

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования
«Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ»

УДК 53.01

**ОТЧЕТ
О НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКОЙ РАБОТЕ**

**Синтез реалистичных событий различной энергии при помощи
BAGAN-сети для ICPC детекторов эксперимента LEGEND**

Научный руководитель,
н.с. НИЦ «Курчатовский институт»

_____ А. Е. Черногоров

Выполнил

_____ Н. Д. Зарецкий

Москва 2022

Содержание

1	Физика нейтрино	2
1.1	Возможные расширения СМ	2
1.1.1	Массовые члены нейтрино	3
1.1.2	Безнейтринный двойной бета распад ($0\nu\beta\beta$)	5
1.2	Детектирование $0\nu\beta\beta$ на германиевых детекторах	6
2	Эксперименты GERDA и LEGEND	8
2.1	GERDA	8
2.2	LEGEND	9
2.3	Германиевые детекторы	10
2.3.1	Взаимодействие частиц с веществом	10
2.3.2	HPGe детекторы	12
3	Разделение по форме импульса для экспериментов GERDA и LEGEND	15
3.1	PSD для BEGe и ICPC детекторов	15
3.2	PSD для полукоаксиальных детекторов	17
4	Калибровка детекторов LEGEND	18
5	Принцип работы нейронной сети	20
6	Генеративно-сопоставительная сеть (GAN)	21
6.1	Minimax GAN	22
6.2	Автокодировщик	22
6.3	BAGAN	23
7	Синтез событий разливной энергии для ICPC детекторов эксперимента LEGEND	25
7.1	Исследование работы сети BAGAN на данных MNIST	26
7.1.1	Обучение GAN-модели на данных из усеченного класса	27
7.1.2	Обучение BAGAN-модели на преобразованном наборе данных MNIST	27
7.2	"Перенос энергии" для данных с ICPC детекторов	28
7.2.1	Анализ исходных данных	28
7.2.2	Анализ синтезированных данных	31
7.3	Результаты	32
	Список использованных источников	33

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.

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

$$\mathcal{L}_\nu^{SM} = \sum_{\alpha=\mu,e,\tau} \left[\bar{\nu}_{\alpha L} i \not{\partial} \nu_{\alpha L} + \frac{g}{\sqrt{2}} (W_\mu^+ \bar{\nu}_{\alpha L} \gamma^\mu l_{\alpha L} + h.c) + \frac{g}{2 \cos \theta_w} Z_\mu \bar{\nu}_{\alpha L} \gamma^\mu \nu_{\alpha L} \right] \quad (1.1)$$

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

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

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 функцию правого нейтрино:

$$\mathcal{L}_m = m_D \bar{\psi} \psi = m_D (\bar{\psi}_L \psi_R + \bar{\psi}_R \psi_L) \quad (1.2)$$

Правополяризованного нейтрино не существует в СМ, 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:

$$\mathcal{L}_m = m_D \bar{\nu} \nu = m_D (\bar{\nu}_L \nu_R + \bar{\nu}_R \nu_L) \quad (1.3)$$

Массы нейтрино тогда появляются за счет механизма Хиггса, как в Стандартной Модели. Этот механизм не объясняет малую величину массы нейтрино.

- **Вариант Майораны** заключается в предположении, что $\nu_R = (\nu_L)^c$, то есть 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:

$$\mathcal{L}_m = \frac{1}{2}m_L(\bar{\nu}_L^c\nu_L + \bar{\nu}_L\nu_L^c) + \frac{1}{2}m_R(\bar{\nu}_R^c\nu_R + \bar{\nu}_R\nu_R^c) \quad (1.4)$$

Этот механизм работает для истинно нейтральных частиц. Компонента $\bar{\nu}_L^c\nu_L$ запрещена в СМ. В этом случае также не сохраняется лептонное число [10].

Обычно рассматривают механизм **seesaw** образования массы нейтрино. В этом механизме используются оба массовых члена и вводится майорановское правое нейтрино, являющееся истинно нейтральной частицей, не испытывающей калибровочных взаимодействий. Для одного аромата массовый член теперь запишется в следующем виде:

$$\begin{aligned} \mathcal{L}_m = & m_D(\bar{\nu}_L\nu_R + \bar{\nu}_R\nu_L) + \\ & + \frac{1}{2}m_L(\bar{\nu}_L^c\nu_L + \bar{\nu}_L\nu_L^c) + \frac{1}{2}m_R(\bar{\nu}_R^c\nu_R + \bar{\nu}_R\nu_R^c) \end{aligned} \quad (1.5)$$

Новый базис, описывающий майорановские состояния, выглядит следующим образом (причем $N_L = (N_R)^c$):

$$\begin{cases} N_L = \frac{\nu_L + \nu_L^c}{\sqrt{2}} \\ N_R = \frac{\nu_R + \nu_R^c}{\sqrt{2}} \end{cases} \quad (1.6)$$

Тогда уравнение (1.5) можно записать в следующем виде:

$$\mathcal{L}_m = (\bar{N}_L \quad \bar{N}_R) \cdot \begin{pmatrix} m_L & m_D \\ m_D & m_R \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} N_L \\ N_R \end{pmatrix} \quad (1.7)$$

После диагонализации массовой матрицы (1.7) будет выглядеть следующим образом:

$$\mathcal{L}_m = (\bar{N}_1 \quad \bar{N}_2) \cdot \begin{pmatrix} m_1 & 0 \\ 0 & m_2 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} N_1 \\ N_2 \end{pmatrix} \quad (1.8)$$

В приближении $m_D \ll m_R$, $m_L = 0$, получим, что $m_1 = \frac{m_D^2}{m_R}$, $m_2 = m_R$. Таким образом, в механизме **seesaw** рождаются легкое и тяжелое нейтрино.

Получившийся массовый член является майорановским [10].

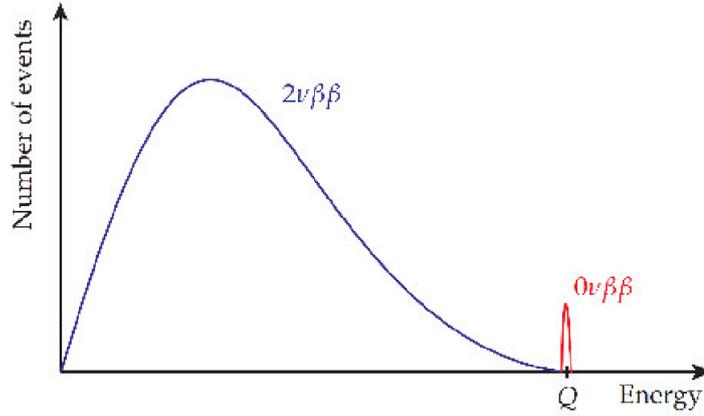


Рисунок 1.2 – Энергетический спектр двух электронов

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 энергетические спектры 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.

Диаграмма $0\nu\beta\beta$ показана на рисунке 1.3. В стандартной интерпретации при $0\nu\beta\beta$ происходит обмен легким нейтрино майорановской природы. Тогда период полураспада для этого процесса будет выражаться следующим образом:

$$(T_{1/2}^{0\nu})^{-1} = \Gamma_{0\nu} = G_{0\nu} |M_{0\nu}|^2 \left(\frac{m_{0\nu}}{m_e}\right)^2 \quad (1.9)$$

В выражении (1.9) $G_{0\nu}$ - фазовый фактор, $|M_{0\nu}|$ - матричный элемент, $m_{0\nu}$ - эффективная майорановская масса нейтрино. $m_{0\nu} = \sum_{i=1}^3 U_i^2 m_i$, где U - матрица смешивания, m_i - массовые состояния. В отличие от дираковского нейтрино, где в матрице смешивания присутствует фаза δ , в случае майорановского нейтрино рассматривают 2 дополнительные фазы - α и β (они

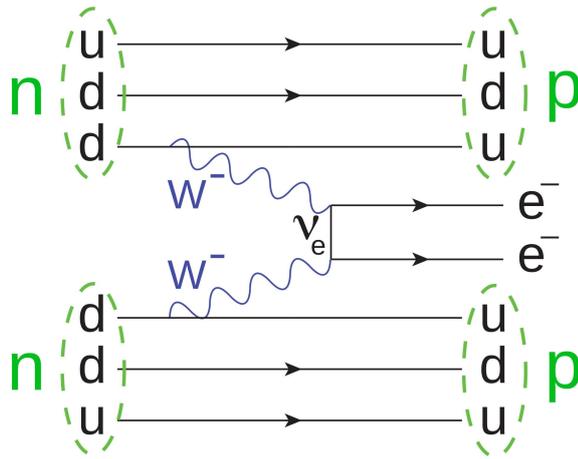


Рисунок 1.3 – Диаграмма $0\nu\beta\beta$

не влияют на осцилляции) [10]. Таким образом, по формуле (1.9) можно связать наблюдаемый период полураспада с эффективной майорановской массой нейтрино.

