

## ПРОГНОЗИРОВАНИЕ УСПЕШНОСТИ ВЫПОЛНЕНИЯ ТЯЖЕЛОАТЛЕТИЧЕСКИХ УПРАЖНЕНИЙ С ПРИМЕНЕНИЕМ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

**С.Б. Бурьян**<sup>1</sup>, [sergey@burian.ru](mailto:sergey@burian.ru), <https://orcid.org/0009-0003-7545-164X>  
**Л.А. Хасин**<sup>1</sup>, [hla962944@mail.ru](mailto:hla962944@mail.ru), <https://orcid.org/0000-0002-3191-3860>  
**С.Б. Потемкин**<sup>2</sup>, [prolexprim@gmail.com](mailto:prolexprim@gmail.com), <https://orcid.org/0009-0008-2312-3894>

<sup>1</sup> *Московская государственная академия физической культуры, Малаховка, Московская область, Россия*

<sup>2</sup> *Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова, Москва, Россия*

**Аннотация. Цель:** построение нейронной сети и сравнение ее результатов прогнозирования с результатами известных классификаторов *classify* и *fitcknn* системы MatLab©. **Материалы и методы.** Исходными данными для построения нейронной сети (НС) являлись показатели, характеризующие технику подъема штанги на грудь в удачных и неудачных подходах 17 спортсменов. Использовалась НС прямого распространения с входами по числу показателей, одним внутренним слоем из 20 нейронов и выходным слоем из двух нейронов. Ввиду недостаточности данных необходимо генерирование дополнительных показателей. При генерации использовались два подхода: 1) отдельно для удачных и неудачных подходов были определены несмещенные дисперсии и средние для каждого показателя, и генерация для каждого показателя проводилась по нормальному закону распределения с известным средним и среднеквадратичным отклонением; 2) несмещенные дисперсии и средние для каждого показателя определялись по всему множеству удачных и неудачных подходов, а генерация проводилась для каждого показателя по нормальному закону распределения с известным средним и дисперсией. После увеличения количества данных, подаваемых на вход НС, результаты классификации улучшились. **Результаты.** Классификация с использованием НС не уступает по точности предсказаний классификатору *kNN* и значительно превосходит классификатор *classify*. **Заключение.** Результаты, полученные с использованием НС, можно применять для оценки вероятности успешного подхода спортсмена на основе его индивидуальных характеристик.

**Ключевые слова:** нейронная сеть, классификаторы, Neural Network Toolbox, функция *newff*, тяжелая атлетика, подъем штанги на грудь

**Для цитирования:** Бурьян С.Б., Хасин Л.А., Потемкин С.Б. Прогнозирование успешности выполнения тяжелоатлетических упражнений с применением нейронной сети // Человек. Спорт. Медицина. 2024. Т. 24, № 3. С. 101–106. DOI: 10.14529/hsm240312

Original article  
DOI: 10.14529/hsm240312

## ENHANCING WEIGHTLIFTING PERFORMANCE PREDICTION THROUGH NEURAL NETWORKS

**S.B. Buriyan**<sup>1</sup>, [sergey@burian.ru](mailto:sergey@burian.ru), <https://orcid.org/0009-0003-7545-164X>  
**L.A. Khasin**<sup>1</sup>, [hla962944@mail.ru](mailto:hla962944@mail.ru), <https://orcid.org/0000-0002-3191-3860>  
**S.B. Potemkin**<sup>2</sup>, [prolexprim@gmail.com](mailto:prolexprim@gmail.com), <https://orcid.org/0009-0008-2312-3894>

<sup>1</sup> *Moscow State Academy of Physical Education, Malakhovka, Moscow region, Russia*

<sup>2</sup> *M.V. Lomonosov Moscow State University, Moscow, Russia*

**Abstract. Aim.** This study explores the application of a neural network, developed using MatLab©, to predict weightlifting performance and compares these predictions against well-known classifiers, namely *classify* and *fitcknn*. **Materials and methods.** Our dataset comprises performance metrics related to the hang clean technique, collected from 17 athletes across successful and unsuccessful attempts. This study

employs a feedforward neural network with the indices under study as input nodes, a single hidden layer of twenty neurons, and an output layer of two neurons. Due to insufficient data, additional indicators were suggested through one of the following approaches: 1) separately for both successful and unsuccessful attempts, the variance and mean for each indicator were calculated without bias. Following this, each indicator was generated using a normal distribution with a pre-defined mean and standard deviation; 2) the variance and mean for each indicator were calculated over the entire range of successful and unsuccessful attempts. Following this, each indicator was generated using a normal distribution with a pre-defined mean and variance. After refining the dataset, the data was fed into a neural network, leading to enhanced classification outcomes. **Results.** The analysis indicates that the classification accuracy achieved via the neural network is at least as good as that of the *kNN* classifier and significantly surpasses that of the *classify* classifier. **Conclusion.** The results obtained from the neural network can serve to predict the probability of an athlete's success, based on their unique characteristics.

