

機械学習による背景事象除去



181109 二重ベータ崩壊若手研究会

京大 田中 駿祐

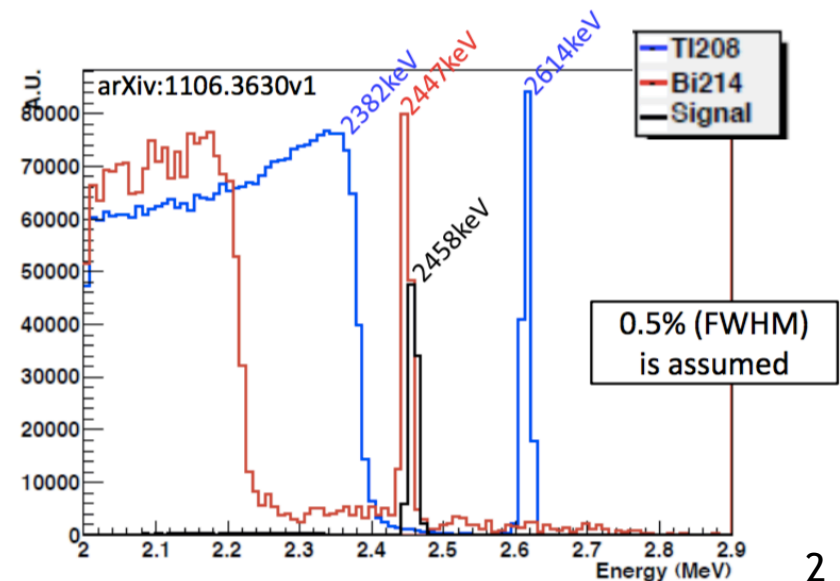
AXELのBG除去戦略

○ 高いエネルギー分解能による狭いROI

- ^{208}Tl は問題なく除去可能
- だが、0.5%FWHMのエネルギー分解能では ^{214}Bi は依然として残り続ける

○ 飛跡解析によるBG弁別

- 1本の γ 線と2本の β 線の飛跡の違いを利用
- ^{214}Bi をいかに取り除けるかが勝負



典型的な波形

○ $0\nu\beta\beta$ は2本の β 線を放出するため、

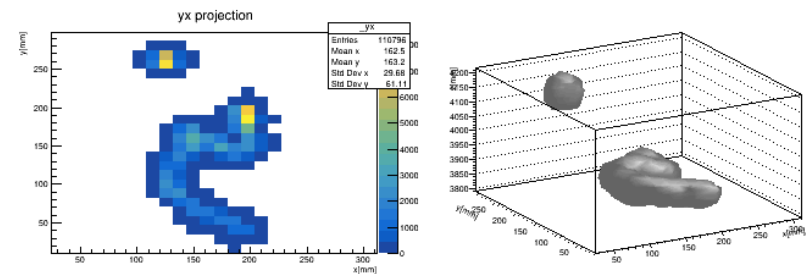
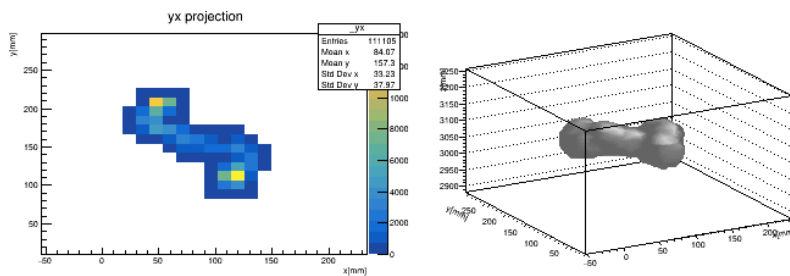
- blob(大きなエネルギー損失)が2つ
- クラスタが1つ

