

CANDLES 実験での ^{212}Bi 起源バックグラウンドの 低減

大阪大学大学院理学研究科物理学専攻 川畑研究室 修士二年
阪井 俊樹

ニュートリノを放出しない二重 β 崩壊 ($0\nu\beta\beta$ 崩壊) は、ニュートリノと反ニュートリノに同一性 (Majorana 性) がある際にのみ起こる崩壊事象である。この崩壊事象は、ニュートリノ質量の決定や、物質優勢宇宙の解明につながる極めて重要な事象であるが、未だ発見には至っていない。

$0\nu\beta\beta$ 崩壊探索実験では、崩壊 Q 値に対応するエネルギー領域に事象を観測する方法を用いるため、Q 値付近の背景事象を低減することが求められる。CANDLES 実験では高い値 (4.27 MeV) を有する ^{48}Ca が含まれる CaF_2 結晶を 96 個使用して $0\nu\beta\beta$ 崩壊を探索しており、更に検出器周辺に様々な遮蔽を設置することにより、環境 γ 線は問題にならない。一方で、結晶内に含まれる ^{232}Th 由来の ^{212}Bi の崩壊が背景事象 (BG) として問題となっている。そのため、CANDLES 共同研究者は波形解析技術を駆使して、BG の低減に努めている。

主要 BG の一つとして、 ^{212}Bi の β 崩壊直後に α 崩壊を起こし、2つの波形が重なることで観測される Pile up 波形がある。本論文ではこの Pile up 波形の識別に努め、その際の BG 低減率を評価した。具体的な手法としては、実際に観測された β や α 波形情報から擬似的な Pile up 波形などの信号を作成し、これらのデータで機械学習を行い、実際に観測された Pile up 波形の識別に挑戦した。結果としては CaF_2 の Q 値周辺で Pile up イベントのうち、99.6% は正しく BG として除去することができ、高い水準での BG 除去が可能となった。

目次

第 1 章	序論	5
1.1	ニュートリノ	5
1.2	Majorana 性	5
1.3	$\beta\beta$ 崩壊	6
1.4	$0\nu\beta\beta$ 崩壊	7
1.5	CANDLES 実験	9
1.6	CANDLES 実験におけるバックグラウンド	9
第 2 章	CANDLES 検出器	11
2.1	検出器構造	11
2.2	CaF ₂ シンチレータ	12
2.3	液体シンチレータ	14
2.4	光電子増倍管	15
2.5	データ収集システム	16
2.6	Dual Gate Trigger	16
第 3 章	データ解析	18
3.1	1p.e の計算	18
3.2	位置再構成	18
3.3	エネルギー再構成	19
3.4	結晶内部起因事象確率	20
3.5	時間補正	20
3.6	Ratio	21
3.7	Pulse Shape Discriminator	22
3.8	Shape Indicator	24
3.9	α コインシデンス法による ²⁰⁸ Tl 候補イベントの抽出	25

第 4 章	Double Pulse 識別	27
4.1	Double Pulse と Single Pulse	27
4.2	従来の方法	27
4.3	識別対象となる DP 候補イベント	30
4.4	機械学習を用いた方法	31
第 5 章	評価	39
5.1	DP 識別精度	39
5.2	SP 識別精度	42
5.3	時間差スペクトル	46
5.4	DP 除去効率	49
5.5	SP 検知効率	52
5.6	Shape Indicator による除去効率	53
5.7	残留 DP イベント	57
第 6 章	まとめと展望	61
6.1	まとめ	61
6.2	展望	61
	参考文献	64
	参考文献	65

第1章

序論

1.1 ニュートリノ

ニュートリノは β 崩壊の説明をするために、1930年 W.Pauli によって予言された素粒子である。当時、 β 崩壊は中性子が陽子と電子に転換する反応とされてきたが、これではエネルギー保存則、角運動量保存則、スピン保存則に反していた。これらを解決するために、スピンが $1/2$ で、電荷を持たず、質量が極めて小さい素粒子としてニュートリノの存在が予言された。現在、ニュートリノには3種類のフレーバーが確認されており、それらを含んだ、現在確認されている素粒子は表 1.1 の通りである。

表 1.1: 素粒子一覧

	電荷	第一世代	第二世代	第三世代
クォーク	+2/3	u(アップ)	c(チャーム)	t(トップ)
	-1/3	d(ダウン)	s(ストレンジ)	b(ボトム)
レプトン	-1	e(電子)	μ (ミューオン)	τ (タウ)
	0	ν_e (電子ニュートリノ)	ν_μ (ミューニュートリノ)	ν_τ (タウニュートリノ)

1.2 Majorana 性

標準理論によれば、すべての素粒子は Dirac 粒子として扱われている。この粒子には正負が逆の電荷を持った反粒子が存在し、ラグランジアン密度の中の質量項は下の式のようにになる。

$$-L_m = m(\overline{\nu}_L\nu_R + \overline{\nu}_R\nu_L)$$

現在までの実験結果から、全てのニュートリノは右巻きであり、全ての反ニュートリノ

は左巻きであることが確認されている。この場合上式は0になるため、ニュートリノは質量を持たない素粒子となってしまう。一方でこの解釈は、ニュートリノ振動実験から得られた、ニュートリノには質量があるという結果と矛盾してしまう。そこで、ニュートリノが Majorana 粒子であるという仮定の下で同様に質量項を計算すると、下の式のようになる。

$$\begin{aligned} -L_m &= M(\bar{\nu}_L\nu_R^c + \bar{\nu}_R\nu_L^c) \\ &= M\bar{\nu}_L\nu_L + h.c. \end{aligned}$$

同様に右巻きニュートリノに関しても、独立して表すことができるため、右巻き、左巻きニュートリノにそれぞれ異なる質量を持たせることができる。よって、ニュートリノが Majorana 粒子である場合、左巻きニュートリノの質量 (m_L) は、Dirac 質量を m_D 、右巻きニュートリノの質量を M_R として、下の式のように表すことができる。

$$m_L \sim \frac{m_D^2}{M_R}$$

上の式から、右巻きニュートリノの質量が極端に大きいと仮定した場合、観測されている左巻きニュートリノが他の素粒子と比べて極端に質量が小さいことに対して整合性が保たれる。

1.3 $\beta\beta$ 崩壊

$\beta\beta$ 崩壊とは二つの中性子が二つの陽子に同時に転換する反応である。同じ質量数を持つ原子核において、同種粒子間の相互作用が強い引力となるため、陽子数と中性子数が共に偶数である偶偶核が奇奇核よりも安定になることが知られている。図 1.1 は、 $\beta\beta$ 崩壊核である ^{100}Mo を含む、質量数が 100 の原子核の基底状態のエネルギーと崩壊モードであり、 ^{100}Mo と ^{100}Ru のみが安定となっている。ここで、 ^{100}Mo は隣接している ^{100}Nb や ^{100}Tc よりも安定であり、 ^{100}Ru よりも不安定である。そのため ^{100}Mo は β 崩壊が来ず、 $\beta\beta$ 崩壊によって ^{100}Ru に壊変する。この様に、エネルギーや、他にも運動量、スピンなどの制約により β 崩壊が禁止、もしくは強い抑制がある場合に $\beta\beta$ 崩壊が起こる。

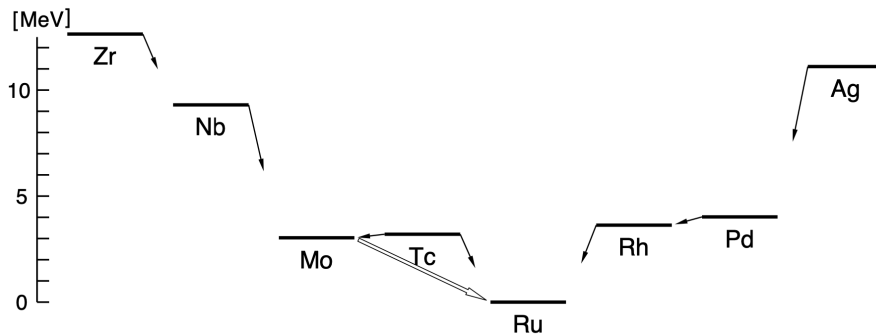
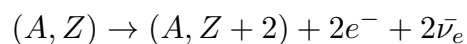


図 1.1: 質量数が 100 の原子核と崩壊モード

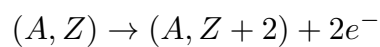
1.4 $0\nu\beta\beta$ 崩壊

$\beta\beta$ 崩壊には二つのモードが存在すると考えられている。一つは、 $2\nu\beta\beta$ 崩壊であり、転換の際に二つの電子と二つの反電子ニュートリノを放出する崩壊である。もう一つは、 $0\nu\beta\beta$ 崩壊であり、転換の際に二つの電子のみを放出する崩壊である。原子核の質量数を A 、原子番号を Z として、これら 2 種類の崩壊は下の式のように表すことができる。

$2\nu\beta\beta$



$0\nu\beta\beta$



また、 $0\nu\beta\beta$ 崩壊が起こるためには、標準模型の枠を超える二つの条件が必要となる。一つはニュートリノと反ニュートリノが同じものであるという条件である。標準模型によれば、 β 崩壊時に放出されるものが反ニュートリノ、中性子に吸収されるものがニュー

トリノだとされている。 $0\nu\beta\beta$ 崩壊は $\beta\beta$ 崩壊によって本来放出されるはずの2本の反ニュートリノが、ニュートリノとして中性子に吸収されることで起こるため、ニュートリノの Majorana 性が条件となる。もう一つはニュートリノが有限な質量を持つという条件である。この場合ニュートリノの速度は光よりも遅い。そのため、ニュートリノは β 崩壊によって右巻き粒子として放出されるが、必ず左巻き成分を持つことになる。この左向き成分が大きいとき、 $0\nu\beta\beta$ 崩壊確率が高くなるため、 $0\nu\beta\beta$ 崩壊確率が有限である時、ニュートリノが有限な質量を持つことが条件となる。以上のことから、 $0\nu\beta\beta$ 崩壊の検出によってニュートリノが Majorana 粒子であり、有効質量を持つことを証明することができる。

$2\nu\beta\beta$ は二つの電子と二つの反電子ニュートリノが合計で Q 値のエネルギーを持つため、電子のエネルギースペクトルは、 Q 値をエンドポイントとする連続スペクトルをとる。一方で、 $0\nu\beta\beta$ は二つの電子が合計で Q 値のエネルギーを持つため、 Q 値での単一スペクトルとなる。よって、 Q 値付近において適当なエネルギー分解能で観測することによって、図 1.2 左下の様に $0\nu\beta\beta$ の観測が可能となる。

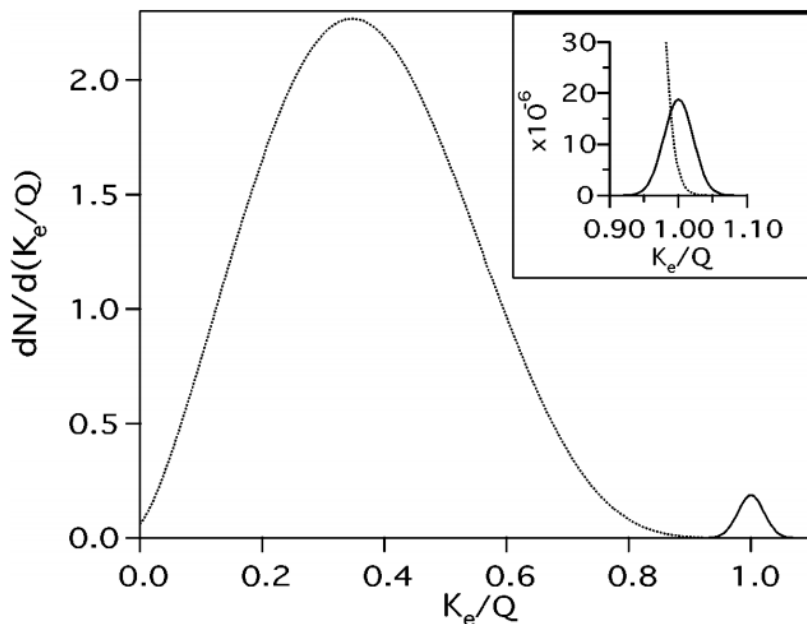


図 1.2: $0\nu\beta\beta$ 崩壊と $2\nu\beta\beta$ 崩壊が放出する電子のエネルギー和とイベントの関係。この図は、 $0\nu\beta\beta$ の $2\nu\beta\beta$ に対するレートが 10^{-2} の場合 (左図) と 10^{-6} の場合 (右図) で書かれており、分解能は 5% の時である。横軸は Energy を Q 値で割った値、縦軸は崩壊数である。

1.5 CANDLES 実験

CANDLES(*C*Alcium *f*louride for studies of *N*eutrino and *D*ark matters by *L*ow Energy Spectrometer) 実験とは、 $0\nu\beta\beta$ 崩壊候補核である ^{48}Ca を含む、 CaF_2 無機シンチレータを用いた装置を神岡地下実験室に設置し、 $0\nu\beta\beta$ 崩壊探索のために行われた実験である。 ^{48}Ca の $\beta\beta$ 崩壊の Q 値は 4.27 MeV であり、地下実験における典型背景事象である ^{208}Tl の γ 崩壊 (2.61 MeV) よりも十分に高い。そのため、CANDLES グループは Q 値近傍でゼロバックグラウンドの達成を目指している。

表 1.2: 二重ベータ崩壊候補核

候補核	Q 値 (MeV)	自然存在比 (%)
^{48}Ca	4.271	0.19
^{76}Ge	2.039	7.8
^{82}Se	2.995	9.2
^{96}Zr	3.351	2.8
^{100}Mo	3.034	9.6
^{116}Cd	2.805	7.5
^{130}Te	2.529	34.5
^{136}Xe	2.476	8.9
^{150}Nd	3.367	5.6

1.6 CANDLES 実験におけるバックグラウンド

$0\nu\beta\beta$ 崩壊は非常に稀な反応であると考えられているため、その探索のために、Q 値近傍におけるバックグラウンドの除去は非常に重要である。また、バックグラウンドには CaF_2 結晶外部・内部起因バックグラウンドの 2 種類があり、それぞれ主要なバックグラウンドとなるものを以下で説明する。

1.6.1 結晶外部起因バックグラウンド

先述した通り、 ^{48}Ca の $\beta\beta$ 崩壊の Q 値は 4.27 MeV と高い。そのため、結晶外部由来で主要なバックグラウンドとなるのは、岩石や検出器素材の原子核が環境中性子を吸収することによって放出される γ 線である。具体的には、Si(3.5 MeV, 5.0 MeV) や Fe(7.6 MeV)

といった数 MeV のエネルギーを持つ γ 線が挙げられる。これらのバックグラウンドは CANDLES 検出器の周りを囲んでいるシールドにより低減している。[1][2]

1.6.2 結晶内部起因バックグラウンド

主要な結晶内部起因バックグラウンドとしては ^{48}Ca の $2\nu\beta\beta$ 崩壊と ^{232}Th 系列不純物の崩壊がある。まず、 $2\nu\beta\beta$ 崩壊は $0\nu\beta\beta$ 崩壊核そのものの崩壊であるため除去できない。また、 $0\nu\beta\beta$ 崩壊は $2\nu\beta\beta$ 崩壊よりも発生頻度が低いため、エネルギー分解能が悪い場合、図 1.2 右上の様に $0\nu\beta\beta$ 崩壊の信号が $2\nu\beta\beta$ 崩壊の信号に埋もれてしまう。そのため、CANDLES グループはこれら二つの信号を分離できるだけの分解能に到達するために努力している。

次に、 ^{232}Th 系列不純物の崩壊については、特に ^{212}Bi の崩壊が影響を及ぼしている。また、 ^{212}Bi には二つの崩壊モードがある。一つ目は、 ^{212}Bi が β 崩壊 (Q 値 2.25 MeV) を起こし、半減期が 299 nsec の ^{212}Po になり、その直後に α 崩壊 (検知エネルギー 2.6 MeV) を起こし、 ^{208}Pb になる。この事象は二つの崩壊の時間差が、 CaF_2 シンチレータの信号幅 (時定数 $\sim 1 \mu\text{sec}$) と比べて短いことで、一つの信号として観測されてしまい、 ^{48}Ca の $\beta\beta$ 崩壊の Q 値付近で影響を及ぼしている。もう一つの崩壊モードは、 ^{212}Bi が α 崩壊を起こし半減期が 3.1 min の ^{208}Tl になり、その後 $\beta + \gamma$ 崩壊 (Q 値 5.0 MeV) を起こし ^{208}Pb になる。こちらの崩壊モードでは、 $\beta + \gamma$ 崩壊が ^{48}Ca の $\beta\beta$ 崩壊の Q 値付近で影響を及ぼしている。

第 2 章

CANDLES 検出器

^{48}Ca の $\beta\beta$ という非常に低レートの事象を観測するために、CANDLES 検出器は BG を最大限低減できるよう設計されている。

2.1 検出器構造

検出器は東京大学神岡宇宙素粒子研究施設内、地下 1000m に配置されており、宇宙線ミューオンを低減している。検出器は直径 3m、高さ 4m の円筒の鉄製タンクの中であり、タンクの内と外は 5mm のボロン板で囲んでいる。ボロン板の 20% が B_4C であり熱中性子を 99.8% 遮蔽している。検出器は外側を 7 ~ 12 cm の Pb で囲まれており、内側は純水で満たされている。検出器の上面、側面、下面それぞれに光子を観測・記録するための光電子増倍管 (PMT) が 62 本設置されており、検出器の中心には $\beta\beta$ の線源とシンチレータ検出器の役割を持つ CaF_2 結晶 96 個が配置されている。また、結晶外部起因 BG を識別・除去するために、結晶を液体シンチレータ (LS) で包まれた、直径 1.4m、高さ 1.4m のアクリルタンク内に設置している。

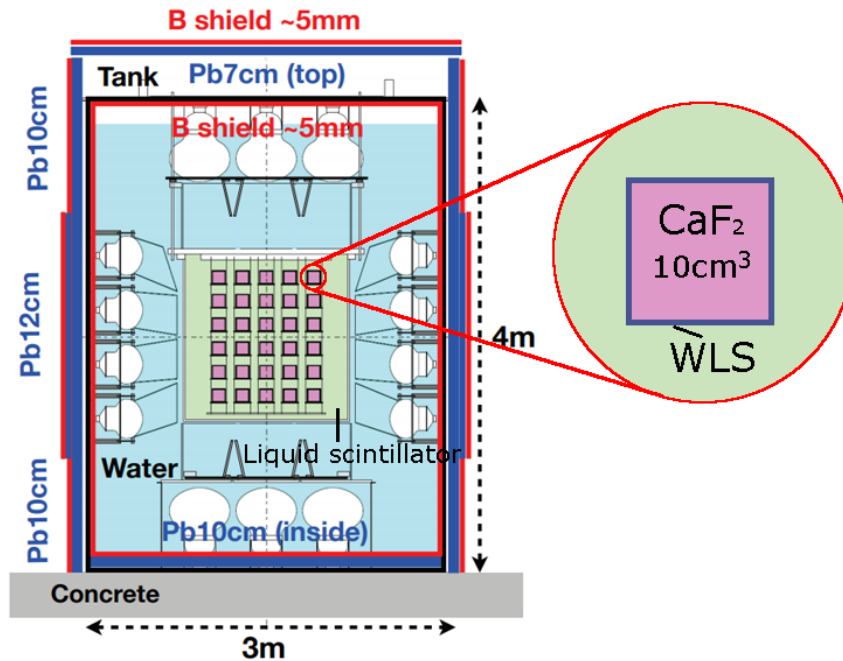
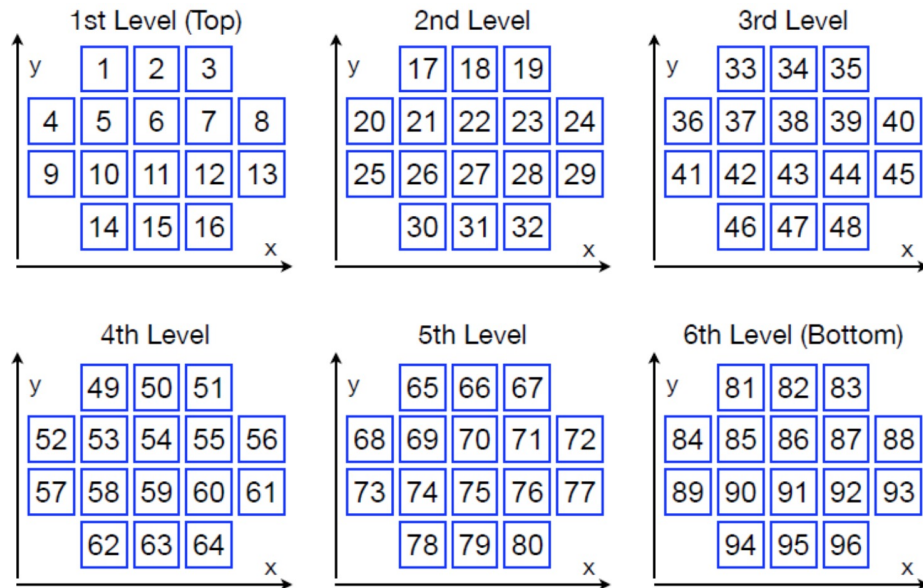


