

Предварительные результаты по применению  
глубокого обучения для определения  
направления оси ШАЛ в эксперименте  
HiSCORE.

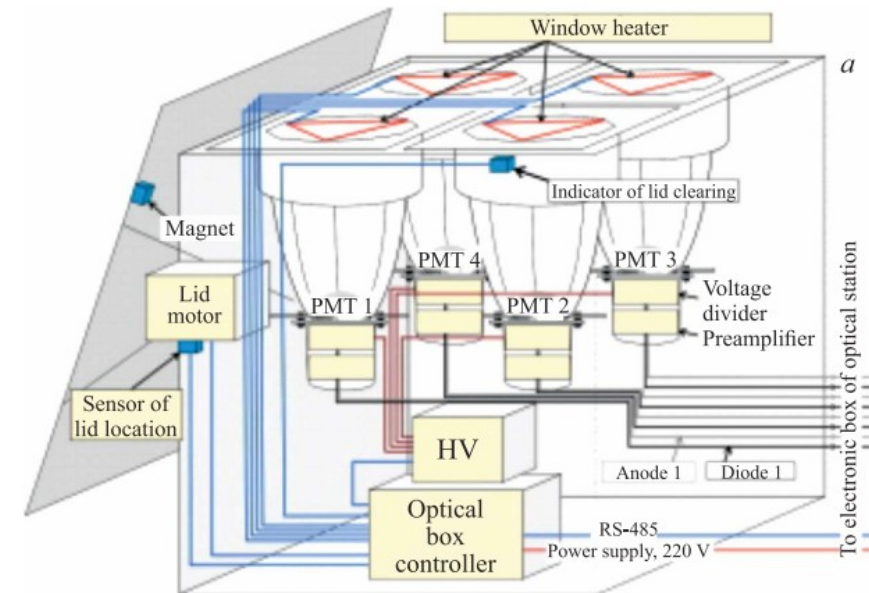
Власкина Анна, МГУ

Научный руководитель: Крюков А.П., к.ф.-м.н., зав. ЛКФВЭ НИИЯФ  
МГУ

22 апреля 2021

# Taiga-HiSCORE

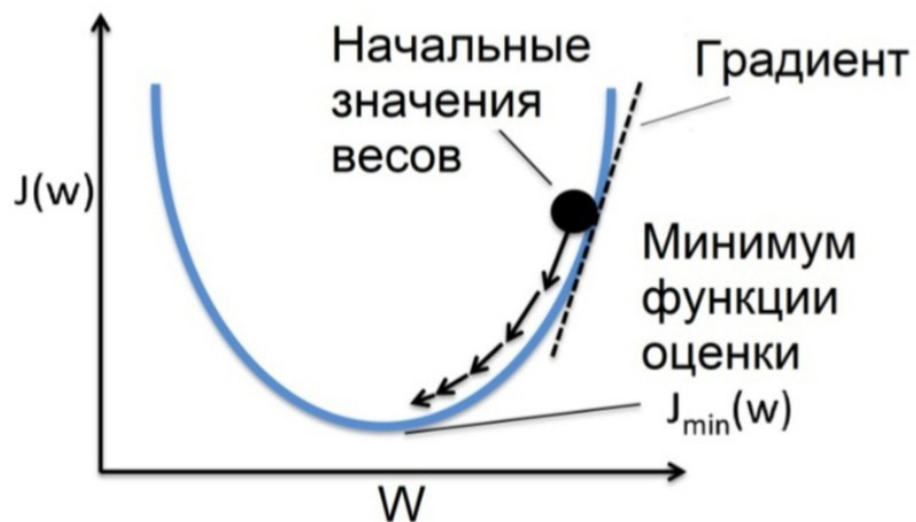
- С помощью станций HiSCORE проводится восстановление энергии ШАЛ, а также направления и положения оси ШАЛ
- Расположены на расстоянии примерно 150 друг от друга на площади около 1 км<sup>2</sup>
- Направление прихода ШАЛ определяется по относительной задержке времени регистрации черенковского излучения.



