

修士論文
LHC-ATLAS 実験におけるタウ粒子対のスピ
ンを活用したヒッグス粒子と Z 粒子の分離
に関する研究

京都大学大学院理学研究科物理学・宇宙物理学専攻
物理学第二分野 高エネルギー物理学研究室
鴛原泰輝

2026 年 2 月 27 日

概要

ヒッグスポテンシャルの形状は真空の安定性や電弱相転移と密接に関係しており、その詳細な理解は標準模型の検証や新物理の探索において重要である。しかし、その形状は未だ実験的に決定されておらず、ヒッグス自己結合定数の精密測定が鍵となる。自己結合定数を測定するためには、ヒッグス粒子 (h) が 2 つ同時に生成されるヒッグス粒子対生成過程を観測し、その信号強度や力学的分布を測定する必要がある。片方のヒッグス粒子がボトムクォーク対、もう片方のヒッグス粒子がタウ粒子対に崩壊するモード ($hh \rightarrow b\bar{b}\tau\tau$) はヒッグス粒子対生成の中でも崩壊分岐比が比較的高く、背景事象も少ないため発見および精密測定を行う上での最有力候補として注目されている。一方で、ヒッグス粒子対生成の断面積は単一ヒッグス生成と比べて極めて小さく、探索は依然として困難である。現在のヒッグス粒子対生成事象の探索では、ヒッグス粒子と背景事象 (主に Z 粒子) を区別するために、タウ粒子対の不変質量やタウ粒子の力学的特徴を使って分離してきた。

本研究では、これらとは独立な情報であるヒッグス粒子 (スピン 0) と Z 粒子 (スピン 1) のスピンの違いに着目し、その差異から生じるタウ粒子のヘリシティ情報を用いた新たな識別手法を開発した。親粒子のスピン情報はタウ粒子対の崩壊構造に反映されるが、この情報は従来の解析ではほとんど活用されていない。本研究では、スピンの違いのみに起因する情報を抽出し、それを用いた分離アルゴリズムの開発と、その分離性能を評価した。機械学習の訓練には $h \rightarrow \tau\tau$ および $Z \rightarrow \tau\tau$ の MC シミュレーションサンプルを使用し、Boosted Decision Tree (BDT) と Graph Neural Network (GNN) を適用した。タウ粒子の崩壊モードごとに個別に訓練を行い、それぞれの分岐比で重み付けを行うことで総合的な分離性能を評価した。その結果、信号効率を 70 % に設定した場合、背景事象を約 47 % 除去できることが示された。

さらに、より現実的な ATLAS 検出器の検出器シミュレーションを含んだサンプルも使った性能評価も行った。その結果、タウ粒子の崩壊モードを誤って判定する事象がノイズとなり分離精度が低下することが判明した。

LHC では、2030 年から高輝度 LHC の運転が予定されており、大幅な統計量の増加が見込まれており、ヒッグス対生成の発見と測定が実施されることが期待されている。高輝度 LHC におけるヒッグス粒子対生成事象の探索予測に、本研究の手法を組み合わせることで、タウ粒子対が共にハドロンに崩壊する事象において、約 5 % の感度向上が見込まれる。これは、11 % のデータ増加つまり、約 1 年分の運転に相当する改善である。

目次

1	イントロダクション	9
1.1	標準模型	9
1.2	ゲージ理論	10
1.3	ヒッグス機構	11
1.4	ヒッグス粒子	12
1.4.1	ヒッグス粒子の生成	12
1.4.2	ヒッグス粒子の崩壊	13
1.5	ヒッグスポテンシャルの形状	15
1.5.1	ヒッグス粒子対生成事象	15
1.5.2	LHC-ATLAS 実験における探索状況	16
1.5.3	$bb\tau\tau$ チャンネル	18
1.6	本論文の構成	20
2	LHC-ATLAS 実験	20
2.1	Large Hadron Collider	20
2.2	ATLAS 検出器	24
2.2.1	ATLAS 検出器の座標系	24
2.2.2	内部飛跡検出器	24
2.2.3	カロリメータ	27
2.2.4	ミューオン検出器	28
2.2.5	トリガー	29
3	タウ粒子	29
3.1	タウ粒子の崩壊	29
3.2	$h \rightarrow \tau\tau$ と $Z \rightarrow \tau\tau$ におけるタウ粒子のスピン の差異	30
3.2.1	ヒッグス粒子の場合	30
3.2.2	Z 粒子の場合	31
3.3	タウ粒子のスピン	33
3.3.1	1p 崩壊モード	33
3.3.2	1pn 崩壊モード	33
3.3.3	3p 崩壊モード	35
3.3.4	lepton 崩壊モード	38
3.4	タウ粒子対のスピン	38
4	ATLAS 検出器での粒子の再構成手法	39

4.1	荷電粒子飛跡の再構成	39
4.2	タウ粒子の再構成	41
4.2.1	タウ候補ジェットの再構成	41
4.2.2	Primary Vertex の補正	42
4.2.3	トラック識別	42
4.2.4	偽粒子との識別	43
4.2.5	パイオンの再構成	45
4.2.6	崩壊モード判定	46
4.3	消失横運動量の再構成	46
4.3.1	Overlap removal	46
4.3.2	消失横運動量の再構成	47
5	スピンを用いたヒッグス粒子と Z 粒子の分離アルゴリズム	48
5.1	訓練用サンプル	48
5.1.1	サンプル生成	49
5.1.2	検出器分解能	50
5.1.3	横運動量の均一化	50
5.2	Graph Neural Network (GNN)	52
5.2.1	グラフデータの定義	52
5.2.2	GNN の種類	52
5.2.3	Graph Attention Networks (GAT)	52
5.3	機械学習のセットアップ	53
5.3.1	入力変数	53
5.3.2	GNN のセットアップ	55
5.4	訓練結果	57
5.4.1	GNN の訓練結果	57
5.4.2	アウトプットスコアの規格化	57
6	ATLAS 検出器シミュレーションデータを用いた性能評価	60
6.1	ATLAS 検出器シミュレーションデータ	60
6.2	性能評価の結果	61
6.3	訓練データとの差異の影響	63
6.3.1	崩壊モードの違いについて	63
6.3.2	検出器分解能の影響	64
6.3.3	タウ粒子崩壊中間状態の質量共鳴を用いた崩壊モード同定率の改善	65
7	ヒッグス粒子対生成事象の探索に与える影響	66
7.1	High-Luminosity LHC (HL-LHC) における感度予想	66

7.2	見込まれる感度改善	67
7.3	本研究の意義と将来の展望	71
8	結論	73
付録 A	BDT を用いたヒッグス粒子と Z 粒子の分離アルゴリズム	74
A.1	Boosted Decision Tree (BDT)	74
A.1.1	BDT のセットアップ	75
A.1.2	BDT の訓練結果	75
付録 B	BDT スコア, GNN スコア	77
付録 C	崩壊モードの誤認の影響の緩和	84

図目次

1.1	標準模型の粒子一覧 [2].	9
1.2	LHC における単一ヒッグス粒子の主な生成過程.	13
1.3	pp 衝突でのヒッグス粒子の生成断面積. 横軸は pp の重心エネルギー [14].	14
1.4	ヒッグス粒子の崩壊分岐比. 横軸はヒッグス粒子の質量を表す [2].	15
1.5	LHC におけるヒッグス粒子対の主な生成過程 [16].	16
1.6	LHC-ATLAS 実験でのヒッグス粒子対生成事象の信号上限 [17].	16
1.7	ヒッグス粒子対生成事象の崩壊分岐比 [19].	17
1.8	Collinear 近似の概略図.	19
1.9	再構成された質量分布.	19
2.1	LHC とその前段加速器システム [22].	21
2.2	LHC Run 3 での積分ルミノシティの分布. LHC Delivered は LHC が ATLAS 検出器に提供した積分ルミノシティで, データ収集が可能な最大量を表す. ATLAS Recorded は ATLAS 検出器が実際にデータ取得に成功した積分ルミノシティを表す [23].	21
2.3	2025 年 1 月時点での LHC の運転スケジュール [24].	22
2.4	ATLAS 検出器の概要 [25].	23
2.5	ATLAS 検出器の構造と各検出器がターゲットとする粒子種の概要 [26].	23
2.6	ATLAS 検出器で用いられる座標系 [27].	25
2.7	内部検出器の概略図 [25].	26
2.8	内部飛跡検出器の断面図 [25].	26
2.9	カロリメータの構造 [25].	27
2.10	ミューオン検出器の構造 [25].	28
3.1	タウ粒子の崩壊のダイアグラム. (a) レプトン崩壊. (b) ハドロン崩壊 [30].	29
3.2	ヒッグス粒子と Z 粒子のとりうるスピン分布. 単線の実線矢印は飛行方向を示し, 二重線の実線矢印は方向を示す [35].	32
3.3	$1p$ 崩壊モードの崩壊図. 太い矢印は粒子のヘリシティを示す [30].	33
3.4	$1pn$ 崩壊モードにおける $\cos\theta$ の概略図 [30].	34
3.5	$1p$ 崩壊モード (a) と $1pn$ 崩壊モード (b) におけるエネルギー比 x 分布. 左巻き (ピンク) と右巻き (青) に分類して示す [30].	34
3.6	$1pn$ 崩壊モードにおける helicity angle ψ の概略図 [30].	34
3.7	$1pn$ 崩壊モードにおける $\cos\theta$ の分布図. 左巻き (ピンク) と右巻き (青) に分類して示す [30].	35
3.8	角度 γ と β の定義 [36].	37

3.9	角度 θ, β の 3p 崩壊モードにおける画像. 上がヘリシティ =1, 下がヘリシティ = -1 [36].	37
3.10	電子崩壊 (a) およびミューオン崩壊 (b) におけるエネルギー比 x の分布を, 左巻き (ピンク) と右巻き (青) に分類して示す [30].	38
3.11	1p1p 崩壊モードにおけるタウ粒子対のエネルギー比 x の 2 次元分布	39
3.12	1pn1pn 崩壊モードにおけるタウ粒子対の $\cos\psi$ の 2 次元分布	39
4.1	飛跡のパラメータの概要図 [40].	41
4.2	本論文における各節と対応するタウ粒子再構成処理の流れ	42
4.3	MC シミュレーションを用いたトラック識別の精度 (左: truth 1-prong tau、右: truth 3-prong tau) [42]	44
4.4	MC シミュレーションにおいて, 真のハドロニックタウに再構成できたタウ粒子由来のトラックの本数 [42].	44
4.5	MC シミュレーションにおけるタウ粒子の識別精度 [42].	45
4.6	MC シミュレーションを用いて再構成された π^0 のエネルギー分解能 [43]. 黒線が TPF, 赤と青は以前使われていた手法の精度を表す.	46
4.7	崩壊モードの識別精度 [42].	47
5.1	d_0 と MET の分解能分布. smear 後の値を smear 前の真値で割った値を示す. . .	50
5.2	均一化を行った後のヒッグス粒子の p_T 分布.	51
5.3	機械学習モデルの h/Z p_T 依存性を示す例. h/Z の p_T が 0 (5.1.1 の生成のステップ 3 において, h/Z を横方向にブーストさせなかった) サンプルで訓練した BDT の, 訓練サンプルに対する性能 (黒) および p_T 平均 200 GeV で生成したサンプルを訓練モデルに適用した場合の性能 (赤)	52
5.4	GNN の学習の種類 [50].	53
5.5	信号事象と背景事象の入力変数分布.	54
5.6	Collinear 近似を使って再構成した helicity angle 分布の例. 上が 1p1p における $\cos\theta$ 分布で, 下が 1pn1pn における $\cos\psi$ の分布.	55
5.7	訓練用サンプル (青) と検証用サンプル (橙) の Loss の変遷. Epoch の進行とともに減少し, 訓練が進行していることがわかる.	56
5.8	訓練から得られた GNN モデルの ROC カーブ.	58
5.9	ヒッグス粒子の GNN スコア分布がフラットになるように加工したスコア分布. . .	59
5.10	崩壊モードごとにスコアを規格化して得られた, inclusive 崩壊に対する性能を表す ROC カーブ.	59
6.1	本番サンプルにおける信号事象と背景事象の入力変数分布.	61
6.2	5.4.1 で訓練した GNN モデルの性能 (図 5.8) を, 訓練サンプル (Training), 本番サンプル (Reco), truth 入力変数を用いた本番サンプル (Truth) で評価した ROC カーブ.	62

6.3	崩壊モードごとにスコアを規格化して得られた、inclusive 崩壊に対する性能を表す ROC カーブ. HadHad チャンネルにおいて, 訓練サンプル (黒) および本番サンプル (赤) を用いて評価した.	62
6.4	訓練サンプルで評価した ROC カーブ (橙: "Training") と, 6.3.1 で述べた方法で崩壊誤判定を人為的に実装した訓練サンプル (緑: "Reco decay mode") で評価した ROC カーブ.	64
6.5	GNN を用いて分解能の影響を検証した結果. truth 入力変数のうち, 青が MET, 赤がインパクトパラメータ, 紫が π^0 を reco に変えた場合の ROC カーブ. 橙は全ての入力変数が truth, 緑は崩壊モードを含む全ての入力変数が reco の場合. . .	65
6.6	本番サンプルの 1pn 崩壊イベントにおける $m_{\pi\pm\pi^0}$ (赤: "reco") と, その真値 (青: "truth").	66
6.7	不変質量 $m_{\pi\pm\pi^0}$ へのカットをかけた場合の本番サンプルによる検証結果 (青). 本番サンプル (緑) および, truth 入力変数 (橙) と比較する.	66
7.1	Run2 の全データ解析における $hh \rightarrow bb\tau\tau$ チャンネルのヒッグス粒子対探索において, HadHad チャンネルでの BDT スコア分布によるフィッティング結果 [16]. .	67
7.2	訓練サンプルを使用した GNN スコア分布.	69
7.3	ビンごとのイベント数の期待値の分布 (上) とビンごとの significance の値 (下). 分布全体の合成 significance は式 7.2 から求められる.	70
7.4	h/Z 粒子の p_T 分布を変形させたときの GNN スコアテンプレートの変形 (上) と重みづけしない分布に対する相対誤差 (下). $w_{1,2,3}$ はそれぞれウエイトの方法を, "Higgs" と "Z" は重みづけした粒子を表す.	71
7.5	1pnn 崩壊モードが 3p と同じ分布の形であると仮定したビンごとのイベント数の分布 (上) とビンごとの significance の値 (下). significance の計算は本文を参照.	72
7.6	HL-LHC における瞬間ルミノシティと積分ルミノシティの予測 [57].	72
付録 A.1	決定木の概略図.	74
付録 A.2	BDT による訓練結果	76
付録 A.3	崩壊モードごとにスコアを規格化して得られた, inclusive 崩壊に対する性能を表す ROC カーブ.	76
付録 B.1	それぞれの崩壊モードごとの BDT 訓練の ROC カーブ. 横はヒッグス粒子を正しく判定する割合, 縦軸は Z 粒子を正しく判定する割合.	77
付録 B.2	それぞれの崩壊モードごとの BDT 訓練の ROC カーブ. 横はヒッグス粒子を正しく判定する割合, 縦軸は Z 粒子を正しく判定する割合.	78
付録 B.3	それぞれの崩壊モードごとの BDT スコア分布. 1 に近いほどヒッグス粒子らしさが高い.	79
付録 B.4	それぞれの崩壊モードごとの BDT スコア分布. 1 に近いほどヒッグス粒子らしさが高い.	80

付録 B.5	それぞれの崩壊モードごとの GNN 訓練の ROC カーブ. 横はヒッグス粒子を正しく判定する割合, 縦軸は Z 粒子を正しく判定する割合.	81
付録 B.6	それぞれの崩壊モードごとの GNN スコア分布. 1 に近いほどヒッグス粒子らしさが高い.	82
付録 B.7	それぞれの崩壊モードごとの ROC カーブ (a-c) と GNN スコア分布 (d-f). 1 に近いほどヒッグス粒子らしさが高い.	83
付録 C.1	崩壊モードの誤認を含むサンプルで訓練を行った結果の ROC カーブ.	84
付録 C.2	ATLAS 検出器シミュレーションデータの reco サンプルに訓練モデル適用結果の ROC カーブ. 崩壊モードの誤認がないサンプル (橙) と誤認を含むサンプル (緑) の訓練モデルに適用した.	85

表目次

1.1	$m_H = 125$ GeV における pp 衝突でのヒッグス粒子の生成断面積 [14].	14
1.2	質量 125 GeV におけるヒッグス粒子の崩壊分岐比 [14].	14
2.1	LHC の各運転期における運転パラメータ. Run3 までは実績, HL-LHC は目標値.	22
2.2	各内部飛跡検出器の, 1 ヒットあたりの位置分解能.	25
3.1	タウ粒子の主な崩壊モードの分岐比と, 本論文における略称 [29].	30
4.1	タウ粒子の信号取得効率の基準点 [42].	45
5.1	使用したサンプル数.	50
5.2	GNN のハイパラメータ	57
5.3	崩壊モードごとの GNN 性能. AUC は ROC カーブと x, y 軸で囲まれた部分の面積を表す.	58
6.1	性能評価用サンプルのイベント数. ヒッグス粒子と Z 粒子について同数のイベントを用意した.	60
6.2	本番サンプル (Reco) と truth 入力変数を用いた本番サンプル (Truth) で評価したヒッグス粒子と Z 粒子の分離性能. 背景除去率は信号効率 70% における値を示す.	62
6.3	Truth decay mode と Reco decay mode の対応関係.	63
7.1	$\tau_{\text{had}}\tau_{\text{had}}$ チャンネルにおける Run2 解析におけるもっとも感度がよい信号領域の, HL-LHC の統計量における信号事象・背景事象の期待値 [55].	68
付録 A.1	BDT のハイパーパラメータ. 全てのモードで同じパラメータの BDT を使用している.	75
付録 A.2	崩壊モードごとの BDT 性能.	76
付録 C.1	崩壊モードの誤認を含むサンプルと含まないサンプルの訓練結果	85

1 イントロダクション

1.1 標準模型

素粒子とは物質を構成する最小単位の粒子とそれらの相互作用を媒介する粒子、およびそれらの質量の発現機構 (ヒッグス機構) の副産物であるヒッグス粒子から成る。現在は標準理論 [1] で説明される 17 種類の素粒子の存在が確認されている。素粒子の一覧を図 1.1 に示す。

17 種類の素粒子は物質を構成するフェルミオン、相互作用を媒介するゲージボソン、質量の起源とされるヒッグス粒子に分けられる。また、自然界には 4 つの基本的な相互作用 (電磁相互作用, 弱い相互作用, 強い相互作用, 重力相互作用) が存在するとされ、標準模型はこのうち重力相互作用を除いた 3 つの相互作用をゲージ理論で記述する。

フェルミオンはスピンの大きさが $1/2$ の粒子であり、クォークとレプトンに分けられ、それぞれ第 1 世代から第 3 世代の 3 つのセットが存在している。また、フェルミオンには、質量が等しく電荷が逆符号である、反粒子が存在する。

- クォーク

強い相互作用をする素粒子であり、図 1.1 に示すように 6 種類存在する。上段のアップクォーク、チャームクォーク、トップクォークは $+2/3$ の電荷をもち、下段のダウルクォーク、ス

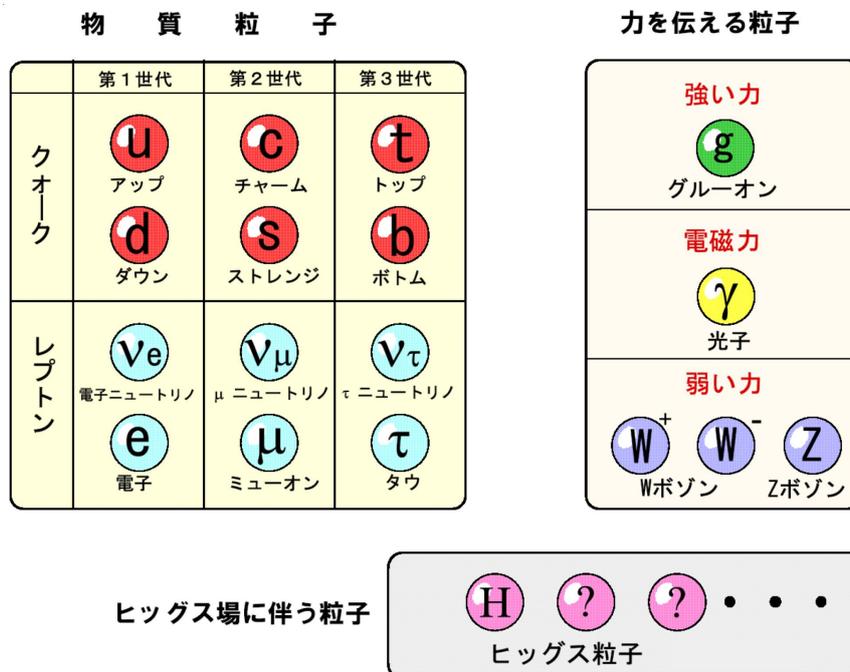


図1.1: 標準模型の粒子一覧 [2].

トレンジクォーク, ボトムクォークは $-1/3$ の電荷をもつ. クォークは単体で存在せず, ハドロン化してハドロンジェットになる (今後単にジェットと呼ぶ).

- レプトン

強い相互作用をしない素粒子であり, 図 1.1 に示すように 6 種類存在する. 下段の電子, ミューオン, タウとそれに対応する上段の電子ニュートリノ, ミューニュートリノ, タウニュートリノがあり, 前者は電荷が -1 で後者は電荷が 0 である. ニュートリノは電荷が 0 かつカラー荷をもたず, 弱い相互作用しか起こさないため, 検出は非常に困難である.

ゲージボソンは, スピンの大きさが 1 の粒子であり, 図 1.1 に示すようにグルーオン, W ボソン, Z ボソン, 光子の 4 つがある. グルーオンは強い相互作用を媒介する粒子であり, 質量は 0 である. カラー荷を 2 つもち, 8 種類存在する. W/Z ボソンは弱い相互作用を媒介する粒子であり, W ボソンは約 80 GeV , Z ボソンは約 91 GeV の質量をもつ. 光子は電磁相互作用を媒介する粒子であり, 質量は 0 である.

ヒッグス粒子は 2012 年に発見された最後の標準理論の粒子であり, 質量を与える働きを持つ粒子である. 電荷, スピン共に 0 である.

なお, 本論文では自然単位系を採用する.

1.2 ゲージ理論

標準模型は相対論的量子場理論であり, 基本粒子の運動項や質量項, 相互作用などはすべて量子場によって記述される. 電荷をもつ自由なフェルミオンに対するラグランジアンは

$$\mathcal{L} = i\bar{\psi}\gamma^\mu\partial_\mu\psi - m\bar{\psi}\psi \quad (1.1)$$

と与えられる. ここで ψ は質量 m をもつフェルミオンに対応するスピノル場であり, γ^μ は 4 次元のガンマ行列である. 式 1.1 において, 第 1 項はフェルミオンの運動を記述する運動項であり, 第 2 項は質量項である.

ラグランジアンは, 位相変換や時空に依存した位相変換 (局所 $U(1)$ 変換) といった局所的な群変換の下で不変でなければならない. これらの変換はゲージ変換と呼ばれる. 例えば, 局所 $U(1)$ 変換は

$$\psi \rightarrow e^{i\alpha(x)Q}\psi \quad (1.2)$$

と与えられる. ここで $\alpha(x)$ は任意の時空依存の位相であり, Q は $U(1)$ の生成子と呼ばれる. $U(1)$ 変換の生成子は, フェルミオンの電荷 q に対応する.

しかし, このラグランジアンは局所 $U(1)$ 変換の下では不変ではない. ここで, 共変微分 D_μ を導入する. 通常の微分 ∂_μ を共変微分 D_μ に置き換えることで不変性を保つことができる.

$$\partial_\mu \rightarrow D_\mu = \partial_\mu - iqA_\mu \quad (1.3)$$

ここで, A_μ は相互作用場と呼ばれるベクトル場である. この場は局所 U(1) 変換の下で,

$$A_\mu \rightarrow A_\mu + \delta A_\mu = A_\mu + \frac{1}{q} \partial_\mu \alpha(x) \quad (1.4)$$

と変換される.

この結果, 新たな項が導かれる. この項は ψ と A_μ の間の相互作用項に対応する.

$$\mathcal{L}_{\text{int}} = q \bar{\psi} \gamma^\mu \psi A_\mu \quad (1.5)$$

これは, フェルミオンがゲージ場 A_μ を介して相互作用することを意味している.

最終的に, ローレンツ不変性およびゲージ不変性をもつゲージ場 A_μ の運動項 $-\frac{1}{4} F_{\mu\nu} F^{\mu\nu}$ を加えることで, ゲージ場中のフェルミオンに対するラグランジアンは

$$\mathcal{L} = -\frac{1}{4} F_{\mu\nu} F^{\mu\nu} + i \bar{\psi} \gamma^\mu D_\mu \psi - m \bar{\psi} \psi \quad (1.6)$$

と書かれる. ここで $F_{\mu\nu}$ は, ローレンツ不変性およびゲージ不変性を満たすように

$$F_{\mu\nu} = \partial_\mu A_\nu - \partial_\nu A_\mu \quad (1.7)$$

と定義される.

このラグランジアンに質量項を加えると以下のような形になる.

$$\mathcal{L}_m = \frac{1}{2} m^2 A_\mu A^\mu \quad (1.8)$$

この項はゲージ不変を満たさない. これは質量項がゲージ不変性と矛盾せずに加えることができないことを意味する. つまり, ゲージ不変を満たす場合粒子の質量は 0 になることを意味する. 弱い相互作用に関しても同様に記述でき, これは W/Z ボソンが質量を持つことと矛盾しているが, この矛盾を解決するのがヒッグス機構である [3, 4, 5].

1.3 ヒッグス機構

電弱理論では, ヒッグス場が真空期待値を獲得することにより, $SU(2) \times U(1)$ ゲージ対称性が自発的に破れ, W/Z ボソンが質量を持つ. 具体的には, ヒッグス場の南部・ゴールドストーン粒子がゲージボソンに吸収され, ゲージボソンは縦偏極成分を獲得する. その結果, 質量を持たないゲージボソンは, 質量項を伴うベクトル粒子として振る舞うようになる. この仕組みにより, ゲージ不変性を保ったまま W/Z ボソンが質量を持つことが可能となる.

ヒッグス機構の結果として, 南部・ゴールドストーン粒子は観測されず, 代わりに一つの実スカラー粒子が残る. この粒子がヒッグス粒子であり, その性質はヒッグスポテンシャルの形状によって決定される. ヒッグスポテンシャルは次の式で表される.

$$V(\Phi) = \mu^2 \Phi^\dagger \Phi + \lambda (\Phi^\dagger \Phi)^2 \quad (1.9)$$

Φ はヒッグス場であり次のように表される.

$$\Phi = \begin{pmatrix} \phi^+ \\ \phi^0 \end{pmatrix} \quad (1.10)$$

電弱対称性が自発的に破れる前には, ϕ^+, ϕ^0 は電荷としてラベル付けされる. $\mu^2 > 0$ のときはこのポテンシャルは原点で最小値を取る. 一方, $\mu^2 < 0, \lambda > 0$ の場合はヒッグスポテンシャルはワインボトル型のポテンシャルを形成する. 有限温度効果を考慮すると, 宇宙初期には有効的に $\mu^2 > 0$ となり, 温度の低下に伴って $\mu^2 < 0$ に遷移したと考えられている [6]. このときヒッグスポテンシャルの最小値は原点ではなく, 次の値にシフトする.

$$|\Phi|^2 = -\frac{\mu^2}{2\lambda} \quad (1.11)$$

真空期待値は次の式で定義される.

$$v \equiv \sqrt{-\frac{\mu^2}{2\lambda}} \quad (1.12)$$

この状況において, ヒッグス場は真空近傍において次のように表される.

$$\Phi = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{pmatrix} 0 \\ v + h(x) \end{pmatrix} \quad (1.13)$$

ここで, $h(x)$ は物理的なヒッグス粒子に対応する実スカラー場である. 真空期待値の選択によりヒッグス場の対称性が自発的に破れる. 標準模型では真空期待値のまわりで展開したヒッグスポテンシャルは次のように書ける.

$$V(h) = V_0 + \lambda v^2 h^2 + \lambda v h^3 + \frac{1}{4} \lambda h^4 \quad (1.14)$$

$$= \frac{1}{2} m_H^2 h^2 + \lambda_{HHH} v h^3 + \lambda_{HHHH} h^4 \quad (1.15)$$

ここで V_0 は定数項である. λ_{HHH} はヒッグス自己結合定数と呼ばれ, ポテンシャルの形状を直接反映する重要な物理量である [3, 4, 7].

1.4 ヒッグス粒子

ヒッグス粒子は標準模型の中で最後に発見された粒子であり, 2012 年に ATLAS, CMS 実験により発見された [8, 9]. その後の性質測定で, 質量は 125.11 ± 0.11 GeV, スピンが 0 であることが決定された [10, 11]. また, 生成断面積, 崩壊分岐比が標準理論で予測されるヒッグス粒子のものとはほぼ一致していることがここまでの測定においてわかっている [12, 13].

1.4.1 ヒッグス粒子の生成

ヒッグス粒子は主に 4 つの過程で生成される [14]. それぞれの生成過程のダイアグラムを図 1.2 に示す.

- グルーオンフュージョン過程 (ggF)

- Vector Boson Fusion 過程 (VBF)
- W/Z ボソン随伴生成過程 (WH/ZH)
- トップクォーク随伴生成過程 (ttH)

ggF は LHC で最も大きい生成断面積を持つ過程である。しかし、この過程は終状態にヒッグス粒子以外の粒子がなく背景事象との区別が難しい。ggF に次いで断面積が大きいのが VBF である。前後方にそれぞれ 1 本ずつのジェットを放出し、それ以外に生じるハドロンが少ない (rapidity gap) という特徴を持つ。3 番目に生成断面積が大きい過程が WH/ZH である。ヒッグス粒子が W/Z ボソンとともに生成される。終状態の W/Z ボソンの存在により、背景事象との区別を行う。ttH が最も生成断面積が小さい過程である。LHC でのヒッグス粒子の生成断面積を図 1.3 に示す。また、表 1.1 にそれぞれの生成過程におけるヒッグス粒子の生成断面積を示す。

背景事象の数は、ggF が圧倒的に多く、VBF が最も少ない。ttH と WH/ZH は VBF より背景事象が多く、この 2 つは同程度の背景事象数である。

1.4.2 ヒッグス粒子の崩壊

ヒッグス粒子には、またヒッグスの質量によって崩壊比が大きく異なる。質量の違いによる崩壊比を図 1.4 に示す。また、表 1.2 に質量が 125 GeV の場合の主なヒッグス粒子の崩壊分岐比を示す。

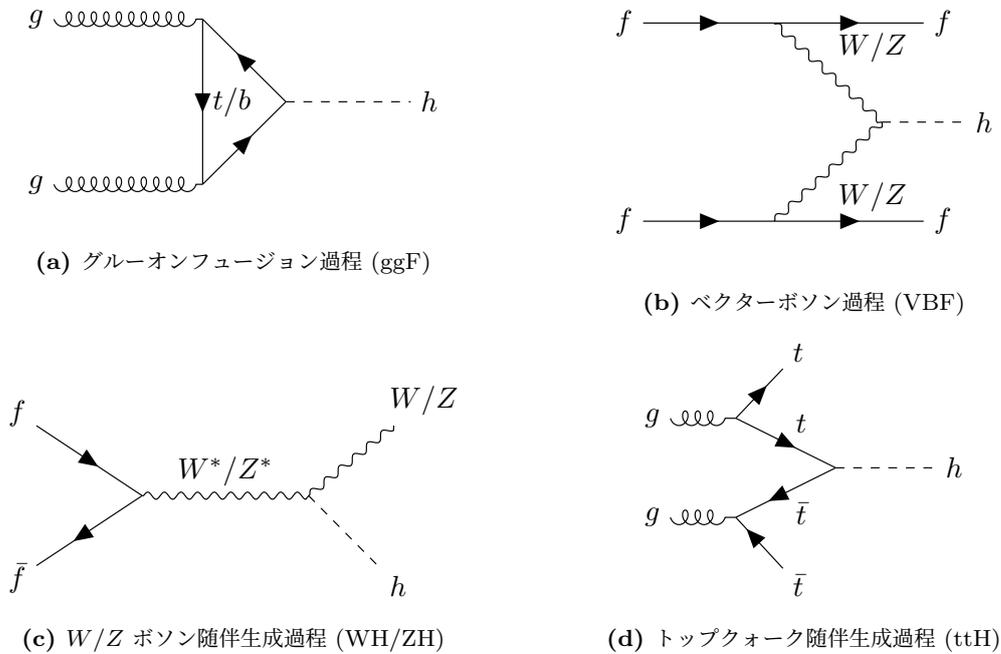


図1.2: LHC における単一ヒッグス粒子の主な生成過程.

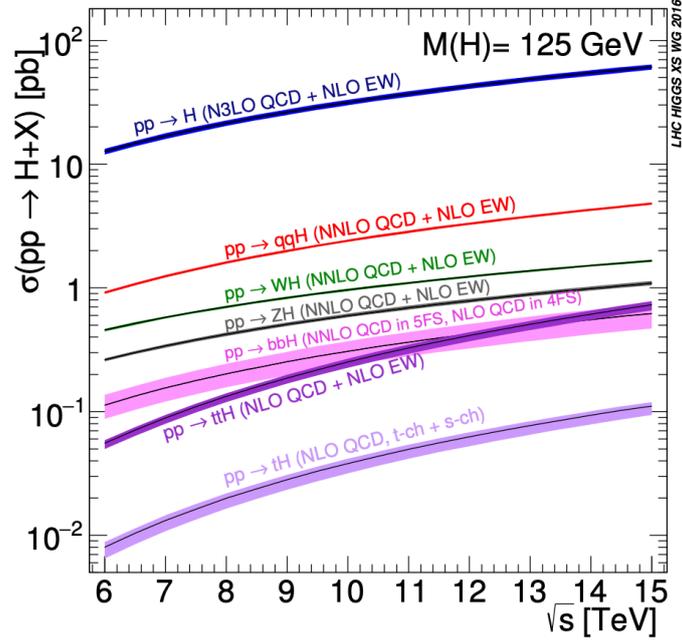


図1.3: pp 衝突でのヒッグス粒子の生成断面積. 横軸は pp の重心エネルギー [14].

表1.1: $m_H = 125$ GeV における pp 衝突でのヒッグス粒子の生成断面積 [14].

