

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ  
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ  
УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ  
«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ЯДЕРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ «МИФИ»  
(НИЯУ МИФИ)

УДК 539.12

ОТЧЕТ

О НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКОЙ РАБОТЕ

**ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ РЕКОНСТРУКЦИИ  
ПОЛОЖЕНИЯ СОБЫТИЯ В ЭКСПЕРИМЕНТЕ DEAR-3600**

Научный руководитель

к.ф.-м.н.

\_\_\_\_\_ А. В. Гробов

Студент

\_\_\_\_\_ А. И. Ильясов

Москва 2020

# СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	3
1 Эксперимент DEAR-3600 .....	5
2 Свёрточная нейронная сеть.....	7
3 Существующие на данный момент алгоритмы .....	10
4 Полученные результаты .....	12
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	17
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ .....	18

# ВВЕДЕНИЕ

Наблюдения за этапами развития Вселенной показали, что Вселенная состоит на  $\Omega_\Lambda = 68.5\%$  из темной энергии и на  $\Omega_\Lambda = 31.5\%$  из нерелятивистского вещества, из которых  $\Omega_\Lambda = 26.5\%$  — темная материя и  $\Omega_\Lambda = 5.0\%$  — барионное вещество [1]. Отметим, что темная материя, по всей видимости, состоит из массивных частиц, которые отсутствуют в Стандартной модели физики частиц. Эти частицы — нерелятивистские, почти не взаимодействуют между собой (иначе это привело бы к формированию в основном шарообразных гало, а это противоречит наблюдениям) и не взаимодействуют с фотонами [1].

Сделав предположение о том, что частицы темной материи  $X$  находились в термодинамическом равновесии с обычным веществом в ранней Вселенной, можно принять, что эти частицы вышли из равновесия в какой-то момент времени и с тех пор распространяются свободно. Сравнивая температуру закалки  $T_{\text{freeze-out}}$  с массой темной материи, разделяют три модели [1]:

- холодная темная материя:  $T_f < M_X$ , основной кандидат — слабовзаимодействующие массивные частицы - *WIMP*;
- горячая темная материя:  $T_f > M_X$ ,  $M_X < 1$  эВ, основной кандидат — нейтрино;
- теплая темная материя:  $T_f > M_X$ ,  $M_X > 1$  эВ, основной кандидат — стерильное нейтрино.

Наиболее приемлемым вариантом считается холодная темная материя (cold dark matter), а соответствующая ей пространственно-плоская модель Вселенной —  $\Lambda$ CDM модель [1].

За последние 20 лет создано большое число экспериментов по прямому и косвенному обнаружению темной материи. Косвенный метод основан на попытках измерить вторичные продукты взаимодействия темной

материи. Метод прямого обнаружения предполагает непосредственную регистрацию частиц темной материи в детекторе, обеспечивая низкоэнергетические ( $<100$  кэВ) ядра отдачи. Прогнозируемые скорости столкновений крайне малы и требуют ультранизких фоновых детекторов с большими (1–100 т) мишенями, расположенными глубоко под землей, чтобы исключить нейтронный и мюонный фон.

Жидкие благородные газы обладают множеством свойств, которые делают их подходящими для обнаружения темной материи. Их относительно легко извлечь из атмосферы и очистить, что позволяет создавать большие однородные мишени. В настоящее время жидкий аргон (LAr) и жидкий ксенон (LXe) являются основным выбором для экспериментов с темной материей. Энергия отдачи может быть передана в детектор за счет рассеяния частиц на ядрах (NR) или атомных электронах (ER), и различие между NR и ER имеет важное значение. Это выделение энергии может вызвать возбуждение или ионизацию атомов жидких благородных газов. По параметрам события можно определить тип частицы.

Однако с каждого детектора поступает большое число как сигнальных, так и шумовых и фоновых событий. Очень важно понимать происхождение каждого из них, а для этого не менее важно правильно определять пространственное положение первичного взаимодействия. В данной работе описано несколько методов реконструкции положения события внутри детектора DEAP-3600 с помощью свёрточных нейронных сетей и машинного обучения.

# 1 Эксперимент DEAP-3600

DEAP-3600 — это однофазный детектор по поиску темной материи, в котором в качестве мишени используется жидкий аргон (LAr) [2]. Он изображен на рисунке 1 и имеет следующие характеристики и особенности [3]:

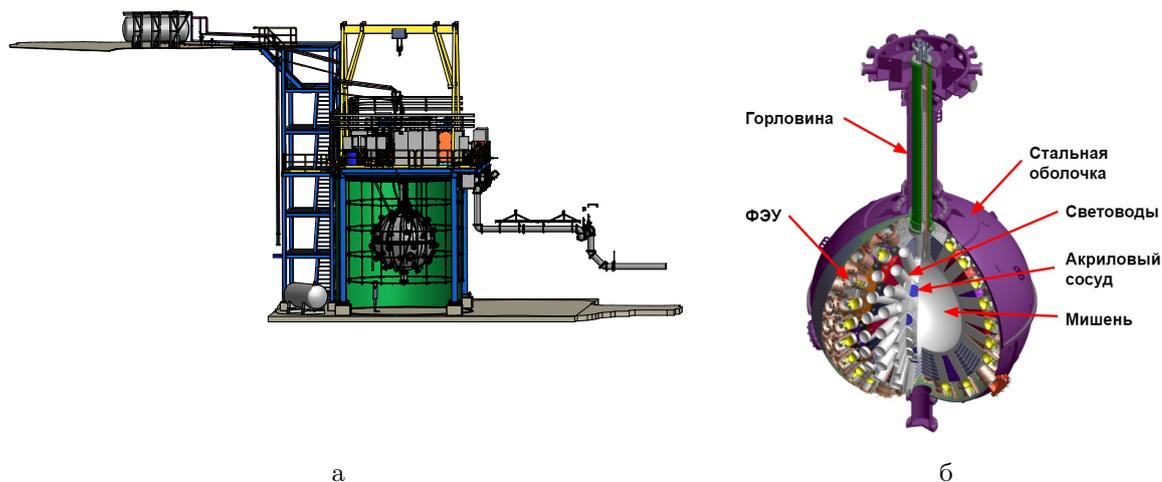


Рисунок 1 – Оценка реконструкции положения события для второго варианта карт распределения заряда: **а** — общий вид установки: время-проекционная камера, нейтронная защита, черенковский водный детектор; **б** — внутреннее строение детектора

- а) расположен в лаборатории SNOLAB (Онтарио, Канада)  $\approx 2$  км под землей;
- б) предел на спин независимое сечение рассеяния частиц темной материи на аргонной мишени –  $3.9 \times 10^{-45} \text{ см}^2$  ( $1.5 \times 10^{-44} \text{ см}^2$ ) для массы WIMP  $100 \text{ ГэВ}/c^2$  ( $1 \text{ ТэВ}/c^2$ ) на уровне достоверности 90% [3];
- в) мишенью является  $(3279 \pm 96)$  кг. жидкого аргона (LAr). Также имеется 30 см. прослойка газообразного аргона (GAr) сверху детектора;
- г) аргон содержится в отражающем ультрафиолет (тетрафенилбутадиен, TPB) акриловом сосуде (acrylic vessel, AV) толщиной 5 см. с внут-

ренным диаметром 1.7 м.;

- д) события внутри детектора регистрируются 255 8-дюймовыми фотоэлектронными умножителями (ФЭУ) Hamamatsu R5912 HQE с низкой радиоактивностью (рисунок 1б);
- е) вверху имеется отдел горловины, который используется для поддержания рабочего объема детектора, охлаждения аргона и использования калибровочных источников;
- ж) основание горловины обернуто в оптические волокна, и в сочетании с 4 дополнительными ФЭУ образуют шейное вето;
- з) имеется нейтронная защита (рисунок 1а):
  - 1) 45 см. световоды между ФЭУ и акриловым сосудом;
  - 2) пространство между световодами заполнено полиэтиленовыми блоками.
- и) имеется черенковское мюонное вето (рисунок 1а):
  - 1) детектор заключен в оболочку из нержавеющей стали и погружен в 300 т. чистой воды;
  - 2) на наружной части оболочки из нержавеющей стали расположены 48 ФЭУ.

DEAP-3600 — это один из немногих в мире детекторов по прямому обнаружению темной материи, использующих жидкий благородный газ в качестве мишени. Благодаря сцинтилляции жидкого аргона детектор обладает мощным свойством разделения по форме импульса, позволяющим эффективно идентифицировать ядерные отдачи взаимодействия частиц темной материи от фоновых отдач электронов [2].

В настоящий момент времени для реконструкции положения события в детекторе используется два метода [3] на основе распределения фотоэлектронов и на основе временном распределении сбора фотоэлектронов. Оба алгоритма эффективны. В данной работе описывается несколько методов на основе нейронных сетей для улучшения имеющего результата.

## 2 Свёрточная нейронная сеть

Свёрточная нейронная сеть — это алгоритм глубокого обучения, который часто используется для распознавания и обнаружения изображений. Эти сети основаны на свёрточных слоях — они математически сворачивают изображение в матричное представление с определенным набором ядер. Каждое ядро призвано подчеркнуть определенные особенности входного изображения. Выходные данные слоя затем передаются на пулинговый слой, где размерность входной матрицы дополнительно уменьшается. После последовательности этих слоев результат выравнивается и распространяется на нейронную сеть (рисунок 2).

