
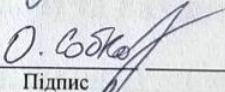
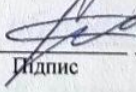
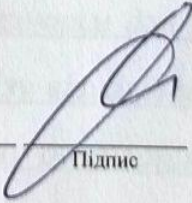


КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

на тему Метод виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами

Галузь знань 12 – Інформаційні технології
Шифр і назва галузі знань
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки
Шифр і назва спеціальності
Освітня програма Комп'ютерні науки
Назва освітньої програми

Виконав: студент групи КН-21-1  Руслан ПОПЛАВСЬКИЙ
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
Керівник: асистент каф. КН  Олена СОБКО
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
Нормоконтроль: к.т.н., доц. каф. КН  Руслан БАГРІЙ
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

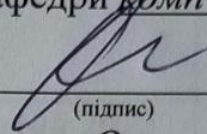
До захисту допускаю:
Зав. кафедри КН, д.т.н., професор  Олександр БАРМАК
Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
19 06 2025 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет інформаційних технологій
Кафедра комп'ютерних наук
Освітній ступінь бакалавр
Галузь знань 12 – Інформаційні технології
Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри комп'ютерних наук



(підпис)

д.т.н., професор Олександр БАРМАК

« 10 » 02 2025 року

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА**

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами»

2. Завдання видано студенту

Руслану Поплавському

(Ім'я, прізвище)

3. Керівник роботи

асистент кафедри КН Олена Собко

(посада, ім'я, прізвище)

4. Затверджено наказом університету від « 07 » 02 2025 р. № 23


5. Дата видачі завдання студенту: « 10 » 02 2025 р.

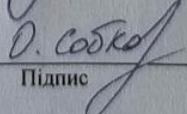
6. Зміст пояснювальної записки (перелік задач) та вихідні дані:

Мета роботи – підвищення ефективності процесу виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами. Для досягнення мети слід виконати такі задачі: провести аналіз інформаційних моделей області аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням для виявлення стресу; створити метод виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням; створити програмну реалізацію на основі запропонованого методу та спроєктованої інтелектуальної системи; виконати дослідження методу з використанням розробленої інтелектуальної системи.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

| № | Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра | Термін виконання | Примітка |
|---|--|------------------|----------|
| 1 | Вибір напрямку дослідження та узгодження тематики кваліфікаційної роботи бакалавра з керівником, складання календарного графіка виконання | січень 2025 | виконано |
| 2 | Ознайомлення з предметною областю, формулювання мети і задач дослідження, визначення об'єкта та предмета дослідження | лютий 2025 | виконано |
| 3 | Проектування та розроблення методу вирішення завдання, загальної архітектури програмного забезпечення, інтерфейсу користувача, вибір засобів реалізації програмного забезпечення | березень 2025 | виконано |
| 4 | Створення та тестування програмного забезпечення, дослідження ефективності, висновки з виконаної роботи | квітень 2025 | виконано |
| 5 | Написання пояснювальної записки, урахування зауважень керівника, оформлення згідно з вимогами | травень 2025 | виконано |
| 6 | Розробка презентаційних матеріалів та попередній захист кваліфікаційної роботи | травень 2025 | виконано |
| 7 | Отримання відгуку керівника, рецензії, перевірка на плагіат, нормоконтроль | червень 2025 | виконано |
| 8 | Підготовка до захисту та захист кваліфікаційної роботи | червень 2025 | виконано |

Виконавець: студент групи КН-21-1  Руслан ПОПЛАВСЬКИЙ
Група виконавця Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: асистент каф. КН  Олена СОБКО
Науковий ступінь, посада Підпис Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами»

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студент групи КН-21-1 Руслан Поплавський

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: асистент кафедри КН Олена Собко

Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

| Пояснювальна записка | | | | Кількість додатків |
|----------------------|----------|---------|-------------------|--------------------|
| Сторінок | Рисунків | Таблиць | Джерел інформації | |
| 58 | 19 | 2 | 66 | 4 |

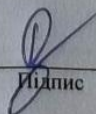
Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення ефективності процесу виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами. Для розробки програмної реалізації на основі запропонованого методу було використано мову програмування Python.

Розроблена система призначена для аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами для виявлення стресу.

Напрямами практичного використання розробленої інтелектуальної системи визначено надання висновків щодо наявності стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням.

Ключові слова: стрес, візуальні характеристики, обличчя, фотозображення, MobileNetV2.

Виконавець: студент групи КН-21-1
Група виконавця


Підпис

Руслан ПОПЛАВСЬКИЙ
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Зміст

| | |
|--|----|
| Перелік скорочень | 4 |
| Вступ..... | 5 |
| Розділ 1 Характеристика предметної області виявлення стресу за фотозображеннями..... | 7 |
| 1.1 Аналіз інформаційних моделей виявлення стресу за фотозображеннями..... | 7 |
| 1.2 Огляд відомих підходів до аналізу фотозображень | 10 |
| 1.3 Аналіз відомих наукових рішень та програмних засобів | 12 |
| 1.4 Мета, задачі та вимоги до реалізації інтелектуальної системи | 18 |
| Розділ 2 Метод виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами | 19 |
| 2.1 Загальна ідея роботи | 19 |
| 2.2 Кроки методу виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням | 20 |
| 2.3 Навчання нейромережевої моделі для виявлення стресу | 22 |
| 2.4 Архітектура нейромережевої моделі для виявлення стресу..... | 24 |
| 2.5 Проєктування інтелектуальної системи виявлення стресу..... | 26 |
| 2.6 Формування датасету для навчання нейромережевої моделі | 28 |
| 2.7 Статистичні метрики для оцінки точності навченої нейромережевої моделі | 29 |
| 2.8 Висновки до розділу 2 | 31 |
| Розділ 3 Програмна реалізація інтелектуальної системи виявлення стресу та експериментальне дослідження методу..... | 32 |
| 3.1 Вибір засобів розробки та спеціалізованих бібліотек для реалізації інтелектуальної системи виявлення стресу..... | 32 |
| 3.2 Структура та функціональне призначення програмних складових інтелектуальної системи виявлення стресу..... | 33 |
| 3.3 Особливості реалізації програмних складових інтелектуальної системи виявлення стресу | 36 |

| | |
|---------------------------------------|----|
| | 3 |
| 3.4 Експериментальні дослідження..... | 40 |
| 3.5 Висновки до розділу 3 | 47 |
| Загальні висновки..... | 49 |
| Перелік посилань..... | 51 |
| Додатки | |

Перелік скорочень

| Скорочення, термін, позначення | Пояснення |
|---|-----------------------------------|
| ІС | Інтелектуальна система |
| ІТ | Інформаційні технології |
| КРБ | Кваліфікаційна робота бакалавра |
| КН | Комп'ютерні науки |
| ПЗ | Пояснювальна записка |
| ResNet | Residual Network |
| ПТСР | Посттравматичний стресовий розлад |
| ІІ | Штучний інтелект |
| CNN | Згортова нейронна мережа |
| VGG | Visual Geometry Group |
| ViT | Vision Transformers |
| TPR | True Positive Rate |

Вступ

Метою кваліфікаційної роботи є підвищення ефективності процесу виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами, для чого створено метод, а також відповідну інтелектуальну систему виявлення стресу.

Актуальність. У сучасному світі, де цифрові технології розвиваються надзвичайно швидкими темпами, дедалі більше уваги приділяється використанню ШІ для аналізу психоемоційного стану людини. Особливо важливим аспектом є виявлення стресу – стану, що суттєво впливає на якість життя, працездатність і загальне благополуччя людини. Застосування методів комп'ютерного зору та глибокого навчання для визначення ознак стресу з фотографій обличчя є актуальною й перспективною задачею, що відкриває можливості для автоматизації моніторингу психоемоційного стану в різних сферах, таких як медицина, освіта, безпека, аналітика у сфері кадрових ресурсів тощо.

Наявні підходи до виявлення стресу часто потребують спеціалізованого обладнання або базуються на суб'єктивній самооцінці. Натомість методи, що використовують аналіз зображень, є більш доступними. Це обумовлює необхідність подальшого розвитку ефективних та точних методів аналізу візуальних характеристик обличчя для визначення стресових станів з використанням глибокого навчання.

Об'єкт дослідження – процес виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням.

Предмет дослідження – методи та засоби ШІ для виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням.

Мета кваліфікаційної роботи бакалавра – підвищення ефективності процесу виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами.

Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра – провести аналіз інформаційних моделей області аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням для виявлення стресу; створити метод виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням; створити програмну реалізацію на основі запропонованого методу та спроектованої інтелектуальної системи; виконати дослідження методу з використанням розробленої інтелектуальної системи.

Розділ 1 Характеристика предметної області виявлення стресу за фотозображеннями

1.1 Аналіз інформаційних моделей виявлення стресу за фотозображеннями

Стрес є складною фізіологічною та психологічною реакцією організму на подразники, як зовнішні, так і внутрішні, які перевищують здатність людини адаптуватися до змін. Цей процес викликає низку змін в організмі, які можуть включати як емоційні, так і фізіологічні реакції, що часто проявляються в результаті сильних переживань чи тривалого впливу стресових факторів. Стрес може мати як позитивний, так і негативний вплив на здоров'я, залежно від його тривалості та інтенсивності, а також здатності людини справлятися з ним. За словами американського психолога Ганса Сельє, стрес можна розглядати як «не специфічну відповідь організму на будь-яку вимогу» [1]. Стресовий стан може бути короткочасним або хронічним, що суттєво впливає на фізичне та психологічне здоров'я людини. Проблеми, спричинені стресом, можуть варіюватися від легкого занепокоєння до серйозних психічних розладів, таких як депресія, тривожність або посттравматичний стресовий [2].

Відомо, що стрес активує симпатичну нервову систему, спричиняючи фізіологічні зміни в організмі: підвищення серцевого ритму, підвищення кров'яного тиску, посилення потовиділення тощо [3]. За даними досліджень, стрес також значно впливає на мозок, викликаючи зміни в роботі амігдали – частини мозку, що відповідає за емоції і пам'ять. Більше того, стрес може проявлятися через фізичні ознаки, як-от напруження м'язів, головний біль або порушення сну [4].

Стрес також має виражений вплив на зовнішній вигляд людини, зокрема на міміку та інші візуальні характеристики обличчя. У стресових ситуаціях відбуваються зміни у виразах обличчя, які можна спостерігати навіть без детального медичного огляду. Зміни в тонусі м'язів, мімічні рухи, а також мікровирази обличчя можуть свідчити про наявність стресу [5]. Наприклад, при

стресі часто спостерігаються розширені зіниці, підняті брови, стиснуті щелепи або відкритий рот. Такі реакції організм виробляє у відповідь на гормональні зміни, зокрема підвищення рівня адреналіну та кортизолу [6]. Ці фізіологічні зміни є частиною механізму «бийся або тікай» [7], що активно включається під час стресових ситуацій.

Обличчя є важливим індикатором емоційного стану, і стрес часто проявляється через зміни у виразах. При стресі розширюються зіниці, піднімаються брови та широко відкриваються очі – ознаки активації симпатичної нервової системи. Часто помітні стиснуті губи або зуби, напружена міміка, затиснута щелепа або неприродна посмішка. Іноді спостерігається відкритий рот або глибоке дихання через фізіологічне напруження [8] (рисунок 1.1).



Рисунок 1.1 – Приклад зображення людини в стресі [8]

Ці короткочасні мікровирази служать сигналом про стрес і важливі для ранньої діагностики. Своєчасне виявлення допомагає знизити негативний вплив стресу на здоров'я, запобігти психічним захворюванням і покращити робоче середовище, зменшуючи вигорання та підвищуючи продуктивність [9].

У сучасних умовах українське суспільство перебуває під значним психологічним тиском. Війна, економічна нестабільність, соціальні зміни та особисті труднощі стали невід’ємною частиною повсякденного життя. Компанія Gradus провела дослідження, щоб з’ясувати, які саме чинники найчастіше викликають стрес або сильну знервованість серед населення [10]. Виявлення стресу на основі візуальних характеристик обличчя відкриває нові можливості для точного та швидкого діагностування емоційного стану людини, що особливо важливо в умовах постійного стресового навантаження (рисунок 1.2).

| | Загалом | Чоловіча | Жіноча | 18-24 | 25-34 | 35-44 | 45-54 | 55-60 |
|---------------------------------------|---------|----------|--------|-------|-------|-------|-------|-------|
| Повномасштабна війна з Росією | 72% | 68% | 74% | 57% | 71% | 70% | 74% | 86% |
| Фінансові складнощі | 44% | 42% | 46% | 33% | 49% | 42% | 47% | 45% |
| Соціально-політична ситуація в країні | 30% | 30% | 29% | 32% | 25% | 27% | 37% | 30% |
| Стан власного здоров'я | 25% | 22% | 28% | 28% | 22% | 22% | 29% | 32% |
| Безробіття | 25% | 24% | 25% | 24% | 24% | 25% | 24% | 27% |
| Робота, робочі питання | 23% | 25% | 22% | 34% | 20% | 22% | 24% | 20% |
| Високий рівень інфляції в країні | 23% | 28% | 19% | 24% | 22% | 18% | 31% | 21% |
| Сімейні справи та стосунки | 22% | 19% | 24% | 30% | 26% | 20% | 18% | 18% |
| Стан здоров'я близьких | 20% | 17% | 23% | 22% | 18% | 19% | 17% | 34% |
| Курс гривні / падіння курсу гривні | 19% | 23% | 17% | 18% | 21% | 19% | 21% | 13% |
| Пандемія коронавірусу, карантин | 6% | 5% | 7% | 12% | 7% | 4% | 6% | 6% |
| Спілкування з друзями, знайомими | 5% | 6% | 5% | 18% | 4% | 4% | 2% | 7% |
| Романтичні стосунки | 5% | 4% | 6% | 10% | 6% | 7% | 1% | 1% |
| База: N= | 1481 | 621 | 860 | 151 | 363 | 457 | 346 | 165 |

Рисунок 1.2 – Відображення загального стресу людей в Україні різної вікової категорії [11]

Основним джерелом знервованості для більшості є повномасштабна війна – її найчастіше згадували респонденти всіх вікових і статевих груп, особливо жінки та люди віком 55–60 років. Також високий рівень стресу спричиняють фінансові труднощі, соціально-політична ситуація, проблеми зі здоров'ям, безробіття та інфляція [12]. Молодь, на відміну від старших груп, більше хвилюється через роботу, особисті стосунки та пандемію. Жінки загалом частіше за чоловіків відзначають емоційні та родинні причини стресу. Дослідження демонструє, наскільки глибоко війна впливає на психоемоційний стан людей в Україні, проте також підкреслює важливість інших життєвих факторів у різних групах населення [13].

Актуальність даної теми обумовлена необхідністю створення ефективних та доступних методів виявлення стресу, які не лише підвищують точність діагностики, а й зменшують суб'єктивність традиційних підходів [14]. Такі технології мають потенціал значно полегшити процеси моніторингу психоемоційного стану людини та своєчасного втручання, що важливо як для індивідуального здоров'я, так і для соціальної адаптації та ефективності в різних сферах діяльності. Розробка й впровадження характерних інструментів сприятиме збереженню психічного здоров'я, покращенню якості життя та забезпеченню комфортного і безпечного середовища для людей у різних сферах діяльності [15].

Результати проведеного аналізу свідчать про те, що проблема виявлення стресу є надзвичайно значущою, особливо в умовах підвищеного психологічного навантаження на населення України. На це впливають такі чинники, як воєнні дії, економічна нестабільність та соціальні трансформації. Традиційні методи діагностики стресу базуються переважно на суб'єктивних оцінках або вимагають прямого контакту з людиною, що ускладнює їхнє використання у щоденному житті, особливо за обмеженого доступу до кваліфікованих фахівців.

Отже, згідно з проведеним аналізом інформаційних моделей виявлення стресу за фотозображеннями встановлено, що стрес є негативним чинником, що суттєво впливає на фізичний та психічний стан людини. У зв'язку з цим постає потреба в автоматизації процесу виявлення стресу за візуальними характеристиками обличчя із застосуванням методів штучного інтелекту з метою швидкого діагностування та надання допомоги.

1.2 Огляд відомих підходів до аналізу фотозображень

Комп'ютерний зір відкриває нові можливості в обробці даних, дозволяючи машинам інтерпретувати візуальну інформацію подібно до людського зору. Це дозволяє автоматизувати процеси, які раніше потребували людського втручання, і створювати інноваційні рішення у сферах медицини,

безпеки, виробництва [16, 17]. Технології комп'ютерного зору використовуються для аналізу зображень і відео, розпізнавання об'єктів, відстеження рухів і навіть оцінки емоційного стану людини [18].

Сучасні застосування охоплюють відеоспостереження, біометрію, автономний транспорт, контроль якості на виробництві, медичну діагностику та психофізіологічний аналіз. Розвиток галузі значною мірою обумовлений прогресом у глибокому навчанні, зокрема через застосування CNN [19], які стали стандартом для обробки зображень [20].

Для класифікації та виявлення об'єктів використовуються архітектури AlexNet [21], VGG, ResNet, MobileNet [22], EfficientNet [23]. У складніших задачах сегментації та аналізу сцен застосовують U-Net [24], Mask [25] R-CNN, DeepLab [26, 27]. Набувають популярності Vision Transformers, що адаптують трансформери для зображень і демонструють високу ефективність. Гібридні моделі ViT і CNN поєднують точність і гнучкість. AlexNet став першим проривом у глибокому навчанні, показавши ефективність багат шарових CNN з ReLU, Dropout і GPU-обчисленнями, що започаткувало активний розвиток комп'ютерного зору.

Окрему нішу займають Vision Transformers, які використовують підхід із розбиттям зображення на патчі та обробкою їх трансформерами [28, 29]. Вони демонструють високу ефективність у складних задачах, хоча й потребують більше ресурсів. Для сегментації застосовують U-Net (особливо в медицині) та Mask R-CNN, що поєднує виявлення об'єктів із сегментацією. А для обчислювально обмежених середовищ були створені компактні архітектури, як от MobileNet [30], що використовує глибинні згортки для зменшення параметрів при збереженні точності. Така архітектура ідеально підходить для мобільних пристроїв та IoT [31].

MobileNetV2 – легка й точна модель, оптимальна для мобільних рішень. Вона дозволяє витягувати глибокі ознаки, релевантні до емоційного стану, зокрема стресу. Ефективність моделі посилюється через:

- аугментацію даних для варіативності,

- регуляризацію (L2, Dropout) для покращення узагальнення,
- балансування класів,
- callback-функції (ModelCheckpoint, EarlyStopping тощо) для контролю навчання.

Загалом, MobileNetV2 забезпечує оптимальний баланс між точністю та ефективністю, роблячи її придатною для задач класифікації емоцій навіть при обмежених ресурсах.

Таким чином, для завдання виявлення стресу основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням доцільним є використання неймережевих засобів, а саме неймережевої моделі MobileNetV2.

1.3 Аналіз відомих наукових рішень та програмних засобів

Існує велика кількість програмних застосунків і наукових досліджень, присвячених автоматичному виявленню психоемоційних станів людини, зокрема стресу. Сучасні методи здебільшого ґрунтуються на використанні алгоритмів машинного та глибокого навчання, а також аналізу зображень обличчя за допомогою нейронних мереж. Особливу увагу дослідники приділяють візуальним характеристикам обличчя, таким як мікровирази, напруження м'язів, рухи брів, губ і очей – ці ознаки часто є надійними індикаторами емоційного стану.

