

Факультет

комп'ютерних наук

(повна назва)

Кафедра

програмної інженерії

(повна назва)

## КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА Пояснювальна записка

рівень вищої освіти другий (магістерський)

Дослідження методів та моделей ідентифікації операторів  
інформаційної системи

(тема)

Виконав:

Студент

II курсу, групи

ІПЗздм-22-1

Одейчук О.М.

(прізвище, ініціали)

Спеціальність

121 – Інженерія програмного забезпечення

(код і повна назва спеціальності)

Тип програми

освітньо-наукова

(освітньо-професійна або освітньо-наукова)

Освітня

програма

Інженерія програмного забезпечення

(повна назва освітньої програми)

Керівник

проф. Єрохін А.Л.

(посада, прізвище, ініціали)

Допускається до захисту

Зав. кафедри

(підпис)

Дудар З.В.

(прізвище, ініціали)

2024 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

ЗАТВЕРДЖУЮ:

Зав. кафедри \_\_\_\_\_

(підпис)

« \_\_\_ » \_\_\_\_\_ 2024 р.

**ЗАВДАННЯ  
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

студентові \_\_\_\_\_ Одейчуку Олексію Миколайовичу  
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи «Дослідження методів та моделей ідентифікації операторів інформаційної системи»

затверджена наказом університету від «09» лютого 2024 р. № 27Стз

2. Термін подання студентом роботи до екзаменаційної комісії «24» червня 2024 р.

3. Вхідні дані до роботи: набори візуальних та тепловізійних даних, що включають зображення осіб різних вікових категорій.

4. Перелік питань, що потрібно опрацювати у роботі: \_\_\_\_\_

1) визначити методи, які є найбільш ефективними для ідентифікації обличчя операторів інформаційної системи;

2) розробити метод ідентифікації операторів інформаційної системи за візуальними та тепловізійними даними;

3) провести дослідження, спрямоване на визначення ефективної системи управління базами даних для зберігання ідентифікаційних та моніторингових даних;

4) виконати проєктування, розробку та тестування програмного продукту для ідентифікації операторів інформаційної системи з метою з контролю робочого часу;

5) розробити базу даних для зберігання ідентифікаційних та моніторингових даних.

5. Перелік графічного матеріалу із зазначенням креслеників, схем, плакатів, комп'ютерних ілюстрацій (слайдів): слайдів презентації – 21 шт.

## КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітки
1	Отримання завдання	12.02.24	
2	Огляд літератури за темою досліджень	13.02.24 – 29.02.24	
3	Формулювання постановки задачі досліджень	01.03.24 – 04.03.23	
4	Дослідження методів та моделей ідентифікації обличчя	05.03.24 – 15.03.24	
5	Вибір системи управління базами даних	16.03.24 – 17.03.24	
6	Проектування та розробка програмного забезпечення	18.03.24 – 29.03.24	
7	Оформлення пояснювальної записки	01.04.24 – 24.06.24	

Дата видачі завдання «12» лютого 2024 р.

Студент

\_\_\_\_\_

(підпис)

Одейчук О.М.

\_\_\_\_\_

(прізвище, ініціали)

Керівник роботи

\_\_\_\_\_

(підпис)

проф. Єрохін А.Л.

\_\_\_\_\_

(посада, прізвище, ініціали)

## РЕФЕРАТ / ABSTRACT

Пояснювальна записка кваліфікаційної роботи містить: 114 с., 13 рис., 24 табл., 25 джер.

ІДЕНТИФІКАЦІЯ, РОЗПІЗНАННЯ ОБЛИЧЧЯ, КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР, БАГАТОКРИТЕРІАЛЬНИЙ ВИБІР, КОНТРОЛЬ РОБОЧОГО ЧАСУ, СИСТЕМИ УПРАВЛІННЯ БАЗАМИ ДАНИХ

Об'єктом дослідження є процеси ідентифікації операторів інформаційної системи з метою контролю робочого часу.

Метою роботи є розробка програмного забезпечення, що використовує методи та моделі ідентифікації операторів інформаційної системи за візуальними та тепловізійними даними для підвищення ефективності контролю робочого часу.

У кваліфікаційній роботі магістра були використані методи багатокритеріального вибору, зокрема лінійна згортка з ваговими коефіцієнтами для визначення ефективних методів ідентифікації обличчя та систем управління базами даних для зберігання ідентифікаційних та моніторингових даних.

В результаті вирішення поставлених у кваліфікаційній роботі магістра задач вдосконалено метод визначення обличчя, який, на відміну від існуючого, дозволяє визначити області з обличчям на тепловізійному зображенні завдяки використанню випадкових дерев рішень. Також дістав подальшого розвитку метод ідентифікації операторів інформаційної системи з метою контролю робочого часу, який на відміну від існуючих методів, використовує для ідентифікації обличчя не тільки візуальні дані, але й тепловізійні дані.

Результати роботи були впроваджені в ТОВ «Науково-технічний центр оборонних досліджень» (акт від 10.06.2024 р.).

В роботі було досліджено методи, які є найбільш ефективними для ідентифікації обличчя операторів інформаційної системи. Також було проведено

дослідження, спрямоване на визначення ефективної системи управління базами даних для зберігання ідентифікаційних та моніторингових даних.

Висновки та пропозиції, що містяться в кваліфікаційній роботі магістра, можуть бути використані при розробці систем контролю робочого часу, що дозволить підвищити точність та надійність процесів ідентифікації операторів інформаційної системи, і знизити можливість помилки через імітацію присутності на робочому місці.

В подальшому вважається перспективним провести дослідження для розробки ефективної методики ідентифікації декількох операторів інформаційної системи, які одночасно працюють на одному робочому місці при вирішенні поточних завдань. Наступним етапом в розвитку розробленого програмного забезпечення є проектування та розробка комплексної системи моніторингу робочого часу на підприємстві з використанням запропонованого методу ідентифікації оператора. Впровадження такої системи дозволить забезпечити більш ефективний аналіз та контроль робочого часу на рівні підприємства.

## FACIAL RECOGNITION, IDENTIFICATION, COMPUTER VISION, MULTI-CRITERIA DECISION MAKING, WORK HOURS TRACKING, DATABASE MANAGEMENT SYSTEMS

The object of research is the processes of identifying information system operators for the purpose of work hours tracking.

The objective of research is to develop software that uses identification methods and models based on visual and thermal imaging data to enhance the effectiveness of work hours tracking.

In this master's thesis, multi-criteria decision-making methods, specifically the linear aggregation with weight coefficients, were employed to determine the most effective facial recognition methods and database management systems for storing identification and tracking data.

As a result of solving the tasks set forth in the master's thesis, an enhanced facial detection method was developed, which, unlike the existing ones, enables the identification of facial regions in thermal images through the use of random decision trees. Additionally, the method for identifying information system operators for work hours tracking was further refined. Unlike previous methods, this method includes not only visual data but also thermal imaging data for facial identification.

The results of the master's thesis were successfully introduced at the Scientific and Technical Center for Defense Research LLC (certificate dated June 10, 2024).

The master's thesis explored the most effective methods for the facial identification of information system operators. It also investigated the most effective database management systems for storing identification and tracking data.

The findings and recommendations from this master's thesis can be applied to the development of work hours tracking systems, which could increase the accuracy and reliability of the processes of identifying information system operators and reduce the potential for errors due to simulated presence at the workplace.

Future research is deemed promising in developing an effective method for identifying multiple operators working simultaneously at a single workplace while addressing current tasks. The next stage in the software development involves designing and developing the comprehensive work hours tracking system for enterprises, using the proposed operator identification method. Implementing such a system would ensure a more efficient analysis and tracking of work hours at the enterprise level.

## ЗМІСТ

Перелік скорочень.....	9
Вступ.....	10
1 Аналіз предметної галузі.....	13
1.1 Аналіз предметної галузі дослідження.....	13
1.2 Аналіз аналогів систем контролю робочого часу.....	16
1.3 Огляд основних методів ідентифікації обличчя.....	18
1.4 Огляд основних систем управління базами даних.....	23
1.5 Постановка задачі дослідження.....	26
2 Обґрунтування вибору методу дослідження.....	28
3 Розробка методу ідентифікації операторів інформаційної системи з метою контролю робочого часу.....	35
3.1 Обґрунтування вибору методів ідентифікації обличчя операторів інформаційної системи.....	35
3.1.1 Формалізована постановка задачі з вибору методів ідентифікації обличчя.....	35
3.1.2 Опис множини критеріїв.....	36
3.1.3 Опис та аналіз шкал критеріїв.....	38
3.1.4 Векторний опис альтернатив.....	38
3.1.5 Нормування оцінок за шкалами.....	41
3.1.6 Опис вагових коефіцієнтів.....	43
3.1.7 Розрахунок корисності альтернатив за обраною загортковою моделлю.....	44
3.2 Метод визначення області з обличчям на тепловізійному зображенні.....	45
3.3 Метод ідентифікації операторів інформаційної системи.....	45
4 Обґрунтування вибору системи управління базами даних для роботи з ідентифікаційними та моніторинговими даними.....	48

4.1	Формалізована постановка задачі з вибору систем управління базами даних.....	48
4.2	Опис множини критеріїв.....	49
4.3	Опис та аналіз шкал критеріїв.....	50
4.4	Визначення критеріїв для векторного опису альтернатив.....	52
4.5	Нормування оцінок за шкалами.....	55
4.6	Опис вагових коефіцієнтів.....	56
4.7	Розрахунок корисності альтернатив за обраною загортковою моделлю.....	56
5	Розробка системи ідентифікації операторів.....	58
5.1	Короткий опис вимог до розроблюваного програмного продукту...	58
5.2	Проектування програмного продукту з використанням UML.....	59
5.3	Мова програмування для реалізації програмного продукту.....	69
5.4	Огляд основних бібліотек для розробки та функціонування програмного продукту.....	70
5.5	База даних для ідентифікаційних та моніторингових даних.....	73
5.6	Опис користувацького інтерфейсу.....	79
5.7	Апробація розробленого програмного продукту.....	80
	Висновки.....	82
	Перелік джерел посилання.....	84
	Додаток А Слайди презентації.....	87
	Додаток Б Приклади фото та тепловізійних знімків оператора інформаційної системи.....	99
	Додаток В Скрипт для створення бази даних у Microsoft SQL Server.....	101
	Додаток Г Апробація результатів кваліфікаційної роботи.....	104
	Додаток Д Відгук керівника кваліфікаційної роботи магістра.....	112

**ПЕРЕЛІК УМОВНИХ ПОЗНАЧЕНЬ, СИМВОЛІВ, ОДИНИЦЬ,  
СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ**

ВДР – випадкові дерева рішень

ЗГНМ – згорткові нейронні мережі

ЗЛНМ – залишкові нейронні мережі

ПЗ – програмне забезпечення

ПК – персональний комп'ютер

ПП – програмний продукт

СУБД – система управління базами даних

CNN – convolutional neural network

MTCNN – multi-task cascaded convolutional networks

## ВСТУП

**Актуальність теми.** В сучасній економіці вимоги до ефективності та продуктивності підприємств невідмінно зростають. Нове обладнання та досвідчений персонал є важливими, але не єдиними складовими успішності підприємства. Важливу роль відіграє здатність до продуктивного та своєчасного виконання визначених завдань, що передбачає ефективний контроль за використанням робочого часу. Пандемія коронавірусу 2019 – 2023 рр. та повномасштабна війна в Україні з 2022 р. викликали докорінні зміни в діяльності підприємств, призвели до поширення гнучких форм зайнятості та дистанційної роботи. Високотехнологічні підприємства змогли швидко перейти до дистанційного режиму роботи і продовжувати вести бізнес через інтернет, проте і вони обмежені в часі та ресурсах, щоб забезпечити ефективність та безперервність свого бізнесу. Тому зріс попит на програмні інструменти контролю робочого часу працівників з боку підприємств. Відповідно, розробка та впровадження ефективних методів ідентифікації операторів інформаційної системи для точного контролю робочого часу стають вкрай важливими.

Однією з проблем, що виникає у цьому зв'язку, є різноманітність умов освітлення на робочих місцях. В умовах недостатнього освітлення методи ідентифікації, засновані виключно на аналізі візуальних даних, можуть виявитися недостатньо ефективними для якісної ідентифікації операторів інформаційної системи. У цій роботі для ідентифікації операторів інформаційної системи пропонується використання тепловізійних даних на доповнення до візуальних даних, що не тільки підвищить якість ідентифікації, але й виключить можливість хибного розпізнавання, наприклад, у випадку використання фотографії замість реальної особи.

Таким чином, розробка програмного забезпечення, що використовує методи ідентифікації операторів інформаційної системи в процесі роботи для точного контролю робочого часу є дуже актуальною в сучасних економічних умовах.

**Мета і задачі дослідження.** Метою роботи є розробка програмного забезпечення, що використовує методи та моделі ідентифікації операторів інформаційної системи за візуальними та тепловізійними даними для підвищення ефективності контролю робочого часу.

Для досягнення мети роботи вирішуються наступні задачі дослідження:

- визначити метод для проведення досліджень з багатокритеріального вибору методів ідентифікації обличчя і системи управління базами даних для зберігання ідентифікаційних та моніторингових даних;
- визначити методи, які є найбільш ефективними для ідентифікації обличчя операторів інформаційної системи;
- розробити метод визначення області з обличчям на тепловізійному зображенні;
- розробити метод ідентифікації операторів інформаційної системи за візуальними та тепловізійними даними;
- провести дослідження, спрямоване на визначення ефективної системи управління базами даних для зберігання ідентифікаційних та моніторингових даних;
- виконати проектування програмного продукту для ідентифікації операторів інформаційної системи з метою з контролю робочого часу;
- розробити базу даних для зберігання ідентифікаційних та моніторингових даних;
- виконати апробацію розробленого програмного продукту.

**Об'єкт дослідження.** Процеси ідентифікації операторів інформаційної системи з метою контролю робочого часу.

**Предмет дослідження.** Методи та моделі ідентифікації операторів інформаційної системи, включно з методами ідентифікації обличчя, а також відповідні системи управління базами даних.

**Методи дослідження.** У кваліфікаційній роботі магістра були використані методи багатокритеріального вибору, зокрема лінійна згортка з ваговими коефіцієнтами для визначення ефективних методів ідентифікації обличчя та систем

управління базами даних для зберігання ідентифікаційних та моніторингових даних.

**Елементи наукової новизни.** В результаті вирішення поставлених у кваліфікаційній роботі магістра задач вдосконалено метод визначення обличчя, який, на відміну від існуючого, дозволяє визначити області з обличчям на тепловізійному зображенні завдяки використанню випадкових дерев рішень.

Також дістав подальшого розвитку метод ідентифікації операторів інформаційної системи з метою контролю робочого часу, який на відміну від існуючих методів, використовує для ідентифікації обличчя не тільки візуальні дані, але й тепловізійні дані.

**Практичне значення одержаних результатів.** Висновки та пропозиції, що містяться в кваліфікаційній роботі магістра, можуть бути використані при розробці систем контролю робочого часу, що дозволить підвищити точність та надійність процесів ідентифікації операторів інформаційної системи, і знизити можливість помилки через імітацію присутності на робочому місці.

Результати роботи були впроваджені в ТОВ «Науково-технічний центр оборонних досліджень» (акт від 10.06.2024 р.). Акт про впровадження наведений у додатку Г.

**Публікації.** Результати наукових досліджень були представлені у вигляді тез доповіді на XXVIII Міжнародному молодіжному форумі «Радіоелектроніка та молодь у XXI столітті», що відбувся 16 – 18 квітня 2024 року.

## 1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ГАЛУЗІ

### 1.1 Аналіз предметної галузі дослідження

Пандемія коронавірусу 2019-2023 рр. та повномасштабна війна в Україні з 2022 р. викликали докорінні зміни в діяльності підприємств і призвели до поширення гнучких форм зайнятості та дистанційної роботи. Високотехнологічні підприємства змогли швидко перейти до дистанційного режиму роботи і продовжувати вести бізнес через інтернет, проте і вони обмежені в часі та ресурсах, в тому числі в енергопостачанні, однак мають забезпечувати ефективність та безперервність свого бізнесу. Тому зросла популярність методів тайм-менеджменту серед керівників підприємств та зріс попит на програмні інструменти контролю робочого часу працівників з боку підприємств, спрямованих на підвищення ефективності використання робочого часу.

Час – це важлива цінність для сучасної людини і ресурс, який не можна відновити. Якщо на підприємстві час витрачається на те, що не приносить результатів, то втрачаються можливості для створення доданої вартості. Управління часом особливо актуальне для керівників різного рівня та власників бізнесу [1].

Тайм-менеджмент – це сукупність правил і принципів управління часом, що допомагають людині правильно організувати свій час і досягати максимальної ефективності у справах [1-4].

Тайм-менеджмент складається з декількох складових частин [1-4]:

- суворий облік часу;
- оптимізація часових ресурсів;
- планування дня (тижня, місяця або іншого відрізка часу);
- організація мотивації.

Процеси тайм-менеджменту ґрунтуються на наступних головних принципах:

- правильна постановка мети (має бути чітко визначеною та досяжною);

- мотивація (бажання зекономити час повинно бути усвідомленим і пов'язаним із задоволенням важливих потреб);
- результативність (управління часом необхідне для того, щоб зняти чи, принаймні, знизити дефіцит часу, виконуючи певні завдання у стислі терміни) [1-4].

Зараз виділяють два основних напрями тайм-менеджменту: корпоративний і особистий [6].

Корпоративний тайм-менеджмент актуальний на великих підприємствах і важливий, насамперед, для керівників, які планують графік роботи певного структурного підрозділу чи підприємства в цілому [5]. Керівник розподіляє пріоритетність поточних завдань і визначає терміни їх виконання, а потім, залежно від отриманих результатів, вирішує, скільки завдань потрібно на певний проміжок часу поставити перед кожним зі своїх підлеглих і, звісно, контролює їхнє виконання. Особистий тайм-менеджмент стосується окремої людини і може торкатися як її професійної діяльності, так і сфери особистого, приватного часу, розвитку, відносин [6].

Останнім часом значної популярності набули різноманітні автоматизовані системи контролю робочого часу та доступу: турнікети на прохідній, зчитувачі-дисплеї, електронні чипи в різних частинах офісних чи виробничих приміщень. Основним призначенням подібних автоматизованих систем є фіксація присутності працівників на робочому місці, причому під робочим місцем розуміється вся територія підприємства [7].

Деякі із сучасних автоматизованих систем контролю робочого часу та доступу мають надзвичайно широкі функціональні можливості, зокрема: реєстрація факту і часу, коли працівник прийшов на роботу і пішов з неї (за реєстрацією входів та виходів накопичується інформація про кількість часу перебування на підприємстві та поза його межами кожним працівником, за необхідності може враховуватися надурочна робота та робота у вихідні, святкові і неробочі дні); облік лікарняних, відгулів тощо; формування звітів за різними

параметрами. При цьому, за рівнем своєї функціональності автоматизовані системи контролю робочого часу та доступу дуже різняться [7].

