神経回路網特論

脳内における視覚情報処理（1）

伊達 章

2006年4月20日

http://www.cs.miyazaki-u.ac.jp/~date

講義のテーマ

- 人間を一つの機械とみたらどういうことになるか
- 機械は人間のすることをどの程度まねできるか.
  - 実際の脳を解剖的，生理的に研究
  - 脳のモデルをつくることによる研究
- 「脳はどういう風に動いているのか」，数理モデルを使ってその気分を味わう
- キーワード： 情報表現と計算

講義の予定：脳神経回路の生理学的知見とその数理モデル

- 4/13 講義全体の概論：脳とコンピュータ
- 4/20 脳内における視覚情報処理 (1)
- 4/27, 5/11 自己組織化神経回路モデル
- 5/18 脳内における視覚情報処理 (2)
- 5/25, 6/1 連想記憶モデルのダイナミックス
- 6/8, 15, 22 自己組織化神経回路モデル
- 7/6, 13, 20 確率的モデルによる情報処理

講義の概要（内容別）

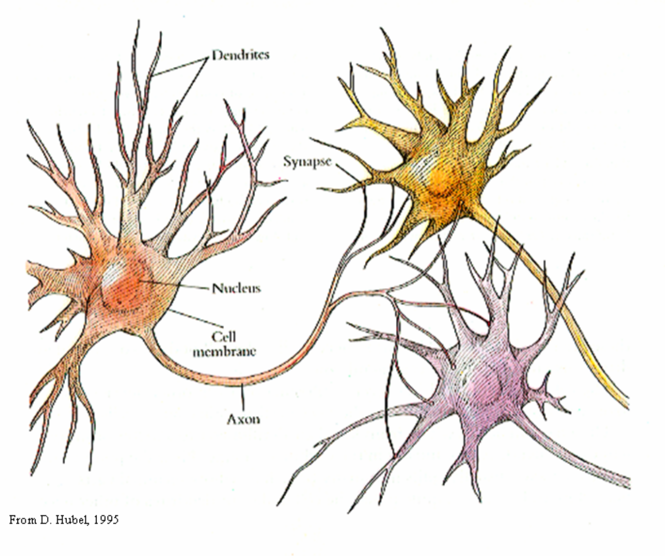
- 研究紹介： 脳内における情報表現（視覚情報処理）
- 研究紹介： 脳情報処理の数理モデル
- 目的論的な数理モデル
  - 脳の情報処理とは一見，無関係
  - 隠れマルコフ確率場など
- 成績はレポート

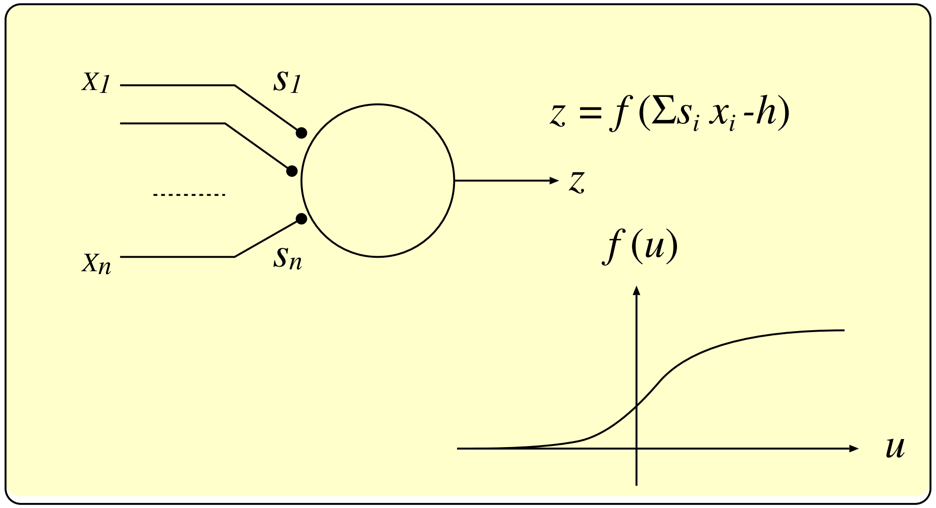
今回の概要

- 脳とコンピュータの比較
- 神経回路モデルの概論
  - ニューロン
  - 神経回路網による情報変換
  - 連想記憶モデルのダイナミックス
  - 自己組織化マップ
  - 自己組織化モデル：スパース表現の獲得
  - 脳内における視覚情報処理

