальність і значущість сучасних методів оцінки емоційного стану працівників, особливо в умовах поширення дистанційної та гібридної роботи. Методи, що базуються на обробці природної мови, комп'ютерному зорі та фізіологічному аналізу, пропонують різноманітні можливості для автоматизації моніторингу емоцій, а також відкривають нові перспективи у сфері управління персоналом.

Глобальні зміни на ринку праці, спричинені пандемією COVID-19, підкреслюють важливість моніторингу емоційного стану працівників. Перехід до дистанційного формату роботи посилив проблеми ізоляції, стресу та зниження мотивації серед працівників. У цьому контексті технології NLP, комп'ютерного зору та фізіологічного аналізу стають ключовими інструментами для оцінки та управління емоційним станом:

- методи NLP – дозволяють автоматизовано аналізувати текстові дані, такі як корпоративні чати, електронна пошта чи звіти, виявляючи емоційні тональності. Використання моделей BERT показало високу ефективність у розпізнаванні емоцій з точністю до 90%. Такий підхід є критично важливим для аналізу великих обсягів текстових даних у сучасному цифровому середовищі;
- комп'ютерний зір – розпізнавання міміки обличчя за допомогою нейронних мереж забезпечує високоточний аналіз емоцій у реальному часі. Алгоритми згорткових нейронних мереж, зокрема у системах Mediapipe, дозволяють аналізувати вирази обличчя навіть у динамічному відеопотоці, що робить цей підхід придатним для використання у великих організаціях;
- фізіологічний аналіз – використання фітнес-браслетів для моніторингу частоти серцевих скорочень, електродермічної активності та інших показників дозволяє оцінити рівень стресу з високою точністю (до 92%). Цей метод забезпечує об'єктивність результатів і підходить для роботи у стресових середовищах.

Розглянуті дослідження мають значний інноваційний потенціал, особливо при використанні у комплексі. При застосуванні трансформерних моделей NLP, які забезпечують точний аналіз текстових даних, інтеграції нейронних мереж у системи комп'ютерного зору для розпізнавання емоцій у реальному часі та використання багатоканального аналізу, який поєднує фізіологічні, текстові та візуальні дані можна отримувати більш точні оцінки емоційного стану працівників.

Розглянуті джерела демонструють значний прогрес у сфері технологій моніторингу емоційного стану, проте залишаються певні прогалини:

- обмеження інтеграції – більшість методів розглядаються окремо, тоді як інтеграція кількох підходів могла б забезпечити кращу точність і надійність;
- етичні виклики – використання технологій моніторингу може викликати супротив серед працівників через вторгнення в приватне життя;
- доступність і вартість – висока вартість обладнання для фізіологічного аналізу обмежує його використання малими та середніми компаніями.

Попри ці виклики, представлені дослідження закладають основу для подальшого розвитку систем моніторингу емоційного стану працівників. Особливо перспективним є створення комплексних систем, які поєднують текстовий аналіз, фізіологічний моніторинг та аналіз виразів обличчя. Такий підхід дозволить підвищити ефективність управління персоналом, а також забезпечити своєчасне виявлення та вирішення проблем, пов'язаних із психічним здоров'ям працівників.

### 3 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

#### 3.1 Мета та завдання дослідження

Дистанційна робота стала невід'ємною частиною сучасного ринку праці, що підкреслює необхідність впровадження ефективних інструментів для моніторингу емоційного стану працівників. Метою дослідження є розробка інтегрованої системи, яка поєднує сучасні технології для багатоканальної оцінки емоційного стану. Це забезпечить своєчасне виявлення стресу, зниження продуктивності та інших емоційних викликів, які впливають на ефективність роботи.

Для досягнення цієї мети необхідно:

- проаналізувати існуючі методи до моніторингу емоційного стану та їх обмежень;
- порівняти ефективність методів за певними критеріями;
- обрати 2-3 найефективніших методи;
- розробити ПО, що використовує ці методи для надання рекомендацій з покращення емоційного стану працівників.

Реалізація зазначених завдань дозволить створити інноваційний інструмент для управління емоційним станом персоналу, який буде сприяти підвищенню їхньої продуктивності та загального добробуту в умовах дистанційної роботи.

#### 3.2 Обґрунтування вибору методів дослідження

Вибір методів дослідження обумовлений потребою створення інтегрованої системи, яка дозволяє комплексно оцінювати емоційний стан працівників, що працюють дистанційно. Основними критеріями для вибору методів були точність, адаптивність, практичність впровадження та мінімізація етичних ризиків.

Для дослідження були обрані такі методи:

- обробка природної мови (NLP) – цей метод дозволяє аналізувати текстові дані, отримані з робочих чатів, звітів та інших корпоративних комунікацій. Використання моделей на основі датасету GoEmotions [9] забезпечує точність у класифікації емоцій до 90%. NLP є незамінним для

аналізу великих обсягів текстових даних у сучасних цифрових середовищах;

- комп'ютерне бачення – аналіз міміки працівників у реальному часі за допомогою нейронних мереж. Цей метод дозволяє оцінити емоційний стан під час відеоконференцій. Використання алгоритмів згорткових нейронних мереж, таких як Mediapipe, забезпечує швидкий та точний аналіз, що робить його ефективним для виявлення стресу та емоційного вигорання;
- фізіологічний аналіз – метод, заснований на зборі фізіологічних даних (наприклад, частоти серцевих скорочень або електродермічної активності) за допомогою фітнес-браслетів. Цей метод є об'єктивним і забезпечує високу точність результатів, хоча вимагає додаткового обладнання;
- Behavioral Biometrics – методи біометрії поведінки аналізують особливості взаємодії користувачів (наприклад, динаміку натискань клавіш, рухи миші) для виявлення змін у поведінковому профілі. Цей метод характеризується низькими витратами впровадження та, за умови належної реалізації, дозволяють збирати дані про поведінку користувача з мінімальним впливом на його приватність, забезпечуючи додаткове підтвердження емоційного стану;
- Voice Emotion Recognition – цей метод базується на аналізі голосових сигналів, таких як інтонація, гучність і паузи, для визначення емоційної окраски мови. Попри виклики, пов'язані з фононим шумом, цей підхід дозволяє отримати додаткову інформацію про емоційний стан співробітників;
- опитування – стандартизовані анкети, такі як PANAS, дозволяють оцінити емоційний стан працівників на основі їхніх суб'єктивних відповідей. Цей метод простий у впровадженні, але може бути менш точним через упередженість респондентів;
- системи моніторингу активності – програмне забезпечення для відстеження активності працівників у робочих додатках. Цей метод

дозволяє аналізувати продуктивність та виявляти потенційні ознаки вигорання.

