



TOHOKU
UNIVERSITY

準包括的再構成法を用いた $B \rightarrow X_s l^+ l^-$ 崩壊における レプトン前後非対称度の測定

佐藤 優太郎, 山本 均, 石川明正 and Belle Collaboration

東北大学理

2012/09/11

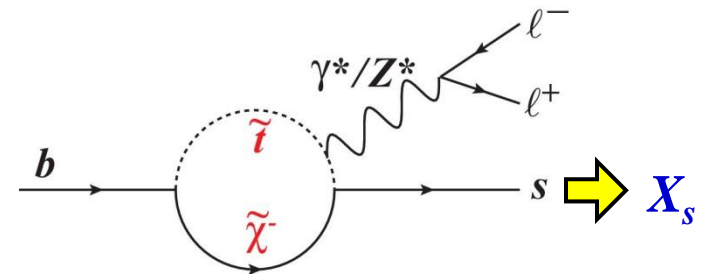
@ 日本物理学会2012 年秋季大会, 京都産業大学

$b \rightarrow s l^+ l^-$ 遷移

$b \rightarrow s l^+ l^-$ 遷移

- 標準理論において、tree level では禁止。
- ループで新粒子が回る可能性あり。
→ 新物理に感度がある。

- 測定量が豊富。
 - 崩壊分岐比
 - アイソスピン非対称度(A_I)
 - K^* の偏極度(F_L)
 - レプトン前後非対称度(A_{FB})



* X_s : ストレンジネスを
1つ含む終状態の総称

解析手法

- 排他的再構成法
 - X_s の特定のモード $K^{(*)}$ から再構成。
- 準包括的再構成法
 - X_s を複数のモードから再構成。
 - 排他的再構成法よりも、ハドロン化による理論的不定性が少ない。

測定状況

排他的再構成法では多くの測定がされているが
準包括的再構成法では崩壊分岐比しか測定されていない。

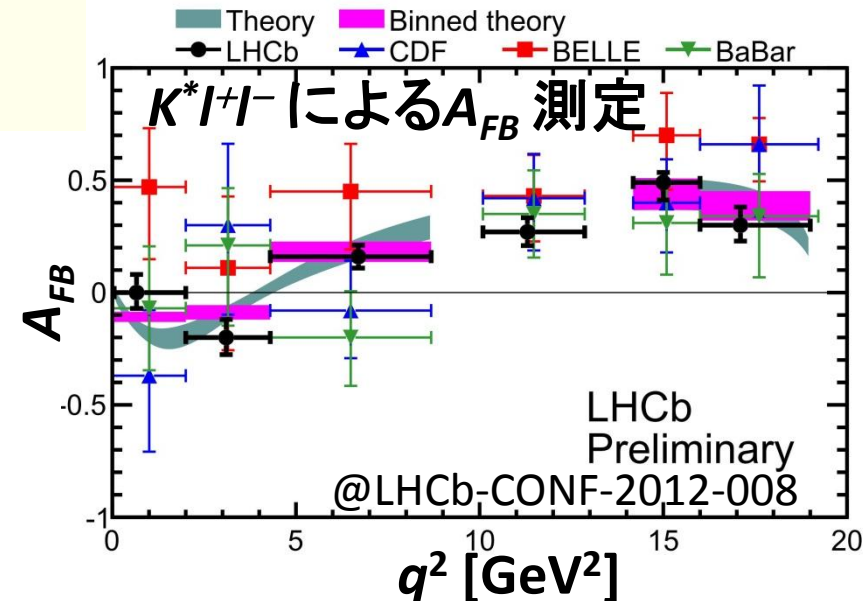
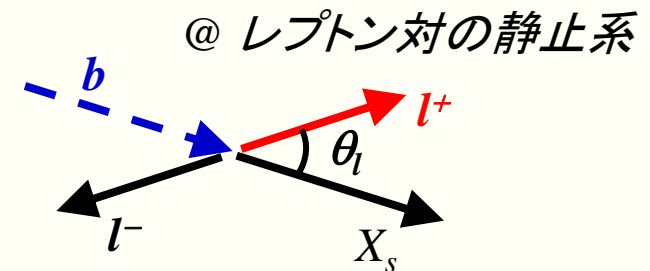
→ 準包括的再構成法により、 $b \rightarrow s l^+ l^-$ 遷移のレプトン前後非対称度 A_{FB} を測定することで標準理論の検証(=新物理の探索)を行う。

レプトン前後非対称度 (A_{FB})

$$A_{FB} \equiv \frac{N(\cos\theta_l > 0) - N(\cos\theta_l < 0)}{N(\cos\theta_l > 0) + N(\cos\theta_l < 0)}$$

$$\propto \text{Re} \left[\left(2C_7^{\text{eff}} + \frac{q^2}{m_b^2} C_9^{\text{eff}} \right) C_{10}^* \right]$$