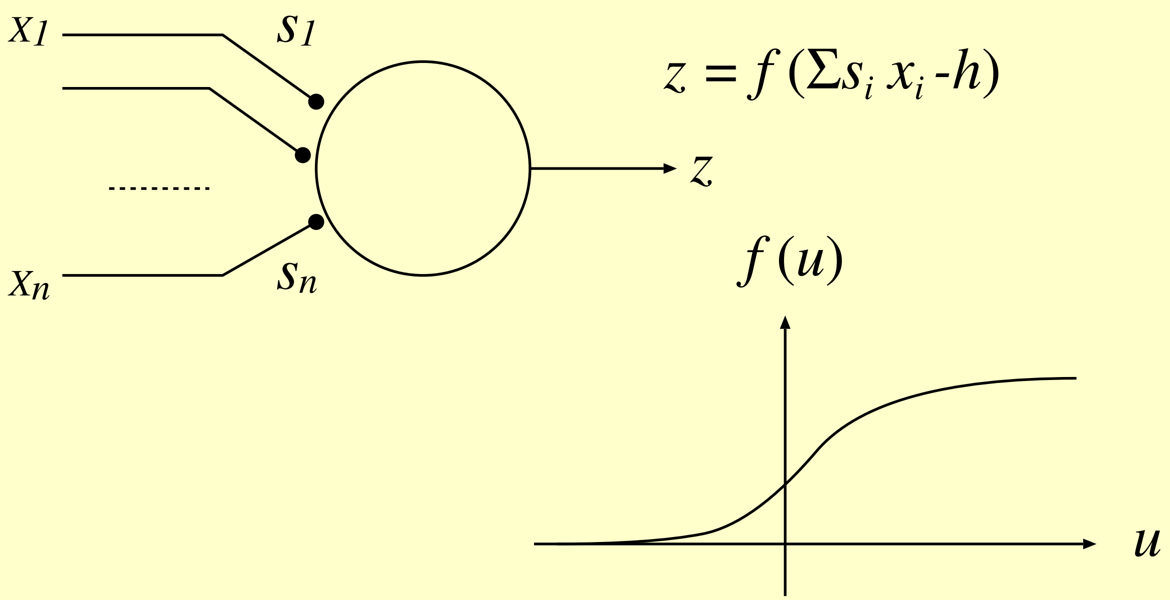
脳：神経回路モデル

ニューロンとそのモデル



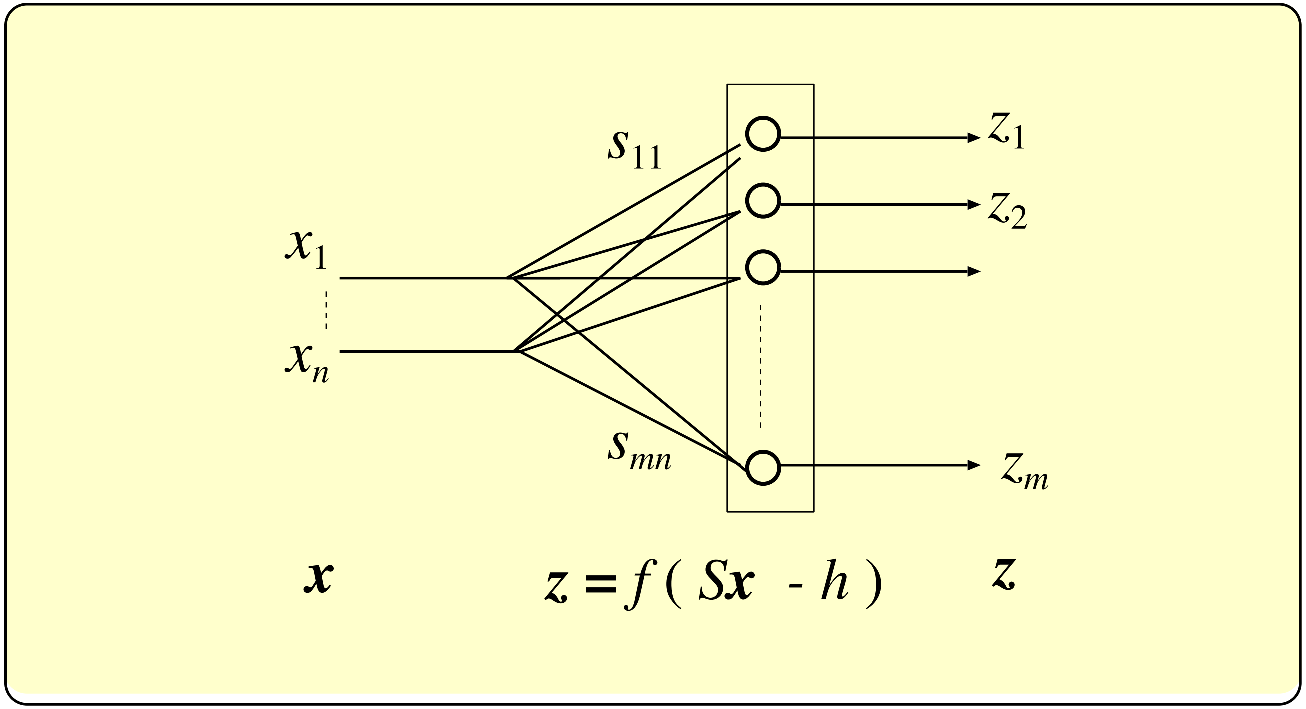


ニューロンとそのモデル：非線型の多数決素子

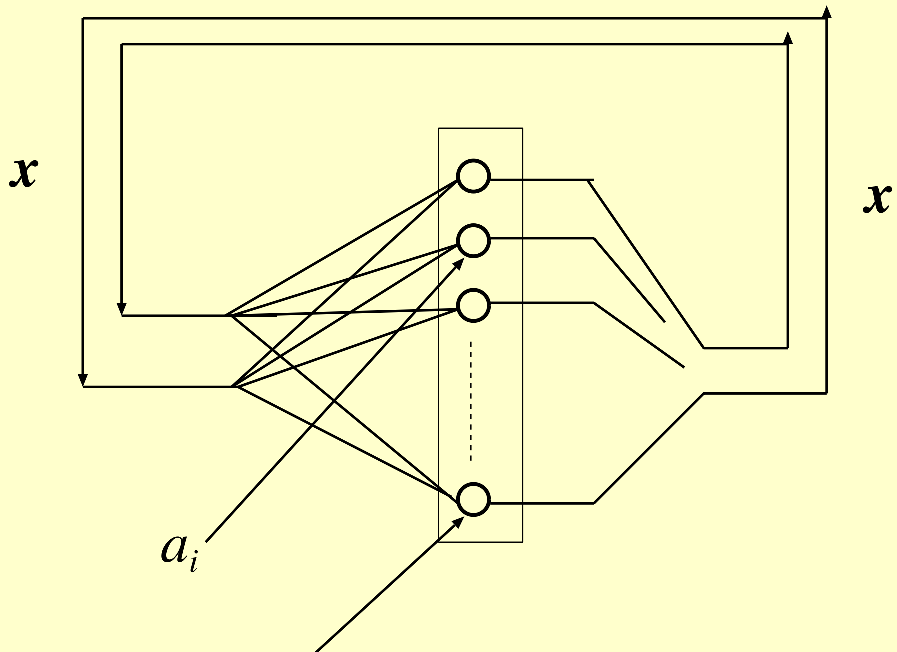


$$z = f\,(\Sigma s_i\, x_i - h)$$

ニューロンとそのモデル，層状回路

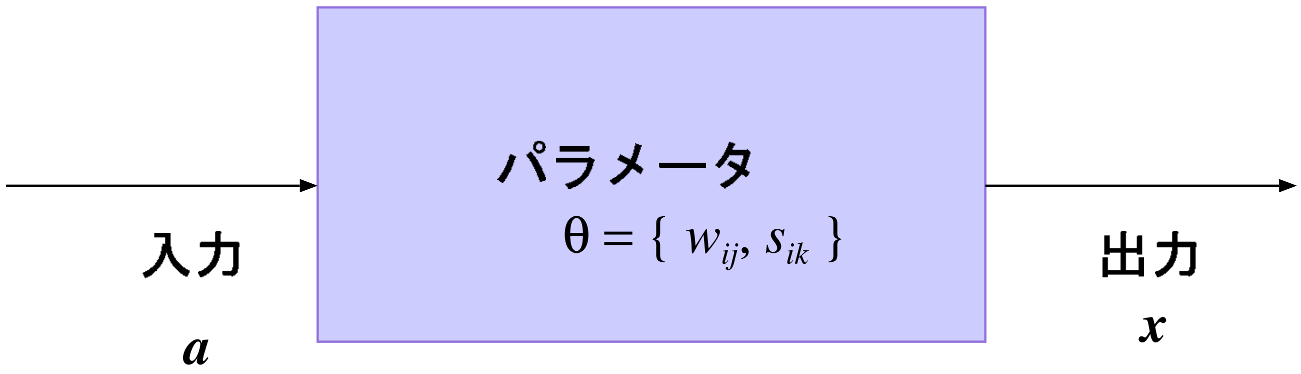


相互結合の神経回路モデル



