

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего профессионального образования «Национальный
исследовательский ядерный университет «МИФИ»

УДК 53-08, 53-05

ОТЧЕТ
О НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКОЙ РАБОТЕ

Пространственная реконструкция событий в детекторе
DarkSide-20k

Научный руководитель
к.ф.-м.н., доцент каф.40

_____ А. В. Гробов

Выполнила

_____ Н. А. Полякова

Москва 2020

Содержание

1	Цель работы	2
2	Введение	2
3	Эксперимент DarkSide-20k	3
4	Сверточные нейронные сети	5
5	Обработка данных	6
6	Результаты	16
	Список литературы	17

1 Цель работы

- Узнать принципы работы и основную информацию об эксперименте и установке, данные с которых подлежат изучению.
- Провести необходимый анализ и исследование представленных данных.
- Разработать алгоритм реконструкции событий.
- Реконструировать положения событий в пространстве внутри TPC - time projection chamber - время-проекционной камеры в DS-20k.

2 Введение

Ученые занимающиеся астрофизикой неоднократно сталкивались с противоречивыми данными. Например, при расчете скорости движения звезд на границах галактики относительно ее центра, согласно законам Кеплера, она должна уменьшаться. Однако, в действительности этого не происходит, скорость на достаточно больших расстояниях становится практически неизменной, что противоречит предположениям ньютоновской механики, поскольку плотность видимого вещества уменьшается при отдалении от центра галактики. Данный эффект может быть объяснен наличием «невидимой», или как ее позже назвали, темной материей, которая обеспечивает постоянство скорости [4].

Существует множество частиц-кандидатов на роль темной материи, но наиболее распространенными являются так называемые вимпы — Weakly Interacting Massive Particles (WIMPs), что в переводе означает слабо взаимодействующие массивные частицы. Соответственно эти частицы слабо взаимодействуют с обычным барионным веществом, поэтому для их обнаружения используются детекторы, которые имеют низкий фон и обладают отличными свойствами для их детектирования, например, детекторы на жидких благородных газах, в частности, аргоне.

3 Эксперимент DarkSide-20k

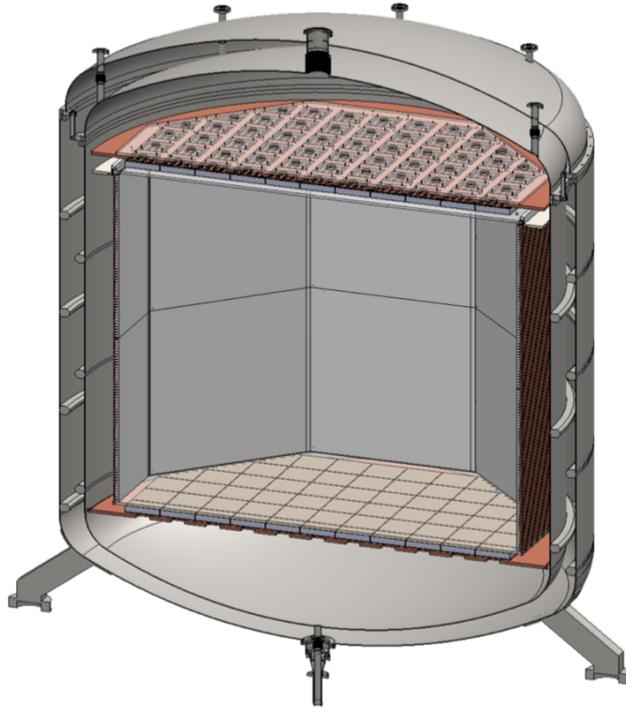


Рисунок – Двухфазная время-проекционная камера (TPC) эксперимента DarkSide-20k [3].

Проект DarkSide - это обширная программа прямого поиска темной материи, которая ориентирована на серию экспериментов на основе жидкого аргона, но также включает в себя дополнительные проекты для разработки и оптимизации новых технологий, необходимых для повышения эффективности работы используемых детекторов [1].

Работая в двухфазном режиме, такие детекторы позволяют измерять как сцинтилляционный свет, так и ионизацию. В связи с тем, что взаимодействия с WIMP крайне редки, необходимо минимизировать все возможные фоны.

В аргонных детекторах важную роль играют следующие два детектируемого сигнала: S1 и S2, так называемые сцинтилляции, полученные, в первом случае, от возбужденных димеров аргона, а во втором от ускоренных в поле дрейфа электронов.

В аргонных детекторах важную

роль играют следующие два детектируемого сигнала: S1 и S2, так называемые сцинтилляции, полученные, в первом случае, от возбужденных димеров аргона, а во втором от ускоренных в поле дрейфа электронов.

В эксперименте DarkSide электрическое поле направлено вдоль оси Z детектора, и поэтому глубина события может быть с большой точностью определена путем измерения времени дрейфа — временного промежутка между сцинтилляционными сигналами S1 и S2 в жидкой и газообразной фазе. Что же касается координат X и Y, то это является уже более трудоемкой задачей. Решением этой задачи может послужить алгоритм с использованием сверточных нейронных сетей. Для этого необходимо обработать данные, получаемые в ходе эксперимента, и понять как их можно использовать для реконструкции положения события в плоскости X и Y.

