
СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

УДК [004.93:615.47]

МАРКО АНДРУЩЕНКО, КАРИНА СЕЛІВАНОВА

ПЕРСПЕКТИВИ ДІАГНОСТИКИ РУХОВИХ РОЗЛАДІВ ЗА ДОПОМОГОЮ МЕТОДІВ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ НА БАЗІ МОБІЛЬНОГО ПРИСТРОЮ

*Харківський національний університет радіоелектроніки, Україна,
e-mail: marko.andrushchenko@nure.ua, karina.selivanova@nure.ua*

Анотація. У науковій роботі було досліджено безмаркерні технології відеоаналізу засновані на аналізі взаємного розташування неоднорідних частин зображень об'єкта на послідовних кадрах. Сучасні системи відеозахоплення руху є вже готовими кластерами точок у вигляді пластинок із розміщеними на них чотирма маркерами для довгих сегментів кінцівок, «шапочки» з маркерами для голови і т. ін. Було вивчено основні моделі, що використовуються у мобільних пристроях для оцінки рухів верхніх кінцівок та біомеханіки переміщення суглобів у реальному часі, а саме PoseNet, MoveNet Thunder, MoveNet Lightning, а також BlazePose у версіях Light, Full та Heavy. Моделі були оцінені за такими ключовими характеристиками, як швидкість роботи, вплив на пристрій та підтримка апаратного прискорення.

Ключові слова: охорона здоров'я, системи охорони здоров'я, фізична реабілітація, медичні інформаційні системи, комп'ютерний зір, мобільні застосунки, безмаркерні методи відстеження рухів, діагностика, рухові розлади.

Abstract The research work investigated markerless video analysis technologies based on the analysis of the relative position of heterogeneous parts of object images in successive frames. Modern video motion capture systems are ready-made clusters of points in the form of plates with four markers for long limb segments, a 'cap' with markers for the head, etc. The main models used in mobile devices to estimate the movements of the upper limbs and the biomechanics of joint movement in real time were studied, namely PoseNet, MoveNet Thunder, MoveNet Lightning, and BlazePose in Light, Full, and Heavy versions. The models were evaluated for key characteristics such as speed, device impact, and support for hardware acceleration.

Keywords: healthcare, healthcare systems, physical rehabilitation, medical information systems, computer vision, mobile applications, markerless motion tracking, diagnostics, movement disorders.

DOI: 10.31649/1681-7893-2024-48-2-96-103

I. ВСТУП

Впровадження систем безмаркерного захоплення руху, зокрема тих, що використовують 3D-камери глибини, наприклад технології Kinect, дозволило оцінювати кінематику суглобів з точністю, яку можна порівняти з традиційними маркерними системами, що вважаються стандартом у цій галузі [1]. Завдяки стрімкому розвитку штучного інтелекту (ШІ), зокрема методів машинного навчання, та зростаючій обчислювальній потужності смартфонів [2-3], особливо їхніх процесорів, оптимізованих для задач ШІ, де відкриваються нові можливості. Ці досягнення дозволяють створювати інформаційні технології, що можуть працювати без додаткового обладнання і доступні користувачам з доступом до інтернету [1-5].

Сучасні методи реабілітації травм верхніх кінцівок часто є довготривалими та потребують постійного контролю фахівцями-реабілітологами для забезпечення правильності виконання вправ. Це відкриває можливість для розвитку автоматизованих систем, які можуть зменшити навантаження як на лікарів, так і на пацієнтів, знижуючи потребу у постійному нагляді за допомогою штучного інтелекту.

© МАРКО АНДРУЩЕНКО, КАРИНА СЕЛІВАНОВА, 2024

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

Крім того, висока вартість спеціалізованого медичного обладнання для діагностики порушень верхніх кінцівок обмежує його доступність у країнах із недостатнім фінансуванням системи охорони здоров'я, що підкреслює необхідність розробки доступних, ефективних рішень для вирішення цих проблем [6-10].