Найпростіші системи контролю робочого часу та доступу використовують пристрій зчитування магнітної картки на вході до приміщення і збирають дані про час входу та виходу. На підставі зібраних даних готується звіт щодо кількості часу, який працівники проводять на роботі, запізнень, неявок тощо. Більш складні системи використовують біометричні термінали замість зчитувачів магнітних карток [6].

Окрім контролю робочого часу працівників, якісне програмне забезпечення також надає інформацію про те, скільки часу витрачається на кожен проєкт або конкретне завдання, яку керівництво може використовувати для оцінки продуктивності праці працівників всіх рівнів і пошуку шляхів її підвищення. У зв'язку з цим, програмне забезпечення для управління продуктивністю праці працівників безпосередньо впливає на більш ефективний розподіл робочого навантаження і забезпечення того, щоб всі члени команди працювали разом в межах своєї компетенції. Команди також можуть використовувати ці інструменти для поліпшення своїх робочих відносин і досягнення злагодженості в командній роботі, особливо коли хід всього проєкту залежить від пунктуальності всіх членів команди. Тому такі програмні рішення будуть корисними не тільки при контролі дистанційної роботи працівників, а й тих працівників, що виходять працювати в офісі [4, 5, 6].

На ринку сьогодні такі системи контролю робочого часу представлені досить широко, їх характеристики, опції, можливості інтеграції і ціни сильно різняться між собою, що потребує проведення аналізу їх функціональних можливостей, щоб з'ясувати чи відповідають вони вимогам сьогодення.

## 1.2 Аналіз аналогів систем контролю робочого часу

На ринку існує доволі багато різноманітних продуктів для контролю робочого часу. Основними з них є: Yaware.TimeTracker, TMetric, Hubstaff, Kickidler, Time Doctor [8].

Yaware.TimeTracker позиціонується як програмний продукт, що здатний підвищити ефективність за рахунок фіксування та обліку робочого часу працівників великих підприємств. Система створена з максимальною увагою до керівників: сервіс пропонує проводити різноманітні види аналізу виконуваної роботи та виставляти оцінку працівникам, утримувати дисципліну та оцінювати ефективність роботи підприємства в цілому.

Фіксація робочого часу відбувається через відслідковування активності маніпуляторів вводу даних: клавіатури і миші. Також є можливість переглядати знімки екрану працівника та робити фотографування робочого місця веб-камерою задля того, щоб керівник міг оцінити, хто дійсно працював за робочим місцем.

TMetric – це сервіс обліку робочого часу, спрямований на фрілансерів та невеликі команди. Фіксація робочого часу відбувається також за рахунок відслідковування активності маніпуляторів вводу даних. Додатковою функціональністю цього продукту є відстеження лікарняних та відпусток працівників.

Hubstaff – онлайн-сервіс для обліку часу дистанційних працівників та працівників, які працюють в офісі. Сервіс дозволяє переглядати дії працівника в режимі реального часу, їхнє місцезнаходження, залучення до виконання завдань та відстежувати продуктивність праці. Інструменти Hubstaff дозволяють керівникам та лідерам команд відстежувати та оцінювати дії підлеглих. Працівники бачать час, який вони витратили на вирішення завдань. За допомогою перегляду знімків екрану, відстеження часу, який працівник витратив на роботу із додатками та сайтами, керівники можуть давати об'єктивну оцінку роботі працівників.

Kickidler – це система контролю працівників та обліку робочого часу. Показує екрани комп'ютерів усіх працівників в режимі реального часу. Робить відеозапис дій працівників за комп'ютерами. Дозволяє аналізувати ефективність використання робочого дня. Автоматизує функцію обліку робочого дня на підприємстві. Фіксує порушення робочого розпорядку та повідомляє про них працівників та керівника. Дозволяє керівнику переглядати звіти з ефективності робітників та фіксувати їхню діяльність, включаючи знімки екранів та набраний текст з клавіатури.

Time Doctor – це програма обліку робочого часу, що націлена на продуктивність та керування щоденними завданнями. Це корисний інструмент для команд, що допомагає висвітлювати роботу кожного працівника та відстежувати, як було витрачено робочий час. Виконується не лише відслідковування роботи працівників, а й надається інформація в розрізі витрат робочого часу на певні проекти або клієнтів. Облік робочого часу відбувається з точністю до секунди. Інтегрована підтримка ведення розрахунків відповідно до ефективності та витраченого часу працівником.

Таким чином, існуюче програмне забезпечення (ПЗ) для контролю часу, що витрачає працівник при роботі за персональним комп'ютером (ПК), використовує тільки сигнали активності маніпуляторів вводу (клавіатури або миші), що може приводити до похибок в розумінні реальної зайнятості працівника. Ситуації, коли працівник залишив своє робоче місце або деякий час не використовує маніпулятори вводу, але продовжує виконувати свою роботу, є нерозрізненими.

Для підвищення точності контролю робочого часу працівника, що виконує роботу за ПК, пропонується використовувати під'єднану або вбудовану у ПК веб-камеру та ПЗ.

Процес фіксації переривання роботи працівником та його повернення на робоче місце виконується виходячи з наступного. У випадку припинення впродовж деякого часу користування маніпуляторами вводу, виконується фотографування за допомогою веб-камери робочого місця. У тому випадку, якщо ПЗ не розпізнає обличчя оператора на фотозображенні, фіксується початок призупинення роботи.

Після початку призупинення роботи, процедура фотографування та ідентифікації періодично повторюється, щоб зафіксувати час поновлення роботи. У випадку успішної ідентифікації, відлік часу призупинення роботи зупиняється і поновлюється відлік робочого часу. Також поновлення роботи фіксується при відновленні активності маніпуляторів вводу.

Враховуючи, що при дистанційній роботі неможливо гарантувати оптимальні за освітленням знімки оператора, в цій роботі також пропонується розглянути можливість одночасного використання візуальних даних з під'єднаної або вбудованої у ПК веб-камери та тепловізійних даних з тепловізійної камери мобільного телефону для підвищення якості ідентифікації оператора.

Патентний пошук щодо визначення новизни бізнес-ідеї – контролю робочого часу працівника за допомогою під'єднаної або вбудованої у ПК веб-камери та ПЗ з елементами штучного інтелекту, а саме, ідентифікації обличчя людини, — дозволив виявити патент на корисну модель «Спосіб контролю та обліку робочого часу та одержання статистичної інформації» [9]. Але на відміну від запропонованого рішення, в патенті пропонується використовувати ідентифікацію працівника на території певних ділянок підприємства, використовуючи відеокамери та сповіщаючи охорону.

### 1.3 Огляд основних методів ідентифікації обличчя

Ідентифікація обличчя вимагає ретельного вибору методів та моделей, що відповідають специфіці використовуваних даних. При аналізі візуальних даних основним завданням є ідентифікація та аналіз різноманітних аспектів обличчя, таких як текстури, кольори та контури. Тому важливо, щоб обрані методи могли адаптуватися до широкого спектру умов, включаючи зміни освітлення, позиції та виразів обличчя. Штучні нейронні мережі використовуються в широкому спектрі задач [21, 22, 23, 24]. Серед найбільш популярних інструментів в області

ідентифікації обличчя є згорткові нейронні мережі, що ефективно виділяють особливості обличчя із зображень, та еластичні графові моделі, що фокусуються на структурних та геометричних характеристиках.

З іншого боку, при роботі з тепловізійними даними виникає потреба у фокусуванні на виявленні теплових сигнатур обличчя. Ці дані є менш чутливими до зовнішнього освітлення, але вимагають від використовуваних методів здатності точно обробляти теплові сигнатури. В цьому випадку можуть бути використані такі методи, як машини опорних векторів та випадкові дерева рішень, що здатні адекватно працювати з тепловізійними даними, виявляючи та аналізуючи ключові особливості обличчя.

Розглянемо детальніше зазначені вище методи та моделі для визначення особливостей їхнього застосування при вирішенні задачі ідентифікації обличчя.

Згорткові нейронні мережі (CNN, від англ. convolutional neural network) є інструментом в області машинного навчання, особливо ефективним для аналізу зображень [10]. Концепція CNN була частково натхненна візуальною корою мозку тварин, де окремі нейронні клітини відповідають за обробку малих частин поля зору. Одним з піонерів у розробці цієї концепції був французький дослідник Ян Лекун, який у 1980-х роках працював над застосуванням згорткових мереж для розпізнавання рукописних символів.

При розгляді згорткових нейронних мереж, ключовим елементом є згортка (1.1). Згортка – це математична операція, в якій вхідне зображення обробляється за допомогою фільтру, також відомого як ядро:

$$S(i, j) = (I * K)(i, j) = \sum_m \sum_n I(i + m, j + n)K(m, n), \quad (1.1)$$

де  $S$  - вихідна карта ознак;

$i, j$  індекси, що визначають позицію в зображенні;

$I$  – вхідне зображення;

$K$  – ядро згортки;

$m, n$ , – розміри фільтру.

Ця операція дозволяє виділити специфічні ознаки із зображень, такі як краї, контури або текстури. Ваги фільтру налаштовуються під час навчання нейронної мережі.

Архітектура CNN складається з кількох шарів, кожен з яких має свою роль. Після кількох згорткових шарів (від англ. convolutional layers), де відбувається екстракція ознак, зазвичай слідує шар пулінгу (від англ. pooling layers). Пулінг зменшує просторову розмірність зображення, зберігаючи при цьому важливу інформацію. Також це допомагає зменшити обчислювальні вимоги та збільшити стійкість до деформацій зображення. Зазвичай це робиться за допомогою операції максимального значення (max pooling) для кожної підобласті зображення. Далі CNN має повнозв'язні шари, які використовують виділені ознаки для класифікації або інших завдань. Таким чином, згорнуті інформаційні ознаки з усього зображення об'єднуються, щоб зробити остаточний висновок, наприклад, визначити, який об'єкт присутній на зображенні.

Така архітектура робить CNN надзвичайно ефективними для роботи із зображеннями, оскільки вони можуть вчитися виявляти складні особливості та використовувати їх для точного розпізнавання таких образів, як обличчя.

Залишкові нейронні мережі є глибокими нейронними мережами на основі архітектури ResNet, що є перспективним рішенням задачі ідентифікації обличчя. ResNet використовує концепцію залишкового навчання для полегшення навчання глибоких мереж, де основною ідеєю є передача вхідних даних через один або декілька шарів без змін, використовуючи пропускові з'єднання, задля уникання проблеми зникнення або вибуху градієнтів і пом'якшення проблеми виродження, за якої додавання додаткових шарів до належно глибокої моделі призводить до більшої похибки навчання [24, 25].

Архітектура ResNet дозволяє моделювати складні залежності та абстракції, що є необхідними для ідентифікації індивідуальних особливостей обличчя в різноманітних умовах. ResNet досягає цього через використання шарів з прямими з'єднаннями між вхідними та вихідними даними, що математично можна описати як:

$$H(x) = F(x) + x, \quad (1.2)$$

де  $H(x)$  – вихідна функція;

$F(x)$  – функція, якої має навчитися модель;

$x$  – дані, які передаються через пропускові з'єднання.

Такий підхід зазвичай спрощує процес навчання.

Подальші шари мережі використовують вихід попередніх шарів, але завдяки пропусковим з'єднанням інформація з вхідного сигналу зберігається, що покращує потік градієнта по мережі та допомагає запобігти проблемі зникнення або вибуху градієнтів при навчанні.

В результаті архітектура ResNet дозволяє виокремлювати складні ознаки з образів обличчя, забезпечуючи високу точність ідентифікації навіть в умовах зміни освітлення та інших зовнішніх факторів.

Еластичні графові моделі (EBGM, від англ. elastic bunch graph matching) є одним з інноваційних підходів в області ідентифікації обличчя, розробленим в межах досліджень в області біометричної ідентифікації [11].

Еластичні графові моделі ґрунтуються на концепції графів, де вершини графу відповідають значущим точкам на обличчі, таким як очі, ніс, рот, контури обличчя тощо. Ребра графу, в свою чергу, представляють відносини між цими точками, такі як відстань та кутове положення.

Принцип роботи EBGM полягає у наступному. На першому етапі відбувається виявлення ключових точок на обличчі. Ключові точки виявляються автоматично або з ручною корекцією. Далі на основі виявлених точок створюється граф, що відображає структуру обличчя. Вершини графу розміщуються в точках, які уособлюють важливі особливості обличчя, а ребра відображають відносини між ними.

Для ідентифікації обличчя граф, створений на основі нового зображення, порівнюється з графами, що зберігаються в базі даних. Цей процес включає в себе вимірювання подібності між графами, використовуючи алгоритми, що оцінюють розташування та взаємодію вершин.

Підхід EBGM є ефективним у розпізнаванні обличчя, оскільки дозволяє точно визначити унікальні особливості кожного обличчя. Цей метод особливо корисний в ситуаціях, де необхідно врахувати варіативність пози обличчя або освітлення, а також при роботі з великою базою даних різноманітних обличчя.

При роботі з тепловізійними даними специфіка ідентифікації обличчя зміщується в бік виявлення та аналізу теплових сигнатур. Використання тепловізійних зображень дозволяє отримувати інформацію про обличчя, яка не залежить від освітлення чи візуальних змін, а тому потребує інших підходів та методів.

Одним з ключових методів у цьому напрямку є машини опорних векторів (SVM, від англ. support vector machine). Цей метод був розроблений у 1960-х роках В.Вапником та А.Червоненкісом в межах теорії статистичного навчання. Основна ідея SVM полягає у знаходженні гіперплощини, яка найкращим чином розділяє дані на два класи [12].

Гіперплощина вибирається так, щоб відстань між найближчими до неї точками даних з кожного класу, відомими як опорні вектори, була максимальною. Цей підхід забезпечує чітке та надійне розділення класів, знижуючи ризик помилок при класифікації.

Для випадків, коли дані не можуть бути лінійно розділені, SVM використовує так звані ядра (від англ. kernel trick), які дозволяють перетворити простір ознак таким чином, щоб знайти необхідну розділювальну гіперплощину у новому, вищому вимірному просторі.

Особливо ефективним SVM може виявитись при роботі з тепловізійними даними. Однак перед його використанням необхідно виконати попередню обробку даних для виявлення ознак, які потім використовуються для класифікації. Завдяки використанню ядрових функцій, SVM може адаптуватися до складних моделей розподілу тепла на обличчі, забезпечуючи високу точність ідентифікації.

Випадкові дерева рішень, відомі також як випадкові ліси (від англ. random forest), є потужним методом в області машинного навчання, розробленим Л.Брейманом та А.Катлер у 2001 році. Метод поєднує в собі концепції

бутстрепингу (від англ. bootstrap aggregating, або bagging) та випадковості при виборі ознак для створення ансамблю дерев рішень, що дозволяє зменшити варіативність та перенавченість, які є типовими для одного дерева рішень [13].

Основна ідея випадкових дерев рішень полягає у створенні великої кількості дерев рішень, кожне з яких навчається на різних, випадково обраних підмножинах навчального набору даних (бутстрепинг). Крім того, при кожному розщепленні в дереві використовується випадково обрана підмножина ознак, що дозволяє збільшити різноманітність серед дерев рішень і зменшити кореляцію між ними. Після навчання, прогнози всіх дерев об'єднуються (наприклад, за допомогою голосування для класифікації або середнього значення для регресії), щоб отримати кінцевий результат.

При розпізнаванні обличчя за тепловізійними даними випадкові дерева рішень можуть бути використані для аналізу унікальних теплових сигнатур облич. Такий підхід дозволяє ефективно класифікувати обличчя на основі різних сигнатур, що відображаються в тепловізійному спектрі. Завдяки здатності обробляти великі набори даних та зменшувати вплив шумів та аномалій, метод є вкрай ефективним для роботи з тепловізійними зображеннями.

#### 1.4 Огляд основних систем управління базами даних

Враховуючи специфіку програмного продукту, що розробляється, база даних має виконувати двояку задачу. З одного боку забезпечувати надійне сховище для налаштувань модуля ідентифікації обличчя, а з іншого – зберігати дані, що стосуються активності оператора.

В основі організації бази даних лежить модель даних. Модель даних визначає правила, відповідно до яких структуруються дані [15]. В цій роботі запропоновано використовувати реляційну модель даних. Така модель надає чітку структуру для забезпечення цілісності, уникнення дублювання даних та спрощення запитів на

пошук, що значно спрощує подальше масштабування системи та інтеграцію з іншими модулями. Крім того, реляційна модель забезпечує високу швидкість обробки запитів та ефективність управління транзакціями, що є ключовими аспектами для систем, орієнтованих на моніторинг і аналіз великих обсягів даних в реальному часі.

Найбільш розповсюдженими на цей час системами управління базами даних (СУБД) є: Oracle, MySQL, Microsoft SQL Server, PostgreSQL [16].

СУБД Oracle відома як одна з найпотужніших і найбільш надійних систем управління базами даних, яку вибирають транснаціональні корпорації, фінансові установи та державні органи для забезпечення стабільності критично важливих додатків. Її розширені можливості для обробки великих обсягів даних, висока продуктивність транзакцій і вдосконалені функції безпеки ставлять її на передові позиції з-поміж СУБД. Однак, ці переваги супроводжуються певними недоліками, зокрема, високою вартістю ліцензування та експлуатації, а також складністю налаштування та управління, що вимагає наявності досвідчених спеціалістів і робить її менш доступною для малих та середніх підприємств і стартапів. Крім того, міцна прив'язка до продуктів Oracle може обмежити гнучкість у виборі технологічних рішень.

СУБД MySQL відома своєю швидкістю, надійністю та гнучкістю, і отримала велике розповсюдження по всьому світу, особливо у веб-розробці. Як програмний продукт з відкритим вихідним кодом, СУБД пропонує потужний функціонал без додаткових витрат на ліцензію, що робить її ідеальною для стартапів та малих підприємств. MySQL підтримує широкий спектр операційних систем, включаючи Windows, Linux та macOS, відома простотою налаштування та використання, що робить її доступною для розробників різного рівня.

Однак, попри численні переваги, MySQL має деякі обмеження, зокрема, коли йдеться про роботу з дуже складними транзакційними системами, де інші СУБД, такі як PostgreSQL або Oracle, можуть пропонувати більш розширені можливості. Крім того, з придбанням MySQL корпорацією Oracle з'явилися побоювання щодо майбутнього ліцензування та розвитку цього програмного продукту.

Microsoft SQL Server є потужною системою управління базами даних, що знаходить широке застосування у корпоративному сегменті завдяки своїй високій продуктивності, надійності та інтеграції з іншими продуктами Microsoft. Розроблена спеціально для роботи в середовищі Windows, СУБД Microsoft SQL Server пропонується в різноманітних версіях (на поточний момент останньою версією є Microsoft SQL Server 2022, 16.0.4125.3) і редакціях, від Express, що є безкоштовною, до повнофункціональної комерційної редакції Enterprise, призначеної для великих корпорацій з вкрай великими базами даних та високими вимогами до обробки даних.

Microsoft SQL Server вирізняється потужними інструментами для розробників та адміністраторів, включаючи SQL Server Management Studio та SQL Server Data Tools, які спрощують процес розробки, розгортання та управління базами даних. Одним з ключових аспектів СУБД Microsoft SQL Server є її тісна інтеграція з платформою .NET, що робить її особливо привабливою для розробників, які працюють з технологіями Microsoft.

