



Метод разделения широких атмосферных ливней по первичной массе с помощью машинного обучения для телескопа типа СФЕРА

Латыпова Василиса

latypova.vs17@physics.msu.ru

Эксперимент СФЕРА-2

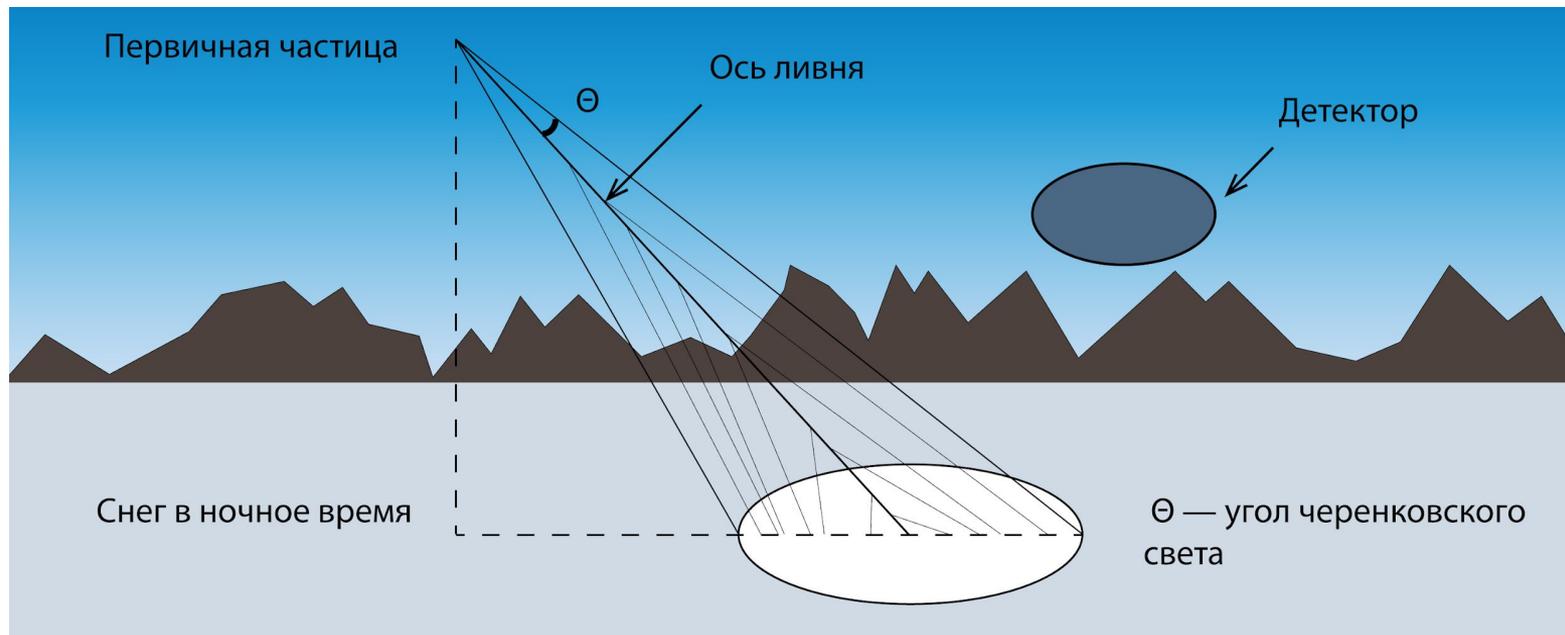


Схема широкого атмосферного ливня



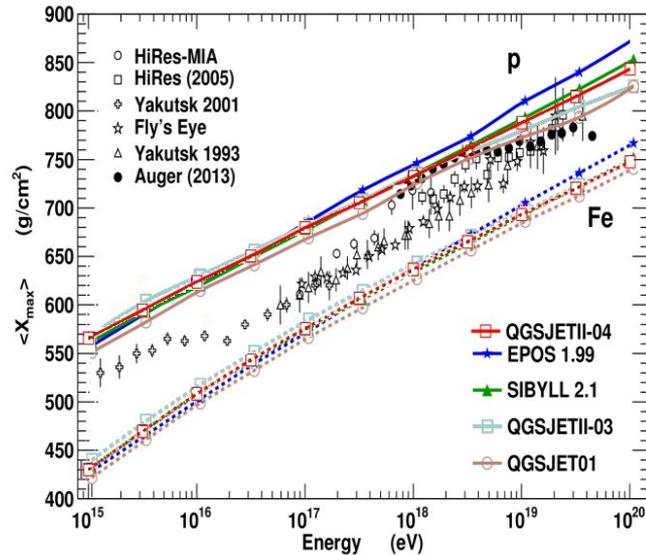
Цель

Разработать эффективный способ разделения событий ШАЛ по первичным типам ядер на основе смоделированных данных аппарата СФЕРА-2 с помощью методов машинного обучения.

Задачи:

1. Реализовать процедуру, независимую от ядро-ядерного взаимодействия, позволяющую идентифицировать ливни от различных первичных ядер.
2. Провести сравнение результатов классификации с другими экспериментами.
3. Провести сравнение оценок средних масс по выходу нейронной сети и по классическим критериям.

Зависимость параметров ливня от модели адронного взаимодействия



Реальные характеристики ядро-ядерных взаимодействий при сверхвысоких энергиях (1-100 ПэВ) в деталях плохо изучены, особенно для наиболее энергичных вторичных частиц, отвечающих за развитие ШАЛ в атмосфере.