Однією з ключових перешкод на шляху до створення систем моніторингу порушень дрібної моторики рук за допомогою смартфона є апаратні обмеження фронтальної камери та недостатня потужність для обробки зображень у реальному часі з тильного боку камери. Ця проблема посилюється, коли необхідна потокова обробка таких зображень в режимі реального часу, а також необхідність врахування обмежень щодо енергоспоживання та продуктивності, що значно обмежує можливість застосування методів комп'ютерного зору на мобільних смартфонах. Починаючи з 2017 року, компанія Apple інтегрує в свої смартфони нейронні процесори (NPU), спеціально розроблені для обробки завдань, пов'язаних зі штучним інтелектом та комп'ютерним зором. З часом ця тенденція набула поширення і в процесорах інших виробників, що значно спростило впровадження та використання додатків на основі ШІ, а також сприяло розробці спеціалізованих моделей, призначених для роботи на смартфонах [10-15].

II. МАТЕРІАЛИ ТА МЕТОДИ

У цій роботі розглядаються основні моделі, що використовуються на мобільних пристроях для оцінки постав людини у реальному часі, а саме PoseNet, MoveNet Thunder, MoveNet Lightning, а також BlazePose у версіях Light, Full та Heavy. Моделі будуть оцінюватися за такими ключовими характеристиками, як швидкість роботи, вплив на пристрій та підтримка апаратного прискорення [31-36].

BlazePose [4], розроблений компанією Google, оптимізований для роботи в реальному часі на мобільних платформах і переважно використовується в фітнес-додатках, подібно до інших моделей з проєкту MediaPipe [5]. BlazePose забезпечує можливість визначення 32 ключових точок на тілі людини (див. рис. 1).

BlazePose використовує двоетапний підхід з детектором і трекером: детектор виявляє тіло людини на зображенні, а трекер відстежує його рухи, що дозволяє ефективно використовувати ресурси під час обробки в реальному часі. З іншого боку, PoseNet, хоча й оптимізований для мобільних пристроїв, може виявити лише 17 ключових точок (див. рис. 1) [6].

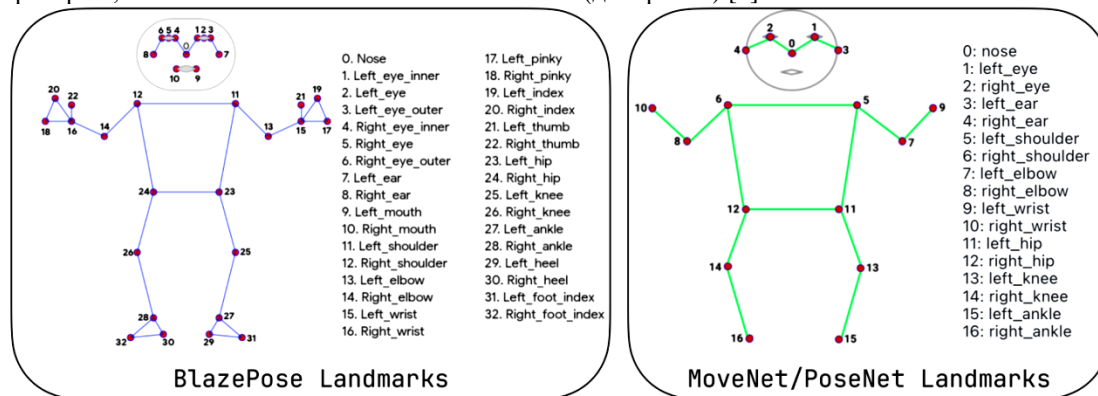


Рисунок 1 – Ключові точки PoseNet, MoveNet та BlazePose

Подібно до PoseNet, MoveNet також обмежений виявленням лише 17 ключових точок [6]. Він використовує підхід «знизу-вгору», застосовуючи теплові карти для точного визначення ключових точок людини [7]. Модель представлена у двох версіях: Lightning, що забезпечує вищу швидкість, але меншу точність, і Thunder, яка характеризується більшою точністю, але меншою швидкістю.

