

修 士 論 文

論文題名

^{12}C の中性子非弾性散乱断面積測定に向けた MAIKo+ TPC の開発

令和 7 年 2 月 24 日

専攻名 物理学専攻
氏 名 LIN YIFAN

大阪大学大学院理学研究科

概要

トリプルアルファ反応は3つの α 粒子から、 3α 共鳴状態である 0_2^+ 状態や 3_1^- 状態を経由して ^{12}C の 0_1^+ 状態を合成する反応である。トリプルアルファ反応は宇宙の元素合成において、 ^{12}C より重い元素を合成する戸口反応なので、その反応率を決めることは、 ^{12}C の生成量のみならず、重元素合成のプロセスを理解する上でも重要である。

トリプルアルファ反応では、 3α 共鳴状態は通常、電磁崩壊して ^{12}C の 0_1^+ 状態に脱励起することが知られているが、超新星爆発などの高密度環境下では、背景粒子である陽子、中性子、 α 粒子などとの散乱によっても ^{12}C の 0_1^+ 状態への脱励起反応が発生する。特に、クーロン障壁の影響を受けない中性子との非弾性散乱の寄与が重要となる。

したがって、高密度環境におけるトリプルアルファ反応率を正確に決定するには、 3α 共鳴状態が中性子との非弾性散乱によって ^{12}C の 0_1^+ 状態へ脱励起する反応の断面積を実験的に測定する必要がある。しかし、 3α 共鳴状態は寿命が短く、標的として使用することは不可能である。そこで、その時間反転反応を測定する。つまり、 0_1^+ 状態にある ^{12}C に中性子を入射させ、 3α 共鳴状態へ励起される反応の断面積を測定する。 3α 共鳴状態から放出される3つの α 粒子の飛跡を解析し、不変質量法で ^{12}C の励起エネルギーを再構築し、 $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}(0_2^+, 3_1^-)$ 反応の断面積を決定する。その結果に対し、詳細つり合いの原理を適用すれば、順反応の断面積を算出することができる。しかし、 3α 共鳴状態から放出される α 粒子の運動エネルギーは100 keV程度であり、通常の検出方法では標的の内部で止まってしまい、測定は容易ではない。そこで、我々は検出ガスが標的ガスの役割を兼ねるMAIKo+ アクティブ標的TPCを使用して $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}(0_2^+, 3_1^-)$ 反応の断面積測定の実験を行う。

我々は2022年にMAIKo+の性能評価をするために大阪大学のOKTAVIAN加速器施設で14 MeVの単色中性子源で $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}(0_2^+, 3_1^-)$ 反応の断面積を測定した。その結果、先行研究である2020年に同じ14 MeVの単色中性子源で行われたMAIKoのテスト実験と比べ、 3_1^- を励起する反応の断面積は誤差の範囲内で一致したものの、 0_2^+ を励起する反応の断面積は小さかった。我々が先行研究との違いの原因を、検出器の電子増幅率不足による 3α 共鳴状態に励起したイベントを取得できなかった可能性があると判断し、物理測定に向けて電子増幅用のGEMを1枚増設し、増幅率が十分に向上したことを α 線源を用いた測定で明らかにした。

一方、これまでのデータ解析では、取得した α 粒子の飛跡画像は人間の目視によるEye

Scan で行っていたが、2022 年に大阪大学の OKTAVIAN 施設で行われた実験では取得したイベント数が莫大であり、さらに物理測定では取得イベント数がテスト実験の数倍になる見込みなので、データ解析の効率を上げるために Deep Learning モデルに基づいた自動解析アルゴリズムを開発した。

自動解析アルゴリズムの性能を評価するために、我々は MAIKo+ 実験で取得したデータを Eye Scan 解析・自動解析アルゴリズム両方で解析し、得られた $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}(0_2^+, 3_1^-)$ 反応の収量と断面積を比較した。その結果、 $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}(0_2^+)$ 反応に関しては、収量・断面積ともに自動解析アルゴリズムによる解析結果は Eye Scan 解析と誤差の範囲内で一致した。一方で、 $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}(3_1^-)$ 反応に関しては、自動解析アルゴリズムの方が収量が少なかったが、解析効率を考慮して計算した断面積は Eye Scan 解析の結果と一致し、自動解析アルゴリズムによって実験データの解析を行うことができることを示した。

目次

概要	i
第 1 章 イントロダクション	1
1.1 トリプルアルファ反応	1
1.2 トリプルアルファ反応率の重元素合成への影響	2
1.3 高密度環境下でのトリプルアルファ反応	3
1.4 アクティブ標的 TPC による時間反転反応の測定	5
1.5 本研究の目的	7
第 2 章 MAIKo, MAIKo+ TPC	11
2.1 ドリフトケージ	13
2.2 電子増幅	17
2.3 信号の読み出し	19
第 3 章 OKTAVIAN でのテスト実験	23
3.1 実験セットアップ	23
3.2 解析	25
3.3 結果	30
3.4 OKTAVIAN のテスト実験結果についての課題	37
第 4 章 GEM の増設	40

第 5 章 機械学習による解析	43
5.1 飛跡本数識別	43
5.2 飛跡端点決定	55
第 6 章 まとめと将来の展望	68
参考文献	72

第 1 章

イントロダクション

1.1 トリプルアルファ反応

ビッグバン直後の宇宙には、陽子と中性子 (核子) しか存在しなかった。ビッグバン元素合成 (BBN) は、宇宙が誕生してから数分後に起こった核反応であり、最も軽い元素である陽子 1 個からなる水素を起点として、核子移行反応により新しい原子核を合成されていった。 ${}^4\text{He}$ が生成された後、理論的にはさらに中性子を捕獲することで重い元素が合成されるはずであるが、 ${}^3\text{He}({}^4\text{He}, \gamma){}^7\text{Be}$ や ${}^3\text{H}({}^4\text{He}, \gamma){}^7\text{Li}$ 反応により、ごく微量の ${}^7\text{Be}$ と ${}^7\text{Li}$ が合成されたのみで、それ以外の重元素は合成されなかった。これは、質量数が 5、8 の安定な同位体が存在しないため、 ${}^4\text{He}$ に対する核子移行反応や ${}^4\text{He}$ 同士の融合反応が進まないからである。この 2 点で重元素の合成が抑制されるので、質量数 $A=5, 8$ の壁として知られている。この壁を乗り越えて、 $A=8$ よりも重い元素を合成する戸口反応がトリプルアルファ反応である。

トリプルアルファ反応は 3 つの α 粒子から、 ${}^{12}\text{C}$ を合成する反応である。まず、2 つの α 粒子から短寿命の共鳴状態である ${}^8\text{Be}$ を作る。 ${}^8\text{Be}$ の基底状態は共鳴状態であるため、すぐに 2 つの α 粒子へと崩壊してしまうが、 ${}^8\text{Be}$ が崩壊しないうちに 3 つ目の α 粒子を捕獲することによって、 3α の共鳴状態として ${}^{12}\text{C}$ の励起状態を作る。この励起状態は、 ${}^{12}\text{C}$ の α 崩壊閾値近傍の $E_x=7.65$ MeV の励起エネルギーを持ち、スピン・パリティが 0^+ の状態である。この状態は Fred Hoyle によって存在が予言された [1] ため、Hoyle 状態と呼ばれている。図 1.1 のように、Hoyle 状態は生成後、ほとんどの場合は 3 つの α 粒子に崩壊してしまうが、 $4.16(11) \times 10^{-4}$ の確率で γ 崩壊もしくは e^+e^- 対生成により ${}^{12}\text{C}$ の基底状態へ脱励起する [2]。

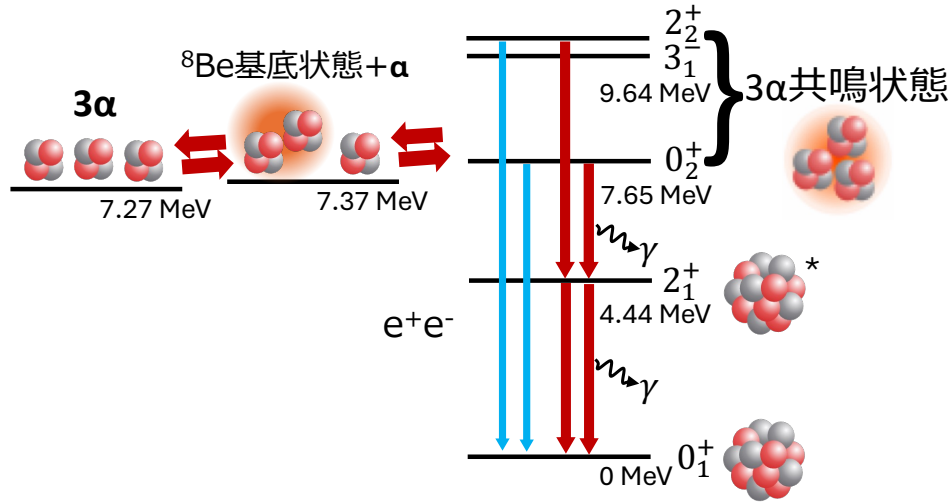


図 1.1: トリプルアルファ反応、および ^{12}C の 3α 共鳴状態 (0_2^+ , 3_1^-) の脱励起反応の模式図。

1.2 トリプルアルファ反応率の重元素合成への影響

トリプルアルファ反応率は ^{12}C の合成量だけでなく、 ^{12}C が他の重元素の合成の起点となるので、宇宙の元素合成全般の解明に非常に重要である。特に、重力崩壊型超新星爆発の陽子過剰かつニュートリノ放射の影響が強い環境で起こる νp 過程では、陽子捕獲で陽子過剰な p 核が生成されるが、トリプルアルファ反応率は νp 過程において生成される元素の生成量に大きな影響を与える。図 1.2 に、Wanajo らが計算した、超新星爆発時において、異なるトリプルアルファ反応率 (Angulo99) [3] を仮定した場合の νp 過程における重元素の生成量を示す [4]。図 1.2 から、トリプルアルファ反応の反応率を 2 倍変化させると、質量数 100 以上の重い元素の生成量に 10 倍以上の差異が生じ、さらにトリプルアルファ反応の反応率を 10 倍にすると、生成量の相違が 1000 倍になることがわかる。これは、トリプルアルファ反応で合成される ^{12}C は νp 過程の種核なので、 $A=50-70$ の中重核の生成量が増大するが、同時に νp 過程により陽子の消費量も増大するので、陽子が欠乏して陽子捕獲が進まず、 $A=80$ 以上の原子核の生成量が減少するためである。さらに、温度が高い領域 (10^9 K) では、 0_2^+ 状態よりも励起エネルギーの高い 3α 共鳴状態の 3_1^- 状態 (9.64 MeV) と 2_2^+ 状態 (9.84 MeV) の寄与も重要になる [5, 6]。したがって、宇宙における重元素合成の過程を理解するためには、トリプルアルファ反応の反応率を正確に決定する必要がある。

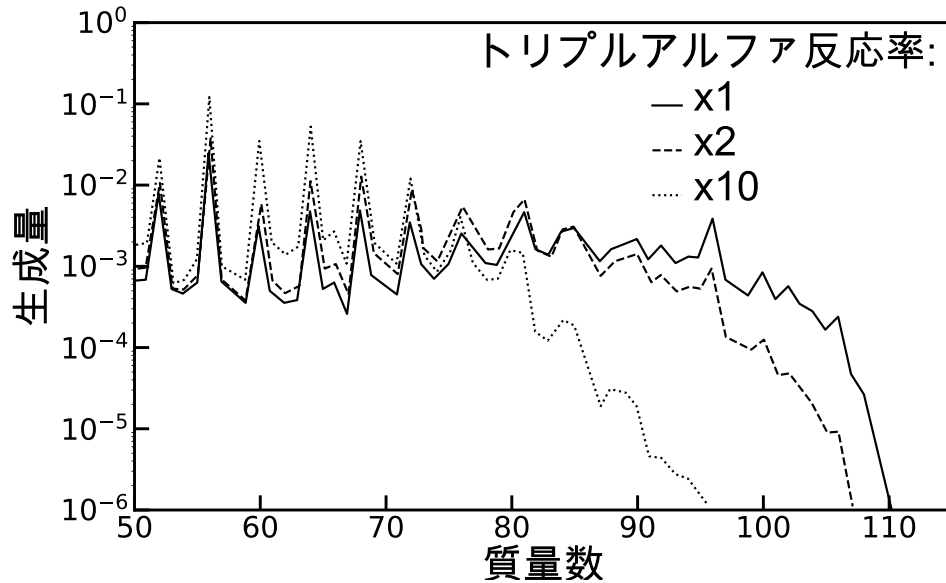


図 1.2: 異なるトリプルアルファ反応率を仮定した場合の νp 過程における重元素の生成量 [4]。実線はトリプルアルファ反応率 (Angulo99 [3]) 1 倍を仮定した場合の重元素合成量、破線、点線はそれぞれ、2 倍と 10 倍を仮定した場合の重元素生成量である。

1.3 高密度環境下でのトリプルアルファ反応

超新星爆発などの高密度環境下では、 ^{12}C 共鳴状態が自発的に電磁崩壊して脱励起する反応以外にも、背景粒子である陽子、中性子、 α 粒子などとの散乱によっても ^{12}C の基底状態への脱励起反応が発生する。特に、クーロン障壁の影響を受けない中性子との非弾性散乱の寄与が重要となる。図 1.4 に、Beard らによる背景粒子散乱を加味した際の、 0_2^+ 状態を経由するトリプルアルファ反応率の理論計算の結果を示した [7]。図 1.4 の横軸は温度 ($\times 10^9$ K) を示し、縦軸は電磁崩壊のみを考えた場合の反応率に対し、 α 粒子 (緑線)、陽子 (橙線) と中性子 (青線) との非弾性散乱による脱励起も考慮した場合の反応率の増大率である。実線は 0_2^+ 状態 (7.65 MeV) から 2_1^+ 状態 (4.44 MeV) へ、破線は 0_2^+ 状態 (7.65 MeV) から 0_1^+ 状態 (0 MeV) へ脱励起する反応の反応率増大率である。高密度環境 (10^6 g/cm 3) において、図 1.4 の青実線の $T_9 \sim 0$ 付近、青点線の $T_9 \sim 2$ 以降に注目すると、 γ 崩壊のみを考慮した場合に比べ、 ^{12}C が中性子との非弾性散乱によって脱励起する反応も考慮すると、反応率は 40–100 倍に増大することが分かる。

Beard らが計算した、中性子非弾性散乱によるトリプルアルファ反応率の増大を考慮

し、Jin らは重力崩壊型超新星からのニュートリノ駆動風における νp プロセスでの重元素の合成量を計算した [8]。図 1.3 にその結果を示す。計算では、ニュートリノ駆動風の初期の電子分数 $Y_{e,0} = 0.6$ 、密度減衰の時間尺度 $\tau_d = 10 \text{ ms}$ を仮定し、バリオンあたりの初期エントロピー s_o をそれぞれ $80k_B$ (黒線)、 $160k_B$ (緑線)、 $200k_B$ (赤線) にした。中性子非弾性散乱によるトリプルアルファ反応率の増大を考慮すると、種核 ^{12}C の合成量が増加し、中性子-種核比が減少し、中性子の供給不足により (n, p) 反応の進行が抑制され、重元素の合成が妨げられる。図 1.3 から、結果として、 νp プロセスにおける元素合成の終点が 5 原子質量ほど軽い側へシフトしていることが分かる。

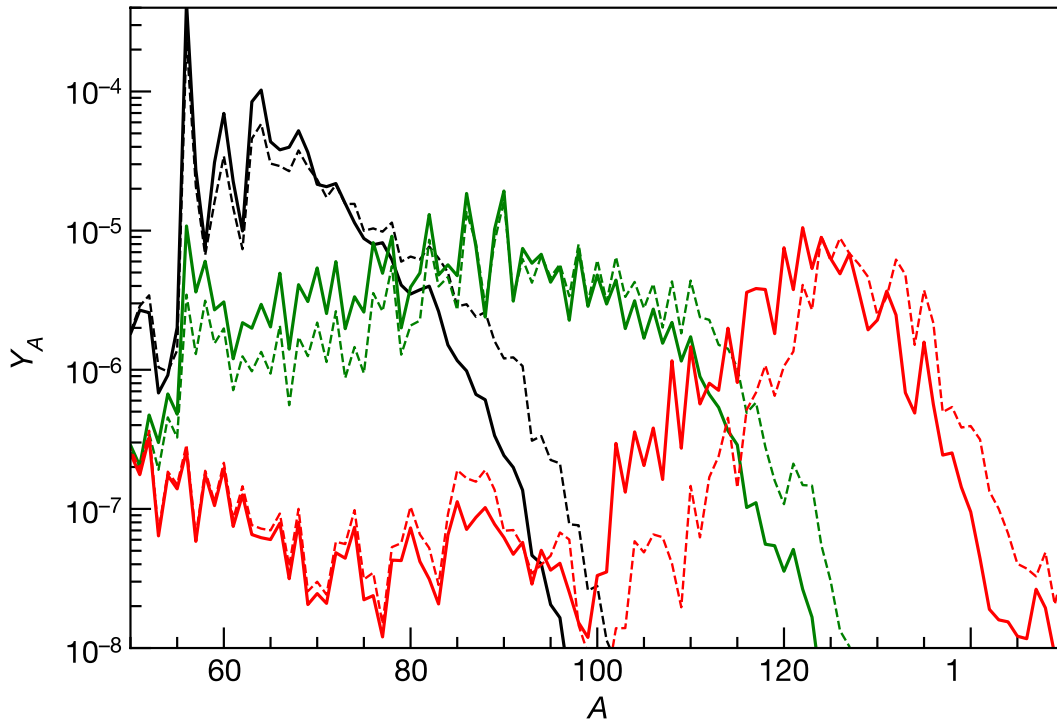


図 1.3: 中性子非弾性散乱によるトリプルアルファ反応率の増大を考慮した νp プロセスでの重元素の合成量 [8]。横軸は元素の質量数 A 、縦軸は合成量である。計算では、ニュートリノ駆動風の初期の電子分数 $Y_{e,0} = 0.6$ 、密度減衰の時間尺度 $\tau_d = 10 \text{ ms}$ を仮定し、バリオンあたりの初期エントロピー s_o をそれぞれ $80k_B$ (黒線)、 $160k_B$ (緑線)、 $200k_B$ (赤線) にした。 k_B はボルツマン定数である。実線は図 1.4 で示すトリプルアルファ反応率の増大を考慮した場合の結果であり、波線は増大の効果を入れない場合の計算結果である。

図 1.5 に、Baishya らが計算した [9]、密度が温度に対して、 $\rho \propto 10^6 T_9^3$ と変化する

Cowling モデル [10] を使用した場合のトリプルアルファ反応率の増大率を示す。図 1.5 の赤実線と緑破線はそれぞれ、 ^{12}C の 3_1^- 状態 (9.64 MeV) と 2_2^+ 状態 (9.87 MeV) が中性子との非弾性散乱によって脱励起する反応の寄与を考慮した場合のトリプルアルファ反応率の増大率曲線を示している。この両者に注目すると、温度が高い領域では、 3_1^- と 2_2^+ 状態の中性子非弾性散乱による脱励起により、トリプルアルファ反応率が約 100 倍になることが分かる。したがって、高密度環境下でのトリプルアルファ反応の反応率を決定するには、中性子との非弾性散乱によって 3α 共鳴状態である 0_2^+ , 3_1^- , 2_2^+ 状態が 0_1^+ 状態へ脱励起の反応断面積を測定する必要がある。

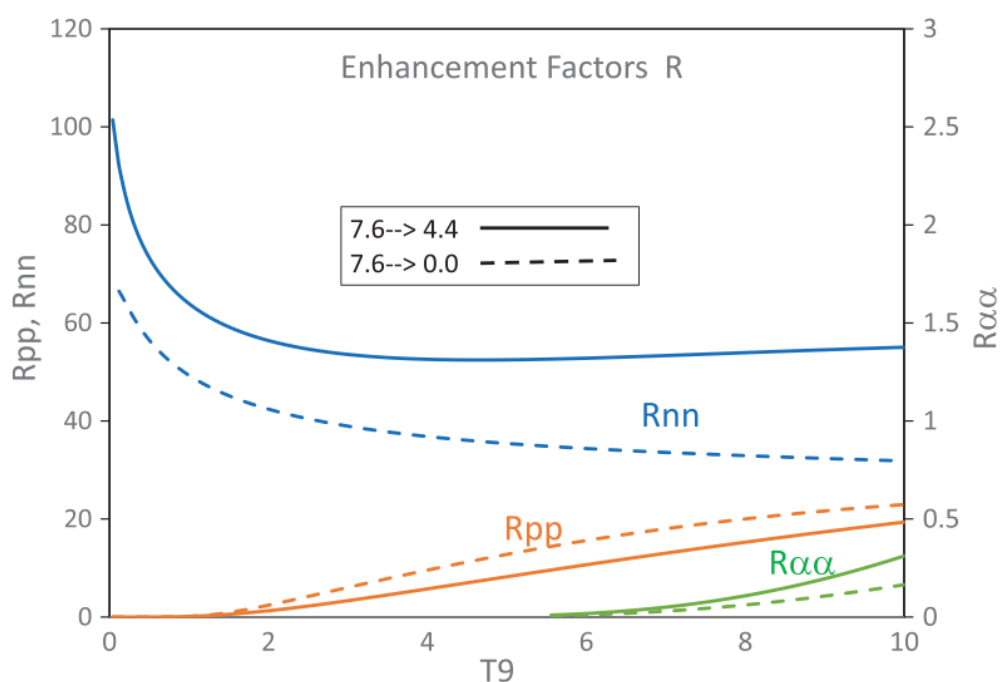


図 1.4: 高密度環境 (10^6 g/cm^3) において、 ^{12}C の γ 崩壊による脱励起のみを考えた場合と、各粒子との非弾性散乱による脱励起も考慮した場合のトリプルアルファ反応率の比。横軸は温度 ($\times 10^9 \text{ K}$) である。 R_{nn} , R_{pp} , $R_{\alpha\alpha}$ は、それぞれ中性子、陽子、 α 粒子との非弾性散乱を考慮した場合のトリプルアルファ反応率の増大率である [7]。

1.4 アクティブ標的 TPC による時間反転反応の測定

宇宙で実際に起こっている反応は、図 1.6 の上段のように、 3α 共鳴状態の ^{12}C が中性子との非弾性散乱によって基底状態に脱励起する反応である。 3α 共鳴状態の ^{12}C は寿命が

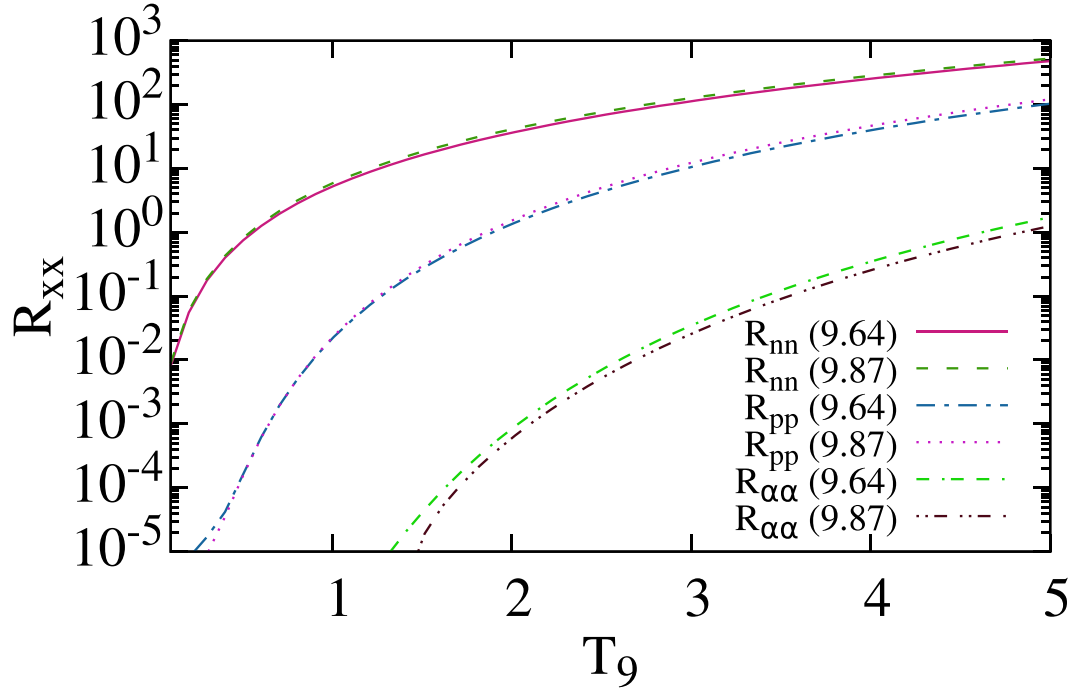


図 1.5: 密度が T_9 によって変化する Cowling モデルを使用した場合のトリプルアルファ反応率の増大率 [9]。横軸は T_9 、縦軸はトリプルアルファ反応率の増大率 R_{xx} , R_{nn} , R_{pp} , $R_{\alpha\alpha}$ はそれぞれ、中性子、陽子、 α 粒子との非弾性散乱による脱励起の寄与を考慮した場合のトリプルアルファ反応率の増大率を示し、括弧内の数字は 3α 共鳴状態の励起エネルギーを示す。

