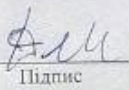
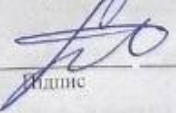


КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

на тему Метод розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору для персоналізації тренувального процесу

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

Виконав:	<u>студент групи КН-22-2</u> Група виконавця	 Підпис	<u>Даніїл МИХАЙЛЕЦЬ</u> Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
Керівник:	<u>Ph.D., ст. викл. каф. КН</u> Науковий ступінь, посада	 Підпис	<u>Олена СОБКО</u> Ім'я, ПРІЗВИЩЕ
Нормоконтроль:	<u>к.т.н., доц. каф. КН</u> Науковий ступінь, посада	 Підпис	<u>Руслан БАГРІЙ</u> Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

До захисту допускаю:

Зав. кафедри КН, д.т.н., професор

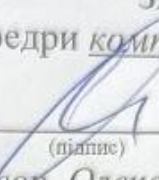

Підпис

Олександр БАРМАК
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

19 червня 2026 р.

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

ЗАТВЕРДЖУЮ
Завідувач кафедри комп'ютерних наук


(підпис)
д.т.н., професор Олександр БАРМАК
« 22 » Січня 2026 року

ЗАВДАННЯ НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ БАКАЛАВРА

1. Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору для персоналізації тренувального процесу»

2. Завдання видано студенту Даніїлу Михайльцо
(ім'я, прізвище)

3. Керівник роботи старший викладач кафедри КН Олена Собко
(посада, ім'я, прізвище)

4. Затверджено наказом університету від « 20 » Січня 2026 р. № 7

5. Дата видачі завдання студенту: « 22 » Січня 2026 р.

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

Метою кваліфікаційної роботи є підвищення якості персоналізованого тренувального процесу шляхом підвищення точності розпізнавання та класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору. Досягнення мети передбачає виконання таких завдань: проаналізувати існуючі підходи до розпізнавання та класифікації йога-асан за відеопотоком; формалізувати розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком; розробити метод розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору для персоналізації тренувального процесу; реалізувати інтелектуальну інформаційну систему для впровадження та дослідження запропонованого методу; провести експериментальне дослідження розробленого методу для оцінки точності і ефективності розпізнавання та класифікації йога-асан у відеопотоці.

7. Календарний план виконання кваліфікаційної роботи бакалавра:

№	Назва етапів (розділів) кваліфікаційної роботи бакалавра	Термін виконання	Примітка
1	Вибір напряму дослідження та узгодження теми кваліфікаційної роботи з керівником, складання календарного графіка виконання	січень 2026	виконано
2	Ознайомлення з предметною областю, формулювання мети і задач дослідження, визначення об'єкта та предмета дослідження	лютий 2026	виконано
3	Проектування методу розв'язання задачі, опис архітектурних рішень, розроблення математичних моделей та алгоритмів	березень 2026	виконано
4	Обґрунтування інструментарію розробки, програмна реалізація розробленого методу, проведення експериментального тестування та оцінювання ефективності.	квітень 2026	виконано
5	Написання тексту кваліфікаційної роботи, урахування зауважень керівника, оформлення згідно з вимогами	травень 2026	виконано
6	Розроблення презентаційних матеріалів та попередній захист кваліфікаційної роботи	травень 2026	виконано
7	Отримання відгуку керівника, рецензії, перевірка тексту кваліфікаційної роботи на плагіат, нормоконтроль	червень 2026	виконано
8	Підготовка до захисту та захист кваліфікаційної роботи	червень 2026	виконано

Виконавець: студент групи КН-22-2
Група виконавця

ДМ
Підпис

Даніїл МИХАЙЛЕЦЬ
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Керівник: Ph.D., ст. викл., каф. КН
Науковий ступінь, посада

О. Собко
Підпис

Олена СОБКО
Ім'я, ПРІЗВИЩЕ

Анотація

Тема кваліфікаційної роботи бакалавра: «Метод розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору для персоналізації тренувального процесу»

Виконавець кваліфікаційної роботи бакалавра: студент групи КН-22-2
Даніїл Михайлець

Керівник кваліфікаційної роботи бакалавра: старший викладач кафедри
КН Олена Собко

Кваліфікаційна робота бакалавра містить:

Пояснювальна записка				Кількість додатків
Сторінок	Рисунків	Таблиць	Джерел інформації	
64	20	2	44	2

Метою кваліфікаційної роботи є підвищення ефективності автоматизованого аналізу виконання йога-асан у тренувальному процесі шляхом за рахунок підвищення точності розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору. Для досягнення цієї мети та експериментального підтвердження ефективності запропонованого методу реалізовано інтелектуальну інформаційну систему.

Практичне значення роботи полягає у створенні доступного інструментарію для самостійних практиків йоги та тренерів, який дозволяє оперативно отримувати інформацію про виконані асани. Запропонований підхід забезпечує автоматичне розпізнавання й класифікацію йога-асан за відеопотоком.

Ключові слова: йога, згорткова нейронна мережа, йога-асани, відеопотік.

Виконавець: студент групи КН-22-2

Група виконавця


Підпис

Даніїл МИХАЙЛЕЦЬ

Ім'я, прізвище

Зміст

Перелік скорочень.....	4
Вступ.....	5
Розділ 1 Характеристика предметної області.....	7
1.1 Аналіз інформаційних моделей.....	7
1.2 Огляд теоретичних підходів обробки відеопотоку для розпізнавання й класифікації йога-асан	11
1.3 Аналіз відомих наукових публікацій з класифікації йога-асан	16
1.4 Аналіз програмних рішень з класифікації йога-асан	18
1.5 Мета, задачі та вимоги до реалізації інтелектуальної системи.....	21
Розділ 2 Метод розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору для персоналізації тренувального процесу	22
2.1 Формалізація задачі розпізнавання та класифікації йога-асан у відеопотоці	22
2.2 Етапи методу розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору для персоналізації тренувального процесу.....	25
2.3 Нейромережева архітектура для класифікації йога-асан	27
2.4 Опис датасету для навчання нейромережевої моделі	29
2.5 Оцінювання точності моделі розпізнавання й класифікації йога-асан у відеопотоці для задач персоналізації тренувального процесу	31
2.6 Пайплайн експериментального дослідження запропонованого методу	32
2.7 Висновки до розділу 2.....	34
Розділ 3 Експериментальне дослідження методу та застосування інтелектуальної системи	35
3.1 Опис інтелектуальної системи для розпізнавання й класифікації йога-асан.....	35
3.1.1 Засоби розробки інтелектуальної системи.....	41
3.1.2 Особливості реалізації програмних складових системи	42

3.2 Експериментальне дослідження точності розпізнавання та класифікації йога-асан.....	44
3.3 Експериментальне дослідження якості розпізнавання та класифікації йога-асан.....	51
3.4 Обговорення обмежень методу та напрями вдосконалення	56
3.5 Висновки до 3 розділу.....	57
Загальні висновки.....	58
Перелік посилань	60
Додатки	

Перелік скорочень

Скорочення, термін, позначення	Пояснення
ІІІ	Штучний інтелект
CNN	Convolutional neural network
VGG	Visual Geometry Group
AutoML	Automated Machine Learning
SVM	Support Vector Machine
KNN	K-Nearest Neighbors
CLIP	Contrastive Language-Image Pre-training
ІІІМ	Штучна нейронна мережа
AI	Artificial Intelligence
TP	True Positive
TN	True Negative
FP	False Positive
FN	False Negative

Вступ

Кваліфікаційна робота присвячена підвищенню якості персоналізованого тренувального процесу шляхом підвищення точності розпізнавання та класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору.

Актуальність. Актуальність теми дослідження зумовлена стрімким розвитком методів комп'ютерного зору та їх широким впровадженням у сферу цифрового здоров'я, фітнесу й дистанційного навчання. Зростання популярності практик йоги в онлайн-середовищі супроводжується проблемою відсутності об'єктивного контролю правильності виконання асан, що може призводити до зниження ефективності тренувань або навіть до травмування користувачів. У цьому контексті застосування алгоритмів автоматизованого аналізу відеопотоку для розпізнавання та класифікації поз є перспективним напрямом, оскільки дозволяє забезпечити зворотний зв'язок у реальному часі, підвищити точність виконання вправ і персоналізувати тренувальний процес. Крім того, розвиток нейромережових підходів до аналізу рухів людини відкриває нові можливості для створення інтелектуальних систем підтримки фізичної активності, що визначає наукову та практичну значущість дослідження.

Об'єктом дослідження є процес автоматизованого аналізу відеопотоку для розпізнавання рухів людини.

Предметом дослідження є методи та алгоритми розпізнавання і класифікації йога-асан на основі технологій комп'ютерного зору.

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення якості персоналізованого тренувального процесу шляхом підвищення точності розпізнавання та класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору.

Завдання кваліфікаційної роботи бакалавра:

- проаналізувати існуючі підходи до розпізнавання та класифікації йога-асан за відеопотоком;
- формалізувати розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком;

- розробити метод розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору для персоналізації тренувального процесу;

- реалізувати інтелектуальну інформаційну систему для впровадження та дослідження запропонованого методу;

- провести експериментальне дослідження розробленого методу для оцінки точності і ефективності розпізнавання та класифікації йога-асан у відеопотоці.

Практичне значення одержаних результатів полягає у можливості використання розробленого методу та реалізованої на його основі інтелектуальної інформаційної системи для автоматизованого аналізу виконання йога-асан за відеопотоком у реальному або наближеному до реального часу. Запропонований підхід забезпечує підвищення точності розпізнавання поз та стабільності їх класифікації, що створює передумови для об'єктивного контролю якості виконання вправ у тренувальному процесі.

Отримані результати можуть бути застосовані у фітнес-додатках, системах дистанційного навчання та платформах цифрового здоров'я для надання користувачам автоматизованого зворотного зв'язку щодо правильності виконання асан. Це сприяє підвищенню ефективності тренувань, зниженню ризику травм та розширенню можливостей індивідуалізації занять без постійної участі тренера.

Крім того, розроблена інтелектуальна інформаційна система може бути інтегрована в існуючі програмні рішення, пов'язані з аналізом рухів людини, а також використана як основа для подальших досліджень у галузі комп'ютерного зору, зокрема для задач розпізнавання складних рухових патернів у відеопотоці.

Розділ 1 Характеристика предметної області

1.1 Аналіз інформаційних моделей

Стрімкий розвиток інформаційних технологій та методів штучного інтелекту відкрив нові можливості для цифровізації процесів фізичної реабілітації, спорту та фітнесу. Одним із перспективних напрямів сучасних комп'ютерних наук є аналіз рухової активності людини на основі даних відеоспостереження із застосуванням методів комп'ютерного зору, машинного навчання та глибоких нейронних мереж. Такі системи дозволяють автоматично виявляти положення частин тіла, оцінювати правильність виконання рухів, розпізнавати фізичні вправи та формувати персоналізовані рекомендації для користувачів. У контексті занять йогою особливий інтерес становить задача автоматичного розпізнавання та класифікації асан за відеопотоком, оскільки вона поєднує методи оброблення зображень, аналізу людської пози, інтелектуального аналізу даних та підтримки прийняття рішень. Розроблення таких систем сприяє створенню цифрових тренерів нового покоління, здатних забезпечувати індивідуальний супровід тренувального процесу без постійної участі професійного інструктора.

На сьогодні йога стає одним із найбільш популярних видів фітнесу. Її популярність пояснюється тим, що заняття поєднують не лише фізичне навантаження, а й значні психологічні та емоційні переваги. Йога – це давня індійська система практик, що включає фізичні пози, техніки концентрації уваги та глибоке контрольоване дихання (рисунок 1.1). Слово «йога» походить із санскриту і означає «з'єднання», «об'єднання» або «єдність». Основна ідея йоги полягає в досягненні гармонії між тілом, розумом і духом.

Історія йоги налічує близько п'яти тисяч років. Вона зародилася в рамках стародавньої індуїстської культури Індії. Перші згадки про йогу зустрічаються в найдавніших індуїстських текстах.



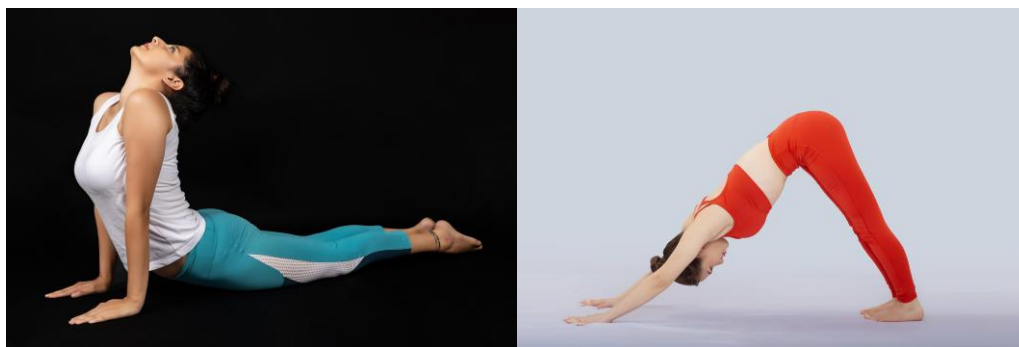
Рисунок 1.1 – Пози йоги [1]

Протягом століть йога еволюціонувала, адаптувалася та поширювалася в інші культури та релігії. У другій половині XIX століття вона почала активно проникати на Захід завдяки діяльності видатних індійських йогів та вчителів. Відтоді йога поступово набула світової популярності й визнання як комплексна система фізичного, психологічного та духовного розвитку.

На сьогодні йога стала однією з найпопулярніших форм фізичної активності у світі. За даними опитувань, кожен сьомий дорослий житель США займався йогою протягом останнього року. Дослідження показують, що регулярна практика йоги сприяє покращенню витривалості, сили, гнучкості, а також значно підвищує загальне самопочуття [2].

Основою йоги є пози (або асани). Асана – це стійке та комфортне положення тіла (рисунок 1.2). Деякі асани вимагають значної фізичної підготовки, сили та гнучкості, тому для початківців вони далеко не завжди здаються «зручними та приємними». До складних поз варто переходити лише після того, як добре освоєні базові та простіші асани [3].

Існує кілька основних типів йога-асан, які відрізняються положенням тіла та впливом на організм.



а)

б)



в)



г)

Рисунок 1.2 – Йога-асани: а) поза кобри [5]; б) поза собаки обличчям вниз [6];
в) поза трикутника [7]; г) планка [8].

Стоячі асани – виконуються у вертикальному положенні, розвивають баланс і силу ніг. Приклади: тадасана (поза гори), вірабхадрасана (поза воїна), уткатасана (поза стільця).

Сидячі асани – виконуються сидячи, сприяють розтягненню та концентрації. Приклади: падмасана, баддха конасана (поза метелика), дандасана (поза посоха).

Асани лежачи – виконуються лежачи на спині або животі, часто використовуються для розслаблення або м'якого зміцнення м'язів. Приклади: шавасана (поза трупа), бхуджангасана (поза кобри), сету бандхасана (поза мосту).

Перевернуті асани – положення, де голова знаходиться нижче рівня таза, покращують кровообіг. Приклади: сарвангасана (берізка), ширшасана (стійка на голові), адхо мукха шванасана (собака мордою вниз).

Балансові асани – спрямовані на розвиток координації та стабільності. Приклади: врікшасана (поза дерева), гарудасана (поза орла), бакасана (поза журавля).

Скручування – включають обертання тулуба, покращують гнучкість хребта. Приклади: ардха матсієндрасана (поза володаря риб), марічіасана, супта матсієндрасана.

Прогини назад – відкривають грудну клітку та зміцнюють спину. Приклади: уштрасана (поза верблюда), чакрасана (поза колеса), салабхасана (поза сарани).

Нахили вперед – розтягують задню поверхню тіла та заспокоюють нервову систему. Приклади: пашчимоттанасана, уттанасана (нахил вперед стоячи), джану шіршасана [4].

Персоналізовані тренування – це важливий фактор, що забезпечує ефективність та безпеку під час занять з йоги. Кожна людина має різний рівень підготовки, гнучкості, сили, стану здоров'я та індивідуальні особливості (вік, травми, цілі). Стандартна програма для всіх може призвести до неправильної техніки виконання асан, перевантаження або недостатнього навантаження, підвищеного ризику травм чи втрати мотивації через відсутність прогресу.

Персоналізація дозволяє адаптувати навантаження саме під конкретну людину, що підвищує ефективність тренувань, прискорює прогрес і робить практику безпечною навіть при самотійних заняттях.

Персоналізацію можна здійснювати таким чином:

- Підбір асан під поточний рівень користувача;
- Корекція техніки виконання;
- Індивідуальний план тренування;
- Прогресування навантаження з урахуванням реальних результатів;
- Відстеження прогресу у часі (історія тренувань, частота виконання певних асан) [9].

За останній час спостерігається перехід від традиційних методів тренувань до більш технологічних підходів. Ця зміна в основному зумовлена інтеграцією

передових технологій, таких як штучний інтелект, у режими фітнесу, що змінює підхід до особистого здоров'я та підтримання фізичної форми.

Фітнес-програми зі штучним інтелектом (ШІ) стають лідером в цій галузі, пропонуючи персоналізовані плани тренувань і інформацію на основі складних алгоритмів ШІ. Ці додатки обіцяють рівень персоналізації та зручності, який колись був виключною сферою діяльності тренерів-людей, завдяки чому користувачі з усього світу можуть отримати коучинг експертного рівня з фітнесу у себе вдома в своєму мобільному пристрої [10].

Отже, метод розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору для персоналізації тренувального процесу є актуальною задачею. Такий підхід дозволить людям самостійно освоювати правильну техніку виконання асан, забезпечуючи безпечні та ефективні заняття йогою навіть без безпосередньої участі інструктора.

1.2 Огляд теоретичних підходів обробки відеопотоку для розпізнавання й класифікації йога-асан

Відеопотік є послідовністю зображень (кадрів), що надходять із певною частотою, де кожен кадр може розглядатися як окремий об'єкт для подальшої обробки методами комп'ютерного зору. Типовий процес аналізу відеопотоку включає послідовні етапи: зчитування кадрів, їх попередню обробку, виділення інформативних ознак, аналіз отриманих даних та формування рішення щодо класифікації об'єкта або дії.

Найпростішим підходом до обробки відеоданих є покадровий аналіз, за якого відеопотік декомпонується на окремі зображення, що розглядаються незалежно одне від одного. Такий підхід широко застосовується у задачах комп'ютерного зору завдяки його концептуальній простоті та можливості використання моделей класифікації зображень безпосередньо до відеоданих. Для зменшення обчислювального навантаження на практиці часто виконується

аналіз не кожного кадру, а з фіксованим кроком, що дозволяє зберігати прийнятну точність при зниженні ресурсних витрат [11].

Попередня обробка кадрів зазвичай передбачає нормалізацію зображень, зміну їх розміру, перетворення колірних просторів, фільтрацію шумів, а також можливу сегментацію області інтересу для виділення об'єкта аналізу [12].

Для задач розпізнавання та класифікації йога-асан у відеопотоці застосовуються два основні підходи: аналіз зображення як цілісного об'єкта та аналіз пози людини на основі скелетної моделі. Перший підхід ґрунтується на використанні згорткових нейронних мереж, які автоматично виділяють просторові ознаки зображення та виконують подальшу класифікацію. У практичних застосуваннях особливо ефективним є використання технологій перенесеного навчання, коли попередньо навчені моделі адаптуються до специфічної задачі класифікації йога-поз, що дозволяє досягати високої точності навіть за обмежених обсягів навчальних даних.

Другий підхід базується на оцінюванні положення тіла людини через визначення ключових точок суглобів. У цьому випадку аналізується не саме зображення, а геометрична структура тіла, що описується координатами анатомічних орієнтирів. Подальша класифікація здійснюється на основі просторових та часових характеристик, таких як кути між сегментами тіла та відстані між ключовими точками. Даний підхід є менш чутливим до змін освітлення, фону та зовнішнього вигляду користувача і широко застосовується в системах оцінювання рухів людини [13].

