

DOI: 10.32347/2412-9933.2023.56.56-63

УДК 004.02:004.05:004.032.26

Данченко Олена Борисівна

Доктор технічних наук, професор, професор кафедри комп'ютерних наук і системного аналізу,

<https://orcid.org/0000-0001-5657-9144>

Черкаський державний технологічний університет, Черкаси

Бройде Юлій Ігорович

Аспірант кафедри комп'ютерних наук і системного аналізу,

<https://orcid.org/0000-0002-5236-3212>

Черкаський державний технологічний університет, Черкаси

**МЕТОД ВИЗНАЧЕННЯ ТИПУ ФІЗИЧНОЇ ВПРАВИ
ЗА ПОСЛІДОВНІСТЮ ПОЗ ЛЮДИНИ**

Анотація. За останнє десятиріччя значні ресурси були спрямовані міжнародними компаніями та дослідницькими установами на розвиток нейронних мереж для комп'ютерного зору, що визначають послідовності поз людини за відео. Оскільки ці дані не можуть бути використані людиною безпосередньо і потребують попередньої обробки, з'явилася потреба в універсальних методах обробки послідовності поз людини. Зміст та структура вихідного сигналу обробки послідовності поз залежить від кінцевої задачі системи й у більшості випадків не є універсальними. Універсальні методи обробки, що можуть використовуватись для різних задач, є особливо цінними. У статті описується метод обробки вихідного сигналу нейронної мережі, що уможливорює визначити тип фізичної вправи за послідовністю поз людини. Цей метод є доволі універсальним і може використовуватися самостійно або як один з етапів розв'язання користувачької задачі. Одним з прикладів застосування методу є автоматичне вимірювання тривалості виконання вправ протягом сеансу зайняття спортом. Іншим прикладом є визначення типу вправи в разі, коли ця проміжна інформація потрібна перед застосуванням алгоритмів підрахунку кількості ітерацій цієї вправи.

Ключові слова: штучний інтелект; машина станів; нейронні мережі; комп'ютерний зір; пози людини

Вступ

За останнє десятиліття поширилися нейронні мережі для комп'ютерного зору, які дають змогу визначити координати пікселів суглобів у кожному кадрі відеопотоку, а також оцінити 3D-позу людини в просторі, яка відповідає такому розміщенню суглобів. У цей час міжнародними компаніями та дослідницькими установами значні ресурси були спрямовані на розвиток зазначеного вище типу нейронних мереж. Це привело до стрімкого поширення такого типу мереж в індустрії, а також до зниження мінімального рівня інженерних навичок для використання цих мереж. Дані, які видають ці нейронні мережі, є координатами суглобів людини/людей на кадрі відео та в просторі. Ці дані не можуть сприйматися людиною безпосередньо, а потребують попередньої обробки.

На відміну від вихідного сигналу зазначених вище нейронних мереж (послідовності поз, де кожна є фактично набором суглобів), що є досить універсальним і може використовуватися в різних системах, результат опрацювання цього сигналу

може бути доволі різним як за змістом, так і за структурою. Зміст і структура задаються потребами користувача.

Метод визначення типу фізичної вправи є методом опрацювання послідовності поз, що може використовуватися самостійно або як один з етапів розв'язання користувачької задачі. Яскравим прикладом самостійного застосування методу є автоматичне вимірювання тривалості виконання вправ протягом сеансу заняття спортом. Іншим прикладом є визначення типу вправи, якщо ця проміжна інформація потрібна перед застосуванням алгоритмів підрахунку кількості ітерацій цієї вправи [1].

**Аналіз літературних джерел
і постановка проблеми**

Розпізнавання й аналіз вправ за допомогою різних типів сенсорів є активною темою досліджень і частиною розпізнавання й аналізу розпізнавання діяльності людини. Людина може виконувати такі завдання, як біг, стрибки, ходьба і сидіння, змінюючи положення всього тіла [2; 3]. Або більш локальні

вправи, в яких використовується тільки одна з частин тіла [4; 5].

Наразі доступно багато датасетів, за допомогою яких можна оцінювати методи та моделі, або тренувати нейронні мережі. Наприклад, Sports1M [6] був представлений у 2014 р. як перший великомасштабний набір відеоекшнів, який складався з понад 1 млн відео YouTube з анотаціями до 487 спортивних класів. Категорії дрібнозернисті, що призводить до низьких варіацій між класами. Він має офіційну 10-кратну перехресну перевірку для оцінювання.

Розробки, що виникли для широкого застосування нейронних мереж, ґрунтувалися на ручному виділенні обрисів і закономірностей. Такі методи виокремлюють низькорівневі характеристики з даних, а потім занесення їх у класифікатор. Ефективність методів ручного виділення ознак значною мірою залежить від вилучення ознак технікою [7; 8]. Нині також активно досліджуються системи на основі нейронних мереж [7].

