



Machine Learning Exploration of Quark and Lepton Flavor Structures

西村 皐 (九州大学) 宮尾 光 (九州大学) 大塚 啓 (九州大学)

[arXiv : 2303.xxxxx]

- 導入
 - 素粒子の標準模型
 - Froggatt-Nielsen模型
 - 機械学習と強化学習
- 強化学習の設計と結果
- ニュートリノの質量構造
- 総括と展望

- 導入
 - 素粒子の標準模型
 - Froggatt-Nielsen模型
 - 機械学習と強化学習
- 強化学習の設計と結果
- ニュートリノの質量構造
- 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	u アップクォーク	c チャームクォーク	t トップクォーク	γ 光子 (フォトン)	電磁気力 electromagnetic
	d ダウンクォーク	s ストレンジクォーク	b ボトムクォーク	g グルーオン	強い力 strong
	e 電子	μ ミュー粒子	τ タウ粒子	Z, W [±] ウィークボソン	弱い力 weak
レプトン leptons	ν _e 電子ニュートリノ	ν _μ ミューニュートリノ	ν _τ タウニュートリノ	H ヒッグス粒子	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。
10⁻¹⁸ 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。

物質粒子の質量階層性

- 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 が成分によって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？

物質粒子のフレーバー混合

- 物質粒子が崩壊するとき、フレーバーが互いに変化する。

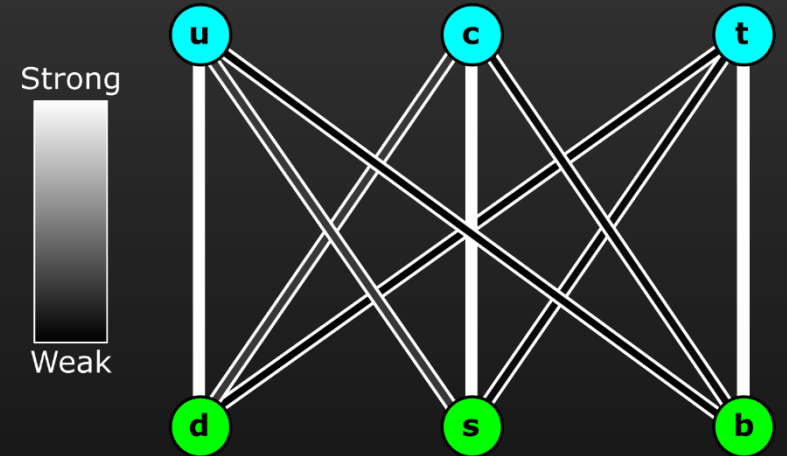
変化の確率は混合行列に整理される。

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

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 ϕ 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

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

- ϕ 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。

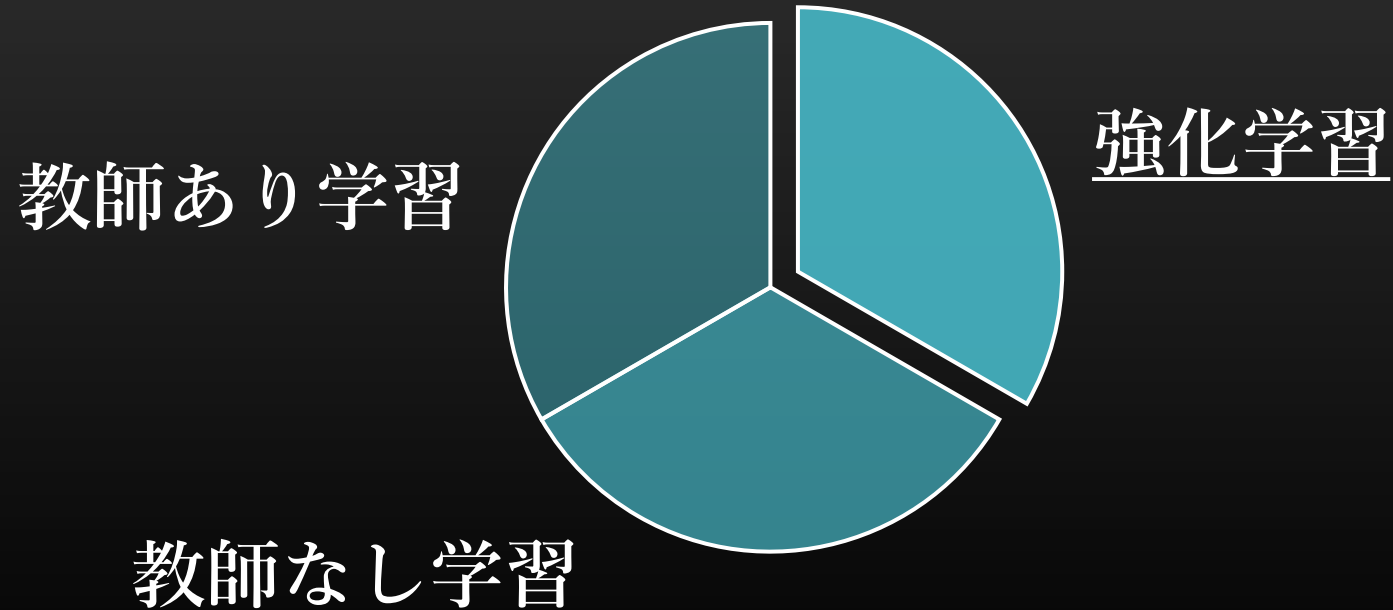
探索空間： $-9 \leq q \leq 9 \rightarrow 19^{11} \sim 10^{14}$ 通り

