

# 修士論文

## LHC-ATLAS 実験 Run-3 に向けた カロリメータトリガーの改良と性能評価

京都大学 理学研究科 物理学・宇宙物理学専攻  
物理学第二教室 高エネルギー物理学研究室

学生番号 0530-30-9722

羽田野 真友喜

2019 年 1 月 29 日

## 概要

LHC-ATLAS 実験は、CERN の世界最高エネルギーの陽子・陽子衝突型加速器 LHC の衝突点の一つに設置された ATLAS 検出器を用いた実験である。LHC-ATLAS 実験ではヒッグス粒子などの標準模型の理論の粒子の精密測定や標準模型を超えた新物理で予言されている新粒子の発見を目指している。

LHC-ATLAS 実験では 2010 年から 2012 年までの Run-1 期間において衝突の重心系エネルギー 7-8 TeV での測定を行い、ヒッグス粒子を発見した。また、2015 年から 2018 年までの Run-2 期間において重心系エネルギー 13 TeV で測定を行った。現在はこれらのデータを用いた解析が進められている。また、2021 年からの Run-3 に向けて検出器のアップグレードも進められている。

LHC での 40 MHz の陽子同士の衝突の事象を全て記録することは速度や容量の点で不可能である。そのため、ATLAS では、初段のハードウェアトリガーと後段のソフトウェアトリガーの二段階のトリガーシステムを用いて重要な事象を高速で選別しデータを取得している。

初段のカロリメータトリガーにおいては、カロリメータの「最小読み出し単位である」セルのエネルギー情報がある程度の広い領域で和をとったトリガータワーと呼ばれる単位を用いてトリガーの判定を行う。後段のカロリメータトリガーでは、初段のトリガーを通過したイベントに対して、セル単位での読み出しを行い、セル情報の再構成を行う。その後、セルのエネルギーを基に三次元トポロジカルクラスタリングアルゴリズムというクラスタリングアルゴリズムを実行する。このアルゴリズムによって生成されたクラスター（トポクラスター）を基に、ジェットの再構成や電子・光子の再構成などを行う。また、データ取得後に精密に事象の再構成を行い解析を行うことをオフライン解析と呼ぶ。

本研究では、Run-2 期間におけるトリガーでのトポクラスターの性能評価を行い、Run-2 の後半においてオフラインとのズレが大きくなっていることを発見した。これはオフラインのカロリメータのセル再構成に関して、実データによるセルエネルギーの補正が導入されたためである。この補正がカロリメータトリガーの側には導入されていなかったため、これを後段カロリメータトリガーが使用可能な計算時間内で処理が可能なものを考え、実装を行った。

今回の実装した補正による処理時間の大きな増加は見られず、トリガーに許される時間内に収まり、適当な実装であることが確認できた。またこの修正によって、Run-3 におけるトポロジカルクラスタリングアルゴリズムの性能が Run-2 の前半と同程度に回復することが期待される。

# 目次

第 1 章	LHC-ATLAS 実験	6
1.1	目指す物理	6
1.2	LHC 加速器	6
1.3	ATLAS 検出器	6
1.3.1	内部飛跡検出器	8
1.3.2	カロリメータ	11
	電磁カロリメータ	11
	ハドロンカロリメータ	13
	フォワードカロリメータ	15
1.3.3	ミューオン検出器	15
第 2 章	ATLAS でのカロリメータを基本とするトリガーシステム	19
2.1	ATLAS トリガーシステムの概要	19
2.2	Level-1 カロリメータトリガー	19
2.3	HLT トリガー	20
2.3.1	セル再構成	20
2.3.2	三次元トポロジカルクラスタリングアルゴリズム	21
	トポロジカルクラスタリングアルゴリズム	22
	Local Cell Weighting	24
第 3 章	LHC Run-2 における トポロジカルクラスタリングの性能評価	27
3.1	性能評価の方法	27
3.2	年ごとの比較	28
3.2.1	パイルアップによる影響	30
3.2.2	セル補正	32
第 4 章	セルエネルギー補正の実装	34
4.1	オフライン再構成におけるセルエネルギー補正	34
4.2	トリガーへのセルエネルギー補正の実装	35

第 5 章	セルエネルギー補正の導入による性能評価	37
5.1	計算実行時間の測定	37
5.1.1	計算時間の測定方法	37
5.1.2	計算時間の測定結果	37
5.2	トポクラスターへの影響	38
5.2.1	2018 年データにおけるセル補正の導入の有無による比較	38
5.2.2	2016 年データを用いた検証	38
第 6 章	結論と今後の展望	41
	謝辞	42
	参考文献	43

# 目次

1.1	ggF 過程によるヒッグス粒子生成のファインマン図. . . . .	7
1.2	VH 過程によるヒッグス粒子生成のファインマン図. . . . .	7
1.3	VBF 過程によるヒッグス粒子生成のファインマン図. . . . .	7
1.4	ttH 過程によるヒッグス粒子生成のファインマン図. . . . .	7
1.5	ATLAS でのヒッグス粒子生成断面積測定の結果 . . . . .	7
1.6	ATLAS におけるヒッグスの結合定数の測定結果 . . . . .	8
1.7	ATLAS 検出器の座標系. . . . .	9
1.8	ATLAS 検出器の全体像 . . . . .	9
1.9	ATLAS の内部飛跡検出器の全体像 . . . . .	10
1.10	内部飛跡検出器の配置図 . . . . .	11
1.11	ATLAS カロリメータ検出器の全体像 . . . . .	12
1.12	バレル部の電磁カロリメータのモジュール . . . . .	13
1.13	電磁カロリメータの信号のシミュレーション . . . . .	14
1.14	ATLAS のタイルカロリメータのセルの配置図. . . . .	14
1.15	ATLAS のハドロンカロリメータのエンドキャップ部. . . . .	15
1.16	ATLAS フォワードカロリメータ. . . . .	16
1.17	トロイド磁石の配置 . . . . .	17
1.18	ミューオン検出器の配置 . . . . .	17
1.19	MDT チューブの断面 . . . . .	18
1.20	MDT チューブの断面 . . . . .	18
2.1	Run2 の ATLAS のトリガーとデータ取得 (TDAQ) システム . . . . .	20
2.2	Level-1 カロリメータトリガー . . . . .	21
2.3	陽子バンチ列 (トレイン) の位置毎のエネルギーのオフセット量 . . . . .	22
2.4	4-2-0 トポクラスタの模式図. . . . .	23
2.5	$\zeta_{\text{cell}}$ の分布 . . . . .	24
2.6	ハドロンシャワーの発達の様子 . . . . .	25
2.7	クラスタの電磁成分の割合 . . . . .	26

3.1	オフラインのトポクラスターと最近接しているトリガーのトポクラスターの距離 . . . . .	28
3.2	Run-2 2015~2018 年データのトポクラスターの $E_T$ の分解能. . . . .	29
3.3	先行研究における 2015, 2016 年のトポクラスターの $E_T$ の分解能の測定結果 . . . . .	29
3.4	Run-2 2016~2018 年データのトポクラスターの $E_T$ 分解能. . . . .	30
3.5	Run-2 2016~2018 年データのトポクラスターの $E_T$ の分解能. . . . .	31
3.6	Run-2 2016 年データのトポクラスターの $E_T$ の分解能 . . . . .	32
4.1	$\alpha_{1/2}$ の 測定結果を $\eta$ の関数として示す. . . . .	35
4.2	補正係数 $\alpha$ . . . . .	35
4.3	オフラインのセル補正の補正係数 . . . . .	35
4.4	オフラインのセル補正の実装. . . . .	36
5.1	TriggerCaloCellMaker_FS の計算時間の測定結果 . . . . .	38
5.2	TopoClusterMaker_topo_FS の計算時間の測定結果 . . . . .	38
5.3	Run-2 2018 年データを用いた, セル補正の実装した場合と実装しない場合のトポ クラスターの $E_T$ 分解能の比較. . . . .	39
5.4	2016 年データでの現行のトリガーの再構成によるトポクラスターの $E_T$ 分解能の 比較. . . . .	40

# 表目次

1.1	電磁カロリメータのセルサイズ . . . . .	13
3.1	2016 年データでの, オフラインのセル補正をした場合としていない場合における $E_T$ 残差分布の平均値と標準分散の比較. . . . .	33
5.1	セル補正の導入の有無による 1 イベント辺りの計算実行時間の比較 . . . . .	38
5.2	Run-2 2018 年データを用いた, セル補正の実装した場合と実装しない場合におけるトポクラスターの $E_T$ の残差分布の平均値と標準分散の比較. . . . .	39

# 第 1 章

## LHC-ATLAS 実験

### 1.1 目指す物理

ATLAS 実験は, LHC での最高エネルギー衝突によるヒッグス粒子の精密測定や超対称性粒子の探索によって標準模型を超えた新物理現象の発見を目的としている.

ヒッグス粒子の生成過程には, グルーオングルーオン融合 (ggF), ベクターボソン随伴生成 (VH), ベクターボソン融合 (VBF) と トップクォーク対同時生成 (ttH) の 4 つがある. それぞれのファインマンダイアグラムを図 1.1 から図 1.4 に示す. これらの生成断面積の ATLAS における測定結果を図 1.5 に示す. また, ヒッグス粒子は様々な粒子に崩壊するが, 崩壊モード毎に測定する事によってそれぞれの粒子の湯川結合, ゲージ結合の測定が行われている (図 1.6). これらの結果は誤差の範囲内でいずれも標準模型の理論値と一致している. 今後はより大統計での精密測定と新粒子探索を行うことにより新物理の発見を目指す.

### 1.2 LHC 加速器

Large Hadron Collider (LHC) 加速器は, スイスとフランスの国境付近に設置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. 周長約 27 km の円形の加速器であり,  $10^{11}$  個の陽子を 7 TeV まで加速し, 40 MHz の頻度, 14 TeV の重心エネルギー,  $10^{34} \text{ cm}^{-2}\text{s}^{-1}$  のルミノシティで陽子陽子衝突が可能のように設計されている.

2015 年から 2018 年までの Run-2 においては, 40 MHz の頻度, 13 TeV の重心エネルギーで瞬間ルミノシティで約  $2 \times 10^{34} \text{ cm}^{-2}\text{s}^{-1}$  と設計値よりも高いルミノシティでの陽子陽子衝突を行った.

### 1.3 ATLAS 検出器

ATLAS 検出器では, 陽子陽子衝突によって生じたほぼあらゆる粒子を測定することができるようになっている. 内側から順番に内部飛跡検出器, 電磁・ハドロンカロリメータ, そしてミューオン

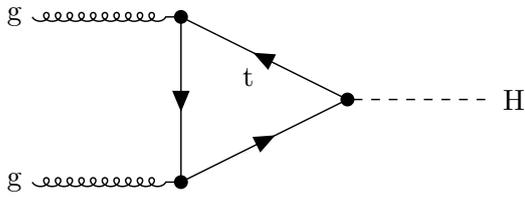


図 1.1 ggF 過程によるヒッグス粒子生成のファインマン図.

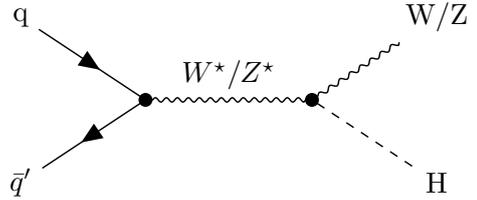


図 1.2 VH 過程によるヒッグス粒子生成のファインマン図.

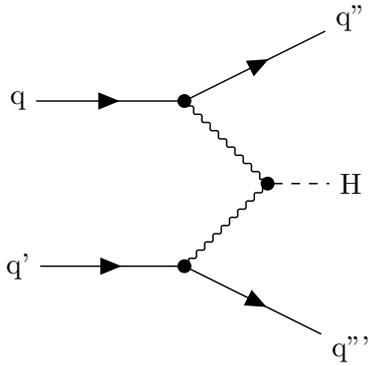


図 1.3 VBF 過程によるヒッグス粒子生成のファインマン図.

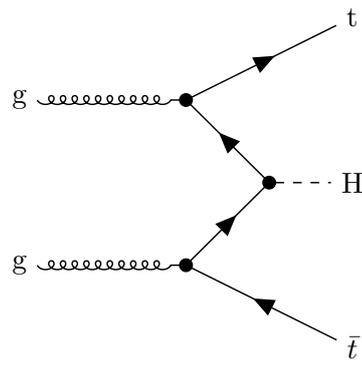


図 1.4 ttH 過程によるヒッグス粒子生成のファインマン図.

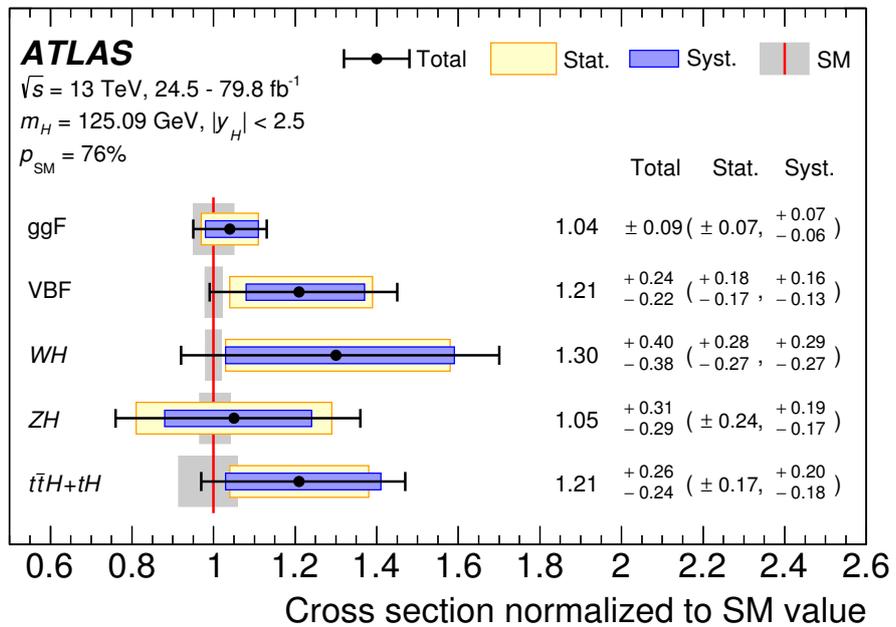


図 1.5 ATLAS でのヒッグス粒子生成断面積測定の結果 [1]. 横軸は標準模型の理論値で規格化した生成断面積. どの生成モードの断面積も, 1 と無矛盾な値となっている.

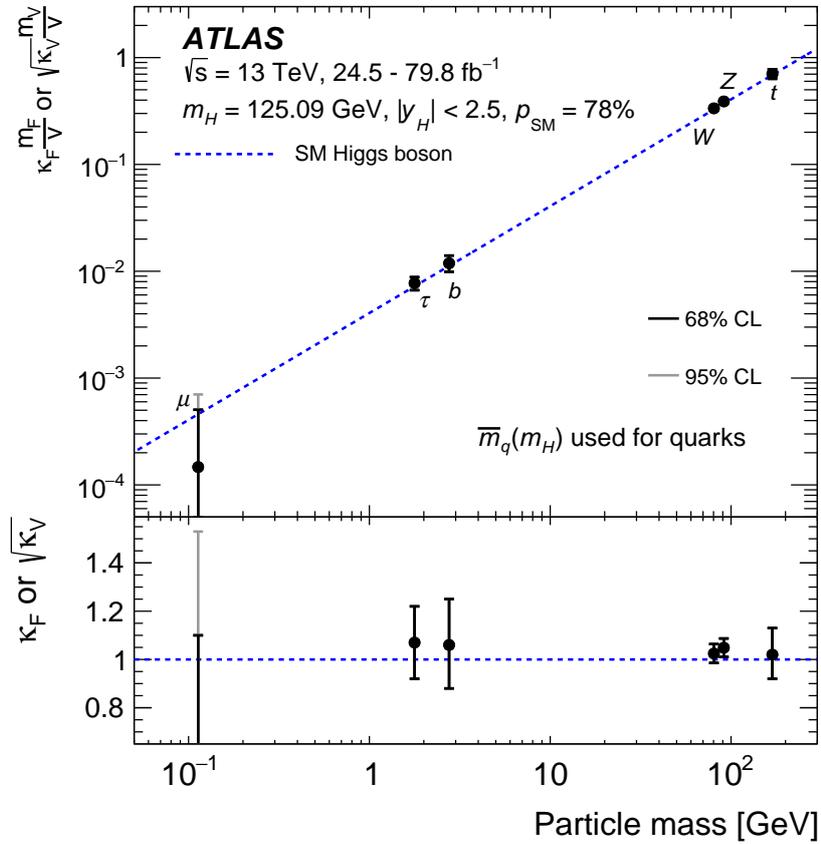


図 1.6 ATLAS におけるヒッグスの結合定数の測定結果 [1].

