



機械学習を用いた

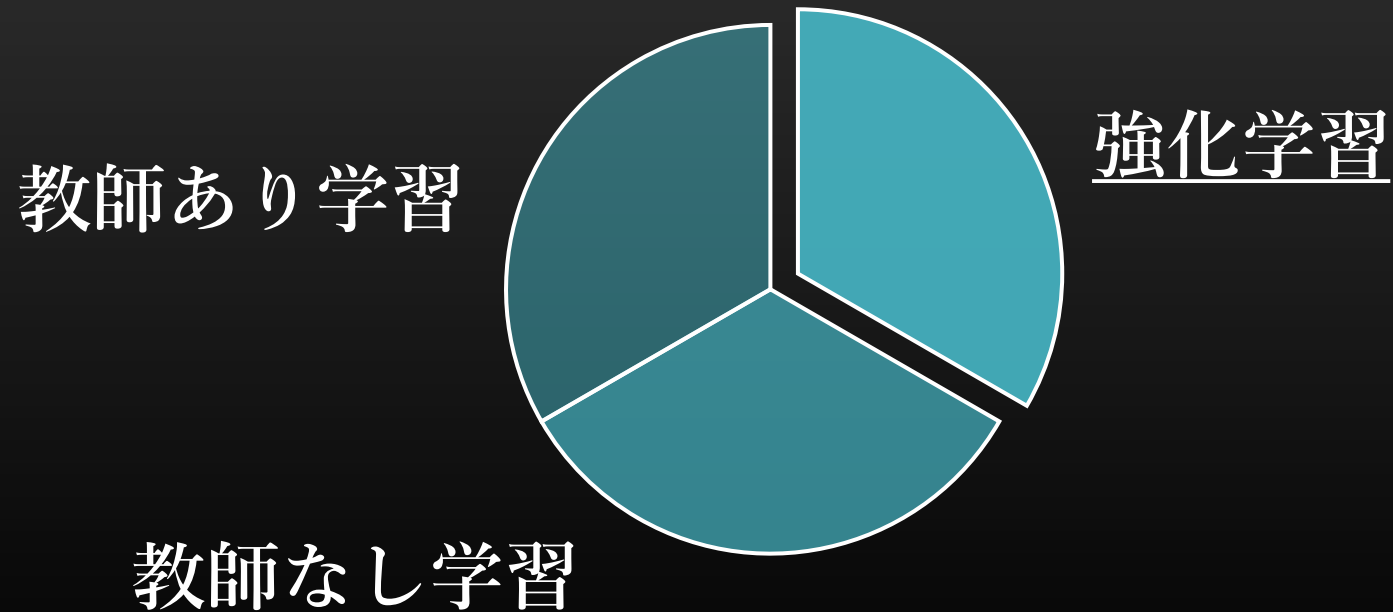
Froggatt-Nielsen模型のフレーバー構造探索

西村 皐（九州大学） 宮尾 光（九州大学） 大塚 啓（九州大学）

[ arXiv : 2304.14176 ] Soon to be published in JHEP

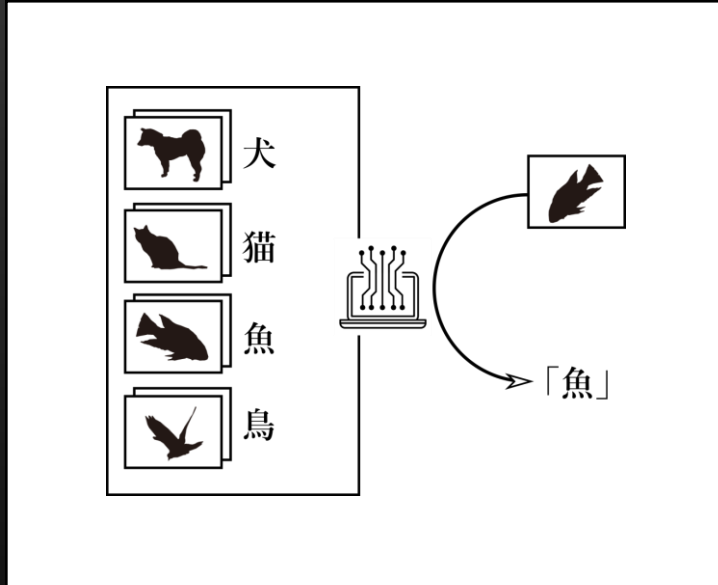
# 機械学習

- コンピュータが反復的にデータを学習する中で、隠れたルールやパターンを抽出する技術の総称。



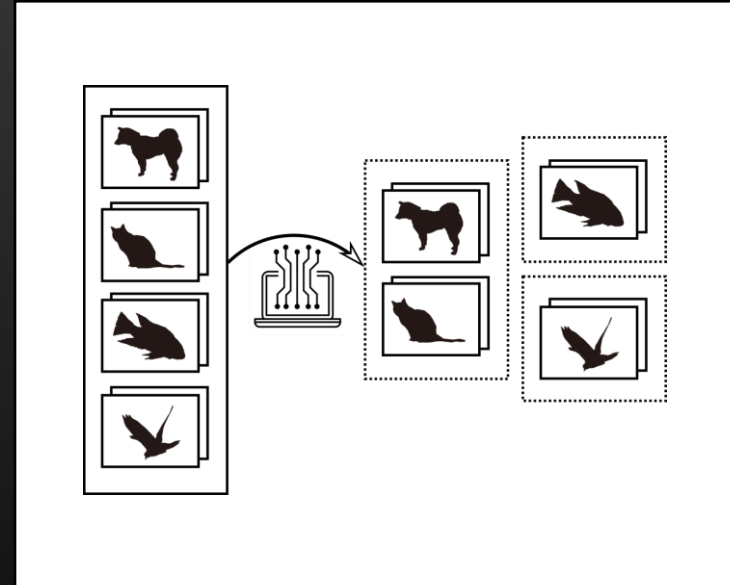
# 教師あり学習

データと信号の対応関係を推定



# 教師なし学習

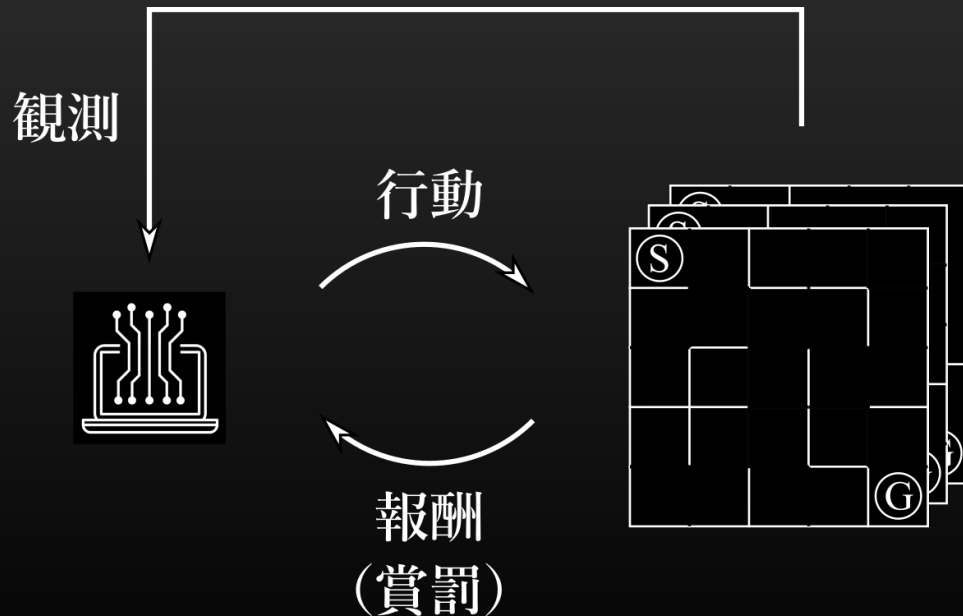
データ間の類似性を推定



大量の参照データが準備されている必要がある。

# 強化学習

- 解くべき問題に繰り返し挑戦することで、行動原理を身につける。  
少ない参照データからでも最適な解決策を見出せる。



強化学習ならではの特徴を  
フレーバー模型の探索に  
活用・応用できないか？

- 導入
  - 素粒子の標準模型
  - Froggatt-Nielsen模型
  - 強化学習の手続き
- 強化学習の設計と結果
- 模型検証への予言
- 総括と展望

# 素粒子の標準模型 (1)

- 標準模型：素粒子の振る舞いを精度よく説明する模型。

$10^{-18}$  m という極微の物理を記述可能。

