

МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ
В ЯДЕРНЫХ ТЕХНОЛОГИЯХ

УДК 524.1

ОПРЕДЕЛЕНИЕ МНОЖЕСТВЕННОСТИ МЮОНОВ В СОБЫТИЯХ ДЕКОР
ПРИ ПОМОЩИ МЕТОДОВ ГЛУБОКОГО МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

© 2025 г. Е. А. Мирошниченко^a, *, В. С. Воробьев^a

^aНациональный исследовательский ядерный университет “МИФИ”, Москва, 115409 Россия

*E-mail: EAMiroshnichenko@mephi.ru

Поступила в редакцию 13.08.2024 г.

После доработки 19.08.2024 г.

Принята к публикации 20.08.2024 г.

Координатно-трековый детектор ДЕКОР предназначен для регистрации заряженных частиц космических лучей под большими зенитными углами. На данный момент анализ измерений установки выполняется вручную, что сказывается на производительности. Применение методов глубокого машинного обучения позволяет автоматизировать процесс обработки и увеличить выборку обработанных данных. Описанные в статье архитектуры искусственных нейронных сетей (ИНС) показали высокую точность в подсчете множественности мюонов в данных установки ДЕКОР. Приведены оценки работы ИНС на событиях с различной множественностью мюонов: при количестве частиц 5–6 точность составила 1 трек, а более 100 частиц – 7.

Ключевые слова: ЭК НЕВОД, ДЕКОР, космические лучи, мюоны, нейронная сеть

DOI: 10.56304/S2079562925010154

ВВЕДЕНИЕ

Координатно-трековый детектор ДЕКОР [1] (рис. 1) является первой в мире крупномасштабной установкой, которая предназначена для регистрации заряженных частиц под большими зенитными углами. Установка входит в состав Экспериментального комплекса НЕВОД [2] и расположена в Национальном исследовательском ядерном университете МИФИ (г. Москва). Она предназначена для регистрации как одиночных мюонов, так и мюонов в группах под большими зенитными углами, вплоть до горизонта. Детектор является частью эксперимента НЕВОД-ДЕКОР [3, 4], в котором впервые в мире оценены энергии частиц, ответственных за избыток мюонной компоненты в составе широких атмосферных ливней (ШАЛ) по сравнению с моделированием. В последствии этот феномен был назван “мюонной загадкой” [5].

Детектор ДЕКОР является совокупностью восьми сборок – супермодулей (СМ), разделенных на три группы:

(1) группа Long – 4 СМ, располагающиеся с внешней стороны черенковского водного калориметра (ЧВК) НЕВОД [6, 7] вдоль его длинной стороны;

(2) 2 группы Short – 2 СМ, располагающиеся с каждой из коротких сторон ЧВК НЕВОД.

Каждый из супермодулей состоит из 8 слоев пластиковых камер стримерных трубок с резистив-

ным покрытием катода, общая площадь $\sim 70 \text{ м}^2$, 32768 каналов регистрации. Каждый слой включает в себя 16 камер, размещенных друг над другом в вертикальной плоскости, и систему внешних металлизированных полосок-стрипсов для считывания сигналов по двум координатам. Камера состоит из 16 газоразрядных трубок сечением $9 \times 9 \text{ мм}^2$ и длиной 3.5 м, работающих в режиме ограниченного стримера. Стримерная трубка состоит из анода и катода. Роль анода выполняет посеребренная медно-бериллиевая нить толщиной 100 мкм, а роль катода – графитовое покрытие, нанесенное на внутреннюю поверхность профиля. С торцов камера закрыта двумя заглушками, с одной стороны располагаются разъемы высоковольтного

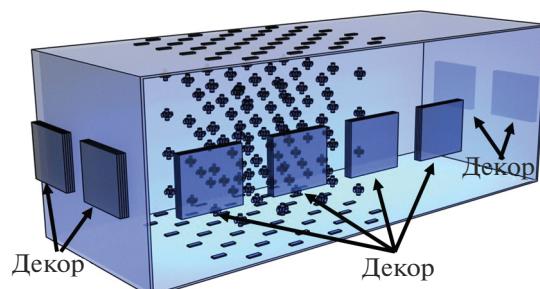


Рис. 1. Общая схема установки ДЕКОР.

