

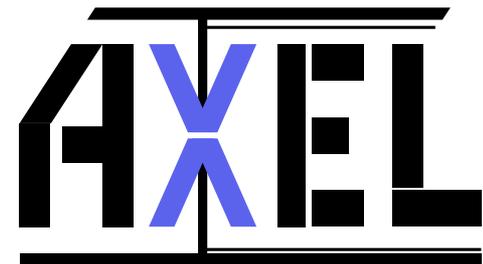
機械学習を用いた TPC検出器の飛跡解析

京大理, 神戸大理^A

田中駿祐

市川温子, 中家剛, 木河達也, 中村輝石^A,
小原脩平, 潘晟, 中村和広, 吉田将,
他 AXEL Collaboration

2019/3/14

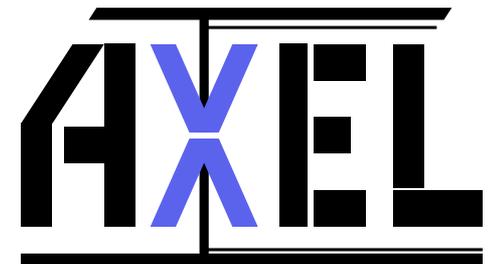


日本物理学会 第74回年次大会@九州大学

目次



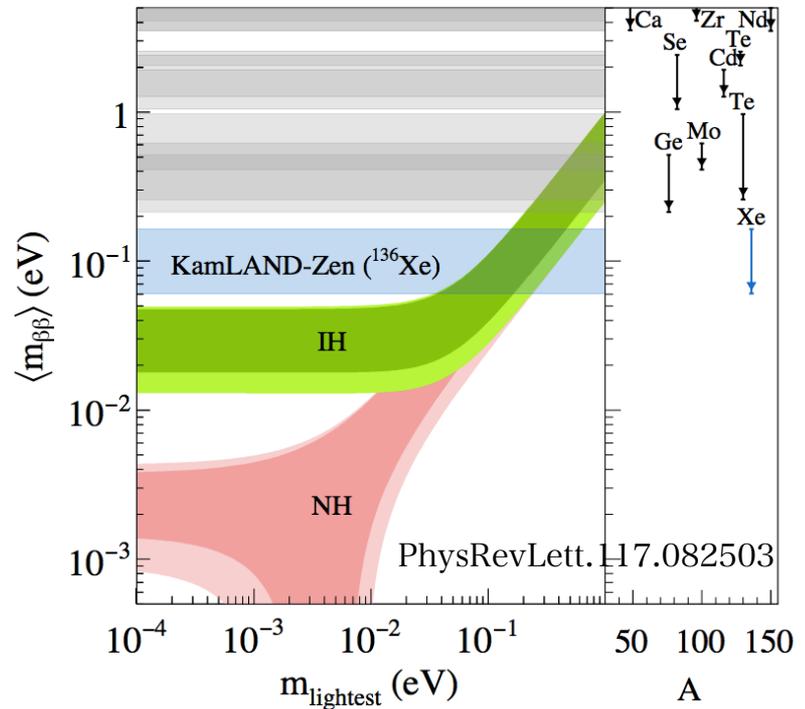
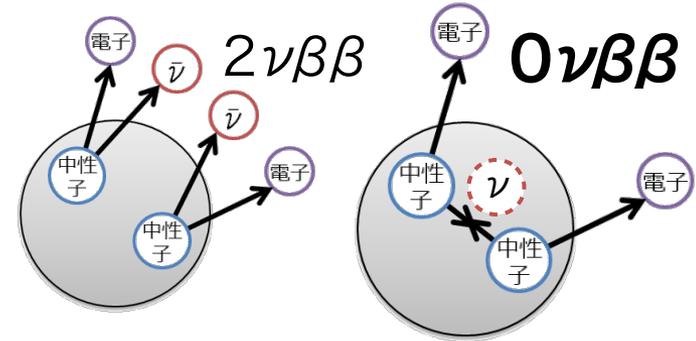
- ニュートリノレス二重 β 崩壊
- AXEL検出器
- 飛跡シミュレーションを用いた機械学習



ニュートリノレス二重 β 崩壊



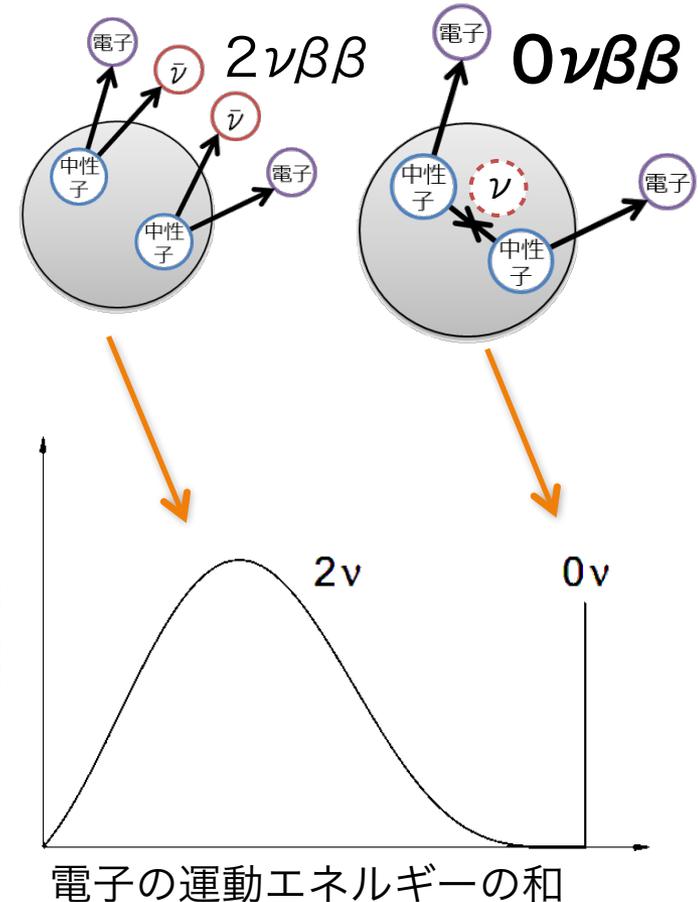
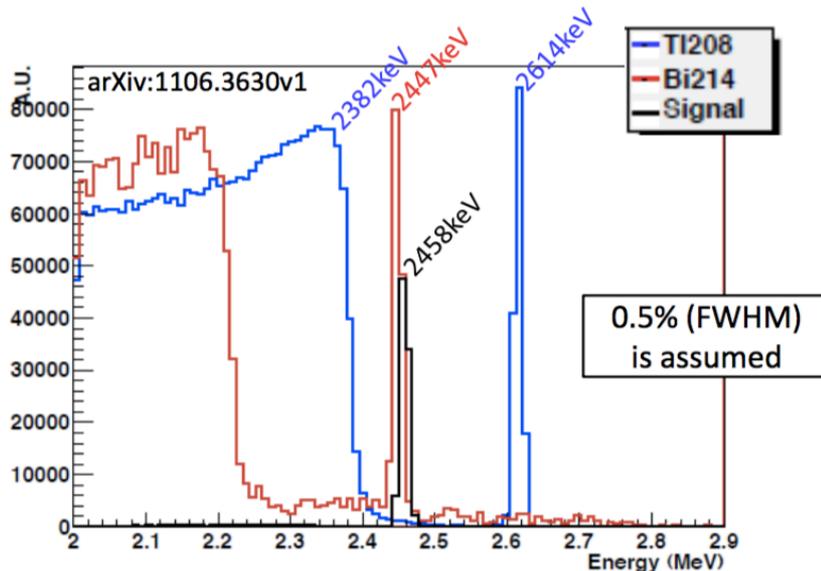
- $0\nu\beta\beta$ 崩壊
- ニュートリノが**マヨラナ粒子**
 $\nu \Leftrightarrow \bar{\nu}$
 であれば発生する。
- 非常に**稀な崩壊**
 - 半減期 $> 1.1 \times 10^{26}$ yr
- ニュートリノがマヨラナ粒子なら
 - 異常に軽いニュートリノ質量
 - 物質優勢宇宙
 などを説明できる可能性がある。



ニュートリノレス二重 β 崩壊

4

- $0\nu\beta\beta$ の特徴
 - 電子が2つ出現
 - 電子のエネルギー和が一定
- 特にXeの場合、BGとなる γ 線によりエネルギーのみでの識別は限界
 - 飛跡を用いてさらに選別を

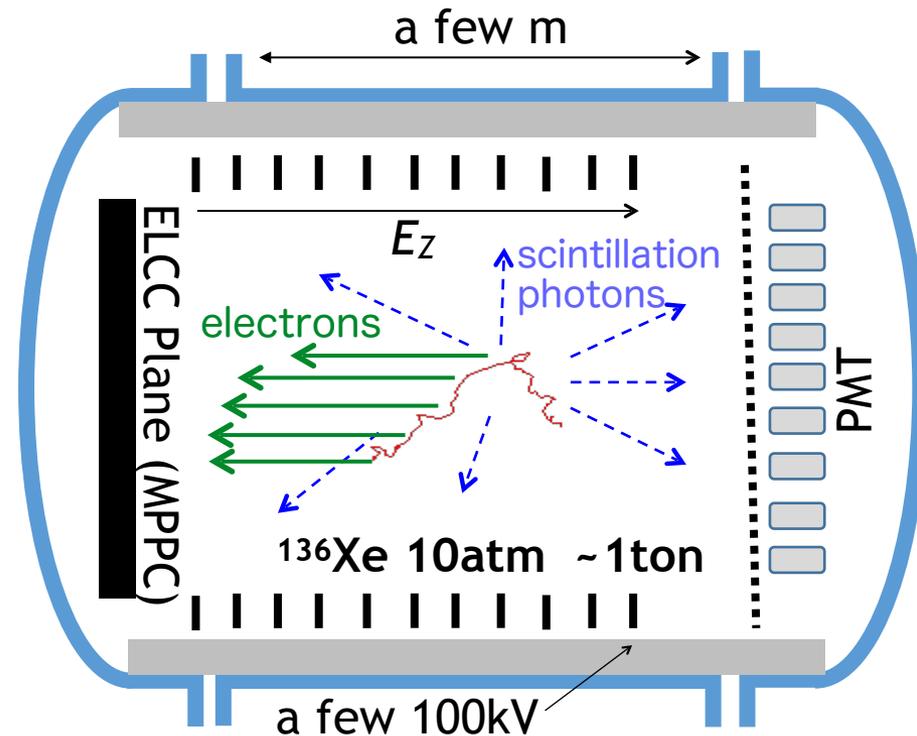


AXEL検出器

- ^{136}Xe の $0\nu\beta\beta$ 崩壊を観測するための
高エネルギー分解能 高圧Xeガス TPC 検出器

目標**0.5%(FWHM)**@2458keV **大質量** **飛跡検出(背景事象除去)**

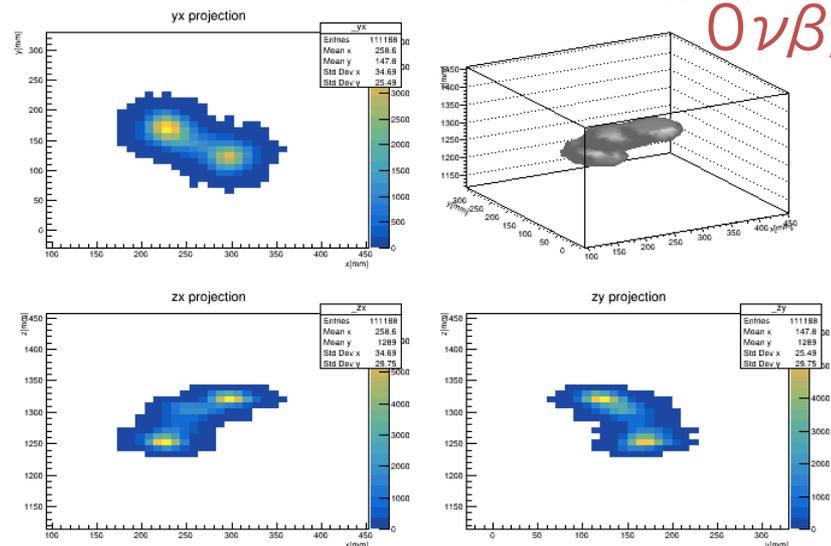
- 電離電子を、電場によって
検出面までドリフト
 - **3次元的な飛跡**：
電子が入射する位置・時間
 - **エネルギー**：電子の数
- 容器から発生するBGは
 $2 \times 10^5 \text{ev/yr}$
 - IH領域探索のためには
1ev/yr 未満に抑えたい



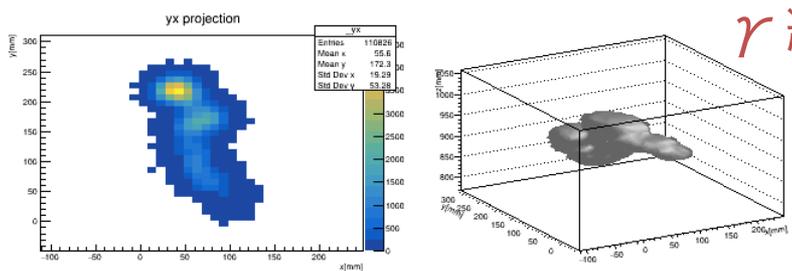
典型的な飛跡

- $0\nu\beta\beta$ イベントには2つのblob (電子が停止する際の大きなエネルギー損失)が存在
- γ 線は98%ほどがコンプトン散乱
- 光電効果の場合、blobは1つ

