

**Интеллектуальное управление в спорте:  
применение искусственного интеллекта и сенсорных  
систем для оптимизации тренировочного процесса**

**Intelligent management in sports:  
the use of artificial intelligence and sensor  
systems for training process optimization**

УДК 37.037.1

DOI: 10.12737/2500-3305-2026-11-2-129-139

**Глек Д.Ю.**

Доцент кафедры физического воспитания, физической культуры и спорта,  
ФГБОУ ВО «Мелитопольский государственный университет», г. Мелитополь  
e-mail: my\_contact\_box\_msu@mail.ru

**Glek D.Yu.**

Associate Professor, Department of Physical Education, Physical Culture and Sports,  
Melitopol State University, Melitopol  
e-mail: my\_contact\_box\_msu@mail.ru

**Артеменко В.В.**

Преподаватель кафедры физического воспитания, физической культуры и спорта,  
ФГБОУ ВО «Мелитопольский государственный университет», г. Мелитополь  
e-mail: v.artemenko@melsu.ru

**Artemenko V.V.**

Lecturer, Department of Physical Education, Physical Culture and Sports, Melitopol State University,  
Melitopol  
e-mail: v.artemenko@melsu.ru

**Некрасов Д.В.**

Преподаватель кафедры физического воспитания, физической культуры и спорта,  
ФГБОУ ВО «Мелитопольский государственный университет», г. Мелитополь  
e-mail: d.nekrasov@melsu.ru

**Nekrasov D.V.**

Lecturer, Department of Physical Education, Physical Culture and Sports, Melitopol State University,  
Melitopol  
e-mail: d.nekrasov@melsu.ru

## **Аннотация**

Целью настоящего исследования является теоретическое обоснование и систематизация инновационных подходов к интеллектуальному управлению тренировочным процессом на основе интеграции технологий искусственного интеллекта (ИИ) и носимых сенсорных систем. Актуальность работы обусловлена необходимостью перехода от субъективных, эмпирических методов тренерского контроля к объективизации спортивного менеджмента в условиях концепции «in the wild» (мониторинг в естественной соревновательной среде). В результате исследования проведена компаративная характеристика трех поколений систем сбора данных, где доказано преимущество мягких эпидермальных сенсоров перед традиционными оптическими системами за счет минимизации артефактов мягких тканей и возможности мультимодального мониторинга (сочетание биомеханики и биохимии пота). Установлено, что фундаментальным инструментом трансформации «сырых» данных в управленческие решения выступают алгоритмы глубокого обучения (CNN, LSTM и их гибриды), способные распознавать микроизменения в технике атлета с точностью, недоступной человеческому глазу. Особую новизну представляет разработка аналитической матрицы предиктивных маркеров, связывающей показатели кумулятивной ударной нагрузки и кинематической асимметрии с проактивным прогнозированием риска бесконтактных травм. Выявлено, что лимитирующим фактором внедрения ИИ в профессиональный спорт остается проблема «черного ящика», требующая развития концепции «объяснимого искусственного интеллекта» (XAI) для повышения доверия тренерского штаба к автоматизированным рекомендациям. Практическая значимость заключается в возможности внедрения систем поддержки принятия решений (СППР), которые позволяют трансформировать деятельность спортивных организаций, обеспечивая баланс между максимизацией спортивных результатов и сохранением здоровья атлетов как ключевых активов клуба.

**Ключевые слова:** интеллектуальное управление, искусственный интеллект, носимые сенсоры, IMU, машинное обучение, оптимизация тренировки, прогнозирование травматизма, спортивная биомеханика.

