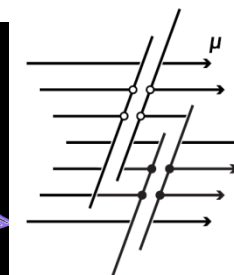
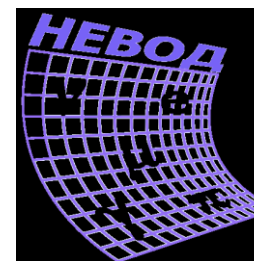




Национальный исследовательский  
ядерный университет «МИФИ»



TREK

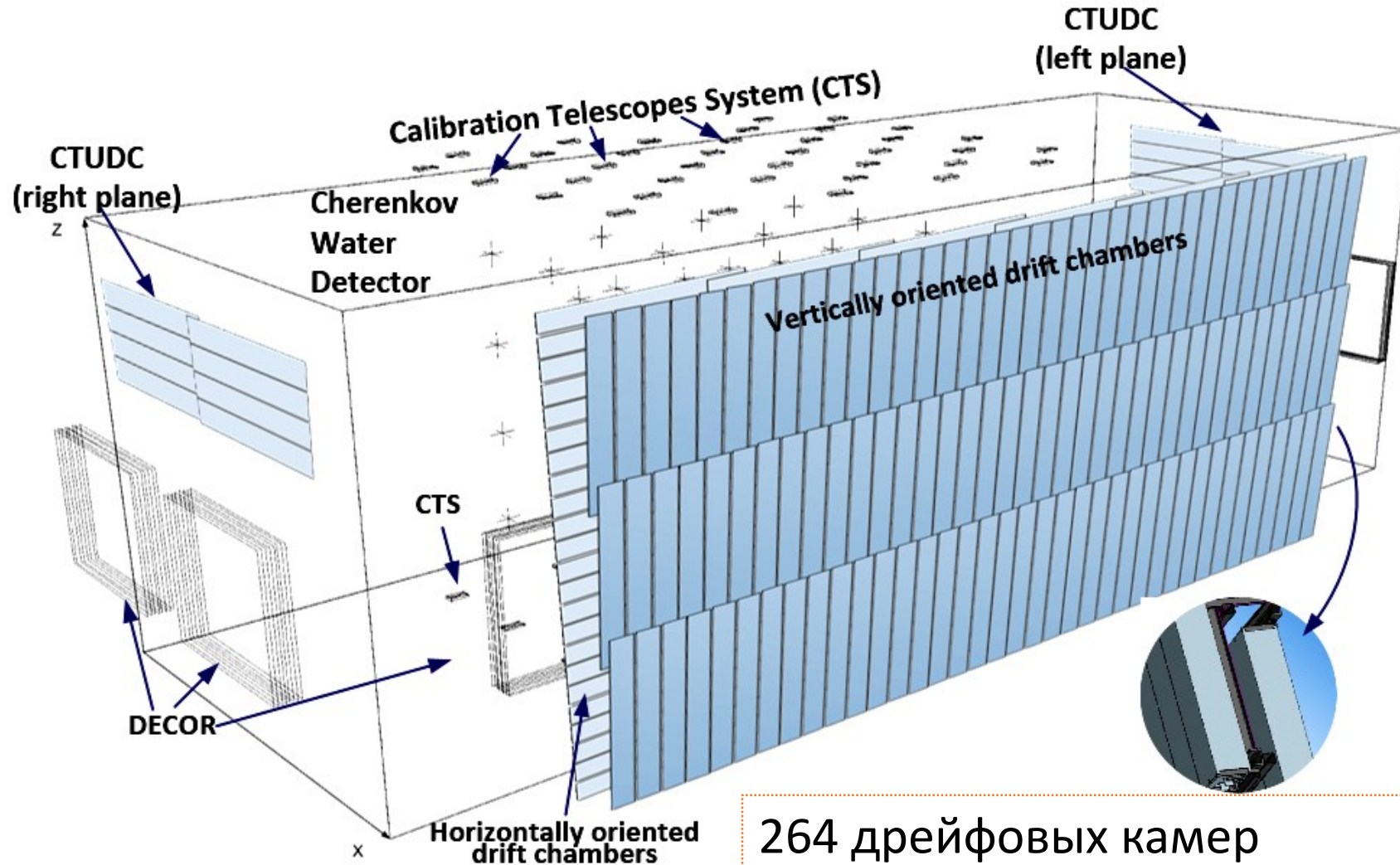
## Научно-образовательный центр НЕВОД

Реконструкция многочастичных событий в  
координатно-трековой установке на дрейфовых  
камерах методами глубокого обучения

Докладчик: Воробьев В.С.

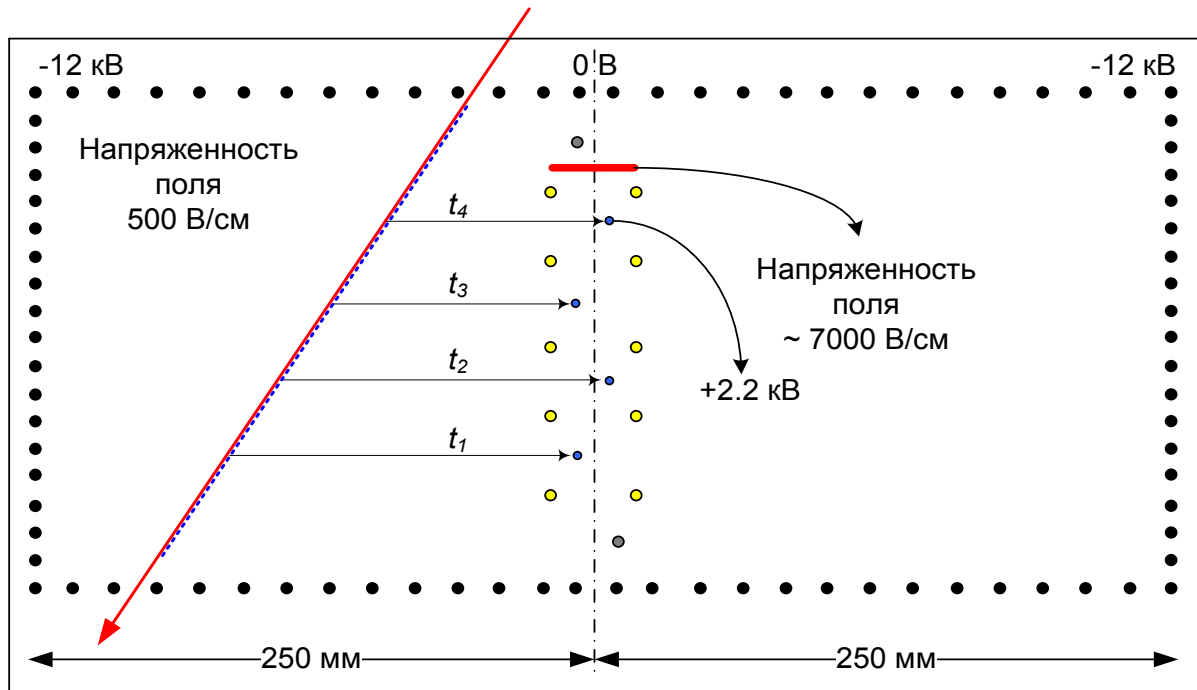
14-е Черенковские чтения "Новые методы в экспериментальной  
ядерной физике и физике частиц"  
20 апреля 2021 г.

