

Пример влияния: в обществах, где ценятся коллективизм и сотрудничество, обучающиеся могут демонстрировать более высокую социальную компетентность по сравнению с обществами, где преобладает индивидуализм.

Рекомендации для педагогов.

1. Создание поддерживающей школьной среды:
 - формируйте инклюзивную и поддерживающую атмосферу в классе, где каждый ученик чувствует себя ценным и уважаемым;
 - поощряйте сотрудничество и командную работу через групповые проекты и задания.
2. Включение социальных навыков в учебную программу:
 - включайте в учебную программу занятия, направленные на развитие коммуникативных навыков, эмпатии и управления конфликтами;
 - используйте ролевые игры и симуляции для моделирования социальных ситуаций и практики навыков взаимодействия.
3. Проведение внеклассных мероприятий:
 - организуйте внеклассные мероприятия, такие как спортивные секции, кружки и клубы по интересам, которые способствуют развитию социальных навыков;
 - поощряйте участие учеников в волонтерских проектах и общественных инициативах.
4. Индивидуальный подход к обучающимся:
 - учитывайте индивидуальные особенности и потребности каждого ученика при планировании учебного процесса;
 - проводите регулярные беседы с учениками для обсуждения их успехов и трудностей в социальной сфере.
5. Обучение педагогов:
 - организуйте тренинги и семинары для педагогов по развитию социальной компетентности у обучающихся;
 - обменивайтесь опытом и лучшими практиками с коллегами.

Таким образом, разработка целенаправленных и эффективных программ способствует не только успешной социализации, но и общему благополучию обучающихся. Важно отметить, что такие программы могут включать в себя различные методы и подходы: тренинги по развитию эмоционального интеллекта, групповые занятия по коммуникации и сотрудничеству, а также индивидуальные консультации и поддержка.

Кроме того, повышение социальной компетентности может положительно влиять на академическую успеваемость, снижение уровня стресса и тревожности, а также улучшение межличностных отношений среди обучающихся. Таким образом, внедрение таких программ является важным шагом на пути к созданию благоприятной образовательной среды, где каждый учащийся может развиваться всесторонне и гармонично.

УДК 796.015:796.42:004.8

Е. В. Осипенко, А. В. Никитюк, С. В. Севдалев, Ю. В. Никитюк

г. Гомель, ГГУ имени Ф. Скорины

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СПОРТИВНЫХ РЕЗУЛЬТАТОВ ЮНЫХ ЛЕГКОАТЛЕТОВ НА ОСНОВЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ

С развитием нейросетевых моделей все большее внимание уделяется их применению в спортивной науке. Такие модели позволяют не только улучшить процесс тренировок, но и прогнозировать результаты, оптимизировать нагрузки и минимизировать риски травм. Этот инструмент уже доказал свою эффективность в таких областях, как анализ

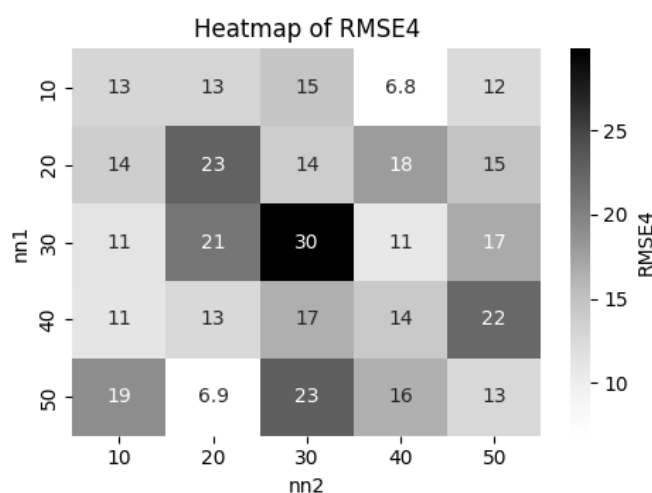
данных, прогнозирование результатов и персонализация тренировочных процессов. Применение нейросетевого моделирования открывает новые возможности для повышения эффективности физической подготовки спортсменов, что особенно актуально в условиях растущей конкуренции в спорте [1–8]. В том числе важным представляется применение нейросетевых технологий в тренировочном процессе юных спортсменов.

Целью исследования – разработка и апробация нейросетевой модели для прогнозирования спортивных результатов юных легкоатлетов.

В качестве входных параметров для нейросетевого моделирования были использованы класс, пол, длина и масса тела спортсменов. Также в качестве входных параметров были использованы результаты бега на 30 м, прыжка в длину с места, челночного бега 4×9 м, метания мяча и бега на 500 м и 800 м (для девочек и мальчиков соответственно). При этом длина, масса и результаты по выполнению указанных выше упражнений через год использовались в качестве выходных параметров для нейросетевых моделей.

