

КОНЦЕПТУАЛЬНА АРХІТЕКТУРА МОБІЛЬНОЇ ВІДЕОПЛАТФОРМИ ДЛЯ ДІАГНОСТИКИ РУХОВИХ АНОМАЛІЙ

Кит М.О., Єсілевський В.С.,

Харківський національний університет
радіоелектроніки України, кафедра прикладної
математики

E-mail: mykyta.kyt@nure.ua

Abstract

This paper presents a conceptual architecture of a mobile video analytics platform for quantitative assessment of motor anomalies such as tremor, gait disturbance, and fall risk. The system combines smartphone-based video acquisition and data-driven AI analytics with modular processing components built upon YOLO for person localization, MediaPipe for pose estimation, SAM for segmentation, and CLIP for contextual understanding. Extracted trajectories and temporal features are transformed into interpretable motion biomarkers, including tremor frequency, gait cadence, and postural stability. The AI decision layer applies ensemble models and calibrated inference to identify deviations from individual baselines. The proposed approach emphasizes explainability, privacy-preserving computation, and adaptive learning through user feedback, forming a foundation for next-generation mobile health systems in neurological monitoring.

Діагностика рухових аномалій (тремор, порушення ходи, ризик падіння) залишається одним із ключових напрямів цифрової медицини, що потребує точного, відтворюваного та об'єктивного аналізу. У традиційних клінічних умовах оцінка рухових розладів спирається на візуальне спостереження лікаря та періодичні тестування, що не дозволяє відстежувати динаміку стану пацієнта у повсякденному середовищі. Запропонована концептуальна архітектура спрямована на створення мобільної відеоплатформи, здатної забезпечити дистанційний, кількісний та автоматизований аналіз рухів на основі методів комп'ютерного зору й машинного навчання.

Основою системи є рівень збору та обробки даних, що передбачає використання відеопотоку зі смартфона або зовнішніх сенсорів для реєстрації моторних тестів чи повсякденних активностей. Записані відео проходять попередню нормалізацію, стабілізацію та синхронізацію з часовими мітками. Відеокадри аналізуються в режимі реального часу алгоритмами детекції та трекінгу. Для виокремлення області інтересу використовується модель YOLO [1], яка дозволяє локалізувати тіло людини та його частини. Після цього застосовується модель MediaPipe [2] для визначення положення суглобів і побудови скелетної моделі руху. Отримані координати ключових точок утворюють часові ряди, які фільтруються та згладжуються методами Калмана або експоненційного згладжування.

Важливим етапом є сегментація об'єкта спостереження від фону. Для цього використовується модель SAM [3], що формує маску людини та усуває вплив рухомих елементів середовища. Це дозволяє досягти високої стійкості системи до змін освітлення та часткових оклюзій. Додатково, застосування моделі CLIP [4] забезпечує контекстну інтерпретацію сцени — розпізнавання умов, у яких відбувається рух (наприклад, сходи, коридор, нерівна поверхня), що допомагає правильно інтерпретувати спостережувану кінематику.

Зіставлення координат суглобів у часі дозволяє формувати набір ознак, які є кількісними маркерами рухової активності. Для аналізу тремору використовується спектральний аналіз траєкторій кінцівок, що дозволяє визначати домінуючу частоту, енергію коливань та симетрію між правою і лівою стороною тіла. Аналіз ходи базується на оцінюванні швидкості, довжини кроку, ритмічності, варіабельності інтервалів кроків і стабільності центру мас. Плавність рухів оцінюється через похідні від положення у часі (jerk-індекс) і геометричні характеристики траєкторій [5]. Для виявлення падінь застосовується комбінація кінематичних показників (різка зміна вертикальної

координати центру тіла, тривале перебування у положенні «лежачи») та контекстної інформації від CLIP, що враховує потенційні зовнішні фактори ризику.

