



WASEDA University

**LHC-ATLAS実験における $H \rightarrow \tau\tau \rightarrow \text{lepton-hadron}$   
崩壊チャンネル探索のための背景事象の研究**

第68回日本物理学会

広島大学 3月29日

桜井雄基, 中村浩二<sup>A</sup>, 塙慶太<sup>B</sup>, 寄田浩平

早大理工, KEK<sup>A</sup>, 筑波大数理<sup>B</sup>

# 導入と研究動機

## ヒッグス粒子(らしき新粒子)を 125GeV/c<sup>2</sup>付近で発見!

- 1) 発見過程による新粒子性質の精密測定
- 2) “フェルミオン対崩壊過程での単独発見”

フェルミオン過程でもっとも感度の高い

H → τ τ → lepton-hadronチャンネルに着目

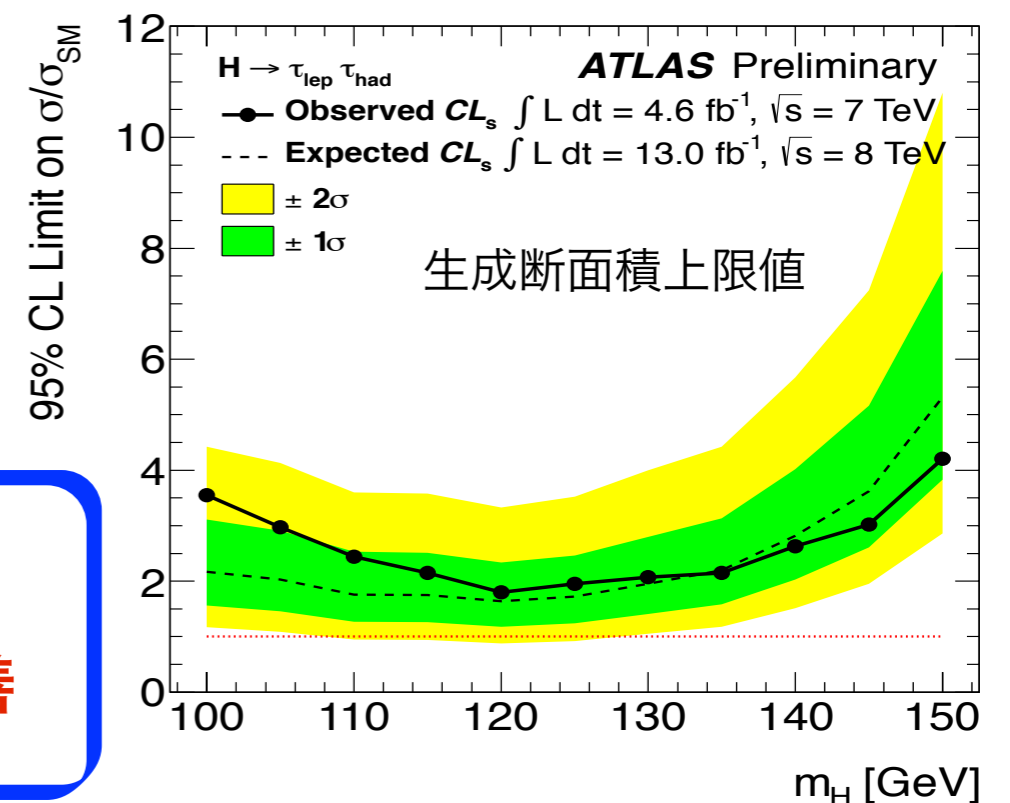
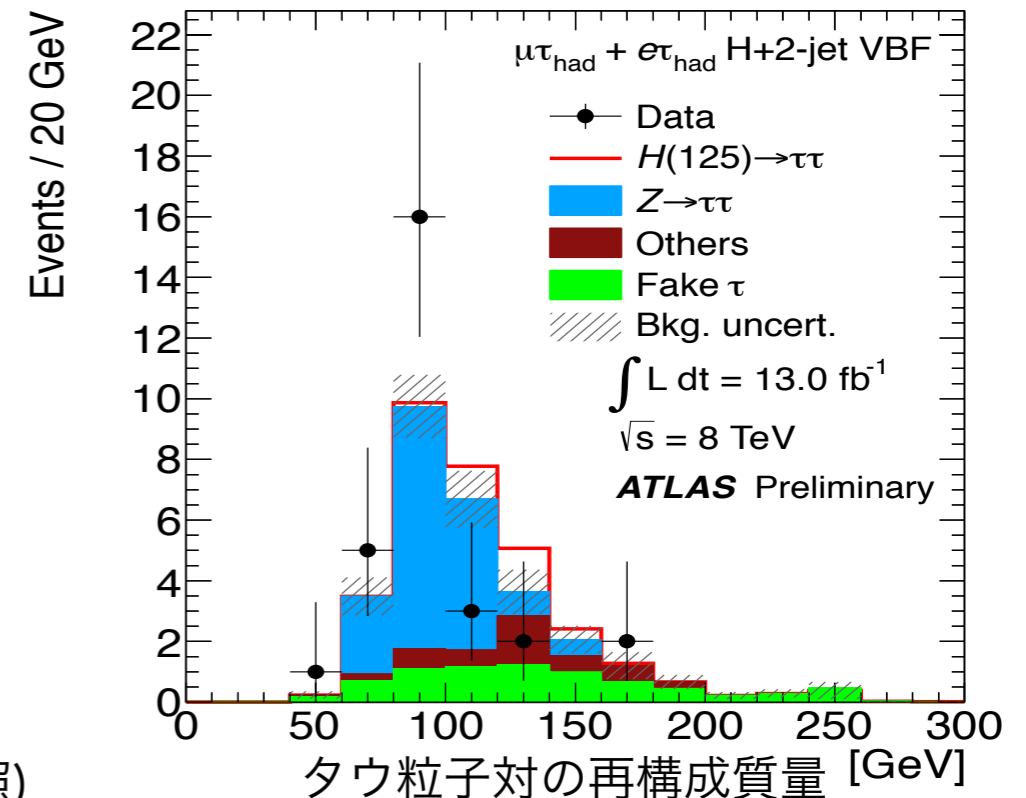
### H → τ τ → lep-hadチャンネル最新結果 (埜氏の発表参照)

カットベースによる解析で、タウ粒子対の再構成質量によって生成断面積上限値を測定。

$$\sigma / \sigma_{\text{SM}} (95\% \text{ C.L. @ } M_H = 125 \text{ GeV}/c^2) < 1.95 (1.72)$$

### 本発表の論点

\* **多変量解析**による更なる発見感度向上のための  
**背景事象の安定した評価**、それに伴う**系統誤差の改善**



# 多変量解析による最適化

## ▶ 多変量解析 (Multi-Variate Analysis)

多変数を入力し、それらの相関まで考慮することで信号事象と背景事象を効率よく分類する解析方法。

分類機として増強決定木(BDT: Boosted Decision Tree)を使用。

## ▶ 増強決定木 (Boosted Decision Tree)

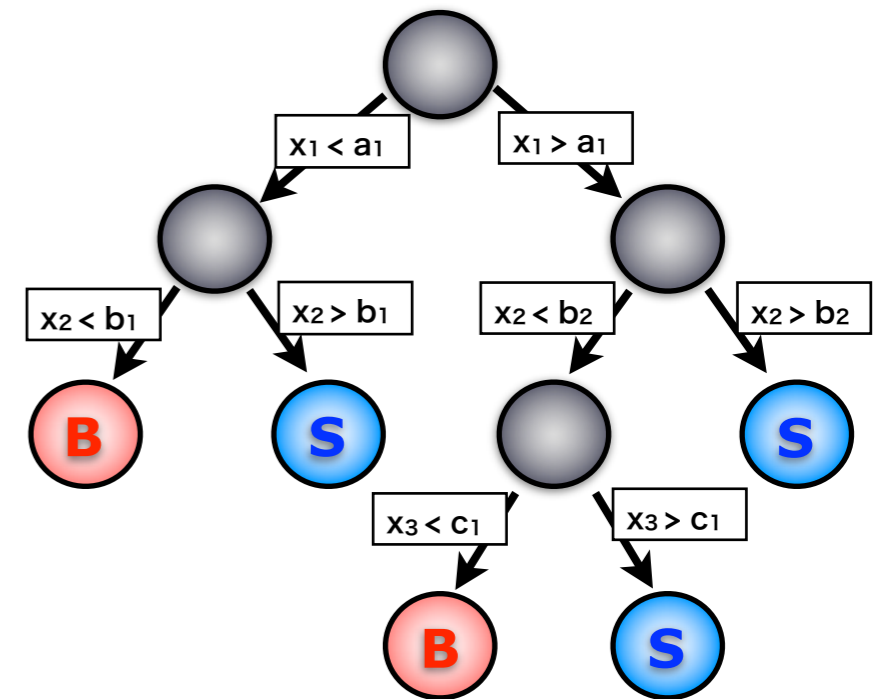
N個の入力変数から木構造グラフによってパターン認識を行う決定木を増強(ブースト)させた分類機。