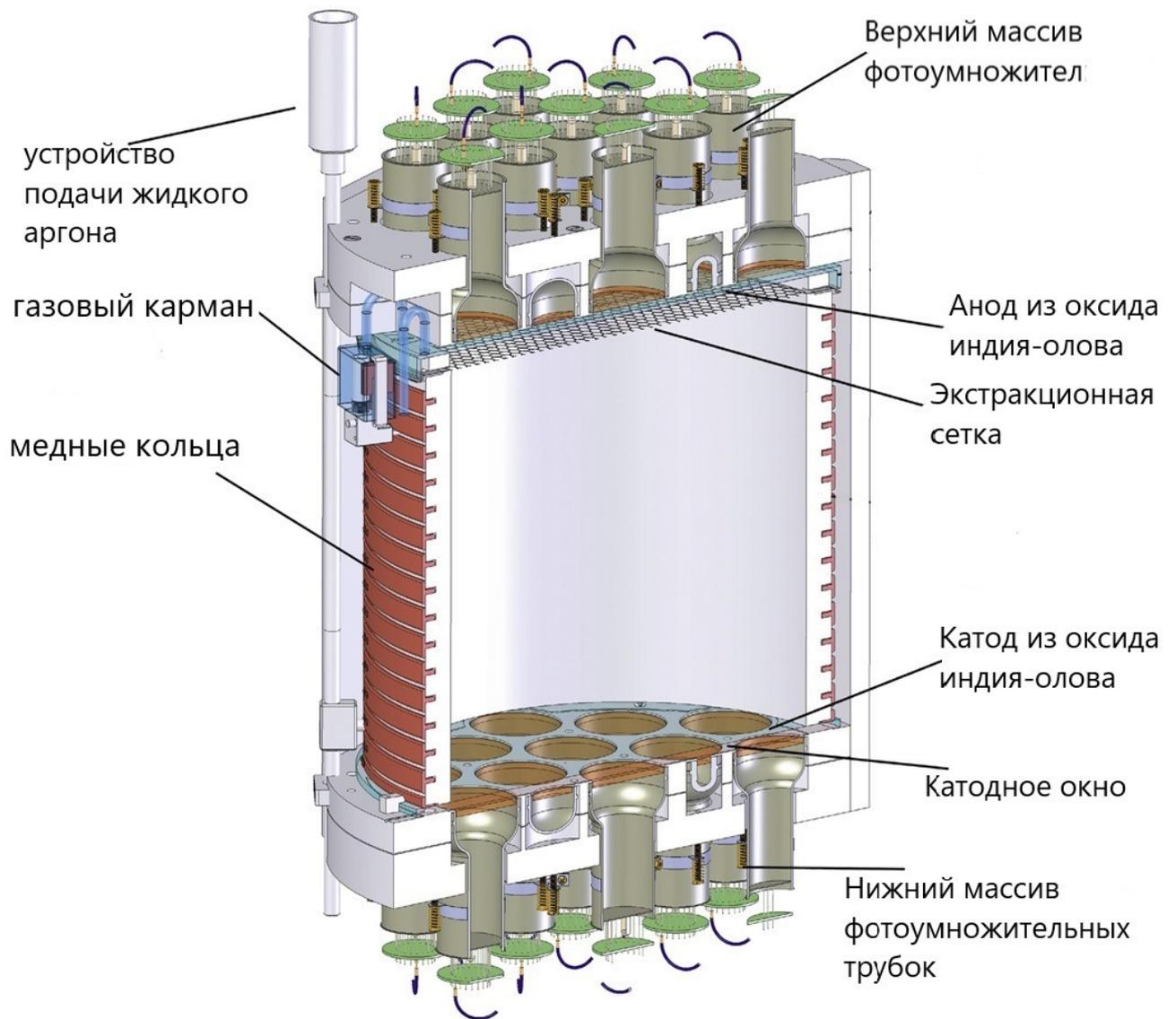


Рисунок – Устройство двухфазной время-проекционной камеры (TPC) на примере эксперимента DarkSide-50.

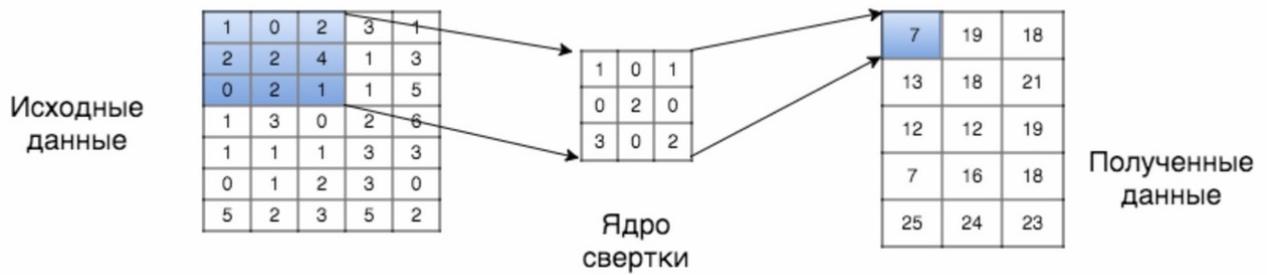


Рисунок – Пример работы сверточного слоя.

4 Сверточные нейронные сети

Сверточные нейронные сети — Convolutional Neural Networks (СНС) — это мощный класс искусственных нейронных сетей, которые очень хорошо справляются с проблемами восстановления изображений.

Принцип работы этих сетей основан на обработке входных данных несколькими слоями, в частности обработки изображений, каждый из которых состоит из линейного оператора и действует как свертка, за которым следует нелинейное преобразование с некоторой функцией активации.

Каждый фрагмент входного изображения умножается на матрицу (ядро) свертки поэлементрано, а результат суммируется и записывается в аналогичную позицию выходного изображения [2].

Форма вывода у СНС выражается как:

$$y = F(\Theta, x) = f_n(W_n f_{n-1}(\dots(f_2(W_2 f_1(W_1 x + b_1) + b_2)\dots) + b_n), \quad (1)$$

где x — это входные данные, а y выходные, W_i — матрица свертки i -го слоя, b_i — смещение i -го слоя свертки, f_i — нелинейная функция, Θ — набор всех настраиваемых параметров.

Основная цель работы СНС состоит в том, чтобы найти оптимальный набор параметров Θ и количество эпох K и в последующем минимизировать эмпирические потери, выражающиеся следующей формулой:

$$\sum_{k=1}^K L(y_k, F(\Theta, x_k)), \quad (2)$$

где $L(y_k, F(\Theta, x_k))$ — функция потерь для k -ой эпохи.

5 Обработка данных

На основе предоставленных об эксперименте данных, методом Монте-Карло было смоделировано более 200 тысяч событий для детектора DarkSide-20k (см. рисунок 6). Для каждого события заранее были известны каналы с максимальным значением фотоэлектронов в верхней части детектора, а также координаты X и Y . В предположении, что они будут использованы для обучения сверточной нейронной сети, чтобы потом применять ее к реальным данным.

Для реконструкции событий было принято решение разработать сверточную нейронную сеть, состоящую из нескольких слоев, которая должна обучаться на 90 процентах данных и тестироваться на оставшихся 10 процентах.

В связи с большим количеством данных, из-за физических ограничений на оперативную память, анализ проводился частями, по 20 тысяч событий за раз на онлайн-площадке Google Colab.

Точность предсказанных нейросетью значений в большой степени зависит от размера выборки и количества эпох обучения. Достаточно быстро был определен оптимальный размер выборки, он составил 10 для 20 тысяч событий, а с количеством эпох все было не так однозначно. Потому что график потерь в зависимости от количества эпох выходит на плато после 10-12 эпохи (см. рисунок 11 (а) и (б)), однако реконструкция для 12 и даже 20 эпох оказалась в разы менее точной, чем ожидалось в сравнении с 50 эпохами (см. рисунок 7 и рисунок 8).

Для оценки правильности реконструкции положения событий в пространстве были построены графики для каждой переменной x и y зависимости предсказанного значения и реального, см. рисунок 4. Для каждого из графиков был определен угловой коэффициент методом наименьших квадратов. Для