- q^2 : レプトン対の不変質量の2乗



A_{FB} の測定方法

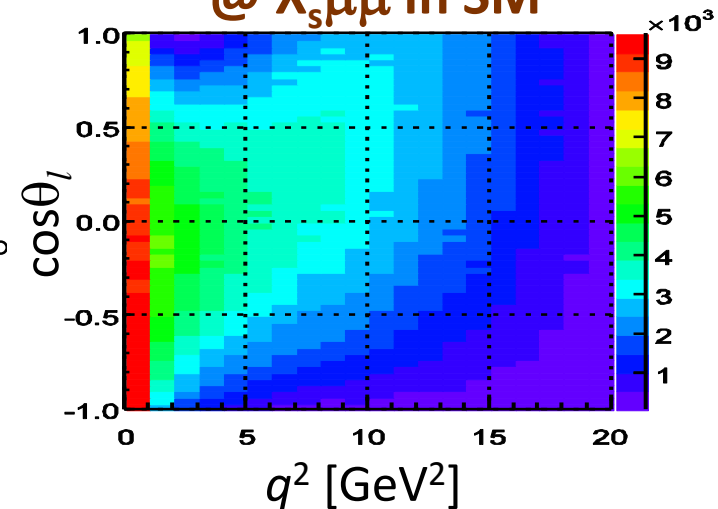
解析手順

1. イベント再構成
2. B.G. 抑制・Best Candidate Selection
3. M_{bc} 分布のフィット
 - q^2 - $\cos\theta_l$ ビンごとにフィットして A_{FB} を求める。
4. Correction function
 - 再構成効率を考慮に入れて、測定した A_{FB} を真の A_{FB} に変換する。
5. Box Open

