

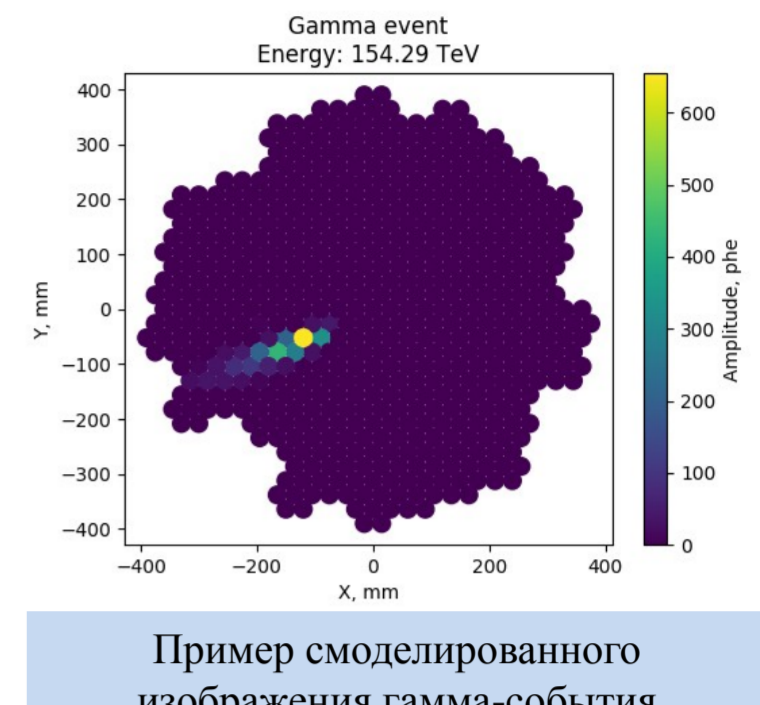
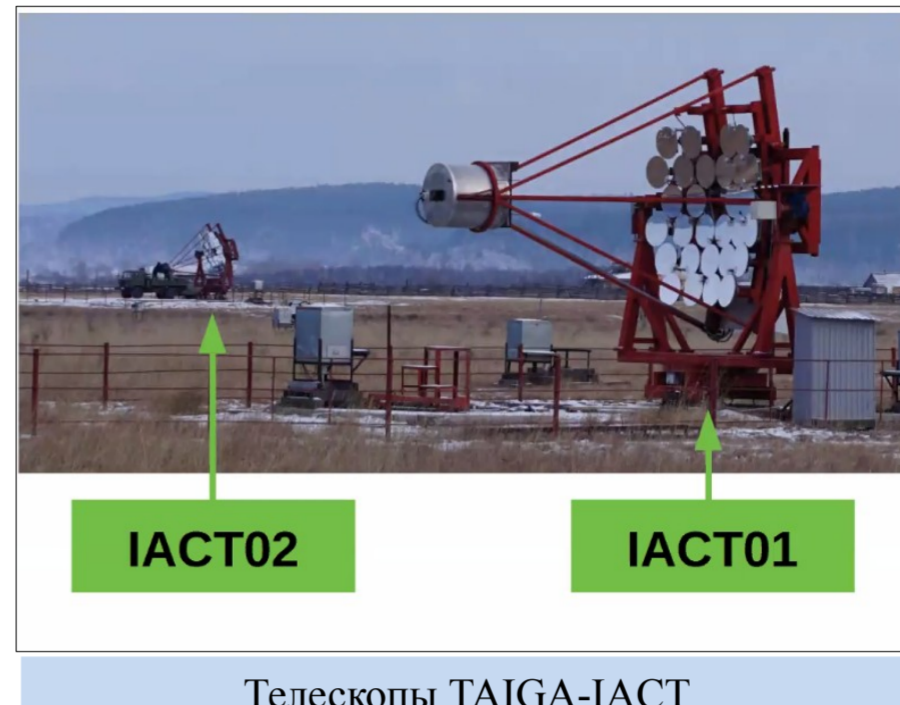
Методы глубокого обучения для анализа данных черенковских телескопов в эксперименте TAIGA

Гресь Е.О.^{1,2}, Крюков А.П.²

¹НИИПФ ИГУ, Россия, Иркутск, greseo@mail.ru
²НИИЯФ МГУ, Россия, Москва, kryukov@theory.sinp.msu.ru

Введение

Атмосферные черенковские телескопы изображения IACT астрофизического комплекса TAIGA позволяют наблюдать высокоэнергетичное гамма-излучение (порядка десятков ТэВ), тем самым позволяют изучать многие астрофизические объекты и процессы, такие как взрывы звезд, движение вещества вблизи сверхмассивных черных дыр и многое другое. Однако, IACT регистрирует космическое излучение косвенным методом — путем регистрации черенковского света широкого атмосферного ливня, вызванного первичной частицей, которая является либо адроном, либо гамма-квантом. Анализ изображений TAIGA-IACT позволяет выделить из суммарного потока гамма-кванты и восстановить их первичные параметры. Традиционным методом обработки получаемых изображений является параметризация изображений (так называемый метод параметров Хилласа). В настоящее время для обработки изображений IACT стали активно применяться методы машинного обучения, в частности, глубокое обучение.