## **Abstract**

The purpose of this study is to provide a theoretical substantiation and systematization of innovative approaches to intelligent training process management based on the integration of artificial intelligence (AI) technologies and wearable sensor systems. The relevance of the work is driven by the necessity of transitioning from subjective, empirical methods of coaching control to data-driven sports management within the "in the wild" concept (monitoring in natural competitive environments). As a result of the research, a comparative analysis of three generations of data collection systems was conducted, demonstrating the advantage of soft epidermal sensors over traditional optical systems due to the minimization of soft tissue artifacts and the possibility of multimodal monitoring (combining biomechanics and sweat biochemistry). It has been established that deep learning algorithms (CNN, LSTM, and their hybrids) serve as the fundamental tool for transforming "raw" data into managerial decisions, as they are capable of recognizing micro-changes in an athlete's technique with a level of precision invisible to the human eye. A particular novelty of the study is the development of an analytical matrix of predictive markers that links cumulative ground reaction force and kinematic asymmetry to the proactive forecasting of non-contact injury risks. It was revealed that the "black box" problem remains a limiting factor for the implementation of AI in professional sports, requiring the development of Explainable Artificial Intelligence (XAI) to increase coaching staff's trust in automated recommendations. The practical significance lies in the possibility of implementing decision support systems (DSS), which allow for the transformation of sports organizations' operations, ensuring a balance between maximizing athletic performance and preserving the health of athletes as the club's key assets.

**Keywords:** intelligent management, artificial intelligence, wearable sensors, IMU, machine learning, training optimization, injury prediction, sports biomechanics.

## Введение

Управление в современном спорте высших достижений представляет собой сложную многокритериальную задачу, требующую непрерывного мониторинга, анализа и корректировки состояния атлетов. Исторически процесс принятия управленческих решений (например, дозирование тренировочной нагрузки, выбор тактики, оценка готовности к соревнованиям) опирался преимущественно на субъективный опыт тренера и ограниченный набор физиологических тестов, проводимых в лабораторных условиях. Однако с ростом конкуренции и коммерциализации спорта возникла острая необходимость в объективизации управления на основе больших данных [9].

Внедрение технологий искусственного интеллекта и машинного обучения стало катализатором трансформации спортивного менеджмента. ИИ предоставляет инструментарий для выявления скрытых паттернов в сложных, многомерных наборах данных, генерируемых спортсменами [3]. В то же время миниатюризация электроники привела к повсеместному распространению носимых сенсорных систем, таких как акселерометры, гироскопы и инерциальные измерительные модули (IMU). Эти устройства позволяют собирать кинематические и кинетические данные в режиме реального времени, непосредственно на спортивной площадке, а не в изолированной биомеханической лаборатории [1, 2].

С точки зрения теории управления, связка «Носимые сенсоры – ИИ» формирует классический контур обратной связи: датчики выступают в роли рецепторов, собирающих информацию о состоянии объекта управления (спортсмена), а алгоритмы ИИ выполняют роль аналитического центра (контроллера), вырабатывающего рекомендации для лица, принимающего решения [4].

Особую важность в спортивном управлении приобретает проблема предотвращения травм. Травматизм не только наносит ущерб здоровью спортсменов, но и влечет колоссальные финансовые и репутационные потери для спортивных клубов. Интеграция сенсорных технологий и автоматизированной аналитики позволяет перейти от реактивного подхода к проактивному управлению рисками [8].

Цель данного исследования – систематизировать и проанализировать современные подходы к применению технологий искусственного интеллекта в связке с интеллектуальными датчиками для решения задач управления в спорте, оценки биомеханики движений, мониторинга активности и прогнозирования травматизма.

## Материалы и методы

Для достижения поставленной цели был проведен систематический обзор научной литературы, посвященной пересечению спортивной науки, носимой электроники и алгоритмов машинного обучения. Методология исследования базировалась на принципах, аналогичных руководству PRISMA [9].

В анализ включались рецензируемые научные статьи, технические отчеты и систематические обзоры, опубликованные в период с 2018 по 2026 г. Основными критериями включения стали:

1. Использование методов ИИ (включая глубокое обучение, нейронные сети, метод опорных векторов, метод главных компонент) для анализа данных спортсменов.
2. Применение носимых сенсоров (IMU, акселерометров, умных тканей, эпидермальных татуировок-датчиков) для сбора биомеханических, кинематических или физиологических показателей.
3. Наличие явной связи между собираемыми данными и задачами спортивного управления (оценка навыков, классификация активности, предотвращение травм, мониторинг усталости).