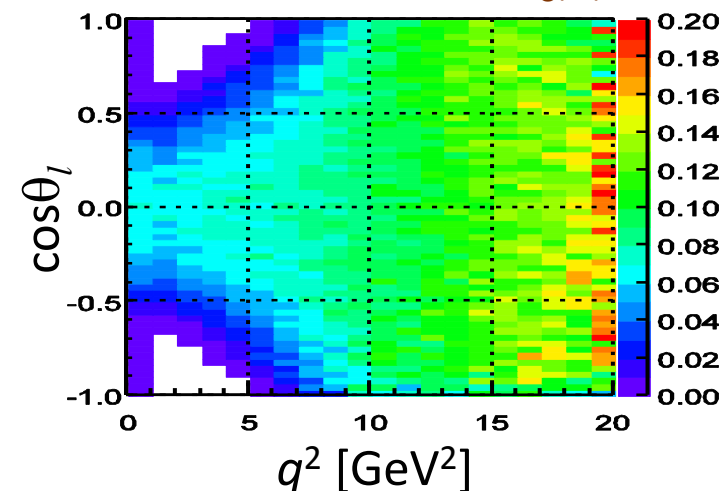
今日は以下のMC study の結果を話します。

- ニューラルネットワークによるB.G. 抑制の改善
- Peaking B.G. の見積もり方法

q^2 - $\cos\theta_l$ 分布
@ $X_s\mu\mu$ in SM



再構成効率@ $X_s\mu\mu$



解析で用いるモード

- $X_s l^+l^-$ を36 個のモードから再構成する。

$$l^+l^- = e^+e^- \text{ or } \mu^+\mu^-$$

$$X_s = K^\pm / K_S + \text{最大4つの}\pi (\pi^0 \text{は1つまで})$$

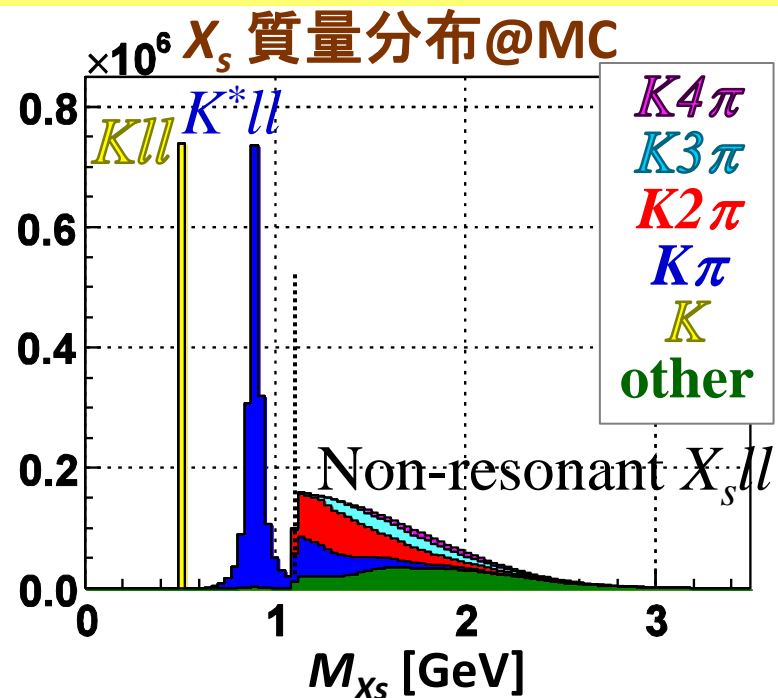
$$[K]: K, K_S$$

$$[K\pi]: K\pi, K_S\pi, K\pi^0, K_S\pi^0$$

$$[K2\pi]: K2\pi, K_S2\pi, K\pi\pi^0, K_S\pi\pi^0$$

$$[K3\pi]: K3\pi, K_S3\pi, K2\pi\pi^0, K_S2\pi\pi^0$$

$$[K4\pi]: K4\pi, K_S4\pi, K3\pi\pi^0, K_S3\pi\pi^0$$



→ (Kll, K^*ll を含む) X_s の崩壊のうち、62.0% をカバー。 K_L も含めると、82.4%。

- A_{FB} の測定は20 個のモードを用いて行う。

- フレーバーが識別できないモードは使用できない。

- $X_s = K_S, K_S\pi^0, K_S2\pi, K_S2\pi\pi^0$

- $K4\pi$ モードはシグナルが少ないため、使用しない。

- Cross-feed 抑制のため、 A_{FB} の測定に使用しないモードも再構成する。

フレーバーは B or K の電荷から識別する。

粒子選択

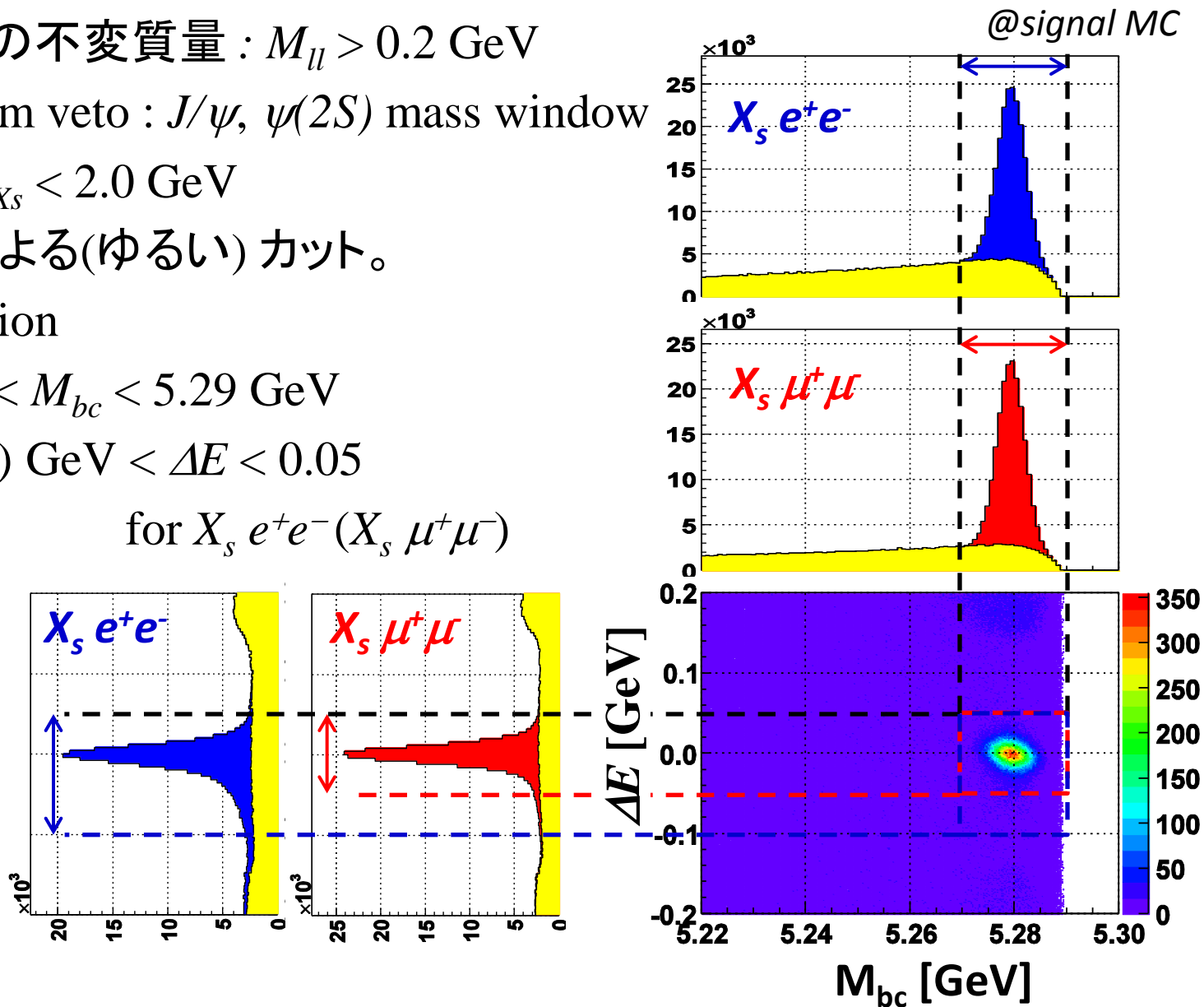
粒子選択の条件は準包括的再構成法による崩壊分岐比測定の解析のものを参考にしている。

