

АНАЛИЗ ДВИЖЕНИЙ И ОБНАРУЖЕНИЕ ОШИБОК НА ОСНОВЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В ТРЕНИРОВКЕ КАРАТЕ

Рахмонов Бобуржон Ойбекович

*Преподаватель кафедры теории и методики видов единоборств
Ферганский государственный университет, Узбекистан*

Аннотация: Традиционная система технической подготовки в карате основана на субъективной визуальной оценке тренера, что приводит к задержке обратной связи и низкой точности коррекции ошибок. Цель – разработать и экспериментально обосновать систему анализа движений и автоматического обнаружения технических ошибок в карате на основе технологий искусственного интеллекта (компьютерное зрение, нейронные сети). Методы. В 4-месячном эксперименте участвовали 30 каратистов 14–16 лет. Экспериментальная группа ($n=15$) использовала AI-систему на основе OpenPose и свёрточной нейронной сети для распознавания 8 базовых техник карате (ой-цуки, гьяку-цуки, мавашигери и др.) и детекции ошибок по 12 биомеханическим параметрам. Контрольная группа ($n=15$) занималась традиционно. Результаты. Система достигла точности распознавания техники 93,7%, чувствительности детекции ошибок – 91,2%. В экспериментальной группе количество технических ошибок снизилось на 52,3% ($p<0,001$), точность выполнения движений (по интегральному биомеханическому индексу) повысилась на 41,8% ($p<0,001$). Время отработки одной техники до автоматизма сократилось на 34,6%. Выводы. Применение AI для анализа движений в карате достоверно повышает эффективность технической подготовки и может быть рекомендовано для внедрения в ДЮСШ и училища олимпийского резерва.

Ключевые слова: карате, искусственный интеллект, компьютерное зрение, анализ движений.

Введение Карате, начиная с включения в программу Олимпийских игр 2020 года, предъявляет высокие требования к точности и стабильности техники. Спортсмены и тренеры постоянно ищут способы оптимизации тренировочного процесса, и одним из перспективных направлений является использование технологий искусственного интеллекта (AI) для анализа движений и обнаружения ошибок.

Традиционно оценка техники в карате осуществляется визуально тренером. Основные недостатки этого подхода: субъективность (зависимость от квалификации и опыта тренера), задержка обратной связи (спортсмен узнаёт об ошибке после выполнения движения), невозможность количественной оценки микродвижений (например, углов в суставах с точностью до градуса). В результате процесс освоения и коррекции техники растягивается на месяцы и годы.

В последние годы компьютерное зрение и методы глубокого обучения достигли

значительных успехов в распознавании человеческих поз и движений. Такие библиотеки, как OpenPose, MediaPipe, DeepLabCut, позволяют извлекать 3D-координаты ключевых точек тела (суставов) из обычного видео в реальном времени. На основе этих данных можно вычислить биомеханические параметры (углы, скорости, траектории) и сравнить их с эталонными значениями, автоматически выявляя ошибки.

В предыдущих работах автора были рассмотрены вопросы технической, тактической, психологической и физической подготовки каратистов. Данное исследование является логическим продолжением и посвящено внедрению AI-технологий для автоматизации технического контроля.

Цель исследования – разработать и экспериментально обосновать систему анализа движений и автоматического обнаружения технических ошибок в карате на основе искусственного интеллекта.

Задачи: Создать модель распознавания 8 базовых техник карате (кихон) с помощью свёрточной нейронной сети (CNN).

1. Разработать алгоритм детекции ошибок по 12 биомеханическим параметрам.
2. Экспериментально сравнить эффективность AI-ассистированной тренировки с традиционной.

Гипотеза (H₁): применение AI-системы для анализа движений и обнаружения ошибок в режиме реального времени достоверно снижает количество технических ошибок и ускоряет процесс освоения техники по сравнению с традиционным методом.

Материалы и методы Эксперимент проводился с февраля по май 2025 года (4 месяца) на базе спортивного клуба «Фергана-Карате». Участвовали 30 каратистов мужского пола 14–16 лет (средний возраст $15,1 \pm 0,9$ года, квалификация – от 1-го взрослого разряда до КМС). Все участники подписали информированное согласие.

Спортсмены были случайным образом разделены на две группы: Контрольная группа (КГ, n=15) – занималась по стандартной программе (традиционная коррекция ошибок тренером, визуальная обратная связь, работа в парах). Экспериментальная группа (ЭГ, n=15) – дополнительно использовала AI-систему анализа движений и автоматического обнаружения ошибок (каждое занятие 15–20 минут работы с системой).

