ジェットの物理と解釈可能な機械学習

Sung Hak Lim, Mihoko Nojiri (JHEP, 2018)
Amit Chakraborty, Sung Hak Lim, Mihoko Nojiri (arXiv 1904.02092)

Machine learning in Jet Physics

今後のコライダー物理

Run III→HL-LHC→FCC?

データ量は多い

*シグナルやバックグラウンド

の理解がより重要

** 効率も大事

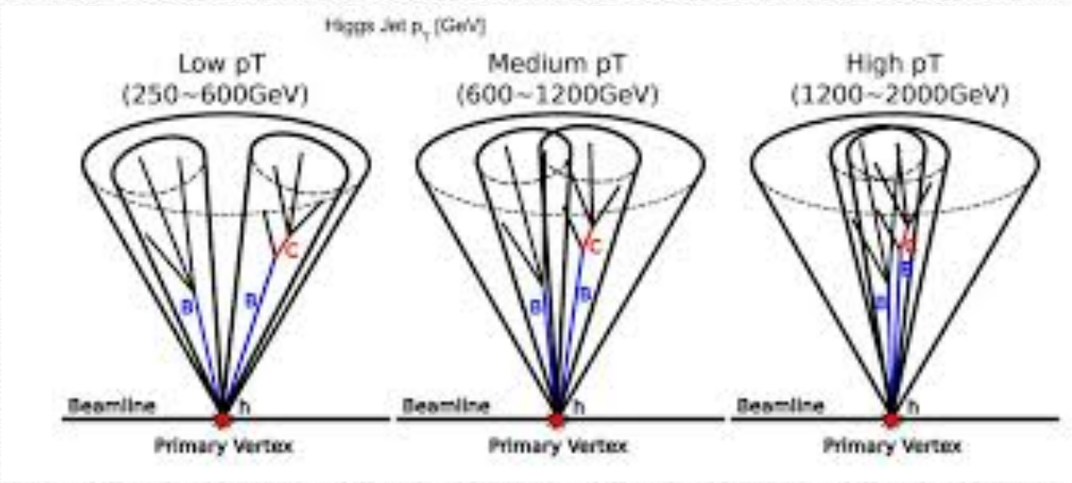
hadronization,
PDF, parton shower
modeling, …

high pT objects (Events in Tail)
soft object, mono something
or something unknown

Physics outputs
effective operator,
top partner
dark matter..

ジェットの物理と機械学習

- Jet physics :QCDがすごく成功した領域 **(Theoretical understanding + computation)**
  - **QCD** に優しいジェット再構成ダイアグラム (kT, CA, antikT)
  - ブーストした信号への興味　QCD jet (huge background) vs boosted Higgs
    →Jet substructure (mass drop), Top 再構成 (BSM search)
  - Jet の性質を規定する量(D2とか) and minimal Validation Analysis (leaving optimization to algorithm BDT とか)



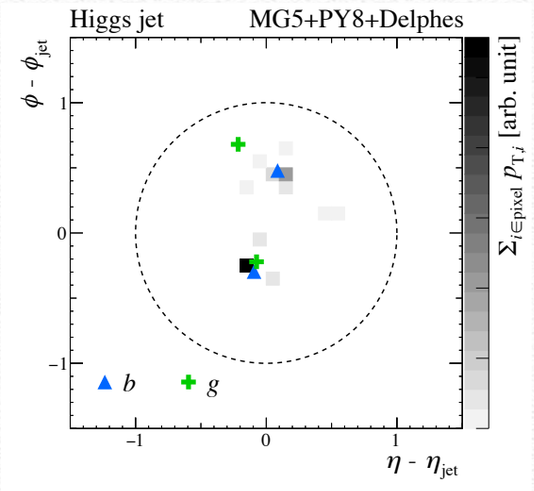
理論と計算機の発達が重要

New wave — 機械学習

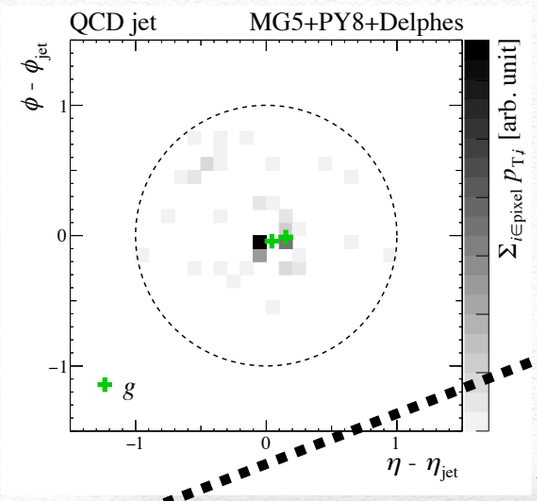
ML:basic units

Input:Jet images

Higgs



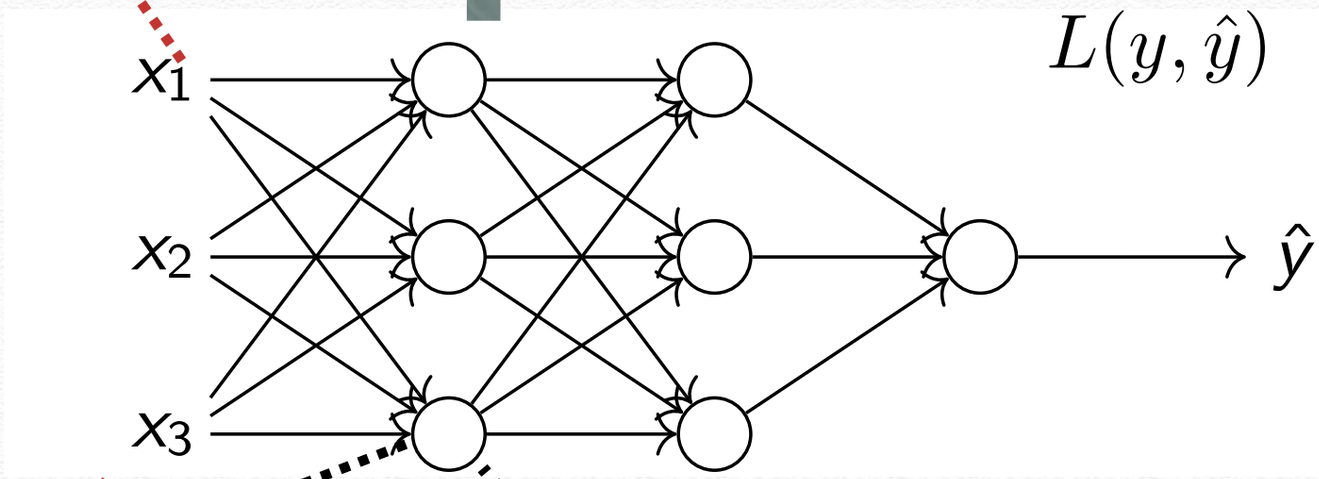
QCD



output: $\mathbf{w_{ij}}, \mathbf{b_i}$

損失関数(最小化)