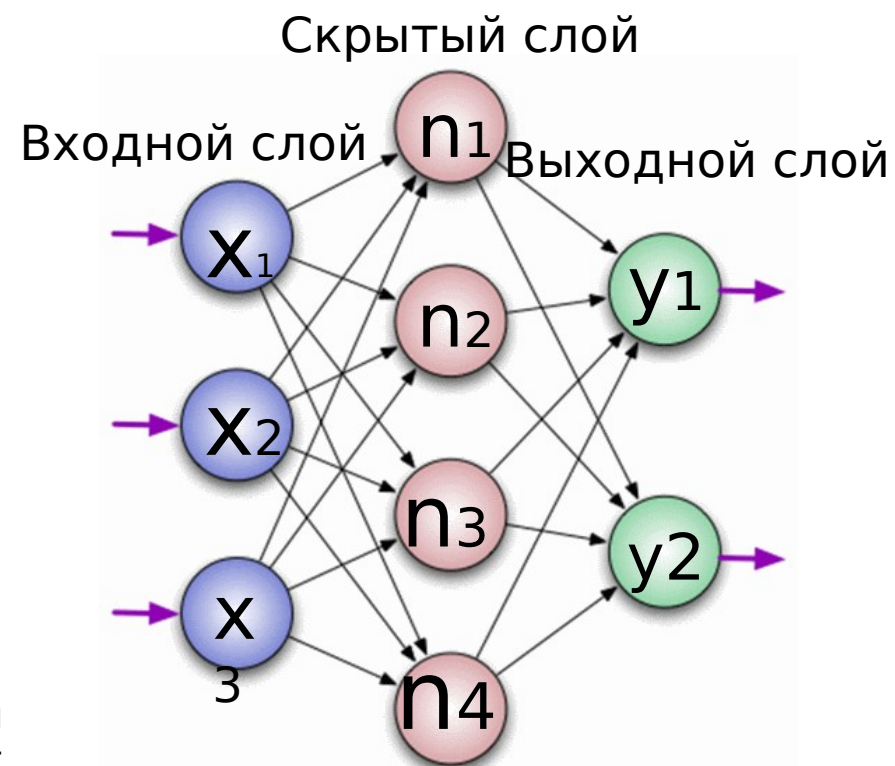
# Нейронные сети (ANN)

На вход нейронов скрытого слоя поступают следующие значения:

$w_{kn}$  – веса,  $w_0$  – свободный член



Цель обучения – найти локальный минимум функции ошибки от весов. Для нахождения локального минимума используется метод градиентного спуска.