Телескопы TAIGA-IACT

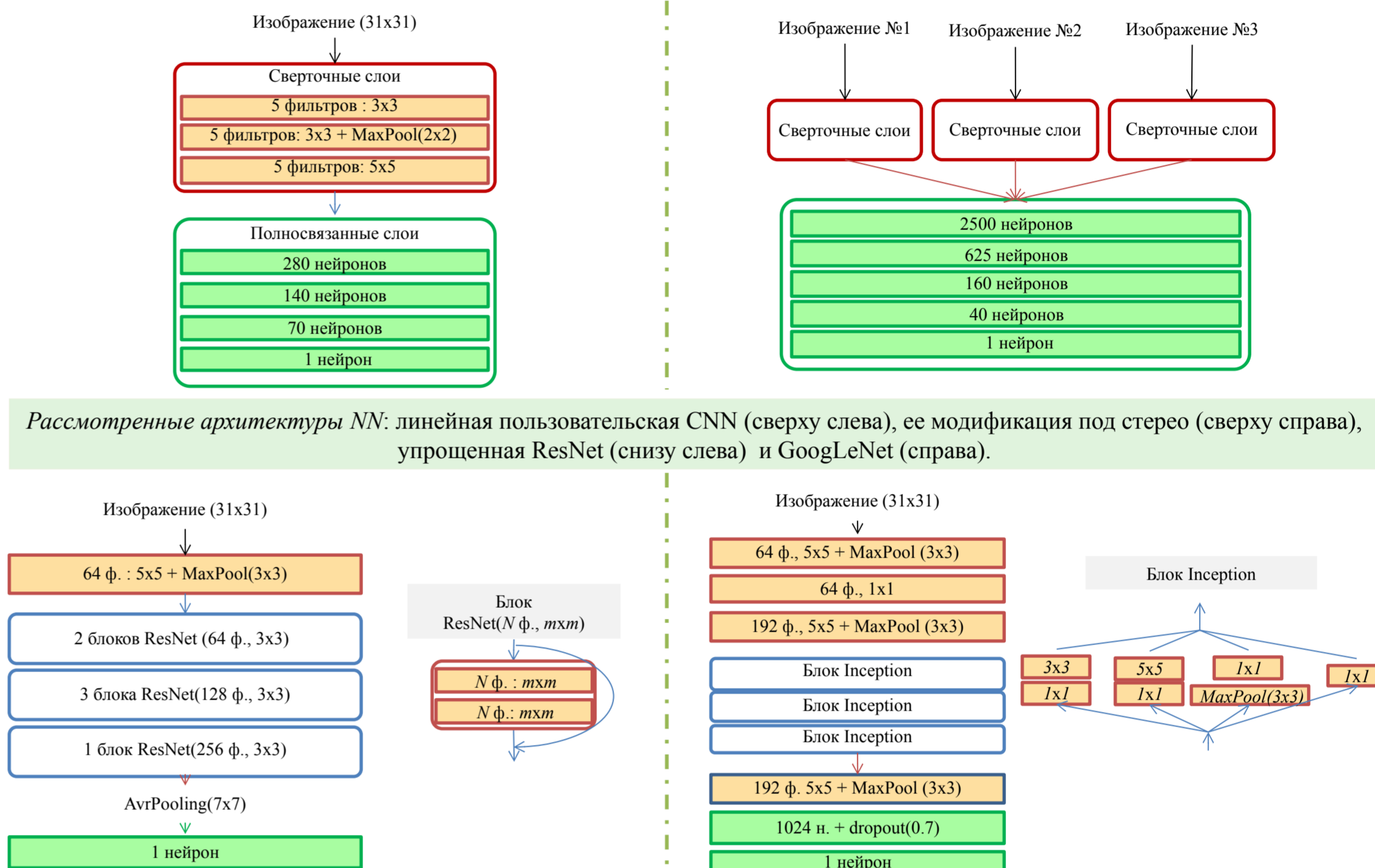