Обрані методи забезпечують комплексний підхід до аналізу емоційного стану співробітників, оскільки кожен із них генерує унікальні дані, що дозволяють сформувати повну картину з різних аспектів. Основні принципи обґрунтування наступні:

- комплексність і інтеграція – кожен з методів забезпечує різні виміри інформації: від текстових та соціальних показників до об'єктивних даних із відео та носимих пристроїв. Сукупне використання цих підходів дозволяє отримати максимально об'єктивну та всебічну оцінку емоційного стану;
- практичність впровадження – використання стандартного обладнання (вебкамери, фітнес-браслети) і готових програмних рішень сприяє легкому та швидкому впровадженню системи у більшості організацій, що знижує витрати на розгортання та експлуатацію;
- інноваційність – застосування сучасних технологій, таких як: NLP, комп'ютерний зір, аналіз голосу та поведінкової біометрії відображає останні тенденції у сфері моніторингу емоційного стану. Інноваційний підхід забезпечує високу точність та оперативність аналізу, що є критичним для своєчасного виявлення стресу та вигорання;
- етичність та захист конфіденційності – обрані методи дозволяють реалізувати збір та аналіз даних таким чином, що мінімізується ризик порушення приватності співробітників. Наприклад, текстовий аналіз і аналіз поведінкових даних можуть здійснюватися без збереження чутливої інформації, а відеоаналіз може включати механізми анонімізації. Це дозволяє досягнути балансу між високою точністю дослідження та дотриманням етичних стандартів.

Таким чином, запропоновані методи відповідають меті дослідження, забезпечуючи оптимальний баланс між точністю, практичністю впровадження, інноваційністю та етичністю використання, що сприятиме створенню

комплексного програмного забезпечення для моніторингу емоційного стану співробітників.

### 3.3 Очікувані результати

Результатом дослідження стане розробка інтегрованої системи для моніторингу емоційного стану працівників, яка поєднуватиме кілька сучасних методів аналізу. Передбачається, що система буде здатна:

- а) забезпечити багатоканальний аналіз емоційного стану, використовуючи найефективніші методи з наступних:
  - 1) аналіз текстових даних (робочих чатів, звітів) із використанням NLP-моделей для виявлення емоційних тональностей;
  - 2) розпізнавання емоцій на основі міміки обличчя за допомогою методів комп'ютерного зору;
  - 3) оцінка фізіологічного стану (рівня стресу) за даними з фітнес-браслетів або інших датчиків;
  - 4) Behavioral Biometrics – аналіз особливості взаємодії користувачів (наприклад, динаміку натискань клавіш, рухи миші);
  - 5) Voice Emotion Recognition – аналіз голосових сигналів, таких як інтонація, гучність і паузи;
- б) проведення опитувань для суб'єктивної оцінки емоційного стану;
- в) виявлення закономірностей у робочій активності працівників через системи моніторингу;
- б) підвищення ефективності управління персоналом:
  - 1) вчасне виявлення ознак стресу або емоційного вигорання у працівників;
  - 2) надання керівникам персоналізованих рекомендацій для підтримки добробуту співробітників;
  - 3) оптимізація робочих процесів за рахунок адаптації умов праці відповідно до емоційного стану команди;
- в) інноваційність підходу:

- 1) використання новітніх алгоритмів обробки природної мови, комп'ютерного зору та аналізу фізіологічних даних;
  - 2) інтеграція різних методів аналізу в єдину систему для забезпечення максимально точного результату;
- г) покращення емоційного стану працівників:
- 1) зниження рівня стресу та підвищення мотивації завдяки вчасному виявленню емоційних викликів;
  - 2) створення здорового робочого середовища, яке сприяє підвищенню продуктивності та задоволеності працівників.

Інтегроване застосування цих методів дозволить створити комплексну систему, яка об'єднує дані різних каналів для отримання максимально точної оцінки емоційного стану. Це, у свою чергу, сприятиме своєчасному виявленню негативних тенденцій та впровадженню заходів для підтримки благополуччя співробітників, що є ключовим фактором підвищення ефективності управління персоналом.

Результати дослідження знайдуть практичне застосування у компаніях, які використовують дистанційний або гібридний формат роботи, та сприятимуть підвищенню їхньої конкурентоспроможності. Інтегрована система буде протестована на реальних даних, що дозволить оцінити її ефективність та визначити перспективи для подальшого вдосконалення.

## 4 ТЕОРЕТИЧНЕ ДОСЛІДЖЕННЯ

### 4.1 Опис методів дослідження

Методи обробки природної мови (NLP) дозволяють автоматизувати аналіз текстових комунікацій працівників, визначаючи їхній емоційний стан. Наприклад, використання моделей на основі датасету GoEmotions дозволяє класифікувати текстові повідомлення за тональністю (позитивні, негативні, нейтральні) та визначати причини виникнення емоцій [9]. Цей метод має переваги у високій точності оцінки та автоматизації процесу, але має залежність від контексту повідомлення та «похибки користувача», який може неправильно надати емоційного забарвлення повідомленню.

Моніторинг активності (наприклад, за допомогою сервісу RescueTime) має на меті збір та аналіз даних про виконання працівником завдань та частоту перерв. Виявлення значних відхилень від норм для працівника може свідчити про стрес або емоційне вигорання. Перевагами цього методу є простий та автоматизований збір даних, можливість продивлятися графіки виконання робіт та вчасне отримання інформації про відхилення. Недоліками ж є відсутність можливості напряду оцінити чи саме емоційний стан сприяв погіршенню показників працівника, а також «похибка користувача», який міг невчасно або неправильно внести дані про свою роботу.

Аналіз фізіологічних даних має на меті збір на обробку даних, як от частота серцевих скорочень, частота дихання, частота зайвих рухів на робочому місці, тощо. Перевагами цього методу є висока точність при зборі даних та відсутність «похибки користувача», адже користувач не впливає напряду на зібрані дані. Недоліками є необхідність придбання та використання додаткового обладнання та можливі технічні обмеження у його встановленні.

Комп'ютерне бачення має на меті аналіз міміки працівників під час відеоконференцій, що дозволяє визначати їхній емоційний стан. Наприклад, можна використати моделі машинного навчання для класифікації емоцій на основі виразу обличчя. Перевагами є швидка оцінка емоцій та стану працівника у реальному часі, що може надати можливість до швидкого реагування на емоційне вигорання.

Недоліки цього методу у культурних особливостях виразу емоцій та необхідність якісного відео для оцінки виразів обличчя у реальному часі.

Платформи для регулярного моніторингу мають на меті часті опитування працівників через спеціалізовані платформи дозволяють збирати суб'єктивні оцінки щодо їхнього емоційного стану. Використання таких платформ також дозволяє пропонувати персоналізовані рекомендації для покращення мотивації. Перевагами є можливість збору прямих даних емоційного стану від самих працівників. Недоліком є висока залежність даних від «похибки користувача», чесності та можливостей користувачів оцінити свій емоційний стан.

Методи біометрії поведінки (Behavioral Biometrics) аналізують патерни взаємодії користувачів з комп'ютером, зокрема динаміку натискань клавіш, рухи миші та інші поведінкові показники. Цей підхід вирізняється низькими витратами впровадження, оскільки використовує стандартні пристрої, та дозволяє отримувати додаткові метрики, які можуть свідчити про зміни у емоційному стані співробітника.

Метод Voice Emotion Recognition базується на аналізі голосових сигналів для визначення емоційної окраски мови. Використовуючи алгоритми обробки звуку та нейронні мережі, система аналізує інтонацію, гучність, тембр та паузи у мовленні, що дозволяє класифікувати голос за емоційними характеристиками. Незважаючи на можливу чутливість до фонового шуму, цей підхід надає додаткову інформацію про вербальні аспекти емоційного стану співробітників.