Проте, не дивлячись на масу переваг, СУБД Microsoft SQL Server має і свої недоліки. Вона працює переважно на операційних системах Windows, хоча нещодавні версії почали підтримувати і ОС Linux, це все ще може бути обмеженням для розробників та операторів, які використовують інші ОС. Крім того, вартість ліцензування, особливо для редакцій Standard та Enterprise, може бути значною (від 3 945 дол. США і від 15 123 дол. США за двоядерний процесор відповідно), що робить її менш доступною для стартапів та малих підприємств [18].

PostgreSQL є високопродуктивною СУБД з відкритим вихідним кодом та заслужила визнання за свою надійність, масштабованість, а також за розширені можливості, які часто перевершують інші СУБД. Вона підтримує складні запити, транзакції, високий рівень паралелізму та ряд стандартів SQL.

Дана СУБД часто використовується у складних додатках, що вимагають гнучкості та дотримання стандартів. Архітектура та можливості роблять PostgreSQL однією з найбільш гнучких та розширюваних систем, що дозволяє

розробникам створювати та керувати складними базами даних з різноманітними типами даних.

Однак, не дивлячись на різноманіття можливостей, PostgreSQL має кілька обмежень, які слід враховувати. Зокрема, хоча вона пропонує вражаючу швидкість обробки та масштабованість, оптимізація продуктивності для дуже великих баз даних або дуже високої кількості транзакцій може бути складною та вимагати глибокого розуміння внутрішньої роботи СУБД. Крім того, хоча спільнота навколо PostgreSQL дуже активна, пошук висококваліфікованих спеціалістів може бути складнішим порівняно з більш комерційно розповсюдженими СУБД, такими як Oracle або Microsoft SQL Server.

### 1.5 Постановка задачі дослідження

Розпізнавання обличчя як метод ідентифікації особи залишається одним із напрямів, що найбільш динамічно розвиваються в області комп'ютерного зору та штучного інтелекту. Незважаючи на значні успіхи в цій області, існуючі технології все ще стикаються з проблемами, пов'язаними з розпізнаванням в умовах змінного освітлення, частковим перекриттям обличчя або його зміною через вплив зовнішніх факторів, таких як макіяж або аксесуари. Ці фактори можуть істотно знижувати точність ідентифікації, що є актуальною проблемою для систем безпеки та інших застосувань, де необхідна висока надійність.

В роботі пропонується використання тепловізійних даних як доповнення до візуальних даних під час ідентифікації, що не тільки підвищить якість розпізнавання, але й виключить можливість хибного розпізнавання при використанні штучних об'єктів (наприклад, фотографії, малюнку та ін.) замість реальної особи. Враховуючи спектр теплового випромінювання, який є унікальним для кожної людини та менш чутливим до згаданих вище зовнішніх факторів, тепловізійні дані можуть надати додаткову інформацію, яка дозволить підвищити

точність ідентифікації. Такий підхід може бути особливо корисним при розробці системи контролю часу операторів інформаційних систем.

Таким чином, розробка програмного забезпечення, що використовує методи та моделі ідентифікації операторів за візуальними та тепловізійними даними для точного обліку робочого часу, є дуже актуальною в умовах поширеності дистанційної роботи на підприємствах.

Задачами, що підлягають вирішенню для досягнення цілі, є:

- визначити метод для проведення досліджень з багатокритеріального вибору методів ідентифікації обличчя і системи управління базами даних для зберігання ідентифікаційних та моніторингових даних;
- визначити методи, які є найбільш ефективними для ідентифікації обличчя операторів інформаційної системи;
- розробити метод визначення області з обличчям на тепловізійному зображенні;
- розробити метод ідентифікації операторів інформаційної системи за візуальними та тепловізійними даними;
- провести дослідження, спрямоване на визначення ефективної системи управління базами даних для зберігання ідентифікаційних та моніторингових даних;
- виконати проектування програмного продукту для ідентифікації операторів інформаційної системи з метою з контролю робочого часу;
- розробити базу даних для зберігання ідентифікаційних та моніторингових даних;
- виконати апробацію розробленого програмного продукту.

## 2 ОБҐРУНТУВАННЯ ВИБОРУ МЕТОДУ ДОСЛІДЖЕННЯ

Сучасними методами та моделями, що можуть бути використані для ідентифікації оператора, як зазначалося в огляді, є згорткові нейронні мережі (ЗГНМ), залишкові нейронні мережі (ЗЛНМ), еластичні графові моделі (ЕГМ), машини опорних векторів (МОВ) та випадкові дерева рішень (ВДР). Ефективність використання цих методів зазвичай характеризується кількома критеріями, такими як точність розпізнавання, швидкість навчання та ін.

В той самий час ефективність експлуатації систем управління базами даних, таких як Oracle, MySQL, Microsoft SQL Server та PostgreSQL, що можуть бути використані для зберігання та обробки візуальних та тепловізійних даних, а також обліку робочого часу операторів інформаційної системи, можуть характеризуватися низкою критеріїв, серед яких зазвичай виділяють продуктивність, надійність, вартість ліцензії тощо.

Різноманітність критеріїв у цих задачах робить вибір найбільш ефективної альтернативи досить складним завданням, і результат такого вибору буде безпосередньо впливати на роботу системи ідентифікації операторів.

Таким чином дослідження з визначення найбільш ефективних методів розпізнавання обличчя для ідентифікації оператора за візуальними та тепловізійними даними, а також вибір відповідних систем управління базами даних мають ґрунтуватися на одному з методів багатокритеріального аналізу. Слід зазначити, що критерії, на основі яких оцінюються зазначені альтернативи, є незалежними, проте мають різний ступінь важливості та впливу на ефективність роботи системи ідентифікації операторів.

У теперішній час найбільше розповсюдження отримали такі методи:

- послідовних поступок;
- головного критерію;
- TOPSIS (від англ. Technique for Order of Preference by Similarity to Ideal Solution);

- ELECTRE (від фр. ELimination Et Choix Traduisant la REalité);
- PROMETHEE (від англ. Preference Ranking Organization Method for Enrichment Evaluation);
- аналізу ієрархій (АНР, від англ. Analytic Hierarchy Process);
- лінійної згортки з ваговими коефіцієнтами.

Кожний з цих методів має свої особливості, переваги та обмеження, які слід розглянути під час вибору оптимального підходу для дослідження [11].

Метод послідовних поступок, також відомий як метод Черчмана-Акоффа, ґрунтується на ідеї компромісу між різними критеріями, що є важливими для прийняття рішень. Цей метод вимагає, щоб віддавалася перевага одному критерію, приймалося найкраще можливе рішення за ним, і потім послідовно робилися поступки по інших критеріях для досягнення більш збалансованого результату.

Однією з основних переваг методу послідовних поступок є його гнучкість та здатність адаптуватися до різних сценаріїв прийняття рішень. Він корисний у ситуаціях, де потрібно враховувати багато різних факторів і забезпечити, щоб рішення було збалансованим відповідно до різних вимог і цілей. Проте метод має і значні недоліки, основним з яких є його потенційна суб'єктивність у визначенні пріоритетів та істотна залежність від точності оцінювання критеріїв, що може призвести до помилок у визначенні оптимального рішення. Крім того, процес може бути часовитратним, особливо коли кількість критеріїв велика, і необхідно врахувати, як зміна одного критерію впливає на інші.

Метод головного критерію в багатокритеріальному аналізі заснований на виборі одного з критеріїв, який вважається найважливішим для конкретного рішення. Решта критеріїв виступають у ролі обмежень, які також повинні бути задоволені, але вони є вторинними порівняно з головним критерієм.

Перевага методу головного критерію полягає у його здатності до чіткого фокусування на найбільш важливому критерії, що допомагає уникнути розсіювання уваги на менш значущі аспекти та швидко приймати рішення.

Однак метод має істотні недоліки, включаючи ризик ігнорування важливості інших критеріїв, які можуть бути теж важливими. Крім того, критерії мають бути чітко пріоритизовані.

Метод TOPSIS ґрунтується на концепції визначення відстані кожної альтернативи до ідеального та найгіршого рішення. Ідеальне рішення складається з найкращих значень, які можуть бути досягнуті за всіма критеріями, тоді як найгірше рішення складається з найгірших значень з можливих за цими критеріями. Кожна альтернатива оцінюється шляхом розрахунку відстаней до цих двох рішень, і альтернативи ранжуються на основі цих відстаней задля вибору альтернативи, яка максимально близька до ідеальної і якнайдалі від найгіршої.

До переваг методу TOPSIS відноситься його здатність забезпечувати чітке та зрозуміле сприйняття відносин між альтернативами, що дозволяє легко ідентифікувати як найкращі, так і найгірші варіанти. Проте метод TOPSIS має й недоліки, серед яких ключовим є його залежність від визначення ідеальних та найгірших рішень, які можуть бути складними для точного розрахунку в умовах невизначеності або коли немає чітких даних для всіх критеріїв.

Метод ELECTRE відрізняється від інших багатокритеріальних методів своєю здатністю обробляти як кількісні, так і якісні критерії [11]. Сутність методу полягає у створенні парних порівнянь між усіма альтернативами за кожним критерієм, в результаті чого формуються матриці переваг. Відносини переваг потім використовуються для визначення, які альтернативи переважають, еквівалентні або непорівнянні з іншими. Основною відмінністю ELECTRE від інших методів є використання порогових значень, таких як поріг непереваги та поріг невизначеності, що дозволяє уникати включення в рішення альтернатив з незначною перевагою або надто великою невизначеністю.

Методу ELECTRE може ефективно обробляти багато різних типів даних та критеріїв, але разом з тим має певні недоліки, зокрема складність застосування та необхідність глибокого аналізу для встановлення порогових значень. Встановлення порогів може бути суб'єктивним і залежати від досвіду та інтуїції експертів, що може впливати на об'єктивність рішень. Крім того, велика кількість даних і

критеріїв може зробити метод часовитратним та потребувати значних ресурсів для аналізу та обробки.

Метод PROMETHEE є одним з популярних методів багатокритеріального аналізу, що використовується для ранжування альтернатив на основі критеріїв, які можуть бути як кількісними, так і якісними. Сутність методу полягає у визначенні ступеню переваги однієї альтернативи над іншою за кожним критерієм.

Для кожної пари альтернатив метод PROMETHEE використовує спеціалізовані функції переваги, які визначають, наскільки одна альтернатива краща за іншу за певним критерієм. Наприклад, якщо альтернатива А значно краща за альтернативу В за деяким критерієм, величина переваги буде високою. Якщо вони схожі, величина переваги буде низькою або нульовою. Потім ці переваги агрегуються для кожної альтернативи, щоб сформувавши загальне ранжування.

Цей метод особливо корисний для ситуацій, де важливо врахувати різноманітні фактори і коли прийняття рішення вимагає гнучкості та здатності чітко зрозуміти причини вибору однієї альтернативи над іншою. Втім, метод PROMETHEE має і недоліки. Один з основних – необхідність ретельного вибору функцій переваги, які можуть впливати на результати аналізу. Якщо вибір функцій не відповідає реальним умовам задачі, результати можуть стати нерелевантними.

Метод аналізу ієрархій (АНР) розроблений для допомоги у прийнятті рішень, коли існує кілька критеріїв оцінки. Він організує ці критерії та альтернативи в ієрархічну структуру, подібну до дерева, і використовує математичні принципи для визначення пріоритетів.

У АНР спершу формується ієрархія: на вершині - ціль прийняття рішення, потім йдуть рівні критеріїв, підкритеріїв (якщо вони є), і внизу - альтернативи рішень. Далі, використовуючи попарні порівняння, учасник оцінює важливість одного критерію відносно іншого, використовуючи шкалу від 1 до 9, де 1 означає рівну важливість, а 9 - абсолютну перевагу одного критерію над іншим [11]. Ці оцінки потім використовуються для створення матриці порівнянь, з якої розраховуються локальні ваги критеріїв. Ваги показують рівень важливості кожного критерію відносно цілі. Коли ваги визначено для всіх рівнів ієрархії, вони

синтезуються по всій ієрархії, в результаті чого кожна альтернатива отримує загальну оцінку. Альтернатива з найвищою загальною оцінкою вважається найкращим варіантом.

АНР дозволяє ясно структурувати рішення та зробити процес оцінки критеріїв та альтернатив систематичним і об'єктивним. Водночас, метод вимагає значних зусиль у формуванні ієрархії та проведенні попарних порівнянь. Іншою проблемою методу є вимога до послідовності у попарних порівняннях: неузгодженості між оцінками можуть призвести до помилкових або неправильних висновків.

Метод лінійної згортки є популярним підходом у багатокритеріальному аналізі, який дозволяє об'єднати кілька критеріїв оцінки в одне узагальнююче числове значення для кожної з розглянутих альтернатив. Він використовується для порівняння та вибору серед різноманітних альтернатив, враховуючи різні аспекти кожної альтернативи.

Сутність методу полягає у сумуванні значень, отриманих для кожного критерію, які можуть бути попередньо нормалізовані для забезпечення точного та об'єктивного порівняння. У звичайному методі лінійної згортки всі критерії мають однакову вагу, тобто вважаються однаково важливими для загальної оцінки альтернатив. Проте, цей підхід може бути модифікований шляхом введення вагових коефіцієнтів, що дозволяє віддавати перевагу певним критеріям у відповідності з їхньою важливістю для загальної мети.

Лінійна згортка з ваговими коефіцієнтами вносить додатковий рівень гнучкості у процес оцінювання альтернатив. Кожен критерій помножується на свій ваговий коефіцієнт перед сумуванням, що допомагає відобразити його відносну важливість для конкретного рішення.

Однією з переваг методу лінійної згортки є його простота та зрозумілість, які роблять його легким для застосування і інтерпретації результатів. Метод дозволяє швидко порівняти велику кількість альтернатив за багатьма критеріями.

Для визначення найкращого підходу для вирішення задачі вибору альтернатив за багатьма критеріями з метою розробки ефективної системи

ідентифікації операторів пропонується використовувати декілька критеріїв. Критерії допоможуть оцінити методи з погляду їхньої здатності ефективно обробляти інформацію та впорядковувати варіанти рішень.

Передусім необхідно забезпечити незалежність критеріїв задля здатності методу ефективно обробляти кожен критерій окремо, не допускаючи, щоб вплив одного критерію викривляв або надмірно впливав на оцінку інших критеріїв. Також слід взяти до уваги складність методу, яка впливає на обсяг витраченого часу для проведення аналізу та інтерпретації результатів. Для об'єктивного визначення точності та правильності прийнятого рішення важливим є врахування прозорості методу, що означає, наскільки відкритим та доступним є процес аналізу для загального розуміння. Крім того, необхідно оцінити здатність методу точно визначати рішення, враховувати вплив кожного критерію.

Порівняльна таблиця для оцінки методів багатокритеріального вибору за переліченими критеріями представлена у Таблиці 2.1.

Таблиця 2.1 – Порівняльна таблиця методів багатокритеріального вибору (виконана самостійно)

Метод	Підтримка незалежності критеріїв	Складність методу	Прозорість методу	Точність визначення рішення
Послідовних поступок	Низька	Середня	Середня	Середня
Головного критерію	Низька	Низька	Висока	Висока
TOPSIS	Середня	Середня	Висока	Висока
ELECTRE	Висока	Висока	Середня	Середня
PROMETHEE	Висока	Висока	Середня	Висока
Аналізу ієрархій	Середня	Висока	Висока	Висока
Лінійна згортка з ваговими коефіцієнтами	Висока	Низька	Висока	Висока

Враховуючи оцінки у порівняльній таблиці 2.1, для проведення досліджень з вибору ефективних методів ідентифікації оператора та системи управління базами даних було обрано метод лінійної згортки з ваговими коефіцієнтами. Він не тільки дозволяє нормувати різні критерії до спільної шкали, але й надає можливість явно вказати важливість кожного з них через вагові коефіцієнти. Такий підхід забезпечує баланс між простотою інтерпретації та гнучкістю в аналізі, дозволяючи вибудовувати обґрунтовані рішення, що враховують як загальну ефективність альтернатив, так і специфічні пріоритети їхнього застосування.

### 3 РОЗРОБКА МЕТОДУ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОПЕРАТОРІВ ІНФОРМАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ З МЕТОЮ КОНТРОЛЮ РОБОЧОГО ЧАСУ

3.1 Обґрунтування вибору методів ідентифікації обличчя операторів інформаційної системи

3.1.1 Формалізована постановка задачі з вибору методів ідентифікації обличчя

Візуальні дані використовуються у багатьох системах розпізнавання обличчя, оскільки вони надають великий набір інформації про зовнішні риси особи. Однак такі системи можуть стикатися з труднощами, пов'язаними зі зміною освітлення, позиції голови та виразів обличчя. З іншого боку, тепловізійні дані менш чутливі до зовнішніх умов освітлення і можуть надати інформацію про теплову сигнатуру обличчя, що є корисним в умовах слабкого освітлення або для ідентифікації особи вночі.

Як було відзначено в огляді вище, сучасними методами та моделями, що можуть використовуватися для ідентифікації оператора є: згорткові нейронні мережі (ЗГНМ), залишкові нейронні мережі (ЗЛНМ), еластичні графові моделі (ЕГМ), машини опорних векторів (МОВ) та випадкові дерева рішень (ВДР).

Основна мета дослідження полягає в аналізі та порівнянні зазначених методів комп'ютерного зору, з метою визначення найбільш ефективних для ідентифікації операторів інформаційної системи за візуальними та тепловізійними даними.

Як метод вирішення цієї багатокритеріальної задачі вибору у другому розділі було обрано метод лінійної згортки з ваговими коефіцієнтами.

Формалізована постановка задачі вибору методу ідентифікації обличчя може бути представлена наступним чином [25]:

З множини методів  $M = \{M_1, M_2, \dots, M_n\}$  знайти таку комбінацію методів ідентифікації  $M_k = (M_V, M_T)$  за візуальними  $M_V$  та тепловізійними  $M_T$  даними, яка максимізує цільову функцію  $F(M_k)$ , представлену лінійною згорткою з ваговими коефіцієнтами:

$$F(M_k) = \sum_{i=1}^p w_i \cdot K_i(M_k) \rightarrow \max, \quad (3.1)$$

де  $K(M_k) = (K_1(M_k), K_2(M_k), \dots, K_p(M_k))$  – вектор критеріїв для альтернативи  $M_k$ ;

$w_i$  – вагові коефіцієнти, що відображають важливість відповідного критерію в загальній оцінці.

### 3.1.2 Опис множини критеріїв

Критеріями, що характеризують методи ідентифікації з множини  $M$ , пропонується обрати такі, що дозволяють оцінити як якість розпізнавання (точність, чутливість, специфічність), так і ефективність використання ресурсів (швидкість розпізнавання та навчання).

Точність розпізнавання – це відсоток випадків коректної ідентифікації відносно загальної кількості спроб ідентифікації. Висока точність вказує на здатність алгоритму ефективно розрізняти обличчя навіть у складних умовах.