$$\boldsymbol{x}^{t+1} = T\,\boldsymbol{x}^{t}$$

神経回路モデルの見方



速い ニューロン活動 x のダイナミックス

$$x(t+1) = F(x(t), \theta(t))$$

遅い 結合係数 θ のダイナミックス

$$\theta(t+1) = G(\theta(t), a(t), x(t), x(t-1), \cdots)$$

入出力の関係はパラメータθ（結合係数）に依存
大雑把に言えば，ニューロン活動x→思考， 結合係数θ→記憶 に対応

代表的な神経回路モデル

- 自己組織化モデル
- 連想記憶モデル

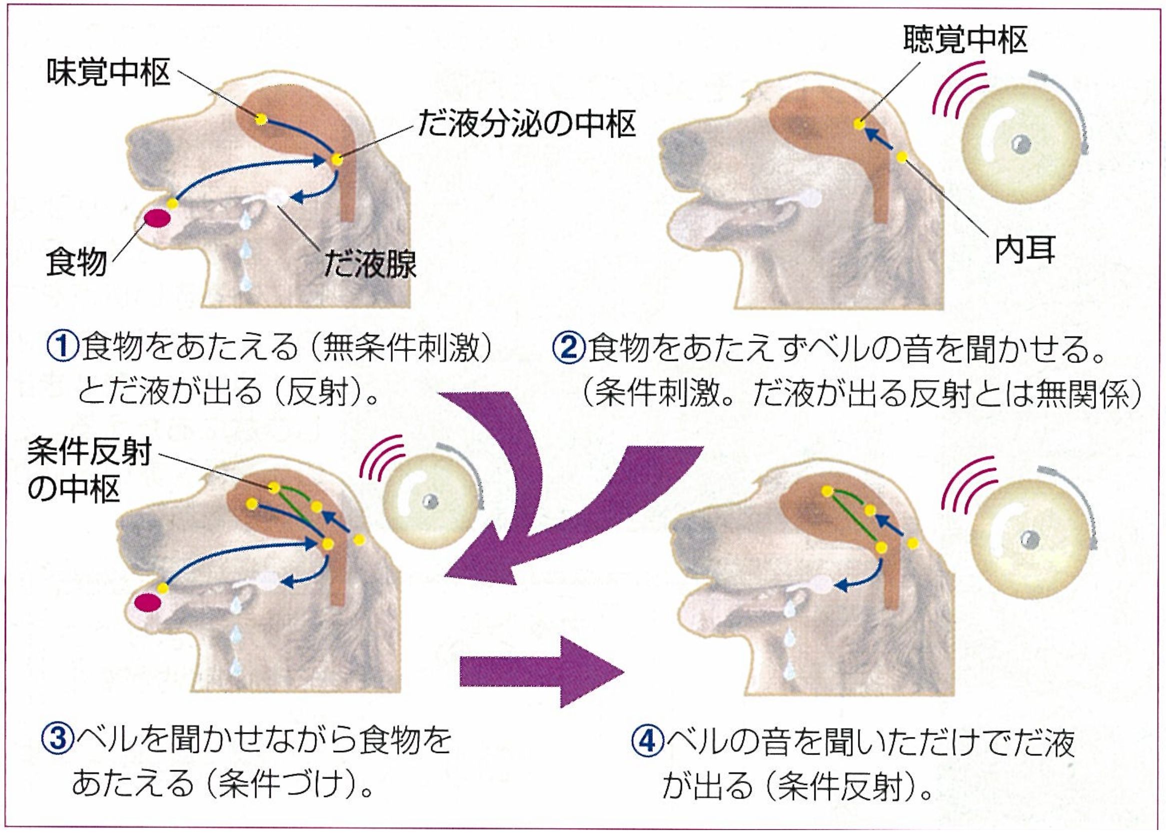
代表的な学習則

- Hebb 学習

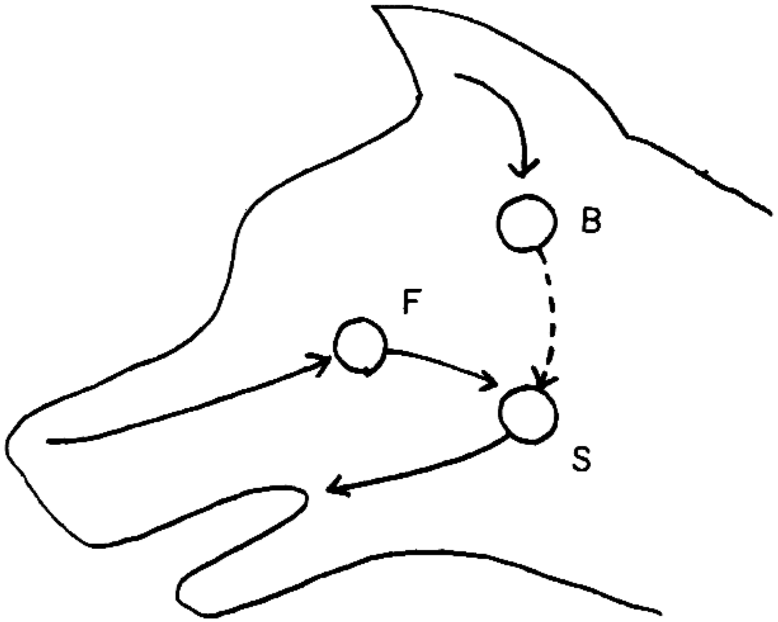
古典的条件付けによる Hebb 学習の説明

C. 条件反射

無条件刺激と条件刺激を結びつける（条件づけ）ことで，条件刺激だけで反射を起こす反応。



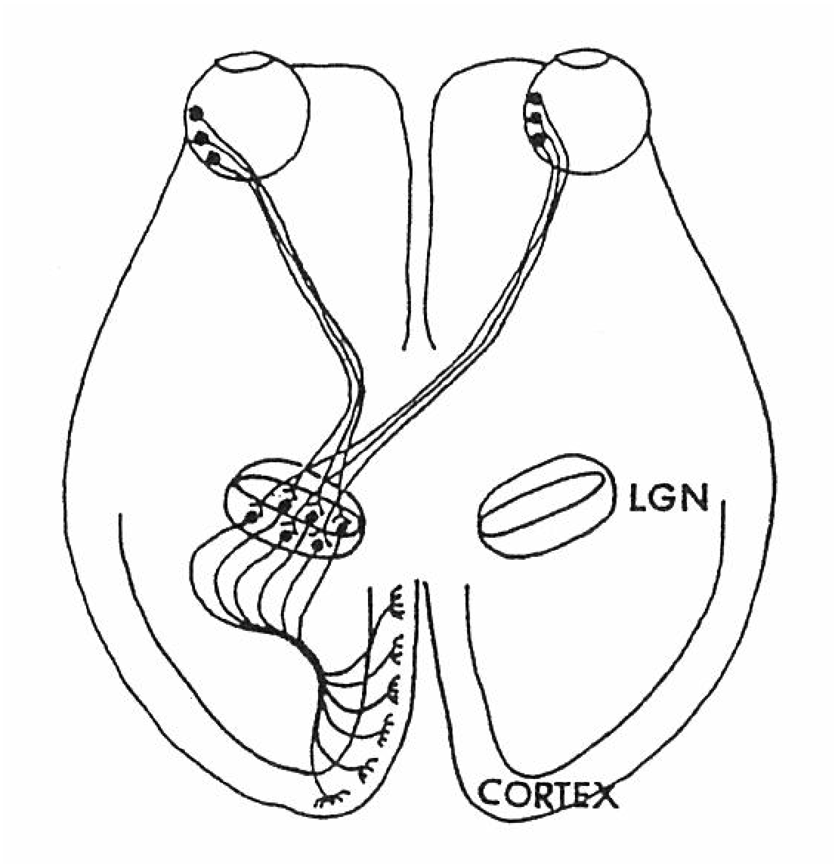
パブロフの犬と Hebb 学習



F 食べ物， B ベルの音， S 唾液