		物質粒子 matter (fermions)			ゲージ粒子 gauge bosons	
クォーク quarks	アップクォーク u	チャームクォーク c	トップクォーク t	光子 (フォトン) $\gamma$	電磁気力 electromagnetic	
	ダウンクォーク d	ストレンジクォーク s	ボトムクォーク b	グルーオン g	強い力 strong	
	電子 e	ミュー粒子 $\mu$	タウ粒子 $\tau$	ウィークボソン Z, W $^{\pm}$	弱い力 weak	
レプトン leptons	電子ニュートリノ $\nu_e$	ミューニュートリノ $\nu_\mu$	タウニュートリノ $\nu_\tau$	ヒッグス粒子 H	Higgs bosons ヒッグス粒子	

# 素粒子の標準模型（2）

- 標準模型：素粒子の振る舞いを精度よく説明する模型。  
10<sup>-18</sup> m という極微の物理を記述可能。
- 問題点も多々ある。（ニュートリノ質量、世代数、……）
- 標準模型を超えた物理（BSM）の探索が、素粒子物理の課題。

# 標準模型の質量階層性

- クォークとレプトンには多大な質量の階層性がある。

$$\frac{m_d}{m_u} \sim 1, \frac{m_t}{m_u} \sim 10^5$$

- 原因は、湯川結合  $Y^u, Y^d$  が世代毎に大きく値が違うこと。

$$L_{\text{Yuk}} = Y_{ij}^u \bar{Q}^i H^c u^j + Y_{ij}^d Q^i H d^j + \text{h.c.}$$