Отже, методи визначення типу фізичної вправи за послідовністю поз людини потребують подальшого розвитку і збільшення рівня ефективності за рахунок розпізнавання типу діяльності людини нейронною мережею.

Мета і задачі публікації

Метою дослідження є представлення методу, який за послідовністю поз визначає тип фізичної вправи, що виконується в поточний момент (із попередньо заданого набору вправ). Цей метод є альтернативою методам розпізнавання типу діяльності людини нейронною мережею [9–11], а також попереднього лінійного завдання послідовності вправ, що найчастіше використовуються на практиці. Цей метод є необхідним для забезпечення подальшої можливості розроблення систем, що оцінюють кількість часу, витраченого на кожну вправу впродовж сеансу заняття спортом, або систем, що розраховують кількість повторень вправи.

Завданнями цього дослідження є:

1. Розроблення зазначеного методу.
2. Імплементация методу програмними засобами.
3. Оцінка надійності та практичності методу.

Виклад основного матеріалу

Вихідний сигнал. На вході системи, що реалізує описаний у статті метод, очікується послідовність двовимірних координат пікселей, що відповідають суглобам людини, а також послідовність грубо оцінених тривимірних координат цих суглобів. Приклад сучасних

нейронних мереж, що видають сигнал такого типу, описано в статтях [12–14]. Також такий сигнал може бути отримано з класичних систем, таких як MoCAP системи, що базуються на гіроскопах (Xsens), або на аналізі стану міток з декількох камер (Vicon), а також на RGB-D сенсорах (Kinect) [15]. Аналіз сигналу (визначення типу вправи) з нейронної мережі є складнішим завданням, ніж аналіз сигналу з класичної системи, у зв'язку з тим, що на сьогодні такий сигнал є менш точним, а також статистичні характеристики викидів такого сигналу не мають математичної моделі.

Для аналізу такого багатовимірного сигналу, як послідовність поз людини, необхідно розробити метод розпізнавання, який реалізує візуальне представлення сигналу. Візуальне представлення поз людини в просторі під різними кутами спостереження було зроблено за допомогою мови програмування Python3 і пакета matplotlib [16].

Процесинг вхідного сигналу. Для визначення типу вправи пропонується використовувати метод, заснований на побудові ієрархічної стейт-машини [17]. Під цим розуміють наявність керуючої стейт-машини, яка за певних обставин передає контроль до однієї з вибраних підлеглих машин, що й позначає детекцію вправи. Своєю чергою підлегли стейт-машини за певних обставин передають контроль до керівної стейт-машини, що означає завершення виконання вправи. Кожна підпорядкована стейт-машина відповідає одній вправі. Підпорядковані стейт-машини не залежать одна від одної, тому набір підпорядкованих стейт-машин може змінюватися. Можна спроектувати як системи, що містять одну підпорядковану стейт-машину (така система буде детектором виконання вправи), так і системи, в яких кілька підпорядкованих машин (така система буде класифікатором вправи).

Керуюча стейт-машина. Керуюча стейт-машина складається зі стану "Вправа не визначена" і з набору супер-станів, кожен з яких відповідає підпорядкованій стейт-машині та її вправі. Перехід зі стану "Вправа не визначена" до супер-стану якоїсь зі стейт-машин відбувається, коли атлет переходить у рамки визначення опорної пози якоїсь із підпорядкованих стейт-машин. Зворотний перехід здійснюється за таких умов:

- а) якщо поза атлета не визначена (I0);
- б) якщо атлет довше, ніж заданий час, перебуває в позі, яка відповідає опорній позі (I1) керуючої стейт-машини.

Підлегли стейт-машини. Набір станів підпорядкованої стейт-машини довільний, але кожна підпорядкована стейт-машина може активувати один зі своїх станів опорною позою (Im). Функціонал підпорядкованих стейт-машин не є обмеженим лише детекцією вправи. Те, що система перебуває

в будь-якому стані, який належить підпорядкованій стейт-машині, означає, що на виході система видає назву вправи, яка відповідає цій стейт-машині. А отже, на базі станів підпорядкованої стейт-машини можна розробляти додатковий функціонал. Це може бути підрахунок повторень вправи (наприклад присід), або аналіз метрики вправи (наприклад швидкість вправи "підняття колін").

Для розв'язання поставленого завдання, представлення методу, який за послідовністю поз визначає тип фізичної вправи, виконуваної в поточний момент (із попередньо заданого набору вправ), було розроблено алгоритм послідовних кроків запропонованого в цій роботі підходу, що представлений на рис. 1.