一度刺激の通り道が脳に形成されると，それにそった結合が強化され，刺激が通りやすくなる

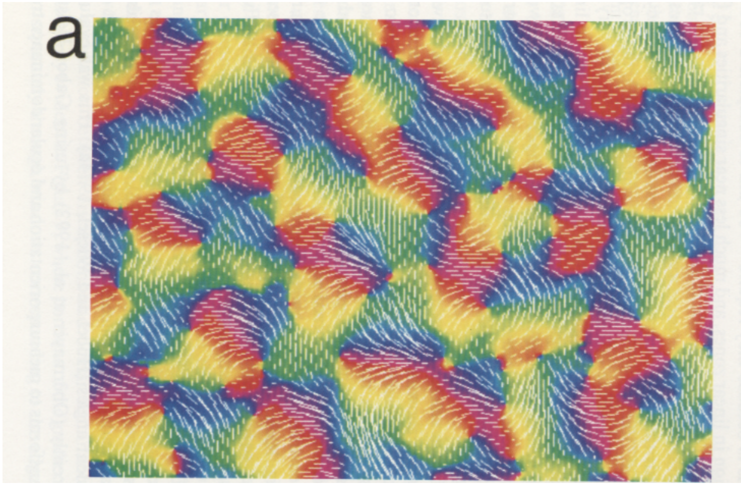
神経系の自己組織化：トポグラフィックマッピング



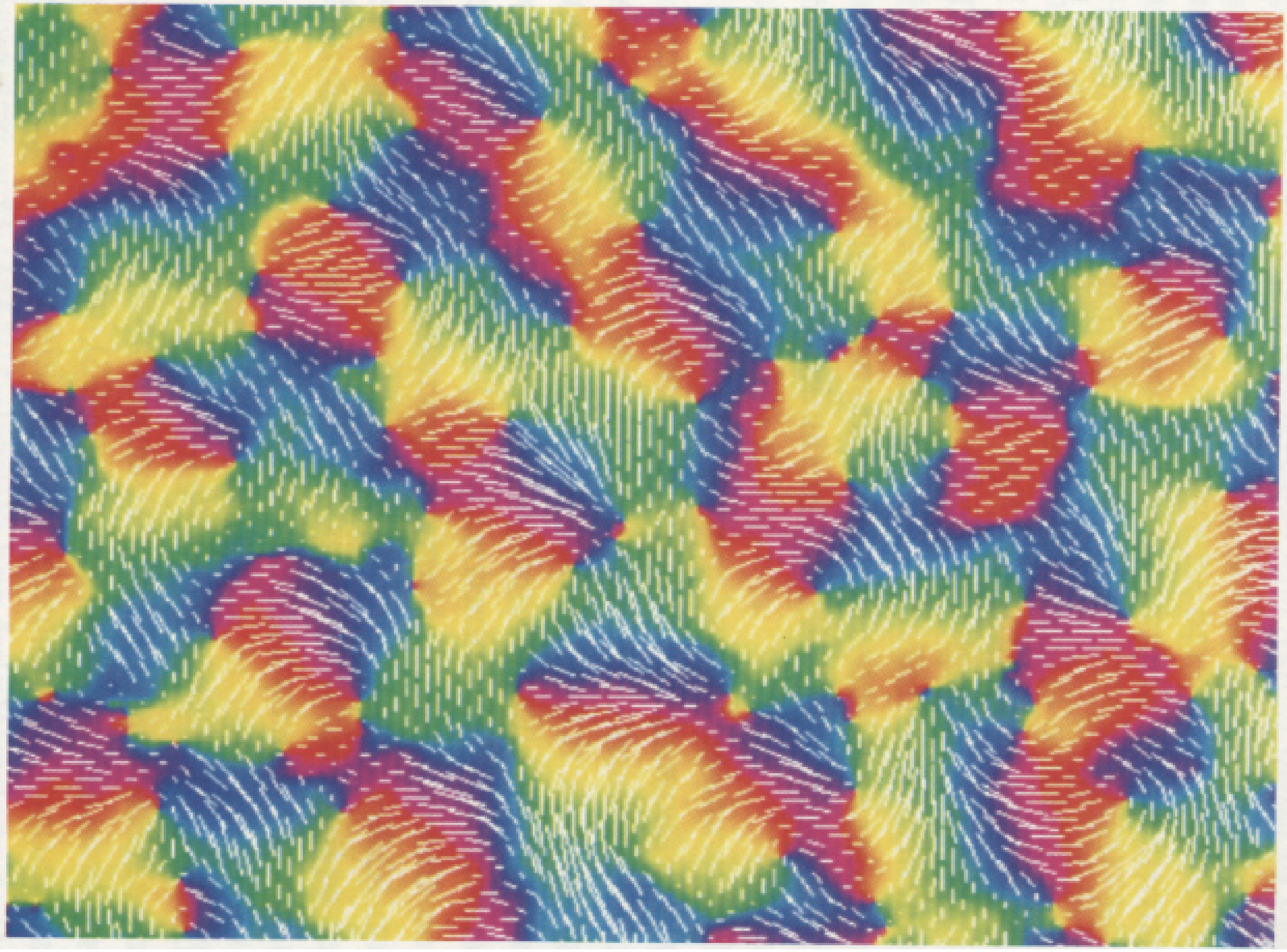
自己組織化のコンピュータシミュレーション

大脳皮質の機能地図（一次視覚野の情報表現）

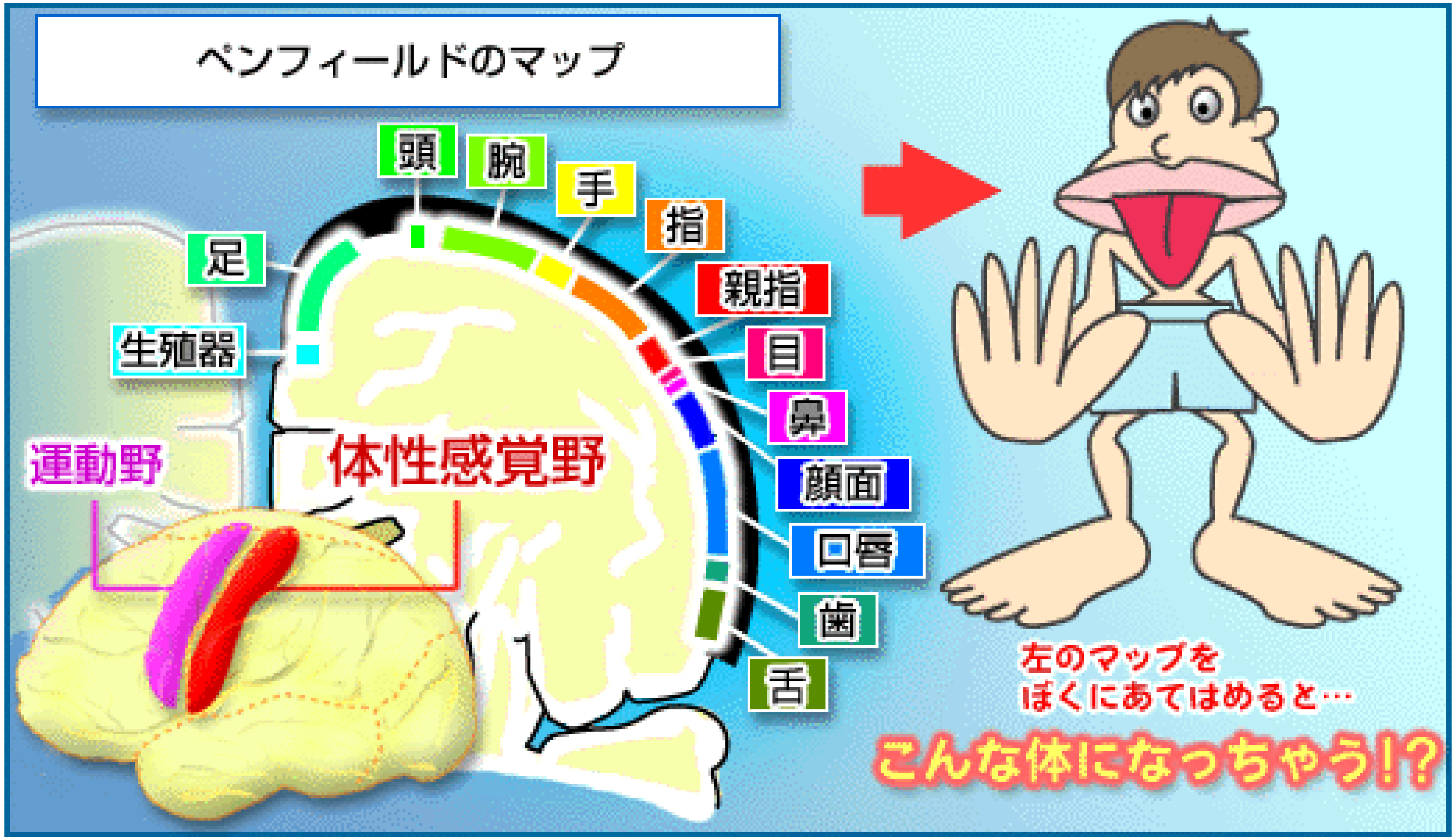
- 受容野の位置（視野内のどの位置）
- 方向選択性　（線分の方向）
- 眼優位性（左右どちらか）