- 何故これほどの値の違いを生じるのか？ 階層性の原因は？



# 標準模型のフレーバー混合

- 物質粒子が崩壊するとき、フレーバーが互いに変化する。

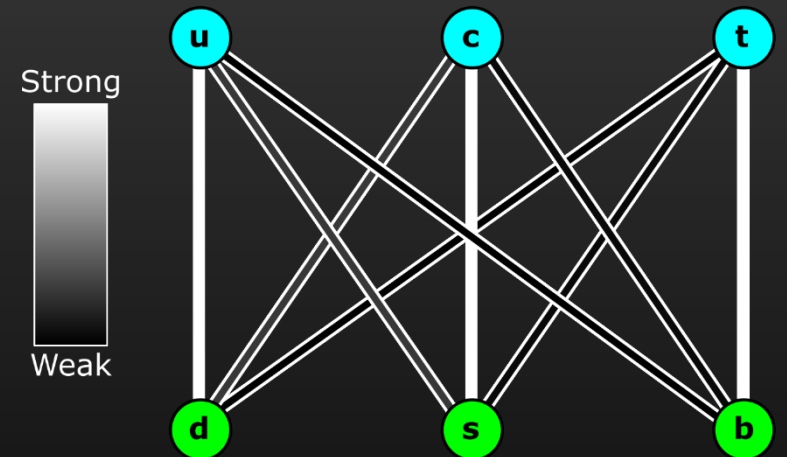
変化の確率は混合行列に整理される。

クォーク … CKM行列 : 弱混合

レプトン … PMNS行列 : 強混合

- フレーバーに着目する模型は様々ある。

その中でも今回は「Froggatt-Nielsen模型」に着目。



[https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/6/66/Quark\\_weak\\_interactions.svg](https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/6/66/Quark_weak_interactions.svg)

# Froggatt-Nielsen模型 (1)

- 理論に  $U(1)$  対称性を課し、その破れによって質量階層性や混合行列を説明するモデル。

- 複素スカラー場  $\phi$  を導入

$$L_{\text{Yuk}} = y_{ij}^u \phi^{n_{ij}^u} \bar{Q}^i H^c u^j + y_{ij}^d \phi^{n_{ij}^d} Q^i H d^j + \text{h. c.}$$

- 各場に  $U(1)$  電荷  $q(Q), q(u), q(d), q(H), q(\phi)$  を割り当てる。

# Froggatt-Nielsen模型 (2)

- 理論が  $U(1)$  不変  $\Leftrightarrow$  各項で  $U(1)$  電荷の和が零

$$q(\phi)n_{ij}^u - q(Q^i) - q(H) + q(u^j) = 0$$

- $\phi$  が真空期待値  $\langle\phi\rangle$  を持って  $U(1)$  対称性が破れると、

$$Y_{ij}^u = y_{ij}^u \langle\phi\rangle^{n_{ij}^u}$$

- 結合定数が  $y_{ij}^u, y_{ij}^d \sim O(1)$  でも指数  $n^u, n^d$  から階層性が生じる。

# Froggatt-Nielsen模型 (3)

- 適切な  $U(1)$  電荷列を網羅的に探すには困難が伴う。

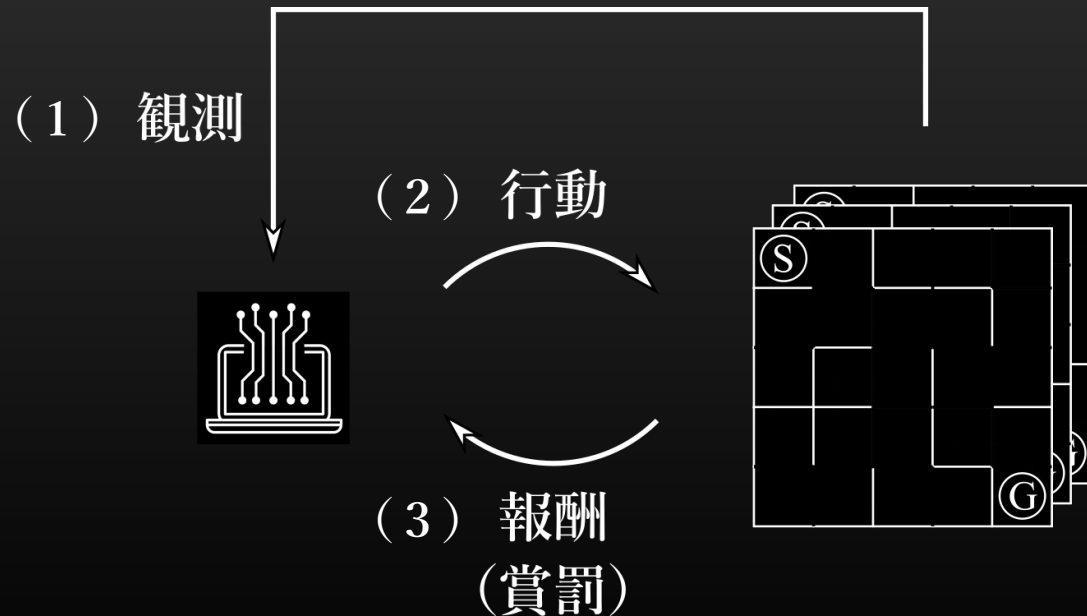
探索空間： $-9 \leq q \leq 9 \rightarrow 19^{11} \sim 10^{14}$  通り