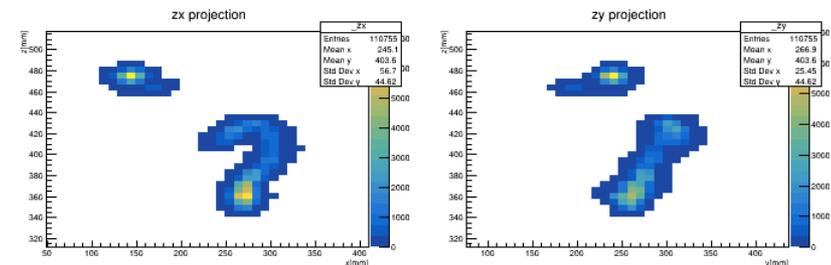
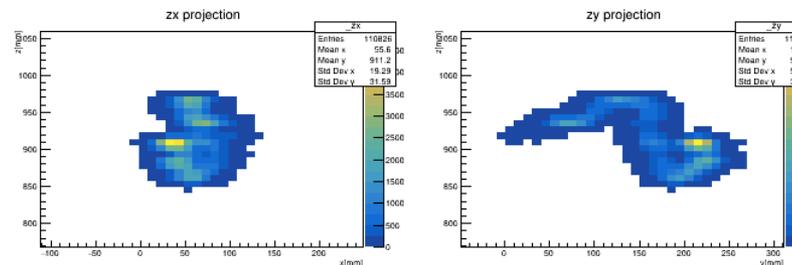
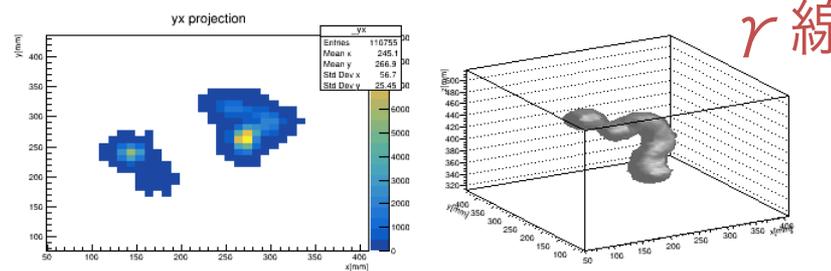
$0\nu\beta\beta$



γ 線

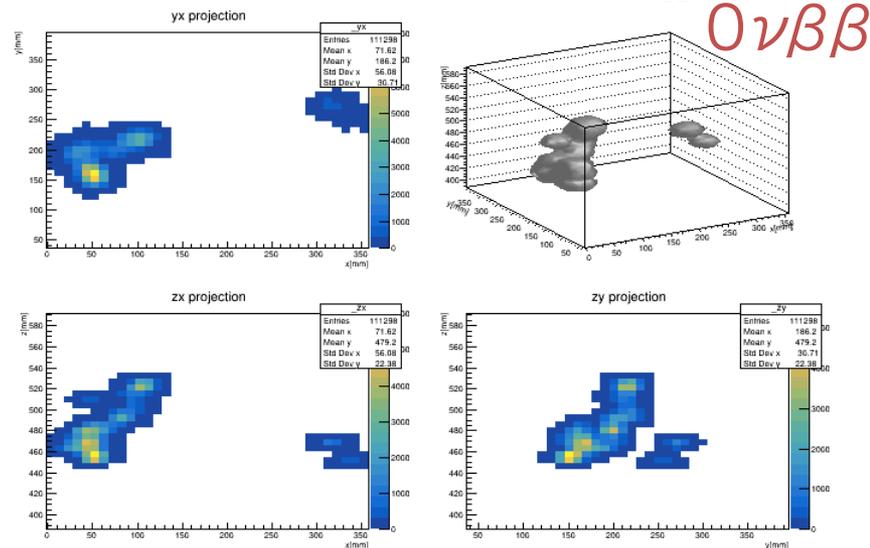


γ 線

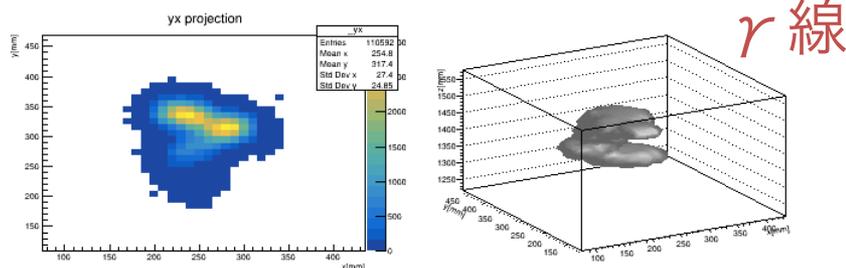


ややこしい飛跡

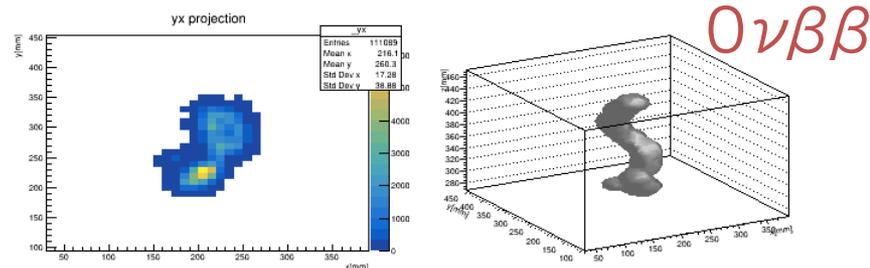
- $0\nu\beta\beta$ でも特性X線の放射や制動放射により波形が分離
- 1blobに見える $0\nu\beta\beta$ や、2blobに見える γ 線も



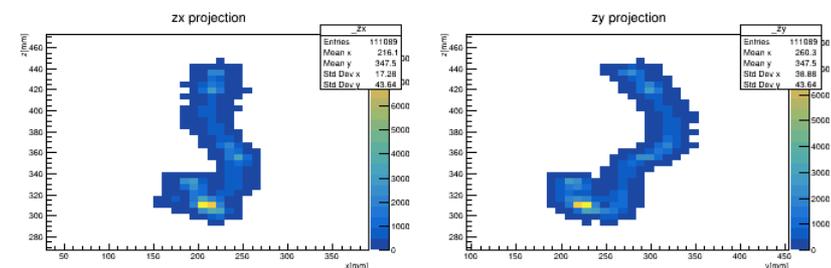
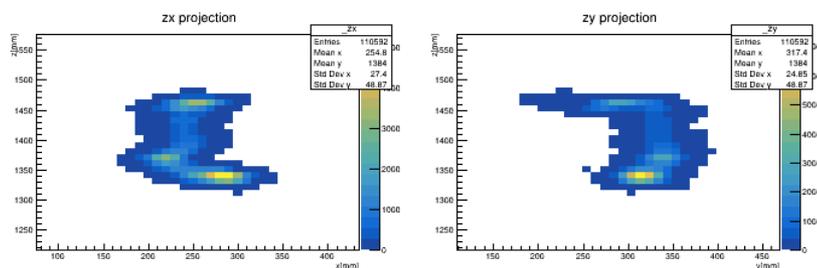
$0\nu\beta\beta$



γ 線

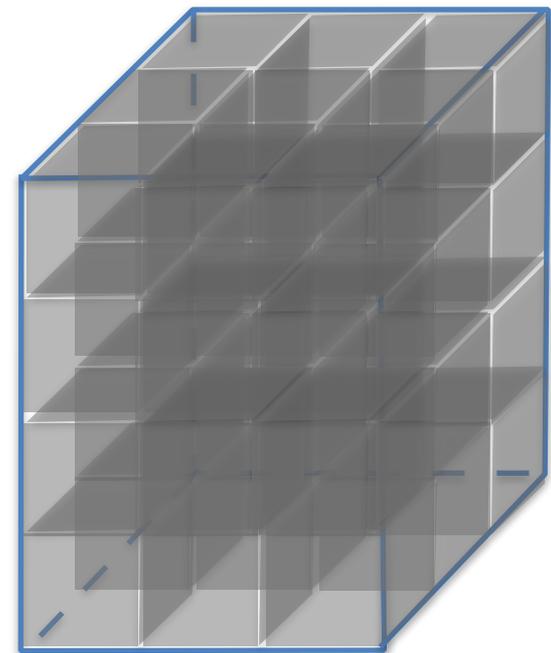
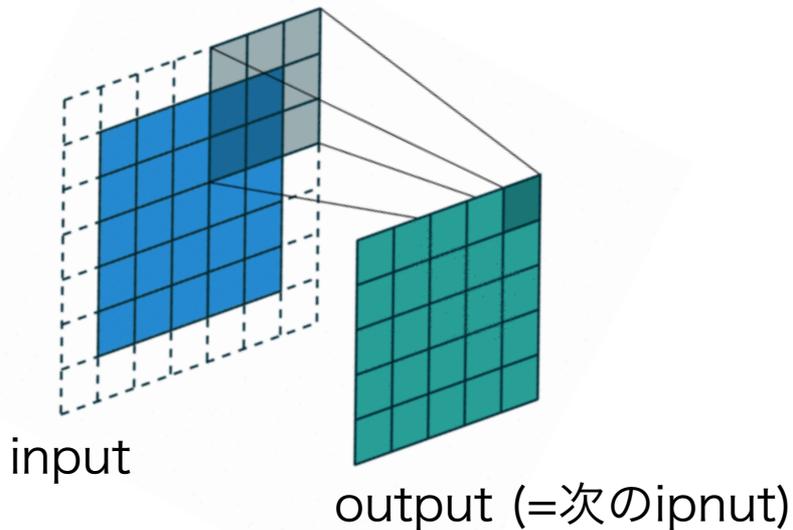


$0\nu\beta\beta$



3D-CNN

- Convolutional Neural Network
 - 1つのフィルタを移動させながら計算し、次の入力を作成
- 3D-CNNも次元が違うだけで、やることは同じ
- 飛跡の3次元行列を、3D-CNNに入力して解析



シミュレーション設定・pre-cut

9

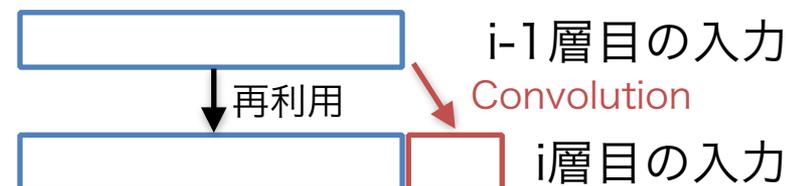
- $\phi 3.6\text{m} \times 3\text{m}$ 程度のガス領域から $0\nu\beta\beta$ を、
ガス領域の周囲にある40cm厚の検出容器から γ 線を発生
- 検出領域は $\phi 3\text{m} \times 2.5\text{m}$
 - Fiducial Cut、Energy Cutによって
 - $0\nu\beta\beta$ efficiency = $\sim 70\%$
 - γ -ray contamination probability = $\sim 0.5\%$
- 計算量、メモリの制限より $36 \times 36 \times 36$ の3次元行列
(約30cm立方)に収まるイベントのみを抽出
 - 分離した波形も特に区別せず選び出す
 - $0\nu\beta\beta$ efficiency = $\sim 50\%$
 - γ -ray contamination probability = $\sim 0.05\%$

モデル・学習環境



- DenseNet (<https://arxiv.org/abs/1608.06993>) と呼ばれる手法を参考にモデルを作成

- 1つ前の層の入力と出力を両方用いて学習する手法

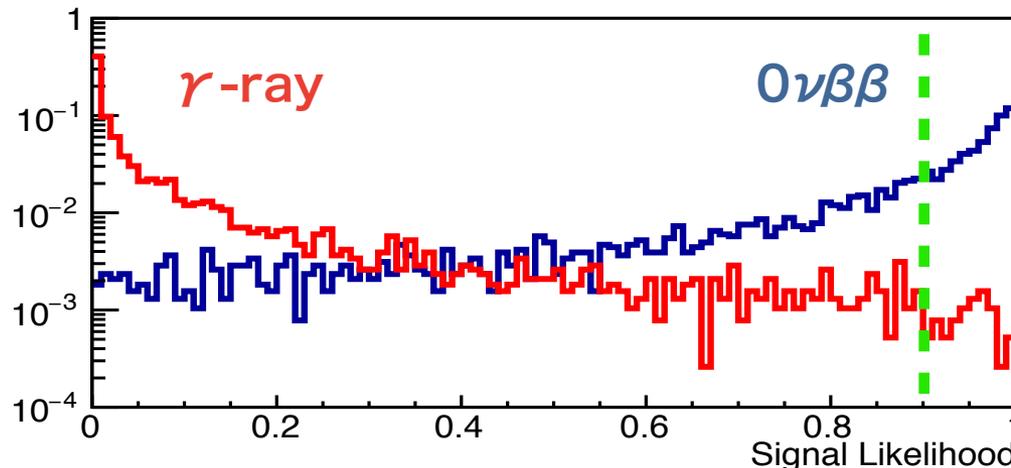


- Convolution層は10-20層程度
- Keras, PReLU, Adam, 150 epoch
- 学習に使用したイベント数は $0 \sim \beta\beta$, BG各6000程度
それぞれ960イベントで評価
- 2台のGPU(GeForce 1080Ti)を用いて半日程度で学習完了