$L(y, \hat{y})$

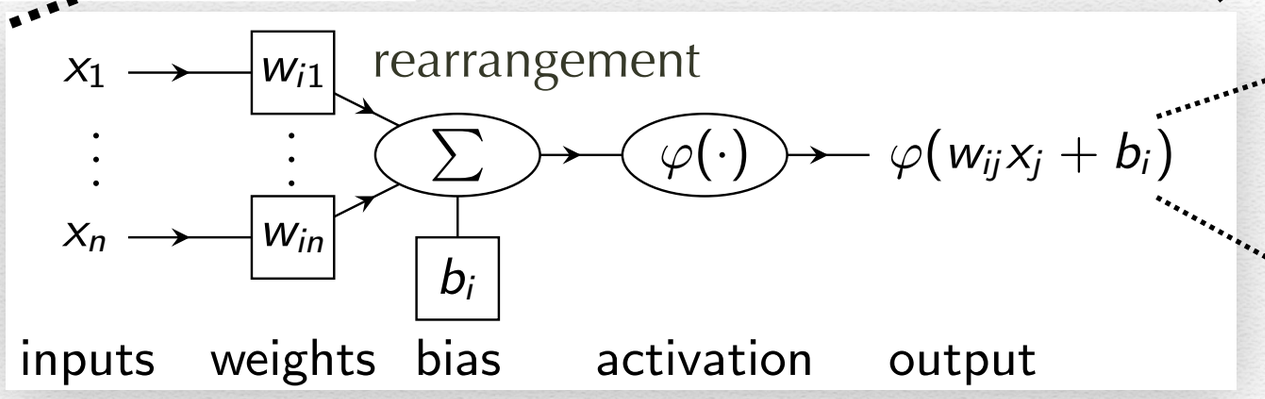


Higgs
$y = (1, 0)$

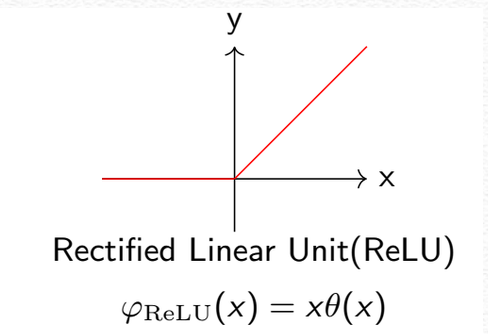
QCD
$y = (0, 1)$

hidden layer

ノード



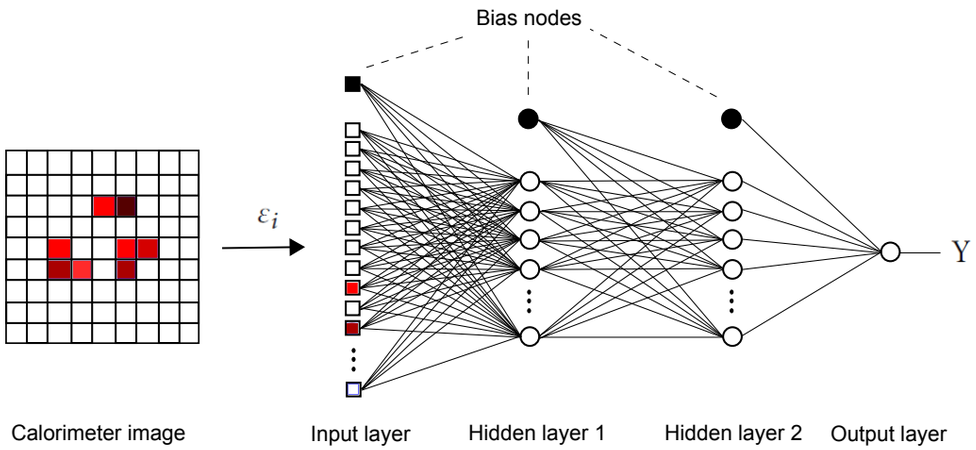
φ: 非線形性

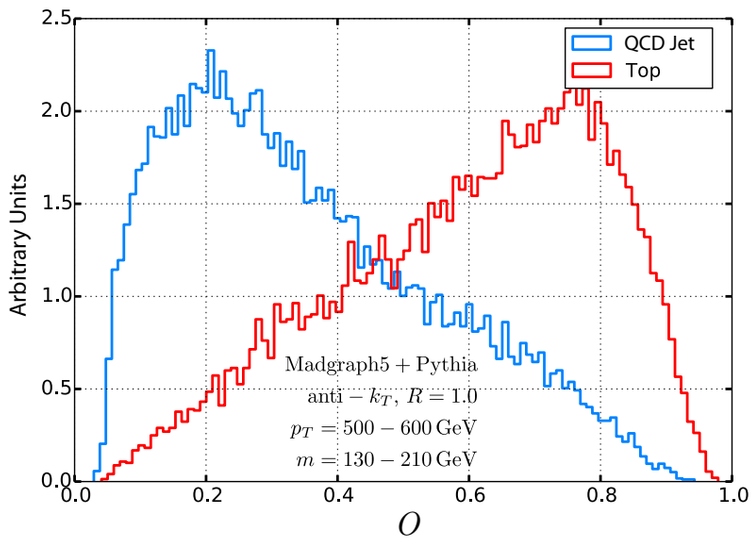


入力の構造化

Almeida et al 1501.05968

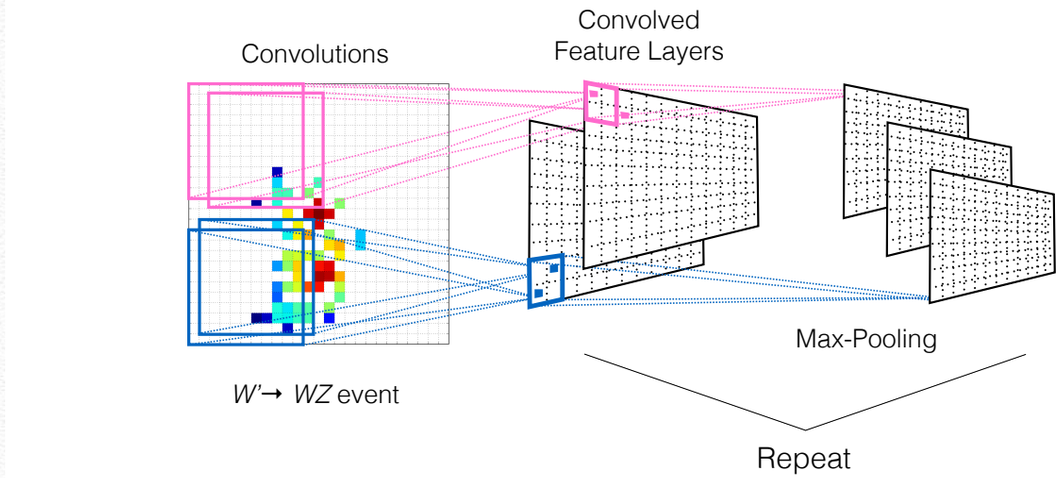
DNN (all bins in a line)



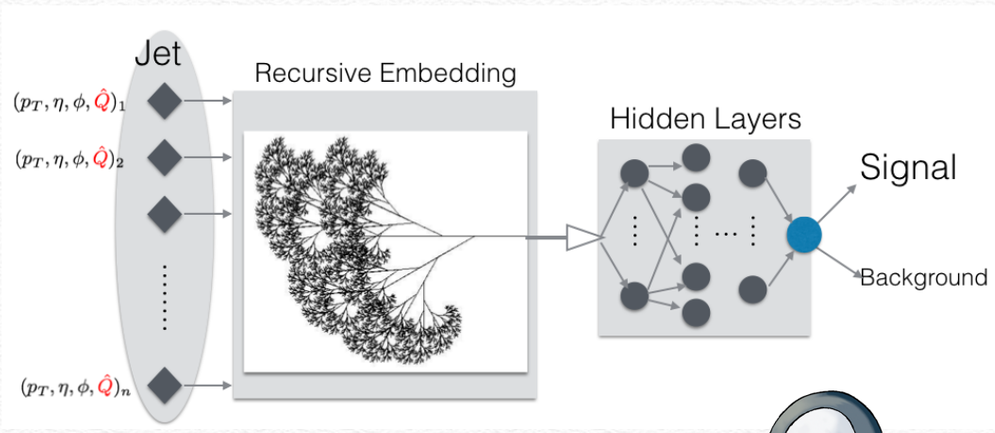


CNN

correct nearby image first 1511.05190



Recursive(Taoli Cheng 1711.02633)



“ Maybe we do not know physics behind, architecture do the job for you”??