Важливою особливістю цих моделей, особливо в контексті використання на мобільних пристроях, є їхня сумісність з апаратним прискоренням смартфонів. BlazePose підтримує обробку на центральному процесорі (CPU) та частково сумісний з графічним процесором (GPU), однак не підтримує прискорення на нейронному процесорі (NPU). На відміну від нього, PoseNet сумісний з усіма трьома типами обробки: CPU, GPU та NPU. MoveNet підтримує прискорення як на CPU, так і на GPU, але не підтримує обробку на NPU.

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

Для оцінки цих моделей в умовах, що максимально наближені до повсякденного використання, було необхідно скомпілювати вихідний код додатків з офіційних репозиторіїв MediaPipe [8] та TensorFlow [9] за допомогою Xcode. Тестування моделей проводилося на пристроях Apple iPhone 13 та Apple iPad Mini (6-го покоління), обраних через однакове покоління чипсетів A15 Bionic. Основна різниця між пристроями полягає у додатковому ядрі GPU у iPad, хоча його графічний процесор працює на нижчій частоті. Через неможливість знайти два Android-пристрої різних типів, але з аналогічними характеристиками, вони були виключені з тестування.

Перед початком тестування обидва пристрої були повністю заряджені, щоб уникнути ситуації, коли операційна система знижує продуктивність для збереження ресурсів. Для забезпечення більш точних вимірювань тестування проводилося протягом 415 секунд, а інференсу вимірювався у мілісекундах [10-11]. Видалення викидів із даних було виконано за допомогою методу міжквартильного діапазону (IQR), розрахованого за формулою, наведеною нижче.

$$D' = \{x \in D \mid LB \leq x \leq UB\} \quad (1)$$

де: D' - набір даних після видалення викидів; D - оригінальний набір даних;

$$\begin{aligned} IQR &= Q_{75} - Q_{25}; \\ LB &= Q_{25} - 1.5 \times IQR; \\ UB &= Q_{75} + 1.5 \times IQR. \end{aligned}$$

У цій формулі Q_n розраховується наступним чином:

$$Q_n = \frac{n}{100} \times (N + 1) \quad (2)$$

де N - кількість даних у D .

Крім того, було виконано агрегування даних за кожну секунду, використовуючи ковзне середнє, щоб обчислити кінцеве значення швидкості інференсу. Це значення буде візуалізуватися на діаграмі таким чином:

$$y_{mean}(t_i) = \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} x(t_i + j \times \Delta t) \quad (3)$$

де: N - кількість вибірок в інтервалі $[t_i, t_i + T)$; T - інтервал ресемплінгу (1 секунда); Δt - інтервал вибірки вихідних даних; $x(t)$ - часовий ряд інференсу в мілісекундах; t_i - i -й момент часу після передискретизації.

III. РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ ТА ОБГОВОРЕННЯ

Після проведення тестів було зібрано дані про продуктивність кожної моделі на різних пристроях, причому для кожного пристрою проводилося декілька тестів. Результати представлені окремо для кожної моделі: BlazePose (Lite), BlazePose (Full), BlazePose (Heavy), MoveNet Thunder, MoveNet Lightning та PoseNet [20-25].

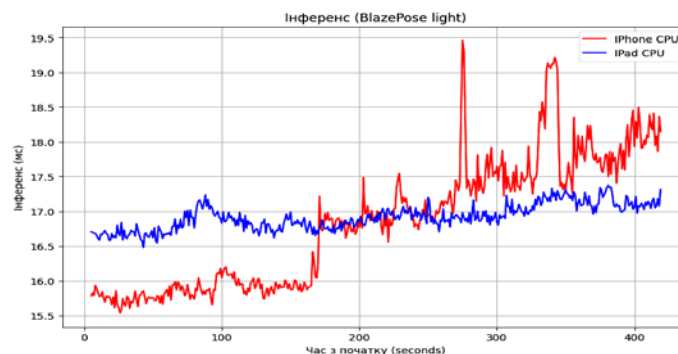


Рисунок 2 – Інференсу BlazePose (lite) для iPhone 13 та iPad Mini (6-го покоління) на CPU