図 2.1: CANDLES 検出器の内部構造

2.2 CaF₂ シンチレータ

CaF₂ モジュールは CaF₂ 結晶とその周りを囲む厚さ 5 mm の波長変換材 (WLS) で構成されている。大きさは 100 mm × 100 mm × 100 mm であり、96 結晶の総重量が 305 kg、天然存在比が 0.187% である ⁴⁸Ca は合計 365 g 含まれている。モジュールは 6 段それぞれに 16 個配置されている。(図 2.2)

図 2.2: CaF₂ モジュールの配置図

また、CaF₂ シンチレーション光は紫外光領域 (図 2.3:a) であるのに対して、PMT の感度は可視光領域 (図 2.3:b) である。そのため WLS を使用することで、CaF₂ シンチレーション光を PMT で観測できるようにしている。(図 2.3:c) 尚、WLS はミネラルオイル (Paraol250) を溶媒として bis-MSB を 0.1 g/mL 添加したものを使っている。

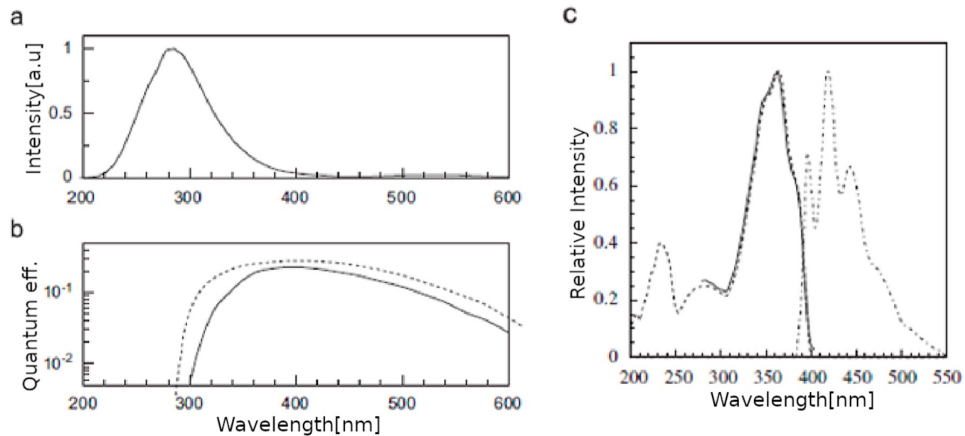


図 2.3: CaF₂ シンチレーション光の発光スペクトル (a)。CANDLES で使用する PMT(13 inch(実線),20 inch(破線)) の波長と量子効率の関係 (b)。WLS による発光 (破線) と吸収 (実線) スペクトル (c)

2.3 液体シンチレータ

LS は CaF₂ 結晶を全方位で囲んでいるため、結晶外で起きたイベントは高確率で LS にエネルギーを蓄積する。また、CaF₂ シンチレータの減衰時間は数 μs のオーダーであるのに対して、LS は数 10 ns と非常に速い。そのため、結晶外部起因イベントの多くは、波形情報 (図 2.4) から BG として識別することができる。この識別は後述する、トリガーカットと波形解析の 2 段階に分けて行われ、これにより宇宙線ミュオンや検出器内外で起こる γ 線を低減することができる。また、LS の光子収集率は CaF₂ よりも少し少ないため、同じだけのエネルギーを LS と CaF₂ それぞれに蓄積した場合、前者の方が計測されるエネルギー量は小さくなる。

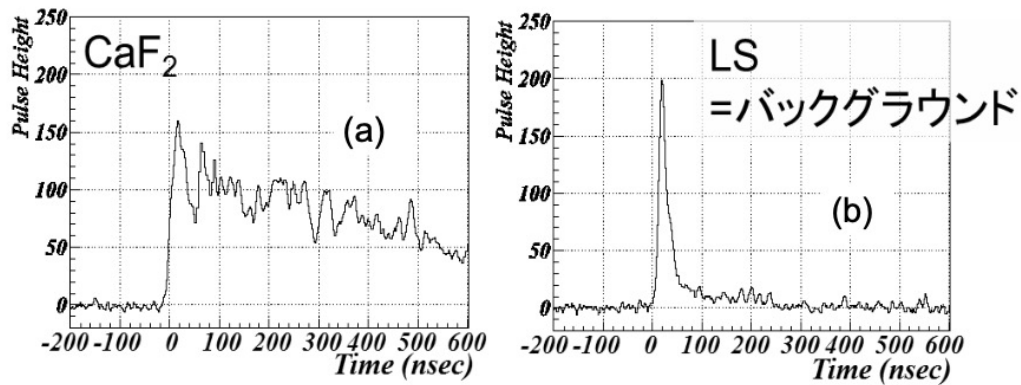


図 2.4: CaF₂(左) と LS(右) それぞれにエネルギーを蓄積したイベントの波形

2.4 光電子増倍管

光子信号を観測する PMT は図 2.5 のように、上段下段に 7 本ずつ、側面に 12 本ずつ 4 段、合計 62 本配置されている。CANDLES 検出器には 3 種類の PMT が使用されており、上面下面には 20 inch、側面 1 段目は 10 inch、2 ~ 4 段目は 13 inch の PMT が使用されている。

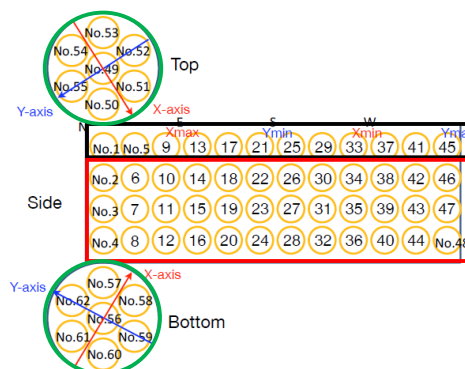


図 2.5: PMT62 本の配置図。実際には円筒状の検出器の天井、底、壁面に立体的に設置されている。PMT の大きさは 10 inch(青),13 inch(黒),20 inch(緑) の 3 種類がある。

2.5 データ収集システム

PMT で観測されたアナログ信号は約 30 m の BNC ケーブルを通り、実験室の隣にある計測室に流れる。そこで NIM アンプモジュールで増幅させた後、Flash Analog to Digital Converter(FADC) 回路によりデジタル信号に変換される。変換は入力信号が一定区間において 4.2 mV 当たり 1ADC カウントとなる。区間の取り方は2種類あり、最初の 768 ns は 2 ns、そこから 8.2 μ s は 64 ns としている。そのため、本論文では 1 ch を 2 ns と定義し、本研究自体も時間の単位は ch として扱っている。

2.6 Dual Gate Trigger

CANDLES はトリガーに Dual Gate Trigger(DGT) を採用している。これは LS と CaF₂ とで減衰時間が大きく異なるという性質を利用している。具体的には、2度目のトリガーを 168 ns 間の積分値でかけており、トリガー条件として、1度目のトリガーがかかった 384 ns 後以降としている。そのため、図 2.6 右のような、大部分を数 10 ns で発光する LS イベントは2度目のトリガーにかからず BG として除去することができる。

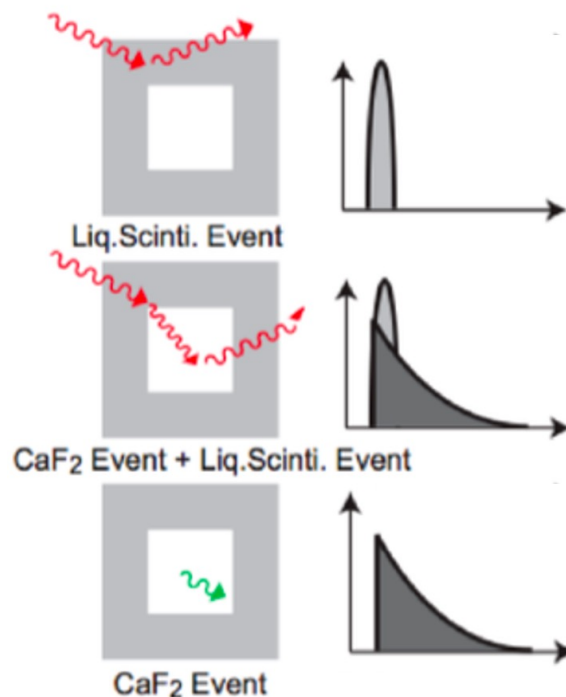


図 2.6: PMT が観測する 3 種類の波形の特徴とその要因。全エネルギーを、全て LS(上段)、LS と CaF₂ それぞれ(中段)、全て CaF₂(下段)に蓄積させた際の波形。

ここで、PMT が観測する波形は 3 種類 (図 2.6) あげることができる。上段は結晶外部起因イベントによって起こり、下段は結晶内部起因イベントによって起こる。一方で中断は結晶外部起因でエネルギーを $LS \rightarrow CaF_2$ の順に蓄積させるイベントと、結晶内部起因でエネルギーを $CaF_2 \rightarrow LS$ の順に蓄積させるイベントの両方が含まれており、更に波形も上段と下段の間のような形になる。そのため、DGT による結晶外部起因イベントの除去は上段のような非常に鋭い波形は除去できるが、中段の、特に多くの発光が CaF_2 で行われたイベントは 2 度目のトリガーにかかるため除去することができない。また、LS で発光が起こるようなイベントは本来、結晶外部起因または、結晶外周部付近で起こるイベントであり、LS の性質上、計測されるエネルギー量も CaF_2 での発光と異なる値になるため、 $\beta\beta$ 探索の適用範囲外としている。そのため、DGT によって除去することができなかった、一部を LS で発光したイベントは波形解析技術を駆使して識別している。

第3章

データ解析

CANDLES 検出器から得られるデータは 62 本の PMT から得られた波形情報のみである。そのため、イベントが起きた位置や時間、エネルギーなどを求める必要がある。以下に各主要パラメータについて記載する。

3.1 1p.e の計算

1 光電子当たりの電荷を計測するために、3Hz の周期で強制的に計測を行い偶発的に 1 光電子のみ観測されたイベントを収集する。1 光電子のみ観測されたイベントの定義として、2 ch 連続で Pedestal から ADC カウントが 2 カウント以上離れたイベントとしている。これにより収集されたイベントの積分値の平均から、1 光電子当たりの電荷を算出し、これを各 PMT 毎に行っている。

3.2 位置再構成

PMT 信号からイベントが起きた位置を算出する。上述した PMT 毎の 1 光電子当たりの電荷と各 PMT が観測した光電子数、PMT の座標情報を使用して、以下の式から位置を算出することができる。

$$\overrightarrow{Position} = \frac{\sum N_{p.e}(i) \overrightarrow{PMT}(i)}{\sum N_{p.e}(i)}$$

尚、イベントが起きた位置を $\overrightarrow{Position}$ 、 i は PMT の番号 (1 ~ 62) で、 i 番目の PMT の座標を $\overrightarrow{PMT}(i)$ 、 i 番目の PMT が観測した光電子数を $N_{p.e}(i)$ としている。

3.3 エネルギー再構成

CaF₂ に全てのエネルギーを落とした際のエネルギー量と PMT で観測された ADC カウントとの対応を計算するために、エネルギー較正用のデータとして、⁸⁸Y の γ (1.8 MeV) を使用する。尚 NPEtotal4 μ s を、4 μ s の間で、全 PMT で観測された ADC カウントの合計と定義すると、⁸⁸Y の線源導入時に観測されるイベントによる NPEtotal4 μ s のスペクトルは図 3.1 の様になる。

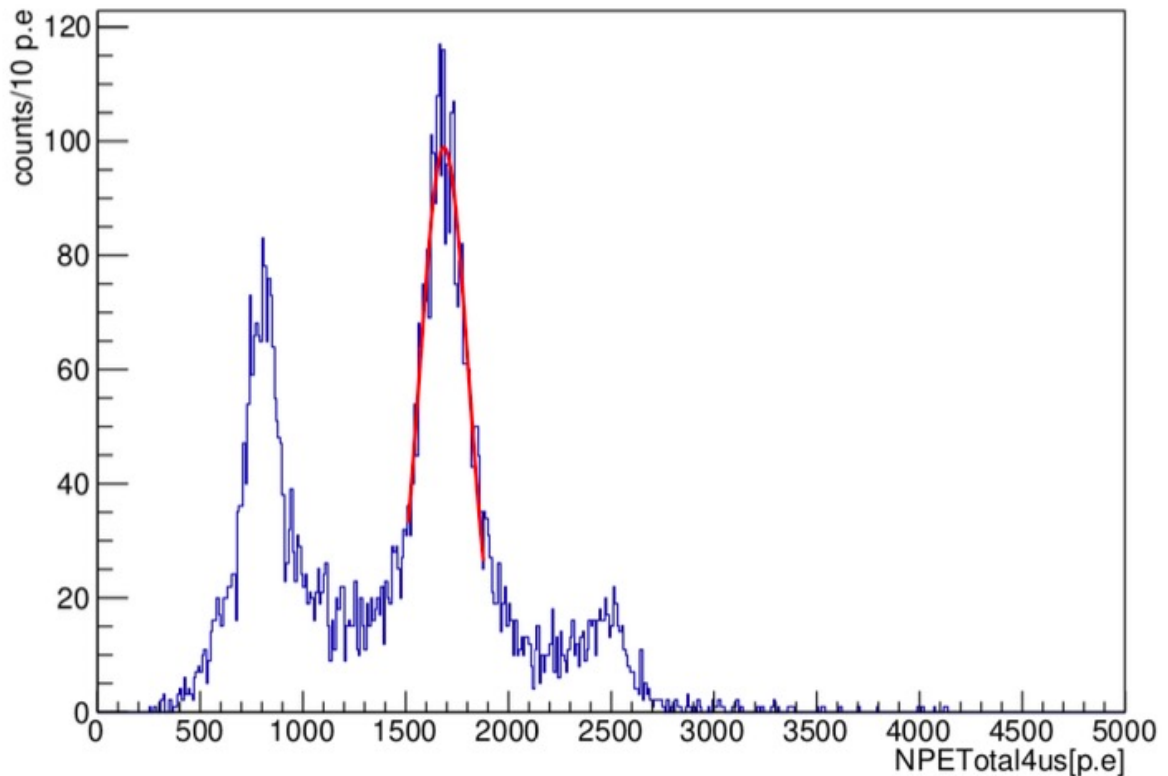


図 3.1: ⁸⁸Y 線源を導入した際の結晶 #01 で観測されたイベントによる、NPEtotal4 μ s スペクトル。

結晶毎に発光特性が異なるため、⁸⁸Y 線源を検出器内部に導入した際、結晶毎に PMT が NPEtotal4 μ s スペクトルを描き、較正を行う。⁸⁸Y には 0.9 MeV, 1.8 MeV の γ イベントと、それぞれを同時に観測した 2.7 MeV のイベントがあるが、0.9 MeV は threshold の影響を受け、2.7 MeV は ²⁰⁸Tl γ (2.6 MeV) が付近に存在するという理由から、1.8 MeV

のみをエネルギー較正用のデータとして使用している。

3.4 結晶内部起因事象確率

結晶内部起因イベントの位置分布を調べるために、結晶内部起因 BG である ^{40}K イベントの座標をプロットし、ガウスフィッティングを行い、 x,y,z 座標における μ と σ を得る。これによりイベントが起きた座標から、結晶内部起因イベントである確率が計算できる。

3.5 時間補正

各 PMT では印加電圧や FADC 回路までのケーブル長も異なるため、各 PMT 毎に立ち上がり時刻が一致するように補正を行う必要がある。立ち上がり時間 (Start Channel : SCHANNEL) をペDESTALより ADC カウントが 20 以上多くなった時刻と定義し、PMT 毎の SCHANNEL 分布から平均到着時刻を PMT 毎で比較する必要がある。イベントが起きた場所によって、飛行時間による偏りが生じてしまうため、それを無視するために、サンプルデータはアクリルタンク中心で観測された LS イベントを採用している。また、LS イベントは立ち上がりが早いため SCAHNNEL の精度という観点としても優れている。LS イベントの抽出には DGT ではなく、トリガーの閾値設定を 0.5 倍にした、Minimum Bias Trigger で観測されたイベントを使用している。PMT 毎の平均到着時刻の比較は PMT#02 を基準にして、以下の値を指標とする。

$$SCHANNEL\ Diff(i) = SCHANNEL(i) - SCHANNEL(2)$$

ただし、 i は PMT の番号 (1 ~ 62) である。これにより得られた SCHANNEL Diff 分布は以下の図 3.2 の様になり、ガウスフィットから得られた平均値を元に PMT 毎の時間補正を行うことで、各 PMT 毎に立ち上がり時刻が一致する様にしている。

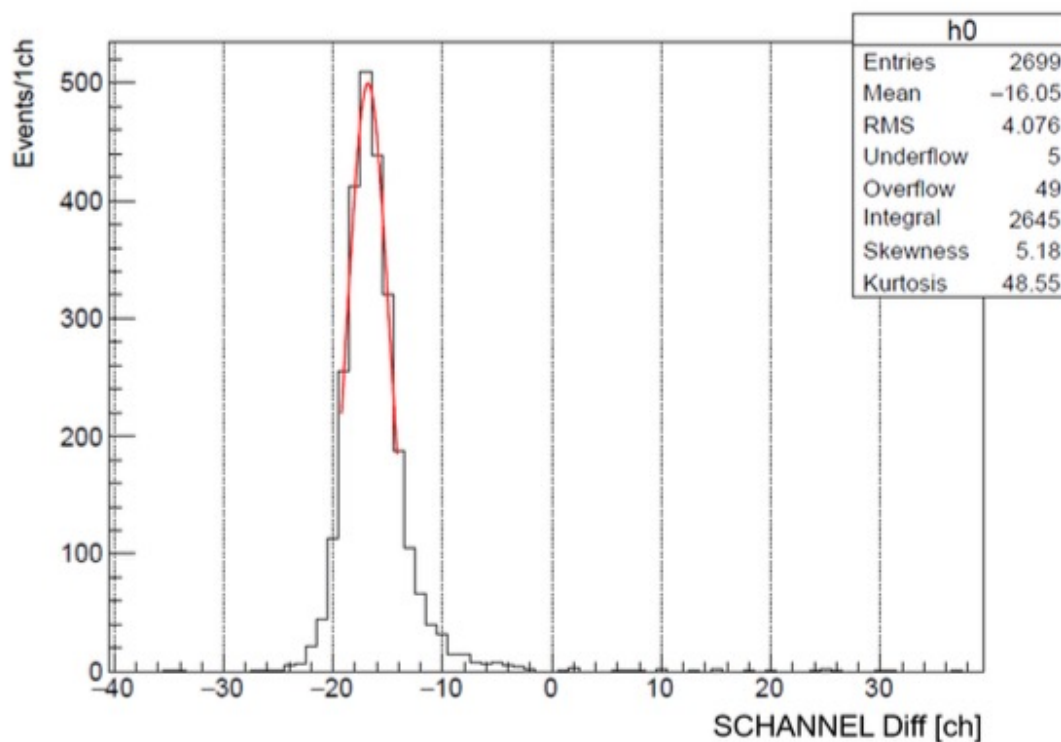


図 3.2: SCHANNEL Diff のヒストグラムとガウスフィッティング、図は PMT#21 の値を使用している。

本来、飛行時間も加味して、観測された結晶毎で時間補正を行う必要がある。しかし、様々な場所でサンプルを取る必要があり、サンプル座標から非常に離れた PMT は十分量の光電子を観測することができない。そのため、サンプリングはタンク中心のみで、時間補正は結晶に依存せず、統一的に行われている。

