

修 士 学 位 論 文

LHC-ATLAS 実験 Run-3 における
初段ミューオントリガーの機械学習を用いた最適化

令和 5 年 2 月 3 日

専 攻 名 物理学専攻

学籍番号 211S114S

氏 名 中村 竜也

神戸大学大学院理学研究科博士課程前期課程

概要

Large Hadron Collider (LHC) は、欧州原子核研究機構 (CERN) に建設された世界最高エネルギーの陽子陽子衝突型加速器である。ATLAS 検出器は、LHC の衝突点の 1 つに設置された大型汎用検出器であり、TeV エネルギー領域の陽子衝突で生成される粒子を測定することで、新粒子の直接探索やヒッグス粒子の精密測定を行い、素粒子標準模型を超えた新物理の発見を目指している。

LHC における陽子陽子衝突は高頻度であるため、すべての衝突事象を記録することはできない。そのためトリガーシステムを使用し、物理として興味のある事象のみを選別し保存している。LHC 及び ATLAS 検出器は 2019 年から 2022 年までの期間にアップグレードが行われ、2022 年 7 月から重心系エネルギー 13.6 TeV での第三期運転 (Run-3) として実験が行われている。

ルミノシティの増加に伴って事象数も増加するため、物理事象の選別を行うトリガーシステムの改良が必要不可欠である。トリガーシステムの中でも初段トリガーに分類されるエンドキャプ部の初段ミュオントリガーは、Thin-Gap Chambers (TGC) というミュオン検出器を用いて横方向運動量を指針としたトリガー判定を行っている。このとき、ミュオンの飛跡の曲がり具合と横方向運動量の対応を関連づけた Coincidence Window (CW) と呼ばれる参照表を用いることで、短時間で飛跡情報からミュオンの横方向運動量を算出している。

初段ミュオントリガーのトリガー性能の改善に向けて、CW を Run-3 に対応したものに作り直す必要がある。CW はシミュレーションデータから作成しているため、実際の検出器のズレや歪みが考慮されておらず、そのまま実際の測定に使用するとトリガー性能が低下してしまう。そこで、検出器のズレや歪みに対する補正を行うことで CW を最適化し、トリガー性能を向上させる手法が先行研究によって確立されてきた。しかし、従来の手法では CW の作成の手間の多さや手動で行う最適化の作業量が膨大であることが問題となり、従来の手法に代わる効率的な CW の作成及び最適化手法が求められた。そこで、機械学習を用いて効率的に CW を作成し最適化を行う手法の開発を行う。

本研究では、実際の実験データを機械学習のトレーニングに使用することで、自動的に検出器のズレや歪みに対する補正を行うことのできる手法の開発を行い、CW 作成の効率化を図った。また、作成した CW を用いた際のトリガー性能について、従来の手法で作成した CW と比較を行い、本研究の手法によってトリガー性能を向上させることが可能であることを示した。本発表では、開発した CW の作成手法と、作成した CW のトリガー性能の評価について述べる。

目次

第 1 章	序論	1
第 2 章	LHC-ATLAS 実験	3
2.1	LHC 加速器	3
2.2	LHC-ATLAS 実験	5
2.2.1	ATLAS 検出器における座標系	5
2.2.2	マグネットシステム	7
2.2.3	内部飛跡検出器	8
2.2.4	カロリメータ	9
2.2.5	ミューオン検出器	11
2.3	ATLAS トリガーシステム	18
2.3.1	トリガーメニュー	21
第 3 章	初段ミューオントリガーシステム	23
3.1	エンドキャプ部初段ミューオントリガー	23
3.1.1	トリガーアルゴリズムの概要	23
3.1.2	初段ミューオントリガーにおけるエレクトロニクス	27
3.2	従来の CW の作成及び最適化手法	32
3.2.1	従来の CW の作成方法	32
3.2.2	CW の最適化手法	33
3.3	本研究の目的	35
第 4 章	機械学習を用いた Coincidence Window の作成手法	36
4.1	機械学習	36
4.1.1	ニューラルネットワーク	37
4.2	機械学習を用いた CW 作成手法	40
4.2.1	入力データに対する事前処理	41
4.2.2	機械学習モデルの設計方法とトレーニング	45
4.2.3	出力データを p_T 閾値に変換	50

第 5 章	初段ミュオントリガーの性能評価	57
5.1	機械学習を用いて作成した CW の 15 段階閾値の評価	57
5.1.1	作成した CW の 15 段階の p_T 閾値	57
5.1.2	CW の最適化の効果	58
5.1.3	現行のトリガーとのトリガー性能の比較	60
5.1.4	トリガーレートの評価	66
5.2	性能評価のまとめ	69
第 6 章	結論と展望	70
	謝辞	72
	参考文献	74

第 1 章

序論

我々の身の回りにある物質を構成する最小単位は素粒子である。物質の最小単位である素粒子と、素粒子の相互作用を記述した理論として、標準模型が存在している。素粒子物理学において、自然界には電磁相互作用、強い相互作用、弱い相互作用、重力相互作用といった 4 種類の基本相互作用が存在すると考えられており、標準模型では重力相互作用以外の 3 種類の相互作用が記述されている。標準模型は図 1.1 に示すように、12 種類のフェルミオン、4 種類のゲージボソン、ヒッグス粒子の計 17 種類の粒子から構成されており、唯一実験的に未確認であったヒッグス粒子も 2012 年に発見された [1]。

現在、標準模型は多くの物理事象を説明することができているが、暗黒物質の存在やヒッグス粒子の質量階層性問題などの多くの未解決問題が残されている。この問題を解決するためには、標準

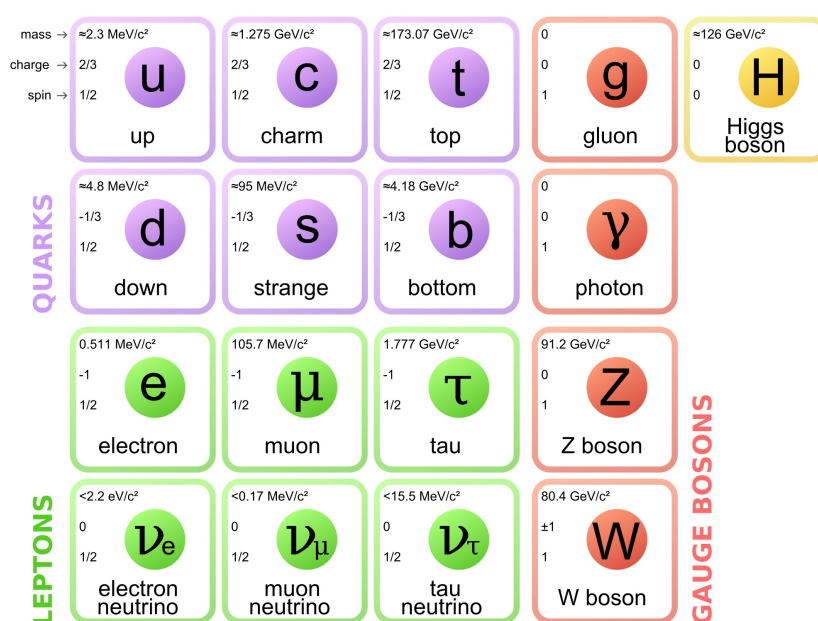


図 1.1: 標準模型を構成する 17 種類の素粒子 [2]。

模型を超える新しい物理が必要であり、この新物理を探索するためのアプローチとして世界中で様々な実験が行われている。

新物理探索の実験の一つとして、ジュネーブ郊外に位置する欧州原子核研究機構 (CERN) [3] の地下に設置された Large Hadron Collider (LHC) [4] を用いる高エネルギーの陽子陽子衝突実験がある。この LHC を使った衝突実験の 1 つである ATLAS 実験 [5] では、ATLAS 検出器と呼ばれる大型汎用検出器を用いて高エネルギーの陽子衝突から粒子の測定を行い、TeV スケールまでの新粒子探索や素粒子の精密測定などの探索を行っている。

LHC ではバンチと呼ばれる約 10^{11} 個の陽子の塊を単位として陽子を加速させている。LHC で行われている陽子陽子衝突実験において、このバンチ衝突の頻度は 40 MHz の高頻度のため、計算機リソースやデータ記憶容量など制限から全ての衝突事象を保存することができない。そのため、トリガーシステムと呼ばれる事象選別のアルゴリズムを用いることで、膨大な量の衝突事象から物理として興味のある事象を選別し、保存可能なデータ量まで事象数を減らしてから保存している。

ATLAS 検出器では大きく分けて 2 段階のトリガーシステムを実装している。1 段目にはハードウェアベースの高速処理が可能な初段 (L1) トリガーがあり、測定したデータに対して一番初めにトリガー判定を行い、100 kHz 以下まで事象数を落とす。2 段目にはソフトウェアベースで詳細な解析が可能な後段トリガーがあり、L1 トリガーで選別した事象に対して厳密なトリガー判定を行うことで、さらに数 kHz まで事象数を落とす。

LHC 及び ATLAS 検出器は 2018 年から 2022 年までの期間にアップグレードが行われ、2022 年 7 月から第三期運転 (Run-3) が再開された。Run-3 では陽子陽子衝突の重心系エネルギーの増強や高いルミノシティでの安定した運転に伴い、事象頻度がさらに増加する。したがって、限られたデータ容量の中で物理事象を最大限の効率で取得するために、初段トリガーにおいてもトリガーシステムの改良を行い、トリガー効率を向上させる必要がある [6]。

ミューオンは陽子陽子衝突実験において様々な物理事象のサインとして重宝されており、ATLAS 実験のトリガーシステムの中にもミューオンを用いたトリガーが実装されている。例えば、ヒッグス粒子の崩壊先である Z ボソンや W ボソンの終状態として高い運動量のミューオンが観測されやすいことや、ボトムクォークやチャームクォークが含まれる粒子の終状態には運動量が低いミューオンが含まれている。そのため、ミューオンを用いたトリガーは重要な役割を担っている。本研究では、この初段トリガーの中でもミューオンの運動量を指針として事象選別を行う初段ミューオントリガーに着目する。

本論文ではミューオンをターゲットにして事象選別を行う初段ミューオントリガーを改良し、トリガー性能の評価を行う。第 2 章で LHC-ATLAS 実験の概要について述べ、第 3 章で初段ミューオントリガーシステムについて述べる。第 4 章で本研究の主題である機械学習を用いた Coincidence Window (CW) の作成手法の詳細について説明し、第 5 章で作成した CW を用いた際のトリガー性能の評価について述べた後、第 6 章で本研究の成果をまとめ、今後の展望について述べる。

第 2 章

LHC-ATLAS 実験

LHC-ATLAS 実験とは、Large Hadron Collider (LHC) [4] を用いた高エネルギーの陽子陽子衝突によって生成された粒子を ATLAS (A Troidal LHC ApparatuS) 検出器によって検出し、標準模型の精密測定や新粒子探索などを行う実験である [5]。LHC は 2018 年に第 2 期運転 (Run-2) を終了し、2019 年から 2021 年にかけて LHC 及び ATLAS 検出器のアップグレードが行われ、2022 年 7 月からは Run-3 として運転を再開している。

本章では、Run-3 における LHC 及び ATLAS 検出器の概要と ATLAS 実験で採用されているトリガーシステムについて述べる。

2.1 LHC 加速器

Large Hadron Collider (LHC) は、スイスのジュネーブ郊外にある欧州素粒子原子核研究機構 (CERN) [3] の地下に建設された、周長約 27 km の世界最大の大型ハドロン衝突型加速器である。LHC の全体像を図 2.1 に示す。LHC は重心系エネルギー 14 TeV、瞬間ルミノシティ $1.0 \times 10^{34} \text{ cm}^{-2}\text{s}^{-1}$ で陽子陽子衝突が可能のように設計されている。ここで、ルミノシティとは衝突型加速器における粒子同士の衝突頻度を表している。瞬間ルミノシティが毎秒あたりの衝突頻度、時間で積分したものが積分ルミノシティと定義され、観測されるデータ量はこの積分ルミノシティに比例する。

LHC は陽子ビームが反対方向に周回するための 2 つのリングから構成されており、4 か所ある衝突点にそれぞれ検出器が設置されている。その衝突点の一つに ATLAS 検出器が設置され、陽子陽子衝突から生成される粒子を検出する。他 3 か所にも検出器が設置されており、それぞれ CMS (Compact Muon Solenoid) [7]、LHCb (Large Hadron Collider b) [8]、ALICE (A Large Ion Collider Experiment) [9] である。ATLAS と CMS の 2 つの検出器は、標準模型の検証から標準模型を超える現象の探索まで可能な汎用検出器である。LHCb と呼ばれる検出器は、 B -ハドロン系の物理を研究するために設計されたものである。最後の ALICE は、QCD 現象を探るために重イオン衝突の研究に最適化された検出器である。

図 2.2 に LHC 加速器の運転計画を示す。LHC は 2010 年から本格的に実験を開始し、2010 年

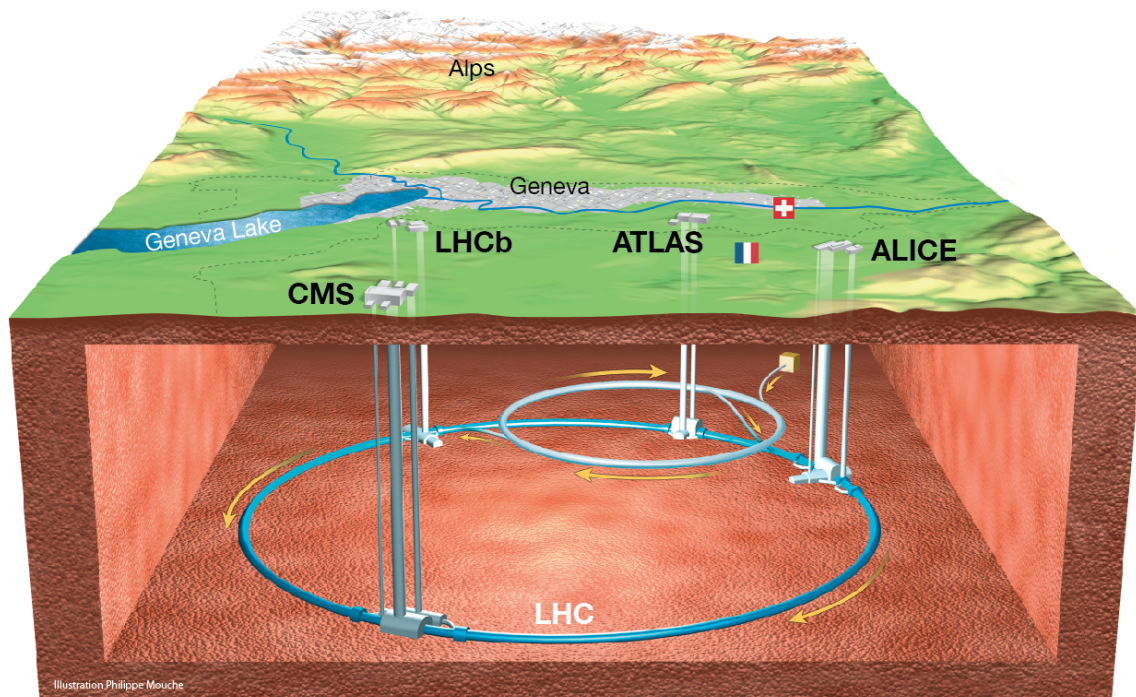


図 2.1: LHC 加速器の全体図 [10]。地下 100m に設置された LHC の 4 つの衝突点に ATLAS、CMS、ALICE、LHCb などの検出器が配置されている。

から 2012 年にかけて行われた運転を Run-1、2015 年から 2018 年にかけて行われた運転を Run-2 と呼ぶ。Run-1 では重心系エネルギー 7-8 TeV、瞬間最高ルミノシティ $0.77 \times 10^{34} \text{ cm}^{-2}\text{s}^{-1}$ で運転を行い、Run-2 では重心系エネルギー 13 TeV、瞬間最高ルミノシティ $2.0 \times 10^{34} \text{ cm}^{-2}\text{s}^{-1}$ で運転を行った。2019 年から 2022 年初旬までの Long Shutdown 2 (LS2) の期間に加速器のアップグレードが行われ、2022 年 7 月から 2025 年にかけて行われる Run-3 では陽子陽子衝突の重心系エネルギーを 13.6 TeV、瞬間ルミノシティ $2.0 \times 10^{34} \text{ cm}^{-2}\text{s}^{-1}$ で運転を行い、Run-2 で取得したデータと合わせて積分ルミノシティ 350 fb^{-1} のデータを取得する予定である。さらにその後、アップグレードを経て 2029 年からはより高いルミノシティでの高輝度 LHC-ATLAS 実験 (HL-LHC) の運転が予定されている。

LHC では陽子同士を衝突させるまでに、いくつかの前段加速器を使用して TeV スケールのエネルギーまで陽子を加速している。図 2.3 に概略図を示す。初めに負水素イオン (H^- 、水素原子に電子を加えたもの) を線形加速器である LINAC4 [13] で 160 MeV まで加速する。次に、強い電場をかけることで負水素イオンから 2 個の電子を剥ぎ取り、陽子だけの状態にする。そして、Proton Synchrotron Booster (PSB) [14] に陽子を入射し 1.4 GeV まで加速した後、Proton Synchrotron (PS) [15] で陽子を 26 GeV まで加速し、40 MHz のバンチ構造を持った陽子



図 2.2: LHC 加速器の運転とアップグレード計画 [11]。LHC では 2019 年から 2022 年初旬までの間に Phase-1 Upgrade が行われ、現在は Run-3 として運転を再開している。

ビームを形成する。その後、Super Proton Synchrotron (SPS) [16] で 450 GeV まで加速した後、陽子ビームは LHC に入射され最大で 7 TeV まで加速される。陽子ビームは 25 ns のバンチ間隔で入射されているため、陽子陽子衝突を起こす際の各バンチの衝突頻度は 40 MHz となっている。

2.2 LHC-ATLAS 実験

ATLAS 検出器は、LHC の衝突点の 1 つに設置された、直径 25 m、長さ 44 m の円筒形の大型汎用検出器である [5]。ATLAS 検出器の全体像を図 2.4 に示す。ATLAS 検出器は複数の検出器を組み合わせて構成されており、内側から内部飛跡検出器、カロリメータ、ミューオン検出器といった検出器が設置されている。また、内部飛跡検出器とカロリメータの間には超伝導ソレノイド磁石、カロリメータの外側にはトロイド磁石がそれぞれ設置されている。これらの検出器から得られる情報を組み合わせることで、粒子識別や粒子のエネルギーなどの測定を行っている。

2.2.1 ATLAS 検出器における座標系

ATLAS 実験では図 2.5 に示すような直行座標系と円筒座標系が使用されている。直行座標系では、検出器の中心を原点として、ビーム軸に沿って z 軸を取る。ビーム軸に垂直な平面を $x-y$ 平面としたときに、加速器の中心方向を正とする x 軸及び、地面に対して垂直方向上向きを正とする

The CERN accelerator complex Complexe des accélérateurs du CERN

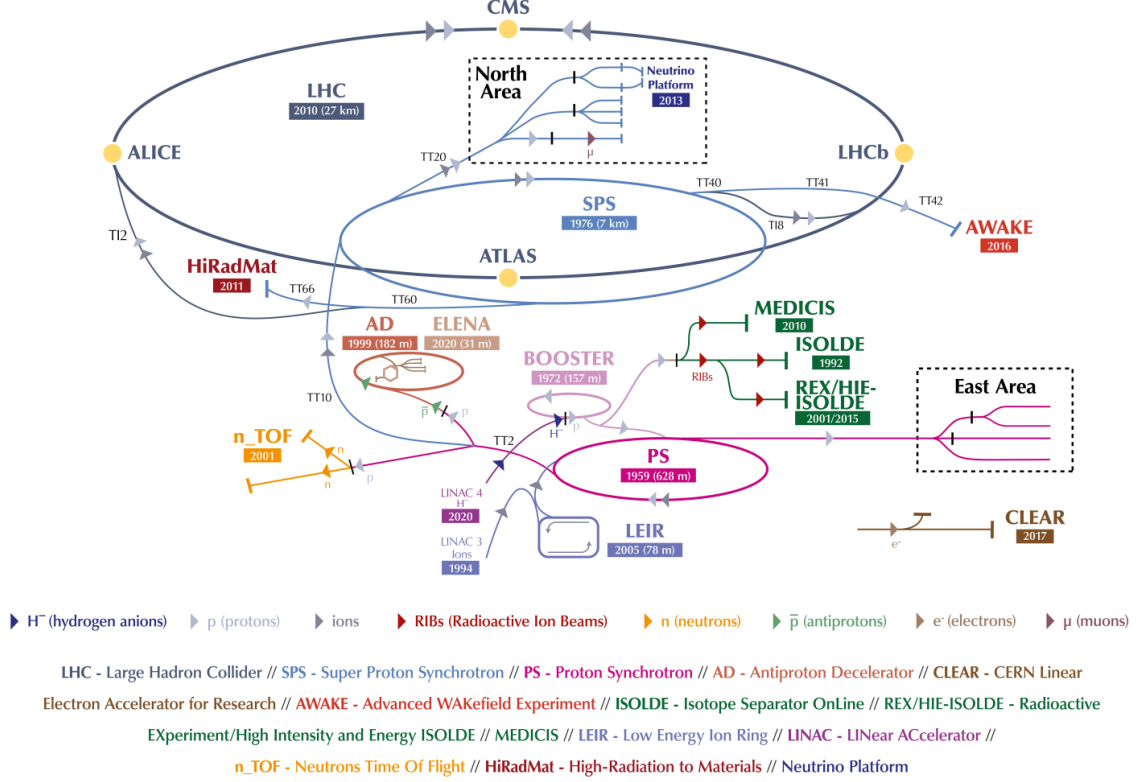


図 2.3: CERN に設置されている加速器群 [12]。

y 軸を設定する。円筒座標系では、ビーム軸に沿った z 軸に対し、動径方向を R 、ビーム軸周りの角度を方位角 ϕ 、ビーム軸からの角度を極角 θ としている。

また、ATLAS 実験で使用される座標系として、

$$\eta = -\ln \left(\tan \frac{\theta}{2} \right) \quad (2.1)$$

と定義される擬ラピディティ η が用いられる。ATLAS 検出器は円筒形をしており、 $|\eta| < 1.0$ の側面部分をバレル領域、 $|\eta| > 1.0$ の底面部分をエンドキャップ領域と呼ぶ。

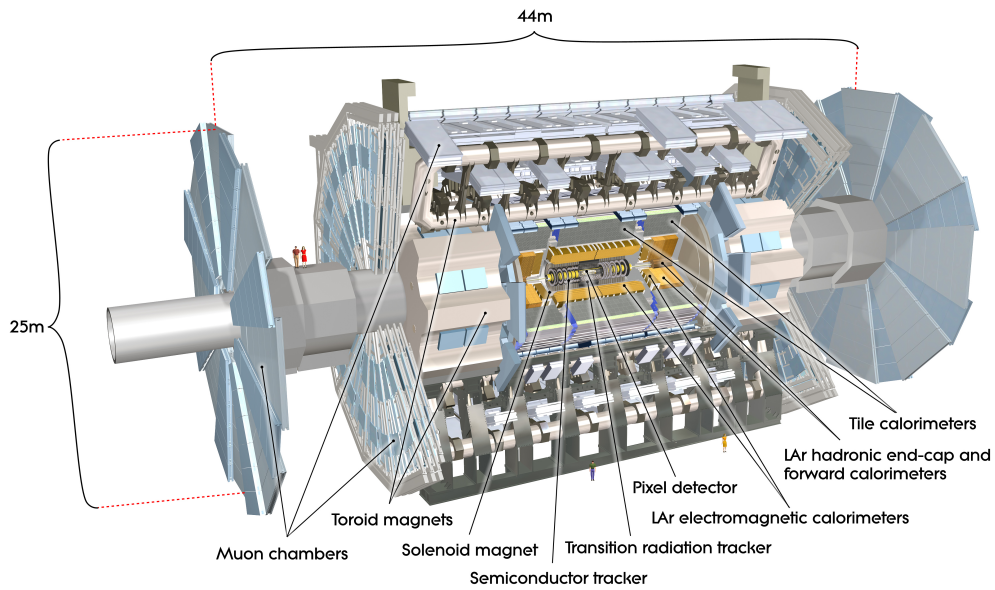


図 2.4: ATLAS 検出器の全体図 [5]。直径 25 m、長さ 44 m の円筒型をしており、内部飛跡検出器、カロリメータ、ミューオン検出器などの検出器を組み合わせ粒子の測定を行っている。

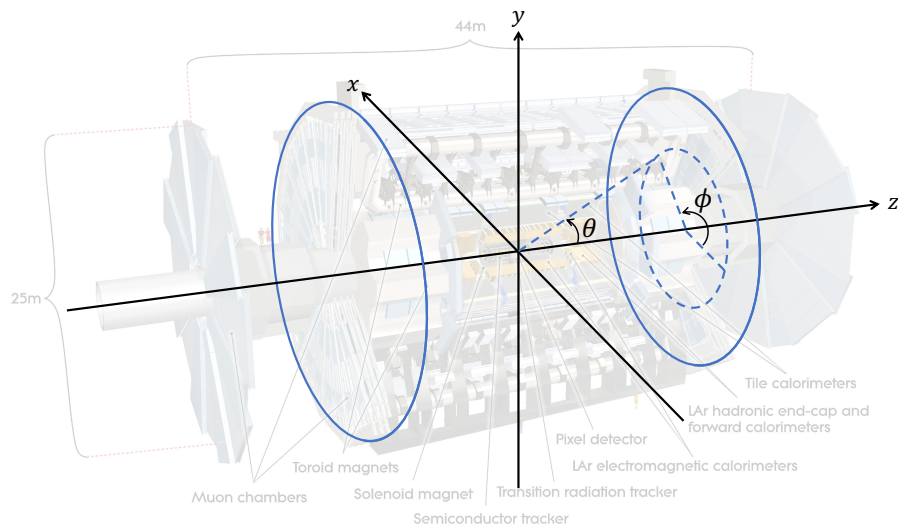


図 2.5: ATLAS 検出器における座標系。

2.2.2 マグネットシステム

ATLAS 実験では、荷電粒子の運動量測定のために超伝導磁石を用いて磁場をかけている。超伝導磁石は 2 種類あり、衝突点付近で発生した荷電粒子の運動量測定のために用いられるソレノイ

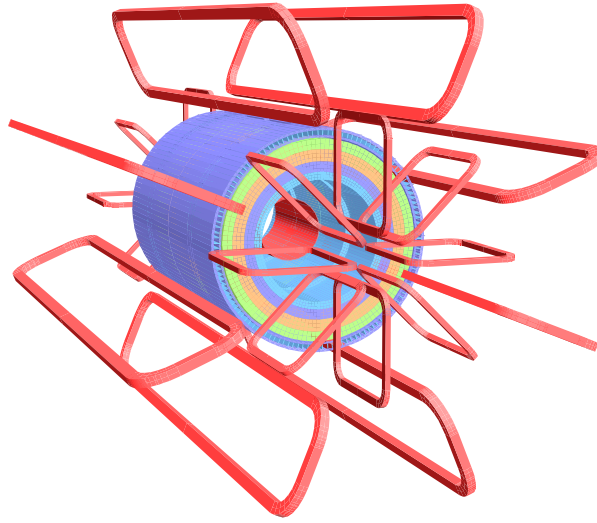


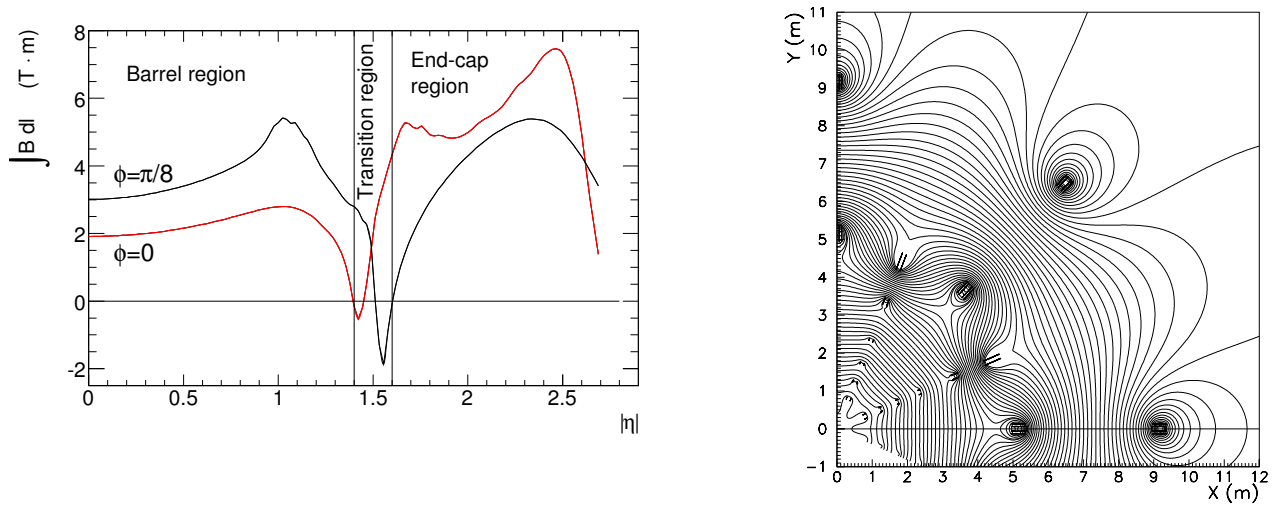
図 2.6: ATLAS 検出器で用いられる超伝導磁石の配置 [5]。

ド磁石とミューオンの運動量測定のために用いられるトロイド磁石が設置されている。図 2.6 に ATLAS 検出器に設置されている超伝導磁石の配置を示す。ソレノイド磁石は内部飛跡検出器とカロリメータの間に設置されており、この電磁石が作り出す磁場によって荷電粒子を曲げ、内部飛跡検出器でその曲率を測定することによって横方向運動量を測定する。トロイド磁石はバレル部とエンドキャップ部に分けられ、それぞれ ϕ 方向に 8 つずつ等間隔で配置されてる。そのため、8 回転対象の磁場構造を生み出しており、この磁場構造を考慮した上で様々な検出器が設置されている。トロイド磁石によって生じる磁場の η 分布を図 2.7a に、 $x - y$ 平面での磁場の分布を図 2.7b に示す。

2.2.3 内部飛跡検出器

内部飛跡検出器はビーム衝突点に最も近い位置に設置され、衝突点で発生した荷電粒子の飛跡を測定する。内部飛跡検出器は内側からピクセル検出器 (Pixel)、Semiconductor Tracker (SCT)、Transition Radiation Tracker (TRT) で構成されている。図 2.8 に内部飛跡検出器の概略図を示す。

Pixel は最内層に設置された $|\eta| < 2.5$ の領域をカバーする半導体検出器であり、バレル部では同心円状に 4 層、エンドキャップ部ではディスク状のものが 3 層設置されている。位置分解能はバレル部で $R - \phi$ 平面で $10 \mu\text{m}$ 、 z 軸方向で $115 \mu\text{m}$ 、エンドキャップ部においては $R - \phi$ 平面で $10 \mu\text{m}$ 、 R 方向で $115 \mu\text{m}$ であり、高い位置分解能を持つ [5]。SCT は Pixel の外側に位置されており $|\eta| < 2.5$ の領域をカバーしている。マイクロストリップと呼ばれる細長い有感領域をシリコン上に施した半導体検出器であり、バレル部ではビームパイプを中心とした同軸円筒状、エンドキャップ部ではビームパイプに垂直なディスク状の検出器が設置されている。位置分解能はバレル部で $R - \phi$ 平面で $17 \mu\text{m}$ 、 z 軸方向で $580 \mu\text{m}$ 、エンドキャップ部においては $R - \phi$ 平面で



