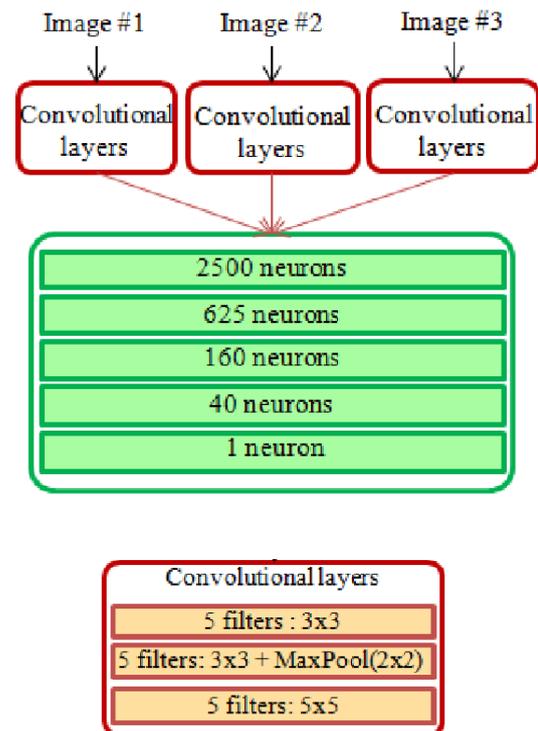


Анализ данных АЧТ

1. Восстановление энергии событий по изображениям АЧТ как для одного, так и для нескольких телескопов — 2021-2022 гг.
2. Изучение вопроса сжатия данных автоэнкодерами — 2022 г.

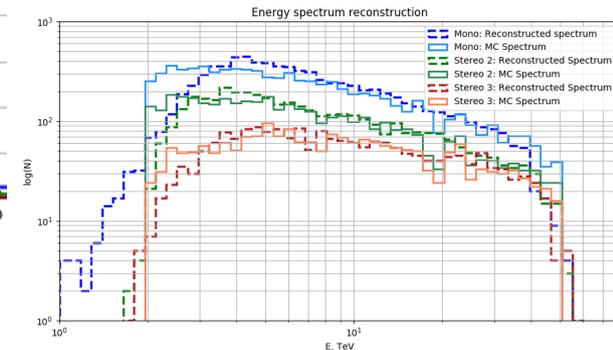
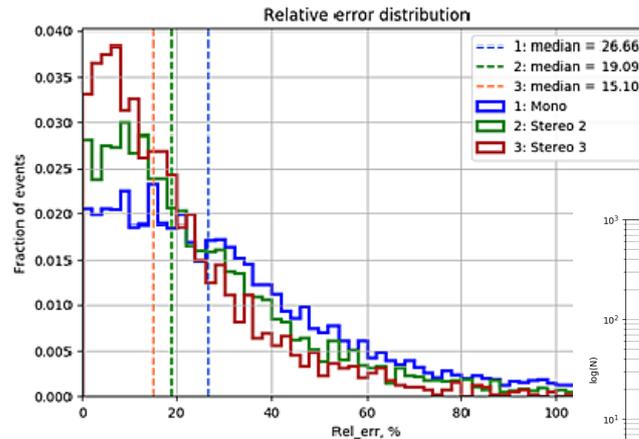
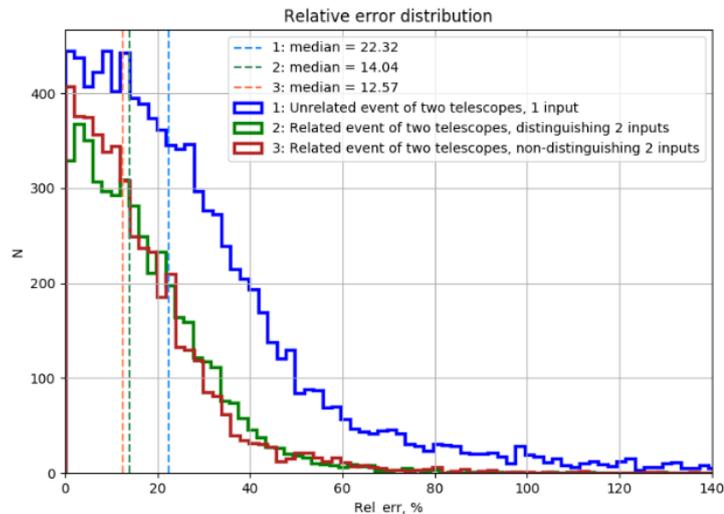
1.1. Задача восстановления энергии в стерео-режиме

- Изучался вопрос восстановления энергии гамма-событий в стерео-режиме: рассматривалось расширение тренировочной выборки через перемешивание входных каналов из-за того, что тренировочный набор был мал. Доступное количество событий:
 - 30000 — моно-режим
 - 14 800 — «стерео2»-режим
 - 7 700 — «стерео3»-режим
- Сравнивалось качество восстановления для разных режимов наблюдения: моно, стерео2 и стерео3-режимы



