

ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ ПЛАЗМЫ, ПУЧКОВ ЧАСТИЦ И ИЗЛУЧЕНИЯ С ВЕЩЕСТВОМ

УДК 539.1.07

РЕКОНСТРУКЦИЯ МНОГОЧАСТИЧНЫХ СОБЫТИЙ В КООРДИНАТНО-ТРЕКОВОЙ УСТАНОВКЕ НА ДРЕЙФОВЫХ КАМЕРАХ МЕТОДАМИ ГЛУБОКОГО ОБУЧЕНИЯ

© 2021 г. В. С. Воробьев^а, * Е. А. Задеба^а, Р. В. Николаенко^а, А. А. Петрухин^а, И. Ю. Трошин^а

^аНациональный исследовательский ядерный университет “МИФИ”, Каширское ш. 31, Москва, 115409 Россия

*E-mail: VSVorobev@mephi.ru

Поступила в редакцию 11.06.2021 г.

После доработки 13.07.2021 г.

Принята к публикации 14.07.2021 г.

В НИЯУ МИФИ для исследования мюонной компоненты наклонных широких атмосферных ливней создается координатно-трековый детектор ТРЕК на основе многопроволочных дрейфовых камер. Создан прототип детектора, называемый координатно-трековой установкой на дрейфовых камерах (КТУДК). Исследование многочастичных событий, зарегистрированных установкой, показало всю сложность их реконструкции, с которой применяемые ранее аналитические методы справляются плохо. Для решения этой проблемы разрабатывается подход на основе методов глубокого обучения. В работе представлены результаты применения искусственных нейронных сетей к экспериментальным данным, полученным на установке КТУДК.

Ключевые слова: космические лучи, дрейфовая камера, мюоны, машинное обучение, глубокое обучение

DOI: 10.56304/S2079562920060615

1. ВВЕДЕНИЕ

В ряде экспериментов по исследованию космических лучей сверхвысоких энергий наблюдается избыток мюонов по сравнению с ожидаемыми результатами [1]. Среди этих экспериментов выделяется комплекс НЕВОД-ДЕКОР [2] (рис. 1), предназначенный для исследования мюонной компоненты наклонных ШАЛ, вплоть до горизонта, что позволяет при относительной малой эффективной площади ($\sim 70 \text{ м}^2$) исследовать группы мюонов, генерируемые первичными ядрами в широком диапазоне энергий, методом спектра локальной плотности мюонов [3].

Однако координатно-трековый детектор ДЕКОР не лишён важных недостатков. Установка не является непрерывной, что ухудшает точность оценки числа мюонов, прошедших через черенковский водный калориметр НЕВОД. Другая проблема заключается в том, что разрешение соседних треков в супермодулях ДЕКОР — 3 см. Такое разрешение ограничивает возможность исследования групп мюонов с плотностями выше $\sim 1 \text{ част./м}^2$. Поэтому разрабатывается новый крупномасштабный координатно-трековый детектор ТРЕК [4] (рис. 2) на основе многопроволочных дрейфовых камер.

В 2017 г. был запущен на длительную экспозицию прототип детектора ТРЕК, названный координатно-трековой установкой на дрейфовых камерах (КТУДК) [5]. Установка состоит из двух плоскостей по восемь камер на каждой. Плоскости расположены вдоль коротких сторон калориметра.

Для обработки данных, получаемых с помощью дрейфовых камер, были реализованы три метода [6]. Основным считался метод гистограммирования, так как его задача — поиск и реконструкция параллельных треков, а треки мюонов являются квазипараллельными. Тем не менее, из-за наличия в экспериментальных данных послепулсов и вторичных треков метод гистограммирования приводит к ложным реконструкциям. В силу сложности реконструкции многочастичных событий по данным отдельной дрейфовой камеры разрабатывается новый подход для обработки данных на основе машинного обучения.

Ранее были разработаны фильтр послепулсов на основе сверточных нейронных сетей и новый метод реконструкции на основе рекуррентных нейронных сетей [7]. Нейронные сети были обучены на моделированных данных и показали на тестовой выборке отличные результаты. Однако, применение сетей, обученных на моделированных данных, к эксперименту оказалось не столь качественным. Это связано с тем, что хоть моделиро-