(タウ粒子の同定にも使用している。)

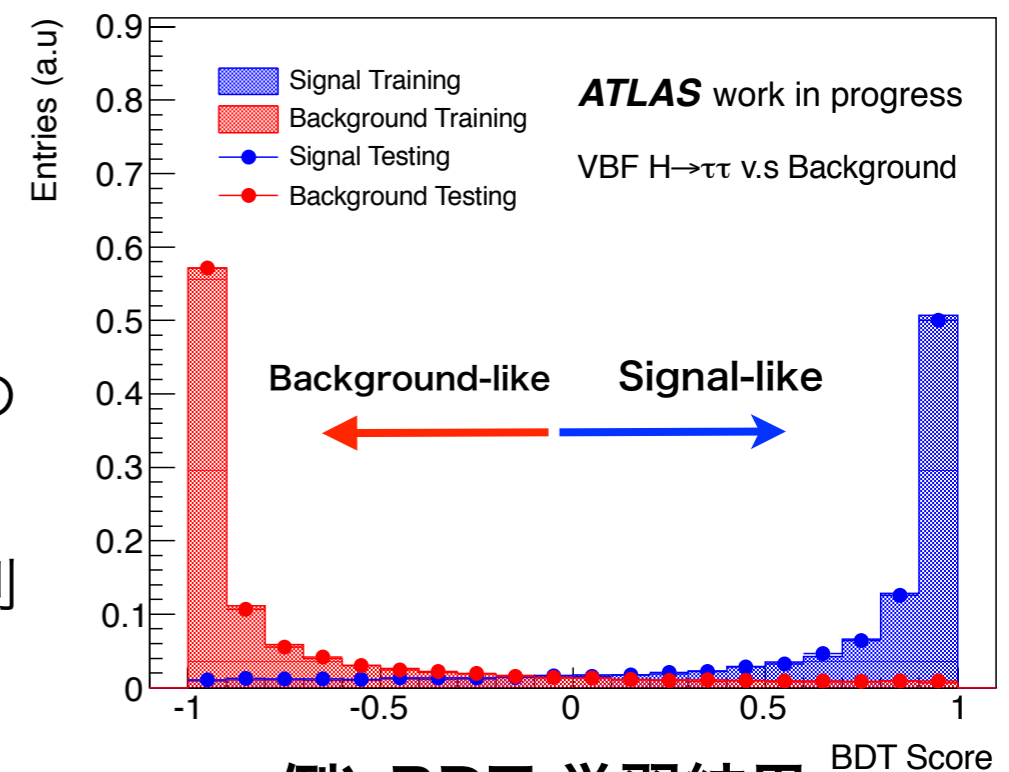
## ▶ 分類機学習 (Training)

シミュレーション等によって信号、背景事象の入力変数の特徴を分類機にあらかじめ学習(トレーニング)させる。

今回の解析ではヒッグス粒子の生成過程によって事象選別し、4個の分類機を作成、異なるトレーニングを行う。



決定木概念図



例) BDT 学習結果

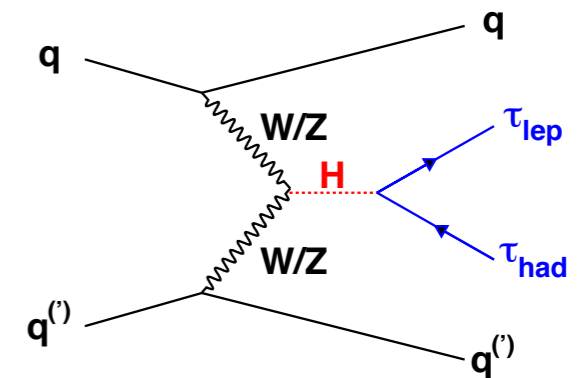
# 多変量解析のための事象選別

多変量解析での分類のため、生成過程の特徴を活かした最低限の事象選別を行う。

## Vector Boson Fusion (VBF) Category

VBF過程は特徴的に前後方に高運動量ジェットを生成。

→  $\Delta \eta_{jj} > 3.0$ の高運動量2ジェットを要求。

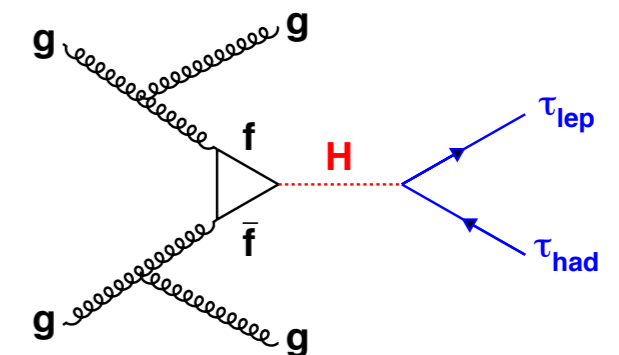


Vector Boson Fusion 過程

## Boosted Category

ヒッグスがブーストして生成する事象(主にGluon Fusion)は背景事象との分離能力が高い。→  $P_T(\text{Higgs}) > 100\text{GeV}$ を要求。

$P_T(\text{Higgs})$ : ジェット以外の崩壊粒子の横方向運動量

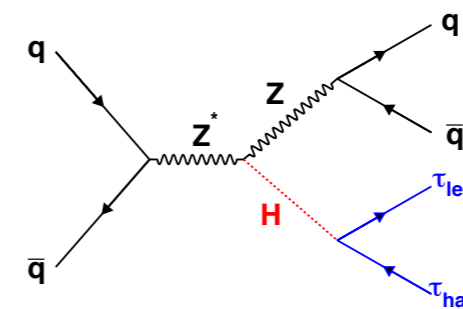


Gluon Fusion 過程

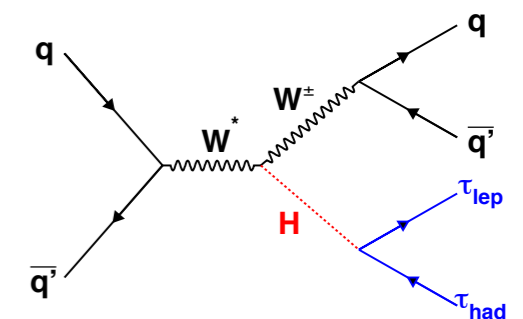
## 0 / 1 jet Category

その他の事象はジェットの数で事象選別を行い、独立に多変量解析を行う。

\* 事象選別に使用されない特徴変数は多変量解析の入力として使用 ( $M_{jj}/\eta_{j1} \times \eta_{j2}$  等)



ZH 過程



WH 過程

# タウ誤同定事象の見積もり

## Same Sign Method :

実データの同電荷(SS)事象を用いて見積もる。

(事象選択では反電荷(OS)を要求)