(a) トロイド磁石による磁場の η 分布 [5]。

(b) ビーム軸から見た $x - y$ 平面での磁場の分布 [17]。

図 2.7: トロイド磁石の磁場の分布。設置位置の影響により磁場構造が一様ではない。

17 μm 、 R 方向で 580 μm である [5]。TRT は内部飛跡検出器の最外層に位置する検出器であり、飛跡のトラッキングのほかに遷移輻射を利用した電子の同定も行っている。直径 4 mm のドリフトチューブをバレル部では 73 層、エンドキャップ部では 160 層に積み重ねることで構成されている。ドリフトチューブはバレル部ではビーム軸方向に、エンドキャップ部では放射状に並べられている。1つのドリフトチューブの位置分解能は $R - \phi$ 平面で 130 μm である。

また、横方向運動量に対する分解能は式 (2.2) で表される [5]。

$$\frac{\sigma_{p_T}}{p_T} = 0.05\% \times p_T \oplus 1\% \quad (2.2)$$

第 1 項は電子数をエネルギーに換算する際の統計的な揺らぎにの項であり、第 2 項はエネルギー較正の精度や温度の揺らぎによる項である。

2.2.4 カロリメータ

カロリメータは内部飛跡検出器の外側に設置されており、内側から電磁カロリメータ、ハドロンカロリメータの順に配置されている。電磁カロリメータは電磁シャワーを用いて電子と光子のエネルギーや位置を測定し、ハドロンカロリメータは強い相互作用によるハドロンシャワーを用いてハドロンのエネルギーやそれを組み合わせたジェットのエネルギーを測定する。図 2.9 に ATLAS 検出器で用いられるカロリメータの概略図を示す。

電磁カロリメータ

電磁カロリメータでは、電磁相互作用をする粒子である電子及び光子の同定、それらのエネルギーを精密に測定する。ATLAS 検出器には、 $|\eta| < 1.5$ にバレル部をカバーするバレルカロリメー

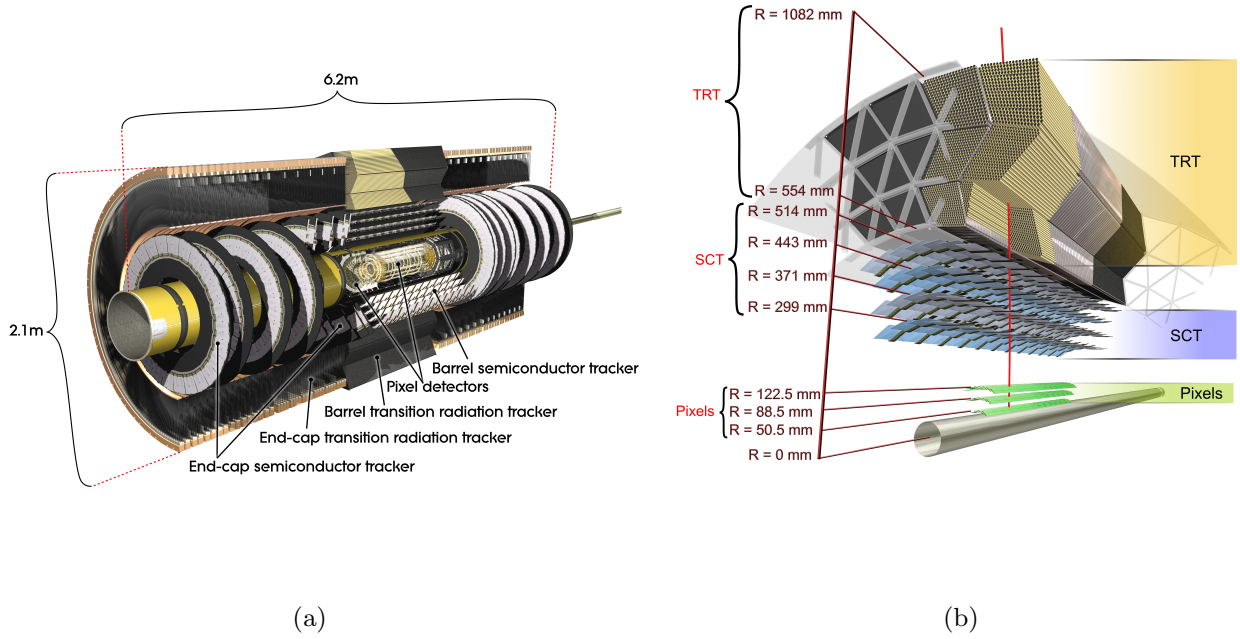


図 2.8: 内部飛跡検出器の全体像及び断面図。(a): 全体像 [5]、(b): バレル部の断面図 [18]。内側から順に Pixel, SCT, TRT 検出器が設置されている。

タ、 $1.4 < |\eta| < 3.4$ の両側のエンドキャップ部をカバーするエンドキャップカロリメータが設置されている。バレル部とエンドキャップ部ともに、吸収層の鉛と検出層の液体アルゴンで構成されたカロリメータであり、電磁相互作用を起こす光子や電子のエネルギーと位置を測定する役割を担っている。

また、エネルギー分解能 σ_E は式 (2.3) のように表される [5]。

$$\frac{\sigma_E}{E} = \frac{10\%}{\sqrt{E}} \oplus 0.7\% \quad (2.3)$$

ハドロンカロリメータ

ハドロンカロリメータは電磁カロリメータの外側に設置されており、タイルカロリメータ、エンドキャップカロリメータ、フォワードカロリメータの3つに分類され、それぞれ異なる η の範囲をカバーする。バレル部では、鉄の吸収体とタイル状のシンチレータから構成されたタイルカロリメータが設置されている。 $1.5 < |\eta| < 3.2$ のエンドキャップ部では、銅の吸収体と液体アルゴンから構成されたエンドキャップカロリメータが使用されている。さらに、 $3.1 < |\eta| < 4.9$ フォワード領域では銅とタングステンの吸収体と液体アルゴンからなるフォワードカロリメータが設置されている。

また、式 (2.4) にバレル部、式 (2.5) にエンドキャップ部の単一のハドロン粒子に対するエネル

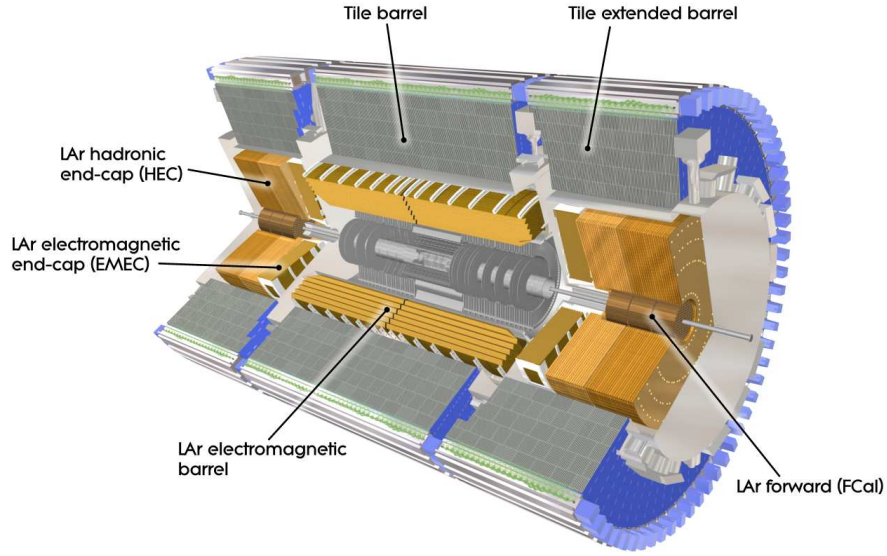


図 2.9: ATLAS 検出器におけるカロリメータの構成 [5]。電磁カロリメータは、バレル領域およびエンドキャップ領域の 2 種類設置されている。ハドロンカロリメータは、バレル領域のタイル、エンドキャップ領域、フォワード領域の液体アルゴンカロリメータの 3 種類設置されている。

ギー分解能を示す [5]。

$$\frac{\sigma_E}{E} = \frac{50\%}{\sqrt{E}} \oplus 3\% \quad (\text{バレル及びエンドキャップ部}) \quad (2.4)$$

$$\frac{\sigma_E}{E} = \frac{100\%}{\sqrt{E}} \oplus 10\% \quad (\text{フォワード部}) \quad (2.5)$$

2.2.5 ミューオン検出器

ミューオン検出器は ATLAS 検出器の最外層に設置されており、カロリメータを通過したミューオンを検出するために用いられおり、Resistive Plate Chamber (RPC) と Thin Gap Chamber (TGC) という 2 種類のトリガー検出器と、Monitored Drift Tube (MDT) の精密測定用の検出器によって構成される。Run-3 からは磁場領域より内側に New Small Wheel (NSW) という検出器が新たに設置された。図 2.10 にミューオン検出器の配置図を示す。

ミューオン検出器では、検出器を層状にまとめたステーションと呼ばれる単位で構成されており、エンドキャップ部ではビーム軸に対して垂直に円盤状のステーションを、バレル部では筒状のステーションによって構成されている。これらのステーションはエンドキャップ部、バレル部それぞれ 3 つずつ設置されており、衝突点に近い方から Inner (I), Middle (M), Outer (O) と呼ぶ。また、図 2.11 と図 2.12 に示すように、ミューオン検出器はトロイド磁石と干渉しないように配置するため、 ϕ 方向においては Large Sector (L) と Small Sector (S) の 2 種類の検出器を組み合わせ

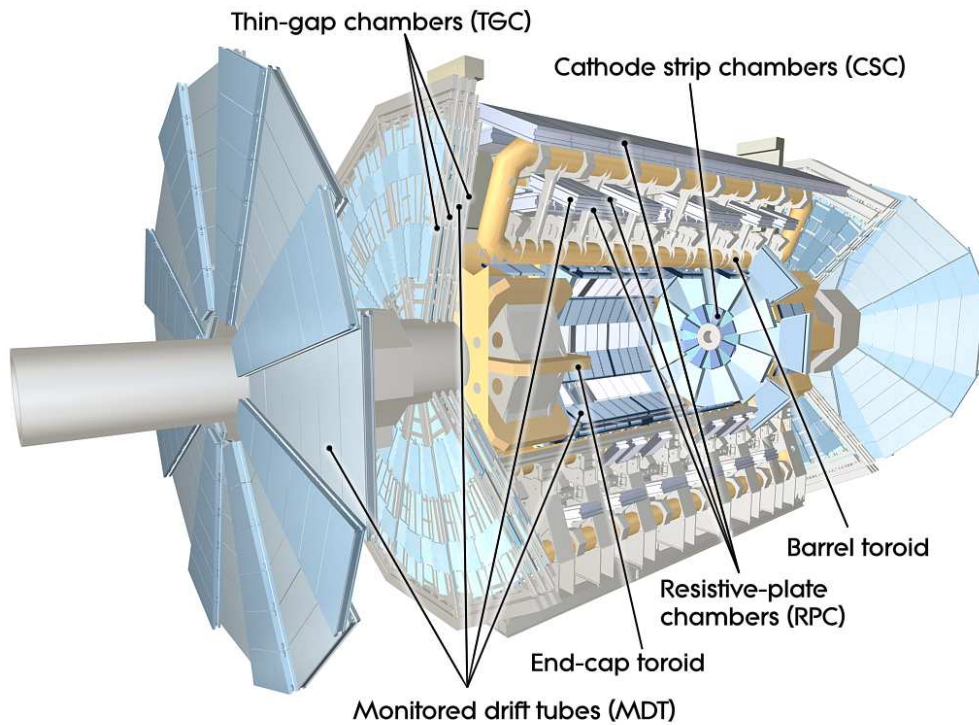


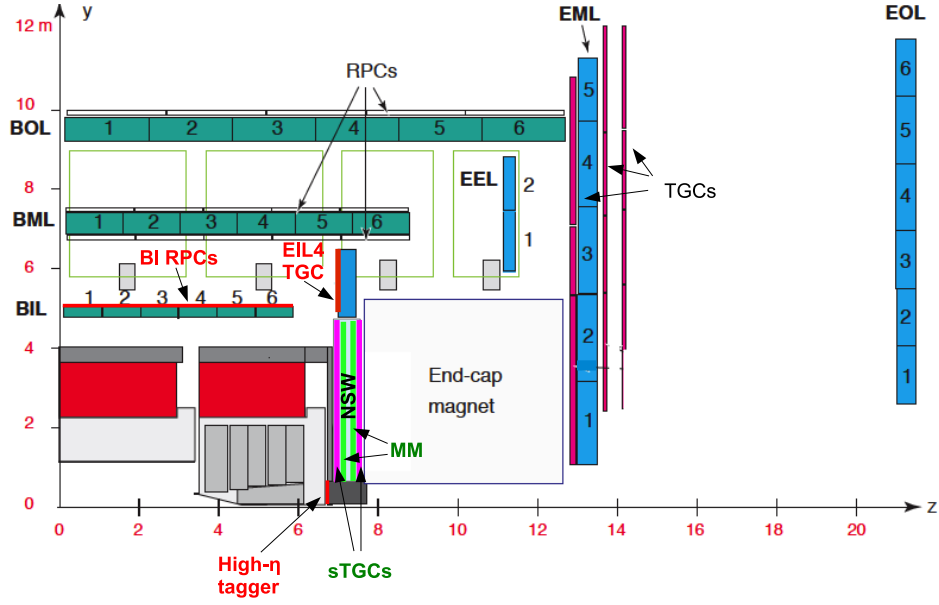
図 2.10: ミューオン検出器の配置図 [5]。バレル部には RPC、MDT、エンドキャップ部には TGC、MDT、CSC が配置されている。

てステーションを構成している。そのため、ミューオン検出器も磁石と同じく 8 回転対象になるように配置されている。

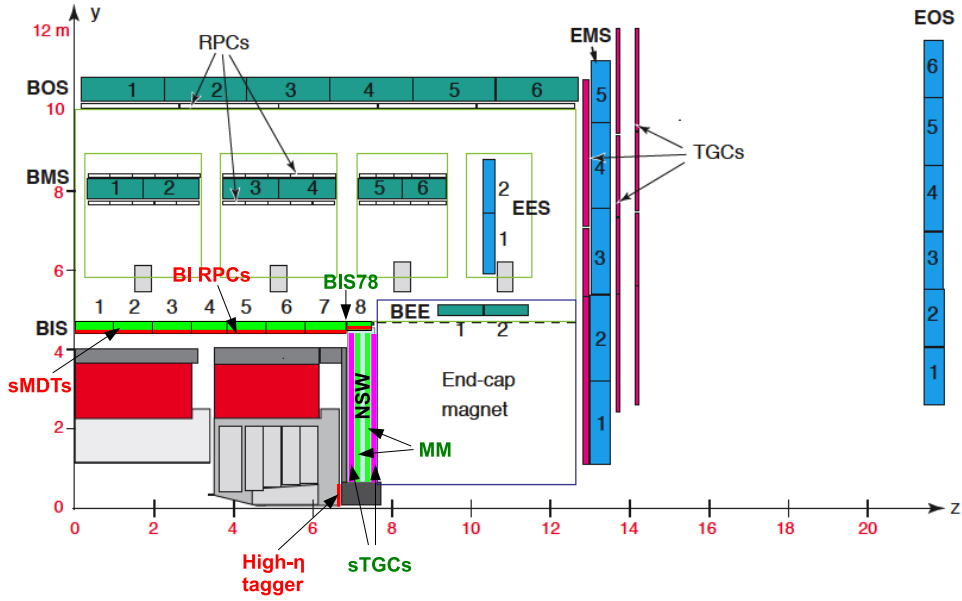
Resistive Plate Chamber (RPC)

RPC は $|\eta| < 1.05$ のバレル部のミューオントリガー判定に用いられる平行電極板のガス検出器である。図 2.13 に RPC 検出器の構造を示す。2 枚の高抵抗プレートの上に幅 2 mm の絶縁体を挟み込んでおり、プレート間には約 4.9 kV/mm の電場が形成されている。電場に沿ってガスから電離した電子が雪崩増幅を起こし、プレートの外面に取り付けられたストリップで信号を読み取り、直交するストリップの情報から η と ϕ の位置を導出する。RPC の位置分解能は z 方向に 10 mm、 ϕ 方向に 10 mm である。

図 2.11b に示す BIS は Barrel Inner Small sector の略であり、RPC の最内層に設置された検出器である。RPC の最内層の検出器は z 軸に沿って 1 から 8 までナンバリングされており、その 7 番目と 8 番目の位置の検出器は Run-3 から新たに導入された検出器である。この RPC BIS78 は $1.0 < |\eta| < 1.3$ における領域をカバーしており、3.1.1 節で述べるインナーコインシデンスの際に重要な役目を果たす。



(a) Large Sector でのミュオン検出器の配置図



(b) Small Sector でのミュオン検出器の配置図

図 2.11: $R-x$ 方向からみたミュオン検出器の配置図 [19] Large Sector と Small Sector では、トロイド磁石の配置の関係で磁場領域より内側にある検出器の配置が大きく異なる。

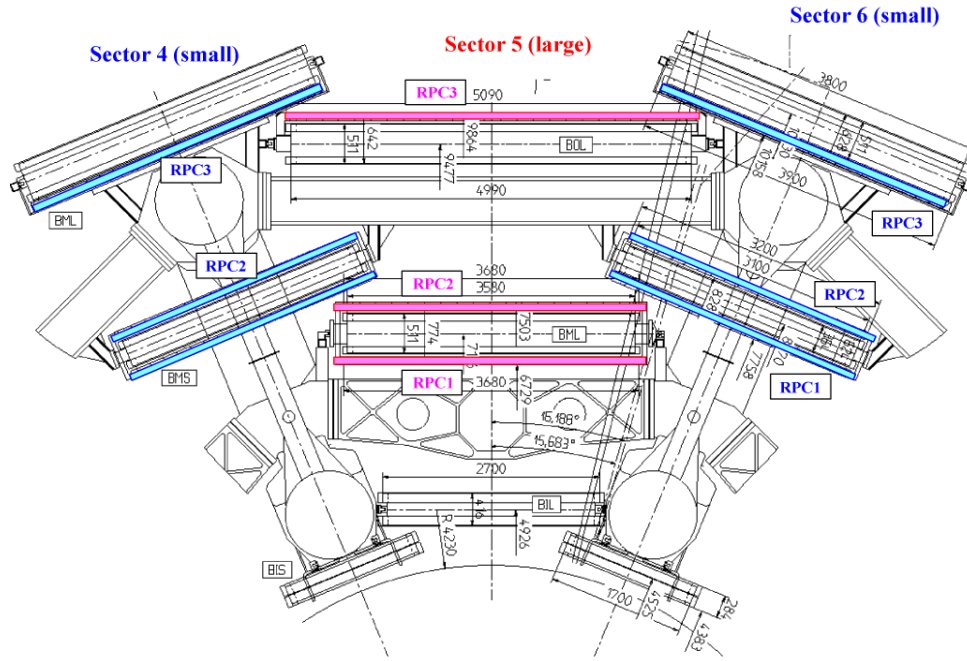


図 2.12: ビーム軸から見たバレル部のミュオン検出器の配置図 [5]。トロイド磁石および支持構造に干渉しないように、Large Sector と Small Sector を組み合わせて設置されている。

Thin Gap Chambers (TGC)

TGC はエンドキャップ部の $1.05 < |\eta| < 2.7$ の領域に設置されているミュオン検出器である。図 2.14 に TGC 検出器の配置図を示す。TGC は Multi Wire Proportional Chamber (MWPC) の一種で、ワイヤーとストリップによる 2 次元読み出しを行うことでミュオンのヒット位置を測定する。図 2.15 に TGC の構造を示す。アノードワイヤーには直径 $50 \mu\text{m}$ の金メッキをしたタンゲステンワイヤーを用い、カソードには片面に表面抵抗 $1 \text{ M}\Omega$ のカーボン塗布したガラスエポキシ板を用いている。反対側の面には銅で出来たストリップがワイヤーに直交するように張られている。ミュオンの位置情報のうち R をアノードワイヤーで、 ϕ をカソードストリップで測定することで 2 次元での読み出しが可能となっており、TGC の分解能は R 方向に $2\sim 6 \text{ mm}$ 、 ϕ 方向に $3\sim 7 \text{ mm}$ である。

図 2.16 に示すように、TGC を構成する検出器には 2 層構造の Doublet と 3 層構造の Triplet の 2 種類がある。Doublet はワイヤー面 2 層とストリップ面 2 層から信号の読み出しを行う。Triplet は 3 層構造になっているが、真ん中の層にストリップ面はないためワイヤー面 3 層とストリップ面 2 層から信号の読み出しを行う。

図 2.14 に示すように TGC 検出器はトロイド磁石による磁場領域より内側に EI (Endcap Inner), FI (Forward Inner) と呼ばれる 2 つのステーション、磁場領域より外側に M1, M2, M3 (Middle 1, Middle 2, Middle 3) と呼ばれる 3 つのサブステーションが配置されており、M1,

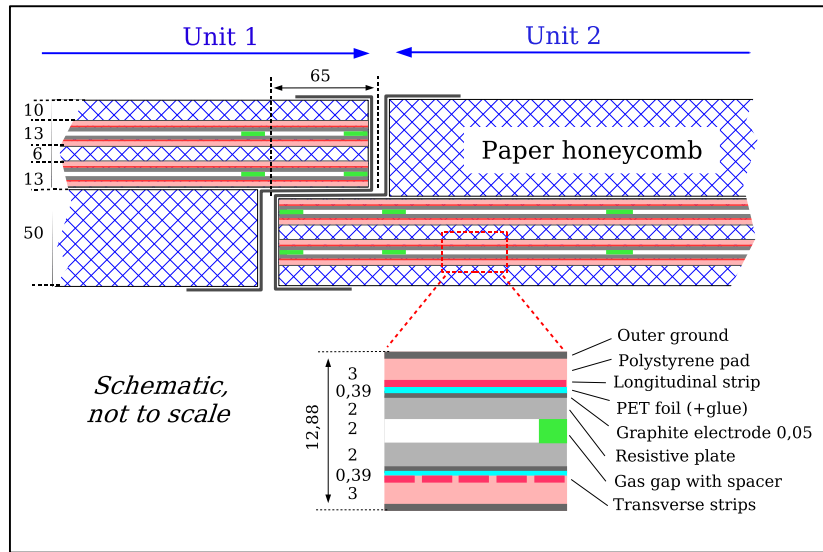


図 2.13: RPC の構造 [5]

M2, M3 の 3 つのステーションを合わせて TGC Big Wheel (TGC BW) と呼ぶ。M1 は Triplet 構造であり、EI/FI、及び M2、M3 は Doublet 構造である。M1, M2, M3 は図 2.17 のように複数のチェンバーを組み合わせた円盤状の検出器である。

Monitored Drift Tube (MDT)

MDT はミュオンの飛跡の精密測定を目的とした検出器であり、直径約 30 mm のドリフトチューブを 6 層または 8 層並べた構造をしている。MDT の構造図を図 2.18 に示す。ドリフトチューブには Ar/CO₂ を封入している。電離によって生じた電子は、ドリフトチューブの中心に張られている直径 50 μm のアノードワイヤーで集められ、読み出される。MDT の位置分解能は 35 μm である。

New Small Wheel (NSW)

New Small Wheel (NSW) は高ヒットレート環境での飛跡測定効率の向上とミュオントリガーの改良を目的として、エンドキャップ部の磁場領域より内側に Run-3 から導入された新検出器である [21]。図 2.19 に NSW の全体像を示す。NSW はエンドキャップ領域の $1.3 < |\eta| < 2.7$ の全 ϕ 領域を覆うように設置されており、small-strip TGC (sTGC) と MicroMegas (MM) の 2 種類の検出器を 4 層ずつ組み合わせた構造をしている。

small-strip TGC (sTGC) は TGC と同様の MWPC である。図 2.20 に示すように sTGC は TGC と異なり、ストリップを用いて η 方向の位置座標を、ワイヤーを用いて ϕ 方向の位置座標を測定する。sTGC にはパッドと呼ばれる読み出しカソードがあり、ストリップとパッドでアノードワイヤーを挟む構造になっている。

Micromegas (MM) は、平面の電極と金属のメッシュで構成されている。図 2.21 に MM の概要

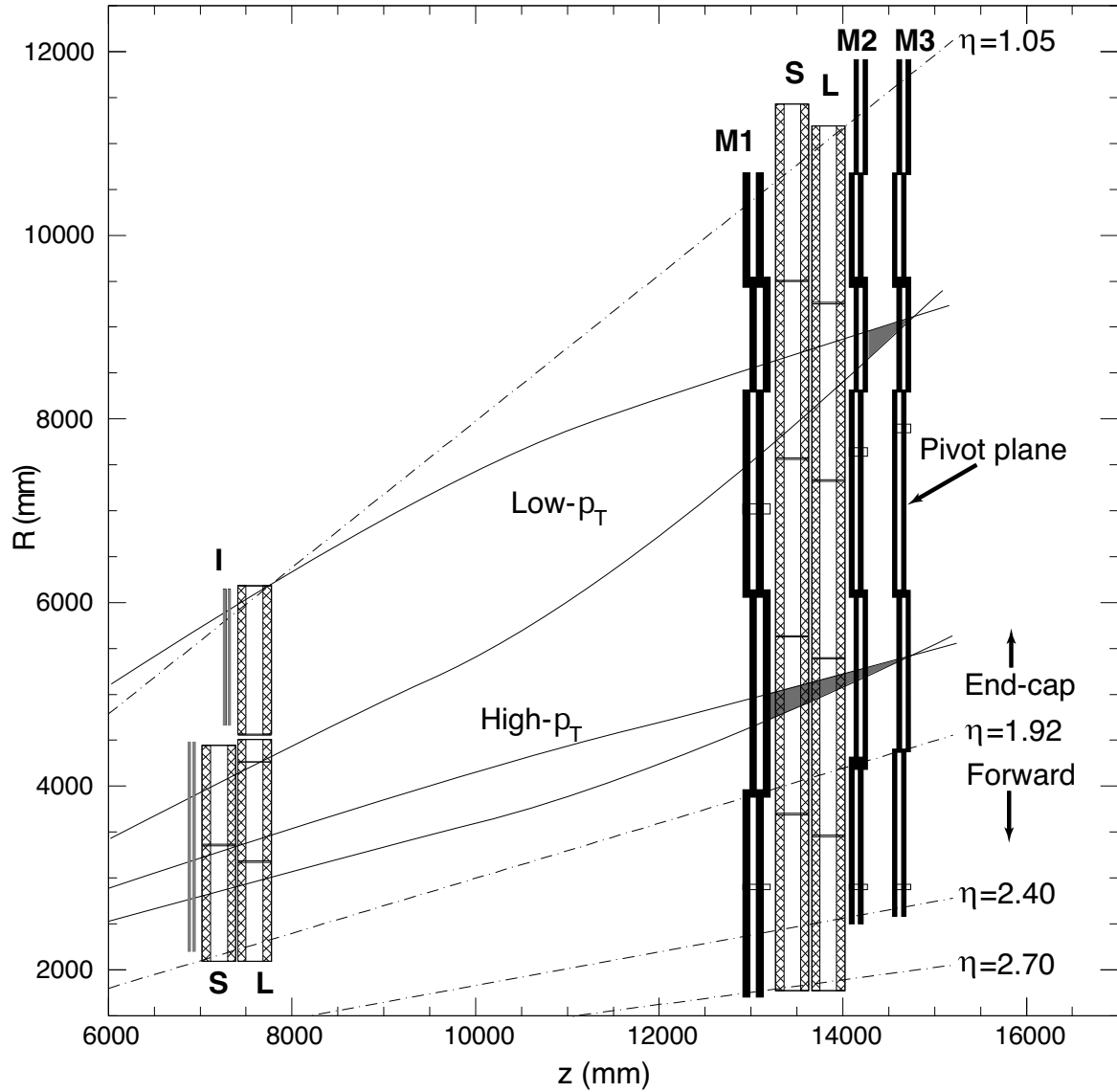


図 2.14: TGC 検出器の配置図 [5]。磁場領域の内側に EI、FI、外側に TGC-BW と呼ばれる 3 層のステーション (M1, M2, M3) が設置されている。Run-3 では内側の EI, FI に代わり、NSW が設置されている。

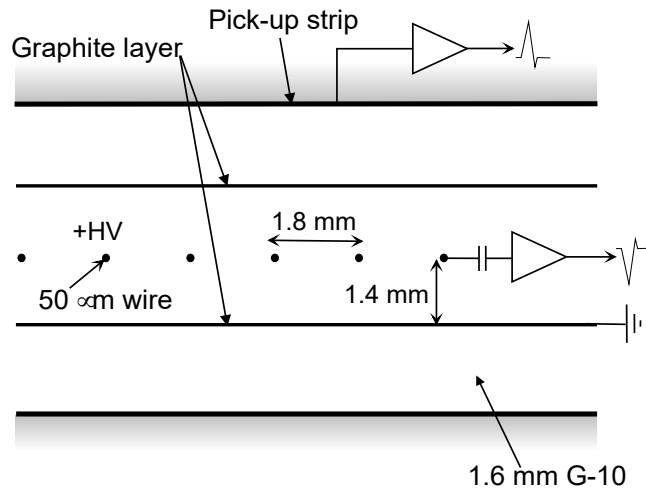


図 2.15: TGC 検出器の構造 [5]。ガスギャップ 2.8 mm、ワイヤー間隔 2.8 mm の MWPC (Multi Wired Proportional Chamber) の構造をしている。

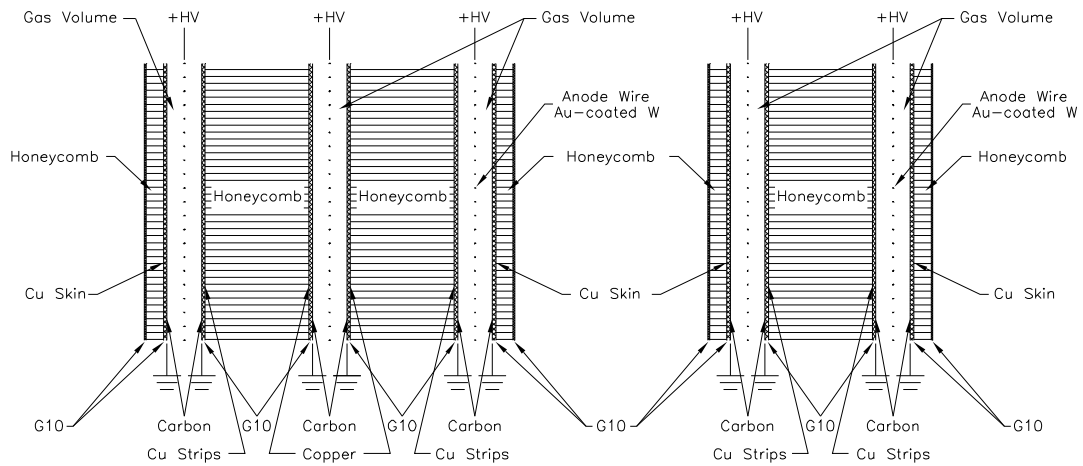


図 2.16: TGC Triplet と Doublet の断面図 [5]。

図を示す。厚さ 5 mm のドリフト領域と $128 \mu\text{m}$ の増幅領域がメッシュで隔てられており、読み出された信号の時間差を用いることで飛跡の z 方向の情報を再構成することがでる。