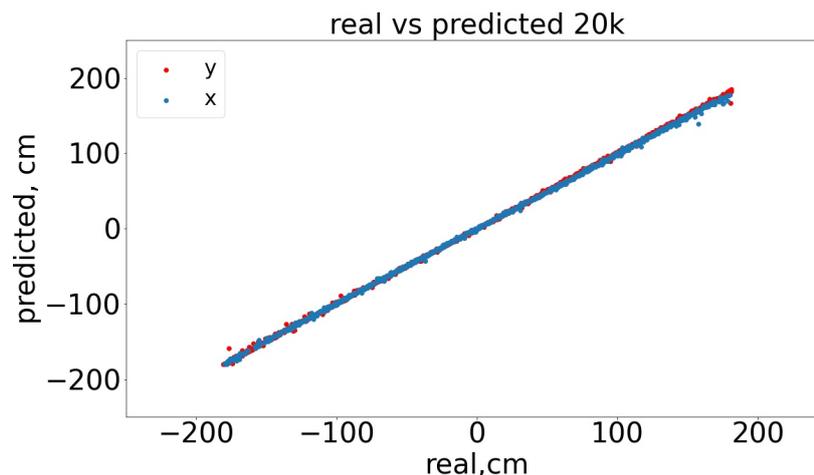
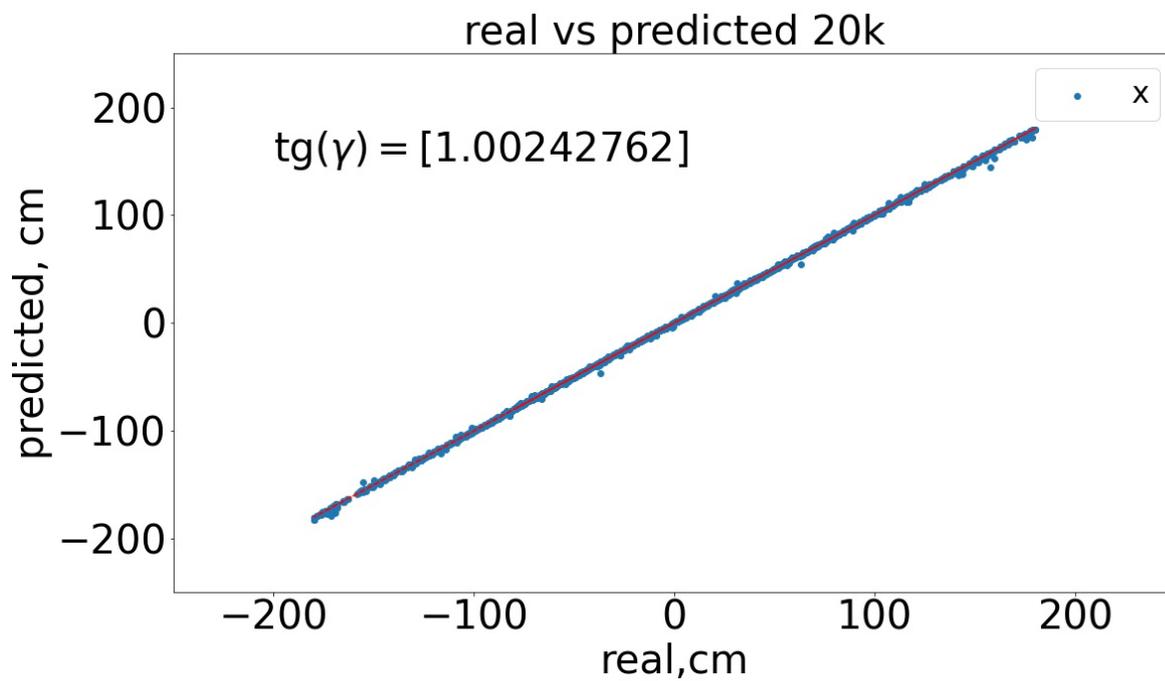


Рисунок – График зависимости предсказанного значения от реального для x и y

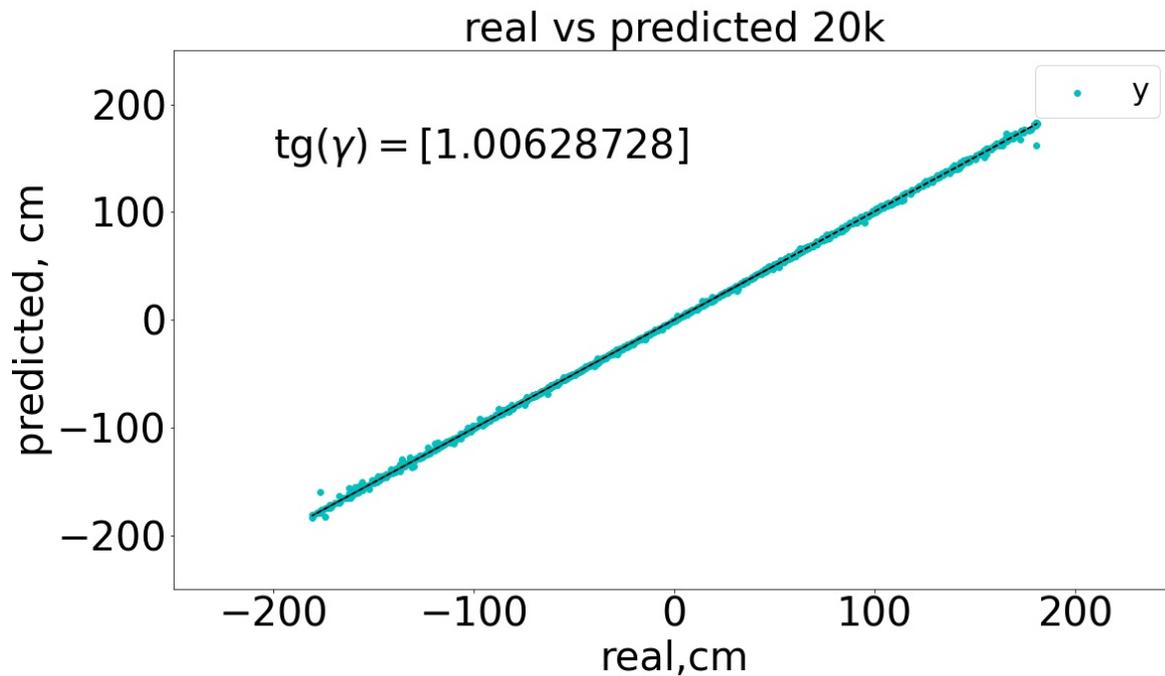
графика координаты x он составил $\alpha = 1.0024$, а также для y — $\alpha = 1.0063$.

Несмотря на точность, которая возрастает с увеличением числа эпох, время на обучение тратится пропорционально их количеству, а значит с каждым разом все больше. Следовательно, необходимо было найти такое число эпох, чтобы обучение занимало приемлимое время, а точность при этом не была потеряна. Для 50 эпох разность между реальным и предсказанным значением координат минимальная из полученных, а на рисунке 7(а) для 20 эпох эта величина имеет большой разброс. Но если посмотреть на Рисунок 8(а) для 30 эпох разность принимает относительно адекватное значение, и время для обучения также оптимально.

Чтобы в этом убедиться, была построена гистограмма распределения ошибок для координат x и y , см. рисунок 9 (а) и (б). Затем обе гистограммы были аппроксимированы функцией Гаусса, и для них были соответственно найдены σ и μ . Для координаты y данные величины составили $\sigma = 1.21$ и $\mu = 0.05$, а для координаты x данные величины составили $\sigma = 0.99$ и $\mu = 0.031$ (см. рисунок 10 (а) и (б)).



(а) График validation loss и loss для координаты x 30 эпох.



(б) График validation loss и loss для y координаты 30 эпох.

Рисунок – Основные графики и гистограммы для 30 эпох.

