

УДК 338.28:004.8:796.01

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ СИСТЕМЫ В МЕНЕДЖМЕНТЕ СПОРТИВНОЙ ПОДГОТОВКИ: АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ ТЕХНОЛОГИЙ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ ОЦЕНКИ ТЕХНИКИ НИЗКОГО СТАРТА**В.В. Гафаров, С.Н. Широбоква**

ФГБОУ ВО «Южно-Российский государственный политехнический университет (НПИ) имени М.И. Платова», Новочеркасск, e-mail: shirobokova_sn@mail.ru

Аннотация. В статье описаны аспекты реализации интеллектуальной системы анализа техники выполнения низкого старта в спринтерском беге на основе обработки видеоматериалов. Инновационность работы заключается в сравнительном анализе двух подходов к обработке двигательных действий: гибридной системы, основанной на биомеханических признаках и классических методах машинного обучения, и нейросетевой архитектуры с двунаправленной LSTM-сетью. Экономическая значимость исследования определяется существенным повышением эффективности работы спортивных организаций. Внедрение системы позволяет оптимизировать временные затраты на анализ техники выполнения упражнений, что приводит к увеличению производительности тренерского состава. Автоматизация процесса оценки техники старта сокращает время обработки видеоматериала, что даёт возможность тренеру уделять больше внимания индивидуальной работе со спортсменами. Методологическая основа исследования включает применение технологии MediaPipe PoseLandmarker для извлечения ключевых точек тела, разработку алгоритмов преобразования позы спортсмена в измеримые биомеханические параметры, а также создание нейросетевой модели для оценки технических элементов старта. Практическая значимость работы определяется разработкой системы формирования структурированных отчётов на русском языке и JSON-формата для интеграции с системой «1С:Предприятие».

Ключевые слова: искусственный интеллект, спортивный менеджмент, анализ техники, низкий старт, спринт, машинное обучение, LSTM-сети, MediaPipe, биомеханический анализ, видеоаналитика, автоматизированная оценка, цифровая трансформация спорта, управление тренировочным процессом, 1С:Предприятие.

INTELLIGENT SYSTEMS IN SPORTS TRAINING MANAGEMENT: AN ANALYSIS OF THE EFFECTIVENESS OF USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE TECHNOLOGIES TO EVALUATE LOW START TECHNIQUE**V.V. Gafarov, S.N. Shirobokova**

FSBEI HE «Platov South-Russian State Polytechnic University (NPI)», Novocherkassk, e-mail: shirobokova_sn@mail.ru

Abstract. The article describes aspects of the implementation of an intelligent system for analyzing the technique of performing a low start in sprinting based on video processing. The innovation of the work lies in the comparative analysis of two approaches to processing motor actions: a hybrid system based on biomechanical features and classical machine learning methods, and a neural network architecture with a bidirectional LSTM network. The economic significance of the study is determined by a significant increase in the efficiency of sports organizations. The implementation of the system makes it possible to optimize the time spent on analyzing the technique of performing exercises, which leads to an increase in the productivity of the coaching staff. Automating the process of evaluating the starting technique reduces the processing time of the video, which allows the coach to pay more attention to individual work with athletes. The methodological basis of the research includes the use of MediaPipe PoseLandmarker technology to extract key body points, the development of algorithms for converting an athlete's posture into measurable biomechanical parameters, as well as the creation of a neural network model to evaluate the technical elements of the start. The practical significance of the work is determined by the system of structured reports in Russian and JSON format for managers defined by the 1C:Enterprise system.

Keywords: artificial intelligence, sports management, technique analysis, low start, sprint, machine learning, LSTM networks, MediaPipe, biomechanical analysis, video analytics, automated assessment, digital transformation of sports, training management, 1C:Enterprise.

Дата поступления статьи в редакцию: 02.05.2026

Дата принятия статьи в печать: 25.06.2026

Введение

Интеграция инновационных технологий, включая системы искусственного интеллекта, формирует новые возможности для оптимизации процессов принятия решений, совершенствования аналитических инструментов и автоматизации ключевых бизнес-процессов, что существенно повышает эффективность управленческой деятельности [1, 2]. В физической культуре и спорте этот процесс проявляется в более активном переходе к управлению подготовкой на основе данных. Цифровые и информационные технологии помогают фиксировать показатели спортсменов, сопоставлять их в динамике и выстраивать более обоснованный контроль тренировочного процесса [3-4], используются для мониторинга состояния спортсменов и реабилитационных программ [5]. Цифровая трансформация спорта рассматривается как одно из перспективных направлений развития отрасли. Средства компьютерного зрения и искусственного интеллекта дают возможность автоматизировать часть анализа движений и сделать оценку техники менее зависимой от субъективности наблюдателя.