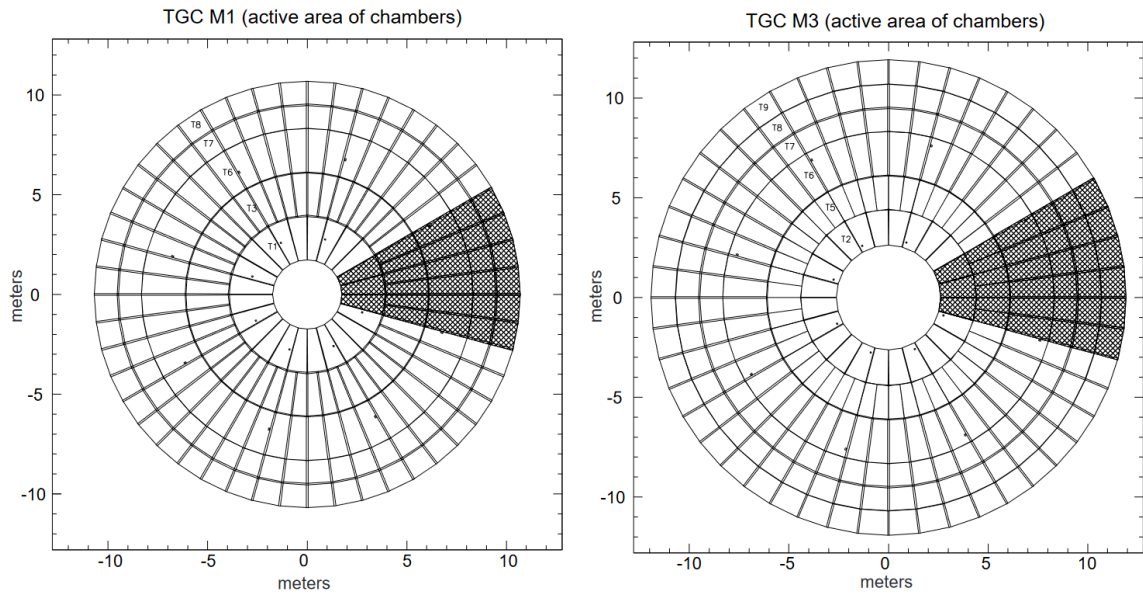


図 2.17: TGC 検出器 の M1,M3 ステーションの概要図 [20]。実線で囲まれたマスが 1 つのチェンバーに対応する。

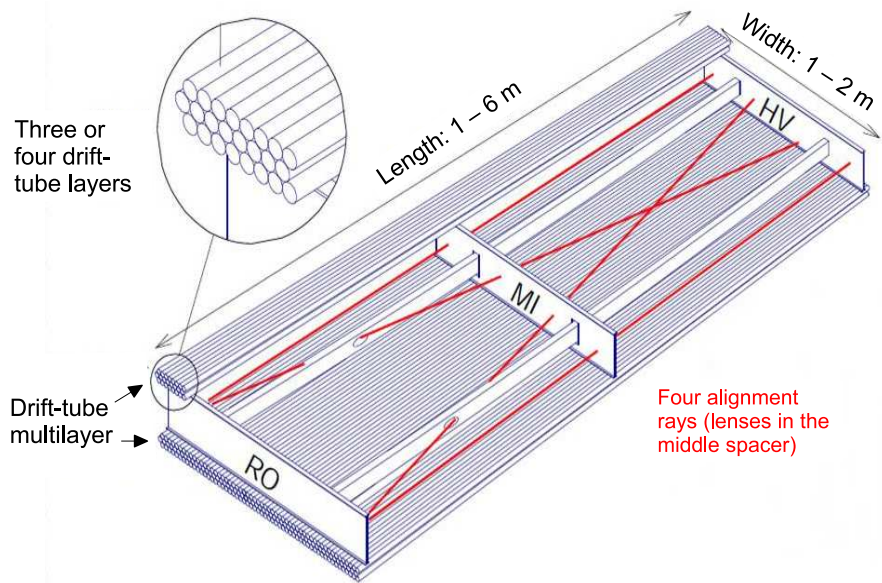


図 2.18: MDT の構造図 [5]。ドリフトチューブを積み重ねたような構造となっている。

2.3 ATLAS トリガーシステム

ATLAS 実験では、LHC を用いて 40 MHz での頻度で陽子バンチの衝突を行っている。しかし、データ記憶容量の制限が存在するためすべての衝突事象を保存することはできず、現在の制約では

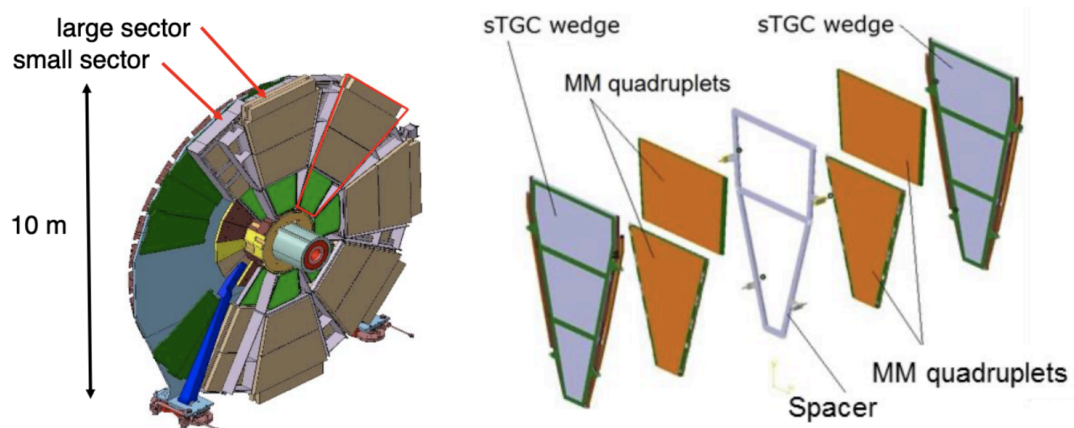


図 2.19: NSW の構造 [22]。Large Sector と Small Sector の 2 種類のチェンバーを交互に配置している。sTGC quadruplet の間に、4 層で構成されている MM が 2 つ挟まれており、合計 16 層で構成されている。

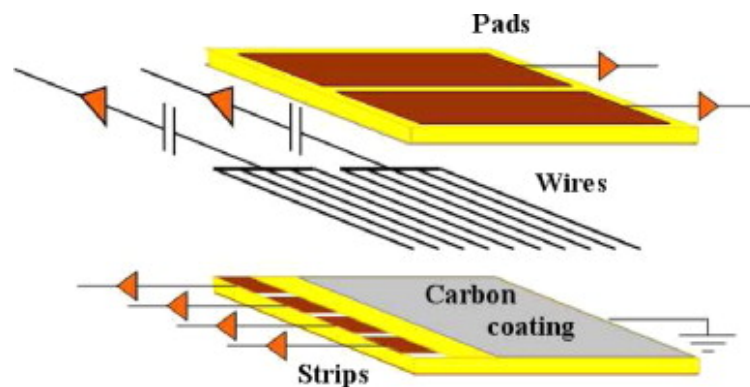


図 2.20: sTGC の断面図 [21]。パッド、ストリップを用いて η を、ワイヤーを用いて ϕ を計算する。

事象頻度 (トリガーレート) を数 kHz まで削減する必要がある。そのため、トリガーシステムと呼ばれる膨大なデータの中から物理として興味のある事象のみを効率よく取得するアルゴリズムを用いて事象選別を行っている。ATLAS 検出器では大きく分けて 2 段階のトリガーを実装している。1 段目にはハードウェアベースの高速処理が可能な初段トリガー、2 段目にはソフトウェアベースで精密処理が可能な後段トリガーが実装されている。トリガーシステムの構成を図 2.22 に示す。

初段トリガー (L1 Trigger)

初段トリガーである L1 Trigger では、ATLAS 検出器から送られてくる 40 MHz イベントレートの事象を $2.5 \mu\text{s}$ 以内にトリガー判定を行い、100 kHz まで落とす必要がある。高速なトリガー判定を実現するために、Application Specific Integrated Circuit (ASIC) や Field Programmable Gate Array (FPGA) などの論理回路で構成した電子回路で実装されている。ASIC

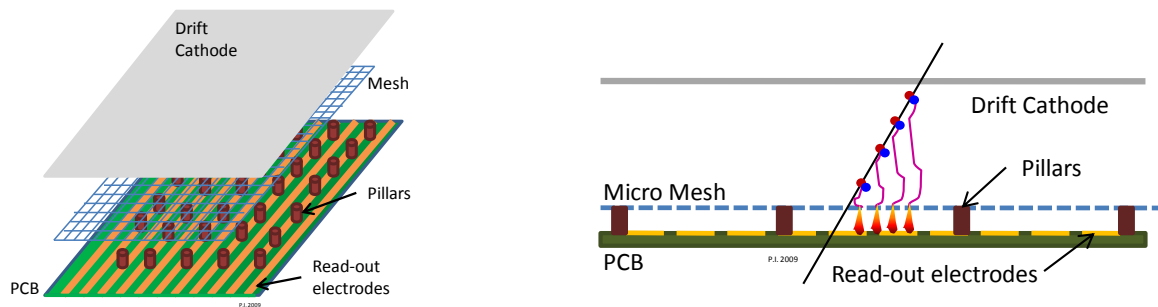


図 2.21: MM の概略図 [21]。メッシュによってドリフト領域と増幅領域に分けられる。ドリフト領域で生成された電子はメッシュを通過し、増幅領域で電場により増幅される。

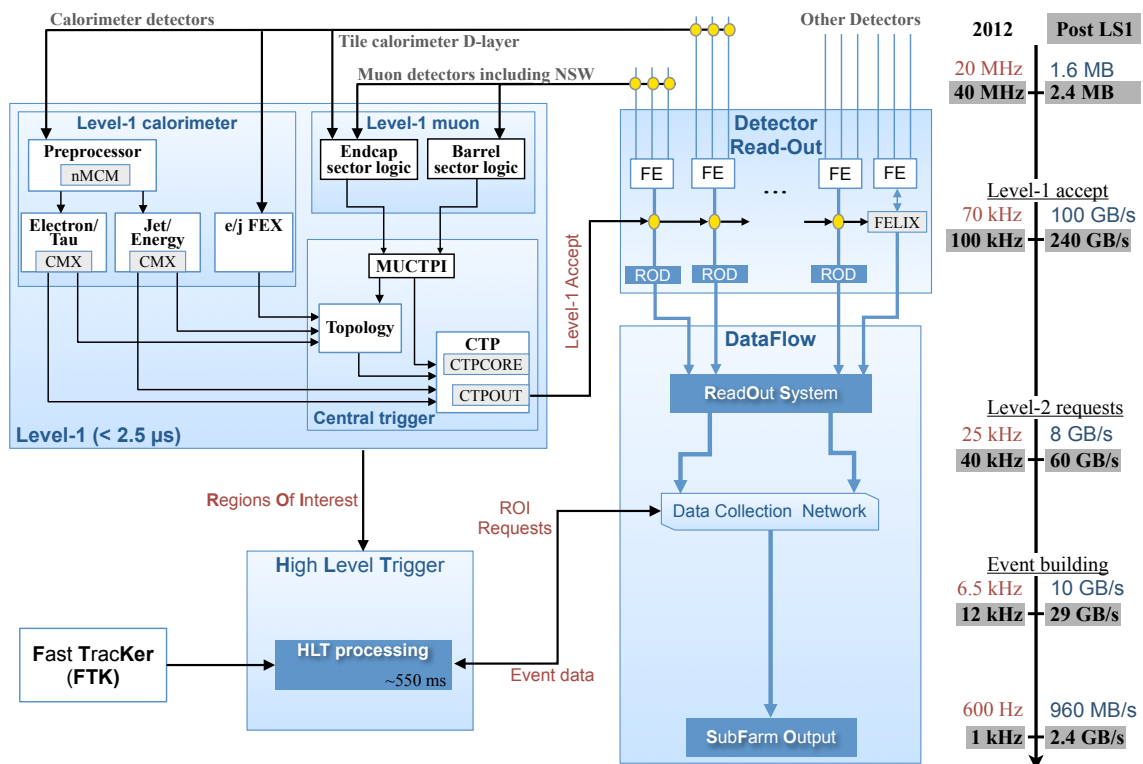


図 2.22: Run-3 における ATLAS トリガーシステムの概要及びデータ読み出しの流れ [23]。トリガーシステムは L1 Trigger と High-Level Trigger の 2 段階のトリガーで構成されている。

は特定の用途向けに複数の回路を 1 つにまとめたもので、高速な動作速度や低い消費電力を実現できる一方、回路の修正が困難である。FPGA は ASIC と同様に特定の処理を行うように設計可能な集積回路で、ASIC と比較して処理速度が遅い一方で、何度でも書き換え可能であるというメリットがある。

図 2.22 に示すように、L1 Trigger はカロリメータの情報を用いてトリガー判定を行う L1Calo、

ミューオン検出器の情報をを用いてトリガー判定を行う L1Muon に加え、L1Calo と L1Muon で発行されたトリガーを組み合わせたトリガー判定を行う Central Trigger から構成されている。L1Calo は電磁カロリメータとハドロンカロリメータの情報を統合して、電子/光子と τ 候補、ジェット候補の判定を行う。L1Muon はバレル部の RPC とエンドキャップ部の TGC から情報を受け取り、それぞれ独立にミューオン候補の判定を行う。バレル部とエンドキャップ部で独立に判定された L1Muon の情報は Muon-to-CTP interface (MUCTPI) で統合される。その後、L1Calo と L1Muon からの情報は Central Trigger Processor (CTP) に送られるのと同時に、Topology Processor (L1Topo) に送られる。L1Topo では L1Muon と L1Calo の情報を組み合わせて、それぞれの情報から複合的な判定を行う。最後に L1Muon、L1Calo、L1Topo の情報は CTP に集められ、100 kHz に収まるようにプリスケールがかけられた後、トリガーが発行される。

後段トリガー (High-Level Trigger : HLT)

HLT では、L1 Trigger でトリガー判定に用いた領域に対して、ソフトウェアを使用したオフライン解析に近いアルゴリズムでミューオン、電子、光子などを再構成することで精密なトリガー判定を行う。Level-1 Trigger で用いられなかった内部飛跡検出器の情報、MDT やなどの精密測定用のミューオン検出器及び、カロリメータの情報などを用いて、飛跡再構成やより高精度な E_T 、 p_T の計算を行う。トリガーレートは HLT を用いて最終的に数 kHz まで削減される。

2.3.1 トリガーマニュー

ATLAS 実験で用いられているトリガーシステムでは、限られたレートの中に必要な情報を収めなければならない。そのため、L1 Trigger と HLT にはそれぞれに条件が設定されている。これをトリガーアイテムと呼ぶ。例として、L1Muon ではミューオンの横方向運動量 p_T に閾値を設定したトリガーアイテムがある。基本的に低い p_T のミューオンを取得することが物理としては望ましいが、取得できるレートとの兼ね合いから、この p_T 閾値が決定されている。より低い p_T のミューオンを取得するためには、レートを抑える工夫が必要であり、L1Muon では同時に複数のミューオンの存在するといった条件をかけることでレートを減らし、低い p_T のミューオンを取得可能なトリガーアイテムが存在する。そして、L1 Trigger と HLT のトリガーアイテムを組み合わせたものをトリガーチェーンと呼び、トリガーチェーンとトリガーレートの配分をまとめたものがトリガーマニューである。表 2.1 に Run-3 における L1Muon のトリガーマニューの一例を示す。

L1 Trigger ではハードウェア上に 512 個のトリガーアイテムが用意されており、そのいずれかが鳴ったときにトリガーが発行される。一方で、HLT ではソフトウェアベースのトリガー判定を行うため、トリガーアイテムの個数の制限はない。L1 Trigger と HLT のトリガーアイテムを組み合わせたトリガーチェーンは大きく分けて 2 種類であり、物理解析に使用されるデータの収集のための主要なトリガーであるプライマリトリガーと、効率や性能の評価やモニタリングに使用されるサポートトリガーが存在する。その中には、新粒子探索に用いる高い p_T の電子やミューオンなどを取得するためのトリガーチェーンや、 B 粒子の崩壊などからの低い運動量の粒子を取得するた

表 2.1: Run-3 におけるプライマリーミューオントリガーのメニューの一例 [24]。L1 及び HLT のプライマリートリガーのトリガーアイテムと Run-3 で予想されるレートを示す。

L1 Target	Category	Trigger item	Rate
MU	L1	L1_MU14FCH	17 kHz
	HLT 1mu isolation	HLT_mu26_ivarmedium HLT_mu24_ivarmedium	195 Hz 229 Hz
	HLT 1mu	HLT_mu26_ivarmedium HLT_mu60_0eta105_msonly HLT_mu80_msonly_3layersEC	38 Hz 10 Hz 8 Hz
	HLT 2mu	HLT_mu22_mu8noL1 HLT_mu20_ivarmedium_mu8noL1 HLT_mu20_ivarmedium_mu4noL1_10invmAB70 HLT_2mu50_msonly	45 Hz 19 Hz 12 Hz 6 Hz
	HLT 3mu	HLT_mu20_2mu4noL1	6 Hz
2MU	L1	L1_2MU8F	2.2 kHz
	HLT 2mu	HLT_2mu14 HLT_mu10_ivarmedium_mu10_10invmAB70	23 Hz 15 Hz
2MU	L1	L1_MU10BOM	0.9 kHz
	HLT 2mu	HLT_2mu10_l2mt	1 Hz
3MU	L1	L1_3MU5VF	0.2 kHz
	HLT 3mu	HLT_3mu6 HLT_3mu6_msonly	5 Hz 27 Hz
4MU	L1	L1_4MU3V	0.4 kHz
	HLT 4mu	HLT_4mu4	1 Hz

めの低い閾値のトリガーチェーンなど、多くのトリガーが用意されている。しかし、トリガーレートに制限があるため、すべてのトリガーを使ってデータを取得することは現実的にはできない。そのため、ATLAS 実験のトリガーシステムにはプリスケールと呼ばれる値がトリガーアイテムごとに設定されており、高いレートになってしまうトリガーに関してもレートを下げてトリガー発行することが可能になっている。しかし、プリスケールをかけるとその分だけ実効的なルミノシティが下がってしまうため、トリガーレートとプリスケールファクターの兼ね合いが重要である。

第 3 章

初段ミュオントリガーシステム

ATLAS 実験における初段ミュオントリガーは、RPC を用いるバレル部と TGC を用いるエンドキャップ部に分かれている。本章では、Run-3 におけるエンドキャップ部の初段ミュオントリガーシステムについて述べる。

3.1 エンドキャップ部初段ミュオントリガー

エンドキャップ部の初段ミュオントリガーはさらに 2 つの領域に分けられ、 $1.05 < |\eta| < 1.9$ をエンドキャップ領域、 $1.9 < |\eta| < 2.4$ をフォワード領域と呼ぶ。

3.1.1 トリガーアルゴリズムの概要

ミュオンの横方向運動量の判定

エンドキャップ部の初段ミュオントリガーで用いられるトリガー判定の概要を図 3.1 に示す。衝突点で生成されたミュオンはトロイド磁石の磁場領域より内側にある検出器を通過した後、トロイド磁場領域を通り TGC に到達する。トロイド磁石による磁場は ϕ 方向にかかっているため、ミュオンの飛跡はトロイド磁場中で η 方向に曲げられる。さらに、衝突点付近のソレノイド磁石で生じる z 方向の磁場成分と、トロイド磁石付近で生じた R 方向の磁場成分によって、ミュオンの飛跡は ϕ 方向にも曲げられる。ミュオンの飛跡の曲がり具合は横方向運動量 p_T の大きさによって変化するため、測定した飛跡情報からミュオンの p_T を算出することができ、トリガー判定に使用することができる。

トロイド磁場によって曲げられたミュオンは、TGC-BW の M1, M2, M3 を通過し、それぞれのヒット情報から飛跡を再構成される。この時、衝突点と M3 のヒット位置を結んだ直線をミュオンが無限運動量で通過したと仮定した場合の飛跡として扱う。この無限運動量を持つミュオンの飛跡と磁場によって曲げられた実際の飛跡を比較し、M1 におけるヒット位置の R 方向と ϕ 方向のずれ (dR , $d\phi$) を計算する。この dR と $d\phi$ の値が大きいミュオンは、磁場中で大きく曲げられたことを意味しているため小さい p_T として判定される。逆に dR と $d\phi$ の値が小さいほ

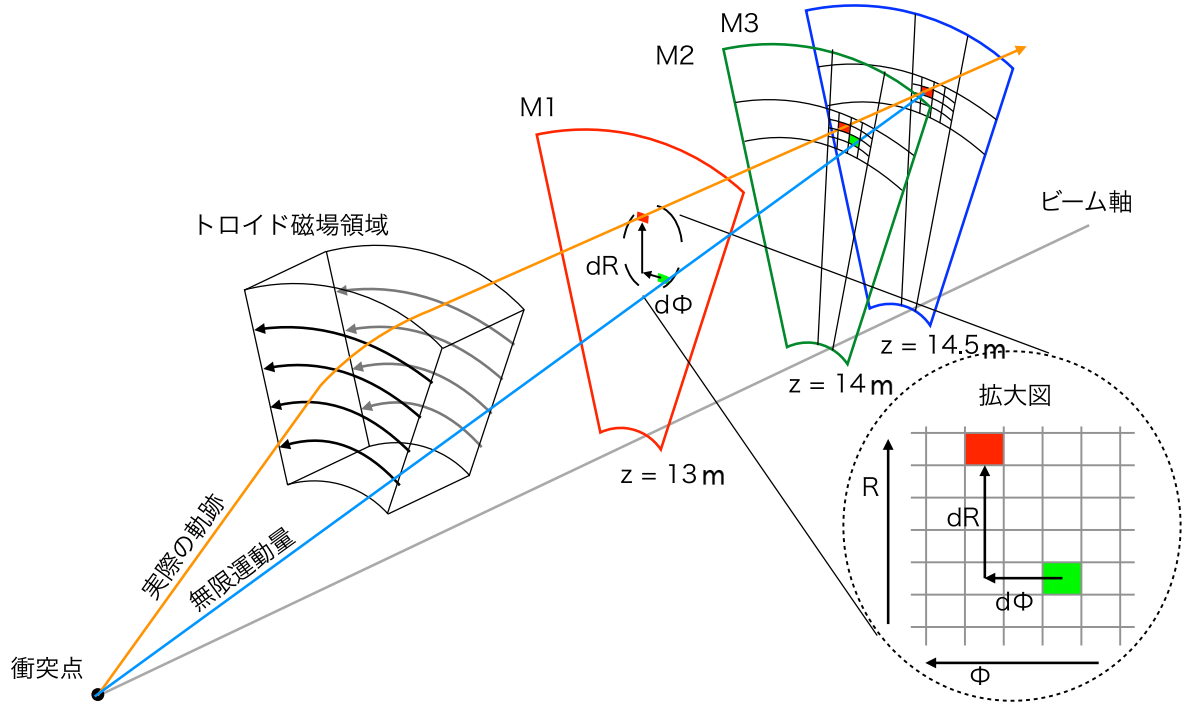


図 3.1: ATLAS 検出器エンドキャップ領域におけるトリガースキームの概念図 [?]. 無限大の運動量を持つミュオンを仮定し、磁場によって曲げられたミュオンとの位置の差 (dR , $d\phi$) を用いて p_T を計算する。

ど、磁場中ではあまり曲がらないミュオンの飛跡であるため大きな p_T として判定される。初段ミュオントリガーでは (dR , $d\phi$) からトリガー判定に用いる p_T を算出する際に、あらかじめ保持しておいた、(dR , $d\phi$) と p_T の対応関係を表した Look-Up Table (LUT) を参照することで、短時間での p_T の算出を実現している。

p_T を算出する際に参照する LUT は Coincidence Window (CW) と呼ばれており、図 3.2 のような CW が FPGA 上に保存されている。図 3.2 の CW が色分けされているように、(dR , $d\phi$) によって判定される p_T は異なり、Run-3 においては 15 段階の p_T を判定することができる。この 15 段階の p_T の閾値は先行研究 [25] によって定められており、表 3.1 に p_T 閾値を示す。このとき、図 3.2 に示す CW のマスの中の数字は表 3.1 に示す閾値と対応しており、符号はミュオンの電荷に対応している。図 3.3 に 2022 年 Run-3 で用いられた CW のトリガー効率を示す。

インナーコインシデンス

Run-1 おけるエンドキャップ部の初段ミュオントリガーは TGC-BW 単体のヒット情報からトリガー判定を行っていた。しかし TGC-BW 単体のヒット情報だけでは、陽子衝突由来でない荷電粒子が TGC-BW に入射した際にもトリガーを発行してしまうため、トリガーレートを上げる要因になっていた。このような陽子衝突由来でない荷電粒子により発行されたトリガーをフェイ

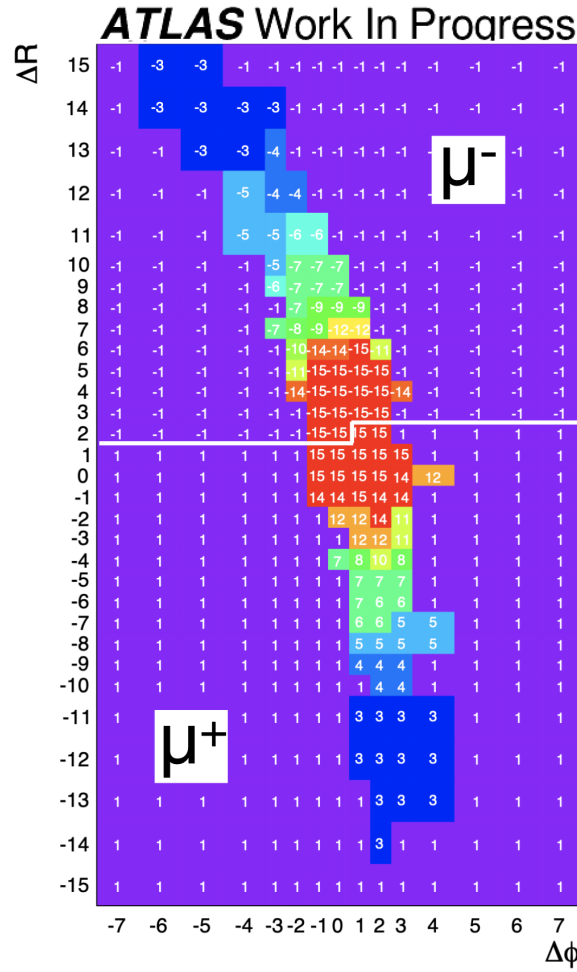


図 3.2: Run-3 での TGC における 3 ステーションの Coincidence Window の例 [25]。ミューオンのヒットがあった時にそれぞれの検出位置の CW を参照し、 $(dR, d\phi)$ からミューオンの p_T を 15 段階で見積もる。マスの中の数字は表 3.1 に示す閾値と対応しており、符号はミューオンの電荷に対応している。

クトリガーと呼ぶ。そこで Run-2 では、TGC-BW のヒット情報に対して TGC-EI/FI と Tile カロリメータの情報を使ったコインシデンス (インナーコインシデンス) を取ることでフェイクトリガーを大きく削減することができた。しかし、 $1.9 < |\eta| < 2.4$ の領域ではインナーコインシデンスをとるためのトリガー用の検出器が設置されていないため、フェイクトリガーが多く残っていた。Run-3 からは新たに NSW と RPC BIS78 を導入することにより、Run-2 より広範囲でインナーコインシデンスをとることが可能となるため、フェイクトリガーをより削減できることが期待される。Tile カロリメータとコインシデンスだけでなく、新たに導入される NSW や RPC BIS78 をインナーコインシデンスに用いた場合に期待されるトリガー発行数の分布を図 3.4 に示す。

表 3.1: Run-3 初段ミューオントリガーにおける 15 段階の p_T 閾値 [25]。

閾値番号	L1 items	条件
1	L1_MU3	$p_T \geq 3 \text{ GeV}$
2	L1_MU4	$p_T \geq 4 \text{ GeV}$
3	L1_MU5	$p_T \geq 5 \text{ GeV}$
4	L1_MU6	$p_T \geq 6 \text{ GeV}$
5	L1_MU7	$p_T \geq 7 \text{ GeV}$
6	L1_MU8	$p_T \geq 8 \text{ GeV}$
7	L1_MU9	$p_T \geq 9 \text{ GeV}$
8	L1_MU10	$p_T \geq 10 \text{ GeV}$
9	L1_MU11	$p_T \geq 11 \text{ GeV}$
10	L1_MU12	$p_T \geq 12 \text{ GeV}$
11	L1_MU13	$p_T \geq 13 \text{ GeV}$
12	L1_MU14	$p_T \geq 14 \text{ GeV}$
13	L1_MU15	$p_T \geq 15 \text{ GeV}$
14	L1_MU18	$p_T \geq 18 \text{ GeV}$
15	L1_MU20	$p_T \geq 20 \text{ GeV}$

トリガー判定に用いられる位置情報

TGC のトリガー判定に用いられる単位の模式図を図 3.5 に示す。TGC の検出領域は ϕ 方向にエンドキャップ領域では 48 個、フォワード領域では 24 個に分割しており、トリガー回路的に独立していて”トリガーセクター”と呼ばれる。このトリガーセクターはさらに小さな領域である Region of Interest (RoI) に分割され、エンドキャップ領域の 1 つのトリガーセクターは η 方向に 37 分割、 ϕ 方向に 4 分割されるため 148 個の RoI で構成されており、フォワード領域の 1 つのトリガーセクターは η 方向に 16 分割、 ϕ 方向に 4 分割されるため 64 個の RoI で構成されている。RoI は L1Muon が持つミューオンの検出位置の最小単位であり、トリガー発行したミューオンの位置情報はこの RoI の場所を示す。 p_T 判定に用いる CW は RoI ごとに作成しているため、TGC の A-side、C-side、エンドキャップ部、フォワード部を考慮すると合計 $(148 \times 48 + 64 \times 24) \times 2 = 17,280$ 個の CW が作成されている。

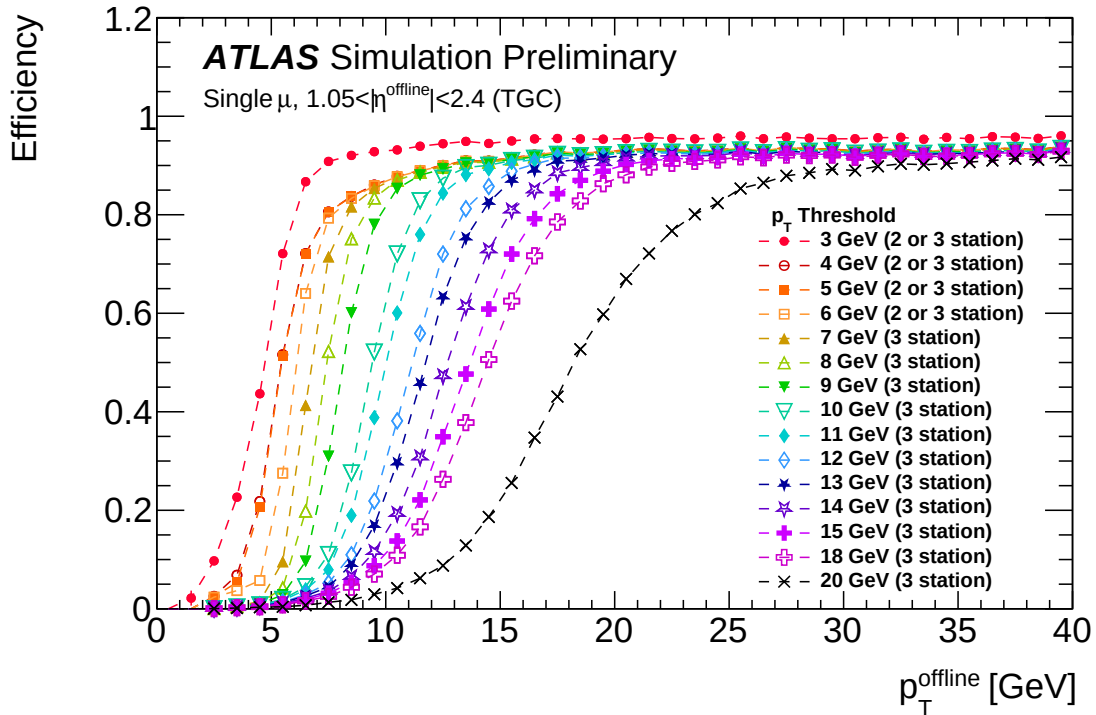


図 3.3: 2022 年 Run-3 で使用した 15 段階閾値の Turn-on curve [25]。シングルミュオンのシミュレーションサンプルに対してのトリガー効率を示している。