Окремий клас методів становлять гібридні підходи, які поєднують аналіз зображення та скелетних ознак. У таких системах згорткові нейронні мережі використовуються для розпізнавання візуальних характеристик, тоді як інформація про ключові точки застосовується для уточнення просторової коректності пози та оцінювання якості її виконання. Подібні підходи є перспективними для персоналізованих систем тренування, оскільки дозволяють не лише визначати тип асани, але й аналізувати точність її виконання. У сучасних дослідженнях також застосовуються ансамблеві

методи, у яких поєднуються результати різних моделей для підвищення стабільності та точності класифікації.

Розвиток таких підходів базується на загальному прогресі штучного інтелекту, під яким розуміють здатність обчислювальних систем виконувати завдання, що традиційно потребують людського інтелекту. До таких завдань належать розпізнавання образів, аналіз мовлення, прийняття рішень та інші складні інтелектуальні процеси.

У контексті задачі розпізнавання йога-асан ключову роль відіграють нейронні мережі, які є математичними моделями, побудованими за принципом організації біологічних нейронних систем і складаються з взаємопов'язаних обчислювальних елементів. Серед основних архітектур штучних нейронних мереж виділяють мережі прямого поширення, рекурентні та згорткові нейронні мережі, кожна з яких має власні структурні особливості та застосовується для різних класів задач машинного навчання та аналізу даних [14].

Нейронна мережа прямого поширення (англ. Feed Forward Neural Network) є класичною архітектурою, що складається з послідовності шарів штучних нейронів, у якій передача сигналу відбувається виключно в одному напрямку – від вхідного шару до вихідного. Відсутність зворотних зв'язків або циклічних з'єднань визначає її як статичну модель обробки даних. Такі мережі широко застосовуються для задач класифікації, регресії та апроксимації функцій у межах методів машинного навчання [15].

Рекурентна нейронна мережа (англ. Recurrent Neural Network) характеризується наявністю зворотних зв'язків, що забезпечують передачу інформації між елементами мережі в часовій динаміці. Завдяки цьому формується внутрішній стан, який виконує роль пам'яті та дозволяє враховувати попередні значення послідовності при обробці поточних даних. Така властивість зумовлює ефективність рекурентних мереж у задачах аналізу послідовних даних, зокрема в обробці природної мови, розпізнаванні мовлення, машинному перекладі та прогнозуванні часових рядів [16].

Згорткова нейронна мережа (CNN) є спеціалізованим класом нейронних мереж, орієнтованих на обробку просторово структурованих даних, насамперед зображень. Її архітектура базується на використанні згорткових шарів, які застосовують набір фільтрів для автоматичного виділення локальних ознак вхідного сигналу. Подальше зменшення розмірності ознак зазвичай здійснюється за допомогою пулінгових шарів, що підвищує стійкість моделі до незначних змін у даних та зменшує обчислювальну складність. Згорткові нейронні мережі є основним інструментом у задачах комп'ютерного зору, включаючи класифікацію зображень, виявлення об'єктів та розпізнавання облич. Далі розглянуто найбільш поширені архітектури нейронних мереж, які застосовуються для задач розпізнавання та класифікації йога-асан у відеопотоці [17].

ResNet – це згорткова нейронна мережа, розроблена компанією Microsoft. У 2015 році вона підкорила світ глибокого навчання, ставши першою нейронною мережею, яка могла навчати сотні або тисячі шарів, не піддаючись проблемі «зникаючого градієнта». ResNet базується на конструкціях, відомих з пірамідальних клітин у корі головного мозку. Це досягається за допомогою стрибкових з'єднань або скорочень, що дозволяють пропускати деякі шари [18].

Visual Geometry Group (VGG) – це сімейство згорткових нейронних мереж, розроблене дослідниками з Visual Geometry Group у 2014 році. Найбільш відомими представниками є VGG16 та VGG19, які містять відповідно 16 та 19 шарів. Основною особливістю архітектури є використання невеликих згорткових фільтрів розміром 3×3 , що дозволяє будувати глибокі мережі зі збереженням високої точності класифікації. Завдяки простій та однорідній структурі VGG стала однією з найпопулярніших архітектур для задач комп'ютерного зору та часто використовується як базова модель для перенесеного навчання (англ. transfer learning) [19].

MobileNet – це сімейство універсальних згорткових нейронних мереж, призначених для використання на мобільних пристроях. MobileNet доступний у двох версіях (MobileNet V1 та MobileNet V2) і може

використовуватися для класифікації зображень, виявлення об'єктів тощо. MobileNet базується на оптимізованій архітектурі для побудови легких глибоких нейронних мереж. Для пошуку ефективного компромісу між затримкою та точністю введено два простих глобальних гіперпараметри. Ці гіперпараметри дозволяють моделювальникам вибрати модель, яка найкраще підходить для їхніх застосувань[20].

DenseNet – це архітектура згорткових нейронних мереж, запропонована у 2017 році. Її головною особливістю є щільні з'єднання між шарами, коли кожен шар отримує на вхід виходи всіх попередніх шарів мережі. Такий підхід забезпечує ефективніше поширення інформації та градієнтів, зменшує проблему зникнення градієнта і сприяє повторному використанню ознак. Завдяки цьому DenseNet досягає високої точності класифікації при відносно невеликій кількості параметрів порівняно з багатьма іншими глибокими CNN. Архітектура широко застосовується у задачах класифікації зображень, медичної діагностики та комп'ютерного зору [21].

EfficientNet – це відносно нова згорткова нейронна мережа глибокого навчання, розроблена Мінсінгом Таном у Google AI в травні 2019 року. Вона була розроблена на основі AutoML і Compound Scaling. Спочатку за допомогою фреймворку AutoML MNAS Mobile була розроблена базова мережа мобільного розміру під назвою EfficientNet-B0. Потім для масштабування цієї базової мережі було використано метод комбінованого масштабування (англ. Compound Scaling), щоб отримати EfficientNet-B1 до B7 [22]. Порівнянно з іншими ця згорткова мережа забезпечує вищу точність при використанні набагато меншого розміру моделі, перевершуючи багато існуючих архітектур CNN як за ефективністю, так і за загальною продуктивністю [23].

Отже, проведений аналіз методів і архітектур нейронних мереж для задач комп'ютерного зору дозволив встановити, що для розв'язання задачі розпізнавання та класифікації йога-асан доцільним є використання згорткових нейронних мереж, зокрема архітектури EfficientNet, яка забезпечує ефективний баланс між точністю розпізнавання та обчислювальною складністю.

1.3 Аналіз відомих наукових публікацій з класифікації йога-асан

Задача автоматизованого розпізнавання та класифікації йога-асан є актуальною у сфері комп'ютерного зору та машинного навчання, оскільки її розв'язання сприяє розробці інтелектуальних систем для аналізу фізичних вправ, індивідуалізації тренувального процесу та зниження ризику отримання травм. Сучасні дослідження спрямовані на використання алгоритмів глибокого навчання, оцінки пози людини (pose estimation) та нейронних мереж для автоматичного визначення положення тіла людини на зображеннях або відео. Багато науковців пропонують різні підходи до класифікації асан, що використовують нейромережеві архітектури, алгоритми машинного навчання та методи аналізу скелетної моделі людини.

Автори роботи [24] розглядають проблему автоматичного розпізнавання йога-асан на зображеннях за допомогою глибоких нейронних мереж. Для розв'язання цієї задачі автори розробили підхід з використанням CNN на основі архітектури EfficientNet, а також застосували сегментацію області інтересу та додаткові блоки для покращення виділення ознак. Модель була протестована на наборі даних Yoga-82, що містить 82 класи йога-поз. Запропонований підхід досяг точності класифікації 93,28%, що перевищує попередні результати на цьому наборі даних приблизно на 13,9%. Автори зробили висновок, що використання глибоких CNN-архітектур дозволяє значно підвищити точність розпізнавання складних поз людини.

Автори роботи [25] розглядали проблему класифікації йога-асан на основі координат ключових точок тіла, отриманих з алгоритмів оцінки пози людини. Для розв'язання задачі були використані методи машинного навчання: Support Vector Machine (SVM), Random Forest, K-Nearest Neighbors (KNN) та Naive Bayes. Ознаки формувалися на основі координат ключових точок тіла, що дозволяло побудувати скелетну модель людини. У результаті дослідження встановлено, що алгоритми SVM та KNN демонструють високі показники

класифікації, а Random Forest у деяких випадках досяг точності до 100% для окремих поз. Автори зробили висновок, що поєднання алгоритмів pose estimation з класичними методами машинного навчання є ефективним підходом для задачі розпізнавання асан.

Автори статті [26] розв'язували задачу оцінювання правильності виконання йога-поз та їх розпізнавання. Для цього було використано глибоку нейронну мережу ResNet для визначення пози людини та метод косинусної подібності для порівняння поз користувача з еталонними позами. Система аналізувала дев'ять різних йога-асан. У результаті експериментів було отримано такі значення метрик: Precision – 87%, Recall – 88,2%. Автори дійшли висновку, що використання методів порівняння поз на основі скелетної моделі людини дозволяє ефективно оцінювати правильність виконання вправ.

Автори роботи, опублікованої у Journal of Engineering and Technology Management [27], досліджували задачу класифікації йога-поз за допомогою методів глибокого навчання. Для розв'язання цієї задачі були використані CNN (згорткові нейронні мережі), а також проведено порівняння з алгоритмом Decision Tree. У результаті експериментів CNN-модель показала найкращі результати з такими метриками: Accuracy – 97,14%, Recall – 97%, Precision – 95%, F1-score – 97%, що значно перевищує результати класичного алгоритму Decision Tree (Accuracy – 76,86%). Автори зробили висновок, що глибокі нейронні мережі є більш ефективними для задачі розпізнавання поз людини.

У роботі [28] досліджувалася задача класифікації поз людини з використанням мультимодальної моделі CLIP (Contrastive Language-Image Pretraining). Для розв'язання задачі автори застосували трансферне навчання та мультимодальні нейронні мережі, що аналізують одночасно текстову та візуальну інформацію. Модель була навчена на наборі даних з понад 15 тис. зображень і 82 класами поз. У результаті дослідження було досягнуто точності понад 85%, а для невеликих наборів даних з шістьма позами точність досягала 98,8–99,1%. Автори зробили висновок, що мультимодальні моделі можуть ефективно використовуватися для задачі розпізнавання поз людини.

Таким чином, аналіз сучасних наукових досліджень у сфері автоматизованого розпізнавання та класифікації йога-асан свідчить про відсутність єдиного універсального підходу до розв'язання цієї задачі. Найбільш ефективними підходами є використання згорткових нейронних мереж для аналізу зображень, методів оцінки пози людини на основі скелетних моделей, а також їх поєднання з класичними алгоритмами машинного навчання. Отримані результати різних досліджень підтверджують високу ефективність глибоких нейронних мереж, зокрема CNN-архітектур, які забезпечують найвищі показники точності класифікації. Водночас використання скелетного представлення людини дозволяє підвищити стійкість моделей до змін умов зйомки та індивідуальних особливостей користувачів. Окремі роботи демонструють перспективність мультимодальних підходів, що поєднують різні типи даних і методів навчання для підвищення узагальнювальної здатності моделей.

Отже, на основі проведеного аналізу можна зробити висновок про доцільність застосування методів глибокого навчання та технологій комп'ютерного зору як бази для розробки ефективних систем розпізнавання йога-асан у відеопотоці.

1.4 Аналіз програмних рішень з класифікації йога-асан

В умовах самостійних занять йогою особливого значення набуває розробка інтелектуальних систем, здатних аналізувати техніку виконання асан та надавати персоналізовані рекомендації без присутності інструктора, що дозволяє зменшити ризик виникнення травм, покращить процес освоєння правильної техніки виконання поз та зробити йогу доступнішою для ширшого кола користувачів.

Одним із таких застосунків є Yoga AI – Personal Trainer [29]. Програма дозволяє користувачу завантажувати відео своєї йога-практики з галереї телефону, після чого ШІ дає швидкий зворотний зв'язок: проводить аналіз поз,

оцінює якість виконання асан, пропонує конкретні рекомендації щодо покращення та формує загальні висновки про сесію (рисунок 1.3).

Недоліками є відсутність розпізнавання в реальному часі та доступність частини функцій лише за платною підпискою.

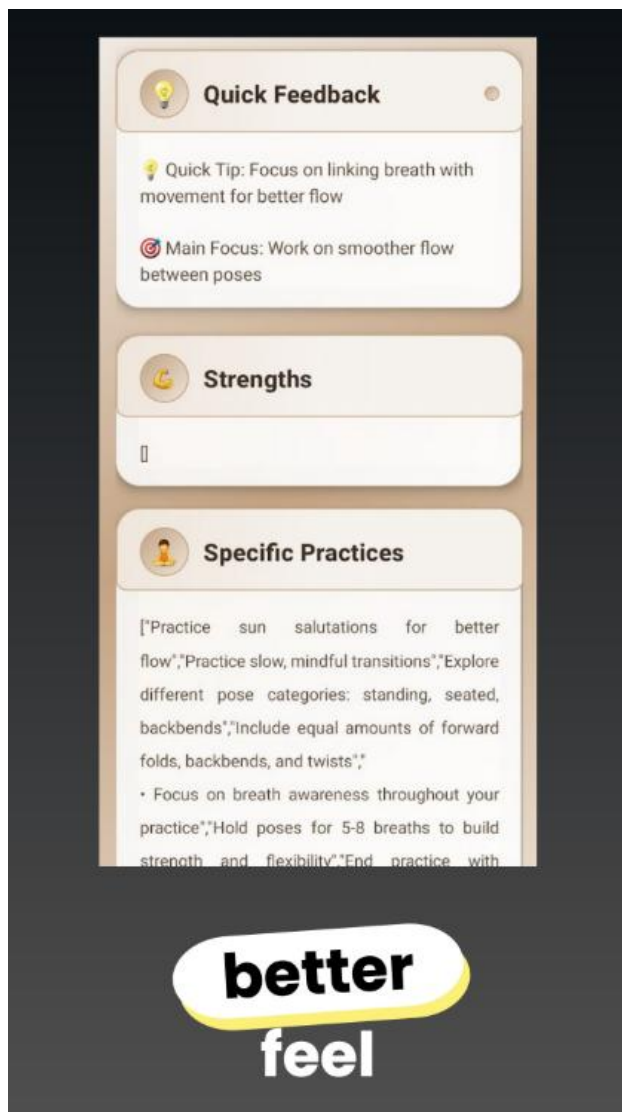


Рисунок 1.3 – Приклад результатів аналізу відео в застосунку
Yoga AI – Personal Trainer [30]

Іншим прикладом може слугувати застосунок Skill Yoga [31]. Додаток використовує камеру смартфона для розпізнавання йога-асан у реальному часі за допомогою ШІ. Користувач виконує асани перед камерою, а ШІ миттєво аналізує техніку виконання, виявляє помилки у положенні тіла, кутів суглобів та диханні і надає візуальний та текстовий зворотний зв'язок (наприклад, «Виправте положення стегон» або «Тримайте спину рівніше») (рисунок 1.6).

Система також пропонує персоналізовані тренувальні плани, адаптовані під рівень підготовки, відстеження статистики сесій і покращення з часом.

Недоліками є відсутність можливості завантажити готове відео для аналізу та доступність деяких функцій лише за платною підпискою.

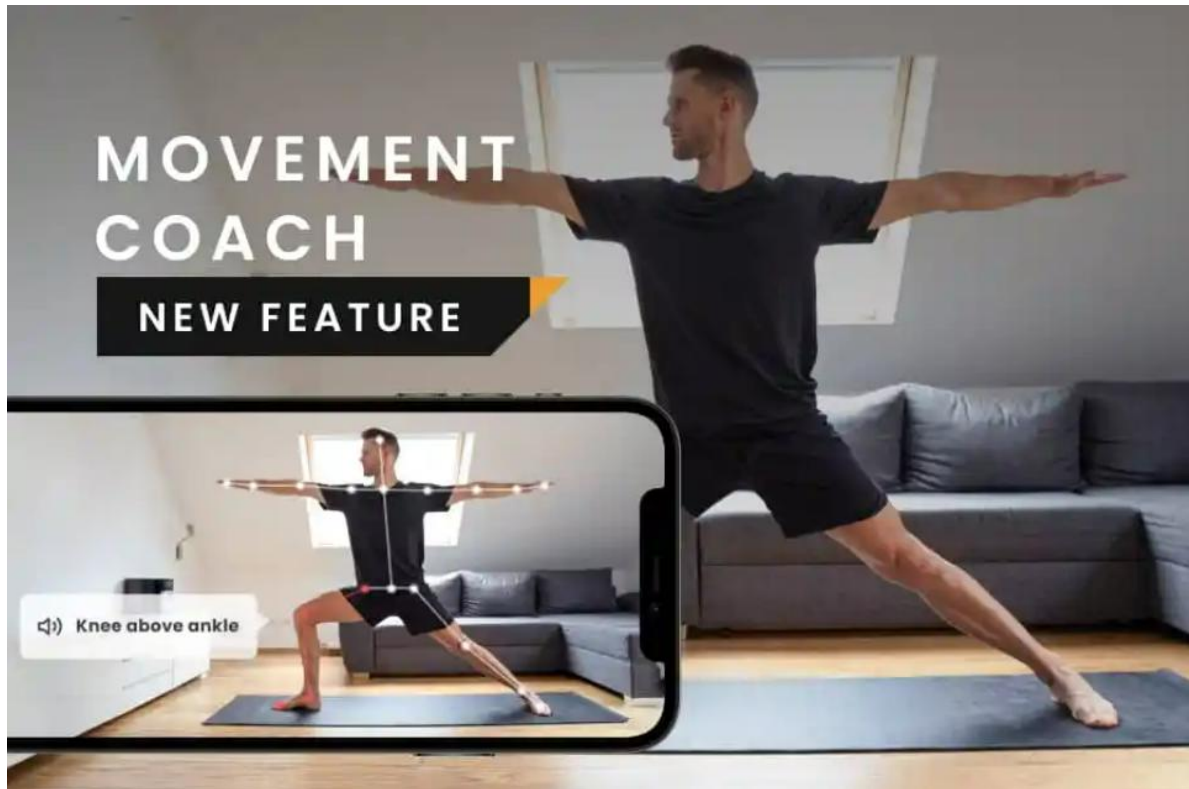


Рисунок 1.4 – Приклад аналізу та корекції асани
в режимі реального часу у Skill Yoga [32]

Таким чином, проведений аналіз сучасних інтелектуальних застосунків для автоматизованого контролю виконання йога-асан свідчить про активний розвиток даного напрямку та зростання попиту на системи персоналізованого цифрового тренінгу. Розглянуті рішення демонструють ефективність використання технологій штучного інтелекту для оцінювання техніки виконання вправ та надання користувачам оперативного зворотного зв'язку, що сприяє підвищенню якості самостійних занять йогою.

Водночас встановлено, що існуючі системи мають низку обмежень, зокрема недостатню підтримку повноцінного аналізу відеопотоку в реальному часі, обмежений функціонал без підписки, а також відсутність гнучкості у способах подання вхідних даних (наприклад, неможливість обробки попередньо

записаних відео в окремих застосунках). Це вказує на наявність невирішених задач у сфері автоматизованого аналізу йога-асан.

Отже, результати огляду підтверджують актуальність розробки інтелектуальних систем, здатних здійснювати точний та оперативний аналіз виконання асан у різних режимах роботи, що обґрунтовує доцільність подальших досліджень у цьому напрямі.

1.5 Мета, задачі та вимоги до реалізації інтелектуальної системи

Метою кваліфікаційної роботи є підвищення якості персоналізованого тренувального процесу шляхом підвищення точності розпізнавання та класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору. Для досягнення мети потрібно виконати такі завдання:

- проаналізувати існуючі підходи до розпізнавання та класифікації йога-асан за відеопотоком;
- формалізувати розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком;
- розробити метод розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору для персоналізації тренувального процесу;
- реалізувати інтелектуальну систему для впровадження та дослідження запропонованого методу;
- провести експериментальне дослідження розробленого методу для оцінки точності і ефективності розпізнавання та класифікації йога-асан у відеопотоці.

