



МОДЕЛИРОВАНИЕ И РЕКОНСТРУКЦИЯ СОБЫТИЙ В МЮОННОЙ СИСТЕМЕ УСТАНОВКИ SPD

Студент магистратуры: Осетров Александр Олегович

Научный консультант: Верхеев Александр Юрьевич

Национальный исследовательский ядерный
университет «МИФИ», г. Москва



О работе

- Для проектирования установки и изучения возможности решения поставленных физических задач в эксперименте необходимо моделирование различных детекторных систем.
- Необходимо построение алгоритмов и методик обработки и анализа экспериментальных данных.
- Цель работы: моделирование мюонной системы SPD и разработка программного обеспечения для обработки и анализа данных эксперимента.

Эксперимент SPD

Цель эксперимента - изучение спиновой структуры протона и дейтрона и других спиновых явлений путем столкновения поляризованных p-p, d-d и p-d пучков с $\sqrt{s} = 27$ ГэВ и светимостью порядка $10^{32} \text{ см}^{-2} \text{ с}^{-1}$.

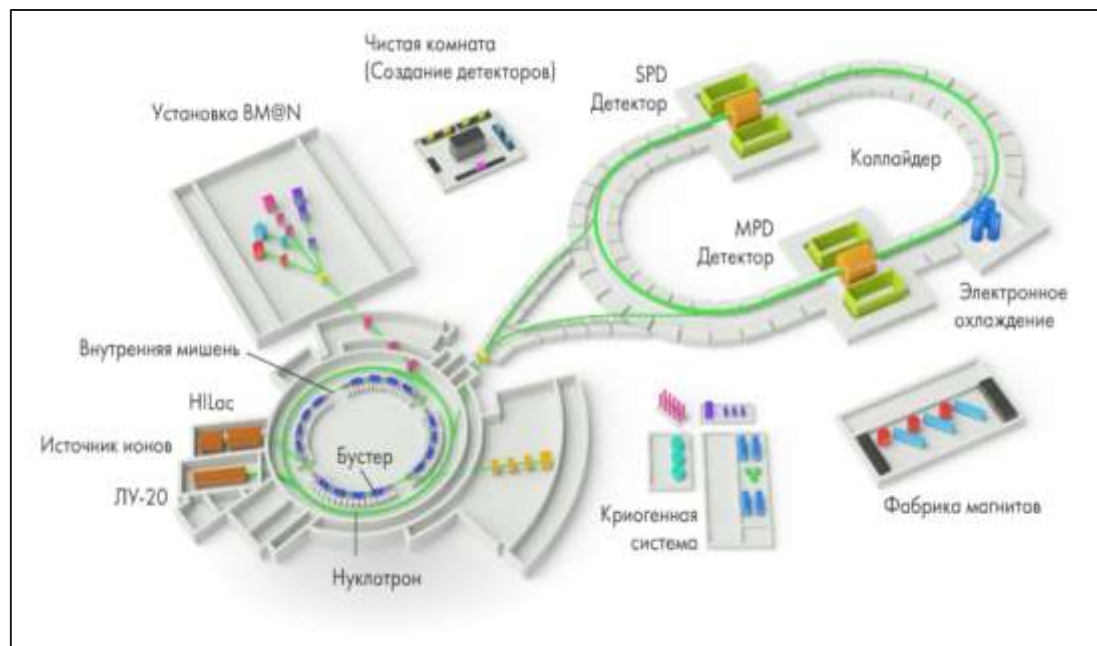


Рис.1 Комплекс NICA

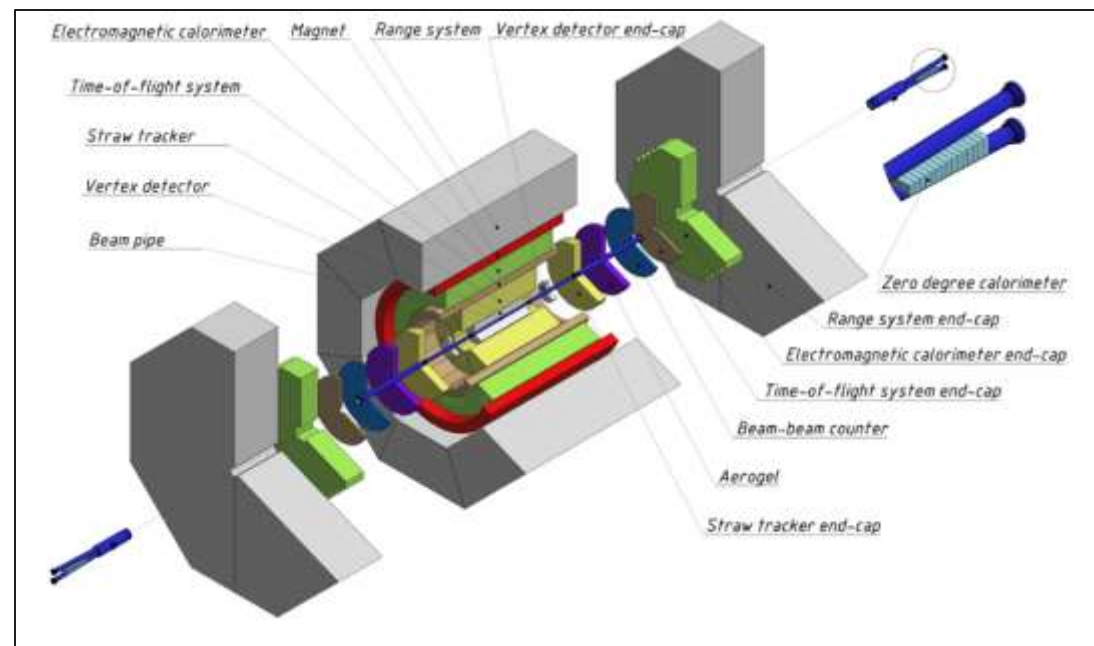
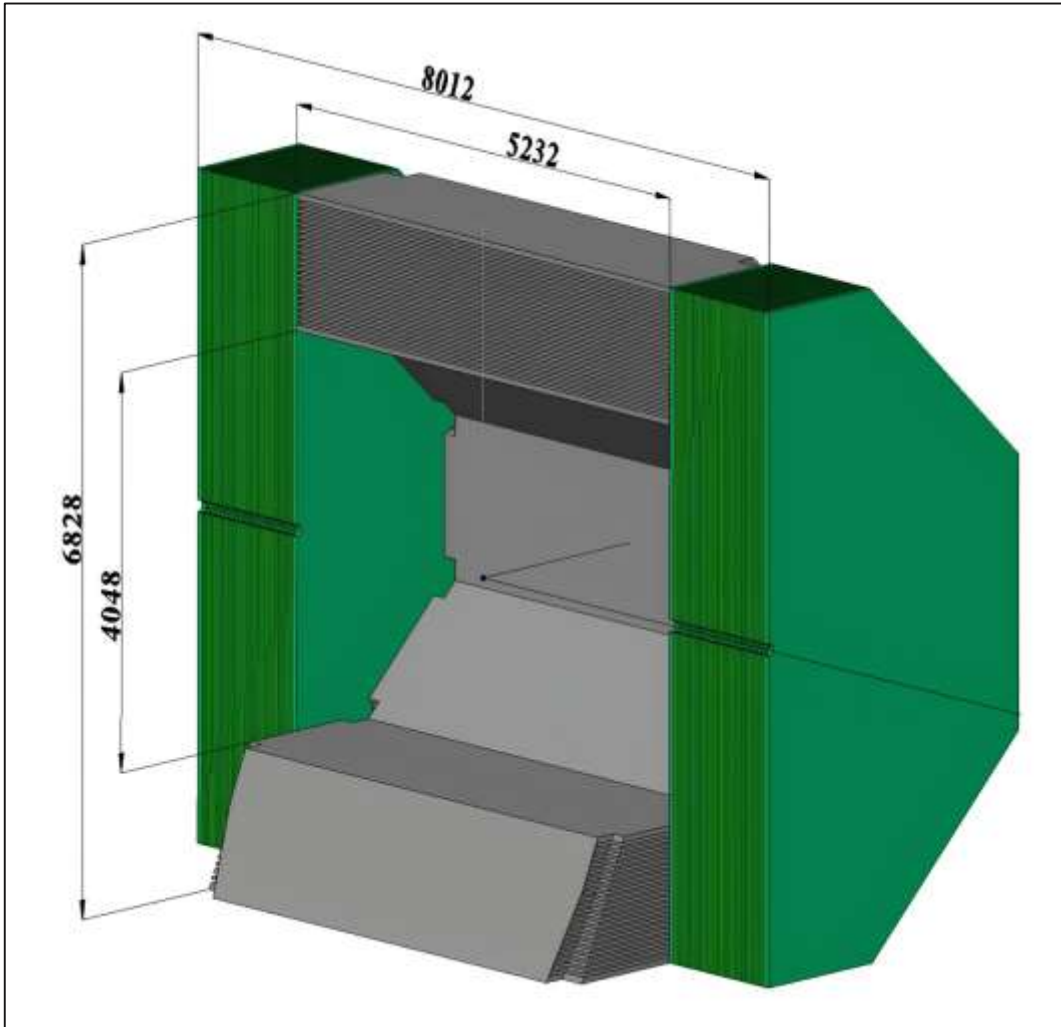