### 1) QCD事象

誤同定されたレプトン-タウ間に電荷依存性なし

→ OS事象数  $\approx$  SS事象数

実データによる検証： ~5%の誤差

### 2) W+jets事象

Wボソンから崩壊したレプトンと誤同定されたジェット

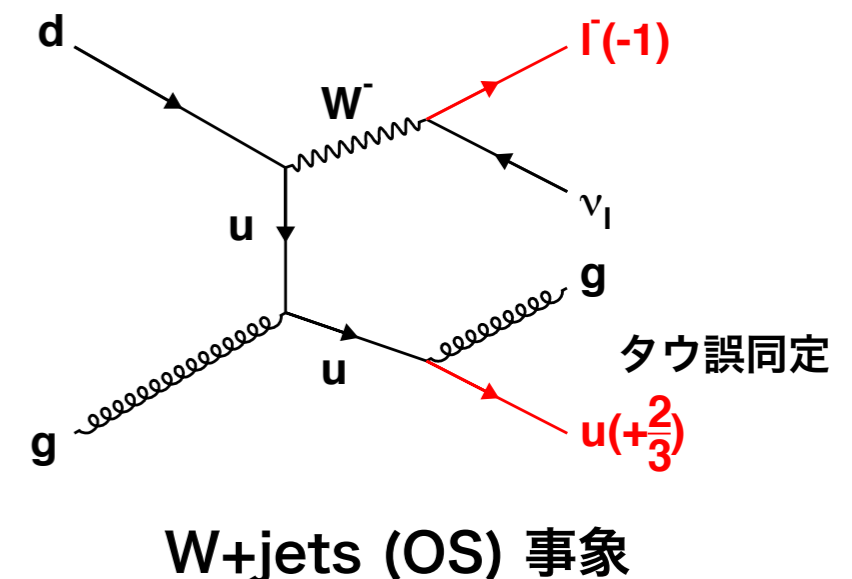
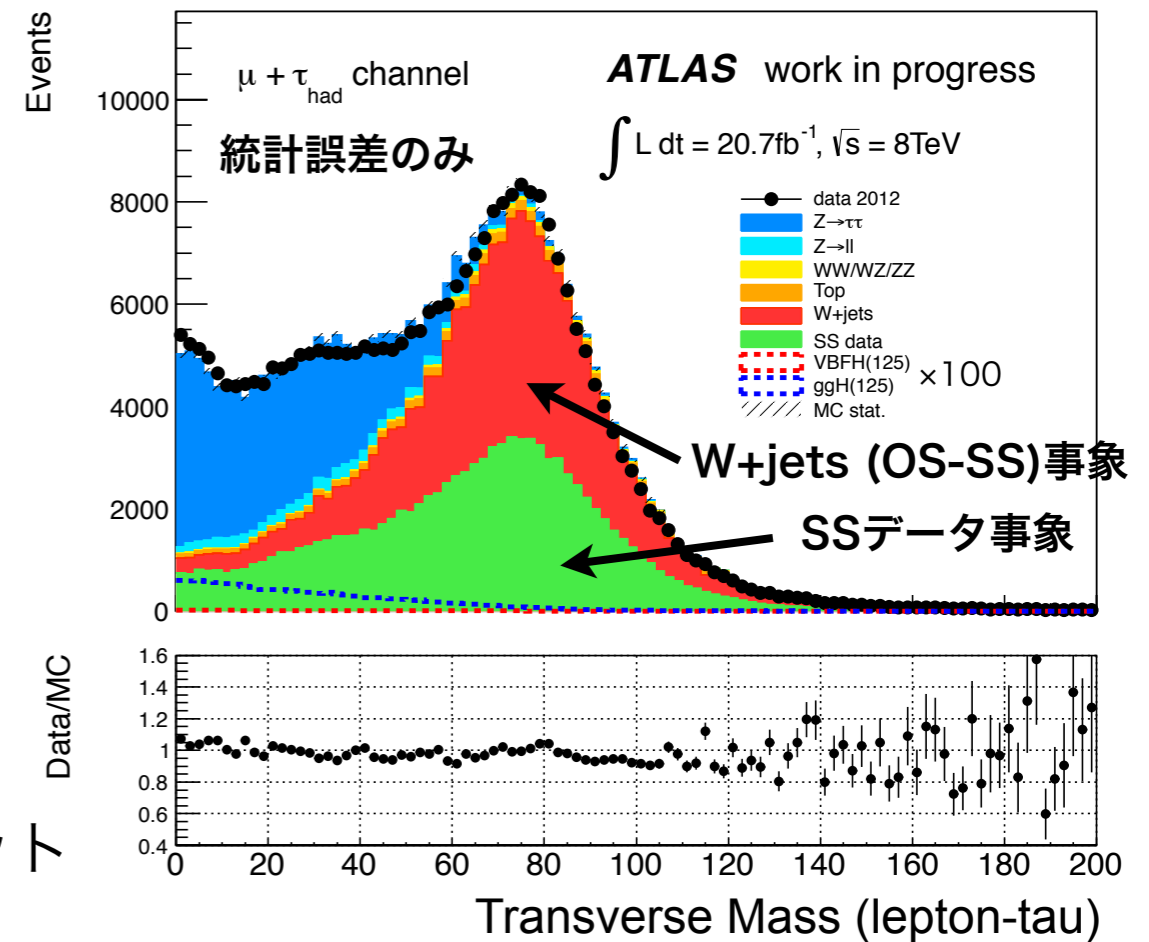
間に電荷依存性あり → OS事象数 > SS事象数

超過分(OS-SS)をW Control Regionでの実データによる

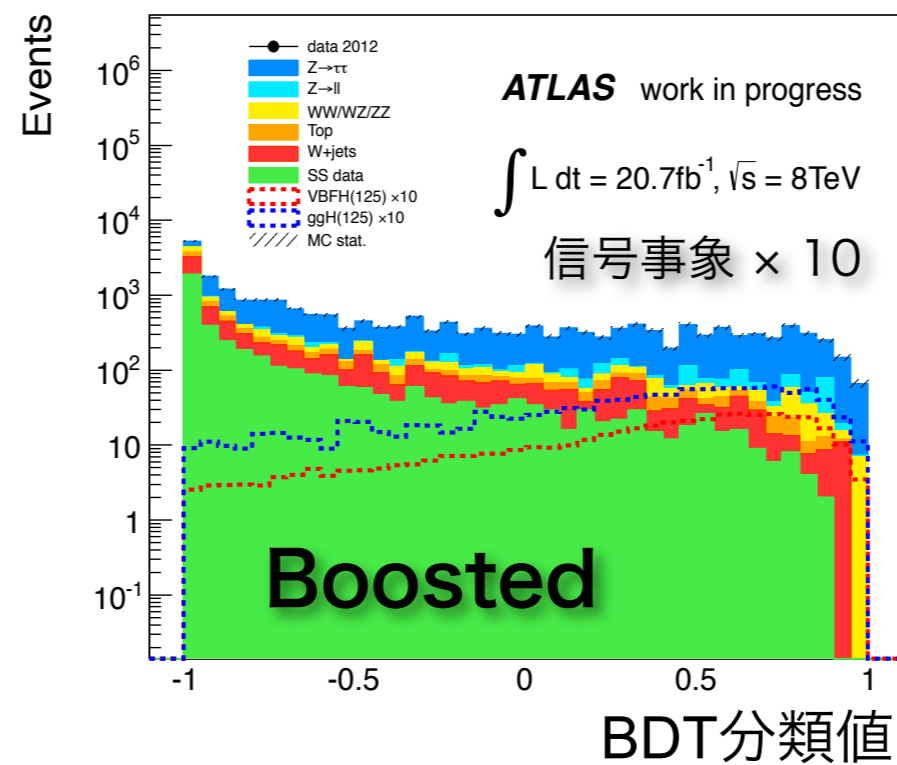
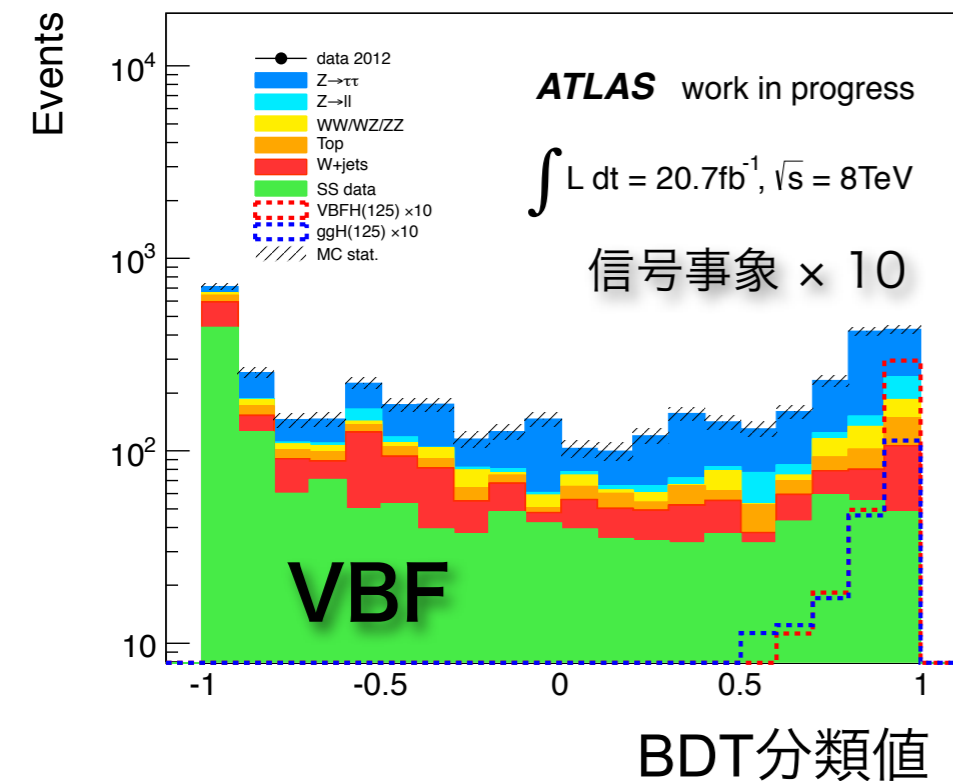
見積もり： ~10%の精度