識別結果

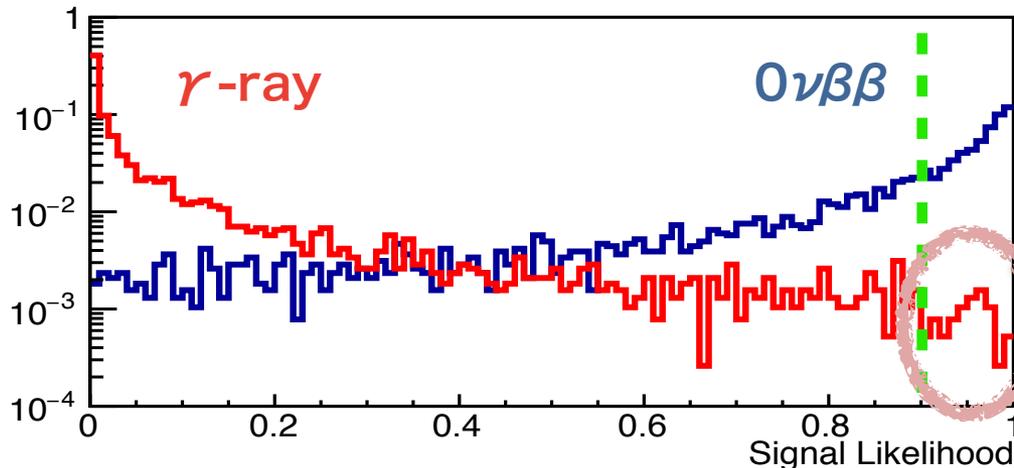
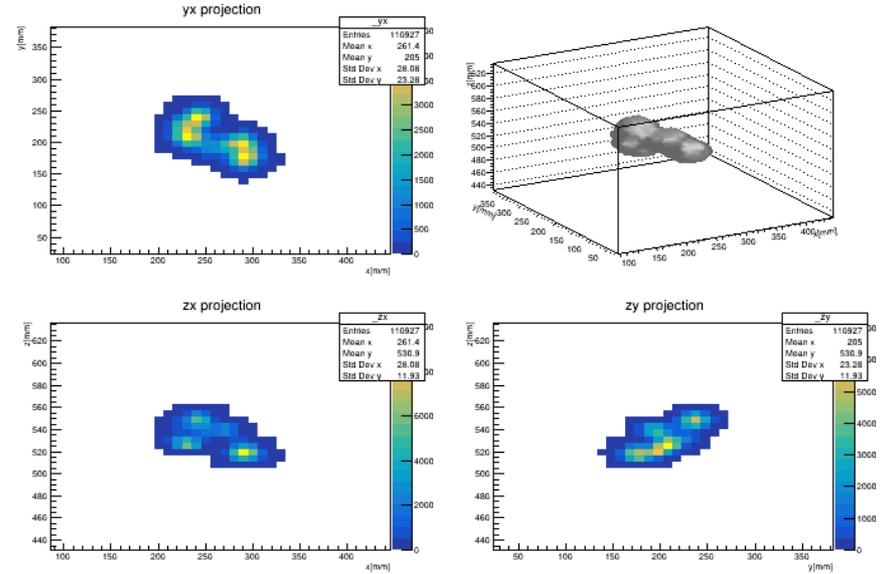


- 結果は0~1のスカラ値で出力される
- 0.9より大きなイベントのみ取り出すと
 - $0\nu\beta\beta$ efficiency : 50% → 27%
 - γ -ray contamination : 0.05% → 0.0004%
 - $0\nu\beta\beta$ が半減してしまうものの、 γ 線を1/100に抑えることに成功
 - 検出容器からのBGRレートは **0.8 ev/yr !!**



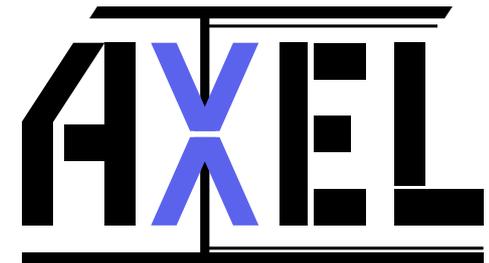
識別結果

- 誤判定したイベント例
 - コンプトン散乱した γ 線が近傍で光電吸収されたもの

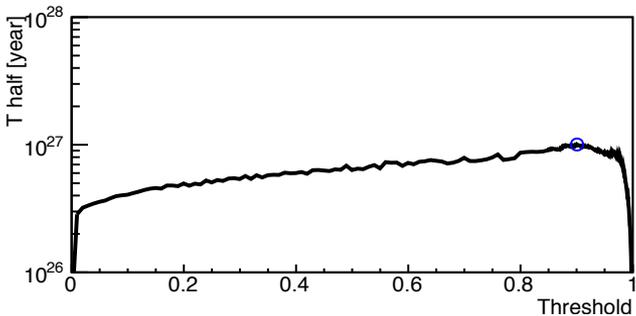
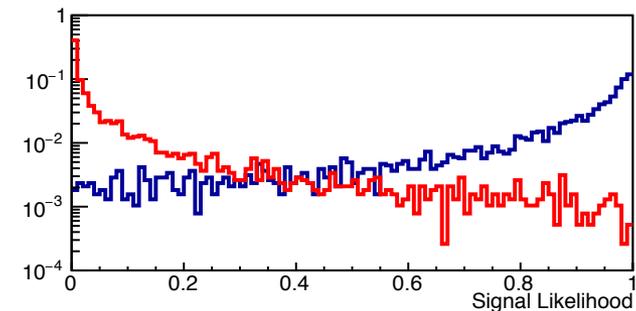


まとめ

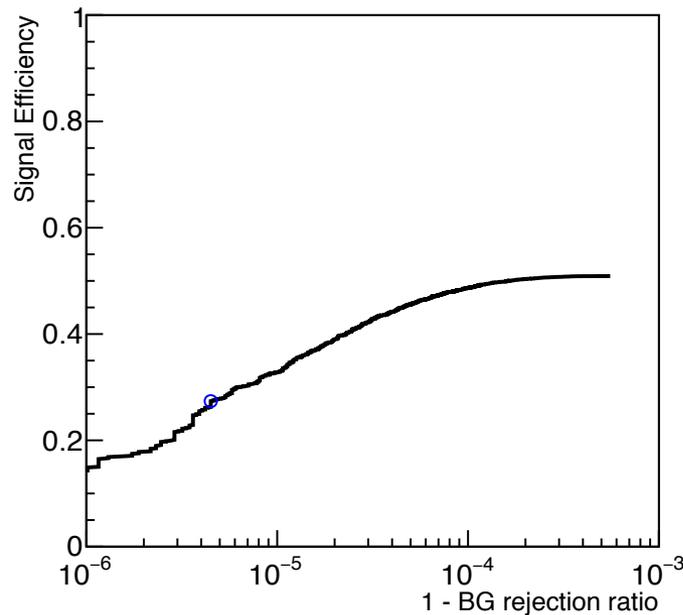
- AXEL検出器
 - 非常に稀な現象： $0\nu\beta\beta$ 崩壊 を探索するためのTPC
 - 高いエネルギー分解能
 - 飛跡の取得が可能
- シミュレーションで得られた飛跡を3D-CNNに入力して識別することで、 γ 線を1/100に抑えることに成功
- 年間1ev以下のBG rateを実現可能か
 - 現実的な時間(5~10年)でIH領域を探索可能







Total Efficiency



```

pred_11_01_03_031.root

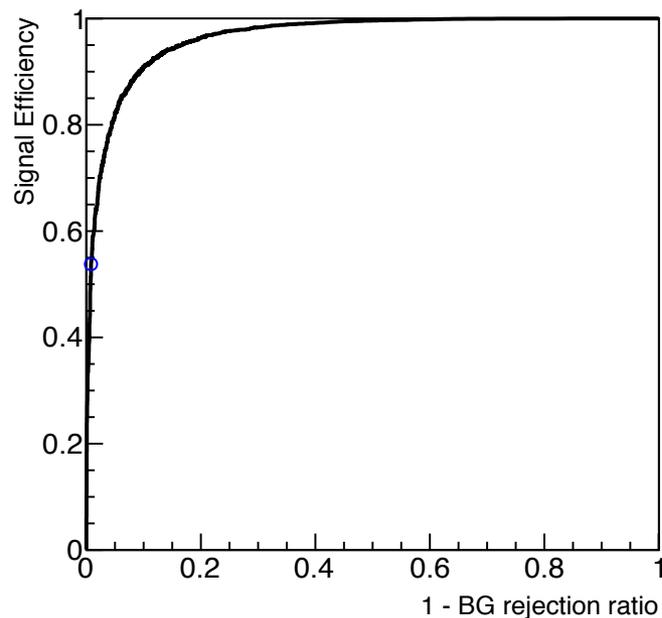
Layout : 10sq
Pressure : 10.0 [atom]
Fiducial :  $\phi 1488 \times (2490-10)$  [mm3]
           = 17242 [L]
Xe exposure : 1017  $\times$  6 [kg-year]
pre_cut :
  wid[0]<=24 && wid[1]<=24 && wid[2]/sover<36
  && ary_min[2]>21.0 && ary_min[2]+wid[2]<5229.7
  && r_max<1488.0

           sig_eff , bg_eff , bg_count
pre_cut  50.90 [%], 0.0556 [%], 99.2[cnt/year]
Total    27.37 [%], 0.0004 [%], 0.80[cnt/year]
-----
DL_eff   53.78 [%], 0.8073 [%] (Total / pre_cut)

Threshold : 0.9008
Confidence Interval : 90 [%]
T_half : 1.00e+27 [year]
m $\beta\beta$  : 19.77 - 53.56 [meV]

```

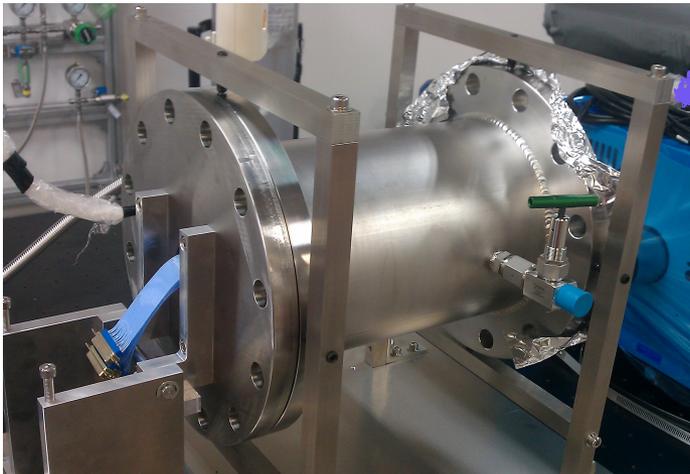
DL Efficiency





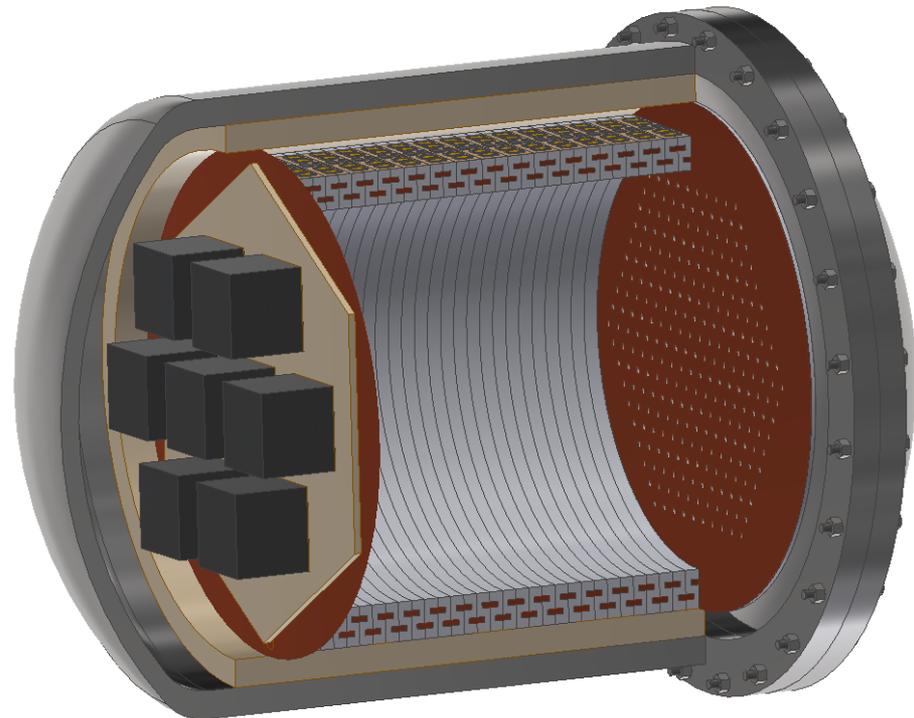
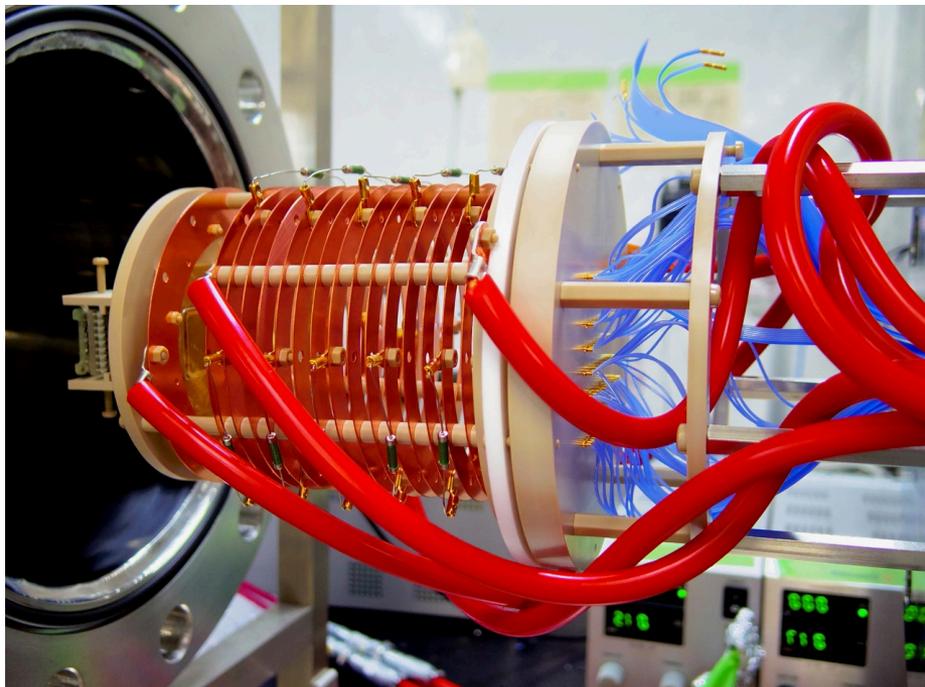
180L検出器

- 現在開発中の次期検出器
 - 検出領域：約 $\phi 500 \times 500$ mm
 - 印加電圧：約65kV
 - MPPC：約1000ch
 - Xe重量：約5kg (10atm)