Розділ 2 Метод розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору для персоналізації тренувального процесу

2.1 Формалізація задачі розпізнавання та класифікації йога-асан у відеопотоці

Задача розпізнавання та класифікації йога-асан у відеопотоці полягає у визначенні типу асани, що представлені у відеопотоці, на основі аналізу послідовності кадрів. Вхідними даними системи є відеопотік із виконанням вправ, а результатом роботи – множина розпізнаних асан та порівняння їх із запланованими вправами тренування.

Формально задачу можна подати у вигляді відображення:

$$M: V \rightarrow C, \quad (2.1)$$

де V – множина відеопотоків; C – множина класів йога-асан; M – модель розпізнавання та класифікації.

У розробленій системі множина класів асан має вигляд:

$$C = \{c_1, c_2, \dots, c_8\}, \quad (2.2)$$

де c_1 – поза стільця; c_2 – собака обличчям вниз; c_3 – поза трикутника; c_4 – поза богині; c_5 – планка; c_6 – бокова планка; c_7 – поза дерева; c_8 – поза воїна 2.

Відеопотік подається як впорядкована послідовність кадрів:

$$V = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}, \quad (2.3)$$

де f_i – окремий кадр відео; n – кількість кадрів у відеопотоці.

Для зменшення обчислювальної складності аналізується не кожен кадр, а лише кожний s -ий кадр. Таким чином формується підмножина вибраних кадрів:

$$F = \{f_i \in V \mid i \bmod s = 0\}. \quad (2.4)$$

Кожний вибраний кадр проходить попередню обробку, що включає:

- зміну розміру до 224×224 пікселів;
- перетворення колірного простору;
- нормалізацію вхідних даних.

Після цього для кожного кадру формується вектор ознак:

$$x_i = \phi(f_i), \quad (2.5)$$

де $x_i \in \mathbb{R}^d$ – вектор ознак кадру; d – розмірність простору ознак; ϕ – функція виділення ознак згортковою нейронною мережею.

Тоді процес класифікації можна подати композицією відображень:

$$g : X \rightarrow Y, \quad (2.6)$$

де X – простір векторів ознак; Y – простір векторів імовірностей; g – нейромережева модель класифікації.

Тоді загальну модель можна подати у вигляді композиції відображень:

$$M = g \circ \phi, \quad (2.7)$$

Для кожного кадру нейронна мережа формує вектор імовірностей:

$$y_i = (p_1, p_2, \dots, p_j), \quad (2.8)$$

де p_j – імовірність належності до класу c_j .

Для визначення класу знаходиться індекс максимальної імовірності:

$$j^* = \arg \max p, \quad (2.9)$$

а передбачений клас визначається як:

$$\hat{c}_i = c^*, \quad (2.10)$$

де $\hat{c}_i$ – клас асани, розпізнаний на i -му кадрі.

Результат приймається лише за умови достатнього рівня впевненості моделі:

$$\max(y_i) > k, \quad (2.11)$$

де k – порогове значення впевненості класифікації.

У протилежному випадку кадр вважається нерозпізнаним.

Після обробки всіх кадрів формується множина розпізнаних асан:

$$D \subseteq C, \quad (2.12)$$

де D – множина асан, виявлених у відеопотоці.

У межах даної роботи відеопотік розглядається як сукупність незалежних кадрів, а часові залежності між кадрами не враховуються. Виконання асани визначається фактом її виявлення хоча б на одному з проаналізованих кадрів.

Для персоналізації тренувального процесу система також використовує множину запланованих вправ:

$$P = \{p_1, p_2, \dots, p_t\}, \quad (2.13)$$

де P – множина асан, заданих користувачем у плані тренування.

Тоді множина успішно виконаних вправ визначається як перетин множин:

$$E = P \cap D, \quad (2.14)$$

а множина невиконаних вправ:

$$N = P \setminus D, \quad (2.15)$$

Варто зауважити, що у межах даної роботи виконання вправи визначається фактом виявлення асани хоча б один раз у відеопотоці.

Послідовність основних етапів роботи запропонованого методу подано у вигляді математичного псевдокоду (Алгоритм 2.1).

Алгоритм 2.1 – Математичний псевдокод розпізнавання та класифікації йога-асан у відеопотоці

Вхідні дані: відеопотік $V=\{f_1, f_2, \dots, f_n\}$, навчена модель $M=g \circ \varphi$; множина запланованих вправ P ; поріг впевненості k ; крок вибірки кадрів s .

Вихідні дані: множина розпізнаних асан D , множина виконаних вправ E ; множина невиконаних вправ N .

$D \leftarrow \emptyset$

Для кожного кадру $f_i \in V$ виконувати:

– якщо $i \bmod s \neq 0$, то перейти до наступного кадру

$f_i \leftarrow \text{Normalize}(\text{ColorTransform}(\text{Resize}(f_i)))$

– $x_i \leftarrow \varphi(f_i)$ // Попередня обробка кадру (2.4)

– $y_i \leftarrow g(x_i)$ // Формування вектора ознак (2.5)

– $j^* \leftarrow \arg\max(p_j)$ // Обчислення вектора імовірностей (2.8)

$\hat{c}_i \leftarrow c_{j^*}$ // Визначення найбільш імовірного класу (2.9)

– $c_i \leftarrow \arg \max (y_i)$ // Формування результату класифікації (2.10)

– якщо $\max (y_i) > k$, то $D \leftarrow D \cup \{c_i\}$

// Додавання асани до множини розпізнаних (2.11–2.12)

Кінець циклу

$$E = P \cap D$$

// Визначення виконаних вправ (2.14)

$$N \leftarrow P \setminus D$$

// Визначення невиконаних вправ (2.15)

Повернути D, E, N

Як видно з Алгоритму 2.1, розв'язання задачі розпізнавання та класифікації йога-асан зводиться до послідовного виконання етапів вибірки кадрів із відеопотоку, їх попередньої обробки, виділення ознак згортковою нейронною мережею та класифікації за рівнем імовірності належності до визначених класів асан. За результатами аналізу формується множина розпізнаних асан, яка надалі використовується для порівняння із запланованим тренувальним планом та визначення виконаних і невиконаних вправ.

Загалом запропонований метод функціонує як послідовний процес перетворення відеоданих у семантичне представлення фізичної активності користувача, що забезпечує автоматизоване оцінювання виконання комплексу йога-асан на основі методів комп'ютерного зору та глибокого навчання.

2.2 Етапи методу розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору для персоналізації тренувального процесу

Метод передбачає циклічну обробку кадрів відеопотоку, в межах якої виконується попередня підготовка кадрів, визначення найбільш імовірного класу асани та відбір лише достовірних результатів розпізнавання за порогом впевненості. Схему методу наведено на рисунку 2.1.

Вхідними даними методу розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком відеофайл для аналізу та навчена згорткова нейромережева модель класифікації поз йоги. Вихідними даними методу є множина розпізнаних поз йоги, виявлених у відеопотоці.

На етапі 1 здійснюється попередня обробка відео. На цьому кроці виконується покадрове зчитування відеопотоку, а також вибір кожного n -го кадру, що дає змогу зменшити обчислювальне навантаження. Для кожного вибраного кадру здійснюється попередня обробка, яка включає зміну розміру зображення до фіксованого формату, перетворення колірного простору та нормалізацію вхідних даних відповідно до вимог нейромережевої моделі. Після

цього виконується перевірка, чи кадр успішно зчитаний. Якщо кадр не зчитано, відбувається завершення циклу обробки та перехід до формування вихідних даних. Якщо кадр зчитано успішно, виконується перехід до етапу 2.

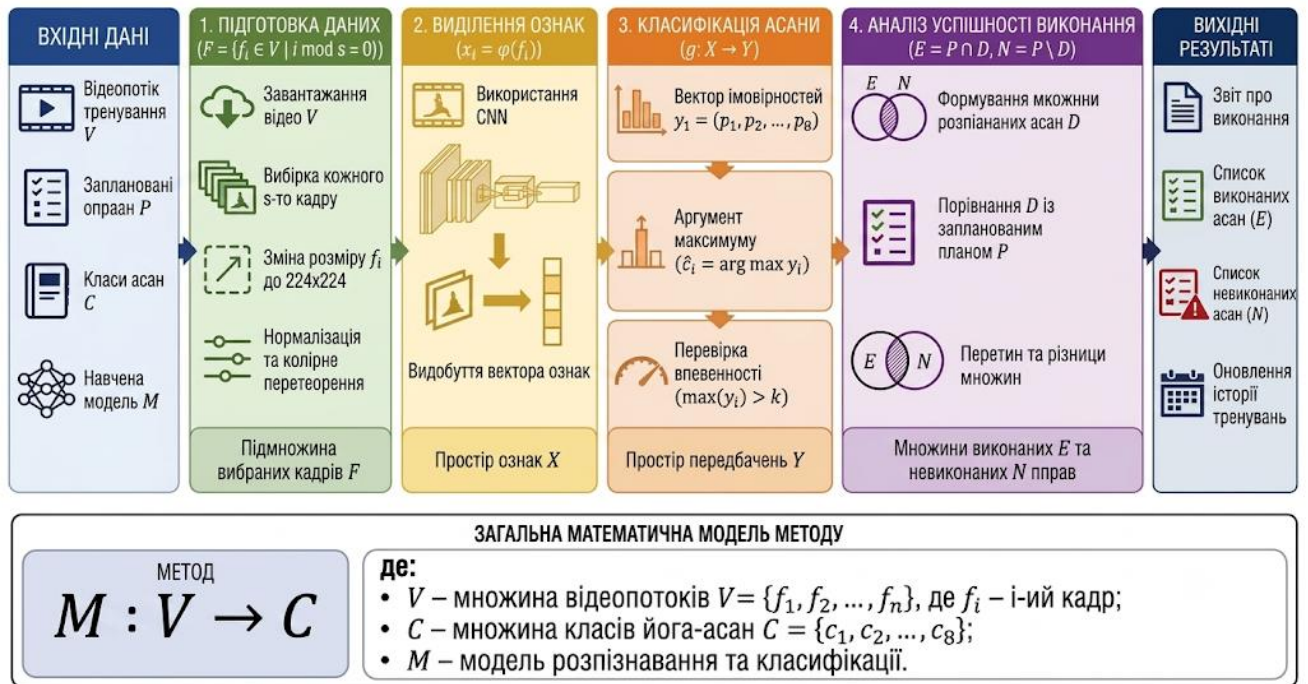


Рисунок 2.1 – Метод розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком

На 2 етапі здійснюється розпізнавання асан на основі обробленого кадру. На цьому етапі кадр передається в нейронну мережу, яка генерує вектор імовірностей для всіх можливих класів асан. Далі виконується вибір класу пози йоги з найбільшою ймовірністю. Після цього здійснюється порівняння отриманої максимальної ймовірності з установленим порогом впевненості.

Якщо імовірність перевищує встановлений поріг, виконується додавання класу розпізнаної пози йоги до множини результатів. Використання множини дозволяє автоматично усувати повтори однакових асан, які можуть багаторазово виявлятися на різних кадрах відео.

Якщо ж імовірність не перевищує встановлений поріг, клас пози йоги не додається до множини результатів, а відбувається перехід до обробки наступного кадру. Цикл триває до моменту завершення зчитування всіх кадрів відео.

Після завершення циклічної обробки формується кінцевий результат у вигляді множини розпізнаних у відео поз йоги, яка подається як вихідні дані методу.

2.3 Нейромережева архітектура для класифікації йога-асан

Запропонований метод передбачає використання нейромережевої моделі.

Схема її отримання показана на рисунку 2.2.



Рисунок 2.2 – Схема отримання НМ

На етапі 1 виконується підготовка та оптимізація даних для подальшого навчання моделі. На цьому етапі здійснюється завантаження зображень із датасету та формування набору вхідних даних для навчання. Далі на етапі 1 виконується поділ датасету на навчальну та валідаційну вибірки, що дозволяє окремо використовувати дані для навчання моделі та для тестування її точності класифікації. Наступним кроком етапу 1 є приведення всіх зображень до єдиного розміру 224×224 пікселів, що забезпечує відповідність формату вхідних даних архітектурі ШНМ. На етапі 1 також реалізується оптимізація пайплайну обробки даних, яка включає кешування даних, перемішування навчальної вибірки та попереднє завантаження батчів, що дозволяє підвищити ефективність використання обчислювальних ресурсів і пришвидшити процес навчання.

На етапі 2 виконується створення та навчання моделі класифікації. На першому кроці етапу 2 здійснюється завантаження базової моделі НМ з попередньо навченими вагами без верхнього класифікаційного шару.

Далі на етапі 2 виконується налаштування fine-tuning, що передбачає заморожування більшості шарів базової моделі та залишення тренуваними лише верхніх шарів для адаптації моделі до задачі класифікації поз йоги.

Наступним кроком етапу 2 є побудова повної моделі шляхом додавання шарів.

Після побудови архітектури на етапі 2 виконується компіляція моделі із визначенням оптимізатора, функції втрат та метрик точності.

Архітектура моделі складається з базової попередньо навченої мережі EfficientNetB0 та додаткових шарів класифікації. Структурно модель можна подати у вигляді послідовності наступних блоків:

1. Вхідний шар – приймає зображення розміром $224 \times 224 \times 3$;
2. Шар попередньої обробки – виконує нормалізацію вхідних даних;
3. Базова модель – попередньо навчена нейромережа EfficientNetB0, яка використовується як основа для побудови власної моделі.
4. Шар глобального усереднення (GlobalAveragePooling2D) – перетворює карту ознак у вектор ознак.
5. Шар нормалізації батчу (BatchNormalization) – стабілізує навчання.
6. Шар Dropout – зменшує перенавчання шляхом випадкового вимкнення нейронів.
7. Повнозв'язний шар (Dense) з функцією активації Softmax – виконує класифікацію та формує вихідний вектор ймовірностей.

У процесі побудови моделі застосовано підхід transfer learning, при якому базова модель ініціалізується вагами, попередньо навченими на великому наборі даних ImageNet. Це дозволяє використовувати вже сформовані низькорівневі та середньорівневі ознаки (контури, текстури, форми), що суттєво підвищує ефективність навчання на обмеженому датасеті йога-асан [33].

Додатково використовується fine-tuning, який полягає у частковому розморожуванні шарів базової моделі. У даній реалізації всі шари, крім останніх

20, залишаються замороженими, тоді як верхні шари донавчаються на нових даних. Це дозволяє адаптувати високорівневі ознаки під специфіку задачі класифікації поз йоги [34].

2.4 Опис датасету для навчання нейромережевої моделі

Для навчання нейромережевої моделі розпізнавання та класифікації йога-асан було використано відкритий датасет 8 Yoga Pose Dataset, що доступний на платформі Kaggle [35]. Даний набір даних спеціально підходить для розв'язання задач комп'ютерного зору, пов'язаних із класифікацією зображень людини за положенням тіла. Датасет містить кольорові RGB-зображення, на яких зафіксовано виконання різних йога-асан користувачами в реальних умовах зйомки. Наявність значної кількості прикладів для кожного класу дозволяє використовувати набір даних для навчання глибоких згорткових нейронних мереж із застосуванням методів transfer learning та fine-tuning.

Використання відкритого датасету також забезпечує відтворюваність експериментальних досліджень і можливість об'єктивного порівняння отриманих результатів із результатами інших дослідників. Крім того, даний датасет містить достатню внутрішньокласову варіативність, що є важливою передумовою формування узагальнювальної здатності моделі та підвищення її стійкості до змін умов зйомки під час подальшого використання у відеопотоці. Даний датасет призначений для задач комп'ютерного зору та класифікації зображень і містить фотографії людей, які виконують різні пози йоги (рисунок 2.3).

Структура датасету організована у вигляді окремих директорій, де кожна папка відповідає певному класу йога-асани. Назва директорії виступає міткою класу для відповідних зображень.

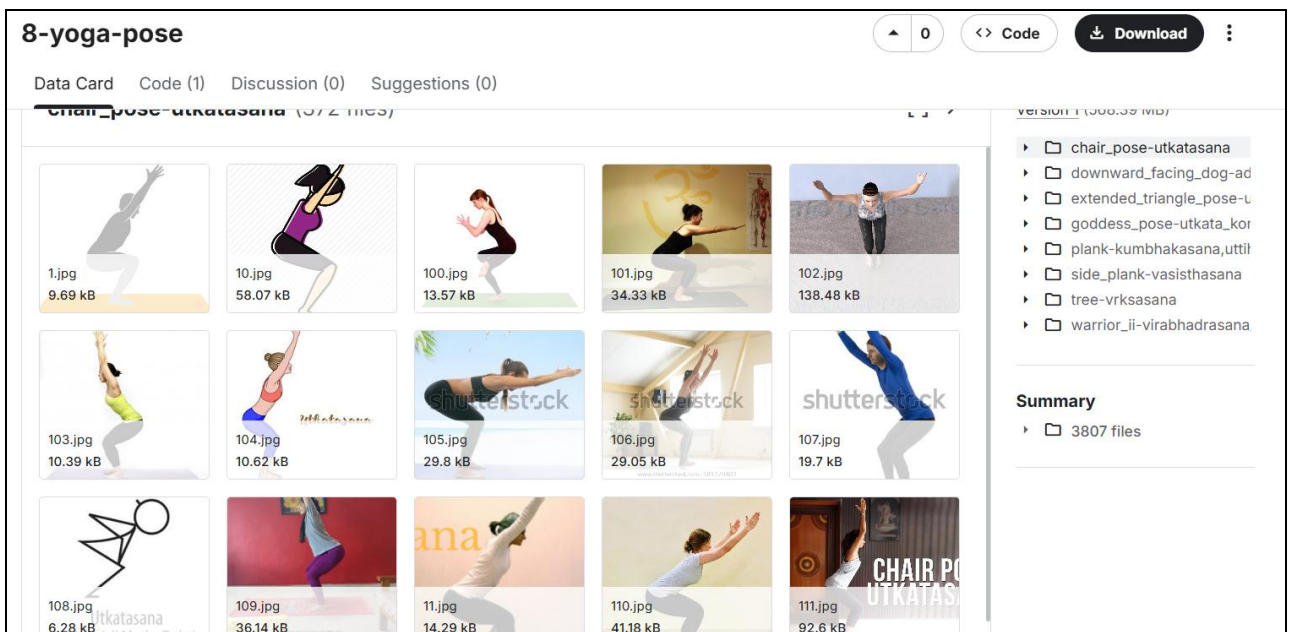


Рисунок 2.3 – Приклад даних датасету

Датасет містить 8 класів йога-асан та містить в загальному приблизно 3800 зображень (таблиця 2.1).

Таблиця 2.1 – Кількість зображень у кожному класі йога-асан

Назва класу		Кількість зображень
Англійською мовою	Українською мовою	
Chair pose	Поза стільця	372
Downward facing dog	Поза собаки обличчям вниз	666
Extended triangle pose	Поза трикутника	368
Goddess pose	Поза богині	255
Plank	Планка	536
Tree	Бокова планка	378
Tree pose	Поза дерева	549
Warrior 2 pose	Поза воїна 2	683

Кожен клас представлений множиною зображень, що містять людей у відповідній позі. Зображення характеризуються різними умовами зйомки: змінним освітленням, різними ракурсами, фоном, положенням тіла та одягом. Наявність такої варіативності є важливою для задач комп'ютерного зору, оскільки дозволяє моделі навчатися виявляти характерні ознаки асан незалежно від зовнішніх умов зйомки.

2.5 Оцінювання точності моделі розпізнавання й класифікації йога-асан у відеопотоці для задач персоналізації тренувального процесу

Для оцінювання точності моделі розпізнавання та класифікації йога-асан у відеопотоці використовуються стандартні метрики машинного навчання, які дозволяють кількісно оцінити точність передбачень моделі.

У задачі класифікації йога-асан базовою метрикою є а «Accuracy», яка показує загальну частку правильних передбачень:

$$Accuracy = (TP+TN)/(TP+TN+FP+FN), \quad (2.14)$$

де TP (True Positive) – кількість правильно визначених позитивних прикладів, TN (True Negative) – кількість правильно визначених негативних прикладів, FP (False Positive) – кількість хибнопозитивних результатів, FN (False Negative) – кількість хибнонегативних результатів.