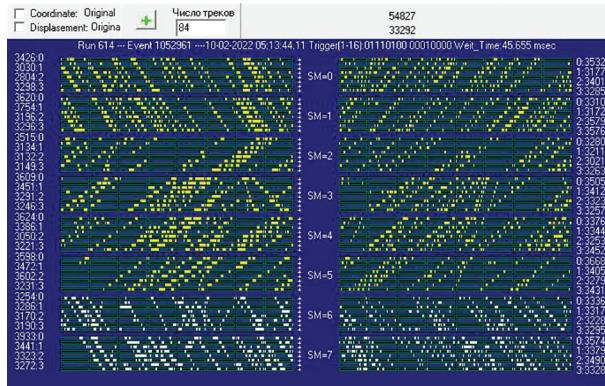


Рис. 2. Событие с группой квазипараллельных мюонов от 10-02-2022 05:13:44.11.

питания (4250–4300 В) и трубы, обеспечивающие подвод газовой смеси ($\text{Ar} + \text{CO}_2 + \text{n-пентан}$), а с другой – разъемы для считывания сигналов. Супермодули расположены в галереях лабораторного корпуса вокруг водного объема черенковского калориметра НЕВОД.

1. ДАННЫЕ ДЕКОР

Данные координатно-трекового детектора ДЕКОР представляют собой набор из 8 трехмерных матриц размерностью $2 \times 8 \times 256$, состоящих из 0 и 1, где 1 соответствует сработавшему стрипу в СМ. Первая размерность соответствует X и Y проекции установки. Вторая соответствует номеру плоскости установки, а третья – номеру стрипа. Пигментируя матрицы, возможно получать изображения X и Y проекций треков частиц, попавших в детектор (рис. 2).

На сегодняшний день обработка данных установки ДЕКОР происходит в 3 этапа:

- (1) программная предобработка первичных данных аналитическим алгоритмом (реконструкция треков частиц и восстановление их направления);
- (2) ручной отбор событий, в которых зарегистрирована группа мюонов с множественностью более 5, суммарно зарегистрированных более чем в 3 СМ;
- (3) ручной подсчет множественности треков.

Для выделения мюонной компоненты атмосферных ливней в анализе участвуют только экранированные калориметром супермодули детектора ДЕКОР. На рис. 2 треки в экранированных СМ отображены желтым цветом.

Метод ручного отбора позволяет обеспечить высокую надежность как классификации, так и определения множественности частиц, однако он имеет крайне низкую производительность. Применение обычных аналитических алгоритмов представляется невозможным из-за низкой точности обработки. Однако с этой задачей могут спра-

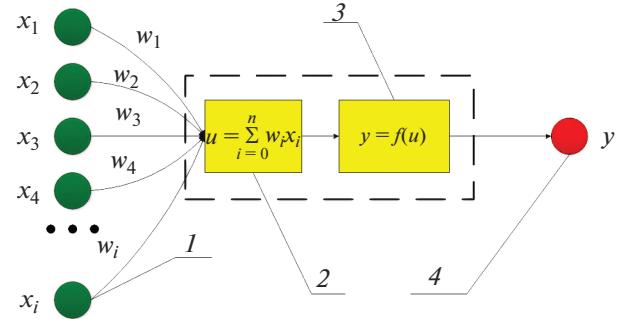


Рис. 3. Схема искусственного нейрона: 1 – нейроны, входные сигналы которых поступают на вход данному нейрону; 2 – сумматор входных сигналов; 3 – вычислитель передаточной функции; 4 – выходной сигнал нейрона. x_i – входные сигналы, w_i – веса входных сигналов, y – выходной сигнал.

вляться искусственные нейронные сети (ИНС) [8]. Методы глубокого машинного обучения уже применялись на практике при обработке данных физических экспериментов в физике высоких энергий [9–11]. Также ИНС применялись в Научно-образовательном центре НЕВОД для реконструкции многочастичных событий в координатно-трековом детекторе ТРЕК [12].

2. СВЕРТОЧНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ

Искусственная нейронная сеть – это метод аппроксимации данных, который представляет собой систему искусственных настраиваемых нейронов.

Искусственный нейрон (рис. 3) – это взвешенный сумматор, единственный выход которого определяется через его входы и сумму весов следующим образом:

$$y = f(u), \quad u = \sum_{i=0}^n w_i x_i, \quad (1)$$

где x_i и w_i – соответственно сигналы на входах нейрона и веса входов, функция u называется индивидуальным локальным полем, а $f(u)$ – передаточной функцией.

Для обработки данных, имеющих матричную структуру, используют сверточные нейронные сети. Их принцип работы (рис. 4) основан на прохождении ядром свертки (фильтром) по двумерному тензору и выделении признаков за счет калибровки весов ядра свертки. В отличие от персептрона [13–14], сверточные нейронные сети в процессе обучения обобщают информацию о входных данных, а не запоминают каждый отдельный признак.

3. АРХИТЕКТУРА ИНС ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ МНОЖЕСТВЕННОСТИ МЮОНОВ В СОБЫТИЯХ УСТАНОВКИ ДЕКОР

Данные координатно-трекового детектора ДЕКОР являются тензорами третьего ранга, поэтому для их обработки применялась сверточная нейронная сеть, которая основана на трехмерных сверточных фильтрах. Из-за модульной структуры детектора, необходимо различать границы отдельных супермодулей в получаемых данных. В работе была реализована совместная работа двух нейронных сетей: первая обрабатывает данные с каждого СМ в отдельности, а вторая обобщает данные со всех супермодулей и оценивает количество треков мюонов в событии.

Для обучения нейронной сети способности определять множественность мюонов в отдельном супермодуле, было вручную обработано 3858 откликов супермодулей, содержащих как параллельные треки мюонов, так и электромагнитные каскады и дельта-электроны. Выборку входных данных удалось увеличить до 52500 событий за счет поворота матриц на 180° по всем трем измерениям в различном порядке. Разработанная модель нейронной сети (рис. 5) состоит из четырех трехмерных сверточных слоев и двух линейных. Размеры фильтров подбирались из соображений геометрии и наклона трека частицы в детекторе.

В процессе обучения использовались следующие параметры:

- количество эпох: 250;
- оптимизатор: Adam (метод градиентного спуска с аддитивным моментом) [15];
- функция потерь: MSELoss (метод наименьших квадратов) [15];
- функция активации: Relu [17];
- learning rate = 0.0001.

После обучения нейронная сеть была протестирована на тестовой выборке, состоящей из 388 событий. Было построено распределение разности числа реальных и предсказанных ИНС значений треков в отдельных супермодулях в событиях установки ДЕКОР (рис. 6).

Из этого распределения было получено, что среднеквадратичное отклонение разности предсказаний ИНС и работы операторов составила 0.85 трека. Также в данном распределении нет сдвига относительно 0, математическое ожидание отклонения составило 0 треков.

Затем для подсчета общего числа мюонов в событиях координатно-трекового детектора ДЕКОР была разработана нейронная сеть (рис. 7), на вход которой подается информация с последнего сверточного слоя ранее обученной ИНС для определения множественности треков в отдельных СМ. Архитектура ИНС включает в себя три трехмерных сверточных слоя и один линейный.

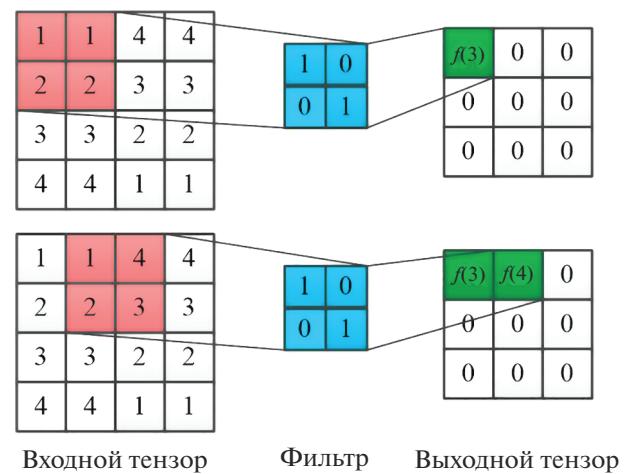


Рис. 4. Иллюстрация работы сверточной нейронной сети.