長所) 実データを使うことで、系統誤差を抑えられる

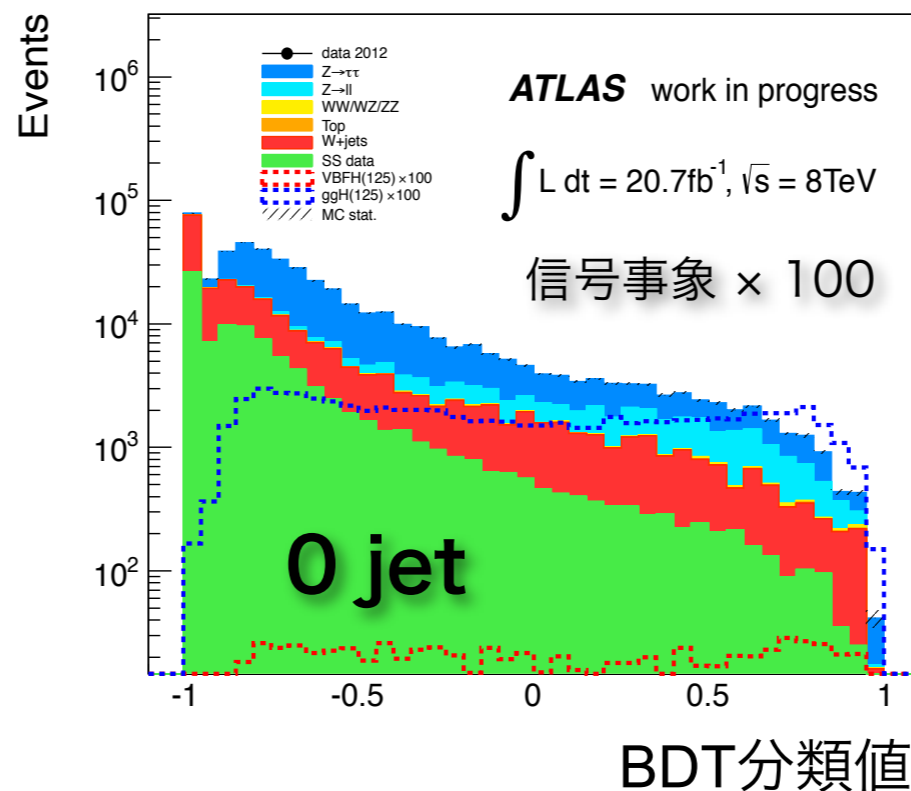
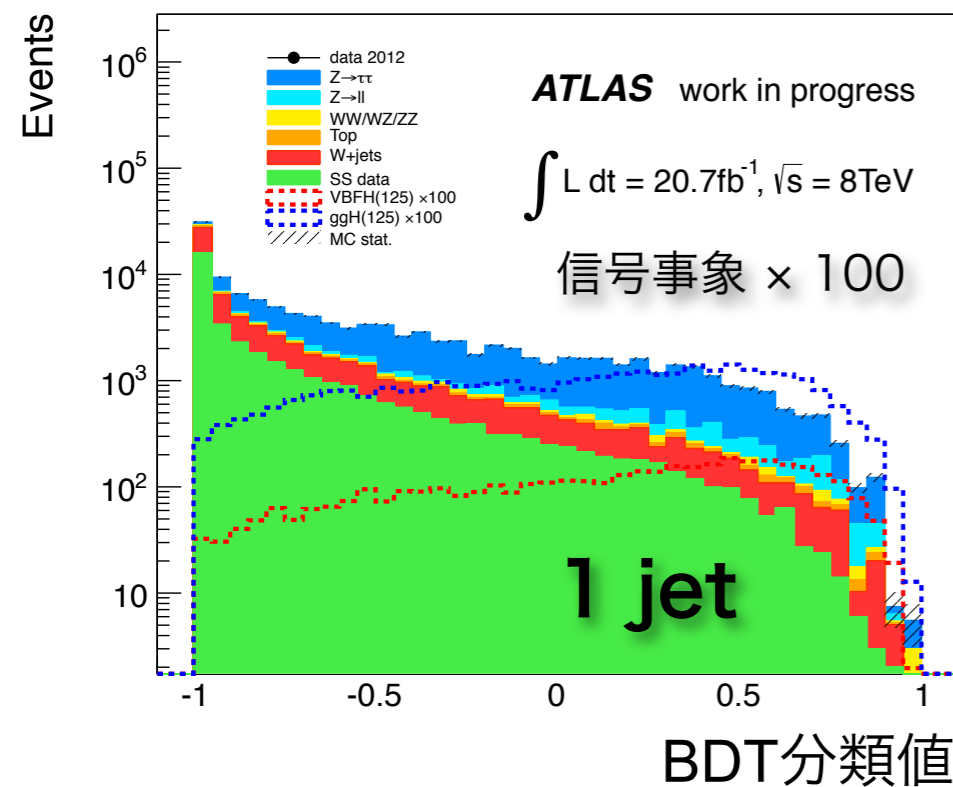
短所) 統計量が少なく、安定した評価が困難 (0 or 1 情報)



# 多変量解析 分類分布



Input Variables	
VBF	Boosted 0/1jet
1. $\Delta R(\ell, \tau)$	1. $\Sigma p_T$
2. $p_T^{\text{total}}$	2. $\Delta R(\ell, \tau)$
3. $C_\phi^{\text{MET}}$	3. $p_T(\tau)/p_T(\ell)$
4. $\Delta\eta_{jj}$	4. $C_\phi^{\text{MET}}$
5. $m_{jj}$	5. $m_T$
6. $m_T$	
7. $C_\eta^\ell$	
8. $\eta_{j1} \times \eta_{j2}$	



