

Судаков Владимир Владимирович, д.ф. (PhD),
Военно-спортивный колледж имени Батыра
Бауыржана Момышулы

Султанов Нурсултан Маралович, магистр,
Военно-инженерный институт радиоэлектроники и связи

Гревцов Дмитрий Владимирович, магистр,
Военно-инженерный институт радиоэлектроники и связи

СИСТЕМА ОБЪЕКТИВНОГО ОПТИЧЕСКОГО КОНТРОЛЯ И СКОРИНГА ПРИ СДАЧЕ НОРМАТИВОВ ФИЗИЧЕСКОЙ ПОДГОТОВКИ

Аннотация. Для устранения субъективности традиционной визуальной оценки спортивной биомеханики разработана архитектура контроля нормативов физической подготовки на базе алгоритмов YOLOv8-Pose и ST-GCN [1, с. 2637; 2, с. 7444]. Эмпирическая валидация комплекса на выборке из 450 субъектов подтвердила полное исключение человеческого фактора. Достигнута точность mAP 92.4% при скорости потокового инференса 45 кадров в секунду.

Ключевые слова: Компьютерное зрение, биомеханика, YOLOv8-Pose, инференс, маргинальные вклады.

Традиционная визуальная оценка биомеханики человека субъективна и подвержена когнитивным флуктуациям, оптическим иллюзиям, пространственным окклюзиям и высокой угловой скорости конечностей, что генерирует статистически значимую погрешность. Оценка спортивной биомеханики требует строгой математической формализации.

Для устранения субъективного фактора разработан программно-аппаратный комплекс (далее – ПАК) бесконтактного автоматического контроля выполнения физических нормативов. Входящий RGB-видеопоток трансформируется в многомерный тензорный массив кинематических векторов с миллисекундным откликом [3, с. 64051].

Двухстадийный вычислительный контур прошел эмпирическую валидацию на выборке из 450 субъектов (курсанты военных учебных заведений и студенты профильных военизированных ВУЗов). Дисциплинарный пул ограничен тремя нормативными паттернами, а именно подтягивания на высокой перекладине, спринт на 100 метров и кросс на 1000 метров.

Первичная экстракция 17 анатомических суставов (формат COCO) реализована нейросетью YOLOv8-Pose с безякорной (anchor-free) детекцией [1, с. 2639]. Функция потерь модели оптимизируется по метрике Object Keypoint Similarity (далее – OKS), учитывающей Евклидово расстояние, масштаб объекта и константу видимости узлов.

Модуль SPPF в магистральной сети CSPDarknet агрегирует разномасштабные признаки, а архитектура PAFNet в neck-сегменте обеспечивает локализацию дистальных фаланг и голеностопных суставов при динамическом размытии, предотвращая разрывы трекинга [4]. Внедрение локальных механизмов внимания также повышает устойчивость к помехам [5].

Извлеченный 2D-скелет репрезентируется пространственно-временным графом (вершины – суставы, ребра – кости). Классификация фаз движения выполняется сетью ST-GCN с динамическим взвешиванием вкладов суставов. Стратегия пространственного разделения (spatial configuration partitioning) делит окрестность узлов на корневую,



центростремительную и центробежную группы, позволяя дифференцировать концентрические и эксцентрические фазы сокращений. Матрица смежности нормализуется, а темпоральные зависимости фиксируются 1D-свертками, интерполирующими единичные сбои детекции.

Вычислительный контур развернут на специализированной исследовательской рабочей станции на базе высокопроизводительного многоядерного процессора, 64 ГБ оперативной памяти и графического ускорителя профессионального класса NVIDIA RTX с поддержкой тензорных вычислений под управлением ОС Linux. Оптимизатор TensorRT и принудительное квантование весов до FP16 минимизировали задержку кадра без деградации точности [3, с. 64060].

Спецификация компонентов и основные метрики эффективности работы комплекса приведены в таблице 1.