Критерій розраховується за наступною формулою:

$$K_1(M_k) = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} * 100, \quad (3.2)$$

де  $TP$  – істинно позитивні результати (коректно ідентифіковані обличчя авторизованих операторів),

$TN$  – істинно негативні результати (коректно відхилені обличчя неавторизованих осіб),

$FP$  – хибно позитивні результати (некоректно ідентифіковані об'єкти як обличчя),

$FN$  – хибно негативні результати (обличчя не розпізнані).

Чутливість вимірює спроможність системи коректно ідентифікувати авторизованих операторів (істинно позитивні результати). Висока чутливість свідчить про те, що система рідко відхиляє авторизованих операторів. Критерій розраховується за формулою:

$$K_2(M_k) = \frac{TP}{TP + FN} * 100. \quad (3.3)$$

Специфічність показує, наскільки добре система відхиляє неавторизованих осіб (істинно негативні результати):

$$K_3(M_k) = \frac{TN}{TN + FP} * 100. \quad (3.4)$$

Швидкість розпізнавання – це час, який алгоритм витрачає на обробку одного зображення або серії зображень. Для системи контролю часу оператора важлива мінімальна швидкість реакції.

Формула розрахунку:

$$K_4(M_k) = T_{proc}, \quad (3.5)$$

де  $T_{proc}$  – час обробки одного зображення.

Швидкість навчання – це час, який необхідний алгоритму, щоб досягти заданого рівня точності. Критерій важливий з огляду на те, що реєстрація в системі контролю часу має відбуватися відносно швидко і не займати багато часу.

Розрахунок критерію ведеться за формулою:

$$K_5(M_k) = T_{train}, \quad (3.6)$$

де  $T_{train}$  – час, необхідний для навчання моделі до заданої точності.

### 3.1.3 Опис та аналіз шкал критеріїв

Кожен з розглянутих критеріїв має свою шкалу вимірювання, розгляд і аналіз якої має велике значення для розрахунку цільової функції (3.1) багатокритеріальної задачі вибору методу ідентифікації обличчя операторів інформаційної системи.

Точність розпізнавання обличчя вимірюється за шкалою відсотків, яка є співвідношенням між кількістю випадків коректної ідентифікації та загальною кількістю спроб ідентифікації. Ця шкала є кількісною та інтервальною, оскільки вона має однакові інтервали між точками шкали і виражається у відсотках. Така шкала дозволяє виконувати арифметичні операції і порівнювати різниці між значеннями.

Чутливість та специфічність також вимірюються відсотковими шкалами, які показують спроможність системи ідентифікувати авторизованих операторів і відхиляти неавторизованих операторів. Вони мають такі ж властивості, як і шкала точності, і тому їх можна об'єднати в одну групу кількісних інтервальних шкал. Шкали цих критеріїв також дозволяють використовувати чутливість та специфічність для порівняльного аналізу ефективності різних методів ідентифікації.

Шкали критеріїв швидкості розпізнавання та навчання є відносними, оскільки вони не мають абсолютного нульового значення, де нуль вказував би на відсутність процесу. Для обох шкал менші значення часу позначають кращий результат.

### 3.1.4 Векторний опис альтернатив

Векторний опис альтернатив за запропонованими критеріями представлений у таблиці 3.1.

Приведення всіх шкал до принципу оптимальності «за максимумом» забезпечує можливість порівняння та ранжування альтернатив незалежно від вихідних одиниць вимірювання та орієнтації шкал [12].

Шкали критеріїв точності, чутливості та специфічності вже відповідають принципу оптимальності, оскільки більш високі відсоткові значення вже свідчать про кращій результат, ніж менші відсотки.

Для шкал, де оптимальність визначається мінімальним значенням (як у випадку часу обробки та часу навчання), можна застосувати перетворення, щоб перевести ці значення в шкалу, де більш високі значення відповідають кращому виконанню. Один із способів цього перетворення – використання оберненого значення, де вище значення вказує на менший час обробки або навчання.

Таблиця 3.1 – Векторний опис альтернатив (виконана самостійно)

Дані	Критерій	Методи ідентифікації обличчя				
		ЗГНМ	ЗЛНМ	ЕГМ	МОВ	ВДР
Візуальні	Точність розпізнавання обличчя, %	99,72	98,50	87,31	89,80	78,92
	Чутливість, %	100	98,04	80,05	82,65	79,18
	Специфічність, %	99,21	98,09	90,06	91,11	78,89
	Швидкість розпізнавання, с	0,0092	0,0469	0,002	0,003	0,00008
	Швидкість навчання, с	8,17	24,73	5,28	7,01	0,47
Тепловізійні	Точність розпізнавання обличчя, %	90,72	88,60	85,75	90,45	86,02
	Чутливість, %	88,00	85,50	82,30	84,87	83,10
	Специфічність, %	92,11	90,20	87,06	90,15	87,95
	Швидкість розпізнавання, с	0,015	0,060	0,003	0,004	0,00012
	Швидкість навчання, с	12,38	30,42	6,21	7,01	0,62

Шкали критеріїв швидкості розпізнавання та навчання, що вимірюються прямим часом, відображають витрати часу на обробку зображень та адаптацію моделі до нових даних. Нижчі значення свідчать про вищу ефективність, оскільки ідеальним є миттєве розпізнавання та швидке навчання системи.

Щоб привести ці критерії у відповідність із загальним принципом оптимальності, де вищі значення вказують на кращий результат, необхідно змінити оцінки швидкості розпізнавання та навчання. Скористаємося оберненою функцією для приведення значень у відповідність із принципом оптимальності «за максимумом»:  $1/T$ , де  $T$  є або  $T_{\text{proc}}$ , або  $T_{\text{train}}$  підхід до їх оцінки.

Перетворені вектори опису альтернатив представлені в Таблиці 3.2.

Таблиця 3.2 – Перетворений векторний опис альтернатив згідно з принципом оптимальності «за максимумом» (виконана самостійно)

Дані	Критерій	Методи ідентифікації обличчя				
		ЗГНМ	ЗЛНМ	ЕГМ	МОВ	ВДР
Візуальні	Точність розпізнавання обличчя, %	99,72	98,50	87,31	89,80	78,92
	Чутливість, %	100	98,04	80,05	82,65	79,18
	Специфічність, %	99,21	98,09	90,06	91,11	78,89
	Швидкість розпізнавання	108,70	21,32	500,00	333,33	12500,00
	Швидкість навчання	0,12	0,04	0,19	0,14	2,13
Тепловізійні	Точність розпізнавання обличчя, %	90,72	88,60	85,75	90,45	86,02
	Чутливість, %	88,00	85,50	82,30	84,87	83,10
	Специфічність, %	92,11	90,20	87,06	90,15	87,95
	Швидкість розпізнавання	66,66	16,67	333,33	250	8333,33
	Швидкість навчання	0,08	0,033	0,16	0,14	1,61

Виходячи з того, що в таблиці векторного опису альтернатив можуть опинитися альтернативи, які мають оцінки по всіх критеріях гірші за інші альтернативи, одразу зрозуміло, що такі альтернативи неконкурентоспроможні [12]. Такі альтернативи необхідно викреслювати з таблиці. Після викреслення найгірших альтернатив в таблиці лишаються тільки такі альтернативи, які хоча б за одним критерієм не гірші за інші. Множина таких альтернатив називається множиною Парето.

Виходячи з аналізу альтернатив, жодна з них не має всі оцінки гірші за інших, і тому жодна з наведених альтернатив не може бути вилучена з подальшого розгляду.

### 3.1.5 Нормування оцінок за шкалами

Нормування оцінок за шкалами використовується для приведення різноманітних критеріїв до спільного безрозмірного вигляду, що дозволяє здійснювати їх порівняльний аналіз та агрегацію. Виконаємо нормування оцінок, щоб значення критеріїв вимірювалися від 0 до 1.

Критерії точності, чутливості та специфічності вимірюються у відсотках. Максимальне значення, які можуть приймати альтернативи, є 100, а мінімальне 0, тому можемо виконати нормування за еталоном, використовуючи формулу:

$$f = \frac{f_{\text{знач.}}}{f_{\text{еталон}}}, \quad (3.7)$$

де  $f_{\text{знач.}}$  – вихідне значення;

$f_{\text{еталон}}$  – еталоне значення, що відповідає 100.

Швидкість розпізнавання та навчання може варіюватися в широкому діапазоні і має бути нормована так, щоб їх можна було порівнювати з іншими критеріями. Скористаємося нормалізацією з урахуванням  $\min$  і  $\max$ :

$$f = \frac{f_{\text{знач.}} - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}}, \quad (3.8)$$

де  $f_{\min}$  – мінімальне значення критерію за всіма альтернативами;

$f_{\max}$  – максимальне значення критерію за всіма альтернативами.

Таким чином отримаємо нормовані оцінки для векторних описів альтернатив з множини Парето (див. Таблиця 3.3).

Таблиця 3.3 – Нормовані оцінки для векторних описів альтернатив з множини Парето (виконана самостійно)

Дані	Критерій	Методи ідентифікації обличчя				
		ЗГНМ	ЗЛНМ	ЕГМ	МОВ	ВДР
Візу-альні	Точність розпізнавання обличчя	0,9972	0,9850	0,8731	0,8980	0,7892
	Чутливість	1	0,9804	0,8005	0,8265	0,7918
	Специфічність	0,9921	0,9809	0,9006	0,9111	0,7889
	Швидкість розпізнавання	0,0070	0	0,0384	0,0250	1
	Швидкість навчання	0,0383	0	0,0718	0,0478	1
Тепловізійні	Точність розпізнавання обличчя	0,9072	0,8860	0,8575	0,9045	0,8602
	Чутливість	0,8800	0,8550	0,8230	0,8487	0,8310
	Специфічність	0,9211	0,9020	0,8706	0,9015	0,8795
	Швидкість розпізнавання	0,006	0	0,0381	0,0281	1
	Швидкість навчання	0,0298	0	0,0805	0,0679	1

### 3.1.6 Опис вагових коефіцієнтів

Призначення вагових коефіцієнтів для лінійної згортки у задачі вибору методу ідентифікації обличчя ґрунтується на вимогах та особливостях системи контролю часу операторів.

Система використовує ідентифікацію обличчя для підвищення точності визначення моментів початку роботи, призупинення роботи та відновлення роботи оператором.

Алгоритм роботи системи передбачає автоматичну ідентифікацію обличчя кожну хвилину при виявленні активності маніпуляторів вводу (клавіатури або миші), і у разі невдачі ідентифікації – спроби ідентифікації повторюються до п'яти разів протягом двох хвилин. При реєстрації нового оператора період очікування на навчання системи розпізнавати оператора є припустимим, якщо він триває не більше 15 секунд.

Виходячи з опису і вимог до системи, пропонуються наступні вагові коефіцієнти (Таблиця 3.4).

Таблиця 3.4 – Вагові коефіцієнти лінійної згортки (виконана самостійно)

Точність розпізнавання	Чутливість	Специфічність	Швидкість розпізнавання	Швидкість навчання
0,35	0,25	0,25	0,1	0,05

Висока точність є критичною для надійності роботи системи, що має коректно ідентифікувати обличчя оператора. Водночас чутливість також має велике значення, оскільки висока чутливість забезпечує мінімізацію випадків, коли активний оператор є неідентифікованим. Специфічність також важлива для мінімізації кількості випадків помилкової ідентифікації, однак її роль може бути

трохи менш важливою, ніж точність та чутливість, оскільки основна мета системи – забезпечити ідентифікацію активного оператора.

Швидкість розпізнавання важлива, але не критична, оскільки система виконує перевірку раз на хвилину, і невелика затримка є прийнятною.

Враховуючи, що тривалість навчання до 15 секунд є прийнятною, швидкість навчання має найменшу вагу, оскільки це одноразовий процес, що виконується при реєстрації кожного нового оператора інформаційної системи.

### 3.1.7 Розрахунок корисності альтернатив за обраною загортковою моделлю

Для розрахунку корисності альтернатив, використаємо лінійну згортку, яка визначена формулою (3.1). Вагові коефіцієнти для неї запропоновані в Таблиці 3.4. Нормовані оцінки для векторних описів альтернатив, відібраних згідно з принципом Парето, представлені в Таблиці 3.3.

Результати розрахунку наведені в таблиці 3.5.

Таблиця 3.5 – Оцінки корисності альтернатив за згортковою моделлю з ваговими коефіцієнтами (виконана самостійно)

Дані	ЗГНМ	ЗЛНМ	ЕГМ	МОВ	ВДР
Візуальні	0,84966	0,836575	0,73829	0,75359	0,821395
Тепловізійні	0,769885	0,74935	0,73136	0,76033	0,878695

В результаті розрахунку корисності альтернатив визначено, що для візуальних даних згорткові нейроні мережі, а для тепловізійних даних – випадкові дерева рішень є найкращим вибором для проектування системи контролю часу оператора, завдяки їх здатності ефективно обробляти та ідентифікувати обличчя оператора інформаційної системи в різноманітних умовах. По сукупності критеріїв

ці альтернативи є більш бажаними з погляду згорткової моделі прийняття рішень з ваговими коефіцієнтами.

Інтеграція методів, спрямованих на обробку різних видів даних (візуальних і тепловізійних), може значно покращити загальну ефективність системи розпізнавання обличчя, зокрема в умовах слабого освітлення.

### 3.2 Метод визначення області з обличчям на тепловізійному зображенні

Метод визначення області з обличчям на тепловізійному зображенні (ВОТЗ) складається з таких етапів:

- а) визначення потенційних областей з обличчям за допомогою методу Віоли-Джонса, використовуючи каскади класифікаторів Хаара для фронтального виявлення обличчя та виявлення обличчя в профіль;
- б) сортування виявлених областей за розміром у порядку зменшення;
- в) підтвердження присутності обличчя у виділених зонах з використанням випадкових дерев рішень;
- г) завершення процедури при успішному виявленні першого обличчя.

### 3.3 Метод ідентифікації операторів інформаційної системи

Ідентифікація оператора є багатоетапним процесом, що охоплює збір зображень, їхню обробку та прийняття рішень.

Збір візуальних даних можливий за допомогою вбудованої веб-камери у випадках, коли оператор використовує ноутбук або монітор з вбудованою веб-камерою. Також існує можливість використання зовнішньої веб-камери, що

підключається додатково. Обидва ці варіанти дозволяють отримати якісні зображення обличчя оператора для подальшого аналізу та ідентифікації.

Отримання тепловізійних даних вимагає підключення спеціалізованої камери до комп'ютера. На сучасному ринку існує широкий вибір таких камер, хоча вони зазвичай є відносно дорогими. Альтернативним рішенням може стати використання мобільного телефону з вбудованою тепловізійною камерою, наприклад, мобільного телефону моделі BlackView DV8900, що має тепловізійну камеру з роздільною здатністю 720 x 540 пікселів. Під'єднання мобільного телефону до комп'ютера може виконуватися через спеціалізоване програмне забезпечення, таке як DroidCam, що є доступним для безкоштовного використання. Цей підхід може бути економічно вигіднішим порівняно з використанням спеціалізованих тепловізійних камер.

Невід'ємною частиною ідентифікації операторів інформаційної системи за зображенням є виявлення обличчя на зображенні. Це дозволяє відсікти велику частину зображення, що не містить корисної інформації та сконцентруватися безпосередньо на зображенні обличчя та ідентифікації оператора.

Для вирішення цієї задачі будемо використовувати таку модель, як багатозадачні каскадні згорткові мережі MTCNN (від. англ. Multi-Task Cascaded Convolutional Networks), що добре себе зарекомендували в задачах виявлення облич. Ця модель складається з каскаду згорткових нейронних мереж (CNN), які послідовно працюють над вирішенням різних задач.

Перша мережа, P-Net (Proposal Network), швидко сканує зображення в пошуках потенційних областей, де може розташовуватися обличчя та видаляє велику кількість нерелевантних областей, пропонуючи можливі області, де може розташовуватися обличчя.

Друга мережа, R-Net (Refine Network), отримує пропозиції від P-Net і працює над їх уточненням, відкидаючи більшість помилково позитивних результатів і уточнюючи положення облич.

Вихідна мережа, O-Net (Output Network), визначає точне розташування обличчя, ідентифікуючи ключові точки на обличчі, такі як очі, ніс і рот.

Загалом, МТСNN вирізняється високою точністю та ефективністю у виявленні облич на зображеннях в режимі реального часу.

Реалізацію методу ідентифікації операторів інформаційної системи можна представити двома етапами: підготовчий та виконавчий.

Підготовчий етап:

а) збір візуальних та тепловізійних зображень оператора;

б) визначення областей з обличчям оператора на зібраних зображеннях за допомогою МТСNN для візуальних даних та методу ВОТЗ для тепловізійних даних;

в) побудова та навчання згорткової нейронної мережі для ідентифікації обличчя оператора на основі візуальних даних та побудова випадкових дерев рішень для ідентифікації обличчя оператора на основі тепловізійних даних.

Виконавчий етап:

а) виконати збір візуальних та тепловізійних зображень;

б) застосовуючи МТСNN та метод ВОТЗ, виявити обличчя на отриманих зображеннях та сформувані зображення тільки з обличчям на основі візуальних та тепловізійних даних;

в) використовуючи навчену згорткову нейронну мережу здійснити ідентифікацію обличчя оператора та визначити ймовірність його коректної ідентифікації;

г) використовуючи навчені випадкові дерева рішень здійснити ідентифікацію обличчя оператора та визначити ймовірність його коректної ідентифікації;

д) у випадку, якщо ймовірність позитивної ідентифікації за візуальними і тепловізійними даними сягає 90% і вище, оператор вважається успішно ідентифікованим.

## 4 ОБҐРУНТУВАННЯ ВИБОРУ СИСТЕМ УПРАВЛІННЯ БАЗАМИ ДАНИХ ДЛЯ РОБОТИ З ІДЕНТИФІКАЦІЙНИМИ ТА МОНІТОРИНГОВИМИ ДАНИМИ

4.1 Формалізована постановка задачі з вибору систем управління базами даних

Вибір найбільш придатної СУБД має велике значення для системи ідентифікації операторів, оскільки вона впливає на ефективність обробки даних, швидкість доступу до інформації та здатність системи адаптуватися до збільшення обсягів даних або кількості операторів, які одночасно використовують систему. Сучасний ринок пропонує широкий вибір СУБД, серед яких провідні позиції посідають Oracle, MySQL, Microsoft SQL Server та PostgreSQL, кожна з яких має свої характеристики та переваги.

Основна мета дослідження полягає в аналізі та порівнянні сучасних СУБД з метою визначення найбільш ефективної системи для зберігання та обробки візуальних, тепловізійних та моніторингових даних для системи ідентифікації операторів та контролю робочого часу.

Методом вирішення цієї багатокритеріальної задачі вибору у другому розділі було обрано метод лінійної згортки з ваговими коефіцієнтами. Такий підхід до згортки цільової функції дозволяє всебічно оцінити кожен з розглядуваних СУБД із врахуванням різних аспектів, які важливі саме для систем ідентифікації операторів, включаючи такі критерії, як продуктивність, надійність, масштабованість, вартість ліцензування та експлуатації, підтримка та документація, гнучкість налаштування та інтеграції з іншими системами. Даний підхід дозволить ухвалити зважене та обґрунтоване рішення щодо вибору оптимальної СУБД для задоволення вимог до конкретної системи.