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、機械学習の応用に焦点を当てた。

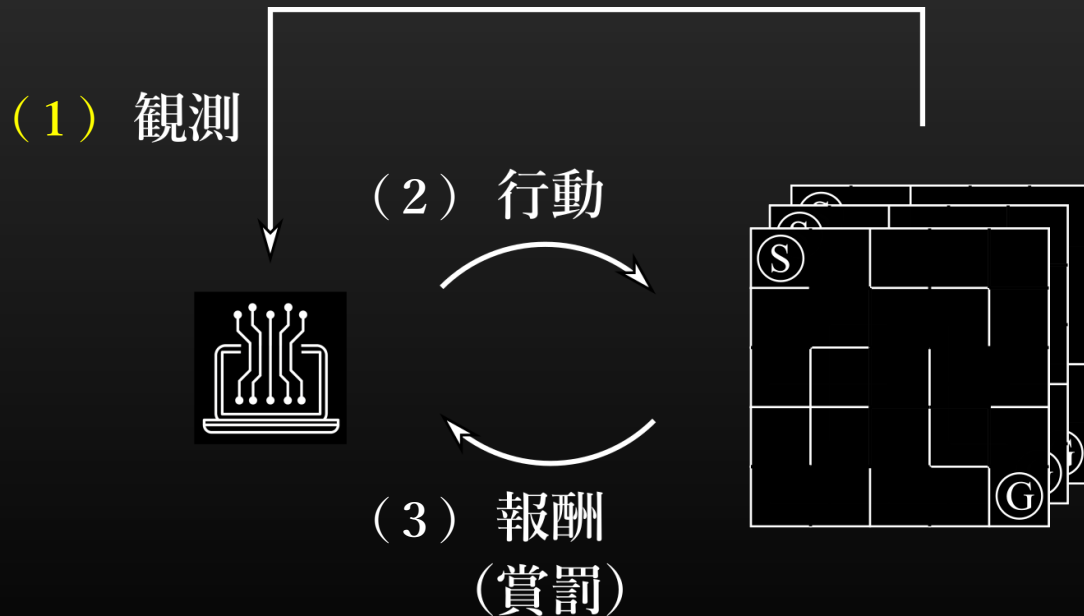
機械学習

- 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。



強化学習

- 手続き：エージェントが環境を観測して、

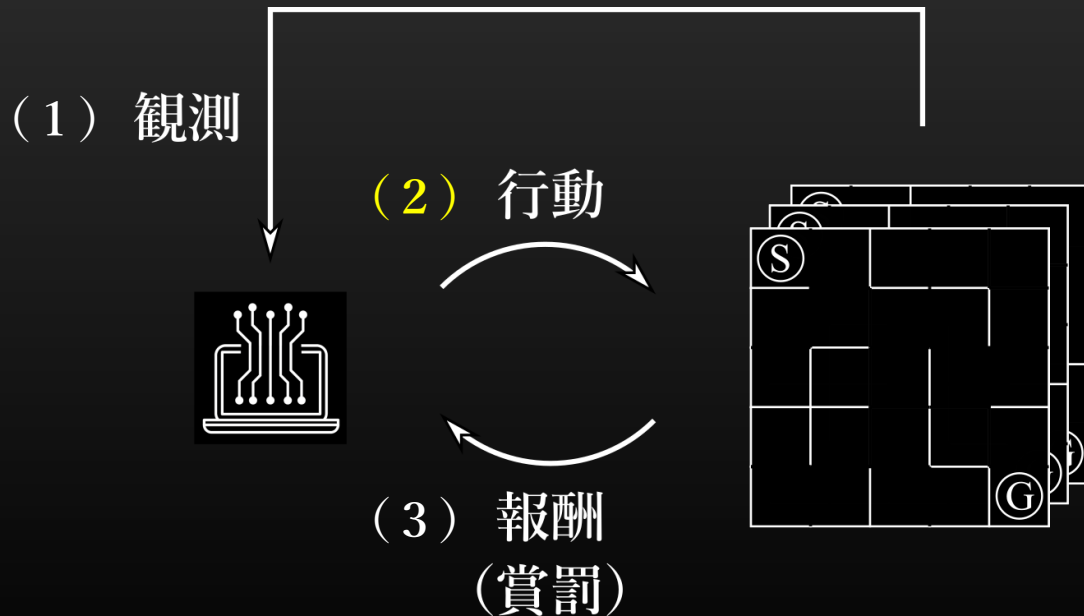


(迷路の事例)

(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**、

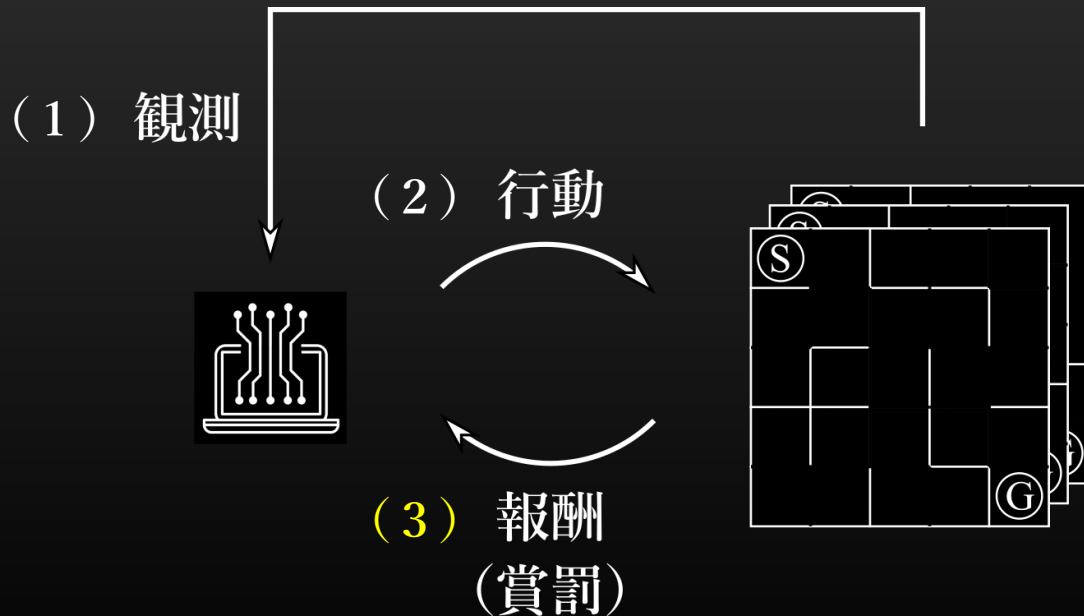


(迷路の事例)

- (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。

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 (arXiv:2103.04759 [hep-th])

- 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・レプトンの質量および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。

- 導入
 - 素粒子の標準模型
 - Froggatt-Nielsen模型
 - 機械学習と強化学習
- 強化学習の設計と結果
- ニュートリノの質量構造
- 総括と展望

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。 $(-9 \leq q \leq 9)$

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

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
ϕ	: 複素スカラー場
y	: $O(1)$ 結合定数
M	: 右巻きニュートリノ質量 = 10^{15} GeV

強化学習の設計（2）

- エージェント：物質場のうち、いずれかのFN電荷を ± 1 だけ増減させる行動を最大32ステップ繰り返す。
- 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。

ニュートリノの質量構造

- 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。

$$\text{順階層} : m_1 < m_2 < m_3$$

$$\text{逆階層} : m_3 < m_1 < m_2$$

報酬の付与にあたり、どちらの順序を探索するか指定。

インプット情報

- 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

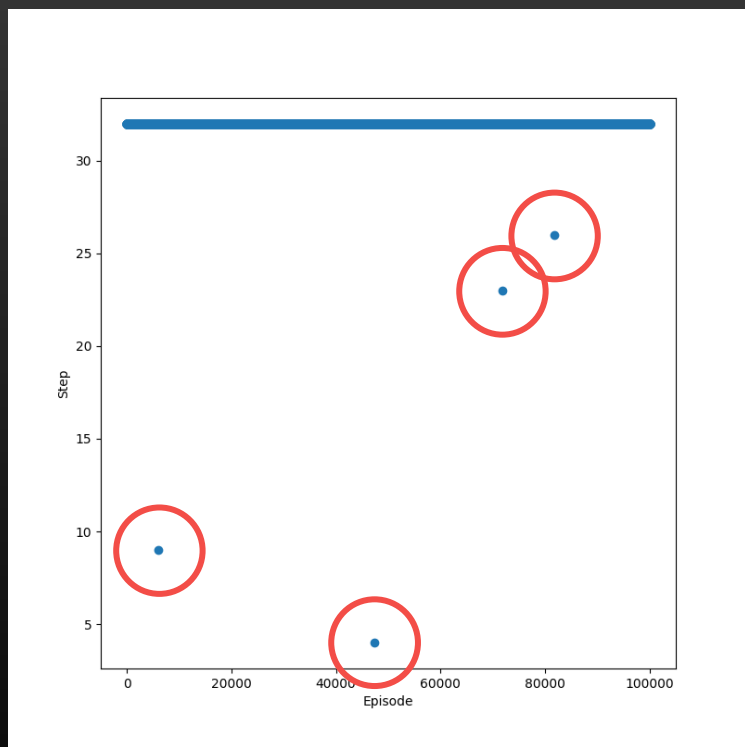
- 階層指定あり : 計 2 9 個

強化学習の設計（2）

- エージェント：物質場のうち、いずれかのFN電荷を ± 1 だけ増減させる行動を最大32ステップ繰り返す。
- 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。
- 以上を10万エピソード繰り返すなかで、実験値に適合するFN電荷列を導く行動を、エージェントが自分で身につける。