○ r 線の場合

- blobは1つ
- コンプトン散乱した場合、クラスタは2つ以上

$0\nu\beta\beta$

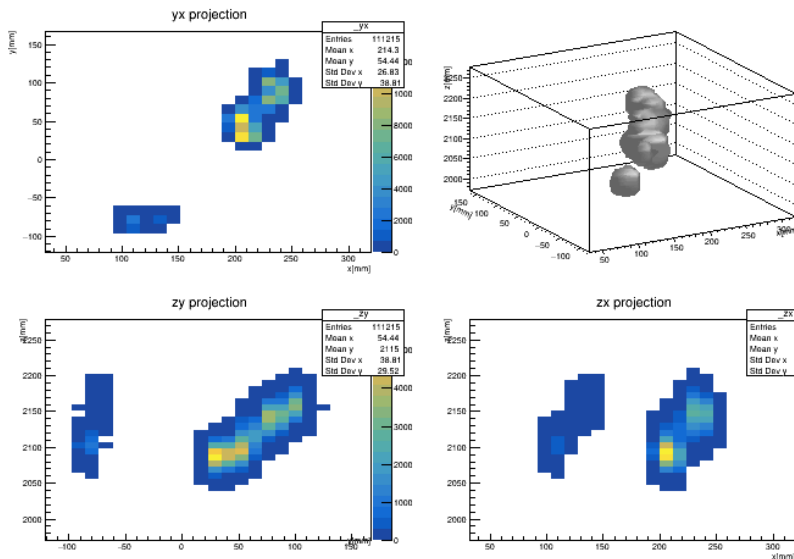
^{214}Bi



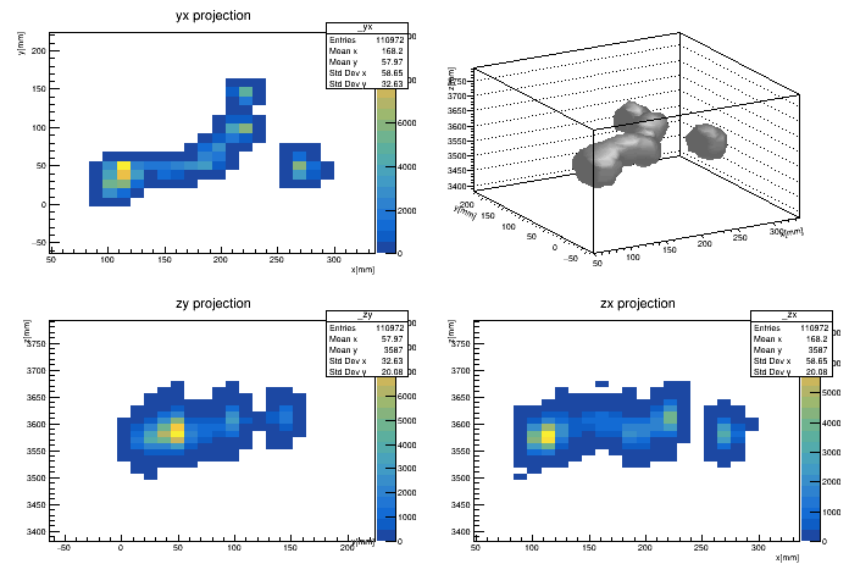
典型的じゃない波形

- 実は $0\nu\beta\beta$ も2つ以上のクラスタに分離する場合がある
 - 主な原因は制動放射
- 複数クラスタに分かれるイベントは信号事象の約3割
 - 実は結構多い

$0\nu\beta\beta$



^{214}Bi



人の目で判別可能なことは機械にやらせよう

○機械学習に必要なもの

- 大量のデータ
- Python
- GPU (できれば)