Автори дослідження [32] розв'язували задачу автоматичного розпізнавання базових емоцій за допомогою програмного забезпечення FaceReader (версія 6.0). Для цього вони використали два незалежні датасети – Warsaw Set of Emotional Facial Expression Pictures та Amsterdam Dynamic Facial Expression Set, які не входили до навчального набору даних FaceReader, що забезпечило об'єктивну оцінку точності моделі. Згідно з результатами дослідження, FaceReader досяг загальної точності 88% при класифікації базових емоцій, таких як радість, сум, страх, гнів, відраза та здивування. Крім того, для оцінки відповідності між автоматичним аналізом та людською оцінкою мімічної

активності за системою FACS було розраховано індекс узгодженості, який склав 69%. Це свідчить про помірну відповідність між результатами FaceReader та експертною оцінкою [33].

Додатково, дослідження виявило, що FaceReader найкраще розпізнає емоцію радості з точністю 96%, тоді як найменш точним було розпізнавання гніву, з точністю 76%. Програмне забезпечення також показало кращі результати при аналізі жіночих облич (89%) порівняно з чоловічими (86%), а також при розпізнаванні емоцій у людей нідерландського походження (91%) порівняно з кавказьким (88%) та турецько-марокканським (86%) походженням [34].

Автори статті [35] досліджували ефективність програмного забезпечення Affectiva для розпізнавання емоційних виразів обличчя, порівнюючи його результати з електроміографією (EMG). Учасникам експерименту пропонувалося імітувати емоції радості та гніву, а також нейтральні вирази. Результати показали високу кореляцію між показниками Affectiva та EMG [35, 36], що свідчить про здатність програмного забезпечення точно ідентифікувати ці емоції. Однак у випадках нейтральних виразів Affectiva іноді помилково класифікувала їх як негативні, що вказує на обмеження в розпізнаванні тонких або змішаних емоцій.

У іншому дослідженні, представленому в блозі Affectiva, зазначено, що точність розпізнавання емоцій, в тому числі стресу програмним забезпеченням оцінюється за площею під кривою приймача (ROC AUC). Для таких виразів, як посмішка, нахмурення брів, відкритий рот, закриття очей та підняття брів, значення ROC AUC перевищує 90%, що свідчить про високу точність. Для більш складних виразів, таких як опущені кути губ, розширення очей та підняття внутрішньої частини брів, значення ROC AUC перевищує 80% [37].

Автори статті [38] розв'язували задачу багатомодального аналізу людської поведінки за допомогою платформи iMotions, що інтегрує біометричні сенсори (Eye Tracking, Facial Expression Analysis, EEG, EDA тощо). Для аналізу мімічної активності використовувався модуль Affectiva, вбудований у iMotions.

Сучасні програмні рішення для аналізу емоційного стану людини активно використовують досягнення штучного інтелекту, машинного навчання та комп'ютерного зору. Такі системи дозволяють розпізнавати психоемоційні реакції за виразами обличчя, що відкриває нові можливості в галузях психології, медицини, маркетингу, освіти та соціального забезпечення.

FaceReader – інструмент автоматичного аналізу міміки обличчя від Noldus Information Technology, що використовується в психології, нейронауках, маркетингу та освіти. Він визначає емоції (радість, гнів, смуток, страх тощо), інтенсивність виразів і загальну виразність обличчя [38].

FaceReader (рисунок 1.3) є ще одним інструментом автоматичного аналізу емоцій, що базується на попередньо натренованих моделях. Незважаючи на зручний інтерфейс і широке використання в академічних колах, недоліками FaceReader є обмежений набір емоцій, що підлягають розпізнаванню, а також чутливість до якості зображення. Точність варіюється в залежності від експериментальних умов і, як показують незалежні дослідження, може коливатися від 65% до 85% [39].

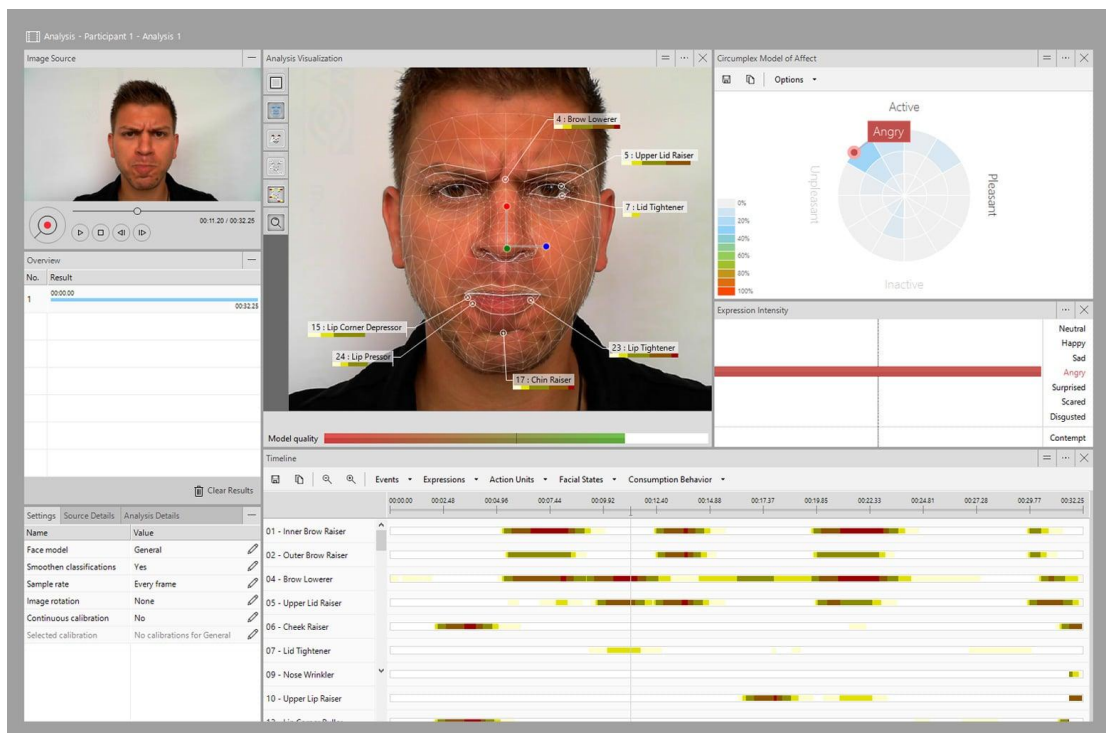


Рисунок 1.3 – Інтерфейс програми FaceReader [41]

FaceReader активно застосовується в різних сферах: у маркетингових дослідженнях для оцінки сприйняття реклами, у медичних дослідженнях для вивчення емоційних реакцій пацієнтів з депресією чи аутизмом [40], а також у психології для вимірювання емоційних реакцій на різні стимули. Крім того, FaceReader допомагає оцінити рівень стресу у людей, вивчаючи їхні мімічні реакції на соціальні ситуації або фізіологічні зміни (рисунок 1.3).

FaceReader легко інтегрується з біометричними системами, що дозволяє отримувати комплексні дані про психофізіологічний стан людини – наприклад, одночасно з емоціями аналізувати ЕЕГ або серцебиття. Програма підтримує різні камери, розпізнає емоції, вік, стать, погляд, положення голови та активність, а також надає графічну візуалізацію результатів. Її можна поєднувати з трекерами погляду та сенсорами.

Серед недоліків – висока вартість, закритість моделі (неможливість донавчання) і залежність точності від якості зображення. Стрес визначається лише опосередковано – через емоції. Попри це, FaceReader залишається одним із найефективніших інструментів для безконтактного аналізу емоцій [42].

Affectiva – компанія, заснована в 2009 році в MIT Media Lab, яка спеціалізується на Emotion AI (рисунок 1.4). Вона розробила Affdex SDK – інструмент для інтеграції емоційно чутливих функцій у додатки та пристрої [43]. Технологія аналізує вирази обличчя, жести та голос, розпізнаючи понад 20 виразів, що відповідають основним емоціям (радість, гнів, страх, смуток, здивування, відраза), а також рівень стресу, зацікавленості та втоми [44].

Affectiva застосовує методи глибокого навчання для аналізу міміки обличчя, однак її точність у реальних умовах знижується, особливо при слабкому освітленні, частковому закритті обличчя або у випадках виражених етнічних та вікових відмінностей. За наведеними оцінками, показники точності для певних емоцій (наприклад, страх або злість) є нижчими за 70%, що робить модель менш надійною для клінічного або польового застосування [45].

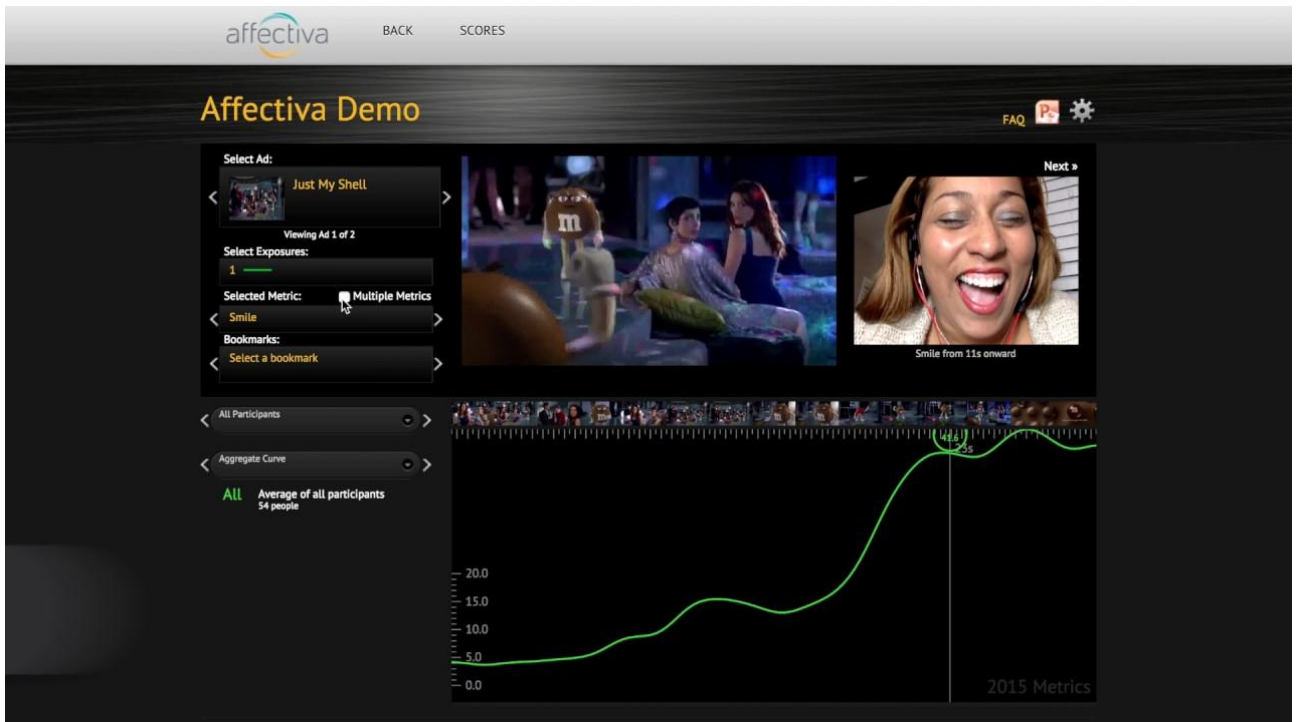


Рисунок 1.4 – Інтерфейс програми компанії Affectiva [46]

Втім, використання таких технологій викликає питання етики та конфіденційності, адже йдеться про обробку чутливих емоційних даних [47]. Affectiva впроваджує політики конфіденційності та етичні стандарти, щоб забезпечити відповідальне використання інформації [48].

Таким чином, Affectiva демонструє високу ефективність у розпізнаванні базових емоцій, таких як радість і гнів, але має обмеження у точності при ідентифікації нейтральних або змішаних емоційних виразів.

iMotions – це платформа для дослідження людської поведінки, яка дозволяє інтегрувати дані з різних біосенсорів, як-от відстеження погляду, вирази обличчя, EEG, EDA/GSR тощо. Завдяки мультимодальному підходу вона забезпечує комплексний аналіз емоційних і когнітивних реакцій у реальному часі, що корисно у сферах від маркетингу до медицини [49].

Однак iMotions є лише інтеграційною системою – вона не виконує аналіз самостійно, а залежить від зовнішніх модулів (наприклад, Affectiva, Eye Tracker). Це обмежує гнучкість налаштувань і знижує точність у складних сценаріях [50].

Точність визначення емоцій залежала від якості відеозаписів, освітлення, положення голови та чутливості сенсора. Натомість підкреслюється, що точність обробки залежить від характеристик підключених зовнішніх інструментів і їхнього калібрування (рисунок 1.5).

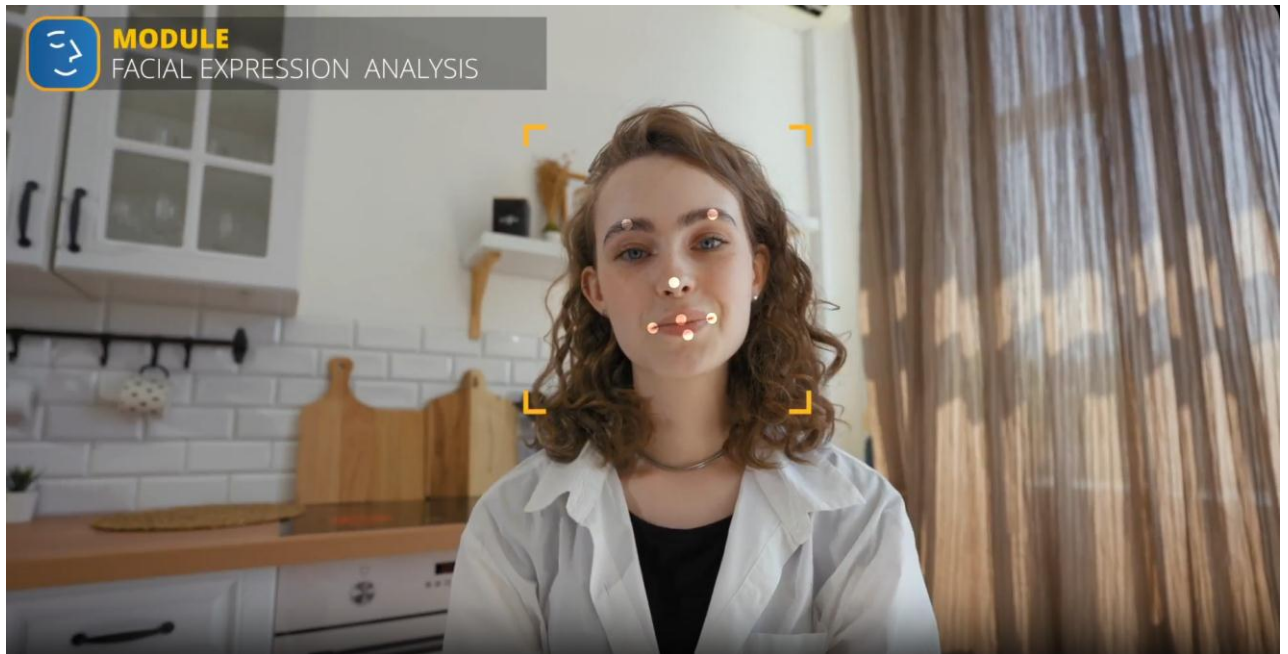


Рисунок 1.5 – Інтерфейс iMotions [51]

iMotions вирізняється можливістю мультимодального аналізу, поєднуючи розпізнавання емоцій з обличчя, аналіз погляду, серцевого ритму та електричної активності шкіри. Це забезпечує комплексну оцінку емоційного стану. Інтерфейс інтуїтивно зрозумілий, а підтримка стандартних датасетів (AffectNet, FER 2013) робить програму універсальною для досліджень [52].

До переваг також належить гнучкість налаштувань для різних умов освітлення й руху. Водночас iMotions має суттєві недоліки: висока вартість, потреба у спеціалізованому обладнанні та зниження точності за умов низької якості відео чи нетипових виразів обличчя [53].

Глибокі згорткові нейронні мережі автоматизують аналіз, враховуючи широкий спектр невербальних сигналів, що підвищує ефективність діагностики психоемоційного стану. Це має важливе значення не лише для медицини, а й у професійних сферах, мобільних додатках і системах реального часу.

Отже, з проведеного аналізу випливає, що завдання виявлення стресу за візуальними характеристиками обличчя є актуальним та перспективним. Сучасні підходи мають обмежену здатність до точного виявлення саме стресу, оскільки зосереджені переважно на класифікації базових емоцій. Стрес, як складний і багатокомпонентний психофізіологічний процес, часто проявляється через тонкі або змішані мімічні реакції, які моделі розпізнають ненадійно. Тому це свідчить про потребу в розробці спеціалізованих моделей, орієнтованих саме на виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя.

1.4 Мета, задачі та вимоги до реалізації інтелектуальної системи

Метою кваліфікаційної роботи є підвищення ефективності процесу виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами.

Для досягнення поставленої мети необхідно виконати такі завдання:

- провести аналіз інформаційних моделей області аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням для виявлення стресу;
- створити метод виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням;
- створити програмну реалізацію на основі запропонованого методу та спроектованої інтелектуальної системи;
- виконати дослідження методу з використанням розробленої інтелектуальної системи.

Розділ 2 Метод виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами

2.1 Загальна ідея роботи

В даному пункті наведено загальну ідею роботи (рисунок 2.1). Вона охоплює ключові етапи, зокрема, навчання нейромережевої моделі для класифікації, подачу даних до навченої нейромережевої моделі та інтерпретацію отриманого результату.

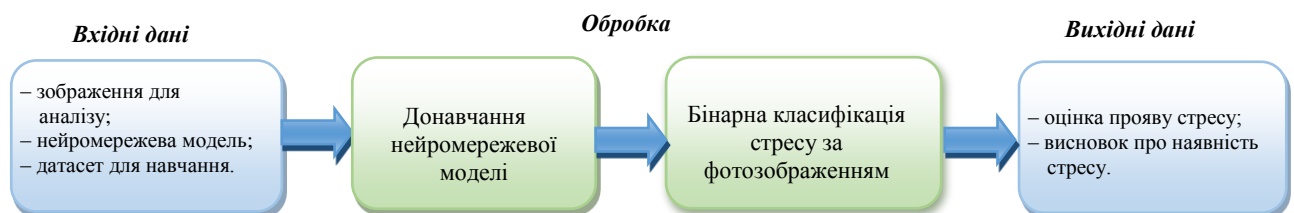


Рисунок 2.1 – Загальна ідея роботи

Для виявлення стресу пропонується використати нейромережеву модель для бінарної класифікації. Передбачається, що модель для бінарної класифікації стресу необхідно донавчити на датасеті, що містить два класи зображень обличчя людей – «стрес» та «без стресу». Далі навчена нейромережева модель виконує бінарну класифікацію на основі навчених закономірностей.