Была проанализирована выборка из релевантных исследований, извлеченных из ведущих научных баз данных (ScienceDirect, Elsevier). Из каждой статьи экстрагировались следующие параметры: тип используемых сенсоров, расположение датчиков на теле спортсмена, применяемые алгоритмы ИИ/МО, размер выборки, цель исследования (например, оценка

усталости тактических атлетов или распознавание паттернов ходьбы/бега) и основные ограничения.

## Результаты

### 1. Эволюция систем сбора данных для управленческого анализа: от оптического захвата до эпидермальной электроники

Основой любого предиктивного алгоритма искусственного интеллекта, применяемого в спортивном менеджменте, является массив высококачественных валидированных данных. В последние годы парадигма сбора спортивной метрики претерпела радикальную трансформацию, сдвинувшись от изолированных лабораторных измерений к непрерывному мониторингу в естественной соревновательной среде (концепция «*in the wild*») [3]. Этот переход стал возможен благодаря миниатюризации электроники и развитию интернета медицинских вещей.

Для принятия эффективных управленческих решений (например, о допуске спортсмена к матчу или корректировке микроцикла) тренерскому штабу необходима объективная картина физического состояния атлета. Эволюцию аппаратной базы, обеспечивающей этот процесс, можно разделить на три ключевых этапа, сравнительная характеристика которых представлена в табл. 1.

Таблица 1

#### Сравнительный анализ поколений систем сбора биомеханических данных для спортивного управления

Характеристика	Поколение I: Оптические системы (ОМС)	Поколение II: Жесткие носимые датчики (IMU)	Поколение III: Мягкие (эпидермальные) сенсоры
Среда применения	Исключительно биомеханическая лаборатория	Тренировочная и соревновательная среда ( <i>in the wild</i> )	Любая среда, включая контактные виды спорта и водные дисциплины
Измеряемые параметры	Идеальная 3D-кинематика суставов	Ускорение, угловая скорость, оценка суставных углов	Кинематика, ЭМГ, биохимия пота (лактат, глюкоза, электролиты)
Точность	Является оптимальным	Высокая (RMSE варьируется в зависимости от плоскости движения) [6]	Высокая (минимизация артефактов движения) [7]
Управленческая ценность	Разовая глубокая диагностика техники (ретроспективный анализ)	Непрерывный мониторинг внешних тренировочных нагрузок и усталости	Проактивный мультимодальный мониторинг (физиология + биомеханика) в реальном времени
Основные ограничения	Высокая стоимость, малый объем выборки, эффект «наблюдателя»	Артефакты мягких тканей, магнитный дрейф, сложность калибровки [1]	Ограничения по емкости батареи и плотности беспроводной передачи данных [4]

Источник: построена авторами на основании источников [1, 4, 6, 7]

Стандартом де-факто для полевых исследований в современном спорте стали системы на базе IMU, объединяющие акселерометры, гироскопы и магнитометры. Исследование Dahl et al. [6] подтвердило, что современные IMU-системы обладают достаточной валидностью для оценки спортивных движений высокой интенсивности (прыжки, резкая смена направления), демонстрируя приемлемые значения среднеквадратичной ошибки (RMSE) по сравнению с оптическим захватом. Важно отметить, что управленческий потенциал акселерометрии выходит за рамки классического спорта, активно применяясь для мониторинга «тактических атлетов» (военнослужащих), где датчики позволяют количественно оценить биомеханический стресс при переноске тяжелых грузов на пересеченной местности [2]. Тем не менее, интеграция данных IMU в контур управления сопряжена с техническими проблемами. Как отмечают Hafer et al. [1], ключевым источником шума для ИИ являются артефакты мягких тканей (STA) – смещение жесткого датчика относительно кости из-за сокращения мышц и ударов о поверхность. Кроме того, ошибки сопоставления осей сенсора с анатомическими осями сегментов тела (Sensor-to-Segment Alignment) могут приводить к искажению кинематических данных, что критично для алгоритмов оценки риска травм [1].

