Российский журнал информационных технологий в спорте. 2026. Т. 3, № 1. e202601
Russian Journal of Information Technology in Sports, 2026, 3 (1), e202601

ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ В СПОРТЕ
Обзор
https://doi.org/10.62105/2949-6349-2026-3-1-e202601
УДК 796.332:004.8:612.766

Искусственный интеллект в профессиональном спорте: текущие мировые реалии и тренды с акцентом на прогнозирование травматизма в футболе

М. Ю. Кронфельд [1]✉, **И. А. Рубинштейн** [2]

[1] Футбольный клуб «Спартак-Москва», г. Москва, Российская Федерация
[2] Московская государственная академия физической культуры, п. Малаховка, Московская обл., Российская Федерация

✉ maxkronf@gmail.com

Аннотация

Цель работы — представить обзор современных направлений применения искусственного интеллекта (ИИ) в профессиональном спорте (на примере футбола) и современных подходов к прогнозированию травматизма.

Методология включает в себя scoping-обзор публикаций за период с 2015 по 2025 год в области спортивной медицины, спортивной науки и компьютерного зрения, а также анализ отраслевых стандартов качества данных.

В результате систематизированы ключевые классы задач ИИ (от трекинга и скаутинга до поддержки принятия решений штабом), выделены типовые архитектуры данных и моделей, критические источники смещения и утечки информации, а также требования к валидации и внедрению. Показано, что модели риска травм в футболе демонстрируют потенциал в проспективных постановках при наличии качественной маркировки «time-loss» и строгого временного разбиения, однако их практическая ценность определяется не только величиной AUC, но и калибровкой, устойчивостью к дрейфу данных и интеграцией в заранее определенные профилактические меры тренировочного процесса и восстановления.

Практическая значимость результатов состоит в формировании прикладной рамки для построения «клубной системы ИИ»: от стандартизации данных и этико-правового контура до выбора метрик, протокола мониторинга и набора профилактических решений, поддерживаемых моделями.

Ценность работы заключается в ориентации на спортивных ученых, аналитиков и тренерский штаб, а также в акцентах на воспроизводимости и управлении рисками внедрения ИИ.

Ключевые слова: искусственный интеллект, футбол, прогнозирование травм, мониторинг нагрузки, трекинговые данные, машинное обучение, объяснимость моделей, спортивная аналитика, скаутинг, принятие решений

ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN SPORTS
Review
https://doi.org/10.62105/2949-6349-2026-3-1-e202601
UDC 796.332:004.8:612.766

Artificial intelligence in professional sports: current global realities and trends with an emphasis on predicting injuries in football

M. Y. Kronfeld [1]✉, **I. A. Rubinstein** [2]

[1] Spartak Moscow Football Club, Moscow, Russian Federation
[2] Moscow State Academy of Physical Culture, Malakhovka village, Moscow region, Russian Federation

✉ maxkronf@gmail.com

Abstract

The aim of this work is to provide an overview of the modern applications of artificial intelligence (AI) in professional sports, using football as an example. We will discuss modern approaches to injury prediction and the requirements for implementing these systems in a club setting.

The methodology includes a scoping review of publications from 2015 to 2025 in the fields of sports medicine, sports science, and computer vision, as well as an analysis of industry standards for data quality.

As a result, key classes of AI tasks have been systematized, including tracking, scouting, and decision support by headquarters. Typical data and model architectures have been identified, as well as critical sources of information bias and leakage. Requirements for validation and implementation have also been highlighted. It has been demonstrated that injury risk models in football show potential in prospective studies with high-quality «time-loss» labeling and strict time partitioning. However, their practical value depends not only on AUC, but also on calibration, resistance to data drift, and integration into the training process and recovery measures.

The practical significance of the results is in the development of a practical framework for creating an «AI club system». This includes standardizing data, creating an ethical and legal framework, selecting metrics, establishing a monitoring protocol, and developing a set of preventive measures supported by models.

The value of this work lies in its focus on sports scientists, analysts, and coaching staff, as well as its emphasis on the reproducibility and risk management of AI implementation.

Keywords: artificial intelligence, football, injury prediction, load monitoring, tracking data, machine learning, model explainability, scouting, decision support, generative agents

Введение

Футбол — один из наиболее технологически оснащенных игровых видов спорта: в подготовке и соревновательной деятельности используются позиционные трекинговые системы, носимые датчики, инструменты видеоаналитики, а также стандартизированный медицинский учет повреждений и пропуска тренировок и матчей по критериям, принятым в спортивной медицине и эпидемиологии травматизма [1, 2, 3, 4, 5, 6]. При этом футбол остается травмоопасной дисциплиной: существенная доля повреждений приводит к пропуску тренировок и матчей.

