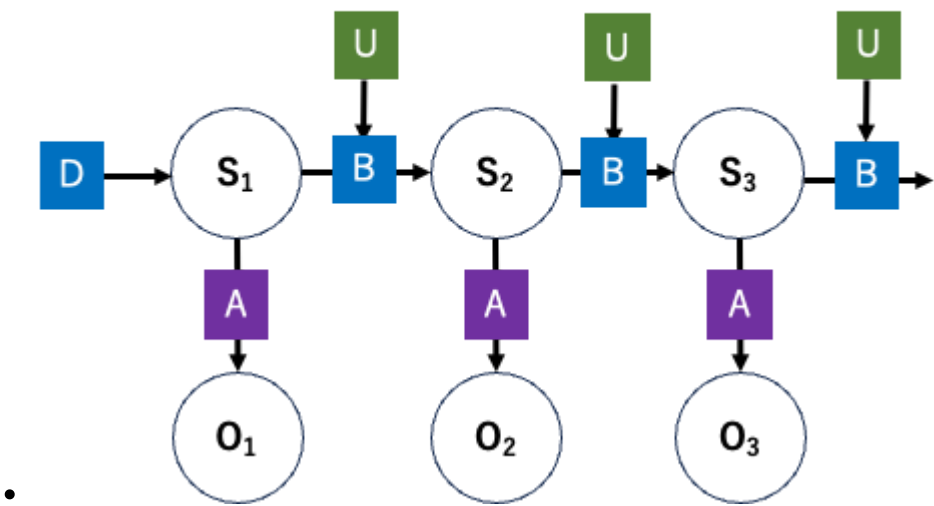


fear_conditioning

1. データ生成プロセス

マルコフモデル (Latent cause model)



overview

- 「観測Oは、状態Sからマルコフモデルによって生成される」とする

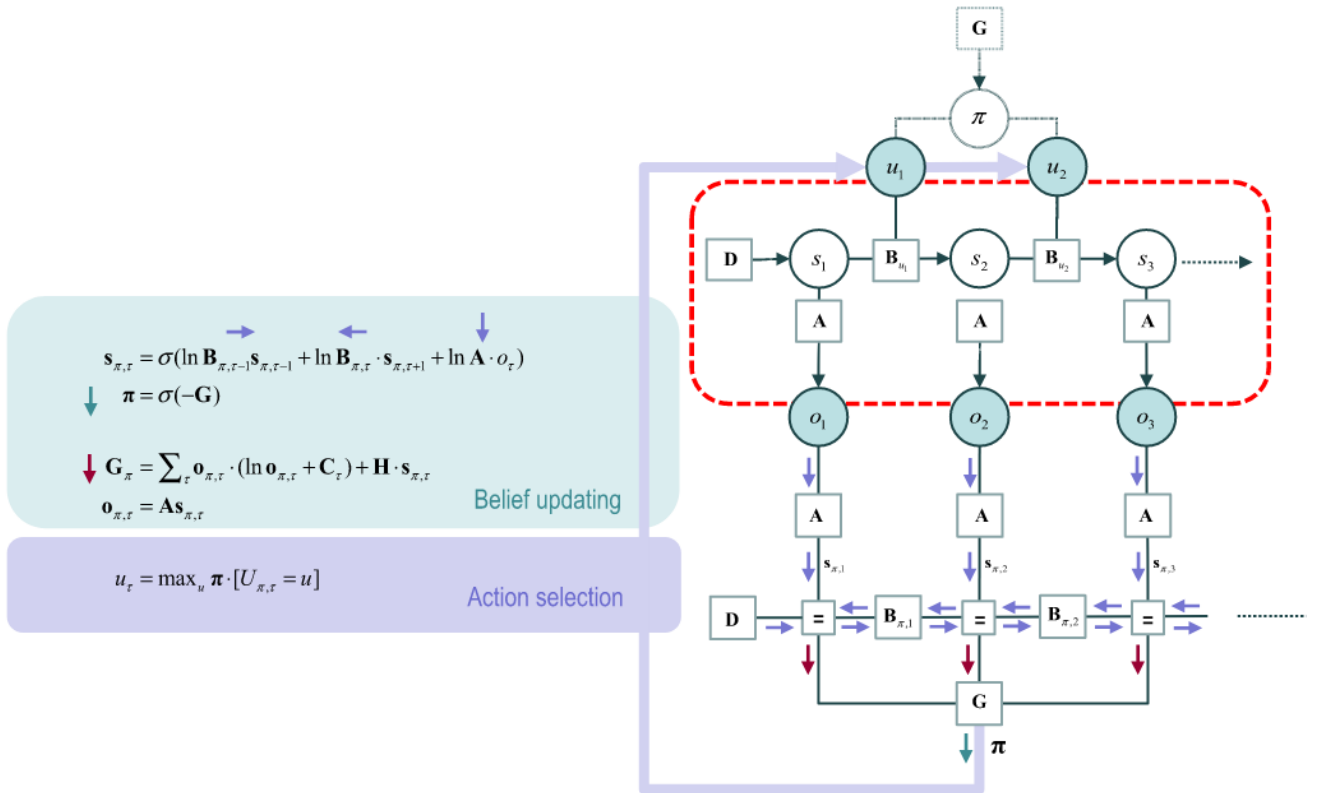
factor (○の部分)