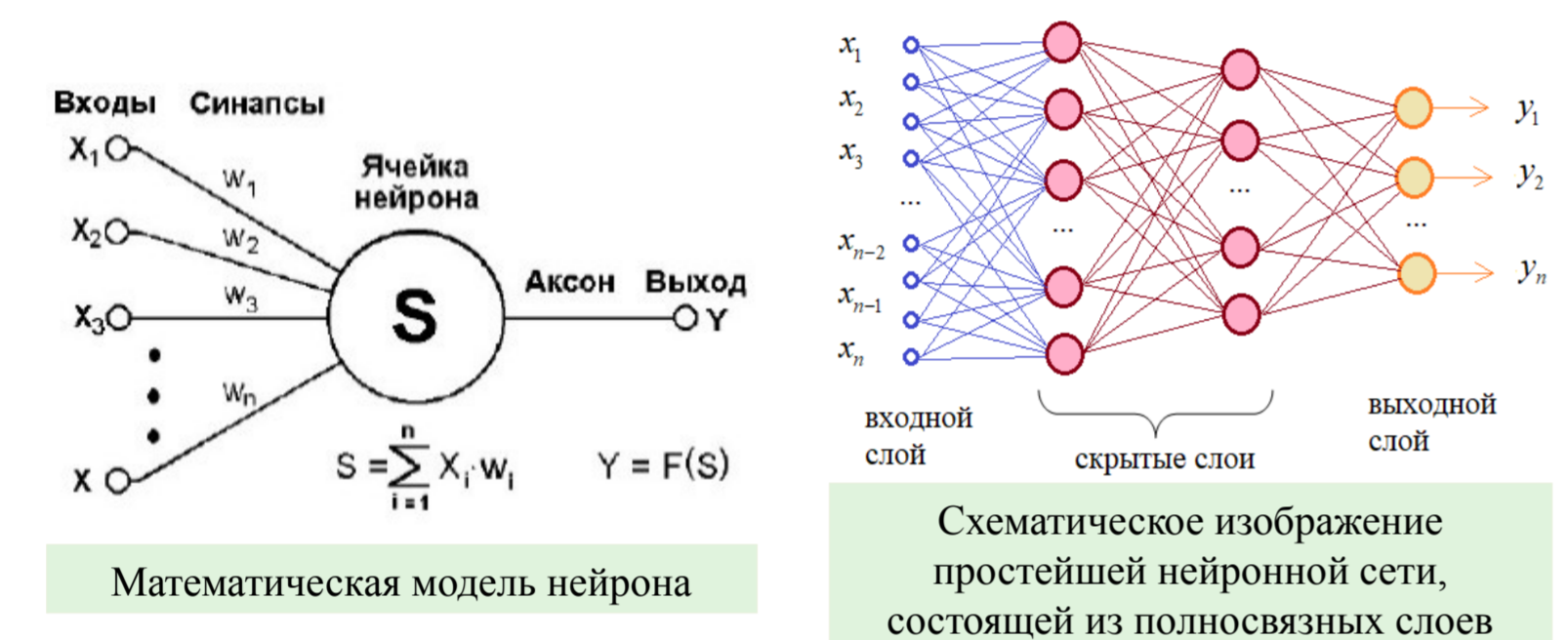
Пример смоделированного изображения гамма-события

