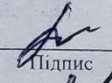
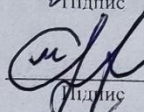


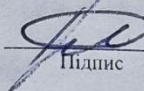
КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

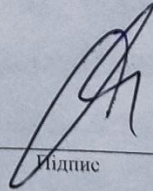
на тему Метод раннього виявлення ознак аутизму за нейромережесвим аналізом
фотографій облич

Рівень вищої освіти другий (магістерський)
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 2 курсу, група КНм-24-1
Курс, група виконавця  Джорджо МІЗИН
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: к.т.н., доцент кафедри КН
Науковий ступінь, посада  Олександр МАЗУРЕЦЬ
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Нормоконтроль: к.т.н., доцент кафедри КН
Науковий ступінь, посада  Руслан БАГРІЙ
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

До захисту допускаю:
Зав. кафедри КН, д.т.н., професор
 Олександр БАРМАК
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

16 грудня 2025 р.

ХМЕЛЬНИЦЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ

Факультет інформаційних технологій

Кафедра комп'ютерних наук

Освітній ступінь магістр

Галузь знань 12 – Інформаційні технології

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри комп'ютерних наук

(підпис)

д.т.н., професор Олександр БАРМАК

« 28 » серпня 2025 року

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

1. Тема кваліфікаційної роботи магістра: «Метод раннього виявлення ознак аутизму за нейромережесим аналізом фотографій облич».

2. Завдання видано студенту Джорджо МІЗИНУ
(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

3. Керівник роботи к.т.н., доцент кафедри КН Олександр МАЗУРЕЦЬ
(Ім'я, ПРІЗВИЩЕ)

4. Затверджені наказом університету від «25» серпня 2025 р. № 65.


5. Дата видачі завдання студенту: «28» серпня 2025 р.


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

Метою кваліфікаційної роботи є підвищення поясненості раннього скринінгу розладів аутичного спектра. Для досягнення мети слід вирішити такі задачі: аналіз проблеми автоматизованого виявлення ознак аутизму; огляд нейромережесим архітектур для аналізу та класифікації зображень облич у контексті скринінгу; виконати аналіз наукових досліджень щодо ознак, релевантних ранньому виявленню аутизму за статичними зображеннями; розробити метод виявлення ознак аутизму за фотографіями облич із використанням нейромережесим засобів; виконати підготовку датасету фотозображень для донавчання нейромережесим моделі з урахуванням вікових та фенотипових особливостей; виконати програмну реалізацію запропонованого методу з використанням сучасних глибоких архітектур; виконати дослідження розробленого методу раннього виявлення ознак аутизму за статичними зображеннями облич.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи:

№	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра	Термін виконання	Примітка
1	Вибір напряму дослідження та узгодження теми кваліфікаційної роботи з керівником, складання календарного графіка виконання роботи	вересень 2025	Виконано
2	Ознайомлення з предметною областю, аналіз існуючих методів і моделей, формулювання мети та завдань дослідження, визначення об'єкта й предмета дослідження	вересень 2025	Виконано
3	Розробка методу чи моделі для вирішення обраного завдання, опис архітектури рішення	жовтень 2025	Виконано
4	Програмна реалізація методу чи моделі	жовтень 2025	Виконано
5	Дослідження ефективності та експериментальна перевірка результатів, порівняння з відомими підходами	листопад 2025	Виконано
6	Написання пояснювальної записки, оформлення відповідно до вимог, врахування зауважень керівника	листопад 2025	Виконано
7	Підготовка презентаційних матеріалів та попередній захист	листопад 2025	Виконано
8	Перевірка пояснювальної записки на відповідність вимогам оформлення (нормоконтроль) та перевірка на академічну доброчесність. Отримання відгуку керівника та рецензії.	грудень 2025	Виконано
9	Публічний захист кваліфікаційної роботи	грудень 2025	Виконано

Виконавець: студент групи КНм-24-1  Підпис Джорджо МІЗИН
 Група виконавця Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: к.т.н., доц. каф. КН  Підпис Олександр МАЗУРЕЦЬ
 Науковий ступінь, посада Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Реферат

Кваліфікаційна робота магістра присвячена вирішенню науково-технічної задачі автоматизованого раннього скринінгу ризику аутизму на основі статичних зображень облич із використанням гібридних нейромережових моделей. Досягнення цієї мети забезпечується поєднанням трансформерної архітектури Vision Transformer для витягування високорівневих візуальних ознак із морфометричним аналізом ключових точок обличчя, що дозволяє враховувати як глобальні патерни, так і локальні фенотипові відхилення. Запропонований підхід передбачає прогнозування рівня ризику, а не лише бінарну класифікацію, що підвищує діагностичну гнучкість і придатність до скринінгових цілей.

Актуальність теми. Актуальність дослідження зумовлена зростанням потреби у ранньому виявленні розладів аутичного спектра, оскільки своєчасна діагностика безпосередньо впливає на подальшу соціалізацію, корекційну підтримку та розвиток дитини. Традиційні методи оцінювання базуються переважно на поведінкових спостереженнях і клінічних анкетуваннях, що потребують значного часу, залучення фахівців та не завжди забезпечують об'єктивність на ранніх етапах. Використання статичних зображень облич як джерела фенотипічних маркерів відкриває можливість побудови недорогих, масштабованих і неінвазивних систем скринінгу, здатних доповнювати існуючі медичні підходи. Розвиток глибинного навчання, зокрема трансформерних архітектур і пояснюваних моделей штучного інтелекту, створює умови для автоматизованого аналізу морфологічних та структурних ознак, які раніше залишалися неформалізованими або потребували ручного оцінювання. Поєднання нейромережових технологій із фенотиповим аналізом розширює можливості медичної діагностики, сприяє розвитку превентивної медицини й відповідає сучасним тенденціям цифрової трансформації в охороні здоров'я.

Мета і задачі роботи. Метою кваліфікаційної роботи магістра є підвищення поясненості раннього скринінгу розладів аутичного спектра шляхом розроблення нейромережевого методу прогнозування ризику на основі статичних зображень

облич з інтегрованою інтерпретацією результатів. На відміну від існуючих підходів, що здебільшого зосереджуються на бінарній класифікації або пов'язані з поведінковими та анкетними даними, запропонований метод орієнтований на прогнозування ступеня ризику розладів аутичного спектра за фенотипічними ознаками обличчя, виявленими нейромережею. Поєднання трансформерної обробки зображення з морфометричним аналізом facial-landmarks забезпечує глибшу варіативність розпізнавання та підвищує чутливість до прихованих структурних відмінностей. Додатковим відходом від традиційних рішень є інтеграція мовної моделі для автоматизованої інтерпретації результатів, що дає змогу пояснити отриманий прогноз у зрозумілій формі та зробити модель придатною для практичного використання в скринінгових системах.

Для досягнення мети слід вирішити такі задачі:

- виконати аналіз проблеми автоматизованого виявлення ознак аутизму за фото.
- виконати огляд нейромережевих архітектур для аналізу та класифікації зображень облич у контексті медичного та фенотипового скринінгу;
- виконати аналіз наукових досліджень щодо фенотипових, краніофасціальних та поведінкових ознак, релевантних ранньому виявленню аутизму за статичними зображеннями;
- розробити метод виявлення ознак аутизму за фотографіями облич із використанням нейромережевих засобів;
- виконати підготовку датасету фотозображень для донавчання нейромережевої моделі з урахуванням вікових та фенотипових особливостей;
- виконати програмну реалізацію запропонованого методу з використанням сучасних глибинних архітектур;
- виконати дослідження ефективності розробленого методу раннього виявлення ознак аутизму за статичними зображеннями облич.

Об'єкт дослідження. Процес автоматизованого виявлення ризику розладів аутичного спектра за зображеннями облич із використанням методів штучного інтелекту.

Предмет дослідження. Нейромережеві моделі та методи мультимодального аналізу статичних зображень облич для прогнозування ступеня ризику розладів аутичного спектра.

Методи дослідження, що використані для вирішення поставлених завдань є наступними: методи глибокого навчання для класифікації зображень облич за ознаками ризику аутизму, методи морфометричного аналізу facial-landmarks для виявлення фенотипових відхилень, методи інтерпретованого штучного інтелекту для формування пояснень результатів, а також методи математичної статистики для оцінювання точності й надійності запропонованого підходу.

Наукова новизна одержаних результатів полягає у розробленні методу раннього виявлення ознак аутизму за нейромережевим аналізом фотографій облич, що відрізняється від існуючих підходів поєднанням трансформерної класифікації зображень із морфометричним аналізом facial-landmarks та автоматизованою генерацією інтерпретацій результатів. Запропоноване рішення забезпечує прогнозування ступеня ризику, а не лише бінарну оцінку, та містить механізм пояснюваності на основі зіставлення візуальної уваги моделі з фенотиповими ознаками обличчя, що розширює можливості застосування у скринінгових системах.

Апробація результатів кваліфікаційної роботи магістра та публікації. Основні наукові й практичні результати роботи доповідались у доповіді на XVII Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2025» (м. Хмельницький) 14-15 листопада 2025 року. За темою кваліфікаційної роботи магістра підготовлено до публікації статтю у фаховому виданні.

Структура та обсяг роботи. Кваліфікаційна робота магістра складається з реферату, завдання, змісту, переліку скорочень, вступу, 4-х розділів, висновків, переліку посилань із 58 найменувань та 8 додатків. Обсяг основного тексту кваліфікаційної роботи магістра становить 85 сторінок. У роботі наведено 30 рисунків і 9 таблиць.

Ключові слова: ранній скринінг аутизму, аналіз обличчя, фенотипічні ознаки, глибоке навчання, ViT, класифікація зображень.

Зміст

Перелік скорочень	4
Вступ.....	5
РОЗДІЛ 1 Дослідження сучасного стану автоматизованого раннього виявлення ознак аутизму за фотографіями облич	8
1.1 Аналіз проблеми автоматизованого раннього виявлення ознак аутизму за фотографіями облич.....	8
1.2 Аналіз нейромережових архітектур для раннього виявлення ознак аутизму за фотографіями облич.....	12
1.3 Аналіз наукових надбань в автоматизованого раннього виявлення ознак аутизму за фотографіями.....	14
1.4 Постановка задачі.....	17
РОЗДІЛ 2 Метод раннього виявлення ознак аутизму за нейромережовим аналізом фотографій облич	18
2.1 Підхід до раннього виявлення ознак аутизму за нейромережовим аналізом фотографій облич	18
2.2 Схеми та етапи методу раннього виявлення ознак аутизму за аналізом фотографій облич	19
2.3 Архітектурно-модельна основа розробленого підходу.....	22
2.4 Методи інтерпретації рішень моделі	23
2.5 Опис та структура навчальної вибірки»	25
2.6 Засоби оцінювання результатів нейромережевого виявлення ознак аутизму ...	26
2.7 Етичні й правові обмеження методу	27
Висновки до розділу 2	30
РОЗДІЛ 3 Проєктування інтелектуальної системи раннього виявлення ознак аутизму за нейромережовим аналізом фотографій облич	31
3.1 Вибір засобів розробки для інтелектуальної системи.....	31
3.2 Проєктування структури інтелектуальної системи	32
3.3 Проєктування складових інтелектуальної системи.....	34

3.4	Проектування інтерфейсу експериментального прототипу	40
3.5	Функціональні та нефункціональні вимоги	44
	Висновки до розділу 3	47
РОЗДІЛ 4	Експериментальне дослідження методу раннього виявлення ознак аутизму за нейромережовим аналізом фотографій облич.....	49
4.1	Програмна структура компонентів інтелектуальної системи	49
4.2	Прикладні аспекти створення інтелектуальної системи.....	51
4.3	Тестування створеної інтелектуальної системи.....	57
4.4	Дослідження методу раннього виявлення ознак аутизму за нейромережовим аналізом фотографій облич	68
	Висновки до розділу 4	74
	Загальні висновки.....	76
	Перелік посилань.....	79
	Додатки	

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
РАС	розлади аутичного спектра
ВООЗ	Всесвітня організація охорони здоров'я
ADOS	Autism Diagnostic Observation Schedule
CARS	Childhood Autism Rating Scale
2D	двовимірний формат аналізу зображень
3D	тривимірний формат аналізу та моделювання
CNN	згорткові нейронні мережі
VGG	Visual Geometry Group нейронна мережа
ResNet	Residual Neural Network
MobileNet	легковагова згорткова нейронна мережа для мобільних застосувань
ViT	Vision Transformer
ASD	Autism Spectrum Disorder
XAI	пояснюваний штучний інтелект
Grad-CAM	Gradient-weighted Class Activation Mapping
LIME	Local Interpretable Model-agnostic Explanations
AdaBoost	Adaptive Boosting
XGBoost	Extreme Gradient Boosting
LSTM	Long Short-Term Memory
BERT	Bidirectional Encoder Representations from Transformers

Вступ

Актуальність теми. Актуальність дослідження зумовлена зростанням потреби у ранньому виявленні розладів аутичного спектра, оскільки своєчасна діагностика безпосередньо впливає на подальшу соціалізацію, корекційну підтримку та розвиток дитини. Традиційні методи оцінювання базуються переважно на поведінкових спостереженнях і клінічних анкетуваннях, що потребують значного часу, залучення фахівців та не завжди забезпечують об'єктивність на ранніх етапах. Використання статичних зображень обличчя як джерела фенотипічних маркерів відкриває можливість побудови недорогих, масштабованих і неінвазивних систем скринінгу, здатних доповнювати існуючі медичні підходи. Розвиток глибинного навчання, зокрема трансформерних архітектур і пояснюваних моделей штучного інтелекту, створює умови для автоматизованого аналізу морфологічних та структурних ознак, які раніше залишалися неформалізованими або потребували ручного оцінювання. Поєднання нейромережових технологій із фенотиповим аналізом розширює можливості медичної діагностики, сприяє розвитку превентивної медицини й відповідає сучасним тенденціям цифрової трансформації в охороні здоров'я.

Мета і задачі роботи. Метою кваліфікаційної роботи магістра є підвищення поясненості раннього скринінгу розладів аутичного спектра шляхом розроблення нейромережевого методу прогнозування ризику на основі статичних зображень обличчя з інтегрованою інтерпретацією результатів. На відміну від існуючих підходів, що здебільшого зосереджуються на бінарній класифікації або пов'язані з поведінковими та анкетними даними, запропонований метод орієнтований на прогнозування ступеня ризику розладів аутичного спектра за фенотипічними ознаками обличчя, виявленими нейромережею. Поєднання трансформерної обробки зображення з морфометричним аналізом facial-landmarks забезпечує глибшу варіативність розпізнавання та підвищує чутливість до прихованих структурних відмінностей. Додатковим відходом від традиційних рішень є інтеграція мовної моделі для автоматизованої інтерпретації результатів, що дає змогу пояснити

отриманий прогноз у зрозумілій формі та зробити модель придатною для практичного використання в скринінгових системах.

Для досягнення мети слід вирішити такі задачі:

- виконати аналіз проблеми автоматизованого виявлення ознак аутизму за фото.
- виконати огляд нейромережових архітектур для аналізу та класифікації зображень облич у контексті медичного та фенотипового скринінгу;
- виконати аналіз наукових досліджень щодо фенотипових, краніофасціальних та поведінкових ознак, релевантних ранньому виявленню аутизму за статичними зображеннями;
- розробити метод виявлення ознак аутизму за фотографіями облич із використанням нейромережових засобів;
- виконати підготовку датасету фотозображень для донавчання нейромережевої моделі з урахуванням вікових та фенотипових особливостей;
- виконати програмну реалізацію запропонованого методу з використанням сучасних глибинних архітектур;
- виконати дослідження ефективності розробленого методу раннього виявлення ознак аутизму за статичними зображеннями облич.

Об’єкт дослідження. Процес автоматизованого виявлення ризику розладів аутичного спектра за зображеннями облич із використанням методів штучного інтелекту.

Предмет дослідження. Нейромережові моделі та методи мультимодального аналізу статичних зображень облич для прогнозування ступеня ризику розладів аутичного спектра.

Методи дослідження, що використані для вирішення поставлених завдань є наступними: методи глибинного навчання для класифікації зображень облич за ознаками ризику аутизму, методи морфометричного аналізу facial-landmarks для виявлення фенотипових відхилень, методи інтерпретованого штучного інтелекту для формування пояснень результатів, а також методи математичної статистики для оцінювання точності й надійності запропонованого підходу.

Наукова новизна одержаних результатів полягає у розробленні методу раннього виявлення ознак аутизму за нейромережовим аналізом фотографій облич, що відрізняється від існуючих підходів поєднанням трансформерної класифікації зображень із морфометричним аналізом facial-landmarks та автоматизованою генерацією інтерпретацій результатів. Запропоноване рішення забезпечує прогнозування ступеня ризику, а не лише бінарну оцінку, та містить механізм пояснюваності на основі зіставлення візуальної уваги моделі з фенотиповими ознаками обличчя, що розширює можливості застосування у скринінгових системах.

Апробація результатів кваліфікаційної роботи магістра та публікації. Основні наукові й практичні результати роботи доповідались у доповіді «Нейромережовий підхід до раннього виявлення ознак аутизму за фотозображенням» на XVII Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2025» (м. Хмельницький), 14-15 листопада 2025 року. За темою кваліфікаційної роботи магістра підготовлено до публікації статтю у фаховому виданні.

Структура та обсяг роботи. Кваліфікаційна робота магістра складається з реферату, завдання, змісту, переліку скорочень, вступу, 4-х розділів, висновків, переліку посилань із 58 найменувань та 8 додатків. Обсяг основного тексту кваліфікаційної роботи магістра становить 85 сторінок. У роботі наведено 30 рисунків і 9 таблиць.

РОЗДІЛ 1 Дослідження сучасного стану автоматизованого раннього виявлення ознак аутизму за фотографіями облич

1.1 Аналіз проблеми автоматизованого раннього виявлення ознак аутизму за фотографіями облич

Розлади аутичного спектра (РАС) належать до групи нейророзвиткових порушень, що формуються в ранньому дитячому віці та мають тривалий, персистентний характер. Вони проявляються комплексом стійких особливостей вербальної й невербальної комунікації, соціальної взаємодії, а також повторюваних і стереотипних форм поведінки, інтересів та активності. За даними Всесвітньої організації охорони здоров'я [1], поширеність РАС у світі демонструє стабільну тенденцію до зростання, що частково пов'язується із удосконаленням діагностичних критеріїв та підвищенням обізнаності фахівців і батьків. У низці країн частота діагностування РАС досягає одного випадку на 68–100 дітей, що зумовлює значне медико-соціальне навантаження на систему охорони здоров'я та освіти.

Особливе значення у цьому контексті має раннє виявлення ознак аутизму, оскільки своєчасна діагностика створює передумови для ефективної корекційної та психолого-педагогічної допомоги. Доведено, що інтервенції, розпочаті у віці до трьох–п'яти років, сприяють формуванню мовленнєвих навичок, покращенню соціальної взаємодії та підвищенню загального рівня адаптивного функціонування дитини, що позитивно впливає на довгостроковий соціальний прогноз [2].

Традиційно діагностика аутизму ґрунтується на застосуванні клінічних інтерв'ю з батьками або опікунами [3], стандартизованих поведінкових шкал і протоколів спостереження, таких як ADOS чи CARS, а також комплексної оцінки розвитку комунікативних і соціальних реакцій дитини [4]. Незважаючи на високу валідність і надійність цих методів, вони є ресурсомісткими, потребують участі висококваліфікованих спеціалістів і часто не можуть бути оперативно застосовані на ранніх етапах розвитку. У результаті значна частина дітей отримує діагноз із запізненням, що обмежує можливості своєчасного впровадження корекційно-педагогічних стратегій та знижує їх ефективність [5].

Паралельно з розвитком клінічних підходів накопичується дедалі більше наукових даних щодо фенотипових відмінностей у дітей із РАС, зокрема морфологічних особливостей обличчя, черепно-лицьових пропорцій та проявів асиметрії (рисунок 1.1). У дослідженні [6] показано, що у частини дітей з аутизмом фіксуються зміни ширини орбітальної зони, особливості будови носо-губного трикутника та варіації форми нижньої щелепи. Автори роботи [7] також звертають увагу на відмінності у співвідношенні верхньої та середньої третин обличчя, які можуть бути пов'язані з порушеннями або атиповим перебігом ембріонального розвитку. Ці спостереження формують підґрунтя для подальших досліджень із застосуванням комп'ютерного аналізу зображень та методів штучного інтелекту з метою підтримки раннього скринінгу РАС.



Рисунок 1.1 – Риси обличчя дитини з РАС

Ряд авторів демонструють специфічні краніофасціальні патерни у хлопчиків із діагнозом аутизму віком 8-12 років. Ознаки асиметрії обличчя також розглядаються як потенційні індикатори нейророзвиткових порушень. Наприклад, у роботі [8]

виявлено кореляції між асиметрією лицевих структур і порушеннями у формуванні нервової системи в дітей із РАС.

Окрім морфологічних характеристик обличчя, у наукових дослідженнях значну увагу приділено аналізу нетипових мімічних і зорових реакцій, характерних для дітей із розладами аутичного спектра. Низка спостережень свідчить про те, що такі діти демонструють специфічні патерни невербальної поведінки, які відрізняються від типового розвитку та можуть проявлятися вже на ранніх етапах онтогенезу. Зокрема, у дослідженні [9] встановлено, що діти з аутизмом істотно рідше спрямовують погляд на очі співрозмовника, частіше уникають прямого зорового контакту та зосереджують увагу на периферійних ділянках обличчя. Крім того, для них характерна знижена мімічна активність, обмежений репертуар емоційних виразів і асинхронність між мімікою та комунікативною ситуацією. Хоча зазначені ознаки за своєю природою є поведінковими й динамічними, їхні прояви можуть частково фіксуватися і на статичних фотозображеннях, зокрема у вигляді нейтрального або маловиразного виразу обличчя та нетипового положення погляду.

Важливим міждисциплінарним напрямом сучасних досліджень у цьому контексті є фотограмметрія та краніофаціометрія, що поєднують методи комп'ютерного зору, антропометрії та цифрової обробки зображень. У роботі [10] продемонстровано можливості цифрової фотограмметрії для виявлення симптоматичних змін обличчя у дітей із РАС шляхом вимірювання лінійних, кутових і пропорційних параметрів. Отримані результати засвідчили, що застосування 2D- та 3D-аналітики (рисунк 1.2) дозволяє виявляти статистично значущі відмінності в будові орбітальної області, скулової дуги, фільтрума, а також у співвідношенні окремих лицевих сегментів. Такі відмінності розглядаються як можливі маркери атипового нейророзвитку та відображення порушень ембріогенезу, що мають системний характер.

Фотографії обличчя як джерело фенотипічної інформації дедалі частіше розглядаються у наукових публікаціях як перспективний інструмент первинного скринінгу РАС. Як зазначається у роботах [11], використання цифрових зображень не потребує інвазивних процедур, спеціальної підготовки дитини чи безпосередньої

участі клініциста на етапі збору даних. Це особливо важливо для масових або віддалених скринінгових програм, а також для попередньої оцінки ризику у групах раннього віку. Додатковими перевагами є висока доступність цифрових фотографій, можливість багаторазового аналізу одного й того самого матеріалу та формалізація візуальних ознак у вигляді числових параметрів, придатних для подальшої автоматизованої обробки.

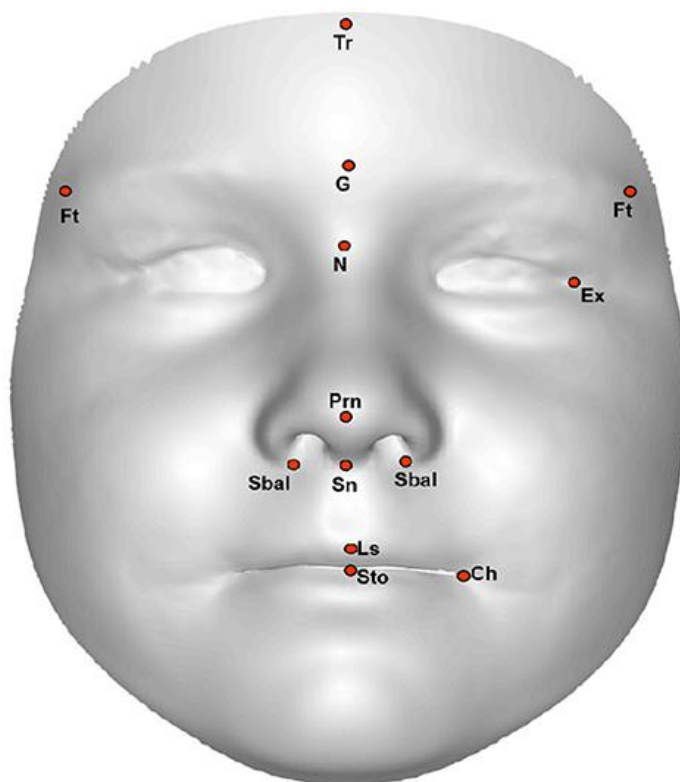


Рисунок 1.2 – Приклад 3D-діагностики обличчя дітей

Систематизація клінічних, морфометричних і фенотипових спостережень дає підстави розглядати обличчя людини як об'єкт, придатний до стандартизованого кількісного аналізу [12]. Наявність описаних у науковій літературі краніофасціальних, пропорційних і виразових ознак свідчить про потенційну можливість їх автоматизованого розпізнавання за умови коректної формалізації ознак, використання репрезентативних і достовірних наборів даних, а також дотримання етичних і правових вимог щодо роботи з персональними зображеннями дітей. Сукупність цих чинників обґрунтовує доцільність розроблення та впровадження інтелектуальних технологій, здатних аналізувати статичні

зображення обличчя для підтримки раннього скринінгу та попередньої оцінки ризику розвитку розладів аутичного спектра.

1.2 Аналіз нейромережевих архітектур для раннього виявлення ознак аутизму за фотографіями облич

На тлі цих морфологічних спостережень [13] комп'ютерний зір і глибинне навчання запропонували технічну можливість автоматизувати аналіз статичних зображень облич для скринінгу РАС [14]. Найбільш розповсюдженими є схеми трансферного навчання [15] на основі попередньо натренованих CNN (VGG [16], ResNet [17], MobileNet [18]) з подальшим донавчанням на відмічених фотопортретах; огляд та експериментальні студії 2024-2025 років демонструють життєздатність такого підходу, але водночас фіксують його обмеження щодо узагальнюваності: залежність від умов знімання, демографічного складу вибірки та нестачі стандартизованих датасетів клінічної якості [19].

Окремий напрям пов'язаний із використанням трансформерних архітектур для вилучення високорівневих патернів зі статичних зображень, що дає приріст точності на низці наборів, однак не розв'язує базові проблеми інтерпретованості та контролю упереджень; свіжа праця 2025 року демонструє доцільність ViT-подібних моделей [20] для статичних ознак облич у задачі ASD-класифікації [21], але акцентує, що екологічна валідність так само потребує спеціального протоколу оцінювання [22].

Спроби підвищити клінічну придатність за рахунок пояснюваного ШІ [23] здебільшого обмежувалися теплокартами уваги (Grad-CAM [24], attention [25]) або локальними пост-хок метавизначеннями на кшталт LIME [26]; спеціалізовані огляди 2025 року підкреслюють, що ХАІ для ASD [27] перспективний саме тоді, коли він зв'язує зони уваги моделі з фенотипічно осмисленими краніофасціальними індексами, а не лише візуалізує «гарячі області» без антропометричної інтерпретації [28]. Приклад роботи Grad-CAM наведено на рисунку 1.3.



Рисунок 1.3 – Приклад роботи Grad-CAM [29]

Технічна складова такого зв'язку може спиратися на детектування густих лендмарків обличчя (наприклад, 468-точкова Face Mesh у MediaPipe), що забезпечує уніфіковану, відтворювану й достатньо деталізовану геометричну основу для морфометричного аналізу в 2D/квазі-3D, сумісну як із мобільним, так і з десктопним обчисленням [30].

Попри зростання точності, фундаментально нерозв'язаними залишаються питання представлення невизначеності та каліброваності ймовірностей — ключові для скринінгових застосувань, де вартість хибнонегативних і хибнопозитивних рішень істотно асиметрична. Оглядові праці з калібрування нейромереж показують, що сучасні моделі часто пере- або недокалібровані, а отже числові «ймовірності» не відображають реального ризику; це вимагає впровадження пост-хок калібрування (наприклад, temperature scaling) або спеціальних функцій втрат для впорядкованих класів ризику, що зважають на ordinal-природу клінічних рівнів [31].

Додаткові виклики стосуються етики даних і алгоритмічної справедливості: у швидкозмінному оглядовому полі 2025 року наголошено на ризиках приватності образів, демографічних зміщеннях та потребі прозорих рамок використання таких систем лише як допоміжних інструментів скринінгу, а не як засобів самостійної діагностики [32].

Таким чином, сучасний стан проблеми характеризується зрілою технічною базою для автоматизованої обробки зображень облич, підтвердженими в літературі

морфологічними корелятами РАС і першими хвилями робіт із трансформерними моделями та ХАІ, але водночас – методологічними прогалинами в інтегрованому поєднанні піксельної та морфометричної репрезентацій, у формалізації задачі як прогнозування впорядкованого ризику з коректною калібруванням, а також у стандартизації протоколів валідації з урахуванням етичних і демографічних факторів. Подолання цих розривів вимагає гібридних підходів, що поєднують ViT-рівневі візуальні ознаки з формалізованою краніофасіальною геометрією, забезпечують інтерпретованість на рівні узгодження уваги моделі з антропометричними індикаторами та повертають не бінарну «мітку», а клінічно релевантний, калібрований рівень ризику.

1.3 Аналіз наукових надбань в автоматизованого раннього виявлення ознак аутизму за фотографіями

У статті [33] розглянуто підхід до раннього виявлення розладів аутичного спектра на основі федеративного навчання, яке дає змогу здійснювати діагностичне моделювання без централізованого накопичення персональних даних. Дослідниками застосовано локальне навчання класифікаторів на основі логістичної регресії та опорних векторів для аналізу факторів, пов'язаних з аутизмом, після чого результати передавалися на центральний сервер для формування метамоделі. Така схема дала можливість зіставити ефективність різних підходів і зменшити ризики, пов'язані з конфіденційністю медичних даних. Для перевірки методу використано кілька незалежних наборів даних, що містили інформацію про дітей і дорослих з діагнозом РАС. Продемонстровано різну результативність моделі залежно від вікової групи: показники точності виявлення у дітей сягали 98 %, тоді як у вибірці дорослих – 81 %, що вказує на різний характер проявів розладу на різних етапах розвитку. Робота підкреслює потенціал федеративного навчання як інструмента ранньої діагностики та захисту конфіденційних даних у медичних застосуваннях.

У статті [34] представлено узагальнену методику оцінювання ефективності класичних алгоритмів машинного навчання для раннього виявлення розладів

аутичного спектра на основі анкетних та медико-поведінкових даних. Автори аналізують різні підходи до попередньої обробки ознак, застосовуючи кілька стратегій масштабування, після чого здійснюють класифікацію на основі восьми поширених моделей, серед яких логістична регресія, дерева рішень, метод опорних векторів, наївний баєсівський класифікатор, випадковий ліс, лінійний дискримінантний аналіз та ансамблеві підходи. Дослідження охоплює чотири вибірки, сформовані за віковим принципом, що дало можливість порівняти вплив віку на ефективність прогнозування. Результати демонструють, що точність класифікації суттєво залежить від поєднання алгоритму та способу масштабування ознак: для дітей раннього віку найкращі результати отримано за використання AdaBoost і нормалізації, тоді як для дорослих найвищу точність забезпечив лінійний дискримінантний аналіз із застосуванням Quantile Transformer. Додатково проведено аналіз значущості атрибутів за допомогою кількох методів відбору ознак, що дало змогу виокремити найбільш інформативні фактори ризику. Отримані результати підкреслюють важливість налаштування моделей і попередньої обробки даних для підвищення точності скринінгу та демонструють потенціал подібних систем як інструменту підтримки медичного ухвалення рішень.

У дослідженні [35] представлено систематичний огляд застосування штучного інтелекту та методів машинного навчання для раннього виявлення розладів аутичного спектра з акцентом на їхню діагностичну перспективність. Автори підкреслюють, що порушення соціальної взаємодії, відсутність зорового контакту, сенсорна чутливість і стереотипна поведінка у дітей раннього віку створюють потребу в засобах, здатних прискорити первинне виявлення аутизму. Огляд охоплює публікації 2010-2022 років, відібрані за визначеними критеріями в базах PubMed, Scopus та IEEE Xplore, що дозволило охопити значний масив робіт із використанням поведінкових, нейровізуалізаційних і генетичних даних. За результатами аналізу встановлено, що глибинні нейронні мережі та ансамблеві моделі демонструють високу точність, у ряді випадків перевищуючи 95 %, що свідчить про здатність таких систем доповнювати або прискорювати традиційну клінічну діагностику. Водночас автори акцентують на ключових проблемах –

обмеженій інтерпретованості моделей, залежності від якості даних, а також складності перенесення результатів на різні популяції. У підсумку зазначається, що штучний інтелект має потенціал трансформувати підходи до раннього скринінгу аутизму, однак для клінічного застосування необхідні подальше вдосконалення архітектур, зменшення похибок вибірки й валідація на широких, репрезентативних даних.

У дослідженні [36] розглянуто нетиповий підхід до виявлення ознак розладів аутичного спектра шляхом аналізу текстового контенту, зокрема дописів користувачів соціальних мереж. Автори виходять із проблеми затримки у встановленні діагнозу через нестачу фахівців, високу вартість обстежень і складність традиційних клінічних процедур. У роботі змодельовано автоматизоване виявлення потенційних випадків аутизму на основі мовленнєвих патернів, зафіксованих у повідомленнях у Twitter. Для цього було зібрано понад 400 тисяч текстів, а для навчання та тестування використано збалансовану вибірку з 90 тисяч твітів, розділену на повідомлення від користувачів, які декларують наявність аутизму, та осіб без такого самоідентифікування. Методологічна частина дослідження охоплює поєднання класичних методів машинного навчання та глибинних архітектур для обробки природної мови. Застосовано дерева рішень, XGBoost, алгоритм k-ближчих сусідів, рекурентні нейронні мережі, модифікації LSTM, двонапрямні мережі та трансформерні моделі на зразок BERT і BERTweet. Класифікаційна продуктивність досягла майже 88 %, що свідчить про наявність у мовленні осіб з РАС лінгвістичних і стилістичних маркерів, здатних бути формалізованими та розпізнаваними автоматизовано.

Результати роботи демонструють перспективність використання мовних характеристик як додаткового джерела інформації для скринінгу аутизму, особливо на ранніх етапах, коли поведінкові прояви можуть ще не бути достатньо вираженими. Автори підкреслюють потенційну роль штучного інтелекту як інструмента підтримки первинного виявлення РАС та скорочення часу до звернення по кваліфіковану допомогу.

1.4 Постановка задачі

Метою роботи є підвищення поясненості раннього скринінгу розладів аутичного спектра шляхом розроблення нейромережевого методу прогнозування ризику на основі статичних зображень облич з інтегрованою інтерпретацією результатів. На відміну від існуючих підходів, що здебільшого зосереджуються на бінарній класифікації або пов'язані з поведінковими та анкетними даними, запропонований метод орієнтований на прогнозування ступеня ризику розладів аутичного спектра за фенотипічними ознаками обличчя, виявленими нейромережею. Поєднання трансформерної обробки зображення з морфометричним аналізом ключових точок обличчя забезпечує глибшу варіативність розпізнавання та підвищує чутливість до прихованих структурних відмінностей. Додатковим відходом від традиційних рішень є інтеграція мовної моделі для автоматизованої інтерпретації результатів, що дає змогу пояснити отриманий прогноз у зрозумілій формі та зробити модель придатною для використання в скринінгових системах.

Для досягнення мети слід вирішити такі задачі:

- виконати аналіз проблеми автоматизованого виявлення ознак аутизму.
- виконати огляд нейромережевих архітектур для аналізу та класифікації зображень облич у контексті медичного та фенотипового скринінгу;
- виконати аналіз наукових досліджень щодо ознак, релевантних ранньому виявленню аутизму за статичними зображеннями;
- розробити метод виявлення ознак аутизму за фотографіями облич із використанням нейромережевих засобів;
- виконати підготовку датасету фотозображень для донавчання нейромережевої моделі з урахуванням вікових та фенотипових особливостей;
- виконати програмну реалізацію запропонованого методу з використанням сучасних глибинних архітектур;
- виконати дослідження розробленого методу раннього виявлення ознак аутизму за статичними зображеннями облич.