$C_\phi^{\text{MET}}$ : 消失横運動量のレプトン/タウ間の $\phi$ 方向中心性

$C_\eta^\ell$ : レプトンの2ジェット間の $\eta$ 方向中心性

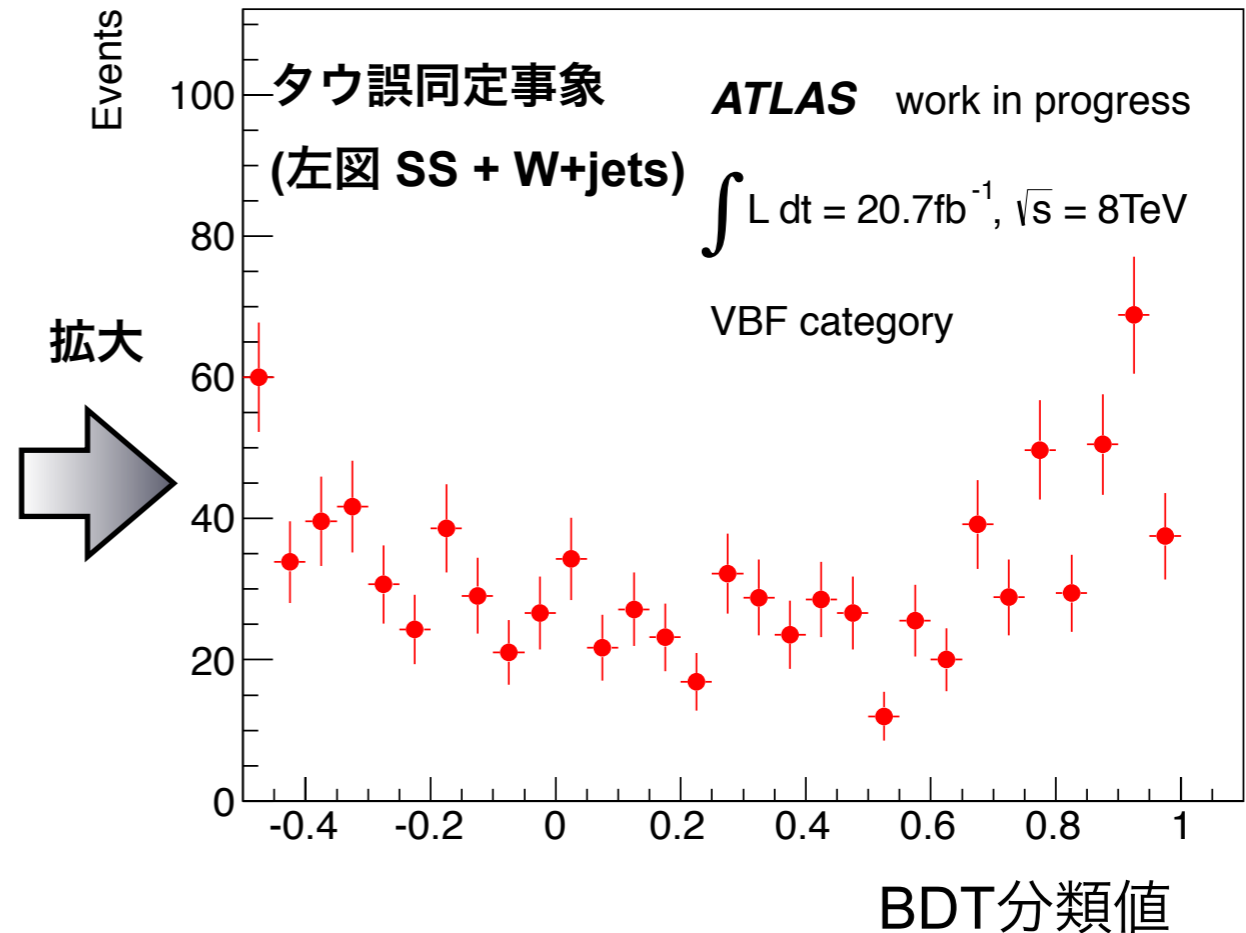
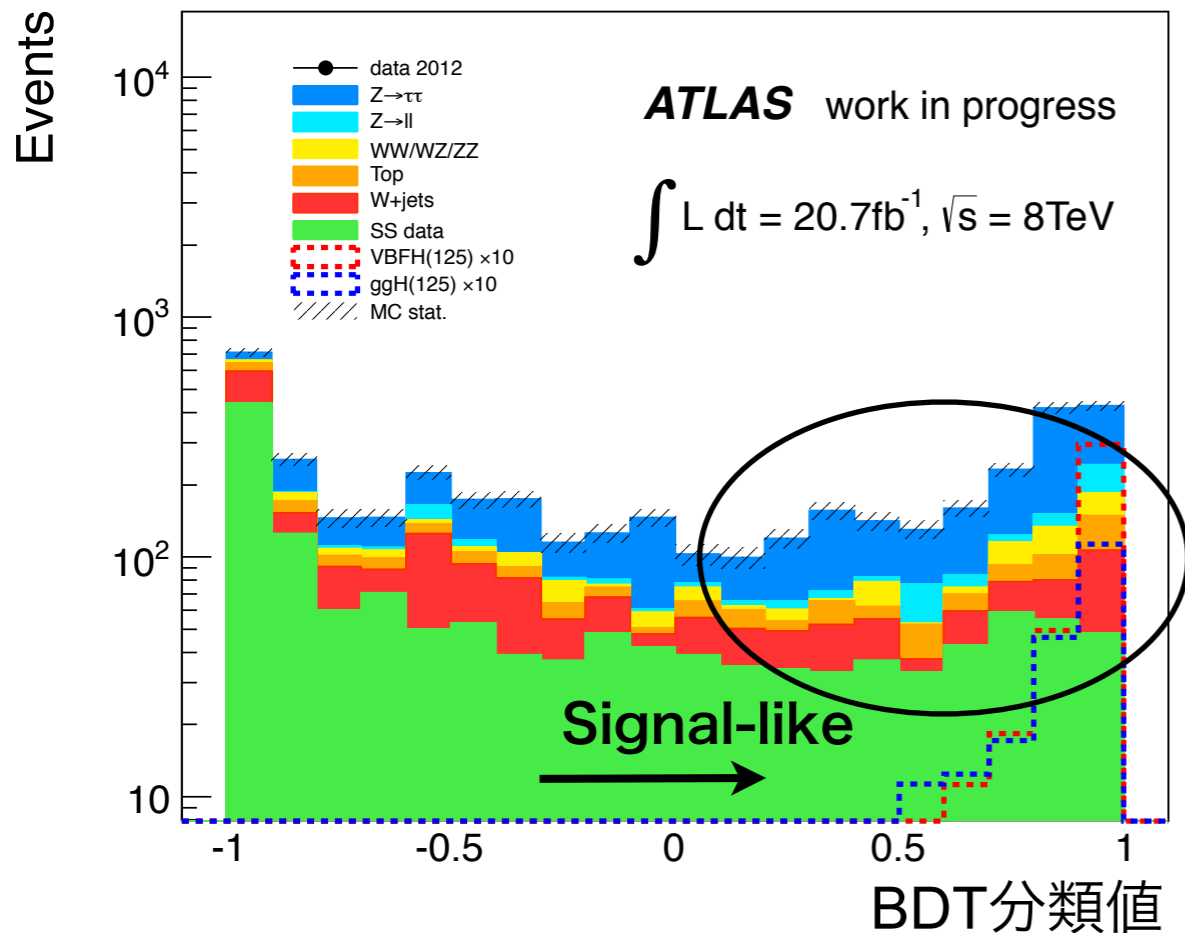
$p_T^{\text{total}}$ :

$|p_T(\ell) + p_T(\tau) + \text{MET} + p_T(2\text{jets})|$

$\Sigma p_T: \vec{p}_T(\ell) + \vec{p}_T(\tau) + \vec{p}_T(\text{jets})$

# 多変量解析 分類分布

## VBF カテゴリー



実データSS事象数が統計的に不足しているため、高感度領域で安定した背景事象の評価ができない。

多変量解析では十分な統計量での背景事象の見積もりが不可欠！

→ Fake Factor Method を用いたタウ誤同定事象の見積もり

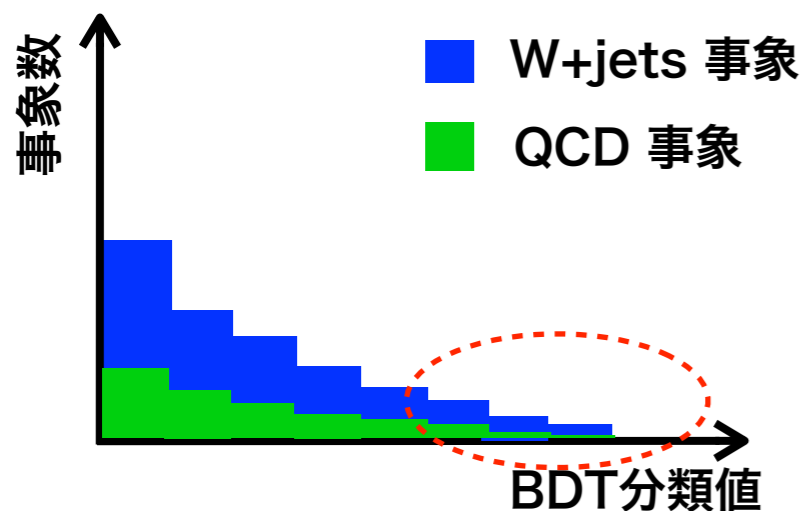
# タウ誤同定事象の見積もり

## Fake Factor Method :

タウの誤同定率を使用し、タウ同定がされなかった(多変量解析タウ同定を通らなかった)事象から背景事象を見積もる方法

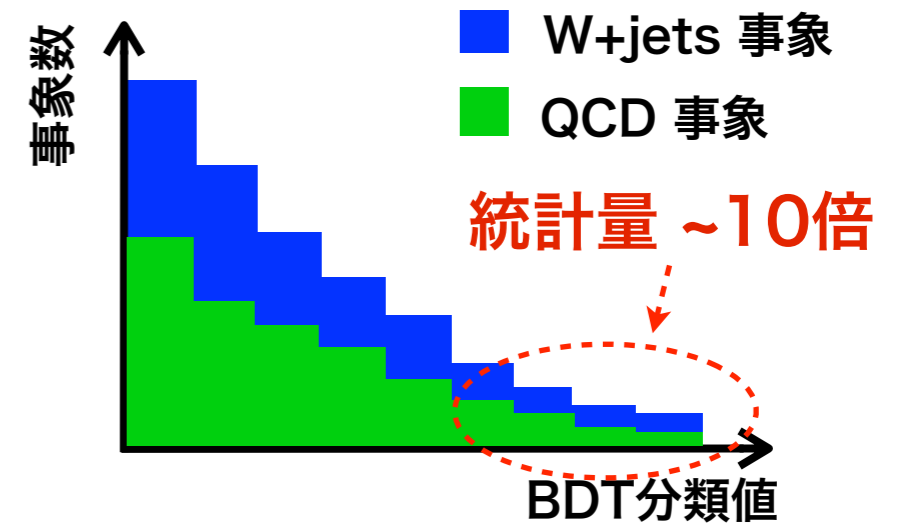
### 概念図

$$\text{タウ誤同定率 (F.F: Fake Factor)} = \frac{\text{タウ同定された事象数}}{\text{タウ同定されなかった事象数}}$$