Итак, наличие $0\nu\beta\beta$ -распада опровергнет закон сохранения лептонного заряда, и следовательно, укажет на существование Новой физики за пределами СМ. Более того, в этом случае нейтрино будут являться частицами Майораны. Также обнаружение $0\nu\beta\beta$ может дать информацию о массах нейтрино и механизме их образования.

1.2. Детектирование $0\nu\beta\beta$ на германиевых детекторах

Экспериментально измеряется суммарная энергия двух электронов. Как было показано выше, указанием на $0\nu\beta\beta$ будет являться моноэнергетический пик при энергии распада Q .

Связь периода полураспада и количеством $0\nu\beta\beta$ -событий выражается следующей формулой:

$$T_{1/2}^{0\nu} = \frac{\ln 2 \cdot N_A \cdot a \cdot m \cdot T}{M \cdot N^{0\nu}} \quad (1.10)$$

В формуле 1.10 N_A - число Авогадро, a - обогащение $\beta\beta$ -изотопами, m - общая масса, t - время измерения, M - молярная масса, $N^{0\nu}$ - количество $0\nu\beta\beta$ -распадов.

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 из сверхчистого германия (HPGe) являются одновременно и источниками, и детекторами [6].

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

2. Эксперименты GERDA и LEGEND

Эксперименты GERDA и LEGEND созданы для поиска $0\nu\beta\beta$ в ^{76}Ge . В качестве области поиска $0\nu\beta\beta$ используется интервал энергий $Q_{\beta\beta} \pm 25$ кэВ (ROI - region of interest), энергией $0\nu\beta\beta$ является $Q_{\beta\beta} = 2039$ кэВ[4]. Энергетический спектр, полученный в эксперименте GERDA, показан на рисунке 2.1.

Зарегистрированные в детекторах события разделяют на два типа: однотоочечные и многотоочечные. 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 многократное 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). Информация, которую несут зарядовые импульсы разных типов событий, применяется для анализа, в том числе для разделения сигнальных и фоновых событий.

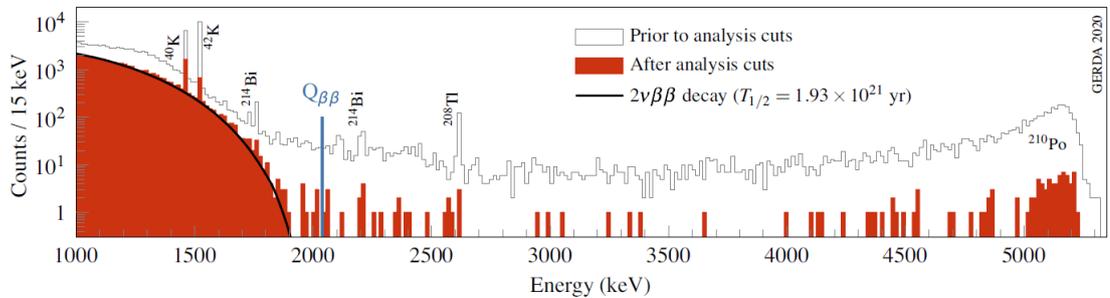


Рисунок 2.1 – Энергетический спектр с эксперимента GERDA

2.1. GERDA

Эксперимент GERDA вел поиск $0\nu\beta\beta$ на изотопе ^{76}Ge . Эксперимент протекал в две фазы, которые различаются используемыми детекторами. На заключительной стадии в GERDA был задействован 41 германиевый детектор общей массой 44,2 кг. Эксперимент расположен в Национальной Лаборатории Гран Сассо (INFN) на глубине 1400 метров под землей, так как горная порода является защитой от космических лучей.

Эксперимент GERDA работает с массивом германиевых детекторов,

размещенных в криостате из нержавеющей стали объемом 64 м^3 . Криостат наполнен жидким аргоном (LAr), он служит для охлаждения детекторов до рабочей температуры ($\sim 90\text{ K}$) и для экранирования от внешнего излучения. Внутренняя стенка криостата покрыта слоем из ультрачистой меди, что обеспечивает защиту от излучения стенами криостата, обусловленного радиоактивными примесями, содержащимися в нержавеющей стали. Криостат дополнительно окружен баком воды объемом 590 м^3 , который используется в качестве активного мюонного вето и пассивной защиты от нейтронов, поступающих от окружающей эксперимент горной породы (рисунок 2.2).

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

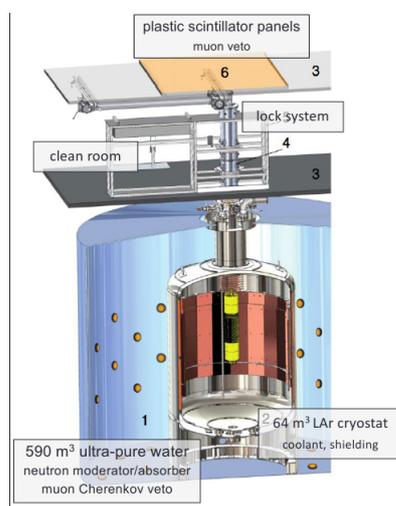


Рисунок 2.2 – Строение эксперимента GERDA

2.2. LEGEND

Эксперименты GERDA и MAJORANA закончили набор данных, и сейчас проектируется новый эксперимент на основе их технологий - LEGEND, который будет проведен в две фазы: LEGEND-200 и LEGEND-1000. Чувствительность на $T_{1/2}^{0\nu}$ для ^{76}Ge будет увеличена с 10^{26} лет (как в GERDA) до 10^{28} лет, также будет значительно уменьшен фон. Для эксперимента 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 полукоаксиальные детекторы (до 4 кг).

В первой фазе эксперимента, LEGEND-200, которая в настоящее время вводится в эксплуатацию, будет использована инфраструктура эксперимента GERDA с некоторыми модификациями и будут задействованы детек-

торы общей массой до 200 кг. Чувствительность по $T_{1/2}^{0\nu}$ во время первой фазы будет $\sim 10^{27}$ лет. Вторая фаза (LEGEND-1000) будет работать с детекторами общей массой до 1000 кг, тогда чувствительность по $T_{1/2}^{0\nu}$ будет увеличена до $\sim 10^{28}$ лет.

Несмотря на то что LEGEND имеет схожую техническую конструкцию с GERDA, для уменьшения фона планируется сделать следующие улучшения[7]:

- увеличена масса детекторов, что приводит к меньшему количеству подводящих кабелей и, как следствие, к снижению уровня фона
- в LEGEND будет использована электроника с низким уровнем шума из эксперимента MAJORANA
- улучшена техника детектирования сцинтилляционных вспышек
- будет использоваться более чистый LAr с лучшим световыходом

В эксперименте LEGEND будут использоваться несколько типов германиевых детекторов: как ранее использовавшиеся полукоаксиальные и BEGe (GERDA), PPC (MAJORANA), так и новые ICPC. [3].

2.3. Германиевые детекторы

Германиевые детекторы в эксперименте GERDA используются по ряду причин. Во-первых, германий дает отличное спектрографическое представление с энергетическим разрешением 0.2% при энергии $Q_{\beta\beta} = 2039$ 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).

