

Neural Networkを用いたSK-Gdにおける 中性子捕獲効率の評価

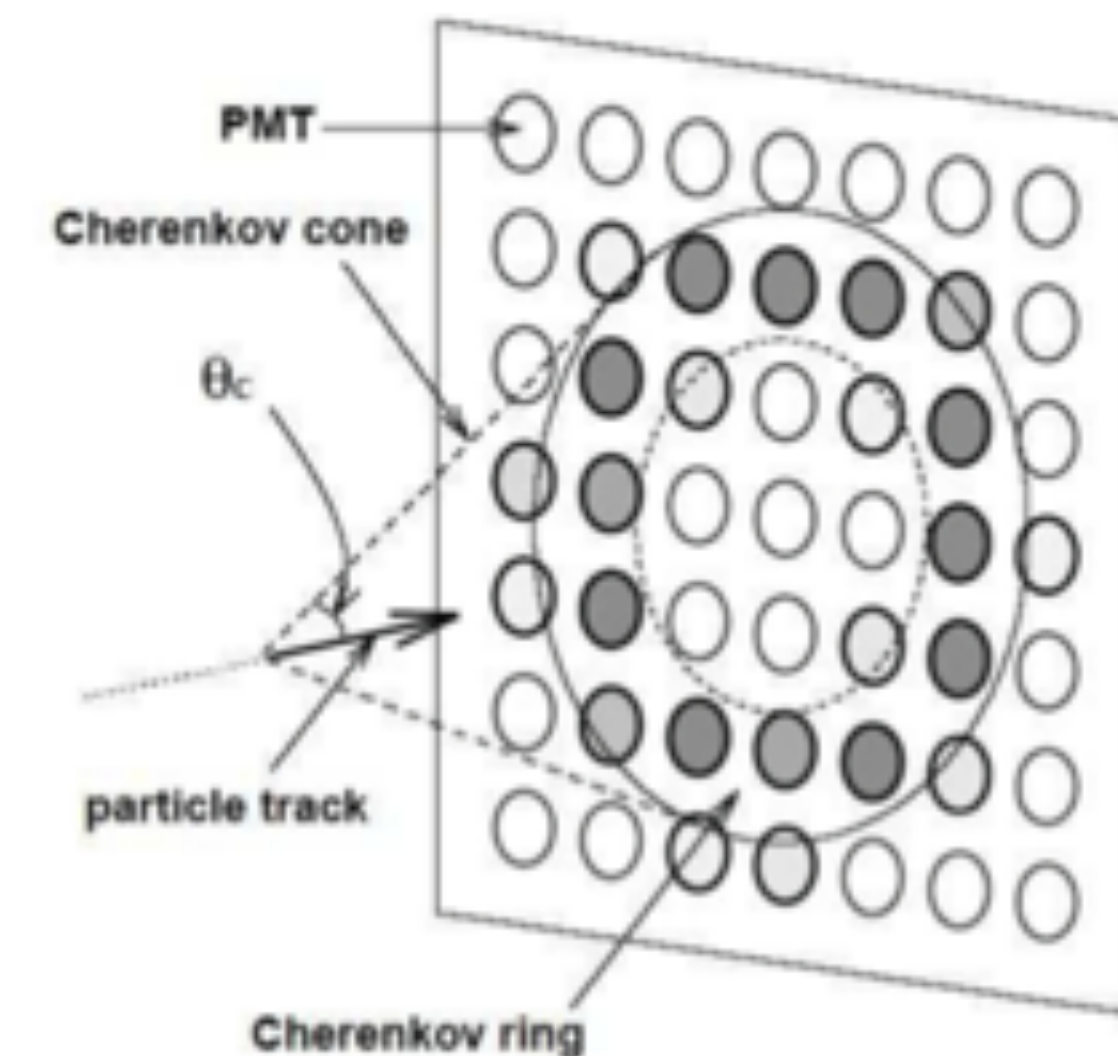
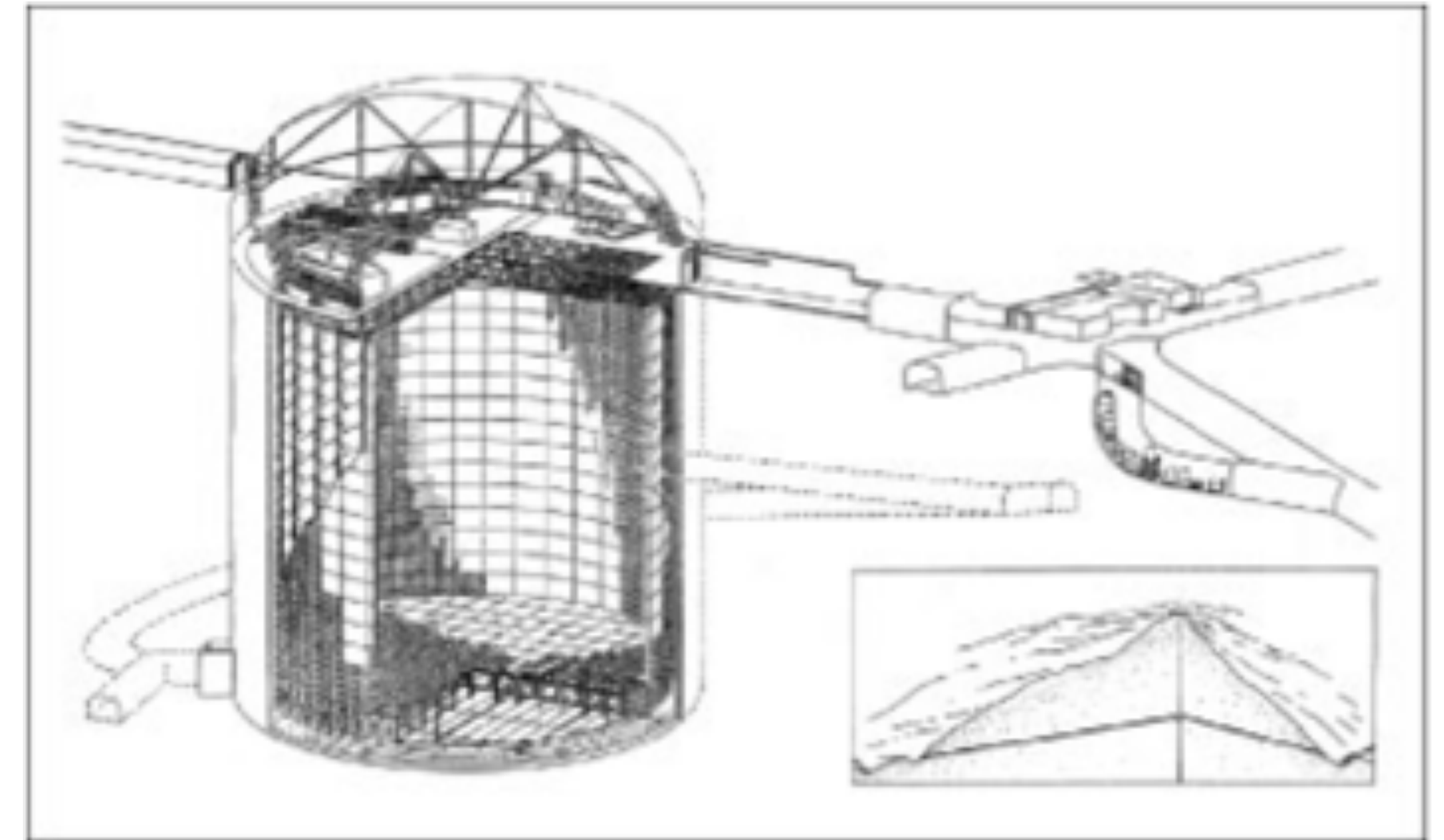
東京大学大学院理学系研究科物理学専攻
宇宙線研究所附属神岡宇宙素粒子研究施設
関谷研究室 D1 兼村侑希

目次

- スーパーカミオカンデ検出器
- SK-Gd計画
 - ・ 超新星背景ニュートリノ (SRN, DSNB)
 - ・ Gd濃度と中性子捕獲割合の関係
- 研究内容
 - ・ 研究目的と研究方法
 - ・ AmBe calibration
 - ・ Neural Networkによる中性子捕獲signalの検索
 - ・ 中性子捕獲効率の計算とフェーズごとの比較の結果
- まとめと今後の課題

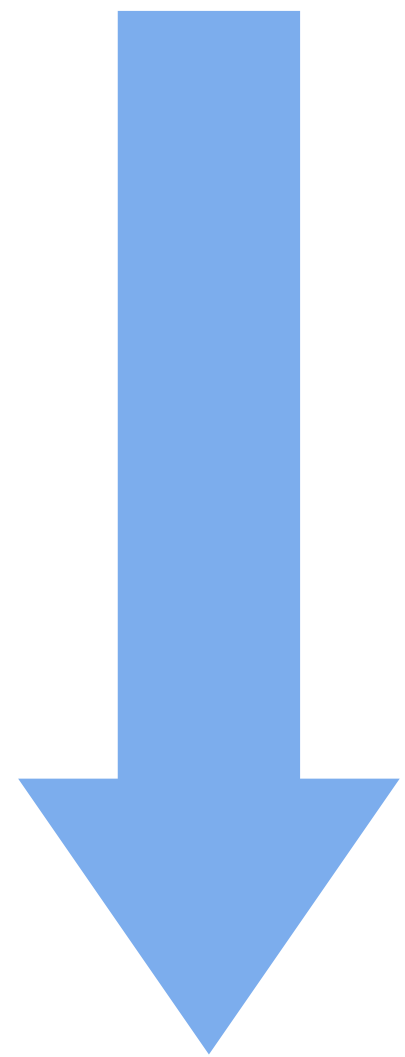
スーパーカミオカンデ検出器(SK検出器)

- 岐阜県飛騨市池の山の地下1000mに位置する50k・m³の水チェレンコフ検出器。
- 直径39.3m、高さ41.4mの円筒型ステンレス製の水槽。
- 内検出器(ID: 22.5k・m³)と外検出器(OD)の二層式で、ID壁面に光電子増倍管(20-inchの11129本)が設置されている。
- 検出器中で荷電粒子が作り出すチェレンコフ光を検出する。



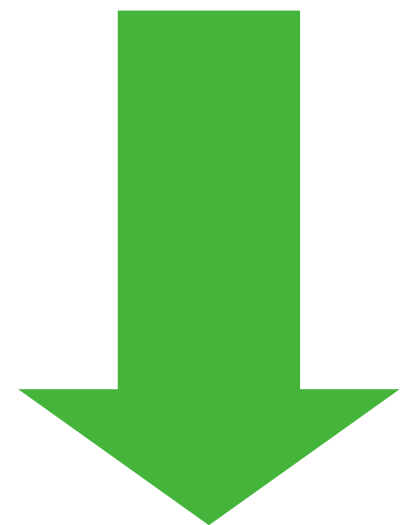
スーパーカミオカンデ検出器(SK検出器)

SK



- 1996年4月～2001年7月 SK-I: PMTの本数 ID 11146本, OD 1885本
- 2002年10月～2005年10月 SK-II: IDのPMTの数を11146本→5182本
- 2006年7月～2008年8月 SK-III: IDのPMTの本数を5182本→11129本
- 2008年9月～2018年5月 SK-IV: エレクトロニクスの変更
- 2019年1月～2020年7月 SK-V: SK-Gdに備えた改修工事終了直後