検出器が存在し、粒子の運動量やエネルギーを測定することが可能である。

ATLAS で用いられる座標系について説明する。ATLAS では衝突点を原点としビーム軸を  $z$  軸とする直交座標または円柱座標が用いられる。ただし、円柱座標においては  $\theta$  に代わり次の式で定義する擬ラピディティ  $\eta$  を用いる。

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

また、検出器のうち  $|\eta|$  の小さい領域を覆う部分をパレル部（円筒の側面部分）、 $|\eta|$  の大きい領域を覆う部分をエンドキャップ部（円筒の平面部分）とよぶ。

### 1.3.1 内部飛跡検出器

内部飛跡検出器はビーム軸のすぐそばにあり衝突点付近での飛跡の再構成を行う。内部飛跡検出器はソレノイド磁石の内部にあり、ビーム軸に平行なソレノイド磁場によって曲げられる荷電粒子の飛跡を測定することによって、荷電粒子の運動量を測定することができる。また、 $\tau$  粒子や B 八

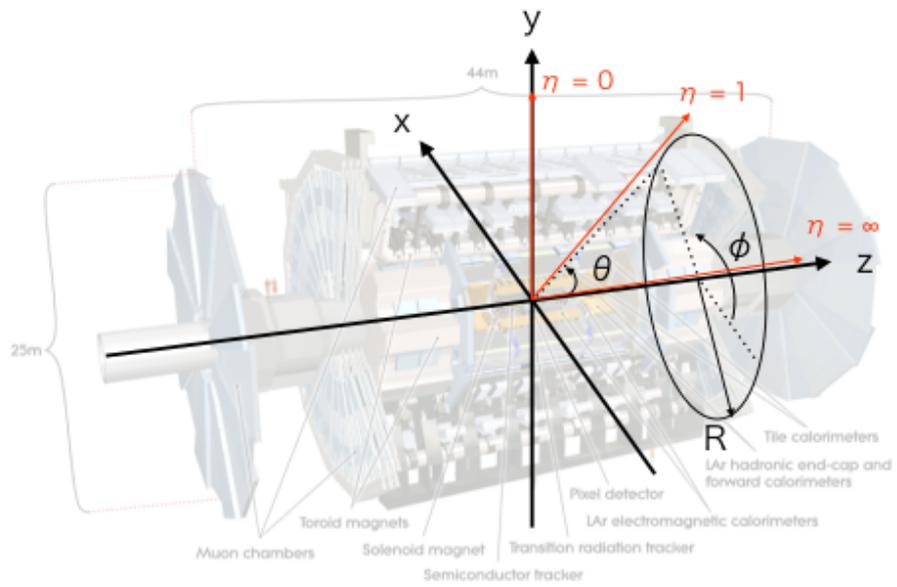


図 1.7 ATLAS 検出器の座標系.

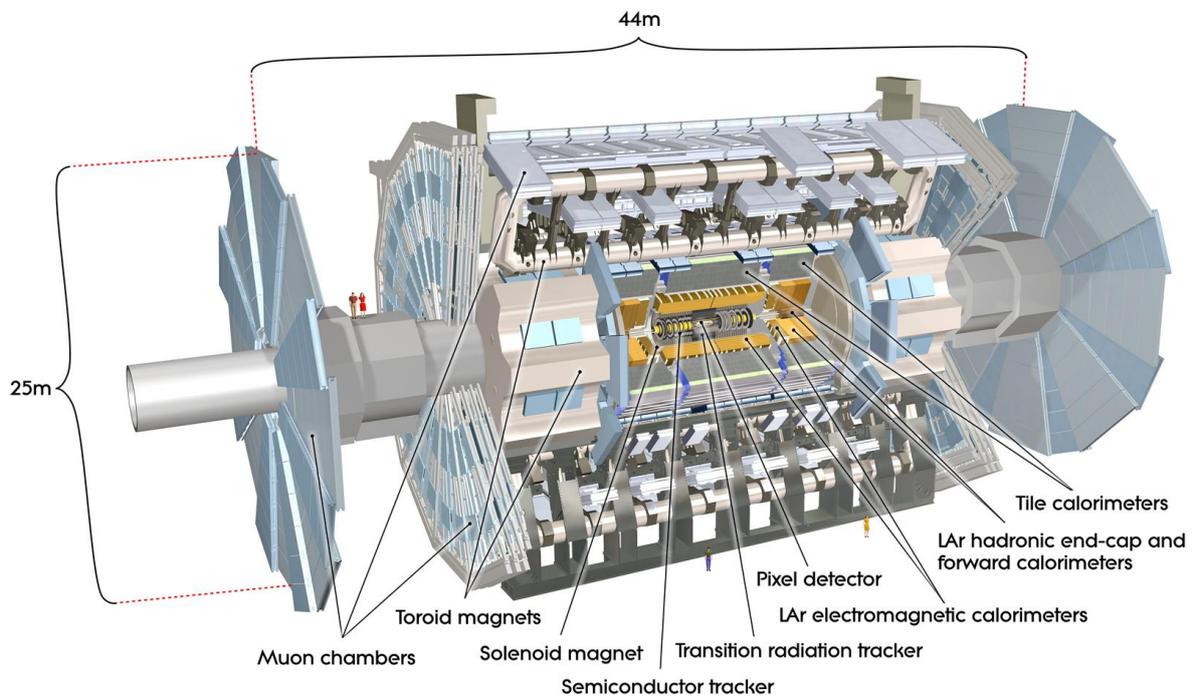


図 1.8 ATLAS 検出器の全体像 [2].

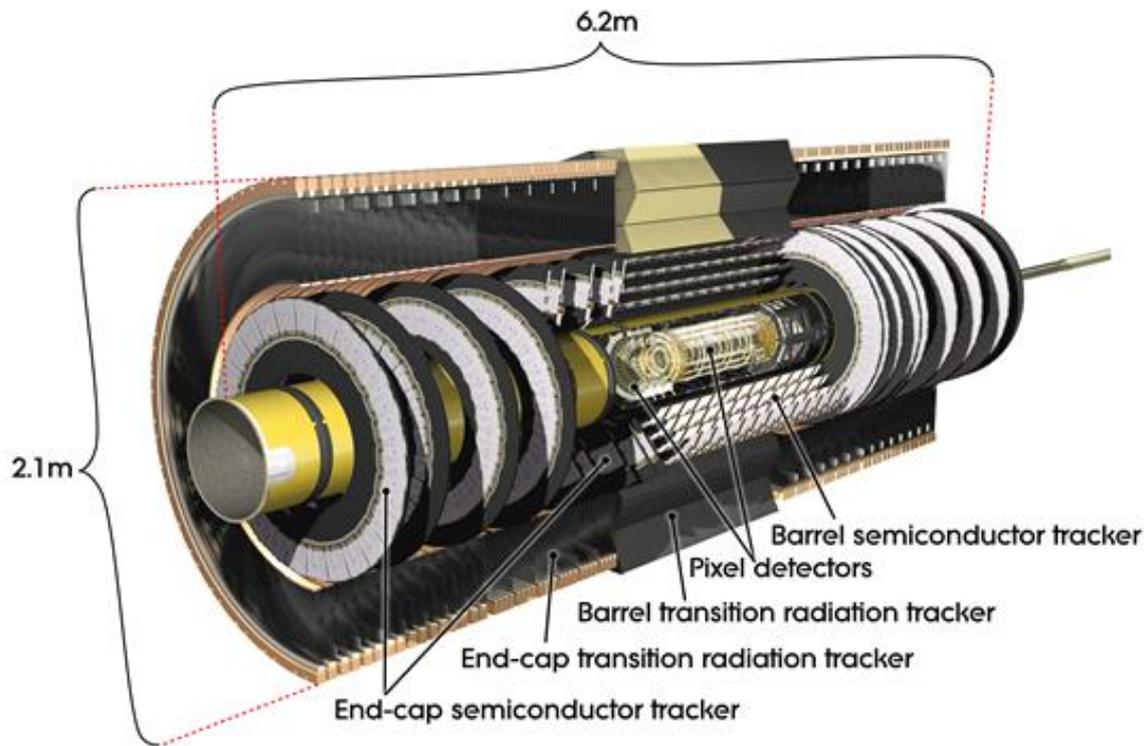


図 1.9 ATLAS の内部飛跡検出器の全体像 [2].

ドロンなどの寿命が長く衝突点から少し離れて崩壊する粒子の二次崩壊点を測定し、これらを他の粒子と識別するためにも用いられる。内部飛跡検出器は衝突点に近い方から順にピクセル検出器 (Pixel), シリコンストリップ検出器 (SCT) と Transition Radiation Tracker 検出器 (TRT) である (図 1.9).

図 1.10 に示すように、ピクセル検出器はエンドキャップ部のそれぞれの側面に 2 層ずつとバレル部に同心円状に 4 層設置されている。ピクセル検出器は、ピクセルの大きさが  $\Delta\phi \times (\Delta z, \Delta R) = 50 \times 400 \mu\text{m}^2$  の半導体検出器である。ただし、ピクセル検出器のバレル部分の最内層の検出器は Inserted B-Layer (IBL) 検出器と呼ばれるもので、Run-2 から導入された。この IBL 検出器のみ、ピクセルの大きさが  $\Delta\phi \times \Delta z = 50 \times 250 \mu\text{m}^2$  である。

シリコンストリップ検出器はピクセル検出器の外側にあり、 $80 \mu\text{m}$  間隔でストリップのシリコン半導体検出器が並べられている。バレル部分では同心円状に四層、ビーム軸と平行にストリップが並んでおり、エンドキャップ部分ではそれぞれの側面に九層ずつ動径方向にストリップが並んでおり  $\phi$  方向の測定ができる。ただし、シリコン検出器のそれぞれの層にはストリップが二層あり、 $40 \text{ mrad}$  方向をずらして配置してあり  $z, R$  方向の測定もできるようになっている。

TRT は直径  $4 \text{ mm}$  のドリフトチューブを重ねた検出器である。バレル部分ではビーム軸と平行にチューブが並んでおり全部で 73 層を詰んだ構造になっている。エンドキャップ部分では動径方

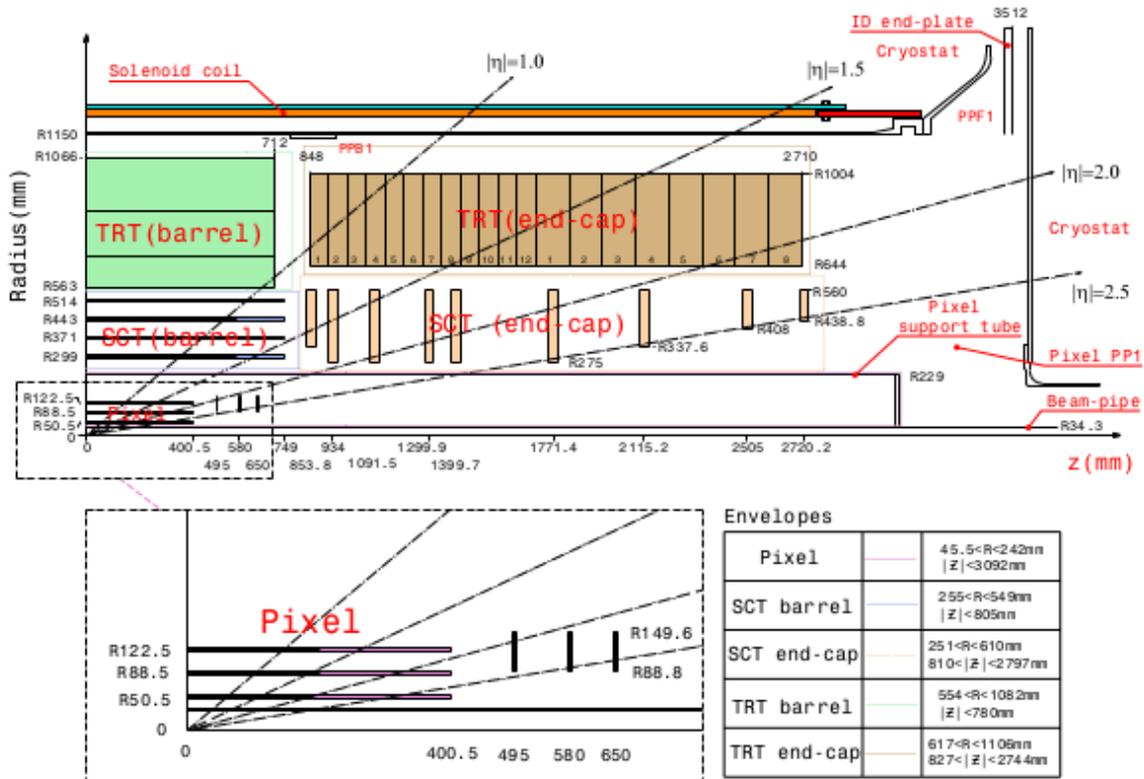


図 1.10 内部飛跡検出器の配置図 [2]. ただし、ピクセル検出器の最内層については書かれていない。

向にチューブが並んでおり 160 層を積んだ構造になっている。この為、TRT では  $\phi$  方向のみ測定ができる。

### 1.3.2 カロリメータ

カロリメータは内部飛跡検出器の外側に置かれており、粒子のエネルギーと位置を測定する。カロリメータは、基本的には電子・光子のエネルギーを測定する電磁カロリメータとハドロンのエネルギー測定を行うハドロンカロリメータに分かれる (図 1.11)。また、エンドキャップ部より  $\eta$  の大きい領域ではフォワードカロリメータと呼ばれるカロリメータが置かれている。

#### 電磁カロリメータ

電磁カロリメータは、基本的にはバレル部とエンドキャップ部で同じ設計であり、液体アルゴン (LAr) を検出層に鉛を吸収層に用いたサンプリングカロリメータであり、層の形がアコーディオン状になっていることが特徴である。

液体を使うカロリメータは、カロリメータ内が比較的均質であり応答が良い。しかし、一般的な設計では電荷収集の時間が約 400 ns であり、LHC の衝突の時間間隔 25 ns に比べて遅い。それを

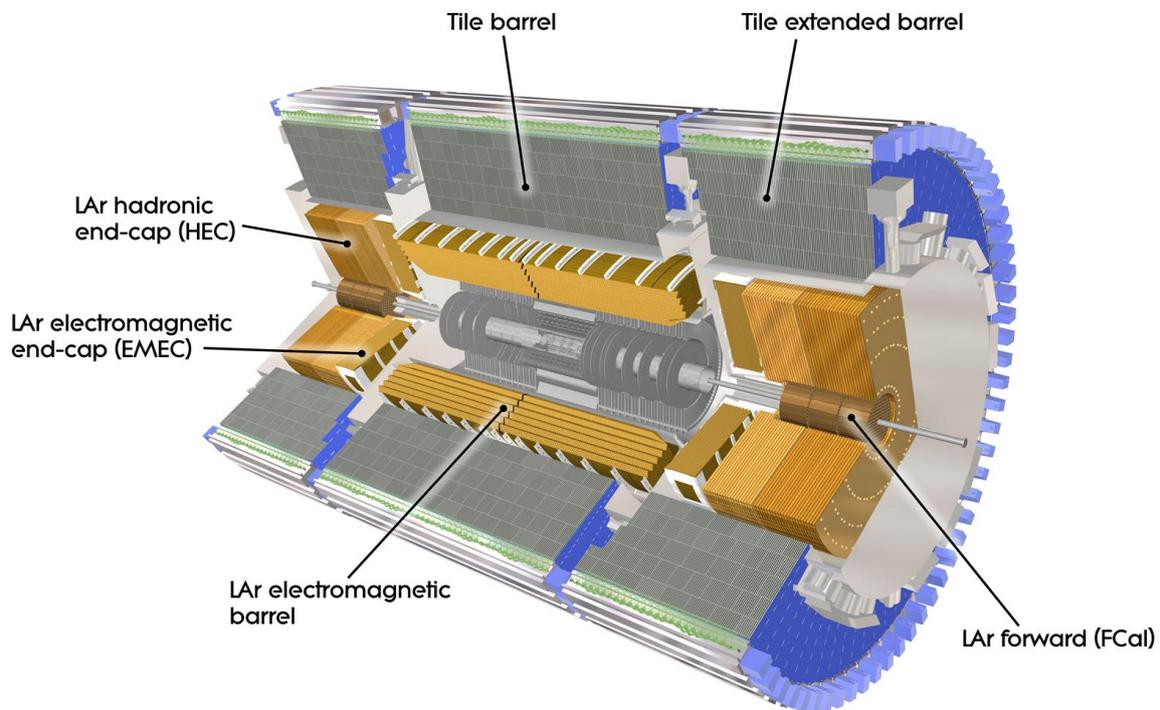


図 1.11 ATLAS カロリメータ検出器の全体像 [2].