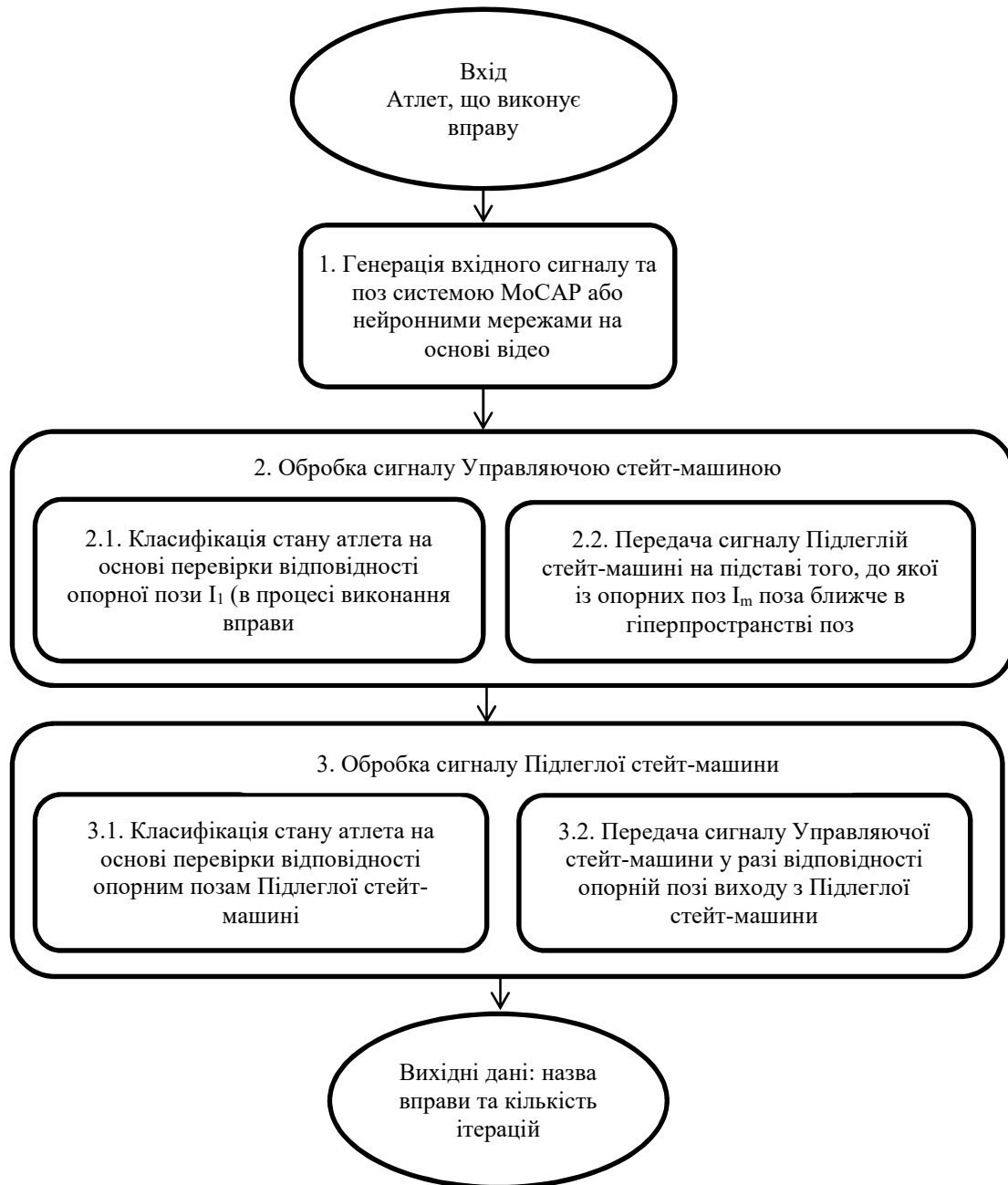
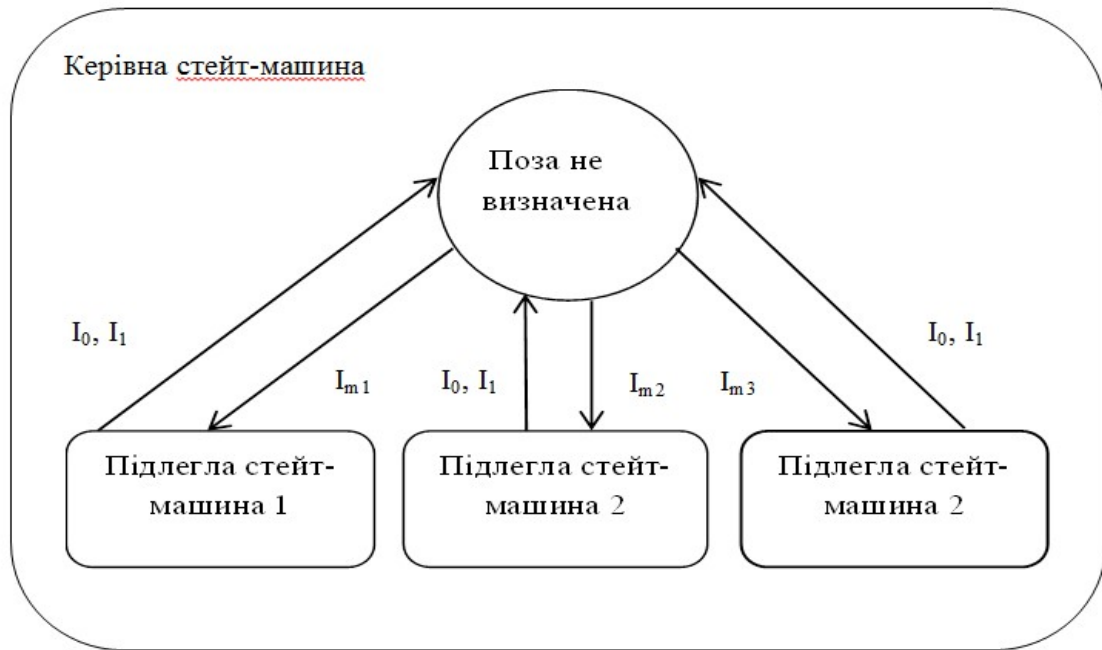