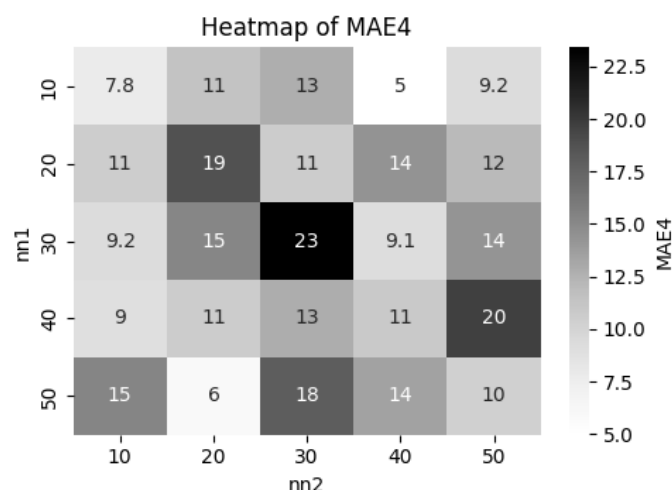
Для прогнозирования результатов тренировочного процесса юных спортсменов были использованы полносвязанные нейронные сети прямого распространения с различными архитектурами, созданные в открытой программной библиотеке для машинного обучения TensorFlow. При создании сетей использовалась функция активации ReLu (Rectified Linear Unit), оптимизатор Adam, являющийся расширением алгоритма стохастического градиентного спуска. Сети формировались с функцией потерь mse (mean squared error), вычисляющей квадрат разности между предсказанными и целевыми значениями. Количество эпох при обучении сетей было равно 500, а их архитектура изменялась. В результате было обучено 25 искусственных нейронных сетей с количеством нейронов в двух скрытых слоях от 10 до 50 с шагом 10. Для тестирования сети использовались 10 вариантов параметров. Для оценки эффективности работы нейронных сетей были использованы следующие критерии: средняя абсолютная ошибка (англ. Mean Absolute Error, MAE), среднеквадратичная ошибка (англ. Root Mean Square Error, RMSE), средняя абсолютная процентная ошибка (англ. Mean Absolute Percentage Error, MAPE).

На рисунке 1 изображены тепловые карты, показывающие распределение валидационных ошибок при определении одного из выходных параметров (на примере результатов прыжка в длину с места). Тепловые карты представляют собой графическое отображение ошибок, где цветовая шкала указывает на величину ошибки: от минимальной (темные оттенки) до максимальной (светлые оттенки).

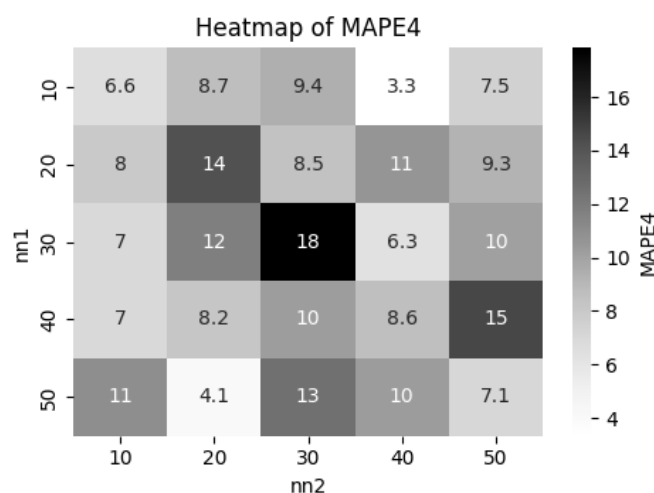


а)

Рисунок 1 – Тепловые карты распределения RMSE (а), MAE (б), MAPE (в) при определении результатов прыжка в длину с места, лист 1



б)



в)

Рисунок 1 – Тепловые карты распределения RMSE (а), MAE (б), MAPE (в) при определении результатов прыжка в длину с места, лист 2

Вертикальная ось на тепловых картах показывает количество нейронов в первом скрытом слое искусственных нейронных сетей, а горизонтальная ось – количество нейронов во втором скрытом слое. Таким образом, каждая точка на тепловой карте соответствует определенной комбинации количества нейронов в первом и втором скрытых слоях.

