

ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИЙ АНАЛІЗ СКЛАДНОСТІ ГІМНАСТИЧНИХ КОМБІНАЦІЙ ЗАСОБАМИ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ

Дишук І.В., Гриньов С.А.

e-mail: ihor.dyshuk@nure.ua, serhii.hrynov@nure.ua

Харківський національний університет радіоелектроніки, каф. ШІ
м. Харків, Україна

This study presents an intelligent system for automated gymnastics routine difficulty assessment using computer vision. The pipeline employs MediaPipe for skeletal pose extraction, a finite-state machine for temporal segmentation, and a bidirectional GRU network for element classification (77% accuracy). Recognized elements are mapped to predefined difficulty coefficients and group requirements to compute the D-score. The approach enables consistent, repeatable evaluation and supports sports officiating and performance analysis.

Сучасний спорт вищих досягнень потребує об'єктивності в оцінюванні, однак людський фактор у суддівстві гімнастики залишається предметом дискусій. Інтелектуальний відеоаналіз дає змогу автоматизувати розпізнавання елементів і розрахунок складності [1].

Об'єкт дослідження – відеоаналіз гімнастичних вправ. Предмет – алгоритми екстракції скелетних моделей та рекурентна класифікація динаміки рухів.

У роботі реалізовано повний програмний pipeline, що забезпечує перехід від «сирого» відеопотоку до фінального показника складності (D-score). Система базується на концепції модульного pipeline-аналізу, що включає чотири критичні фази обробки даних (рис. 1).

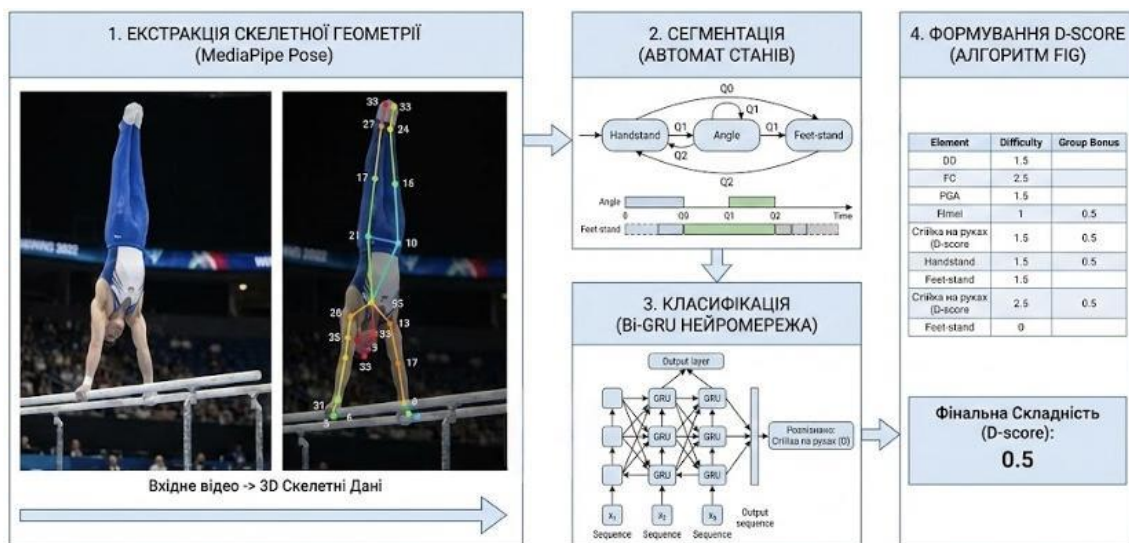


Рисунок 1 – Етапи інтелектуального аналізу гімнастичної комбінації

1. Екстракція скелетної моделі. MediaPipe Pose повертає 33 ключові точки тіла у тривимірному просторі (x, y, z) та показник видимості для кожної з них [2]. На виході отримуємо покадровий масив точок – координати 33 ключових точок у кожному кадрі разом із їхньою видимістю. Якщо детекція відсутня, відповідний кадр заповнюється нульовими значеннями, а ненадійні точки відсікаються порогом видимості. Така репрезентація є компактною, уніфікованою та придатною для подальшої сегментації і нейромережевої класифікації.

