

Метод определения энергии гамма-квантов по данным АЧТ в эксперименте TAIGA на основе анализа существенных признаков, выделяемых с помощью автоэнкодеров

Гресь Елизавета¹, Крюков А.П.², Волчугов П.А.², Демичев А.П.², Дубенская Ю.Ю.²,
Журов Д.П.¹, С.П. Поляков³, Е.Б. Постников², А.Ю. Разумов²

1 - НИИПФ ИГУ; 2 - НИИЯФ МГУ; 3 – Институт проблем информаники и автоматизации НАН РА

Проблема и цель исследования

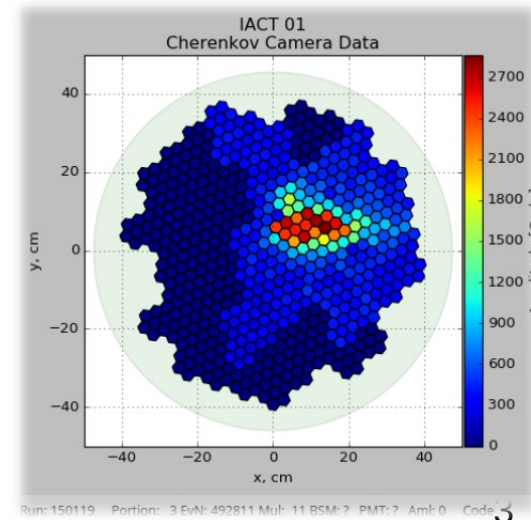
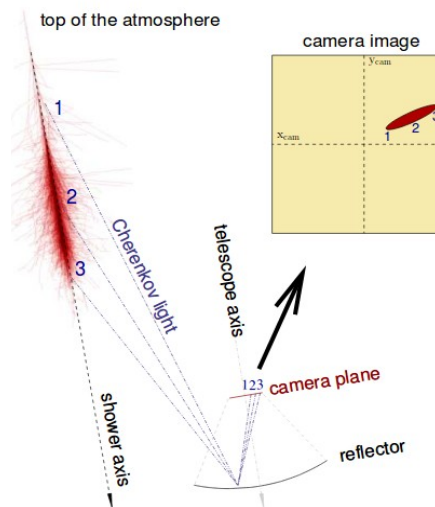
Научная проблема: определение и изучение источников высокоэнергетичного гамма-излучения для теоретических и практических астрофизических исследований.

Изучение данных астрофизических объектов с поверхности Земли происходит на больших наземных установках путем регистрации Широких Атмосферных Ливней (ШАЛ). Одним из таких типов установок является Атмосферные Черенковские Телескопы (АЧТ).

Цель: адаптация существующих и разработка новых методов исследования для обработки и анализа данных АЧТ на примере установки TAIGA-IAST.

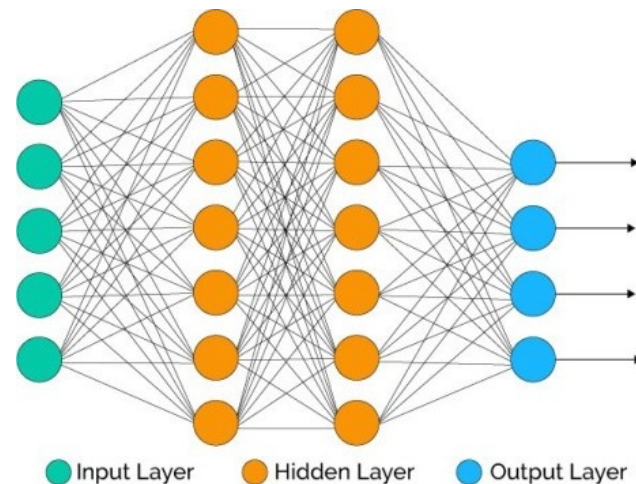
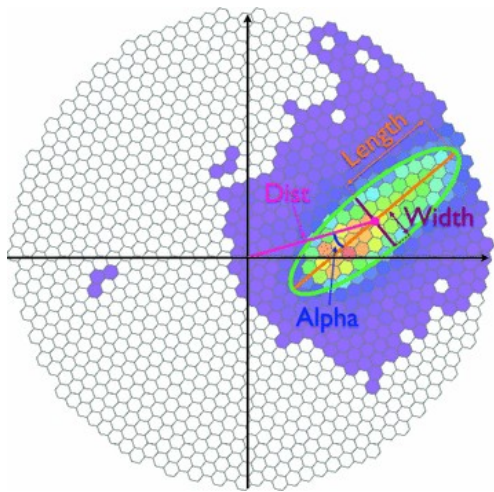
TAIGA-IACT