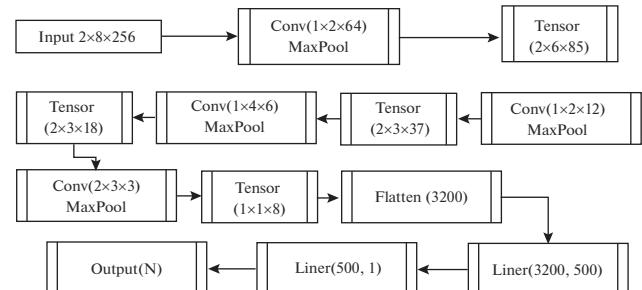


Рис. 5. Архитектура нейронной сети для определения множественности мюонов в отдельных СМ в событиях ДЕКОР.

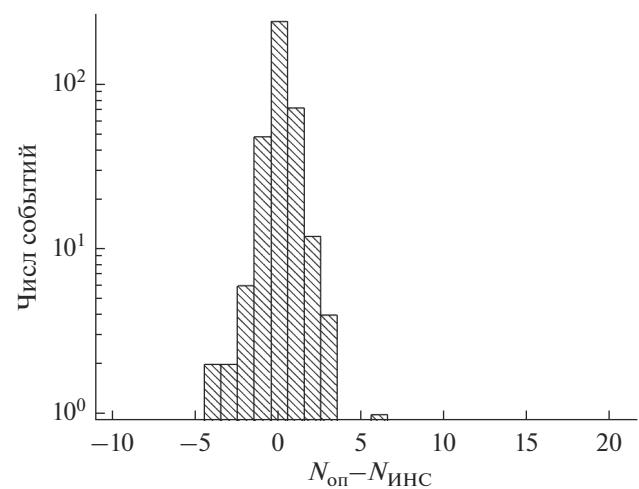


Рис. 6. Распределение разности числа оцененных ИНС и истинным значением числа треков в отдельных СМ в событиях ДЕКОР.

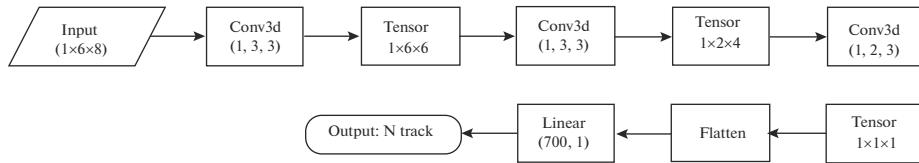


Рис. 7. Архитектура нейронной сети для определения множественности мюонов в событиях ДЕКОР с использованием предобработанных данных.

В процессе обучения использовались следующие параметры ИНС:

- количество эпох: 100;
- оптимизатор: Adam (метод градиентного спуска с адаптивным моментом);
- функция потерь: MSELoss (метод наименьших квадратов);
- функция активации: Relu;
- learning rate = 10–5.

После обучения нейронная сеть была протестирована на тестовой выборке, состоящей из 8958 событий 13-ой серии измерений (период времени с 24.04.2019 по 20.12.2022). Было построено распределение разности числа реальных и оцененных с помощью ИНС значений числа треков в событиях установки ДЕКОР (рис. 8). Из этого распределения было получено, что среднеквадратичное отклонение предсказаний ИНС составило 1.05 трека, а ширина на полувысоте – 1 трек.

Ошибка определения количества треков мюонов зависит от их множественности в событиях, поэтому были рассчитаны среднеквадратичные отклонения для разных диапазонов множественностей (табл. 1).