Для преодоления ограничений жестких датчиков спортивная наука обратилась к мягким, интегрируемым с кожей системам (Skin-interfaced Wearable Systems) [7]. Устройства, обладающие модулем упругости человеческой кожи, не только устраняют проблему артефактов движения, но и расширяют спектр собираемых данных. Впервые управленческий аппарат получил доступ к синхронизированным потокам механических и биохимических маркеров [4]. В табл. 2 продемонстрировано, как различные типы собираемых данных трансформируются в конкретные управленческие решения посредством алгоритмов искусственного интеллекта.

Таблица 2

#### Аналитическая матрица преобразования сенсорных данных в управленческие решения посредством ИИ

Тип сенсорной системы	Генерируемые «сырые» данные	Применяемые алгоритмы ИИ / МО [5, 9]	Формируемое управленческое решение
Акселерометры (IMU) на голени / крестце	Пиковые ударные нагрузки (Ground Reaction Force), асимметрия шага	Сверточные нейронные сети (CNN), Метод опорных векторов (SVM)	Предотвращение травм: автоматический сигнал о превышении порога микротравматизации; рекомендация о замене игрока.
Мягкие ЭМГ-датчики	Амплитуда и частота мышечных сокращений	Рекуррентные нейронные сети (RNN, LSTM)	Управление микроциклом: корректировка времени восстановления на основе объективных данных о локальной мышечной усталости.
Эпидермальные микрофлюидные датчики [7]	Концентрация натрия, калия и лактата в поте	Многослойный перцептрон (MLP), Random Forest	Нутрициологический менеджмент: персонализированный план регидратации прямо во время соревнований; предотвращение тепловых ударов.
Умные стельки (Smart Insoles) [4]	Распределение подошвенного давления	Метод главных компонент (PCA) + CNN	Оценка техники: выявление дефектов биомеханики приземления; корректировка программы технической подготовки.

Источник: построена авторами на основании источников [4,5,7,9]

Эволюция систем сбора данных обеспечивает переход спортивного управления от интуитивных методов к точным аналитическим моделям. Чем выше модальность и качество потоковых данных, генерируемых сенсорами (от простых акселерограмм до мультимодального физиологического профиля), тем выше прогностическая способность алгоритмов машинного обучения в задачах оптимизации тренировочного процесса и минимизации рисков для здоровья атлетов.

## **2. Алгоритмы искусственного интеллекта в распознавании активности и оценке биомеханики**

Сырые данные, генерируемые акселерометрами, гироскопами и эпидермальными сенсорами, представляют собой многомерные высокочастотные временные ряды. В исходном виде они обладают колоссальным объемом и высоким уровнем зашумленности, что делает их непригодными для прямого использования спортивным менеджментом и тренерским штабом. Фундаментальная задача искусственного интеллекта в данном контексте – это автоматизированное распознавание человеческой активности и трансформация низкоуровневых биомеханических сигналов в высокоуровневые управленческие метрики.

Процесс обработки данных традиционно строится по конвейерному принципу и включает этапы предварительной обработки (фильтрация шумов), сегментации (метод скользящего окна), извлечения признаков и непосредственной классификации или регрессии [5]. Согласно проведенному анализу, эволюция применяемых математических аппаратов в спортивной науке четко разделяется на использование классического машинного обучения (Shallow Learning) и глубокого обучения (Deep Learning).

На ранних этапах внедрения ИИ в спорт доминировали такие алгоритмы, как метод опорных векторов (Support Vector Machine, SVM), случайный лес (Random Forest, RF), k-ближайших соседей (k-NN) и скрытые марковские модели (HMM). Данные методы требуют предварительного «ручного» извлечения признаков. Аналитики данных вынуждены математически вычислять статистические (среднее, дисперсия, эксцесс) и частотные характеристики (с использованием быстрого преобразования Фурье) из каждого временного окна сенсорного сигнала [5].

