

СОЛОНЕЦ А.В., ЧНАРСКИЙ А.С.

ИНТЕГРАЦИЯ БИОМЕХАНИЧЕСКИХ И ПСИХОФИЗИОЛОГИЧЕСКИХ ДАННЫХ В МОДЕЛЬ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ТРАВМ СПОРТСМЕНОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ LSTM-СЕТЕЙ

Белорусский национальный технический университет
г. Минск, Республика Беларусь

Аннотация. Современный спорт высших достижений предъявляет повышенные требования к физической, технической и психологической подготовке спортсменов, что усиливает проблему спортивных травм и перетренированности. Традиционные методы мониторинга зачастую не обеспечивают достаточной точности для своевременного выявления рисков травматизма. В данном исследовании разработаны и сравнены три модели на базе LSTM для прогнозирования риска травм у бегунов: основанная на биомеханических параметрах, психофизиологических показателях и интегрированная, объединяющая оба типа данных. Модели созданы на основе данных цифровых двойников двух квалифицированных бегунов, включающих физиологические (частота сердечных сокращений, вариабельность сердечного ритма, уровень лактата), биомеханические (углы суставов, симметрия шага, ускорения) и психофизиологические (качество сна, утомляемость, когнитивные реакции) показатели. Интегрированная модель показала наилучшие результаты: $Accuracy = 0.89$, $F1\text{-мера} = 0.87$, $AUC\text{-}ROC = 0.91$. Анализ SHAP выявил ключевые предикторы: симметрия шага, ударная нагрузка, снижение вариабельности сердечного ритма, ухудшение качества сна и субъективная утомляемость. Результаты подчеркивают преимущества интеграции разнородных данных, создавая надежную основу для персонализированных систем профилактики травм в спорте.

Ключевые слова: искусственный интеллект; LSTM-сети; прогнозирование травм; биомеханические данные; психофизиологические показатели; спортсмены; цифровые двойники; спортивная аналитика

Введение

Современный спорт высших достижений характеризуется возрастающими требованиями к физической, технической и психологической подготовке спортсменов. Повышение интенсивности тренировочного процесса и стремление к максимальной реализации соревновательного потенциала обостряют проблему спортивных травм и состояния перетренированности, которые способны не только временно вывести спортсмена из тренировочного цикла, но и существенно повлиять на карьеру [1; 2]. При этом классические методы мониторинга (субъективные опросы, периодические медицинские обследования) ограничены в своей прогностической ценности, что затрудняет своевременное выявление предвестников травм и переутомлений [3], что имеет критически важное значение в большом спорте.

В этой связи ключевой задачей спортивной науки становится разработка комплексных цифровых решений, способных интегрировать разнотипные данные и в реальном времени оценивать риск травматизации. Особое внимание в последние годы привлекают методы искусственного интеллекта (ИИ), в частности, алгоритмы глубокого обучения, применяемые к временным рядам физиологических и поведенческих данных [4; 5]. Среди них наибольший потенциал для анализа последовательностей демон-

стрируют рекуррентные нейронные сети (РНС), а их модификация – Long Short-Term Memory (LSTM) – позволяет эффективно учитывать временные зависимости в многомерных данных [6].

В предыдущей работе [7] была показана возможность применения LSTM-моделей для прогнозирования вероятности травмы у бегунов на основе физиологических показателей: частоты сердечных сокращений (ЧСС), вариабельности сердечного ритма (ВРС), параметров тренировочной нагрузки и субъективных оценок утомленности. Результаты исследований подтвердили перспективность ИИ как инструмента поддержки решений в индивидуализированной системе подготовки спортсменов. Однако, остаётся недостаточно исследованным вопрос интеграции других категорий данных, таких как биомеханические и психофизиологические, которые могут содержать дополнительные предиктивные маркеры для повышения эффективности разрабатываемой модели прогнозирования травм спортсменов [6].