Формування узагальненого висновку виконується за допомогою моделей машинного навчання, які поєднують часові, спектральні та просторові ознаки. На етапі класифікації можливе використання ансамблів моделей — градієнтного бустингу, рекурентних нейронних мереж або трансформерів для аналізу довготривалих залежностей у рухових паттернах [6]. Для підвищення інтерпретованості передбачено механізми калібрування ймовірностей (Platt scaling, temperature scaling), що забезпечують надійні пороги прийняття рішень [7]. Кінцевим результатом роботи системи є не лише числові індикатори, а й коротке пояснення у природній мові, яке описує, які саме метрики перевищили норму та в якому контексті це сталося.

Окрему увагу приділено персоналізації. Система зберігає історичні профілі користувачів і адаптує порогові значення з урахуванням віку, антропометричних параметрів та індивідуальної динаміки [8]. Таким чином, аналіз спрямований не на порівняння з абстрактними популяційними нормами, а на виявлення змін відносно власного стану користувача [9]. Це особливо важливо для довготривалого моніторингу хронічних неврологічних захворювань, таких як паркінсонізм або есенціальний тремор.

Пропонована концепція також передбачає елементи активного навчання: система може отримувати зворотний зв'язок від користувача або лікаря щодо правильності класифікації, після чого виконується автоматичне донавчання моделей на нових прикладах. Такий цикл безперервного поліпшення дозволяє підвищувати точність виявлення подій та знижувати кількість хибних спрацьовувань у реальних умовах експлуатації [10].

Таким чином, розроблена архітектура орієнтована на реалізацію повного циклу обробки відеоданих — від захоплення рухів до формування клінічно корисних висновків. Вона поєднує методи комп'ютерного зору, обробки сигналів і машинного навчання у єдину концепцію інтелектуальної системи аналізу рухів, здатної працювати на звичайних мобільних пристроях. Подальші дослідження зосереджені на валідації точності виявлення рухових аномалій на клінічних наборах даних, а також на розробленні алгоритмів пояснюваної аналітики, що сприятимуть інтеграції таких інструментів у практику цифрової медицини.

Література

1. Brown T., Thomas G. Mobile Applications in the Health Sector: Emerging Trends and Perspectives // *Health Informatics Journal*. 2018. Vol. 24(2). P. 149–163.
2. Rahman M., Sultana S. Evaluating the Usability of Mobile Health Applications: A User-Centered Approach // *Journal of Health Design*. 2020. Vol. 34(7). P. 225–240.
3. Chiu M., Leung C., Lee H. AI-Driven Posture Assessment Systems in Healthcare: A Review // *Artificial Intelligence in Healthcare*. 2021. Vol. 8(2). P. 65–81.
4. Redmon J., Farhadi A. YOLOv3: An Incremental Improvement [Електронний ресурс]. arXiv:1804.02767, 2018.
5. Lugaresi C., Tang J., Nash H., et al. MediaPipe: A Framework for Building Perception Pipelines [Електронний ресурс]. arXiv:1906.08172, 2019.
6. Kirillov A., Mintun E., Ravi N., et al. Segment Anything [Електронний ресурс]. arXiv:2304.02643, 2023.
7. Radford A., Kim J. W., Hallacy C., et al. Learning Transferable Visual Models From Natural Language Supervision (CLIP) [Електронний ресурс]. arXiv:2103.00020, 2021.
8. Moreno A., Saldana D. Machine Learning Algorithms for Health Applications: A Critical Review // *Journal of Computational Medicine*. 2020. Vol. 22(3). P. 341–360.
9. Kaur S., Singh J. Challenges in Data Privacy for Mobile Health Applications: A Global Perspective // *International Journal of Medical Informatics*. 2020. Vol. 139. P. 104124.
10. Rehman R.Z.U., Buckley E., Micó-Amigo M.E., et al. Accelerometry-Based Digital Gait Characteristics for Discriminating Parkinson's Disease: A Systematic Review // *Movement Disorders*. 2020. Vol. 35(6). P. 1097–1106.