

СОЛОНЕЦ А.В., СНАРСКИЙ А.С.

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РИСКА ТРАВМ У СПОРТСМЕНОВ: ПОДХОД С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ РЕКУРРЕНТНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Белорусский национальный технический университет
г. Минск, Республика Беларусь

Аннотация. Целью работы является разработка и апробация модели прогнозирования риска травм у спортсменов, использующей методы машинного обучения для анализа временных рядов физиологических данных. В исследовании анализируются данные бегунов с квалификацией КМС, включая показатели частоты сердечных сокращений (ЧСС), вариабельности сердечного ритма (BCR) и тренировочной нагрузки, что позволяет оценить состояние организма спортсмена в динамике и выявить возможные риски для здоровья. Разработанная модель прогнозирования, построенная на основе рекуррентной нейронной сети Long Short-Term Memory (LSTM), позволяет выявлять периоды повышенного риска травм у спортсменов и, основываясь на полученных результатах, корректировать тренировочный процесс для предотвращения этих рисков. В ходе экспериментов на реальных данных был достигнут высокий уровень точности прогноза – 85 %, что подтверждает эффективность предложенного подхода для предсказания вероятности травм. Несмотря на успешность модели, для обеспечения более точной валидации разработанного подхода авторы признают необходимость проведения дополнительных долгосрочных исследований с расширенным набором данных.

Ключевые слова: спортивные травмы, прогнозирование, машинное обучение, рекуррентные нейронные сети, искусственный интеллект, вариабельность сердечного ритма, частота сердечных сокращений, тренировочная нагрузка

Введение

Современный спорт предъявляет высокие требования к подготовке и мониторингу состояния спортсменов, поскольку даже кратковременные нарушения в восстановительных процессах могут привести к травмам. Полученная травма не только вызывает вынужденный перерыв в тренировках и «откат» в спортивной форме, но в ряде случаев может поставить крест на дальнейшей спортивной карьере. Особенно это касается профессиональных спортсменов, для которых период восстановления после травмы может совпасть с ключевыми этапами спортивного цикла: основные соревнования и непосредственная подготовка к ним или отбор в сборную команду.

В связи с этим профилактика травм и контроль текущего состояния спортсмена становятся приоритетными направлениями спортивной науки и медицины. На протяжении многих лет главными методами диагностики состояния спортсмена оставались медицинские осмотры, субъективные опросы и отдельные физиологические тесты. Однако они часто недостаточно чувствительны к изменению состояния организма, что затрудняет своевременное выявление признаков перенапряжения или первых симптомов перетренированности.

В последние годы с развитием цифровых технологий значительно расширились возможности ана-

лиза физиологических данных. Одним из перспективных направлений стало применение искусственного интеллекта (ИИ) и, в частности, методов машинного обучения (МО) в спортивной аналитике [1–3]. Эти методы позволяют работать с большими объемами данных в реальном времени, выявляя скрытые закономерности, недоступные для традиционных методов анализа. Важным практическим направлением применения ИИ и МО является разработка моделей прогнозирования риска травм на основе физиологических и других показателей спортсменов.

Проблема прогнозирования и предотвращения спортивных травм привлекает внимание многих исследователей, особенно в последние десятилетия, когда возрос интерес к использованию цифровых технологий и методов МО в спорте. По данным ряда исследований, основными факторами, повышающими риск травм у спортсменов, являются чрезмерная тренировочная нагрузка, недостаточное восстановление, а также отсутствие объективного контроля состояния организма [4; 5].

Традиционные методы оценки тренировочного процесса и состояния спортсмена основаны на субъективных отчетах и периодических медицинских обследованиях [6]. Однако субъективные показатели часто подвержены искажениям, а редкие обследования не позволяют в полной мере оценить динамические изменения физиологического

состояния спортсмена. В связи с этим в спортивной науке активно развивается использование объективных данных, таких как частота сердечных сокращений (ЧСС) и вариабельность сердечного ритма (ВСР), которые позволяют более точно оценивать уровень нагрузки и степень восстановления [7].