- 荷電粒子 (e, μ, K, π)
 - 衝突点付近からきている。
 - $p_e^{lab} > 0.40 \text{ GeV}, p_\mu^{lab} > 0.80 \text{ GeV}$
 - 粒子識別
- $K_S (\rightarrow \pi^+ \pi^-)$
 - 衝突点から離れた vertex など
- $\pi^0 (\rightarrow \gamma\gamma)$
 - $E_\gamma^{lab} > 50 \text{ MeV}$
 - $E_{\pi^0}^{lab} > 400 \text{ MeV}$
 - $|M(\gamma\gamma) - M(\pi^0)| < 10 \text{ MeV}$

イベント選択

- $X_s l^+l^-$ 以外でレプトン対が生じるイベントの除去
 - レプトン対の不変質量 : $M_{ll} > 0.2$ GeV
 - Charmonium veto : $J/\psi, \psi(2S)$ mass window
- X_s の質量 : $M_{X_s} < 2.0$ GeV
- Vertex 情報による(ゆるい)カット。
- Signal-box region
 - $5.27 \text{ GeV} < M_{bc} < 5.29 \text{ GeV}$
 - $-0.10(-0.05) \text{ GeV} < \Delta E < 0.05$

for $X_s e^+e^- (X_s \mu^+\mu^-)$



ニューラルネットワークを用いたB.G. 抑制

- これまでの解析ではLikelihood ratio を用いてB.G. を抑制していたが、本解析ではニューラルネットワーク(NeuroBayes, NB)を導入。

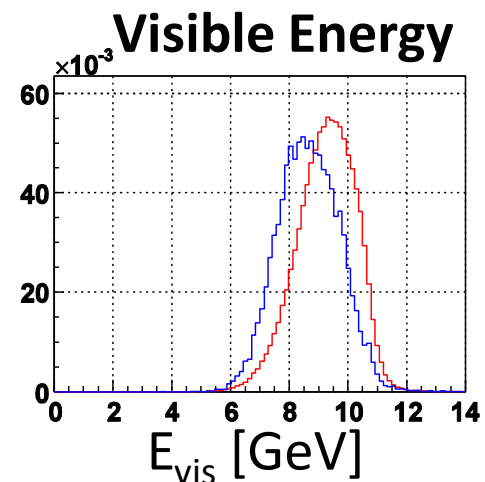
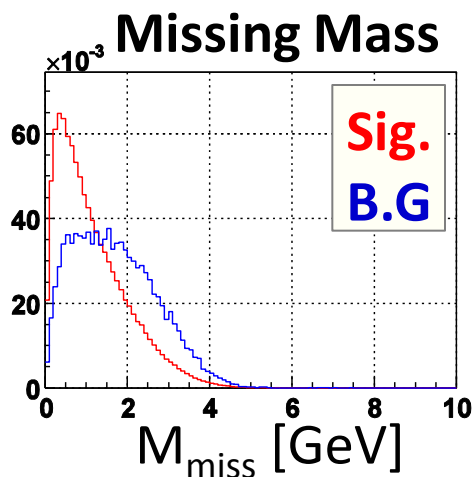
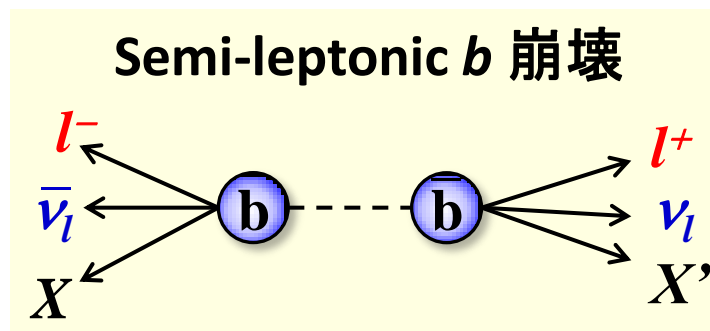
主なB.G.

- Semi-leptonic b 崩壊 : 2つの ν (missing tracks) があることを利用して、分離。
- qq B.G. : イベント形状により、分離。

入力変数 (23 個)