Рис. 2 Общая схема установки SPD

Мюонная система



- Идентификации мюонов в присутствии значительного адронного фона и оценки энергии адронов (грубая адронная калориметрия).
- Состоит из восьмимодульного барреля и двух торцевых дисков.
- В межслоевые зазоры помещаются Mini Drift Tubes (MDT) детекторы и считывающая электроника.

Рис. 3 Схематичный вид мюонной системы

MDT детектор

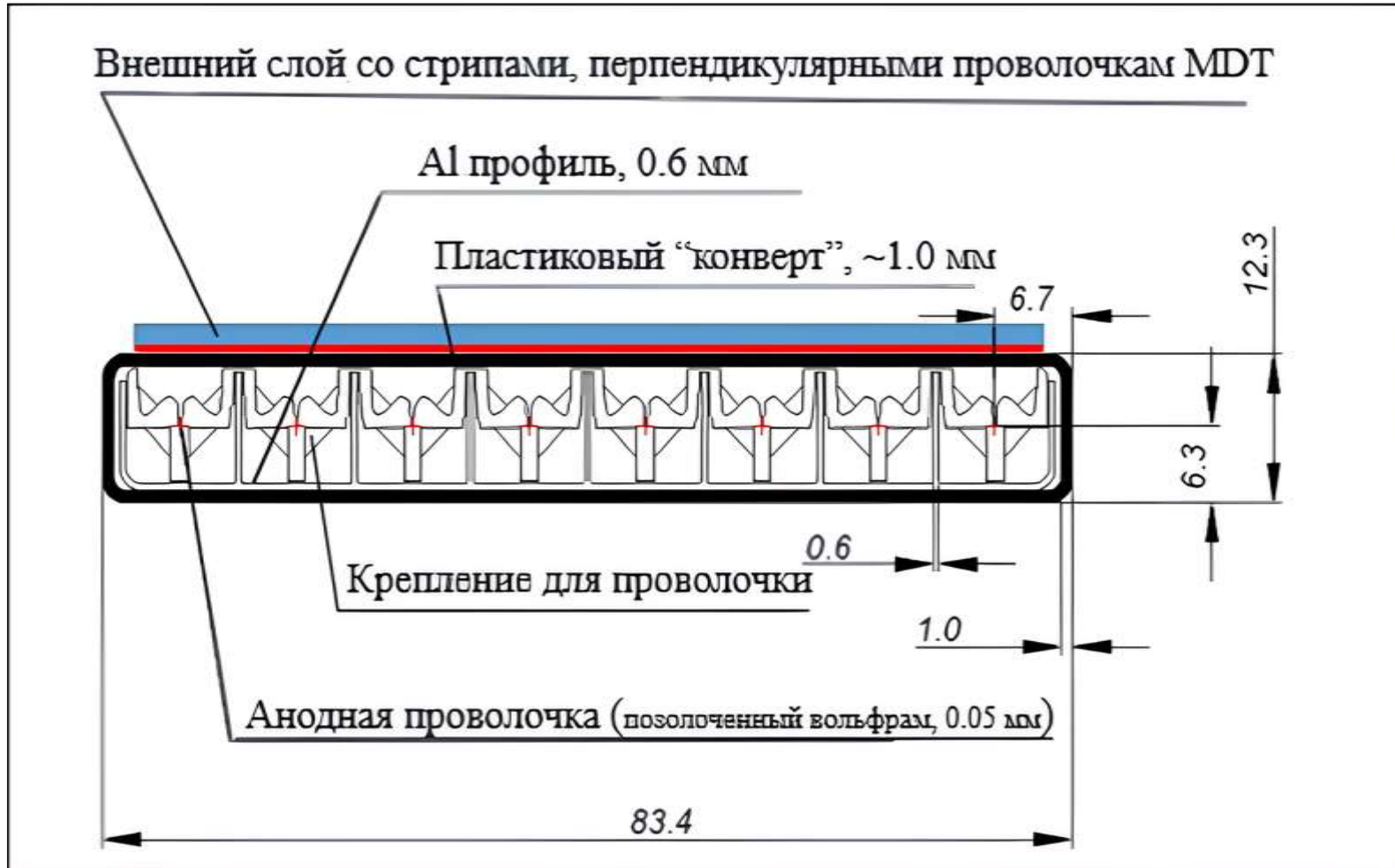


Рис. 4 Поперечное сечение MDT детектора

- Состоит из металлического катода (алюминиевый гребенчатый профиль из 8 ячеек), анодных проволок и пластиковой оболочки (норил) для газонепроницаемости.
- Перпендикулярная стриповая плоскость вместе с системой анодных проволок дают две координаты прохождения частицы.

Геометрическая модель прототипа



- MDT детектор из восьми ячеек, заполненных газовой смесью $\text{Ar} + \text{CO}_2$.
- 6 MDT объединены в одну детекторную плоскость
- В железном корпусе размещено 16 детекторных плоскостей с железными поглотителями с шагом в 35 мм для электроники.
- Bilayer, состоящий из двух детекторных плоскостей, по 4 MDT детектора. За ними расположен железный лист толщиной 60 мм.