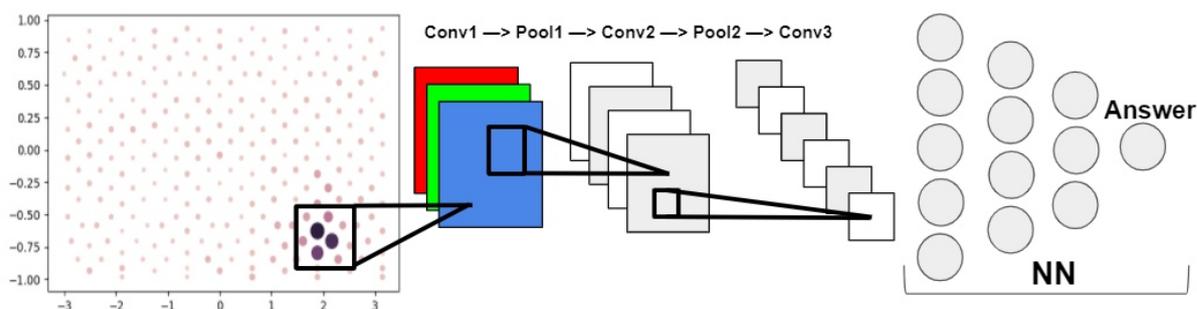


Рисунок 2 – Схема работы свёрточной нейронной сети

Рабочий процесс в данной работе выглядит следующим образом:

- а) был создан набор данных Монте-Карло моделирования. В нашем случае было создано  $\sim 9.2 \times 10^4$  событий взаимодействия  $^{39}\text{Ar}$  с рабочим веществом детектора. Исходные файлы включали следующие необходимые переменные: координаты (X-Y-Z) события (рисунок 3) и количество фотоэлектронов в каждом из 255 ФЭУ. Такое представление данных необходимо и удобно для дальнейшего использования в целях создания карты распределения фотоэлектронов;
- б) события были разделены на тренировочный и тестовый набор. Во время тренировки (70% всех событий) модель создавала шаблон определения положения события, имея и реальную координату, и карты распределения фотоэлектронов. При тестировании (30% всех событий) модель определяет координату по неизвестным ей картам распреде-

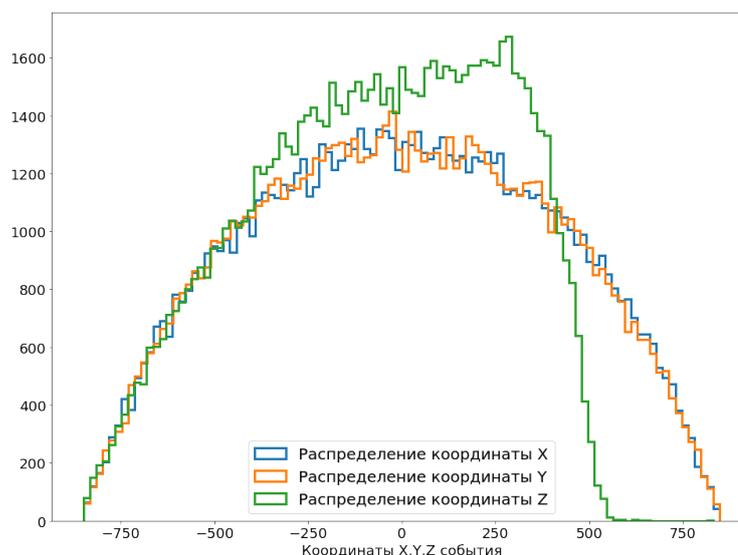


Рисунок 3 – Распределение координат  $X$ ,  $Y$ ,  $Z$  Монте-Карло моделирования. Необычное распределение координаты  $Z$  объясняется прослойкой газообразного аргона вверху детектора

ления фотоэлектронов и результат сравнивается с истинным положением;

- в) карты распределения фотоэлектронов были конвертированы в матрицы. Сделано это было с помощью самого первого слоя сети, который разбивает исходное изображение на необходимое количество пикселей и раскладывает каждый пиксель (при необходимости) на три цвета (красный, зеленый, синий). Каждый такой пиксель имеет свой цвет, а каждый цвет имеет определенное значение. Это значение записывается в общую матрицу изображения. Таким образом, каждое изображение раскладывается на три матрицы необходимого размера. В нашем случае на выходе мы получили 3 матрицы размером  $128 \times 128$ ;
- г) сверточный слой (Convolutional layer) — выполняет свертку входного слоя с разными ядрами для обнаружения основных характеристик входных данных;
- д) слой максимального объединения (Max pooling layer) — понижает размерность матрицы, принимая максимальное значение в окне заданной размерности;
- е) модель построена как простой стек слоев, где каждый слой имеет

ровно один входной тензор и один выходной тензор;

ж) на последнем слое матрица сворачивается в одномерный вектор и он передается на полносвязные слои нейронной сети со следующей структурой:  $1024 \times 512 \times 256 \times 128 \times 64 \times 3$ .