# Координатно-трековый детектор ТРЕК



264 дрейфовых камер  
Площадь камеры  $2 \text{ м}^2$   
Площадь ТРЕК около  $250 \text{ м}^2$

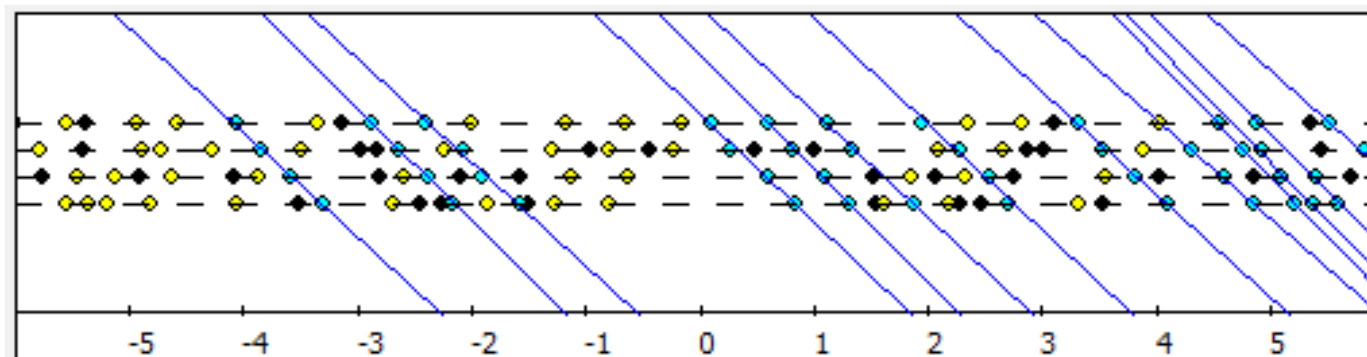
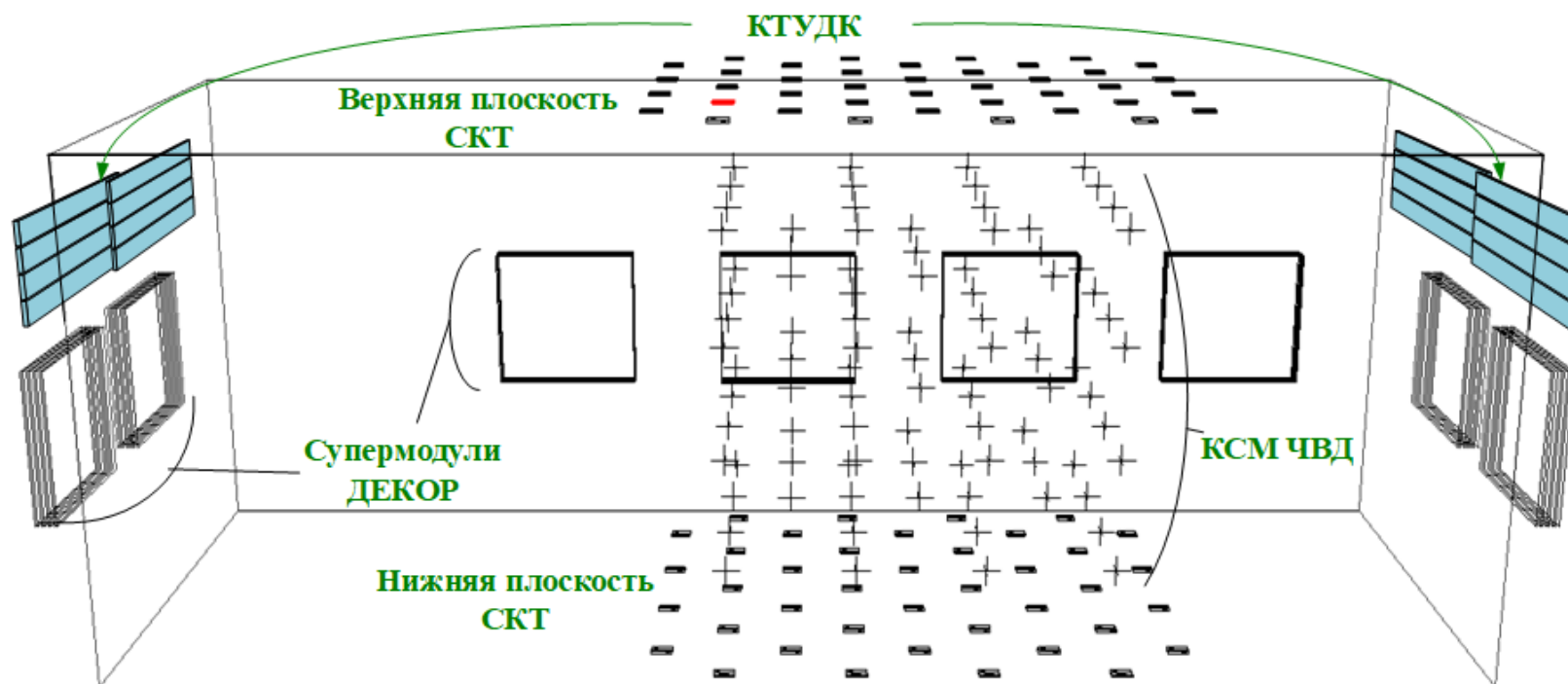
# Дрейфовая камера ИФВЭ



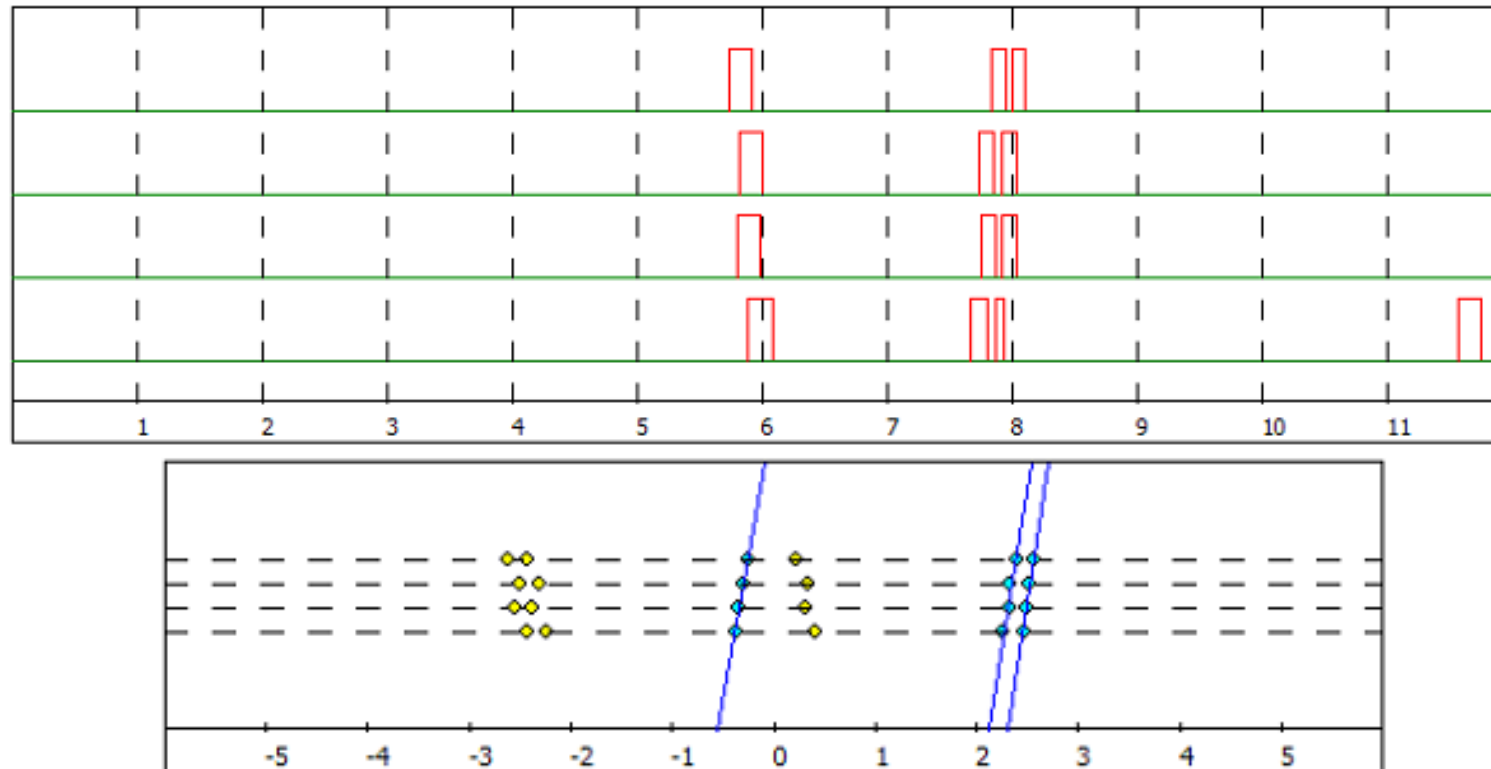
Координатное разрешение  $\sim 1$  мм  
Угловое разрешение  $\sim 30$  мрад  
Разрешение двух треков  $\sim 5-6$  мм  
Состав газовой смеси: 94% Ar + 6% CO<sub>2</sub>