それぞれの電荷列に対して期待値  $\langle \phi \rangle$  も決める必要がある。

- 実験結果に適合する電荷列を効率的に探索するため、機械学習の一種「強化学習」の応用に焦点を当てた。

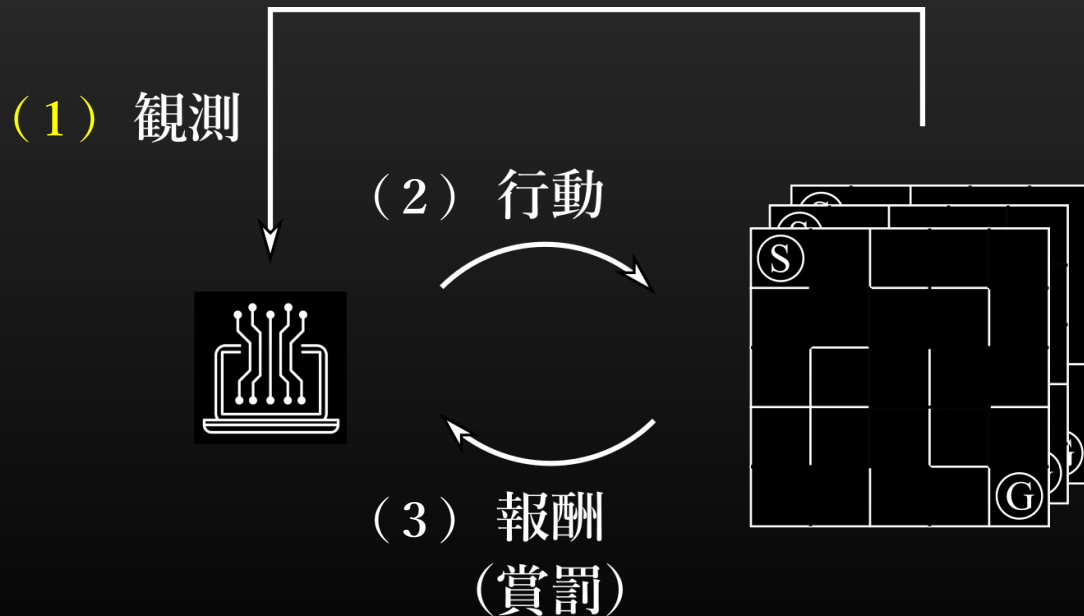
# 強化学習

- 学習を行う主体：エージェント
- 解決すべき問題：環境



# 強化学習

- 手続き：エージェントが環境を観測して、

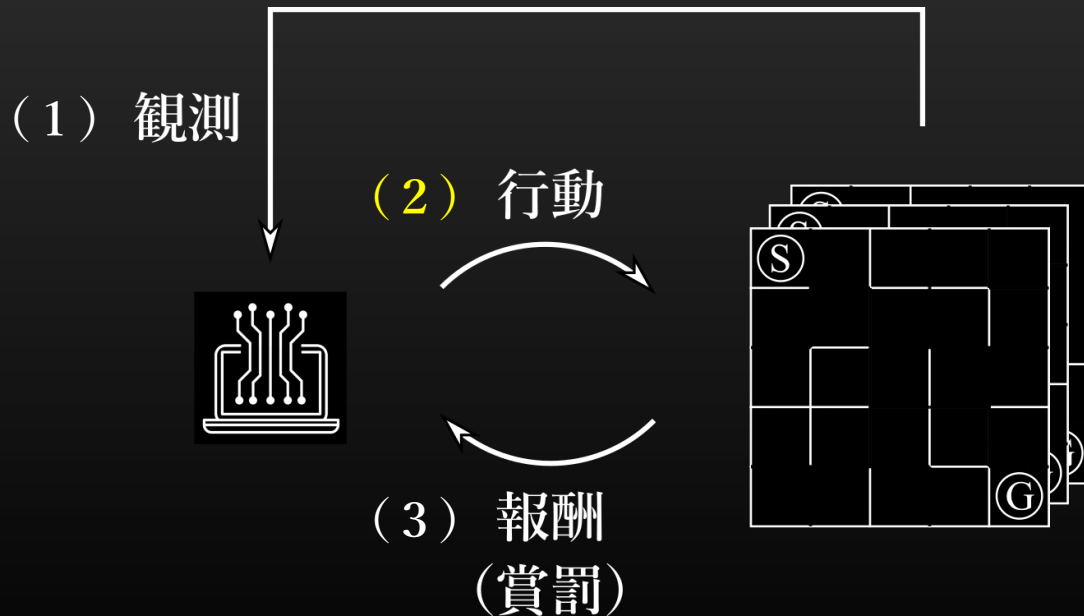


(迷路の事例)