Результатом роботи моделі є формування відповідного висновку щодо наявності або відсутності ознак стресу.

Такий підхід дозволить досягти підвищення ефективності процесу виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами.

2.2 Кроки методу виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням

В пункті запропоновано метод виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами. Метод складається з трьох основних етапів: попередньої обробки вхідного зображення, класифікації за допомогою нейромережевої моделі та формування висновку щодо наявності або відсутності стресу (рисунок 2.2).



Рисунок 2.2 – Схема методу виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами

Схема демонструє поетапний процес, необхідний для виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя. Вхідні дані системи включають наступні компоненти:

1. Попередньо створену та навчену нейромережеву модель, здатну виконувати бінарну класифікацію між станами «стрес» і «без стресу», процес отримання якої наведено у пункті 2.3.

2. Зображення обличчя, яке буде піддане аналізу, щоб виявити стрес на основі аналізу візуальних характеристик обличчя.

На першому етапі реалізується початкова обробка вхідного зображення. Для цього виконується перетворення його у формат, який відповідає вимогам моделі глибокого навчання, що виконуватиме бінарну класифікацію.

Другий етап є основним, на ньому відбувається безпосередня бінарна класифікація. Використовуючи візуальні риси обличчя, нейромережева модель аналізує ймовірність наявності або відсутності стресу. Цей процес базується на знаннях, які модель отримала під час навчання на датасеті, що був обраний для навчання. У процесі аналізу нейромережева модель порівнює ознаки зразка з learned-патернами, що були закладені під час навчання на спеціалізованому датасеті. Таким чином, метод дозволяє зробити обґрунтоване припущення про емоційний стан людини на основі лише одного фотозображення.

Третій етап відповідає за обробку отриманих результатів та формування висновку про наявність стресу. На основі прогнозу, сформованого нейронною мережею, а саме на оцінках впевненості щодо кожного з двох класів, формується висновок про наявність або відсутність стресу. Якщо оцінка впевненості для класу «стрес» була вище, ніж 60%, то робиться висновок про те, що стрес присутній на обличчі. Таке порогове значення встановлено емпіричним шляхом під час експериментального дослідження методу.

Вихідними даними є розраховані оцінки впевненості нейромережевої моделі про наявність та відсутність стресу та висновок щодо прийнятого рішення про наявність стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням.

Отже, наведений у пункті метод дозволить отримувати висновок щодо присутності стресу за візуальними характеристиками обличчя. Також метод

може бути впроваджений у програмне забезпечення у різних сферах – від психологічного моніторингу до медичних чи безпекових систем.

2.3 Навчання нейромережевої моделі для виявлення стресу

Для отримання нейромережевої моделі глибокої моделі MobileNetV2, що виконуватиме бінарну класифікацію для виявлення стресу запропоновано схему навчання нейромережевої моделі для виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням (рисунок 2.3).

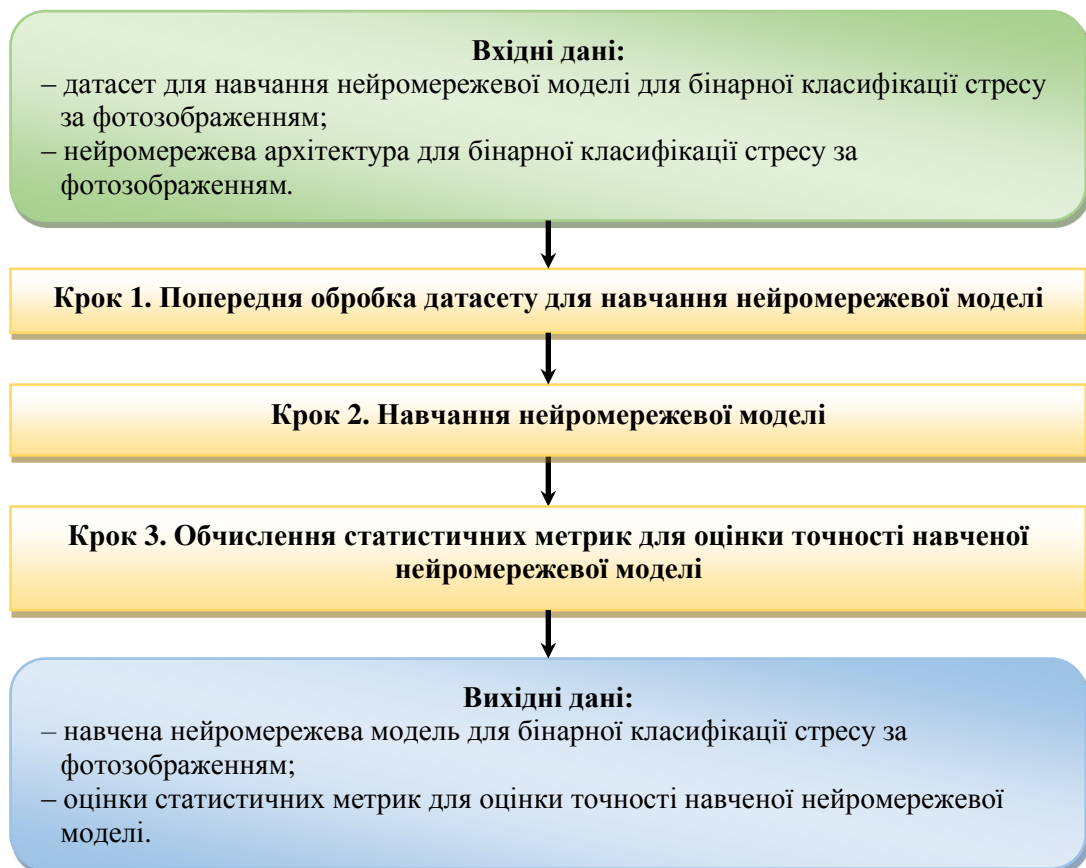


Рисунок 2.3 – Схема кроків навчання нейромережевої моделі для виявлення стресу за фотозображенням

Наведена схема описує послідовність етапів, необхідних для навчання нейромережевої моделі, здатної виявляти стрес на основі фотозображень. Цей процес включає підготовку даних, навчання моделі та обчислення статистичних метрик для оцінки точності навченої нейромережевої моделі.

Вхідні дані включають такі елементи як набір фотозображень обличчя для навчання нейромережевої моделі MobileNetV2, який повинен містити приклади із двома станами – «стрес» та «без стресу». Крім того, використовується обрана архітектура нейромережі, що має здатність до бінарної класифікації на основі аналізу візуальних характеристик.

На першому кроці відбувається попередня обробка вхідного набору даних. Сюди входять такі ключові дії, як змінення розмірів зображень до заданого формату, нормалізація значень яскравості пікселів, а також використання методів аугментації. Ці операції спрямовані на збільшення кількості навчальних прикладів та забезпечення стандартизації вхідних даних, що позитивно впливає на узагальнювальну здатність моделі працювати з новими, раніше невідомими зображеннями.

Для підвищення варіативності навчального набору застосовано аугментацію даних без збереження нових зображень у файловій системі. Під час навчання модель отримувала модифіковані варіації зображень. Використовувалися такі трансформації:

- випадкові обертання (до 30°),
- масштабування (до 30%),
- зсув по ширині та висоті (до 30%),
- горизонтальне віддзеркалення.

Ці операції значно підвищують здатність моделі до узагальнення і запобігають перенавчанню, особливо при роботі з відносно обмеженим числом унікальних зображень.

Таким чином, попередня обробка датасету для навчання охоплювала:

- організацію структури директорій за класами;
- приведення зображень до фіксованого розміру;
- нормалізацію значень пікселів;
- динамічну аугментацію даних у режимі тренування, щоб запобігти перенавчанню.

Другий крок передбачає навчання самої нейромережевої моделі MobileNetV2. У рамках цього процесу виконується оптимізація вагів нейронів шляхом аналізу тренувального набору даних. У ході оптимізації модель навчається визначати й встановлювати взаємозв'язки між певними візуальними ознаками обличчя (наприклад, вираз очей, положення брів тощо) та станом емоційного напруження (стрес чи його відсутність).

На третьому кроці здійснюється розрахунок статистичних метрик для оцінки точності навченої моделі. Основний акцент ставиться на аналізі таких характеристик, як точність, повнота, F1-міра. Процес дозволяє виявити сильні та слабкі сторони моделі й сформулювати чіткі уявлення про її здатність до класифікації картинок із реальними індикаторами стану стресу.

Вихідними даними готова до використання нейромережева модель, яка може виконувати класифікацію фотографій за ознаками стресу чи його відсутності.

Отже, наведено кроки, що необхідні для навчання нейромережевої моделі для виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням. Отримана нейромережева модель буде використана на етапі 2 запропонованого у роботі методу.

2.4 Архітектура нейромережевої моделі для виявлення стресу

Шляхом виконання кроків, що були наведені у пункті 2.2 було навчено нейромережеву модель на базі архітектури MobileNetV2. На рисунку рисунок 2.4 подано архітектуру нейромережевої моделі MobileNetV2, адаптовану під завдання бінарної класифікації – виявлення обличчя зі станом «стрес» та «без стресу».

Для виділення ознак використовується попередньо навчена згортова нейронна мережа MobileNetV2, яка виконує роль екстрактора ознак завдяки застосуванню глибоких сепарабельних згорток та інверсних резидуальних блоків. З метою збереження стабільності попередньо навчених ваг було зафіксовано всі

шари моделі, окрім останніх тридцяти, що дозволяє здійснити адаптацію мережі до специфіки поставленого завдання. Далі отриманий об'єм ознак розміром 1280 перетворюється в одномірний вектор за допомогою глобального середнього пулінгу. Цей вектор слугує вхідним для додаткових шарів – так званої «верхівки» моделі.

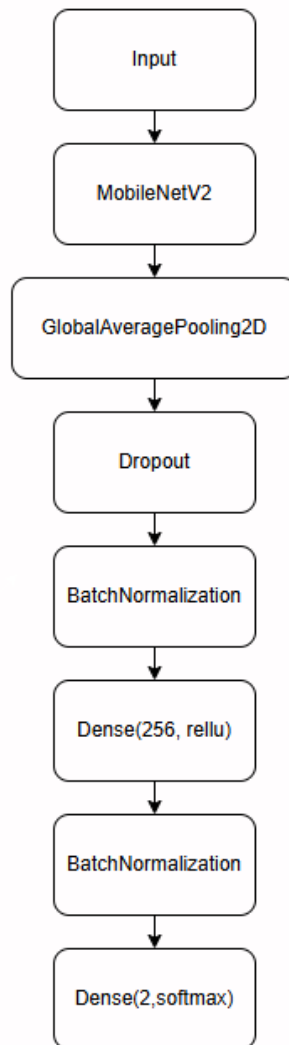


Рисунок 2.4 – Архітектура нейромережевої моделі MobileNetV2 для бінарної класифікації

У структурі верхнього рівня моделі реалізовано нормалізацію за допомогою шару Batch Normalization, а також регуляризацію методом Dropout із ймовірностями 0.5 та 0.4 для зменшення ризику перенавчання. Далі є повнозв'язний шар із 256 нейронами, в якому використовується активаційна

функція ReLU та L2-регуляризація, що сприяє зниженню переадаптації моделі до навчального набору даних.

Завершальним компонентом архітектури є класифікаційний шар із двома вихідними нейронами та функцією активації softmax, який формує ймовірнісні оцінки належності зображення до одного з двох класів: «Stress» або «No Stress». У якості функції втрат застосовується categorical crossentropy з технікою м'якого вирівнювання міток (label smoothing). Для оптимізації навчання використано адаптивний алгоритм Adam із фіксованою швидкістю навчання $1 \cdot 10^{-4}$.

Таким чином, наведена архітектура нейромережевої моделі дозволить проводити бінарну класифікацію для задачі виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням.

2.5 Проєктування інтелектуальної системи виявлення стресу

Проєктування інтелектуальної системи виявлення стресу ґрунтується на інтеграції низки взаємопов'язаних функціональних компонентів, що забезпечують повний цикл обробки даних – від надходження вхідних даних до формування вихідних результатів для користувача.

На рисунку 2.5 представлено схему інтелектуальної системи та взаємозв'язок підсистем. Система побудована у вигляді підсистем з урахуванням застосування методів глибокого навчання, зокрема нейронної мережі MobileNetV2, та охоплює всі ключові етапи – від підготовки даних до взаємодії з користувачем.

Підсистема навчання нейромережевої моделі – відповідає за навчання архітектури нейромережевої моделі, а також за налаштування параметрів навчання, включаючи розмір зображень, нормалізацію та аугментацію даних. Навчена модель передається в підсистему виявлення стресу для подальшого використання, а також в підсистему обчислення статистичних метрик для експериментального дослідження запропонованого у роботі методу.



Рисунок 2.5 – Загальна архітектура інтелектуальної системи

Підсистема обчислення статистичних метрик для оцінки точності навченої нейронервової моделі – виконує обчислення точності, влучності, повноти, F1-міри, а також створює графіки метрик на основі валідаційних результатів моделі. Графіки точності, втрат, F1-score передаються до інтерфейсу користувача для перегляду результатів обчислення.

Підсистема інтерфейсу користувача – дозволяє завантажити зображення для аналізу та отримати результат. Після завантаження нового зображення користувачем, воно надходить безпосередньо до підсистеми виявлення стресу, яка проводить аналіз за допомогою вже навченої моделі.

Підсистема виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням – головна компонента, яка інтегрує результати аналізу зображення, обробку моделі та повертає користувачу результат у зручному вигляді.

Отже, спроектовано інтелектуальну систему з чіткою структурою – від попередньої обробки даних і навчання моделі до взаємодії з користувачем. Така

структура інтелектуальної системи дозволить також провести експериментальне дослідження запропонованого методу.

2.6 Формування датасету для навчання нейромережевої моделі

Для навчання моделі було використано датасет «Stress Faces Dataset» [54], опублікований Janith Ukwattage на платформі Kaggle (рисунок 2.6). Цей датасет призначено для вирішення задачі бінарної класифікації стресу на обличчі за двома класами: stress та nostress. Структура датасету включає дві основні директорії – train і test, кожна з яких містить підкаталоги для обох класів.

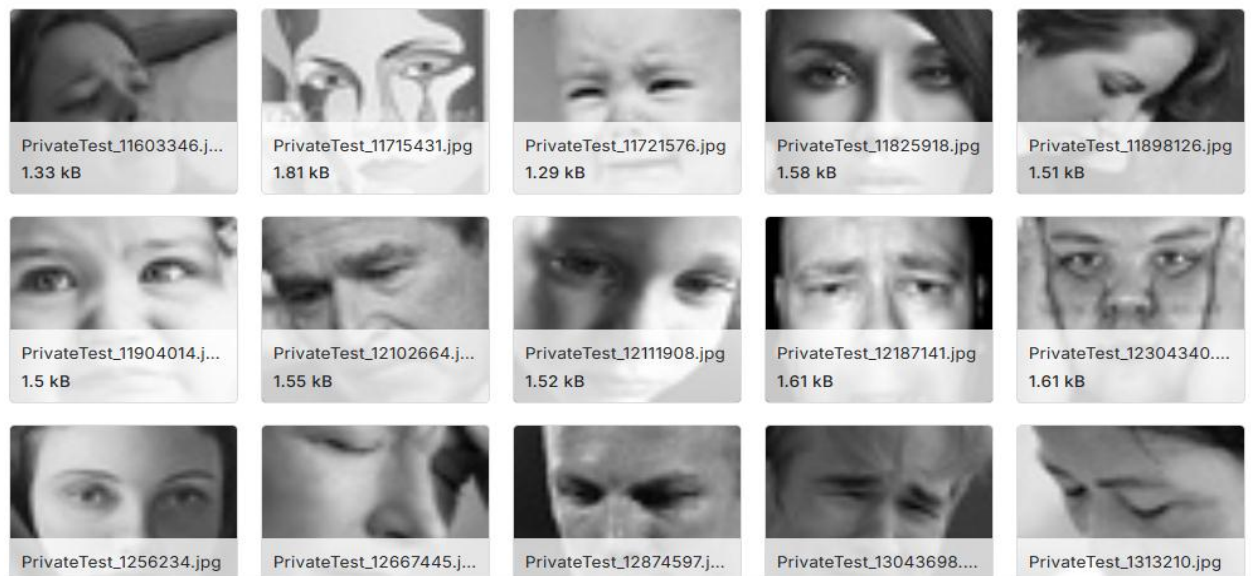


Рисунок 2.6 – Приклади зображень з датасету класу «стрес»

Зображення в датасеті мають різну якість та роздільну здатність, оскільки були зібрані з різноманітних джерел, переважно з фотографій та відеокадрів. Це створює варіативність у вихідному наборі, що сприяє підвищенню загальної стійкості моделі до нових умов і даних. Загалом датасет містить 4 830 зображень класу stress та 4 965 зображень класу nostress у тренувальному наборі, а також 1 247 і 1 233 зображення відповідно в тестовому наборі. Загальна кількість зразків становить 12 275, а розподіл між класами є збалансованим.

Таким чином, «Stress Faces Dataset» надає повноцінну основу для навчання нейромережевої моделі MobileNetV2 для задачі виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням, а застосовані підходи до підготовки даних дозволять забезпечити необхідний рівень узагальнення та точності моделі.

2.7 Статистичні метрики для оцінки точності навченої нейромережевої моделі

Оцінка точності нейромережевої моделі є обов'язковим етапом у процесі її навчання та впровадження для вирішення прикладних задач. Для цього застосовуються статистичні метрики, які дають змогу не лише отримати загальну оцінку точності моделі, але й більш детально проаналізувати її здатність надійно ідентифікувати окремі класи.

Матриця помилок (confusion matrix) є структурованою формою представлення результатів роботи класифікаційної моделі, що використовується для детального аналізу її продуктивності. Вона відображає кількість випадків, у яких зразки кожної категорії були правильно класифіковані, а також кількість помилкових класифікацій, коли об'єкти були віднесені до неправильних класів. Такий підхід дозволяє не лише візуалізувати результати моделі, але й здійснити аналіз її здатності правильно ідентифікувати об'єкти різних класів, виявити систематичні помилки та слабкі місця в процесі класифікації. Застосування матриці помилок сприяє діагностиці специфічних типів хибних рішень і є важливим кроком для удосконалення моделі з метою підвищення її точності [55].

Точність – це частка коректних передбачень моделі від загальної кількості зроблених передбачень. Вона виступає базовою метрикою, яка дозволяє швидко оцінити загальний рівень ефективності моделі [56].

Влучність (Precision) передбачень визначає, яку частку об'єктів, віднесених моделлю до конкретного класу, фактично належать цьому класу. Цей

показник відіграє ключову роль у зниженні кількості хибнопозитивних результатів, забезпечуючи більшу впевненість у правильності класифікації.

Повнота (також відома як чутливість або Recall) є одним із ключових показників якості класифікації, що характеризує здатність моделі правильно виявляти всі релевантні об'єкти певного класу. Ця метрика відображає частку істинно позитивних результатів серед усіх реальних прикладів відповідного класу. Високе значення повноти свідчить про ефективність моделі у виявленні максимальної кількості об'єктів, що належать до цільового класу, та про зменшення кількості пропущених випадків, коли об'єкти цього класу були помилково не розпізнані як такі [57].