\sqrt{s} (TeV)	ggF	VBF	WH	ZH	$t\bar{t}H$	total
1.96	$0.95^{+17\%}_{-17\%}$	$0.065^{+8\%}_{-7\%}$	$0.13^{+8\%}_{-8\%}$	$0.079^{+8\%}_{-8\%}$	$0.004^{+10\%}_{-10\%}$	$1.23^{+15\%}_{-15\%}$
7	$16.9^{+5.5\%}_{-7.6\%}$	$1.24^{+2.2\%}_{-2.2\%}$	$0.58^{+2.2\%}_{-2.3\%}$	$0.34^{+3.1\%}_{-3.0\%}$	$0.09^{+5.6\%}_{-10.2\%}$	$19.1^{+5\%}_{-7\%}$
8	$21.4^{+5.4\%}_{-7.6\%}$	$1.60^{+2.1\%}_{-2.1\%}$	$0.70^{+2.1\%}_{-2.2\%}$	$0.42^{+3.4\%}_{-2.9\%}$	$0.13^{+5.9\%}_{-10.1\%}$	$24.2^{+5\%}_{-7\%}$
13	$48.6^{+5.6\%}_{-7.4\%}$	$3.78^{+2.1\%}_{-2.1\%}$	$1.37^{+2.0\%}_{-2.0\%}$	$0.88^{+4.1\%}_{-3.5\%}$	$0.50^{+6.8\%}_{-9.9\%}$	$55.1^{+5\%}_{-7\%}$
13.6	$52.2^{+5.6\%}_{-7.4\%}$	$4.1^{+2.1\%}_{-1.5\%}$	$1.46^{+1.8\%}_{-1.9\%}$	$0.95^{+4.0\%}_{-3.6\%}$	$0.57^{+6.9\%}_{-9.9\%}$	$59.2^{+5\%}_{-7\%}$
14	$54.7^{+5.6\%}_{-7.4\%}$	$4.28^{+2.1\%}_{-2.1\%}$	$1.51^{+1.8\%}_{-1.9\%}$	$0.99^{+4.1\%}_{-3.7\%}$	$0.61^{+6.9\%}_{-9.8\%}$	$62.1^{+5\%}_{-7\%}$

表1.2: 質量 125 GeV におけるヒッグス粒子の崩壊分岐比 [14].

粒子	$b\bar{b}$	$\tau^+\tau^-$	$c\bar{c}$	$\mu^+\mu^-$	W^+W^-	ZZ	$\gamma\gamma$	gg
分岐比 [%]	57.7	6.32	2.91	0.022	21.5	2.64	0.228	8.57

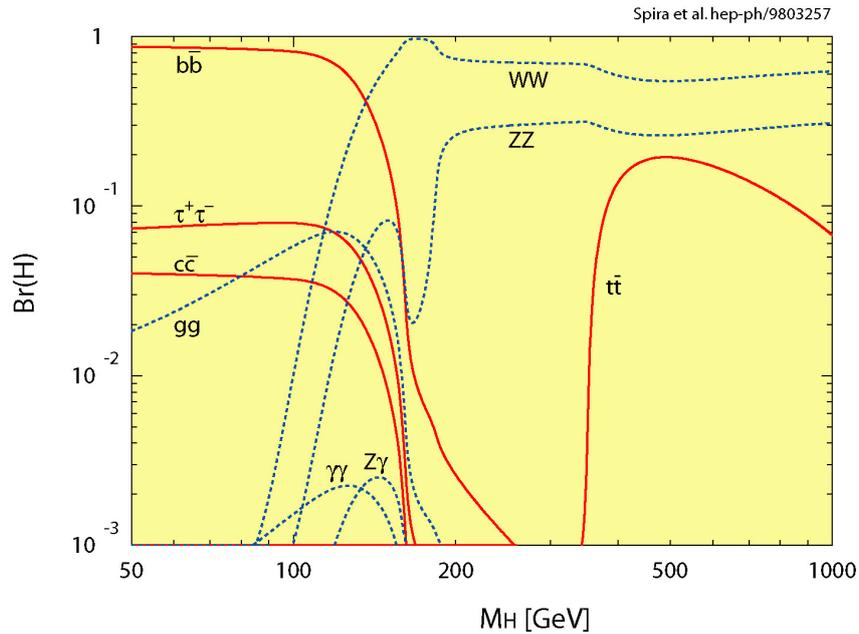


図1.4: ヒッグス粒子の崩壊分岐比. 横軸はヒッグス粒子の質量を表す [2].

1.5 ヒッグスポテンシャルの形状

1.5.1 ヒッグス粒子対生成事象

ヒッグス粒子対生成事象とは、ヒッグス粒子が同時に 2 つ生成される事象のことである。ヒッグス粒子対生成事象のダイアグラムを図 1.5 に示す。図1.5 の (a) を Box 型, (b) を Triangle 型と呼び、自己結合定数の測定には Triangle 型の精密測定が必要である。しかし、ヒッグス粒子対生成事象の断面積はヒッグス粒子単体生成の断面積の 1/1000 以下と極めて小さく探索は非常に困難である。そのため、現在はどちらの型も発見には至っておらず、信号強度に上限をつけるにとどまっている。

LHC では、2030 年から高輝度 LHC (HL-LHC) の運転が予定されており、大幅な統計量の増加が見込まれており、ヒッグス粒子対生成の発見と測定が実施されることが期待されている。したがって、現段階において探索感度を最大限に向上させる解析手法の開発は極めて重要である。

理論的には、標準模型においてヒッグスポテンシャルは 4 次関数の形で与えられるが、この形状自体を要請する根本的な原理は存在しない。実際、標準模型を拡張した理論では、異なる形状のヒッグスポテンシャルが数多く提案されている [15]。このため、ヒッグス自己結合定数を通じてヒッグスポテンシャルの形状を実験的に検証することは、新物理の探索や電弱対称性の破れの理解において重要な意味を持つ。

単一ヒッグス生成過程においては、自己結合定数に対する感度は極めて限定的であり。ヒッグスポテンシャルの形状を実験的に制限することは困難である。一方、ヒッグス粒子対生成過程はヒッ

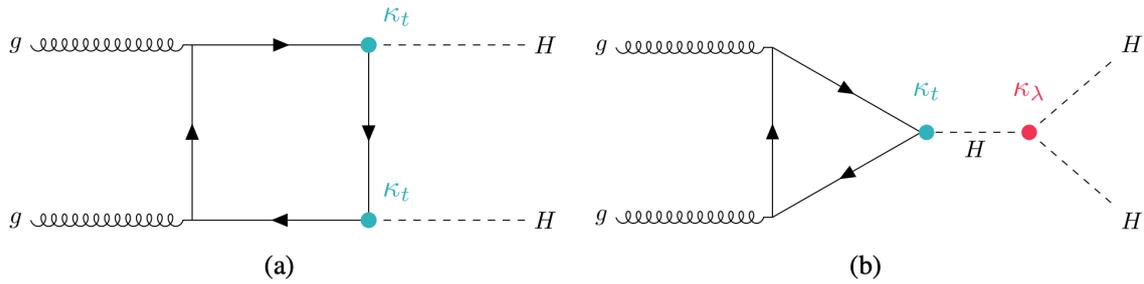


図1.5: LHC におけるヒッグス粒子対の主な生成過程 [16].

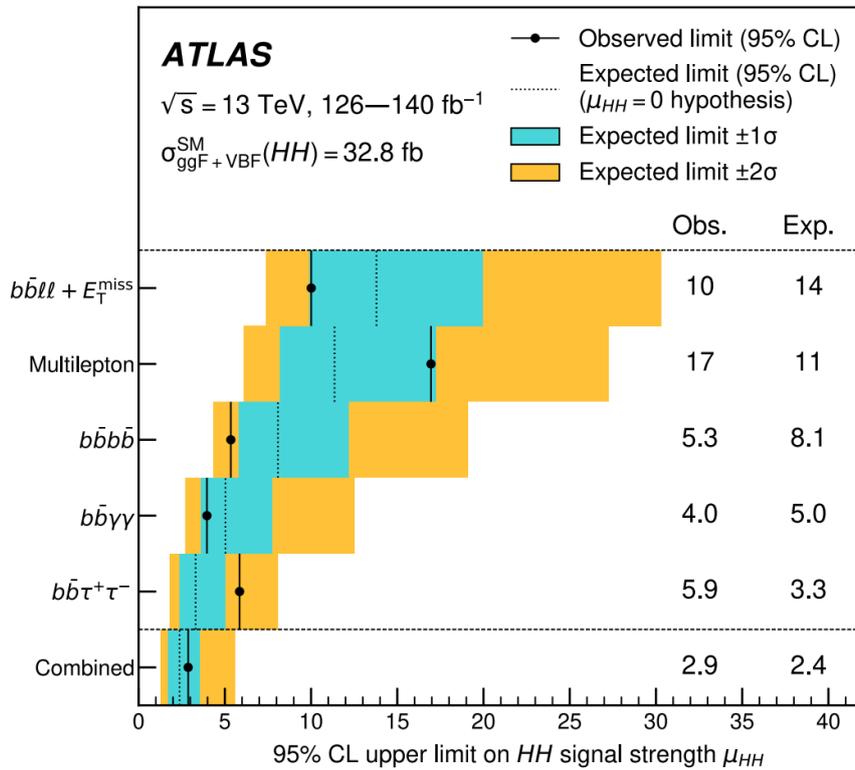


図1.6: LHC-ATLAS 実験でのヒッグス粒子対生成事象の信号上限 [17].

グス自己結合に直接感度を持つため、ヒッグスポテンシャルの形状を検証するための最も有力な手段である。したがって、ヒッグス粒子対生成事象の観測および精密測定は、ヒッグス機構の検証にとどまらず、標準模型における電弱対称性の破れの本質を理解する上で不可欠である [6].

1.5.2 LHC-ATLAS 実験における探索状況

LHC-ATLAS 実験ではヒッグス粒子対生成事象が探索されているが、2026 年現在発見には至っておらず、生成断面積に対する上限（信号強度）の設定にとどまっている。信号強度とは、標準模型が予測する生成断面積に対する比として定義される量であり、現在の信号強度の上限を図 1.6 に示

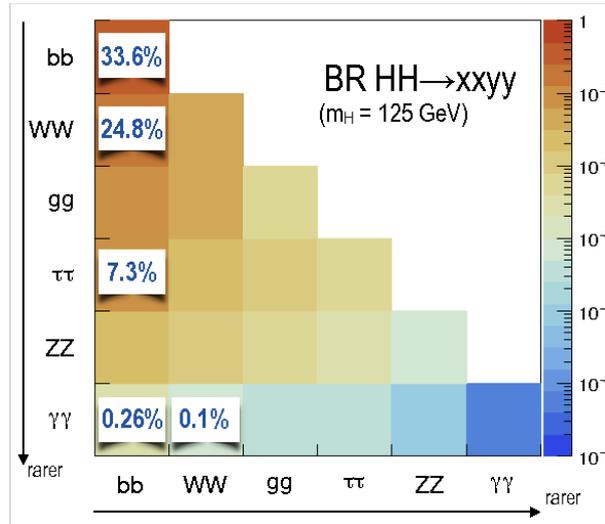


図1.7: ヒッグス粒子対生成事象の崩壊分岐比 [19].

す [17]. 探索は崩壊モードごとに行われており, 主に $bbbb$, $bb\gamma\gamma$, $bb\tau\tau$ の 3 つのチャンネルが有力視されている. それぞれのチャンネルの崩壊分岐比を図 1.7 に示す.

質量 125 GeV のヒッグス粒子は, 最も高い確率でボトムクォーク対へ崩壊する. そのため $h \rightarrow bb$ を含むチャンネルは高い統計数が期待される. ボトムクォークはハドロン化して平均飛程距離が数 mm 程度のメソンを形成するため, 衝突点からの崩壊点のずれを用いた b -jet 同定 (b -tag) が可能である. しかし, 主な背景事象である QCD multi-jet などによる背景事象が極めて多く, 現状では背景事象を十分に除去することができない.

$bbbb$ チャンネルは最も分岐比が大きく統計数が多いという利点がある. 一方, QCD multi-jet で $bbbb$ が多数発生するため背景事象が多く, b 粒子はタウ粒子や光子に比べて識別が難いため, 背景事象との分離が困難であるという欠点がある.

$bb\gamma\gamma$ チャンネルは 3 つの中で最も分岐比が小さく統計数が少ないという欠点がある. 一方, 高運動量の光子を放出する事象が標準理論にはほぼ存在しないため背景事象が少なく, ATLAS 検出器は光子を高精度に識別, 再構成することが可能であるため背景事象の分離が容易であるという利点がある.

$bb\tau\tau$ チャンネルは比較的分岐比が高く, 背景事象が $bbbb$ に比べて少ないという利点がある. 図 1.6 に示す通り, 現時点で 95% CL における信号強度の上限が最も厳しく, また, 最新の HL-LHC の予測でも $bb\tau\tau$ チャンネルが最も感度が良いと予測されており [18], ヒッグス粒子対生成事象の発見が有力視されている.

1.5.3 $bb\tau\tau$ チャンネル

■**背景事象** $bb\tau\tau$ チャンネルは前述の通り、比較的分岐比が高い、背景事象が少なく分離可能などの利点がある。このチャンネルの背景事象は次のようなものがある。

- Z 粒子と b -jet の生成事象 (“ Z +jets”) : Z 粒子がタウ粒子対に崩壊し、2 本の b -jet の不変質量がたまたま 125 GeV 付近になった事象
- $t\bar{t}$ 生成事象: $t\bar{t} \rightarrow b\tau\nu b\tau\nu$ で 2 本の不変質量がたまたま 125 GeV 付近になった事象
- 単一ヒッグス粒子生成事象: 単一のヒッグス粒子と Z 粒子が生成され、 Z 粒子がタウ粒子対や b クォーク対に崩壊する事象 (“single higgs”)
- その他誤同定されたタウ粒子を含む事象 (“fake tau”)

特に信号領域では、 $Z + \text{jets}$ が主要な背景事象となっており [16], Z 粒子とヒッグス粒子の分離が重要である。

現在の探索では、ヒッグス粒子と Z 粒子の分離に BDT が利用されている [16]。この事象選択 BDT は、タウ粒子対の不変質量やタウ粒子の力学的特徴を入力変数としており、特にタウ粒子対の不変質量が分離に最も有効である。

■**タウ粒子対の不変質量の再構成法** ヒッグス粒子や Z 粒子がタウ粒子対に崩壊する場合、タウ粒子がさらに別のレプトンやハドロンに崩壊する (3 章参照)。このとき、ニュートリノも放出されるため質量を解析的に解くことは不可能であるが、近似や統計的推定を用いて質量を再構成している。具体的な再構成方法を以下に示す。

- Collinear 近似
ニュートリノとタウの方向が等しいと仮定する方法である。精度は良くないが簡単かつ確実に再構成できる。図 1.8 に概略を示す。
- Missing Mass Calculator (MMC)
現在 LHC-ATLAS 実験で一般的に使われている不変質量再構成ツールであり、消失横運動量 (Missing ET, MET)^{*1}とタウの可視成分を用い不変質量を求める。ニュートリノ運動量空間をスキャンしての一番尤度の高い点を採用する。現在事象選択 BDT の入力変数には MMC で再構成された不変質量が使用されている [16]。

Collinear 近似と MMC で再構成された質量分布を図 1.9 に示す。

これらの再構成手法は高い精度で質量を再構成でき、分離精度も高いが完全には分離できていない。実際、図 1.9 の MMC 分布では 24 % ほど Z 粒子とヒッグス粒子の質量分布が重なっている。ヒッグス粒子対生成事象の発見および精密測定を実現するためには、 Z 粒子とヒッグス粒子を高い精度で分離することが不可欠である。

*1 詳しくは 4.3 章で説明

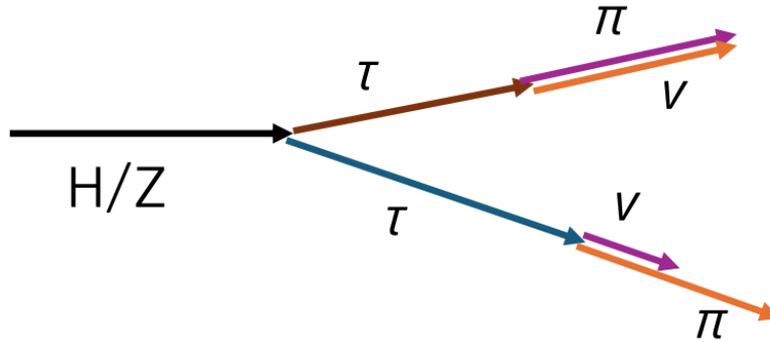
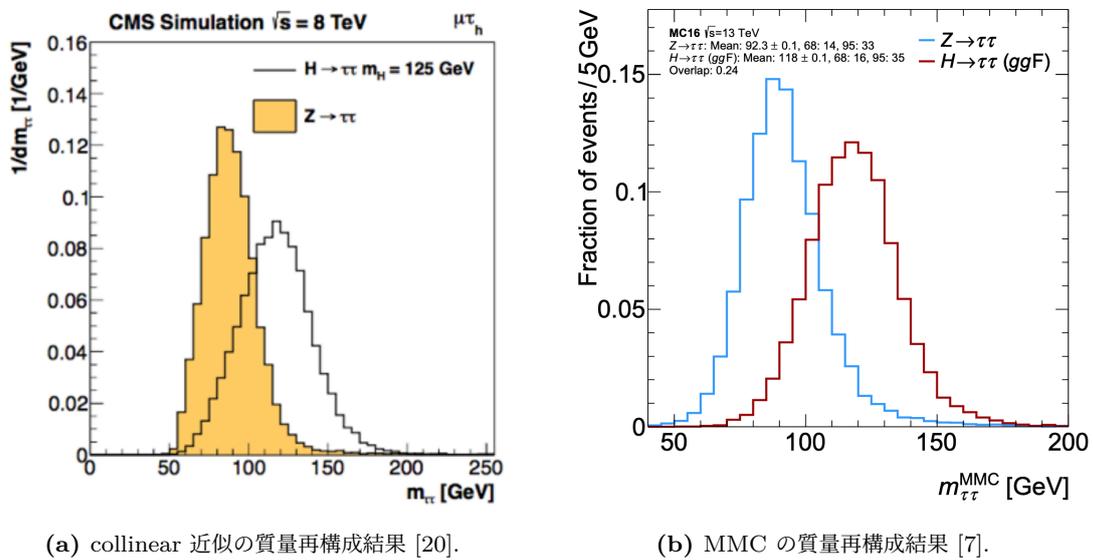


図1.8: Collinear 近似の概略図.



(a) collinear 近似の質量再構成結果 [20].

(b) MMC の質量再構成結果 [7].

図1.9: 再構成された質量分布.

本研究では、新たな分離手法として、タウ粒子のスピンの状態の違いに着目した識別方法を提案する。特に、ヒッグス粒子がタウ粒子対へ崩壊する過程において、親粒子のスピンの違いがタウ粒子対のスピンの構造として反映される点に注目し、この情報を用いた分離手法について検討を行った。

タウ粒子対のスピンの情報は、現在の事象選択 BDT においてはほとんど活用されていない。既存の事象選択 BDT では、主にタウ粒子対の不変質量や力学的変数が分離に寄与しているため、スピン情報はそれらとほぼ直交した独立な情報であると考えられる。このため、本研究で提案する手法は、既存の解析にそのまま付加することで、全体の分離性能を向上させることが期待される。

本研究の目的は、単独で新たな事象選択を構築することではなく、既存のヒッグス粒子対生成事象探索に補完的に組み込むことで、探索感度の向上に寄与する手法を確立することにある。ヒッグス粒子対生成は高輝度 LHC (HL-LHC) における最重要物理目標の一つであり、探索感度の数 % から 10% 程度の改善であっても、発見可能性や自己結合定数の測定精度に与える影響は大きい。本

研究で提案する手法は, そのような高精度測定時代において意義を持つと考えられる.

1.6 本論文の構成

本論文は全 8 章で構成される. 第 2 章では LHC-ATLAS 実験の概要と LHC の運転計画について説明する. 第 3 章では, タウ粒子の性質とスピンによる差異について説明する. 第 4 章では飛跡や粒子の再構成手法について解説する. 第 5 章ではタウ粒子を用いた Z 粒子とヒッグス粒子の分離アルゴリズムと機械学習を用いた分離精度について説明する. 第 6 章では ATLAS 検出器シミュレーションデータを用いたアルゴリズムの性能評価について述べる. 第 7 章では機械学習の結果をもとにヒッグス粒子対生成事象の探索について本研究が与える影響について議論する. 第 8 章では本論文の結論を示す.

2 LHC-ATLAS 実験

2.1 Large Hadron Collider

Large Hadron Collider (LHC) [21] は欧州原子力研究機構 (CERN) に建設された陽子陽子衝突型加速器である. LHC はスイスとフランスの国境付近の地下約 100 m に建設され, 周長は約 27 km ある. LHC の概略図を図 2.1 に示す. 陽子ビームはバンチと呼ばれる約 10^{11} 個の陽子の塊を連ねた構造になっており, 40 MHz の頻度でバンチを交差させ, 1 度の交差で複数の陽子衝突が起こる (パイルアップ). 2011 年から 2012 年にかけて Run1 が重心系エネルギー 7 TeV で行われ, 2015 年から 2018 年にかけて Run2 が重心系エネルギー 13 TeV で行われた. 2022 年からは Run3 が重心系エネルギー 13.6 TeV で行われている. Run3 で 2025 年までの陽子衝突事象から得られた積分ルミノシティを図 2.2 に示す.

瞬間ルミノシティは, 衝突頻度を表す量であり, 粒子ビームの強度に比例, ビームの大きさに反比例する. ある現象の生成断面積を σ , その現象の発生頻度を N としたとき, 瞬間ルミノシティ L は $N = L \times \sigma$ によって定義される. 積分ルミノシティとは, ルミノシティの時間積分であり, 衝突型加速器における総衝突回数を表す量である. 高ルミノシティ運転に伴いパイルアップ数も増加しており, これはタウ粒子の再構成や π^0 の識別精度, および消失横運動量の分解能に影響を与える.

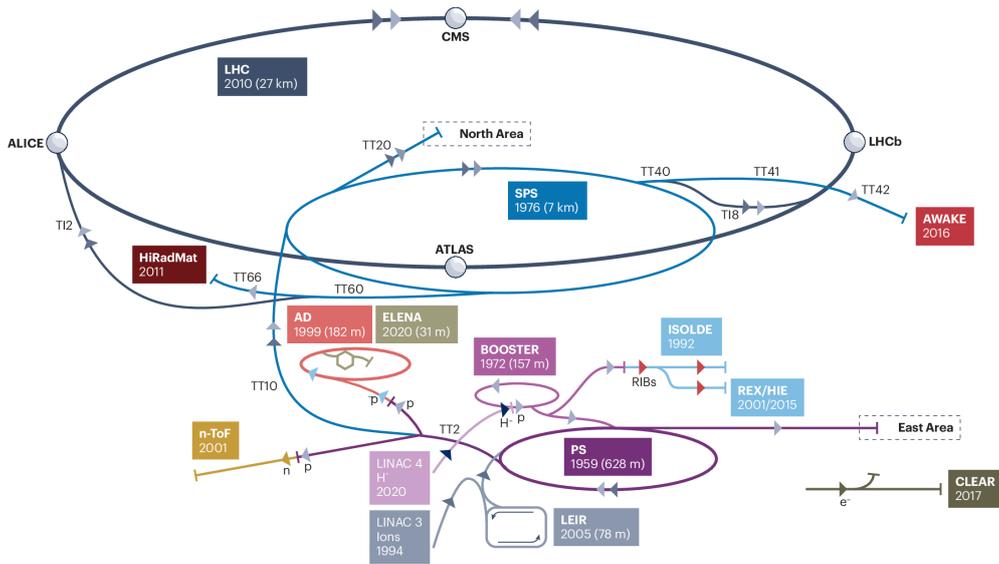


図2.1: LHC とその前段加速器システム [22].

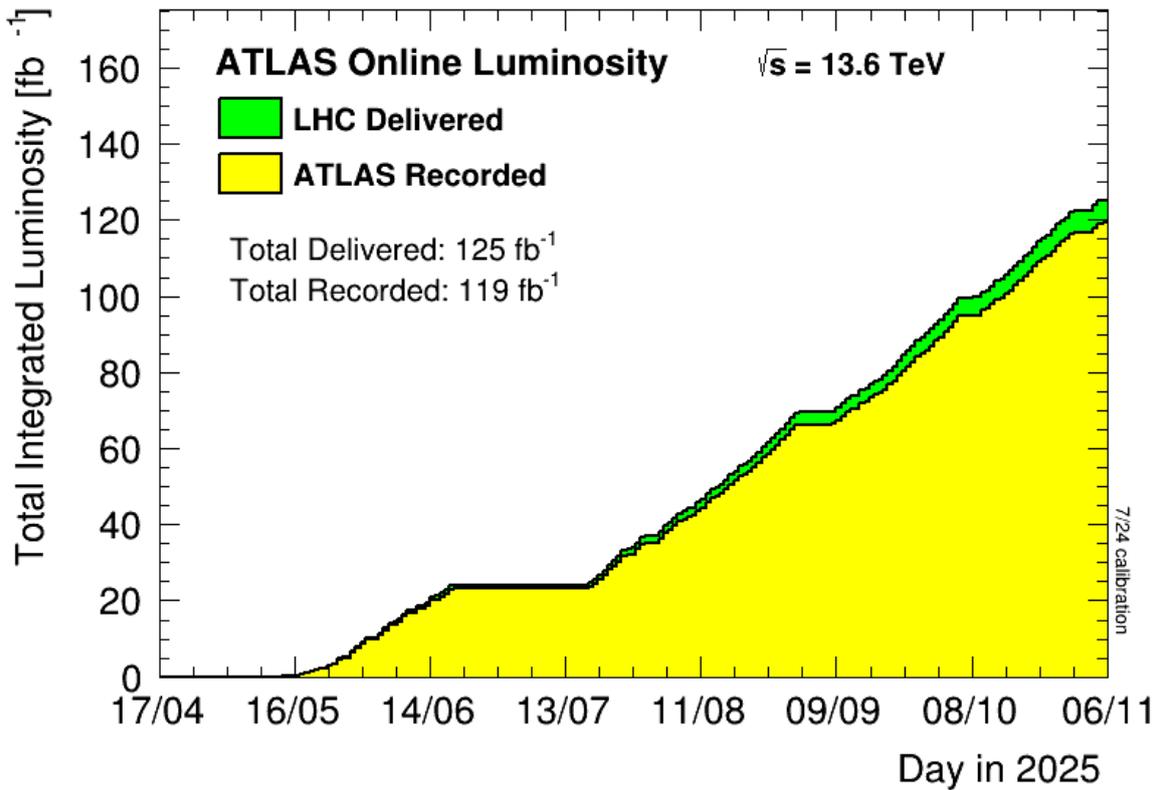


図2.2: LHC Run 3 での積分ルミノシティの分布。LHC Delivered は LHC が ATLAS 検出器に提供した積分ルミノシティで、データ収集が可能な最大量を表す。ATLAS Recorded は ATLAS 検出器が実際にデータ取得に成功した積分ルミノシティを表す [23].

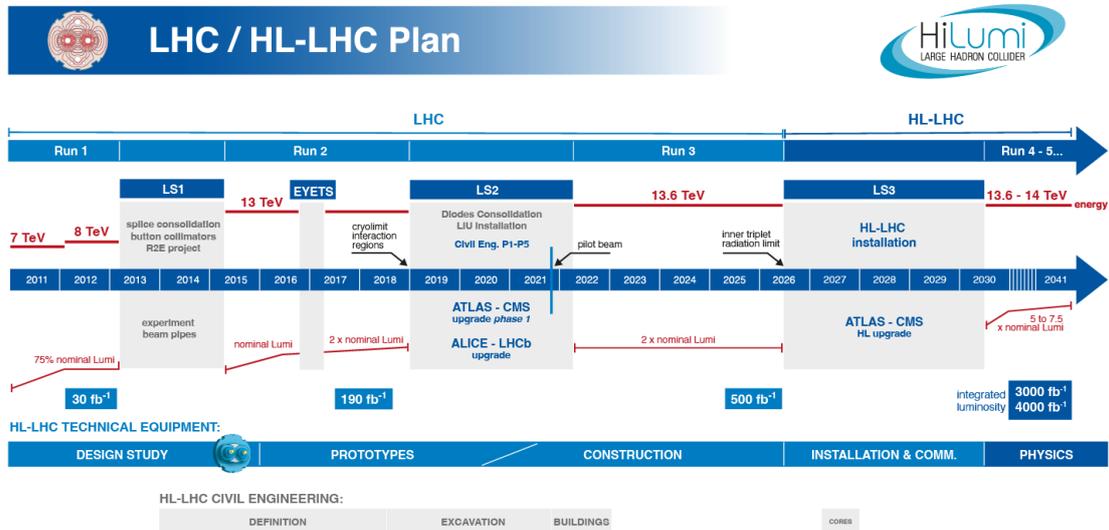


図2.3: 2025年1月時点でのLHCの運転スケジュール [24].

表2.1: LHCの各運転期における運転パラメータ. Run3までは実績, HL-LHCは目標値.

	デザイン	Run1	Run2	Run3	HL-LHC
重心系エネルギー [TeV]	14	7	13	13.6	14
瞬間最大ルミノシティ [$\text{cm}^{-2} \text{s}^{-1}$]	1×10^{34}	0.77×10^{34}	2.0×10^{34}	2.0×10^{34}	$5 \sim 7.5 \times 10^{34}$
パイルアップ数	25	45	50 ~ 60	50 ~ 60	150 ~ 200
積分ルミノシティ [fb^{-1}]		30	190	500	3000 ~ 4000

また、Run-3 終了後加速器の増強を経て、2030年より高輝度 LHC (High-Luminosity LHC, HL-LHC) の運転が予定されている。高輝度 LHC はビーム強度の増強と入射スキームの変更により瞬間ルミノシティを 2 ~ 3 倍に増やし、実験終了までに積分ルミノシティを 4000 fb^{-1} に増やすことで、新粒子探索感度の向上や、ヒッグス粒子の精密測定などを目指している。LHC の運転スケジュールを図 2.3 に示す。また、それぞれの運転における重心系エネルギーおよび最大瞬間ルミノシティ、パイルアップ数を表 2.1 に示す。

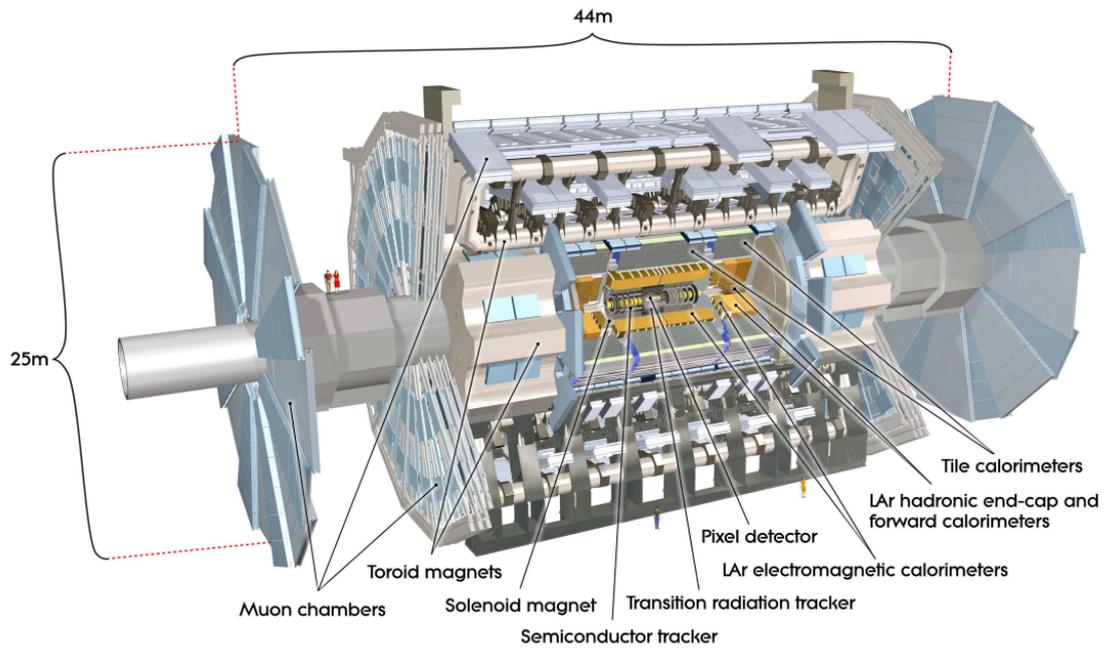


図2.4: ATLAS 検出器の概要 [25].

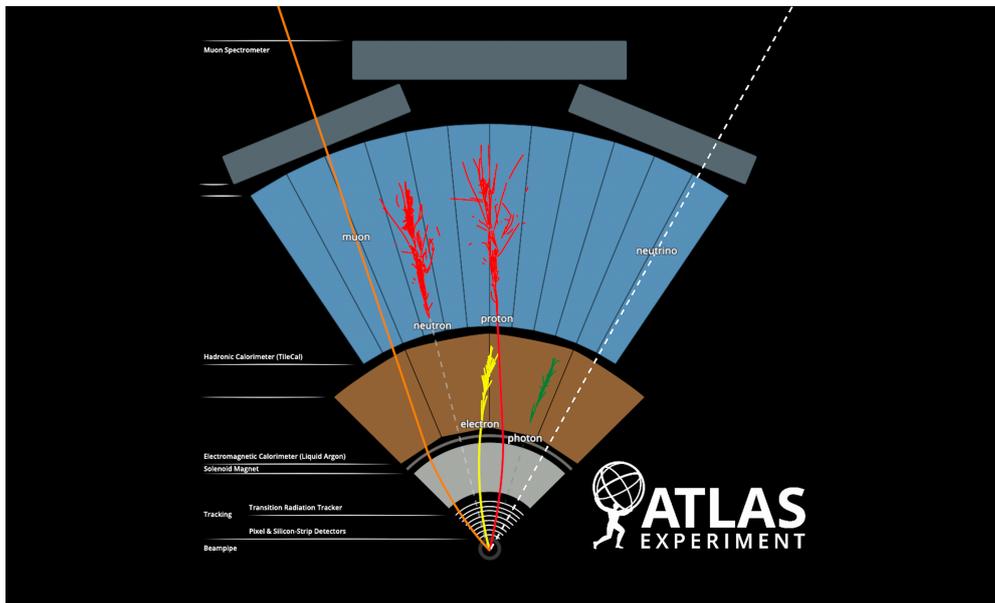


図2.5: ATLAS 検出器の構造と各検出器がターゲットとする粒子種の概要 [26].