機械学習は何をやっているか

- QCD ジェットとHiggs ジェットの分類は得意らしい
- 何をやってるかわからない（パラメータが多い。冗長性が多いように見える
- ジェットイメージを使った解析がQCD のこれまでの知識の範囲にあるのか、それともなんかすごいことをやっているのか。

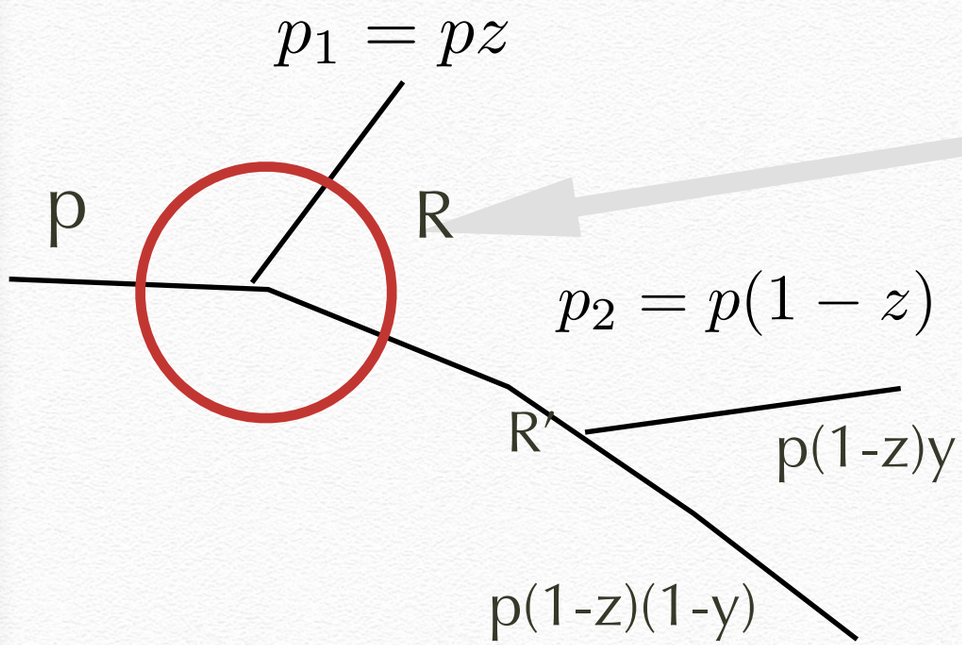
これから話すことのまとめ

jet image(400 程度のデータ）+CNNはやめてもうちょっと動機付けのある量（ジェットのスペクトラム-40くらいの入力）をDNNに入れて見た

1. Higgs jet, color octet のジェット, QCD のjet の分類問題をやらせてみるとCNN と変わらない。**多分CNN-> jet spectrum 構築-> 分類をやっている。**
2. “解釈可能な機械学習模型” を作ってML が 何をやってるか明らかに

最小のインプット(Jet spectrum)とは何か

- Monte Carlo →Parton splitting + hadronization



(p, R, z) describe
parton shower spritting

$$p_1 p_2 = p^2 z(1-z)$$

$$p_1^2 + p_2^2 = p^2[(1-z)^2 + z^2$$

ジェットはパートンスプリッティングの繰り返しなので、特定のR の範囲に入っている

終状態の全ての粒子のペアについて、以下のものを計算する =ジェットスペクトル

$S_2(R, \Delta R) = \sum_{ij} p_{Ti} p_{Tj}$ for $R < R_{ij} < R + \Delta R$ for R = 0, 0.1, 0.2 …

IRC safeなコンビネーション (C-correlator)

ジェットイメージとの関係について

jet = energy flow (+ …) $P_T(\vec{R}) = \sum_{i \in \mathbf{J}} p_{T,i}\, \delta(\vec{R} - \vec{R}_i),$

calorimeter hit position

*classifier using energy flow $h_i = \hat{\Psi}_i[P_T]$

$$h_i = w_i^{(0)} + \int d\vec{R}\, P_{T,a}(\vec{R}) w_{i,a}^{(1)}(\vec{R}) + \frac{1}{2!}\int d\vec{R}_1 d\vec{R}_2\, P_{T,a}(\vec{R}_1) P_{T,b}(\vec{R}_2) w_{i,ab}^{(2)}(\vec{R}_1, \vec{R}_2) + \cdots$$

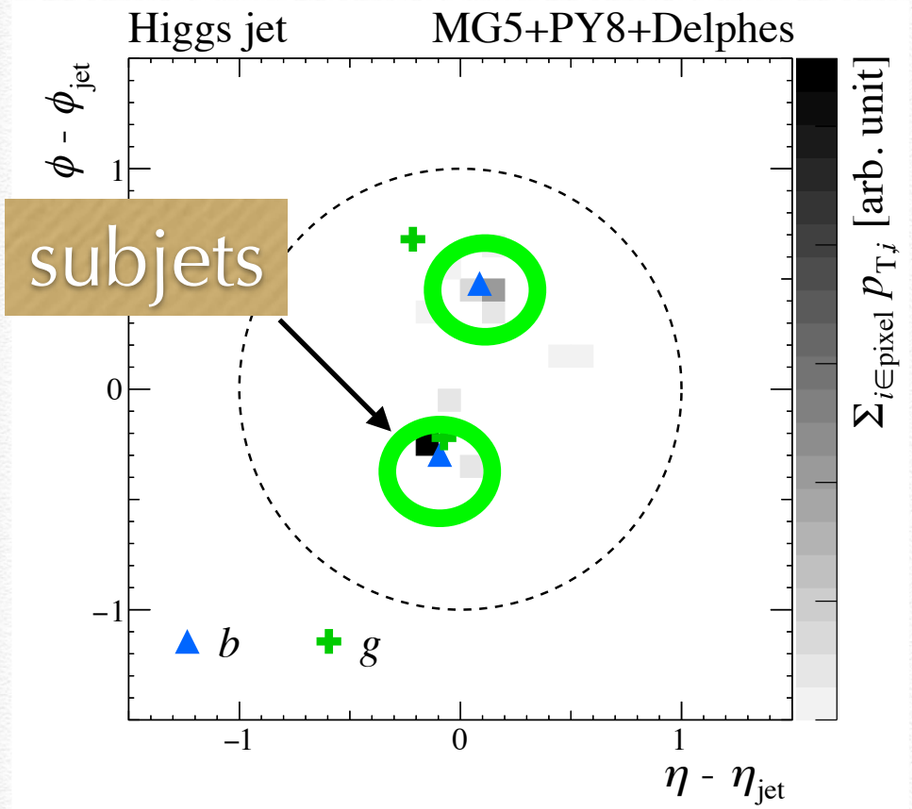
If w only depends on R_{12}

$$\frac{1}{2!}\int dR\, S_{2,ab}(R)\, w_{i,ab}^{(2)}(R) + \cdots$$

*classifier using Jet spectrum

$$h_i = w_i^{(0)}(\vec{x}_{\rm kin}) + \int dR\, S_{2,A}(R)\, \frac{w_{i,A}^{(2)}(R; \vec{x}_{\rm kin})}{2} + \frac{1}{2}\int dR_1 dR_2\, S_{2,A}(R_1) S_{2,B}(R_2)\, \frac{w_{i,AB}^{(4)}(R_1, R_2; \vec{x}_{\rm kin})}{12} + \cdots .$$

ジェットの中のソフトとハードなアクティビティ



momentum density plot

jet内部にハードなsubjets(IRC safe)がある

subjets に対する pt cut

=>trimmed jet

$$\mathbf{J}_{\rm trim} = \bigcup_{\substack{a \\ \frac{p_{T,\mathbf{J}_a}}{p_{T,\mathbf{J}}} \geq f_{\rm trim}}} \mathbf{J}_a \ .$$

$S_{2\rm trim}$

$$S_{2,\rm trim}(R;\Delta R) = \frac{1}{\Delta R} \sum_{i,j\in\mathbf{J}_{\rm trim}} p_{T,i}\ p_{T,j} \cdot I_{[R,R+\Delta R)}(R_{ij}),$$