Рисунок 1 – Алгоритмічна схема послідовних кроків роботи методу визначення типу фізичної вправи з послідовності поз людини



I_0 – поза атлета не визначена

I_1 – опорна поза керівної стейт-мащини

I_{m1} – опорна поза підлеглої

стейт-мащини

Рисунок 2 – Схема ієрархічної стейт-мащини

Опис покрокової послідовності запропонованого методу:

Крок перший. Атлет, який виконує вправу, повинен робити одну із вправ, аналіз якої підтримується ієрархічною стейт-машиною. У разі якщо атлет виконує підтримувану вправу – результат не детермінований.

Генерація вхідного сигналу здійснюється системою MoCAP або нейронними мережами на основі відео. Згенерований сигнал має становити послідовність поз. Ця послідовність може мати неправильні пози (викиди). Це часто трапляється тому, що сучасні бюджетні MoCAP системи не є абсолютно точними.

Крок другий. Обробка сигналу керуючою стейт-машиною

2.1 Класифікація стану атлета на основі перевірки відповідності опорної пози П (у процесі виконання вправи/не в процесі виконання вправи).

2.2 Передача сигналу стейт-мащині на основі аналізу: до якої з опорних поз I_m поза ближче в гіперпросторі поз.

Сигнал обробляється керуючою стейт-машиною на основі заданих правил зміни стану. Ці правила базуються на матриці подібності поз вхідного сигналу до опорних поз стейт-мащини.

Крок третій. Обробка сигналу підпорядкованої стейт-мащини

3.1 Класифікація стану атлета на основі перевірки відповідності опорним позам підпорядкованої стейт-мащини.

3.2 Передання сигналу керуючій стейт-мащині в разі відповідності опорній позі виходу з Підпорядкованої стейт-мащини.

Підпорядкована стейт-машина оперує за дуже схожим принципом, як і керуюча стейт-машина.

Різниця полягає в тому, що пози підпорядкованої стейт-мащини більш специфічні.

Початкові дані: назва вправи, кількість ітерацій та інша інформація.

Назва вправи визначається тим, яка з підлеглих стейт-мащин є активною. Кількість ітерацій та інша інформація генерується в підпорядкованій стейт-мащині.

Схема ієрархічної стейт-мащини. Схему ієрархічної стейт-мащини наведено на рис. 2.

Імплементація методу програмними засобами. Для імплементації методу було вибрано мову програмування високого рівня Python. Цю мову програмування вибрано у зв'язку з тим, що для лабораторної імплементації висока швидкість виконання інструкцій має низький пріоритет, а швидкість імплементації – високий пріоритет. Також для цієї мови програмування є в наявності розширені пакети для імплементації стейт-мащин. Було використано бібліотеку `pytransitions` для мови програмування Python, яка також застосовується в інших публікаціях з використанням стейт-мащин [18]. Вибір цієї бібліотеки зумовлений розширеною підтримкою ієрархічних стейт-мащин.

Для імплементації було вибрано три вправи (присідання, випади, підняття колін).

Вибрано опорні пози:

I_1 – поза стоячи, людина повернута до камери;

Im_1 – поза в присіданні;

Im_2 – поза у випаді (правому або лівому);

Im_3 – поза з піднятим коліном (правим або лівим).

Результати досліджень. У результаті дослідження розроблено ієрархічну стейт-машину, що дає змогу розпізнавати вправи. Під час імплементації було запрограмовано класифікатор на 3 вправи:

1. Вправа Im_1 – поза в присіді (присідання) (рис. 3).

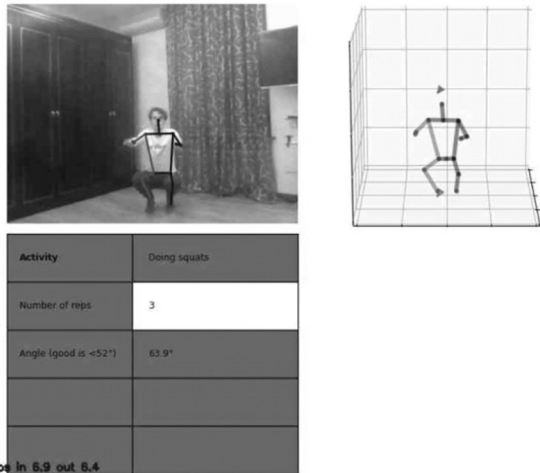


Рисунок 3 – Вправа Im_1 – поза в присіді (присідання)

2. Вправа Im_2 – поза у випаді (правому або лівому) (випади) (рис. 4).