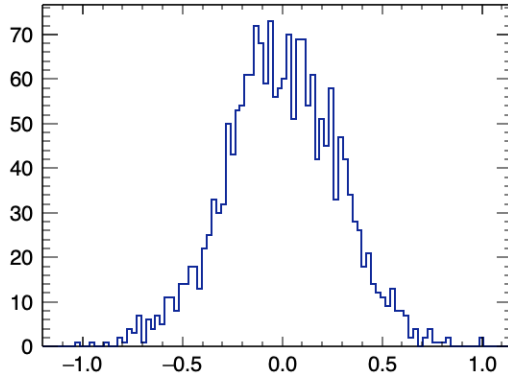
○現在は1t検出器のシミュレーションデータを用いて学習させている

- sig, BGそれぞれ6000イベントほど
- 本当はもっと多い方がよいが
計算時間との兼ね合いでこの程度



そもそも機械学習とは

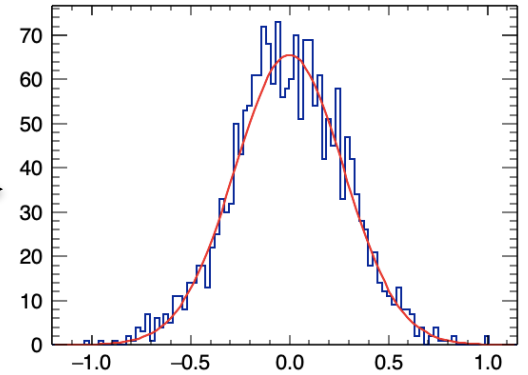
○ 超多変数・超多パラメータ関数によるFit



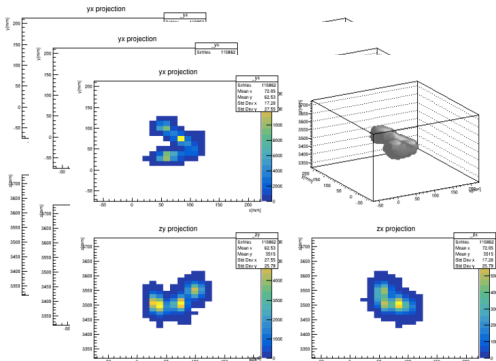
入力変数：1
(各binのX座標)

$$y = f(x, \mathbf{p})$$

100bin分の(x,y)を用いて
パラメータを調整



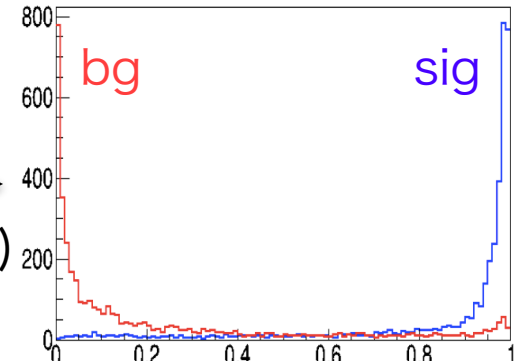
出力変数：1
(各binのイベント数)



入力変数：約2万
(各イベントの3次元行列)

$$y = f(\mathbf{x}, \mathbf{p})$$

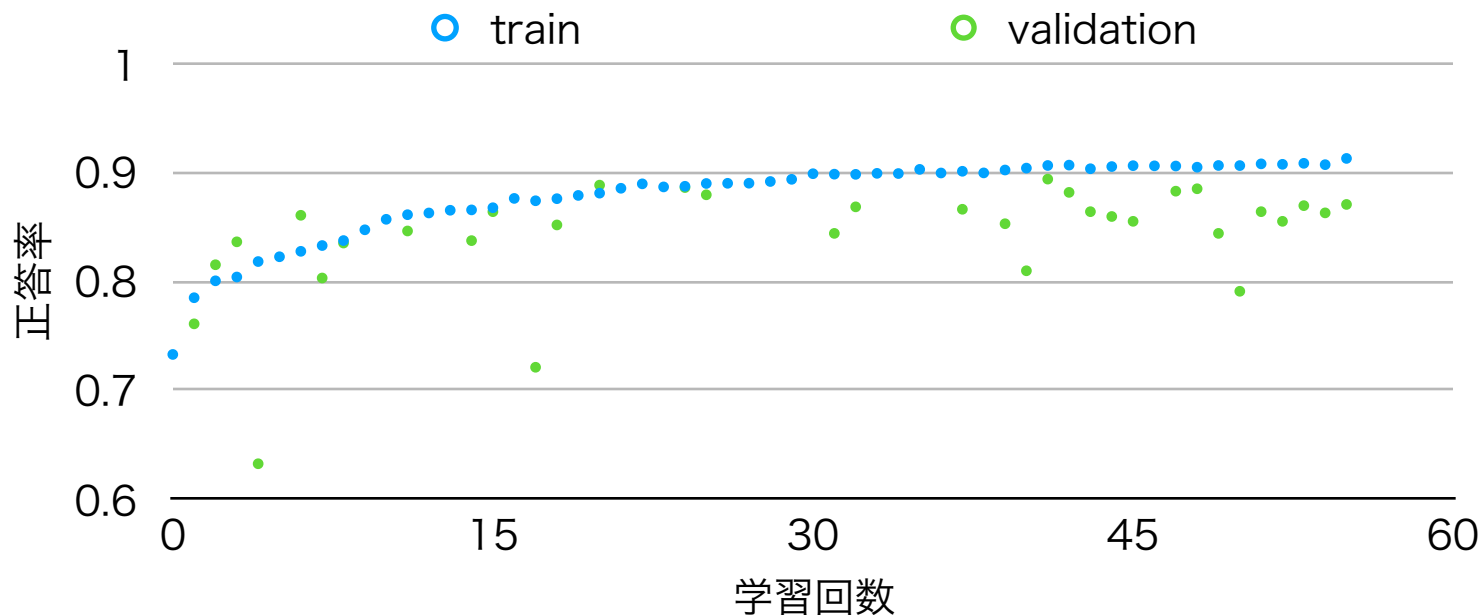
12000イベントの(行列, ラベル)
を用いてパラメータを調整



出力変数：1
(各イベントのsigらしさ)