SK-Gd

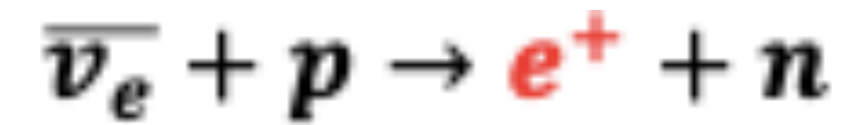


- 2020年7月～2022年7月 SK-VI: 純水に硫酸ガドリニウム・8水和物を導入し、ガドリニウム(Gd)濃度を0.01%とした。
- 2022年7月～: SK-VII: Gd濃度を0.03%に変更。

SK-Gd計画

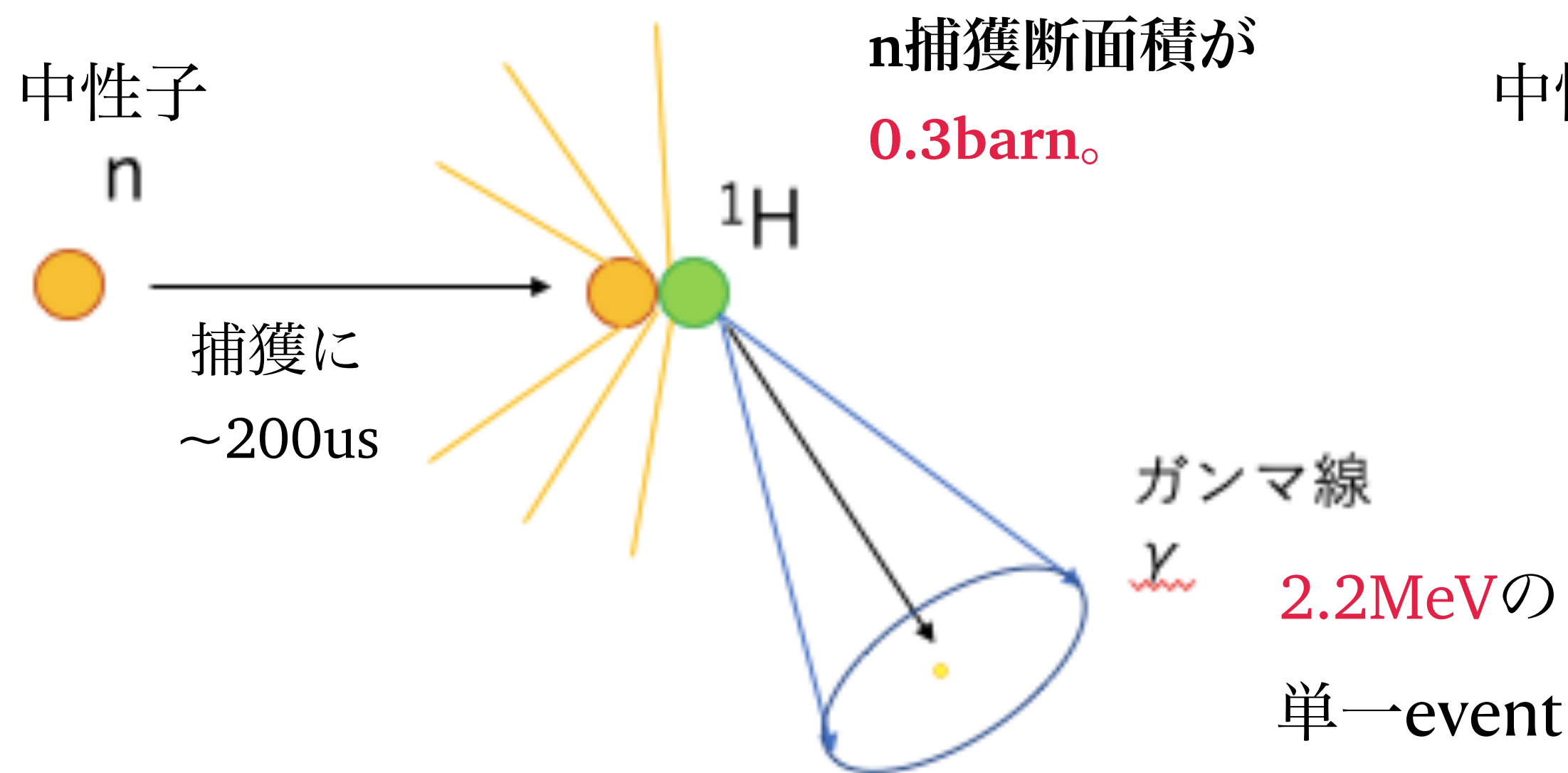
超新星背景ニュートリノ探索(SRN, DSNB)

- ニュートリノ放出を伴う超新星爆発の平均的な仕組み、宇宙初期における星形成や重元素の合成の歴史を探る。→ 超新星ニュートリノ検索、SRN探索によるエネルギースペクトルの解明
- SRN探索を可能とする為、以下の反電子ニュートリノの逆β崩壊eventに対する感度向上が必須。