3.6 Ratio

上述したように DGT では、LS に一部のエネルギーを蓄積したイベントを除去することができない。そのようなイベントを識別する一つの手法として、波形情報の一つの指標である「Ratio」を使用する。Ratio の計算式は以下の通りである。

$$\text{Ratio} = \frac{\text{SCHANNEL} \sim \text{SCHANNEL} + 200 \text{ ns}}{\text{SCHANNEL} \sim \text{SCHANNEL} + 4 \mu\text{s}}$$

LSの減衰時間の早さから、LSで多く発光したイベントは数10 nsで急激にエネルギーを蓄積するため、上式の分子は大きくなる。しかし、分母はイベントが落とすエネルギーの総量に匹敵するため、発光場所によって変化しない。そのため、LSで発光する量が多いほどRatioが大きくなり、結晶内部でのみ発光した際は0.13周辺の値を取る。このパラメータを利用することで一部LSで発光したイベントの多くを識別することができる。

3.7 Pulse Shape Discriminator

α イベントや β イベントの粒子識別を行うために PSD(Pulse Shape Discriminator) というパラメータがある。流れとしては、 α 、 β のイベントを多数抽出し、それぞれ各 PMT 信号の合計 (PMTsum) の平均から基準波形を用意する。この基準波形を用いて全イベントの PMTsum にフィッティングを行い、 χ^2 を自由度で割った値を計算する。

まず抽出するイベントは、 α は ^{215}Po (α : 7.4 MeV)、 β は ^{208}Tl (γ : 2.6 MeV) を採用している。ただし、 ^{215}Po はクエンチングにより 2.2 MeV として観測されている。それぞれが選ばれた理由は、 α に関しては、遅延同時計測により抽出するため、精度を上げる上で、半減期が短く、その期間内のアクシデンタルイベントが少ない ^{215}Po が選ばれている。 β に関しては、LSでの一部発光や、コンプトン散乱によって Q 値の低エネルギー側のイベントは抽出精度が悪くなるため、Q 値の高エネルギー側でイベントを抽出する必要がある。そのため Q 値が 2.6 MeV で Q 値を超えると BG のレートが急激に下がり、かつイベント数が非常に多い ^{208}Tl が選ばれている。また CANDLES 検出器が観測する波形には、 γ と β によるもので違いがないため、 γ イベントを β 波形の代表として使用している。

また、図 3.3 はそれぞれの基準波形を、立ち上がり後、500 ns ~ 4000 ns の区間で規格化したものであり、 α 波形と β 波形の特徴の差が立ち上がりから 200 ns の間で顕著であることがわかる。

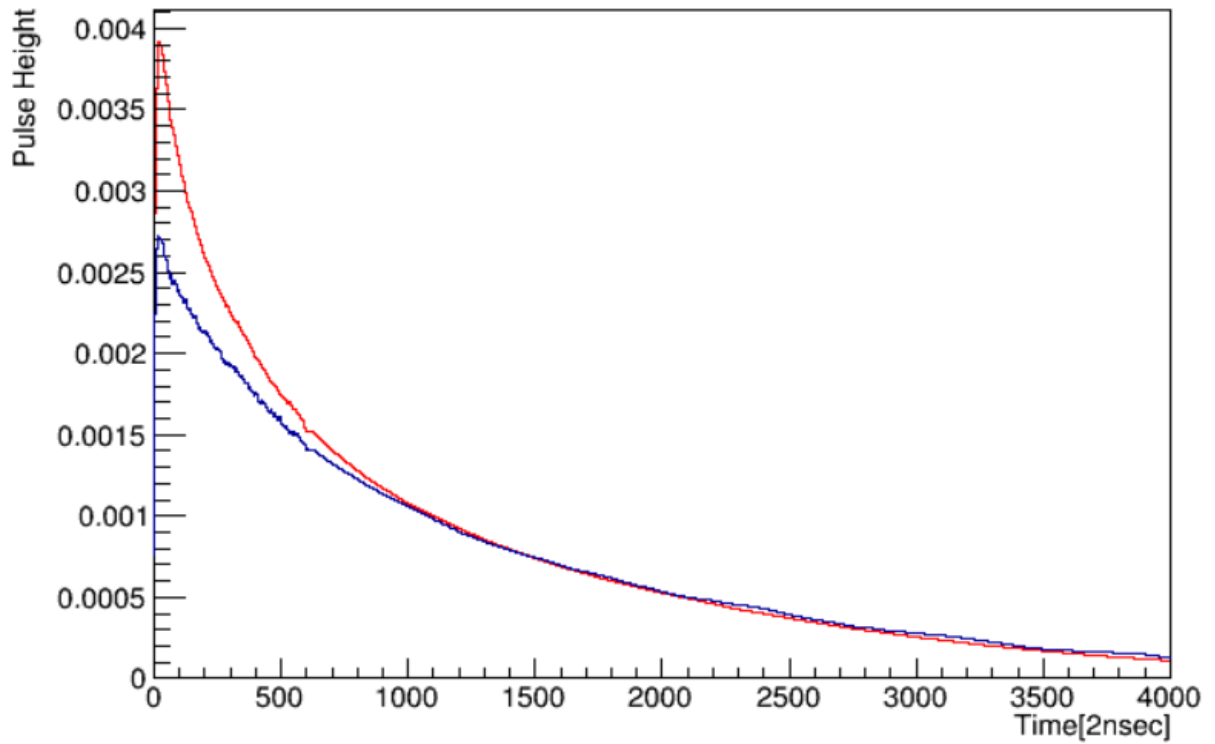


図 3.3: α (赤) と β (青) の基準波形 (PMTsum) を立ち上がり後、500 ns ~ 4000 ns の区間で正規化したもの

この性質を利用するために、識別対象の PMTsum を同様に正規化 (図 3.4 右) した後、立ち上がり後 200 ns までの区間で各基準波形とフィッティング (図 3.4 左) を行い、その際得られた χ^2 を自由度で割った値が PSD_β や PSD_α となる。

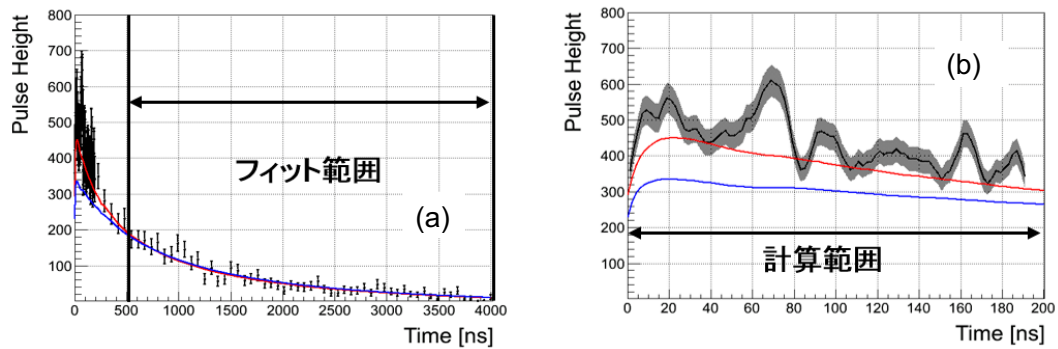


図 3.4: 識別対象の PMTsum を右図の様に立ち上がり後 500 - 4000 ns の区間で正規化し、立ち上がりから 200 ns までの区間で正規化済みの基準波形でフィッティング (左図) を行っている。

3.8 Shape Indicator

PSD は PMTsum 全体の形から α と β の粒子識別を行う手法であったが、Shape Indicator(SI) は各 ch 毎に α と β の基準波形を比較することで、粒子識別を行う手法である。具体的には以下の様にパラメータを計算する。

$$SI \propto \sum \frac{e_{\alpha,i} - e_{\beta,i}}{e_{\alpha,i} + e_{\beta,i}} f_i$$

ただし、 i は ch であり、 f_i は i ch における識別対象イベントの波高、 $e_{\alpha,i}$ 、 $e_{\beta,i}$ はそれぞれ、 i ch における α, β の基準波形の波高である。この手法では α イベントでは 1 周辺、 β イベントでは 0 周辺の値を示す。また、各イベントに関してエネルギー毎に SI のヒストグラムを描いた場合、それぞれガウス分布となり、標準偏差 σ_E はエネルギーに依存することがわかっている。具体的には、 σ_E は $\frac{1}{\sqrt{E}}$ の 1 次関数となる。また、 α と β が完全に同時に、かつ同位置で観測された複合事象の場合は、エネルギー比率に応じて示す値が決まる。 α と β のエネルギー比率を E_α 、 E_β とすると、SI が取る分布は平均値、標準偏差

を以下の値とする、ガウス分布となる。

$$\mu = \frac{E_\alpha * 1 + E_\beta * 0}{E_\alpha + E_\beta}$$

$$\sigma_E = \frac{A}{\sqrt{(E)}} + C$$

A, C は定数である。よって、SI を使用することで α 、 β 、そして α と β が重なり合ったイベント (4 章最初で後述する Double Pulse) の識別が可能となる。ただし、重なり合うイベントは同時に起こるという前提があり、2 つのイベントに時間差が生じた場合は想定しているガウス分布からは逸れる。

3.9 α コインシデンス法による ^{208}Tl 候補イベントの抽出

α コインシデンス法とは、DP 候補イベントの内、 ^{208}Tl の可能性の高いイベントをラベリングする手法で、イベントが観測された 10 ~ 720s (^{208}Tl の半減期 3.083m のおよそ 4 倍) 前までに $^{212}\text{Bi}(\alpha)$ が存在しているかどうかで判断している。図 3.5 は DP 候補イベントの前後 720s 以内に観測された $^{212}\text{Bi}(\alpha)$ イベントを観測された時間差毎にプロットしたものである。

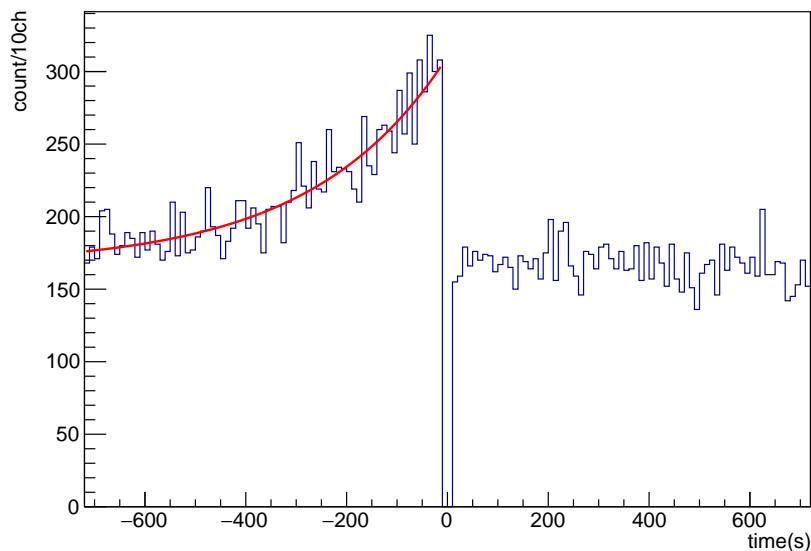


図 3.5: 各 DP 候補イベントが観測された前後で観測された ^{212}Bi イベント数をプロットしたもの (黒線)。これに対して ^{208}Tl の崩壊曲線でフィッティングしたものが赤線となる。また x 軸は正の方向に時間が経過するため、Prompt α は x が負の時に多く観測されている。

-720 s ~ -10 s に $^{212}\text{Bi}(\alpha)$ イベントが観測された場合、 ^{208}Tl の可能性の高いイベントとしてラベリングされる。尚、10 s 以内に関しては他の事象が被ることで ^{208}Tl の可能性が下がるため除外している。また、図の右側では時間差毎のイベント数は ^{208}Tl の崩壊曲線に一致する。一方で図の左側でも $^{212}\text{Bi}(\alpha)$ イベントが一定数観測されている。これは DP 候補イベントが DP、もしくは ^{208}Tl であるかどうかに関わらず、偶発的に近いタイミングで $^{212}\text{Bi}(\alpha)$ が観測されていたものである。これは図右側でも同数観測されるべきであり、 ^{208}Tl 候補イベントとしてラベリングされたイベントは、それらが観測された 10 s ~ 720 s 前の期間で $^{212}\text{Bi}(\alpha)$ 、必然的に観測されたイベント (^{208}Tl) と、偶発的に観測されたイベント (DP、もしくは $\beta\beta$ といった、 ^{208}Tl 以外の SP) が存在する。

第 4 章

Double Pulse 識別

4.1 Double Pulse と Single Pulse

DGT を通したイベントレートがおよそ 10 cps である CANDLES 検出器では、本来複数の事象により波形が重なってしまうことは非常に稀であり、基本的に、単一事象による波形 (Single Pulse : SP) が観測されている。しかし、 $\beta\beta$ 探索の上で主要な BG となる $^{212}\text{Bi} \rightarrow ^{212}\text{Po} \rightarrow ^{208}\text{Pb}$ の連続崩壊事象は二つの波形が重なった複合波形 (Double Pulse : DP) となり、識別が非常に困難となっている。

主要な BG の一つとなる DP を SP と区別するために、従来では後述する DP 基準波形を用いたフィッティングを行い、イベント毎に時間差 Δt を算出する。SP は単一事象であるため当然 Δt は 0 ch であり、DP は時間差を持つため、時間差が 1 ch 未満 (2 nsec 未満) のイベントを除くと 1 ch 以上の Δt を持つことになる。これにより、理論上は Δt が 1 ch 以上であるかどうかで、 Δt が 1 ch 未満の DP を除けば、DP と SP の区別が可能となる。しかし、この方法では DP が非常に短い Δt (0 ch ~ 20 ch) である場合、正確な Δt を算出することができないことがわかっている。そのため、このような DP の識別を可能にする新たな方法が求められてきた。そこで、本研究では様々な β 波形や α 波形を組み合わせた擬似的な DP, SP を作成し、これらを Convolutional Neural Network (CNN) で学習させることで、非常に短い Δt を持つ DP の識別に挑戦した。

4.2 従来の方法

β 事象と α 事象の基準波形を適当な時間差 Δt をつけて作成した DP 基準波形を用いて識別対象イベントの PMTsum に対してフィッティングを行い、 χ^2 が最小となる時の Δt を予測 Δt とする。(フィッティング法)

また、全 DP イベントの Δt をプロットした Δt スペクトルと、 ^{212}Po 崩壊曲線は一致

することが望まれる。図 4.1 は 3.6 ~ 5.2 MeV 範囲内にあるフィッティング法によって得られたベストフィット時の χ^2 が 100 以下となる DP 候補イベント (全 DP と一部混入した SP (^{208}Tl の β 崩壊など)) に対してフィッティング法から算出された Δt をプロットした Δt スペクトルと 50 ~ 250 ch でフィッティングした ^{212}Po 崩壊曲線である。この図から分かる通り、20 ch を境に急激に逸れており、フィッティング法では非常に短い Δt を持つ DP の識別は精度に問題があることがわかる。

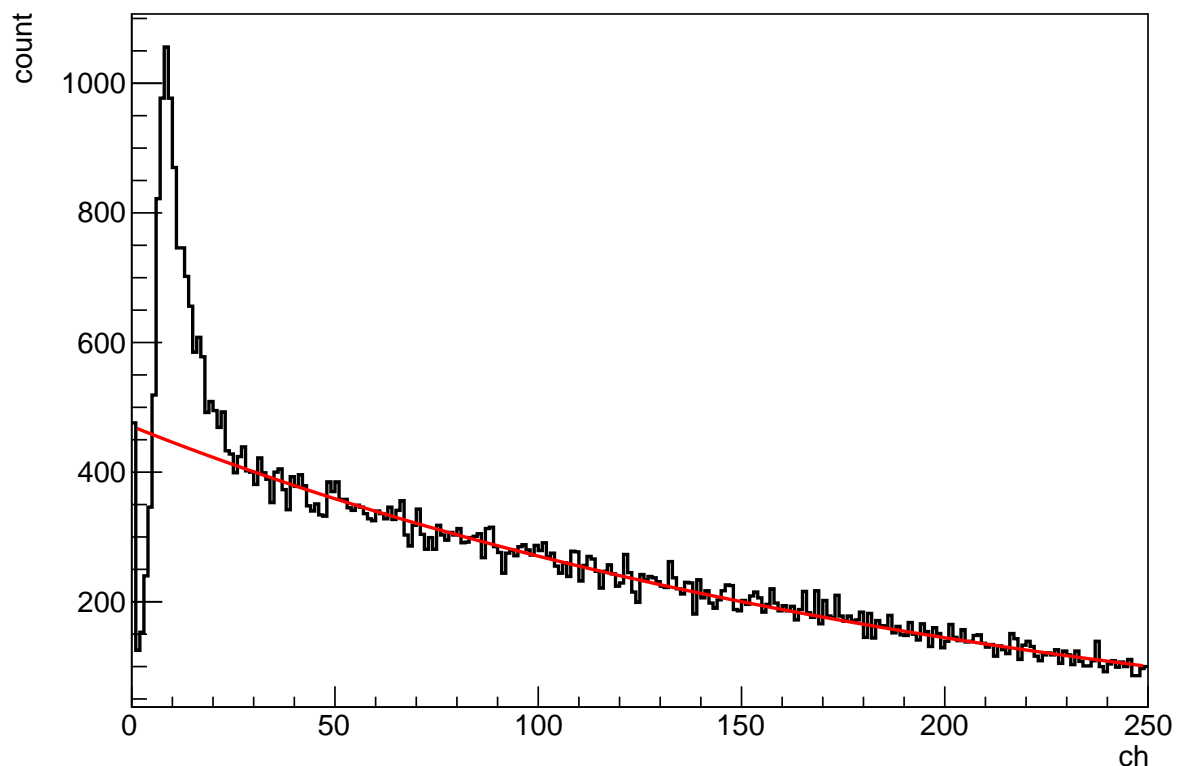


図 4.1: 3.6 ~ 5.2 MeV の全 DP イベントに対して従来の方法であるフィッティングを行い算出された Δt のプロット。(黒実線) また、ピンク実線は ^{212}Po 崩壊曲線である。

時間差スペクトルを 3.6 MeV 以上の DP でプロットしている理由について、図 4.2 は Δt が 100 ch 程度の DP である可能性が高いイベントの波形である。図の様に、先発の β イベントは DGT の 1 度目のトリガーにかからず、後発の α イベントで初めてトリガーにかかる。2 度目のトリガーは 1 度目のトリガーの 192 ch 以上後になり、波形情報が記録されるのはそこから、270? ch 遡った時刻からであり、 Δt が更に大きくなった場合、図 4.2 の先発イベントの波形は左に移動し、立ち上がり位置が記録されなくなる。