1.1. Задача восстановления энергии в стерео-режиме

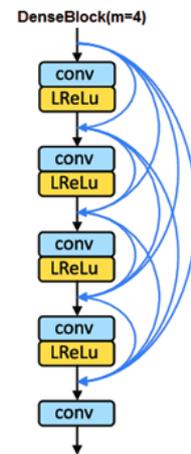
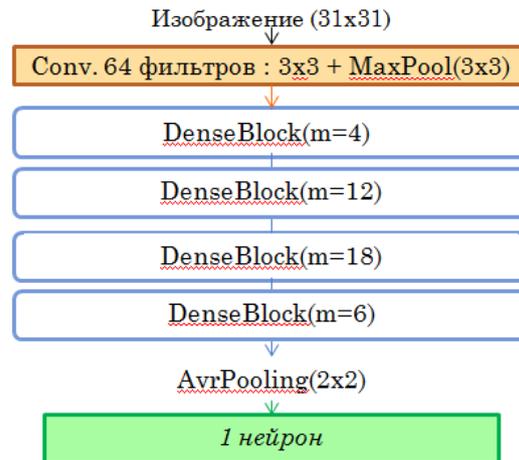
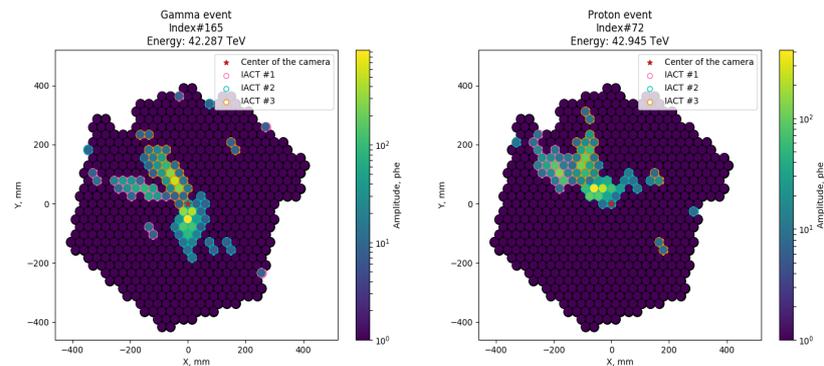
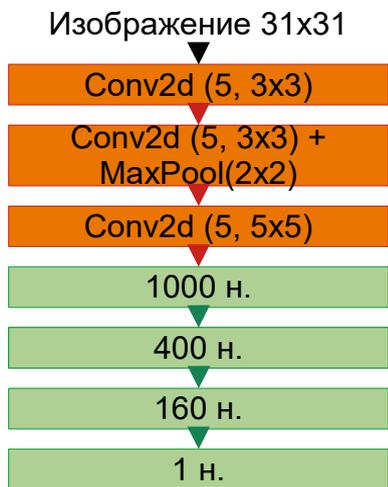
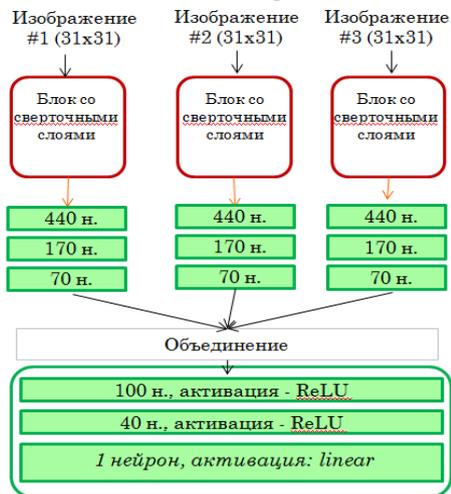
- Вопрос перемешивания каналов на примере стерео2:
 - 1) данные с каждого телескопа линейно подаются данные через 1 вход;
 - 2) входы сетки для стерео приписаны к номеру телескопа;
 - 3) входы сетки не приписаны к номеру телескопа
- Перемешивание показало улучшение качества восстановления энергии
- Сравнение восстановления в моно, стерео2 и стерео3 оказало улучшение качество реконструкции энергии.
- Хи-квадрат:
 - Моно — 1546
 - Стерео2 — 495
 - Стерео3 — 156



1.2. Задача восстановления энергии в «стерео3»-режиме

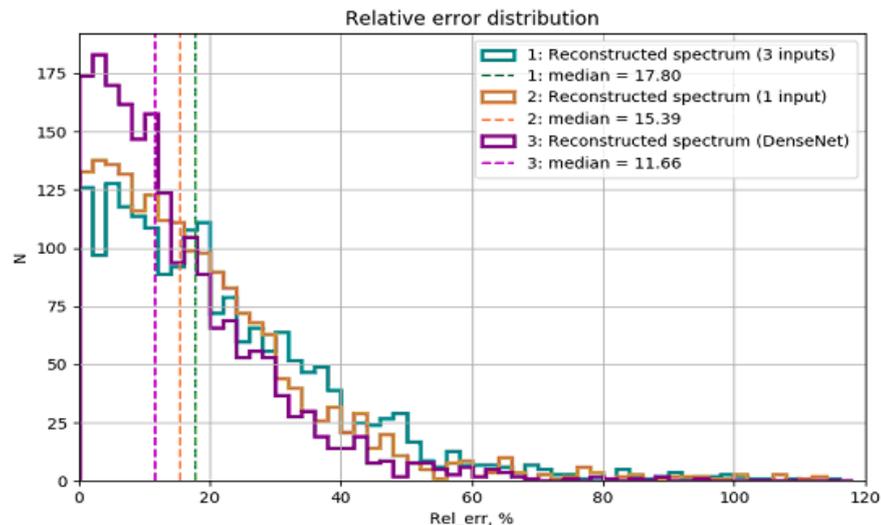
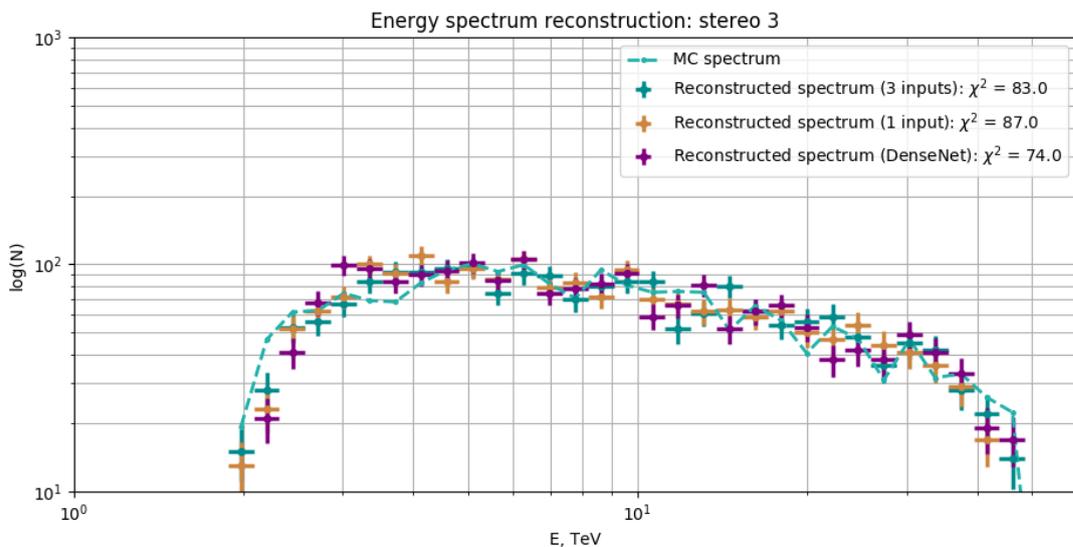
- Проводилось сравнение формы нейронных сетей для совместных событий с трех телескопов (стерео3):

- три входа (линейная CNN),
- один вход (линейная CNN),
- один вход с нелинейными связями (DenseNet)