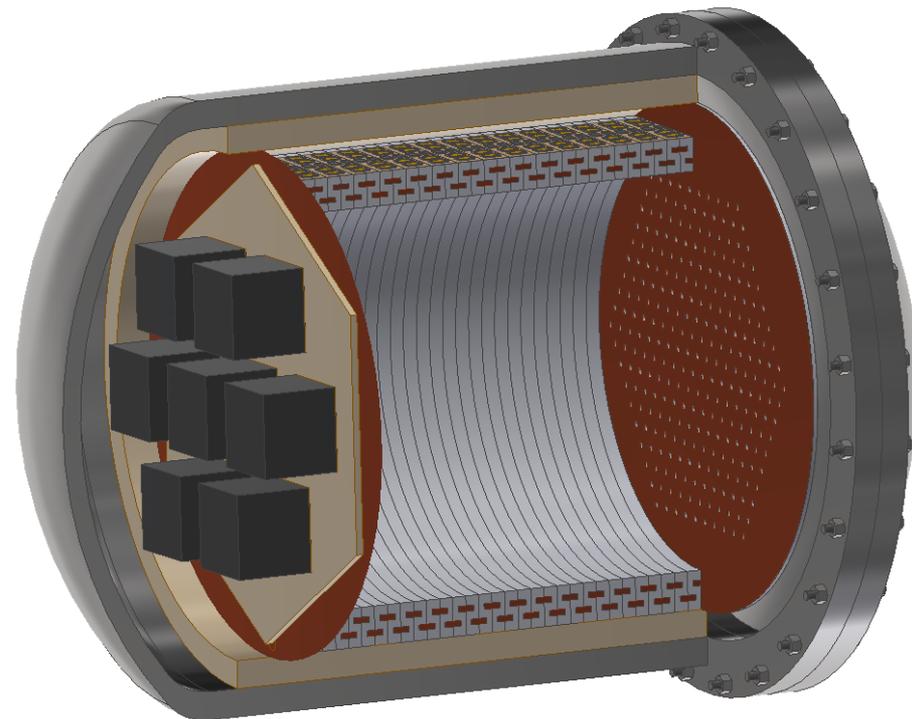
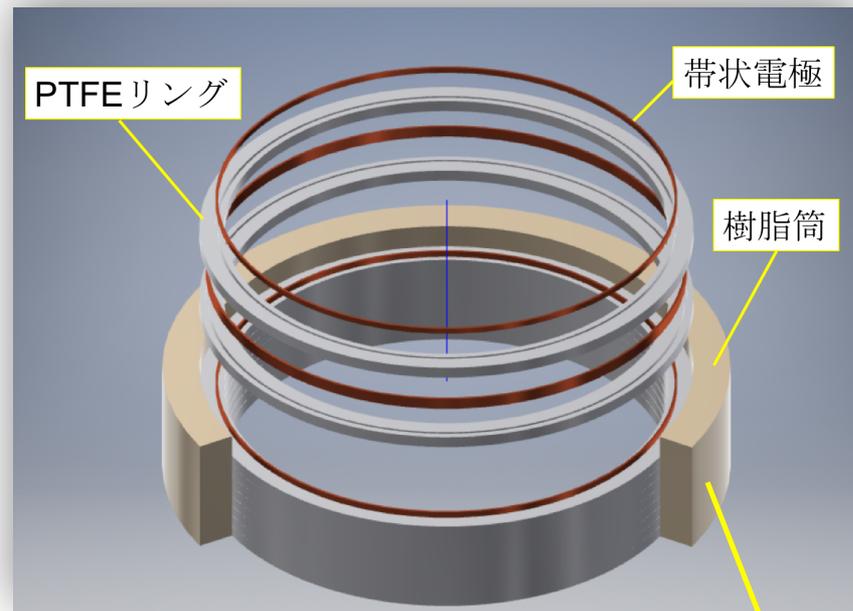
次期検出器に向けて

- フィールドケージの改良
- 高電圧の印加
- 多チャンネルの読み出し



フィールドドケージ

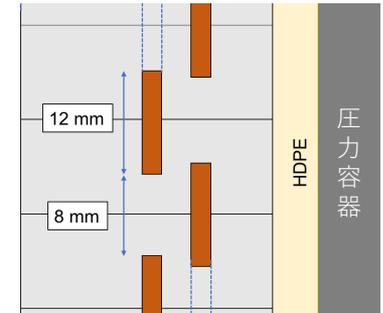
- 多段のPTFEリング内に、電極を埋め込む構造
 - 電極の露出が少ないために放電が起こりにくい
 - PTFEによるシンチレーション光の反射



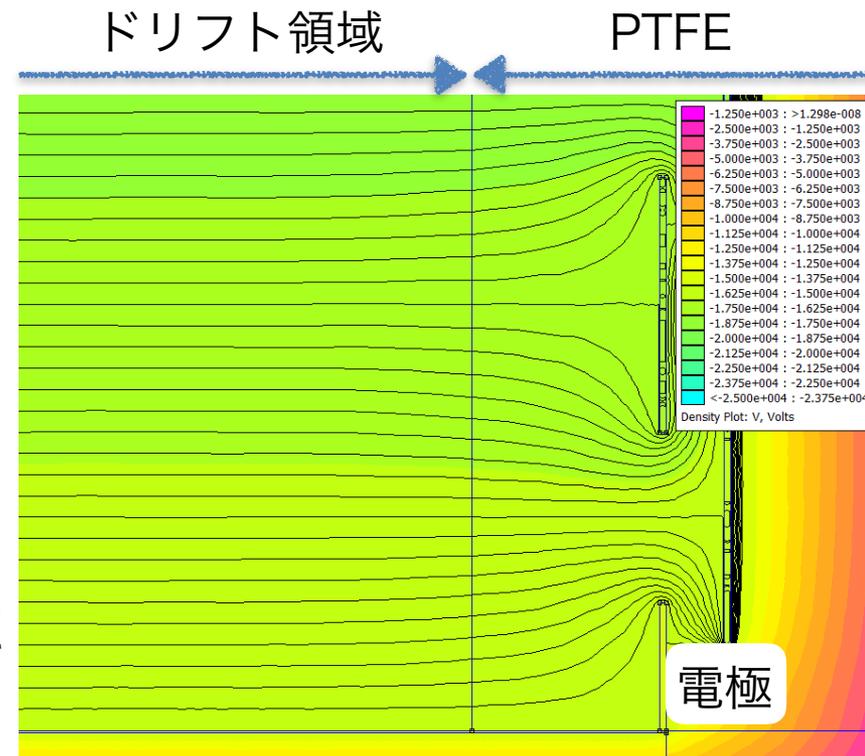
フィールドケージ

21

- 電極を2層にすることでより安定な電場に
 - 電場に対する要求：1kV/cm ± 5%
 - 内径φ55cmの容器のうちφ48cmで要求を達成可能

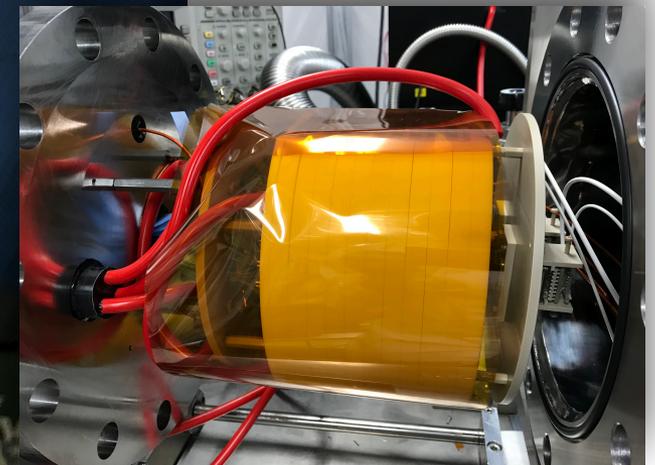
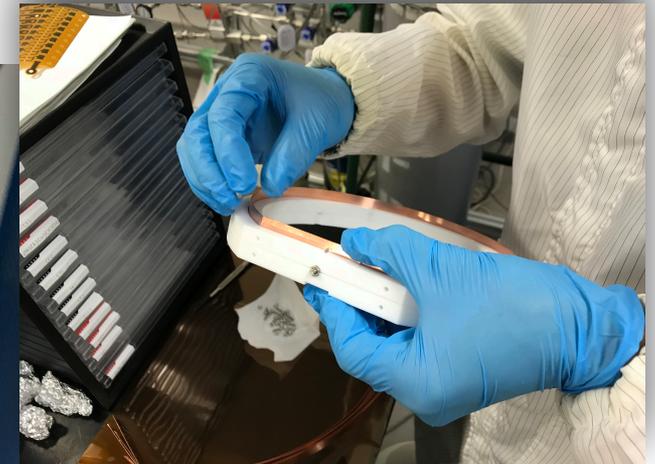
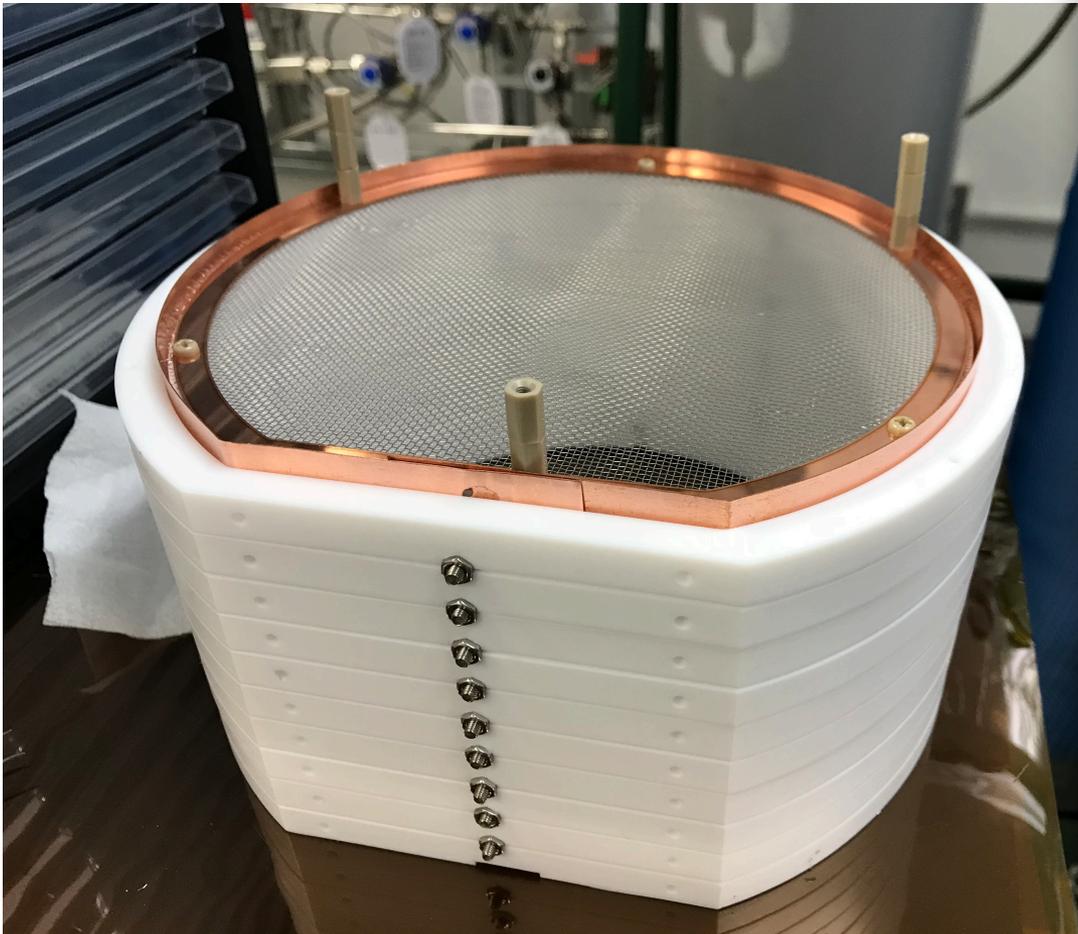