(1) 自分の周囲を見て、

# 強化学習

- 手続き：エージェントが環境を観測して、**行動を選択し**、

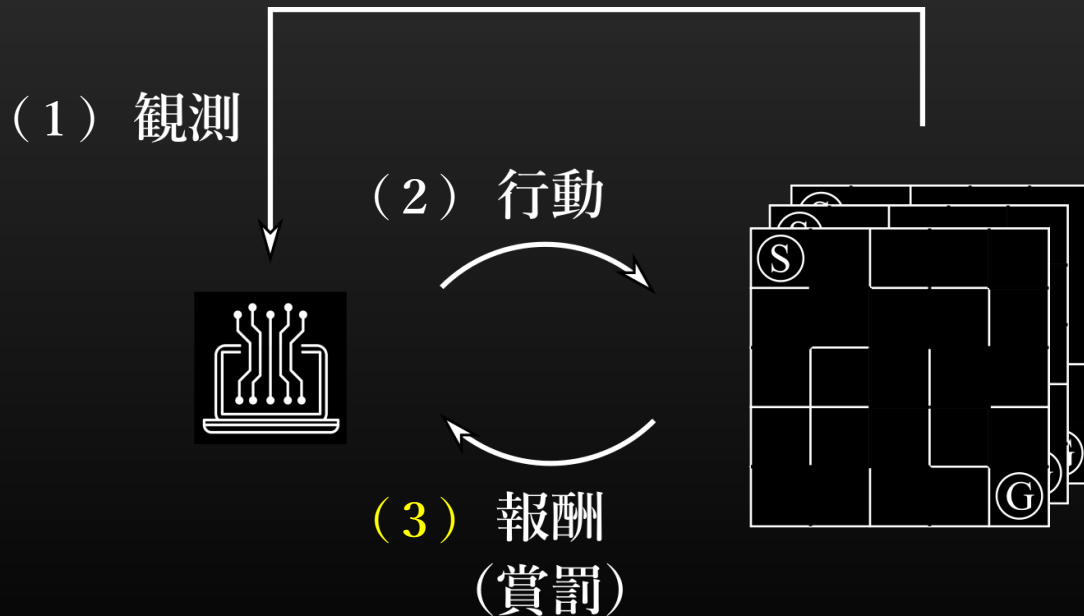


(迷路の事例)

- (1) 自分の周囲を見て、
- (2) 前後左右の移動を試み、

# 強化学習

- 手続き：エージェントが環境を観測して、行動を選択し、  
環境の変化に応じた報酬を得る。



(迷路の事例)

- (1) 自分の周囲を見て、
- (2) 前後左右の移動を試み、
- (3) ゴールに近づくと加点。



# 強化学習

- 手続き：エージェントが環境を観測して、行動を選択し、  
環境の変化に応じた報酬を得る。
- エージェントは、報酬の合計値が最大化されるような  
行動原理を自律的に獲得する。  
(迷路の事例) 行き止まりを見たら引き返すなど、  
適切に迷路を解けるようになる。

# 先行研究と本研究

- Froggatt-Nielsen模型の電荷列を環境とする強化学習を構築し、  
クォークの質量・フレーバー混合行列を再現するような  
FN電荷列は探索されていた。 T.R.Harvey, A.Lukas [ JHEP08(2021)161 ]
- Froggatt-Nielsen模型の電荷列を環境とする強化学習を構築し、  
クォーク・レプトンの質量・フレーバー混合行列を  
同時に再現するようなFN電荷列を、効率的に発見した。

# 強化学習の設計 (1)

- 環境：クォーク・レプトン両者に対してF N機構を適応し、

各場のF N電荷の組み合わせを探索する。 $(-9 \leq q \leq 9)$

$$L_{\text{Yuk}} = y_{ij}^u \left(\frac{\phi}{M}\right)^{n_{ij}^u} \bar{Q}^i H^c u^j + y_{ij}^d \left(\frac{\phi}{M}\right)^{n_{ij}^d} Q^i H d^j \\ + y_{ij}^\nu \left(\frac{\phi}{M}\right)^{n_{ij}^\nu} \bar{L}^i H^c N^j + y_{ij}^l \left(\frac{\phi}{M}\right)^{n_{ij}^l} L^i H l^j \\ + \frac{1}{2} y_{ij}^N \left(\frac{\phi}{M}\right)^{n_{ij}^N} M \bar{N}^{ci} N^j + \text{h.c.}$$

$Q$	: 左巻きクォーク
$u, d$	: 右巻きクォーク
$L$	: 左巻きレプトン
$l$	: 右巻き荷電レプトン
$N$	: 右巻きニュートリノ
$H$	: ヒッグス場
$\phi$	: 複素スカラー場
$M$	: 右巻きニュートリノ質量 = $10^{15}$ GeV

