E70 meeting

2020/10/13

大橋

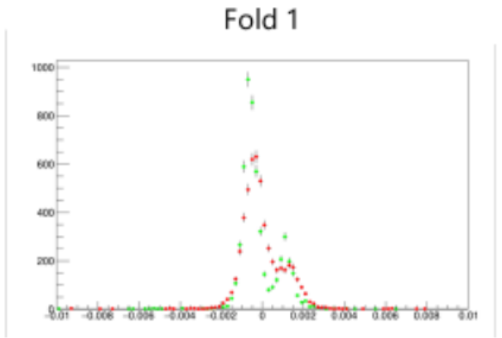
目次

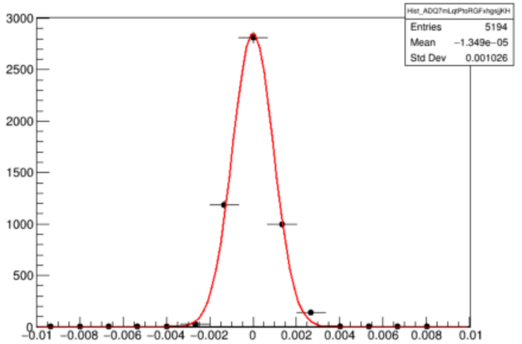
- 前回の続き
  1. $X_{BL} \rightarrow P_{BL}$（金築さん解析）をMLで再現した際、$\left(\widehat{P_{BL}} - P_{BL}\right)/P_{BL}$に2ピーク構造が見えていた件について
  2. $dp_i = P^{RK}_{SKS_i} - P^{cal}_{SKS_i}$を$dp^{ML}_i(X_{SKS})$とMLで回帰予測し、パッチワーク的に補正をかけた

- 展望
  - MLをiterativeに
  - Kinematic fit

1．$(\widehat{P_{BL}} - P_{BL})/P_{BL}$の2ピーク構造は何由来か？

$(\widehat{P_{BL}} - P_{BL})/P_{BL}$の大まかな定量評価





- (K-, K+)、Lgb、Fold1（左図の緑）についてビンを粗くしてgaus fit
- FWHM~2.35σ~2.2×10^{-3}
- Beam throughの場合(4×10^{-4})より1桁大きい
- 同じイベントのSKSの場合; $(\widehat{P_{SKS}} - P_{SKS})/P_{SKS}$=$4 \times 10^{-3}$よりは小さい
- SKSの場合より小さいという性質はBeam Throughの場合と同じ

⇒物理的拘束条件を課した最適化のスタートラインとしてはよいと思われる

前回MTGでBeamLine解析運動量P_{BL}をMLで再現した$\widehat{P_{BL}}$との相対誤差$(\widehat{P_{BL}} - P_{BL})/P_{BL}$が2ピーク構造を持つことを報告

左に挙げた理由でそこまで追求しないが、なんとなく気になるので相関くらいは見る、という話

⇒様々な変数との相関図を見たが、明確な相関は見えない

⇒相関係数で見てもほぼ0付近

➡現段階では不明のまま

これ以上は追及しなくても良い気もする

2. $dp_i = P_{SKS_i}^{RK} - P_{SKS_i}^{cal}$を$dp_i^{ML}(X_{SKS})$とMLで回帰予測し、パッチワーク的に補正