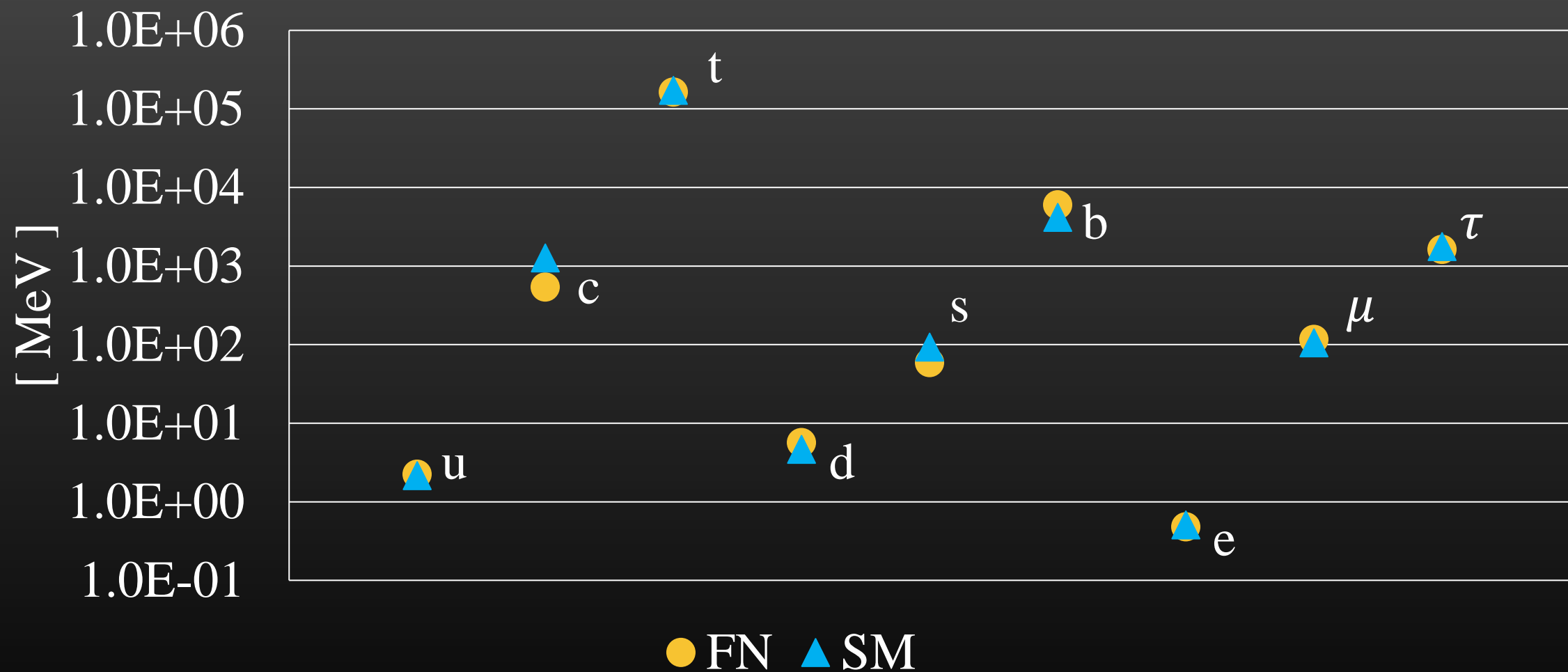
探索結果（順階層指定）

ステップ数 - エピソード数



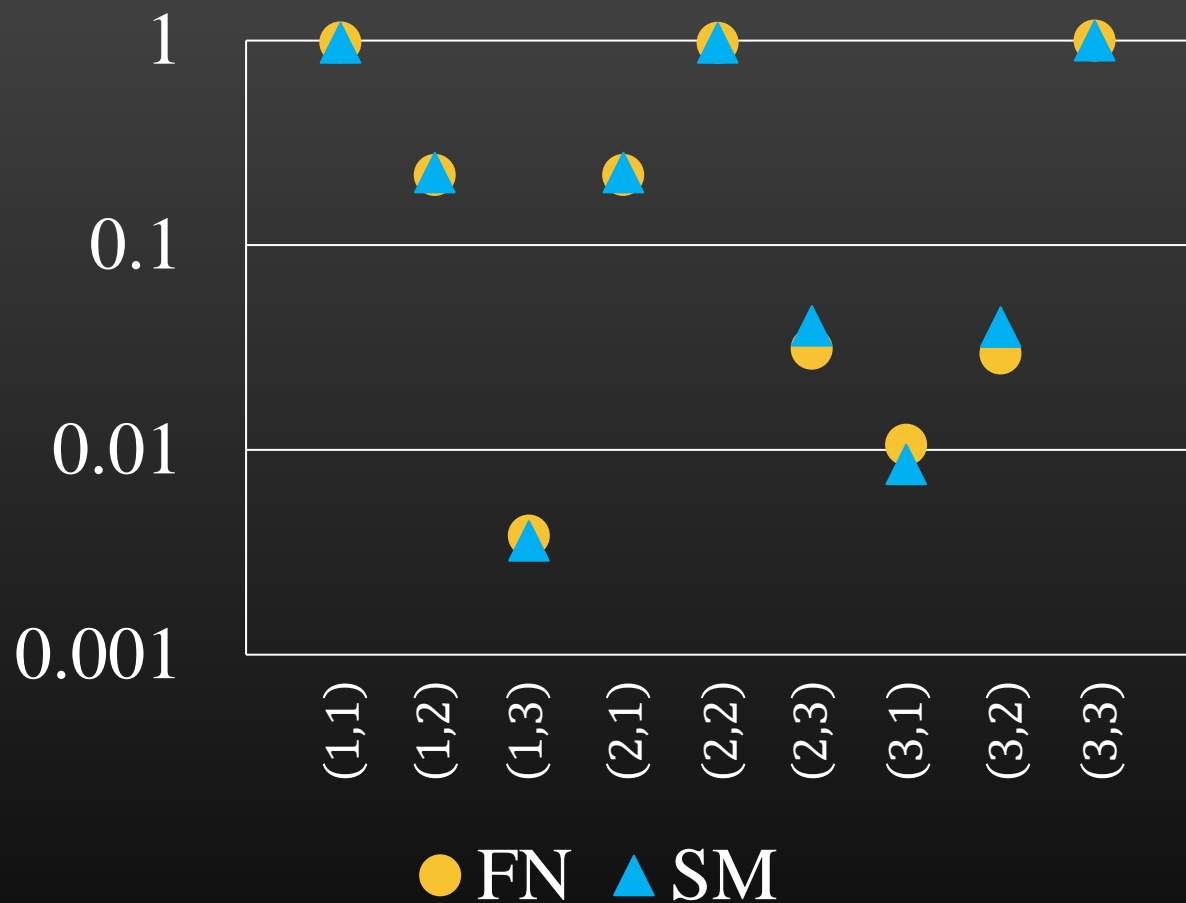
$$Q = \left(\begin{array}{ccc|ccc|ccc|c} Q_1 & Q_2 & Q_3 & u_1 & u_2 & u_3 & d_1 & d_2 & d_3 & H \\ \hline -5 & -4 & -2 & 3 & 2 & 0 & -1 & -2 & -1 & 2 \\ \hline L_1 & L_2 & L_3 & N_1 & N_2 & N_3 & l_1 & l_2 & l_3 & \phi \\ \hline -2 & -3 & -2 & 4 & 2 & 7 & -1 & -1 & 3 & -1 \end{array} \right)$$