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

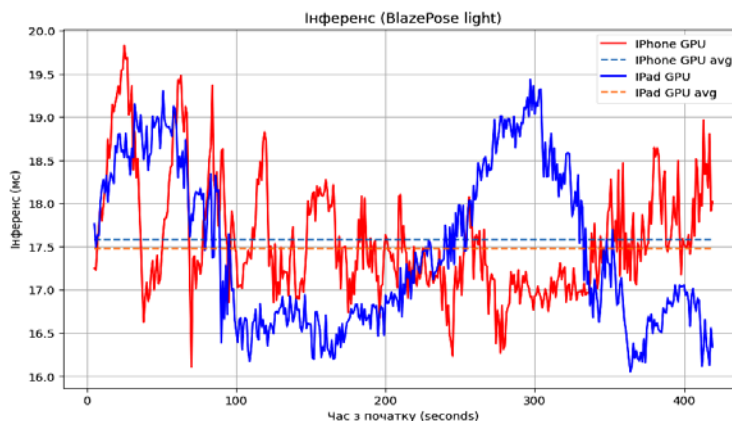


Рисунок 3 – Інференс BlazePose (lite) для GPU

Діаграми (рис. 3) демонструють переваги використання GPU для завдань, пов'язаних зі штучним інтелектом. Діаграма порівняння продуктивності для обробки на CPU (рис. 2) показує тенденцію до збільшення часу на інференс на iPhone, тоді як на iPad ця тенденція не спостерігається. Незважаючи на однакові процесори в обох пристроях, більший алюмінієвий корпус iPad дозволяє ефективніше розсіювати тепло, що генерується процесором, підтримуючи вищу продуктивність без зниження частоти [11].

Використання GPU як основного обчислювального блоку показує коливання продуктивності в межах 3,5-4 мс, що свідчить про часткове залучення CPU до обчислень, як зазначено в табл. 1. Подібні результати спостерігаються для всіх варіантів моделі BlazePose (рис. 4, рис. 5).

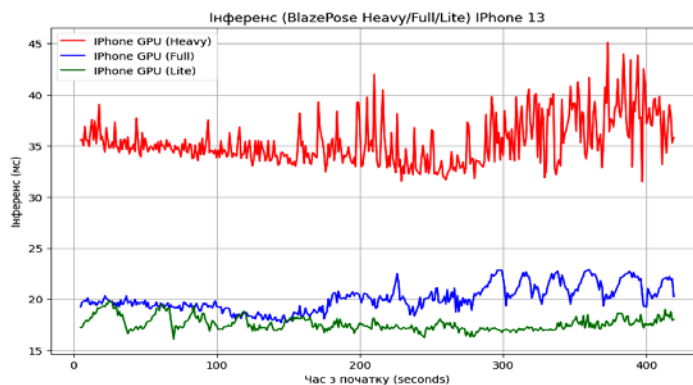


Рисунок 4 – Інференс моделей на iPhone 13

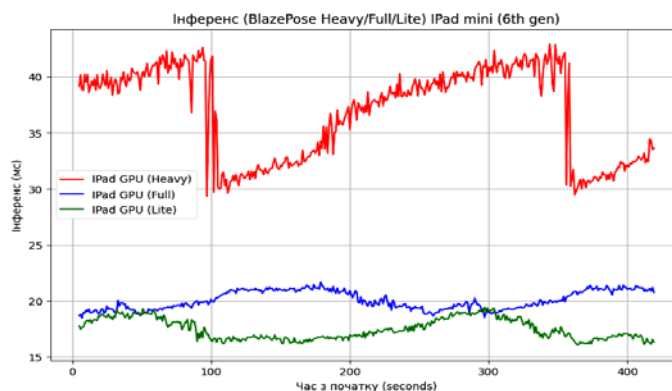


Рисунок 5 – Інференс моделей на iPad (6th gen)

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

Вплив перегріву процесора на продуктивність особливо помітний у моделі BlazePose Heavy, де перегрів пристрою призводить до значних коливань інференсу в діапазоні 10-15 мс. У моделях, які використовують лише GPU як основний обчислювальний блок, таких коливань не спостерігається, що ілюструє діаграма продуктивності для моделі MoveNet Lightning (рис. 6). Важливо зазначити, що подальші тести не враховують операції попередньої та подальшої обробки [12].