3.1.2 初段ミュオントリガーにおけるエレクトロニクス

3.1.1 節で述べたトリガーシステムは様々な電子回路を組み合わせることによって実現している。本節では、初段ミュオントリガーで実装されているエレクトロニクスについて述べる。

エンドキャップ部初段ミュオントリガーで用いられるエレクトロニクスは、トリガー判定と検出器のヒット情報の読み出しの 2 つの役割を担っている。TGC の電子回路とデータの流れを図 3.6 に示す。以下では各エレクトロニクスについて説明する。

Amplifier Shaper Discriminator ボード

Amplifier Shaper Discriminator (ASD) ボードは TGC のワイヤーとストリップからアナログ信号を受け取り、デジタル信号への変換を行う。ASD ボード上の ASD において TGC からのアナログ信号を増幅・整形し、閾値電圧を超えた信号だけが LVDS 信号として出力される。1 枚の ASD ボードは 4 つの ASD-ASIC を搭載しており、ASD-ASIC は 4 つの信号の受信・処理を行う。そのため、同時に 16 チャンネルの信号を処理することが可能である。

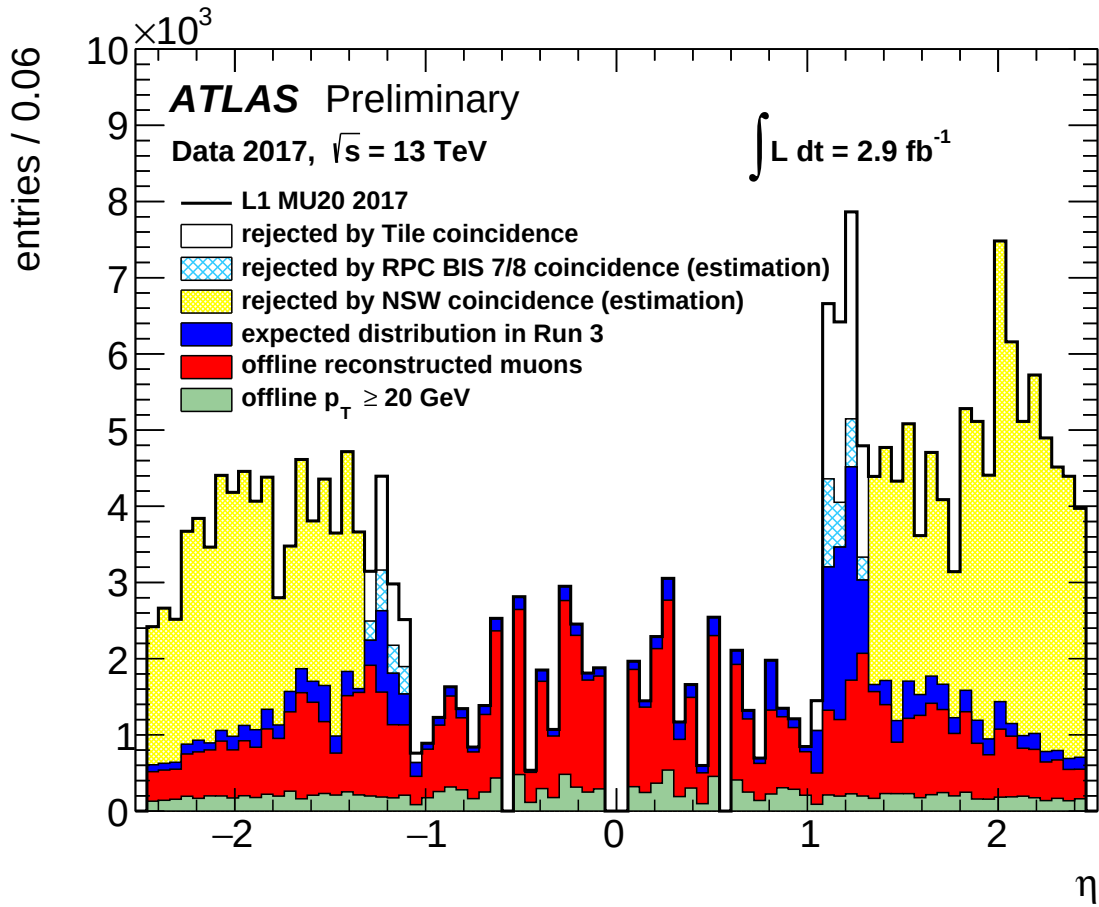


図 3.4: Run-3 で期待される p_T 閾値が 20 GeV におけるトリガー発行数の η 分布 [26]。白色、水色、黄色の領域はそれぞれ Tile カロリメータ、RPC BIS78、NSW を用いたインナーコインシデンスを導入した場合に削減できるトリガー発行数を示す。青色の領域は Run-3 で期待されるトリガー発行数、赤色の領域は発行されたトリガーのうちオフラインで再構成されるミュオン数を示す。緑の分布はオフラインで再構成されたミュオンのうち、 p_T が 20 GeV 以上のミュオンの数を示す。

Patch-Panel ASIC

Patch-Panel ASIC (PP ASIC) では ASD からワイヤーとストリップそれぞれの LVDS 信号を受け取り、タイミング調整とバンチ識別を行う。陽子衝突由来のミュオンが検出器に到達する時間や、ケーブルの長さの違いにより、信号が送られてくるタイミングが各チャンネルごとに異なる。そのため、PP ASIC でタイミングの調整を行う。

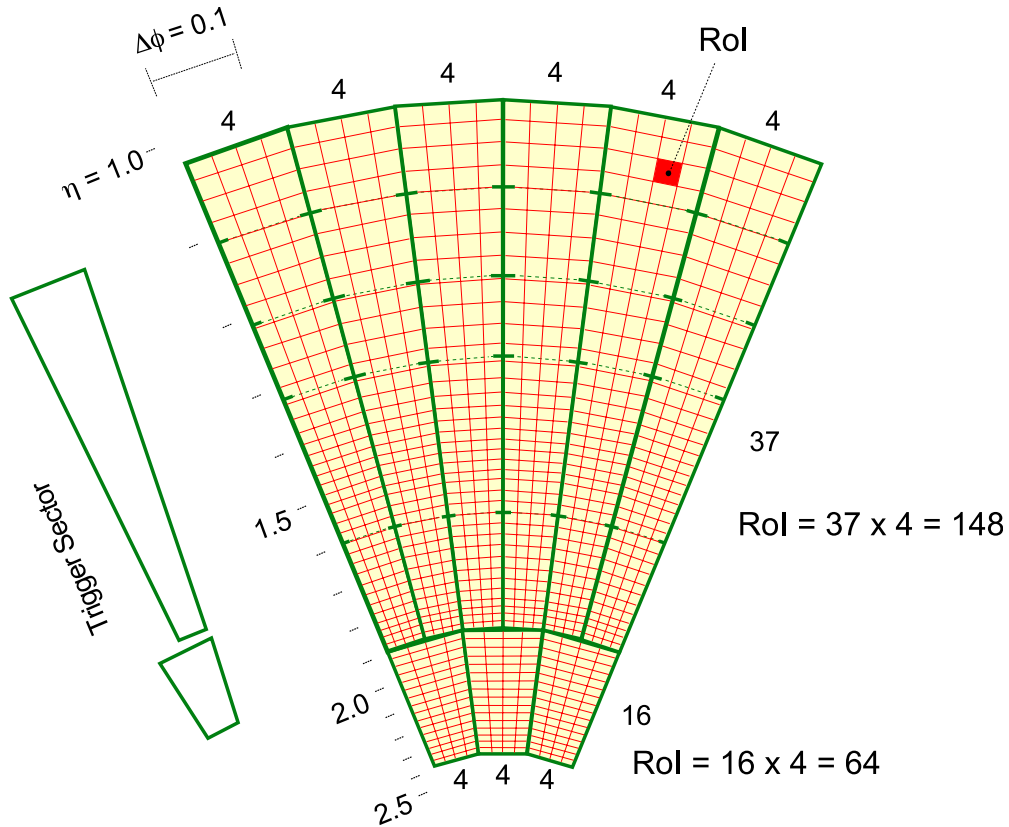


図 3.5: TGC におけるトリガーセクターと RoI の模式図 [27]。緑の線で囲まれた領域が 1 つのトリガーセクターを表し、赤の線で囲まれたマスが 1 つの RoI を表す。

Slave Board ASIC

Slave Board ASIC (SLB ASIC) は読み出しとトリガー判定の 2 種類の処理を行う。トリガー判定で行う処理としては、各チャンネルの情報をを用いてコインシデンスを取ることである。TGC Triplet (M1 ステーション) ではワイヤーの 3 層中 2 層にヒットがあることを要求し、ストリップの場合は 2 層中 1 層にヒットがあることを要求する。2 つの TGC Doublet (M2, M3 ステーション) では、ワイヤーとストリップでそれぞれ 4 層中 3 層以上にヒットがあることを要求する。これらのコインシデンス結果は LVDS 信号で後段の High PT ボードに送る。

High PT ボード

High-PT (HPT) ボードは、M1 の SLB と M2, M3 の SLB からのコインシデンス結果を受け取り、M1, M2, M3 の 3 つのステーション間のコインシデンスを行う。M1 と M3 の位置情報から $(dR, d\phi)$ を計算し、次の Sector Logic に送る。Sector Logic にはボードごとに、位置情報 R と ϕ 、位置の差の情報 dR と $d\phi$ を G-Link 通信を用いて送信する。

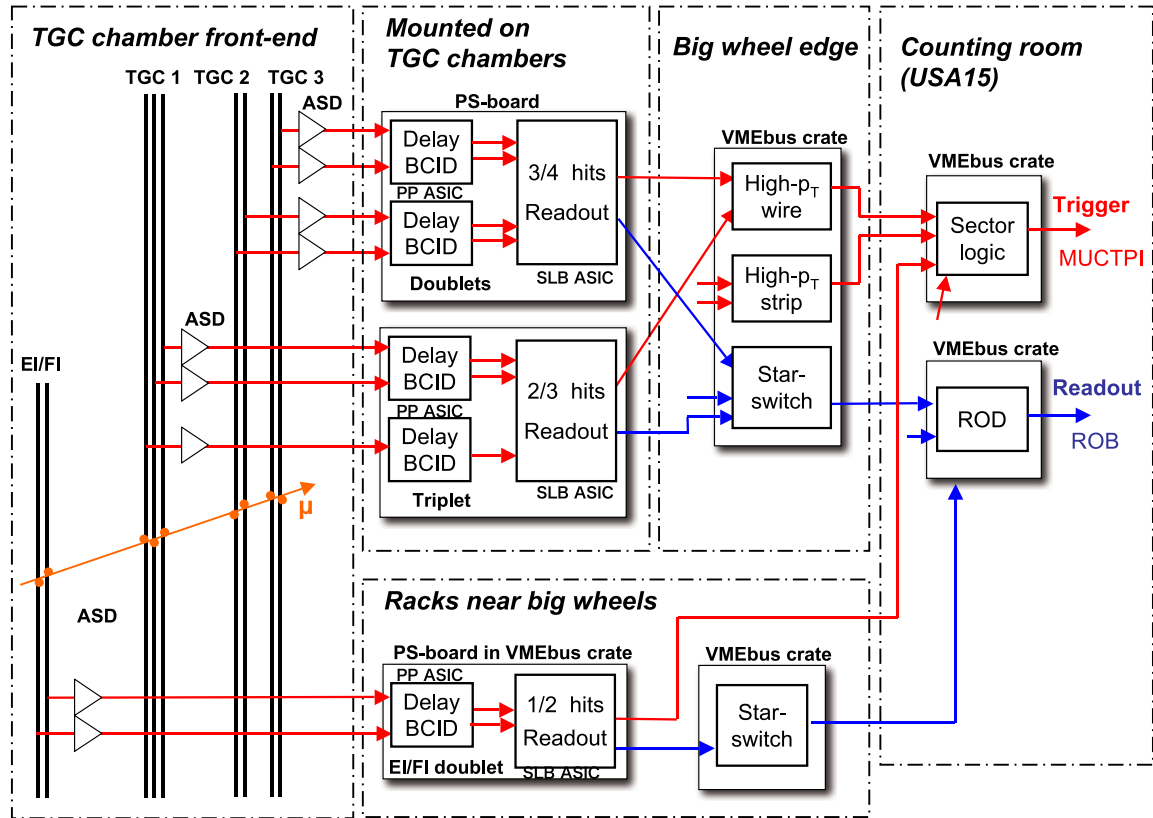


図 3.6: TGC のエレクトロニクスとデータの流れ [5]。赤い線はトリガー信号の流れを、青い線は読み出しデータの流れを示している。

New Sector Logic

Sector Logic (SL) は HPT ボードから受け取った TGC-BW のワイヤー・ストリップの情報と、磁場領域より内側にある検出器から受け取った信号を組み合わせ、トリガー判定を行う。Run-3 では、NSW の導入に伴いトリガー判定に用いるデータ量が増え、従来の SL では処理できないため New Sector Logic (NSL) に刷新された。図 3.7 に Run-3 における NSL を用いた初段ミュオントリガーの概要を示す。

NSL には TGC-BW の HPT から、ミュオン候補の情報が G-Link 通信で送られてくる。この情報から M3 のヒット位置の RoI を表す η , ϕ 及びコインシデンスが取れた M1 とのヒット位置のずれ (dR , $d\phi$) を取得し、FPGA 上に保存されている Coincidence Window を参照することで p_T の判定を行う。次に、RPC BIS78、Tile カロリメータ、TGC-EI/FI からは検出器におけるヒット情報、NSW からは通過したミュオンの飛跡情報が送られてくる。NSW の情報には、ヒット位置を表す η , ϕ 及びミュオンが飛来した角度 θ が含まれる。これらの検出器から送られてくる情報を用いてインナーコインシデンスを取ることでトリガー判定を行う。そして、トリガー判定の結果を後段の MUCTPI に送信する。

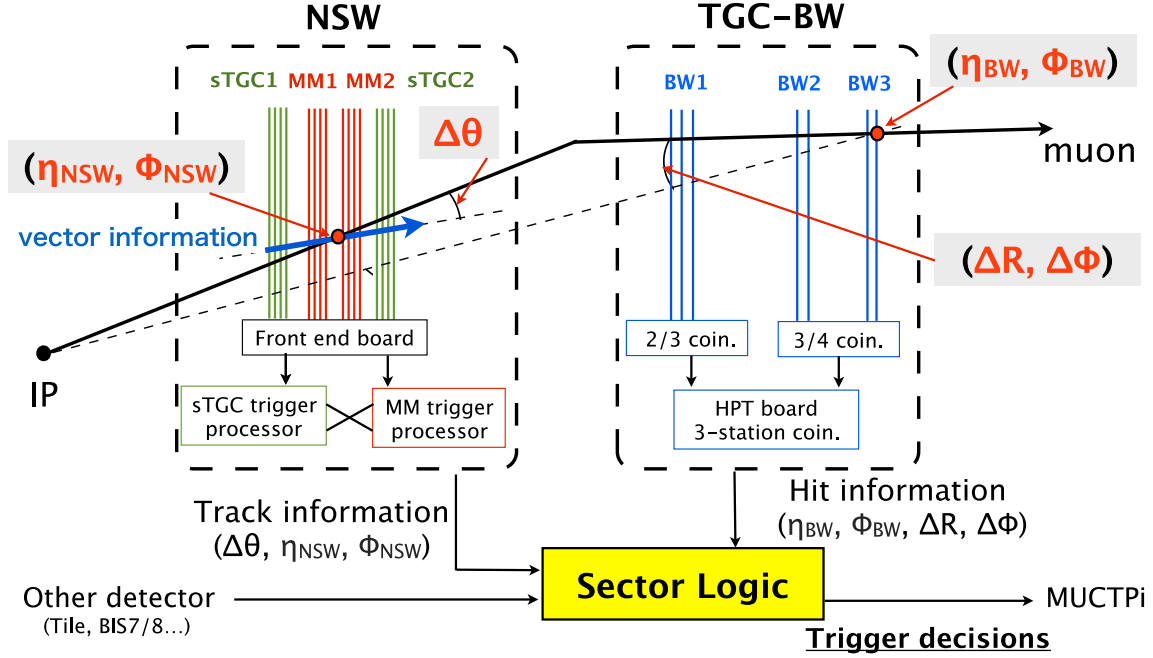


図 3.7: Run-3 における NSW を用いた初段ミューオントリガーの概要図 [27]。NSL には TGC-BW の他に NSW、RPC BIS78、タイルカロリメータ、EI からの入力がある。これらの検出器からの情報を用いてコインシデンスをとり、トリガー判定を行う。

NSL が MUCTPI へ送信するデータフォーマットを図 3.8 に示す。Run-3 では各トリガーセクターごとに最大 4 個のミューオン候補の情報を送ることができる。また、表 3.2 に示すように各ミューオン候補の情報には、ミューオンの電荷情報に 1-bit、フラグに 3-bit、15 段階の p_T 閾値の情報に 4-bit、TGC-BW でのヒット位置 (RoI) の情報に 8-bit の合計 16-bit が割り当てられている。フラグの 3-bit には、3 ステーションコインシデンスフラグ、hot roi フラグ、インナーコインシデンスフラグが割り当てられている。3 ステーションコインシデンスフラグとは TGC-BW の 3 つのステーション全てにヒットしたミューオンを判定するフラグである。これにより、偶然 2 つのステーションのみにヒットしたミューオンのイベントを取り除くことができる。また、図 2.7 に示したようにエンドキャップ領域における磁場構造は複雑なため、上手く p_T 判定を行えない領域が存在する。hot roi フラグは、その領域に入射したミューオンかどうかを示すフラグである。これにより、上手く p_T 判定できなかったイベントを取り除くことができる。インナーコインシデンスフラグは、磁場の内側の検出器とコインシデンスを取ることによって、衝突点由来でない粒子によるヒットを取り除くことができる。

Data format from Sector Logic to MuCTPi

Words(16 bit)	first byte								second byte							
	15	14	13	12	11	10	9	8	7	6	5	4	3	2	1	0
Word-0	Muon Candidate 1															
Word-1	Muon Candidate 2															
Word-2	Muon Candidate 3															
Word-3	Muon Candidate 4															
Word-4	Global flags				BCID											
Word-5	CRC								comma (0xfd)							
Word-6	0xc5								comma (0xbc)							
Word-7	0xc5								0xc5							

8b/10b encoding × 8 bytes = 6.4 Gbps

図 3.8: MUCTPI へ送信するデータフォーマット [28]。

表 3.2: MUCTPI へ送信するミューオン候補の情報 [28]。

Muon Candidate			
charge	flag	p_T	RoI
1-bit	3-bit	4-bit	8-bit

3.2 従来の CW の作成及び最適化手法

3.2.1 従来の CW の作成方法

実際の検出器では磁場構造や構造物による影響などの様々な要素を考慮する必要があるため、ミューオンの p_T を数式で計算して CW を作成するのは困難である。そこで、ミューオンのシミュレーションデータを用いて、ミューオンの p_T と各 RoI における dR , $d\phi$ の対応を調べることで CW を作成している。従来の CW を作成する流れについて以下に述べる [25]。

1. シングルミューオンサンプル (1 イベントに対してミューオンが 1 個のみ存在するシミュレーションサンプル) を用意し、 dR , $d\phi$ の 2 次元分布図 (ヒットマップ) を各 RoI ごとに作成する。これを、1 GeV から 40 GeV まで 1 GeV 刻みに行う。
2. 作成したヒットマップにはミューオンの多重散乱などが原因で、孤立しているマス、穴の空いているマスが存在する。そこで、ヒットマップのエントリー数などの条件をかけることでヒットマップに対する処理を行う。
3. 各 RoI、各 p_T 毎に処理を行った 40 段階の p_T のヒットマップから、15 個のヒットマップを選別し、15 段階の CW を作成する。

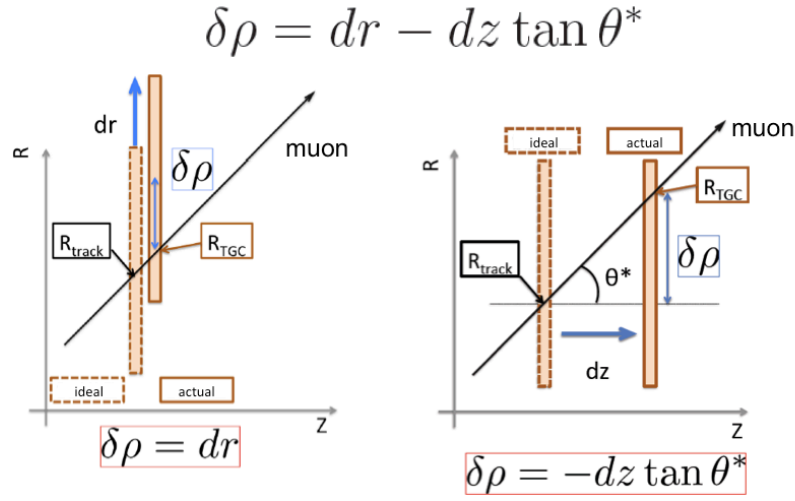


図 3.9: TGC 検出器のズレ $d\rho$ を表すパラメータの定義 [30]。 x 軸方向のズレを dr 、 z 軸方向のズレを $dz \tan \theta$ と表し、全体としてのズレを $d\rho = dr - dz \tan \theta$ と定義する。

3.2.2 CW の最適化手法

TGC の設置位置の測定

TGC は ATLAS 内部の検出器の入れ替えなどのために移動させることがあり、結果として TGC の設置位置 (アライメント) にズレが生じてしまう。TGC のアライメントのズレの測定方法はこれまでの研究 [29] で既に確立されており、TGC のズレを示すパラメータを図 3.9 のように定義する。TGC の理想位置からの x 軸方向のズレを dr 、 z 軸方向のズレを $-dz \tan \theta$ と表し、全体としてのズレを $d\rho = dr - dz \tan \theta$ と定義する。 $d\rho > 0$ は TGC が動径方向 (R 方向) の正の方向にズレていることを表し、 $d\rho < 0$ は負の方向にズレていることを表している。図 3.10 に Run-2 での実際のデータを用いて測定した TGC のアライメントのズレの値を示す。

Run-2 における最適化手法

2.2.2 節で述べたように、ATLAS 検出器のエンドキャップ領域ではトロイド磁石によって 8 回転対象の磁場が形成されている。そのため、従来の CW 作成手法ではシミュレーションデータを用いて 1 回転分の CW を作成し、1 つの CW を TGC-BW の 8 ヶ所に対応させていた。しかし、シミュレーション上では TGC は設計通りの位置に設置されているが、実際の検出器ではアライメントにズレが生じている。このため、TGC における磁場構造は厳密には 8 回転対象ではなくなっている。しかし、シミュレーションをもとに作成した 8 回転対象が前提の CW には実際の検出器アライメントのズレの影響が考慮されていない。そのため、この CW をトリガーに適用するとミューオントリガーの運動量分解能の低下やトリガーレートの増加を招く原因となる。そこで、トリガー性能の向上のためには CW に補正を行うことで、TGC のアライメントに対して最適化する

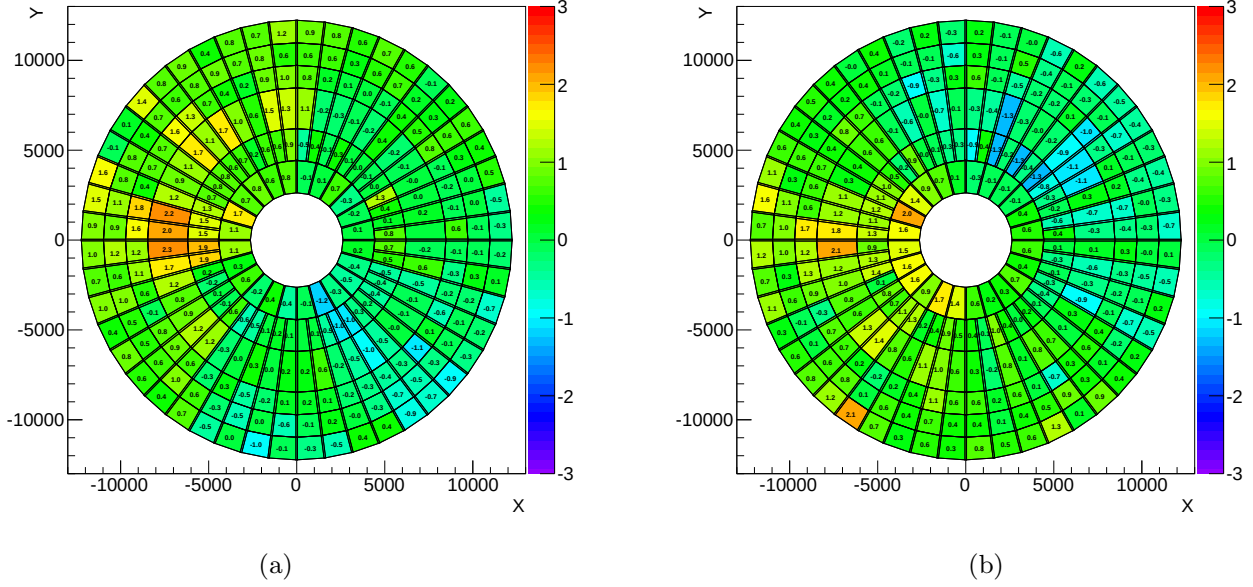


図 3.10: Run-2 での検出器のズレの測定図。マスの中の数字がチェンバーごとのズレの値を表す。
(a):C-side。(b):A-side。動径方向に最大 20 mm、ビーム軸方向に最大 40 mm ずれている [30]。

必要がある。CW の最適化方法はこれまでの先行研究で開発されている。2016 年までに行われていた手法では実際のデータから検出器のズレの大きさを各 TGC チェンバー毎に見積もり、その値に従って CW に補正を加えることでトリガー効率を改善させていた [30]。2017 年以降では、実際のデータを用いて CW のマスごとの p_T 分布を評価することで CW の補正を行っており、11 GeV, 15 GeV, 20 GeV のトリガーに対して最適化を行ったことでトリガー性能が改善された [31]。

以下にシミュレーションデータから作成された CW における p_T 閾値が 20 GeV のトリガーに対する 2017 年以降の Run-2 で行われた最適化の流れを示す。

1. Run-2 の実データから dR , $d\phi$ の情報を抜き出し、 dR , $d\phi$ のヒットマップを各 RoI 毎に作成する。これを $p_T < 20$ GeV 及び $p_T > 20$ GeV に分割して行う。
2. 作成したヒットマップに対して、ヒットマップの各マスごとに式 (3.1) で定義するパラメータ x を計算する。

$$x = \frac{N_{p_T > 20 \text{ GeV}}}{\sqrt{N_{p_T > 20 \text{ GeV}}^2 + N_{p_T < 20 \text{ GeV}}^2}} \quad (3.1)$$

ここで、 $N_{p_T > 20 \text{ GeV}}$ は $p_T > 20$ GeV のヒットマップのマスにおける $p_T > 20$ GeV のミューオン数、 $N_{p_T < 20 \text{ GeV}}$ は $p_T < 20$ GeV のヒットマップのマスにおける $p_T < 20$ GeV のミューオン数である。

3. すべてのヒットマップの各マスで計算した x の値を指針として、CW のマスが示す p_T 閾値が正しいかどうかを判断し、必要に応じて CW の閾値を一段階変更する。

この手順を各 p_T 閾値に対して高い p_T 閾値から順番に行うことで CW の最適化を行う。

3.3 本研究の目的

2022 年の運転で一時的に瞬間ルミノシティ $2.5 \times 10^{34} \text{ cm}^{-2}\text{s}^{-1}$ まで到達したことを受け、2023 年以降の運転ではより高いルミノシティで安定した運転を行うことが予定されている。そのため、2022 年度のトリガーシステムのままではトリガーレートが大幅に増加してしまうため、さらなるトリガー性能の向上が喫緊の課題である。

初段ミューオントリガーの改善にはいくつか方法があるが、その中でも CW に対して検出器アライメントの補正を行う方法がある。ATLAS 検出器のトロイド磁石は等間隔に 8 個設置されており、エンドキャップ領域では 8 回転対象の磁場が形成されている。そのため、従来の手法ではシミュレーションデータを用いて 1 回転分の CW を作成することで、8 回転のすべての箇所に適応させることができた。しかし、実際には検出器アライメントのズレによって、TGC における磁場構造は厳密には 8 回転対象ではなくなってしまう、トリガー性能の向上のためには各 RoI ごとに補正を行い、CW を最適化する必要がある。

Run-2 では 3.2 節で示すように、先行研究によって開発された手法を用いて手動で補正を行っていたが、この手法は p_T 閾値に対して柔軟な対応が難しい上に、補正には多大な作業量が必要になってくる。そのため、15 段階に増設された Run-3 の p_T 閾値に対して従来の手法で補正を行うことは難しい。そこで、従来の手法に代わって Run-3 の 15 段階閾値に対応した CW を効率よく補正する手法の開発が必要である。

本研究では効率化する方法として、近年急速に発展している機械学習に着目し、機械学習を用いた新たな CW の最適化手法の開発を行う。機械学習は近年大きな注目を集めている技術であり、様々な分野で活用されている。機械学習とは、人がコンピュータにルールや知識を明示的に与える代わりに、学習するためのデータを与え、コンピュータ自身がそのデータからルールや知識を獲得する手法である。そのため、ATLAS 実験で実際に取得したデータを機械学習に与えることで、多大な作業量を必要とする CW の作成及び最適化の作業の自動化が期待できる。

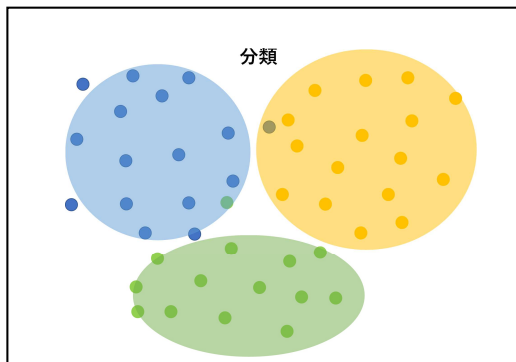
第 4 章

機械学習を用いた Coincidence Window の作成手法

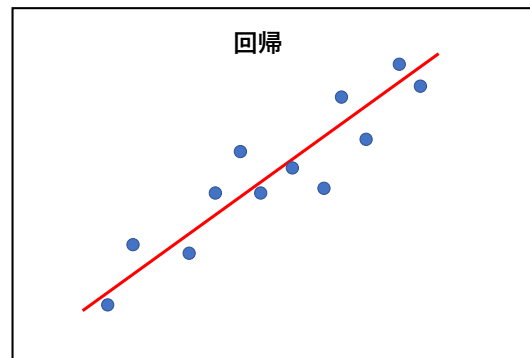
第 3 章では ATLAS 実験で実装されているトリガーシステムの概要について説明し、初段ミュオントリガーで使用されている Coincidence Window (CW) の作成及び Run-2 における最適化手法について述べ、効率的な最適化手法の開発が必要であることを示した。本章では近年発展が著しい機械学習についての概説を述べ、本研究の主題である機械学習を用いた効率の良い CW の作成及び最適化手法について述べる。