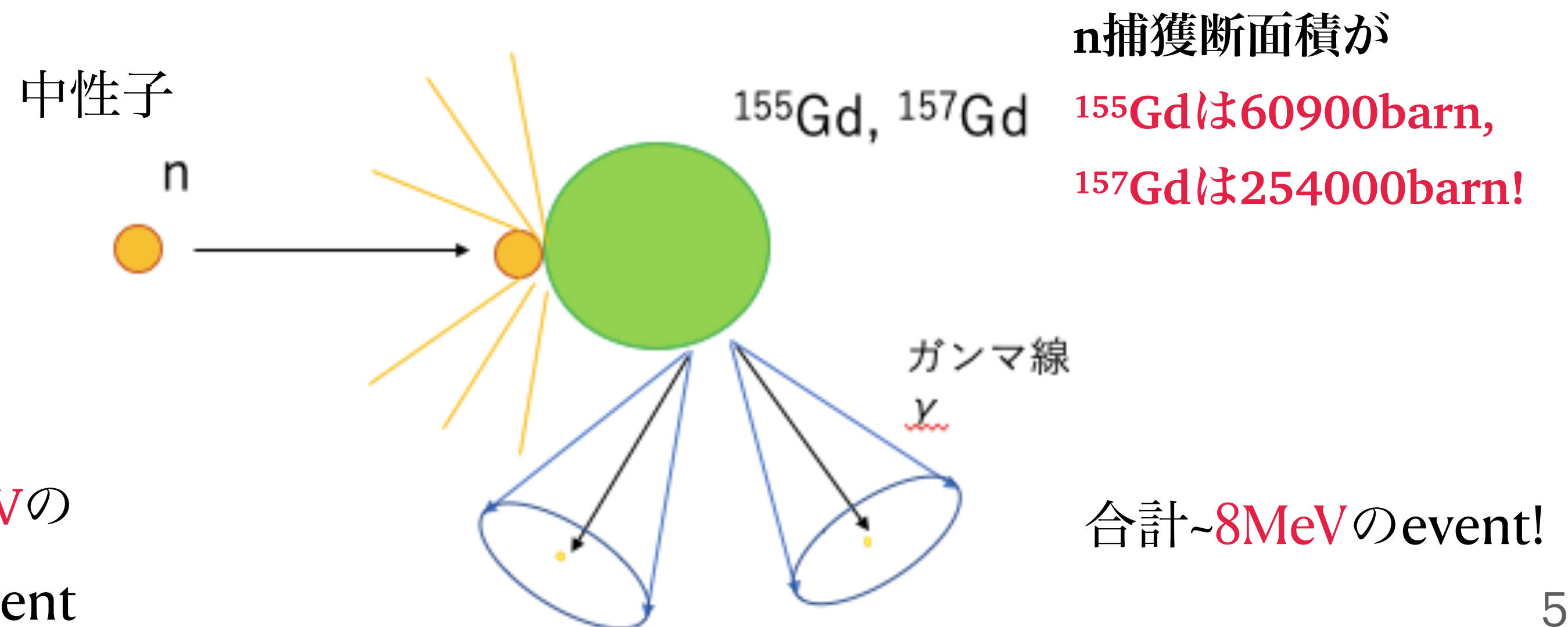


- SKで中性子を検出する方法

(1) 水素原子核(p)による捕獲



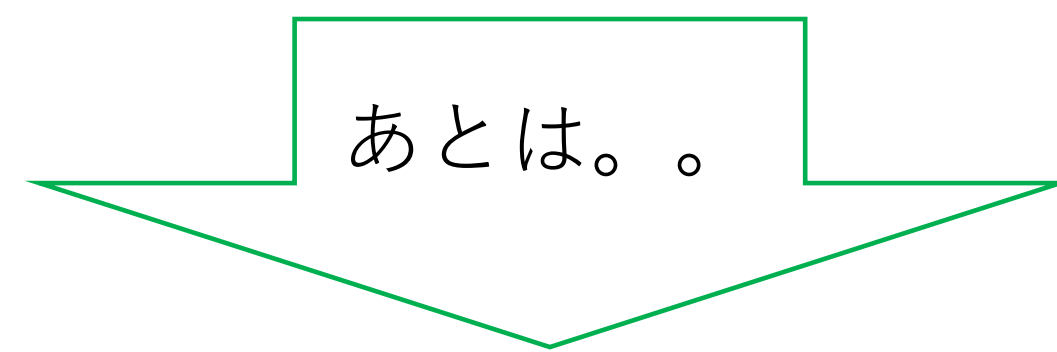
(2) ^{155}Gd , ^{157}Gd による捕獲



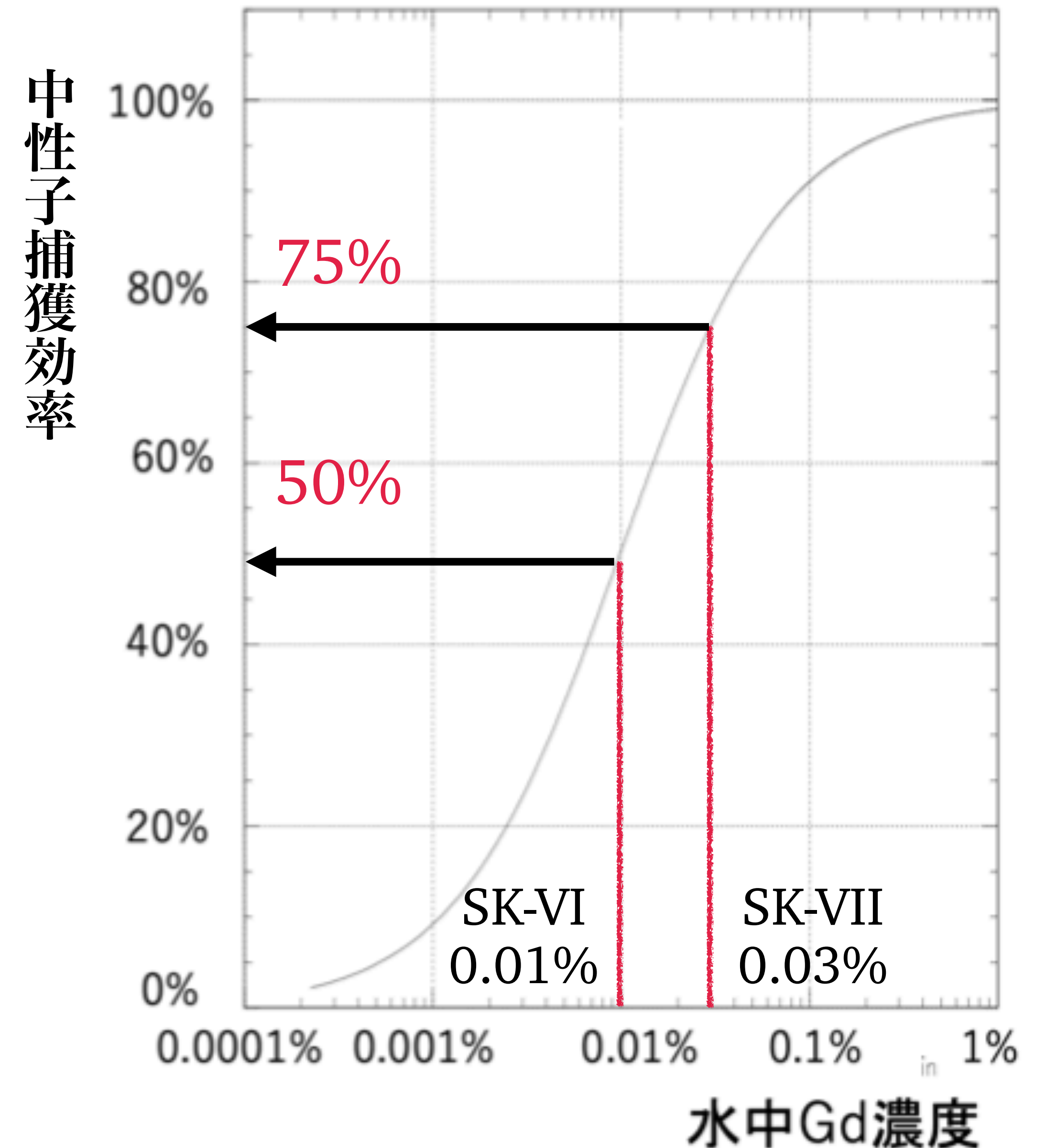
SK-Gd計画

Gd濃度と中性子捕獲効率の関係

- Gdによる中性子捕獲効率は、SK-VIは約50%、SK-VIIは約75%である。



- 中性子tag効率 = 中性子捕獲効率 × 検出効率
- バックグラウンド事象(BG)と区別し、中性子捕獲事象(signal)を効率よく選択できるようなプログラムが必須!



研究内容

研究目的と研究方法

研究目的

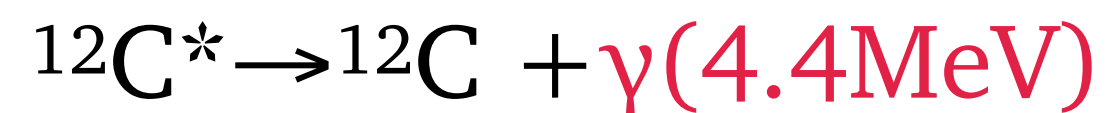
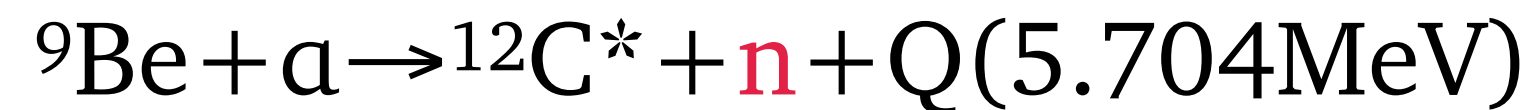
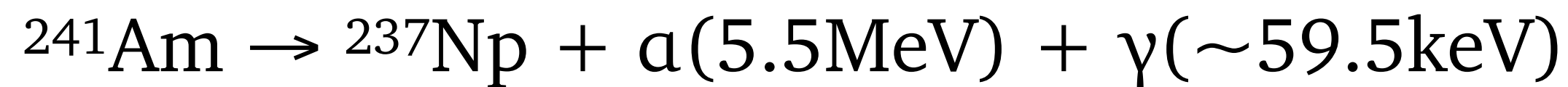
- SK-VIとSK-VIIそれぞれの中性子tag効率の評価を行い、適切なsignal選別による検出効率の改善を目指す。

研究方法

- SK-VIとSK-VIIそれぞれの期間でAmBe中性子線源を用いて、dataを取得した。
- 上で取得したDataのeventの情報から中性子捕獲事象とバックグラウンド事象を選別し、中性子tag効率を評価した。
- Neural Network(Keras)及び従来のcut baseの手法(lowfit_cut)

AmBe線源による中性子Dataの解析

- 以下の ^{241}Am の α 崩壊と、 $^9\text{Be}(n,\alpha)$ 反応によって中性子を生成する。



- 反電子ニュートリノの逆 β 崩壊event tagを再現する為に

$^{12}\text{C}^*$ 由来の γ 線(4.4MeV) \rightarrow Prompt signal

中性子捕獲由来の γ 線(2.2MeV(p) or total \sim 8MeV(Gd))

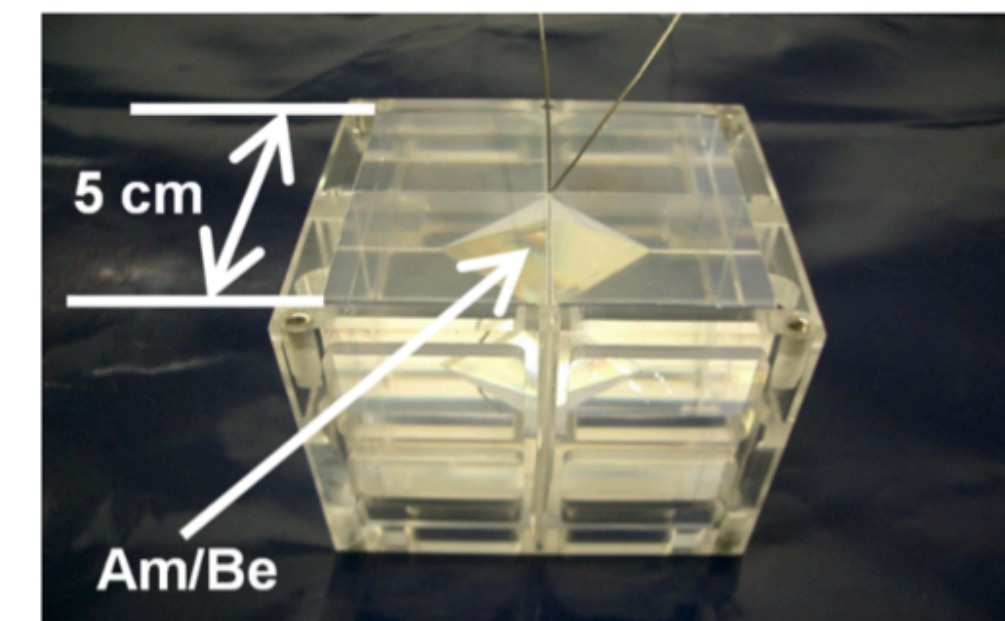
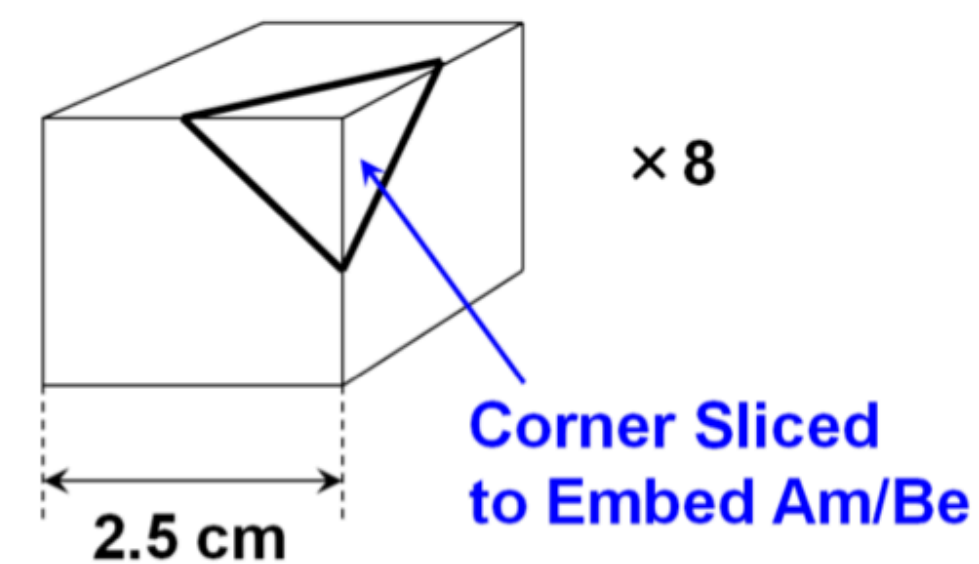
\rightarrow Delayed signal

とする。

^{241}Am ^9Be + 8BGO crystal



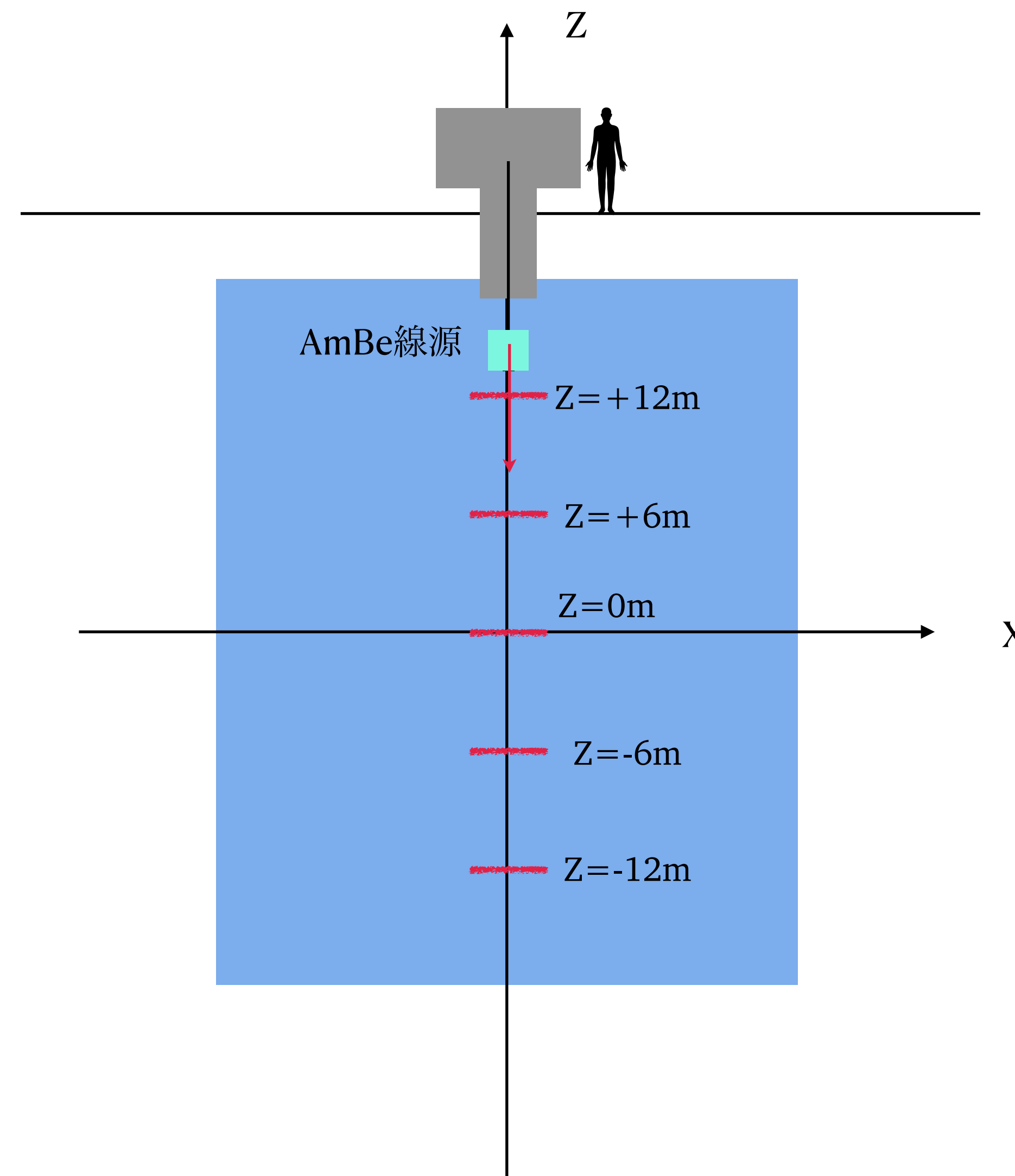
BGO($\text{Bi}_4\text{Ge}_3\text{O}_{12}$) crystal