拘束条件を課した最適化（補正の最適化）

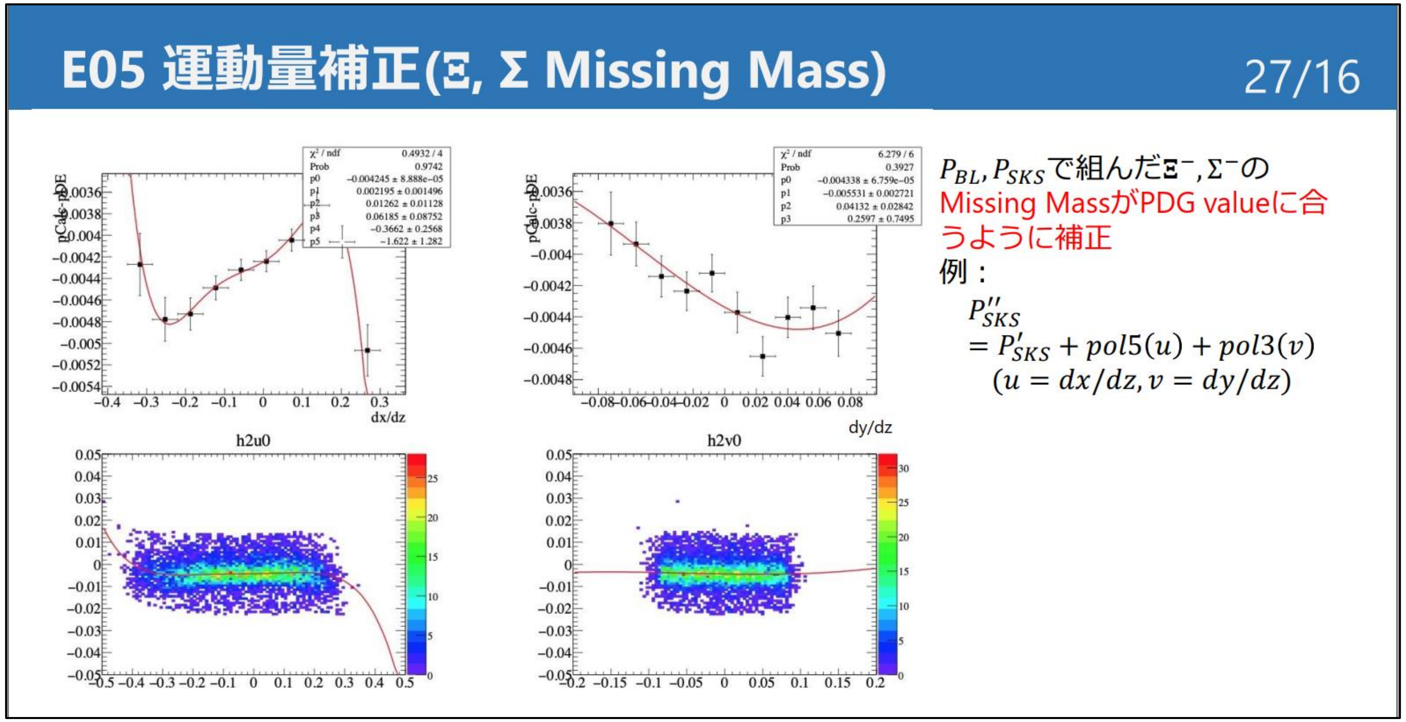
- 金築さんの解析での運動量P_{BL}, P_{SKS}
- $dP = P_{BL} - P_{SKS}$
- dPの幅はBLとSKSの分解能で決まる量
- $dP(X_{SKS}, P_{SKS})$をMLで回帰予測
- $P_{SKS}^{ML} = P_{SKS} + dP(X_{SKS}, P_{SKS})$
- $dP_{ML} = P_{BL} - P_{SKS}^{ML}$は、$dP$より幅が小さくなることが期待される

- P_{BL}, P_{SKS}からスタートしているので、前回MTGまででお話していた方法とは異なる（パッチワーク的）
- 前回まではP_{BL}, P_{SKS}にMLの結果を用いる、という話だった

- Beam throughの場合は、前回MTG（左図）
  - $P_{SKS}^{cal} = P_{BL}$の場合
- P_{SKS}^{cal}は、
  - P_{BL}: beam運動量（絶対値）
  - θ: beamとscatの飛跡のなす角

  から運動学で計算した散乱運動量
  - θは入射の(x,y,u,v)と散乱の(x,y,u,v)が決まれば求まる

2. $dp_i = P_{SKS_i}^{RK} - P_{SKS_i}^{cal}$ を $dp_i^{ML}(X_{SKS})$ とMLで回帰予測し、パッチワーク的に補正



※機械学習時には $P_{SKS_i}^{RK}$ の代わりに金築さんの解析運動量を用いる

- dp_i^{ML} を出した後、

$P_{SKS_i}^{RK} - dp_i^{ML} = P_{SKS_i}^{ML}$ とする。(P^{RK} より P^{ML} の方が P^{cal} に近い)