### 3 Существующие на данный момент алгоритмы

В эксперименте DEAP-3600 на данный момент используется два алгоритма реконструкции положения [3]:

- а) метод, основанный на распределении фотоэлектронов [3]. Он основан на вычислении вероятности  $\ln \mathcal{L}(\vec{x})$  того, что событие произошло в некоторой позиции  $x$ :

$$\ln \mathcal{L}(\vec{x}) = \sum_{i=1}^{N_{\text{PMTs}}} \ln \text{Poisson}(q_i, \lambda_i), \quad \lambda_i = \lambda_i \left( |\vec{x}|, \frac{\vec{x} \cdot \vec{r}_i}{|\vec{x}| |\vec{r}_i|}, q_{\text{total}} \right), \quad (1)$$

где  $\text{Poisson}(q_i, \lambda_i)$  — Пуассоновская вероятность обнаружить  $q_i$  фотоэлектронов в ФЭУ  $i$  в позиции  $\vec{r}_i$  в течение всего окна событий 10 мкс. Ожидаемое количество фотоэлектронов в ФЭУ  $i$  определяется как  $\lambda_i$ , которое является функцией радиуса тестового положения  $|\vec{x}|$ , угла между тестовым положением и ФЭУ  $i$  и общего количества фотоэлектронов  $q_{\text{total}}$ .

- б) метод, основанный на временных остатках [3]. Данный метод использует информацию о заряде и времени ранних импульсов в событии для вычисления положения. Временные остатки определяются как время, в которое был обнаружен РЕ, сверх того, что предполагает время пролета. Перед обработкой данных внутри жидкого аргона определяется сетка тестовых позиций  $\vec{x}_j$  относительно местоположения ФЭУ, и вычисляются временные остатки  $\mathcal{L}^{\text{t res}} = (\Delta t, \vec{x}_j, \text{PMT}_i)$ . Вероятность для заданного времени события  $t_0$  и тестового положения  $\vec{x}_0$  вычисляется следующим образом:

$$\ln \mathcal{L}(t_0, \vec{x}_0) = \sum_{i=1}^{N_{\text{PE}}} \ln \mathcal{L}^{\text{t res}}(t_i - t_0; \vec{x}_0, \text{PMT}_i), \quad (2)$$

где  $t_i$  — время, в которое фотоэлектрон  $i$  было обнаружен в ФЭУ $_i$ .

После фидуциализации рабочего объема до 630 мм на основе первого алгоритма данные и моделирование согласуются с точностью до 13%. Оба

алгоритма согласуются для событий  $^{39}\text{Ar}$  в данных и для моделирования отдачи  $^{40}\text{Ar}$ , возвращая  $z$ -координаты, которые согласуются с точностью до 35 мм для 50% событий. Горловина направляет свет на нижнюю часть детектора, заставляя алгоритм на основе фотоэлектронов восстанавливать его с низкой координатой  $z$ , в то время как алгоритм на основе временных остатках систематически восстанавливает эти события ближе к верху детектора. В результате второй алгоритм восстанавливает эти события в среднем на 290 мм выше, чем первый.

## 4 Полученные результаты

Основная цель работы — улучшить пространственное разрешение детектора, используя технологию свёрточной нейронной сети. В работе было испробовано несколько карт распределения заряда (зарядовых карт). Далее представлены результаты для нескольких опробованных моделей.

- а) Карта углового распределения ( $\phi[-\pi; \pi]$  ;  $\cos(\theta)[-1; 1]$ ). Здесь применялся стандартный переход от декартовых координат к сферическим:

$$\theta = \operatorname{arctg} \frac{\sqrt{x^2 + y^2}}{z}; \quad \phi = \operatorname{arctg} \frac{y}{x}; \quad r = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \quad (3)$$

Отметим, что мы используем только координаты каждого из 255 фотоэлектронных умножителей. Пример такой карты изображен на рисунке 4а. Здесь по осям  $x$  и  $y$  отображаются угол  $\phi$  и косинус угла  $\theta$  в сферических координатах детектора соответственно. Такие карты показали хороший результат в определении координаты по углу  $\theta$  (рисунок 4в), однако было получено плохое разрешение детектора по оси  $x$  — по углу  $\phi$  (рисунок 4б). По результатам некоторых дополнительных исследований было обнаружено, что такой результат получен из-за неверного определения тех событий, которые произошли при  $\phi = -\pi$ ,  $\phi = +\pi$ . Такой результат получается вследствие того, что модель неверно распознает лишний паттерн и не может обнаружить тот факт, что событие при  $\phi = \pm\pi$  — одно и то же. Ошибка в определении положения события ( $x_{\text{true}} - x_{\text{pred}}$ ,  $y_{\text{true}} - y_{\text{pred}}$ ,  $z_{\text{true}} - z_{\text{pred}}$ ) изображена на рисунке 5. Для данного распределения были получены средние значения и их стандартные отклонения (таблица 2).