4.1 機械学習

コンピュータ自身がデータから「ルールや知識を獲得」(学習)するアプローチを機械学習と呼ぶ。そして、学習した結果を用いて予測や認識、作成など様々なタスクを行うことができる。「複数人の専門家が数年かかって作っていく」ようなルールや知識などは、作成自体にも、作成後の調整や変更にも膨大な時間とコストがかかるが、機械学習を用いることで学習用のデータを機械にかけて数日待てば自動的に作成することができるようになる [32]。機械学習が行う代表的なタスクとして「クラス分類」と「回帰分析」がよく知られている。クラス分類とは、分析したいデータが属するカテゴリーやクラス、種類が何なのかを予測する手法である。特に、予測するクラス数が 2 クラスの場合には 2 値分類、2 クラスより多い分類予測については多クラス分類と呼ばれる。図 4.1a にクラス分類の概要図を示す。高エネルギー物理学実験では、粒子の同定や探索の対象としている信号事象 (シグナル) とその背景事象 (バックグラウンド) の分離などに応用されている。回帰の主な目的は、連続値などの値を学習データの傾向をもとに予測することである。過去の気温から明日の気温を予測することや企業における売り上げの予測などが回帰に当てはまる。回帰分析には、線形回帰、多項式回帰などが存在し、図 4.1b に線形回帰の概要図を示す。回帰問題では、入力データを線形関数もしくは多項式関数を用いて近似することで、データの傾向を表す関数を作成する。高エネルギー物理学実験では、粒子の衝突で得られたデータを入力変数とし、粒子のエネルギー測定値の補正を行う解析などに応用されている [33]。



(a) クラス分類



(b) 回帰分析

図 4.1: 機械学習の代表的な分析手法の概要図。

機械学習の学習手法は、正解の値 (教師データ) を与えた状態で傾向を学習させる「教師あり学習」と教師データを用いずに学習を行う「教師なし学習」の2つに大きく分けられる。最も広く使われている学習手法である教師あり学習は、正解のデータが用意されており、正しい出力ができるように入力データの特徴やルールを学習していく手法である。教師あり学習は、既存のデータをもとに、タスクごとに設定されたいくつかのクラスに識別する「クラス分類」と、連続する値を予測する「回帰分析」を行うことができる。本研究では、この「教師あり学習」によるトレーニングを行い「回帰分析」による連続値の予測に着目する。

4.1.1 ニューラルネットワーク

機械学習には多くの種類があるが、その内の一つがニューラルネットワークを使った手法である。ニューラルネットワークとは、人間の脳内にある神経細胞 (ニューロン) とそのつながり、つまり神経回路網を人工ニューロン (パーセプトロン) という数式的なモデルで表現したものである。個々のパーセプトロンは単純な仕組みであるが、多数組み合わせる事で複雑な関数近似を行う事ができるのがニューラルネットワークの大きな特徴である。パーセプトロンを複数組み合わせ多層化し、複雑な表現を可能としたものを多層パーセプトロン (MLP : Multilayer perceptron) と呼ぶ。

図 4.2 に示すように、一つ一つのパーセプトロンは入力と出力で構成される。パーセプトロンでは、式 (4.1) で表すように、 n 個の入力変数 x_i に対し重み w_i を作用させバイアス b を足し合わせた入力値 a が、関数 $f(a)$ によって変換されて出力値 y として出力される。このバイアス b と重み w_i のパラメータを調節することで、入力に対して様々な出力が可能となる。

$$a = \sum_{i=1}^{n-1} (x_i \times w_i) + b \quad (4.1)$$

$$y = f(a) \quad (4.2)$$

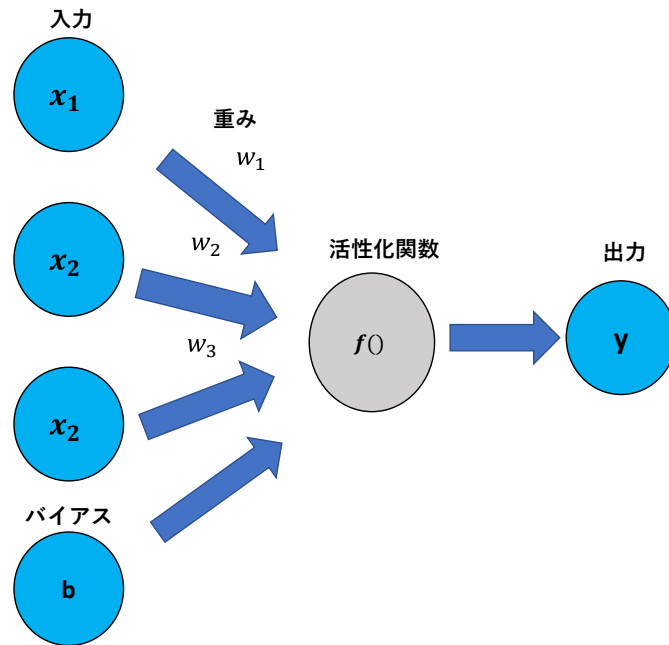


図 4.2: 単一パーセプトロンの概念図。

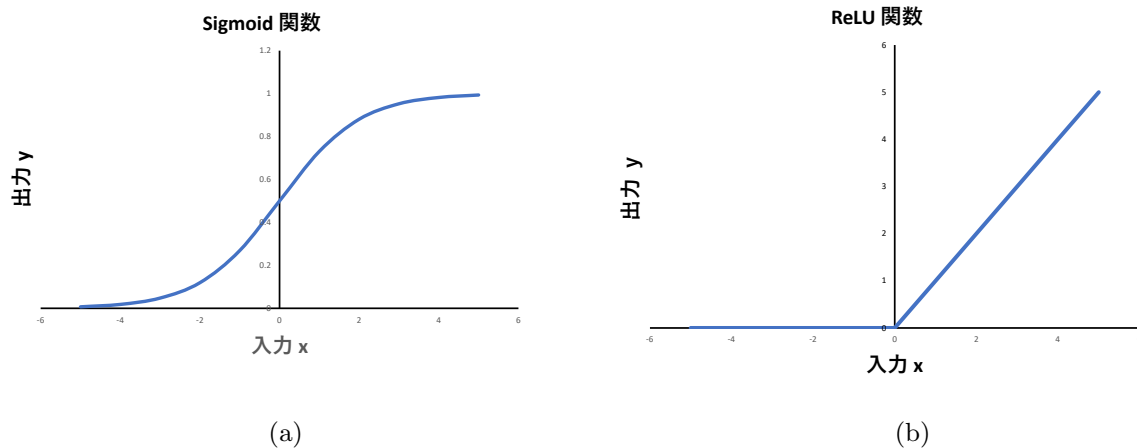


図 4.3: 機械学習で用いられる活性化関数の例。(a): sigmoid 関数、(b): ReLU 関数。

このとき、式 (4.2) で表す $f(a)$ の事を「活性化関数」と呼び、活性化関数には、sigmoid 関数、tanh 関数、ReLU 関数 (Rectified Linear Unit)、softmax 関数などが良く使われている。sigmoid 関数及び ReLU 関数の概形を図 4.3a, 図 4.3b に示す。sigmoid 関数はニューラルネットワークでよく用いられてきた関数であり、式 (4.3) のような関数で表される。ReLU 関数は式 (4.4) のような関数で示される。

$$y = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (4.3)$$

$$y = \max(0, x) \quad (4.4)$$

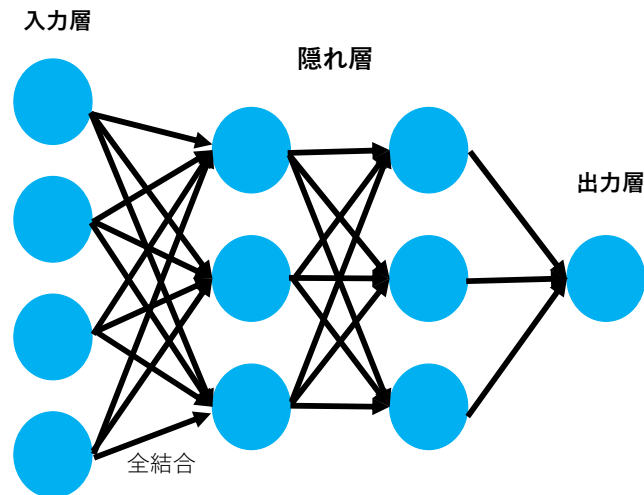


図 4.4: MLP の概形。パーセプトロンを複数組み合わせられており、ある層のパーセプトロンからの出力は全結合されて次の層の各パーセプトロンに入力される。

このような、パーセプトロンを図 4.4 に示すように複数組み合わせたものが MLP である。

多層パーセプトロン

MLP は隠れ層と呼ばれる層が複数追加されたネットワーク構造を持ち、各層の間は全結合しているような構造になっている。この様な構造を持つニューラルネットワークの事を「全結合型ニューラルネットワーク」と呼ぶ。MLP はパーセプトロンを複数接続したことにより、調整可能なパラメータが増加し、MLP 全体として複雑な出力が可能となった。そこで教師あり学習では、入力変数に対する出力ができる限り教師データと一致するようなパラメータ (w_i, b) を求めることで学習を行う。このようなパラメータは、「最適化問題を解く」ことで求めることができる。最適化問題とは変数 a, b とある関数 $L(a, b)$ が与えられたとき、関数 $L(a, b)$ の値が最小となるような変数の組 (a, b) を探す問題である。機械学習において $L(a, b)$ は「損失関数」と呼ばれ、学習データで与えられる正解値に対し、機械学習の予測がどれだけ間違っているのかを評価する関数である。具体的には、学習データからの入力 x_n に対して設定したパラメータ (w_i, b) の時の予測値 y を、損失関数を用いて正解値 t と比較することで機械学習の予測精度を表現することができる。損失関数は主に、予測が正しいほど小さい値を返すような関数が用いられ、特に式 (4.5) に示すような関数で表される平均二乗誤差 (MSE : Mean Squared Error) が多く用いられる。他には、平均絶対誤差 (MAE : Mean Absolute Error) や平均二乗誤差の平方根 (RMSE : Root Mean Squared Error) などが用いられる。

$$L = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - t_i)^2 \quad (4.5)$$

機械学習のトレーニングでは、この損失関数の値が最小になるようにパラメータの値を増減させて調整を行う。そして、機械学習による予測と損失関数による評価を繰り返すことによって予測の精度を向上させていく。このパラメータを更新していく方法を勾配降下法と呼ぶ。図 4.5 に勾配降下法によるパラメータの更新の流れを示す。

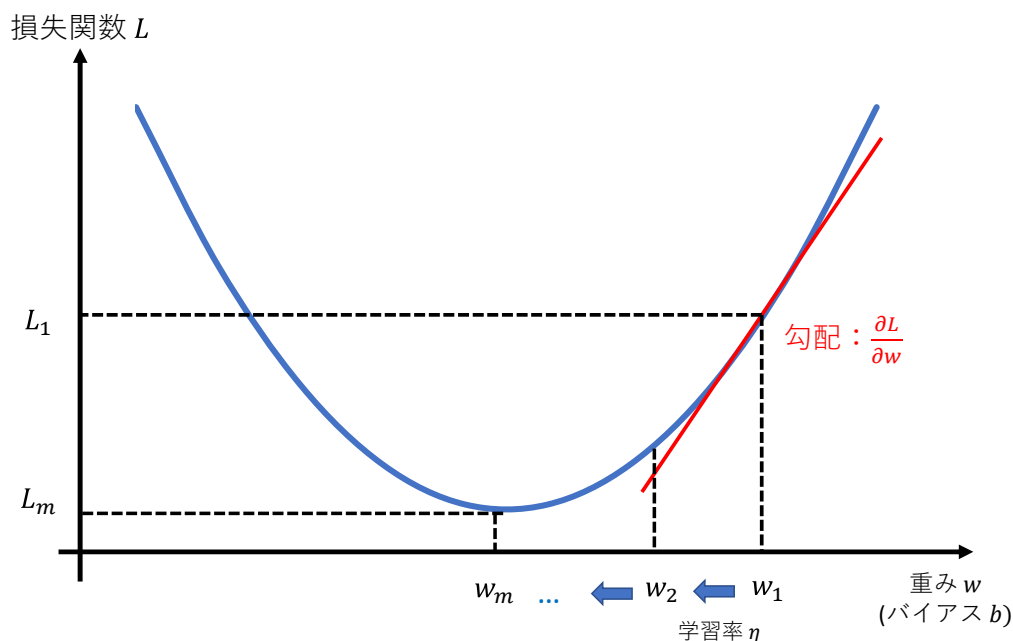


図 4.5: 損失関数 L の最小化の流れ。ある重み w_i の時の勾配 $\partial L/\partial w$ を計算し、この勾配が小さくなるように重みを更新することを繰り返す。この際、更新量を調整するために学習率 η を設定する。バイアス b に対しても同様に最小化を行う。

勾配降下法は現在のパラメータ w_i における勾配 $\partial L/\partial w_i$ を求め、パラメータを

$$w_{i+1} = w_i - \eta \frac{\partial L}{\partial w_i} \quad (4.6)$$

として更新する。ここで、 η は学習率 (Learning rate) と呼ばれ、一度のパラメータの更新で変更する値の大きさを表す。そして、新しく設定したパラメータでの勾配を求め、さらに更新していくことで、損失関数が小さくなる方向にパラメータを調節することができる。この更新を行う回数をエポック数 (epoch) と呼び、学習率などと合わせて人間が設定する値をハイパーパラメータと呼ぶ。

4.2 機械学習を用いた CW 作成手法

本節では機械学習の学習方法及び CW を作成する手法について述べる。

従来の作成手法では、シミュレーションデータを用いて CW を作成し、その後実際のデータを

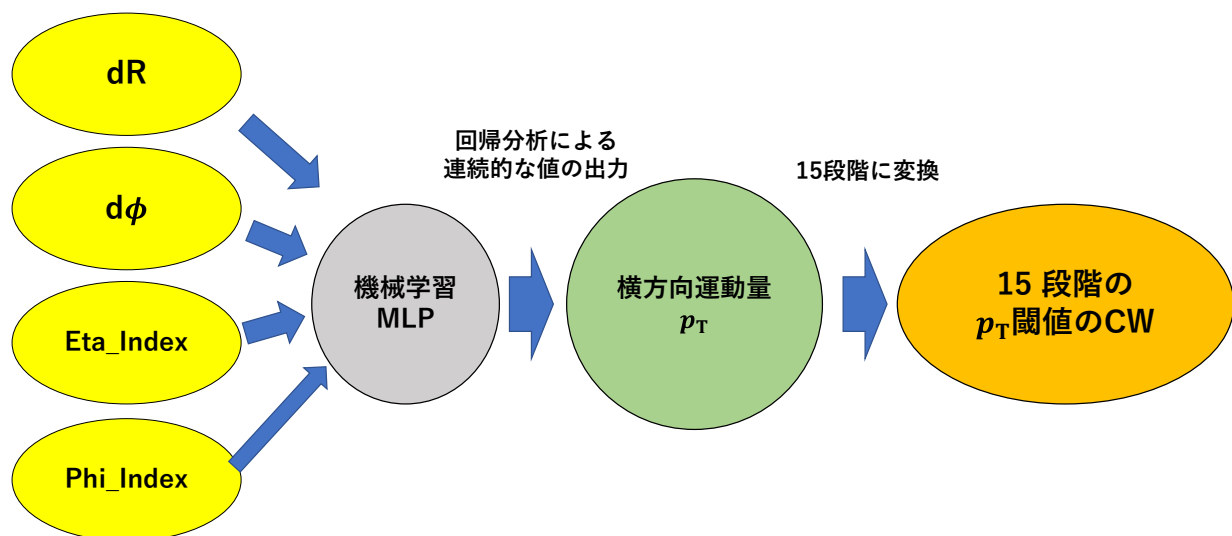


図 4.6: 機械学習を用いた CW 作成の流れ。dR, $d\phi$, Eta_Index, Phi_Index の 4 変数を入力値、横方向運動量 p_T を出力値とした機械学習を用いる。出力された p_T は連続値であり、これを 15 段階の p_T 閾値に変換することで CW を作成する。

使用して磁場の影響や検出器のズレに最適化させるといった方法を行っていた。一方本研究で開発する手法では、実際のデータを学習に利用した機械学習を用いてミュオンの p_T の予測を行い、予測値を使用して CW を作成する。また、実際のデータから作成した CW は逆にシミュレーションでは使用できないことが予想されるため、シミュレーション上のトリガーで使用する CW もシミュレーションデータを用いて同様の手法で作成する。

本研究の手法では、初めにトレーニングに使用するシミュレーションデータおよび実際のデータをトレーニングに適した形式に変更する。次に図 4.6 に示すように、TGC におけるミュオンのヒット位置の情報とミュオンの飛跡情報の 4 変数から、横方向運動量 p_T の値を出力する MLP をトレーニングする。この時、オフラインで内部飛跡検出器や MDT などの情報も用いて再構成されたミュオンの p_T^{offline} を正解データとして用いる。分析手法として回帰分析を行うため、出力される値は連続値となる。そこで、出力された p_T の値を 15 段階の閾値に変換するために、任意の値で p_T を 15 個に区切り、15 段階の p_T 閾値に対応した CW を作成する。

4.2.1 入力データに対する事前処理

本節では学習に用いるシミュレーションデータおよび実際のデータに対して処理を行い、本研究の機械学習のトレーニングに適した形式に変換する方法について述べる。

本研究ではトレーニングのために、シミュレーションデータ及び実際の測定データを使用する。シミュレーション用の CW を作成するための機械学習のトレーニングには、1 回のイベントに対してミュオンが 1 個存在するシングルミュオンのシミュレーションサンプルを使用する。オフライン再構成されたミュオンに対して、TGC の M3 におけるヒット情報が存在することを要求す

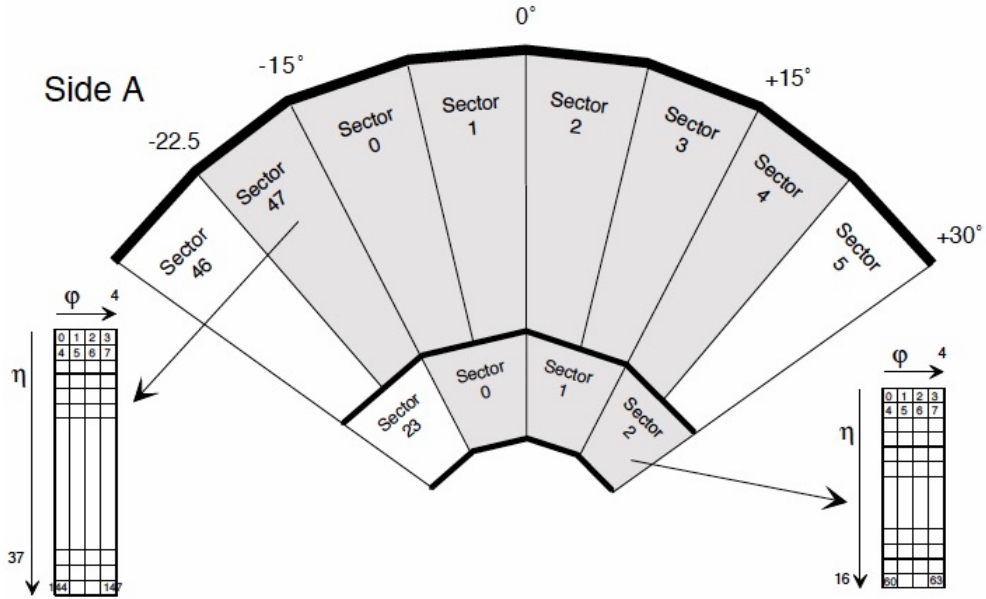


図 4.7: TGC におけるトリガーセクターと RoI のナンバリングの概要 [20]。

る。そして、TGC M3 におけるヒット情報からヒット位置の情報 (トリガーセクターの番号、RoI の番号) と飛跡の情報 (dR , $d\phi$) を取得する。また、実際の測定に使用する CW を作成するための機械学習のトレーニングには、2018 年 Run-2 で収集されたデータを用いる。使用するイベントには HLT のシングルミュオントリガーである「HLT_mu26_ivarmeduim」を要求する。シミュレーションデータと同様に、イベントの中でも TGC M3 おけるヒット情報が存在するオフライン再構成されたミュオンをすべて使用し、TGC M3 におけるヒット位置の情報 (トリガーセクターの番号、RoI の番号) と飛跡の情報 (dR , $d\phi$) を取得する。

TGC の位置情報におけるナンバリングの変換

トレーニングには、TGC のヒット位置の情報としてトリガーセクターの番号と RoI の番号を使用する。しかし、図 4.7 に示すように RoI はトリガーセクターごとに設定された番号が与えられており、あるトリガーセクターの一番端の列の RoI の番号は隣接するトリガーセクターの RoI の番号と関連性がない。しかし、隣り合った場所に位置する RoI は似通った磁場構造を持っているため、トレーニングするにあたって隣り合った RoI の情報も上手く利用できるように工夫した。その方法として、TGC におけるヒット位置を表すトリガーセクターの番号と RoI の番号を、新たに隣り合った RoI の番号が連続するようなナンバリングに変換する。図 4.8 に新たなナンバリングの概要を示す。Eta.Index は RoI を η 方向に 0 から 37 の番号に、Phi.Index は RoI を ϕ 方向に 0 から 191 の番号に読み替えた。

		Phi_Index											
		0	1	2	3	4	5	6	7				
Eta_Index	0	Sector0				Sector1				Sector47			
	1	0	1	2	3	3	2	1	0	3	2	1	0
	2	4	5	6	7	7	6	5	4	7	6	5	4
	3	8	9	10	11	11	10	9	8	11	10	9	8
	4	12	13	14	15	15	14	13	12	15	14	13	12
		16	17	18	19	19	18	17	16	19	18	17	16
		• • • • •											
		•											
33		132	133	134	135								
34		136	137	138	139								
35		140	141	142	143								
36		144	145	146	147								

図 4.8: 新たなナンバリングの概要。マスの中で数字は RoI の番号を表しており、奇数の番号のトリガーセクターでは読み出し回路の関係から RoI のナンバリング順が反転している。TGC におけるヒット位置の情報 (Sector 番号、RoI 番号) を新たに (Eta_Index, Phi_Index) で指定する。

磁場構造を考慮した学習領域の分割

ATLAS 検出器のトロイド磁石が 8 回転対象に設置されていることにより TGC における磁場構造は図 4.9 に示すように一様ではない。そのため、本研究では TGC の全領域を一つの機械学習でトレーニングさせるのではなく、図 4.9 で色付けされた領域が示すように、入力データとして使用する領域を分割して複数の機械学習をトレーニングする。本研究では、TGC のエンドキャプ部を ϕ 方向に 48 分割、 η 方向に 9 分割、フォワード部を ϕ 方向に 24 分割、 η 方向に 4 分割し、それぞれの領域に対して個別の機械学習のトレーニングを行う。トレーニングを行う際には学習させる領域の周りの領域のみを入力データとして使用する。

ミューオン情報の選別

トレーニングに使用するデータには、多重散乱などの影響で予想とは違った (dR , $d\phi$) を持ったミューオンが存在する。CW の精度を上げるために、このようなミューオンの情報はトレーニングに使用したくない。そこで、各 RoI におけるヒットマップを作成し学習に使用するミューオンの選

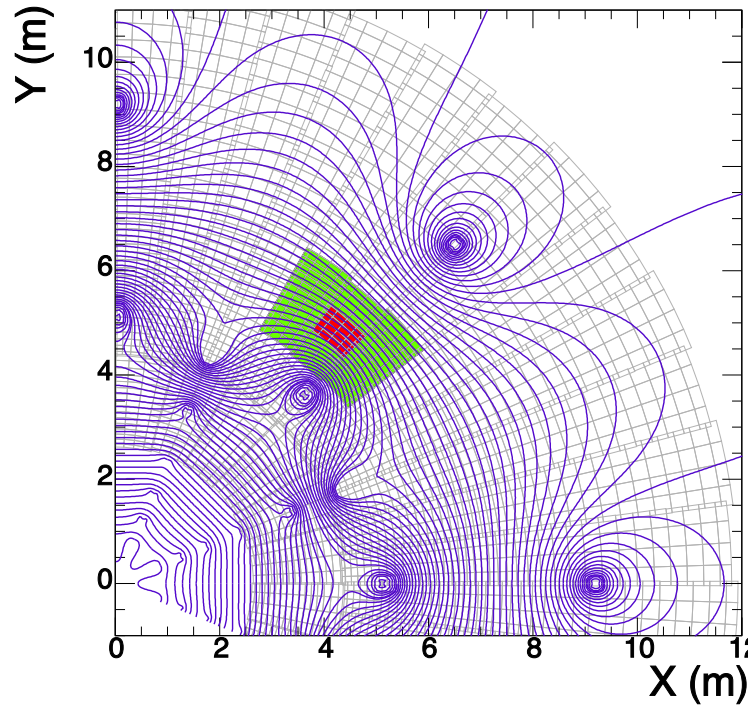


図 4.9: TGC における磁場構造と磁場構造を考慮するための学習領域の分け方。青線は磁力線を示している。赤色の領域に対するトレーニングを行う際には緑色で囲まれた領域のデータを使用する。

別を行う。

図 4.10 にミュオン情報の選別を行った前後のミュオンのヒットマップの例を示す。図 4.10a に示すように、作成したヒットマップには孤立しているマスや空いているマスが存在する。これは多重散乱などの影響を受けたミュオンによるもので、このままトレーニングに用いると本来 p_T を判定する必要のないマスまで学習してしまい、トリガーレートの増加に繋がってしまう。そのため、以下に説明する手順に沿ってヒットマップを用いたミュオンの選別を行う。

1. トレーニングに使用するデータを $p_T > 25$ GeV と $p_T < 25$ GeV のミュオンに分けて、それぞれにおいてヒットマップを作成する。
2. ヒットマップに対して、あるマスのエントリー数が x_{cut} 以下の場合にそのマスを削除するパラメータ $x_{cut} = (\text{ヒットマップの全エントリー数}) / 1000$ を計算する。
3. あるマスに隣接する周囲の 8 マスのうち、ミュオンがヒットしたマスが 2 マス以下である場合、そのマスは削除する。

最後にミュオン情報がないマスには 0 GeV のミュオン情報を付与する。

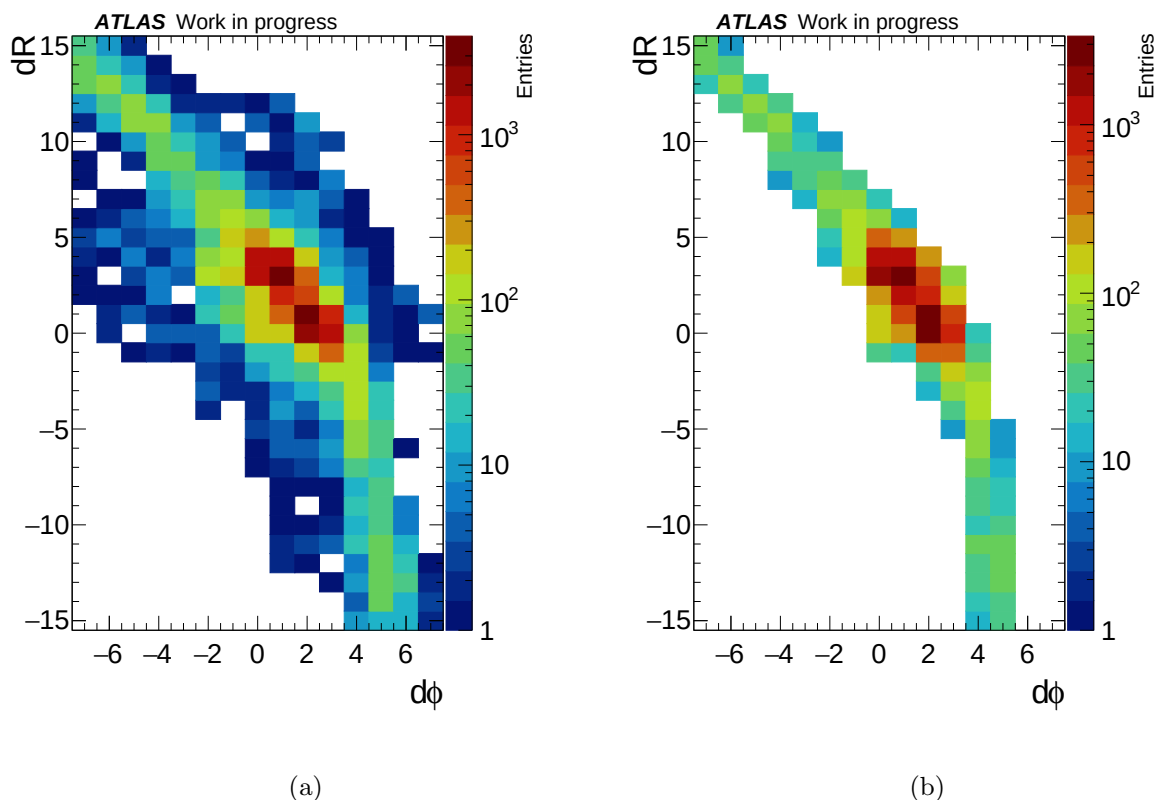


図 4.10: ミューオン情報の選別を行った前後のミューオンのヒットマップの例。(a): 選別前。(b): 選別後。

4.2.2 機械学習モデルの設計方法とトレーニング

本節では飛跡の曲がり具合と位置情報からミューオンの横方向運動量 p_T を予測させる機械学習モデルの設計について述べる。

機械学習モデルの設計

本研究において機械学習モデルの構築には、Google 社によって開発された機械学習を用いるためのオープンソースのフレームワークである TensorFlow [34] と、ニューラルネットワークライブラリである Keras [35] を用いた。

本研究で使用する機械学習モデルは、4つの入力変数を持つ入力層、5つの隠れ層、 p_T の値を出力する1つの出力層となるような、回帰分析を行う全結合型 MLP モデルを構築する。図 4.11 に機械学習モデルの概要図を示す。MLP の各隠れ層は以下の表 4.2.2 に示す要素から構成される。

1. Dense layer: 前の層からのすべての出力の線形結合を入力としたパーセプトロンの層。1つの層に存在するパーセプトロンの数をノード数と呼ぶ。

2. Batch normalization layer：入力に対し正規化を行う層。
3. Dropout unit：学習中にランダムに選ばれたノードの一定割合をゼロにする層。過学習の抑制のために用いられ、ドロップアウトする割合はハイパーパラメータとして設定する。
4. Activation unit：活性化関数を設定する層。

出力層には ReLU 関数を活性化関数として使用する。これは、目的とする出力の p_T の値が必ず正の値を取るためである。誤差逆伝搬法には RMSprop を用いて勾配降下法を行っている。

ハイパーパラメータ

隠れ層の数、ノード数、ドロップアウト率、損失関数、学習率の 5 個のハイパーパラメータを表 4.2.2 のように変化させることで評価を行い最適なモデルを選択した。評価には Preferred Networks 社が開発したハイパーパラメータの最適化を自動で行うフレームワークである Optuna [36] を使用し、以下の 5 項目のハイパーパラメータの範囲に対して最適なものを選んだ。

1. 隠れ層の数: 3 層 から 6 層
2. ノード数: 128, 256, 512, 1024
3. ドロップアウト率: 0.01, 0.02, 0.03, 0.04, 0.05
4. 活性化関数: Sigmoid 関数、ReLU 関数
5. 学習率: 0.01, 0.001, 0.0001

これらの中でいくつかの組み合わせで同等の性能が得られることがわかったが、学習可能なパラメータの数が最も少ないネットワークを選択した。パラメータとその値は、ドロップアウト率 0.05、活性化関数 ReLU、学習率 0.001、そして 5 つの隠れ層と [256, 256, 256, 256, 256] のノード数を選択する。また、エポック数 (トレーニングを繰り返す回数) を 50、batch_size (トレーニングデータを分割したサブセットの 1 個当たりのイベント数) を 3000 とした。

トレーニング

シミュレーション用の CW を作成するための機械学習のトレーニングには、シングルミュオンのシミュレーションサンプルを使用し、実際の測定用の CW を作成するための機械学習のトレーニングには、2018 年 Run-2 で収集されたデータを使用する。このシミュレーションデータ及び実際のデータに対して事前処理を行ったものを機械学習トレーニングの入力データとする。正解のデータとしてはオフライン再構成されたミュオンの p_T^{offline} を利用する。トレーニングデータの総数は、シミュレーションデータが 500 万イベント、2018 年 Run-2 データが約 1 億イベントである。図 4.12 にトレーニングに用いたミュオンの p_T^{offline} 分布を示す。図 4.12b でわかるように、本研究で用いたトレーニングに使用する実際のデータは、低い p_T のミュオンの統計量を少しでも多く得るために、トリガー発行されたイベントのミュオンをすべて使用している。そのため、トリガーの閾値である $p_T = 26 \text{ GeV}$ のミュオンの数が多くなっている。