Искусственный интеллект меняет привычные способы изучения движений спортсмена и расширяет набор инструментов спортивного менеджмента. Раньше техника чаще всего оценивалась тренером визуально либо с помощью отдельных лабораторных процедур. Сейчас программные решения позволяют обрабатывать видеозаписи, выделять параметры движения и находить возможные технические отклонения с высокой точностью, снимая часть нагрузки с тренера. Для управления подготовкой это означает появление дополнительной информации, которую можно использовать при планировании нагрузки, оценке результатов тренировочных решений и индивидуализации работы со спортсменом [6]. Экономические преимущества цифровизации выражаются в существенном сокращении временных издержек на обработку тренировочных данных, повышении эффективности использования рабочего времени тренерского состава – тренер может сосредоточиться на стратегических задачах, индивидуальной работе со спортсменами, не затрачивая значительное время на рутинный анализ видеоматериалов. Создание единой базы данных для мониторинга прогресса спортсменов также способствует повышению эффективности принимаемых тренерских решений.

Данные инструменты особенно полезны при анализе коротких и технически сложных в правильном исполнении элементов, где важны точность движения, своевременность действий и согласованность фаз. Данные видеоанализа в этом случае могут служить основой для последующих решений по организации тренировочного процесса [7]. К таким элементам относится низкий старт в спринтерском беге, где особенно важны кратковременные изменения положения тела и согласованность фаз движения. Даже небольшие ошибки в этой фазе могут сказаться на дальнейшем ускорении и финальном времени забега.

Актуальность исследования связана с необходимостью создать инструмент, который позволит оценивать низкий старт по видеозаписи в автоматизированном режиме. Обычный покадровый разбор занимает много времени и во многом зависит от опыта специалиста, поэтому выводы разных специалистов могут отличаться. Методы компьютерного зрения и машинного обучения помогают уменьшить эти ограничения: движение переводится в набор измеримых признаков, а на их основе формируются выводы. Для спортивной организации важна не только разовая оценка техники, но и накопление сопоставимых данных, анализ повторяющихся замечаний и применение статистических методов при контроле подготовки спортсменов [8]. Программная система анализа низкого старта с применением технологий искусственного интеллекта может использоваться как дополнительный инструмент для выявления технических ошибок и повышения качества подготовки спортсменов.

Цель исследования

Исследование направлено на автоматизацию анализа техники низкого старта в спринтерском беге. Хотя сам элемент длится всего несколько секунд, именно в этот момент задаются важные параметры движения: направление усилия, положение тела спортсмена и ритм первых шагов.

Проблема масштабируемости традиционного метода анализа, основанного на покадровом просмотре видеоматериалов и непосредственной оценке тренером, становится критичной при работе с большими объемами данных. Ручная обработка возможна лишь для ограниченного количества попыток и требует длительной нагрузки на эксперта, тогда как современная система подготовки требует систематического накопления и анализа большого количества результатов.