РОЗДІЛ 2 Метод раннього виявлення ознак аутизму за нейромережевим аналізом фотографій облич

2.1 Підхід до раннього виявлення ознак аутизму за нейромережевим аналізом фотографій облич

Підхід до раннього виявлення ознак аутизму за зображеннями облич (рисунок 2.1) ґрунтується на поєднанні глибинного навчання та інтерпретованого аналізу візуальних ознак. Його реалізація передбачає використання попередньо натренованої трансформерної архітектури, яка адаптується до специфіки предметної області шляхом донавчання на цільовому наборі зображень дітей із діагностованим аутизмом та без нього. Така персоналізація моделі забезпечує формування релевантного простору ознак, у якому фіксуються характерні маркери поведінково-фізіологічного фенотипу. Після завершення етапу адаптації нейромережева модель здатна здійснювати автоматизовану класифікацію нових зображень, обчислюючи ймовірність належності досліджуваного обличчя до групи ризику.

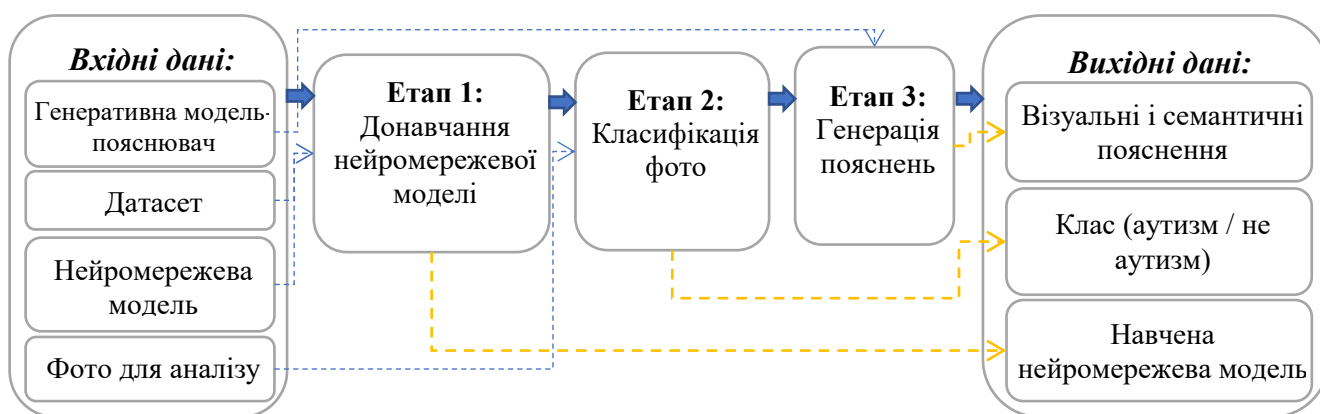


Рисунок 2.1 – Схема та етапи підходу до раннього виявлення ознак аутизму за нейромережевим аналізом фотографій облич

Результат передбачення супроводжується побудовою візуальних карт уваги, що відображають просторові ділянки з найбільшим внеском у прийняття рішення. Паралельно виконується морфометричний аналіз на основі орієнтирів обличчя, який дозволяє оцінити співвідношення пропорцій, рівень симетричності та розташування

ключових зон, зокрема очей, рота та нижньої щелепи. Інтеграція цих даних забезпечує формування семантичного пояснення, у якому результат моделі інтерпретується через кількісні показники та просторову концентрацію уваги. Пояснювальний компонент функціонує як надбудова над процесом класифікації, не потребуючи додаткового навчання та опираючись на вже сформовані представлення.

Отриманий підхід дозволяє не лише визначати наявність ознак ризику, а й робити цей процес прозорим та обґрунтованим для подальшого клінічного використання. Він поєднує переваги глибинних моделей для розпізнавання прихованих патернів з можливістю їх інтерпретації через візуалізацію і морфометрію, що створює основу для ранньої скринінгової діагностики без залучення інвазивних чи ресурсозатратних процедур.

2.2 Схеми та етапи методу раннього виявлення ознак аутизму за аналізом фотографій облич

Метод раннього виявлення ознак аутизму за нейромережовим аналізом фотографій облич призначений для автоматизованої ідентифікації потенційних проявів аутистичного спектра на основі статичних візуальних даних із подальшим формуванням інтерпретованого результату, придатного для скринінгових або допоміжних діагностичних процедур. В межах реалізації методу необхідною складовою є донавчена нейромережа, схема навчання якої наведена на рисунку 2.2.

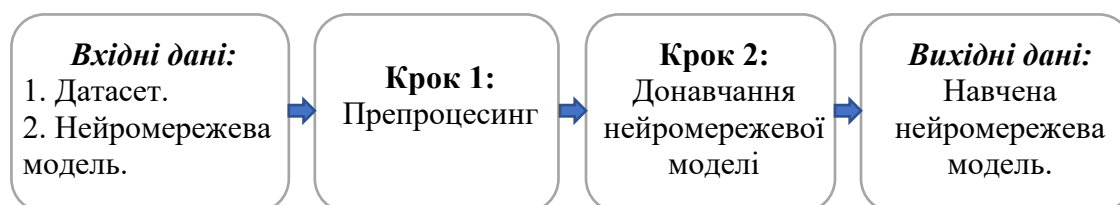


Рисунок 2.2 – Схема та кроки отримання донавченої нейромережевої моделі

Процес розпочинається із використання двох основних вхідних компонентів – заздалегідь підготовленого датасету з мітками класів та базової нейромережевої архітектури, попередньо натренованої на узагальнених візуальних вибірках. Це створює початкове підґрунтя для адаптації моделі до специфіки поставленої задачі.

Перший крок передбачає препроцесінг даних, у межах якого виконується упорядкування, масштабування та приведення зображень до формату, сумісного з обраною архітектурою [37]. На цьому етапі забезпечується відповідність розділення на навчальні та валідаційні підмножини, налаштовуються аугментаційні перетворення, корегується структура директорій і перевіряється коректність міток. Препроцесінг усуває шумові артефакти та гетерогенність у вибірці, що є критично важливим для стабільної адаптації моделі.

Другий крок охоплює безпосереднє донавчання нейромережевої моделі на підготовленому наборі зображень. На цьому етапі виконується перенесення знань (transfer learning) шляхом заморожування частини попередньо натренованих шарів і модифікації вихідного класифікаційного блоку під цільові класи [38]. Налаштовуються гіперпараметри оптимізатора, функція втрат та кількість епох, що дозволяє адаптувати модель до доменних особливостей без втрати узагальнювальної здатності. У разі потреби здійснюється тонке налаштування окремих шарів для поліпшення розпізнавання специфічних візуальних патернів.

Результатом цих кроків є донавчена нейромережева модель, здатна коректно класифікувати нові зображення у межах заданої проблемної області. Отриманий артефакт надалі використовується як ядро системи для подальшої класифікації та формування пояснень, а сам процес може бути повторно ініціалізований за умови розширення датасету або уточнення критеріїв класифікації.

Сформована схема (рисунок 2.3) відображає послідовний процес отримання пояснень для результату класифікації зображення обличчя за участю донавченої трансформерної моделі, просторового аналізу та генеративного пояснювального модуля. На вході використовується фотографія, модель Vision Transformer, спеціалізована система для визначення орієнтирів обличчя та мовна модель-

пояснювач. Подальша обробка реалізується у декілька кроків, кожен з яких формує проміжні представлення, необхідні для пояснюваності рішення.

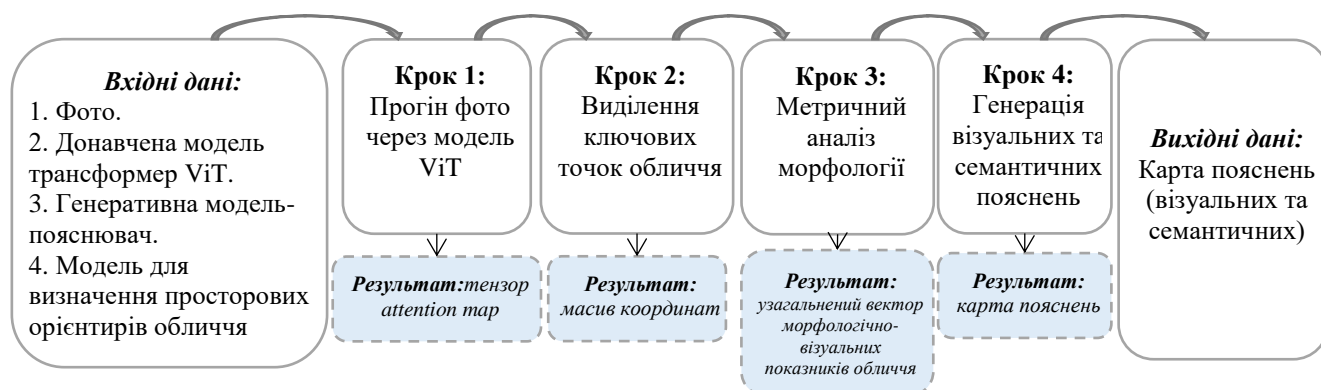


Рисунок 2.3 – Схема отримання пояснень рішень, прийнятих ШІ

На початковому кроці зображення пропускається крізь донавчену модель ViT, яка не лише виконує класифікацію, а й формує карту внутрішньої уваги, що відображає просторовий розподіл значущості фрагментів обличчя. Наступний крок полягає у визначенні просторових орієнтирів за допомогою моделі виділення фейшл-ландмарок, що забезпечує координатне представлення ключових ділянок – очей, носа, ротової області та контурів обличчя. Отримані координати дають змогу перейти до метричного аналізу, у межах якого обчислюються пропорційні та симетричні характеристики обличчя, а також корелюється розподіл уваги трансформера з окремими зонами, що дозволяє сформувати інтегрований вектор морфологічно-візуальних ознак.

Завершальним кроком є генерація пояснень, де поєднується візуалізована карта уваги та семантичний опис. Генеративна модель формує текстове обґрунтування, що базується на отриманих ознаках і розподілі уваги, не імітуючи діагностику, а лише аргументуючи підвищений або знижений ризик. У результаті формується карта пояснень, яка включає візуальну інтерпретацію зон значущості та текстовий супровід, що відображає зв'язок між морфологічними характеристиками обличчя та прогнозом моделі.

2.3 Архітектурно-модельна основа розробленого підходу

Роль базового класифікатора виконує трансформерна архітектура ViT [39], донаведена на доменному датасеті зображень облич дітей з аутизмом і без нього. На відміну від класичних згорткових мереж, ця модель працює з вхідним зображенням у вигляді послідовності патчів, до яких застосовується механізм самоуваги. Такий підхід дає змогу моделі фіксувати глобальні залежності між різними ділянками обличчя і визначати ті регіони, що мають найбільший вплив на рішення. У ході інференсу ViT генерує два типи результатів: клас рішення (ризик/відсутність ризику) і карту уваги, що відображає вагомість окремих фрагментів зображення. Це забезпечує не лише класифікацію, а й можливість подальшої інтерпретації прийнятого рішення.

Крок визначення ключових точок обличчя реалізовано на основі попередньо натренованої моделі MediaPipe Face Mesh, яка здатна реконструювати детальну топологію обличчя у вигляді множини орієнтирів. Вона повертає координати ключових ділянок, що охоплюють очі, ніс, носогубну зону, губи, вилиці та контур нижньої щелепи [40]. Отримана сітка ландмарок використовується не лише для морфометричних розрахунків, але й для зіставлення з картою уваги ViT з метою просторової інтерпретації того, які ділянки обличчя вплинули на прогноз. Завдяки цій моделі зображення перетворюється у структуроване представлення, придатне для обчислення пропорцій, симетрії та площинних відношень.

Формування семантичних пояснень здійснюється за допомогою адаптованої мовної моделі сімейства T5, яка працює в режимі генерації коротких текстових інтерпретацій результату [41]. Вона отримує на вхід агрегований вектор морфометричних показників та чисельні значення покриття ключових ділянок обличчя картою уваги, після чого генерує інтерпретацію у квазіклінічній або нейтрально-описовій формі. Така модель не виконує діагностичної інтерпретації, а лише аргументує причинно-наслідковий зв'язок між виявленими ознаками та прогнозом. Це забезпечує прозорість і пояснюваність прийнятого рішення без втручання в медичну компетенцію [42].

2.4 Методи інтерпретації рішень моделі

У межах методології дослідження інтерпретація рішень нейромережевої моделі розглядається як сукупність процедур, що дають змогу перейти від числового прогнозу до зрозумілого опису того, які фрагменти зображення та які формалізовані показники могли вплинути на класифікацію. Вихідною точкою є ймовірності класів, отримані з логітів моделі, після чого виконується побудова карти значущості, яка відображає просторовий розподіл впливу ділянок зображення на результат. У цьому підході карта значущості трактується як інструмент аналізу поведінки моделі, а не як доказ причинності або медичний аргумент.

Як базовий механізм візуальної інтерпретації використовується інформація про увагу в архітектурі ViT. Для отримання локалізованого сигналу значущості застосовується карта уваги від CLS-токена до патчів зображення в останньому шарі, оскільки саме CLS-токен відповідає за формування агрегованого представлення, що подається на класифікаційну голову. У випадках, коли такий сигнал є нестабільним або має низьку інформативність, використовується агрегація уваги через усі шари за схемою attention rollout, що дозволяє отримати інтегральне відображення внеску патчів у формування підсумкового представлення з урахуванням резидуальних зв'язків. Якщо уваги недоступні або побудована карта не містить вираженої структури, застосовується градієнтний підхід saliency, у якому оцінюється чутливість цільового логіту до змін вхідних пікселів і формується карта модулів градієнта з подальшою агрегацією по каналах. Така каскадна логіка вибору способу побудови карти значущості знижує ризик отримання «порожніх» або вироджених теплокарт і забезпечує можливість отримати інтерпретацію для кожного вхідного прикладу.

Окремим етапом є нормалізація і контрастування карти значущості перед візуалізацією. Практика показує, що лінійне масштабування за мінімумом і максимумом часто призводить до слабоконтрастних накладень, коли більша частина зображення виглядає однорідно. Для уникнення цього використовується перцентильне контрастування: крайні значення сигналу відсікаються за низьким і

високим перцентилями, після чого карта масштабується до діапазону $[0;1]$ і накладається на нормалізоване вхідне зображення з фіксованим коефіцієнтом прозорості. Така процедура робить локальні максимуми значущості видимими і підвищує відтворюваність візуального пояснення на різних зразках.

Візуальна інтерпретація доповнюється кількісним аналізом уваги в анатомічно релевантних зонах. Для цього на зображенні визначаються орієнтири обличчя засобами Face Mesh, після чого за підмножинами індексів формуються маски ключових областей, що використовуються в аналізі: очі, ротова зона та нижньощелепна область. Далі високозначущі пікселі карти визначаються порогуванням за квантилем, а частка таких пікселів, що потрапляє до кожної маски, розраховується як показник «покриття» відповідного регіону. У методологічному сенсі ці показники слугують для опису фокусу моделі та для порівняння випадків між собою; вони не інтерпретуються як діагностичні критерії.

Паралельно обчислюються морфометричні дескриптори за координатами орієнтирів. До них належать співвідношення ширини і висоти обличчя, оцінка вертикальної асиметрії за рівнем очей, відносна ширина рота щодо ширини обличчя, а також геометричні показники, що характеризують пропорції нижньої щелепи. Такі дескриптори вводяться як формалізований опис геометрії, який може бути використаний для аналітичного зіставлення з результатами моделі та для подальшої статистичної інтерпретації в експериментальній частині.

За необхідності до інтерпретаційного контуру додається генерація короткого текстового пояснення на основі мовної моделі (Flan-T5). На вхід подаються числові результати прогнозу, показники покриття регіонів інтересу та морфометричні значення, після чого формується нейтральний стислий опис, який узагальнює зв'язок між прогнозом і кількісними індикаторами. Такий опис розглядається як допоміжний засіб представлення результатів і не може підмінити експертну інтерпретацію чи використовуватися для медичних висновків.

Результатом виконання процедур інтерпретації є набір артефактів, придатних для подальшого аналізу в рамках дослідження: карта значущості та її накладення на зображення, візуалізація орієнтирів обличчя, числові оцінки покриття увагою

заданих регіонів, морфометричні дескриптори й текстове пояснення, сформоване з використанням зазначених кількісних показників.

2.5 Опис та структура навчальної вибірки

Набір даних Autism Spectrum Detection (from Kaggle + Zenodo) [43] являє собою ретельно сформовану вибірку зображень облич, призначену для досліджень у сфері виявлення розладів аутистичного спектра (ASD) із використанням методів комп'ютерного зору та глибокого навчання. Його створено шляхом об'єднання високоякісних даних із відкритих і перевірених джерел платформ Kaggle та Zenodo, що забезпечує різноманітність вікових, статевих і етнічних характеристик. Приклад зображень датасету наведено на рисунку 2.4.

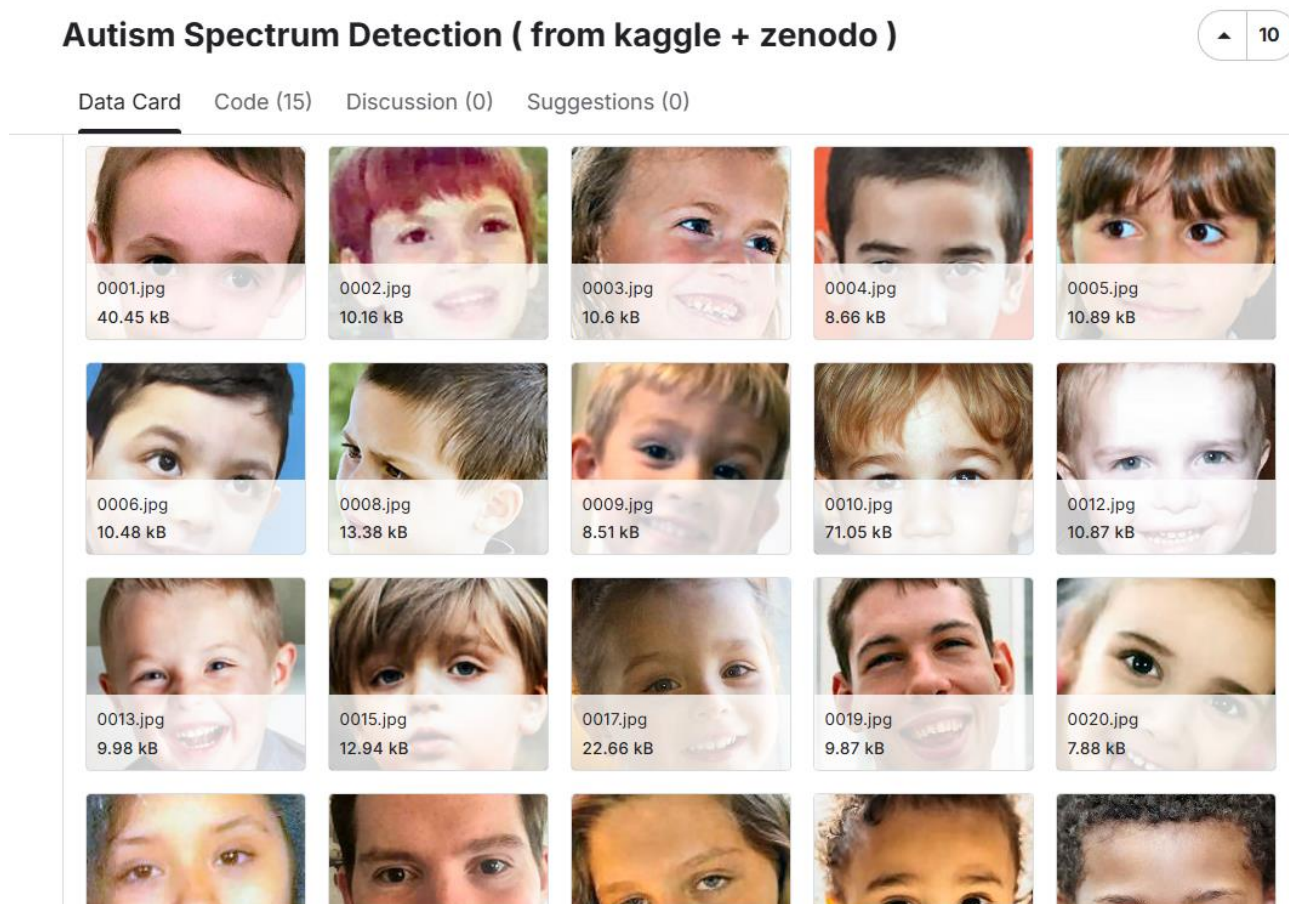


Рисунок 2.4 – Приклад даних з датасету

Така інтеграція дозволяє сформувати репрезентативну вибірку для моделювання відмінностей у мімічних та морфологічних особливостях облич, пов'язаних із проявами аутизму. Наявність додаткового файлу з інформацією про дублікати гарантує чистоту та структурованість даних, що підвищує достовірність результатів автоматизованого аналізу. Датасет орієнтований на наукове застосування в задачах класифікації зображень, розробці діагностичних моделей і дослідженні кореляцій між візуальними ознаками та проявами ASD.

2.6 Засоби оцінювання результатів нейромережевого виявлення ознак аутизму

Застосування системи нейромережевого виявлення ознак аутизму потребує використання кількох комплементарних метрик, кожна з яких дає змогу оцінити різні аспекти її якості. Загальна точність відображає інтегральну відповідність прогнозів фактичним міткам і дозволяє визначити рівень правильності класифікації на всій вибірці [44]. У разі збалансованих даних цей показник демонструє ефективність підходу, але за наявності диспропорції між класами може недостатньо відображати поведінку моделі щодо мінорних випадків.

Повнота, або чутливість, характеризує здатність системи виявляти випадки, що належать до групи ризику [45]. У задачах раннього скринінгу саме цей показник визначає цінність системи, оскільки пропуск релевантних прикладів призводить до втрати клінічно значущої інформації. Висока повнота свідчить про орієнтацію моделі на мінімізацію хибнонегативних рішень, що є критично важливим у контексті первинного виявлення.

Влучність дозволяє оцінити обґрунтованість позитивних рішень, адже вона відображає частку коректно ідентифікованих випадків серед усіх зображень, які система віднесла до групи ризику. Цей показник має вагомe значення для мінімізації помилкових сигналів та зниження кількості хибнопозитивних результатів без шкоди для загальної чутливості. Висока влучність означає, що модель не лише знаходить потенційно важливі випадки, а й робить це з достатньою обґрунтованістю [46].

Зведений оцінювальний показник F_1 -гарантує збалансоване урахування як прецизійності, так і повноти, поєднуючи їх у єдину метрику [47]. Його застосування дає змогу уникнути перекосів, спричинених домінуванням однієї характеристики над іншою, і забезпечує цілісне бачення якості класифікаційного рішення. У задачах виявлення соціально чутливих або малопомітних ознак цей показник вважається адекватним маркером ефективності системи.

Аналіз результатів класифікації доповнюється матрицею неточностей, яка дозволяє простежити характер помилок та виявити системні зміщення у поведінці моделі. На її основі можна визначити, чи має місце перевага одного класу у прогнозуванні, чи виникає зміщення внаслідок особливостей даних або моделювання. Такий підхід забезпечує валідацію моделі не лише на рівні числових показників, а й через інтерпретацію похибок [48].

Окреме значення має якісна оцінка інтерпретованості результатів, що здійснюється шляхом аналізу карт уваги та текстових пояснень, сформованих пояснювальним модулем. Просторова відповідність зон уваги та морфологічних характеристик обличчя свідчить про непримарність рішення моделі, тоді як когерентність пояснення підтверджує валідність зв'язку між ознаками та прогнозом. Це створює додатковий рівень гарантування достовірності системи й надає можливість використання її у практичному скринінгу.

2.7 Етичні й правові обмеження методу

Етичні й правові обмеження запропонованого методу зумовлені як природою вхідних даних (фотозображення обличчя), так і характером вихідних результатів (оцінка ризику наявності ознак аутизму), що потенційно можуть бути сприйняті як діагностичний висновок. У межах дослідження метод розглядається виключно як інструмент підтримки ухвалення рішень та наукового аналізу, а не як засіб встановлення медичного діагнозу. Результати, отримані нейромережевою моделлю, є статистичною оцінкою на основі навчальних даних і не можуть тлумачитися як

підтвердження або спростування наявності розладу аутистичного спектра без комплексного клінічного обстеження та висновку кваліфікованих фахівців.

Ключовим етичним аспектом є робота з біометричними та потенційно чутливими даними. Зображення обличчя належать до категорії персональних даних, а в контексті оцінювання ризику нейророзвиткових особливостей такі дані можуть набувати ознак даних про стан здоров'я. Це вимагає дотримання принципів законності, справедливості й прозорості обробки, мінімізації даних, обмеження мети, обмеження строків зберігання та забезпечення цілісності й конфіденційності. З практичного погляду це означає, що збір і використання фотоматеріалів мають здійснюватися лише за наявності належної правової підстави та поінформованої згоди, із чітко визначеними цілями дослідження, переліком оброблюваних атрибутів, строками зберігання та умовами відкликання згоди. Для даних неповнолітніх додатково необхідне врахування підвищених вимог до захисту, зокрема отримання згоди законних представників та недопущення вторинного використання зображень поза заявленою метою.

Окрему групу обмежень формують ризики дискримінації та стигматизації. Автоматизована класифікація за зовнішніми ознаками може сприяти некоректним узагальненням, формуванню упереджених інтерпретацій та неправомірним управлінським рішенням (наприклад, у закладах освіти або при кадровому відборі). Тому застосування методу поза науково-дослідним контекстом має розглядатися як неприпустиме без спеціальної валідації, незалежного нагляду та регламентованих процедур. Навіть у дослідницьких сценаріях результати мають подаватися у нейтральній формі, з обов'язковими застереженнями щодо ймовірнісного характеру оцінки, меж застосовності та недопустимості індивідуалізованих висновків про особу на підставі одного зображення.

Важливим етичним викликом є забезпечення справедливості та відсутності систематичних зміщень у моделі. Якщо навчальна вибірка нерівномірно репрезентує вікові групи, етнічні особливості, умови освітлення, якість камер або соціально-демографічні характеристики, модель може демонструвати різну точність для різних підгруп, що підвищує ризик хибних спрацювань. У зв'язку з цим метод потребує

регулярного аудиту якості з розбиттям метрик за релевантними підгрупами, документування складу даних і процедур препроцесингу, а також обмеження використання в середовищах, які суттєво відрізняються від умов збору навчальних даних.

Правові обмеження методу пов'язані з дотриманням законодавства про захист персональних даних та правил обробки біометричних даних, а також з вимогами до використання медично значущих систем. У практичній площині це передбачає: визначення ролей володільця і розпорядника даних, наявність внутрішніх політик доступу, ведення журналів доступу та обробки, реалізацію технічних і організаційних заходів захисту (шифрування на носіях і під час передавання, контроль доступу, псевдонімізація/анонімізація там, де це можливо), а також регламент реагування на інциденти. Якщо метод використовується з залученням зовнішніх сервісів або хмарних інфраструктур, необхідно враховувати транскордонну передачу даних, умови обробки третіми сторонами та сумісність таких умов із національними вимогами та регуляторними практиками установи.

Додатково слід враховувати обмеження, пов'язані з авторськими правами та ліцензійною чистотою датасетів і програмних компонентів. Використання відкритих наборів зображень обличчя потребує перевірки дозволених сценаріїв застосування, умов поширення похідних моделей і можливості комерційного використання. Аналогічно, застосування попередньо навчених моделей та бібліотек має відповідати їхнім ліцензіям і не порушувати вимог щодо атрибуції або обмежень на використання. У дослідницькій документації доцільно фіксувати походження даних, версії моделей і бібліотек, а також обсяг модифікацій, що впливають на відтворюваність і правову визначеність результатів.

Таким чином, запропонований метод має застосовуватися в умовах чітко визначеної мети, прозорих процедур отримання згоди та захисту даних, із пріоритетом запобігання шкоді для людини. Етичні та правові обмеження фактично задають рамки відповідального використання методу: відмову від діагностичних тверджень, недопущення дискримінаційних практик, забезпечення конфіденційності

й справедливості, а також юридично коректне використання даних і програмних компонентів у межах чинного регулювання та внутрішніх політик установи.

Висновки до розділу 2

У другому розділі сформовано цілісний метод раннього виявлення ознак аутизму за нейромережним аналізом фотографій облич, який поєднує класифікаційні можливості трансформерних моделей із механізмами інтерпретації результатів. На основі донавчання архітектури ViT на спеціалізованому датасеті забезпечено адаптацію простору ознак до фенотипічних проявів розладів аутистичного спектра. Розроблена процедура передбачає повноцінний конвеєр, що включає попередню підготовку даних, перенесення знань, уточнення вихідного шару та формування моделі, придатної до застосування для скринінгових завдань.

Особливістю підходу є інтеграція просторового аналізу внутрішньої уваги моделі з морфометричними характеристиками обличчя, що підвищує інтерпретованість результатів і надає можливість простежити зв'язок між прогнозом і візуальними ознаками. Використання попередньо натренованої системи виділення фейшл-ландмарок дозволило реалізувати оцінку пропорцій, симетрії та локалізації окремих ділянок, які корелюються із зонами уваги ViT. Завдяки залученню генеративної моделі пояснення результатів набувають семантичної форми, що робить їх придатними для сприйняття фахівцями й використання в допоміжній діагностиці.

Структура запропонованого методу охоплює як внутрішню обробку зображення, так і формування обґрунтованих пояснень, що забезпечує не лише високу якість класифікації, а й прозорість прийняття рішень. У межах розділу також визначено архітектурно-модельну основу системи, описано використаний датасет і визначено комплекс метрик для оцінки ефективності. Результати викладеного підходу створюють основу для практичної реалізації скринінгових систем, де поєднання точності, пояснюваності та неутручального формату аналізу має ключове значення.

РОЗДІЛ 3 Проєктування інтелектуальної системи раннього виявлення ознак аутизму за нейромережевим аналізом фотографій облич

3.1 Вибір засобів розробки для інтелектуальної системи

Для створення інтелектуальної системи раннього виявлення ознак аутизму обрано сучасні інструменти, які забезпечують ефективну розробку, навчання та тестування моделей глибокого навчання. Основною мовою програмування є Python, що завдяки своїй універсальності та відкритій екосистемі набув широкого поширення у сфері штучного інтелекту. Мова має потужні бібліотеки для обробки зображень, побудови нейронних мереж і аналізу даних, з яких було використано: TensorFlow [49], Keras [50], PyTorch [51], OpenCV [52] та NumPy [53]. Використання Python забезпечує високу читабельність коду, легкість інтеграції різних модулів і підтримку великої кількості інструментів для наукових досліджень.

Навчання моделей та експериментальне тестування проводиться у середовищі Google Colab [54], яке поєднує хмарну інфраструктуру з можливостями інтерактивного програмування. Це середовище дає змогу використовувати графічні процесори (GPU) і тензорні процесори (TPU), що істотно скорочує час тренування моделей глибокого навчання. Крім того, Colab забезпечує просту інтеграцію з Google Drive для зберігання даних і результатів експериментів, що робить його зручним інструментом для створення прототипів і проведення серії наукових експериментів без потреби у спеціалізованому обладнанні.

Проєктування архітектури системи та її окремих компонентів здійснюється за допомогою PlantUML [55] – інструменту для побудови діаграм і візуального представлення логічної структури програмного забезпечення. Його використання дозволяє формалізувати взаємозв'язки між модулями системи, описати етапи обробки даних, а також розробити послідовність операцій, що забезпечують роботу нейронної мережі. Побудовані діаграми є важливим елементом документації, що полегшує аналіз, налагодження та подальшу модернізацію системи.

Таким чином, поєднання Python, Google Colab та PlantUML створює повноцінне середовище для наукового проєктування, моделювання та розгортання інтелектуальної системи, яка базується на методах глибокого навчання для аналізу фотографій облич з метою раннього виявлення ознак аутизму.

3.2 Проєктування структури інтелектуальної системи

Наведена схема (рисунок 3.1) відображає архітектурну організацію інтелектуальної системи нейромережевого аналізу зображень облич для раннього виявлення ознак аутизму, побудовану як взаємодію окремих модулів з чітко визначеними функціями та потоками даних. Керування всіма етапами обробки покладено на оркестратор, який ініціює завантаження зображення, послідовно активує необхідні компоненти та агрегує проміжні результати для формування фінального висновку. Зображення через модуль введення-виведення передається двом незалежним гілкам обробки: одна забезпечує його попередню підготовку для трансформерної моделі, інша використовується для виявлення просторових орієнтирів обличчя.

Попередня обробка здійснюється засобами `AutoImageProcessor`, який перетворює RGB-зображення у формат тензора, придатний для подальшого інференсу у класифікаторі `Vision Transformer`. Паралельно модель `MediaPipe` визначає координати ключових точок обличчя, що дозволяє сформувати морфологічно інформативне представлення для подальшого аналізу. Отримані ландмарки не лише зберігають топологічну структуру обличчя, але й надають основу для побудови просторових зон та геометричних індексів, необхідних для морфометричних обчислень.

Класифікаційна модель `ViT` формує прогноз і генерує або тензори уваги, або градієнтну карту значущості, залежно від доступності внутрішніх параметрів. Ці дані надходять до модуля побудови теплокарт, який агрегує або трансформує їх у візуальну форму, придатну для подальшої інтерпретації. Отримане теплове представлення зіставляється з просторовим розташуванням морфологічних зон

шляхом аналізу покриття очей, ротової області та щелепи. На основі цього обчислюються показники зональної значущості, які разом із морфометричними коефіцієнтами формують інтегральний опис фенотипічних ознак.

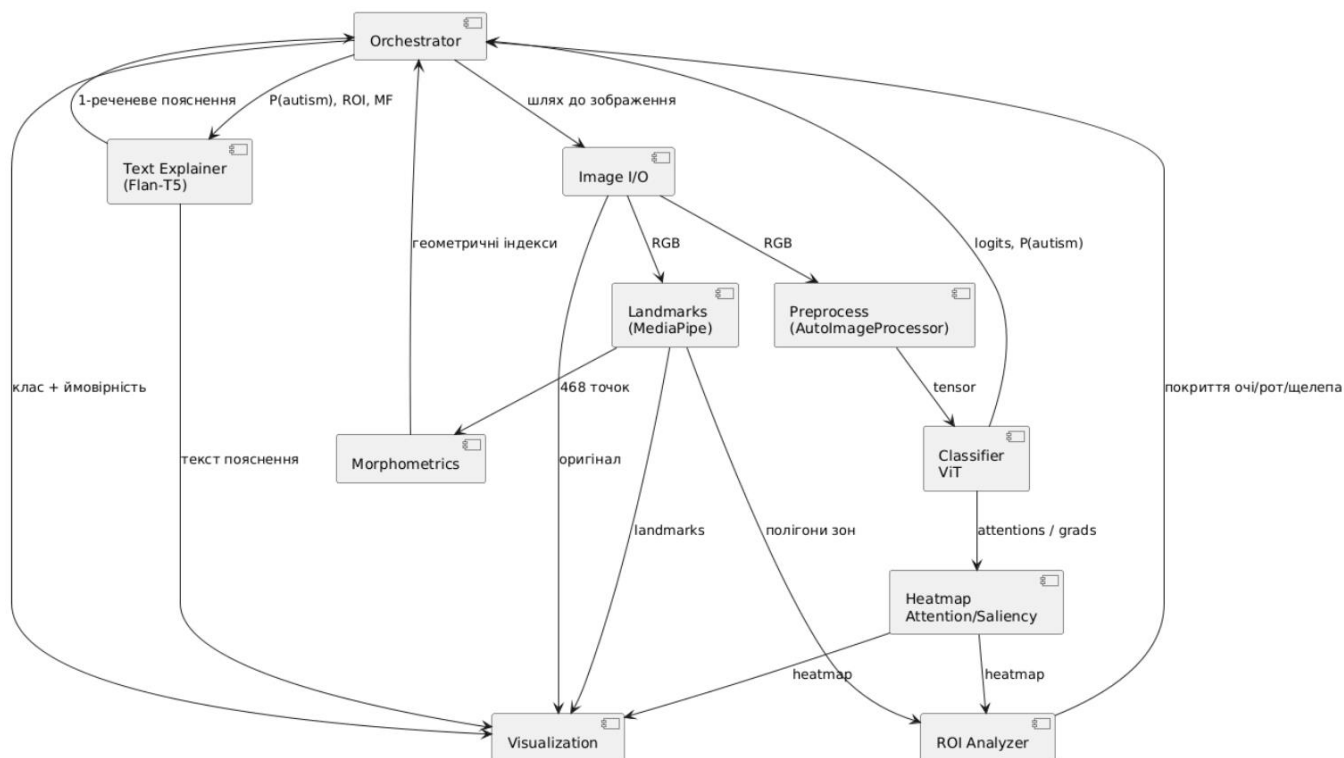


Рисунок 3.1 – Архітектурна організація інтелектуальної системи нейромережевого аналізу зображень

Модуль морфометрії використовує координати ландмарок для визначення пропорцій обличчя, симетричних співвідношень та характеристик окремих ділянок, що дозволяє створити структурований набір ознак. Узагальнені кількісні показники разом із результатами аналізу зони впливу моделі подаються генеративному пояснювачу, який на їх основі формує текстове обґрунтування результату у стислому семантичному форматі. Пояснення не претендує на клінічну діагностику, однак надає аргументований опис зв'язку між прогнозом і візуальними характеристиками.