タウ同定された事象

$$= \text{F.F} \times$$



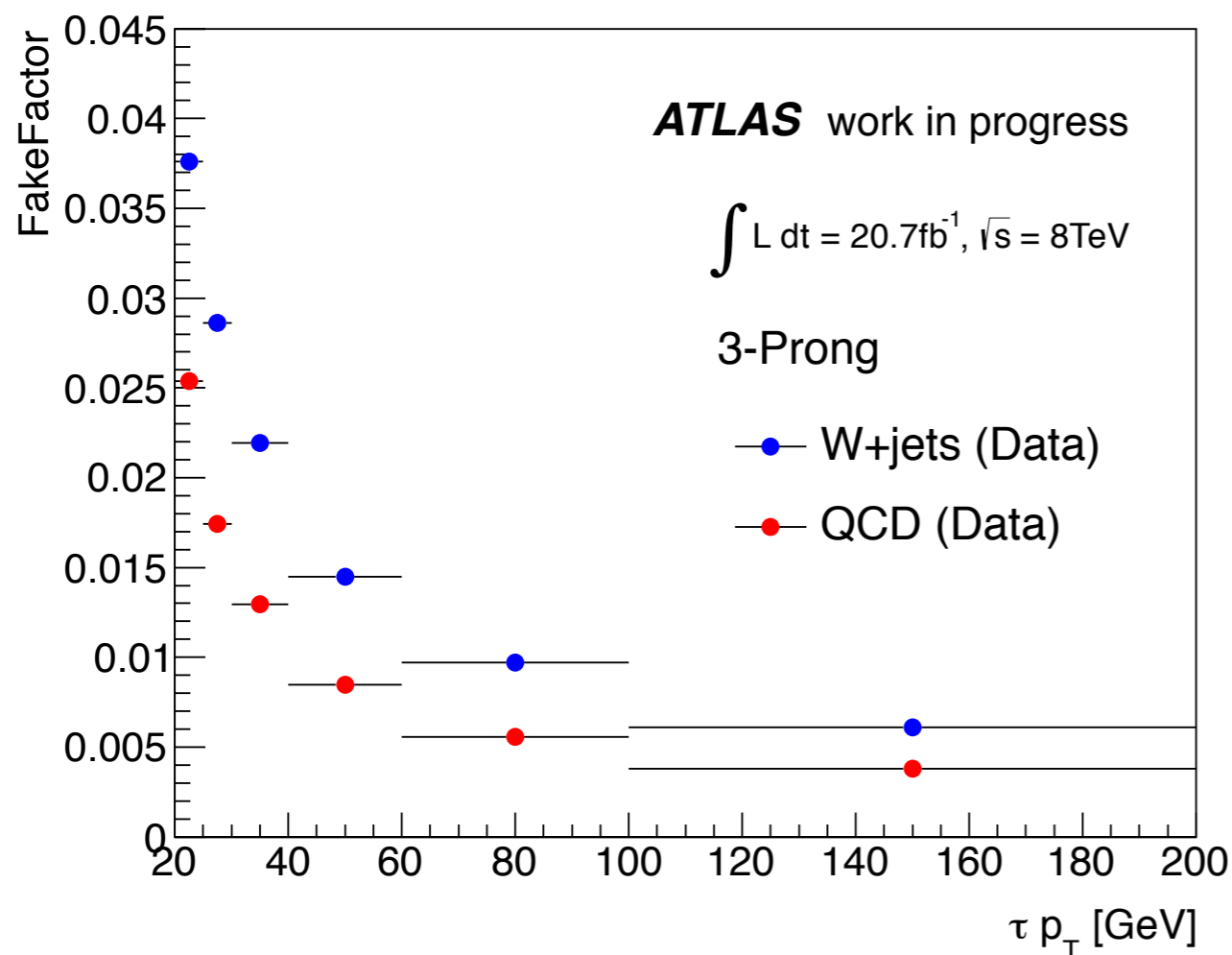
タウ同定されなかった事象

Fake Factorは求めるタウの運動量、飛跡数等に依存。  
特に、求めるサンプルの違い(W+jets/QCD)に強く依存する。

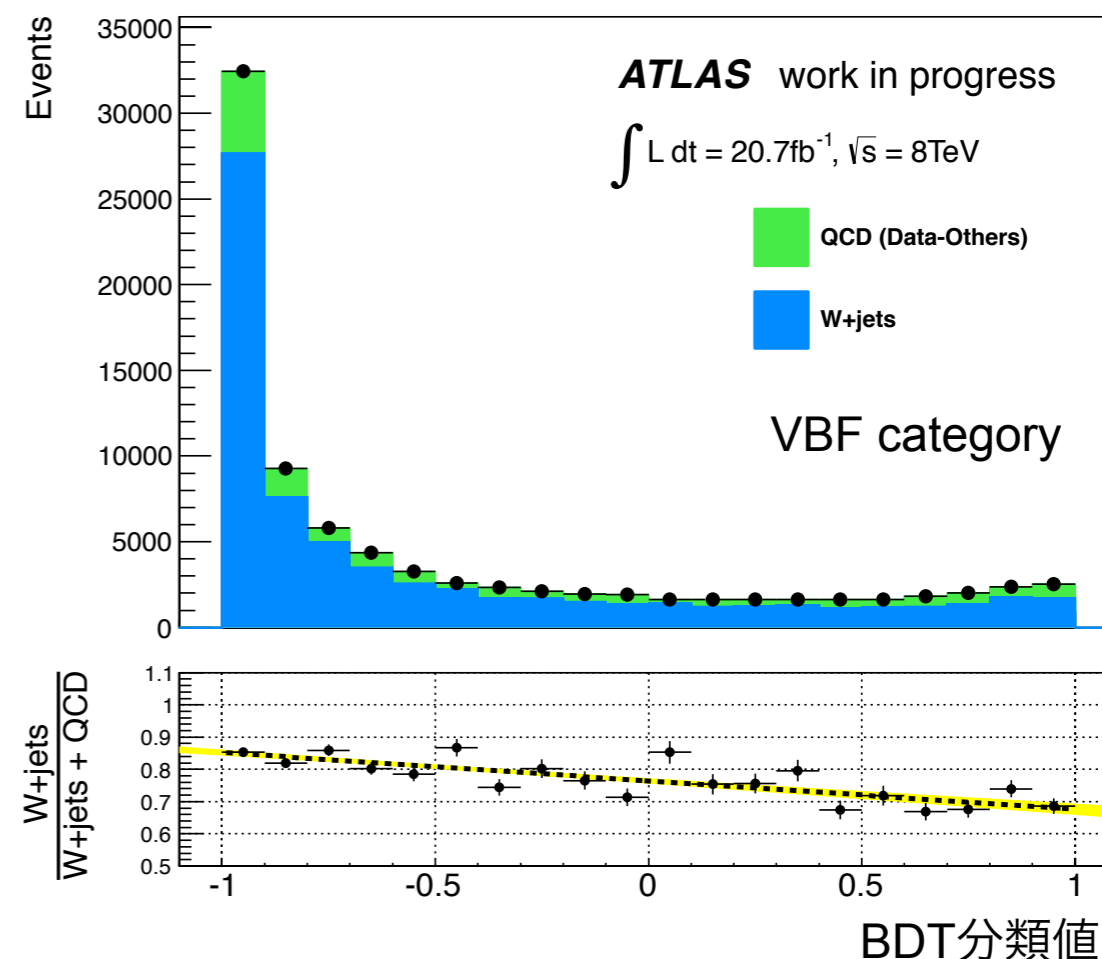


# タウ誤同定率の測定

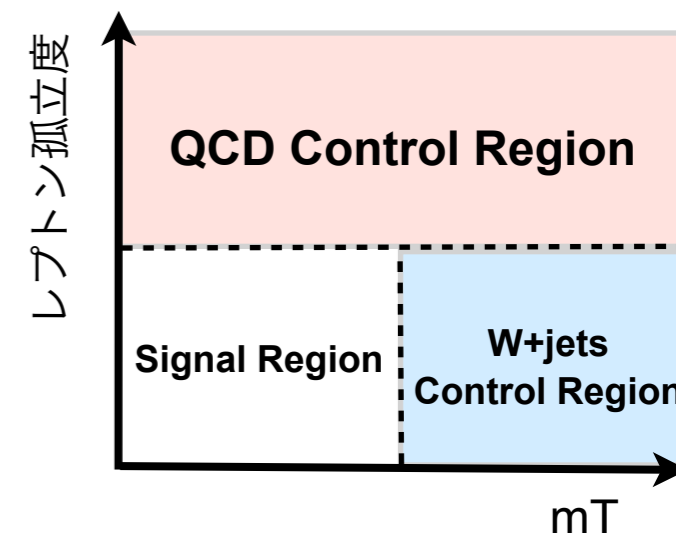
## タウ誤同定率 (飛跡数 : 3本)