Метрика «Accuracy» є простою та інформативною у випадках збалансованих класів, однак при нерівномірному розподілі даних може не відображати реальну якість моделі[36].

Для більш детального оцінювання використовуються метрики «Precision» та «Recall». «Precision» характеризує точність позитивних передбачень моделі та показує, яка частка об'єктів, віднесених моделлю до певного класу, дійсно належить цьому класу [37]:

$$Precision = TP/(TP+FP). \quad (2.15)$$

«Recall» характеризує повноту виявлення об'єктів певного класу та визначає, яку частку реальних позитивних прикладів модель змогла правильно розпізнати[38]:

$$Recall = TP/(TP+FN). \quad (2.16)$$

У задачі розпізнавання йога-асан «Precision» дозволяє оцінити, наскільки точно модель визначає конкретну асану без помилкових спрацьовувань, тоді як Recall характеризує здатність моделі знаходити всі випадки виконання певної пози.

Для узагальненого оцінювання точності та повноти використовується F1-score, який є гармонійним середнім між «Precision» та «Recall» [36]:

$$F1 = 2 \cdot (Precision \cdot Recall) / (Precision + Recall) \quad (2.17)$$

Метрика «F1-score» є особливо корисною для задач із незбалансованими класами, оскільки враховує як помилки хибного спрацьовування, так і пропущені приклади.

2.6 Пайплайн експериментального дослідження запропонованого методу

Метою експериментального дослідження є оцінювання точності, узагальнювальної здатності та обчислювальної ефективності моделей EfficientNetB0, ResNet50 і MobileNetV2 у задачі розпізнавання та класифікації йога-асан за відеопотоком, а також визначення архітектури, що забезпечує найкраще співвідношення між якістю класифікації та витратами часу на навчання.

Гіпотеза дослідження полягає в тому, що використання згорткових нейронних мереж із попереднім навчанням та подальшим налаштуванням ваг (fine-tuning) дозволяє забезпечити високу точність розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком, а архітектури глибших нейронних мереж демонструватимуть вищі показники accuracy та F1-score порівняно з легшими моделями.

Для проведення експериментів використовується датасет, що містить зображення восьми класів йога-асан. Дані поділяються на навчальну та валідаційну вибірки у співвідношенні 80% до 20%. Такий розподіл дозволяє забезпечити достатній обсяг даних для навчання моделі та одночасно виконати її незалежну перевірку на невідомих даних. Навчальна вибірка використовується для оптимізації параметрів моделі, тоді як валідаційна – для контролю якості навчання та виявлення перенавчання.

Спочатку відбувається формування та підготовка даних. На цьому етапі виконується завантаження датасету, перевірка коректності зображень, приведення їх до єдиного розміру, а також формування навчальної та валідаційної вибірок.

Далі здійснюється попередня обробка та аугментація даних, а саме: нормалізація зображень та застосування методів аугментації (повороти,

масштабування, віддзеркалення, зміна контрасту), що дозволяє підвищити узагальнювальну здатність моделі.

На етапі навчання нейромережевої моделі використовується попередньо навчена згорткова нейронна мережа, яка донавчається на визначеній предметній області (у даному випадку це йога-асани) із застосуванням transfer learning та fine-tuning.

Потім відбувається валідація моделі: вона перевіряється на валідаційній вибірці для оцінки її здатності до узагальнення та виявлення можливого перенавчання.

Згодом виконується розрахунок метрик якості: accuracy, precision, recall, F1-score, а також побудова матриці плутанини.

Після етапу оцінювання моделі на валідаційній вибірці проводиться експериментальне дослідження роботи системи в умовах реального використання. Для цього використовується набір тестових відеозаписів із послідовним виконанням різних йога-асан. Під час аналізу відеопотоку система виконує покадрову обробку відео, класифікацію окремих кадрів та формування множини розпізнаних асан.

Основною метою такого дослідження є перевірка здатності системи коректно розпізнавати й класифікувати йога-асани у динамічному відеопотоці, а також оцінка стабільності роботи моделі при зміні положення користувача, фону, освітлення та послідовності виконання вправ. У межах експерименту визначається кількість правильно розпізнаних асан, кількість пропущених або помилково класифікованих поз, а також аналізуються можливі причини помилок класифікації.

Отримані результати експериментального дослідження дозволяють оцінити практичну ефективність запропонованого методу не лише на окремих зображеннях, але й у задачі аналізу відеопотоку.

Таким чином, запропонований пайплайн експериментального дослідження забезпечує комплексну перевірку ефективності розробленого методу розпізнавання та класифікації йога-асан як на рівні навчання нейромережевої моделі, так і в умовах практичного використання системи під час аналізу відеоданих.

2.7 Висновки до розділу 2

У другому розділі було розроблено метод розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору для персоналізації тренувального процесу. Насамперед виконано формалізацію задачі, визначено множини вхідних та вихідних даних, а також побудовано математичну модель процесу розпізнавання та класифікації йога-асан у відеопотоці. Це дозволило сформувати теоретичну основу для побудови інтелектуальної системи аналізу тренувального процесу.

Метод розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком передбачає попередню обробку кадрів, їх класифікацію за допомогою нейромережевої моделі, формування множини розпізнаних асан та подальше порівняння отриманих результатів із планом тренування користувача. Запропонований підхід забезпечує автоматизований контроль виконання вправ і може використовуватися як складова систем підтримки персоналізованих тренувань.

Також у розділі виконано аналіз датасету, що використовуватиметься для навчання нейромережевої моделі. Розглянуто склад набору даних, структуру класів йога-асан та особливості підготовки зображень до процесу навчання. Додатково визначено набір метрик оцінювання якості моделей, зокрема Accuracy, Precision, Recall та F1-score, які дозволяють комплексно оцінити ефективність класифікації.

Окрему увагу приділено формуванню пайплайну експериментального дослідження запропонованого методу. Визначено послідовність етапів навчання, тестування та оцінювання нейромережевих моделей, а також підготовлено основу для проведення експериментальних досліджень.

Отримані в розділі результати формують методичну та проєктну основу для подальшої практичної реалізації запропонованого підходу. Наступним етапом дослідження є розроблення інтелектуальної системи розпізнавання й класифікації йога-асан, реалізація програмних складових методу, проведення експериментального тестування на відеоданих, аналіз отриманих результатів, а також дослідження обмежень запропонованого методу та визначення напрямів його подальшого вдосконалення.

Розділ 3 Експериментальне дослідження методу та застосування інтелектуальної системи

3.1 Опис інтелектуальної системи для розпізнавання й класифікації йога-асан

Розроблена інтелектуальна система призначена для автоматизованого розпізнавання та класифікації йога-асан у відеопотоці засобами комп'ютерного зору. Основним призначенням системи є аналіз відеозаписів тренувань користувача з подальшим визначенням виконаних поз йоги (посилання на репозитарій GitHub розміщене у додатку А).

Предметною областю системи є сфера цифрових інформаційних технологій у галузі фітнесу, йоги та інтелектуального аналізу відеоданих.

Система може бути використана у таких сферах:

- домашні тренування та самостійне вивчення йоги;
- мобільні та вебзастосунки для контролю фізичної активності;
- освітні та дослідницькі проєкти у сфері комп'ютерного зору та штучного інтелекту.

Кінцевими користувачами інтелектуальної системи є особи, які займаються йогою або здійснюють контроль та аналіз тренувального процесу. Система орієнтована як на початківців, так і на користувачів із досвідом практики йоги.

Основними категоріями користувачів системи є:

- користувачі, які самостійно займаються йогою в домашніх умовах;
- тренери та інструктори з йоги;
- студенти та дослідники у сфері штучного інтелекту й комп'ютерного зору.

Інтелектуальна система реалізована у вигляді вебінтерфейсу (рисунок 3.1).

Завантажити відео

Перетягніть відео сюди
- або -
Натисніть, щоб завантажити

План тренування

Додати позу йоги до плану

Поза стільця (Chair pose)

Очистити

Додати до історії

Аналіз

Результат

Історія

Рисунок 3.1 – Вигляд вебінтерфейсу інтелектуальної системи

Завдяки відповідній області користувач може завантажити відеофайл. Також користувач може сформувати план тренування шляхом вибору необхідних асан із запропонованого списку поз йоги. Обрані пози автоматично додаються до текстового поля плану тренування (рисунок 3.2).

Завантажити відео

↺

✂

✕

4.VRIKSHASANA

План тренування

Поза воїна 2 (Warrior 2 pose)

Поза дерева (Tree pose)

Додати позу йоги до плану

Поза дерева (Tree pose)

▼

Очистити

☐ Додати до історії

Аналіз

Результат

Історія

Рисунок 3.2 – Формування списку тренування

Після формування плану користувач запускає процес аналізу відео. Система здійснює покадрове зчитування відеопотоку та виконує вибір окремих кадрів через заданий інтервал, що дозволяє зменшити обчислювальне навантаження та пришвидшити обробку відео. Для кожного вибраного кадру виконується попередня обробка зображення, що включає:

- зміну розміру кадру до формату;
- перетворення колірного простору;
- нормалізацію вхідних даних.

Після попередньої обробки кадр передається до навченої нейромережевої моделі, яка виконує класифікацію пози йоги. У результаті роботи моделі формується вектор імовірностей належності кадру до кожного з класів асан. Система визначає клас із максимальною ймовірністю та додатково перевіряє рівень впевненості передбачення. Якщо значення ймовірності перевищує встановлений поріг, відповідна асана вважається успішно розпізнаною та додається до множини результатів.

Після завершення аналізу всіх кадрів система формує підсумковий результат, який містить:

- перелік асан, виконаних відповідно до плану;
- перелік асан, які були відсутні у відео;
- інформацію про тривалість тренування;
- історію попередніх тренувань користувача.

За потреби користувач може зберегти результати проведеного аналізу до історії тренувань, що забезпечує накопичення статистики виконаних занять та подальший моніторинг індивідуального прогресу. Після завершення оброблення відеопотоку система формує структурований запис про тренування, який містить дату та час проведення заняття, перелік розпізнаних йога-асан, тривалість виконання кожної пози, а також загальну тривалість тренування.

Механізм збереження реалізовано таким чином, щоб користувачеві не потрібно було вручну вводити інформацію про виконане тренування. Після натискання відповідної кнопки інтерфейсу система самостійно формує запис у зручному для подальшого перегляду форматі. Крім того, збереження результатів у текстовому форматі забезпечує простоту реалізації, невеликі вимоги до ресурсів системи та можливість подальшого розширення функціональності, зокрема інтеграції з базою даних або хмарним сховищем.

Накопичена історія тренувань може бути використана для аналізу динаміки занять у часі. Користувач отримує можливість переглядати попередні тренування, порівнювати тривалість занять, частоту виконання окремих асан та відстежувати регулярність практики. Приклад інтерфейсу перегляду історії тренувань наведено на рисунку 3.3.

Завантажити відео



План тренування

Поза воїна 2 (Warrior 2 pose)
Поза дерева (Tree pose)

Додати позу йоги до плану

Поза дерева (Tree pose) ▼

Очистити

☒ Додати до історії

Аналіз

Результат

Виконані з плану: Поза воїна 2 (Warrior 2 pose), Поза дерева (Tree pose)
Не виконані з плану:

Історія

2026-05-27 | Виконані пози: Поза воїна 2 (Warrior 2 pose), Поза дерева (Tree pose) | Тривалість: 6 сек

Рисунок 3.3 – Результат аналізу відеопотоку

Діаграма активності системи наведена на рисунку 3.4. Вона відображає послідовність основних етапів взаємодії користувача із системою.

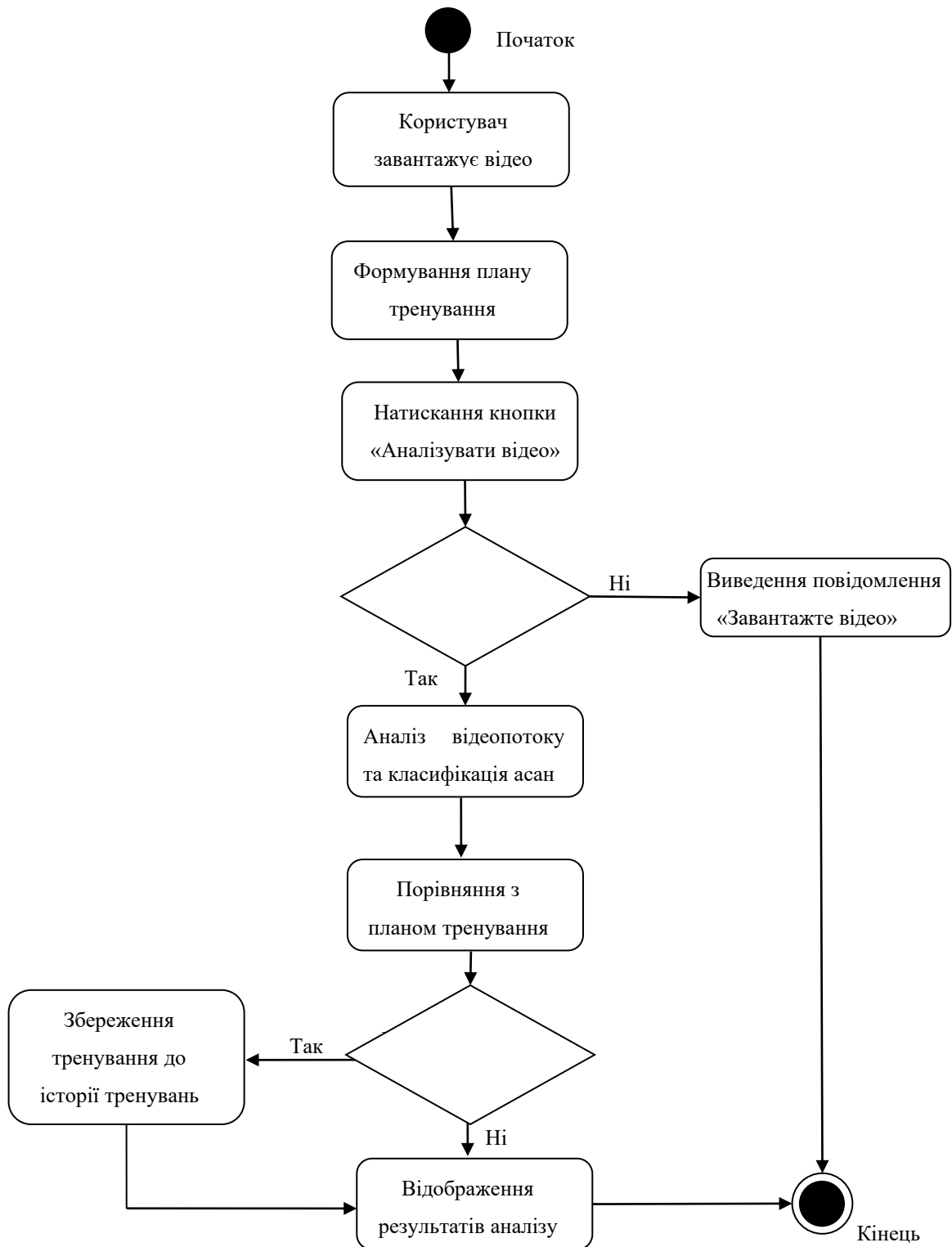


Рисунок 3.4 – Діаграма активності системи розпізнавання й класифікації
йога-асан за відеопотоком

Таким чином, розроблена інтелектуальна система забезпечує автоматизоване розпізнавання та класифікацію йога-асан у відеопотоці засобами

комп'ютерного зору. Реалізований вебінтерфейс дозволяє користувачу формувати план тренування, аналізувати виконання асан та зберігати результати тренувань.

3.1.1 Засоби розробки інтелектуальної системи

Розробка інтелектуальної системи для розпізнавання й класифікації йога-асан у відеопотоці виконувалась із використанням мови програмування Python. Вибір даної мови програмування обумовлений її широким застосуванням у задачах машинного навчання, комп'ютерного зору та аналізу даних, а також наявністю великої кількості бібліотек для роботи з нейронними мережами та обробкою мультимедійної інформації. Python забезпечує зручні засоби інтеграції моделей глибокого навчання із вебінтерфейсами та дозволяє реалізувати повний цикл розробки інтелектуальної системи – від підготовки даних до створення користувацького застосунку [40].

Для навчання нейромережових моделей та виконання експериментальних досліджень використовувалась хмарна платформа Google Colab. Дана платформа надає доступ до графічних процесорів, що дозволяє значно пришвидшити процес навчання моделей глибокого навчання та обробку великих обсягів зображень і відеоданих. Використання Google Colab також дозволило уникнути необхідності налаштування спеціалізованого програмного забезпечення на локальному комп'ютері та забезпечило можливість роботи із сучасними бібліотеками машинного навчання без додаткової конфігурації середовища [41].

Під час реалізації нейромережової частини системи використовувалась бібліотека TensorFlow із високорівневим API Keras. Дана бібліотека застосовувалась для побудови, навчання та використання згорткових нейронних мереж. TensorFlow забезпечує підтримку моделей глибокого навчання, оптимізацію процесу тренування та можливість використання технології transfer learning. У межах системи бібліотека використовувалась для завантаження попередньо навченої моделі, реалізації fine-tuning, компіляції

моделі, налаштування функції втрат та оптимізатора, а також для збереження навченої нейромережевої моделі [42].

Для попередньої обробки вхідних даних та роботи з відеопотоком використовувалась бібліотека OpenCV. З її допомогою у системі реалізовано завантаження відеофайлів, покадрове зчитування відеопотоку, зміну розміру кадрів, перетворення колірного простору та підготовку кадрів до подальшої передачі у нейромережеву модель. Використання OpenCV дозволяє ефективно організувати процес аналізу відео та забезпечити сумісність вхідних даних із вимогами моделі класифікації [43].

Для створення користувацького вебінтерфейсу системи використовувалась бібліотека Gradio. Вона дозволяє швидко реалізовувати інтерактивні вебзастосунки для моделей машинного навчання без необхідності використання складних frontend-технологій. За допомогою Gradio у системі реалізовано завантаження відеофайлів, формування плану тренування, запуск аналізу відео, відображення результатів класифікації та перегляд історії тренувань. Використання даної бібліотеки дозволило забезпечити просту взаємодію користувача із системою через вебінтерфейс [44].

Отже, у процесі розробки інтелектуальної системи для розпізнавання й класифікації йога-асан були використані такі сучасні засоби розробки та бібліотеки: мова програмування Python, платформа Google Colab, бібліотеки TensorFlow, Keras, OpenCV та Gradio.

3.1.2 Особливості реалізації програмних складових системи

У межах запропонованого методу розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком було реалізовано програмну систему, що забезпечує автоматизований аналіз відео із використанням нейромережевої моделі глибокого навчання. Архітектура системи побудована як набір взаємопов'язаних функціональних модулів, кожен із яких виконує окрему задачу: обробку відео,

класифікацію кадрів за допомогою нейронної мережі, аналіз послідовності поз, порівняння з планом тренування та взаємодію з користувацьким інтерфейсом.

На першому етапі виконується зчитування відеопотоку та підготовка кадрів до подачі у нейронну мережу. Використовується зміна розміру зображення, нормалізація та перетворення кольорового простору.

функція оброблення_кадру(кадр):

```
кадр = змінити_розмір(кадр, 224x224)
кадр = конвертувати_BGR_в_RGB(кадр)
кадр = нормалізувати_для_моделі(кадр)
передбачення = модель.передбачити(кадр)
максимальна_ймовірність = макс(передбачення)
якщо максимальна_ймовірність > 0.8:
    повернути клас_з_макс_ймовірністю
інакше:
    повернути None
```

Далі відбувається послідовна обробка відео та формування множини унікальних розпізнаних поз. Аналіз виконується не для кожного кадру, а з певним кроком (наприклад, кожен 5-й кадр), що зменшує обчислювальну складність.

