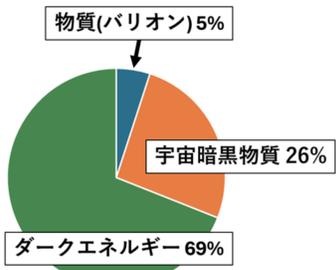


天羽悠太<sup>A</sup>, D. Chernyak<sup>B</sup>, 江尻宏泰<sup>C</sup>, 伏見賢一<sup>A</sup>, 畑和実<sup>D</sup>, 裕隆太<sup>E</sup>, 飯田崇史<sup>F</sup>, 池田晴雄<sup>D</sup>, 今川恭四郎<sup>G</sup>, 井上邦雄<sup>(D, H)</sup>, 伊藤博士<sup>I</sup>, 岸本忠史<sup>J</sup>, 古賀真之<sup>(D, H)</sup>, 小寺健太<sup>A</sup>, A. Kozlov<sup>K</sup>, 中村健悟<sup>(H, L)</sup>, 折戸玲子<sup>A</sup>, 嶋達志<sup>C</sup>, 竹本康浩<sup>(H, M)</sup>, 梅原さおり<sup>C</sup>, 浦野雄介<sup>B</sup>, 山本雄平<sup>A</sup>, 保田賢輔<sup>G</sup>, 吉田齊<sup>J</sup>

徳島大<sup>A</sup>, 東北大<sup>B</sup>, RCNPC<sup>C</sup>, RCNS<sup>D</sup>, 大阪産業大<sup>E</sup>, 筑波大<sup>F</sup>, I.S.C.Lab<sup>G</sup>, IPMU<sup>H</sup>, 神戸大<sup>I</sup>, 大阪大<sup>J</sup>, MEPH<sup>K</sup>, 大阪物療大<sup>L</sup>, ICRR<sup>M</sup>

### I. 宇宙暗黒物質

…重力効果により存在が示唆される未知の物質



宇宙暗黒物質の性質

- 安定 (半減期  $\gg$  宇宙年齢)
- 電荷を持たない
- 冷たい (非相対論的,  $\sim 10^{-3}c$ )
- 非常に相互作用が弱い
- 質量を持つ

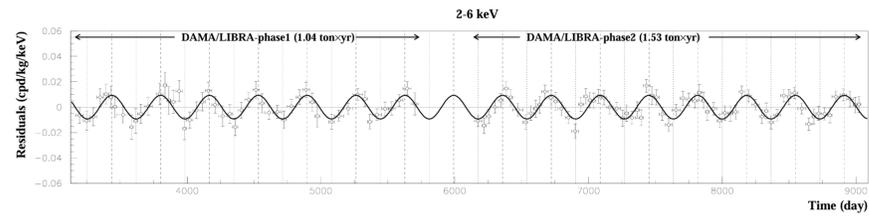
宇宙暗黒物質の質量

$$10^{-22} \text{ eV}/c^2 < m_{\text{DM}} < 10^{35} \text{ g}$$

宇宙の組成<sup>[1]</sup>

宇宙暗黒物質の候補の1つ: **WIMPs**  
(Weakly Interacting Massive Particles)

WIMPsの質量:  $1 \text{ GeV}/c^2 \sim 100 \text{ TeV}/c^2$

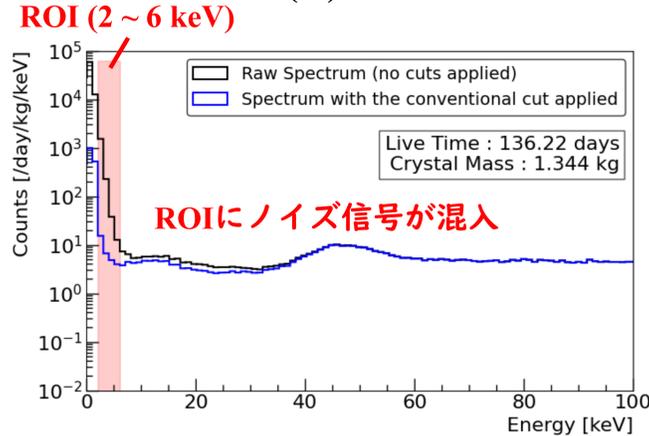
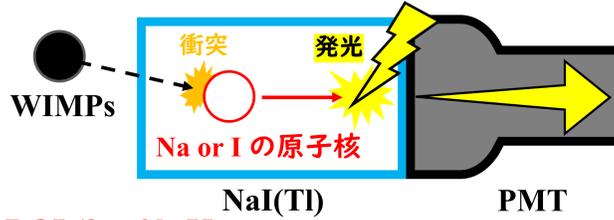