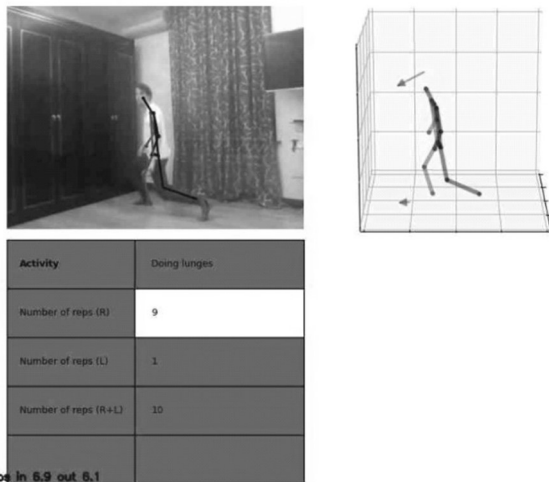


Рисунок 4 – Демонстрація класифікації та підрахунку випадів

3. Вправа Im_3 – поза з піднятим коліном (правим або лівим) (підняття колін) (рис. 5).

У процесі виконання вправ система не припускалася помилок, якщо нейронна мережа не припускалася значних помилок у розпізнаванні пози людини в просторі. У разі помилок розпізнавання тривимірної пози мережею система також видавала неправильні результати (рис. 6, 7).

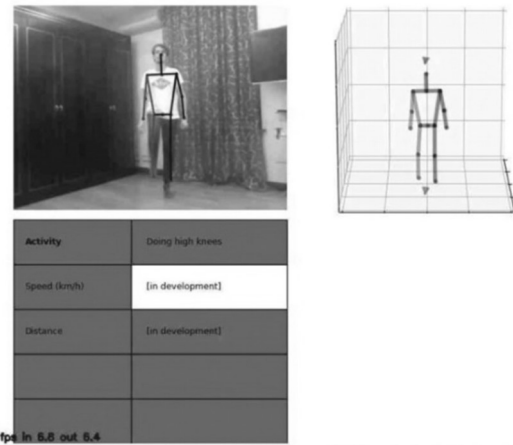


Рисунок 5 – Демонстрація класифікації та підрахунку підняття колін

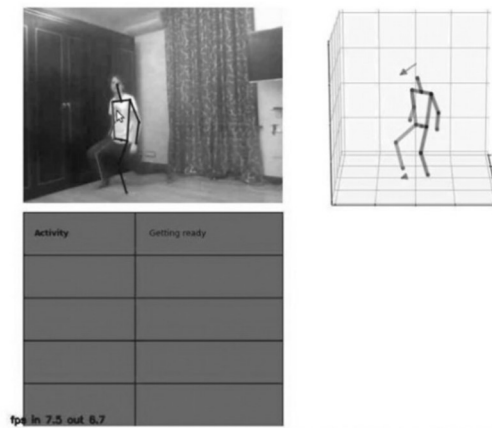


Рисунок 6 – Демонстрація неправильних результатів при помилці нейронної мережі під час розпізнавання 3D-пози

Демонстрація відсутності детекції нейронною мережею в разі відсутності стійкої інформації.

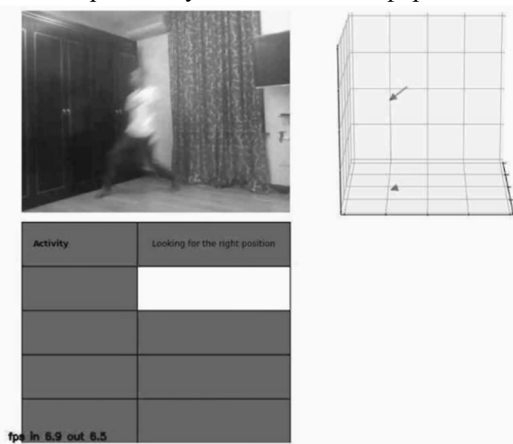


Рисунок 7 – Демонстрація відсутності детекції нейронною мережею

Початок введення інформації в керуючу стейт-машину здійснюється з пози стану очікування, представлена на рис. 8, на схемі ієрархічної стейт-машини (рис. 2), відповідає рівню "Поза невизначена".