Например, алгоритм Random Forest часто используется для базовой классификации типов активности (ходьба, бег, прыжки) благодаря своей робастности к выбросам и высокой скорости работы. Метод главных компонент широко применяется для снижения размерности кинематических данных, позволяя выделить основные синергии мышц или доминирующие паттерны координации движений без потери критически важной информации [3]. Тем не менее, классические методы обладают существенным недостатком: их эффективность резко падает при переносе из лабораторных условий в непредсказуемую соревновательную среду (*in the wild*), так как ручное извлечение признаков не способно охватить всю вариативность спортивных движений [3, 9].

Современный стандарт аналитики в спортивном менеджменте базируется на архитектурах глубоких нейронных сетей, которые способны автоматически извлекать иерархические признаки (Feature Learning) непосредственно из сырых или минимально обработанных данных [5].

1) Одномерные сверточные нейронные сети (1D-CNN). В отличие от классических CNN, работающих с 2D-изображениями, 1D-CNN оптимизированы для анализа многоканальных временных рядов (например, данных с 9-осевого IMU-модуля). Сверточные слои применяют математические фильтры вдоль оси времени, автоматически выявляя локальные паттерны и пространственные зависимости между различными осями датчиков. В спорте 1D-CNN демонстрируют высочайшую точность в задачах дискретной классификации, например, при автоматическом распознавании типов ударов в теннисе или боксе, позволяя тренерскому штабу получать мгновенную статистику технико-тактических действий игрока без ручного видеонализа [5, 9].

2) Рекуррентные нейронные сети (RNN) и сети долгой краткосрочной памяти (LSTM). Ключевым ограничением CNN является неспособность эффективно моделировать

долгосрочные временные зависимости. Спортивные движения (бег, плавание, гребля) имеют ярко выраженную циклическую и последовательную природу. Архитектура LSTM решает проблему исчезающего градиента, присущую стандартным RNN, за счет использования системы вентилей (input, forget, output gates). Это позволяет сети «запоминать» контекст предыдущих движений. В управлении спортивной подготовкой LSTM-сети применяются для непрерывного мониторинга фаз шага, оценки симметрии движений и, что наиболее важно, для выявления нарастающей нервно-мышечной усталости на протяжении длительного времени (например, к концу футбольного матча) [1, 5].

3) Гибридные модели (DeepConvLSTM). Наиболее перспективным направлением является использование архитектур, объединяющих сверточные и рекуррентные слои. В таких сетях базовые сверточные слои (CNN) выполняют роль пространственного экстрактора признаков из сырых данных акселерометров, после чего полученные карты признаков передаются в слои LSTM для моделирования временной динамики [9]. Систематические обзоры показывают, что гибридные модели превосходят другие алгоритмы в задачах выявления микроизменений в технике атлета, которые часто являются предикторами бесконтактных травм опорно-двигательного аппарата [8, 9].

4) Автоэнкодеры (Autoencoders) и обучение без учителя. Поскольку сбор размеченных данных (с точным указанием времени травмы или технической ошибки) в реальном спорте затруднен, все большую актуальность приобретают методы обучения без учителя. Автоэнкодеры используются для обнаружения аномалий. Алгоритм обучается реконструкции «идеального» паттерна движения спортсмена в состоянии свежести. Любое существенное отклонение сигнала (ошибка реконструкции) в ходе матча автоматически интерпретируется системой как биомеханическая аномалия, что служит для тренера сигналом о нарушении техники или критическом уровне утомления [5].

Алгоритмы ИИ выступают в роли мощного транслятора: они преобразуют терабайты запутанных биомеханических данных в четкие, интерпретируемые панели управления (дашборды). Это позволяет менеджменту команд и медицинскому персоналу принимать обоснованные решения на основе объективных математических вероятностей, а не субъективных визуальных оценок.

### **3.3. Принятие управленческих решений: автоматизированная оценка техники и проактивное прогнозирование травм**

Главная цель интеграции носимой электроники и алгоритмов машинного обучения в спортивную инфраструктуру заключается в создании надежных систем поддержки принятия решений для тренерского штаба, спортивных врачей и менеджмента клубов. Трансформация низкоуровневых биомеханических сигналов в стратегические управленческие инсайты реализуется в двух ключевых направлениях: оптимизации спортивной производительности и управлении рисками травматизма [8, 9].