Биомеханические показатели отражают технику движений и могут служить индикаторами компенсаторных стратегий, предшествующих перегрузочным травмам. Психофизиологические данные (например, качество сна, субъективная утомляемость, когнитивные реакции) обеспечивают понимание системной адаптации организма к нагрузкам и позволяют выявить скрытые признаки снижения

адаптационного резерва. Совокупность этих параметров формирует основу для более точной и персонализированной оценки риска травм [8].

Цель настоящего исследования – разработка и сравнение трёх моделей прогнозирования риска травм у бегунов на базе LSTM:

1. Модель, основанная исключительно на биомеханических параметрах;

2. Модель, основанная исключительно на психофизиологических параметрах;

3. Интегрированная модель, объединяющая оба типа признаков.

Научная новизна работы состоит в попытке многоканальной интеграции разнотипных данных в единую предиктивную модель на основе LSTM-сетей. Такой подход позволяет не только оценить вклад каждой категории данных в предсказательную способность, но и определить, является ли их синергия статистически значимым усилением прогностической мощности разрабатываемой модели.

Материалы и методы исследования

В исследовании использовались цифровые двойники двух профессиональных бегунов, созданные на основе данных спортсменов уровня кандидатов в мастера спорта: спортсмен X (стайер, 25 лет) – специализация: 10 000 и 5 000 м; спортсмен В (спринтер, 22 года) – специализация: 100 и 200 м.

Реальные данные о физиологическом состоянии, тренировочной нагрузке и биомеханических характеристиках собирались в течение 14-дневного тренировочного микроцикла (специально-подготовительный этап подготовительного периода). Каждое утро и вечер фиксировались показатели состояния спортсменов, а также объективно регистрировалась структура и параметры тренировочной нагрузки. Дополнительно осуществлялась видеозапись тренировочного процесса на базе учреждения «Республиканский центр олимпийской подготовки по легкой атлетике» (г. Минск) с последующей аннотацией фаз движений и ключевых биомеханических параметров, что обеспечивало возможность их количественного анализа.

На основе этих данных были построены цифровые двойники, которые далее использовались для моделирования и синтетического дополнения недостающих показателей, в частности, психофизиологических характеристик и отдельных биомеханических метрик (например, показателей ударной нагрузки). Таким образом, часть данных была эмпирически собрана, а часть – искусственно сгенерирована на основе усреднённых характеристик, описанных в литературе и открытых источниках.

Сбор данных

1. Физиологические данные:

- ЧСС покоя и средняя за тренировку и ВСР регистрировались пульсометром Garmin Forerunner 945;

- уровень лактата в крови: портативный анализатор Lactate Scout 4, 20 минут после основной части тренировки;

- интегральная тренировочная нагрузка: рассчитывалась по параметрам объёма (длительность тренировки) и интенсивности (временная зона $\geq 85\%$ от максимальной ЧСС).

2. Биомеханические данные регистрировали с помощью анализа видеозаписей тренировочных занятий. Обработку видеоматериала и разметку выполняли в программе Kinovea. В ходе исследования оценивали следующие показатели:

- углы сгибания в коленном и голеностопном суставах при приземлении (в фазе опоры);

- продольное (anterior-posterior) и вертикальное ускорение (по движению центра масс);

- симметрия шага (продолжительность опоры и длина шага для каждой ноги);

- темп бега и длина шага;

- показатели ударной нагрузки (рассчитывались по амплитуде пиков при приземлении в режиме slow-motion; при этом часть параметров моделировалась на основе акселерометрических данных из открытых источников, по аналогии с *tibial shock*-характеристиками).

3. Психофизиологические данные регистрировали с использованием компьютерного комплекса *НС-Психотест* и валидированных опросников:

- когнитивная реакция на световые стимулы (время реакции, латентность, число ошибок);

- субъективная утомлённость (по шкале Борга, утром и вечером);

- качество сна (опросник PSQI);

- оценка настроения и ментального состояния (опросник POMS, шкалы усталости и тревожности);

- показатели ВСР, а именно: Standard Deviation of NN intervals (SDNN) и Root Mean Square of Successive Differences (RMSSD).