2. Алгоритмічна сегментація на основі станів. Для точного підрахунку складності відокремлюються підготовчі та перехідні фази від «робочих» елементів. Виділяються три стани: Handstand, Angle і Feet-stand (рис. 2), які відповідають опорним положенням у виконанні вправи. Переходи між ними формують сегменти, що подаються в нейромережу для розпізнавання елементів. Шум відсікається часовими порогами стабільності, мінімальною тривалістю 0.5 сек. (не менше 35 кадрів) та обмеженням швидкості ключових точок.



Рисунок 2 – Приклади базових станів: Handstand, Angle та Feet-stand.

3. Нейромережева інтерпретація. Оскільки елемент є динамічним процесом, де попередні положення тіла визначають наступні, використано двонапрямні рекурентні блоки GRU [3]. Модель аналізує послідовність скелетних кадрів у прямому та зворотному часі, що дозволяє враховувати контекст входу в елемент і виходу з нього. Навчання проводиться на кастомному датасеті з функцією втрат cross-entropy та оптимізатором Adam. Перед подачею до моделі координати ключових точок нормалізуються, додається інформація про видимість, а часові послідовності приводяться до однакової довжини, тому кожен сегмент подається у вигляді уніфікованого вектору ознак.

4. Розрахунок D-score. Після сегментації та розпізнавання кожен елемент має мітку з двома параметрами: числова складність і номер групи 1–4. Групи відповідають різним категоріям елементів, тому система спершу обчислює суму складностей усіх розпізнаних елементів. Далі перевіряються спецвимоги по групах: для кожної групи береться максимальна складність серед елементів цієї групи; якщо вона ≥ 0.3 ,

додається 0.5, інакше 0.3. Нарахування відбувається один раз на групу, тому повторення елементів тієї ж групи не збільшує результат. Підсумкова базова сума – це сума складностей елементів плюс нарахування за спецвимоги [4]. Консольний приклад підрахунку суми складностей елементів, спецвимоги та підсумковий D-score (рис. 3).

```
Знайдено сегментів: 7
1) frames 174-775 | makuts (0.5) prob=0.536 | difficulty=0.5 group=2
2) frames 1050-1233 | makuts (0.5) prob=0.402 | difficulty=0.5 group=2
3) frames 1286-1371 | turn (0.1) prob=0.941 | difficulty=0.1 group=2
4) frames 1714-1884 | felge (0.4) prob=0.466 | difficulty=0.4 group=3
5) frames 2180-2340 | stutzkehr (0.3) prob=0.864 | difficulty=0.3 group=2
6) frames 2474-2562 | turn (0.1) prob=0.938 | difficulty=0.1 group=2
7) frames 3102-3788 | double_forward (0.5) prob=0.813 | difficulty=0.5 group=4
ELEMENTS: 2.4 | SPECIAL REQUIREMENTS: 1.5 | TOTAL: 3.9
```

Рисунок 3 – Фрагмент консольного виводу з підрахунком суми

Система реалізована мовою Python із використанням PyTorch для нейромережевої частини та OpenCV для препроцесингу відео. Розширення бази елементів виконується через оновлення ваг моделі та метаданих.

Для навчання моделі сформовано власний набір даних у форматі .prz, що містить анотовані послідовності скелетних поз (координати, видимість, fps). Сегментація та навчання виконуються спеціалізованими скриптами. За результатами тестування встановлено, що система забезпечує коректну класифікацію в 77% випадків на контрольній вибірці. Це підтверджує працездатність обраного підходу на базі MediaPipe Pose та Vi-GRU для автоматизованого розрахунку D-score, водночас окреслюючи потенціал для подальшого донавчання моделі на більш розширених масивах даних.

Перспективи – додавання модулю розрахунку E-score (оцінка за техніку виконання) через порівняння траєкторій з еталонними.

Список використаних джерел:

1. Moeslund T. B., Thomas G., Hilton A. Computer Vision in Sports. – Cham: Springer International Publishing, 2015. – 319 p.
2. Automatic sign language translation system using neural network technologies and 3D animation / Y. Shovkovyi et al. Innovative technologies and scientific solutions for industries. 2023. No. 4(26). P. 108–121. DOI: <https://doi.org/10.30837/itssi.2023.26.108>.
3. Du Y., Wang W., Wang L. Hierarchical Recurrent Neural Network for Skeleton Based Action Recognition // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2015. P. 1110–1118.
4. FIG Code of Points 2025-2028: Men's Artistic Gymnastics. – Lausanne: Federation Internationale de Gymnastique, 2024. – 180 p.