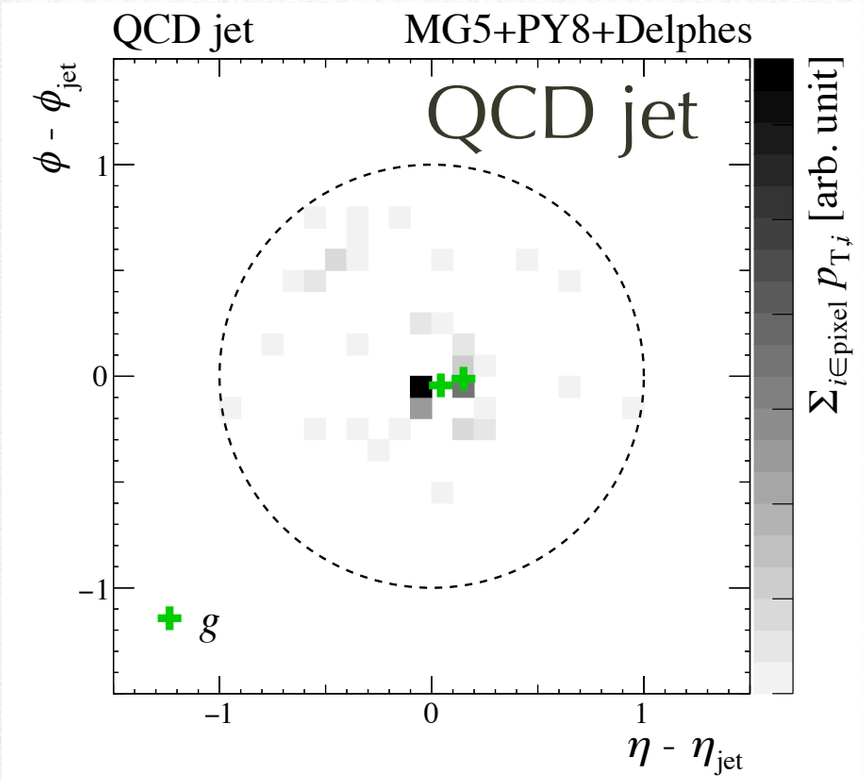
="hard-hard" correlation

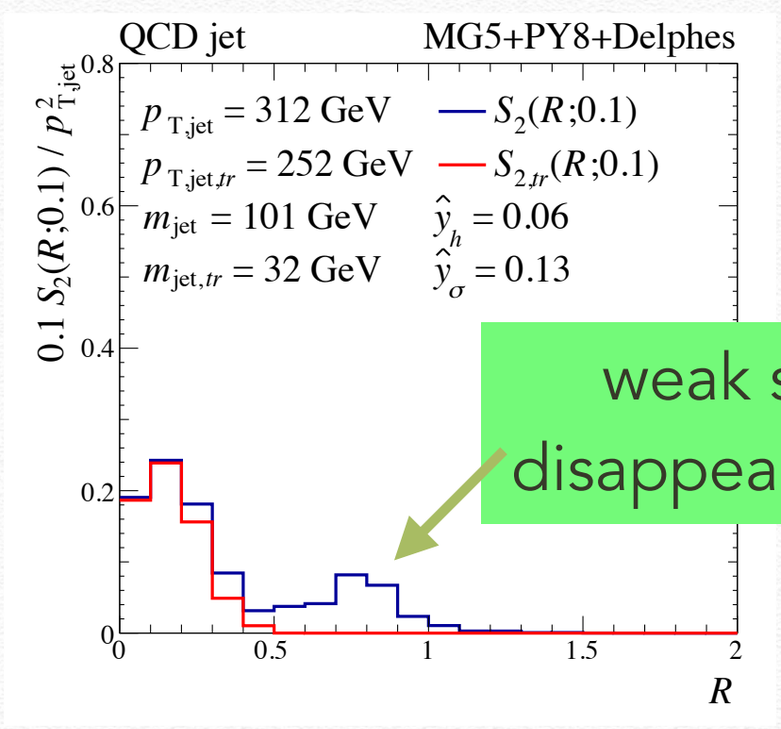
$S_{2\rm soft}$

$$S_{2,\rm soft}(R;\Delta R) = S_2(R;\Delta R) - S_{2,\rm trim}(R;\Delta R).$$

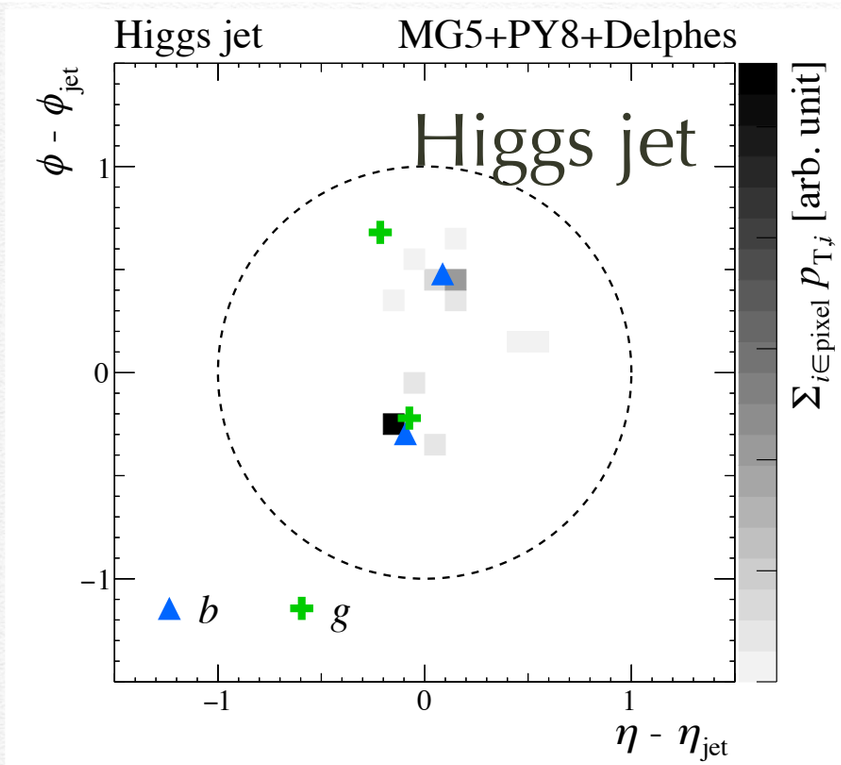
= "soft-hard correlation" + "soft-soft" correlation