Рис. 5 Геометрическая модель прототипа мюонной системы SPD

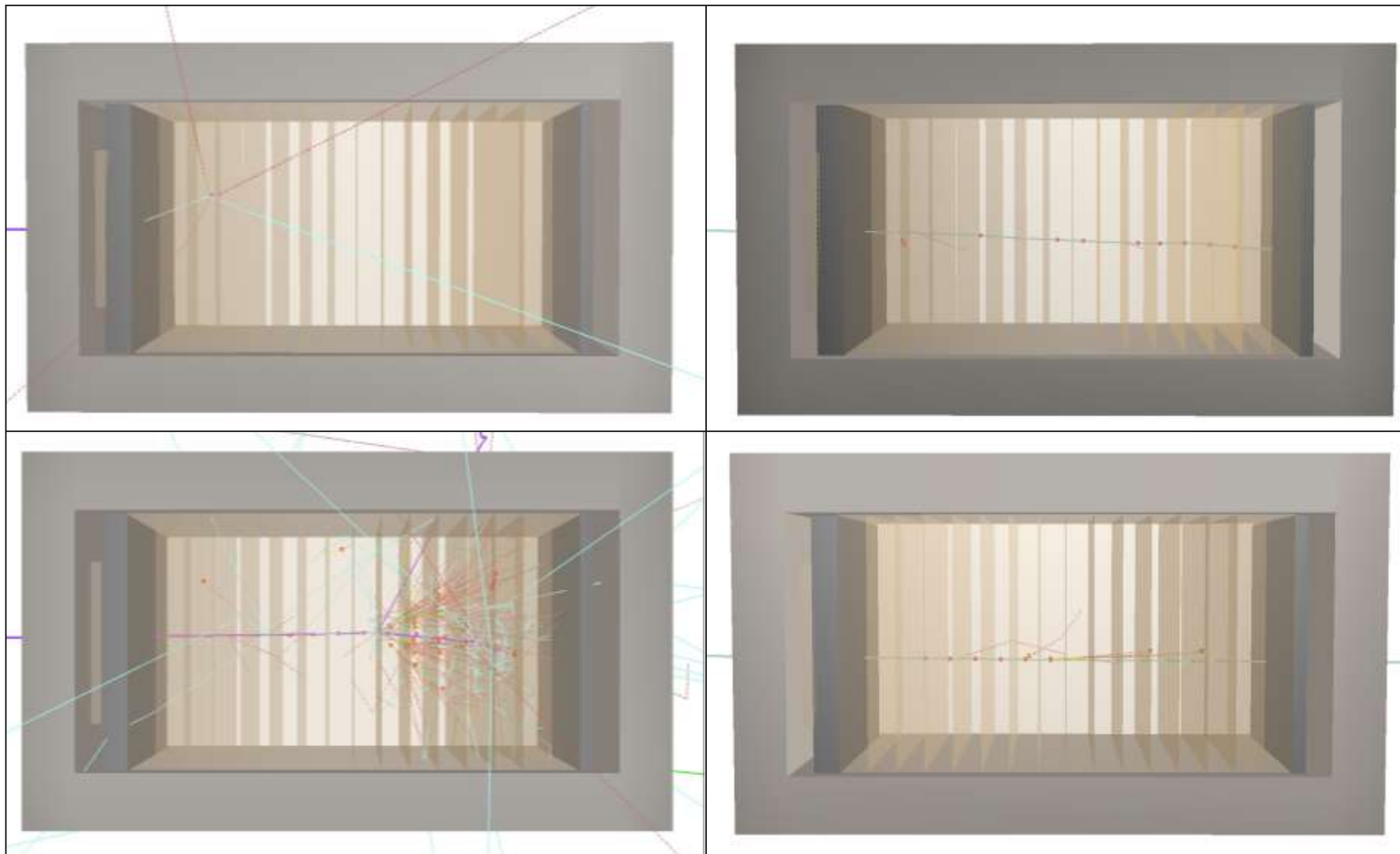


Рис. 6 Моделирование взаимодействия протона (слева) и мюона
(справа) с энергиями 5 и 10 ГэВ в прототипе
Верхняя часть – 5 ГэВ, нижняя – 10 ГэВ

Алгоритм кластеризации DBSCAN

Метод кластеризации, который идентифицирует кластеры на основе плотности точек в пространстве данных. Он особенно хорошо работает с кластерами произвольной формы и справляется с шумами в данных.

Ключевые понятия:

- ϵ -окрестность точки p , обозначаемая как $N_\epsilon(p)$
- MinPts (Минимальное количество точек в ϵ -окрестности точки p)
- Основная точка (Core Point)
- Пограничная точка (Border Point)
- Шумовая точка (Noise Point)

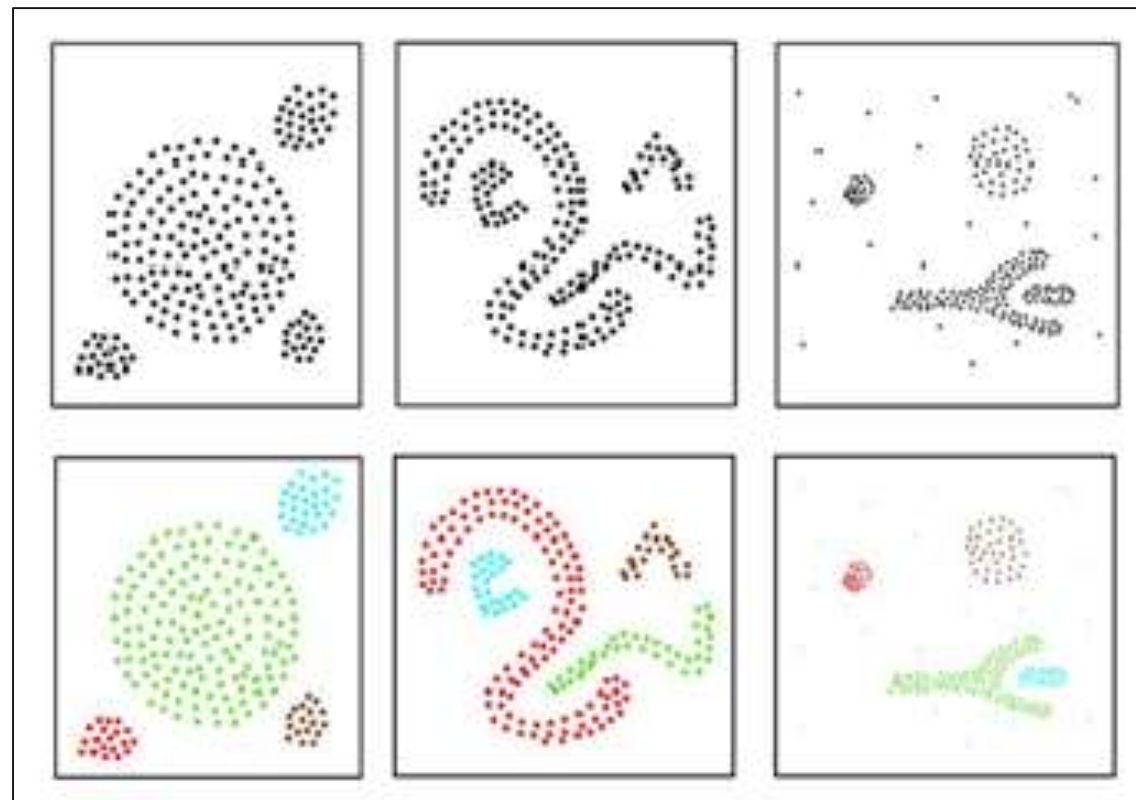


Рис. 7 Иллюстрация работы DBSCAN.
Сверху изображен оригинальный набор точек, снизу –
результат работы алгоритма DBSCAN.

Алгоритм кластеризации DBSCAN

Поскольку стандартные библиотеки языка C++ не содержат встроенной реализации алгоритма DBSCAN, была разработана собственная версия данного алгоритма для последующей интеграции в SpdRoot.

На рис. 8 представлен пример сравнения результата работы алгоритма DBSCAN, реализованного на C++, с результатом стандартной версии из библиотеки scikit-learn языка Python для смоделированного события J/ψ.