γ 線がcrystal中でエネルギーを落とすことでシンチレーション光を発する

AmBe線源による中性子Dataの解析

- ^{241}Am ^9Be + 8BGOをcalibration holeからSKに導入し、以下のz座標計5種類の位置におく。
 $z = \pm 12\text{m}, \pm 6\text{m}, 0\text{m}$
- AmBe線源から中性子事象を20分間dataを取得する。
 - 4.4MeVの γ 線 + 中性子: 140 [事象/s]
 - $850 \leq (\text{記録時間内に観測された光電子数}) \leq 1200 \text{ p.e}$
 - prompt signalから(35 us + 500 us)のPMT hit情報を記録
- 本発表では**タンク中心(x,y,z)=(0,0,0)[m]地点での中性子tag効率を評価する。**
→ 他の座標での評価も今後行う。



SK IDを横から見た図

~(x,y)=(0,0)[m]でのcalibrationの様子~

Neural Networkによる中性子捕獲signalの検索

● lowfit_cut

・従来から使用していたcutによるsignal選別をする方法。

・ (prompt signal vertex) = (calibration vertex) と仮定し、Delayed eventの情報を再構成する(右図参照)。

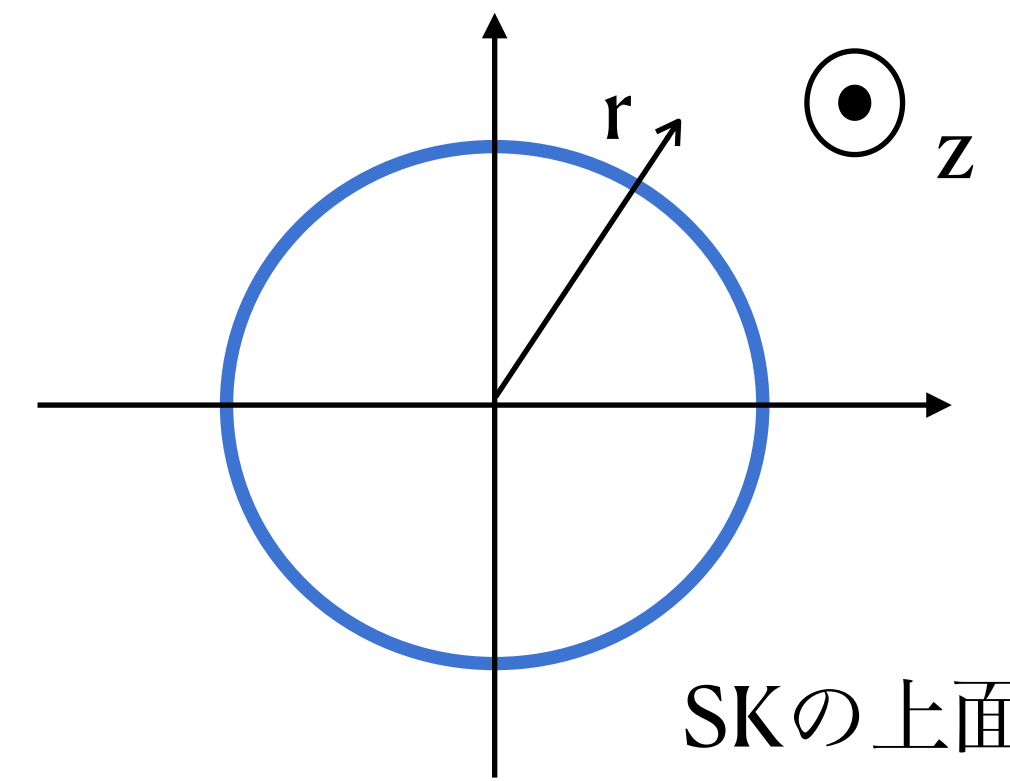
・ 有効体積 $22.5\text{k} \cdot \text{m}^3$ 以内で観測されたeventに絞り、かつ以下のselect条件に従って中性子捕獲事象とBG事象を選別する。

・ (goodness) > 0.4 && (dirks) < 0.4 &&

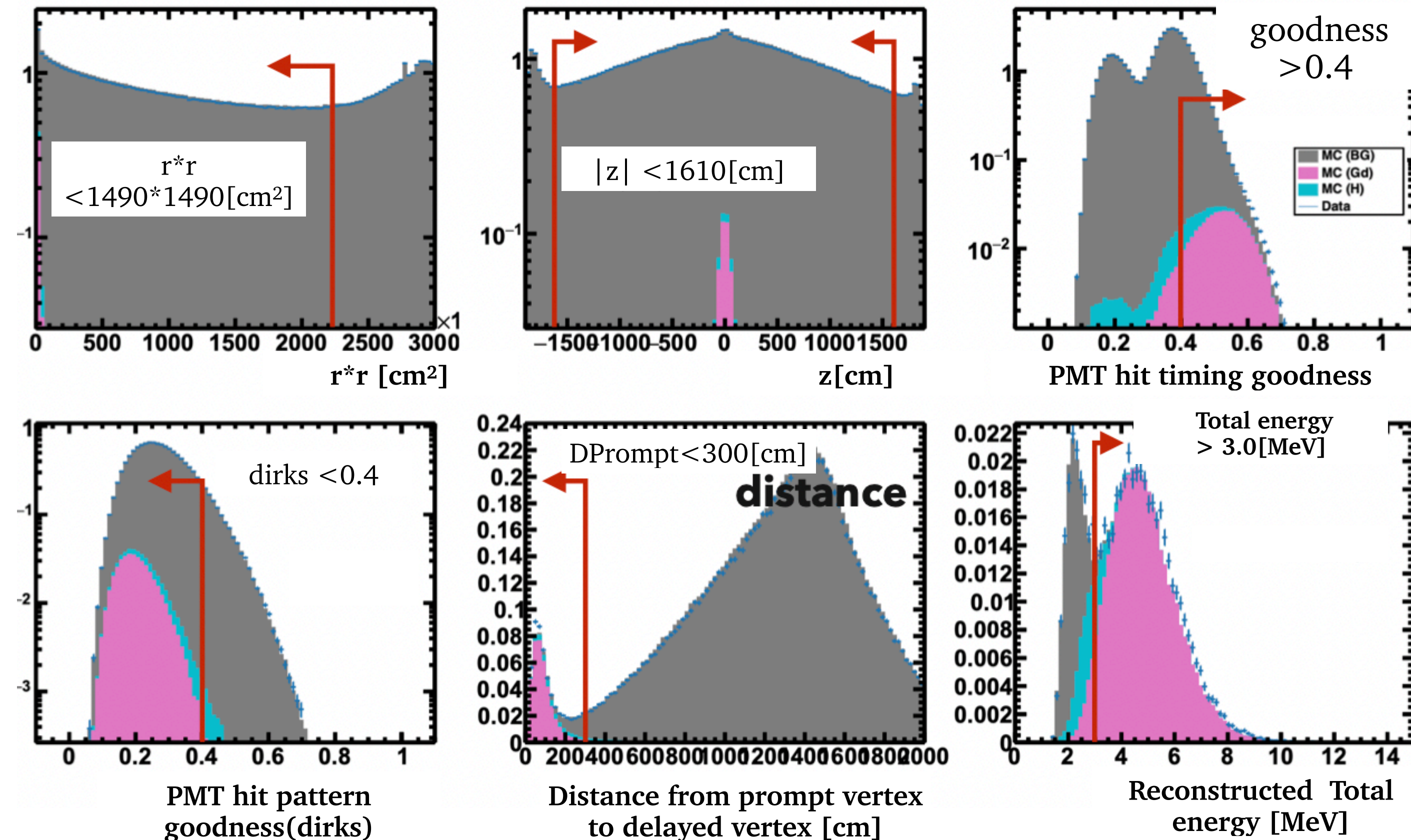
(DPrompt) < 300cm && (Total energy) > 3.0MeV

→ 中性子捕獲事象

・ その他 → BG事象



有効体積 $22.5\text{k} \cdot \text{m}^3$



Neural Networkによる中性子捕獲signalの検索

• Prompt_Keras mode

- Kerasという機械学習モデル(TensorFlow)実装ツールを利用している(参考URL: <https://keras.io>)。
- **Signal position=AmBe source position**として扱う。
- 以下の特徴量をDataから読み込み、Kerasに入力する。

(1)PMTのhit数関連 →14nsあたりのhit数と200nsあたりのhit数

(2)event vertexからSK壁面までの距離関連→最短距離, 全hit数の再構成direction平均方向の距離

(3)異なる3hitを選択した時のOpening angle関連→平均,歪度, 標準偏差

(4)Beta1(l=1), Beta5 (l=5)