Время дрейфа электронов  $< 6$  мкс  
Скорость дрейфа – 0,04 мм/нс

# Координатно-трековая установка на дрейфовых камерах



# Послеимпульсы



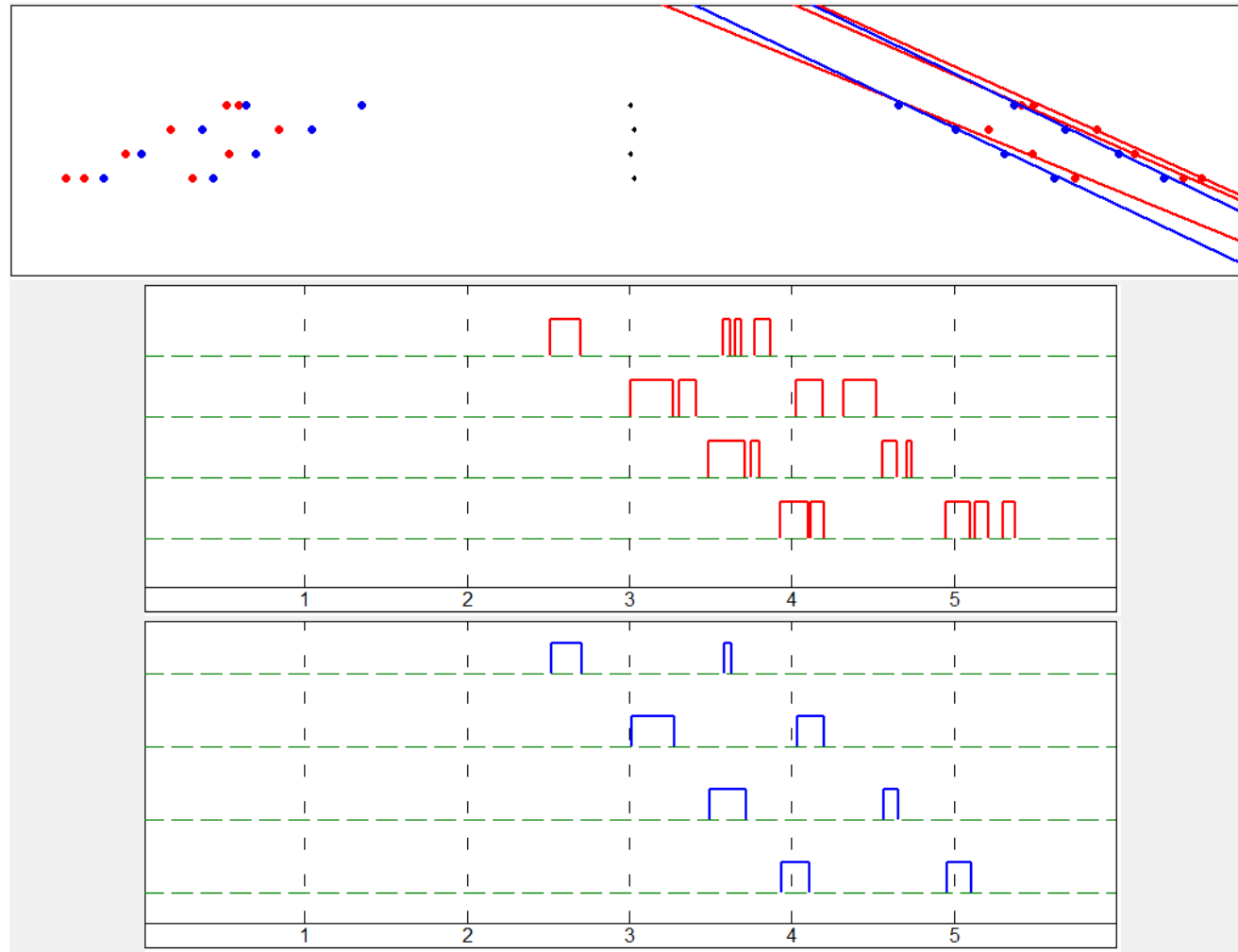
В экспериментальных данных наблюдаются **послеимпульсы** – вторичные сигналы от трека. Наличие послеимпульсов приводит к ложным реконструкциям.