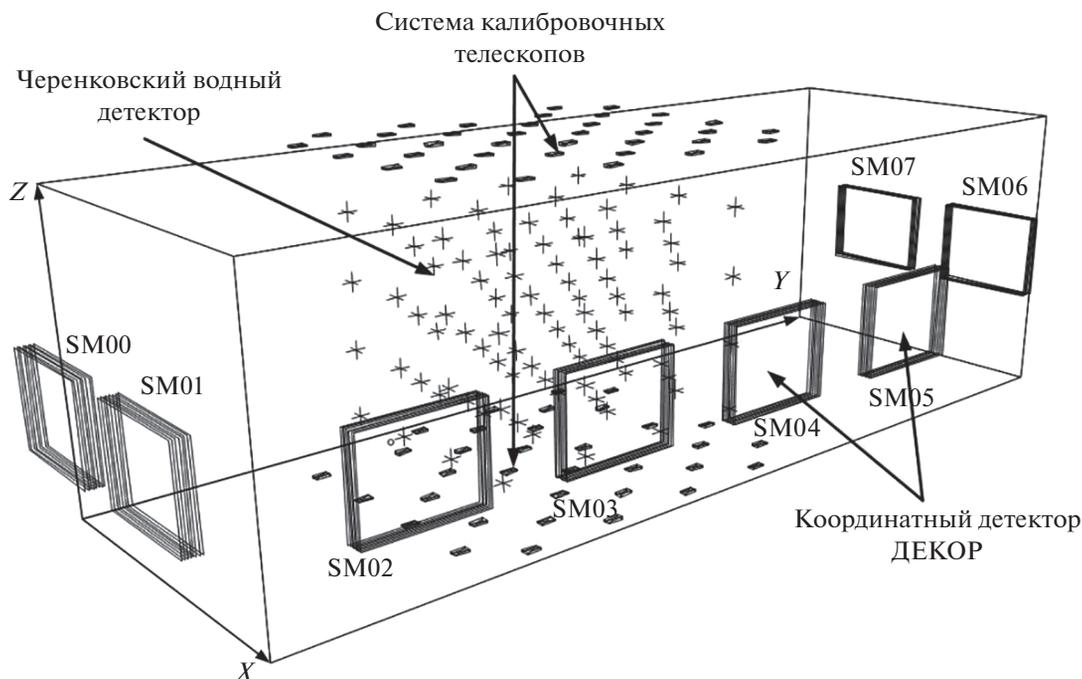


Рис. 1. Экспериментальный комплекс НЕВОД-ДЕКОР.

ванные данные выглядят правдоподобно, наблюдаются некоторые отличия от эксперимента. Например, на рис. 3 показано сравнение сигналов от наклонных треков в эксперименте и в моделировании. Видно, что в моделировании плотность послеимпульсов выше. Такое отличие может объясняться особенностями работы усилителя-формирователя, учета которых пока не удается добиться в моделировании.

Для того чтобы применить новый подход на основе методов глубокого обучения к эксперименту, были использованы экспериментальные данные в качестве обучающей выборки.

2. ПОДГОТОВКА ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ ДАННЫХ К ОБУЧЕНИЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Используемые многопроволочные дрейфовые камеры разработаны в ИФВЭ для нейтринного эксперимента на ускорителе У-70 [8]. Размер отдельной камеры $4000 \times 508 \times 112$ мм³. На рис. 4 представлена схема поперечного сечения. Сигнальные проволоки находятся в середине камеры и смещены относительно центра в шахматном порядке для того, чтобы определить, с какой стороны прошла заряженная частица. Максимальное время дрейфа электронов ~ 6 мкс.

Обычно при применении методов машинного обучения для координатно-трековых детекторов

работают с координатами. В случае с дрейфовыми камерами работать с координатами трека неудобно: мы не знаем, с какой стороны от сигнальных проволок прошла частица, то есть одному сигналу на проволочке соответствуют две точки, симметрично расположенные относительно сигнальной проволоки (рис. 5). Поэтому целесообразнее рассматривать сами сигналы.

Временную развертку можно представить в виде матрицы 4×600 (рис. 6), где 4 – количество сигнальных каналов, 600 – число столбцов, каждый из которых представляет собой 10-наносекундный интервал (максимальное время дрейфа электронов в камере 6 мкс). Нули в такой матрице означают отсутствие сигнала, единицы – его наличие. Такого формата изображение является входным как для фильтра, так и для метода реконструкции.

Использовать экспериментальные многочастичные события в качестве обучающей выборки довольно затруднительно, так как каждое такое событие необходимо визуально анализировать, а для обучения нужно довольно много событий. Поэтому предлагается использовать одночастичные события, из которых потом можно сформировать многочастичные. Алгоритм отбора треков выглядит следующим образом:

- 1) Рассматриваются события, в которых в камере имеются сигналы на всех каналах.
- 2) По первым сигналам проводится реконструкция трека с использованием метода наименьших