Тепловые карты позволяют визуально оценить, какие комбинации количества нейронов в скрытых слоях приводят к наименьшим валидационным ошибкам. Это помогает определить оптимальную архитектуру нейронной сети для прогнозирования конкретного выходного параметра. Например, на тепловой карте можно увидеть, что комбинации с 10 нейронами в первом слое и 50 нейронами во втором слое показывают наименьшие ошибки, что указывает на высокую точность модели при таких настройках.

Наилучшие результаты при определении выходных параметров (длина тела, масса тела, результаты: бега на 30 м, прыжка в длину с места, челночного бега 4×9 м, метания мяча и бега на 500 / 800 м) показала нейронная сеть с архитектурами [9-10-50-7], [9-50-10-7], [9-10-10-7], [9-10-40-7], [9-50-50-7], [9-30-20-7], [9-40-10-7] соответственно. При этом средняя абсолютная процентная ошибка для выходных параметров не превысила 5 %.

Литература

1. Шевченко, Б. В. Применение нейронных сетей при построении программ физкультурно-спортивных занятий: сборник трудов конференции / Б. В. Шевченко // Образование, инновации, исследования как ресурс развития сообщества : матер. Всеросс. науч.- практ. конф. (Чебоксары, 18 сент. 2023 г.) / ред.кол. : Ж. В. Мурзина [и др.] – Чебоксары: ИД «Среда», 2023. – С. 183–185.
2. Кузнецов, В. А. Применение нейронных сетей для оценки физического состояния и уровня подготовленности студентов / В. А. Кузнецов, Е. В. Кузнецова // Вестник Томского государственного университета. Физика. – 2022. – № 1. – С. 43–48.
3. Ким, Ч. Контроль и коррекция нагрузки и восстановления спортсменов с помощью нейронных сетей / Ч. Ким, Л. Ли, С. Ли // Спортивная медицина. – 2019. – № 2. – С. 34–40.
4. Хан, С. Создание интерактивных и адаптивных систем обучения и тренировки, использующих нейронные сети / С. Хан, К. Ли, Х. Чо // Спортивное образование и технологии. – 2017. – № 4. – С. 28–35.
5. Касюк, С. Т. Использование нейронных сетей для анализа и прогнозирования данных в физической культуре и спорте / С. Т. Касюк, Е. М. Вахтомова // Ученые записки ун-та им. П. Ф. Лесгафта. – 2013. – № 12 (106). – С. 72–77.
6. Бобкова, Е. Н. Применение нейронных сетей для прогнозирования и моделирования тренировочного процесса в легкой атлетике / Е. Н. Бобкова, Е.В. Парфианович // Человек. Спорт. Медицина. – 2018. – Т. 18, № 5. – С. 115–119. – DOI 10.14529/hsm18s16.
7. Крутиков, А. К. Прогнозирование индивидуальных результатов в легкой атлетике спортсменов высших спортивных разрядов с использованием искусственных нейронных сетей / А. К. Крутиков // Universum: Технические науки : электрон. научн. журн. 2019. № 10(67). – Режим доступа: <http://7universum.com/ru/tech/archive/item/7898>.
8. Nagovitsyn, R.S. et al. Forecasting the competitive performance of young athletes based on artificial intelligence technology // Theory and Practice of Physical Culture. – 2023. – №. 2. – С. 24–27.

УДК 378:371.3

Н. Б. Осипенко

г. Гомель, ГГУ имени Ф. Скорины

К ВОПРОСУ О БУДУЩЕМ В СИСТЕМЕ ОБРАЗОВАНИЯ «ШКОЛА – УНИВЕРСИТЕТ – ПРЕДПРИЯТИЕ»

Будущее – это маршрут, в котором заложен смысл и воля к продвижению [1]. В Советском Союзе проблем с мотивацией учиться практически не было. Число золотых и серебряных медалистов в классе часто переваливало за половину. Однако уже в 70-е годы смысл будущего стал размываться и свелся в основном к заземленным меркантильным ценностям и целям. Небольшой всплеск интереса к будущему произошел в перестроечное время. Тогда же в систему образования стали внедряться разные прогрессивные методики. В 90-е годы большинству населения стран СНГ было не до будущего – решалась задача выживания и адаптации к изменившимся условиям жизни. В настоящий период Беларусь снова входит в режим адаптации к проблемным изменениям. Начинает сказываться недостаток квалифицированных и высококвалифицированных кадров для перехода на новый технологический уровень экономики.

Ключевым недостатком обучения в цепи «школа – университет – предприятие» автору видится отсутствие у большинства учеников и учителей готовности к системному мышлению, формированию целостной картины встающих перед ними проблем, постановки соответствующих задач и поэтапному их решению.