

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ
ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ЯДЕРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ «МИФИ»
(НИЯУ МИФИ)

ИНСТИТУТ ЯДЕРНОЙ ФИЗИКИ И ТЕХНОЛОГИЙ
КАФЕДРА №40 «ФИЗИКА ЭЛЕМЕНТАРНЫХ ЧАСТИЦ»

УДК 53.01

**ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА
К БАКАЛАВРСКОЙ ДИПЛОМНОЙ РАБОТЕ
МОНТЕ-КАРЛО МОДЕЛИРОВАНИЕ ФОРМЫ ИМПУЛЬСА
И ДИСКРИМИНАЦИЯ СОБЫТИЙ ПРИ ПОМОЩИ
НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ЭКСПЕРИМЕНТЕ GERDA**

Студент

_____ Н. Д. Зарецкий

Научный руководитель,
к.ф.-м.н.

_____ А. В. Гробов

Москва 2021

ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА БАКАЛАВРА

**МОНТЕ-КАРЛО МОДЕЛИРОВАНИЕ ФОРМЫ ИМПУЛЬСА
И ДИСКРИМИНАЦИЯ СОБЫТИЙ ПРИ ПОМОЩИ
НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ЭКСПЕРИМЕНТЕ GERDA**

Студент

_____ Н. Д. Зарецкий

Научный руководитель,

к.ф.-м.н.

_____ А. В. Гробов

Рецензент,

к.ф.-м.н.

_____ К. Н. Гусев

Секретарь ГЭК,

к.ф.-м.н.

_____ А. А. Кириллов

Зав. каф. №40,

д.ф.-м.н., проф.

_____ М. Д. Скорохватов

СОДЕРЖАНИЕ

Введение	4
1 Физика нейтрино	5
1.1 Возможные расширения СМ	5
1.1.1 Массовые члены нейтрино	6
1.1.2 Безнейтринный двойной бета распад ($0\nu\beta\beta$)	8
1.2 Детектирование $0\nu\beta\beta$ на германиевых детекторах	8
2 Эксперимент GERDA	10
2.1 Германиевые детекторы	10
2.1.1 Взаимодействие частиц с материей	11
2.1.2 HPGe диоды	13
2.2 Данные с GERDA	15
2.3 Эксперимент LEGEND	16
3 Разделение по форме импульса для данных с эксперимента GERDA	17
3.1 PSD для BEGe детекторов	17
3.2 PSD для полукоаксиальных детекторов	19
4 Формы импульсов для полукоаксиальных детекторов	21
5 Калибровки	23
6 Принцип работы нейронной сети	24
7 Генеративно-состязательная сеть (GAN)	26
8 Анализ данных, полученных на эксперименте GERDA	28
8.1 Анализ калибровочных данных	28
8.2 Анализ Монте-Карло данных	30
8.2.1 Обучение и проверка нейросети на Монте-Карло данных	32

8.2.2	Обучение нейросети на Монте-Карло данных и проверка на физических (калибровочных) данных	34
9	Монте-Карло моделирование формы импульса с помощью генеративно-состязательных (GAN) сетей	36
	Заключение	43
	Список использованных источников	44

ВВЕДЕНИЕ

Поиск двойного безнейтринного бета распада ($0\nu\beta\beta$) является важной темой в современной физике частиц. Такой распад может происходить только с нарушением закона сохранения лептонного числа, что не укладывается в рамки Стандартной Модели физики элементарных частиц. Обнаружение такого распада не только укажет на существование более стройной физической теории, чем Стандартная Модель, но и будет являться доказательством того, что нейтрино является майорановской частицей. Поиск этого процесса велся на изотопе ^{76}Ge в эксперименте GERDA с применением различных типов германиевых детекторов: полукоаксиальных и BEGe. В настоящее время ведется запуск нового, более крупного, эксперимента по поиску $0\nu\beta\beta$ – LEGEND.

Целью настоящей работы был анализ данных, полученных на полукоаксиальных детекторах эксперимента GERDA, с использованием нейросети и дальнейшее применение нейросети для дискриминации фоновых и сигнальных событий. Также проводилось Монте-Карло моделирование импульсов с помощью генеративно-состязательных сетей (GAN). Работа проводилась в несколько этапов:

- Написание нейронной сети для задачи бинарной классификации с использованием библиотеки PyTorch.
- Ре-анализ калибровочных данных с использованием нейросети и сравнение результатов разделения сигнальных и фоновых событий с предыдущим анализом [1].
- Анализ имеющихся Монте-Карло данных и проверка работы нейросети, обученной на Монте-Карло данных, на калибровочных данных.
- Разработка модели генератора (GAN) с использованием библиотеки PyTorch для создания новых Монте-Карло образцов.
- Обучение ранее написанной нейронной сети для задачи бинарной классификации на полученных Монте-Карло данных и сравнение результатов.

1. ФИЗИКА НЕЙТРИНО

Гипотеза о существовании нейтрино была выдвинута В.Паули в начале XX века в качестве объяснения нарушения закона сохранения энергии в β -распаде. В дальнейшем его существование было обосновано как теоретически, так и экспериментально. В настоящее время в Стандартной Модели (СМ) нейтрино - это безмассовые, электрически нейтральные частицы со спином $s = \frac{1}{2}$. Однако экспериментальное подтверждение нейтринных осцилляций (то есть превращений нейтрино одного поколения (μ, e, τ) в нейтрино другого поколения) говорит о наличии у нейтрино массы, что не согласуется с СМ.

1.1. ВОЗМОЖНЫЕ РАСШИРЕНИЯ СМ

Материя состоит из фермионов (т.е. частиц со спином $s = \frac{1}{2}$), а с помощью калибровочных бозонов со спином $s = 1$ в СМ осуществляется взаимодействие фермионов. Фермионы, не участвующие в сильном взаимодействии, называются лептонами (с лептонным числом $L = 1$); а фермионы, которые участвуют в сильном взаимодействии, называются адронами (в состав которых входят кварки). Частицы в СМ показаны на рисунке 1.1. В СМ предусмотрено, что нейтрино не имеют массы и являются лептонами, поэтому участвуют только в слабом взаимодействии. Типичным слабым процессом является β -распад: $n \rightarrow p + e^- + \bar{\nu}_e$. Было также экспериментально выяснено, что антинейтрино являются правополяризованными (то есть их спин сонаправлен с направлением движения), а нейтрино являются левополяризованными (то есть их спин направлен против направления движения). Концепция спиральности не является Лоренц-инвариантной, так как для любой массивной частицы можно найти такую систему отсчета, в которой импульс будет направлен в противоположную сторону, то есть спиральность будет иметь другой знак. Таким образом, любая массивная частица будет суперпозицией левого и правого состояний.

generation	I	II	III	
quarks				
	up	charm	top	
mass [MeV]	2.3	1275	173.21×10^3	
charge [e]	$\frac{2}{3}$	$\frac{2}{3}$	$\frac{2}{3}$	
	down	strange	bottom	
mass [MeV]	4.8	95	4180	
charge [e]	$-\frac{1}{3}$	$-\frac{1}{3}$	$-\frac{1}{3}$	
leptons				
	e	μ	τ	
mass [MeV]	0.511	105.7	1776.82	
charge	1	1	1	
	ν_e	ν_μ	ν_τ	
mass				
charge	0	0	0	
gauge bosons				
	Z⁰	W[±]	γ	gluons
mass [MeV]	91.19×10^3	80.39×10^3		
charge	0	± 1	0	0
Higg bosons				
	Higgs			
mass [MeV]	125.09×10^3			
charge	0			

Рисунок 1.1 — Частицы СМ

Лагранжиан нейтрино, соответствующий СМ, может быть записан следующим образом:

$$\mathcal{L}_\nu^{SM} = \sum_{\alpha=\mu,e,\tau} \left[\bar{\nu}_{\alpha L} i \not{\partial} \nu_{\alpha L} + \frac{g}{\sqrt{2}} (W_\mu^+ \bar{\nu}_{\alpha L} \gamma^\mu l_{\alpha L} + h.c) + \frac{g}{2 \cos \theta_w} Z_\mu \bar{\nu}_{\alpha L} \gamma^\mu \nu_{\alpha L} \right]$$

Первое слагаемое является кинетическим членом, далее идут слагаемые, описывающие взаимодействие. Если у нейтрино есть масса, то в лагранжиан должен быть добавлен массовый член.

1.1.1. МАССОВЫЕ ЧЛЕНЫ НЕЙТРИНО

Для расширения СМ, с помощью которого можно было бы учесть наличие массы у нейтрино, в лагранжиан для нейтрино следует добавить массовую компоненту, которая по определению содержит волновую функ-

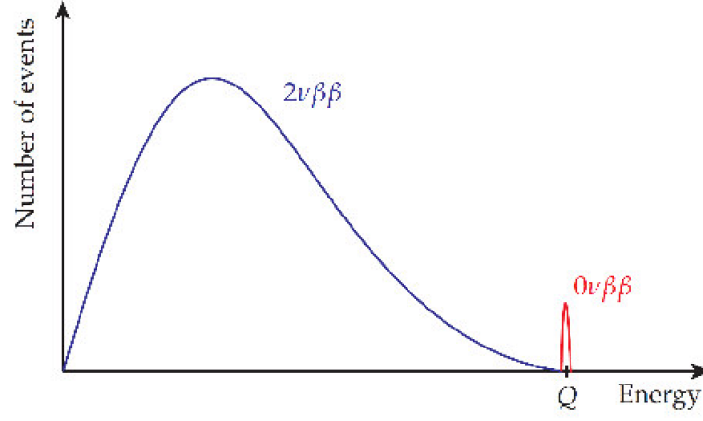


Рисунок 1.2 — Спектр энергии двух электронов

цию правого нейтрино:

$$\mathcal{L}_m = m_D \bar{\psi} \psi = m_D (\bar{\psi}_L \psi_R + \bar{\psi}_R \psi_L) \quad (1.1)$$

Правополяризованного нейтрино не существует, поэтому есть два варианта решения этой проблемы:

- **Вариант Дирака** заключается в том, чтобы добавить в СМ правое нейтрино, которое не участвует в калибровочных взаимодействиях. Тогда массовая компонента будет записана так:

$$\mathcal{L}_m = m_D \bar{\nu} \nu = m_D (\bar{\nu}_L \nu_R + \bar{\nu}_R \nu_L) \quad (1.2)$$

Этот механизм не объясняет малую величину массы нейтрино.

- **Вариант Майораны** заключается в предположении, что нейтрино является своей собственной античастицей (такие частицы называются майорановскими частицами). Другими словами, различие между нейтрино и антинейтрино определяется только спиральностью, то есть превращение одного в другое можно осуществить переворотом спина. Тогда массовая компонента будет записана так:

$$\mathcal{L}_m = \frac{1}{2} m \bar{\nu}_L^c \nu_L + h.c. \quad (1.3)$$

Этот механизм работает для истинно нейтральных частиц. В этом случае не сохраняется лептонное число [2].

1.1.2. БЕЗНЕЙТРИННЫЙ ДВОЙНОЙ БЕТА РАСПАД ($0\nu\beta\beta$)

Для некоторых ядер с четными A и Z одиночный β^- -распад энергетически запрещен, если $m(A, Z) < m(A, Z + 1)$, или же подавлен при наличии большой разницы в угловых моментах начального и дочернего ядер. Это позволяет происходить так называемому двойному бета-распаду ($2\nu\beta\beta$), что может быть интерпретировано как два одновременно происходящих одиночных распада: $(A, Z) \rightarrow (A, Z + 2) + 2e^- + 2\bar{\nu}_e$. Пока найдено 35 элементов, способных испытывать $2\nu\beta\beta$. В случае же, если при двойном бета распаде не испускаются антинейтрино, он называется двойным безнейтринным бета распадом ($0\nu\beta\beta$): $(A, Z) \rightarrow (A, Z + 2) + 2e^-$. $0\nu\beta\beta$ запрещен в Стандартной Модели, так как нарушается закон сохранения лептонного числа ($\Delta L=2$). На рисунке 1.2 показаны спектры энергии двух электронов для $0\nu\beta\beta$ и $2\nu\beta\beta$. В $2\nu\beta\beta$ спектр продолжительный, так как энергия распада поделена между двумя электронами и двумя нейтрино. Нейтрино не детектируются и уносят энергию. В случае же $0\nu\beta\beta$, вся энергия распределяется на два электрона. Так как суммарная энергия электронов измеряется, то сигнал, указывающий на $0\nu\beta\beta$, есть линия постоянной энергии при значении Q распада. Наличие $0\nu\beta\beta$ -распада опровергнет закон сохранения лептонного заряда, и следовательно, укажет на несостоятельность СМ. Более того, в этом случае нейтрино будут являться частицами Майораны.

1.2. ДЕТЕКТИРОВАНИЕ $0\nu\beta\beta$ НА ГЕРМАНИЕВЫХ ДЕТЕКТОРАХ

Любой радиоактивный распад с энергией Q , большей, чем у $0\nu\beta\beta$, может выделять энергию в сигнальной области, и как следствие являться фоном. Так как ожидаемая доля распада меньше доли фоновой радиации, применяются техники уменьшения фона. Так, детекторы находятся глубоко под землей, чтобы обеспечить защиту от космической радиации: нейтронов, протонов и мюонов. Естественная радиоактивность детектируется от распада ^{40}K с соответствующей γ -линией на 1461 кэВ, а также распадов ^{232}Th . От ^{208}Tl присутствует γ -линия при 2615 кэВ. Так как доля

$2\nu\beta\beta$ выше доли $0\nu\beta\beta$, это считается неудаляемым фоном. В экспериментах по поиску $0\nu\beta\beta$ детекторы должны быть большими, содержать много $0\nu\beta\beta$ изотопов для обеспечения большого потока. Фон должен быть минимальным. Наиболее многообещающим изотопом для поиска $0\nu\beta\beta$ является ^{76}Ge , так как детекторы на сверхчистом германии (HPGe) являются одновременно и источниками, и детекторами.