改善する為にアコーディオン形状が採用された (図 1.12). このような形を採用する事で,  $\phi$  方向の隙間を作らず初段のアンプを電極のすぐそばに配置できる. また配線を取り回す必要性がほとんど無い為, キャパシタンスを小さく維持し速い応答時間を実現できる.

このカロリメータでは信号を双極性として処理を行っている. しかし, そのために信号は長いテールを持つことになる. この信号波形のシミュレーションの結果が図 1.13 である. LHC の衝突間隔は 25 ns でありそれよりも十分に長く信号が残るため, 本来の衝突より前の信号が重なってることがある. これを同じ陽子バンチ交差からのパイルアップ (注目しているものとは別の陽子衝突によるエネルギーの付加などの影響) であるインタイムパイルアップと区別して, アウトオブタイムパイルアップと呼ぶ.

電磁カロリメータは奥行き方向に対して 3 層に分かれている (図 1.12). 二層目が最も長くエネルギーの測定をメインに担う. 一層目は  $\pi^0$  と  $\gamma$  を識別するために  $\eta$  方向に細かいストリップ状になっている. 電磁カロリメータの読み出し単位であるセルのサイズは表 1.1 である.

バレル部の電磁カロリメータは,  $|\eta| < 1.475$  をカバーしている. その内,  $|\eta| < 0.8$  では鉛の厚さが 1.53 mm で,  $0.8 < |\eta| < 1.475$  では 1.13 mm となっている. エンドキャップ部の電磁カロリメータは  $1.375 < |\eta| < 3.2$  をカバーする 2 つの異なる大きさの円状のカロリメータからなる. その内の内側に位置しているカロリメータのみ, 3 層目が存在しない.

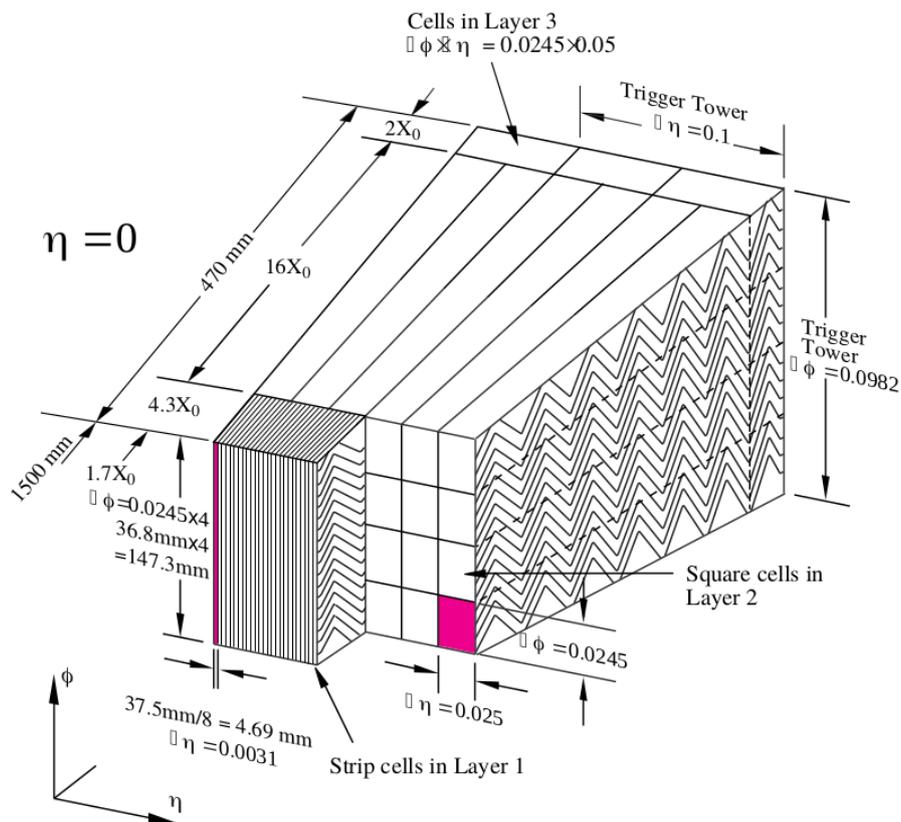


図 1.12 バレル部の電磁カロリメータのモジュール [2].

表 1.1 電磁カロリメータのセルサイズ ( $\Delta\eta \times \Delta\phi$ ) [2].

領域 ( $\eta$ )	0 - 1.4	1.4 - 1.8	1.8 - 2.0	2.0 - 2.5	2.5 - 3.2
1 層目	0.003 × 0.1	0.003 × 0.1	0.004 × 0.1	0.006 × 0.1	0.1 × 0.1
2 層目	0.025 × 0.025	0.025 × 0.025	0.025 × 0.025	0.025 × 0.025	0.1 × 0.1
3 層目	0.050 × 0.025	0.050 × 0.025	0.050 × 0.025	0.050 × 0.025	

### 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後方に存在し、バレル部とエンドキャップ部で異なる構造になっている。

バレル部はタイルカロリメータと呼ばれる検出器である (図 1.14)。これはシンチレータを反応物質として、鉄を吸収物質として用いたサンプリングカロリメータである。この読み出し単位は  $\Delta\eta \times \Delta\phi = 0.1 \times 0.1$  で、奥行き方向に 3 つの層に分かれている。タイルカロリメータは、 $|\eta| < 1.0$  と  $0.8 < |\eta| < 1.7$  の 2 つの部分に分かれている。

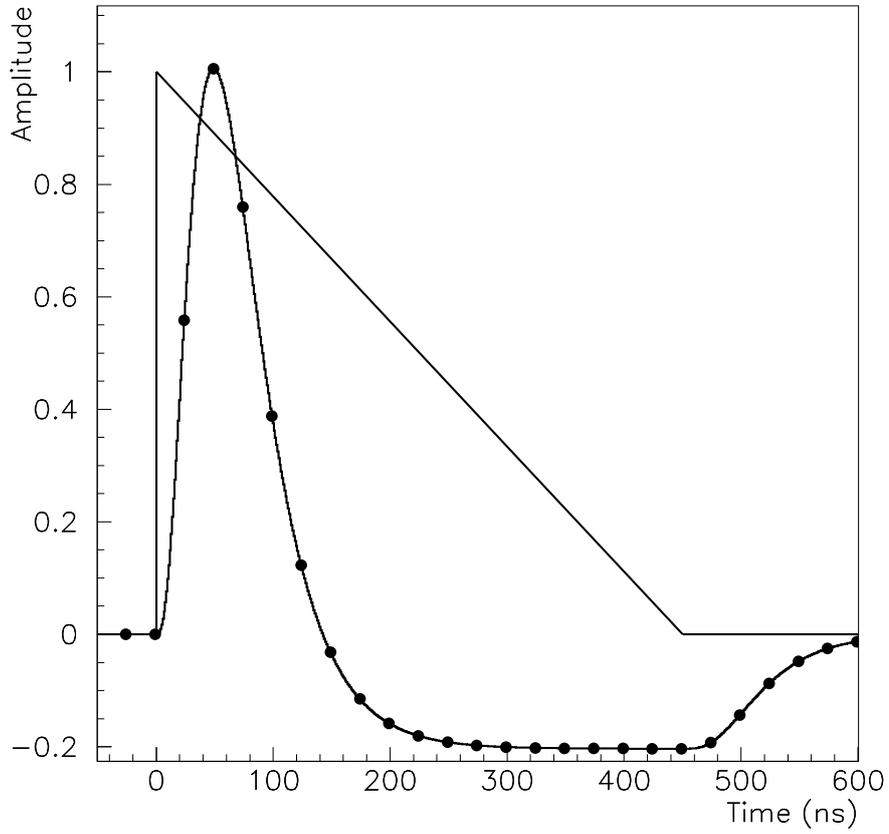


図 1.13 電磁カロリメータの信号のシミュレーション [2].

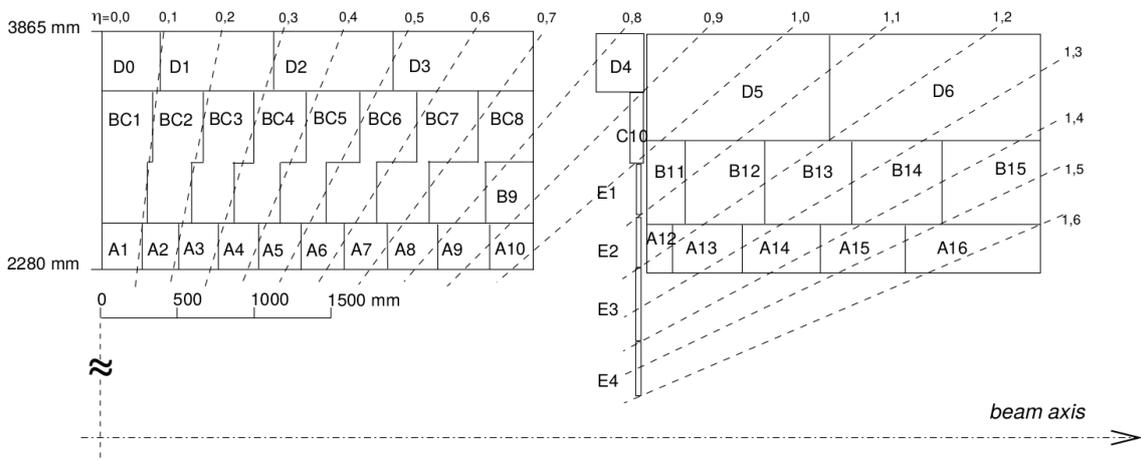


図 1.14 ATLAS のタイルカロリメータのセルの配置図.

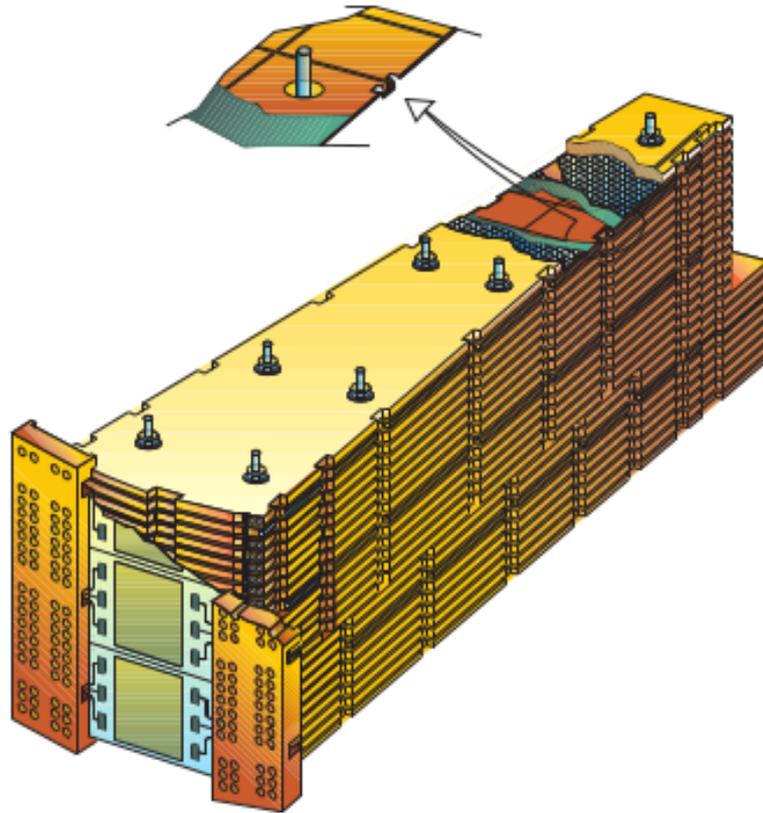


図 1.15 ATLAS のハドロンカロリメータのエンドキャップ部.

エンドキャップ部は反応層に LAr, 吸収層に銅の板を用いて積層したサンプリングカロリメータである (図 1.15). これらは  $1.5 < |\eta| < 3.2$  の領域をカバーしている.  $|\eta| < 2.5$  では  $\Delta\eta\phi = 0.1 \times 0.1$  で,  $|\eta| > 2.5$  では  $\Delta\eta \times \Delta\phi = 0.2 \times 0.2$  で読み出しを行う.

#### フォワードカロリメータ

フォワードカロリメータは LAr を反応物質として用いており, 3 層に分かれていて 1 層目のみ銅を残りの層ではタンゲステンを吸収層に用いた検出器である. LAr はチューブにロッドをいれたものの中に封入されて, これがビーム軸に平行に並んでいる (図 1.16).

### 1.3.3 ミューオン検出器

ミューオン検出器はカロリメータの外側に置かれており, カロリメータを通過してきたミューオンを検出する. ミューオンシステムではトロイダル磁場を用いてミューオンを曲げる事によりミューオンの運動量を測定する.