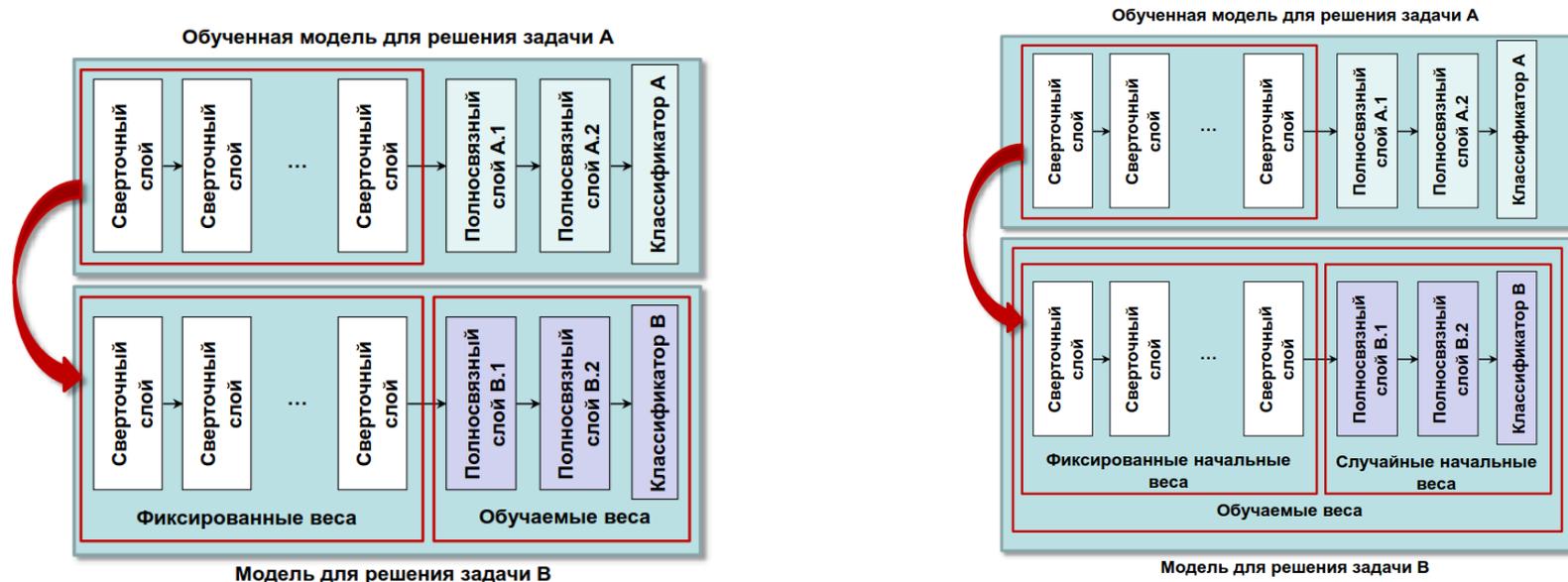
1.2. Задача восстановления энергии в «стерео3»-режиме

- В статистическом плане восстановленные спектры мало отличаются друг от друга, при рассмотрении каждого события — подача совместных изображений в CNN с нелинейными связями улучшает результат



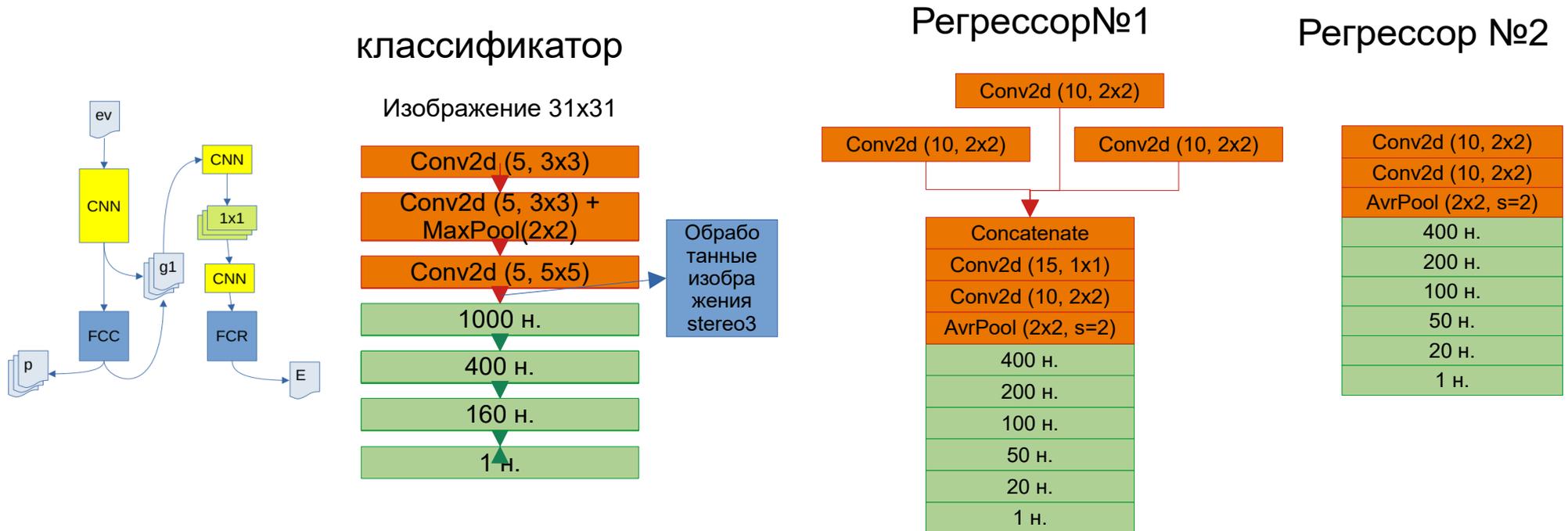
1.3. Перенос обучения

- В 2022 году рассматривался метод переноса обучения для режима «стерео3».
- Перенос обучения — это метод, при котором знания, полученные в результате решения одной задачи, переносятся на другую задачу, связанную с первой.
- Таким образом, сокращается количество времени, данных и вычислительных ресурсов, необходимых для обучения новой модели.



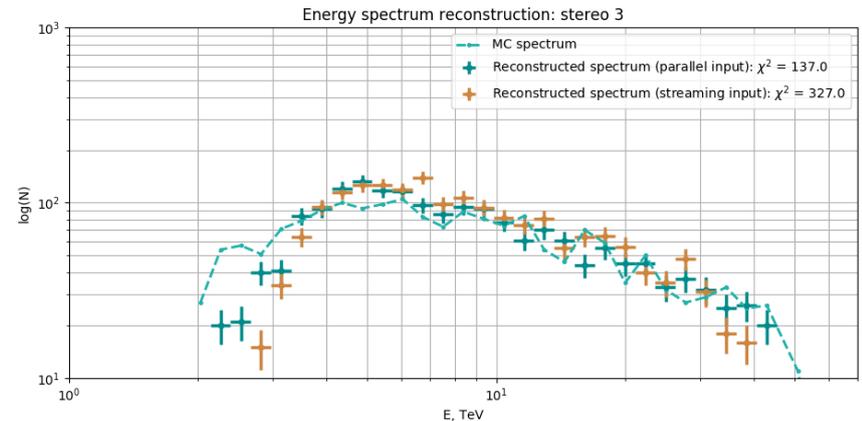
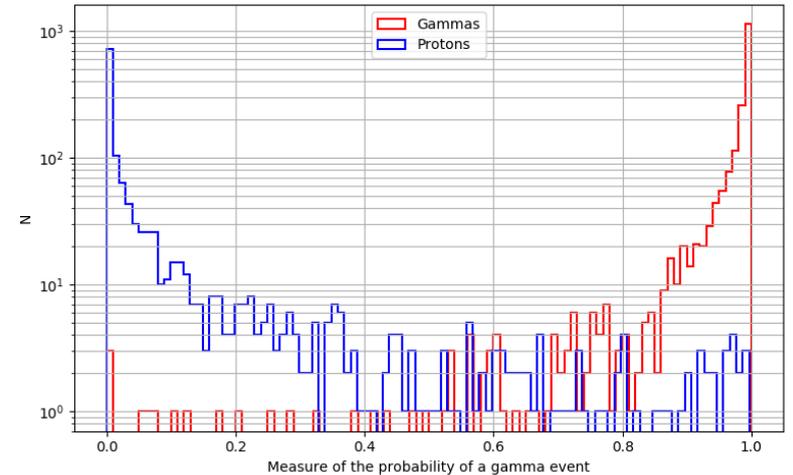
1.3. Перенос обучения

- Рассматривался первый способ переноса с фиксированными весами у блока с Conv- слоями после обучения классификатора, извлечение карт признаков с их классификацией и обучение регрессора на гамма-подобных событиях.