В дальнейшем будут рассмотрены эксперименты GERDA и LEGEND, основанные на HPGe (high purity germanium) детекторах.

2. ЭКСПЕРИМЕНТ GERDA

Эксперимент GERDA вел поиск $0\nu\beta\beta$ на изотопе ^{76}Ge . Эксперимент протекал в две фазы, которые различаются используемыми детекторами, а также экспозицией (в фазе I: 21.6 кг·год, в фазе II: 100 кг·год). Эксперимент расположен в Национальной Лаборатории Гран Сассо при INFN на глубине 1400 метров под землей, так как горная порода является защитой от космических лучей.

Детекторы помещены в жидкий аргон (LAr), который выполняет функцию охлаждения и защиты от излучения. Кристаллы германия и аргон помещены в слабоактивный стальной криостат, покрытый изнутри слоем ультрачистой меди для обеспечения низкого фона. Все это помещено в бак с дистиллированной водой, чтобы уменьшить влияние нейтронов, поступающих от окружающей эксперимент горной породы (рисунок 2.1).

В эксперименте применены различные техники по уменьшению фона. К ним относятся разделение по форме импульса (Pulse Shape Discrimination, PSD), система антисовпадений, а также мюонное вето, основанное на черенковском излучении и сцинтилляциях в жидком аргоне.

Отметим, что, как показано на рисунке 1.2, в случае отсутствия нейтрино при двойном бета распаде получается моноэнергетический пик при $Q_{\beta\beta} = 2039\text{кэВ}$ [1].

2.1. ГЕРМАНИЕВЫЕ ДЕТЕКТОРЫ

Германиевые детекторы к эксперименту GERDA используются по ряду причин. Во-первых, германий дает отличное спектрографическое представление с энергетическим разрешением 0.2% при энергии $Q_{\beta\beta} = 2039\text{кэВ}$. Во-вторых, германий является практически радио-чистым. В-третьих, он является одновременно и элементом детектора, и источником (так как изотоп ^{76}Ge испытывает двойной бета-распад).

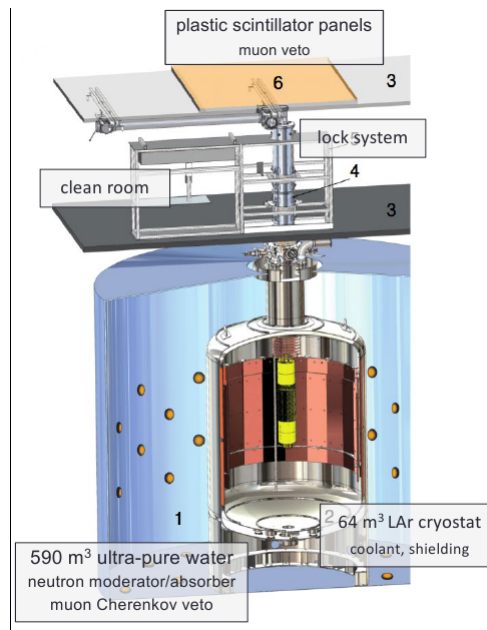


Рисунок 2.1 — Строение эксперимента GERDA

2.1.1. ВЗАИМОДЕЙСТВИЕ ЧАСТИЦ С МАТЕРИЕЙ

При прохождении частицы через p-n переход выделяется энергия и появляются электронно-дырочные пары, которые потом могут быть зарегистрированы полупроводниковым диодом. Частицы, в зависимости от их природы, показывают разные результаты взаимодействия и, следовательно, разное выделение энергии.

- **Тяжелые заряженные частицы**, как, например, α -частицы, испытывают в основном электромагнитное взаимодействие и теряют энергию в процессе ионизации и возбуждения атомов. Такие частицы часто взаимодействуют, поэтому потери энергии можно считать статистическим процессом. Частицы с энергией 1-10 МэВ могут пройти расстояние около 10 мкм.
- **Легкие заряженные частицы**, как, например, электроны или позитроны, ведут себя почти так же, как и тяжелые частицы, однако теряют меньше энергии. Так, электрон с энергией $Q_{\beta\beta} = 2039$ кэВ может пройти расстояние около 2.5 мм до полной остановки, что значительно больше, чем расстояние для тяжелых частиц.
- **Фотоны** испускаются, когда возбужденные ядерные состояния, вызванные распадом исходного нуклида, переходят на более низкие уровни. Дочернее ядро выходит из возбужденного состояния в свое устой-

чивое состояние после нескольких переходов между квантованными уровнями энергии, поэтому излученные фотоны обладают энергетическими характеристиками, свойственными конкретному изотопу. Взаимодействие с материей происходит по-разному в зависимости от энергии.

- В случае низких энергий происходит фотоэлектрическое поглощение γ -квантов, которые взаимодействуют с атомами, отдавая всю энергию орбитальному электрону, вследствие чего появляется фотоэлектрон с кинетической энергией $T_e = h\nu - E_{bind}$, а атом ионизируется. Свободное место в электронной оболочке атома сразу же занимает другой электрон вследствие перераспределения электронов, и лишняя энергия выделяется либо в виде излучения, либо в виде электрона Оже. В конце концов процесс фотоэлектрического поглощения заканчивается выходом фотоэлектронов и нескольких электронов с малой энергией. Если вся кинетическая энергия электронов полностью поглощается в детекторе, то соответствующий сигнал в зарегистрированном спектре будет показывать пик полной энергии (Full Energy Peak, FEP), равный энергии изначального фотона [1].
- При средних энергиях преимущественно происходит комптоновское рассеяние между фотоном и электроном, что сопровождается частичным переносом энергии. В детекторах возможно рассеяние на любой угол, поэтому появляется непрерывное распределение от нуля до известного максимума. Это явление называется комптоновской границей в энергетическом спектре. Зона между комптоновской границей и FEP может быть заполнена событиями от многочисленного комптоновского рассеяния.
- Появление пар возможно только в электрическом поле вблизи атомных ядер и приводит к исчезновению фотона, вследствие чего появляется электрон-позитронная пара с суммарной энергией покоя $2m_e c^2$. Поэтому у фотона должна быть энергия минимум 1022 кэВ, чтобы этот процесс был энергетически возможным. Излишняя энергия выше этого значения превращается в кинетическую энергию, распределенную между электроном и позитро-

ном. Так как позитрон не является устойчивым, при уменьшении его кинетической энергии он аннигилирует с другим электроном, и в результате появляются 2 аннигиляционных γ -кванта, движущихся в различных направлениях, по 511 кэВ каждый. Важно рассмотреть 3 предельных случая:

- ◁ энергия двух γ -квантов поглощается в детекторе, тогда получается FEP
- ◁ один γ -квант поглощается, другой уходит без взаимодействия с материалом детектора, тогда получается одиночный пик выхода (Single Escape Peak, SEP), который лежит на 511 кэВ ниже FEP.
- ◁ оба γ -кванта покидают детектор без взаимодействия с веществом, тогда получается пик двойного вылета (Double Escape Peak, DEP). Такое событие считается одноточечным (Single-Site Event, SSE).

Спектр с изображениями DEP, FEP и SEP показан на рисунке 2.2.

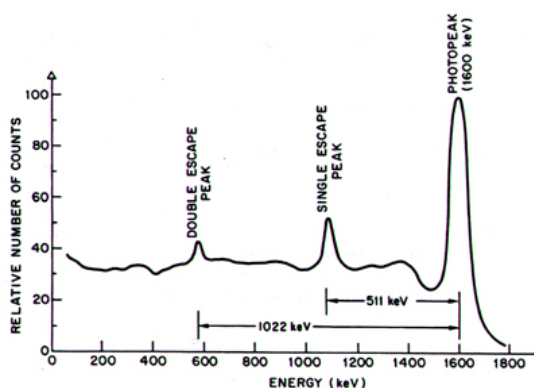


Рисунок 2.2 — Пример энергетического спектра

2.1.2. HPGE ДИОДЫ

Для полупроводников р типа n^+ слой с большой концентрацией доноров играет роль р-п перехода, он сделан с помощью внедрения в германий атомов лития путем диффузии в подходящие части детектора. Вследствие этого в детекторе появляется обедненная область при приложении отрицательного напряжения смещения. Сам n^+ слой представляет собой площадь толщиной 1 мм, которая называется мертвым слоем. Основным преимуще-

ством является то, что такой широкий электрод эффективно поглощает внешние воздействия от α , β или γ излучений с низкой энергией, так как их длина пробега существенно меньше. Контакт $p+$, на котором собираются дырки и который используется как считывающий электрод, получается внедрением атомов бора, его толщина порядка 0.1 мкм [1].

Для эксперимента GERDA применены две основные конфигурации: полукоаксиальная и BEGe.

Полукоаксиальная конфигурация: Из-за необходимости исследовать большие активные объемы вещества с управляемым напряжением смещения удобно использовать цилиндрические детекторы с отверстием в центре. Контакт $p+$ расположен внутри отверстия, контакт $n+$ расположен на боковой (внешней) поверхности. Контакты $p+$ и $n+$ отделены друг от друга специальной канавкой. Эти детекторы используются, в основном, в Фазе I. На рисунке 2.3 можно видеть схему этих детекторов с учетом поля. Видно, что значительную часть детектора занимает область, в которой и электроны, и дырки имеют весомый вклад в формирование сигнала.

BEGe конфигурация: Для увеличения активной массы были разработаны детекторы типа BEGe (broad energy germanium). Они в основном используются в Фазе II, хотя несколько детекторов присутствуют и в Фазе I. Эти детекторы чувствительны к широкому интервалу энергий. Контакт $p+$ представляет собой точку на основании цилиндра. Размеры детекторов в 2-3 раза меньше полукоаксиальных. Так как внутри детектора поле более неоднородно, то BEGe детекторы показывают лучшее PSD представление по сравнению с полукоаксиальными детекторами. Носители заряда перемещаются через область с резко меняющимся электрическим полем; электроны по пути к $n+$ электроду в основном перемещаются в области со слабым полем и практически не влияют на форму импульса, тогда как дырки перемещаются сквозь области с сильным полем по похожим траекториям вне зависимости от места выделения энергии. Из этого можно сделать вывод, что амплитуда A токового импульса примерно прямо пропорциональна выделившейся энергии, что удобно использовать при PSD анализе.

Схемы этих детекторов можно видеть на рисунке 2.3.

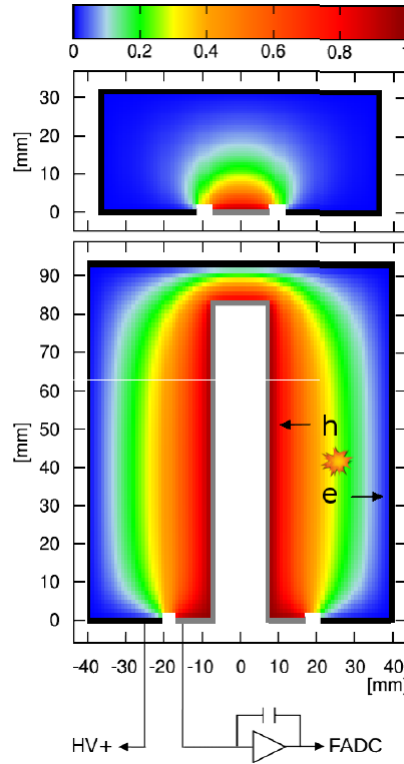


Рисунок 2.3 — Схема полуккоаксиальных (снизу) и BEGe (сверху) детекторов

2.2. ДАННЫЕ С GERDA

Для анализа мы фокусируемся на возможном пике при энергии $Q_{\beta\beta}$; для ^{76}Ge это 2039 кэВ. Спектр энергии с эксперимента GERDA приведен на рисунке 2.4.

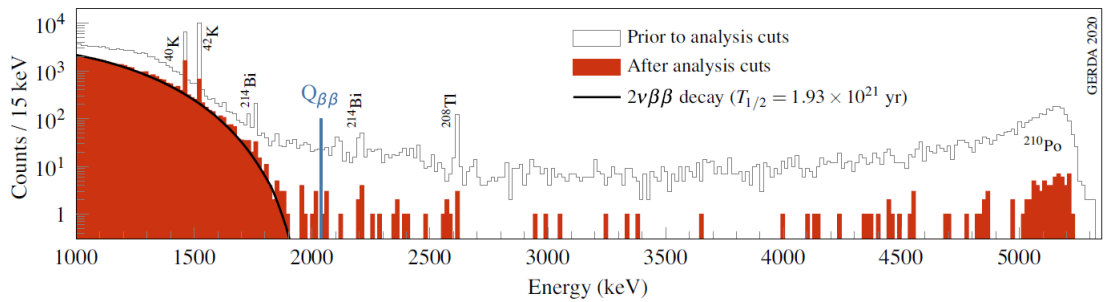


Рисунок 2.4 — Спектр энергии с эксперимента GERDA

Выделяются ключевые особенности детектирования:

- При энергиях, меньших примерно 500 кэВ, спектр обусловлен распадом ^{39}Ar .
- В интервале энергии 500-1900 кэВ спектр обусловлен $2\nu\beta\beta$.
- Различимы гамма-линии от нескольких изотопов, как, например, ^{40}K ,

^{42}K , ^{208}Tl , ^{214}Bi , ^{60}Co , ^{214}Pb , ^{228}Ac .