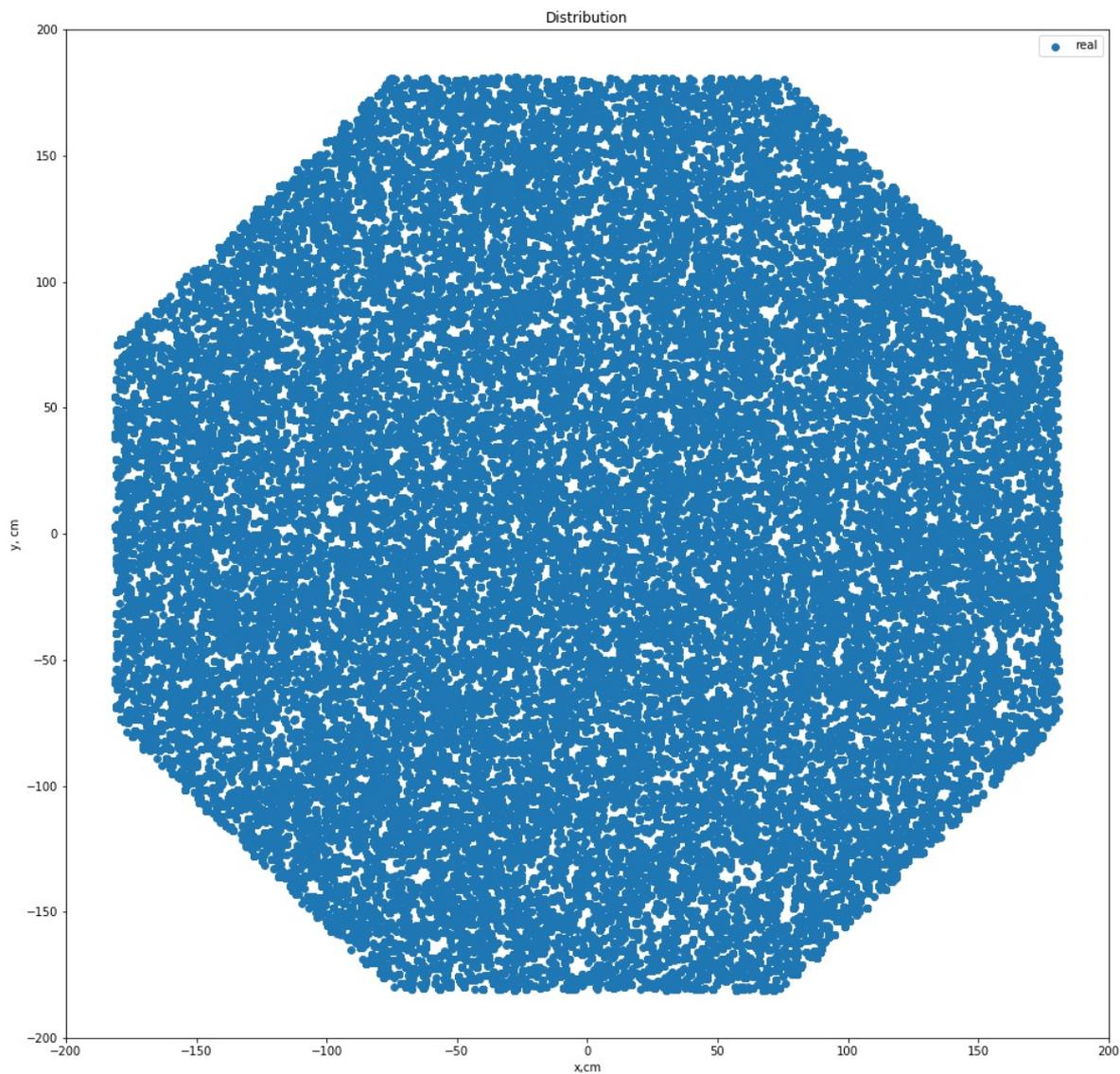
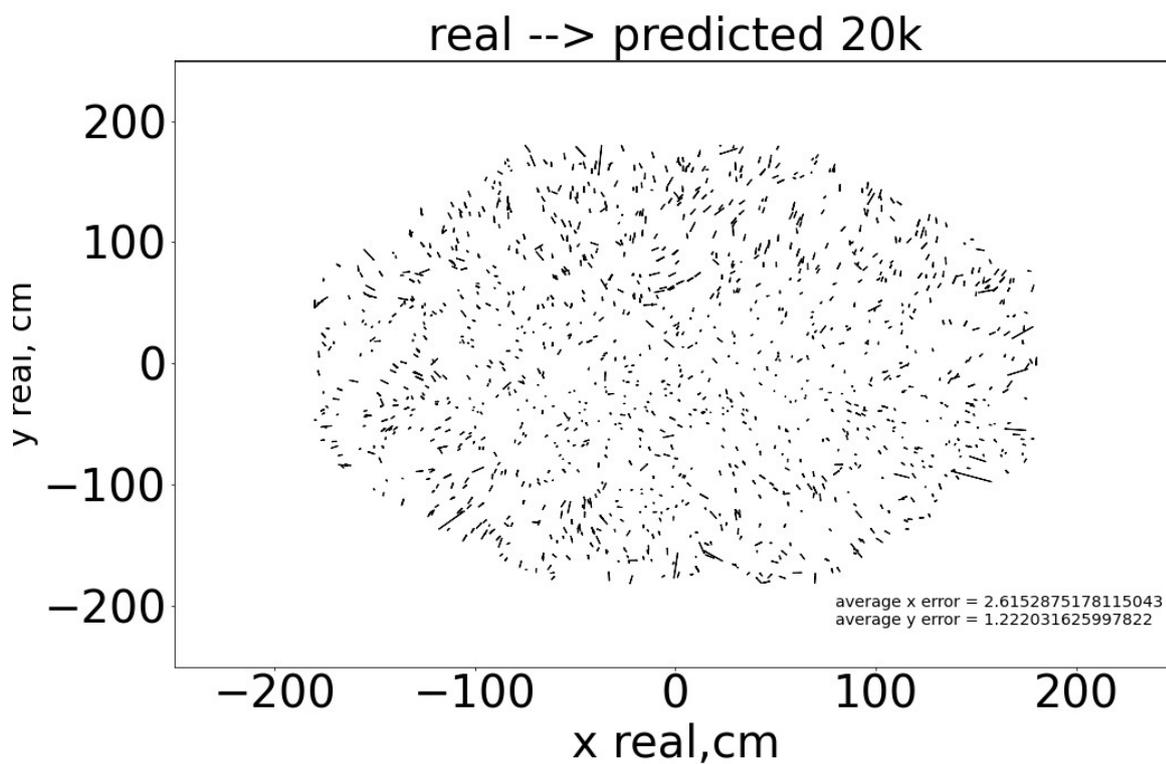
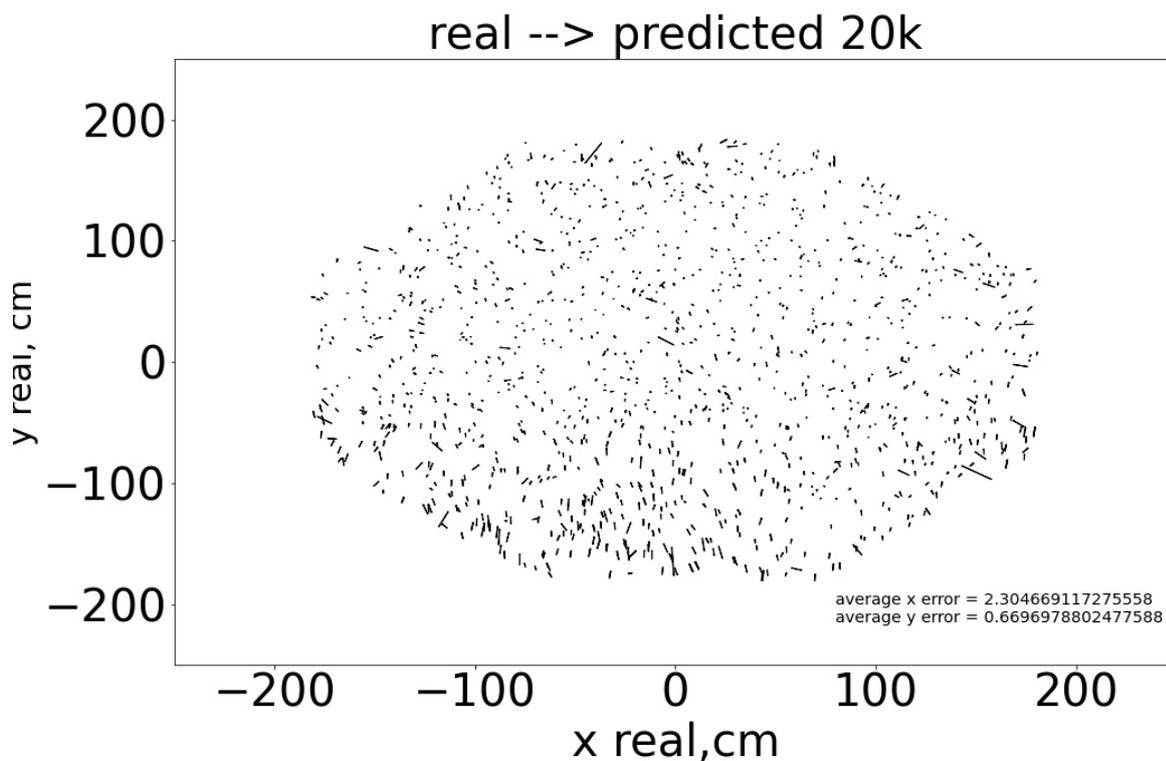


Рисунок – Распределение координат X и Y всех событий.