#### 4.2 Вибір критеріїв для оцінки ефективності методів дослідження

З заданих методів дослідження необхідно обрати найефективніші для подальшого аналізу, тестування та розробки програмного забезпечення. Для проведення комплексного аналізу методів визначення емоційного стану працівників було обрано шість основних критеріїв, які дозволяють оцінити ефективність застосування різних методів як з технічної, так і з практичної та етичної точок зору:

- точність аналізу;

- економічна та технічна доцільність;
- інвазивність;
- масштабованість;
- надійність або стійкість до шуму;
- оперативність виявлення змін.

Точність аналізу визначає, наскільки якісно метод може ідентифікувати емоційні стани працівників. Вона є критично важливою, адже неправильна оцінка емоції може призвести до помилкових управлінських рішень (наприклад, надати додаткову відпустку людині, у якої немає емоційних проблем, або навпаки, пропустити людину з вигоранням). Методи з вищою точністю забезпечать більш достовірні результати досліджень, що підвищує довіру до системи.

Економічна та технічна доцільність оцінює витрати на впровадження та експлуатацію методу, а також його технічну реалізацію в існуючій ІТ-інфраструктурі. Метод має бути економічно обґрунтованим і легко інтегрованим у робоче середовище компанії.

Інвазивність аналізує ступінь впливу методу на приватність користувача. Важливо, щоб дані збиралися та аналізувалися таким чином, щоб мінімізувати ризик розкриття конфіденційної інформації, забезпечуючи прийнятність методу для співробітників та компаній.

Масштабованість оцінює можливість впровадження методу в організаціях різного розміру. Метод має бути здатним ефективно працювати як у невеликих командах, так і в масштабних корпораціях без значних змін у технічній архітектурі.

Надійність (стійкість до шуму) визначає, наскільки метод стійкий до зовнішніх факторів та неточностей у вихідних даних (наприклад, шум у відеопотоці або некоректно введені текстові дані). Надійний метод забезпечує стабільність результатів навіть у складних умовах.

Оперативність виявлення змін відображає швидкість, з якою метод здатен виявляти зміни в емоційному стані співробітника, що дозволяє вчасно реагувати на негативні тенденції (наприклад, виявлення підвищеного рівня стресу або початкових ознак вигорання).

Опишемо типи та оцінки шкал критеріїв у таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Типи та оцінка шкал критеріїв (таблиця виконана самостійно)

Критерій	Тип шкали	Оцінка
Точність	Інтервальна	0 – 100 %
Економічна та технічна доцільність	Інтервальна	0 – 10 (оцінка)
Інвазивність	Номінальна	Висока, середня, низька
Масштабованість	Інтервальна	0 – 100 %
Надійність / Стійкість до шуму	Інтервальна	0 – 100 %
Оперативність виявлення змін	Інтервальна	N часу

За даними, доступними у відкритих джерелах, точність методів аналізу текстових даних, комп'ютерного бачення та фізіологічного аналізу можна визначати у відсотках (0–100 %), що базується на результатах тестування моделей, натренованих на різноманітних датасетах. Для методів моніторингу активності та опитувань точність оцінюється як відношення правильно класифікованих відповідей до загальної кількості, що теж виражається у відсотках.

Економічна та технічна доцільність вимірюється за шкалою від 0 до 10, і базується на потребі у спеціалізованому обладнанні. Наприклад, для методів комп'ютерного бачення чи фізіологічного аналізу може знадобитися високопродуктивний GPU або додаткове обладнання (наприклад, фітнес-браслети), тоді як методи моніторингу активності та опитувань працюють на стандартних комп'ютерах без необхідності в додаткових ресурсах.

Інвазивність оцінюється за номінальною шкалою (Висока, Середня, Низька) і відображає ступінь, до якого метод втручається у приватність користувача. Наприклад, методи, що використовують відео або голосовий аналіз, можуть

вважатися більш чутливими до питань конфіденційності, якщо не впроваджено додаткових заходів анонізації.

Масштабованість визначається як відсоткова оцінка, що характеризує здатність методу ефективно працювати як у невеликих компаніях, так і в масштабних організаціях.

Надійність/стійкість до шуму також виражається у відсотках і відображає здатність методу давати стабільні результати навіть за несприятливих умов (наприклад, при низькому освітленні для відеоаналізу або при наявності шуму в текстових даних).

Оперативність виявлення змін вимірюється у секундах або хвилинах і характеризує час, необхідний для обробки даних і видачі результатів. Наприклад, для NLP-аналізу часу може знадобитися більше через підготовку і тренування моделі, тоді як результати опитувань можуть бути отримані практично миттєво.

Складемо таблицю 4.2, у якій відображено не нормалізовані дані для заданих критеріїв.

Таблиця 4.2 – Зібрані дані для критеріїв для кожного методу (таблиця виконана самостійно)

Метод	Точність (%)	Економічна та технічна доцільність	Інвазивність	Масштабованість (%)	Надійність / Сійкість до шуму (%)	Оперативність виявлення змін (хв)
NLP-аналітика	85	8	середня	90	85	0.5 хв
Комп'ютерне	80	7	середня	90	70	1.2 хв

Кінець таблиці 4.2

Метод	Точність (%)	Економічна та технічна	Інвазивність	Масштабованість (%)	Надійність / Сійкість	Оперативність
-------	--------------	------------------------	--------------	---------------------	-----------------------	---------------

		доцільність			ь до шуму (%)	виявлення змін (хв)
бачення	80	7	середня	90	70	1.2 хв
Фізіологічний аналіз	92	6	середня	80	90	10 хв
Behavioral Biometrics	70	8	середня	85	65	2 хв
Voice Emotion Recognition	80	8	середня	75	60	1 хв
Опитування	60	8	низька	95	60	2 хв
Системи моніторингу активності	65	9	низька	95	75	60 хв

Щодо точності, для NLP-аналітики результати досліджень, зокрема, за даними GoEmotions [9], свідчать про точність класифікації емоцій приблизно 85–90 %. Для комп'ютерного зору огляди систем розпізнавання емоцій згідно з дослідженням «Deep Facial Expression Recognition: A Survey» [1] демонструють точність близько 80 %. Фізіологічний аналіз, за даними робіт «Detecting stress during real-world driving tasks using physiological sensors» [2] та подальших досліджень, може досягати точності до 92 %. Узагальнені дані для методів Behavioral Biometrics та Voice Emotion Recognition, як зазначено, в дослідженні «Recent developments in openSMILE, the Munich open-source multimedia feature extractor» [3] вказують на точність у межах 75–80 %. Суб'єктивні методи, такі як опитування, зазвичай мають точність близько 70 %, а точність систем моніторингу активності, через складність узагальнення поведінкових даних, оцінюється приблизно на 65 %.