F1-оцінка являє собою гармонічне середнє між показниками Precision та Recall. Вона забезпечує збалансовану характеристику ефективності моделі, що є особливо важливим у ситуаціях, коли необхідно одночасно враховувати помилки як першого, так і другого типу.

Середнє значення метрик (macro avg і weighted avg) служать для загальної оцінки продуктивності моделі по всіх класах. Macro avg передбачає однакову вагу кожного класу, забезпечуючи рівноправний вклад у результат, тоді як weighted avg враховує нерівномірний розподіл даних, зважаючи на кількість прикладів у кожному класі, що дозволяє точніше відображати реальну ефективність моделі.

Графіки функції втрат і точності, відомі також як Loss та Accuracy curves, слугують важливим інструментом для проведення візуального аналізу процесу навчання моделі. Ці графіки дозволяють наочно відстежувати динаміку змін показників втрат та точності як на тренувальному, так і на валідаційному наборах даних протягом кожної епохи навчання. Завдяки цьому можна оцінити ефективність роботи моделі і вчасно помітити такі явища, як перенавчання, коли модель надмірно підлаштовується під тренувальні дані, або недостатнє навчання, коли вона не може належним чином засвоїти основні закономірності. Таким чином, аналіз цих кривих дає змогу приймати більш обґрунтовані рішення щодо налаштувань моделі і стратегії навчання [58].

Використання наведених вище статистичних метрик надасть можливість виконати експериментальне дослідження запропонованого методу.

2.8 Висновки до розділу 2

Згідно теми кваліфікаційної роботи бакалавра було наведено метод виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням із використанням нейромережових засобів.

На початку було сформульовано загальну суть підходу, що ґрунтується на використанні нейромережових засобів для аналізу візуальних характеристик обличчя, які можуть свідчити про наявність стресу.

Розроблено та описано метод заснований на використанні згорткових нейронних мереж, зокрема архітектури MobileNetV2, котра характерна для високої точності при низькому обчислювальному навантаженні. Такий підхід є особливо доречним для задач, де важлива швидка обробка зображень при збереженні високої якості розпізнавання.

Наведено архітектуру нейромережової моделі для задачі бінарної класифікації (stress / no stress), відповідно до специфіки вхідних даних.

Важливим етапом обробка датасету, зокрема використання набору «Stress Faces Dataset», який містить зображення облич у стресовому та нормальному станах. Було виконано ретельну підготовку даних – нормалізацію, зміну розміру до 224x224 пікселів, а також застосування аугментації, що включає обертання, масштабування, зміщення та горизонтальне віддзеркалення зображень.

Окрему увагу приділено створенню інтелектуальної системи, яка інтегрує всі ключові компоненти процесу виявлення стресу. Таким чином, було спроектовано архітектурну та функціональну основу для розробки інтелектуальної системи виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережовими засобами.

Розділ 3 Програмна реалізація інтелектуальної системи виявлення стресу та експериментальне дослідження методу

3.1 Вибір засобів розробки та спеціалізованих бібліотек для реалізації інтелектуальної системи виявлення стресу

Для реалізації інтелектуальної системи виявлення стресу було обрано сучасні програмні засоби, що поєднують гнучкість, продуктивність і підтримку глибокого навчання. Вибір технологій здійснювався з урахуванням сумісності між модулями, простоти інтеграції та можливостей масштабування.

Для реалізації проєкту основною мовою програмування було обрано Python – стандарт у сфері машинного навчання та штучного інтелекту. Її широка екосистема бібліотек і фреймворків дозволяє ефективно створювати моделі глибокого навчання, працювати з обробкою зображень і розробляти користувацькі інтерфейси.

Для створення, навчання та оптимізації нейронної мережі використано TensorFlow із Keras – високорівневою надбудовою для навчання нейромережевої моделі MobileNetV2 [59].

Для збільшення варіативності тренувального набору даних без генерації нових зображень використовувався компонент ImageDataGenerator [60] із модуля tensorflow.keras.preprocessing.image. Це дало змогу виконувати масштабування, обертання, зміщення й дзеркалення зображень у режимі реального часу без необхідності додаткового збереження генерованих даних у пам'яті.

Для математичних обчислень і роботи з масивами слугувала бібліотека NumPy [61]. Вона виконувала завдання нормалізації піксельних значень, підготовки тензорів для навчання моделі та обробки отриманих результатів. Крім того, Matplotlib використовувалася для візуалізації динаміки тренувального процесу. Ця бібліотека дозволила створювати графіки змін показників точності та втрат моделі по епохах, що сприяло ефективному моніторингу результатів [62].

На етапі навчання були інтегровані такі інструменти Keras, як ModelCheckpoint, EarlyStopping і ReduceLROnPlateau. Вони забезпечили автоматичне збереження найоптимальнішої версії моделі, запобігли перенавчанню та дозволили динамічно адаптувати швидкість навчання при стабілізації помилок на валідаційних даних.

Користувацький інтерфейс розроблено за допомогою Tkinter [63] – вбудованої бібліотеки Python для створення графічних інтерфейсів. Інтерфейс дозволяє завантажувати зображення для аналізу, запускати процес класифікації, відображати отримані результати та генерувати діаграми ймовірностей для детального аналізу.

Розробка коду виконувалася у середовищі VS Code, яке надає зручний редактор із можливістю інтеграції Git і підтримує роботу з ізольованими віртуальними середовищами. Це полегшило керування залежностями проєкту. На етапі тренування моделі також використовувалося середовище Google Colab, яке забезпечило доступ до потужностей графічного процесора, що суттєво прискорило процес навчання нейронної мережі.

У результаті використання бібліотек Python дозволило створити інтелектуальну систему, здатну ефективно виявляти стрес за зображенням. Інтелектуальна система базується на архітектурі нейронних мереж і має інтуїтивно зрозумілий та функціональний графічний інтерфейс, що робить її зручною для кінцевого користувача.

3.2 Структура та функціональне призначення програмних складових інтелектуальної системи виявлення стресу

Розроблена інтелектуальна система виявлення стресу включає набір функціональних модулів, які працюють у взаємодії, забезпечуючи повний процес обробки зображення – від початкового введення до класифікації та формування висновку про результати класифікації.

Завдяки модульній структурі система легко адаптується до нових вимог або розширюється для вирішення інших завдань. Для більш детального розуміння структури та функціонального призначення програмних складових інтелектуальної системи наведено діаграму класів (рисунок 3.1).

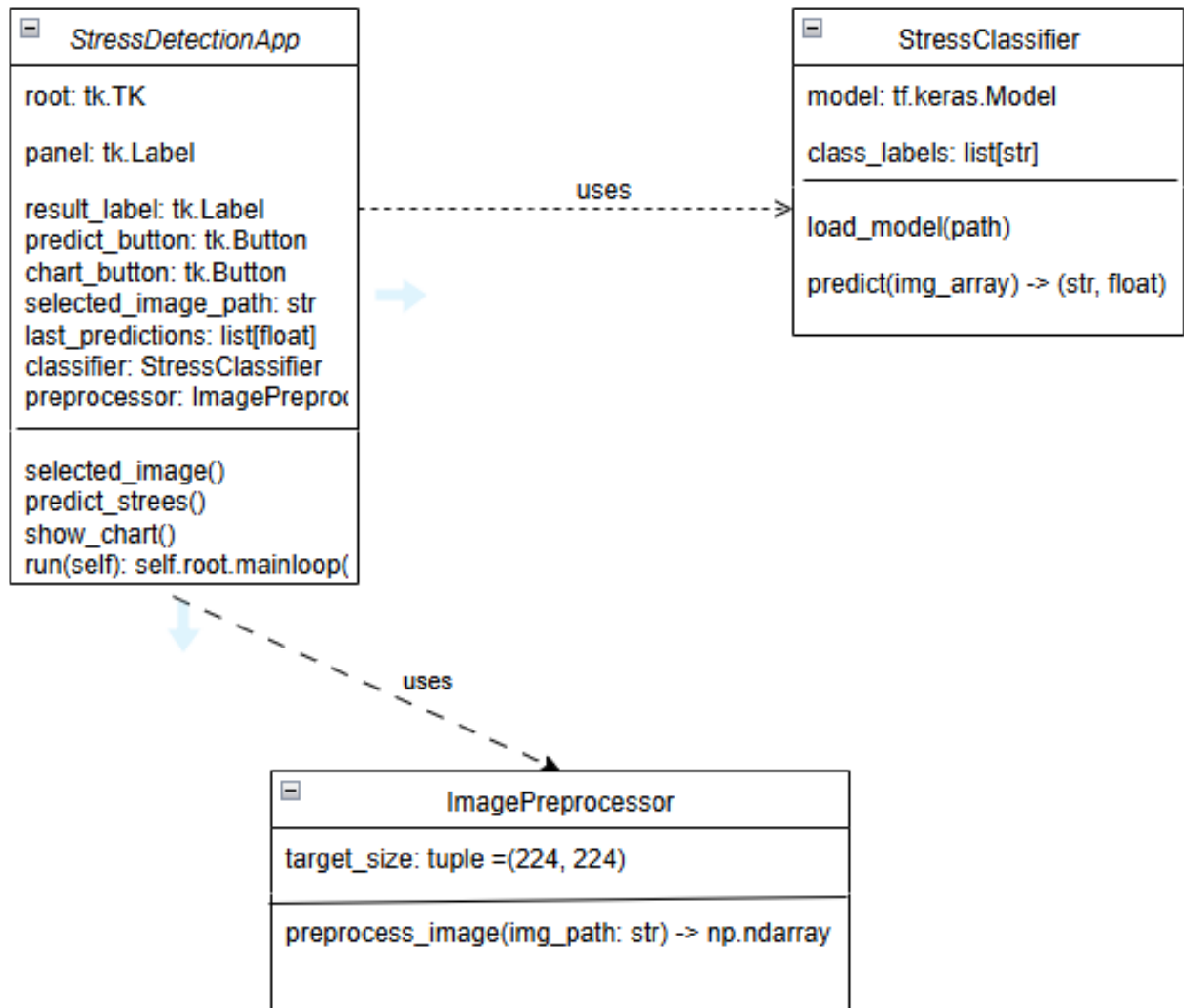


Рисунок 3.1 – Діаграма класів

Клас `StressDetectionApp` є центральною частиною програми для реалізації графічного інтерфейсу користувача за допомогою бібліотеки `tkinter`. До його атрибутів належать такі компоненти: «`root`» – головне вікно GUI, «`panel`» – область для відображення вибраного зображення, «`result_label`» – поле для виведення текстового результату класифікації, «`predict_button`» – кнопка, що запускає процес класифікації зображення, «`chart_button`» – кнопка для

відображення діаграми з ймовірностями, «selected_image_path» – шлях до обраного зображення, «last_predictions» – список з ймовірностями класифікації. Крім того, класи «classifier» і «preprocessor» є екземплярами класів StressClassifier та ImagePreprocessor відповідно. Головні методи цього класу включають функції для вибору зображення (selected_image()), класифікацію зображення за допомогою моделі (predict_stress()), створення діаграми ймовірностей (show_chart()) та ініціалізацію головного циклу GUI (run()).

Клас StressClassifier відповідає за завантаження та застосування навченої моделі машинного навчання. Його атрибути включають «model», яка представляє навчену модель TensorFlow, і «class_labels», що містить список назв класів, таких як «Без стресу» та «Стрес». Основний метод predict(img_array) приймає оброблене зображення у вигляді масиву й повертає передбачуваний клас разом із ймовірністю. Хоча метод завантаження моделі явно не описано, передбачається існування функції load_model(path) для завантаження моделі з файлу.

Клас ImagePreprocessor відповідає за підготовку зображень перед їх подачею до моделі. Він містить атрибут «target_size», що зазвичай дорівнює (224, 224), задаючи розмір зображення, на який розраховує модель. Метод preprocess_image(img_path) виконує завантаження зображення, зміну його розміру, нормалізацію та додавання додаткової осі для формування пакету даних. Хоча цю функцію можна реалізувати окремо, вона інтегрована у формат класу, що покращує гнучкість і узгодженість із принципами об'єктно-орієнтованого програмування.

Щодо взаємодії між компонентами, клас StressDetectionApp використовує StressClassifier для отримання передбачень та ImagePreprocessor для обробки вхідних даних.

Результат класифікації виводиться в інтерфейс за допомогою модуля виведення результату. Користувач бачить назву передбаченого класу та значення впевненості моделі у вигляді відсотка. Колір тексту динамічно змінюється

залежно від результату: зелений – у випадку «без стресу» та червоний – якщо виявлено стрес.

Таким чином, інтелектуальна система реалізована як узгоджений набір модулів, де кожен відповідає за окремий етап обробки. Такий підхід дозволяє легко підтримувати, оновлювати та масштабувати інтелектуальну систему. Запропонований метод виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами реалізований як частина описаної інтелектуальної системи.

3.3 Особливості реалізації програмних складових інтелектуальної системи виявлення стресу

В даному пункті наведено особливості реалізації програмних складових інтелектуальної системи виявлення стресу – наведено псевдокод основних функцій та описано їх. Система дозволяє користувачу завантажити зображення, обробити його, здійснити класифікацію за допомогою згорткової нейромережі MobileNetV2 та вивести результат.

Завантажити модулі для роботи з графікою (tkinter, PIL.ImageTk, matplotlib, tensorflow, numpy).

Завантажити модель нейромережі з файлу model_mobilenet.keras.

Модель у форматі .keras автоматично ініціалізується та завантажується під час старту програми, що забезпечує безперешкодну інтеграцію з основним кодом.

Перед проведенням процесу класифікації зображення піддаються кільком етапам попередньої обробки, щоб забезпечити стандартизацію вхідних даних і покращити якість роботи моделі. Спочатку їх масштабують до фіксованого розміру 224×224 пікселів, що є стандартним вибором для багатьох сучасних нейронних мереж, які працюють із зображеннями.

Завантажити зображення за шляхом.
Змінити розмір до 224×224.
Перетворити у масив і нормалізувати (/255).
Розширити розмірність до (1, 224, 224, 3).

Потім зображення нормалізуються шляхом поділу значень інтенсивності пікселів на 255, що перетворює діапазон яскравості зображення до інтервалу від 0 до 1, забезпечуючи стабільну передачу даних у модель. На завершальному етапі вони конвертуються у формат тензора, що необхідно для подання зображень у вигляді багатовимірних масивів, сумісних зі структурою сучасних інструментів машинного навчання.

Для забезпечення взаємодії з користувачем було розроблено інтуїтивно зрозумілий графічний інтерфейс, побудований на основі бібліотеки tkinter. Цей інтерфейс забезпечує можливість виконання кількох ключових дій: він дозволяє завантажити зображення зі зручним для користувача механізмом вибору, провести його класифікацію за допомогою заданого алгоритму, а також продемонструвати отриманий результат у наочній формі. Інтерфейс спроектований таким чином, щоб максимально спростити взаємодію користувача із програмою і зробити процес аналізу зображень ефективним та доступним.

Після натискання кнопки «Обрати зображення» на екрані з'являється файловий діалог, який дозволяє користувачеві легко вибрати необхідне зображення зі свого пристрою (рисунок 3.2). Після завершення вибору та завантаження зображення, воно відображається у вікні програми, займаючи виділену для нього область. Одночасно з цим стає активною кнопка «Виявити стрес», надаючи користувачеві можливість перейти до наступного етапу взаємодії.

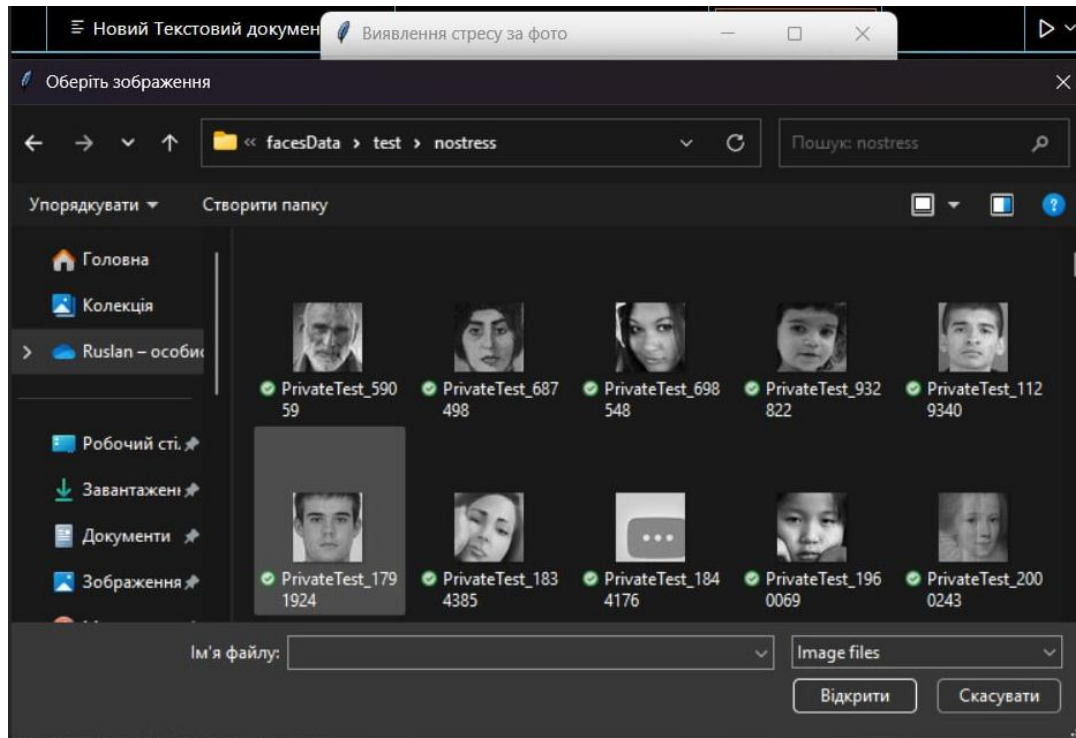


Рисунок 3.2 – Відображення вибору зображення користувачем

Після завершення процесу передобробки, отримане зображення передається в нейронну мережу для подальшого аналізу та обробки. У результаті роботи алгоритму визначається клас, котрий має найвищу ймовірність відповідно до заданих параметрів і обчислень (рисунок 3.3).