Традиционный процесс управления спортивной подготовкой во многом опирается на субъективный визуальный контроль тренера и ретроспективный видеоанализ. Однако человеческий глаз не способен улавливать микроскопические изменения кинематики в условиях быстро меняющейся соревновательной среды. Применение ИИ для анализа движений «в естественных условиях» (*in the wild*) кардинально меняет парадигму спортивного менеджмента [3].

Для наглядной демонстрации этого сдвига в табл. 3 приведено сравнение классического и интеллектуального подходов к управлению технической подготовкой.

**Сравнительная характеристика традиционного и интеллектуального подходов  
к управлению технической подготовкой спортсменов**

Управленческий критерий	Традиционный подход (Визуальный + Видеоанализ)	Интеллектуальный подход (Носимые сенсоры + ИИ) [3, 4]
Характер обратной связи	Ретроспективный (разбор ошибок после тренировки/матча)	В режиме реального времени (Real-time feedback)
Точность оценки биомеханики	Субъективная макро-оценка (видимые нарушения координации)	Объективная микро-оценка (изменения суставных углов до 1-2 градусов, миллисекундные задержки)
Масштабируемость управления	Низкая (тренер физически может фокусироваться на 1-2 атлетах одновременно)	Высокая (система ИИ параллельно анализирует данные всего состава команды)
Основа для принятия решений	Эмпирический опыт и интуиция тренерского штаба	Количественные метрики, машинное сопоставление с эталонным биомеханическим профилем
Применимость для тактических атлетов [2]	Затруднена в полевых условиях	Высокая (непрерывный мониторинг кинематики при марш-бросках и перехватах)

Источник: построена авторами на основании источников [2-4]

Модели глубокого обучения сопоставляют текущие движения атлета с эталонными моделями, генерируя автоматические корректирующие сигналы. Это позволяет менеджменту команды персонализировать тренировочные микроциклы, назначая индивидуальные комплексы упражнений для устранения выявленных алгоритмом моторных дефицитов [9].

Травматизм представляет собой одну из главных угроз в спортивном менеджменте, наносящую физиологический ущерб атлетам и прямой финансовый урон организациям. До внедрения ИИ управление медицинским блоком носило преимущественно реактивный характер (лечение уже случившихся повреждений). Симбиоз сенсоров и алгоритмов глубокого обучения позволил перейти к проактивному риск-менеджменту [8].

Этиология бесконтактных спортивных травм тесно связана с накоплением микрповреждений на фоне утомления. Алгоритмы машинного обучения способны фиксировать ранние предикторы этих состояний. Аналитика и соответствующие управленческие реакции систематизированы в табл. 4.

**Матрица предиктивных биомеханических маркеров и управленческих решений  
по предотвращению травм**

<b>Биомеханический / физиологический предиктор</b>	<b>Источник данных (Сенсоры)</b>	<b>Применяемые алгоритмы ИИ [1, 5, 8]</b>	<b>Автоматизированное управленческое решение</b>
Кумулятивная ударная нагрузка (GRF) и снижение амортизации	IMU-модули на голени / крестце, Умные стельки	Рекуррентные нейронные сети (LSTM), Сверточные сети (CNN)	Автоматический сигнал на планшет тренера о превышении порога толерантности; настоятельная рекомендация о замене игрока.
Повышение кинематической вариабельности и асимметрии	9-осевые IMU-системы, закрепленные на нижних конечностях	Автоэнкодеры (Anomaly Detection), Метод главных компонент (PCA)	Вывод атлета из общей группы; назначение восстановительного микроцикла с акцентом на стабилизацию суставов.
Локальное нервно-мышечное утомление	Мягкие поверхностные ЭМГ-датчики	Гибридные модели (CNN-LSTM)	Снижение интенсивности текущей тренировочной сессии; изменение тактической схемы для разгрузки атлета.
Критическое нарушение водно-солевого баланса	Эпидермальные микрофлюидные датчики [7]	Random Forest, Многослойный перцептрон (MLP)	Оперативное нутрициологическое вмешательство: персонализированная регидратация по ходу матча для предотвращения спазмов.