- Атмосферные черенковские телескопы находятся на астрофизическом полигоне НИИПФ ИГУ в Тункинской долине (в 50 км от оз. Байкал) в республике Бурятия на территории гамма-обсерватории TAIGA.
- Установлены и оперируют 3 телескопа.
- АЧТ являются телескопами-рефлекторами с 4-метровым сегментированным сферическим зеркалом. В фокусе телескопов находится камера с 560-595 ФЭУ для регистрации черенковского излучения ШАЛ.



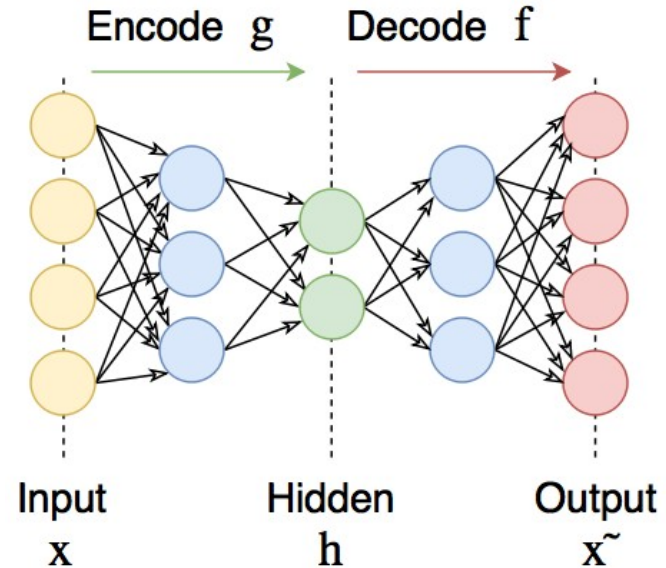
Методы восстановления энергии гамма-квантов

- Традиционный метод: извлечение обобщающих характеристик изображений ШАЛ методом главных компонент и определенных геометрических и физических соображений. Полученные параметры – параметры Хилласа.
- Определение энергии происходит за счет аппроксимации пар-ров Хилласа и энергии на модельных данных.
- Альтернативные методы, включающие методы машинного обучения: на основе образцов (параметры Хилласа, изображения ШАЛ) строится и обучается алгоритм восстановления энергии.
- Примеры: дерево решений, random forest, нейронные сети, в том числе автоэнкодеры.