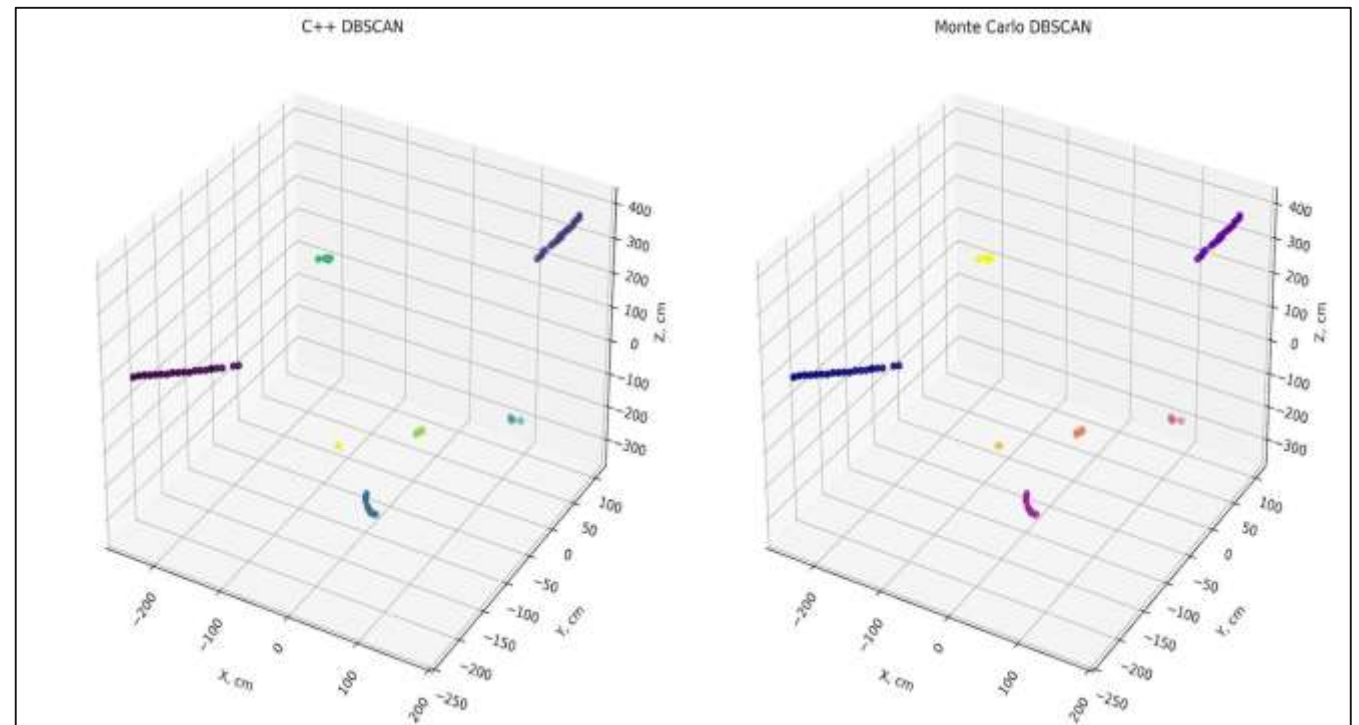


Рис. 8 Пример визуального сравнения работы двух реализаций алгоритма DBSCAN

Нейронные сети

Искусственные нейронные сети представляют собой модели машинного обучения, основанные на принципах функционирования биологических нейронных сетей мозга. Они состоят из множества взаимосвязанных узлов — искусственных нейронов, организованных в слои

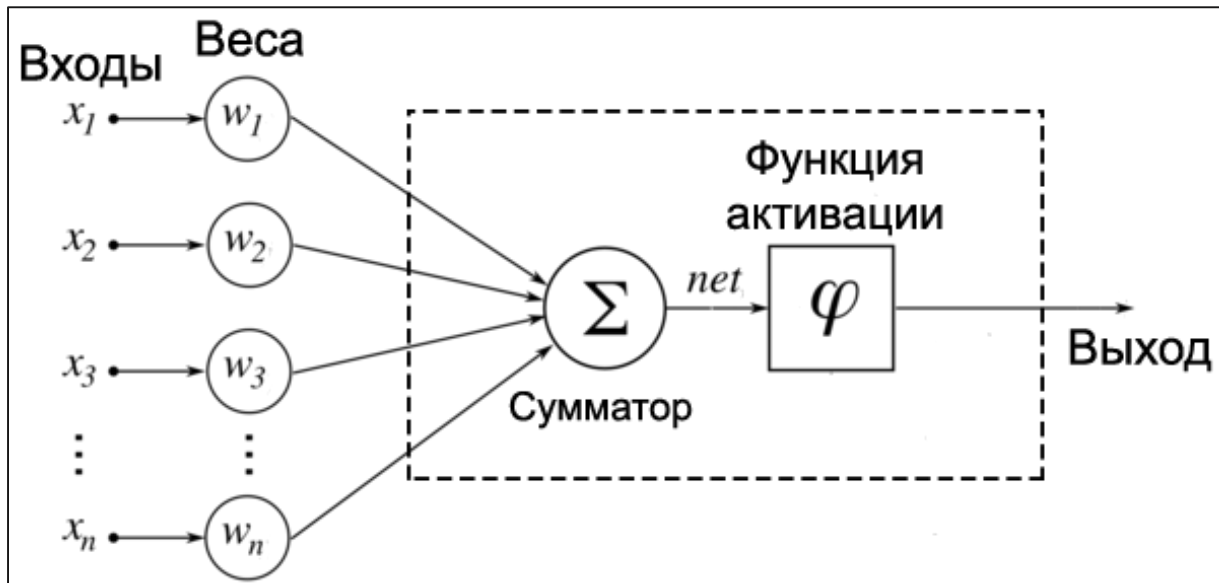


Рис. 9 Схема работы искусственного нейрона в нейронных сетях

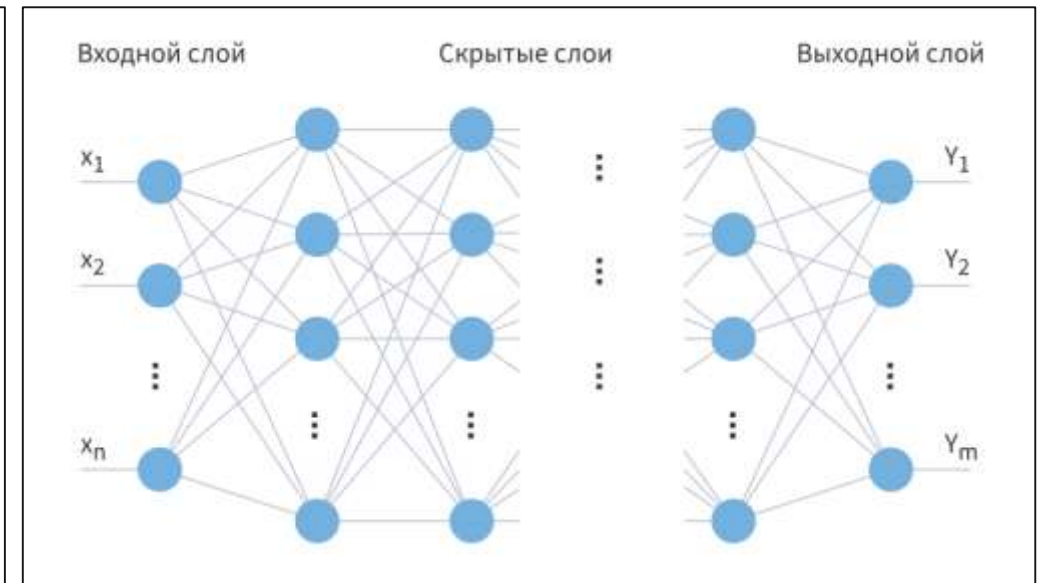


Рис. 10 Схема искусственной нейронной сети

Сверточные нейронные сети

Сверточные нейронные сети представляют собой специализированную архитектуру искусственных нейронных сетей, разработанную для эффективного распознавания и обработки данных с сеточной структурой, таких как изображения.