非常に短いので、この測定を行うことは技術的に不可能である。しかし、その時間反転反応を測定することは可能である。つまり、図 1.6 の下段のように基底状態の ^{12}C に中性子を入射させて 3α 共鳴状態の ^{12}C を作り、 3α 共鳴状態からの崩壊 α 粒子を測定することによって、詳細つり合いの原理から次式で脱励起する反応の断面積を決定する。

$$\sigma_{\downarrow} = \frac{k'^2(2I' + 1)}{k^2(2I + 1)} \sigma_{\uparrow}.$$

ここで、 $\sigma_{\downarrow}$ は 3α 共鳴状態から 0_1^+ 状態へ脱励起する反応の断面積、 $\sigma_{\uparrow}$ は 0_1^+ 状態から 3α 共鳴状態へ励起する反応の断面積、 I' は 3α 共鳴状態のスピン、 I は 0_1^+ 状態のスピン (0)、 k' , k は、脱励起する反応と励起する反応における相対運動の波数。 $2I' + 1$ と $2I + 1$ はそれぞれ、 3α 共鳴状態と 0_1^+ 状態の縮退度を表す。

中性子との非弾性散乱によって生成された 0_2^+ 状態からの崩壊 α 粒子のエネルギーは過去に計算されている [11]。計算では、入射中性子のエネルギーに関わらず Kondo ら [12]

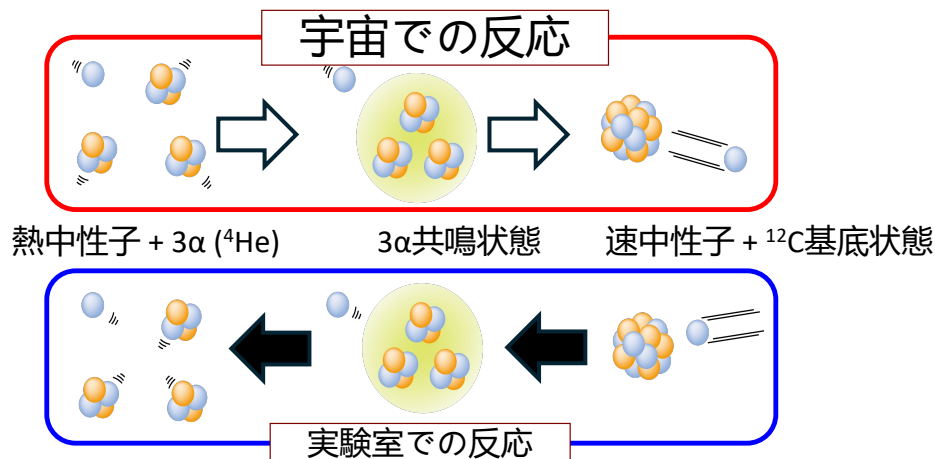


図 1.6: 宇宙におけるトリプルアルファ反応 (上) と実験室における時間反転反応 (下) の模式図。

が測定した微分断面積で散乱が起こることを仮定した。また、非弾性散乱によって励起された 0_2^+ 状態が ^8Be と α 粒子に崩壊し、その後 ^8Be が α 粒子 2 つに崩壊する過程で、それぞれの 2 体崩壊は重心系において等方的に崩壊することを仮定した。その結果を図 1.7 に示す。典型的には 0_2^+ 状態の励起エネルギーである 7.65 MeV と 3α 崩壊閾値 7.27 MeV の差分を 3 等分したものになり、およそ 100 keV のエネルギーを持つ。図 1.8 に、通常の検出方法とアクティブ標的を使用した場合の測定手法の模式図を示す。100 keV の α 粒子の炭素標的中の飛程は 0.1 mg/cm^2 と非常に小さく、図 1.8 上段のように、通常の炭素薄膜標的を用いると α 粒子が標的の中で止まってしまい、検出器まで到達できず、検出が困難である。そのため、我々のグループで開発した MAIKo [13]、MAIKo+ [14] アクティブ標的を用いて測定を行う。アクティブ標的の特徴は、図 1.8 下段で示したように、検出器内部に反応が起こり、標的ガスが同時に検出ガスとしての役割を持つので、低いエネルギーの粒子でも大立体角で検出できることである。MAIKo、MAIKo+ アクティブ標的の詳細に関しては次章で述べる。

1.5 本研究の目的

1.4 節で述べたように、トリプルアルファ反応率を正確に決定するには、 ^{12}C が中性子との非弾性散乱によって 3α 状態に励起する反応の断面積を実験で測定する必要がある。 $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}(0_2^+)$ 反応に関しては、Texas A&M 大学の Bishop らが 2022 年に測

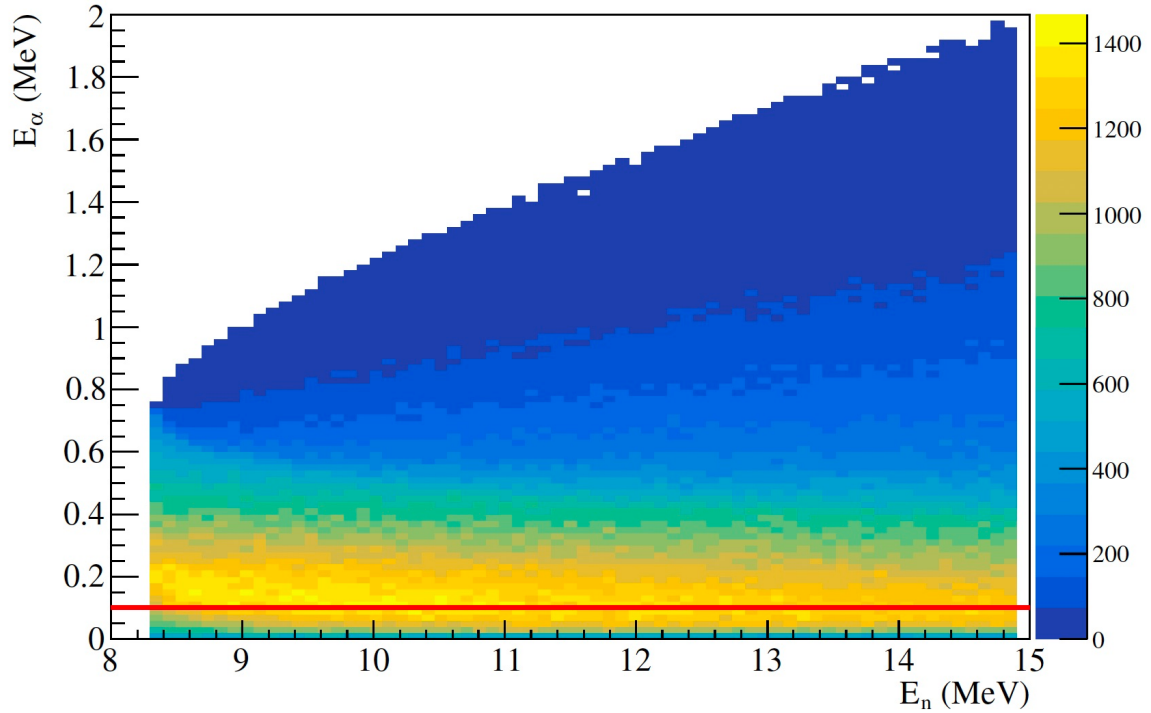


図 1.7: 0_2^+ 状態から放出される α 粒子のエネルギー分布 [11]。横軸は中性子エネルギー E_n 、縦軸は放出された α 粒子一個のエネルギー E_α である。赤線は 0.1 MeV を示す。

定結果を報告している [15]。Bishop らは中性子エネルギー $E_n=7.2\text{--}10$ MeV の範囲で $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}(0_2^+)$ 反応の断面積を測定した。測定に使ったのは MAIKo、MAIKo+ と同じくアクティブ標的 TPC であり、Texas A&M 大学が開発した TexAT TPC [16] である。その結果、図 1.9 で示すように、測定した中性子エネルギー範囲において 0_2^+ 状態を励起する反応断面積のエネルギー依存性は Beard ら [7] による予測と閾値近傍で異なる挙動を示し、 0_2^+ 状態を経由するトリプルアルファ反応に対する中性子非弾性散乱による影響は以前考えられたほどには重要でない可能性が報告された。

図 1.10 に、現在報告されている ^{12}C が中性子非弾性散乱によって 3_1^- 状態に励起される反応の断面積の測定結果を示す。帯は理論計算、三角は Schmidt ら [18] による $E_n = 14.1\text{--}15.8$ MeV の測定結果、四角は Olsson ら [19] による $E_n = 16.5\text{--}22.0$ MeV の測定結果、円の点は Meigooni ら [20] による $E_n = 20\text{--}26$ MeV の測定結果を示す。現状、中性子エネルギー $E_n=10\text{--}13$ MeV の範囲における $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}(0_2^+)$ 反応の断面積の測定結果が存在せず、さらに図 1.10 で示されたように、 $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}(3_1^-)$

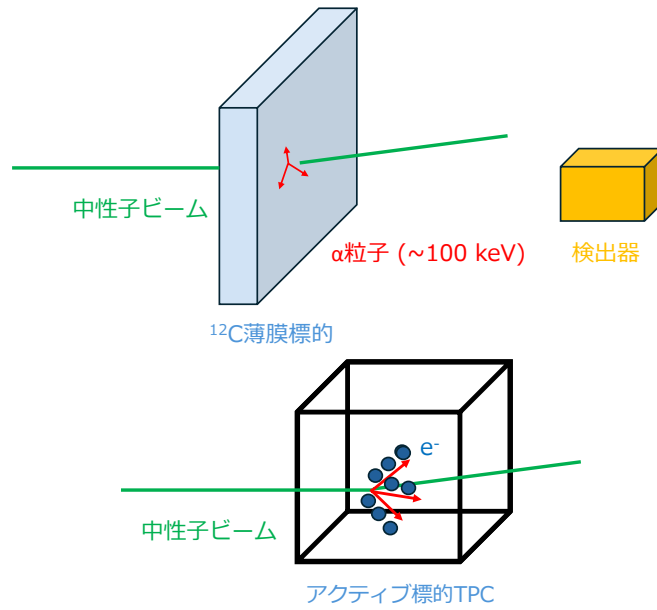


図 1.8: 中性子ビームを炭素薄膜標的に照射する通常の検出方法 (上段) とアクティブ標的を用いた場合 (下段) の測定の模式図。

反応の閾値近傍における断面積の測定結果が全く存在しない。したがって、本研究ではこれらの中性子非弾性散乱の断面積を初めて測定することを目指し、MAIKo+ TPC を用いて中性子エネルギー $E_n=8.5-12.7$ MeV における ^{12}C の中性子非弾性散乱断面積を東北大学先端量子ビーム科学研究センター (RARiS) のサイクロトロン施設で測定する。同測定は 2025 年 3 月の実施を予定しており、物理測定に向けて 2022 年に MAIKo+ TPC の性能を評価するために大阪大学工学研究科の加速器施設 OKTAVIAN [21] でテスト実験を行った [14]。本論文の 2 章以降にテスト実験の結果、物理測定に向けて改善した内容と新しく開発した Deep Learning に基づいた自動解析の手法を述べる。

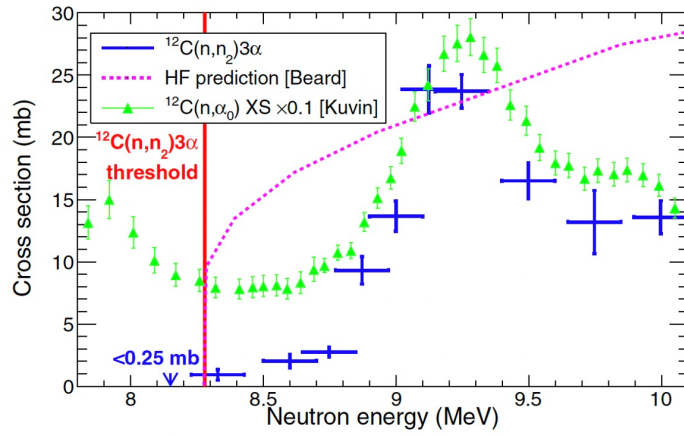


図 1.9: Bishop らが測定した $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}(0_2^+)$ 反応の断面積の結果 (青点) [15]。紫の点線は Beard の理論計算による予測 [7]、緑の三角は Kuvin ら [17] が測定した $^{12}\text{C}(n, \alpha_0)$ 断面積の結果に 0.1 をかけたものであり、Bishop らの測定結果と形が相似している。

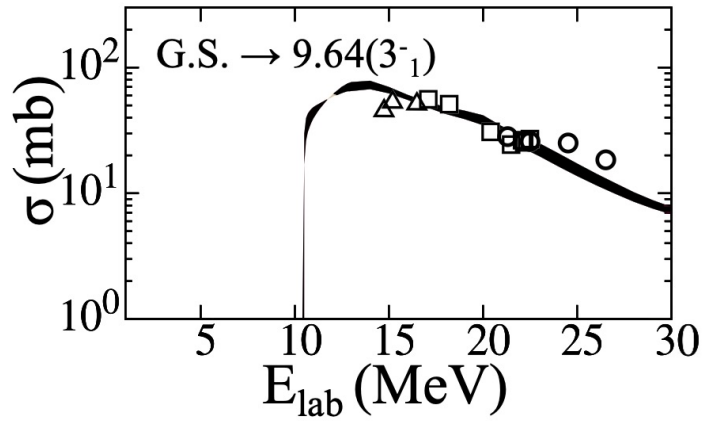


図 1.10: ^{12}C の 3_1^- 状態を励起する中性子非弾性散乱断面積 [9]。帯は理論計算、三角は Schmidt ら [18] による $E_n = 14.1 \text{ MeV} - 15.8 \text{ MeV}$ の測定結果、四角は Olsson ら [19] による $E_n = 16.5 \text{ MeV} - 22.0 \text{ MeV}$ の測定結果、円の点は Meigooni ら [20] による $E_n = 20 \text{ MeV} - 26 \text{ MeV}$ の測定結果を示す。

第 2 章

MAIKo, MAIKo+ TPC

アクティブ標的 MAIKo [13], MAIKo+ [14] は、荷電粒子の飛跡を 3 次元的に捉えることができる time projection chamber (TPC) を用いている。アクティブ標的では、封入されたガスを散乱標的・TPC の検出ガス両方として使用する。

α 粒子などの荷電粒子が TPC 検出器内部の有感領域を通過すると、その飛跡に沿って周囲のガス粒子をイオン化させ、電子を生成する。生成された電子はドリフトケージ中の電場によって、読み出し面に向けてドリフトされ、後述の電子増幅機構でガス増幅を経て電気信号として読み出される。荷電粒子の水平方向での位置情報は電子読み出し面の電気信号から得られ、垂直方向での位置情報は電子のドリフト時間から決定される。

我々のグループは、2020 年に大阪大学工学部の OKTAVIAN 加速器施設 [21] において 14 MeV の中性子ビームを用いて MAIKo TPC による ^{12}C の中性子非弾性散乱断面積測定の有効性を実証した [22]。しかしながら、当時は MAIKo TPC の有感体積が十分でなく、 3α 共鳴状態に励起された ^{12}C が 3 つの α 粒子に崩壊したと思われるイベントの収量不足により、算出された断面積に大きな統計誤差が存在した。特に 0_2^+ 状態では測定した断面積の結果が 14 mb に対し、6 mb と 40 % の統計誤差があった。

我々は収量不足の原因について、 3α 共鳴状態に励起された ^{12}C からの崩壊で放出された α 粒子が MAIKo TPC の有感領域外部に到達し、正確に ^{12}C の励起エネルギーを再構成できず解析から除外されたイベントが多いことをシミュレーションによる計算で明らかにした。我々はこの問題を解決するために、2021 年から MAIKo を大型化したアクティブ標的 TPC、MAIKo+ の開発に着手した。既存の MAIKo アクティブ標的の有感領域が $10.2 \times 10.2 \times 11.0 \text{ cm}^3$ であったのに対し、新開発した MAIKo+ では有感領域を $30.7 \times 30.7 \times 30.0 \text{ cm}^3$ に拡大した。これにより、同じ検出ガスを使用したシミュレーション計算によれば、MAIKo+ は検出効率が MAIKo の 21% から 66% へと約 3 倍に向

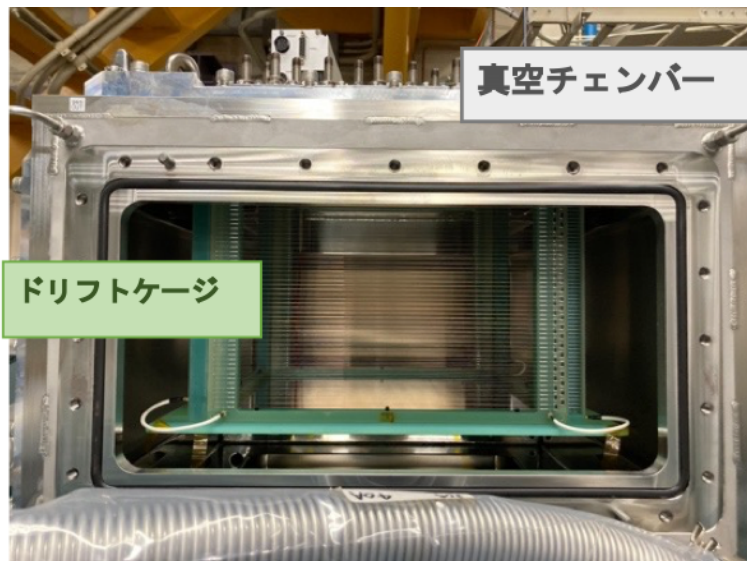


図 2.1: MAIKo+ の真空チェンバーの写真。内部にドリフトケージが設置されている。

上し、さらに標的厚は3倍に増大したため、収量も約10倍に増加する見込みである。

MAIKo+ TPC は真空チェンバー、ドリフトケージ、電子増幅用の GEM [23] と μ -PIC [24] からなり、図 2.1 に真空チェンバーの写真を示す。

2.1 ドリフトケージ

ドリフトケージは、有感領域を荷電粒子がガス中を通過する際に電離された電子を読み出し面までドリフトさせるための一様電場を生成する。MAIKo+ で使用されているドリフトケージは、縦横がそれぞれ 38.0 cm、高さが 30.0 cm の寸法を持っている。その底部に厚さ 5 mm の G10 製のメッキ加工された plate があり、一番高い負の電圧がかけられる。ドリフトケージの上部には、直径 125 μm のベリリウム銅線で作られた 2.5 mm 間隔の格子状の grid があり、grid に plate より低い負の高電圧がかけられることにより、plate と grid の間で下向きの電場が形成され、電子が上方向へとドリフトするようになる。ドリフトケージの模式図を図 2.2 に示す。grid は、ガス増幅によって発生した多量のイオンがドリフト領域への流入するを防ぐ役割も果たしている。これらのイオンが多量に有感領域に流入すると、電場の一様性が損なわれ、飛跡の歪みの発生と電子ドリフトを阻害する原因となる。

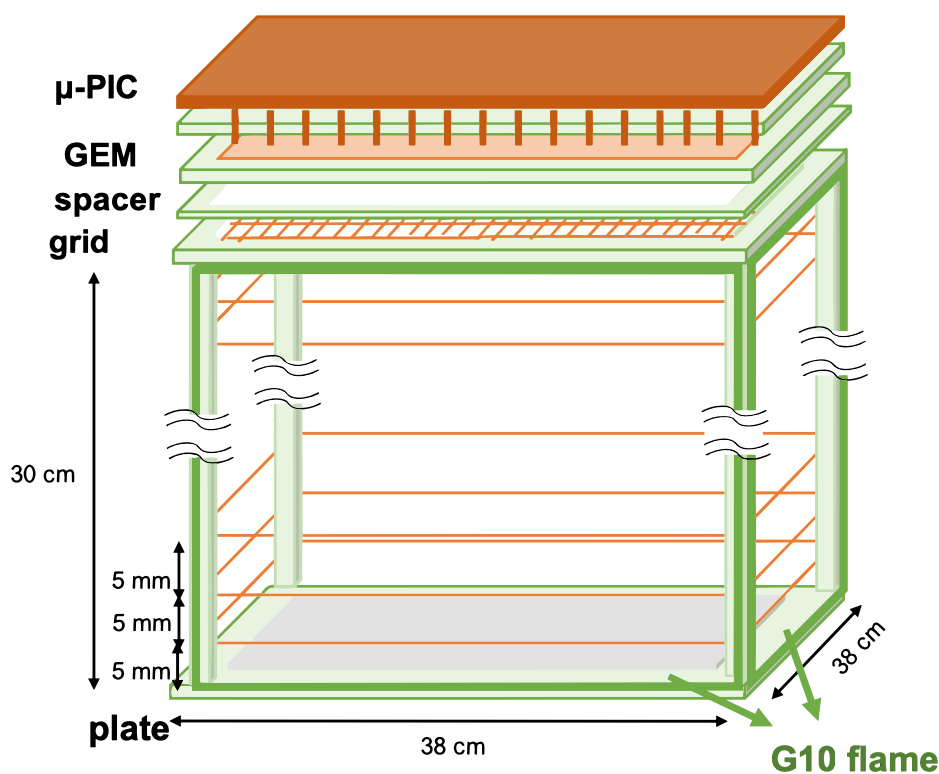


図 2.2: ドリフトケージの全体の模式図 [14]。

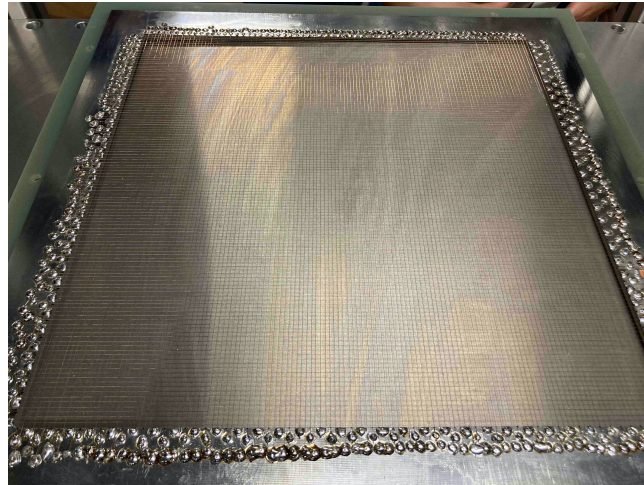


図 2.3: Grid の写真 [14]。

MAIKo+ のドリフトケージの CAD 図を図 2.4 に示す。ドリフト電場の一様性を保つために、我々は図 2.4 で示されたように、plate と grid の間の側面に G10 製のフレームを設置した。そこには $10\text{ M}\Omega$ の抵抗で接続された直径 $125\text{ }\mu\text{m}$ のベリリウム銅線が 5 mm 間隔で 2 重のリング状に張られている。内側と外側のベリリウム銅線は 20 mm 離れている。この 2 重構造がケージ内の電場の均一性を向上させることが、電場シミュレーションツール Garfield++ による計算で明らかにされている。図 2.6 に、Garfield++ で計算した、Plate の 10 cm 上における電場の相対強度の分布図を示す。図 2.6 ことから、TPC の体積中心の位置を基準にした場合、XY 平面ではおよそ 1.6% の範囲内に電場の一様性が保たれていることが分かる。ケージの側面の G10 のフレームは四つの面で組み合わせた構造をしており、設置および改造の際に高い利便性を持つ。上部には、さらにスペーサー、gas electron multiplier (GEM)、そして信号読み出し面である micro-pixel chamber (μ -PIC) が配置されている。ドリフトケージ全体の回路図を図 2.5 に示す。