Из табл. 1 можно сделать вывод о том, что при увеличении множественности мюонов в событиях

ях ДЕКОР абсолютная ошибка оценки числа треков растет, однако снижается относительная.

4. ОБРАБОТКА ДАННЫХ УСТАНОВКИ ДЕКОР

С помощью ИНС были обработаны данные 10, 11, 12 и 13 серий измерений (период времени с 03.05.2012 по 20.12.2022) для двух значений зенитных углов:

- $40^\circ < \theta < 55^\circ$;
- $\theta > 55^\circ$.

Общее живое время установки составило 71 456 часов, и данные содержали 84 928 событий с группами мюонов с кратностью 5 и выше. Были построены интегральные спектры (рис. 9) числа событий по множественности мюонов по данным, обработанным операторами и нейронной сетью для двух зенитно-угловых интервалов. Из рис. 9 видно, что спектры для событий с зенитными углами выше 55° хорошо ложатся друг на друга, что свидетельствует о корректной работе ИНС.

Полученные спектры для значений зенитных углов в диапазоне от 40° до 55° представляют большой интерес, так как нейронная сеть не обучалась на таком типе данных, но при этом дает схожие с рис. 9 результаты при малых множественностях. Однако спектры расходятся на множественностях выше 15. Это доказывает, что данную ИНС можно будет применять для обработки данных с зенитными углами вплоть до 40° на малых множественностях. Ранее, из-за большого числа событий такого класса, они практически не обрабатывались, однако теперь их возможно будет обработать.

Были построены отношения интегральных спектров числа событий по множественности мюонов, полученных по данным операторов и ИНС (рис. 10) для двух диапазонов зенитных углов, откуда видно, что ошибка работы ИНС увеличивается с ростом числа мюонов в событиях. За знаменатель бралось количество треков, подсчитанных операторами, а за числитель – ИНС.

Из отношения интегральных спектров для диапазона зенитных углов от 40° до 55° видно, что при малых множественностях расхождение не превышает 10%, но начиная с ~ 20 треков оно возрастает до 40%. Таким образом, для заданного

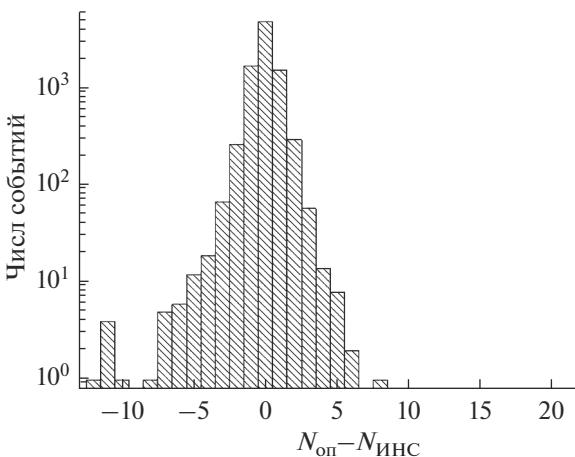


Рис. 8. Распределение разности числа оцененных ИНС и истинным значением числа треков в отдельных СМ в событиях ДЕКОР.

диапазона зенитных углов можно применять ИНС для малых множественностей. Однако впоследствии алгоритм можно дообучить на выборке с такими событиями и достичь аналогичной точности, что и для зенитных углов более 55° .

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработанные модели нейронных сетей для определения множественности мюонов в событиях координатно-трекового детектора ДЕКОР показали свою эффективность для обработки экспериментальных данных для событий с зенитными углами более 55° и кратностью треков выше 5. Среднеквадратическое отклонение оценки числа треков увеличивается с ростом числа мюонов: при множественности частиц 5–6 оно составило 0.81, а

Таблица 1. Стандартное отклонение оценки числа треков в событиях установки ДЕКОР для совместной работы двух ИНС в зависимости от множественности мюонов

Множественность мюонов в событиях	Совместная работа 2-х ИНС
5–10	0.81
11–20	1.60
21–30	2.16
31–40	3.43
41–50	2.57
51–100	5.43
101–137	6.5