※ 学習の際、湯川結合  $y$  はランダムな  $O(1)$  定数に固定。

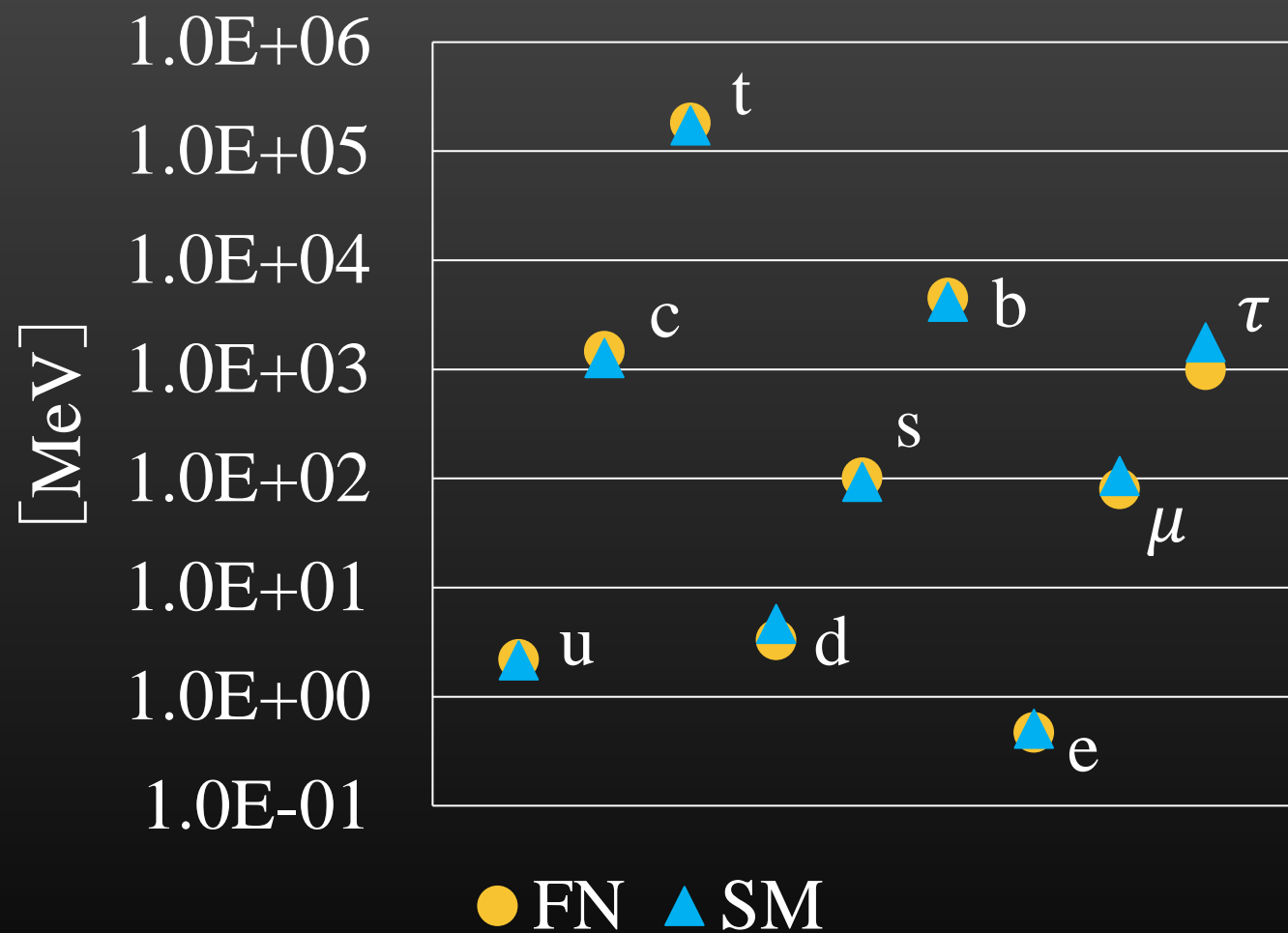
# 強化学習の設計（2）

- 報酬：FN電荷列から計算される素粒子の質量、および混合行列が実験値に近くなると加点。
- ニュートリノ質量はフレーバー間の質量2乗の差が知られているに留まり、異なる質量順序が考えられる。  
順階層： $m_1 < m_2 < m_3$       逆階層： $m_3 < m_1 < m_2$
- 報酬の付与にあたり、どちらの順序を探索するか指定。