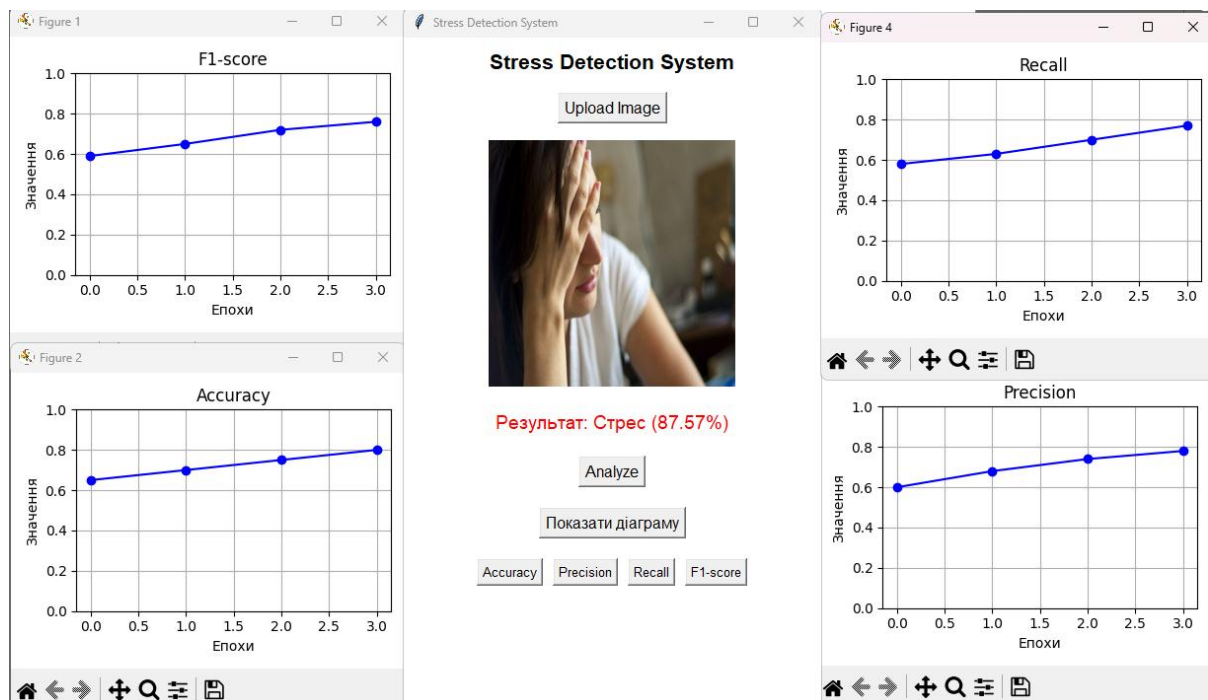


Рисунок 3.3 – Відображення результату

Графічний інтерфейс побудовано за принципом «одне вікно – одна дія», що забезпечує інтуїтивно зрозуміле управління. Користувачу доступна послідовність простих дій: завантаження зображення, ініціація класифікації, перегляд результату та візуалізація у вигляді діаграми (рисунок 3.4).

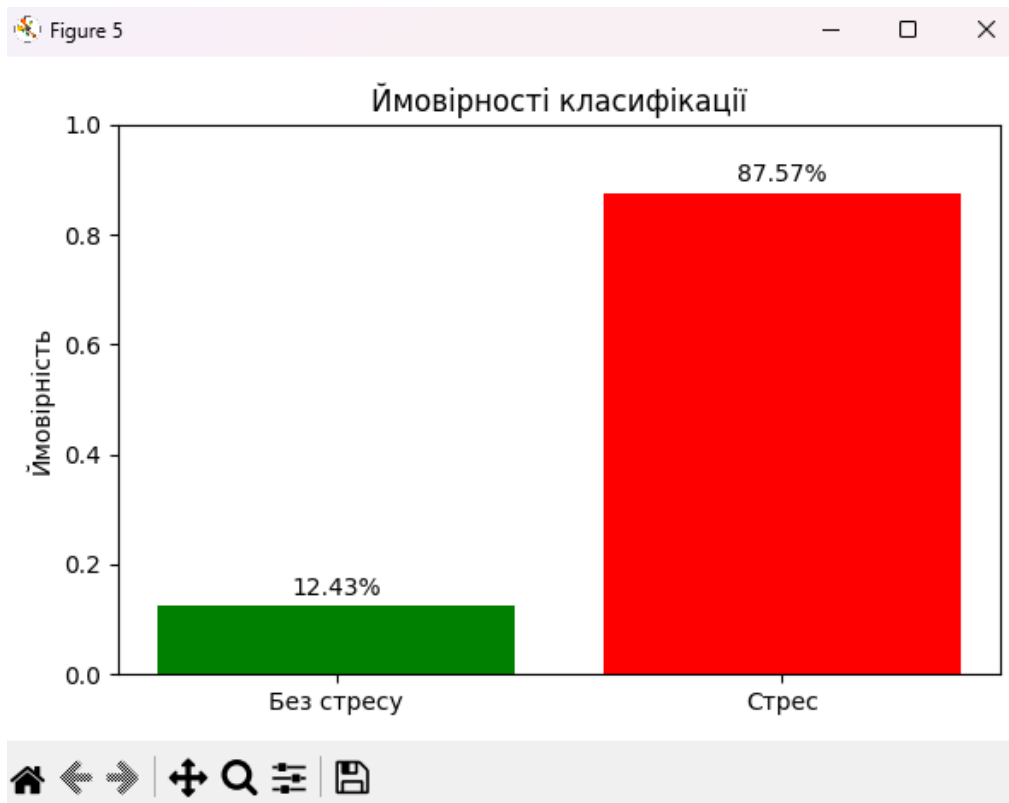


Рисунок 3.4 – Візуалізація результату у вигляді діаграми

Програмний код реалізовано у вигляді окремих функцій, що значно спрощує його тестування, підтримку та подальшу модифікацію.

Побудувати стовпчикову діаграму з ймовірностями.
 Вісь Y – ймовірність (від 0 до 1).
 Кольори: зелений – без стресу, червоний – стрес.
 Підписати значення відсотків над кожним стовпчиком.

Отже, програмна реалізація інтелектуальної системи успішно об'єднує ефективність нейромережевої моделі, інтуїтивність графічного інтерфейсу та чітку організацію коду. Такий підхід гарантує високий рівень надійності, гнучкості й зручності використання системи для автоматизованого розпізнавання стресу на основі аналізу зображення обличчя.

3.4 Експериментальні дослідження

Для забезпечення оцінки точності навченої нейромережевої моделі для задачі виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами використані статистичні метрики, що наведені у пункті 2.6. Основна мета дослідження полягає у визначенні здатності моделі узагальнювати нові, раніше незнайомі дані та вірно розподіляти їх між двома класами: «стрес» і «відсутність стресу».

Було здійснено експериментальне дослідження впливу кількості епох, розміру batch-size на точність моделі, результати якого представлено в таблиці 3.1.

Таблиця 3.1 – Показники точності класифікації залежно від кількості епох та batch-size

| Епохи | batch-size | Accuracy, % |
|-------|------------|-------------|
| 15 | 16 | 68 |
| 15 | 32 | 65 |
| 20 | 16 | 75 |
| 20 | 32 | 72 |
| 30 | 16 | 86 |
| 30 | 32 | 84 |
| 35 | 16 | 78 |
| 35 | 32 | 72 |

Як показано в таблиці 3.1, точність класифікації зростає зі збільшенням кількості епох, досягаючи значення 86 % при 30 епохах і batch-size = 16. Збільшення batch-size до 32 дещо знижує точність на всіх рівнях епох, що

свідчить про краще навчання при менших розмірах batch-size. В той час, як збільшення кількості епох до 35 показує ознаки перенавчання моделі.

В рамках дослідження процесу навчання нейромережевої моделі створювалися графіки, які відображали зміни точності та значень функції втрат на кожній епосі навчання. Завдяки таким графікам стало можливим оцінити загальну стабільність навчання моделі та вчасно помітити потенційні моменти, де вона могла почати перенавчатися. Результуючий графік точності та втрат наведено на рисунку 3.6.

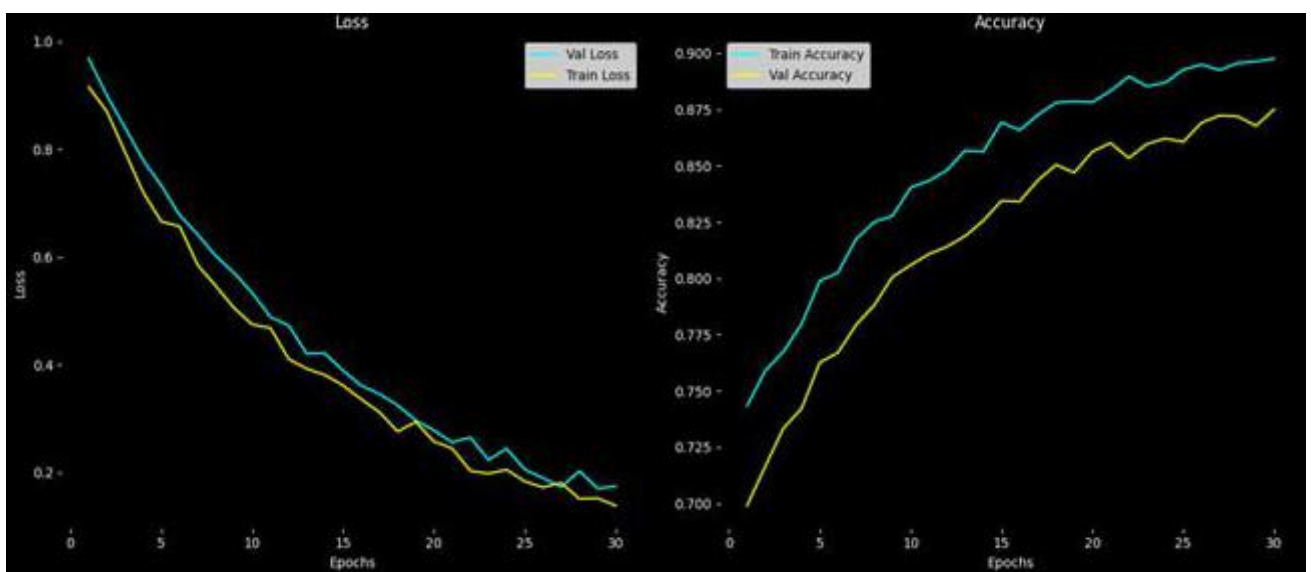


Рисунок 3.6 – Графік точності та втрат під час навчання нейромережевої моделі

На графіку проілюстровано динаміку змін функції втрат та показника точності впродовж 30 епох навчання. Наведені графіки демонструють стабільний і позитивний результат: тренувальна точність перевищує 90%, а валідаційна становить 86%. Це свідчить про якісне навчання моделі без ознак перенавчання. Водночас функція втрат поступово знижується для обох наборів даних – як навчального, так і валідаційного, що підкреслює покращення загальної узгодженості роботи моделі.

Також в рамках проведення експериментального дослідження було використано матрицю помилок, адже вона показує співвідношення між реальними та передбаченими класами (рисунок 3.7).

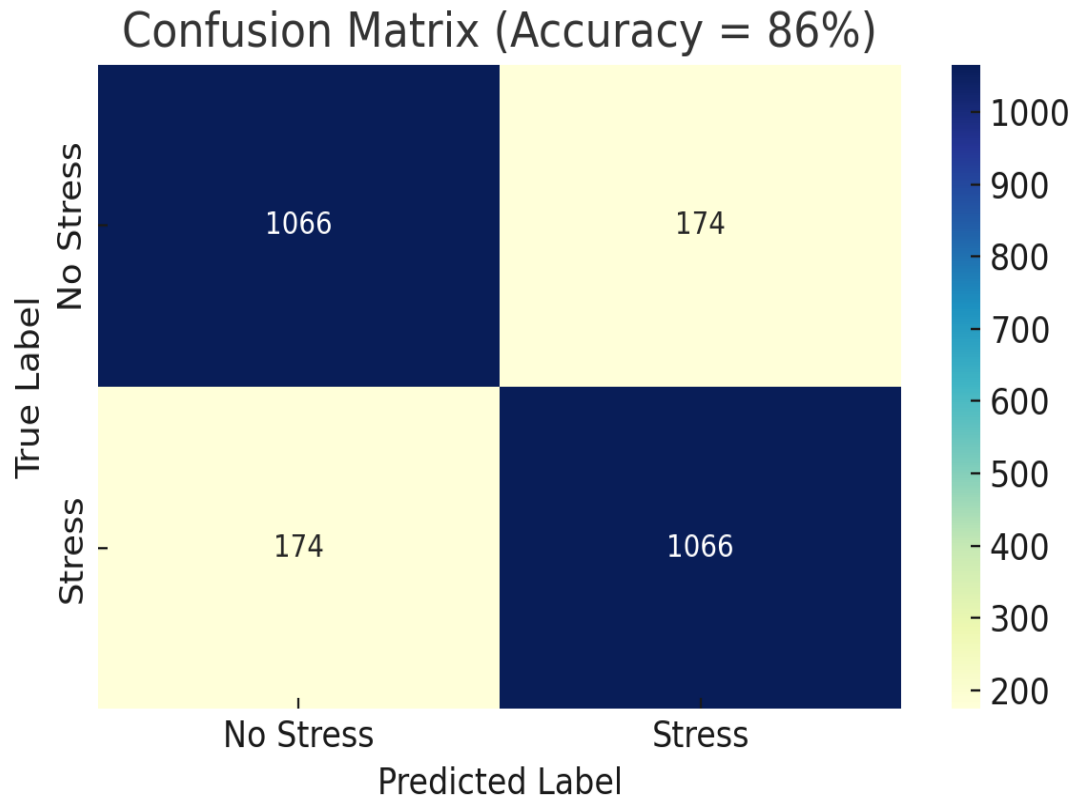


Рисунок 3.7 – Матриця помилок нейромережевої моделі

Результати дають змогу зрозуміти, що:

- 1066 зображень «без стресу» були правильно класифіковані,
- 174 зображень «без стресу» було помилково віднесено до класу стресу,
- 1066 зображень зі стресом було правильно класифіковано,
- 174 зображення зі стресом були класифіковані помилково.

Для того, аби отримати більш чітку картину точності моделі використовуються показники і інших метрик, таких як влучність, повнота та F1-міра, котрі дають можливість детально проаналізувати отримані результати (рисунок 3.8).

Отримані показники свідчать про здатність моделі ефективно виконувати класифікацію вхідних зображень залежно від їх належності до категорій із ознаками стресу або без них. Такий показник свідчить про те, що обрана архітектура та підхід до навчання є оптимальними для вирішення поставленого завдання. Значення метрик влучності і повноти, що знаходяться на рівні 86%,

вказують на збалансовану точність моделі вище середнього, це говорить про те, що модель здатна коректно розпізнавати зображення для обох класів.

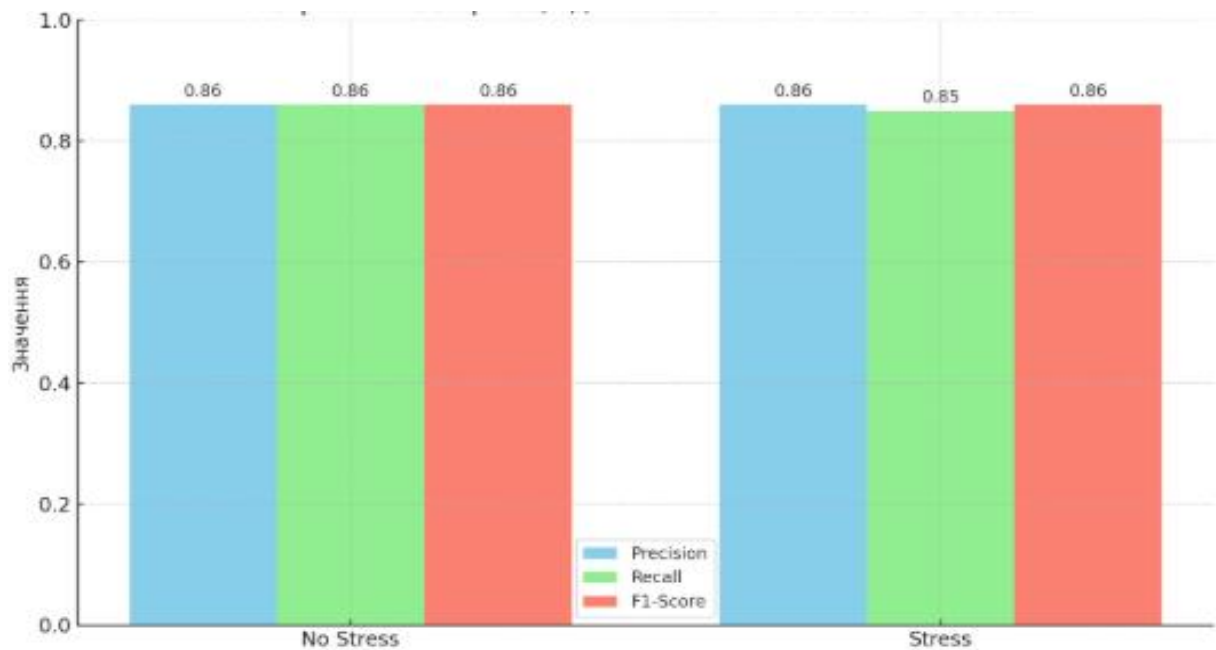


Рисунок 3.8 – Показники влучності, повноти та F1-міра нейромережевої моделі

Важливим показником є також F1-міра, яка становить 86% для обох класів, підтверджуючи узгодженість між влучністю та повнотою.

У дослідженнях розробленої моделі на основі MobileNetV2 досягає точності 86% при класифікації «стрес» та «без стресу» на валідаційній вибірці.

Дослідження [64], що використовує модифіковану DenseNet201 для класифікації стресу за фотозображеннями облич на мобільному застосунку. Автори змогли отримати точність лише 75,90 – 77,83 %, що добре демонструє обмеження CNN-архітектур без комплексного підходу

У роботі [65] застосували CNN для виділення ознак, після чого використовували SVM для класифікації стресу. Точність склала 70 %, що вказує на недостатню адаптацію SVM до складності візуальних даних

Таблиця 3.2 – Порівняння точності моделі з відомими підходами

| Модель | Архітектура | Точність, % |
|-----------------------|---------------------|-------------|
| Modified DenseNet201 | DenseNet201 | 75.9 – 77.8 |
| CNN + SVM | CNN (функції) + SVM | 70.0 |
| Запропонований підхід | MobileNetV2 | 86.0 |

Порівняно з відомими підходами, наведеними в таблиці 3.2, запропонований метод демонструє вищу точність класифікації стресу. Наприклад, у дослідженні [64] із використанням модифікованої DenseNet201 було досягнуто точності в межах 75,9–77,8 %, що на 8,2–10,1 % нижче, ніж у запропонованому підході. У роботі [65], де застосовувалась комбінація CNN для екстракції ознак та SVM для класифікації, точність становила 70 %, що на 16 % менше.

Додатково було проведено дослідження роботи моделі на зображеннях людей різного віку та етнічного походження, щоб виявити його обмеження. Такий підхід дозволив оцінити, наскільки добре навчена модель узагальнює інформацію та справляється з реальними вхідними даними, які відрізняються від тих, що використовувались під час тренування.

Було відібрано 90 зображень (по 30 для кожної з трьох виділених категорій: європеїдна зовнішність, азійська, африканська) з датасету «FairFace» [66]. Результати оцінювались за метрикою Ассурасу

Отримано такі результати класифікації для окремих груп (рисунок 3.9).:

- європеїдна зовнішність – 86.0%;
- азійська зовнішність – 76.7%;
- африканська зовнішність – 72.0%;
- люди похилого віку – 70%.