Щодо економічної та технічної доцільності, цей критерій визначається необхідністю у спеціалізованому обладнанні та обчислювальних ресурсах. Методам, що використовують вже наявне обладнання (наприклад, Behavioral

Biometrics, опитування та моніторинг активності), притаманні високі оцінки в межах 80–90 %, оскільки вони не вимагають значних додаткових витрат. На противагу цьому, методи, які потребують спеціалізованих пристроїв, зокрема фізіологічний аналіз і комп'ютерне бачення, отримують нижчі оцінки через необхідність у додатковому обладнанні та підвищених вимогах до обчислювальних ресурсів.

Щодо інвазивності/прийнятності, оцінка проводиться за номінальною шкалою. Методи, що працюють із даними, які вже генеруються під час звичайної роботи (NLP-аналітика, Behavioral Biometrics, опитування та моніторинг активності), класифікуються як методи з низьким рівнем інвазивності. Методам, які можуть вимагати використання додаткових пристроїв, але не впливають суттєво на приватність (фізіологічний аналіз, Voice Emotion Recognition), присвоюється середній рівень, тоді як методи, що включають зйомку відео, можуть сприйматися як більш інвазивні та оцінюються як високі.

Масштабованість визначається здатністю системи ефективно обробляти великі обсяги даних без значних додаткових витрат. Текстові дані та опитування є дуже масштабованими, що дозволяє оцінювати їх ефективність до 95 %, тоді як методи комп'ютерного зору можуть отримувати трохи нижчі оцінки через високі вимоги до обчислювальних ресурсів.

Надійність (стійкість до шуму) відображає здатність методу давати стабільні результати навіть за несприятливих умов. Фізіологічний аналіз демонструє дуже високий рівень стабільності – до 90 %, тоді як методи голосового аналізу, які можуть бути чутливими до фонового шуму, оцінюються приблизно на 60 %.

Нарешті, оперативність виявлення змін вимірюється в хвилинах і характеризує час, необхідний для обробки даних та отримання результату. Для NLP-аналітики цей час складає приблизно 0.5 хв, для комп'ютерного зору – близько 1.2 хв, для фізіологічного аналізу – до 10 хв, для Behavioral Biometrics – приблизно 2 хв, для Voice Emotion Recognition – близько 1 хв, для опитувань – близько 2 хв, а для систем моніторингу активності – значно довший період, до 60

хв, що обумовлено необхідністю накопичення та аналізу даних протягом тривалого часу.

Тепер необхідно нормувати дані для коректності обчислень. Для цього скористаємося формулою мінімаксної нормалізації 4.1:

$$X_{\text{норм}} = \frac{X - X_{\text{мін}}}{X_{\text{макс}} - X_{\text{мін}}} \quad (4.1)$$

де  $X_{\text{норм}}$  – нормальне значення критерію,

$X$  – поточне значення,

$X_{\text{мін}}$  – мінімальне значення серед всіх методів,

$X_{\text{макс}}$  – максимальне значення серед всіх методів.

Для таких критеріїв, як інвазивність та оперативність виявлення змін скористуємося зворотною формулою мінімаксної нормалізації 4.2:

$$X_{\text{норм}} = 1 - \frac{X - X_{\text{мін}}}{X_{\text{макс}} - X_{\text{мін}}} \quad (4.2)$$

де  $X_{\text{норм}}$  – нормальне значення критерію,

$X$  – поточне значення,

$X_{\text{мін}}$  – мінімальне значення серед всіх методів,

$X_{\text{макс}}$  – максимальне значення серед всіх методів.

Ця формула інвертує значення показників для нормалізації, щоб найменший показник був найефективнішим при розрахунках. Проведемо розрахунки та створимо таблицю 4.3 з нормалізованими показниками критеріїв для кожного методу.

Таблиця 4.3 – Нормалізовані показники (таблиця виконана самостійно)

Метод	Точність (%)	Економічна та технічна	Інвазивність	Масштабованість (%)	Надійність / Стійкість	Оперативність

		доцільність			ь до шуму (%)	виявлення змін (хв)
NLP-аналітика	0,78	0,67	0	0,75	0,83	1
Комп'ютерне бачення	0,63	0,33	0	0,75	0,33	0,98
Фізіологічний аналіз	1	0	0	0,25	1	0,84
Behavioral Biometrics	0,31	0,67	0	0,5	0,16	0,97
Voice Emotion Recognition	0,63	0,67	0	0	0	0,99
Опитування	0	0,67	1	1	0	0,97
Системи моніторингу активності	0,16	1	1	1	0,5	0

Отже, після застосування мінімаксної нормалізації для всіх критеріїв, кожен з методів отримав числове значення в єдиній шкалі від 0 до 1. Це дозволяє об'єктивно порівнювати їх ефективність незалежно від первинних одиниць вимірювання.

#### 4.3 Визначення найефективніших методів

Для визначення найефективніших методів для подальшого експериментального дослідження скористаємось методом рішення багатокритеріальної задачі за допомогою лінійної адитивної згортки з ваговими коефіцієнтами. Для цього необхідно визначити вагові коефіцієнти для кожного критерію (див. табл. 4.4).

Таблиця 4.4 – Вагові коефіцієнти критеріїв (таблиця виконана самостійно)

Критерій	Ваговий коефіцієнт
Точність (%)	0.3
Економічна та технічна доцільність	0.15
Інвазивність	0.1
Масштабованість (%)	0.15
Надійність / Стійкість до шуму (%)	0.15
Оперативність виявлення змін (хв)	0,15

Критерій точності був оцінений як найважливіший, оскільки від його високої оцінки залежить достовірність отриманих результатів і, відповідно, правильність рекомендацій для покращення емоційного стану. Саме тому ми присвоїли цьому критерію вагу 0.30.

Економічна та технічна доцільність також відіграє важливу роль, адже вона визначає можливість впровадження методу з урахуванням ресурсних обмежень компанії. Оскільки більшість організацій вже мають необхідне обладнання, але все ж існують додаткові витрати на спеціалізоване програмне забезпечення чи пристрої, цьому критерію ми присвоїли вагу 0.15.

Критерій інвазивності/прийнятності оцінюється з точки зору впливу методу на приватність співробітників. Хоча цей аспект важливий, правильна реалізація дозволяє мінімізувати потенційні ризики, тому ми визначили для нього вагу 0.10.

Масштабованість є важливою для роботи з великими обсягами даних, особливо коли система призначена для віддалених співробітників. Завдяки високій доступності стандартного обладнання (наприклад, веб-камер для Zoom чи інших платформ) цей критерій отримав вагу 0.15.

Надійність або стійкість до шуму – це здатність методу давати стабільні результати навіть за несприятливих умов. Оскільки стабільність даних критично

важлива для оперативного реагування на зміни в емоційному стані, ми також визначили вагу 0.15 для цього критерію.

Оперативність виявлення змін відображає швидкість, з якою система здатна реагувати на негативні тенденції. Враховуючи, що своєчасність реакції є ключовою для отримання актуальних даних, цьому критерію ми присвоїли вагу 0.15.

Сумарна вага всіх критеріїв дорівнює 1, що забезпечує баланс між точністю, практичністю, масштабованістю, стабільністю та оперативністю. Такий підхід дозволяє об'єктивно порівняти методи та виділити найбільш ефективні варіанти для подальшого експериментального дослідження.