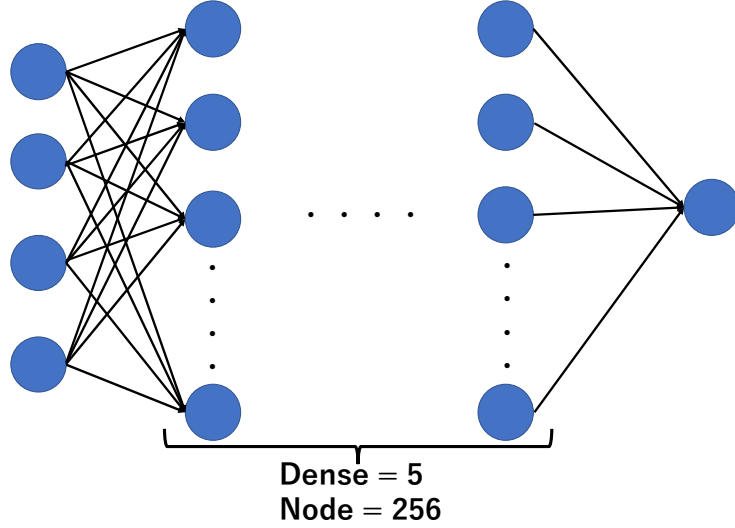
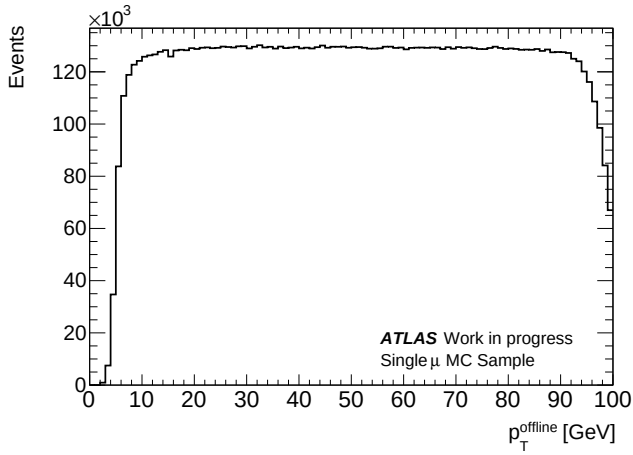


図 4.11: 機械学習モデルの概要図。4つの入力、各層に256個のノードを持つ5つの隠れ層、 p_T^{offline} を出力とする全結合型 MLP を構築する。

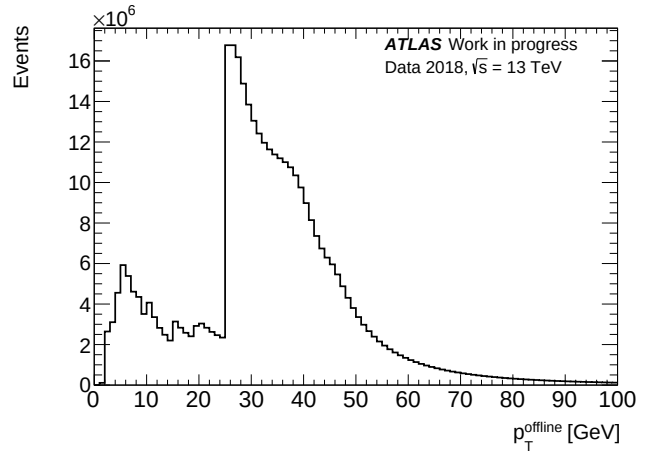
機械学習モデルの性能評価

本節では、機械学習モデルについての評価を行う。まず、MLP で予測した予測値 p_T^{ML} と正解値 p_T^{offline} の比較を行った。シミュレーションデータをトレーニングに用いた MLP の結果を図 4.13a に示し、実際のデータをトレーニングに用いた MLP の結果を図 4.13b に示す。シミュレーションデータをトレーニングに用いた MLP は線形的な予測が行えていることが見て取れる。一方で、実際のデータをトレーニングに用いた MLP の残差分布は 25 GeV 付近で境目が確認できる。これはトレーニングに用いた学習データの p_T 分布がそのまま影響している。さらに、正解値 p_T^{offline} に対する予測値 p_T^{ML} の分布にガウシアンフィットした際の mean 値をを図 4.14 に示す。シミュレーション用と実際の測定用のそれぞれにおいて、 p_T^{offline} に対して予測値はほぼ線形的な予測が行えている事が見て取れ、TGC のヒット位置とミューオンの飛跡情報からミューオンの p_T^{offline} の予測が行えていることが確認できる。

次に、学習に用いた正解値 (p_T^{offline}) と予測値 (p_T^{ML}) の残差の分布を図 4.15 に示す。それぞれの残差の分布において、0 を中心とした分布が見て取れ、トレーニングした MLP は p_T の予測ができています。また、残差の分布を各 p_T^{offline} ごとに作成し、Gaus 関数を用いてフィッティングを行った際の mean 値を図 4.16 に示す。図 4.16a に示したシミュレーションデータを用いてトレーニングを行った MLP の p_T^{offline} ごとの残差の分布から、高い p_T^{offline} の予測になるにつれて予測が正解値からズレていることがわかる。また、図 4.16b に示した 2018 年 Run-2 のデータを用いてトレー

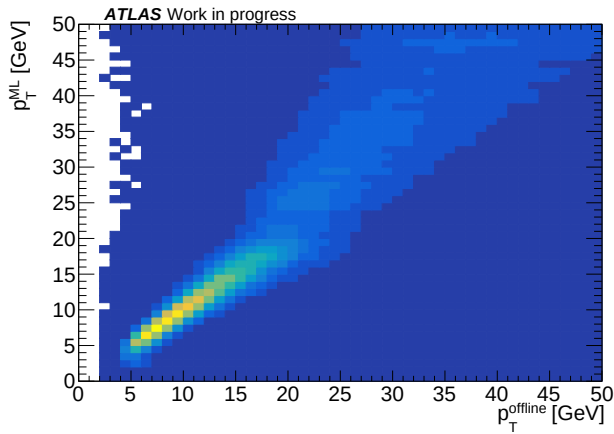


(a)

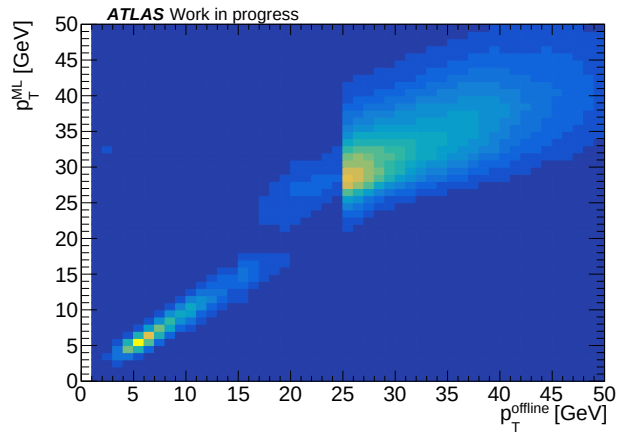


(b)

図 4.12: トレーニングに用いたミュオンの p_T 分布。(a)：シングルミュオンのシミュレーションサンプル。(b)：2018 年 Run-2 のデータ。



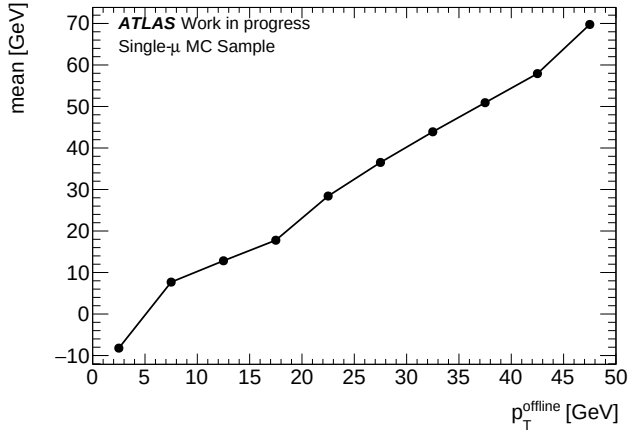
(a)



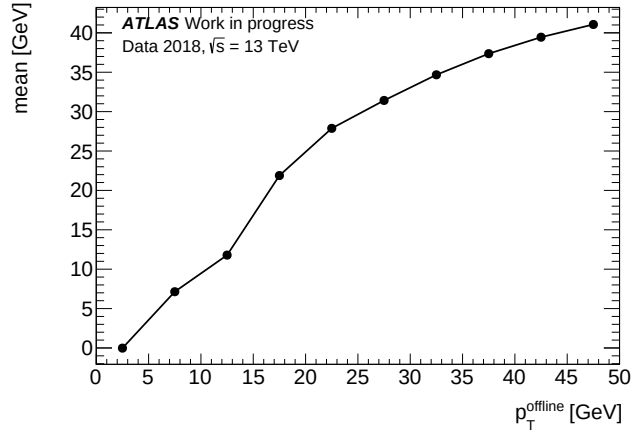
(b)

図 4.13: MLP の p_T^{offline} に対する p_T^{ML} の分布。(a)：シミュレーションデータを用いてトレーニングを行った MLP。(b)：2018 年 Run-2 のデータを用いてトレーニングを行った MLP。

ニングを行った MLP の p_T^{offline} ごとの残差の分布は、 $p_T^{\text{offline}} = 20$ GeV 付近で予測が正解値からズレていることが見て取れる。 p_T^{offline} が p_T が 20 GeV 付近の予測の精度が悪くなっていることから、トレーニングデータの p_T によるバイアスの影響が表れていると考えられる。そのため、重みとして $1/p_T$ をかけたトレーニングを行うこと p_T によるバイアスを抑えることができ、MLP の予測精度が向上する可能性がある。

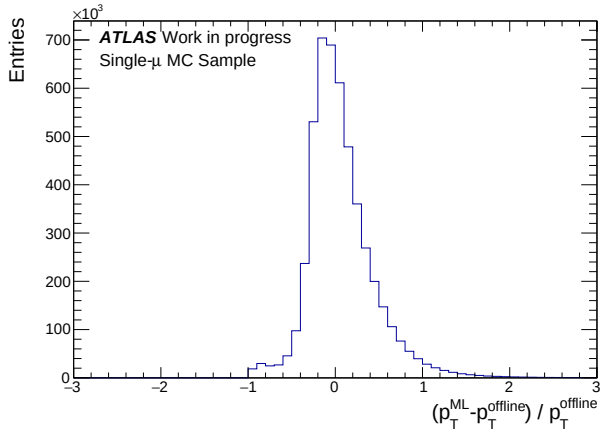


(a)

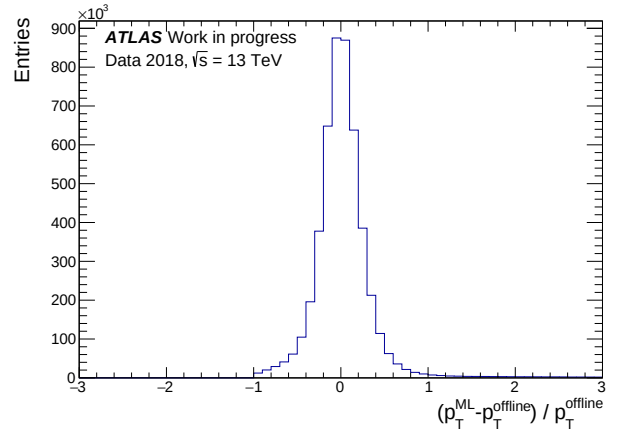


(b)

図 4.14: ある p_T^{offline} に対して、 p_T^{ML} の分布をガウシアンフィットした場合の mean 値の分布。
(b)：シミュレーションデータを用いてトレーニングを行った MLP。(b):2018 年 Run-2 のデータ
を用いてトレーニングを行った MLP。



(a)



(b)

図 4.15: 学習に用いた正解値 (p_T^{offline}) と予測値 (p_T^{ML}) の残差分布。(a)：シミュレーションデータ
を用いてトレーニングを行った MLP。(b):2018 年 Run-2 のデータを用いてトレーニングを行っ
た MLP。

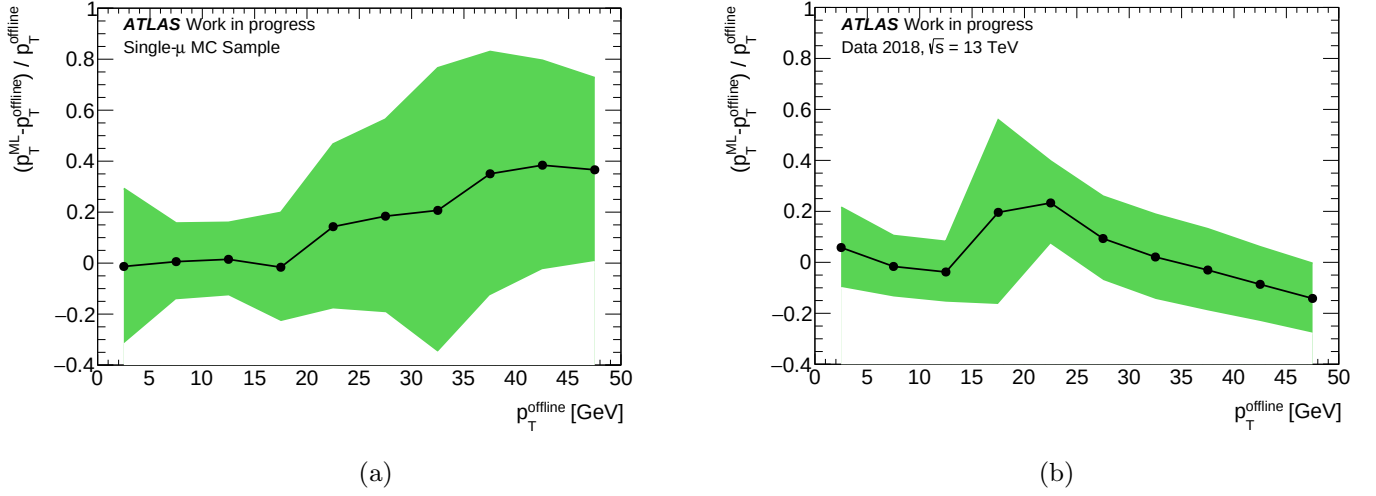


図 4.16: ある p_T^{offline} に対して、 p_T^{ML} の分布をガウシアンフィットした場合の mean 値の分布。
 (b): シミュレーションデータを用いてトレーニングを行った MLP。(b): 2018 年 Run-2 のデータ
 を用いてトレーニングを行った MLP。

4.2.3 出力データを p_T 閾値に変換

トリガー効率の算出

全オフライン再構成されたミューオンの内、ある p_T 閾値以上のトリガーが発行された割合 ϵ を式 (4.7) と定義し、トリガー効率の算出を行った。このとき得られるトリガー効率を p_T の関数で表したプロットを Turn-on curve と呼ぶ。

$$\epsilon = \frac{\text{ある } p_T \text{ 閾値以上のトリガーを発行したミューオンの数}}{\text{全オフライン再構成したミューオンの数}} \quad (4.7)$$

トリガー効率を算出する際には、Tag-And-Probe 法を用いて評価に用いるデータの処理を行う。

実際の実験データはトリガーによって選別された粒子の情報のみが保存されているため、そのままのデータを用いてトリガーの性能評価を行うとバイアスがかかる可能性がある。そこで、このバイアスを除く手法として Tag-And-Probe 法を用いる。

Tag-And-Probe 法では、一般的に Z ボゾンや J/ψ 粒子の崩壊で生じた 2 つのミューオンを使用し評価を行う。崩壊由来の 2 つのミューオンのうち、片方のミューオン (Tag) が事象選択のトリガーとしてトリガーが発行された場合、もう一方のミューオン (Probe) をトリガー効率の評価に用いる。Probe ミューオンに対してトリガーが発行されたかを見ることで、実際の測定でトリガーによって取得されたミューオンというバイアスをなくしてトリガー効率を見積もることができる。

本研究では、内部飛跡検出器とミューオン検出器でそれぞれ独立にオフライン再構成された Z ボゾン由来のミューオンを用いて評価を行う。1 回の衝突事象に対し、2 つ以上のミューオン候補が存在するイベントのみを用いる。それらのミューオン候補のうち、任意の 2 つの電荷が

異符号となっているミュオンペアを選び出し、不変質量を再構成する。再構成した不変質量が $80 \text{ GeV} < M_Z < 100 \text{ GeV}$ であることを要求することで Z ボソン由来のミュオンと判断する。これらのミュオンのうち、一方を Tag ミュオン、もう一方を Probe ミュオンと定義する。まず、Tag ミュオンがトリガーを発行したかどうかを判定する。Run-2 での実験データを解析に使用する際のトリガー判定には、HLT のシングルミュオントリガーである「HLT_mu26_ivarmeduim」を使用する。ここでトリガー発行の判定を行うために $\Delta R = \sqrt{(\Delta\eta)^2 + (\Delta\phi)^2}$ を定義する。ここで $\Delta\eta$, $\Delta\phi$ はデータに保存されているトリガーを発行した飛跡情報と、オフライン再構成された Tag ミュオンの η 方向、 ϕ 方向の差分である。図 4.17 に Tag ミュオンと HLT の ΔR を p_T の関数として表した 2 次元分布を示す。本研究では $\Delta R < 0.001$ を満たせば Tag ミュオンがトリガーを発行したとみなす。Tag ミュオンが HLT を発行しているとみなされた時、もう一つのミュオンを Probe ミュオンとして使用する。Probe ミュオンはデータ保存のために発行されたトリガーとは独立なミュオンであるためバイアスの影響はない。

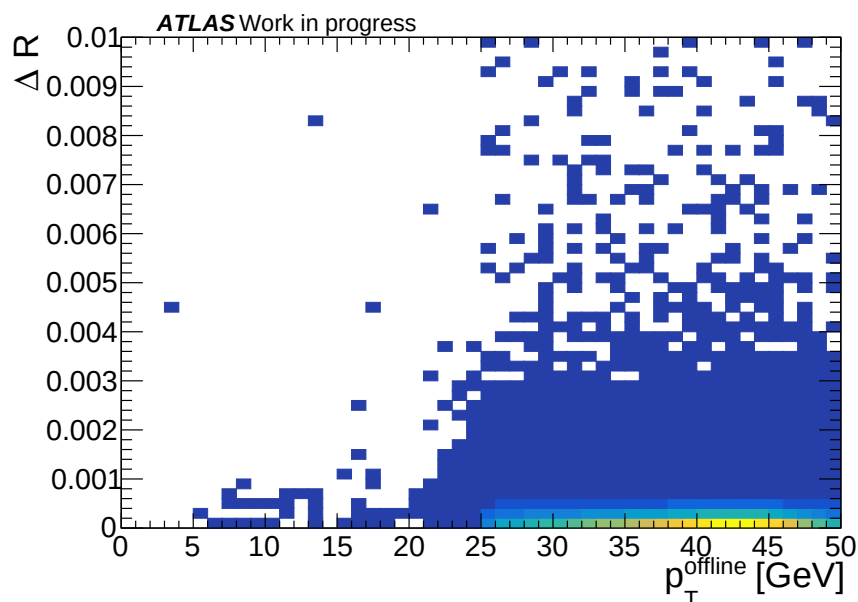


図 4.17: Tag ミュオンと HLT の ΔR 分布。 $\Delta R < 0.001$ ならば Tag ミュオンが HLT を発行したものとする。

次に、Probe ミュオンを使用してエンドキャプ部のトリガー性能を評価するために、Probe ミュオンと TGC のヒット情報を一致させる。図 4.18 に Probe ミュオンと TGC のヒット情報の ΔR を p_T の関数として表した 2 次元分布を示す。本研究では $\Delta R < 0.04$ を満たせば Probe ミュオンが TGC のヒット情報と一致したものとする。この Probe ミュオンの情報と一致した TGC のヒット情報を使って評価を行う。

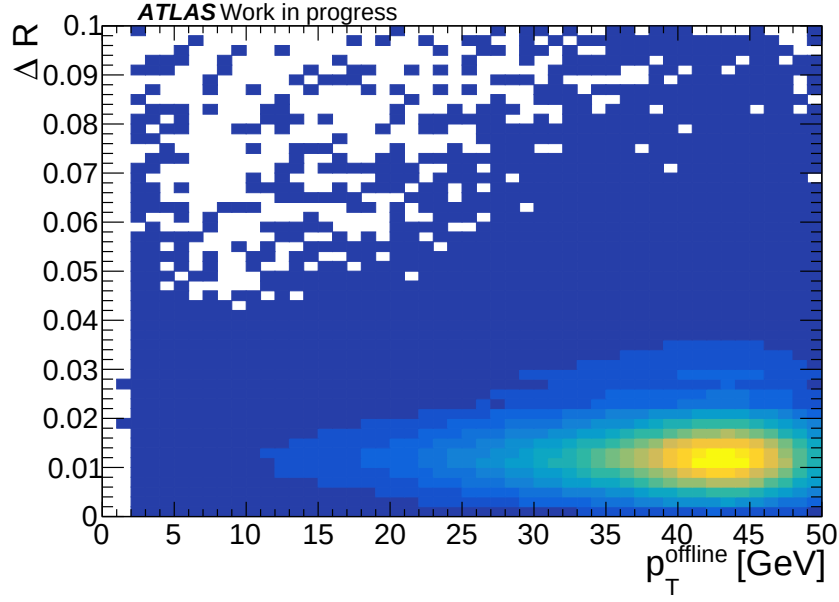


図 4.18: Probe ミューオンと TGC のヒット情報との ΔR 分布。 $\Delta R < 0.04$ ならば Probe ミューオンが TGC のヒット情報と一致したものとする。

フィッティング関数の定義

式 (4.8) を用いて Turn-on curve にフィッティングを行うことでトリガー効率を定量的に評価する。

$$f(p_T) = \frac{a_0}{\exp\left(\frac{p_T - a_1}{a_2}\right) + 1} \quad (4.8)$$

ここで、トリガーの性能を表す 3 つのパラメータ a_0 , a_1 , a_2 を以下のように定義する。Turn-on curve にフィッティングした様子を図 4.19 に示す。

1. a_0 : Plateau Efficiency

Turn-on curve が横這いになった時のトリガー効率を表す。Plateau Efficiency が 1 に近い方が高性能である。

2. a_1 : Effective Threshold

トリガーの実効的な p_T の閾値を表す。トリガー効率が Plateau efficiency の値の 50% となる時の p_T の値である。

3. a_2 : Resolution

トリガーの運動量分解能を表す。運動量分解能は Turn-on curve の立ち上がりの鋭さに対応しており、Resolution の値が大きくなると Turn-on curve の立ち上がりが緩くなるため、トリガーの運動量分解能が悪くなる。

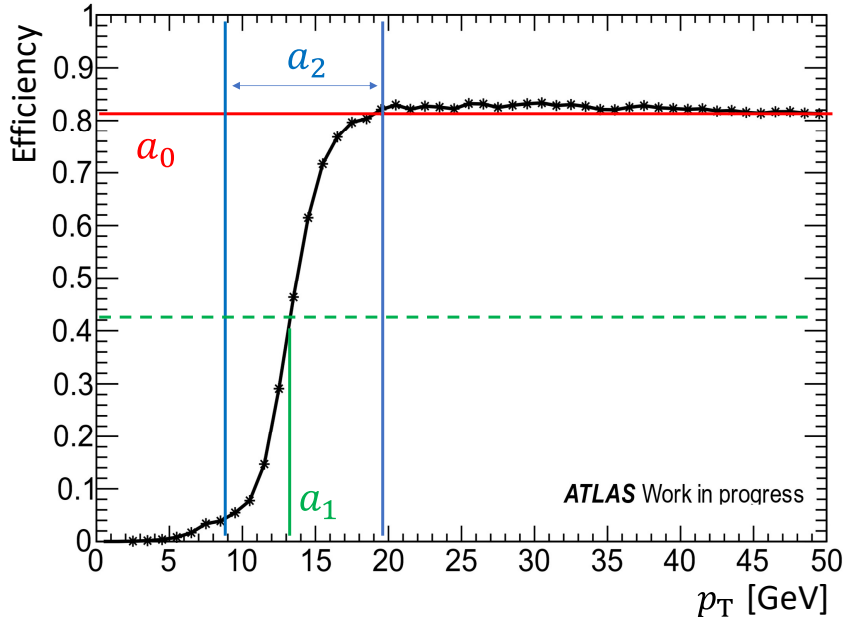


図 4.19: Turn-on curve に対する fitting の例。 a_0 を Plateau efficiency、 a_1 を Effective threshold、 a_2 を Resolution と定義する。

15 段階 p_T 閾値への変換

図 4.20 に示すように、機械学習の予測のターゲットとする p_T の値は MLP から連続値として出力される。そこで任意の値で p_T の値を区切り、15 段階の p_T 閾値に変換を行う。方法としては、任意の値で p_T を区切った時のトリガー効率を求め、Turn-on curve に対して式 (4.8) を用いてフィッティングを行う。フィッティング結果から Effective threshold を求め、Effective threshold が 3.1.1 節で述べた Run-3 における 15 段階閾値となる任意の区切り方を探す。

本研究では出力された p_T を 1 GeV から 30 GeV まで 0.1 GeV 刻みで区切り、図 4.21 に示すように、それぞれの Turn-on curve を導出する。そして、Turn-on curve に対してフィッティングを行い、フィッティング結果から 15 段階の p_T 閾値に変換を行った。図 4.22 に Turn-on curve にフィッティングを行って導出した Effective threshold を示す。 p_T が 5 GeV から 20 GeV までは線形的な変換を行うことができているが、一方で p_T が 5 GeV 以下の変換はできていないことが見て取れる。これは、低い p_T に対するトレーニングが十分に行われていなかった可能性がある。今後、トレーニングデータに含まれる低い p_T のミュオンのデータ数を増やすことや、低い p_T に大きい重みをかけてトレーニングを行うことで、低い p_T に対する予測性能が向上する可能性がある。

最終的に、先行研究 [25] で決定した p_T 閾値になるように、フィッティング結果から表 4.1 に示す値で 15 個に区切り、15 段階閾値の CW を作成した。図 4.23 に本研究で作成した CW の一例を示す。

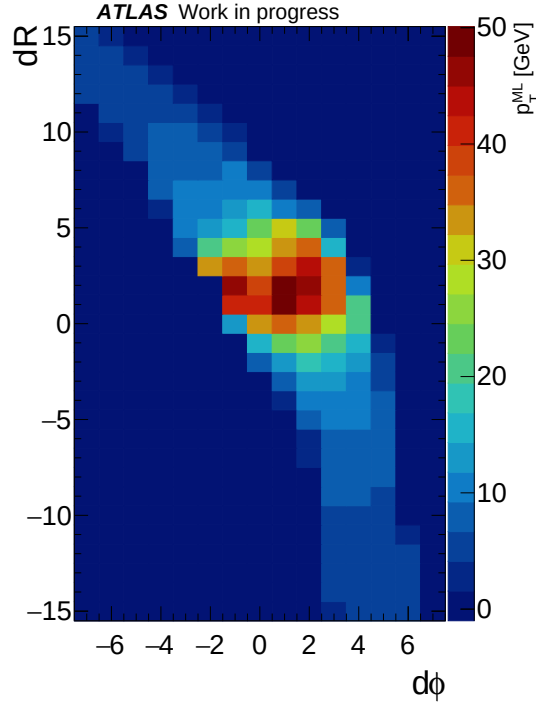


図 4.20: MLP から出力された p_T^{ML} の $dR-d\phi$ 分布の一例。

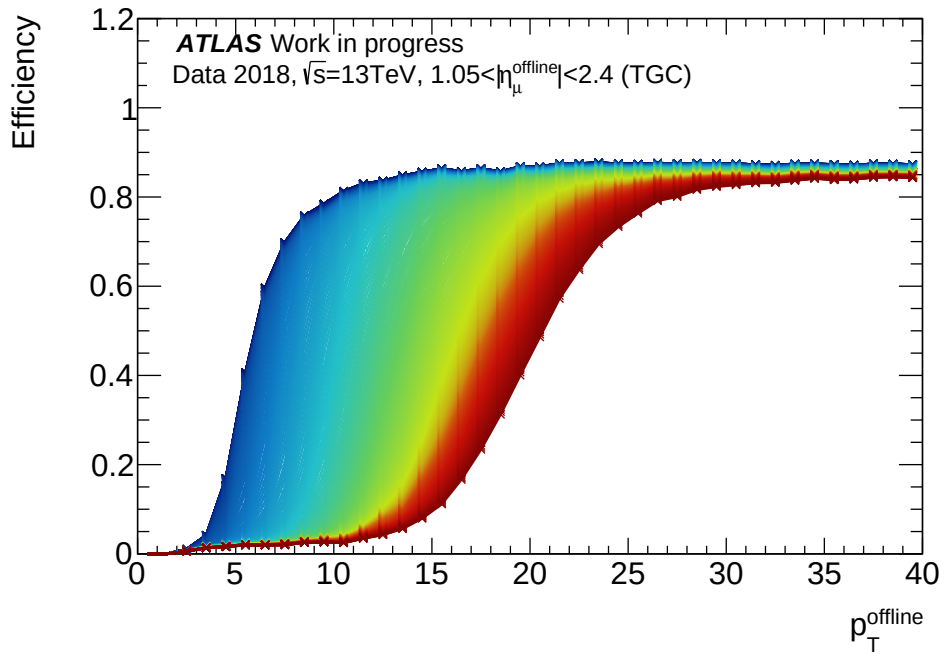


図 4.21: 1 GeV から 30 GeV まで 0.1 GeV 刻みで区切り、算出した 300 個の Turn-on curve。これらの Turn-on curve から 15 段階の p_T 閾値となるものを 15 個選ぶ。

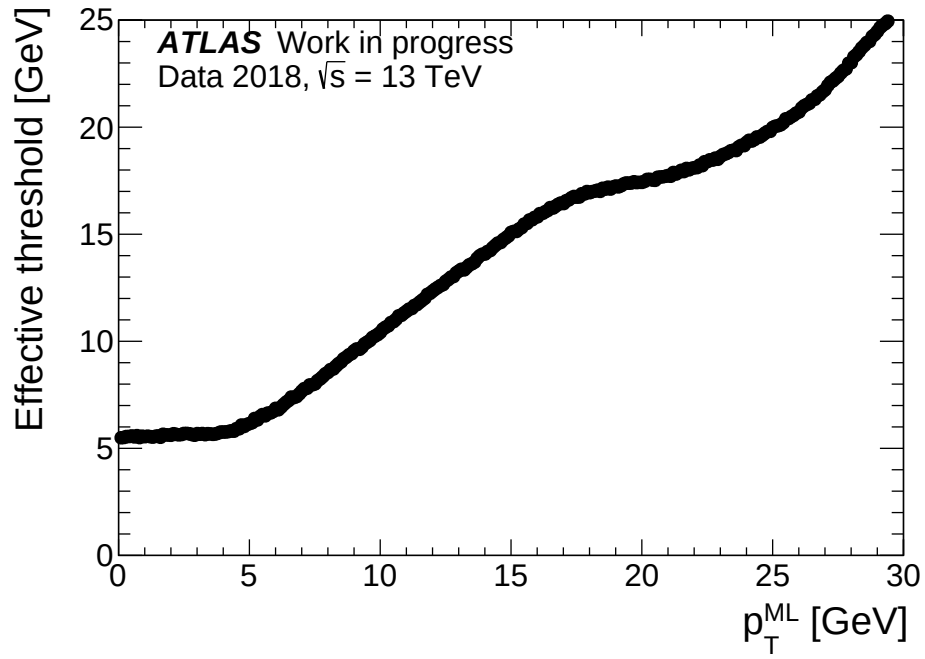


図 4.22: MLP から出力された p_T を 0.1GeV 刻みで区切った時の Turn-on curve における Effective threshold。