- Для больших энергий появляются пики около 5 МэВ. Это обусловлено α -распадами ^{226}Ra , ^{222}Rn , ^{218}Po .

Для анализа используется интервал энергий 1930-2190 кэВ (ROI - region of interest) [3].

2.3. ЭКСПЕРИМЕНТ LEGEND

Эксперимент GERDA закончил набор данных, и сейчас проектируется новый эксперимент на основе GERDA - LEGEND. Ограничение на период полураспада увеличено с 10^{26} лет (как в GERDA) до 10^{28} лет. LEGEND будет запущен в 2021 году, он будет содержать 200 кг детекторов на первом этапе. В эксперименте будут применены лучшие технологии GERDA и эксперимента MAJORANA. Будет значительно уменьшен фон и увеличена чувствительность. Также для LEGEND разработан новый вид детекторов: Inverted Coaxial Point Contact (ICPC) детектор. Он будет работать по аналогии с BEGe детекторами, но будет таким же массивным, как коаксиальные детекторы. Следующий этап в LEGEND будет содержать 1000 кг детекторов, и это позволит уменьшить фон еще больше, равно как и увеличить точность по периоду полураспада [4].

3. РАЗДЕЛЕНИЕ ПО ФОРМЕ ИМПУЛЬСА ДЛЯ ДАННЫХ С ЭКСПЕРИМЕНТА GERDA

Временная зависимость токового импульса детектора может быть использована для распознавания фоновых и сигнальных событий. Сигнальные события от $0\nu\beta\beta$ и $2\nu\beta\beta$ распада выделяют энергию в пределах небольшого объема, так как энергия распада передается двум электронам, имеющим малые длины пробега в германии, а нейтрино (в случае $2\nu\beta\beta$) практически не взаимодействуют с веществом. Такие события называются однотоочечными (Single-Site Event, SSE). Наоборот, в фоновых событиях от, например, фотонов, взаимодействующих через многочисленное комптоновское рассеяние, энергия часто выделяется в нескольких местах в детекторе на расстоянии нескольких сантиметров друг от друга. Такие события называются многотоочечными (Multi-Site Event, MSE). PSD применяется в энергетическом интервале в 1930-2190 кэВ, в котором проводится анализ по $0\nu\beta\beta$. Интервалы 2099-2109 кэВ (SEP от ^{208}Tl) и 2114-2124 кэВ (линия ^{214}Bi) исключаются из анализа по форме импульса. События в интервале энергии $Q_{\beta\beta} \pm 5\text{кэВ}$ (2034-2044 кэВ) также скрыты для анализа, так как в этой области находится потенциальная информация о $0\nu\beta\beta$ [5].

3.1. PSD ДЛЯ BEGE ДЕТЕКТОРОВ

Для этого типа детекторов сигнал формируется, когда дырки достигают считывающего электрода. Электроны вклада в сигнал почти не вносят, так как перемещаются в слабом поле (рисунок 2.3). Из распределения поля дырки достигают считывающего электрода по похожим траекториям вне зависимости от места выделения энергии. Для локализованного выделения энергии амплитуда импульса прямо пропорциональна энергии. Только события вблизи катода нарушают эту зависимость, так как в этом случае электроны тоже играют роль в формировании сигнала. Такое распределе-

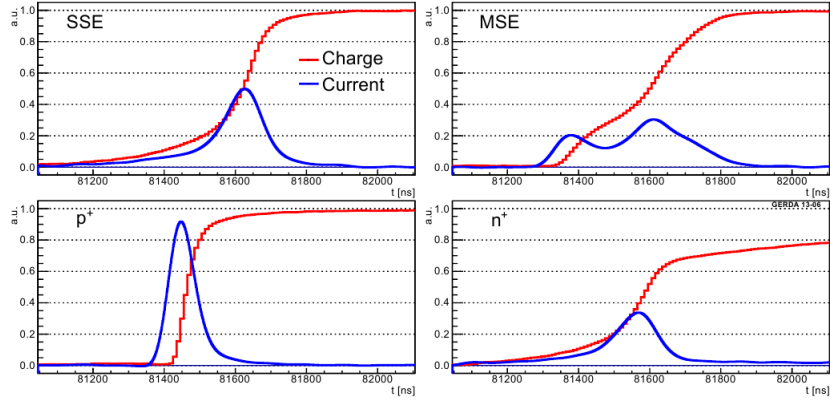


Рисунок 3.1 — Осциллограммы для MSE, SSE, событий вблизи $n+$ и событий вблизи $p+$ для BEGe детекторов

ние поля делает удобным использование отношения A/E для разделения по форме импульса, где A - амплитуда, а E - энергия.

Для двойного бета-распада (это может быть как $0\nu\beta\beta$, так и $2\nu\beta\beta$) энергия выделяется в одном месте детектора (SSE). Для SSE ожидается почти гауссовское распределение параметра A/E .

Для MSE (например, это может быть комптоновское многократное рассеяние фотонов) выделение энергии будет в разных местах детектора, то есть будет разное дрейфовое время дырок и электронов, соответственно, будут два или более разделённых во времени импульса. Для такой же энергии максимум амплитуды будет ниже.

Для поверхностных событий вблизи $p+$ электрода амплитуда тока и, соответственно, A/E , больше, и пики раньше по времени, чем в стандартном SSE. Эта особенность позволяет эффективно распознавать эти сигналы.

Для поверхностных событий вблизи $n+$ электрода время нарастания сигналов увеличивается из-за медленно протекающей диффузии дырок через мертвый слой по сравнению с дрейфом носителей заряда.

Примеры MSE и SSE, а также событий вблизи $p+$ и $n+$ электродов для BEGe детекторов можно видеть на рисунке 3.1.

Благодаря меньшей площади $p+$ контакта для BEGe детекторов происходит хорошее разделение по форме импульса. Параметр A/E является простой в разделении переменной с понятной физической интерпретацией. Был применен следующий критерий отбора: $0.965 < A/E < 1.09$. Этот критерий отбора принимает примерно 92% сигнальных событий и отсека-

ет 33 событий из 40 в 400 кэВ-окрестности $Q_{\beta\beta}$ (исключая слепую зону). Пример применения критерия отбора по А/Е показан на рисунке 3.2 [5].

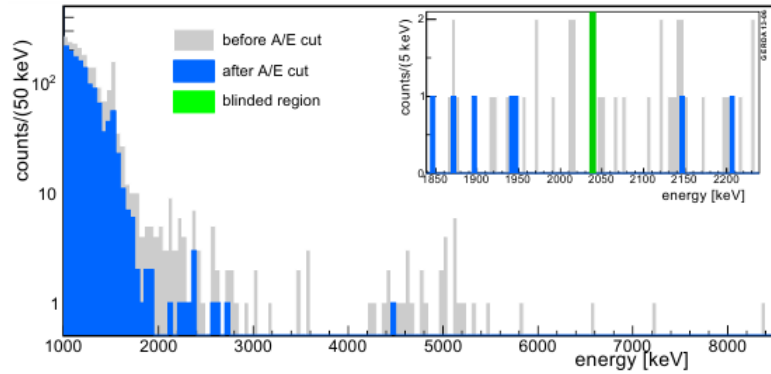


Рисунок 3.2 — Пример энергетического спектра до и после применения критерия отбора для BEGe

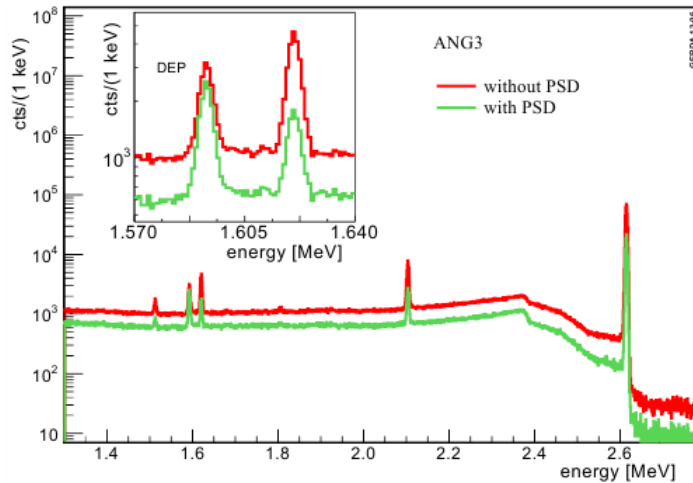


Рисунок 3.3 — Пример энергетического спектра до и после применения критерия отбора для полукоаксиальных детекторов. В качестве критерия для нейросети выбран критерий 90% выживаемости DEP событий

3.2. PSD ДЛЯ ПОЛУКОАКСИАЛЬНЫХ ДЕТЕКТОРОВ

В полукоаксиальных детекторах из-за распределения поля вклад в формирование сигнала вносят и электроны, и дырки. При выделении энергии вблизи поверхности $n+$ только дырки вносят вклад в сигнал. Напротив, для поверхностных событий на $p+$ максимумы тока достигаются раньше. Но в основном объеме детектора формы импульсов могут иметь различную

форму, так как и электроны, и дырки вносят вклад в формирование сигнала. Следовательно, A/E не является эффективной для разделения переменной для полукоаксиальных детекторов. Вместо этого были представлены три принципиально разных метода. Первый использует нейросеть для распознавания одиночных событий, второй опирается на принцип правдоподобия для различения SSE и фоновых событий, третий метод основан на корреляции между A/E и асимметрией импульса. Метод, основанный на нейросети, используется для анализа $0\nu\beta\beta$. Пример спектра калибровок на ^{228}Th до и после отбора событий по форме импульса (с сохранением 90% сигнальных событий) можно видеть на рисунке 3.3. Стоит отметить, что эффективность такого метода несколько ниже, чем отбор событий для детекторов типа BEGe [5].

4. ФОРМЫ ИМПУЛЬСОВ ДЛЯ ПОЛУКОАКСИАЛЬНЫХ ДЕТЕКТОРОВ

На рисунке 4.1 представлены возможные формы импульсов в зависимости от места выделения энергии в полукоаксиальном детекторе. Исходя из распределения электрического поля в полукоаксиальных детекторах (рисунок 2.3), импульсы событий, отмеченных розовым, отличить друг от друга нельзя, хотя события произошли на расстоянии нескольких сантиметров друг от друга. В этой области сумма расстояний, который проходят электроны и дырки до электродов, постоянна. Время собирания заряда зависит как от электронов, так и от дырок. Так как скорость дрейфа дырок меньше скорости дрейфа электронов, наиболее быстрыми сигналами в этой области являются сигналы от события, которое отмечено коричневым цветом. Если событие произошло рядом с отверстием (оно показано синим и оранжевым цветом), то есть максимально близко к электродам, заряд соберется быстрее всего. Если событие произошло рядом с катодом (красный цвет), дырки достигают анода очень быстро, тогда как электроны перемещаются к аноду. В этом случае заряд собирается быстрее, чем в случае выделения энергии вдоль отверстия (зеленый цвет), но медленнее, чем в случае события, отмеченного синим цветом. События от альфа-частиц в канавке (болотный цвет) дают самое быстрое собирание заряда.

Таким образом, импульсы для полукоаксиальных детекторов имеют разнообразную форму, причем формы импульсов могут сильно различаться в зависимости от места выделения энергии в детекторе. Это обстоятельство усложняет разделение фоновых и сигнальных событий в полукоаксиальных детекторах [6].

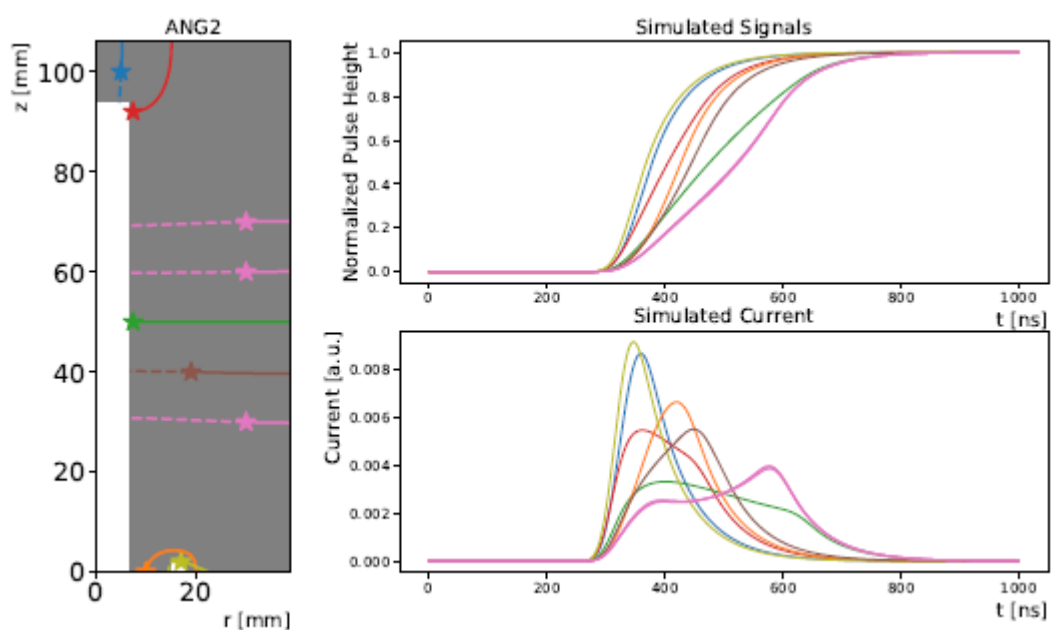


Рисунок 4.1 — Возможные формы импульсов для разных мест выделения энергии в полукоаксиальном детекторе. Звездочками обозначены события, пунктиром - траектории, вдоль которых перемещаются дырки, сплошной линией - траектории, вдоль которых перемещаются электроны

5. КАЛИБРОВКИ

Общим для всех методов и для обоих видов детекторов является использование калибровочных данных, которые собирались раз в неделю для проверки и тренировки алгоритмов. Спектр калибровок на ^{228}Th (рисунок 5.1) содержит пик (FEP) на 2614.5 кэВ от распада ^{208}Tl . Пик двойного вылета (DEP, 1592.5 кэВ) от этого распада используется как указатель на одиночное событие (SSE), в то время как пик полной энергии (FEP, 1620.7 кэВ) от распада ^{212}Bi указывает на многократные события (MSE). Получаемые детекторами импульсы (DEP от распада ^{208}Tl и FEP от распада ^{212}Bi) являются данными для обучения нейросети. Отметим, что такие данные не являются чистыми из-за наличия комптоновских событий.