- б) Расширенное угловое распределение ( $\phi[-2\pi; 2\pi]$  ;  $\cos(\theta)[-1; 1]$ ). Пример карты распределения фотоэлектронов изображен на рисунке 6а. Оно было создано с целью предотвращения влияния “краевого” эффекта для событий с  $\phi = \pm\pi$ . Однако по результатам исследования (рисунок 6б, 6в и рисунки 7) обнаружено, что такое рассмотрение карт распределения заряда менее эффективно для реконструкции положения события. Значения  $\mu$  и  $\sigma$  также были посчитаны и пред-

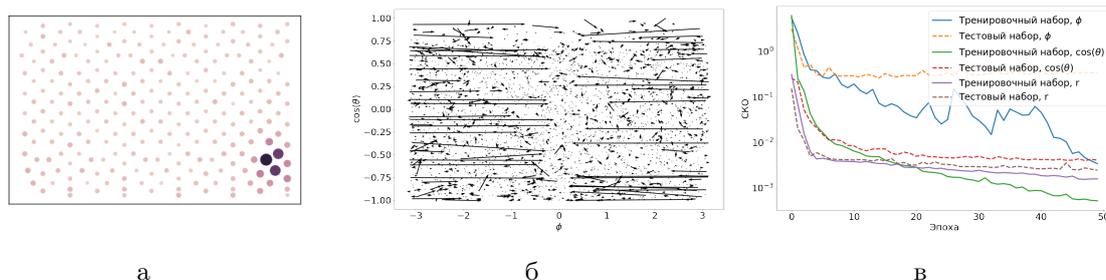


Рисунок 4 – Оценка реконструкции положения события для первого варианта карт распределения заряда: **а** — карта распределения заряда; **б** — график, отображающий ошибку в определении координаты, где начало и конец стрелки соответствуют исходному и реконструированному положению положения события; **в** — среднеквадратичная ошибка модели в определении координаты для соответствующих координат

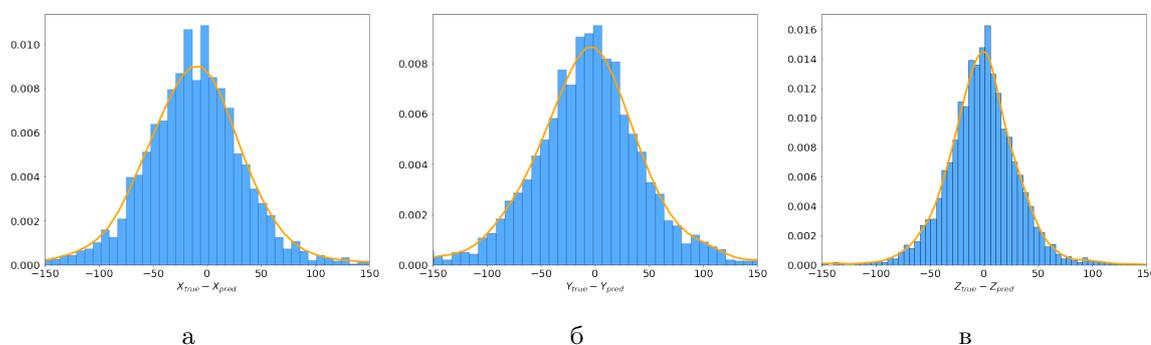


Рисунок 5 – Ошибка алгоритма при работе с первой версией карты распределения заряда в определении координаты X (**а**), Y(**б**) и Z (**в**)

ставлены в таблице 2. И по графикам, и по значениям параметров наблюдается значительное ухудшение в реконструкции.

- в) Азимутальная эквидистантная проекция ( $\rho[0; 1]$  ;  $\zeta[-\pi; \pi]$ ) (рисунок 8а). Переход от сферических координат к азимутальной проекции был сделан следующим образом:

$$\zeta = \phi; \quad \rho = \left| R\left(\frac{\pi}{2} - \theta\right) \right| \quad (4)$$

Такой вид развертки делает карту компактней и удобней для понимания сети. Однако возникла проблема с плотной сгруппированности ФЭУ в центре карты и, в связи с этим, появилась трудность с разделением событий. Также проблема с неопределенностью по углу  $\phi$  перешла в аналогичную проблему с углом  $\zeta$  (рисунок 8б). Соответ-