表 4.1: 機械学習からの出力値におけるの 15 段階閾値。

	p_T 閾値 [GeV]	MLP から出力された p_T [GeV]
1	3	1.0
2	4	2.0
3	5	3.0
4	6	4.7
5	7	6.2
6	8	7.4
7	9	8.4
8	10	9.6
9	11	10.6
10	12	11.7
11	13	12.8
12	14	13.9
13	15	15.0
14	18	21.7
15	20	25.1

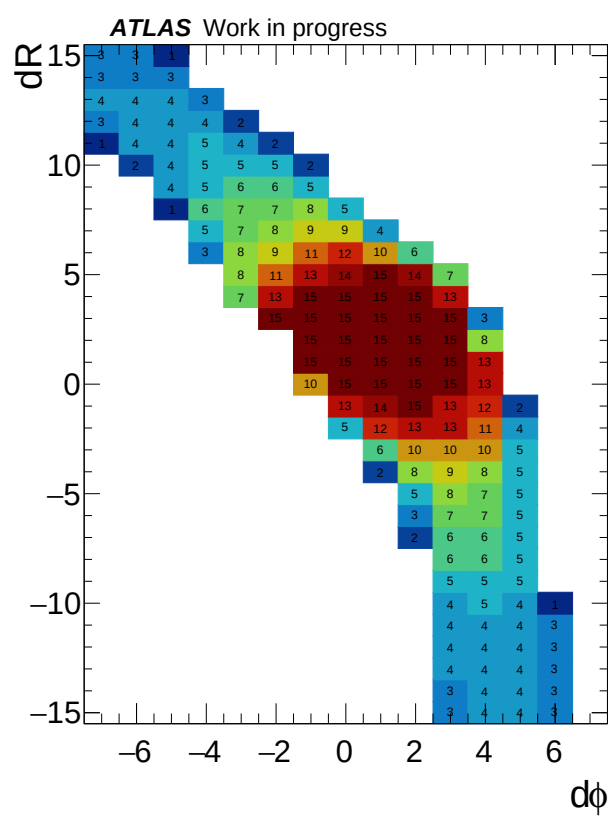


図 4.23: MLP から出力された p_T を 15 段階閾値に変換した CW の例。

第 5 章

初段ミュオントリガーの性能評価

本章では、第 4 章で述べた手法を用いて作成した 2 種類の Coincidence Window(シミュレーション用の CW と実際の測定用の CW) を用いたトリガーの性能の評価を行う。

5.1 機械学習を用いて作成した CW の 15 段階閾値の評価

便宜上、本研究の手法で作成した 2 種類の CW について、シミュレーション用の CW を CW_{Simu} 、実際の測定用の CW を CW_{Data} と呼び、比較対象として 2022 年度 Run-3 で使用された CW を CW_{2022} と呼ぶこととする。

2.3 節で述べた L1 トリガーには、ミュオンの不変質量を指針としたトリガーを持つ L1Topo が存在する。しかし、不変質量を計算するとき使用するミュオンの運動量は、L1Muon から送られてくる p_T 閾値であるため、L1Muon の p_T 閾値の細かさがそのまま L1Topo のトリガー性能に影響する。そこで、Run-3 では L1Muon における判定可能な p_T 閾値を 6 段階から 15 段階に増設することで、より細かい精度での p_T 判定を可能とし、L1 トリガー全体としてのトリガー性能の向上を図った。したがって、本研究で作成する CW にも正確に 15 段階の p_T 判定ができることが要求される。

本節では、全オフライン再構成されたミュオンの内、ある p_T 閾値以上のトリガーが発行された割合 ϵ を計算し、トリガー効率の算出を行った。また、 ϵ をオフライン再構成した p_T の関数として表した Turn-on curve を描き、式 (4.8) の関数によってフィッティングを行う事で、トリガー性能の評価を行った。このとき、Tag-And-Probe 法を用いて評価に用いるデータの処理を行う。

5.1.1 作成した CW の 15 段階の p_T 閾値

図 5.1a に CW_{Simu} を用いてを要求した 15 段階の p_T 閾値における Turn-on curve を示す。評価にはシングルミュオンのシミュレーションサンプルを用いた。 CW_{2022} と同様に、本研究の手法で作成した CW_{Simu} は 15 段階に分かれた Turn-on curve を描けていることがわかる。また、図 5.1b に CW_{Data} を用いて 15 段階の p_T 閾値における Turn-on curve を示す。評価には 2018 年

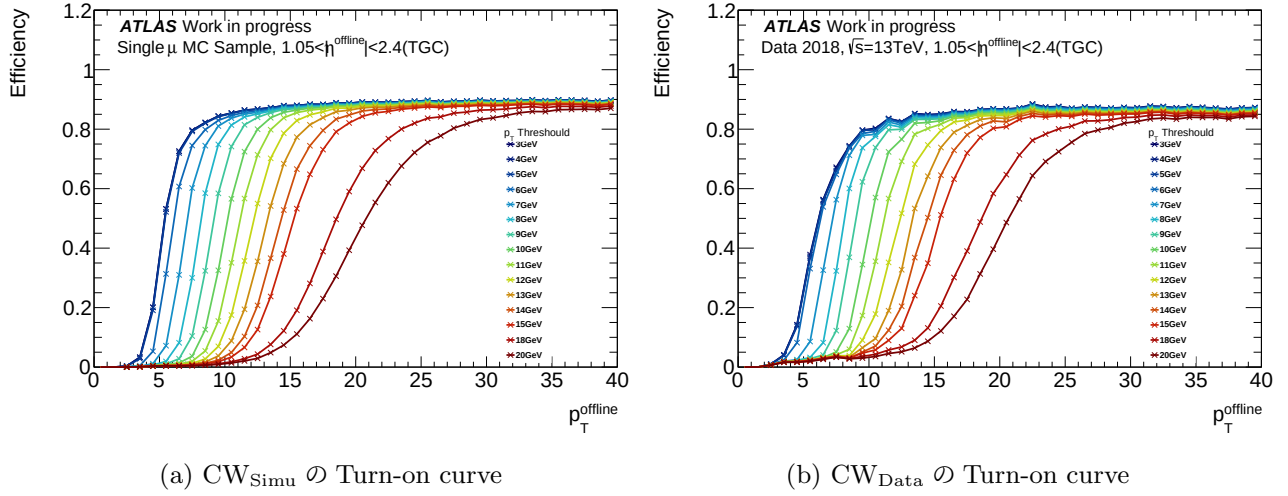


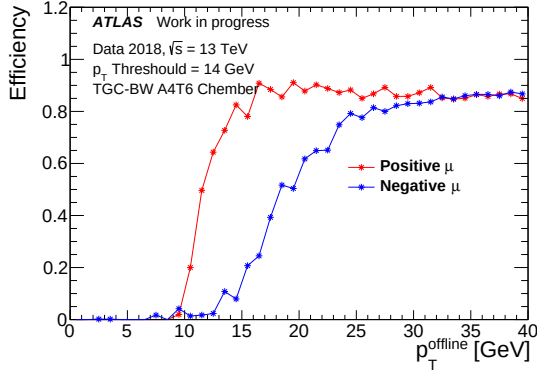
図 5.1: 機械学習を用いて作成した CW の 15 段階の閾値における Turn-on curve。

Run-2 のデータに対して $Z \rightarrow \mu\mu$ による Tag-And-Probe 法を用いた。こちらも同様に、本研究の手法で作成した CW_{Data} は 15 段階に分かれた Turn-on curve を描けていることがわかる。本研究の手法によって作成された 2 種類の CW は、2022 年度 Run-3 において使用された CW_{2022} と同様に細かい精度で 15 段階の判定が可能であり、本研究の手法を用いて 15 段階の閾値を持った CW を作成できることが確認できた。

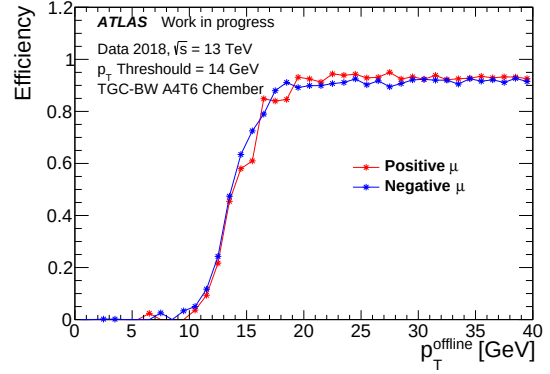
5.1.2 CW の最適化の効果

TGC のチェンバーごとにミューオンの電荷別にトリガー効率を算出することで CW の最適化の効果を評価する。ある TGC チェンバーにおける CW_{Data} と CW_{2022} のミューオンの電荷別に計算した p_T 閾値が 14 GeV のトリガー効率を図 5.2 に示す。磁場中のミューオンは電荷によって曲がる方向が異なるため、検出器アライメントのズレがある場合にはトリガー判定にミューオンの電荷依存が生じる。図 5.2a に CW_{2022} における電荷別に計算した Turn-on curve を示す。 CW_{2022} は検出器のズレに対する補正を行っていないために、ミューオンの電荷別に計算したトリガー効率に大きな差が出ることを確認できる。一方、図 5.2b に示すように、本研究の手法で作成した CW_{Data} は最適化されたことにより、ミューオンの電荷別に計算した Turn-on curve がほとんど一致していることが見て取れる。さらに、この評価を TGC の全チェンバーに対して行い、正電荷と負電荷のミューオンに対するトリガー効率の Effective Threshold の差を図 5.3 に示す。図 5.3a に示すように CW_{2022} では多くのチェンバーで Effective Threshold の差がみられるが、図 5.3b に示すように CW_{Data} では CW が最適化されたことにより、Effective Threshold の差がなくなっていることが見て取れる。これより、本研究の手法による最適化によって検出器アライメントのズレに対する補正が正しく行われていることが確認できる。

次に、2018 年 Run-2 データを評価に用いた時の、 CW_{Data} と CW_{Simu} の性能の比較を行うこと

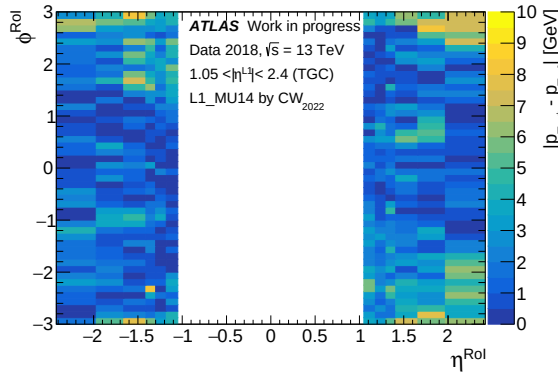


(a) CW₂₀₂₂

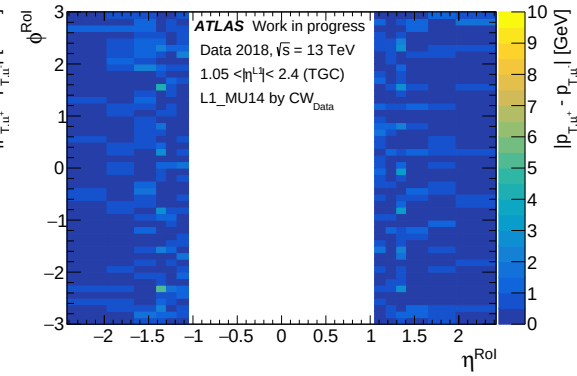


(b) CW_{Data}

図 5.2: あるチェンバーにおける電荷別に計算した p_T 閾値 14 GeV の Turn-on curve の比較。赤が正電荷、青が負電荷。



(a) CW₂₀₂₂



(b) CW_{Data}

図 5.3: TGC の全チェンバーにおける正電荷と負電荷のミュオンに対するトリガー効率の Effective Threshold の差の分布。 p_T 閾値 14 GeV のトリガー効率を評価している。

で、本研究の手法がトレーニングデータの違いを学習できているかを確認する。図 5.4 に p_T 閾値 14 GeV における Turn-on curve を比較したプロットを示す。最適化が行われた CW_{Data} を用いたトリガーの方が、実際のデータに対してのトリガー効率が良くなっているのが見て取れる。

本研究の手法では、実際のデータを機械学習のトレーニングに用いたことで、TGC 検出器の位置による磁場構造の違いや検出器のズレを自動で補正することができ、CW が最適化されたことを示している。

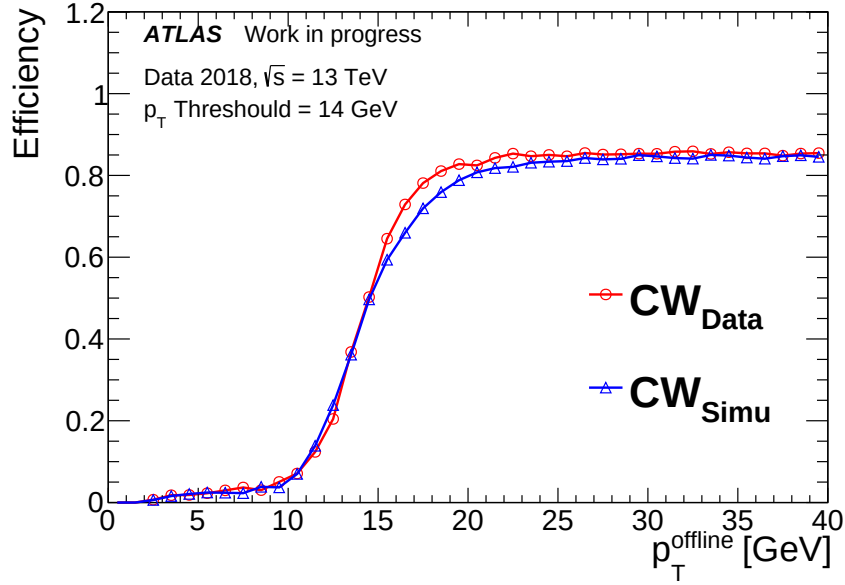


図 5.4: CW_{Data} と CW_{Simu} の Turn-on curve。 p_T 閾値 14 GeV のトリガー効率の比較を行う。

5.1.3 現行のトリガーとのトリガー性能の比較

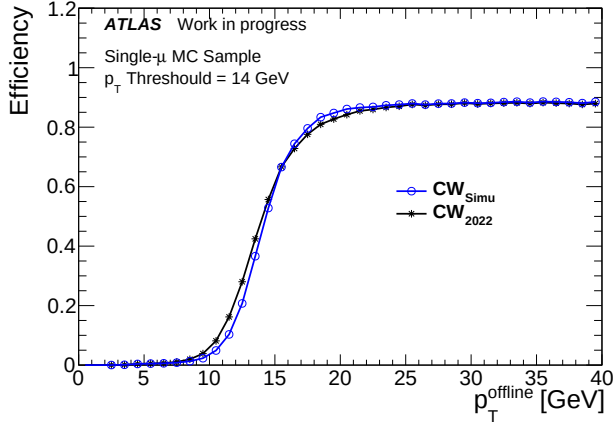
次に、それぞれの 15 段階の p_T 閾値のトリガー性能について評価を行う。

トリガー効率の評価

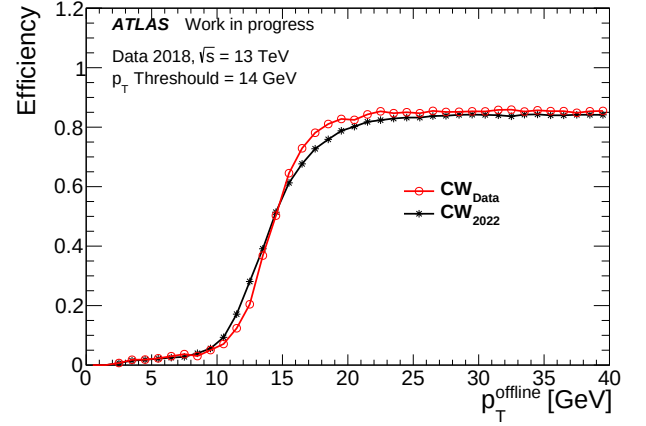
まず、 CW_{Simu} と CW_{2022} の比較と、 CW_{Data} と CW_{2022} の比較を行う。それぞれの評価には、シングルミュオンのシミュレーションデータと 2018 年 Run-2 のデータを評価に用いる。ここでは、式 4.7 で示したトリガー効率 ϵ を用いて比較を行う。

図 5.5a には p_T 閾値が 14 GeV の時の、 CW_{2022} と CW_{Simu} の Turn-on curve の比較を示し、図 5.5b には p_T 閾値が 14 GeV の時の、 CW_{Data} を CW_{2022} の Turn-on curve の比較を示す。2022 年度 Run-3 で使用されている CW_{2022} に比べて、本研究の手法で作成した CW の方が Turn-on curve の立ち上がりが鋭くなっており、トリガー性能が良くなっていることが見て取れる。このとき、 CW_{2022} はトリガー効率が 85.4% であったのに対し、 CW_{Data} ではトリガー効率が 86.7% となったことから、約 1% の向上が確認できた。また、図 5.6 と図 5.7 に他の p_T 閾値における比較を示す。15 段階の閾値において、本研究の手法によって作成された 2 種類の CW は、2022 年度 Run-3 において使用された CW_{2022} と同様に鋭く立ち上がっていることが見て取れる。

さらに、これらの Turn-on curve に式 (4.8) によるフィッティングを行い、パラメータの比較を行う。図 5.8a に CW_{Simu} と CW_{2022} の各 p_T 閾値の Resolution の比較、図 5.8b に CW_{Data} と CW_{2022} の各 p_T 閾値の Resolution の比較を示す。また、図 5.9a に CW_{Simu} と CW_{2022} の各 p_T 閾値の Plateau Efficiency の比較、図 5.9b に CW_{Data} と CW_{2022} の各 p_T 閾値の Plateau



(a) CW_{Simu} と CW_{2022} の比較。



(b) CW_{Data} と CW_{2022} の比較。

図 5.5: p_T 閾値 14 GeV における Turn-on curve の比較。

Efficiency の比較を示す。

まず、シミュレーションデータをトレーニングに用いて作成した CW_{Simu} と 2022 年 Run-3 で使用された CW_{2022} を比較すると、Resolution 及び Plateau Efficiency がほとんど一致していることがわかる。このことから、本研究の手法は従来の手法と同様の性能を維持できる CW の作成が可能であることが確認できた。次に、実際のデータをトレーニングに使用した CW_{Data} と 2022 年 Run-3 で使用された CW_{2022} を比較すると、 p_T 閾値が 14 GeV のトリガーでは Resolution が改善され、Plateau Efficiency が約 2% 向上したことが見て取れる。これは、実際のデータをトレーニングに用いたことで、検出器アライメントの最適化が行われたことを表している。

p_T 判定精度の評価

p_T の判定精度を式 (5.1) で計算する p_T residual を用いて評価する。

$$(p_T \text{ residual}) = \frac{p_T^{L1} - p_T^{\text{offline}}}{p_T^{\text{offline}}} \quad (5.1)$$

ここで、 p_T^{L1} は L1Muon で CW を用いて判定される p_T 閾値、 p_T^{offline} はオフライン再構成されたミューオンで p_T ある。そのため、 p_T^{offline} に対して正しく p_T^{L1} を判定できていれば 0 に近づき、0 から離れるほど p_T^{L1} が p_T^{offline} とずれていることを表す。

この p_T residual を 1 GeV ごとの p_T^{offline} に対して計算し、細かい p_T に対する判定制度の評価を行う。まず、本研究の手法で作成した CW_{Simu} と 2022 年度 Run-2 で使用された CW_{2022} の比較を行う。図 5.10 に 1 GeV ごとの p_T^{offline} に対する p_T residual 分布を示す。図 5.11 には 1 GeV 刻みの p_T residual 分布の Mean 値と標準偏差を示した。 CW_{2022} と比べ CW_{Simu} は同程度のパフォーマンスが得られることが確認できる。一方で低い p_T に対する判定精度は CW_{2022} と比べて悪くなっている。これは、 p_T 閾値の選択方法の影響が表れていると考えられる。 CW_{2022} を作成

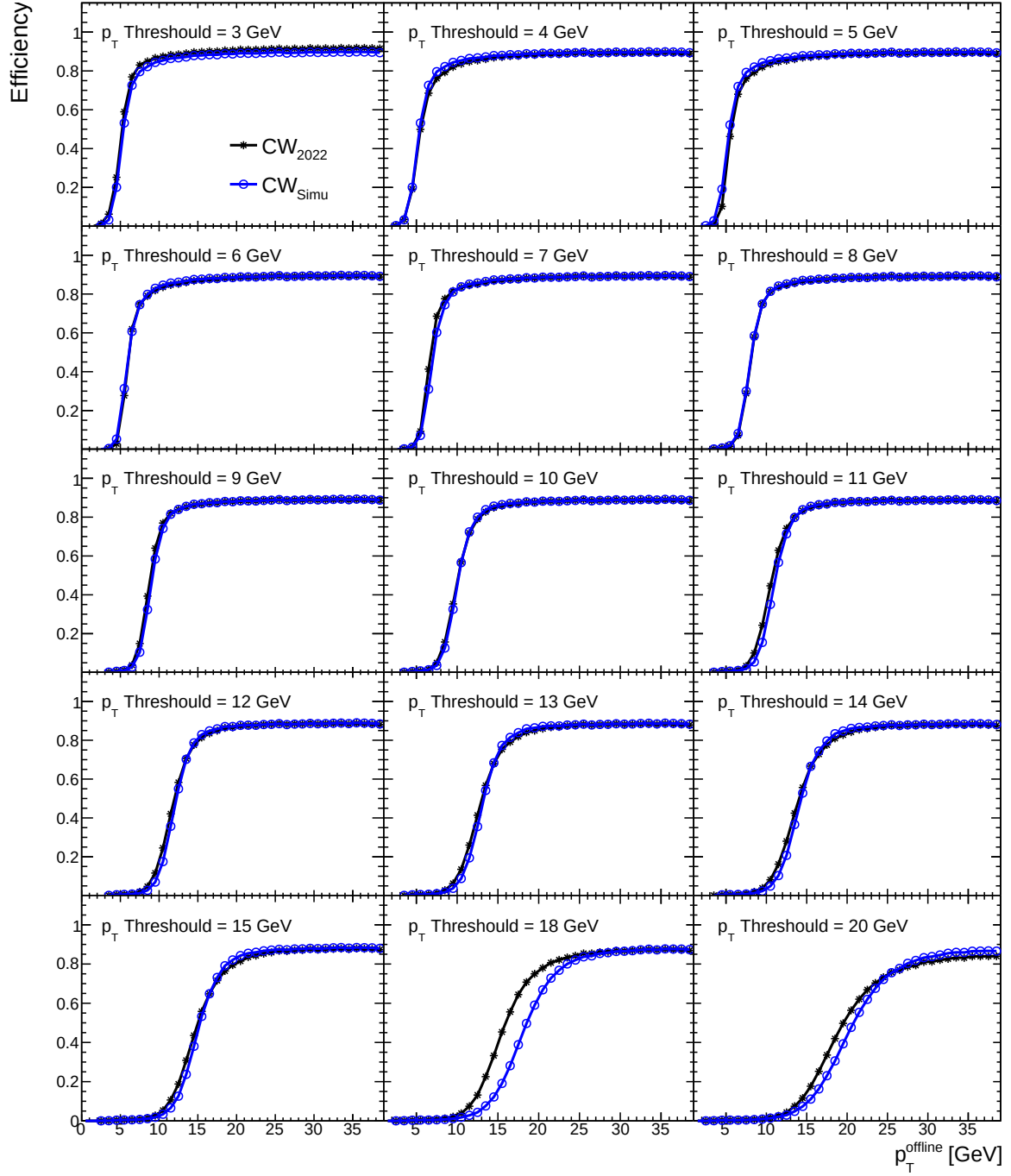


図 5.6: p_T 閾値 3 GeV~20 GeV における CW_{Simu} と CW_{2022} の Turn-on curve の比較。評価にはシングルミューオンのシミュレーションデータを使用した。

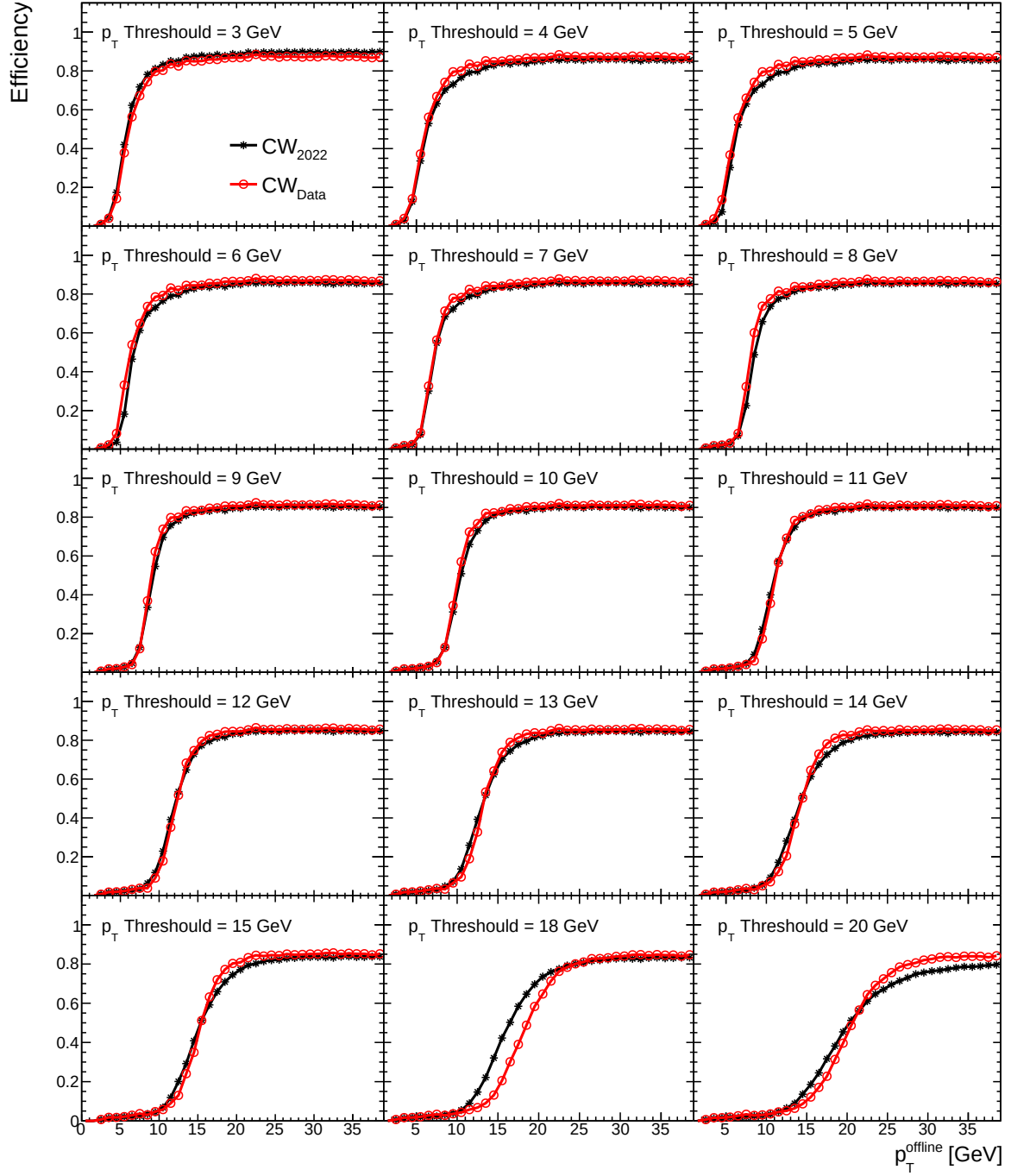
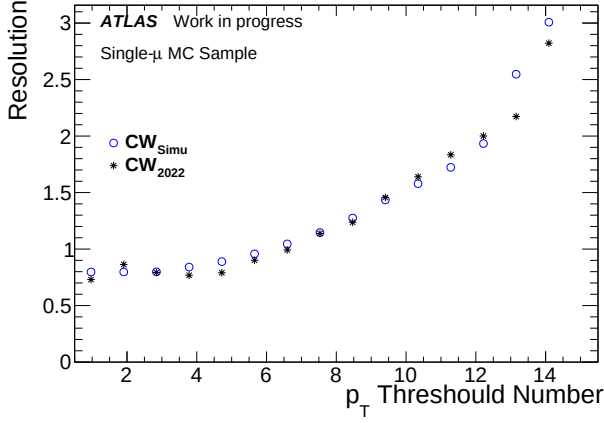
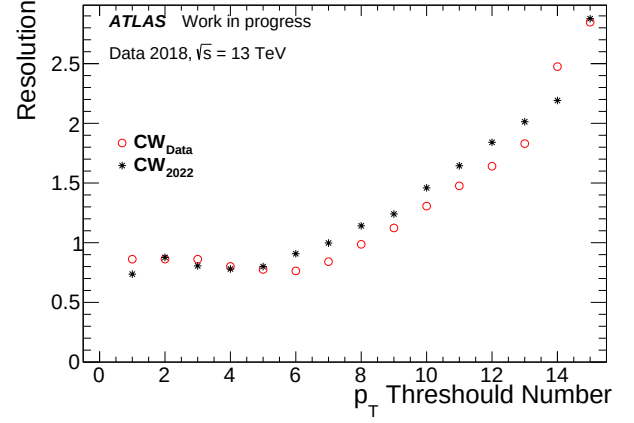


図 5.7: p_T 閾値 3 GeV~20 GeV における CW_{Data} と CW_{2022} の Turn-on curve の比較。評価には 2018 年 Run-2 のデータを使用した。

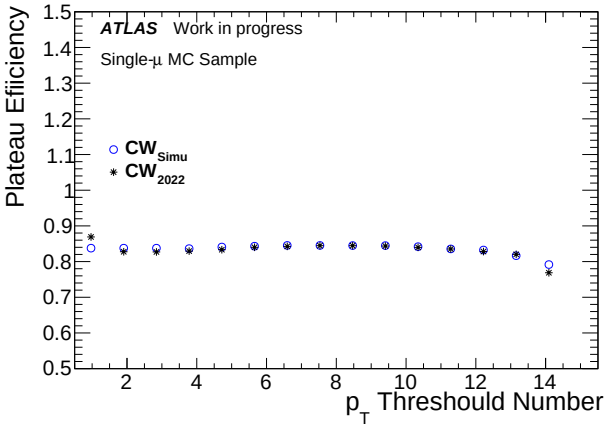


(a) CW_{Simu} と CW_{2022} の比較。

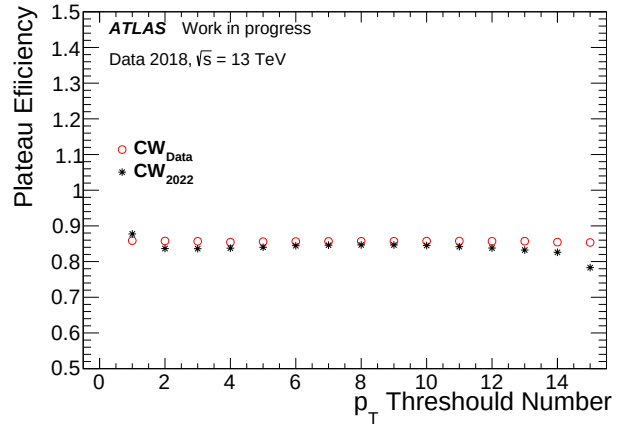


(b) CW_{Data} と CW_{2022} の比較。

図 5.8: 各 p_T 閾値における Resolution の比較。



(a) CW_{Simu} と CW_{2022} の比較



(b) CW_{Data} と CW_{2022} の比較

図 5.9: 各 p_T 閾値における Plateau Efficiency の比較。

した先行研究 [25] では、この判定精度が向上するような p_T 閾値の選択方法を確立し、15 段階の p_T 閾値を選んでいた。そのため、 CW_{2022} と本研究の手法で作成した CW の判定精度と比較すると判定精度が悪くなっている。しかし本研究の手法は、機械学習の出力からの p_T 閾値の選択方法を変えることで、15 段階 p_T 閾値を柔軟に選択できる。そのため、図 5.11b に示すように CW_{2022} と同程度以上の標準偏差を得られていることから、 CW_{2022} と同程度の判定精度を持つような p_T 閾値を選択できると見込まれる。