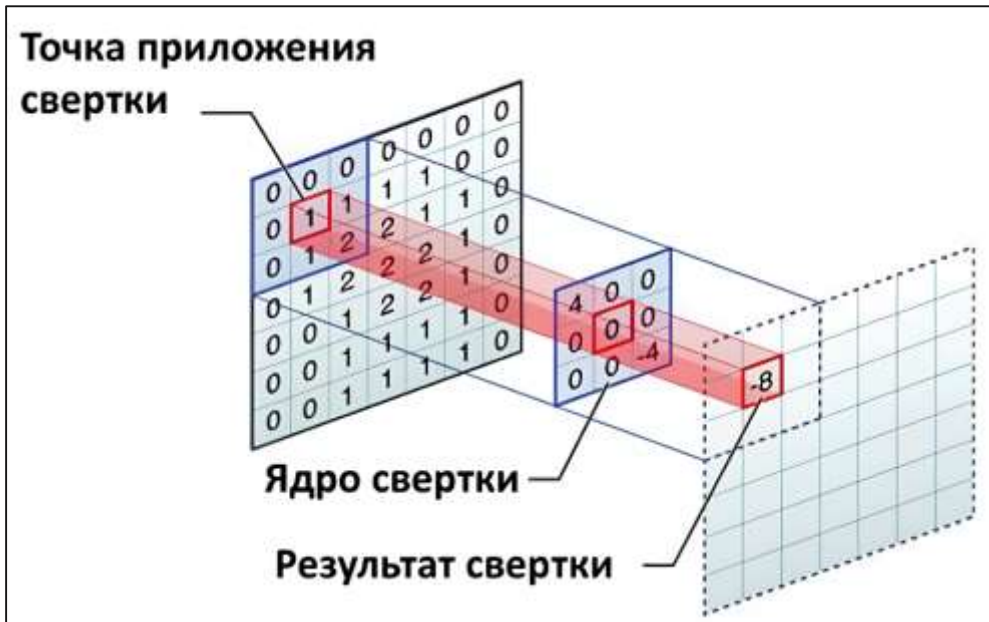


Рис. 11 Применение свертки в сверточном слое

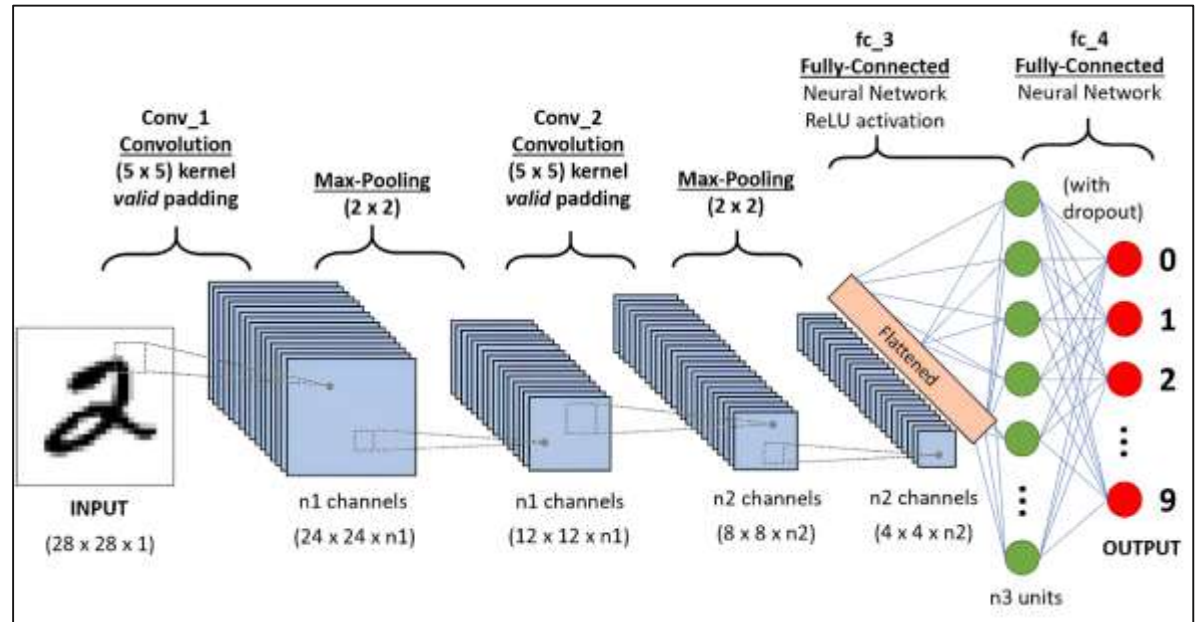


Рис. 12 Структура сверточной нейронной сети

Дерево решений

На каждом узле дерева происходит бинарное разбиение входного множества примеров: одно подмножество содержит объекты, удовлетворяющие условию узла, другое – не удовлетворяющие. Данная процедура рекурсивно применяется к полученным подмножествам до выполнения критериев остановки алгоритма

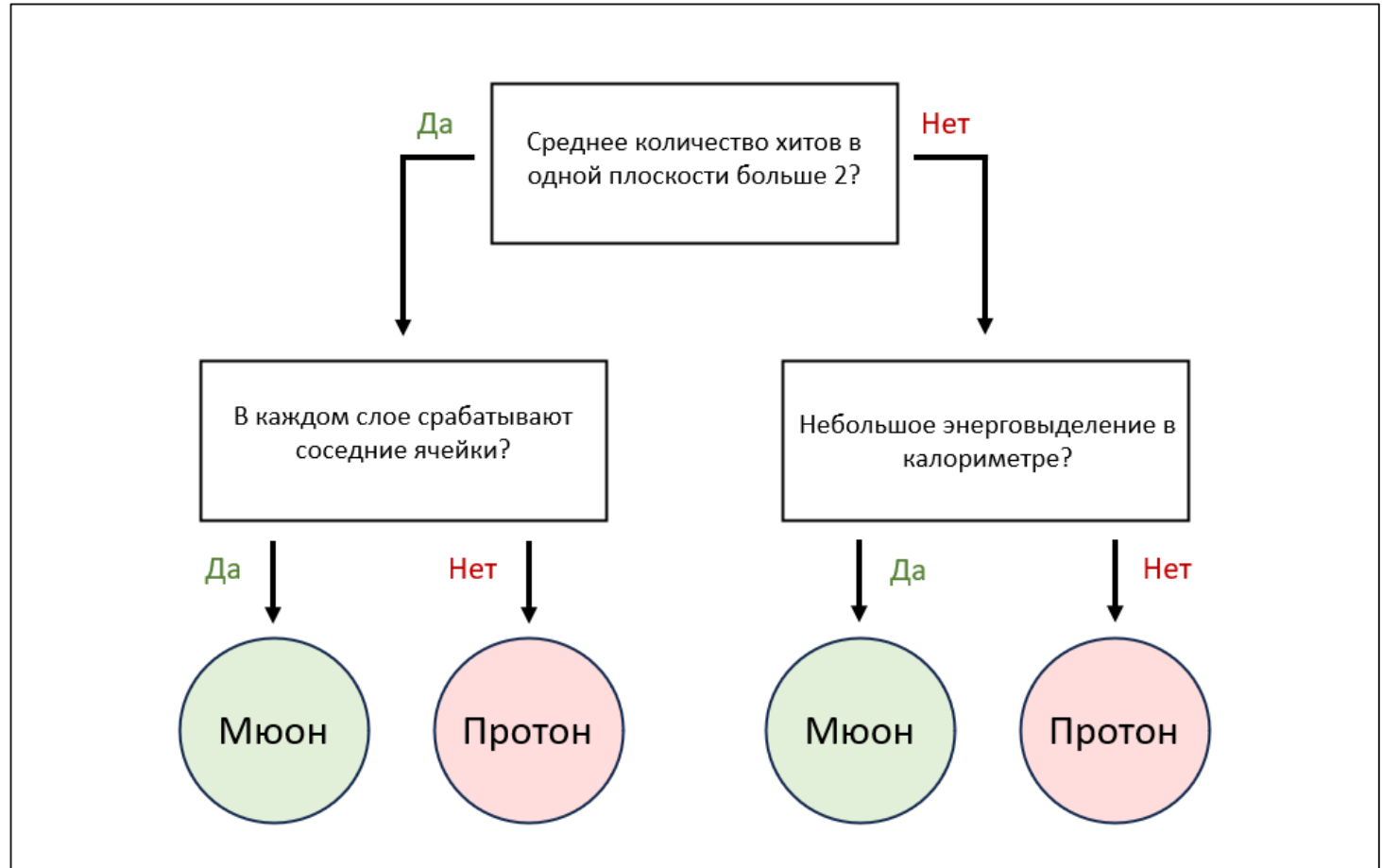


Рис. 13 Пример схемы работы дерева решений

Алгоритм классификации: CNN

Структура сверточной нейронной сети:

Вход: $128 \times 128 \times 1$ (H×W×C)

Conv2D (16, 3×3 , ReLU) → MaxPool (2×2) → $64 \times 64 \times 16$

Conv2D (32, 3×3 , ReLU) → MaxPool (2×2) → $32 \times 32 \times 32$

Conv2D (64, 3×3 , ReLU) → MaxPool (2×2) → $16 \times 16 \times 64$

Flatten → 16384

Dense (128, ReLU) → 128

Dense (2, linear) → 2

Softmax → $[p_1, p_2]$

Алгоритм классификации: CNN

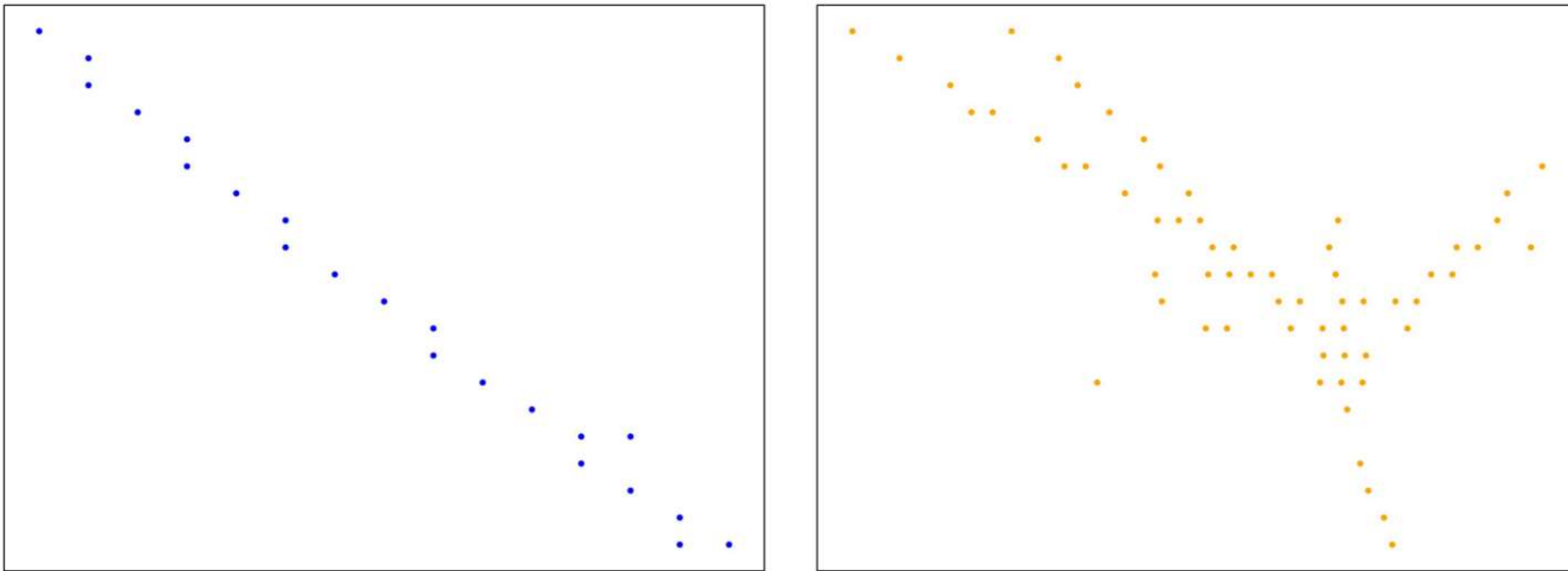


Рис. 14 Примеры входных изображений для CNN

Слева – мюон, справа – протон.