# Представление данных с дрейфовой камеры для машинного обучения

0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	1	1	1	0	0	0

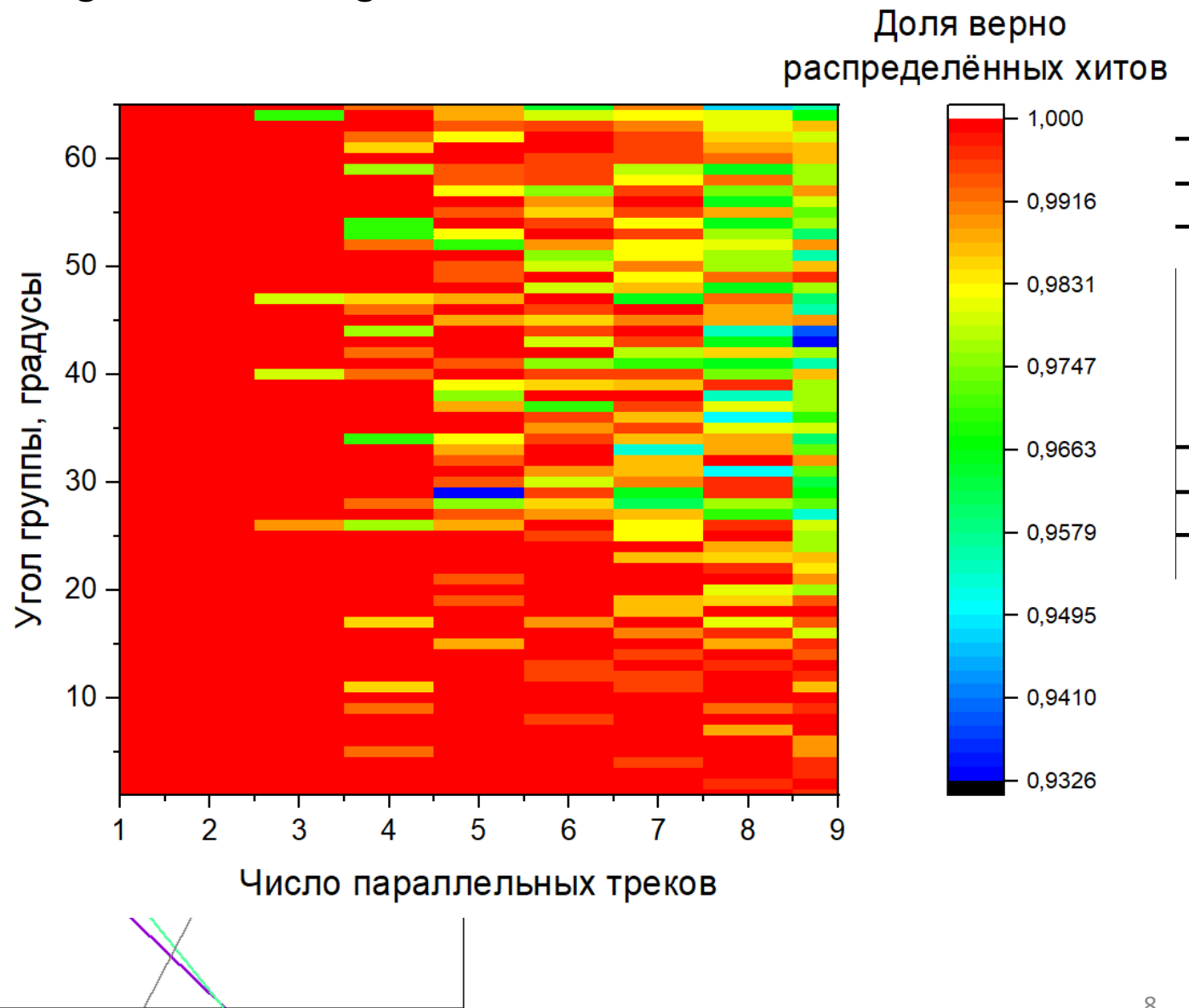
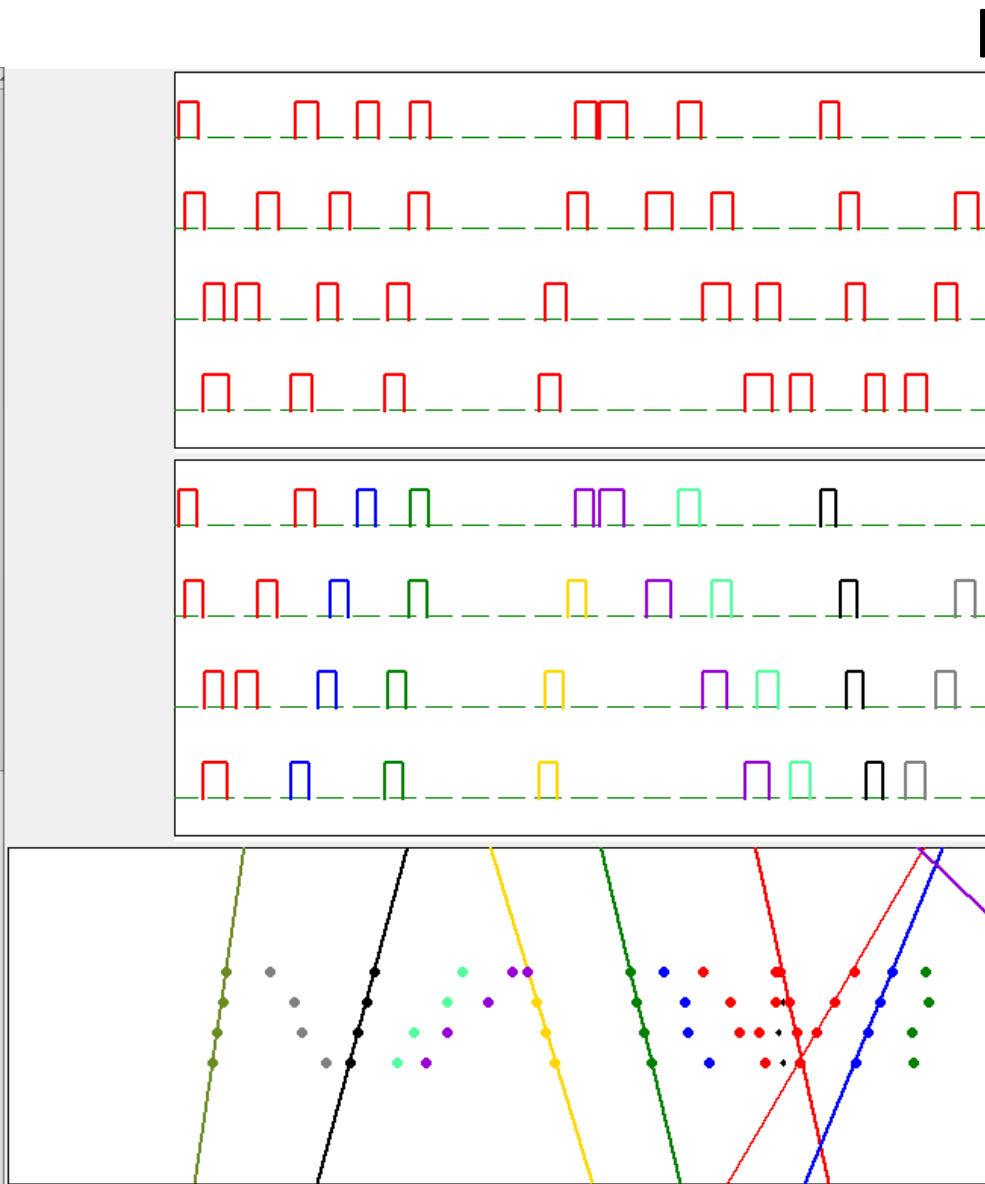
Временная развёртка с дрейфовой камеры может быть представлена в виде матрицы с размером 4×600. Каждый столбец матрицы – временной интервал 10 нс. «0» – отсутствие сигнала, «1» – наличие сигнала.

# Пример работы нейронной сети для фильтрации



На тестовой выборке нейронная сеть исключила 85% всех послеимпульсов, сохранив 94% оригинальных сигналов.

# Реконструкция треков с помощью рекуррентной

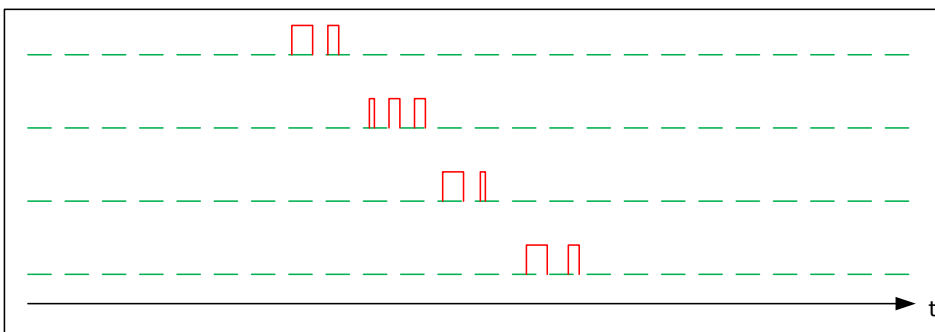




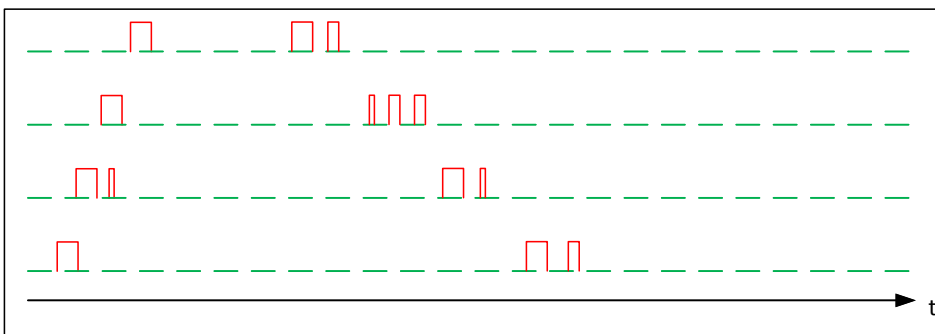
# Использование экспериментальных данных



+



=



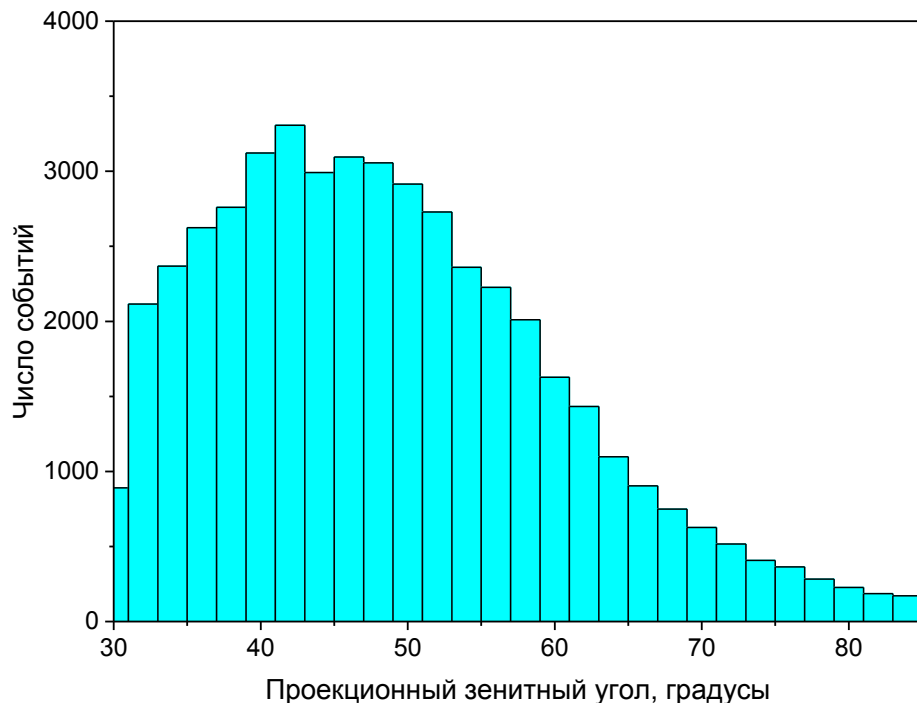
Отбор одночастичных событий:

1. Реконструкция трека по первым сигналам на проволоках.
2. Если значение суммы квадратов отклонений (МНК) оптимально, то считать реконструкцию удовлетворительной
3. Определение угла трека
4. Определение ширины облака исходя из значения угла трека
5. Если за пределами ширины больше нету сигналов, то считать событие одиночным
6. Все сигналы после первого считать послеимпульсами

# Применение нового подхода к экспериментальным данным

## Критерии отбора событий

- Наличие **трёх** и более параллельных треков на экранированной плоскости
- Реконструкция параллельных треков минимум в **двух** камерах
- Наличие хотя бы **одного** трека на второй плоскости
- Число вторичных частиц на экранированной плоскости не превышает число параллельных треков

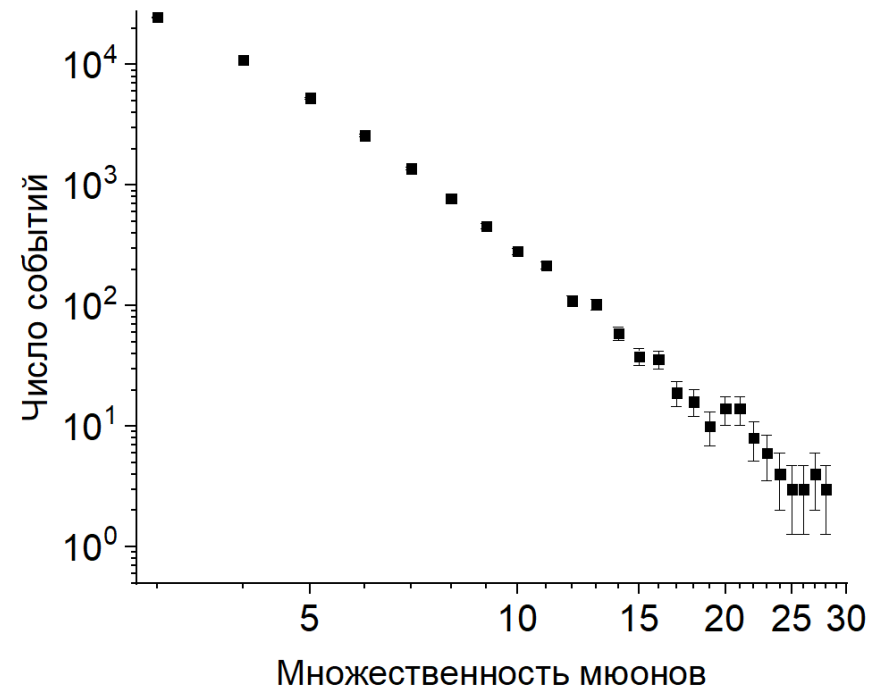


## Визуальный анализ

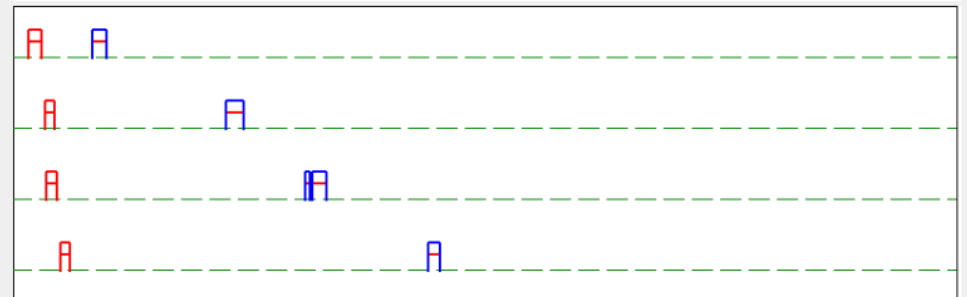
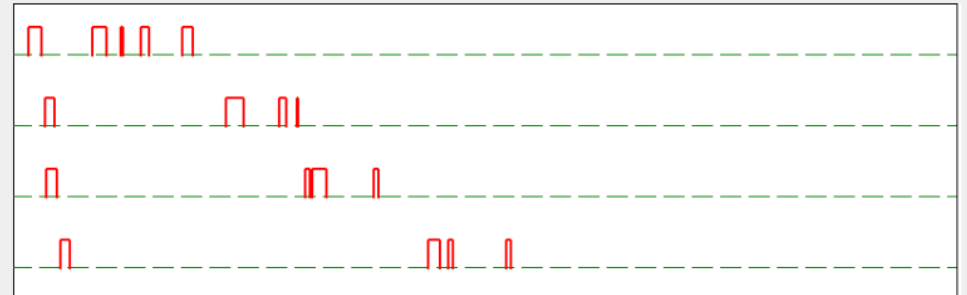
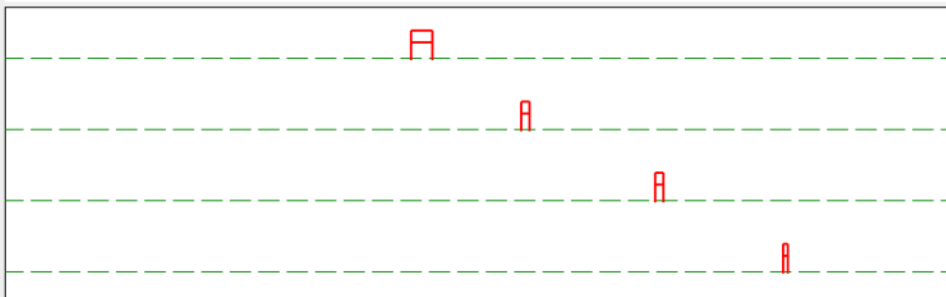
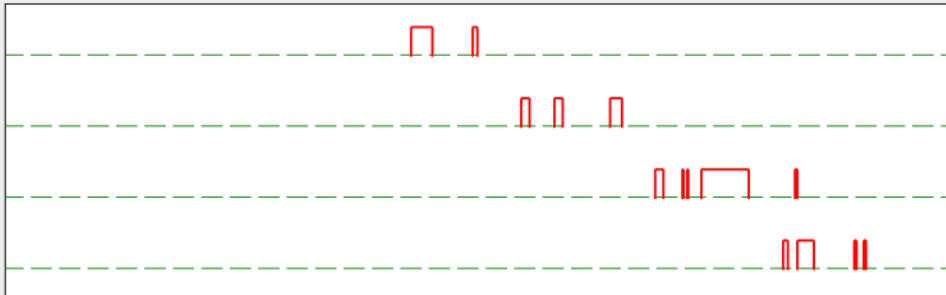
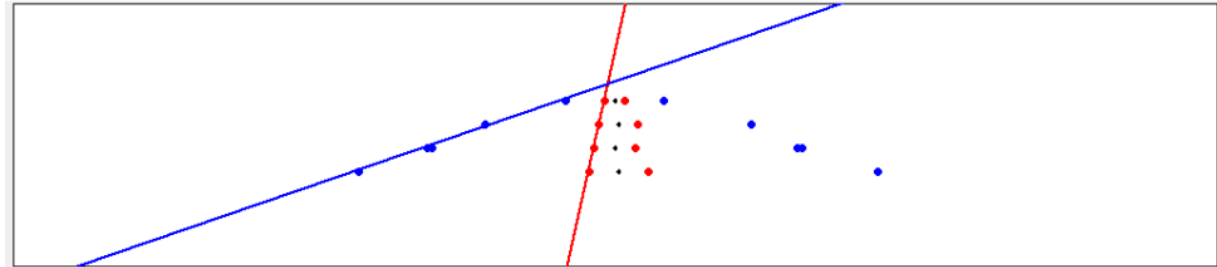
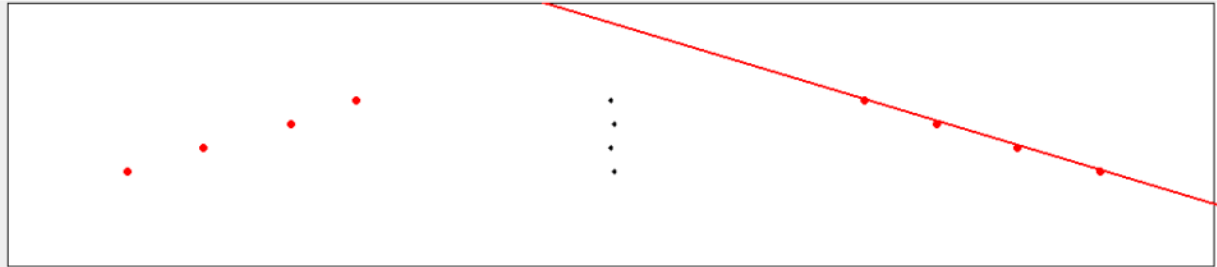
Проведён анализ 538 событий