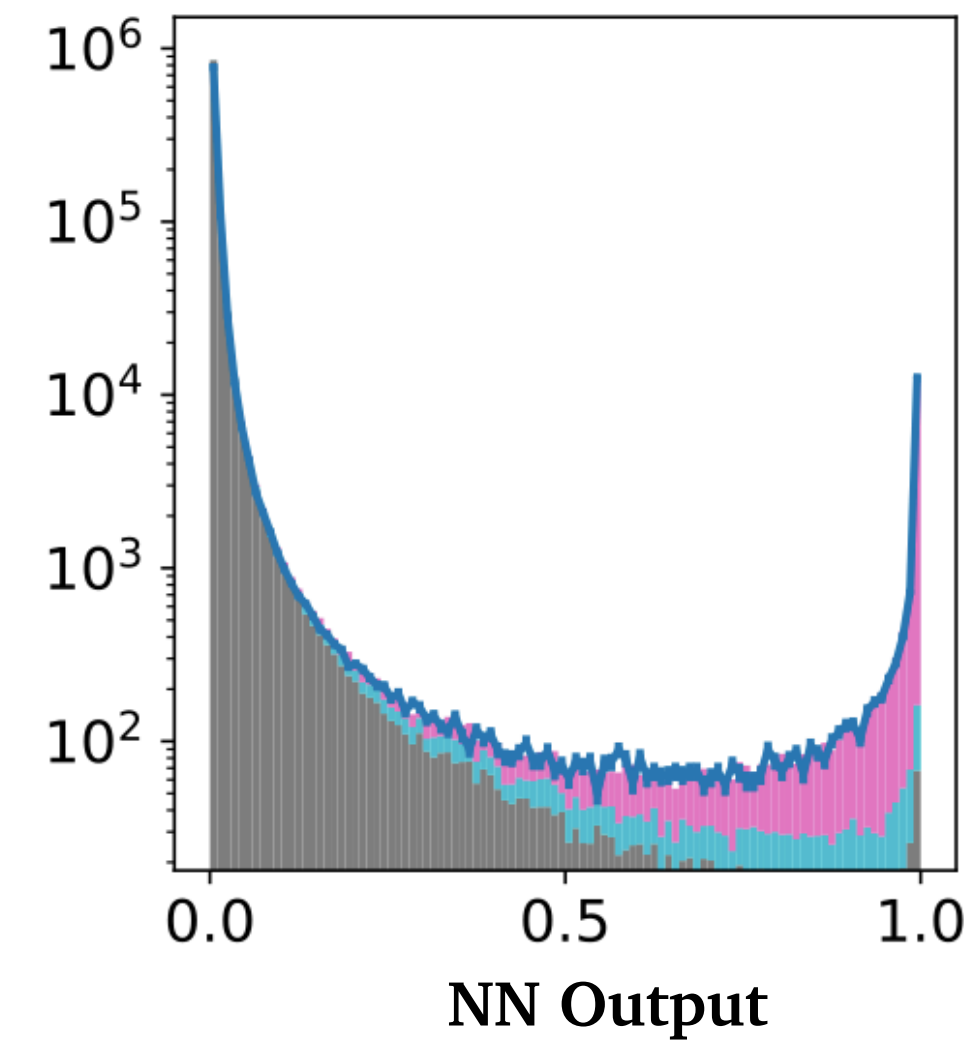
$$\beta_l = \frac{2}{N_{\text{Hits}}(N_{\text{Hits}} - 1)} \sum_{\substack{i,j \\ i \neq j}} P_l(\cos \theta_{ij}) \quad \begin{array}{l} : \theta_{ij} \text{はevent vertexと} \\ \text{異なる2つのPMTのなす角} \end{array}$$

Neural Networkによる中性子捕獲signalの検索

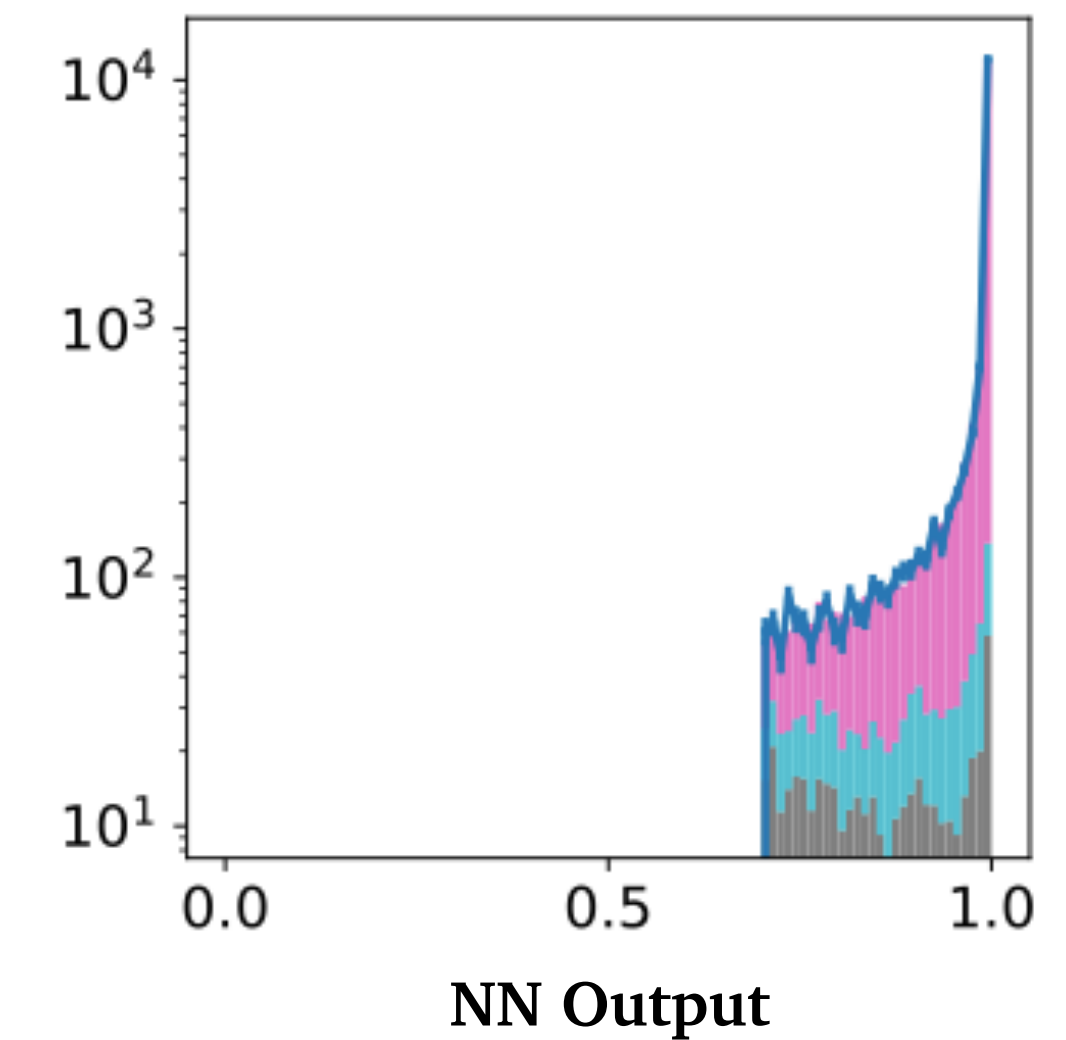
- 以下の条件を利用して、Neural Networkに中性子捕獲事象とBG事象を選別させる。

- NN output > 0.7
- 14ns毎のPMThit数 > 50hit
- promptからdelayedまでの時間 > 20us
→ 中性子捕獲事象
- その他 → BG事象