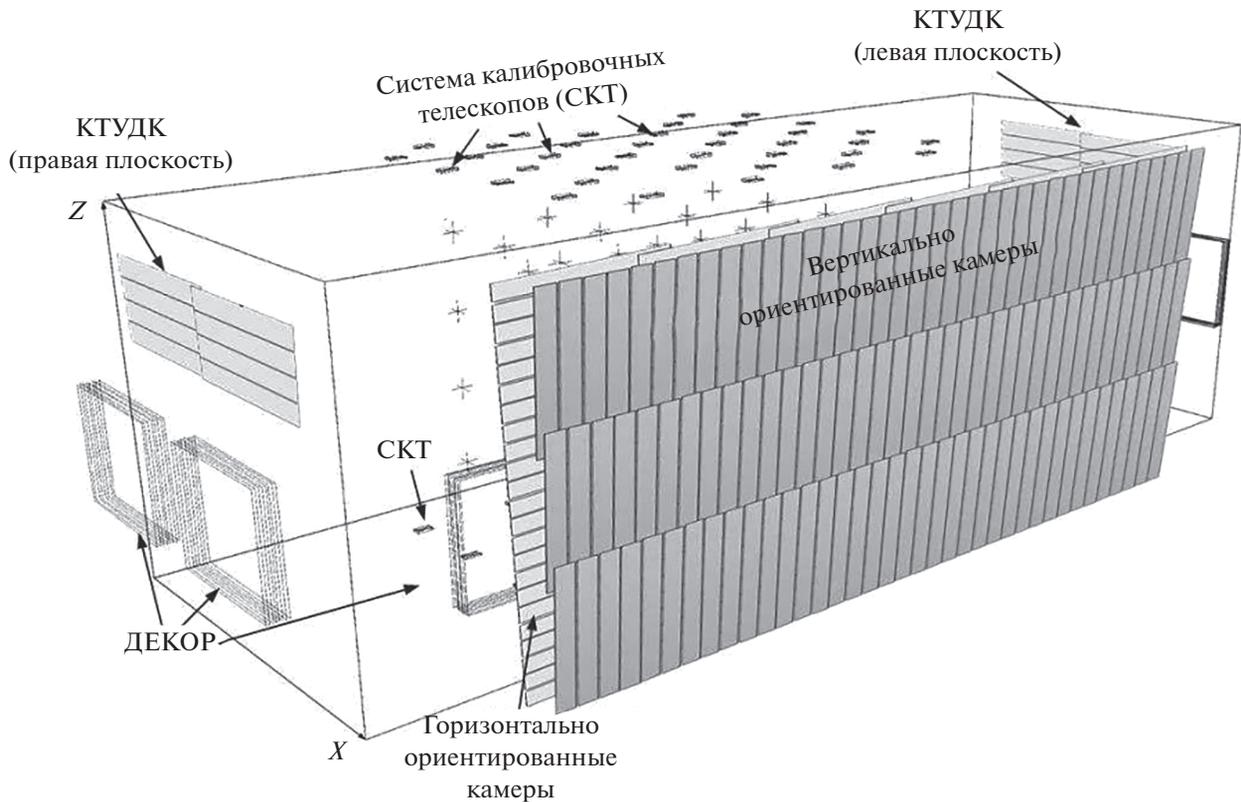


Рис. 2. Проект координатно-трекового детектора ТРЕК.

квадратов. Если сумма квадратов отклонений имеет оптимальные значения (в нашем случае не более 5 мм^2), то реконструкция считается удовлетворительной.

3) Определяется угол трека. Исходя из значения угла, определяется ширина дрейфующего электронного облака.

4) Если все оставшиеся сигналы лежат в пределах ширины облака, то это событие отбирается, а эти сигналы считать послеимпульсами.

После отбора одиночных треков из них составляются многочастичные события путем сложения временных разверток (рис. 7). В таких событиях мы заранее знаем, какие сигналы являются оригинальными и какому треку они относятся, а какие сигналы являются послеимпульсами.

Для обучения были отобраны 3 млн. треков, из которых случайным образом сформировано 500 тыс. многочастичных событий с множественностью от двух до пяти треков на камеру. Построение архитектур нейронных сетей и обучение проводилось с использованием библиотек Keras [9] и Tensorflow [10] с GPU Nvidia GTX 1060 [11].

3. ПРИМЕНЕНИЕ НОВОГО ПОДХОДА К ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫМ ДАННЫМ КТУДК

Прежде всего был проведен визуальный анализ реконструкции 538 экспериментальных событий с использованием методов глубокого обучения с целью выявления критериев отбора и оценки

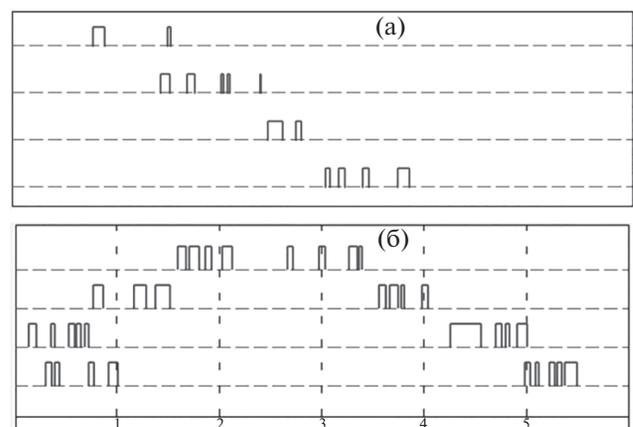


Рис. 3. (а) Типичная временная развертка сигналов от наклонного трека в эксперименте. (б) Временная развертка моделированного события.

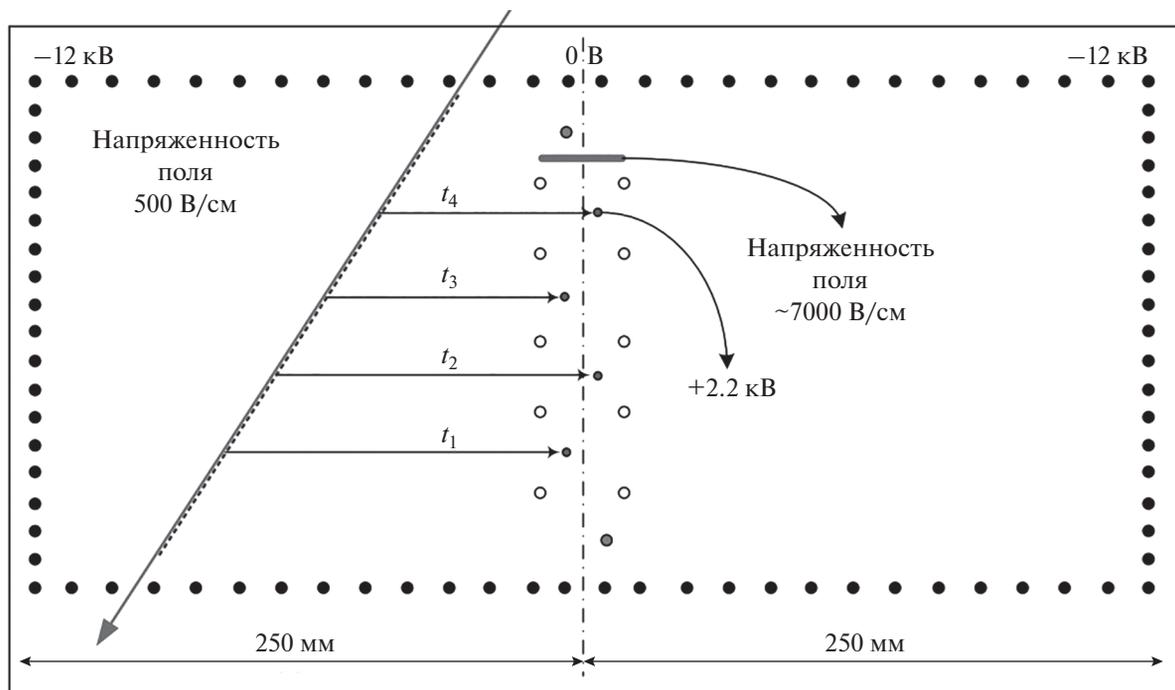


Рис. 4. Схема поперечного сечения дрейфовой камеры ИФВЭ.