В прикладной аналитике часто используют метку «травма с потерей времени» (time-loss injury — травма, из-за которой спортсмен пропускает как минимум следующую тренировку или матч; конкретная формулировка может различаться по протоколам, но смысл — клинически значимая потеря доступности). Систематические обзоры и длительные проспективные наблюдения в профессиональном футболе указывают на устойчиво высокий уровень травм и заметную долю мышечных повреждений, включая травмы задней поверхности бедра [1, 2, 3, 4]. На материале длительного наблюдения за клубами элитного уровня в рамках UEFA Elite Club Injury Study показано, что рост травматизма ассоциирован со снижением доступности игроков для тренировочной и соревновательной деятельности, а также с ухудшением командных результатов [5].

Тем самым возникает практическая проблема исследования: несмотря на большой объем регистрируемых данных, клубы по-прежнему ограниченно используют их для предупреждения травм, а многие прикладные модели строятся на методологически слабых схемах — без строгого временного разбиения, без независимой проверки и без оценки практической пользы для тренировочного процесса.

На этом фоне искусственный интеллект (ИИ) (включая машинное обучение, методы вероятностного моделирования и современные генеративные модели) рассматривается как дополнительный инструмент повышения качества управленческих решений: от повышения точности оценки нагрузки и игрового поведения до персонализации профилактических мер. Однако переход от модели как исследовательского или пилотного решения к рабочему клубному инструменту требует соблюдения научных принципов (проспективный дизайн, независимая валидация, калибровка вероятностей, анализ смещений и контроль воспроизводимости), а также организационных условий (единые стандарты данных, регламент включения модели в недельный цикл подготовки команды, распределение ответственности между тренерским, медицинским и аналитическим штабом, соблюдение этико-правовых требований). Указание именно на недельный цикл связано с тем, что в профессиональном футболе основная часть решений по объему и интенсивности нагрузки, восстановительным мероприятиям и допуску игрока к работе принимается в рамках ближайшего тренировочного цикла, а значит именно на этом уровне прогноз должен быть практически применим.

Цель исследования — представить обзор современных направлений применения искусственного интеллекта в профессиональном спорте (на примере футбола) и современных подходов к прогнозированию травматизма.

Методы и организация исследования

Работа выполнена в виде scoping review (обзорного исследования, направленного на картирование основных направлений, подходов и ограничений доказательной базы по рассматриваемой теме) с элементами критической оценки методологии включенных публикаций.

Методология обзора включала четыре последовательных этапа:

1) отбор публикаций по тематическим направлениям;

2) выделение типов данных, целевых меток и исследовательских дизайнов;

3) сопоставление подходов к валидации, интерпретации и практическому внедрению моделей;

4) формулирование прикладных выводов для задач профилактики травматизма в футболе.

Источники: публикации в области спортивной медицины и науки о тренировке, компьютерного зрения и спортивной аналитики, а также отраслевые стандарты качества данных.

Рассматриваемый период времени: 2015–2025 гг. (в отдельных случаях включались базовые работы по эпидемиологии травм и мониторингу нагрузки, необходимые для контекстуализации).

Критерии отбора источников:

- профессиональный футбол;
- наличие данных о дизайне, целевых метках и валидации;
- применимость к задачам принятия решений (прежде всего к задачам управления нагрузкой, профилактики травм и контроля доступности игроков; дополнительно — к задачам скаутинга и тактической аналитики как смежным направлениям использования ИИ в клубной среде).

Анализ включал:

- классификация задач ИИ по уровням принятия решений;
- выделение ключевых классов данных и ошибок измерения;
- критика постановок прогнозирования травм (временное разбиение, утечки, дисбаланс классов, калибровка);
- синтез практических рекомендаций по внедрению в клубной среде.

Таким образом, методический акцент настоящей работы сделан не на количественном метаанализе эффектов, а на сопоставлении исследовательских подходов и выявлении условий, при которых модели ИИ могут быть практически применимы для профилактики травматизма в футболе.

На рисунке 1 представлен обобщенный контур данных и принятия решений при построении клубной системы ИИ.