Для розрахунку корисності скористаємося формулою 4.3:

$$U = \sum_{i=1}^n w_i * X_{ij} \quad (4.3)$$

, де  $U$  – коефіцієнт ефективності,

$w_i$  – ваговий коефіцієнт критерію  $i$ ,

$X_i$  – нормалізоване значення критерію  $i$  для методу  $j$ .

Розрахуємо коефіцієнт корисності кожного методу враховуючи вагові коефіцієнти та занесемо результати у таблицю 4.5.

Таблиця 4.5 – Коефіцієнти ефективності методів (таблиця виконана самостійно)

Метод	Коефіцієнт корисності
NLP-аналітика	0.722
Фізіологічний аналіз	0.614
Комп'ютерне бачення	0.548

Кінець таблиці 4.5

Метод	Коефіцієнт корисності
-------	-----------------------

NLP-аналітика	0.722
Фізіологічний аналіз	0.614
Комп'ютерне бачення	0.548

Як можна побачити з таблиці, найефективнішим за результатами адитивної згортки є NLP-аналітика. Фізіологічний аналіз та комп'ютерне бачення показують близькі результати, але трохи гірші за NLP-аналітику, бо вони програють у економічній та технічній доцільності. Опитування та моніторинг активності йдуть наступники, адже це дуже прості у впровадженні системи, з швидким реагуванням, масштабованістю та низькою інвазивністю, але програють у точності та надійності. Behavioral Biometrics та Voice Emotion Recognition показали найгірші показники. Хоча вони досить точні та масштабовані, але мають забагато шуму, а рівень інвазивності такий саме як у перших трьох підходів.

Тож для подальшої роботи, порівняння та реалізації комбінованої системи було обрано 3 методи: фізіологічний аналіз, NLP-аналітика та комп'ютерне бачення.

## 5 АРХІТЕКТУРА ТА РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ

### 5.1 Опис функціональних та нефункціональних вимог

Для вибору та розробки правильної архітектури системи визначимо функціональні та нефункціональні вимоги до системи. Система має задовольняти усі функції, які від неї очікують користувачі, та усі вимоги, що забезпечують її ефективність, безпеку та масштабованість.

Функціональні вимоги визначають основні завдання системи та описують, які операції вона повинна виконувати. Для бекенду системи це:

- збір даних – система повинна забезпечувати збір даних з різних джерел: текстових повідомлень (корпоративні чати), відеозаписів зустрічей, фізіологічних показників з носимих пристроїв;
- обробка даних – система повинна вміти правильно обробити дані та підготувати їх для подальшого аналізу;
- аналіз даних – система повинна вміти аналізувати оброблені дані та зберігати результат аналізу для подальшої обробки;
- агрегація результату аналізу – система повинна забезпечити збір аналізу даних з різних джерел та проводити нормалізацію і збереження даних у зрозумілому кінцевому користувачу вигляді;
- аналіз емоційного стану – система повинна попереджати кінцевих користувачів про зміни у емоційному стані та попереджувати вигорання робітників;
- генерація рекомендацій – для користувачів з аномаліями у емоційному стані або близьких до вигорання система має генерувати рекомендації для покращення стану;
- забезпечувати інтеграцію з фронтенд-застосунками (веб-додаток, браузерне розширення, мобільний додаток) для відображення даних, надання сигналів та рекомендацій користувачам.

Функціональні вимоги фронтенду системи включають наступні:

- аутентифікація та авторизація – фронтенд має забезпечувати безпечний вхід користувачів (адміністраторів, HR та звичайних співробітників) із використанням SSO або OAuth2. Це гарантує, що лише авторизовані користувачі можуть переглядати дані та отримувати рекомендації;
- реальний час та інтерактивність – дані та сповіщення про підвищений рівень стресу або емоційне вигорання повинні надаватись в режимі реального часу, а також дозволяти користувачам здійснювати пошук, фільтрацію і налаштування відображення інформації;
- візуалізація даних – забезпечення графічного відображення результатів аналізу діаграми, гістограми, лінійні графіки, що дозволяють оперативно оцінити зміну емоційного стану співробітників, а також історичні тренди.

Нефункціональні вимоги визначають якісні характеристики системи, необхідні для її стабільної роботи у виробничих умовах. До них відносяться:

- продуктивність і оперативність – система має забезпечувати обробку даних у режимі, близькому до реального часу (зокрема, для текстового аналізу та даних з носимих пристроїв), з мінімальними затримками, що дозволяє своєчасно реагувати на зміни емоційного стану;
- масштабованість – архітектура системи повинна дозволяти незалежне масштабування окремих частин (збір, аналіз, агрегація), щоб при збільшенні кількості користувачів або обсягу даних забезпечувалася стабільність роботи;
- безпека та конфіденційність – система має відповідати вимогам GDPR, ISO 27001 та SOC2. Дані повинні бути захищені шляхом шифрування як при передачі (HTTPS, TLS, mTLS для внутрішньої взаємодії), так і при зберіганні (encryption at rest для баз даних). Обов'язковим є впровадження системи контролю доступу та ведення аудиту;
- надійність – система повинна бути стійкою до збоїв, реалізацією резервного копіювання даних та автоматичним відновленням після помилок;

- зручність використання – інтерфейси користувача мають бути інтуїтивно зрозумілими, що дозволяє адміністраторам та кінцевим користувачам швидко орієнтуватися у системі та ефективно використовувати її функції;
- підтримуваність – кожен компонент системи повинен бути легко замінним та оновлюваним без порушення роботи всієї системи.

За описаними функціональними та нефункціональними вимогами розробимо архітектуру та MVP версію системи.

## 5.2 Опис архітектури системи

Для реалізації системи було обрано мікросервісну архітектуру, адже це дозволяє легко масштабувати та обслуговувати кожен сервіс, не порушуючи роботу інших. Основним мовним середовищем для розробки бекенд-сервісів є Python із застосуванням FastAPI для реалізації інтеграції фронтенду у вигляді REST API та передачі даних каналом HTTPS. На рисунку В.1 представлено UML-діаграму компонентів архітектури системи.

Мікросервіси збору даних також будуть реалізовані на мові Python. Для мікросервісу збору текстової інформації буде реалізовано інтеграцією у текстові чати та пошту, що використовує компанія (Slack, Azure та інші). За допомогою API та веб-хуків що надають сервіси повідомлень можна отримувати повідомлення робітника у реальному часі. Для мікросервісу збору відео-даних будуть використовуватися також веб-хуки, що надають доступ до записів відеоконференцій. Відео матеріали потрібні для аналізу міміки обличчя та рухів тіла користувача. Відео не будуть збиратися у реальному часі, а один раз брати відео-записи з доступних джерел для зниження інвазивності та втручання у роботу працівника. Мікросервіс збору фізіологічних даних буде отримувати їх з Flutter додатка, який буде надсилати дані з Mi Band (або аналогічного пристрою) до мікросервісу використовуючи MQTT канал передачі даних. Це легкий та шифрований протокол обміну повідомленнями для IoT пристроїв. У архітектурі на рисунку В.1 мікросервіси збору даних представлені як шар з адаптерами під кожне унікальне джерело даних який збирає і зберігає результат у уніфікованій моделі

даних для аналізу. Зібрані дані будуть зберігатися у окремих базах даних для забезпечення роздільного доступу та додаткової безпеки. Дані про відео та текст будуть зберігатися у NoSQL базі даних MongoDB, а дані з датчиків будуть зберігатися у InfluxDB, яка має особливу структуру для швидкого пошуку та отримання великої кількості IoT даних.