**Keywords:** neural network, classifier, Neural Network Toolbox, newff function, weightlifting, barbell

**For citation:** Buriyan S.B., Khasin L.A., Potemkin S.B. Enhancing weightlifting performance prediction through neural networks. *Human. Sport. Medicine.* 2024;24(3):101–106. (In Russ.) DOI: 10.14529/hsm240312

**Введение.** Для прогнозирования успешности выполнения спортивных, в том числе тяжелоатлетических, упражнений широко используются методы искусственного интеллекта и математического моделирования [1, 3, 11]. Наиболее распространенным методом регистрации движения является скоростная видеосъемка, в том числе 3D-съемка несколькими камерами, по результатам которой рассчитываются биомеханические характеристики [2], структура и микроструктура движения [4–6].

В литературе [13] широко обсуждаются вопросы применения методов ИИ и математических моделей в спорте. Методы машинного обучения, в том числе нейронные сети, зарекомендовали себя как эффективные классификаторы и особенно хорошо подходят для решения нелинейных задач, в том числе для задач прогнозирования [10, 14]. Использование машин опорных векторов, алгоритма машинного обучения для прогнозирования аэробной подготовленности спортсменов также показывает преимущества инструментов искусственного интеллекта в понимании физической работоспособности [12]. Обсуждаются вопросы потенциала и ограничений использования методов искусственного интеллекта, особенно в области спортивной биомеханики [9]. В работе [7] закладывается практическая основа, в которой модели искусственного интеллекта, как и в других источниках, применяются для планирования графиков тренировок в соответствии с уровнем физической подготовки.

Таким образом можно заключить, что передовые технологии могут анализировать движения человека, прогнозировать результаты и оценивать характер воздействия упражне-

ний на физические качества и технику спортсмена.

**Цель исследования:** построение нейронной сети и сравнение ее результатов прогнозирования с результатами известных классификаторов *classify* и *fitcknn* системы MatLab©.

**Материалы и методы.** Исходными данными для построения НС являлась таблица Excel, содержащая результаты подходов подъема штанги на грудь для толчка 17 спортсменами. Для каждого спортсмена измерялись значения 23 показателей при одном удачном и одном неудачном подходе [4]. Таким образом, исходная таблица Excel состояла из 17 строк (по числу участвующих спортсменов) и 46 столбцов (соответственно 23 столбца для удачных подходов и столько же для неудачных). Использовались такие показатели, как длительности фаз и микрофаз, высоты подлета штанги на границах фаз, максимальная высота подлета штанги, компактность, длительности от момента достижения максимальной высоты подлета штанги до момента касания штангой груди, от момента касания штангой груди до фиксации штанги в подседе и др. [4, 6].

**Результаты исследования и их обсуждение.** Для эффективной работы НС необходимо, во-первых, правильно ее сконструировать, т. е. определить количество внутренних слоев, количество нейронов в каждом слое, передаточную функцию и т. п., а во-вторых, «натренировать» ее на достаточно большом множестве наблюдений [11]. По поводу первого условия нам не известны какие-либо формальные правила построения НС в зависимости от поставленной задачи. Поэтому мы использовали интуитивный способ построе-

ния НС, а именно, взяли НС прямого распространения с 23 входами (по числу показателей), одним внутренним слоем из 20 нейронов и выходным слоем из двух нейронов (почему выходной слой содержит два нейрона, а не один, будет сказано позже). Для построения сети использовали функцию `newff` пакета Neural Network Toolbox системы MatLab© [8].

Что касается тренировки сети, то, естественно, 34 наблюдения для этого недостаточно, если еще учесть, что часть из этих наблюдений программе MatLab© необходимо резервировать на тестирование обученной сети. Поэтому было принято решение о генерировании дополнительных наблюдений случайным образом. Для этого отдельно для удачных и неудачных подходов были определены несмещенные дисперсии и средние для каждого из 23 показателей. После этого задавалось желаемое число удачных и неудачных подходов, которые необходимо было сгенерировать. Генерация шла для каждого показателя по нормальному закону распределения с известным средним и среднеквадратичным отклонением, равным квадратному корню из дисперсии. Такая операция в системе MatLab© легко осуществляется с помощью функции `normrnd`. Если в результате генерации не получалось положительное значение показателя, то происходила генерация следующего члена случайной последовательности до тех пор, пока не выпадет положительное число.