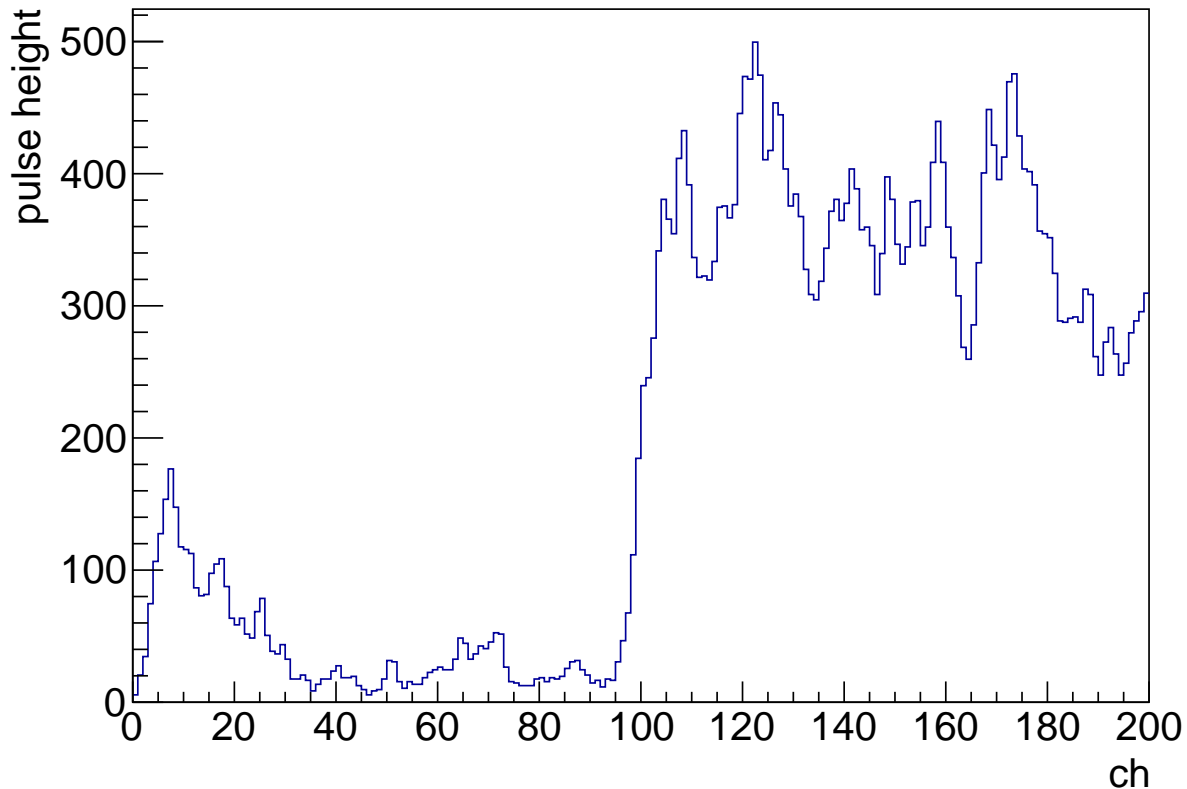


図 4.2: Δt が 100 ch 程度の DP である可能性の高いイベントの波形。おそらく、0 ch 周辺で先発の β イベント、95 ch 周辺で後発の α イベントがそれぞれ立ち上がっている。

この場合、0 ch ~ α イベントの立ち上がりまで β 波形のテールが、それ以降 α 波形が重なった波形が観測される。本来は α の立ち上がり時刻から Δt ch 遡った時点にある β の立ち上がりが、記録が始まるよりも前に起こっており、 β の立ち上がり時刻を 0ch としてフィッティングされてしまう。この場合算出される Δt は α の立ち上がり時刻に近い値を取ってしまう。これにより、低エネルギーで時間差が非常に長い DP のフィッティング結果が一部誤ることで、DP イベントによる時間差スペクトルが図 4.3 の様に ^{212}Po 崩壊曲線と一部でずれてしまうことが確認されている。よって、ほぼ全ての Prompt β イベントがトリガーにかかるために、3.6 MeV 以上という制約を設けている。

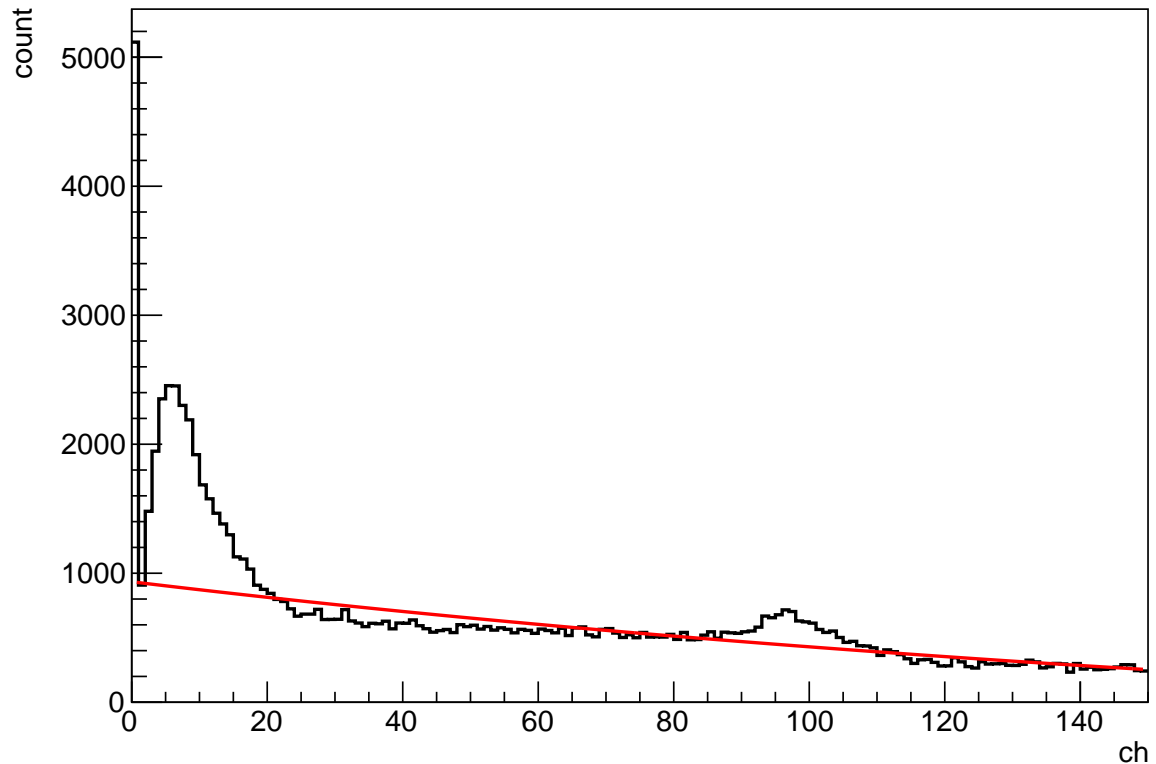


図 4.3: 3.0 ~ 5.2 MeV の全 DP イベントに対して従来の方法であるフィッティングを行い算出された Δt のプロット。(黒実線) また、ピンク実線は ^{212}Po 崩壊曲線である。90 ch 周辺にある山は以上の理由から誤ったフィッティングをされたイベントであると考えられる。

4.3 識別対象となる DP 候補イベント

本研究で識別対象とする DP 候補イベントの定義は、CANDLES 検出器から得られた実データの内、以下の 5 条件を満たすイベントである。

1. Energy が 3.0 ~ 5.2 MeV
2. 波形の立ち上がり時刻 (SCHANNEL) が 60 ch 以上
3. 観測位置が結晶中心から 2σ 以内
4. PSD_β が 1.5 以下
5. フィッティング法で Δt が 30 ch 以下 と算出されたもの

以下に各条件の詳細を記載する。

1. Energy

$^{212}\text{Bi} \rightarrow ^{212}\text{Po} \rightarrow ^{208}\text{Pb}$ の DP のエネルギー領域は 2.85 ~ 5.10 MeV だが、3.0 MeV 以下のイベントに関しては ^{208}Tl の β 崩壊に伴う γ 線 (2.6 MeV) (以降、特記しない場合 $^{208}\text{Tl}(2.6\text{ MeV})$ と表記する。) が大量に含まれてしまうため、このようなエネルギー領域を設定している。

2. SCHANNEL

学習モデルに DP 候補イベント情報を入力する際に、後述するように、SCHANNEL の 30 ch 前から 4000 ch 後までの積分値が全イベントで一致するように規格化している。そのため、SCHANNEL が 50 ch 未満のイベントであれば、積分範囲の左端が記録できていない 0 ch 以前にあたってしまうため、少なくとも 50 ch 以上が必要であり、今回は積分範囲の左端に余裕を持たせるために、60 ch 以上としている。

3. 観測位置

観測位置が結晶中心から遠ざかると、結晶内部だけでなく、液体シンチレータ内でもエネルギーを落としてしまい、波形が歪む場合がある (LS イベント)。そのため、観測位置は結晶中心に近いことが望ましいが、評価するだけの十分なイベント量を確保するために 3 章の結晶内部起因事象確率で述べたガウス分布の 2σ 以内としている。

4. PSD_β

α 事象や LS イベントを取り除くために設定している。また、1.5 という値は β イベントは除かず、 α イベントをできるだけ多く除く上で最適な値である。

5. Δt

使用する DP の Δt の上限は 30 ch と設定している。フィッティング法では少なくとも Δt が 20 ch 以上の DP に対して、信頼性のある識別が可能であり、オーバーラップを含めるという目的で 30 ch までの DP を使用する。

4.4 機械学習を用いた方法

従来のフィッティング法は各 PMT が受け取った信号の sum に対してのアプローチであったが、それでは短い Δt の DP 識別が困難であった。そのため本研究では各 PMT 信号の sum に加えて、各 PMT 信号それぞれもインプットデータとして使用する。(図 4.4)

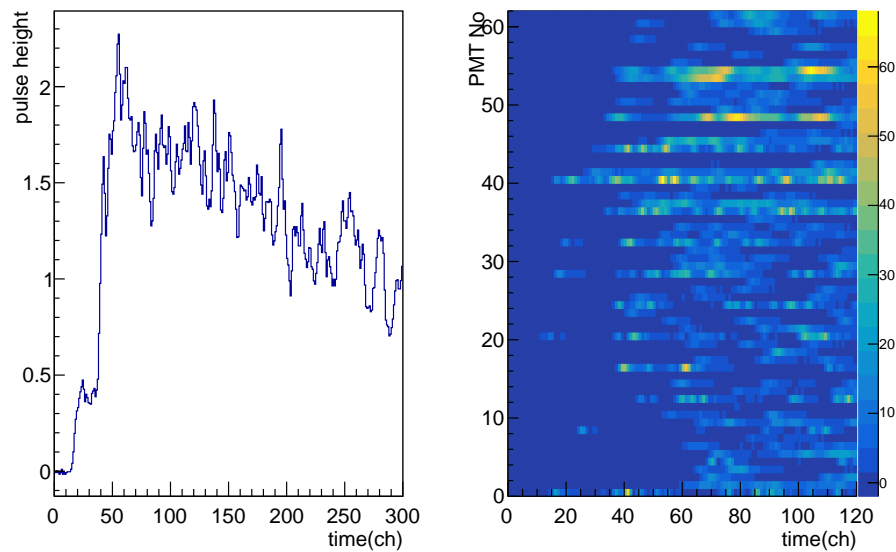


図 4.4: $\Delta t = 30$ ch, Energy = 4.2 MeV の DP イベント。左図は各 PMT 信号の sum の時間分布、右図は各 PMT 信号毎の時間分布。それぞれ、50 ~ 4000 ch における積分値が 1000 となるように規格化している。

これら二つのデータを Convolutional Neural Network(CNN) を駆使して機械学習を行う。具体的には、PMT 信号の sum(70 ~ 360 ch の一次元データ) と各 PMT 信号 (62 本分の 70 ~ 180 ch の 2 次元データ) を入力データとして、 Δt (0 ~ 30 ch の整数値) を出力する機械学習モデルを構築する。また、学習に使用するイベントは CANDLES で観測された DP ではなく、人工的に作り出した、擬似 DP(Δt は 0 ~ 30 ch の整数値) を学習させる。また、DP 候補イベントには SP も含まれており、これらは $\Delta t = 0$ ch として CNN に認識させる必要があるため、 $\Delta t = 0$ ch のラベルを持つ SP も学習させるが、これも同様に人工的に作り出した、擬似 SP($\Delta t = 0$ ch) を学習させる。SP 学習データとして、CANDLES で観測されたものを使用せず、足し合わせた擬似 SP を使用する理由としては、用意できる SP イベントとして最大エネルギーを持つ ^{208}Tl (2.6 MeV) でさえ $^{212}\text{Bi} \rightarrow ^{212}\text{Po} \rightarrow ^{208}\text{Pb}$ の DP エネルギー領域 (2.85 ~ 5.10 MeV) に届かないため、足し合わせることで本来は用意できない高エネルギーの SP を確保することができるからである。また、イベントが観測された結晶に応じて、光が各 PMT に伝わるタイミングや光電子数が異なるため、ある結晶で起こった DP 候補イベントの識別を行う学習モデルには、その結晶内で起きたイベントから作成された擬似データを学習させておく必要がある。そのため、全結晶数に当たる、96 種類の CNN 学習モデルと学習データを用意することになる。

4.4.1 学習データ概要

学習データは CANDLES が観測した実データである、 α イベント、 β イベントを抽出し、これらの PMT 情報をもとに、時間差をつけた上で信号を足し合わせることで擬似的な DP を用意する。同様に β イベントを抽出し、時間差をつけず、信号を足し合わせることで擬似的な SP を用意する。なお、抽出してくる α イベント、 β イベントの内容は以下の通りである。

β イベント

- ^{88}Y 0.9 MeV
- ^{40}K 1.5 MeV
- ^{88}Y 1.8 MeV
- ^{208}Tl 2.6 MeV

α イベント

- ^{215}Po 2.2 MeV

ただし、 ^{88}Y はエネルギー校正用に ^{88}Y 線源を挿入した際に観測されたイベントであり、 ^{215}Po に関してはクエンチングファクターを考慮したエネルギー量を記載している。これら各イベントを組み合わせて擬似 DP、擬似 SP を作成するが、Q 値周辺のより高いエネルギーで学習させるために擬似 SP は共通して ^{208}Tl を足しわせている。

擬似 DP イベント

- $^{88}\text{Y} + ^{215}\text{Po}$ ($0.9 + 2.2 = 3.1$ MeV)
- $^{40}\text{K} + ^{215}\text{Po}$ ($1.5 + 2.2 = 3.7$ MeV)
- $^{88}\text{Y} + ^{215}\text{Po}$ ($1.8 + 2.2 = 4.0$ MeV)
- $^{208}\text{Tl} + ^{215}\text{Po}$ ($2.6 + 2.2 = 4.8$ MeV)

擬似 SP イベント

- $^{88}\text{Y} + ^{208}\text{Tl}$ ($0.9 + 2.6 = 3.5$ MeV)
- $^{40}\text{K} + ^{208}\text{Tl}$ ($1.5 + 2.6 = 4.1$ MeV)
- $^{88}\text{Y} + ^{208}\text{Tl}$ ($1.8 + 2.6 = 4.4$ MeV)
- $^{208}\text{Tl} + ^{208}\text{Tl}$ ($2.6 + 2.6 = 5.2$ MeV)

4.4.2 学習データ詳細

ある ^{40}K (1.5 MeV) イベントと、ある ^{215}Po (2.2 MeV) イベントを $\Delta t = 30$ ch で足し合わせて擬似 DP を作成する一連の操作を例に擬似データ作成の詳細について説明する。

1. 各結晶毎に用意された、 ^{40}K (1.5 MeV) イベント、 ^{215}Po (2.2 MeV) イベントから 1 イベントずつランダムに選択し、それぞれの PMTsum(0 ~ 4000 ch), PMT 毎の信号 (0 ~ 200 ch) 情報 (図 4.5 左) を用意する。
2. 各信号の実際の立ち上がり位置 (SCHANNEL) からを用いて、各信号の立ち上がり位置が 80 ch になるようにシフトする。この例では、 ^{40}K (1.5 MeV) イベントの SCHANNEL が 75 ch であるため、PMTsum, PMT 毎の信号を右に 5 (=80-75) ch だけシフトする。(図 4.5 右: 青線) 同様に、 ^{212}Po (2.2 MeV) イベントの SCHANNEL が 75 ch であるため、PMTsum, PMT 毎の信号を左に 6 (=86-80) ch だけシフトする。
3. 時間差 Δt を 0 ~ 30 ch の整数値からランダムに決め、 ^{212}Po (2.2 MeV) イベントの信号を更に右に Δt だけシフト (図 4.5 右: 赤線) し、2つの波形を重ね合わせる。(図 4.5 右: 黒線) この例では Δt を 30 ch としてシフトさせている。擬似 SP を作成する際は Δt を 0 ch に固定している。
4. 重ね合わされた PMTsum の 50 ~ 4000 ch の範囲で積分値が 1000 になるように規格化し、学習に使用する形に整えるために、PMTsum の 70 ~ 260 ch の情報を学習データとして格納する。

同様のことを PMT 毎の波形情報に対しても行う。尚作業 4 では PMT 毎の信号の場合、70 ~ 180 ch の情報を学習データとして格納している。

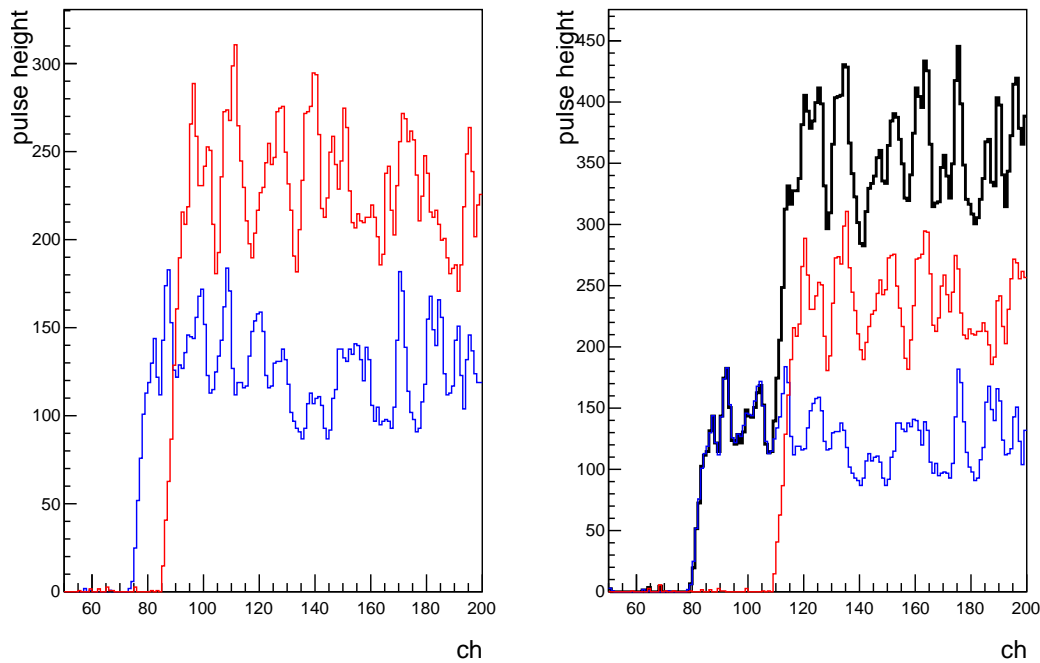


図 4.5: 適当に選択された、ある ^{40}K (1.5 MeV) イベントと、ある ^{215}Po (2.2 MeV) イベントを用いて、 Δt が 30 ch で、エネルギーが 3.7 MeV の擬似 DP 波形を作成する様子。左図は選択された ^{40}K 波形 (青線) と ^{215}Po 波形 (赤線) の PMTsum。 ^{40}K 波形の立ち上がり位置を 80 ch にしたもの (青線) と、 ^{215}Po 波形の立ち上がり位置を $80 + \Delta t$ ch にしたもの (赤線) と、それらを重ね合わせた擬似 DP (黒線)