Методы глубокого обучения

Машинное обучение — это научная дисциплина, которая использует метод обучения на основе образцов вместо явного программирования компьютерной системы.

Глубокое обучение подразумевает под собой машинное обучение с использованием нейронных сетей (NN) — многослойных графов, где в узле каждого графа находится нейрон (см. рисунок снизу).

Рассмотренные модели нейронных сетей: сложность модели зависит от способа связей и количества весов нейронной сети. Для более корректного сравнения различных сетей друг с другом их структура была выбрана так, чтобы число весов (около 2 млн) примерно совпадало.



Рассмотренные архитектуры NN: линейная пользовательская CNN (сверху слева), ее модификация под стерео (сверху справа), упрощенная ResNet (снизу слева) и GoogLeNet (справа).

Результаты по восстановлению энергии модельных данных

Моно-режим

Критерии оценки восстановления энергии и энергетических спектров

$$Rel_err = \frac{|E_{pred} - E_{true}|}{E_{true}}$$

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^k \frac{((C_{rec})_i - (C_{MC})_i)^2}{(C_{MC})_i}$$

k — количество бинов в гистограмме спектра;
 C_{rec} — число событий в бине в случае восстановленного спектра;
 C_{MC} — число событий в бине у модельного спектра.

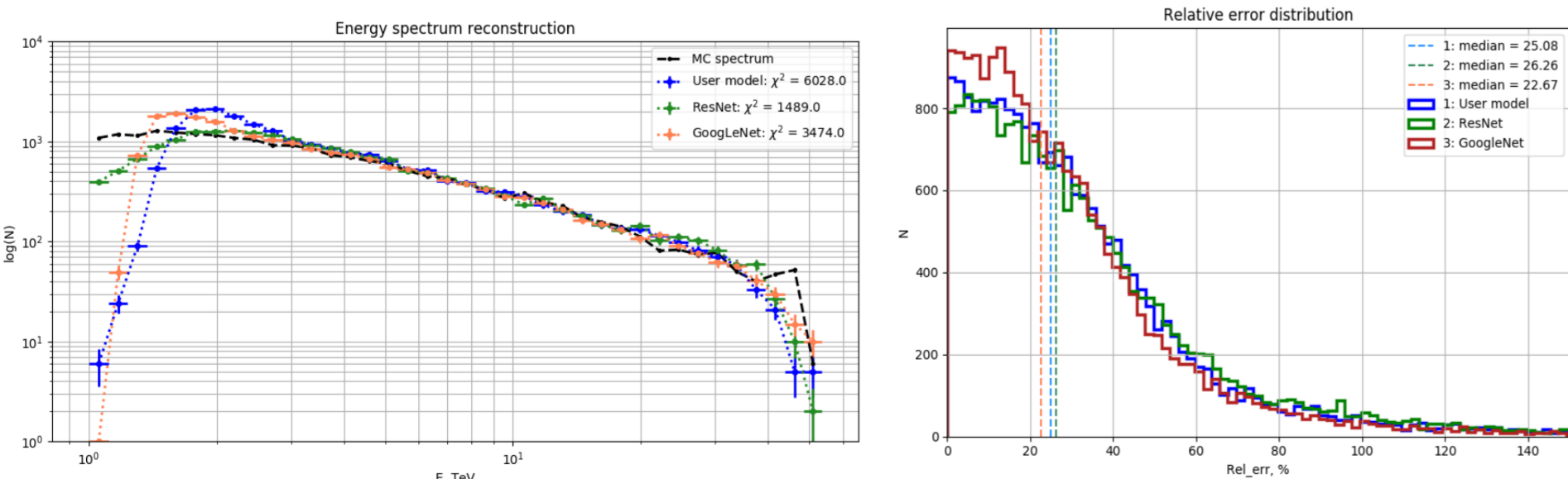
•Изучение восстановления энергии при регистрации адронных событий и событий от гамма-квантов:

—Rel_err равна 31%, значение χ^2 превышает более тысячи;

•Восстановление энергии при регистрации событий от гамма-квантов:

—Rel_err понизилось до 22%, значение χ^2 превышает 1 500;

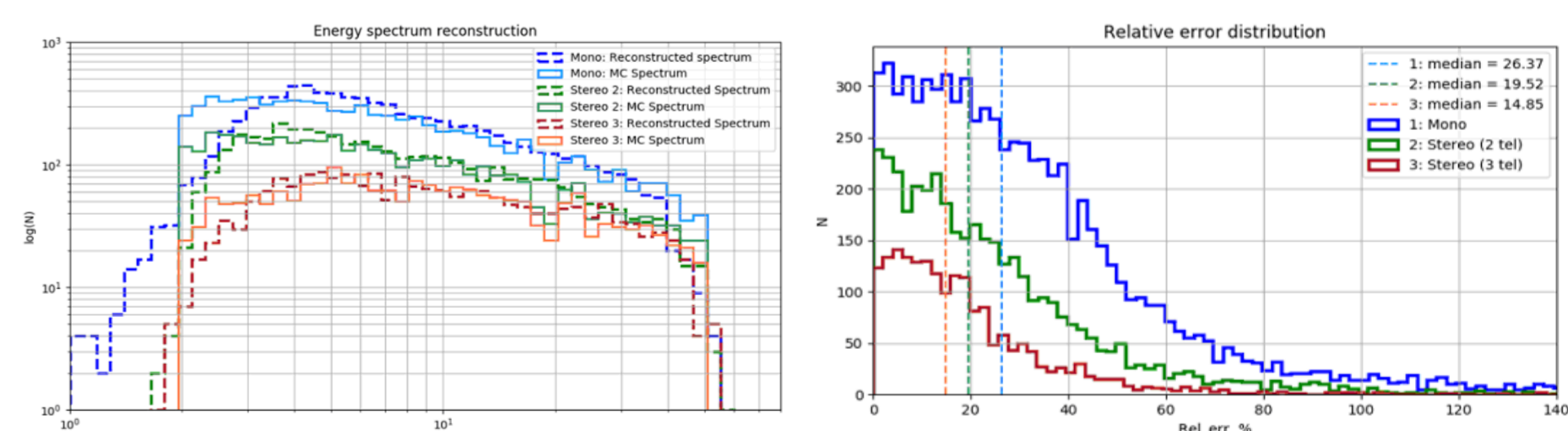
—Спектр сильно искажен на краях.