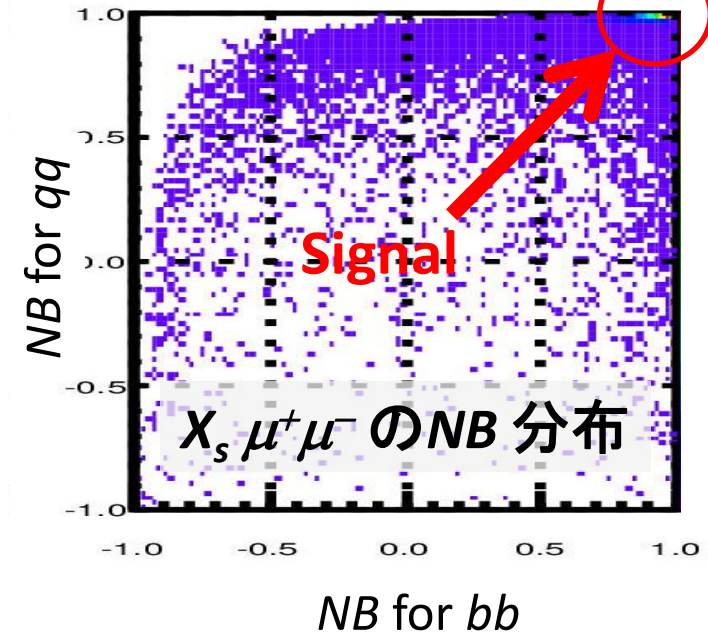
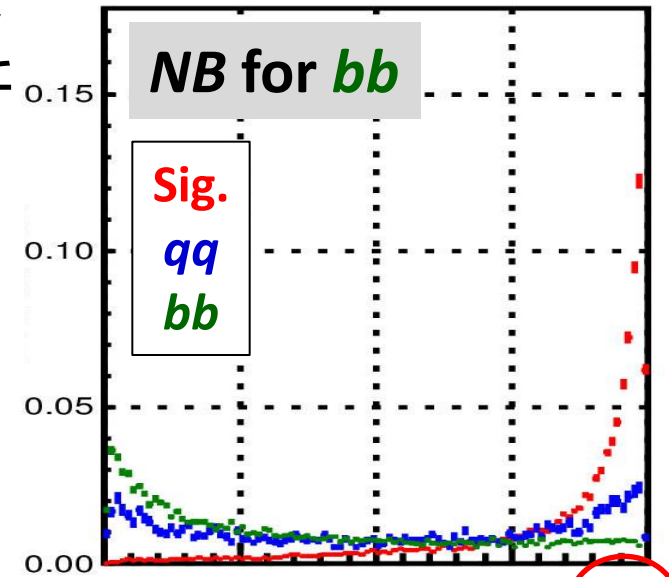
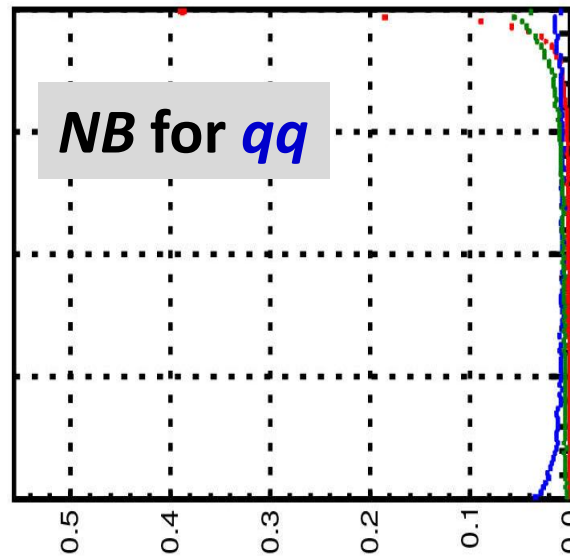
- ΔE : $\Delta E \equiv E_{\text{rec-B}}^* - E_{\text{beam}}^*$
- B -vertex fit のconfidence level
- レプトン対の z 方向の最小距離(Δz_{l+l-})
- C.M. 系での B の飛行方向($\cos\theta_B$)
- Visible energy : $E_{\text{vis}} = \sum E_i$
- Missing mass :

$$M_{\text{miss}} = \sqrt{(2E_{\text{beam}} - \sum E_i)^2 - |\sum \vec{p}_i|^2}$$
- 17 個のイベント形状パラメータ



ニューラルネットワークの出力分布

- B.G. の種類とレプトンフレーバーごとに分けてニューラルネットワークのトレーニングを行った
 - qq B.G in $X_s e^+e^-$
 - bb B.G in $X_s e^+e^-$
 - qq B.G in $X_s \mu^+\mu^-$
 - bb B.G in $X_s \mu^+\mu^-$



ニューラルネットワークの最適化と結果

- X_s の質量のLow/High 領域において、Significance が最大になるようにニューラルネットワークの最適化を行った。 $Significance = S/\sqrt{(S+B)}$
- 最適化後、Low/High- q^2 領域と全領域におけるSignificance を評価した。

	Low- X_s <1.1GeV	High- X_s >1.1GeV	High- q^2 >6GeV	Low- q^2 <6GeV	全領域	
Likelihood Ratio	12.76	3.40	7.83	7.53	10.86	$S = 407.9$ $B = 1001.9$
NeuroBayes	12.90	3.50	8.47	8.45	11.91	$S = 391.9$ $B = 690.8$