При этом ЧСС является одним из ключевых показателей состояния сердечно-сосудистой системы. Его повышение во время покоя или замедленное восстановление после физической нагрузки может свидетельствовать о накопленной усталости или начальных признаках перенапряжения [8]. ВСР, в свою очередь, широко используется для оценки состояния вегетативной нервной системы и степени восстановления организма. Снижение ВСР может указывать на дисбаланс между симпатической и парасимпатической активностью, что связано с повышенным риском травм и снижением работоспособности [9; 10].

Методы МО в последние годы стали активно применяться для анализа временных рядов физиологических данных с целью прогнозирования состояния спортсмена. Наиболее перспективными из них являются рекуррентные нейронные сети, а также их модификации, такие как Long Short-Term Memory (LSTM), которые позволяют учитывать временные зависимости и предсказывать будущие состояния на основе последовательных данных [11]. По данным исследований, модели на основе LSTM демонстрируют высокую точность в прогнозировании физиологических состояний и позволяют своевременно выявлять признаки перенапряжения [12].

В то же время большинство существующих моделей сосредоточены на одном виде спорта или ограниченном наборе физиологических параметров. Кроме того, многие исследования проводятся на относительно небольших выборках, что ограничивает возможность обобщения результатов и применения моделей в условиях реальной спортивной практики. В связи с этим актуальной задачей представляется разработка и тестирование модели, способной прогнозировать риск травм у спортсменов на основе объективных физиологических данных в условиях симулированного тренировочного процесса.

Таким образом, целью проводимых исследований является разработка и оценка модели прогнозирования риска травм у спортсменов (в рассматриваемом случае – бегунов) на основе временных рядов физиологических данных с использованием методов МО. Предполагается, что полученные результаты позволят не только выявить ключевые предикторы повышенного риска, но и сформировать основы для дальнейшего внедрения таких моделей в спортивную практику.

Основные задачи исследований:

1. Сбор и предварительная обработка данных о ЧСС, ВСР и тренировочной нагрузке.

2. Разработка и обучение модели на основе рекуррентной нейронной сети LSTM.

3. Оценка эффективности модели и анализ полученных результатов для выявления ключевых факторов риска травм у спортсменов (на примере бегунов).

Материалы и методы исследования

Объектом исследования выступали цифровые двойники двух бегунов, имеющих квалификацию КМС: спортсмен Х – стайер (25 лет), соревновательная специализация – дистанции 10 000 м и 5 000 м; спортсмен В – спринтер (22 года), соревновательная специализация – дистанции 100 и 200 м. В качестве примера для разработки и тестирования модели были выбраны именно бегуны, поскольку их тренировочная нагрузка характеризуется циклическими ударными воздействиями на опорно-двигательный аппарат, что повышает риск травм нижних конечностей. При этом подготовка спринтеров отличается выраженной силовой направленностью по сравнению со стайерской, где, например, достаточно редко применяются большие и предельные отягощения. Основной особенностью модели является прогнозирование периода повышенного риска, что позволило бы корректировать тренировочную нагрузку и снижать вероятность травм.

Для построения цифровых двойников использованы данные физиологического мониторинга, биомеханического анализа и психофизиологического тестирования, которые собирались в течение 14 дней тренировочного процесса специально-подготовительного этапа подготовительного периода подготовки вышеуказанных спортсменов. Исследование проводилось с целью прогнозирования состояния спортсменов и определения риска травм на основе методов МО.

Для каждого спортсмена были собраны и проанализированы нижеприведенные группы данных.

1. Физиологические данные, которые включали показатели ЧСС, ВСР, уровень лактата в крови и тренировочную нагрузку. Измерения проводились с использованием пульсометров Garmin Forerunner 945 (для регистрации ЧСС и ВСР) и портативного анализатора лактата Lactate Scout 4. Тренировочная нагрузка учитывалась по параметрам интенсивности и объема каждой тренировки.