работы нового подхода. В первую очередь был определен диапазон проекционного угла группы $30^\circ \leq \theta_{pr} < 85^\circ$. При углах выше 85° наблюдается большое количество околорезонансных треков от каскадов, вызванных взаимодействием высокоэнергичных частиц со стенами здания. Тем не менее выбранный диапазон почти в два раза превышает рассматриваемый ранее [6].

Другие критерии отбора событий:

1) Наличие трех параллельных треков на экранированной плоскости КТУДК черенковским водным калориметром НЕВОД.

2) Наличие параллельных треков минимум в двух камерах.

3) Наличие минимум одного параллельного трека на неэкранированной плоскости.

4) Число вторичных частиц (непараллельных) на экранированной плоскости не должно превышать число параллельных.

Исходя из данных критериев, в ходе визуального анализа было выяснено, что новый подход отобрал 95.8% полезных событий. Для сравнения метод гистограммирования отбирал 61.9% полезных событий. При этом разница между числом визуально обнаруженных и реконструированных новым подходом треков даже в самых плотных событиях (более 20 треков на экранированной плоскости) не превышала двух, что соответствует ошибке метода $\leq 10\%$. В случае с методом гистограммирования из-за послеимпульсов и вторичных треков такая разница могла превышать 10 треков.

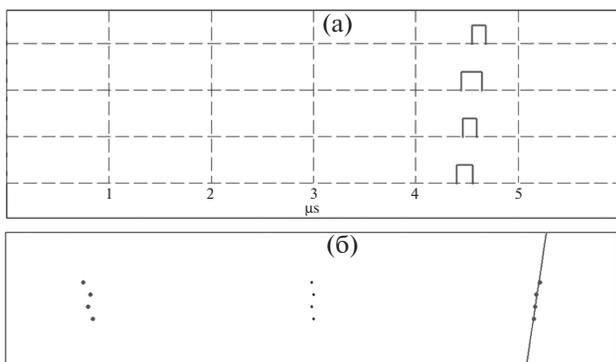


Рис. 5. Сигналы от трека (а). Точки и реконструкция трека (б).

0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0

Рис. 6. Представление данных с дрейфовой камеры в виде бинарной матрицы.

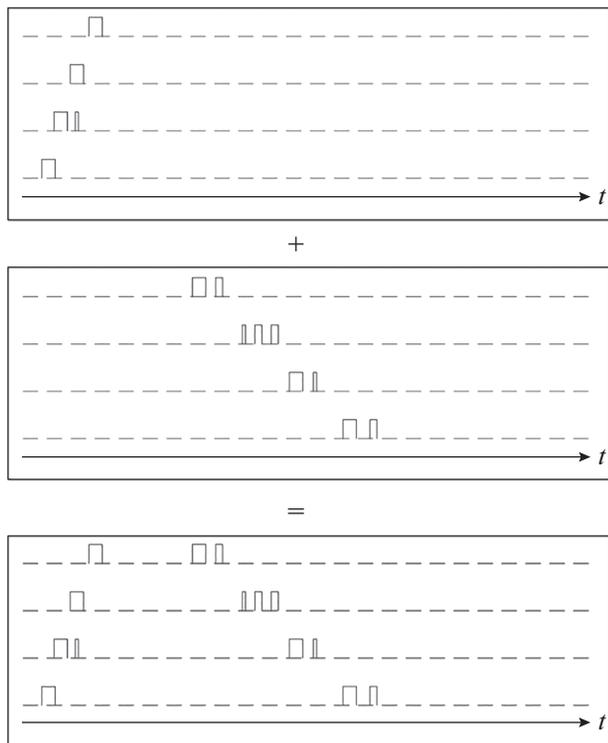


Рис. 7. Формирование многочастичных событий для обучающей выборки из одиночных треков.

В силу устройства дрейфовых камер в многочастичных событиях может наблюдаться явление, когда один из реконструированных треков имеет значение проекционного угла равного по абсолютному значению углу группе, но противоположного знака. Так, например, на рис. 8 показано событие, зарегистрированное КТУДК, с группой параллельных мюонов. Как видно, один из треков зеркально наклонен по отношению к группе. Из-за лево-пра-

вой неоднозначности мы приписываем такой трек к группе. Чаще всего такая зеркальная реконструкция наблюдается, когда несколько треков имеют общие сигналы, как на рис. 8. Стоит упомянуть, что ранее треки, у которых имеются общие сигналы, не реконструировались вовсе. Новый подход на основе методов глубокого обучения позволяет реконструировать треки, у которых имеется даже два общих сигнала (рис. 9). На достоверность такой реконструкции указывает как наличие сигналов за пределами возможной ширины электронного облака, так и параллельность треков.