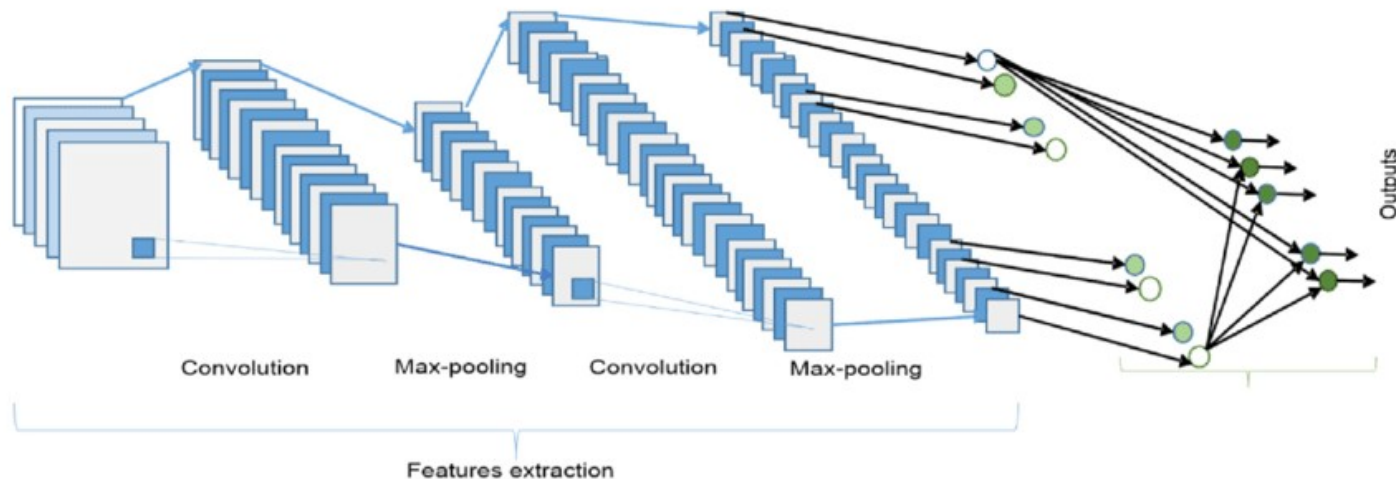


# Сверточная нейронная сеть (CNN)

На вход сети подается двумерное изображение. Тогда результат свёртки:

$$S = \sum_m \sum_n I(i-m, j-n) K(n, m)$$

$K(n, m)$  – ядро свёртки  
 $I(n, m)$  – изображение,  
которое подается на вход

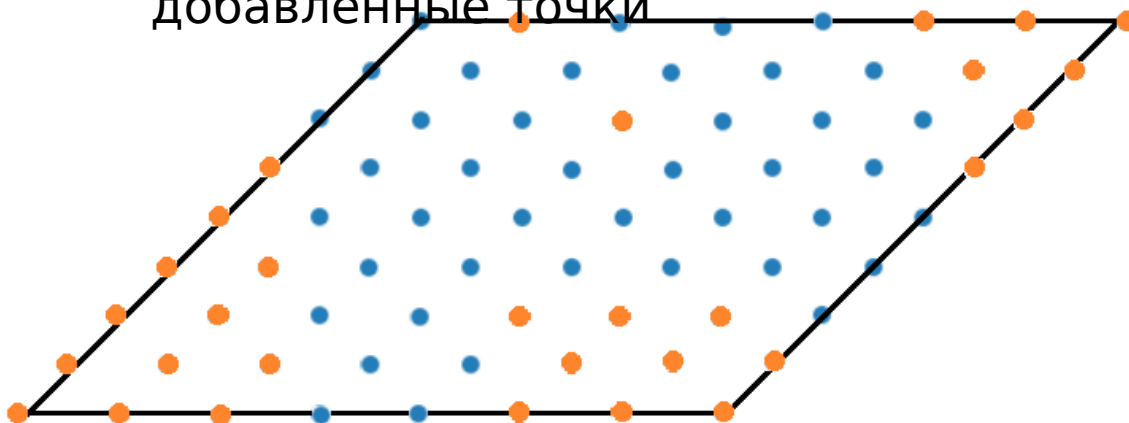


# Инструменты, использованные в работе

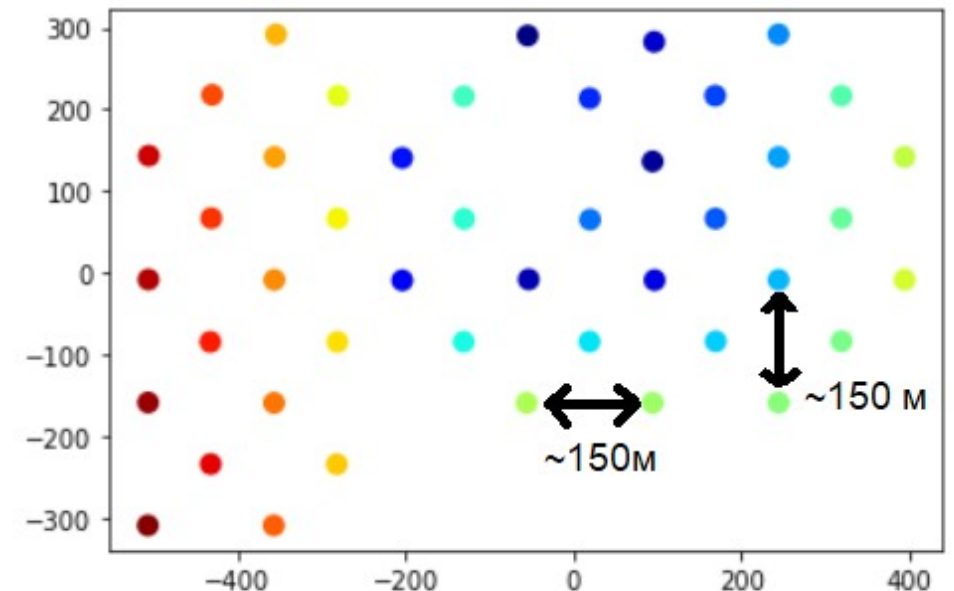
- ▶ Библиотека TensorFlow - разработка моделей для машинного обучения
- ▶ Keras API - библиотека для разработки моделей глубокого обучения