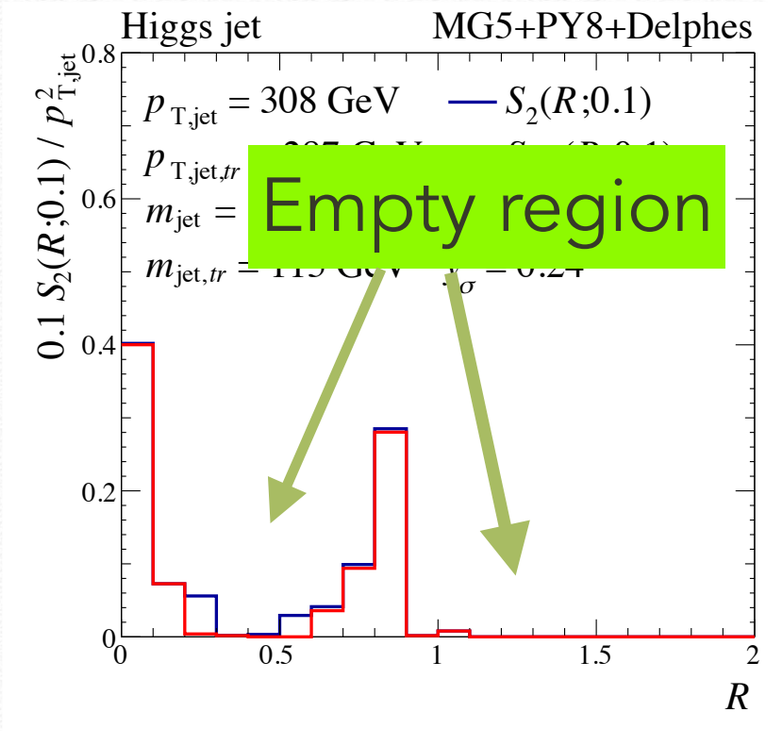
ジェットスペクトル$S_2(R)$ の例





weak second peak
disappear after trimming

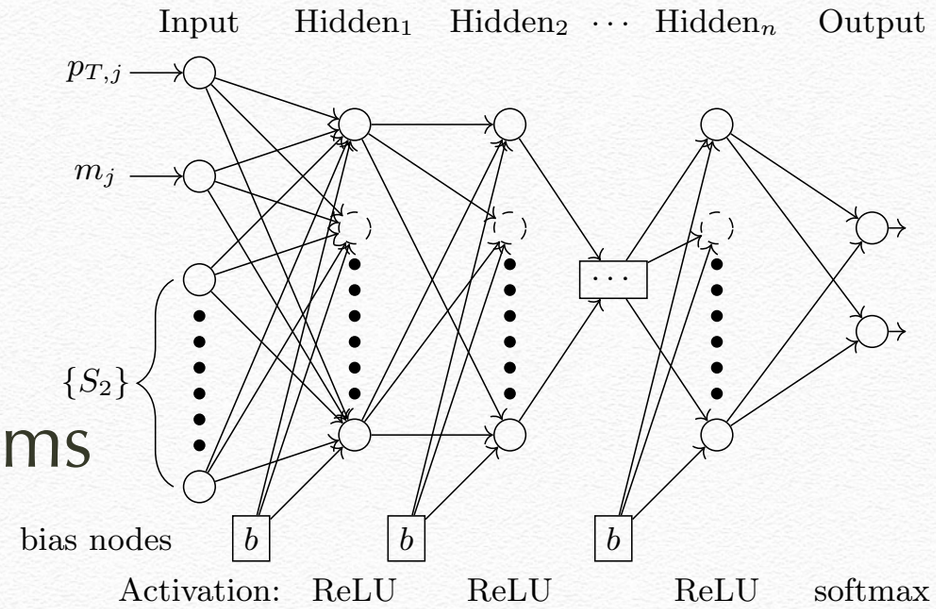


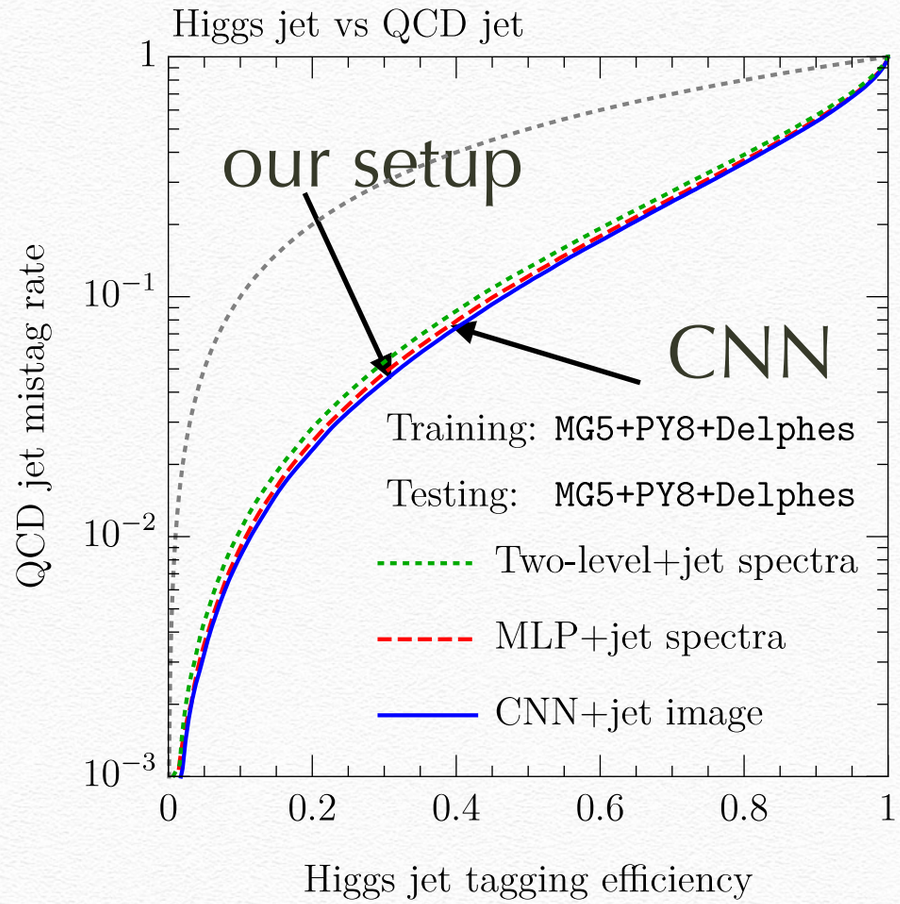


Empty region

<CNN> vs <DNN with S_{2trim} (R) and $S_{2soft\ (R)}$ >

Jet spectrums





for 300GeV<pT<400GeV and 100GeV<mj<150GeV

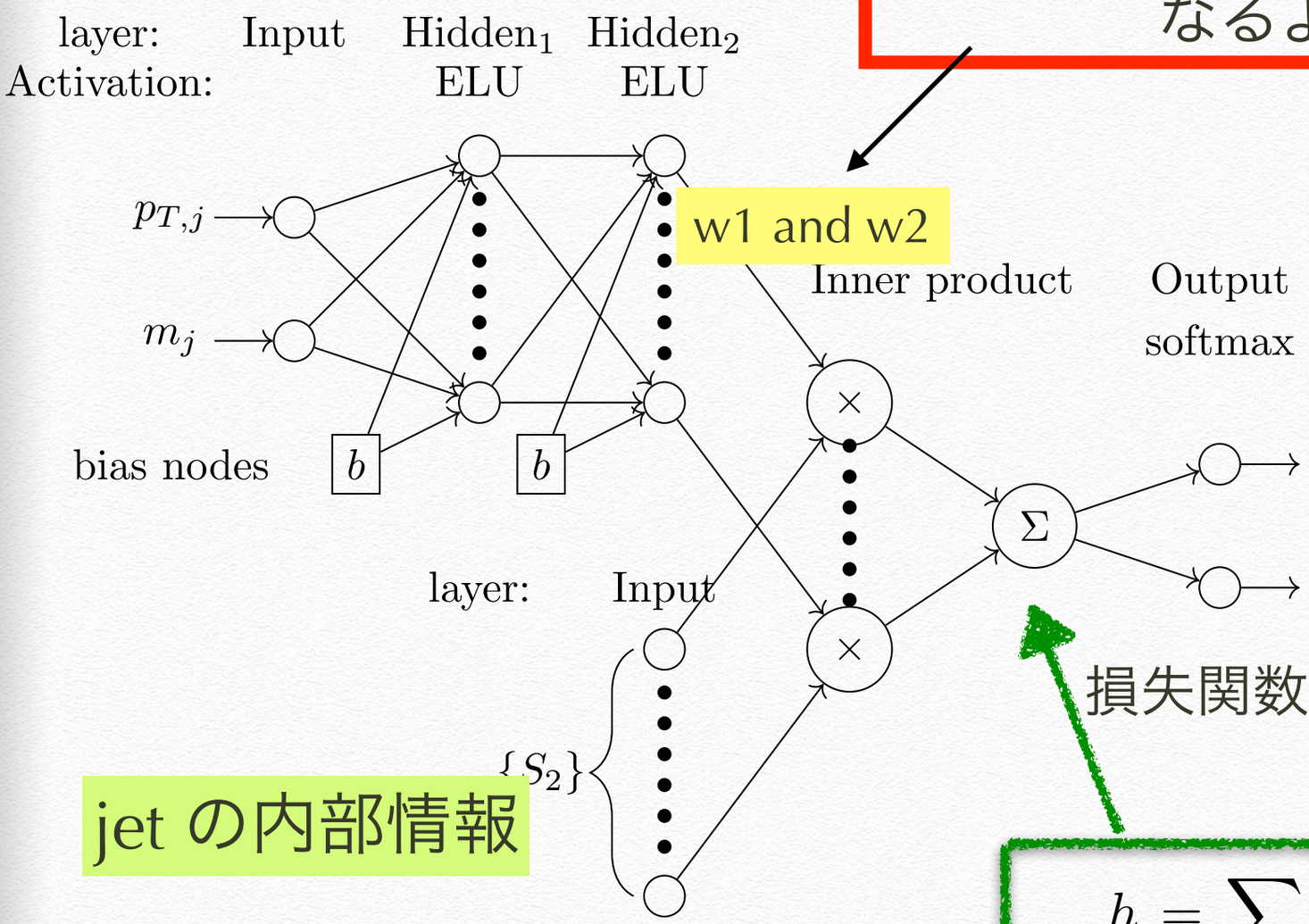
ほぼ同じ効率

- ほとんど２点相関で分類できるのではないか (Or NN with jet image “find” two-point correlation by itself (not proven)
- 入力も少なくなったので、それぞれの寄与を調べることもできるのではないか

[運動量処理系]・[radiation 処理系]