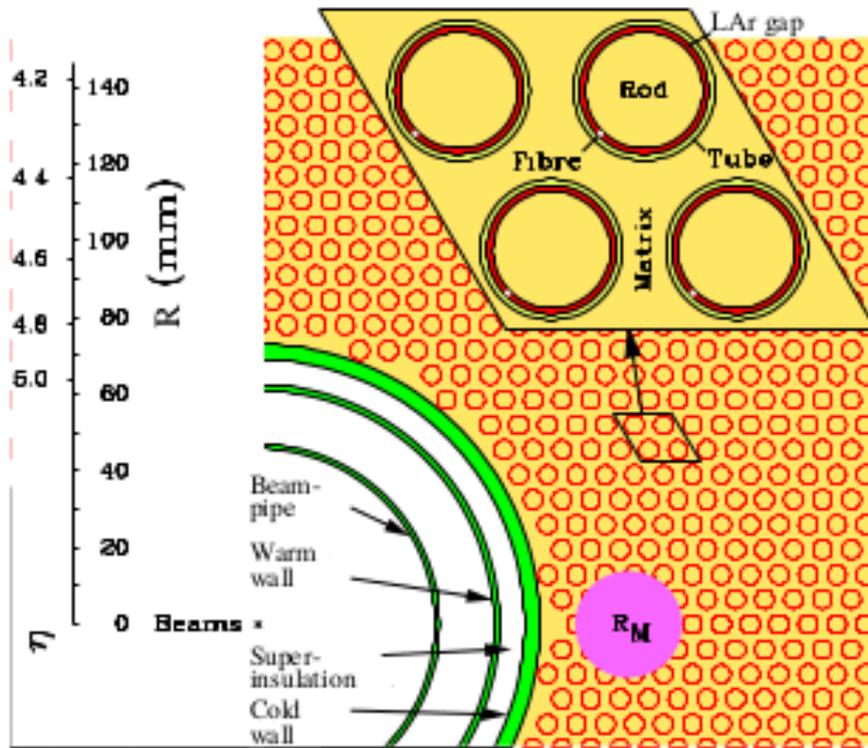


図 1.16 ATLAS フォワードカロリメータ.

トロイド磁石はエンドキャップ部に 2 つとパレル部に 1 つある。トロイダル磁場はソレノイド磁場と比較し大きい  $\eta$  領域でも運動量の測定精度を高く維持できる。

ミュオン検出器は、MDT, CSC, RPC と TGC の 4 つの検出器から構成される (図 1.18)。トリガー判定に用いられるものと精密測定に用いられるもの、パレル部、エンドキャップ部におかれることなどにより区別される。

Monitored Drift Tubes (MDT) 検出器は、直径 29.970 mm のドリフトチューブチェンバーからなる検出器である。電離電子のドリフト時間を測定することによる通過位置を測定することができる (図 1.19)。パレル部、エンドキャップ部に置かれており、 $|\eta| < 2.7$  の領域が測定範囲である。パレル部、エンドキャップ部のいずれもチューブが  $\phi$  方向に平行に置かれており、 $\phi$  方向に関する位置が測定できない。そのため、RPC や TGC の情報と組み合わせて精密測定に用いられる。

Cathode Strip Chambers (CSC) 検出器には、陽極のワイヤーと陰極のストリップが直交に配置されており、 $\phi, R$  の測定ができ、精密測定に用いられる。 $\eta > 2$  の領域では、MDT の第一層が適切に性能を発揮できないほど、粒子の検出頻度が高くなる。そのため、より高頻度でも測定できる CSC がエンドキャップ部に置かれ、 $2 < |\eta| < 2.7$  の領域を補完する。

Resistive Plate Chambers (RPC) 検出器は、高抵抗の板を並べたガスチェンバーである。パレル部に置かれ  $\eta < 1.05$  の範囲で測定ができる。直交したストリップによって、 $\phi, Z$  の測定がで

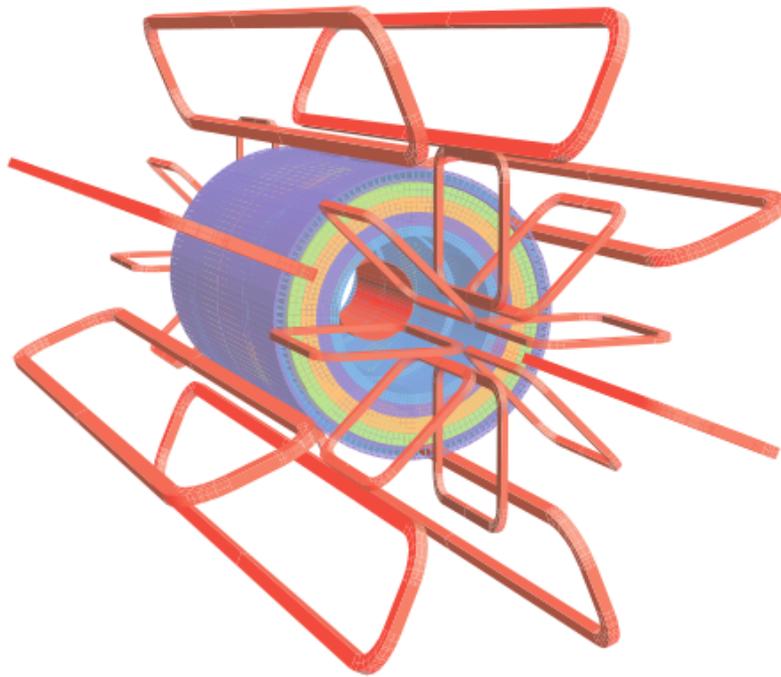


図 1.17 トロイド磁石の配置 [2]. オレンジ色で示されているのがコイルである.

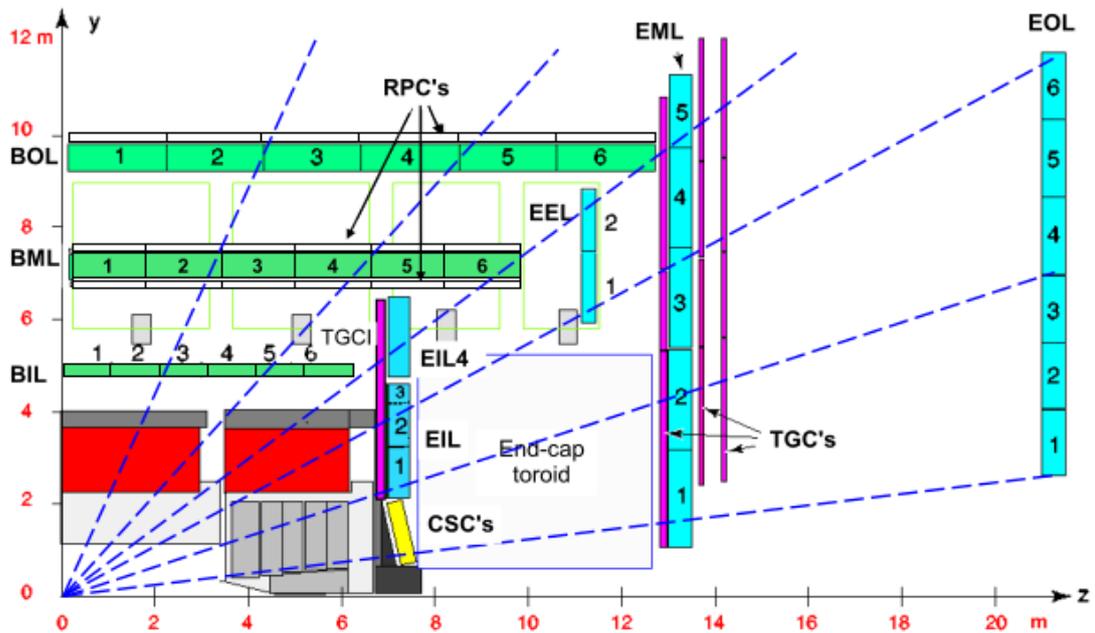


図 1.18 ミューオン検出器の配置 [2]. ビーム軸での断面図.

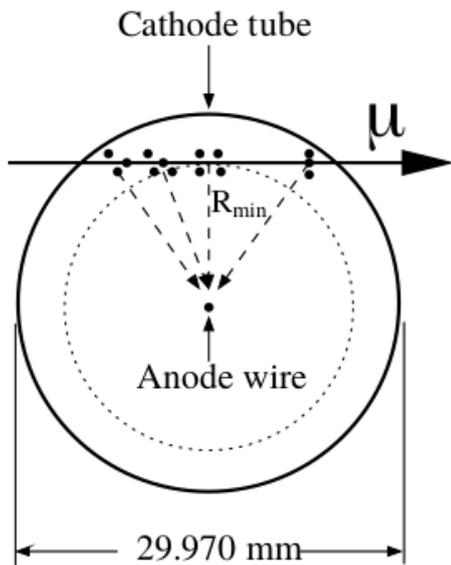


図 1.19 MDT チューブの断面 [2].

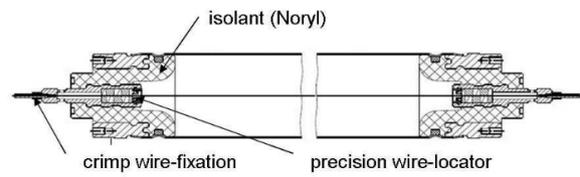


図 1.20 MDT チューブの断面 [2].

き、トリガー判定に用いられる。また、MDT 検出器で測定できない  $\phi$  での情報を補完する。

Thin Gap Chambers (TGC) 検出器は、マルチワイヤ比例計数管を用いた検出器である。陽極のワイヤーと陰極のストリップが直交に配置されており、 $\phi, R$  の測定ができ、トリガーの判定に用いられる。また、MDT 検出器で測定できない  $\phi$  での情報を補完する。

## 第 2 章

# ATLAS でのカロリメータを基本とする トリガーシステム

### 2.1 ATLAS トリガーシステムの概要

ATLAS のトリガーシステムは 40 MHz の衝突事象の内から、重要な事象だけを選別して 1 kHz でデータ記録を行うように設計されている。図 2.1 に示すように Level-1 トリガーとハイレベルトリガー (HLT) の二段階でのトリガーシステムを採用している。

Level-1 トリガーはハードウェアで実装されており、 $2.5 \mu\text{s}$  以内に判定を行い、40 MHz から約 100 kHz までレートを下げる。カロリメータ検出器とミュオン検出器でそれぞれ独立のトリガーの判定を行っている。

HLT はソフトウェア上で実装されたトリガーであり、Level-1 トリガーよりも精密なトリガー判定を行い、約 300 ms で 1 kHz にまでデータを選別する。HLT を通過した事象のみがディスクストレージに保存される。

ここからは具体的に、カロリメータ検出器を中心としたトリガーシステムについて説明する。

### 2.2 Level-1 カロリメータトリガー

Level-1 カロリメータトリガーシステムでは、カロリメータの基本単位であるセル単位での読み出しを行うことはできず、セルのアナログ和をとったトリガータワーという単位での読み出しを行う。トリガータワーは基本的には  $\Delta\eta \times \Delta\phi = 0.1 \times 0.1$  の大きさである (図 2.2)。また、奥行き方向の情報は電磁カロリメータとハドロンカロリメータの 2 層に分かれており、それぞれのカロリメータの中での層方向の情報は読み出せない。このトリガータワー単位でのエネルギー情報を読み出し、スライディングウィンドウと呼ばれるアルゴリズムによってトリガー判定を行う。このアルゴリズムでは、着目している  $2 \times 2$  のトリガータワーの塊 (トリガータワークラスター) のエネルギーが、トリガータワー一つ分だけずらした計 8 つのトリガータワークラスターのいずれよりも大きいことを要求する。この時に電磁カロリメータの部分のみのエネルギーに注目する場合は電子・

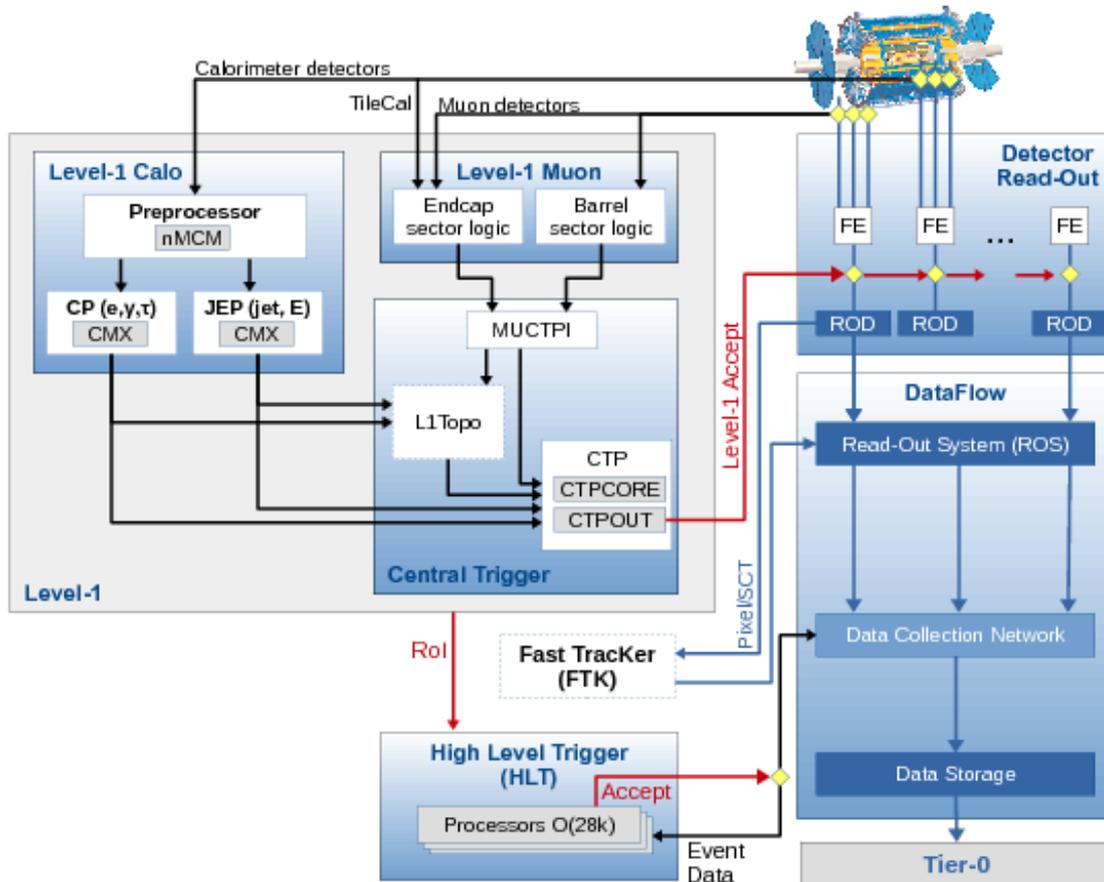


図 2.1 Run2 の ATLAS のトリガーとデータ取得 (TDAQ) システム [4].