Фінальна візуалізація об'єднує класифікаційне рішення, теплову карту, морфологічні орієнтири й пояснювальне повідомлення, що забезпечує прозору інтерпретацію дії моделі. Уся взаємодія компонентів організована таким чином, щоб

забезпечити узгодженість між етапом прогнозування і механізмом пояснення, дозволяючи поєднати глибинні методи комп'ютерного зору з інтерпретованим аналітичним представленням.

3.3 Проектування складових інтелектуальної системи

Діаграма активності (рисунок 3.2), яка ілюструє послідовність обробки зображення, починаючи від завантаження та попередньої підготовки, і завершуючи генерацією пояснення та візуалізацією результатів.

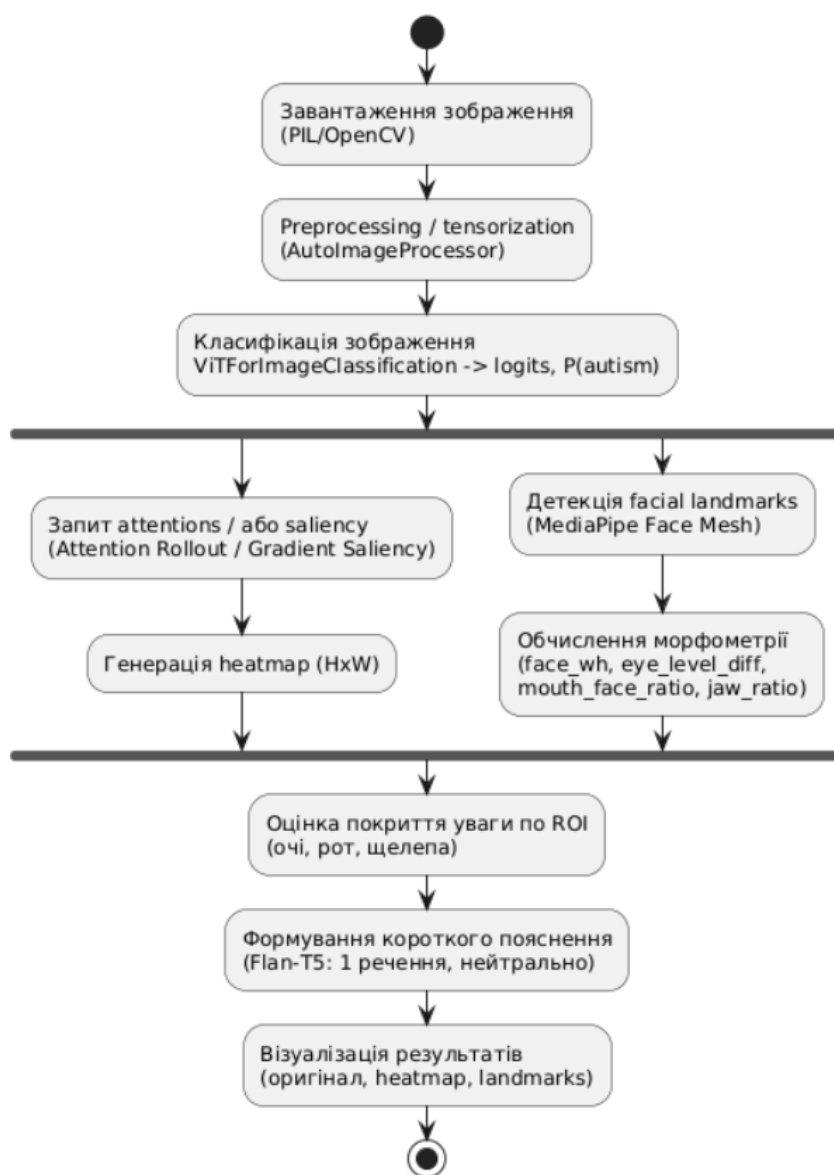


Рисунок 3.2 – Діаграма активності

Запропонований процес функціонує як послідовний конвеєр, у якому класифікація зображення та формування пояснень інтегруються в єдину систему інтерпретованого аналізу. На початковому етапі здійснюється завантаження фотографії за допомогою інструментів обробки зображень, після чого зображення перетворюється у формат, сумісний із трансформерною архітектурою, шляхом нормалізації та тензоризації. Це забезпечує коректне подання даних на вхід донавченої моделі, що виконує первинне прогнозування та обчислює ймовірність належності зображеного обличчя до групи ризику.

Після класифікації запускаються два паралельні процеси. Перший спрямований на отримання карти уваги через механізм трансформерної самоуваги або, за потреби, градієнтної saliency-візуалізації. Другий забезпечує виявлення facial landmarks засобами моделі MediaPipe Face Mesh, що дозволяє реконструювати просторову конфігурацію обличчя. Надалі обчислюються ключові морфометричні параметри, які характеризують пропорції, симетричність та співвідношення анатомічних зон.

Згенерована теплова карта узгоджується з геометрично визначеними регіонами інтересу, що дає змогу оцінити, наскільки увага моделі зосереджена на очах, роті чи ділянці нижньої щелепи. Сукупність цих показників разом із класифікаційним результатом передається генеративному модулю, який формує коротке інтерпретоване пояснення у нейтральній формі, не створюючи діагностичних тверджень. Завершальним етапом є візуалізація інтегрованого результату, що поєднує оригінальне зображення, теплову карту та ландмарки, формуючи цілісне пояснення як для машинного, так і для людського сприйняття.

Сценарна діаграма варіантів (рисунок 3.3) використання експериментального прототипу відображає логіку взаємодії дослідника з основними режимами роботи та внутрішніми кроками обробки даних у межах єдиного інтерфейсу. На відміну від класичної UML-діаграми варіантів використання, де фіксуються лише “актор – функція”, ця схема поєднує контекст використання з процедурною частиною: кожен варіант використання розгорнуто у послідовність операцій, що відповідає реальному експериментальному циклу. Актором виступає “Дослідник”, який ініціює виконання

сценаріїв через вкладки інтерфейсу та керувальні елементи (вибір параметрів, натискання кнопок запуску, вибір моделі з реєстру). Прототип подано як центральний об'єкт, всередині якого згруповано сценарії за призначенням: аналіз одного зображення, навчання моделі, оцінювання якості, керування артефактами та перевірка/підготовка даних.

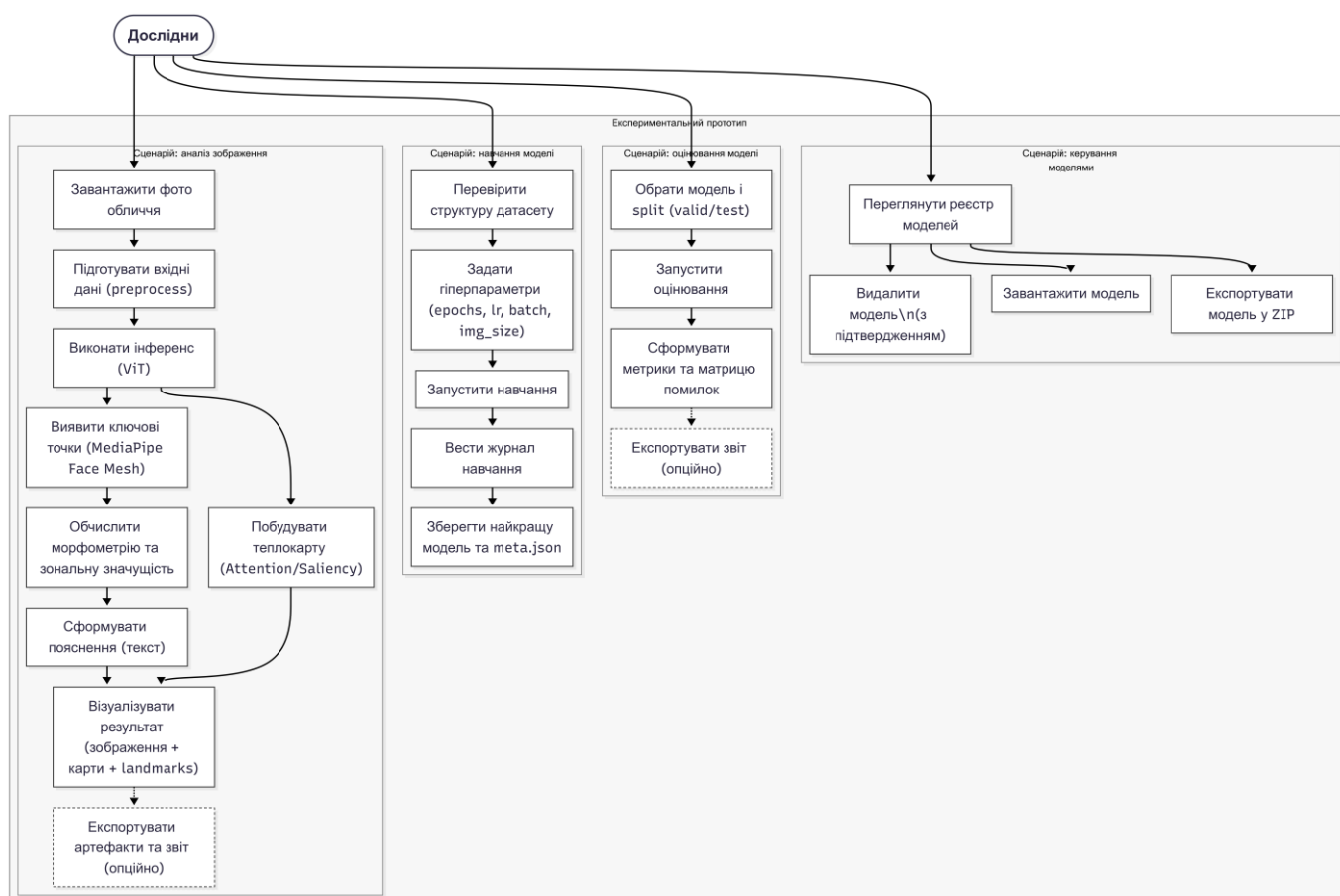


Рисунок 3.3 – Сценарна діаграма варіантів використання

Сценарій «Аналіз зображення» репрезентує повний тракт обробки одиничного прикладу від введення до отримання інтерпретованого результату. Початковою дією є завантаження фотографії обличчя, після чого виконується підготовка вхідних даних: нормалізація, приведення до потрібного розміру, перетворення у тензорне подання згідно з вимогами процесора попередньої обробки. Далі активується блок інференсу, в якому трансформерна модель ViT формує прогноз класу та числові оцінки ймовірностей. Паралельно або відразу після прогнозування ініціюється отримання інтерпретаційної інформації у вигляді карти

значущості, де схема передбачає альтернативні механізми побудови теплокарти (attention-орієнтовані або градієнтні saliency-підходи) з можливістю вибору режиму. У цьому ж сценарії запускається модуль виділення ключових точок обличчя MediaPipe Face Mesh, який формує координати ландмарок і забезпечує просторову прив'язку для подальшої морфометрії. На основі ландмарок обчислюються морфометричні індикатори та оцінюється зональна значущість, тобто частка “уваги” моделі в регіонах інтересу (зокрема в ділянках очей, рота та нижньої щелепи), що дає кількісне пояснення, які зони найбільше впливали на рішення. Наступним кроком є формування текстового пояснення, яке інтерпретує прогноз через обчислені показники, але не перетворює їх на медичний висновок. Завершальна фаза сценарію візуалізація інтегрованого результату: користувач отримує нормалізоване вхідне зображення, накладення теплокарти, відображення ландмарок, а також текстову й числову частину результатів. У схемі окремо виділена опціональна дія “Експортувати артефакти та звіт”, яка виконується лише за потреби й фіксує результати аналізу у файлах (зображення, JSON зі службовими полями), забезпечуючи трасування експерименту та можливість подальшого використання у звітних матеріалах.

Сценарій «Навчання моделі» описує керований процес запуску тренування на підготовленому датасеті. Він починається з перевірки структури даних або з явного вибору кореневої директорії датасету, після чого дослідник задає гіперпараметри навчання (кількість епох, швидкість навчання, розмір пакета, розмір вхідного зображення) та визначає ідентифікатор вихідної моделі, під яким буде збережено артефакти. Далі запускається навчання, що відбувається у циклі епох із формуванням журналу. Журнал навчання є ключовим елементом сценарію, оскільки дає змогу спостерігати динаміку оптимізації та фіксувати проміжні метрики на тренувальній і валідаційній частинах. Логіка сценарію включає етап збереження найкращого стану моделі та метаданих запуску, тобто фіксацію ваг, параметрів препроцесора і супровідної інформації (параметри запуску, час, підсумкові значення якості). Це забезпечує відтворюваність і можливість порівняння різних експериментів у подальшому аналізі.

Сценарій «Оцінювання моделі» спрямований на валідацію навченої моделі на обраній підвбірці. Він починається з вибору моделі з реєстру та вибору split (валідаційний або тестовий), після чого задаються параметри підготовки даних, що повинні відповідати режиму навчання (розмір зображення, batch size). Після запуску оцінювання прототип формує агреговані показники якості та матрицю помилок, що дозволяє інтерпретувати не лише загальну точність, а й характер помилок між класами. Як і в сценарії аналізу, експорт результатів оцінювання може бути позначений як опційний крок, оскільки він не є необхідним для самого обчислення метрик, але є важливим для документування й повторного використання результатів.

Сценарій «Керування моделями» відображає роботу з реєстром артефактів, які накопичуються під час експериментів. У межах цього сценарію дослідник переглядає список доступних моделей, виконує завантаження обраної моделі для аналізу або оцінювання, за потреби експортує модель у ZIP для перенесення чи архівування. Okремо передбачено видалення моделі з обов'язковим підтвердженням, що зменшує ризик втрати результатів експериментів. Сценарій підкреслює, що управління моделями не є допоміжною деталлю інтерфейсу, а виступає інструментом контролю відтворюваності та дисципліни експериментування.

Сценарій «Перевірка структури датасету» є запобіжним і підготовчим: він забезпечує виявлення типових помилок до початку навчання, зокрема відсутність потрібних піддиректорій, порожні класи, некоректні назви категорій або проблеми з форматами файлів. У практичному циклі експериментів цей сценарій виступає як передумова для «Навчання моделі», хоча може виконуватися незалежно, коли дослідник змінює джерело даних або готує нову вибірку.

Загалом діаграма демонструє, що прототип підтримує повний замкнений експериментальний контур: підготовка та валідація даних, навчання, оцінювання, аналіз одиничних прикладів із візуальною інтерпретацією, а також керування артефактами. Важливою особливістю є наявність опціональних дій експорту й пояснення, які не впливають на базову працездатність сценаріїв, але підсилюють

документування та інтерпретованість результатів. Таке подання дозволяє узгодити структуру інтерфейсу з методологією дослідження: кожна вкладка відповідає окремому сценарію, а кожен сценарій формалізує послідовність операцій, які надалі можуть бути реалізовані та відтворено перевірені в експериментальній частині роботи.

Діаграма послідовності (рисунок 3.4) демонструє наскрізну взаємодію компонентів системи від моменту ініціації аналізу користувачем до формування підсумкового результату у вигляді візуалізації, числових показників і пояснення. Логіка побудована навколо центрального оркестратора, який координує послідовність викликів модулів і збір проміжних результатів. На початку відбувається завантаження зображення через підсистему Image I/O, після чого дані передаються на етап попередньої обробки. Автоматизований препроцесор виконує тензоризацію і нормалізацію вхідного зображення, готуючи його до класифікації.

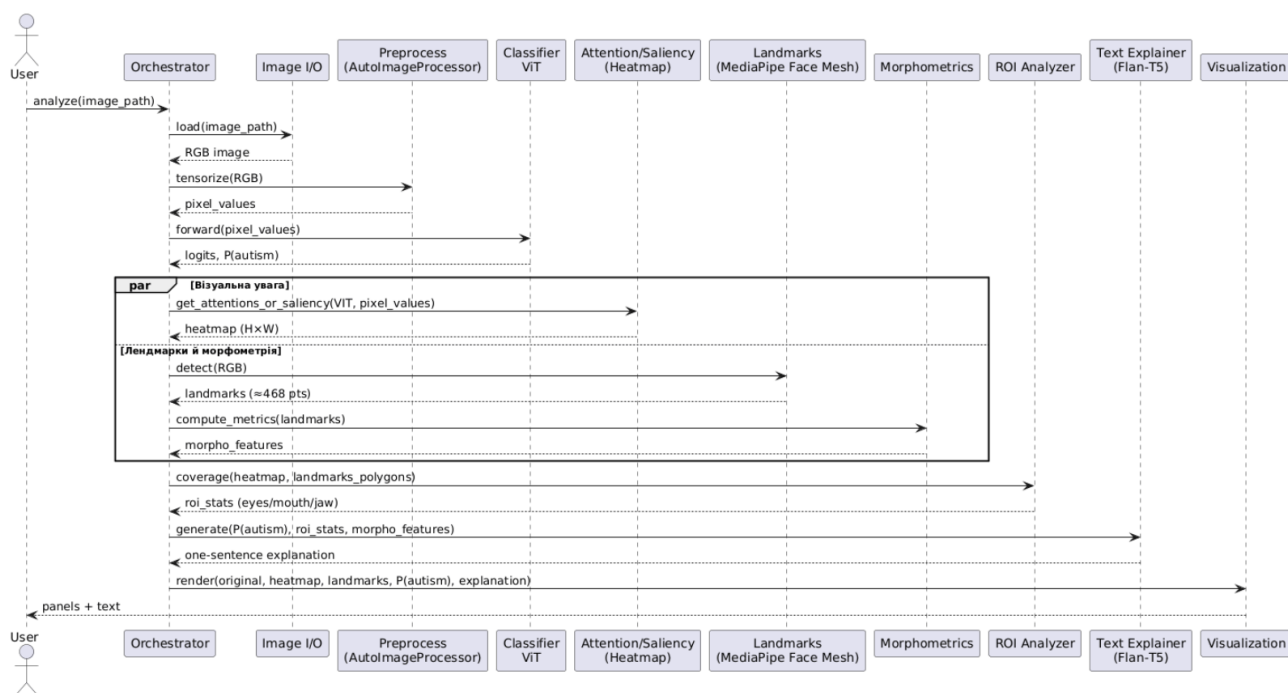


Рисунок 3.4 – Діаграма послідовності

Після цього класифікатор ViT формує логіти та оцінку ймовірності приналежності до цільового класу. Далі система переходить до паралельного гілкування: в одному потоці здійснюється отримання карти уваги або градієнтно-

орієнтованої салінтності, в іншому детекція ключових точок обличчя за допомогою MediaPipe і розрахунок морфометричних показників. Обидва напрями повертають оркестратору теплову карту уваги та набір структурних дескрипторів.

Наступним кроком є оцінювання регіонів інтересу: за тепловим відбитком і полігонами facial landmarks [56] обчислюється ступінь покриття зон, пов'язаних із ротом, очима та нижньою щелепою. На основі класифікаційних даних, просторових коефіцієнтів і статистики покриття ініціюється генерація короткого текстового пояснення мовною моделлю Flan-T5 [57]. Фінальна частина процесу завершується у блоці візуалізації, де об'єднуються вихідне зображення, карта уваги, landmarks і пояснювальний текст. Отриманий результат повертається користувачеві як цілісна аналітична відповідь.

3.4 Проектування інтерфейсу експериментального прототипу

Інтерфейс експериментального прототипу проектується як низькодеталізований макет (рисунок 3.5), призначений для формалізації структури взаємодії користувача з методологічною послідовністю аналізу зображення, навчання моделі та оцінювання якості. На цьому етапі інтерфейси розглядаються як схеми розміщення зон керування і відображення результатів, без вимоги до фінальної візуальної айдентики та без жорсткої прив'язки до конкретних компонентів реалізації. Основним принципом є розділення операцій за сценаріями використання, щоб користувач послідовно переходив від введення даних і налаштувань до отримання числових показників та візуальних пояснень.

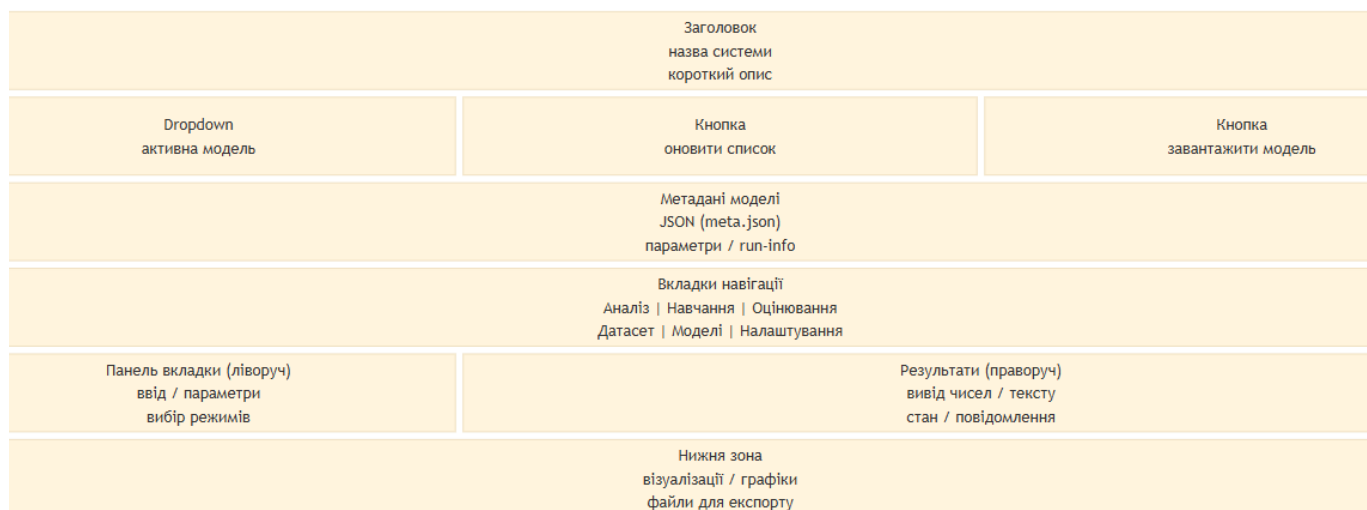


Рисунок 3.5 – Макет головної сторінки

У верхній частині макета передбачається заголовкова зона з назвою прототипу та коротким поясненням призначення, яка одночасно виконує роль контекстного маркера під час роботи з різними режимами. Нижче розташовується область глобального керування активною моделлю: вибір поточної моделі з реєстру, оновлення списку артефактів і завантаження моделі для подальших операцій. Поруч або під цією областю закладається блок відображення метаданих, який фіксує параметри навчання, час збереження, ідентифікатор запуску та інші службові відомості. У макеті цей блок задається як прямокутна текстова панель із прокруткою, що спрощує візуальну перевірку контексту експерименту без переходу між екранами.

Центральний простір інтерфейсу доцільно організувати у вигляді вкладок, кожна з яких відповідає окремому сценарію. Вкладка аналізу відображається як двоколонкова структура: ліворуч розміщується зона введення даних і параметрів експерименту, праворуч зона результатів. Вхідна зона містить область завантаження або вставки зображення, селектор режиму інтерпретаційної карти та перемикачі, що визначають, чи формується пояснювальний текст та чи експортуються артефакти запуску. На макеті ці елементи задаються стандартними полями введення та перемикачами, а кнопка запуску аналізу виділяється як основна дія екрану. Вихідна зона передбачає текстове поле з рішенням, числовий індикатор ймовірності, панелі для структурованих показників у форматі “кодового” блоку, а також окрему область

для короткого пояснення. Нижче логічно закладаються три візуальні панелі попереднього перегляду, де відображаються нормалізоване зображення, накладення теплокарти та візуалізація ключових точок (рисунок 3.6). Для забезпечення відтворюваності інтерпретації в макеті додатково передбачається зона службової інформації, що показує режим карти та прості характеристики отриманої теплової матриці, які дозволяють виявити некоректні або вироджені випадки ще до аналізу метрик.

Вкладка: «Аналіз» інференс + інтерпретація		
Вхідне зображення (upload / preview)	Рішення + ймовірність (textbox + number)	
Режим карти уваги auto cls rollout saliency	Ймовірності класів (JSON) typical / autism	
Flan-T5 пояснення checkbox + назва моделі	ROI покриття (JSON) eyes / mouth / jaw	
Експорт звіту checkbox	Морфометрія (JSON) face_wh_ratio, ...	
Кнопка: Запустити аналіз	Пояснення (textbox) + Debug (JSON) + Файл звіту	
Нормалізований вхід 224×224	Накладення теплокарти	Лендмарки (FaceMesh)

Рисунок 3.6 – Макет вкладки «Аналіз»

Вкладка навчання (рисунок 3.7) проектується як екран параметризації експерименту з окремою зоною журналювання. Ліва частина макета містить поля для шляху до даних, ідентифікатора моделі, назви базової трансформерної архітектури та основних гіперпараметрів. Практично важливим є виділення полів, що впливають на відтворюваність і порівнюваність запусків, зокрема розміру зображення та batch size. Права частина екрану відводиться під лог навчання у вигляді великого текстового вікна з прокруткою, де прототип фіксує перебіг епох і проміжні значення якості. Така схема потрібна не для візуального «оформлення», а для керованого спостереження за поведінкою оптимізації та можливості аргументовано описувати параметри й хід експерименту в тексті роботи.

Вкладка «Навчання» налаштування тренування та поточний лог		
Dataset root (шлях)	Лог навчання (stream output) епохи / метрики	
ID моделі (папка)	Базова ViT-модель (HF name)	Епохи (slider)
LR (число)	Batch / Img size (параметри)	Запустити навчання (кнопка)

Рисунок 3.7 – Макет вкладки «Навчання»

Вкладка оцінювання у макеті відображається як інтерфейс перевірки моделі на підвибірці з фіксацією метрик і діагностичних візуалізацій. У вхідній зоні розміщуються селектори моделі, підвибірки та параметрів підготовки даних, а у вихідній панель з агрегованими метриками, область візуалізації матриці помилок та блок підсумкової інформації, який містить короткий звіт разом із метаданими запуску. У контексті методології це дозволяє стандартизувати спосіб представлення результатів і зменшити варіативність інтерпретації за рахунок однакового формату виходів.

Окремі вкладки для датасету, моделей (рисунок 3.8), оцінювання (рисунок 3.9) та налаштувань проєктуються як службові екрани, що підтримують цілісність експериментального циклу. Екран датасету передбачає поле для кореневої директорії та панель виводу зведеної статистики структури, що допомагає виявляти помилки у розміщенні даних до старту навчання. Екран моделей задає макет дій з артефактами, де закладаються кнопки експорту та видалення з обов'язковою зоною підтвердження ризикових операцій, оскільки навіть у прототипі важливо відокремлювати відтворювані експерименти від випадкового очищення результатів. Екран налаштувань забезпечує мінімальний контроль параметрів, що впливають на генерацію артефактів і відтворюваність, у вигляді кількох полів та блоку стану, який фіксує застосовані значення.

Вкладка: «Моделі» керування артефактами	
Вибір моделі dropdown + оновити	Підтвердження видалення checkbox
Кнопка: Експортувати у ZIP	Кнопка: Видалити модель
Вихід: ZIP файл download	Результат операції успіх/помилка

Рисунок 3.8 – Макет вкладки «Моделі»

Вкладка: «Оцінювання» перевірка якості збереженої моделі	
Вибір моделі dropdown + оновити	Звіт метрик (Markdown) precision / recall / f1
Dataset root	Матриця помилок (Plot) confusion matrix
Split valid test	Meta + підсумок (JSON) acc, loss, n + meta.json
Параметри img_size, batch_size	Плейсхолдер: додаткові графіки
Кнопка: Запустити оцінювання	

Рисунок 3.9 – Макет вкладки «Оцінювання»

Таким чином, інтерфейс експериментального прототипу задається як набір намальованих зон і екранів, що відображають інформаційну архітектуру та сценарії взаємодії з методами аналізу зображень. Макет не претендує на завершену програмну систему; його роль полягає у фіксації структури, потоків введення-виведення та місць відображення результатів, що надалі забезпечує послідовну реалізацію і коректне документування експериментів у межах роботи.

3.5 Функціональні та нефункціональні вимоги

Проектований експериментальний прототип орієнтований на відтворювану перевірку методики нейромережевого аналізу фотографій облич та надання інтерпретованих результатів у вигляді прогнозу, теплових карт і супровідних кількісних показників. Вимоги сформульовано з урахуванням того, що на етапі

розділу 3 описується саме проектування й специфікація майбутньої системи, а не завершений програмний продукт.

Функціональні вимоги визначають набір дій, які прототип має забезпечувати користувачеві та дослідникові під час виконання експериментів. Прототип повинен підтримувати завантаження вхідного зображення обличчя у поширених растрових форматах із подальшою стандартизацією розміру й кольорового представлення для коректної подачі на вхід моделі. Система має виконувати інференс класифікаційної трансформерної моделі та повертати результат у вигляді класу та числової оцінки ймовірності належності до цільової групи ризику. Обов'язковою є можливість отримання інтерпретаційної візуалізації: прототип має формувати карту значущості (теплокарту) на основі механізмів самоуваги або градієнтної салінтності з вибором режиму побудови, а також накладати її на нормалізоване зображення для зручності сприйняття. Додатково прототип має виконувати детекцію ключових точок обличчя засобами Face Mesh та на їх основі обчислювати морфометричні індикатори, що описують пропорції та симетрію обличчя, а також оцінювати, яка частка “уваги” моделі припадає на задані анатомічні зони інтересу (очі, ротова область, нижня щелепа). Результати мають надаватися не лише у вигляді зображень, а й у структурованому форматі, придатному для подальшого аналізу, зокрема як JSON-представлення ймовірностей, морфометричних параметрів та показників зонального покриття.

Прототип повинен підтримувати сценарій навчання моделі в межах дослідницького циклу. Передбачено можливість вказати корінь датасету та перевірити його структуру й наповненість, щоб користувач міг оперативно виявляти помилки у розміщенні підвбірок або назв класів. Для навчання має бути доступним налаштування ключових гіперпараметрів (кількість епох, швидкість навчання, розмір пакета, розмір зображення) та вибір базової попередньо навченої трансформерної моделі як ініціалізації. Прототип має формувати текстовий журнал навчання з відображенням динаміки помилки та точності на тренувальній і валідаційній вибірках і забезпечувати збереження найкращого стану моделі за критерієм якості на валідації. Збереження має включати не лише ваги моделі та

процесор попередньої обробки, але й метадані експерименту (параметри запуску, час, підсумкові метрики) для забезпечення відтворюваності. Особливою функцією є керування реєстром моделей: перегляд доступних збережених моделей, завантаження обраної моделі для подальшого аналізу, експорт артефактів у архів для передачі або резервування, а також контрольоване видалення моделей із підтвердженням небезпечної дії.

Прототип повинен реалізовувати процедуру оцінювання якості навченої моделі на обраній підвибірці (валідаційній або тестовій). Результат оцінювання має включати агреговані метрики класифікації та матрицю помилок, а також збереження підсумкової інформації у форматі, придатному для включення до звітних матеріалів. Для підтримки дослідницької практики доцільним є формування експорту звіту за одиничним прикладом аналізу, що включає зображення вхідних даних, накладення теплокарти, візуалізацію ландмарок та JSON-файл із числовими результатами і службовою інформацією для трасування експерименту.

Нефункціональні вимоги описують властивості прототипу, що визначають якість його використання, обмеження середовища виконання та критерії інженерної придатності. Вимоги до продуктивності полягають у тому, що інференс і побудова візуалізацій мають виконуватися у прийнятний час для інтерактивної роботи; у хмарному середовищі з доступом до GPU прототип має забезпечувати практично придатну швидкодію для аналізу одиничних зображень і серій експериментів. Вимоги до відтворюваності передбачають фіксацію випадкових зерен, стабілізацію параметрів запусків, збереження метаданих і версій ключових залежностей настільки, наскільки це дозволяє середовище Google Colab. Вимоги до надійності означають, що прототип має коректно обробляти типові помилки користувача: відсутність або некоректний формат зображення, порожні підвибірки датасету, відсутність збереженої моделі, недоступність окремих модулів через ресурсні обмеження. У таких випадках очікуваною поведінкою є повернення зрозумілого повідомлення й недопущення аварійного завершення сесії.

Вимоги до переносимості визначають можливість запуску прототипу у стандартному науковому стеку Python із використанням бібліотек глибокого

навчання та комп'ютерного зору, а також у хмарному середовищі Colab без потреби в ручному налаштуванні низькорівневих залежностей. Вимоги до безпеки й приватності актуальні через характер вхідних даних: прототип має бути спроектований так, щоб мінімізувати ризики несанкціонованого збереження зображень і забезпечити контрольоване зберігання артефактів експериментів; експорт звітів має розглядатися як опціональний, а доступ до файлів — як локальний у межах сесії дослідження. Вимоги до інтерпретованості визначають необхідність надання результатів у формах, що можуть бути перевірені дослідником: теплокарти, числові показники зональної концентрації та морфометрії мають формуватися за задокументованою процедурою, а текстові пояснення, якщо воно використовується, повинно мати нейтральний описовий характер і не створювати діагностичних тверджень. Окремо висувуються вимоги до зручності інтерфейсу експериментального прототипу: структура вкладок, наявність чітких зон введення параметрів і виведення результатів та прозорі повідомлення про стан повинні забезпечувати швидке проведення серій експериментів без надмірних операцій та з мінімальним ризиком помилки.

Сукупність наведених вимог задає межі й критерії, за якими в подальшому може бути виконана реалізація прототипу та проведене експериментальне підтвердження працездатності й придатності запропонованої методики раннього виявлення ознак аутизму за нейромережовим аналізом фотографій облич.

Висновки до розділу 3

У розділі сформовано проєктне підґрунтя для подальшої реалізації інтелектуальної системи раннього виявлення ознак аутизму на основі нейромережевого аналізу фотографій облич. Обґрунтовано вибір програмно-технологічних засобів, що забезпечують можливість швидкого прототипування, проведення експериментів у хмарному середовищі та документування результатів у відтворюваному форматі, зокрема із використанням Python, Google Colab і засобів діаграмного моделювання.

Запропоновано структурну модель системи, у якій ключові функції реалізуються через взаємодію модулів введення-виведення, попередньої обробки зображень, трансформерної класифікації, побудови інтерпретаційних карт, виділення ключових точок обличчя та морфометричного аналізу. Визначено логіку потоків даних і роль оркестратора як центрального компонента координації, що забезпечує узгодженість між прогнозуванням, візуальною інтерпретацією та формуванням похідних кількісних показників.

Проектування складових деталізовано через поведінкові моделі, які відображають послідовність операцій, паралельні гілки обробки та механізми агрегації результатів у єдиний вихід. Зафіксовано, що інтерпретованість рішення забезпечується поєднанням теплових карт значущості та прив'язкою їх до анатомічних зон інтересу, доповненою морфометричними індикаторами й нейтральним текстовим поясненням, яке не має діагностичного статусу.

Сформовано принципи проектування інтерфейсу експериментального прототипу як низькодеталізованих схем екранів, орієнтованих на типові дослідницькі сценарії: аналіз одиничного зображення, навчання, оцінювання, контроль структури датасету, керування артефактами моделей і базові налаштування відтворюваності. Такий підхід дозволяє розмежувати логіку взаємодії та функціональну структуру від деталей реалізації, залишаючи простір для подальшого уточнення UI на етапі впровадження.

Окреслено функціональні вимоги, що задають перелік операцій прототипу, включаючи інференс моделі, генерацію інтерпретаційних візуалізацій, обчислення морфометричних параметрів, оцінювання якості та керування збереженими моделями. Визначено нефункціональні вимоги, які встановлюють критерії продуктивності, надійності, переносимості, приватності, відтворюваності та інтерпретованості результатів у межах експериментальної методології. У сукупності отримані проєктні рішення формують узгоджену специфікацію, достатню для переходу до реалізації прототипу та подальшого експериментального підтвердження ефективності запропонованого підходу.

РОЗДІЛ 4 Експериментальне дослідження методу раннього виявлення ознак аутизму за нейромережевим аналізом фотографій облич

4.1 Програмна структура компонентів інтелектуальної системи

Діаграма класів для інтелектуальної системи раннього виявлення ознак аутизму за нейромережевим аналізом фотографій облич наведена на рисунку 4.1.