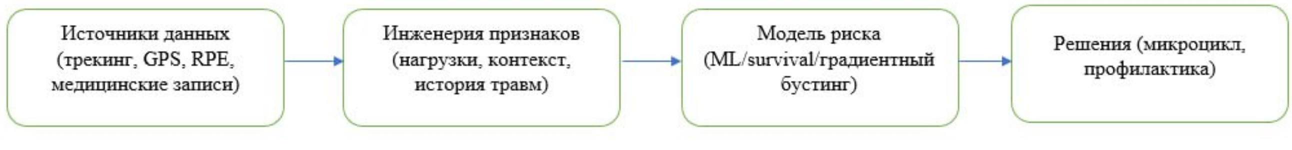

Рис. 1: Контур данных и принятия решений для ИИ-поддержки в клубе
Fig. 1: Outline of data and decision-making for AI support in the club

Результаты исследования и их обсуждение

С практической точки зрения задачи удобно группировать по цепочке принятия решений:

- получение и верификация данных (трекинг, видео, сенсоры);
- описательная и диагностическая аналитика;
- прогнозирование и раннее предупреждение (риски травм/усталости, сценарии игры);
- рекомендательная аналитика;
- коммуникация и оркестрация решений, где возрастающую роль играют «агенты» на базе больших языковых моделей (LLM (large language model) — большая языковая модель для генерации/интерпретации текста).

Таблица 1 отражает прикладную типологию задач и требований к данным.

При этом для целей настоящей статьи ключевым является не весь спектр задач ИИ, а именно тот блок, который влияет на предупреждение травматизма: качество исходных данных, корректность целевой метки, временная логика прогноза, интерпретация результатов и их перевод в меры тренировочного и восстановительного характера.

Данные являются ключевым ограничителем эффективности ИИ. В профессиональном футболе позиционные данные получают с помощью трекинговых технологий. В литературе встречаются разные классы систем: оптические трекинговые системы (OTS, optical tracking systems — камеры и алгоритмы, восстанавливающие траектории игроков и мяча); локальные позиционные системы (LPS, local positioning systems — радио/ультраширокополосные решения для позиционирования на стадионе); спутниковая навигация (GNSS, global navigation satellite systems — позиционирование по спутникам, чаще в тренировочной среде). Их прикладная ценность зависит от точности позиционирования, устойчивости к потерям наблюдения и сопоставимости между стадионами и сезонами. В этой части важны стандарты для электронных систем мониторинга и трекинга (EPTS, Electronic Performance and Tracking Systems — электронные системы измерения и трекинга двигательной активности; в практике включает носимые датчики и/или стадионные системы). Стандартизированное тестирование и валидация таких систем снижает риск несопоставимых данных и «ложных» эффектов.

FIFA развивает программу качества для EPTS, расширяя ее от тестов безопасности к тестам производительности, что отражает необходимость стандартизации измерения как предпосылки валидных моделей [6].

Параллельно развиваются подходы извлечения позиционных данных из трансляционного видео (computer vision — см. определение выше), а также открытые наборы данных, позволяющие проверять воспроизводимость результатов. При этом доступ к персональным данным (особенно медицинским) ограничен, что повышает риск «локальных» моделей: они могут работать внутри одного клуба, но хуже переносятся на другой состав, иной стиль игры или новый сезон [7, 8].

Эпидемиологический контекст травматизма и требования к целевой метке

Систематический обзор и мета-анализ данных в профессиональном футболе подтверждает высокую инцидентность травм и значительный вклад матчевой нагрузки [1].

Качество прогнозирования травм начинается с корректного определения события.

Многолетние данные UEFA Injury Study демонстрируют типовой уровень травм на 1000 часов экспозиции и позволяют анализировать динамику по типам повреждений; в частности, для мышечных травм задней поверхности бедра сообщалось о тенденции роста [3], тогда как в более длительной перспективе отмечалось снижение ряда категорий травм при стабильности мышечных повреждений [4]. Отдельные исследования показывают, что

Таблица 1: Классификация прикладных задач искусственного интеллекта в профессиональном футболе и типовые риски для качества данных

Table 1: Classification of applied AI tasks in professional football and typical risks for data quality

Класс задач	**Примеры применения в футболе**	**Источник данных**[1]	**Тип данных**[2]	**Критические риски и ошибки**
Сбор и контроль качества данных	Верификация данных трекинга[3] (OTS[4], LPS[5], GNSS[6]), сертификация по стандартам EPTS[7]	Системы позиционирования (камеры, датчики), видео	Координаты игроков/мяча, значения скорости/ускорения, события	Ошибки измерения, несопоставимость данных от разных устройств [6]
Скаутинг и управление составом	Оценка контекстной ценности действий игрока, построение многомерных профилей, поиск аналогов	Системы трекинга, системы сбора событий (event data), статистические базы данных лиг	Координаты, события (пас, удар и т.д.), контекстная информация (счет, время, лига)	Смещение выборки (тренировка на одной лиге), плохая переносимость моделей между разными чемпионатами [7, 8, 9]
Прогнозирование травматизма	Оценка риска травм с потерей времени[8] (time-loss), прогнозирование мышечных повреждений	Носимые датчики (GPS[9]), медицинские карты, календарь игр	Показатели нагрузки (бег, ускорения), физиологические данные, история травм	Утечка данных[10], дисбаланс классов[11], дрейф данных[12] [10, 11, 12, 13, 14]
Тактический анализ и поддержка решений	Рекомендации по розыгрышу стандартных положений, симуляция игровых ситуаций	Системы трекинга, видеоархивы матчей	Координаты игроков/мяча, данные о действиях соперника	Неидентифицируемость причин (корреляция $\neq$ причина), переобучение на стиль игры конкретного клуба [15]
Интеллектуальные ассистенты (на базе LLM[13])	Автоматическое резюмирование отчетов, интеллектуальный поиск по базе знаний, помощь аналитику	Внутренние базы данных клуба (текстовые отчеты, таблицы), метаданные видео	Текст, табличные данные, аннотации к видео	Галлюцинации[14], утечка конфиденциальных данных, нарушение требований к обработке персональных данных (комплаенс) [16]