Таблица 1

Метрика / Компонент	Значение	Функциональное описание
mAP (Mean Average Precision)	92.4%	Усредненная точность локализации 17 суставов
Precision (Точность)	94.1%	Специфическая точность детекции кинематических паттернов
Recall (Полнота)	91.5%	Доля безошибочного захвата истинных позитивных фаз
Скорость инференса	45 FPS	Стабилизированная частота обработки кадров
Вычислительный узел	Рабочая станция NVIDIA RTX	Аппаратная акселерация матричных перемножений
Экстрактор признаков	YOLOv8-Pose	Безъякорная генерация топологии скелета
Модуль классификации	ST-GCN	Анализ маргинальных вкладов и пространственно-временных связей

На контрольном тестировании при флуктуирующем освещении система валидировала 9 «чистых» подтягиваний. Алгоритм контролирует пересечение подбородком линии перекладины по оси Y и отсутствие инерционной раскачки. Амплитуда смещения центра масс и углы в тазобедренных и коленных суставах рассчитываются через скалярное произведение векторов; превышение пороговой угловой скорости аннулирует попытку. Эксцентрическая фаза разгибания локтей контролируется до углов 170–180°.

Результат спринта на 100 м составил 13.3 с (преобразование пиксельных координат в метрическую систему через матрицу гомографии и расчет производной пути) [6, с. 164]. Забег на 1000 м зафиксирован с результатом

3 мин 50 с; длительные перекрытия силуэтов в плотном потоке компенсировались алгоритмами повторной идентификации (Re-ID) и графовой экстраполяцией ST-GCN.

Глобальные показатели системы: mAP – 92.4%, Precision – 94.1%, Recall – 91.5% при скорости потокового инференса 45 FPS в режиме реального времени.

Исключение человеческого фактора обеспечивает абсолютную воспроизводимость оценок. Интеграция YOLOv8-Pose и ST-GCN компенсирует ограничения 2D-экстракции и переводит контроль физической подготовки в плоскость точных математических данных с потенциалом масштабирования на другие спортивные дисциплины [1, с. 2645; 2, с. 7450].



Список литературы:

1. Maji, D., Nagori, S., Mathew, M., & Poddar, D. YOLO-Pose: Enhancing YOLO for Multi Person Pose Estimation Using Object Keypoint Similarity Loss // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). – 2022. – P. 2637–2646. URL: <https://arxiv.org/abs/2204.06806> (дата обращения: 29.09.2026).
2. Yan, S., Xiong, Y., & Lin, D. Spatial Temporal Graph Convolutional Networks for Skeleton-Based Action Recognition // Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. – 2018. – Vol. 32, no. 1. – P. 7444–7452. URL: <https://ojs.aaai.org/index.php/AAAI/article/view/12328> (дата обращения: 29.09.2026).
3. Wang, H., et al. Energy-Efficient Implementation of YOLOv8, Instance Segmentation, and Pose Detection on RISC-V SoC // IEEE Access. – 2024. – Vol. 12. – P. 64050–64068. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/10531515> (дата обращения: 29.09.2026).
4. Xu, X., Wu, T., Du, Z., et al. Enhanced human pose estimation using YOLOv8 with Integrated SimDLKA attention mechanism and DCIOU loss function // PLoS One. – 2025. – Vol. 20, no. 5. – P. e0318578. URL: <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0318578> (дата обращения: 29.09.2026).
5. Wu, Y., Chen, Z., Zhang, H., Yang, Y., & Yi, W. Enhanced Pose Estimation for Badminton Players via Improved YOLOv8-Pose with Efficient Local Attention // Sensors. – 2024. – Vol. 24, no. 14. – Art. 4446. URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/24/14/4446> (дата обращения: 29.09.2026).
6. Xin, W., Liu, R., Liu, Y., Chen, Y., Yu, W., & Miao, Q. Transformer for Skeleton-based Action Recognition: A Review of Recent Advances // Neurocomputing. – 2023. – Vol. 537. – P. 164–186. DOI: 10.1016/j.neucom.2023.03.001. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S092523122300300X> (дата обращения: 29.09.2026).