функція обробка_відео(відео):

```
відкрити відео
класифіковані_пози = порожня множина
лічильник = 0
поки відео_відкрите:
    кадр = зчитати_кадр()
    якщо кадр не існує:
        зупинити цикл
    лічильник += 1
    якщо лічильник % 5 == 0:
        поза = оброблення_кадру(кадр)
        додати позу до класифіковані_пози
повернути класифіковані_пози
```

Після отримання множини розпізнаних поз виконується їх порівняння з користувацьким планом тренування.

```

функція порівняння_з_планом(план, розпізнані_пози):
    запланований_список = перетворити_в_множину(план)
    виконані = запланований_список ∩ розпізнані_пози
    невиконані = запланований_список - розпізнані_пози
    повернути виконані, невиконані

```

Результати аналізу формуються у вигляді текстового звіту. Додатково система може зберігати історію тренувань у локальний файл, що дозволяє відстежувати прогрес користувача.

```

функція зберегти_історію(виконані_пози, тривалість):
    дата = поточна_дата()
    запис = дата + виконані_пози + тривалість
    додати_запис_у_файл(запис)

```

У результаті реалізації програмних складових було забезпечено обробку відеопотоку, покадрову класифікацію йога-асан та формування результатів аналізу відповідно до плану тренування користувача. Використання попередньої обробки кадрів і аналізу лише частини кадрів дозволило зменшити обчислювальну складність без суттєвого впливу на точність розпізнавання. Додатково реалізовано механізм збереження історії тренувань, що розширює функціональні можливості системи та забезпечує можливість подальшого аналізу результатів користувача.

3.2 Експериментальне дослідження точності розпізнавання та класифікації йога-асан

У межах експериментального дослідження було проведено порівняння кількох архітектур згорткових нейронних мереж для задачі розпізнавання та класифікації йога-асан у відеопотоці. Основною метою аналізу є оцінювання точності моделей, їх здатності до узагальнення та стабільності роботи на валідаційній вибірці.

Для дослідження були використані моделі EfficientNetB0, ResNet50 та MobileNetV2, навчені на датасеті йога-асан із застосуванням transfer learning та fine-tuning кількістю у 10 епох.

Оцінювання моделей виконувалося за метриками accuracy, precision, recall, F1-score, а також на основі аналізу графіків функції втрат, матриць помилок та ROC-кривих.

Таблиця 3.1 – Результати порівняння CNN-моделей для класифікації йога-асан

Модель	Аугментація	Accuracy	Precision	Recall	F1-score	Час навчання
EfficientNetB0	Ні	0.9	0.89	0.88	0.89	50 хв 8 с
EfficientNetB0	Так	0.85	0.84	0.84	0.84	48 хв 30 с
MobileNetV2	Ні	0.88	0.87	0.85	0.86	32 хв 39 с
MobileNetV2	Так	0.8	0.83	0.74	0.77	32 хв 25 с
ResNet50	Ні	0.91	0.9	0.9	0.9	142 хв 40 с
ResNet50	Так	0.88	0.87	0.86	0.87	136 хв 14 с

За результатами експериментального дослідження найкращу точність класифікації продемонструвала модель ResNet50 без аугментації даних, яка досягла accuracy 0.91 та F1-score 0.90. Водночас дана модель характеризувалася найбільшим часом навчання. Модель MobileNetV2 показала найменший час навчання, проте поступалася іншим архітектурам за точністю класифікації. EfficientNetB0 забезпечила баланс між швидкістю навчання та якістю розпізнавання. Застосування аугментації даних у межах даного датасету не призвело до покращення результатів, а навпаки спричинило незначне зниження основних метрик якості.

Матриці плутанини демонструють ефективність досліджуваних моделей у задачі класифікації йога-асан. Для більшості класів основна кількість передбачень зосереджена на головній діагоналі матриць, що свідчить про правильне розпізнавання відповідних поз. Наявність незначної кількості значень поза головною діагоналлю вказує на окремі випадки помилкової класифікації між подібними асанами.

Матриця плутанини моделі ResNet50 демонструє найвищу якість класифікації серед досліджуваних моделей. Основна кількість передбачень зосереджена на головній діагоналі матриці, що свідчить про правильне

розпізнавання більшості йога-асан та мінімальну кількість помилкових класифікацій. Найбільш точне розпізнавання спостерігається для асан «Собака обличчям вниз» (Downward facing dog), «Поза дерева» (Tree pose) та «Поза воїна 2» (Warrior 2 pose), для яких кількість правильних передбачень є максимальною, а помилки практично відсутні.

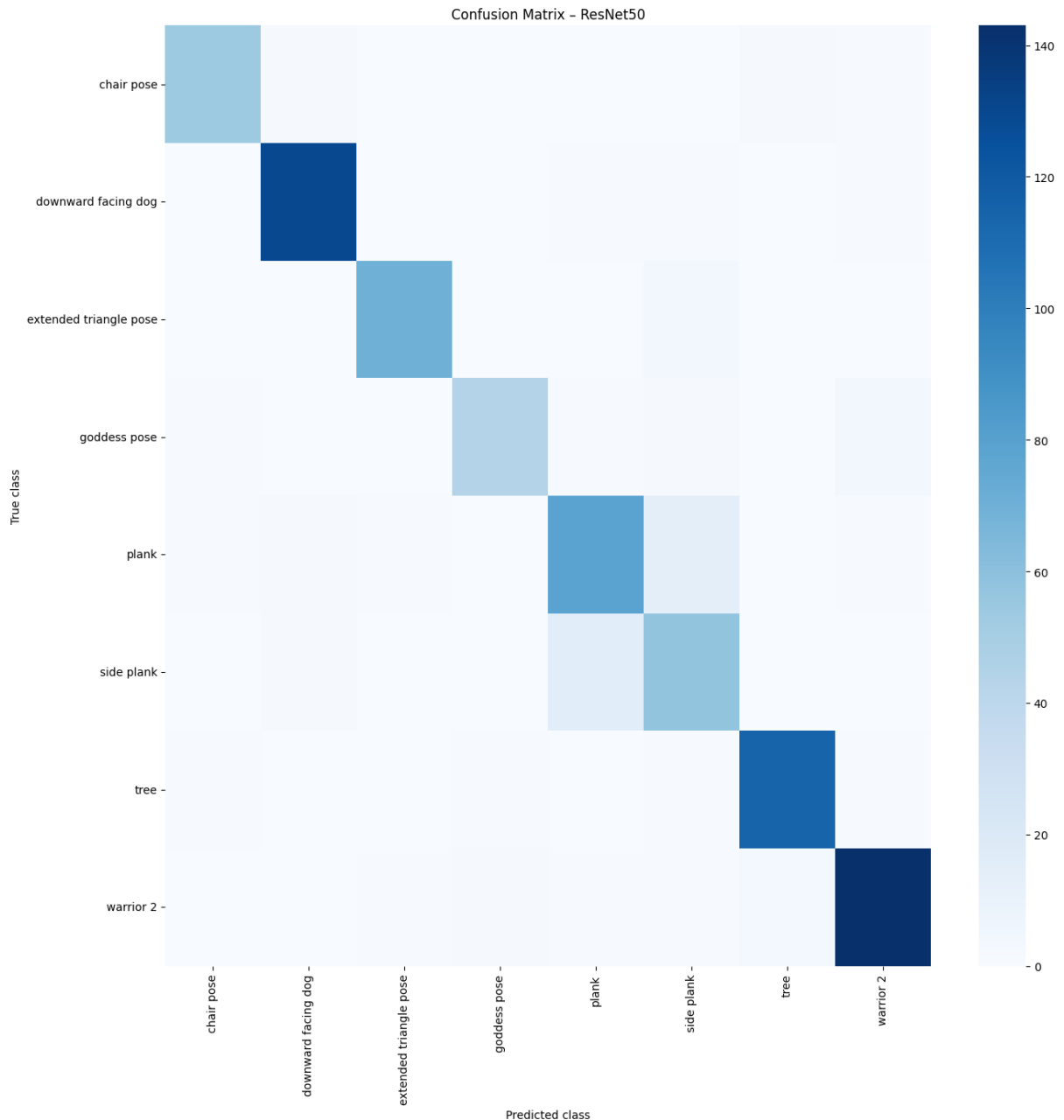


Рисунок 3.1 – Матриця плутанини ResNet50

Для асан «Планка» (Plank) та «Бокова планка» (Side plank) спостерігається незначна кількість помилкових класифікацій між цими класами. Це пояснюється подібністю положення тіла та схожими просторовими характеристиками поз, через що модель може частково плутати їх між собою.

Загалом матриця плутанини підтверджує високу ефективність моделі ResNet50 у задачі розпізнавання й класифікації йога-асан. Невелика кількість помилок класифікації свідчить про хорошу узагальнювальну здатність моделі та її стійкість до схожості між окремими класами асан.

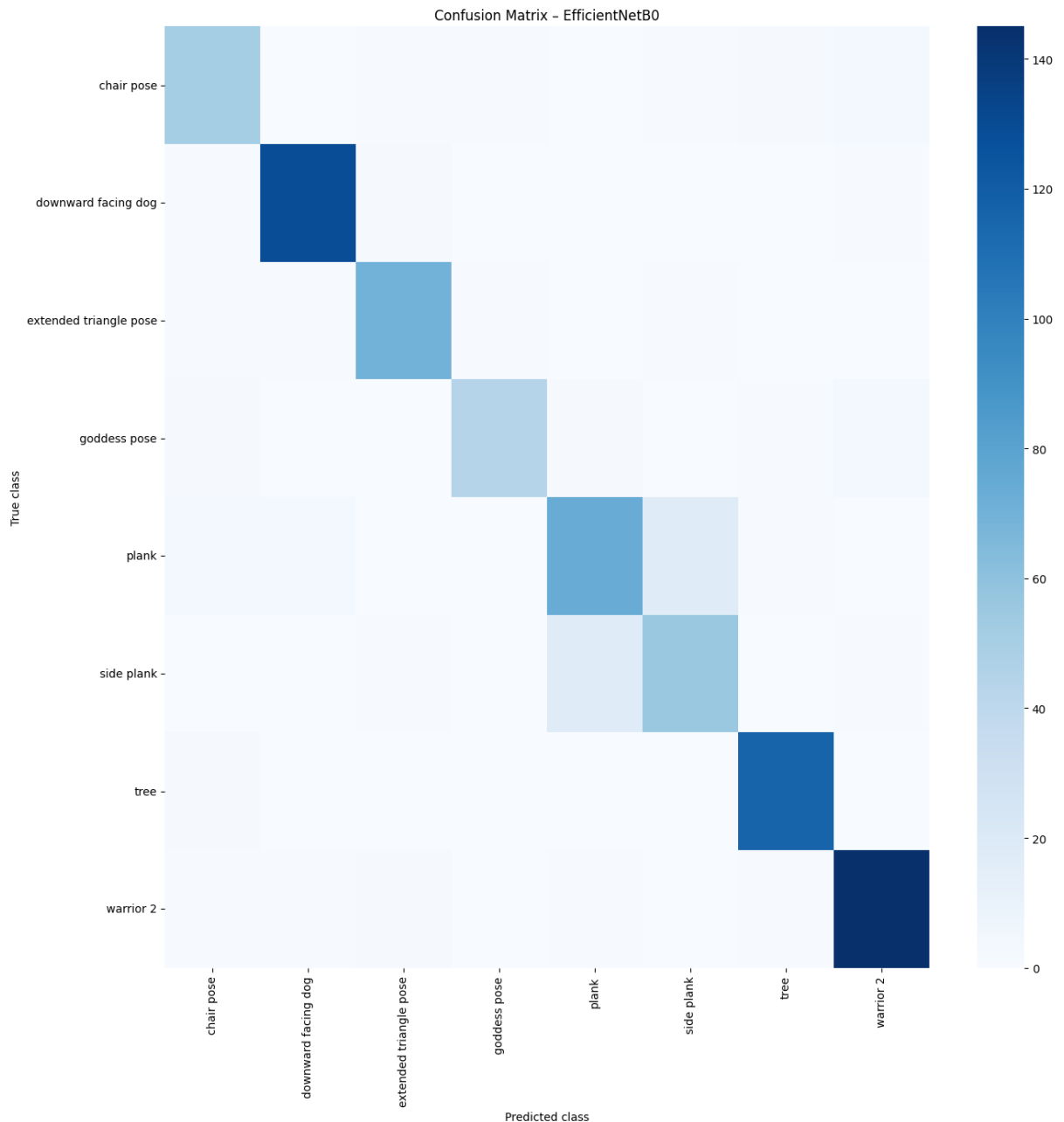


Рисунок 3.2 – Матриця плутанини EfficientNetB0

Матриця плутанини моделі EfficientNetB0 теж демонструє високий рівень точності класифікації йога-асан. Більшість правильних передбачень зосереджена на головній діагоналі матриці, що свідчить про ефективне розпізнавання відповідних класів асан та незначну кількість помилкових класифікацій. Найкращі результати модель показала для асан «Собака обличчям вниз»

(Downward facing dog), «Поза дерева» (Tree pose) та «Поза воїна 2» (Warrior 2 pose), для яких спостерігається найбільша концентрація правильних передбачень і практично повна відсутність помилок.

Для асан «Планка» (Plank) та «Бокова планка» (Side plank) спостерігається певна кількість помилкових класифікацій між цими класами. Це пояснюється схожістю положення корпусу та рук у зазначених позах, що ускладнює їх розмежування для моделі. Незважаючи на це, більшість зразків цих класів була класифікована правильно, що підтверджує здатність моделі ефективно працювати навіть із подібними асанами.

Матриця плутанини для моделі MobileNetV2 демонструє загалом достатній рівень точності класифікації йога-асан, однак у порівнянні з ResNet50 та EfficientNetB0 спостерігається більша кількість помилкових передбачень (рисунки 3.3). Основна частина правильних класифікацій зосереджена на головній діагоналі матриці, що свідчить про здатність моделі коректно визначати більшість асан.

Найкраще модель розпізнає асани «Поза воїна 2» (Warrior 2 pose), «Поза дерева» (Tree pose) та «Собака обличчям вниз» (Downward facing dog), для яких кількість правильних передбачень є найбільшою. Це пояснюється характерними особливостями положення тіла у зазначених позах, що полегшує їх відокремлення від інших класів.

Водночас для окремих асан спостерігаються помилкові класифікації. Найбільше помилок виникає між позами «Планка» (Plank) та «Бокова планка» (Side plank), оскільки обидві асани мають схожу геометрію положення тіла та характеризуються горизонтальним розташуванням корпусу.

Крім того, матриця демонструє поодинокі випадки неправильного розпізнавання для асан «Поза стільця» (Chair pose) та «Поза дерева» (Tree pose). Причиною таких помилок можуть бути зміни ракурсу, освітлення або незначні відмінності у виконанні вправ.

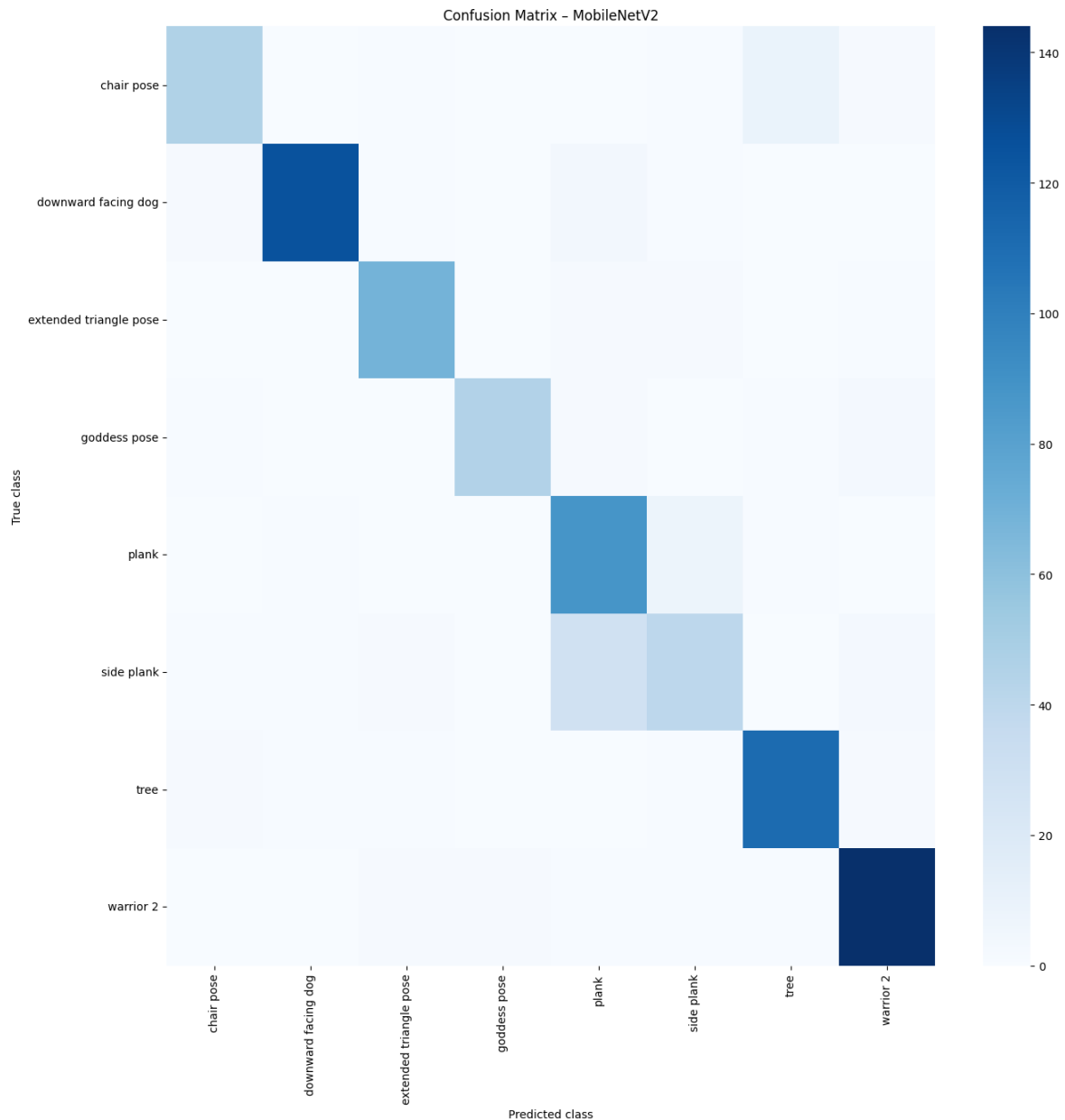


Рисунок 3.3 – Матриця плутанини MobileNetV2

Для EfficientNetB0 спостерігається стабільне зниження training loss протягом навчання, що свідчить про ефективне навчання моделі (рисунок 3.4). Водночас validation loss знижується повільніше і після кількох епох стабілізується, що вказує на помірне перенавчання. Різниця між train і validation loss залишається невеликою, тому модель демонструє збалансовану поведінку.

У MobileNetV2 training loss швидко прямує до майже нульових значень, що свідчить про дуже швидке “запам’ятовування” навчальних даних (рисунок 3.5). Однак validation loss залишається значно вищим і стабілізується на певному

рівні, що є ознакою більш вираженого перенавчання порівняно з EfficientNetB0. Це означає, що модель гірше узагальнює дані.

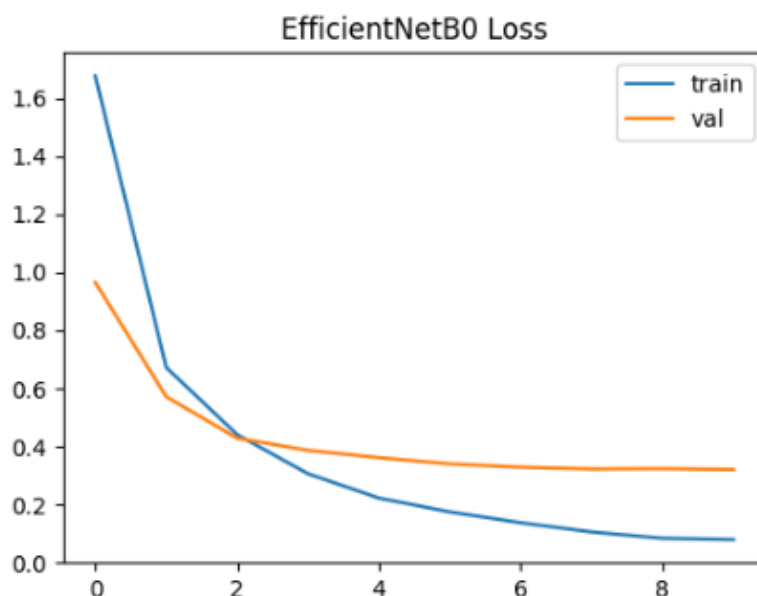


Рисунок 3.4 – Графік функції втрат для моделі EfficientNetB0

Для ResNet50 training loss також швидко зменшується до дуже малих значень, однак validation loss після початкового зниження стабілізується і навіть має незначні коливання. Це може свідчити про часткове перенавчання, але загалом модель демонструє хорошу здатність до узагальнення та стабільну поведінку на тестових даних.