Поэтому для моделирования ШАЛ используются различные модели, предсказания которых могут заметно отличаться.

Это модели QGSJET01 и QGSJETII-04.

Сеть обучается на данных по двум моделям.



Моделирование событий ШАЛ

Первичные параметры моделирования:

1. Ядра: p, He, N, S, Fe
2. $E = 10$ ПэВ
3. Зенитные углы: 10° -- 20°
4. Положение детектора: $h = 900$ м
5. По двум моделям нуклонного взаимодействия

Для каждого набора параметров смоделировано по 6000 событий.

Детектор регистрирует в какое **время** и в каком **месте** фотон провзаимодействовал с ФЭУ.

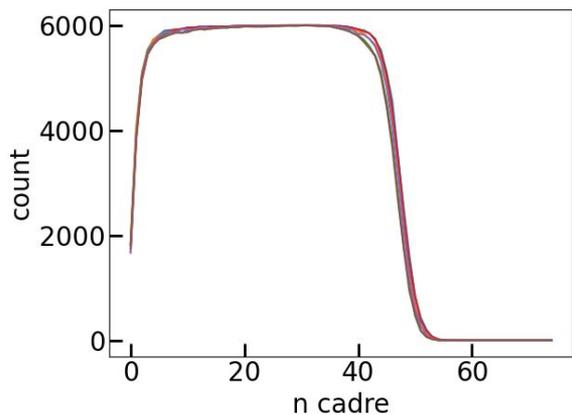
Предобработка данных

- **видеоряд из 50 кадров;**

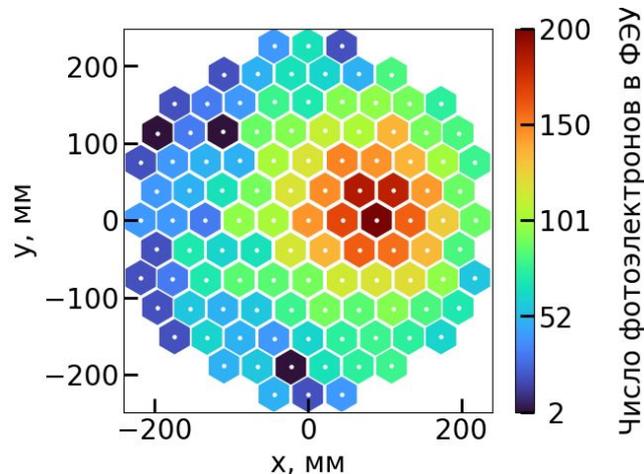
Каждый кадр представляет из себя двумерный массив размером 11×11 , в ячейках которого записано количество фотонов, попавших в определенный ФЭУ за 15 нс, где индекс соответствует номеру ФЭУ.

- **двумерную карту времен** прихода фотонов в ФЭУ;
- **двумерную карту суммарных сигналов** за время регистрации одного ливня.

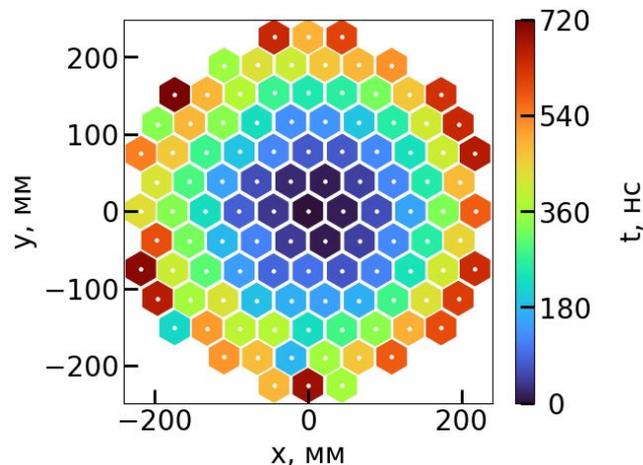
Предобработка данных



*Кол-во событий с
числом активаций ФЭУ
больше 5 в кадре*

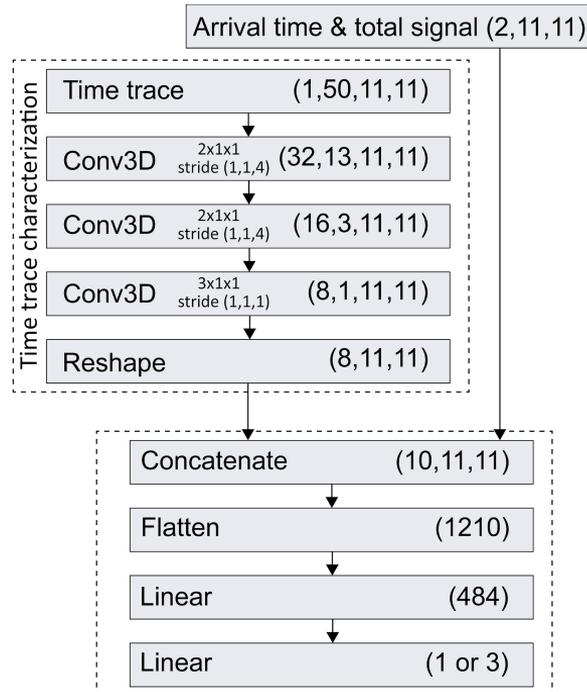


Карта числа фотонов в ФЭУ



*Карта среднего времени
активации ФЭУ*

Архитектура нейронной сети эксперимента СФЕРА



В ходе работы было опробовано несколько архитектур нейронных сетей. Одной из лучших оказалась сеть AixNet [1]. Поэтому она была модифицирована под эксперимент СФЕРА-2.