Формалізована постановка задачі вибору СУБД може бути представлена наступним чином. З множини СУБД  $S = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$  знайти таку СУБД  $S_k$ , яка

максимізує цільову функцію  $F(S_k)$ , представлену лінійною згорткою з ваговими коефіцієнтами:

$$F(S_k) = \sum_{i=1}^p w_i \cdot C_i(S_k) \rightarrow \max, \quad (4.1)$$

де  $C(S_k) = (C_1(S_k), C_2(S_k), \dots, C_p(S_k))$  – вектор критеріїв для альтернативи  $S_k$ ;

$w_i$  – вагові коефіцієнти, що відображають важливість відповідного критерію в загальній оцінці.

## 4.2 Опис множини критеріїв

Критеріями для вибору СУБД пропонується обрати наступні: продуктивність, надійність, масштабованість, вартість ліцензування та експлуатації, а також підтримка та документація. Ці критерії дозволяють всебічно оцінити потенціал та обмеження кожної СУБД із врахуванням специфічних вимог системи.

Продуктивність визначає, наскільки швидко система може обробляти запити та виконувати транзакції. Висока продуктивність забезпечує швидке виконання запитів, що є важливим для систем з великим обсягом даних або великою кількістю транзакцій.

Надійність СУБД є одним з ключових показників, який визначає здатність системи швидко повертатися до нормального функціонування після непередбачуваних збоїв та помилок. Важливість цього показника полягає в тому, що він безпосередньо впливає на стабільність роботи системи та доступність критично важливих даних [15]. Вибір СУБД з високим рівнем надійності є вирішальним для бізнес-додатків та організацій, де час простою означає прямі збитки.

Показник масштабованості СУБД вимірює здатність системи адаптуватися до зростання навантаження, зберігаючи продуктивність на належному рівні.

Вартість ліцензування та експлуатації охоплює прямі та непрямі витрати на використання СУБД. Прямі витрати включають ціну ліцензії (якщо вона є), в той час як непрямі витрати можуть включати витрати на обслуговування, підтримку та модернізацію обладнання.

Підтримка та документація враховує доступність інформаційних ресурсів та технічної підтримки для користувачів СУБД. Висока якість документації та активна спільнота користувачів сприяють легшому вирішенню проблем та розширенню функціоналу системи. Одним із способів кількісної оцінки цього критерію є використання рейтингу DB-Engines [16], який вимірює популярність СУБД на основі декількох ключових параметрів. Вони охоплюють частоту згадок системи в пошукових запитах, інтерес до системи в Google Trends, активність у професійних та соціальних мережах, а також згадки у вакансіях та профільних обговореннях на фахових платформах. Рейтинг відображає не лише рівень підтримки користувачів, але й загальну доступність та якість інформаційних ресурсів (документації).

#### 4.3 Опис та аналіз шкал критеріїв

В процесі вибору СУБД використовуються критерії, які охоплюють різноманітні аспекти їхнього функціонування: продуктивність, надійність, масштабованість, вартість ліцензування та експлуатації, а також підтримка та документація. Кожен з цих критеріїв має власну шкалу вимірювання, яка має значення для оцінки та порівняння потенціалу різних систем.

Продуктивність СУБД є показником, який тісно пов'язаний із апаратними характеристиками, налаштуванням системи та оптимізацією баз даних. Оскільки точне кількісне вимірювання може бути ускладненим, для дослідження використовується відносна, категоріальна шкала, яка включає наступні категорії:

- низька – СУБД відповідає лише на базові запити і може зазнавати затримок при мінімальному збільшенні навантаження.
- середня – СУБД здатна обслуговувати помірне збільшення користувачів і обсягів даних без істотного впливу на час відгуку.
- висока – СУБД може ефективно справлятися із значними обсягами даних і зростанням числа користувачів, забезпечуючи стабільність і швидкість обробки.
- дуже висока – СУБД оптимізована для роботи в умовах високого навантаження, спроможна швидко адаптуватися до будь-яких змін в навантаженні, що робить її ідеальною для великих корпоративних систем.

Щоб оцінити надійність, необхідно використовувати шкалу, яка вимірює максимальний час, потрібний для відновлення СУБД після збою, виражений у годинах. Ця метрика є кількісною і абсолютною, оскільки вона вказує на фіксовану кількість часу, яка потребується системі, щоб відновити свою роботу і забезпечити доступ до даних. Такий підхід дозволяє не тільки порівнювати різні СУБД, але й планувати відповідні стратегії для зниження ризиків та непередбачених простоїв.

Масштабованість СУБД є показником, що має велику залежність від серверного обладнання, а тому в дослідженні використовується відносна, категоріальна шкала, що може мати наступні категорії:

- незначна – СУБД підходить для обмеженої кількості користувачів та невеликих обсягів даних;
- середня – СУБД здатна обслуговувати помірне збільшення користувачів та даних без значного впливу на продуктивність;
- висока – СУБД може ефективно справлятися з великими обсягами даних і значним збільшенням числа користувачів;
- дуже висока – СУБД спроектована так, що може легко адаптуватися до будь-якого зростання навантаження, що робить її ідеальною для обробки дуже великих обсягів даних.

Шкала вартості ліцензування та експлуатації СУБД виражається у грошових одиницях (доларах США), що робить її абсолютною та кількісною. Ця шкала

дозволяє кількісно порівнювати загальні витрати на різні СУБД, включаючи як вартість самої ліцензії, так і витрати, пов'язані з утриманням та підтримкою СУБД. Вона забезпечує чітке уявлення про фінансове навантаження, що вимагається для впровадження та підтримки кожної системи, допомагаючи аналізувати загальну економічну вигоду від вибору конкретної СУБД.

Шкала підтримки та документації вимірюється за допомогою рейтингу DB-Engines, що є абсолютною кількісною шкалою. Цей рейтинг відображає не тільки активність спільноти користувачів СУБД і частоту згадок системи у ЗМІ та інтернеті, але й доступність та якість інформаційних ресурсів, таких як документація та технічна підтримка.

#### 4.4 Визначення критеріїв для векторного опису альтернатив

Визначення продуктивності СУБД, що беруть участь у дослідженні виконаємо на основі відносної, категоріальної шкали, що дозволяє класифікувати кожну систему згідно з її здатністю обробляти запити і транзакції в різних умовах.

СУБД Oracle є лідером сегменту корпоративних рішень, де потрібна висока продуктивність і здатність швидко обробляти дуже великі обсяги даних і запити від великої кількості користувачів. Її архітектура та оптимізаційні засоби дозволяють їй ефективно масштабуватися і забезпечувати високу швидкість обробки запитів. Дана СУБД має «дуже високу» продуктивність.

MySQL добре справляється з веб-додатками і середніми за розміром проектами, але може мати проблеми з дуже великими обсягами даних або надвисокими навантаженнями. Тому продуктивність цієї СУБД може бути класифікована як «середня».

Microsoft SQL Server має «високу» продуктивність. Ця СУБД ефективна у різноманітних бізнес-додатках і здатна витримувати значне зростання обсягів

даних і користувачів, що робить її надійним вибором для комплексних бізнес-систем.

Продуктивність СУБД PostgreSQL може бути оцінена як «висока». PostgreSQL має відмінну репутацію щодо продуктивності в академічних додатках і додатках з відкритим кодом. Вона відома своєю здатністю до швидкої обробки складних запитів і підтримки великих обсягів даних.

Надійність СУБД, які аналізуються у цій роботі, вимірюється максимально можливим часом простою. Згідно з дослідженнями, опублікованими в інтернеті, цей час коливається від 2 до 4 годин [19, 20]. Масштабованість СУБД, розглядуваних у цій роботі, оцінюється від «дуже високої» до «середньої» [19, 20].

У питанні ліцензійних витрат Oracle вирізняється значними фінансовими вимогами: ліцензія коштує 17 500 дол. США, тоді як вартість технічного супроводу складає 3 850 дол. США, загальний розмір витрат становить 21 350 дол. США [17]. В той самий час Microsoft SQL Server пропонує безкоштовну ліцензію Express, яка повністю відповідає вимогам розроблюваної системи [18], а MySQL і PostgreSQL є повністю безкоштовними, що робить їх доступними без додаткових витрат на ліцензування.

Значення критерію «Підтримка та документація» для альтернатив вибору наведені на сайті рейтингу DB-Engines [16].

Всі альтернативи детально викладені в таблиці 4.1, що надає повний векторний опис кожної з них.

Приведення всіх шкал до принципу оптимальності «за максимумом» забезпечує можливість порівняння та ранжування альтернатив незалежно від вихідних одиниць вимірювання та орієнтації шкал.

Для показників, які вже відповідають принципу «чим більше, тим краще» (наприклад, документація), пряме конвертування не потрібне. Однак для критеріїв надійності і вартості ліцензування та експлуатації, потрібно виконати приведення значень таким чином, щоб більші числа відповідали кращому показнику.

Для критерію надійності СУБД скористаємося оберненим відношенням, де оптимальним буде максимальне число. Через те, що вартість ліцензування для

кількох СУБД є безкоштовною, то замінимо її на 1, а для СУБД Oracle замінимо на 0.

Таблиця 4.1 – Векторний опис альтернатив (виконана самостійно)

Критерій	СУБД			
	Oracle	MySQL	SQL Server	PostgreSQL
Продуктивність	Дуже висока	Середня	Висока	Висока
Надійність, год	2	4	2	3
Масштабованість	Дуже висока	Середня	Висока	Висока
Ліцензія, дол. США	21350	0	0	0
Документація	1234,27	1087,72	829,8	645,05

Враховуючи, що критерії продуктивності та масштабованості мають категоріальну шкалу, виконаємо призначення певної кількості балів кожній категорії, а саме: «Низька» - 0, «Середня» - 1, «Висока» - 2, і «Дуже висока» - 3. Дана заміна відповідає принципу оптимальності «за максимумом».

Перетворені вектори опису альтернатив представлені в Таблиці 4.2.

Таблиця 4.2 – Перетворений векторний опис альтернатив згідно з принципом оптимальності «за максимумом» (виконана самостійно)

Критерій	СУБД			
	Oracle	MySQL	SQL Server	PostgreSQL
Продуктивність	3	1	2	2
Надійність	0,5	0,25	0,5	0,33
Масштабованість	3	1	2	2
Ліцензія	0	1	1	1
Документація	1234,27	1087,72	829,8	645,05

Виходячи з аналізу отриманих альтернатив, можна побачити, що альтернатива PostgreSQL за своїми показниками є в цілому гіршою за альтернативу Microsoft SQL Server, і тому має бути вилучена з подальшого розгляду. Альтернативи, що залишились, утворюють множину Парето.

#### 4.5 Нормування оцінок за шкалами

Для нормування оцінок за шкалами використовується процедура, яка дозволяє перетворити різноманітні масштаби критеріїв на однорідну шкалу, зробивши їх порівнюваними. Виконаємо нормування інтервалу від 0 до 1, окрім показника вартості ліцензії, який вже знаходиться в цих межах. Для цього скористаємося нормалізацією з урахуванням  $\min$  і  $\max$  (3.8). Результати розрахунків представлені в таблиці 4.3.

Таблиця 4.3 – Нормовані оцінки для векторних описів альтернатив з множини Парето (виконана самостійно)

Критерій	СУБД		
	Oracle	MySQL	SQL Server
Продуктивність	1	0	0,5
Надійність	1	0	1
Масштабованість	1	0	0,5
Ліцензія	0	1	1
Документація	1	0,6377	0

#### 4.6 Опис вагових коефіцієнтів

Призначення вагових коефіцієнтів для лінійної згортки у задачі вибору СУБД для зберігання та обробки візуальних, тепловізійних та моніторингових даних ґрунтуються на вимогах та особливостях системи контролю часу операторів.

Розроблюваний ПП передбачає одночасну роботу користувачів з системою і очікується, що потік інформації не буде дуже інтенсивним. Найкращим вибором в такій ситуації є дволанкова СУБД. Для цього завдання триланкова СУБД буде використана не повною мірою і її функціональність буде надлишковою, що призведе до невиправданих фінансових витрат. З іншого боку, база даних може перевищувати 100 тисяч записів та буде потребувати забезпечення високого рівня захисту даних, що зберігаються.

У зв'язку з тим, що проєкт є на ринку новим і ще не встиг здобути певну репутацію, необхідно дотримуватися стратегії оптимізації витрат. Незважаючи на інноваційний потенціал, бюджет має бути збалансованим: достатнім для реалізації цілей, проте не великим, що наголошує на важливості економного підходу до фінансування.

Виходячи з опису і вимог до системи пропонуються наступні вагові коефіцієнти (див. Таблиця 4.4).

#### 4.7 Розрахунок корисності альтернатив за обраною загортковою моделлю

Для розрахунку корисності альтернатив, використаємо згорткову модель з ваговими коефіцієнтами, яка визначена формулою (4.1). Вагові коефіцієнти для цієї моделі запропоновані в Таблиці 4.4. Нормовані оцінки для векторних описів альтернатив, відібраних згідно з принципом Парето, представлені в Таблиці 4.3.

Результати розрахунку наведені в таблиці 4.5.

Таблиця 4.4 – Вагові коефіцієнти лінійної адитивної згортки (виконана самостійно)

Продуктивність	Надійність	Масштабованість	Ліцензія	Документація
0,35	0,1	0,1	0,35	0,1

Таблиця 4.5 – Оцінки корисності альтернатив за згортковою моделлю з ваговими коефіцієнтами (виконана самостійно)

Oracle	MySQL	Microsoft SQL Server
0,65	0,41377	0,675

На основі розрахунків корисності альтернатив з використанням згорткової моделі з ваговими коефіцієнтами, демонстрованої в таблиці 4.5, було встановлено, що СУБД Microsoft SQL Server виявляється найбільш привабливою опцією з найвищим коефіцієнтом корисності 0,675. СУБД Oracle з коефіцієнтом 0,65 також показує високий рівень відповідності вимогам, тоді як MySQL з результатом 0,41377 є менш вигідним варіантом. Враховуючи, що аналіз ґрунтувався на вагових коефіцієнтах, які відображають специфіку вимог до системи контролю часу операторів, вибір Microsoft SQL Server як СУБД для реалізації даної системи є обґрунтованим рішенням.

Таке визначення підтверджується не лише високими показниками продуктивності та масштабованості, але й відсутністю необхідності вкладення коштів у ліцензування, що робить Microsoft SQL Server найкращим варіантом для проекту з обмеженим бюджетом.

## 5 РОЗРОБКА СИСТЕМИ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ОПЕРАТОРІВ

### 5.1 Короткий опис вимог до розроблюваного програмного продукту

Програмний продукт (ПП) має бути системою ідентифікації операторів з метою контролю їх робочого часу. Основною функцією є автоматичний збір даних про час початку, призупинення та поновлення роботи операторів. Збір даних здійснюється шляхом відстеження взаємодії оператора з маніпуляторами вводу (клавіатура, миша), а також через процес розпізнавання обличчя оператора, яке фіксується вбудованою чи під'єднаною до ПК веб-камерою і тепловізійною камерою мобільного телефону, під'єднаною до ПК як додаткова веб-камера за допомогою ПЗ DroidCam. Під розпізнаванням обличчя розуміється ідентифікація обличчя оператора на цифровому зображенні або відеокадрі.

Перед початком використання ПП оператор має пройти процедуру реєстрації, й перед кожним сеансом роботи – автентифікацію. Усі персональні дані, зібрані ПП, мають зберігатися в базі даних, що забезпечує надійний захист конфіденційної інформації. Передача даних через мережу відбувається у шифрованому вигляді. Поняття персональних даних охоплює будь-яку інформацію, що дозволяє ідентифікувати фізичну особу, включаючи різні фрагменти інформації, які при їх комбінуванні ведуть до визначення особистості.

Для коректної роботи ПП, ПК оператора має бути обладнаний необхідними пристроями для підключення до інтернету та мати під'єднану чи вбудовану веб-камеру зі встановленими драйверами, а також під'єднану за допомогою ПЗ DroidCam тепловізійну камеру мобільного телефону, що розпізнається ПК як додаткова веб-камера, наприклад, тепловізійну камеру телефону моделі BlackView DV8900 з роздільною здатністю 720 x 540 пікселів. Встановлена операційна система має бути Windows 10 або новіша.

Робота ПП на ПК має здійснюватися у фоновому режимі, не відволікаючи оператора від основних обов'язків. Графічний користувацький інтерфейс охоплює тільки функціональність для здійснення автентифікації, надання зразків обличчя

працівника для подальшого аналізу (при реєстрації), а також відображення загальної кількості відпрацьованого часу за день.

Використання веб-камери ПП має не створювати перешкод для використання інших додатків. Блокування веб-камер антивірусними програмами або міжмережевими екранами не має критично впливати на функціональність продукту. У таких випадках відстеження часу має ґрунтуватися на активності маніпуляторів вводу.

Визначення відсутності оператора на робочому місці та відновлення роботи у випадку, коли доступ до веб-камери і тепловізійної камери є, має займати не більше 5 секунд. У ситуаціях, коли доступ до веб-камери і тепловізійної камери відсутній, система адаптована до обмежених умов та здатна фіксувати відсутність та повернення до роботи оператора інформаційної системи з точністю до 15 секунд.

## 5.2 Проєктування програмного продукту з використанням UML

Для побудови діаграми UML, що дають можливість представити систему у вигляді, щоб її можна було легко перевести в програмний код, скористаймося інструментальним засобом MagicDraw [14].

Першим кроком проєктування з використанням UML є створення діаграми варіантів, основними елементами якої є [14]:

- учасник (від англ. actor) – роль, яку виконує оператор або інший елемент зовнішнього середовища під час взаємодії з системою;
- прецедент (від англ. use case) – опис послідовності подій, яку система виконує, взаємодіючи з одним чи кількома учасниками. Прецеденти ілюструють функціональність системи з погляду кінцевого результату для учасників.

Відповідно до вимог до системи, що розробляється, в ролі учасників виступають «Користувач» та «Час».

«Користувач» може реєструватися, проходити автентифікацію та змінювати персональні дані, що ініціює процеси імпорту та експорту даних. «Час» є унікальним учасником, який відображає системні події, що відбуваються автоматично через певні інтервали. В розроблюваному програмному продукті це може бути реалізоване через таймер, що регулярно ініціює процеси фіксації активності оператора інформаційної системи.

Діаграма варіантів використання підсистеми, що розробляється, наведена на рисунку 5.1.