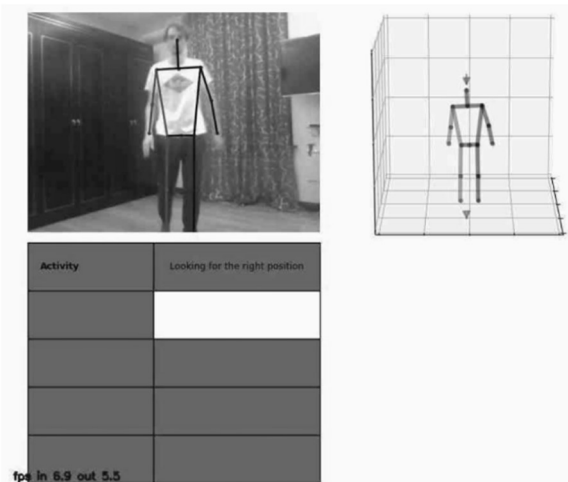


Рисунок 8 – Демонстрація стану очікування одної з відомих поз

Завдяки особливості методу, який дає змогу додавати довільну функціональність до підлеглих стейт-машин, вдалося додати практично корисні функції, такі як:

1. Підрахунок присідань і випадів.
2. Контроль валідності присідань на основі граничного кута згинання коліна.

Результати дослідження демонструють можливість практичного застосування цього методу.

У результаті проектування та імплементації системи було знайдено такі обмеження методу:

1. Метод дуже чутливий до неправильного розпізнавання нейронною мережею пози.
2. Метод вимагає, щоб після виконання вправи атлет повертався до базової опорної позиції керуючої

стейт-машини (в даному випадку це поза П1, коли людина стоїть, і її корпус спрямований у бік камери). Це ускладнює змішання наборів вправ, що виконуються в положенні стоячи, і тих, які виконуються в положенні лежачи, наприклад лежачи на маті.

3. Метод не дає змоги додавати вправи, опорні пози яких схожі одна з одною, або з опорною позою керуючої стейт-машини. Це не дає змоги додавати дуже схожі вправи, як-от, наприклад, присідання та напів-присідання.

Водночас у процесі імплементації методу стали зрозумілими його переваги порівняно з методами, що базуються на нейронних мережах для розпізнавання вправи:

1. Можливість легкого debug-а імплементації.
2. Можливість налаштування завдяки наявності аналітично заданих умов переходу в стейт-машині.

Висновки

У результаті дослідження розроблено та імplementовано метод визначення типу фізичної вправи за вихідним сигналом нейронної мережі на базі ієрархічної машини станів. Імплементація методу продемонструвала можливість його використання на практиці, а також можливість доповнення методу для реалізації складнішого функціоналу. Також у процесі імплементації було виявлено суттєві обмеження методу, які компенсуються перевагами над методами-конкурентами.

Список літератури

1. Broyda, Juliy. Quantitative method of calculating iterations of exercises on the basis of output signal of the neural network. *Management of Development of Complex Systems (in Ukraine)* (44 – 2020); 65 – 69, DOI: <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2020.44.65-69>.
2. Qiu S. et al., «Multi-sensor information fusion based on machine learning for real applications in human activity recognition: State-of-the-art and research challenges» *Inf. Fusion*, vol. 80, pp. 241 – 265, Apr. 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2021.11.006>.
3. Chen K., Zhang D., Yao L., Guo B., Yu Z. & Liu Y., Deep Learning for Sensor-based Human Activity Recognition. *ACM Comput. Surv.*, vol. 54, no. 4, p. 1–40, Jul. 2021. DOI: <https://doi.org/10.1145/3447744>.
4. Jiang S., Kang P., Song X., Lo B., & Shull P. B., Emerging Wearable Interfaces and Algorithms for Hand Gesture Recognition: *A Survey, IEEE Rev. Biomed. Eng.*, vol. 15, p. 85–102, 2021. DOI: 10.1109/RBME.2021.3078190.
5. Sakshi, P. Das, S. Jain, C. Sharma, & V. Kukreja, «Deep Learning: An Application Perspective», in *Lecture Notes in Networks and Systems*, (LNNS, vol 291) 2021, p. 323–333. DOI: 10.1007/978-981-16-4284-5_28.
6. Andrej Karpathy, George Toderici, Sanketh Shetty, Thomas Leung, Rahul Sukthankar & Li Fei-Fei. «Large-Scale Video Classification with Convolutional Neural Networks». In *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2014. DOI: 10.1109/CVPR.2014.223.
7. Kaixuan Chen, Dalin Zhang, Lina Yao, Bin Guo, Zhiwen Yu & Yunhao Liu. «Deep Learning for Sensor-based Human Activity Recognition» Overview, *Challenges and Opportunities*, 54 (4), 2021. DOI: <https://doi.org/10.1145/3447744>.
8. Tam Huynh & Bernt Schiele. «Analyzing features for activity recognition» *ACM International Conference Proceeding Series*, (October):159–164, 2005. DOI: 10.1145/1107548.1107591.
9. Dr. Milon Islam, Sheikh Nuruddin, Fakhri Karray. & Ghulam Muhammad. «Human Activity Recognition Using Tools of Convolutional Neural Networks: A State of the Art Review, Data Sets, Chal-lenges and Future Prospects» *Computers in biology and medicine*. Vol. 149, October DOI: <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2022.106060>.