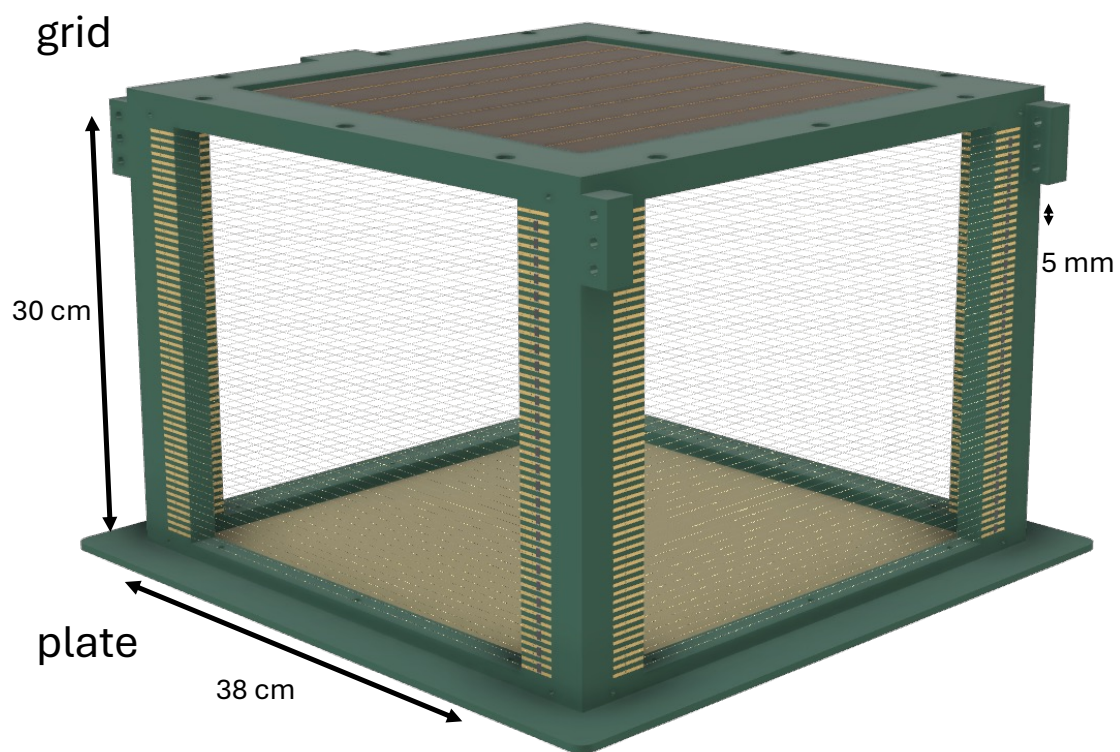


図 2.4: ドリフトケージの CAD 図 [14]。

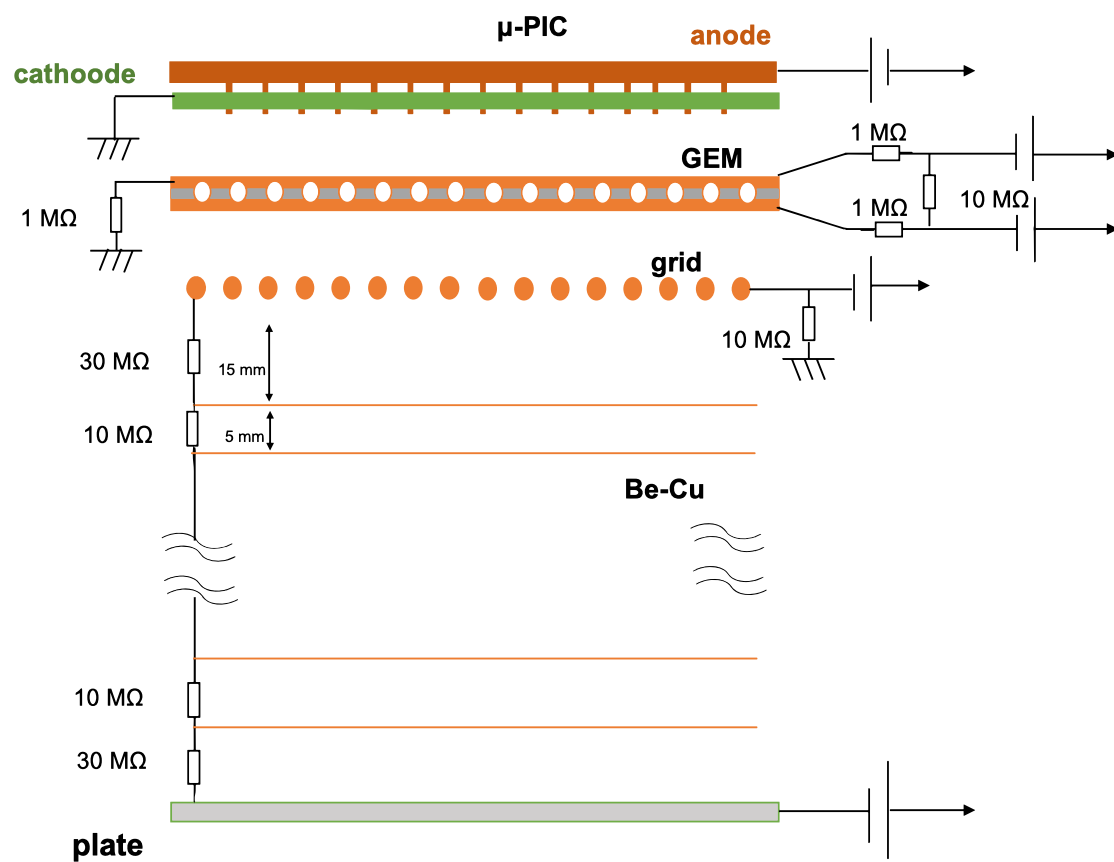


図 2.5: ドリフトケージの回路図 [14]。

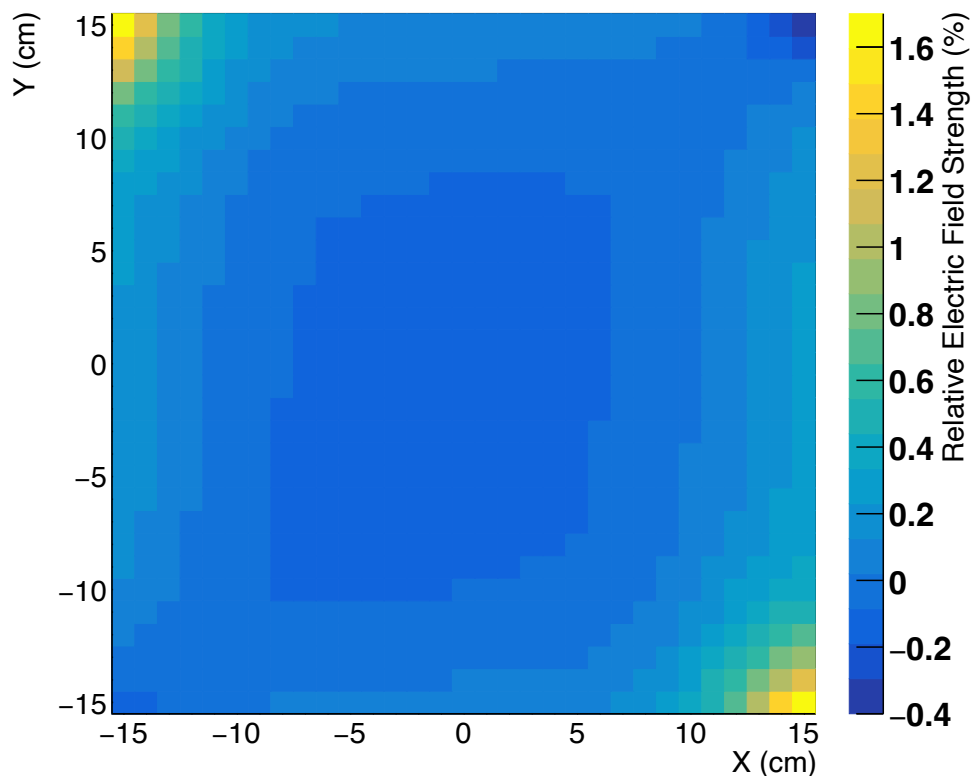


図 2.6: Garfield++ で計算した、Plate の 10 cm 上における電場の相対強度。横軸、縦軸は TPC の体積中心を 0 にした場合の X 軸、Y 軸上の距離。色は (0, 0) における電場強度を基準にした場合の、各位置における電場強度のずれ。

2.2 電子増幅

Gas Electron Multiplier (GEM) は、図 2.7 で拡大画像が示されているように薄い金属で被覆された絶縁体に、直径 $70\ \mu\text{m}$ の小さな穴が $140\ \mu\text{m}$ 間隔で加工されているガス増幅器である。GEM の表面・裏面の間に印加される高電圧により、穴の内部に高電場を生成することで、ドリフトケージからの電子をなだれ増幅させることができる。MAIKo+ では、grid 直上に GEM を配置して電子を増幅する。使用されている GEM は、SciEnergy 社製で有感領域の大きさが $31.0 \times 31.0\ \text{cm}^2$ 、厚さが $100\ \mu\text{m}$ である。MAIKo+ の電子増幅用に使用している GEM 基板の写真を図 2.8 に示す。

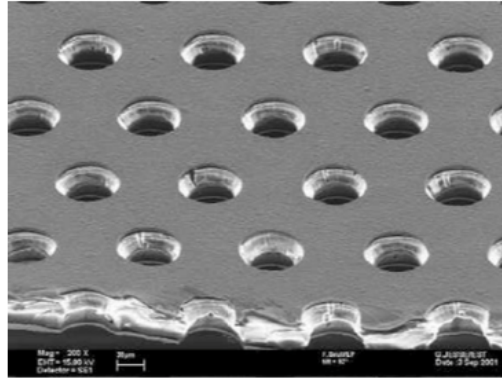


図 2.7: GEM の拡大写真 [23]。

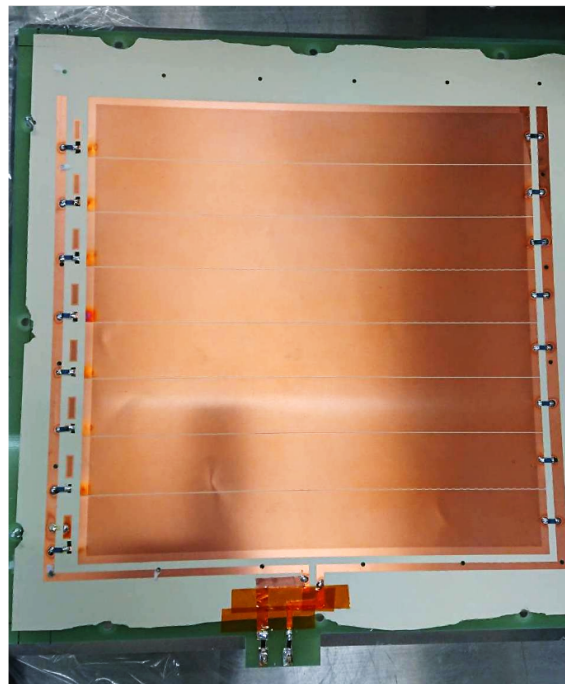


図 2.8: MAIKo+ の GEM 基板の写真。

過度な電場が形成された場合に放電が起こり、GEM の表裏面が導通してしまう事態を防ぐために、表面と裏面のコネクタ間には $10\text{ M}\Omega$ の抵抗が挟まれている。裏面は $1\text{ M}\Omega$ の抵抗を介して接地されている。この安全対策により、放電による損傷を最小限に抑えつつ、効果的な電子増幅が可能である。

MAIKo+ で使用される GEM は、厚さ 5 mm の G10 基板にエポキシ接着剤 (Aremco

ボンド 631) で固定されており、図 2.2 に示されているようにドリフトケージへ組み込まれている。

GEM によって増幅された電子は、さらに μ -PIC によって再増幅され、最終的に信号として読み出される。図 2.9 に示すように、 μ -PIC はストリップ状の anode と cathode の電極が交差する構造を持つ。cathode 電極には $400\text{ }\mu\text{m}$ の間隔で直径 $256\text{ }\mu\text{m}$ の穴が配置されている。anode 電極は cathode 電極の穴の中心で直径 $50\text{ }\mu\text{m}$ の円柱状に突出している。この anode 電極に正の高電圧を印加し、cathode ストリップを接地すると、anode 電極の近傍に強い電場が生じる。これにより、GEM で初期増幅された電子をさらに μ -PIC においてガス増幅し、anode および cathode の電極で誘起された信号が各ストリップを通じて読み出される。MAIKo+ に用いた μ -PIC の有感領域は $30.7 \times 30.7\text{ cm}^2$ であり、読み出しチャンネル数は anode, cathode とともに 768 ch である。

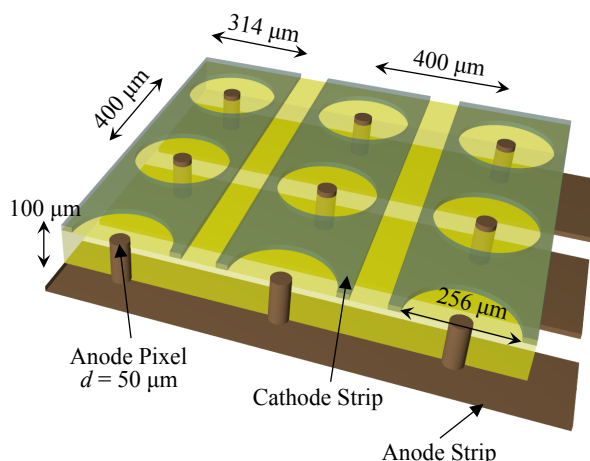


図 2.9: μ -PIC の模式図。

2.3 信号の読み出し

MAIKo+ の信号処理は Giga-bit Iwaki [25] ボードを使用して行われる。その写真を図 2.10 に示した。このボードでは、各ストリップからのアナログ信号を増幅・整形した後、ディスクリミネーターで処理する。ディスクリミネーターは、信号の振幅が設定された閾値を超えた場合に Hit 信号を出力し、FPGA を使用して 100 MHz のクロック信号に同期され、約 $20\text{ }\mu\text{s}$ ($2,048$ クロック) にわたって、閾値を超えたクロックでは 1 を、それ以外は 0 を記録する Time over threshold (TOT) 方式で処理される。また、32 チャンネ

ルの整形アナログ信号が合算され、その波形情報は 50 MHz、10 ビットの FADC によって波形をデジタル化された後、FPGA に入力される。外部からトリガーが LVDS 信号で入力されると、FPGA は SiTCP [26] を通じてデータを PC に転送する。

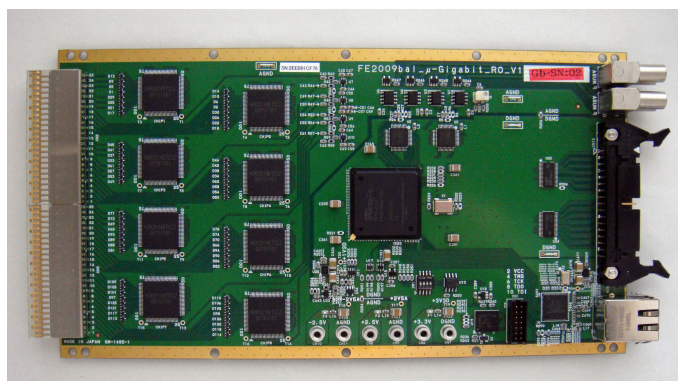


図 2.10: Giga-bit Iwaki ボードの写真。

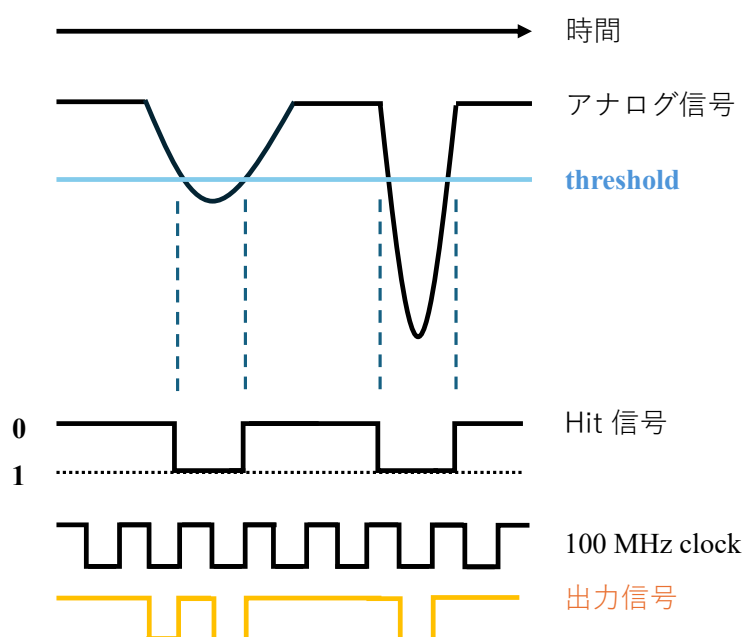


図 2.11: μ -PIC で誘起された信号の読み出し方法の模式図 [14]。

データ解析時には、各クロックにおいて、Hit 情報が記録されたストリップを黒のピクセル、それ以外を白のピクセルとして表示することで、荷電粒子の飛跡を白黒画像として

構築する。MAIKo+ は、anode ストリップがビーム軸に対して垂直、cathode ストリップがビーム軸に平行になるように設置されていた。よって、飛跡データはビーム軸に対し平行ないし垂直な平面に射映された $768 \times 2,048$ ピクセルの白黒画像として記録される。図 2.12 に $^{12}\text{C} (n, n') ^{12}\text{C}(0_2^+)$ 反応についての取得データの一例を示し、図 2.13 にデータ取得のイメージを示す。

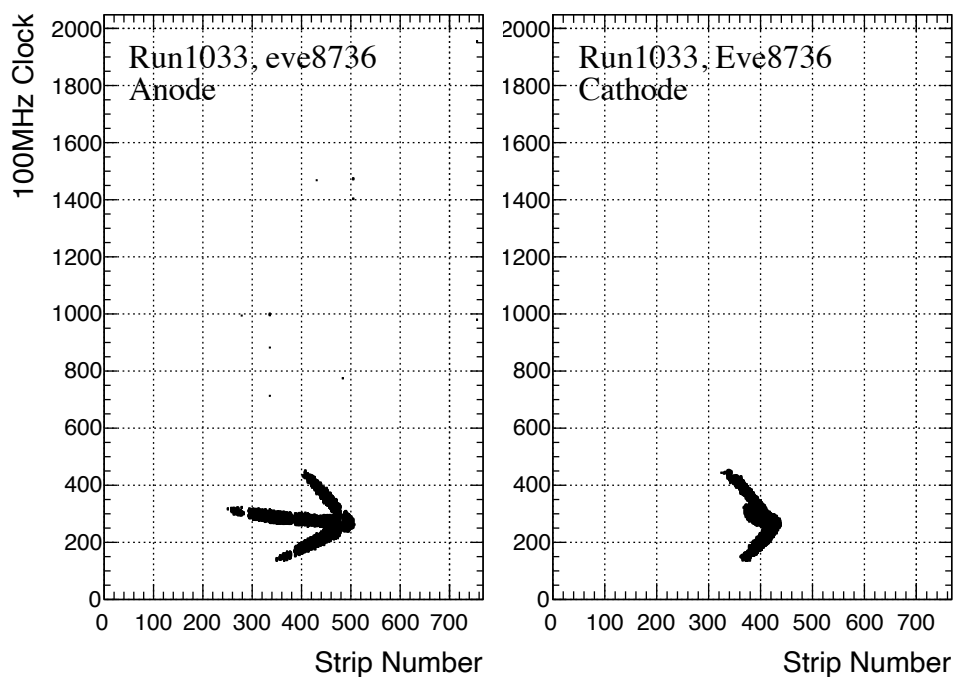


図 2.12: 2022 年の OKTAVIAN テスト実験で取得した画像データの一例。左は μ -PIC の Anode による画像で、右は Cathode の画像である。横軸はそれぞれ Anode、Cathode のストリップの ch 数で、縦軸は clock counter の値でドリフト時間に対応している。このイベントでは、 ^{12}C は中性子との非弾性散乱により 3 つの α 粒子に崩壊している。

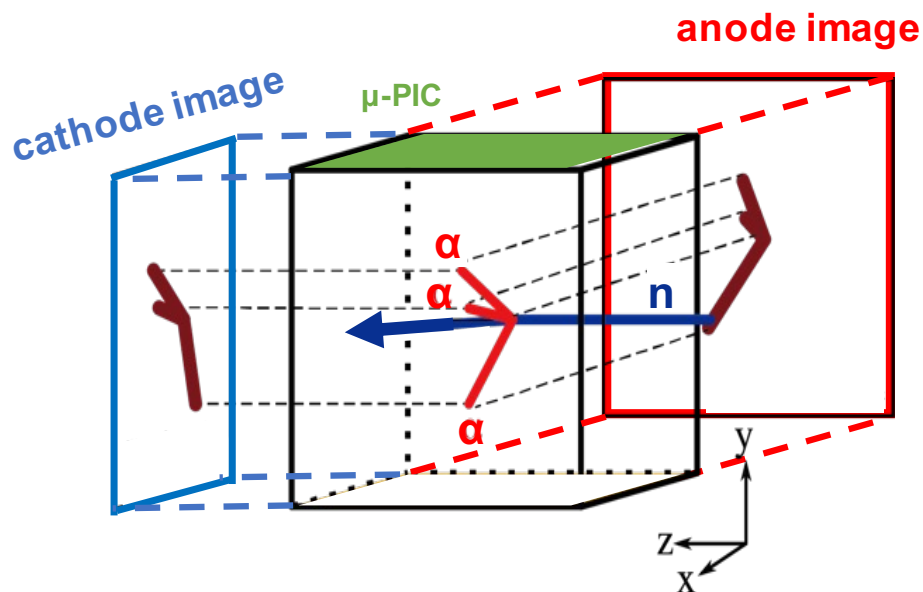


図 2.13: MAIKo+ で ^{12}C が中性子との非弾性散乱で 3 つの α 粒子に崩壊するイベントを記録するときのイメージ。崩壊 α 粒子がガス分子を電離させて生成した電子が μ -PIC に到着し、それぞれ Anode(zy)、Cathode(xy) の画像として記録される。縦軸はドリフト時間である [14]。

第 3 章

OKTAVIAN でのテスト実験

我々は MAIKo+ TPC を用いた ^{12}C 中性子非弾性散乱断面積測定の有効性を実証するために、大阪大学工学研究科の OKTAVIAN 加速器施設でテスト実験を行った。

3.1 実験セットアップ

OKTAVIAN の DC ビームラインを用いて、トリチウム標的に 300 keV の重陽子ビームを照射し、DT 反応により生成される 14 MeV の単色中性子ビームを MAIKo+ に照射した。実験セットアップの模式図を図 3.1 に示す。重照射室と大実験室を隔てる厚さ 1 m の遮蔽壁には、中性子ビームを導くために開口部の直径が 20 mm のポリエチレン製コリメータを設置した。MAIKo+ チェンバー中心までの距離は大実験室の壁から 2.35 m、トリチウム標的からは 4.81 m である。中性子の散乱を抑えるため、MAIKo+ の真空チェンバーの側面には 2 章の図 2.1 で示したアクリルのフランジではなく、アルミフランジと厚さ 50 μm のアラミド膜で封止されたフランジが使用された。

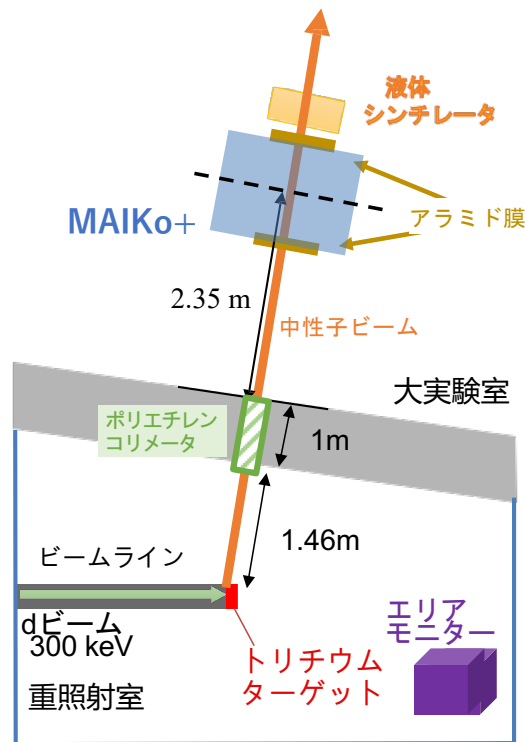


図 3.1: OKTAVIAN における実験セットアップの模式図 [14]。

OKTAVIAN 施設のエリアモニターを使用して中性子発生量を計測した。このモニターは、ウラニウムを混入した透過膜を備えた比例計数管を使用し、中性子によって誘起されるウラニウムの核分裂から生じる荷電粒子を検出し、信号とその時間情報を MCA で記録する。さらに、重照射室に設置されたタンタル板を用いて放射化実験を行い、ビームタイム後に γ 線のオフライン測定を通じて積算中性子量を算出した。この積算中性子量を基に MCA の計測データを規格化し、検出効率とエリアモニターの立体角を考慮して、中性子の発生率を推定した。結果として、測定期間中における MAIKo+ に入射した平均中性子強度は毎秒 2.3×10^4 個であり、MAIKo+ に入射した総中性子量は 1.8×10^9 個であった。

0_2^+ 状態から放出された α 粒子の飛跡が短すぎると識別が困難になる。また、 α 粒子の運動エネルギーはそれが TPC の有感領域内部を飛行する際に全エネルギーを消耗した前提が成立しなければ正確に計算できないので、 α 粒子を TPC の有感領域内部で停止させる必要がある。よって、検出ガスと圧力を決定する際に、 α 粒子の飛跡 1 cm 以上、TPC