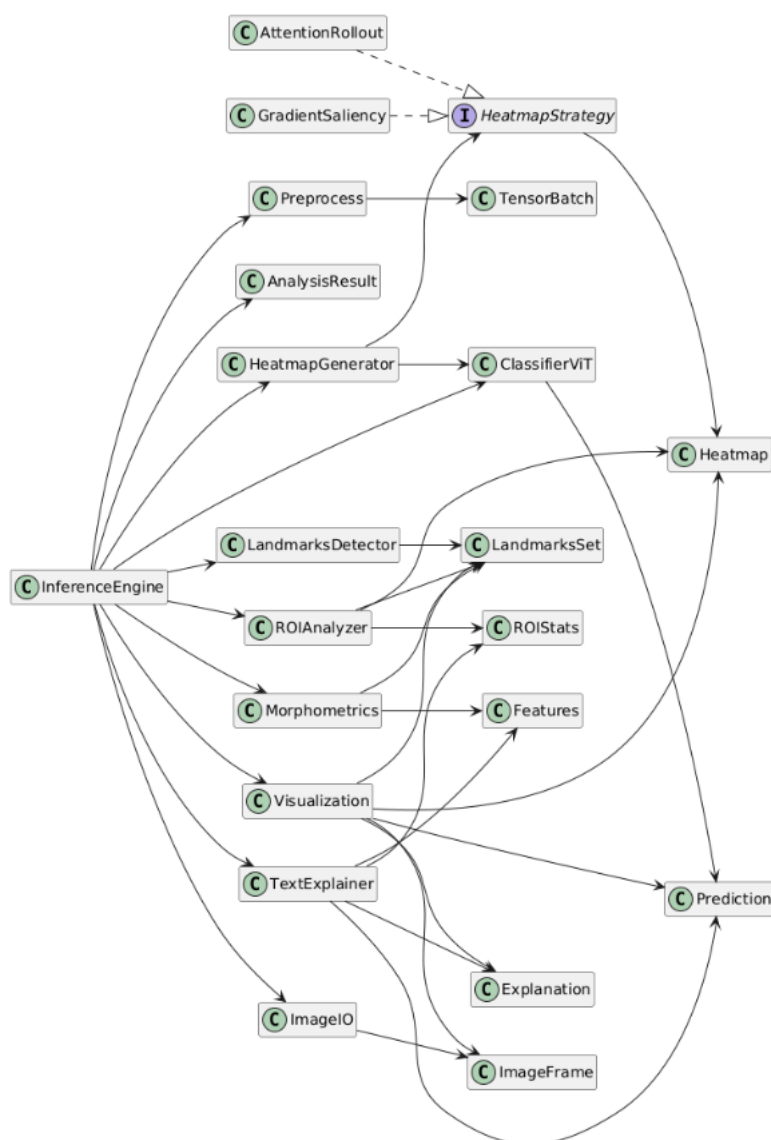


Рисунок 4.1 – Діаграма класів інтелектуальної системи

На поданій діаграмі класів відображено архітектурну організацію системи виявлення ранніх ознак аутизму за зображеннями обличчя з урахуванням

пояснюваності результатів. Центральним компонентом виступає клас `InferenceEngine`, який координує виклики всіх допоміжних модулів і керує потоками даних між ними. Його роль полягає у послідовному ініціюванні обробки зображення, виконанні класифікації та забезпеченні формування як кількісного прогнозу, так і пояснювальних артефактів.

Підмодуль `ImageIO` відповідає за побудову об'єкта зображення у форматі `ImageFrame`, що передається для тензоризації через `Preprocess`. Результат цього етапу структура `TensorBatch`, яка є вхідними даними для класифікатора `ClassifierViT`. Нейромережева модель формує об'єкт `Prediction` і генерує внутрішні представлення, що можуть бути використані на наступних стадіях.

Компонент `HeatmapGenerator` забезпечує отримання карти уваги, спираючись на одну з двох реалізацій інтерфейсу `HeatmapStrategy`: `AttentionRollout` або `GradientSaliency`. Це дозволяє адаптивно поєднувати механізми трактування рішення моделі, генеруючи об'єкт `Heatmap`, через який надалі оцінюється вплив окремих регіонів.

Модуль `LandmarksDetector` виконує просторове виділення ключових орієнтирів обличчя, формуючи об'єкт `LandmarksSet`. На його основі `Morphometrics` обчислює морфологічні ознаки й передає їх у вигляді структури `Features`. Паралельно компонент `ROIAnalyzer` накладає карту уваги на полігональні області, пов'язані з очима, ротом і нижньою частиною обличчя, створюючи об'єкт `ROIStats` для кількісного опису розподілу вагомості.

На етапі семантичної інтерпретації `TextExplainer` генерує пояснення, спираючись на прогноз, морфологічні особливості та розподіл уваги, формуючи структуру `Explanation`. Весь набір результатів прогнозовані значення, карта уваги, орієнтири, морфометричні показники, статистика покриття та пояснення агрегується у клас `AnalysisResult`.

Компонент `Visualization` забезпечує інтегроване представлення результатів шляхом поєднання вихідного зображення, теплової карти та лендмарок. Така архітектурна побудова наводить чітку декомпозицію на спеціалізовані модулі, які взаємодіють виключно через визначені структури даних. Це дозволяє забезпечити

пояснюваність, модульну масштабованість та можливість заміни компонентів без порушення загальної логіки системи.

4.2 Прикладні аспекти створення інтелектуальної системи

У цьому пункті наведені прикладні аспекти у вигляді псевдокодів, що відображають ключові процедури експериментального прототипу: підготовку даних, навчання та збереження моделі, інференс, побудову інтерпретаційних карт, морфометричні обчислення, оцінювання якості та експорт артефактів.

Сканування структури датасету та первинна валідація відбувається за алгоритмом, наведеним нижче:

```

ФУНКЦІЯ СкануватиДатасет(root, splitTrain, splitValid, splitTest, posNames,
negNames):
    splits ← { "train": splitTrain, "valid": splitValid, "test": splitTest }
    counts ← порожній словник
    total ← 0

    ДЛЯ кожного (splitKey, splitDir) у splits:
        counts[splitKey] ← порожній словник
        ЯКЩО директорія root/splitDir не існує:
            ПРОДОВЖИТИ
        ДЛЯ кожної папки classDir у root/splitDir:
            className ← lower(classDir.name)
            ЯКЩО className НЕ в (posNames ∪ negNames):
                ПРОДОВЖИТИ
            n ← кількість зображень у classDir (jpg/png/jpeg/bmp/webp)
            counts[splitKey][classDir.name] ← n
            total ← total + n

    ПОВЕРНУТИ { "root": root, "counts": counts, "total_images": total }

```

Сканування датасету потрібне для відсікання типових помилок ще до навчання: некоректні назви класів, відсутні підвибірки, порожні папки. Процедура читає лише структуру директорій і кількість файлів дозволених форматів, не торкаючись змісту зображень. Результатом є компактний JSON-опис (рисунок 4.2), який зручно показувати в інтерфейсі та додавати в експериментальний розділ як доказ коректної організації вибірки. Окремо важливо, що фільтрація назв класів

виконується в case-insensitive режимі, інакше при перенесенні даних між ОС можуть з'являтися різні написання директорій.

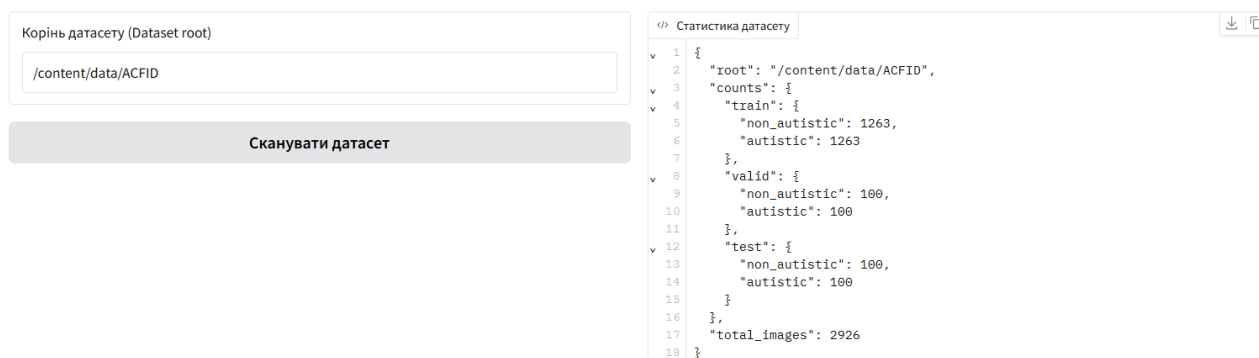


Рисунок 4.2 – Виконання функції сканування датасету

Попередня обробка зображення для ViT-моделі виконується функцією:

```

ФУНКЦІЯ ПідготуватиЗображення(imageRGB, targetSize, processor):
  imageRGB ← ПеретворитиДоUInt8(imageRGB)
  imageRGB ← Resize(imageRGB, targetSize, targetSize)
  tensor ← processor(imageRGB) // нормалізація + тензоризація
  ПОВЕРНУТИ tensor["pixel_values"]

```

Попередня обробка має бути стабільною і повторюваною: однаковий розмір, однакове перетворення до тензора, однакові нормувальні константи. У прототипі цю частину делеговано об'єкту processor (аналог AutoImageProcessor), щоб уникнути ручних розходжень між навчанням і інференсом. Вхід може бути різного формату (наприклад, масив NumPy або зображення з інтерфейсу), тому спочатку його приводять до uint8. Після цього виконується resize до розміру, який очікує модель, і лише далі – нормалізація та тензоризація стандартними засобами бібліотеки.

Навчання моделі з журналом та збереженням найкращого стану наведені у псевдокоді нижче:

```

ПРОЦЕДУРА НавчитиМодель(dataRoot, vitName, outModelId, epochs, lr, batchSize,
imgSize):
  model ← ЗавантажитиViT(vitName, numLabels=2)
  processor ← ЗавантажитиПроцесор(vitName)
  trainLoader, validLoader ← ПобудуватиDataLoader(dataRoot, batchSize, imgSize,
processor)

```

```

bestAcc ← -∞
history ← порожній список

ДЛЯ ep від 1 до epochs:
  trainLoss, trainAcc ← ОдинПрохідНавчання(model, trainLoader, lr)
  validLoss, validAcc ← Оцінити(model, validLoader)

  Додати(history, {ep, trainLoss, trainAcc, validLoss, validAcc})
  ВивестиУЛог("ep=", ep, "train_acc=", trainAcc, "val_acc=", validAcc)

  ЯКЩО validAcc > bestAcc:
    bestAcc ← validAcc
    meta ← { vitName, dataRoot, imgSize, batchSize, lr, epochs, history,
validAcc, timeNow }
    Зберегти(model, processor, meta, outModelId)

ВивестиЛог("Готово. best_val_acc=", bestAcc)

```

Цей псевдокод фіксує експериментальну логіку навчання: кожна епоха дає два типи сигналів – поведінку оптимізації на тренуванні та узагальнення на валідації. Саме валідаційна точність використовується як критерій оптимального стану, який зберігається у реєстрі моделей. Така стратегія зменшує ризик зберегти випадково деградований стан на останній епосі й робить порівняння експериментів коректнішим.

Окремо виділено `history`: це не декоративна інформація, а частина відтворюваності. Вона дозволяє обґрунтувати вибір числа епох і показати, на якому кроці було досягнуто максимум якості. Файл метаданих (рисунок 4.3) виконує роль паспортної картки запуску: параметри, час, джерело даних, підсумкові метрики. У межах прототипу цього достатньо, щоб надалі відновити контекст моделі без перегляду журналів Colab.

```

</> Метадані моделі
1  Завантажено модель: vit_asd_custom5ep
, 2  {
3    "model_id": "vit_asd_custom5ep",
4    "vit_name": "google/vit-base-patch16-224-in21k",
5    "data_root": "/content/data/ACFID",
6    "img_size": 224,
7    "batch_size": 16,
8    "lr": 2e-05,
9    "epochs": 5,
> 10 "history": [...],
> 19 "last_val": {...},
61 "saved_at": "2025-12-12 15:16:29"
62 }

```

Рисунок 4.3 – Метадані моделі

Інференс та формування базового прогнозу реалізуються алгоритмом, наведеним псевдокодом нижче:

```

ФУНКЦІЯ ПередбачитиКлас(imageRGB, model, processor, imgSize):
  x ← ПідготуватиЗображення(imageRGB, imgSize, processor)
  logits ← model(x)
  probs ← Softmax(logits)
  pTarget ← probs[1]
  label ← ЯКЩО ArgMax(probs)=1 ТО "autism_risk" ІНАКШЕ "typical"
  ПОВЕРНУТИ { "label": label, "p_target": pTarget, "probs": probs }

```

Інференс у прототипі має бути простим і прозорим: модель повертає логіти, після чого обчислюються ймовірності. Повертається і мітка класу, і повний вектор ймовірностей, бо в експериментальних роботах часто аналізують не лише факт класифікації, а й ступінь впевненості моделі. Значення pTarget використовується як основна числова оцінка для подальших пояснювальних модулів (теплокарта, текстове резюме, службова інформація).

Ландмарки обличчя та морфометричні індикатори реалізуються алгоритмом, наведеним нижче:

```

ФУНКЦІЯ МорфометріяТаландмарки(imageRGB):
  pts ← FaceMesh_Detect(imageRGB) // 2D координати ключових точок
  ЯКЩО pts не знайдено:
    ПОВЕРНУТИ { "pts": NULL, "feats": Нулі() }

  faceBox ← BoundingRect(pts)
  leftEyeCenter ← Середнє(pts[LEFT_EYE])
  rightEyeCenter ← Середнє(pts[RIGHT_EYE])

  feats.face_wh_ratio ← faceBox.w / max(faceBox.h, 1)
  feats.eye_level_diff ← abs(leftEyeCenter.y - rightEyeCenter.y)/max(faceBox.h,1)
  feats.mouth_face_ratio ← MouthWidth(pts) / max(faceBox.w, 1)
  feats.jaw_ratio ← JawBoxRatio(pts)

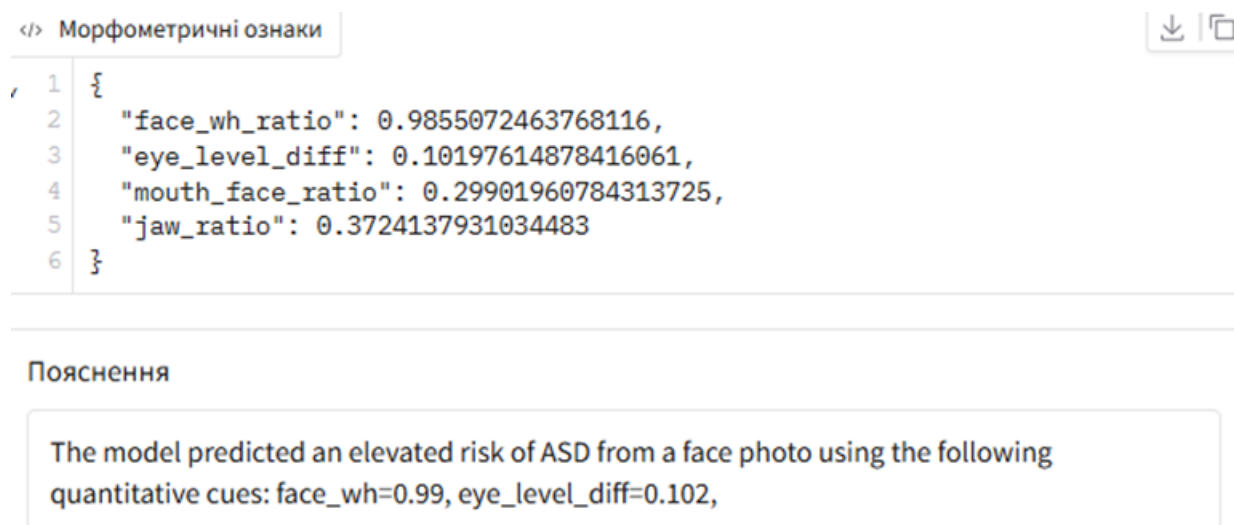
  ПОВЕРНУТИ { "pts": pts, "feats": feats }

```

Морфометрія у прототипі не дублює роботу нейромережі, а дає окремий набір кількісних дескрипторів, які можна зіставляти з поведінкою карти значущості. Обчислення будуються на геометрично простих, але інтерпретованих відношеннях: співвідношення ширини/висоти обличчя, різниця рівня очей як наближений

показник асиметрії, частка ширини ротової області, а також характеристика нижньої щелепи.

Важливо, що передбачено коректну поведінку при відсутності ландмарок: система повертає нульові значення, а не аварійно завершує виконання. Це дозволяє проводити експерименти на неоднорідних даних і окремо аналізувати частоту невдалих детекцій як практичне обмеження. Приклад виведення ланд марок наведено на рисунку 4.4.



```

</> Морфометричні ознаки
1 {
2   "face_wh_ratio": 0.9855072463768116,
3   "eye_level_diff": 0.10197614878416061,
4   "mouth_face_ratio": 0.29901960784313725,
5   "jaw_ratio": 0.3724137931034483
6 }
  
```

Пояснення

The model predicted an elevated risk of ASD from a face photo using the following quantitative cues: face_wh=0.99, eye_level_diff=0.102,

Рисунок 4.4 – Приклад виведення морфо метричних ознак

Оцінка зональної значущості (покриття ROI теплокартою) реалізована алгоритмом, наведеним нижче:

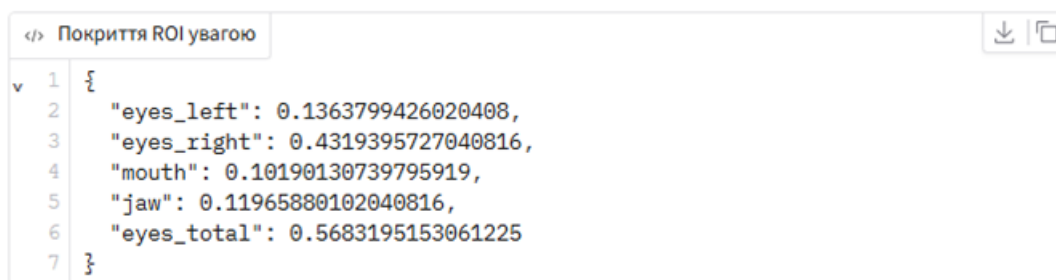
```

ФУНКЦІЯ ПокриттяROI(heatmap, pts, quantile=0.60):
  th ← Квантиль(heatmap, quantile)
  hiMask ← (heatmap ≥ th)

  roiEyesL ← ConvexHullMask(pts[LEFT_EYE])
  roiEyesR ← ConvexHullMask(pts[RIGHT_EYE])
  roiMouth ← ConvexHullMask(pts[MOUTH])
  roiJaw ← ConvexHullMask(pts[JAW])
  totalHi ← Кількість(hiMask=1)
  ЯКЩО totalHi=0:
    ПОВЕРНУТИ Нулі()

  out.eyes_left ← Sum(hiMask ∧ roiEyesL) / totalHi
  out.eyes_right ← Sum(hiMask ∧ roiEyesR) / totalHi
  out.mouth ← Sum(hiMask ∧ roiMouth) / totalHi
  out.jaw ← Sum(hiMask ∧ roiJaw) / totalHi
  out.eyes_total ← out.eyes_left + out.eyes_right
  ПОВЕРНУТИ out
  
```

Ця процедура переводить візуальну інтерпретацію в числову форму: де саме зосереджена увага моделі (рисунок 4.5). Замість порівняння всіх пікселів використовується верхня частина розподілу значущості (через квантиль), що відповідає інтуїтивному поняттю найважливіші області. Регіони інтересу задаються опуклими оболонками ландмарок, тому вони автоматично підлаштовуються під форму обличчя і не потребують ручних масок. Отримані частки корисні у двох напрямках: для формування текстового резюме (пояснення, які області домінують) і для статистичного аналізу серій експериментів, коли порівнюють розподіл уваги між класами або між різними режимами побудови теплокарти.



```

</> Покриття ROI увагою
v 1 {
2   "eyes_left": 0.1363799426020408,
3   "eyes_right": 0.4319395727040816,
4   "mouth": 0.10190130739795919,
5   "jaw": 0.11965880102040816,
6   "eyes_total": 0.5683195153061225
7 }

```

Рисунок 4.5 – Приклад виведення покриття ROI теплокартою

Формування та експорт звіту для одиничного прикладу наведено псевдокодом нижче:

```

ПРОЦЕДУРА ЕкспортЗвіту(predOut, outDir):
  ts ← ПоточнийЧас("YYYYMMDD_HHMMSS")
  base ← outDir + "/report_" + ts

  ЗберегтиЗображення(base+"_input.png",      predOut.images.input_resized)
  ЗберегтиЗображення(base+"_heatmap.png",    predOut.images.heatmap_overlay)
  ЗберегтиЗображення(base+"_landmarks.png",  predOut.images.landmarks)

  report ← {
    "pred": predOut.pred,
    "p_target": predOut.p_autism,
    "probs": predOut.probs,
    "roi": predOut.roi,
    "feats": predOut.feats,
    "explanation": predOut.explanation,
    "debug": predOut.debug,
    "files": { "input": "...", "heatmap": "...", "landmarks": "..." }
  }
  ЗберегтиJSON(base+".json", report)

```

Експорт артефактів потрібен не стільки для зручності, скільки для дисципліни експерименту: збережений приклад дозволяє відтворити демонстрацію результату в будь-який момент, незалежно від стану сесії в Colab. У звіті поєднуються: прогноз, ймовірності, числові показники інтерпретації (ROI і морфометрія), текстове пояснення та службові поля. Наявність debug корисна, коли теплокарта вироджується або працює інший режим побудови, ніж очікувалося.

Вивід у JSON обрано через його універсальність: такий файл легко читати програмно, вставляти фрагменти у додатки, або агрегувати у підсумкові таблиці для розділу експериментів.

Узагальнюючи, наведені псевдокоди формалізують прикладну реалізацію експериментального прототипу як послідовну обробку даних: від перевірки структури датасету та стандартизованої підготовки зображень до навчання із фіксацією метаданих, виконання інференсу та побудови інтерпретаційних представлень. Поєднання прогнозу ViT із морфометричними індикаторами та оцінкою зонального покриття теплокарти забезпечує не лише отримання числового рішення, але й його структуровану перевірку через ознаки, які піддаються контролю дослідником. Збереження журналів, параметрів запусків і результатів у форматі JSON, а також експорт візуальних артефактів, задає практичні механізми трасування експериментів і порівняння серій запусків, що є необхідною умовою коректного оформлення та подальшої валідації запропонованої методики в межах роботи.

4.3 Тестування створеної інтелектуальної системи

Тестування виконано у середовищі Google Colab із запуском вебінтерфейсу Gradio. Метою є перевірка коректності основних сценаріїв роботи: сканування датасету, навчання та збереження моделі, завантаження моделі з реєстру, аналіз одиничного зображення з інтерпретацією (теплокарта, landmarks, морфометрія), оцінювання якості на підвибірці, експорт артефактів, застосування налаштувань.

Першим тестовим випадком перевіряється роботи вкладки «Датасет». Кроки тестового випадку наведені в таблиці 4.1.

Таблиця 4.1 – Тест-кейс ASD0001

Тест-кейс ID: ASD0001	Пріоритет: 1	Створено: 12.11.2025, Джорджо МІЗИН
Назва: Перевірка роботи вкладки «Датасет» (сканування структури та підрахунок зображень)		
Кроки		Очікуваний результат
1. Запустити вебінтерфейс прототипу у Google Colab. Перейти на вкладку «Датасет».		Інтерфейс завантажено без помилок, вкладка «Датасет» доступна.
2. У полі «Корінь датасету (Dataset root)» вказати шлях до директорії датасету (наприклад, /content/data/ACFID).		Шлях прийнято без помилок валідації.
3. Натиснути кнопку «Сканувати датасет».		У полі «Статистика датасету» формується JSON-вивід зі split-структурою та лічильниками зображень по класах.
4. Перевірити, що у JSON присутні train/valid/test (або наявні підмножини), назви класів і total_images.		Повернуті значення узгоджуються зі структурою директорій і фактичною кількістю зображень.
Результат виконання тест-кейсу: пройдено успішно		

У межах цього тесту перевіряється працездатність модуля, який відповідає за попередню перевірку організації даних перед запуском навчання або оцінювання. Дослідник відкриває вкладку «Датасет», задає шлях до кореневої директорії вибірки та ініціює сканування. Очікуваним результатом є формування структурованого JSON-виводу, який відображає наявні підвибірки (train/valid/test), перелік директорій класів у кожній підвибірці та кількість файлів зображень дозволених форматів. Додатково контролюється, що механізм сканування не переходить до читання вмісту зображень і не виконує ресурсомістких операцій, а обмежується

саме аналізом структури. Успішне проходження тесту (рисунок 4.6) підтверджує, що прототип дозволяє виявляти типові помилки організації даних ще до старту експериментів: відсутні підвибірки, порожні папки, некоректні назви класів.

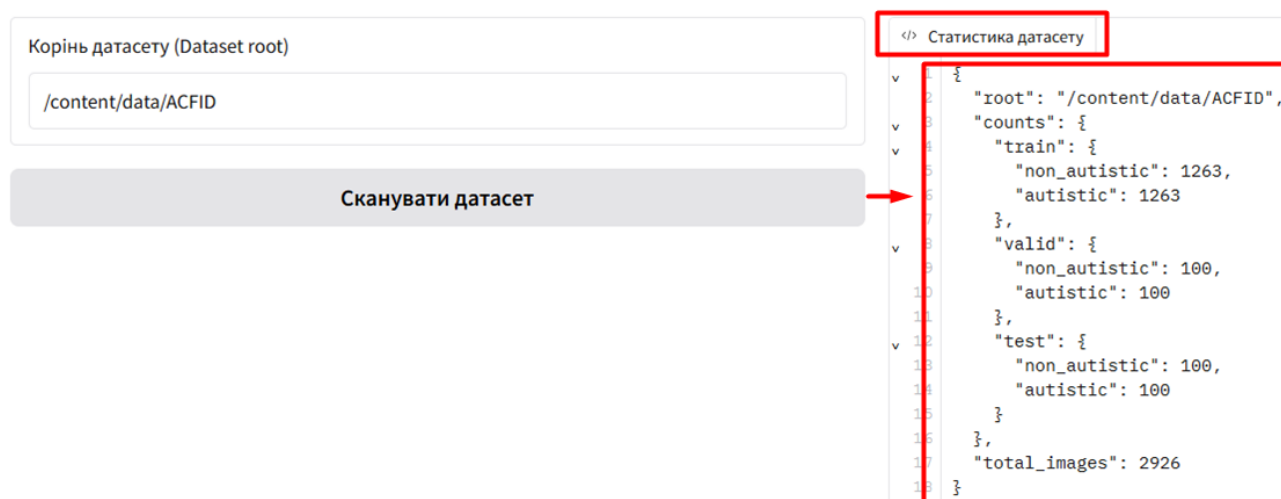


Рисунок 4.6 – Успішне виконання тесту ASD0001

Підтверджено, що модуль первинної валідації датасету коректно зчитує структуру, фільтрує дозволені формати та повертає компактну статистику для подальших експериментів. Наступним тестовим випадком є перевірка сценарію «Навчання». Кроки тест-кейсу наведені в таблиці 4.2.

Цей тест спрямовано на перевірку повного навчального сценарію: ініціалізації базової трансформерної моделі, формування завантажувачів даних, виконання циклу оптимізації та збереження артефактів запуску. На вкладці «Навчання» дослідник задає шлях до датасету, ідентифікатор моделі для збереження та базові гіперпараметри (кількість епох, LR, batch size, img size), після чого запускає навчання. У процесі прототип повинен виводити лог із ключовою службовою інформацією: обраний пристрій виконання, розміри train/valid, параметри запуску та підсумки по кожній епосі. Критичною умовою проходження тесту є наявність після завершення навчання структури артефактів у реєстрі моделей: збережених ваг ViT, збереженого процесора попередньої обробки та файлу meta.json, де зафіксовано параметри й історію метрик.

Таблиця 4.2 – Тест-кейс ASD0002

Тест-кейс ID: ASD0002	Пріоритет: 1	Створено: 12.11.2025, Джорджо МІЗИН
Назва: Перевірка сценарію «Навчання» (запуск тренування та збереження найкращої моделі)		
Кроки		Очікуваний результат
<ol style="list-style-type: none"> Перейти на вкладку «Навчання». Вказати Dataset root і задати ID моделі для збереження Задати epochs 3 та натиснути «Запустити навчання» Після завершення перевірити наявність директорії /content/artifacts/ vit_asd_custom_test/ з підпапками vit/, processor/ та файлом meta.json. 		<p>Відображаються поля параметрів (dataset root, model id, vit_name, epochs, lr, batch size, img size) та поле «Лог навчання».</p> <p>Значення прийняті без помилок.</p> <p>У полі «Лог навчання» з'являються повідомлення.</p> <p>Модель збережена, структура артефактів повна, meta.json містить параметри запуску та історію метрик.</p>
Результат виконання тест-кейсу: пройдено успішно		

Успішний результат означає, що прототип підтримує відтворюваний цикл навчання й зберігає достатній контекст для подальшого аналізу. Результат процесу навчання моделі наведено на рисунку 4.7.

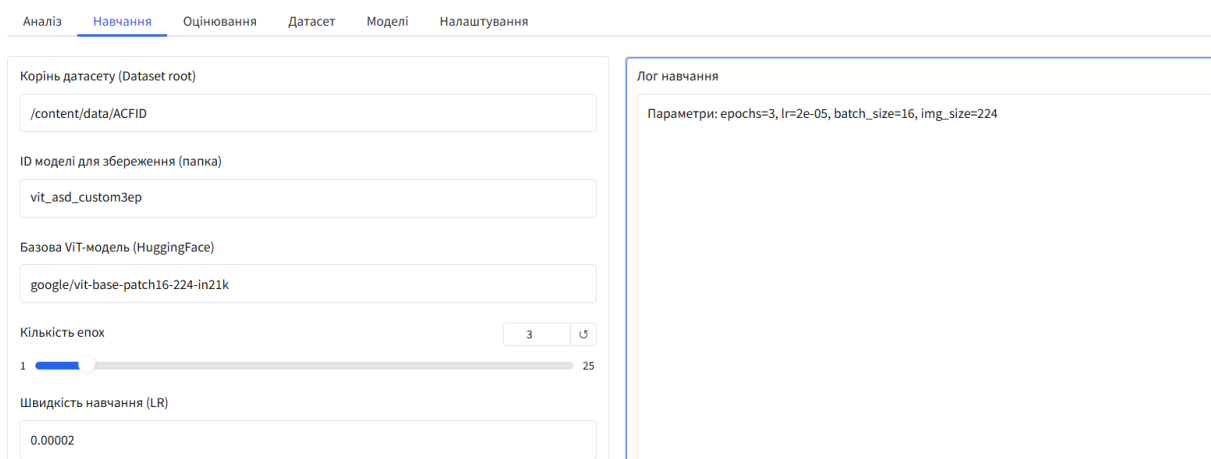


Рисунок 4.7 – Процес навчання моделі (виведення лога)

Підтверджено працездатність навчального сценарію, логування процесу та збереження найкращого стану моделі з метаданими. Наступним тестовим випадком є перевірка реєстру моделей, а саме – оновлення списку та завантаження активної моделі. Кроки тест-кейсу наведені в таблиці 4.3.

Таблиця 4.3 – Тест-кейс ASD0003

Тест-кейс ID: ASD0003	Пріоритет: 1	Створено: 12.11.2025, Джорджо МІЗИН
Назва: Перевірка реєстру моделей (оновлення списку та завантаження активної моделі)		
Кроки		Очікуваний результат
1. На головній області керування моделлю натиснути «Оновити список моделей».		Dropdown «Активна модель» оновлюється і містить щонайменше щойно збережену модель.
2. Обрати vit_asd_custom_test у Dropdown та натиснути «Завантажити модель».		У полі «Метадані моделі» відображається вміст meta.json (або повідомлення про його відсутність, якщо файл не створено).
3. Перейти на вкладку «Моделі» та переконатися, що вибрана модель доступна у списку.		Модель відображається як доступний артефакт у реєстрі.
Результат виконання тест-кейсу: пройдено успішно		

Результат успішного виконання наведено на рисунку 4.8.

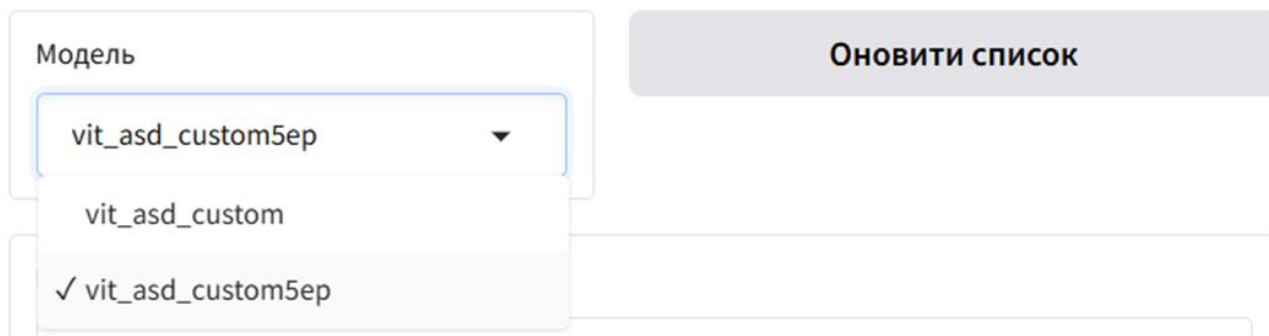


Рисунок 4.8 – Успішне виконання тесту ASD0003

У цьому тесті перевірялась коректність операцій керування артефактами навчання. Після появи збереженої моделі дослідник оновлює список у випадіючому переліку «Активна модель», обирає потрібний ідентифікатор та виконує завантаження. Очікується, що прототип коректно підхоплює відповідні директорії моделі й процесора, переносить їх у активний контекст сесії, а також відображає метадані запуску з meta.json у зручному форматі. Цей тест підтверджує, що результати навчання не втрачаються між кроками експерименту, а можуть бути повторно використані для аналізу, оцінювання та експорту. Додатково непрямо перевіряється узгодженість структури збереження: якщо хоча б один з очікуваних компонентів відсутній, завантаження має сигналізувати про проблему.

Наступним тестовим випадком є аналіз одиничного зображення: інференс, теплокарта, landmarks і морфометрія. Кроки наведені у таблиці 4.4.

Таблиця 4.4 – Тест-кейс ASD0004

Тест-кейс ID: ASD0004	Пріоритет: 1	Створено: 12.11.2025, Джорджо МІЗИН
Назва: Перевірка вкладки «Аналіз»		
Кроки	Очікуваний результат	
1. Перейти на вкладку «Аналіз». Завантажити зображення обличчя у поле «Вхідне зображення».	Зображення відображається у вхідному компоненті.	
2. Натиснути «Запустити аналіз».	У результатах відображається «Рішення», ймовірність класу ASD, JSON-блоки ймовірностей/ROI/ морфометрії, а також	
3. Перевірити наявність аналізу.	три зображення: нормалізований вхід, накладення теплокарти, landmarks.	
4. Переконатися, що при невдалому FaceMesh детектуванні система не завершується помилкою, а повертає нульові/порожні показники морфометрії та ROI.	Інтерфейс повертає результат без аварійного завершення; морфометрія/ROI заповнені дефолтними значеннями.	
Результат виконання тест-кейсу: пройдено успішно		

Підтверджено, що аналіз одиничного зображення виконується наскрізно, а інтерпретаційні представлення узгоджені з виходами моделі та модулем FaceMesh. Результат виконання наведено на рисунку 4.9.

The screenshot displays the ASD0004 test interface. On the left, there is a window titled 'Вхідне зображення' (Input Image) showing a close-up of a young boy's face. The main interface has a navigation bar with tabs: 'Аналіз' (Analysis), 'Навчання' (Training), 'Оцінювання' (Evaluation), 'Датасет' (Dataset), 'Моделі' (Models), and 'Налаштування' (Settings). The 'Аналіз' tab is active. The results are displayed in several sections:

- Рішення** (Solution): A dropdown menu set to 'Підвищений ризик (клас ASD)' (Elevated risk (ASD class)).
- Ймовірність класу ASD** (ASD class probability): A text box containing the value '0.9247323870658875'.
- Ймовірності класів** (Class probabilities): A JSON block showing:


```
{
    "typical": 0.07526762038469315,
    "autism": 0.9247323870658875
  }
```
- Покриття ROI увагою** (ROI coverage): A JSON block showing:


```
{
    "eyes_left": 0.1363799426020408,
    "eyes_right": 0.4319395727040816,
    "mouth": 0.10190130739795919,
    "jaw": 0.11965880102040816,
    "eyes_total": 0.5683195153061225
  }
```
- Морфометричні ознаки** (Morphometric features): A JSON block showing:


```
{
    "face_wh_ratio": 0.9855072463768116,
    "eye_level_diff": 0.10197614878416061,
    "mouth_face_ratio": 0.29901960784313725,
    "jaw_ratio": 0.3724137931034483
  }
```
- Пояснення** (Explanation): A text box stating: 'The model predicted an elevated risk of ASD from a face photo using the following quantitative cues: face_wh=0.99, eye_level_diff=0.102,'.