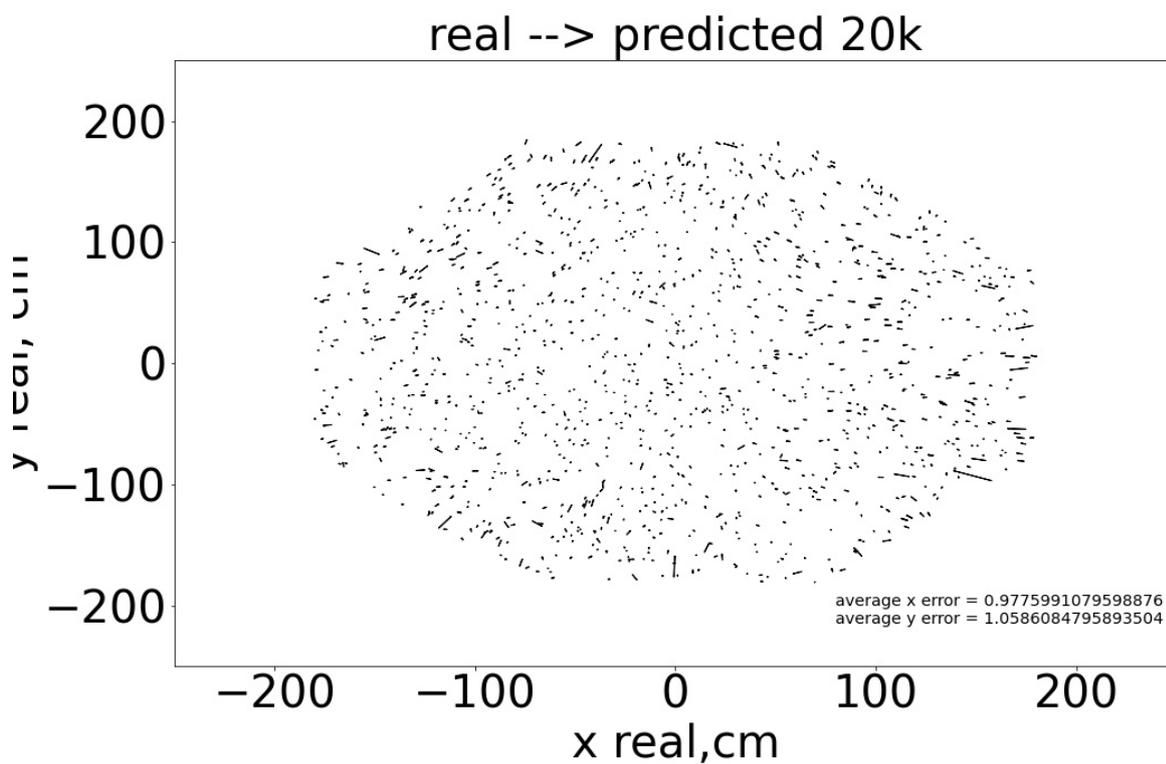


(а) Распределения разности предсказанного и реального значений координат. 12 эпох.

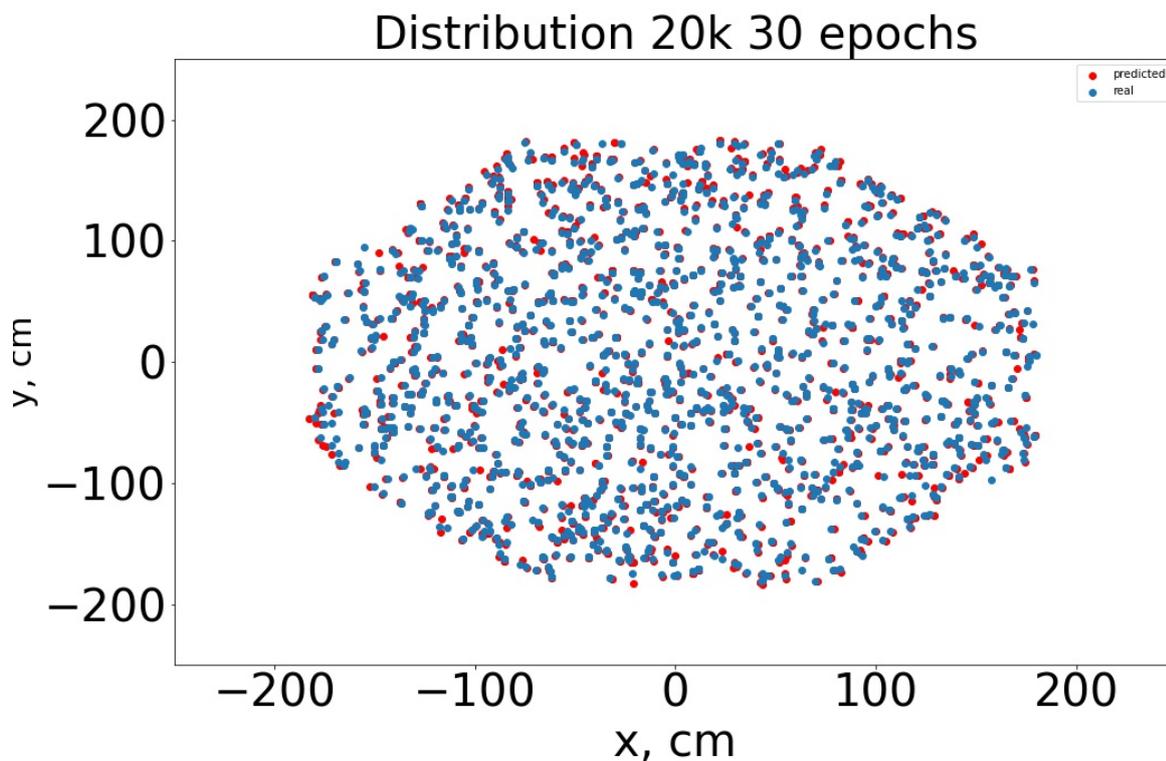


(б) Распределения разности предсказанного и реального значений координат. 20 эпох.

Рисунок – Основные графики и гистограммы для 20 и 12 эпох.