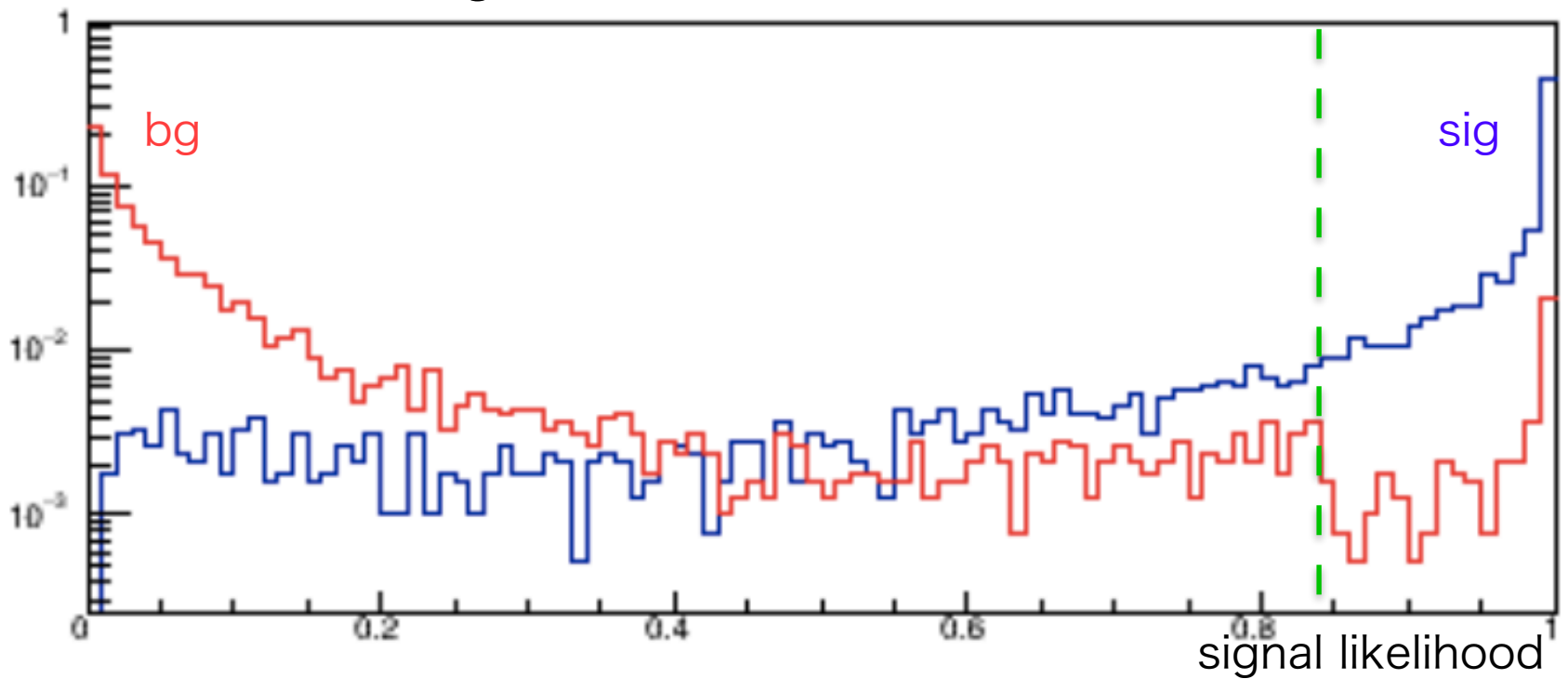
AXELでの機械学習

- あるサイズ(約30cm立方)に収まるイベントを用いて学習
- 1つの"モデル"を数時間から半日ほどかけて学習
 - モデル：関数 f の関数形に対応するもの
ニューラルネットワークの層の種類・数など
- 得られた学習結果を評価してモデルを変更
 - 基本的には試行錯誤。よい結果が出るモデルを探す。