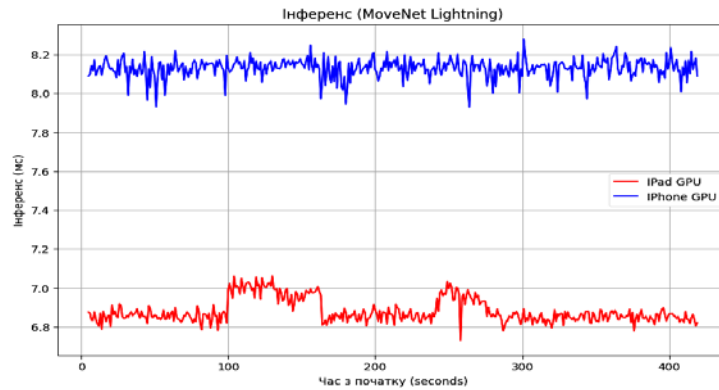


Рисунок 6 – Інференс MoveNet Lightning на GPU

Як було відзначено, при роботі моделей виключно на GPU значних коливань продуктивності не спостерігається, а наявні незначні варіації залишаються в межах 0,2 мс. Різниця у продуктивності між двома пристроями пояснюється кількістю ядер GPU, які використовує модель.

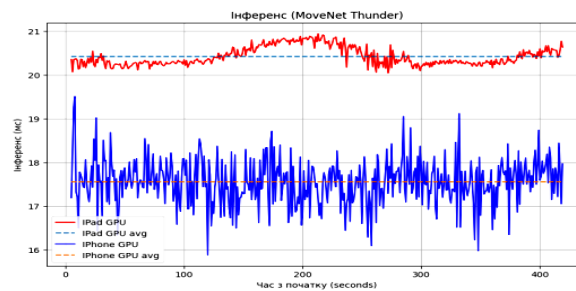


Рисунок 7 – Інференс MoveNet Thunder

На діаграмі (рис. 7) спостерігається незначне підвищення продуктивності iPhone порівняно з iPad, що, ймовірно, зумовлено різницею в частоті GPU та кількості ядер, які використовує кожен пристрій [13].

Наступна діаграма (рис. 8) показує порівняння моделі PoseNet при роботі на GPU та NPU. Варто зазначити, що в тестах PoseNet є єдиною моделлю, яка використовує можливості NPU.



Рисунок 8 – Інференс для PoseNet на GPU девайсів у порівнянні з NPU

Як показано на діаграмі (рис. 8), продуктивність моделі на NPU є однаковою для обох пристроїв, без значних коливань затримки обробки. Важливо зазначити, що це найвища продуктивність серед усіх

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

оцінених моделей. Такий результат зумовлений тим, що у повсякденних сценаріях використання GPU на пристрої користувача ніколи не використовується виключно однією програмою; щонайменше операційна система повинна постійно відображати елементи інтерфейсу користувача для кожного кадру. На відміну від цього, NPU, призначений для більш спеціалізованих завдань, використовується рідше, що дозволяє операційній системі максимально використовувати його можливості.

Під час тестування було помічено, що BlazePose значно ефективніше виявляє ключові точки тіла, коли в кадрі видно лише частину тіла, що відрізняє його від інших моделей. У свою чергу, MoveNet і PoseNet ефективніше використовують апаратне прискорення, що забезпечує такі переваги: збільшення тривалості роботи пристрою від батареї, покращення чутливості інтерфейсу користувача, зниження температури нагрівання пристрою [14].

ВИСНОВКИ

У цій роботі було розглянуто переваги та виклики, пов'язані з телемедициною та фітнес-застосунками, що використовують технології комп'ютерного зору на базі смартфонів. Було досліджено перспективи розробки системи безмаркерного відстеження руху для використання в медичних і реабілітаційних застосунках. Хоча ці моделі поки що не можуть бути безпосередньо застосовані в медичних умовах, їх подальший розвиток у співпраці з медичними фахівцями може значно підвищити ефективність фізіотерапевтів і реабілітологів, зменшуючи обсяг роботи та час, витрачений на одного пацієнта. Окрім того, було досліджено питання продуктивності та апаратних обмежень камер смартфонів. Було оцінено шість основних моделей для визначення ключових точок тіла в реальному часі на смартфонах, для кожної з яких проведено серію тестів з використанням різних інструментів апаратного прискорення, а результати порівняно [20-30].