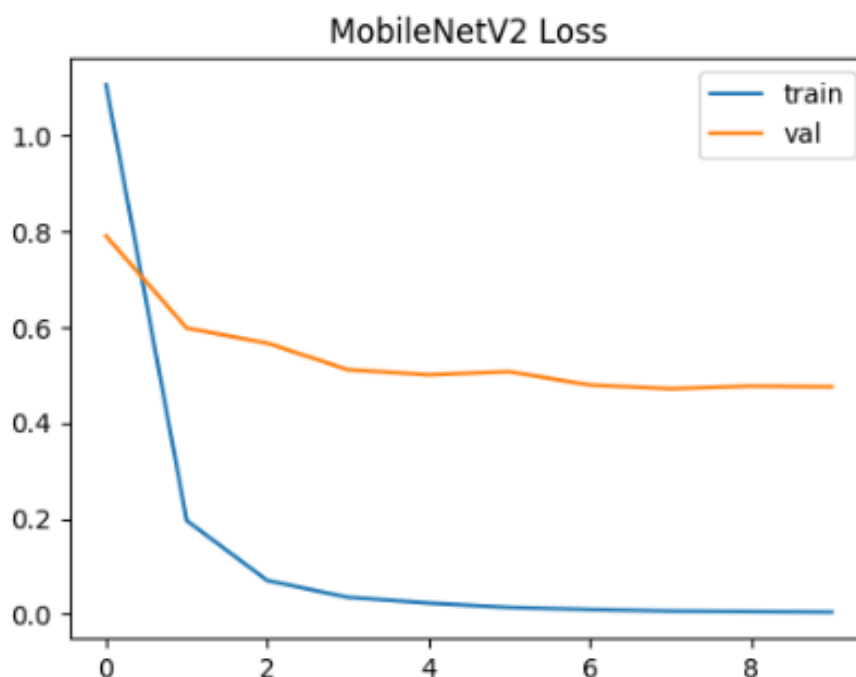


Рисунок 3.5 – Графік функції втрат для моделі MobileNetV2

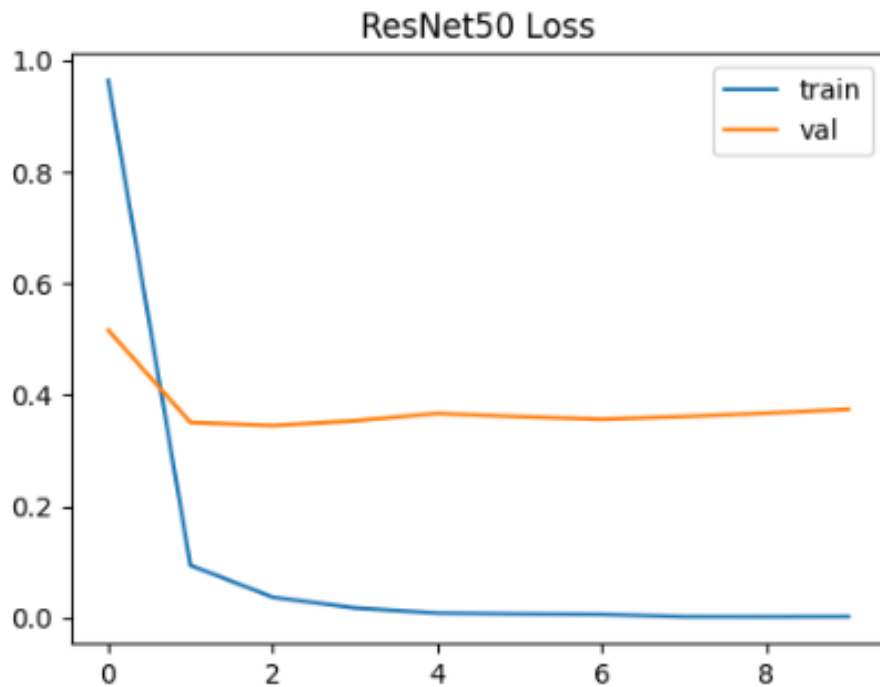


Рисунок 3.6 – Графік функції втрат для моделі ResNet50

Проведений аналіз графіків функції втрат показав, що всі досліджувані моделі успішно навчаються та досягають збіжності в процесі оптимізації. Водночас характер зміни training loss і validation loss свідчить про різний рівень узагальнювальної здатності архітектур. Модель MobileNetV2 продемонструвала найбільш виражені ознаки перенавчання, оскільки різниця між значеннями функції втрат на навчальній та валідаційній вибірках є найбільшою. EfficientNetB0 характеризується більш збалансованою поведінкою та помірним рівнем перенавчання.

3.3 Експериментальне дослідження якості розпізнавання та класифікації йога-асан

Для перевірки ефективності розробленої системи було проведено серію експериментальних досліджень на відеозаписах виконання йога-асан. Метою даного етапу дослідження була оцінка здатності програмної системи коректно розпізнавати послідовності асан у реальному відеопотоці та зіставляти отримані результати з попередньо сформованим планом тренування. Аналіз відеоданих здійснювався за допомогою нейромережевої моделі EfficientNetB0, інтегрованої

до програмної системи та налаштованої для класифікації кадрів у режимі послідовної обробки. Під час експериментів перевірялася правильність визначення асан, стійкість моделі до змін положення користувача в кадрі та можливість використання системи в умовах, наближених до реального тренувального процесу.

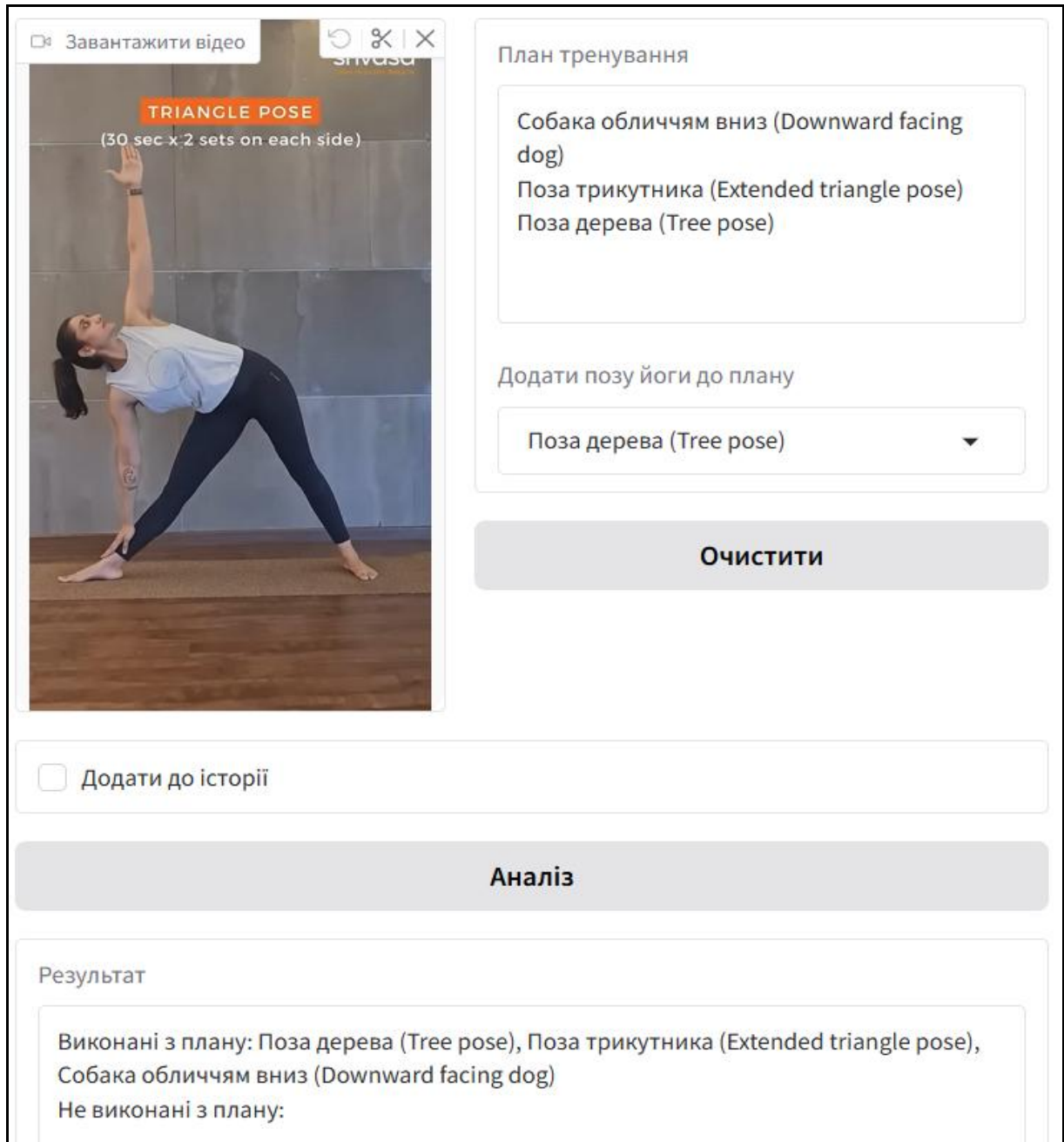


Рисунок 3.8 – Результат роботи системи під час відеоаналізу

Перше тестове відео тривалістю 14 секунд містило три різні йога-асани, які послідовно виконувалися користувачем протягом усього запису. Під час аналізу кожен кадр відеопотоку проходив попередню обробку та подавався на

вхід неймережевої моделі для подальшої класифікації. За результатами роботи система успішно розпізнала всі присутні пози, правильно визначила моменти переходу між асанами та коректно зіставила їх із сформованим планом тренування.

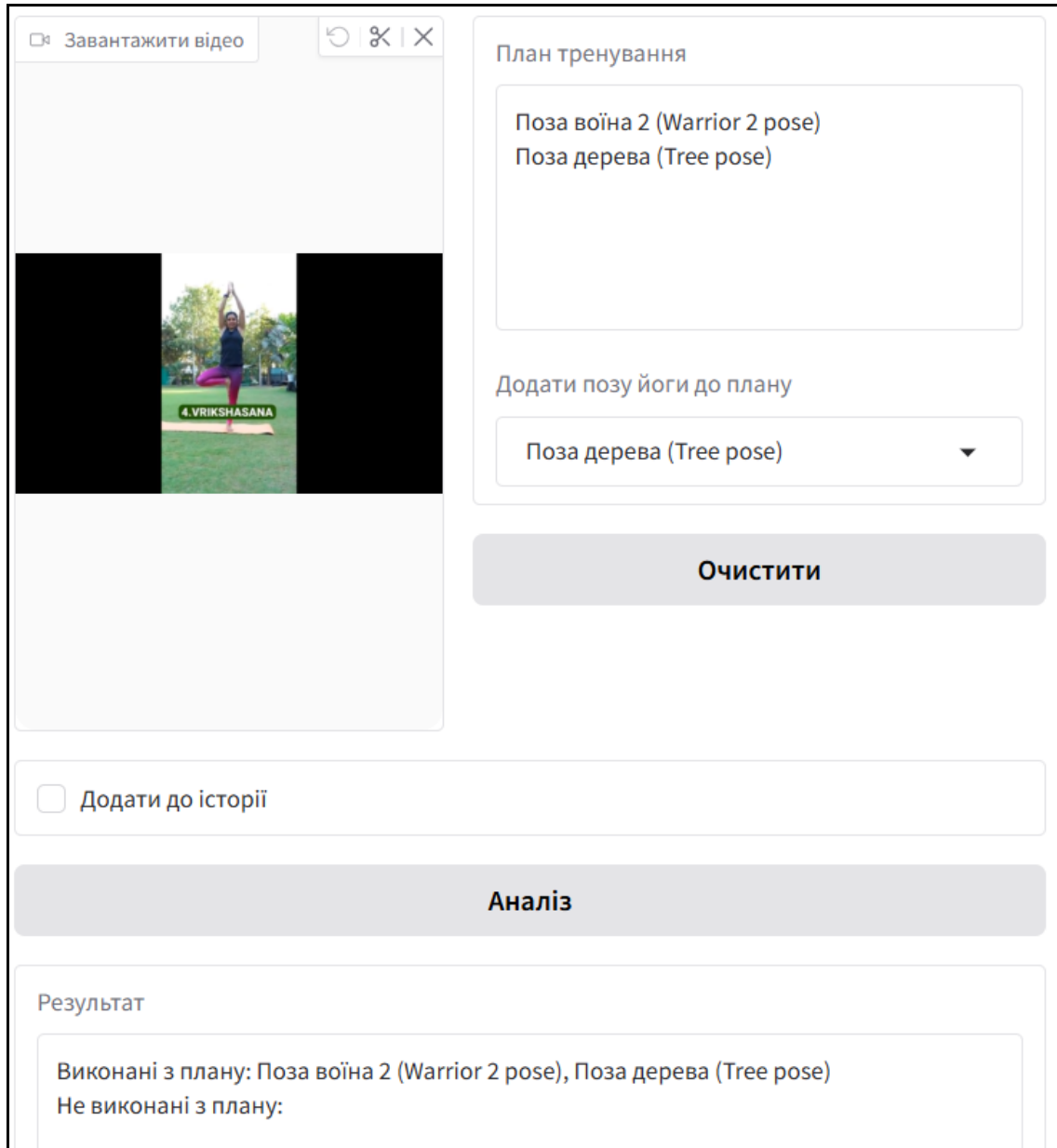


Рисунок 3.9 – Результат роботи системи під час відеоаналізу

Отримані результати свідчать про здатність розробленого програмного забезпечення ефективно працювати з реальними відеоданими та забезпечувати автоматизований контроль виконання вправ користувачем. Результат роботи системи під час аналізу першого тестового відео наведено на рисунку 3.7. За результатами першого експерименту всі асани були

класифіковані правильно. Пропущених або помилково визначених поз виявлено не було.

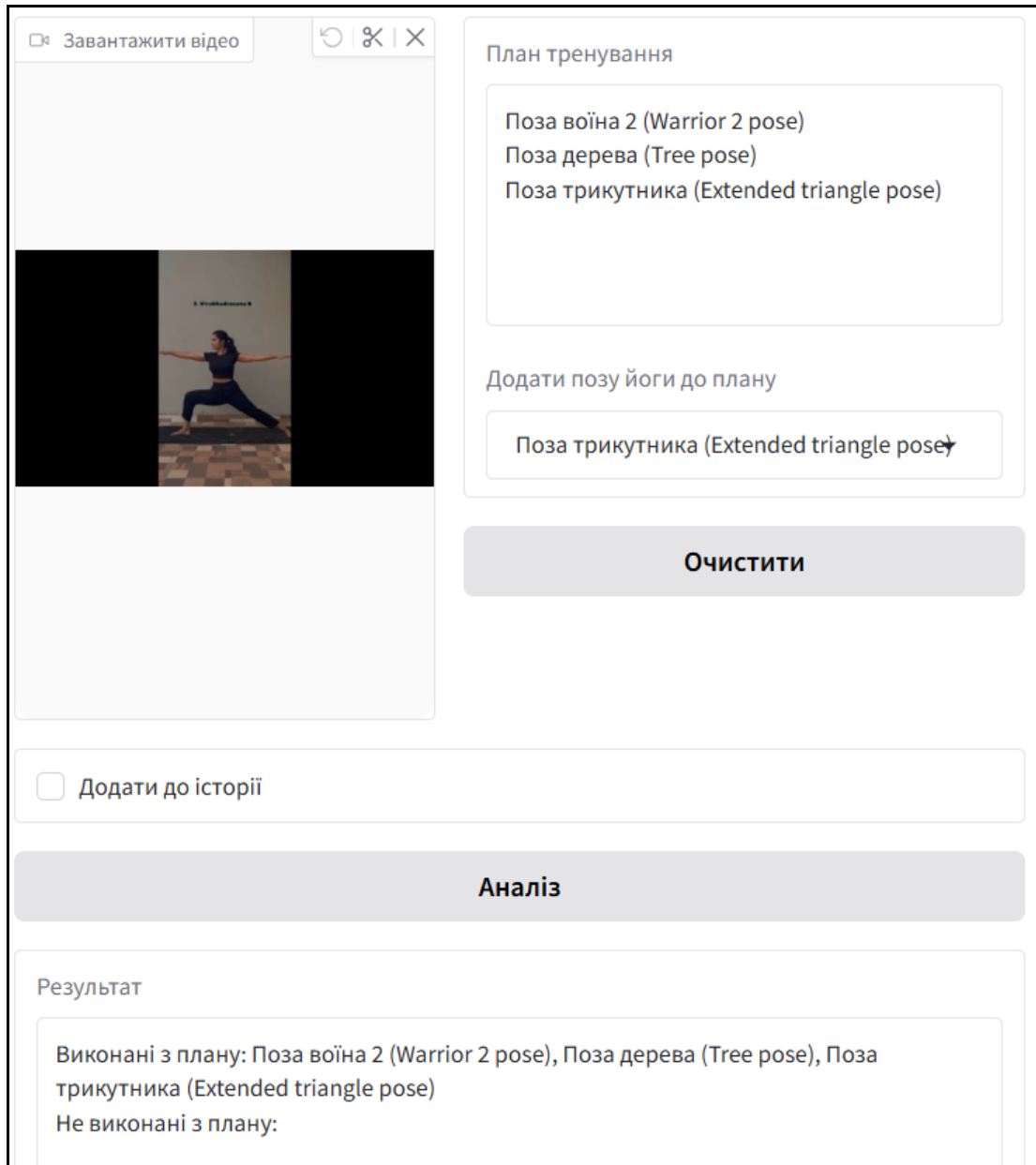


Рисунок 3.10 – Результат роботи системи під час відеоаналізу

Друге тестове відео тривалістю 5 секунд містило дві йога-асани: «Поза дерева» (Tree pose) та «Поза воїна 2» (Warrior 2 pose). Результати тестування також продемонстрували успішне розпізнавання всіх асан без помилкових класифікацій (рисунок 3.9).

Третє експериментальне дослідження проводилось на відеозаписі, що містив три йога-асани: «Поза дерева» (Tree pose), «Поза трикутника» (Extended triangle pose) та «Поза воїна 2» (Warrior 2 pose). У результаті аналізу всі асани

були успішно розпізнані та правильно зіставлені із сформованим планом тренування. Результати роботи системи наведено на рисунку 3.10.

Отримані результати підтверджують ефективність використання моделі EfficientNetB0 для задач автоматизованого розпізнавання та класифікації йога-асан у відеопотоці. Водночас потенційні помилки класифікації можуть виникати у випадках схожості окремих поз, складного фону, недостатнього освітлення, низької якості відео або часткового перекриття тіла користувача.

Отримані результати експериментального дослідження підтвердили досягнення поставленої мети та продемонстрували ефективність запропонованого підходу до розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком. Проведене порівняння моделей EfficientNetB0, ResNet50 та MobileNetV2 дозволило комплексно оцінити їхню ефективність за основними показниками якості класифікації, здатністю до узагальнення та витратами часу на навчання. Аналіз отриманих результатів показав, що всі досліджувані архітектури здатні успішно вирішувати задачу класифікації йога-асан, проте демонструють різну якість роботи залежно від особливостей побудови нейромережі.

Найкращі результати продемонструвала модель ResNet50, яка забезпечила значення Accuracy 0,91 та F1-score 0,90. Отримані показники свідчать про високу точність розпізнавання, незначну кількість помилкових класифікацій та хорошу здатність моделі узагальнювати інформацію на даних, що не використовувалися під час навчання. Аналіз матриць плутанини та графіків функції втрат додатково підтвердив стабільність роботи моделі та її перевагу над іншими досліджуваними архітектурами. Водночас EfficientNetB0 продемонструвала збалансоване співвідношення між якістю класифікації та обчислювальними витратами, тоді як MobileNetV2 забезпечила найменший час навчання, проте поступилася іншим моделям за точністю розпізнавання.