Недостатком является то, что DEP-события неравномерно распределены внутри детектора, как должно быть при $0\nu\beta\beta$. Из-за вылета двух фотонов с энергией 511 кэВ такие события происходят в основном близко к поверхности детектора. События, обусловленные комптоновским рассеянием, покрывают большой интервал энергий и содержат большую долю как SSE-событий, так и MSE-событий. События от $2\nu\beta\beta$ распределены равномерно, и это является дополнительной проверкой эффективности детектирования [5].

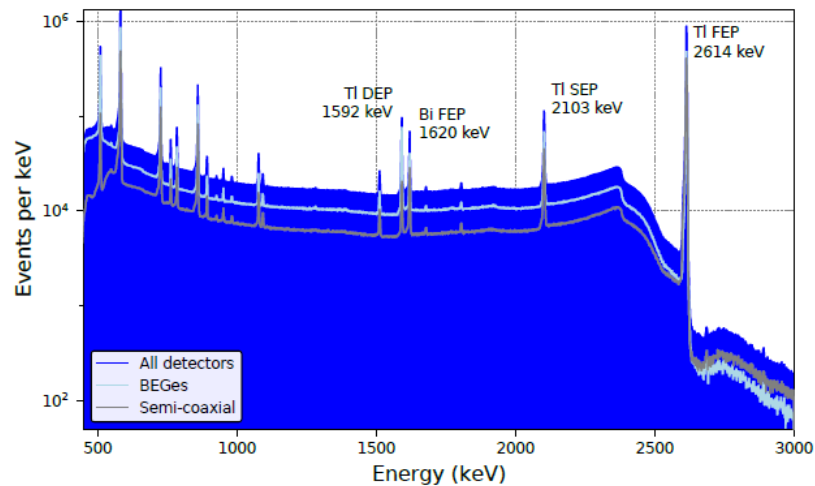


Рисунок 5.1 — Энергетический спектр ^{228}Th

6. ПРИНЦИП РАБОТЫ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Нейронная сеть - математическая модель, построенная по принципу организации и функционирования сетей нервных клеток живого организма.

На рисунке 6.1 представлена схема нейросети. Синим цветом обозначен входной слой (входные параметры), зеленым - скрытый слой и красным - выходной слой. Слоем называется совокупность нейронов (нейрон - вычислительная единица). В ходе тренировки нейросети входным параметрам присваиваются **случайные** веса w_i , и сумма входных параметров с учетом весов поступает на вход скрытому слою. Таким образом, входными данными для скрытого нейрона H_1 (рисунок 6.2) являются $H_{1input} = I_1 * w_1 + I_2 * w_2 + b$, где b - свободный параметр. Далее в скрытом слое на полученные данные действуют функцией активации для нормализации результата [7]. Получив результат, нейросеть вычисляет ошибку (различие между полученным результатом и реальным) и затем начинает менять веса, минимизируя эту ошибку (например, методом градиентного спуска). Таким образом, меняя веса, нейросеть пропускает данные определенное количество раз через все слои и тем самым обучается.

По завершении процесса обучения в задаче бинарной классификации нейросеть выдает "вероятность" каждого события принадлежать к тому или иному классу (то есть к классу с меткой "1" или "0").

В роли метрик качества в задаче классификации могут использоваться следующие метрики:

- 1) $accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$ - доля правильных ответов алгоритма.
- 2) $precision = \frac{TP}{TP + FP}$ - точность, то есть доля объектов, отнесенных алгоритмом к классу с меткой "1", при этом действительно принадлежащих к этому классу.
- 3) $recall = \frac{TP}{TP + FN}$ - полнота, то есть доля обнаруженных алгоритмом объектов, принадлежащих классу "1", относительно всех объектов этого класса в выборке.
- 4) $f1 = 2 \cdot \frac{precision \cdot recall}{precision + recall}$ - среднее гармоническое между precision и recall.

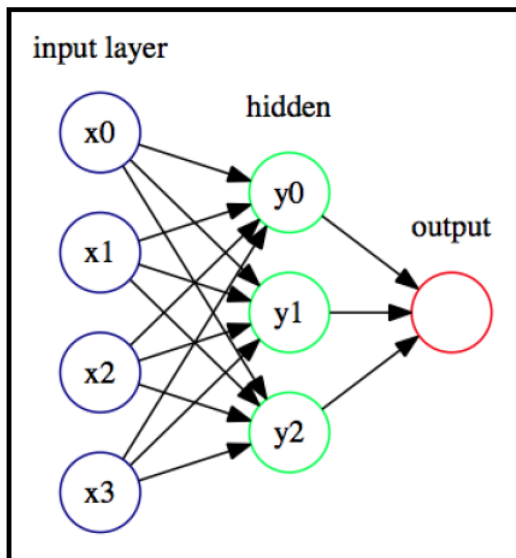


Рисунок 6.1 — Схема нейросети с одним скрытым слоем

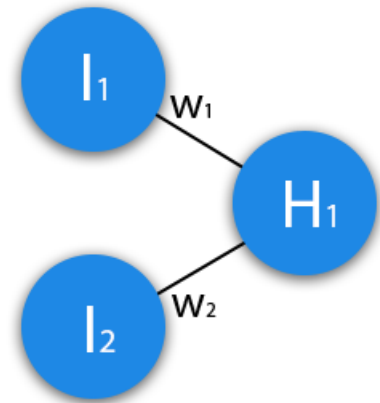


Рисунок 6.2 — Пример работы нейронной сети

5) ROC-кривая. Кривая строится в координатах ($FPR = \frac{FP}{TN + FP}$ и $TPR = \frac{TP}{FN + TP}$). В идеальном случае, когда классификатор не делал ошибок, то есть $FPR = 0$ и $TPR = 1$, мы получим, что площадь под кривой равна 1. Каждая точка графика соответствует выбору порога принадлежности каждого события к конкретному классу.

В данных формулах использовались следующие обозначения:

- TP (true positive) - количество событий, верно отнесенных нейросетью к классу с меткой "1".
- TN (true negative) - количество событий, верно отнесенных нейросетью к классу с меткой "0".
- FP (false positive) - количество событий, ошибочно отнесенных нейросетью к классу с меткой "1" (ошибка 1 рода).
- FN (false negative) - количество событий, ошибочно отнесенных нейросетью к классу с меткой "0" (ошибка 2 рода).

7. ГЕНЕРАТИВНО-СОСТЯЗАТЕЛЬНАЯ СЕТЬ (GAN)

Генеративно-состязательные сети (generative adversarial network, GAN) представляют собой подход к генеративному моделированию с использованием методов глубокого обучения. Они применяются для обнаружения закономерностей в распределении исходных данных, для того чтобы после процесса обучения сгенерировать новые примеры, которые могли бы правдоподобно присутствовать в оригинальном наборе данных.

Генеративно-состязательные сети состоят из двух подмоделей: генератора и дискриминатора. Модель генератора получает на вход шум (случайный вектор определенной длины, взятый из нормального распределения) и в процессе обучения на исходных данных генерирует правдоподобные примеры, так называемые синтетические данные. Модель дискриминатора является обычным бинарным классификатором. Ее задача состоит в том, чтобы отличить синтетические данные от реальных.

В процессе обучения веса генератора подбираются таким образом, чтобы дискриминатору было сложнее отличить реальные данные от синтетических. В то же время модель дискриминатора подбирает веса так, чтобы лучше отличать одно от другого.

Таким образом, состязательный процесс генератора и дискриминатора можно сформулировать в виде оптимизационной задачи: модель дискриминатора подбирает веса так, чтобы увеличить вероятность верной классификации реальных и синтетических данных, в то время как модель генератора подбирает веса так, чтобы вероятность классификации дискриминатором была минимальной. В идеальном случае, по окончании процесса обучения, генератор должен создавать неотличимые от реальных данных синтетические данные, а дискриминатор относит эти данные к тому или иному классу с вероятностью 50%. Во время обучения значение функции потерь (то есть разница между фактическим и прогнозируемым нейросетью значением) дискриминатора должно расти, в то время как для генера-

тора значение функции потерь должно убывать. По этому критерию можно оценить состояние генеративно-сопоставительной сети. Важно отметить, что добиться стабильного обучения обеих моделей в рамках сети GAN трудно.

8. АНАЛИЗ ДАННЫХ, ПОЛУЧЕННЫХ НА ЭКСПЕРИМЕНТЕ GERDA

Был проведен анализ данных, полученных на **полукоаксиальных** детекторах эксперимента GERDA, с целью разделить фоновые и сигнальные события. Для разделения событий (задача бинарной классификации) была написана нейронная сеть из 20 линейных слоев с разным количеством нейронов на базе библиотеки PyTorch [8]. В ходе исследования были проанализированы калибровочные и Монте-Карло данные.

8.1. АНАЛИЗ КАЛИБРОВОЧНЫХ ДАННЫХ

На основе калибровочных данных были построены формы импульсов (рисунок 8.1) для каждого полукоаксиального детектора. К изначальным 50 временным параметрам были добавлены дополнительные параметры, такие, как тангенсы углов наклона полученных графиков и площадь под ними. По итогам обучения нейронной сети были получены следующие результаты (рисунки 8.2, 8.3, таблица 8.1).

Таблица 8.1 — Результаты, полученные нейросетью для каждого детектора при обучении и проверке нейросети на калибровочных данных. Background rejection = 90%

Детектор	accuracy	roc_auc	f1
ANG1	0.60 ± 0.02	0.73 ± 0.02	0.42 ± 0.02
ANG2	0.66 ± 0.02	0.76 ± 0.02	0.56 ± 0.02
ANG3	0.65 ± 0.02	0.75 ± 0.02	0.53 ± 0.02
ANG4	0.66 ± 0.02	0.76 ± 0.02	0.55 ± 0.02
ANG5	0.67 ± 0.02	0.78 ± 0.02	0.58 ± 0.02
RG1	0.61 ± 0.02	0.72 ± 0.02	0.46 ± 0.02
RG2	0.64 ± 0.02	0.74 ± 0.02	0.52 ± 0.02
GTF112	0.68 ± 0.02	0.78 ± 0.02	0.58 ± 0.02
GTF45	0.65 ± 0.02	0.74 ± 0.02	0.53 ± 0.02

Отметим, что результаты в таблице 8.1 получены при условии макси-

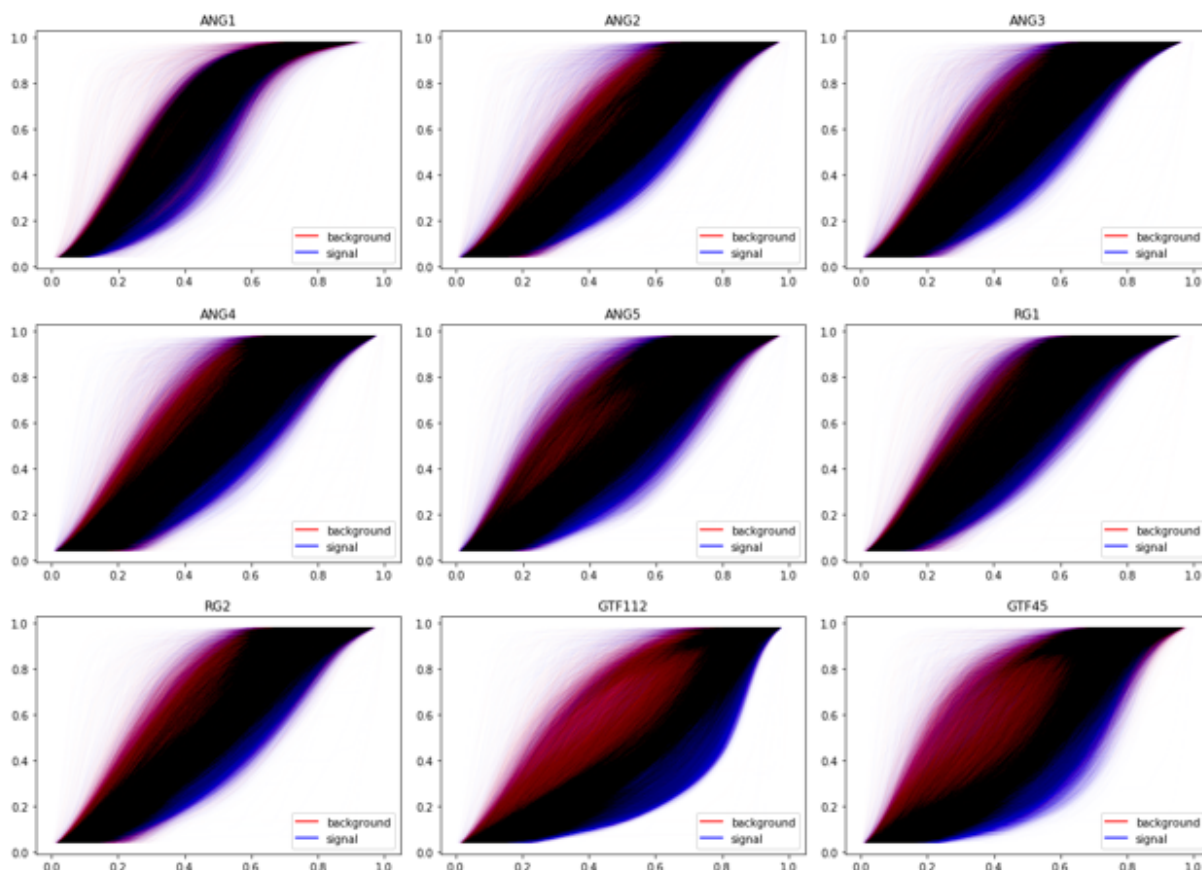


Рисунок 8.1 — Формы импульсов, полученные на эксперименте GERDA. По горизонтальной оси - время, нормированное на длительность импульса

мального отсеивания фоновых событий (background rejection=90%). Этот принцип позволяет утверждать, что доля фоновых событий, которые были ошибочно определены нейросетью как сигнальные, значительно уменьшается; однако в этом случае сильно уменьшается статистика.