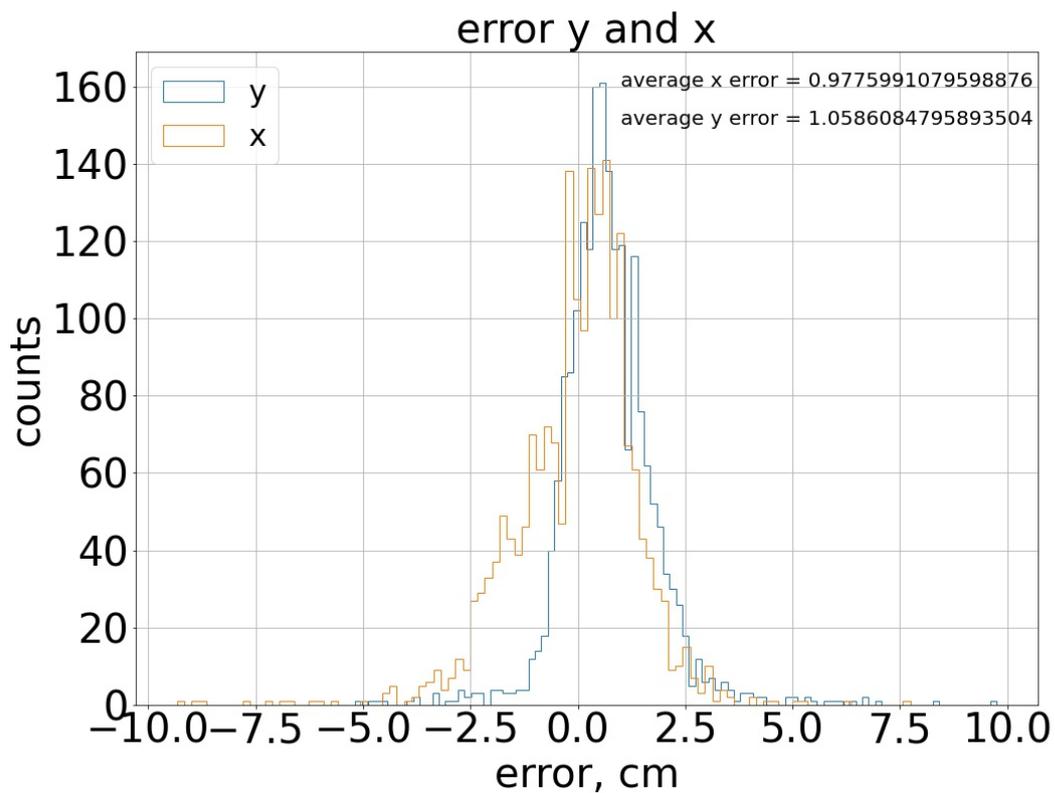


(а) Распределения разности предсказанного и реального значений координат.

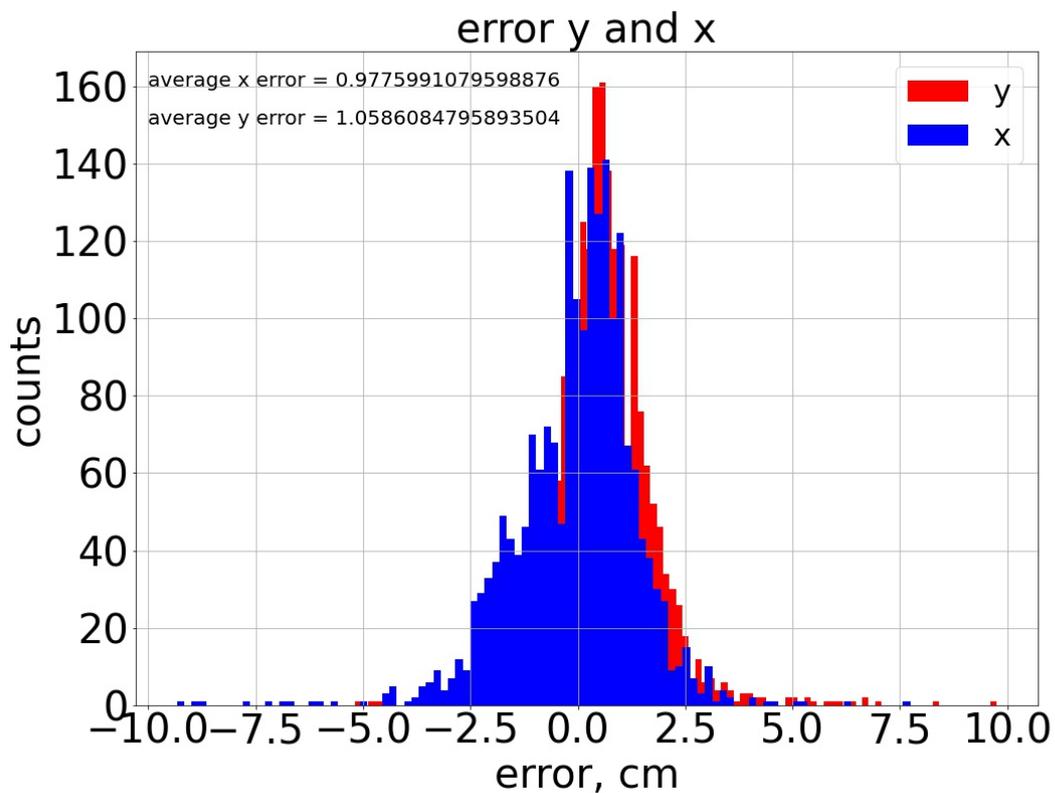


(б) Предсказанное распределение координат X и Y всех событий.

Рисунок – Основные графики и гистограммы для 30 эпох.

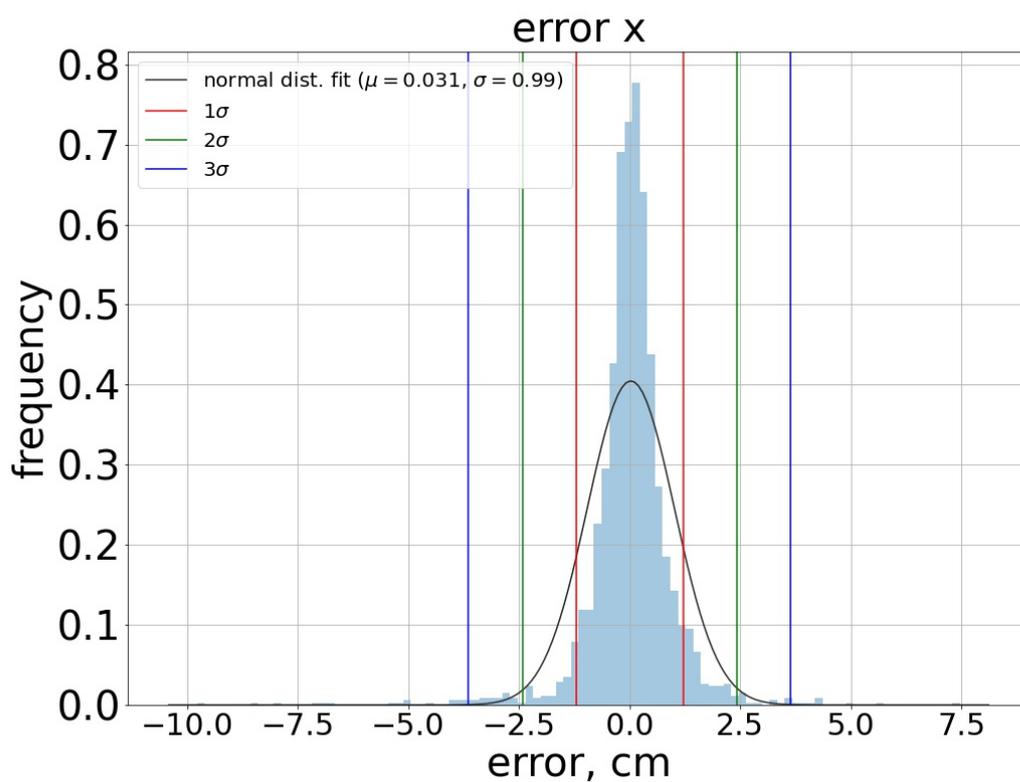


(а) Гистограмма средней ошибки для координат x и y.