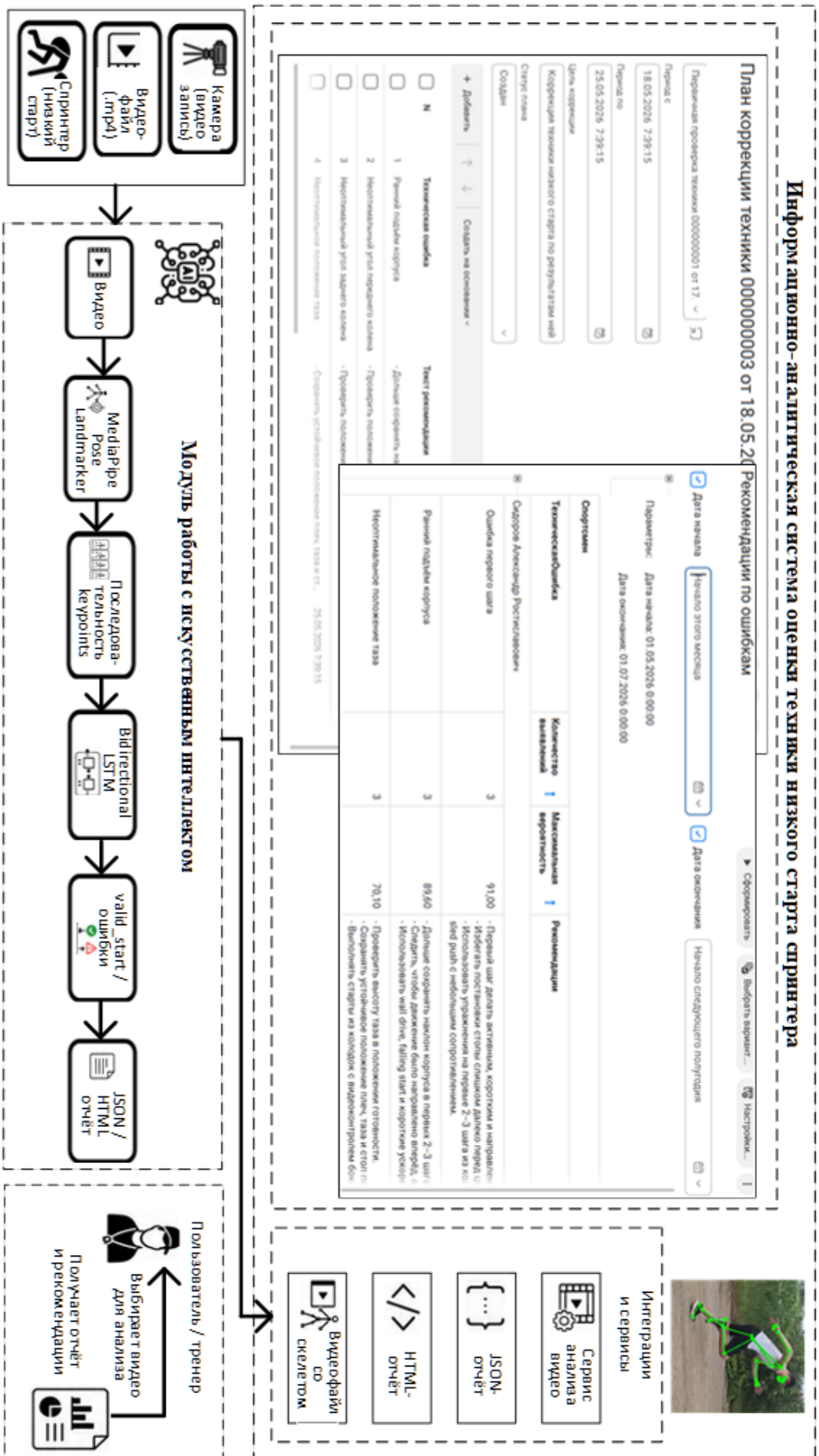


Рис. 1. Концептуальная модель интеллектуальной системы анализа низкого старта

Основная цель исследования заключается в сравнительном анализе эффективности двух архитектур интеллектуальной системы оценки техники низкого старта: гибридной системы на основе биомеханических признаков и нейросетевой архитектуры с двунаправленной LSTM-сетью.

Практические задачи исследования: разработка алгоритма извлечения движения из видеопотока; создание механизма валидации входных данных; формирование системы оценки технических параметров; разработка формата представления результатов анализа; определение возможностей накопления истории показателей.

Методологическая основа исследования предполагает работу с реальными видеозаписями, что требует решения дополнительных задач: обработки неидеальных входных данных; учета возможных искажений (частичное закрытие спортсмена, неоптимальный ракурс съемки); обеспечения надежности работы системы при неполных данных о положении конечностей.

Исследование направлено на создание практико-ориентированного инструмента, интегрирующего современные технологии компьютерного зрения и искусственного интеллекта в процесс спортивной подготовки, а также на обоснование его роли как элемента цифрового менеджмента в спорте. Концептуальная модель интеллектуальной системы анализа низкого старта представлена на рис. 1.

Материал и методы исследования

Материалом исследования послужили видеозаписи выполнения низкого старта в спринтерском беге, а также сформированные на их основе последовательности координат ключевых точек тела спортсмена. В качестве объекта анализа рассматривалось не только само движение, но и управленческий результат его цифровой обработки: возможность превратить видеоматериал в структурированные данные, пригодные для хранения, сравнения и последующего использования в системе планирования подготовки.

В отличие от лабораторных систем биомеханического анализа, требующих специальных маркеров, датчиков и подготовленного помещения, в работе использовался безмаркерный подход, основанный на обработке обычного видеопотока. При этом сама логика исследования была построена таким образом, чтобы видео не оценивалось напрямую как набор пикселей, а предварительно переводилось в более устойчивое представление движения через координаты суставных точек.

На первом этапе выполнялось извлечение позы спортсмена. Для этого применялась технология *MediaPipe PoseLandmarker*, связанная с современными методами оценки положения тела человека по изображению. Использование данного инструмента обусловлено тем, что он позволяет получать координаты 33 ключевых точек тела и показатель видимости для каждой из них. В управленческой логике ценность такого этапа заключается в переводе визуально наблюдаемого двигательного действия в измеримый цифровой объект. Это важно для проектирования продуктов спортивной индустрии и развития цифровых сервисов, в которых физическое действие спортсмена связывается с информационной моделью анализа [9]. В научной литературе аналогичные подходы рассматриваются как одно из наиболее перспективных направлений развития видеоаналитики в спорте, поскольку они позволяют переходить от субъективного описания техники к количественным характеристикам движения.

Каждый обработанный кадр представлялся в виде набора координат x , y , z и значения *visibility* для каждой ключевой точки тела (4×33). Таким образом, на одном временном шаге нейросетевая модель обрабатывала 132 числовых признака. Число же временных шагов было определено в размере 72, что при частоте видеозаписи 30 кадров в секунду соответствует фрагменту продолжительностью 2,4 секунды. То есть для каждого видеоролика формировалась последовательность фиксированной длины 72×132 . Приведение последовательностей к единой длине было необходимо для дальнейшего обучения модели и сопоставления видеороликов между собой.