の有感領域内に停止、圧力をある程度上げることで拡散効果をできる限り削減という3つの要請から、原子量が小さく、少ない物質質量である程度圧力を上げることができる H_2 や He を入れた混合ガスの使用を検討した。最終的に、Garfield++, Magboltz などのシミュレーションツールで最適化した結果、検出ガスを $\text{isoC}_4\text{H}_{10}$ (10%)+ H_2 (90%) の混合ガスとし、圧力を 100 hPa にした [11]。測定期間中は、ガスの混合比を一定に保ち、真空チェンバー内のアウトガス濃度を低く抑えるために、マスフローコントローラを用いて $\text{isoC}_4\text{H}_{10}$ ガスを 2.5 scc/min、 H_2 ガスを 24.0 scc/min の流速でフローさせつつ、ドライ真空ポンプとピエゾ制御バルブで圧力を一定にコントロールした。

3.2 解析

実験で集めた荷電粒子の飛跡画像データには、 ^{12}C が3つの α 粒子に崩壊するイベント (図 2.12) だけではなく、 $^{12}\text{C}(n, n)^{12}\text{C}$ 、 $^1\text{H}(n, n)^1\text{H}$ (図 3.2)、 $^{12}\text{C} + n \rightarrow ^{13}\text{C}^* \rightarrow ^9\text{Be} + ^4\text{He}$ (図 3.3) のイベントもバックグラウンドイベントとして検出される。図 2.12 に示すような研究対象となる $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}(0_2^+, 3_1^-)$ の飛跡画像では、始点を共有する飛跡が3本確認できるのに対し、図 3.2, 3.3 に示すバックグラウンドイベントでは画像中の飛跡が1本か2本しか存在しない。したがって、画像中で同じ始点を持つ飛跡の本数を数え、3本以外のイベントをバックグラウンドイベントと見なした。

バックグラウンドイベントを排除した後、 $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}(0_2^+, 3_1^-)$ のイベントに対し、3つの α 粒子の飛跡の共通の始点 (中性子と ^{12}C との散乱点) とそれぞれの終点の座標を抽出した。抽出した座標の横軸に $\mu\text{-PIC}$ のチャンネル間の距離である 400 μm を、縦軸には読み出しクロックの周期である 10 ns とドリフト速度をかけて実座標に変換した。さらに、Anode と Cathode はそれぞれ yz 平面、 xy 平面に射映された画像なので、 y 座標で点の対応が取れ、それぞれの端点、散乱点の三次元座標が求められる。端点と散乱点の距離で求めるガス中の粒子の飛程から、その粒子が飛行過程で損失したエネルギーを計算できる。 α 粒子が 100 hPa の $\text{isoC}_4\text{H}_{10}$ (10%)+ H_2 (90%) ガス中を進むときの飛程とエネルギーの関係を SRIM [27] を用いて計算した。SRIM の出力は飛程とそれに対応する運動エネルギーの離散的な点の集合なので、それらに対し3次のスプライン補完を行い、滑らかな関数にした。その結果を図 3.4 に示す。飛程から計算した α 粒子の運動エネルギーを K_α 、光速を c 、 α 粒子の静止質量を M_α とすると、 α 粒子の全エネルギー E_α と運

動量の大きさ P_α は、

$$E_\alpha = K_\alpha + M_\alpha c^2,$$

$$P_\alpha = \frac{\sqrt{E_\alpha^2 - (M_\alpha c^2)^2}}{c},$$

であり、 ^{12}C の励起エネルギー E_x は3つの α 粒子のエネルギーの和 E_{sum} と運動量の和 P_{sum} を用いて、

$$E_x = \sqrt{E_{\text{sum}}^2 - (P_{\text{sum}} c)^2} - M_{^{12}\text{C}} c^2,$$

から求めた。

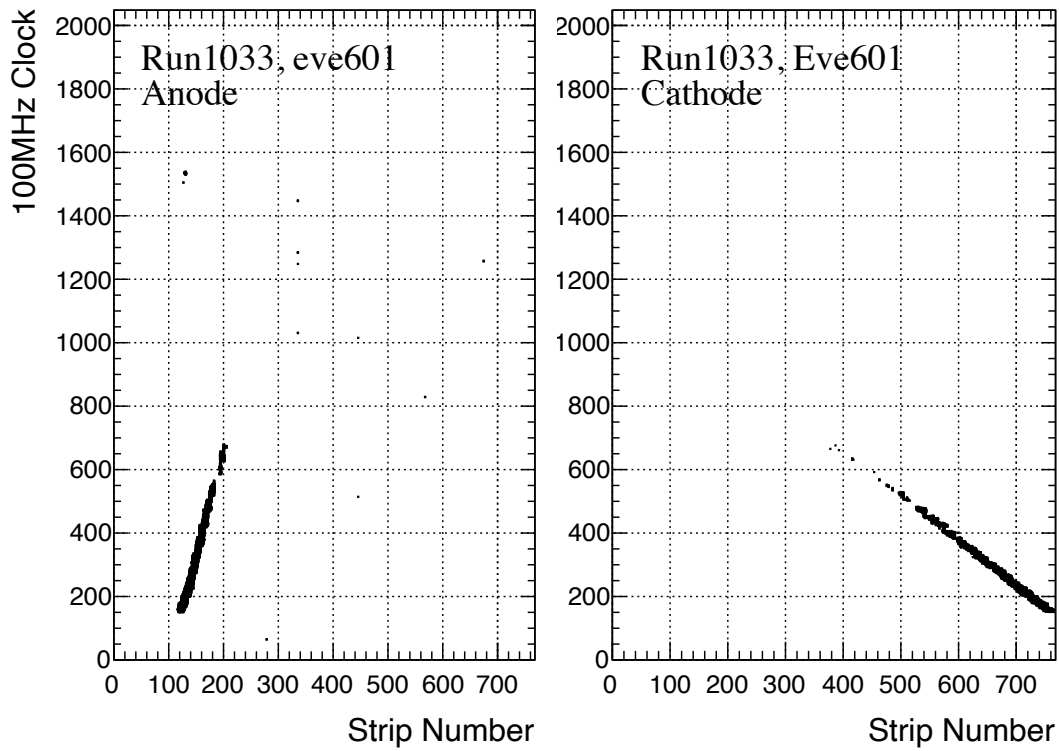


図 3.2: テスト実験において、MAIKo+ で取得した $^1\text{H} (n, n) ^1\text{H}$ イベントの飛跡画像。飛跡が 1 本見える。

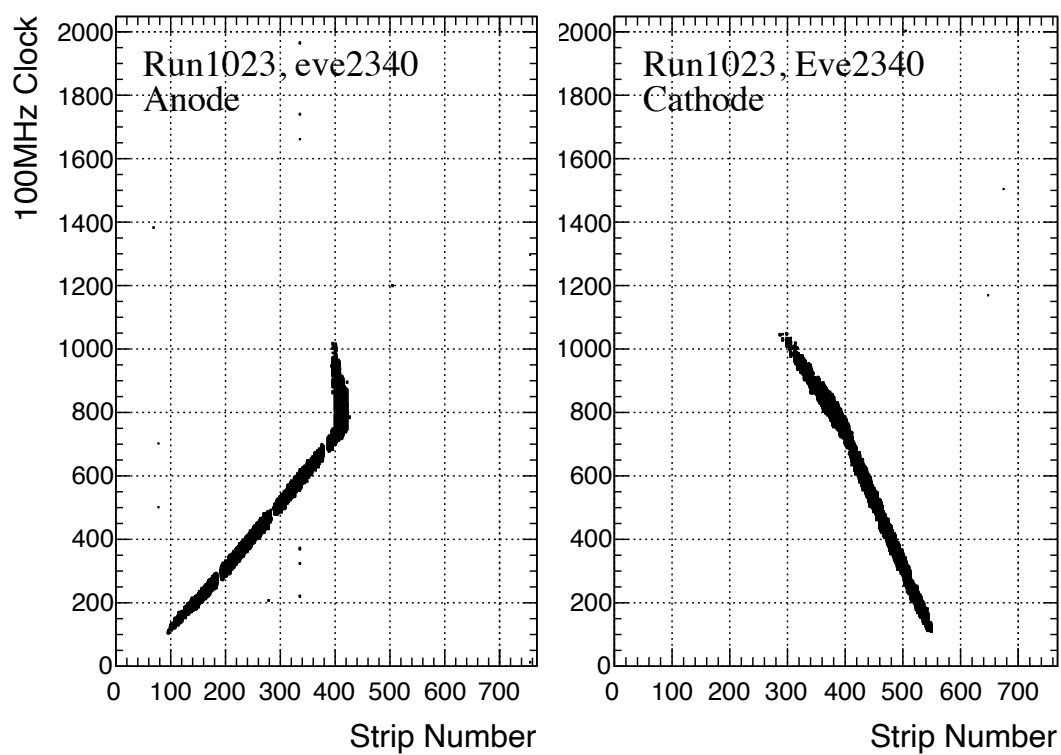


図 3.3: テスト実験において、MAIKo+ で取得した $^{12}\text{C} + n \rightarrow ^{13}\text{C}^* \rightarrow ^9\text{Be} + ^4\text{He}$ イベントの飛跡画像。飛跡が 2 本見える。

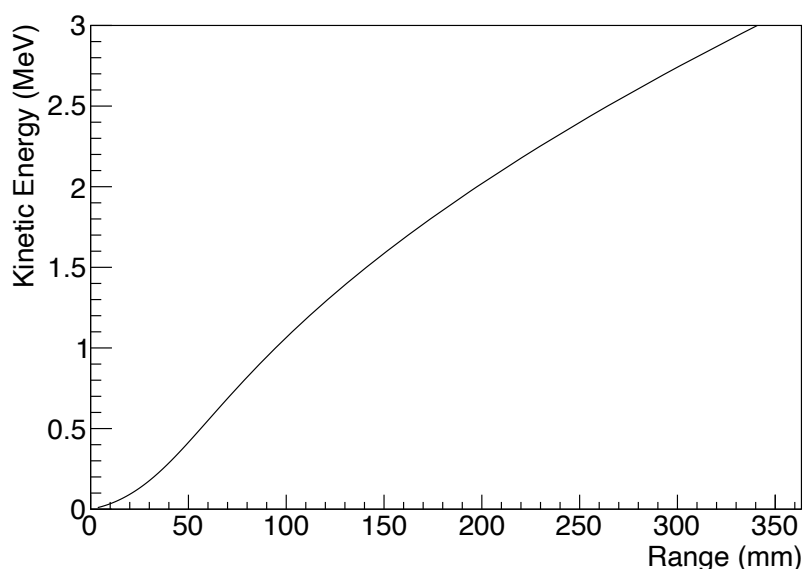


図 3.4: SRIM から得られた、100 hPa の $\text{isoC}_4\text{H}_{10}(10\%)+\text{H}_2(90\%)$ ガス中での、 α 粒子の飛跡の長さとのエネルギーの関係。

2022 年に OKTAVIAN で行った MAIKo+ のテスト実験データ 151,368 イベントに対し解析者計 19 名で人間の目で行う Eye Scan 解析を行った。Eye Scan は我々が開発した GUI プログラム [11] で行い、図 3.5 にその画面を示す。解析者は、まず表示されたイベントの画像に飛跡が何本見えるか判断してその結果を左下の枠で選択し、飛跡数が 3 以外の場合は、バックグラウンドイベントとして扱った。飛跡数が 3 の場合は、さらに図 3.6 に示すように、Anode と Cathode の画像における飛跡の散乱点と端点の位置をクリックする。クリックされた点の座標情報は自動的にテキストファイルに保存される。

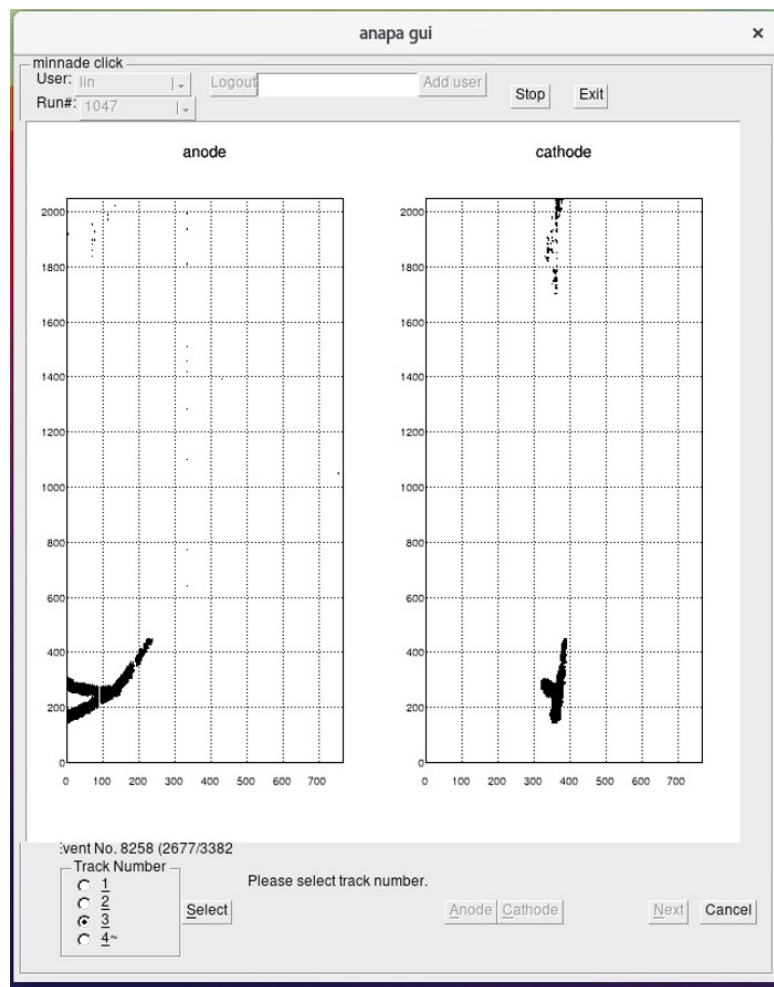


図 3.5: Eye Scan GUI の画面。 3α のイベントが示されている。左下の Track Number において 3 を選択した。

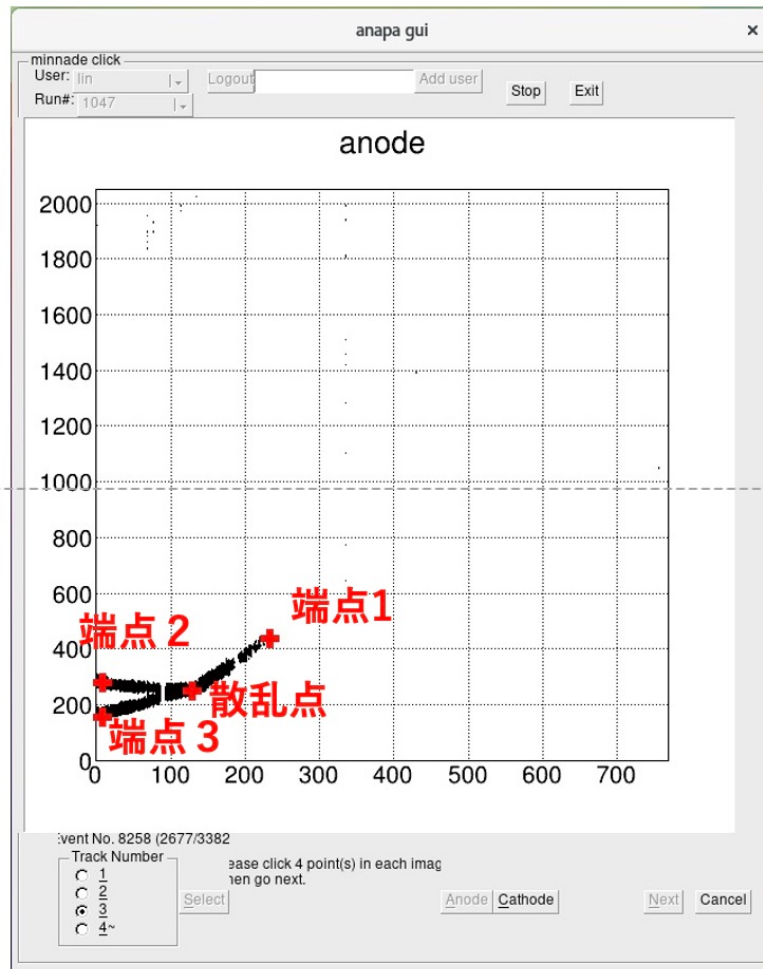


図 3.6: Eye Scan GUI の画面。図 3.5 と同じイベントが示されている。Anode 画像の散乱点と飛跡のそれぞれの端点をクリックしている様子。

3.3 結果

Eye Scan で抽出した座標情報から、前節で述べた解析方法で得た ^{12}C の励起エネルギースペクトルを図 3.7 に示す。このとき、有感領域の端から 2 cm 以内の位置に飛跡の端点があるイベント、ドリフト方向のクロック数が 50 未満および 1990 以上の位置に端点があるイベントは、 α 粒子が MAIKo+ TPC の有感領域内に停止し、エネルギーが正確に再構築されていることを確認できないため解析から除外した。例えば、図 3.6 のイベントでは、端点 1 は TPC の十分内側に位置するが、端点 2 と 3 は有感領域の左端に位置するため、カット条件を満たさず、解析から除外された。

図 3.7 に示したエネルギースペクトルには 0_2^+ 状態 (7.65 MeV) と 3_1^- 状態 (9.64 MeV) のエネルギー付近にピーク構造が観測された。Gauss 関数でそれぞれのピークをフィッティングをした結果、ピークの中心のエネルギーはそれぞれ、7.58 MeV、9.33 MeV となり、文献値よりも小さかった。これは、 α 粒子が停止する直前（端点付近）で電子の増幅率が足りず、 μ -PIC での検出閾値を超えず Hit 情報が記録されていないことで、データ画像で見た α 粒子の飛跡が、実際より短くなっているからだと考えられる。また、SRIM による計算結果は低エネルギー領域において飛程とエネルギーの関係を正確に評価できない可能性も存在する。この効果を補正するために、各 α 粒子の飛跡長を 1.04 倍に増大させると、ピークの位置がよく一致した。 0_2^+ 状態だと思われるイベントを Gauss 関数でフィッティングした結果、中心値が 7.68 MeV、 σ が 0.15 MeV であり、 3_1^- 状態では中心値と σ がそれぞれ 9.52 MeV、0.24 MeV だった。

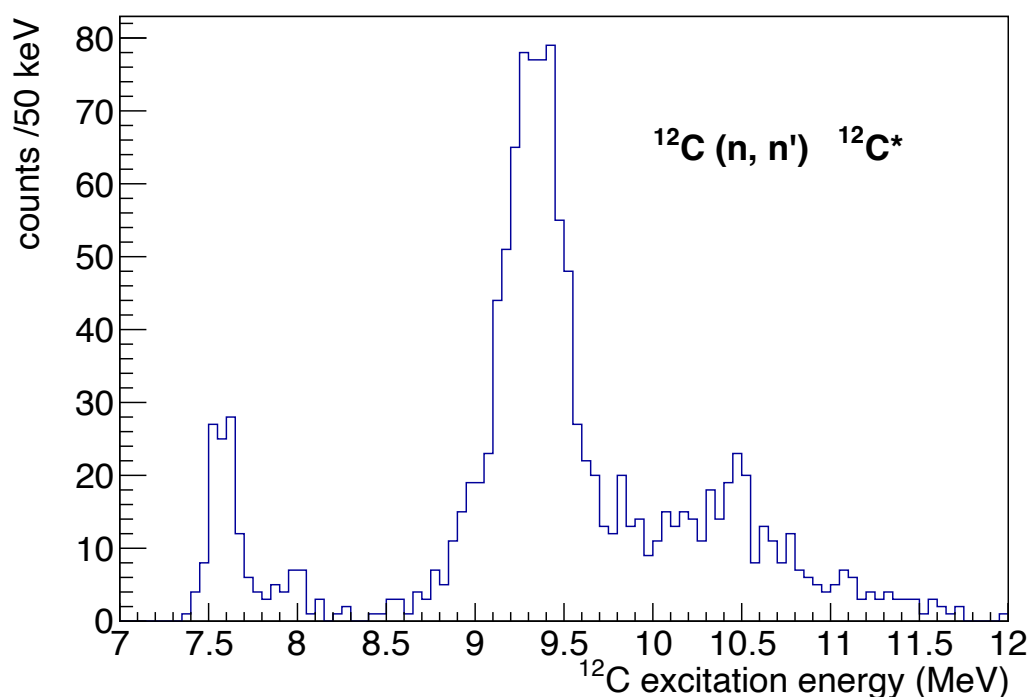


図 3.7: Eye Scan 解析で得た ^{12}C の励起エネルギースペクトル。

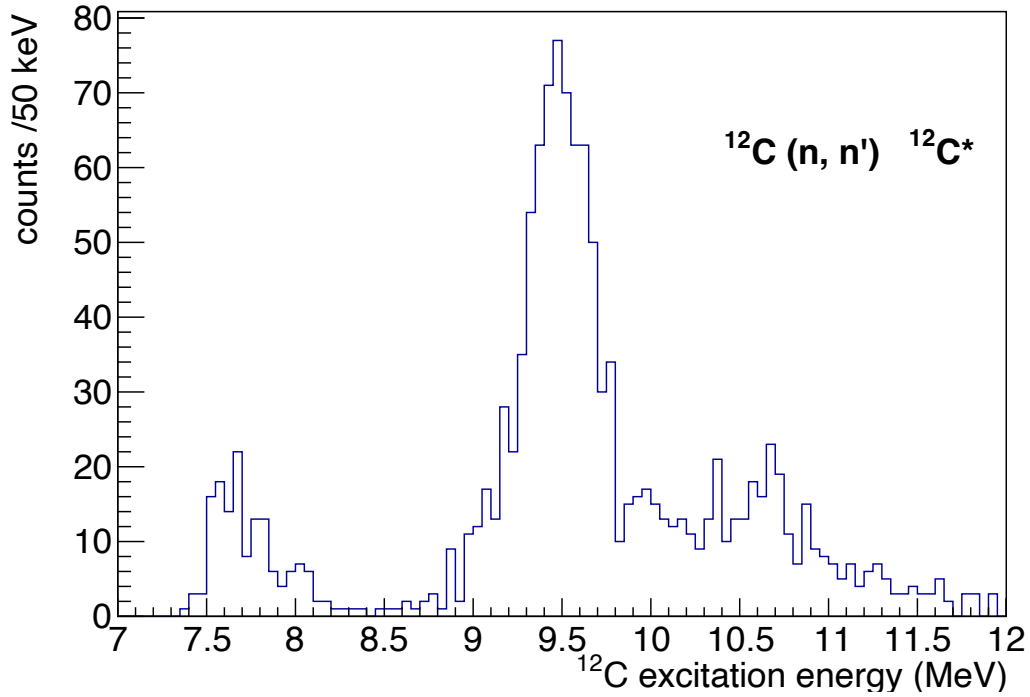


図 3.8: 各 α 粒子の飛跡長を 1.04 倍にした場合の ^{12}C の励起エネルギースペクトル。

0_2^+ 状態、 3_1^- に励起されたイベントの収量を、図 3.8 におけるそれぞれのエネルギー付近の積分で計算した。 0_2^+ 状態では、積分するエネルギー領域を 7.65 MeV から $\pm 2\sigma$ 、すなわち $7.38 < E_x < 7.95$ MeV とし、 3_1^- 状態では、エネルギー領域を 9.64 MeV から $\pm 1.5\sigma$ 、すなわち $9.28 < E_x < 10.0$ MeV とした。その結果、 0_2^+ 状態へ励起したイベントは 121 イベント、 3_1^- 状態へ励起したイベントは 643 イベントであった。

MAIKo+ で取得した飛跡画像のうち、 0_2^+ 状態、 3_1^- 状態に励起されたものの、飛跡が鮮明に分かれていなかったり短すぎることで Eye Scan の解析で誤排除されるイベントや、有感領域の端まで到着し、エネルギーが正確に再構築されていることを確認できないイベントが存在する。これらのイベントの割合を評価するために、シミュレーション計算により 0_2^+ 状態、 3_1^- に励起されたイベントを人工生成し、Eye Scan の解析の参加者に実験データと同じように解析させた。シミュレーション計算では、Kondo らの先行研究 [12] において測定された微分断面積の角度分布を考慮してランダムに 3α 崩壊のイベントを生成した。同時に、バックグラウンドイベントも一定の割合で人工生成し、シミュレーションの計算に取り入れた。シミュレーション計算では、まず運動学条件にしたがっ