$Significance$
 $\#$ of events

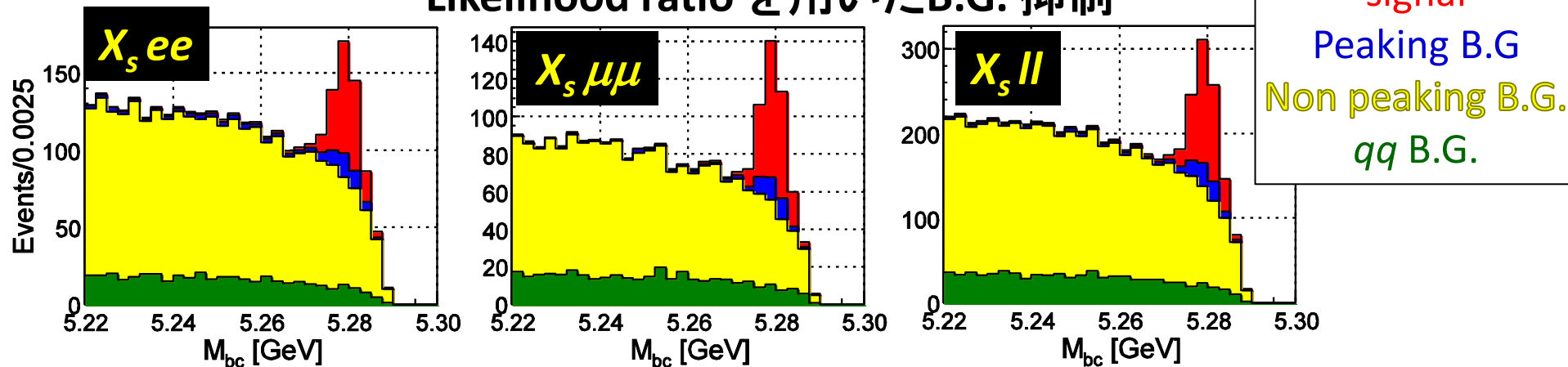
→ ニューラルネットワークを用いることにより、
Significance を向上(+1.05) させることに成功。

(*統計量の増加[605fb⁻¹ → 711fb⁻¹] は考慮せず)

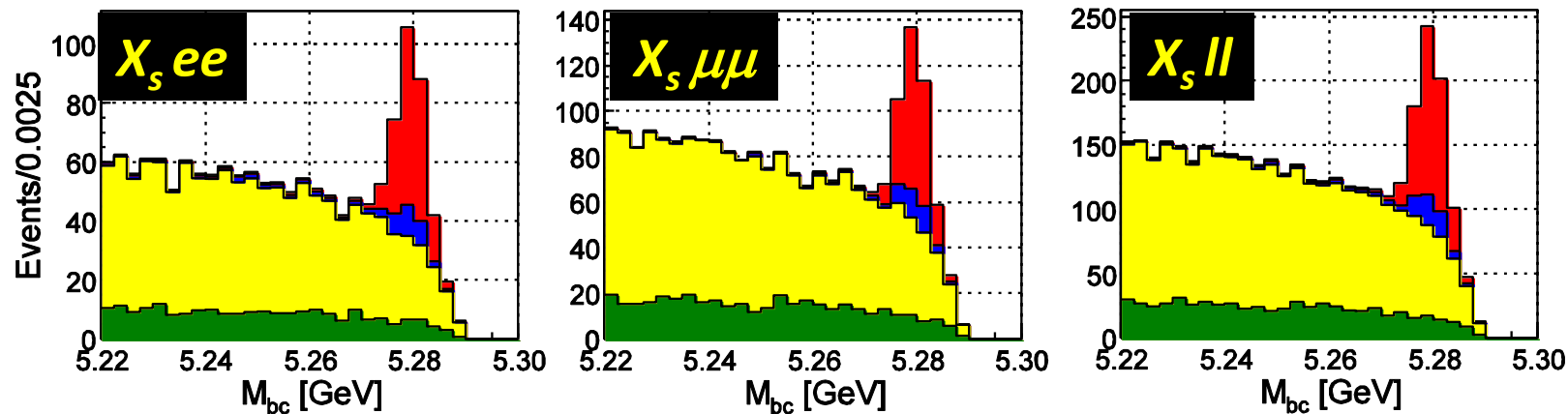
B.G. 抑制後の M_{bc} 分布

- B.G. 抑制後の M_{bc} 分布を示す。

Likelihood ratio を用いたB.G. 抑制



ニューラルネットワークを用いたB.G. 抑制

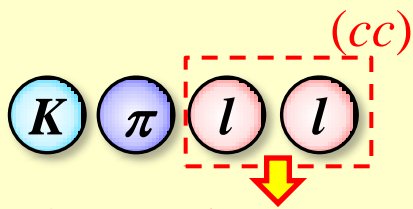


- A_{FB} 測定のためには、Peaking B.G. を適切に評価する必要がある。

Peaking B.G.