- 懸念事項
 - PTFEの帯電
 - 十分に太いPTFEを用いて電場の水平成分をなくす
 - フィールドケージの重量
 - 容器の内壁と接するように設置



フィールドドケージの試作

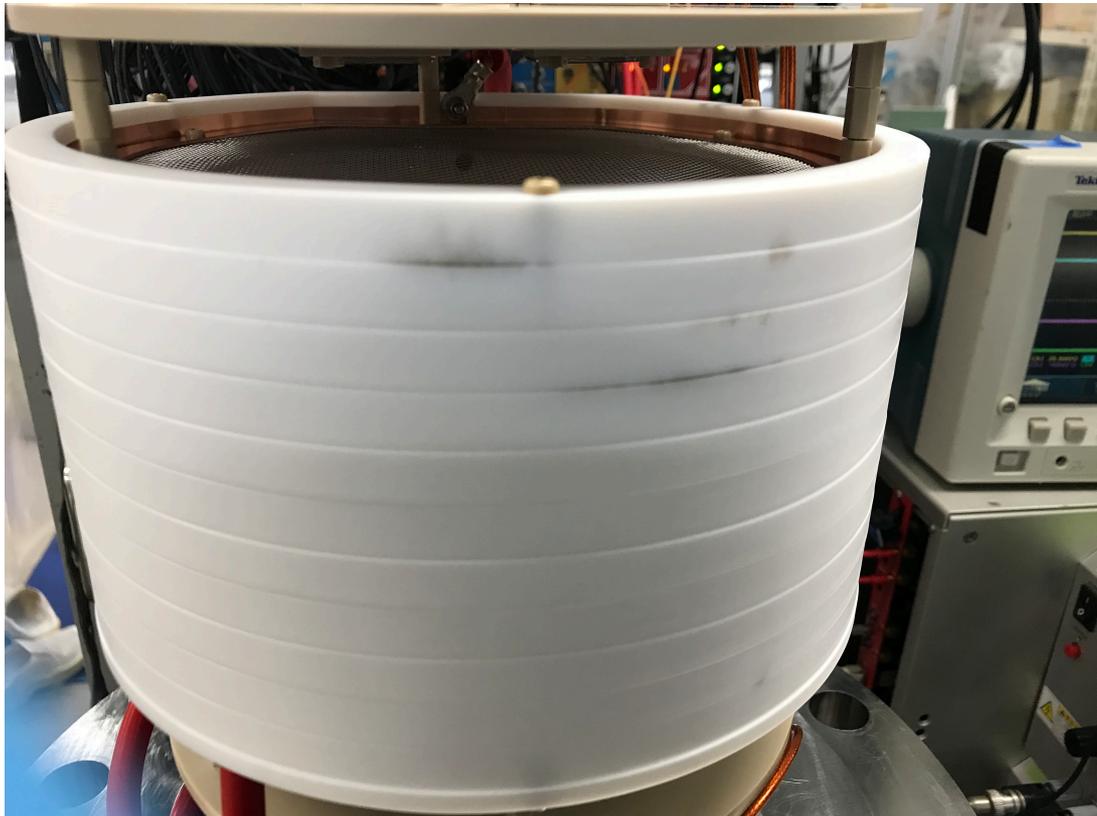
- 小型試作機に導入して試験運用



フィールドケージのテスト

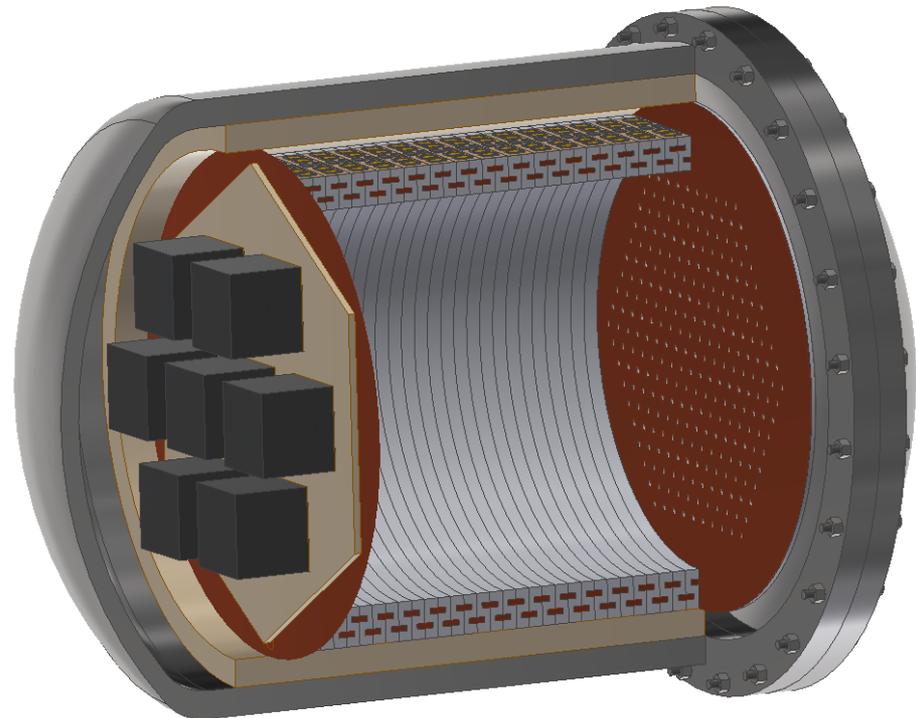
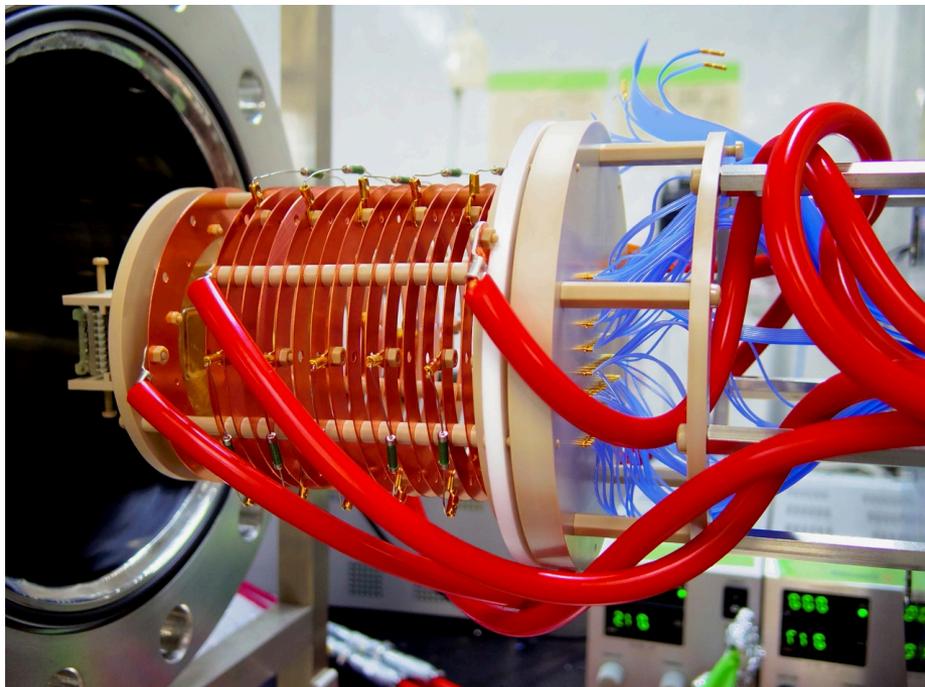
- 放電が発生…

- フィールドケージを外壁に近づけすぎた??
- 周囲の放電対策が不十分だった??



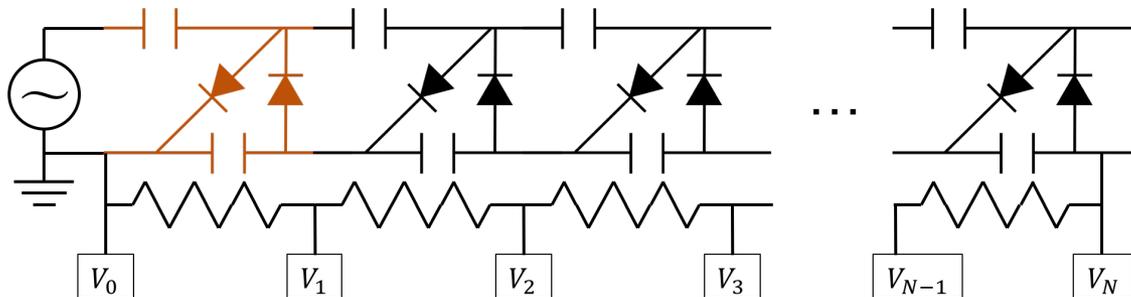
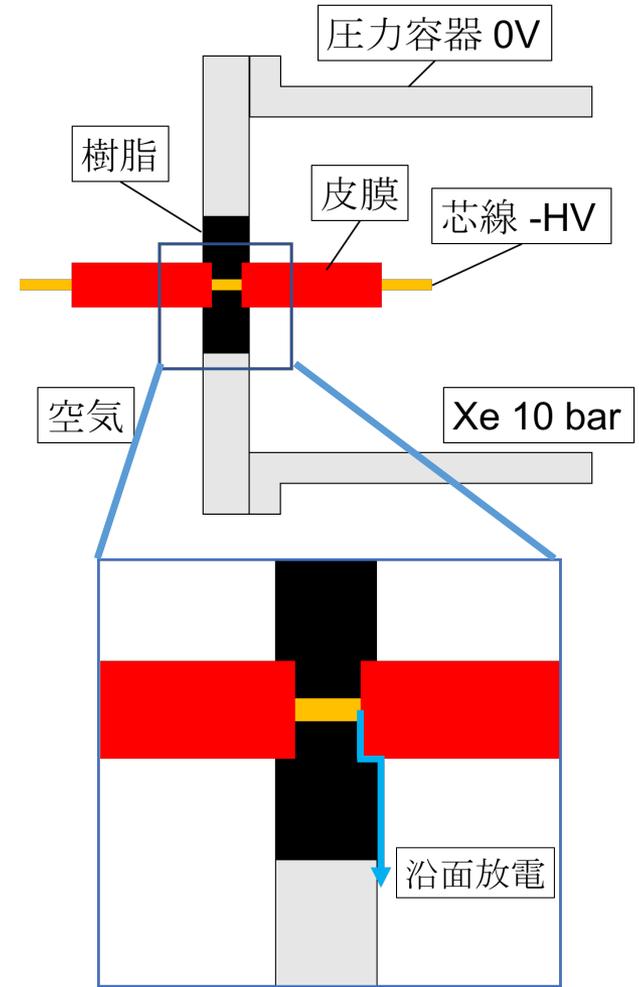
次期検出器に向けて

- フィールドケージの改良
- 高電圧の印加
- 多チャンネルの読み出し



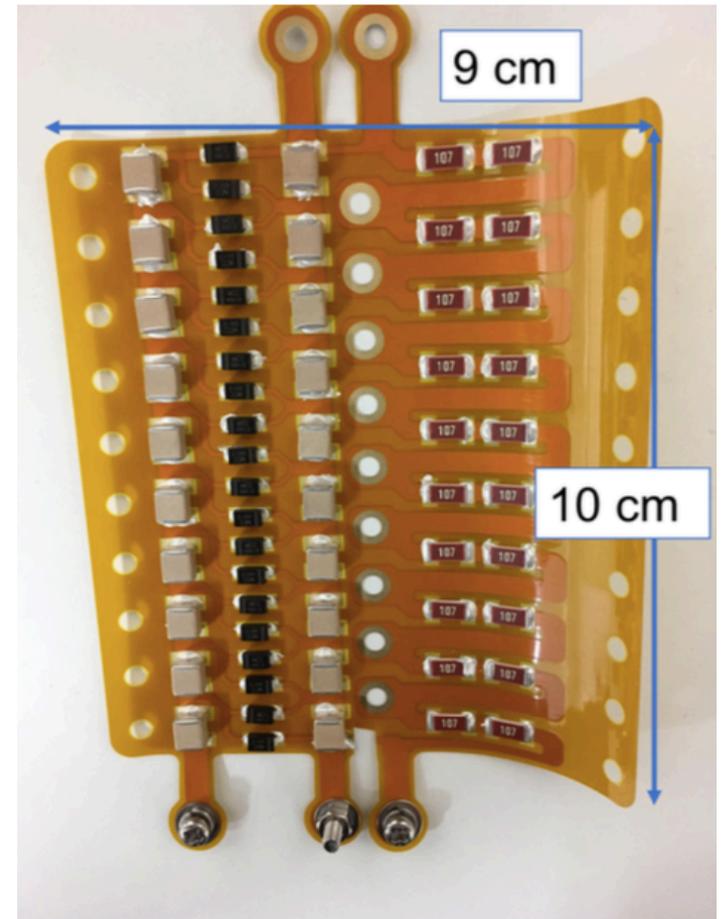
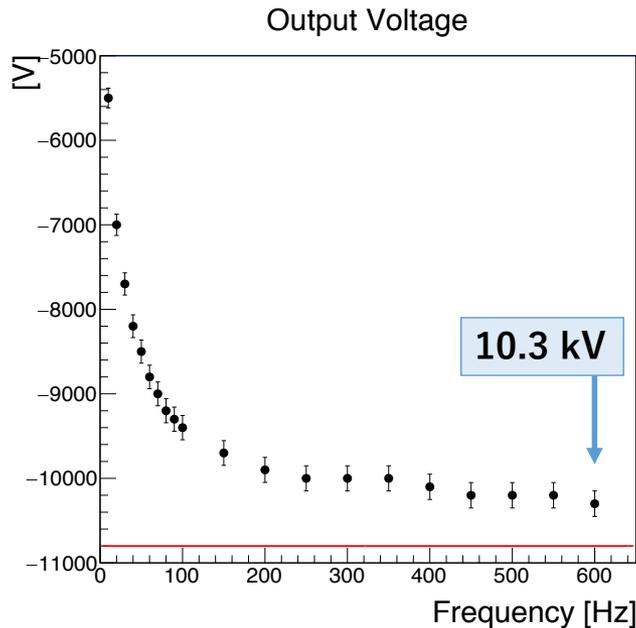
高電圧の印加

- 現状
 - 10気圧の耐圧を確保するためにはフィードスルー機構が必須
 - 65kVの耐電圧を得ることは難しい
- 1kV以下のAC電圧を印加し、コッククロフト・ウォルトン回路(CW回路)を用いて**内部で昇圧**