て $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}^* \rightarrow ^8\text{Be} + \alpha \rightarrow 3\alpha$, $^1\text{H}(n, n)^1\text{H}$, $^{12}\text{C} + n \rightarrow ^{13}\text{C}^* \rightarrow ^9\text{Be} + ^4\text{He}$ の飛跡を生成し、SRIM で計算したエネルギー損失に基づいて飛跡に沿って電子を発生させた。発生された電子を設定されたドリフト速度、拡散係数を考慮して読み出し面である μ -PIC までドリフトさせた。電子のドリフト時間分布を信号処理回路の時間応答で畳み込み、 μ -PIC に誘起されるアナログ信号を得た。各信号において閾値を超えた時間とその信号が誘起されたストリップを対応させることで、実験データと同じような白黒の飛跡画像を生成した。シミュレーションで生成した $^1\text{H}(n, n)^1\text{H}$ のイベント画像を図 3.9、 $^{12}\text{C} + n \rightarrow ^{13}\text{C}^* \rightarrow ^9\text{Be} + ^4\text{He}$ のイベント画像を図 3.10、 $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}^* \rightarrow ^8\text{Be} + \alpha \rightarrow 3\alpha$ のイベント画像を図 3.11 に示す。

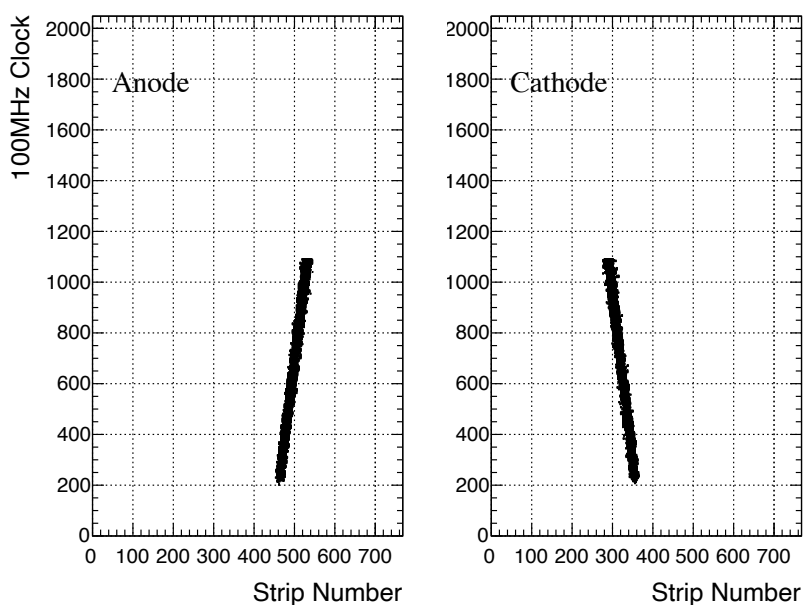


図 3.9: シミュレーションで人工生成した $^1\text{H}(n, n)^1\text{H}$ のイベント画像。左は anode 画像、右は cathode 画像である。横軸は μ -PIC のストリップ番号、縦軸はクロック数である。

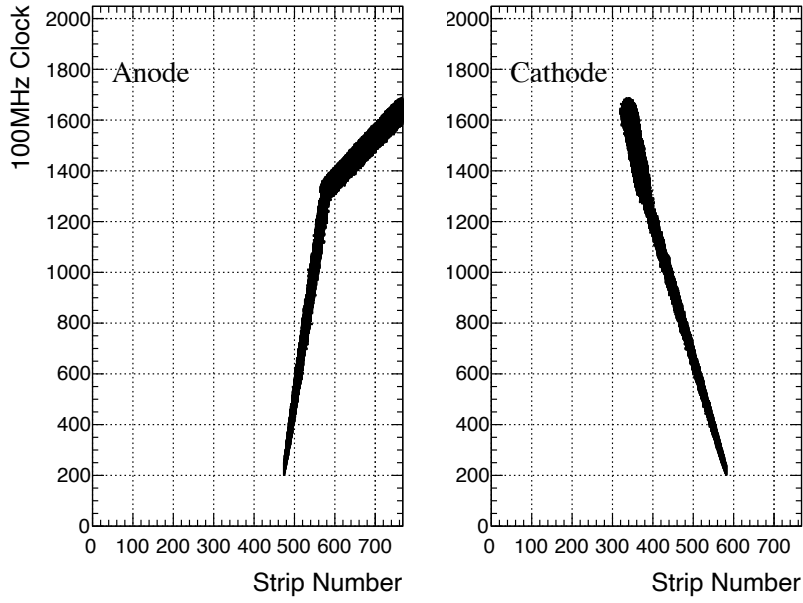


図 3.10: シミュレーションで人工生成した $^{12}\text{C} + n \rightarrow ^{13}\text{C}^* \rightarrow ^9\text{Be} + ^4\text{He}$ のイベント画像。左は anode 画像、右は cathode 画像である。横軸は μ -PIC のストリップ番号、縦軸はクロック数である。

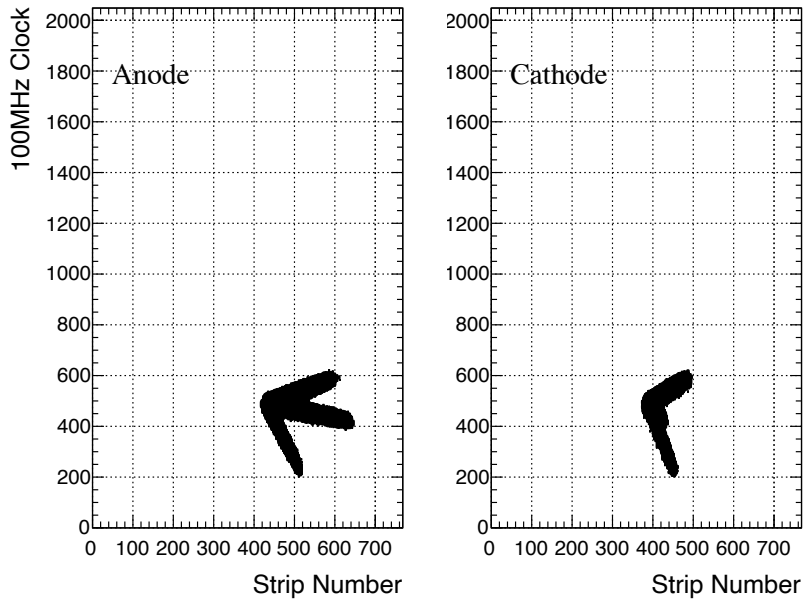


図 3.11: シミュレーションで人工生成した $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}^* \rightarrow ^8\text{Be} + \alpha \rightarrow 3\alpha$ のイベント画像。左は anode 画像、右は cathode 画像である。横軸は μ -PIC のストリップ番号、縦軸はクロック数である。

シミュレーション計算による擬似データに対する解析結果をもとに、解析・検出効率を評価した結果を表 3.1, 3.2 に示す。 3_1^- 状態から放出される α 粒子の飛跡が長く、有感領域より外側に到達するイベントの割合が高いため、 0_2^+ 状態より検出・解析効率が低い。

表 3.1: 0_2^+ 状態へ励起した事象についての、解析者ごとの検出・解析効率。

解析者	検出・解析効率 (%)
F	52.5
K	51.5
A	44.2
T	51.0
H	47.1
M	48.0
P	47.4
S	48.0
Y	43.2
SH	48.3
YA	45.8
MA	45.8
TA	51.7
OK	47.5
平均	48.0 ± 3.5 (stat.) ± 2.7 (sys.)

表 3.2: 3_1^- 状態へ励起した事象についての、解析者ごとの検出・解析効率。

解析者	検出・解析効率 (%)
F	34.0
K	28.0
A	27.0
T	37.0
H	36.0
M	38.0
P	41.0
S	43.0
Y	31.0
SH	30.0
YA	30.0
MA	29.0
TA	30.0
OK	22.0
平均	32.7 ± 4.7 (stat.) ± 5.6 (sys.)

最終的に、断面積を次式で計算した。

$$\sigma = \frac{Y}{N_t N_{\text{beam}} \epsilon}.$$

^{12}C が 0_2^+ 状態または 3_1^- 状態に励起したイベント数を Y (個)、単位面積あたりの検出ガス中の ^{12}C 標的粒子数を N_t (個/cm²)、入射中性子量を N_{beam} (個)、検出・解析効率を ϵ とした。計算に用いたパラメータと散乱断面積の測定結果を表 3.3 にまとめた。

表 3.3: 2022 年に OKTAVIAN で行われた MAIKo+ を用いたテスト実験による中性子非弾性散乱の測定結果。

	$^{12}\text{C} (n, n')^{12}\text{C} (0_2^+)$	$^{12}\text{C} (n, n')^{12}\text{C} (3_1^-)$
Y (個)	121	643
ϵ	48.0%	32.7%
N_{beam} (個)		1.8×10^9
N_t (個/cm ²)		2.65×10^{19}
σ (mb)	5.3	41
$\pm\Delta\sigma(\text{stat.})$ (mb)	0.5	3
$\pm\Delta\sigma(\text{sys.})$ (mb)	0.1	2

3.4 OKTAVIAN のテスト実験結果についての課題

2022 年に OKTAVIAN において MAIKo+ で取得したデータを元に計算した断面積を、Kondo らの先行研究による断面積 [12] と、2020 年に OKTAVIAN で MAIKo を用いて測定した断面積の結果 [22, 28] と比較した。

表 3.4: MAIKo+ による $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C} (0_2^+)$ 反応・ $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C} (3_1^-)$ 反応の断面積の算出結果と、Kondo らによる断面積の結果、および 2020 年の MAIKo を用いた実験における断面積の結果。

	$^{12}\text{C} (n, n')^{12}\text{C} (0_2^+) \text{ の } \sigma \text{ (mb)}$	$^{12}\text{C} (n, n')^{12}\text{C} (3_1^-) \text{ の } \sigma \text{ (mb)}$
MAIKo+ テスト実験	$5.3 \pm 0.5 \text{ (stat.)} \pm 0.1 \text{ (sys.)}$	$41 \pm 3 \text{ (stat.)} \pm 2 \text{ (sys.)}$
Kondo <i>et al.</i> [12]	8.4	69
MAIKo テスト実験 [22, 28]	$14 \pm 6 \text{ (stat.)} \pm 2 \text{ (sys.)}$	$49 \pm 10 \text{ (stat.)} \pm 11 \text{ (sys.)}$

表 3.4 から分かるように、MAIKo+ のテスト実験のデータから計算した $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C} (0_2^+)$ 反応の断面積は先行研究の Kondo らによる断面積の 6 割程度であり、また、MAIKo のテスト実験の結果よりも小さかった。一方、 $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C} (3_1^-)$ 反応の断面積については、Kondo らの結果より小さいが、MAIKo のテスト実験の結果とは誤差の範囲内で一致している。

断面積の測定結果が小さい原因として、 0_2^+ 状態と 3_1^- 状態が生成された反応が起こったイベントの中で、データとして記録できていない、もしくは誤排除されたイベントがある可能性が考えられる。MAIKo+ TPC では、MAIKo TPC と比べ、電子のドリフト方向の高さが 10 cm から 30 cm と 3 倍になったため、生成された電子のドリフト距離も 3 倍になる。ドリフト距離が長くなると、拡散効果より電子が μ -PIC に到達する時間にばらつきが生じ、アナログ信号の波高が低くなり、トリガー生成に用いられる discriminator の閾値を超えず、データとして記録されない可能性がある。

ドリフト距離が 3 倍になった場合のアナログ信号の波高の変化を ^{241}Am α 線源を用いた測定で調べた。測定では、水平面での位置が同じで、 μ -PIC までのドリフト距離がそれぞれ 80, 240 mm のところに線源を設置し測定を行った。測定で取得した FADC の波形の一例を図 3.12 に示した。測定で得た波形に対し、 α 粒子由来の信号が存在しない 500 ch から 1000 ch までの波高の平均を用いて信号の Baseline を決定した。Baseline と波形の最小値との差で波高値を評価した。その結果、図 3.12 の (a) は高さが 59 ch、(b) は高さが 110 ch となった。したがって、MAIKo+ で測定した場合、MAIKo と比べ、電子のドリフト距離の増大により、 μ -PIC に誘起される信号の波高がおよそ 50% に低下することが分かった。

これを改善するために、電子増幅用の GEM を一枚増設し、電子増幅率を高めた。詳細は次章で述べる。

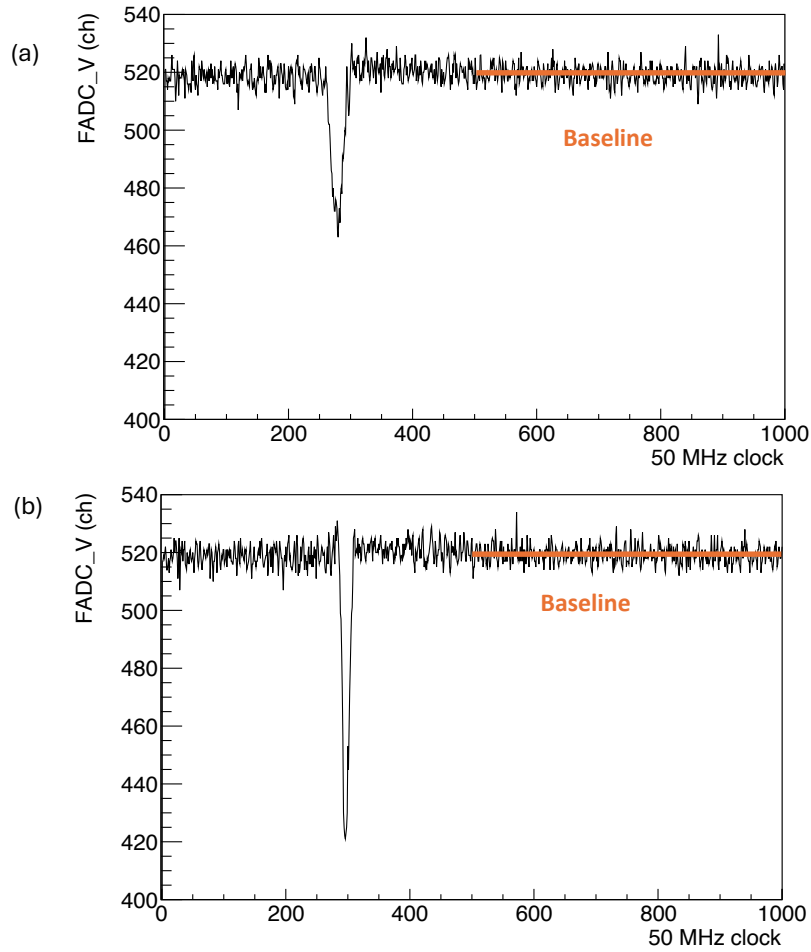


図 3.12: MAIKo+ で取得した α 線源の FADC 波形。(a) は μ -PIC から 240 mm のところに線源を設置した場合の波形。(b) は μ -PIC から 80 mm のところに線源を設置した場合の波形。横軸はクロック数、縦軸は FADC のチャンネル数である。橙線は Baseline を示す。

また、2022 年の OKTAVIAN 実験で取得したデータは全て Eye Scan で解析したが、全 151,368 イベントを解析するのに 19 名の解析者の協力のもとで 3 週間かかった。2025 年 3 月に計画されている東北大学における測定では、取得データ数が数倍になる見込みなので、Eye Scan の効率では全てのデータを解析するのに膨大な時間を要する。そこで、これを解決するために、ディープラーニングモデルに基づいた自動解析のアルゴリズムを開発した。詳細は 5 章で述べる。

第 4 章

GEM の増設

電子増幅率向上のために、既存の GEM の 5.5 mm 上に、スペーサーを挟んで同じサイズの GEM を一枚増設し、増設前後の異なる電位差における増幅率を測定した。増設前後のドリフトケージの構造図を図 4.1 に示し、GEM 付近の回路図を図 4.2 に示す。1 枚目の GEM の裏面と新しく増設された 2 枚目の GEM の表面の間には 10 M Ω の抵抗を挟んで接続することにより、各 GEM の表裏の電位差は抵抗分割で同じ値になる。

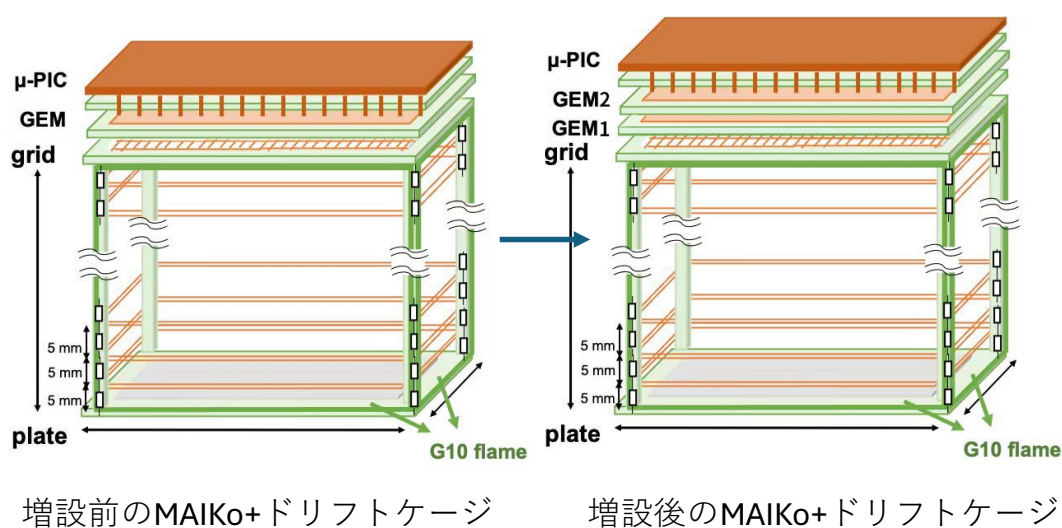


図 4.1: GEM 増設前後の MAIKo+ ドリフトケージの構造図。

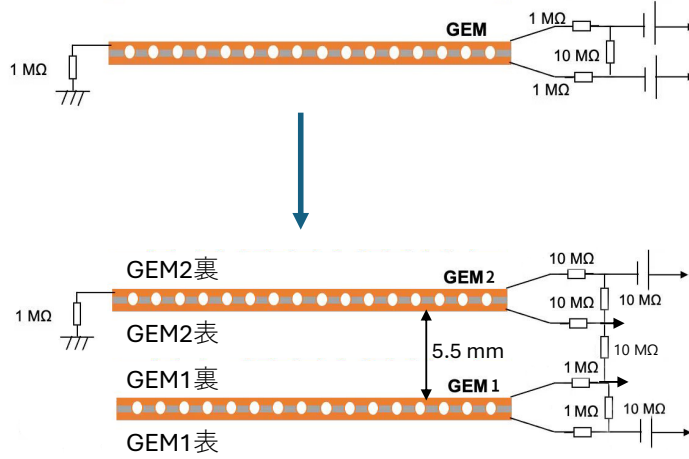


図 4.2: GEM 増設前後の回路図。

増幅率測定は、GEM 裏面の電圧を固定し、GEM 表裏の間の電圧差を変えて行った。また、ドリフト速度の変化によるアナログ信号への影響を防ぐために、plate、grid と GEM 表面の電位差を一定にした。検出ガスに圧力 500 hPa の He (96%)+CO₂ (4%) の混合ガスを使い、測定には ²⁴¹Am の α 線源を使ったが、 α 粒子の放出角度によるアナログ信号波高の変化が生じないように、直径 0.5 mm のコリメータを用いて α 線の放出角度を水平方向に限定した。各々のイベントに対し、まず図 3.12 と同じように FADC の 500–1000 クロックのデータで Baseline を決定し、全体から Baseline の値を引いた。次に、次式のように FADC integ を計算し、

$$\text{FADC integ} = \int |V_{\text{fadc}}(t) - \text{Baseline}| dt,$$

さらに次式で増幅後の電子の数 $N_{e'}$ を計算した。ただし、 50Ω は FADC 入力インピーダンスであり、700 は読み出し回路の増幅率、 e は電気素量である。

$$N_{e'} = \frac{\text{FADC integ}}{50 \Omega \times 700 \times e}.$$

増幅前の電子数は、LISE++ [29] で計算した α 粒子の He (96%)+CO₂ (4%) 混合ガス中のエネルギー損失に、混合ガスの平均 W 値 (45.5 eV) を割ったもので計算した。計算した増幅率曲線を図 4.3 に示した。Effective Gain は、増幅後と増幅前の電子数の比で計算した。

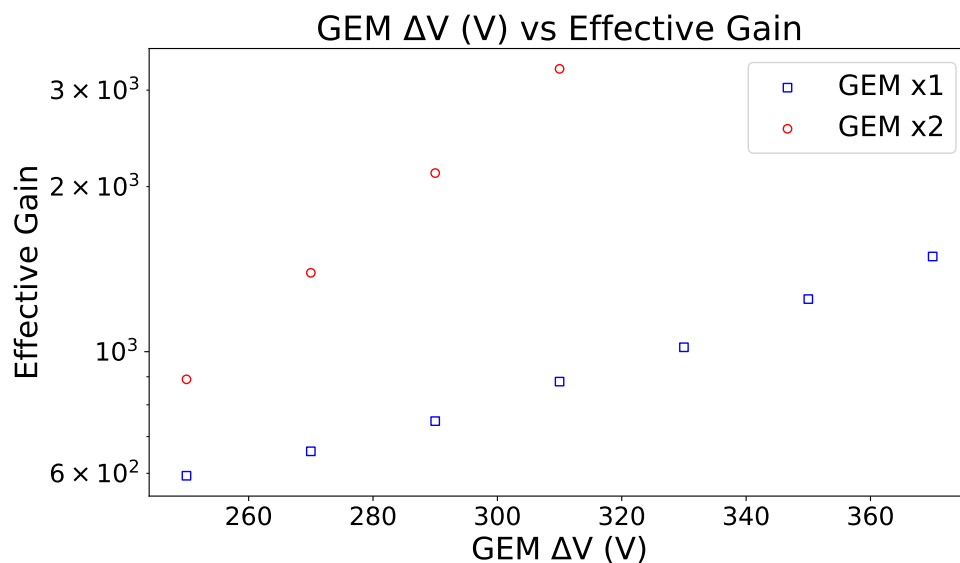


図 4.3: GEM 増設前後の電子増幅率曲線。青四角の点は GEM1 枚 (増設前) に測定した増幅率、赤丸の点は GEM2 枚 (増設後) に測定した増幅率である。

図 4.3 のように、GEM を 2 枚に増設した場合に、MAIKo+ はより低い電圧で高増幅率を達成可能であり、特に増設後、310 V では GEM1 枚の時と比べて増幅率がおおよそ 3 倍に増大している。MAIKo+ は電子ドリフト距離の増大によりアナログ信号の高さがおおよそ 50% に低下していたが、GEM 増設後には測定に十分な電子増幅率が得られ、2022 年の OKTAVIAN でのテスト実験で判明した、増幅率不足による 0_2^+ 状態と 3_1^- 状態が生成された反応が起こったイベントが未検出・誤排除される問題が改善される見込みである。

第 5 章

機械学習による解析

本研究では、3.2 節において Eye Scan で実施した一連の解析を Convolutional Neural Network (CNN) [30, 31] を搭載した Deep Learning モデルに基づく自動解析アルゴリズムで行い、その性能評価を行った。CNN は画像などのデータからその特徴を自動的に抽出し、学習する能力があるため、精度の高い識別が可能であり、自動運転や顔・音声識別などの領域で活用されている。MAIKo+ で取得した画像データに対しても、高速かつ高精度で自動解析できることが期待される。

自動解析アルゴリズムでは

1. 与えられたイベントに飛跡が何本あるか出力し、
2. 飛跡が 3 本あるイベントに対し、散乱点と 3 つの端点の座標を出力する

1 のタスクには、学習済みモデル VGG16 [32] を、2 のタスクは、学習済みモデル ResNet50 [33] を特徴抽出器として使用した。

5.1 飛跡本数識別

5.1.1 VGG16

Visual Geometry Group (VGG) は、2014 年に Karen Simonyan と Andrew Zisserman によって開発された畳み込みニューラルネットワークである [32]。畳み込みニューラルネットワークのレイヤーの数によって VGG の後ろに数字がつき、それぞれ 16 層と 19 層の構造を持つ VGG16 と VGG19 が有名である。このモデルは、そのシンプルさと画像認識タスクにおける高い性能で知られており、ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) などのコンテストで広く使用されている。VGG16 は、当時として

は最も深い特徴抽出器の一つだった。その構造を図 5.1 に示す。各層の説明は以下のようである。

- 畳み込み層：画像から特徴を抽出する役割を持つ。フィルターを使用して画像上をスライドさせ、フィルターと重なる画像領域との内積を計算する。
- MaxPooling 層：カーネルを使用して特長マップ上をスライドさせ、カーネルと重なる画像領域での最大値を出力する。特徴マップのサイズを小さくすることで計算量を削減し、小さな位置変化に対するモデルのロバスト性を向上させる。
- 全結合層：パラメータの数を変える。最終的には、平坦化された特徴マップに基づいてイベントを 3 種類に分類する。
- Dropout 層：ある確率でランダムに前の層のニューロンを無効化させることによって過学習を防ぎ、モデルの汎用性を上げる。