2.3.1. Взаимодействие частиц с веществом

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

- **Тяжелые заряженные частицы**, как 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 устойчивое состояние после нескольких переходов между квантованными уровнями энергии, поэтому испускаемые 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 (фотоэффект), 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 [6].
 - 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 позитроном. 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 пик полного поглощения FEP (Full Energy Peak)
- * один γ -квант поглощается, другой уходит без взаимодействия с материалом детектора, тогда получается одиночный пик вылета (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 2.3.

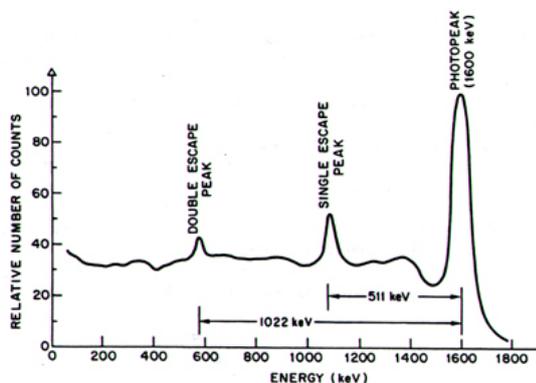


Рисунок 2.3 – Пример энергетического спектра

2.3.2. HPGe детекторы

Для полупроводников р типа n+ слой с большой концентрацией доноров играет роль р-n 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 преимуществом 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 [6].

Для эксперимента GERDA применены две основные конфигурации: полукоаксиальная и BEGe, в эксперименте LEGEND будут использоваться в основном ICPC детекторы. Схемы этих детекторов можно видеть на рисунках 2.4 и 2.5.

Полукоаксиальная конфигурация: Из-за необходимости исследовать большие активные объемы вещества с управляемым напряжением смещения удобно использовать цилиндрические детекторы с отверстием в центре. Отверстие позволяет сделать соответствующую размерам детектора обедненную зону. Контакт $p+$ расположен внутри отверстия, контакт $n+$ расположен на боковой (внешней) поверхности. Контакты $p+$ и $n+$ отделены друг от друга специальными канавками. На рисунке 2.4 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. Для PSD анализа для этого типа детекторов, то есть разделения фоновых и сигнальных событий по форме импульса, используются нейросети, однако эффективность разделения заметно хуже, чем у BEGe детекторов. Параметры детекторов: масса порядка 1-3 кг, диаметр и высота порядка 80 мм, энергетическое разрешение порядка 0.2% при $Q_{\beta\beta}$.

BEGe конфигурация: Для увеличения активной массы были разработаны детекторы типа BEGe (broad energy germanium). Эти детекторы чувствительны к широкому интервалу энергий. Контакт $p+$ представляет собой небольшую площадь (точечный контакт) на основании цилиндра, контакт $n+$ расположен по всей поверхности детектора. Контакты $p+$ и $n+$ отделены друг от друга специальными канавками. 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. Параметры детекторов: масса порядка 0.7 кг, диаметр порядка 70 мм, высота порядка 30 мм, энергетическое разрешение порядка 0.12% при $Q_{\beta\beta}$.

ICPC конфигурация: ICPC (inverted coaxial point contact) является новейшим типом детекторов. По размеру, массе и форме они сопоставимы

с полукоаксиальными детекторами, но по энергетическому разрешению сопоставимы с ВЕGe. Это, как и полукоаксиальные, цилиндрические детекторы с отверстием в центре. Контакт $n+$ расположен на всей поверхности детектора, контакт $p+$ является небольшой областью (точечным контактом) на основании (как в случае ВЕGe детекторов); контакты $p+$ и $n+$ отделены друг от друга специальными канавками [2]. Параметры детекторов: масса порядка 2 кг, диаметр и высота порядка 80 мм, энергетическое разрешение порядка 0.14% при $Q_{\beta\beta}$.

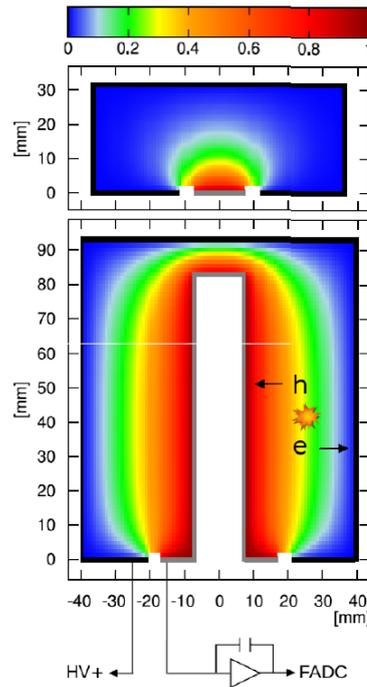


Рисунок 2.4 – Схема полукоаксиальных (снизу) и ВЕGe (сверху) детекторов. Серым цветом обозначен считывающий p -электрод, черным цветом обозначен n -электрод

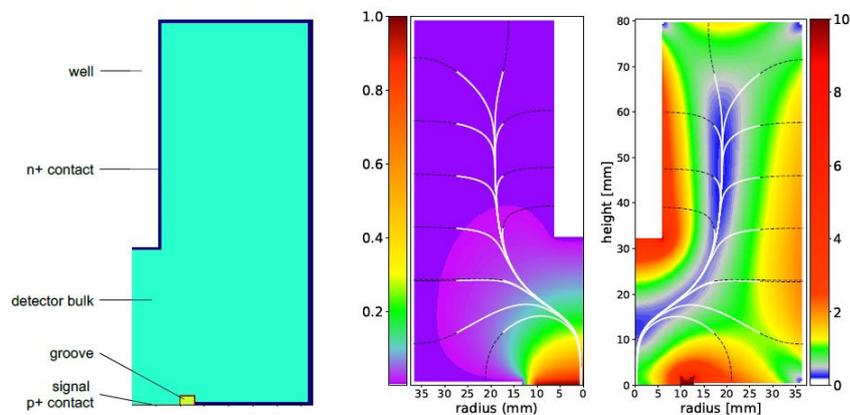


Рисунок 2.5 – Схема ICPC детекторов. Черными пунктирными линиями показаны траектории движения электронов; белыми сплошными линиями показаны траектории движения дырок к считывающему электроду

3. Разделение по форме импульса для экспериментов GERDA и LEGEND

Временная зависимость токового импульса детектора может быть использована для распознавания фоновых и сигнальных событий. Как было показано выше, сигналы от $2\nu\beta\beta$ и $0\nu\beta\beta$ являются однотоочечными, когда как сигналы от, например, многократного комптоновского рассеяния являются многотоочечными (то есть фоновыми). 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 $0\nu\beta\beta$ [8].

3.1. PSD для BEGE и ICPC детекторов

Для этого типа детекторов сигнал формируется, когда дырки достигают считывающего электрода. Электроны, в свою очередь, вклад в сигнал почти не вносят, так как перемещаются в слабом поле (рисунок 2.4). Как видно из распределения поля, дырки достигают считывающего электрода по похожим траекториям вне зависимости от места выделения энергии, поэтому можно считать, что 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 распределение поля делает удобным использование отношения A/E для разделения по форме импульса, где A - амплитуда тока, а E - энергия (пропорциональна амплитуде заряда).

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 у дырок и электронов, соответственно, будут два или более разделённых во времени импульса. Иными словами, для MSE мы будем иметь меньшую по величине амплитуду токового сигнала по сравнению с SSE.