荷電粒子の質量比較

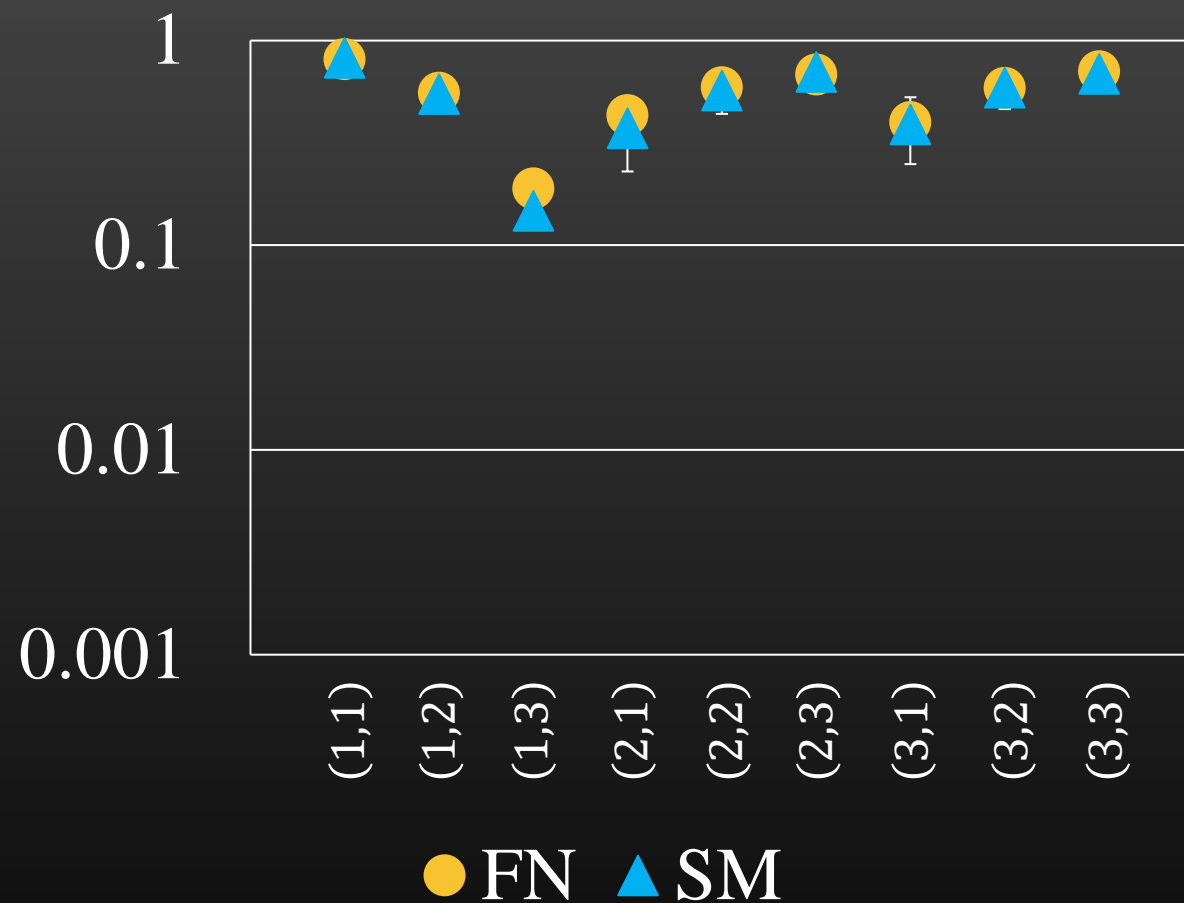


階層性を再現できている

CKM行列の成分比較



PMNS行列の成分比較



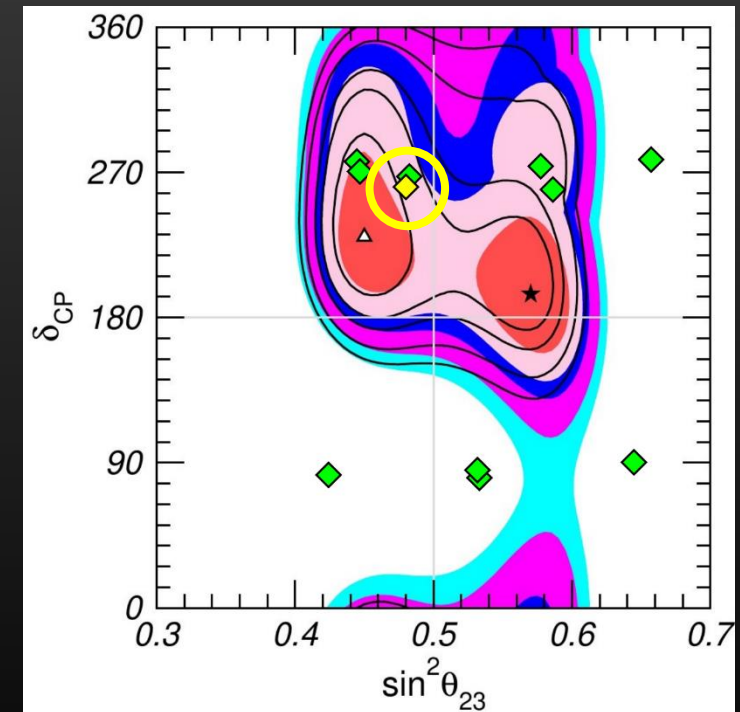
混合強弱も再現できている

レプトンのCP対称性の破れ

- Jarlskog不変量：零からの乖離がCP対称性の破れの程度を反映。

$$J_{\text{PMNS}} = -0.0423, \delta_{\text{CP}} = -0.517\pi$$

レプトンセクターでのCPの破れを
予言するFN電荷列が探索されている。
本例の場合、その混合角とCP位相が
実験値の90%信頼区間に適合する。



[From NuFIT 5.2 (2022)]

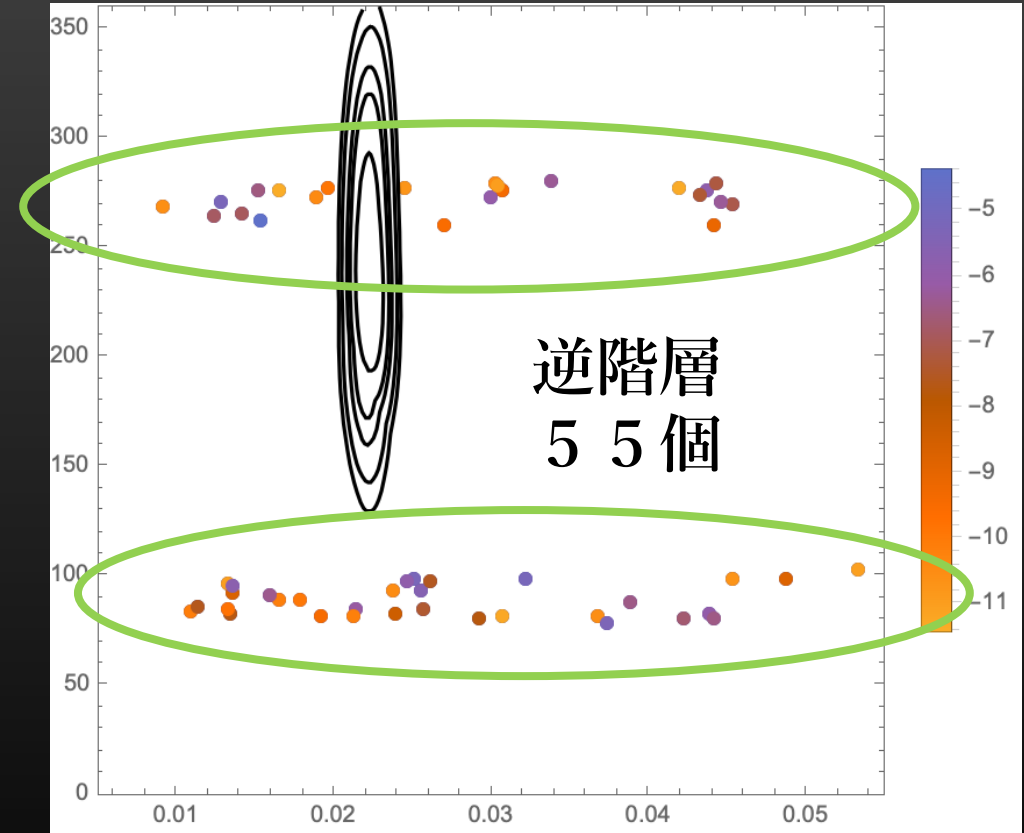
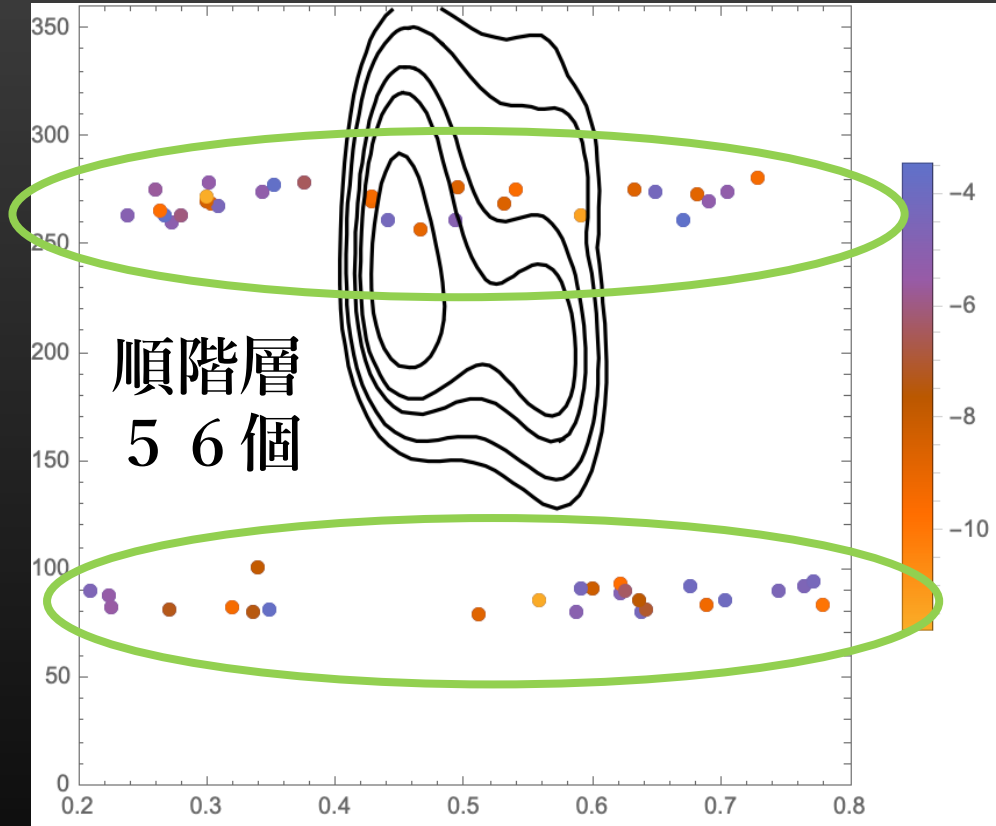
- 導入
 - 素粒子の標準模型
 - Froggatt-Nielsen模型
 - 機械学習と強化学習
- 強化学習の設計と結果
- ニュートリノの質量構造
- 総括と展望