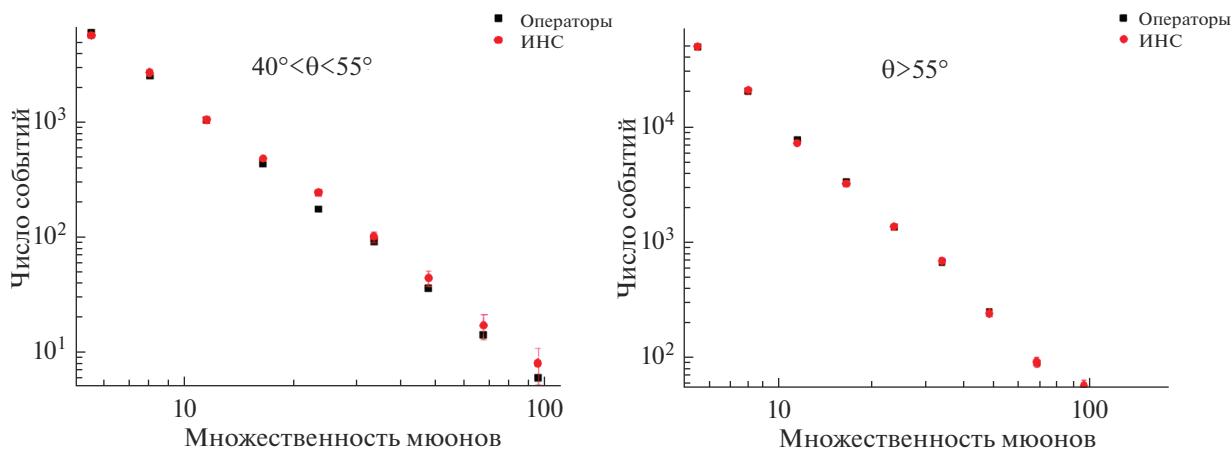


Рис. 9. Интегральные спектры числа событий по множественности мюонов по данным обработанными операторами и нейронной сетью.

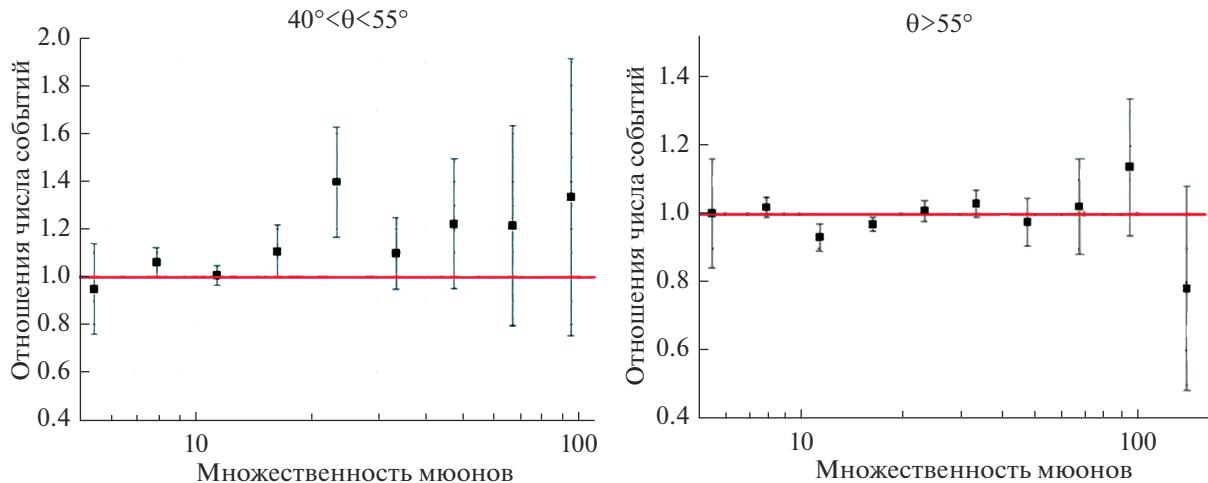


Рис. 10. Отношение интегральных спектров числа событий по множественности мюонов, полученных по данным ИНС и операторов.