Новый подход был применен к данным КТУДК, полученным с 22.03.2017 по 17.04.2019. В результате отобраны и реконструированы 47163 события. На рис. 10 представлены результаты применения нового подхода. Множественность мюонов в группе рассматривается только на экранированной плоскости. Аналитические расчеты [3] указывают на то, что распределение событий по множественности должно иметь вид

$$\frac{dN}{dm} = C \frac{\Gamma(m - \beta)}{\Gamma(m + 1)},$$

где C – нормировочный коэффициент, m – множественность мюонов, β – показатель степенного распределения по плотности мюонов. Учет триггерных условий и условий отбора изменяет это распределение. В силу сложности аналитического учета всех условий получить ожидаемое распределение становится довольно затруднительно. Поэтому рассмотрим случай с высокой множественностью мюонов и с проекционным углом более 50° , в котором предполагается, что все условия выполняются всегда.

На рис. 11 представлено распределение этих событий по множественности. Экспериментальные точки фитированы ожидаемым распределе-

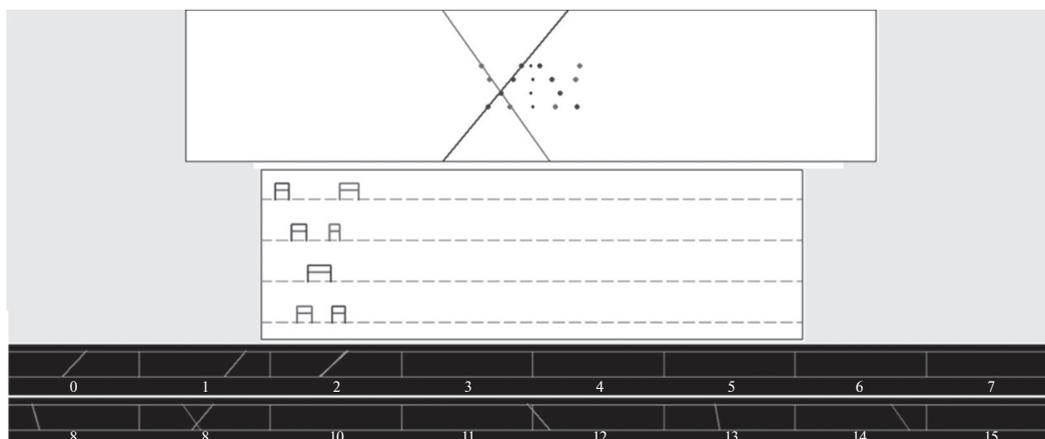


Рис. 8. Реконструкция события с группой мюонов. Зеркально реконструированный трек по отношению к группе так же приписывается к параллельным.

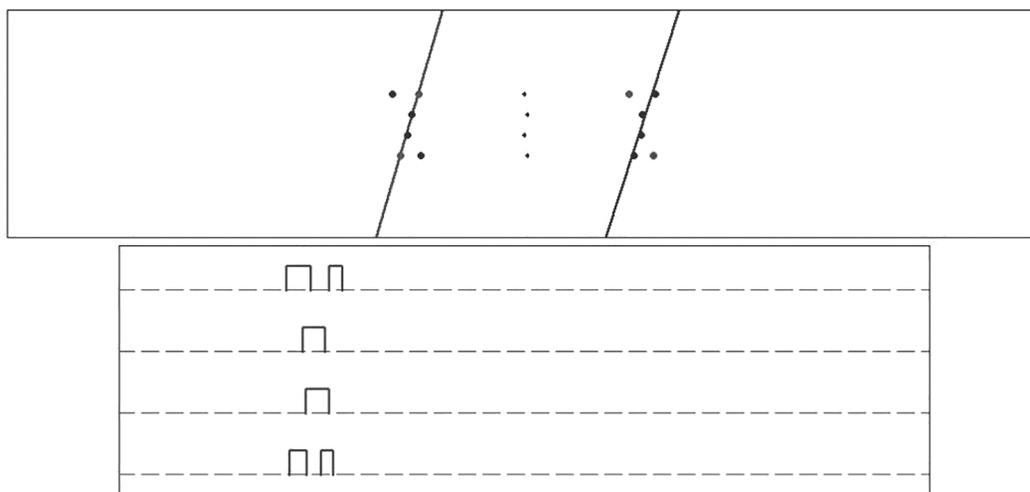


Рис. 9. Реконструкция двух треков с двумя общими сигналами.

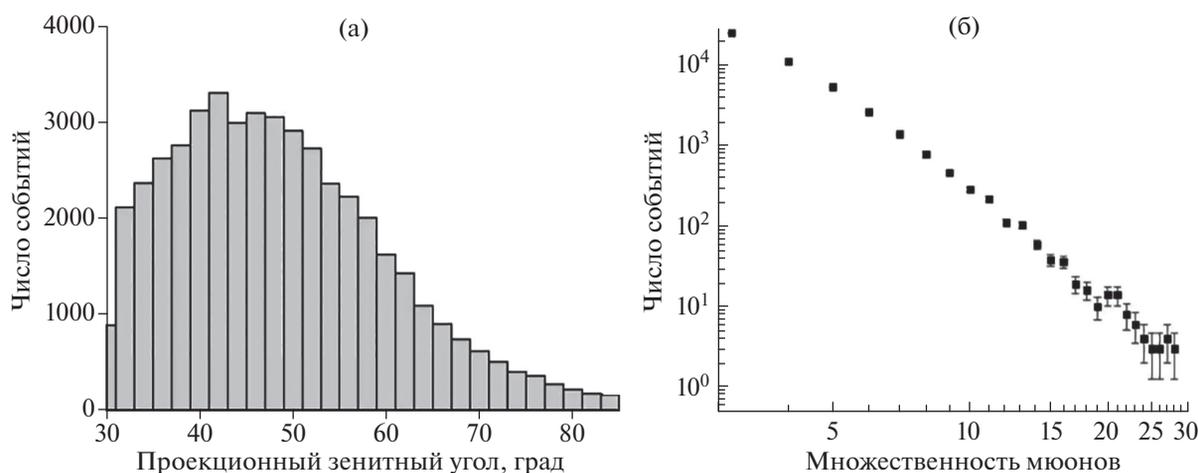


Рис. 10. Результаты обработки данных КТУДК. (а) Угловое распределение групп мюонов. (б) Распределение по множественности мюонов на экранированной плоскости.