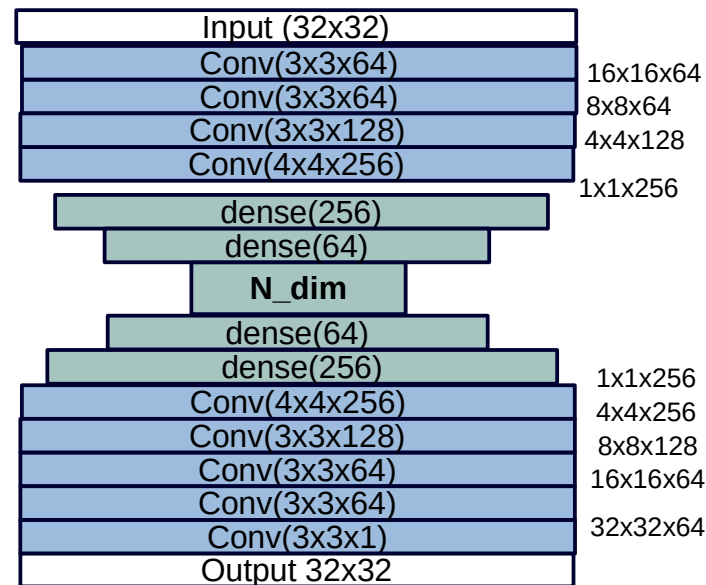
Автоэнкодеры

- Автоэнкодер (АЕ) – это нейронная сеть, которая сначала кодирует входной сигнал в некоторый вектор $h=g(x)$ в пространстве скрытых признаков, а затем из этого вектора снова разворачивает (декодирует) данные в другой вектор $\tilde{x}=f(h)$. В процессе обучения минимизируется функционал ошибки $L(x, f(g(x)))$.
- Применение АЕ:
 - Сглаживание шума в исходных данных;
 - Сжатие информации, получаемой из входных данных, в более компактное представление в пространстве скрытых признаков.
- В отличие от параметров Хилласа, размерность скрытого пространства заранее не определена.
=> Варьированием размерности этого пространства можно найти оптимальное количество признаков, содержащее необходимую информацию о физическом процессе.



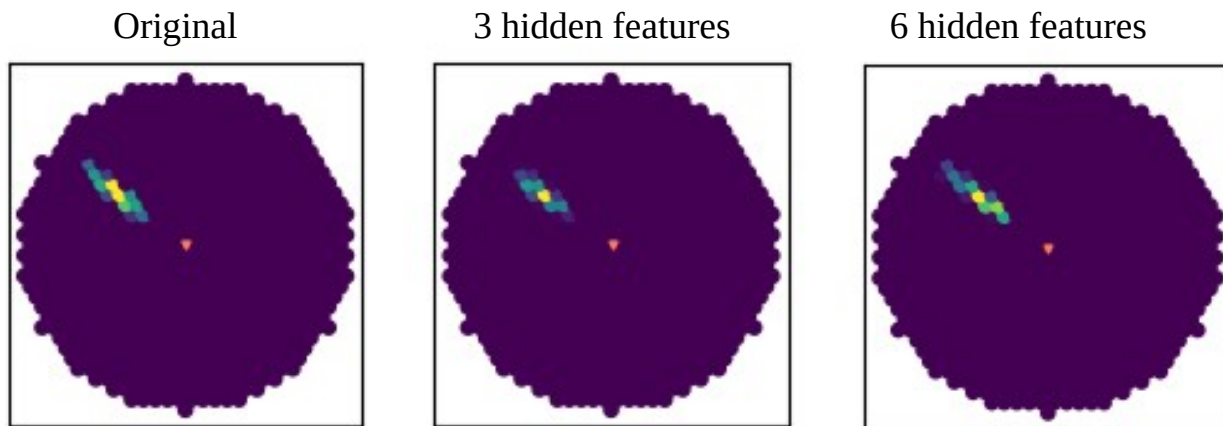
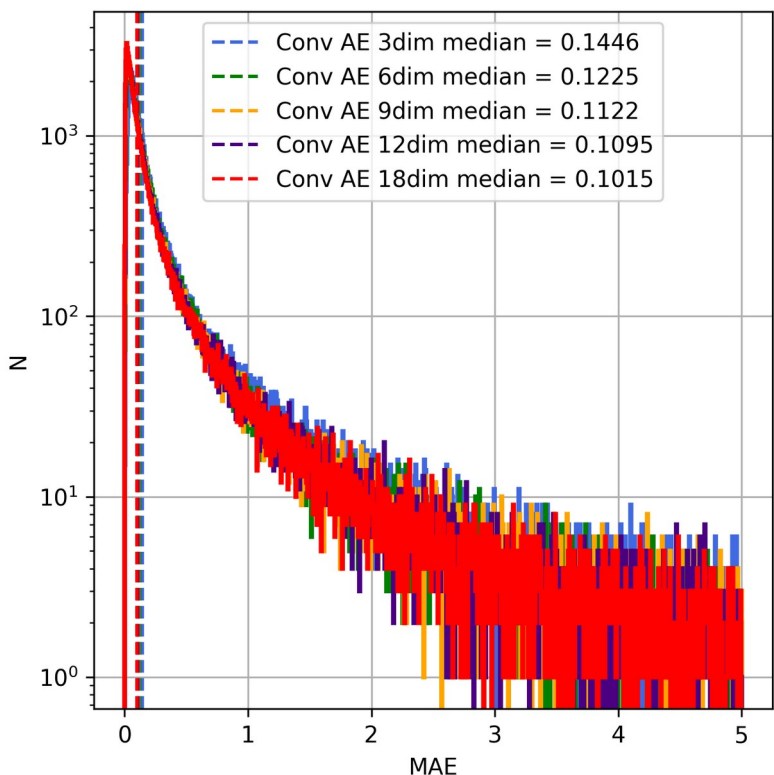
Автоэнкодеры: применение на МК данных TAIGA-IACT