Предварительная обработка видеоданных включала несколько операций. Сначала видеоролик загружался в систему, после чего отбирались кадры, относящиеся к стартовой фазе. Далее на каждом выбранном кадре определялись ключевые точки тела спортсмена, а полученные данные приводились к единому формату для передачи в модуль оценки. При этом анализ строился не по отдельному стоп-кадру, а по короткому фрагменту движения: стартовое положение, выталкивание, начальный подъем корпуса и первые шаги рассматривались как связанная последовательность действий.

Для интерпретации полученных координат были использованы два подхода. Первый подход был признаковым: координаты суставных точек переводились в параметры, понятные с биомеханической точки зрения. К ним относились углы в коленных суставах, положение таза, наклон корпуса, соотношение звеньев тела, особенности первого шага и работа рук. Такой вариант близок к обычному тренерскому анализу, так как итоговый вывод строится не на абстрактном наборе чисел, а на конкретных элементах техники. Для управленческого применения это удобно: результат можно включать в отчет и обсуждать с тренером как перечень зон контроля.

Признаковая часть системы использовалась как объяснимая и контрольная ветвь анализа. За расчетом параметров следовало использование экспертных правил и классической модели машинного обучения, которая находила типовые технические замечания. Эти правила задавали предметную логику оценки, которые модель дополняла своей автоматизированной классификацией. Основное преимущество такого решения – итоговый вывод можно сопоставить с конкретными характеристиками движения. Это сделало решение более понятным для тренера.

Второй подход предполагал передачу последовательности ключевых точек в двунаправленную *LSTM*-сеть. Выбор данной архитектуры был обусловлен особенностями низкого старта. Он является не статичной позой, а коротким динамическим действием. Для оценки такого действия важно учитывать изменение положения тела во времени и порядок кадров. *LSTM* и их двунаправленные варианты, являющиеся рекуррентными нейронными сетями, позволяют учитывать временную структуру данных, динамику старта. В данной работе *Bidirectional LSTM* рассматривалась как модель, анализирующая не только конкретные положения тела спортсмена, но и переходы между этими положениями. Это важно при выявлении различного рода ошибок: раннего подъема корпуса, нарушения первого шага, несогласованной работы рук.

Нейросетевая модель, которая получилась в итоге, обучалась на смешанном наборе данных, сформированном из нескольких источников последовательностей. После разбиения выборки было получено 1695 обучающих и 424 валидационных последовательности. Объем данных позволил провести проверку работоспособности выбранной архитектуры и сопоставить ее результаты с признаковым подходом. Для оценки качества использовались метрики *AUC*, *binary accuracy* и *loss*.

Функциональные возможности цифрового инструментария включают также формирование итоговых отчетов. Результаты анализа представлялись в виде русскоязычного заключения, структурированного *JSON*-файла, табличного *CSV*-представления и *HTML*-отчета для просмотра пользователем. *JSON*-формат был выбран как основной с точки зрения дальнейшей интеграции с информационными системами, включая «1С:Предприятие». В него включались статус входных данных, вероятность валидности старта, итоговый score, интерпретация оценки, показатели надежности результата, перечень сильных замечаний и зон визуальной проверки. В управленческом отношении такой формат позволяет встроить данные анализа в информационную систему спортивной подготовки, обеспечить накопление истории результатов и использовать их при планировании тренировочного воздействия [10].

Для контроля качества безмаркерного анализа дополнительно формировалось скелетное видео, построенное по координатам ключевых точек, полученным с помощью *MediaPipe PoseLandmarker*. Данный элемент позволял визуально оценить устойчивость распознавания позы спортсмена и выявить участки видеозаписи, где определение отдельных точек могло быть нестабильным. Для практической системы это имеет значение, поскольку пользователь получает возможность сопоставить итоговый текстовый вывод с визуальным представлением разметки. В результате методическая схема исследования объединяет три уровня: извлечение позы из видеопотока, интерпретацию движения одним или двумя вычислительными подходами и представление результатов в формате, пригодном для тренерской и управленческой работы. Кадр скелетного видео представлен на рисунке 2.

Результаты исследования

Результаты исследования показывают, что оба реализованных способа анализа могут применяться для решения задачи автоматизированной оценки техники низкого старта. Признаковый подход оказался удобным для формализации предметной области: он позволяет описать стартовое действие через понятные биомеханические параметры и использовать их как основу для формирования заключения. Нейросетевой подход, напротив, ориентирован на анализ временной структуры движения и дает возможность учитывать динамику изменения позы в пределах короткого стартового фрагмента.