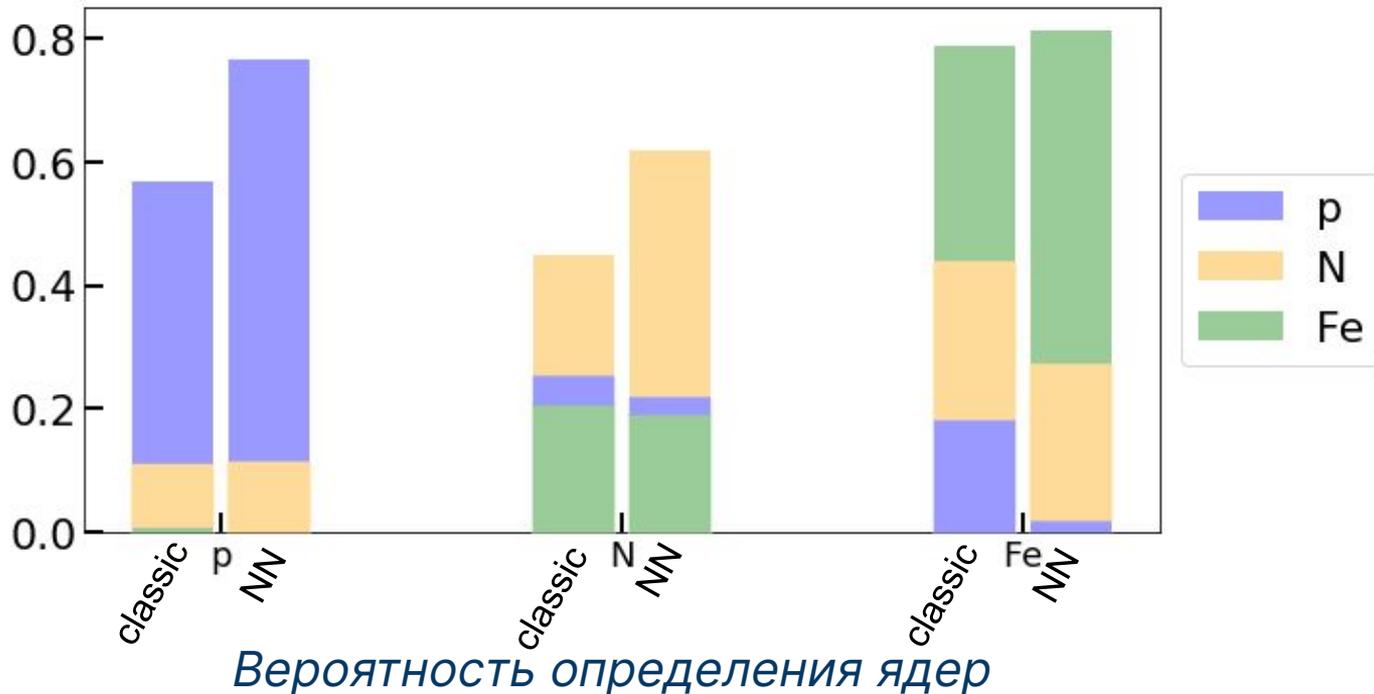
Первая часть архитектуры характеризует временные треки. После свертки выделяется 8 признаков.

Затем происходит объединение карт времени прихода, общего сигнала и извлеченных признаков временного трека.

Последний из двух полносвязных слоёв выводит **логарифм массы** первичной частицы, образовавшей атмосферный ливень, если решается задача регрессии, или выводит **тип первичной частицы** при задаче классификации.

Результат классификации 3 ядер

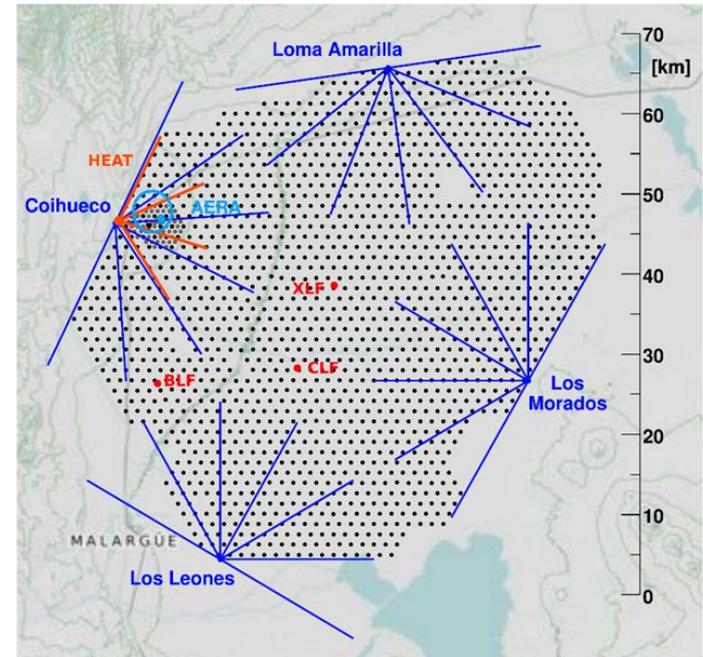
Использование NN
улучшило разделение
событий на 3 ядра на
20% в сравнении
с классической
обработкой данных
SPHERE-2