2.2 ATLAS 検出器

ATLAS 検出器は LHC の衝突点の 1 つに設置されており、全長 46 m、直径 25 m、重量 7000 t の汎用検出器である。図 2.4 に ATLAS 検出器の構造を、図 2.5 に検出器の断面を示す。ATLAS 検出器は内側から内部飛跡検出器、電磁カロリメータ、ハドロンカロリメータ、ミューオン検出器で主に構成されている。検出器のデータ取得には、高速 FPGA と CPU 群を用いたトリガーシステムが用いられている。なお、この章の内容は主に、detector paper [25] からの引用である。

2.2.1 ATLAS 検出器の座標系

ATLAS 検出器における座標系とそこから派生する変数について説明する。ATLAS 検出器における座標系は図 2.6 に示すように、原点をビームラインの衝突点の中心にとり、LHC のリングの中心方向を x 軸の正の方向、地上方向を y 軸の正の方向とする右手系である。この座標系に基づいて、 $p_T, \phi, \eta, \delta R$ などの、粒子の方向や運動量を表す変数が定義される。横運動量 p_T は式 2.1 で定義される。陽子は 3 つの価クォークと真空揺らぎに起因する「海クォーク」からなる複合粒子であり、衝突の際は陽子の中にあるクォークやグルーオンが反応し残りの粒子が z 方向の運動量の一部を持ち去るため、 z 方向は運動量が保存しない一方、横方向は運動量が保存するため横運動量が反応の重心系における粒子の運動量の目安として用いられる、基本的な物理量である。

$$p_T = \sqrt{p_x^2 + p_y^2} \quad (2.1)$$

擬ラピディティ η は天頂角 θ を用いて、以下に示す式 2.2 で定義される、座標の「前角度」を表す量である。

$$\eta = -\ln\left(\tan\frac{\theta}{2}\right) \quad (2.2)$$

ΔR は 2 点間の $\Delta\eta, \Delta\phi$ を用いて、以下に示す式 2.3 で定義される。

$$\Delta R = \sqrt{(\Delta\eta)^2 + (\Delta\phi)^2} \quad (2.3)$$

この ΔR は検出器上での粒子の分離度を表す指標であり、ローレンツ不変量で、円筒形検出器の形状とも自然に対応するため、ジェット再構成やレプトン分離などの物理解析において標準的な粒子間の方向の角度距離の指標として広く使用されている。

なお、ATLAS 検出器では $|\eta| < 1.05$ の円筒側面部分をバレル領域、 $|\eta| > 1.05$ の円筒底面部分をエンドキャップ領域と呼ぶ。また、 $\eta > 0 (z > 0)$ の領域を A-side、 $\eta < 0 (z < 0)$ の領域を C-side と呼ぶ。

2.2.2 内部飛跡検出器

内部飛跡検出器は ATLAS 検出器の最内層に位置する。内部飛跡検出器の構造を図 2.7 に、ビーム軸方向を横軸とした構造を図 2.8 に示す。内部飛跡検出器は $|\eta| < 2.5$ の範囲をカバーし荷電粒

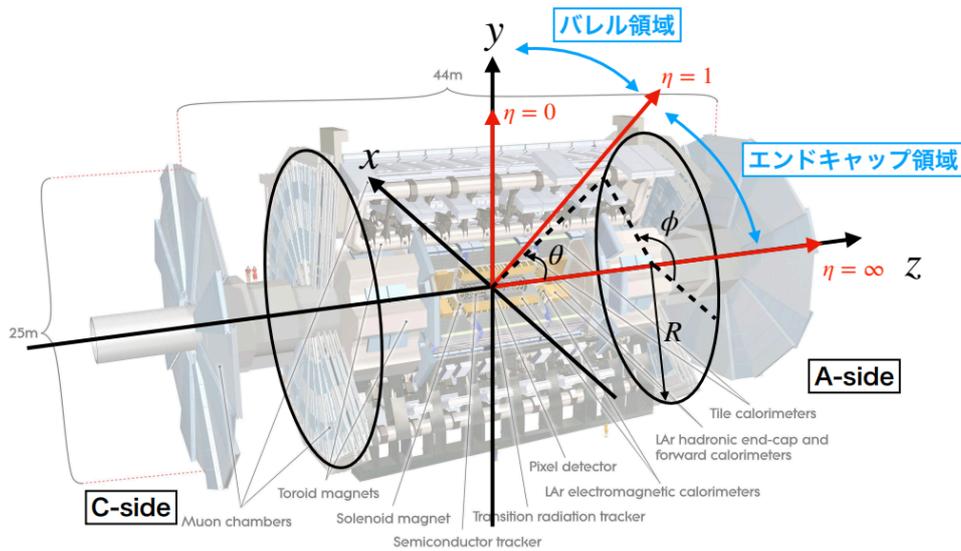


図2.6: ATLAS 検出器で用いられる座標系 [27].

子の通過位置を測定し、飛跡の再構成、衝突点・崩壊点の再構成・運動量の測定などを行う。飛跡内部検出器はそれぞれ内側から Pixel 検出器、シリコンストリップ検出器 (SCT)、遷移放射飛跡検出器 (TRT) から構成され、その外側にある超電導磁石によって $+z$ 方向に 2 T の磁場がかかっている。

PIX と SCT は半導体検出器で、荷電粒子の通過したピクセルおよびストリップから生じた電気信号からヒット位置を特定する。TRT は Xe をベースとしたガスが封入された管から構成されるドリフトチェンバーである。内部飛跡検出器は荷電粒子が通過した飛跡を再構成でき、飛跡の曲率から運動量を 3 次元的に再構成できる。また、TRT では荷電粒子が管内を通過する際に遷移放射が発生する。電子は 1 本の管あたり平均 20 % の遷移放射確率を持ち、平均 32 本の管を通過する。一方、 π^\pm や μ ではほとんど放射しないよう設定がされている。これにより、遷移放射は電子と π^\pm の区別に用いられる。内部検出器のヒットあたりの位置分解能を表 2.2 にまとめる。

表2.2: 各内部飛跡検出器の、1 ヒットあたりの位置分解能。

種類	R - ϕ 方向	z 方向
Pixel 検出器	10 μm	115 μm
SCT 検出器	17 μm	580 μm
TRT 検出器	130 μm	-

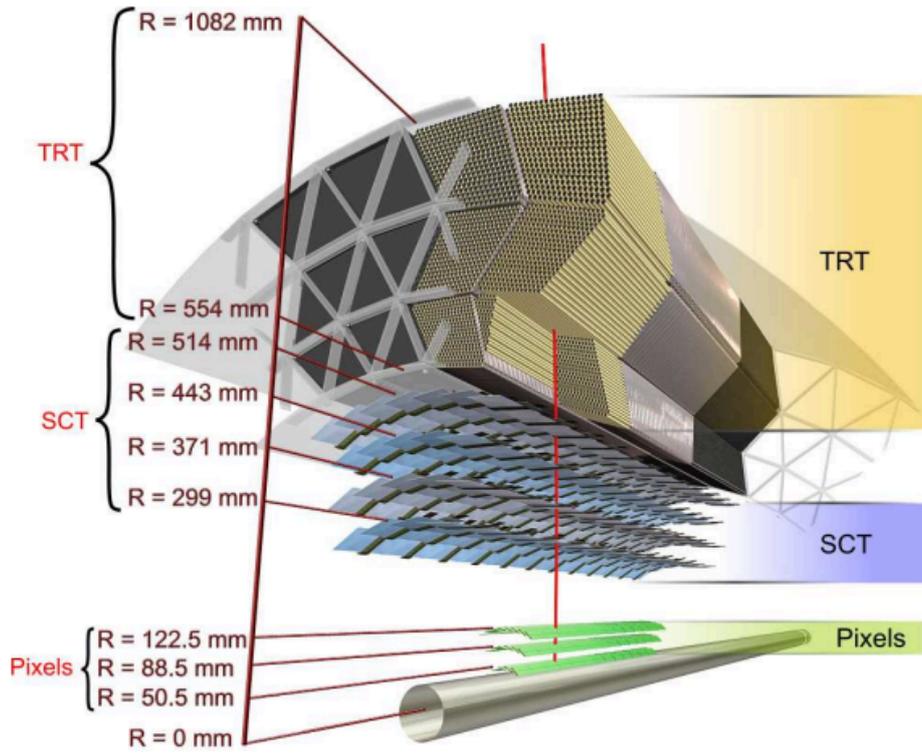


図2.7: 内部検出器の概略図 [25].

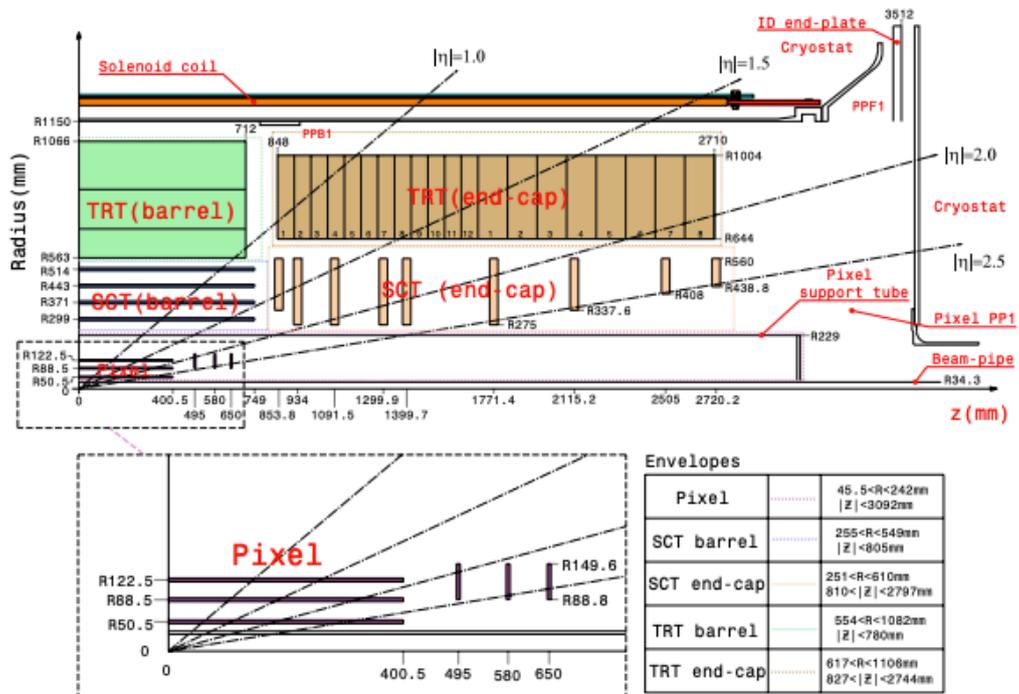


図2.8: 内部飛跡検出器の断面図 [25].

2.2.3 カロリメータ

カロリメータは粒子のエネルギー測定のために内部飛跡検出器の外側に配置されており、全体像を図 2.9 に示す。ニュートリノやミュオン以外の入射した粒子はカロリメータと相互作用することでほぼ全てのエネルギーを落として止まるため、そのエネルギー損失を測定することで粒子のエネルギーを測定できる。特に中性粒子は内部飛跡検出器にヒットを残さないため、カロリメータによるエネルギー測定が重要である。カロリメータは粒子が起こす相互作用の種類によって 2 種類に分けられる。内側に位置する電磁カロリメータは電磁相互作用によるエネルギー損失を測定し、主に電子・光子のエネルギー測定を目的としている。外側に位置するハドロンカロリメータは強い相互作用によるエネルギー損失を測定し、主にハドロンのエネルギー測定を目的としている。

- 電磁カロリメータ

電磁カロリメータはバレル領域に 1 つ、エンドキャップ領域に 2 つ設置されており、 $|\eta| < 3.2$ の領域を覆っている。鉛の吸収体と液体アルゴンのシンチレータで構成されており、電子と光子による電磁シャワーを利用しエネルギーを測定する。 $\pi^0 \rightarrow \gamma\gamma$ 崩壊の再構成にも用いられる。電磁カロリメータの分解能は次の式で表される [28]。

$$\frac{\sigma_E}{E} = \frac{10\%[\sqrt{\text{GeV}}]}{\sqrt{E}} \oplus \frac{350 \sim 400 \text{ MeV}}{E} \oplus 1 - 2\% \quad (2.4)$$

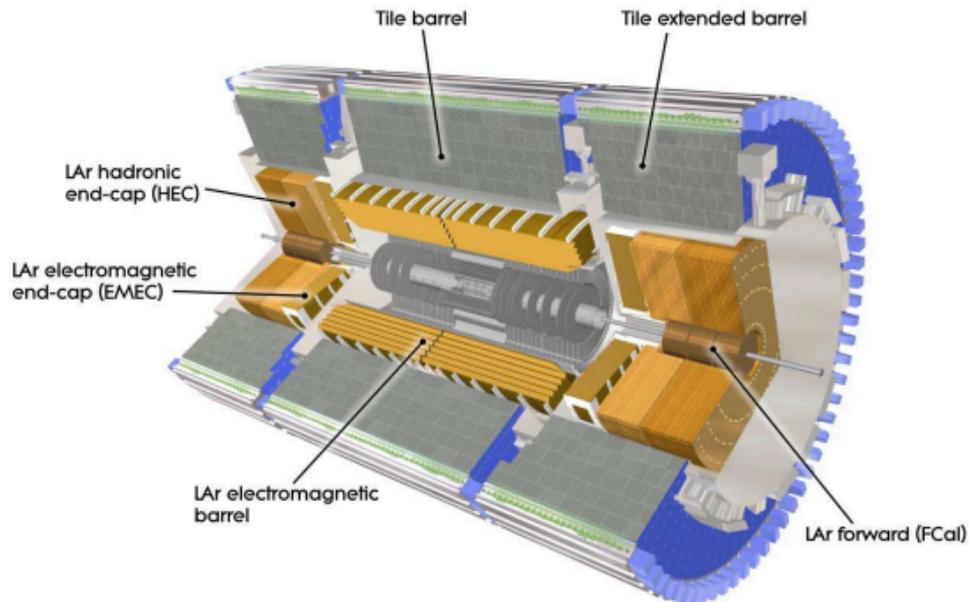


図2.9: カロリメータの構造 [25].

- ハドロンカロリメータ

原子核の強い相互作用で生じるハドロンシャワーを利用してエネルギーを測定しており、 $|\eta| < 3.2$ の領域を覆っている。バレル領域では鉄の吸収体とプラスチックシンチレータで構成されている。エンドキャップ領域では銅の吸収体と液体アルゴンのシンチレータで構成されている。

- 前方カロリメータ

前方カロリメータは、 $3.1 < |\eta| < 4.9$ の領域をカバーするカロリメータである。衝突点に近い方から 1 つの電磁カロリメータモジュールと 2 つのハドロンカロリメータモジュールの合計 3 つのモジュールから構成されており、電磁カロリメータとハドロンカロリメータ両方を担当している。

2.2.4 ミューオン検出器

ミューオン検出器は物質との相互作用が小さく、最小電離粒子であるミューオンを検出する目的とした検出器であり、 $|\eta| < 2.7$ の領域を覆っている。ミューオン検出器は図 2.10 に示すように、荷電粒子の検出をする 4 種類のガス検出器 (RPC, TGC, MDT, CSC) とトロイド磁石で構成されている。トリガーとして用いられているのが Resistive Plate Chamber(RPC) と Thin Gap Chamber(TGC) であり、飛跡の精密測定に用いられているのが Monitored Drift Tube(MDT) と Cathode Strip Chamber(CSC) である。バレル領域に RPC, MDT がエンドキャップ領域に TGC, MDT, CSC が配置されている。

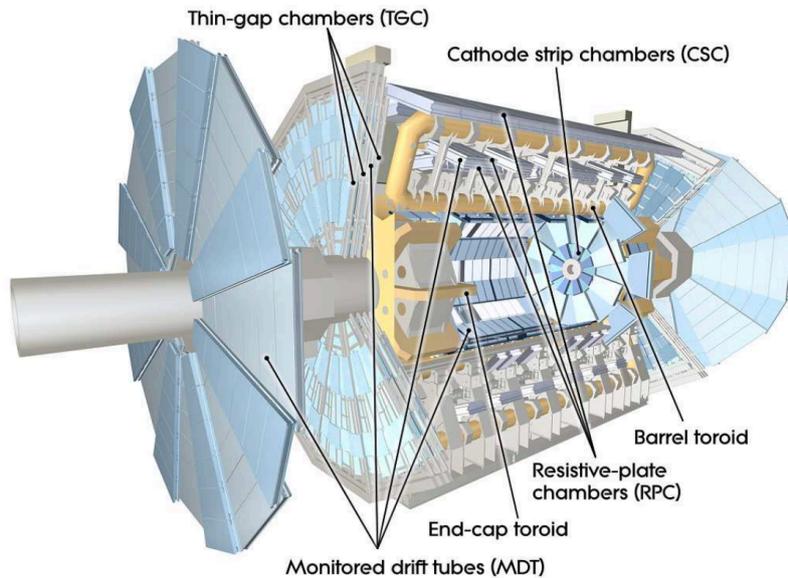


図2.10: ミューオン検出器の構造 [25].

2.2.5 トリガー

ATLAS 検出器では 40 MHz という超高頻度で陽子バンチの衝突イベントが発生しており、それら全ての記録することは不可能である。また、発生するイベントの大半は物理的に興味のないイベントである。そこで、ATLAS 検出器では「トリガー」と呼ばれるオンラインでイベントを選別するシステムを採用している。これは、記録する価値のあるイベントかどうか記録前に判別するシステムである。このシステムは、FPGA ベースのハードウェアトリガーと CPU ベースのソフトウェアトリガーの 2 段階存在し、ハードウェアトリガーの方が処理速度が速く、ソフトウェアトリガーの方が正確である。2 段階のトリガーで処理を行い、最終的にデータ取得するイベント数を Run3 では 1 kHz, HL-LHC では 10 kHz まで減少させる。

3 タウ粒子

タウ粒子は 1975 年に発見され、その後の精密測定により、タウ粒子は電子およびミューオンと同様の相互作用を示すことが確認されており、第 3 世代の荷電レプトンに比定されている。タウ粒子の質量は 1.777 GeV とレプトンの中で最も重く、寿命は $\tau_\tau = (290.6 \pm 1.0) \times 10^{-15} \text{ s}$ 、崩壊長は $c\tau = 87.03 \pm 0.15 \mu\text{m}$ である [29]。

3.1 タウ粒子の崩壊

タウ粒子の崩壊はレプトン崩壊とハドロン崩壊の 2 つに分類される。図 3.1 に、タウ粒子の 2 つの崩壊モードのダイアグラムを示す。

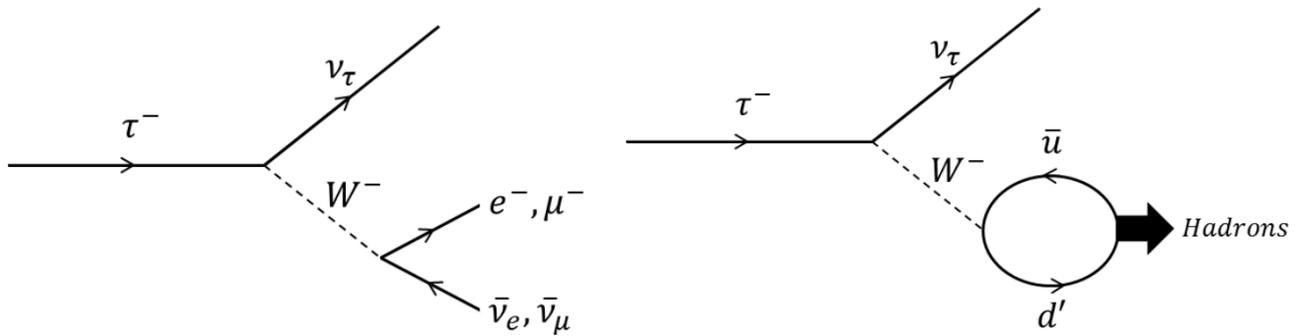


図3.1: タウ粒子の崩壊のダイアグラム. (a) レプトン崩壊. (b) ハドロン崩壊 [30].

表 3.1 にはハドロン崩壊とレプトン崩壊の分岐比を示す。レプトン崩壊の総分岐比は約 35 %、ハドロン崩壊の総分岐比は約 65 % である。ただし、荷電粒子には K^\pm も含まれるが崩壊分岐比が非常に小さく、LHC においては π^\pm と K^\pm の質量差はハドロンのエネルギーに比べて無視できるほど小さい。そのため、表中では π^\pm で統一して表記している。

ハドロン崩壊は終状態のハドロンの数によって分類される。荷電粒子 1 つに崩壊するモードを

表3.1: タウ粒子の主な崩壊モードの分岐比と, 本論文における略称 [29].

終状態の粒子	名称	崩壊分岐比 [%]
$e^- \bar{\nu}_e \nu_\tau$	Lepton	17.82 ± 0.04
$\mu^- \bar{\nu}_\mu \nu_\tau$	Lepton	17.32 ± 0.04
$\pi^- \nu_\tau$	1p	11.51 ± 0.05
$\pi^- \pi^0 \nu_\tau$	1pn	25.93 ± 0.09
$\pi^- \pi^0 \pi^0 \nu_\tau$	1pnn	10.81 ± 0.09
$\pi^- \pi^- \pi^0 \nu_\tau$	3p	9.80 ± 0.05
$\pi^- \pi^- \pi^+ \pi^0 \nu_\tau$	3pn	5.29 ± 0.045

1-prong 崩壊, 3 つに崩壊するモードを 3-prong 崩壊と呼ぶ. また, π^0 の数によっても分類され, 本論文では, 表 3.1 のような略称でラベルする. また, 本論文ではタウ粒子対について主に扱う. タウ粒子対の崩壊モードの名前は表 3.1 の命名を組み合わせる. 例えば, タウ粒子対がともに 1pn モードで崩壊した場合 1pn1pn, タウ粒子対が 1p モードと 3p モードで崩壊した場合は 1p3p と呼び, lepton モードと 1p モードで崩壊する場合は lep1p と呼ぶ.

3.2 $h \rightarrow \tau\tau$ と $Z \rightarrow \tau\tau$ におけるタウ粒子のスピンの変異

本研究では, 親粒子のスピン状態がタウ粒子対のヘリシティ相関にどのように反映されるかに着目する. ここでは, ヒッグス粒子および Z 粒子から生成されるタウ粒子対のヘリシティ構成について説明する.

中心質量系において

$$X(q) \rightarrow \tau^-(p_-) + \tau^+(p_+)$$

を考える. 相対論極限 $m_\tau \rightarrow 0$ では, ヘリシティとカイラリティは一致する. したがって射影演算子

$$P_{L,R} = \frac{1 \mp \gamma^5}{2}$$

を用いることで, ヘリシティ振幅を直接評価することが可能となる.

3.2.1 ヒッグス粒子の場合

ヒッグス粒子はスカラー粒子であり, 相互作用は

$$\mathcal{L}_Y = -y_\tau \bar{\tau} \tau h$$

で与えられる. 崩壊振幅は

$$\mathcal{M}_H = y_\tau \bar{u}(p_-) v(p_+)$$

である.

質量ゼロ極限では

$$\bar{u}_L v_L = 0, \quad \bar{u}_R v_R = 0$$

が成立するため、非ゼロとなるのは

$$\bar{u}_L v_R, \quad \bar{u}_R v_L$$

のみである.

よって振幅は

$$\mathcal{M}_H \propto |LR\rangle + |RL\rangle$$

に比例する. ここで, 反粒子においては左巻きカイラリティが正 (右巻き) のヘリシティに対応するため, $|LR\rangle$ 状態はヘリシティの $|--\rangle$ 状態に, $|RL\rangle$ 状態は $|++\rangle$ 状態にそれぞれ対応する. スカラー粒子の崩壊であるため角度依存性は存在せず, 等方的分布となる.

CP-even なヒッグス粒子の場合, 適切な位相選択を行うことで

$$|\psi_H\rangle = \frac{|++\rangle + |--\rangle}{\sqrt{2}}$$

と書くことができる. ここで $|+\rangle$ および $|-\rangle$ はそれぞれヘリシティ $\pm 1/2$ を表す. これは全角運動量 $J = 0$ の保存から直接導かれる結果であり, 2つのタウは必ず反対カイラリティで生成される [31, 32].

3.2.2 Z 粒子の場合

Z 粒子はスピン 1 のベクトル粒子であり, 相互作用は

$$\mathcal{L}_Z = \frac{g}{2 \cos \theta_W} \bar{\tau} \gamma^\mu (g_V - g_A \gamma^5) \tau Z_\mu$$

で与えられる.

質量ゼロ極限では

$$g_L = g_V + g_A, \quad g_R = g_V - g_A$$

と書くことができる. 振幅は

$$\mathcal{M}_Z = \epsilon_\mu \bar{u}(p_-) \gamma^\mu (g_L P_L + g_R P_R) v(p_+)$$

となる.

中心質量系で散乱角 θ を導入し, スピノル・ヘリシティ法 [33] または Wigner の小 d 関数 [34]

$$d_{m, \lambda_- - \lambda_+}^1(\theta)$$

を用いると, ヘリシティ振幅は角度依存性を持つことが分かる.

具体的には

$$d_{1,1}^1(\theta) = \frac{1 + \cos \theta}{2}, \quad d_{1,-1}^1(\theta) = \frac{1 - \cos \theta}{2}$$

が現れる.

Z 粒子がヘリシティ $+1$ を持つ場合,

$$|\psi_Z\rangle_{\lambda_Z=+1} \propto g_R(1 + \cos\theta)|+-\rangle - g_L(1 - \cos\theta)|-+\rangle$$

となり,

Z 粒子がヘリシティ -1 を持つ場合,

$$|\psi_Z\rangle_{\lambda_Z=-1} \propto g_R(1 - \cos\theta)|+-\rangle + g_L(1 + \cos\theta)|-+\rangle$$

となる [31, 32].

以上より, 相対論極限においてヒッグス粒子の崩壊では等方的なエンタングル状態

$$|\psi_H\rangle \propto \frac{|++\rangle + |--\rangle}{\sqrt{2}} \quad (3.1)$$

が得られ, Z 粒子の崩壊ではパリティの破れと角度依存を伴う

$$|\psi_Z\rangle_R \propto (1 + \cos\theta)|+-\rangle - (1 - \cos\theta)|-+\rangle \quad (3.2)$$

$$|\psi_Z\rangle_L \propto (1 - \cos\theta)|+-\rangle + (1 + \cos\theta)|-+\rangle \quad (3.3)$$

の形に帰着する.

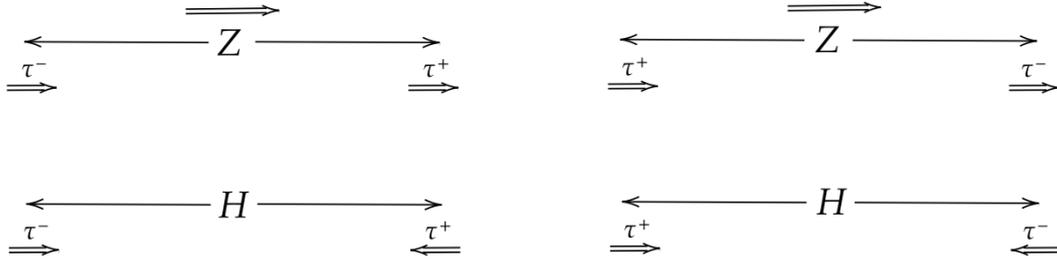


図3.2: ヒッグス粒子と Z 粒子のとりうるスピン分布. 単線の実線矢印は飛行方向を示し, 二重線の実線矢印は方向を示す [35].

図 3.2 は可能な崩壊経路と各粒子スピン構成を示す. ヒッグス粒子の崩壊ではスピンは反対方向を向く必要がある. したがって, ヒッグス重心系における back-to-back な崩壊においては両タウ粒子は同一ヘリシティ状態となる. LHC のような高エネルギー領域においては, Z 粒子は主に横偏極成分を持って生成されるため, 本研究では横偏極 Z によるタウ対生成を主に考える. したがって一方のタウ粒子は左巻き, もう一方は右巻きとなる.

これまでには主に, ヘリシティの正負つまり, 縦方向のスピンについて議論してきたが, 線型結合の係数の違いから横方向のスピンの違いも実際には捉えられている. これらのスピンの違いを機械学習に学ばせる.

3.3 タウ粒子のスピン

タウ粒子のスピンは直接測定できないが、その情報はタウ粒子の崩壊から生じた粒子の運動学に引き継がれている。ここではタウ粒子の崩壊モードごとにタウ粒子のスピンを推測する方法について説明する。

3.3.1 1p 崩壊モード

タウ粒子がパイ中間子とニュートリノに崩壊する場合、角運動量を保存するため、ニュートリノはタウ粒子のヘリシティ方向と反対方向に放出される傾向がある。これはニュートリノの左巻き性質によるものである。したがって、パイ中間子はタウ粒子のヘリシティ方向と同じ方向に放出される傾向がある。Helicity angle θ は、図 3.3に示すように、タウ粒子の静止系において、タウ粒子の運動方向と π^- の運動方向とのなす角として定義される。

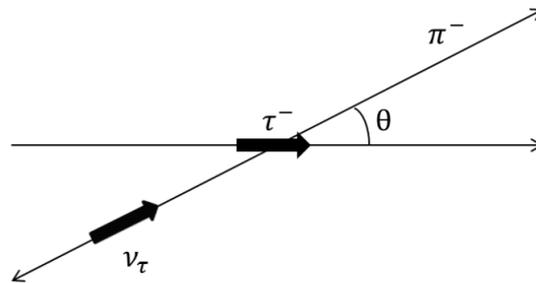


図3.3: 1p 崩壊モードの崩壊図。太い矢印は粒子のヘリシティを示す [30].

この時、 $\cos \theta$ は次の式で表される。

$$\cos \theta = \frac{2x - 1 - a^2}{\beta(1 - a^2)} \quad (3.4)$$

ただし、 $x = E_\pi/E_\tau$, $a = m_\pi/m_\tau$, $\beta = \sqrt{1 - m_\pi^2/E_\tau^2}$ である。親粒子がヒッグス粒子や Z 粒子である場合、 $a^2 \sim 10^{-2}$ 程度と小さく、また本研究で扱うタウ粒子は高運動量で生成されるため $\beta \sim 1$ と近似できる。そのため、 x の大きさを τ 粒子のヘリシティが推測できる。図 3.5 に x の分布を示す。この図から、1p 崩壊モードではエネルギー比 x がタウ粒子のヘリシティに強い感度を持つことがわかる。

3.3.2 1pn 崩壊モード

タウ粒子が π^- と π^0 に崩壊する場合、タウ粒子は ρ^\pm メソンとタウニュートリノに崩壊したのち、 ρ^\pm メソンが π^- と π^0 に崩壊する。図3.4に示すように、 ρ^\pm メソンは縦偏極（ヘリシティ = 0）または横偏極（ヘリシティ = -1）のいずれかとなる。縦偏極の場合、微分分布はパイ中間子崩壊と類似するが、 $x = E_\rho/E_\tau$ となり、 a^2 次項を無視できない。タウ粒子が横偏極ベクトル中間子へ崩壊

する場合、最終状態のスピン符号が反転する。縦偏極と横偏極の ρ^\pm メソンが混合するため、エネルギー比分布は図 3.5 (b) のようになり、ヘリシティへの感度は悪くなる。

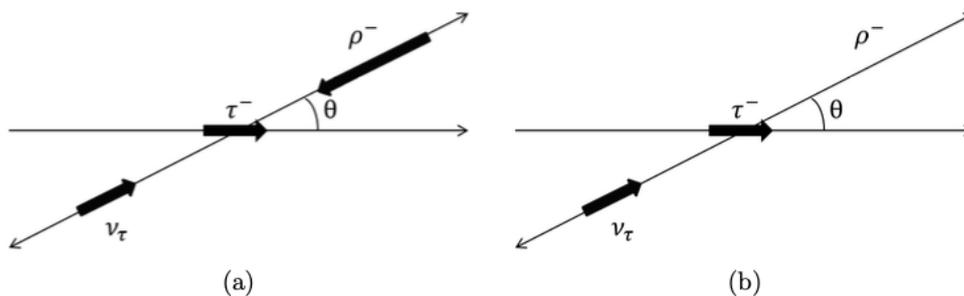


図3.4: 1pn 崩壊モードにおける $\cos\theta$ の概略図 [30].

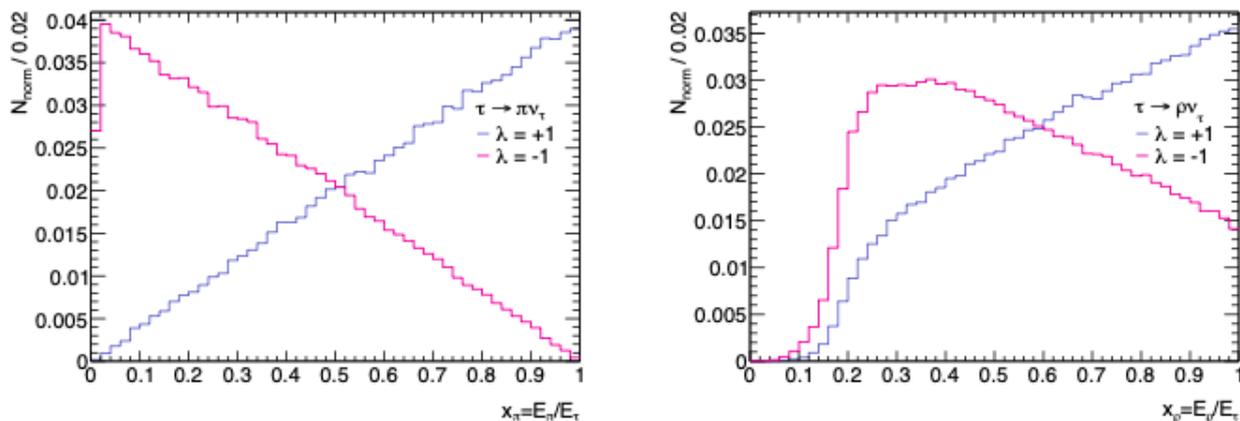


図3.5: 1p 崩壊モード (a) と 1pn 崩壊モード (b) におけるエネルギー比 x 分布. 左巻き (ピンク) と右巻き (青) に分類して示す [30].

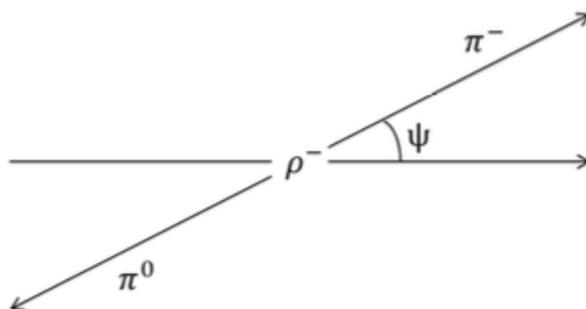


図3.6: 1pn 崩壊モードにおける helicity angle ψ の概略図 [30].

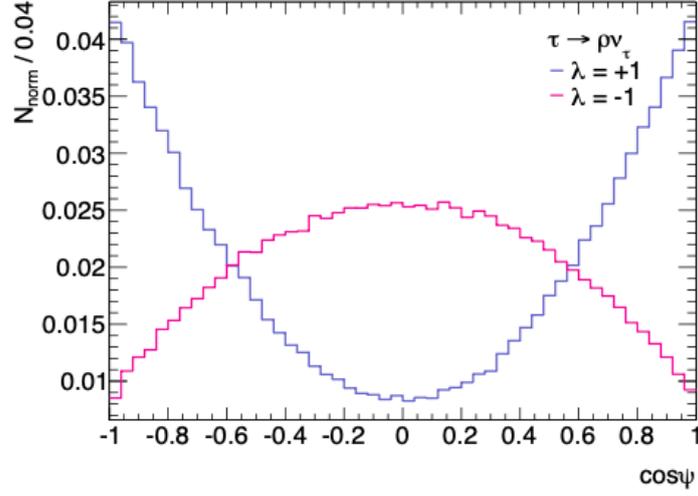


図3.7: 1p1 崩壊モードにおける $\cos \theta$ の分布図. 左巻き (ピンク) と右巻き (青) に分類して示す [30].

タウ粒子のヘリシティに敏感な別の変数として, 図 3.6 に示すように, ρ^\pm メソンの静止系における ρ^\pm メソンの飛行方向と π^- 粒子の間の helicity angle ψ が挙げられる. この角度は式 3.5 で与えられる.

$$\cos \psi = \frac{m_\rho}{\sqrt{m_\rho^2 - 4m_\pi^2}} \frac{E_{\pi^-} - E_{\pi^0}}{|\mathbf{p}_{\pi^-} + \mathbf{p}_{\pi^0}|} \quad (3.5)$$

ρ^\pm 崩壊から生じる右巻きと左巻きのタウ粒子の $\cos \psi$ の分布を図 3.7 に示す. 1p1 崩壊モードの場合には $\cos \psi$ がヘリシティに強い感度をもつ.