- Данные: Monte-Carlo события
- Используем время регистрации сигнала станцией в качестве входных данных
- На выходе сети ожидаем значения полярного и азимутального углов
- Работаем с данными для 44 станций
- Необходимо привести сетку станций к прямоугольному виду

Сетка из станций HiSCORE, приведенная к прямоугольному виду: оранжевым отмечены добавленные точки

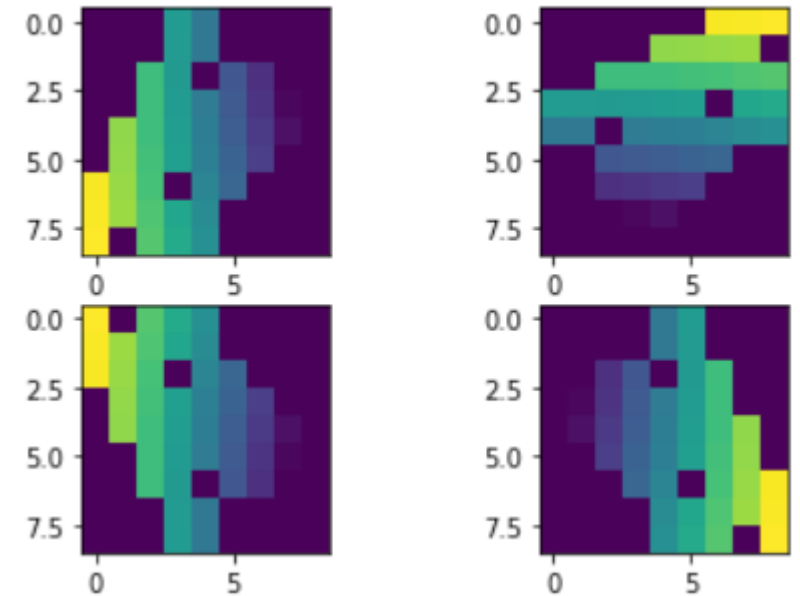


Положение станций HiSCORE по данным 2004 года



# Набор данных для обучения сети

- Количество «оригинальных» Монте-Карло событий: 12216
- События в наборе только адронные
- Количество примеров для обучения можно увеличить, поворачивая изображения на  $90^\circ$
- **Итого, количество изображений, на которых обучается сеть: 44000**
- **Количество изображений, используемых для валидации: 1216**



Событие Monte-Carlo, приведенное к прямоугольному виду и повернутое на 90 градусов