Pierre Auger Observatory

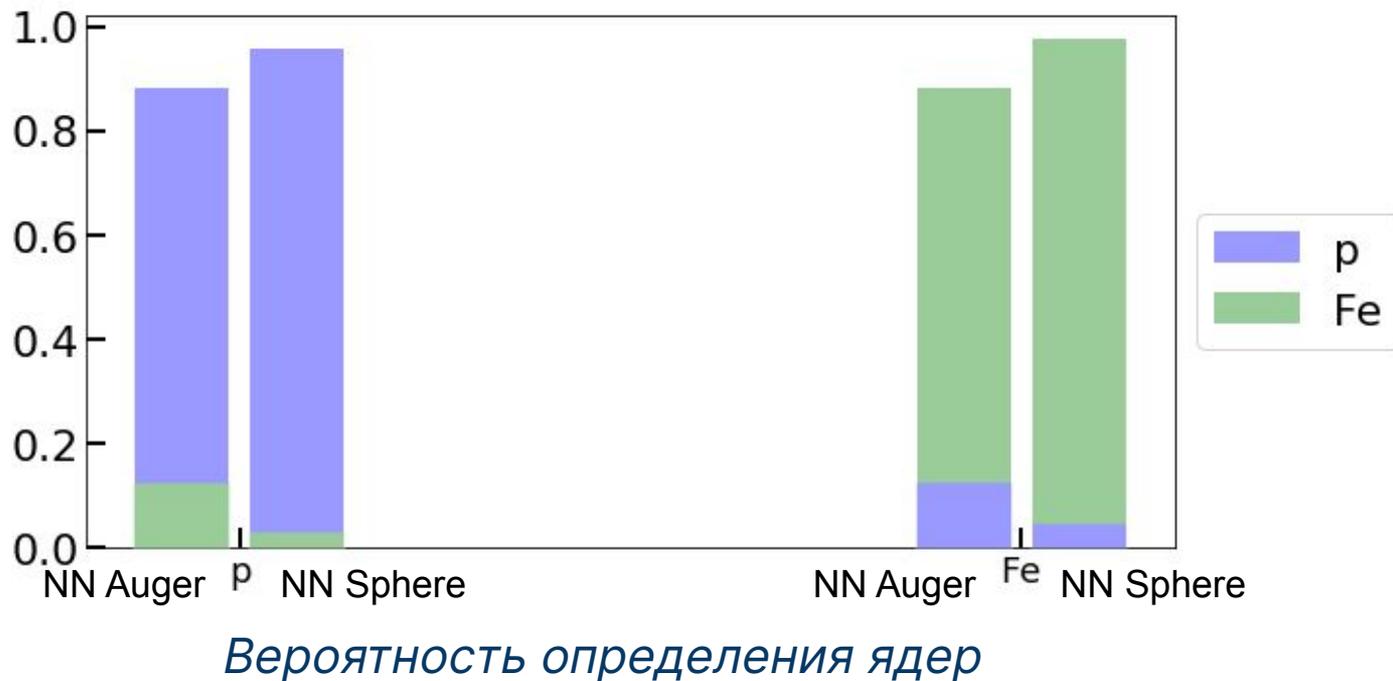
Pierre Auger Observatory – одна из крупнейших в мире обсерваторий космических лучей, состоящая из двух независимых типов детекторов: 27 флуоресцентных телескопов и 1660 водно-черенковских детекторов.

Типы входных данных нейронной сети состоят из двух двумерных карт нормализованных времен прихода ливня и суммарных сигналов. Это аналогичный тип данных, с которыми проводится работа.

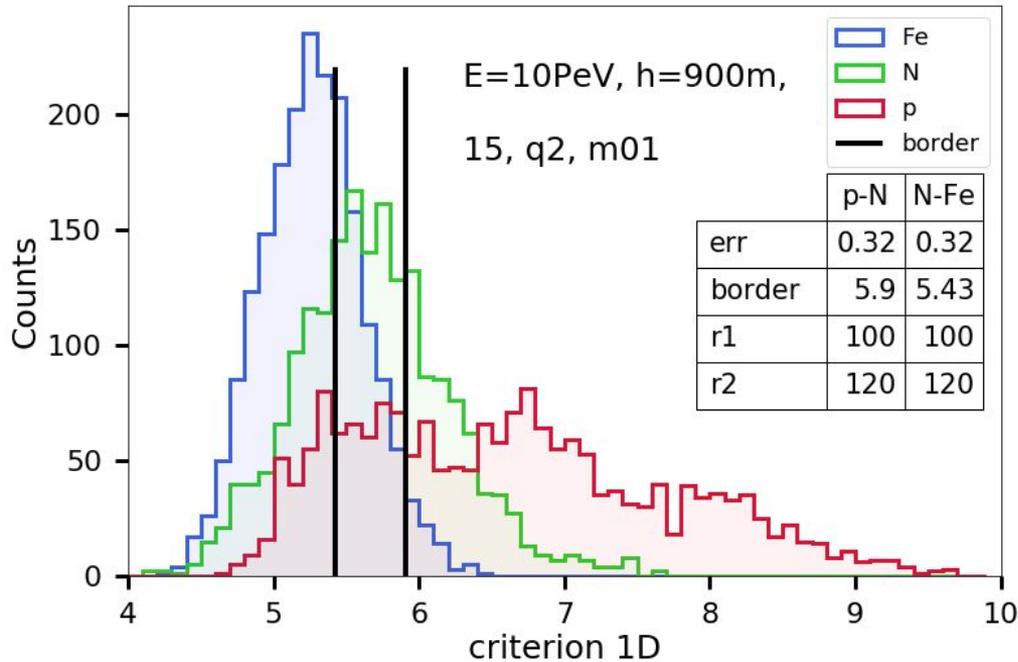


Результат классификации 2 ядер

Результаты созданной NN для эксперимента SPHERE производит классификацию лучше, чем результаты NN, созданной для эксперимента Pier Auger [3], на 6%