Исходя из анализа исследуемый диапазон проекционных углов выбран  $30^\circ \leq \theta_{pr} < 85^\circ$

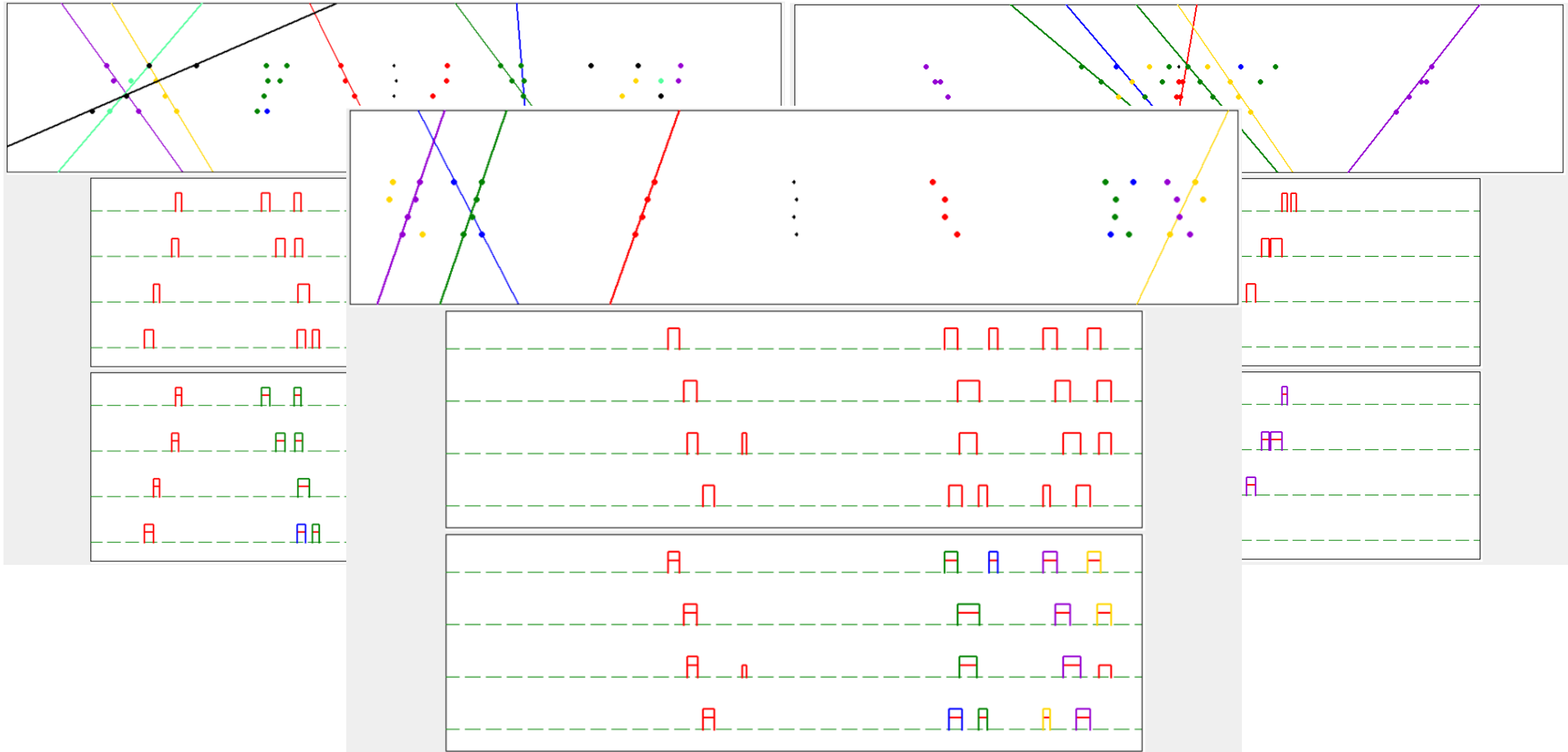
Предыдущий анализ событий, обработанных методом **гистограммирования**, дал **61.9%** полезных событий  
**Нейронные сети** - **95.8%** полезных событий



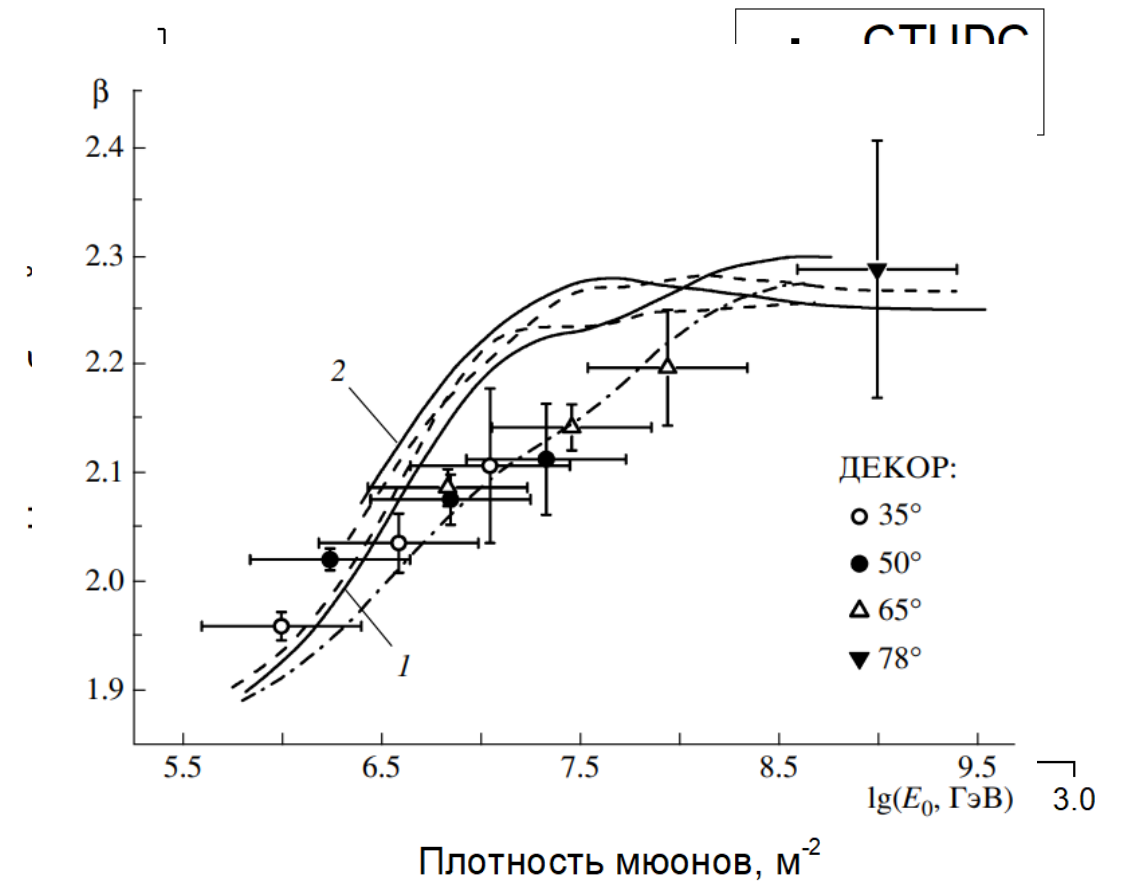
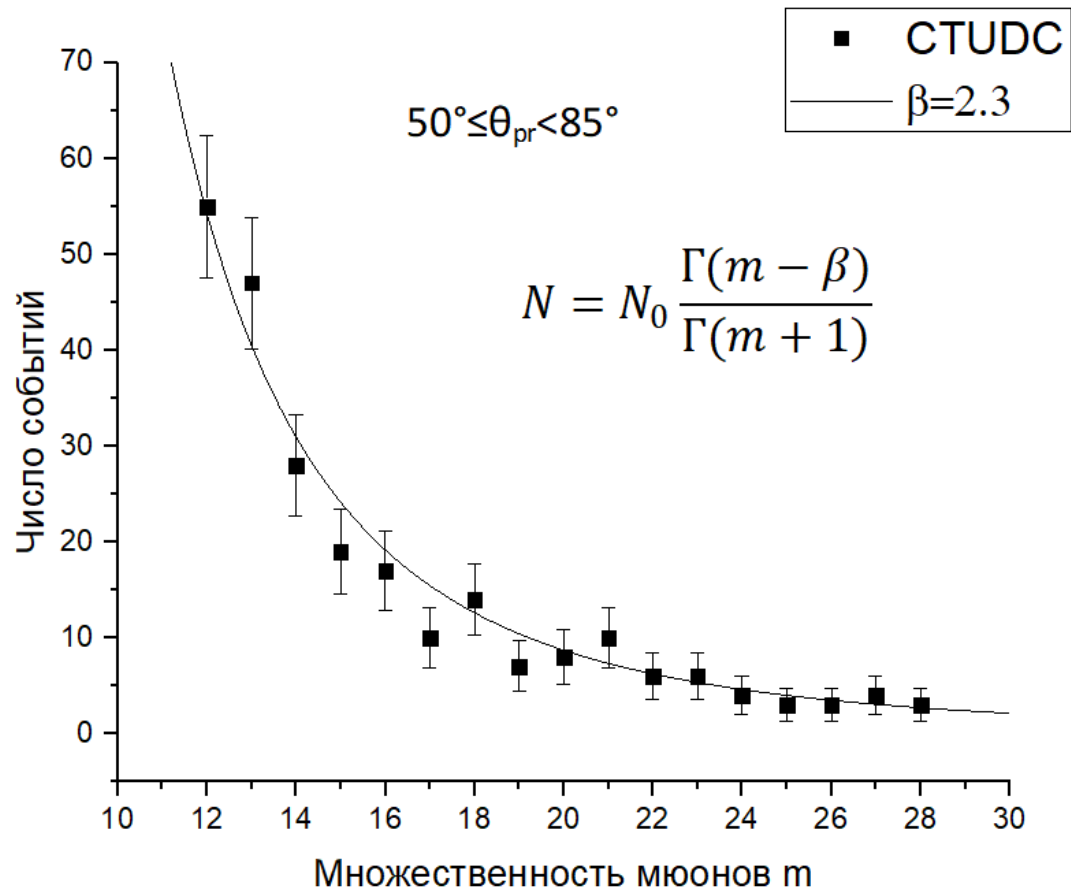
# Применение нового подхода к экспериментальным данным