при множественности более 100 частиц – 6.5. Однако, относительная ошибка снижается. Разработанные модели ИНС можно применять и для обработки экспериментальных данных с зенитными углами в диапазоне от 40° до 55° с множественностью мюонов, не превышающей 20 треков. Нейросетевой подход к анализу данных продемонстрировал хорошее согласие с результатами работы операторов. Это позволит в разы увеличить статистику полезных событий с группами мюонов, что в свою очередь увеличит статистическую точность измерений.

БЛАГОДАРНОСТИ

Работа выполнена на Уникальной научной установке “Экспериментальный комплекс НЕВОД” при поддержке Министерства науки и высшего образования РФ (государственное задание, проект “Фундаментальные и прикладные исследования космических лучей”, № FSWU-2023-0068).

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ/REFERENCES

1. *Barbashina N.S. et al.* // Instrum. Exp. Tech. 2000. V. 43 (6). P. 743–746.
2. *Yashin I.I. et al.* // J. Instrum. 2021. V. 16. P. T08014.
3. *Bogdanov A.G. et al.* // Phys. At. Nucl. 2010. V. 73. P. 1852–1869.
4. *Bogdanov A.G. et al.* // Astropart. Phys. 2018. V. 98. P. 13–20.
5. *Kang D., Arteaga-Velázquez J.C. Bertaina M., et al.* // Proc. Sci. 2023. V. 444. P. 307. <https://doi.org/10.22323/1.444.0307>
6. *Petrukhin A.A.* // Phys.-Usp. 2015. V. 58 (5). P. 486–494.
7. *Kindin V.V. et al.* // Instrum. Exp. Tech. 2018. V. 61 (5). P. 649–657.
8. Нейронная сеть. Большая российская энциклопедия [в 35 т.] гл. ред. Осипов Ю.С. 2017. Москва: Большая российская энциклопедия.
9. *Droz D. et al.* // J. Instrum. 2021. V. 16. P. P07036.
10. *Aurisano A. et al.* // J. Instrum. 2016. V. 11. P. P09001.
11. *Martinez J. Arjona et al.* // Eur. Phys. J. Plus. 2019. V. 134. P. 333.
12. *Воробьев В.С. и др.* // Ядерн. физ. инжинир. 2021. Т. 12 (1). С. 26–31. [*Vorob'ev V.S. et al.* // Phys. At. Nucl. 2021. V. 84 (9). P. 1567–1571].
13. *Минский М., Пейперт С. Персептроны.* (Пер. с англ.). 1971. Москва: Мир.
14. *Горбачевская Е.Н.* // Вестн. Волжского унив. им. В. Н. Татищева. 2012. № 2. С. 128.
15. Adam. <https://pytorch.org/docs/stable/generated/torch.optim.Adam.html>.
16. *MSELoss.* <https://pytorch.org/docs/stable/generated/torch.nn.MSELoss.html>.
17. Neural networks, fundamental principles of operation, diversity and topology. <https://habr.com>.

Determination of Muons Multiplicity in DECOR Events using Deep Machine Learning Methods

E. A. Miroshnichenko¹, * and V. S. Vorobev¹

¹*National Research Nuclear University MEPhI (Moscow Engineering Physics Institute), Moscow, 115409 Russia*

*e-mail: EAMiroshnichenko@mephi.ru

Received August 13, 2024; revised August 19, 2024; accepted August 20, 2024

Abstract—The DECOR coordinate-track detector is designed for registration of charged cosmic ray particles at large zenith angles. At the moment, analyses of the installation measurements are performed manually, which affects the performance. Application of deep machine learning methods allows to automate the processing process and increase the sample of processed data. The artificial neural network (ANN) architectures described in the paper have shown high accuracy in counting the multiplicity of muons in the data of the DECOR facility. Estimates of ANN performance on events with different muon multiplicity are given: for the number of particles 5–6 the accuracy was 1 track, and for more than 100 particles – 7 tracks.

Keywords: EC NEVOD, DECOR, cosmic rays, muons, neural network