3.3.3 3p 崩壊モード

タウ粒子が $\pi^- \pi^- \pi^+$ に崩壊する場合, 中間状態が複雑であり, 単一のエネルギー比変数ではヘリシティ感度が低下する. ヘリシティの推測にはタウ粒子と a_1^\pm 中間子とタウ粒子のなす角 θ のほかに図 3.8 に示す角度 β, γ がある. $\cos \beta$ は以下の式で求められる.

$$\cos \beta = \frac{\mathbf{p}_3(\mathbf{p}_1 \times \mathbf{p}_2)}{|\mathbf{p}_{3\pi}|T} \quad (3.6)$$

ここで,

$$\begin{aligned} T &= \frac{1}{2} \sqrt{-\lambda(B_1, B_2, B_3)} \\ \lambda(B_1, B_2, B_3) &= B_1^2 + B_2^2 + B_3^2 - 2B_1B_2 - 2B_2B_3 - 2B_3B_1 \\ B_i &= \frac{(E_i E_{3\pi} - \mathbf{p}_{3\pi} \mathbf{p}_i) - Q^2 m_\pi^2}{Q^2} \end{aligned}$$

である. \mathbf{p}_i は実験室系における i 番目のパイオンの運動量で, Q は3つのパイオンの不変質量である.

また, $\cos \gamma$ は以下の式で求められる.

$$\cos \gamma = \frac{A_3}{|\mathbf{p}_{3\pi}| \sqrt{B_3} \sin \beta} \quad (3.7)$$

ただし,

$$A_i = \frac{E_{3\pi} \mathbf{p}_{3\pi} \mathbf{p}_i - E_i (\mathbf{p}_{3\pi})^2}{Q}$$

である. 角度 β と θ のヘリシティによる分布の違いを図 3.9 に示す.

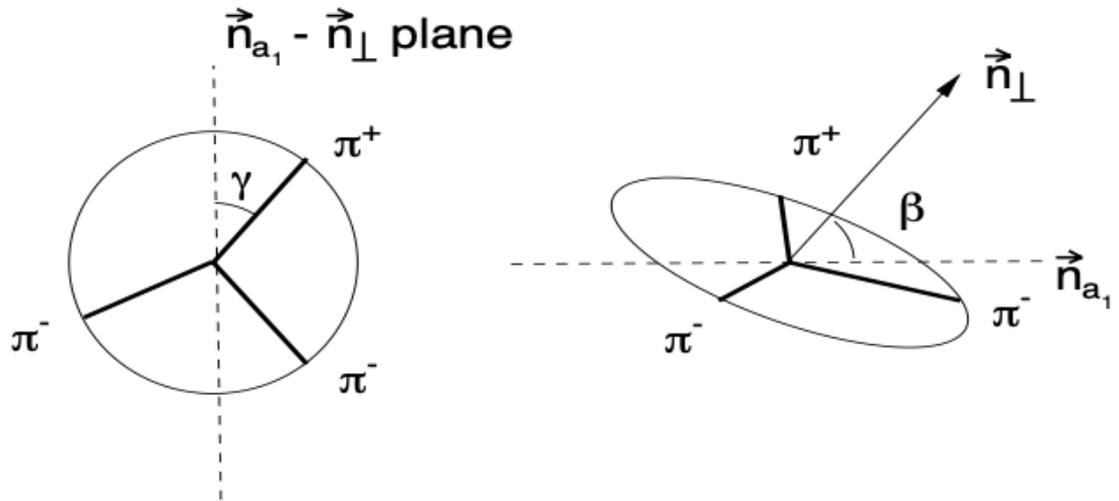


図3.8: 角度 γ と β の定義 [36].

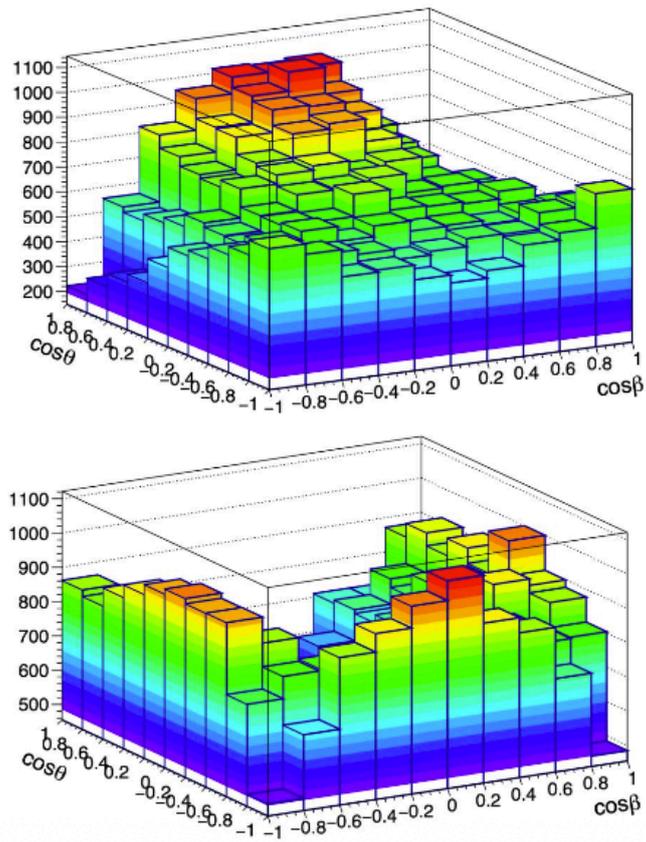


図3.9: 角度 θ, β の 3p 崩壊モードにおける描像. 上がヘリシティ = 1, 下がヘリシティ = -1 [36].

3.3.4 lepton 崩壊モード

タウ粒子がレプトン崩壊する場合、最終状態には2つのニュートリノが存在するため、この崩壊はハドロン崩壊に比べてタウのヘリシティに対する感度が低い。

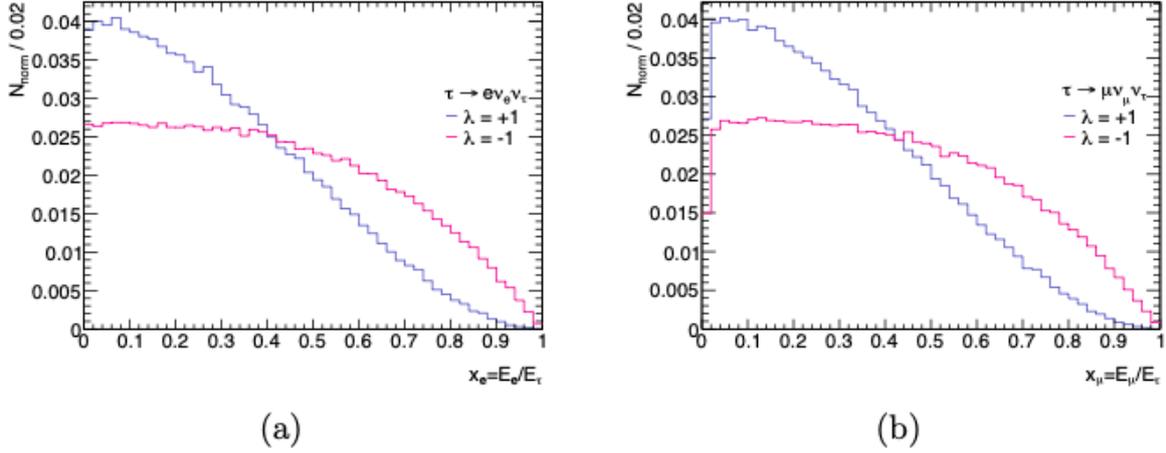


図3.10: 電子崩壊 (a) およびミューオン崩壊 (b) におけるエネルギー比 x の分布を、左巻き (ピンク) と右巻き (青) に分類して示す [30].

図 3.10 はレプトン崩壊におけるエネルギー比の分布を示しており、左巻きと右巻きで分布が似ており、ハドロン崩壊する場合に比べてヘリシティの感度が悪くなる。

3.4 タウ粒子対のスピンの

タウ粒子対を扱う場合、ヘリシティ ± 1 の粒子はほぼ同数存在するため、先ほど紹介した角度などの変数は均一化してしまう。一方、タウ粒子対についてそれぞれのタウ粒子に着目し、2次元分布で比較すると h/Z 粒子のスピンの情報を反映していることがわかる。これは $h/Z \rightarrow \tau\tau$ はそれぞれ spin singlet/triplet 状態になっているためである。1p1p 崩壊モードにおけるタウ粒子対のエネルギー比 x の2次元分布を図 3.11 に示す。この分布からヒッグス粒子由来のタウ粒子のエネルギー比 x は $+1/0$, $0/+1$, Z 粒子由来のタウ粒子対の x は $+1/+1$, $0/0$ に偏在していることがわかる。

また、1pn1pn 崩壊モードにおける $\cos\psi$ の2次元分布を図 3.12 に示す。これも親粒子によって分布に明確な差があることがわかる。

ここで示した変数、特に $\cos\theta$ はタウ粒子が崩壊時にニュートリノを生成するため直接測定できない。そのため、機械学習を使用した統計的な推定を行う。Helicity angle を機械学習で推定する方法もあるが、本研究の最終的な目的は、ヒッグス粒子と Z 粒子を識別する2値分類器の構築にある。そのため、これらをまとめ、スピン情報のみに基づいた h/Z の2値分類のアルゴリズム開発を行う。なお、ここで示した $\cos\theta$, $\cos\psi$ などの角度をまとめて helicity angle と命名する。

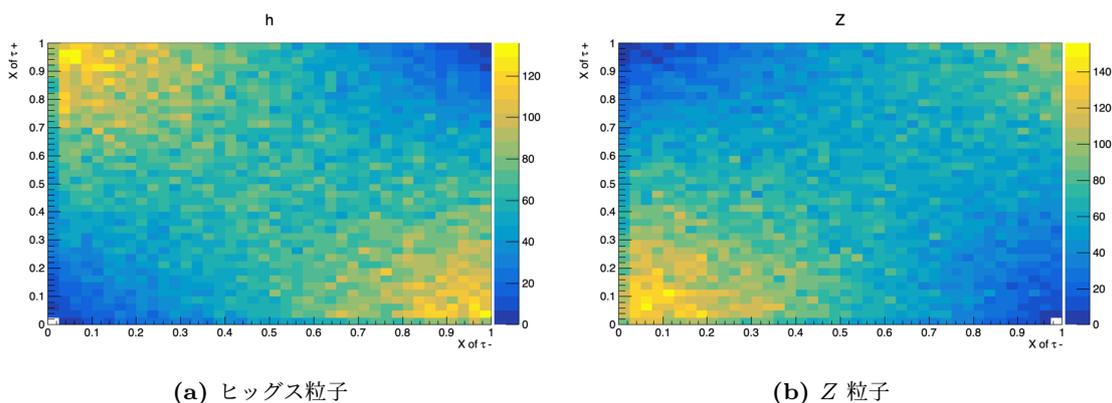


図3.11: 1p1p 崩壊モードにおけるタウ粒子対のエネルギー比 x の2次元分布

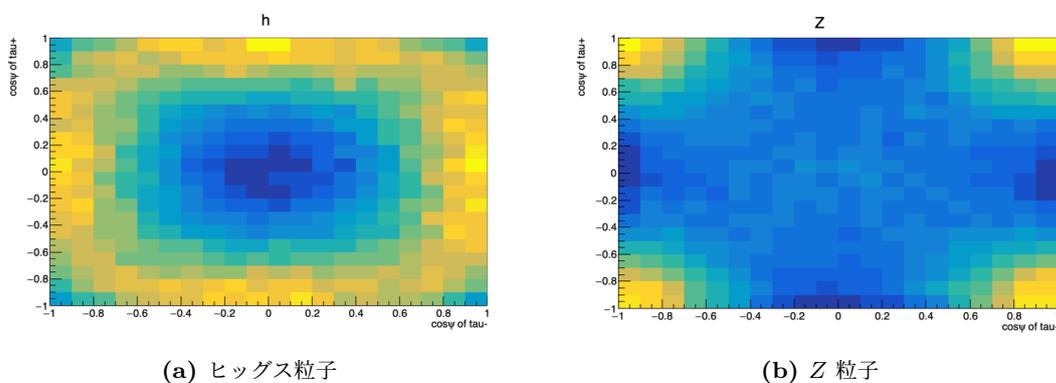


図3.12: 1pn1pn 崩壊モードにおけるタウ粒子対の $\cos \psi$ の2次元分布

本研究で開発するアルゴリズムの分離性能はここで示したようなヘリシティによる分布の差異に基づいており、スピン相関情報を最大限利用したアルゴリズム開発を目指す。

4 ATLAS 検出器での粒子の再構成手法

本研究ではタウ粒子対終状態を用いてヒッグス粒子と Z 粒子の分離を行う。そのため、タウ粒子および消失横運動量の再構成精度が解析感度を大きく左右する。本章では、ATLAS 検出器で行われている粒子再構成、特に h/Z の分類で入力変数として使用するタウ粒子と Missing transverse energy (MET, 4.3参照) の再構成について解説する。なお、ここでは複数の BDT や RNN が登場するため、それぞれに名前をつけて区別する。

4.1 荷電粒子飛跡の再構成

荷電粒子の飛跡は次の手順で再構成される [37, 38]。

1 スペースポイントの生成 (Space Point Creation)

Pixel 検出器および SCT 検出器における隣接するヒットを結合してクラスターを形成する。これらのクラスターは、三次元の位置情報をもつスペースポイントへと変換される。

2 シート飛跡の探索

ピクセル検出器または SCT 検出器における三つのスペースポイントを組み合わせることで、トラックシードが形成される。

3 トラック探索

トラックシードは、組み合わせカルマンフィルタを用いて外挿され、トラックが通過する可能性のあるピクセルおよび SCT モジュールが決定される。

4 偽トラック除去

トラック間の重なりを解決するために、ヒット数およびホール (欠損ヒット) の数、トラックの横運動量 p_T , その他の指標に基づいてトラックスコアが計算される。スコアの低いトラックは偽トラックとみなされ、この段階で除去される。

5 TRT 拡張トラック再フィット

トラックは TRT 検出器まで拡張され、ヒットが正常に検出された場合には、フィッティング手順およびトラックスコアの算出が再度行われる。TRT ヒットを加えた場合のトラックスコアが、ピクセルおよび SCT 検出器のみを用いたフィット結果よりも高い場合には、TRT ヒットがトラックに追加される。一方で、トラックスコアが低い場合には、当該 TRT ヒットはトラックの外れ値として記録される。

このようにして再構成された飛跡情報は $(d_0, z_0, \phi, \theta, q/p)$ という 5 つのパラメータで特徴づけられる。

飛跡に関するパラメータを説明する。

- 衝突点 (Primary Vertex, PV)

陽子と陽子の衝突中には複数の相互作用が発生し、複数の生成点が再構成される。多くの粒子はトラックの横運動量の 2 乗和が最大になるような点を生成点とし、その生成点を Primary Vertex と呼ぶ。ただし、タウ粒子は PV から離れた場所で崩壊するため、正しい生成点を特定するために TJVA [39] というアルゴリズムが採用されている。

- 崩壊点 (Secondary Vertex, SV)

タウ粒子が崩壊した点を Secondary Vertex と呼ぶ。タウ粒子が 3-prong 崩壊する場合には、複数のトラックを用いて SV を再構成することができる。1-prong の場合再構成できない。

- インパクトパラメータ

インパクトパラメータとは、x-y 平面において、荷電粒子の飛跡に PV から引いた垂線と飛跡の交点を指す。インパクトパラメータは x-y 平面における PV との距離 d_0 と縦方向の距離 z_0 で表される。つまり、 d_0 はビーム軸に垂直な方向のインパクトパラメータ、 z_0 はビーム軸方向のインパクトパラメータである。解析では z 軸方向における最接近点の射影 $z_0 \sin \theta$ と

して使われることが多い。インパクトパラメータは、PV からその飛跡がどれくらい離れているかの目安となる距離を意味する。

図 4.1 に飛跡のパラメータの概要図を示す。

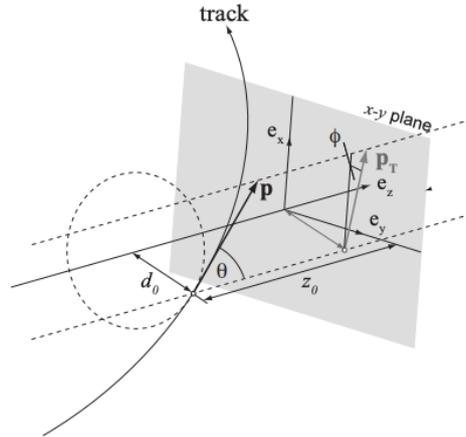


図4.1: 飛跡のパラメータの概要図 [40].

4.2 タウ粒子の再構成

タウ粒子は寿命が短いため、高運動量のものを除き大半が ATLAS 検出器の飛跡検出器最内層へ到達する前に崩壊する。レプトン崩壊の場合はそのまま崩壊後の e/μ として再構成される一方、ハドロン崩壊したタウ粒子は専用のアルゴリズムで再構成される。また、タウ粒子の崩壊ではニュートリノが生じるが ATLAS 検出器でニュートリノをとらえることはできないため、厳密にはタウ粒子から生じたハドロンの束 ("visible tau") が再構成される。LHC-ATLAS 実験でハドロン崩壊したタウ粒子の再構成は、候補の構築、トラック識別、偽粒子との識別、崩壊モード判定の順に行われる。

最初にタウ候補ジェットの再構成でタウ粒子候補を選び出す。この段階では背景事象の QCD jet が多く含まれている。トラック識別 (4.2.3) を通して π^\pm の数 (prong 数) を判別後、それぞれの prong 数に合わせた背景事象との分類に特化した識別アルゴリズム (4.2.4) を行うことで背景事象を取り除く。識別アルゴリズムによりタウ粒子と判定されたものはタウ粒子の崩壊モードについてのモードに崩壊したか判定が行われる (4.2.6)。図 4.2 にタウ粒子の再構成の流れを示す。

4.2.1 タウ候補ジェットの再構成

タウ粒子の再構成は、ジェットの再構成から行われる。パラメータ $\Delta R < 0.4$ とした anti - kt algorithm [41] を使用しジェットが再構成される。再構成されたジェットの内、ジェットの $p_T > 5$ GeV, $|\eta| < 2.5$ を満たすものを選択する [42]。

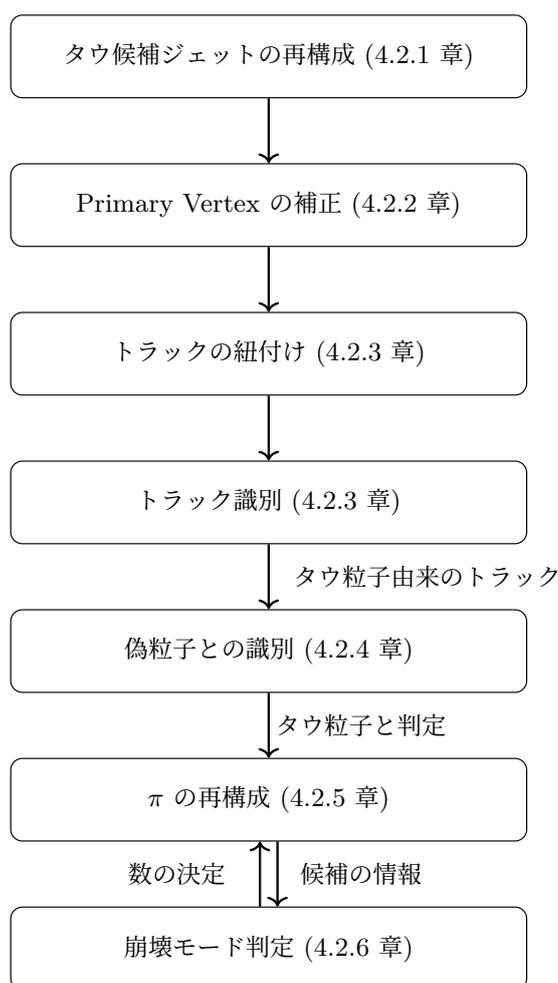


図4.2: 本論文における各節と対応するタウ粒子再構成処理の流れ

4.2.2 Primary Vertex の補正

タウ粒子は崩壊前に飛行するため、タウ粒子由来のジェットの生成点は通常の計算方法による生成点から少しずれる。そこで、正しい生成頂点を特定する必要がある。Run 3 では、TJVA 手法 [39] が採用されている。これは、ジェットの向きに対して $\Delta R < 0.2$ を満たす、ジェットに関するトラックのみで横運動量の総和が最大になるような点を衝突点とする手法である。PV を再構成することで、インパクトパラメータを修正することができる。

4.2.3 トラック識別

トラック識別ではタウ粒子に紐づけられたトラックを 4 種類に分類し、真にタウ粒子から生じたトラックの本数を判定する [42]。

ハドロン崩壊したタウ粒子候補の方向から $\Delta R < 0.25$ の領域にあり、以下の基準を満たす飛跡を関連付ける。また、 $0.25 < \Delta R < 0.4$ の領域にある飛跡も条件付きで関連付けられる。

- $p_T > 1 \text{ GeV}$
- pixel 検出器に 2 ヒット以上残している
- SCT に 7 ヒット以上残している
- $|d_0| < 1.0 \text{ mm}$
- $|z_0 \sin \theta| < 1.5 \text{ mm}$

次に各トラックに対してトラック識別を行う。トラック識別は深層学習の一種である Recurrent Neural Network (RNN, tau track selection RNN) を利用し以下の 4 つの track type へ分類する。モデルの学習では MC シミュレーションサンプルを使用している。学習に使用するサンプルは信号事象が $\gamma^* \rightarrow \tau\tau$, 背景事象が dijet であり, それぞれでタウ粒子の横運動量に対し $p_T > 5.5 \text{ GeV}$ を要求している。

- Tau Track (TT)
タウ粒子の崩壊によって生じる π^\pm のような荷電粒子の残すトラック。
- Conversion Track (CT)
光子が検出器素材との相互作用で対生成した電子・陽電子のトラック。
- Isolation Track (IT)
クォークやグルーオン由来のジェットから生じるトラック。
- Fake Track (FT)
上記に属さないトラック。トラックの再構成に失敗したものやパイルアップによるトラックなどが該当する。

このうち Tau Track の本数がタウ粒子の prong 数として扱われる。偽粒子との識別に進むのは 1-prong と 3-prong のイベントである。トラック識別の精度を示す混同行列を, truth 1-prong tau, truth 3-prong tau で分けて図 4.3に示す。縦軸が正解のクラス, 横軸が RNN の判断したクラスを表す。各 track type ごとに規格化されており, prong 数の判別に強く関わる Tau Track の識別精度は 1-prong で 95.2%, 3-prong で 93.1% である。図中右上にある Diagonal efficiency は正解のクラスの数で重みづけした, 全トラックに対する正答率を表す。

また, truth tau サンプルに対する再構成されたトラックの本数を図 4.4 に示す。truth 1-prong tau では 9 割程度の事象に対しタウ粒子由来のトラックを再構成するのに対し, truth 3-prong tau では 7 割程度しかトラックを 3 本再構成することができない。

4.2.4 偽粒子との識別

ジェットとして再構成されたタウ粒子候補の中には, タウ粒子だけではなくクォークやグルーオン由来の QCD ジェットも含まれている。真のタウ粒子と, ジェットが誤認されたものを区別するために, 4.2.3章とは別の RNN アルゴリズム (Tau ID RNN) を利用し識別を行う [42]。信号事象として $\gamma^* \rightarrow \tau\tau$, 背景事象として di-jet の MC シミュレーションサンプルを用い, 入力変数はジェット, ジェットがカロリメータに残したクラスター, ジェットを構成するトラックの 3 つの情報

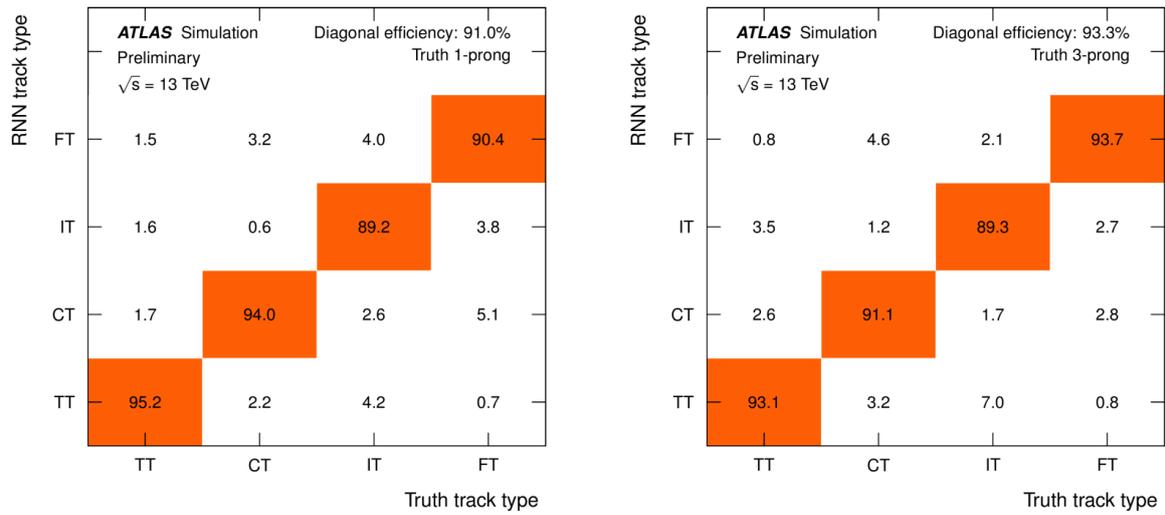


図4.3: MC シミュレーションを用いたトラック識別の精度 (左: truth 1-prong tau、右: truth 3-prong tau) [42]

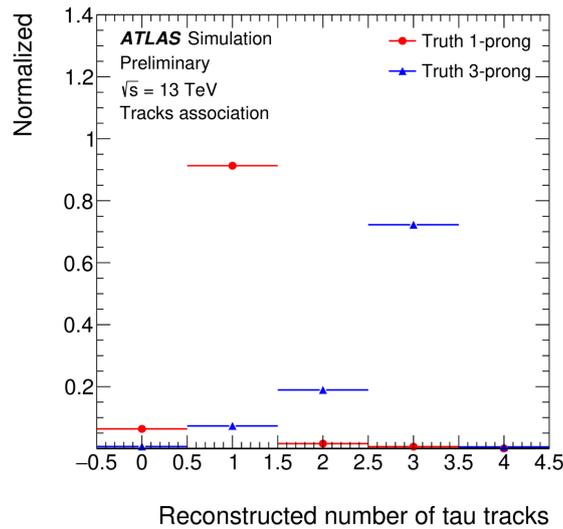


図4.4: MC シミュレーションにおいて、真のハドロニックタウに再構成できたタウ粒子由来のトラックの本数 [42].

を用いて学習する. 1-prong と 3-prong で個別にトレーニングされ, 図 4.5 にタウ粒子の識別精度を示す.

解析に使用する際は, その目的に合わせて本物のタウ粒子がどの程度残ってほしいか考慮し threshold を選ぶ必要がある. この基準点が 1-prong, 3-prong で 4 つずつ決められており図 4.5 に点が打たれている. 各基準点の名前と信号取得効率を表 4.1に示す. 本研究では”Tight” を満たすタウ粒子を使用する.

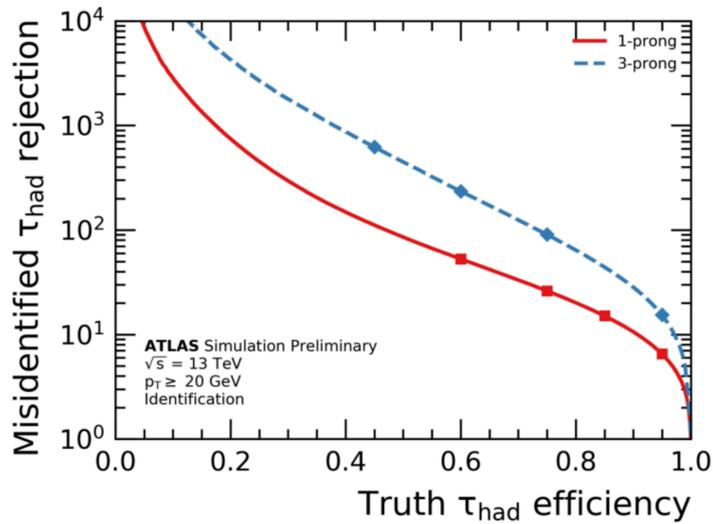


図4.5: MC シミュレーションにおけるタウ粒子の識別精度 [42].

4.2.5 パイオンの再構成

タウ粒子の崩壊で生成されたパイオンは Tau Particle Flow (TPF) 手法を用いて再構成される [43]. カロリメータのセル単位で記録されたエネルギーは”topo-cluster” と呼ばれるクラスターとしてまとめられる. カロリメータの情報 (topo-cluster) と飛跡の情報を TPF に入力することで個々の π^\pm と π^0 を分離する. 具体的には, まずタウ粒子由来の飛跡を選択し, それをカロリメータ面に外挿して対応するクラスターを選択する. 飛跡を π^\pm と仮定し, その粒子がカロリメータ面に落とすと期待される平均エネルギーを, シミュレーションに基づくテンプレートを用いて推定する.

次に, 推定された π^\pm 由来のエネルギーを, 対応するクラスターからセル単位で差し引く. この引き算の後に残ったエネルギーに対して, クラスター形状変数などを入力とした BDT (pi0 BDT) を適用し, それが π^0 由来であるか, 単なるシャワーの揺らぎや他の粒子によるものかを判定する. π^0 由来と判定されたクラスターは中性パイオンとして再構成され, 最終的なタウの 4 元運動量の計算に使用される. 図 4.6 に π^0 のエネルギー分解能を示す. TPF によって再構成された π^0 の

表4.1: タウ粒子の信号取得効率の基準点 [42]

基準点	信号事象取得効率	
	1prong	3prong
Tight	60%	45 %
Midium	75%	60 %
Loose	85%	75 %
Very Loose	95%	95 %

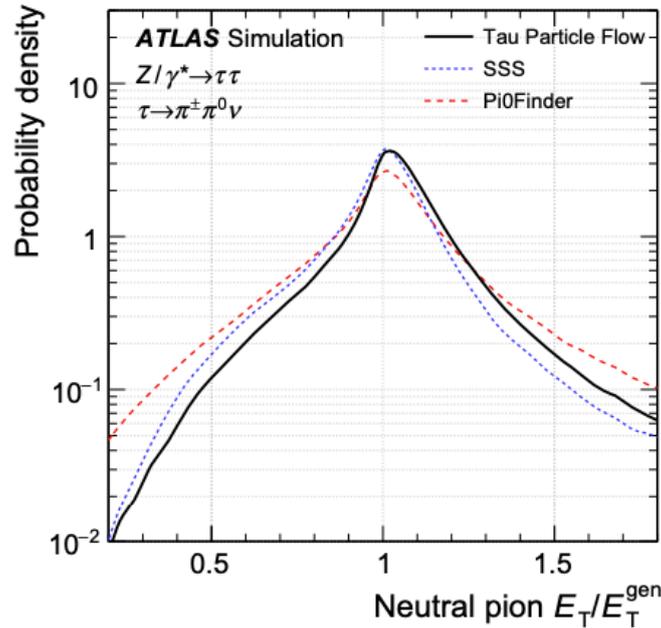


図4.6: MC シミュレーションを用いて再構成された π^0 のエネルギー分解能 [43]. 黒線が TPF, 赤と青は以前使われていた手法の精度を表す.

エネルギー分解能は約 16 % である. 最終的な π^0 の個数は崩壊モードの判定によって決定される (4.2.6 章参照).

4.2.6 崩壊モード判定

タウ粒子と同定されたものは, BDT (Tau decay mode classifying BDT) によってその崩壊モードが判定される. 選択された h^\pm (荷電ハドロン) トラック, π^0 候補, および電磁カロリメーター第 1 層 (EM1) のエネルギー最大値, 運動学的情報を入力変数とした BDT を用いて崩壊モードの判定が行われる. 最終的な崩壊モードは, 再構成された飛跡の数と矛盾しない範囲で確率が最も高いモードが採用される [42].

Tau decay mode classifying BDT を用いた崩壊モードの判定精度を図 4.7 に示す.

崩壊モードが判定され, π^0 がタウ粒子の崩壊から生成されたと判定された場合, その数に応じて, π^0 候補の可能性が高いものから順に選択される.

4.3 消失横運動量の再構成

4.3.1 Overlap removal

タウ粒子の他にも, b -jet や μ などが同時に再構成される. これらの各オブジェクトを別々に再構成した後, 検出器情報の重複がないかを確認する. もし重複があった場合, 再構成の信頼度が高い方が採用され, もう一方は削除される. この確認を Overlap removal と呼ぶ. Overlap removal に

BDT tau decay mode	ATLAS Simulation Preliminary		Diagonal efficiency: 72.9% Medium τ_{had} identification		
	$\sqrt{s} = 13 \text{ TeV}$				
3pXn	0.0	0.3	0.3	5.1	55.4
3p0n	0.1	0.1	0.0	90.8	33.9
1pXn	1.9	11.4	41.1	0.6	3.2
1p1n	16.3	78.7	56.1	1.7	6.5
1p0n	81.6	9.4	2.4	1.7	1.0
	1p0n	1p1n	1pXn	3p0n	3pXn

Truth tau decay mode

図4.7: 崩壊モードの識別精度 [42].

より, 同一の物理オブジェクトが重複して再構成されることを防ぎ, 解析で用いるオブジェクト定義を一意にする.

4.3.2 消失横運動量の再構成

LHC-ATLAS 実験では横方向の運動量は保存し系全体の総和は 0 になる. ATLAS 検出器ではこれを利用して検出器で捉えられなかった, つまり何らかの粒子によって検出器外に持ち出された運動量を算出する. これを消失横運動量 (Missing transverse momentum, E_T^{miss} , MET) と呼び以下のベクトルで定義する.

$$E_T^{\text{miss}} = - \sum_{\text{all}} p_T \quad (4.1)$$

総和は Overlap removal で選ばれたすべての粒子について行う. ニュートリノや物質と殆ど相互作用をしない新粒子は検出器に殆ど運動量を落とさないため, このような粒子が生成された事象では MET が大きくなる. タウ粒子の崩壊ではニュートリノが放出されるため, 消失横運動量の再構成はタウ粒子対終状態を扱う上で不可欠である.

$Z \rightarrow ll$ の場合, MET の分解能は $\sigma_{\text{MET}} = k\sqrt{\Sigma E_T}$ で表され, $0.4 < k < 0.5$ である [44]. ただし, 付随するジェットの数や再構成された Vertex の数によっても変化し, ジェットを含みかつ, Vertex の数が多ければエネルギー分解能は悪化する [45].