4.4.3 データ抽出方法

$^{215}\text{Po}(\alpha)$ の抽出には既に抽出精度が保証されている delayed coincidence 手法を使用する。 β イベントの抽出に関して、通常 CANDLES collaborator はエネルギーと PSD_β によるカットを使用する。PSD によるカットは効率的に α イベントと β イベントの識別を行うと同時に、LS イベントも省くことができる一方で、 β 事象の基準波形に基づいたフィッティングによるカットであるため、抽出されたイベント群の波形情報にバイアスをかけてしまう恐れがある。そのため、本研究では PSD_β によるカットは通常よりも緩めることで、波形情報のバイアスを極力減らす。一方で、これでは LS イベントや α イベントが含まれてしまうため、エネルギーカットに加え、Ratio (LS イベントを省くため)、 PSD_α (α イベントを省くため) も使用する。また、 β イベントの抽出精度の指標として、抽出されたデータの PSD_β の分布が χ^2 分布のピーク位置を 1 周辺にずらしたもの (下式) にどれだけ一致するかを χ^2 の値で評価する。また、抽出されたデータは学習データを作

る材料となるため、可能な限り多くのイベント量が要求される。

$$A \frac{\exp(-\frac{ax-b}{2})(ax-b)^{\frac{k}{2}-1}}{2^{\frac{k}{2}}\Gamma(\frac{k}{2})}$$

(A,a,b は定数、k は自由度であり、 $^{215}\text{Po}(\alpha)$ の $PSD\alpha$ のヒストグラムに対してフィッティングを行い決定する。)

4.4.4 学習データセット

$^{40}\text{K} + ^{215}\text{Po}$ の DP と $^{40}\text{K} + ^{208}\text{Tl}$ の SP のように、 β イベントが同じ核種である擬似 SP と擬似 DP の組単位で学習を行う。更に、各組毎に SP と DP のイベント比率を 3 パターンに分けて学習させている。(図 4.6 参照) この比率は SP:DP が、1:2,1:6,1:30(R2,R6,R30 と呼称、R は Ratio(比率) の頭文字から取っている。) の 3 パターンであり、それぞれで 20000 イベント用意し、1 ファイルに 2000 イベント分の情報を記載させる。よって、各組毎に R2,R6,R30 合わせて 60000 イベント、30 ファイルのデータセットが作られる。よって、1 結晶あたりの学習に使用するデータセットは 240000 イベント、120 ファイルとなる。SP と DP の比率をこの 3 種類に設定したのは、1:6 は ^{48}Ca の $\beta\beta$ の Q 値周辺での SP:DP の比率が 1:6 であることから使用している。また、1:2 では SP の学習に、1:30 では DP の学習に重きを置くために使用している。

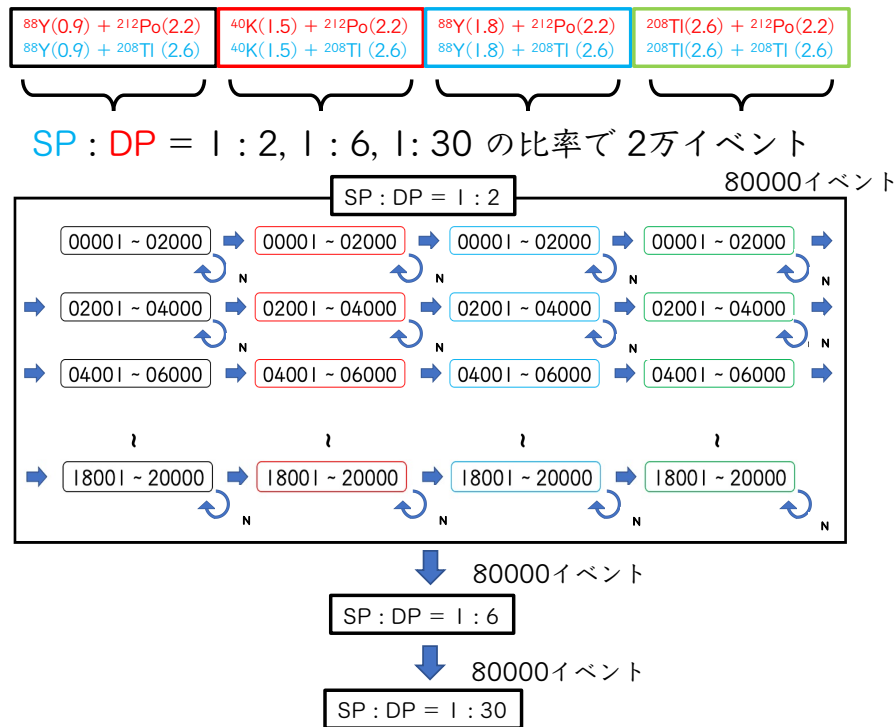


図 4.6: 学習に使用するデータセットと学習順序。 β イベントが同一の SP,DP を合わせて 20000 イベント、4 組あるので 80000 イベント分のデータセットとなる。1 ファイル当たり、2000 イベント分のデータが格納されており、R2,R6,R30 それぞれで矢印の順序に 80000 イベント分を学習させる。

4.4.5 学習スケジュール

学習スケジュールは図 4.6 の様に、また学習はファイル単位で行い、対象のファイル 2000 イベント分を N 回学習し、隣のファイルに移る。順序は図の通り、 β のイベントのエネルギーが小さいものから順に 2000 イベントずつ学習し、4 種類全て学習すると、同じ順序で異なる 2000 イベント分の学習に移る。その様にして SP と DP の比率が同じ 80000 イベントを学習した後に、異なる比率の新たな 80000 イベントの学習に移る。本研究では、学習させる SP と DP の比率の順序を変化させ、少しだけ性能の異なる学習モデルを 3 つ作成する。そして、DP 候補イベントの情報をインプットさせた際に 3 つのモデルから出力される、3 つの Δt の中央値を最終的な予測 Δt として定義する。これにより、モデル数が 1 つの時よりも DP の識別精度 (5.1 で後述) が 10 ~ 20% 程度向上する。そして、それぞれの 3 つのモデルは以下の学習スケジュールの下で作成される。

- モデル 1

$$R2_{N=2} \rightarrow R6_{N=2} \rightarrow R30_{N=2} \rightarrow R2_{N=2} \rightarrow R6_{N=2} \rightarrow R30_{N=2} \rightarrow R2_{N=1}$$

- モデル 2

$$R6_{N=2} \rightarrow R30_{N=2} \rightarrow R2_{N=2} \rightarrow R6_{N=2} \rightarrow R30_{N=2} \rightarrow R2_{N=2} \rightarrow R6_{N=1}$$

- モデル 3

$$R30_{N=2} \rightarrow R2_{N=2} \rightarrow R6_{N=2} \rightarrow R30_{N=2} \rightarrow R2_{N=2} \rightarrow R6_{N=2} \rightarrow R30_{N=1}$$

第 5 章

評価

5.1 DP 識別精度

表 5.1: 擬似 DP の組み合わせ

β イベント (MeV)	α イベント (MeV)	Energy (MeV)	エネルギー比率 (%)
$^{88}\text{Y}(0.9)$	$^{215}\text{Po}(2.2)$	3.1	40
$^{40}\text{K}(1.5)$	$^{215}\text{Po}(2.2)$	3.7	68
$^{88}\text{Y}(1.8)$	$^{215}\text{Po}(2.2)$	4.0	82
$^{208}\text{Tl}(2.6)$	$^{215}\text{Po}(2.2)$	4.8	118

これら 4 種類の擬似 DP、かつ各結晶それぞれでテストを行い、得られた正答率を学習モデルの識別精度と定義する。また、擬似 DP 4 種類それぞれでテストを行うのは、エネルギー毎の正答率の増減を調べるという狙いがある。更に、DP の識別精度はエネルギーだけでなく、 α イベントに対する β イベントのエネルギー比率が関係していると考えられるため、4 列目に記載している。テスト内容は、ある Δt で重ね合わせた擬似 DP の情報を学習モデルに入力し、得られた予測 Δt を得るというものである。ただし、 ^{215}Po のエネルギー量はクエンチングファクターを考慮した値となっている。

まず実際の Δt 毎に予測 Δt 分布を描画する。(図 5.1) そして、各々の分布毎に、予測 Δt と実際の Δt との差が 1 ch 以内のもの (図 5.1 のピンク線の内側にあるイベント) を正答と定義し、正答率を計算する。この正答率を 4 種類のテスト毎、 Δt 毎に算出したものを図 5.2 に載せる。なお、イベント数は Δt が 0 ~ 30 ch の範囲で各結晶それぞれ 100 イベント程度用意し、各 ch 毎に正答率を算出するものとする。

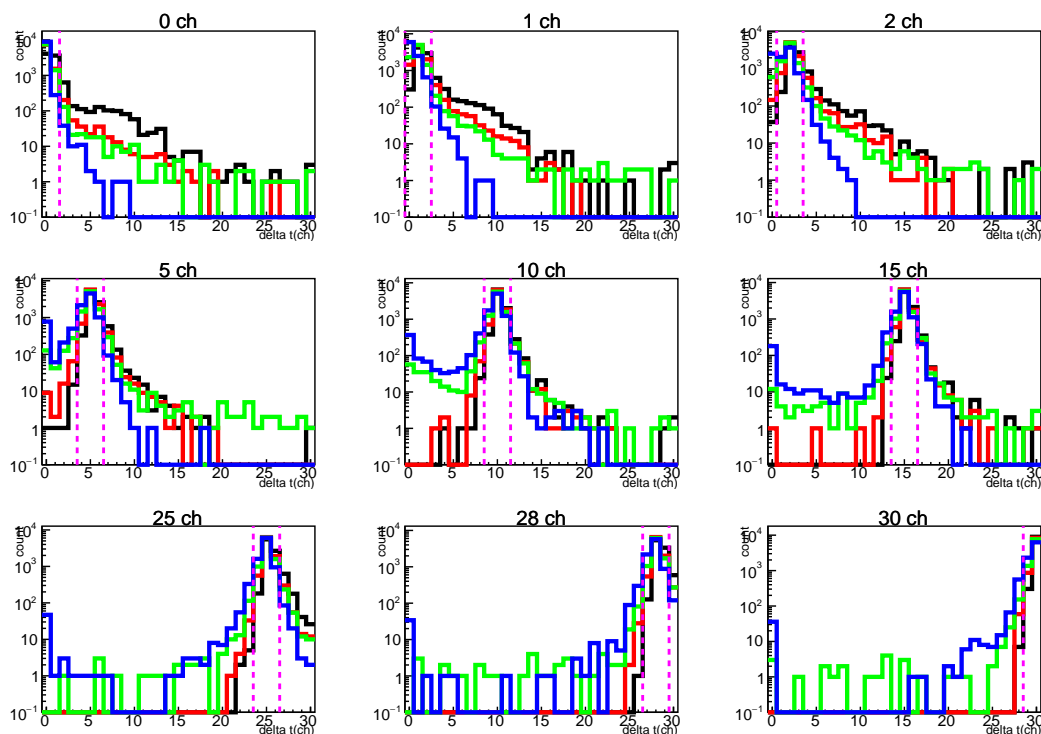


図 5.1: Δt が 0,1,2,5,10,15,25,28,30 ch の擬似 DP を用いてテストを行った際に得られる予測 Δt の分布。テストはエネルギー毎に行い、それぞれで分布は異なる。正答の定義は分布の全イベントの内ピンク破線の内側にあるイベント数から計算する。黒、赤、緑、青は、表 5.1 に載せたエネルギーが 3.1,3.7,4.0,4.8 MeV の擬似 DP によるテスト結果である。

図からわかるように、予測 Δ が実際の Δt から離れるにつれてイベント数が減少している。本来は実際の Δt を中心に、左右対称で急激に減少する山なりの分布になることが望まれるが、低エネルギーでは 0 ch 側、高エネルギーでは 30 ch 側での減少が比較的緩やかになっている。また、短い Δt を持つ (図 5.1 上段)、低エネルギーのイベントに関しては分布が非常に緩やかになっている。更に、山なりの分布とは別に、低エネルギー側では 30 ch、高エネルギー側では 0 ch に予測が集中している。

これらの原因として、定量的な調査から得られた明確な考察はないが、0 ch に集中する原因を説明することができる一つの仮説として以下のことが考えられる。

SP は単一のイベントからなる波形であるため、信号が観測され始める時刻 80 ch 時点で 1 度だけ波高の急上昇が起こる。一方で、DP は時刻 80 ch 時点で β イベントによる信号を観測し、時刻 $(80+\Delta t)$ ch 時点で、 α イベントによる信号を観測する。そのため、時刻 $(80+\Delta t)$ ch までの間は β イベントによる信号の立ち上がり時の波形のみが観測される。従って、DP の波高は、時刻 80 ch 時点で β イベントによる信号による 1 度目の急上

昇が、時刻 $(80+\Delta t)$ ch の時点で α イベントによる信号がもたらす 2 度目の急上昇が観測される。本来、機械学習は β イベントによる信号と α イベントによる信号によって観測される 2 度の波高上昇の間隔を元に Δt を予測していると考えられる。よって、高エネルギー、特に $^{208}\text{Tl} + ^{212}\text{Po}$ の様な、 β イベントによる信号が α イベントによる信号よりもエネルギーが大きい場合、 β 波形のノイズの中に α 波形の立ち上がりによる 2 度目の波高上昇が埋もれてしまい、学習モデルが波高上昇回数を 1 回、つまり SP であると推測し予測 Δt を 0 ch として一部出力し、山なりの分布とは別に、実際の Δt の値によらず 0 ch に集中すると考えられる。

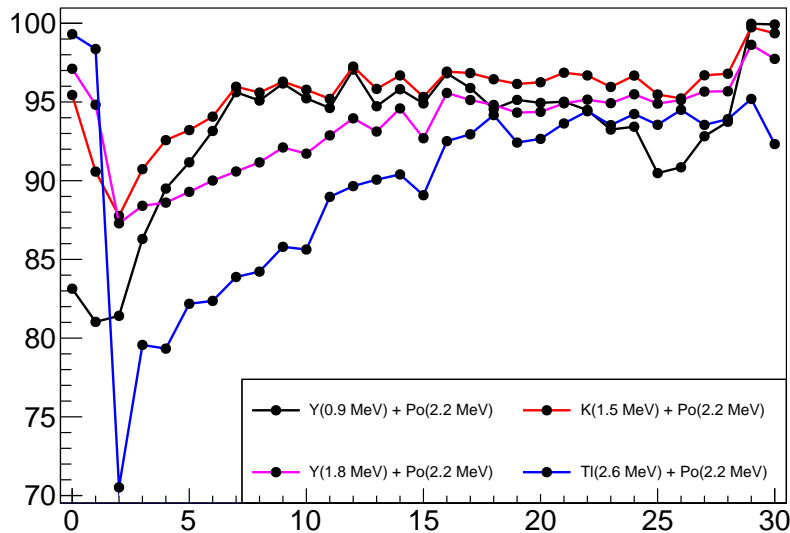


図 5.2: 4 種類の擬似 DP 毎の DP 識別精度。各 ch 毎に正答率を計算している。

また、図 5.2 は各 ch 毎に算出された正答率の推移である。ただし、正答イベントは、実際の Δt に対して、予測 Δt が 1 ch 以内であるイベントと定義している。この図からわかる通り、エネルギーによらず、 Δt が 2 ~ 5 ch 程度の DP 識別は困難であることがわかる。また、高エネルギー ($^{208}\text{Tl} + ^{212}\text{Po}$) の Δt 毎の精度は他と比べて、0,1 ch では非常に高く、それ以降では全体的に数%低い値を取っている。これは、図 5.1 で確認された、高エネルギーの予測 Δt の分布が 0 ch 側に偏っているという点と、イベントの一部が山なりの分布とは別に 0 ch に集中しているという 2 点が原因としてあげられる。これにより予測 Δt が 0 ch となった時正答扱いとなる、 Δt が 0,1 ch の正答率は非常に高く、誤答扱いとなる、2 ch 以降の正答率は悪化している。

5.2 SP 識別精度

10種類の組み合わせ(表5.2)で作成した擬似SPを用いてテストを行い、テストデータの内、正しく Δt を0chと出力したイベントの比率を識別精度として定義する。また、今回使用するSPは全て $\Delta t = 0$ chのものであり、各組み合わせ、各結晶毎にテストデータを2000イベント用意している。テストの結果、組み合わせ毎のSP識別精度は以下の図5.3のようになる。尚、白色行は学習に使用していない組み合わせ、灰色行は学習に使用した組み合わせである。

表 5.2: 各組み合わせ毎の擬似SPによるテスト結果

β イベント (MeV)	β イベント (MeV)	Energy (MeV)
$^{88}\text{Y}(0.9)$	$^{88}\text{Y}(0.9)$	1.8
$^{88}\text{Y}(0.9)$	$^{40}\text{K}(1.5)$	2.4
$^{88}\text{Y}(0.9)$	$^{88}\text{Y}(1.8)$	2.7
$^{40}\text{K}(1.5)$	$^{40}\text{K}(1.5)$	3.0
$^{40}\text{K}(1.5)$	$^{88}\text{Y}(1.8)$	3.3
$^{88}\text{Y}(0.9)$	$^{208}\text{Tl}(2.6)$	3.5
$^{88}\text{Y}(1.8)$	$^{88}\text{Y}(1.8)$	3.6
$^{40}\text{K}(1.5)$	$^{208}\text{Tl}(2.6)$	4.1
$^{88}\text{Y}(1.8)$	$^{208}\text{Tl}(2.6)$	4.4
$^{208}\text{Tl}(2.6)$	$^{208}\text{Tl}(2.6)$	5.2

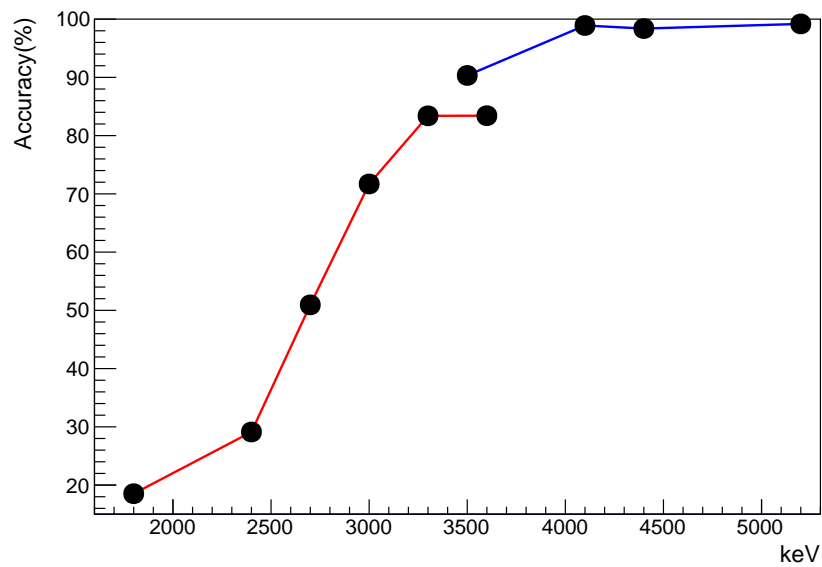


図 5.3: 擬似 SP でテストから得られた、テストデータのエネルギーと精度との関係性。赤線はテストに使用していない組み合わせ、青線は使用している組み合わせによるテスト結果を使用している。

図 5.3 からわかる通り、SP のエネルギーが低くなるにつれ精度は悪化する。また、各組み合わせ毎のテストによって得られた、予測 Δt の分布は以下の図 5.4 と図 5.5 のようになる。