Стерео-режим

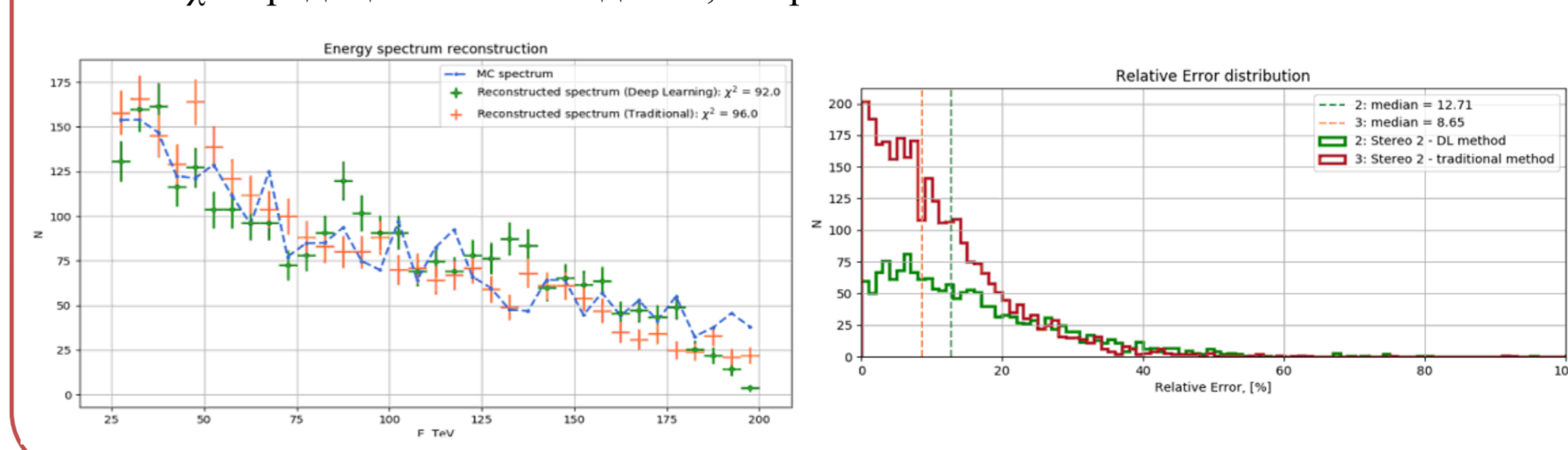
•Восстановление энергии событий от гамма-квантов при наблюдении в моно- и стерео-режимах:

— χ^2 : моно-режим — 1 546, «стерео-2» — 495, «стерео-3» — 156;
 —Rel_err: моно-режим — 26%, «стерео-2» — 20%, «стерео-3» — 15%;
 —Ожидаемое повышение точности восстановления энергии.



•Качество восстановления энергетического спектра традиционным методом восстановления энергии и методом глубокого обучения («стерео-2» - режим):

—Rel_err: традиционный метод — 9%, нейронные сети — 13%;
 — χ^2 : традиционный метод — 96, нейронные сети — 92.



Заключение

В процессе работы были рассмотрены многие методы глубокого обучения для решения задач обработки и анализа данных телескопов TAIGA-IACT. В случае восстановления энергии первичной частицы хороший результат достигается в случае стереоскопических наблюдений. Восстановление энергетического спектра в данном случае является не хуже по сравнению с традиционным методом.

В будущем планируется провести исследование более сложных нейронных сетей и методов глубокого обучения, а также тщательное сравнение с традиционными методами селекции событий как в моно-, так и в стерео-режиме. В дальнейшем данный метод также будет применен к обработке экспериментальных данных.

Благодарности

Авторы данной работы хотели бы поблагодарить коллаборацию TAIGA за предоставленные модельные данные и выразить признательность научному сотруднику коллаборации Волчугову П.А. за помощь в работе по сравнению методов обработки изображений TAIGA-IACT.