- Поиск оптимального значения размерности скрытого пространства происходил на конволютивном АЕ.
- Рассматривались следующие размерности **N_dim**: 3, 6, 9, 12, 18 пространства скрытых признаков
- Данные:
 - Очищенные «14-7» клинингом МС гамма-события;
 - Разделение на обучающую и тестовую выборку: 166 тысяч и ~83 тысяч событий;
 - Присутствует wobble-смещение 1,22°;
 - Моделирование проводилось для Крабовидной туманности (30-40 азимут, сезон 2020-22 года) с наклоном спектра -1.



Автоэнкодеры: оценка качества сжатия и восстановления изображений

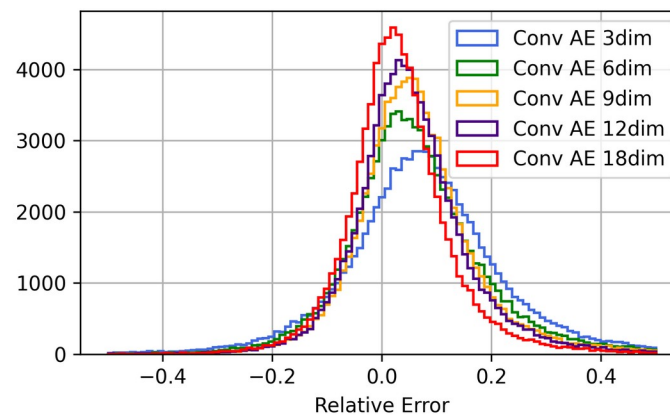
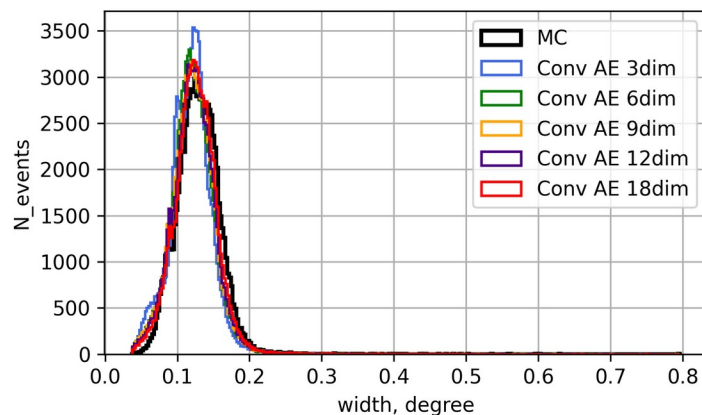
- Медиана средней абсолютной ошибки (MAE) между восстановленными и истинными изображениями мало меняется от числа скрытых признаков АЕ начиная с 6 признаков.