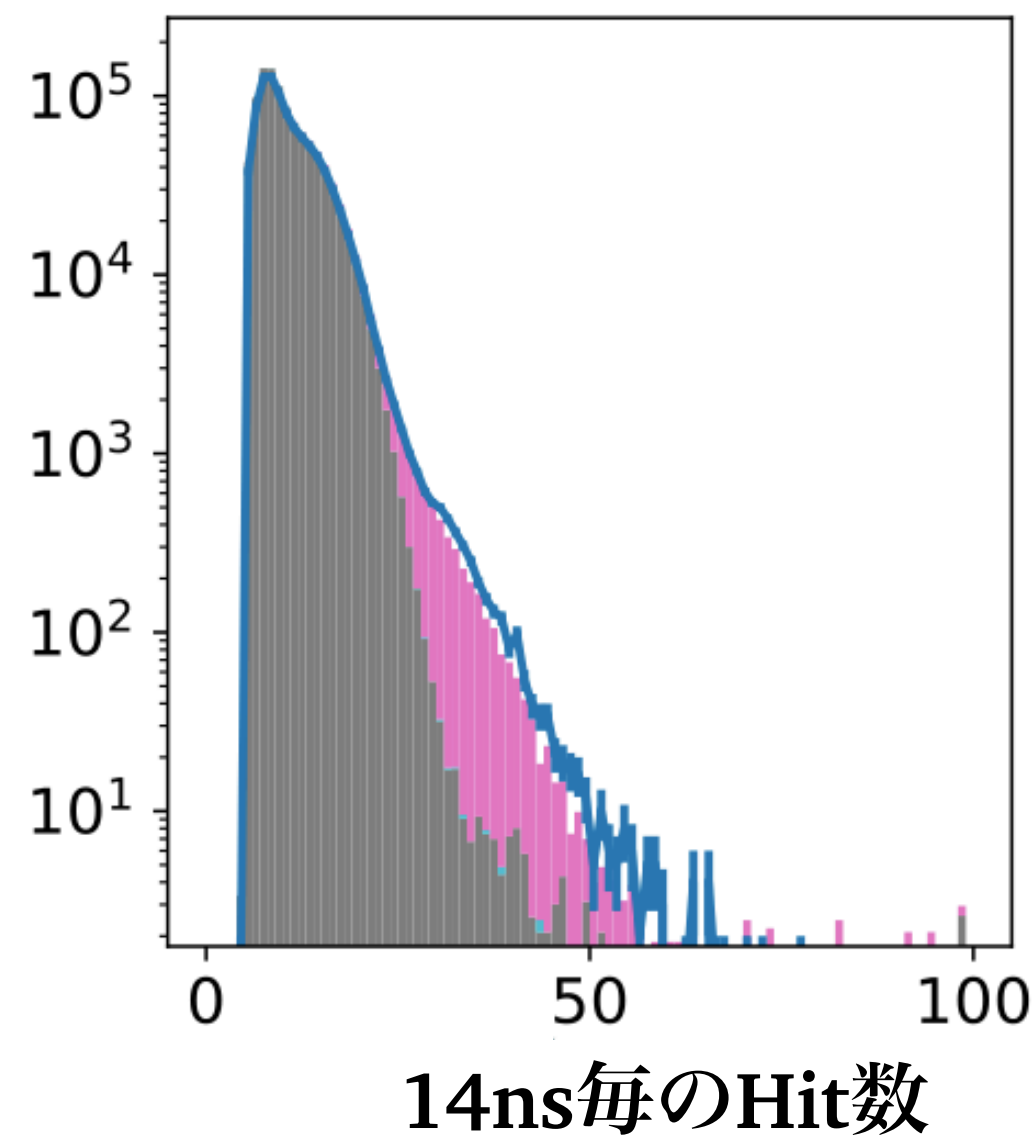
Neural Net かける前



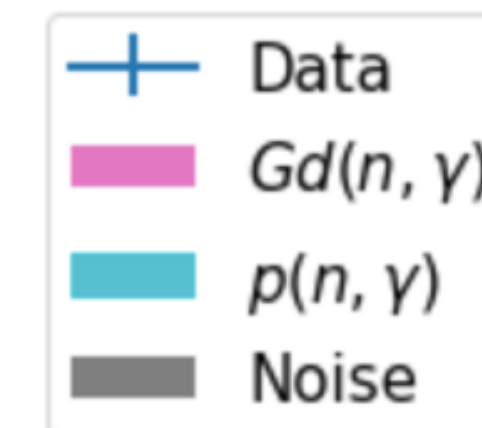
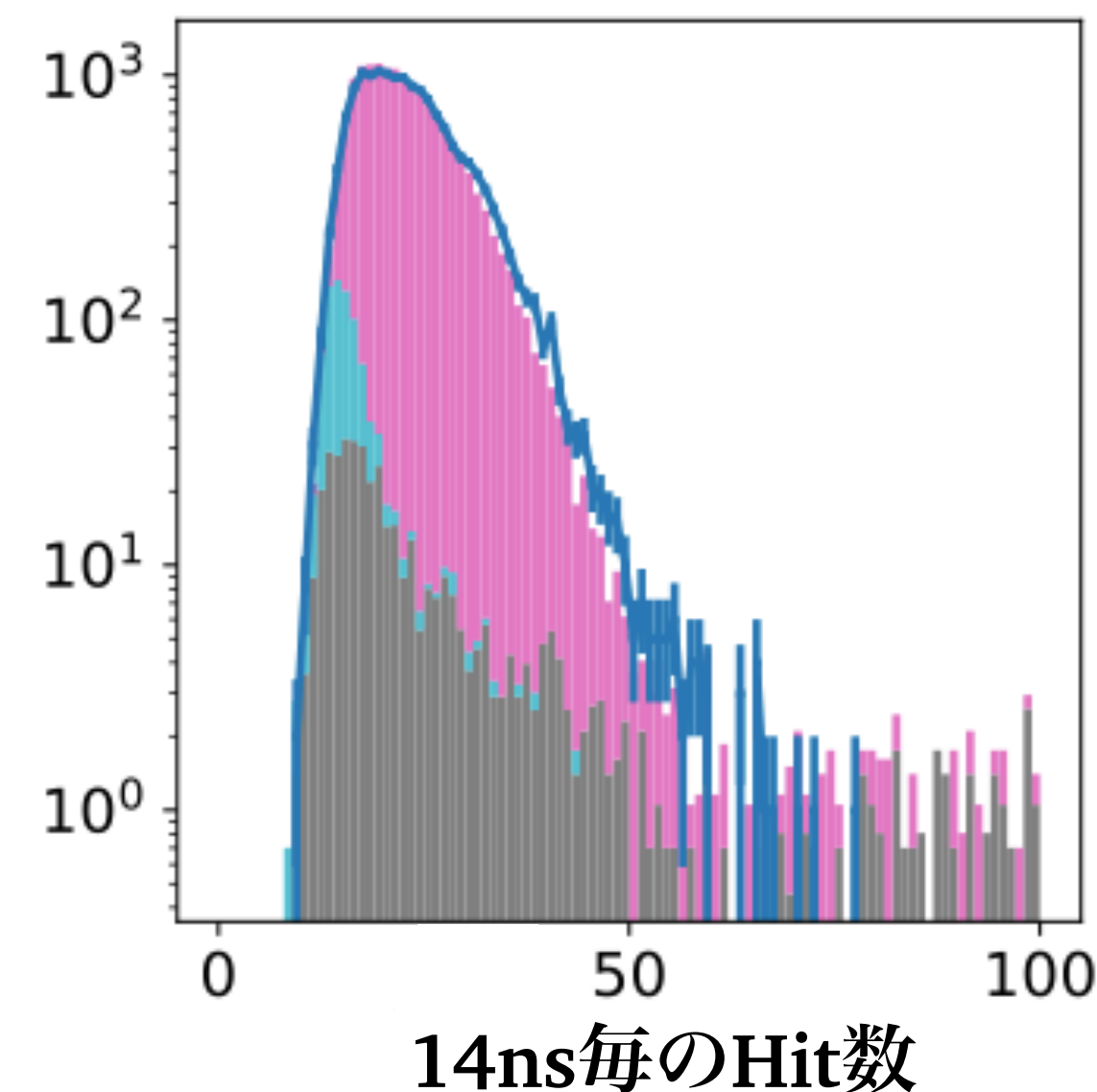
Neural Net かけた後



Neural Networkにかける前



Neural Networkにかけた後



中性子tag効率の計算とフェーズごとの比較

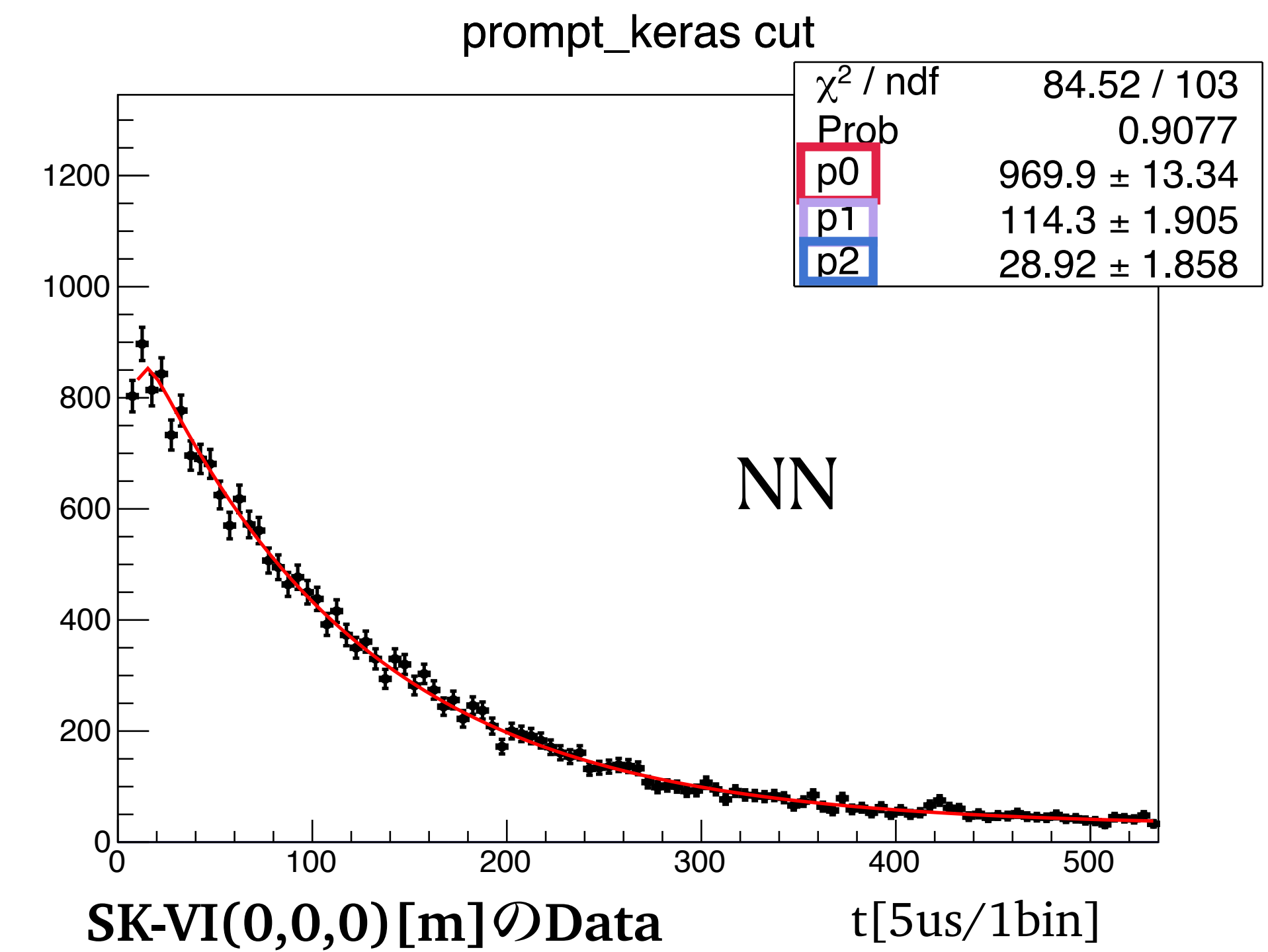
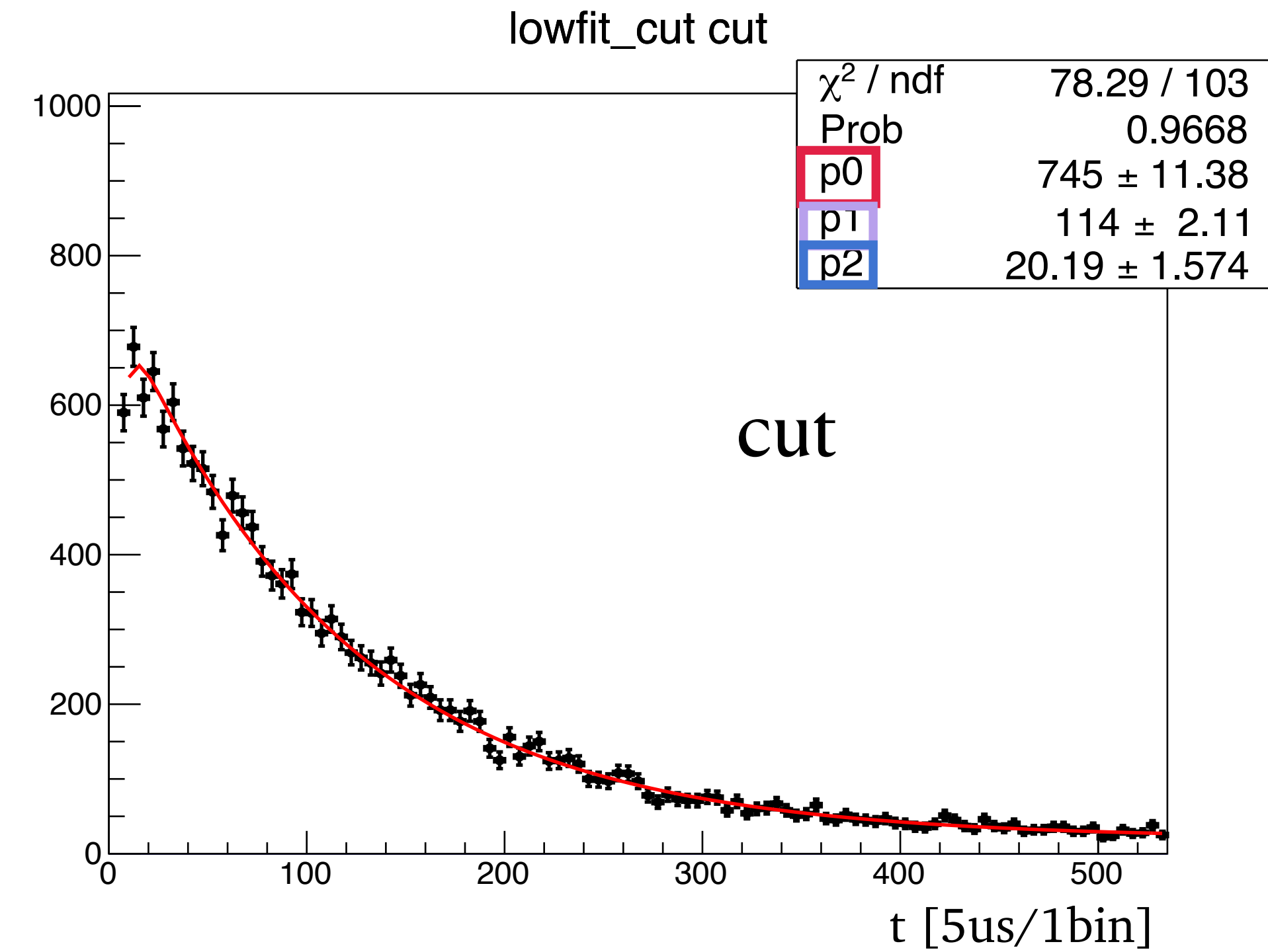
• Tag効率の計算方法