Гистограмма разделения ядер на основе классического критерия

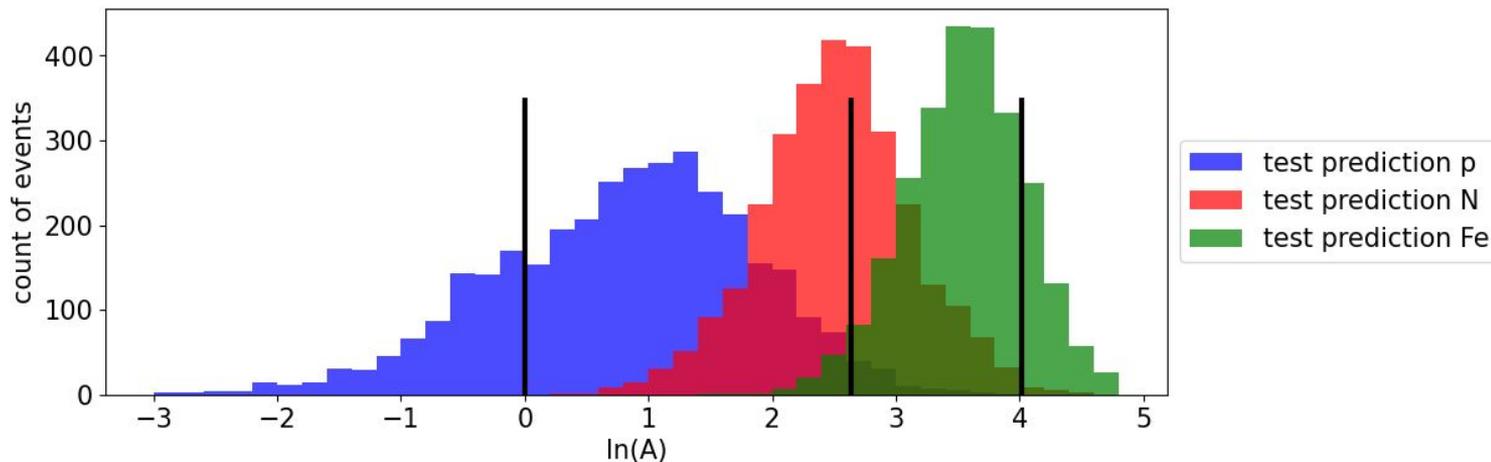


Характерные ошибки классификации ~ 0.3

Вероятность спутать протон и азот одинакова и равна 0.32.

При том что в зависимости от модели результат смещается.

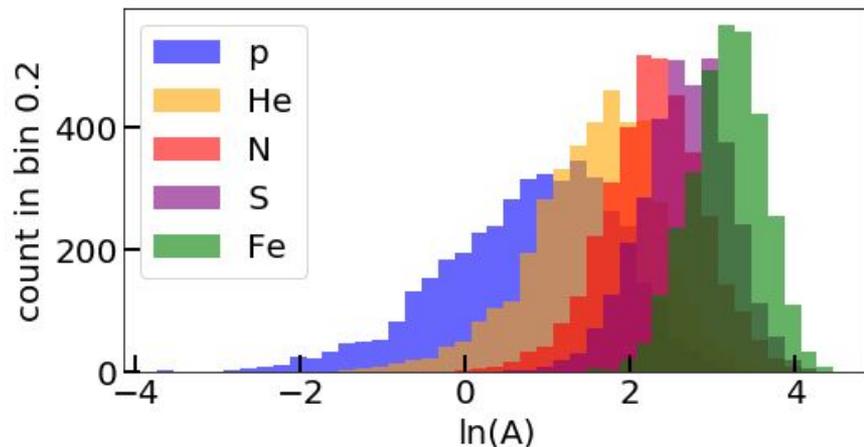
Выход нейронной сети в задаче регрессии



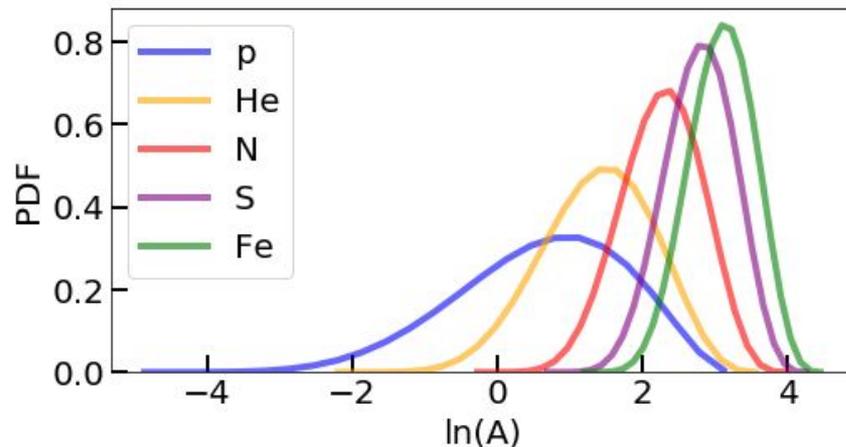
*Распределение выхода нейронной сети на тестовой выборке.
В качестве выходного параметра сети – логарифм массового числа.*