10. A Comprehensive Study of Deep Video Action Recognition. 2020. [Electronic resource] URL: <https://arxiv.org/abs/2012.06567>. (Accessed: 20.06.2023). DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2012.06567>.
11. Real-Time Activity Recognition and Intention Recognition Using a Vision-based Embedded System. 2021. [Electronic resource] URL: <https://arxiv.org/abs/2107.12744>. (accessed: 20.06.2023). DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2107.12744>.
12. Ching-Hang Chen, Deva Ramanan: 3D Human Pose Estimation = 2D Pose Estimation + Matching. 2016. [Electronic resource] URL: <https://arxiv.org/abs/1612.06524>. (Accessed: 20.06.2023). DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1612.06524>.
13. BlazePose: On-device Real-time Body Pose tracking. 2020. [Electronic resource] URL: <https://arxiv.org/abs/2006.10204>. (accessed: 20.06.2022). DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.10204>.
14. Hao Wang, Ming-hui Sun, Hao Zhang & Li-yang Dong. «LHPE-nets: A lightweight 2D and 3D human pose estimation model with well-structural deep networks and multi-view pose sample simplification method» PLOS ONE; February 23, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0264302>.
15. Misek J., Jankosek M. & Pajdla T. (2013). 3D-using Kinect. In: Fosati A, Gall J, Grabner H, Ren H, Konolige K (eds) Consumer cameras for computer vision. *Advances in computer vision and pattern learning*. Springer, London. DOI: https://doi.org/10.1007/978-1-4471-4640-7_1.
16. John D. Hunter. Matplotlib: 2D graphics environment. *Computing in Science and Technology*. 2007. Vol. 9(3): 90–95. DOI: 10.1109/MCSE.2007.55.
17. Yannakakis, M. (2000). «Hierarchical finite state machines» In: van Leeuwen J., Watanabe O., Hagiya M., Mosses P.D., Ito T (eds) Theoretical computer science: exploring new frontiers of theoretical computer science. TCS 2000. *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 1872. Springer, Berlin, Heidelberg. DOI: https://doi.org/10.1007/3-540-44929-9_24.
18. Zamanirad S., Benattallah B., Rodrigues C., Yagubzadefard M., Bugelia S. & Brabra H. (2020). «Model and services of dialogue between a person and a bot based on a finite state machine» In: Dustdar S., Yu. E., Salinesi K., Rie D., Pant V. (eds) Advanced information systems engineering. CAiSE 2020. *Lecture Notes in Computer Science* (), Volume 12127. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-49435-3_13.

Стаття надійшла до редакції 01.12.2023

Olena Danchenko

Doctor of technical sciences, professor, professor of the computer science and systems analysis department,

<https://orcid.org/0000-0001-5657-9144>

Cherkasy state technological university, Cherkasy

Juliy Broyda

Postgraduate student of the computer science and systems analysis department,

<https://orcid.org/0000-0002-5236-3212>

Cherkasy state technological university, Cherkasy

METHOD FOR DETERMINING THE TYPE OF EXERCISE BY THE SEQUENCE OF HUMAN POSES

Abstract. Over the past decade, international companies and research institutions have devoted considerable resources to the development of neural networks for computer vision that detect human pose sequences from video. Since this data cannot be used directly by humans and requires pre-processing, there is a need for universal methods for processing human pose sequences. The content and structure of the output signal of pose sequence processing depends on the end task of the system and in most cases is not universal. Universal processing methods that can be used for different tasks are especially valuable. This paper describes a method for processing the output signal of a neural network that allows determining the type of physical exercise based on the sequence of human postures. This method is quite versatile and can be used independently or as one of the stages of solving a user task. One example of the method's application is the automatic measurement of the duration of exercise during a sports session. Another example is determining the type of exercise when this intermediate information is needed before applying algorithms for calculating the number of iterations of this exercise.

Keywords: artificial intelligence; state machine; neural networks; computer vision; human poses

References

1. Broyda, Juliy. Quantitative method of calculating iterations of exercises on the basis of output signal of the neural network. *Management of Development of Complex Systems (in Ukraine)* (44 – 2020); 65 – 69, DOI: <https://doi.org/10.32347/2412-9933.2020.44.65-69>.
2. Qiu S. et al., «Multi-sensor information fusion based on machine learning for real applications in human activity recognition: State-of-the-art and research challenges» *Inf. Fusion*, vol. 80, pp. 241 – 265, Apr. 2022. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2021.11.006>.
3. Chen K., Zhang D., Yao L., Guo B., Yu Z. & Liu Y., Deep Learning for Sensor-based Human Activity Recognition. *ACM Comput. Surv.*, vol. 54, no. 4, p. 1–40, Jul. 2021. DOI: <https://doi.org/10.1145/3447744>.
4. Jiang S., Kang P., Song X., Lo B., & Shull P. B., Emerging Wearable Interfaces and Algorithms for Hand Gesture Recognition: A Survey, *IEEE Rev. Biomed. Eng.*, vol. 15, p. 85–102, 2021. DOI: 10.1109/RBME.2021.3078190.