(1) prompt signal と delayed signal の間の時間 $t[\text{us}]$ を1次元plotし、以下の式でFittingし、1binあたりのBGである $[p2]$ を求める。(右図参照)。

$$[p0] * \exp(-t/[p1]) * (1 - \exp(-t/4.3[\text{us}])) + [p2]$$

(2) 以下の式に従って中性子tag効率を評価する。

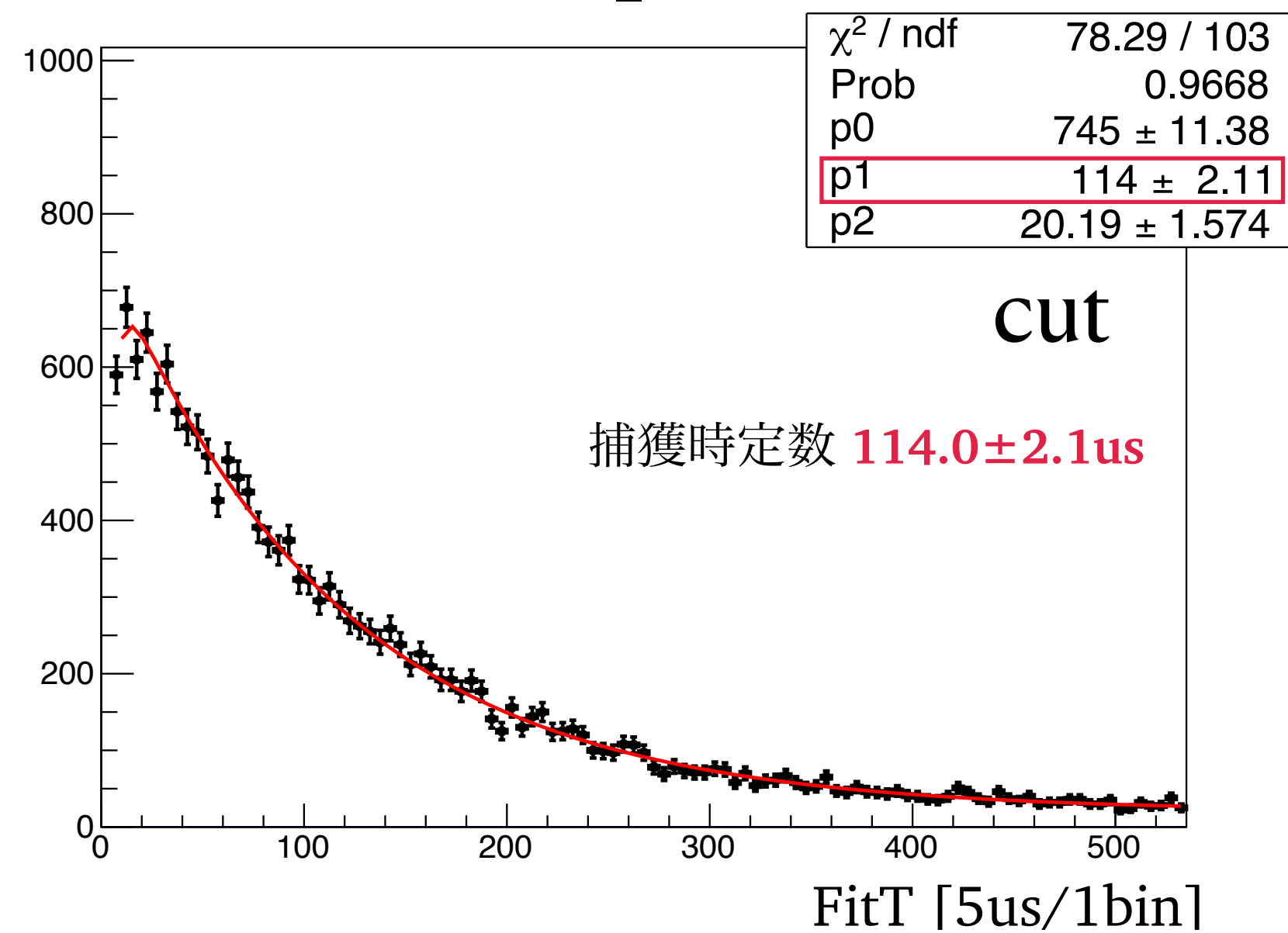
$$(\text{Ntag効率}) = \{(\text{Delayed event数}) - \text{観測されたBG数}\} / \{\text{prompt event数}\}$$