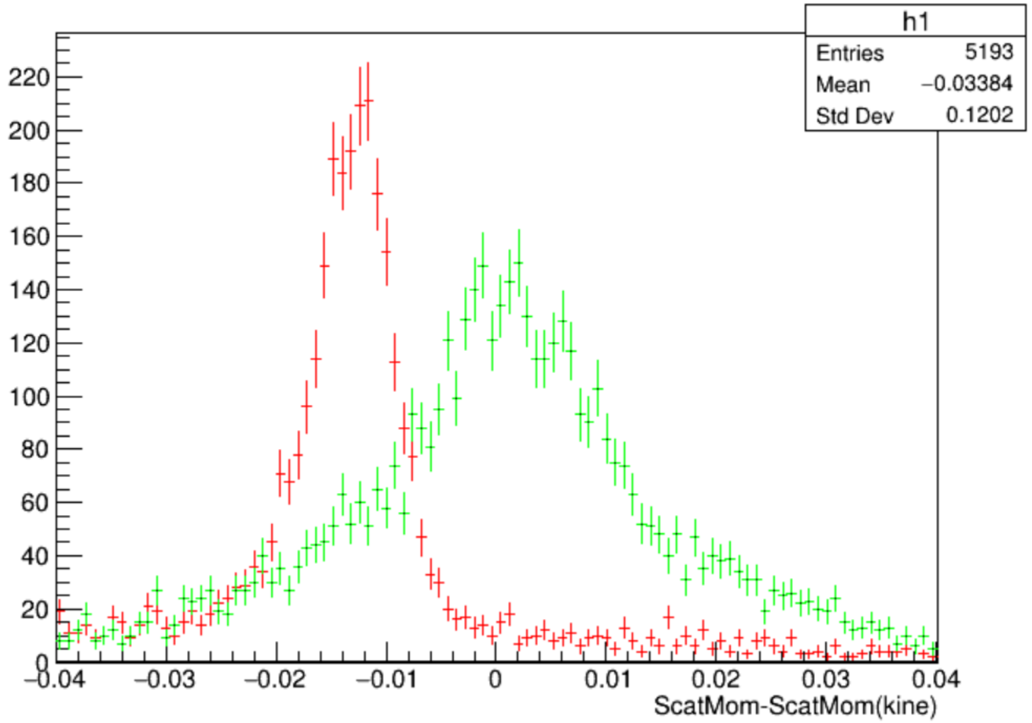
$P_{SKS}^{ML} - P_{SKS}^{cal}$ は、$P_{SKS}^{RK} - P_{SKS}^{cal}$ より0付近に集まることが期待される。この値のヒストが、

・ピーク位置=0 ⇒ M_Ξ のピーク位置がPDG valueに合う

・ピーク幅狭い⇒ M_Ξ のピーク幅狭い

- dp を P_{SKS}, u, v の多項式で書き下して補正しているのが金築さんの補正（左図）
- イベントをbinningして多項式fitしている
- 機械学習では、多種の変数に対して一気に最適化(fit)するのでbinningしたくない
- しかし、全イベントを使用すると過適合する($P_{SKS_i}^{ML} = P_{SKS_i}^{cal}$ となり不適切)。従来通り、学習に使用しないテストデータで評価

2. $dp_i = P^{RK}_{SKS_i} - P^{cal}_{SKS_i}$を$dp^{ML}_i(X_{SKS})$とMLで回帰予測し、パッチワーク的に補正



- $P^{cal}_{SKS_i}$は金築さんよりご提供
- p(K-, K+)データ
- 3-fold, LGB
- そのうち3番目のtest dataの結果