= [解釈可能モデル]

w1 and w2(スペクトル係数) を分類が正しくなるようにトレーニング

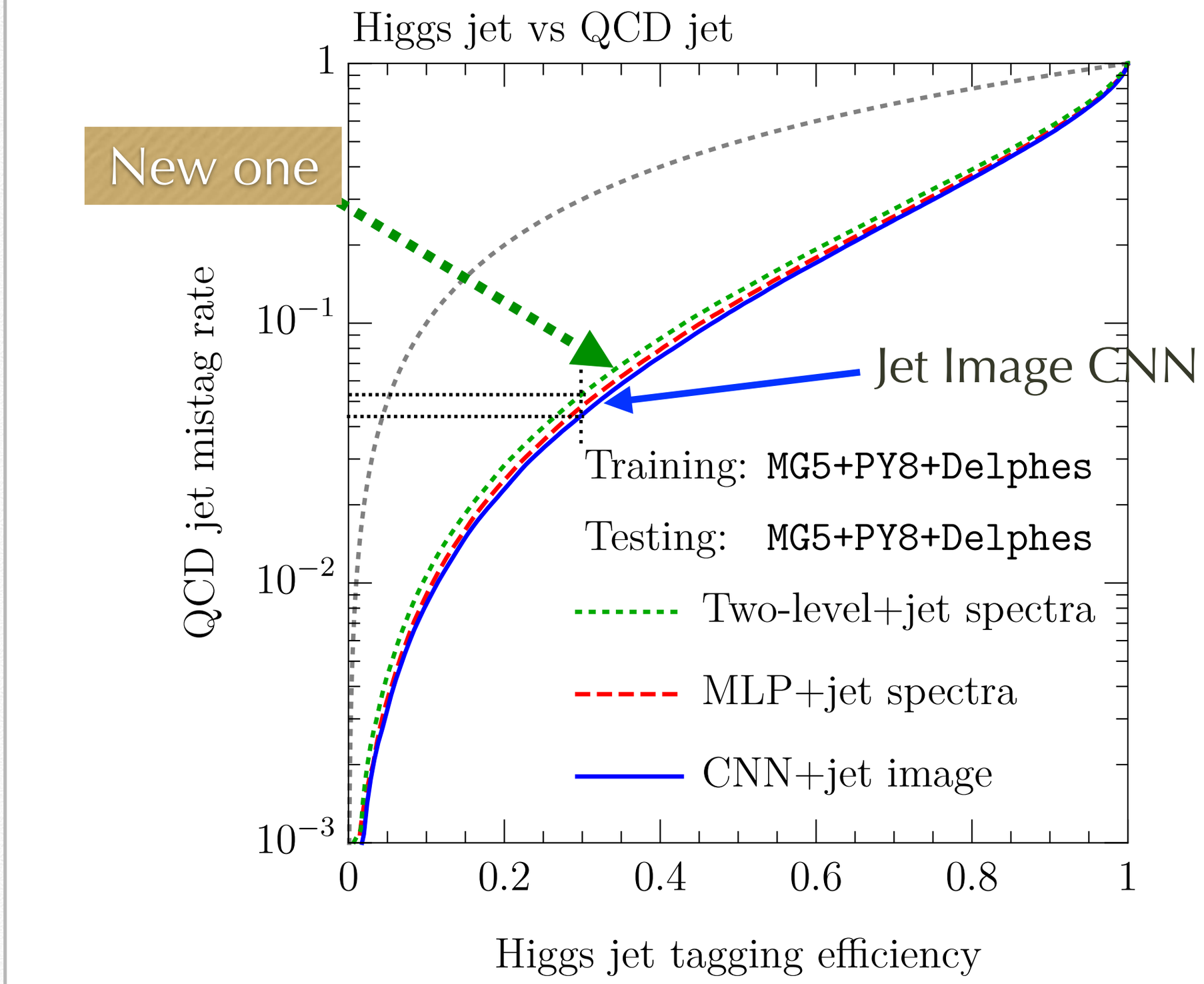


jet の内部情報

損失関数は　ジェットスペクトルの一次に簡単化しておく

$$h = \sum_k S^k_{2,\mathrm{trim}}\, w^k_1 + \sum_k S^k_{2,\mathrm{soft}}\, w^k_2,$$

この効率も元とほとんど変わらない


Higgs jet vs QCD jet
New one
Jet Image CNN
Training: MG5+PY8+Delphes
Testing: MG5+PY8+Delphes
Two-level+jet spectra
MLP+jet spectra
CNN+jet image
QCD jet mistag rate
Higgs jet tagging efficiency
1
10^{-1}
10^{-2}
10^{-3}
0
0.2
0.4
0.6
0.8
1

損失関数の「係数」w の意味

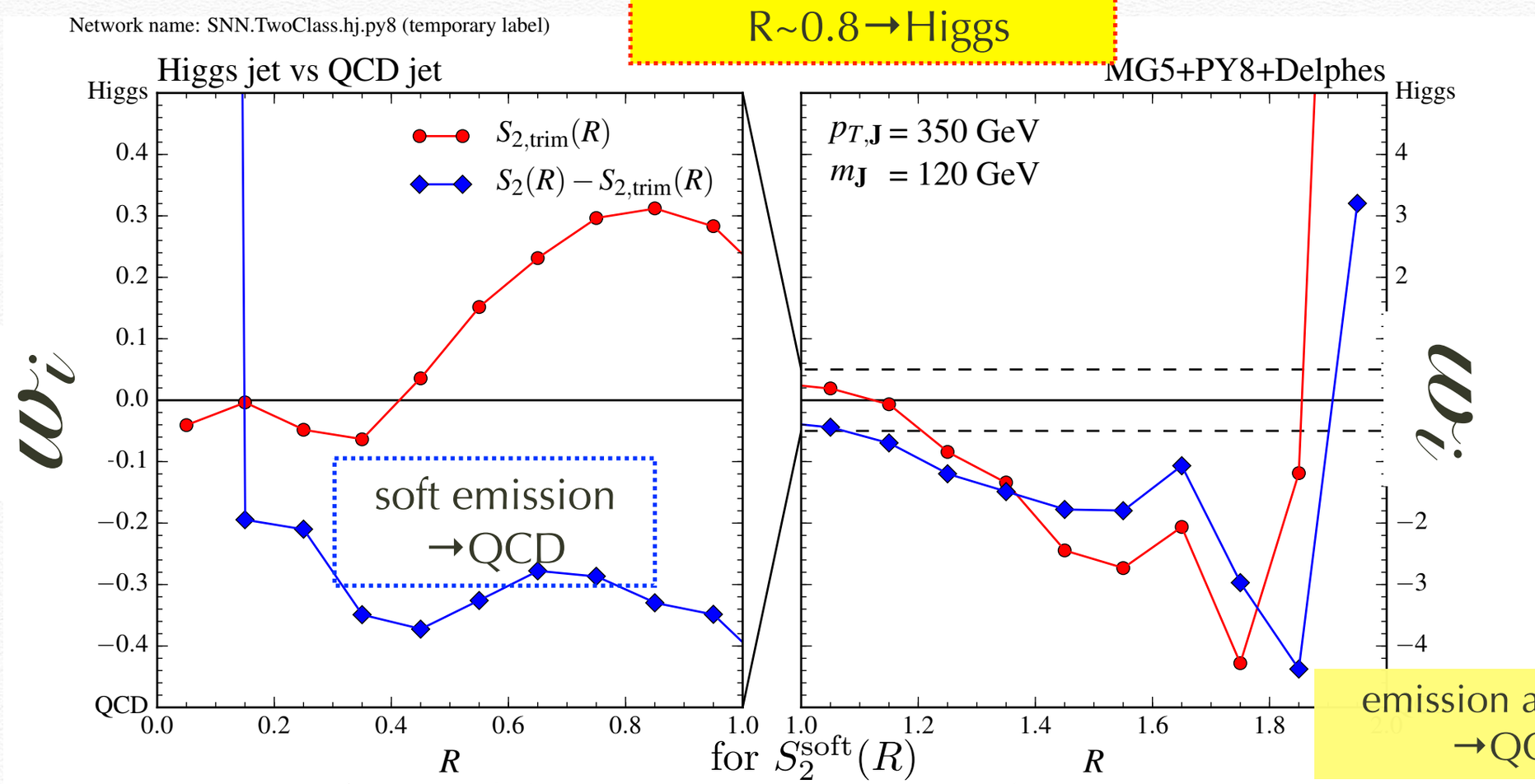
- 特定のR におけるdeposit の分類に対する重要性=Wの絶対値

$$h = \sum_k S^k_{2,\mathrm{trim}}\, w^k_1 + \sum_k S^k_{2,\mathrm{soft}}\, w^k_2,$$

coefficient w1 and w2 is instructed to depend on mass and momentum but not jet spectrum