ニュートリノの質量階層判定

- 階層順を指定して学習
 - ニュートリノの質量がインプット情報になる。
- 階層順を指定せず、ニュートリノの質量をインプットに入れない
 - 順階層と逆階層、どちらが好ましいかを機械学習から予言できる。
- 10万エピソードを複数回実行し、111個の電荷列を取得。

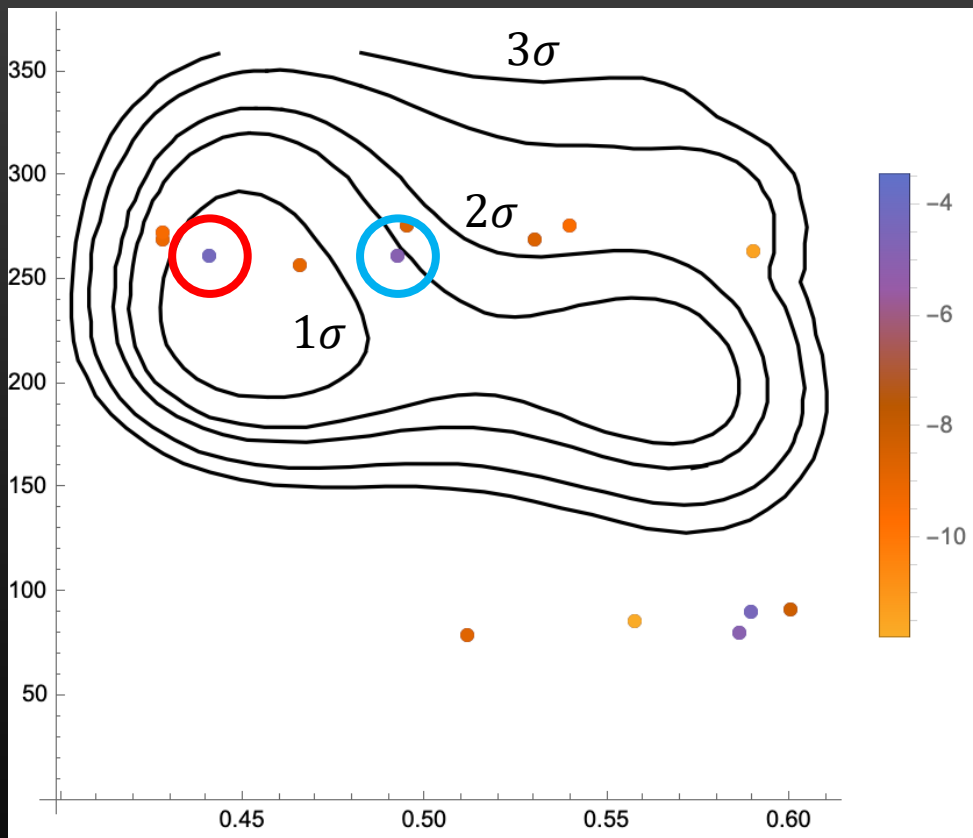
結果

紫色：質量・混合行列の適合度が比較的高い
橙色：質量・混合行列の適合度が比較的低い



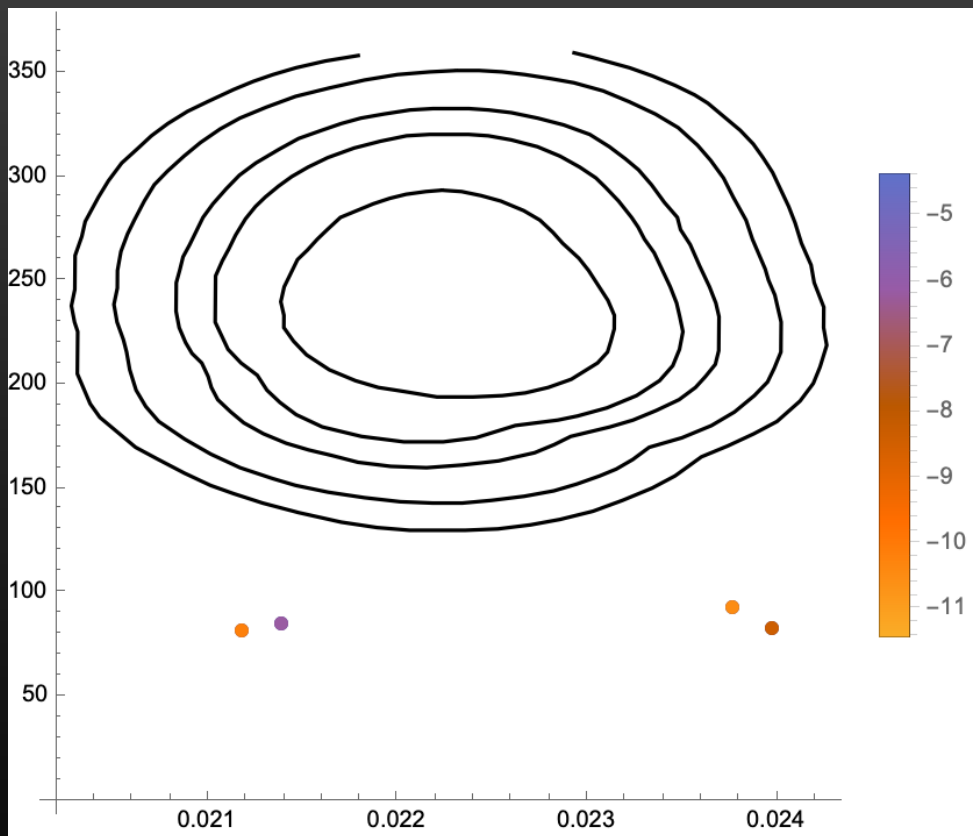
両階層とも、CP位相が
 ± 90 度付近に局在した。

結果（順階層）



- 質量・混合行列の適合度が特に高い2つの事例（赤丸・青丸）
- 混合角・CP位相が、それぞれ90%, 1σ 信頼区間に収まっている。
- 1σ に収まっている候補のほうが一層高い適合度（赤丸）