2. Биомеханические данные, которые оценивались по видео бегуна во время выполнения интервальных отрезков при помощи Kinovea (программное обеспечение для анализа спортивных движений).

3. Психофизиологические данные, включающие тестирование реакции на световые стимулы (оценка когнитивной функции) с использованием «НС-Психотест» (компьютерный комплекс для

проведения психофизиологических и психологических тестов с регистрацией вегетативных и эмоциональных реакций).

Для анализа временных рядов были выбраны ключевые физиологические параметры, регистрируемые ежедневно: ЧСС покоя и средняя ЧСС во время тренировки; ВСР; тренировочная нагрузка (интегральный показатель интенсивности и продолжительности). Помимо того, что ЧСС и ВСР – одни из наиболее информативных показателей состояния спортсмена, в дополнение они

легко собираются при помощи носимых устройств (пульсометров, кардиомониторов) и могут быть непрерывно зафиксированы на протяжении тренировочного процесса или при необходимости круглосуточно. Анализ временных рядов этих данных позволяет выявить динамические изменения в состоянии организма, которые могут предшествовать травмам, связанным с перенапряжением или недостаточным восстановлением. Примерные данные за одну тренировку для спортсменов приведены в таблице.

Таблица. Параметры тренировочной нагрузки и физиологического состояния спортсменов в рамках одной тренировки

Параметр	Спортсмен Х (стайер)	Спортсмен В (спринтер)
Длительность тренировки («беговой части»)*	1 ч 20 мин	40 мин
Средняя ЧСС	165 уд./мин	175 уд./мин
Максимальная ЧСС	182 уд./мин	190 уд./мин
Уровень лактата	3,5 ммоль/л	6,0 ммоль/л
ВСР	45 мс	35 мс

* Примечание: тренировка у бегунов обычно состоит из разминки (выполняемой на месте и в движении), основной части (при этом зачастую в эту часть тренировки входят как общеразвивающие упражнения, так и специальные с различным отягощением или сопротивлением, особенно у спринтеров) и заключительной части тренировочного занятия.

Для построения модели прогнозирования риска травмы и мониторинга состояния спортсменов использовались методы МО. Основным инструментом анализа стал рекуррентный нейронный алгоритм LSTM, позволяющий эффективно обрабатывать временные ряды физиологических данных и выявлять скрытые закономерности. Входными параметрами были ЧСС, ВСР и тренировочная нагрузка, которые подавались на вход модели в виде временных последовательностей длиной 7 дней.

Для построения модели использовался язык программирования Python и библиотеки TensorFlow и Keras. Модель обучалась на собранных данных и тестировалась на новых последовательностях. Алгоритм включал следующие этапы.

1. Сбор и предварительная обработка данных. Данные нормализовались с использованием метода Min-Max Scaling в диапазон [0, 1]. Последовательности длиной 7 дней использовались в качестве входных данных модели.

2. Создание рекуррентной нейронной сети. Архитектура модели включала два слоя LSTM по 50 нейронов каждый и слои Dropout для предотвращения переобучения.

3. Обучение модели. Использовалась функция потерь binary_crossentropy, а в качестве оптимизатора применялся Adam. Ранняя остановка позволила

сохранить лучшие веса модели на основе минимального значения функции потерь на валидационных данных.

Результаты исследования

Кривая обучения модели (рисунок 1) показала, что функция потерь на обучающих и валидационных данных стабилизировалась после 20-й эпохи, что свидетельствует о хорошей сходимости модели. При этом точность возрастает по мере обучения и достигает уровня около 85 %, что указывает на успешное обучение модели. Таким образом, это подтверждает способность выбранной нами модели выявлять закономерности в последовательных данных и делать надежные прогнозы.

На рисунке 2 представлена динамика прогнозируемой вероятности риска травмы у бегунов на основании данных за последние 7 дней тренировок. Как видно из графика, вероятность постепенно возрастает от 15 % на первый день до 82 % на седьмой у стайера и 88 % у спринтера, что может свидетельствовать о накоплении усталости и потенциальной перегрузке спортсменов.