QCD jet vs Higgs jet

trimmed jet emission at R~0.8→Higgs



ジェット内部　　ジェット外部

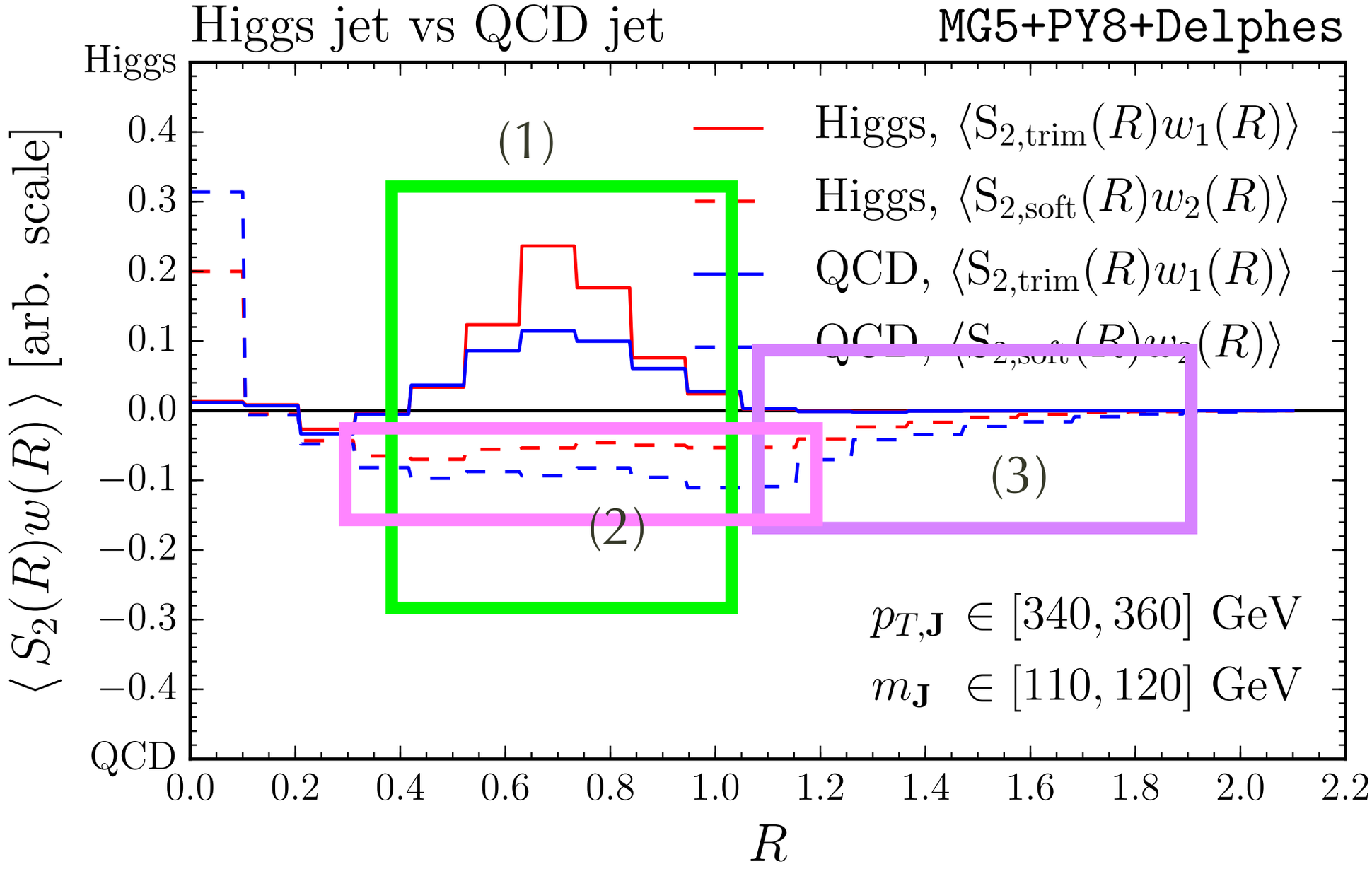
"Reasons" behind jet classification

two hard substructure making peaks in S_{2trim}

Large Hard-and-soft correlation

soft emission near jet boundary

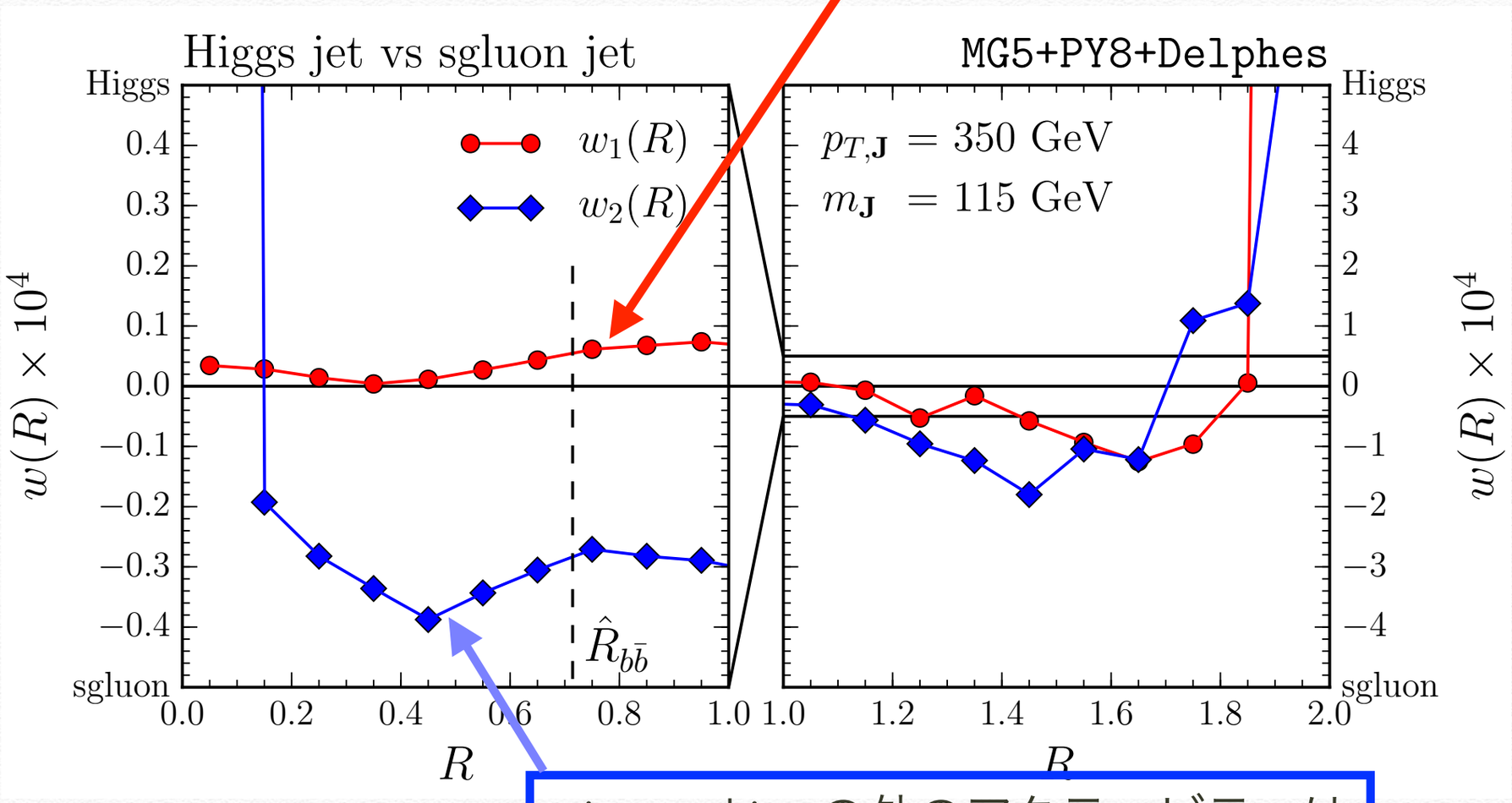
平均的な損失関数 $\langle h \rangle = \langle S_2\, w \rangle$