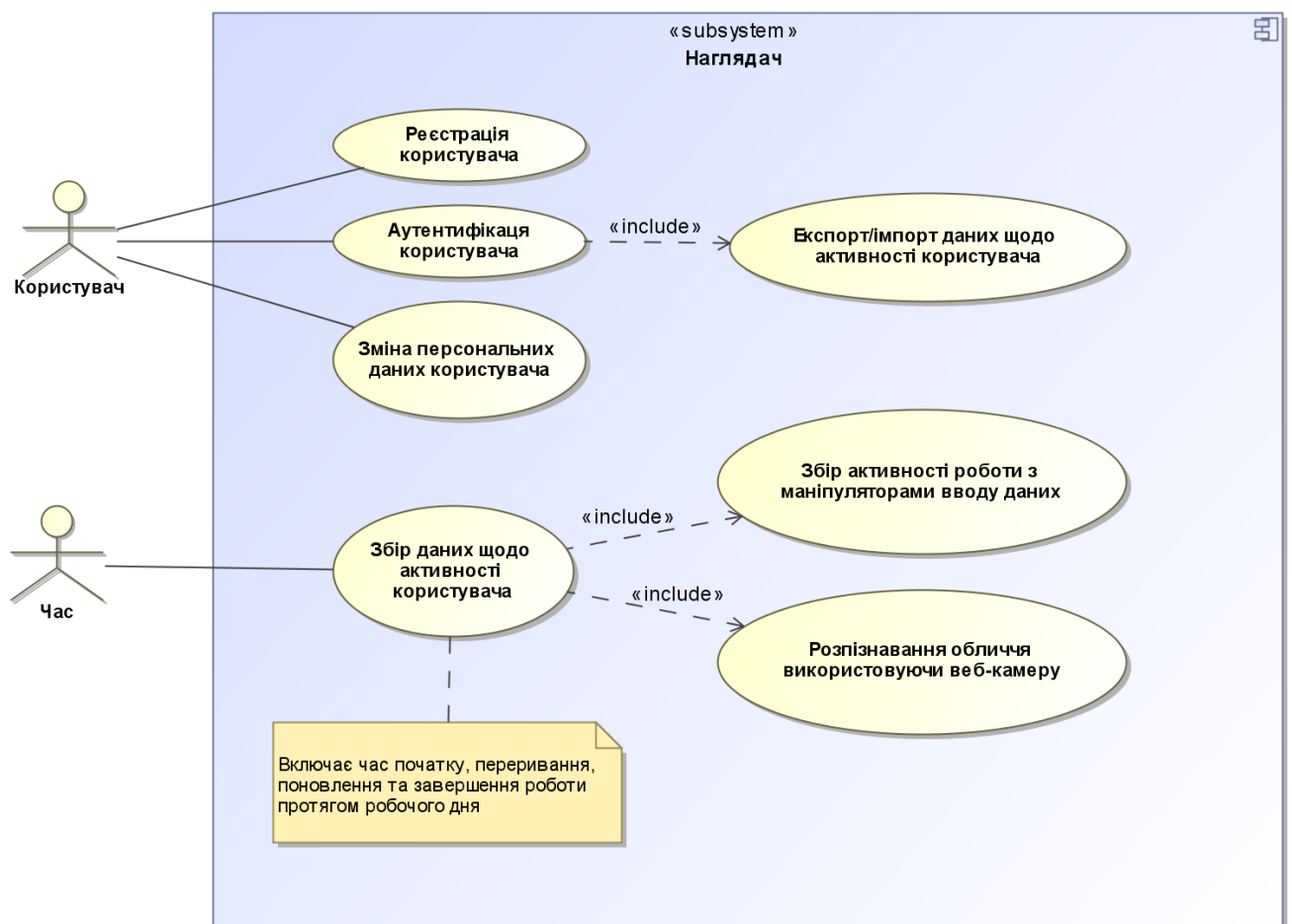


Рисунок 5.1 - Діаграма варіантів використання (виконано самостійно)

Наступним кроком є створення діаграм взаємодії, які охоплюють діаграми класів та послідовностей, що інтегрують визначену поведінку в архітектуру системи.

Діаграма класів, яка деталізує реалізацію визначених раніше варіантів використання, відображена на рисунку 5.2. Вона складається з класів, які відповідають за функціональні аспекти збору даних. Серед них - `ActivityObserver`, що відстежує активність, `ActivityTimer`, що керує записом часових міток, `ActivityData`, що зберігає зібрані дані, та `TimePoint`, який представляє конкретну часову точку в ітераціях спостереження.

Класи, які описують джерела даних, що дозволяють відстежувати активність, включають `IDetector` як інтерфейс для всіх детекторів, `MouseDetector`, `KeyboardDetector` та `CameraDetector`, кожен з яких спеціалізується на відстеженні певних типів взаємодії користувача.

Далі архітектура системи розширюється за рахунок включення компонентів, відповідальних за розпізнавання обличчя. Це досягається за допомогою шаблону проектування «Фабрика», який дозволяє гнучко управляти створенням об'єктів розпізнавання. `FaceRecognizerFactory` виступає в ролі центральної фабрики, яка на основі заданих параметрів генерує екземпляри розпізнавачів. Інтерфейс `IRecognizer` задає уніфіковані вимоги до функціональності розпізнавачів, що спрощує їхню взаємозамінність та інтеграцію в систему. Реалізації `FaceRecognizer`, `VisualFaceRecognizer` та `ThermalFaceRecognizer` представляють собою різні стратегії розпізнавання, кожна з яких оптимізована для певного типу даних та умов, що забезпечує системі високу адаптивність та ефективність.

Діаграму послідовності, що демонструє процеси, що відбуваються між основними компонентами системи при виконанні зазначених варіантів використання, зображено на рисунку 5.3. Вона починається з ініціювання взаємодії користувачем та продовжується ланцюгом запитів та відповідей між об'єктами `ActivityObserver`, `ActivityTimer`, і детекторами, такими як `MouseDetector`, `KeyboardDetector`, та `CameraDetector`. Також ця послідовність включає виклики до об'єктів розпізнавання, що створені за допомогою `FaceRecognizerFactory`.



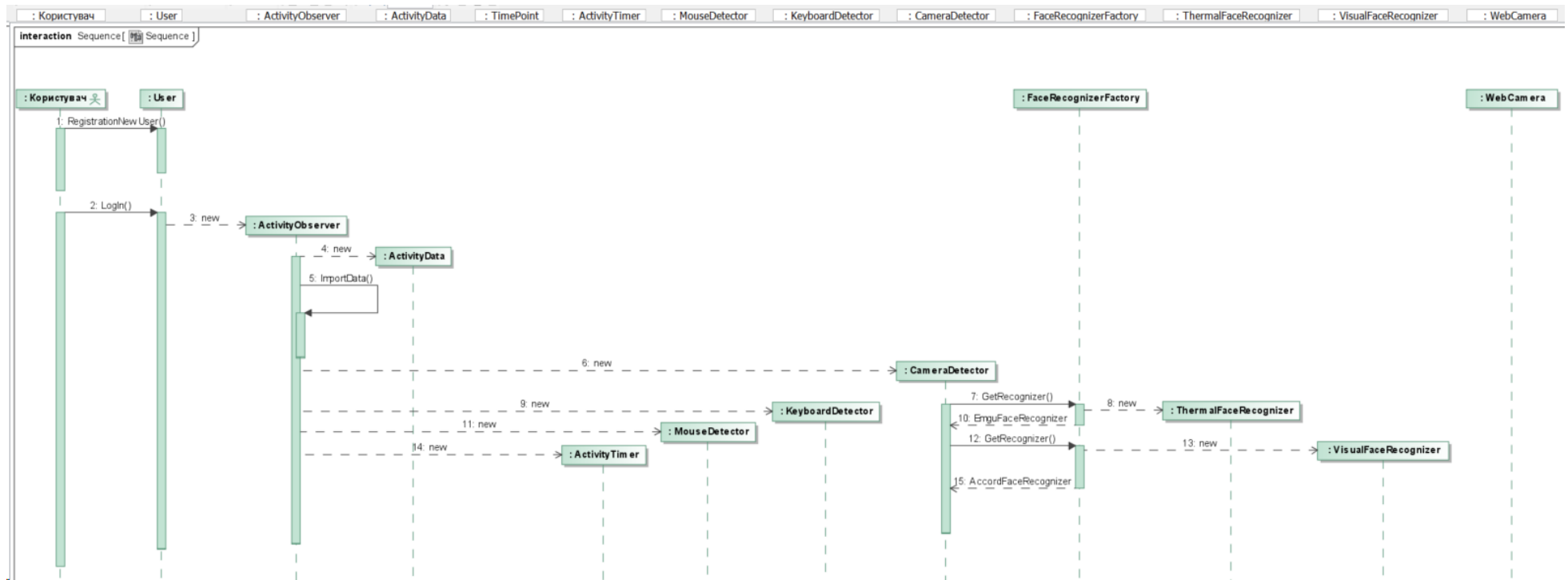


Рисунок 5.3 – Діаграма послідовностей (виконано самостійно)

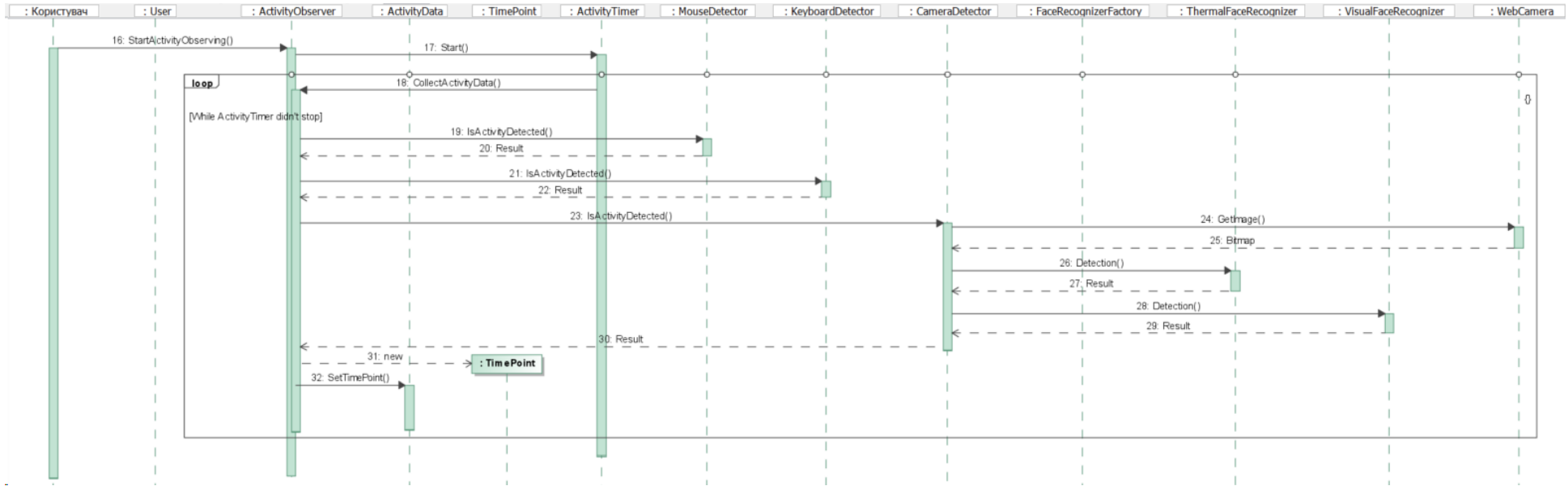


Рисунок 5.3 (продовження)

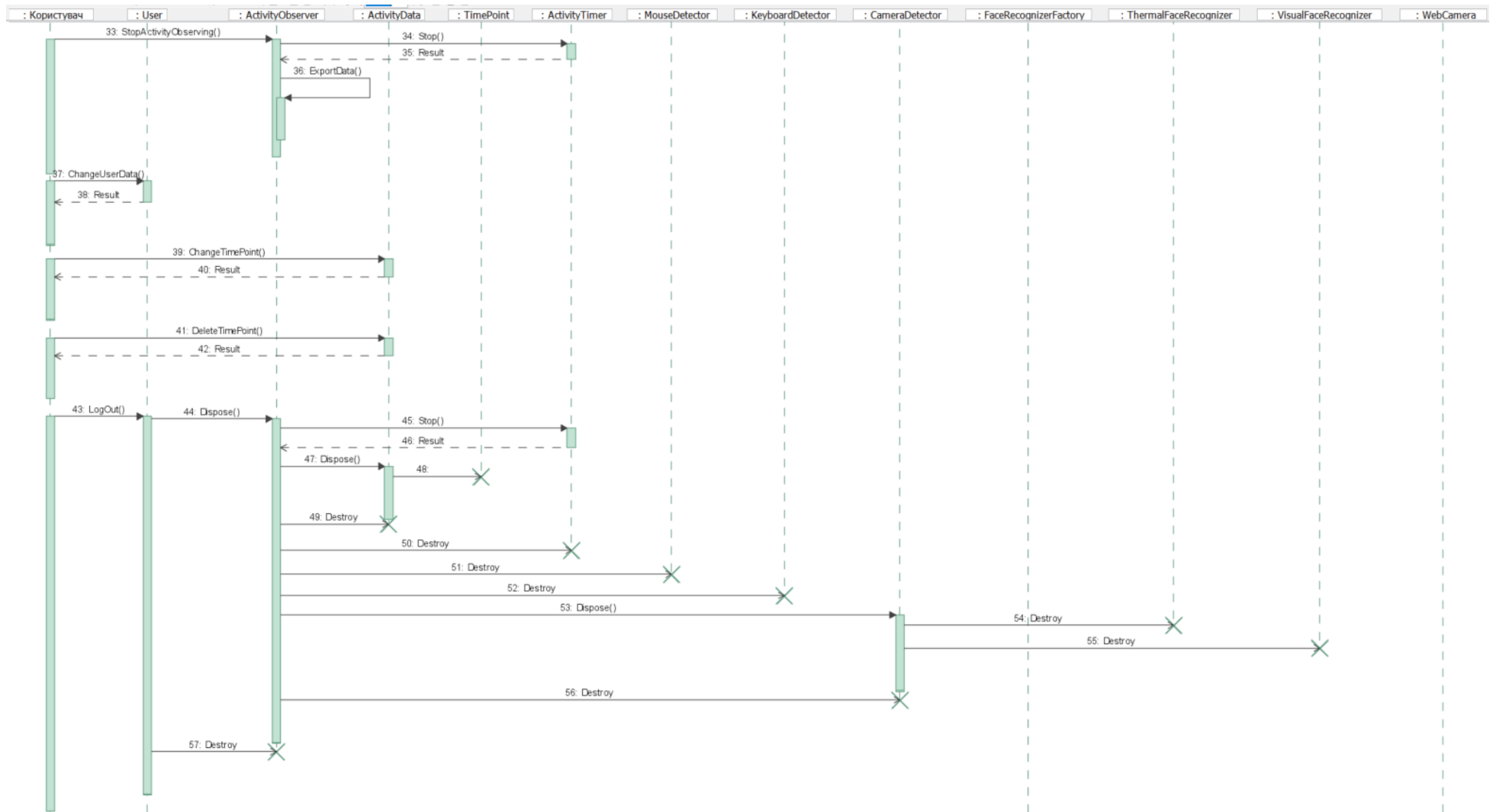


Рисунок 5.3 (продовження)

Розроблена діаграма станів, яка представлена нижче на рисунку 5.4. Дана діаграма станів включає повний набір взаємодій та переходів, які відбуваються під час кожного з варіантів використання системи, починаючи з ініціювання процесу реєстрації користувача та закінчуючи збором та експортом даних про його активність.

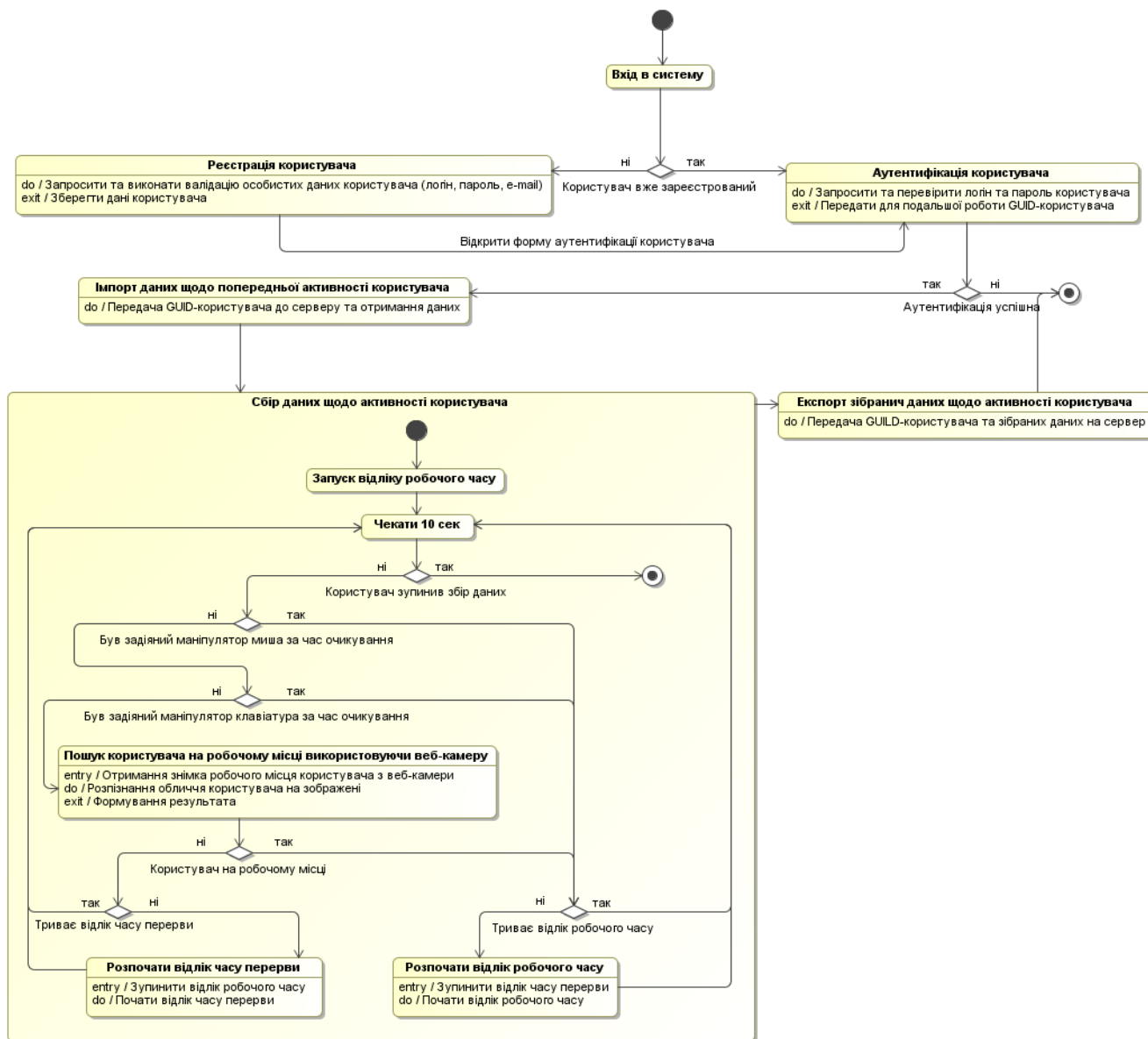


Рисунок 5.4 – Діаграма станів (виконано самостійно)

Класи були розділені згідно з функціональним призначенням у вигляді діаграми пакетів, що дозволяє систематизувати компоненти системи та забезпечити чітке розмежування обов'язків між ними (див. рисунок 5.5). В межах проекту було визначено три ключові пакети: *Observe*, *Devices* та *Recognize*. Кожен

з цих пакетів агрегує класи за спільною функціональністю і взаємодіє з іншими пакетами для виконання комплексних завдань моніторингу та розпізнавання. Пакет **Observe** зосереджує в собі логіку спостереження за активністю користувача, пакет **Devices** включає класи, що взаємодіють з периферійними пристроями, пакет **Recognize** описує механізми розпізнавання обличчя.