光子のトリガーとなる。  $\tau$  粒子のトリガーの場合には後ろのハドロンカロリメータのエネルギーも考慮する。ジェットのトリガーでは、 $2 \times 2$  のトリガータワーを単位とし、これを  $2 \times 2$  に束ねたものに注目してスライディングウィンドウアルゴリズムを使用する。

## 2.3 HLT トリガー

HLT カロリメータトリガーでは、セル単位での情報を読み出すことができるためより精密な測定を行う。

### 2.3.1 セル再構成

検出器の情報を元にセル単位でのエネルギー情報の再構成を行う。1.3.2 節で述べたように LAr カロリメータでは信号を両極性で読み出すことによるアウトオブタイムパイルアップが生じる。そのため、注目しているバンチ交差より前の情報を用いて補正を行う必要がある。しかし、HLT カロ

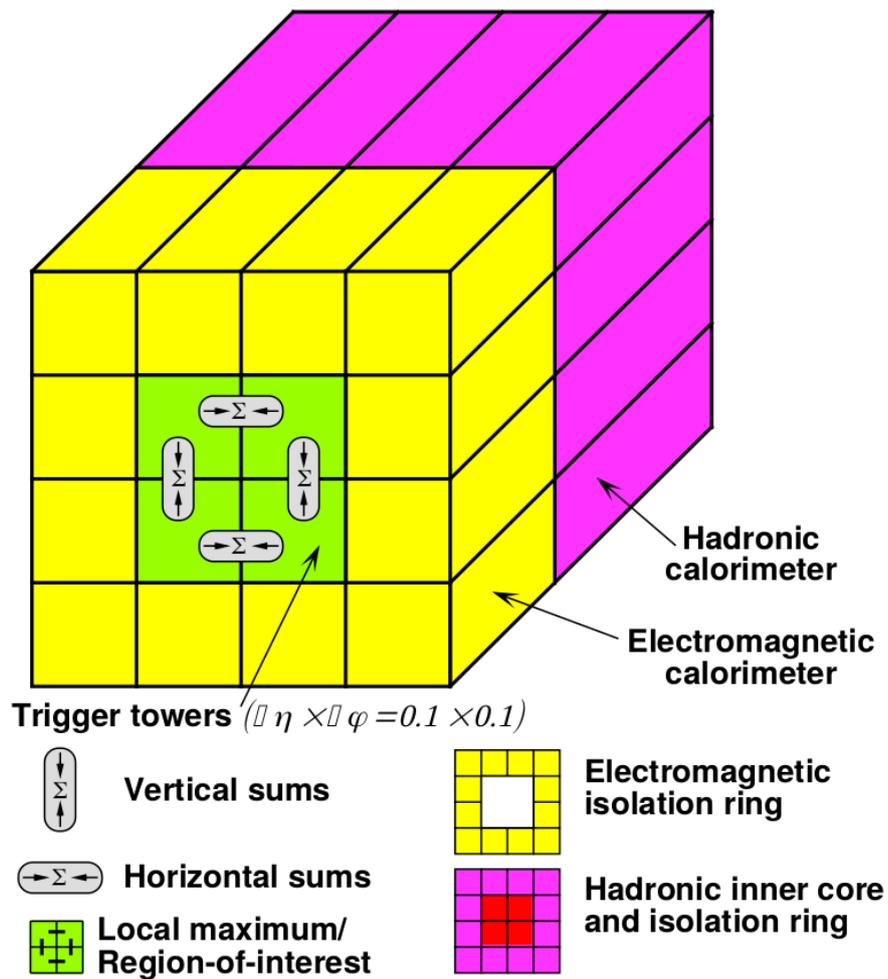


図 2.2 Level-1 カロリメータトリガー [4].

リメータトリガーでは時間の制約上、それらの計算を行うことができない。パイルアップの量から平均的なエネルギーのオフセットを連続した陽子バンチ中の位置ごとに事前に計算しておき、これを差し引くことにより補正を行っている (図 2.3)。

### 2.3.2 三次元トポロジカルクラスタリングアルゴリズム

再構成されたセルのエネルギーを基にセルの集まりであるクラスターを組むアルゴリズムを実行する。このアルゴリズムを (3 次元) トポロジカルクラスタリングと呼ぶ。ここでは、このアルゴリズムの詳細な手順とこれにより生成されるクラスター (トポクラスター) に適応される Local hadron Cell Weighting (LCW) 補正についての説明を行う [6]。

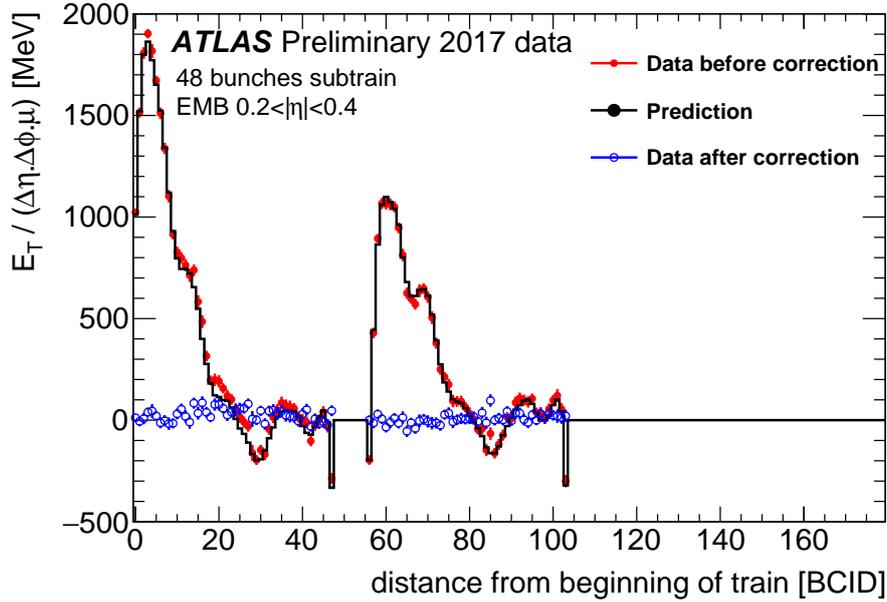


図 2.3 陽子バンチ列 (トレイン) の位置毎のエネルギーのオフセット量 [5]. 48 回の衝突続くバンチトレインの中での, エネルギーのオフセットの変化の様子を示した.

### トポロジカルクラスタリングアルゴリズム

それぞれのセルについて, エネルギー測定におけるノイズの大きさ  $\sigma_{\text{cell}}$  (ベDESTALの幅, 典型的には  $O(10 \text{ MeV})$ ) を事前に測定しておく. あるイベントにおいて, 測定されたセルエネルギー  $E_{\text{cell}}$  に対するセル毎のノイズとの比  $\zeta_{\text{cell}}$  という量を基に選択を行っていく.

$$\zeta_{\text{cell}} = \frac{E_{\text{cell}}}{\sigma_{\text{cell}}} \quad (2.1)$$

トポクラスターによって生成されるクラスターについての特徴を決める 3 つのパラメータ  $S, N, P$  というものを定める. この  $S, N, P$  は,  $S > N \geq P$  を満たすものとする. この時に, それぞれのセルは

$$|\zeta_{\text{cell}}| > S \quad \text{シードセル} \quad (2.2)$$

$$|\zeta_{\text{cell}}| > N \quad \text{制御セル} \quad (2.3)$$

$$|\zeta_{\text{cell}}| > P \quad \text{エッジセル} \quad (2.4)$$

と分類される.

こうして分類されたセルのうち, シードセルとなったセルを全て原始クラスターとする. この原始クラスターに対して, 隣接する制御セルやエッジセルによってクラスターを形成することになる. ここで隣接するとは 同じカロリメータの層にあり  $\eta/\phi$  方向に隣接しているか, もしくは隣接した層同士にあり  $(\eta, \phi)$  平面における重複が存在しているセル同士の事を言う. 最初に作られた原始

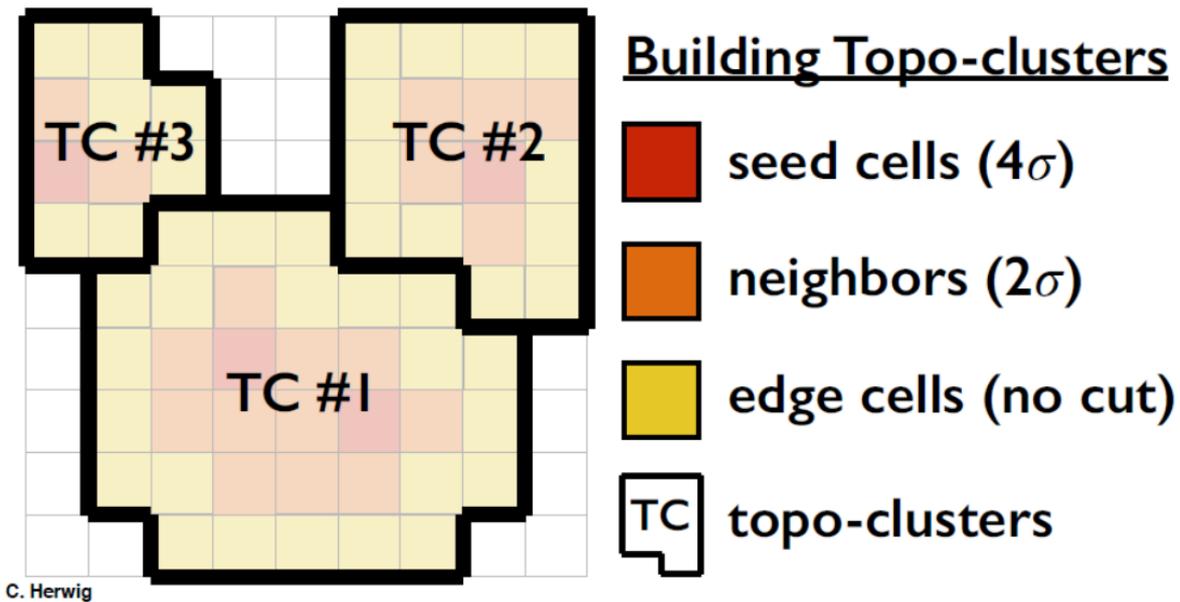


図 2.4 4-2-0 トポクラスタの模式図.

クラスタに対して隣接する制御セルがあれば、これをクラスタに含める。もし、これらの制御セルがシードセルでもあった場合はこれらのクラスタ同士を合体する。また、ある制御セルが複数のクラスタのセルと隣接していた場合も、それらのクラスタ同士も合体させる。このクラスタに対して隣接する制御セルを含めていく作業を繰り返し行い、クラスタに隣接する制御セルが無くなるまで行う。そして、できたクラスタに隣接するエッジセルをクラスタに含め、クラスタの形成を終了する。

ATLAS の場合、ジェットの再構成に使用するトポクラスタのパラメータは  $(S, N, P) = (4, 2, 0)$  である。このトポクラスタを「4-2-0 トポクラスタ」と呼ぶ。

トポロジカルクラスタリングアルゴリズムでは、隣接するという条件の下でしきい値を設定するので、隣接しているエネルギーの相関を見ることによるノイズの抑制の働きがある (図 2.5)。

式 (2.2) ~ 式 (2.4) について、 $\zeta_{\text{cell}}$  の絶対値をとっている為、セルが正のエネルギーを持った場合だけではなく、ノイズなどにより負のエネルギーをとった場合にもこれらの条件を満たす事になる。1.3.2 節で述べた通り、カロリメータではアウトオブパイルアップが生じる。このノイズの特徴として正負の双方にトータルでは同程度のノイズを生じさせるということがあり、これらの低減のため、負のエネルギーのものも含めてトポロジカルクラスタリングに使用する。

これらの負のエネルギーを用いた場合には、大きく分けて 2 つの影響が考えられる。一つは負のエネルギーのシードセルを基に作られたクラスタの合計のエネルギーが負になる場合である。これがアウトオブパイルアップノイズ起因で生じているとすると、同様に正の方向にも同じ程度の個数のノイズであるクラスタを生じるはずである。特に横方向損失運動エネルギーの測定等では、全体として見れば正負のノイズのクラスタでエネルギーが相殺することを期待できるのでノ

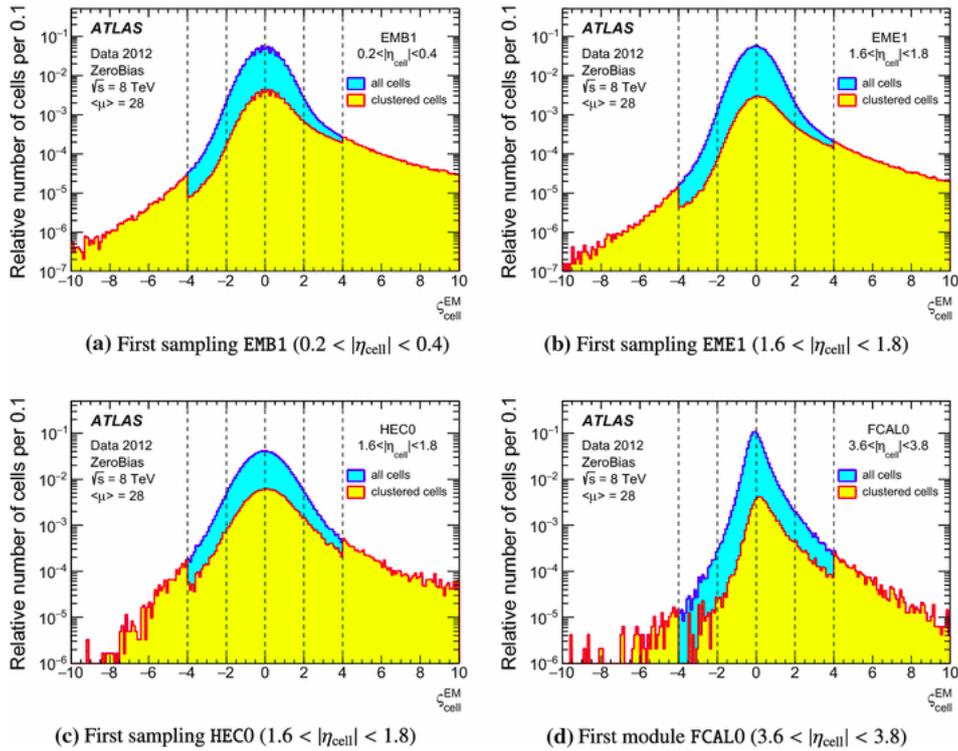


図 2.5  $\zeta_{\text{cell}}$  の分布. トポロジカルクラスタリングの適用したセル (黄色) では, 全部のセル (青色) に比べ, ノイズが抑制されている [6].

イズが低減される. もう一つには, 正のエネルギーのクラスターにおいて隣接セルやエッジセルの負のエネルギーのセルがクラスターに加えられる事象がある. こちらも前述と同様に正負のセルでの相殺を期待することができて, クラスターとしてのエネルギーとしてはノイズが低減されるということである.

### Local Cell Weighting

ここまでエネルギーと表してきたものは, 電子・光子が電磁相互作用で落とすエネルギーに対して較正したものである. このように表されたエネルギーのスケールを電磁スケールエネルギーと呼ぶ. ハドロンシャワーは電磁シャワーと同様に強い相互作用によってカスケードシャワーを形成する. しかし, ハドロンの場合はエネルギーを原子核の励起等によって損失する場合や, 反応で生成したニュートリノや中性子のような中性粒子がエネルギーを持ち去る場合があるため, 電磁シャワーに比べ落とすエネルギーが少なくなる. また, 中性パイオンを通じた光子への崩壊などによって電磁シャワーを形成することもある.

その為, ハドロンエネルギー測定では得られた電磁スケールのエネルギーを補正する必要がある. このエネルギースケールのことをハドロンスケールと呼ぶ. これらの補正を行う手法として, ATLAS では Local Cell Weighting (LCW) 補正が用いられている.

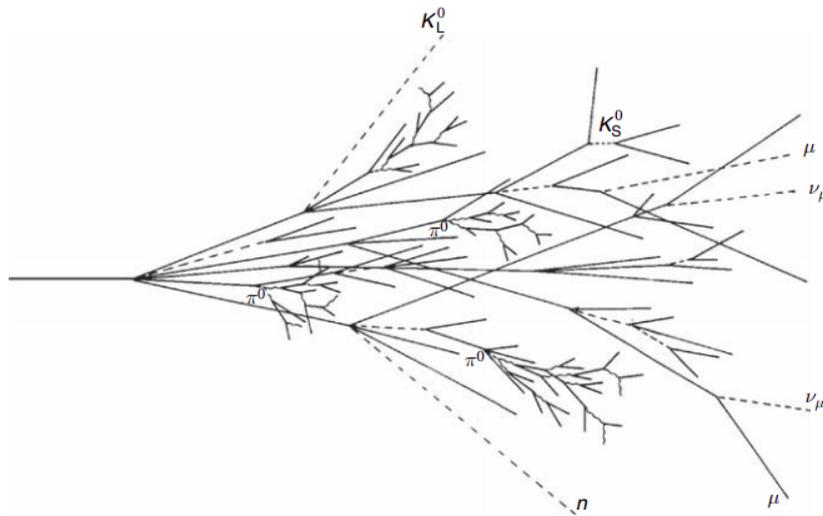


図 2.6 ハドロンシャワーの発達の様子 [7].