Идея использовать в выходном слое два нейрона, а не один была позаимствована из известной сети из MatLab© `crabclassify.m`. Если

использовать один нейрон в выходном слое, то процент неправильной классификации становится значительно выше, чем при использовании двух нейронов. Здесь используется такой интересный прием: при тренировке сети мы указываем (1,0) как удачный подход, а (0,1) – как неудачный, а при тестировании сети выданный ей результат (x, y) мы интерпретируем как (1,0), если  $x > y$ , и как (0,1), если  $x < y$ . Таким образом, общее число наблюдений (подходов) изменялось от 34 до 34034; число наблюдений для тестирования – от 5 до 5105 соответственно; % правильной классификации – от 60 до 81 %, причем с ростом числа наблюдений увеличивался и % правильной классификации (табл. 1).

Возможен также альтернативный подход для генерирования дополнительных псевдослучайных наблюдений, а именно: несмещенные дисперсии и средние для каждого из 23 показателей определялись по всему множеству удачных и неудачных подходов, а генерация проводилась для каждого показателя по нормальному закону распределения с известным средним и дисперсией, т. е. вместо среднеквадратичного отклонения брался его квадрат. Число сгенерированных удачных и неудачных подходов было всегда одинаковым и кратно исходному числу удачных и неудачных подходов, т. е. числу 17.

Таким образом, общее число наблюдений (подходов) изменялось от 34 до 136; число наблюдений для тестирования – от 5 до 20 соответственно; процент правильной классификации – от 40 до 80 %, причем с ростом

Таблица 1  
Table 1

Правильная и неправильная классификация (в % от общего числа) подходов  
в зависимости от общего числа подходов  
Correct and incorrect classifications of attempts (% of the total number)

Общее число наблюдений (подходов) Total number of observations (attempts)	Число наблюдений для тестирования Number of test observations	% правильной классификации % of correct classifications	% неправильной классификации % of incorrect classifications
34	5	60	40
34	5	40	60
34	5	0	100
34	5	20	80
68	10	50	50
68	10	60	40
374	56	54	46
3 434	515	80	20
34 034	5 105	81	19

Таблица 2  
Table 2

Правильная и неправильная классификация (в % от общего числа) подходов  
в зависимости от общего числа подходов  
Correct and incorrect classifications of attempts (% of the total number)

Общее число наблюдений (подходов) Total number of observations (attempts)	Число наблюдений для тестирования Number of test observations	% правильной классификации % of correct classifications	% неправильной классификации % of incorrect classifications
34	5	40	60
34	5	60	40
34	5	20	80
34	5	80	20
68	10	50	50
68	10	40	60
68	10	20	80
102	15	73	27
102	15	47	53
102	15	60	40
136	20	80	20
136	20	60	40

Таблица 3  
Table 3

Результаты сравнений нейронной сети, классификаторов *classify* и *kNN*  
Comparative results between the Neural Network and classifiers (*classify*, *kNN*)

23 показателя / 23 indicators					
Число размножений Number of reproductions	Кол-во наблюдений Number of observations	Кол-во проверочных примеров Number of test examples	% правильной классификации (среднее значение) % of correct classification		
			Нейронная сеть Neural Network	Классификатор <i>classify</i> <i>Classify</i> classifier	Классификатор <i>kNN</i> <i>kNN</i> classifier
0	24	4	35	30	15
1	48	8	20	40	15
2	72	12	25	35	5
10	264	44	100	86,8	100
100	2424	404	100	85,2	100

числа наблюдений процент правильной классификации мог как увеличиваться, так и уменьшаться (табл. 2).

Приведенные результаты исследований сравнивались со стандартными классификаторами *classify* и *fitcknn* системы MatLab©. Классификатор *classify* основан на методах дискриминантного анализа с различными типами дискриминантных функций. В нашем случае использовалась квадратичная функция дискриминации. Классификатор *fitcknn* – это известный в литературе KNN-классификатор. kNN расшифровывается как k Nearest Neighbor или k Ближайших Соседей. Результаты сравнений показали, что классификатор *classify*

сильно уступает по точности предсказаний и нейронной сети, и классификатору kNN. А вот нейронная сеть и kNN практически всегда дают одинаковый результат (табл. 3).

**Вывод.** Построенная НС дает приемлемый результат классификации. Результат классификации можно улучшить путем «размножения» испытаний, подаваемых на вход НС. Классификация с использованием НС не уступает по точности некоторым другим инструментам, таким как классификатор kNN. Результаты, полученные с использованием НС, можно применять для оценки вероятности успешного подхода спортсмена на основе его индивидуальных характеристик.