	pN	NFe
q1, q2, h= 900	0.17	0.19

Восстановление массы



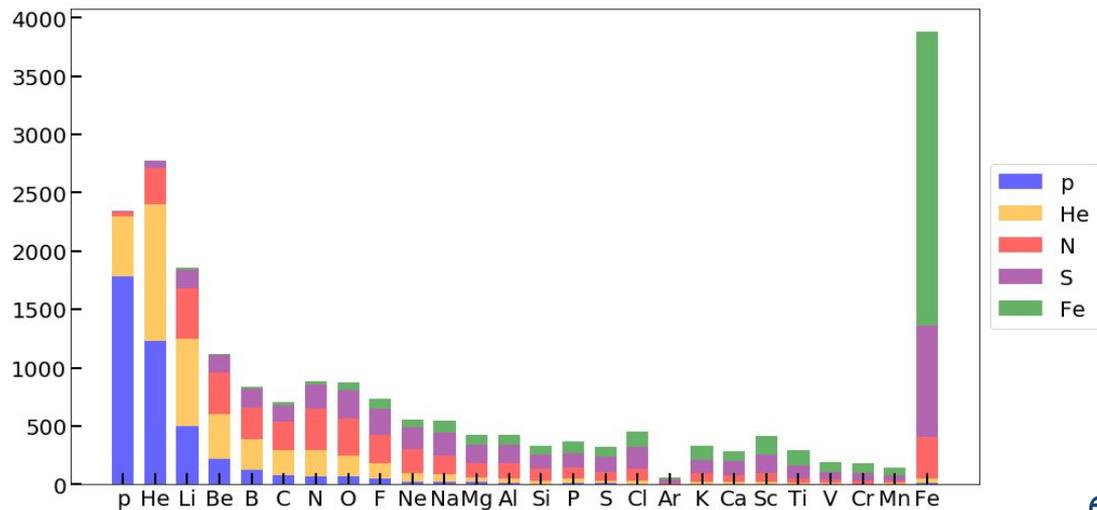
Гистограмма выхода массы нейронной сети по известным ядрам



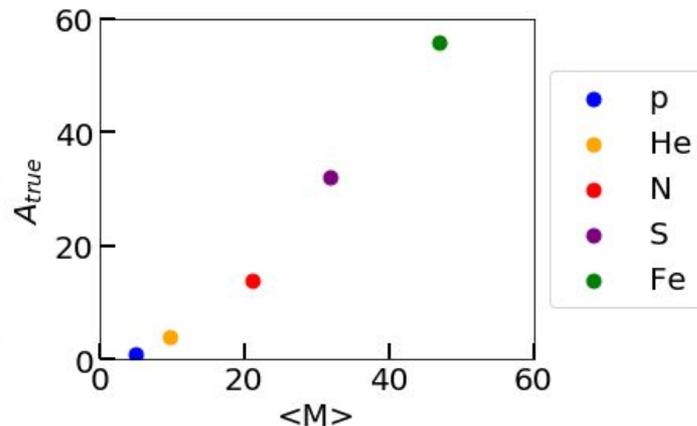
Параметризация PDF выхода массы

PDF (Probability Density Function) -- плотность распределения вероятности выхода массы

Восстановление массы

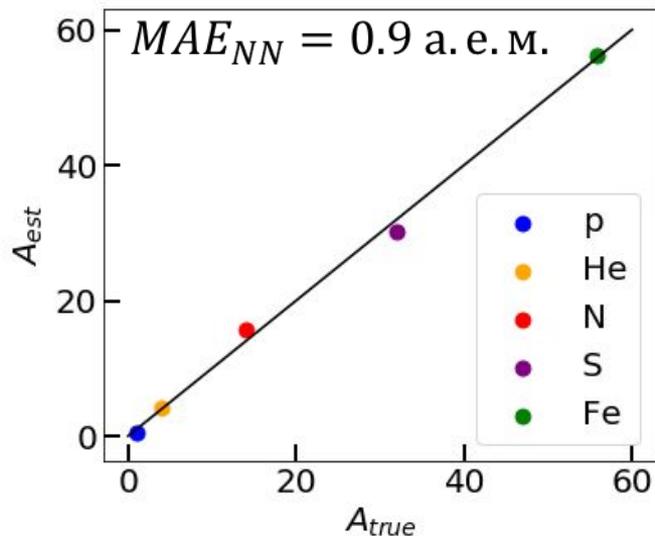


Массовое распределение

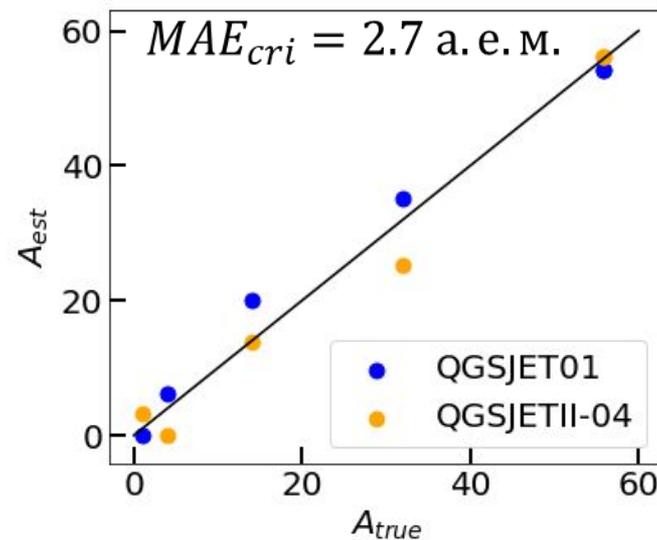


Зависимость истинной массы от выборочного среднего, рассчитанного по массовому распределению