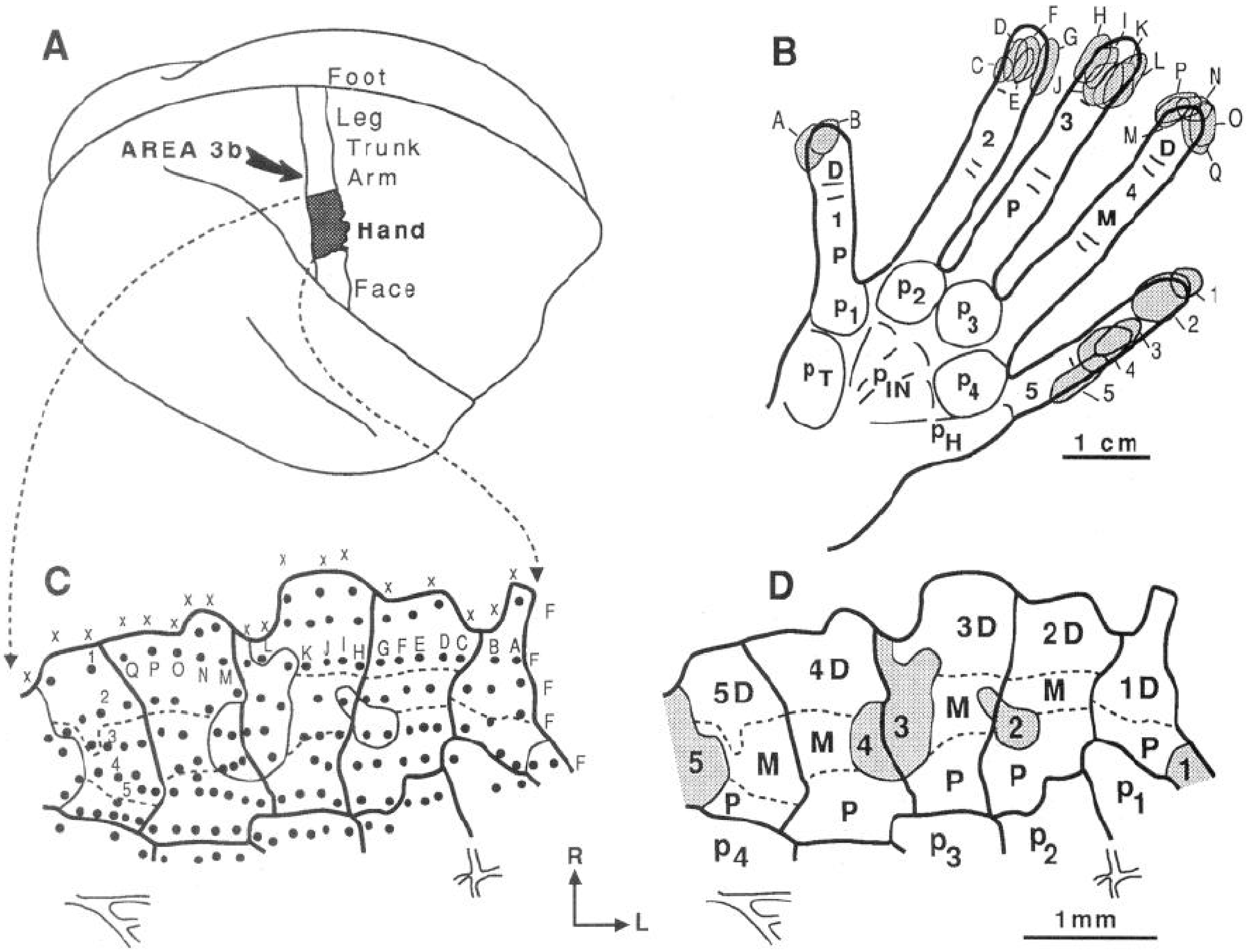
a



- **拡大率： 体性感覚野のマップ**

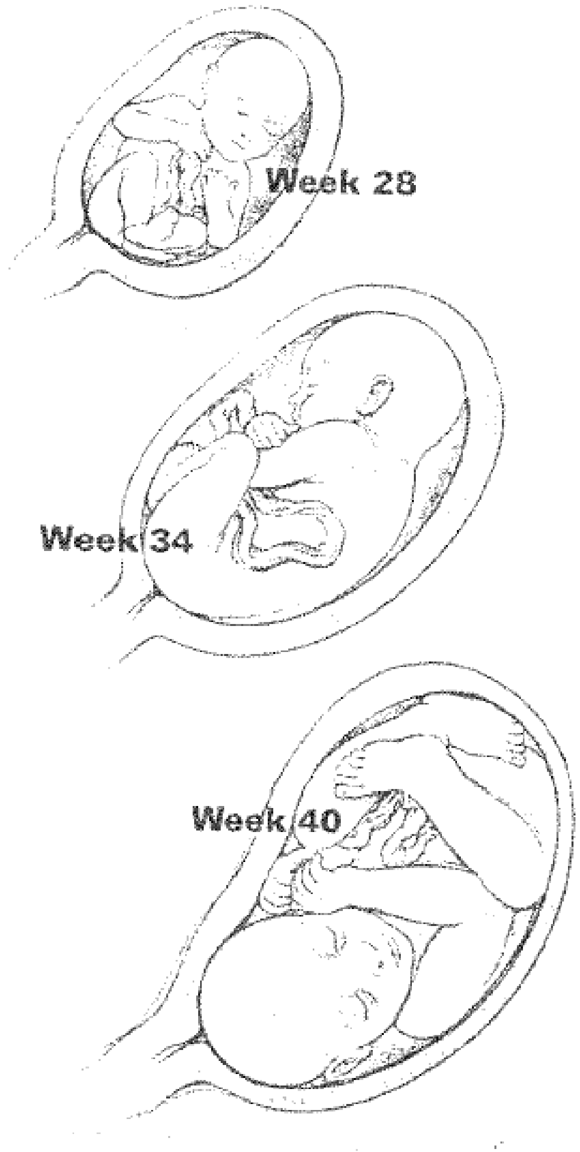


日本学術会議 おもしろ情報館
http://www.scj.go.jp/omoshiro/

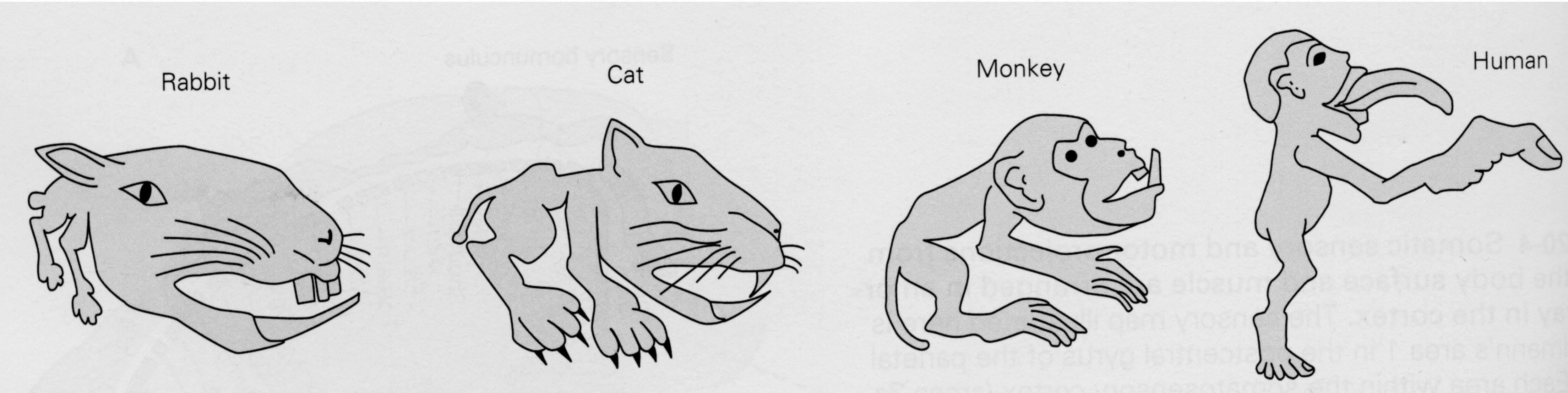


Jenkins et al. (1990)