Для поверхностных событий вблизи $p+$ электрода амплитуда тока и, соответственно, A/E , больше, и пики раньше по времени, чем в стандартном

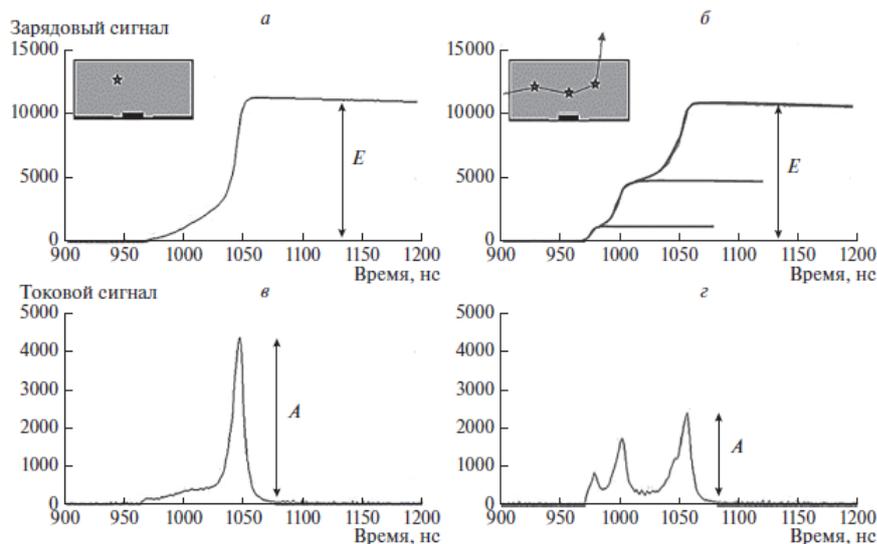


Рисунок 3.1 – Определение параметра отбора A/E , полученного с учетом различия между сигналами SSE и MSE

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, что тоже позволяет эффективно отделять такие события.

Различие между SSE и MSE сигналами показано на рисунке 3.1 [11].

Благодаря меньшей площади $p+$ контакта для BEGe (и ICPC) детекторов происходит хорошее разделение по форме импульса. Параметр A/E является простой в разделении переменной с понятной физической интерпретацией, поэтому является приемлемым критерием отбора сигнальных событий. Пример применения критерия отбора по A/E показан на рисунке 3.2 [8].

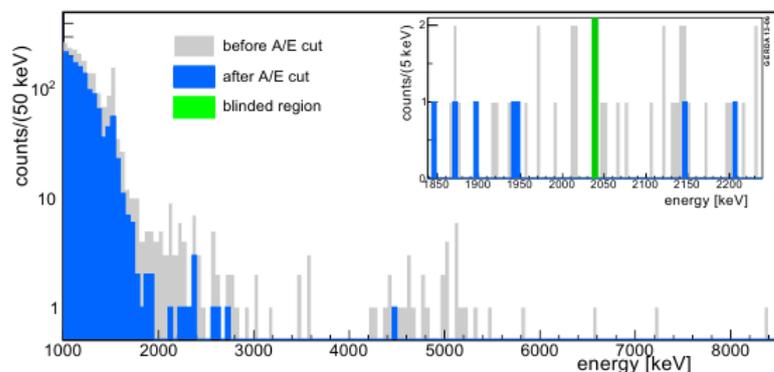


Рисунок 3.2 – Пример энергетического спектра до и после применения критерия отбора для BEGe

Стоит отметить, что для разделения MSE и SSE событий в ICPC детекторах также используется параметр A/E .

3.2. PSD для полукоаксиальных детекторов

В полукоаксиальных детекторах, как видно из распределения поля, вклад в формирование сигнала в общем случае вносят как электроны, так и дырки. Однако, при выделении энергии вблизи поверхности детектора есть некоторые особенности. Так, при выделении энергии вблизи поверхности p+ только дырки вносят вклад в сигнал. Для поверхностных событий на p+ максимумы токовых импульсов достигаются раньше по времени, так как дырки достигают считывающего p-электрода намного быстрее. Таким образом, 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 для PSD анализа в полукоаксиальных детекторах используются нейросети. 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 из-за размера и распределения поля в полукоаксиальных детекторах эффективность такого метода заметно ниже, чем отбор событий для детекторов типа BEGe [8].

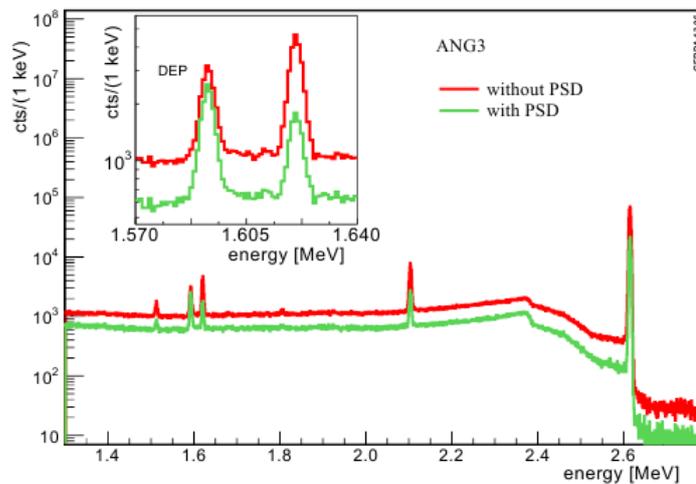


Рисунок 3.3 – Пример энергетического спектра до и после применения критерия отбора для полукоаксиальных детекторов. В качестве критерия для нейросети выбран критерий 90% выживаемости DEP событий

4. Калибровка детекторов LEGEND

Общим для всех методов и для всех видов детекторов является использование калибровочных данных, которые собирались раз в неделю для проверки и тренировки алгоритмов. Спектр калибровок на ^{228}Th (рисунок 4.1) 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 одноточечное событие (SSE), в то время как пик полного поглощения (FEP, 1620.7 кэВ) от распада ^{212}Bi указывает на многоточечные 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 [8].

Цепочка распада ^{228}Th показана на рисунке 4.2

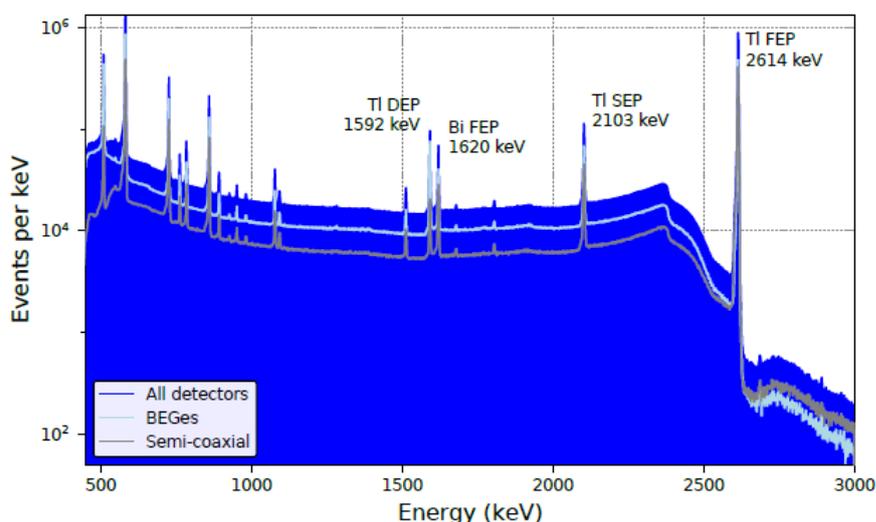


Рисунок 4.1 – Энергетический спектр ^{228}Th

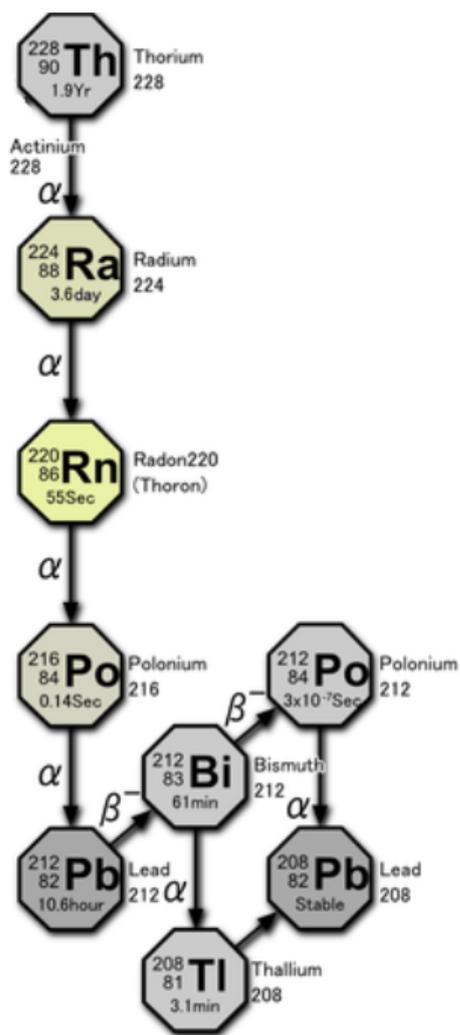


Рисунок 4.2 – Цепочка распада ^{228}Th

5. Принцип работы нейронной сети

Нейронная сеть - математическая модель, построенная по принципу организации и функционирования сетей нервных клеток живого организма. На рисунке 5.1 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 5.2) 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 [9].