LCW の補正係数は、あるセルからクラスターのエネルギー重心までの距離  $\lambda_{\text{cluster}}$  と平均エネルギー密度  $\langle \rho \rangle$  の 2 変数によって計算される。まずは図 2.7 のような分布によって、電磁成分の割合を計算する。これは、ハドロンクラスターは反応しにくく、より深い所でシャワーが大きく発達するため、 $\lambda_{\text{cluster}}$  が大きく、 $\langle \rho \rangle$  が小さくなることを反映している。そして、その割合に応じてエネルギーの校正を行い、ハドロンスケールのエネルギーを得る。

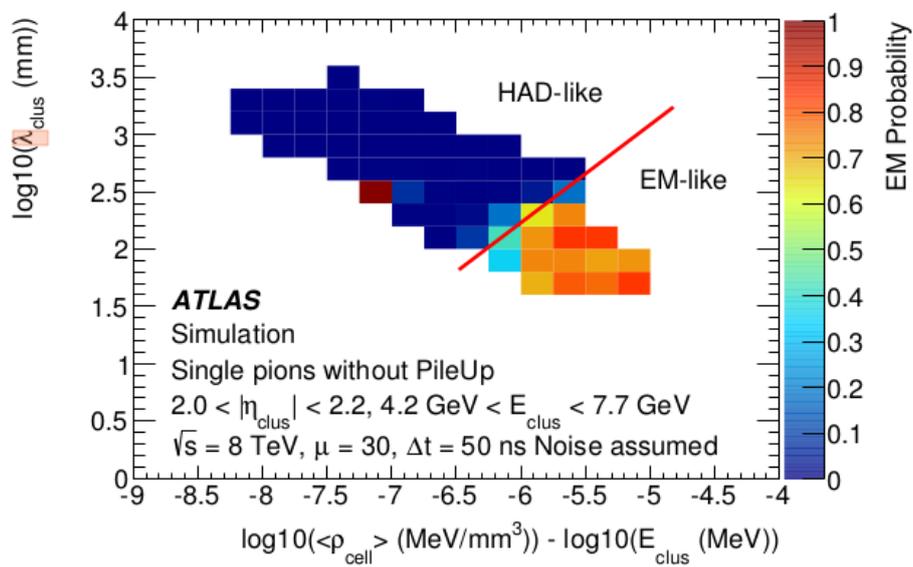


図 2.7 クラスターの電磁成分の割合 [6]. 横軸はエネルギーで規格化されたエネルギー密度, 縦軸はクラスターの中心の距離を示す. 縦横軸共に対数になっている. 右下が電磁相互作用, 左上がハドロンによる反応事象と定義する.

## 第 3 章

# LHC Run-2 における トポロジカルクラスタリングの性能評価

2016 年, 2017 年 と 2018 年に取得したデータについて, カロリメータトリガーにおけるトポロジカルクラスタリングアルゴリズムの性能評価を行った. 本章では具体的な性能評価の方法と, 結果について述べる. 今回の性能評価はオフライン, トリガー共に, LCW 4-2-0 トポクラスターを用いて行った. 2.3.2 節で述べたとおり, LCW 4-2-0 トポクラスターはジェットトリガーの入力として使われているトポクラスターである. また,  $|\eta| < 0.8$  の領域のみを用いて評価を行った. この領域では, 電磁カロリメータの吸収層に使われている鉛の厚さが同じである. その為, カロリメータのエネルギー測定の特徴が同じであり, エネルギー測定の精度が良い.

### 3.1 性能評価の方法

任意の 2 つのトポクラスターの距離  $\Delta R$  を, その 2 つのトポクラスターの位置の差  $\Delta\eta, \Delta\phi$  を用いて, 式 (3.1) と定義する.

$$\Delta R = \sqrt{(\Delta\eta)^2 + (\Delta\phi)^2}. \quad (3.1)$$

オフライン解析で得られたトポクラスターに対して, 距離  $\Delta R$  が十分に小さいトリガーのトポクラスターを探す. 最小の  $\Delta R$  の分布を図 3.1 に示す. この結果から, オフラインのトポクラスターに対して,  $\Delta R$  が最小となるトリガーのトポクラスターでかつ  $\Delta R_{\min} < 0.001$  を満たすものをオフラインのトポクラスターにマッチしたトリガーのトポクラスターとする.

トリガーのトポクラスターの性能を表す指標として, マッチするオフラインのトポクラスターに対する, 式 (3.2) で表される  $E_T$  の残差  $r$  を用いた (これを「(トリガーの) トポクラスターの分解能」と呼ぶ).

$$r = \frac{E_T(\text{オフライン}) - E_T(\text{トリガー})}{E_T(\text{トリガー})}. \quad (3.2)$$

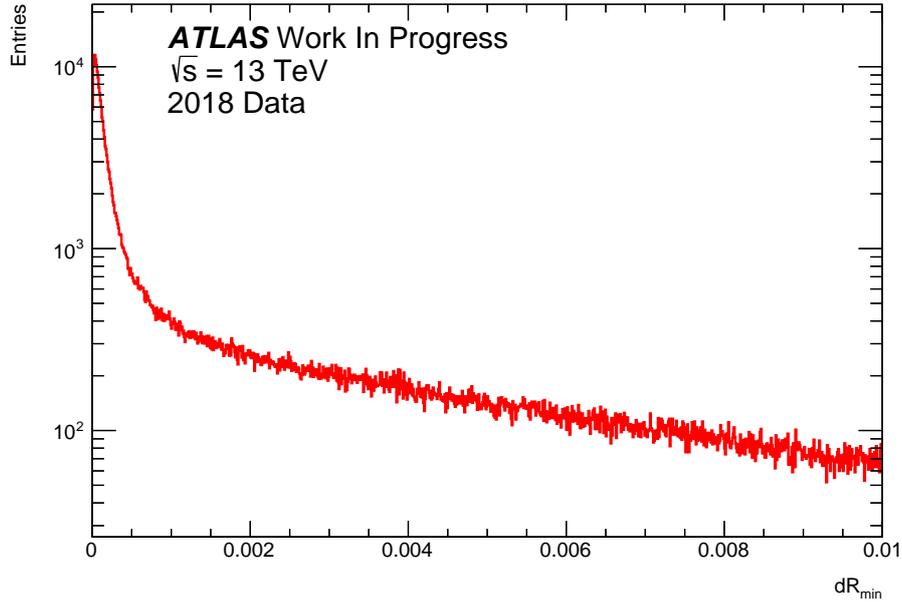


図 3.1 オフラインのトポクラスターと最近接しているトリガーのトポクラスターの距離  $\Delta R_{\min}$ .  $|\eta| < 0.8$ , LCW の 4-2-0 トポクラスターを用いた. 0.001 より小さいものを用いて解析を行う.

## 3.2 年ごとの比較

2015 年から 2018 年に ATLAS で取得したデータを用いてトリガーのトポクラスターの  $E_T$  の分解能を求めた. その結果を図 3.2 に示す. いずれの年についても, 分布のピークの位置が正の向きにずれており, トリガーの  $E_T$  がオフラインの  $E_T$  に対して系統的に低く見積もられている. また, 2017 年, 2018 年で 2015 年, 2016 年のデータよりも性能が良くなっていることが分かる.

2015 年と 2016 年については同じ手法によるトリガーのトポクラスターの分解能についての先行研究 [8] がある (図 3.3). この先行研究と比較すると 2015-2016 年のトリガーのトポクラスターの性能について全く一致していない.

ここで用いたデータは, 2017 年に大きくアップデートされた解析ソフトウェアを用いて, 2015 年と 2016 年についても再処理したものである.

アップデートされる以前のオフラインの再構成のソフトウェアを用いて同じトポクラスターの  $E_T$  の分解能の測定を行った結果が図 3.4 である (2017 年より後のデータについては 図 3.2 と同じものを示した). 2016 年の結果について 図 3.2 と比較すると, 図 3.4 の方が良い結果であることが分かる. また 2016 年についての結果は先行研究の図 3.3 と一致している. 図 3.2 と図 3.4 の間で 2016 年のデータに関して異なるのは使用したオフラインの再構成のソフトウェアのみである. この結果から 図 3.2 で見つかった問題は最新のオフライン再構成ソフトウェアへアップデートに起

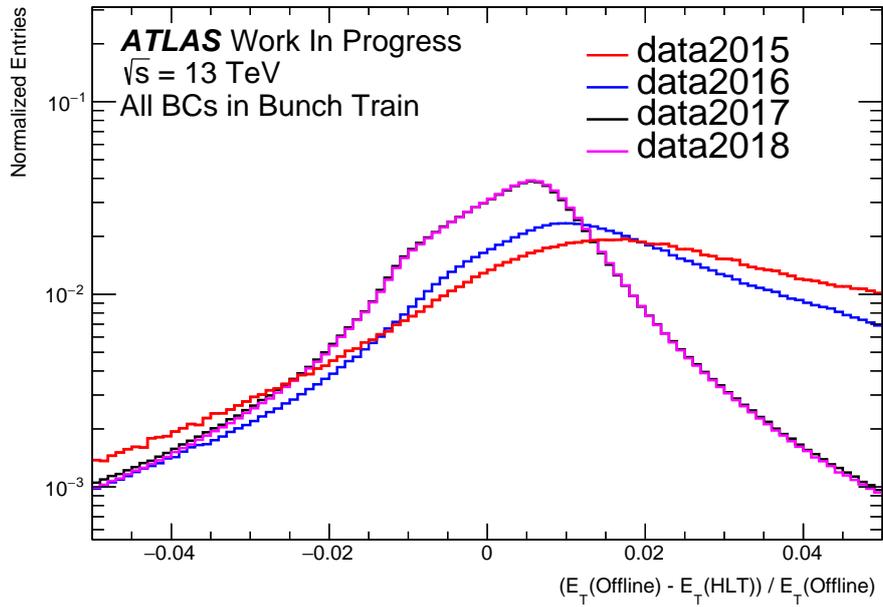


図 3.2 Run-2 2015 ~ 2018 年データのトポクラスターの  $E_T$  の分解能.  $|\eta| < 0.8$ ,  $dR < 0.001$  の LCW トポクラスターを用いた評価. オフラインのトポクラスターは最新の解析で用いられているもの. 横軸は  $E_T$  の残差  $r$ , 縦軸は全体の総数が 1 となるように規格化されたエントリー数である.

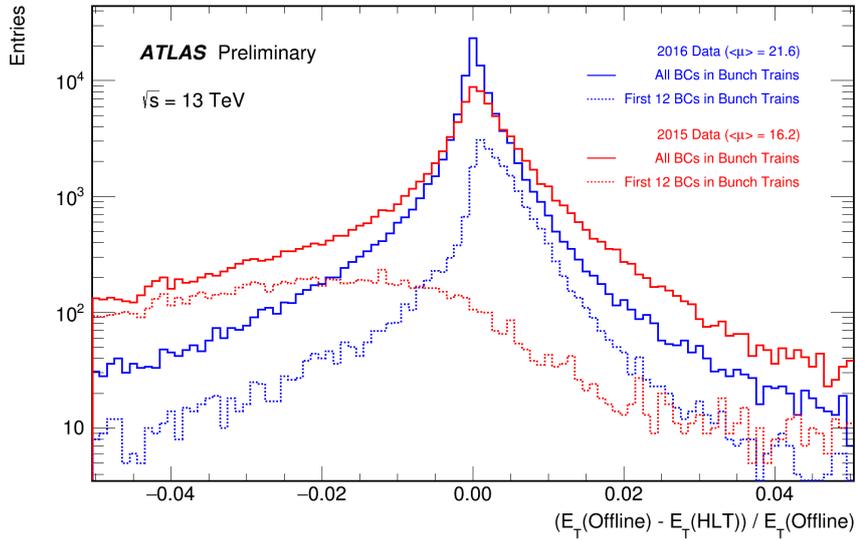


図 3.3 2015, 2016 年のトポクラスターの  $E_T$  の分解能の測定結果 [8]. 横軸は  $E_T$  の残差  $r$ , 縦軸はエントリー数である. LCW 4-2-0 トポクラスターを用いた評価. 2016 年からトリガーのセルエネルギーの再構成でアウトオブパイルアップの補正が導入された為, 2015 年と比べると 2016 年の分解能は向上した.

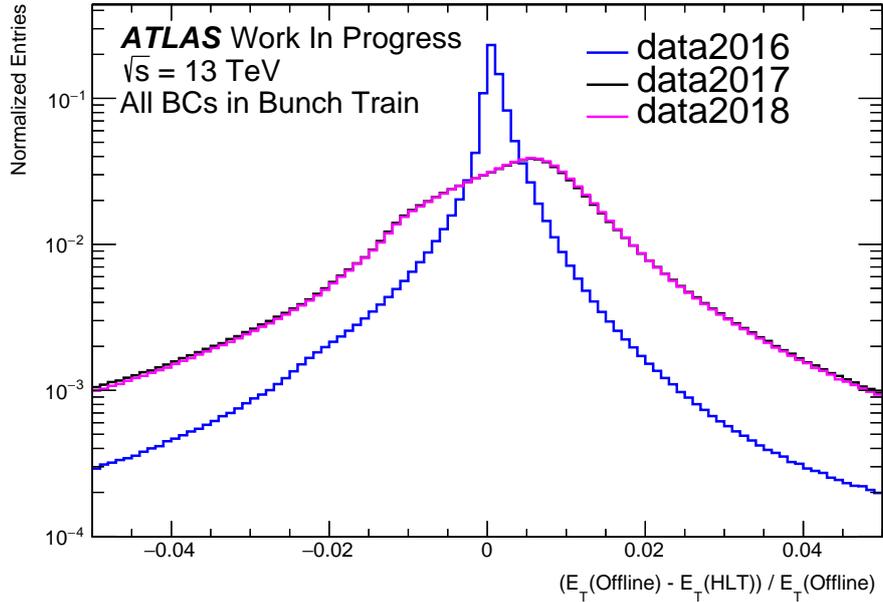


図 3.4 Run-2 2016 ~ 2018 年データのトポクラスタの  $E_T$  分解能.  $|\eta| < 0.8$ ,  $dR < 0.001$  の LCW トポクラスタを用いた評価. ただし, 2016 年データを用いたオフラインの再構成は 2016 年時点での再構成ソフトウェアを用いた. 横軸は  $E_T$  の残差  $r$ , 縦軸は全体の総数が 1 となるように規格化されたエントリー数である.

因する分解能の悪化であると言える. 次節以降ではこのオフラインの再構成のソフトウェアの変化による分解能への影響を確認した.

### 3.2.1 パイルアップによる影響

2.3.2 節で述べたように, LAr カロリメータでは信号を両極性信号として処理している. それに由来するアウトオブタイムパイルアップによって生じるノイズの影響が非常に大きい. トポクラスタを組む際のしきい値と LCW においてこの影響が考慮される. トポクラスタを組む際のしきい値の基準となるノイズの値は, 回路起源のノイズとパイルアップ起源のノイズの二乗和を用いている. アウトオブタイムパイルアップ起源のノイズは, パイルアップ数に比例して大きくなる. トポクラスタのパイルアップ起源のノイズは, 陽子・陽子相互作用の数の平均  $\langle \mu \rangle$  を仮定して固定された値を用いている. また, LCW の補正に用いられる値も  $\langle \mu \rangle$  の値を固定した MC によって算出された値を基に補正量が計算される.