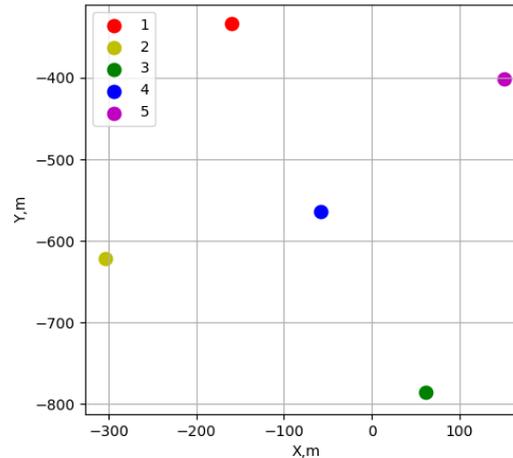
1.3. Перенос обучения

- Обучение классификатора: 58.4 тыс. событий ($9.7 * 6$ из-за неотличимости входов), 5 эпох, 110 с/эпоха.
- Перенос карт признаков в регрессионную модель №1 или №2, обучение регрессионной модели уже для гамма-подобных событий (определены через классификатор)
 - Порог разделения классов: 0.9
 - Всего гамма/протонов: 7746 / 5241
 - После классификатора: Всего 7232 событий, где внутри 7146 гамма и 86 протонов.
- Регрессионная модель №1
 - Обучение : 5.4 тыс. событий, 30 эпох, 2 с/эпоха
- Регрессионная модель №3
 - Обучение: 16.2 тыс. событий, 60 эпох, 3 с/эпоха

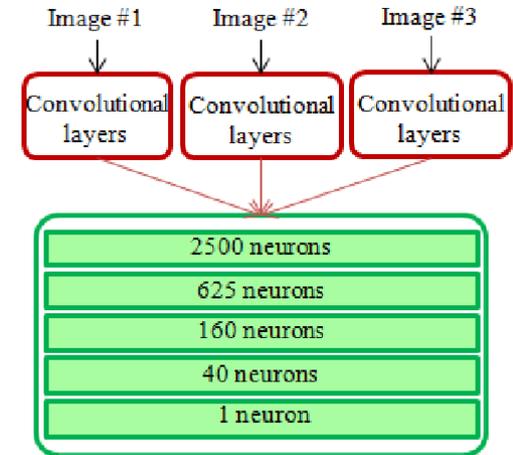


1.4. Сравнение восстановления энергии с традиционными методами восстановления

- П. Волчугов предоставил MC-данные гамма-событий для 5 телескопов. Для пары телескопов (1,2) он восстановил энергию традиционным способом и предоставил результаты. Обработка была произведена для стерео2-режима.
- Из-за малого количества событий (примерно 3500 на обучение, 1600 на тест) пришлось расширять выборку парными событиями с других телескопов.
- Рассматривались выборки с расстояниями, что примерно соответствует (1,2) — это (1,5), так и все возможные пары.

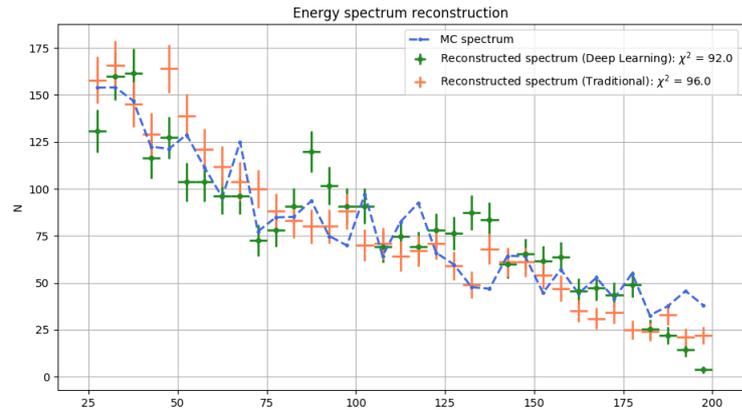


Расстояния между ближайшими телескопами 320±70 м.
Наибольшее расстояние ~500 м.



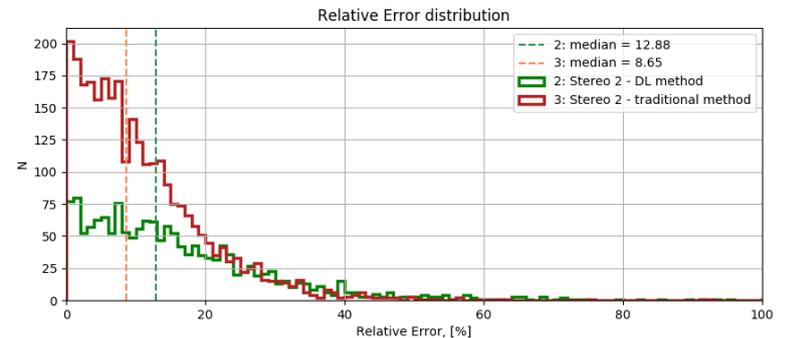
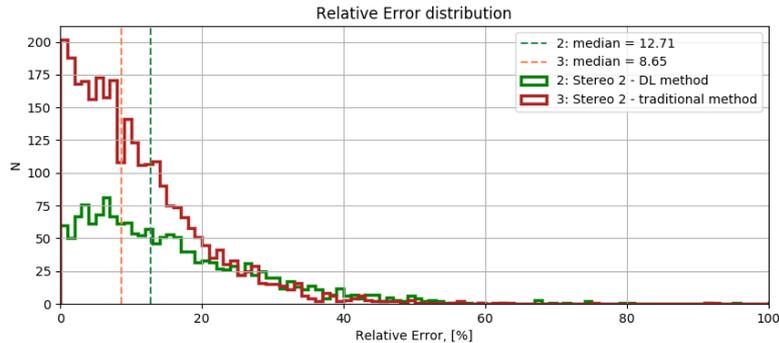
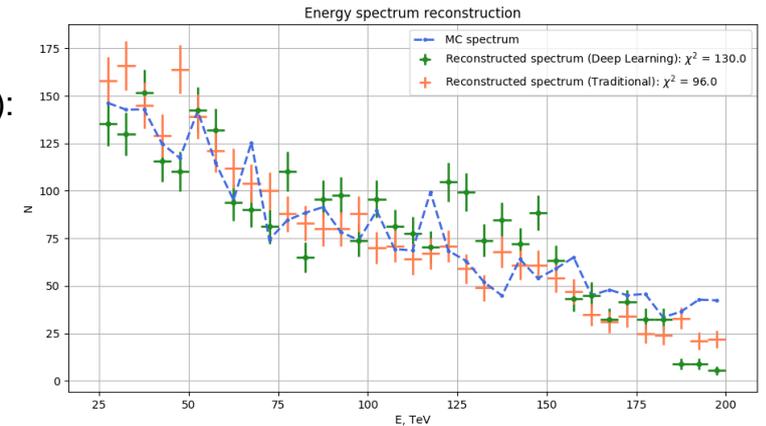
1.4. Сравнение восстановления энергии с традиционными методами ВОССТАНОВЛЕНИЯ

- Обучение в 1 случае 16 600, во втором — 79 000. Результаты лучше в 1 случае (расширение с помощью пары (1,5)). CNN восстанавливает спектр примерно также, как и традиционный метод, но проигрывает в точности.