нием с $\beta = 2.3$. Как видно, эксперимент хорошо описывается таким фитом. Исходя из анализа, представленного в работе [3], события с $\beta = 2.3$ соответствуют первичным космическим лучам с энергиями $E_0 \geq 10^{17}$ эВ.

4. СРАВНЕНИЕ СОВМЕСТНЫХ СОБЫТИЙ КТУДК И ДЕКОР

Рассматривая совместные события необходимо учитывать, что все камеры КТУДК лежат в одной плоскости и позволяют получить информацию только о проекционном угле. Поэтому при расчете плотности мюонов зенитный и азимутальный углы определяются по данным ДЕКОР. На рис. 12а показано распределение по разности в плотностях групп мюонов, определенных в сов-

местных событиях по данным ДЕКОР и КТУДК. На рис. 12б показано аналогичное распределение по разнице в значении проекционных зенитных углов. Положение пика в разности плотностей соответствует значению -0.12 м^{-2} . В распределении по разнице углов пик соответствует значению 1.7° .

На рис. 13 и 14 показана реконструкция одного события по данным ДЕКОР и КТУДК соответственно. По данным ДЕКОР плотность мюонов 2.8 м^{-2} , проекционный угол 50.2° . По данным КТУДК плотность 2.4 м^{-2} , проекционный угол 50.4° . Можно выделить две причины наблюдения такой разницы плотностей в событиях с высокой множественностью. Во-первых, в событиях, которые не анализировались операторами, в данных ДЕКОР может насчитываться существенное количество ложных реконструкций из-за вторич-

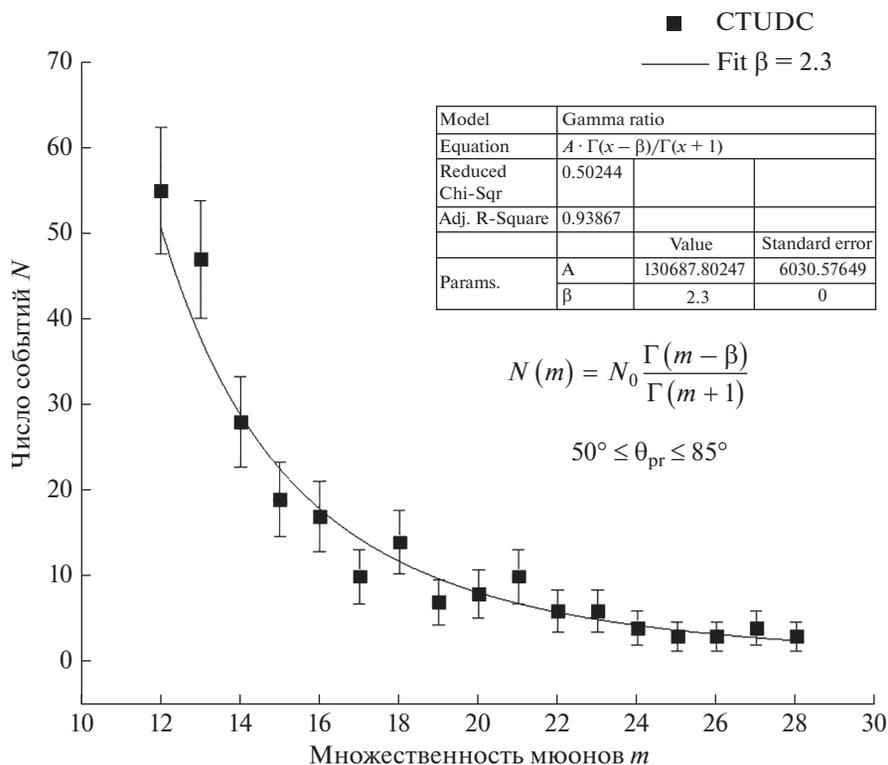


Рис. 11. Распределение по множественности мюонов в событиях с высокой плотностью частиц.