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, например, в задаче классификации, нейросеть выдает "вероятность" каждого события принадлежать к тому или иному классу.

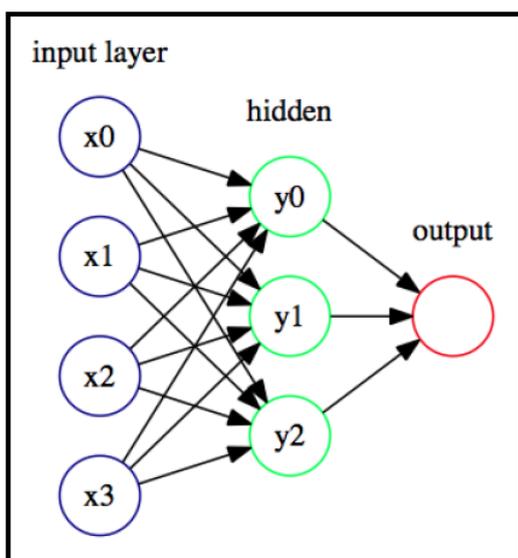


Рисунок 5.1 – Схема нейросети с одним скрытым слоем

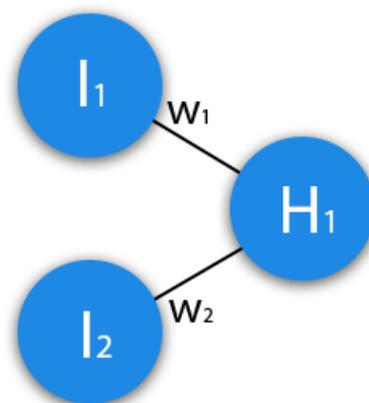


Рисунок 5.2 – Пример работы нейронной сети

6. Генеративно-сопязательная сеть (GAN)

Генеративно-сопязательные 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-сопязательные 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, сопязательный процесс генератора и дискриминатора можно сформулировать в виде оптимизационной задачи: модель дискриминатора подбирает веса так, чтобы увеличить вероятность верной классификации реальных и синтетических данных (как в задаче бинарной классификации, где у реальных данных метка "1", а у синтетических - метка "0"), 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 генератора значение функции потерь должно убывать. По этому критерию можно оценить состояние генеративно-сопязательной сети. Важно отметить, что добиться стабильного обучения обеих моделей в рамках сети GAN трудно.

6.1. MINIMAX GAN

Этот подход является наиболее простым алгоритмом генеративно-сопоставительных сетей. Оптимизационная задача выглядит следующим образом:

$$\min_G \max_D \{ \log(D(x)) + \log(1 - D(G(z))) \}$$

В данных обозначениях $D(x)$ - вероятность, выданная дискриминатором в процессе классификации, $G(z)$ - данные, синтезированные генератором, z - шум, поданный на вход генератору. Модель дискриминатора предсказывает **вероятность** попадания события в класс синтезированных данных или в класс реальных данных (то есть решается задача бинарной классификации).

Дискриминатор пытается максимизировать логарифм вероятности реальных данных и логарифм обратной вероятности синтетических данных: $\max_D \{ \log(D(x)) + \log(1 - D(G(z))) \}$.

Генератор, в свою очередь, пытается минимизировать логарифм обратной вероятности (полученной дискриминатором) синтетических данных: $\min_G \{ \log(1 - D(G(z))) \}$. Таким образом, генератор учится выдавать события с маленькой вероятностью быть распознанными дискриминатором как синтезированные.

На практике часто бывает так, что генератор обучается хуже дискриминатора. На ранних стадиях дискриминатор разделяет реальные данные от синтезированных очень легко, так как они сильно отличаются. Если дискриминатор обучился до оптимальных значений раньше генератора, то дискриминатор доходит до насыщения и перестает обучаться, что приводит к неудовлетворительным результатам генератора [5].

6.2. Автокодировщик

Автокодировщик, или autoencoder, это нейронная сеть, которая восстанавливает объекты, принимаемые на вход сети. Схема этой сети показана на рисунке 6.1. В процессе обучения простой автокодировщик решает следующую оптимизационную задачу: $\|X - g(f(X))\|_2^2 \rightarrow \min$, где g - декодировщик, f - кодировщик, X - исходная выборка. Объект обычно вос-

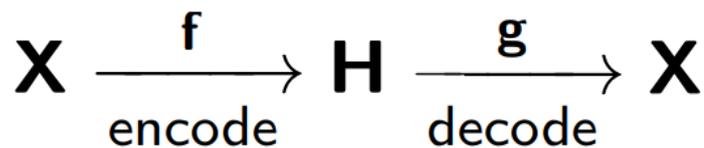


Рисунок 6.1 – Схема автокодировщика

становливается с потерями, так как в процессе кодировки в скрытом про-

пространстве \mathcal{H} сохраняются только наиболее важные признаки. Кодировщик может использоваться для снижения размерности пространства, так как он запоминает только самые важные признаки, по которым потом можно восстановить исходную выборку. Стоит отметить, что автокодировщик относится к классу моделей без учителя.

6.3. BAGAN

Допустим, существует задача генерации данных из класса (с меткой 0), в котором мало объектов по сравнению с другими классами выборки. Обучить классическую Minimax-GAN на данных всех классов, а затем попробовать найти в синтезированных данных элементы, относящиеся к классу 0, не получится, потому что в процессе обучения модель генератора будет обучаться только на "крупных" классах, так как иначе это не соответствует оптимизационной задаче. С другой стороны, элементов класса 0 недостаточно, чтобы классическая GAN обучилась только на них.

Таким образом, вместо классической GAN используется алгоритм BAGAN (balancing augmentation GAN). Сеть по-прежнему состоит из моделей генератора и дискриминатора, но дискриминатор уже решает не задачу бинарной классификации (реальные или синтетические данные), а задачу множественной классификации, то есть он относит входные данные либо к классам из реальной выборки, либо к сгенерированным данным. Таким образом, генератор оптимизируется, убеждая дискриминатор в том, что синтезированный образец относится к какому-либо классу из реальной выборки, то есть генератор не будет "обходить" данные из малого класса.

Еще одной характерной чертой сети BAGAN является использование автокодировщика. Перед обучением самой генеративно-сопоставительной сети происходит обучение кодировщика и получение информации о классах выборки.

Архитектура кодировщика должна совпадать с архитектурой дискриминатора (за исключением последнего слоя, выдающего вероятности принадлежности к разным классам). Архитектура декодировщика совпадает с архитектурой генератора. Это нужно, во-первых, для того, что на момент начала обучения самой GAN-сети, модели генератора и дискриминатора уже обладали информацией, полученной от обучения автокодировщика. Во-вторых, благодаря такой технике, случайный шум Z , подающийся на вход генератору, может быть интерпретирован как точка в скрытом пространстве, то есть результат кодировки. Таким образом, можно определить, как должен выглядеть "случайный" шум Z для каждого класса по итогам обучения автокодировщика. Каждый класс задается в скрытом пространстве многомерным нормальным распределением с учетом кодировки реальных данных для каждого класса. То есть на вход генератору подается

не полностью случайный шум, а шум, взятый случайно из распределения для каждого конкретного класса.

Далее происходит обычное обучение GAN сети по типу Minimax с учетом описанных выше особенностей [1]. Благодаря тому, что сеть обучается на всей выборке, принимая во внимание похожие черты между данными разных классов, удастся синтезировать приемлемые данные из небольшой выборки.