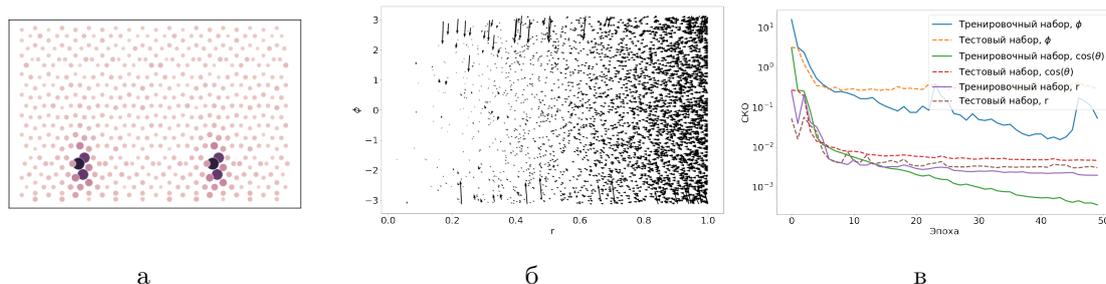


Рисунок 6 – Оценка реконструкции положения события для второго варианта карт распределения заряда: **а** — карта распределения заряда; **б** — график, отображающий ошибку в определении координаты, где начало и конец стрелки соответствуют исходному и реконструированному положению положения события; **в** — среднеквадратичная ошибка модели в определении координаты для соответствующих координат

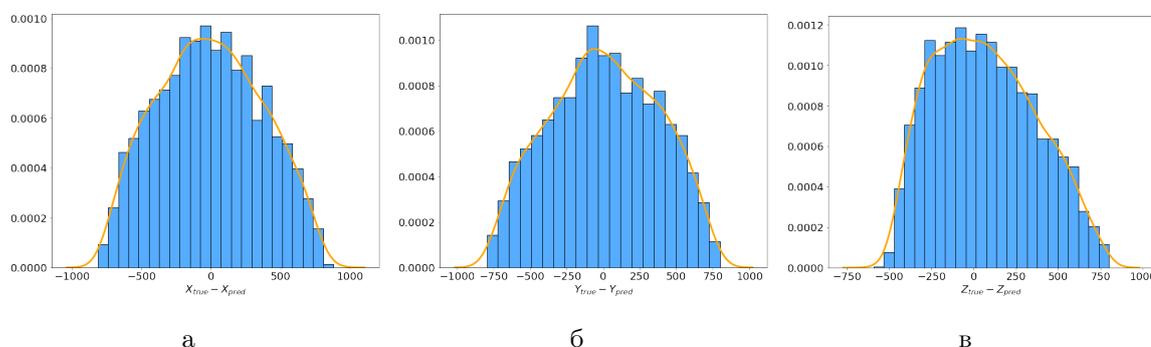


Рисунок 7 – Ошибка алгоритма при работе со второй версией карты распределения заряда в определении координаты X (**а**), Y(**б**) и Z (**в**)

ствующий результат изображен на рисунке **8в** и гистограммах **9а**, **9б**. Такой вид развертки также не принес положительного результата.

г) Нейронная сеть. На вход нейронной сети подавалось 255 значений количества фотоэлектронов в каждом ФЭУ. С помощью нейросети было опробовано два варианта определения координаты: определение трех координат вместе, с помощью одной модели, либо настройка трех отдельных моделей для каждой координаты в отдельности. Первый способ имеет преимущество в скорости работы, но уступает в гибкости модели второму варианту. Результаты представлены на рисунке **10**. Отметим, что по рисункам **11** и таблице **2** более лучшим результатам обладает модель одновременной реконструкции положения.

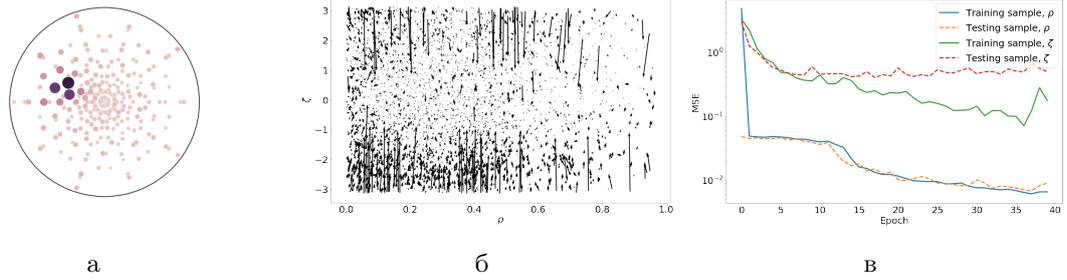


Рисунок 8 – Оценка реконструкции положения события для третьего варианта карт распределения заряда: **а** — карта распределения заряда; **б** — график, отображающий ошибку в определении координаты, где начало и конец стрелки соответствуют исходному и реконструированному положению положения события; **в** — среднеквадратичная ошибка модели в определении координаты для соответствующих координат