Алгоритм классификации: CNN

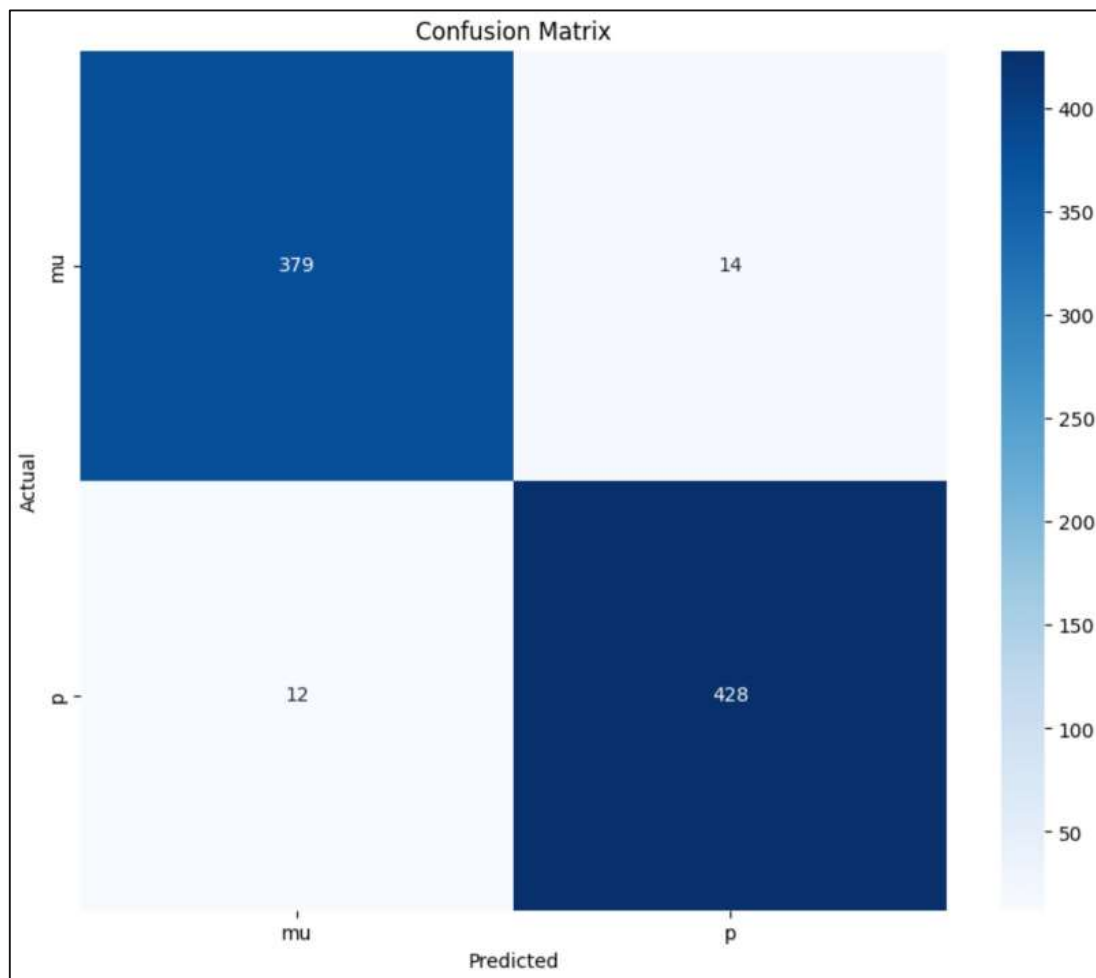


Рис. 15 Матрица ошибок для CNN

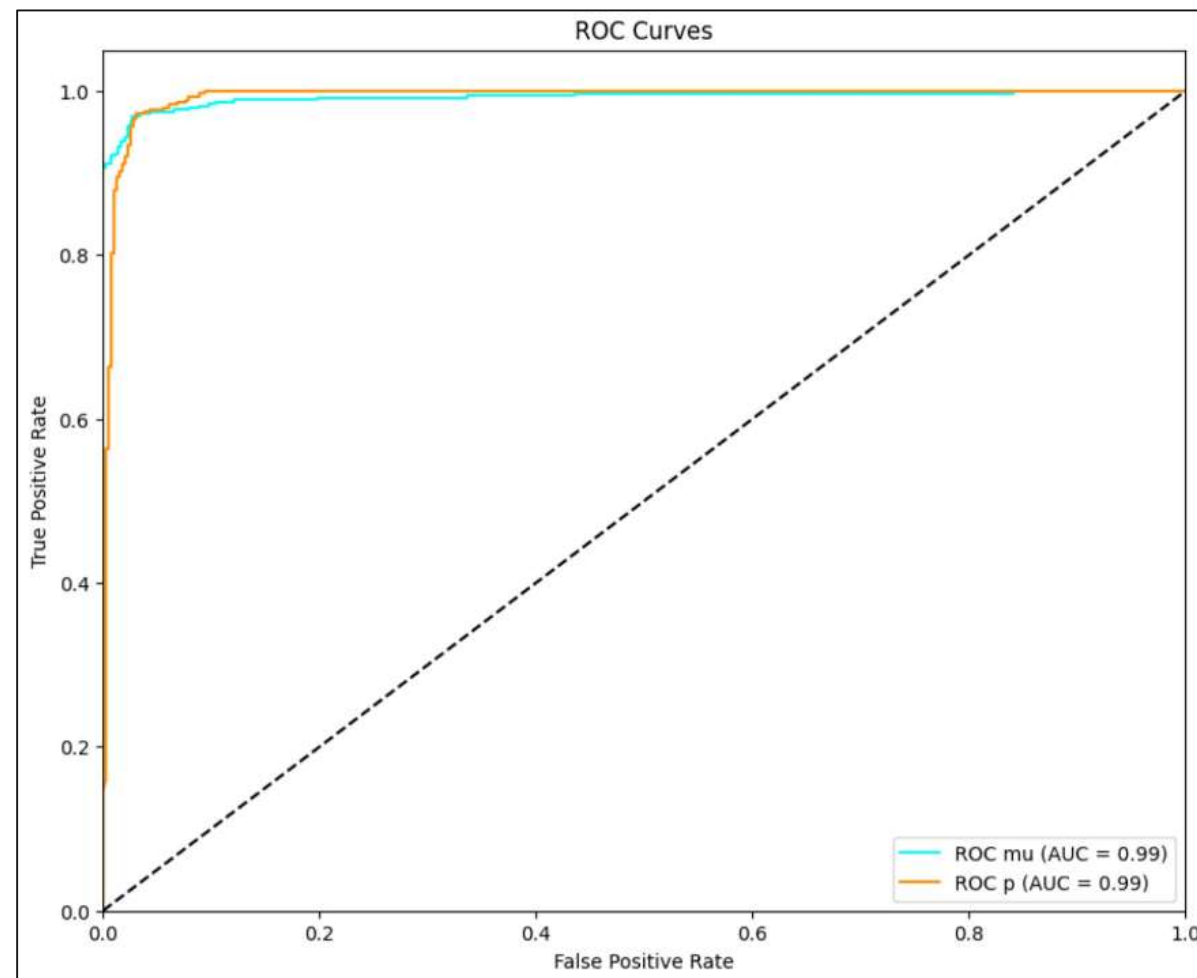


Рис. 16 ROC-кривые для CNN

Алгоритм классификации: XGBoost

Основные параметры модели:

- Количество деревьев в ансамбле: 100
- Максимальная глубина каждого дерева: 3 уровня
- Функция потерь: бинарная логистическая (binary:logistic)

Переменные для классификации:

- Среднее количество хитов на детекторную плоскость
- Максимальное количество хитов в одной плоскости
- Стандартное отклонение углового распределения