Автоэнкодеры: оценка качества восстановления изображений

- Среднеквадратичная ошибка распределения относительных ошибок

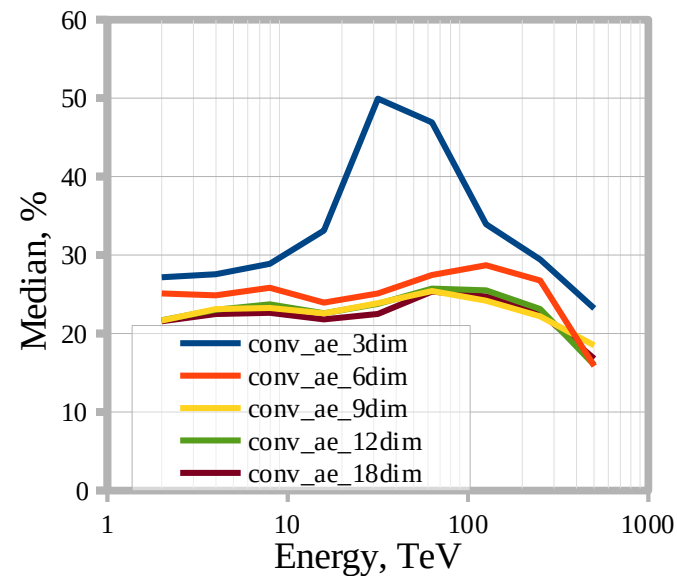
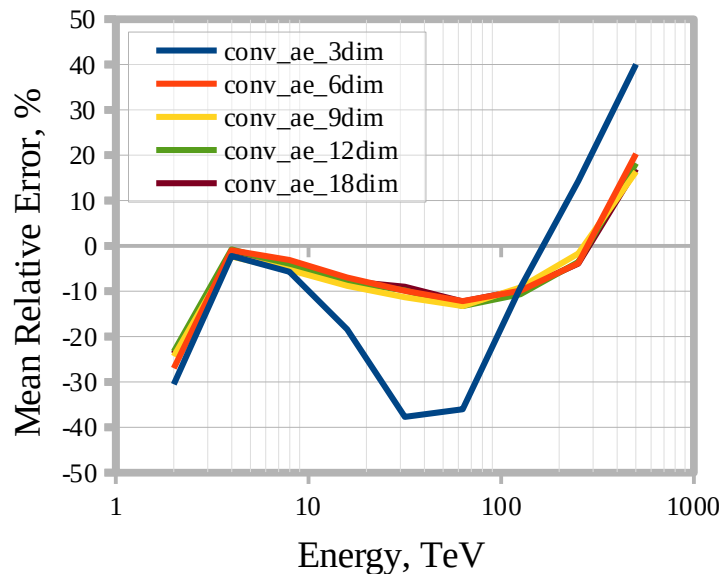
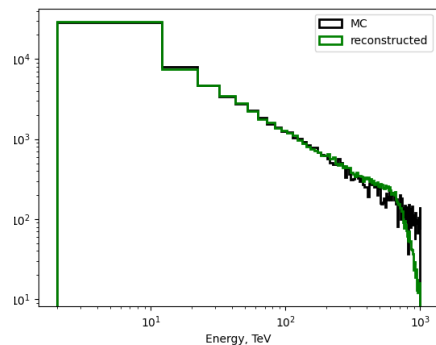
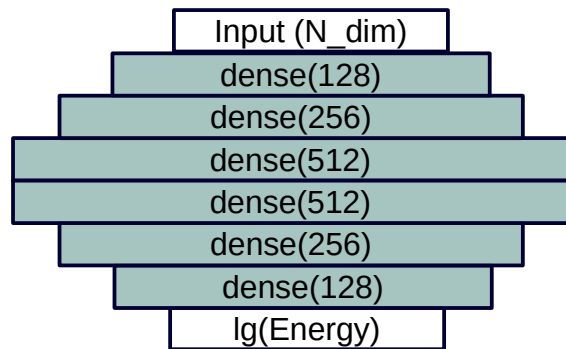
Dimension of hidden features	3	6	9	12	18
Hillas parameter					
distance	8.81%	8.15%	7.90%	7.83%	7.76%
length	13.65%	11.07%	9.75%	8.50%	9.83%
width	15.82%	13.69%	12.15%	11.48%	10.72%
conc	16.47%	14.64%	13.78%	13.34%	12.46%
lg(Size)	4.69%	3.15%	2.59%	2.63%	2.33%



Определение энергии в зависимости от размерности скрытого пространства

Нейронная сеть для определения энергии из признаков скрытого пространства AE (~560 тыс. весов)