- 4つのpeaking B.G.がある。
 - Peaking B.G. はデータを元に評価する。

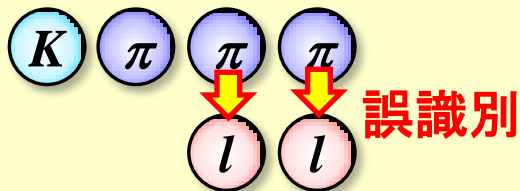
1. Charmonium



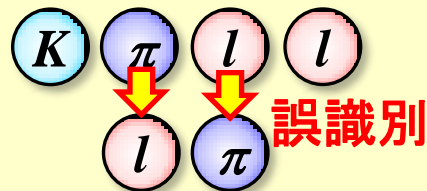
Charmonium veto を逃れる。

$q^2 - \cos\theta_l$ 分布と M_{bc} の形はMC から、
数は $J/\psi X_s$ データから求める。

2. Double miss-PID



3. Swapped miss-PID



4. Single miss-PID with ν

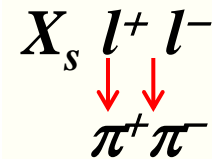
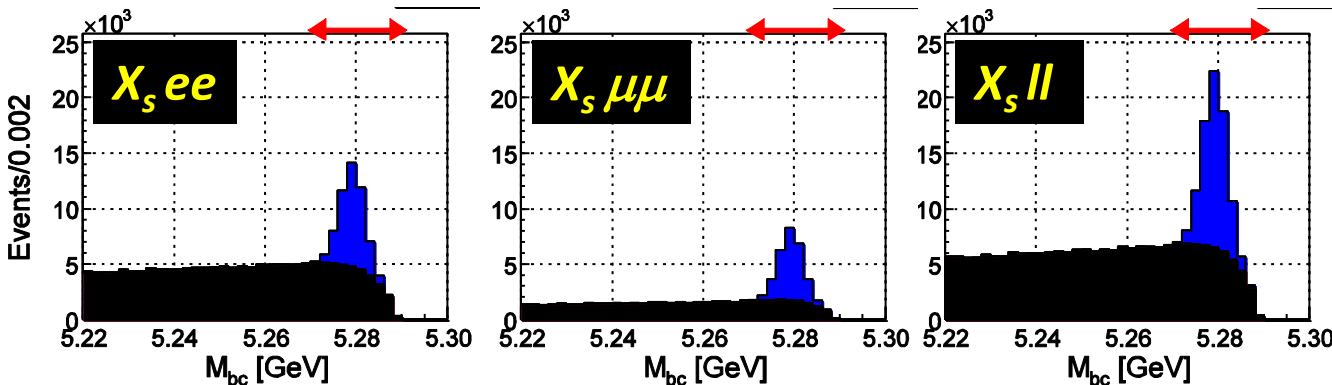


$q^2 - \cos\theta_l$ 分布、 M_{bc} の形、数は
データから直接求める。

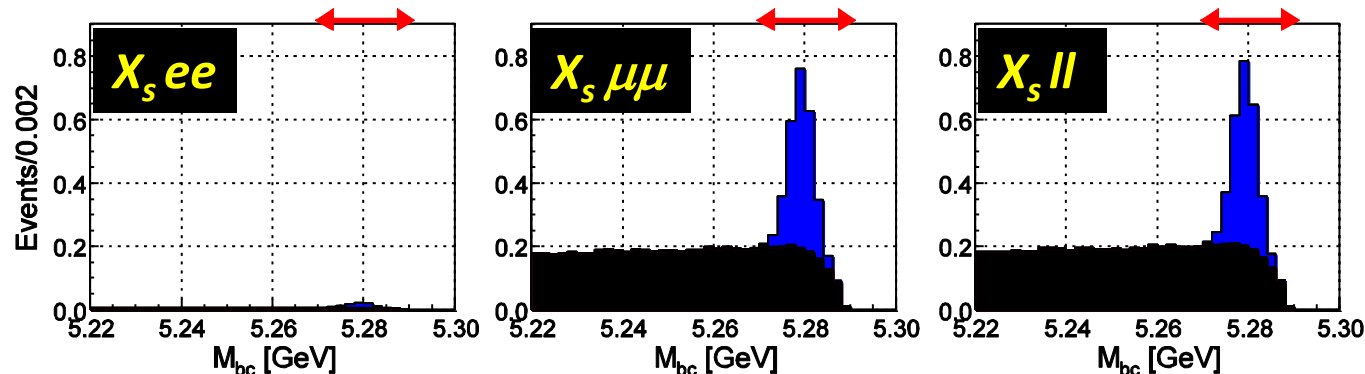
系統誤差に含める。

Peaking B.G. の見積もり ~Double miss-PID~

- Event selection において、レプトンの粒子識別の要求を反転させ、double miss-PID のイベントを選択する。



- π がレプトンに誤識別される確率 " f_l " を重みづけする。 ($weight = f_l * f_l$)



0.2 events

(0.3 events)

6.7 events

(7.2 events)

6.9 events

(7.5 events)