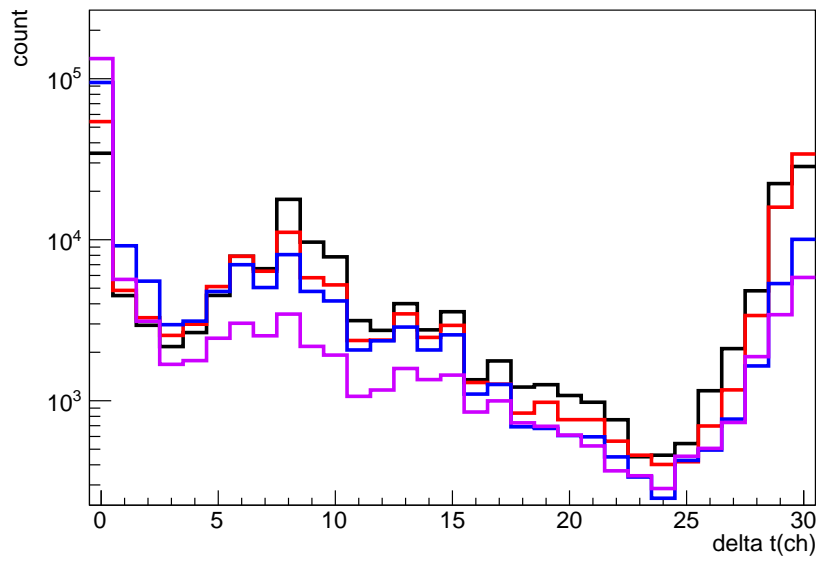


図 5.4: 擬似 SP でテストを行った際の組み合わせ毎の予測 Δt 分布。 $^{88}\text{Y}(0.9) + ^{88}\text{Y}(0.9 \text{ MeV})$ (黒線) $\cdot ^{88}\text{Y}(0.9 \text{ MeV}) + ^{40}\text{K}(1.5 \text{ MeV})$ (赤線) $\cdot ^{88}\text{Y}(0.9 \text{ MeV}) + ^{88}\text{Y}(1.8 \text{ MeV})$ (青線) $\cdot ^{88}\text{Y}(0.9 \text{ MeV}) + ^{208}\text{Tl}(2.6 \text{ MeV})$ (ピンク線)。

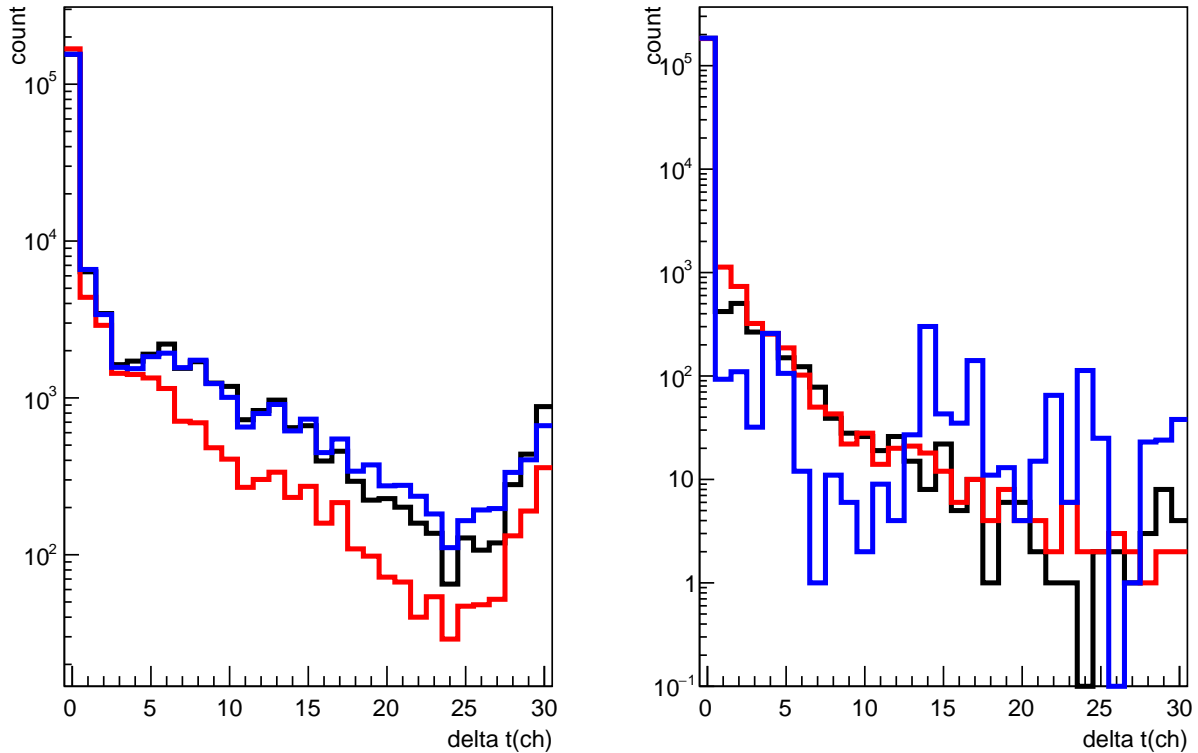


図 5.5: 擬似 SP でテストを行った際の組み合わせ毎の予測 Δt 分布。左図は $^{40}\text{K}(1.5 \text{ MeV}) + ^{88}\text{Y}(1.8 \text{ MeV})$ (黒線) $\cdot ^{88}\text{Y}(0.9 \text{ MeV}) + ^{208}\text{Tl}(2.6 \text{ MeV})$ (赤線) $\cdot ^{88}\text{Y}(1.8 \text{ MeV}) + ^{88}\text{Y}(1.8 \text{ MeV})$ (青線)。右図は $^{40}\text{K}(1.5 \text{ MeV}) + ^{208}\text{Tl}(2.6 \text{ MeV})$ (黒線) $\cdot ^{88}\text{Y}(1.8 \text{ MeV}) + ^{208}\text{Tl}(2.6 \text{ MeV})$ (赤線) $\cdot ^{208}\text{Tl}(2.6 \text{ MeV}) + ^{208}\text{Tl}(2.6 \text{ MeV})$ (青線)-

エネルギーが低くなるに際して、30 ch と 8 ch 周辺にイベントが集中するようになる。30 ch 周辺に関しては、図 5.1 で見られた、エネルギーが低い DP イベントの一部を 30 ch と予測する傾向と同様のものと推測される。また、図 5.5 左の $^{88}\text{Y}(0.9 \text{ MeV}) + ^{208}\text{Tl}(2.6 \text{ MeV})$ (赤線) と、 $^{88}\text{Y}(1.8 \text{ MeV}) + ^{88}\text{Y}(1.8 \text{ MeV})$ (青線) を比べると、本来はエネルギーの低い青線の方が、30 ch と 8 ch 周辺の集中具合が軽減されるべきだが、赤線の方が緩和されており、1 ch 以降の誤答イベント量が少なくなっている。これは学習に使用している組み合わせで作られた擬似 SP の方が Δt が 0 ch として実際に学習した擬似 SP に近いものであるからと考えられる。

また、エネルギーが下がるにつれて 1 ch 以降への誤答頻度が激しくなるのは、上の項で挙げた、 β イベントのエネルギーが大きい時に、 α イベントによる波高上昇がノイズに埋もれるという仮説とは逆に、 β イベントのエネルギーが小さい場合はそのノイズが 2 度目

の波高上昇と誤ってカウントされ、2度の波高上昇の間隔を Δt として一部出力している、と可能性の一つとして考えられる。

5.3 時間差スペクトル

識別対象となる DP 候補イベントに対して、学習モデルから算出された予測 Δt をプロットした時間差スペクトル (図 5.6) は以下のようなになる。

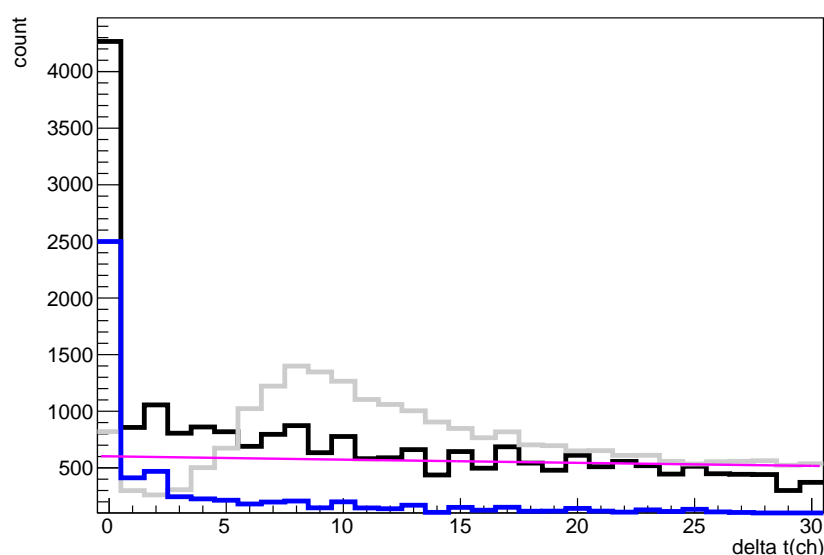


図 5.6: DP 候補イベントの内、3.3 ~ 5.2 MeV のイベントの ML 法による予測 Δt をプロットしたもの (黒線) と ^{212}Po の崩壊曲線 (ピンク線)。また、青線は α コインシデンス法により ^{208}Tl 候補イベント (青線) でプロットしている。また、フィッティング法から得られた予測 Δt をプロットしたものを比較のために灰線として載せる。

DP 候補イベントの内 Δt が 0 ch のイベントには、SP と、 Δt が 0 ch の DP 両方が含まれている。そのため、予測 Δt 分布 (黒線) は、0 ch において、本来想定される Δt が 0 ch のイベントと、SP イベントの総数の和に一致することが望まれる。尚、SP イベントの総数は、DP 候補イベント数と ^{212}Po 崩壊曲線の 0 ~ 30 ch の積分値との差から計算でき、それに崩壊曲線から推定される、0 ch におけるイベント数を足した値は 6598.73 となる。また、1 ch 以降では本来 DP イベントのみが含まれるため、ピンク線の ^{212}Po 崩壊曲線に一致することが望まれる。

ML 法による予測 Δt 分布 (黒線) とそれが満たすべき理想の差について、フィッティング法による予測 Δt 分布 (灰線) とを比較すると、大きく性能が向上していることがわか

る。具体的には、多くのイベントを 0 ch と予測でき、崩壊曲線とのずれも非常に小さくなっている。一方で、ML 法による予測 Δt 分布でさえ、0 ch における値は 5000 を大きく下回っている。更に 1 ~ 8 ch 程度におけるスペクトル (黒線) は崩壊曲線より上振れていることがわかる。これは本来 Δt が 0 ch の SP イベントが、図 5.4 の様に 1 ch 以降と誤答し、各 Δt に含まれるイベントが、正しく予測された DP イベントに加えて、一部の誤って予測された SP も含まれてしまっていることが原因だと考えられる。

また、青線は 3 章で述べた、 α コインシデンス法により、DP 候補イベントの内、 $^{208}\text{Tl}(\beta)$ 崩壊イベントである可能性が高いイベントで描いたスペクトルである。このイベントの中には実際に、 $^{208}\text{Tl}(\beta)$ であるものと、実際には DP である、誤認されたイベントによって構成されている。DP イベントの内、 $^{208}\text{Tl}(\beta)$ 候補イベントと誤認される確率は、エネルギーや Δt で変化しないため、 Δt が 1 ~ 30 ch の範囲において、崩壊曲線のようにほぼ横ばいであることが期待される。しかし、1、2 ch において ^{208}Tl 候補イベントのスペクトルは明らかに上振れており、 Δt が 0 ch の SP に対して、一部、誤って 1、2 ch と予測していることがわかる。

また、図 5.6 は DP 候補イベントの内、3.3 ~ 5.2 MeV 以内のイベントのみを使用している。このエネルギー領域では DP における、 β イベントの、 α イベントに対するエネルギー比率が 16 ~ 68 % 程度のものが大半であるため、DP は図 5.1 の内、 ^{88}Y (0.9 MeV) + ^{212}Po (2.2 MeV) や ^{40}K (1.5 MeV) + ^{212}Po (2.2 MeV)、SP に関しては、図 5.5 の内、 ^{40}K (1.5 MeV) + ^{88}Y (1.8 MeV) や ^{88}Y (1.8 MeV) + ^{208}Tl (2.6 MeV) といった予測分布に従っていると考えられる。つまり、0 ~ 5 ch 程度の短い Δt の DP に関しては、一部の誤認されたイベントが 30 ch まで分布していると考えられる。また、SP に関しては、正しく 0 ch と出力されるイベントが大半であると考えられる。ただし、学習に使用した組み合わせとそうでないもので予測 Δt の分布に差があると考えられるため、擬似データを用いたテストによる予測 Δt の分布と、実データの分布とは必ずしも一致しない。

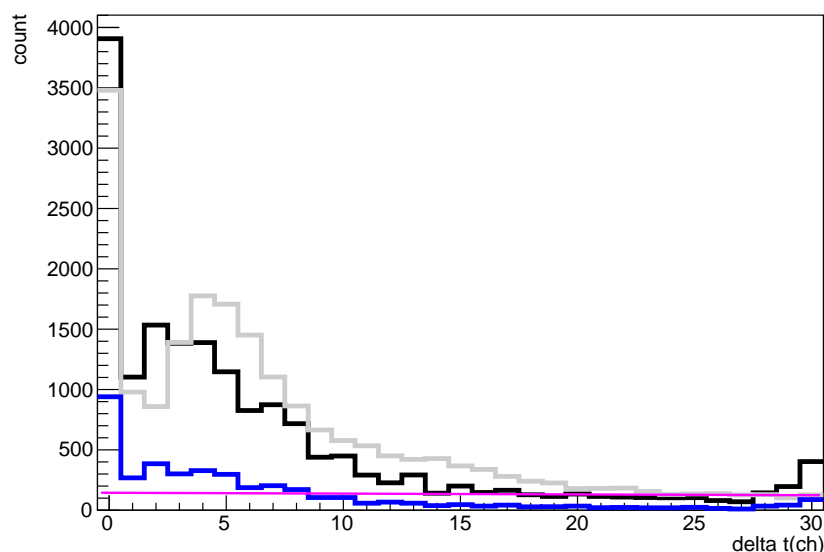


図 5.7: DP 候補イベントの内、3.0 ~ 3.3 MeV のイベントの予測 Δt をプロットしたものの (黒線) と ^{212}Po の崩壊曲線 (ピンク線)。また、赤・青線は α コインシデンス法により ^{208}Tl 候補イベント (青線) と、候補から外れたイベント (赤線) それぞれのイベントのみでプロットしている。

また、図 5.7 は DP 候補イベントの内、3.0 ~ 3.3 MeV 以内のイベントのみを使用している。このエネルギー領域における DP 候補イベントは DP イベントに対して、 ^{208}Tl (2.6 MeV) の γ イベントなどを含む SP が非常に多くなっている。また、DP の、 β イベント、 α イベントのエネルギー比率が 5 ~ 16% と非常に小さいため、DP の予測 Δt 分布の傾向に対する、擬似 DP によるテスト結果からの推測は困難となる。一方 SP の予測 Δt 分布は ^{40}K (1.5 MeV) + ^{40}K (1.5 MeV) や ^{40}K (1.5 MeV) + ^{88}Y (1.8 MeV) の擬似 SP のテスト結果のように、1 ch 以降と誤答するイベントがかなりあると推測される。そのため、識別精度がテストから得られたものと仮に同程度であった場合であっても、SP の 1 ch 以降への誤答により時間差スペクトルの形にかなり影響を与えていると思われる。

図 5.7 の特徴として、0 ch にイベントが集中するとともに、30 ch でも少しだけイベントが集中している。また、1 ~ 10 ch においては ^{212}Po 崩壊曲線から大きく逸れている。このスペクトルに含まれる SP のイベント数は DP 候補イベント数と崩壊曲線の積分値から計算すると、13100 イベント程度だと推定されるため、DP 識別が最適に行われていたとしても、およそ 9000 イベント程度は 1 ch 以降に誤答していることになる。更に、 ^{208}Tl 候補イベントのスペクトルから判断しても明らかに $^{208}\text{Tl}(\beta)$ が 1 ch 以降へ多数漏れ出していることがわかる。

図 5.4 の擬似 SP の予測 Δt 分布によると、低エネルギーになるにつれて、1 ch 以降へ

の漏れ出しが増え、5～10 ch 周辺にピークを作るようになっているが、図 5.7 の山は 2～5 ch 周辺にできており、この原因については現状わかっていない。

また、30 ch 周辺にイベントが少量固まっている原因について、擬似 DP のテストで得られた、短い Δt の低エネルギーイベント (図 5.1 では上段) の一部が Δt を 30 ch とし出力するという傾向が、 β イベントによる信号のエネルギーが更に低くなることで加速したのではないかと考えられる。

5.4 DP 除去効率

ある Δt を境界として、 Δt がそれ以上と予測された DP 候補イベントを DP とみなし、 $\beta\beta$ 解析から除去する場合に全 DP イベントの内、除去することができる DP イベントの比率を DP 除去効率と定義する。この効率の計算は DP 識別精度を計算した際に使用した、4 種類の擬似 DP 信号のテスト結果それぞれを利用して算出する。また、この境界となる Δt (境界 Δt) は本章の最後で計算する SN 比から決定される。

算出にはテストデータから予測される、境界 Δt 以上の DP イベント数 (境界 $\Delta t \sim 30$ ch) と、フィッティング法として除去することができる 30 ch 以降のイベント数を計算する必要がある。以下にその計算手順を記載する。

まず、30 ch 以降のイベント数は ^{212}Po 崩壊曲線から計算することができる。 ^{212}Po 崩壊曲線は図 5.6 のピンク線を使用し、この関数を $F(\Delta t)$ とすると、30 ch 以降の DP イベント数は $\int_{30}^{\infty} F(\Delta t) d(\Delta t)$ で求められる。

次に、境界 Δt 以上 30 ch 以下の DP イベント数は予測 Δt をプロットしたグラフの積分値から求めることができる。実際の DP 候補イベントを想定するために、テスト結果の予測 Δt 分布を ^{212}Po 崩壊曲線に一致するよう調整する。具体的には、各 Δt 毎のカウンタ数が、 $\text{Count}(\text{pred}\Delta t) * F(\Delta t = 0 \text{ ch}) / (\text{Count}(\text{true } 0 \text{ ch}) * F(\text{true}\Delta t) / F(0 \text{ ch}))$ となるようにしている。これは、 Δt と予測したカウンタ数を、 $F(\Delta t = 0 \text{ ch}) / (\text{Count}(\text{true } 0 \text{ ch}))$ をかけることにより、実際の DP 候補イベントを想定した ^{212}Po 崩壊曲線の 0 ch における高さに調整し、重みを $F(\text{true } \Delta t) / F(0 \text{ ch})$ とすることによって、崩壊曲線から想定される、 Δt と予測したカウンタ数となるように計算している。一連の計算を図 5.8 に載せる。同様に他の組み合わせを用いたテストによる時間差スペクトルを図 5.9 に載せる。

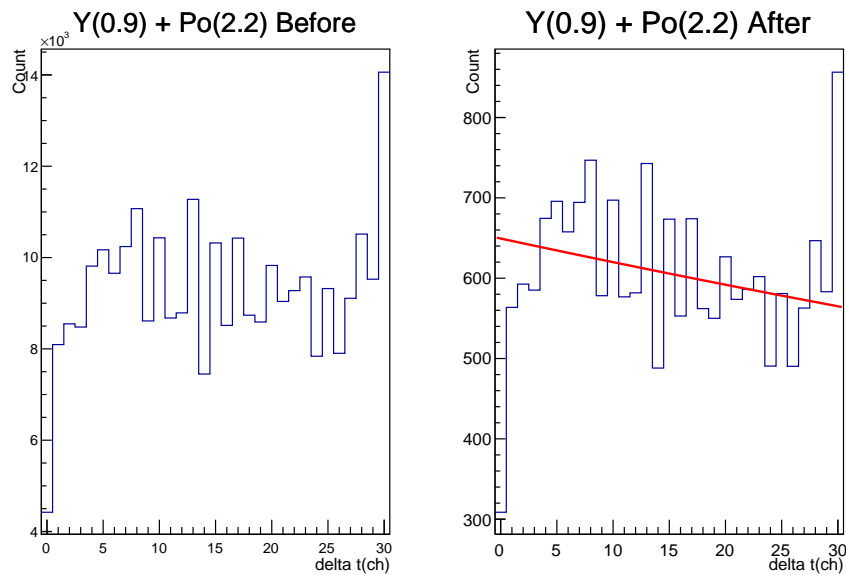


図 5.8: 左図は $^{88}\text{Y}(0.9\text{ MeV}) + ^{212}\text{Po}$ のテストデータの予測 Δt をプロットしたもの。右図はそこから重み付けしたプロット (青線) と y 切片を Δt が 0 ch のイベント数に合わせた ^{212}Po 崩壊曲線 $F(\Delta t)$ (赤線)

