

орієнтованого QoS як інструмента підвищення продуктивності й кіберстійкості програмно-визначених віртуалізованих мереж.

Література

1. Open vSwitch. URL: <https://www.openvswitch.org/> (date of access: 30.11.2025).
2. DPDK Support – Open vSwitch 3.6.90 documentation. Project. URL: <https://docs.openvswitch.org/en/latest/topics/dpdk/> (date of access: 30.11.2025).
3. Hossain T. Token Bucket Algorithm Explained. DEV Community. URL: <https://dev.to/0xtanzim/token-bucket-algorithm-explained-4ceo> (date of access: 30.11.2025).
4. Multilevel Queue (MLQ) CPU Scheduling - GeeksforGeeks. GeeksforGeeks. URL: <https://www.geeksforgeeks.org/operating-systems/multilevel-queue-mlq-cpu-scheduling/> (date of access: 30.11.2025).
5. Interactive cybersecurity training system based on simulation environments / D. Tymoshchuk et al. Measuring and computing devices in technological processes. 2024. No. 4. P. 215–220. URL: <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2024-80-26> (date of access: 30.11.2025).
6. Tymoshchuk D., Yatskiv V. Using hypervisors to create a cyber polygon. Measuring and computing devices in technological processes. 2024. No. 3. P. 52–56. URL: <https://doi.org/10.31891/2219-9365-2024-79-7> (date of access: 30.11.2025).

УДК 004.932.2:004.8

В.А. Готович, к.т.н., В.А. Курян

(Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна)

ДОСЛІДЖЕННЯ ЕФЕКТИВНОСТІ РОЗПІЗНАВАННЯ РУХІВ ЛЮДИНИ ЗА КООРДИНАТАМИ MEDIAPIPE POSE

V.A. Hotovych, Ph.D., V.A. Kurian

RESEARCH OF HUMAN MOTION RECOGNITION EFFICIENCY BASED ON MEDIAPIPE POSE COORDINATES

Системи автоматичного розпізнавання рухів людини є важливим напрямом розвитку сучасних інформаційних технологій. Зростаюча популярність безконтактних інтерфейсів, інтелектуальних систем моніторингу, спортивної аналітики та реабілітаційних комплексів зумовлює потребу у точних та швидких алгоритмах аналізу рухової активності. Окреме місце серед методів комп'ютерного зору займають підходи, які ґрунтуються на аналізі ключових точок тіла (landmarks). Такий підхід дозволяє отримувати компактне, інваріантне до освітлення та фонового шуму подання пози людини.

Одним із найбільш технологічно ефективних інструментів у цій сфері є бібліотека MediaPipe Pose, що забезпечує визначення 33 ключових точок тіла з високою точністю в реальному часі [1]. Її функціонування базується на поєднанні згорткових нейронних мереж та оптимізованих графів обчислення. У поєднанні з класичними алгоритмами машинного навчання це відкриває можливість створення легких, швидких та точних систем розпізнавання рухів [2].

У даній роботі проведено дослідження ефективності моделі, що класифікує рухи людини за координатами ключових точок тіла. Для досягнення поставленої мети реалізовано програмний комплекс, який виконує повний цикл аналізу рухів: від

обробки відео до навчання моделі та тестування в реальному часі. На відміну від багатьох існуючих систем, запропонований підхід не використовує повні RGB-зображення, а працює лише з координатами 3D-ландмарків – це зменшує розмір даних, пришвидшує обчислення та робить систему менш чутливою до фонові інформації.

Для побудови набору даних використовувались відеозаписи двох типів рухів: bending (нахил тулуба) і waving (махання рукою). Кожен відеофайл був автоматично розбитий на окремі кадри, з яких виділялися координати 33 точок тіла. Оскільки кожна точка має три координати – x, y та z – один кадр перетворювався на вектор із 99 числових ознак. Важливо, що ці координати нормалізовано відносно центру торсу, що дозволяє компенсувати зміну масштабу та положення людини у кадрі.

Алгоритм перетворення відео на числовий набір даних (лістинг 1, мова програмування Python) в циклі проходить через усі відео та відібрані кадри, формуючи таблицю ознак для машинного навчання [3].

Лістинг 1. – Фрагмент програмного коду побудови набору даних
for cls in classes:

```
for video in list_videos_in_class(data_root, cls):
    for frame in iter_video_frames(video, step=2):
        features, _ = extract_pose_vector(frame, pose_model)
        if features is not None:
            row = {f"f{i}": v for i, v in enumerate(features)}
            row["label"] = cls
            dataset.append(row)
```

Під час формування набору даних особливу увагу приділено нормалізації координат та відсіюванню некоректних кадрів, у яких MediaPipe Pose не визначала всі лэндмарки. Це забезпечило якість даних і зменшило вплив шумів відео. Вибірка кадрів із фіксованим кроком дозволила отримати збалансовану кількість прикладів для кожного руху. Координати ключових точок перетворювалися у компактний вектор ознак, що відображав геометрію пози, забезпечуючи малу тривалість процесу навчання моделей.

У результаті сформовано 2515 записів, що містили числові ознаки та відповідні класи рухів. Для класифікації використано кілька моделей машинного навчання: RandomForest, KNN, SVM, Logistic Regression та Decision Tree. Це дозволило оцінити, наскільки добре дані MediaPipe Pose підходять для різних типів алгоритмів та виявити найбільш ефективні рішення (табл. 1).

Таблиця 1. Результати класифікації рухів

Алгоритм	Точність (Accuracy)	Метрика f1-score	Примітка
RandomForest (400 дерев)	0.9980	1.00	Висока стабільність результатів
RandomForest (200 дерев)	0.9945	0.99	Зниження глибини ансамблю зменшує точність
KNN (k = 7)	0.9920	0.99	Оптимальне співвідношення швидкості та якості
KNN (k = 3)	0.9870	0.98	Підвищена чутливість до шуму при малому k
SVM (RBF kernel)	0.9910	0.99	Висока точність, але повільніше навчання

Logistic Regression	0.9680	0.96	Найкраще підходить для лінійно відокремлюваних даних
Decision Tree	0.9730	0.97	Схильне до перенавчання, але швидке у виконанні

Отримані результати демонструють, що координати ключових точок тіла є достатньо інформативними для задачі класифікації рухів. Моделі RandomForest та SVM показали найкращу точність, тоді як навіть прості моделі, такі як Logistic Regression або Decision Tree, забезпечили високий загальний рівень розпізнавання.

Висновки. Проведене дослідження підтвердило ефективність використання координат MediaPipe Pose у задачах автоматичного розпізнавання рухів людини. Високі результати – до 99,8 % точності – свідчать про інформативність координат ледмарків у просторі ознак та придатність підходу для реального застосування.

Розроблений комплекс MWP може бути основою для створення систем реабілітації, контролю фізичної активності, інтерфейсів жестового керування, спортивної аналітики та розумних тренажерів. Подальший розвиток роботи передбачає розширення набору рухів, інтеграцію більш складних моделей та аналіз стійкості системи до шумів і варіацій поз у складних сценах.

Література

1. Lugaresi C. et al. (2019). MediaPipe: A Framework for Building Perception Pipelines]. – URL: <https://arxiv.org/abs/1906.08172>
2. Гонтаренко Я. Д., Красношлик Н. О. (2019). Використання нейронних мереж для розпізнавання дій людини по відео URL: <https://eprints.cdu.edu.ua/2576/1/3705-8986-1-SM.pdf>
3. Pedregosa F. et al. (2011). Scikit-learn: Machine Learning in Python URL: <https://jmlr.org/papers/v12/pedregosa11a.html>