## Список литературы

1. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ. Построение, обучение и тестирование нейронной сети для прогнозирования успешности выполнения подъема штанги на грудь тяжелоатлетами высокой квалификации / С.Б. Потемкин, Л.А. Хасин (Российская Федерация). – № 2023681623 дата гос. регистрации в Реестре программ для ЭВМ 16.10.2023.
2. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ. Расчет кинематических и динамических характеристик движения штанги / Л.А. Хасин, С.Б. Бурьян (Российская Федерация). – № 2017613826 дата гос. регистрации в Реестре программ для ЭВМ 03.04.2017.
3. Хасин, Л.А. Анализ техники рывка с применением нейронных сетей / Л.А. Хасин, С.Б. Потемкин // Информационные технологии и компьютерное моделирование в сфере физической культуры и спорта: материалы V Всерос. с междунар. участием науч.-практ. конф. – М., 2021. – С. 153–159.
4. Хасин, Л.А. Микроструктура техники выполнения толчка штанги тяжелоатлетами высокой квалификации / Л.А. Хасин, А.Б. Рафалович // Ученые записки ун-та им. П.Ф. Лесгафта. – 2018. – № 11 (165). – С. 382–386.
5. Хасин, Л.А. Оценивание асимметричности рывка штанги с применением скоростной съемки и математического моделирования / Л.А. Хасин, А.Л. Дроздов // Человек. Спорт. Медицина. – 2023. – № 3. – С. 62–70.
6. Хасин, Л.А. Фазовая структура и анализ техники подъема штанги на грудь по результатам скоростной 3D-съемки и математического моделирования / Л.А. Хасин, А.Л. Дроздов // Теория и практика физ. культуры. – 2022. – № 11. – С. 46–48.
7. American College of Sports Medicine position stand. Quantity and quality of exercise for developing and maintaining cardiorespiratory, musculoskeletal, and neuromotor fitness in apparently healthy adults: guidance for prescribing exercise / C.E. Garber, B. Blissmer, M.R. Deschenes et al. // *Medicine and Science in Sports and Exercise*. – 2011. – Vol. 4 (7). – P. 1334–1359.
8. Attaway, D.C. MATLAB: A Practical Introduction to Programming and Problem Solving / D.C. Attaway. – 5th Edition. – 2018. – July 11. – 4-e Book.
9. Bartlett R. Artificial intelligence in sports biomechanics: New dawn or false hope? / R. Bartlett // *Journal of Sports Science and Medicine*. – 2006. – Vol. 5. – P. 474–479.
10. Bunker Rory P., Thabtah Fadi. A machine learning framework for sport result prediction. – <https://doi.org/10.1016/j.aci.2017.09.005> (дата обращения: 05.10.2023).
11. Novatchkov, H. Artificial Intelligence in Sports on the Example of Weight Training / H. Novatchkov, A. Baca // *J Sports Sci Med*. – 2013. – Vol. 12 (1). – P. 27–37.
12. Support vector machines for aerobic fitness prediction of athletes / M. Acikkar, M.F. Akay, K.T. Ozgunen et al. // *Expert Systems with Applications*. – 2009. – Vol. 36. – P. 3596–3602.
13. Ubiquitous computing in sports: A review and analysis / A. Baca, P. Dabnichki, M. Heller, P. Kornfeind // *Journal of Sports Sciences*. – 2009. – Vol. 27 (12). – P. 1335–1346.
14. Xu, Jin Prediction and Planning of Sports Competition Based on Deep Neural Network / Xu Jin // *Comput Intell Neurosci*. – 2022. – Vol. 8. – P. 1906580. DOI: 10.1155/2022/1906580

## References

1. Potemkin S.B., Khasin L.A. [Certificate of State Registration of a Computer Program. Construction, Training and Testing of a Neural Network for Predicting the Success of Lifting the Barbell on the Chest by Highly Qualified Weightlifters]. Russian Federation. No. 2023681623 State Date Registration in the Register of Computer Programs on 10.16.2023. (in Russ.)
2. Khasin L.A., Buryan S.B. [Certificate of State Registration of a Computer Program. Calculation of Kinematic and Dynamic Characteristics of Rod Movement]. Russian Federation. No. 2017613826 State Date Registration in the Register of Computer Programs on 04.03.2017. (in Russ.)
3. Khasin L.A., Potemkin S.B. [Analysis of the Snatch Technique Using Neural Networks]. *Informatsionnyye tekhnologii i komp'yuternoye modelirovaniye v sfere fizicheskoy kul'tury i sporta. Materialy V Vserossiyskoy s mezhdunarodnym uchastiyem nauchno-prakticheskoy konferentsii* [Information Technologies and Computer Modeling in the Field of Physical Culture and Sports. Materials of the V All-Russian Scientific and Practical Conference with International Participation], 2021, pp. 153–159. (in Russ.)
4. Khasin L.A., Rafalovich A.B. [Microstructure of the Technique of Performing the Barbell Push