На рисунке 3 показаны изменения ЧСС у спортсменов Х и В в течение 14-дневного тренировочного цикла.

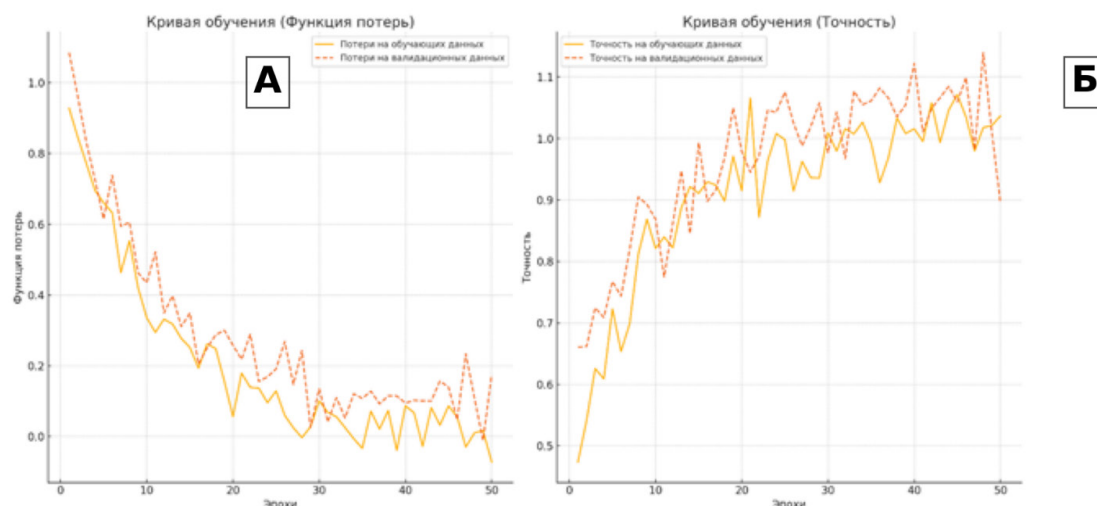


Рисунок 1. Кривые обучения модели.

А – Зависимость функции потерь от количества эпох, Б – Зависимость точности модели от количества эпох для обучающих и валидационных данных