Результаты работы нейронной сети по разделению сигнальных и фоновых событий (рисунок 8.2) улучшились по сравнению с предшествующим анализом [1], однако разделение по-прежнему остается трудновыполнимым.

Причиной может быть то, что в качестве указателей на сигнальные и фоновые события использовались DEP события от распада ^{208}Tl при энергии 1592.5 кэВ и FER события от распада ^{212}Bi при энергии 1620.7 кэВ, поэтому изначальное разделение калибровок на сигнал и фон не является чистым. Мы предприняли попытку решения этой проблемы, используя для обучения нейросети Монте-Карло данные.

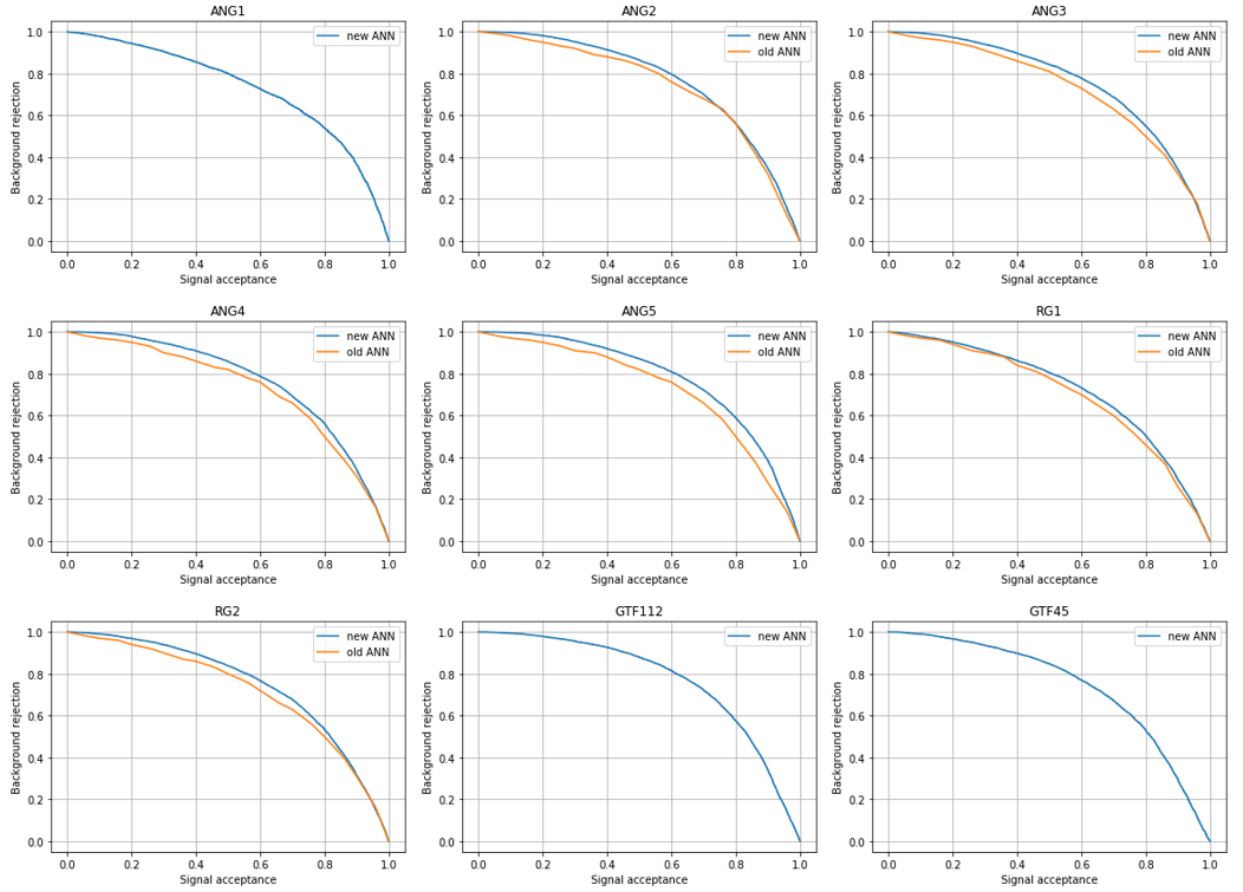


Рисунок 8.2 — ROC-кривые для каждого детектора при обучении и проверке нейросети на калибровочных данных. Background rejection - TNR (1-FPR), signal efficiency - TPR

8.2. АНАЛИЗ МОНТЕ-КАРЛО ДАННЫХ

На основе Монте-Карло данных были построены сгенерированные формы импульсов для полукоаксиальных детекторов ANG5 и RG2 (рисунок 8.4).

Из сравнения форм импульсов для Монте-Карло данных (рисунок 8.4) с данными калибровок (рисунок 8.5) видно, что форма импульса, полученная в Монте-Карло симуляциях, не повторяет поведение формы импульса событий, полученных в реальных данных. Мы относим это к проблемам с моделированием поведения электронно-считывающего тракта детектора.

Нейросеть, обученная на полученных Монте-Карло данных (рисунок 8.4), оказывается несостоятельной для физических (калибровочных) данных, поэтому мы не можем использовать эту выборку для обучения модели.

Была предпринята попытка выделения из всей выборки только тех

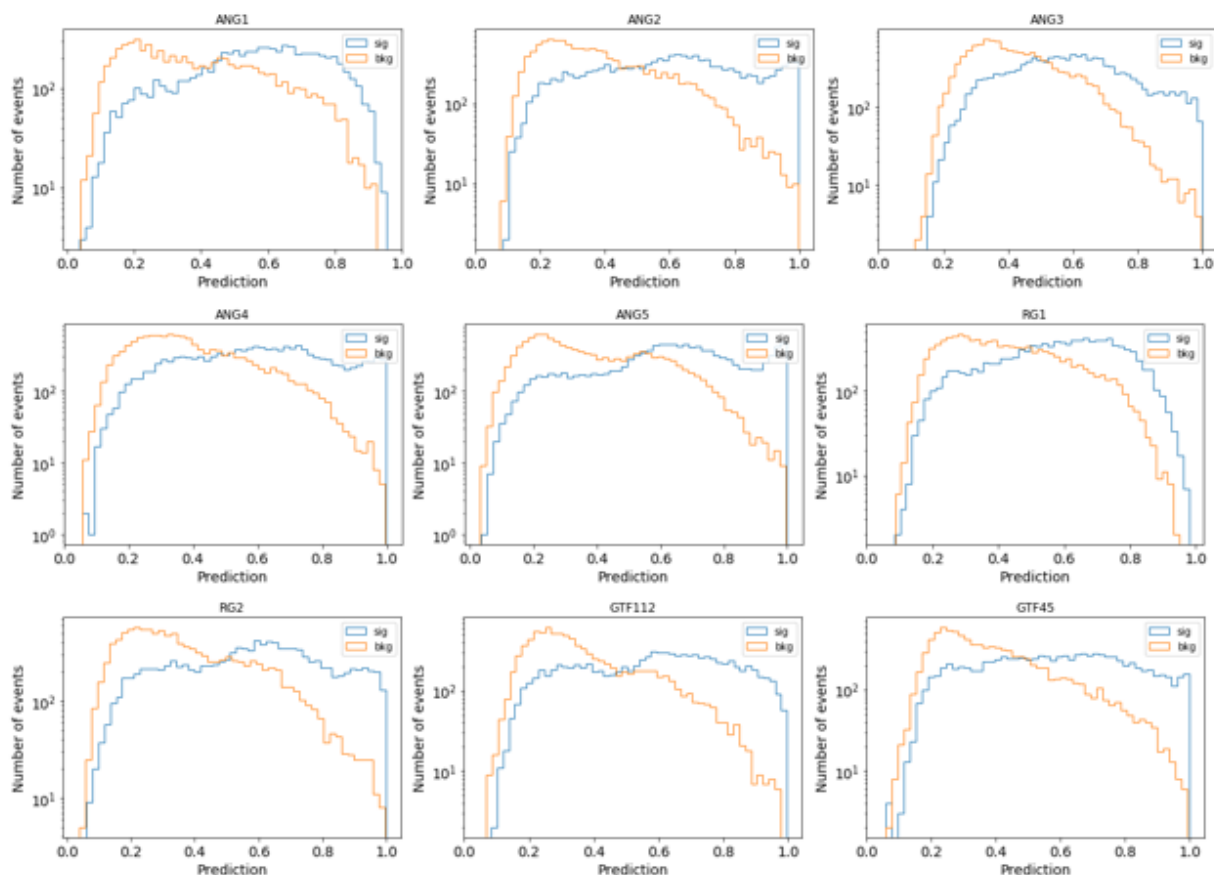


Рисунок 8.3 — Разделение сигнальных и фоновых событий для каждого детектора при обучении и проверке нейросети на калибровочных данных

событий, которые имеют удовлетворительную (то есть похожую на калибровки) форму импульса, и использовать их в качестве обучающего набора данных.

Таким образом, были отброшены события с площадью под кривой больше 0.85, а также события, не удовлетворяющие графическому критерию отбора, который основан на формах импульсов для калибровочных данных (рисунок 8.5).

Так как после описанного отбора фоновых событий стало мало по сравнению с сигнальными (рисунок 8.6), фоновые импульсы были размножены по принципу нахождения среднего арифметического для каждой координаты двух случайно взятых импульсов. Таким же образом были размножены сигнальные импульсы. Такой подход обеспечивает разнообразие форм импульсов и положение этих импульсов в пределах области графического отбора. На рисунке 8.7 показаны формы импульсов после описанных преобразований.

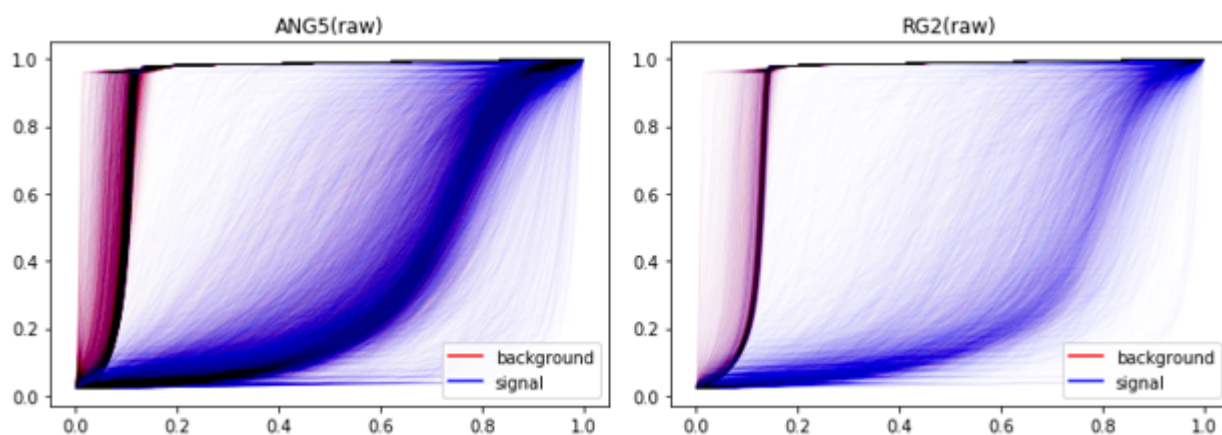


Рисунок 8.4 — Формы импульсов для Монте-Карло данных. По горизонтальной оси - время, нормированное на длительность импульса

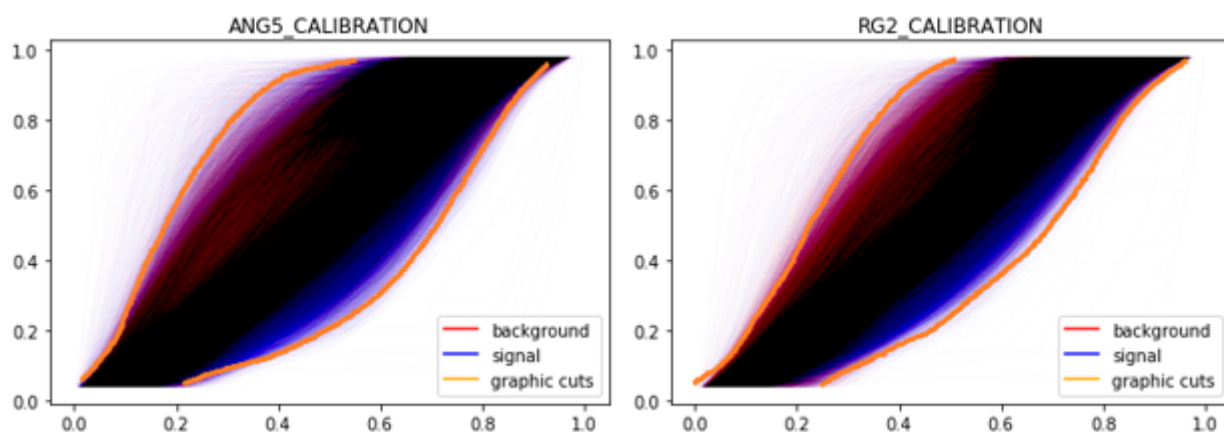


Рисунок 8.5 — Формы импульсов, полученные на эксперименте GERDA, с границей области графического критерия отбора. По горизонтальной оси - время, нормированное на длительность импульса

8.2.1. ОБУЧЕНИЕ И ПРОВЕРКА НЕЙРОСЕТИ НА МОНТЕ-КАРЛО ДАННЫХ

Обучение нейросети на Монте-Карло данных и последующая проверка на выборке из этого же набора данных дала следующие результаты: таблица 8.2, рисунки 8.8 и 8.9.