Источник: построена авторами на основании источников [2-4]

Внедрение подобных аналитических матриц в ИТ-инфраструктуру клуба трансформирует процесс принятия решений. Система ИИ синтезирует потоки данных и рассчитывает интегральный «Индекс риска травмы». Таким образом, интеллектуальные алгоритмы выступают не просто инструментами измерения, а полноправными агентами спортивного менеджмента, помогающими балансировать между максимизацией турнирных результатов и сохранением здоровья главных активов клуба – его спортсменов [8, 9].

### Обсуждение

Интеграция технологий искусственного интеллекта и носимых сенсорных систем фундаментально трансформирует парадигму управления в спорте высших достижений. Переход от интуитивного (эмпирического) менеджмента к управлению на основе объективных данных открывает беспрецедентные возможности для оптимизации тренировочного процесса и минимизации рисков. Однако, несмотря на высокую эффективность предиктивных алгоритмов, продемонстрированную в разделе результатов, широкомасштабное внедрение этих систем сопряжено с рядом существенных методологических, технических и организационных вызовов.

Ключевым барьером для спортивной аналитики остается проблема переноса моделей, обученных в стенах биомеханических лабораторий, в непредсказуемые условия реальных

соревнований – концепция «*in the wild*» [3]. В лабораторных условиях движения атлета строго регламентированы, а данные оптического захвата практически лишены шума. Напротив, соревновательная среда характеризуется хаотичными изменениями траекторий, физическим контактом между игроками и влиянием внешней среды. Как следствие, алгоритмы глубокого обучения (например, сверточные нейронные сети), демонстрирующие точность свыше 95% на тестовых (лабораторных) выборках, часто подвергаются деградации (снижению прогностической точности) при обработке зашумленных потоковых данных с поля [5]. Для решения этой проблемы управленческому звену необходимо инициировать сбор массивных датасетов непосредственно во время событий и применять методы аугментации данных для повышения робастности ИИ-моделей [3, 9].

С точки зрения инжиниринга, качество управленческих решений напрямую зависит от валидности исходного сигнала. При использовании жестких инерциальных модулей (IMU) алгоритмы ИИ вынуждены компенсировать ошибки, вызванные артефактами мягких тканей – смещением датчика относительно кости в момент мышечного сокращения или ударного воздействия [1]. Кроме того, малейшая неточность в начальной калибровке и сопоставлении осей датчика с анатомическими осями сегментов тела приводит к искажению расчета суставных углов [1, 6]. Использование эпидермальных (мягких) сенсоров нивелирует проблему STA, однако ставит перед разработчиками новые вызовы: ограничение емкости гибких элементов питания и узкая полоса пропускания для беспроводной передачи массивов физиологических данных в режиме реального времени [4, 7].

Важнейшим социально-управленческим аспектом является проблема «черного ящика», присущая сложным архитектурам глубокого обучения. Алгоритмы способны с высокой долей вероятности предсказать наступление бесконтактной травмы, но зачастую не могут объяснить тренеру или врачу биомеханическую причину такого прогноза [9]. Отсутствие прозрачной логики снижает уровень доверия к системам ИИ со стороны спортивного менеджмента. Для полноценной интеграции интеллектуальных систем в контур управления требуется развитие направления «объяснимого искусственного интеллекта» (Explainable AI - XAI), который сможет транслировать сложные многомерные корреляции в интуитивно понятные тренерам визуальные панели и биомеханические метрики [8].

С позиции стратегического менеджмента, внедрение описанных технологий требует реструктуризации спортивных организаций. Возникает необходимость интеграции в тренерский штаб новой категории специалистов – спортивных аналитиков и биомехаников, способных выступать связующим звеном между алгоритмическими вычислениями и практической физиологией [4]. Кроме того, непрерывный сбор физиологических и биомеханических метрик актуализирует вопросы кибербезопасности и защиты конфиденциальных медицинских данных атлетов, что требует создания защищенной корпоративной ИТ-инфраструктуры.