Рисунок 4.9 – Успішне виконання тесту ASD0004

Цей тест перевіряє наскрізний сценарій аналізу одного прикладу, тобто те, як прототип об'єднує кілька процедур в одну послідовність і повертає комплексний результат. Дослідник завантажує зображення обличчя на вкладці «Аналіз» та запускає обробку. Очікуваний результат включає відображення прогнозу (клас) і числової оцінки ймовірності, а також формування структурованих JSON-блоків із ймовірностями класів, показниками покриття ROI та морфометричними параметрами. Окремо контролюється наявність трьох візуальних виходів: нормалізованого вхідного зображення, накладення теплокарти на зображення та візуалізації ключових точок. Додатковою умовою є коректна поведінка у випадках, коли модуль FaceMesh не знаходить обличчя або ключові точки: прототип не повинен завершуватися помилкою, натомість має повернути дефолтні (нульові)

значення морфометрії та ROI, забезпечуючи стабільність експериментів на неоднорідних даних.

Наступним тестом виконується перевірка оцінювання якості моделі на підвибірці. Кроки тестового випадку наведено в таблиці 4.5.

Таблиця 4.5 – Тест-кейс ASD0005

Тест-кейс ID: ASD0005	Пріоритет: 1	Створено: 12.11.2025, Джорджо МІЗИН
Назва: Перевірка вкладки «Оцінювання»		
Кроки		Очікуваний результат
1. Перейти на вкладку «Оцінювання». Натиснути «Оновити список».		Dropdown «Модель» містить збережені моделі. Значення прийняті.
2. Обрати модель, вказати Dataset root, вибрати split valid або test.		У полі Markdown формується таблиця classification report; відображається графік
3. Натиснути «Запустити оцінювання».		матриці помилок; у JSON-блоці виводиться підсумок (acc, loss, n) та
4. Перевірити, що значення n (кількість прикладів) відповідає фактичному розміру підвибірки.		метадані моделі. n узгоджується з кількістю зображень у відповідному split.
Результат виконання тест-кейсу: пройдено успішно		

Цей тест спрямовано на перевірку сценарію, який відповідає за стандартизовану оцінку якості навченої моделі на заданій підвибірці. Дослідник обирає модель із реєстру, задає dataset root і визначає split (валідаційний або тестовий), після чого запускає оцінювання. Очікуваний результат полягає у формуванні узагальнених метрик класифікації, представлених у структурованому вигляді, та побудові матриці помилок як діагностичної візуалізації. Додатково у підсумковому JSON-блоці мають бути відображені агреговані значення точності, втрат і кількості оброблених прикладів, а також метадані моделі. Перевірка поля n

(кількість прикладів) дозволяє підтвердити, що оцінювання виконано на коректному наборі даних, а не на порожній або невірно зчитаній підвбірці.

Підтверджено, що процедура оцінювання формує стандартний набір метрик та діагностичну візуалізацію у єдиному форматі. Результат успішного виконання наведено на рисунку 4.10.

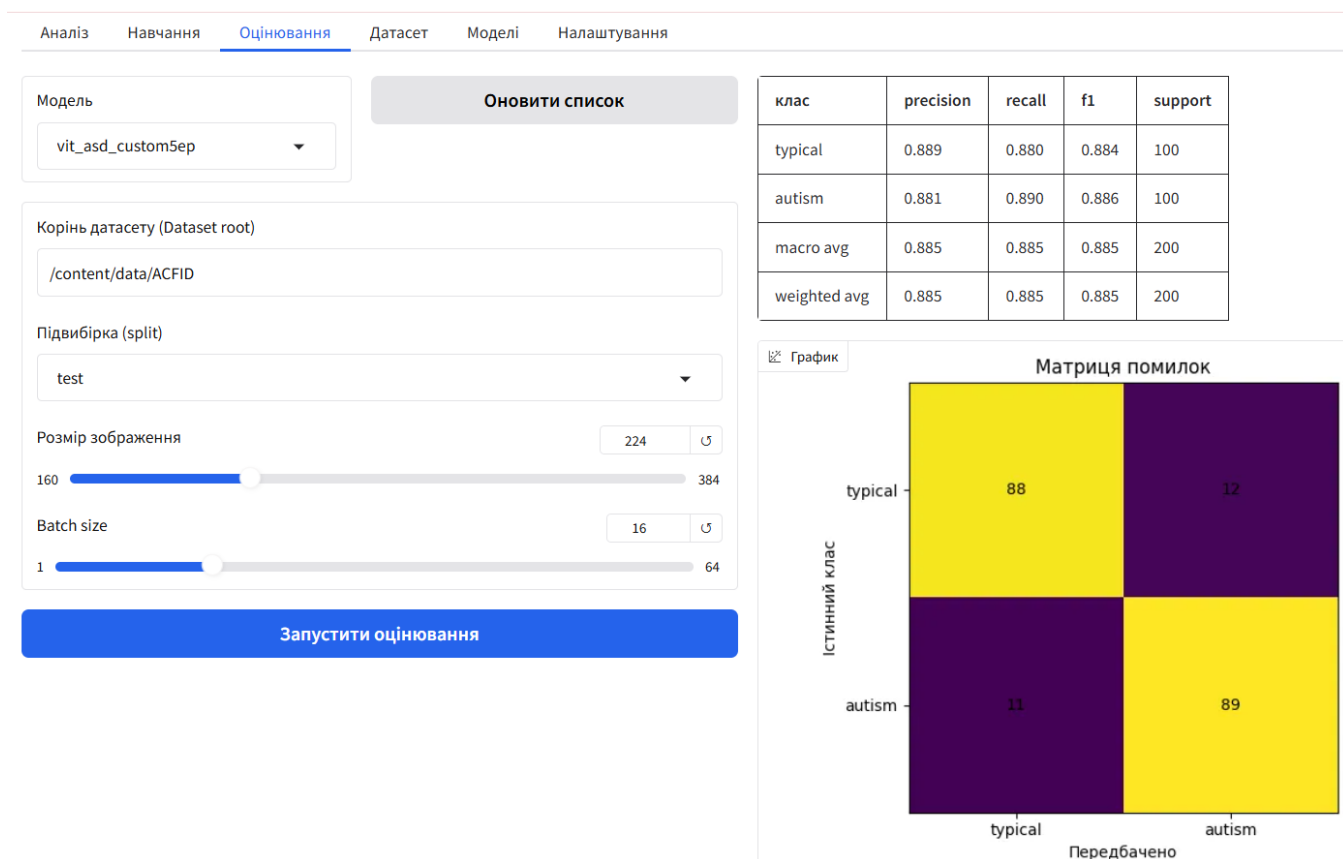


Рисунок 4.10 – Успішне виконання тесту ASD0005

Наступним тестом виконується перевірка роботи вкладки «Моделі»: оновлення списку та експорт моделі у ZIP. Кроки тестового випадку наведено в таблиці 4.6. Передумови: у реєстрі моделей є щонайменше одна збережена модель, для якої наявні артефакти збереження (ваги/процесор/метадані). Мета тесту: підтвердити, що прототип коректно оновлює перелік доступних моделей, виконує експорт обраної моделі у ZIP-архів та формує посилання/кнопку для завантаження архіву та відображає службову інформацію (ім'я файлу, розмір).

Таблиця 4.6 – Тест-кейс ASD0006

Тест-кейс ID: ASD0006	Пріоритет: 1	Створено: 14.11.2025, Джорджо МІЗИН
Назва: Перевірка роботи вкладки «Моделі»		
Кроки		Очікуваний результат
1. Запустити інтерфейс експериментального прототипу. Перейти на вкладку «Моделі».		Вкладка «Моделі» відкривається без помилок; елементи керування відображаються коректно.
2. У полі «Модель» обрати зі списку модель vit_asd_custom5ер (або іншу доступну).		Після натискання «Оновити список» список моделей актуалізується (за наявності нових артефактів вони з'являються у випадяючому списку;
3. Натиснути кнопку «Оновити список».		обрана модель не “зникає” без причини).
4. Натиснути кнопку «Експортувати модель у ZIP».		Після натискання «Експортувати модель у ZIP» прототип створює ZIP-архів для обраної моделі.
5. Перевірити появу блоку «ZIP архів моделі (завантажити)» та наявність файла vit_asd_custom5ер.zip.		У блоці результату з'являється запис на кшталт vit_asd_custom5ер.zip та відображається розмір, а також активний елемент для завантаження.
6. Натиснути кнопку/посилання завантаження архіву та переконатися, що файл доступний для завантаження.		Завантаження архіву ініціюється без помилок; файл доступний користувачу як вихідний артефакт експерименту.
Результат виконання тест-кейсу: пройдено успішно		

Успішне проходження тесту (рисунок 4.11) підтверджує працездатність службового сценарію керування артефактами моделей у прототипі: реєстр моделей синхронізується з файловою структурою середовища виконання, а експорт забезпечує відтворюваність і перенесення моделі між сесіями без ручного копіювання директорій.

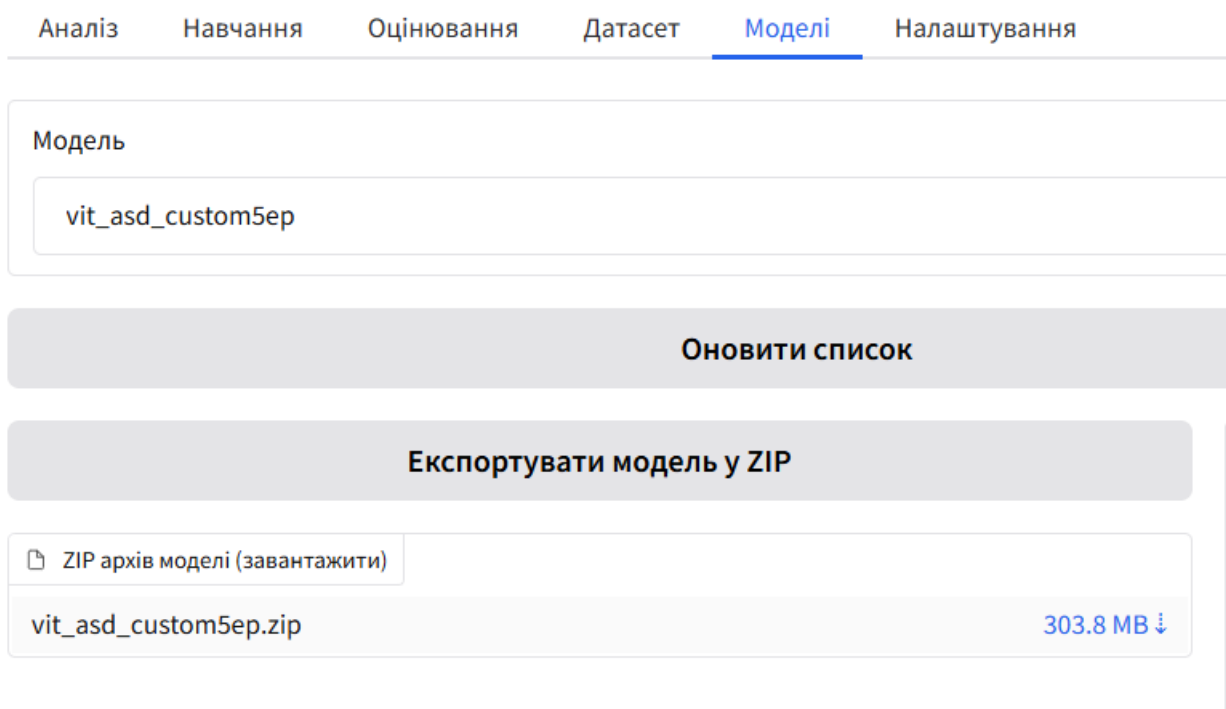


Рисунок 4.11 – Успішне виконання тесту ASD0006

Підтверджено працездатність ключових сценаріїв експериментального прототипу в середовищі Google Colab із вебінтерфейсом Gradio. Проведені тестові випадки охопили повний цикл дослідницької взаємодії з методикою: первинну валідацію структури датасету, запуск навчання із логуванням і формуванням артефактів відтворюваності, керування реєстром моделей та повторне завантаження з метаданими, аналіз одиничного зображення з комплексним виходом (прогноз, теплокарта, landmarks, морфометричні індикатори та числові JSON-представлення), стандартизоване оцінювання якості на підвибірці з метриками й матрицею помилок, а також експорт моделі у ZIP як інструмент перенесення і резервування результатів. Окремо верифіковано стійку поведінку прототипу в типових проблемних умовах, зокрема при невдалому детектуванні FaceMesh, що забезпечує безперервність експериментів на неоднорідних даних. Сукупно результати тестування наводять, що проектні рішення щодо модульної організації та формату виходів є узгодженими, а прототип придатний для подальшого розширення експериментальної бази та формалізованого документування результатів у наступних підрозділах роботи.

4.4 Дослідження методу раннього виявлення ознак аутизму за нейромережевим аналізом фотографій облич

В межах дослідження методу раннього виявлення ознак аутизму за нейромережевим аналізом фотографій облич було досліджено вплив кількості епох на метрики навчання нейромережі. В таблиці 4.7 наведено отримані значення для нейромережі ViT. Отримані результати демонструють, що кількість епох навчання суттєво впливає як на узагальнювальну здатність ViT-моделі (за Val loss/Val acc/MCC), так і на баланс помилок між класами «аутизм» та «без ознак аутизму». Оцінювання виконувалося на валідаційній підвбірці із симетричною підтримкою класів (Support = 100 для кожного), що дозволяє коректно порівнювати precision/recall/F1 без зміщення через дисбаланс.

Таблиця 4.7 – Значення метрик (узагальнені)

Кількість епох	Val loss	Val acc	MCC
3	0.3724	0.865	0.736
5	0.3506	0.885	0.771
7	0.3843	0.860	0.722

За узагальненими метриками (таблиця 4.7) найкращий результат отримано при 5 епохах: Val loss зменшується до 0.3506, Val acc зростає до 0.885, а коефіцієнт Matthews (MCC) досягає 0.771. Це говорить про узгодженість передбачень із істинними мітками саме при 5 епохах, причому MCC, на відміну від простої точності, враховує всі компоненти матриці помилок і є більш показовим для порівняння моделей у бінарній класифікації. Для 3 епох модель демонструє дещо гіршу узагальнену якість (Val acc = 0.865, MCC = 0.736), що логічно інтерпретується як недостатнє донавчання: мережа ще не повністю стабілізувала ваги для надійного розділення класів. Для 7 епох, навпаки, фіксується погіршення Val loss (0.3843) і зниження Val acc (0.860) та MCC (0.722) порівняно з 5 епохами. Така динаміка є типовою ознакою початку перенавчання на тренувальній вибірці: модель продовжує

підлаштовуватися під навчальні приклади, але втрачає частину узагальнювальної здатності на даних, які не бачила під час оптимізації.

У таблиці 4.8 наведено метрики для класу «аутизм».

Таблиця 4.8 – Значення метрик (аутизм)

Кількість епох	Precision	Recall	F1	Support
3	0.920	0.800	0.856	100
5	0.905	0.860	0.882	100
7	0.833	0.900	0.865	100

Аналіз метрик для класу «аутизм» (таблиця 4.8) показує, що збільшення кількості епох змінює співвідношення між precision та recall, тобто між чистотою позитивних передбачень і здатністю знаходити всі позитивні приклади. Для 3 епох precision є найвищим (0.920), але recall найнижчим (0.800). Це означає, що модель у такому режимі навчання є більш обережною щодо віднесення зображення до класу «аутизм»: якщо вона прогнозує «аутизм», то здебільшого робить це коректно, однак пропускає відчутну частку випадків аутизму (підвищений ризик хибнонегативних рішень). При 5 епохах досягається найбільш збалансований профіль: precision залишається високим (0.905), а recall зростає до 0.860, що дає максимальний F1 для класу «аутизм» (0.882). Тобто саме 5 епох забезпечують баланс між пропусками випадків аутизму та помилковими спрацюваннями. Для 7 епох спостерігається подальше зростання recall до 0.900, однак ціною істотного падіння precision до 0.833 і зменшення F1 до 0.865. Це означає, що модель починає частіше позначати приклади як «аутизм», підвищуючи чутливість (менше пропусків), але одночасно збільшує кількість хибнопозитивних рішень, тобто знижується надійність позитивного прогнозу.

Для класу «без ознак аутизму» (таблиця 4.9) тенденції є дзеркальними. При 3 епохах recall класу typical є найвищим (0.930) при нижчому precision (0.823), що узгоджується з тим, що модель досить добре «впізнає» типові приклади, але допускає певну кількість помилкових віднесення до typical (у тому числі частину

прикладів аутизму). При 5 епохах метрики стають найбільш збалансованими: precision зростає до 0.867, recall залишається високим (0.910), а F1 досягає максимуму 0.888. Це підкреслює, що при 5 епохах модель одночасно зменшує як помилки «типовий замість аутизму», так і помилки «аутизм замість типового», тобто краще розділяє класи в цілому. При 7 епохах precision для typical зростає до 0.891, але recall різко падає до 0.820, а F1 зменшується до 0.854. Практично це означає, що модель рідше прогнозує typical там, де його немає (позитивна риса), однак частіше помиляється, відносячи типові випадки до «аутизму» (зростає частка хибнопозитивних для аутизму), що корелює зі зменшенням precision для класу «аутизм» у табл. 4.8.

Таблиця 4.9 – Значення метрик (без ознак аутизму)

Кількість епох	Precision	Recall	F1	Support
3	0.823	0.930	0.873	100
5	0.867	0.910	0.888	100
7	0.891	0.820	0.854	100

Матриці помилок для 3-х варіантів навчання наведені на рисунку 4.12.

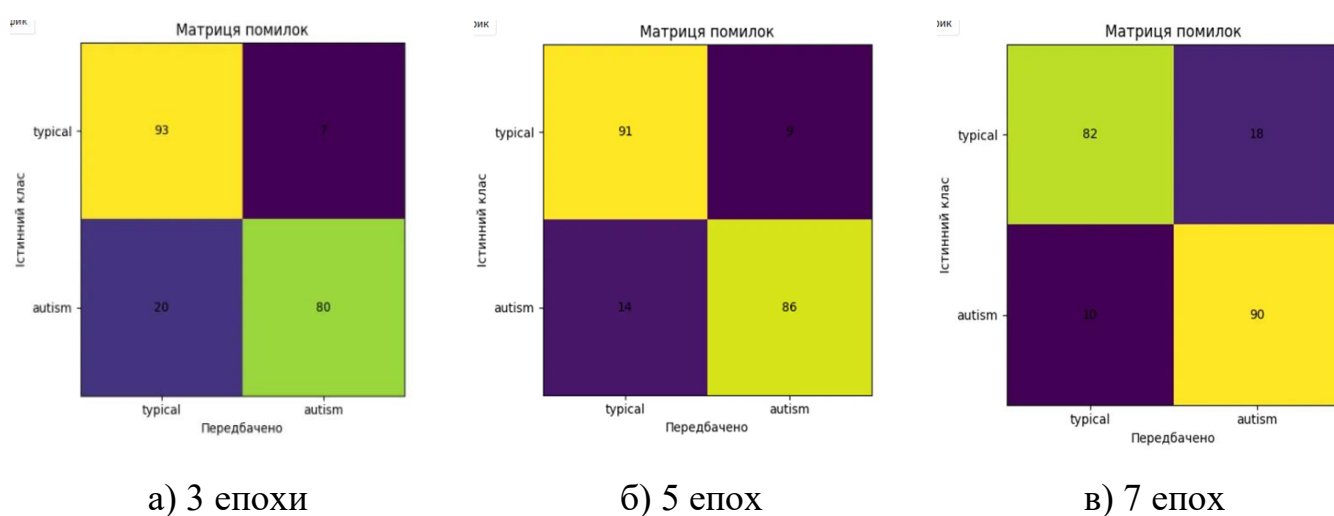


Рисунок 4.12 – Порівняння результатів навчання ViT (матриці помилок)

Приклад побудови візуальних пояснень нейромережевих рішень наведено на рисунку 4.13. Такий результат досягнуто при 5-ти епохах навчання.



Рисунок 4.13 – Приклад побудови карти пояснень

Карта уваги трансформерної архітектури відображає зони фокусування мережі, що дозволяє простежити, як морфологічні особливості та співвідношення регіонів обличчя впливають на прогноз.

Узагальнюючи, експеримент підтверджує наявність оптимальної області тривалості навчання для заданих гіперпараметрів ($lr=2e-5$, $batch=16$, $img=224$) та обраної архітектури ViT: при 5 епохах досягається найкраща узагальнена якість ($Val\ acc=0.885$, $MCC=0.771$) і максимальна F1-міра для цільового класу «аутизм» (0.882). Режим 3 епох демонструє ознаки недонавчання, коли модель не повністю сформувала стійкі ознаки для надійного розпізнавання аутизму (нижчий recall аутизму). Режим 7 епох демонструє зсув у бік підвищення чутливості до аутизму ($recall=0.900$), але з помітною втратою точності позитивного прогнозу ($precision=0.833$) та погіршенням загальних метрик, що інтерпретується як початок перенавчання або зміщення рішення у бік частішого прогнозування класу «аутизм». Таким чином, для практичного застосування в межах запропонованого методу доцільно обирати 5 епох як компромісний режим, а 7 епох розглядати лише у сценаріях, де пріоритетом є мінімізація пропусків аутизму (з подальшим налаштуванням порогу рішення або калібруванням, щоб стримати ріст хибнопозитивних).

На рисунку 4.14 подано роботу модуля аналізу обличчя у вебінтерфейсі системи. У лівій частині відображено завантажене фронтальне зображення обличчя, яке використано як вхідні дані для інференсу. У правій частині показано результат класифікації та набір супровідних числових показників, сформованих під час обробки цього зображення.

Рішення: Підвищений ризик (клас ASD)

Ймовірність класу ASD: 0.8019338846206665

Ймовірності класів

```

1 {
2   "typical": 0.1980660855770111,
3   "autism": 0.8019338846206665
4 }

```

Покриття ROI увагою

```

1 {
2   "eyes_left": 0.15898560111603807,
3   "eyes_right": 0.2055204025708734,
4   "mouth": 0.11578894923023267,
5   "jaw": 0.12560410542573863,
6   "eyes_total": 0.36450608365691144
7 }

```

Морфометричні ознаки

```

1 {
2   "face_wh_ratio": 1.226027397260274,
3   "eye_level_diff": 0.015576193109154701,
4   "mouth_face_ratio": 0.3407821229060279,
5   "jaw_ratio": 0.9381443298969072
6 }

```

Пояснення

The model predicted an elevated risk of ASD from a face photo using the following quantitative cues. Avoid definitive diagnostic claims.

Звіт JSON (завантажити)

Рисунок 4.14 – Результат роботи розробленого застосунку

У блоці результату наведено рішення про підвищений ризик належності до класу ASD та числове значення ймовірності для цього класу, що становить приблизно 0.802. Додатково наведено розподіл ймовірностей за двома класами: typical близько 0.198 та autism близько 0.802. Такий формат подання відповідає двокласовій постановці задачі, де вихід моделі інтерпретується як оцінка належності зображення до одного з двох взаємовиключних класів.

Окремо представлено показники покриття ROI увагою, розраховані для ключових ділянок обличчя. Значення наведено для лівого ока, правого ока, рота,

щелепи та сумарної зони очей. За наведеними даними найбільша частка припадає на сумарну область очей, тоді як рот і нижня частина обличчя також роблять внесок у сформований результат. Використання ROI-представлення є доречним для задач аналізу обличчя, оскільки забезпечує інтерпретацію моделі у термінах анатомічно визначених зон, що зменшує ризик пояснення через нерелевантні фрагменти зображення, наприклад фон або елементи одягу.

Додатково виведено морфометричні ознаки, обчислені на основі геометрії обличчя. Серед них наведено співвідношення ширини обличчя, показник вертикальної різниці рівня очей, співвідношення рота до обличчя, а також показник нижньої третини обличчя, пов'язаний із щелепою. Наявність таких числових характеристик є коректною з методичної точки зору, оскільки вони формуються детерміновано з ключових точок обличчя та можуть бути використані для відтворюваного опису структурних особливостей без прив'язки до суб'єктивного тлумачення зображення.

У нижній частині інтерфейсу наведено пояснювальний текст, де результат сформульовано як оцінка ризику і підкреслено, що висновок не є діагнозом. Це відповідає призначенню системи як інструмента скринінгового аналізу у межах дослідження: модель оперує статистичними закономірностями, виявленими на навчальних даних, а остаточні клінічні висновки мають ґрунтуватися на комплексному обстеженні та профільній експертизі.

Обмеження дослідження. Запропонований метод використовує статичні фронтальні зображення обличчя, тому результати залежать від якості вхідних даних, зокрема умов освітлення, роздільної здатності, ракурсу, часткових перекриттів і мімічного стану. Морфометричні показники визначаються за ландмарками, отже їхня коректність залежить від точності FaceMesh-детектування; за помилок локалізації ключових точок інтерпретаційні значення можуть бути неповними або спотвореними. Узагальнення моделі визначається характеристиками використаної вибірки, тому перенесення на інші популяції потребує зовнішньої валідації. Отриманий вихід слід розглядати як оцінку ризику для скринінгу, а не як клінічний діагноз. Текстове пояснення, сформоване мовною моделлю на основі числових

ознак і карти значущості, виконує описову функцію і не підтверджує причинно-наслідкові зв'язки.

Висновки до розділу 4

У розділі 4 виконано експериментальне дослідження методу раннього виявлення ознак аутизму за нейромережовим аналізом фотографій облич та реалізовано прототип інтелектуальної системи, що забезпечує повний цикл експериментів у середовищі Google Colab із вебінтерфейсом Gradio. Спроектowana програмна структура системи декомponує процес обробки на спеціалізовані модулі введення та підготовки даних, нейромережевого інференсу, побудови карт значущості, детектування ландмарок, обчислення морфометричних показників, оцінки зонального покриття ROI та формування текстового пояснення, а результати агрегуються в єдину структуру аналізу, що спрощує подальше документування і порівняння серій запусків.

В межах прикладної реалізації формалізовано ключові процедури прототипу у вигляді псевдокодів: сканування та первинна валідація структури датасету, стандартизована попередня обробка зображень для ViT, навчання із фіксацією історії метрик та збереженням артефактів, інференс з поверненням імовірностей класів, побудова морфометричних індикаторів на основі FaceMesh, обчислення покриття ROI за верхньою частиною розподілу значущості теплокарти та експорт звітів у форматі JSON із супровідними зображеннями. Обрані формати артефактів забезпечують відтворюваність експериментів і можливість повторного аналізу без прив'язки до стану сесії виконання.

Проведене тестування підтвердило працездатність основних сценаріїв взаємодії з прототипом: перевірку організації вибірки перед запуском експериментів, навчання моделі з логуванням і збереженням метаданих, роботу реєстру моделей із повторним завантаженням артефактів, наскрізний аналіз одиничного зображення з побудовою інтерпретаційних представлень, стандартизоване оцінювання якості на заданій підвибірці з формуванням матриці

помилки та експорт моделі у ZIP. Додатково верифіковано стійку поведінку системи у випадках невеликого детектування ланмарок, коли прототип повертає дефолтні значення морфометрії та ROI без аварійного завершення.

Експеримент з варіюванням кількості епох навчання для ViT показав наявність області доцільної тривалості навчання для заданих гіперпараметрів і вибірки. За узагальненими метриками на валідаційній підвибірці (Val loss, Val acc, MCC) кращі значення отримано при 5 епохах (Val loss 0.3506, Val acc 0.885, MCC 0.771) порівняно з 3 епохами (0.3724, 0.865, 0.736) та 7 епохами (0.3843, 0.860, 0.722). Для цільового класу аутизм при 5 епохах зафіксовано найбільше значення F1 (0.882) при поєднанні високих precision (0.905) і recall (0.860), тоді як 3 епохи характеризуються нижчим recall (0.800), а 7 епохи підвищують recall (0.900) ціною зменшення precision (0.833). Для класу без ознак аутизму при 5 епохах також отримано найбільше значення F1 (0.888), тоді як при 7 епохах знижується recall (0.820), що відображає перерозподіл помилок у бік частішого віднесення типових прикладів до класу аутизм.

Побудова візуальних пояснень у вигляді карти значущості та її переведення в числові показники зонального покриття ROI, разом із морфометричними індикаторами, забезпечують формалізоване представлення причинно-орієнтованих характеристик рішення моделі для одиничного прикладу. Такий підхід дозволяє документувати результат не лише через ймовірність класу, а й через структури, які можуть аналізуватися серійно та співвідноситися з виходами моделі при різних режимах навчання.

Отже, у розділі 4 підтверджено працездатність експериментального прототипу та отримано кількісні результати, які обґрунтовують вибір тривалості навчання ViT у межах досліджуваної постановки. Показано, що режим 5 епох забезпечує найкращі узагальнені показники якості та найбільш збалансовані метрики для цільового класу, а розроблена модульна реалізація підтримує відтворений повний цикл експериментів із фіксацією артефактів, оцінюванням, інтерпретацією та експортом результатів.

Загальні висновки

Метою роботи було підвищення поясненості раннього скринінгу розладів аутичного спектра шляхом розроблення нейромережевого методу прогнозування ризику на основі статичних зображень облич з інтегрованою інтерпретацією результатів. Мету було досягнуто у повній мірі, і на відміну від існуючих підходів, що здебільшого зосереджуються на бінарній класифікації або пов'язані з поведінковими та анкетними даними, запропонований метод орієнтований на прогнозування ступеня ризику розладів аутичного спектра за фенотипічними ознаками обличчя, виявленими нейромережею. Поєднання трансформерної обробки зображення з морфометричним аналізом ключових точок обличчя забезпечило глибшу варіативність розпізнавання та підвищує чутливість до прихованих структурних відмінностей. Додатковим відходом від традиційних рішень стала інтеграція мовної моделі для автоматизованої інтерпретації результатів, що дає змогу пояснити отриманий прогноз у зрозумілій формі та зробити модель придатною для використання в скринінгових системах.

Для досягнення мети були поставлені та вирішені такі задачі:

- виконано аналіз проблеми автоматизованого виявлення ознак аутизму.
- виконано огляд нейромережевих архітектур для аналізу та класифікації зображень облич у контексті медичного та фенотипового скринінгу;
- виконано аналіз наукових досліджень щодо ознак, релевантних ранньому виявленню аутизму за статичними зображеннями;
- розроблено метод виявлення ознак аутизму за фотографіями облич із використанням нейромережевих засобів;
- виконано підготовку датасету фотозображень для донавчання нейромережевої моделі з урахуванням вікових та фенотипових особливостей;
- виконано програмну реалізацію запропонованого методу з використанням сучасних глибинних архітектур;
- виконано дослідження розробленого методу раннього виявлення ознак аутизму за статичними зображеннями облич.

За результатами експериментального дослідження встановлено, що запропонований підхід на основі трансформерної моделі ViT забезпечує якісне розділення класів на валідаційній підвибірці, а зміна тривалості навчання впливає на співвідношення помилок першого і другого роду. Для розглянутих гіперпараметрів найкращі узагальнені показники досягалися при 5 епохах навчання (Val acc 0.885, MCC 0.771), що супроводжувалося найбільш збалансованими значеннями precision і recall для класу аутизм. Збільшення кількості епох до 7 приводило до зростання чутливості до класу аутизм (recall 0.900), однак одночасно збільшувало кількість хибнопозитивних рішень, що погіршувало узагальнені метрики. Така поведінка підтверджує необхідність підбору режиму навчання з урахуванням цільового профілю помилок у скринінговій постановці, де важливо контролювати як пропуски ризикових випадків, так і надлишкові спрацювання.

У роботі також підтверджено працездатність програмного прототипу інтелектуальної системи, який реалізує повний цикл експериментів: первинну валідацію структури датасету, навчання та збереження артефактів моделі з метаданими, інференс одиничного зображення, формування карт значущості, детектування ключових точок, розрахунок морфометричних індикаторів і зонального покриття ROI, стандартизоване оцінювання якості та експорт результатів у форматах, придатних для подальшого аналізу. Це забезпечує відтворюваність експериментів і можливість документувати як прогноз, так і супровідні пояснювальні показники.

Обмеження дослідження. Запропонований метод ґрунтується на статичних фронтальних зображеннях обличчя, тому його результати залежать від якості вхідних даних: освітлення, роздільна здатність, ракурс, часткові перекриття (волосся, окуляри) та мімічний стан можуть впливати як на прогноз, так і на стабільність морфометричних оцінок. Морфометричні індикатори формуються на основі ландмарок обличчя і, відповідно, залежать від точності їх детектування; у випадках невеликого або неточного FaceMesh-визначення ключових точок інтерпретаційні показники можуть бути неповними або набувати деградованих значень. Узагальнювальна здатність моделі обмежується характеристиками використаної вибірки, зокрема віковим діапазоном, демографічною репрезентативністю та умовами зйомки, тому перенесення на інші популяції

потребує додаткової зовнішньої валідації. Сформований системою результат слід трактувати як оцінку ризику, а не як клінічний діагноз, оскільки він має допоміжний скринінговий характер і потребує підтвердження фахівцями та іншими методами обстеження. Текстова інтерпретація, сформована мовною моделлю на основі числових ознак і розподілу значущості, виконує функцію зрозумілого представлення результатів, проте не є доказом причинно-наслідкового зв'язку і має розглядатися як пояснювальний супровід до виходу нейромережі.

Перспективи подальших досліджень варто сформулювати як напрями розширення доказової бази та технічного розвитку методу. Доцільним є збільшення та диверсифікація датасету з контролем віку, статі, етнічних груп і умов зйомки, а також проведення валідації на незалежних зовнішніх вибірках для перевірки переносимості. Перспективним напрямом є перехід від жорсткої бінарної класифікації до каліброваного оцінювання ризику з аналізом порогів, що дозволить гнучко керувати співвідношенням хибнопозитивних і хибнонегативних рішень залежно від сценарію скринінгу. Окремого розвитку потребують інтерпретаційні механізми: порівняння різних стратегій побудови карт значущості, кількісне оцінювання стабільності теплокарт, а також статистичний аналіз зв'язку між морфометричними індикаторами, покриттям ROI та прогнозом. Також перспективним є розширення вхідних модальностей до коротких відеофрагментів або послідовностей кадрів для врахування мікроміміки та динамічних характеристик, а також інтеграція з клінічними метаданими для підвищення інформативності скринінгу. Для підвищення практичної придатності доцільно дослідити робастність до шумів і спотворень, запровадити стандартизацію якості вхідного зображення перед інференсом, а також розглянути механізми приватності та безпечного зберігання даних при розгортанні системи у прикладних умовах.

Основні наукові і практичні результати роботи доповідались в доповіді «Нейромережевий підхід до раннього виявлення ознак аутизму за фотозображенням» [58] на XVII Всеукраїнській науково-практичній конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2025» (м. Хмельницький) 14-15 листопада 2025 року. За темою кваліфікаційної роботи підготовлено до публікації статтю у фаховому виданні.

Перелік посилань

1. Autism. *World Health Organization (WHO)*. URL: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/autism-spectrum-disorders> (date of access: 17.10.2025).
2. Throwing the dart blind-folded: comparison of computed tomography versus magnetic resonance imaging-guided brachytherapy for cervical cancer with regard to dose received by the ‘actual’ targets and organs at risk / W. W. L. Yip et al. *Journal of Contemporary Brachytherapy*. 2017. Vol. 5. P. 446–452. URL: <https://doi.org/10.5114/jcb.2017.71050> (date of access: 17.10.2025).
3. Autism Diagnosis Among US Children and Adults, 2011-2022 / L. P. Grosvenor et al. *JAMA Network Open*. 2024. Vol. 7, no. 10. P. e2442218. URL: <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2024.42218> (date of access: 17.10.2025).
4. A Validation Study of the CARS-2 Compared With the ADOS-2 in the Diagnosis of Autism Spectrum Disorder: A Suggestion for Cutoff Scores / S.-I. Ji et al. *Journal of the Korean Academy of Child and Adolescent Psychiatry*. 2023. Vol. 34, no. 1. P. 45–50. URL: <https://doi.org/10.5765/jkacap.220027> (date of access: 17.10.2025).
5. Sahai A. Dealing with Autism Spectrum Disorders: Journey from Traditional Methods to Artificial Intelligence. *Annals of Neurosciences*. 2025. URL: <https://doi.org/10.1177/09727531251369286> (date of access: 17.10.2025).
6. Severe Congenital Myasthenia Gravis of the Presynaptic Type with Choline Acetyltransferase Mutation in a Chinese Infant with Respiratory Failure / W. L. Yeung et al. *Neonatology*. 2009. Vol. 95, no. 2. P. 183–186. URL: <https://doi.org/10.1159/000155612> (date of access: 17.10.2025).
7. UnSTEADy'ness in elderly: Unexplained syncope induced by tachycardia in elderly with AV nodal disease and LV diastolic dysfunction / S. Jacob et al. *International Journal of Cardiology*. 2012. Vol. 155, no. 1. P. 87–89. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ijcard.2011.01.048> (date of access: 17.10.2025).
8. The validity of the family history screen for assessing family history of mental disorders / B. J. Milne et al. *American Journal of Medical Genetics Part B*:

Neuropsychiatric Genetics. 2009. Vol. 150B, no. 1. P. 41–49.
URL: <https://doi.org/10.1002/ajmg.b.30764> (date of access: 17.10.2025).