# Применение нового подхода к экспериментальным данным



# Распределения по множественности и плотности МЮОНОВ



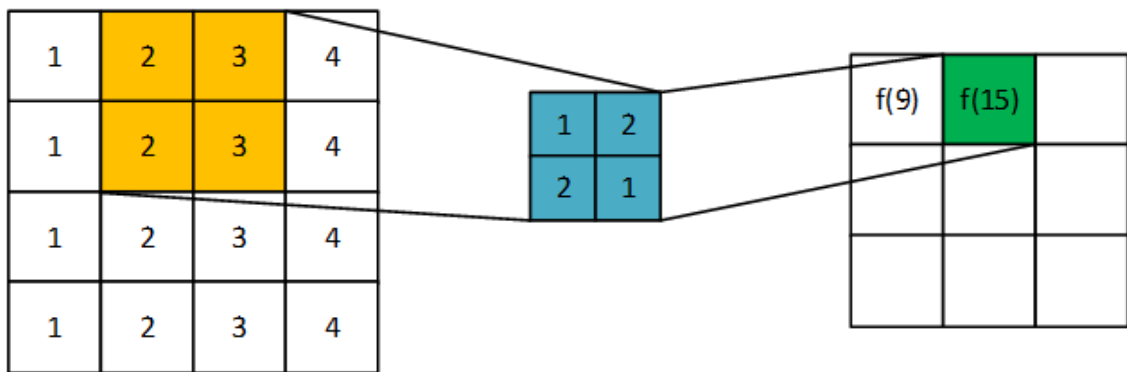
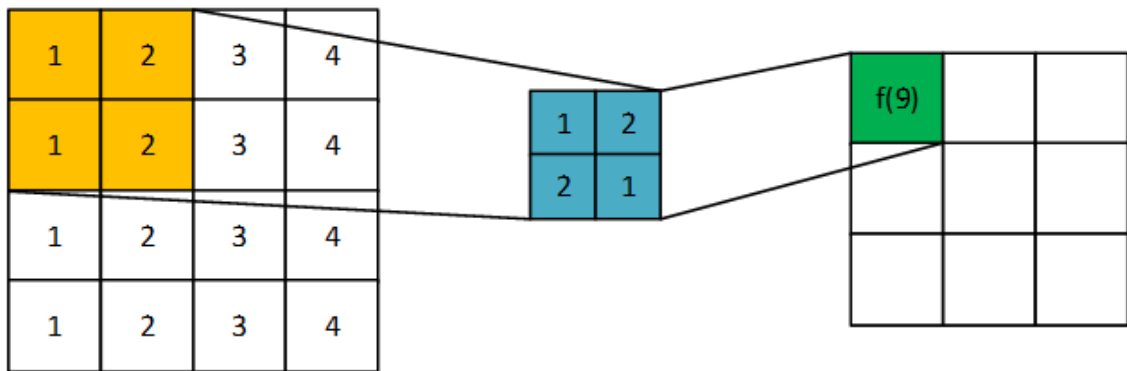


# Заключение

- Разработанный подход на основе методов глубокого обучения был использован для обработки экспериментальных данных установки КТУДК.
- В качестве обучающей выборки были использованы отобранные треки заряженных частиц, зарегистрированных на установке.
- В результате визуального анализа обработанных событий выяснилось, что новый подход позволяет отобрать более 95% полезных событий.
- Распределение по множественности событий с высокой плотностью мюонов согласуется с предположением, что за генерацию таких групп ответственны первичные частицы с энергиями  $10^{17}$  эВ и выше.

**Спасибо за внимание!**

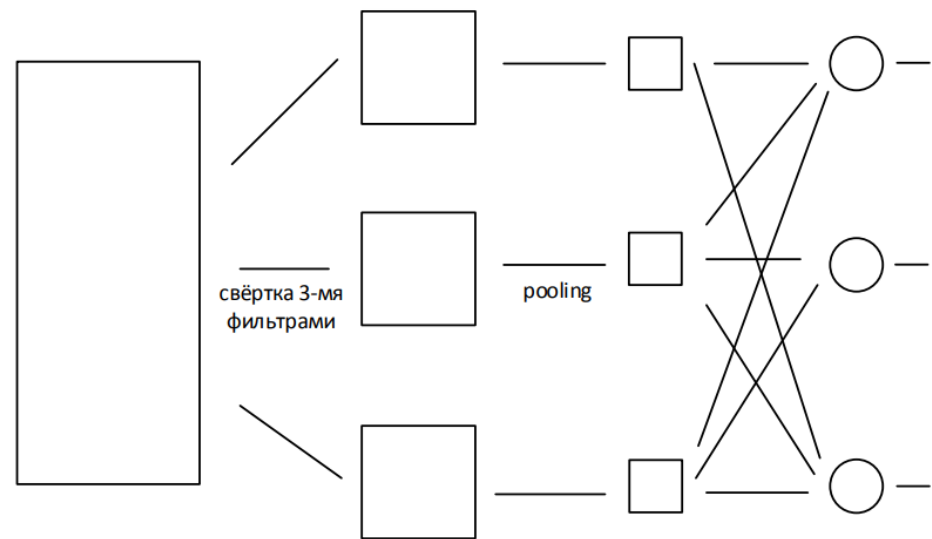
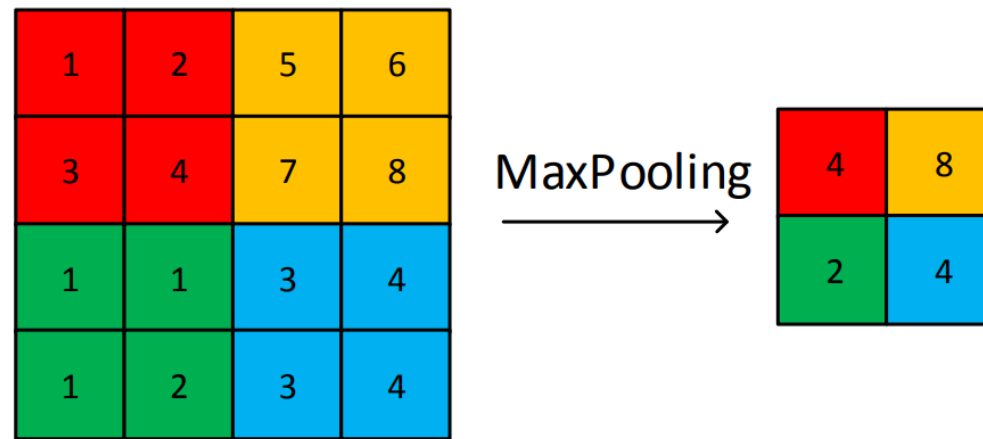