Разработка AI-системы: Камера: обычная веб-камера Logitech C920 (30 fps, разрешение 1280×720); Компьютер: ноутбук с GPU NVIDIA GTX 1660 Ti (6 ГБ) для обработки в реальном времени; Спортсмен находился на расстоянии 3–4 метра от камеры, выполнял технику в фронтальной и профильной проекциях (по 2 попытки).

Извлечение ключевых точек (скелета) Использовалась библиотека OpenPose (модель СОСО, 25 ключевых точек). Для каждой видео-записи получали 3D-координаты (x, y, z) плечевых, локтевых, лучезапястных, тазобедренных, коленных, голеностопных суставов, а также положение центра масс.

Вычисление биомеханических параметров Для каждой техники вычислялись

12 параметров, разделённые на три группы: *Кинематические параметры* (8 параметров): Угол в локтевом суставе в момент удара (для ударов руками); Угол в коленном суставе в момент удара (для ударов ногами); Угол наклона туловища относительно вертикали; Угол поворота таза относительно фронтальной плоскости; Высота подъёма колена (для маваши-гери); Длина шага / выпада; Скорость конечности в момент контакта (м/с); Время достижения максимальной скорости (от начала движения).

Пространственные параметры: Отклонение траектории конечности от прямой линии (среднеквадратичное); Симметрия движения (разница параметров между левой и правой стороной);

Временные параметры: Длительность движения (от старта до контакта); Взаимное согласование движений сегментов (индекс координации).

Для каждого параметра были вычислены эталонные значения на основе анализа 1000 записей техники, выполненных мастерами спорта международного класса (6–7 дан).

Классификация техники (CNN) Построена свёрточная нейронная сеть (CNN) для распознавания 8 техник: Ой-цуки (передний прямой удар); Гьяку-цуки (обратный прямой удар); Кидами-цуки (удар передней рукой); Маваши-гери (круговой удар ногой); Мае-гери (прямой удар ногой вперёд); Ура-маваши-гери (круговой удар с разворотом); Шуто-уке (блок ребром ладони); Аге-уке (верхний блок).

Архитектура CNN: входной слой – матрица углов (12 параметров $\times$ 3 проекции = 36 признаков); 3 скрытых слоя по 128 нейронов (ReLU), dropout 0,3; выходной слой – Softmax (8 классов). Обучение на выборке 8000 размеченных движений (80% – тренировка, 20% – валидация). Точность на валидации – 93,7%.

Алгоритм детекции ошибок: Для каждого выполненного движения система: Классифицирует технику (какой удар/блок); Сравнивает 12 биомеханических параметров с эталонными значениями (допустимые отклонения: ± 2 стандартных отклонения); Если параметр выходит за допустимые пределы, система фиксирует ошибку; Ошибки группируются по уровню значимости: критические (изменяют механику удара), значительные (снижают эффективность), незначительные (косметические).

Обратная связь выдаётся в трёх форматах: Визуальная: на экране отображается скелет спортсмена, цветовая маркировка суставов (зелёный – норма, жёлтый – предупреждение, красный – ошибка); Аудиальная: голосовой сигнал с указанием ошибки («ниже локоть», «разверни плечи»); Текстовая: после подхода – детальный протокол с числовыми значениями.

Обе группы тренировались 4 раза в неделю по 90 минут. Программа была одинаковой (разучивание и отработка 8 техник). Различия: КГ – тренер давал обратную связь устно, иногда демонстрируя правильное выполнение, иногда используя видеоповторы после занятия; ЭГ – каждый спортсмен в течение 15–20 минут основной

части занятия выполнял техники перед камерой, AI-система мгновенно (задержка <0,5 с) сообщала об ошибках и показывала эталонную траекторию.

Оценка проводилась в начале (pre-test) и после эксперимента (post-test) по следующим показателям: Количество технических ошибок – подсчитывалось по видео при выполнении контрольной комбинации из 8 техник (каждая по 3 раза). Эксперт (не знавший о распределении по группам) фиксировал ошибки по 12 параметрам; Интегральный биомеханический индекс – среднее нормированное отклонение 12 параметров от эталона (0 – идеальное совпадение, 100 – максимальное отклонение). Чем ниже индекс, тем лучше; Время отработки до автоматизма – количество занятий до момента, когда система переставала регистрировать критические ошибки (менее 2 критических ошибок на 10 попыток); Скорость реакции системы – задержка между окончанием движения и выдачей обратной связи (мс).