Сеть дает хорошее разделение сигнала и фона.

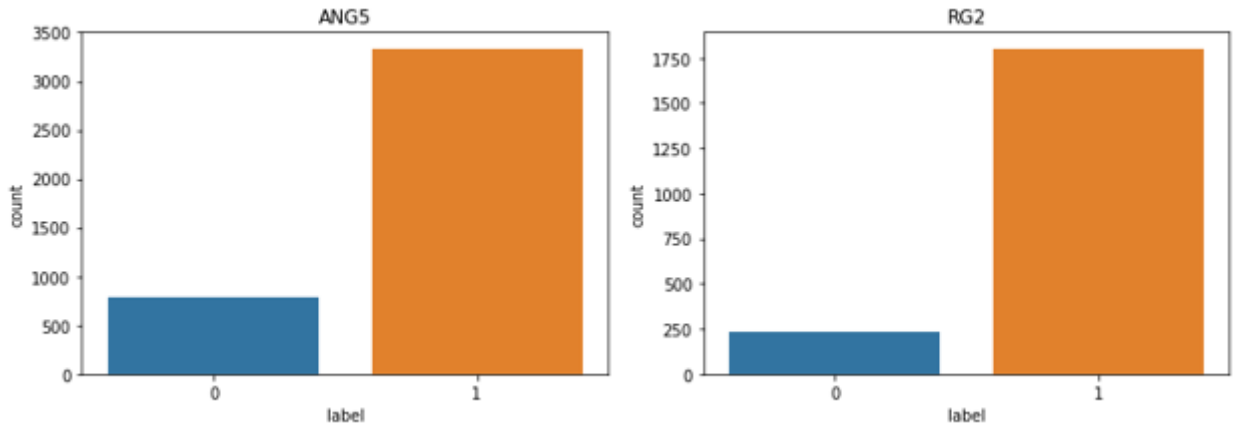


Рисунок 8.6 — Соотношение сигнальных и фоновых событий в Монте-Карло данных после применения критерия отбора

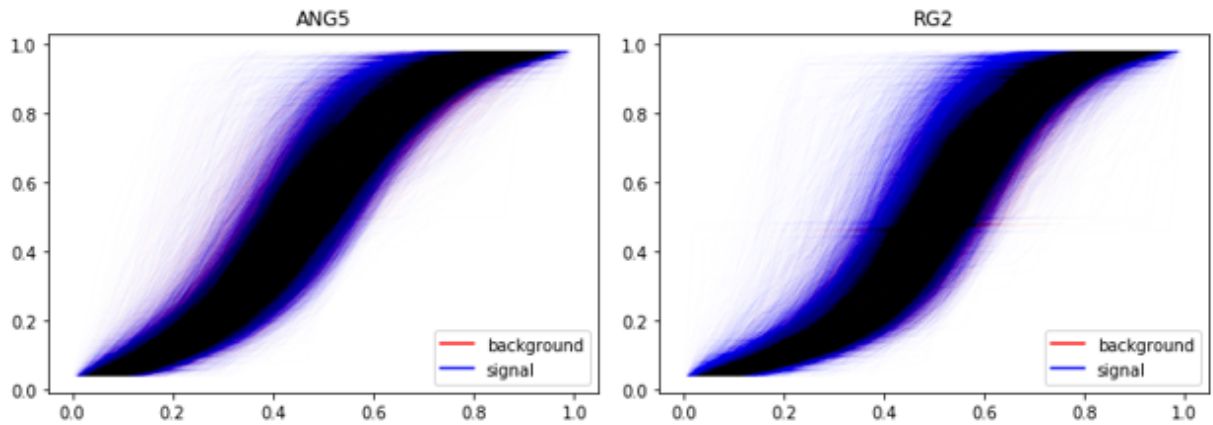


Рисунок 8.7 — Формы импульсов для Монте-Карло данных после преобразований. По горизонтальной оси - время, нормированное на длительность импульса

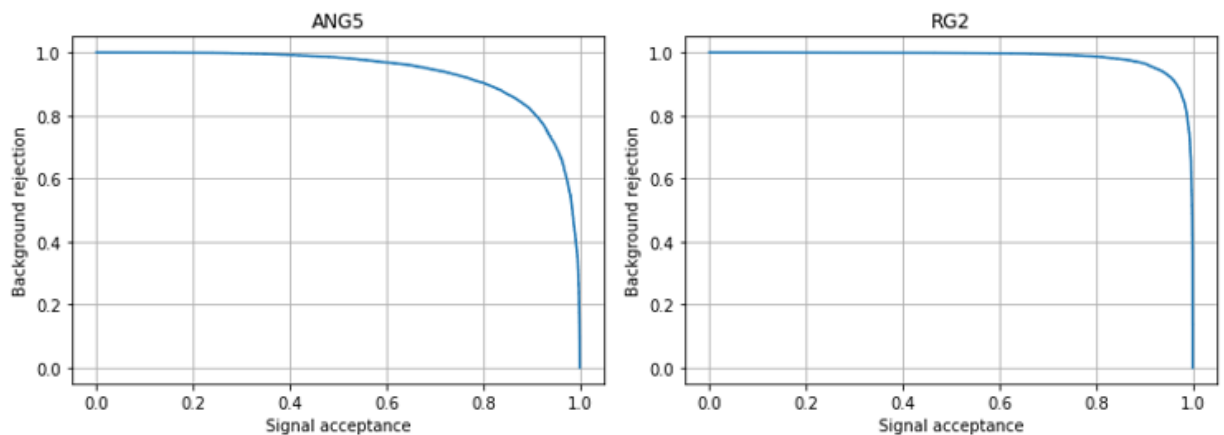


Рисунок 8.8 — ROC-кривые для разных детекторов при обучении и проверке нейросети на Монте-Карло данных. Background rejection - TNR (1-FPR), signal efficiency - TPR

Таблица 8.2 — Результаты, полученные нейросетью для разных детекторов при обучении и проверке нейросети на Монте-Карло данных. Background rejection = 90%

Детектор	accuracy	roc_auc	f1
ANG5	0.85 ± 0.02	0.94 ± 0.02	0.85 ± 0.02
RG2	0.93 ± 0.02	0.96 ± 0.02	0.92 ± 0.02

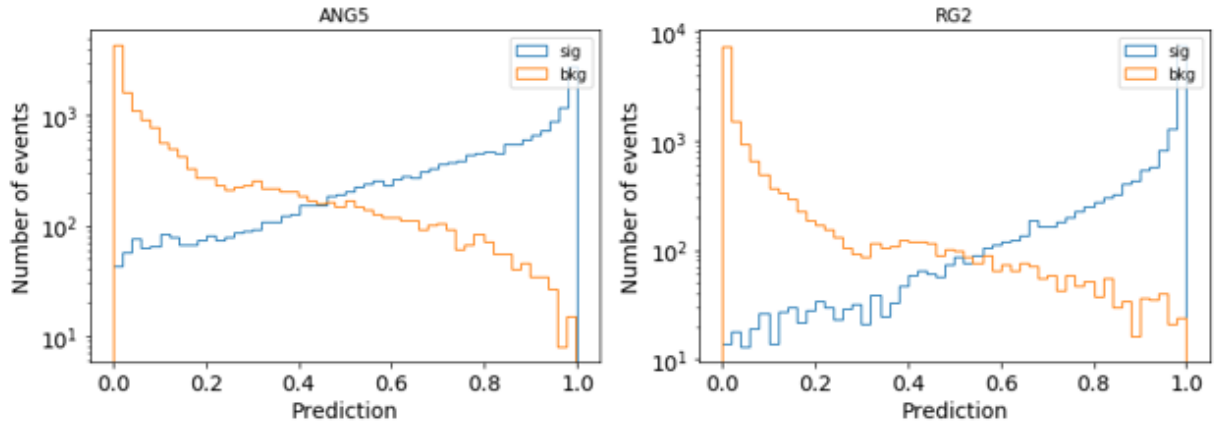


Рисунок 8.9 — Разделение сигнала и фона для разных детекторов при обучении и проверке нейросети на Монте-Карло данных

8.2.2. ОБУЧЕНИЕ НЕЙРОСЕТИ НА МОНТЕ-КАРЛО ДАННЫХ И ПРОВЕРКА НА ФИЗИЧЕСКИХ (КАЛИБРОВОЧНЫХ) ДАННЫХ

После проверки на физических (калибровочных) данных нейросети, обученной на Монте-Карло данных, она оказалась неспособна отличать сигнал от фона (рисунок 8.10).

Такая несостоятельность может быть объяснена плохим соответствием Монте-Карло и калибровочных данных, так как нейронная сеть хорошо работает при разделении Монте-Карло данных, о чем говорят результаты, полученные выше.

На рисунке 8.11 видно, что импульсы от Монте-Карло данных "растут" значительно медленнее импульсов от калибровочных данных, что говорит о несоответствии Монте-Карло и калибровок. Объяснением такого несоответствия может являться проблема с моделированием поведения электроники в имеющихся Монте-Карло данных.

Представление нейронной сети в задаче бинарной классификации, возможно, может быть улучшено путем ее обучения на новых смоделиро-

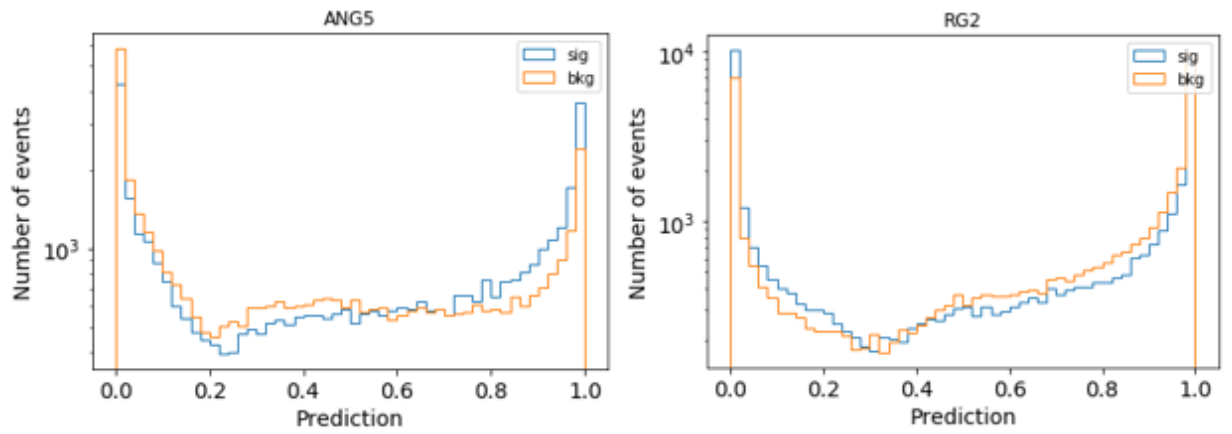


Рисунок 8.10 — Разделение сигнала и фона для разных детекторов при обучении нейросети на Монте-Карло данных и ее проверке на физических (калибровочных) данных

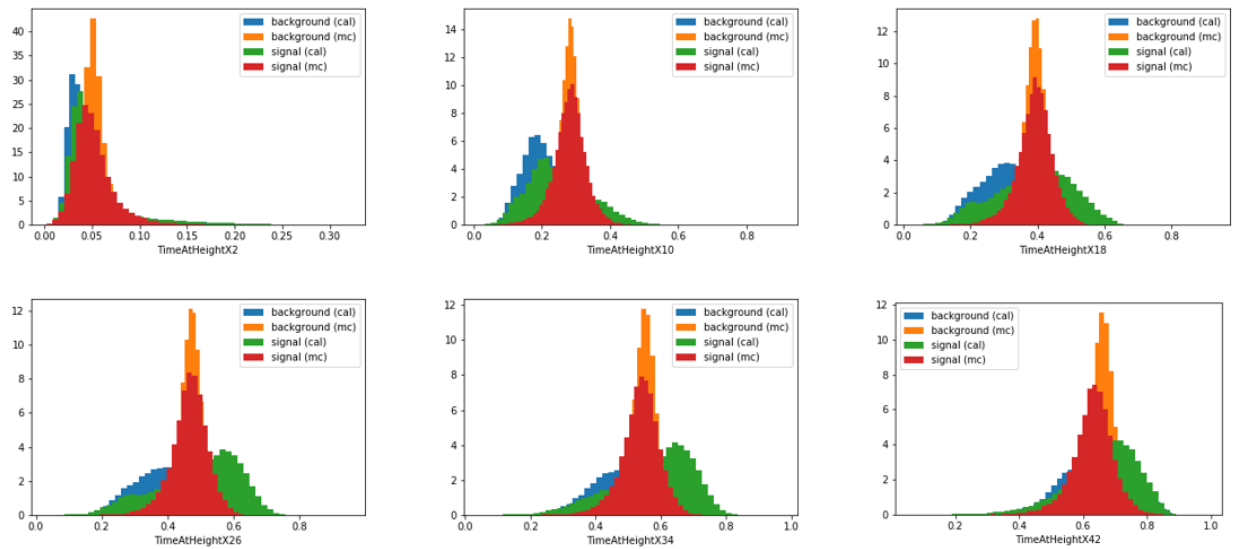


Рисунок 8.11 — Гистограммы некоторых параметров TimeAtHeightX в Монте-Карло данных для детектора ANG5

ванных данных, в которых будет исправлена ошибка в описании поведения электроники. Для этого была предпринята попытка моделирования формы импульса с помощью генеративно-состязательных сетей.