Додаткове тестування програмної системи на реальних відеозаписах виконання йога-асан показало коректне розпізнавання послідовностей поз та їх правильне зіставлення з планом тренування. Це підтвердило працездатність

реалізованої програмної системи не лише на окремих зображеннях, а й в умовах аналізу відеопотоку, наближених до реального використання. Таким чином, гіпотеза дослідження щодо ефективності застосування згорткових нейронних мереж із використанням технологій transfer learning та fine-tuning для забезпечення високої точності розпізнавання й класифікації йога-асан була підтверджена експериментально. Отримані результати свідчать про доцільність використання розробленого методу як складової інтелектуальних систем підтримки персоналізованого тренувального процесу та створюють передумови для його подальшого вдосконалення й практичного впровадження.

3.4 Обговорення обмежень методу та напрями вдосконалення

Розроблений метод продемонстрував високі показники точності під час експериментального дослідження, однак існують умови, за яких точність розпізнавання може знижуватися.

Першим фактором, що впливає на точність класифікації є залежність від якості вхідного відео. Оскільки класифікація здійснюється на основі окремих кадрів, погане освітлення, розмитість зображення, низька роздільна здатність відео або цифрові шуми можуть ускладнювати процес класифікації, що призводить до появи помилкових передбачень.

Другим фактором є зміна ракурсу зйомки. Модель навчалася на зображеннях із певними положеннями камери, тому значне відхилення від типових ракурсів може погіршувати якість класифікації.

Ще одним джерелом помилок є схожість окремих йога-асан. Найбільша кількість хибних класифікацій в даному випадку спостерігалася між позами йога-асанами «Планка» та «Бокова планка», що підтверджується матрицями плутанини (рисунки 3.1 – 3.3).

Для підвищення якості доцільно розширити навчальний набір даних за рахунок більшої кількості прикладів із різними умовами освітлення, фонами, ракурсами та користувачами різного рівня підготовки. Перспективним напрямом

є також використання методів оцінювання пози людини (англ. Pose Estimation), які дозволяють аналізувати координати ключових точок тіла та зменшувати вплив фону на результати класифікації.

3.5 Висновки до 3 розділу

У третьому розділі було реалізовано інтелектуальну систему розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору у вигляді вебзастосунку, що забезпечує завантаження відеозаписів тренувань, формування плану занять, автоматизований аналіз відеопотоку, визначення виконаних асан та збереження історії тренувань користувача.

Для реалізації системи використано мову програмування Python, бібліотеки TensorFlow, Keras, OpenCV та фреймворк Gradio, а також платформу Google Colab для навчання нейромережових моделей.

У межах експериментального дослідження проведено порівняння моделей EfficientNetB0, ResNet50 та MobileNetV2. Встановлено, що найвищі показники точності класифікації продемонструвала модель ResNet50, яка досягла значення accuracy 0,91 та F1-score 0,90.

Результати тестування на реальних відеозаписах підтвердили якість розробленої системи. У всіх проведених експериментах система успішно розпізнала асани та коректно зіставила їх із планом тренування. Виявлено, що основними факторами, які можуть негативно впливати на якість класифікації, є низька якість відео, зміна ракурсу зйомки та схожість окремих йога-асан.

Перспективними напрямками подальшого вдосконалення є розширення навчального набору даних, використання методів оцінювання пози людини (англ. Pose Estimation). Отримані результати підтверджують ефективність запропонованого методу та доцільність використання нейромережових засобів і комп'ютерного зору для розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком для персоналізації тренувального процесу.

Загальні висновки

Було досягнуто мету кваліфікаційної роботи, що полягала в підвищенні якості персоналізованого тренувального процесу шляхом підвищення точності розпізнавання та класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору.

Для досягнення поставленої мети було проаналізовано існуючі інформаційні моделі, теоретичні підходи, наукові публікації та готові програмні рішення у сфері автоматизованого розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком; формалізовано задачу розпізнавання й класифікації йога-асан у відеопотоці, визначено вхідні та вихідні дані, а також побудовано математичну модель процесу; розроблено метод розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору для персоналізації тренувального процесу, що базується на покадровому аналізі із циклічною обробкою кадрів і відбором достовірних результатів за порогом впевненості; реалізовано інтелектуальну інформаційну систему у вигляді вебзастосунку для впровадження, тестування та дослідження запропонованого методу за допомогою таких сучасних інструментів розробки як мови програмування Python, фреймворку Gradio і бібліотек TensorFlow, Keras та OpenCV; проведено комплексне експериментальне дослідження розробленого методу та реалізованої системи.

У межах дослідження було спроектовано нейромережеву архітектуру та проведено навчання і порівняльний аналіз кількох глибоких згорткових нейронних мереж на відкритому датасеті із платформи Kaggle, що охоплює 8 класів асан. За результатами експериментів найкращу якість класифікації продемонструвала модель ResNet50 без аугментації даних, яка досягла метрики Accuracy 0.91, Precision 0.90, Recall 0.90 та F1-score 0.90, проте вимагала найбільше часу на навчання. Оптимальний баланс між швидкістю та точністю показала модель EfficientNetB0 (Accuracy 0.90, F1-score 0.89), яка й була інтегрована в підсумкову програмну систему.

Тестування розробленого вебзастосунку на реальних відеозаписах тренувань підтвердило якість та стабільність роботи системи. Інтелектуальна система успішно впоралася із завантаженням відеофайлів, автоматично розпізнала послідовно виконувані асани у відеопотоці та безпомилково зіставила їх із попередньо сформованим користувачем планом тренування. Аналіз матриць плутанини виявив деякі недоліки методу: найбільша кількість помилкових спрацювань спостерігалася під час розмежування візуально схожих асан (в даному випадку це йога-асани «Планка» та «Бокова планка») через подібне положення корпусу і рук, що дещо ускладнювало аналіз. Проте загалом модель продемонструвала високу узагальнювальну здатність.

Практичне значення отриманих результатів полягає у створенні доступного, автоматизованого та зручного інструментарію для самостійних практиків йоги та тренерів. Запропонований підхід дозволяє розгортати персоналізований цифровий тренінг, забезпечуючи об'єктивний контроль якості виконання вправ, зворотний зв'язок у реальному часі, зниження ризиків травмування та адаптацію навантаження під індивідуальний прогрес користувача без постійної присутності інструктора.

Перспективами подальшого розвитку роботи є розширення навчального датасету, а також інтеграція методів оцінювання пози людини (англ. Pose Estimation) на основі аналізу координат ключових точок скелета, що дозволить мінімізувати вплив фону й суттєво підвищить точність оцінювання геометричної коректності виконання вправ.

Перелік посилань

1. Beyond Asana: redefining the way we look at posture. *The Institute of Yoga SportsScience*. URL: <https://www.yogasportscience.com/single-post/beyond-asana-redefining-the-way-we-look-at-posture> (дата звернення: 03.06.2026).
2. Nichols H. Yoga: methods, types, philosophy, and risks. *Medical and health information|MedicalNewsToday*. URL: <https://www.medicalnewstoday.com/articles/286745#philosophy> (дата звернення: 30.04.2026).
3. What are yoga asanas?. *Yoga International*. URL: <https://yogainternational.com/article/view/yoga-asanas/?srltid=AfmBOoqHTOKXiJJXkwa-P8kwqegQSXbfEUi7X-Ljk7P5MUGTDSfkd-bk> (дата звернення: 09.05.2026).
4. Типи асан. *Ukrainian Federation of Yoga - Yoga School*. URL: <https://www.in.yoga/tipi-asan/> (дата звернення: 30.04.2026).
5. Yoga-asanas-acroyoga-yoga-position. *Pixabay*. URL: <https://pixabay.com/photos/yoga-asanas-acroyoga-yoga-position-7279231/> (дата звернення: 03.06.2026).
6. Triangle pose yoga asana yoga pose. *Pixabay*. URL: <https://pixabay.com/photos/triangle-pose-yoga-asana-yoga-pose-2653589/> (дата звернення: 03.06.2026).
7. People-woman-yoga-mat-meditation. *Pixabay*. URL: <https://pixabay.com/photos/people-woman-yoga-mat-meditation-2557452/> (дата звернення: 03.06.2026).
8. Woman-yoga-asana-plank-exercise. *Pixabay*. URL: <https://pixabay.com/photos/woman-yoga-asana-plank-exercise-8102229/> (дата звернення: 03.06.2026).
9. Індивідуальні фітнес-рішення. *Modun Leadman Fitness*. URL: <https://www.leadmanfitness.com/uk/news/tailored-fitness-solutions.html> (дата звернення: 09.05.2026).
10. Штучний інтелект для фітнесу або тренер: майбутнє особистого фітнесу. *Zfort Group*. URL: <https://www.zfort.com.ua/blog/shtuchnii-intelekt-dlya-fitnessu-abo-trener-maibutnye-osobistogo-fitnessu> (дата звернення: 09.05.2026).

11. Video analysis algorithms in computer vision. *Advanced articles for cutting-edge robotics & av engineers*. URL: <https://www.thinkautonomous.ai/blog/computer-vision-from-image-to-video-analysis/> (дата звернення: 03.06.2026).

12. Data preprocessing techniques for annotated computer vision data *Ultralytics Docs*. URL: https://docs.ultralytics.com/guides/preprocessing_annotated_data#normalizing-pixel-values (дата звернення: 03.06.2026).

13. Yoga posture recognition by detecting human joint points in real time using microsoft kinect / M. U. Islam, H. Mahmud, F. B. Ashraf, I. Hossain, M. K. Hasan // *2017 IEEE Region 10 Humanitarian Technology Conference (R10-HTC)*, 21–23 Dec. 2017 : conference paper. IEEE, 2018. P. 668–673. URL: https://www.researchgate.net/publication/323203199_Yoga_posture_recognition_by_detecting_human_joint_points_in_real_time_using_microsoft_kinect (дата звернення 03.06.2026)

14. Основні типи нейронних мереж. *Репозитарій Вінницького національного технічного університету*. URL: <https://ir.lib.vntu.edu.ua/bitstream/handle/123456789/37627/18204-64580-1-PB.pdf?sequence=1> (дата звернення: 10.05.2026).

15. Feedforward neural network. *GeeksforGeeks*. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/deep-learning/feedforward-neural-network/> (дата звернення: 11.06.2026).

16. Introduction to recurrent neural networks. *GeeksforGeeks*. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/introduction-to-recurrent-neural-network/> (дата звернення: 11.06.2026).

17. Introduction to convolution neural network. *GeeksforGeeks*. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/introduction-convolution-neural-network/> (дата звернення: 11.06.2026).

18. Residual networks (resnet). *GeeksforGeeks*. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/deep-learning/residual-networks-resnet-deep-learning/> (дата звернення: 02.06.2026).

19. VGG-Net Architecture Explained. *Medium*.
<https://medium.com/@siddheshb008/vgg-net-architecture-explained-71179310050f>
 (дата звернення 02.06.2026)
20. What Is Mobilenet V2? *GeeksforGeeks*. URL:
<https://www.geeksforgeeks.org/computer-vision/what-is-mobilenet-v2/>
 (дата звернення: 02.06.2026).
21. DenseNetExplained. *GeeksforGeeks*. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/computer-vision/densenet-explained/> (дата звернення: 02.06.2026).
22. Efficientnet Architecture. *GeeksforGeeks*.
<https://www.geeksforgeeks.org/computer-vision/efficientnet-architecture/> (дата звернення 02.06.2026)
23. EfficientNet: Smarter, Not Just Bigger, Neural Networks. *Medium*. URL:
<https://medium.com/@kdk199604/efficientnet-smarter-not-just-bigger-neural-networks-94db3e2f8699> (дата звернення 04.05.2026).
24. An Efficient Deep Convolutional Neural Network Model For Yoga Pose Recognition Using Single Images / S. K. Yadav, A. Shukla, K. Tiwari, H. M. Pandey, S. A. Akbar. 2023. *arXiv:2306.15768 [cs.CV]*. URL: <https://arxiv.org/abs/2306.15768>
25. Comprehensive Analysis of Pose Estimation and Machine Learning Classifiers for Precise Yoga Pose Detection and Classification / J. H. Meghana, H. K. Chethan, K. S. S. Kumar, S. P. S. Prakash. *Procedia Computer Science*. 2025. Vol. 258. P. 3345–3356. URL:
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050925016965> (дата звернення: 04.05.2026).
26. Astuti A. D. Yoga Pose Rating using Pose Estimation and Cosine Similarity / A. D. Astuti, T. Karlita, R. Asmara. *Jurnal Ilmu Komputer dan Informasi*. 2023. Vol. 16, № 2. P. 115–124. URL: <https://doi.org/10.21609/jiki.v16i2.1151> (дата звернення: 04.05.2026).
27. Raigonda M. R. A Novel Approach to Classify Yoga Poses by Employing Convolutional Neural Network / M. R. Raigonda, R. Bainoor // *Journal of Engineering and Technology Management*. 2024. URL: <https://jet-m.com/wp-content/uploads/33-JETM8894.pdf> (дата звернення: 04.05.2026).

28. Exploring the Use of Contrastive Language-Image Pre-Training for Human Posture Classification: Insights from Yoga Pose Analysis / A. D. Dobrzycki, A. M. Bernardos, L. Bergesio, A. Pomirski, D. Sáez-Trigueros. *Mathematics*. 2024. Vol. 12, iss. 1. Art. 76. DOI: <https://doi.org/10.3390/math12010076> (дата звернення: 04.05.2026).

29. Yoga AI – Personal Trainer. *Google Play*. URL: <https://play.google.com/store/apps/details?id=com.tlt.androidapps.yogaai&hl=uk> (дата звернення 10.05.26)

30. Yoga AI – Personal Trainer. *Google Play*. URL: https://play-lh.googleusercontent.com/Ao0KzerNU5bnDxdFJeXzjHcaN3OsUZ3qenJ9wYvttjed9A5mYvRYDLa_yrkzlkvhB0KUbczsTKbzFK4nh3W9_A=w5120-h2880-rw (дата звернення 10.05.26)

31. The Movement Coach – AI-based Movement Tracking by Skill Yoga. *Skill Yoga*. URL: <https://skill-yoga.blog/the-movement-coach/> (дата звернення 10.05.26)

32. The Movement Coach. *Skill Yoga*. URL: https://i0.wp.com/skill-yoga.blog/wp-content/uploads/2021/05/MC_Program-Launch-CRM.jpg?w=900&ssl=1 (дата звернення 10.05.26)

33. What is transfer learning? *IBM*. URL: <https://www.ibm.com/think/topics/transfer-learning> (дата звернення: 01.06.2026).

34. What Is Fine-Tuning? *Coursera*. URL: <https://www.coursera.org/articles/what-is-fine-tuning> (дата звернення : 01.06.2026).

35. 8-yoga-pose. *Kaggle*. URL: <https://www.kaggle.com/datasets/mohiuddin2531/8-yoga-pose> (дата звернення: 07.05.2026).

36. Accuracy. Machine learning glossary. *Google for Developers*. URL: <https://developers.google.com/machine-learning/glossary#accuracy> (дата звернення: 02.06.2026).

37. Precision. Machine learning glossary. *Google for Developers*. URL: <https://developers.google.com/machine-learning/glossary#precision> (дата звернення: 02.06.2026).

38. Recall. Machine learning glossary. *Google for Developers*. URL: <https://developers.google.com/machine-learning/glossary#recall> (дата звернення: 02.06.2026).

39. F1. Machine learning glossary. *Google for Developers*. URL: <https://developers.google.com/machine-learning/glossary#f1> (дата звернення: 02.06.2026).

40. Machine learning with python tutorial. *GeeksforGeeks*. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/machine-learning/machine-learning-with-python/> (дата звернення: 23.05.2026).

41. How to use google colab. *GeeksforGeeks*. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/websites-apps/how-to-use-google-colab/> (дата звернення: 23.05.2026).

42. Використання Keras через tf.keras в TensorFlow | Заняття 5. *MikroTik-NTUU-KPI*. URL: <https://mikrotik.kpi.ua/index.php/courses-list/ml/124-using-keras-via-tf-keras-in-tensorflow-lecture-5> (дата звернення: 23.05.2026).

43. What is OpenCV Library? *GeeksforGeeks*. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/computer-vision/opencv-overview/> (дата звернення: 22.05.2026).

44. Kumar J. What is gradio? Build AI apps with simple python tools. *Simplilearn.com*. URL: <https://www.simplilearn.com/what-is-gradio-article> (дата звернення: 22.05.2026).

ДОДАТКИ

Додаток А

Програмні коди

Вихідний код, використаний у дослідженні, доступний у репозиторії GitHub: <https://github.com/mdanya31/yoga-pose-classification/tree/main>

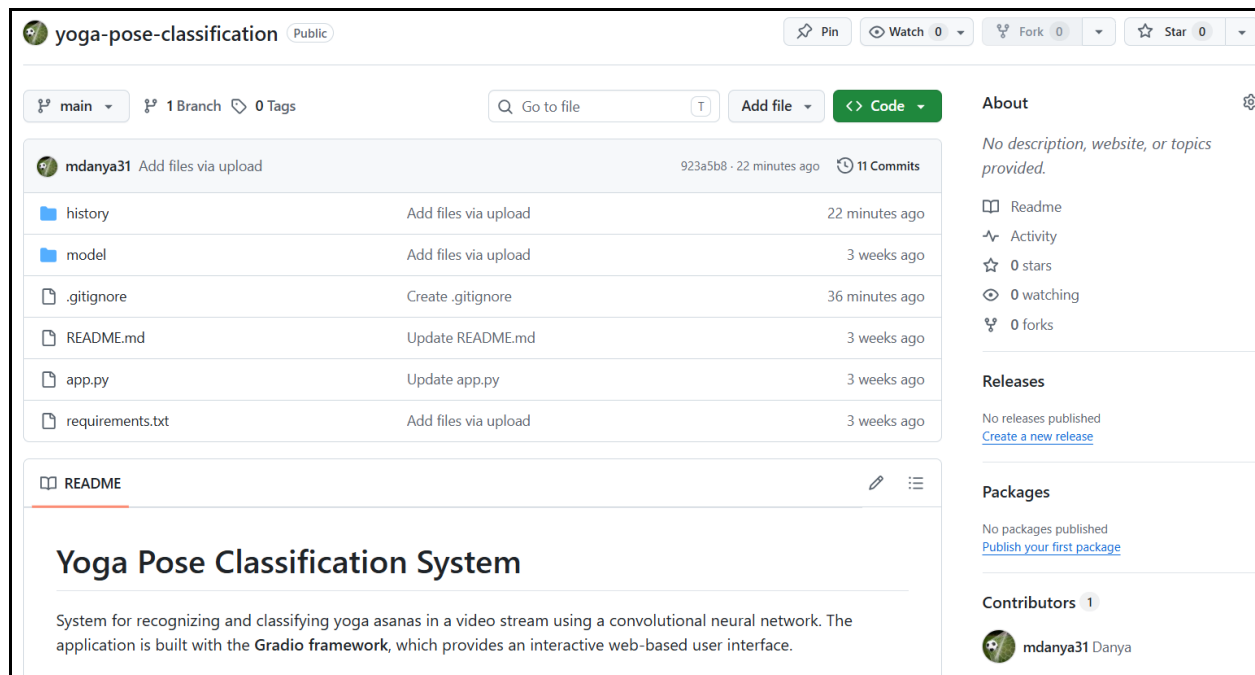


Рисунок А.1 – Головна сторінка репозиторію

Структура репозиторію наступна:

- модуль моделі (model). Містить попередньо натреновану модель глибокого навчання, що використовується для розпізнавання та класифікації асан йоги у відеопотоці;
- модуль збереження історії (history). Містить файли для збереження історії тренувань і результатів аналізу відео, сформованих під час роботи системи;
- основний модуль застосунку (app.py). Реалізує логіку роботи системи, завантаження та обробку відеопотоку, класифікацію асан за допомогою нейронної мережі, формування тренувального плану, збереження історії тренувань і взаємодію користувача з веб-інтерфейсом;
- модуль залежностей (requirements.txt). Містить перелік програмних бібліотек і пакетів, необхідних для встановлення та коректної роботи застосунку;
- файл конфігурації Git (.gitignore). Містить перелік файлів і каталогів, які не відстежуються системою контролю версій Git;

Додаток Б

Презентаційний матеріал

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА

МЕТОД РОЗПІЗНАВАННЯ Й КЛАСИФІКАЦІЇ ЙОГА-АСАН ЗА ВІДЕОПОТОКОМ ЗАСОБАМИ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ ДЛЯ ПЕРСОНАЛІЗАЦІЇ ТРЕНУВАЛЬНОГО ПРОЦЕСУ



Виконав:
студент групи КН-22-2
Даніїл МИХАЙЛЕЦЬ



Керівник:
Ph.D., старший викладач каф. КН
Олена СОБКО

Актуальність

У сучасних умовах стрімкого розвитку цифрових технологій та систем штучного інтелекту все більшої популярності набувають інтелектуальні рішення для автоматизації аналізу фізичної активності людини. Особливої актуальності це набуває у сфері фітнесу та здорового способу життя. Йога є одним із найбільш поширених напрямів фізичної активності, що поєднує розвиток гнучкості, сили та координації.