5. Sakshi, P. Das, S. Jain, C. Sharma, & V. Kukreja, «Deep Learning: An Application Perspective», in *Lecture Notes in Networks and Systems*, (LNNS, vol 291) 2021, p. 323–333. DOI: 10.1007/978-981-16-4284-5_28.
6. Andrej Karpathy, George Toderici, Sanketh Shetty, Thomas Leung, Rahul Sukthankar & Li Fei-Fei. «Large-Scale Video Classification with Convolutional Neural Networks». In *The IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2014. DOI: 10.1109/CVPR.2014.223.
7. Kaixuan Chen, Dalin Zhang, Lina Yao, Bin Guo, Zhiwen Yu & Yunhao Liu. «Deep Learning for Sensor-based Human Activity Recognition» Overview, Challenges and Opportunities, 54 (4), 2021. DOI: <https://doi.org/10.1145/3447744>.
8. Tam Huynh & Bernt Schiele. «Analyzing features for activity recognition» *ACM International Conference Proceeding Series*, (october):159–164, 2005. DOI: 10.1145/1107548.1107591.
9. Dr. Milon Islam, Sheikh Nuruddin, Fakhri Karray. & Ghulam Muhammad. «Human Activity Recognition Using Tools of Convolutional Neural Networks: A State of the Art Review, Data Sets, Challenges and Future Prospects» *Computers in biology and medicine*. Vol. 149, October DOI: <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2022.106060>.
10. A Comprehensive Study of Deep Video Action Recognition. 2020. URL: <https://arxiv.org/abs/2012.06567>. (Accessed: 20.06.2023). DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2012.06567>.
11. Real-Time Activity Recognition and Intention Recognition Using a Vision-based Embedded System. 2021. URL: <https://arxiv.org/abs/2107.12744>. (Accessed: 20.06.2023). DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2107.12744>.
12. Ching-Hang Chen, Deva Ramanan: 3D Human Pose Estimation = 2D Pose Estimation + Matching. 2016. URL: <https://arxiv.org/abs/1612.06524>. (Accessed: 20.06.2023). DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1612.06524>.
13. Blaze Pose: On-device Real-time Body Pose tracking. 2020. URL: <https://arxiv.org/abs/2006.10204>. (Accessed: 20.06.2022). DOI: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2006.10204>.
14. Hao Wang, Ming-hui Sun, Hao Zhang & Li-yang Dong. «LHPE-nets: A lightweight 2D and 3D-human pose estimation model with well-structural deep networks and multi-view pose sample simplification method» *PLOS ONE*; February 23, 2022. DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0264302>.
15. Misek J., Jankosek M. & Pajdla T. (2013). 3D using Kinect. In: Fosati A, Gall J, Grabner H, Ren H, Konolige K (eds) *Consumer cameras for computer vision. Advances in computer vision and pattern learning*. Springer, London. DOI: https://doi.org/10.1007/978-1-4471-4640-7_1.
16. John D. Hunter. Matplotlib: 2D-graphics environment. *Computing in Science and Technology*. 2007. Vol. 9(3): 90–95. DOI: 10.1109/MCSE.2007.55.
17. Yannakakis, M. (2000). «Hierarchical finite state machines». In: van Leeuwen J., Watanabe O., Hagiya M., Mosses P. D., Ito T. (eds). *Theoretical computer science: exploring new frontiers of theoretical computer science. TCS 2000. Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 1872. Springer, Berlin, Heidelberg. DOI: https://doi.org/10.1007/3-540-44929-9_24.
18. Zamanirad S., Benatallah B., Rodrigues C., Yagubzadefard M., Bugelia S. & Brabra H. (2020). «Model and services of dialogue between a person and a bot based on a finite state machine» In: Dustdar S., Yu. E., Salinesi K., Rie D., Pant V. (eds). *Advanced information systems engineering. CAiSE 2020. Lecture Notes in Computer Science* (), Vol. 12127. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-49435-3_13.

Посилання на публікацію

- APA Danchenko, O. & Broyda, J. (2023). Methods for determining the type of exercise by the sequence of human poses. *Management of Development of Complex Systems*, 56, 56–63, [dx.doi.org\10.32347/2412-9933.2023.56.56-63](https://doi.org/10.32347/2412-9933.2023.56.56-63).
- ДСТУ Данченко О. Б., Бройде Ю. І. Метод визначення типу фізичної вправи за послідовністю поз людини. *Управління розвитком складних систем*. Київ, 2023. № 56. С. 56 – 63, [dx.doi.org\10.32347/2412-9933.2023.56.56-63](https://doi.org/10.32347/2412-9933.2023.56.56-63).