赤：$P^{RK}_{SKS_i} - P^{cal}_{SKS_i}$

$P^{RK}_{SKS_i}$: 金築さんの解析散乱運動量

緑：$P^{ML}_{SKS_i} - P^{cal}_{SKS_i}$

- ピーク位置が0に近づいた

⇒MMを組むとM_{Ξ} PDG valueにより立つようになるはず

- ピーク幅は広くなった

⇒M_{Ξ}の幅は広くなる（分解能悪化）

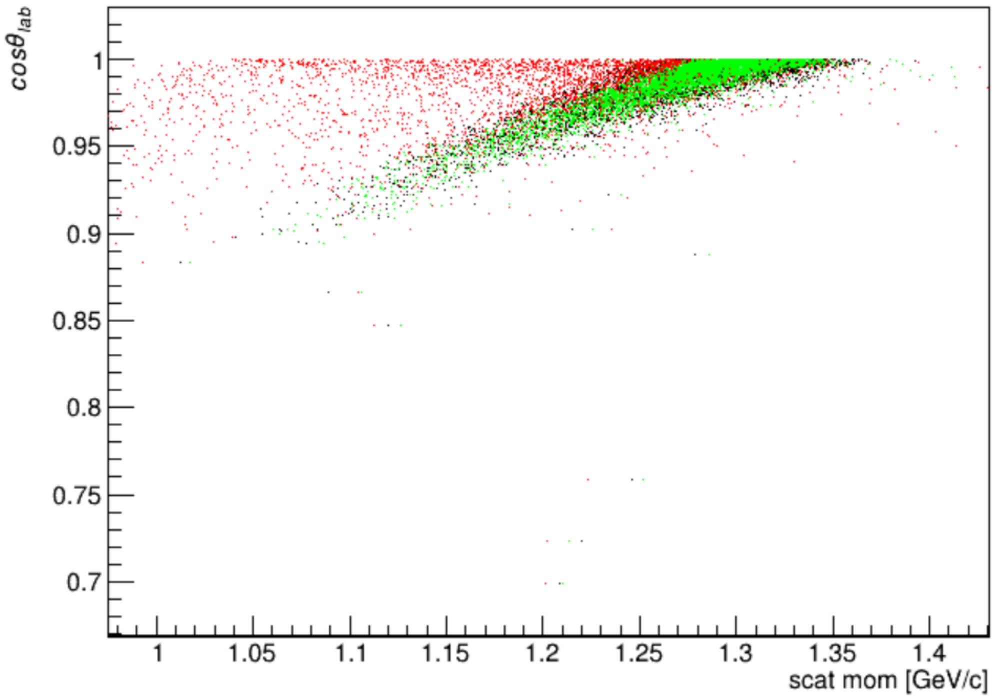
Loss関数としては赤の場合（学習前）より小さくはなっている

そもそも、赤のピークが0に立たないのはおかしい(~0.01 GeV/c)

➡金築さん要相談

自分が変数の意味を取り違えている可能性が高い

2. $dp_i = P_{SKS_i}^{RK} - P_{SKS_i}^{cal}$を$dp_i^{ML}(X_{SKS})$とMLで回帰予測し、パッチワーク的に補正



縦軸に$cos\theta_{lab}$を、横軸に運動量をとる

黒：$P_{SKS_i}^{cal}$（運動学より計算される運動量）

赤：$P_{SKS_i}^{RK}$

$P_{SKS_i}^{RK}$: 金築さんの解析散乱運動量

緑：$P_{SKS_i}^{ML}$

P^{ML}の方が、P^{cal}から大きく外れる点は少ない

※このプロットのあるイベントに対しての赤点-黒点間はすべて横方向で、距離=$|dp_i|$

2. $dp_i = P^{RK}_{SKS_i} - P^{cal}_{SKS_i}$を$dp^{ML}_i(X_{SKS})$とMLで回帰予測し、パッチワーク的に補正

- To do
  - dp_iのヒストのピークが0になるようにしてから同じく学習させる
    - カットは適切か？
  - p(K-, pi+)イベントにも適用
    - P^{cal}が必要
    - 金築さんにご相談中

      or
    - 自分の計算が金築さんの計算を再現できれば自分で計算できる
      - 手元でMM計算する為に、どちらにしろ計算が合うようにしなくてはならない
  - P^{ML}_{SKS}を使って次はBL側の補正も行う
    - P^{ML}_{SKS}, θからP^{cal}_{BL}を計算する

手元で金築さん側の計算と合わせる

- 議論
  - θを固定して運動量の絶対値を補正しているが、この補正法の如何
    - 今は、P^{cal}_{SKS}を、θを使って計算しているので、自ずとdp_iは表式通りのスカラーになる