Результати тестування свідчать, що пріоритетність використання NPU має бути основним напрямом при розробці моделей, де важливими є швидкість і чутливість у реальному часі. Використання NPU забезпечує стабільніші затримки обробки порівняно з GPU та CPU, що в кінцевому підсумку призводить до швидшої роботи моделі [25-30].

Результати чітко показують, що використання CPU як основного обчислювального ресурсу для роботи моделі є найменш бажаним сценарієм. Це призводить до збільшення затримок, зниження продуктивності та перегріву пристрою, що зрештою впливає на зручність і практичність такого рішення. Використання GPU знижує деякі недоліки роботи на CPU, але ця перевага є актуальною лише для відносно простих моделей. Зі збільшенням складності моделей усі переваги, за винятком підвищення швидкості, стають незначними.

REFERENCES

1. Kim, Bokkyu, and Christopher Neville. "Accuracy and Feasibility of a Novel Fine Hand Motor Skill Assessment Using Computer Vision Object Tracking." *Scientific Reports* 13, no. 1 (2023): 1-14. doi: <https://doi.org/10.1038/s41598-023-29091-0>.
2. Gupta, S., & White, M. (2021, November 8). Improved On-Device ML on Pixel 6, with Neural Architecture Search. Google Research Blog. Retrieved from <https://blog.research.google/2021/11/improved-on-device-ml-on-pixel-6-with.html>
3. Apple Machine Learning Research. (n.d.). Deploying Transformers on the Apple Neural Engine. Retrieved from <https://machinelearning.apple.com/research/neural-engine-transformers>
4. Bazarevsky Valentin, Grishchenko Ivan, Raveendran Karthik, etc. (2020). BlazePose: On-device Real-time Body Pose tracking. arXivDOI: doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.10204>
5. Fan Zhang, Valentin Bazarevsky, Andrey Vakunov, Andrei Tkachenka, George Sung, Chuo-Ling Chang, Matthias Grundmann. MediaPipe Hands: On-device Real-time Hand Tracking. arXiv, 2020. doi: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.10214>
6. TensorFlow. Pose Detection. GitHub. URL: <https://github.com/tensorflow/tfjs-models/tree/master/pose-detection>
7. Votel, R., & Li, N. (2021, May 17). Next-Generation Pose Detection with MoveNet and TensorFlow.js. The TensorFlow Blog. Retrieved May 30, 2024, from <https://blog.tensorflow.org/2021/05/next-generation-pose-detection-with-movenet-and-tensorflowjs.html>
8. Google AI Edge. (n.d.). Pose Landmarker. GitHub. Retrieved May 30, 2024, from https://github.com/google-ai-edge/mediapipe-samples/tree/main/examples/pose_landmarker