9. МОНТЕ-КАРЛО МОДЕЛИРОВАНИЕ ФОРМЫ ИМПУЛЬСА С ПОМОЩЬЮ ГЕНЕРАТИВНО-СОСТЯЗАТЕЛЬНЫХ (GAN) СЕТЕЙ

Были изучены методы Монте-Карло моделирования формы импульса с помощью генеративно-состязательных сетей. Для этого была разработана сеть GAN с использованием библиотеки PyTorch. В качестве входных параметров использовались формы импульсов для сигнала и фона из калибровочных данных для полукоаксиального детектора ANG5 (рисунок 9.1). Пример форм импульсов для сигнала и фона можно видеть на рисунке 9.2.

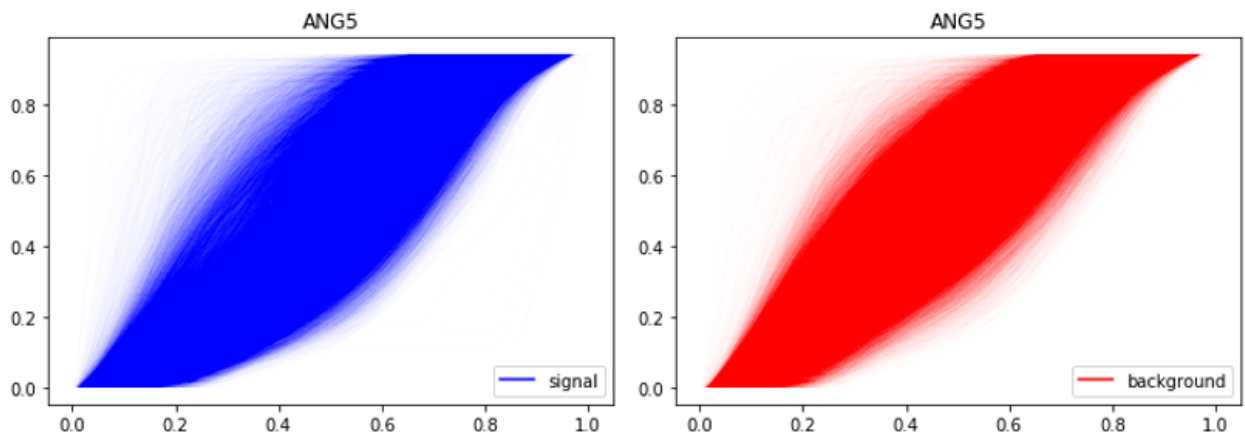


Рисунок 9.1 — Формы сигнальных и фоновых импульсов, полученные на эксперименте GERDA. По горизонтальной оси - время, нормированное на длительность импульса

Была исследована различная архитектура моделей генератора и дискриминатора. Были предприняты попытки использовать в качестве моделей нейронные сети со сверточными слоями, однако такое решение не подходило для данной одномерной задачи. Результаты обучения моделей со сверточными слоями показаны на рисунках 9.3, 9.4.

На рисунке 9.3 видно, что функция потерь генератора растет, в то время как функция потерь дискриминатора уменьшается, хотя для успешного обучения должно быть наоборот. Сгенерированные импульсы по ито-

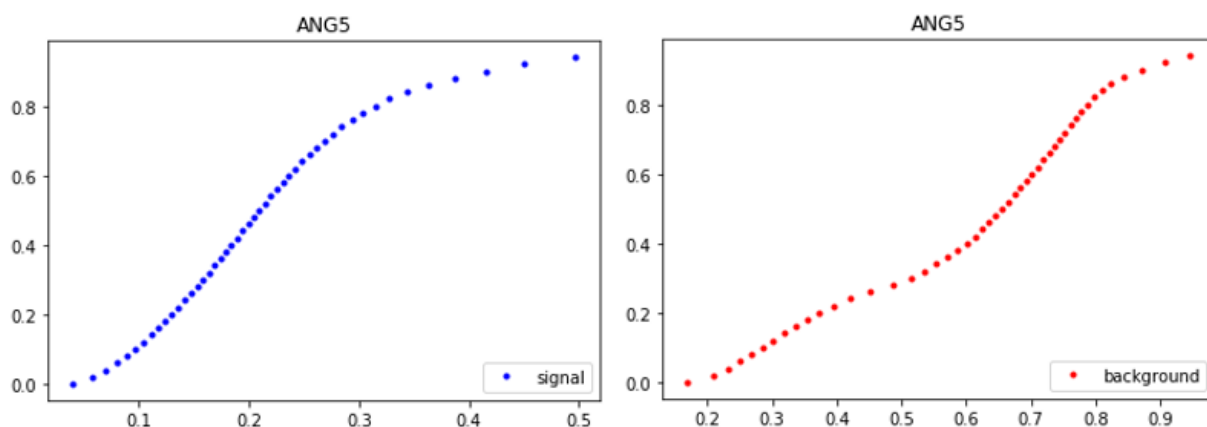


Рисунок 9.2 — Пример форм сигнальных и фоновых импульсов, полученных на эксперименте GERDA. По горизонтальной оси - время, нормированное на длительность импульса

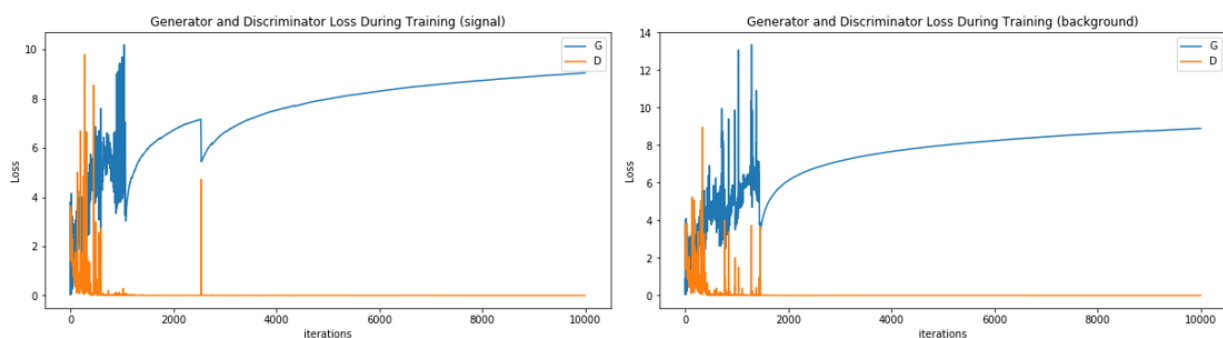


Рисунок 9.3 — Функции потерь при обучении моделей генератора и дискриминатора, состоящих из сверточных слоев, для сигнала и фона

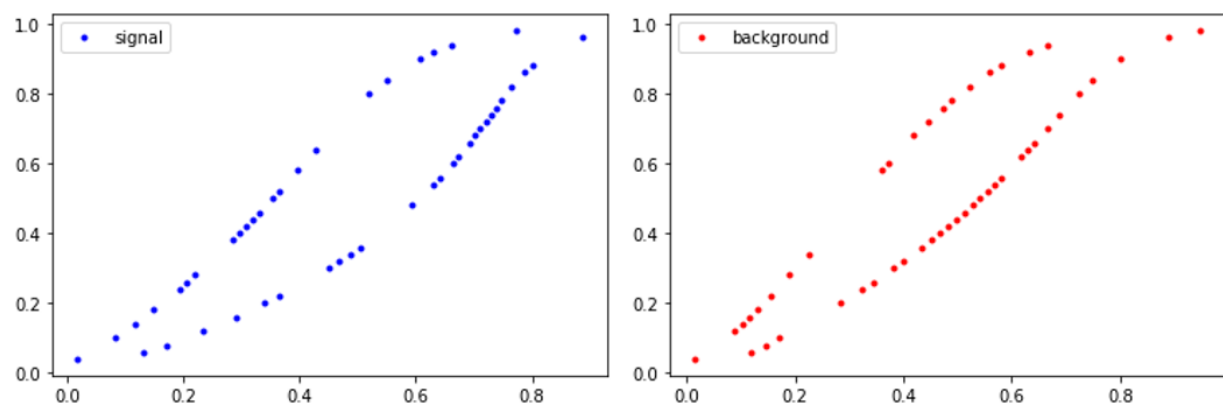


Рисунок 9.4 — Пример форм сигнальных и фоновых импульсов, сгенерированных моделью со сверточными слоями

гам обучения такой сети (рисунок 9.4) не похожи на реальные импульсы (рисунок 9.2).

Поэтому в качестве моделей генератора и дискриминатора в итоге

был использован многослойный перцептрон, то есть полносвязная нейронная сеть.

Важно отметить, что данные, используемые для обучения GAN, предварительно были приведены к стандартному виду таким образом, чтобы распределение каждого параметра было нормальным:

$$z = \frac{x - \mu}{\sigma},$$

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_i^N x_i,$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_i^N (x_i - \mu)^2},$$

где μ — среднее значение, σ — среднеквадратическое отклонение

Распределения параметров до и после стандартизации можно видеть на рисунке 9.5.

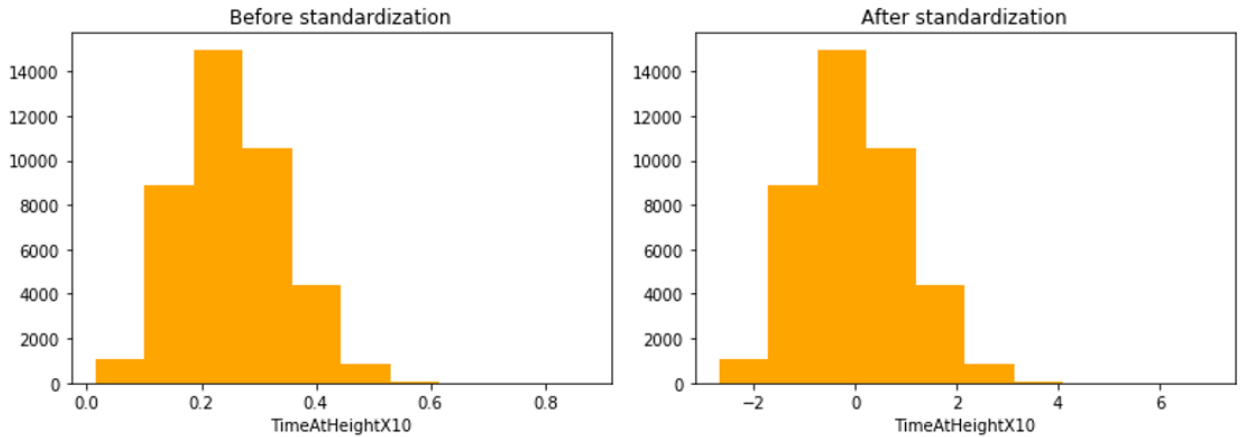


Рисунок 9.5 — Распределения параметра TimeAtHeightX10 для сигнальных импульсов до и после стандартизации

Это условие является необходимым для стабильной работы генератора. Результат обучения генератора на **нестандартизованных** данных показан на рисунке 9.6. Сгенерированные импульсы не соответствуют реальным (рисунок 9.2).

На рисунке 9.7 показан процесс обучения сети GAN на стандартизованных данных. Функция потерь генератора убывает, в отличие от функ-

ции потерь дискриминатора, что говорит о стабильном обучении сети GAN.