結果（逆階層）



- 3σ 信頼区間の範囲に、質量や混合行列が適合する電荷列が発見されなかった。
- 現時点の学習結果を実験と比較
→ 順階層のほうが好まれる

ニュートリノ質量

階層指定あり (順階層)

$$(m_1 \quad m_2 \quad m_3) = (0.01176 \quad 9.547 \quad 43.28) \text{ meV}$$

$$\sum m_\nu = 52.84 \text{ meV} < 87 \text{ meV}$$

階層指定なし (順階層)

$$(m_1 \quad m_2 \quad m_3) = (2.401 \quad 5.607 \quad 41.26) \text{ meV}$$

$$\sum m_\nu = 49.26 \text{ meV} < 87 \text{ meV}$$

PDG (PTEP 2022 083C01)

- 導入
 - 素粒子の標準模型
 - Froggatt-Nielsen模型
 - 機械学習と強化学習
- 強化学習の設計と結果
- ニュートリノの質量構造
- 総括と展望

総括

- 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。
- 強化学習によって見出されるFN電荷列がレプトンのCPを有意に破っており、強化学習がニュートリノの質量構造に対して予言能力を持つなど模型探索に有効であることを示した。

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か？
→ 複素スカラー場の追加
- 右巻きニュートリノの質量を変化させた探索によって、
実験結果をより高精度に再現する電荷列の発見が見込まれる。
- 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)

Backup

探索空間の違い (1)

- 先行研究 「クォークの質量を再現」

探索空間： $-9 \leq q \leq 9 \rightarrow 19^{11} \sim 10^{14}$ 通り。 $\langle \phi \rangle$ は実数。

- 本研究 「クォーク・レプトンの質量・混合行列を同時に再現」

探索空間： $-9 \leq q \leq 9 \rightarrow 19^{20} \sim 10^{25}$ 通り。 $\langle \phi \rangle$ は複素数。

探索空間の違い（2）

- 探索空間が格段に広く、クォーク・レプトン両セクターなので、解が存在するかも非自明で探索自体が困難。
- 本研究はその探索空間に確かに解が存在して、それを効率的に探す手段として機械学習が依然強力であると具体的に示した形。

報酬の決め方

- 内在価値 $V(Q)$ を以下で定義。

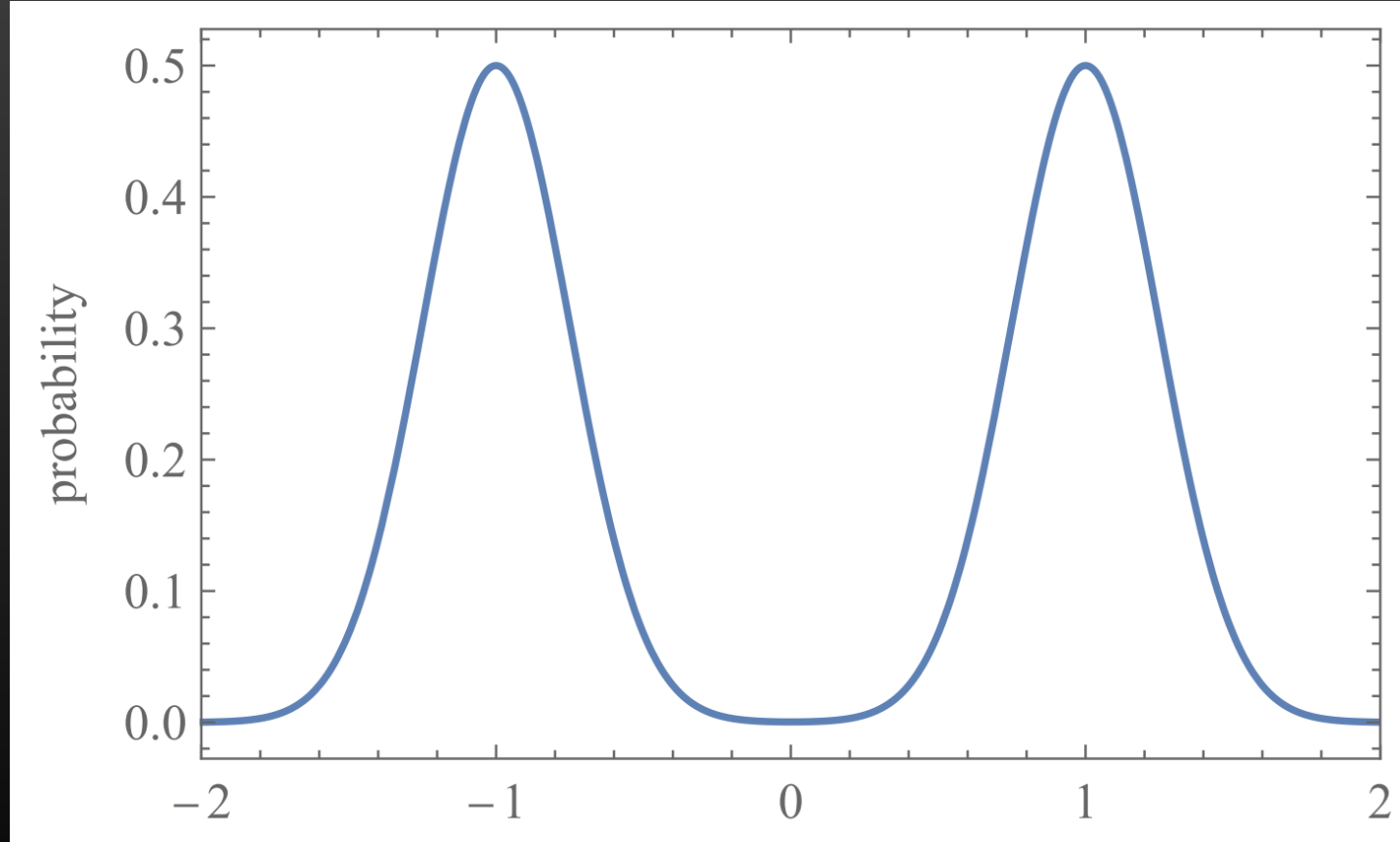
$$V(Q) = - \min_{\langle \phi \rangle} (M_1 + M_2 + C + P)$$