Примечания:
[1] **Источник данных** — физическое устройство или система, с помощью которых получаются первичные данные.
[2] **Тип данных** — формат и содержание информации, поступающей на вход модели машинного обучения.
[3] **Трекинг** — процесс отслеживания перемещения объектов (игроков, мяча) в пространстве и времени.
[4] **OTS (Optical Tracking System)** — оптическая система трекинга, использующая видеокамеры для определения координат.
[5] **LPS (Local Positioning System)** — локальная система позиционирования (например, на основе радио- или UWB-меток).
[6] **GNSS (Global Navigation Satellite System)** — глобальная спутниковая система навигации (GPS/ГЛОНАСС).
[7] **EPTS (Electronic Performance and Tracking Systems)** — электронные системы измерения и трекинга двигательной активности; стандарт качества ФИФА.
[8] **Травма с потерей времени (time-loss injury)** — травма, в результате которой спортсмен пропускает как минимум одну тренировку или матч.
[9] **GPS (Global Positioning System)** — глобальная система позиционирования (частный случай GNSS).
[10] **Утечка данных (data leakage)** — ситуация, когда при обучении модели используются данные, которые не были бы доступны в момент реального прогноза, что приводит к завышенной оценке точности.
[11] **Дисбаланс классов (class imbalance)** — ситуация, когда количество событий одного класса (например, травм) значительно меньше количества событий другого класса (например, дней без травм).
[12] **Дрейф данных (data drift)** — изменение статистических свойств данных с течением времени, из-за которого модель, обученная на старых данных, начинает работать хуже.
[13] **LLM (Large Language Model)** — большая языковая модель, способная понимать и генерировать человеческий текст.
[14] **Галлюцинации (в контексте LLM)** — генерация моделью правдоподобных, но фактически неверных или бессмысленных ответов.

травмы негативно связаны с командной результативностью и доступностью игроков [5]. Анализ сезона после чемпионата мира 2022 г. (2022/2023) в когорте элитных клубов указывает на отсутствие существенных изменений в общей экспозиции и травматизме на уровне группы, но подчеркивает значимость индивидуальной вариативности и планирования восстановления [2].

Для моделирования травм принципиально важно определение целевой метки. В прикладной среде, наиболее воспроизводимой является метка «time-loss injury», поскольку она привязана к функциональному исходу и меньше зависит от тонкостей диагностики. Но все равно остаются проблемы:

- различия в медицинской практике клубов и порогах допуска к тренировкам и игре;
- влияние стратегических решений (например, более консервативный возврат игрока в общую группу);
- наличие повторных травм и зависимость событий во времени.

Следовательно, дизайн моделей должен учитывать временную структуру и повторяемость событий, включая модели времени до события (survival analysis — анализ времени до наступления события; семейство моделей, оценивающих риск в динамике, а не бинарный исход).

Прогнозирование травматизма: от корреляций нагрузки к проспективным моделям риска

Исторически в футболе широко обсуждалось отношение острой к хронической нагрузке (ACWR, acute: chronic workload ratio — отношение «короткого окна нагрузки» к «длинному окну», используемое как индикатор всплеска нагрузки).

Ряд работ демонстрировал связь ACWR с риском травм в командных видах спорта [10], что стимулировало внедрение пороговых правил. Однако последующая методологическая критика показала концептуальные проблемы ACWR (зависимость от определения окон, математическая связность числителя и знаменателя, чувствительность к шуму и ошибкам измерения), что ограничивает его использование как универсального «сигнала риска» [11].

Более продуктивной выглядит логика постепенной прогрессии: устойчивость к нагрузке может повышаться при достаточно высоких хронических нагрузках, но при условии контролируемого наращивания и ограничения резких всплесков [12].

