

Julia で学ぶ計算論的神経科学

山本 拓都

2023 年 5 月 5 日

0.1. はじめての $\text{LuaT}_{\text{E}}\text{X-JA}$ 0.1 はじめての $\text{LuaT}_{\text{E}}\text{X-j}$

ちゃんと日本語が出るかな？

$$x = 6$$

```
@kwdef mutable struct AmariHopfieldModel
    W::Array # weights
    θ::Vector # thresholds
end

# Training weights & definition of model
function AmariHopfieldModel(inputs; σθ=1e-2)
    num_data, num_units = size(inputs) # inputs : num_data x num_unit
    inputs = mapslices(x -> x .- mean(x), inputs, dims=2)
    W = (inputs' * inputs) / num_data # hebbian rule
    W -= diagm(diag(W)) # Set the diagonal of weights to zero
    return AmariHopfieldModel(W=W, θ=σθ*randn(num_units))
end;

a = "hello"
true
```

0.2 神経サンプリング

サンプリングに基づく符号化 (sampling-based coding; SBC or neural sampling model) をガウス尺度混合モデルを例にとり実装する。

0.2.1 ガウス尺度混合モデル

ガウス尺度混合 (Gaussian scale mixture; GSM) モデルは確率的生成モデルの一種である [cite:pWainwright1999-cl](#) [cite:pOrban2016-tm](#). GSM モデルでは入力を次式で予測する：

$$\text{入力} = z \left(\sum \text{神経活動} \times \text{基底} \right) + \text{ノイズ}$$

前節までのスパース符号化モデル等と同様に、入力が基底の線形和で表されるとしている。ただし、尺度 (scale) パラメータ z が基底の線形和に乘じられている点が異なる。

事前分布

$\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{N_x}$, $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{N_x \times N_y}$, $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^{N_y}$, $\mathbf{z} \in \mathbb{R}$ とする。

$$p(\mathbf{x} | \mathbf{y}, z) = \mathcal{N}(\mathbf{z}\mathbf{A}\mathbf{y}, \sigma_{\mathbf{x}}^2 \mathbf{I})$$

事前分布を

$$p(\mathbf{y}) = \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{C})$$

$$p(z) = \Gamma(k, \vartheta)$$

とする。 $\Gamma(k, \vartheta)$ はガンマ分布であり、 k は形状 (shape) パラメータ、 ϑ は尺度 (scale) パラメータである。 $p(\mathbf{y})$ は \mathbf{y} の事前分布であり、刺激がない場合の自発活動の分布を表していると仮定する。