例えば荷電粒子の質量評価は以下のように反映される。

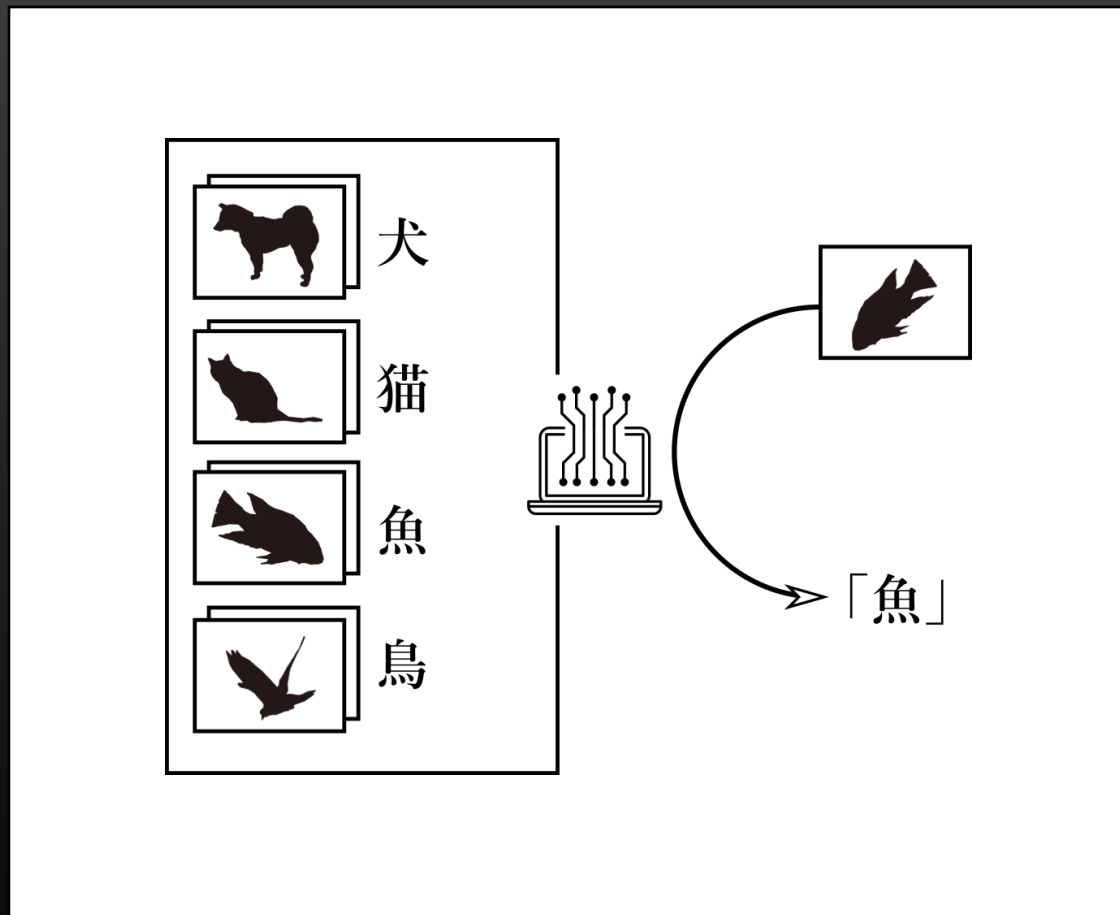
$$M_1 = \sum_{\alpha=u,d,l} \left| \log_{10} \frac{|m_{\alpha}|}{|m_{\alpha,\text{exp}}|} \right|$$

- 内在価値が増える \leftrightarrow 実験値に近づく

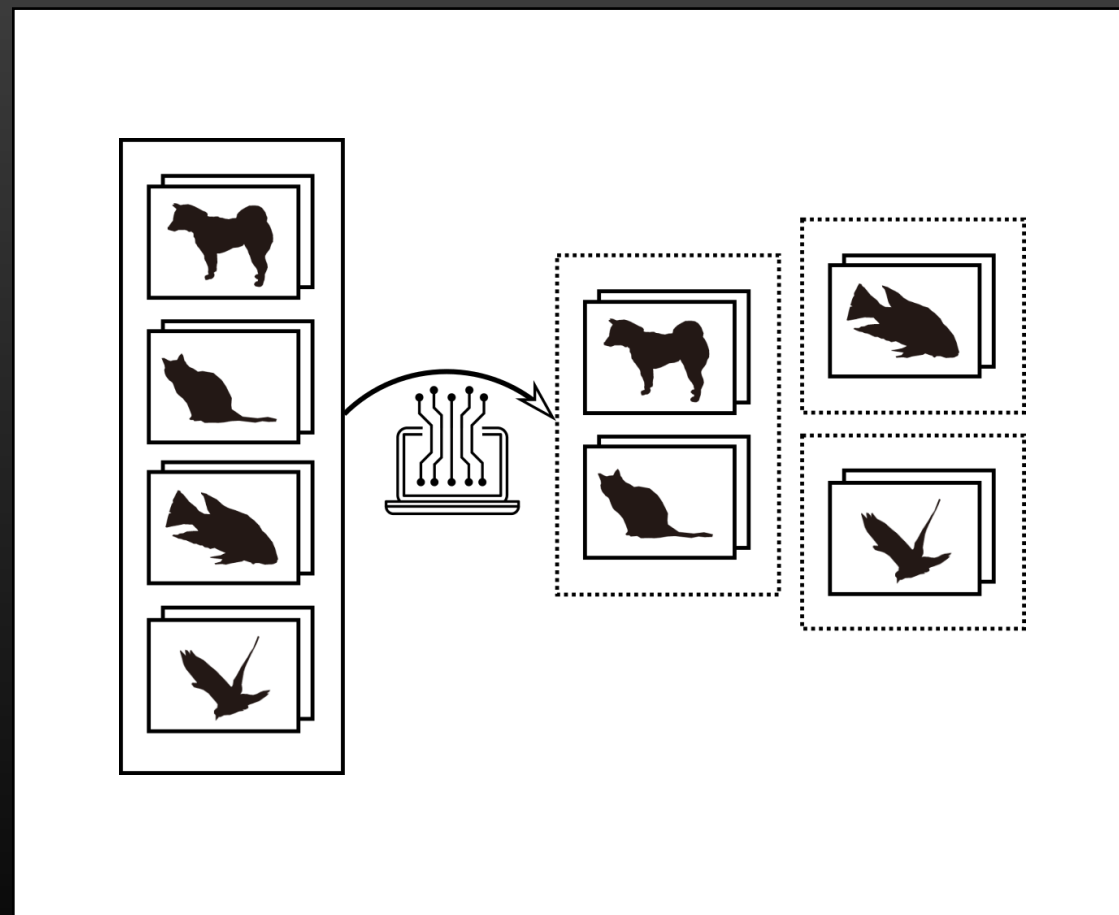
0(1) 湯川結合の確率密度関数



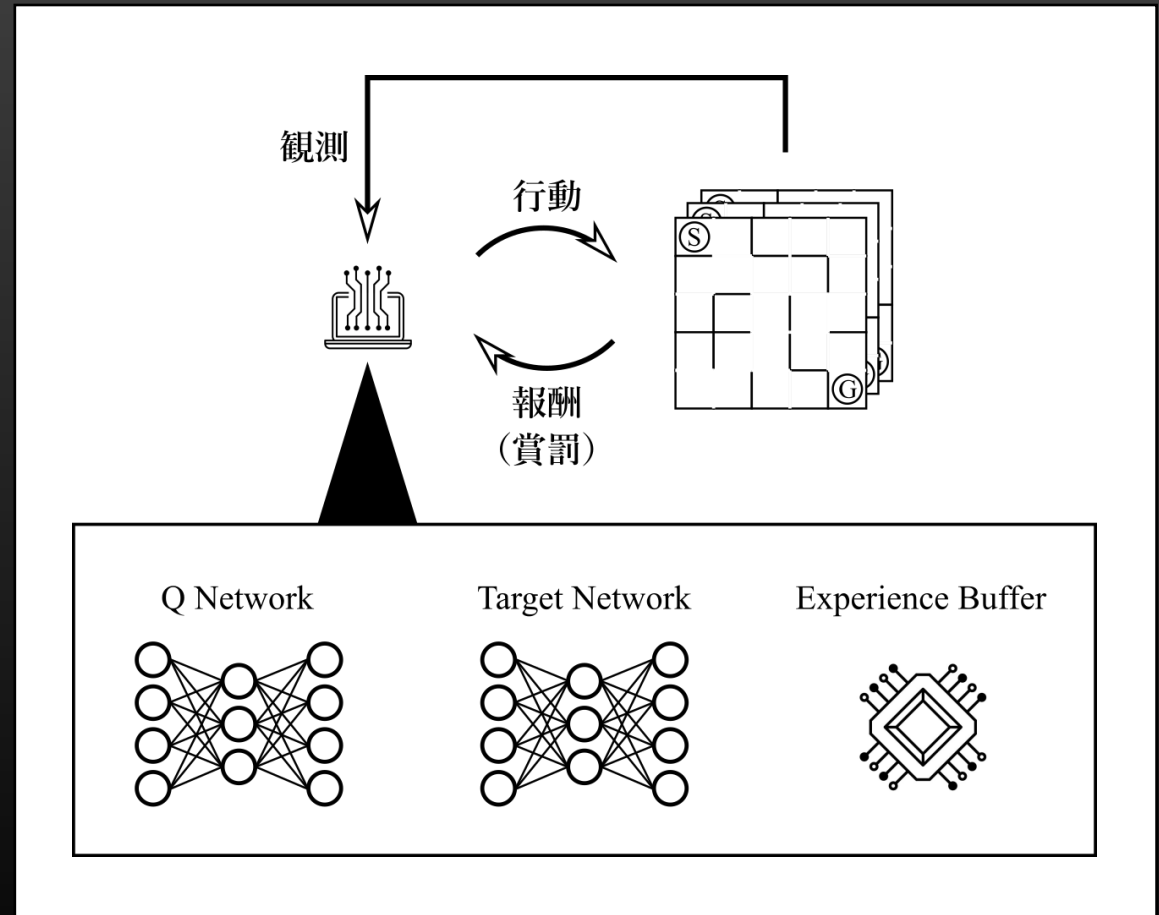
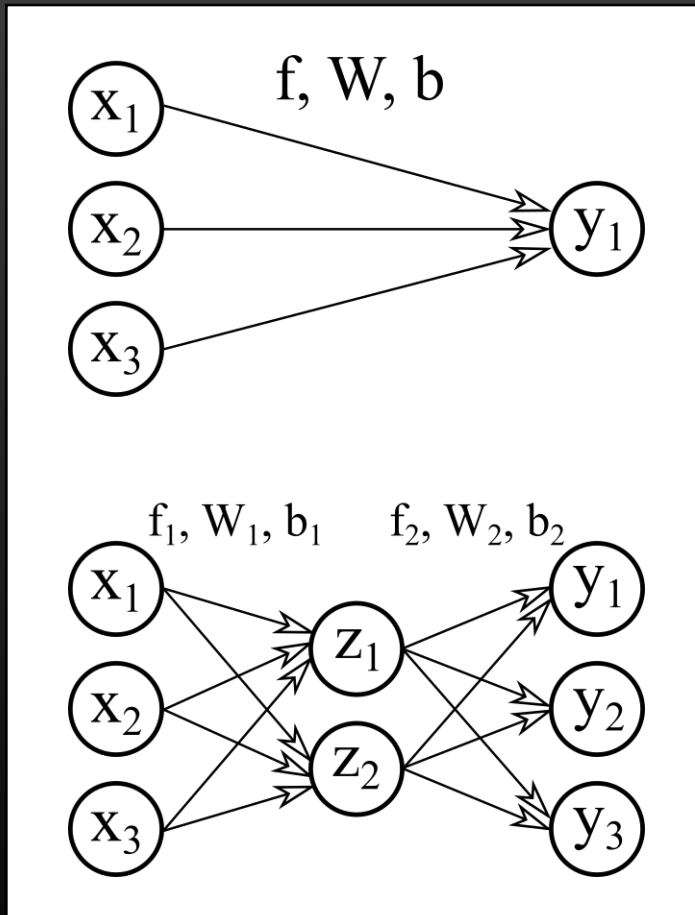
教師あり学習