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

9. TensorFlow. (n.d.). Pose Estimation iOS Demo. GitHub. Retrieved May 30, 2024, from https://github.com/tensorflow/examples/tree/master/lite/examples/pose_estimation/ios
10. Selivanova K. and Avrunin O., (2022). Method of Hand Movement Disorders Determination based on the Surgeon's Laparoscopic Video Recording, 2022 IEEE 3rd KhPI Week on Advanced Technology (KhPIWeek), Kharkiv, Ukraine, p. 1-4, doi: <https://doi.org/10.1109/KhPIWeek57572.2022.9916457>
11. Selivanova Karina, Avrunin Oleg, etc. (14 October 2020). "The tracking system of a three-dimensional position of hand movement for tremor detection", Proc. SPIE 11581, Photonics Applications in Astronomy, Communications, Industry, and High Energy Physics Experiments 2020, 115810I doi: <https://doi.org/10.1117/12.2580330>
12. Tymkovich, M., Avrunin, O., Selivanova, K., Kolomiets, A., Bednarchyk, T., & Smailova, S. (2024). CORRESPONDENCE MATCHING IN 3D MODELS FOR 3D HAND FITTING. *Informatyka, Automatyka, Pomiar W Gospodarce I Ochronie Środowiska*, 14(1), 78–82. DOI: <https://doi.org/10.35784/iapgos.5498>
13. Tymkovich Maksym, Selivanova Karina, Avrunin Oleg, etc. (20 December 2023). "3D scanning technologies by optical RealSense cameras for SIREN-based 3D hand representation", Proc. SPIE 12985, Optical Fibers and Their Applications 2023, 129850O <https://doi.org/10.1117/12.3022737>
14. Selivanova Karina, Avrunin Oleg, etc. (6 November 2019). "Biometric hand tremor identification on graphics tablet", Proc. SPIE 11176, Photonics Applications in Astronomy, Communications, Industry, and High-Energy Physics Experiments 2019, 111762H DOI: <https://doi.org/10.1117/12.2536421>
15. Park KW, Mirian MS, McKeown MJ. (2024). Artificial intelligence-based video monitoring of movement disorders in the elderly: a review on current and future landscapes. *Singapore Med J*. Mar 1;65(3):141-149. doi: 10.4103/singaporemedj.SMJ-2023-189. Epub 2024 Mar 26. PMID: 38527298; PMCID: PMC11060643
16. Morinan G, Dushin Y, Sarapata G, Rupprechter S, Peng Y, Girges C, et al. Computer vision quantification of whole-body Parkinsonian bradykinesia using a large multi-site population. *Npj Park Dis*. 2023;9:10
17. Guo Z, Zeng W, Yu T, Xu Y, Xiao Y, Cao X, et al. Vision-based finger tapping test in patients with Parkinson's disease via spatial-temporal 3D hand pose estimation. *IEEE J Biomed Health Inform*. 2022;26:3848–59
18. Wang X, Garg S, Tran SN, Bai Q, Alty J. (2021). Hand tremor detection in videos with cluttered background using neural network based approaches. *Health Inf Sci Syst*. 9:30
19. Lam WWT, Tang YM, Fong KNK. (2023). A systematic review of the applications of markerless motion capture (MMC) technology for clinical measurement in rehabilitation. *J NeuroEngineering Rehabil*.; 20:57
20. Cao Z, Hidalgo G, Simon T, Wei S-E, Sheikh Y. OpenPose: Realtime multi-person 2D pose estimation using part affinity fields. 2018. DOI: 10.48550/ARXIV.1812.08008
21. Gomes N, Pato M, Lourenço AR, Datia N. (2023). A survey on wearable sensors for mental health monitoring. *Sensors*.; 23:1330
22. Khan MH, Schneider M, Farid MS, Grzegorzec M. (2018 Sep 21). Detection of Infantile Movement Disorders in Video Data Using Deformable Part-Based Model. *Sensors (Basel)*.;18 (10):3202. doi: <https://doi.org/10.3390/s18103202>. PMID: 30248968; PMCID: PMC6210538.
23. Colyer S.L., Evans M., Cosker D.P., Salo A.I. (2018). A Review of the Evolution of Vision-Based Motion Analysis and the Integration of Advanced Computer Vision Methods Towards Developing a Markerless System. *Sports Med. Open*.;4:24. doi: <https://doi.org/10.1186/s40798-018-0139-y>.
24. Mehrizi R., Peng X., Xu X., Zhang S., Metaxas D., Li K. (2018). A computer vision based method for 3D posture estimation of symmetrical lifting. *J. Biomech*. 69: 40–46. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2018.01.012>
25. Penelle B., Debeir O. (11–13 September 2013). Human motion tracking for rehabilitation using depth images and particle filter optimization; Proceedings of the 2013 2nd International Conference on Advances in Biomedical Engineering (ICABME); Tripoli, Lebanon.; pp. 211–214.
26. Tseng Y.C., Wu C.H., Wu F.J., Huang C.F., King C.T., Lin C.Y., Sheu J.P., Chen C.Y., Lo C.Y., Yang C.W., et al. (18–20 May 2009). A wireless human motion capturing system for home rehabilitation; Proceedings of the 10th International Conference on Mobile Data Management (MDM'09): Systems, Services and Middleware; Taipei, Taiwan.; pp. 359–360.