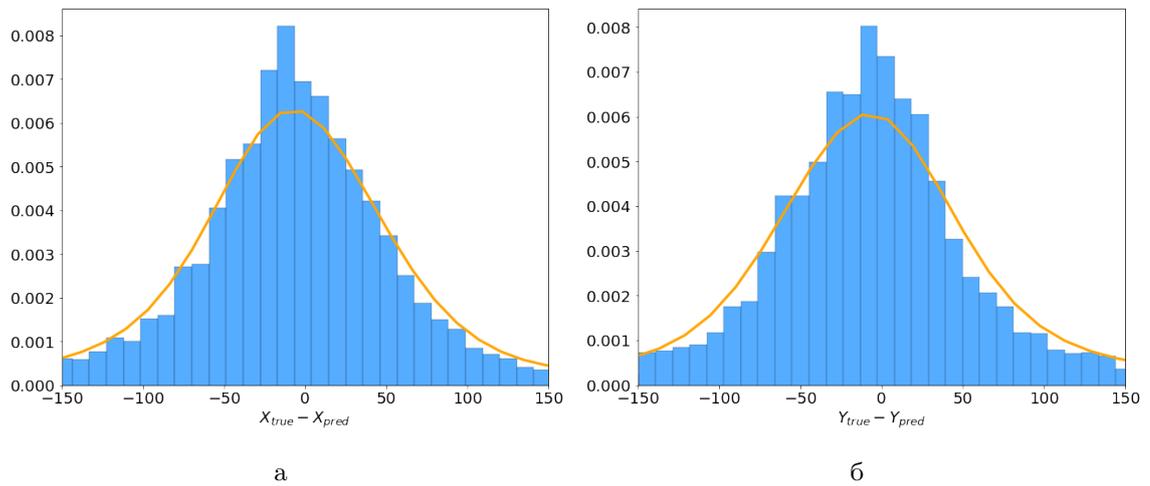


Рисунок 9 – Ошибка алгоритма при работе со второй версией карты распределения заряда в определении координаты X (**а**) и Y (**б**)

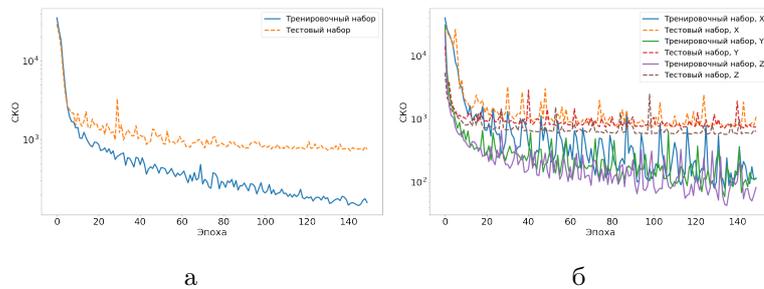


Рисунок 10 – Оценка реконструкции положения события для нейронной сети: среднеквадратичная ошибка модели в определении координаты при **а** — одновременной и **б** — отдельной реконструкции координат события