Ограничения исследования

Следует отметить, что данное исследование носит характер пилотного моделирования. Использование лишь двух цифровых двойников (стайера и спринтера) ограничивает возможность распространения результатов на более широкую популяцию спортсменов. Кроме того, часть биомеханических и психофизиологических данных носила синтетический характер, будучи полученной на основе обобщения литературных источников и усреднённых характеристик, что может ограничивать точность

воспроизведения индивидуальных особенностей. Вместе с тем данный дизайн позволяет апробировать методологический подход и сравнить прогностический потенциал моделей, построенных на основе различных классов признаков (физиологических, биомеханических, психофизиологических и интегрированных).

Описание моделей

Для прогнозирования риска спортивных травм были построены три отдельные РНС на базе архитектуры LSTM. Такой выбор обусловлен способностью данного типа моделей эффективно учитывать временную структуру физиологических сигналов и динамику тренировочного процесса [5; 6].

В модели А (биомеханическая) были использованы в качестве входных признаков параметры

кинematики и динамики движений, отражающие технику бега. Модель В (психофизиологическая) базировалась на показателях состояния спортсменов, включая субъективные и когнитивные характеристики, а также показатели ВСР. Интегрированная модель С объединяла оба набора признаков и дополнялась физиологическими параметрами, что позволяло получить наиболее комплексное представление о состоянии спортсмена (Таблица 1).

Структуры всех трёх моделей были унифицированы и включали двухслойную LSTM-архитектуру с регуляризацией методом Dropout, последующий полносвязный слой и выходной нейрон с сигмоидальной функцией активации. Основные гиперпараметры, применённые при построении и обучении сетей, приведены в Таблице 2.

Таблица 1. Входные признаки, используемые в моделях прогнозирования риска травм

Категория признаков	Переменные (примеры)	Модель А	Модель В	Модель С
Физиологические	ЧСС покоя, средняя ЧСС, ВСР, уровень лактата, тренировочная нагрузка	–	–	+
Биомеханические	Угол в коленном суставе, длина шага, темп, симметрия движений	+	–	+
	Ускорения (вертикальные/горизонтальные), tibial shock	+	–	+
Психо-физиологические	Субъективная утомлённость, качество сна, когнитивная реакция, настроение	–	+	+
	Тревожность, показатели ВСР (SDNN, RMSSD)	–	+	+

Таблица 2. Гиперпараметры LSTM сетей, использованных для прогнозирования риска травм

Параметр	Значение
Архитектура сети	Двухслойная LSTM
Количество нейронов в 1-м LSTM-слое	64
Количество нейронов во 2-м LSTM-слое	32
Dropout	0.3
Полносвязный слой (Dense)	32 нейрона, функция активации ReLU
Выходной слой	1 нейрон, функция активации Sigmoid
Функция потерь	Binary Crossentropy
Оптимизатор	Adam (скорость обучения 0.001)
Длина входной последовательности	7 дней
Раннее прекращение (Early Stopping)	patience = 5
Размер батча	4
Максимальное число эпох	100 (с ранней остановкой)
Схема валидации	Leave-One-Subject-Out (поочерёдное исключение спортсмена)

Обучение моделей осуществлялось в среде Python (Keras + TensorFlow). Использовались стандартные процедуры нормализации данных (Min-Max Scaling), оптимизация методом Adam, функция потерь Binary Crossentropy и ранняя остановка обучения по критерию валидационной ошибки. Для повышения достоверности результатов применялась схема валидации Leave-One-Subject-Out, при которой каждый спортсмен поочерёдно исключался из обучающей выборки и использовался в качестве тестового случая. Размер батча был ограничен до 4, что обусловлено спецификой небольшого объёма выборки и характером данных.

Для интерпретации вклада отдельных переменных применялся метод SHAP (SHapley Additive Explanations), который обоснован в ряде научных работ как эффективный и позволяющий количественно оценить значимость признаков в формировании прогноза риска травмы [4; 9; 10].

Результаты и их обсуждение

Сравнительные характеристики трёх построенных моделей приведены в Таблице 3. Для оценки качества классификации использовался ряд метрик (Accuracy, F1-мера, Precision, Recall), а также показатель AUC-ROC, отражающий способность модели различать положительные и отрицательные исходы.