### **Заключение**

Управление тренировочным и соревновательным процессом в современном спорте вступило в эпоху интеллектуальной аналитики. На основе проведенного исследования можно сделать вывод, что синергия носимых сенсорных систем и алгоритмов искусственного интеллекта формирует мощный инструментарий для объективизации управленческих решений.

Применение инерциальных измерительных модулей (IMU) и инновационных эпидермальных биосенсоров позволяет преодолеть ограничения лабораторной биомеханики, обеспечивая непрерывный мониторинг кинематических и физиологических параметров спортсменов непосредственно в соревновательной среде. В свою очередь, методы глубокого машинного обучения (преимущественно CNN и LSTM архитектуры) эффективно справляются с задачей распознавания паттернов в высокочастотных временных рядах, трансформируя терабайты «сырых» данных в конкретные управленческие сигналы.

Внедрение интеллектуальных систем позволяет спортивному менеджменту перейти от субъективной оценки техники к автоматизированному микроанализу движений, а в области спортивной медицины – совершить эволюционный скачок от реактивного лечения к проактивному прогнозированию и предотвращению травматизма.

Дальнейшее развитие данного направления требует комплексных междисциплинарных исследований. Усилия должны быть сосредоточены на повышении помехоустойчивости алгоритмов к условиям «in the wild», решении проблем калибровки носимой электроники и разработке архитектур «объяснимого ИИ», способных выстроить абсолютное доверие между вычислительной машиной и лицом, принимающим управленческие решения в спорте.

### Литература

1. Hafer J.F., Vitali R., Gurchiek R., Curtze C., Shull P., Cain S.M. Challenges and advances in the use of wearable sensors for lower extremity biomechanics // *Journal of Biomechanics*. – 2023. – Vol. 157. – Art. 111714.
2. Edwards N.A., Talarico M.K., Chaudhari A., Mansfield C.J., Oñate J. Use of accelerometers and inertial measurement units to quantify movement of tactical athletes: A systematic review // *Applied Ergonomics*. – 2023. – Vol. 109. – Art. 103991.
3. Dorschky E., Camomilla V., Davis J., Federolf P., Reenalda J., Koelewijn A.D. Perspective on "in the wild" movement analysis using machine learning // *Human Movement Science*. – 2023. – Vol. 87. – Art. 103042.
4. Singh S.P., Pancham P.P., Chen R., Liu C.-W., Szałapak J., Jakubowska M., Lo C.-Y. Smart sensors for sports science industry: Device, system, manufacturing, and architecture that monitor and advance the performance // *Sensors and Actuators A: Physical*. – 2025. – Vol. 394. – Art. 116967.
5. Nweke H.F., Teh Y.W., Al-garadi M.A., Alo U. R. Deep learning algorithms for human activity recognition using mobile and wearable sensor networks: State of the art and research challenges // *Expert Systems with Applications*. – 2018. – Vol. 105. – P. 233-261.
6. Dahl K.D., Dunford K.M., Wilson S.A., Turnbull T.L., Tashman S. Wearable sensor validation of sports-related movements for the lower extremity and trunk // *Medical Engineering & Physics*. – 2020. – Vol. 84. – P. 144-150.
7. Ray T., Choi J., Reeder J., Lee S.P., Aranyosi A.J., Ghaffari R., Rogers J.A. Soft, skin-interfaced wearable systems for sports science and analytics // *Current Opinion in Biomedical Engineering*. – 2019. – Vol. 9. – P. 47-56.
8. Kovoor M., Durairaj M., Karyakarte M.S., Hussain M.Z., Ashraf M., Maguluri L.P. Sensor-enhanced wearables and automated analytics for injury prevention in sports // *Measurement: Sensors*. – 2024. – Vol. 32. – Art. 101054.
9. Guatama D., Saini P., Haq A.U., Yadav S.K., Singh A., Kumar R., Reddy T.O. Artificial intelligence in sport sciences: A systematic review of models and methods // *Sports Orthopaedics and Traumatology*. – 2026. – (In Press).