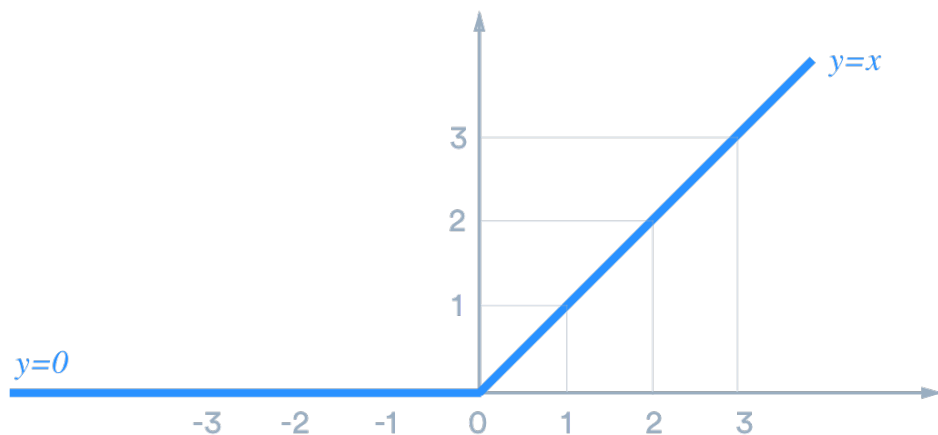
# Структура сети

Номер слоя	Тип слоя	Размерность слоя на выходе	Количество фильтров	Функция активации
1	Convolutional 2D	9x9x27	27	ReLU
2	Convolutional 2D	9x9x9	9	ReLU
3	Convolutional 2D	9x9x3	3	ReLU
4	Flatten	243	-	-
5	Dense	72	-	ReLU
6	Dense	36	-	ReLU
7	Dense	18	-	ReLU
8	Dense	2	-	ReLU



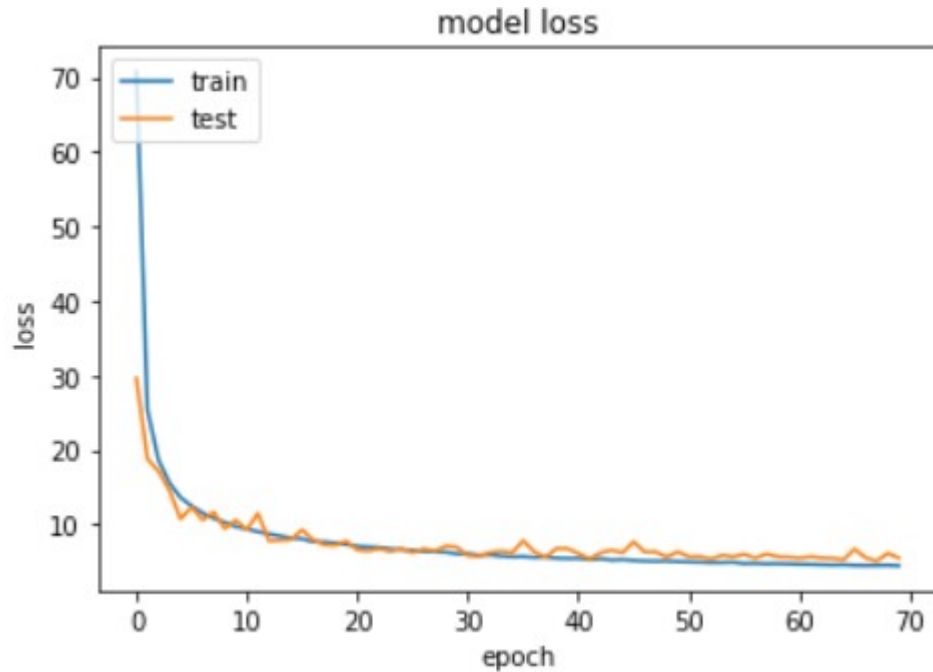
# Структура сети

- ▶ Размер фильтров в свёрточных слоях:  $3 \times 3$
- ▶ Оптимизатор: ADAM (Adaptive Moment Estimation); скорость обучения = 0,001
- ▶ Функция ошибок: MSE:



Функция активации ReLU

# Результаты обучения



Количество эпох: 70  
loss: MSE

Точность: ~95%  
MSE = 5.09

Mean Absolute Error:

Mean absolute error for Theta: 1.34 °

Mean absolute error for Phi: 1.82 °

# Заключение

- ▶ В определении азимутального и полярного углов достигнута точность 95%
- Перспективы:
- ▶ Планируется применить технологии глубокого обучения для определения энергии ШАЛ, положения оси ШАЛ
  - ▶ Возможно улучшение работы нейронной сети при увеличении массива данных для обучения или изменения структуры сети

Спасибо за внимание!

## Adaptive Moment Estimation (Adam) Optimizer

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) \nabla_{\theta} J(\theta)$$

$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) \nabla_{\theta}^2 J(\theta)$$

$$\alpha = \eta \frac{\sqrt{(1 - \beta_2^t)}}{(1 - \beta_1^t)}$$

$$\theta = \theta - \alpha \frac{m_t}{\sqrt{v_t} + \epsilon}$$