# 報酬に用いる物理量

- クォーク・荷電レプトンの質量 : 9個
- ニュートリノ質量差 : 2個
- CKM行列の絶対値 : 9個
- PMNS行列の絶対値 : 9個
  
- ニュートリノ質量階層 指定あり : 計29個

# 荷電粒子の質量

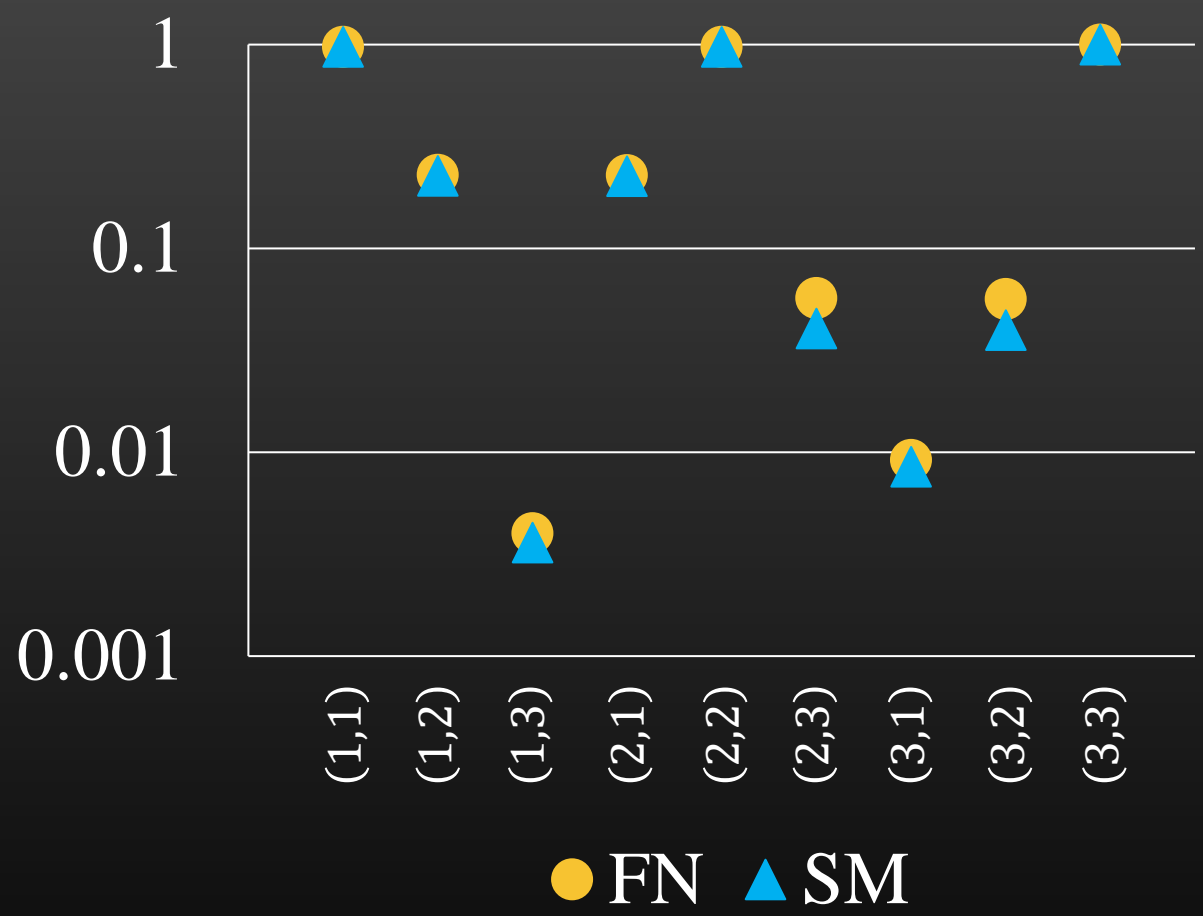


発見された電荷列の一例。

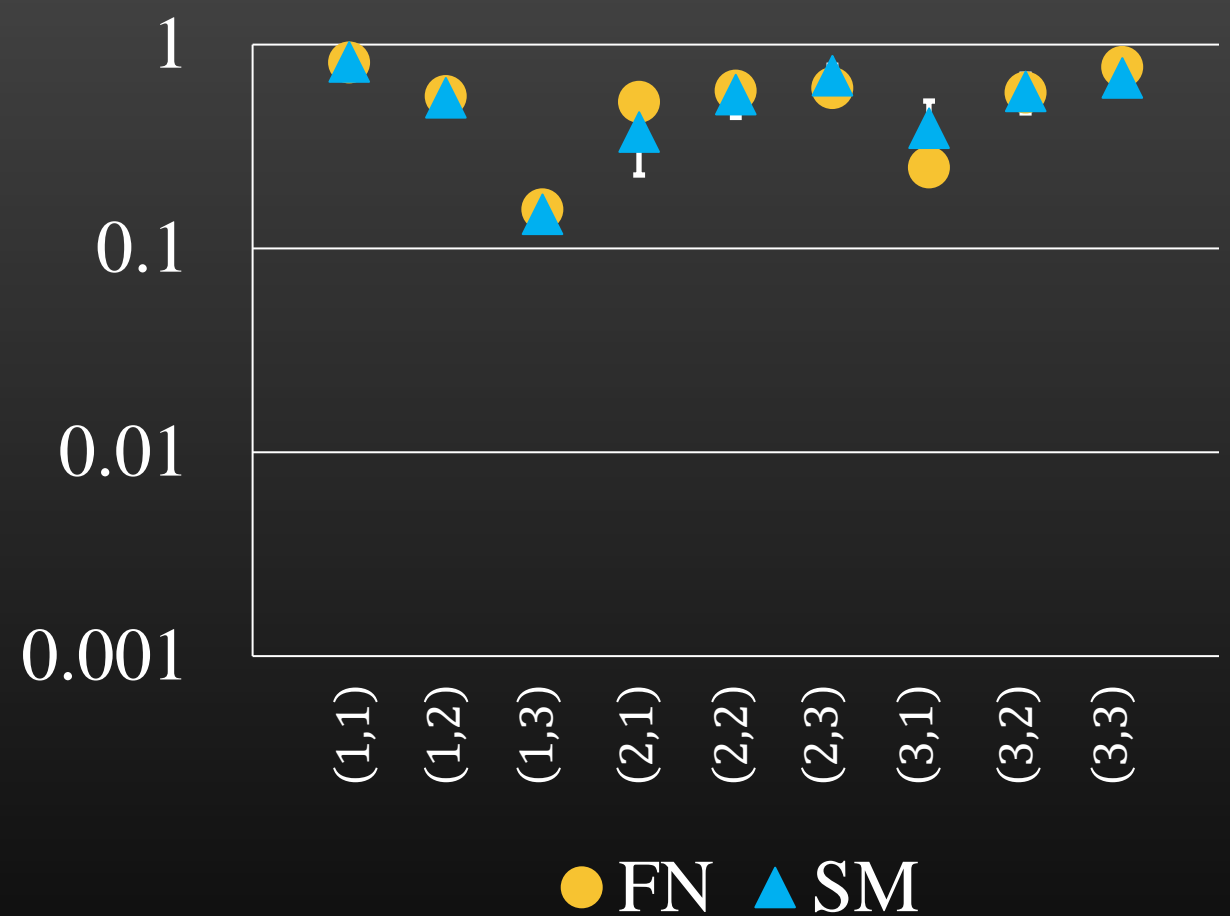
$$Q = \left( \begin{array}{ccc|ccc|ccc|c} Q_1 & Q_2 & Q_3 & u_1 & u_2 & u_3 & d_1 & d_2 & d_3 & H \\ \hline 9 & 8 & 6 & 1 & 3 & 4 & 6 & 5 & 5 & -2 \\ \hline L_1 & L_2 & L_3 & N_1 & N_2 & N_3 & l_1 & l_2 & l_3 & \phi \\ \hline 3 & 3 & 2 & -3 & -7 & -6 & 1 & -2 & 0 & 1 \end{array} \right)$$