Переход к моделям машинного обучения (machine learning — методы, которые строят предсказания по данным, обучаясь на примерах) позволяет учитывать нелинейные зависимости, взаимодействия факторов и контекст (позиция, игровое время, плотность календаря, история травм).

Обзорные работы по ML-прогнозированию травм подчеркивают, что наиболее частые ошибки связаны с

- утечкой информации (data leakage — использование признаков, вычисленных после момента прогноза),
- некорректным временным разбиением (например, случайное перемешивание наблюдений вместо проверки на будущих периодах),
- игнорированием дисбаланса классов (class imbalance — редкость целевого события; травма встречается существенно реже, чем игра без травм),
- отсутствием проверки калибровки вероятностей [13].

В проспективных дизайнах на профессиональных данных сообщается о перспективной прогностической способности моделей (в том числе при длительном наблюдении), но разброс результатов велик и зависит от качества данных и протокола валидации [13].

Современные тенденции включают:

- анализ времени до события (survival analysis – время до травмы),
- иерархические модели (hierarchical models — модели, учитывающие вложенность данных: наблюдения уровня игрока, игроки внутри команды),
- калибровку вероятностей и оценку выигрыша от интервенций,
- методы интерпретации вкладов факторов (SHAP — метод объяснения моделей, оценивающий вклад признаков в конкретное предсказание) для понимания результатов тренерским штабом.

Под интервенциями в контексте настоящей статьи понимаются конкретные управляемые меры, применяемые после выявления повышенного риска: коррекция тренировочного объема и интенсивности, изменение доли высокоскоростной работы, ограничение участия в отдельных упражнениях, включение целевой профилактической силовой работы, а также индивидуализация восстановительных процедур.

В качестве примера методов, ориентированных на объяснимость и практическую интерпретацию, в литературе обсуждаются подходы, использующие совокупность силовых, функциональных и нагрузочных признаков для прогнозирования риска, включая оценку асимметрий силы как одного из факторов риска [16].

Типовая постановка задачи прогнозирования травм с временными окнами и точкой принятия решения показана на рисунке 2.

Рис. 2: Типовая постановка задачи прогнозирования травм (проспективная с временными окнами)
Fig. 2: A typical formulation of the injury prediction problem (prospective with time windows)

Внедрение моделей риска травм в клубной среде: протокол, метрики, управление дрейфом

Ключевая практическая ошибка — подмена цели: рост «красивых» метрик модели вместо улучшения доступности игроков и снижения травматизма. Для прикладной работоспособности требуется формализованный протокол:

1) Горизонт прогноза и окно признаков фиксируются строго во времени (например, прогноз на 7 дней по данным последних 7–28 дней).

2) Выбор метрик включает не только дискриминацию (AUC-ROC (area under the ROC curve — площадь под ROC-кривой, мера способности различать случаи и неслучаи/AUC-

PR (area under the precision–recall curve — площадь под кривой «точность–полнота», особенно информативна при редких событиях), но и калибровку (индекс Брайера (Brier score — средняя квадратичная ошибка вероятностного прогноза/ calibration slope — наклон калибровки) и оценку практической полезности (decision curve analysis — оценка выигрыша решений при разных порогах риска) и метрики ранжирования для ограниченных ресурсов (top-k recall - доля выявленных случаев среди k игроков с максимальным прогнозным риском при ограниченных ресурсах вмешательств).

3) Валидация выполняется «вперед во времени» (forward chaining — схема проверки, где модель обучают на прошлом и проверяют на будущем без перемешивания) и, по возможности, на новом сезоне или в другом клубе.

4) Анализ дрейфа (drift — изменение распределений данных и/или связей «признаки–исход» во времени) включает регулярные проверки ключевых признаков и переобучение по контролируемому протоколу.

5) Интервенции описываются заранее как пакеты решений (коррекция объема высокоинтенсивного бега, эксцентрическая профилактика, индивидуализация восстановления), чтобы затем измерять эффект вмешательств на процессах и исходах.

Практика показывает, что модель должна быть встроена в регламент оперативного управления тренировочным процессом, включая утренний статус-брифинг, планирование нагрузки и контроль выполнения. На уровне создания модели важно разделять роли: владельцы данных, владельцы моделей, клиническая ответственность и тренерское решение. В противном случае возрастает риск «алгоритмического авторитета» — ситуации, когда рекомендациям доверяют без достаточной проверки их причинной эффективности. Именно поэтому вопрос о соблюдении научных принципов здесь принципиален: при отсутствии корректного исследовательского дизайна модель может выглядеть статистически убедительной, но давать ложные основания для изменения тренировочного процесса. Для практики футбольного клуба это означает риск ошибочных решений, а не только академическую неточность.