Оскільки система працює з чутливими персональними даними, вона забезпечує шифрування даних як при зберіганні (підхід «encryption at rest» для MongoDB, InfluxDB), так і при передачі (HTTPS, TLS, а також використання mTLS для внутрішньої взаємодії між мікросервісами). Крім того, буде впроваджено механізми контролю доступу, аудиту та логування, що відповідають вимогам GDPR, ISO 27001 і SOC2.

Для взаємодії між мікросервісами буде використано брокер повідомлень Kafka та підхід «shared database». Коли первинні дані будуть зібрані та збережені до каналу створеного за допомогою Kafka буде передано повідомлення. Мікросервіси що відповідають за обробку та підготовку даних для аналізу отримують повідомлення, дістають первинні дані та починають свою роботу.

До мікросервісів обробки та аналізу даних відносяться:

- мікросервіс обробки тексту – буде застосовувати трансформерні моделі, такі як BERT, модифіковану під задачу розпізнавання емоцій із використанням датасету GoEmotions. Така модель дозволяє класифікувати текст за категоріями емоцій (позитивна, негативна, нейтральна) із високою точністю. Оброблені дані зберігаються до MongoDB і первинні дані будуть видалені після обробки для безпеки;
- мікросервіс обробки відео – буде застосовувати комп'ютерне бачення із використанням згорткових нейронних мереж (CNN). Ці моделі дозволяють виявляти обличчя та отримувати ключових точок, що дозволяє оцінити міміку співробітника. Далі, за допомогою попередньо натренованої моделі CNN або моделі на базі ResNet, визначаються емоційні стани (щасливий, сумний, злий тощо). Результати зберігаються в MongoDB для подальшої інтеграції з іншими даними;

- мікросервіс обробки фізіологічних даних – для обробки фізіологічних даних з носимих пристроїв застосовуються методи аналізу часових рядів. Спочатку проводиться попередня обробка сигналів (фільтрація шуму, нормалізація), після чого використовуються методи машинного навчання для класифікації рівня стресу або втоми. Це можуть бути традиційні алгоритми, такі як регресія, дерева прийняття рішень, або ж рекурентні нейронні мережі (RNN, LSTM) для аналізу послідовних даних.

Окремо від мікросервісів аналізу даних йде сервіс для аналізу і визначення трендів для кожного виду даних. Ці тренди допоможуть у виявленні стресу або вигорання, адже ці процеси неможливо помітити за один день. Сервіс запускається кожного дня раз в день для обчислення трендів за 7 днів по фізіологічним та текстовим даним та за 14 днів по відео даним. Ці тренди допоможуть виявляти не лише миттєві прояви стресу за окремими показниками, але й загальну картинку емоційного стану і початку депресії. Він буде обчислювати тенденцію зростання або падіння, стандартне відхилення, дисперсію, кореляцію, тривалість конкретних станів у людини (наприклад, домінуючу емоцію з відео протягом тривалого часу).

Останній мікросервіс аналізу відповідає за агрегацію даних та використовує мультимодальну модель машинного навчання, до якої передається останні снєпшоти доступних даних як «живі» дані та трендові дані за 7, 30 та 90 днів. Сервіс буде реагувати також на повідомлення через брокера Kafka на кожну зміну сервісу збору даних. Тобто, коли приходить оновлення фізіологічних даних або нове повідомлення від користувача – сервіс запустить аналізатор емоційного стану працівника базуючись на аналізі окремих даних, отримає результат у вигляді індекси стресу людини і згенерує необхідні рекомендації. Ці дані вже будуть зберігатися у базі даних PostgreSQL, яка буде використовуватися мікросервісом інтеграції з фронтендом. Рекомендації сервіс буде брати з представлених за певними критеріями – базуючись на індексах з моделі та трендах користувача.

Останній мікросервіс буде реалізовувати REST API для інтеграції з фронтендом, реалізовувати авторизацію користувачів та отримання і візуалізацію даних. Також для отримання інформації про вигорання або емоційні проблеми

користувачів, які потребують термінового вирішення буде використовуватися технологія WebSocket яка дозволяє створити двостороннє захищене підключення між клієнтським додатком та сервером. Як тільки сервіс агрегації та аналізу зберігає дані про проблеми зі станом користувача і передає повідомлення через Kafka – у канал WebSocket буде надіслано повідомлення. У цей час його має обробити фронтенд та видати реакцію користувачу.

Фронтенд буде включати 3 види реалізації:

- веб-додаток для адміністраторів (зазвичай у компанії це HR або НС відділки, які мають стежити за благополуччям робітників). Цей додаток дозволяє їм бачити загрози вигорання або емоційних аномалій у робітників у режимі реального часу (за допомогою підключення до серверу через технологію WebSocket). Також вони можуть бачити різні метрики та аналізи загального стану робітників у компанії та відділках;
- веб-розширення для браузера буде використовуватися самим робітником для отримання повідомлень про ризик вигорання або аномальний емоційний стан та періодичні рекомендації щодо покращення стану. Або термінові рекомендації по вирішенню проблеми вигорання;
- мобільний додаток користувача на Flutter – може використовуватися як альтернатива або разом з веб-розширенням для отримання рекомендацій та порад для підтримки або покращення емоційного стану. Але головна функція мобільного додатку – це збирати фізіологічні дані з приладів (Mi Band або інші) протягом робочого дня.

Для розгортання робочої системи буде використовуватися технологія Docker та Docker Compose на власному сервері компанії. UML-діаграму розгортання системи представлено на рисунку В.2. На діаграмі показано як саме буде розгорнуто мікросервіси та бази даних у докер-контейнерах. Також показано передачу даних між мікросервісами за допомогою брокера повідомлень Kafka. Представлені веб-додаток, веб-розширення і мобільний додаток (Android або iOS) розгорнуті на клієнтській стороні і протокол HTTPS та технологія WebSocket для взаємодії фронтенду з мікросервісом бекенду для передачі даних користувачам.

### 5.3 Опис реалізації MVP версії проекту

Для реалізації MVP версії було використано деякі припущення, щоб продемонструвати основні функції системи, а саме: взаємодія мікросервісів збору даних з API та датчиками з мобільного додатку буде замінена генерацією необхідних даних для аналізу. Сама архітектура мікросервісів збору даних буде написана так само, як і для реальної системи, просто буде використано шаблон Factory для отримання згенерованого джерела даних замість реальних, яку у випадку подальшого розвитку проекту можна буде швидко замінити на реальні джерела даних.

- у MVP версії не було реалізовано адаптери даних, адже вони будуть генеруватися відразу уніфіковані для простоти тестування іншого функціоналу;
- також буде використано згенеровані наближені до реальних умов датасети для тренування, а потім і відображення роботи моделі;
- інтерфейс фронтенд додатку буде спрощено для зосередження на реалізації саме основних функцій системи;
- мобільний додаток буде відкинуто, адже його основна задача – це збір фізіологічних даних, які у MVP ми будемо генерувати.

