

# Hopfield モデル

A decorative horizontal line with a crossbar, consisting of three parallel lines in green, yellow, and red, with a vertical crossbar on the left side.

# 概要

---

- 相互結合的神経回路模型
  - 記憶と想起のモデル
- 非決定的動作
  - Simulated annealingとの関係
- Hopfield モデル
- Boltzmann 機械

# Hopfieldモデル

---

- $N$  個の素子  $s_i = \pm 1$
- 相互作用(対称的)
  - 理論構成の都合  $w_{ij} = w_{ji}$
- 素子の動作(非同期的)
  - ランダムに素子を選んでその素子だけ状態更新
  - $N$  個の素子の状態更新を行う時間が1時間単位

$$s_i = \begin{cases} 1 & \text{if } \sum_{i \neq j} w_{ij} s_j \geq 0 \\ -1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

# エネルギー

---

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i \neq j} \sum w_{ij} s_i s_j$$

- エネルギー変化

$$\delta E = -\sum_{i \neq j} w_{ij} s_j \delta s_i \leq 0$$

- エネルギーは単調に減少する: Lyapunov関数

- $\sum_{i \neq j} w_{ij} s_j$  と  $\delta s_i$  は同符号

if  $\sum_{i \neq j} w_{ij} s_j \geq 0, s_i = -1 \rightarrow s_i = 1$  or  $s_i = 1 \rightarrow s_i = 1$

if  $\sum_{i \neq j} w_{ij} s_j \leq 0, s_i = 1 \rightarrow s_i = -1$  or  $s_i = -1 \rightarrow s_i = -1$

# Hebb 学習則

---

- パターン  $\vec{\xi}$  を記憶する  $w_{ij} = \lambda \xi_i \xi_j$ 
  - $\lambda$  は  $O(N^{-1})$  の量
  - エネルギーは示量変数(システムサイズに比例)
  - 通常の物理系ではエネルギーは示量変数
  - cf: 示強変数(システムサイズによらない量)
    - 温度、圧力

---

$$\begin{aligned} E &= -\frac{1}{2} \sum \sum_{i \neq j} \lambda \xi_i \xi_j s_i s_j \\ &= -\frac{\lambda}{2} \left[ \left( \sum_i \xi_i s_i \right)^2 - \sum_i \xi_i^2 s_i^2 \right] = -\frac{\lambda}{2} \left[ \left( \sum_i \xi_i s_i \right)^2 - N \right] \end{aligned}$$

- 最低エネルギー状態は二つ

$$\vec{s} = \pm \vec{\xi}$$

- 強磁性と同じ

# $P$ 個のパターン

---

- Hebb則

$$w_{ij} = \lambda \sum_{\mu=0}^{P-1} \xi_i^{\mu} \xi_j^{\mu}$$

- パターンとの重なり

$$m_{\mu} = \frac{1}{N} \sum_i \xi_i^{\mu} s_i$$

---

$$E = -\frac{\lambda}{2} N^2 \sum_{\mu} (m_{\mu})^2 + \frac{\lambda}{2} NP$$

- パターンが直行していれば、それぞれがエネルギー最小を与える
- 記憶した以外のパターンを想起することがあり得る



# 有限温度のダイナミクス

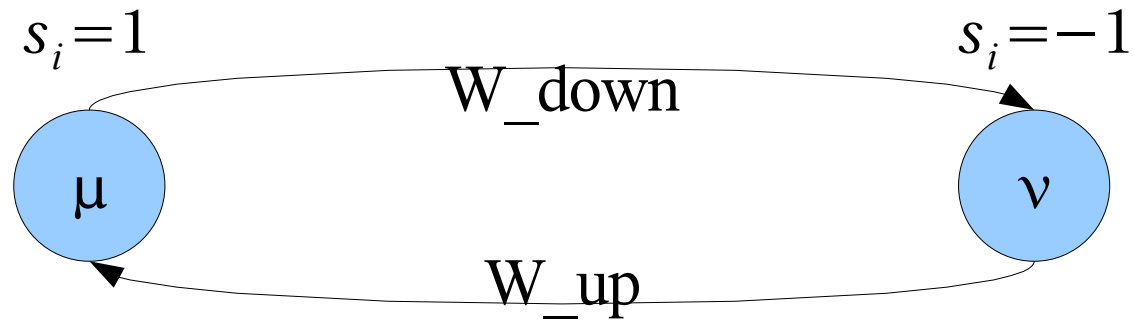
---

$$P(s_i = \pm 1) = \frac{1}{1 + e^{\mp 2\beta h_i}}$$
$$h_i = \sum_{j \neq i} w_{ij} s_j$$

- 演習：平衡分布を求めよ。

# 平衡分布

---



$$\frac{P_{\mu}}{P_{\nu}} = \frac{w_{\uparrow}}{w_{\downarrow}} = \frac{1 + e^{-2\beta h_i}}{1 + e^{2\beta h_i}} = e^{-2\beta h_i} = \frac{e^{-\beta h_i}}{e^{\beta h_i}}$$

---


$$\begin{aligned}
\frac{e^{-\beta h_i}}{e^{\beta h_i}} &= \exp \left( -\beta \sum_{i \neq j} w_{ij} 1 \times s_j - (\beta/2) \sum_{j \neq i, k \neq i, k \neq j} w_{kj} s_k s_j \right) \\
&/ \exp \left( -\beta \sum_{i \neq j} w_{ij} (-1) \times s_j - (\beta/2) \sum_{j \neq i, k \neq i, k \neq j} w_{kj} s_k s_j \right) \\
&= \frac{e^{-\beta E(\mu)}}{e^{-\beta E(\nu)}}
\end{aligned}$$

# TSPをHopfield模型で考える

---

- J. J. Hopfield and D. W. Tank, Biol. Cyern. **52** (1985) 141.
- $V_i^x$  都市 $x$  を $i$  番目に経由する時1, それ以外0
- 総経路長

$$E_0 = \frac{D}{2} \sum_x \sum_{y \neq x} \sum_i d_{xy} V_i^x (V_{i+1}^y + V_{i-1}^y)$$

---

- 拘束条件

$$\begin{aligned} E_1 = & \frac{A}{2} \sum_x \sum_i \sum_{j \neq i} V_i^x V_j^x \\ & + \frac{B}{2} \sum_i \sum_x \sum_{y \neq x} V_i^x V_i^y \\ & + \frac{C}{2} \left( \sum_x \sum_i V_i^x - N \right)^2 \end{aligned}$$

$A, B, C$  は大きな定数

---

- 最小化

$$E = E_0 + E_1$$

- スピン変数へ変換

$$V_i^x = \frac{1}{2} (S_i^x + 1)$$