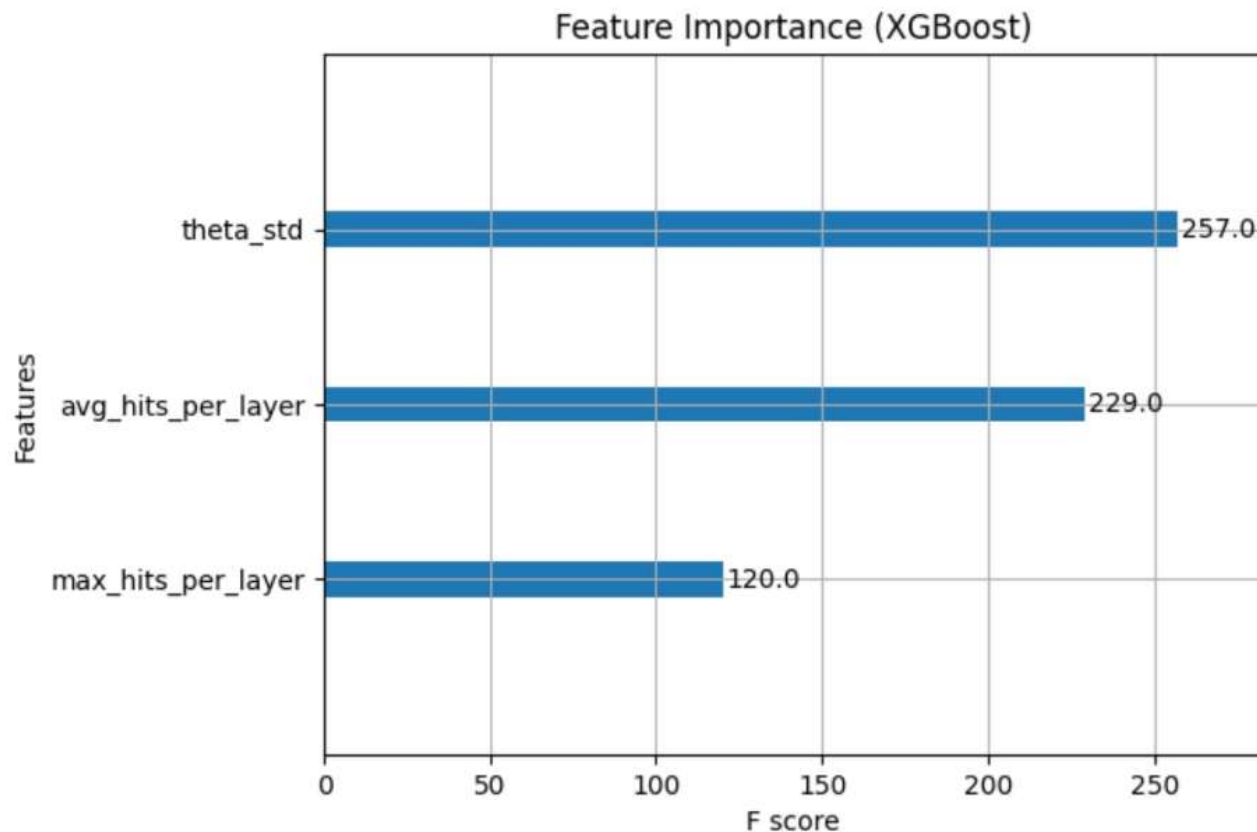


Рис. 17 Диаграмма важности признаков для модели бустинга

Алгоритм классификации: XGBoost

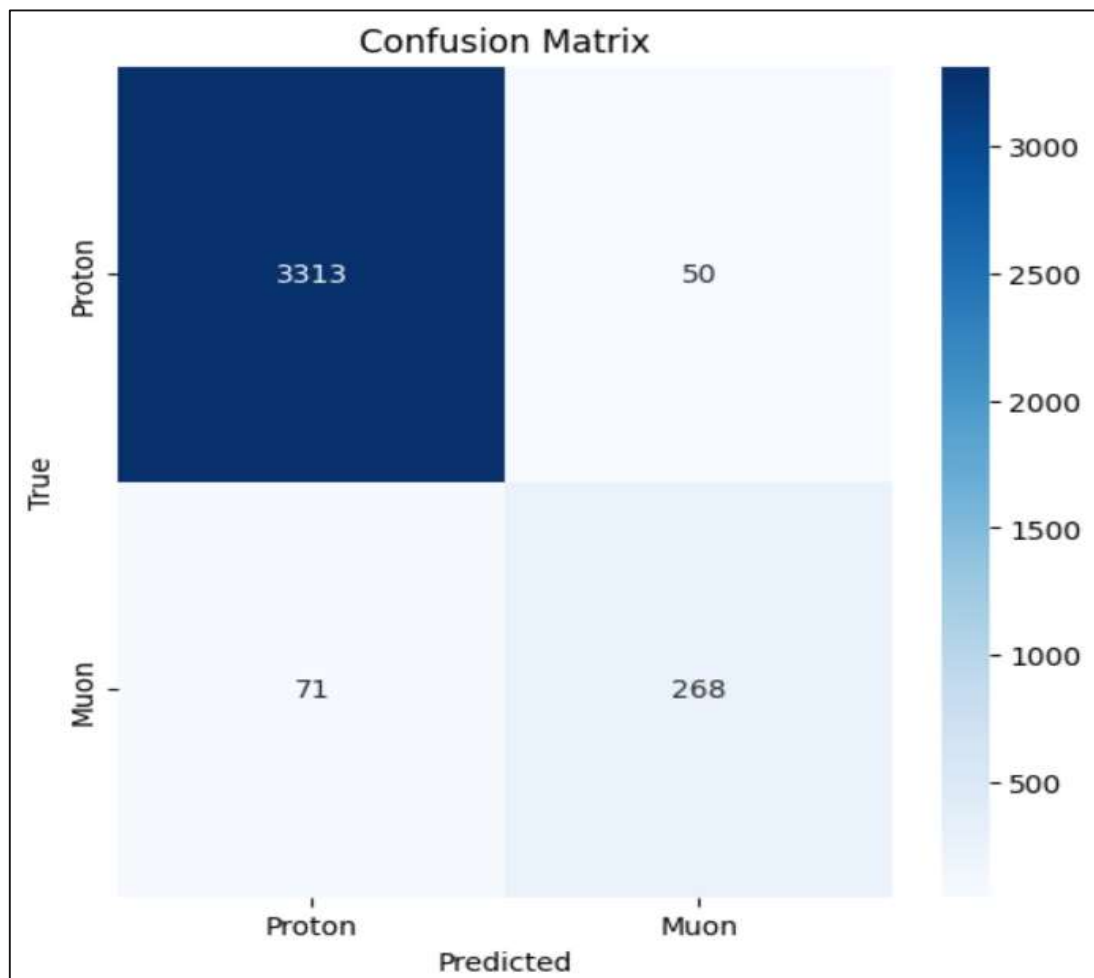


Рис. 18 Матрица ошибок для XGBoost

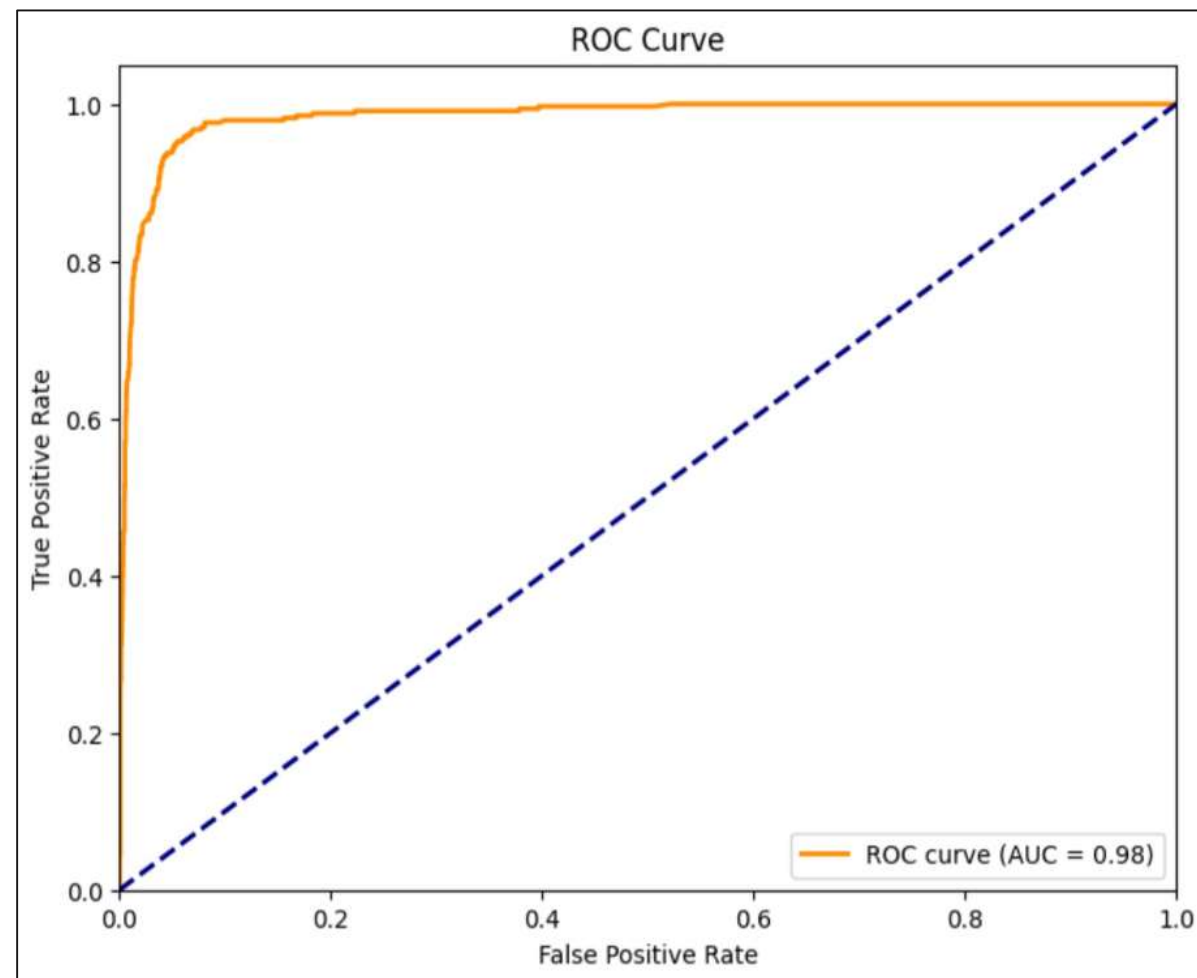


Рис. 19 ROC-кривая для XGBoost

Сравнительный анализ моделей

Метрика	CNN	XGBoost
Accuracy	0.969	0.967
Precision	0.969	0.844
Recall	0.964	0.791
F1-score	0.966	0.823

Заключение

- Смоделирован прототип мюонной системы эксперимента SPD в SpdRoot.
- Выполнено моделирование и визуализация событий, получен набор хитов частиц.
- Реализован алгоритм кластеризации DBSCAN на C++ для формирования треков, интегрирован в среду SpdRoot.
- Разработаны и сравнительно проанализированы предварительные варианты алгоритмов идентификации мюонов на основе CNN и градиентного бустинга.

Планы

- Улучшение алгоритма идентификации мюонов путем увеличения объема и балансировки обучающей выборки, расширения энергетического диапазона моделируемых частиц и возможного комбинирования различных моделей машинного обучения.
- Интеграция алгоритма идентификации мюонов в программную среду SpdRoot.