5 スピンを用いたヒッグス粒子と Z 粒子の分離アルゴリズム

この章では、ヒッグス粒子と Z 粒子の分離手法およびシミュレーションサンプルを用いた結果について説明する。第 3 章で述べたように、親粒子のスピン状態の違いはタウ粒子対に継承される。タウ粒子対のヘリシティは、第 3 章で紹介した helicity angle の情報などから推測可能であるが、崩壊過程にニュートリノが含まれるため直接再構成することはできない。そこで本研究では、機械学習を用いて、観測可能な量から Helicity angle を間接的に反映させることで、ヒッグス粒子と Z 粒子の分離を行う。

また、helicity angle に加えて、飛跡情報やパイオンの 4 次元運動量なども入力情報として活用する。これらの個々の情報のみを用いた場合には十分な分離性能を得ることは困難であるが、複数の情報を組み合わせることで、ヒッグス粒子と Z 粒子の分離性能の向上を目指す。本研究では、スピン情報に由来する情報のみでヒッグス粒子と Z 粒子の分離精度の評価を行う。そのため、質量差の情報を学習しないよう、ヒッグス粒子と Z 粒子の質量をともに 91.18 GeV に統一し訓練を行った。

分離には多数の情報を扱うことに長け、隠れた相関を見出すことが得意である機械学習を用いる。今回は Boosted Decision Tree (BDT) と Graph Neural Network (GNN) の 2 種類を使用した。ここではより精度の高かった GNN について説明する。BDT については後述の付録 A にて説明する。

本研究では、1p, 1pn, 3p, lep の 4 種の崩壊モードを対象とする。これらは全ハドロン崩壊の約 2/3、タウ崩壊全体の約 75% をカバーするものである。これに基づき、タウ粒子対の組み合わせを以下のように定義し、それぞれの組み合わせに対して個別に GNN モデルを訓練する。

- HadHad (1p1p, 1p1pn, 1pn1pn, 1p3p, 1pn3p, 3p3p)
- LepHad (lep1p, lep1pn, lep3p)

なお、第 5, 6 章において「HadHad」「LepHad」と呼称する際は、上記で選定したモードのみを指すものとし、本研究で扱わない 1pnn や 3pn 等は含まない。

5.1 訓練用サンプル

トレーニングには MadGraph で作成したモンテカルロシミュレーション (MC) サンプルを使用した。MadGraph は陽子衝突から親粒子の生成、タウ粒子対の崩壊までを再現できる。ただし、タウ粒子の崩壊には TauDecay というパッケージを利用した [46]。今回は、MadGraph v3.5.1 を利用した。陽子同士の衝突からヒッグス、 Z 粒子が生成されタウ粒子対へ崩壊し、そのタウ粒子対が他のレプトンまたはハドロンに崩壊するまでを、モンテカルロシミュレーションで再現した。具体的なサンプルの生成手順は 5.1.1 で説明する。

5.1.1 サンプル生成

イベントを MadGraph で作成する手順について説明する.

- 1 $pp \rightarrow h/Z$ のサンプルを作成. このとき, h/Z 粒子の質量をともに 91.18 GeV に設定する.
- 2 $h/Z \rightarrow \tau\tau \rightarrow \text{hadron} + \nu$ or $\text{lepton} + \nu\nu$ を生成
- 3 $pp \rightarrow h/Z$ と $h/Z \rightarrow \tau\tau$ のイベント合成および手動補正を用いて, 実際の $pp \rightarrow h/Z \rightarrow \tau\tau$ を模したイベントを生成する. 具体的には以下の手順で行う
 - a $pp \rightarrow h/Z$ のイベントをランダムに 1 つ抽出し, そこから h/Z の z 軸方向の運動量 p_z を求める.
 - b 手動で h/Z を横方向に boost する. これは 1,2 のサンプルでは hadronization が行われていないため, initial state radiation jet (ISR jet) や陽子の破碎に伴う横方向の反跳の効果を入れる必要があるためである. h/Z の横運動量の大きさは $p_T = 200\text{GeV} + \text{Expo}(5 \text{ GeV})$ に従う乱数で生成し, 横運動量の方向は等方に生成する. ただし $\text{Expo}(\tau)$ は $(1/\tau)e^{-x/\tau}$ の確率分布に従う乱数を表す.
 - c $p_z + p_T$ から h/Z の boost vector を求め, $h/Z \rightarrow \tau\tau$ に適用する
- 4 MET やインパクトパラメータについて, ATLAS 検出器の分解能で smear する. 詳細は 5.1.2 で述べる.
- 5 生成されたイベントについて, 以下の条件を満たすもののみを選択する
 - visible tau $p_T > 20 \text{ GeV}$
 - $|\eta| < 2.5$
 - h/Z の $p_T < 500 \text{ GeV}$
- 6 作成したサンプルについて, h/Z 粒子の横運動量が一定になるように調整する (5.1.3参照).

これらの手順で作成したサンプルの数を崩壊モードごとに表 5.1 に示す. 本研究の訓練モデルは入力変数が多く, 複雑なモデルを採用している. そのため機械学習が過学習を起こさないよう膨大なデータを全ての崩壊モードで用意する必要がある.

本来は, LHC の実験で使用しているスタンダードな MC シミュレーションと同様に, Pythia8 [47] を用いた hadronization や Geant4 [48] を用いた検出器シミュレーションを行うことがより正確であるが, このイベント生成には時間がかかり十分な統計量を確保できない. そこで, 生成速度が 10-100 倍である簡素化したイベント生成を行い, 手動で補正するアプローチを採用している.

また, 今回は $pp \rightarrow h/Z$ と $h/Z \rightarrow \tau\tau$ の生成を別々に行ってから手動で統合する方法を採用しているが, これは, MadGraph において, $pp \rightarrow h$ を計算する際に使用されるパッケージがタウ粒子の崩壊パッケージと共存できないためである. Z 粒子に関してはこのような制約はないものの, ヒッグス粒子のサンプル生成と整合性を取るために, 別々に生成している. この際 Z 粒子の偏極が無視され, 無偏極として扱われることとなるが, $Z \rightarrow \tau\tau$ における $\tau\tau$ のスピン状態は Z 粒子の偏極にほぼ依存しないため偏極が消える効果は無視できると判断した.

5.1.2 検出器分解能

今回使用したサンプルでは, ATLAS 検出器の分解能を再現するためにインパクトパラメータや MET を検出器分解能で smear している. その方法を説明する.

インパクトパラメータおよび二次頂点 (SV) の分解能については, LHC Run1 の ATLAS 検出器の設計目標値を参考にした [49]. 横方向の位置分解能は, $\sigma_{x,y} = 0.140/p_T + 0.01$ mm, z 方向の位置分解能は $\sigma_z = 0.209/p_T + 0.091$ mm である. 各イベントについてこれらの式から位置分解能を計算し, 真値のまわり・分解能を σ とするガウス分布から乱数を生成し, ランダムに得られた値を smear 後のインパクトパラメータおよび SV の位置として採用した.

消失横運動量 (MET) についても同様の手法で分解能を考慮した. 本研究では, h/Z 粒子に付随してジェットが生成される事象を対象としているため, $\sigma_{MET_{x,y}} = 12$ GeV と仮定した. これはジェットが付随し, 再構成された Vertex の数が 20 である場合のエネルギー分解能である [45]. この分解能を用い, 真の MET の値を平均値とし, 上記の分解能を標準偏差とするガウス分布から乱数を生成した. 得られた値を, 分解能を考慮した smear 後の MET として解析に用いた. 図 5.1 に作成したサンプルの検出器分解能の分布を示す.

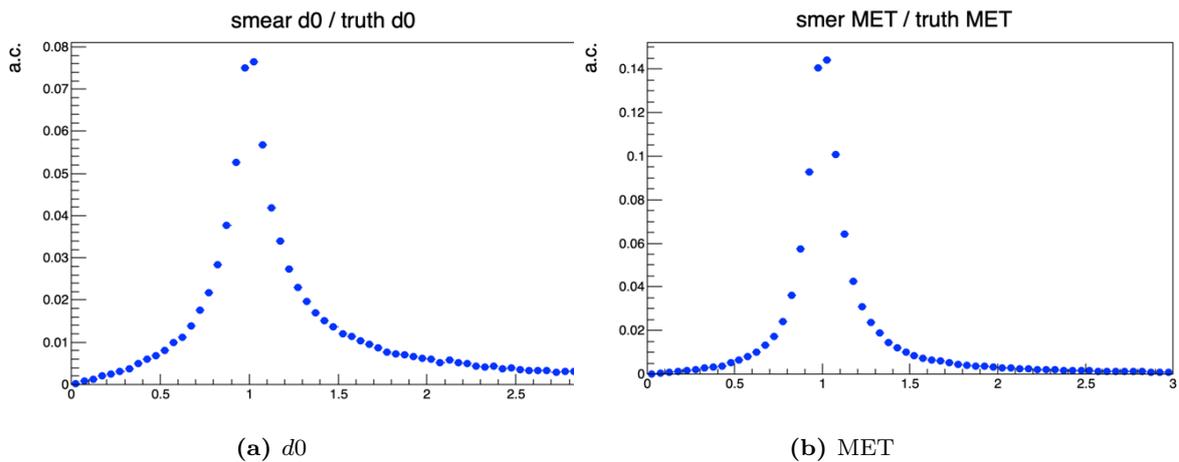


図5.1: d_0 と MET の分解能分布. smear 後の値を smear 前の真値で割った値を示す.

5.1.3 横運動量の均一化

本研究では訓練データの h/Z 粒子の横運動量を均一化している. これは, 機械学習の性能が学習サンプルの横運動量分布に強く依存していることが判明したためである. 図 5.3 に h/Z 粒子が横

表5.1: 使用したサンプル数.

崩壊モード	1p1p	1p1pn	1pn1pn	1p3p	1pn3p	3p3p	lep1p	lep1pn	lep3p
イベント数	100 万	620 万	800 万	200 万	760 万	100 万	500 万	1000 万	300 万

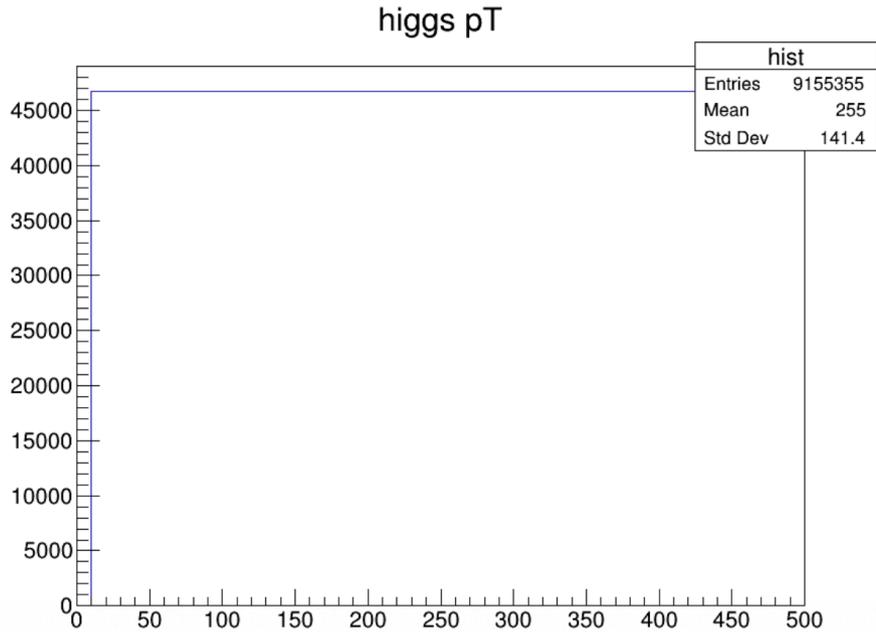


図5.2: 均一化を行った後のヒッグス粒子の p_T 分布.

方向にはほぼ動いていないサンプルで機械学習を行った結果と、その学習モデルを横方向に平均 200 GeV 運動量を持つサンプルに適用させた結果である。この結果から、学習サンプルの h/Z 粒子の横運動量と実際のデータの横運動量を揃える必要がある。

本研究では、ヒッグス粒子および Z 粒子の分離アルゴリズムが、特定の生成機構に強く依存しないよう設計することを重視した。一般に、 h/Z 粒子の横運動量分布は生成機構や解析対象とする物理過程によって大きく異なる。例えば、現在主にターゲットとしている非共鳴ヒッグス粒子対生成 ($hh \rightarrow bb\tau\tau$) では、 h 粒子の横運動量が ~ 200 GeV 程度の事象が探索感度に最も寄与する一方、 $gg \rightarrow h \rightarrow \tau\tau$ のような単一ヒッグス生成過程では、ヒッグス粒子はほぼ静止した状態で生成される。

このように、対象とする物理過程ごとに h/Z 粒子の横運動量分布が大きく異なるため、特定の p_T 領域に偏った訓練を行った場合、アルゴリズムの汎用性が損なわれる可能性がある。そこで本研究では、訓練用サンプルにおいてヒッグス粒子の横運動量分布が一様となるよう加工を施し、 h/Z 粒子の運動学的特徴ではなく、スピンに由来する本質的な情報のみを学習することを目指した。

均一化は次のように行う。生成したサンプルの h/Z の横運動量でヒストグラムを作成し、最も数が少ないビンのイベント数 (N_{\min}) を取得する。ビンごとに N_{\min} 以上のものを破棄することで横運動量の一様なサンプルを作成した。図5.2 に作成したサンプルのヒッグス粒子の p_T 分布を示す。

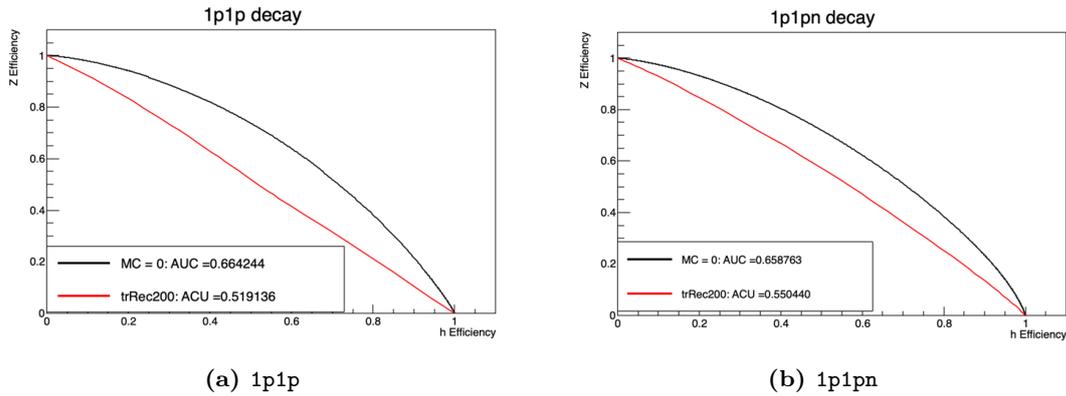


図5.3: 機械学習モデルの h/Z p_T 依存性を示す例. h/Z の p_T が 0 (5.1.1 の生成のステップ 3 において, h/Z を横方向にブーストさせなかった) サンプルで訓練した BDT の, 訓練サンプルに対する性能 (黒) および p_T 平均 200 GeV で生成したサンプルを訓練モデルに適用した場合の性能 (赤) .

5.2 Graph Neural Network (GNN)

5.2.1 グラフデータの定義

グラフ G は、ノード (頂点) の集合 V とエッジ (辺) の集合 E の組 $G = (V, E)$ として定義される. ノード $v_i \in V$ は対象となるオブジェクトを表し, エッジ $(v_i, v_j) \in E$ はオブジェクト間の関係性を表す. 各ノード v_i は特徴量ベクトル $\mathbf{h}_i \in \mathbb{R}^F$ を持ち, グラフ全体の特徴量は行列 $\mathbf{H} = [\mathbf{h}_1, \dots, \mathbf{h}_N]^T \in \mathbb{R}^{N \times F}$ で表される. ここで, N はノード数, F は特徴量の次元数である.

5.2.2 GNN の種類

グラフデータ上で動作するニューラルネットワークのことを Graph Neural Network (GNN) という. 多くの GNN では入力データとなるグラフを GNN の層に通し, 出力として得られるノード, エッジ, グラフの埋め込み表現をその後の学習や予測に用いる. GNN には様々なものが提案されており, 分類したものを図 5.4 に示す. 特に今回使用している GAT という手法について説明する.

5.2.3 Graph Attention Networks (GAT)

Graph Attention Network (GAT) [51] は, Graph Convolutional Network (GCN) [52] を拡張した手法であり, 隣接ノードからの情報集約に Attention 機構を導入することで, 各隣接ノードの重要度を動的に学習できる点を特徴とする.

GCN では, ノード特徴量の更新における結合重みがグラフ構造のみに基づいて決定されるため, タスクにとって重要なノードの情報を選択的に強調することが困難であるという課題があった. GAT はこの課題に対処するため, ノード特徴量に基づいて Attention 係数を学習する手法として提案された.

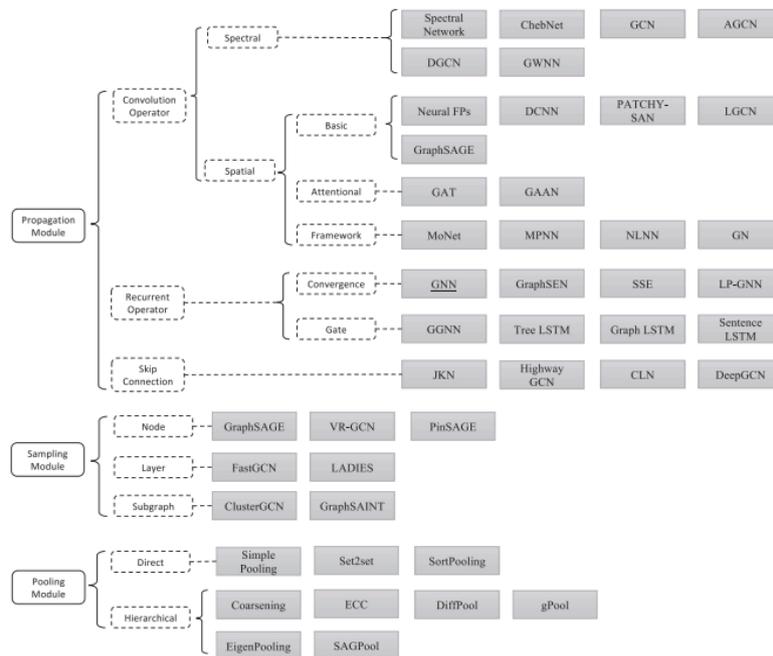


図5.4: GNN の学習の種類 [50].

さらに, 学習の安定化のために Multi-head Attention が採用されている. これは独立した K 個の Attention 機構を並列に実行し, それらの出力の平均をとる手法である. これにより, モデルは異なる観点からの特徴表現を捉えることが可能となる.

GCN と比較して, GAT はエッジの重みを学習データに基づいて適応的に変化させることができるため, より柔軟で高い表現能力を持つ. また, グラフ全体の構造情報に依存しない局所的な演算のみで構成されるため, 学習時に観測されなかった未知のグラフ構造に対しても適用可能な帰納的学習 (Inductive Learning) に適しているという利点がある [51].

5.3 機械学習のセットアップ

5.3.1 入力変数

機械学習に入力する変数を紹介する.

- タウ粒子の崩壊から生じた荷電粒子の 4 次元運動量
 - 1p なら π^\pm
 - 1pn なら $\pi^\pm\pi^0$
 - 3p なら $\pi^\pm\pi^\pm\pi^\pm$
 - lepton なら e or μ
- 消失横運動量 (MET)
- タウ粒子の崩壊点 (3p の場合のみ)

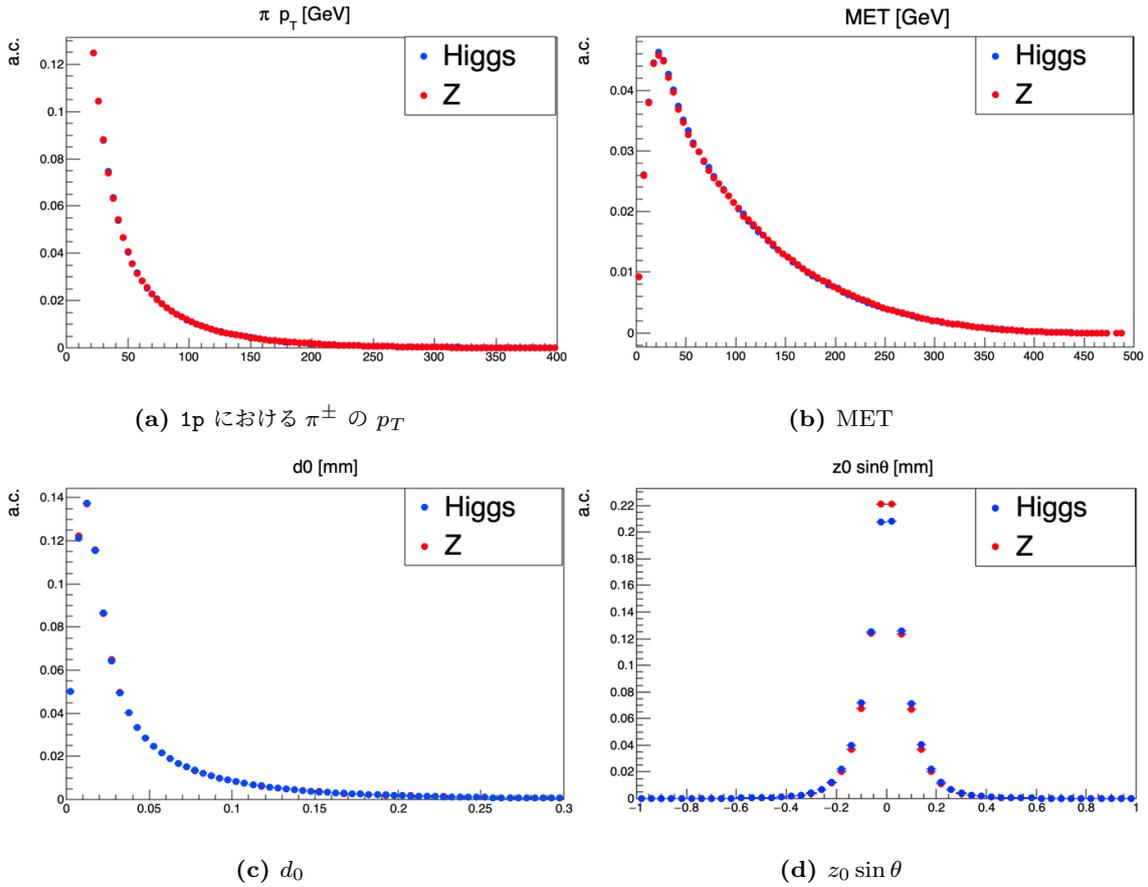


図5.5: 信号事象と背景事象の入力変数分布.

- インパクトパラメータ (3p 以外の場合)
- Collinear 近似を使って再構成した helicity angle : $\cos \theta$ は全ての崩壊モードに入力し, さらに 1pn なら $\cos \psi$, 3p なら $\cos \beta$, $\cos \gamma$ を追加で入力する.

図 5.5に入力変数の分布を示す. このように個々の変数では差異が小さく単独の変数のみでの分離は困難である. しかし, 複数の変数を同時に考慮した場合, それらの間に存在する高次元の相関関係には, 信号と背景を区別するための重要な情報が隠されていることが多い. 本研究では, このような個々の変数単独では顕在化しない多変量間の非線形な相関関係を抽出し, 識別感度を最大化するために, 機械学習を用いた多変量解析を導入する.

$\cos \theta$ の再構成にはタウ粒子のエネルギー情報が必要であるが, タウ粒子の崩壊にはニュートリノが含まれるため, エネルギーを直接測定することはできない. そこで本研究では, collinear 近似 (1.5.3 章参照) を用いてタウ粒子のエネルギーを再構成した. しかしながら, collinear 近似には再構成精度の限界があり, その結果として $\cos \theta$ 分布におけるヒッグス粒子と Z 粒子の差異が不明瞭になる傾向が見られる. Collinear 近似で求めた粗い helicity angle はあくまで機械学習をガイドするための変数で, ML では他の low level な input の情報を使ってより正しい helicity angle の

情報を抽出させることを狙っている. 一方, $\cos\psi$ は 3 章で示したような分布になっており, スピンの違いが明確である.

5.3.2 GNN のセットアップ

GNN による訓練は深層学習フレームワーク PyTorch およびグラフ学習ライブラリ PyTorch Geometric を用いて行った. モデルアーキテクチャには, エッジ属性を考慮可能な Graph Attention Network v2 (GATv2) を採用した.

それぞれのパイオンの 4 次元運動量と飛跡情報, MET, helicity angle をノードとし, パイオン間のエッジは ΔR , パイオンと MET の間のエッジは $\Delta\phi$, helicity angle とそれ以外のノードの間エッジは 0 としてグラフを作成した.

ネットワークは複数の GATv2 畳み込み層で構成され, 各層には Residual Connection (残差結合) および Batch Normalization が適用されている. 活性化関数には, 学習の安定性を高めるため

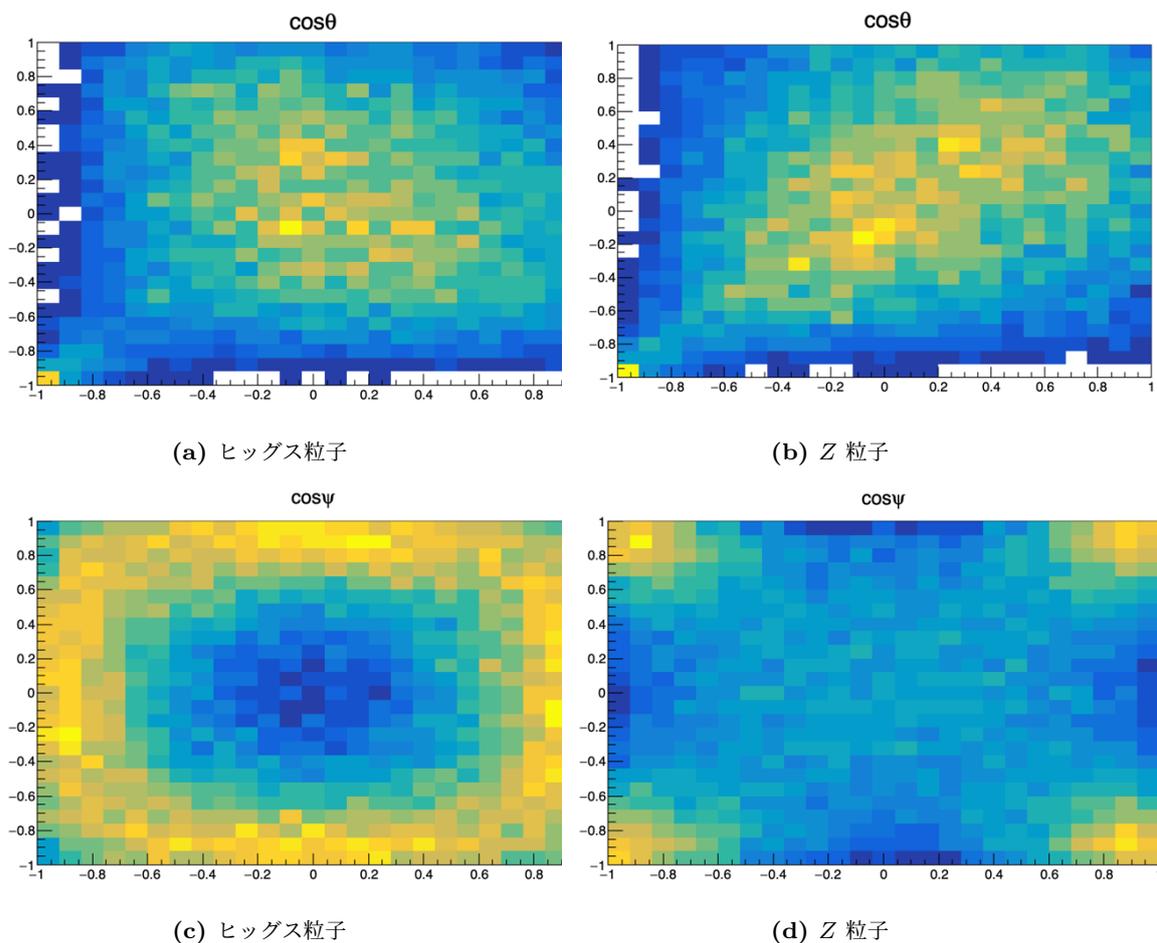


図5.6: Collinear 近似を使って再構成した helicity angle 分布の例. 上が $1p1p$ における $\cos\theta$ 分布で, 下が $1pn1pn$ における $\cos\psi$ の分布.

に ELU (Exponential Linear Unit) を中間層に採用し, 最終畳み込み層の後には ReLU を使用した. 各ノードの特徴量はメッセージパッシングを通じて更新され, 最終的に Global Mean Pooling によってグラフ全体の特徴ベクトルへと集約される. このベクトルは全結合層 (Linear Layer) に入力され, シグナルかバックグラウンドかを識別する単一のロジットを出力する. 損失関数には Binary Cross Entropy with Logits Loss を使用した. 損失関数は以下の式で表される.

$$\sigma(x_n) = \frac{1}{1 + e^{-x_n}} \quad (5.1)$$

$$Loss = -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N [y_n \log(\sigma(x_n)) + (1 - y_n) \log(1 - \sigma(x_n))] \quad (5.2)$$

ここで, N はバッチサイズ, n はイベントのインデックス, x_n はモデルの GNN スコア, y_n は正解ラベル (ヒッグス粒子:1, Z 粒子:0) である. この関数は GNN スコアが正解に近いほど値が 0 に近づき, 正解から離れるほど値が無限大に近づく. つまり, この関数はバッチごとの GNN スコアの正確性を示す指標である.

データセットは, 訓練用, 検証用, 評価用に分割し, 入力変数は StandardScaler を用いて標準化 (平均 0, 分散 1) を行った. 最適化アルゴリズムには AdamW を採用し, 過学習を抑制するために Weight Decay を適用した. 学習率の調整には ReduceLRonPlateau スケジューラを用い, 検証データの損失 (Validation Loss) が停滞した際に学習率を動的に減少させた. また, 過学習を防ぐため, Validation Loss が 8 epoch 改善しない場合に学習を早期終了させるようにした. 訓練時の訓練用サンプルと検証用サンプルの Loss の分布を図 5.7 に示す. 訓練用サンプルの Loss が Validation Loss を大きく下回る場合, 訓練が安定しておらず過学習を起している可能性が高い.

モデルの性能を最大化するため, Optuna フレームワークを用いてハイパーパラメータの自動最適化を行った. 探索空間には, 学習率, ドロップアウト率, Weight Decay などが含まれる. 各崩壊

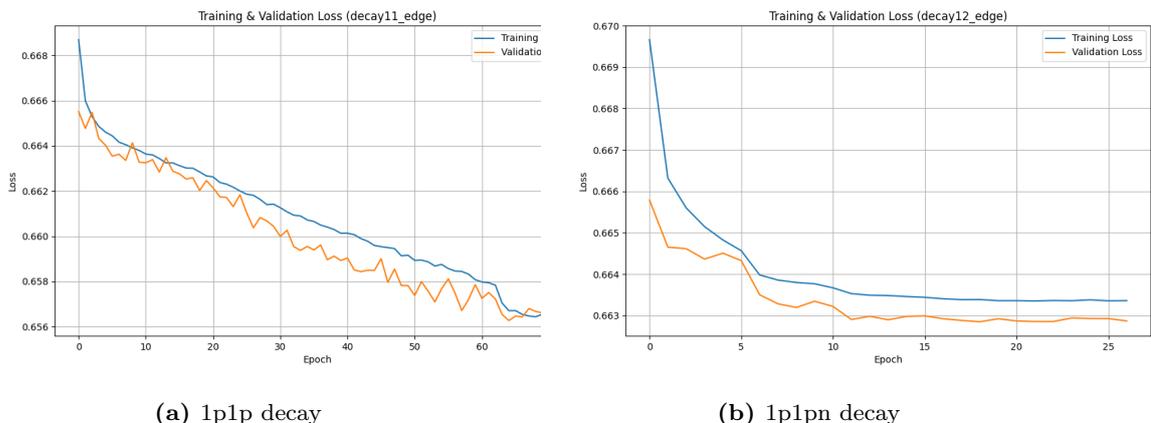


図5.7: 訓練用サンプル (青) と検証用サンプル (橙) の Loss の変遷. Epoch の進行とともに減少し, 訓練が進行していることがわかる.