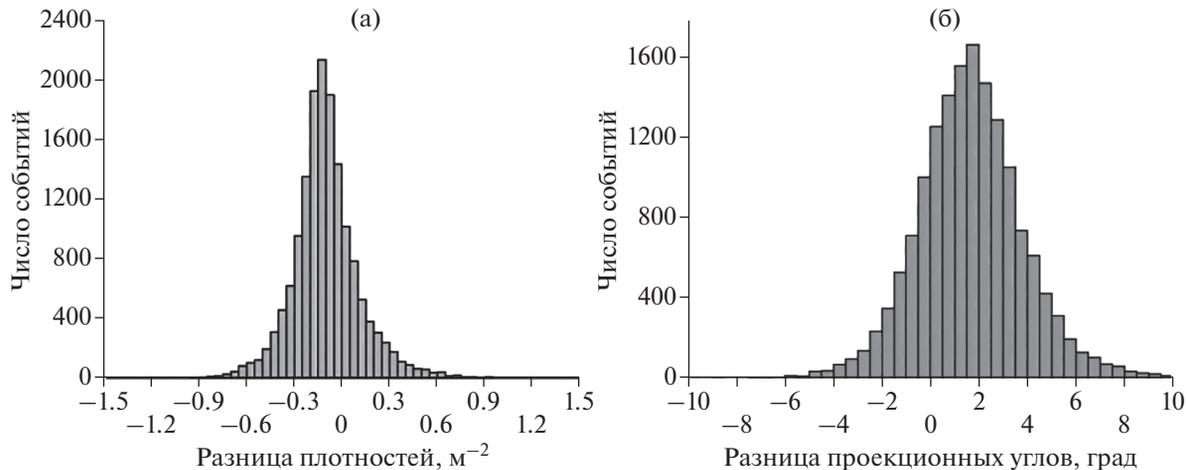


Рис. 12. (а) Разница между плотностями по данным ДЕКОР и КТУДК соответственно. (б) Разница по проекционному зенитному углу на плоскости дрейфовых камер.

ных частиц. Также на рис. 13 в отклике детектора ДЕКОР можно увидеть, что для столь больших плотностей частиц анализ события довольно затруднителен, так как часть сигналов от близлежащих треков сливается. Во-вторых, используемый на КТУДК время-цифровой преобразователь не справляется с высокой плотностью сигналов в таких событиях, из-за чего часть сигналов пропада-

ет. Для решения последней проблемы уже разработан новый ВЦП [12], который будет использоваться на установке ТРЕК.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Впервые удалось адаптировать новый подход обработки данных многопроволочных дрейфо-

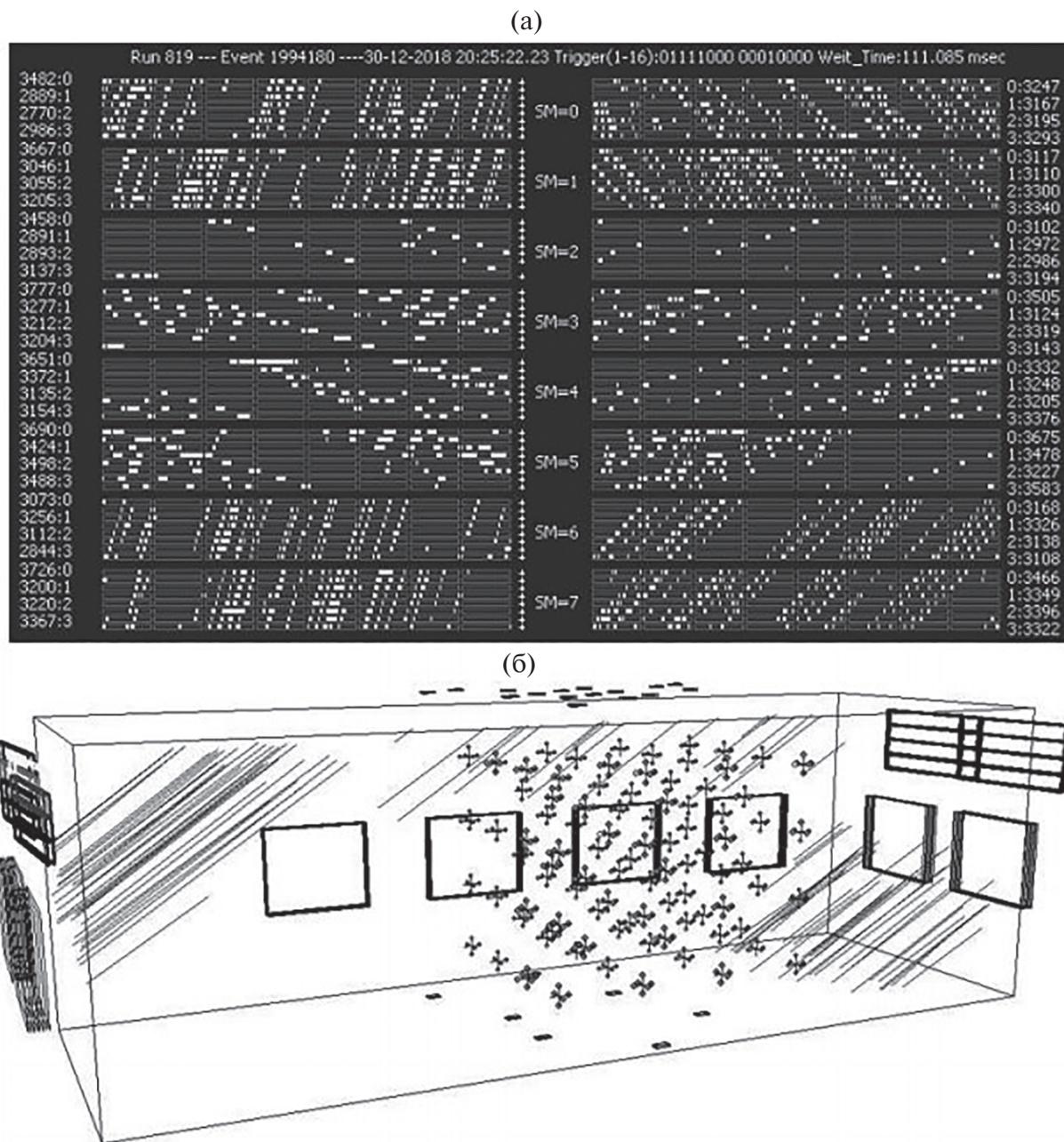


Рис. 13. (а) Отклик ДЕКОР в событии с высокой плотностью мюонов. (б) Реконструкция события.