Интерпретация больших данных и модели для скаутинга

В скаутинге ИИ чаще всего применяется для:

- построения многомерных профилей игроков по данным событий и позиционного трекинга (event + tracking — сочетание «событийных» данных матчевой статистики и непрерывных траекторий игроков/мяча);
- оценки «контекстной ценности» действий (последовательности, давление, зона, счет);
- поиска аналогов и оценки переносимости между лигами.

Развитие открытых наборов tracking+event данных в профессиональном футболе и методы извлечения позиционной информации из бродкаста создают предпосылки для воспроизводимых исследований и более объективных моделей [7, 8]. Однако существует критическое прикладное ограничение — переносимость между лигами и стилями: модели, обученные на одной лиге или на одном стиле игры, часто деградируют при смене контекста. В прикладной среде необходимы процедуры доменной адаптации и калибровки, а также системы мониторинга деградации качества. Хотя данный блок не является центральным для темы профилактики травматизма, он включен в обзор как смежное направление применения ИИ в футбольном клубе, поскольку использует сходные требования к качеству данных, валидации моделей и интерпретации результатов.

Тактическая аналитика и рекомендательные модели

Отдельное направление — переход от описания тактики к рекомендациям. Наиболее формализуемая область — стандартные положения, где структуру решений проще задавать и проверять. В работах по моделированию угловых в футболе демонстрируется возможность генерации рекомендаций и контрфактического анализа на основе трек-данных и имитационного обучения и обучения с подкреплением [14]. Однако даже корректно предсказанная эффективность схемы не равна доказанному причинному эффекту: соперник адаптируется, контекст меняется, и рекомендация остается гипотезой, требующей экспертной проверки и, по возможности, экспериментального подтверждения.

Агенты как ассистенты тренеров и аналитиков: потенциал и риски

Генеративные модели и LLM-агенты меняют способ взаимодействия штаба с данными. В клубной среде наиболее реалистичны сценарии:

- поиск и обобщение по внутренней базе знаний с опорой на извлечение (RAG, retrieval-augmented generation — генерация ответа после поиска релевантных фрагментов в доверенной базе);
- полуавтоматическая разметка видео и текстовая генерация матчевых материалов;
- диалоговый интерфейс к аналитическим панелям (BI, business intelligence — класс систем отчетности и аналитических панелей для управленческих решений).

Для спортивной науки и медицины критичны риски: галлюцинации, подмена фактов, утечки персональных данных и нарушения комплаенса. Практический вывод: генеративная модель должна быть прежде всего интерфейсом и оркестратором процессов, а не источником решений в задачах с высоким риском (например, медицинских). Для снижения рисков требуются: ответы с цитированием источников внутри RAG-контуров, логирование запросов и разграничение доступа.

Ограничения доказательной базы и направления дальнейших исследований

Обзорная природа работы и гетерогенность источников ограничивают возможность количественной интеграции эффектов. Тем не менее ряд устойчивых выводов повторяется в литературе:

- качество и сопоставимость данных являются первичным ограничителем;
- для моделей травм критичны проспективные дизайны и контроль утечки;
- практическая ценность определяется не «точностью» как таковой, а способностью улучшать процессы решений и производить проверяемые интервенции.

Перспективными направлениями являются:

1) многоцентровые исследования и федеративное обучение для повышения обобщаемости (federated learning — обучение моделей без передачи «сырых» данных: обмен параметрами/градиентами);

2) причинно-инференсные подходы для оценки эффектов вмешательств (causal inference — методы оценки причинных эффектов вмешательств, а не корреляций);

3) интеграция биомеханических и силовых профилей в риск-модели;

4) стандартизация отчетности по ИИ-моделям в спорте по аналогии с медицинскими рекомендациями TRIPOD/PROBAST.

Именно методология построения и проверки моделей риска травматизма должна рассматриваться как центральное направление дальнейших исследований: от ретроспективного анализа уже накопленных данных — к проспективным, воспроизводимым и практически проверяемым моделям, встроенным в систему профилактики травм в клубе.

Выводы

1. Основной практически значимый вектор применения ИИ в профессиональном футболе применительно к теме настоящей статьи связан не с абстрактным расширением аналитических возможностей, а с повышением качества предупреждения травм за счет более точной обработки нагрузочных, функциональных и медицинских данных.

2. Для задач прогнозирования травматизма наибольшее значение имеют не сами по себе сложные алгоритмы, а корректная методология: четкое определение целевой метки, временно корректный дизайн исследования, исключение утечки информации, независимая проверка и оценка калибровки прогноза.

3. Практическая ценность модели риска возникает только в том случае, если ее результаты заранее связаны с конкретными профилактическими действиями в тренировочном процессе и восстановлении игрока, а их эффект может быть оценен по показателям доступности, пропуска тренировок и повторных повреждений.