- Функция активации – ReLU
- Функция ошибки - MSE

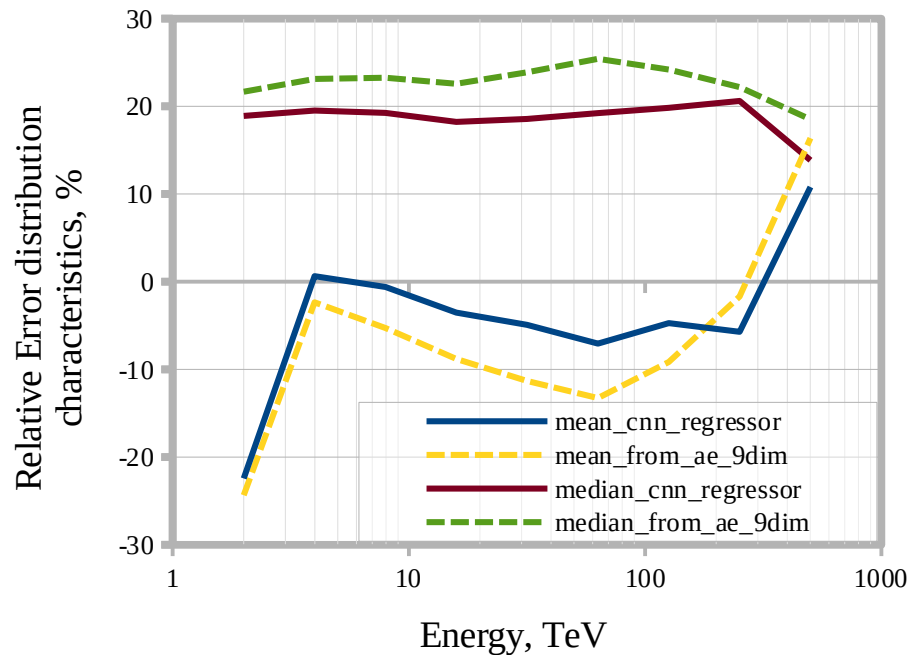
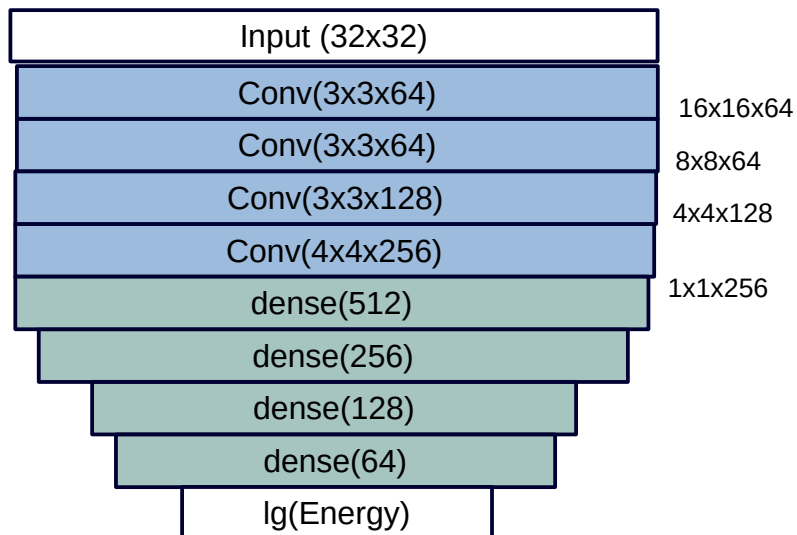


Mean – среднее значение распределения $(E_{\text{true}} - E_{\text{reco}})/E_{\text{true}}$

Median – медианное значение распределения $|(E_{\text{true}} - E_{\text{reco}})/E_{\text{true}}|$