СИСТЕМИ ТЕХНІЧНОГО ЗОРУ І ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ З ОБРОБКОЮ ТА РОЗПІЗНАВАННЯМ ЗОБРАЖЕНЬ

27. Williams S, McKay J, Bernhard D, et al. (2022). Quantitative motion analysis and clinical characteristics of Holmes tremor as compared to other tremor types (S32.008). *Neurology.*; 98(Suppl 18).
28. Boccagni C, Carpaneto J, Micera S, Bagnato S, Galardi G. (2008). Motion analysis in cervical dystonia. *Neurol Sci.*; 29(6): 375-381. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10072-008-1033-z>
29. B, Agostino R, Bologna M, et al. (2008). Fast voluntary neck movements in patients with cervical dystonia: a kinematic study before and after therapy with botulinum toxin type A. *Clin Neurophysiol.*;119(2):273-280. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.clinph.2007.10.007>
30. Belic M, Bobic V, Badza M, Solaja N, Duric-Jovicic M, Kostic VS. (2019). Artificial intelligence for assisting diagnostics and assessment of Parkinson's disease: a review. *Clin Neurol Neurosurg.*;184:105442. doi: <https://doi.org/10.1016/j.clineuro.2019.105442>.
31. Wójcik Waldemar, Smolarz Andrzej (2017). *Information Technology in Medical Diagnostics*, July 11, 2017 by CRC Press, 210 Pages.
32. *Highly linear Microelectronic Sensors Signal Converters Based on Push-Pull Amplifier Circuits / edited by Waldemar Wojcik and Sergii Pavlov, Monograph, (2022) NR 181, Lublin, Comitet Inzynierii Srodowiska PAN, 283 Pages. ISBN 978-83-63714-80-2*
33. Pavlov Sergii, Avrunin Oleg, Hrushko Oleksandr, and etc. (2021). System of three-dimensional human face images formation for plastic and reconstructive medicine // Teaching and subjects on bio-medical engineering Approaches and experiences from the BIOART-project Peter Arras and David Luengo (Eds.), , Corresponding authors, Peter Arras and David Luengo. Printed by Acco cv, Leuven (Belgium). - 22 P. ISBN: 978-94-641-4245-7.
34. Pavlov S.V., Avrunin O.G., etc. (2019). Intellectual technologies in medical diagnosis, treatment and rehabilitation: monograph / [S. In edited by S. Pavlov, O. Avrunin. - Vinnytsia: PP "TD "Edelweiss and K", 260 p. ISBN 978-617-7237-59-3.
35. Romanyuk, O., Zavalniuk, Y., Pavlov, S., etc. (2023). New surface reflectance model with the combination of two cubic functions usage, *Informatyka, Automatyka, Pomiar w Gospodarce i Ochronie Srodowiska*, , 13(3), pp. 101–106
36. Kukharchuk, Vasyl V., Sergii V. Pavlov, Volodymyr S. Holodiuk, Valery E. Kryvonosov, Krzysztof Skorupski, Assel Mussabekova, and Gaini Karnakova. (2022). "Information Conversion in Measuring Channels with Optoelectronic Sensors" *Sensors* 22, no. 1: 271. <https://doi.org/10.3390/s22010271>.

Надійшла до редакції: 15.07.2024 р.

АНДРУЩЕНКО МАРКО АРТЕМОВИЧ – аспірант, кафедра біомедичної інженерії, Харківський національний університет радіоелектроніки, Україна, ***e-mail: marko.anrushchenko@nure.ua***

СЕЛІВАНОВА КАРИНА ГРИГОРІВНА – к.т.н., доцент, кафедра біомедичної інженерії, Харківський національний університет радіоелектроніки, Україна, ***e-mail: karina.selivanova@nure.ua***

MARKO ANDRUSHCHENKO, KARINA SELIVANOVA
**PROSPECTS FOR DIAGNOSIS OF MOVEMENT DISORDERS USING COMPUTER VISION
METHODS BASED ON A MOBILE DEVICE**

Kharkiv National University of Radio Electronics, Kharkiv, Ukraine