表5.2: GNN のハイパラメータ

Hyperparameter	Hadron - Hadron (hadhad)					
	1p1p	1p1pn	1pn1pn	1p3p	1pn3p	3p3p
GNN Layers	5	5	6	6	6	6
Dropout Rate	0.291	0.246	0.240	0.233	0.288	0.273
Learning Rate	3.08×10^{-4}	1.33×10^{-4}	5.31×10^{-5}	7.26×10^{-4}	4.47×10^{-4}	5.10×10^{-4}
Weight Decay	1.31×10^{-4}	4.12×10^{-4}	1.62×10^{-4}	3.77×10^{-4}	3.10×10^{-5}	2.83×10^{-5}
LR Scheduler Factor	0.236	0.254	0.258	0.250	0.203	0.446
Hyperparameter	Lepton - Hadron (lephad)					
	lep1p	lep1pn	lep3p	–	–	–
GNN Layers	5	5	6	–	–	–
Dropout Rate	0.341	0.283	0.220	–	–	–
Learning Rate	1.49×10^{-4}	1.48×10^{-4}	6.15×10^{-4}	–	–	–
Weight Decay	4.05×10^{-5}	2.22×10^{-4}	7.03×10^{-5}	–	–	–
LR Scheduler Factor	0.432	0.500	0.260	–	–	–

モードの特性に合わせて最適化された主要なハイパーパラメータ設定を表 5.2 に示す。最適化は各バッチごとの Loss の平均を計算し、最終 Epoch における Loss が最小となるハイパーパラメータを採用する。

5.4 訓練結果

5.4.1 GNN の訓練結果

GNN を用いた訓練結果を表 5.3 に示す。AUC は ROC カーブという信号事象と背景事象の選択効率をグラフ化したものの x, y 軸とグラフに囲まれた面積であり、0 から 1 の値をとる。1 に近いほど性能が良いことを表す。また、図 5.8 には主な崩壊モードの ROC カーブを示す。それぞれの崩壊モードにおける ROC カーブと GNN スコアの分布は付録 B にて後述する。この結果から、1-prong の方が 3-prong に比べ精度良く分離できていることがわかる。

5.4.2 アウトプットスコアの規格化

崩壊モードごとに行っていた訓練に対して包括的なアウトプットスコアを定義できるようにするために、崩壊モードのスコア規格化する。これは以下の手順で行う。

- 1 スコアのヒストグラムをヒッグス粒子の分布がフラットになるように加工。具体的には、ヒッグス粒子のスコアを降順に並べたとき、上位何 % に位置するかでスコアを変換する。ヒッグス粒子と同様の変換を Z 粒子の分布にも行う。
- 2 崩壊分岐比で重み付けし、ヒストグラムを足し合わせる (図 5.9)
- 3 全体が 1 になるように規格化
- 4 足し合わせたヒストグラムを用いて ROC カーブを描く

スコアを加工するのは、崩壊モードごとにスコアの平均や分散が異なるため、それらを統一し足し合わせるようにするためである。図5.9 に加工した GNN スコアの分布を示す。

崩壊モードごとにスコアを規格化して得られた HadHad および LepHad 全体に対する性能を表す ROC カーブを図 5.10 に示す。HadHad チャンネルと LepHad チャンネルの AUC は 0.613, 0.593 であり、信号効率 70 % 地点での背景除去率はそれぞれ、47 %, 42 % である。この結果から HadHad チャンネルの方が精度良く分離できることがわかる。

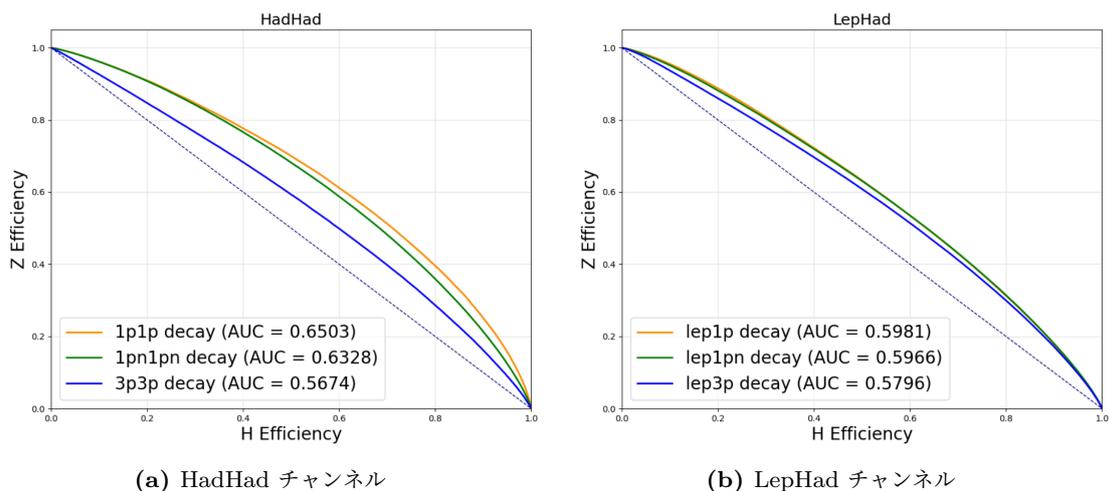


図5.8: 訓練から得られた GNN モデルの ROC カーブ。

表5.3: 崩壊モードごとの GNN 性能. AUC は ROC カーブと x, y 軸で囲まれた部分の面積を表す。

崩壊モード	崩壊分岐比 [%]	AUC	背景事除去率 [70% 信号効率]
1p1p	1.2	0.650	51
1p1pn	5.5	0.636	49
1pn1pn	6.5	0.633	48
1p3p	2.0	0.595	43
1pn3p	4.7	0.592	43
3p3p	0.9	0.568	40
lep1p	7.6	0.598	43
lep1pn	18.0	0.597	43
lep3p	6.6	0.580	41

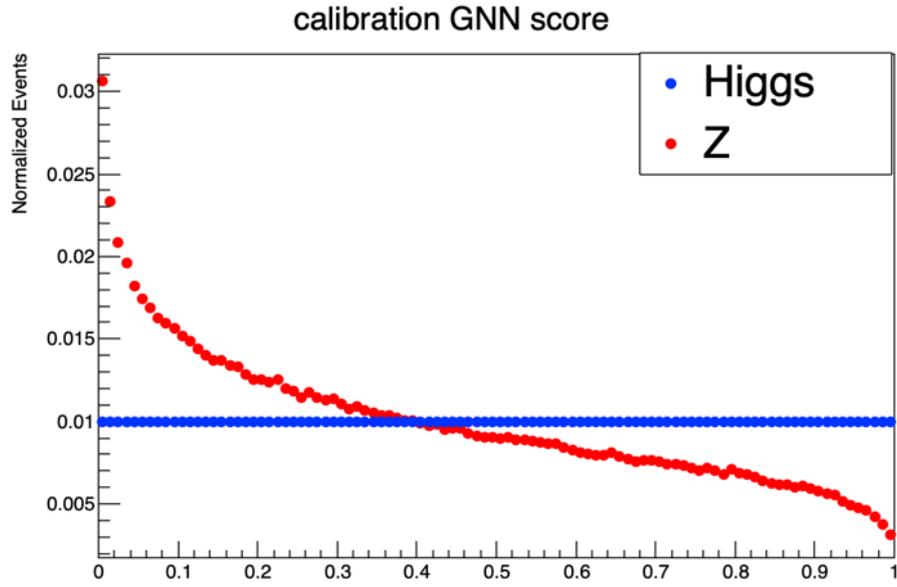


図5.9: ヒッグス粒子の GNN スコア分布がフラットになるように加工したスコア分布.

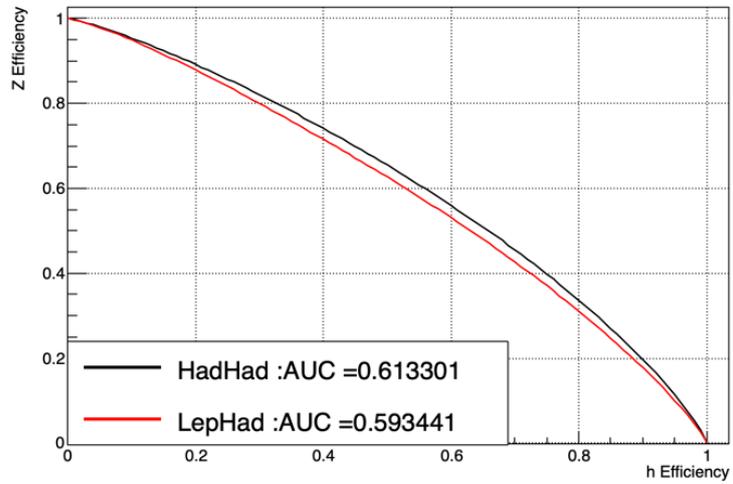


図5.10: 崩壊モードごとにスコアを規格化して得られた, inclusive 崩壊に対する性能を表す ROC カーブ.

6 ATLAS 検出器シミュレーションデータを用いた性能評価

6.1 ATLAS 検出器シミュレーションデータ

5章では、大統計の訓練サンプルを生成するために使った簡素化したシミュレーションで性能を評価したが、実際のセットアップでも同様の性能が出るかを、より現実的である ATLAS 検出器シミュレーションを通したサンプル (本番サンプル) で評価する。本研究では、時間的制約により評価の対象を HadHad チャンネルに限定して性能評価を行った。LepHad チャンネルについては本研究の範囲外としたが、定性的な挙動に関しては HadHad チャンネルと同様の傾向を示すことが推察される。

ヒッグス粒子対生成事象探索に活用することを考慮し、本検証では信号事象として $HH \rightarrow bb\tau\tau$ 、主要な背景事象として $Z(\rightarrow \tau\tau)+\text{jets}$ のサンプルを使用し、GNN モデルの性能を評価した。信号事象であるヒッグス粒子のサンプルは、重心系エネルギー $\sqrt{s} = 13$ TeV において Powheg box v2 [53] と Pythia8 [47] を用いて生成された、グルーオン融合過程 (ggF) によるものである。このサンプルではヒッグス粒子の質量はシフトさせず 125 GeV である。一方、 Z 粒子のサンプルは、Sherpa 2.2.14 [54] と Pythia8 [47] を用いて生成された。これらのサンプルの内 $H/Z \rightarrow \tau\tau$ の部分のみの力学的変数を入力に使用した。いずれのサンプルにおいても、タウ粒子がハドロン崩壊する事象のみを対象としている。解析に際しては、以下の選択条件を適用した。なお、本研究ではジェットがタウ粒子に誤同定される事象 (fake tau) は考慮の対象外としている。

- $p_T > 20$ GeV を満たすタウ粒子候補ジェット
- τ 識別アルゴリズムの Tight working point を満たす (表 4.1 参照)
- $|\eta| < 2.5$

本番サンプルにおいては測定量の真値を使った ('truth') ものも適宜使用する。性能評価用サンプルのイベント数をそれぞれの崩壊モードごとに表 6.1 に示す。また、本番サンプルの入力変数分布を図 6.1 に示す。

表6.1: 性能評価用サンプルのイベント数。ヒッグス粒子と Z 粒子について同数のイベントを用意した。

崩壊モード	1p1p	1p1pn	1pn1pn	1p3p	1pn3p	3p3p
truth	2592	10090	15126	3967	8469	1625
reco	2680	13220	16674	4866	11800	2120

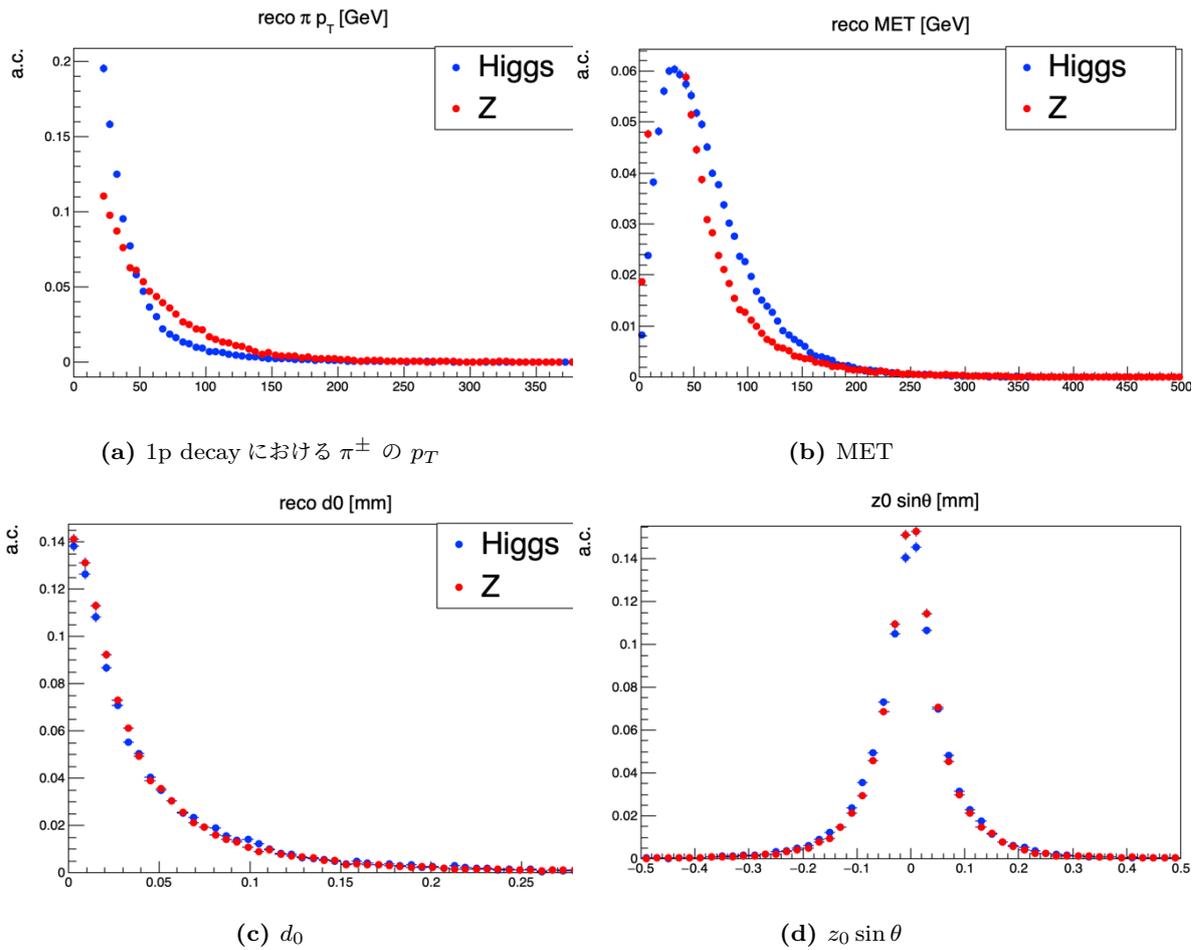


図6.1: 本番サンプルにおける信号事象と背景事象の入力変数分布.

6.2 性能評価の結果

表 6.2 に本番サンプルを用いた性能評価の結果を示す. また, 図 6.2 に 1p1p と 1pn1pn の本番サンプルを用いた性能評価の結果の ROC カーブを示す. また, 図 6.3 に本番サンプルにおいて, 5.4.2 章と同様の方法で崩壊モードの規格化を行い, それらを包括的に扱った際の ROC カーブを示す. 70% 信号効率地点における背景事象除去率は 40% であった. この検証結果から, 1p1p を除き, truth 入力変数では訓練サンプルで評価したときの結果 (表5.3, 図 5.8) とよく合致している. 一方, 1p1pn や 1pn1pn では本番サンプルの場合, truth 入力変数に比べて明確に精度が減少している. この精度低下の原因を究明することが重要である.

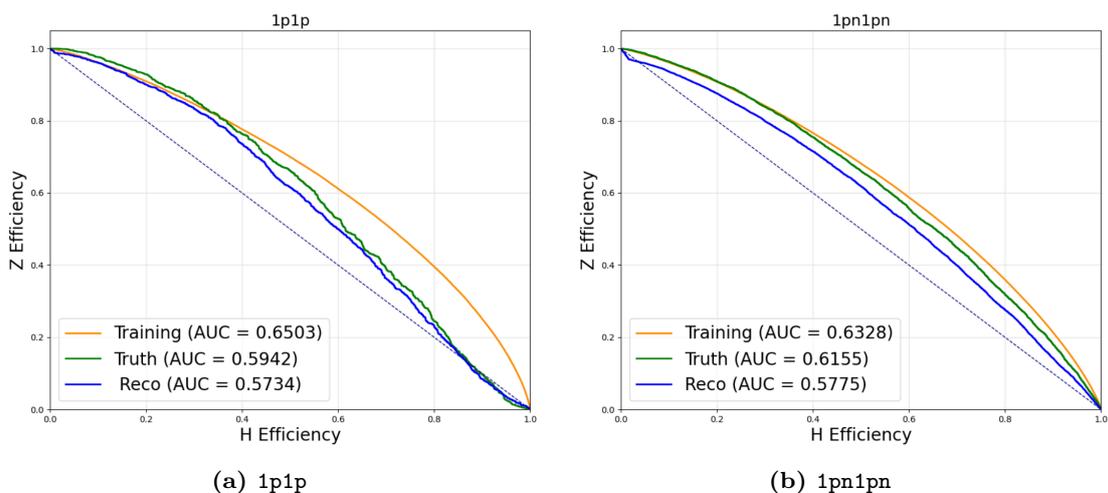


図6.2: 5.4.1 で訓練した GNN モデルの性能 (図 5.8) を, 訓練サンプル (Training), 本番サンプル (Reco), truth 入力変数を用いた本番サンプル (Truth) で評価した ROC カーブ.

表6.2: 本番サンプル (Reco) と truth 入力変数を用いた本番サンプル (Truth) で評価したヒッグス粒子と Z 粒子の分離性能. 背景除去率は信号効率 70% における値を示す.

崩壊モード	truth		reco	
	AUC	背景事除去率 [70% 信号効率]	AUC	背景事象除去率 [70% 信号効率]
1p1p	0.513	38	0.573	36
1p1pn	0.628	47	0.586	40
1pn1pn	0.616	45	0.575	39
1p3p	0.605	42	0.591	43
1pn3p	0.568	38	0.561	36
3p3p	0.572	41	0.569	40

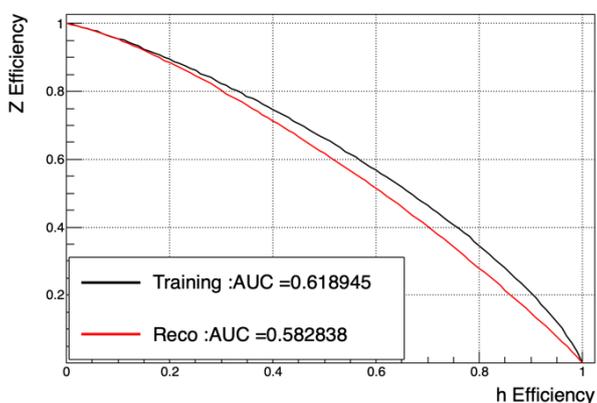


図6.3: 崩壊モードごとにスコアを規格化して得られた、inclusive 崩壊に対する性能を表す ROC カーブ. HadHad チャンネルにおいて, 訓練サンプル (黒) および本番サンプル (赤) を用いて評価した.

6.3 訓練データとの差異の影響

6.3.1 崩壊モードの間違いについて

今回使用している GNN モデルはタウ粒子の崩壊モードごとに用意しているが, 4.2.6 で述べた崩壊モード判定アルゴリズムは一定の誤判定率がある (図 4.7). 特に π^0 が関わるモードでは誤判定が顕著で, 例えば 1pn の場合 20% のイベントが別のモード判定されてしまう. そのようなイベントでは間違った崩壊モードの GNN モデルが適用されるため, h/Z らしさの評価が著しく損なわれた, ノイズのような振る舞いとなる.

この崩壊モードの誤判定の影響を評価するために, 訓練データに人為的に誤った崩壊ラベルをつけたサンプルを用いた (崩壊誤判定あり訓練サンプル). 誤判定率は図4.7 に従った. 表 6.3 には, Tau decay mode classifying BDT が判定したモードについて, それらが truth レベルではどの崩壊モードに由来しているかの内訳を示している. すなわち, 各行は BDT で判定された崩壊モード (reco decay mode) を表し, 各列は対応する truth 崩壊モード (truth decay mode) の割合を表している.

本サンプルにおいて, π^0 の数に過不足が生じた場合には, 以下に示す処理を適用した. これは実際に ATLAS 検出器で行われている処理を模倣している [43].

- truth > 0, reco = 0 の場合
 π^0 は無視する.
- truth = 0, reco > 0 の場合
実際の reco サンプルと同じような p_T 分布になるように調節し, 方向は visible tau と同じにして π^0 を生成する.
- truth = 1, reco = 2 の場合
エネルギーが等分配されるように 1 つの π^0 を分割し, 質量を調節する. その後, 2 つの π^0 の方向を僅かにずらす.
- truth = 2, reco = 1 の場合
2 つの合成ベクトルを作成し, エネルギーを保ちながら質量を合わせる.

このようにして作成したサンプルを利用し, 崩壊モードの誤認による影響を見積もる. 検証結果を図 6.4に示す.

表6.3: Truth decay mode と Reco decay mode の対応関係.

Reco \ Truth	1p	1pn	1pnn
1p	75%	23%	2%
1pn	7%	73%	20%
1pnn	3%	40%	57%

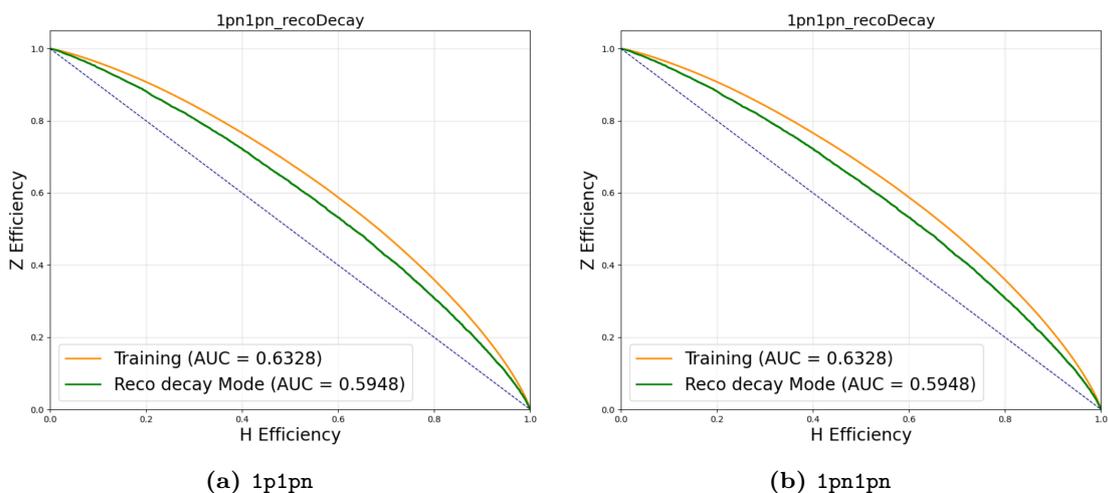


図6.4: 訓練サンプルで評価した ROC カーブ (橙: "Training") と, 6.3.1 で述べた方法で崩壊誤判定を人為的に実装した訓練サンプル (緑: "Reco decay mode") で評価した ROC カーブ.

この結果, 崩壊モードの間違いは本研究の精度に明確に影響を与えることがわかった. 訓練事象では崩壊モードの誤認の影響を考慮していないため, 誤った崩壊モードに分類された事象は分類不可能なノイズとなっている可能性が高く, この影響を低下させる必要がある. 影響を和らげる手法として, 上記の崩壊誤判定あり訓練サンプルで訓練を行い, 機械学習に崩壊モードの誤認も学習させる方法が考えられる. その検証については 付録 C にて後述するが, 性能の回復は有意に見られなかった. 誤判定を実装する際のサンプルの作成における π^0 の数が異なる場合の処理に問題があったと考えられる.

6.3.2 検出器分解能の影響

本番サンプルでは訓練サンプルに比べ精度が明確に低下する. 検出器の分解能も, 本番サンプルにおける性能低下の原因となっている可能性がある. 特に MET, インパクトパラメータ, SV, π^0 の分解能は無視できないほど大きく, これが精度を低下させている原因であると推測される. それぞれの分解能がどの程度影響を与えているか確認する.

検証のため, 本番サンプルの truth 入力変数の内, MET, vertex, π^0 のいずれかのみを検出器分解能の影響を考慮した値 (reco) に置き換えたものを利用する. それぞれの場合についてどの程度精度が落ちるかを検証し, その結果を図 6.5に示す. 検証には 1p1pn と 1pn1pn を用いた. ただしこの検証では崩壊モードが誤認されたイベントは除外し, 崩壊モードの誤認による影響がないようにしている.

図 6.5 に検証した結果の ROC カーブを示す. この図の橙は全ての入力変数が truth である場合を示す. この結果から, 検出器分解能の影響は多少影響があるものの, 6.3.1 章で述べた崩壊モードの誤認による影響に比べて小さく, 検出器の分解能は分離精度にあまり影響しないことが確認できた. 訓練に用いるサンプルを作成する時のモデリングが適切であると考えられる.

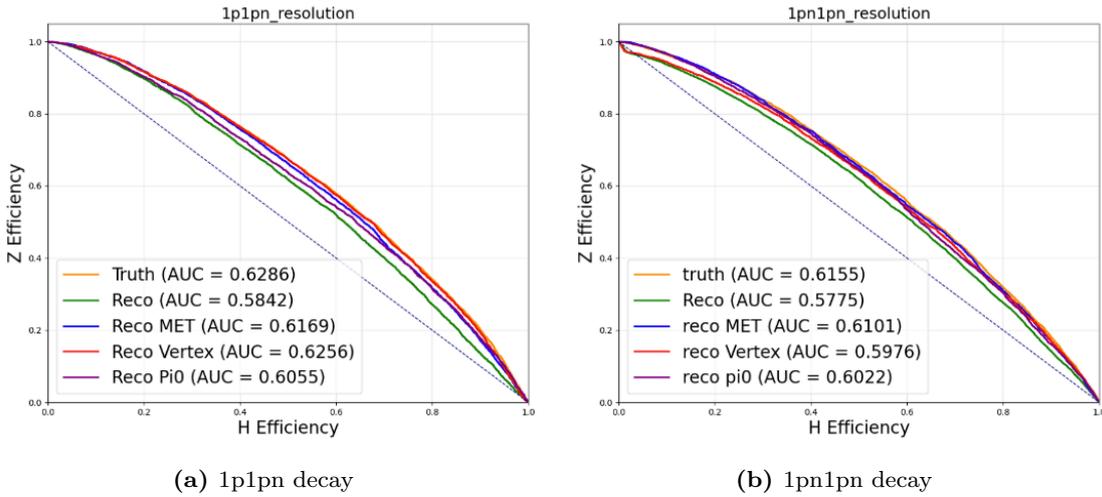


図6.5: GNN を用いて分解能の影響を検証した結果. truth 入力変数のうち, 青が MET, 赤がインパクトパラメータ, 紫が π^0 を reco に変えた場合の ROC カーブ. 橙は全ての入力変数が truth, 緑は崩壊モードを含む全ての入力変数が reco の場合.

6.3.3 タウ粒子崩壊中間状態の質量共鳴を用いた崩壊モード同定率の改善

検証の結果, 崩壊モードの誤認が分離精度の低下に大きく影響していることがわかった. 崩壊モードの誤認は特に, π^0 の数の間違いで起こる. ここでは, 崩壊モードの誤認による影響をなくす方法を考える.

まず考えられるのは, タウ粒子崩壊の中間状態の質量共鳴を利用することである. 例えば, 1pn において, タウ粒子は ρ メソンを経て, π^-, π^0 に崩壊する. そこで, π^- と π^0 の不変質量が ρ メソンの質量に近いもののみを選択する. 具体的には再構成された不変質量 $m_{\pi^\pm\pi^0}$ が真の質量 $m_\rho = 0.778 \text{ GeV}$ から $\pm 0.2 \text{ GeV}$ を満たす事象のみを採用する. 図 6.6 に ρ メソンの質量分布を示す. 真の値に近い事象のみを採用することで, 誤った π^0 を考慮しないようにし, 精度良く再構成された事象のみを選択できる可能性がある.

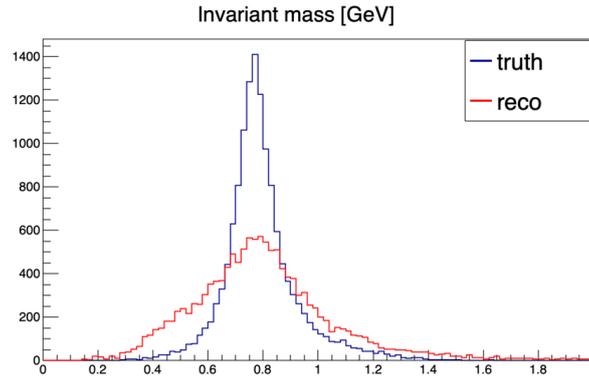


図6.6: 本番サンプルの 1pn 崩壊イベントにおける $m_{\pi^{\pm}\pi^0}$ (赤: "reco") と、その真値 (青: "truth").

不変質量 $m_{\pi^{\pm}\pi^0}$ へのカットをかけた結果を図 6.7 に示す. この結果から, 質量にカットをかけた場合, 精度が部分的に回復することがわかる. ただし, カットによって 25% 程度の 1pn1pn イベントが除去されたため, そのままでは解析に適用できず, カットの代わりに多変量解析などの方法で運用する必要がある.

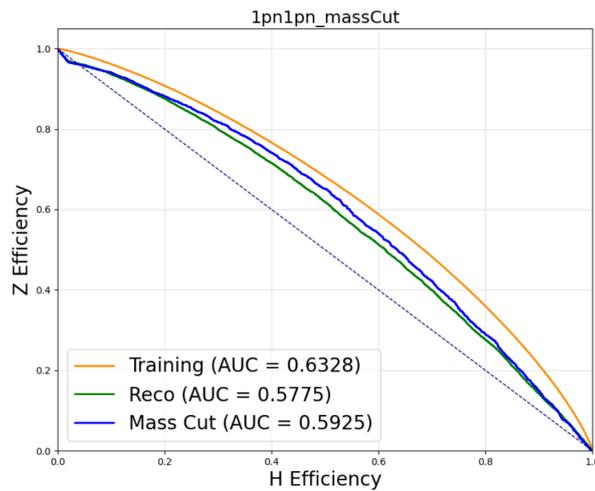


図6.7: 不変質量 $m_{\pi^{\pm}\pi^0}$ へのカットをかけた場合の本番サンプルによる検証結果 (青). 本番サンプル (緑) および, truth 入力変数 (橙) と比較する.

7 ヒッグス粒子対生成事象の探索に与える影響

7.1 High-Luminosity LHC (HL-LHC) における感度予想

HL-LHC では, 最終的に Run2 の約 20 倍のデータ量を貯めることを目標としており (3000fb^{-1}), 現在の Run2 の全データによる解析から統計誤差が大きく減少する見込みである. また, 系統誤差に関してはいくつかのシナリオが提唱されているが, データ量の増加に伴う背景事象推定の精度向

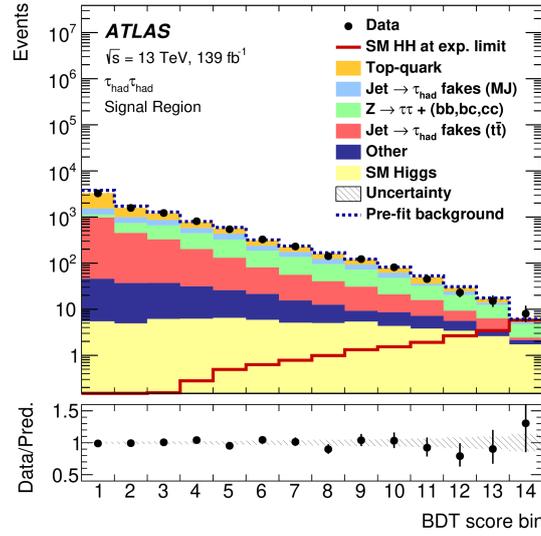


図7.1: Run2 の全データ解析における $hh \rightarrow bb\tau\tau$ チャンネルのヒッグス粒子対探索において, HadHad チャンネルでの BDT スコア分布によるフィッティング結果 [16].

上や, MC シミュレーションの精度向上を踏まえて現在の系統誤差を一定係数で減少させたシナリオが支持されている. これらの条件を適用する場合, 信号有意度は $bb\tau\tau$ のみで, 2.1σ に, 全チャンネルを合わせると 3.0σ に達すると予測されている [55].

この予測においては, HadHad チャンネルと LepHad チャンネルの信号領域における信号事象数はおおむね同程度である一方, 背景事象数は LepHad チャンネルの方が約 1 桁少ないと見積もられている. その結果, HadHad チャンネルでは信号対背景比が高く, 信号有意度への寄与がより大きくなる. したがって, ヒッグス粒子対生成事象の探索においては HadHad チャンネルが支配的な役割を果たすと考えられ, 本研究における感度評価も HadHad チャンネルに焦点を当てて議論する.

7.2 見込まれる感度改善

HL-LHC での統計量・予想系統誤差で, 本研究の手法によってヒッグス粒子対生成事象の発見感度がどの程度上昇するか見積もる. 感度の評価には統計有意度の指標として以下で定義される Z を用いる.

$$\text{significance } Z = \frac{S}{\sqrt{b + (\alpha b)^2}} \quad (7.1)$$

ここで, S は信号数の期待値, b は背景事象数の期待値, α は b に対する相対系統誤差である.

現在の Run 2 の全データを用いた $bb\tau\tau$ 解析では, タウ粒子対の不変質量やタウ粒子の運動学的変数を入力とした Boosted Decision Tree (BDT) を用いて, 信号事象と背景事象の分離が行われている. 得られた BDT スコア分布に対してフィッティングを行うことで, ヒッグス粒子対生成の信号強度に対する統計的推定および上限値が求められている [16]. HadHad チャンネルにおける

表7.1: $\tau_{\text{had}}\tau_{\text{had}}$ チャンネルにおける Run2 解析におけるもっとも感度がよい信号領域の, HL-LHC の統計量における信号事象・背景事象の期待値 [55].

Process	$\tau_{\text{had}}\tau_{\text{had}}$ channel
$t\bar{t}$ (fake- $\tau_{\text{had-vis}}$)	12.9 ± 2.0
Multijet fake- $\tau_{\text{had-vis}}$	33.7 ± 7.2
$Z \rightarrow \tau\tau + (bb, bc, cc)$	95 ± 16
Other	12.2 ± 2.1
SM Higgs boson	55 ± 3
Total background	209 ± 17
SM HH	32 ± 3

BDT スコア分布に対するフィッティング結果を図 7.1 に示す.

HL-LHC における $bb\tau\tau$ チャンネルの感度予測は, Run 2 解析と同等の分離性能が維持されると仮定し, Run 2 で得られた BDT スコア分布を積分ルミノシティ 3000 fb^{-1} にスケールすることで行われている*2. また, 信号事象数および背景事象数に対する系統誤差については, b タグ効率やルミノシティ測定精度の改善を考慮し, Run 2 解析時の誤差から縮小した値が用いられている.

HadHad チャンネルにおいては, BDT スコア分布の最終ビンが $bb\tau\tau$ 解析全体の感度の大部分を担う信号領域に対応している. HL-LHC におけるこの信号領域での信号事象数および背景事象数の期待値を表 7.1 に示す. 例えば, 積分ルミノシティ 3000 fb^{-1} においては, 信号数期待値 $S = 32$, 背景事象数期待値 $b = 209$, b に対する相対系統誤差 $\alpha = 0.0465$ が見積もられている [55]. これらの値を式 7.1 に代入すると, 信号有意度は $Z_0 = 1.84$ と求められる.

本研究では, このように最も感度が高いとされる信号領域に着目し, 既存の BDT による分離に加えて, タウ粒子対のスピンの情報に基づく分離アルゴリズムを導入した場合に, 探索感度がどの程度改善されるかについて議論する. 具体的には以下の手順で感度評価を行う.

- 訓練サンプルと本番サンプルを使って, $Z \rightarrow \tau\tau$ と $h \rightarrow \tau\tau$ の HadHad チャンネルの GNN スコア分布を作成する (h/Z テンプレート). ビン数は当分割で 20 ビンとする. 図 7.2 に作成した h/Z テンプレートを示す.
- それぞれのビンに対して, 全体における h/Z の数の割合を求める.
- この h/Z テンプレートを使用し, 信号領域における信号と背景事象 (表 7.1) の GNN スコア分布を作成する.
 - 信号と $Z(\rightarrow \tau\tau)+\text{jets}$ はそれぞれ h テンプレートと Z テンプレートに従う.
 - Single higgs 生成は $h \rightarrow \tau\tau$ と $h \rightarrow bb$ が混在しているが半々と仮定して, 半分は Z テンプレート, もう半分は h テンプレートに従うとする.

*2 これは, 将来の解析手法の改良による性能向上と, パイルアップ数増加に伴う b/τ 識別性能の劣化とが概ね相殺されるという想定に基づくものであり, HL-LHC における多くの感度予測研究で共通に採用されている仮定である.