1 случай (слева):
обучение на
парах (1,2) и
(1,5)

2 случай
(справа):
обучение на
всевозможных
парах



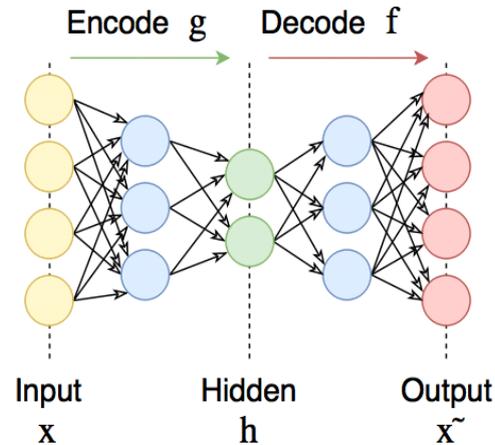
2. Сжатие данных автоэнкодерами

Это нейронная сеть, которая сначала кодирует входной сигнал в некоторое скрытое состояние – пространство скрытых параметров – а затем из скрытого состояния снова разворачивает (декодирует) данные в другое, новое состояние.

Энкодер: $h=g(x)$; Декодер: $\tilde{x}=f(h)$. Задача: изменяя f и g , получить тождественность $x = f(g(x))$, минимизируя функционал ошибки $L(x, f(g(x)))$.

Применение:

- Сглаживание шума;
- Снижение размерности данных.

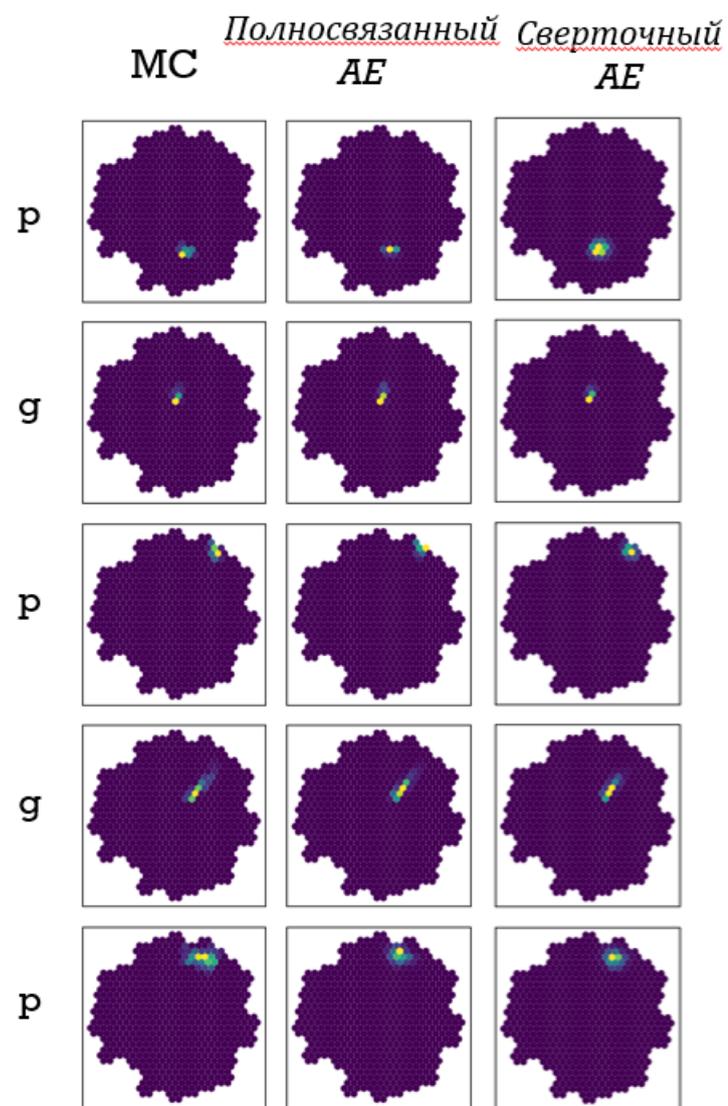


Рассматривались размерности АЕ (N_{dim}), равные 6, 9 и 12.
 Обучение на 50 912 — обучение (~30 тыс. - гамма) масштабированных по $\log(1+x)$ изображениях. Функция ошибок — MSE. Тест: 16 970 (~9 тыс. - гамма). Обучение - 1000 эпох.

Полносвязный АЕ



Сверточный АЕ



2. Сжатие данных автоэнкодерами

Рассматривалось сжатие 1000 MC событий. Верхняя граница коэффициента сжатия C (без учета метаданных) рассчитывалась следующим образом:

$$C = \text{File_size_original} / \text{File_size_compressed}$$

$$C_{\text{zip}} = \text{File_size_original_zipped} / \text{File_size_compressed_zipped}$$

Compression form	File size, kB	C	File size of zip archive, kB	C_zip
MC data	2240	-	56,4	-
jpeg (75%)	376,3	5,95	544,8	0,10
jpeg (85%)	387,9	5,77	551,6	0,10
jpeg (95%)	417,5	5,37	565,0	0,10
png	103,2	21,71	268,0	0,21
AE_12dim	48	46,67	44,8	1,26
AE_6dim	24	93,33	22,1	2,55