教師なし学習



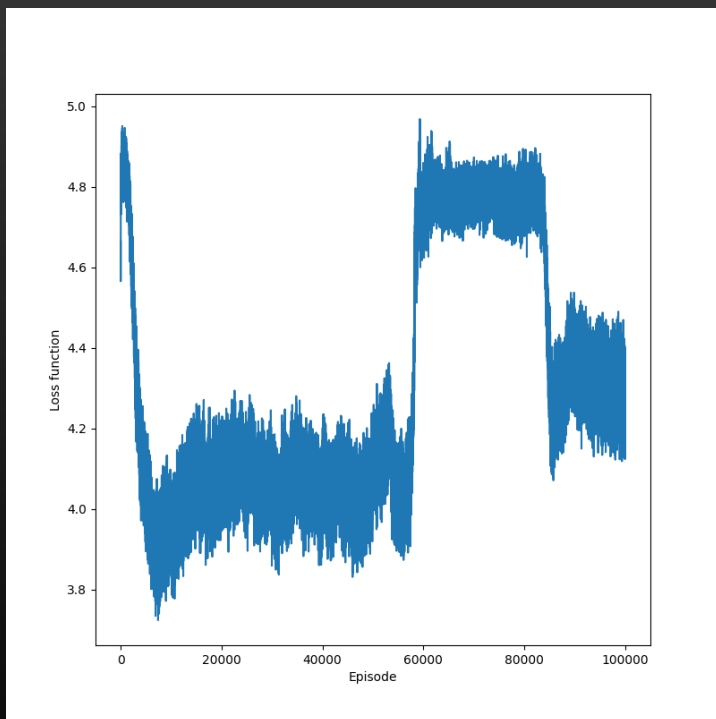
ニューラルネットワークとDQN



損失関数の推移

学習失敗時

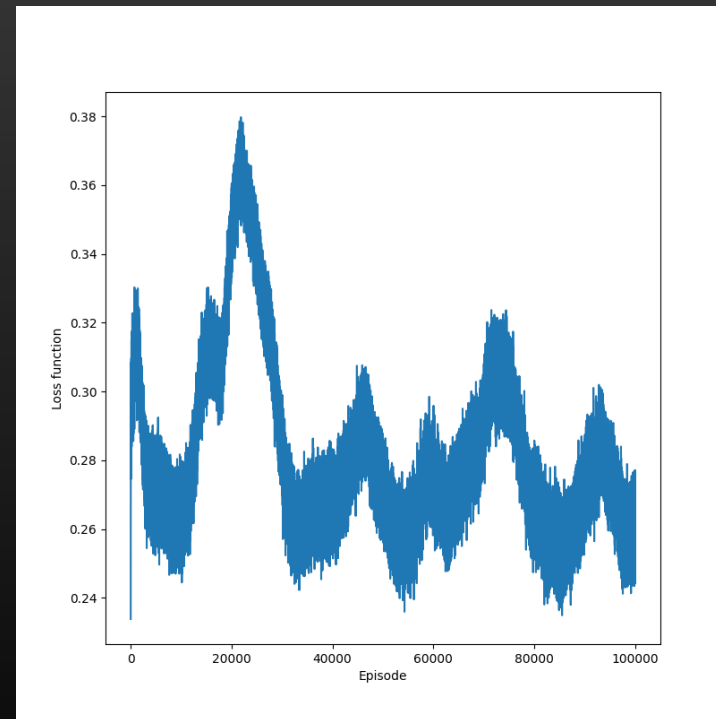
5.0



3.8

学習成功時

0.38



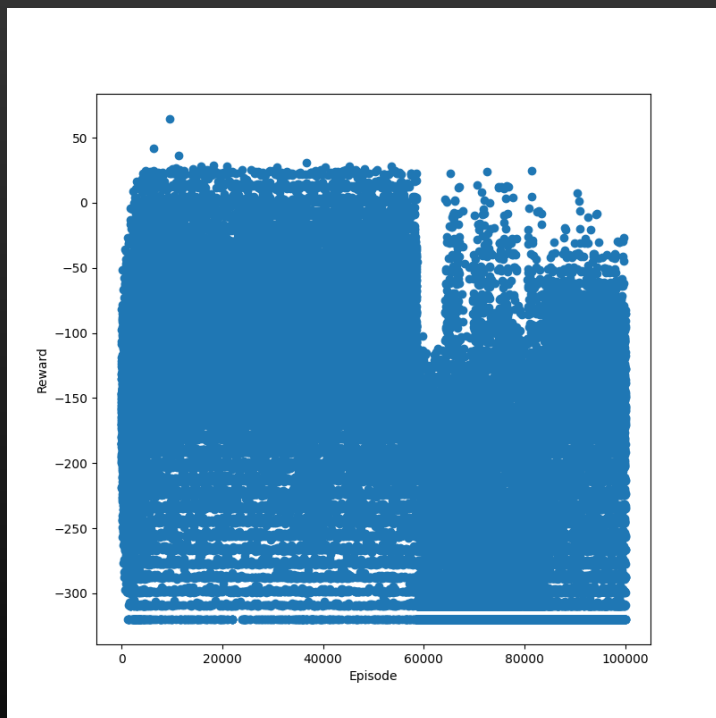
0.24

報酬の推移

学習失敗時

50

-300



学習成功時

100

-300