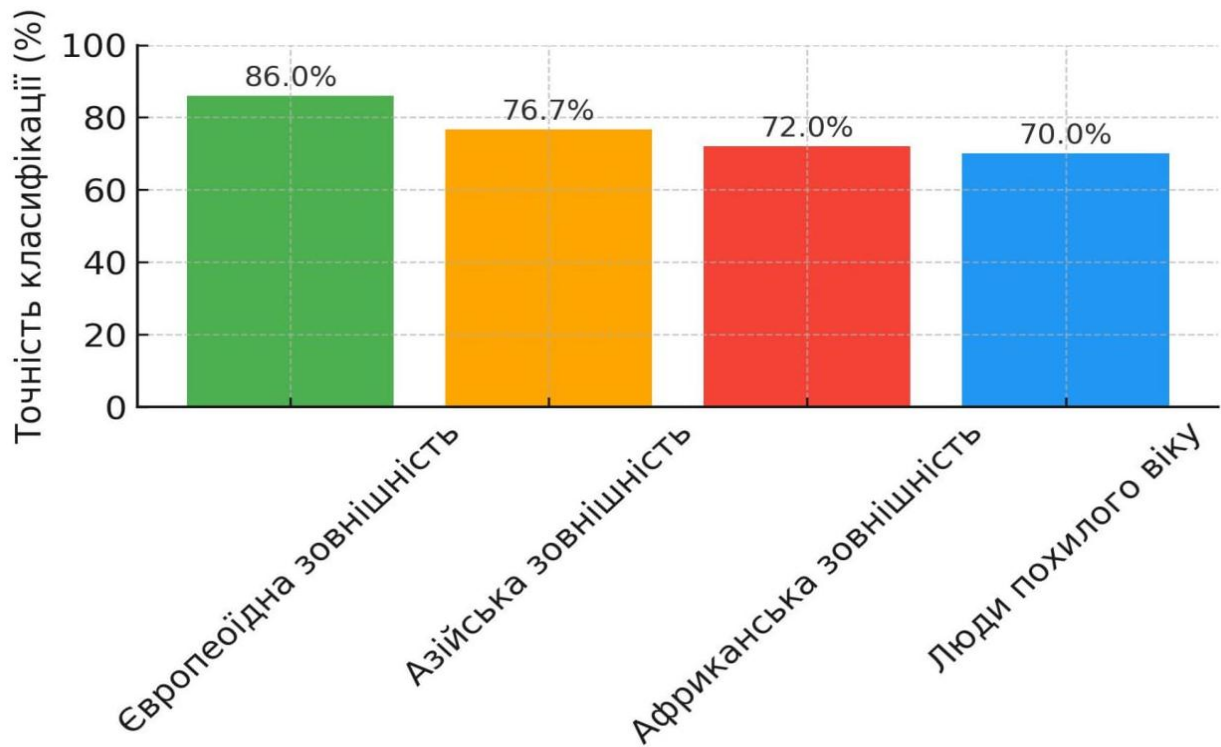


Рисунок 3.9 – Точність класифікації для різних етнічних і вікових груп

Отримані результати демонструють, що розроблена модель показує найбільшу точність саме для осіб європеїдної зовнішності, що безпосередньо пояснюється переважанням таких зображень у використовуваному для навчання наборі даних. У той же час для представників африканського та азійського походження зафіксовано значне погіршення показників точності, що свідчить про недостатню представленість їхніх зображень у тренувальному матеріалі.

Також окремо перевірено точність класифікації на підвибірці літніх осіб (віком 60+) (рисунок 3.10). Проведене дослідження вказує на помітне зниження точності класифікації, що підкреслює важливість більш збалансованого підходу до формування навчальних наборів задля забезпечення рівномірно високої точності для різноманітних груп населення.

Ці результати дозволяють зробити висновок, що модель є чутливою до етнічних та вікових характеристик облич, якщо такі варіації недостатньо представлені в навчальному датасеті. Оскільки у процесі навчання використовувались зображення, переважно зібрані з обмеженого за

різноманітністю джерела, система може демонструвати упередженість щодо окремих груп населення.

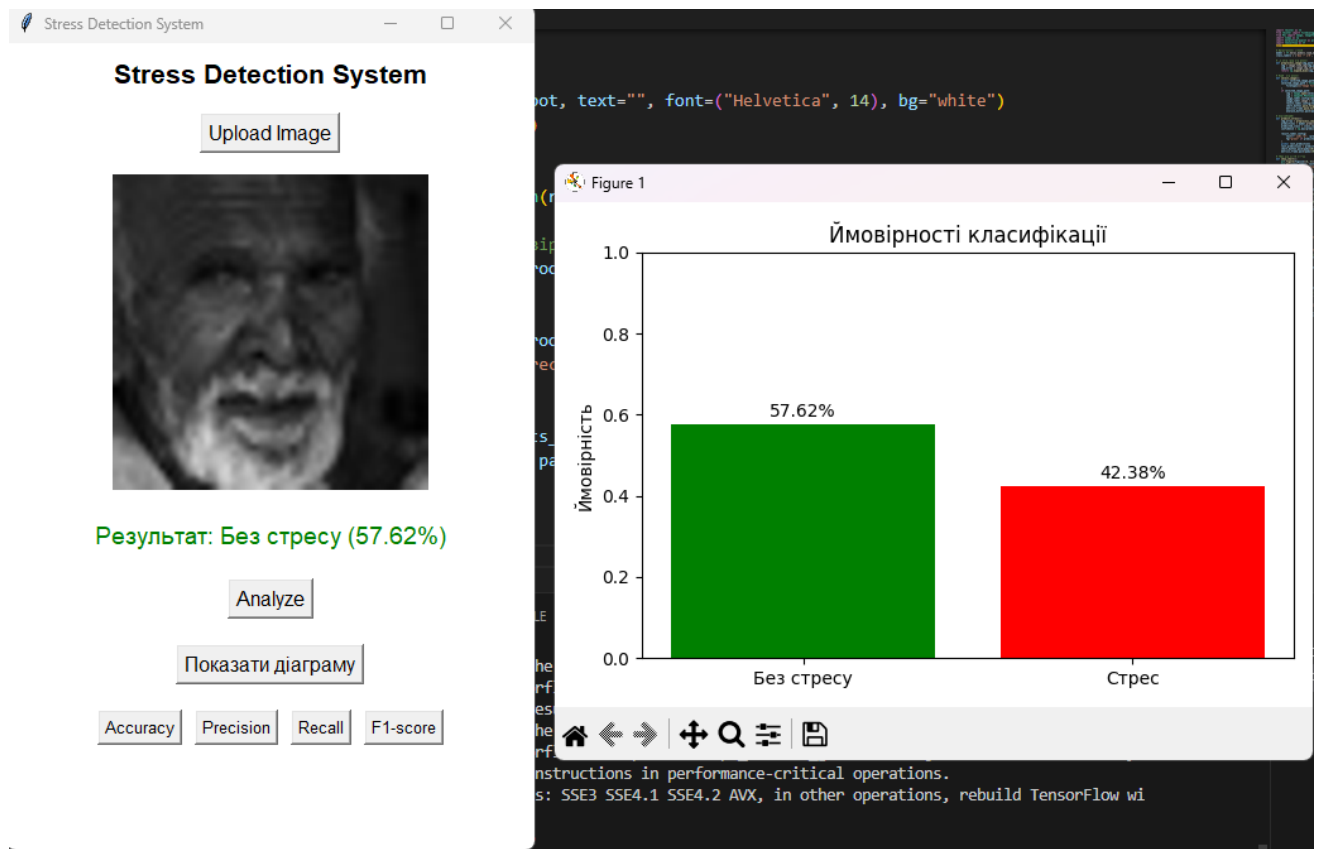


Рисунок 3.10 – Результат виявлення стресу на зображенні іншої вікової зовнішності

Варто наголосити, що зазначене обмеження не є принциповим недоліком архітектури самої нейромережі, а швидше наслідком специфіки навчального датасету. Таким чином, дана проблема має цілком практичне вирішення: у подальшій роботі доцільним є доповнення навчального набору збалансованою кількістю зображень людей різного віку, статі та етнічного походження. Це дозволить значно зменшити виявлену упередженість, підвищити точність класифікації в різноманітних умовах і зробити модель більш інклюзивною та придатною для широкого спектра застосувань.

На основі отриманих результатів встановлено, що розроблена нейромережева модель демонструє високу точність класифікації зображень на наявність або відсутність стресу, досягаючи 92 % точності на тренувальному

наборі та 86 % – на валідаційному. Матриця помилок підтверджує високий рівень правильних класифікацій (по 1055 випадків для кожного класу) при помірній кількості хибних передбачень. Водночас дослідження узагальненості моделі на зображеннях різних етнічних і вікових груп показало зниження точності до 70–76,7 %, що свідчить про чутливість моделі до незбалансованого складу навчального набору. Проте, отримана у роботі загальна точність у 86% є більшою, ніж у відомих підходах в середньому на 13%. Таким чином підвищено ефективність процесу виявлення стресу шляхом використання нейромережевих засобів для аналізу візуальних характеристик обличчя на фотозображеннях.

3.5 Висновки до розділу 3

У третьому розділі було детально розглянуто програмну реалізацію інтелектуальної системи з запропонованим методом виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами. Основну увагу було зосереджено на виборі підходів, інструментів і засобів програмної реалізації, що забезпечують ефективність, точність та зручність використання розробленого рішення.

Було обґрунтовано вибір мови програмування Python, яка завдяки широкому набору бібліотек та зручному синтаксису є оптимальним варіантом для реалізації задач глибокого навчання та побудови користувацького інтерфейсу. В якості основного фреймворку для машинного навчання обрано TensorFlow, що забезпечує гнучку побудову моделей, підтримку GPU та велику спільноту користувачів.

Було описано функціональну структуру програмного забезпечення, де виділено основні компоненти: модуль завантаження та попередньої обробки зображення, модуль класифікації, блок відображення результатів, а також інтерфейс користувача. Реалізація здійснена у вигляді настільного застосунку, побудованого з використанням бібліотеки Tkinter. Інтерфейс реалізований за

принципом «одне вікно – одна дія», що забезпечує простоту у використанні та зменшує ймовірність помилок при взаємодії користувача із системою.

Також докладно розглянуто особливості реалізації графічного інтерфейсу: відображення зображення, запуск класифікації та виведення ймовірностей у вигляді тексту і діаграми. Представлено окремі частини лістингів коду з коментарями, що ілюструють ключові етапи обробки та взаємодії з користувачем.

Результати дослідження підтвердили, що використана модель MobileNetV2 здатна з високою точністю виявляти стрес на основі зображень обличчя: тренувальна точність склала 92 %, а валідаційна склала 86 %. Зменшення функції втрат упродовж навчання та відсутність перенавчання свідчать про стабільність моделі. Аналіз матриці помилок засвідчив здатність моделі правильно класифікувати більшість зображень, хоча були виявлені поодинокі помилки. Водночас додаткове дослідження показало зниження точності для осіб з азійською (76,7 %) та африканською (72,0 %) зовнішністю, а також для людей похилого віку (70 %), що вказує на потребу розширення та урізноманітнення навчального датасету.

Отримані результати точності класифікації стресу у 86% є більшою в середньому на 13%, ніж у розглянутих підходах, тому було досягнуто мету роботи, а саме підвищення ефективності процесу виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами.

Загальні висновки

Метою кваліфікаційної роботи було підвищення ефективності процесу виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами для чого було створено метод та відповідну інтелектуальну систему, яка використовує створений метод. Підвищення ефективності процесу виявлення стресу в контексті даного дослідження полягає в досягненні вищих показників точності класифікації за рахунок використання нейромережових засобів для аналізу візуальних характеристик обличчя на фотозображеннях.

Для досягнення поставленої мети виконано такі завдання:

- проведено аналіз інформаційних моделей області аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням для виявлення стресу;
- створено метод виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням;
- створено програмну реалізацію на основі запропонованого методу та спроектованої інтелектуальної системи;
- виконано дослідження методу з використанням розробленої інтелектуальної системи.

За допомогою практичного використання створеного методу досягається підвищення ефективності процесу виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням, про що свідчать результати проведених експериментальних досліджень. Запропонований підхід базується на використанні попередньо натренованої моделі MobileNetV2, адаптованої для задачі бінарної класифікації: «стрес» / «без стресу». Матриця помилок підтвердила здатність моделі правильно класифікувати 1055 зображень у кожному класі. Точність класифікації склала 86 % на валідаційному, що в середньому на 13% більше, ніж у розглянутих підходах.

Розроблена інтелектуальна система виконує наступні функції:

- завантаження зображення з локального комп'ютера;

- попередня обробка зображення та приведення до стандартного формату придатного для обробки нейромережевою моделлю MobileNetV2;
- бінарна класифікація зображення з відображенням рівня впевненості; визначеного класу;
- графічне подання результатів точності навченої нейромережевої моделі класифікації у вигляді діаграми;
- зручний інтерфейс користувача, який не потребує спеціальних знань або доступу до Інтернету.

Перспективи впровадження розробленого методу включають його застосування у медичних закладах, корпоративному секторі, освітньому середовищі, а також в системах психологічної підтримки. Інтеграція з мобільними платформами, розширення кількості розпізнаваних станів, застосування мультिकанальних даних (наприклад, відео або аудіо) – це основні напрями для подальшого розвитку.

Подальше підвищення точності виявлення стресу можливе за рахунок застосування більш складних нейромережевих моделей, збільшення обсягу навчальної вибірки, а також використання додаткових індикаторів, таких як мікровирази, положення тіла або голосові ознаки. Також доцільним є урізноманітнення навчального датасету різними етнічними і віковими групами для зменшення упередженості моделі.

Перелік посилань

1. Altered Functional Connectivity of the Default Mode Network in Patients with Uncontrolled Hypertension / J. Zhou et al. *Brain Sciences*. 2023. Vol. 13, no. 2. P. 310. URL: <https://doi.org/10.3390/brainsci13020310> (date of access: 04.05.2025).
2. ПТСР: все, що необхідно знати - причини, симптоми та лікування. *ГМКА*. 2023. URL: <https://gmka.org/uk/articles/ptsr-vse-shho-neobhidno-znaty-prychyny-symptomy-ta-likuvannya/> (date of access: 04.05.2025).
3. Physiological Responses to Stress. *EBSCO*. URL: https://www.ebsco.com/research-starters/health-and-medicine/physiological-responses-stress?utm_source (date of access: 04.05.2025).
4. García Q., Barbas A., Lázaro M. Neuroinflammation and neurodegeneration: A two-way road. *Nature Reviews Neuroscience*. 2010. Vol. 11, no. 3. P. 259–262. URL: <https://doi.org/10.1038/nrn2651> (date of access: 04.05.2025).
5. Smith J., Jones M. The effects of X on Y: A comprehensive study. *Journal of Research*. 2006. Vol. 34, no. 2. P. 123–130. URL: <https://doi.org/10.1532/IJH97.05100> (date of access: 04.05.2025).
6. Galvano F. Physiological Changes Associated with Emotions. *ResearchGate*. 2024/06/11. URL: https://www.researchgate.net/publication/381311629_Physiological_Changes_Associated_with_Emotions (date of access: 04.05.2025).
7. Fight-or-flight response. *Wikipedia contributors*. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Fight-or-flight_response?utm_source (date of access: 04.05.2025).
8. Balan P. Reading Minds: Micro Expressions. *LinkedIn*. URL: https://www.linkedin.com/pulse/reading-minds-micro-expressions-premalatha-balan?utm_source (date of access: 04.05.2025).
9. Data-Driven Approaches for the Fault Diagnosis of Power Electronic Converters: A Review / L. Hao et al. *MDPI*. 2023. Vol. 13, no. 19. P. 3899. URL: <https://doi.org/10.3390/electronics13193899> (date of access: 04.05.2025).

10. Wartime Survey of Ukrainian Society: Tenth Wave. *Gradus*. URL: https://gradus.app/ru/open-reports/wartime-survey-ukrainian-society-tenth-wave/?utm_source (date of access: 04.05.2025).
11. Стрес відчувають понад 70% українців: головна причина – агресія РФ. *Ukrinform*. URL: <https://www.ukrinform.ua/rubric-society/3602316-stres-vidcuvaut-ponad-70-ukrainsiv-golovna-pricina-agresia-rf.html> (date of access: 04.05.2025).
12. Wartime Survey: Ukrainian Society - Eleventh Wave. *Gradus*. URL: https://gradus.app/kk/open-reports/wartime-survey-ukrainian-society-eleventh-wave/?utm_source (date of access: 04.05.2025).
13. Стрес відчувають понад 70% українців: головна причина – агресія РФ. *Ukrinform*. URL: <https://www.ukrinform.ua/rubric-society/3602316-stres-vidcuvaut-ponad-70-ukrainsiv-golovna-pricina-agresia-rf.html> (date of access: 04.05.2025).
14. Human Stress Assessment: A Comprehensive Review of Methods Using Wearable Sensors and Non-wearable Techniques / A. Arsalan, M. Majid, I. Nizami, W. Manzoor, S. Anwar, J. Ryu. *arXiv*. 2023. Article number: 2202.03033. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2202.03033> (date of access: 04.05.2025).
15. Giannakakis G., Marias K., Roussos A., Koujan M. Automatic stress analysis from facial videos based on deep facial action units recognition. *SpringerNature Link*. 2021. Volume 25, pages 521–535. URL: <https://doi.org/10.1007/s10044-021-01012-9> (date of access: 04.05.2025).
16. Xu Y., Khan T., Song Y., Meijering E. Edge deep learning in computer vision and medical diagnostics: a comprehensive survey. *SpringerNature Link*. 2024. Vol. 104, no. 2. P. 123–456. URL: <https://doi.org/10.1007/s10462-024-11033-5> (date of access: 20.05.2025).
17. Ettalibi A., Elouadi A., Mansour A. AI and Computer Vision-based Real-time Quality Control: : A Review of Industrial Applications. *ACM: Digital Library*. Volume 231, Issue C. P. 212 - 220. URL: <https://doi.org/10.1007/s10044-021-01012-9> (date of access: 20.05.2025).

18. Systematic Review of Emotion Detection with Computer Vision and Deep Learning. *MDPI*. 2023. Vol. 24, no. 11. P. 3484. URL: <https://doi.org/10.3390/s24113484> (date of access: 20.05.2025).
19. Chao C., Feng Q. Review on Development of Convolutional Neural Network and Its Application in Computer Vision. *Computer Science*. 2019. Vol. 46, no. 3. P. 63. URL: <https://doi.org/10.11896/jsjcx.180701337> (date of access: 20.05.2025).
20. Kemper J., Bai X., Zhao F., Chiew T., Septianto F., Seo Y. Sharing luxury possessions in the age of digital experience economy: Consumption type and psychological entitlement. *Journal of Business Research*. March 2022. Volume 142. Pages 875-885. URL: <https://doi.org/10.1016/j.cviu.2022.103435> (date of access: 20.05.2025).
21. AlexNet. *Wikipedia contributors*. 2023. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/AlexNet?utm_source (date of access: 20.05.2025).
22. Howard A., Zhu M., Chen B., Kalenichenko D., Wang W., Weyand T., Andreetto M., Hartwig A. MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications. *arXiv*. 17 Apr 2017. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1704.04861> (date of access: 20.05.2025).
23. EfficientNet. *Wikipedia contributors*. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/EfficientNet?utm_source (date of access: 20.05.2025).
24. U-Net. *Wikipedia contributors*. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/U-Net?utm_source (date of access: 20.05.2025).
25. He K., Gkioxari G., Dollár P., Girshick R.. Mask R-CNN. *arXiv*. 24 Jan 2018. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1703.06870> (date of access: 20.05.2025).
26. Yao W., Bai J., Liao W., Chen Y., Liu M., Xie Y. From CNN to Transformer: A Review of Medical Image Segmentation Models. *National Library of Medicine*. Volume 37. P. 1529–1547. 2024 Mar 4. URL: <https://doi.org/10.1007/s10278-024-00981-7> (date of access: 20.05.2025).