Застосування методів комп'ютерного зору та глибокого навчання для автоматичного розпізнавання й класифікації йога-асан у відеопотоці відкриває можливості для аналізу тренувальної активності користувача. Це дозволяє формувати інформацію про виконані асани, відстежувати структуру тренування та використовувати ці дані для подальшої персоналізації занять.

Мета і задачі роботи

Об'єкт дослідження – процес автоматизованого аналізу відеопотоку для розпізнавання рухів людини.

Предмет дослідження – методи та алгоритми розпізнавання і класифікації йога-асан на основі технологій комп'ютерного зору.

Метою кваліфікаційної роботи бакалавра є підвищення якості персоналізованого тренувального процесу шляхом підвищення точності розпізнавання та класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору.

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

- проаналізувати існуючі підходи до розпізнавання та класифікації йога-асан за відеопотоком;
- формалізувати розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком;
- розробити метод розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору для персоналізації тренувального процесу;
- реалізувати інтелектуальну інформаційну систему для впровадження та дослідження запропонованого методу;
- провести експериментальне дослідження розробленого методу для оцінки точності і ефективності розпізнавання та класифікації йога-асан у відеопотоці.

Метод розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком

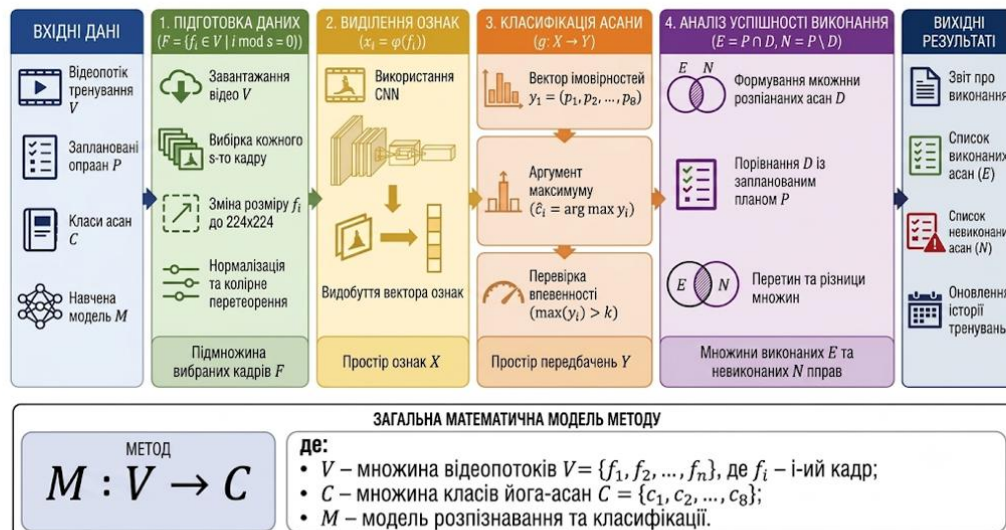
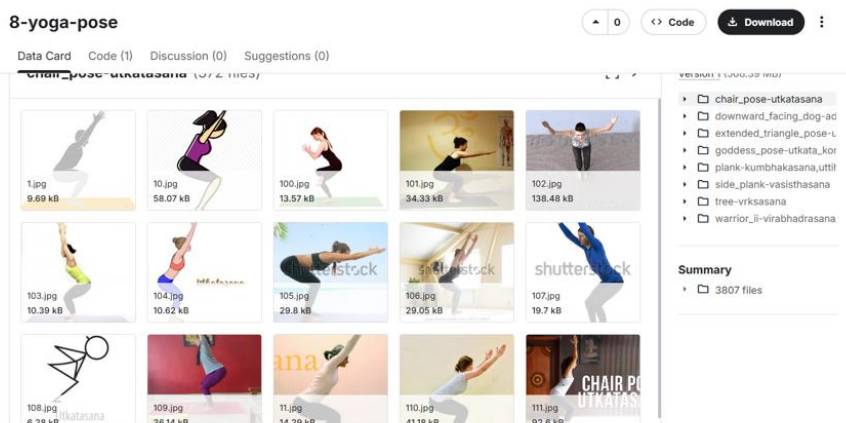


Схема отримання нейромережевої моделі для розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком

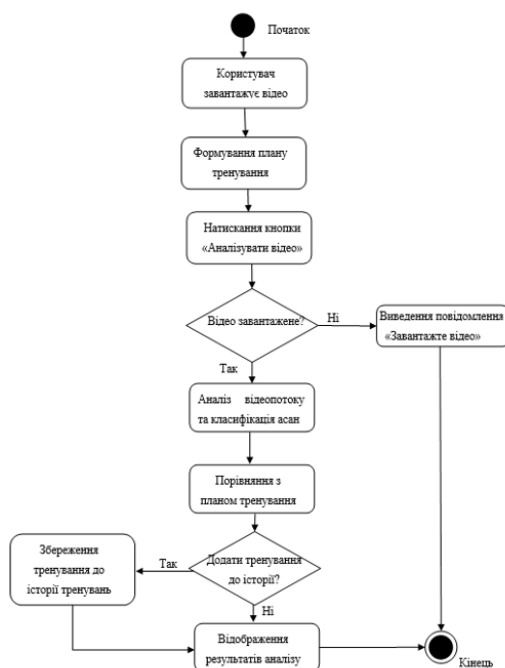


Датасет для навчання нейромережевої моделі

Для навчання нейромережевої моделі розпізнавання та класифікації йога-асан було використано датасет «8 Yoga Pose Dataset», що доступний на платформі Kaggle. Датасет охоплює 8 класів йога-асан і налічує близько 3800 зображень.



Діаграма активності



Програмна система

Завантажити відео

План тренування

Поза воїна 2 (Warrior 2 pose)
 Поза дерева (Tree pose)

Додати позу йоги до плану

Поза дерева (Tree pose)

Очистити

☒ Додати до історії

Аналіз

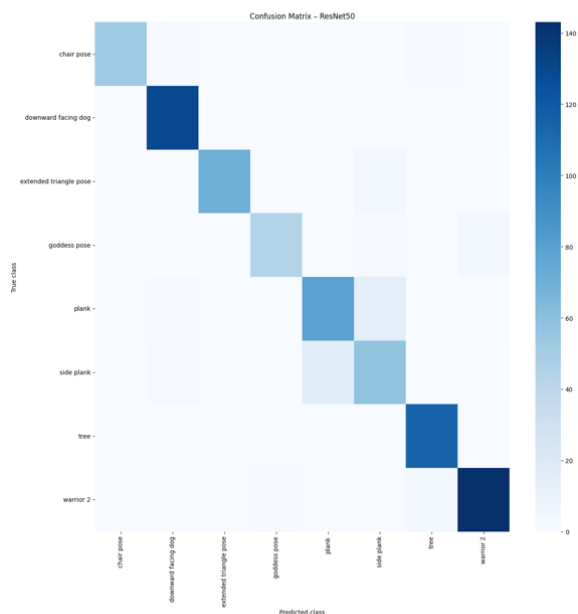
Результат

Виконані з плану: Поза воїна 2 (Warrior 2 pose), Поза дерева (Tree pose)
 Не виконані з плану:

Історія

2026-05-27 | Виконані пози: Поза воїна 2 (Warrior 2 pose), Поза дерева (Tree pose) | Тривалість: 6 сек

Експериментальне дослідження



Висновки

Мету кваліфікаційної роботи досягнуто — підвищено якість персоналізованого тренувального процесу шляхом розроблення методу розпізнавання та класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору.

У ході роботи було:

- проаналізовано існуючі підходи та програмні рішення для розпізнавання йога-асан;
- розроблено математичну модель і метод розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору для персоналізації тренувального процесу;
- створено інтелектуальну систему у вигляді вебзастосунку;
- проведено експериментальні дослідження та порівняльний аналіз нейромережових моделей.

За результатами дослідження модель забезпечила Ассигасу 0,9 та була інтегрована до розробленої системи. Тестування підтвердило коректність, стабільність і практичну придатність запропонованого підходу для автоматизованого супроводу тренувань йоги.



Anti-Plagiarism (http://ap.km.ua) v-16.718

Максимальне співпадіння з одним документом 4.0%

Словники перевірки: UA, US, RU. Помилки в документах: 15%

ID: 275985 Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору для персоналізації тренувального процесу Додано в БД: 2026-06-18 Автора: Даніїл МИХАЙЛЕЦЬ Керівники: Олена СОБКО Консультанти: Опоненти:	Документ		Сумарний збіг по Базі Даних	
	Символи	Лексеми	Символи	Лексеми
	85438	689	6682 (8%)	76 (11%)

Джерело плагіату

ID	Опис	Наявність плагіату в документі	
		Символи	Лексеми

Протокол аналізу звіту подібності науковим керівником

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

Автор: Даніїл МИХАЙЛЕЦЬ

Співавтор:

Назва: КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА БАКАЛАВРА на тему Метод розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору для персоналізації тренувального процесу

Науковий керівник: Олена СОБКО, Ph.D., ст. викл. каф. КН

Підрозділ: Кафедра комп'ютерних наук

Коефіцієнт подібності 1: 6%

Коефіцієнт подібності 2: 1.87%

Мікропробіли: 0

Заміна букв: 5

Інтервали: 0

Білі знаки: 6

Дата створення звіту: 2026-06-18 21:43:41.0

Після аналізу Звіту подібності констатую наступне:

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

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

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

Обґрунтування:

2026-06-18

Дата

експерт

Лег. Всьмий Г.Г. *ЛГ*

РІШЕННЯ ЕКСПЕРТНОЇ КОМІСІЇ КАФЕДРИ КОМП'ЮТЕРНИХ НАУК

ПРО ДОПУСК КВАЛІФІКАЦІЙНОЇ РОБОТИ ДО ЗАХИСТУ

Назва кваліфікаційної роботи Метод розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору для персоналізації тренувального процесу

Автор студент групи КН-22-2 Данііл МИХАЙЛЕЦЬ

Освітня програма Комп'ютерні науки

Рівень вищої освіти перший (бакалаврський)

Спеціальність 122 – Комп'ютерні науки

Науковий керівник: ст. викладач каф. КН, д-р філософії Олена СОБКО

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

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

Підтвердження:

Запозичення, виявлені в роботі Данііла Михайльця, 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.

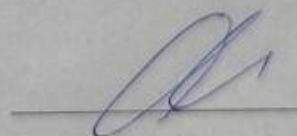
Обсяг запозичень, визначений системами виявлення збігів/ідентичності/схожості:

- за системою Anti-Plagiarism: 4%;

- за системою StrikePlagiarism КПІ: 6%.

18.06.2026

Завідувач кафедри



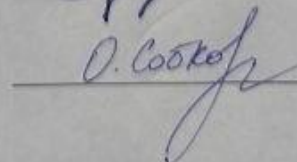
Олександр БАРМАК

Гарант освітньої програми



Олександр МАЗУРЕЦЬ

Керівник кваліфікаційної роботи



Олена СОБКО



ВІДГУК НАУКОВОГО КЕРІВНИКА на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента гр. КН-22-2 Михайльця Даніїла Романовича

за темою Метод розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору для персоналізації тренувального процесу

1. Актуальність теми

Тема роботи є актуальною передусім через практичну потребу у розпізнавання та класифікації йога-асан за відеопотоком. Вона добре вписується у сучасний розвиток комп'ютерного зору у спортивно-оздоровчих застосунках, де важливими є якість даних, обґрунтований вибір моделі та зрозуміле пояснення результатів. Проблема, розглянута у роботі, не є ізольованою: вона пов'язана з потребою автоматизувати складні процеси аналізу й зробити результати більш стабільними та відтворюваними.

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

Об'єкт і предмет дослідження відповідають предметній області стандарту спеціальності 122 Комп'ютерні науки. У роботі використано методи комп'ютерного зору та нейромережевої класифікації, здійснено аналіз даних, реалізовано програмну складову та проведено перевірку результатів. У роботі наявні як теоретичний, так і практичний компоненти, що є суттєвим для кваліфікаційної роботи бакалавра. Застосування інтелектуальних методів у межах теми метод розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору для персоналізації тренувального процесу є обґрунтованим і відповідає очікуваним компетентностям спеціальності.

3. Професійні та особистісні якості бакалавра

Під час роботи студент продемонстрував відповідальність і спокійну послідовність у виконанні завдань. Здобувач не уникав складних етапів, уважно ставився до рекомендацій і поступово доводив роботу до завершеного вигляду. Професійні якості проявилися у вмінні організувати роботу з джерелами, даними та програмною реалізацією. Особистісно студент проявив дисциплінованість і наполегливість.

4. Ступінь самостійності під час виконання кваліфікаційної роботи

Робота виконана самостійно. Ключові рішення щодо методу, даних і реалізації були опрацьовані ним послідовно. Робота не виглядає механічним повторенням готових

рішень: у ній видно власне опрацювання предметної області та спробу адаптувати метод до конкретної задачі.

5. Ступінь оволодіння методами дослідження

Здобувач продемонстрував належний рівень володіння методами дослідження: від аналізу джерел до експериментальної перевірки. Використання методи комп'ютерного зору та нейромережевої класифікації є обігрунтованим для поставленої задачі. Важливо, що використані методи не подані як самоціль. Вони застосовані для розв'язання конкретної задачі, пов'язаної з темою метод розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору для персоналізації тренувального процесу, що підвищує переконливість роботи.

6. Повнота та якість розкриття теми роботи

Розкриття теми є послідовним. Сильним боком роботи є зв'язок між поставленою проблемою, вибраними даними (відеопослідовності рухів, пози тіла та класи асан) і запропонованим технічним рішенням. Матеріал розкрито послідовно й достатньо глибоко. Окремі питання могли б бути розглянуті ширше, однак основні складові теми представлені й логічно пов'язані між собою.

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

Виклад є послідовним, без помітних логічних розривів. Термінологія використовується коректно, хоча окремі пояснення могли б бути лаконічнішими. Літературна грамотність і структурна впорядкованість роботи є належними.

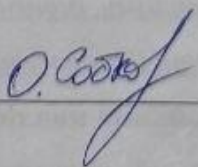
8. Можливість практичного застосування кваліфікаційної роботи бакалавра, окремих її частин

Практичне застосування результатів можливе у сфері персоналізації тренувального процесу й контролю правильності виконання вправ. Створене програмне рішення та запропонована логіка побудови методу можуть слугувати прототипом і основою для подальших прикладних розробок.

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

Робота є завершеною, достатньо аргументованою і відповідає спеціальності 122 Комп'ютерні науки. Допускається до захисту, рекомендована оцінка « Відмінно ».

Керівник _____



ст. викладач каф. КН, д-р філософії Олена СОБКО



РЕЦЕНЗІЯ

на кваліфікаційну роботу бакалавра

студента гр. КН-22-2 Михайльця Даніїла Романовича

за темою: Метод розпізнавання й класифікації йога-асан за відеопотоком засобами комп'ютерного зору для персоналізації тренувального процесу

1. Актуальність обраної теми

Актуальність обраної теми зумовлена стрімким поширенням технологій штучного інтелекту в системах аналізу рухової активності та підтримки фізичної підготовки. У роботі досліджується завдання, яке потребує не лише високої якості автоматичного розпізнавання, а й забезпечення надійності отриманих оцінок для подальшого практичного використання. Сучасні тенденції розвитку комп'ютерного зору свідчать про зростання попиту на інтелектуальні засоби обробки відеоданих, здатні працювати з великими обсягами інформації в режимі реального часу. У цьому контексті запропонований підхід є цілком виправданим, оскільки традиційні методи аналізу дедалі частіше поступаються за ефективністю сучасним моделям машинного навчання.

2. Повнота розкриття мети та завдань роботи

Перший розділ має оглядово-аналітичний характер і вводить читача в контекст комп'ютерного зору у спортивно-оздоровчих застосунках. У другому розділі описано методичну частину: дані, етапи обробки, обрану модель та логіку оцінювання. Третій розділ присвячено реалізації й аналізу результатів, що дозволяє простежити завершеність роботи. Виклад матеріалу характеризується достатнім рівнем структурованості, що полегшує сприйняття змісту роботи та дозволяє простежити повний цикл виконаного дослідження. Кожний розділ виконує окрему функцію в загальній логіці дослідження та містить інформацію, необхідну для розуміння прийнятих технічних рішень. Така побудова роботи свідчить про системний підхід до дослідження та забезпечує прозорість процесу розроблення і перевірки запропонованого рішення, що є важливою вимогою до кваліфікаційних робіт бакалаврського рівня.

3. Зміст кожного розділу роботи

У роботі послідовно розглянуто предметну область, модельну частину і програмну реалізацію. Така побудова є зручною для оцінювання, оскільки видно, як вихідна проблема переходить у конкретне технічне рішення. Зміст розділів подано достатньо розгорнуто для бакалаврського рівня. Позитивним є те, що робота містить не тільки загальний огляд предметної області, а й пояснення особливостей даних, етапів обробки та критеріїв оцінювання. Опис розділів дозволяє зрозуміти, які саме дані використовувалися, які етапи обробки були необхідними та яким чином оцінювалася ефективність рішення. Для бакалаврської роботи це важливо, оскільки демонструє не тільки результат, а й методичну послідовність його отримання.

4. Оцінка розробленої інформаційної системи, її практична цінність

Практична цінність роботи полягає у створенні рішення, яке може бути використане не лише в межах дослідження, а й як основа для побудови прикладних

програмних засобів. Розроблений підхід спрямований на автоматизацію процесів, що традиційно потребують значних часових витрат і залежать від суб'єктивних оцінок людини. Це підвищує відтворюваність результатів та створює передумови для ефективнішого використання наявних ресурсів. Важливо, що автор розглядає запропоновану розробку не як ізольований програмний продукт, а як компонент, який може бути інтегрований у більш складні інформаційні системи. Отримані результати мають потенціал для подальшого розвитку шляхом розширення набору вхідних даних, удосконалення алгоритмічної складової та адаптації до нових сценаріїв застосування. Це свідчить про перспективність виконаної роботи та її придатність для подальших наукових і практичних досліджень.

5. Якість оформлення кваліфікаційної роботи бакалавра

Оформлення роботи відповідає вимогам до академічних досліджень і забезпечує комфортне сприйняття викладеного матеріалу. Структура тексту є впорядкованою, а послідовність викладу сприяє розумінню основних положень дослідження та отриманих результатів. Автор дотримується наукового стилю викладу, зберігаючи належний баланс між теоретичними поясненнями та технічними деталями.

6. Недоліки кваліфікаційної роботи бакалавра

У роботі корисним було б показати, як метод поводить себе на більш різноманітних даних або в складніших умовах застосування.

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

Робота виконана на належному науково-практичному рівні. Її можна рекомендувати до захисту з оцінкою « *добре* ».

Рецензент

*Ткачук Є.Т., д.т.н.,
проф. каф. кііс*