При этом значения AUC-ROC, близкие к 1.0, свидетельствуют о высокой точности классификации и надёжности оцениваемой модели.

Анализ показателей, представленных в Таблице 3, демонстрирует, что наивысшие результаты по всем ключевым метрикам достигнуты интегрированной моделью С. Особенно значимым оказался прирост по параметру AUC-ROC (0.91), что свидетельствует о высокой способности модели С уверенно различать состояния «риск травмы» и «отсутствие риска». Данный результат подтверждает гипотезу о повышенной прогностической ценности совмещённого использования биомеханических, физиологических и психофизиологических данных.

При сравнении специализированных моделей (рис. 1) отмечено, что биомеханическая модель А обеспечила несколько более высокую точность (Accuracy = 0.81) по сравнению с психофизиологической моделью В (0.78). Вероятно, это связано с большей стабильностью объективных биомеханических параметров, таких как симметрия шага, углы в суставах и характеристики ускорений. В то же время психофизиологическая модель В показала удовлетворительную чувствительность (Recall = 0.77), что имеет практическую ценность для раннего выявления неблагоприятных функциональных состояний, предшествующих травме.

Таблица 3. Сравнительные показатели качества прогнозирования риска травм

Модель	Точность (Accuracy)	F1-мера	Точность (Precision)	Чувствительность (Recall)	AUC-ROC
Модель А (биомеханическая)	0.81	0.79	0.77	0.82	0.84
Модель В (психофизиологическая)	0.78	0.75	0.73	0.77	0.82
Модель С (интегрированная)	0.89	0.87	0.86	0.88	0.91

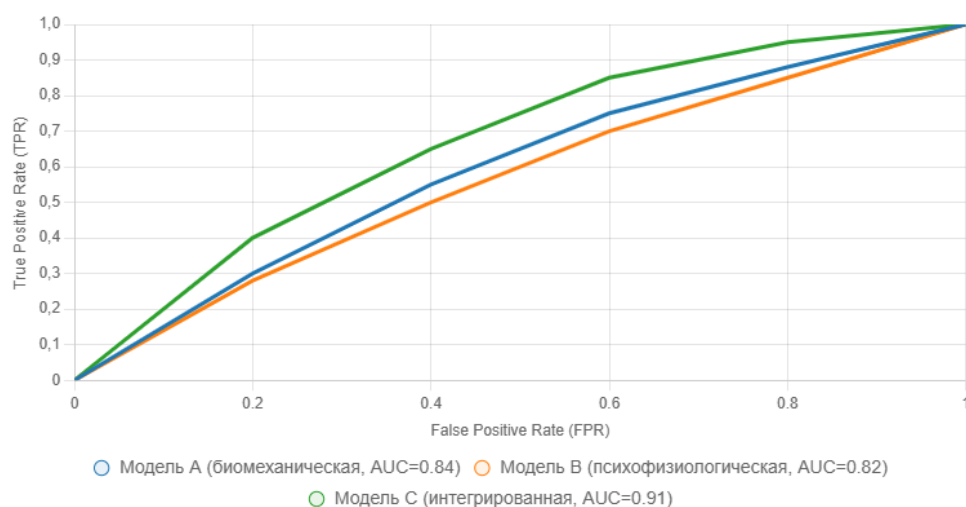


Рисунок 1. ROC-кривые трех моделей прогнозирования

Для количественной оценки вклада предикторов в итоговый прогноз был применен анализ значимости признаков на основе метода SHAP. В интегрированной модели С наибольший вклад внесли биомеханические показатели (симметрия шага, ударная нагрузка на голень, вертикальное ускорение), психофизиологические параметры (снижение ВСР, ухудшение качества сна, рост субъективной утомленности), а также физиологические характеристики (увеличение ЧСС и замедленное восстановление после нагрузки).