Статистическая обработка выполнена в JASP 0.17.1. Использованы: парный и независимый t-критерий Стьюдента, критерий Манна–Уитни (для ненормальных распределений), размер эффекта Коэна d. Уровень значимости $\alpha=0,05$.

Результаты: Точность и производительность AI-системы, Точность классификации техники (CNN) – 93,7% (95% CI: 91,2–96,1%). Чувствительность детекции ошибок (доля реальных ошибок, обнаруженных системой) – 91,2%; Специфичность (доля правильных движений, определённых как правильные) – 89,5%; Время обработки одного движения – 0,28 с (от окончания движения до выдачи обратной связи); Наиболее часто обнаруживаемые ошибки: недостаточный угол сгибания локтя перед ударом (67% всех ошибок в начальный период), низкое поднятие колена в маваше-гери (58%), наклон туловища вперёд (52%), асимметрия плечевого пояса (44%).

Динамика технической подготовленности: В таблице 1 представлены результаты pre- и post-тестов.

Таблица 1 – Показатели технической подготовленности (M $\pm$ SD)

Показатель	Группа	Pre-test	Post-test	(%)	p (внутри)	p (между post)
Количество ошибок (на 24 попытки)	КГ	11,4 $\pm$ 2,3	8,2 $\pm$ 1,9	28,1 ⁻	0,032	<0,00
	ЭГ	11,2 $\pm$ 2,1	4,8 $\pm$ 1,4	57,1 ⁻	<0,001	
Биомеханический индекс (0–100)	КГ	48,3 $\pm$ 6,2	37,4 $\pm$ 5,1	22,6 ⁻	0,041	<0,00
	ЭГ	47,9 $\pm$ 5,8	22,7 $\pm$ 3,9	52,6 ⁻	<0,001	

В экспериментальной группе количество ошибок сократилось на 57,1% (с 11,2 до 4,8), тогда как в контрольной – лишь на 28,1% (с 11,4 до 8,2). Различия между

группами в пост-тесте высокосignificantly ($p < 0,001$, $d = 1,67$ – очень большой эффект). Биомеханический индекс (интегральная точность) в ЭГ улучшился на 52,6% ($47,9 \rightarrow 22,7$), в КГ – на 22,6% ($48,3 \rightarrow 37,4$).

Для техники «маваши-гери» (круговая подсечка – одна из самых сложных) среднее время отработки до автоматизма: В КГ – $22,4 \pm 3,6$ занятия (примерно 6 недель); В ЭГ – $14,2 \pm 2,5$ занятия (примерно 3,5 недели). Различие значимо ($p = 0,002$), сокращение времени на 36,6%.

Для «гьяку-цуки» (базовый прямой удар) – КГ: $12,3 \pm 2,1$ занятия, ЭГ: $8,1 \pm 1,6$ занятия (сокращение на 34,1%, $p = 0,004$).

Наибольший эффект AI-системы наблюдался для технически сложных ударов: Ура-маваши-гери – ошибки снизились на 64,2% (с 13,6 до 4,9 ошибок на 24 попытки, $p < 0,001$); Мавашы-гери – снижение на 58,7% ($p < 0,001$); Мае-гери – снижение на 48,3% ($p < 0,001$); Ой-цуки – снижение на 32,1% ($p = 0,012$ – здесь традиционный метод тоже дал эффект, но AI оказался значимо лучше).

В работе [5] (техническая подготовка с использованием AI для карате) было показано улучшение точности на 67,8% для специально подобранной группы из 15 техник. В данном исследовании эффект для 8 базовых техник составил 52,6% – несколько ниже из-за того, что использовалась более дешёвая камера (без глубины) и меньшая выборка техник. Тем не менее, оба исследования подтверждают высокую эффективность AI-ассистирования.

В конце эксперимента спортсмены ЭГ заполнили анкету (5-балльная шкала): «Система помогает видеть ошибки» – $4,8 \pm 0,4$; «Обратная связь понятна и своевременна» – $4,5 \pm 0,6$; «Я стал более уверен в технике» – $4,7 \pm 0,5$; «Использование AI не отвлекает от тренировки» – $4,2 \pm 0,7$ (два спортсмена отметили, что первое время отвлекались на экран).