中性子tag効率の計算とフェーズごとの比較

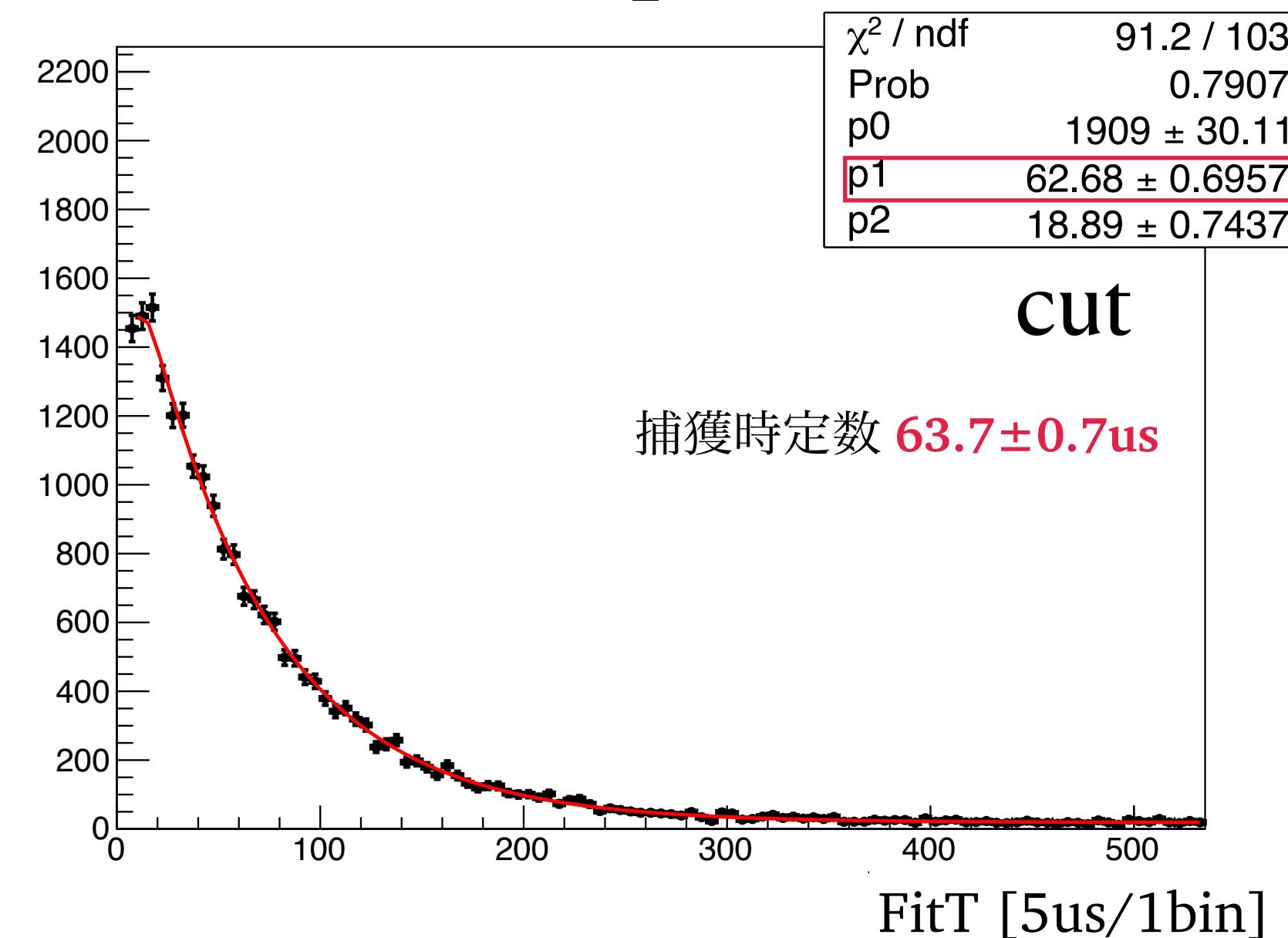
SK-VI

lowfit_cut cut

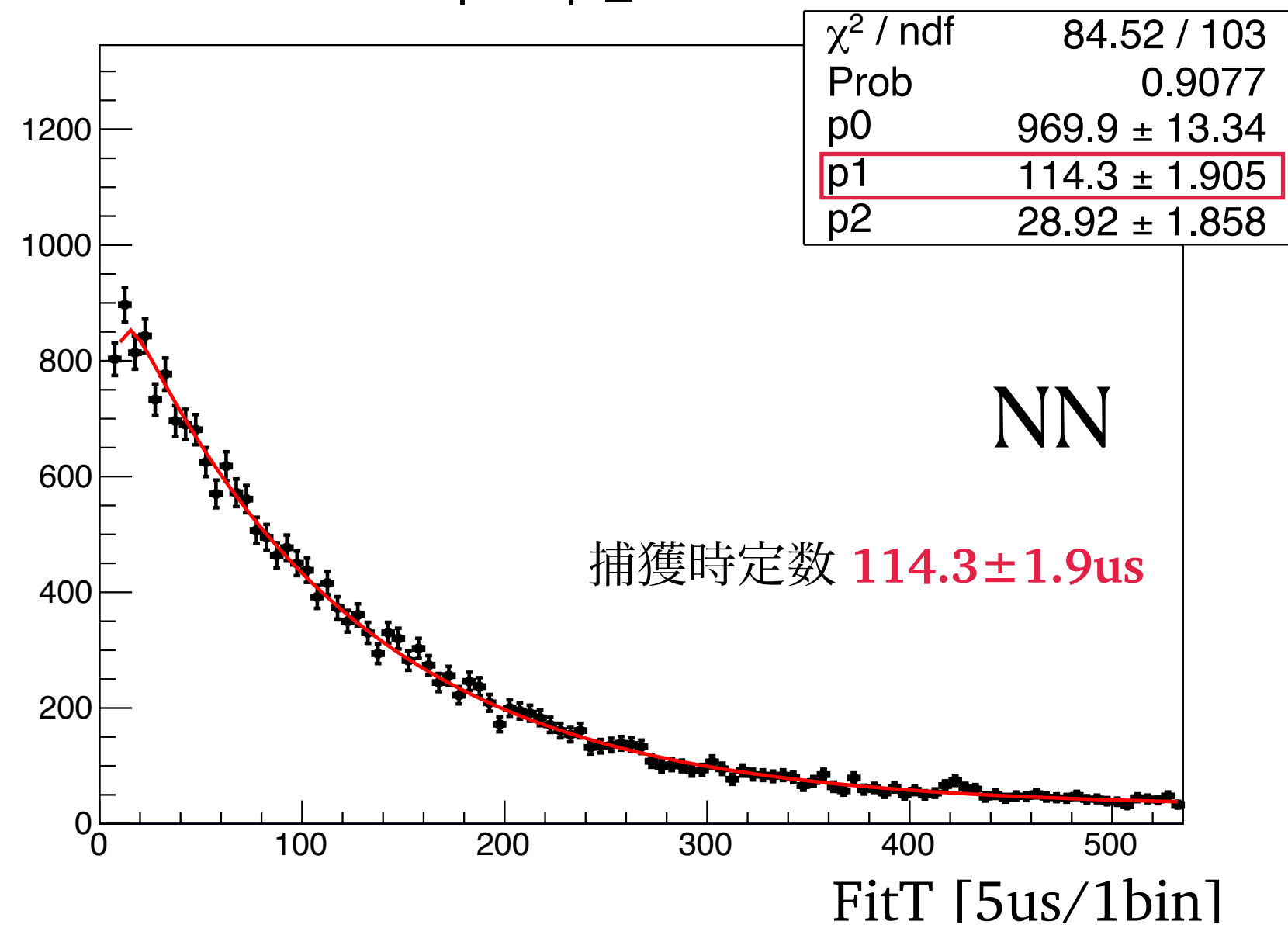


SK-VII

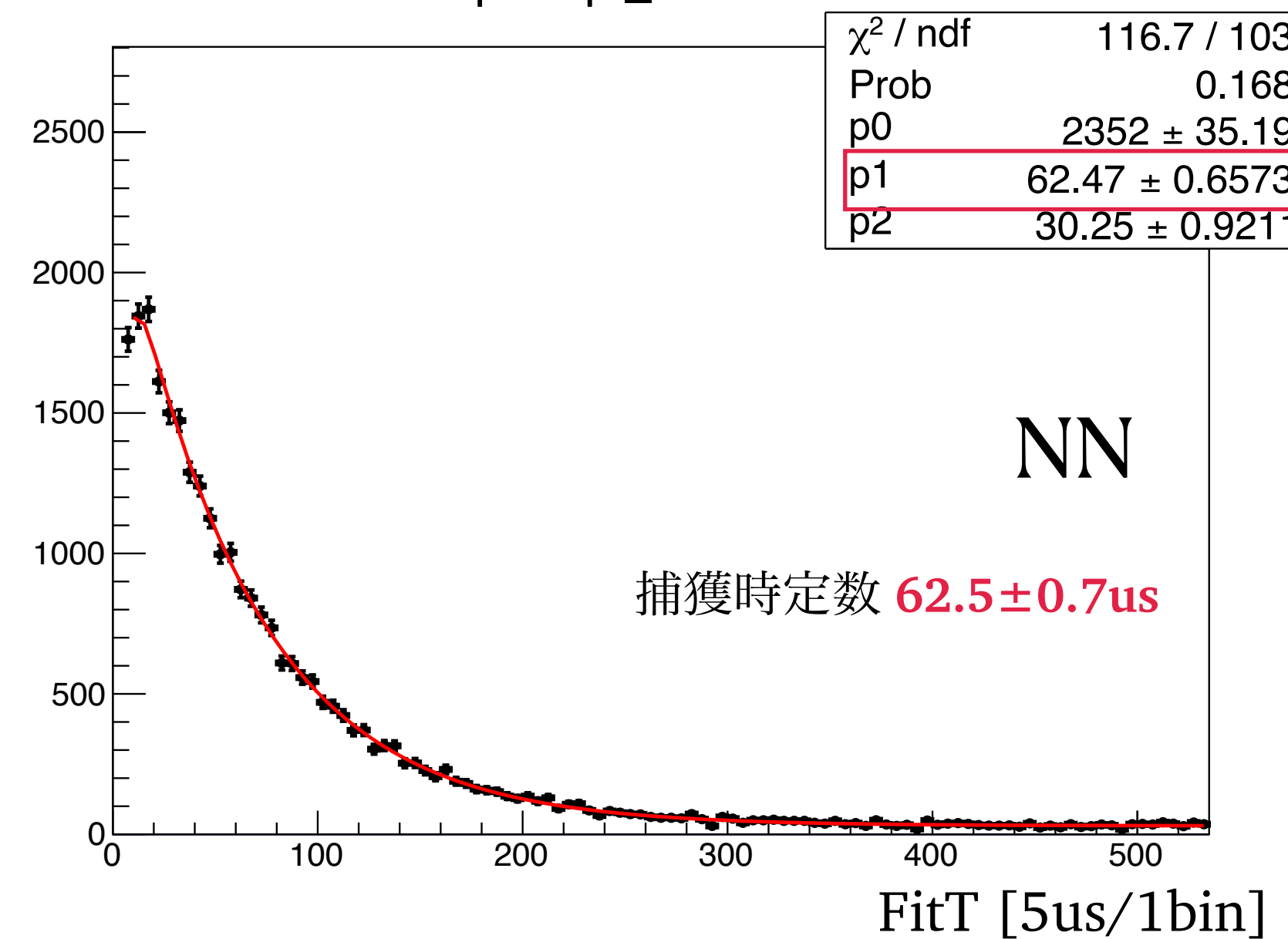
lowfit_cut cut



prompt_keras cut



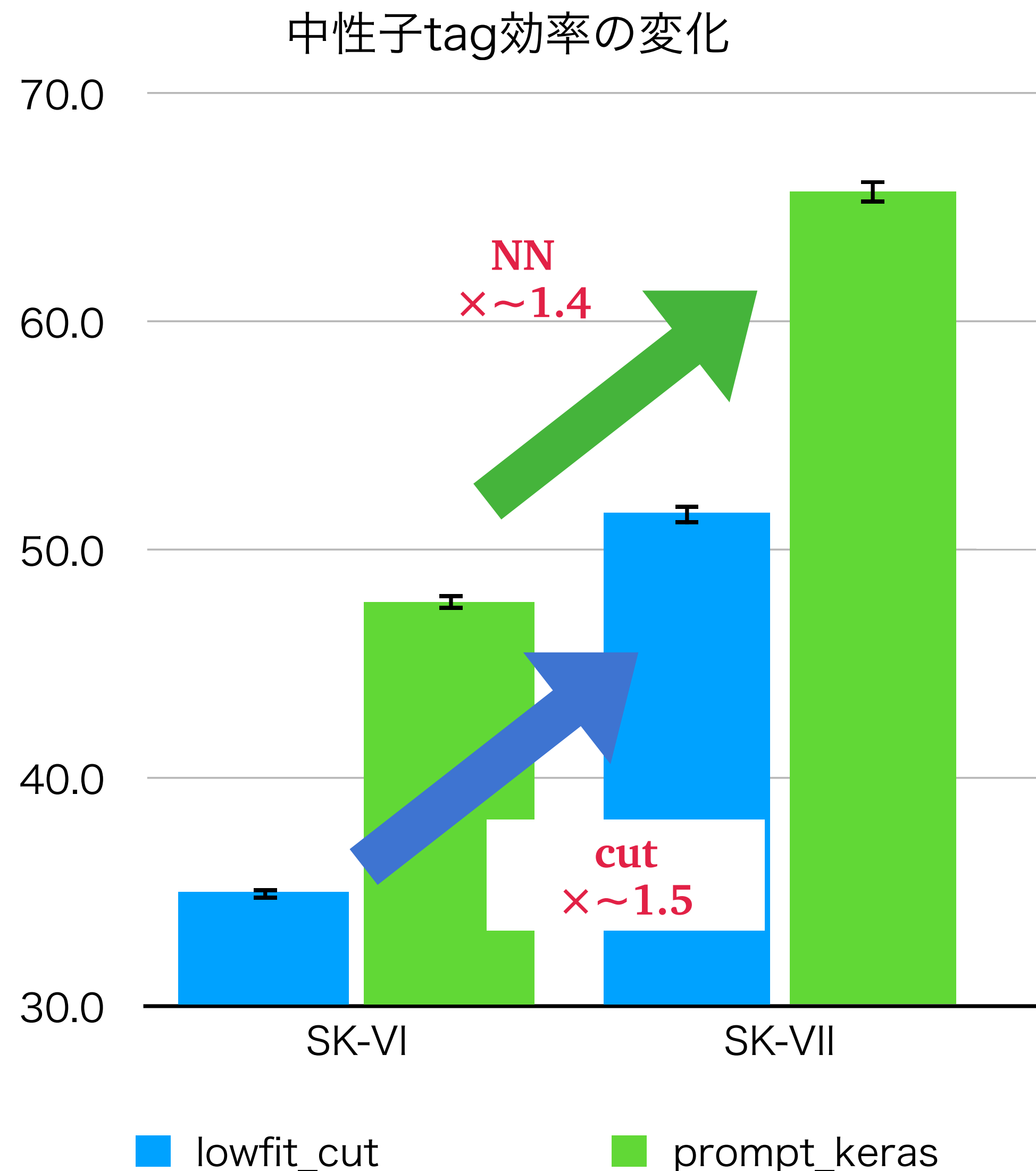
prompt_keras cut



中性子tag効率のフェーズごとの比較

● 結論

- 中性子捕獲時定数が114us→63usへ短くなっていることを確認できた。
- 中性子tag効率の向上も確認できた(右図参照)。
- **Neural Networkの利用により、中性子tag効率の向上が確認できた。**



まとめと今後の課題

●まとめ

- ・反電子ニュートリノの逆 β 崩壊eventに対する感度上昇の為に、SKにガドリニウムを導入し(SK-Gdの始動)、現在SKにおけるGd濃度は0.03%である。
- ・AmBe線源による中性子から得られたData情報をNeural Networkに入力し、適切にBGと中性子捕獲signalの区別をさせて、SK-Gd各phaseにおける中性子tag効率を計算した。
- ・Gd濃度0.01%から0.03%に上げたことで、中性子捕獲時定数が114usから63usに短縮できたことを確認した。
- ・Neural Networkを用いる事で、中性子tag効率の向上を確認できた。

●今後の課題

- ・Monte CarloシミュレーションによってSK-VIとSK-VIIそれぞれのSKの環境と中性子捕獲事象を再現し、中性子tag効率を求めて、Dataの結果と比較する。
- ・NNにprompt-delayedのvertex情報を入力してAccidentalなcoincidence BGを極力落とし、tag効率の改善を目指す。
- ・他の座標で取得したDataの解析も行い場所によるtag効率の一様性を確認する。

Back Up

Neural Networkによる中性子捕獲signalの検索

- **prompt signal**にかけた**select**条件
 - 記録時間内におけるODのhit数 < 11 hit
 - (1300ns毎に観測されたIDのPMTのhit数の最大値) < 161 hit
 - (previous eventとのtime difference) > 1 ms
- **Delayed signal**にかけた**select**条件
 - prompt_kerasの場合 → Delayed signal likelihood > 0.7
 - lowfit_cutの場合 → Delayed eventが”中性子捕獲事象”としてtagされている。

Tagging efficiency 結果表

・ 8BGOの比較

	<u>n捕獲時定数</u> [ns]	Tagging efficiency [%]
SK6 <u>prompt_keras</u>	114.3 ± 1.9	47.8 ± 0.4
SK7 <u>prompt_keras</u>	62.5 ± 0.7	65.7 ± 0.5
SK6 <u>lowfit_cut</u>	114.0 ± 2.1	35.0 ± 0.3
SK7 <u>lowfit_cut</u>	62.7 ± 0.7	51.6 ± 0.4

・ 1BGOの比較

	<u>n捕獲時定数</u> [ns]	Tagging efficiency [%]
SK6 <u>prompt_keras</u>	117.6 ± 2.5	48.8 ± 0.5
SK7 <u>prompt_keras</u>	62.2 ± 1.0	66.4 ± 0.9
SK6 <u>lowfit_cut</u>	116.2 ± 2.7	35.8 ± 0.4
SK7 <u>lowfit_cut</u>	61.6 ± 1.1	52.8 ± 0.7