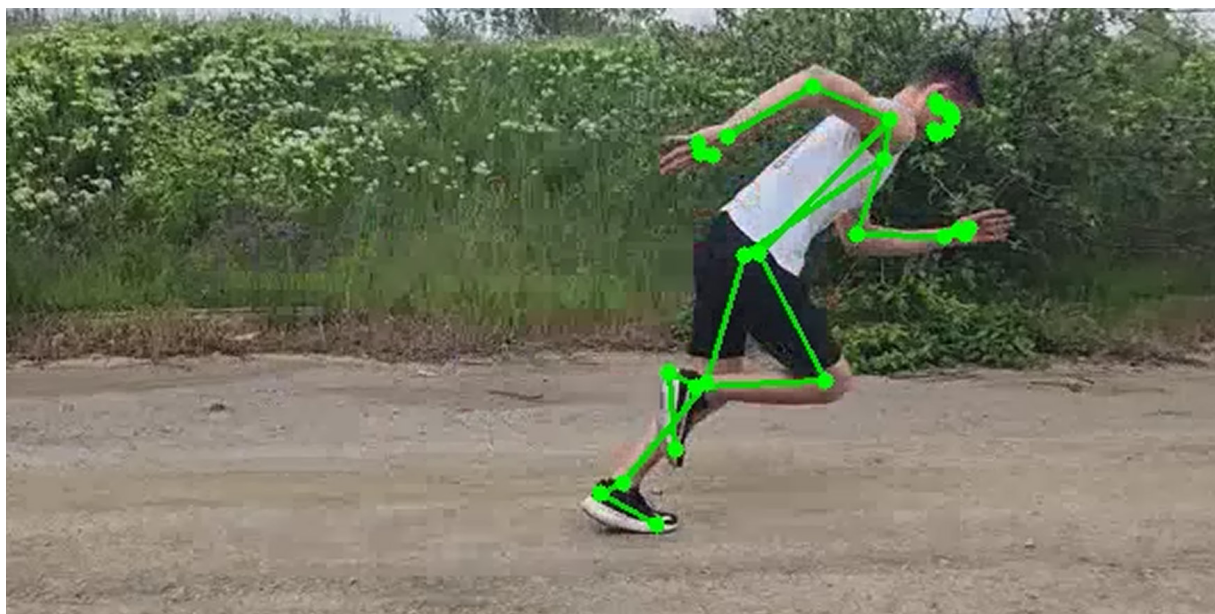


Рис. 2. Пример скелетной разметки спортсмена средствами MediaPipe PoseLandmarker

В признаковой ветви после извлечения ключевых точек рассчитывались параметры, связанные с положением корпуса, таза, нижних конечностей и рук. При обработке видеоролика система переходила от координат к более содержательным величинам, которые можно соотнести с тренерским описанием техники.

Так, положение коленей и таза в стартовой позиции важно не само по себе, а в связи с тем, как оно влияет на направление выталкивания и последующее ускорение. Благодаря этому выводы системы проще сопоставить с реальным видеорядом и использовать при первичной проверке техники.

Гибридный подход удобен, так как его результат проще объяснить: система выделяет определенную техническую зону, а тренер может посмотреть рассчитанные признаки и сравнить их с видеофрагментом. Это уменьшает ощущение «закрытого» алгоритма, повышается доверие к автоматизированному заключению. В спортивной практике это особенно важно: рекомендация должна быть понятна не только разработчику системы, но и специалисту, принимающему решения по корректировке тренировочного процесса.

Нейросетевой анализ по последовательности ключевых точек расширяет возможности оценки. Низкий старт нельзя сводить только к набору углов в одном кадре. Важно множество факторов вместе: исходное положение, момент начала движения, выталкивание, подъем корпуса, постановка первого шага, дальнейшее ускорение. Именно поэтому использование *Bidirectional LSTM* позволяет рассматривать видеоролик как временной ряд, а не как совокупность отдельных измерений. Такой подход соответствует общей тенденции развития интеллектуальных систем, в которых ценность алгоритма определяется не только точностью классификации, но и возможностью превратить результат в понятный управленческий сигнал для специалиста.

По результатам финального обучения *LSTM*-модели были получены следующие валидационные показатели: *AUC* около 0,966, *binary accuracy* около 0,941, *loss* около 0,131. Эти значения свидетельствуют о том, что выбранная архитектура уверенно обучается на подготовленном наборе данных и различает заложенные классы технических признаков. Поскольку модель одновременно решает задачу проверки соответствия/несоответствия видео низкому старту (результат проверки записывается в параметр *valid_start*) и задачу оценки нескольких технических зон, полученные метрики можно рассматривать как подтверждение работоспособности предложенной схемы анализа. График обучения данной модели расположен на рисунке 3.

Важным особенностью стало использование параметра *valid_start*. На практике это позволяет системе сначала проверить, действительно ли входной ролик относится к низкому старту, и только затем переходить к технической оценке. При низкой вероятности параметра программа не формирует спортивное заключение и не выдает рекомендации по технике. Если вероятность достаточна, анализ продолжается по отдельным техническим зонам. Такой поря-

док делает модуль более пригодным для реального использования, поскольку в систему могут попадать видеоролики разного содержания.