Оценка массы известных ядер



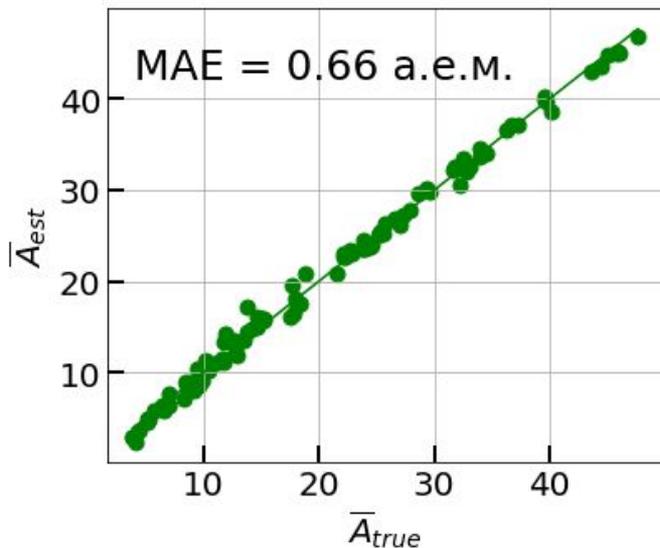
Основано на выходных данных нейронной сети



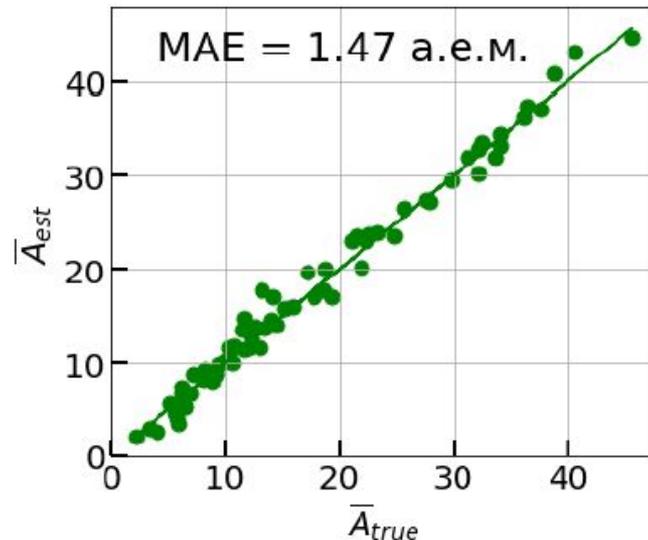
Основано на классическом критерии

Оцененные массы относительно истинных масс;
сплошная линия -- это диагональ под углом 45°

Восстановление средней массы



Основано на выходных данных
нейронной сети



Основано на **классическом**
критерии

*Оцененные средние массы относительно истинных средних масс;
сплошная линия -- это диагональ под углом 45°*



Выводы

Достоинства применения нейронной сети к поставленной задаче:

- Обучается одновременно на двух моделях, поэтому события разделяются независимо от них.
- Использование выхода нейронной сети упрощает и сильно ускоряет процесс поиска средней массы по выборке. процесс поиска средней массы по выборке. А главное улучшает результат оценки средней массы.
- Полученное качество разделения позволяет решать не только задачу о поиске средней массы, но и о поиске покомпонентного состава космических лучей.

Недостатки:

- Необходимость большого количества смоделированных данных для обучения.
- Нейросетевой алгоритм труден в физической интерпретации по сравнению с классическим подходом.



Заключение

- Разработан метод разделения событий ШАЛ по первичным ядрам на основе смоделированных данных аппарата СФЕРА-2 с помощью машинного обучения.
- Обучение происходит одновременно на двух моделях адронного взаимодействия, поэтому результат мало зависит от моделей.
- Классификация на 3 ядра методом машинного обучения дает лучший результат, чем классификация классическими методами, на 10%. Благодаря этому улучшению становится возможным не только определять среднюю массу, но и вести поиск покомпонентного состава космических лучей.
- Классификация на 2 ядра дает лучший результат, чем в статье 2022 года группы Pierre Auger Observatory [3] на 6%.
- Средняя абсолютная ошибка определения средних масс по выборкам на основе выхода нейронной сети равна 0.66 а.е.м. (ошибка для классического метода 1.47 а.е.м.). С такой ошибкой задача о правильном восстановлении средней массы может быть успешно решена.

Заключение

- Развиваемый подход к обработке черенковских образов ШАЛ, применяется в настоящее время для разработки конструкции телескопа следующего поколения – СФЕРА-3. Это позволит улучшить методику будущих экспериментов, уменьшить ошибки измерения и сделать более точной индивидуальную оценку масс ядер ПКИ.
- В развитие метода нужно добавить шум, аппаратную функцию электроники детектора и добавить в рассмотрение другие энергии.