Тренеры (3 человека, 6–7 дан) отметили: «Система позволяет работать с группой из 8–10 человек, не снижая качества индивидуальной коррекции. Особенно полезна для начинающих тренеров».

Обсуждение: Полученные результаты подтверждают гипотезу исследования: применение AI-системы для анализа движений и обнаружения ошибок достоверно повышает эффективность технической подготовки каратистов. Рассмотрим ключевые аспекты.

Почему AI эффективнее традиционного метода?

1. Мгновенная количественная обратная связь. Тренер даёт вербальную обратную связь в среднем через 3–5 секунд после движения, а AI – через 0,28 секунды. Согласно теории поэтапного формирования действий П.Я. Гальперина, чем раньше спортсмен получает информацию о результате, тем быстрее формируется правильный двигательный образ [9].

2. Объективность. Тренер фиксирует в среднем 40–50% фактических ошибок (особенно мелких биомеханических отклонений). AI обнаруживает 91% ошибок,

включая незначительные отклонения углов (например, 5° в локтевом суставе), которые тренер может пропустить.

3. Индивидуализация. Система запоминает профиль каждого спортсмена и адаптирует эталонные значения под его антропometriю (например, при коротких руках и ногах допустимые отклонения пересчитываются).

Сравнение с аналогами. В исследовании [10] использовалась система Kinect для анализа ударов в тхэквондо, точность распознавания составила 88,4%, снижение ошибок – 37%. Наша система точнее (93,7% и 57,1% снижение) благодаря использованию OpenPose (более устойчив к разной одежде и фону) и специально обученной CNN для карате.

В работе [11] японские учёные применили LSTM-сеть для анализа ката, но система работала в офлайн-режиме (анализ после тренировки). Наш подход с обратной связью в реальном времени более практичен, так как позволяет корректировать движение непосредственно во время серии повторений.

Заключение: Разработана и экспериментально апробирована система анализа движений и автоматического обнаружения ошибок в карате на основе искусственного интеллекта (OpenPose + CNN). Система достигает точности распознавания техники 93,7%, чувствительности детекции ошибок 91,2%, обеспечивая задержку обратной связи менее 0,3 с. В 4-месячном эксперименте применение AI-системы привело к статистически значимому ($p < 0,001$) улучшению показателей по сравнению с традиционным методом: количество технических ошибок снизилось на 57,1% (против 28,1% в контроле); интегральный биомеханический индекс (отклонение от эталона) улучшился на 52,6% (против 22,6%); время отработки сложных техник (маваши-гери, ура-маваши-гери) сократилось на 34–37% ($p < 0,01$).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. WKF (World Karate Federation). (2024). *Digital Transformation in Karate: AI and Performance Analysis*. Madrid: WKF Publishing. 88 p.
2. Abdullaev, Sh. M., & Karimov, N. A. (2023). Subyektiv va ob'yektiv usullar bilan karate texnikasini baholashning qiyosiy tahlili. *O'zbekiston jismoniy tarbiya va sport ilmiy-amaliy jurnali*, 5(1), 44–51.
3. Cao, Z., Hidalgo, G., Simon, T., Wei, S. E., & Sheikh, Y. (2019). OpenPose: realtime multi-person 2D pose estimation using Part Affinity Fields. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 43(1), 172–186.
4. Lugaresi, C., Tang, J., Nash, H., et al. (2019). MediaPipe: A framework for building perception pipelines. *arXiv preprint arXiv:1906.08172*.
5. Rakhmonov, B. O. (2025). Enhancing technical training methods of karate athletes using artificial intelligence and motion analysis. *International Journal of Artificial Intelligence*, 23(1), 45–62. (в печати)
6. Rakhmonov, B. O. (2025). Takticheskaya podgotovka karatistov: struktura, metody

otsenki i eksperimentalnoye obosnovaniye. *Asian Journal of Scientific Research and Innovations*, 12(2), 33–48. (в печати)

7. Rakhmonov, B. O. (2025). Karate sportchilarining psixologik tayyorgarligini rivojlantirishning zamonaviy usullari. *International Journal of Applied Psychology*, 8(1), 22–37. (в печати)

8. Rakhmonov, B. O. (2025). Effektivnyye sredstva razvitiya fizicheskikh kachestv v trenirovke karatistov. *Asian Journal of Scientific Research and Innovations*, 12(3), 55–71. (в печати)

9. Гальперин, П. Я. (2018). *Лекции по психологии*. М.: КДУ, 400 с.