В совокупности результаты исследований указывают на высокую эффективность комплексного подхода к прогнозированию травматизма у спортсменов, о чем объективно свидетельствуют показатели модели С. Использование LSTM позволило учесть временную динамику разнородных данных, а интеграция различных типов признаков обеспечила наибольшую диагностическую ценность. Такой подход согласуется с современными представлениями о спортивной травме как о многофакторном явлении, возникающем вследствие нарушений адаптационных механизмов [11]. Практическая значимость работы заключается в том, что даже при ограниченном объеме выборки, типичном для спорта высоких достижений, возможно построение предиктивных моделей с приемлемой точностью при условии включения информативных и разнородных признаков.

Заключение

Результаты проведенного исследования указывают на высокую прогностическую эффективность моделей ИИ, в частности архитектуры LSTM, для задач предсказания риска травматизма у спортсменов циклических видов спорта. Использование цифровых двойников позволило интегрировать данные различной природы и продемонстрировать,

что включение биомеханических и психофизиологических параметров существенно повышает точность прогностических алгоритмов по сравнению с анализом исключительно физиологических показателей.

Сравнительный анализ трёх моделей подтвердил преимущество интегрированного подхода: объединённая модель обеспечила наивысшие значения Ассигасы (0.89), F1-метрики (0.87) и AUC-ROC (0.91). Это указывает на необходимость многомерной оценки состояния спортсмена, включающей не только физиологические реакции на нагрузку, но и характеристики двигательного паттерна, а также психофизиологические показатели адаптационного ресурса.

Полученные результаты свидетельствуют о том, что биомеханические и психофизиологические данные обладают самостоятельной предиктивной ценностью. Выявленные ключевые индикаторы – симметрия шага, ударная нагрузка на голень, снижение ВСР, ухудшение сна и рост субъективной утомленности – могут рассматриваться как ранние маркеры функциональной дестабилизации, предшествующей травме.

Несмотря на пилотный характер исследования и ограниченный объем выборки, предложенная модель может рассматриваться как прототип системы персонализированного мониторинга состояния спортсменов. Практическая реализация подобных инструментов открывает перспективы в области профилактики травм, индивидуализации тренировочного процесса и повышения устойчивости к нагрузкам.

Таким образом, разработанный подход формирует основу для внедрения технологий ИИ в профилактику спортивного травматизма, открывая путь к более точной, своевременной и научно обоснованной поддержке здоровья спортсменов.

REFERENCES

1. Kakouris N, Yener N, Fong DTR. A systematic review of running-related musculoskeletal injuries in runners. *Journal of Sport and Health Science*. 2021;10(5):513–522. DOI: 10.1016/j.jshs.2021.04.001
2. Lopes AD, Hespanhol Junior LC, Yeung SS, Costa LOP. What are the Main Running-Related Musculoskeletal Injuries?: A Systematic Review. *Sports Medicine*. 2012;42(10):P. 891–905. DOI: 10.1007/BF03262301
3. Burke A, Dillon S, O'Connor S, Whyte EF, Gore S, Moran KA. Aetiological Factors of Running-Related Injuries: A 12 Month Prospective “Running Injury Surveillance Centre” (RISC) Study. *Sports Medicine – Open*. 2023;9(1):46. DOI: 10.1186/s40798-023-00589-1
4. Amendolara A, Pfister D, Settlemayer M, Shah M, Wu V, Donnelly S, et al. An Overview of Machine Learning Applications in Sports Injury Prediction. *Cureus*. 2023;15(9):e46170. DOI: 10.7759/cureus.46170
5. Leckey C, van Dyk N, Doherty C, Lawlor A, Delahunt E. Machine learning approaches to injury risk prediction in sport: a scoping review with evidence synthesis. *British Journal of Sports Medicine*. 2025;59(7):491–500. DOI: 10.1136/bjsports-2024-108576
6. Ye X, Huang Y, Bai Z, Wang Y. A novel approach for sports injury risk prediction: based on time-series image encoding and deep learning. *Frontiers in Physiology*. 2023;14:1174525. DOI:10.3389/fphys.2023.1174525
7. Solonets AV, Snarsky AS. Application of artificial intelligence for predicting injury risk in athletes: an approach using recurrent neural networks. *System analysis and applied information science*. 2025;2:11–16. (In Russ.). DOI: 10.21122/2309-4923-2025-2-11-16