9. Kangarani-Farahani M., Malik M. A., Zwicker J. G. Motor Impairments in Children with Autism Spectrum Disorder: A Systematic Review and Meta-analysis. *Journal of Autism and Developmental Disorders*. 2023.
URL: <https://doi.org/10.1007/s10803-023-05948-1> (date of access: 17.10.2025).

10. Koehler J. C., Falter-Wagner C. M. Digitally assisted diagnostics of autism spectrum disorder. *Frontiers in Psychiatry*. 2023. Vol. 14.
URL: <https://doi.org/10.3389/fpsy.2023.1066284> (date of access: 17.10.2025).

11. PhenoScore quantifies phenotypic variation for rare genetic diseases by combining facial analysis with other clinical features using a machine-learning framework / A. J. M. Dingemans et al. *Nature Genetics*. 2023.
URL: <https://doi.org/10.1038/s41588-023-01469-w> (date of access: 17.10.2025).

12. The use of faces as stimuli in neuroimaging and psychological experiments: A procedure to standardize stimulus features / E. H. B. M. Gronenschild et al. *Behavior Research Methods*. 2009. Vol. 41, no. 4. P. 1053–1060.
URL: <https://doi.org/10.3758/brm.41.4.1053> (date of access: 17.10.2025).

13. Screening and diagnostic tools for autism spectrum disorder: Systematic review and meta-analysis / C. L. d. Santos et al. *Clinics*. 2024. Vol. 79. P. 100323.
URL: <https://doi.org/10.1016/j.clinsp.2023.100323> (date of access: 17.10.2025).

14. Alkahtani H., Aldhyani T. H. H., Alzahrani M. Y. Early Screening of Autism Spectrum Disorder Diagnoses of Children Using Artificial Intelligence. *Journal of Disability Research*. 2023. Vol. 2, no. 1. URL: <https://doi.org/10.57197/jdr-2023-0004> (date of access: 17.10.2025).

15. Udandarao V., Gupta A., Albanie S. SuS-X: Training-Free Name-Only Transfer of Vision-Language Models. *2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Paris, France, 1–6 October 2023. 2023.
URL: <https://doi.org/10.1109/iccv51070.2023.00257> (date of access: 17.10.2025).

16. Comparing Inception V3, VGG 16, VGG 19, CNN, and ResNet 50: A Case Study on Early Detection of a Rice Disease / S. R. Shah et al. *Agronomy*. 2023. Vol. 13,

no. 6. P. 1633. URL: <https://doi.org/10.3390/agronomy13061633> (date of access: 17.10.2025).

17. Xu W., Fu Y.-L., Zhu D. ResNet and Its Application to Medical Image Processing: Research Progress and Challenges. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*. 2023. P. 107660. URL: <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2023.107660> (date of access: 17.10.2025).

18. Rethinking Vision Transformers for MobileNet Size and Speed / Y. Li et al. *2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Paris, France, 1–6 October 2023. 2023. URL: <https://doi.org/10.1109/iccv51070.2023.01549> (date of access: 17.10.2025).

19. Autism spectrum disorder detection using facial images: A performance comparison of pretrained convolutional neural networks / I. Ahmad et al. *Healthcare Technology Letters*. 2024. URL: <https://doi.org/10.1049/htl2.12073> (date of access: 17.10.2025).

20. Crop pest image recognition based on the improved ViT method / X. Fu et al. *Information Processing in Agriculture*. 2023. URL: <https://doi.org/10.1016/j.inpa.2023.02.007> (date of access: 17.10.2025).

21. Enhancing ASD classification through hybrid attention-based learning of facial features / I. Shahzad et al. *Signal, Image and Video Processing*. 2024. URL: <https://doi.org/10.1007/s11760-024-03167-4> (date of access: 17.10.2025).

22. Ibadi H., Lakizadeh A. ASDvit: Enhancing Autism Spectrum Disorder Classification Using Vision Transformer Models Based on Static Facial Features Images. *Intelligence-Based Medicine*. 2025. P. 100226. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ibmed.2025.100226> (date of access: 17.10.2025).

23. Marcus E., Teuwen J. Artificial intelligence and explanation: How, why, and when to explain black boxes. *European Journal of Radiology*. 2024. P. 111393. URL: <https://doi.org/10.1016/j.ejrad.2024.111393> (date of access: 17.10.2025).

24. Is Grad-CAM Explainable in Medical Images? / S. Suara et al. *Communications in Computer and Information Science*. Cham, 2024. P. 124–135. URL: https://doi.org/10.1007/978-3-031-58181-6_11 (date of access: 17.10.2025).

25. Raghavan K., B S., v K. Attention guided grad-CAM : an improved explainable artificial intelligence model for infrared breast cancer detection. *Multimedia Tools and Applications*. 2023. URL: <https://doi.org/10.1007/s11042-023-17776-7> (date of access: 17.10.2025).

26. Viswan V., Nousath S., Mufti M. Interpreting artificial intelligence models: a systematic review on the application of LIME and SHAP in Alzheimer's disease detection. *Brain Informatics*. 2024. Vol. 11. P. A10. URL: <https://doi.org/10.1186/s40708-024-00222-1> (date of access: 17.10.2025).

27. Application of Explainable Artificial Intelligence in Autism Spectrum Disorder Detection / V. Vimbi et al. *Cognitive Computation*. 2025. Vol. 17, no. 3. URL: <https://doi.org/10.1007/s12559-025-10462-w> (date of access: 17.10.2025).

28. Agrawal R., Agrawal R. Explainable AI in early autism detection: a literature review of interpretable machine learning approaches. *Discover Mental Health*. 2025. Vol. 5, no. 1. URL: <https://doi.org/10.1007/s44192-025-00232-3> (date of access: 17.10.2025).

29. A Guide to Grad-CAM in Deep Learning. *Neha Vishwakarma. Analytics Vidhya*. URL: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2023/12/grad-cam-in-deep-learning/> (date of access: 17.10.2025).

30. layout: forward target:
https://developers.google.com/mediapipe/solutions/vision/face_landmarker/ title: Face Mesh parent: MediaPipe Legacy Solutions nav_order: 2 – MediaPipe v0.7.5 documentation. *MediaPipe* – *MediaPipe v0.7.5 documentation*. URL: https://mediapipe.readthedocs.io/en/latest/solutions/face_mesh.html (date of access: 17.10.2025).

31. Wang C. Calibration in deep learning: A survey of the state-of-the-art. arXiv preprint arXiv:2308.01222. 2023. URL: <https://arxiv.org/pdf/2308.01222> (date of access: 17.10.2025).

32. Ghasemaghaei M., Kordzadeh N. Ethics in the Age of Algorithms: Unravelling the Impact of Algorithmic Unfairness on Data Analytics Recommendation

Acceptance. *Information Systems Journal*. 2024.

URL: <https://doi.org/10.1111/isj.12572> (date of access: 17.10.2025).

33. Detection of autism spectrum disorder (ASD) in children and adults using machine learning / M. S. Farooq et al. *Scientific Reports*. 2023. Vol. 13, no. 1.

URL: <https://doi.org/10.1038/s41598-023-35910-1> (date of access: 17.10.2025).

34. A Machine Learning Framework for Early-Stage Detection of Autism Spectrum Disorders / Muhammed Danish P et al. *International Journal of Advanced Research in Science, Communication and Technology*. 2024. P. 321–326.

URL: <https://doi.org/10.48175/ijarsct-15183> (date of access: 17.10.2025).

35. Nawghare P., Prasad J. R. Early Detection of Autism Spectrum Disorder Using AI and Machine Learning Models: A Systematic Review for Effective Intervention. 2024 *IEEE Pune Section International Conference (PuneCon)*, Pune, India, 13–15 December 2024. 2024. P. 1–6. URL: <https://doi.org/10.1109/punecon63413.2024.10895404> (date of access: 17.10.2025).

36. Enhancing ASD detection accuracy: a combined approach of machine learning and deep learning models with natural language processing / S. Rubio-Martín et al. *Health Information Science and Systems*. 2024. Vol. 12, no. 1.

URL: <https://doi.org/10.1007/s13755-024-00281-y> (date of access: 17.10.2025).

37. Archana R., Jeevaraj P. S. E. Deep learning models for digital image processing: a review. *Artificial Intelligence Review*. 2024. Vol. 57, no. 1.

URL: <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10631-z> (date of access: 17.10.2025).

38. Davila A., Colan J., Hasegawa Y. Comparison of fine-tuning strategies for transfer learning in medical image classification. *Image and Vision Computing*. 2024. P. 105012. URL: <https://doi.org/10.1016/j.imavis.2024.105012> (date of access: 17.10.2025).

39. Ultralytics. Vision Transformer (ViT) Explained | Ultralytics. *Ultralytics / Revolutionizing the World of Vision AI*. URL: <https://www.ultralytics.com/glossary/vision-transformer-vit> (date of access: 17.10.2025).

40. MediaPipe Face Mesh. *GitHub*. URL: <https://github.com/google-ai-edge/mediapipe/wiki/MediaPipe-Face-Mesh> (date of access: 17.10.2025).

41. Bagus Dwi Satya M. W., Luthfiarta A., Althoff M. N. Comparative Analysis of T5 Model Performance for Indonesian Abstractive Text Summarization. *SISTEMASI*. 2025. Vol. 14, no. 3. P. 1092. URL: <https://doi.org/10.32520/stmsi.v14i3.4884> (date of access: 17.10.2025).
42. Li Y., Harrigian K., Zirikly A., Dredze M. Are Clinical T5 Models Better for Clinical Text? *arXiv preprint arXiv:2412.05845*. 2024. URL: <https://arxiv.org/abs/2412.05845> (date of access: 17.10.2025).
43. Autism Spectrum Detection from Kaggle-Zenodo. Kaggle. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/ronakp004/autism-spectrum-detection-from-kaggle-zenodo> (date of access: 17.10.2025).
44. What is precision, Recall, Accuracy and F1-score?. *Nomidl*. URL: <https://www.nomidl.com/machine-learning/what-is-precision-recall-accuracy-and-f1-score/> (date of access: 17.10.2025).
45. Classification Evaluation Indicators: Accuracy, Precision, Recall, F-measure | Yukkuri Machine Learning. *Yukkuri Machine Learning*. URL: <https://laid-back-scientist.com/en/confusion-matrix> (date of access: 17.10.2025).
46. Intelligent deep learning model for recommending ideological and political music education resources - Scientific Reports. *Nature*. URL: <https://www.nature.com/articles/s41598-025-20535-3> (date of access: 17.10.2025).
47. Select one best model according to accuracy, precision, recall, f1 score and roc score. *Data Science Stack Exchange*. URL: <https://datascience.stackexchange.com/questions/104808/select-one-best-model-according-to-accuracy-precision-recall-f1-score-and-roc> (date of access: 17.10.2025).
48. What is the Confusion Matrix? | Data Basecamp. *Data Basecamp*. URL: <https://databasecamp.de/en/ml/confusion-matrix> (date of access: 17.10.2025).
49. TensorFlow: An end-to-end open-source platform for machine learning. *TensorFlow*. URL: <https://www.tensorflow.org/> (date of access: 17.10.2025).
50. Keras: The Python deep learning API. *Keras*. URL: <https://keras.io/> (date of access: 17.10.2025).

51. PyTorch: An open source machine learning framework. *PyTorch*. URL: <https://pytorch.org/> (date of access: 17.10.2025).

52. OpenCV: Open Source Computer Vision Library. *OpenCV*. URL: <https://opencv.org/> (date of access: 17.10.2025).

53. NumPy: The fundamental package for scientific computing with Python. *NumPy*. URL: <https://numpy.org/> (date of access: 17.10.2025).

54. Google Colab. Google Colab. URL: <https://colab.research.google.com/> (date of access: 17.10.2025).

55. PlantUML. PlantUML: Open-source tool to draw UML diagrams. URL: <https://plantuml.com/> (date of access: 17.10.2025).

56. Face landmark detection guide | Google AI Edge | Google AI for Developers. *Google AI for Developers*. URL: https://ai.google.dev/edge/mediapipe/solutions/vision/face_landmarker (date of access: 17.10.2025).

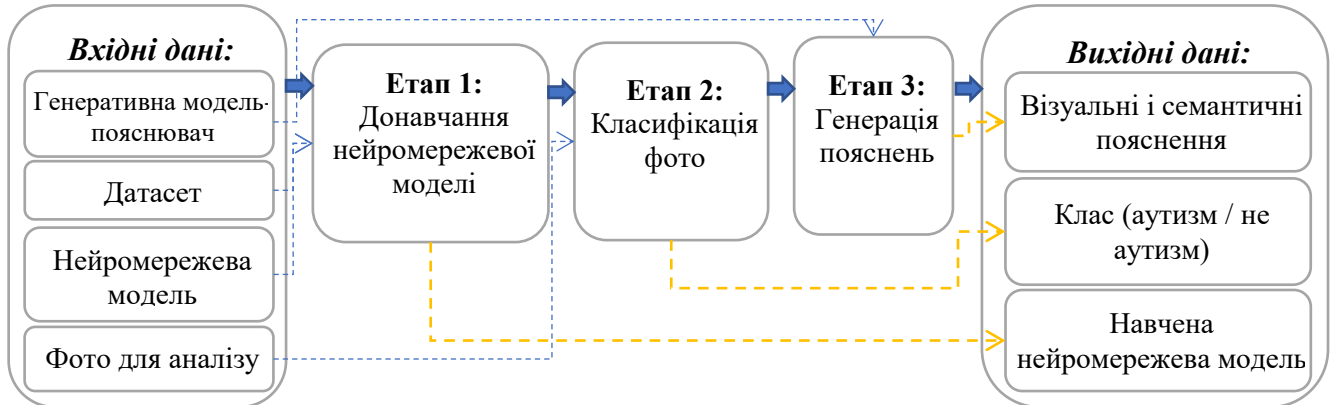
57. FLAN-T5. *Hugging Face – The AI community building the future*. URL: https://huggingface.co/docs/transformers/model_doc/flan-t5 (date of access: 17.10.2025).

58. Нейромережевий підхід до раннього виявлення ознак аутизму за фотозображенням / Мізин Д.В., Мазурець О.В. // *Актуальні проблеми комп'ютерних наук : зб. наук. пр. за матеріалами XVII Всеукр. наук.-практ. конф. (АПКН-2025)*. – Хмельницький, 14–15 листоп. 2025 р. – Хмельницький, 2025. – С. 302–306.

ДОДАТКИ

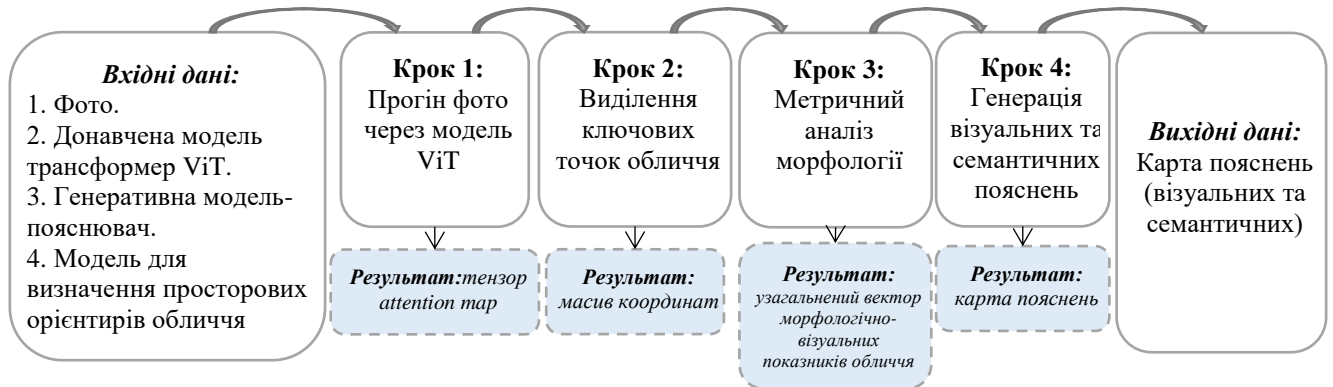
Додаток А

Схема та етапи підходу до раннього виявлення ознак аутизму за неймережовим аналізом фотографій облич



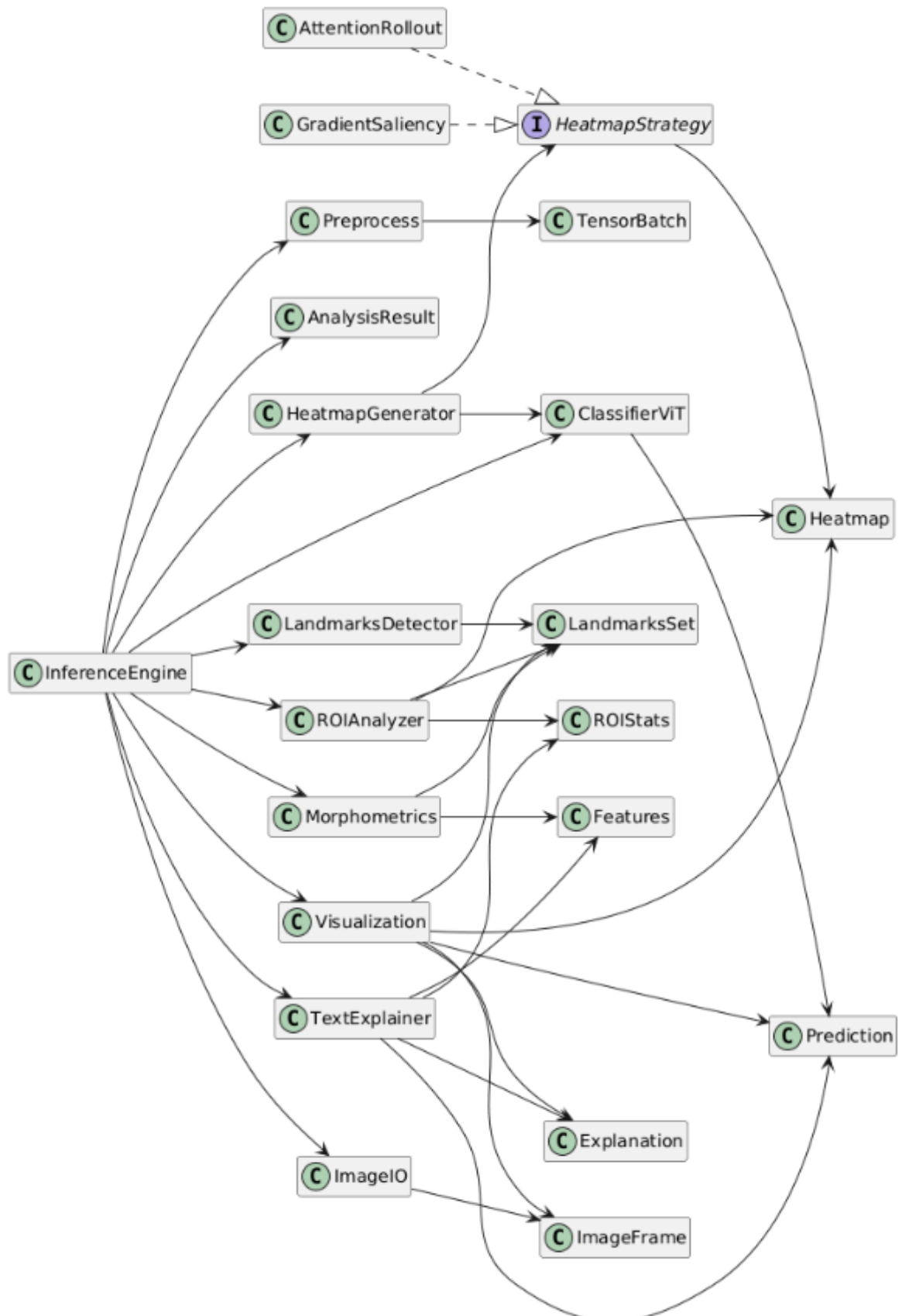
Додаток Б

Схема отримання пояснень рішень, прийнятих ШІ



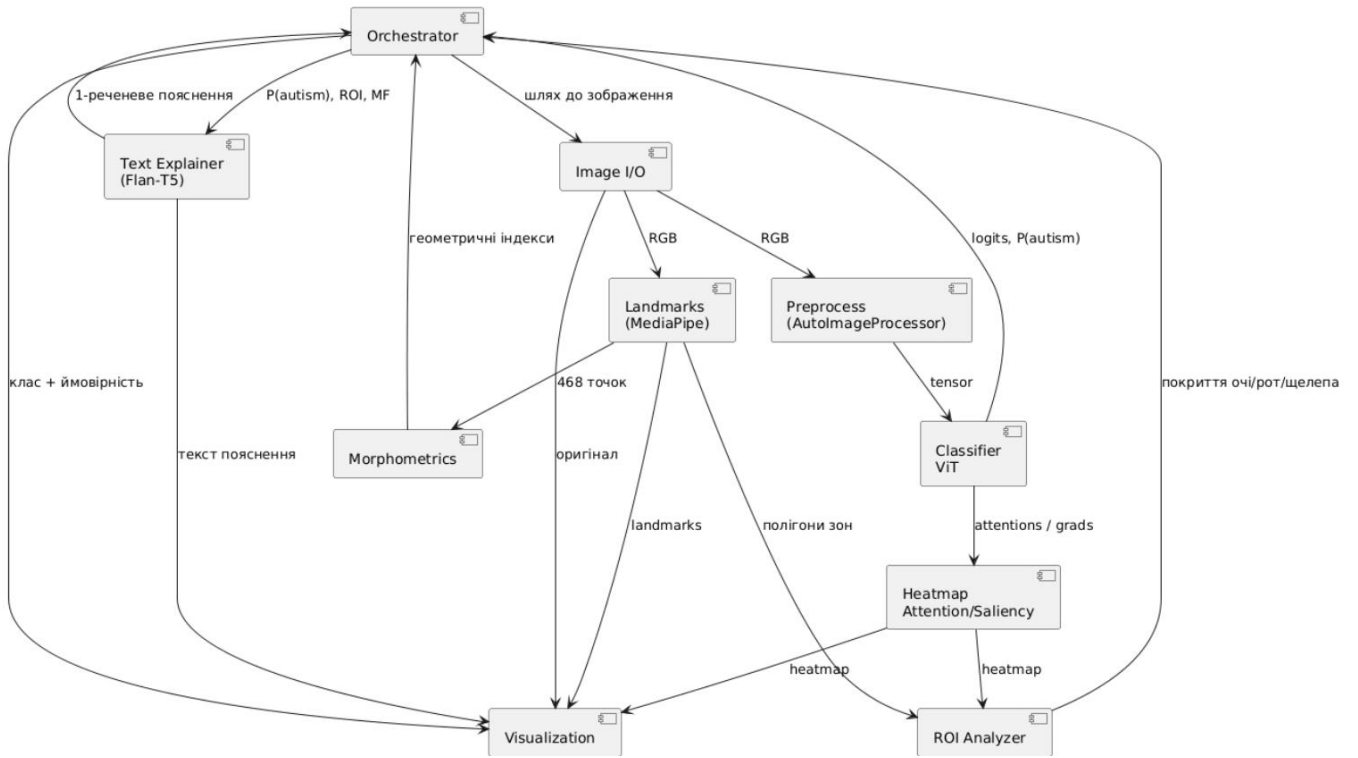
Додаток В

Діаграма класів інтелектуальної системи



Додаток Г

Архітурна організація системи



Додаток Д

Світлини екрану системи

Аналіз Навчання **Оцінювання** Датасет Моделі Налаштування

Модель
vit_asd_custom **Оновити список**

Корінь датасету (Dataset root)
/content/data/ACFID

Підвибірка (split)
valid

Розмір зображення 224 ↕
160 ————— 384

Batch size 16 ↕
1 ————— 64

Запустити оцінювання

клас	precision	recall	f1	support
typical	0.867	0.910	0.888	100
autism	0.905	0.860	0.882	100
macro avg	0.886	0.885	0.885	200
weighted avg	0.886	0.885	0.885	200

График

Матриця помилок

ІСТИННИЙ КЛАС	Передбачено	
	typical	autism
typical	91	9
autism	14	86

Аналіз Навчання **Оцінювання** Датасет Моделі Налаштування

Вхідне зображення

Рішення Ймовірність класу ASD
Підвищений ризик (клас ASD) 0.7243751883506775

Ймовірності класів

```

1 {
2   "typical": 0.2756248414516449,
3   "autism": 0.7243751883506775
4 }

```

Покриття ROI увагою

```

1 {
2   "eyes_left": 0.05540331822031787,
3   "eyes_right": 0.5337551691495193,
4   "mouth": 0.04962383538438543,
5   "jaw": 0.03826416222410443,
6   "eyes_total": 0.5891584873698371
7 }

```

Морфометричні ознаки

```

1 {
2   "face_wh_ratio": 1.0654761904761905,
3   "eye_level_diff": 0.07294745743274689,
4   "mouth_face_ratio": 0.18994413407821228,
5   "jaw_ratio": 0.3805309734513274
6 }

```

Пояснення

The model predicted an elevated risk of ASD from a face photo using the following quantitative cues: face_wh=1.07, eye_level_diff=0.073,

Аналіз **Навчання** Оцінювання Датасет Моделі Налаштування

Корінь датасету (Dataset root)

ID моделі для збереження (папка)

Базова ViT-модель (HuggingFace)

Кількість епох

1 25

Швидкість навчання (LR)

Лог навчання

Параметри: epochs=3, lr=2e-05, batch_size=16, img_size=224

Аналіз **Навчання** Оцінювання Датасет Моделі Налаштування

Корінь датасету (Dataset root)

ID моделі для збереження (папка)

Базова ViT-модель (HuggingFace)

Лог навчання

-> Новий найкращий результат; збереження моделі...

Інтелектуальна система раннього виявлення аутизму

Ресстр моделей, навчання, оцінювання, аналіз (attention heatmap + FaceMesh морфометрія + опційно Flan-T5 текстове пояснення). Після навчання натискайте "Оновити список" у потрібній вкладці, щоб побачити нову модель.

Активна модель

Оновити список моделей **Завантажити модель**

«» Метадані моделі

```

1 Завантажено модель: vit_asd_custom5ep
2 {
3   "model_id": "vit_asd_custom5ep",
4   "vit_name": "google/vit-base-patch16-224-in21k",
5   "data_root": "/content/data/ACFID",
6   "img_size": 224,
7   "batch_size": 16,
8   "lr": 2e-05,
9   "epochs": 5,
10  "history": [...],
11  "last_val": {...},
12  "saved_at": "2025-12-12 15:16:29"
13 }

```

Аналіз **Моделі** Оцінювання Датасет Навчання Налаштування

Модель

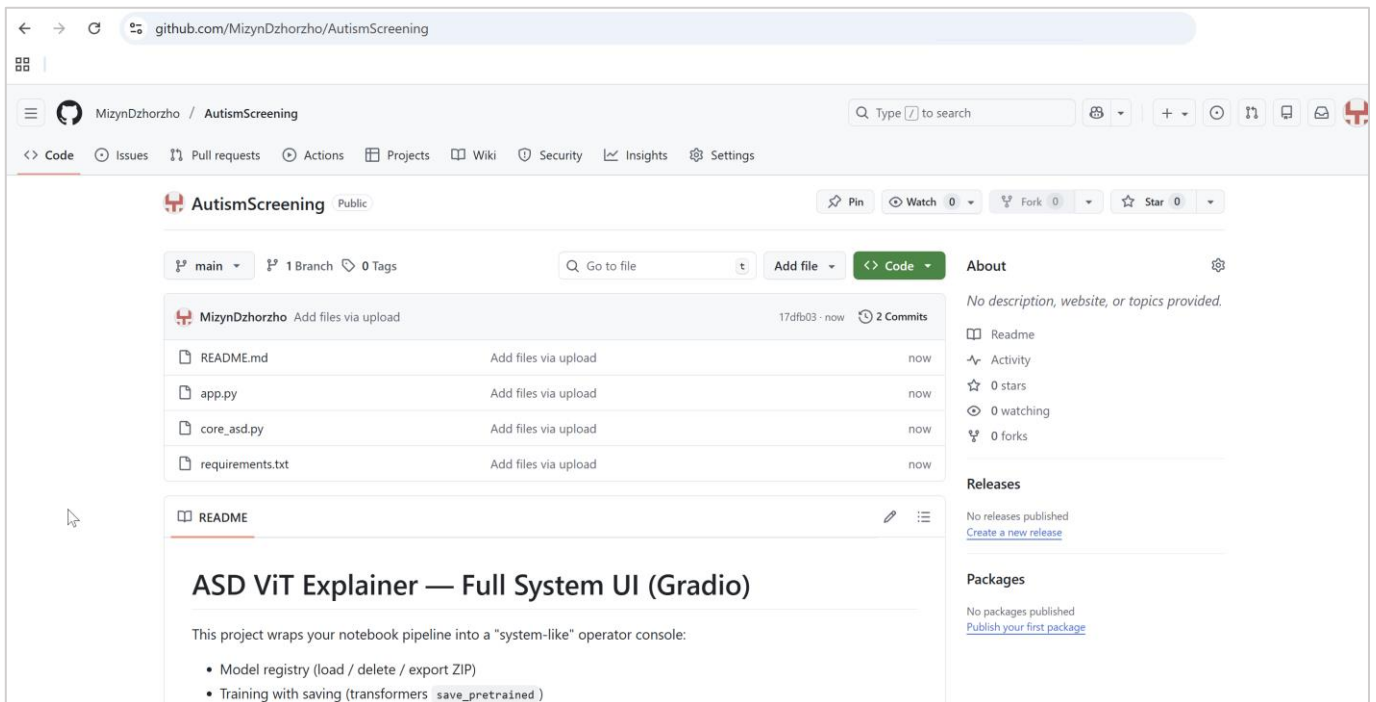
Підтвердити видалення (небезпечна дія)

Видалити модель

Додаток Е

Програмні коди

Вихідний код, використаний у дослідженні, доступний у репозиторії GitHub:
<https://github.com/MizynDzhorzho/AutismScreening> (дата звернення 13.12.2025).



Структура репозиторію наступна:

- app.py – скрипт для проведення навчання нейромережевої моделі на спеціалізованому датасеті для аналізу проявів ознак аутизму;
- core_asd.py – скрипт для формування структури та запуску інтерфейсу користувача для взаємодії її навченою нейромережею;
- requirements.txt – текстовий файл, що містить перелік необхідних бібліотек для запуску застосунку;
- README.md – файл, що містить короткий опис та інструкцію для запуску програми.

Додаток Ж

Світлини наукових публікацій, виконаних при роботі над кваліфікаційною роботою магістра

1. Нейромережевий підхід до раннього виявлення ознак аутизму за фотозображенням / Мізин Д.В., Мазурець О.В. // *Актуальні проблеми комп'ютерних наук : зб. наук. пр. за матеріалами XVII Всеукр. наук.-практ. конф. (АПКН-2025)*. – Хмельницький, 14–15 листоп. 2025 р. – Хмельницький, 2025. – С. 302–306.

2. Молчанова М.О., Мазурець О.В., Боярчук І.О., Залуцька О.О. програмна архітектура системи нейромережевого аналізу зображень для доклінічного виявлення аутизму з використанням CLAUD-технологій / Кліменко В.І., Мізин Д.В., О.В. Мазурець, / М.О. Молчанова // *Вісник Хмельницького національного університету. Серія: Технічні науки*. – Хмельницький, 2026. – № 4. (Довідка з редакції).

Міністерство освіти і науки України
Хмельницький національний університет



ЗБІРНИК НАУКОВИХ ПРАЦЬ
за матеріалами XVII Всеукраїнської науково-практичної конференції
«Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2025»

14-15 листопада 2025

Хмельницький 2025

Малярчук Н.В., Молчанова М.О.	
Підхід до нейромережевого виявлення ознак насильства гендерного спрямування за повідомленнями соціально-орієнтованих сервісів	277
Мараховський Р.К., Дарачюс Є.Є, Джулій В.М.	
Алгоритм виявлення атак в бездротових мережах передачі даних	280
Масловська В.В., Залуцька О.О.	
Особливості розробки та тестування інтелектуальної системи визначення тональності в україномовних повідомленнях	284
Мацюк Д.В., Кустовський Р.С.	
Метод оцінювання якості програмного забезпечення на основі диференціального тестування функціональної поведінки	293
Мельник М.М., Дзіблюк К.С., Навроцька К.В., Чешун В.М.	
Аналіз існуючих рішень для розслідування кіберінцидентів критичної інфраструктури України.....	297
Мізин Д.В., Мазурець О.В.	
Нейромережевий підхід до раннього виявлення ознак аутизму за фотозображенням.....	302
Молчанова М.О., Мурава В.В.	
Виявлення шаблонів веб-пропаганди нейромережевими методами	307
Морозов А.В.	
Використання штучного інтелекту у системах кібербезпеки	314
Москальчук С.О., Яшина О.М.	
Удосконалення метрик якості програмного забезпечення шляхом врахування історії змін коду та дефектів у системах контролю версій	317
Назарчук В.С., Лавренюк О.В., Якушевський Р.В., Стецюк М.В.	
Метод виявлення аномалій на основі статистичних медіаних значень	321
Нич А.А., Бедратюк Л.П.	
Методика автоматизації виробничих процесів з використанням сучасних інструментів на базі штучного інтелекту	326
Овчарук О.М.	
Модель аналізу психічного стану громадян із посттравматичним стресовим розладом за повідомленнями	330

УДК 004.8

Мізін Д.В., Мазурець О.В.

Хмельницький національний університет

**НЕЙРОМЕРЕЖЕВИЙ ПІДХІД ДО РАНЬОГО ВИЯВЛЕННЯ ОЗНАК
АУТИЗМУ ЗА ФОТОЗОБРАЖЕННЯМ**

У роботі запропоновано нейромережевий підхід до раннього виявлення ознак розладів аутичного спектра за статичними фотозображеннями облич дітей. Архітектура базується на моделі *Vision Transformer*, донавченій за схемою *transfer learning* на спеціалізованому датасеті, з використанням розширеного препроцесингу та аугментації для нормалізації умов зйомки й часткової компенсації класового дисбалансу. Ключовою особливістю є інтеграція піксельних ознак із морфометричними характеристиками, обчисленими за *facial-landmarks MediaPipe Face Mesh*, що дає змогу побудувати інтерпретовану ознакову модель ризику. Запропонований підхід розглядається як допоміжний скринінговий інструмент, що доповнює, але не замінює клінічну діагностику, та може бути покладений в основу цифрових сервісів первинного відбору пацієнтів.

This paper presents a neural network-based approach to early detection of autism spectrum disorder markers from static facial photographs of children. The proposed architecture is built upon a Vision Transformer model fine-tuned via transfer learning on a specialised facial image dataset, combined with extensive preprocessing and augmentation to normalise imaging conditions and partially address class imbalance. A key feature is the integration of pixel-level representations with morphometric characteristics derived from MediaPipe Face Mesh facial landmarks, enabling an interpretable risk-oriented feature space. The approach is positioned as an auxiliary screening tool that complements, rather than replaces, clinical diagnosis and can underpin scalable digital services for preliminary risk assessment.

Розлади аутичного спектра належать до групи нейророзвиткових порушень [1], для яких раннє виявлення є критично важливим з огляду на ефективність корекційних програм, подальшу соціалізацію та якість життя дитини [2]. Традиційні підходи до діагностики ґрунтуються на клінічних інтерв'ю, анкетуванні та тривалому поведінковому спостереженні [3], що потребує значних ресурсів, участі висококваліфікованих фахівців і часто призводить до пізнього встановлення діагнозу. На тлі розвитку методів комп'ютерного зору й глибинного навчання зростає інтерес до недорогих, масштабованих і неінвазивних скринінгових рішень, які використовують фотозображення облич як джерело фенотипічної інформації про потенційні ознаки розладів аутичного спектра.

Раннє виявлення ознак аутизму є надзвичайно актуальною проблемою сучасної медицини та психоневрології, оскільки своєчасна діагностика значно підвищує ефективність корекційних програм та соціальної інтеграції дітей із цим станом [4]. Традиційні методи оцінювання часто залежать від суб'єктивних спостережень фахівців і стандартизованих психологічних тестів, що ускладнює раннє виявлення, особливо на стадіях, коли симптоми є мінімально вираженими або мають нечітку зовнішню проявність. У цьому контексті комп'ютерне зір [5] і нейромережеві методи [6, 7] відкривають нові перспективи для об'єктивного аналізу візуальної інформації, що містить сигнали ранніх проявів аутизму, таких як міміка, погляд, жестикуляція, поведінкові патерни у побутових умовах.