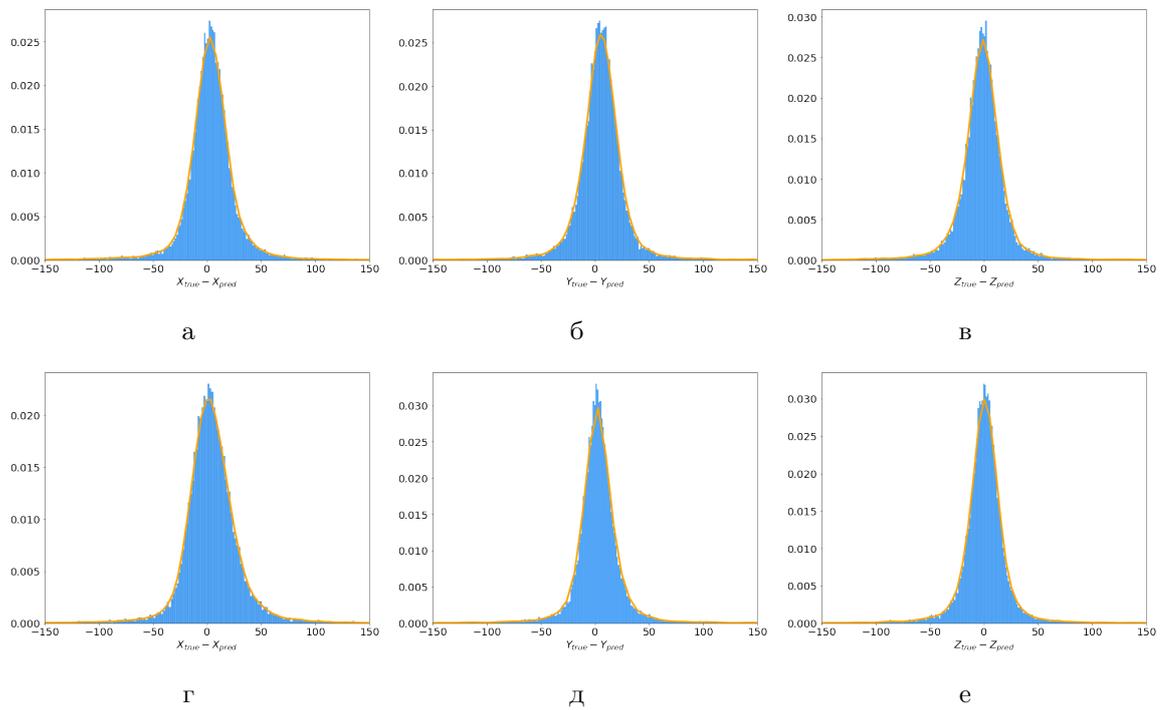


Рисунок 11 – Ошибка нейронной сети в определении координаты X (а), Y(б) и Z (в) при их общей реконструкции и в определении координаты X (г), Y(д) и Z (е) при их отдельной реконструкции

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Имеющиеся на данный момент методы реконструкции положения события эффективны и хорошо работают. Однако здесь существует необходимость в перекрестной проверки данных алгоритмов с не менее эффективным методом.

Проведенный анализ работоспособности нейронной сети показал возможность использования этой технологии наравне с существующим методом. Полученные результаты представлены в таблице 1.

Таблица 1 – Среднеквадратичная ошибка (СКО) на тренировочном и тестовом наборе для соответствующих переменных для каждого варианта карт распределения заряда в ФЭУ

	$\phi, \cos(\theta), r$	$2\phi, \cos(\theta), r$	$\zeta, r$	$X - Y - Z$	$X, Y, Z$
СКО 1	0.00342	0.05372	0.00657	159.38087	116.40786
СКО 2	0.00052	0.00036	0.17518		112.88349
СКО 3	0.00158	0.00198	—		82.71871
тест. СКО 1	0.34253	0.28670	0.00904	761.40008	1091.55371
тест. СКО 2	0.00411	0.00468	0.49202		747.32916
тест. СКО 3	0.00247	0.00306	—		634.74377

Также для сравнительного анализа были посчитаны средние значения и стандартные отклонения ошибок в определении всех трех координат при реконструкции положения с помощью пяти моделей с различными картами распределения заряда. Результат представлен на таблице 2. Отметим, что наиболее работоспособными показали себя модели реконструкции координат  $\phi, \cos(\theta), r$  в первом случае и X-Y-Z в случае их одновременной реконструкции. Увеличение статистики позволит предотвратить появление лишнего паттерна в данных, при котором происходит неопределенность в данных для событий с  $\phi = \pm\pi$ . Дальнейшее увеличение статистики, изменение начала координат и объединение с другими картами может избавить модель от ошибочного разделения.

На данный момент только первый вариант карт распределения заряда ( $\phi - \cos(\theta)$ ) может быть использован для реконструкции положения

Таблица 2 – Среднее значение и стандартное отклонение в определении положения события для каждой из пяти моделей нейронной сети

	$\phi, \cos(\theta), r$	$2\phi, \cos(\theta), r$	$\zeta, r$	$X-Y-Z$	$X, Y, Z$
$\sigma(x, \text{мм})$	95.7	1162.8	122.5	32.4	39.5
$\mu(x, \text{мм})$	-7.7	-6.3	-15.7	2.9	3.8
$\sigma(y, \text{мм})$	103.1	1136.5	124.9	30.9	28.9
$\mu(y, \text{мм})$	-4.3	4.8	-21.1	5.1	2.6
$\sigma(z, \text{мм})$	57.6	922.8	—	27.9	25.1
$\mu(z, \text{мм})$	-2.6	67.3	—	-1.9	0.4

события, особенно для областей с околонулевым значением  $\phi$ . Дальнейшее увеличение статистики, изменение начала координат и объединение с другими картами может избавить модель от ошибочного разделения события с  $\phi = \pm\pi$ .

# СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Горбунов Д. С., Рубаков В. А. Введение в теорию ранней Вселенной. Теория горячего Большого взрыва. — Российская акад. наук, Ин-т ядерных исслед., 2007.
2. *Amaudruz P.-A.* [et al.]. Design and construction of the DEAP-3600 dark matter detector // *Astroparticle Physics*. — 2019. — Vol. 108. — P. 1–23.
3. *Collaboration D.* Search for dark matter with a 231-day exposure of liquid argon using DEAP-3600 at SNOLAB // *Physical Review D*. — 2019. — Vol. 100, no. 2. — P. 022004.