7. Синтез событий разливной энергии для ICPC детекторов эксперимента LEGEND

Из-за недостатка статистики в энергетической области интереса (ROI) в экспериментах по поиску $0\nu\beta\beta$ -распада анализ фона проводится на калибровочных данных. В современных детекторах отбор сигнальных событий от фоновых по форме импульса производится с помощью параметра A/E , где A - амплитуда токового сигнала, E - полная энергия частицы (пропорциональна амплитуде зарядового импульса). Другими словами, производится исследование разделения сигнала и фона на калибровочных данных, а затем эти критерии отбора применяются к данным в ROI.

Глобальная цель нашего анализа - синтезировать сигнальные события (одноточечные события от $0\nu\beta\beta$) в ROI с помощью нейронных сетей, тем самым обеспечив необходимую статистику для проверки критериев отбора непосредственно в интересующей нас области энергий. Это позволит "откалибровать" существующие критерии отбора таким образом, чтобы минимизировать число потерянных полезных событий. Такой подход также сможет практически обеспечить независимость синтезированной выборки от систематической ошибки, связанной со сдвигом энергетической шкалы детектора в процессе набора данных.

В настоящем анализе проводилось решение похожей задачи, успешное завершение которой будет также означать решение глобальной задачи. В качестве исходных данных использовались калибровочные данные для ICPC детекторов, полученные в лаборатории HADES с помощью ^{228}Th источника. Проводился синтез сигнальных (одноточечных) событий при энергии FER от распада ^{212}Bi с помощью сети BAGAN, имея в качестве обучающей выборки большую статистику сигнальных событий при энергии DEP (double escape peak) от распада ^{208}Tl и малую статистику сигнальных событий при энергии FER (full energy peak) от ^{212}Bi . Малая статистика позволяет провести аналогию с малым количеством реальных сигнальных событий в ROI.

Таким образом, **целью настоящей работы** является синтез одноточечных событий при энергии FER от распада ^{212}Bi из выборки, состоящей из большого числа одноточечных событий при энергии DEP от ^{208}Tl и малого числа одноточечных событий при энергии FER от распада ^{212}Bi . Этот процесс иначе мы будем называть **переносом энергии**.

Иными словами, цель работы можно описать по пунктам:

- исходная выборка состоит из **малого** числа одноточечных событий FER от распада ^{212}Bi и из **большого** числа одноточечных событий DEP от распада ^{208}Tl
- энергии DEP пика от распада ^{208}Tl и FER пика от распада ^{212}Bi , очевидно, разные
- задача состоит в том, чтобы совершить **"перенос энергии"**, то есть синтезировать приемлемую статистику одноточечных событий при энергии FER пика от распада ^{212}Bi (то есть из усеченного класса) из данной выборки

Решение этой задачи позволит синтезировать сигнальные события в ROI, имея в качестве обучающей выборки малую статистику реальных ROI-событий и большую статистику одноточечных событий от калибровок любой энергии.

7.1. Исследование работы сети BAGAN на данных MNIST

Для синтеза событий из усеченного класса при наличии достаточного количества событий из других классов выборки отлично подходит алгоритм BAGAN, который способен извлекать общие признаки для всех классов и использовать это при обучении. Был написан алгоритм BAGAN с помощью фреймворка PyTorch. В качестве моделей генератора, дискриминатора и автокодировщика использовались сверточные модели. Перед работой с реальными данными с эксперимента, представление сети BAGAN оценивалось на "игрушечном" наборе данных MNIST, представляющем из себя набор рукописных цифр от 0 до 9. Однако для полного сходства с реальной задачей для обучения использовались только 2 класса: "нули" и "шестерки". Стоит отдельно отметить две особенности:

- количество "нулей" уменьшено до 148, в то время как количество "шестерок" ≈ 6000
- у "нулей" метка 0, "шестеркам" же даны случайные метки от 1 до 9. Таким образом, фактически мы работаем с двумя классами (рукописные "нули" и "шестерки"), но формально есть 10 классов, один из которых состоит из "нулей", а остальные полностью из "шестерок". Такая особенность незначительно улучшает результаты в случае MNIST.

Пример данных из преобразованного набора показан на рисунке 7.1. На рисунке 7.2 показано соотношение классов. Видно, что класс "нулей" сильно усечен по сравнению с другими (которые все состоят из "шестерок" с разными метками).

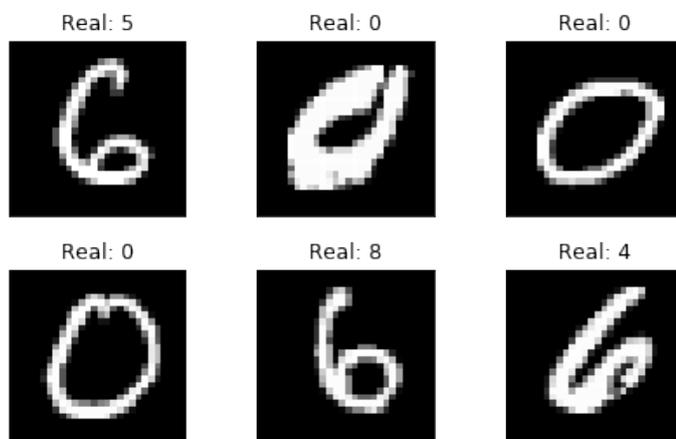


Рисунок 7.1 – Пример преобразованных данных MNIST

7.1.1. Обучение GAN-модели на данных из усеченного класса

Для обоснования необходимости использования сложной модели BAGAN, обучим обычную Minimax GAN на усеченном классе "нулей" (который содержит 148 элементов класса) для получения новых "нулей". Результаты показаны на рисунке 7.3. Синтезированные данные не соответствуют реальным, так как они, во-первых, зашумлены, а во-вторых, GAN оказалась неспособной генерировать отличающиеся друг от друга элементы. Таким образом, классический подход GAN не работает для маленькой выборки, поэтому для решения задачи используется метод BAGAN.

7.1.2. Обучение BAGAN-модели на преобразованном наборе данных MNIST

В результате обучения BAGAN-модели на преобразованном наборе данных (рисунки 7.1, 7.2) получились следующие результаты (рисунок 7.4).

Визуально сгенерированные данные действительно походят на реальные "нули". Для более строгой оценки была написана сеть - классификатор, которая обучалась на всех классах из стандартного датасета MNIST (рукописные цифры от 0 до 9), а затем тестировалась на сгенерированных данных. Доля верно классифицированных сгенерированных "нулей" составляет порядка 0.93. При обучении модели-классификатора на реальных данных классов от 1 до 9 и синтезированных "нулях" и проверке на реальных "нулях" результат будет аналогичным. Таким образом, можно заключить, что созданная модель BAGAN справляется со своей задачей -

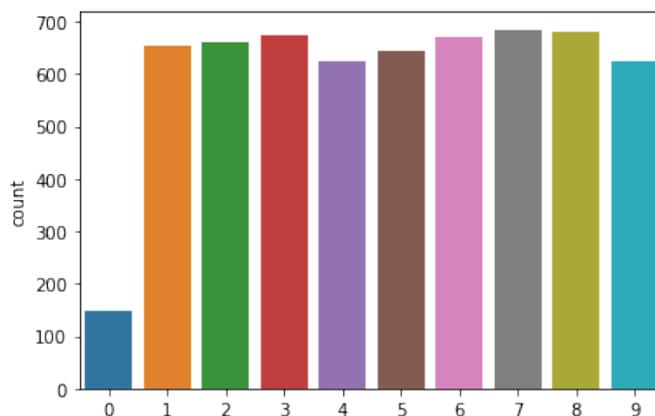


Рисунок 7.2 – Соотношение классов в преобразованном наборе данных MNIST

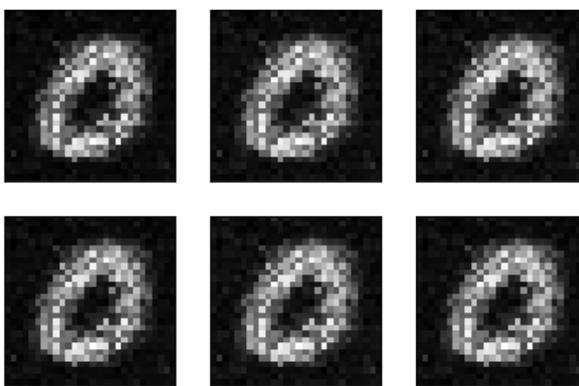


Рисунок 7.3 – Сгенерированные "нули" при обучении обычной GAN

генерации элементов из усеченного класса - и может применяться в работе с реальными данными эксперимента.