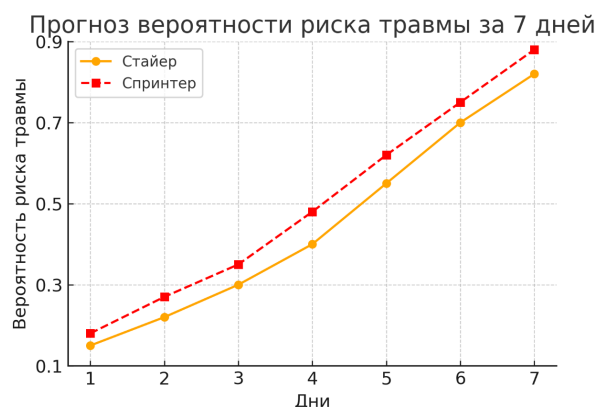


Рисунок 2. Динамика прогнозирования вероятности травмы

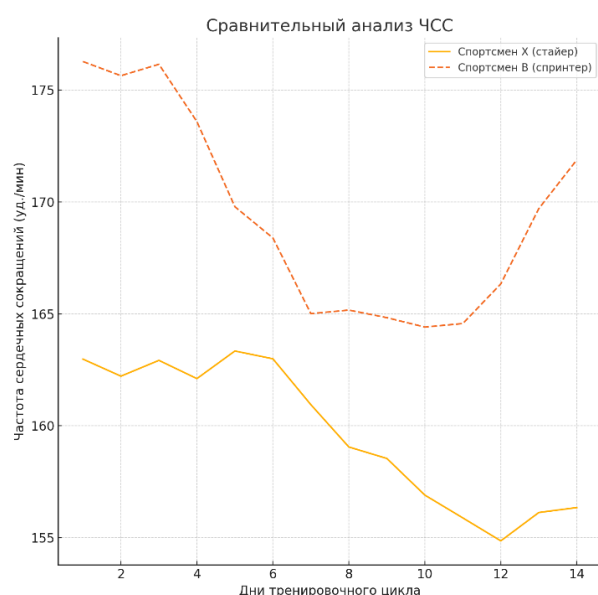


Рисунок 3. Сравнительный анализ ЧСС спортсменов

Анализ выявил следующие особенности:

- у спортсмена X ЧСС оставался относительно стабильным, что свидетельствует о хорошей адаптации к тренировочным нагрузкам;

- у спортсмена В ЧСС демонстрировал более выраженные колебания и в среднем был выше, что может быть связано с большей интенсивностью нагрузок и меньшим уровнем восстановления.

Заключение

Проведенное исследование продемонстрировало, что применение ИИ и методов МО, в частности рекуррентных нейронных сетей, позволяет выявлять периоды повышенного риска травм у спортсменов на основе анализа временных рядов физиологических данных (а именно: ЧСС и ВСР) и тренировочной нагрузки. Созданная модель продемонстрировала высокую эффективность, обеспечивая точность прогнозирования на уровне 85 %. Это свидетельствует о значительном потенциале разработанного подхода для практического использования в спортивной аналитике и для мониторинга состояния спортсменов.

Однако, несмотря на обнадеживающие результаты, следует учитывать, что человеческий организм представляет собой сложную биологическую систему, реагирующую на внешние и внутренние стимулы множеством взаимосвязанных физиологических и психофизиологических процессов. Обилие таких взаимосвязей значительно усложняет задачу точного прогнозирования риска травм, особенно в условиях высокой изменчивости тренировочного процесса и индивидуальных особенностей каждого спортсмена. В связи с этим для окончательной валидации модели необходимы лонгитюдные исследования с участием спортсменов различных специализаций, в ходе ко-

торых будут регистрироваться как физиологические данные, так и фактические травмы. Это позволит провести ретроспективный анализ прогнозов модели и оценить ее способность предсказывать реальные события.

Таким образом, предложенная модель является важным шагом на пути к созданию цифровых ин-

струментов для персонализированного мониторинга состояния спортсменов и профилактики травм. Однако для обеспечения высокой надежности и клинической значимости требуется дальнейшая работа по расширению набора данных, улучшению алгоритмов и интеграции модели в практику спортивной медицины.