ネットワーク全体で次式で定義される Rectified Linear Unit (ReLU) 活性化関数を使用した。

$$f(x) = \max(0, x).$$

ReLU は、モデルに非線形性を導入するほか、従来活性化関数としてよく使われていた $\tanh(x)$ と違い、微分が 0 に近づくことはないので、誤差逆伝播法でのモデルの学習の際に誤差の微分がほぼ 0 になる勾配消失問題を防げる。

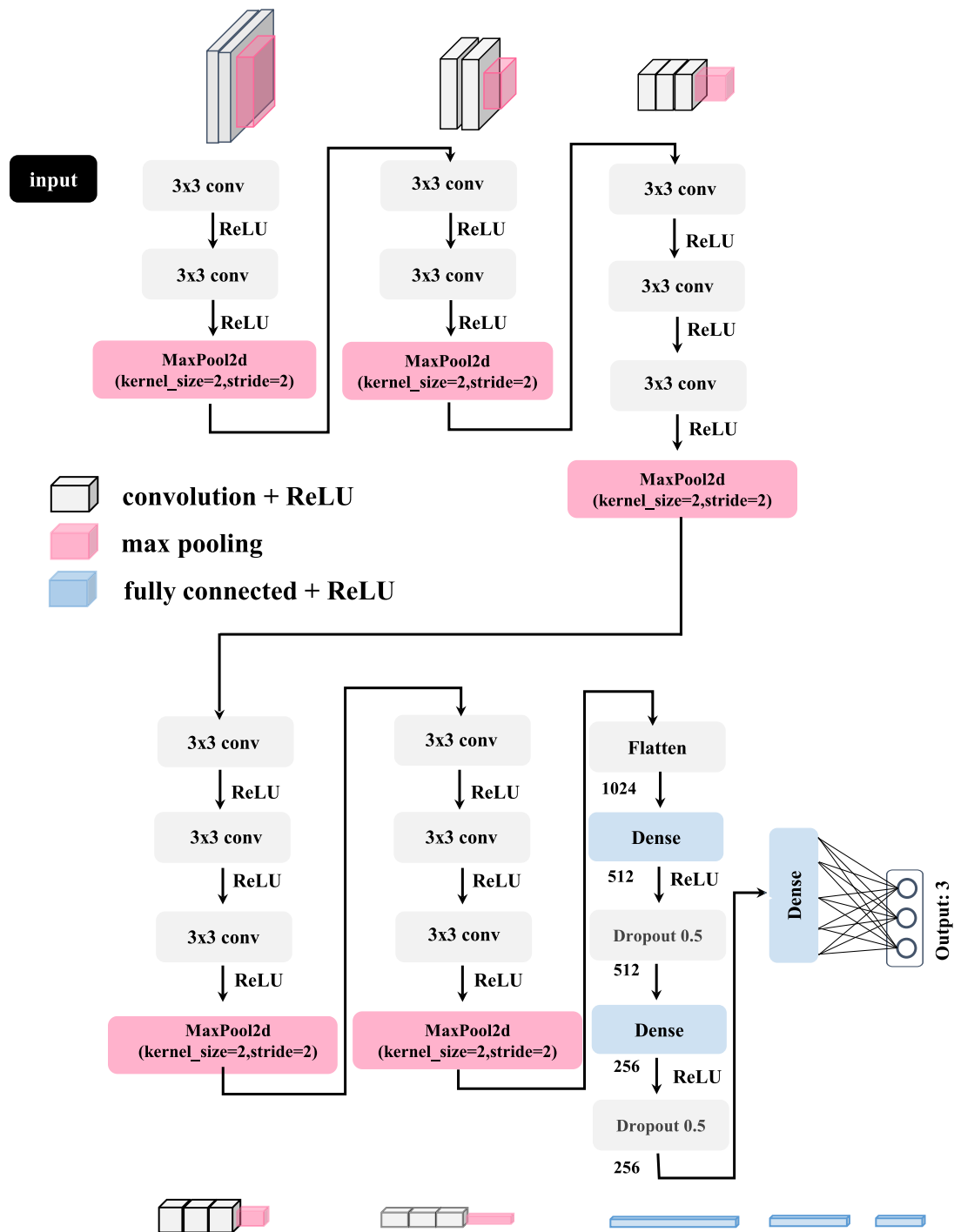


図 5.1: VGG16 ネットワークの構造。図は参考文献 [34] の Fig. 4 に基づいて作成した。3×3 conv は、フィルターのサイズが 3×3 の畳み込み層、MaxPool2d は MaxPooling 層、Flatten は平坦化、Dense は全結合層、Dropout 0.5 は前の層の各ニューロンを 0.5 の確率で無効化する Dropout 層を示す。

また、近年、VGG16をはじめとした訓練済みモデルを TPC で取得したデータの解析に適用する研究も盛んに行われている。Kuchera らは VGG16 を米国ミシガン州立大学で開発された大型アクティブ標的 Active Target Time Projection Chamber (AT-TPC) [35] の螺旋状の飛跡データの解析に使用し、従来のモンテカルロ解析に比べ、高度複雑な飛跡データの解析を 9 割強の正確率を保ちつつ短時間にすることができた [36]。Kim らはさらに、CNN を用いて TexAT [16] の FADC の波形を分類し、効率的に画像データのノイズを除去することに成功している [37]。また、Wu らは、VGG と ResNet を使用し、Fudan Multi-purpose Active TArget Time Projection Chamber (fMata) [38] を使用した $^{12}\text{C}(\gamma, 3\alpha)$ 反応測定に向けた自動解析アルゴリズムを開発し、シミュレーションデータでその有効性を示した [34]。

MAIKo+ で取得した画像データの特徴をモデルにより正確に把握させるために、CNN の最後の 3 層と全結合層を訓練可能にした。それ以外の層は、学習済みモデルの特徴抽出能力を劣化させないように凍結した。出力層は、飛跡が 1 本、2 本、3 本に対応し、1, 2, 3 のいずれを出力するように設定した。

5.1.2 入力前処理

VGG16 は 224×224 ピクセルの 3 次元画像データを標準入力として受け付けるため、MAIKo+ の画像データを $768 \times 2,048$ ピクセルから 224×224 ピクセルに整形した上で、Anode の画像を第 1 次元、Cathode の画像を第 2 次元、真っ白な画像を第 3 次元にした。整形には、出力画像の各ピクセルに対応する入力画像の最も近い位置にあるピクセルの値を直接使用する最近傍補間を使用した。本研究の整形の場合、出力画像におけるピクセル (i, j) は、

$$\begin{aligned}\text{横座標} &= i \times 3.43 + \frac{3.43}{2} = i \times 3.43 + 1.715, \\ \text{縦座標} &= j \times 9.14 + \frac{9.14}{2} = j \times 9.14 + 4.57,\end{aligned}$$

に最も近いピクセルの値を取る。例えば、出力画像の $(0, 0)$ ピクセルは、入力画像において $(1.715, 4.57)$ に最も近いピクセルである $(2, 5)$ の値を取る。

また、2022 年 OKTAVIAN で取得したデータの中には、図 5.2 で示す、飛跡の途切れとランダムなノイズ点が存在する。これらの途切れやノイズは、CNN モデルの予測効果を大きく妨げる可能性があるため、中間値フィルターで除去した。

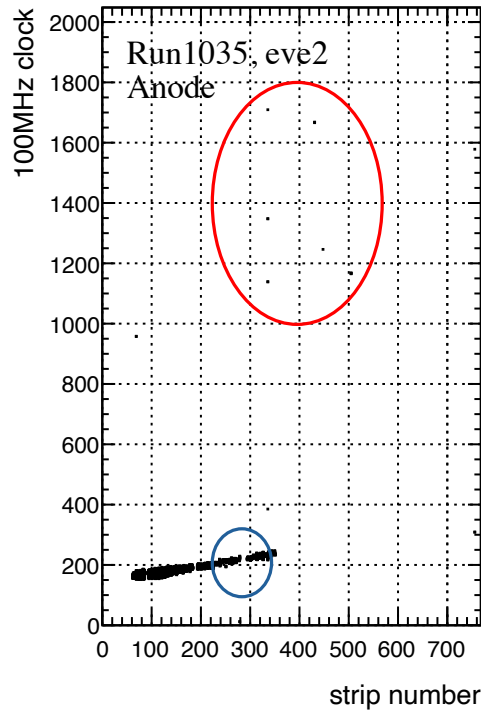


図 5.2: 2022 年に OKTAVIAN で行われた MAIKo+ テスト実験で Run1035 における event 番号 2 として取得された anode のデータ画像。飛跡の途切れ（小さい青い丸で囲んだ部分）とランダムなノイズ（大きい赤い丸で囲んだ部分）が見られる。

中間値フィルターは、処理対象のピクセルとその周辺のピクセルの値を取り、それらを一つの Window と見なす。Window 内のピクセルの値を小さい順で並べ、その中間値を選び、Window の中心のピクセルの値をその中間値に置き換える。飛跡が途切れているイベントでは、図 5.3 (a) に示す例のように、周囲のピクセルに 1 が多いにも関わらず、中心の値が 0 になっているが、中間値フィルターを導入することによって、中心の 0 が中間値の 1 に置き換えられ、飛跡の途切れが解消される。一方、ランダムノイズの場合は、図 5.3 (b) に示すように、中心が 1 であるにも関わらず周囲のピクセルが全て 0 であるが、中間値フィルターによって中心のピクセルも 0 に置き換えられ、ランダムノイズを除去することができる。

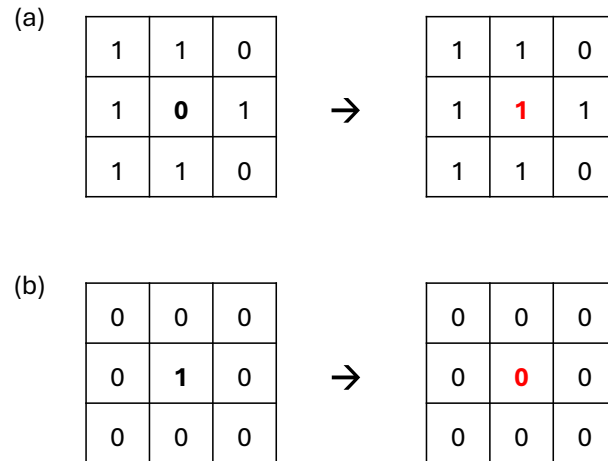


図 5.3: 中間値フィルターの例。飛跡の途切れは (a) の場合であり、Window 内の値を小さい順に並べると 0,0,0,1,1,1,1,1,1 になり、中間値は 1 である。よって、中心のピクセルの値は 1 に置き換えられる。ランダムなノイズ点は (b) の場合であり、Window 内の値を小さい順に並べると 0,0,0,0,0,0,0,0,1 になり、中間値は 0 である。よって、中心のピクセルの値は 0 に置き換えられる。

入力前処理前後の比較を図 5.4 に示した。図 5.4 (a1), (a2) から、小さい飛跡の途切れは中間フィルターによって補われたことが分かる。しかしながら、図 5.4 (b1), (b2) のように、飛跡が大きく途切れている場合は、途切れの部分の周りのピクセルも 0 なので、中間値フィルターを作用させてもこれを補うことができない。このような途切れに関しては、Binary Closing [39] の手法で修正する予定であるが、現在も開発途中であり、本研究ではこのような途切れを残したまま画像データを Deep Learning のモデルに入力する。

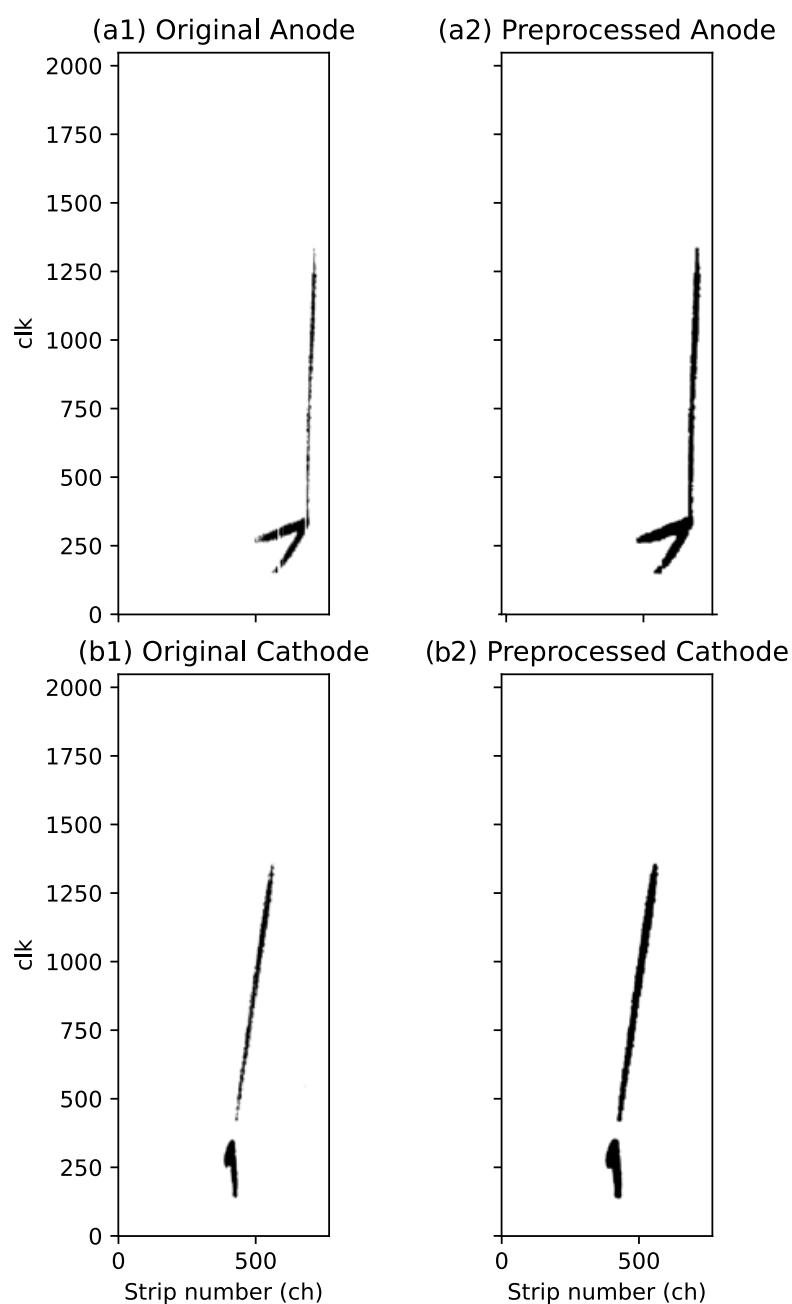


図 5.4: 中間値フィルターによる前処理前後の比較。(a1) は Anode の処理前の画像、(a2) は Anode の処理後の画像。(b1), (b2) は同じイベントの Cathode の入力前処理前後の画像。

5.1.3 データセット

本研究では、同じ Deep Learning モデルに対し

- シミュレーションツールで人工生成したデータで学習し、シミュレーションツールで人工生成したデータでモデルの性能評価を行う（以下、sim. $\rightarrow$ sim. と表記）。
- シミュレーションツールで人工生成したデータで学習し、テスト実験で取得した実データで性能評価する（以下、sim. $\rightarrow$ exp. と表記）。
- テスト実験で取得した実データで学習し、テスト実験で取得した実データで性能評価する（以下、exp. $\rightarrow$ exp. と表記）。

ことを行った。それぞれのデータセットを表 5.1 に示す。訓練セットのうち、異なるグループのデータ量の偏りによる予測能力への悪影響を防ぐために、各グループのデータ量を同じ値にした。実データの正解ラベルは Eye Scan 解析の結果を使用した。

表 5.1: データセットの概要。

タスク	訓練セットのデータ量			テストセットのデータ量		
	track1	track2	track3	track1	track2	track3
sim. $\rightarrow$ sim.	9000	9000	9000	1000	1000	1000
sim. $\rightarrow$ exp.	9000	9000	9000	3000	3000	3000
exp. $\rightarrow$ exp.	2400	2400	2400	600	600	600

Deep Learning モデルの学習に使用した PC のスペックを表 5.2 に示す。

表 5.2: 学習に使用した PC のスペック。

Component	Specification
CPU Model	Intel(R) Core(TM) i7-9800X CPU @ 3.80GHz
GPU 1 Model	NVIDIA RTX A6000
GPU 1 Memory	49140 MB
GPU 2 Model	NVIDIA GeForce RTX 2080 Ti
GPU 2 Memory	11264 MB

5.1.4 結果

飛跡本数識別アルゴリズムに使用する Deep Learning モデルの学習に使用した時間は、486 秒であった。モデルのハイパーパラメータを表 5.3 に示した。Optimizer は、確率的勾配降下法 (SGD) の一種で、個々のパラメータに適応して学習率を調整する特徴を持つ

adapted moment estimation (Adam) にした。Adam は、勾配の一次モーメント（平均）と二次モーメント（分散）の推定を利用して、各パラメータに対して異なる学習率を適用する。これにより、学習過程が安定し、パラメータが最適値により速く収束することが期待される。全体的な学習率は 1×10^{-5} と通常よりも低く設定した。これは学習済みのモデルを用いており、既に良い初期値が設定されていると考えられるためである。低い学習率は、これらの初期値から大きく逸脱することなく、微細な調整を行うことを可能にする。損失関数は、多クラス分類問題における典型的な損失関数 Categorical Crossentropy を採用し、次式のように正しいクラスに属する確率の対数を取ることによって計算され、予測が真のクラスラベルからどれだけ離れているかを示す。

$$L = - \sum_{i=1}^3 y_i \log(\hat{y}_i),$$

ここで、 y はワンホットエンコーディング形式の真のラベルのベクトルであり、特定のクラスが真のクラスである場合にのみ 1 の値を持ち、それ以外は 0 である。 $\hat{y}$ はモデルによって予測された確率分布であり、各クラスに属する確率が含まれている。本研究では、飛跡数が 1, 2, 3 の 3 クラスに分類するのが目標なので、それぞれの結果を足し合わせる必要がある。また、最終的な性能評価の指標を正解率にした。

表 5.3: モデルのハイパーパラメータ。

ハイパーパラメータ	値
Batch Size	128
Optimizer	Adam
Learning Rate	1×10^{-5}
Loss Function	Categorical Crossentropy
Metric	Accuracy
Epochs	30

異なるタスクの結果を表 5.4 に示す。sim. $\rightarrow$ sim. のタスクでは、97.5% と高い正解率が得られ、Deep Learning モデルに基づいたアルゴリズムによる MAIKo+ 飛跡データ解析の有効性を証明した。しかしながら、最終的には実際に取得したデータの解析に適用することが目的なので、シミュレーションデータでのテストは実際の性能を示さず、モデルの正解率の上限を与えるものになる。

sim. $\rightarrow$ exp. のタスクでは、正解率が 51.3% に下がり、実際の解析に適用するのに十分な成績ではなかった。この原因として、実験データの飛跡には、中間値フィルターで解決できない途切れが存在していること、すなわち、シミュレーションが実験データの特徴を十分に再現できていないことが考えられる。

表 5.4: タスク別の正解率。

タスク	正解率 (%)
sim. $\rightarrow$ sim.	97.5
sim. $\rightarrow$ exp.	51.3
exp. $\rightarrow$ exp.	88.4

一方で、exp. $\rightarrow$ exp. のタスクでは、正解率が 88.4% であった。実験データで学習すれば、モデルは比較的高い正解率でバックグラウンドイベントを除去可能であることが明らかになり、実際の解析に適用可能であることが示された。また、テストデータの中には、Deep Learning モデルが誤って飛跡が 1 本のイベントに対し 2 を出力したり、飛跡が 2 本のイベントに対し 1 を出力するケースが存在し、それらは正解率を評価する際に全て不正解として扱われたが、MAIKo+ のテスト実験の解析に際し、このような不正解は検出効率に影響しない。よって、実際の MAIKo+ の解析で重要となる

- バックグラウンドイベントである飛跡が 1 本、2 本のイベントのうち、人間が見ても正確に除去したと思えるイベントの割合
- Deep Learning が 3 本と判断したイベントのうち、人間が見ても 3 本に思えるイベントの割合

に注目し、図 5.5 に示した 2022 年の OKTAVIAN 実験において取得した全イベントに対する Deep Learning モデルの混同行列を得た。Deep Learning モデルに基づいた飛跡本数自動識別アルゴリズムは、 3α イベントのうちの $6776 / (721 + 6776) = 90.4\%$ を正確に識別し、さらにアルゴリズムが 3α と宣言したイベントのうち、 $6776 / (92 + 6776) = 98.6\%$ が人間が見ても 3α イベントと判断する結果となった。

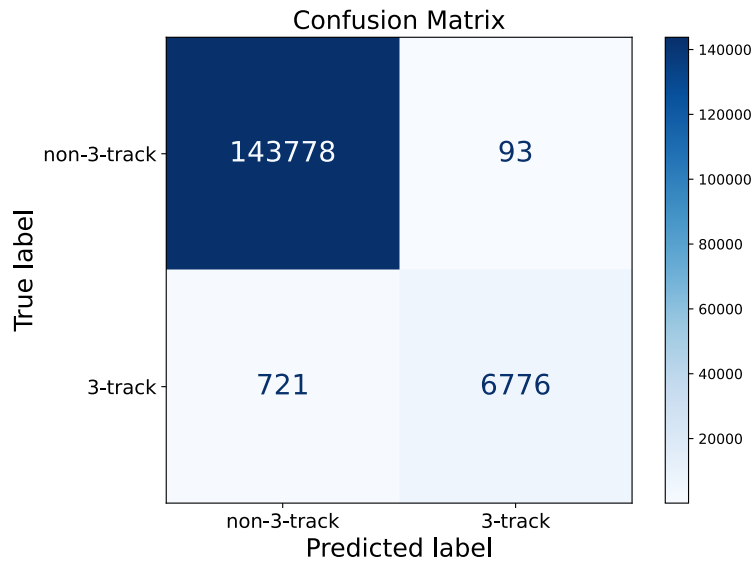


図 5.5: 2022 年の OKTAVIAN 実験において取得した全イベントに対する混同行列。縦軸と横軸は、それぞれ、Eye Scan 解析と Deep Learning モデルによって決定したイベント種別。左上は Deep Learning モデルがバックグラウンドイベントを正確に除去したイベント数、右下は 3α イベントを正しく検出したイベント数。右上はバックグラウンドイベントを 3α イベントに誤認したイベント数、左下は 3α イベントをバックグラウンドイベントに誤認したイベント数である。

さらに、本研究で使用するモデルは飛跡数 1,2,3 の分類だけでなく、各々のクラスに属する確率の行列として出力し、その確率が一番高いクラスを採択しているため、一番高いクラスに属する確率を信頼度と見なし、信頼度の高いイベントに関してはアルゴリズムが出力したクラスを採択し、信頼度の低いイベントに関しては人間による Eye Scan で解析し直すことが可能である。図 5.6 に、自信度 0.7 以上のイベントのみを考慮した場合の混同行列を示した。自信度の制限条件を課し、それを満たさなかったイベントを Eye Scan 解析で正確に分類されたと仮定すると、Deep Learning モデルが 3α イベントをバックグラウンドイベントに誤認する割合が $563 / (721 + 6776) = 7.5\%$ に降下し、モデルが 3α に選んだイベントのうち、人間が見ても 3α イベントと判断するイベントの割合が $6614 / (68 + 6614) = 99.0\%$ に上昇した。

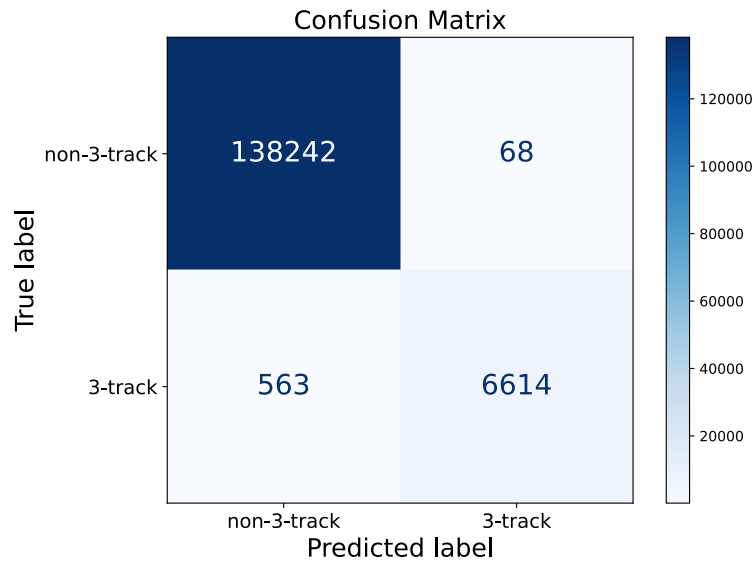


図 5.6: 2022 年の OKTAVIAN 実験において取得した全イベントに対する混同行列。自信度 0.7 以上のイベントのみを選択した。縦軸と横軸は、それぞれ、Eye Scan 解析と Deep Learning モデルによって決定したイベント種別。左上は Deep Learning モデルがバックグラウンドイベントを正確に除去したイベント数、右下は 3α イベントを正しく検出したイベント数。右上はバックグラウンドイベントを 3α イベントに誤認したイベント数、左下は 3α イベントをバックグラウンドイベントに誤認したイベント数である。