4. Использование ИИ в смежных направлениях — скаутинге, тактической аналитике, работе генеративных ассистентов — подтверждает общий тренд на переход к системам поддержки принятия решений, однако для профилактики травматизма решающим остается качество спортивно-медицинской методологии и организационного внедрения, а не технологическая новизна сама по себе.

5. Перспективное развитие данной области должно быть связано прежде всего с построением воспроизводимых клубных и многоцентровых моделей, ориентированных на профилактику травматизма в прошлом, настоящем и будущем, а также с оценкой не только прогностической точности, но и реального профилактического эффекта для тренировочного процесса.

Список литературы/References

1. López-Valenciano A., Ruiz-Pérez I., Garcia-Gómez A., Vera-Garcia F.J., De Ste Croix M., et al. Epidemiology of injuries in professional football: a systematic review and meta-analysis. *British Journal of Sports Medicine*, 2020, 54 (12), pp. 711–718. https://doi.org/10.1136/bjsports-2018-099577

2. Bengtsson H., Hägglund M., Ekstrand J., Hallén A., Waldén M. No major changes in injury incidence in European club football during the 2022/23 FIFA World Cup season: a subanalysis of the UEFA Elite Club Injury Study. *BMJ Open Sport and Exercise Medicine*, 2025, 11 (3), e002772. https://doi.org/10.1136/bmjsem-2025-002772

3. Ekstrand J., Waldén M., Hägglund M. Hamstring injuries have increased by 4% annually in men's professional football, since 2001: a 13-year longitudinal analysis of the UEFA Elite Club Injury Study. *British Journal of Sports Medicine*, 2016, 50 (12), pp. 731–737. https://doi.org/10.1136/bjsports-2015-095359

4. Ekstrand J., Spreco A., Bengtsson H., Bahr R. Injury rates decreased in men's professional football: an 18-year prospective cohort study of almost 12 000 injuries sustained during 1.8 million hours of play. *British Journal of Sports Medicine*, 2021, 55 (19), pp. 1084–1091. https://doi.org/10.1136/bjsports-2020-103159

5. Hägglund M., Waldén M., Magnusson H., Kristenson K., Bengstton H., Ekstrand J. Injuries affect team performance negatively in professional football: an 11-year follow-up of the UEFA Champions League injury study. *British Journal of Sports Medicine*, 2013, 47 (12), pp. 738–742. https://doi.org/10.1136/bjsports-2013-092215

6. FIFA. Electronic Performance and Tracking Systems (EPTS) / FIFA Quality Programme. 2025. URL: fifa.com/technical/football-technology/standards/epts

7. Theiner J., Gritz W., Müller-Budack E., Rein R., Memmert D., Ewerth R. Extraction of positional player data from broadcast soccer videos. In: *Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*, 2022, pp. 1463–1473. https://doi.org/10.1109/WACV51458.2022.00153

8. Bassek M., Rein R., Weber H., Memmert D. An integrated dataset of spatiotemporal and event data in elite soccer. *Scientific Data*, 2025, 12 (1), 195. https://doi.org/10.1038/s41597-025-04505-y

9. Yeung C., Ide K., Someya T., Fujii K. OpenSTARLab: open approach for spatio-temporal agent data analysis in soccer. *Complex & Intelligent Systems*, 2025, 11, 342. https://doi.org/10.1007/s40747-025-01965-y

10. Hulin B.T., Gabbett T.J., Lawson D.W., Caputi P., Sampson J.A. The acute:chronic workload ratio predicts injury: high chronic workload may decrease injury risk in elite rugby league players. *British Journal of Sports Medicine*, 2016, 50 (4), pp. 231–236. https://doi.org/10.1136/bjsports-2015-094817

11. Impellizzeri F.M., Tenan M.S., Kempton T., Novak A., Coutts A.J. Acute:chronic workload ratio: conceptual issues and fundamental pitfalls. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 2020, 15 (6), pp. 907–913. https://doi.org/10.1123/ijspp.2019-0864

12. Gabbett T.J. The training–injury prevention paradox: should athletes be training smarter and harder? *British Journal of Sports Medicine*, 2016, 50 (5), pp. 273–280. https://doi.org/10.1136/bjsports-2015-095788

13. Martins F., Sarmento H., Gouveia É.R., Saveca P., Przednowek K. Machine learning-based prediction of muscle injury risk in professional football: a four-year longitudinal study. *Journal of Clinical Medicine*, 2025, 14 (22), 8039. https://doi.org/10.3390/jcm14228039