- その他の背景事象は基本的にノイズのような振る舞いになり、 Z テンプレートより分離精度が高くなる可能性も十分考えられるが、ここでは Z テンプレートに従うと仮定する。

これらを表 7.1 の事象数で規格化し推定した、信号領域における GNN スコア分布を図 7.3 に示す。

- 各ビンで significance を計算し、それらを足し合わせる。複数のビンで系統誤差が完全相関していると仮定したときの significance は次の式で与えられる [56].

$$Z_{\text{tot}} = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{s_i^2}{b_i} - \frac{\alpha^2 S^2}{1 + \alpha^2 B}} \quad (S = \sum_i s_i, B = \sum_i b_i) \quad (7.2)$$

なお、本研究の手法はスピン情報のみに基づいており、既存解析で用いられる質量や運動学的変数とは本質的に独立であると仮定する。

この手法をまずは、GNN の訓練サンプルに対して適用した。その結果、スピンによる分離を行うと $Z_{\text{cut}} = 2.01$ となり、感度は約 10 % 改善する。これは、理論的に到達可能な感度改善の限界値である。ビンごとのイベント数の期待値とビンごとの significance の値を図 7.3a に示す。

また、本番サンプルの検証結果を用いて同様の操作で感度改善の評価を行った。その結果、 $Z_{\text{cut}} = 1.94$ であり、感度は約 6% の改善となる。ビンごとのイベント数の期待値とビンごとの significance の値を図 7.3b に示す。

ここで、現在の感度評価では、GNN スコア分布の各ビンにおける系統誤差を、信号領域全体に対して一様であると仮定していることに注意する必要がある。しかし、GNN スコア分布の形状自体が理論的不確かさの影響を受ける場合には、各ビンごとにより大きな系統誤差を割り当てる必要が生じる。実際、ヒッグス粒子対生成信号や Z +jets 背景事象においては、初期状態放射 (ISR) に伴うジェット放射量の不確かさなどにより、 h/Z 粒子の横運動量分布に有意な理論不定性が存在することが知られている。これらは信号領域における主要な理論由来の系統誤差の一因となっている。

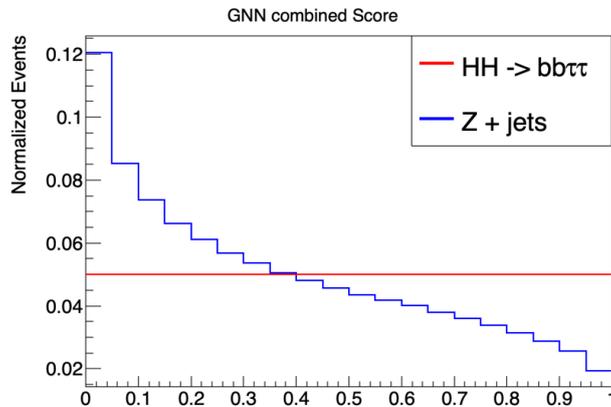


図7.2: 訓練サンプルを使用した GNN スコア分布。

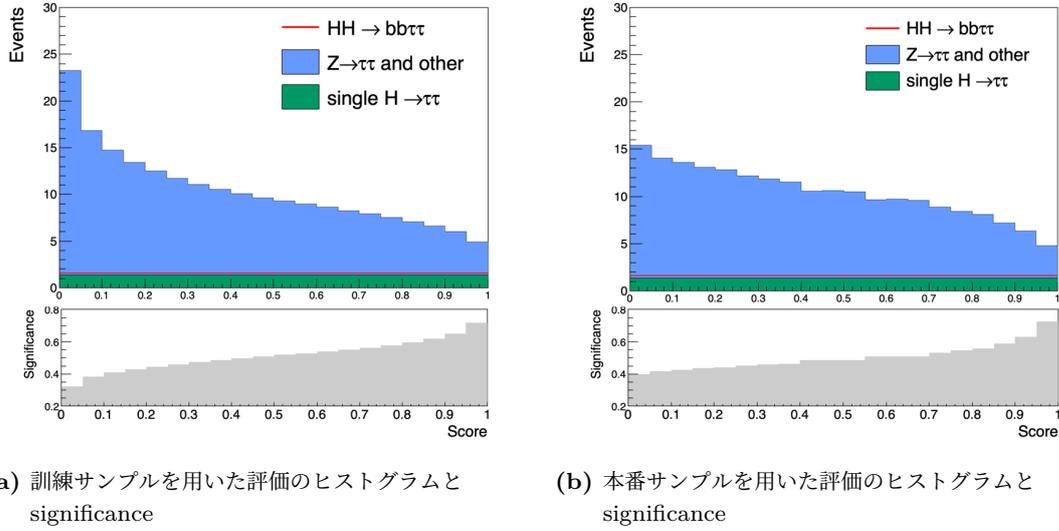


図7.3: ビンごとのイベント数の期待値の分布 (上) とビンごとの significance の値 (下). 分布全体の合成 significance は式 7.2 から求められる.

そのため, GNN スコアが h/Z 粒子の横運動量と強く相関している場合, これらの理論不定性の影響を受けることになる.

そこで本研究では, GNN スコアと h/Z 粒子の横運動量との相関を検証するため, h/Z 粒子の横運動量分布の形状を人為的に変形させ, その際に GNN スコア分布がどの程度変化するかを調べた. 具体的には, 以下に示す 3 種類の重み付けをイベントに適用し, それぞれの場合について GNN スコア分布を作成した. 各重み付けに対して規格化したヒストグラムを図 7.4 に示す. ここで, ヒッグス粒子と Z 粒子のどちらに重み付けを加えたとしてもヒッグス粒子の分布は均一化する加工が加えられるため, 分布のずれは Z 粒子の GNN スコアテンプレート分布に反映されることに注意する必要がある.

- $w_1 = 1$
- $w_2 = 0.75 + p_T/1000$ GeV ただし, p_T は h/Z 粒子の横運動量
- $w_3 = 1.25 - p_T/1000$ GeV ただし, p_T は h/Z 粒子の横運動量

図 7.4 から, 重み付けの方法を変化させても GNN スコア分布の概形は大きく変化しないことが確認できる. これは, 本研究で用いているスコア分布が h/Z 粒子の横運動量分布に対して感度が低いことを示唆している. 理論的不確かさ (生成過程・QCD 補正) や MC モデリング誤差の代表として p_T 分布による変形を行ったが, 重みづけの方法による差は生じなかった. 以上より, 親粒子の横運動量分布に起因するフィッティングの不確かさは, 他の系統誤差 α と比較して支配的ではなく, 本解析の感度評価においては無視できると判断した.

本研究では HadHad チャンネルのうち, 約半分の崩壊モードについて検証している. 他の主な崩壊事象については, $h \rightarrow \pi^- \pi^0 \pi^0 \nu$ (1pnn 崩壊モード) がある. 後述の付録 A にある BDT を

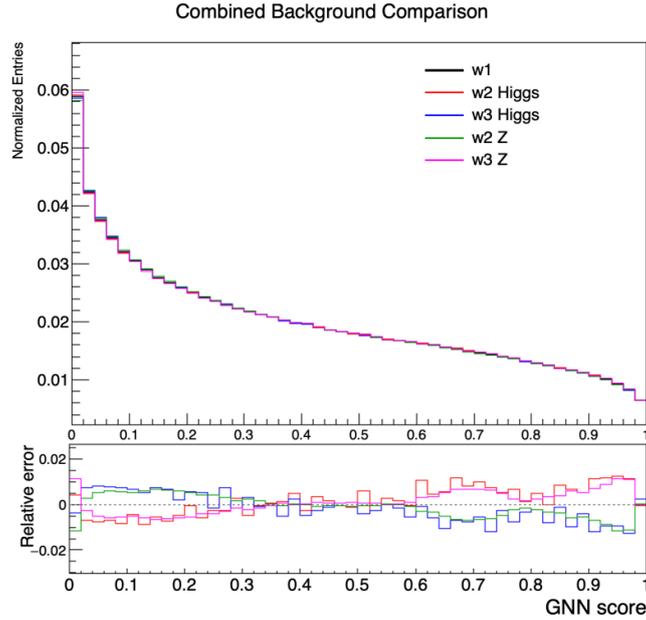


図7.4: h/Z 粒子の p_T 分布を変形させたときの GNN スコアテンプレートの変形 (上) と重みづけしない分布に対する相対誤差 (下). $w_{1,2,3}$ はそれぞれウエイトの方法を, "Higgs" と "Z" は重みづけした粒子を表す.

用いた結果を参照すると, この崩壊モードは $3p$ と同程度の精度で分離できると考えられる. そこで, $1pnn$ も含めた場合の感度評価を行う. これにより, HadHad チャンネルの約 $2/3$ の事象に対応できる. 今回は, $1pnn$ を含むモードの分布が $3p$ と同一になると仮定^{*3}, 本番モードの感度評価を行った. その結果, $Z_{cut} = 1.93$ であり, 本研究アルゴリズムを用いることで, 約 5% 改善する. 図7.5 に $1pnn$ を考慮した場合のイベント数の分布とビンごとの significance の値を示す.

7.3 本研究の意義と将来の展望

本研究の感度 5% の改善は統計量が約 11% 増加することと同等である. 図 7.6 に HL-LHC における瞬間ルミノシティと積分ルミノシティの推移予測を示す. この図から, 積分ルミノシティを 3000 fb^{-1} からさらに 10% 増加させることは, LHC の約 1 年分の運転に相当する [57]. ヒッグス粒子対生成事象の発見は HL-LHC の最大の目標の一つであり, 解析技術がすでに飽和しつつある中, これは有意な改善である.

また, 本研究は主にヒッグス粒子対生成事象を対象とし, $bb\tau\tau$ チャンネルにおいて主な背景事象となっている $Z+\text{jets}$ の分離を目的としていたが, 本研究で開発したアルゴリズムは $h \rightarrow \tau\tau$ を含む様々な事象に適用可能であり, $h \rightarrow \tau\tau$ の微分断面積の精密測定や, ヒッグス粒子の CP 特性の測定にも利用できる.

^{*3} ただし, $1pnn$ は $3p$ に比べ, 崩壊モードの誤認が起りやすいため, この仮定が過大評価である可能性があり, この評価の正当性は検証する必要がある.

今後の課題として、ATLAS 検出器シミュレーションデータを用いた本番サンプルを用いた検証において低下した分離精度を回復させる手法の開発が挙げられる。6.3.1 章で検証したように、崩壊モードの誤認が精度の低下に大きな影響を与えていることが確認された。崩壊モードの誤認は主に π^0 の数の判定のミスから生じており、 π^0 の判定精度向上による改善が必要である。また、付録 C にて崩壊モードの誤認を含むサンプルで訓練を行ったが精度を改善することはできなかった。誤認をより正確に反映したサンプルを用いた訓練を行うことで感度を改善できる可能性がある。

また、本研究では主に Z 粒子を背景事象として扱ったが、 $t\bar{t}$ など他の背景事象が Z 粒子と同程度分離できるか検証することも重要である。さらに、本研究で提案した手法は既存の解析手法とは非相関であると仮定して評価を行ったが、実際には一定の相関が存在する可能性がある。未検証の背景事象の評価や既存解析との相関を定量的な評価を行うことで、本研究で開発したアルゴリズムが探索全体に与える影響をより正確に見積もることが可能になる。

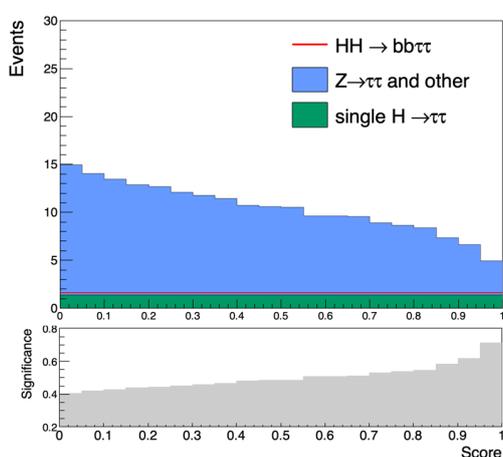


図7.5: 1pnn 崩壊モードが 3p と同じ分布の形であると仮定したビンごとのイベント数の分布 (上) とビンごとの significance の値 (下). significance の計算は本文を参照。

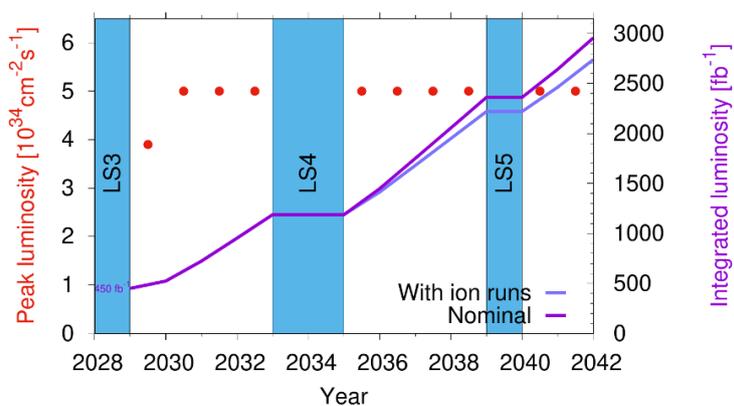


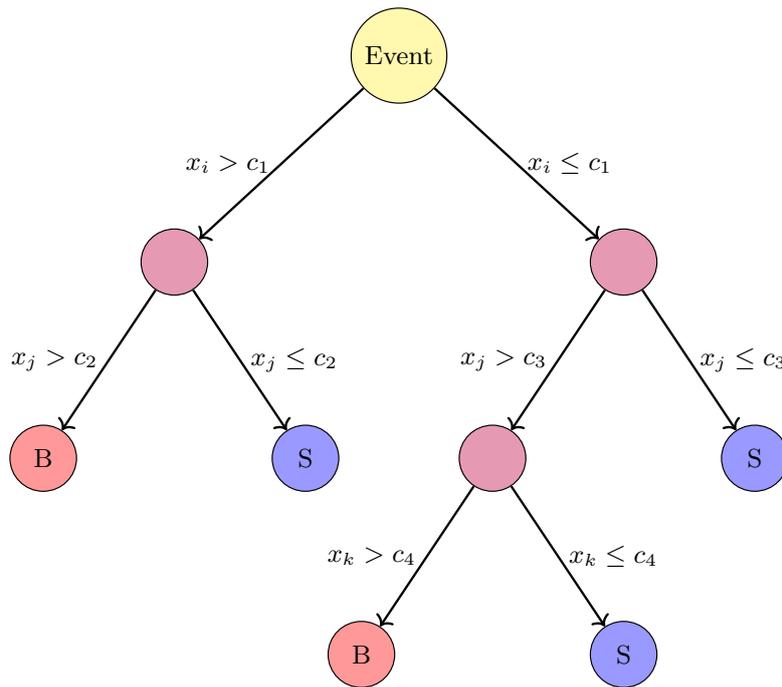
図7.6: HL-LHC における瞬間ミノシティと積分ミノシティの予測 [57].

8 結論

ヒッグス粒子対生成事象の精密測定は、ヒッグスポテンシャルの形状を決定する上で重要な役割を果たし、真空の安定性や電弱相転移の性質に関する知見を与えると期待されている。しかし、その生成断面積は極めて小さく、発見および精密測定のためには探索感度のさらなる向上が不可欠である。ヒッグス粒子対生成事象の探索において、 $bb\tau\tau$ チャンネルは発見の可能性が最も高く、極めて重要なチャンネルである。主な背景事象である Z 粒子とヒッグス粒子の分離精度を向上させることは、ヒッグス粒子対生成事象の発見において重要な役割を果たす。現在の探索では、ヒッグス粒子と Z 粒子の分離はタウ粒子対の不変質量やタウ粒子の力学的特徴を使って分離してきた。本研究では、新しい手法としてタウ粒子対のスピン情報を活用した分離アルゴリズムの開発とその性能について検証を行った。

分離には機械学習を用い、本研究では BDT と GNN の 2 種類の手法を利用した。その結果、特に 1-prong 崩壊事象において、タウ粒子対のスピン情報を用いた分離が有効であることが明らかになった。また、GNN を用いた場合には BDT と比較してより高い分離精度が得られることも確認された。GNN を用いた分離の結果、信号効率 70% のカットを課した場合、 Z 粒子由来の背景事象を約 40 % 除去できることが分かった。この分離性能は単独で用いるには十分とは言えないものの、現行の解析手法に付加的に組み込むことで、探索感度の向上に有意に寄与すると考えられる。

また、高輝度 LHC におけるヒッグス粒子対生成事象の探索感度予測に、本研究の手法を組み合わせることで、探索感度の改善について評価も行った。その結果、タウ粒子対が共にハドロンに崩壊する事象において、約 5 % の感度向上が見込まれることがわかった。これは、11 % のデータ増加、つまり約 1 年分の運転期間に相当する改善である。



図付録 A.1: 決定木の概略図.

付録 A BDT を用いたヒッグス粒子と Z 粒子の分離アルゴリズム

A.1 Boosted Decision Tree (BDT)

Boosted Decision Tree (BDT) は、弱学習器である Decision Tree (決定木) をブースティングと呼ばれる手法により組み合わせることで、高い識別性能を持つ強学習器を構成する手法である。

決定木は分岐ノードとリーフノードから構成される木構造の分類器であり、各分岐ノードにおいて入力変数に対する閾値カットを適用することで、信号事象と背景事象の分離を逐次的に行う。この分岐操作は、木の深さがあらかじめ定められた最大値に達するか、あるいは最終ノードに属する事象数が一定以下になるまで繰り返される。決定木の概略を図 付録 A.1 に示す。

BDT では複数の決定木を組み合わせることで強学習機を作るためにブースティングを行い、選別能力と安定性の向上を図る。ブースティングとは、弱学習器を順々に作成することで、強いモデルを作成する手法である。今回はその中でも適応ブースティング (AdaBoost) という手法を使用した。適応ブースティング (AdaBoost) は、誤分類された事象に対してより大きな重みを与えることで識別性能を向上させる手法である。具体的には、信号事象が背景事象に分類された場合、あるいはその逆の場合には、正しく分類された事象よりも大きな重みがある事象に割り当てられる。これにより、トレーニング事象の重みが逐次的に再調整され、その重みを用いて新たな決定木が学習される。

このブースティング操作は複数回繰り返され、最終的に複数の決定木からなるフォレストが構成される。

表付録 A.1: BDT のハイパーパラメータ. 全てのモードで同じパラメータの BDT を使用している.

パラメータ	値
ブースティング手法	AdaBoost
決定木の数	500
最終ノードのイベント数	全体の 2.5 %
決定木の深さ	6

一方, 勾配ブースティングでは, 各決定木が加法モデルにおける一つの項として扱われ, 誤差関数を最小化する方向に逐次的にモデルが拡張される. 分類問題においては二項対数尤度, 回帰問題においては Huber 損失関数などが誤差関数として用いられる.

学習には貪欲アルゴリズムが用いられ, 各ステップにおいて新たに追加される一つの決定木のみが最適化され, それ以前に学習された決定木のパラメータは固定されたままとなる. 学習には貪欲アルゴリズムが用いられ, 各ステップにおいて一つの決定木のみが最適化され, それ以前に学習された決定木のパラメータは固定されたままとなる.

このようにして組み合わせられた学習機は単体の決定木よりも選別能力が高く過学習しにくい. しかし, モデルの複雑さや統計量の不足などの要因で過学習になるおそれがあるため, 注意して調整しなければならない.

A.1.1 BDT のセットアップ

BDT には ROOT の TMVA と呼ばれる多変量解析ツールを使用した. サンプルを training : test = 4:1 になるようにランダムに分割し訓練する. BDT の主なハイパーパラメータを表 付録 A.1 に示す.

それぞれの崩壊モードごとに, 前述した入力変数を調整して信号事象と背景事象を分離する BDT 学習を行った. 選別性能が最大化するように入力変数の最適化を行った. 最適化には AUC という値を用いた. AUC は ROC カーブという信号事象と背景事象の選択効率をグラフ化したものの x, y 軸とグラフに囲まれた面積であり, 0 1 の値をとる. 1 に近いほど性能が良い.

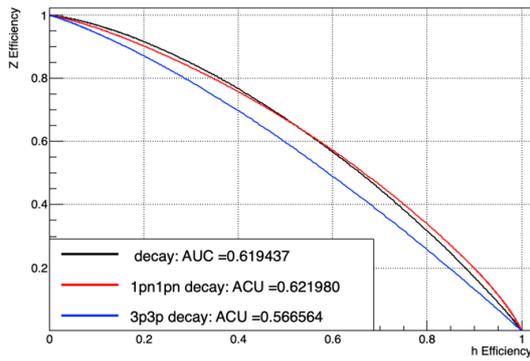
A.1.2 BDT の訓練結果

BDT を用いた訓練結果を表 付録 A.2 に示す. なお, BDT では新たに 1prong decay も検証した. また, 図付録 A.2 には主な崩壊モードの ROC カーブを示す. それぞれの崩壊モードの ROC カーブは 付録 B にて後述する. この結果から, 1-prong 事象の方が 3-prong 事象より分離精度が良いことがわかる.

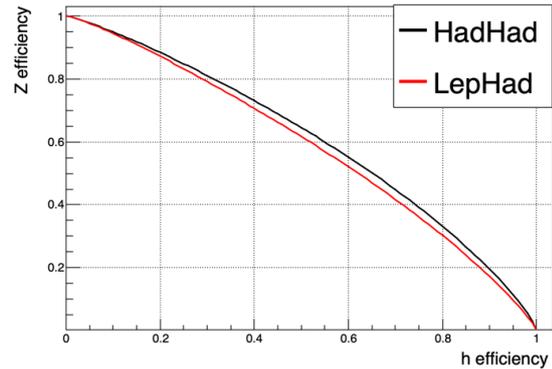
また, 5.4.2 章で述べた方法で崩壊モードごとにスコアを規格化しそれらを包括的に扱った結果を図 付録 A.3 にしめす.

表付録 A.2: 崩壊モードごとの BDT 性能.

崩壊モード	崩壊分岐比 [%]	AUC	背景事象除去率 [70% 信号効率]
1p1p	1.2	0.619	48
1p1pn	5.5	0.622	48
1pn1pn	6.5	0.622	48
1p3p	2.0	0.584	43
1pn3p	4.7	0.583	43
3p3p	0.9	0.567	40
1p1pnn	2.0	0.595	42
1pn1pnn	4.7	0.593	42
3p1pnn	1.7	0.570	38
1pnn1pnn	0.8	0.575	39
lep1p	7.6	0.593	42
lep1pn	18.0	0.591	41
lep3p	6.6	0.572	38
lep1pnn	6.5	0.577	39



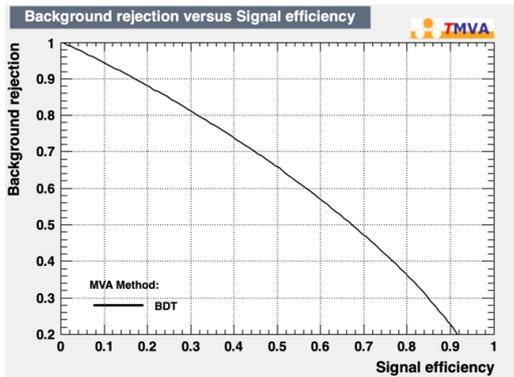
図付録 A.2: BDT による訓練結果



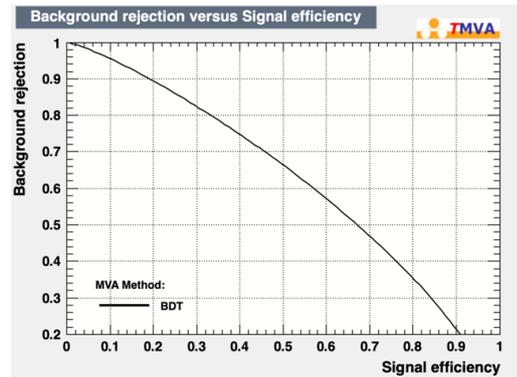
図付録 A.3: 崩壊モードごとにスコアを規格化して得られた, inclusive 崩壊に対する性能を表す ROC カーブ.

付録 B BDT スコア, GNN スコア

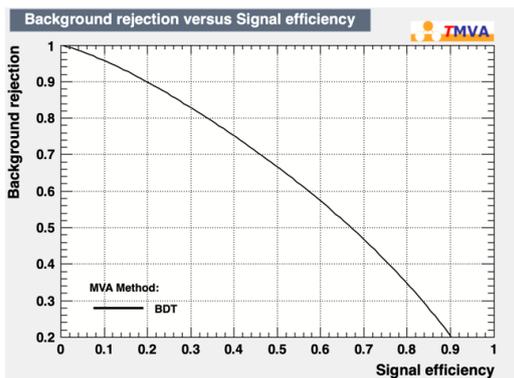
5 章と付録 A で記述した BDT と GNN の訓練について、それぞれの崩壊モードにおける ROC カーブとスコア分布を図 B.1-5 に示す。



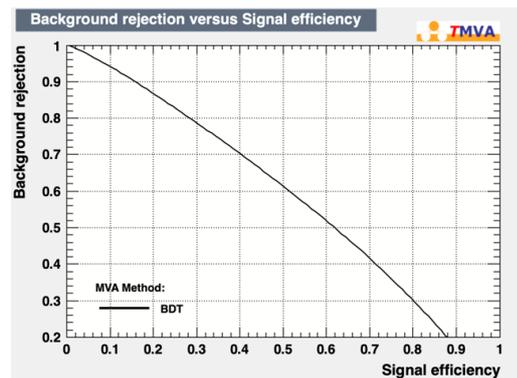
(a) 1p1p decay



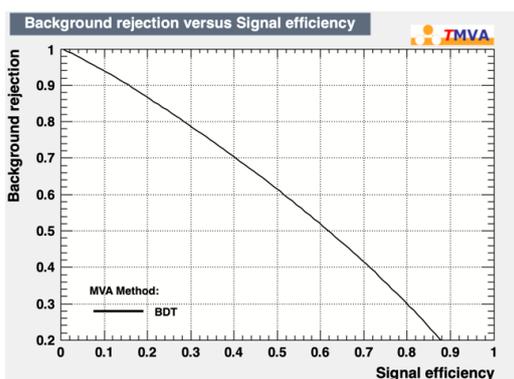
(b) 1p1pn decay



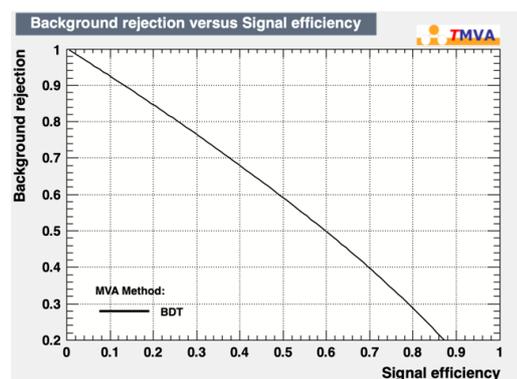
(c) 1pn1pn decay



(d) 1p3p decay

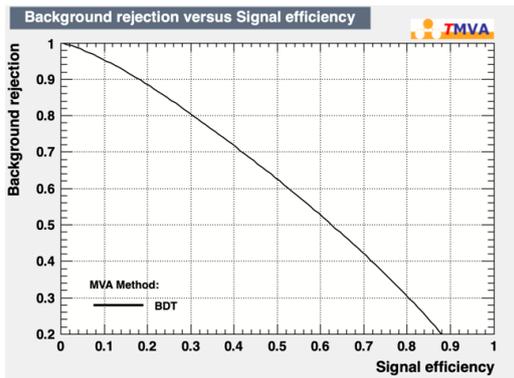


(e) 1pn3p decay

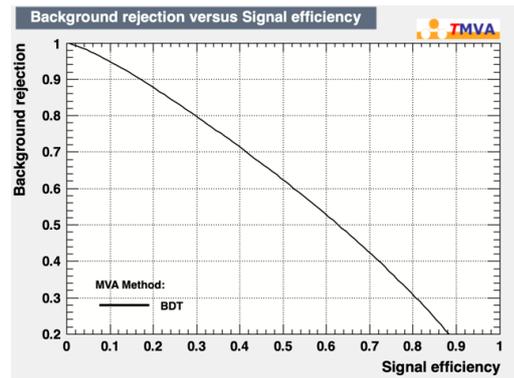


(f) 3p3p decay

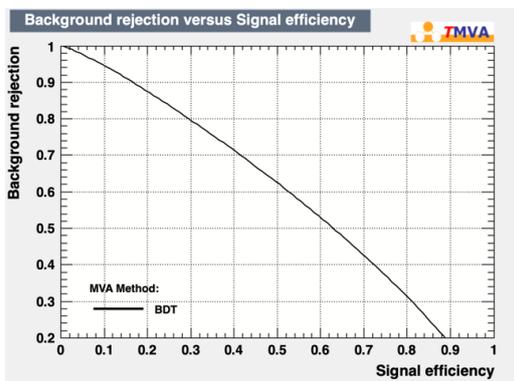
図付録 B.1: それぞれの崩壊モードごとの BDT 訓練の ROC カーブ. 横はヒッグス粒子を正しく判定する割合, 縦軸は Z 粒子を正しく判定する割合.



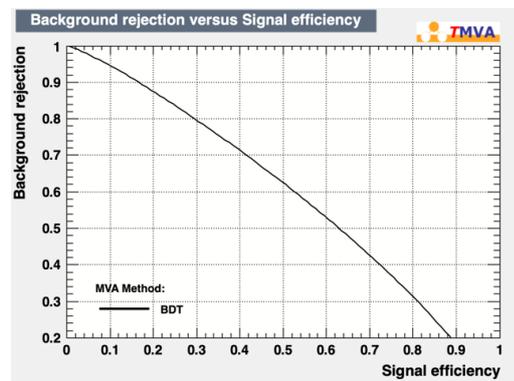
(a) lep1p



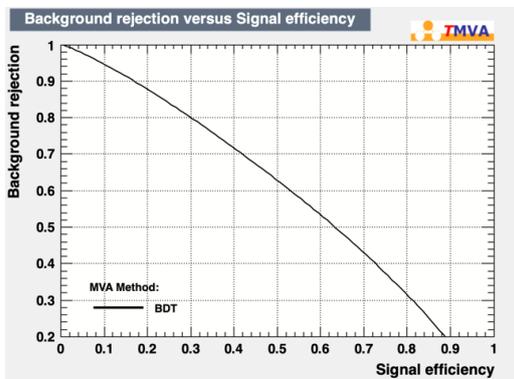
(b) lep1pn



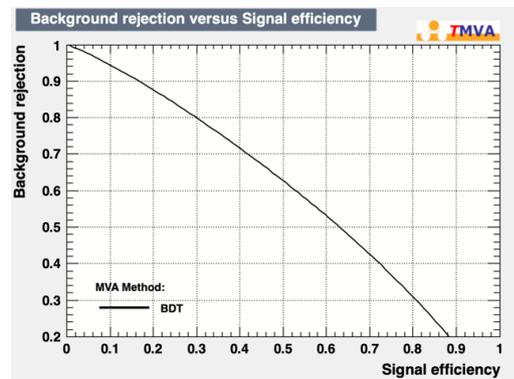
(c) lep1pnn



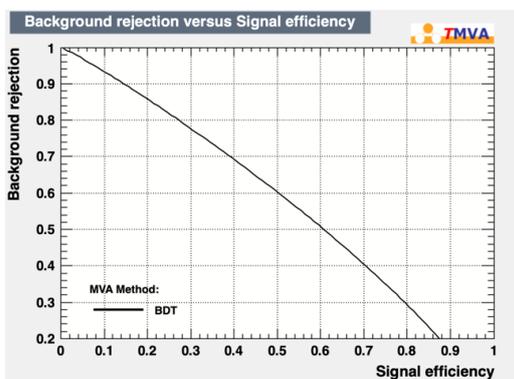
(d) lep3p



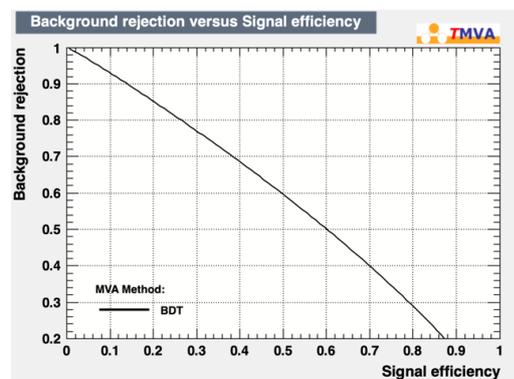
(e) 1p1pnn



(f) 1pn1pnn

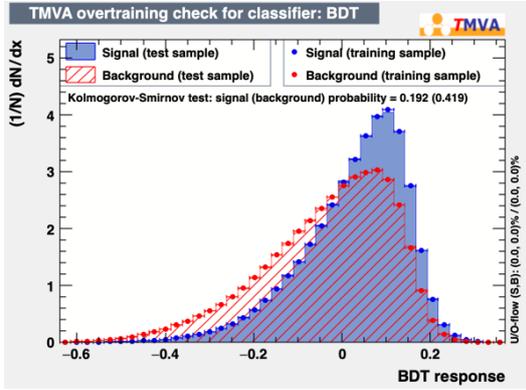


(g) 1pnn1pnn

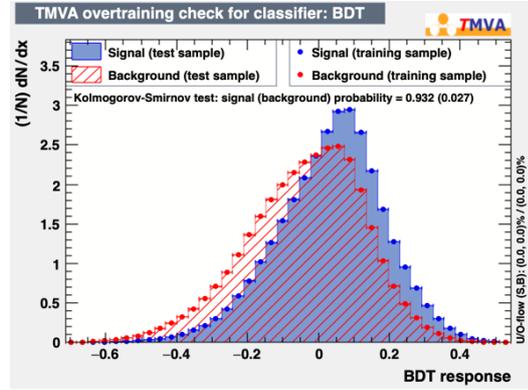


(h) 3p1pnn

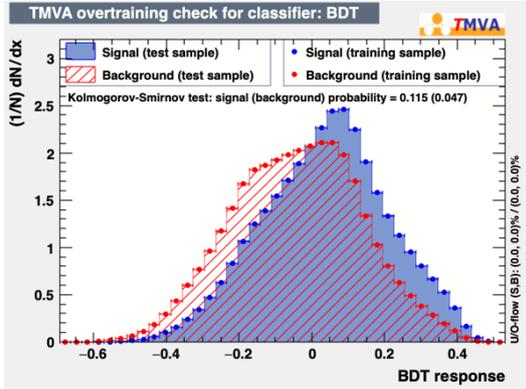
図付録 B.2: それぞれの崩壊モードごとの BDT 訓練の ROC カーブ. 横はヒッグス粒子を正しく判定する割合, 縦軸は Z 粒子を正しく判定する割合.