同様に、本研究の手法で作成した CW_{Data} と 2022 年度 Run-2 で使用された CW_{2022} の比較を行う。図 5.12 に 1 GeV ごとの p_T^{offline} に対する p_T residual 分布を示し、図 5.13 には 1GeV

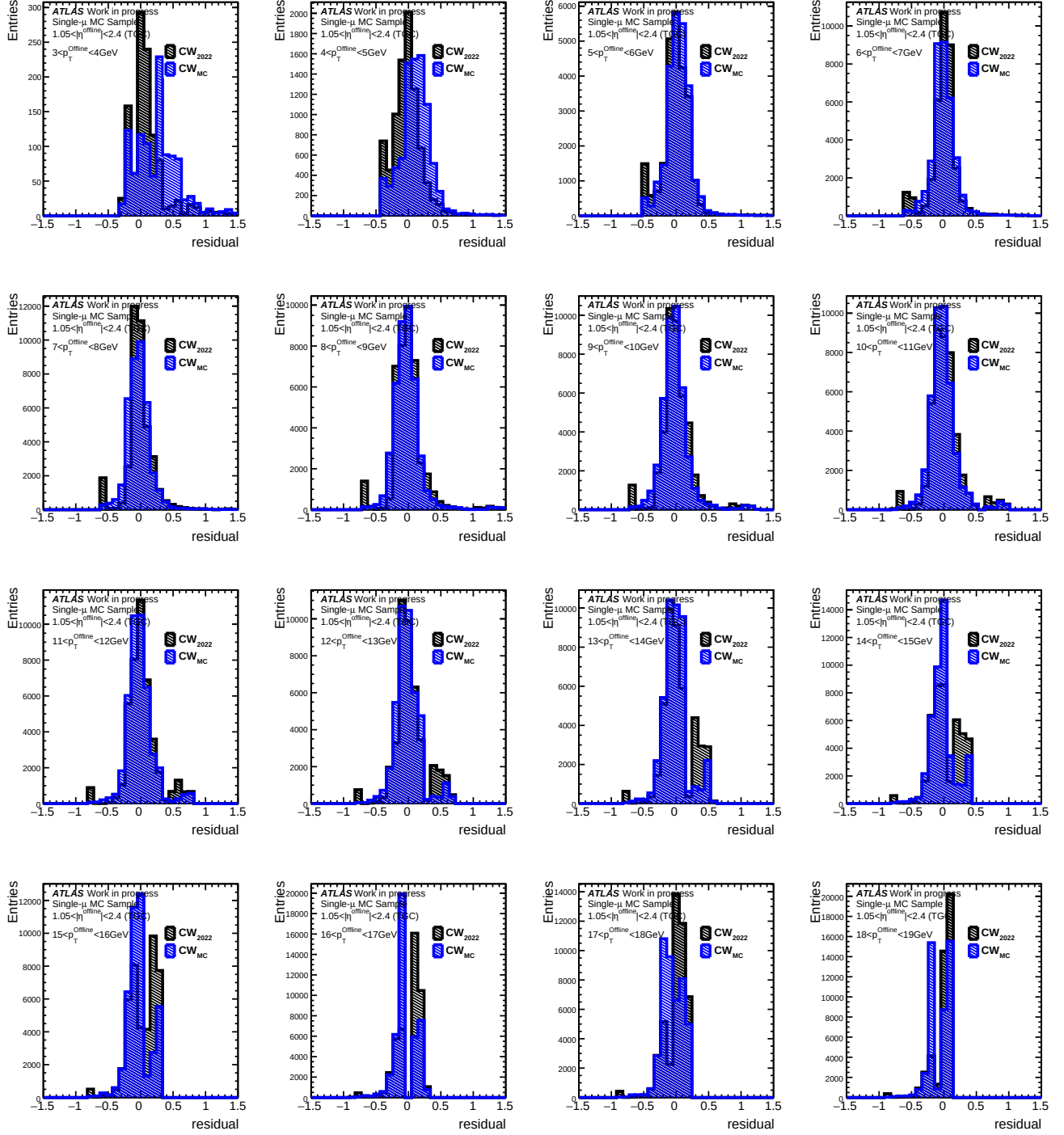


図 5.10: TGC における 1GeV 刻みの p_T residual 分布 (3~18 GeV)。青が本研究の手法で作成した CW_{Simu} を用いた結果、黒が 2022 年度 Run-2 で使用された CW_{2022} を用いた結果である。

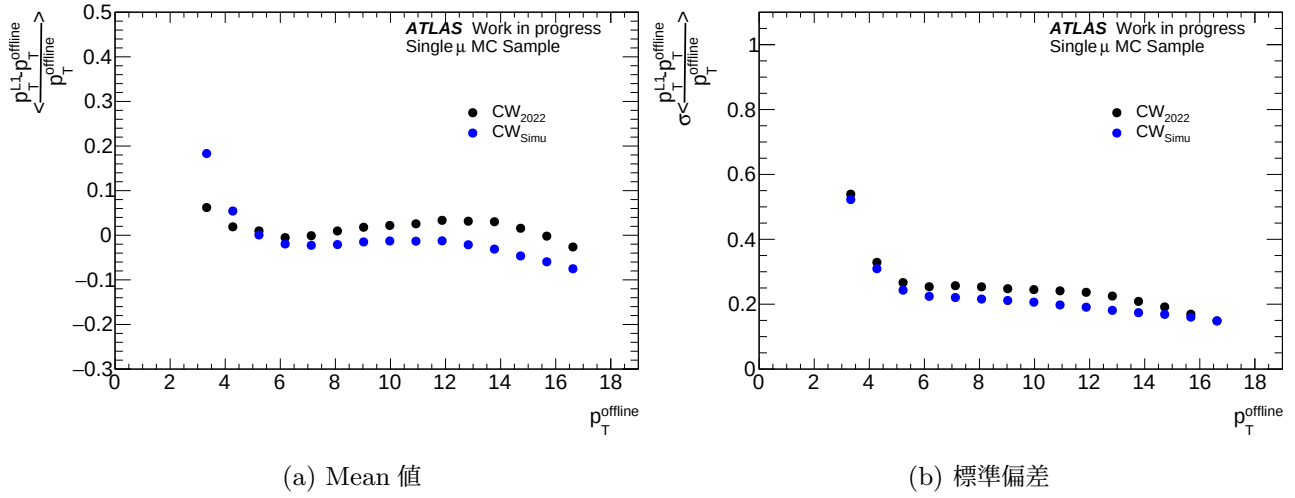


図 5.11: 本研究の手法で作成した CW_{Simu} と 2022 年度 Run-2 で使用された CW_{2022} の p_T residual の比較。

刻みの p_T residual 分布の Mean 値と標準偏差を示す。本研究の手法で作成した CW_{Data} は、2022 年度 Run-2 で使用された CW_{2022} と比べて高い p_T では判定精度の向上が確認できる。一方で、低い p_T における判定精度の mean 値が悪くなっているが、標準偏差を比べると改善されていることから、 CW_{Simu} の評価で述べたように、機械学習の出力からの p_T 閾値の選択方法によって低い p_T における判定精度の改善が見込まれる。

5.1.4 トリガーレートの評価

次に、本手法で作成した CW を使用したときのトリガーレートの評価を行う。トリガーレートとは、実験データにおけるトリガーが発行された事象数である。ここでは 2016 年の Run-2 データを用いてトリガーレートを計算する。Run-2 データには HLT でのプリスケールによるバイアスが存在するため、バイアスのない状態でトリガーレートを計算するために、「HLT_noalg_L1MU4」を要求する。このトリガーは L1 トリガーにおいて p_T 閾値が 4GeV 以上を要求するが、HLT による事象選別のない (Pass-through) トリガーチェーンである。その後、HLT_noalg_L1MU4 が鳴ったイベントの中で L1_MU x が鳴ったイベントがいくつ存在するかを調べ、ルミノシティが $2 \times 10^{43} \text{ cm}^{-2}\text{s}^{-1}$ の時の L1_MU4 のトリガーレートをかけることで MU x のトリガーレートを見積もる。式 (5.2) にトリガーレートの計算式を示す。

$$\text{MUx のレート [kHz]} = \frac{\text{MUx が鳴ったイベント数}}{\text{HLT_noalg_L1MU4 が鳴った全イベント数}} \times \text{L1_MU4 のレート [kHz]} \quad (5.2)$$

図 5.14 に 2016 年で取得されたデータを用いて算出したトリガーレートを示す。

プライマリトリガーである p_T 閾値 14 GeV のトリガーレートは、本研究の手法で作成した

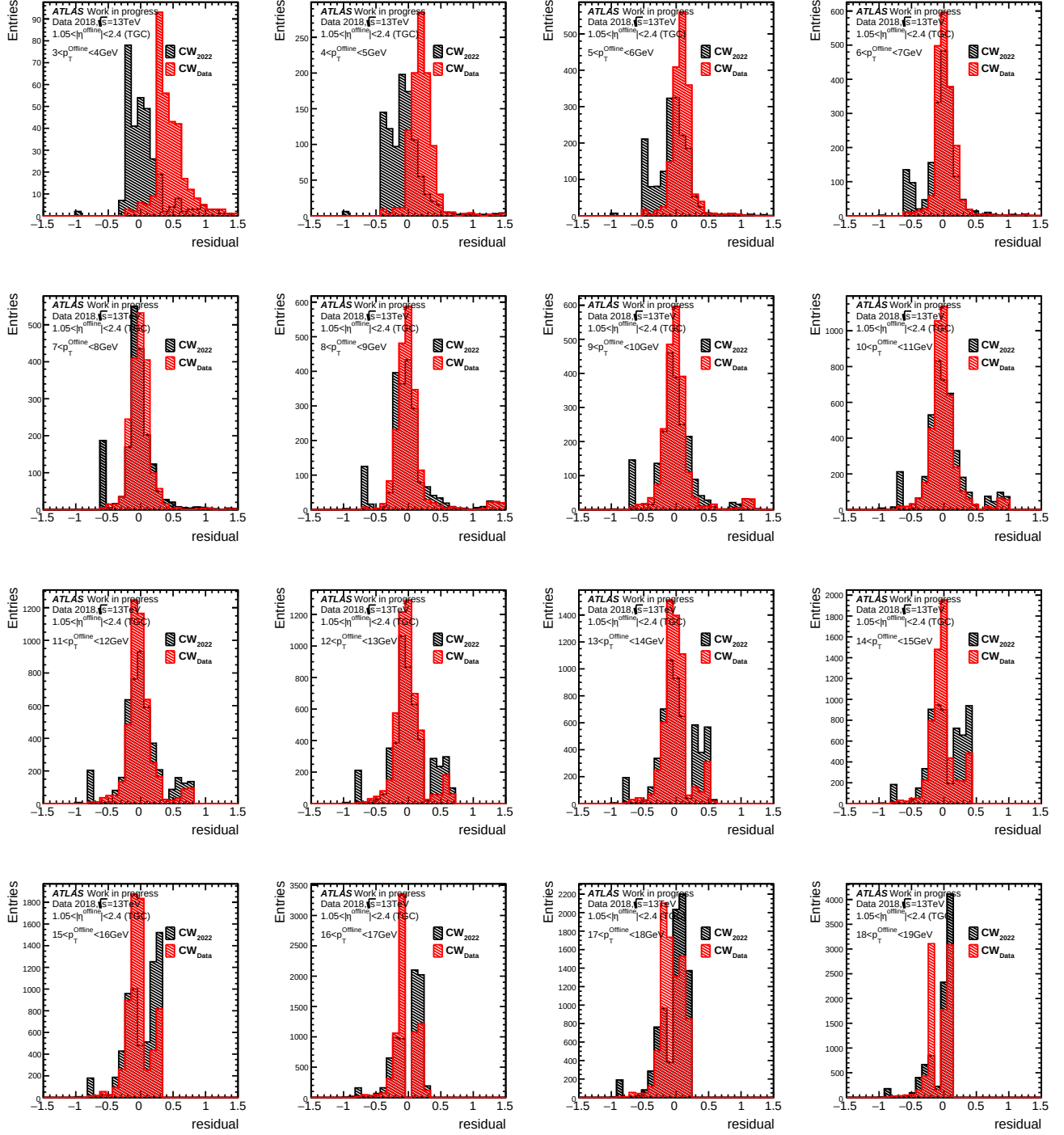


図 5.12: TGC における 1GeV 刻みの p_T residual 分布 (3~18 GeV)。赤が本研究の手法で作成した CW_{Data} を用いた結果、黒が 2022 年度 Run-2 で使用された CW_{2022} を用いた結果である。

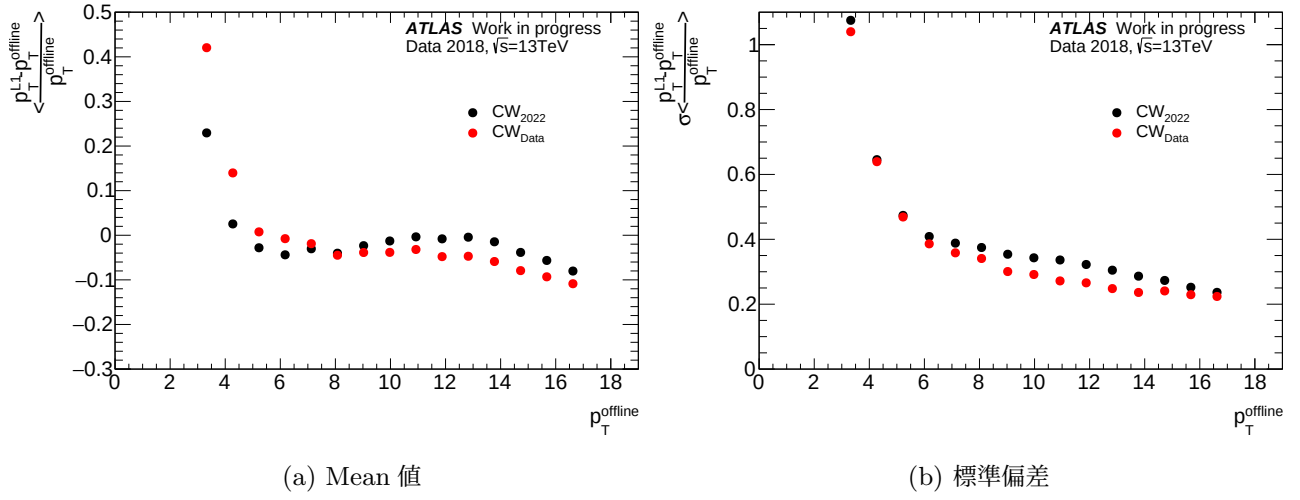


図 5.13: 本研究の手法で作成した CW_{Data} と 2022 年度 Run-2 で使用された CW_{2022} の p_T residual の比較。

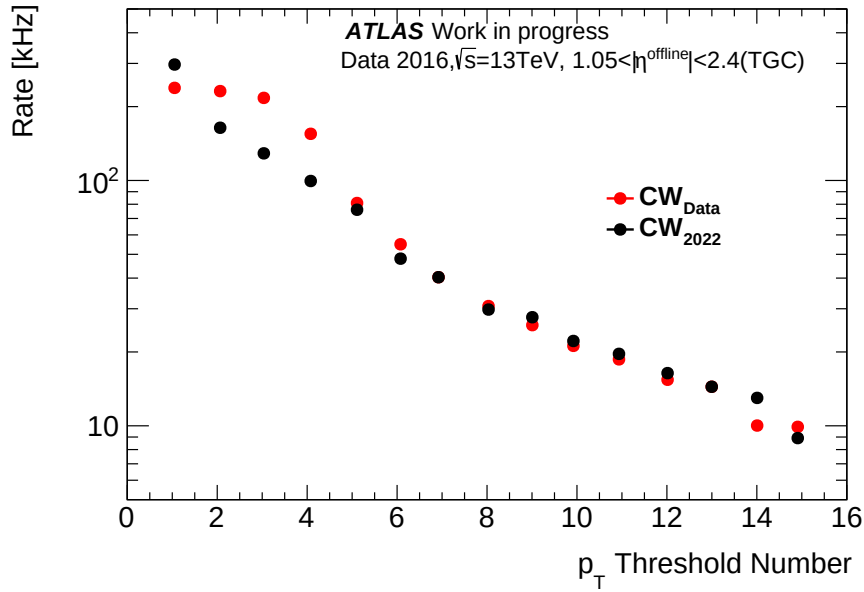


図 5.14: TGC におけるシングルミュオンのトリガーレート。

CW_{Data} では 15 kHz、2022 年度 Run-2 で使用された CW_{2022} では 16 kHz となり、トリガーレートの削減が確認できた。また、 p_T 閾値 7 GeV 以上のトリガーにおいて、 CW_{Data} のトリガーレートの値は CW_{2022} と同等であることが見て取れる。しかし、 p_T 閾値 4 GeV、5 GeV、6 GeV のトリガーに関してはトリガーレートの増加が見られた。これはトレーニングデータに含まれる多重散乱の影響を受けた低い p_T のミュオンによるものだと考えられる。シミュレーション上でも多重

散乱を考慮してミューオンの運動をシミュレートしているが、完全に多重散乱の影響をシミュレーションできているわけではない。そのため、シミュレーションデータには含まれていないような多重散乱したミューオンの影響で、 CW_{Data} における低い p_T の判定領域が大きく広がったことが原因だと考えられる。本研究で開発した手法では、 p_T 閾値を柔軟に選択することができるため、トリガーレートの削減に焦点を置いた p_T 閾値の選択をすることでトリガーレートを抑えることのできる CW を作成可能である。

5.2 性能評価のまとめ

本章では本研究の手法で作成した CW の評価を行った。

まず、本研究の手法で期待される機械学習による最適化の評価を行った。ミューオンの電荷別にトリガー効率を算出したところ、2022 年 Run-3 で使用された CW_{2022} で見られたトリガー効率の電荷依存が、本研究の手法で作成した CW では見られなくなった。このことから、検出器アライメントの最適化が行えていることが確認できた。

次に、15 段階のトリガー効率の評価を、Turn-on Curve の Plateau Efficiency と Resolution といった観点から評価を行った結果、本研究の手法で作成した 2 種類の CW は CW_{2022} の Turn-on Curve と比べてトリガー効率の向上が確認できた。また、L1Muon のプライマリトリガーである p_T 閾値 14 GeV のトリガー効率について、 CW_{2022} はトリガー効率が 85.4% であったのに対し、 CW_{Data} ではトリガー効率が 86.7% となったことから約 1% の向上が確認できた。

さらに、 p_T 判定精度の評価を p_T residual を計算することで評価を行った。本研究の手法で作成した CW は、 CW_{2022} と比べて判定精度の向上がみられる。しかし、低い p_T における p_T residual では、mean 値が悪くなっている。一方で Resolution を比べると改善されていることから、機械学習の出力からの p_T 閾値の選択方法を変更することによって低い p_T における判定精度の向上が見込まれる。

最後に、トリガーレートの評価を行った。プライマリトリガーである p_T 閾値 14 GeV のトリガーレートは、本研究の手法で作成した CW_{Data} では約 15 kHz、2022 年度 Run-2 で使用された CW_{2022} では約 16 kHz となり、トリガーレートの削減が確認できた。また、 p_T 閾値 7 GeV 以上のトリガーにおいて、 CW_{Data} のトリガーレートの値は CW_{2022} と同等であることが見て取れる。しかし、 p_T 閾値 6 GeV 以下のトリガーにおいてはトリガーレートの増加がみられた。これはシミュレーションでは表現しきれないような多重散乱したミューオンの影響によるものだと考えられる。

以上より、本研究の手法である機械学習を用いた手法は、従来の手法と同様に 15 段階の閾値を持った CW の作成を可能とし、さらに検出器アライメントに対する補正を自動的に行えることが確認できた。本研究の手法では将来、検出器やシステムのアップグレードが行われた際に本研究の手法が有効である。

第 6 章

結論と展望

2022 年より LHC 第三期運転 (Run-3) が開始され、第二期運転 (Run-2) に比べて重心系エネルギーとルミノシティが増加したことに伴ってイベント数が増加する。これらに対応すべく、ATLAS 実験のトリガーシステムを改良する必要がある。

トリガーシステムの中でも初段トリガーに分類される初段ミュオントリガーは、ミュオンのヒット情報をもとに Coincidence Window (CW) を参照することで、短時間でミュオンの横方向運動量 p_T を算出している。そこで、LHC 及び ATLAS 検出器のアップグレードに伴って、CW を Run-3 に対応したものに作り直す必要がある。

従来の手法では、CW はシングルミュオンのシミュレーションデータから作成しており、実際の検出器のズレや歪みが考慮されていない。そのため、実際の測定にこの CW を適用するとトリガー性能が低下してしまう。そこで、検出器のズレや歪みに対する補正を行うことで CW を最適化し、トリガー性能を向上させる手法が先行研究によって確立された。しかし、この手法では検出器の位置ごとに手動で最適化を行うため、作業量が膨大であることが問題となり、従来の手法に代わる効率的な CW の作成及び最適化手法が求められた。そこで、本研究ではエンドキャプ部の初段ミュオントリガーにおいて、トリガー判定の際に使用されている CW を効率よく作成及び最適化する手法の開発を行った。

本論文では近年急速に発展している機械学習に注目し、機械学習を CW の作成に用いること作成及び最適化する作業の効率化を図った。多層パーセプトロンの機械学習モデルを構築し、シミュレーションデータをトレーニングに使用することで、従来の手法で作成した CW と同様の性能を持つ CW の作成が可能であることを示した。また、実際のデータをトレーニングに使用することで、CW に対して検出器のズレの補正ができることを証明した。機械学習で作成した CW を用いた際のトリガー性能についての評価を行い、代表的な閾値として p_T 閾値が 14 GeV のトリガーに関して、2022 年度 Run-3 で使用されている CW よりも運動量分解能が向上し、トリガー効率が約 1% 向上したことを確認した。本研究で開発した手法では実際のデータをトレーニングに用いることで、従来の手法と同等以上の性能の CW を作成できるモデルを学習できるだけでなく、TGC 検出器の位置による磁場構造の違いや検出器アライメントのズレを自動で織り込んでモデルの学習を行う事ができることを示した。そのため、本研究の手法では、従来のような検出器の位置ごとに手

動で最適化を行う必要が無くなるといった利点がある。さらに機械学習のトレーニングに Run-3 のデータを使用し、CW を作成することで新たな検出器のズレに対応することができるため、トリガー性能の向上が期待される。また、本研究で提案した作成手法では、機械学習を用いることで従来の手法よりも CW を効率よく短時間で作成することができ、さらに、本研究の開発した機械学習モデルは p_T 閾値の変更に対して柔軟な対応が可能であるため、実験期間中に迅速に CW のアップデートが可能となり、今後のアップグレードやトリガーシステムに対する要求の変更に対しても、即座に対応が可能であると期待される。

本研究では検出器の設置位置のズレを機械学習を用いることで補正を自動的に行い、性能を向上させることが可能であることを示した。したがって他の理由による検出器の状態変化や、補正值の測定が難しい別の検出器にも対応できる可能性があり、実験上の様々な性能改善に応用できることが期待される。

謝辞

本論文の作成にあたり、多くの方々にご指導ご鞭撻を賜りました。

指導教員である前田順平先生には、非常にお世話になりました。深く御礼申し上げます。何もわからなかった私に ATLAS 実験のことや、ソフトウェア、機械学習といった最新技術などの知識を、根気よく指導いただいたおかげで研究を進めていくことができました。また、CERN に行く機会をいただき、心から感謝しております。実際に CERN に行き、ATLAS 検出器を目にすることができたことはとても良い経験になりました。学会等の発表準備の際には何度も指導や添削をして頂き、本当にありがとうございました。修士課程の2年間で大変多くの知識と技術を得ることができたのは前田先生のおかげです。

神戸 ATLAS グループの藏重久弥先生、山崎祐司先生、越智敦彦先生には、神大内部のミーティングや日常の研究生生活において様々な助言をいただきましたこと、大変感謝しております。また、竹内康雄先生、身内賢太郎先生、鈴木州先生に、東野聡先生には研究室ミーティングのコロキウムで様々なことをご指導いただきました。お礼申し上げます。

神戸大学 ATLAS グループの先輩である日比宏明さん、安部草太さん、寺村七都さん、池森隆太郎さん、野口健太さんには多くのことで手助けをしていただきました。研究の技術的な部分の質問にも懇切丁寧にご教示頂いたことで、本研究をやり遂げることができました。本当にありがとうございました。研究以外の面でも多くの面倒を見ていただいたことは心の大きな支えでした。色々とお世話になりました。ありがとうございます。

研究室の同期である丸元星弥君、金崎奎君、中山郁香さん、山下翼君、高橋真斗君、みんなと切磋琢磨し、互いに励ましあったことで、ここまで研究をやり遂げることができました。みんなのおかげでとても充実した研究生生活を送ることができました。丸元君、何度も研究室で徹夜しましたね。今となってはいい思い出です。金崎君、一緒に帰宅しながらいろんな相談に乗ってくれてありがとう。中山さん、卒業研究では色々お世話になりました。とても助かりました。山下君、よく雑な絡み方をして困らせてしまいましたが、私の相手をしてくれてありがとう。高橋君、研究の相談から日常の雑談まで多くのことをこの2年間語り合いましたね。君との雑談の時間はとても良い気分転換になり、研究生生活の心の支えでした。ありがとう。博士課程でも頑張ってください。後輩の田路君、山下さん、森本君、先輩としてあまり大層なことではできなかったですが、君たちのより一層の活躍を願っています。

また、ATLAS Japan グループの皆様には大変お世話になりました。KEK の青木雅人先生、東

京大学の齊藤智之先生、名古屋大学の堀井泰之先生及び ATLAS Japan の TGC グループに所属している先輩方には日頃よりお世話になりました。ミーティングでは多くの助言を頂き、CERN 滞在中には気にかけていただきありがとうございました。

最後に、これまで何不自由のなく育ててくれた家族に感謝の意を表して、謝辞とします。

参考文献

- [1] ATLAS Collaboration, Observation of a new particle in the search for the Standard Model Higgs boson with the ATLAS detector at the LHC, Phys. Lett. B, Vol. 716, pp. 1–29, 2012.
- [2] Quantum Diaries, The Standard Model: a beautiful but flawed theory, <https://www.quantumdiaries.org/2014/03/14/the-standard-model-a-beautiful->, Accessed on 01/06/2023.
- [3] CERN, CERN: Home <https://www.home.cern/>.
- [4] CERN, The Large Hadron Collider
<https://home.cern/science/accelerators/large-hadron-collider>.
- [5] ATLAS Collaboration, The ATLAS Experiment at the CERN Large Hadron Collider, JINST, Vol. 3, p. S0800, 2008.
- [6] ATLAS Collaboration, Technical Design Report for the Phase-I Upgrade of the ATLAS TDAQ System, CERN-LHCC-2013-018, ATLAS-TDR-023, 2013.
- [7] CERN, CMS Experiment
<https://cms.cern/>.
- [8] CERN, LHCb Experiment
<http://lhcb-public.web.cern.ch/WelcomeGGG.html>.
- [9] CERN, ALICE Experiment
<https://alice-collaboration.web.cern.ch/>.
- [10] P. Mouche, Overall view of the LHC, Vue d'ensemble du LHC, OPEN-PHO-ACCEL-2014-001, 2014.
- [11] O. Brüning *et al.*, LHC Design Report, CERN-2004-003-V-1, 2004.
- [12] E. Mobs, The CERN accelerator complex Complexe des accélérateurs du CERN, OPEN-PHO-ACCEL-2016-009, 2016.
- [13] CERN, Linear accelerator 4
<https://home.cern/science/accelerators/linear-accelerator-4>.
- [14] CERN, The Proton Synchrotron Booster
<https://home.cern/science/accelerators/proton-synchrotron-booster>.

- [15] CERN, The Proton Synchrotron
<https://home.cern/science/accelerators/proton-synchrotron>.
- [16] CERN, The Super Proton Synchrotron
<https://home.cern/science/accelerators/super-proton-synchrotron>.
- [17] ATLAS Collaboration, ATLAS Magnetic Field
<http://atlas.web.cern.ch/Atlas/GROUPS/MUON/magfield/>.
- [18] ATLAS Collaboration, Experiment Briefing: Keeping the ATLAS Inner Detector in perfect alignment, ATLAS-PHOTO-2020-018, 2020.
- [19] ATLAS Collaboration, Technical Design Report for the Phase-II Upgrade of the ATLAS Muon Spectrometer, CERN-LHCC-2017-017, ATLAS-TDR-026, 2017.
- [20] D. Lellouch and L. Levinson and K. Hasuko, Naming and numbering scheme for the Endcap muon trigger system, ATL-MUON-2001-002, 2000.
- [21] ATLAS Collaboration, New Small Wheel Technical Design Report, CERN-LHCC-2013-006, ATLAS-TDR-020, 2013.
- [22] ATLAS Collaboration, Small-Strip Thin Gap Chambers for the Muon Spectrometer Upgrade of the ATLAS Experiment, ATL-MUON-PROC-2020-008, 2020.
- [23] ATLAS Collaboration, Performance of the ATLAS Trigger System in 2015, CERN-EP-2016-241, 2017.
- [24] A. Ruiz-Martinez *et al.*, Run 3 trigger menu design, ATL-COM-DAQ-2019-116, 2019.
- [25] 塩見 崇宏, LHC-ATLAS 実験における第三期運転に向けた初段ミューオントリガーアルゴリズムの開発, 神戸大学 修士学位論文, 2021.
- [26] S. Akatsuka *et al.*, Plots for approval: Performance estimation of the Level-1 Endcap muon at Run 3, ATL-COM-DAQ-2018-033, 2018.
- [27] ATLAS Level-1 Endcap Muon Trigger group, Full Design Report of the ATLAS Level-1 Endcap Muon Trigger in the Phase-I upgrade, AT1-DA-AR-0001, EDMS Id 1915231, 2018.
- [28] 岡崎 佑太, LHC-ATLAS 実験 Run-3 に向けたミューオントリガーの改良とハードウェアへの実装, 京都大学 修士学位論文, 2018.
- [29] 佐野 裕太, TGC positon measurement based on Run 2 data, Muon Combined Performance meeting on 15th Feb, 2017.
- [30] 山内 克弥, LHC-ATLAS 実験ミュー粒子検出器の精密アライメントによるトリガー効率の改善, 名古屋大学 修士学位論文, 2013.
- [31] 木戸 将吾, ATLAS 実験 Run2 におけるレベル 1 ミューオントリガーの性能評価及び最適化の研究, 神戸大学 修士学位論文, 2016.
- [32] 岡野原 大輔, ディープラーニングを支える技術 「正解」を導くメカニズム 技術基礎, 株式会社技術評論社, 2022.
- [33] CMS Collaboration, Electron and photon reconstruction and identification with the

- CMS experiment at the CERN LHC, JINST, Vol. 16, p. P05014, 2021.
- [34] M. Abadi *et al.*, TensorFlow: Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Systems, 2015. <https://www.tensorflow.org/>, Accessed on 31/1/2023.
 - [35] François Chollet *et al.*, Keras. <https://keras.io>, Accessed on 31/1/2023.
 - [36] Akiba *et al.*, Optuna: A Next-generation Hyperparameter Optimization Framework, 2019. <https://optuna.org/>, Accessed on 31/1/2023.