今後の展望１

- Beam側、SKS側で双方にiterativeに補正（パッチワーク的）

$P_{SKS}^{cal}(P_{BL}^{TM},\theta)$	$P_{BL}^{cal}(P_{SKS}^{ML1},\theta)$	$P_{SKS}^{cal}(P_{BL}^{ML1},\theta)$	$P_{BL}^{cal}(P_{SKS}^{ML2},\theta)$		$P_{SKS}^{cal}(P_{BL}^{MLn},\theta)$	$P_{BL}^{cal}(P_{SKS}^{MLn},\theta)$
ML	ML	ML	ML	…	ML	ML
$P_{SKS}^{ML1}(X_{SKS})$	$P_{BL}^{ML1}(X_{BL})$	$P_{SKS}^{ML2}(X_{SKS})$	$P_{BL}^{ML2}(X_{BL})$		$P_{SKS}^{MLn}(X_{SKS})$	$P_{BL}^{MLn}(X_{BL})$

この２つの運動量を解析に用いる

- $P_{SKS}^{MLn}, P_{BL}^{MLn}$のインプットに、$X_{SKS}$と$X_{BL}$の両方を与えることが無いように
  - ML=運動学計算の時、$P_{SKS_i}^{ML}(P_{BL},\theta(X_{SKS},X_{BL})) = P_{SKS_i}^{cal}(P_{BL},\theta(X_{SKS},X_{BL}))(for\ \forall i)$と成り、これはおかしい
- 派生
  - スタートのP^{TM}, P^{RK}をMLで再現したものに変える
- ToDo ：前頁

今後の展望 2

- Kinematic fit
  - 物理条件をラグランジュの未定定数法を用いて拘束条件に組み込んで、χ二乗を最小化する（？）
  - 直接的に運動量の誤差が小さくなることに対応する（らしい）
  - 今回の場合は$M_{miss}(P_{BL}, P_{SKS}) = M_{miss}^{PDG}$
  - $\chi^2 = \left(\frac{P_{BL}^{fit} - P_{BL}^{measured}}{\sigma_{BL}}\right)^2 + \left(\frac{P_{SKS}^{fit} - P_{SKS}^{measured}}{\sigma_{SKS}}\right)^2 + 2\lambda[M_{miss}^2\left(P_{BL}^{fit}, P_{SKS}^{fit}\right) - {M_{miss}^{PDG}}^2]$
  - $M_{miss}^2\left(P_{BL}^{fit}, P_{SKS}^{fit}\right) = \left(\sqrt{{P_{BL}^{fit}}^2 + m_{BL}^2} + m_{target} - \sqrt{{P_{SKS}^{fit}}^2 + m_{SKS}^2}\right)^2 - \left({P_{BL}^{fit}}^2 + {P_{SKS}^{fit}}^2 - 2P_{BL}^{fit}P_{SKS}^{fit}cos\theta\right)$
  - $P_{BL}^{fit}, P_{SKS}^{fit}, \lambda$の3変数で最小化

先ほどの最適化はここだけを、入力変数を制限して、相互的に最小化

MLは不要

今後の展望3（最優先）

- p_{BL}, p_{SKS}（5次元ベクトル）の関数系をMLで最適化
  - ~~物理条件をラグランジュの未定定数法を用いて拘束条件に組み込んで、χ二乗を最小化する（？）~~
  - ~~直接的に運動量の誤差が小さくなることに対応する（らしい）~~
  - ~~今回の場合は~~$M_{miss}(P_{BL}, P_{SKS}) = M_{miss}^{PDG}$
  - $\chi^2 = \left(\frac{P_{BL} - P_{BL}}{BL} \right)^2 + \left(\frac{fit}{\sigma_{SKS}} \right) + \cancel{2\lambda} \boxed{\left[M_{miss}^2 \left(P_{BL}^{fit}, P_{SKS}^{fit} \right) - M_{miss}^{PDG\,2} \right]}$
  - $M_{miss}^2 \left(P_{BL}^{fit}, P_{SKS}^{fit} \right) = \left(\sqrt{P_{BL}^{fit\,2} + m_{BL}^2} + m_{target} - \sqrt{P_{SKS}^{fit\,2} + m_{SKS}^2} \right)^2 - \left(P_{BL}^{fit\,2} + P_{SKS}^{fit\,2} - 2P_{BL}^{fit} P_{SKS}^{fit} cos\theta \right)$
  - $P_{BL}^{fit}, P_{SKS}^{fit}, \theta$を観測量の関数とし、その関数系をMLで決める

先ほどの最適化はここだけを、入力変数を制限して、相互的に最小化

この条件だけでMLを鍛える

~~MLは不要~~