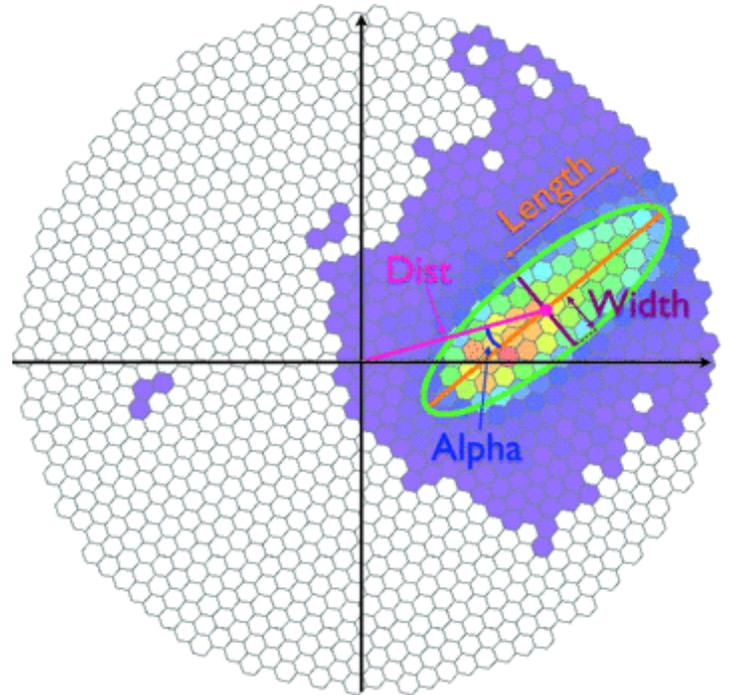
2. Сжатие данных автоэнкодерами

Параметризация изображений черенковских телескопов IACT, полученная из метода главных компонент. Данная параметризация с качественной точки зрения описывает полученное пятно эллипсом с определенными параметрами.

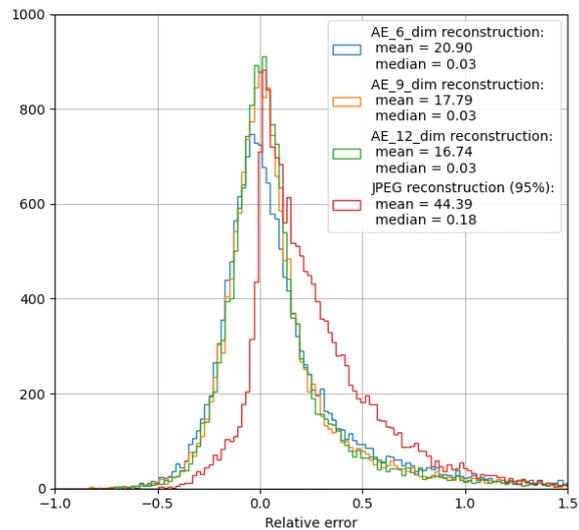
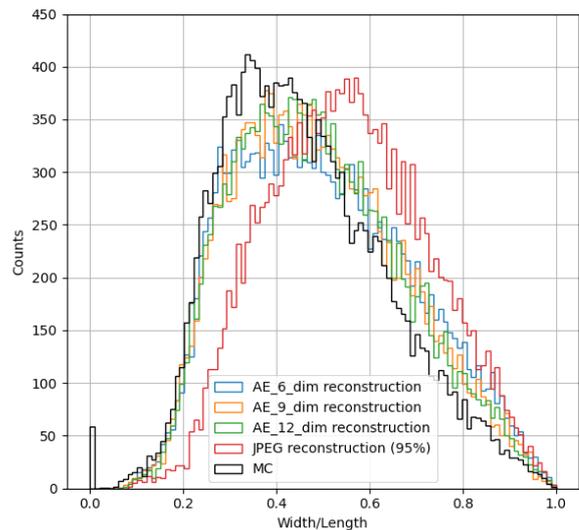
Параметры связаны с физическими параметрами ШАЛ.

Некоторые параметры Хилласа:

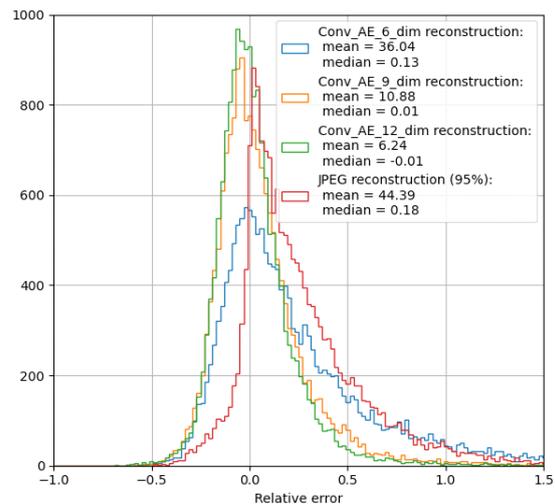
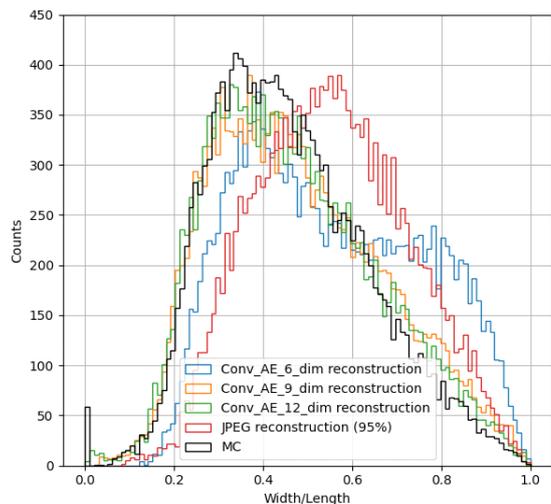
- Большая и малая полуось эллипса (length, width);
- Яркость изображения (Size);
- Угол направления эллипса на источник (Alpha); и др.