Sprint Start AI: LSTM training dynamics

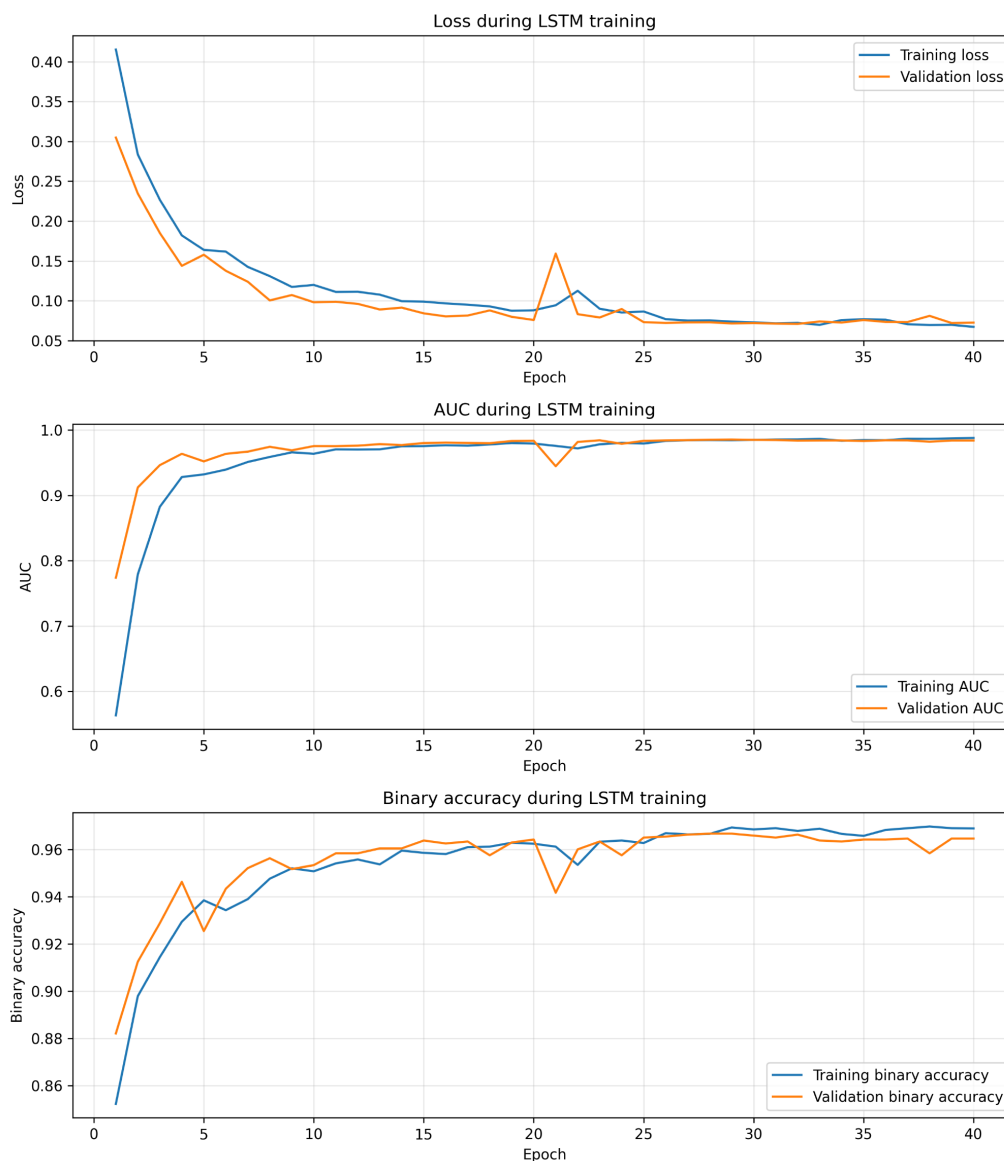


Рис. 3. График обучения LSTM-модели

Шесть технических выходов модели помогают разложить анализ на ключевые ошибки стартового действия, записанные в формате *JSON* следующим образом: *body_rises_early*, *front_knee_bad*, *rear_knee_bad*, *hip_position_bad*, *first_step_bad* и *arms_bad*. За счет такой структуры отчет не сводится к общей оценке, а показывает, какие компоненты движения стоит дополнительно просмотреть или скорректировать. Для спортсмена это делает рекомендацию более конкретной. Назначение каждого выхода представлено в таблице 1.

В отчете использовалась шкала вероятностей и пороговая интерпретация. Значения выше 0,70 рассматривались как выраженный сигнал по соответствующей технической зоне, а диапазон 0,55-0,70 — как зона визуальной проверки. Данный способ представления результатов соответствует прикладной задаче: система не заменяет тренера, а помогает быстрее выделить фрагменты и элементы, на которые следует обратить внимание. Поэтому в текстовом отчете применялись формулировки «замечание», «зона внимания», «проверить визуально», что делает заключение более корректным для тренировочного использования.

Таблица 1

Выходы модели и их назначение

Выход модели	Назначение
<i>valid_start</i>	проверка, является ли ролик низким стартом
<i>body_rises_early</i>	ранний подъём корпуса после выхода
<i>front_knee_bad</i>	замечание по переднему колену
<i>rear_knee_bad</i>	замечание по заднему колену
<i>hip_position_bad</i>	положение таза в стартовой фазе
<i>first_step_bad</i>	первый шаг / стартовый выход
<i>arms_bad</i>	работа рук в первых шагах

Отдельный интерес представляет сравнение двух подходов на одном общем видеоролике. Оба способа приняты видео к анализу, однако итоговая интерпретация различалась. Гибридная система сформировала оценку 98 и указала, что критичных ошибок не найдено. *LSTM*-система сформировала оценку 70,0 и выделила ранний подъём корпуса, а также замечание по первому шагу. Это различие объясняется тем, что методы смотрят на движение по-разному: признаковый подход опирается на заранее рассчитанные параметры и пороговые значения, а *LSTM*-модель дополнительно учитывает динамику всей последовательности.