- S: 状態 (fear / extinction)
- O: 観測 (shock / no shock) もしくは (sound / no sound)

parameter (□の部分)

- A: 尤度 (状態Sから尤もらしい観測Oにマッピング)
- B: 遷移確率 (状態を S_i から S_{i+1} に遷移させる)
- U: 行動 (freezing/not-freezingによって、B確率を変化させる)

2. データ生成モデル



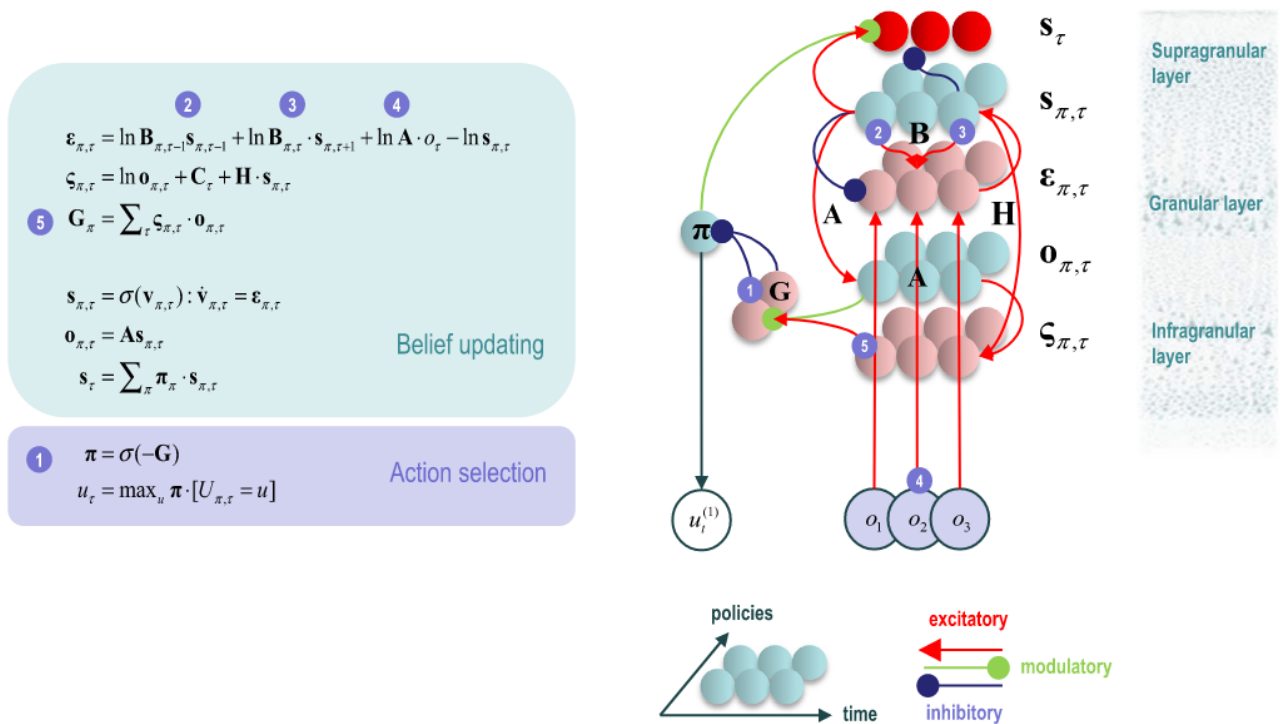
overview

- マウスは観測 \mathbf{O} を観測できるが、状態 \mathbf{S} は観測できない（隠れ状態）
- 観測 \mathbf{O} から状態 \mathbf{S} （ \mathbf{O} to \mathbf{S} ）を推測するためには、データ生成プロセス（ \mathbf{S} to \mathbf{O} ）を逆転させる必要がある
- 因子モデルによって、モデルを逆転する（図右下）
- 因子モデルによって、モデルアップデートの規則を明瞭化する（図左）