## タウ誤同定事象のBDT分類分布

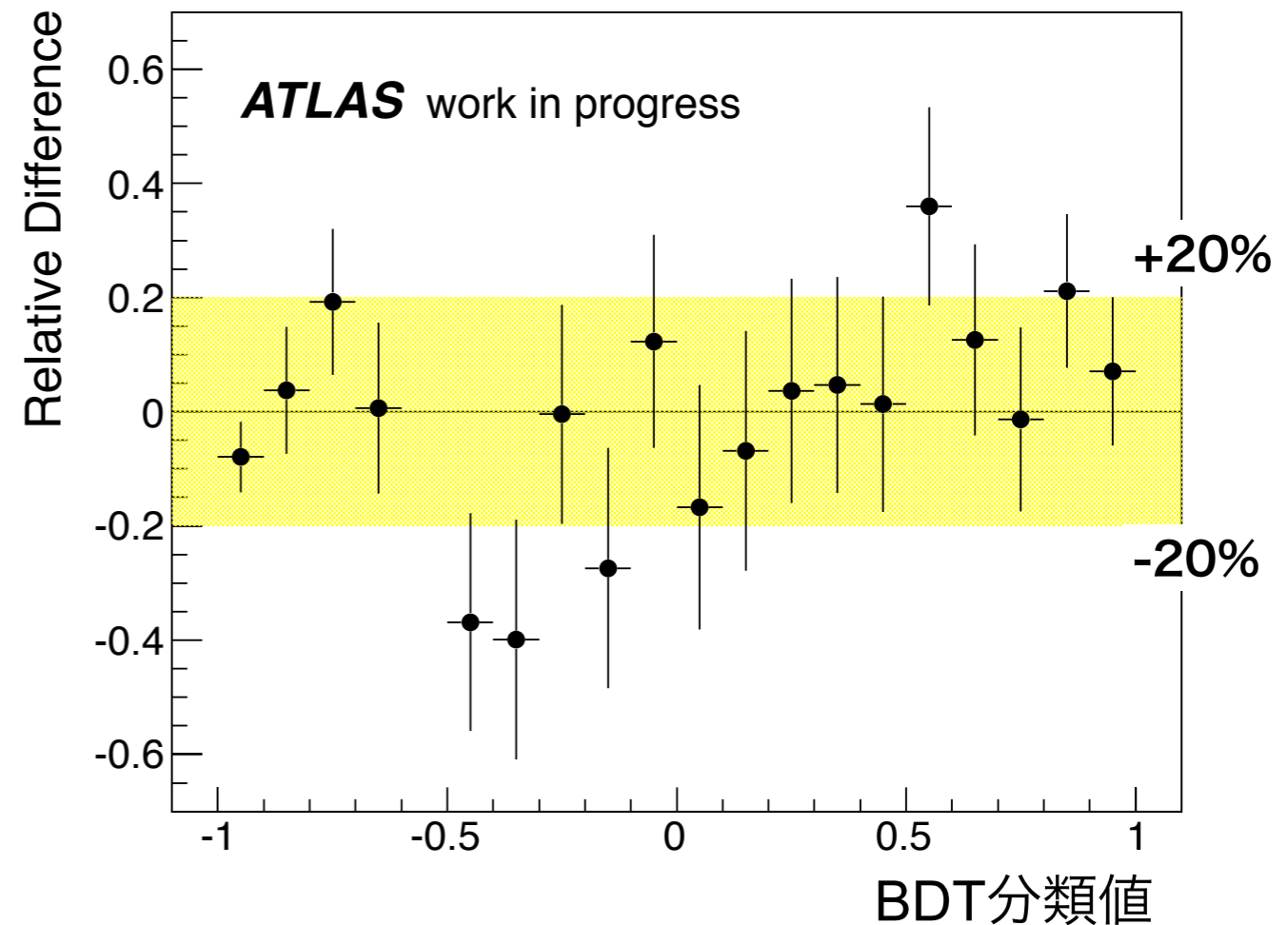
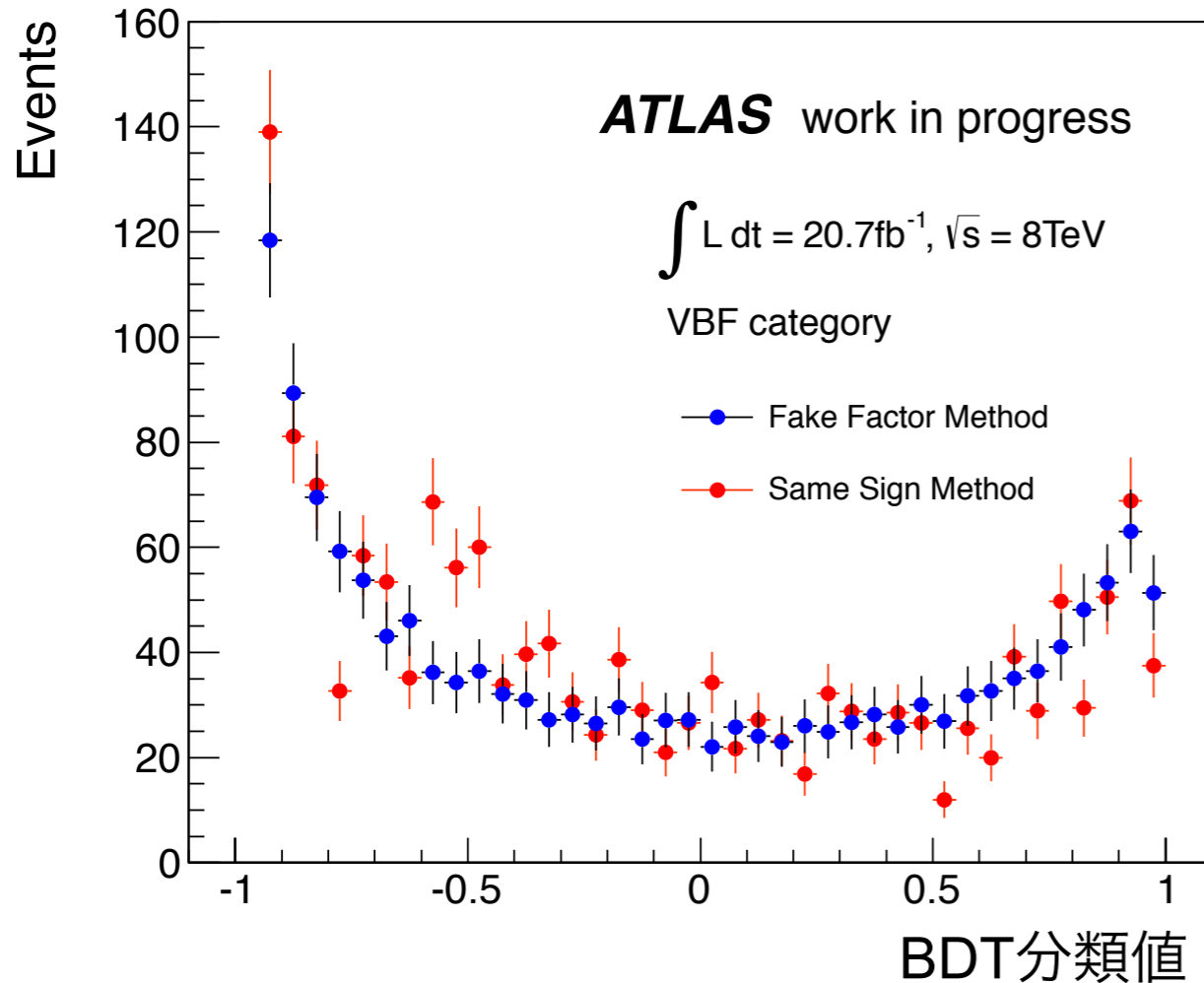


各W+jets/QCDのControl Region(CR) から、タウ誤同定率を測定。  
 中央値はW+jetsとQCDの割合 ( $R_{W+jets}$ ) によって決定。  
 $R_{W+jets}$ は "BDT分類分布に依存性がある" ので、各分類値に対応した  
 タウ誤同定率を使用して見積もりを行った。



# 見積もりの結果・系統誤差

## タウ誤同定 (SS/W+jets) 事象



**Fake Factor Methodによって、高感度領域での安定した見積もりに成功！**

**統計誤差の変化：2% (Same Sign) → 0.5% (Fake Factor)**

**Same Sign Methodとの相対的差分の分散を系統誤差とした。**

( Same Sign Methodは実データによる見積もりなので、サンプルの違い等による影響を包括。 )

**最新結果時の系統誤差：50% → 今回の手法：20%**

# まとめと展望

## まとめ

- ✓  $H \rightarrow \tau \tau \rightarrow \text{lepton-hadron}$ チャンネルの発見感度向上のために、多変量解析を導入してヒッグス粒子の探索を行っている。
- ✓ 多変量解析の際に問題点となる高感度領域の背景事象の見積もりに着目し、Fake Factor Methodの改善を行った。
  - 従来の見積もり方法から比べ、背景事象の安定した見積もりに成功 (統計誤差 2%  $\rightarrow$  0.5%)
  - 多変量解析に沿った系統誤差の見積もり