7.2. "Перенос энергии" для данных с ICPC детекторов

Для анализа реальных данных с эксперимента использовалась описанная выше сеть BAGAN с немного измененной архитектурой моделей генератора, дискриминатора и автокодировщика.

7.2.1. Анализ исходных данных

Исходные данные представляют собой импульсы заряда (3748 точек) для DEP и FER событий от ^{208}Tl и ^{212}Bi соответственно. Также в исходные данные входит параметр A/E, по которому разделяются сигнальные и фоновые события, но он не использовался для обучения BAGAN. Из импульсов заряда можно путем дифференцирования получить импульсы

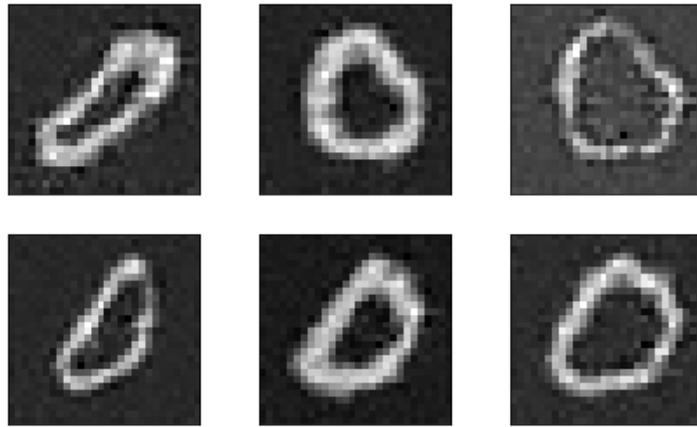


Рисунок 7.4 – Сгенерированные "нули" при обучении BAGAN

тока (которые тоже не использовались для обучения сети). Таким образом, исходные данные выглядят так, как показано на рисунке 7.5.

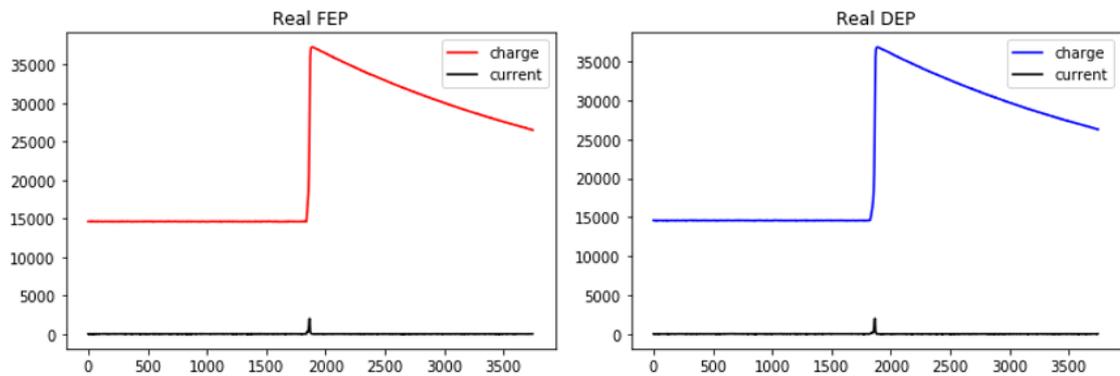


Рисунок 7.5 – Пример исходных данных

Распределения амплитуд тока и заряда в исходных данных показано на рисунке 7.6.

Калибровочные FEP-события, строго говоря, используются в качестве указателей на фон. Однако, как показано в главе 4, в FEP-пике есть доля одноточечных (сигнальных событий). Для извлечения их из FEP-пика был применен критерий отбора по параметру A/E (рисунок 7.7).

После применения критерия отбора по A/E из оставшихся FEP-событий были выбраны 148 событий для соответствия усеченному классу. Распределение амплитуд заряда и тока теперь выглядит следующим образом (рисунок 7.8).

Таким образом, исходными данными для обучения BAGAN являются одноточечные события разной энергии от DEP и FEP от ^{208}Tl и ^{212}Bi соответственно. Соотношение классов показано на рисунке 7.9. Меткой "0" отмечены FEP-события, меткой "1" отмечены DEP-события. Так как нам нужно синтезировать данные при энергии FEP, первичной оценкой рабо-

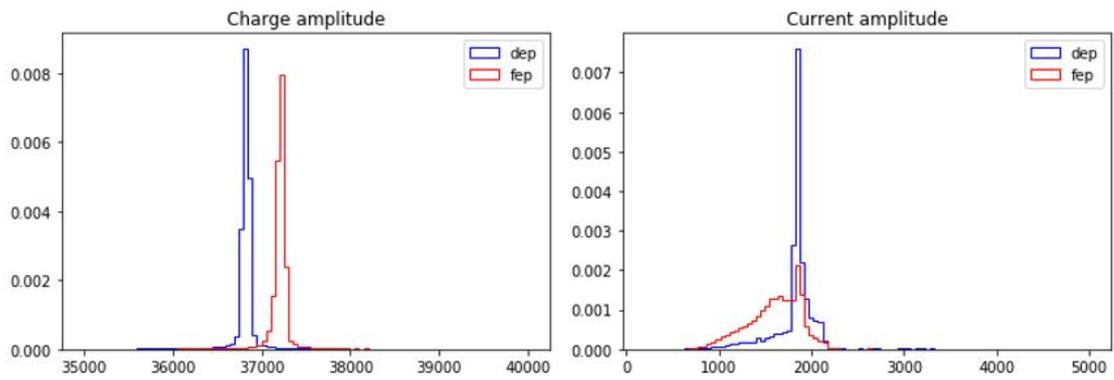


Рисунок 7.6 – Распределение амплитуды заряда (слева) и тока (справа) в исходных данных

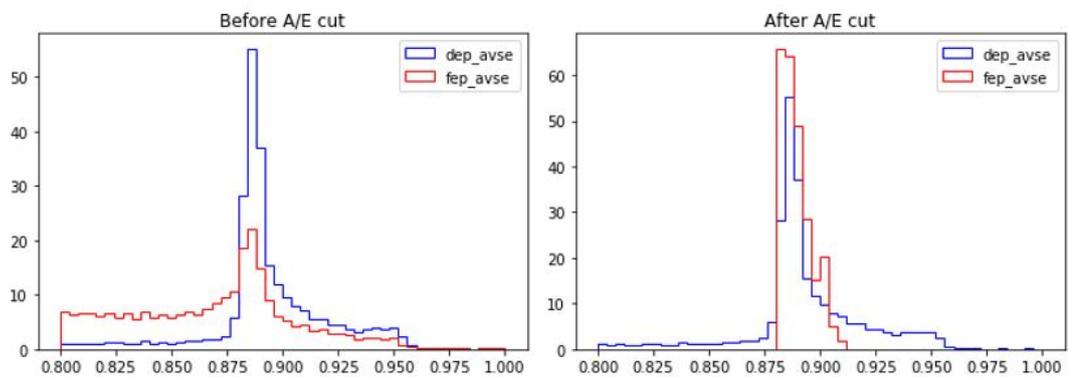


Рисунок 7.7 – Распределение параметра A/E до (слева) и после (справа) применения критерия отбора

ты BAGAN станет соответствие распределения амплитуды заряда и тока реальным FEP-событиям.