model update rule

- $\mathbf{S}_{\pi, t}$: t 時点で、行動 \mathbf{U} を選んだ時の状態 \mathbf{S} の更新規則
- π, \mathbf{G}_{π} : 行動 \mathbf{U} の確率を決める規則（今回は使わない）
- $\mathbf{O}_{\pi, t}$: t 時点で、行動 \mathbf{U} を選んだ時の状態 \mathbf{O} の更新規則

3. neural dynamics



overview

- マルコフモデルの更新規則で用いたメッセージパッシングは、シナプスによるニューラルメッセージパッシングとして理解することもできる (図)
- t時点での状態予測誤差の変数として $\epsilon_{\pi, t}$ を導入すると、ニューラルメッセージパッシングの更新規則を得る。
- すなわち、状態予測 v_t を用いて、 $[\Delta v_t = \epsilon_t = v_t - v_{t-1}] S_{\pi, t} = \sigma(v_t)$ と表すことができる。ただし、ここで $\sigma()$ はシグモイド関数。

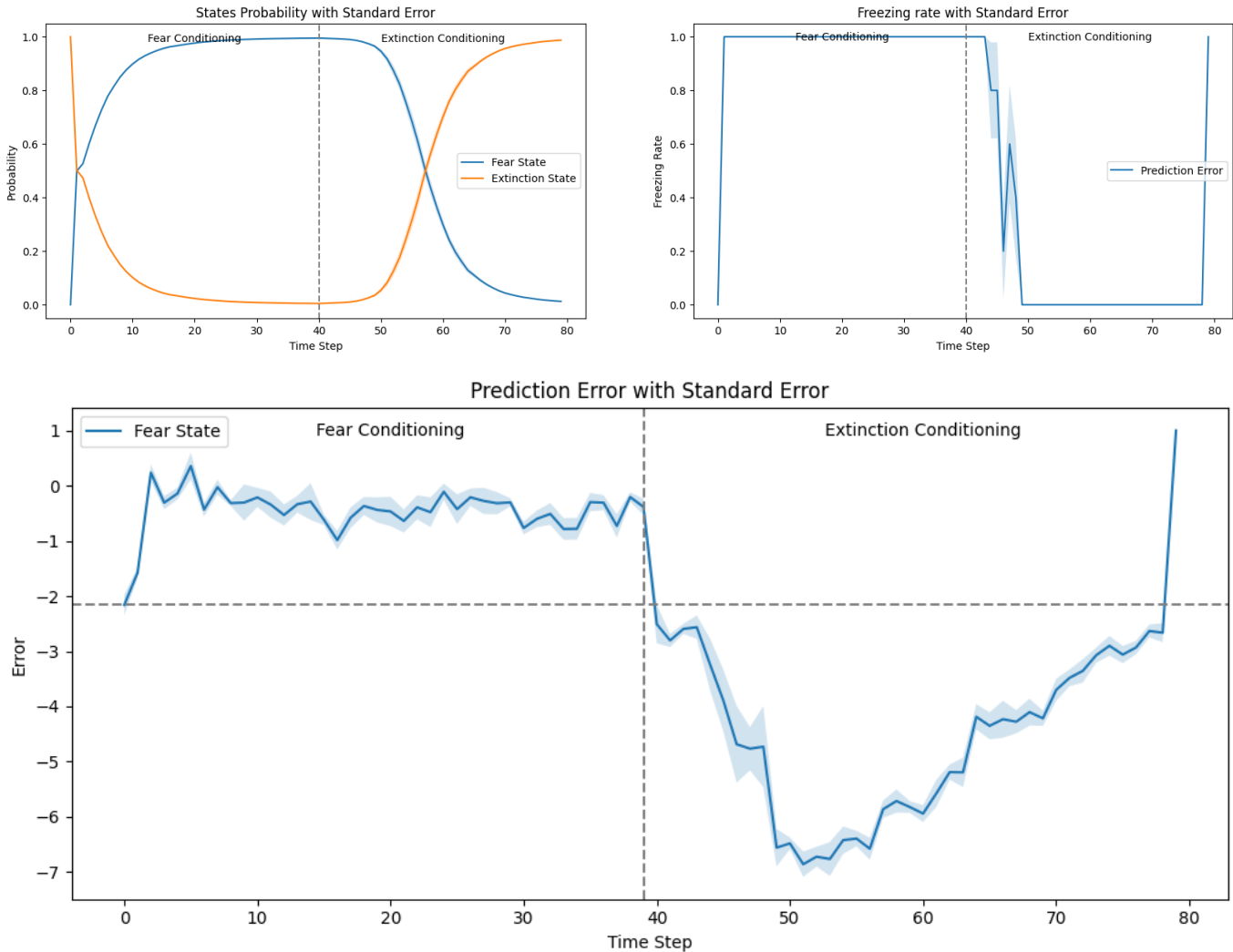
4. Simulation

overview (GPTによる説明。後日更新します)

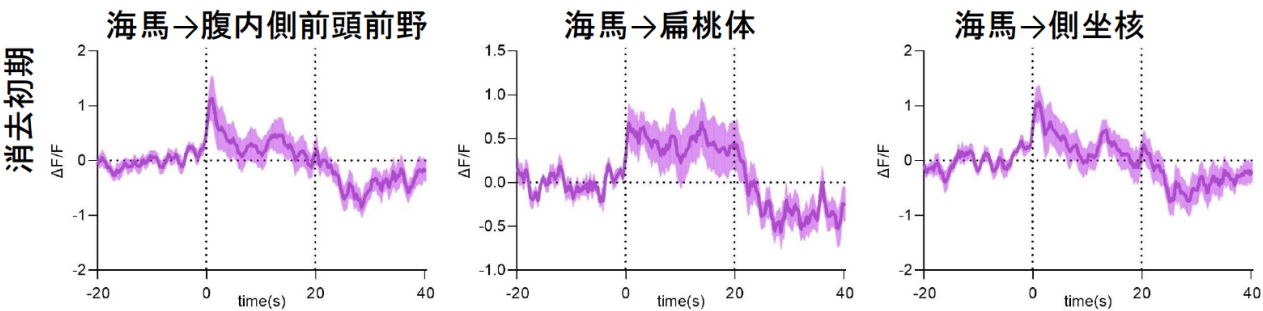
- このコードは、恐怖条件付けと消去条件付けのシミュレーションを行うためのものです。
- シミュレーションでは、恐怖状態と消去状態間の遷移、観測される事象（ショックや音）、および「すくみ行動」といった制御変数の確率的選択をモデル化しています。