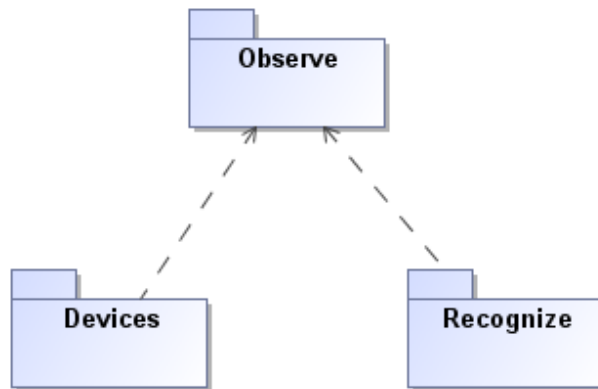


Рисунок 5.5 – Діаграма пакетів (виконано самостійно)

Побудована діаграма компонентів, доповнює попередню діаграму пакетів, надаючи більш детальне уявлення про взаємодію між ключовими елементами системи на рівні виконання (див. рисунок 5.6).

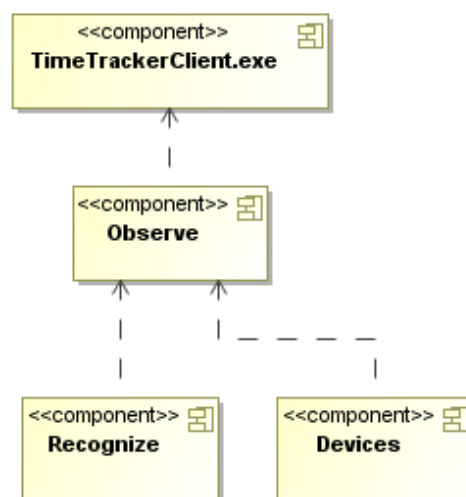


Рисунок 5.6 – Діаграма компонентів (виконано самостійно)

На завершальному етапі проектування ПП була створена діаграма розміщення (див. рисунок 5.7), яка служить для ілюстрації фізичної конфігурації системи та забезпечує детальний огляд розподілу програмного та апаратного забезпечення в межах системи.

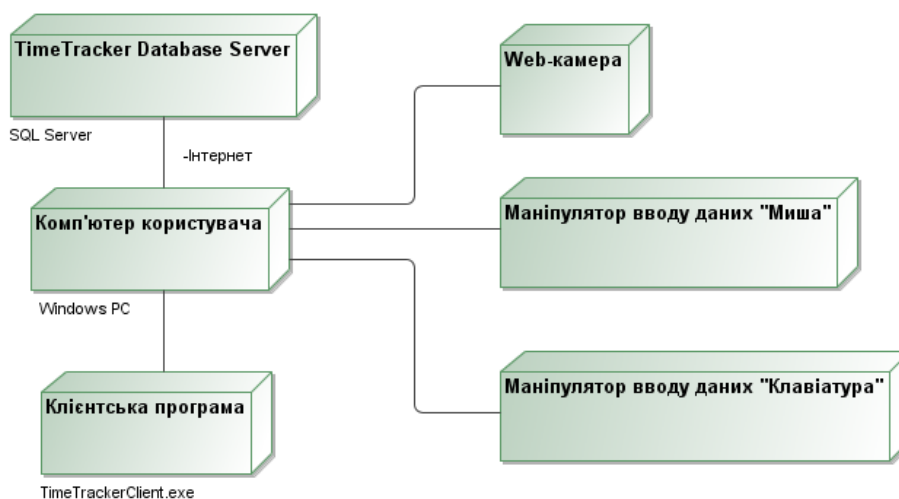


Рисунок 5.7 – Діаграма розміщення (виконано самостійно)

Таким чином, в цьому розділі розглянуто повний цикл розробки програмного продукту з ідентифікації операторів інформаційної системи, від визначення вимог до продукту до проектування його архітектури з використанням UML. Значна увага була приділена аналізу поведінки системи за допомогою діаграми станів, що демонструє логіку виконання та взаємодії з користувачем, від реєстрації до експорту даних. Діаграма пакетів підкреслила логічну організацію класів, забезпечуючи основу для подальшого проектування компонентів системи, що представлені у вигляді діаграми компонентів.

Завершальна діаграма розміщення надала загальний огляд фізичної архітектури системи, підкреслюючи важливість інфраструктури, що підтримує роботу системи. З цієї діаграми також видно, що невід'ємною частиною ПП є база даних, яка не лише зберігатиме персональні дані користувачів та інформацію про їх активність, але й налаштування для розпізнавання обличчя. Подальше створення бази даних є необхідним елементом розробки системи.

### 5.3 Мова програмування для реалізації програмного продукту

В сучасному світі програмування, вибір мови для реалізації програмного продукту є вкрай важливим рішенням, що може визначити не тільки швидкість розробки та впровадження проєкту, але й його успіх на ринку. Для розробки програмного продукту, спрямованого на ідентифікацію операторів інформаційної системи, мови програмування Python та R є найбільш вдалим альтернативами з-поміж інших. Це обумовлено їх здатністю ефективно обробляти великі набори даних, виконувати складний статистичний аналіз, підтримувати моделювання та методи ідентифікації. Отже, їх вибір як основних інструментів для такого роду робіт є не випадковим, але заснований на аналізі вимог до проєкту та їхніх функціональних можливостей.

Мова R, створена у 1993 році Россом Іхакою та Робертом Джентльменом, оптимізована для статистичного аналізу та візуалізації даних. Завдяки своїй багатій екосистемі, R є потужним інструментом для наукових досліджень, маркетингового аналізу та роботи з великими даними. Ця мова підтримується активною спільнотою, що сприяє швидкому знаходженню рішень та розвитку нових функціональних можливостей. Однак для задач, пов'язаних з розробкою системи ідентифікації операторів, що включає роботу з образами та використання глибокого навчання, R може виявитися менш придатним через обмежені можливості в цих напрямках.

Мова Python, з іншого боку, є об'єктно-орієнтованою мовою загального призначення високого рівня, розробленою Гвідо ван Россумом у 1990 році. Завдяки своїй читабельності, простому синтаксису та відкритому коду, мова Python стала надзвичайно популярною в різних сферах застосування, включаючи веб-розробку, автоматизацію технологічних процесів, наукові обчислення, аналіз даних, машинне навчання. Багатство бібліотек, таких як TensorFlow, OpenCV, Keras та PyTorch, забезпечує надійну основу для розробки та навчання складних моделей глибокого навчання, включаючи ті, що потребуються для вирішення задач

комп'ютерного зору. Ці бібліотеки спрощують роботу з образами, відео та іншими типами даних, які є ключовими для системи ідентифікації операторів. Крім того, мова Python підтримується великою та активною спільнотою розробників, що гарантує доступ до великої кількості ресурсів для навчання і підтримки.

Враховуючи специфіку системи, що розробляється в цій роботі і пов'язана з розробкою системи ідентифікації операторів з використанням технологій комп'ютерного зору та глибокого навчання, мова Python вбачається найбільш вдалим вибором за рахунок великої кількості бібліотек, зокрема TensorFlow, OpenCV, Keras, що значно спрощує використання методів та моделей комп'ютерного зору.

#### 5.4 Огляд основних бібліотек для розробки та функціонування програмного продукту

В процесі створення системи ідентифікації операторів, що використовує методи та моделі розпізнавання обличчя, використання бібліотек комп'ютерного зору для мови програмування Python має вирішальне значення. Основними бібліотеками, що надають необхідні можливості для обробки даних, навчання моделей глибокого навчання, розпізнавання облич і оцінки моделей є TensorFlow, Keras, NumPy, MTCNN, OpenCV та scikit-learn.

Для встановлення цих бібліотек використовується система управління пакетами `pip`, яка дозволяє автоматизувати процес завантаження, встановлення, оновлення та видалення бібліотек. Система управління пакетами `pip` забезпечує доступ до широкого спектру бібліотек через Python Package Index (PyPI) і дозволяє ефективно керувати залежностями в проектах на Python.

Бібліотека NumPy є базовою бібліотекою для наукових обчислень у Python. Вона забезпечує підтримку великих, багатовимірних масивів і матриць, разом з великою колекцією математичних функцій для операцій з цими типами даних [11].

Бібліотека NumPy спрощує обробку даних, що робить її незамінною для будь-якого проєкту в області машинного навчання.

Для встановлення бібліотеки необхідно скористатися наступною командою рір:

```
pip install numpy
```

TensorFlow, розроблений Google, є однією з найбільш популярніших бібліотек машинного навчання, що дозволяє розробникам створювати складні моделі глибокого навчання. Для вирішення задачі розпізнавання облич TensorFlow буде використовуватися при навчанні моделей, що ідентифікують унікальні особливості облич операторів.

Встановлення TensorFlow:

```
pip install tensorflow
```

Бібліотека Keras діє як інтерфейс для TensorFlow, спрощуючи процес кодування за рахунок вищого рівня абстракцій, що робить роботу з глибоким навчанням доступнішою і зручнішою. Це особливо корисно при проєктуванні і навчанні моделей розпізнавання облич.

Встановлення Keras:

```
pip install keras
```

OpenCV (Open Source Computer Vision Library) є вкрай важливою бібліотекою для обробки зображень і відео. Вона використовується для збору зображень облич з камер, їх попередньої обробки та підготовки до розпізнавання.

Встановлення Keras:

```
pip install opencv-python
```

Бібліотека MTCNN (від англ. – Multi-Task Cascaded Convolutional Networks, багатозадачні каскадні згорткові мережі) є бібліотекою для виявлення облич на зображеннях. Вона дозволяє точно ідентифікувати обличчя на зображеннях перед подальшою обробкою.

Встановлення MTCNN:

```
pip install mtcnn
```

Бібліотека scikit-learn використовується для оцінки моделей, включаючи класифікацію, регресію та кластеризацію. В процесі розпізнавання облич, це може бути корисним для оцінки ефективності моделі.

Встановлення scikit-learn:

```
pip install scikit-learn
```

Кожна з цих бібліотек відіграє свою роль в процесі створення системи ідентифікації. Бібліотека NumPy використовується для обробки первинних даних, TensorFlow і Keras – для навчання глибоких нейронних мереж, MTCNN — для виявлення облич, OpenCV для попередньої обробки зображень, і scikit-learn — для оцінювання моделей. Разом ці бібліотеки забезпечують надійну основу для розробки системи ідентифікації облич.

Також для відстеження активності оператора по вводу з клавіатури та миші буде використана бібліотека rpymp.

Встановлення rpymp:

```
pip install rpymp
```

Для створення графічного користувацького інтерфейсу скористаємося бібліотекою PyQt5, що підтримує Windows, macOS, Linux та інші UNIX-подібні операційні системи.

Встановлення PyQt5:

```
pip install PyQt5
```

Для роботи з Microsoft SQL Server в коді на мові Python будемо використовувати бібліотеку pyodbc, що дозволяє легко взаємодіяти з реляційними базами даних через ODBC. Роботу з базою даних через пул з'єднань організуємо за допомогою бібліотеки SQLAlchemy.

Встановлення:

```
pip install sqlalchemy pyodbc
```

## 5.5 База даних для ідентифікаційних та моніторингових даних

У реляційній моделі даних передбачається, що всі дані представлені у вигляді таблиць [15]. Рядок у кожній таблиці – це кортеж неструктурованих одиниць даних, атрибутів. Набір кортежів, що становить таблицю, утворює математичне відношення, отже, модель даних подається як множина таблиць-відносин, які також називають R-таблицями [15].

Значення атрибутів у таблиці-відношенні можуть мати тільки один певний вид функціональної залежності одне від одного, а саме, всі значення в довільному кортежі повинні окремо залежати тільки від значень атрибутів або групи атрибутів – одних для всього відношення [15]. Такий атрибут або групу атрибутів називають ключовими, а значення в них - ключами.

Для перетворення відношень у базі даних (БД) до виду, який забезпечує мінімальну логічну надмірність, використовується процес нормалізації. Після нормалізації поля в записах мають залежати тільки від одного ключа цих записів, що дозволяє зменшити витрати дискового простору на зберігання інформації.

Для розробки бази даних обиратимемо методологію «сутність-зв'язок», яка є надзвичайно ефективною в структуруванні та визначенні відносин між різними елементами системи [15]. Основним етапом у застосуванні цієї методології є ідентифікація ключових сутностей. Сутність представляє собою унікальний об'єкт, ідентифікований на основі характеристик, що відрізняють його від інших об'єктів системи. Кожна сутність характеризується набором специфічних атрибутів.

Відомості про сутності розроблюваної системи представлені в таблиці 5.1.

В розроблюваній системі сутність «Користувач» представляє фізичну особу, яка взаємодіє з системою. Сутність включає в себе основні характеристики особи (ім'я, прізвище, електрона пошта).

«Обліковий запис» включає дані, необхідні для доступу до системи, зокрема логін та пароль. Ця сутність відокремлена від «Користувача» для додаткової безпеки, забезпечуючи розшарування даних та можливість розширеного управління ними.

Таблиця 5.1 – Відомості про типи сутностей (виконана самостійно)

Ім'я сутності	Опис	Псевдонім
Користувач	Особа, яка взаємодіє з системою	User
Обліковий запис	Дані для входу в систему, включаючи логін та пароль	Account
Часова відмітка	Часовий показник активності користувача	TimePoint
Сесія	Період активності користувача у системі	Session
Налаштування модуля розпізнавання	Параметри для модуля розпізнавання обличчя	FaceSettings

«Часова відмітка» використовується для фіксації конкретних моментів активності користувача. В той самий час сутність «Сесія» відіграє роль контейнера для групи пов'язаних «Часових відміток», що дозволяє об'єднати окремі епізоди активності в одну сесію. Це надає змогу системі розділити активність користувача

на окремі візити, що може допомогти в аналізі поведінкових моделей та виявленні відхилень.

Нарешті, «Налаштування модуля розпізнавання» зберігають індивідуальні налаштування, які використовуються модулем розпізнавання обличчя для ідентифікації користувачів.

Одним з ключових аспектів при створенні бази даних є встановлення зв'язків між сутностями (див. таблиця 5.2).

Кожна сутність у базі даних формується з атрибутів, які поділяють на ключові та неключові. Сутність представлена у вигляді таблиці, де атрибути є стовбцями таблиці. У комірках таблиці зберігаються дані. Ключові атрибути використовуються для ідентифікації унікальних записів у таблиці і часто індексуються для ефективного пошуку та сортування. Первинний ключ – це унікальний ідентифікатор в межах таблиці, що гарантує унікальність кожного запису. Без первинного ключа записи у таблиці будуть представлені в порядку, в якому були додані, що може ускладнити пошук та організацію даних.

Таблиця 5.2 - Відомості про типи зв'язків (виконана самостійно)

Тип сутності	Тип зв'язку	Тип сутності
Користувач (User)	1:Б	Обліковий запис (Account)
Користувач (User)	1:1	Налаштування модуля розпізнавання (FaceSettings)
Обліковий запис (Account)	1:Б	Сесія (Session)
Сесія (Session)	1:Б	Часові відмітки (TimePoint)

Також вирізняють зовнішній ключ, що є ключовим атрибутом, який забезпечує посилання на записи в іншій таблиці, створюючи тим самим відносини між сутностями. Зв'язуючи дані в одній таблиці з даними в іншій, підтримується цілісність та семантична повнота інформаційної моделі. За допомогою зовнішніх ключів реалізуються такі типи відносин, як «один до одного», «один до багатьох»

та «багато до багатьох», що дозволяє побудувати комплексні ієрархічні та мережеві структури в базах даних.

Зв'язок типу «один до одного» означає, що кожному ключовому атрибуту відповідає лише один пов'язаний запис, створюючи взаємно-однозначну відповідність. «Один до багатьох» допускає, що одному ключовому атрибуту можуть відповідати декілька пов'язаних записів, що демонструє ієрархічну залежність. «Багато до багатьох» ілюструє взаємозв'язки, де множина записів з однієї таблиці може взаємодіяти з множиною записів з іншої таблиці. Такий тип зв'язку на фізичному рівні зазвичай реалізується за допомогою проміжних таблиць, що розбивають складні зв'язки на більш прості «один до багатьох», забезпечуючи цілісність та легкість управління даними.

Виходячи з опису сутностей та їхніх атрибутів, що представлені у таблиці 5.3, побудовано схему бази даних у вигляді діаграми сутність-зв'язок за допомогою безоплатного інтернет-сервісу <https://databasediagram.com> (див. рисунок 5.8).

Створена реляційна модель даних відповідає третій нормальній формі, оскільки задовольняє всім її умовам: модель перебуває в першій та другій нормальних формах, і жоден неключовий атрибут не залежить від іншого неключового атрибуту [15]. Будь-який неключовий атрибут має залежати тільки від первинного ключа. Скрипт для створення бази даних представлений у додатку Б.