2016 年のデータ取得の際までは,  $\langle \mu \rangle = 30$  のデータベース (これを「MU30」とよぶ) を用いてトリガーのトポクラスタの再構成を行っており, オフライン解析の際の再構成でも同じ値を用いていた. また 2017 年からのデータ取得では,  $\langle \mu \rangle = 40$  のデータベース (これを「MU40」とよぶ) を用いて再構成を行っており, 解析の際も同じ値を用いて再構成を行っている. これらのデータベースの更新に伴い, 2017 年以前のデータに関しても改めて MU40 を用いて再解析が実施され

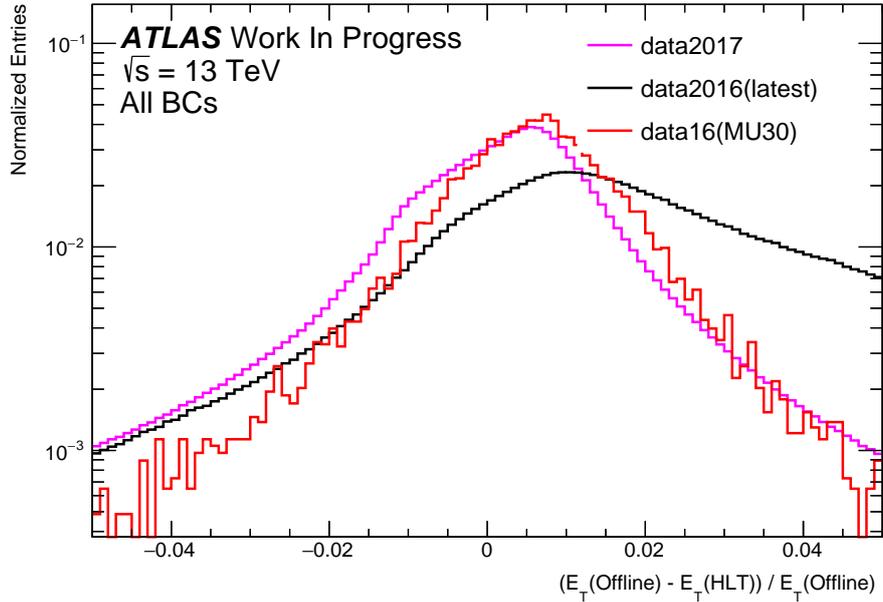


図 3.5 Run-2 2016 ~ 2018 年データのトポクラスターの  $E_T$  の分解能. 横軸は  $E_T$  の残差  $r$ , 縦軸は全体の総数が 1 となるように規格化されたエントリー数である. 凡例の data2017 は 2017 年データを, data2016(latest) は最新のオフライン再構成が行われた結果を, data2016(MU30) は 2016 年データでパイルアップをトリガーの条件と揃えたデータベースを使用し最新のオフライン再構成を行ったもの.  $|\eta| < 0.8$ ,  $dR < 0.001$  の LCW トポクラスターを用いた評価. オフラインのトポクラスターは最新の解析で用いられているもの. 2016 年のデータでパイルアップ条件を揃えた結果, 2017 年のデータと同等の分解能を示した.

た. これが 図 3.2 を作るのに用いたデータである. ただし, ここで再解析が行われたのはオフライン解析についてのみである. つまり, この 2016 年データについては, トリガーとトポクラスタリングでは MU30 を, オフライン解析では MU40 のデータベースを用いて再構成が行われたのである. 一方で 2017, 2018 年データについてはトリガー, オフラインの解析共に MU40 を用いたデータで評価を行った. 2016 年データでのみ, トリガーとオフラインの解析で異なったトポクラスターのデータベースによって再構成が行われている.

2016 年データのオフラインの再構成に関して, トリガーの再構成の条件に合わせて MU30 のデータベースを用いて再構成を行った結果が図 3.5 である. これを見ると, 2016 年と 2017 年の分解能の間には大きな差異が見られなくなった. 図 3.2 で示した 2017 年以降の分解能が改善しているのは, 最新のオフラインの再構成のアップデートがトリガーとの条件と無関係であった為である. つまり, トリガーとオフラインでパイルアップに関して条件を揃えれば, 2016 年から 2018 年までほぼ同じ分解能であるといえる.

ただし, このパイルアップによる影響を加味しても以前のオフラインの再構成ソフトウェアを用いた結果は再現はしていない. つまり, 2016 年データでの 図 3.2 と図 3.4 の違いはこれ以外のオフラインの再構成ソフトウェアのアップデートによるものと分かる.

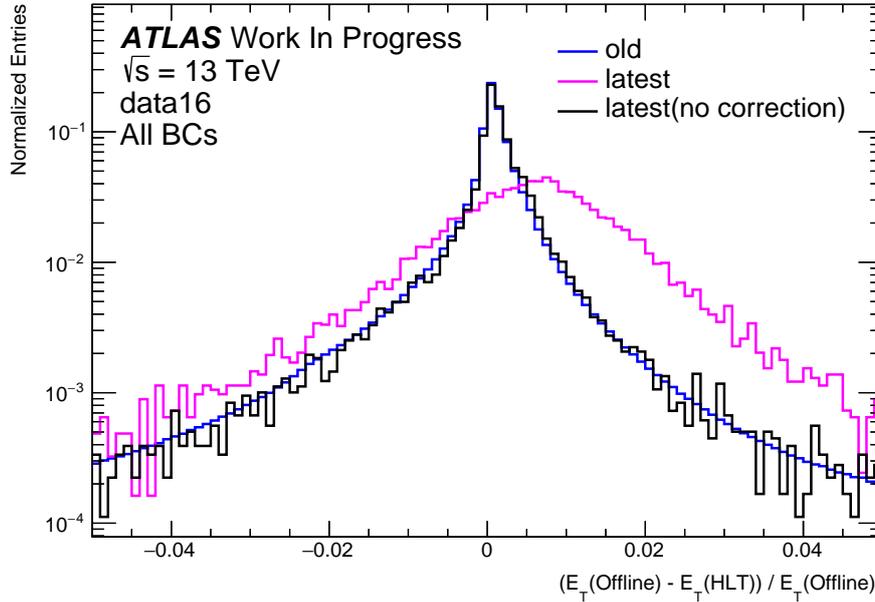


図 3.6 Run-2 2016 年データのトポクラスターの  $E_T$  の分解能. 横軸は  $E_T$  の残差  $r$ , 縦軸は全体の総数が 1 となるように規格化されたエントリー数である. 凡例の old はオフラインの再構成ソフトウェアが 2016 年時点のもの, latest は最新のものを使用し, パイルアップについてはトリガーと条件を揃えたもの, latest(no correction) は最新のものを使用し, パイルアップについてはトリガーと条件を揃えた上でセル補正を無効にしたもの.  $|\eta| < 0.8$ ,  $dR < 0.001$  の LCW トポクラスターを用いた評価. オフラインのトポクラスターは最新の解析で用いられているもの. セル補正を無効にすることで, 最新のオフライン再構成ソフトウェアでも, 2016 年時点の再構成ソフトウェアと同等な性能が得られる事が分かる.

### 3.2.2 セル補正

2017 年からのオフラインのトポクラスターの再構成にセルのエネルギーに対する補正が導入された. 詳細は 4 章で述べるが, この補正は  $Z \rightarrow ee$  事象の測定におけるデータと MC シミュレーションの差を吸収するために導入された. この補正はトリガーの再構成には導入されていない. ただし, 2016 年データについても最新のオフラインの再構成ソフトウェアを用いた場合はこの補正が有効になっている. 図 3.2 ではオフラインの再構成にはいずれにもセル補正が導入されていて, トリガーの再構成には導入されていない. 図 3.3 で示した 2015 年, 2016 年のデータではトリガーとオフラインの再構成のどちらにもこれらの補正は導入されていない.

2016 年データを最新のオフラインの再構成で処理し, このセル補正を入れなかった場合の結果が図 3.6 である. 2016 年時点でのソフトウェアとほぼ同じ分解能を示している.

つまり, オフラインの再構成に補正が入れられた結果, 最新の再構成ソフトウェアを用いるとトリガーの  $E_T$  の分解能が悪化するということになる. より正しくは, トリガーの再構成に関する変更はなく, オフラインの再構成の性能の向上によってトリガーとオフラインのトポクラスターの間

表 3.1 2016 年データでの、オフラインのセル補正をした場合としていない場合における  $E_T$  残差分布の平均値と標準分散の比較.

図 3.6 の凡例	セル補正なし latest(no correction)	セル補正あり latest
平均値	0.000552 +- 0.000001	0.001973 +- 0.000026
標準分散	0.007843 +- 0.000001	0.014212 +- 0.000018

でのエネルギー計算結果の乖離が大きくなったということである.

図 3.6 で示した 2016 年データでのセル補正の有無による違いについて, 分布の平均値と標準分散を表 3.1 に示す. セル補正の導入によって, 平均値で見るとズレが大きくなり 4 倍の, また標準分散で見ると 1.8 倍ほど大きくなったことが分かる. 一方で, これはあくまでトリガーにセル補正が入っていないことによる違いであるため, セル補正をトリガーにも導入することで分解能が改善する事が見込まれる. 次章からは, トリガーの再構成ソフトウェアにおいてセル補正を実装し, 性能の改善を評価していく.

## 第 4 章

# セルエネルギー補正の実装

### 4.1 オフライン再構成におけるセルエネルギー補正

実データとモンテカルロ・シミュレーション (MC) を用いたセルエネルギーの補正として、 $Z \rightarrow ee$  と  $Z \rightarrow \mu\mu$  の二種類のイベントを用いた補正を行う。

まず  $Z \rightarrow \mu\mu$  を用いてカロリメータの第一層と第二層の間の補正を行う。ミュオンがカロリメータを通過する際に落とすエネルギーはランダウ分布に従い、これにノイズの分布を畳み込んだ分布が測定されるエネルギーの分布になる。フィッティングで求めたランダウ分布の Most Probable Value (MPV) を、MC のカロリメータの第一層であれば  $\langle E_1^{\text{MC}} \rangle$  のように書く、この時に

$$\alpha_{1/2} = \frac{\langle E_1^{\text{data}} \rangle / \langle E_1^{\text{MC}} \rangle}{\langle E_2^{\text{data}} \rangle / \langle E_2^{\text{MC}} \rangle}$$

として  $\alpha_{1/2}$  を定義する。

この測定結果は図 4.1 である。この結果を用いて、第二層のセルエネルギーに  $\alpha_{1/2}$  を掛けて補正を行う。

$Z \rightarrow ee$  を用いた補正では、前述の補正を掛けたエネルギーに対して、MC とデータの違いを

$$E^{\text{data}} = E^{\text{MC}}(1 + \alpha_i)$$

と定義する。ここで、 $\alpha_i$  の添字  $i$  は  $\eta$  の領域を指すものとする。 $Z \rightarrow ee$  で測定される 2 つの電子は領域  $i, j$  にあるとすると、不変質量は

$$m_{ij}^{\text{data}} = m_{ij}^{\text{MC}}(1 + \alpha_{ij})$$

という関係が近似的になりたつ。ただし、ここで  $\alpha_{ij} = \frac{\alpha_i + \alpha_j}{2}$  とおく。測定される電子の  $\eta$  の領域毎に不変質量を計算し  $Z$  の質量ピークを測定して、行列  $\alpha_{ij}$  の各要素を求める。これらに対して、 $\chi^2$  が最小になるように  $\alpha_i$  を決める。この測定結果が図 4.2 である。測定されるエネルギーに対しては  $\frac{1}{1 + \alpha_i}$  を掛ける補正をする。

以上の 2 つの補正を併せて、各セル毎に補正前のエネルギーに対する補正後のエネルギーの比として補正係数として求める。このようにして求めた補正係数が図 4.3 である。

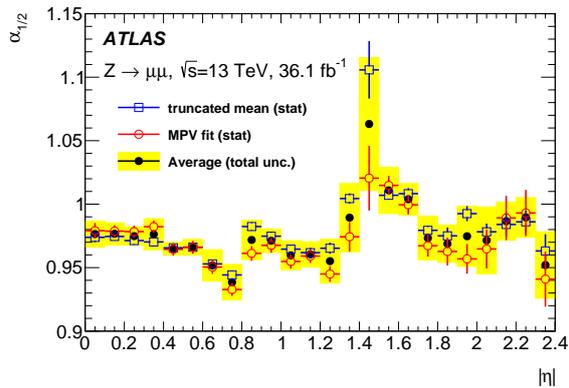


図 4.1  $\alpha_{1/2}$  の  $\eta$  の測定結果 [11]. 青点で示しているのは異なるフィッティング方法によって求めた結果.

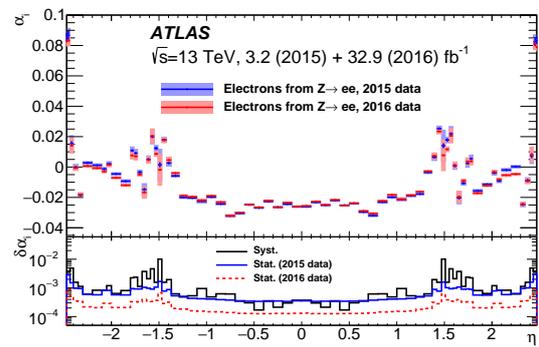


図 4.2 補正係数  $\alpha$  を  $\eta$  の関数として示す [11].

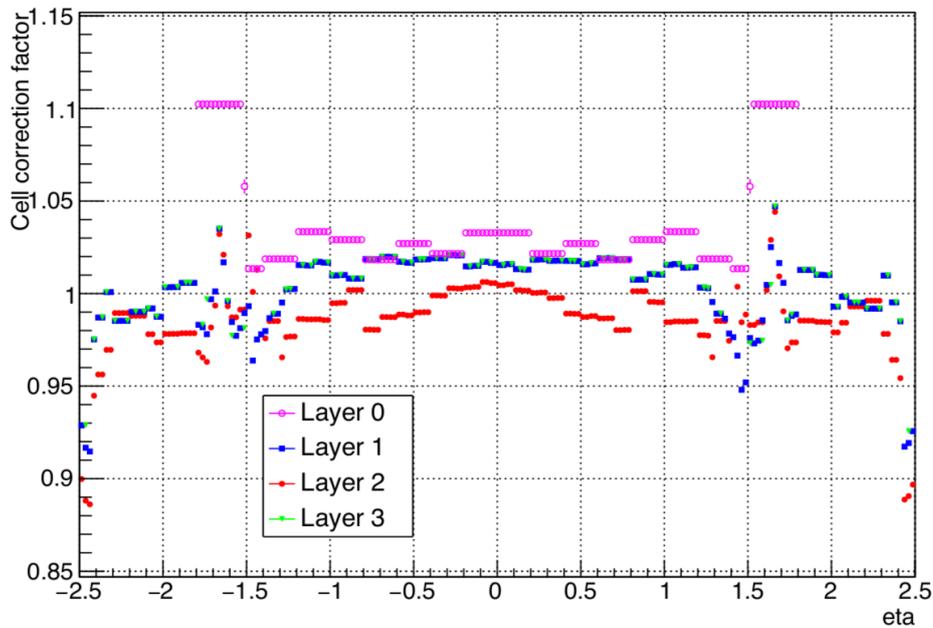


図 4.3 オフラインのセル補正の補正係数. カロリメータのレイヤー毎に,  $\eta$  の関数として示す.

## 4.2 トリガーへのセルエネルギー補正の実装

オフラインのセルエネルギー補正を行っている部分を図 4.4 に示す. この実装では, カロリメータの各セル毎に補正係数をデータベースから読み出し補正を行っている. これをトリガーソフトウェア上に追加してもデータベースのアクセスに時間がかかり, トリガーの処理時間の制限内に終わることができない.