5.2 飛跡端点決定

飛跡端点決定のアルゴリズムは、anode と cathode の 2 枚の画像それぞれに対して、散乱点および 3 つの端点の横軸と縦軸の座標、すなわち、計 8 つの数値を出力することが目標である。飛跡本数決定のタスクと比べ、出力情報が 1 次元から 8 次元と複雑になっているので、より深層な CNN を使用する必要がある。そこで本研究は微調整した学習済みモデル ResNET50 [33] を特徴抽出器として使用した。

5.2.1 ResNet50

ResNet50 は、2015 年に He らから提案され [33]、特に深いネットワークでの学習を効果的に行うために設計され、画像認識や分類タスクで広く使用されている。ResNet50 は、50 層からなる畳み込み層を有し、特にその「残差接続」(residual connections) により知られている。残差接続は以下の式によって表される:

$$\mathbf{x}_{\text{out}} = \mathcal{F}(\mathbf{x}, \{W_i\}) + \mathbf{x}.$$

ここで、 $\mathbf{x}$ は入力、 $\mathcal{F}$ は入力 $\mathbf{x}$ に対して行われる重み $\{W_i\}$ を含む層の操作（例えば、畳み込み、バッチ正規化、ReLU など）を表し、 $\mathbf{x}_{\text{out}}$ は層の出力である。残差接続のイメージを図 5.7 に示した。

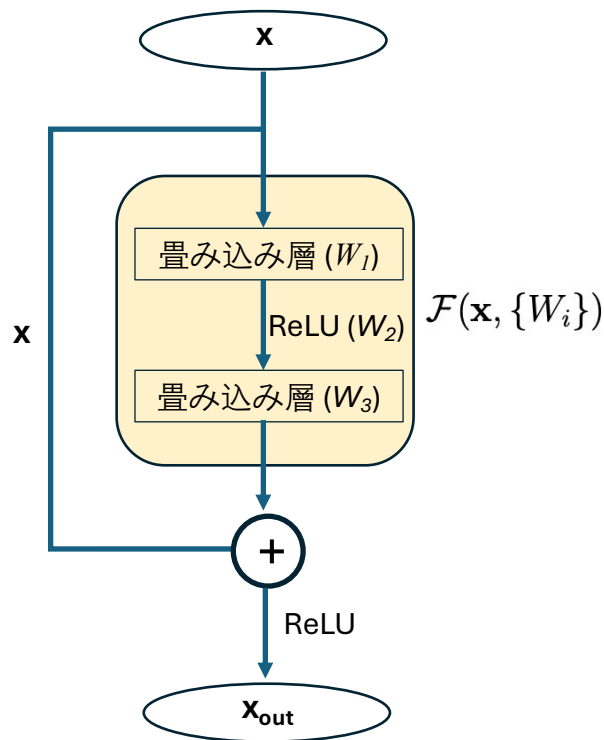


図 5.7: 残差接続のイメージ。x は入力、 $\mathcal{F}$ は入力 $\mathbf{x}$ に対して行われる重み $\{W_i\}$ を含む層の操作 (ここでは、畳み込み層、ReLU、畳み込み層)、 $\mathbf{x}_{\text{out}}$ は出力。

層が深くなるにつれ、誤差関数の勾配が逆伝搬されていくうちに勾配が急激に降下し、出力層に近い層のパラメータは正常に更新されるが、入力層に近い層のパラメータがほとんど更新されない問題が起こる。しかし、図 5.7 に示す残差接続により、層の入力がその出力に直接加算されるため、勾配が消失しにくくなる。これにより、より深いネットワークの訓練が可能になる。

5.2.2 入力前処理

ResNet50 も 224×224 ピクセルの 3 次元画像データを標準入力として受け付けるため、MAIKo+ の画像データを $768 \times 2,048$ ピクセルから 224×224 ピクセルに整形した上で、入力の画像を第 1 次元、真っ白な画像を第 2、3 次元にした。ここでは、MAIKo+ で取得した Anode、Cathode がペアになる画像をそれぞれ独立に扱った。これにより、学習に参加するサンプル数が倍増し、また、ペアで入力する時と比べ、出力が Anode、Cathode の散乱点、端点計 8 点 (16 次元) から、Anode、Cathode のいずれのみの散乱点、端点で

計4点(8次元)となるため、効果が顕著に向上することを確認している。

また、飛跡端点自動決定のアルゴリズムに入力する画像に対し、イベントごとに飛跡の太さにある微小な違いによる端点決定への影響を防ぐために、Skeletonize [40] の操作を行った。Skeletonize は、形状の輪郭を反復的に削除し、中心に近い1ピクセル幅の線だけを残すプロセスである。その際に、形状の接続性は保たれるので、MAIKo+ の画像データを解析するにあたり、端点と散乱点の位置を変えない。Skeletonize の典型的な例を図5.8、MAIKo+ の画像データに適用した場合の例を図5.9に示した。

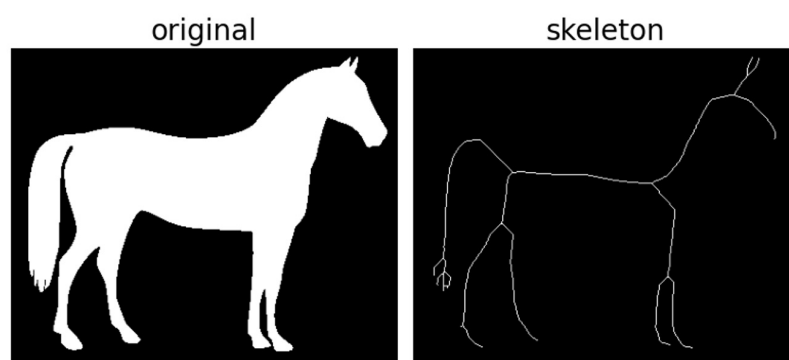


図 5.8: 馬の画像に対し Skeletonize を行った場合の結果。左が処理前の画像であり、右は処理後の画像である [40]。

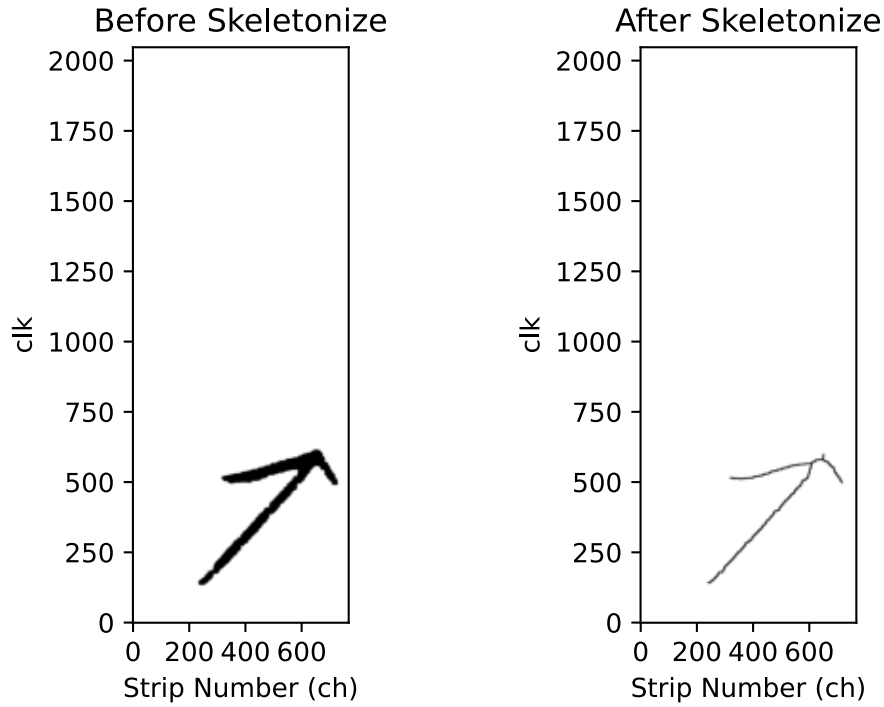


図 5.9: MAIKo+ の画像データに対し Skeletonize を行った場合の結果。左が処理前の画像であり、右は処理後の画像である。

5.2.3 データセット

上記のネットワークで飛跡端点抽出の解析を、exp. $\rightarrow$ exp. のみを試みた。訓練セットは MAIKo+ を利用したテスト実験のデータのうち、Eye Scan によって飛跡本数が 3 と判断されたイベントのみを利用し、Anode と Cathode の画像をあわせて 5,400 枚、テストセットは Anode と Cathode の画像をあわせて 600 枚であった。正解の座標は Eye Scan 解析の結果を採用した。

5.2.4 結果

飛跡端点決定アルゴリズムに使用する Deep Learning モデルの学習に使用した時間は、1,609 秒であった。モデルの訓練とその性能を評価するために、ユークリッド距離損失を使用した。ユークリッド距離損失の式は次のように表される：

$$L = \sqrt{\sum_{i=1}^8 (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

ここで、 y_i はサンプルの真の値、 $\hat{y}_i$ は予測値を表す。つまり、Eye Scan で解析者がクリックした点と、Deep Learning モデルが出力した座標が指す点との距離の二乗和の平方根である。モデルのハイパーパラメータを表 5.5 に示し、その結果を表 5.6 に示す。

表 5.5: モデルのハイパーパラメータ

ハイパーパラメータ	値
Batch Size	128
Optimizer	Adam
Learning Rate	1×10^{-5}
Loss Function	euclidean distance loss
Epochs	100

表 5.6: 飛跡端点自動決定アルゴリズムの性能評価の結果

前処理	Euclidean Distance Loss
Skeletonize なし	86
Skeletonize あり	20

表 5.6 から、Skeletonize の処理を経た場合に、ユークリッド距離損失が 86 ピクセルから 20 ピクセルになり、飛跡端点自動決定アルゴリズムの性能が顕著に向上したことが分かる。その具体例を図 5.10 に示した。図 5.10 の例において、Skeletonize 前の画像で学習したモデルで予測すると、散乱点と左の端点が飛跡から少し離れており、一方で Skeletonize 後の画像で学習したモデルで予測すると出力がより正確になっていることが分かる。図 5.11 に、飛跡端点決定に使用する Deep Learning モデルの学習とテストに用いたサンプルデータの数を変えた場合の、ユークリッド距離損失の変化を示す。図 5.11 から、飛跡端点決定アルゴリズムの性能が飽和するのに必要な 3α イベント数はおよそ 3,000 イベントであることが分かる。

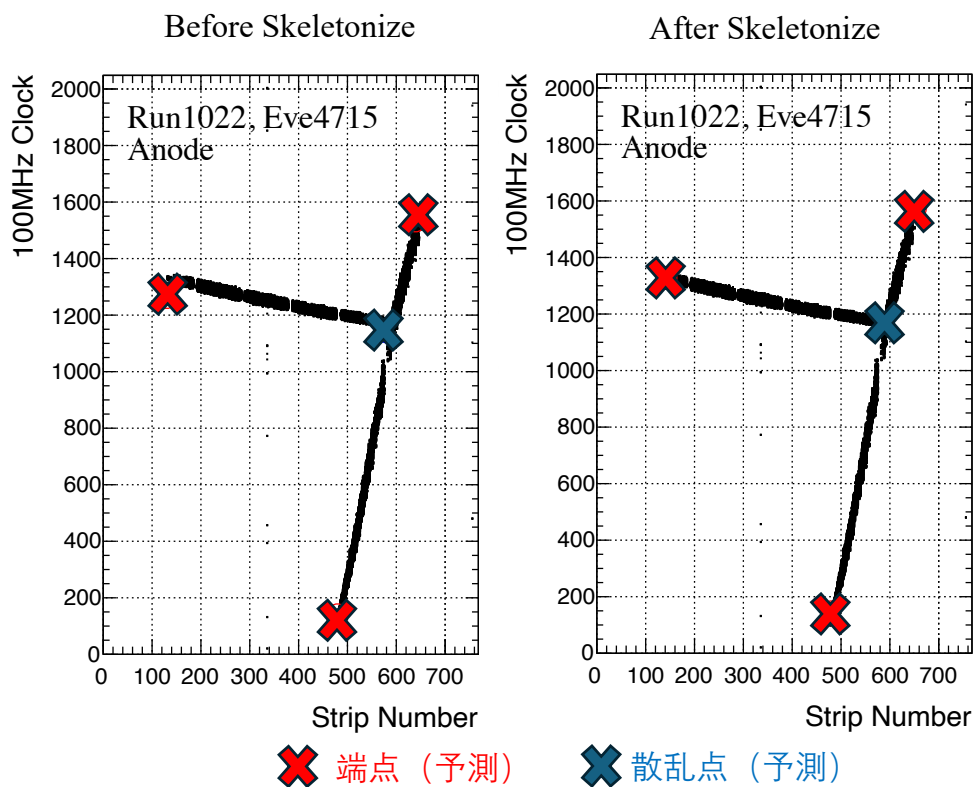


図 5.10: MAIKo+ の画像データに対する、Skeletonize 前の画像で学習したモデルの予測結果（左）と、Skeletonize 後の画像で学習したモデルの予測結果（右）

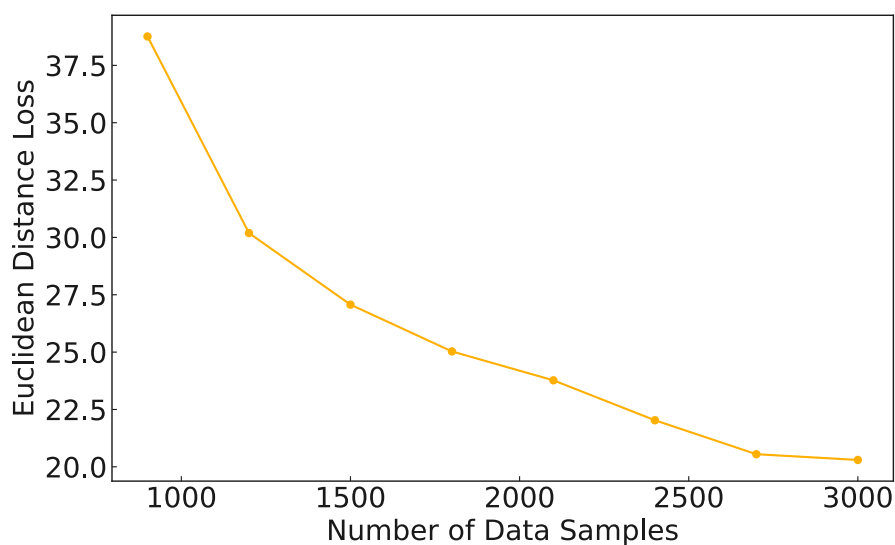


図 5.11: Deep Learning モデルの学習とテストに使用するサンプルデータの数と、ユークリッド距離損失の関係。

また、飛跡端点自動決定アルゴリズムを用いて、2022 年に OKTAVIAN で行われた MAIKo+ のテスト実験で取得したデータのうち、Eye Scan によって 3α に分類された全 7,497 イベントに対し、飛跡の散乱点と端点の座標を出力させ、これを用いて不変質量法で ^{12}C の励起エネルギーを再構成した。図 5.12 に、飛跡端点自動決定アルゴリズムによるエネルギースペクトル (赤) と Eye Scan 解析によるエネルギースペクトル (青) を重ね書きした図を示す。ただし、3.3 節の Eye Scan の解析と同様に、 α 粒子の飛跡が有感領域の十分内側に停止したカット条件を課した。

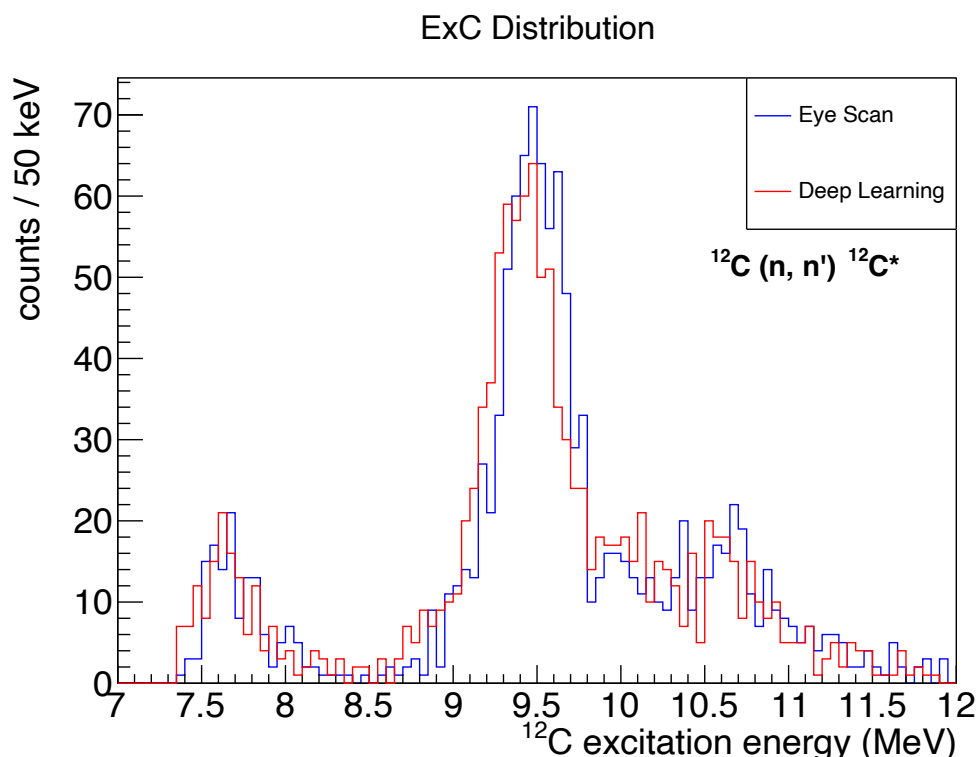


図 5.12: 自動解析アルゴリズムと Eye Scan で計算した ^{12}C のエネルギースペクトル。青線が Eye Scan 解析によるスペクトルであり、赤線が Deep Learning によるスペクトルである。

さらに、Eye Scan 解析と同じ励起エネルギーの範囲でヒストグラムのカウント数を積分し、 0_2^+ 状態、 3_1^- 状態の収量を決定した。その結果、 0_2^+ 状態に励起されたイベント数が 124 イベント、 3_1^- に励起されたイベント数が 538 イベントであった。自動解析アルゴリズムの検出・解析効率は、シミュレーションで 0_2^+ 状態、 3_1^- 状態を 2,000 イベントずつ人工生成し、Eye Scan の解析者と同じように評価した。その結果 0_2^+ 状態では 48.0%、 3_1^- 状態では 26.3% であった。これらをもとに断面積 σ を計算し、Eye Scan による解析と比較した結果を表 5.7 に示した。自動解析アルゴリズムは人間による Eye Scan 解析と誤差の範囲内で同じ断面積の結果が得られることが示された。また、図 5.6 の右上に示した、飛跡本数識別アルゴリズムによって誤って 3α イベントに分類されたバックグラウンドイベントに対しても、飛跡端点決定アルゴリズムで端点を決定し、これらのイベントにおける、 ^{12}C の励起エネルギーの計算結果を図 5.13 に示す。ただし、TPC の有感領域内に停止するカット条件を課した。図 5.13 から、飛跡本数識別アルゴリズムの誤分類によ

り、 0_2^+ 状態の積分範囲のエネルギーを持つイベントは4イベントあり、 0_2^+ 状態の収量に約3%の影響を与え、 3_1^- 状態の積分範囲のエネルギーを持つイベントは5イベントあり、 3_1^- 状態の収量に約1%の影響を与えたことが分かった。

表 5.7: MAIKo+ による $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}(0_2^+)$ 反応・ $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}(3_1^-)$ 反応の断面積を Eye Scan 解析に基づいて算出した結果と、自動解析アルゴリズムの解析に基づいて算出した結果。 Y は収量、 ϵ は検出・解析効率、 σ は断面積を、E.S. は Eye Scan の結果、D.L. は Deep Learning モデルの結果を示す。

	$^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}(0_2^+)$	$^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}(3_1^-)$
Y (E.S.) (個)	121	643
Y (D.L.) (個)	124	538
ϵ (E.S.)	48.0%	32.7%
ϵ (D.L.)	48.0%	26.3%
σ (E.S.) (mb)	5.3 ± 0.5 (stat.) ± 0.1 (sys.)	41 ± 3 (stat.) ± 2 (sys.)
σ (D.L.) (mb)	5.4 ± 0.5 (stat.)	43 ± 2 (stat.)

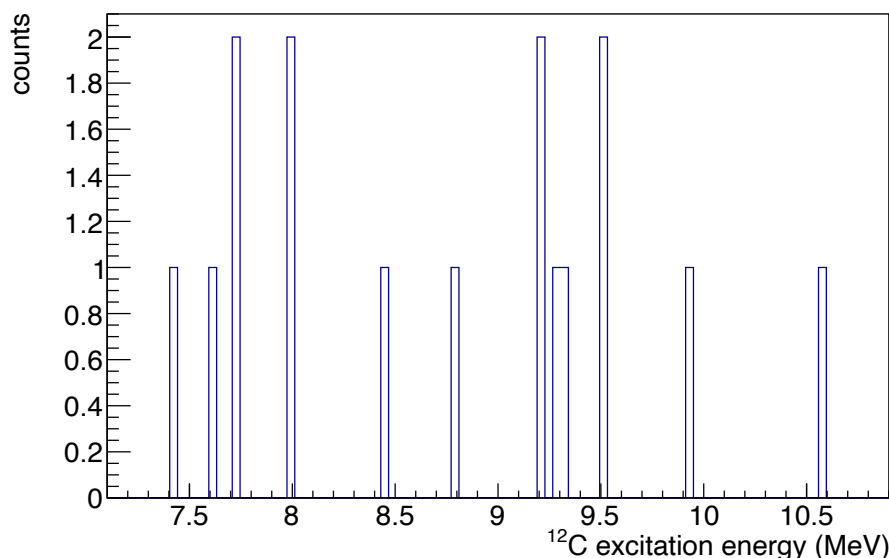


図 5.13: 飛跡本数識別アルゴリズムによって誤って 3α イベントに分類されたバックグラウンドイベントに対する、飛跡端点決定アルゴリズムの解析結果から得た ^{12}C の励起エネルギースペクトル。

飛跡端点決定アルゴリズムで決定した ^{12}C の励起エネルギーと、Eye Scan 解析で決定した ^{12}C の励起エネルギーの相関を図 5.14 に示した。両者の差の絶対値が 0.3 MeV 以上のイベントは全体の 7% 程度であった。

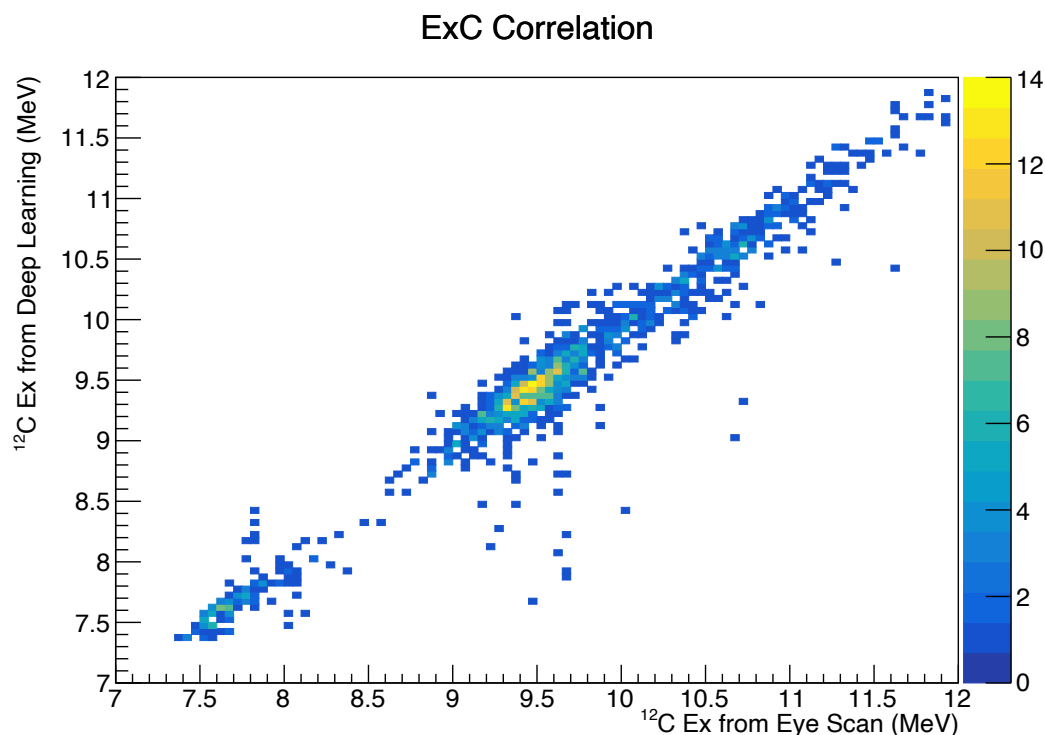


図 5.14: 飛跡端点決定アルゴリズムで決定した ^{12}C の励起エネルギーと、Eye Scan で決定した ^{12}C の励起エネルギーの相関。

飛跡端点決定アルゴリズムと Eye Scan で決定した ^{12}C の励起エネルギーの差が特に大きいイベントを確認したところ、図 5.15 に示すような除去できなかったノイズ信号が存在するイベントと、図 5.16 に示すような 3α の飛跡のうち、2 本以上が重なり、識別困難になるイベントの場合が多いことが分かった。飛跡が重なっているイベントを解析する際、飛跡端点決定アルゴリズムでは、端点の決定が難しい場合に飛跡上のランダムな位置を端点として選択することがある。その結果、励起エネルギーが 3α 閾値 (7.27 MeV) 近傍にある 7.65 MeV の 0_2^+ 状態で α 粒子の飛跡が短い場合、端点が飛跡上の誤った位置に決定されたとしても、計算された ^{12}C の励起エネルギーは実際の値と近い値を示すことが多い。一方で、励起エネルギーが 9.64 MeV の 3_1^- 状態では、飛跡端点の座標を高精度で決定しないと、励起エネルギーの計算結果が大きくずれる可能性が高くなる。そのた