- **仮説 Farah (1998)**



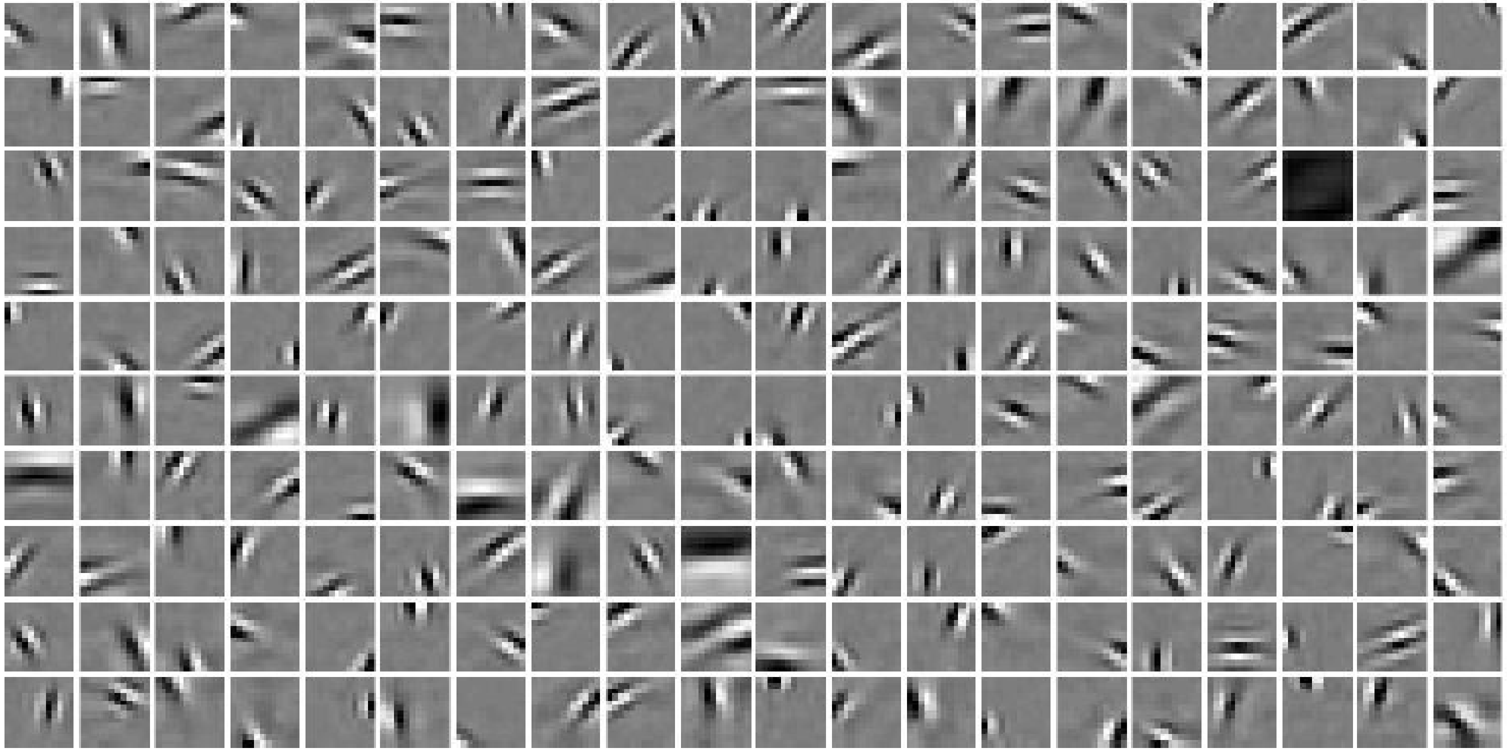
- **拡大率： 体性感覚野のマップ**



自己組織化モデル：スパース表現の獲得

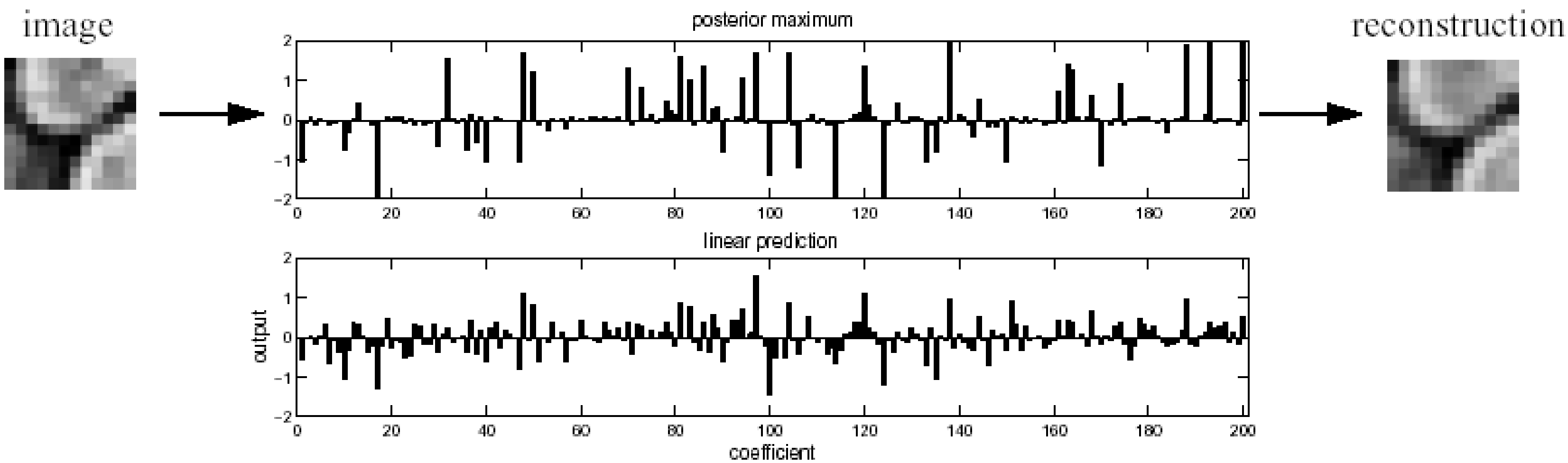
過完備基底表現：学習により獲得した200個の基底 (12x12 ピクセル)

線形独立な基底は 12x12 ＝ 144 個