ratio Width/Length



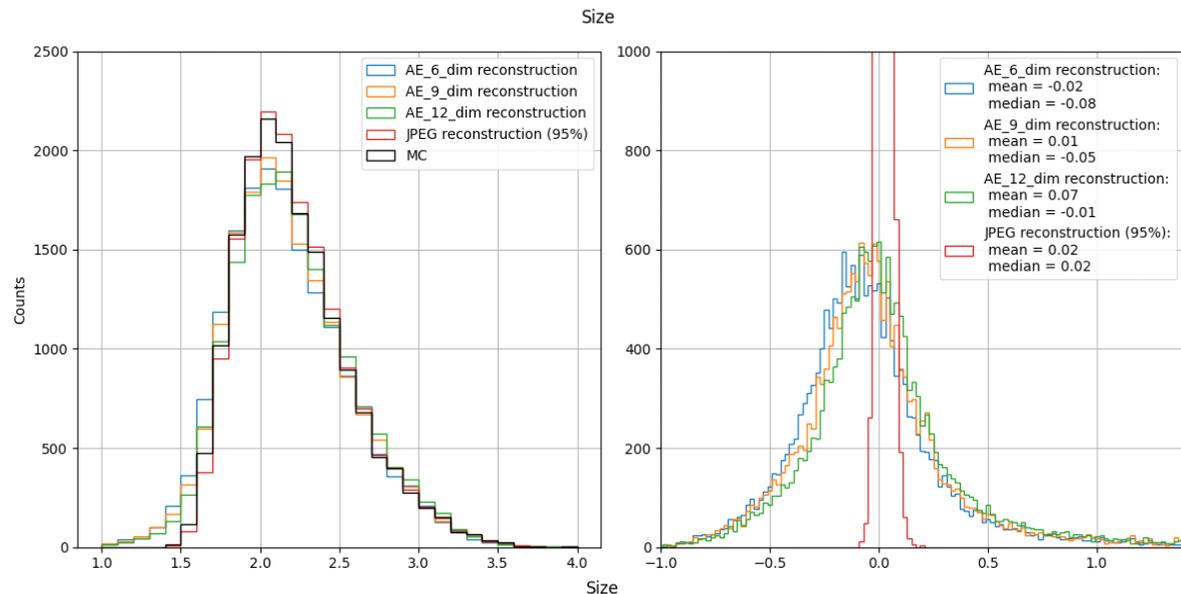
ratio Width/Length



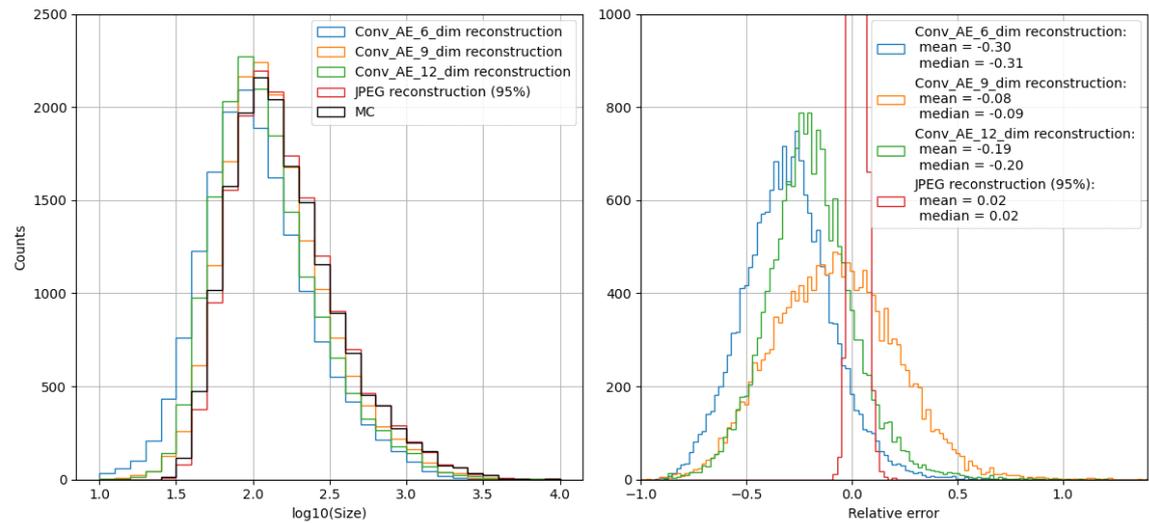
Для отношения полуосей ошибки после восстановления на полуширине составляют 20-25%.

Для Conv_AE форма восстанавливается чуть лучше.

После $N_{dim} = 9$ ошибки сильно не уменьшаются.

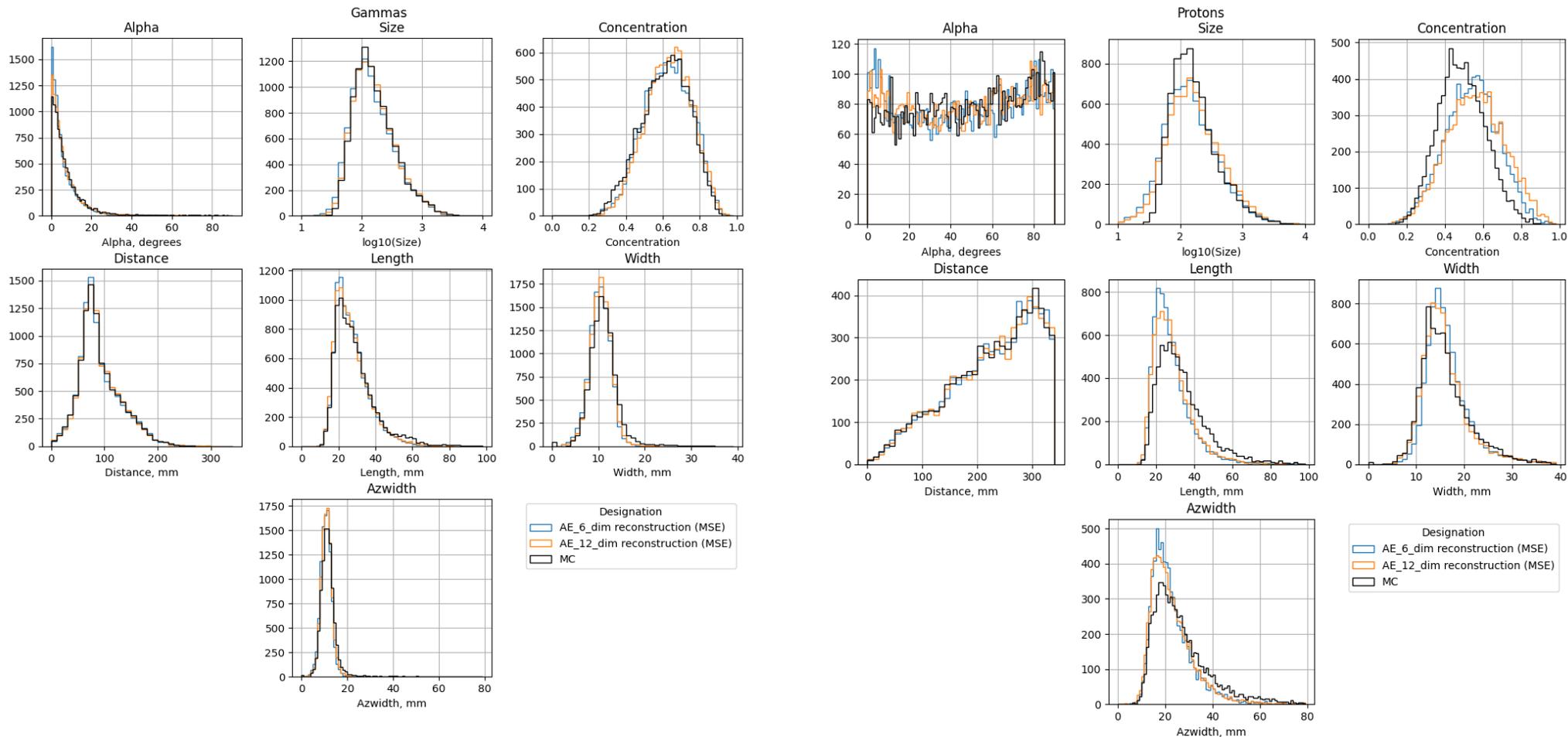


Для АЕ смещения в size намного меньше, но распределение ошибок сильно расплывается.