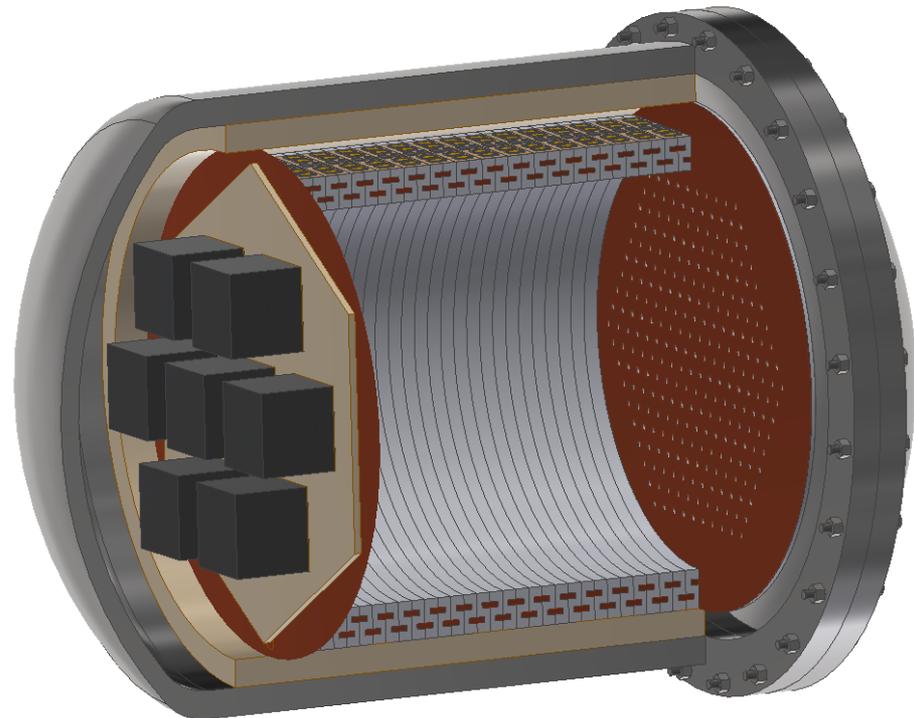
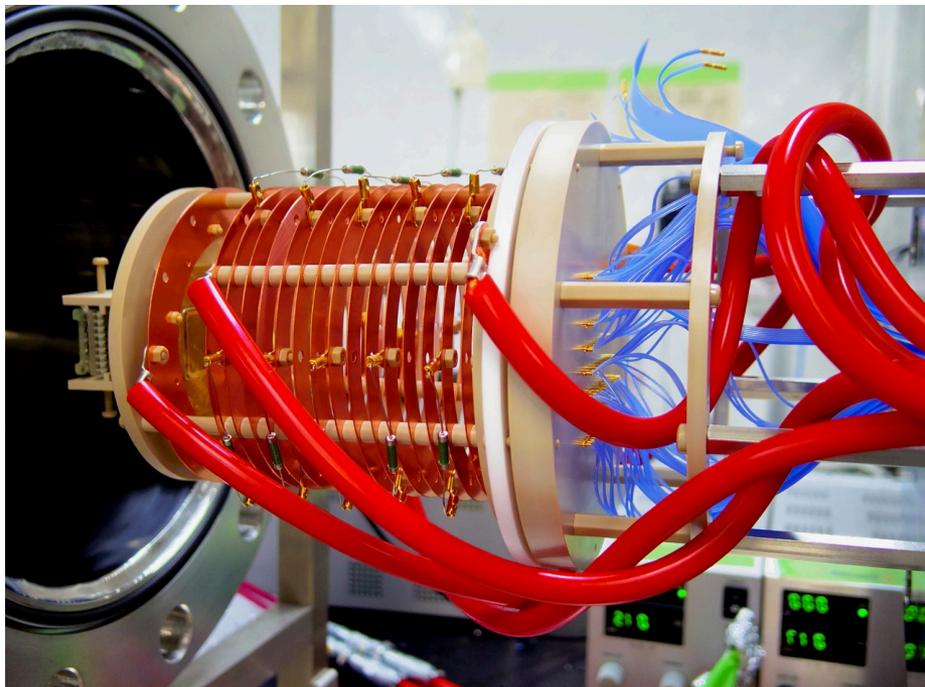
CW回路

- 10kV出力のCW回路 (小型検出器用)
 - アウトガスの少ない素材で作成
 - 12時間の安定出力に成功
- 懸念事項
 - AC電流によるノイズ



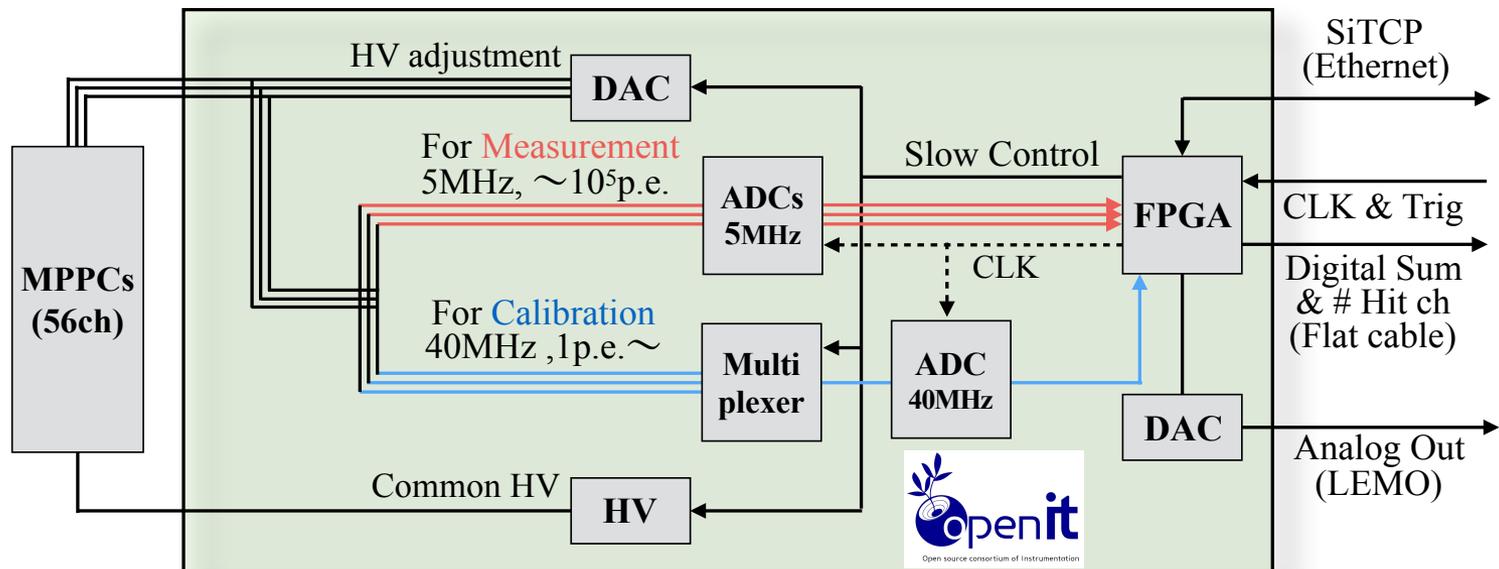
次期検出器に向けて

- フィールドケージの改良
- 高電圧の印加
- 多チャンネルの読み出し



読み出し回路

- 多数のMPPCを安価で手軽に扱うための読み出し回路
 - MPPCへの電源供給 (個別の微調整が可能(0.2mV単位))
 - 2種類のADC(信号用・1p.e.用)による読み出し
 - 数100usの信号を取得可能
 - TCP/IPを用いたデータ通信



飛跡解析によるBG除去

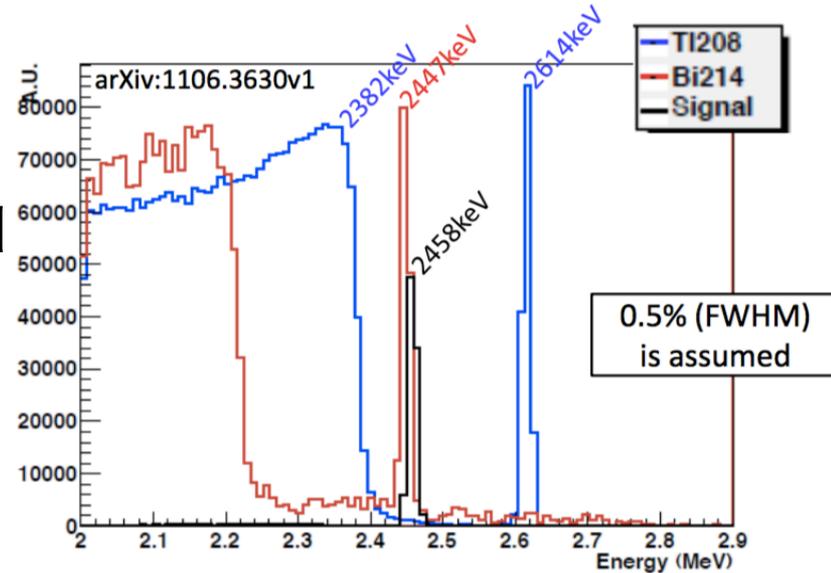


- シミュレーション
- 将来の物理測定用1ton検出器

背景事象



- 最も深刻なBGは ^{214}Bi の γ 線
 - ウラン系列の核種
 - エネルギー分解能0.5%FWHMを達成しても取り除くことができない
 - ^{214}Bi : 2447keV
 - $0\nu\beta\beta$: 2458keV

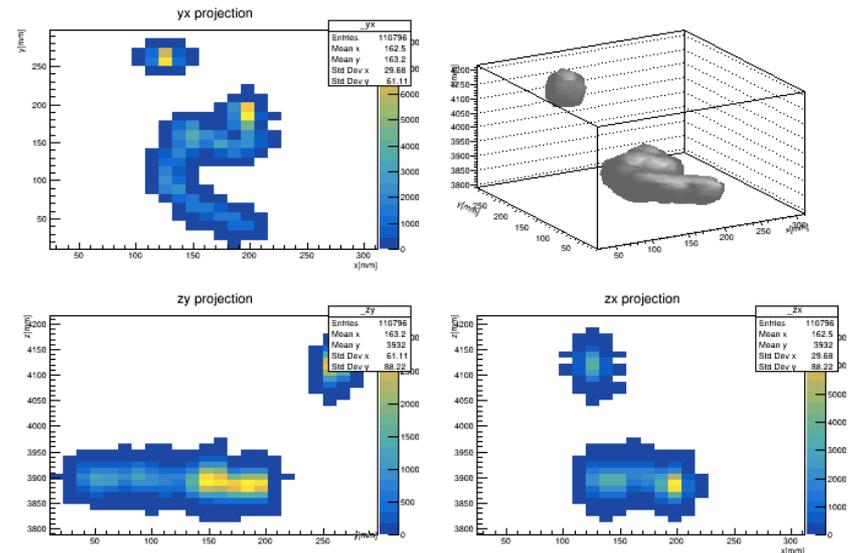


- 予想される γ 線の数 : **10^4 count/year**
 - 1ton級検出器($\phi 3\times 3$ m程度)
 - 非常にピュアな無酸素銅容器(10ton)からの γ 線のみ考慮
 - 検出器内に全エネルギーを落とす γ 線の数

背景事象

- 予想される γ 線の数： 10^4 count/year
- 物理測定のためには $O(1)$ count/yearまで削減が必要
- 2.5MeV γ 線が全吸収される割合は約2%
 - 残りはほぼコンプトン散乱
 - 容易に除去可能
- さらに1/100にできるか

^{214}Bi (コンプトン散乱)



弁別方法

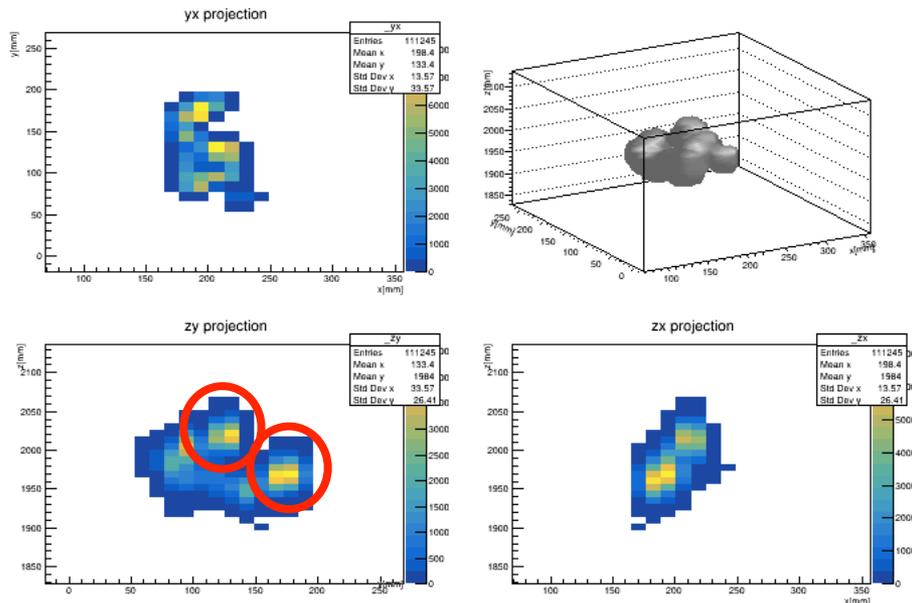
- blobに注目

- 電子が停止する際の大きなエネルギー損失

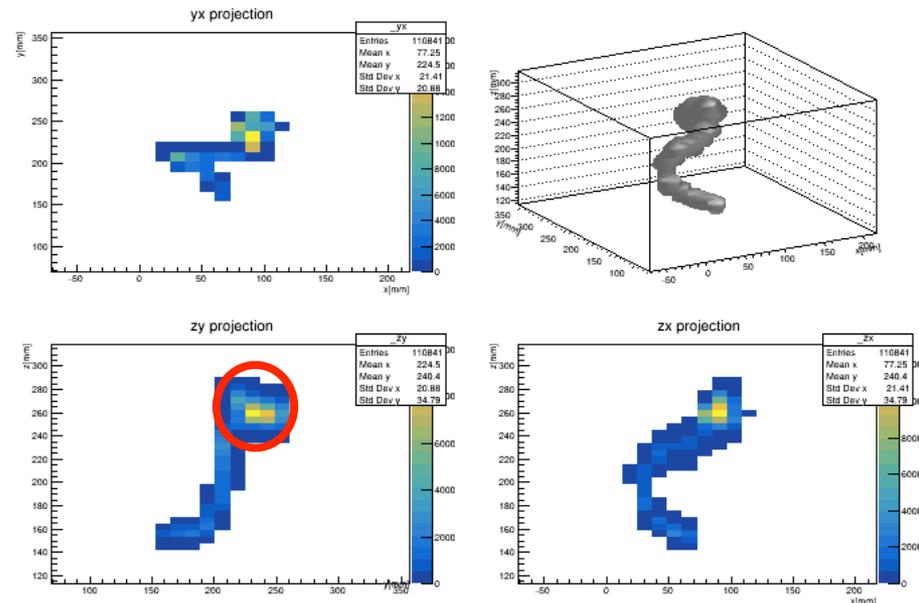
- γ 線の光電吸収では電子が1つ

- $0\nu\beta\beta$ では電子は2つ

$0\nu\beta\beta$



^{214}Bi

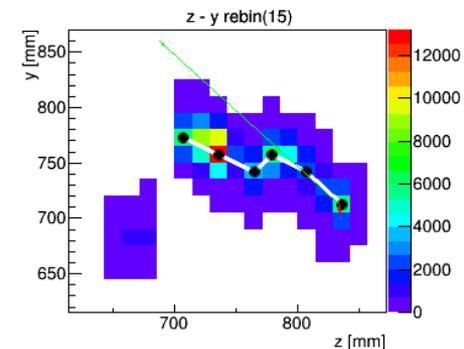
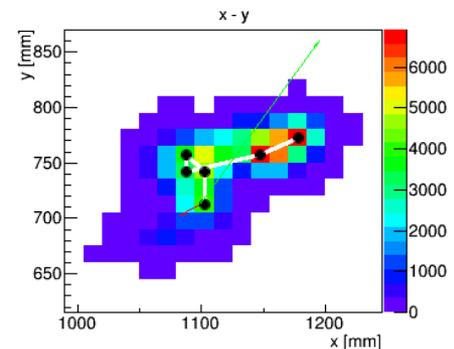
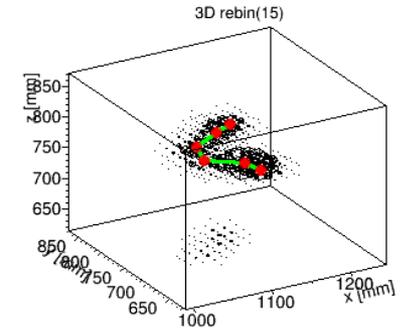
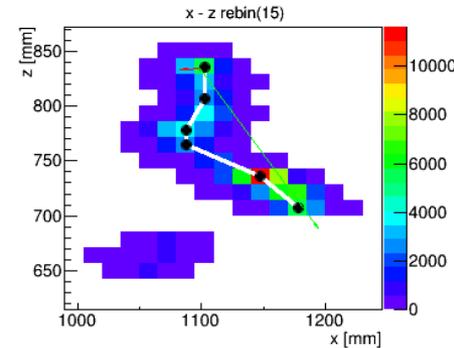