誤識別する確率から
見積もったイベント数
正しいイベント数

- MC サンプルにおいて、誤識別する確率を用いて peaking B.G. を正しく見積もることができた。

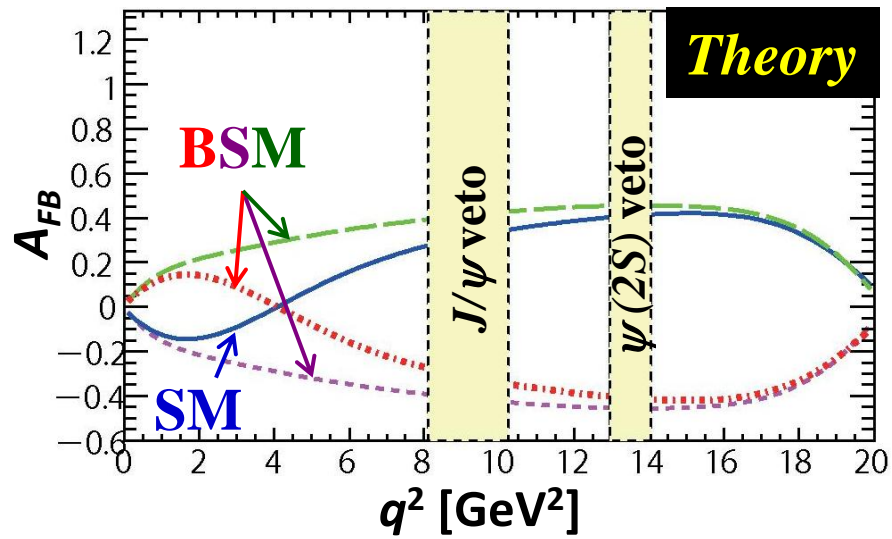
まとめ・今後の予定

- $b \rightarrow s l^+ l^-$ 遷移は新物理に感度をもつ。
 - $b \rightarrow s l^+ l^-$ におけるレプトン前後非対称度を準包括的再構成法で測定し、標準理論の検証(=新物理の探索)を行っている。
 - $X_s l^+ l^-$ を36個のモードから再構成して、20個のモードを用いてレプトン前後非対称度を測定する。
- ニューラルネットワークを用いて、従来のLikelihood Ratioを用いた方法に比べて効率良くB.G.を抑制することに成功。
- Peaking B.G.を正しく見積ることができることを確認した。

今後の予定

- $q^2 - \cos\theta_l$ ビンごとの M_{bc} 分布のフィット
 - Correction function (再構成効率を考慮して、測定された A_{FB} を変換する)
- Box Open して、 A_{FB} 測定

Backup Slides

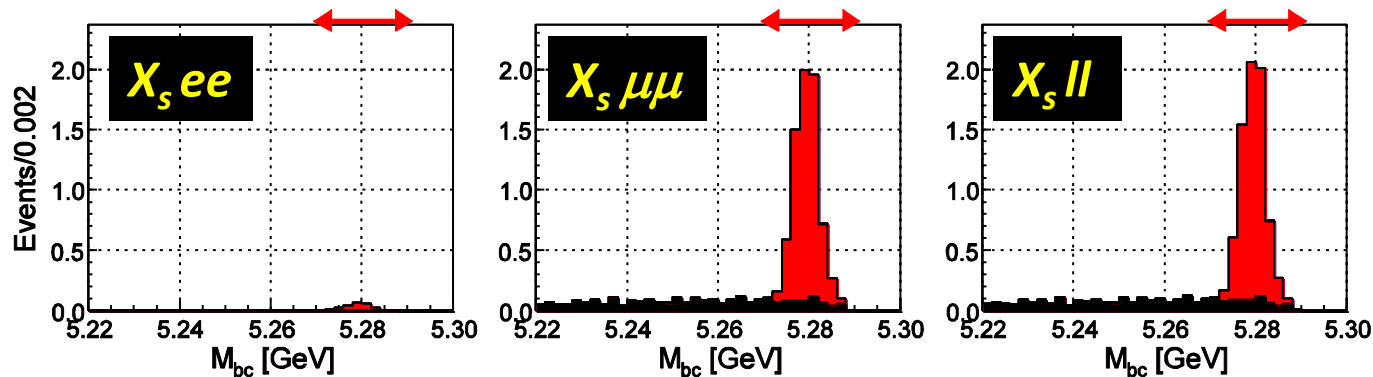


SM
 flipped C_7
 flipped C_9C_{10}
 flipped C_7 and C_9C_{10}

Peaking B.G. の見積もり ~Swapped miss-PID~

- Charmonium mass veto の条件を反転させ、 $J/\psi X_s$ と $\psi(2S) X_s$ のイベントを選択する。
- 粒子識別のfake rate とefficiency を重みづけする。

$$\begin{aligned}
 \text{weight} &= (f_l/\varepsilon_\pi) * (f_\pi/\varepsilon_l) \\
 &= (f_l/\varepsilon_\pi) * ((1-\varepsilon_l)/\varepsilon_l)
 \end{aligned}$$



0.2 events
(0.2 events)

6.7 events
(7.5 events)

6.9 events
(7.7 events)

誤識別する確率から
見積もったイベント数
正しいイベント数