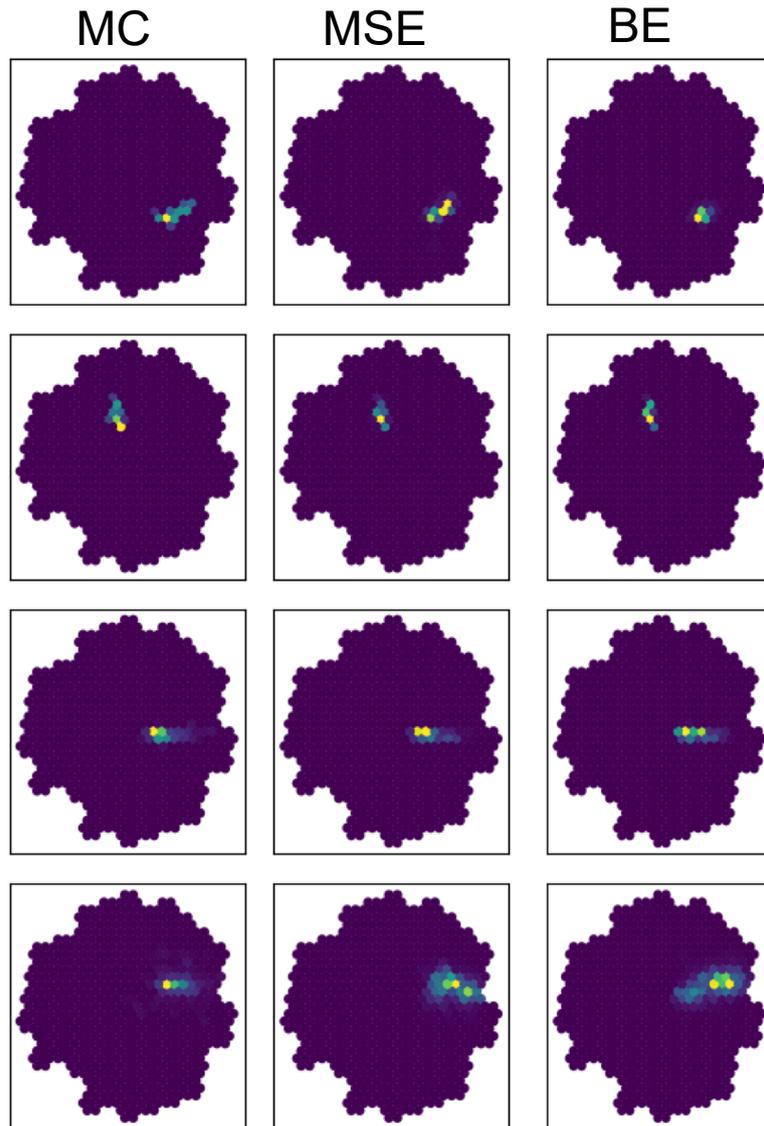


Полносвязанный АЕ лучше восстанавливает энергию.

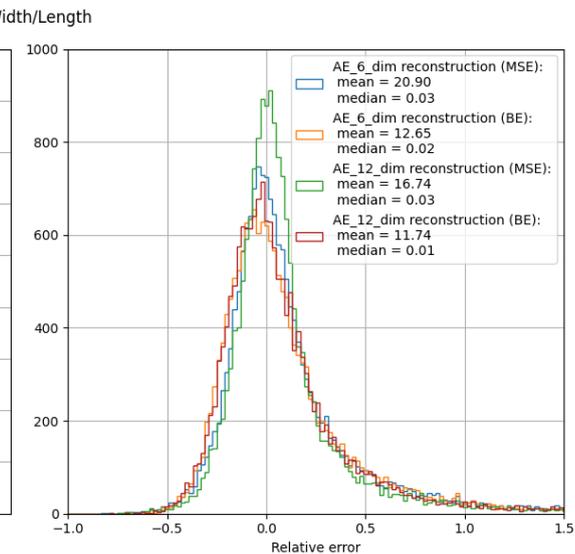
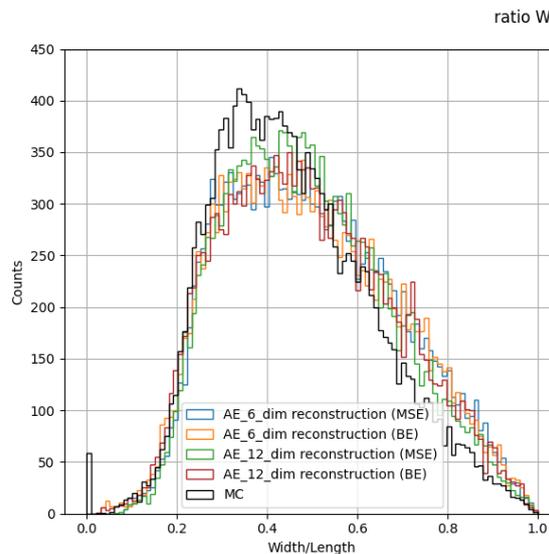
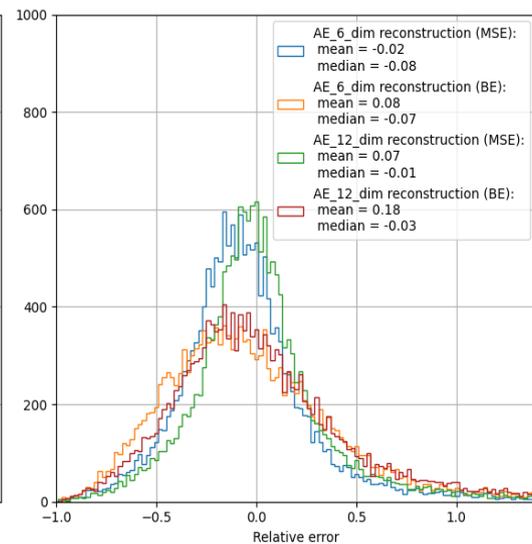
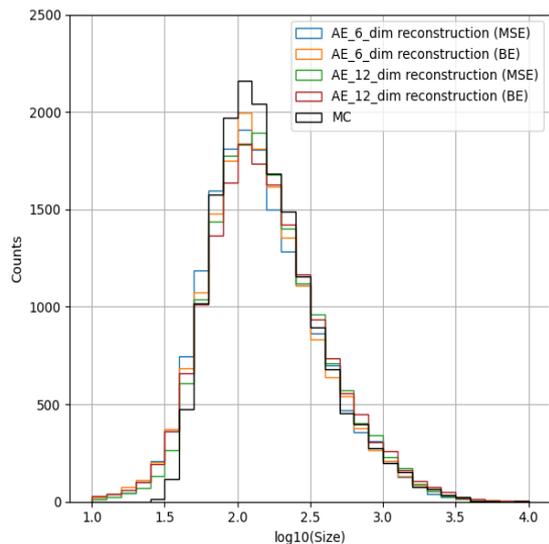
- На примере полностью связанного АЕ было обнаружено, что АЕ плохо декодирует протонные события: распределения некоторых параметров Хилласа сильно отличаются от первоначальных.



- Также изменение ошибки обучения, которая была MSE, на кросс-энтропию (BE) не улучшает качество декодирования событий.



- Также изменение ошибки обучения, которая была MSE, на кросс-энтропию (BE) не улучшает качество декодирования событий.
- MSE при заданном масштабировании изображений (логарифм) лучше восстанавливает параметры Хилласа.



Спасибо за внимание!