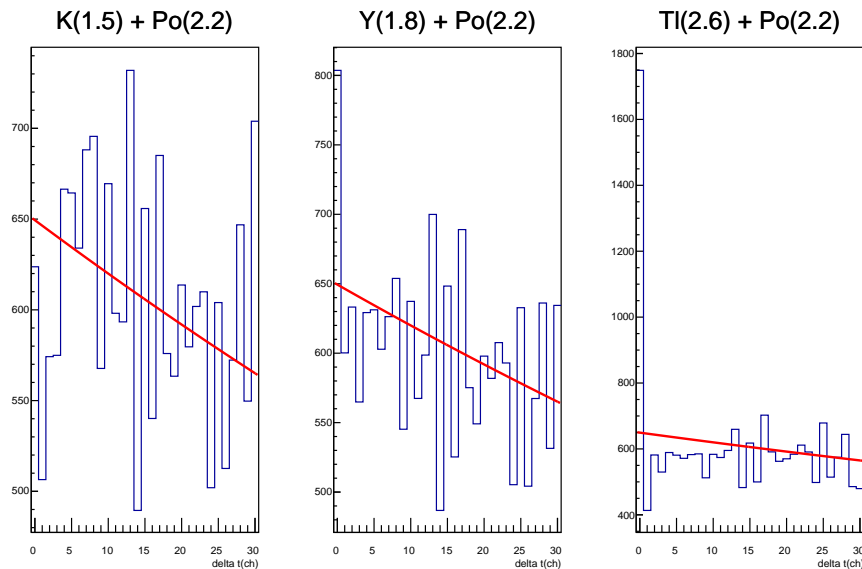


図 5.9: 左から、 $^{40}\text{K} + ^{212}\text{Po}$ 、 $^{88}\text{Y}(1.8\text{ MeV}) + ^{212}\text{Po}$ 、 $^{208}\text{Tl} + ^{212}\text{Po}$ のテストデータの予測 Δt を重み付けしたプロット。

以上の手順で得られた各イベント数をもとに DP 除去効率を以下の式で計算する。

$$DP \text{ 除去効率 (境界 } \Delta t) = (DP_{pre} + DP_{fit}) / (DP_{all} + DP_{fit})$$

ただし、テストデータの予測 Δt を用い、重み付けをして算出された、境界 $\Delta t \sim 30$ ch の DP イベント数を DP_{pre} 、テストデータの予測 Δt を用い、重み付けをして算出された、境界 $0 \sim 30$ ch の DP イベント数を DP_{all} 、フィッティング法で除去できる 30 ch 以降の DP イベント数を DP_{fit} とする。

上の手順で得られた、境界 Δt と DP 除去効率との関係をテストデータとして使用した 4 種類それぞれでプロットしたものを図 5.10 に示す。高エネルギー側で除去効率が低下するのは、上の項 (DP 識別精度) で述べたように、誤答イベントが 0 ch に偏ることで、 DP_{pre} が小さくなることが影響していると考えられる。また、図 5.10 の黒線である、 ^{212}Po 崩壊曲線から算出された境界 Δt 毎の DP 除去効率の理論値は $\int_{\text{境界 } \Delta t}^{\infty} F(\Delta t) d(\Delta t)$ で計算されている。

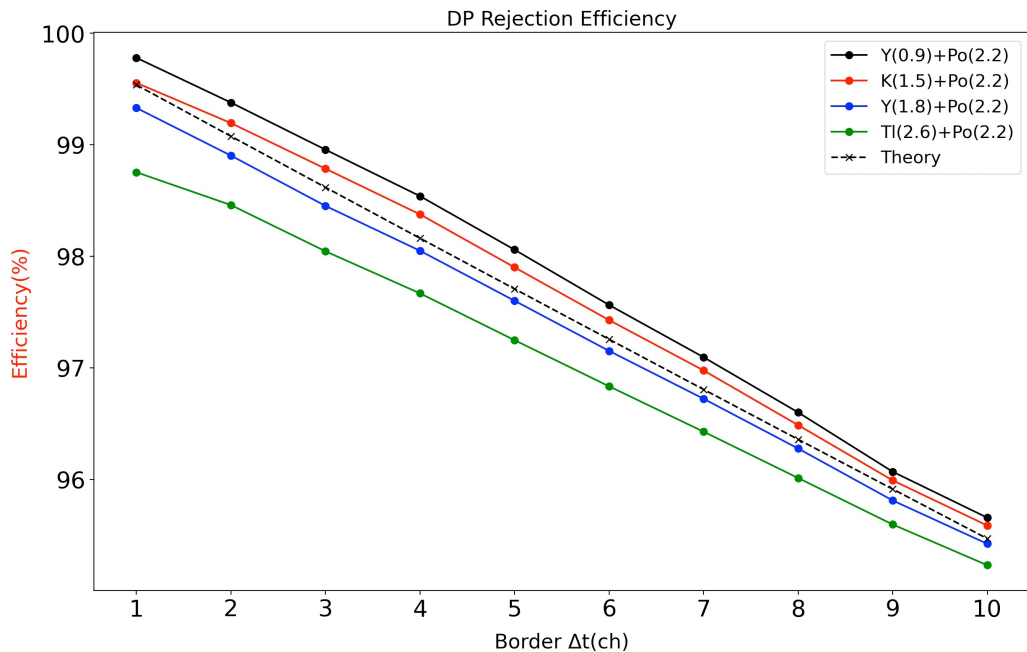


図 5.10: 各組み合わせの擬似 DP を用いたテスト結果から算出された境界 Δt 毎の DP 除去効率。黒線は ^{212}Po 崩壊曲線から算出された境界 Δt 毎の DP 除去効率の理論値。

図 5.1 でわかるように予測 Δt 分布が、低エネルギー側では 0 ch 側に、高エネルギー側では 30 ch 側に偏っているため、このように理論値より上下している。

5.5 SP 検知効率

ある Δt を境界として、 Δt がそれ未満と予測された DP 候補イベントを SP とみなし、 $\beta\beta$ 解析に使用する場合に全 SP イベントの内、正しく $\beta\beta$ 解析に使用することができる SP イベントの比率を SP 検知効率と定義する。DP 除去効率と同様に擬似 SP のテストデータの予測 Δt (図 5.4、図 5.5) を用いて計算する。尚、各種類で 1 結晶あたり Δt が 0 ch の SP を 2000 イベント用意している。

予測 Δt 分布の積分値を下の様に用いて SP 検知効率を計算し、境界 Δt と SP 検知効率との関係を、テストデータとして使用した 10 種類それぞれでプロットしたものを図 5.11 に示す。

SP 検知効率 (境界 Δt) = (予測 Δt が 0 ch ~ 境界 Δt のイベント数)/(テストに使用したデータ数)

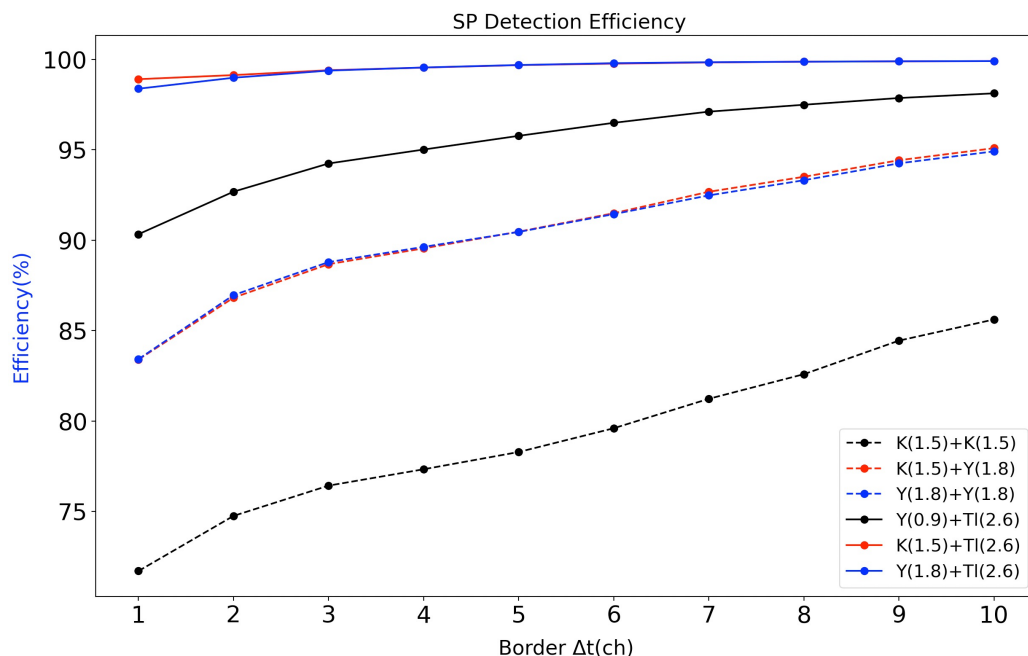


図 5.11: 各組み合わせの擬似 SP を用いたテスト結果から算出された境界 Δt と SP 検知効率のプロット。DP 候補イベントのエネルギー領域内の組み合わせでのみプロットしている。

上の項 (SP 識別精度) で述べたように、学習に使用していない組み合わせのテストでは 1 ch 以上への漏れ出しがより大きくなると考えられるため、予測 Δt が 0 ch ~ 境界 Δt のイベント数が小さくなり、SP 検知効率は低下する。

5.6 Shape Indicator による除去効率

ML 法による識別によって、フィッティング法では除去しきれなかった多くの DP を除去することができた。しかし、ML 法でも識別が困難である、非常に短い Δt を持つ DP は未だ除去できていない。SP は除去しないまま、これらを更に識別・除去するために、Shape Indicator(SI) を利用する。SI は本来、 β 波形と α 波形を識別するものであり、 β 波形では 0、 α 波形では 1 周辺の値を示す。一方 DP は β 波形と α 波形両方が混ざっており、後述する通り、0.6 ~ 1.0 の周辺の値を示すと考えられる。そのため、SI の値を利

用することにより、 β 波形と DP との識別が可能となる。SI はエネルギーや Δt によって分布が異なるため、まずは各 β イベント、 α イベントを用いて、エネルギーと SI 分布の σ, μ との関係式を導出する必要がある。

まず、DP が含まれていない、 β イベントと α イベントによる SI 分布を描き、フィッティングにより σ, μ を計算、そしてエネルギーとの関係式を算出する。擬似データを作成するために抽出された、 $^{88}\text{Y}(0.9 \text{ MeV}) \cdot ^{40}\text{K}(1.5 \text{ MeV}) \cdot ^{88}\text{Y}(1.8 \text{ MeV}) \cdot ^{208}\text{Tl}(2.6 \text{ MeV}) \cdot ^{212}\text{Po}(2.2 \text{ MeV})$ の Shape Indicator(SI) をプロットしたものが図 5.12 となる。

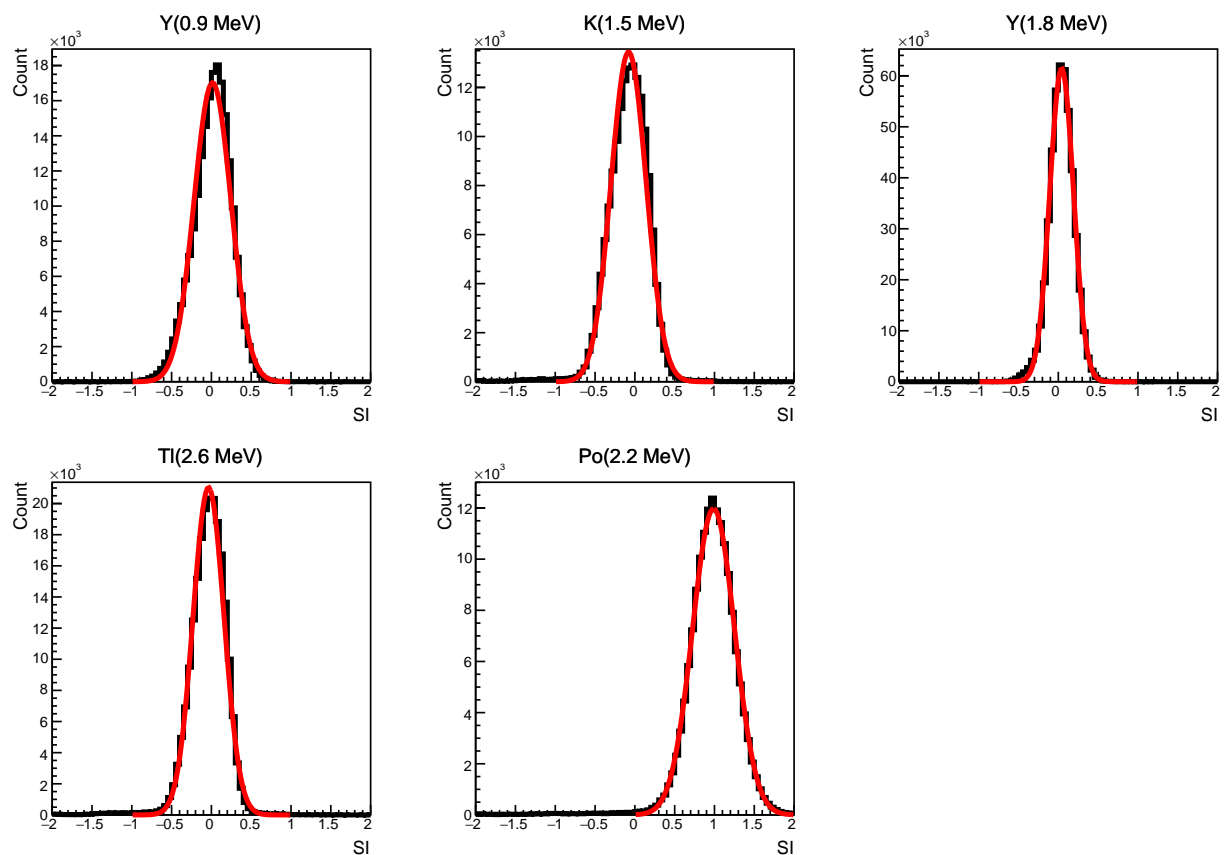


図 5.12: 左上から、 $^{88}\text{Y}(0.9 \text{ MeV}) \cdot ^{40}\text{K} \cdot ^{88}\text{Y}(1.8 \text{ MeV}) \cdot ^{208}\text{Tl} \cdot ^{212}\text{Po}$ の SI のヒストグラム (黒線)。それぞれ、ガウスフィッティングを行っている。(赤線)

SI は β イベントでは 0、 α イベントでは 1 を中心とする正規分布を取り、標準偏差 σ はエネルギーの平方根の逆数に依存する。そのため、SI の各プロットに対してガウスフィッティングを行い、得られた平均値、標準偏差と各エネルギー値を用い、 σ_E の式を求めると、以下のようなになる。

$$\sigma_E = 4.2/\sqrt{E} + 0.12$$

また、DP イベントも同様に、 Δt 毎の SI 分布がそれぞれ正規分布を取る。DP は β 波形と α 波形が重なった波形であるため、DP の SI 分布の平均値は DP の全エネルギーの内、 α イベントのエネルギーの比率に近い値を取る。

$$\mu \sim (E_\alpha * 1 + E_\beta * 0) / (E_\alpha + E_\beta)$$

そこで、境界 Δt 以下のイベントを各 Δt 毎に SI 分布を描写し、以下の式でフィッティングを行うことで、各 Δt の DP イベントに含まれる DP と SP の分布を計算する。(図 5.13) 尚、フィッティングは以下の式で行い、その際に設定した初期設定は表 5.3 の通りである

$$F_{\Delta t}(SI) = \frac{A_{SP}}{\sqrt{2\pi\sigma_{SP}^2}} \exp\left(-\frac{(SI - \mu_{SP})^2}{2\sigma_{SP}^2}\right) + \frac{A_{DP}}{\sqrt{2\pi\sigma_{DP}^2}} \exp\left(-\frac{(SI - \mu_{DP})^2}{2\sigma_{DP}^2}\right)$$

表 5.3: SP+DP のフィッティング時の初期設定

Parameter	誤差
A_{SP}	Free
A_{DP}	Free
μ_{SP}	± 0.05
σ_{SP}	$\pm 10\%$
μ_{DP}	$\pm (10+\Delta t)\%$
σ_{DP}	$\pm (10+\Delta t)\%$

以上の設定を用いて、各 Δt 毎、各エネルギー毎で抽出された DP 候補イベントの SI 分布に対してフィッティングを行った結果の一部が以下の図 5.13 となる。ただし、 Δt が 0 ch の場合は多くの SP が含まれており、 $\Delta t \geq 1$ ch では DP イベントが支配的となる。また、エネルギーの分け方は、フィッティングが十分にできるよう、抽出できるイベント数から以下の区間としている。

表 5.4: SI のエネルギーサンプリング区間

エネルギー区間 (MeV)
3.0 ~ 3.1
3.1 ~ 3.2
3.2 ~ 3.4
3.4 ~ 3.8
3.8 ~ 4.2
4.2 ~ 5.2

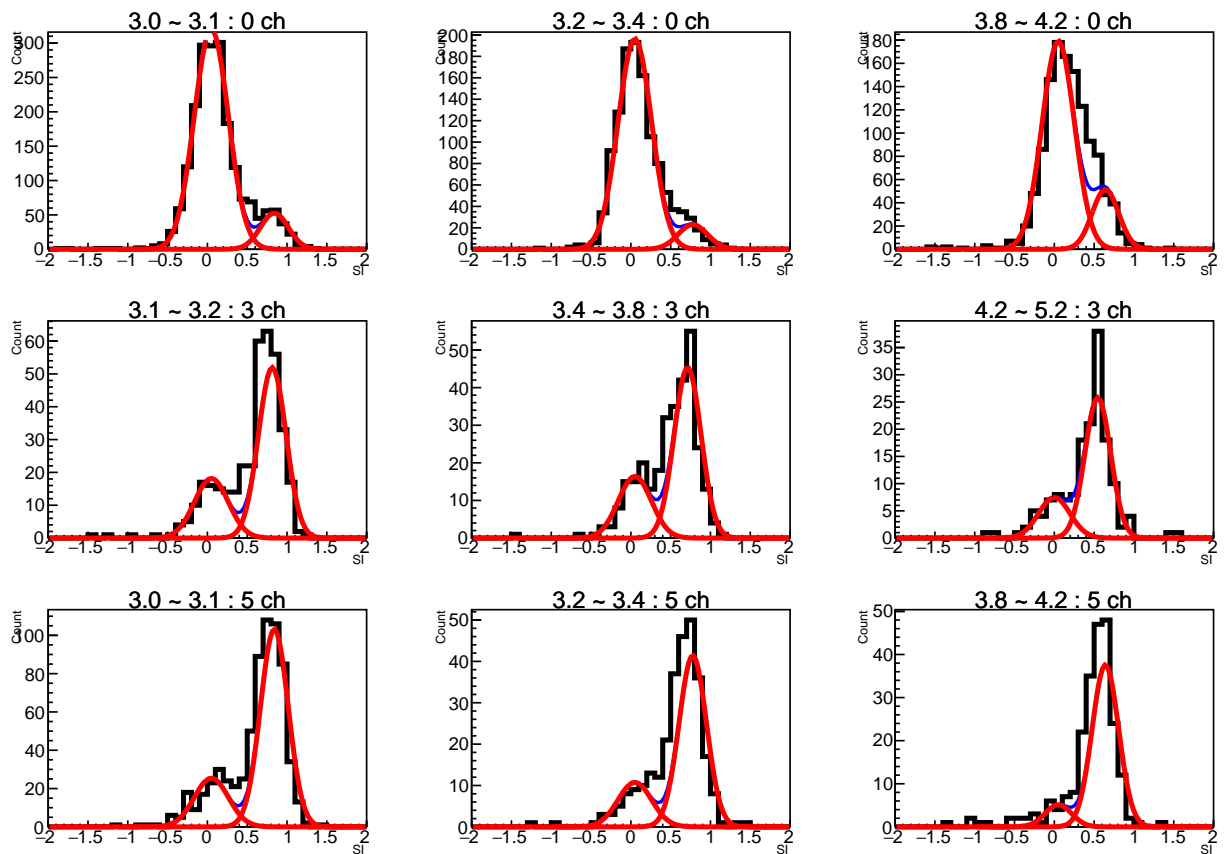


図 5.13: 予測 Δt が 0 ~ 5 ch の DP イベントでエネルギー毎に SI 分布を描き、(黒線) $F_{\Delta t}(SI)$ を用いてフィッティングしたもの。(青線)。赤線は $F_{\Delta t}(SI)$ の SP ガウス分布 (左項) と DP ガウス分布 (右項) をそれぞれ描いたものである。