Сучасні конволюційні нейронні мережі [8] здатні ефективно виділяти локальні та глобальні ознаки зі складних візуальних даних [9], стійкі до шумів і змінних умов освітлення [10], що характерні для побутових фотозображень. Адаптивні конвеєри обробки зображень [11], які враховують показники якості, такі як різкість, контраст, експозиційна збалансованість і рівень фонових завдань, дозволяють оптимізувати процес тренування моделей, підвищуючи точність класифікації навіть при наявності спотворених або частково некоректних даних [12, 13]. Поєднання базових архітектур CNN із модулями донавчання на очищених і сирих датасетах забезпечує більш гнучке узагальнення патернів [14] і зменшує вплив артефактів та шумів на рішення моделі [15].

Важливим аспектом є модульна побудова системи, яка дозволяє інтегрувати попередню обробку зображень, навчальні контури, оцінку якості та прикладні інтерфейси для інтерактивного тестування [16]. Такий підхід відкриває можливості для впровадження нейромережевих рішень [17] у практику медичного скринінгу та досліджень, де потрібно автоматизовано оцінювати численні візуальні параметри, що корелюють із ризиком розвитку аутизму. Подальший розвиток включає вдосконалення механізмів пояснюваності рішень моделей, інтеграцію з мультимодальними даними, такими як відео та аудіо, а також створення адаптивних систем, що здатні навчатися на нових даних без повного перенавчання, що суттєво підвищує їхню практичну цінність.

Метою роботи є розроблення нейромережевого підходу до раннього виявлення ознак аутизму за статичними фотозображеннями облич із фокусом на пояснюваності результатів та прогнозуванні ступеня ризику, а не лише бінарній класифікації «аутизм / не аутизм». Об'єктом дослідження виступає процес автоматизованого виявлення ризику розладів аутичного спектра за зображеннями облич, а предметом – нейромережеві моделі та методи мультимодального аналізу статичних зображень, що поєднують піксельні ознаки з морфометричними характеристиками краніофациальної області.

Поставлена мета досягається шляхом побудови гібридної архітектури, ядром якої є трансформерна модель Vision Transformer (ViT), донавчена на спеціалізованому датасеті зображень облич дітей з аутизмом і без нього. Використовується схема transfer learning: попередньо натреновані шари ViT адаптуються до домену за рахунок донавчання на маркованому наборі Autism Spectrum Detection (Kaggle + Zenodo), що забезпечує узагальнення на реалістичних даних за умов обмеженого обсягу клінічно релевантних зображень. Додатково реалізовано препроцесинг і аугментацію даних, спрямовані на нормалізацію освітлення, масштабів та варіативності пози обличчя, а також на часткову компенсацію класового дисбалансу.

Ключовою відмінністю підходу є інтеграція піксельної репрезентації з морфометричним аналізом facial-landmarks. Для цього застосовується модель MediaPipe Face Mesh, що відтворює густу сітку орієнтирів обличчя та дозволяє сформувати вектор антропометричних показників: співвідношення вертикальних і горизонтальних сегментів, оцінку симетрії, просторове положення очей, ротової щілини, носо-губного трикутника й контурів нижньої щелепи. Отримані морфометричні індекси зіставляються з картами внутрішньої уваги трансформера [18], що дає змогу пов'язати зони, на які «звертає увагу» модель, із фенотипічно осмисленими краніофасціальними структурами. Таким чином формується узагальнений вектор морфологічно-візуальних ознак, що використовується як основа для інтерпретації нейромережових рішень.

Для забезпечення пояснюваності результатів класифікації запропоновано пояснювальний модуль на основі мовної моделі типу T5, який перетворює числові характеристики морфометричних індексів та просторовий розподіл уваги ViT у короткі текстові пояснення. Ці пояснення формуються в нейтральній, недіагностичній формі й описують, які області обличчя та які структурні співвідношення були найбільш релевантними для підвищення чи зниження прогнозованого ризику. Така інтеграція карт уваги, лендмарків і генеративної мовної моделі створює багаторівневий механізм інтерпретації, який робить роботу класифікатора прозорою для фахівця й може використовуватися як допоміжний інструмент при прийнятті клінічних рішень.

Експериментальна частина підходу передбачає донавчання ViT на розділених на навчальну, валідаційну та тестову підвбірках даних з використанням класичних показників ефективності: точності, повноти, прецизійності, F1-міри та аналізу матриці неточностей. Особливу увагу приділено характеру помилок класифікації, зокрема випадкам хибнонегативних рішень, які є критичними для скрінгових сценаріїв.

Наукова новизна роботи полягає у поєднанні трансформерної класифікації зображень облич із детальним морфометричним аналізом facial-landmarks та автоматизованою генерацією пояснень рішень. На відміну від традиційних підходів, що обмежуються бінарною класифікацією та непрозорими картами уваги, запропонований нейромережевий підхід орієнтований на прогнозування ступеня ризику, забезпечує інтерпретованість на рівні антропометричних індикаторів і може бути інтегрований у скринінгові системи як допоміжний інструмент для раннього виявлення ознак аутизму. Його практичне значення полягає у створенні передумов для недорогих і масштабованих цифрових сервісів первинного скринінгу, які доповнюють, але не замінюють клінічну діагностику, з урахуванням етичних вимог до опрацювання персональних зображень дітей.

Перелік посилань

1. Autism. World Health Organization. URL: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/autism-spectrum-disorders>
2. A Validation Study of the CARS-2 Compared With the ADOS-2 in the Diagnosis of Autism Spectrum Disorder: A Suggestion for Cutoff Scores / S.-I. Ji et al. *Journal of the Korean Academy of Child and Adolescent Psychiatry*. 2023. Vol. 34, no. 1. P. 45–50.
3. Kangarani-Farahani M., Malik M. A., Zwicker J. G. Motor Impairments in Children with Autism Spectrum Disorder: A Systematic Review and Meta-analysis. *Journal of Autism and Developmental Disorders*. 2023. URL: <https://doi.org/10.1007/s10803-023-05948-1>
4. Koehler J. C., Falter-Wagner C. M. Digitally assisted diagnostics of autism spectrum disorder. *Frontiers in Psychiatry*. 2023. Vol. 14. URL: <https://doi.org/10.3389/fpsy.2023.1066284>
5. Мазурець О.В., Жарновський О.В., Гладун О.В., Собко О.В. Нейромережеве виявлення фейкових зображень людей. *Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету»* серія: Технічні науки. Хмельницький, 2025. №5. Т.1. С. 416-422.
6. Молчанова М.О., Мазурець О.В., Шурипа М.О. Об'єктно-орієнтований підхід до нейромережевого виявлення та відстеження БПЛА з використанням хмарних технологій. *Науковий журнал «Наука і техніка сьогодні»*. Київ, 2025. №9 (50). С. 1346-1360.
7. Мазур Є.В., Мазурець О.В., Кліменко В.І., Собко О.В., Залуцька О.О. Алгоритми та програмна архітектура інформаційної системи нейромережевого аналізу постави людини. *Науковий журнал «Вісник Хмельницького національного університету»* серія: Технічні науки. Хмельницький, 2025. №3. Т.1. С. 275-284.
8. Kok I.A., Kadyńska V.D., Zahutska O.O., Mazurets O.V. Object-Oriented Intelligent System for Automated Control of Smoking by Video Data. *Current scientific goals, approaches and challenges. Proceedings of IV International Scientific and Theoretical Conference*. June 13, 2025. Dresden, Federal Republic of Germany. Pp. 156-164.
9. Bas I.S., Kadyńska V.D., Klimenko V.I., Mazurets O.V. Convolutional Neural Network Transfer Learning Method for Aircraft Image Classification. *Scientific method: reality and future*

- trends of researching. Proceedings of VI International Scientific and Theoretical Conference. June 6, 2025. Montreal, Canada. Pp. 147-155.
10. Mushtyn O., Sobko O., Molchanova M., Mazurets O. Convolutional Neural Network Architecture for Image-Based Architectural Style Recognition. *Evolving Science: Theories, Discoveries and Practical Outcomes. Proceedings of 4th International Scientific and Practical Conference. June 9-11, 2025. Zurich, Switzerland. Pp. 130-143.*
11. Malaydakh V., Molchanova M., Shevchuk P., Mazurets O. Deep learning neural network architecture for determining sunflower growth stage from visual data. *Modern Scientific Research: Theoretical and Practical Aspects. Proceedings II International Scientific and Practical Conference. May 26-28, 2025. Riga, Latvia. Pp. 143-148.*
12. Ostapchenko N., Tyschenko O., Denysenko B., Mazurets O. Semantic search of relevant images using vector databases. *Modern Scientific Research: Theoretical and Practical Aspects. Proceedings II International Scientific and Practical Conference. May 26-28, 2025. Riga, Latvia. Pp. 161-165.*
13. Dydo R., Sobko O., Klimenko V., Mazurets O. Datalogic structure for intelligent system for areas localization in photos with the remains of buildings using neural network. *Modern Scientific Research: Theoretical and Practical Aspects. Proceedings II International Scientific and Practical Conference. May 26-28, 2025. Riga, Latvia. Pp. 123-127.*
14. Didur V., Molchanova M., Mazurets O. Research on the effectiveness of neural network detection of plots with the destroyed buildings remains. *Modern technologies and science: problems, new and relevant developments. Proceedings XXI International Scientific and Practical Conference. May 26, 2025. Zaragoza, Spain. Pp. 245-251.*
15. Hladun O.V., Molchanova M.O., Zahutska O.O., Mazurets O.V. Effectiveness research of using ViT neural network architecture for classifying the destroyed buildings remains. *Achievements of Science and Applied Research. Proceedings of 2nd International Scientific and Theoretical Conference. May 19-21, 2025. Dublin, Ireland. Pp. 96-100.*
16. Дидо Р.А., Мазурець О.В. Метод ідентифікації особистості на основі розпізнавання обличчя в реальному часі для систем кібербезпеки. Інформаційна, функційна і кібербезпека СКІФіК2024. Матеріали IV Всеукраїнської науково-технічної конференції. 29-30 листопада 2024. Харків. 2024. с. 36-37.
17. Похитун А.В., Мазурець О.В., Молчанова М.О., Бармак О.В. Підхід до формування датасету для нейромережевого виявлення модифікованих фотографій обличчя людей. Збірник наукових праць за матеріалами XVI Всеукраїнської науково-практичної конференції «Актуальні проблеми комп'ютерних наук АПКН-2024». 15-16 листопада 2024. Хмельницький, 2024. с. 428-433.
18. Zharnovskiy O., Mazurets O., Sobko O. Approach to Identification of Artificial Intelligence-Generated People Images by Means of Machine Learning. *Key Aspects of the Development of Scientific Research in Modern Conditions. Proceedings of the XLV International scientific and practical conference. October 30 – November 1, 2024. Constanta, Romania. 2024. Pp. 69-73.*

Довідка: ВХНУ ТН 14-12/2024

Видання: Herald of Khmelnytskyi National University. Technical Sciences (Вісник Хмельницького національного університету. Технічні науки)

Категорія фаховості видання: затверджено як наукове фахове видання України, у якому можуть публікуватися результати дисертаційних робіт на здобуття наукових ступенів доктора наук, кандидата наук та ступеня доктора філософії, категорії «Б» (наказ МОН №1643 від 28.12.2019, наказ МОН №409 від 17.03.2020).

Напрямок – технічні науки за спеціальностями – 101, 121, 122, 123, 124, 125, 141, 151, 161, 172, 181, 182 (28.12.2019), спеціальності – 131, 132, 133 (17.03.2020).

Назва статті: ПРОГРАМНА АРХІТЕКТУРА СИСТЕМИ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО АНАЛІЗУ ЗОБРАЖЕНЬ ДЛЯ ДОКЛІНІЧНОГО ВІЯВЛЕННЯ АУТИЗМУ З ВИКОРИСТАННЯМ CLAUD-ТЕХНОЛОГІЙ

Автори: Кліменко Валерія, Мазурець Олександр, Мізин Джордж, Молчанова Марина
Хмельницький національний університет

Номер, у який прийнято статтю: №4 за 2026 рік.

14.12.2025

Начальника відділу
інтелектуальної власності та трансферу технологій



УДК 004.8

КЛИМЕНКО ВАЛЕРІЯ

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0001-5869-4269>

e-mail: ler.klimenko.8@gmail.com

МАЗУРЕЦЬ ОЛЕКСАНДР

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0002-8900-0650>

e-mail: exe.chong@gmail.com

МІЗИН ДЖОРДЖО

Хмельницький національний університет

e-mail: georgemizin@gmail.com

МОЛЧАНОВА МАРІНА

Хмельницький національний університет

<https://orcid.org/0000-0001-9810-936X>

e-mail: m.o.molchanova@gmail.com

ПРОГРАМНА АРХІТЕКТУРА СИСТЕМИ НЕЙРОМЕРЕЖЕВОГО АНАЛІЗУ ЗОБРАЖЕНЬ ДЛЯ ДОКЛІНІЧНОГО ВИЯВЛЕННЯ АУТИЗМУ З ВИКОРИСТАННЯМ CLAUD-ТЕХНОЛОГІЙ

У статті розглянуто проблему доклінічного скринінгового виявлення ризику розладів аутистичного спектра та обґрунтовано потребу в об'єктивізованих, відтворюваних і масштабованих інструментах, здатних підтримати фахівця на етапі первинного скринінгу. Запропоновано програмну архітектуру системи нейромережевого аналізу зображень із використанням claud-технологій, що забезпечує керований життєвий цикл даних і моделей, версіонування, збереження артефактів, журналювання подій та контроль якості. Архітектура структурована на підсистеми даних і керування даними, конвеєр обробки і навчання, а також сервіси аналізу, доступ до яких здійснюється через API шлюз із аутентифікацією та контролем доступу.

В основу запропонованої системи покладено нейромережевий підхід доклінічного виявлення ризику розладів аутистичного спектра, що реалізує три етапи: донавчання нейромережевої моделі на цільовому датасеті, класифікацію фото та генерацію пояснень, що включають візуальні карти значущості і семантичне текстове обґрунтування прийнятого рішення. Експериментальну перевірку виконано на моделі архітектури ViT. На прикладі роботи програмного забезпечення отримано узгоджений розподіл ймовірностей із оцінкою ризику RAC на рівні близько 0.724, а також пояснювальні виходи у вигляді ключових зон обличчя і морфометричних індикаторів. За результатами навчання показано, що найкращу сукупну якість досягнуто на 5 епохі, де Val loss становить 0.3506, Val acc 0.885, а MCC 0.771, тоді як подальше збільшення кількості епох призводить до зниження показників.

Отримані результати підтверджують придатність запропонованої архітектури для скринінгових застосувань і визначають напрями подальшої валідації на незалежних, репрезентативних вибірках. Рішення орієнтоване на безпечну роботу з чутливими даними завдяки централізованому зберіганню, аудиту та можливості моніторингу змін у вхідних даних, що створює підґрунтя для регламентованого оновлення моделей у хмарному середовищі.

Ключові слова: розлади аутистичного спектра, нейромережевий аналіз зображень, ViT, claud-технології.

KLIMENKO VALERIYA, MAZURETS OLEKSANDR, MIZYN DZHORDZHO, MOLCHANOVA MARYNA,

Khmelnitskyi National University

SOFTWARE ARCHITECTURE OF A NEURAL NETWORK IMAGE ANALYSIS SYSTEM FOR PRECLINICAL DETECTION OF AUTISM USING CLOUD TECHNOLOGIES

The article considers the problem of preclinical screening risk detection of autism spectrum disorders and justifies the need for objectified, reproducible and scalable tools capable of supporting a specialist at the stage of primary screening. The software architecture of a neural network image analysis system using cloud technologies is proposed, which provides a managed data and model lifecycle, versioning, artifact storage, event logging and quality control. The architecture is structured into data and data management subsystems, a processing and training pipeline, as well as analysis services, access to which is provided through an API gateway with authentication and access control.

The proposed system is based on a neural network approach to preclinical risk detection of autism spectrum disorders, which implements three stages: additional training of a neural network model on the target dataset, photo classification and generation of explanations, including visual significance maps and semantic textual justification of the decision made. Experimental verification was performed on the ViT architecture model. The software example obtained a consistent probability distribution with an ASD risk score of about 0.724, as well as explanatory outputs in the form of key facial areas and morphometric indicators. The training results show that the best overall quality is achieved at the 5th epoch, where Val loss is 0.3506, Val acc 0.885, and MCC 0.771, while a further increase in the number of epochs leads to a decrease in the indicators.

The results obtained confirm the suitability of the proposed architecture for screening applications and determine the directions of further validation on independent, representative samples. The solution is focused on secure work with sensitive data due to centralized storage, auditing, and the ability to monitor changes in input data, which creates the basis for regulated updating of models in a cloud environment.

Keywords: autism spectrum disorders, neural network image analysis, ViT, cloud technologies.

Постановка проблеми у загальному вигляді та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

Розлади аутистичного спектра належать до нейророзвиткових порушень, для яких критично важливими є доклінічні ознаки та своєчасне спрямування дитини на фахову діагностику і корекційні програми [1]. На практиці доступність спеціалістів, неоднорідність якості первинного скринінгу, суб'єктивність інтерпретації поведінкових маркерів та зростання потреби в дистанційних сервісах охорони здоров'я формують запит на об'єктивізовані, масштабовані й відтворювані інструменти оцінювання ризику [2]. Перспективним напрямом є нейромережевий аналіз зображень як джерела цифрових маркерів, зокрема особливостей міміки, погляду та візуальних патернів взаємодії [3], однак практичне впровадження таких підходів стримується відсутністю цілісної програмної архітектури, яка одночасно забезпечує керований збір даних, якісну передобробку, відтворюваний життєвий цикл моделей, версіонування, контроль якості, моніторинг змін у даних, кіберзахист та відповідність вимогам приватності [4]. У цьому контексті постає науково технічна проблема проектування архітектури інтелектуальної системи, здатної виконувати доклінічне скринінгове оцінювання ризику на основі нейромережевих моделей із пояснюваним поданням результатів для фахівця та з недопущенням підміни клінічного діагнозу.

Зв'язок проблеми з важливими практичними завданнями визначається потребами телемедицини та цифрової трансформації медичних і освітніх сервісів. Система має працювати у розподіленому середовищі, підтримувати віддалений доступ, забезпечувати масштабування обчислювальних ресурсів і сховищ, а також кероване оновлення моделей на основі нових даних із контрольованими ризиками. Хмарні технології створюють основу для такого класу рішень завдяки наданню обчислювальних ресурсів на вимогу, централізованому зберіганню даних, засобам оркестрації сервісів і стандартизованим механізмам безпеки та аудиту [5]. У науковому вимірі задача охоплює обґрунтування модульної архітектури, визначення протоколів взаємодії між компонентами, формалізацію вимог до якості, надійності та відтворюваності, що є необхідним

для перенесення експериментальних моделей комп'ютерного зору у прикладні скринінгові рішення.

Аналіз досліджень та публікацій

Актуальність застосування методів комп'ютерного зору та згорткових нейронних мереж у задачах доклінічного виявлення ризику розладів аутистичного спектра зумовлена необхідністю раннього, неінвазивного та об'єктивного скринінгу, здатного доповнити традиційні клінічні та поведінкові оцінки [6, 7]. На ранніх етапах розвитку РАС зовнішні прояви можуть бути слабо вираженими або маскованими віковими особливостями, що ускладнює своєчасне виявлення ризику виключно на основі спостережень. Аналіз фотозображень обличчя дозволяє залучити додатковий інформаційний канал, пов'язаний із мікроморфологічними, пропорційними та симетричними характеристиками, які важко формалізувати вручну, але які можуть бути виявлені глибинними моделями комп'ютерного зору [8]. Саме CNN та споріднені архітектури здатні автоматично навчатися ієрархічним візуальним ознакам від локальних текстур і контурів до глобальних конфігурацій рис обличчя, що робить їх перспективними для скринінгових медико-біологічних застосувань.

Можливості сучасних згорткових мереж і трансформерних моделей у комп'ютерному зорі полягають у поєднанні високої точності розпізнавання з потенціалом до пояснюваності результатів [9]. Використання CNN як базових екстракторів ознак або у гібридних архітектурах із візуальними трансформерами дозволяє ефективно працювати з обмеженими й варіативними датасетами, характерними для медичних задач, зберігаючи чутливість до локальних маркерів і водночас враховуючи глобальний контекст зображення [10]. Інтеграція карт значущості, таких як Grad-CAM або його модифікацій, створює можливість візуалізувати зони, що найбільше впливають на класифікаційне рішення, і співвіднести їх із анатомічно або клінічно осмисленими ділянками обличчя. Це суттєво підвищує довіру до нейромережних рішень з боку фахівців і робить комп'ютерний зір не лише інструментом прогнозування, а й засобом підтримки прийняття рішень у скринінгових процедурах.

Хмарні технології додатково розширюють практичні можливості застосування CNN-орієнтованих систем комп'ютерного зору у даному напрямку, забезпечуючи масштабованість обчислень, централізоване керування моделями та контроль життєвого циклу даних [11]. Це особливо важливо для задач доклінічного скринінгу, де потрібна відтворюваність результатів, можливість регулярного донавчання моделей на нових вибірках і суворе дотримання вимог до захисту чутливих персональних даних. У такому середовищі CNN-моделі можуть бути інтегровані в сервісно-орієнтовані архітектури з чітко визначеними інтерфейсами доступу, що створює умови для їх використання у великих скринінгових програмах та мультицентрових дослідженнях.

Перспективи розвитку комп'ютерного зору в задачах доклінічного виявлення аутизму пов'язані з розширенням мультимодальних підходів, де аналіз фотозображень доповнюватиметься відеоданими, динамічними характеристиками міміки та поведінковими патернами [12]. Подальше вдосконалення CNN-архітектур, зокрема у напрямку підвищення стійкості до варіацій освітлення, пози та якості зображень, а також розвиток методів пояснюваного штучного інтелекту створюють передумови для формування надійних, етично прийнятних і клінічно корисних систем скринінгу. Таким чином, застосування згорткових нейронних мереж і методів комп'ютерного зору у поєднанні з хмарними архітектурами є перспективним і науково обґрунтованим напрямком [13] для підтримки раннього виявлення ризиків РАС на доклінічному етапі.

Дана проблема широко обговорюється у науковому колі. Зокрема, у статті [14] запропоновано підхід до раннього виявлення РАС на основі федеративного навчання, що дає змогу будувати діагностичні моделі без централізованого накопичення персональних даних. Автори виконують локальне навчання класифікаторів на основі логістичної регресії та методу опорних векторів, після чого агрегують результати на сервері для формування узагальненої моделі. Показано різну результативність залежно від віку, для дитячих вибірок точність сягала 98 відсотків, для дорослих близько 81 відсотка, що підтверджує вікову специфіку проявів і одночасно демонструє переваги підходу з погляду конфіденційності.

У роботі [15] систематизовано оцінювання класичних алгоритмів машинного навчання для раннього скринінгу РАС на основі анкетних і медико поведінкових даних. Проведено порівняння кількох стратегій

масштабування ознак і восьми моделей класифікації, а також виконано аналіз впливу віку на якість прогнозування на чотирьох вибірках. Результати свідчать, що точність істотно залежить від поєднання моделі та способу попередньої обробки, при цьому для дітей найкращі показники отримано для AdaBoost з нормалізацією, а для дорослих для лінійного дискримінантного аналізу з Quantile Transformer. Додатковий відбір ознак дозволив виокремити найбільш інформативні фактори ризику, що підсилює прикладну цінність підходу як підтримки медичного ухвалення рішень.

Дослідження [16] наводить систематичний огляд застосування штучного інтелекту для раннього виявлення РАС за публікаціями 2010-2022 років із баз PubMed, Scopus та IEEE Xplore. Узагальнено, що глибинні нейронні мережі та ансамблеві моделі часто забезпечують високу точність, у низці робіт понад 95 відсотків, і можуть прискорювати первинний скринінг. Водночас акцентовано на проблемах інтерпретованості, залежності від якості даних і обмеженій переносимості на різні популяції, що визначає потребу в подальшій валідації на репрезентативних вибірках і вдосконаленні архітектур.

Формулювання цілей статті

Метою роботи є: розроблення та обґрунтування програмної архітектури системи нейромережевого аналізу зображень для доклінічного скринінгового виявлення ризику розладів аутистичного спектра з використанням хмарних технологій, яка забезпечує відтворюваний життєвий цикл даних і моделей, масштабоване виконання обчислень та пояснюване подання результатів для фахівця.

Виклад основного матеріалу

В основі розробленої програмної архітектури системи нейромережевого аналізу зображень для доклінічного виявлення аутизму з використанням cloud-технологій лежить підхід (рис. 1), який поєднує донавчання нейромережевої моделі на цільовому датасеті, подальшу класифікацію фото та генерацію пояснень на основі окремого модуля пояснення з елементами генеративного аналізу.

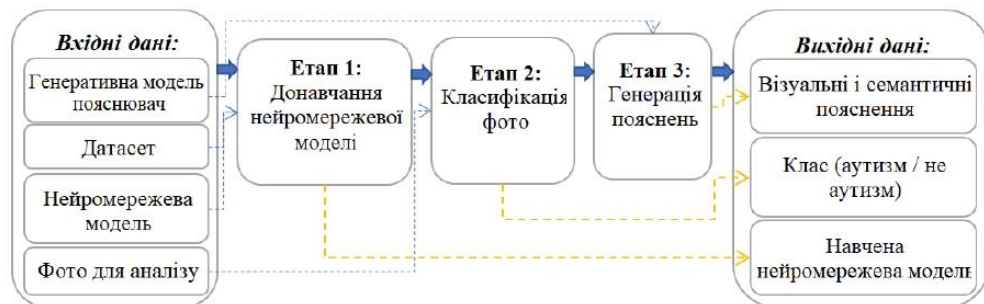


Рис. 1. Підхід до доклінічного виявлення аутизму

Як вхідні дані використовуються датасет, базова нейромережева модель, фото для аналізу та генеративна модель пояснювач, що забезпечує формування зрозумілого опису причин отриманого результату.

На першому етапі виконується донавчання нейромережевої моделі з фіксацією параметрів навчання та збереженням отриманої версії як артефакту системи. На другому етапі обробляється вхідне фото та визначається належність до класу аутизм або до класу відсутність ознак аутизму. На третьому етапі система формує пояснення, узгоджуючи прогноз із візуальними ознаками на зображенні та перетворюючи їх у два взаємодоповнювальні результати: візуальні пояснення у вигляді карт значущості та семантичні пояснення у вигляді текстового обґрунтування. Таким чином, вихідними даними є класовий результат, набір візуальних і семантичних пояснень, а також навчена нейромережева модель, придатна для повторного використання та подальшого вдосконалення.

На рис. 2 подано узагальнену архітектуру, у якій взаємодія користувача з системою здійснюється через

веб інтерфейс із передаванням фото до API шлюзу, що виконує аутентифікацію та контроль доступу. Далі оброблення відбувається в межах хмарної платформи, яка містить три взаємопов'язані підсистеми: конвеєр обробки і навчання, сервіси аналізу, а також модулі даних і керування даними.

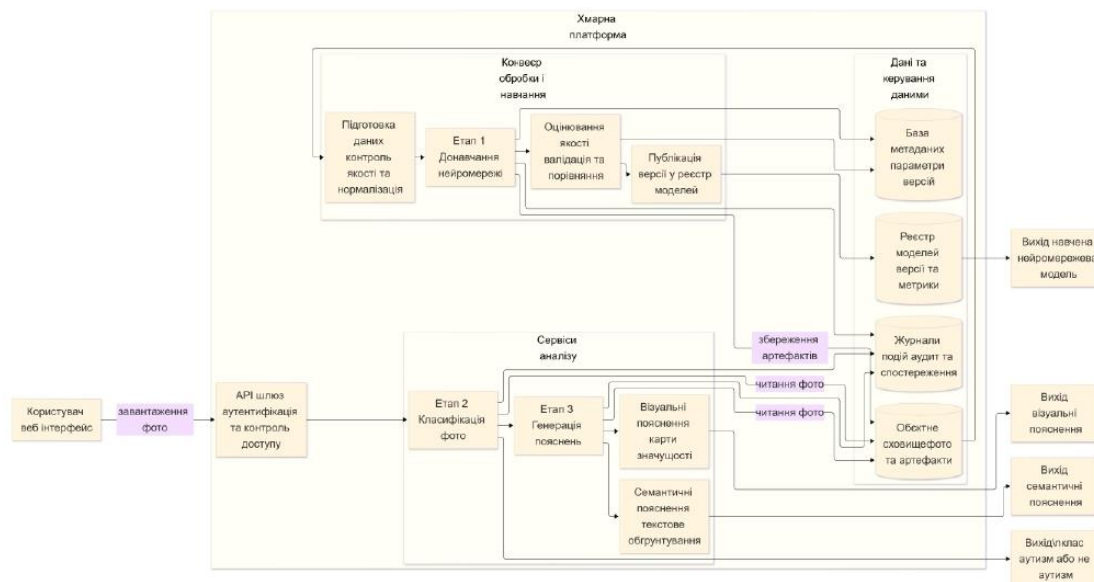


Рис. 2. Хмарна програмна архітектура системи нейромережевого аналізу зображень для доклінічного скрінінгового виявлення ризику розладів аутистичного спектра

Конвеєр обробки і навчання включає підготовку даних із контролем якості та нормалізацією, донавчання нейромережевої моделі, оцінювання якості з валідацією та порівнянням експериментів, після чого виконується публікація версії в реєстр моделей. Сервіси аналізу реалізують робочий сценарій застосування моделі: класифікацію фото та генерацію пояснень, що формують два типи результатів, візуальні пояснення у вигляді карт значущості та семантичні пояснення у вигляді текстового обґрунтування, разом із класовим рішенням аутизм або не аутизм.

Підсистема даних і керування даними забезпечує зберігання фото та артефактів, ведення бази метаданих параметрів версій, реєстр моделей із версіями та метриками, а також журналювання подій для аудиту й спостереження. Вихідними результатами системи є класовий висновок, візуальні та семантичні пояснення, а також навчена нейромережева модель, придатна для повторного використання та подальшого вдосконалення.

Приклад роботи розробленого програмного забезпечення наведено на рис. 3. На поданому прикладі система сформулила скрінінгове рішення про підвищений ризик РАС та оцінила ймовірність класу на рівні близько 0.724. Розподіл ймовірностей за класами є узгодженим: значення для класу РАС суттєво вище, ніж для типового стану, що підтверджує внутрішню послідовність прогнозу та рівня впевненості моделі.

Окрім класового результату, система надає інтерпретовані виходи, які пояснюють підстави прийнятого рішення. Перший тип пояснень відображає відносний внесок ключових зон обличчя, зокрема області очей, рота та нижньої частини обличчя, що показує, які ділянки були найбільш значущими для оцінювання ризику. Другий тип пояснень представлено набором морфометричних індикаторів, які описують геометрію обличчя за вимірюваними співвідношеннями та різницями, наприклад співвідношення висоти до ширини, різницю рівня очей, співвідношення рота до обличчя та показник нижньої щелепи. Візуальні результати включають вихідне зображення, карту значущості та накладені ключові точки, що дає змогу перевірити коректність локалізації

орієнтирів і узгодити числові показники з реальними ділянками обличчя.

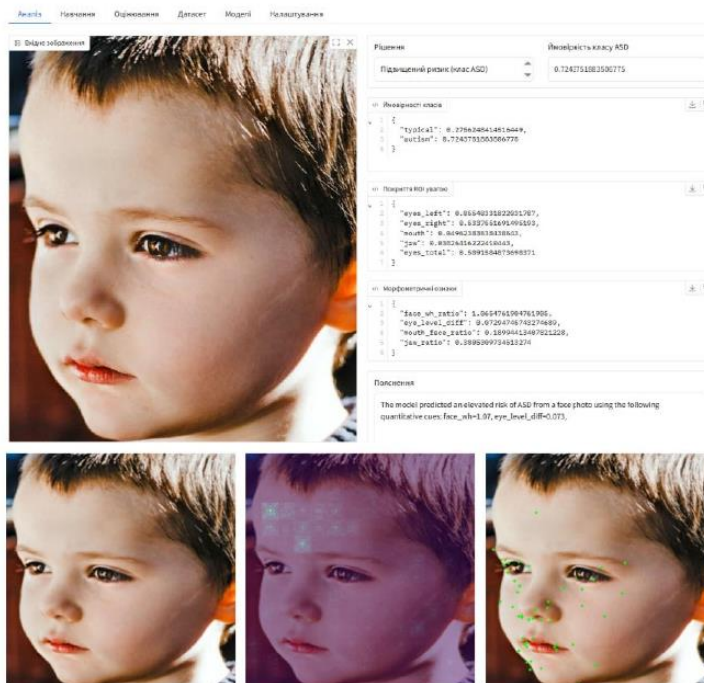


Рис. 3. Приклад роботи розробленого програмного забезпечення

Підстави для довіри до результату визначаються тим, що рішення не зводиться до одного числа, а підтверджується сукупністю взаємопов'язаних виходів. Ймовірність класу РАС, карта значущості, ключові точки та морфометричні ознаки формують узгоджений ланцюг доказів, який зменшує ризик випадкового або нестабільного висновку. Додатково довіру підсилює можливість контролю пояснюваності: карта значущості та внески зон демонструють, що модель орієнтується на релевантні ділянки обличчя, а не на фон чи випадкові артефакти. Накладені ключові точки дозволяють верифікувати правильність детектування геометрії, від якої залежать морфометричні індикатори.

У таблиці 1 наведено експериментальні дані метрик, отриманих розробленим програмним забезпеченням під час навчання нейромережі архітектури ViT.

Таблиця 1

Значення метрик (узагальнені)

Кількість епох	Val loss	Val acc	MCC
3	0.3724	0.865	0.736
5	0.3506	0.885	0.771
7	0.3843	0.860	0.722

Наведені у таблиці 1 результати відповідають високим показникам узагальнювальної здатності моделі ViT на валідаційній вибірці. За збільшення кількості епох з 3 до 5 спостерігається покращення якості: Val loss зменшується з 0.3724 до 0.3506, Val acc зростає з 0.865 до 0.885, а коефіцієнт MCC підвищується з 0.736 до 0.771, що вказує на більш узгоджене розділення класів. Подальше збільшення кількості епох до 7 не дає додаткового приросту, натомість Val loss зростає до 0.3843, Val acc знижується до 0.860, а MCC до 0.722, що може свідчити про початок деградації узагальнення та доцільність вибору моделі, навченої протягом 5 епох, як оптимальної за сукупністю метрик.

Висновки з даного дослідження і перспективи подальших розвідок у даному напрямі

У межах дослідження розроблено та обґрунтовано програмну архітектуру системи нейромережевого аналізу зображень для доклінічного скринінгового виявлення ризику РАС із використанням Cloud-технологій, що забезпечує розділення контурів підготовки даних, навчання моделі, класифікації та формування пояснень, а також кероване зберігання артефактів і метаданих. Показано практичну реалізованість підходу на основі моделі ViT і отримано валідаційні показники, які підтверджують достатній рівень узагальнення, при цьому найкращу сукупну якість за Val loss, Val acc і MCC досягнуто на 5 епосі, що вказує на доцільність контролю тривалості навчання для запобігання деградації якості. Візуально семантичний контур пояснень підвищує прозорість рішення завдяки узгодженому поданню класового результату, карт значущості та числових ознак, що є важливим для скринінгових застосувань і взаємодії з фахівцем.

Перспективи подальших розвідок пов'язані з розширенням і стандартизацією наборів даних, перевіркою переносимості на незалежні та більш репрезентативні вибірки, а також із поглибленням процедур валідації для різних вікових груп і умов зйомки. Доцільним є розвиток механізмів контролю якості вхідних зображень, удосконалення пояснювальних модулів із кількісним оцінюванням стабільності пояснень, а також інтеграція протоколів безпеки і приватності на рівні життєвого циклу даних і моделей. Практичний розвиток системи передбачає оптимізацію обчислювальних витрат у хмарному середовищі, запровадження моніторингу змін у даних і показниках якості та регламентоване оновлення моделей з урахуванням вимог клінічної валідації і використання виключно як інструмента підтримки рішення, а не заміни фахової діагностики.