Входная матрица

Фильтр

Выход

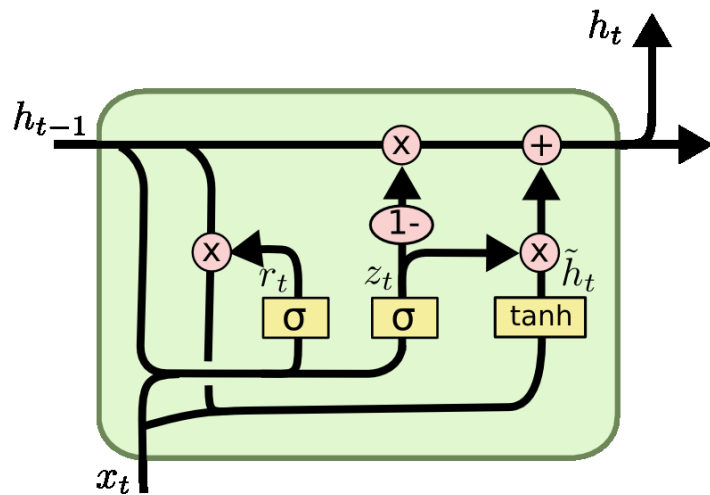
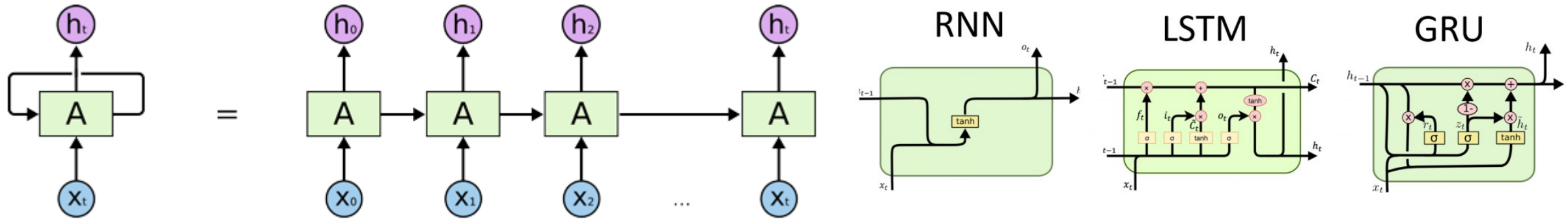


входная  
матрица

карты  
признаков

полносвязный  
слой

# Рекуррентные нейронные сети

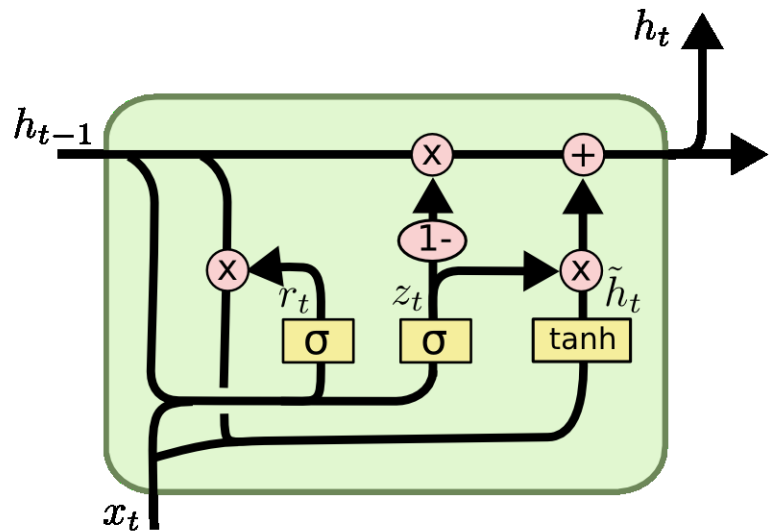


$$z_t = \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t])$$

$$r_t = \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t])$$

$$\tilde{h}_t = \tanh(W \cdot [r_t * h_{t-1}, x_t])$$

$$h_t = (1 - z_t) * h_{t-1} + z_t * \tilde{h}_t$$

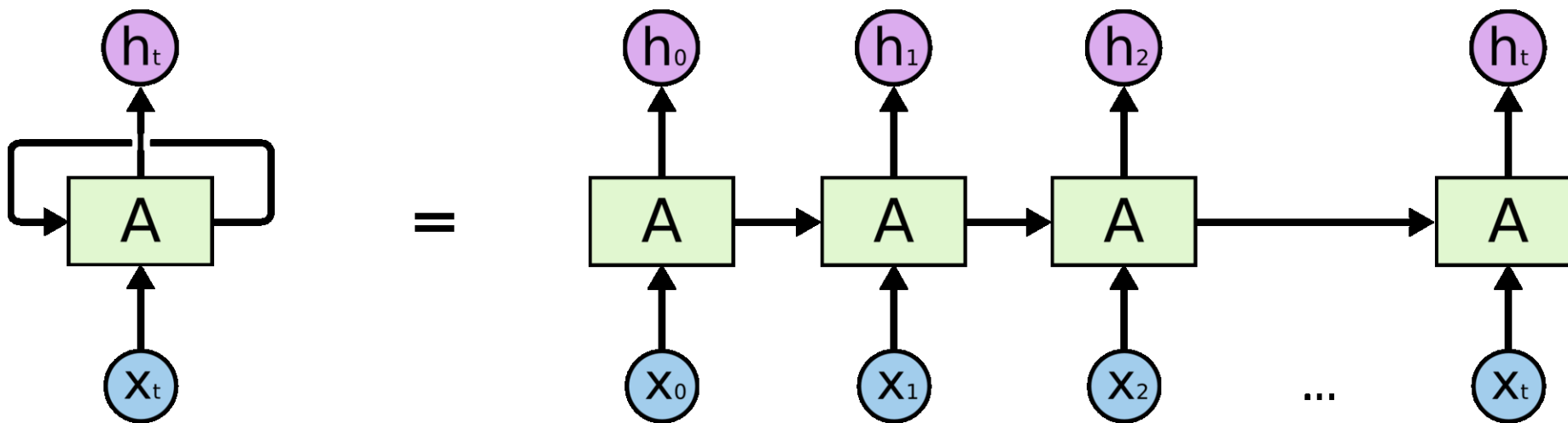


$$z_t = \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t])$$

$$r_t = \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t])$$

$$\tilde{h}_t = \tanh(W \cdot [r_t * h_{t-1}, x_t])$$

$$h_t = (1 - z_t) * h_{t-1} + z_t * \tilde{h}_t$$



The image displays a handwriting practice sheet with three distinct sections. The top section is a 4-row grid of dashed green lines, where each row contains several red square shapes for tracing. The middle section is another 4-row grid of dashed green lines, where each row contains several square shapes in various colors (red, blue, green, yellow, purple) for tracing. The bottom section is a single row of dashed green lines, where each row contains several diagonal lines in various colors (red, blue, green, yellow, purple) for tracing, with small colored dots placed along the lines.