図 5.13 の各スペクトルに対して $SI < \mu_{SP} + 2\sigma_{SP}$ のカットをかけることで、SI カットによる SP 検知効率を 97.7% に保ち、DP を除去する。その際の DP 除去効率は各 Δt 、各エネルギー毎に DP ガウス分布から計算することができる。(図 5.14)

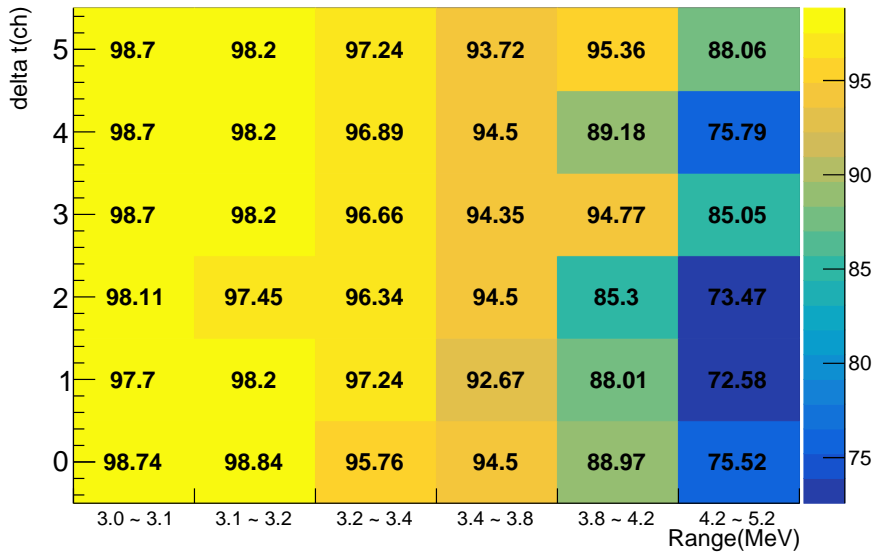


図 5.14: 各 Δt 、各エネルギー毎の DP 候補イベントの SI 分布から得られた、DP ガウス分布を元に、 $SI < \mu_{SP} + 2\sigma_{SP}$ のカットにより除去できる DP イベントの比率を描写したもの。

DP の SI 分布はエネルギーが低くなるにつれて μ_{DP} が大きくなるため、SP の SI 分布から遠ざかる。そのため、エネルギーが低い時より高精度な DP 除去が可能となる。

5.7 残留 DP イベント

機械学習による DP 識別と SI を用いた DP 識別二つの手法を掛け合わせ、DP 候補イベントから多くの DP を除去することができた。その際に残ったイベント (SP 候補イベント) は SP と、除去しきれなかった DP (残留 DP) イベントから構成される。そして、境界 Δt の値を 1 ch とした場合における SP 候補イベントのエネルギースペクトルが図 5.15 となる。また、SI を用いた DP 除去における、検知効率 (97.7%) と DP 除去効率 (図 5.14)、各 Δt ・各エネルギー毎の $F_{\Delta t}(SI)$ の SP ガウス分布 (左項) と DP ガウス分布 (右項) の高さ (A_{SP} 、 A_{DP}) を元に、最終的に除去しきれなかった DP 候補イベントの中に含まれる、実際の DP イベントの割合を推定することができる。これにより、残留 DP が予測できる。

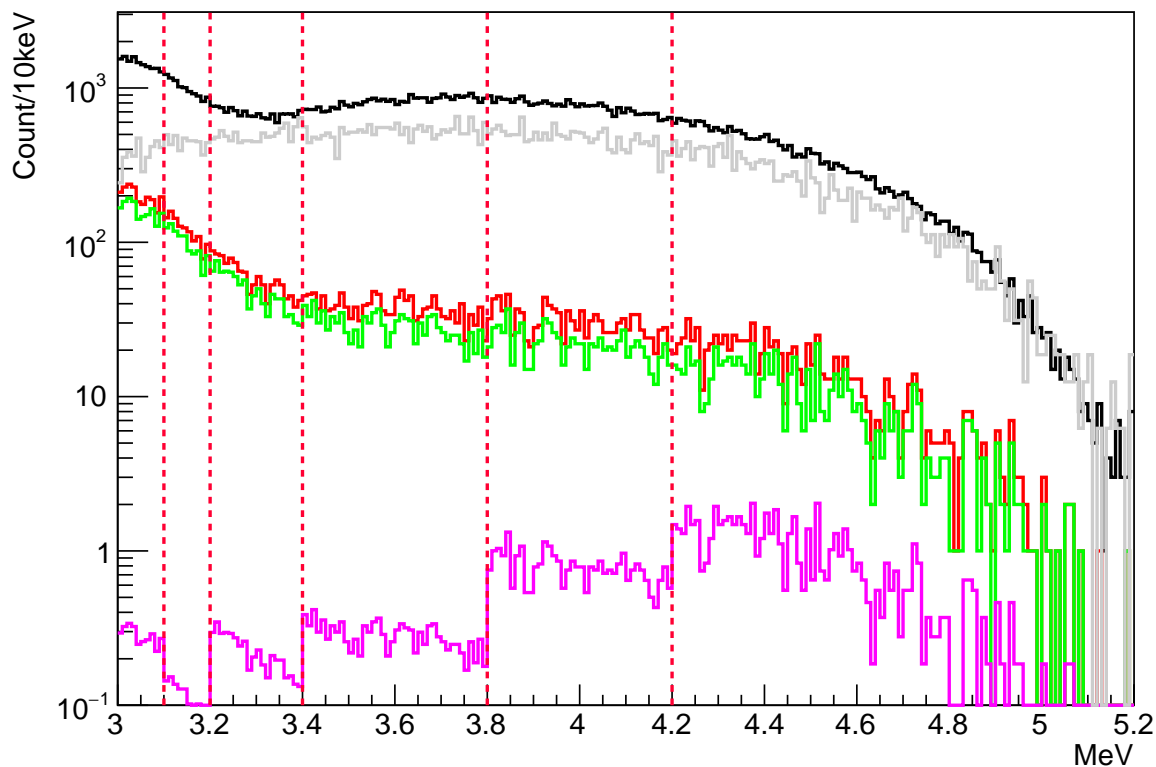


図 5.15: 黒線は全 DP 候補イベントのエネルギースペクトル。赤線はそこから ML 法により除去しきれなかった、境界 $\Delta t(1 \text{ ch})$ 未満の予測 Δt を持つ DP 候補イベントのエネルギースペクトル。更に SI カットを使用し、最終的に除去しきれなかった DP 候補イベントのエネルギースペクトルが緑線となる。このイベントの中で DP と SP のイベント数比率から推測される、残留 DP イベントのエネルギースペクトルがピンク線となっている。また、灰線はフィッティング法で抽出した純粋な DP イベントを用いて予想される、全 DP イベントのエネルギースペクトルである。また、DP と SP のイベント比率は一部のエネルギーから算出された断続的な値であるため、ピンク線には段差が見られる。断続的な値が切り替わるタイミングをそれぞれ破線で示している。尚、境界 Δt は 1 ch としている。

灰線の推定 DP イベントスペクトルについて、短い Δt を持つ DP のエネルギースペクトルを描くにあたり、直接的に高精度での抽出は困難であるため、高精度での抽出が可能な、 Δt の長い DP を用いてエネルギースペクトルを用意し、短い Δt を持つ DP と長い Δt を持つ DP のイベント数を用いてスケールリングすることで、短い Δt を持つ DP のエネルギースペクトルを間接的に高精度で描く。

具体的には、まずフィッティング法による予測 Δt が $30 \sim 50 \text{ ch}$ の DP の高精度抽出

が可能なイベントでエネルギースペクトルを描く。また、エネルギーが 3.6 ~ 5.2 MeV のイベントでフィッティング法による予測 Δt でプロットした時間差スペクトルを描く。(図 4.1) ここで、より高精度な DP 抽出のために、SP イベント数が少ない高エネルギー側を使用している。次に、この時間差スペクトルに対して、 ^{212}Po の崩壊曲線で、y 切片をフリーパラメータとして DP が十分に高精度で抽出されている、60 ~ 140 ch の範囲でフィッティングを行うことで得られた関数 $F(\Delta t)$ を用意する。そして、エネルギースペクトルの各カウント数に対して、 $\int_0^{30} F(\Delta t)d(\Delta t) / \int_{30}^{50} F(\Delta t)d(\Delta t)$ と $\int_{\text{境界}\Delta t}^{30} F(\Delta t)d(\Delta t) / \int_{30}^{50} F(\Delta t)d(\Delta t)$ の値をかけることで、 Δt が 0 ~ 30 ch と Δt ~ 30 ch の DP イベントのエネルギースペクトルを描くことができる。

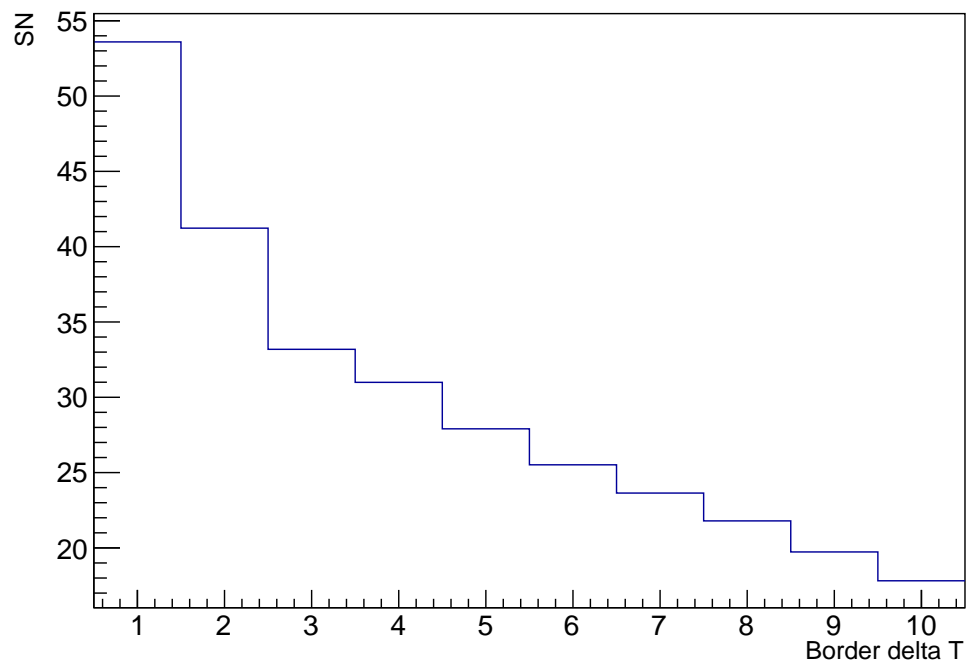
図 5.15 のように、境界 Δt を 1 ch とした場合、ML 法・SI 法を駆使した結果除去しきれなかった DP イベントの推定量 (ピンク線) は 4.17~4.47 MeV で 94 Events となる。一方でこのカットによって正常に検知 (除去されなかった) されたイベントは同じエネルギー領域で 5038 Events となる。尚、この値は DP 候補イベントと DP イベントのスペクトルの差から各エネルギー毎の SP イベント数を推定し、その値に ML 法・SI 法によって境界 Δt を 1 ch でカットした際に残るイベントとして計算している。これら二つの値を用いて得られる SN 比を元に最適な境界 Δt を決定する。また SN 比の計算は以下の様に行う。

$$SN = \frac{\langle SP \rangle_{\Delta t}}{\langle DP \rangle_{\Delta t}}$$

$$\langle DP \rangle_{\Delta t} = \int_{4.2 \text{ MeV}}^{4.4 \text{ MeV}} (ML \text{ 法} \cdot SI \text{ 法による除去後に残った推定 DP イベント (ピンク線))$$

$$\langle SP \rangle_{\Delta t} = \int_{4.2 \text{ MeV}}^{4.4 \text{ MeV}} (\text{全 DP 候補イベント (黒線)} - \text{全 DP イベント (灰線)}) * SP \text{ 検知効率}$$

以上の計算によって境界 Δt 毎の SN 比は図 5.16 の様になり、SN 比が最も良くなるのは境界 Δt が 1 ch の時であることがわかる。全 DP イベント数を ^{212}Po 崩壊曲線から計算すると、機械学習と Shape Indicator 二つのアプローチによって行われた、DP の最終的な低減率は 99.6% となった。

図 5.16: 境界 Δt 毎の SN 比

第6章

まとめと展望

6.1 まとめ

CANDLES 実験では ^{48}Ca を使用して、 $\beta\beta$ 崩壊の探索を行っている。超超寿命である $\beta\beta$ の探索にはバックグラウンド (BG) の弁別は必要不可欠である。本論文では $\beta\beta$ 解析の上で深刻な BG となっている、 $^{212}\text{Bi} \rightarrow ^{212}\text{Po} \rightarrow ^{208}\text{Pb}$ の連続崩壊事象の弁別に努めたその過程と結果について述べている。

この連続崩壊事象からなる波形 (DP) は β 波形と α 波形が部分的に重なった Pile up 波形となっている。その中で、連続崩壊の時間差が数 nsec ~ 数 10 nsec と非常に短い場合、 $\beta\beta$ や β などの単一事象からなる波形 (SP) と非常に似通ったものとなり、弁別が非常に困難であった。また、DP は 2.85 ~ 5.10 MeV と広いエネルギー領域で分布している。そのため、本研究では広範囲に分布した DP を弁別する機械学習モデルを構築した。また、さまざまなエネルギーを持つ DP を学習させるために、 β イベントと α イベントの波形情報を用いてエネルギーが 3.1, 3.7, 4.0, 4.8 MeV の擬似 DP を大量に作成し、学習を行った。同様に作成したテストデータや実データへの適用から機械学習モデルの性能を評価することで、本研究の成果として、 $\beta\beta$ の Q 値周辺において、弁別することができない DP イベント数を推定で 94 Events にまで低減することができ、全 DP イベントに対する低減率としては 99.6% となる。時間差が 0 ch の DP イベントは全体の 0.6% であるため、この低減率は非常に高い水準といえる。

6.2 展望

本研究により深刻な BG となる DP を低減することができたが、数 nsec 程度の非常に短い時間差や低いエネルギーを持つ DP の識別に関しては十分な識別精度には至っていない。これらの課題を解決するため、現在、機械学習のインプットデータを PMT 毎の 2

次元データではなく、PMT の位置関係に着目した、3次元データ (x, y が PMT の座標空間、 z が時間軸になっている。)に変更し、CNN の構造自体も見直し、より優秀な機械学習モデルを構築している。入力情報を3次元にして畳み込み、特徴抽出することによって、信号の伝搬の仕方に、よりフォーカスを当てることができ、SP の識別精度を非常に大きく向上させることに成功した。しかし、この3次元データを用いた学習モデルには結晶依存性が確認されており、一部結晶によっては本研究の精度よりも悪化することが確認されている。そのため、今後は現在確認されている課題を解消し、より高精度で DP 識別が可能な学習法を構築していく予定である。また、識別難度が上がると考えられている、ノイズの大きい SP や β が α のエネルギーに対して小さい DP に対して、新たな観点からアプローチしていく必要がある。SI による DP 除去ではフィッティングから得られたガウス分布を元に除去対象のイベントの選択や残留イベントの計算を行ったが、これらの調査検討は急ピッチで行われたものであり、発展途上な解析となっている。そのため、現状では正確性に欠けており、さらなる高精度解析技術が求められる。

謝辞

私はこの3年間 CANDLES グループの一員として研究に励み、その中で自分ができることを目一杯やってきました。しかしこの道のりは一人ではたどり着くことができない程、長く、暗く、険しい道りでした。そんな厳しい道りを歩み切ることができたのは、間違いなく私の周りにはいる方々のおかげでした。まず、最もお世話になり、かつ、お手数もおかけしたのは吉田斉准教授でした。私がギリギリまで解析にこだわり、結果卒業研究発表の当日の朝4時に発表練習に付き合っていたいただいたこともありました。就職活動に専念したいと、1ヶ月で35イベント程就活イベントをびっしり敷き詰めたスケジュールをお見せした時には、目標に向かって頑張るのであれば、ミーティングへの参加は優先しなくとも構わないと仰ってくださり、その甲斐もあって第一志望の企業に入社することもできました。研究においても、こうするべきだという私の意見に、梅原さおり特任准教授、南雄人特任助教授と共にいつも耳を傾けて頂きました。お三方のおかげで、自分で考え、確かめ、また考えるという様に、かなり自走した研究ができ、考察力、論理的思考力が養われたと思います。他に例を挙げてもキリがないですが、この3年間の私の「研究生活」が素晴らしいものであったと感ずることができるのは、間違いなく吉田斉准教授のおかげでした。この3年間本当にお世話になりました。また、川畑貴裕教授に関しては、数日前ではありますが、過去の経験やこれからの不安など、私の悩みについて多くを聞いて頂きました。このことは恋人を除けば今まで誰にも話すことができなかったのですが、学生一人一人と親身に接している川畑貴裕教授には自然と話すことができました。非常に長い間私の話を聞いて頂き心の靄が晴れた様に感じています。また、福田光順准教授、松多健策助教授、清水清助教授、三原基嗣助教授、古野達也助教授、Anawat 特任研究員とはお酒の場で大いに有意義な時間を過ごさせて頂きました。普段お話が聞けない、アカデミックという険しい道を行かれる方々のお話は非常に興味深く、一方で、そんな中でも感じられる人間味溢れるお話もまた、別の楽しさがあり、こんな大人になりたいと、そう思っていました。阪口篤志教授、小田原厚子准教授には、発表練習で当時は気づかなかった説明上の穴をご指摘頂き、本番で軌道修正をすることができました。また、学生陣に関しては、多くの方々と交流をさせて頂きました。まず、原田卓明さんはプログラムに関しての

知識が非常に豊富で、自分で対処しきれないほどの問題を抱えた際には、いつも快く力になって頂きました。また、山本朝陽さん、木村祐太さん、大上能弘さん、辰巳凌平さんにはお酒の場に何度も連れ出して頂き、研究や人生への焦燥感や不安を一時忘れ去る程楽しい時間を過ごすことができました。坂梨公亮さんとはオンラインゲームを通じてお話する機会がありましたが、ゲーム中警察が家に突撃したり、出張から帰ると部屋が浸水していたり、非常に個性的な経験をされている方で、非常に魅力あふれる人材であり、できればもっとお話をしてみたかったです。同期に関しては、すでに卒業した山本志織さん(旧姓)を含む同期の方々とは何度もお酒を交え語らうことができました。同じ苦労や不安を共有している仲間というのは非常に重要でかけがえのない存在でした。最後に私が最もお世話になった先輩である伊賀友耀さん、多くは語りませんが、この3年間の「研究室生活」が非常に素晴らしいと感じることができたのは間違いなくあなたのおかげでした。研究に関しても、プライベートに関しても大変お世話になりました。また東京組でお酒を飲めればと思います。その他、多くの方の協力のおかげで修士論文を作成することができました。ここに感謝の意を表します。ありがとうございました。

参考文献

- [1] Study of Backgrounds in CANDLES to Search for Double Beta Decays of ^{48}Ca .
Hidekazu Kakubata
- [2] K.Nakajima et.al Background studies of high energy γ rays from (n, γ) reactions
in the CANDLES experiment.