DAMA/LIBRAが報告したWIMPsによる計数率の季節変動<sup>[2]</sup>

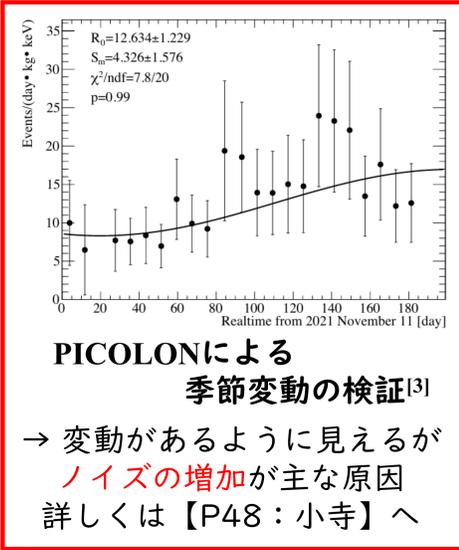
### II. PICOLON実験



目的: WIMPsの探索 および DAMA/LIBRAの検証  
使用する検出器: 超高純度NaI(Tl)シンチレータ



約136日間測定したエネルギースペクトル



PICOLONによる  
季節変動の検証<sup>[3]</sup>

→ 変動があるように見えるが  
ノイズの増加が主な原因  
詳しくは【P48:小寺】へ

従来法によるカット:  
単一のパラメータによる信号識別  
→ 精度・効率が不十分

ROIにおける  
高精度かつ効率の良い  
信号識別が重要

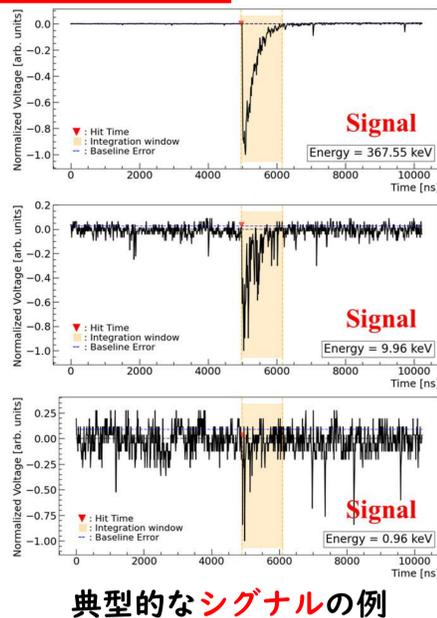
### III. NaI(Tl)シンチレータの信号

シグナル: NaI(Tl)のシンチレーション事象による信号

減衰時定数:  
 $\beta/\gamma$ 線の場合,  $\sim 230 \text{ ns}$   
 $\alpha$ 線の場合,  $\sim 190 \text{ ns}$

揺らぎ:  
光子数のポアソン揺らぎ  
PMTによる増幅揺らぎ  
ベースラインの揺らぎ

低エネルギー領域では,  
信号強度が小さい&光子数が少ない  
→ 揺らぎの影響が相対的に大  
→ シグナルとノイズの差が小  
→ 信号識別が困難



典型的なシグナルの例

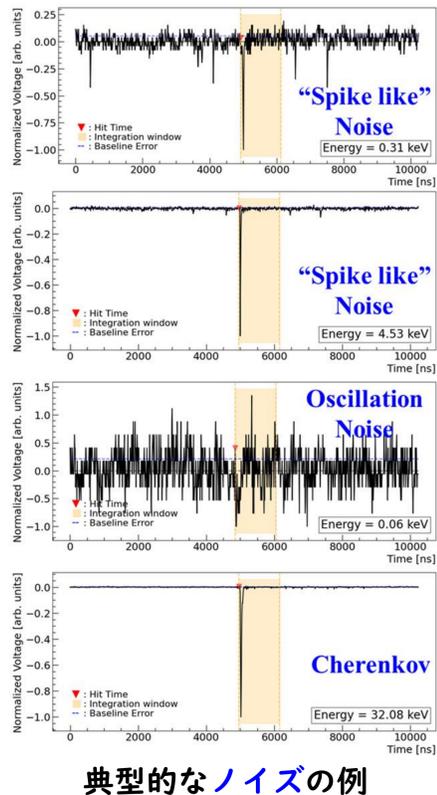
ノイズ: NaI(Tl)のシンチレーション事象以外による信号

ノイズの発生原因:

- 暗電流
- アフターパルス
- 高電圧電源の不安定性
- チェレンコフ光

など

従来法が不十分な理由:  
単一のパラメータによる認識の限界  
(波形の一部しか利用できてない)



この様なOscillation Noiseが特に問題

波形にはシグナルとノイズを  
区別できる特徴が内在するはず!

典型的なノイズの例

人為的な特徴量設計に依存せず, 効率的に波形特徴を抽出する手法  
→ 『深層学習』の導入を検討

### IV. 深層学習モデルによる選別

新しく作成した教師データ

Energy Range		Num of Signal Events
0 keV以上	1 keV未満	18
1	2	86
2	3	339
3	4	653
4	5	685
5	6	729
6	7	613
7	8	573
8	9	547
9	10	536

低エネルギーのシグナルを  
十分に入れた

使用した深層学習モデル

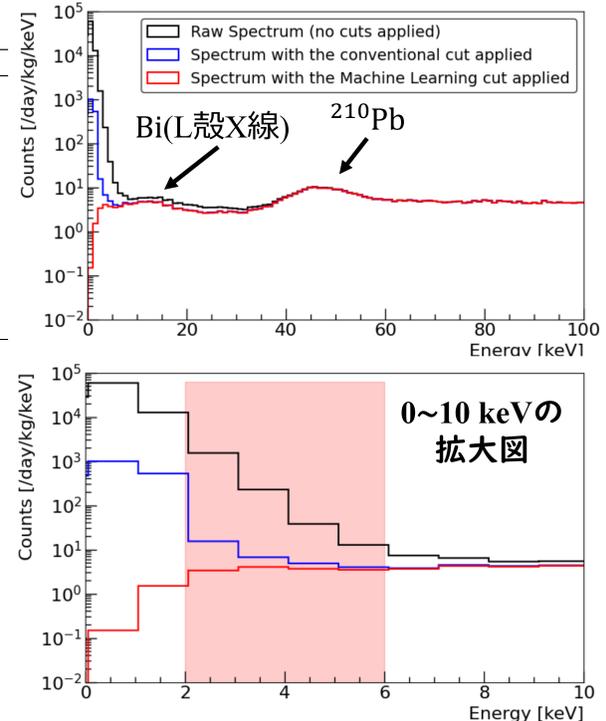
- Residual Network - 18<sup>[4]</sup>
- 全18層のCNN
- スキップ接続を持つ

選別の結果

ROIの計数率:  
 $\sim 3.6 \text{ Counts/day/kg/keV}$   
(目標:  $\sim 1 \text{ Counts/day/kg/keV}$ )

目標の約3倍程度高い

→ シールドの銅やPMTの回路中のRIによる寄与が大きい



選別前後のエネルギースペクトル

- : 元のスペクトル
- : 従来法による選別後
- : 深層学習による選別後

### V. まとめと今後の展望

まとめ

- 深層学習を用いた信号識別は従来法よりも効率的にノイズを除去可能
- ROIの計数率は約  $3.6 \text{ Counts/day/kg/keV}$  と高いが, シールドの銅やPMTの回路に含まれるRIの影響が大きい (Geant4によるシミュレーション, 銅シールドの酸洗浄前後の評価より)

今後の展望

- 教師データの調整や追加 (波形のシミュレーションの検討)
- 銅シールドやPMTの低BG化 (同研究室のメンバーが挑戦中!)
- 信号識別手法を用いてWIMPsの探索

### VI. 参考文献

- [1] Planck Collaboration. A&A. **641** (2020) 67
- [2] R. Bernabei et al. : SciPost Physics Proceedings, **12**, (2023) 025
- [3] K. Kotera et al. Prog. Theor. Exp. Phys. **123F01** (2025) 14
- [4] Kaiming He et al. : 2016 IEEE Conference on CVPR, (2016), 770-778.

PICOLON's New Paper