め、飛跡端点決定アルゴリズムでは、飛跡の識別が難しい場合に端点の誤認が生じやすく、結果として 3_1 状態の検出・解析効率が Eye Scan よりも低くなると考えられる。

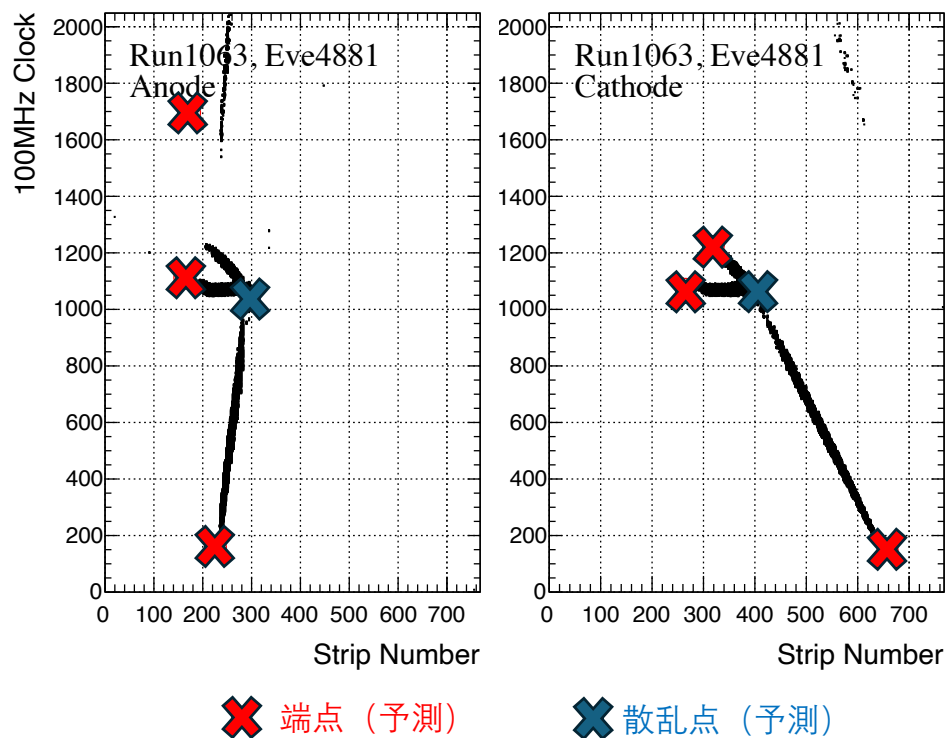


図 5.15: Anode に除去不可能なノイズが存在するイベントの例。Anode のノイズの影響により、一番上の端点の座標を飛跡端点決定アルゴリズムが正確に出力できなかった。

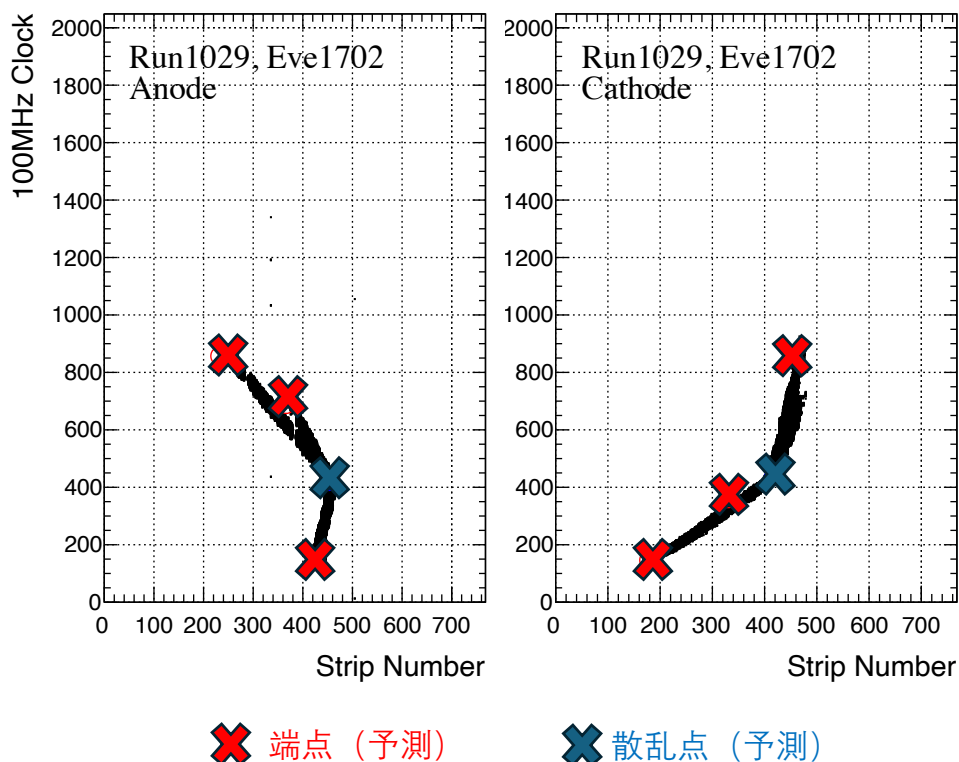


図 5.16: 3α の飛跡うち、2 本が重なっているイベントの例。Cathode の上から 2 番目の端点の座標を、飛跡端点決定アルゴリズムが正確に出力できなかった。

このような場合における Deep Learning モデルの効果を向上させるには、学習に参加する訓練セットのデータ数を大幅に増やすことで、ノイズに影響されにくいようにアルゴリズムを改善することや、入力前処理で Anode と Cathode の信号を見比べ、同じクロック数に両方 Hit 情報がある場合のみ画像を残し、片方しか Hit 情報がある場合はそれをノイズと見なし削除するなど、できるだけ入力データにおける散乱由来でない信号の影響をなくすことなどが考えられる。前者については、訓練セットに実験で取得したデータのみならず、シミュレーションデータも混入することで訓練セットのデータ数を増やすことができる。ただし、より実データの特徴を再現するように、ランダムなノイズ点や飛跡の途切れなどを人工的に加える必要がある。また、飛跡の端点は Anode と Cathode の縦軸の座標 (クロック数) が一致しているはずであるが、端点決定アルゴリズムがノイズや飛跡の重なりの影響により、すべての端点座標を正確に出力できなかった場合、出力結果における Anode と Cathode の縦軸の座標の対応が悪いケースが多い。そのようなイ

ベントが発見された場合は人間による解析を追加することで、正確かつ効率的な解析ができることが期待される。

第 6 章

まとめと将来の展望

本研究では、2022 年に OKTAVIAN で実施した MAIKo+ のテスト実験の全データを解析した。また、シミュレーションで人工生成した飛跡画像データで検出・解析効率を評価し、測定期間中の中性子数を計算し、それらをもとにして $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}(0_2^+)$ および $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}(3_1^-)$ 反応の断面積を計算した。その結果、先行研究の Kondo らや MAIKo テスト実験で得られた断面積と比べ、 $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}(0_2^+)$ および $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}(3_1^-)$ 両者とも断面積が小さい結果となった。その原因として、 0_2^+ 状態と 3_1^- 状態が生成された反応がデータとして記録できていない可能性が考えられる。MAIKo+ TPC では、MAIKo TPC と比べ、電子のドリフト方向の高さが 10 cm から 30 cm と 3 倍になったため、生成された電子のドリフト距離も 3 倍になり、拡散効果より電子が μ -PIC に到達する時間にばらつきが生じ、アナログ信号の波高がおおよそ 50% に低下することが分かった。

本研究ではこの問題に対する解決策として、電子増幅用の GEM をもう一枚増設し、増幅率を向上させることでアナログ信号の波高を正常に検出できるまで増加させようと試みた。 ^{241}Am の α 線源を用いた増幅率測定では、増設後はより低い電圧で高増幅率を達成可能であり、特に GEM 表裏の差圧が 310 V の場合、1 枚の時と比べて増幅率がおおよそ 3 倍に増大することを確認した。2025 年 3 月に予定されている東北大学 RARiS での中性子エネルギー 8.5 MeV–12.7 MeV の物理測定では、本研究で発見したようなイベントの未検出の問題が解消されることが期待されている。

さらに、従来の Eye Scan の解析手法では大量の労力と時間がかかるため、本研究では Deep Learning モデルに基づく自動解析の手法を試みた。飛跡本数識別のアルゴリズムでは、7,200 イベントの実験データを教師データにすると、9 割超の 3α のイベントを抽出でき、さらに抽出したイベントのうち、98% 以上は Eye Scan においても 3α に分類されたイベントであった。飛跡端点決定のアルゴリズムでは、実験で取得した 3α イベントの

うち、2,700 イベントの anode と cathode の飛跡画像計 5,400 枚を教師データにすると、Eye Scan 解析で得られた飛跡端点と Deep Learning モデルで得られた飛跡端点とのユークリッド距離が 20 pixel という成績が得られた。飛跡端点決定アルゴリズムの解析で得られた ^{12}C の励起エネルギースペクトルから $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}(0_2^+)$ および $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}(3_1^-)$ 反応の断面積を計算したところ、 $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}(0_2^+)$ 反応の断面積は Eye Scan 解析による結果と同程度、 $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}(3_1^-)$ 反応は Eye Scan 解析の結果と比べ、収量がおおよそ 2 割低下しているが、計算した断面積は Eye Scan 解析による結果と誤差の範囲内で一致しており、本実験の解析に使用できることが分かった。

我々は 2025 年 3 月に東北大学 RARiS で 8.5 MeV–12.7 MeV の準単色中性子ビームで物理測定を予定している。RARiS では、 $^1\text{H}(^{13}\text{C}, n)$ 反応で生成される中性子をビームとして使用する [41]。我々が測定予定のビームエネルギーを表 6.1 に示す。RARiS の加速器テストの結果によると、中性子ビームの想定最大強度は生成標的から 1 m の位置で 1.5×10^4 cps であり、先行研究の Kondo らの断面積を仮定すると、測定期間中において、各ビームエネルギーに対し、 ^{12}C の 0_2^+ 状態の収量はおおよそ 250 イベント、 3_1^- 状態はおおよそ 2,000 イベントと期待される。我々は本研究で開発した自動解析アルゴリズムを用いて物理測定で取得したデータを解析する予定であるが、Deep Learning モデルの学習と性能評価にある程度の 3α の教師データを必要とするため、自動解析アルゴリズムの性能が飽和するほどの教師データを得るまで Eye Scan 解析を行う。一方で、物理測定では、取得データ数による統計誤差は 0_2^+ 状態と 3_1^- 状態でそれぞれ 6.3%、2.2% になる見込みである。それに対し、自動解析アルゴリズムと Eye Scan の解析結果の差による系統誤差はそれぞれ 1.9%、17.1% であるため、 $^{12}\text{C}(n, n')^{12}\text{C}(3_1^-)$ 反応断面積の解析に自動解析アルゴリズムを使用するには、5.2.4 節で述べた改善案の実施や、人間による追加の解析が必要である。

表 6.1: RARiS で測定予定のビームエネルギー。

^{13}C エネルギー (MeV)	中性子エネルギー (MeV)
67.7	8.5
70.9	9.9
75.4	11.3
80.0	12.7

謝辞

本研究を遂行するにあたり、多くの方々からご協力とご指導をいただきました。

指導教官の川畑貴裕教授には、大変お忙しい中、研究に関する基礎知識から発表方法、文章の書き方に至るまで、極めて丁寧にご指導いただきました。特に、奨学金の申請書から修士論文に至るまで、一文一句を例外なくチェックしてくださり、大変貴重なご意見を数多くいただきました。本研究に関するご指導のみならず、国内外の学会発表や理化学研究所などの研究施設での実験に参加する機会をいただきました。そのおかげで原子核物理への理解が深まり、さまざまな実験手法や解析手法を学ぶことができました。川畑さんの親切で丁寧なご指導のおかげで、日本という異文化環境での研究生生活に対する不安を払拭し、楽しく充実した時間を過ごすことができました。心より感謝申し上げます。

古野達也助教には、私が学部4年生として参加したテーマ説明会で、TPCを用いた荷電粒子の飛跡再構築手法をご紹介いただき、深い興味を抱くきっかけを与えてくださいました。MAIKo+ グループに加わってからは、MAIKo+ の構造、測定原理、解析アルゴリズムについて、初歩的なところから丁寧にご指導いただきました。研究の過程で困難に直面した際には、迅速に相談に応じてくださり、建設的なご意見を数多くいただきました。機械学習の分野をご専門とされていないにもかかわらず、私とともに基礎から応用に至るまで学び、議論を重ねてくださいました。その結果、Deep Learning モデルの訓練におけるボトルネックを克服するアイデアを得ることができました。また、発表スライドや提出物についても細かくチェックしてくださり、貴重なご意見をいただきました。古野先生のご指導に深く感謝申し上げます。

先輩の水見香奈子さんには、MAIKo+ グループに加入した当初から、MAIKo+ について親切にご説明いただきました。修士課程を修了された後も、解析アルゴリズムについてのご助言をいただきました。また、本研究で解析対象とした2022年のMAIKo+ テスト実験は、水見さんが中心となって計画・実施されたものです。先輩の村田求基さんには、MAIKo+ の開発においてご協力いただいただけでなく、多くの有用なツールを開発してくださいました。元MAIKo+ グループのChen Sitan くんとは、ともに作業を進め、楽しい日々を過ごしました。

東北大学の伊藤正俊教授、足立智助教、山崎峻平くんには、RARiS での物理測定に向けて、多くのご支援とご助言を賜りました。

同期の坂上宗樹くん、宮原里菜さん、西川隆博くん、石谷壮史くんとは、日頃から楽し

く交流し、互いに励まし合いながら研究を進めることができました。先輩の本多祐也さん、坂梨公明さんには、研究や発表方法に関して貴重なご意見をいただきました。

以上の方々に加え、Samu Eteläniemi さん、岡村拓実くん、下條暖人くん、前里奨太郎くん、田中玲奈さん、山本峻也くん、京都大学の藤川祐輝さん、岡本慎太郎さん、東北大学 RARiS の米倉章平さんには Eye Scan 解析においてご協力いただきました。深く感謝申し上げます。

さらに、川畑研究室の教員である福田光順教授、小田原厚子准教授、吉田斉准教授、清水俊助教、三原基嗣助教には、発表練習の場などで発表方法について貴重なご意見を数多く頂戴しました。加えて、秘書の佐藤純代さんには、日々の研究生生活を温かく支えていただきました。心より感謝申し上げます。

本研究は、多くの方々のご協力とご指導のもとで成り立っています。ここに深く感謝の意を表します。最後に、日常生活を支えてくれた家族、恋人、友人に心からの感謝を捧げます。

参考文献

- [1] F. Hoyle, *Astrophys. J. Suppl. Ser.* **1**, 121 (1954).
- [2] J. Kelley, J. Purcell, and C. Sheu, *Nuclear Physics A* **968**, 71 (2017).
- [3] C. Angulo, M. Arnould, M. Rayet, P. Descouvemont, D. Baye, C. Leclercq-Willain, A. Coc, S. Barhoumi, P. Aguer, C. Rolfs, R. Kunz, J. Hammer, A. Mayer, T. Paradellis, S. Kossionides, C. Chronidou, K. Spyrou, S. Degl'Innocenti, G. Fiorentini, B. Ricci, S. Zavatarelli, C. Providencia, H. Wolters, J. Soares, C. Grama, J. Rahighi, A. Shotter, and M. Laméhi Rachti, *Nuclear Physics A* **656**, 3 (1999).
- [4] S. Wanajo, H.-T. Janka, and S. Kubono, *The Astrophysical Journal* **729**, 46 (2011).
- [5] W. A. Fowler, G. R. Caughlan, and B. A. Zimmerman, *Annual Review of Astronomy and Astrophysics* **5**, 525 (1967).
- [6] M. Tsumura, T. Kawabata, Y. Takahashi, S. Adachi, H. Akimune, S. Ashikaga, T. Baba, Y. Fujikawa, H. Fujimura, H. Fujioka, T. Furuno, T. Hashimoto, T. Harada, M. Ichikawa, K. Inaba, Y. Ishii, N. Itagaki, M. Itoh, C. Iwamoto, N. Kobayashi, A. Koshikawa, S. Kubono, Y. Maeda, Y. Matsuda, S. Matsumoto, K. Miki, T. Morimoto, M. Murata, T. Nanamura, I. Ou, S. Sakaguchi, A. Sakaue, M. Sferrazza, K. Suzuki, T. Takeda, A. Tamii, K. Watanabe, Y. Watanabe, H. Yoshida, and J. Zenihiro, *Physics Letters B* **817**, 136283 (2021).
- [7] M. Beard, S. M. Austin, and R. Cyburt, *Phys. Rev. Lett.* **119**, 112701 (2017).
- [8] S. Jin, L. F. Roberts, S. M. Austin, and et al., *Nature* **588**, 57 (2020).
- [9] A. Baishya, S. Santra, P. C. Rout, A. Pal, and T. Santhosh, *Phys. Rev. C* **108**, 065807 (2023).
- [10] S. Chandrasekhar (1939).
- [11] T. Doi, Master Theses, Kyoto University, <https://www-nh.scphys.kyoto-u.ac.jp/>

- articles/thesis/mron/doi_master.pdf (2020).
- [12] K. Kondo, I. Murata, K. Ochiai, N. Kubota, H. Miyamaru, C. Konno, and T. Nishitani, *Journal of Nuclear Science and Technology* **45**, 103 (2008).
 - [13] T. Furuno, T. Kawabata, H. J. Ong, S. Adachi, Y. Ayyad, T. Baba, Y. Fujikawa, T. Hashimoto, K. Inaba, Y. Ishii, S. Kabuki, H. Kubo, Y. Matsuda, Y. Matsuoka, T. Mizumoto, T. Morimoto, M. Murata, T. Sawano, T. Suzuki, A. Takada, J. Tanaka, I. Tanihata, T. Tanimori, D. T. Tran, M. Tsumura, and H. D. Watanabe, *Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. A* **908**, 215 (2018).
 - [14] K. Himi, Master Thesis, Osaka University (2023).
 - [15] J. Bishop, C. Parker, S. Ahn, E. Koshchiy, K. Brandenburg, C. Brune, R. Charity, J. Derkin, N. Dronchi, G. Hamad, Y. Jones-Alberty, T. Kokalova, T. Massey, Z. Meisel, E. Ohstrom, S. Paneru, E. Pollacco, M. Saxena, and C. Wheldon, *Nature Communications* **13** (2022).
 - [16] E. Koshchiy, G. Rogachev, E. Pollacco, S. Ahn, E. Uberseder, J. Hooker, J. Bishop, E. Aboud, M. Barbui, V. Goldberg, C. Hunt, H. Jayatissa, C. Magana, R. O’Dwyer, B. Roeder, A. Saastamoinen, and S. Upadhyayula, *Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. A* **957**, 163398 (2020).
 - [17] S. A. Kuvini, H. Y. Lee, B. DiGiovine, A. Georgiadou, S. Mosby, D. Votaw, M. White, and L. Zavorka, *Phys. Rev. C* **104**, 014603 (2021).
 - [18] D. Schmidt and B. Siebert, *Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. A* **342**, 544 (1994).
 - [19] N. Olsson, B. Trostell, and E. Ramstrom, *Physics in Medicine Biology* **34**, 909 (1989).
 - [20] A. S. Meigooni, R. Finlay, J. Petler, and J. Delaroche **445**, 304 (1985).
 - [21] K. Sumita, A. Takahashi, T. Iida, and J. Yamamoto, *Nuclear Science and Engineering* **106**, 249 (1990), <https://doi.org/10.13182/NSE90-A29054>.
 - [22] K. Himi, Bachelor Thesis, Osaka University (2021).
 - [23] C. Altunbas, M. Capéans, K. Dehmelt, J. Ehlers, J. Friedrich, I. Konorov, A. Gandi, S. Kappler, B. Ketzer, R. De Oliveira, S. Paul, A. Placci, L. Ropelewski, F. Sauli, F. Simon, and M. van Stenis, *Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. A* **490**, 177 (2002).

- [24] A. Ochi, T. Nagayoshi, S. Koishi, T. Tanimori, T. Nagae, and M. Nakamura, Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. A **471**, 264 (2001).
- [25] T. Mizumoto, Y. Matsuoka, Y. Mizumura, T. Tanimori, H. Kubo, A. Takada, S. Iwaki, T. Sawano, K. Nakamura, S. Komura, S. Nakamura, T. Kishimoto, M. Oda, S. Miyamoto, T. Takemura, J. Parker, D. Tomono, S. Sonoda, K. Miuchi, and S. Kurosawa, Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. A **800**, 40 (2015).
- [26] T. Uchida, IEEE Transactions on Nuclear Science **55**, 1631 (2008).
- [27] J. Ziegler, M. Ziegler, and J. Biersack, Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. B **268**, 1818 (2010).
- [28] T. Furuno, T. Doi, K. Himi, T. Kawabata, S. Adachi, H. Akimune, S. Enyo, Y. Fujikawa, Y. Hijikata, K. Inaba, M. Itoh, S. Kubono, Y. Matsuda, I. Murata, M. Murata, S. Okamoto, K. Sakanashi, and S. Tamaki, EPJ Web Conf. **260**, 11010 (2022).
- [29] O. Tarasov and D. Bazin, Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section B: Beam Interactions with Materials and Atoms **266**, 4657 (2008), proceedings of the XVth International Conference on Electromagnetic Isotope Separators and Techniques Related to their Applications.
- [30] Y. LeCun, B. E. Boser, J. S. Denker, D. Henderson, R. E. Howard, W. E. Hubbard, and L. D. Jackel, in *Neural Information Processing Systems* (1989).
- [31] Y. Lecun, L. Bottou, Y. Bengio, and P. Haffner, Proceedings of the IEEE **86**, 2278 (1998).
- [32] K. Simonyan and A. Zisserman (2015), 1409.1556.
- [33] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (2016).
- [34] H. Wu, Y. Wang, Y. Wang, X. Deng, X. Cao, D. Fang, W. Ma, W. He, C. Fu, and Y. Ma, Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. A **1055**, 168528 (2023).
- [35] J. Bradt, D. Bazin, F. Abu-Nimeh, T. Ahn, Y. Ayyad, S. Beceiro Novo, L. Carpenter, M. Cortesi, M. Kuchera, W. Lynch, W. Mittig, S. Rost, N. Watwood, and J. Yurkon, Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. A **875**, 65 (2017).
- [36] M. Kuchera, R. Ramanujan, J. Taylor, R. Strauss, D. Bazin, J. Bradt, and

- R. Chen, Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. A **940**, 156 (2019).
- [37] C. Kim, S. Ahn, K. Chae, J. Hooker, and G. Rogachev, Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. A **1048**, 168025 (2023).
- [38] H.-K. Wu, X.-Y. Wang, Y.-M. Wang, Y.-J. Wang, D.-Q. Fang, W.-B. He, W.-H. Ma, X.-G. Cao, C.-B. Fu, X.-G. Deng, and Y.-G. Ma (2024), 2406.18599.
- [39] L. Vincent, in *EURASIP Workshop on Mathematical Morphology and its Applications to Signal Processing* (Barcelona, Spain 1993), pp. 22–27.
- [40] S. van der Walt, J. L. Schönberger, J. Nunez-Iglesias, F. Boulogne, J. D. Warner, N. Yager, E. Gouillart, T. Yu, and the scikit-image contributors, PeerJ **2**, e453 (2014).
- [41] S. Yamazaki, Master Thesis, Tohoku University (2024).