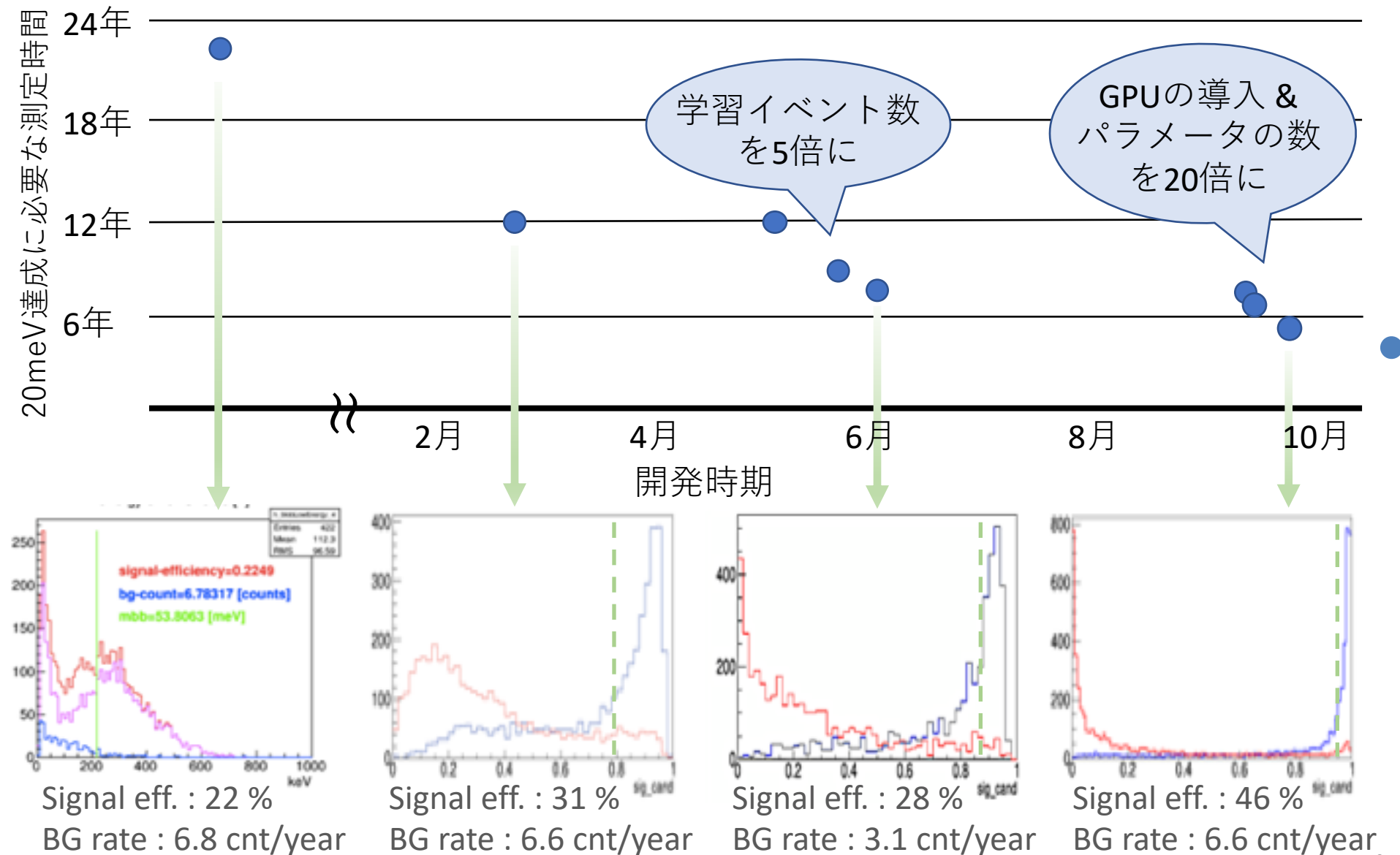


BGの見積もり

- Xe1t検出器(無酸素銅10t容器)で崩壊する ^{214}Bi : $\sim 2 \times 10^5$ ev/yr
- fiducial内で反応する数 : $\sim 10^4$ ev/yr
- 全エネルギーを30cm立方に落とす数 : ~ 100 ev/yr
- 機械学習によるcut後 : **4ev/yr** (BG混入率 2×10^{-5})
 - このときのsig eff. = **46%**



BG除去の進歩



まとめ

- ^{214}Bi を取り除くためには飛跡解析が必要
- 機械学習を活用してBG除去を行う
- シミュレーションを用いた学習の結果、1t級検出器において容器からの γ 線を 数cnt/yrに削減できた
- 次世代検出器としてはあと1桁は落としたい
 - 容器を薄くする工夫が必要か