トラッキングを用いた弁別

- エネルギー損失が最も多い点(代表点)を選ぶ
- 代表点の周囲をvetoして、再度検索
- エネルギー損失の最大値が閾値を下回るまで繰り返す

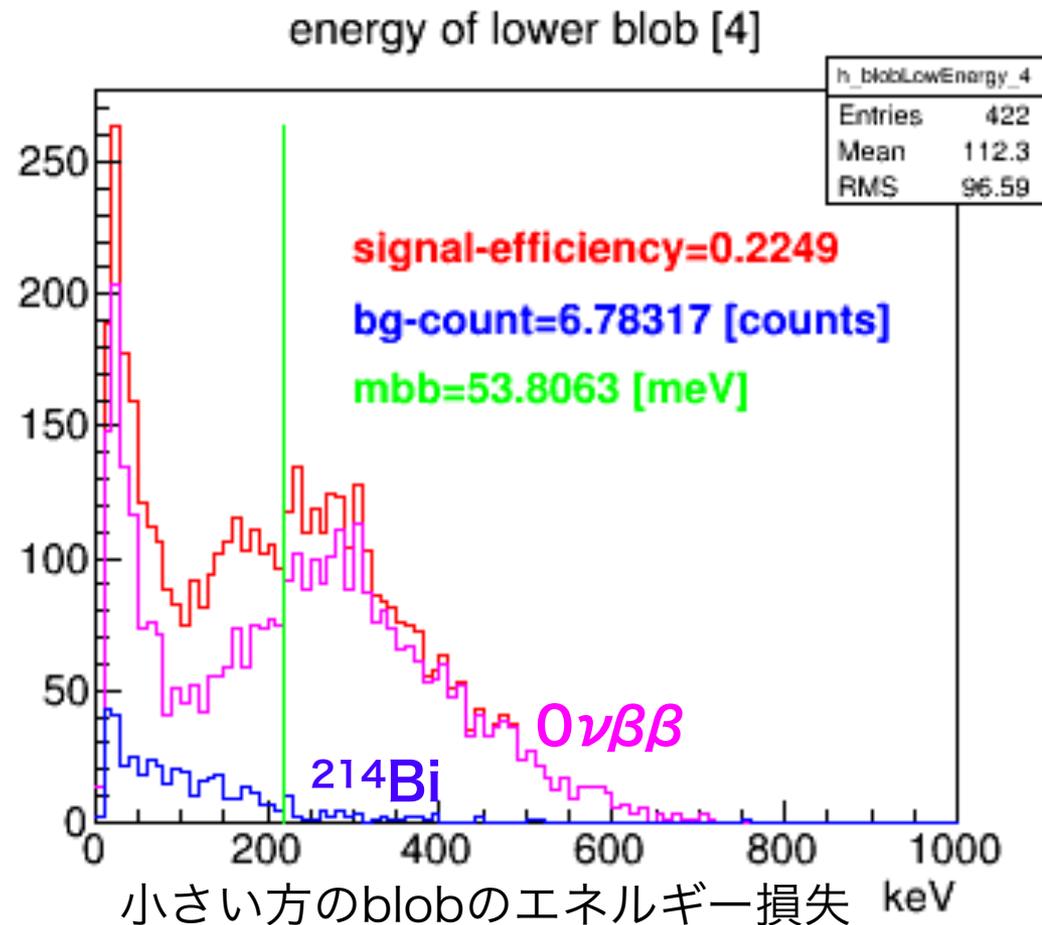
- 代表点同士を連結した線と周囲のエネルギー損失との二乗誤差が小さくなるようトラッキング

- トラックの両端の内、少ない方のエネルギーを指標とする



トラッキングを用いた弁別

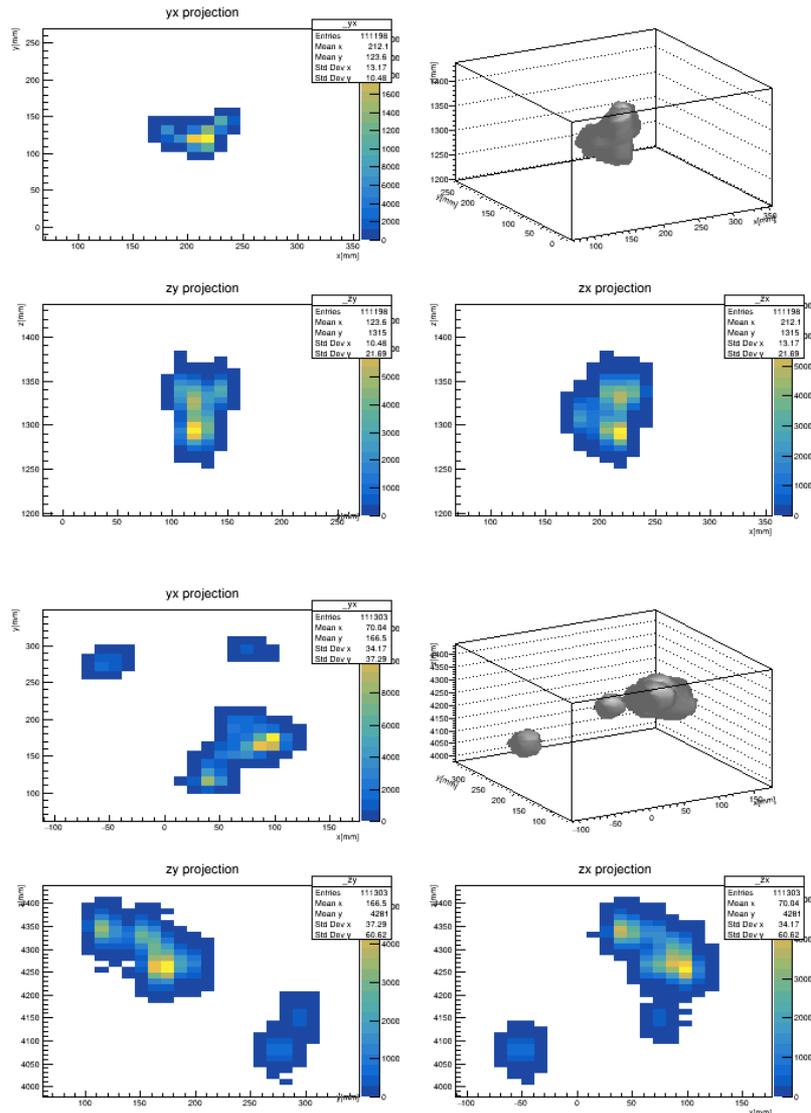
- signal efficiency : 22%
- BG混入率 : 5×10^{-4}
- efficiencyが低い理由
 - fid-cutで7割ほどに
 - **トラッキング成功率が8割程度**
 - $0\nu\beta\beta$ 信号であっても、**制動放射が発生すると飛跡が分裂する**



トラッキングを用いた弁別

- signal efficiency : 22%
- BG混入率 : 5×10^{-4}

- efficiencyが低い理由
 - fid-cutで7割ほどに
 - **トラッキング成功率が8割程度**
 - $0\nu\beta\beta$ 信号であっても、**制動放射が発生すると飛跡が分裂する**



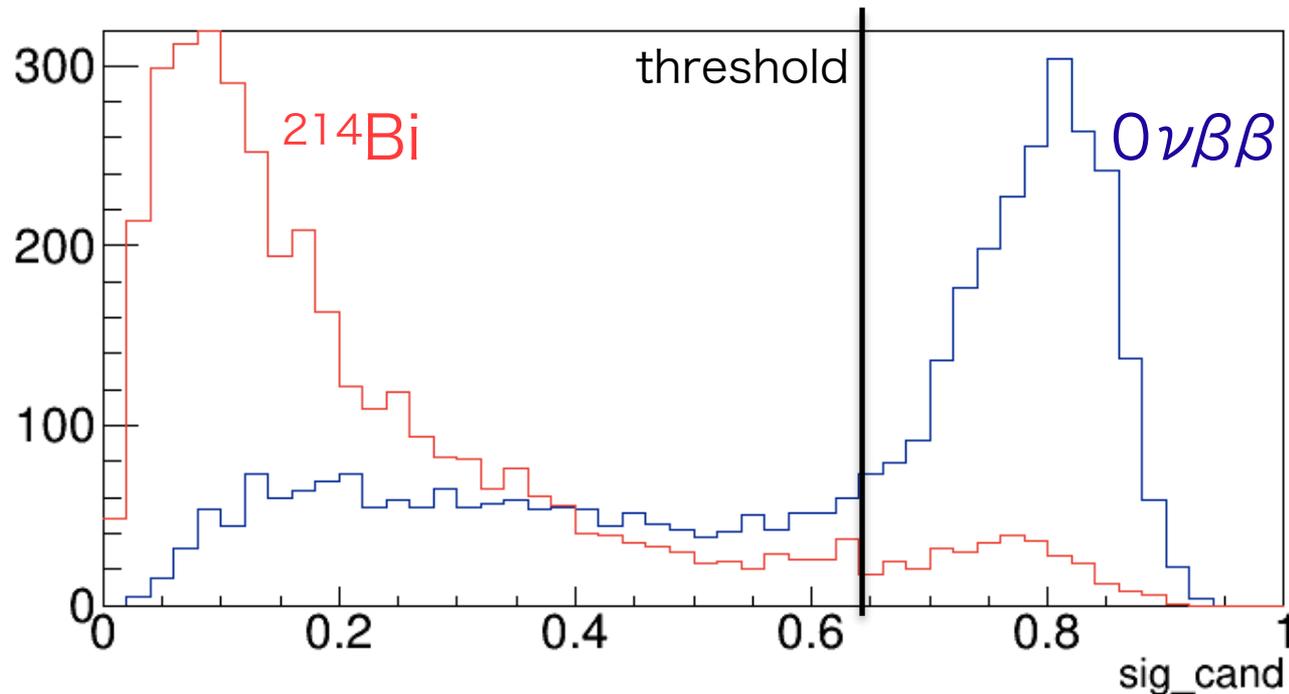
機械学習を用いた弁別

- 人が目で見て判断できることはDeep Learningでも判断可能
 - 大量のデータさえあれば人を超えることも容易
- TPCのデータは**機械学習に適している**
 - データが「そこそこ」複雑
 - 画像認識技術を直接的に適用可能
- Keras(<https://keras.io/ja/>)というフレームワークを用いてDeep Learningを試している
 - pythonの機械学習用ライブラリ
 - 他のフレームワークに比べて簡単らしい??