Полученные различия не следует рассматривать как взаимоисключающие результаты. Признаковая система может выполнять роль понятной контрольной логики для проверки отдельных параметров, а *LSTM*-система оценивает динамику выхода из стартовой позиции. Сравнение подходов приведено в таблице 2.

Таблица 2

Сравнение подходов к анализу двигательных действий

Критерий	Гибридная система	<i>LSTM</i> -система
Представление движения	биомеханические признаки	последовательность <i>keypoints</i>
Главная модель	правила + классический <i>ML</i>	<i>Bidirectional LSTM</i>
Объяснимость	высокая	средняя, требует отчёта и визуализации
Учёт динамики	ограниченный	явный временной анализ
Роль в проекте	baseline и контрольная логика	основная финальная ветка

Показатели качества определения позы также показали, что при интерпретации результатов необходимо учитывать надежность входных данных. В сравнительном примере для гибридного подхода значение *mean pose coverage* составило 0,881, а для *LSTM*-подхода были зафиксированы *visibility* 0,8206 и *no_pose_ratio* 0,2222. Эти параметры не являются спортивной оценкой в прямом смысле, но помогают понять, насколько устойчиво система видела спортсмена в кадре. Включение таких технических характеристик в отчет позволяет отделять собственно анализ движения от качества видеовхода.

Практическая значимость полученных результатов состоит в том, что разработанная логика обеспечивает полный путь от видеозаписи до структурированного заключения. Пользователь загружает ролик, система извлекает позу, проверяет применимость видео, формирует оценку технических зон и подготавливает результат в нескольких форматах. С позиции спортивного менеджмента это означает появление цифрового регламента анализа: однотипные видеоматериалы могут обрабатываться по единой схеме, а результаты становятся сопоставимыми между попытками.

Связь с управленческим контекстом проявляется в возможности систематического хранения результатов. При регулярном использовании программный модуль может накапливать сведения о попытках спортсмена и формировать основу для принятия решений в тренировочном процессе. Интеграция с «1С:Предприятие» через *JSON*-формат позволяет рассматривать результаты анализа как часть информационного контура организации: данные могут использоваться для контроля выполнения тренировочных задач, обоснования корректировки методики. При этом важным условием внедрения интеллектуальных систем остается доверие пользователя к формируемым рекомендациям, прозрачность границ применения [11].

Пример вывода данных об ошибках, их статусе и рекомендациях представлен на рис. 4.

Первичная проверка техники 00000000... Выбрать видео Выполнить анализ Загрузить результат JSON ⋮ ← ↶ ×

Индивидуальная карта анализа

+ Добавить ↑ ↓ 🔍 Поиск ⋮

<input type="checkbox"/>	N	Техническая ошибка	Название	Вероятность	Статус	Рекомендации
<input type="checkbox"/>	3	Неоптимальный угол заднего колена	Неоптимальный угол заднего колена	17,6	Не обнаружена	- Проверить положение задней колески ...
<input type="checkbox"/>	4	Неоптимальное положение таза	Неоптимальное положение таза	70,1	Слабый сигнал	- Сохранять устойчивое положение плеч, таза и ст...
<input type="checkbox"/>	5	Ошибка первого шага	Ошибка первого шага	25,6	Не обнаружена	- Первый шаг делать активным, коротким и ...
<input type="checkbox"/>	6	Ошибка работы рук	Ошибка работы рук	8,3	Не обнаружена	- Работать руками активно вперед-назад, без ...

Тренер: Иванов Иван Иванович ↔ Спортсмен: Сидоров Александр Ростиславович ↔

Рис. 4. Документ в системе «1С:Предприятие» для загрузки данных по ошибкам видеозаписи

Для управленческих задач важна не оценка одного ролика, а накопление истории измерений. Когда результаты сохраняются в структурированном виде, появляется возможность отслеживать динамику спортсмена: как меняется итоговая оценка, какие технические ошибки повторяются чаще всего, после каких тренировок улучшаются отдельные элементы старта.

Практическую ценность разработки повышает также многоуровневое представление результата. Скелетное видео помогает оценить качество определения позы. Текстовое заключение делает вывод понятным для пользователя. *CSV*-формат удобен для быстрого табличного контроля. *JSON* подходит для дальнейшей машинной обработки.

Полученные результаты показывают, что интеллектуальная обработка видеопотока может быть легко встроена в обычный тренировочный цикл: для проведения анализа достаточно записать стартовую попытку, передать видеоролик в систему, чтобы получить отчет через пару минут. При этом автоматизированная оценка не заменяет профессиональное мнение специалиста, а выступает дополнительным аналитическим инструментом, повышающим регулярность и воспроизводимость наблюдений.