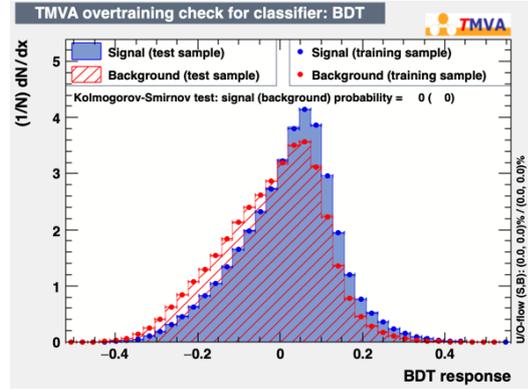
(a) 1p1p decay



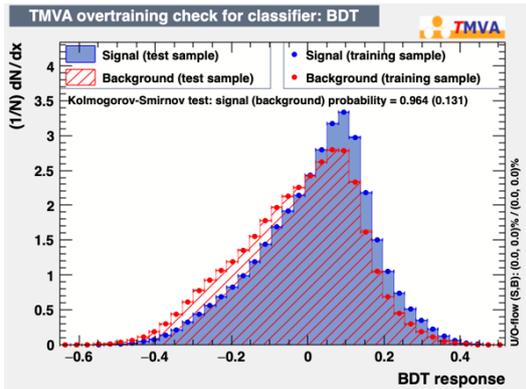
(b) 1p1pn decay



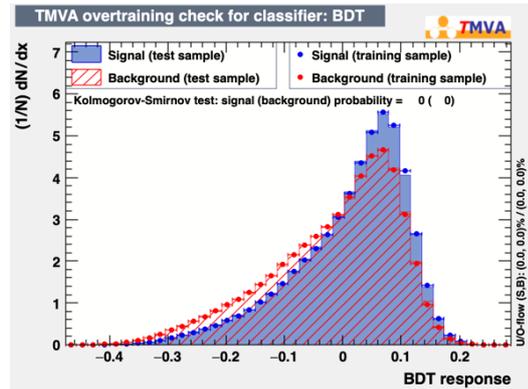
(c) 1pn1pn decay



(d) 1p3p decay

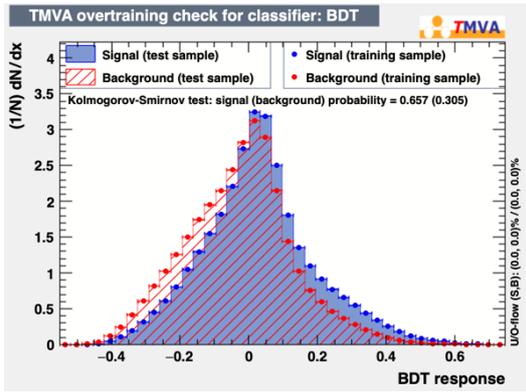


(e) 1pn3p decay

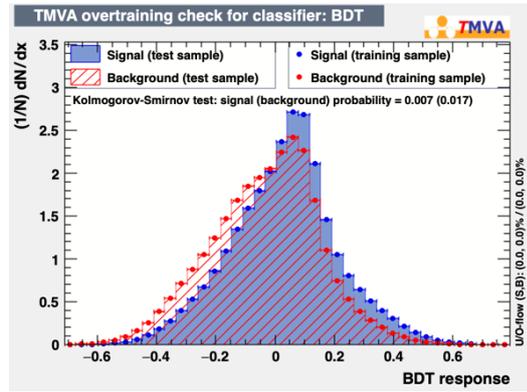


(f) 3p3p decay

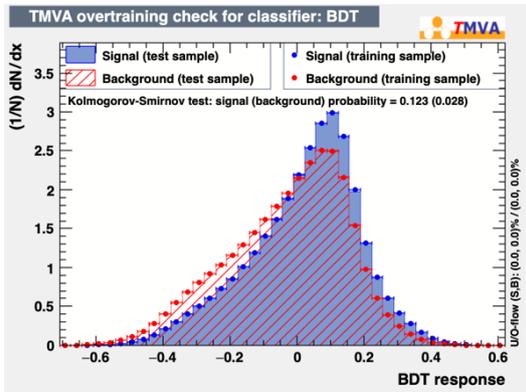
図付録 B.3: それぞれの崩壊モードごとの BDT スコア分布. 1 に近いほどヒッグス粒子らしさが高い.



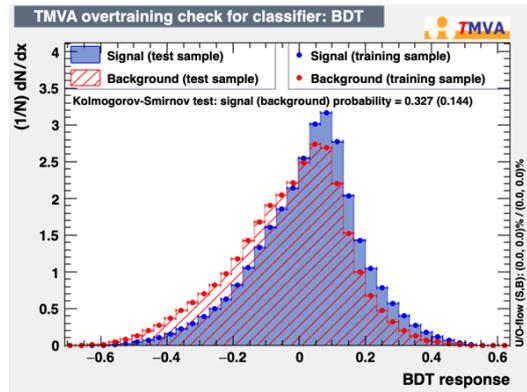
(a) lep1p



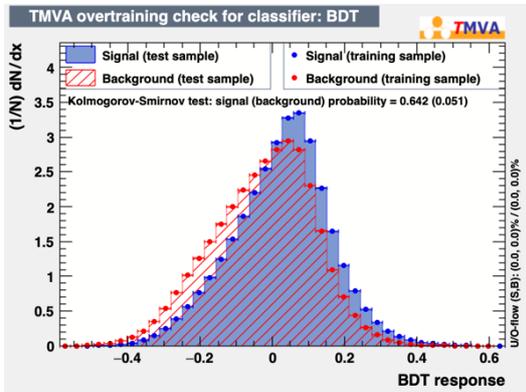
(b) lep1pn



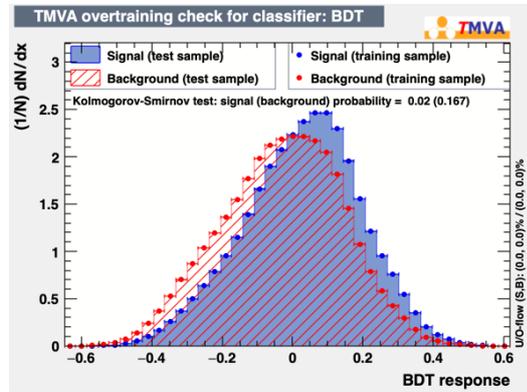
(c) lep1pnn



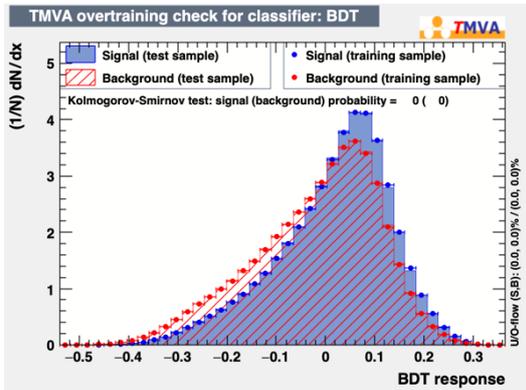
(d) lep3p



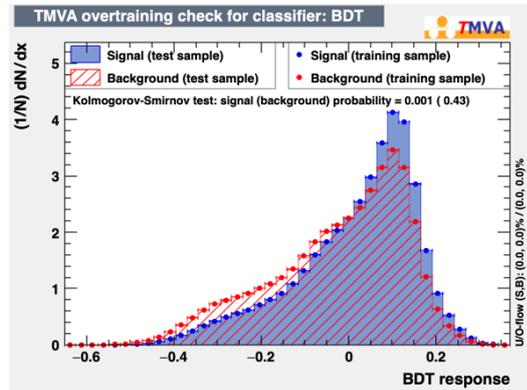
(e) 1p1pnn



(f) 1pn1pnn

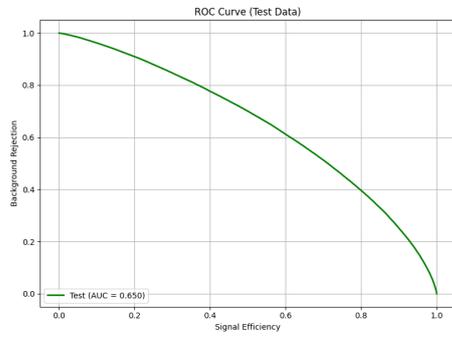


(g) 1pnn1pnn

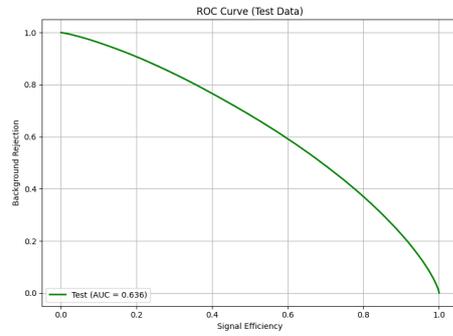


(h) 3p1pnn

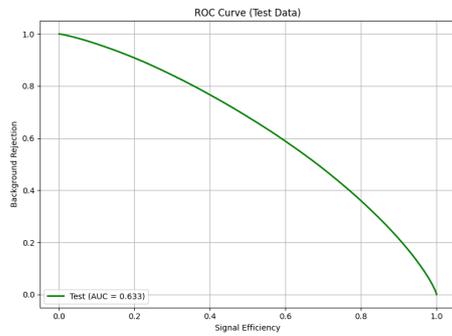
図付録 B.4: それぞれの崩壊モードごとの BDT スコア分布. 1 に近いほどヒッグス粒子らしさが高い.



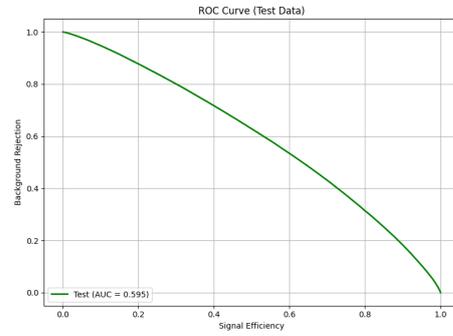
(a) 1p1p decay



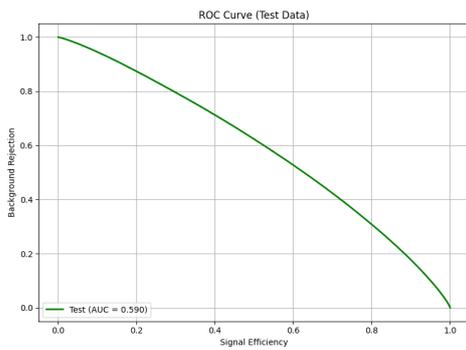
(b) 1p1pn decay



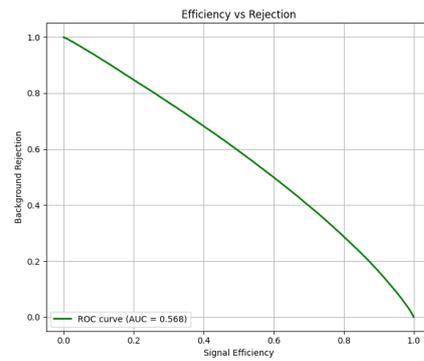
(c) 1pn1pn decay



(d) 1p3p decay

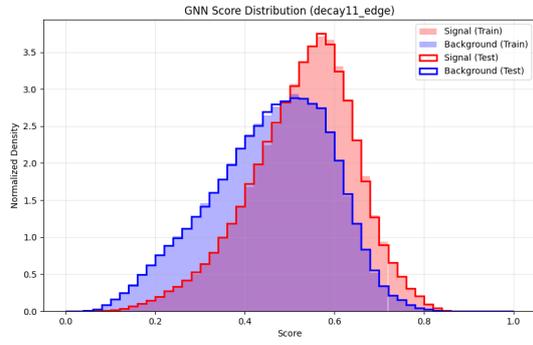


(e) 1pn3p decay

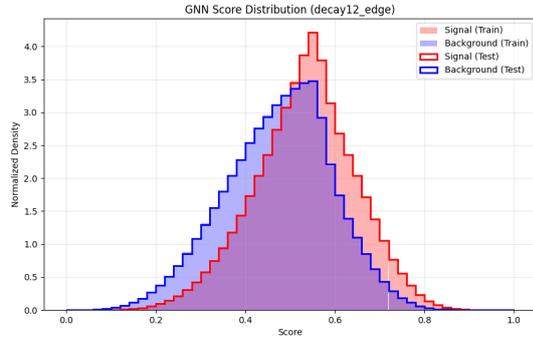


(f) 3p3p decay

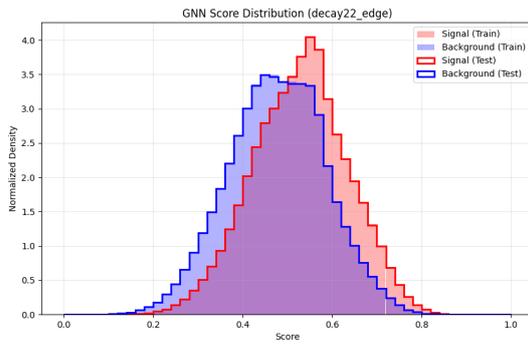
図付録 B.5: それぞれの崩壊モードごとの GNN 訓練の ROC カーブ. 横はヒッグス粒子を正しく判定する割合, 縦軸は Z 粒子を正しく判定する割合.



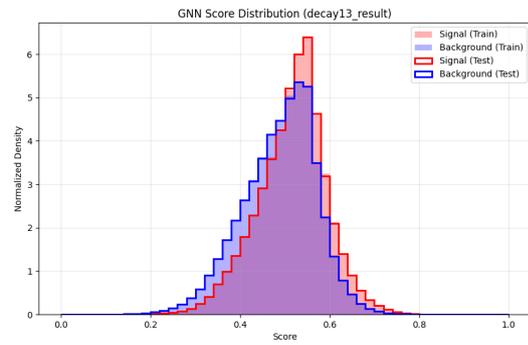
(a) 1p1p decay



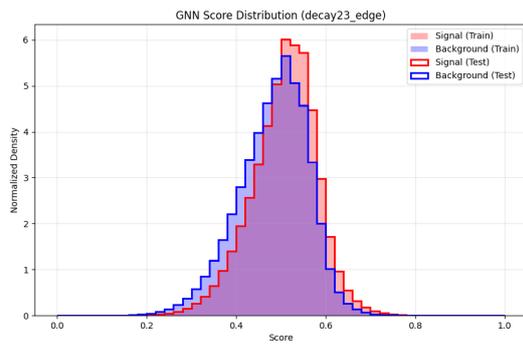
(b) 1p1pn decay



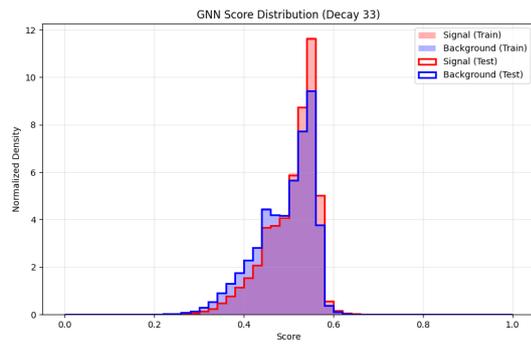
(c) 1pn1pn decay



(d) 1p3p decay

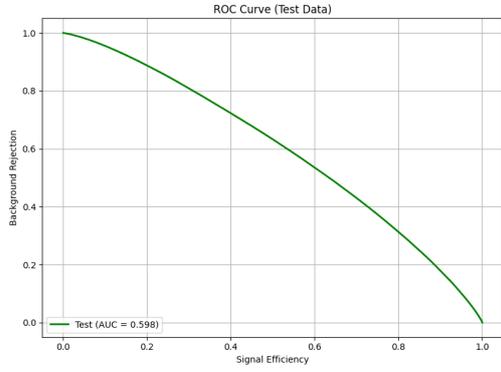


(e) 1pn3p decay

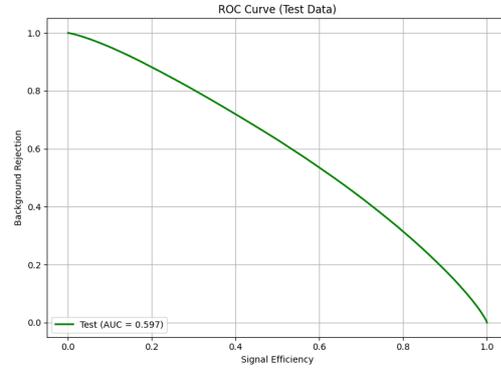


(f) 3p3p decay

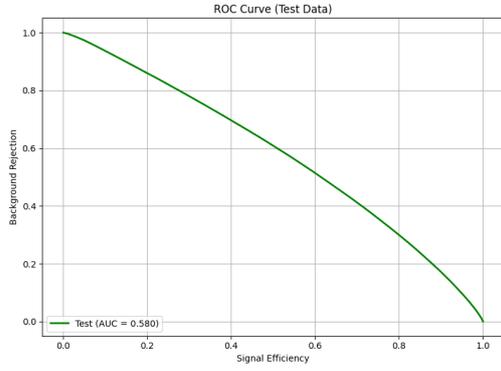
図付録 B.6: それぞれの崩壊モードごとの GNN スコア分布. 1 に近いほどヒッグス粒子らしさが高い.



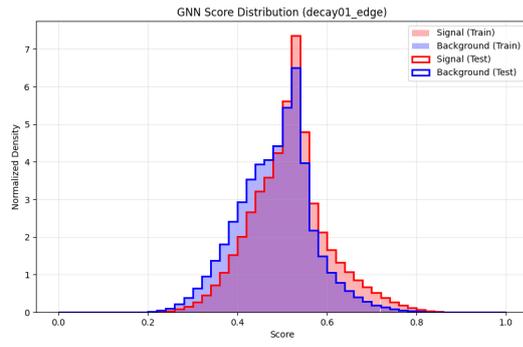
(a) lep1p decay



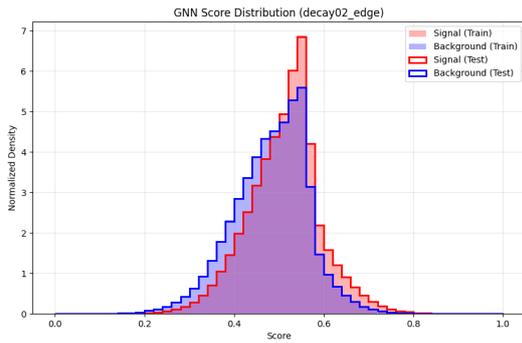
(b) lep1pn decay



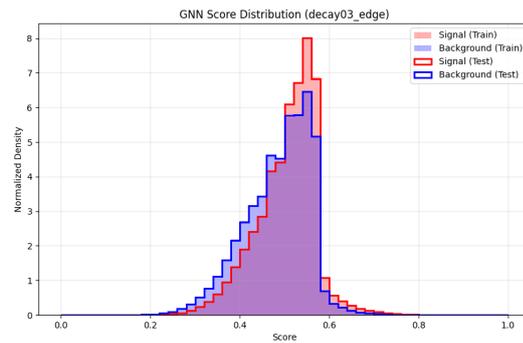
(c) lep3p decay



(d) lep1p decay



(e) lep1pn decay



(f) lep3p decay

図付録 B.7: それぞれの崩壊モードごとの ROC カーブ (a-c) と GNN スコア分布 (d-f). 1 に近いほどヒッグス粒子らしさが高い.

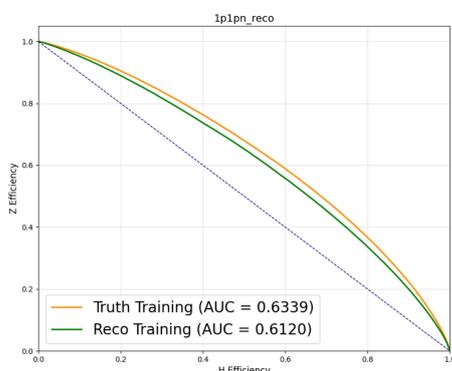
付録 C 崩壊モードの誤認の影響の緩和

6.3.1 章の議論から、崩壊モードの誤認によるイベントの汚染が本研究の精度を低下させていることが判明した。この影響を和らげる方法について考える。ここでは、崩壊モードの誤認を含むサンプルを作成し、訓練段階で誤った崩壊モードの事象を含むサンプルで訓練することで、機械学習が崩壊モードの誤認も学習しこの影響をなくすことを目指す。

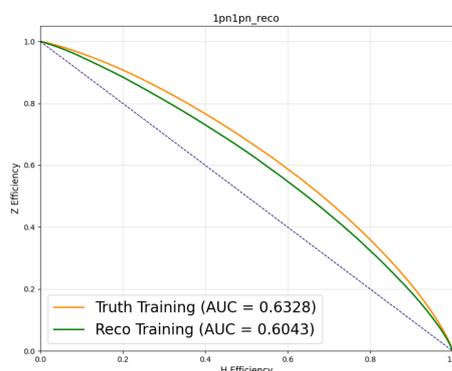
サンプルは、5.1.1 章で述べた方法で作成し、6.3.1 章で述べた方法で崩壊モードの誤認を模した。これを 5 章で説明したイベント数、セットアップで学習を行う。

崩壊モードの誤認を含むサンプルで行った訓練結果を表 付録 C.1 に示す。また、図 付録 C.1 に ROC カーブを示す。この結果から、訓練段階であっても崩壊モードの誤認はノイズとして扱われ分離精度の低下に影響を与えていることが確認された。

また、崩壊モードの誤認を含むサンプルで訓練したモデルを本番サンプルに適用する。その結果の ROC カーブを図 付録 C.2 に示す。この結果から、今回検証した手法では精度を回復できないことが判明した。これは、崩壊モードの誤認のサンプリングが完全に再現できていないことの原因であると考えられる。

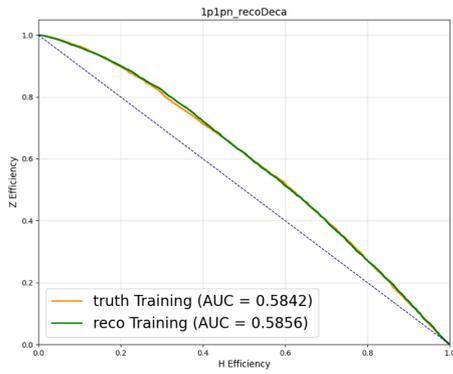


(a) 1p1pn decay

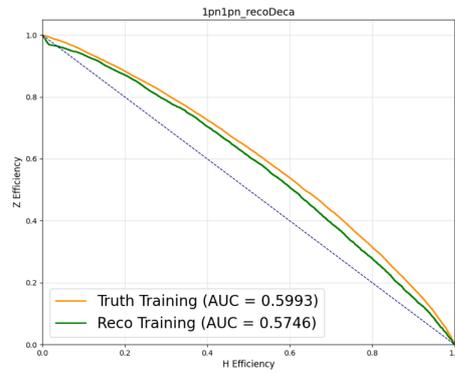


(b) 1pn1pn decay

図付録 C.1: 崩壊モードの誤認を含むサンプルで訓練を行った結果の ROC カーブ。



(a) 1p1pn decay



(b) 1pn1pn decay

図付録 C.2: ATLAS 検出器シミュレーションデータの reco サンプルに訓練モデル適用結果の ROC カーブ. 崩壊モードの誤認がないサンプル (橙) と誤認を含むサンプル (緑) の訓練モデルに適用した.

表付録 C.1: 崩壊モードの誤認を含むサンプルと含まないサンプルの訓練結果

崩壊モード	誤認なし		誤認あり	
	AUC	背景事象除去率 [% 信号効率]	AUC	背景事象除去率 [% 信号効率]
1p1pn	0.636	49	0.612	45
1pn1pn	0.633	48	0.604	44

謝辞

本研究を行うにあたり、多くの方にご支援いただきました。心より感謝申し上げます。

指導教員である陳詩遠准教授には、このような素晴らしい研究テーマの選定から研究の指針、本論文の執筆に渡るまであらゆる場面で助力いただきました。心から感謝いたします。

ATLAS JAPAN の Working Group 1, tau meeting の皆様にも大変お世話になりました。拙く不出来な発表が多くご迷惑をおかけしてしまったかと思いますが、毎週のミーティングで機械学習のセットアップや研究方針などの助言をいただき感謝しています。東京大学の張元豪氏には ATLAS 検出器シミュレーションデータの作成や現行の解析を踏まえた助言など様々なサポートをしていただき誠に感謝しています。また、東京大学の森永真央氏には機械学習などについてたくさんの助言をいただき、またありがとうございます。飯澤知弥氏にはサンプルの作成などについて助言をいただきました。ありがとうございます。廣瀬茂輝氏には ATLAS 検出器シミュレーションデータなどについて助言をいただきました。そのほかたくさんの方々から協力、助言いただきました。感謝しております。

京都 ATLAS グループの皆様にも大変お世話になりました。三野裕哉氏には ATLAS 検出器シミュレーションデータを取り扱うための基本的な環境構築をしていただきました。MMC の導入で困り果てていた私を救っていただいたことは特に感謝しています。また、ATLAS 検出器シミュレーションデータの扱い方などを初歩から教えていただきありがとうございます。辻川吉明氏にはミーティングなどで鋭い指摘や助言をいただきありがとうございます。そのおかげで自分の研究に対する理解が深まりました。佐野高嶺氏には機械学習、特に GNN に関する助言をいただきありがとうございます。河本地弘氏にはタウ粒子の解析について助言をいただきありがとうございます。また、CERN 滞在時には家や食事など生活面で多大な手助けしていただき誠に感謝しております。

高エネルギー物理学研究室の皆様には、修士の 2 年間お世話になりました。皆様のおかげで楽しい研究生を送ることができました。特に、同期の奥本成美さん、佐々木駿人君、林洸樹君、溝添泰隆君には感謝しています。また、高エネルギー物理学研究室秘書の蘆田智子様、榊原亜紀子様は大変お世話になりました。出張管理システムの不備によるトラブルに冷静に対応いただき本当に助かりました。

最後に私の進路を応援し、24 年間心身ともに支え続けてくれた家族に感謝いたします。

References

- [1] Frank J. Sciulli, Mary K. Gaillard, Paul D. Grannis. *The standard model of particle physics*. Rev. Mod. Phys. 71, (1999) S96. URL: <https://journals.aps.org/rmp/abstract/10.1103/RevModPhys.71.S96>.
- [2] ATLAS Japan. *ATLAS Japan Official Website*. <https://atlas.kek.jp/index.html>.
- [3] Shota Hayashida. “Search for non-resonant Higgs pair production in the final state $bbbb$ with the ATLAS detector”. CERN-THESIS-2023-019. PhD thesis. CERN, 2023. URL: <https://repository.cern/records/tvfk0-arb88>.
- [4] 山田 作衛. 素粒子物理学講義. 朝倉書店, 2022.
- [5] 益田 匠. “LHC-ATLAS 実験における高運動量 $H \rightarrow \tau\tau$ の同定と質量再構成”. MA thesis. 早稲田大学先進理工学研究科, 2018.
- [6] Csaba Balazs, Mohamed AbouDonia. “On Finite Temperature Quantum Field Theory: From Theoretical Foundations To Electroweak Phase Transition”. In: (). URL: <https://arxiv.org/abs/2512.20327>.
- [7] Martin Werres. “Estimating the Mass of Di-Tau Systems in the ATLAS Experiment Using Neural Network Regression”. MA thesis. University of Bonn, 2019.
- [8] ATLAS Collaboration. “Observation of a new particle in the search for the Standard Model Higgs boson with the ATLAS detector at the LHC”. In: *Phys. Lett. B* (2012). URL: <https://arxiv.org/abs/1207.7214>.
- [9] CMS Collaboration. “Observation of a new boson at a mass of 125 GeV with the CMS experiment at the LHC”. In: *Physics Letters B* 716 (1). URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0370269312008581>.
- [10] G. Aad et al. “Combined Measurement of the Higgs Boson Mass from the $H \rightarrow \gamma\gamma$ and $H \rightarrow ZZ^* \rightarrow 4l$ Channels with the ATLAS Detector Using $\sqrt{s} = 7, 8, \text{ and } 13$ TeV pp Collision Data”. In: *PhysRevLett* 131 (2023). URL: <https://journals.aps.org/prl/abstract/10.1103/PhysRevLett.131.251802>.
- [11] ATLAS Collaboration. “Evidence for the spin-0 nature of the Higgs boson using ATLAS data”. In: *Physics Letter B* 726 (1-3 2013). URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0370269313006527>.
- [12] ATLAS Collaboration. *Measurement of the $H \rightarrow \gamma\gamma$ and $H \rightarrow ZZ^* \rightarrow 4l$ cross-sections in pp collisions at $\sqrt{s} = 13$ TeV with the ATLAS detector*. 2024. URL: <https://link.springer.com/article/10.1140/epjc/s10052-023-12130-5>.
- [13] ATLAS Collaboration. *Characterising the Higgs boson with ATLAS data from Run 2 of the LHC*. 2024. URL: <https://cds.cern.ch/record/2894897/files/ANA-HIGG-2023-11-PAPER.pdf>.

- [14] et al. M. Carena C. Grojean. *Review of Particle Physics: Higgs Boson*. 2023. URL: <https://pdg.lbl.gov/2023/reviews/rpp2023-rev-higgs-boson.pdf>.
- [15] et al. Pankaj Agrawal Debashis Saha. “Determining the shape of the Higgs potential at future colliders”. In: *Phys. Rev. D* 101 (2020), p. 075023. URL: <https://journals.aps.org/prd/abstract/10.1103/PhysRevD.101.075023>.
- [16] ATLAS Collaboration. “Search for the nonresonant production of Higgs boson pairs in the $bb\tau\tau$ final state”. In: *Phys. Rev. D* 110 (2024), p. 032012. URL: <https://journals.aps.org/prd/abstract/10.1103/PhysRevD.110.032012>.
- [17] ATLAS Collaboration. “Combination of Searches for Higgs Boson Pair Production in pp Collisions at $\sqrt{s} = 13$ TeV”. In: *Phys. Rev. Lett.* 133 (2024), p. 101801. URL: <https://journals.aps.org/prl/abstract/10.1103/PhysRevLett.133.101801>.
- [18] ATLAS and CMS Collaborations. *Highlights of the HL-LHC physics projections*. ATL-PHYS-PUB-2025-018. 2025. URL: <https://inspirehep.net/literature/2906654>.
- [19] David M. Morse. *Latest results on di-Higgs boson production with CMS*. LHCP 2017 Proceedings, CMS-CR-2017/211. 2017. URL: <https://cds.cern.ch/record/2282918>.
- [20] *Higgs Physics Lecture Notes*. URL: <https://www.physik.uzh.ch/~grazzini/teaching/higgsnotes/lecture12.pdf>.
- [21] CERN. Geneva. “LHC Design Report”. In: (). 10.5170/CERN-2004-003-V-1. URL: <https://cds.cern.ch/record/782076>.
- [22] Fabienne Marcastel. *CERN’s Accelerator Complex*. 2013.
- [23] *ATLAS Luminosity Public Results*. URL: <https://twiki.cern.ch/twiki/bin/view/AtlasPublic/LuminosityPublicResultsRun3>.
- [24] CERN. *The HL-LHC Project*. URL: <https://hilumilhc.web.cern.ch/content/hl-lhc-project>.
- [25] ATLAS Collaboration. “The ATLAS Experiment at the CERN Large Hadron Collider”. In: *JINST* 3 (2008), S08003.
- [26] Sascha Mehlhase. *particletrajectory*. URL: <https://cds.cern.ch/record/2770815>.
- [27] 三野 裕哉. “高輝度 LHC ATLAS 実験に向けた初段ミューオントリガーアルゴリズムの開発”. MA thesis. 京都大学, 2020.
- [28] ATLAS Collaboration. “Electron and photon energy calibration with the ATLAS detector”. In: *JINST* (2019).
- [29] P.A. Zyla et al. *Theor. Exp. Phys.* 2020, 083C01 (2020). URL: <https://pdg.lbl.gov/2020/listings/rpp2020-list-tau.pdf>.
- [30] Ingrid Deigaard. “Measurement of the Tau Polarization in $Z \rightarrow \tau\tau$ Decays with the ATLAS Detect”. MA thesis. University of Copenhagen, 2012. URL: <https://inspirehep.net/literature/1186125>.

- [31] B. K. Bullock, K. Hagiwara, and A. D. Martin. “Tau polarization and its correlations as a probe of new physics”. In: *Nucl. Phys. B* 395 (1993), pp. 499–533. DOI: 10.1016/0550-3213(93)90045-R.
- [32] Peter Richardson. “Spin correlations in Monte Carlo simulations”. In: *JHEP* 11 (2001), p. 029. DOI: 10.1088/1126-6708/2001/11/029. arXiv: hep-ph/0110108.
- [33] Lance J. Dixon. “Calculating scattering amplitudes efficiently”. In: *Theoretical Advanced Study Institute in Elementary Particle Physics (TASI 95): QCD and Beyond*. 1996, pp. 539–582. arXiv: hep-ph/9601359.
- [34] M. Jacob and G. C. Wick. “On the general theory of collisions for particles with spin”. In: *Annals Phys.* 7 (1959), pp. 404–428. DOI: 10.1016/0003-4916(59)90051-X.
- [35] Cedric Carl Breuning. *Studies on the separation of Z and Higgs boson using polarisation observables*. 2022.
- [36] Vladimer Cherepanov. *Measurement of the polarization of tau leptons produced in Z decays*. 2016. URL: <https://inspirehep.net/files/1004164cfa062063a6527dd09d9d01ad>.
- [37] ATLAS Collaboration. “Performance of the ATLAS track reconstruction algorithms in dense environments in LHC Run 2”. In: *Experimental Physics* 77 (2017), p. 673.
- [38] 三野 裕哉. *Search for higgsinos with compressed mass spectra using low-momentum mildly-displaced tracks with the ATLAS detector*. 2024.
- [39] ATLAS Collaboration. In: *Eur. Phys. J. C* 75 (2015), p. 303.
- [40] T. et al. Cornelissen. “Updates of the ATLAS Tracking Event Data Model”. In: (2007). URL: <https://cds.cern.ch/record/1038095>.
- [41] M. Cacciari, G. P. Salam, and G. Soyez. “The anti- k_t jet clustering algorithm”. In: *JHEP* (2008). URL: <https://arxiv.org/abs/0802.1189>.
- [42] ATLAS Collaboration. *Reconstruction, Identification, and Calibration of hadronically decaying tau leptons*. 2022. URL: <https://cds.cern.ch/record/2827111>.
- [43] In: *Eur. Phys. J. C* 76 (2016), p. 295.
- [44] ATLAS Collaboration. *Object-based missing transverse momentum significance*. 2018. URL: <https://atlas.web.cern.ch/Atlas/GROUPS/PHYSICS/CONFNOTES/ATLAS-CONF-2018-038>.
- [45] ATLAS Collaboration. *Missing Transverse Momentum Reconstruction in ATLAS*. ATL-PHYS-SLIDE-2021-428. 2021. URL: <https://cds.cern.ch/record/2779225>.
- [46] Kaoru Hagiwara, Tong Li, et al. “TauDecay: a library to simulate polarized tau decays via FeynRules and MadGraph5”. In: *Tools for Experiment and Theory* 73 (2013). URL: <https://link.springer.com/article/10.1140/epjc/s10052-013-2489-4>.
- [47] T. Sjöstrand et al. “An introduction to PYTHIA 8.2”. In: *Computer Physics Communications* 191 (). URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0010465515000442>.

- [48] S. Agostinelli et al. “Geant4—a simulation toolkit”. In: *Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. Sect. A* 506, 250 (2003). URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0168900203013688>.
- [49] ATLAS collaboration. *ATLAS Inner Tracking detectors: Run 1 performance and developments for Run 2*. ATL-PHYS-SLIDE-2014-503. 2014. URL: <https://cds.cern.ch/record/1746744>.
- [50] et al. Jie Zhou Ganqu Cui. “Graph Neural Networks: A Review of Methods and Applications”. In: (2018). URL: <https://arxiv.org/abs/1812.08434>.
- [51] et al. Petar Veličković Guillem Cucurull. “Graph Attention Networks”. In: (2017). URL: <https://arxiv.org/abs/1710.10903>.
- [52] Max Welling Thomas N. Kipf. “Semi-Supervised Classification with Graph Convolutional Networks”. In: (2016). URL: <https://arxiv.org/abs/1609.02907>.
- [53] C. Oleari and E. Re S. Alioli P. Nason. “A general framework for implementing NLO calculations in shower Monte Carlo programs: The POWHEG BOX”. In: *High Energy Phys* 06 (2010). URL: [https://link.springer.com/article/10.1007/JHEP06\(2010\)043](https://link.springer.com/article/10.1007/JHEP06(2010)043).
- [54] E. Bothmann et al. “Event generation with Sherpa 2.2”. In: *SciPost Phys* 7 (). URL: <https://scipost.org/10.21468/SciPostPhys.7.3.034>.
- [55] ATLAS Colaboration. *Measurement prospects of the pair production and self-coupling of the Higgs boson with the ATLAS experiment at the HL-LHC*. ATL-PHYS-PUB-2018-053. 2018. URL: <https://cds.cern.ch/record/2652727>.
- [56] M. J. Basso. “Generalized asymptotic formulae for estimating statistical significance in high energy physics analyses”. In: (2021). URL: <https://arxiv.org/pdf/2102.04275>.
- [57] URL: <https://lhc-commissioning.web.cern.ch/>.