同じようにセルごとに高速な補正を行っているアウトオブタイムパイルアップの補正を参考に

```

CaloCellContainer::iterator it=theCaloCellContainer->begin();
CaloCellContainer::iterator it_e=theCaloCellContainer->end();
for(;it!=it_e;++it) {
    CaloCell* theCell=(*it);
    const IdentifierHash& hash_id=theCell->caloDDE()->calo_hash();
    if (hash_id<m_corrValues->getNChans()) {
const float& scale= m_corrValues->getData(hash_id,0,0);
theCell->setEnergy(theCell->energy()*scale);
    }//end if hash_id<NChans
};//end loop over cells

```

図 4.4 オフラインのセル補正の実装. scale 変数が実際のセルの補正係数を示す.

し、トリガー用のセル補正を実装した。

今回のセル補正の実装は、単純にセルごとの補正係数を保持するテーブルを用意し、初期化時点でデータベースから補正係数を読み出しを行った。測定が一度開始するとこれらの補正係数は変わらないため、トリガーの各イベントの処理ではこれらのテーブルからのセルごとの補正值を読み出し、補正を行うように実装を行った。セル補正に使用される補正係数はオフラインで使用されるデータベースを読み出して、全く同一のものを利用した。

## 第 5 章

# セルエネルギー補正の導入による性能評価

本研究で実装したセル補正に関して, Run-2 の 2018 年データを用いて計算時間の測定並びに性能の変化について確認を行った.

### 5.1 計算実行時間の測定

#### 5.1.1 計算時間の測定方法

セル再構成を行う TriggerCaloCellMaker\_FS というアルゴリズムに対して, セル補正を実装した. 今回はこのアルゴリズムの CPU 使用時間を測定することにより, 計算時間の測定を行った. また, 他のプログラム等の影響がないかを確認するために, 今回の実装による影響が少ないトポロジカルクラスタリングアルゴリズムを行う TopoCaloClusterMaker\_topo\_FS を参照した. Run-2 の 2018 年データを用いて, 実装したセル補正を導入した場合としなかった場合における各アルゴリズム毎の実際の経過時間を測定をした. ここで, 実際の経過時間とは, アルゴリズム開始時点の時刻と終了時点での時刻の差である. そのため, 実際にそのアルゴリズムの為に使用された CPU の時間とは一致せず, 他のプログラム等の影響によって変動することがある. また, 他のプログラムの影響が双方のアルゴリズムに対しては同じ割合で影響すると考えると, それらの比をとることにより他のプログラムによる影響を無視することができる.

#### 5.1.2 計算時間の測定結果

それぞれのアルゴリズムの測定結果は図 5.1, 図 5.2 のようになった. これらの平均値およびそれらの比は表 5.1 となる. セル補正の導入により計算時間は延びているが, 問題となるような大きさでないことがわかる.

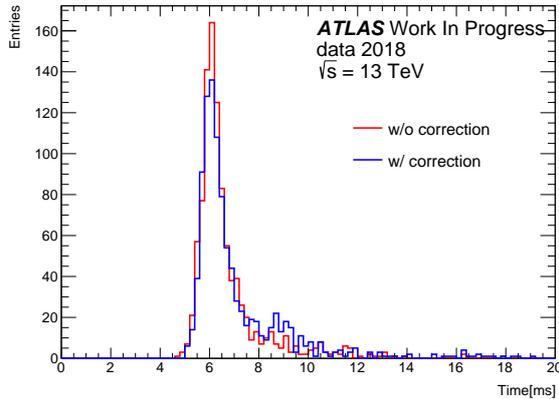


図 5.1 TriggerCaloCellMaker\_FS の計算時間の測定結果

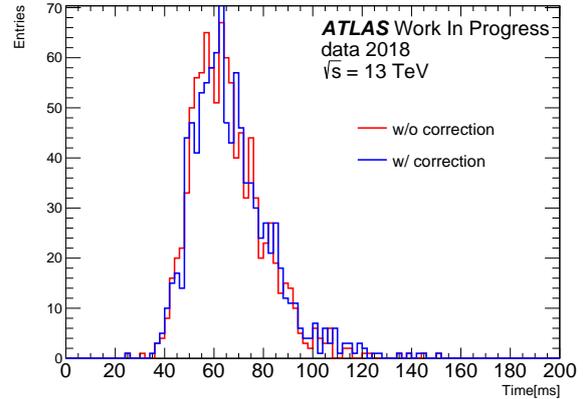


図 5.2 TopoClusterMaker\_topo\_FS の計算時間の測定結果

表 5.1 セル補正の導入の有無による 1 イベント辺りの計算実行時間の比較

計算時間 (ms/event)	セル補正なし	セル補正あり	変化
TriggerCaloCellMaker_FS	$6.69 \pm 0.05$	$7.09 \pm 0.06$	$+0.40 \pm 0.08$
TopoCaloClusterMaker_topo_FS(参照)	$65.8 \pm 0.5$	$67.1 \pm 0.5$	$+1.3 \pm 0.7$
比	$0.102 \pm 0.001$	$0.105 \pm 0.001$	$+0.003 \pm 0.002$

## 5.2 トポクラスターへの影響

Run-2 2018 年データを用いて、トリガー再構成にセル補正を導入した場合についてセル補正を導入しなかった場合と比較し、影響を評価した。

### 5.2.1 2018 年データにおけるセル補正の導入の有無による比較

2018 年データにセルエネルギー補正を導入したトリガーの再構成を実行したデータと通常の 2018 年データのトポクラスターの  $E_T$  の分解能の比較を行った。その結果が図 5.3 である。トリガーの再構成にセルエネルギー補正を導入すると分解能が改善した。また、分布の平均値ならびに標準分散について表 5.2 に示した。平均値の 0 からのズレが約 45% 抑えられえている。また、標準偏差としても約 15% の改善が見られる。一方で、表 3.1 から期待された程の改善が見られず、いずれの値もほぼ倍程度一致が悪くなっている。これについて、次節で考察する。

### 5.2.2 2016 年データを用いた検証

前節で述べたように、セル補正導入による性能改善が期待されるよりもやや悪くなったことの原因を探るため、2016 年データと 2018 年データでの比較を行う。

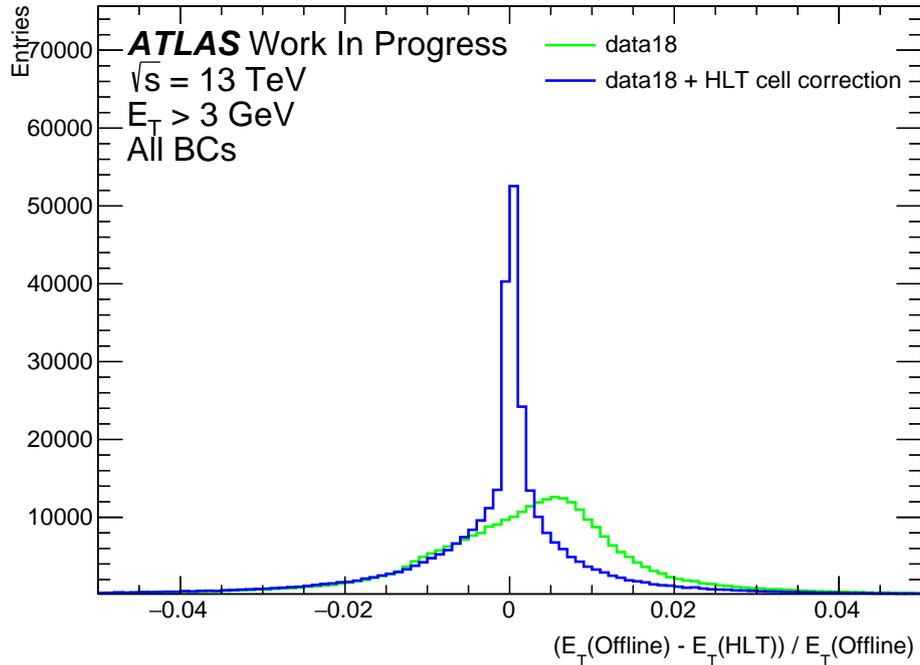


図 5.3 Run-2 2018 年データを用いた、セル補正の実装した場合と実装しない場合のトポクラスタの  $E_T$  分解能の比較. 凡例の data18 は 2018 年データそのままのデータを使用したもの、data18+HLT cell correction はセル補正を導入したトリガー再構成を実行したデータを用いた. セル補正を導入したトリガー再構成では分解能が改善している.

表 5.2 Run-2 2018 年データを用いた、セル補正の実装した場合と実装しない場合におけるトポクラスタの  $E_T$  の残差分布の平均値と標準分散の比較.

	セル補正導入なし	セル補正導入あり
平均値	$0.001973 \pm 0.000026$	$-0.001069 \pm 0.000021$
標準分散	$0.014212 \pm 0.000018$	$0.012188 \pm 0.000015$

2016 年データに 2018 年現在使われているトリガーの再構成の処理を行った. ただし, トリガーの再構成にセル補正を導入せず, またオフラインの再構成においてもセル補正を導入しなかった. 結果は図 5.4 である. 2016 年データを用いてセル補正を導入しなかった場合に今回の研究によるセル補正の実装と同様な結果を再現していることが分かる. すなわち, 期待されるほどの改善が見られなかったのはセル補正に起因するものではないことが分かる. セル補正をトリガーソフトウェアに適切に実装できていることが確認できた. この結果が 2016 年の先行研究の結果と一致しないのは 2017 年以降で用いられているトリガーの再構成に関する処理の違いが存在するためである. これらの違いを適切にトリガーのソフトウェアに取り込むことは今後の課題である.

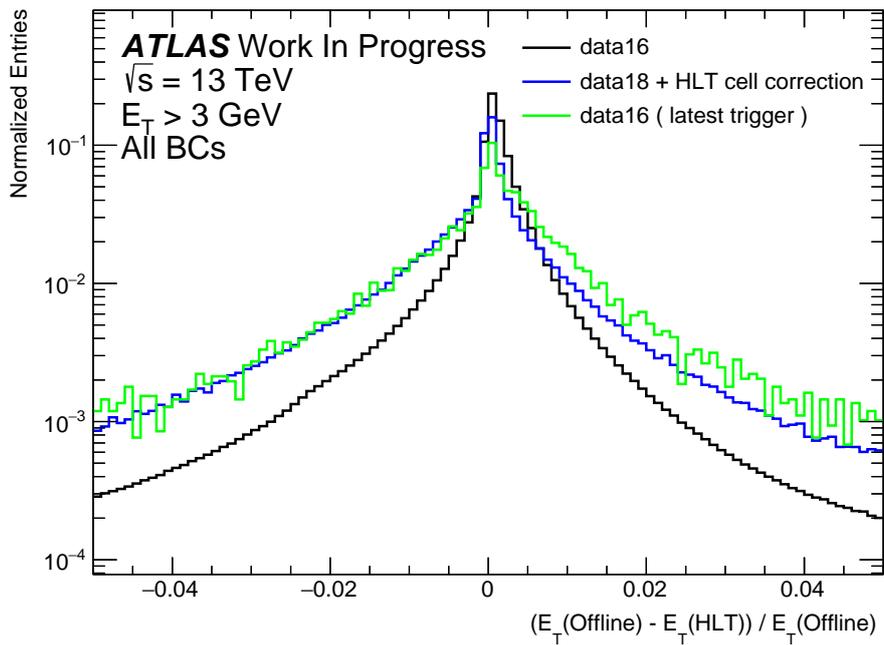


図 5.4 2016 年データでの現行のトリガーの再構成によるトポクラスターの  $E_T$  分解能の比較. 凡例の data18+HLT cell correction はセル補正を導入したトリガー再構成を実行したデータを用いたもの, data16 は 2016 年データを 2016 年時点のオフライン再構成ソフトウェアで処理をしたもの, data16(latest trigger) が 2016 年データに対して現行のトリガーの再構成の処理を行ったもの, ただしセル補正はトリガーとオフラインの再構成のどちらにも使用されていない. セル補正の導入の有無によらず, 最新のトリガーの再構成ソフトウェアを用いたトリガーの再構成を実施すると, 古いものに比べて分解能が悪くなった.

## 第 6 章

# 結論と今後の展望

Run-2 の 2016 年から 2018 年まで取得したデータについて、オフライン解析との比較により、トリガーのトポロジカルクラスタリングアルゴリズムのエネルギー測定の性能評価を行った。この結果、2017 年以降においてオフラインの解析結果とのズレが大きくなっていることが確認された。先行研究の結果と比べ、平均値のシフトが約 4 倍、標準分散として約 1.8 倍悪くなっていた。これは 2017 年にオフラインの再構成においてカロリメータのセルエネルギーに実データと MC を合わせるための補正が導入されたことによるものであった。

今回は、これらの補正をトリガーに導入することによる Run-3 以降におけるカロリメータトリガーの改良を目指した。トリガーの許容される範囲内での計算時間内で実行可能なものの実装を行った。計算時間を測定したところ、補正を導入する以前のものに比較して、3% 程度の計算時間の増加に収まっており問題はなかった。

2018 年のデータを用いて、トポロジカルクラスタリングアルゴリズムについてトリガーにセル補正を導入した場合としなかった場合について性能の比較を行った。結果、トリガーにセル補正を導入した場合には、導入しなかった場合と比べて平均値のシフトが約 45 % に抑えられ標準分散では約 15 % の改善が見られた。この結果によりオフラインの解析にセル補正が使用される以前と同等程度まで改善していることを確認した。

今後は、本研究で取り込むことの出来なかった点についてトリガーのソフトウェアに取り込みトポクスターの性能向上を目指す。そして、本研究の成果と合わせて、Run-3 でトポクスターの情報をもとにするトリガーの性能を向上を目指す。また性能をデータ取得中にリアルタイムでチェックできるような機構の構築を行っていく。

# 謝辞

本研究でお世話になった方々に、この場を借りて感謝したいと思います。

## 参考文献

- [1] ATLAS Collaboration, Combined measurements of Higgs boson production and decay using up to  $80 \text{ fb}^{-1}$  of proton-proton collision data at  $\sqrt{s} = 13 \text{ TeV}$  collected with the ATLAS experiment, *Phys. Rev. D* **101**, 012002 (2020).
- [2] ATLAS Collaboration, The ATLAS Experiment at the CERN Large Hadron Collider, *JINST* **3**, S08003 (2008).
- [3] ATLAS Collaboration, ATLAS Liquid Argon Calorimeter Phase-I Upgrade Technical Design Report, Report No. ATLAS-TDR-22, 2013, <https://cds.cern.ch/record/1602230>.
- [4] ATLAS Collaboration, Performance of the ATLAS Trigger System in 2015, *Eur. Phys. J. C* **77**, 317 (2017).
- [5] ATLAS Collaboration, LArCaloPublicResults2015, <https://twiki.cern.ch/twiki/bin/view/AtlasPublic/LArCaloPublicResults2015> [29. Jan. 2020]
- [6] ATLAS Collaboration, Topological cell clustering in the ATLAS calorimeters and its performance in LHC Run 1, *Eur. Phys. J. C* **77**, 490 (2017).
- [7] C. Grupen and B. Shwartz, *Particle Detectors*, Cambridge: Cambridge University Press, 2008.
- [8] ATLAS Collaboration, Trigger Menu in 2016, Report No. ATL-DAQ-PUB-2017-001, 2017, <http://cds.cern.ch/record/2242069>.
- [9] ATLAS Collaboration, ATLAS High-Level Trigger algorithms for Run-2 data-taking, Report No. ATL-DAQ-PROC-2015-018, 2015, <https://cds.cern.ch/record/2016651>.
- [10] ATLAS Collaboration, Electron and photon energy calibration with the ATLAS detector using LHC Run 1 data, *Eur. Phys. J. C* **74**, 3071 (2014).
- [11] ATLAS Collaboration, Electron and photon energy calibration with the ATLAS detector using 20152016 LHC proton-proton collision data, *JINST* **14**, P03017 (2019).