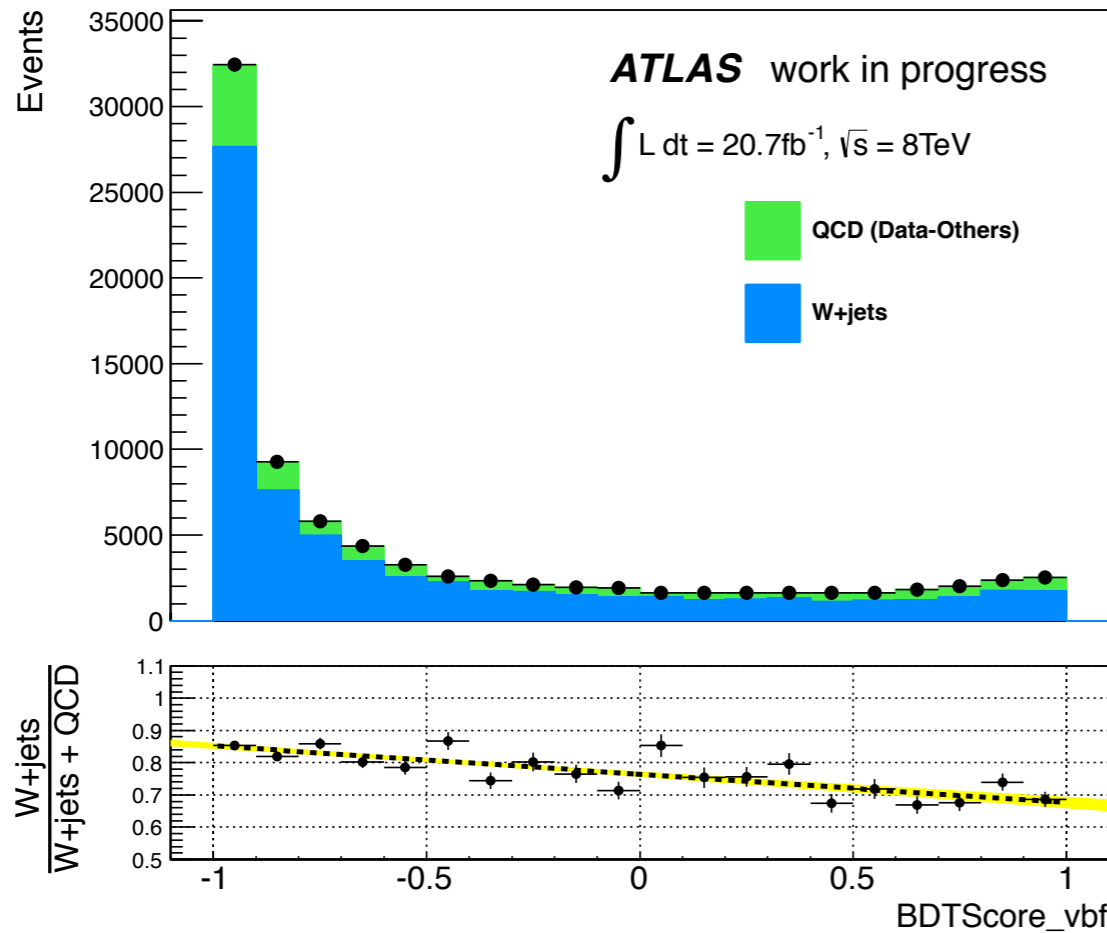
## 展望

- ✓ 多変量解析の更なる最適化。(事象選別 / 入力変数 等の改善)
- ✓ 2011/2012年の全データ量を使用し、lep-lep/had-hadチャンネルと結果を統合、2013年夏を目処に論文を出版。

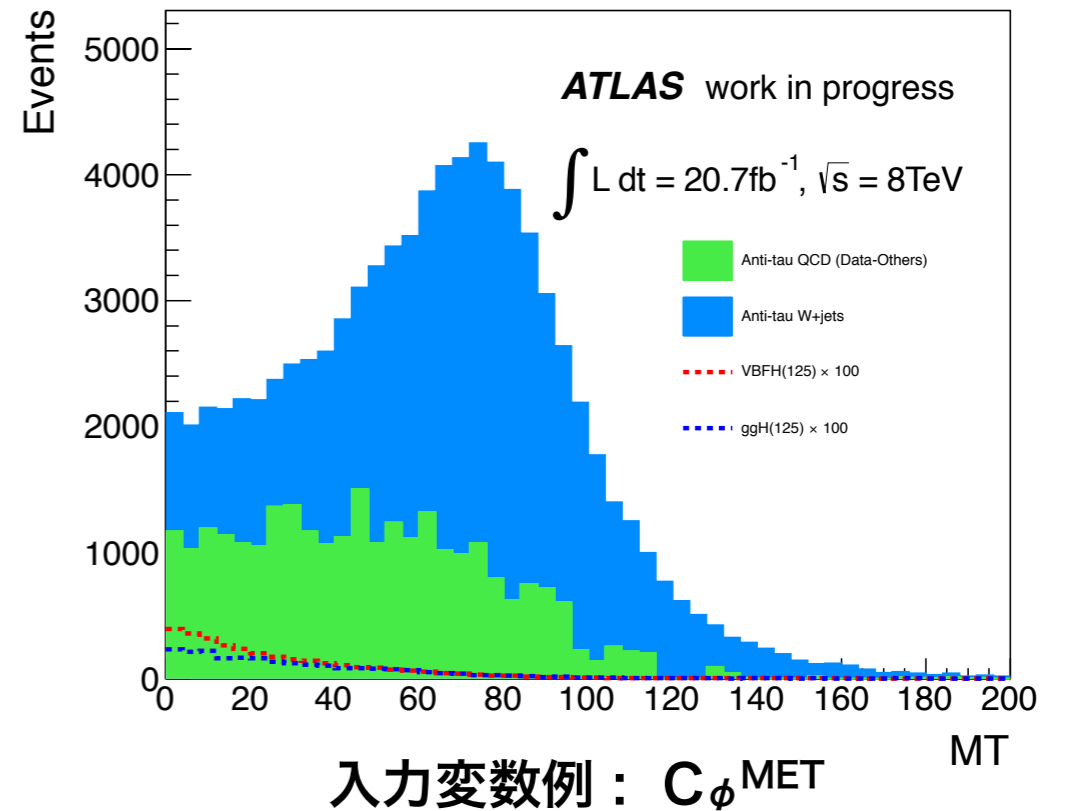
# BACKUP

# R<sub>W+jets</sub> 依存性に関して

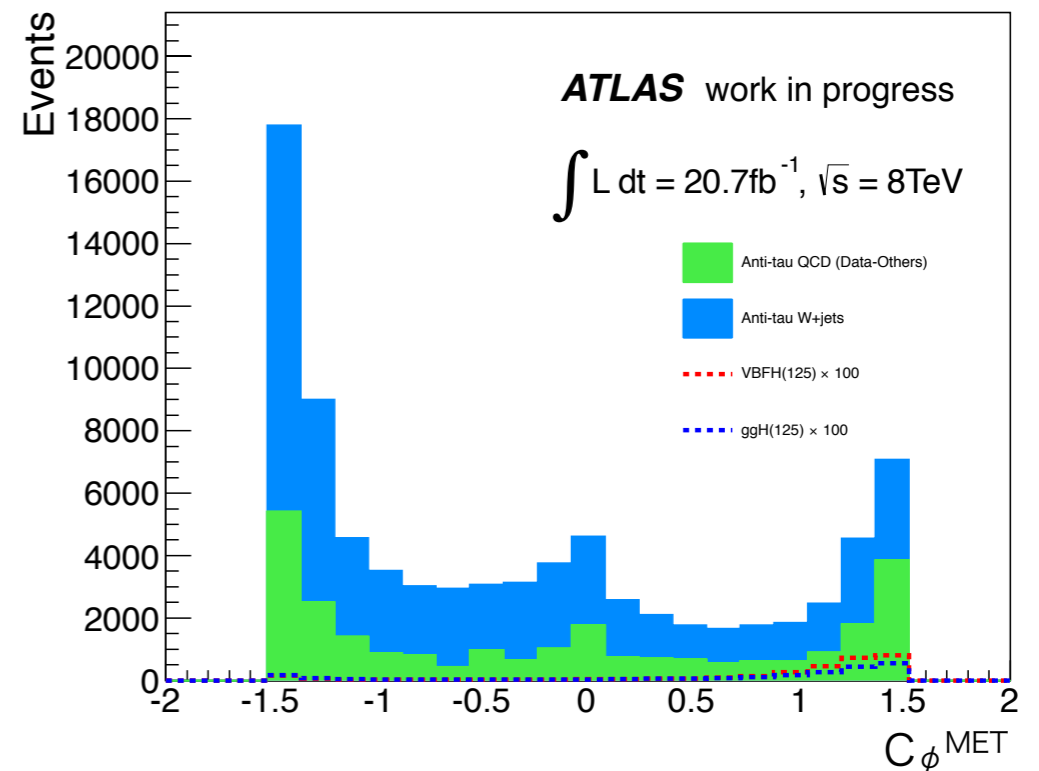
タウ誤同定事象のBDT分類分布



入力変数例：  $m_T(\text{lepton}, \tau)$



入力変数例：  $C_\phi^{\text{MET}}$



W+jets事象を特に分離する入力変数が使われているため、 $R_{W+jets}$ は依存性を有する。