14. Wang Z., Veličković P., Hennes D., Tomašev N., Prince L., et al. TacticAI: an AI assistant for football tactics. *Nature Communications*, 2024, 15 (1), 1906. https://doi.org/10.1038/s41467-024-45965-x

15. Zhou D., Keogh J.W.L., Ma Y., Tong R.K.Y., Khan A.R., Jennings N.R. Artificial intelligence in sport: A narrative review of applications, challenges and future trends. *Journal of Sports Sciences*, 2025, 1–16. https://doi.org/10.1080/02640414.2025.2518694

16. Wang Y., Lee S. Development and validation of a machine learning model for non-contact injury prediction based on lower limb strength asymmetry in professional football. *Scientific Reports*, 2026, 16, 4456. https://doi.org/10.1038/s41598-025-34468-4

17. Bowen L., Gross A.S., Gimpel M., Li F.X. Accumulated workloads and the acute:chronic workload ratio relate to injury risk in elite youth football players. *British Journal of Sports Medicine*, 2017, 51 (5), pp. 452–459. https://doi.org/10.1136/bjsports-2016-096547

18. Pietraszewski P., Terbalyan A., Roczniok R., Maszczyk A., Ornowski K., et al. The role of artificial intelligence in sports analytics: a systematic review and meta-analysis of performance trends. *Applied Sciences*, 2025, 15 (13), 7254. https://doi.org/10.3390/app15137254

19. Li W., Liu M., Liu J., Zhang B., Yu T., Guo Y., Dai Q. A review of artificial intelligence for sports: Technologies and applications. *Intelligent Sports and Health*, 2025, 1 (3), pp. 113–126. https://doi.org/10.1016/j.ish.2025.05.001

20. Померанцев А.А., Уполовнева А.А. Искусственный интеллект в спорте и физической культуре: тренды, угрозы и адаптация к новой реальности // Человек. Спорт. Медицина. 2024. Т. 24, № 2. С. 137–144. EDN BLQHWJ

Pomerantsev A.A., Upolovneva A.A. Artificial intelligence in sport and physical culture: trends, threats and adaptation to the new reality. *Human. Sport. Medicine*, 2024, 24 (2), pp. 137–144. (in Russ.) https://doi.org/10.14529/hsm24s221

Информация об авторах/Information about the authors

Кронфельд Максим Юрьевич — Футбольный клуб «Спартак-Москва» (Российская Федерация, г. Москва, Волоколамское шоссе, д. 69, стр. 2) / *Kronfeld Maxim Yurievich* — Spartak

Moscow Football Club (Russian Federation, Moscow, Volokolamsk highway, 69, building 2); *maxkronf@gmail.com*

Рубинштейн Ирина Ароновна — Московская государственная академия физической культуры (140032, Российская Федерация, Московская область, городской округ Люберцы, п.г.т. Малаховка, ул. Шоссейная, д. 33) / *Rubinstein Irina Aronovna* — Moscow State Academy of Physical Culture (140032, Russian Federation, Moscow region, Lyubertsy City District, Malakhovka village, Shosseynaya str., 33); *ira.rambler.ru@rambler.ru*; https://orcid.org/0000-0002-6285-0700

Вклад авторов/Contribution of the authors

Кронфельд М.Ю. (Kronfeld M.Y.) — концептуализация (Conceptualization), разработка дизайна исследования (Methodology), проведение обзора (Investigation), анализ прикладных аспектов (Formal analysis), подготовка исходного текста (Writing — original draft).

Рубинштейн И.А. (Rubinstein I.A.) — методологическое сопровождение (Methodology), критический анализ литературы (Investigation), систематизация задач ИИ (Formal analysis), оценка ограничений доказательной базы (Validation), редактирование и доработка текста (Writing — review & editing).

Конфликт интересов/Conflict of interests

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.
The authors declare no relevant conflict of interests.

Цитирование/Citation

Кронфельд М.Ю., Рубинштейн И.А. Искусственный интеллект в профессиональном спорте: текущие мировые реалии и тренды с акцентом на прогнозирование травматизма в футболе // Российский журнал информационных технологий в спорте. 2026. Т. 3, № 1. e202601. https://doi.org/10.62105/2949-6349-2026-3-1-e202601 EDN NHSOBX

Kronfeld M.Y., Rubinstein I.A. Artificial intelligence in professional sports: current global realities and trends with an emphasis on predicting injuries in football. *Russian Journal of Information Technology in Sports*, 2026, 3 (1), e202601. (in Russ.) https://doi.org/10.62105/2949-6349-2026-3-1-e202601 EDN NHSOBX

Получено/Received: *05.02.2026*
Одобрено/Accepted: *05.03.2026*
Опубликовано/Published: *10.03.2026*