Работа выполнена благодаря курсу "Нейронные сети и их применение в научных исследованиях" MSU.AI

Для эксперимента СФЕРА-3 расчеты проводятся с использованием ресурсов Суперкомпьютера Ломоносов-2.

**Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 23-72-00006,
<https://rscf.ru/project/23-72-00006>**



Спасибо за внимание!

Латыпова Василиса

latypova.vs17@physics.msu.ru



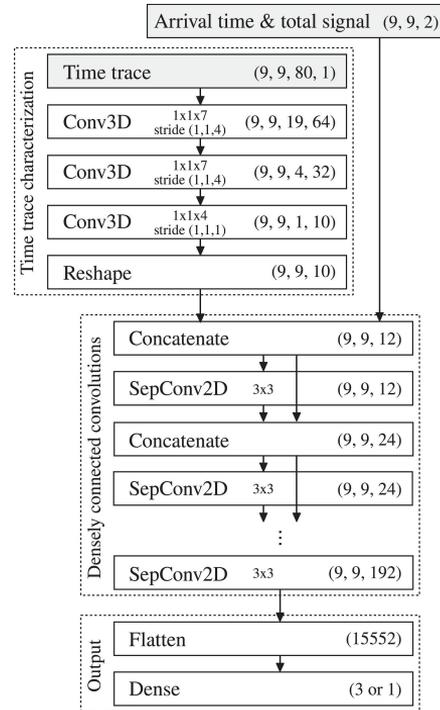
Список литературы

- [1] A Deep Learning-Based Reconstruction of Air Showers at the Pierre Auger Observatory, M. Erdmann, J. Glombitza, D. Walz, Astroparticle Physics, V. 97, January 2018, P. 46-53.
- [2] Deep learning techniques applied to the physics of extensive air showers A. Guill´en, Astroparticle Physics, V 111, Pages 12-22, 2019
- [3] Neural Networks as a Composition Diagnostic for Ultra-high Energy Cosmic Rays, O. Kalashev et al, Journal of Instrumentation, V 17, P05008, 2022
- [4] Cosmic ray spectrum and composition from PeV to EeV using 3 years of data from IceTop and IceCube, Phys.Rev.D 100 (2019) 8, 082002.

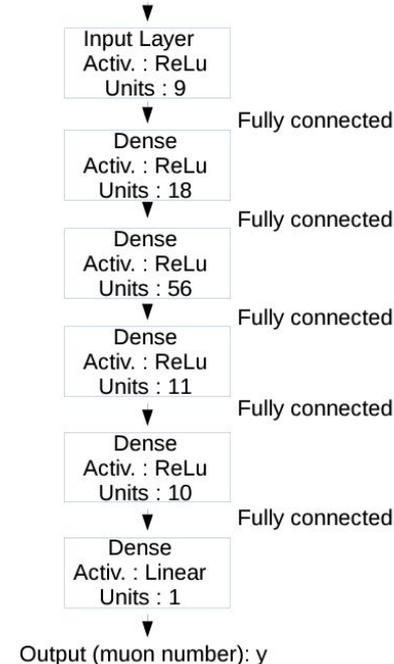
Модели

AIXNET- Air shower
eXtraction NETwork

Из статьи [1]



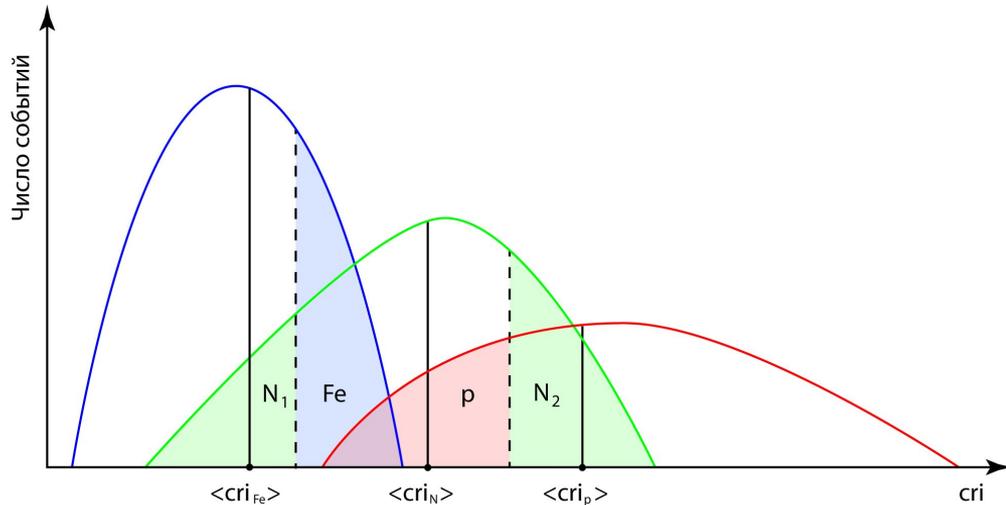
Inputs (surface detectors): (x_1, x_2, \dots, x_9)



Сеть с 6
полностью связанными
слоями, которая на
вход принимает
только двумерную
карту суммарных
сигналов

Из статьи [2]

Ошибки разделения



Ошибки разделения событий по трем ядрам, полученные на основе **классического критерия**

Ошибки разделения событий по трем ядрам, полученные в результате использования **нейронной сети**

	pN	NFe
q1, q2, h= 900	0.17	0.19

	pN	NFe
q1, h= 900	0.35	0.26
q2, h= 900	0.31	0.30