8. Majumdar A, Bakirov R, Hodges D, Scott S, Rees T. Machine Learning for Understanding and Predicting Injuries in Football. *Sports Medicine – Open*. 2022;8(1):73. DOI: 10.1186/s40798-022-00465-4
9. Lundberg S, Lee S. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions. *arXiv*. 2017;arXiv:1705.07874v2. DOI: 10.48550/arXiv.1705.07874
10. Hou J, Tian Z. Application of recurrent neural network in predicting athletes' sports achievement. *The Journal of Supercomputing*. 2022;78(1):5507–5525. DOI: 10.1007/s11227-021-04082-y
11. Bahr R, Krosshaug T. Understanding injury mechanisms: A key component of preventing injuries in sport. *British Journal of Sports Medicine*. 2005;39(6):324–329. DOI: 10.1136/bjsm.2005.018341

SOLONETS A. V., SNARSKY A. S.

INTEGRATION OF BIOMECHANICAL AND PSYCHOPHYSIOLOGICAL DATA INTO A MODEL FOR PREDICTING ATHLETES' INJURIES USING LSTM NETWORKS

*Belarusian National Technical University
Minsk, Republic of Belarus*

Abstract. Modern high-performance sports place increasing demands on athletes' physical, technical, and psychological preparedness, intensifying the challenge of sports injuries and overtraining. Traditional monitoring methods often lack predictive precision, hindering timely identification of injury risks.

This study develops and compares three LSTM-based models for predicting injury risk in runners: one leveraging biomechanical parameters, another using psychophysiological indicators, and an integrated model combining both. Models were developed using data from digital twins of two professional runners, incorporating physiological (heart rate, heart rate variability, lactate levels), biomechanical (joint angles, step symmetry, accelerations), and psychophysiological (sleep quality, fatigue, cognitive responses) metrics. The integrated model demonstrated superior performance, achieving an Accuracy of 0.89, F1-score of 0.87, and AUC-ROC of 0.91. SHAP analysis identified key predictors, including step symmetry, tibial shock, reduced heart rate variability, sleep quality decline, and subjective fatigue. These findings highlight the enhanced predictive power of integrating diverse data types, offering a robust foundation for personalized injury prevention systems in sports.

Keywords: artificial intelligence; LSTM networks; injury prediction; biomechanical data; psychophysiological indicators; runners; digital twins; sports analytics



Солонец Антон Владимирович

Белорусский национальный технический университет, г. Минск, Республика Беларусь. Кандидат педагогических наук, доцент. Заведующий кафедрой «Спортивная инженерия» Белорусского национального технического университета. Проводит исследования в области применения искусственного интеллекта в спорте, включая анализ биомеханических данных с использованием машинного обучения, прогнозирование спортивных результатов и рисков травм на основе временных рядов физиологических показателей.

A. V. Solonets

Belarusian National Technical University, Minsk, Republic of Belarus.

PhD of Pedagogic Sciences, Associate Professor. Head of the Department of Sports Engineering at the Belarusian National Technical University. Conducts research in the application of artificial intelligence in sports, including the analysis of biomechanical data using machine learning, as well as the prediction of sports performance and injury risks based on time-series physiological data.

E-mail: solonets@bntu.by



Снарский Андрей Станиславович

Белорусский национальный технический университет, г. Минск, Республика Беларусь. Кандидат технических наук, доцент. Декан факультета промышленной и радиационной безопасности филиала БНТУ «Межотраслевой институт повышения квалификации и переподготовки кадров по менеджменту и развитию персонала». Проводит исследования по разработке инженерных решений для спортивной аналитики, а также по проблемам интеграции современных цифровых технологий в подготовку специалистов в области инженерии.

A. S. Snarsky

Belarusian National Technical University, Minsk, Republic of Belarus.

PhD of Engineering Sciences, Associate Professor. Dean of the Faculty of Industrial and Radiation Safety at the BNTU branch "Interindustry Institute for Advanced Training and Retraining of Personnel in Management and Personnel Development." Conducts research on the development of engineering solutions for sports analytics, as well as on the integration of modern digital technologies into the training of engineering specialists.