Література

1. Autism. World Health Organization (WHO). Autism Spectrum Disorders / WHO. – URL: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/autism-spectrum-disorders>.
2. Mazurets O., Zalutska O., Tyschenko O., Bohdanova A. An Approach to Using MobileNet CNN-Model for Gesture Recognition / O. Mazurets, O. Zalutska, O. Tyschenko, A. Bohdanova // Proceedings of XXIII International Scientific and Practical Conference «Problems of Science and Technology: the Search for Innovative Solutions». – Munich, Germany, 15–17 May 2024. – 2024. – P. 59–64.
3. Molchanova M., Mazurets O., Klimenko V., Kuflevsky E. Object-Oriented Model for Neural Network Damage Detection of Mail Packages / M. Molchanova, O. Mazurets, V. Klimenko, E. Kuflevsky // Proceedings of XIV International Scientific and Practical Conference «Solving Scientific Problems Using Innovative Concepts». – Copenhagen, Denmark, 13–15 March 2024. – 2024. – P. 58–62.
4. Didur V., Molchanova M., Mazurets O. Research on the Effectiveness of Neural Network Detection of Plots with the Destroyed Buildings Remains / V. Didur, M. Molchanova, O. Mazurets // Modern Technologies and Science: Problems, New and Relevant Developments. Proceedings of XXI International Scientific and Practical Conference. – Zaragoza, Spain, 26 May 2025. – P. 245–251.
5. Похитун А.В., Мазурець О.В., Дидо Р.А., Молчанова М.О. Програмна архітектура для нейромережевого виявлення модифікованих фотографій обличчя людей / А.В. Похитун, О.В. Мазурець, Р.А. Дидо, М.О. Молчанова // Вісник Хмельницького національного університету. Серія: Технічні науки. – Хмельницький, 2025. – № 3, Т. 2. – С. 493–500.
6. Мазур Є.В., Мазурець О.В., Кліменко В.І., Собко О.В., Залуцька О.О. Алгоритми та програмна архітектура інформаційної системи нейромережевого аналізу постави людини / Є.В. Мазур, О.В. Мазурець, В.І. Кліменко, О.В. Собко, О.О. Залуцька // Вісник Хмельницького національного університету. Серія: Технічні науки. – Хмельницький, 2025. – № 3, Т. 1. – С. 275–284.
7. Bohdanova A., Mazurets O., Sobko O. Gesture Recognition Using a Neural Network in Real Time / A. Bohdanova, O. Mazurets, O. Sobko // Black Sea Science 2023: Proceedings of the International Competition of Student Scientific Works. – Odesa, ONUT, 2023. – P. 556–566.
8. Zharnovskyi O., Mazurets O., Sobko O. Approach to Identification of Artificial Intelligence-Generated

People Images by Means of Machine Learning / O. Zhamovskiy, O. Mazurets, O. Sobko // Key Aspects of the Development of Scientific Research in Modern Conditions. Proceedings of XLV International Scientific and Practical Conference. – Constanta, Romania, 30 October – 1 November 2024. – P. 69–73.

9. Novak Y., Mazurets O. Practical Application of Method of Automated Personal Identification by Fingerprints Using Convolution Neural Networks / Y. Novak, O. Mazurets // Proceedings of V International Scientific and Practical Conference «Modern Strategies of Global Scientific Solutions». – Stockholm, Sweden, 27–29 December 2023. – International Scientific Unity, 2023. – P. 136–140.

10. Hladun O.V., Molchanova M.O., Zalutska O.O., Mazurets O.V. Effectiveness Research of Using ViT Neural Network Architecture for Classifying the Destroyed Buildings Remains / O.V. Hladun, M.O. Molchanova, O.O. Zalutska, O.V. Mazurets // Achievements of Science and Applied Research. Proceedings of 2nd International Scientific and Theoretical Conference. – Dublin, Ireland, 19–21 May 2025. – P. 96–100.

11. Mazurets O., Molchanova M., Klimenko V., Klopotivskiy D. Datalogic Model for Image Recognition by Convolutional Neural Network Using Cloud Services / O. Mazurets, M. Molchanova, V. Klimenko, D. Klopotivskiy // Proceedings of XXII International Scientific and Practical Conference «Modern Scientific Research: Theoretical and Practical Aspects». – Oslo, Norway, 8–10 May 2024. – 2024. – P. 64–68.

12. Kharysh I., Sobko O., Mazurets O. Designing CNN Neural Network Model for Detecting Fractures of Lower Extremities by X-Ray Images / I. Kharysh, O. Sobko, O. Mazurets // The Impact of Scientific Research on the Development of the Modern World. Proceedings of XLIV International Scientific and Practical Conference. – Dubrovnik, Croatia, 23–25 October 2024. – 2024. – P. 91–96.

13. Мазурець О.В., Жарновський О.В., Гладун О.В., Собко О.В. Нейромережеве виявлення фейкових зображень людей / О.В. Мазурець, О.В. Жарновський, О.В. Гладун, О.В. Собко // Вісник Хмельницького національного університету. Серія: Технічні науки. – Хмельницький, 2025. – № 5, Т. 1. – С. 416–422.

14. Farooq M.S., et al. Detection of Autism Spectrum Disorder (ASD) in Children and Adults Using Machine Learning / M.S. Farooq et al. // Scientific Reports. – 2023. – Vol. 13, No. 1. – URL: <https://doi.org/10.1038/s41598-023-35910-1>

15. Danish P.M., et al. A Machine Learning Framework for Early-Stage Detection of Autism Spectrum Disorders / M. Danish P. et al. // International Journal of Advanced Research in Science, Communication and Technology. – 2024. – P. 321–326. – URL: <https://doi.org/10.48175/ijarsct-15183>

16. Nawghare P., Prasad J.R. Early Detection of Autism Spectrum Disorder Using AI and Machine Learning Models: A Systematic Review for Effective Intervention / P. Nawghare, J.R. Prasad // 2024 IEEE Pune Section International Conference (PuneCon). – Pune, India, 13–15 December 2024. – 2024. – P. 1–6. – URL: <https://doi.org/10.1109/punecon63413.2024.10895404>

References

1. Autism. World Health Organization (WHO). Autism Spectrum Disorders / WHO. – URL: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/autism-spectrum-disorders>.

2. Mazurets O., Zalutska O., Tyschenko O., Bohdanova A. An Approach to Using MobileNet CNN-Model for Gesture Recognition / O. Mazurets, O. Zalutska, O. Tyschenko, A. Bohdanova // Proceedings of XXIII International Scientific and Practical Conference «Problems of Science and Technology: the Search for Innovative Solutions». – Munich, Germany, 15–17 May 2024. – 2024. – P. 59–64.

3. Molchanova M., Mazurets O., Klimenko V., Kuflevsky E. Object-Oriented Model for Neural Network Damage Detection of Mail Packages / M. Molchanova, O. Mazurets, V. Klimenko, E. Kuflevsky // Proceedings of XIV International Scientific and Practical Conference «Solving Scientific Problems Using Innovative Concepts». – Copenhagen, Denmark, 13–15 March 2024. – 2024. – P. 58–62.

4. Didur V., Molchanova M., Mazurets O. Research on the Effectiveness of Neural Network Detection of Plots with the Destroyed Buildings Remains / V. Didur, M. Molchanova, O. Mazurets // Modern Technologies and Science: Problems, New and Relevant Developments. Proceedings of XXI International Scientific and Practical

Conference. – Zaragoza, Spain, 26 May 2025. – P. 245–251.

5. Pokhytun A.V., Mazurets O.V., Dydo R.A., Molchanova M.O. Prohramna arkhitektura dlia neiromerezhevoho vyivlennia modyfikovanykh fotohrafii oblych liudei / A.V. Pokhytun, O.V. Mazurets, R.A. Dydo, M.O. Molchanova // Herald of Khmelnytskyi National University. Technical sciences. – Khmelnytskyi, 2025. – № 3, T. 2. – S. 493–500.

6. Mazur Ye.V., Mazurets O.V., Klimenko V.I., Sobko O.V., Zalutska O.O. Alhorytny ta prohramna arkhitektura informatsiinoi systemy neiromerezhevoho analizu postavy liudyny / Ye.V. Mazur, O.V. Mazurets, V.I. Klimenko, O.V. Sobko, O.O. Zalutska // Herald of Khmelnytskyi National University. Technical sciences. – Khmelnytskyi, 2025. – № 3, T. 1. – S. 275–284.

7. Bohdanova A., Mazurets O., Sobko O. Gesture Recognition Using a Neural Network in Real Time / A. Bohdanova, O. Mazurets, O. Sobko // Black Sea Science 2023: Proceedings of the International Competition of Student Scientific Works. – Odesa, ONUT, 2023. – P. 556–566.

8. Zharnovskiy O., Mazurets O., Sobko O. Approach to Identification of Artificial Intelligence-Generated People Images by Means of Machine Learning / O. Zharnovskiy, O. Mazurets, O. Sobko // Key Aspects of the Development of Scientific Research in Modern Conditions. Proceedings of XLV International Scientific and Practical Conference. – Constanta, Romania, 30 October – 1 November 2024. – P. 69–73.

9. Novak Y., Mazurets O. Practical Application of Method of Automated Personal Identification by Fingerprints Using Convolution Neural Networks / Y. Novak, O. Mazurets // Proceedings of V International Scientific and Practical Conference «Modern Strategies of Global Scientific Solutions». – Stockholm, Sweden, 27–29 December 2023. – International Scientific Unity, 2023. – P. 136–140.

10. Hladun O.V., Molchanova M.O., Zalutska O.O., Mazurets O.V. Effectiveness Research of Using ViT Neural Network Architecture for Classifying the Destroyed Buildings Remains / O.V. Hladun, M.O. Molchanova, O.O. Zalutska, O.V. Mazurets // Achievements of Science and Applied Research. Proceedings of 2nd International Scientific and Theoretical Conference. – Dublin, Ireland, 19–21 May 2025. – P. 96–100.

11. Mazurets O., Molchanova M., Klimenko V., Klopotivskiy D. Datalogic Model for Image Recognition by Convolutional Neural Network Using Cloud Services / O. Mazurets, M. Molchanova, V. Klimenko, D. Klopotivskiy // Proceedings of XXII International Scientific and Practical Conference «Modern Scientific Research: Theoretical and Practical Aspects». – Oslo, Norway, 8–10 May 2024. – 2024. – P. 64–68.

12. Kharysh I., Sobko O., Mazurets O. Designing CNN Neural Network Model for Detecting Fractures of Lower Extremities by X-Ray Images / I. Kharysh, O. Sobko, O. Mazurets // The Impact of Scientific Research on the Development of the Modern World. Proceedings of XLIV International Scientific and Practical Conference. – Dubrovnik, Croatia, 23–25 October 2024. – 2024. – P. 91–96.

13. Mazurets O.V., Zharnovskiy O.V., Hladun O.V., Sobko O.V. Neiromerezheve vyivlennia feikovykh zobrazen liudei / O.V. Mazurets, O.V. Zharnovskiy, O.V. Hladun, O.V. Sobko // Herald of Khmelnytskyi National University. Technical sciences. – Khmelnytskyi, 2025. – № 5, T. 1. – S. 416–422.

14. Farooq M.S., et al. Detection of Autism Spectrum Disorder (ASD) in Children and Adults Using Machine Learning / M.S. Farooq et al. // Scientific Reports. – 2023. – Vol. 13, No. 1. – URL: <https://doi.org/10.1038/s41598-023-35910-1>

15. Danish P.M., et al. A Machine Learning Framework for Early-Stage Detection of Autism Spectrum Disorders / M. Danish P. et al. // International Journal of Advanced Research in Science, Communication and Technology. – 2024. – P. 321–326. – URL: <https://doi.org/10.48175/ijarsct-15183>

16. Nawghare P., Prasad J.R. Early Detection of Autism Spectrum Disorder Using AI and Machine Learning Models: A Systematic Review for Effective Intervention / P. Nawghare, J.R. Prasad // 2024 IEEE Pune Section International Conference (PuneCon). – Pune, India, 13–15 December 2024. – 2024. – P. 1–6. – URL: <https://doi.org/10.1109/punecon63413.2024.1089540>.

Додаток К

Презентаційний матеріал

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА МАГІСТРА

МЕТОД РАНЬОГО ВИЯВЛЕННЯ ОЗНАК АУТИЗМУ ЗА НЕЙРОМЕРЕЖЕВИМ АНАЛІЗОМ ФОТОГРАФІЙ ОБЛИЧ



Виконав:
студент групи КНм-24-1
Джорджо МІЗИН



Керівник:
к.т.н., доцент кафедри КН
Олександр МАЗУРЕЦЬ

Актуальність

Актуальність дослідження зумовлена зростанням потреби у ранньому виявленні розладів аутичного спектра, оскільки своєчасна діагностика безпосередньо впливає на подальшу соціалізацію, корекційну підтримку та розвиток дитини. Традиційні методи оцінювання базуються переважно на поведінкових спостереженнях і клінічних анкетуваннях, що потребують значного часу, залучення фахівців та не завжди забезпечують об'єктивність на ранніх етапах. Використання статичних зображень облич як джерела фенотипічних маркерів відкриває можливість побудови недорогих, масштабованих і неінвазивних систем скринінгу, здатних доповнювати існуючі медичні підходи. Розвиток глибинного навчання, зокрема трансформерних архітектур і пояснюваних моделей штучного інтелекту, створює умови для автоматизованого аналізу морфологічних та структурних ознак, які раніше залишалися неформалізованими або потребували ручного оцінювання. Поєднання нейромережєвих технологій із фенотиповим аналізом розширює можливості медичної діагностики, сприяє розвитку превентивної медицини й відповідає сучасним тенденціям цифрової трансформації в охороні здоров'я.

Мета і задачі роботи

Об'єкт дослідження – процес автоматизованого виявлення ризику розладів аутичного спектра за зображеннями облич із використанням методів штучного інтелекту.

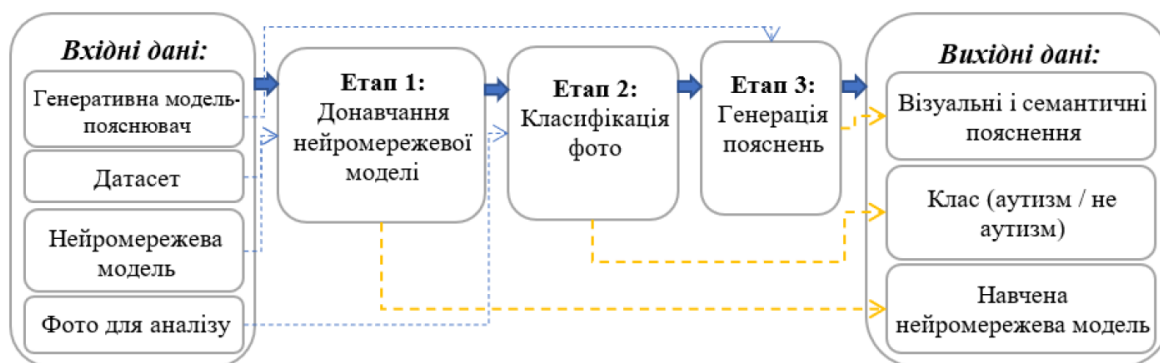
Предмет дослідження – нейромережеві моделі та методи мультимодального аналізу статичних зображень облич для прогнозування ступеня ризику розладів аутичного спектра.

Метою кваліфікаційної роботи магістра є підвищення поясненості раннього скринінгу розладів аутичного спектра.

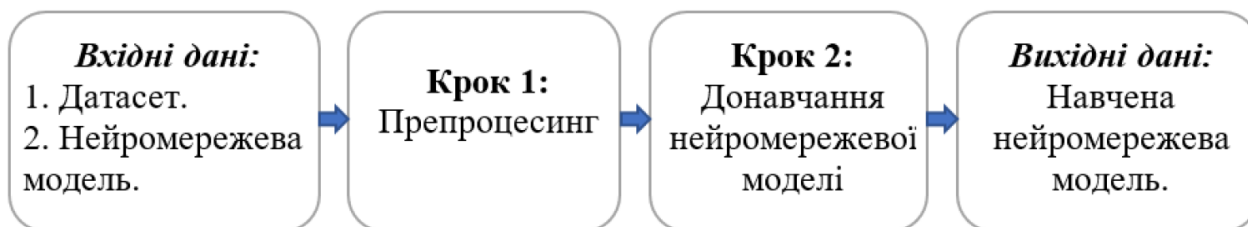
Для досягнення поставленої мети слід вирішити такі **завдання**:

- виконати аналіз проблеми автоматизованого виявлення ознак аутизму.
- виконати огляд нейромережевих архітектур для аналізу та класифікації зображень облич у контексті медичного та фенотипового скринінгу;
- виконати аналіз наукових досліджень щодо ознак, релевантних ранньому виявленню аутизму за статичними зображеннями;
- розробити метод виявлення ознак аутизму за фотографіями облич із використанням нейромережевих засобів;
- виконати підготовку датасету фотозображень для донавчання нейромережевої моделі з урахуванням вікових та фенотипових особливостей;
- виконати програмну реалізацію запропонованого методу з використанням сучасних глибинних архітектур;
- виконати дослідження розробленого методу раннього виявлення ознак аутизму за статичними зображеннями облич.

Підхід до до раннього виявлення ознак аутизму за нейромережевим аналізом фотографій облич



Схеми та етапи методу раннього виявлення ознак аутизму за аналізом фотографій обличчя



Датасет

Autism Spectrum Detection (from kaggle + zenodo)

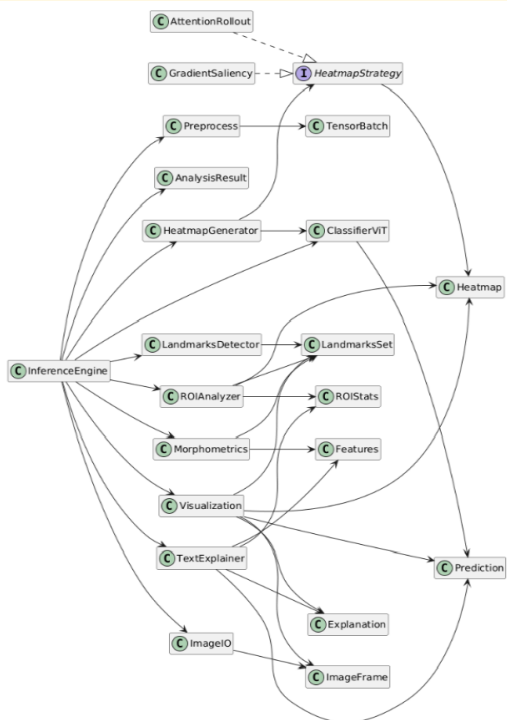
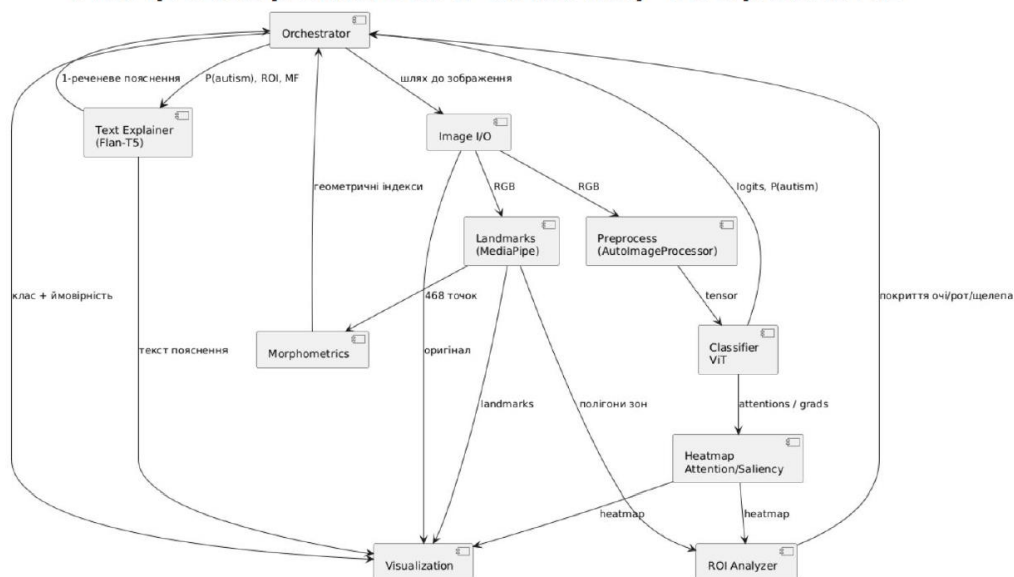
10

Data Card Code (15) Discussion (0) Suggestions (0)



Набір даних Autism Spectrum Detection (from Kaggle + Zenodo)

Архітектурна організація інтелектуальної системи нейромережевого аналізу зображень



Програмна структура компонентів інтелектуальної системи

Діаграма класів інтелектуальної системи

Інтелектуальна система

клас	precision	recall	f1	support
typical	0.867	0.916	0.888	100
autism	0.905	0.860	0.882	100
macro avg	0.886	0.885	0.885	200
weighted avg	0.886	0.885	0.885	200

Істинний клас \ Передбачено	typical	autism
typical	93	
autism		86

```

{
  "predicted_risk": 0.7243751883506775,
  "typical": 0.275624814555449,
  "autism": 0.7243751883506775
}

```

Дослідження методу

Значення метрик (узагальнені)

Кількість епох	Val loss	Val acc	MCC
3	0.3724	0.865	0.736
5	0.3506	0.885	0.771
7	0.3843	0.860	0.722

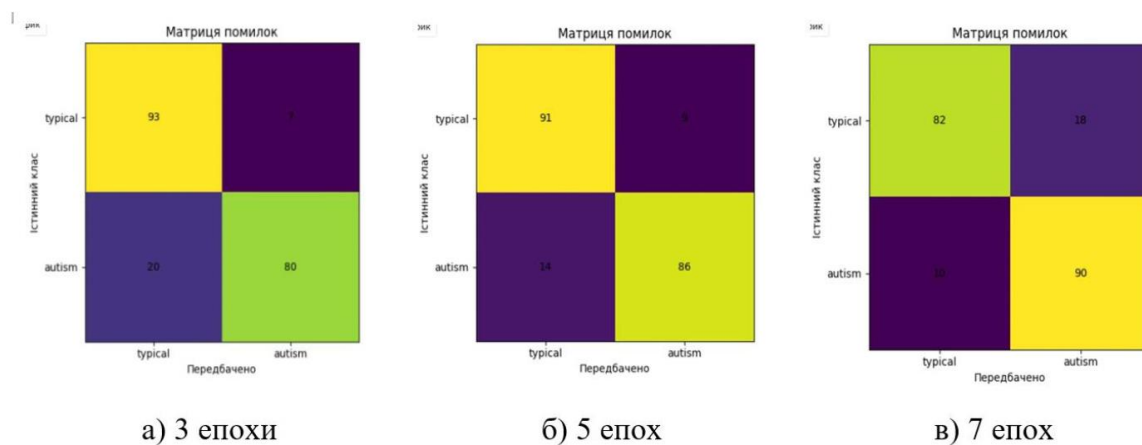
Значення метрик (аутизм)

Кількість епох	Precision	Recall	F1	Support
3	0.920	0.800	0.856	100
5	0.905	0.860	0.882	100
7	0.833	0.900	0.865	100

Значення метрик (без ознак аутизму)

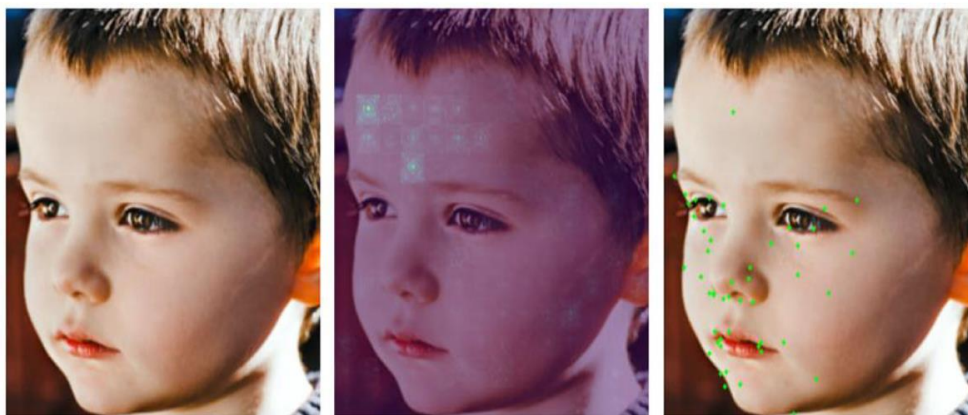
Кількість епох	Precision	Recall	F1	Support
3	0.823	0.930	0.873	100
5	0.867	0.910	0.888	100
7	0.891	0.820	0.854	100

Дослідження методу



Порівняння результатів навчання ViT

Дослідження методу



Приклад побудови карти пояснень

Висновки

Було досягнуто мету кваліфікаційної роботи магістра, а саме підвищення поясненості раннього скринінгу розладів аутичного спектра шляхом розроблення нейромережевого методу прогнозування ризику на основі статичних зображень облич з інтегрованою інтерпретацією результатів.

Для досягнення поставленої мети було поставлено та вирішено такі завдання:

- виконано аналіз проблеми автоматизованого виявлення ознак аутизму.
- виконано огляд нейромережевих архітектур для аналізу та класифікації зображень облич у контексті медичного та фенотипового скринінгу;
- виконано аналіз наукових досліджень щодо ознак, релевантних ранньому виявленню аутизму за статичними зображеннями;
- розроблено метод виявлення ознак аутизму за фотографіями облич із використанням нейромережевих засобів;
- виконано підготовку датасету фотозображень для донавчання нейромережевої моделі з урахуванням вікових та фенотипових особливостей;
- виконано програмну реалізацію запропонованого методу з використанням сучасних глибоких архітектур;
- виконано дослідження розробленого методу раннього виявлення ознак аутизму за статичними зображеннями облич.

ДЯКУЮ ЗА УВАГУ!

Звіт подібності

Метадані

Назва організації		Назва		
Khmelnytskyi National University		Кафедра комп'ютерних наук		
Заголовок				
КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА на тему Метод раннього виявлення ознак аутизму за нейромережовим аналізом фотографій облич				
Автор		Науковий керівник / Експерт		
Джорджо МІЗИН		Олександр МАЗУРЕЦЬ, к.т.н., доцент		
Кількість слів	Кількість символів	Дата звіту	Дата редагування	ID документа
17367	145978	12/16/2025	12/16/2025	332880412

Обсяг знайдених подібностей

Коефіцієнт подібності визначає, який відсоток тексту по відношенню до загального обсягу тексту було знайдено в різних джерелах. Зверніть увагу, що високі значення коефіцієнта не автоматично означають плагіат. Звіт має аналізувати компетентна / уповноважена особа.



17367

Кількість слів



145978

Кількість символів

Тривога

У цьому розділі ви знайдете інформацію щодо текстових спотворень. Ці спотворення в тексті можуть говорити про МСОКЛІВІ маніпуляції в тексті. Спотворення в тексті можуть мати навмисний характер, але частіше характер технічний пов'язаний при конвертації документа та його збереженні, тому ми рекомендуємо вам підходити до аналізу цього модуля відповідально. У разі виникнення запитань, просимо звертатися до нашої служби підтримки.

Заміна букв		5
Інтервали		0
Мікропробіли		0
Білі знаки		1
Парафрази (SmartMarks)		18

Джерела

Нижче наведеної список джерел. В цьому списку є джерела із різних баз даних. Колір тексту означає в якому джерелі він був знайдений. Ці джерела і значення Коефіцієнту Подібності не відображають прямого плагіату. Необхідно відкрити кожне джерело і проаналізувати зміст і правильність оформлення джерела.

10 найдовших фраз

ПОРЯДКОВИЙ НОМЕР	НАЗВА ТА АДРЕСА ДЖЕРЕЛА URL (НАЗВА БАЗИ)	Копія тексту
1	https://elar.khmnu.edu.ua/bitstreams/5738f02-0211-483b-82ea-e040d41d4576/download	33 0.19 %
2	https://elar.khmnu.edu.ua/bitstreams/5c3caa75-187f-4e9c-b704-966312722b1/download	30 0.17 %
3	Метод нейромережової ідентифікації переповіт кісток нинішніх кістяків за рентгенівськими знімками 12/18/2024 Khmelnytskyi National University (Кафедра комп'ютерних наук)	18 0.10 %

Anti-Plagiarism (UA) v-15.284 Educational

The maximum coincidence with one document 2.0%

Dictionary check: en_US, ru_RU, ua_UA. **Errors in the documents: 16%**

ID: 253204 Title: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА на тему Метод раннього виявлення ознак аутизму за нейромережевим аналізом фотографій облич Added in a DB: 2025-12-16 Authors: Джорджо МІЗИН Heads: Олександр МАЗУРЕЦЬ Consultants: Opponents:	Document		Sum coincidence on the DB	
	Symbols	Lexemes	Symbols	Lexemes
	130288	907	4622 (4%)	59 (7%)

Plagiarism sources

ID	Description	Plagiarism presence in the document	
		Symbols	Lexemes

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Метод раннього виявлення ознак аутизму за нейромережесвим аналізом фотографій облич

Автор студент групи КНм-24-1 Джорджо МІЗИН

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти другий (магістерський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Науковий керівник: к.т.н., доц. каф. КН Олександр МАЗУРЕЦЬ

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 Джорджо Мізіна, 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.

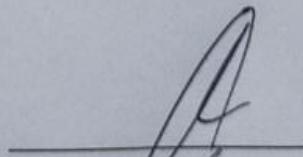
Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ідентичності/схожості:

- за системою Anti-Plagiarism: 4%;

- за системою StrikePlagiarism КП1: 1,6%, КП2: 0,4%.

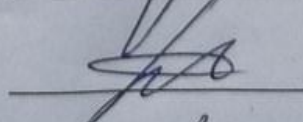
16.12.2025

Завідувач кафедри



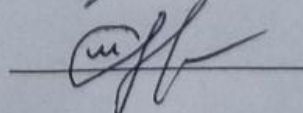
Олександр БАРМАК

Гарант освітньої програми



Руслан БАГРІЙ

Керівник кваліфікаційної роботи



Олександр МАЗУРЕЦЬ



ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА

на кваліфікаційну роботу магістра

КНм-24-1 Джорджо МІЗИНА за темою: *Метод раннього виявлення ознак аутизму за нейромережесвим аналізом фотографій облич.*

1. Актуальність обраної теми

Рання діагностика розладів аутистичного спектра є важливою для своєчасного втручання та підвищення ефективності терапевтичних заходів. Використання нейромережесвих методів для аналізу фотографій облич дозволяє автоматизувати скринінг, підвищити точність виявлення ознак та зменшити навантаження на медичних фахівців. Запропонований підхід поєднує передові алгоритми обробки зображень із морфометричним аналізом, що робить тему надзвичайно актуальною як у науковому, так і у прикладному аспекті.

2. Відповідність роботи предметній області спеціальності 122 Комп'ютерні науки та загальним вимогам до наукових робіт

Робота повністю відповідає предметній області спеціальності 122 «Комп'ютерні науки». Вона демонструє застосування нейромережесвих архітектур для класифікації зображень, морфометричного аналізу та алгоритмів пояснюваності моделей у задачах ранньої діагностики аутизму.

3. Професійні та особистісні якості магістранта

Магістрант проявив високий рівень аналітичного мислення та увагу до деталей роботи. Він показав відповідальність, послідовність та системний підхід під час проектування інтелектуальної системи, демонструючи здатність працювати з візуальними даними та інтегрувати різні методи для підвищення точності прогнозу.

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

Всі основні етапи роботи – від аналізу наукової літератури та збору даних до розробки методу та реалізації інтелектуальної системи – виконані самостійно. Магістрант приймав рішення щодо архітектури нейромережі, налаштування морфометричного аналізу та механізмів пояснюваності, демонструючи високий рівень самостійності.

5. Наукова новизна та оригінальність запропонованих підходів

Наукова новизна роботи полягає у поєднанні трансформерної класифікації зображень із морфометричним аналізом facial-landmarks та автоматизованою генерацією

інтерпретації. Розроблений метод дозволяє прогнозувати ступінь ризику на основі візуальних ознак обличчя та забезпечує механізм пояснюваності результатів, що розширює можливості застосування у скринінгових системах.

6. Ступінь оволодіння методами дослідження

Магістрант продемонстрував високий рівень оволодіння сучасними методами нейромережевого аналізу зображень, трансформерних моделей та морфометричного аналізу. Він ефективно інтегрував різні підходи для забезпечення точного та пояснюваного прогнозу ризику аутизму, що підтверджує його володіння прикладними та науковими методами дослідження.

7. Повнота та якість розкриття теми роботи

Тема розкрита всебічно: проведено аналіз сучасних методів раннього виявлення ознак аутизму, розроблено комплексний підхід із нейромережевою класифікацією та морфометричним аналізом, побудовано інтелектуальну систему та проведено експериментальне тестування. Додатково розглянуто етичні та правові аспекти застосування методу.

8. Логічність, послідовність, аргументованість, літературна грамотність викладу матеріалу

Робота має логічну структуру, послідовність викладу відповідає поставленим завданням. Матеріал викладено грамотно, наведено приклади результатів експериментів та правильно оформлено рисунки і таблиці.

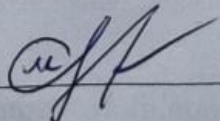
9. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи, окремих її частин

Розроблений метод та інтелектуальна система можуть бути використані у скринінгових програмах для раннього виявлення ознак аутизму, а також у дослідницьких проєктах, що вивчають фенотипові ознаки обличчя. Підхід дозволяє прогнозувати ступінь ризику та пояснювати рішення моделі, що робить його придатним для практичного застосування у медичній та соціальній сфері.

10. Висновок про можливість допуску кваліфікаційної роботи 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».

Науковий керівник



к.т.н., доц. каф. КН Олександр МАЗУРЕЦЬ



ВІДГУК ОПОНЕНТА

на кваліфікаційну роботу магістра

гр. КНм-24-1 Джорджо МІЗИНА за темою: Метод раннього виявлення ознак аутизму за нейромережесвим аналізом фотографій облич.

1. Актуальність обраної теми

Рання діагностика розладів аутистичного спектра має велике значення для ефективного лікування та корекції розвитку дітей. Використання нейромережесвих методів для аналізу фотографій облич дозволяє автоматизувати скринінг та підвищити точність виявлення ознак, що робить тему роботи сучасною та практично значущою.

2. Відповідність роботи предметній області спеціальності 122 Комп'ютерні науки та загальним вимогам до наукових робіт

Обрана тема повністю відповідає предметній області спеціальності. Робота демонструє застосування нейромережесвих архітектур, трансформерних моделей та методів обробки зображень у прикладній задачі раннього виявлення ознак аутизму, що відповідає вимогам кваліфікаційної роботи магістра.

3. Повнота розкриття мети та завдань дослідження

Мета дослідження та поставлені завдання повністю реалізовані. Розроблено метод раннього виявлення ознак аутизму за нейромережесвим аналізом фотографій облич, інтегровано трансформерну класифікацію із морфометричним аналізом та автоматизованою генерацією інтерпретацій результатів.

4. Наявність наукової новизни

Наукова новизна роботи полягає у поєднанні трансформерної класифікації зображень із морфометричним аналізом facial-landmarks та автоматизованим поясненням результатів. Розроблений підхід дозволяє прогнозувати ступінь ризику, а не лише бінарно оцінювати наявність ознак аутизму, що розширює функціональні можливості системи.

5. Зміст кожного розділу роботи

Робота складається з чотирьох розділів. Перший розділ присвячено аналізу сучасного стану досліджень у сфері раннього виявлення ознак аутизму за фотографіями облич. Другий розділ описує розроблений метод та його архітектурно-модельну основу. Третій розділ містить проєктування інтелектуальної системи, включаючи інтерфейс та

функціональні компоненти. Четвертий розділ присвячено експериментальній перевірці методу та оцінці його ефективності.

6. Ступінь розкриття теми роботи

Тема роботи повністю розкрита. Проведено огляд сучасних підходів, розроблено метод прогнозування ризику аутизму, реалізовано інтелектуальну систему та проведено експериментальне тестування. В роботі враховано етичні та правові аспекти використання персональних даних.

7. Якість оформлення кваліфікаційної роботи

Оформлення роботи відповідає вимогам до кваліфікаційних робіт магістра: грамотно структуровано розділи, оформлені таблиці та рисунки, наведені посилання на джерела відповідно до академічних стандартів.

8. Недоліки кваліфікаційної роботи

Можна додатково розширити тестування моделі на більш різноманітних вибірках та оцінити вплив змін освітлення та ракурсів фотографій на точність прогнозу. Ці недоліки не впливають суттєво на загальну якість роботи.

9. Загальний висновок (допускається чи не допускається до захисту), якої оцінки заслуговує кваліфікаційна робота

Робота виконана на високому науковому та практичному рівні, усі завдання реалізовані, наукова новизна підтверджена. Роботу можна допустити до захисту, рекомендована оцінка – відмінно.

Опонент (прізвище, ім'я, по батькові, посада, місце роботи)

Гусак Єлизавета Тимарівна, д.т.н., професор,
професор каф. КІТ

«15» 12 2025р

підпис