REFERENCES

1. **Rossi, A.** Effective injury forecasting in soccer with GPS training data and machine learning / A. Rossi, L. Pappalardo, P. Cintia, F.M. Iaia, J. Fernández, D. Medina // *PLoS ONE*. – 2018. – Vol. 13, Iss. 7. – P. 1–15. – DOI: 10.1371/journal.pone.0201264
2. **Carey, D.L.** Predictive modelling of training loads and injury in Australian football / D.L. Carey, K.L. Ong, R. Whiteley, K.M. Crossley, J. Crow, M.E. Morris // *International Journal of Computer Science in Sport*. – 2018. – Vol. 17, Iss. 1. – P. 1–18. – DOI: 10.2478/ijcss-2018-0002
3. **Eetvelde, H.V.** Machine learning methods in sport injury prediction and prevention: a systematic review / H.V. Eetvelde, L.D. Mendonça, C. Ley, R. Seil, T. Tischer // *Journal of Experimental Orthopaedics*. – 2021. – Vol. 8, Iss. 27. – P. 1–15. – DOI: 10.1186/s40634-021-00346-x
4. **Bahr, R.** Understanding injury mechanisms: A key component of preventing injuries in sport / R. Bahr, T. Krosshaug // *British Journal of Sports Medicine*. – 2005. – Vol. 39, Iss. 6. – P. 324–329. – DOI: 10.1136/bjsm.2005.018341
5. **Gabbett, T.J.** The training-injury prevention paradox: Should athletes be training smarter and harder? / T.J. Gabbett // *British Journal of Sports Medicine*. – 2016. – Vol. 50, Iss. 5. – P. 273–280. – DOI: 10.1136/bjsports-2015-095788
6. **Meeusen, R.** Prevention, diagnosis, and treatment of the overtraining syndrome: Joint consensus statement of the European College of Sport Science and the American College of Sports Medicine / R. Meeusen, M. Duclos, C. Foster, A. Fry, M. Gleeson, D. Nieman, J. Raglin, G. Rietjens, J. Steinacker, A. Urhausen // *European Journal of Sport Science*. – 2013. – Vol. 45, Iss. 1. – P. 186–205. – DOI: 10.1080/17461391.2012.730061
7. **Plews, D.J.** Heart rate variability in elite triathletes, is variation in variability the key to effective training? A case comparison / D.J. Plews, P.B. Laursen, A.E. Kilding, M. Buchheit // *European journal of applied physiology*. – 2012. – Vol. 112. – P. 3729–3741. – DOI: 10.1007/s00421-012-2354-4
8. **Achten, J.** Heart rate monitoring: Applications and limitations / J. Achten, A.E. Jeukendrup // *Sports Medicine*. – 2003. – Vol. 33. – C. 517–538. – DOI: 10.2165/00007256-200333070-00004
9. **Malik, M.** Heart rate variability: Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use / M. Malik, J.T. Bigger, A.J. Camm, R.E. Kleiger, A. Malliani, A.J. Moss, P.J. Schwartz // *European Heart Journal*. – 1996. – Vol. 17, Iss. 3. – P. 354–381. – DOI: 10.1093/oxfordjournals.eurheartj.a014868
10. **Kiviniemi, A.M.** Endurance training guided by daily heart rate variability measurements / A.M. Kiviniemi, A.J. Hautala, H. Kinnunen, M.P. Tulppo // *European Journal of Applied Physiology*. – 2007. – Vol. 101. – C. 743–751. – DOI: 10.1007/s00421-007-0552-2
11. **Hochreiter, S.** Long short-term memory / S. Hochreiter, J. Schmidhuber // *Neural Computation*. – 1997. – Vol. 9 (8). – P. 1735–1780. – DOI: 10.1162/neco.1997.9.8.1735
12. **Hou, J.** Application of recurrent neural network in predicting athletes' sports achievement / J. Hou, Z. Tian // *The Journal of Supercomputing*. – 2022. – Vol. 78. – P. 5507–5525. – DOI: 10.1007/s11227-021-04082-y

SOLONETS A.V., SNARSKY A.S.

APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR PREDICTING INJURY RISK IN ATHLETES: AN APPROACH USING RECURRENT NEURAL NETWORKS

*Belarusian National Technical University
Minsk, Republic of Belarus*

Abstract. *The aim of this study is to develop and validate a model for predicting injury risk in athletes using machine learning methods to analyze time-series physiological data. The research focuses on data from runners with the high qualification, including heart rate (HR), heart rate variability (HRV), and training load, allowing for the assessment of an athlete's physiological state over time and the identification of potential health risks.*

The proposed prediction model, based on a Long Short-Term Memory (LSTM) recurrent neural network, enables the identification of periods of increased injury risk in athletes and allows for adjustments to the training process to prevent injuries. Experimental results on real-world data demonstrated a high prediction accuracy of 85%, confirming the effectiveness of the proposed approach in forecasting injury probability. Despite the model's success, the authors recognize the need for further longitudinal studies with an expanded dataset to ensure a more precise validation of the proposed method.

Keywords: *sports injuries, prediction, machine learning, recurrent neural networks, artificial intelligence, heart rate variability, heart rate, training load*



Солонец Антон Владимирович, 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, 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, botanic_@mail.ru



Снарский Андрей Станиславович, 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, PhD in Engineering, 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.