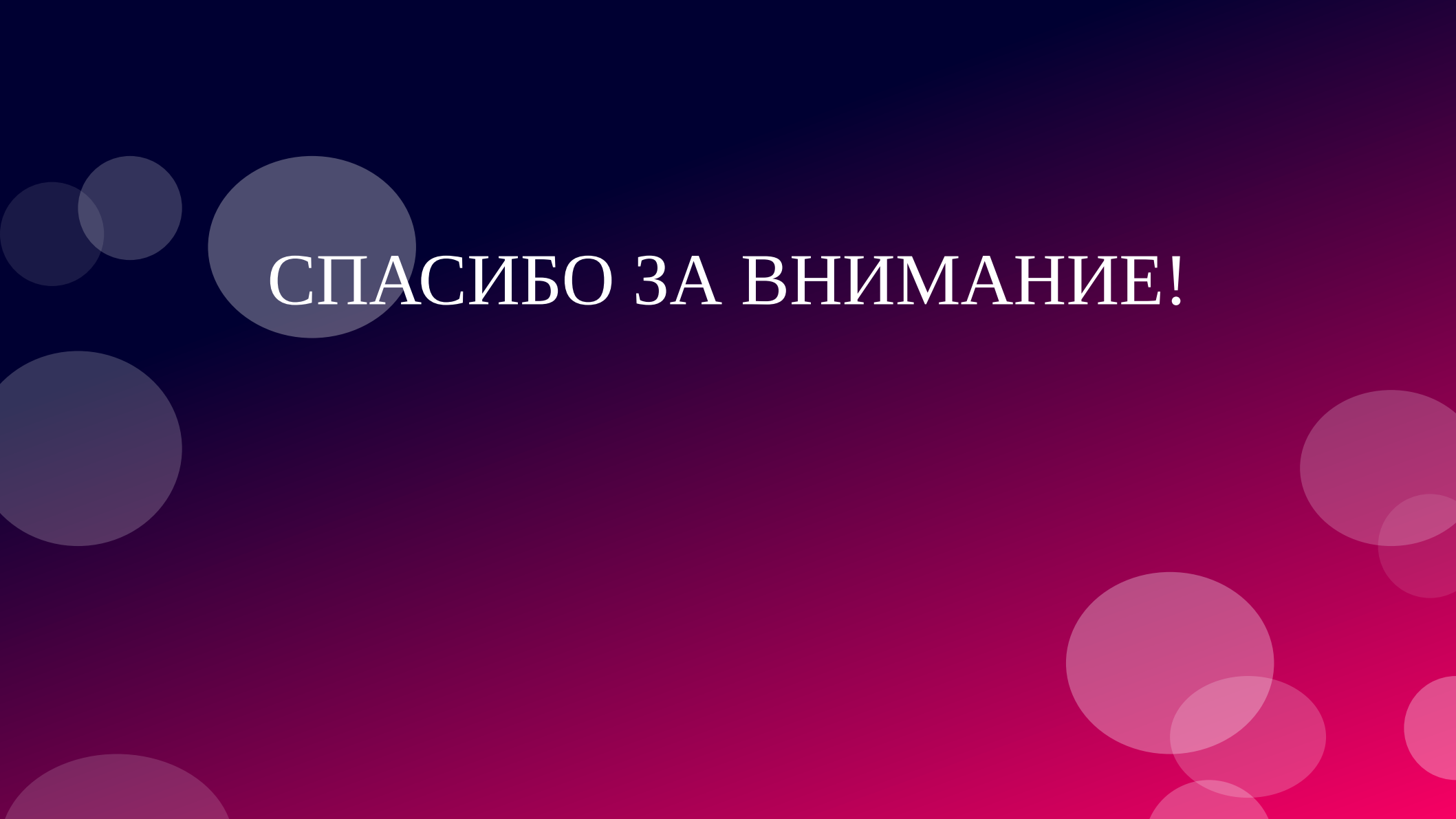
Сравнение определение энергии с прямым методом глубокого обучения

- Использовалась сеть CNN ~940 тыс. весов
- Функция активации – ReLU
- Функция ошибки - MSE



Заключение

- Было показано, что использование параметров скрытого пространства АЕ позволяет определять физические параметры с точностью, не уступающей точности прямого метода.
- Преимущество АЕ состоит в том, что скрытое пространство АЕ может использоваться для определения различных физических величин без дополнительного переобучения АЕ.
- На примере задачи определения энергии было показано, что для данных TAIGA-IACT оптимальный размер скрытого пространства равен 6-9. Дальнейшее увеличение числа скрытых признаков не дает значительного улучшения результата.
- Ошибка восстановления энергии для такого случая равна 20-25%, смещение составляет не более 10% для основного диапазона энергий (5-300 ТэВ). Краевой эффект в области больших энергий (500-1000 ТэВ) обусловлен малым числом событий на большой диапазон энергий.
- Для нейросетевых методов, которые восстанавливают физические параметры непосредственно из изображений ШАЛ, результат немного лучше. Ошибка восстановления энергии примерно равно 20% на всем диапазоне, а смещение – не более 8%.
- В дальнейшем предложенную методику предполагается использовать для выделения сигнальных гамма событий на адронном фоне.



СПАСИБО ЗА ВНИМАНИЕ!