Ценность разработанной системы определяется не только показателями модели, но и общей организацией процесса анализа. В работе удалось связать извлечение позы из видеопотока, нейросетевую классификацию, русскоязычный отчет и машинно-читаемый формат результата.

Заключение

Разработана интеллектуальная система анализа техники выполнения низкого старта в спринтерском беге на основе обработки видеопотока. Система ориентирована на цифровое сопровождение тренировочного процесса, накопление данных о выполнении технических элементов, поддержку принятия решений тренером.

Сопоставлены два подхода к оценке стартового действия. Признаковый подход основан на преобразовании координат ключевых точек в измеримые параметры движения и последующем применении экспертных правил и классической модели машинного обучения. Нейросетевой подход использует последовательность ключевых точек и двунаправленную *LSTM*-сеть, что позволяет анализировать движение как временной процесс и учитывать изменения позы спортсмена в ходе выхода из стартовой позиции. Полученные в ходе финального обучения нейросетевого подхода показатели (*AUC* около 0,966, *binary accuracy* около 0,941 и *loss* около 0,131) подтверждают эффективность выбранной архитектуры на подготовленном наборе данных.

Практическая значимость исследования заключается в создании программной схемы, которая обеспечивает переход от обычной видеозаписи к структурированному отчету. Результаты имеют несколько различных форм: текстовых сообщений для тренера и спортсмена, в *JSON*-формате для последующей интеграции с информационными системами.

Экономический эффект проявляется в существенном сокращении временных затрат на анализ техники выполнения упражнений, что позволяет тренеру увеличить количество обрабатываемых спортсменов за единицу времени. Ключевые преимущества системы выражаются в следующем: существенное ускорение процесса анализа техники выполнения упражнений; возможность параллельной обработки данных от нескольких спортсменов; повышение качества тренировочного процесса при сохранении существующих ресурсов; оптимизация использования рабочего времени тренерского состава.

Дальнейшее развитие исследования может быть связано с расширением базы видеоматериалов, уточнением технических классов, развитием управленческого модуля системы. Все это позволяет рассматривать инструментарий как часть более широкой системы спортивного менеджмента, ориентированной на управление подготовкой на основе данных.

Литература

1. Варзар К.О. Возможности искусственного интеллекта в системе принятия управленческих решений // Финансовый менеджмент. 2025. № 6. С. 201-206. EDN: WUZIVQ.
2. Кузьмина Л.П., Кудрявцева А.И. Искусственный интеллект как современный инструмент принятия управленческих решений в менеджменте // Финансовый менеджмент. 2025. № 6. С. 269-275. EDN: DELDQY.
3. Дьяконов А.Д. Цифровая трансформация в сфере физической культуры и спорта // Экономика и управление в спорте. 2023. Т. 3, № 1. С. 39-50. DOI: 10.18334/sport.3.1.119818 EDN: GLPAPE.
4. Naik B.T., Hashmi M.F., Bokde N.D. A Comprehensive Review of Computer Vision in Sports: Open Issues, Future Trends and Research Directions // Applied Sciences, 2022, Vol. 12, No. 9. Article 4429. DOI: 10.3390/app12094429 EDN: RCQBUF.
5. 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. DOI: 10.1080/02640414.2025.2518694.
6. Мануйленко Э.В., Ташиян А.А., Созаева А.С. Использование технологий искусственного интеллекта в спорте // Экономика и управление в спорте. 2025. Т. 5, № 1. С. 99-112. DOI: 10.18334/sport.5.1.121234 EDN: WURNHI.
7. Лялин К.А. Использование данных видео-анализа игровых ситуаций в спортивном менеджменте // Экономика и управление в спорте. 2024. Т. 4, № 3. С. 211-222. DOI: 10.18334/sport.4.3.121912 EDN: AFEERU.
8. Макарова Н.В. Статистические методы анализа в деятельности профессиональных спортивных клубов // Экономика и управление в спорте. 2024. Т. 4, № 4. С. 419-434. DOI: 10.18334/sport.4.4.121840 EDN: GTGYPF.
9. Вишнякова О.Н. Реализация принципов дизайн-мышления в проектировании фиджитал продуктов индустрии спорта // Экономика и управление в спорте. 2024. Т. 4, № 2. С. 151-166. DOI: 10.18334/sport.4.2.120927 EDN: JPUMRA.
10. Сухостав Е.В., Сухостав О.А., Смирнова Е.И. Направления цифровизации в области спорта // Экономика, предпринимательство и право. 2024. Т. 14, № 11. С. 6573-6586. DOI: 10.18334/epp.14.11.121928 EDN: DEIUKB.
11. Кобринский Б.А. Доверие к технологиям искусственного интеллекта // Искусственный интеллект и принятие решений. 2024. № 3. С. 3-17. DOI: 10.14357/20718594240301 EDN: HHRFBG.