親粒子のカラー依存性

- Higgs (singlet scalar) vs color octet particle. 質量は同じで 2b に崩壊するようにしておく

質量が同じなので $S_{2\mathrm{trim}}$ にピークは出ない

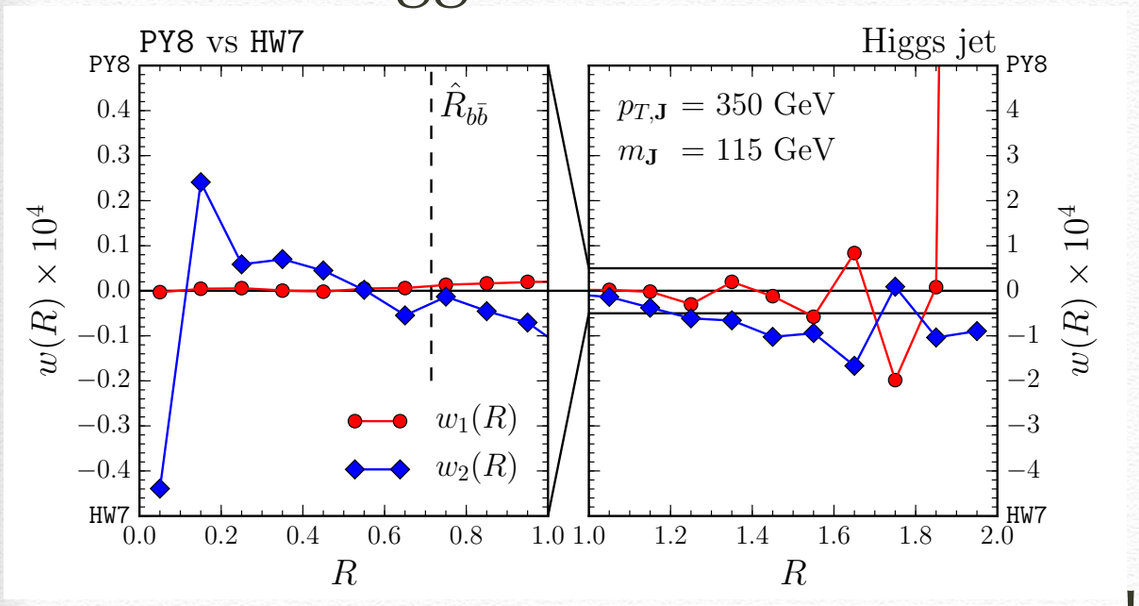


trimmed jet の外のアクティビティは

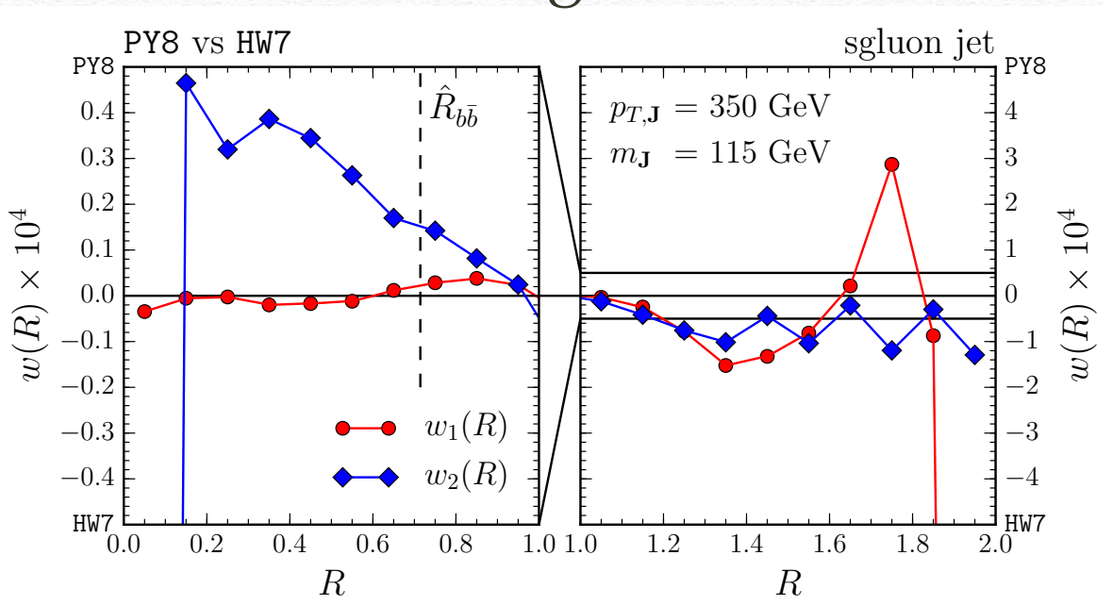
カラー８重項っぽい

MC を比べてみる（PY8 vs HW7）

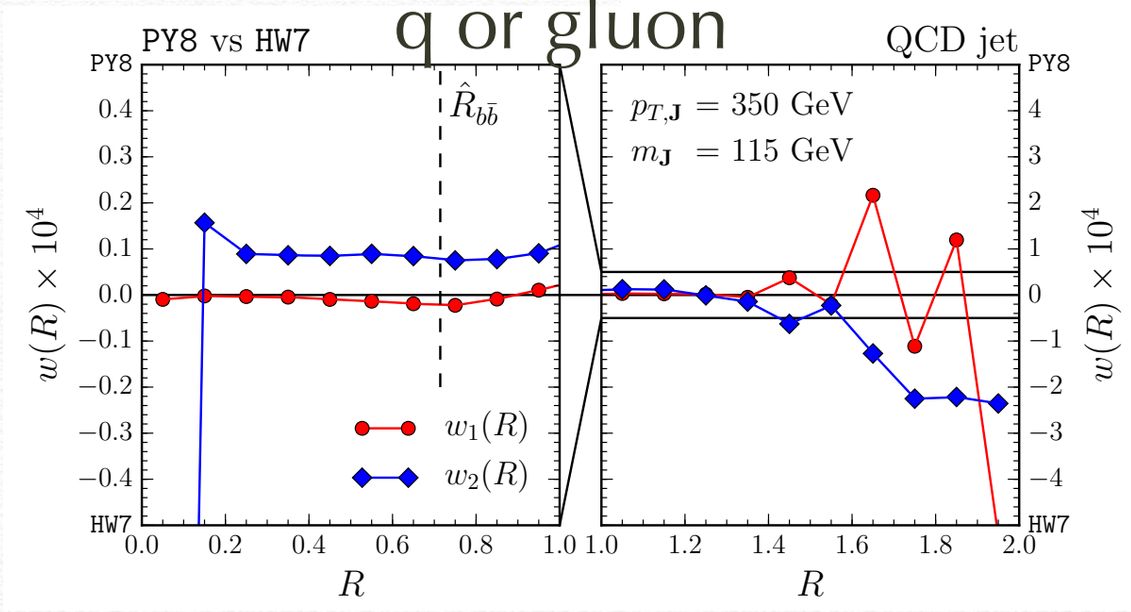
Higgs boson



Scalar gluon



q or gluon



* Herwig のほうが大きなR まで出している。（angular ordering vs pT ordering？）
* **Trimmed distribution は同じで信頼できる (Hard(er) Physics is common)**

いままでこういう比較をしたことがなかったので少しびっくりした。

まとめとか今後とか

まずは普通の物理

- **ジェットの分類におけるコアな量を見つけた。Input: は NxN から N** (N~20 for our case.) くらににはなった。**もちろん計算も早い。**

- **ソフトなアクティビティを分類に使っているようだ。**（色々心配）

- 実際のイベントはMC と違うので、もっと面白いことがあるかもしれない。

- トップの場合は？

機械学習として

- 犬と猫の分類の場合何を原理として判断しているかというのは、定量化しにくい。
- ジェットの物理の場合は効率のよいインプットがなにか物理的な推測で決めることができる。
- CNN は本当の答えに収束していくプロセスを、「正解」を利用して追跡できないか
- CNN はジェットスペクトルを見つけるために計算しているのか？→**直接的には示していない**ので別のモデルを作って調べようとしている。