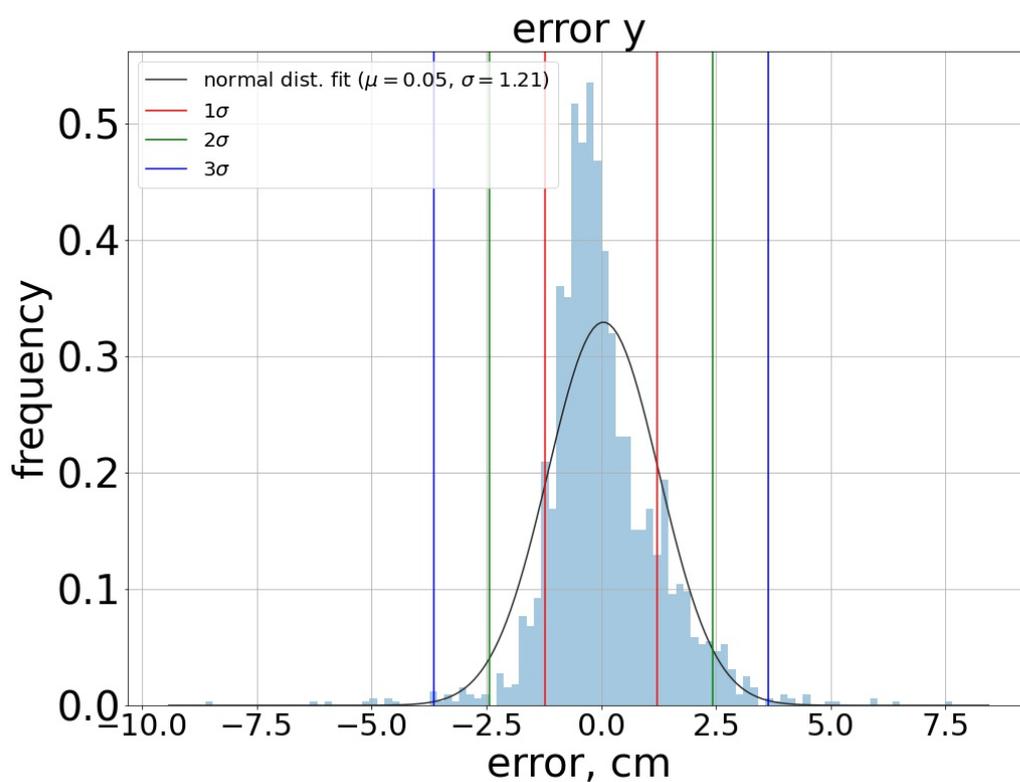


(б) Гистограмма средней ошибки для координат x и y.

Рисунок – Основные графики и гистограммы для 3 эпох.

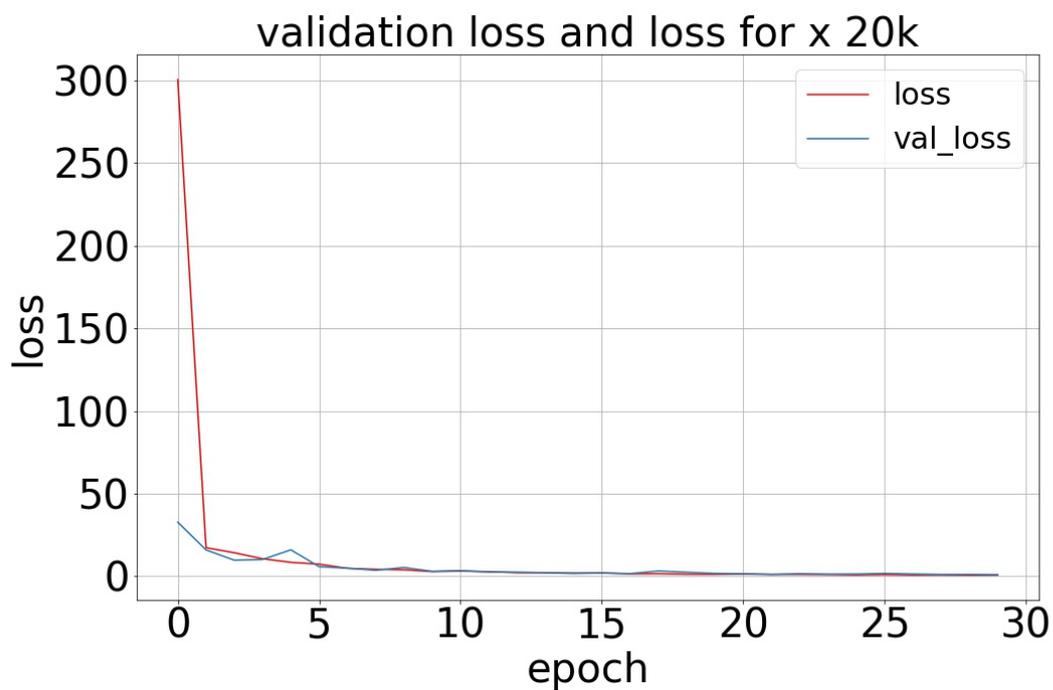


(a) Гистограмма средней ошибки для координаты x, аппроксимированный гауссом.

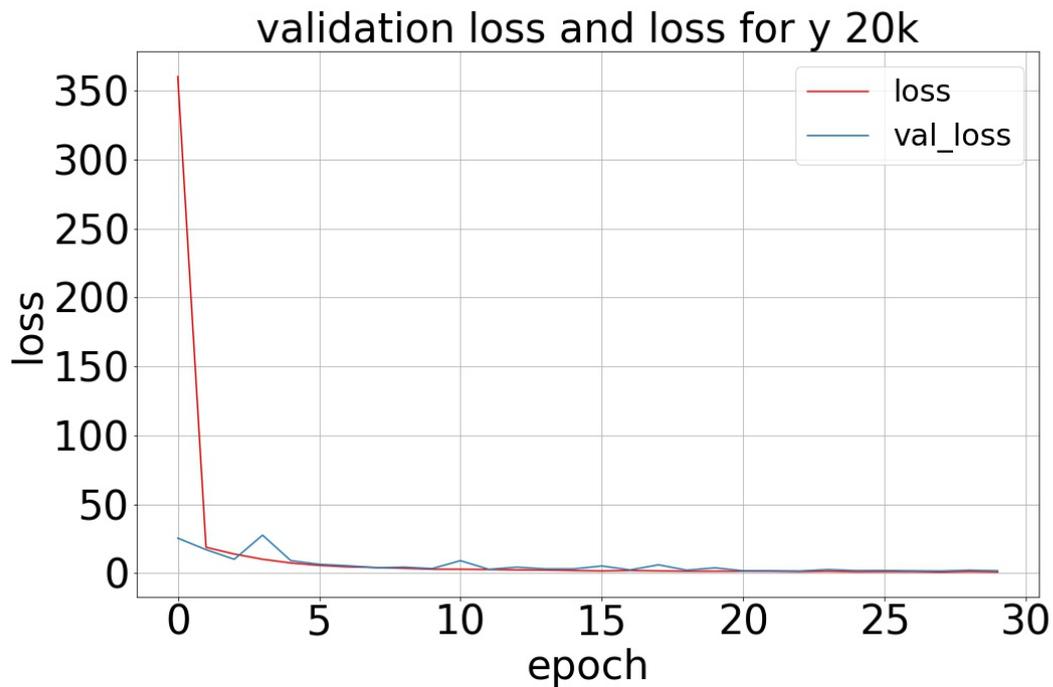


(б) Гистограмма средней ошибки для координаты y, аппроксимированный гауссом.