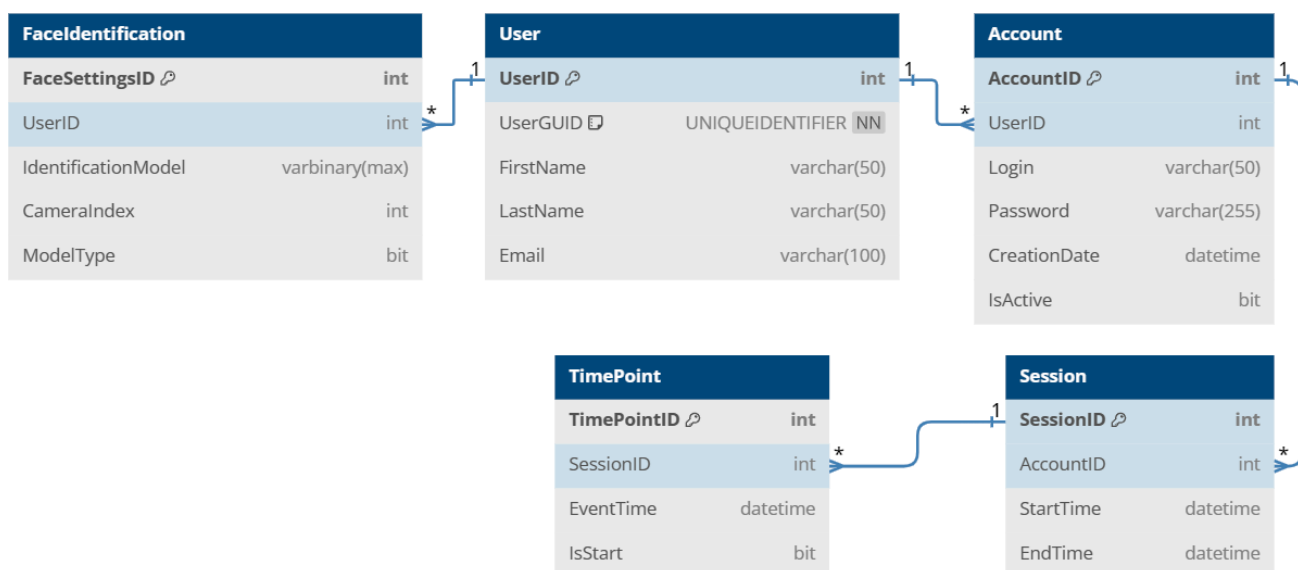


Рисунок 5.8 – Діаграми сутність-зв'язок (виконано самостійно)

Таблиця 5.3 – Відомості про атрибути (виконана самостійно)

Тип сутності	Атрибут	Опис	Тип даних, довжина	Обмеження	Допустимість NULL
1	2	3	4	5	6
Користувач (User)	UserID	Унікальний ідентифікатор користувача	Числовий до 10 знаків	Первинний ключ	Ні
	FirstName	Ім'я користувача	Символьний, до 50 символів		Ні
	LastName	Прізвище користувача	Символьний, до 50 символів		Ні
	Email	Електронна пошта	Символьний, до 100 символів		Так
Обліковий запис (Account)	AccountID	Унікальний ідентифікатор облікового запису	Числовий до 10 знаків	Первинний ключ	Ні
	UserID	Ідентифікатор користувача	Числовий до 10 знаків	Зовнішній ключ	Ні
	Login	Ім'я для входу в систему	Символьний, до 50 символів	Унікальний	Ні
	Password	Хеш пароля	Символьний, до 255 символів		Ні
	CreationData	Дата створення	Дата та час		Ні
	IsActive	Чи є активним обліковий запис	Логічний		Ні

Кінець таблиці 5.3

1	2	3	4	5	6
Сесія (Session)	SessionID	Унікальний ідентифікатор сесії	Числовий до 10 знаків	Первинний ключ	Ні
	AccountID	Унікальний ідентифікатор облікового запису	Числовий до 10 знаків	Зовнішній ключ	Ні
Часова відмітка (TimePoint)	TimePointID	Унікальний ідентифікатор часової відмітки	Числовий до 10 знаків	Первинний ключ	Ні
	SessionID	Унікальний ідентифікатор сесії	Числовий до 10 знаків	Зовнішній ключ	Ні
	ActivityTime	Точний час початку/закінчення активності	Дата та час		Ні
	IsStart	Чи є часова відмітка початком активності	Логічний		Ні
Налаштування модуля розпізнавання (FaceSettings)	FaceSettingsID	Унікальний ідентифікатор налаштувань модуля розпізнавання	Числовий до 10 знаків	Первинний ключ	Ні
	UserID	Унікальний ідентифікатор користувача	Числовий до 10 знаків	Зовнішній ключ	Ні
	Settings	Параметри для налаштування модуля розпізнавання	JSON		Так

## 5.6 Опис користувацького інтерфейсу

Для забезпечення комфорту оператора під час роботи, програмний продукт розроблено так, щоб його присутність була максимально непомітною і не відволікала від основних завдань. Графічний користувацький інтерфейс створений у лаконічному мінімалістичному стилі, обмежуючись лише необхідною функціональністю. Він включає форму для автентифікації, тобто введення логіну та паролю (див. рисунок 5.9), форму для реєстрації, які дозволяють збирати зразки зображень обличчя оператора для подальшого аналізу (див. рисунок 5.10), а також функції для запуску та зупинки роботи програми, включаючи відображення зведеної інформації про загальний час, відпрацьований за день (див. рисунок 5.11).

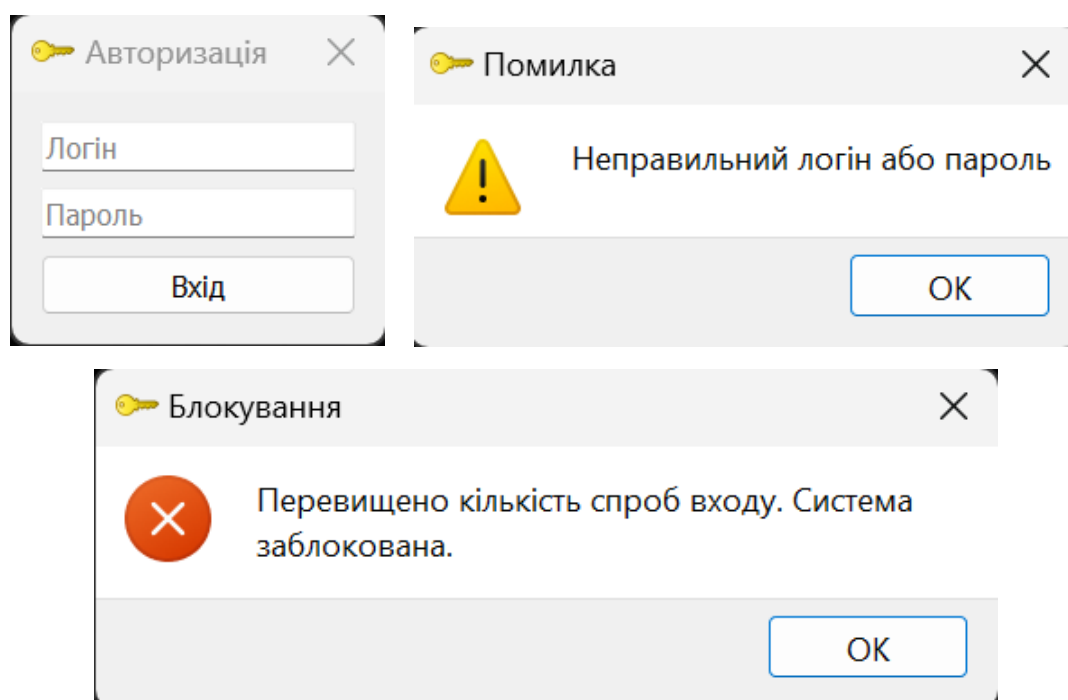


Рисунок 5.9 – Форма авторизації та повідомлення у випадку неправильного вводу логіну або паролю чи перевищення кількості спроб входу (виконано самостійно)

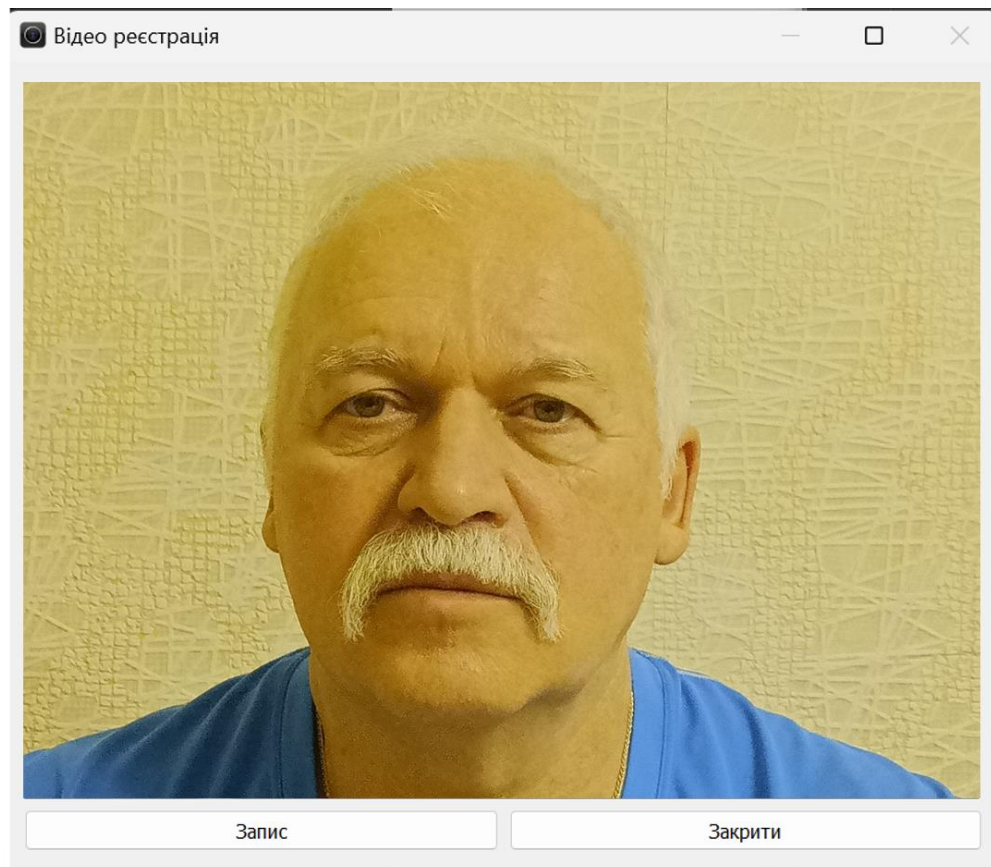


Рисунок 5.10 – Форма для збору зразків зображення обличчя оператора  
(виконано самостійно)

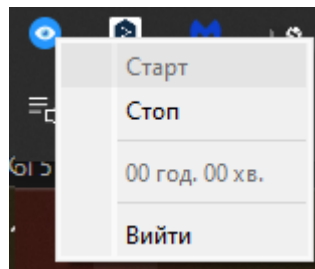


Рисунок 5.11 – Меню програми (виконано самостійно)

## 5.7 Апробація розробленого програмного продукту

При першому запуску програмного продукту оператор проходить автентифікацію, задаючи логін та пароль, а також виконуючи 10-секундну процедуру відеозйомки для збору зображень обличчя оператора, що

використовуються для навчання моделей розпізнавання (див. рисунок 5.11). При повторному використанні оператор проходить тільки процедуру автентифікації, задаючи логін та пароль (див. рисунок 5.12).

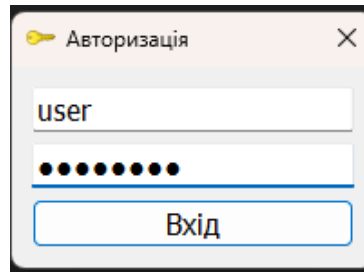


Рисунок 5.12 – Форма авторизації (виконано самостійно)

Результатом сеансу роботи програми є журнальний файл, який веде програма під час своєї роботи. Зразок журнального файлу, який був отриманий під час апробації, наведений нижче.

```
2024-04-07 00:06:16,601: Програма розпочала роботу.  
2024-04-07 00:06:28,640: Оператор зупинив роботу.  
2024-04-07 00:06:31,650: Оператор відновив роботу.  
2024-04-07 00:07:49,648: Оператор зупинив роботу.  
2024-04-07 00:07:49,727: Програма зупинила роботу.
```

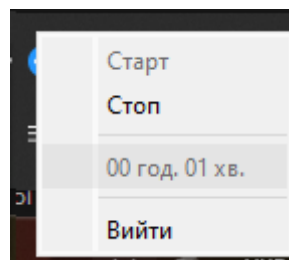


Рисунок 5.13 – Меню програми з підрахованим часом роботи оператора (виконано самостійно)

## ВИСНОВКИ

У кваліфікаційній роботі магістра вирішене актуальне науково-практичне завдання з дослідження методів та моделей ідентифікації операторів інформаційної системи, що дозволить підвищити точність та надійність процесів ідентифікації, і знизити можливість помилок через імітацію присутності на робочому місці. Проведені дослідження дають змогу зробити такі основні висновки:

1. Проведено порівняльний аналіз методів багатокритеріального вибору та обрано метод лінійної згортки з ваговими коефіцієнтами для подальшого дослідження з вибору методів ідентифікації обличчя оператора та системи управління базами даних для зберігання ідентифікаційних та моніторингових даних. Обраний метод забезпечує баланс між простотою інтерпретації та гнучкістю в аналізі, дозволяючи вибудовувати обґрунтовані рішення, які враховують як загальну ефективність альтернатив, так і специфічні пріоритети їхнього застосування.

2. Визначено, що для ідентифікації обличчя оператора за візуальними даними найбільш ефективним є використання згорткової нейронної мережі, а за тепловізійними даними – випадкові дерева рішень.

3. Вдосконалено метод визначення обличчя, який, на відміну від існуючого, дозволяє визначити області з обличчям на тепловізійному зображенні завдяки використанню випадкових дерев рішень.

4. Дістав подальшого розвитку метод ідентифікації операторів інформаційної системи з метою контролю робочого часу, який на відміну від існуючих методів, використовує для ідентифікації обличчя не тільки візуальні дані, але й тепловізійні дані.

5. Визначено, що система управління базами даних Microsoft SQL Server є найкращім варіантом серед розглянутих альтернатив, оскільки має не лише високі показники продуктивності та масштабованості при роботі з ідентифікаційними та моніторинговими даними, але й не потребує вкладання коштів у ліцензування.

6. Виконано проектування з використанням UML програмного продукту для ідентифікації операторів інформаційної системи з метою контролю робочого часу. Побудовані діаграми варіантів використання, класів, послідовностей, станів, пакетів та компонентів, що дозволило чітко структурувати весь процес розробки.

7. Розроблено реляційну схему бази даних для зберігання ідентифікаційних та моніторингових даних, які використовуються в процесі контролю робочого часу.

8. Розроблено програмний продукт, що реалізує запропонований метод ідентифікації операторів інформаційної системи з метою контролю часу та виконано його апробацію. Результати досліджень впроваджені у ТОВ «Науково-технічний центр оборонних досліджень», що підтверджується відповідним актом про впровадження.

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАННЯ

1. Майсюра О.М. Про ефективність використання особистого часу (до питання тайм-менеджменту) // Актуальні проблеми економіки. – 2010. – № 2 (104). – С.196 – 200.

2. Brian Tracy. Time Power: A proven system for getting more done in less time than you ever thought possible. – АМАСОМ, 2004 – 295 р.

3. Четверик В.М. Методичні підходи щодо аналізу та прогнозування рівня розвитку персоналу. // Формування ринкових відносин в Україні. – 2010. – № 5 (108). – С.185 – 188.

4. Хитра О. В. Ефективний тайм-менеджмент як невід’ємний складник системи управління персоналом підприємства // Науковий вісник Ужгородського національного університету. Серія: Міжнародні економічні відносини та світове господарство. – 2019. – Вип.26. – Частина 2. – С.101 – 110.

5. Планування та аналіз трудових показників: Навчальний посібник. – Одеса: ОНЕУ, ротاپринт, 2014. – 196 с.

6. Калініченко Л. Л. Особливості впровадження тайм-менеджменту на підприємстві / Калініченко Л.Л., Гаврилова А.О. // «Молодий вчений». –2017. – № 4.4 (44.4). – С. 60 – 63.

7. Писаревська Г. Використання тайм-менеджменту для підвищення ефективності управління персоналом // Науковий вісник Херсонського державного університету. Серія «Економічні науки». – 2016. – Вип. 20. – Ч. 1. – С.148 – 153 с.

8. 11 Best TimeCamp Alternatives [Електронний ресурс]. [Режим доступу: <https://www.timedoctor.com/blog/timecamp-alternatives/>].

9. Косенко В.А., Косенко В.А. Спосіб контролю та обліку робочого часу та одержання статистичної інформації. Патент на корисну модель № 55593 UA (Україна), МПК – 2011.01 G07C1/00. № u200910201; Заявл. 08.10.2009; Опубл. 27.12.2010, Бюл. № 24.

10. Зінченко О.В., Звенігородський О.С., Кисіль Т.М. Згорткові нейронні мережі для вирішення задач комп'ютерного зору // Телекомунікаційні та інформаційні технології. – 2022. – № 2 (75). – С. 4 – 12.
11. Anil K. Jain, Patrick Flynn, Arun A. Ross Handbook of Biometrics. – Springer, Science & Business Media, LLC. – 2008. – 556 p.
12. S.Abe. Support Vector Machines for Pattern Classification. – Springer Science & Business Media. – 2010. – 473 p.
13. Gilles Louppe. Understanding Random Forests: from Theory to Practice. Ph.D. dissertation [Електронний ресурс]. [Режим доступу: <https://arxiv.org/pdf/1407.7502.pdf>].
14. Donald Bell. UML Basics: An Introduction to the Unified Modeling Language [Електронний ресурс]. [Режим доступу: [https://cs.nyu.edu/~jcf/classes/g22.2440-001\\_sp09/handouts/UMLBasics.pdf](https://cs.nyu.edu/~jcf/classes/g22.2440-001_sp09/handouts/UMLBasics.pdf)].
15. Мікула М. П. Організація баз даних та знань: навчальний посібник / Мікула М. П., Коцюк Ю. А., Мікула О. М. – Острого: Видавництво Національного університету «Острозька академія», 2021. – 194 с.
16. DB-Engines Ranking – Popularity Ranking of Database Management Systems. [Електронний ресурс]. [Режим доступу: <https://db-engines.com/en/ranking>].
17. Oracle Technology Global Price List [Електронний ресурс]. [Режим доступу: <https://www.oracle.com/a/ocom/docs/corporate/pricing/technology-price-list-070617.pdf>].
18. SQL Server 2022 pricing [Електронний ресурс]. [Режим доступу: <https://go.microsoft.com/fwlink/p/?linkid=2215569&clid=0x409&culture=en-us&country=us>].
19. MySQL vs MSSQL: Comparing Similarities and Differences [Електронний ресурс]. [Режим доступу: <https://www.plesk.com/blog/various/mysql-vs-mssql/>].
20. PostgreSQL Vs. Oracle: What's the Difference? [Електронний ресурс]. [Режим доступу: <https://www.astera.com/knowledge-center/postgresql-vs-oracle/>].

21. Dmytro Panchenko, Daniil Maksymenko, Olena Turuta, Andriy Yerokhin, Yana Daniil, Oleksii Turuta. Evaluation and Analysis of the NLP Model Zoo for Ukrainian Text Classification // Communications in Computer and Information Science, 2022, 1698 CCIS, pp. 109–123. DOI: 10.1007/978-3-031-20834-8\_6

22. Daniil Maksymenko, Nataliia Saichyshyna, Oleksii Turuta, Olena Turuta, Andriy Yerokhin, Andrii Babii. Improving the Machine Translation Model in Specific Domains for the Ukrainian Language // International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies, 2022, 2022-November, pp. 123–129. DOI: 10.1109/CSIT56902.2022.10000529

23. Extension Multi30K: Multimodal Dataset for Integrated Vision and Language Research in Ukrainian. Nataliia Saichyshyna, Daniil Maksymenko, Oleksii Turuta, Andriy Yerokhin, Andrii Babii, Olena Turuta / EACL 2023 - 2nd Ukrainian Natural Language Processing Workshop, UNLP 2023 - Proceedings of the Workshop, 2023, P.P. 54–61 / DOI: 10.18653/v1/2023.unlp-1.7

24. Filatov V. O., Yerokhin A. L., Zolotukhin O. V., Kudryavtseva M. S. Hybrid simulation models for complex decision-making problems with partial uncertainty. Information Extraction and Processing. 2022, 50(126), 78-86. DOI: <https://doi.org/10.15407/vidbir2022.50.078>.

25. Одейчук О. Дослідження методів та моделей ідентифікації операторів інформаційної системи з використанням візуальних та тепловізійних даних // 28-й Міжнародний молодіжний форум «Радіоелектроніка і молодь у XXI столітті». Зб. матеріалів форуму. Харків: ХНУРЕ, 2024. Т. 7. С. 99 – 101.