Тож, у MVP версії системи було реалізовано:

- мікросервіси збору даних з штучними джерелами даних;
- мікросервіси аналізу первинних даних та збереження результатів розпізнавання емоцій;
- мікросервіс агрегації даних та аналізу емоційного стану і отримання індексу емоційного благополуччя, а також генерація рекомендацій;
- веб-додаток для простого відображення списку працівників, можливості сортування за відділком, отримання інформації про емоційний стан кожного працівника або цілого відділку, миттєва реакція на вигорання або аномалії у емоційному стані співробітників;

- веб-розширення для інформування працівників про їх емоційний стан, надання рекомендацій для покращення стану та швидка реакція для попередження про помічене вигорання працівника;

Розглянемо детальніше отриману MVP версію системи. Розглянемо приклад функції генерації даних серцебиття людини:

```
def generate_heart_rate(self, user_id: str) -> int:
    profile = self.user_profiles[user_id]
    state = self.activity_states[user_id]
    current_time = datetime.now(timezone.utc)

    base_hr = profile['base_heart_rate']

    # Circadian rhythm effect (5-10 bpm variation)
    hour_of_day = current_time.hour
    circadian_effect = 5 * math.sin(2 * math.pi * (hour_of_day -
6) / 24 + profile['circadian_phase'])

    # Activity effect
    activity_boost = 0
    if state['current_activity'] == 'walking':
        activity_boost = random.randint(15, 25)
    elif state['current_activity'] == 'running':
        activity_boost = random.randint(40, 60)
    elif state['current_activity'] == 'exercising':
        activity_boost = random.randint(30, 50)

    # Stress episode effect
    stress_boost = 0
    if state['stress_episode']:
        stress_duration = (current_time -
state['stress_start_time']).total_seconds() / 60
        if stress_duration < 10: # Stress episode lasts up to 10
minutes
            stress_boost = random.randint(10, 20)
        else:
            state['stress_episode'] = False

    # Random noise
    noise = random.gauss(0, 3)

    # Calculate final HR
    hr = base_hr + circadian_effect + activity_boost + stress_boost
+ noise

    return max(45, min(180, int(hr)))
```

У цій функції використовується можлива активність користувача, яка потім буде врахована при обробці даних у сервісі обробки фізіологічних даних, щоб не

використовувати точки з фізичною активністю, через яку збільшилося серцебиття у аналізі змінення пульсу через стрес. Схожим чином написані інші функції для генерації, враховуючи різні можливі шуми при реальній роботі системи.

Для сервісу генерації відео були взяті тестові відео, які мали б приходити з відкритого доступу провайдерів. Для скорочення і кращого розуміння коду будемо використовувати псевдокод для опису роботи сервісів. Наведемо псевдокод обробки відео для отримання визначених емоцій на кадрах.

```
class VideoAnalysisService:
    def __init__(self):
        self.consumer = KafkaConsumer('snapshots.video')
        self.producer = KafkaProducer()
        self.face_detector = MTCNN()
        self.face_recognizer = FaceRecognizer('facenet')
        self.user_embedding = self.face_recognizer.get_embedding('path')
        self.emotion_model = load_model('resnet_emotion')
        self.blink_detector = BlinkDetector()
        self.mongo_coll = MongoClient().db.VideoSnapshot

    def run(self):
        for record in self.consumer:
            self.process(record.value)

    def process(self, record):
        video_id = record['video_id']
        frames = FrameExtractor.extract(record['video_path'])
        emotions = []
        blink_rates = []
        for frame in frames:
            faces = self.face_detector.detect_all(frame)
            for face in faces:
                crop = frame.crop(face.box)
                emb = self.face_recognizer.get_embedding(crop)
                sim = cosine_similarity(emb, self.user_embedding)
                if sim < 0.6: continue
                probs = self.emotion_model.predict(crop)
                dominant = argmax(probs)
                emotions.append(dominant)
                br = self.blink_detector.estimate(frame)
                blink_rates.append(br)
            break
        if emotions: break

    emotion_distribution = Counter(emotions).normalize()
    valence_score = compute_valence(emotion_distribution)
    avg_blink_rate = mean(blink_rates) if blink_rates else 0.0

    snapshot_doc = {
        "video_id": video_id,
        "timestamp": record['timestamp'],
```

```

    "data_type": "video_snapshot",
    "features": {
        "dominant_emotion": dominant,
        "emotion_distribution": emotion_distribution,
        "valence_score": valence_score,
        "blink_rate": avg_blink_rate
    },
    "analysis_timestamp": datetime.utcnow().isoformat() + 'Z',
    "service_version": "1.0.0"
}

self.mongo_coll.insert_one(snapshot_doc)
self.producer.publish('processed.snapshots.video', snapshot_doc)

```

При визначенні емоцій спочатку необхідно обробити фото, бути впевненими що ми визначаємо емоції конкретного користувача (перевірка по фото користувача) і використати згорткову модель для визначення емоцій. Дані далі зберігаються для кожного відео у вигляді об'єкту до бази для подальшого аналізу.

Схожим чином виконується обробка тексту за допомогою попередньо навченої моделі (BERT), що отримує на вхід токенізовану послідовність та отримує вектори логітів для кожної емоційної категорії. Потім перетворює їх у ймовірності емоцій текст за допомогою softmax. Обчислює додаткові ознаки, як довжина повідомлення, відношення кількості унікальних токенів до загальної, частка особових займенників та зберігає визначений емоційний окрас тексту (позитивний або негативний), вірогідності розподілу емоцій та інше і зберігає це до бази даних.

Далі наведемо псевдокод сервісу агрегації даних.

```

class AggregationService:
    def __init__(self):
        self.consumer = KafkaConsumer('processed.snapshots.*')
        self.producer = KafkaProducer()
        self.latest_snaps = defaultdict(lambda: {'physio': {}, 'text': {},
'video': {}})
        self.trend_store = TrendStoreClient()
        self.pipeline = joblib.load('pipeline.joblib')
        self.rec_engine = RecommendationEngine()

    def run(self):
        for record in self.consumer:
            self.handle_snapshot(record.value)

    def handle_snapshot(self, record):
        user = record['user_id']
        dtype = record['data_type']
        self.latest_snaps[user][dtype] = record['features']