- このプロセスは、生成モデルのパラメータを用いて、状態、観測、制御変数の確率を更新することにより行われます。
- シミュレーションタイプ: 3種類のシミュレーションタイプがあり、それぞれ異なるすくみ行動の扱いをしています。
 - タイプ1はショック終了時まですくみ、その後はすくまないというもので、すくみの確率はシグモイド関数に従います。
 - タイプ2はすくみを特に考慮せず、一定の確率で前の状態に留まります。
 - タイプ3はすくみはしないというものです。
- シミュレーションパラメータ: 恐怖条件付けと消去条件付けの時間、ショックの時間、時間ステップの長さなどが設定されています。
- 生成モデル: 状態、観測、制御変数の初期確率を設定し、観測の尤度、状態の遷移確率、初期状態確率、制御変数の好み（ポリシー）を定義しています。

- メッセージパッシング: 状態、観測、制御変数の確率を更新するためのメッセージパッシングアルゴリズムが実装されています。予測誤差 e を勾配降下法を用いて最小化する。これには、観測の尤度、過去と未来の状態の遷移確率、予測と予測誤差の計算が含まれます。プロット: シミュレーションの結果として、状態の確率、制御変数（すくみ率）、予測誤差の平均と標準誤差を時間ステップごとにプロットします。

result



- type 1の結果
- 状態確率（左上），すくみ率（右上），予測誤差信号（下）



- いただいた図

参考

Friston, K. J., Parr, T., & de Vries, B. (2017). The graphical brain: Belief propagation and active inference. *Network Neuroscience*, 1(4), 381–414. https://doi.org/10.1162/NETN_a_00018