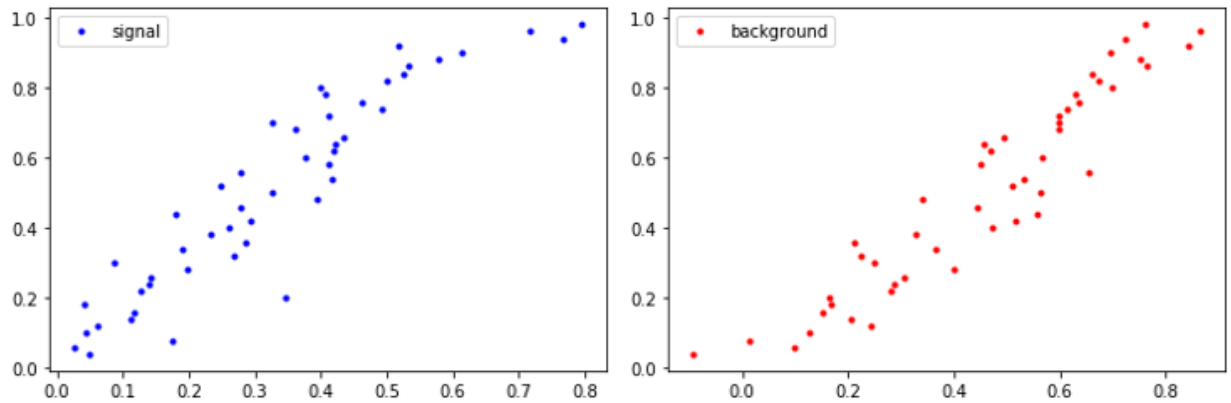


Рисунок 9.6 — Пример форм сигнальных и фоновых импульсов, сгенерированных перцептроном, обученным на нестандартизованных данных

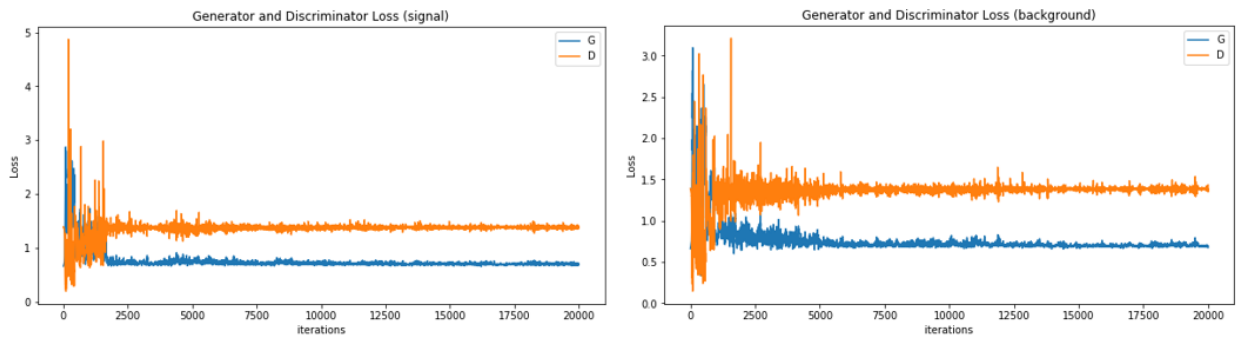


Рисунок 9.7 — Функции потерь при обучении моделей генератора и дискриминатора, состоящих из линейных слоев, для сигнала и фона

Результат обучения генератора на стандартизованных данных показан на рисунке 9.8. Сгенерированные импульсы похожи на реальные импульсы (рисунок 9.2).

По итогам обучения модели генератора на стандартизованных данных было сгенерировано по 30000 импульсов сигнала и фона (рисунок 9.9).

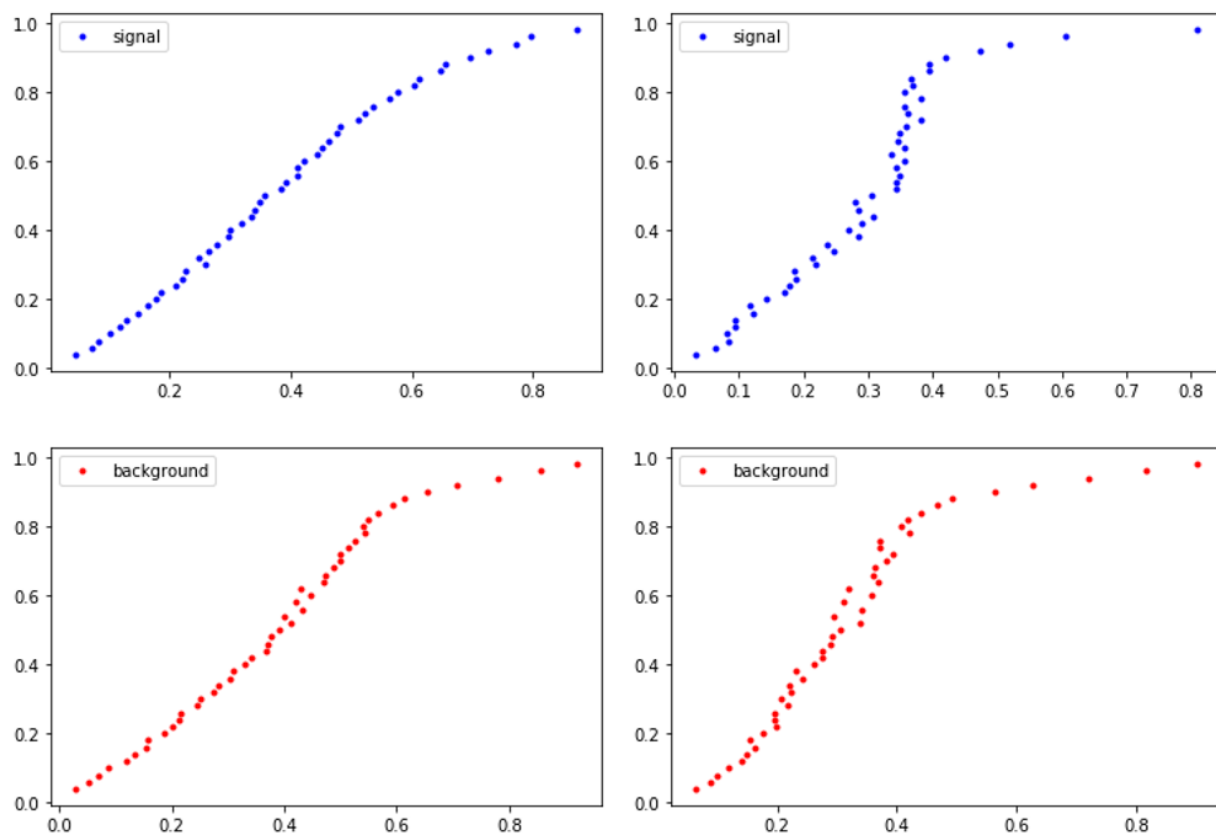


Рисунок 9.8 — Пример форм сигнальных и фоновых импульсов, сгенерированных перцептроном, обученным на стандартизованных данных

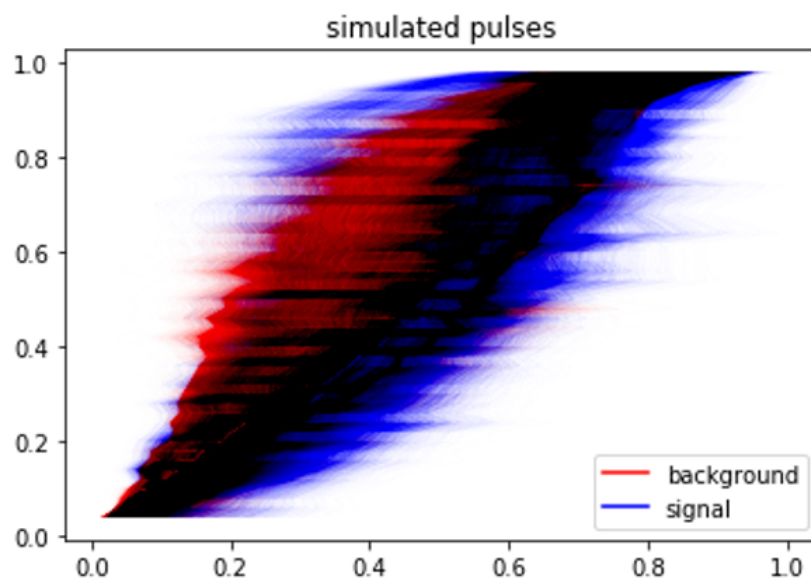


Рисунок 9.9 — Импульсы, сгенерированные перцептроном, обученным на стандартизованных данных

Эти данные были использованы для обучения бинарного классификатора, который использовался для разделения фоновых и сигнальных событий в главе 8.

Обученная на этих данных нейронная сеть была затем проверена на калибровочных данных для детектора ANG5 (рисунок 8.1). Результаты представлены на рисунках 9.10, 9.11 и в таблице 9.1.

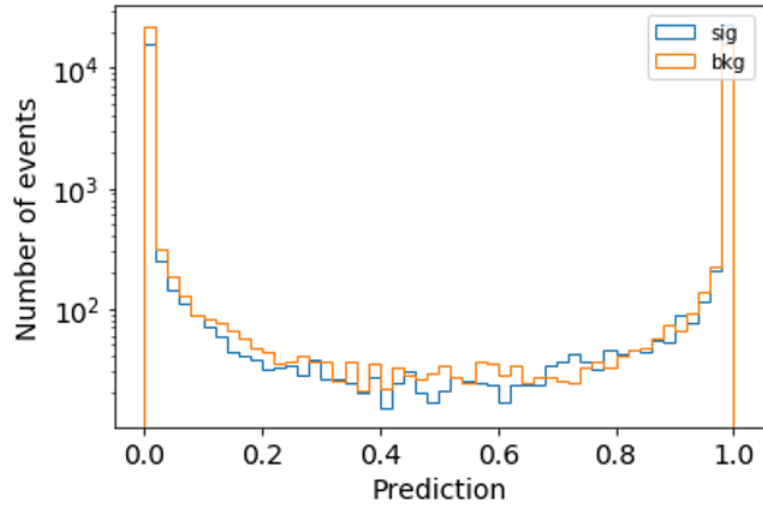


Рисунок 9.10 — Разделение сигнала и фона для детектора ANG5 при обучении нейросети на сгенерированных данных и ее проверке на физических (калибровочных) данных

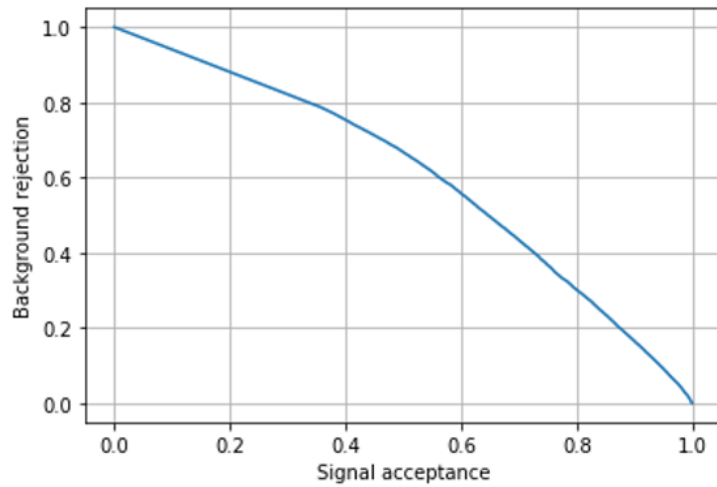


Рисунок 9.11 — ROC-кривая для детектора ANG5 при обучении нейросети на сгенерированных данных и ее проверке на физических (калибровочных) данных. Background rejection - TNR (1-FPR), signal efficiency - TPR

Таблица 9.1 — Результаты, полученные нейросетью для детектора ANG5 при обучении нейросети на сгенерированных данных и ее проверке на физических (калибровочных) данных

Детектор	accuracy	roc_auc	f1
ANG5	0.60 ± 0.02	0.61 ± 0.02	0.58 ± 0.02

Полученные результаты говорят о том, что нейросеть работает и что при некотором улучшении сети GAN можно использовать сгенерированные с ее помощью формы импульсов в качестве Монте-Карло данных.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе работы был проведен ре-анализ калибровочных данных для полукоаксиальных детекторов эксперимента GERDA (phase II) с помощью нейронной сети. Результаты по разделению сигнальных и фоновых событий в калибровочных данных детектора GERDA были улучшены по сравнению с предшествующим анализом [1], однако разделение по-прежнему остается трудновыполнимым. Это можно объяснить тем, что калибровочные данные сигнала и фона не являются чистыми, а также своеобразным распределением электрического поля внутри полукоаксиальных детекторов.

Также был произведен анализ Монте-Карло данных для детекторов ANG5 и RG2. Нейросеть была обучена на этих данных, а затем проверена на калибровочных данных для этих детекторов. Полученные результаты свидетельствуют об ошибках при Монте-Карло моделировании, а именно о сложностях при описании поведения электроники.

Далее были исследованы генеративно-сопоставительные нейронные сети. С их помощью были смоделированы формы импульсов для сигнальных и фоновых событий детектора ANG5. На сгенерированных данных была обучена нейронная сеть для бинарной классификации, которая использовалась при анализе калибровок и Монте-Карло данных. По результатам проверки на калибровочных данных обученной на сгенерированных данных нейросети можно сделать вывод, что нейросеть для бинарной классификации работает и что при условии улучшения работы сети-генератора можно использовать данные, синтезированные сетью GAN, в качестве Монте-Карло данных.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. *Kirsch A.* Search for the neutrinoless double beta-decay in Gerda Phase I using a Pulse Shape Discrimination technique. — 2014.
2. *Wagner V.* Pulse Shape Analysis for the GERDA Experiment to Set a New Limit on the Half-life of Neutrinoless Double Beta Decay of Ge-76 : PhD thesis / Wagner Victoria. — 2017.
3. Final Results of GERDA on the Search for Neutrinoless Double- β Decay / M. Agostini [et al.] // Phys. Rev. Lett. — 2020. — Vol. 125, issue 25. — P. 252502.
4. *D'Andrea V.* Neutrinoless Double Beta Decay Search with ^{76}Ge : Status and Prospect with LEGEND // 54th Rencontres de Moriond on Electroweak Interactions and Unified Theories. — 2019. — arXiv: [1905.06572](https://arxiv.org/abs/1905.06572) [hep-ex].
5. Pulse shape discrimination for GERDA Phase I data / M. Agostini [et al.] // Eur. Phys. J. C. — 2013. — Vol. 73, no. 10. — P. 2583. — arXiv: [1307.2610](https://arxiv.org/abs/1307.2610) [physics.ins-det].
6. *Lazzaro A.* Signal processing and event classification for a background free neutrinoless double beta decay search with the GERDA experiment. : PhD thesis / Lazzaro Andrea. — Munich, Tech. U., 2019.
7. Python Deep Learning / I. Vasilev [et al.]. — Packt Publishing, 2019. — P. 378.
8. PyTorch. — URL: <https://pytorch.org>.