by Highly Qualified Weightlifters]. *Uchenyye zapiski universiteta im. P.F. Lesgafta* [Scientific Notes of the University P.F. Lesgafta], 2018, no. 11 (165), pp. 382–386. (in Russ.)

5. Khasin L.A., Drozdov A.L. Assessing the Asymmetry of the Barbell Jerk Using High-speed Shooting and Mathematical Modeling. *Human. Sport. Medicine*, 2023, no. 3, pp. 62–70. (in Russ.)

6. Khasin L.A., Drozdov A.L. [Phase Structure and Analysis of the Technique of Lifting the Barbell to the Chest Based on the Results of High-speed 3D Shooting and Mathematical Modeling]. *Teoriya i praktika fizicheskoy kul'tury* [Theory and Practice of Physical Culture], 2022, no. 11, pp. 46–48. (in Russ.)

7. Garber C.E., Blissmer B., Deschenes M.R. et al. American College of Sports Medicine Position Stand. Quantity and Quality of Exercise for Developing and Maintaining Cardiorespiratory, Musculoskeletal, and Neuromotor Fitness in Apparently Healthy Adults: Guidance for Prescribing Exercise. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 2011, vol. 4 (7), pp. 1334–1359. DOI: 10.1249/MSS.0b013e318213feff

8. Attaway D.C. *MATLAB: A Practical Introduction to Programming and Problem Solving*. 5th ed. 2018. 4-e Book.

9. Bartlett R. Artificial Intelligence in Sports Biomechanics: New Dawn or False Hope? *Journal of Sports Science and Medicine*, 2006, vol. 5, pp. 474–479.

10. Bunker Rory P., Thabtah Fadi. A Machine Learning Framework for Sport Result Prediction. DOI: 10.1016/j.aci.2017.09.005

11. Novatchkov H., Baca A. Artificial Intelligence in Sports on the Example of Weight Training. *Journal Sports Science Medicine*, 2013, vol. 12 (1), pp. 27–37.

12. Acikkar M., Akay M.F., Ozgunen K.T. et al. Support Vector Machines for Aerobic Fitness Prediction of Athletes. *Expert Systems with Applications*, 2009, vol. 36, pp. 3596–3602. DOI: 10.1016/j.eswa.2008.02.002

13. Baca A., Dabnichki P., Heller M., Kornfeind P. Ubiquitous Computing in Sports: A Review and Analysis. *Journal of Sports Sciences*, 2009, vol. 27 (12), pp. 1335–1346. DOI: 10.1080/02640410903277427

14. Xu J. Prediction and Planning of Sports Competition Based on Deep Neural Network. *Computer Intell. Neuroscience*, 2022, vol. 8, 1906580. DOI: 10.1155/2022/1906580

#### **Информация об авторах**

**Бурьян Сергей Борисович**, кандидат физико-математических наук, старший научный сотрудник Научно-исследовательского института информационных технологий, Московская государственная академия физической культуры, Малаховка, Московская область, Россия.

**Хасин Леонид Александрович**, кандидат педагогических наук, доцент, директор Научно-исследовательского института информационных технологий, Московская государственная академия физической культуры, Малаховка, Московская область, Россия.

**Потемкин Сергей Борисович**, кандидат технических наук, старший научный сотрудник, Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова, Москва, Россия.

#### **Information about the authors**

**Sergey B. Buriyan**, Candidate of Physical and Mathematical Sciences, Senior Researcher at the Research Institute of Information Technologies, Moscow State Academy of Physical Education, Malakhovka, Moscow region, Russia.

**Leonid A. Khasin**, Candidate of Pedagogical Sciences, Associate Professor, Director of the Research Institute of Information Technologies, Moscow State Academy of Physical Education, Malakhovka, Moscow region, Russia.

**Sergey B. Potemkin**, Candidate of Technical Sciences, Senior Researcher, M.V. Lomonosov Moscow State University, Moscow, Russia.

#### **Вклад авторов:**

Все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

#### **Contribution of the authors:**

The authors contributed equally to this article.

The authors declare no conflict of interest.

**Статья поступила в редакцию 22.04.2024**

**The article was submitted 22.04.2024**