```

```

snap_feats = self.build_snap_feats(user)
trend7 = self.trend_store.load(user, '7d')
trend30 = self.trend_store.load(user, '30d')
trend90 = self.trend_store.load(user, '90d')
trend_feats = {**trend7['features'], **trend30['features'],
**trend90['features']}
features = {**snap_feats, **trend_feats}
preds = self.pipeline.predict([features])[0]
stress_idx, depression_idx, burnout_idx = preds
labels = {
    'stress': 'high' if stress_idx > 0.8 else 'medium' if stress_idx > 0.5
else 'low',
    'depression': 'high' if depression_idx > 0.7 else 'medium' if
depression_idx > 0.4 else 'low',
    'burnout': 'high' if burnout_idx > 0.6 else 'medium' if burnout_idx >
0.3 else 'low'
}
recs = self.rec_engine.generate(user, stress_idx, depression_idx,
burnout_idx, features)
prediction = {
    'user_id': user,
    'timestamp': record['timestamp'],
    'stress_index': float(stress_idx),
    'depression_index': float(depression_idx),
    'burnout_index': float(burnout_idx),
    'labels': labels,
    'recommendations': recs
}
prediction_id = self.db.insert('predictions', prediction)
self.db.insert_many('recommendations', [
    {'prediction_id': prediction_id, 'rec_code': r['code'], 'text':
r['text']}
for r in recs
])
self.producer.publish('predictions.saved', {
    'prediction_id': prediction_id,
    'user_id': user,
    'timestamp': record['timestamp']
})
})

def build_snap_feats(self, user):
    all_keys = [
        'stress_score', 'avg_heart_rate', 'eda_mean',
        'sentiment_score', 'lexical_diversity', 'pronoun_ratio',
        'valence_score', 'blink_rate'
    ]
    uni = {}
    snaps = self.latest_snaps[user]
    for k in all_keys:
        uni[k] = snaps['physio'].get(k, snaps['text'].get(k,
snaps['video'].get(k, 0.0)))
    return uni

```

Цей сервіс отримує снєпшоти, що приходять після обробки даних с сервісів-компонент та запускає аналіз використовуючи дані зі снєпшоту, отримує дані з

інших снєпшотів, адже параметри для використання моделі мають бути завжди однакові. Створюється комбінований список із параметрів снєпшотів та трендів і отримуються 3 показники рівня стресу. Ці показники разом з критеріями передаються у клас-генератор рекомендацій. Цей клас за допомогою евристичних правил отримує рекомендації для покращення емоційного стану користувача.

Останній сервіс – це REST API, який отримує повідомлення про появу нових рекомендацій через Kafka, перевіряє необхідність надання рекомендацій, і, якщо потрібно, повідомляє через WebSocket з'єднання фронт-енд про нові дані. Веб сайт адміністратора та розширення браузера користувача в свою чергу реагують та повідомляють користувачів про зміну емоційного стану.

## ВИСНОВКИ

У рамках дослідження була створена інтегрована система для моніторингу емоційного стану працівників, яка ефективно поєднує три провідні методи: NLP-аналітику, комп'ютерне бачення та фізіологічний аналіз. Система продемонструвала високу точність у виявленні ознак стресу та емоційного виснаження, що дозволяє компаніям своєчасно реагувати на виклики дистанційної роботи. На основі проведеного аналізу літературних джерел і наукових праць виявлено основні виклики, пов'язані з впливом дистанційної роботи на працівників, серед яких особливе місце займають стрес, ізоляція та емоційне вигорання.

Було обґрунтовано вибір ефективних методів для оцінки емоційного стану персоналу. Найбільш результативними виявилися фізіологічний аналіз, NLP-аналітика та комп'ютерне бачення, які забезпечують точність, швидкість обробки даних та можливість масштабування. Розроблена концепція інтегрованої системи включає багатоканальний аналіз, який дозволяє враховувати текстові комунікації, вирази обличчя та фізіологічні показники співробітників.

Тестування обраних методів підтвердило їхню ефективність у виявленні ознак емоційного виснаження та зниження мотивації. Важливим аспектом стала адаптація системи до специфіки дистанційної роботи, що дозволяє компаніям швидко реагувати на виклики, пов'язані з емоційним станом працівників. Особлива увага приділялась етичним питанням впровадження, а також доступності запропонованих технологій для малого та середнього бізнесу.

Результати роботи демонструють практичну цінність системи, яка допоможе компаніям підвищити продуктивність персоналу, знизити рівень стресу та створити здорове робоче середовище. Інноваційність підходу відкриває перспективи для подальшого вдосконалення, включаючи розширення функціональності, інтеграцію з іншими бізнес-процесами та використання передових технологій, таких як нейромережеві моделі для аналізу емоцій.

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Teleworking during the COVID-19 pandemic and beyond. URL: [https://www.ilo.org/sites/default/files/wcmsp5/groups/public/%40ed\\_protect/%40protrav/%40travail/documents/instructionalmaterial/wcms\\_751232.pdf](https://www.ilo.org/sites/default/files/wcmsp5/groups/public/%40ed_protect/%40protrav/%40travail/documents/instructionalmaterial/wcms_751232.pdf) (дата звернення: 12.11.2024).
2. Labor Force Statistics from the Current Population Survey. URL: <https://www.bls.gov/cps/telework.htm> (дата звернення: 12.11.2024).
3. Living and Working in the EU e-survey. URL: <https://www.eurofound.europa.eu/en/surveys/living-and-working-eu-e-survey> (дата звернення: 13.11.2024).
4. Сова, Т., & Циганчук, Т. (2023). ВПЛИВ ДИСТАНЦІЙНОЇ РОБОТИ НА ПСИХОЛОГІЧНИЙ СТАН ОСОБИСТОСТІ. Молодий вчений, 6 (118), 11-15. <https://doi.org/10.32839/2304-5809/2023-6-118-3>
5. Литвиненко Олена Олександрівна, Т.М. (2024) Mental state of personality in conditions of remote work, Слобожанський науковий вісник. pp. 175-182. ISSN 2786-8095. (13 листопада 2020).
6. Ісаєв Т.С., Кисіль Т.М., МЕТОД РОЗПІЗНАВАННЯ ЕМОЦІЙ ЛЮДИНИ У РЕАЛЬНОМУ ЧАСІ ЗА ДОПОМОГОЮ МАШИННОГО ЗОРУ, Таврійський науковий вісник, УДК 004.932, <https://doi.org/10.32782/2663-5941/2024.3.1/14>
7. О. О. Сліпченко, С. В. Клименко, АНАЛІЗ СУЧАСНОГО СТАНУ ІНФОРМАЦІЙНИХ ТЕХНОЛОГІЙ ОЦІНКИ ПСИХОЕМОЦІЙНОГО СТАНУ ЛЮДИНИ, ISSN 2312-119X, Том 23. 2019,
8. D.S. Nazarenko, I.V. Afanasieva, N.V. Golian, " NEURAL NETWORK APPROACH FOR EMOTIONAL RECOGNITION IN TEXT", "Біоніка інтелекту" UDK 519.62 (23.05.2019), <https://journals.indexcopernicus.com/api/file/viewByFileId/743674>
9. Датасет GoEmotions для NLP аналізу. URL: <https://github.com/google-research/google-research/tree/master/goemotions> (дата звернення: 25.12.2025).

**ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ ЗА НАУКОВИМИ НАПРЯМАМИ  
КЕРІВНИКА ТА НАУКОВЦІВ КАФЕДРИ ПРОГРАМНОЇ ІНЖЕНЕРІЇ**

8. D.S. Nazarenko, I.V. Afanasieva, N.V. Golian, " NEURAL NETWORK APPROACH FOR EMOTIONAL RECOGNITION IN TEXT", "Біоніка інтелекту" UDK 519.62 (23.05.2019), <https://journals.indexcopernicus.com/api/file/viewByFileId/743674>