Рисунок – Основные графики и гистограммы для 30 эпох.

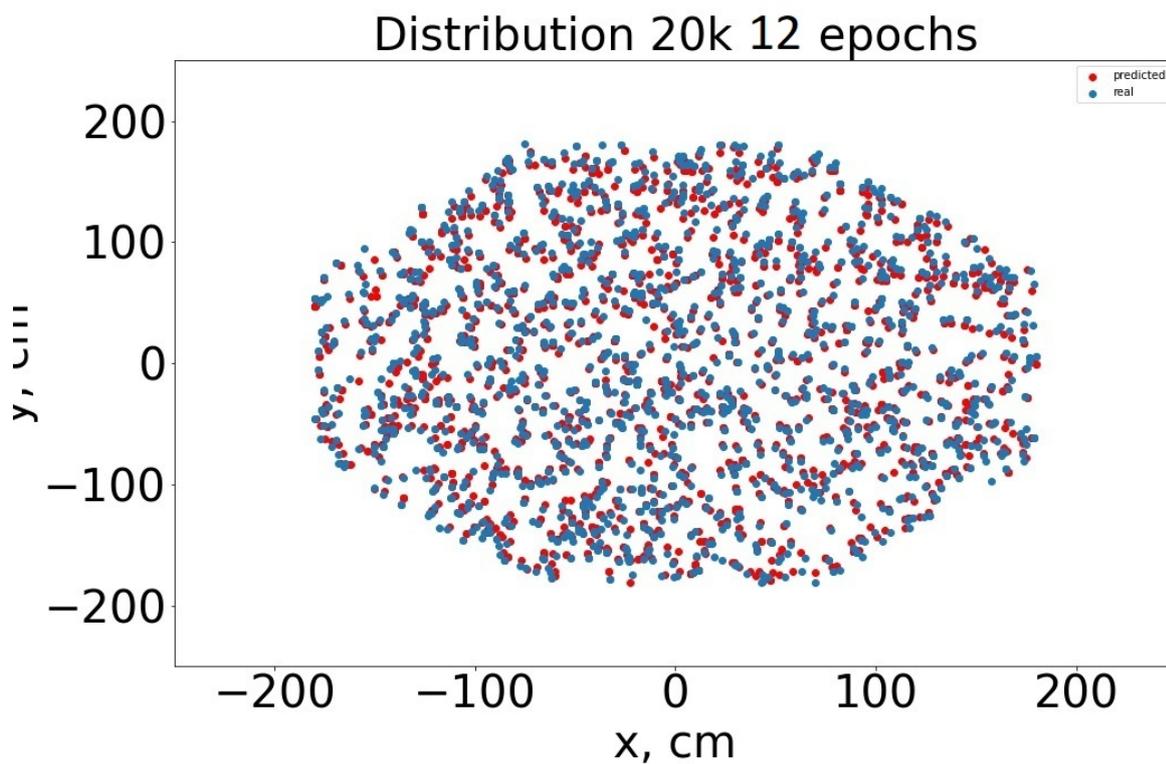


(а) График validation loss и loss для координаты x 30 эпох.

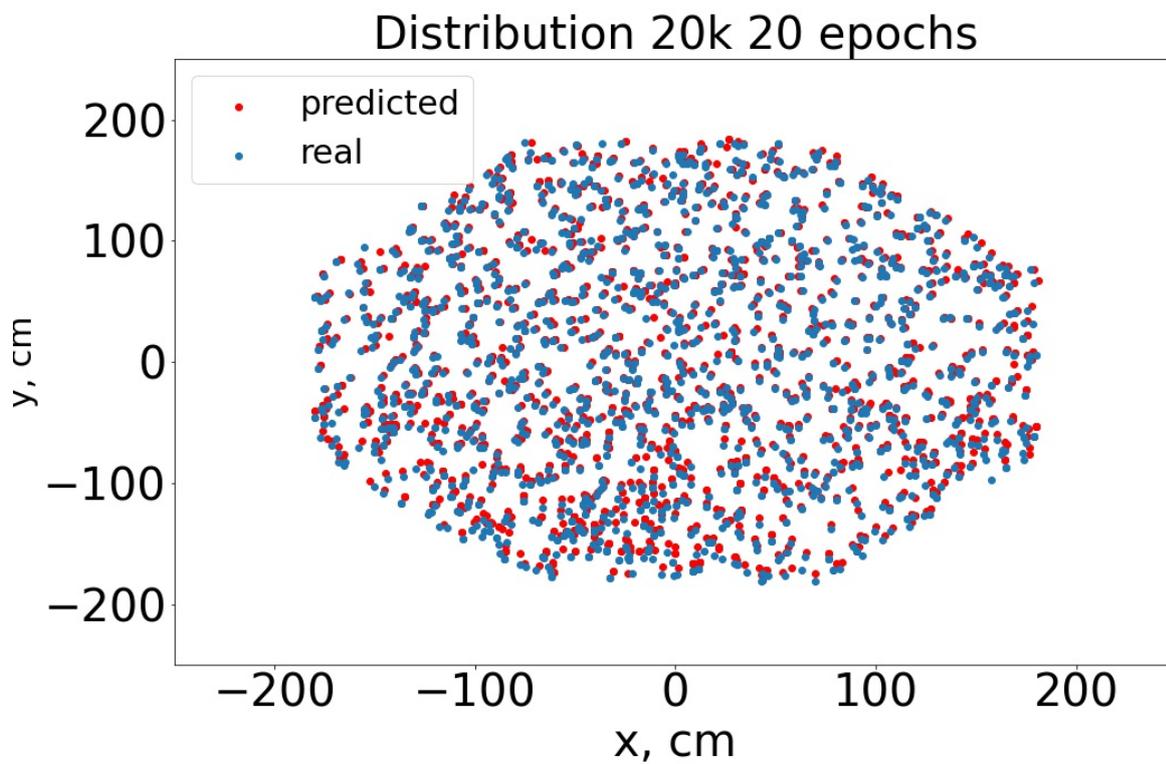


(б) График validation loss и loss для y координаты 30 эпох.

Рисунок – Основные графики и гистограммы для 30 эпох.



(а) Распределения предсказанных и реальных значений координат. 12 эпох.



(б) Распределения предсказанных и реальных значений координат. 20 эпох.

Рисунок – Основные графики и гистограммы для 20 и 12 эпох.

6 Результаты

В ходе данной научной работы были изучены основные принципы работы эксперимента DarkSide-20k и сверточных нейронных сетей.

Разработана собственная нейронная сеть, которая с необходимой точностью реконструирует положение события в пространстве в плоскости x и y .

Обработаны данные, смоделированные методом Монте-Карло, отобрана необходимая для реконструкции информация о событиях, с заведомо известными значениями координат x и y , на основе которой была обучена нейросеть.

Подобраны оптимальные параметры обучения, такие чтобы реконструкция была точной.

Список литературы

1. Bottino B. Dark matter search with liquid argon in DarkSide: results with scientific and technological prototypes. — 2019.
2. Cullo A. Using Convolutional Neural Networks for DarkSide-20k Analysis. — 2018.
3. DarkSide-20k: A 20 Tonne Two-Phase LAr TPC for Direct Dark Matter Detection at LNGS / C. E. Aalseth [et al.]. — 2017.
4. Marini L. Dark Matter Direct Detection with DarkSide-50: Analysis of Early Data. — 2018.