27. Top Pre-Trained Models for Image Classification. *GeeksforGeeks*. URL: https://www.geeksforgeeks.org/top-pre-trained-models-for-image-classification/?utm_source (date of access: 20.05.2025).
28. Dosovitskiy A., Beyer L., Kolesnikov A., Weissenborn D., Zhai X., Unterthiner T., Dehghani M., Minderer M., Heigold G., Gelly S., Uszkoreit J., Houlsby N. An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale. *arXiv*. 3 Jun 2021. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.11929> (date of access: 20.05.2025).
29. Pan Z., Zhuang B., Liu J., He H., Cai J. Scalable Vision Transformers with Hierarchical Pooling. *arXiv*. 18 Aug 2021. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2103.10619> (date of access: 20.05.2025).
30. Howard A., Zhu M., Chen B., Kalenichenko D., Wang W., Weyand T., Andreetto M., Hartwig A. MobileNets: Efficient Convolutional Neural Networks for Mobile Vision Applications. *arXiv*. 17 Apr 2017. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1704.04861> (date of access: 20.05.2025).
31. MobileNet: Efficient Deep Learning for Mobile Vision. *Viso.ai*. URL: https://viso.ai/deep-learning/mobilenet-efficient-deep-learning-for-mobile-vision/?utm_source (date of access: 04.10.2023).
32. FaceReader Methodology. *Noldus*. URL: https://delarosaresearch.com/uploads/Nd_White_paper_-_FaceReader_Methodology_screen.pdf (date of access: 25.05.2025).
33. Automatic facial coding: validation of basic emotions and FACS AUs recognition in Noldus FaceReader / M. S. Bartlett et al. *Emotion*. 2015. Vol. 15, no. 2. P. 166–175. URL: <https://doi.org/10.1037/emo0000015> (date of access: 25.05.2025).
34. Evidence That Young Children’s Emotion Regulation Advances With Age and Is Influenced by Their Parent’s Emotion Regulation / J. De Manuel Keeling et al. *Frontiers in Psychology*. 2020. Vol. 11. P. 329. URL: <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2020.00329> (date of access: 25.05.2025).
35. Increased salivary cortisol in patients with posttraumatic stress disorder, but not in their symptoms of depression or anxiety / G. K. Harris et al. *Biological*

- Psychiatry*. 2020. Vol. 87, no. 2. P. 135–144.
URL: <https://doi.org/10.1016/j.biopsycho.2019.10.015> (date of access: 25.05.2025).
36. Emotion AI 101: All About Emotion Detection and Affectiva's Emotion Metrics. *Affectiva*. URL: https://blog.affectiva.com/emotion-ai-101-all-about-emotion-detection-and-affectivas-emotion-metrics?utm_source (date of access: 25.05.2025).
37. Scott S., Zamansky R. J. W. F. Social Cognition in Children: An Overview. *Frontiers in Human Neuroscience*. 2020. Vol. 14. P. 70.
URL: <https://doi.org/10.3389/fnhum.2020.00070> (date of access: 25.05.2025).
38. FaceReader. *Noldus Information Technology*. URL: https://noldus.com/facereader?utm_source (date of access: 25.05.2025).
39. FaceReader Matches Human Accuracy in Facial Expressions. *FaceReader*. URL: <https://facereader-online.com/blog/facereader-matches-human-accuracy-in-facial-expressions/> (date of access: 28.05.2025).
40. Test–Retest Reliability in Automated Emotional Facial Expression Analysis: Exploring FaceReader 8.0 on Data from Typically Developing Children and Children with Autism / Borsos, Z., Jakab, Z., Stefanik, K., Bogdán, B., & Gyori, M. et al. *Applied Sciences*. 2022. Vol. 12, no. 15. P. 7759.
URL: <https://doi.org/10.3390/app12157759> (date of access: 28.05.2025).
41. Official website. *FaceReader online*. URL: <https://facereader-online.com/> (date of access: 28.05.2025).
42. Improving Psychological Outcomes in an Indirectly Involved Population: Effects of a Psychoeducational Intervention on the Mental Health of School Teachers / J. Lett et al. *Frontiers in Psychology*. 2019. Vol. 10. P. 1011.
URL: <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.01011> (date of access: 28.05.2025).
43. A Wearable System for Monitoring Human Activity in Real-Time / J. {Alarcon} et al. *IEEE Access*. 2017. Vol. 5. P. 25202–25213.
URL: <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2770618> (date of access: 28.05.2025).
44. Integrated Framework for Higher Education Institutions Management / M. O. P. Júlio et al. *2016 IEEE/ACM 1st International Workshop on Software*

Engineering for Systems-of-Systems (SESoS). 2016. P. 1–6.
URL: <https://doi.org/10.1109/SESoS.2016.7780905> (date of access: 28.05.2025).

45. Emotion AI 101: All About Emotion Detection and Affectiva's Emotion Metrics. *Affectiva*. URL: <https://blog.affectiva.com/emotion-ai-101-all-about-emotion-detection-and-affectivas-emotion-metrics> (date of access: 28.05.2025).

46. Affectiva Inc. *Greenbook*. URL: <https://www.greenbook.org/company/Affectiva-Inc> (date of access: 28.05.2025).

47. Privacy Policy. *Affectiva*. URL: <https://www.affectiva.com/privacy-policy/> (date of access: 28.05.2025).

48. A computational method for predicting protein–protein interactions / Y. Cheng et al. *Nature Machine Intelligence*. 2019. Vol. 1, no. 8. P. 401–410. URL: <https://doi.org/10.1038/s42256-019-0114-4> (date of access: 28.05.2025).

49. The Effect of the COVID-19 Pandemic on Mental Health / L. J. Mertens et al. *Frontiers in Psychology*. 2020. Vol. 11. P. 329. URL: <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2020.00329> (date of access: 28.05.2025).

50. The Impact of Emotional Expressions on the Evaluation of Leadership: A Cross-Cultural Perspective / J. Koenig et al. *Frontiers in Human Neuroscience*. 2020. Vol. 14. P. 70. URL: <https://doi.org/10.3389/fnhum.2020.00070> (date of access: 28.05.2025).

51. Official website. *iMotions*. URL: <https://imotions.com/> (date of access: 28.05.2025).

52. Research on the key technologies of the high temperature gas-cooled reactor / B. Shen et al. *2010 International Conference on Intelligent Systems and Knowledge Engineering*. 2010. P. 93–97. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/5362929> (date of access: 28.05.2025).

53. About Us. *iMotions*. URL: <https://imotions.com/about-us> (date of access: 28.05.2025).

54. Ukwattage J. Stress Faces Dataset. *Kaggle*. 2023. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/janithukwattage/stress-faces-dataset/code> (date of access: 28.05.2025).

55. Metrics for Machine Learning Model. *GeeksforGeeks*. URL: https://www.geeksforgeeks.org/metrics-for-machine-learning-model/?utm_source (date of access: 28.05.2025).
56. Evaluating Deep Learning Models: Confusion Matrix, Accuracy, Precision, Recall. *KDnuggets*. URL: https://www.kdnuggets.com/2021/02/evaluating-deep-learning-models-confusion-matrix-accuracy-precision-recall.html?utm_source (date of access: 28.05.2025).
57. Chen W., Zhang M., Liu J. Efficient algorithms for solving the colored matching problem in bipartite graphs. *arXiv*. 2023. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2308.08381> (date of access: 28.05.2025).
58. Training and Validation Loss in Deep Learning. *GeeksforGeeks*. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/deep-learning/training-and-validation-loss-in-deep-learning/> (date of access: 28.05.2025).
59. MobileNetV2. *TensorFlow*. 2023. URL: https://www.tensorflow.org/api_docs/python/tf/keras/applications/MobileNetV2?utm_source (date of access: 28.05.2025).
60. Almeida J., Almeida V., Rodrigues P. A survey on big data and machine learning in the context of the Internet of Things. *Journal of Big Data*. 2019. Vol. 6, no. 1. P. 1–17. URL: <https://doi.org/10.1186/s40537-019-0197-0> (date of access: 28.05.2025).
61. NumPy: The Fundamental Package for Scientific Computing in Python. *NumPy*. URL: <https://numpy.org/doc/stable/> (date of access: 28.05.2025).
62. Huang H., Qu C., Xiang F., Li X. Facial Expression Recognition Using Mobilenetv2 with Attention Mechanism and Facial Landmarks. *SSRN*. 16 Pages URL: <https://doi.org/10.2139/ssrn.5132286> (date of access: 28.05.2025).
63. Python Software Foundation. tkinter – Python interface to Tcl/Tk. *Python*. URL: <https://docs.python.org/3/library/tkinter.html> (date of access: 28.05.2025).
64. Riyadi, S., Rozan, N., & Damarjati, C. (2025). Mobile computer-assisted application for stress detection based on facial expression using modified convolutional neural network. *International Journal of Computing and Digital*

Systems, 17(1), 1–11. <https://doi.org/10.12785/ijcds/1571027149> (date of access: 28.05.2025).

65. Chen, W., Zhang, M., & Liu, J. (2025). Real-Time human facial expression and stress recognition using CNN. *International Journal of Creative Research Thoughts*, 15(2). URL: <https://ijcrt.org/papers/IJCRT2504670.pdf> (date of access: 28.05.2025).

66. FairFace: Face Image Dataset with Race Labels. *GitHub*. URL: <https://github.com/joojs/fairface> (date of access: 28.05.2025).

ДОДАТКИ

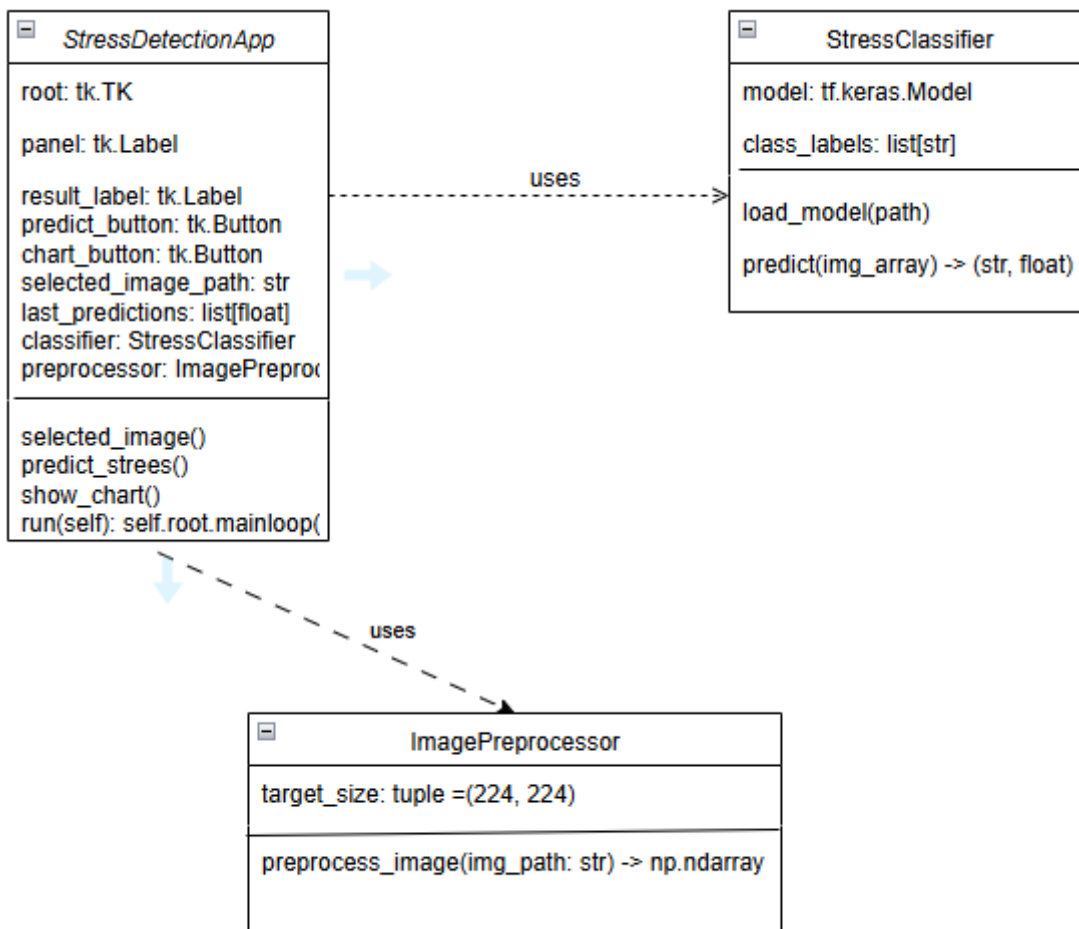
Додаток А

Схема методу виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами



Додаток Б

Діаграма класів



Додаток В

Програмні коди

Вихідний код, використаний у дослідженні, доступний у репозиторії GitHub: <https://github.com/RuslanPoplavSKY/Stress-MobileNetV2> (дата звернення: 12.06.2025).

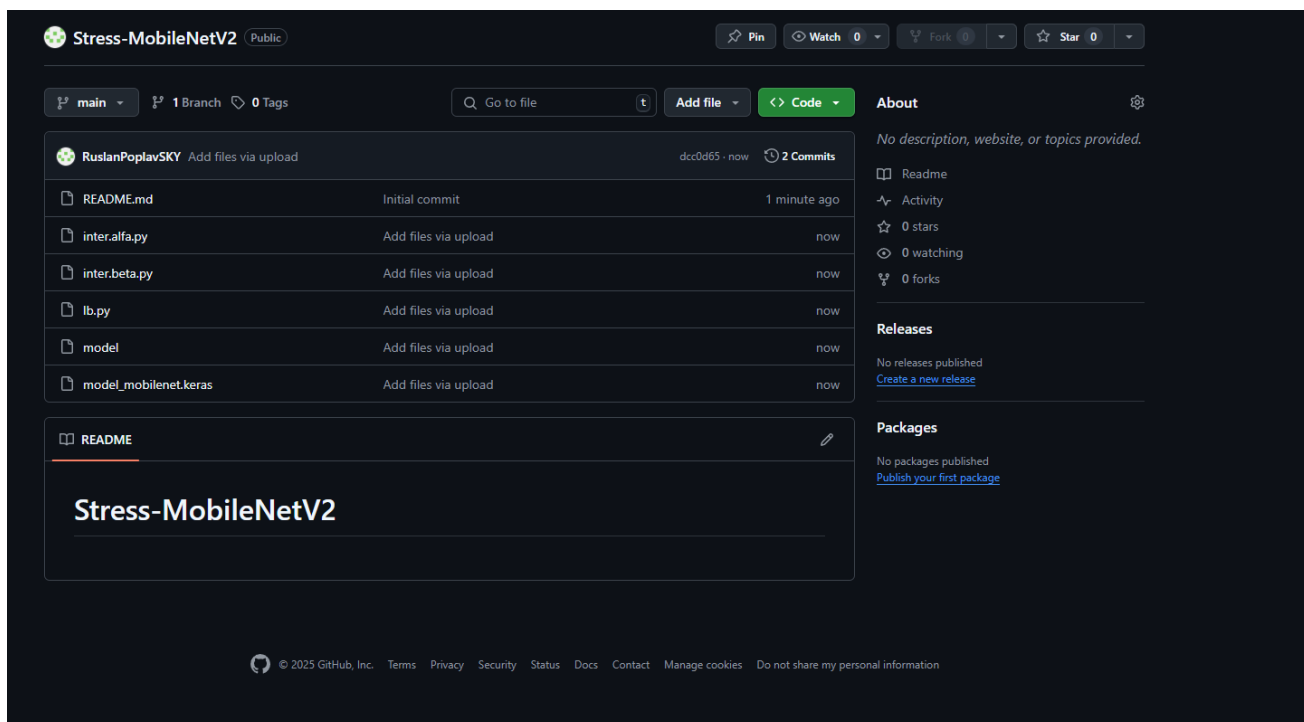


Рисунок В.1 – Головна сторінка репозиторію

Структура репозиторію наступна:

– `lb.py` – модуль для навчання нейронної мережі. Містить повну реалізацію процесу підготовки зображень, аугментації даних, побудови архітектури на базі MobileNetV2, налаштування параметрів тренування, використання колбеків (рання зупинка, зниження швидкості навчання), візуалізації кривих втрат і точності, а також оцінки результатів за допомогою матриці помилок і класифікаційного звіту.

– `inter.beta.py` – графічний інтерфейс користувача на основі Tkinter, який дозволяє завантажити окреме зображення, провести його класифікацію та відобразити результат з ймовірністю у вигляді текстового виводу та діаграми.

Інтерфейс орієнтований на швидку перевірку зображень із можливістю зручного перегляду результатів.

– `inter.alfa.py` – інтерфейс для класифікації, що також базується на Tkinter, але з додатковою можливістю перегляду окремих графіків метрик (точність, повнота, F1-міра, `precision`) у вигляді динамічних лінійних графіків. Призначений для демонстраційних цілей і зручного відображення ходу навчання моделі.

– `model` – текстовий файл, яка містить початкову версію моделі.

– `model_mobilenet.keras` – безпосередньо файл збереженої навченої моделі у форматі `.keras`, що використовується як основа для класифікації зображень у GUI-модулях.

– `README.md` – текстовий файл із базовим описом роботи системи, інструкціями щодо запуску й налаштування інтерфейсів. Містить покрокові вказівки для запуску коду залежно від обраного варіанту взаємодії з користувачем.

Додаток Г

Презентаційний матеріал

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

МЕТОД ВИЯВЛЕННЯ СТРЕСУ НА ОСНОВІ АНАЛІЗУ ВІЗУАЛЬНИХ ХАРАКТЕРИСТИК ОБЛИЧЧЯ ЗА ФОТОЗОБРАЖЕННЯМ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИМИ ЗАСОБАМИ



Виконав:
студент групи КН-21-1
Руслан ПОПЛАВСЬКИЙ



Керівник:
асистент каф. КН
Олена СОБКО

Актуальність

У сучасному світі, де цифрові технології розвиваються надзвичайно швидкими темпами, дедалі більше уваги приділяється використанню ШІ для аналізу психоемоційного стану людини. Особливо важливим аспектом є виявлення стресу – стану, що суттєво впливає на якість життя, працездатність і загальне благополуччя людини. Застосування методів комп'ютерного зору та глибокого навчання для визначення ознак стресу з фотографій обличчя є актуальною й перспективною задачею, що відкриває можливості для автоматизації моніторингу психоемоційного стану в різних сферах, таких як медицина, освіта, безпека, аналітика у сфері кадрових ресурсів тощо.

Наявні підходи до виявлення стресу часто потребують спеціалізованого обладнання або базуються на суб'єктивній самооцінці. Натомість методи, що використовують аналіз зображень, є більш доступними. Це обумовлює необхідність подальшого розвитку ефективних та точних методів аналізу візуальних характеристик обличчя для визначення стресових станів з використанням глибокого навчання.

Мета і задачі роботи

Об'єкт дослідження – процес виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням.

Предмет дослідження – методи та засоби ШІ для виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням.