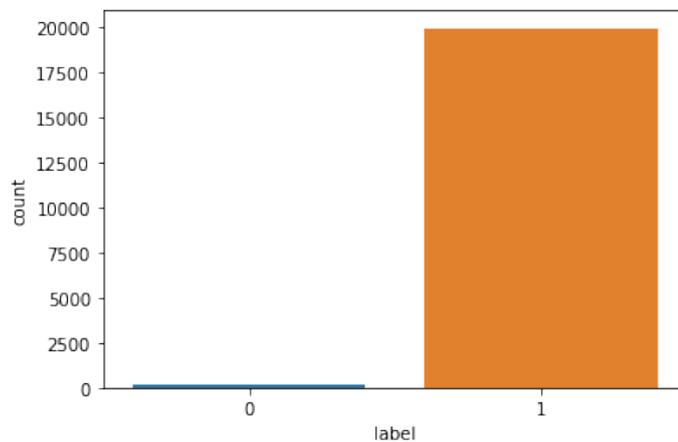


Рисунок 7.9 – Соотношение классов в данных, подающихся на вход BAGAN

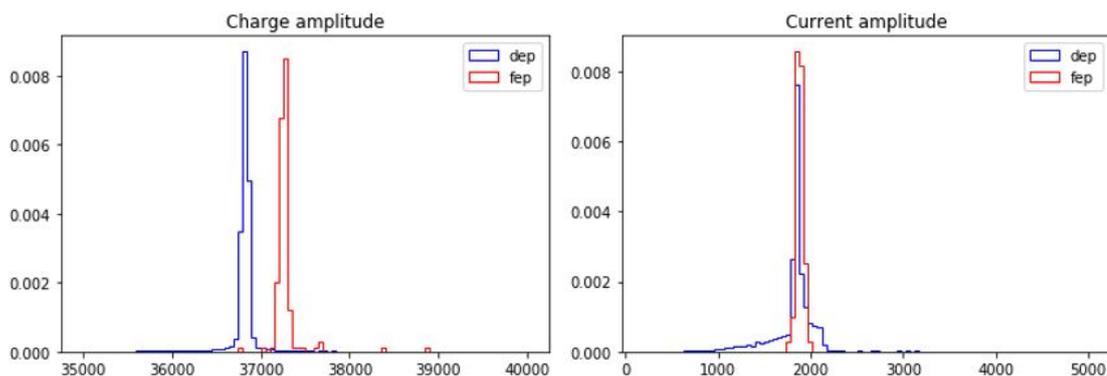


Рисунок 7.8 – Распределение амплитуды заряда (слева) и тока (справа) после применения критерия отбора

7.2.2. Анализ синтезированных данных

Важно отметить, что, для обеспечения стабильности обучения VAGAN, данные были нормализованы:

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

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

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

где μ – среднее значение, σ – среднеквадратическое отклонение

В результате работы сети получились следующие данные (рисунок 7.10).

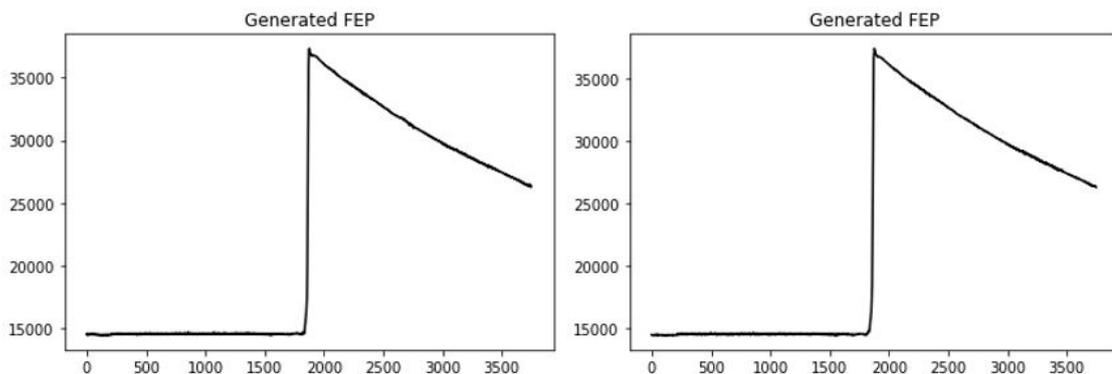


Рисунок 7.10 – Сгенерированные FEP-данные

Визуально они похожи на реальные импульсы, число выбросов стремится к нулю. Распределения амплитуда заряда и тока представлены на

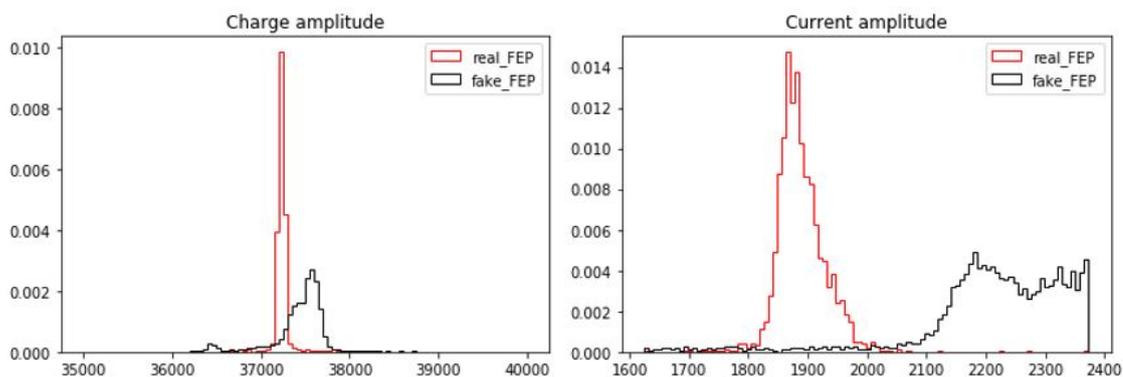


Рисунок 7.11 – Распределение амплитуд заряда (слева) и тока (справа) для синтезированных FER событий

рисунке 7.11. Распределения синтезированных импульсов не соответствуют реальным.

7.3. Результаты

Несмотря на то что созданная сеть BAGAN работает стабильно, синтезировать приемлемые данные при FER-энергии, то есть совершить "перенос энергии", пока не удалось. Синтезированные данные похожи на реальные визуально, но распределения амплитуд тока и заряда не совпадают. Аргументом в пользу стабильной работы BAGAN является то, что амплитуда заряда синтезированных данных в среднем больше амплитуды заряда и FER-данных (усеченного класса), и DEP-данных. Это значит, что сеть не унаследовала признаки от большого количества DEP-данных, а на самом деле обучалась. Возможно, несоответствие распределений связано с тем, что объекты классов имеют слишком много признаков (3748), поэтому следующим шагом будет усложнение архитектуры моделей генератора, дискриминатора и автокодировщика в рамках сети BAGAN.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. BAGAN: Data Augmentation with Balancing GAN / G. Mariani [et al.]. — 2018.
2. Characterization of inverted coaxial Ge detectors in GERDA for future double beta-decay experiments / M. Agostini [et al.] // The European Physical Journal C. — 2021. — June. — Vol. 81, no. 6.
3. *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. — 05/2019.
4. Final Results of GERDA on the Search for Neutrinoless Double- β Decay / M. Agostini [et al.] // Phys. Rev. Lett. — 2020. — Dec. — Vol. 125, issue 25. — P. 252502.
5. Generative Adversarial Networks / I. J. Goodfellow [et al.]. — 2014.
6. *Kirsch A.* Search for the neutrinoless double beta-decay in Gerda Phase I using a Pulse Shape Discrimination technique. — 2014. — Jan.
7. LEGEND-1000 Preconceptual Design Report / LEGEND Collaboration [et al.]. — 2021.
8. Pulse shape discrimination for GERDA Phase I data / M. Agostini [et al.] // Eur. Phys. J. C. — 2013. — Vol. 73, no. 10. — P. 2583.
9. Python Deep Learning / I. Vasilev [et al.]. — Packt Publishing, 2019. — P. 378.
10. *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. — 01/2017.
11. *Румянцева Н. С.* Новые типы германиевых детекторов для поиска двойного безнейтринного бета-распада // Известия Российской академии наук. Серия физическая. — 2019.