階層性を再現できている

### CKM行列の成分



### PMNS行列の成分



混合強弱も再現できている

# マヨラナ位相と $0\nu\beta\beta$ 崩壊 (1)

- $0\nu\beta\beta$  崩壊はニュートリノのマヨラナ性を確認するために重要。  
有効マヨラナ質量は崩壊振幅に影響を与える。

$$m_{\beta\beta} = \left| m_{\nu 1} c_{12}^2 c_{13}^2 + m_{\nu 2} s_{12}^2 c_{13}^2 e^{i\alpha_{21}} + m_{\nu 3} s_{13}^2 e^{i(\alpha_{31} - 2\delta_{CP})} \right|$$

$$\begin{pmatrix} m_{\nu 1} \\ m_{\nu 2} \\ m_{\nu 3} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2.187 \times 10^{-6} \\ 9.821 \\ 56.84 \end{pmatrix} \text{meV} \quad \begin{pmatrix} \delta_{CP} \\ \alpha_{21} \\ \alpha_{31} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.000 \\ 0.000 \\ 0.5495\pi \end{pmatrix}$$

$$\sum m_{\nu} = 66.66 \text{ meV} < 87 \text{ meV}$$

PDG (PTEP 2022 083C01)

2023/11/22-25

Flavor Physics Workshop 2023

24



# マヨラナ位相と $0\nu\beta\beta$ 崩壊 (2)

- 強化学習からニュートリノ質量・マヨラナ位相を算出し、将来実験におけるモデルの検証可能性を広げることができる。

$$m_{\beta\beta} = 3.155 \text{ meV}$$

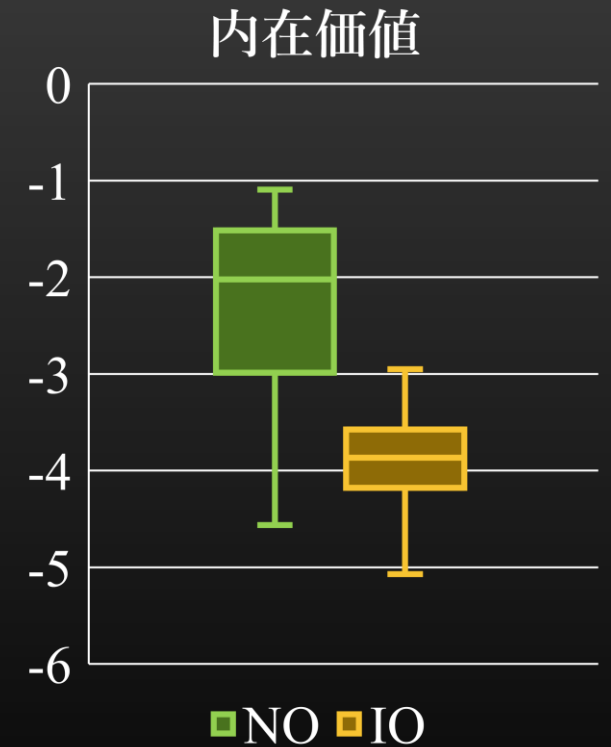
$$\begin{pmatrix} m_{\nu 1} \\ m_{\nu 2} \\ m_{\nu 3} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2.187 \times 10^{-6} \\ 9.821 \\ 56.84 \end{pmatrix} \text{ meV} \quad \begin{pmatrix} \delta_{CP} \\ \alpha_{21} \\ \alpha_{31} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.000 \\ 0.000 \\ 0.5495\pi \end{pmatrix}$$

$$\sum m_{\nu} = 66.66 \text{ meV} < 87 \text{ meV}$$

PDG (PTEP 2022 083C01)

# ニュートリノの質量構造

- 強化学習によって見つかったモデルについて、内在価値  $V$  を箱髭図で比較。
  - 順階層のほうが  $V$  が高い傾向を示した。
- 現在の実験値と比較すると、統計的には順階層が好まれる。強化学習は、妥当な質量構造への示唆を提供する。



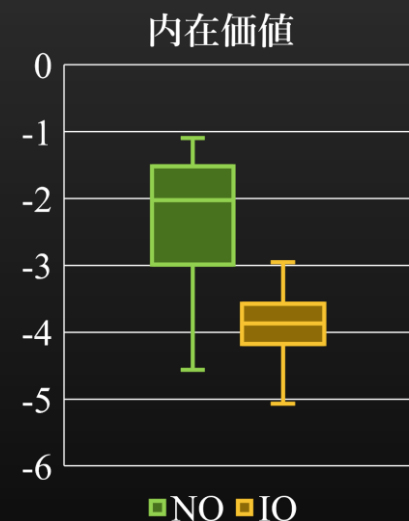
# 総括 (1)

- Froggatt-Nielsen模型の電荷列探索に強化学習を応用し、クォーク・レプトンの質量およびフレーバー混合行列を同時に再現するFN電荷列を、効率的に発見した。
- フレーバー模型のパラメータ探索において  
**強化学習**が有効な手法であることを示した。

# 総括 (2)

- 見出された電荷列からマヨラナ位相等を算出し、ニュートリノの質量構造としては順階層が妥当であることを統計的に導いた。

→ フレーバー構造への理解や、新物理の探索に向け、**強化学習**が新たな解析手法となり得ることを示した。



# 展望

- クォークのCP対称性の破れを再現する電荷列探索は可能？  
→ 複素スカラー場の追加 ( $\phi \rightarrow \phi_1, \phi_2$ )
- 右巻きニュートリノの質量を可変に。  
→ 実験結果をより高精度に再現する電荷列の発見へ
- フレーバー模型の網羅的探索、ブラックボックス問題、……  
(モジュラーフレーバー模型など)