機械学習を用いた弁別

37

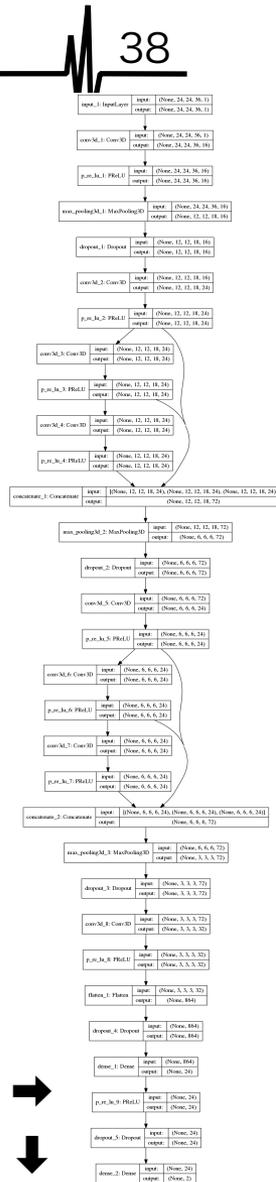
- signal efficiency : 37%
- BG混入率 : 6×10^{-4}
 - トラッキング法と比べて検出効率を約1.7倍に
- データ数を増やせばさらに改善する見込み



機械学習を用いた弁別

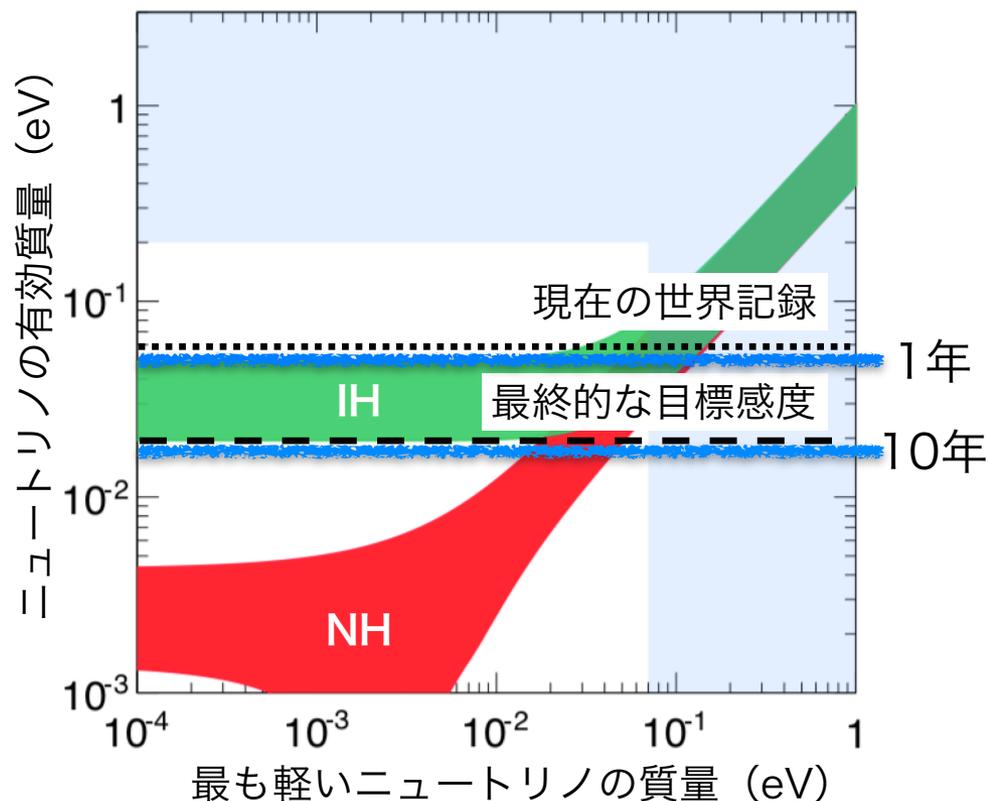
- 入力：24×24×36の3次元配列(28×28×46cm程度)
- 出力：0～1の実数(signal candidate)
0に近ければbgらしい、1に近ければsigらしい
- ある程度の範囲に収まるイベントを**すべて学習**
 - 飛跡が潰れているイベントや
制動放射を起こしたイベントもある程度救える
- 約13,000個のデータを用いて学習
 - 12コアのCPUで2-3日で学習完了

最も成績のよいモデル →
その出力 ↓



期待される感度

- 1ton級検出器で1年間の測定を行うと「現在の世界記録」をわずかに更新可能
- 目標感度への到達には10年かかる
- 容器から発生する γ 線の絶対数を削減するのが現実的か
 - 容器の質量を軽くしたい
 - 高圧水シールド?



まとめ



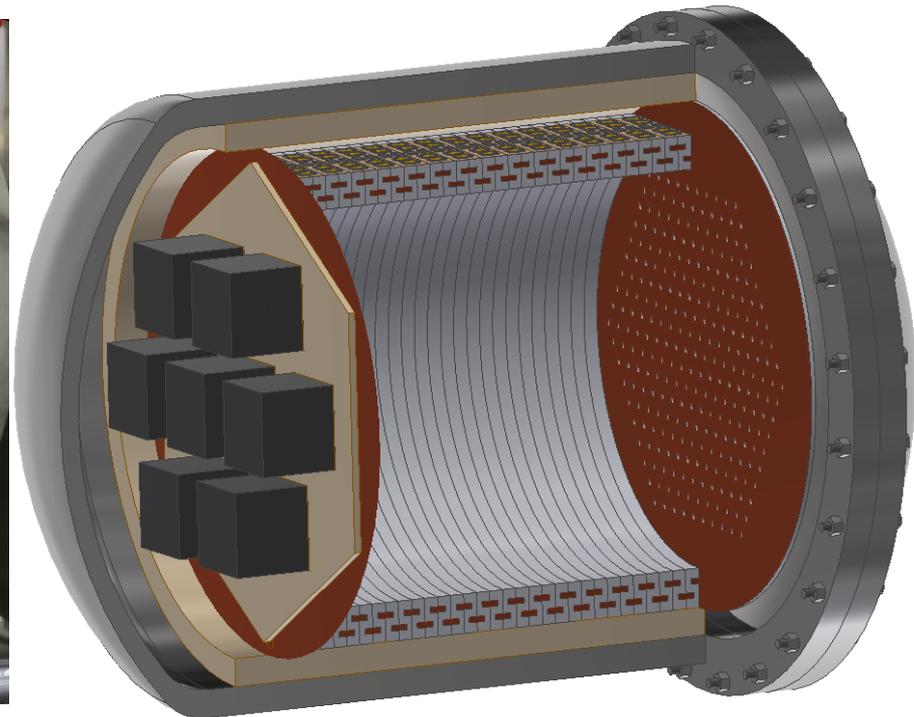
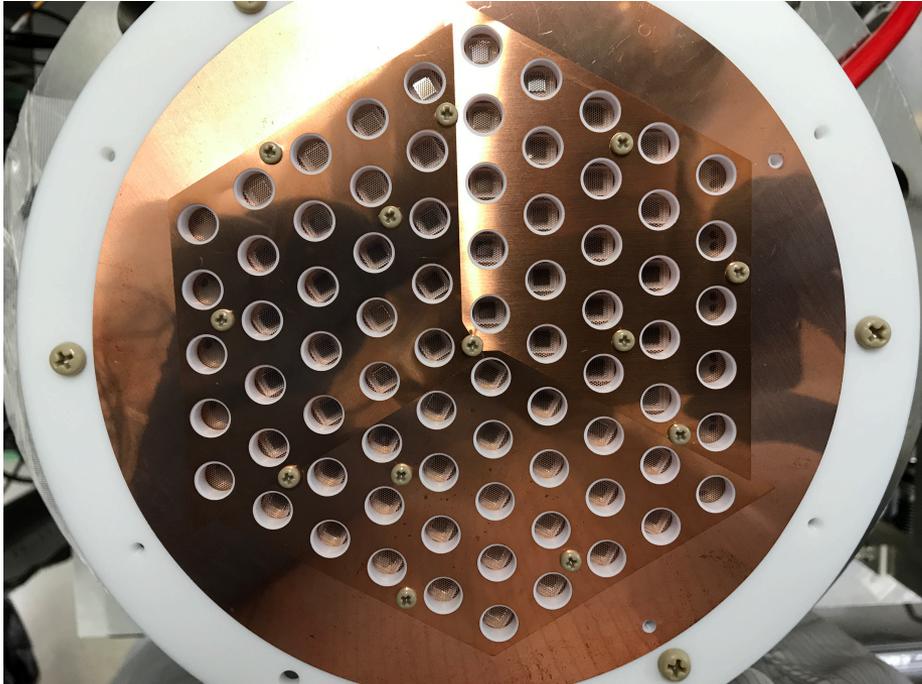
- **次期180L検出器の稼働に向けて**
 - フィールドケースの改良
 - CW回路を用いた昇圧
 - 専用の読み出し回路の作成
- モノが揃いつつあるので、テスト・改良を急ぐ

- **飛跡解析**
 - トラッキングアルゴリズム
 - 機械学習
- 一定の成果を挙げているものの、
目標到達へはさらなるBG除去が必要



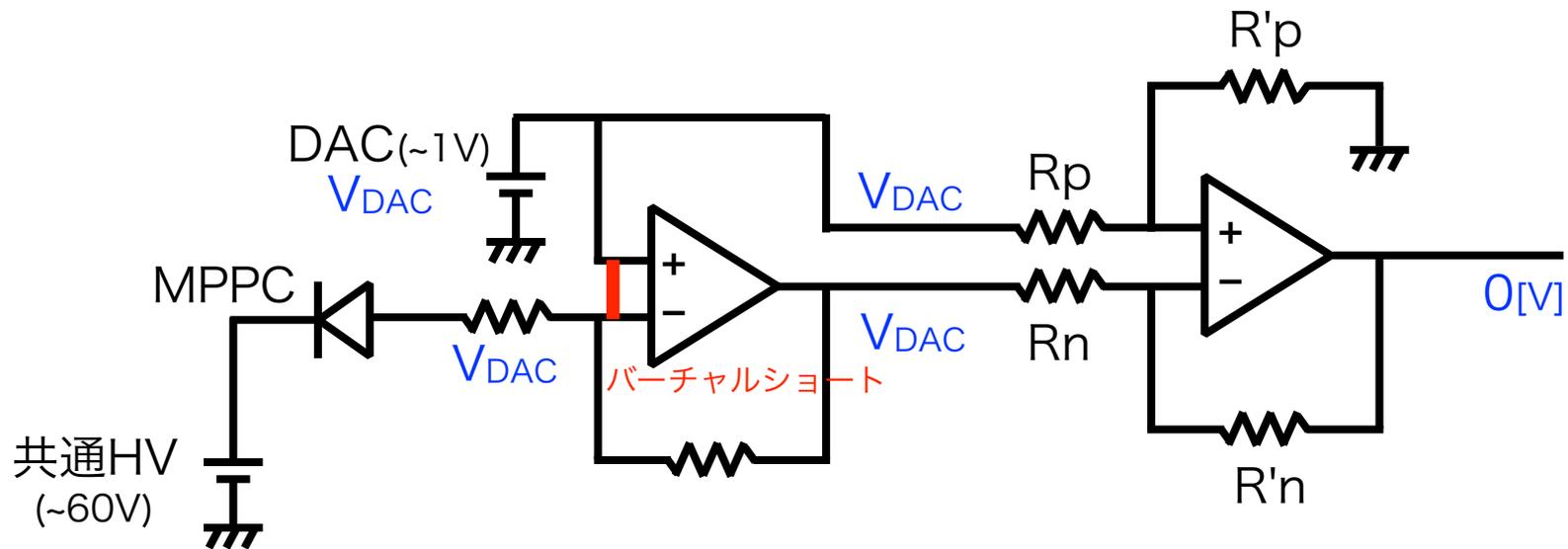
ELCCの形状

- ELCCのセルの配置を 四角形 → 六角形 に
 - セル間の距離を拡大しても収集効率を維持可能
 - より少ないch数で広い領域を測定可能



読み出し回路

- 「MPPCへの個別の電源供給」と
「数100usの信号の取得」を両立するために
 - 共通の60V電圧
 - MPPC個別のDAC
 - 作動増幅回路を組み合わせた以下の回路を作成



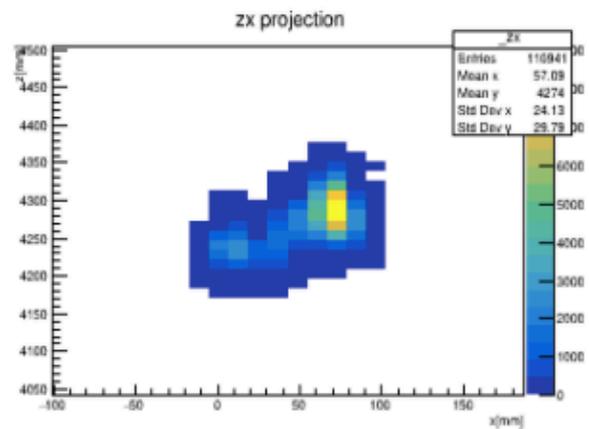
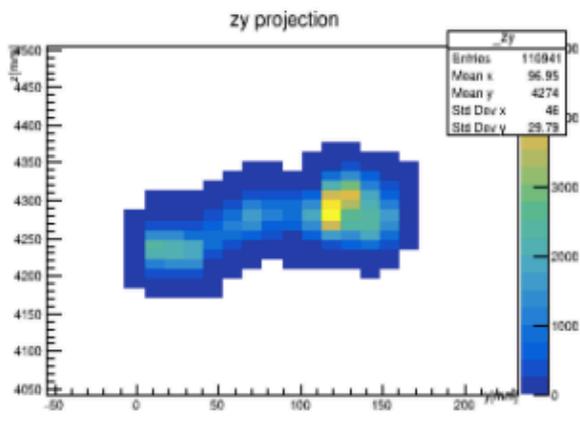
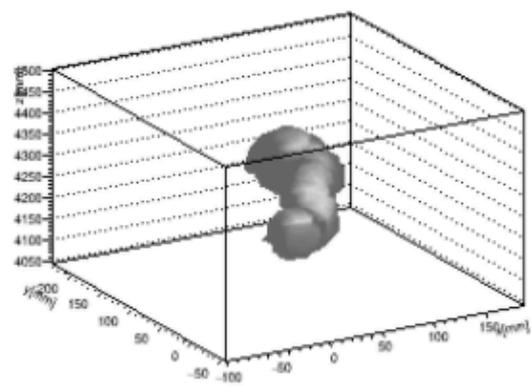
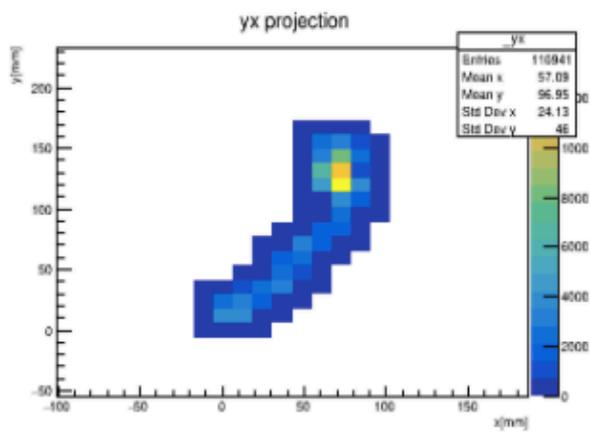
シミュレーション

- Geant4.10(一部データはGeant4.9のもの)で、
電子のエネルギーを記録
- XeのW値とFano factorを用いて電子数に変換
- 発生した電子をZ位置に応じて拡散させる
- 最終的に、電子が入射するセルと時間を記録
-

vs Deep Learning

Your score
23 / 30
DL score
(model4_5_last)
25 / 30

reset



gamma

Ovββ !!