вых камер с помощью методов глубокого обучения к эксперименту за счет выделения одиночных треков и использования сигналов от них в обучении нейронных сетей.

Визуальный анализ показал, что новый подход отбирает более 95% полезных событий с систематической ошибкой определения множественности менее 10%, что значительно лучше предыдущих результатов на основе стандартных аналитических методов. Также с новым подходом удалось

увеличить угловой диапазон исследуемых событий почти в два раза.

Сравнение результатов обработки совместных событий КТУДК и ДЕКОР дало удовлетворительные результаты, что указывает на корректность работы нового подхода.

БЛАГОДАРНОСТИ

Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 20-32-90155.

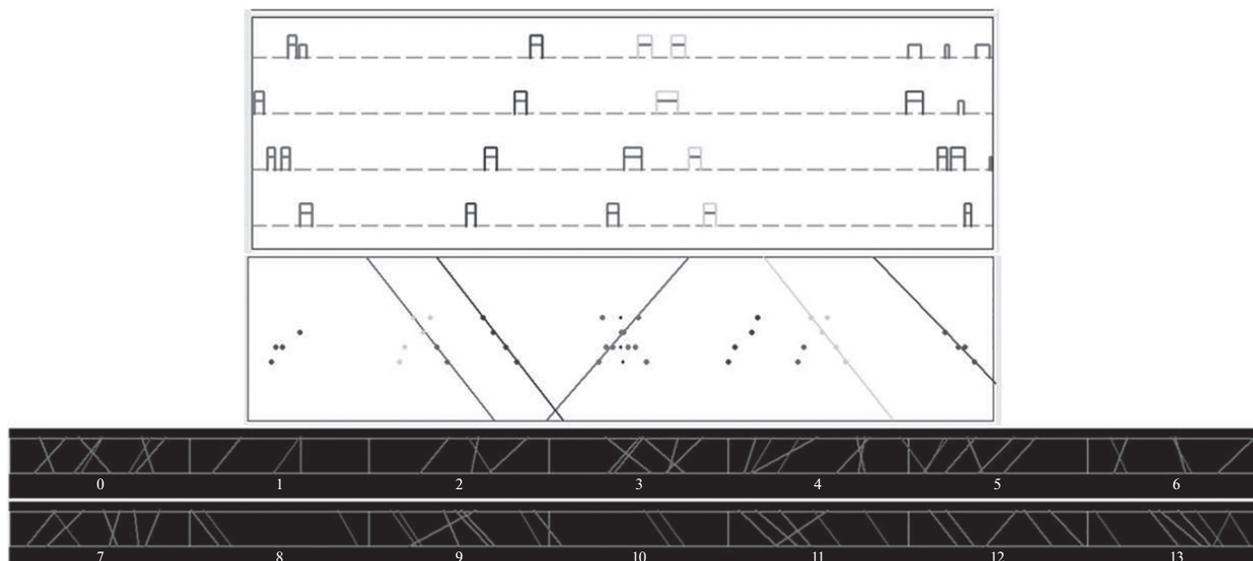


Рис. 14. Реконструкция события с высокой плотностью по данным КТУДК.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ/REFERENCES

1. Dembinski H.P. et al. // EPJ Web Conf. 2019. V. 210. P. 02004.
2. Saavedra O. et al. // J. Phys.: Conf. Ser. 2013. V. 409. P. 012009.
3. Bogdanov A.G. et al. // Phys. At. Nucl. 2010. V. 73. P. 1852.
4. Zadeba E.A. et al. // J. Instrum. 2014. V. 9. P. C08018.
5. Vorobyev V.S. et al. // Phys. At. Nucl. 2018. V. 81. P. 1325.
6. Vorobyev V.S. et al. // J. Phys.: Conf. Ser. 2018. V. 945. P. 012027.
7. Vorobyev V.S. et al. // Phys. At. Nucl. 2021. V. 84. P. 1567.
8. Barabash L.S. et al. // Proc. Intl. Conf. Neutrino-82. 1982. V. 2. P. 249.
9. Keras. <https://keras.io/>. 2021.
10. Tensorflow. <https://www.tensorflow.org/>. 2021.
11. Nvidia. <https://www.nvidia.com/>. 2021.
12. Vorobev V.S. et al. // J. Instrum. 2020. V. 15. P. C08007.

Multiparticle Event Reconstruction Using Deep Learning Methods for Coordinate-Tracking Unit Based on Drift Chambers

V. S. Vorob'ev¹ *, E. A. Zadeba¹, R. V. Nikolaenko¹, A. A. Petrukhin¹, and I. Yu. Troshin¹

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

*e-mail: VSVorobev@mephi.ru

Received June 11, 2021; revised July 13, 2021; accepted July 14, 2021

The new coordinate-tracking detector TREK based on multiwire drift chambers is being developed in the National Research Nuclear University MEPhI to study the muon component of extensive air showers. Its prototype named the coordinate-tracking unit based on drift chambers (CTUDC) has been designed. Investigation of the multiparticle events registered by the unit has shown all the complexity of reconstruction of such events. The analytical reconstruction methods applied earlier demonstrate their inefficacy in dealing with these events. A new approach based on deep learning methods is being developed to solve this problem. The paper presents the results of application of artificial neural networks to experimental data obtained by the CTUDC.

Keywords: cosmic rays, drift chamber, muons, machine learning, deep learning