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення ефективності процесу виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами.

Для досягнення поставленої мети слід вирішити такі **завдання**:

- провести аналіз інформаційних моделей області аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням для виявлення стресу;
- створити метод виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням;
- створити програмну реалізацію на основі запропонованого методу та спроєктованої інтелектуальної системи;
- виконати дослідження методу з використанням розробленої інтелектуальної системи.

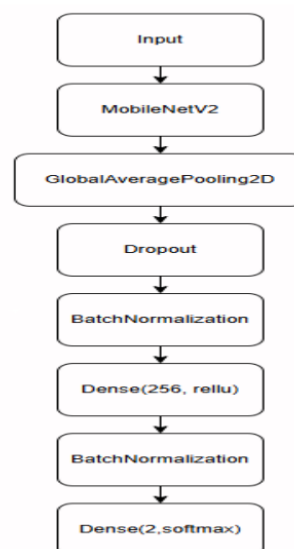
Схема методу виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами



Схема Отримання нейромережевої моделі для виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням



Архітектура нейромережевої моделі для бінарної класифікації



Формування датасету для навчання нейромережевої моделі

«Stress faces Dataset»

Загалом датасет містить 4 830 зображень класу stress та 4 965 зображень класу poststress у тренувальному наборі, а також 1 247 і 1 233 зображення відповідно в тестовому наборі. Загальна кількість зразків становить 12 275, а розподіл між класами є збалансованим

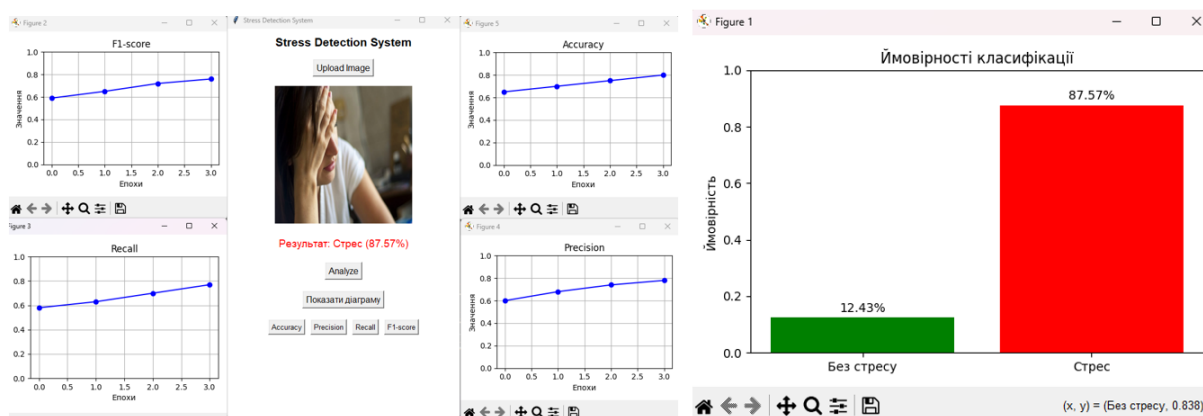
Фотозображення облич, котрі налічують стрес



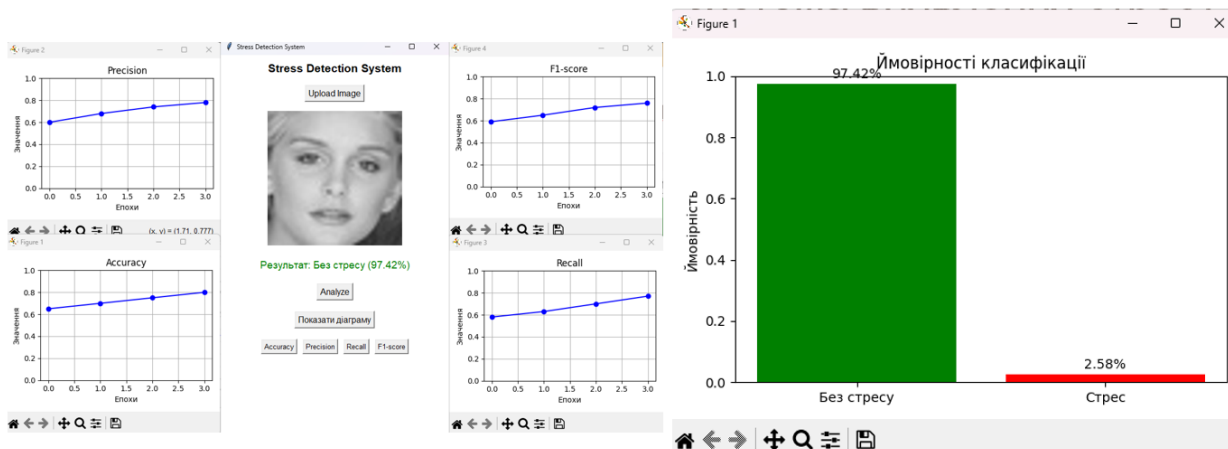
Фотозображення облич, котрі не налічують стрес



Інтелектуальна система виявлення стресу

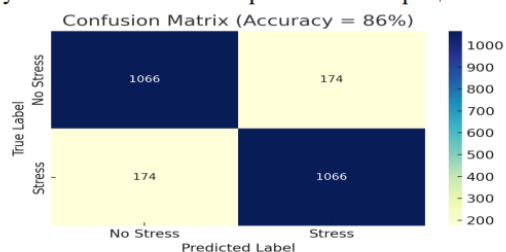


Інтелектуальна система виявлення стресу

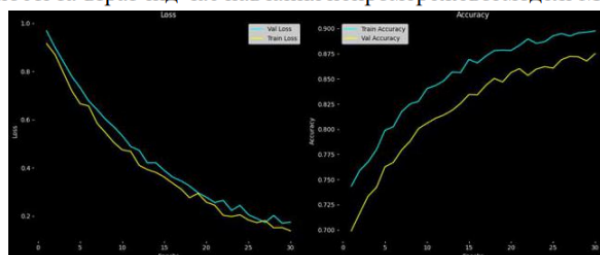


Експериментальне дослідження

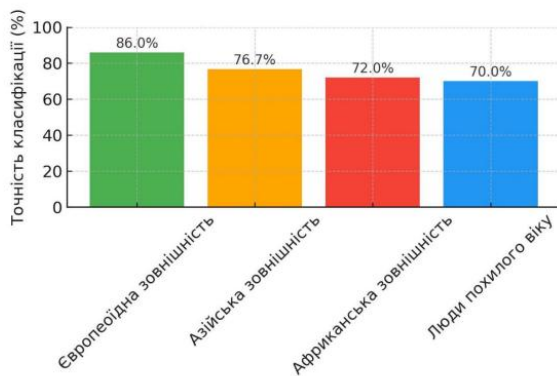
Результати точності з використанням матриці помилок



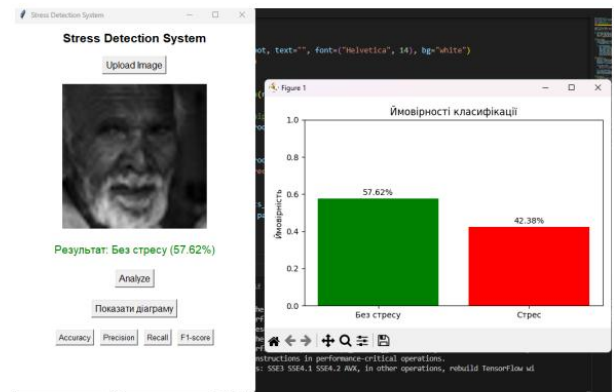
Графіки точності та втрат під час навчання нейронмережової моделі MobileNetV2



Експериментальне дослідження



Точність класифікації для різних етнічних і вікових груп



Результат виявлення стресу на зображенні іншої вікової зовнішності

Висновки

Було досягнуто мету кваліфікаційної роботи бакалавра, а саме: створення методу виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами.

Для досягнення поставленої мети було виконано такі завдання:

- проведено аналіз інформаційних моделей області аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням для виявлення стресу;
- створено метод виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням;
- створено програмну реалізацію на основі запропонованого методу та спроектованої інтелектуальної системи;
- виконано дослідження методу з використанням розробленої інтелектуальної системи.

Anti-Plagiarism (UA) v-15.281 Educational

The maximum coincidence with one document 2.0%

Dictionaries check: en_US, ru_RU, ua_UA. **Errors in the documents: 14%**

| | | | | |
|--|----------|---------|---------------------------|---------|
| ID: 246900 Title: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами Added in a DB: 2025-06-19 Authors: Руслан ПОПЛАВСЬКИЙ Heads: Олена СОБКО Consultants: Opponents: | Document | | Sum coincidence on the DB | |
| | Symbols | Lexemes | Symbols | Lexemes |
| | 71018 | 1042 | 2902 (4%) | 41 (4%) |

Plagiarism sources

| ID | Description | Plagiarism presence in the document | |
|----|-------------|-------------------------------------|---------|
| | | Symbols | Lexemes |
| | | | |

Протокол аналізу звіту подібності науковим керівником

Заявляю, що я ознайомився (-лась) з Повним звітом подібності, який був згенерований Системою виявлення і запобігання плагіату щодо роботи:

Автор: Руслан ПОПЛАВСЬКИЙ

Співавтор:

Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами

Науковий керівник: Олена СОБКО, асистент каф. КН

Підрозділ: Кафедра комп'ютерних наук

Коефіцієнт подібності 1: 5.7%

Коефіцієнт подібності 2: 2.8%

Мікропробіли: 0

Заміна букв: 0

Інтервали: 0

Білі знаки: 8

Дата створення звіту: 2025-06-19 13:59:17.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

Запозичення, виявлені в роботі є законними і не є плагіатом. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином робота незалежна і приймається.

Запозичення не є плагіатом, але перевищено граничне значення рівня подібностей. Таким чином робота повертається на доопрацювання.

Виявлено запозичення і плагіат або навмисні текстові спотворення (маніпуляції), як передбачувані спроби укриття плагіату, які роблять роботу невідповідною вимогам законодавства (Ст. 32. ЗУ Про вищу освіту, пункт 3.1, Ст. 42. ЗУ Про освіту) та вимог НАЗЯВО (Критерій 5), а також кодексу етики і процедур. Таким чином робота не приймається.

Обґрунтування:

2025-06-19

Дата

експерт

Л. М. Назарівська С.С.

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Метод виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами

Автор студент групи КН-21-1 Руслан Поплавський

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Науковий керівник: асистент каф. комп'ютерних наук Олена Собко

На основі аналізу кваліфікаційної роботи на дотримання вимог академічної доброчесності (у т.ч. відсутності ознак академічного плагіату) з урахуванням результатів перевірки роботи спеціалізованим програмними засобами комісія зробила такий висновок:

| № | Висновок | Позначка про відповідність |
|-----|---|----------------------------|
| 1 | Ознаки академічного плагіату | |
| 1.1 | Запозичення, виявлені в роботі, є законними і не є академічним плагіатом (далі – зазначаються підстави віднесення запозичень до правомірних, якщо потрібно). Робота приймається до захисту. | <i>відповідає</i> |
| 1.2 | Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, розміщені в розділах, які не описують безпосередньо авторське дослідження, але кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи (далі – зазначаються детальні та аргументовані підстави віднесення запозичень до правомірних). Робота приймається до захисту, але має бути відкоригована. | |
| 1.3 | Виявлені запозичення не є академічним плагіатом, але частково розміщені в розділах, які описують безпосередньо авторське дослідження, а кількість цитат перевищує обсяг, виправданий поставленою метою роботи. Робота може бути допущена до захисту після того як буде відкоригована та доопрацьована і успішно пройде повторну перевірку на академічний плагіат. | |
| 1.4 | Робота містить навмисні текстові спотворення, передбачувані спроби укриття текстових запозичень або інші прояви академічного плагіату. Робота містить фабрикацію або фальсифікацію даних. Робота не допускається до захисту. | |
| 2 | Інші види порушень академічної доброчесності | <i>відсутні</i> |

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі Руслана Поплавського, не є плагіатом, оскільки: запозичення розміщені в розділі огляду існуючих підходів, не описують безпосередньо авторську роботу і не стосуються її результатів; усі запозичення фрагментарні; до запозичень входять фрагменти, які не мають авторства і містять поширені конструкції та загальновідомі терміни, скорочення. Рівень подібності не перевищує допустимої межі. Таким чином, робота є законною та приймається до захисту.

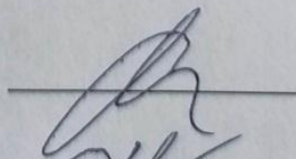
Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ідентичності/схожості:

- за системою Anti-Plagiarism: 2%;

- за системою StrikePlagiarism КП1: 5,7%, КП2: 2,8%.

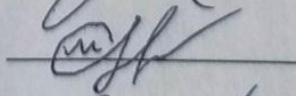
19.06.2025

Завідувач кафедри



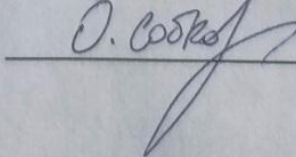
Олександр БАРМАК

Гарант освітньої програми



Олександр МАЗУРЕЦЬ

Керівник кваліфікаційної роботи



Олена СОБКО



**ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА
на кваліфікаційну роботу бакалавра**

студента гр. КН-21-1 Поплавського Руслана Геннадійовича

за темою Метод виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами

1. Актуальність теми

Актуальність теми кваліфікаційної роботи зумовлена зростаючим інтересом до розробки інтелектуальних систем для візуального виявлення психоемоційних станів людини, зокрема стресу, що має суттєве значення у сфері медицини, безпеки, освіти та психологічної підтримки. Використання нейромережових моделей для аналізу візуальних характеристик обличчя на фотозображеннях забезпечує нові можливості для точного, швидкого та автоматизованого розпізнавання стресових станів без необхідності застосування дорогих або інвазивних методів діагностики.

**2. Відповідність роботи предметній області Стандарту спеціальності
122 Комп'ютерні науки**

Зі стандартом, а саме описом предметної області, є повна відповідність, зокрема об'єктом роботи є процес виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням. Метою роботи є підвищення ефективності процесу виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами. При вирішенні поставленої задачі використано методи та засоби ШІ для виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням. Тому результати виконання кваліфікаційної роботи бакалавра відповідають стандарту бакалавра спеціальності 122 – Комп'ютерні науки.

3. Професійні та особистісні якості бакалавра

У ході виконання кваліфікаційної роботи студент виявив високий рівень відповідальності, дисциплінованості та зацікавленості у предметі та процесі дослідження. Його здатність до самостійного планування етапів наукової діяльності, уміння працювати із джерелами фахової літератури, а також ефективно застосовувати набуті знання в практичному аспекті підтверджують сформованість ключових професійних компетентностей. Звертає на себе увагу також належна

культура наукового письма та здатність підтримувати конструктивну фахову комунікацію, що свідчить про гармонійний розвиток як професійних, так і міжособистісних якостей.

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

Кваліфікаційна робота виконана студентом самостійно на всіх етапах дослідження. Отримані результати та створена інтелектуальна система є результатом його особистої дослідницької діяльності, без залучення сторонньої допомоги, що відповідає вимогам до академічної доброчесності.

5. Ступінь оволодіння методами дослідження

Студент виявив глибоке розуміння сучасних методів дослідження, що є характерними для галузі комп'ютерних наук. У процесі дослідження він успішно застосував як теоретичні, так і прикладні методи, зокрема методи машинного навчання, що дало змогу реалізувати поставлені дослідницькі завдання на належному рівні.

6. Повнота та якість розкриття теми роботи

У кваліфікаційній роботі повноцінно розкрито тему, починаючи від теоретичного обґрунтування актуальності дослідження та закінчуючи апробацією отриманих результатів у вигляді програмної реалізації. Студент здійснив ґрунтовний огляд джерел, провів порівняльний аналіз підходів, реалізував запропонований у роботі метод, що засвідчує високий рівень методичної опрацьованості теми.

7. Логічність, послідовність, аргументованість, літературна грамотність викладення матеріалу

Робота вирізняється чіткою внутрішньою структурою, логічною побудовою змістових розділів та аргументованим підходом до подання наукових положень. Виклад матеріалу здійснено з дотриманням стилістичних норм академічного письма.

8. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи бакалавра, окремих її частин

Розроблений у роботі метод та інтелектуальна система може бути використана медичними працівниками та працівниками охорони для аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням для виявлення стресу.

9. Висновок про можливість допуску кваліфікаційної роботи бакалавра до захисту, на яку оцінку заслуговує робота

Враховуючи високий рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка «відмінно».

Керівник О. Собоєв асистент каф. КН Олена СОБКО



РЕЦЕНЗІЯ

на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента гр. КН-21-1 Поплавського Руслана Геннадійовича

за темою: Метод виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами

1. Актуальність обраної теми

Зростання рівня психологічного навантаження в умовах сучасного ритму життя зумовлює необхідність створення технологічних рішень для своєчасного виявлення стресу. Аналіз обличчя на основі фотозображень відкриває перспективи для пасивного моніторингу емоційного стану людини без втручання в її приватний простір. У цьому контексті використання нейромережових засобів набуває особливої цінності завдяки здатності виявляти тонкі невербальні сигнали, які важко розпізнати традиційними методами. Таким чином, обрана тема є важливою для розвитку адаптивних і чутливих систем підтримки психічного здоров'я у цифровому середовищі.

2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

У межах кваліфікаційної роботи студент продемонстрував розуміння поставленої мети та завдань, чітко й послідовно їх сформулювавши в контексті актуальної науково-практичної проблематики. Завдання роботи були повною мірою розкриті.

3. Зміст кожного розділу роботи

Кожен розділ пояснювальної записки логічно пов'язаний з попереднім і спрямований на поступове досягнення поставленої мети. У першому розділі студент провів характеристику предметної області виявлення стресу за фотозображеннями. У другому – розкрив суть запропонованого методу виявлення стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням нейромережевими засобами. Третій розділ містить докладний опис програмної

реалізації інтелектуальної системи виявлення стресу та експериментальне дослідження методу.

4. Оцінка розробленої інформаційної системи, її практична цінність

Розроблена система забезпечує автоматизоване виявлення стресу за візуальними характеристиками обличчя, що пришвидшує діагностику з метою надання психологічної допомоги.. Практична цінність інтелектуальної системи полягає у наданні висновків щодо наявності стресу на основі аналізу візуальних характеристик обличчя за фотозображенням.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Робота виконана з дотриманням усіх вимог до структури й стилю оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра. Вона вирізняється граматичною правильністю, стилістичною цілісністю та достатнім рівнем академічної грамотності.

6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

У тексті роботи іноді трапляється надмірне використання складних термінів без їх пояснення. Недостатня кількість порівняння із подібними дослідженнями. Недостатнє пояснення вибору нейромережесих засобів класифікації. Виявлені недоліки не мають суттєвого впливу на наукову цінність здобутих результатів.

7. Загальний висновок (допускається чи не допускається до захисту), та оцінка на яку заслуговує кваліфікаційна робота.

Враховуючи рівень виконання та забезпечення усіх необхідних вимог, робота може бути допущена до захисту. Рекомендована оцінка «відмінно».

Рецензент

Марчишук В.В.

Завідувел кафедр. АІІТІР