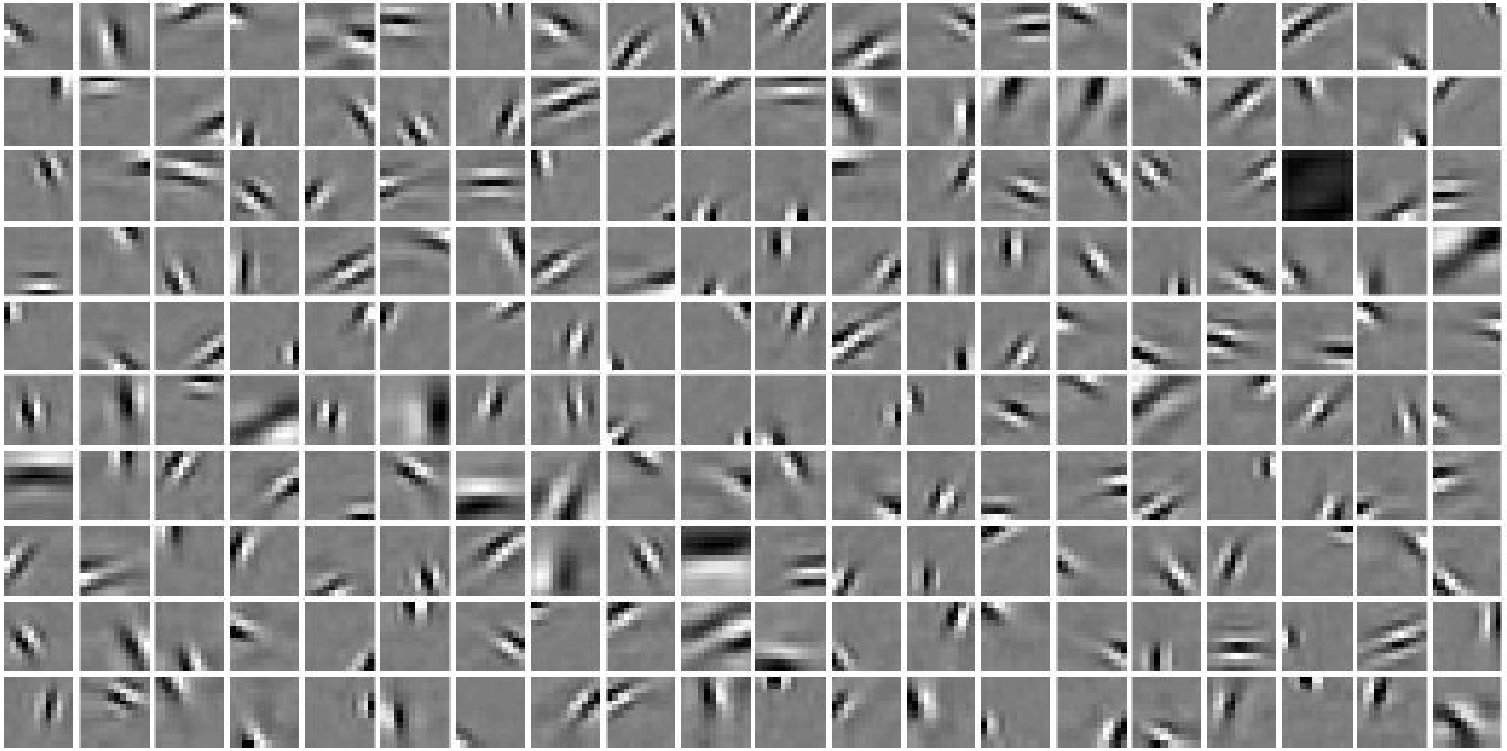
学習： 自然画像を基底画像の線形和で表現．制約：できるだけ表現をスパースに

自己組織化モデル：スパース表現の獲得



過完備基底表現：学習により獲得した200個の基底 (12x12 ピクセル)

線形独立な基底は 12x12 ＝ 144 個



学習： 自然画像を基底画像の線形和で表現．制約：できるだけ表現をスパースに

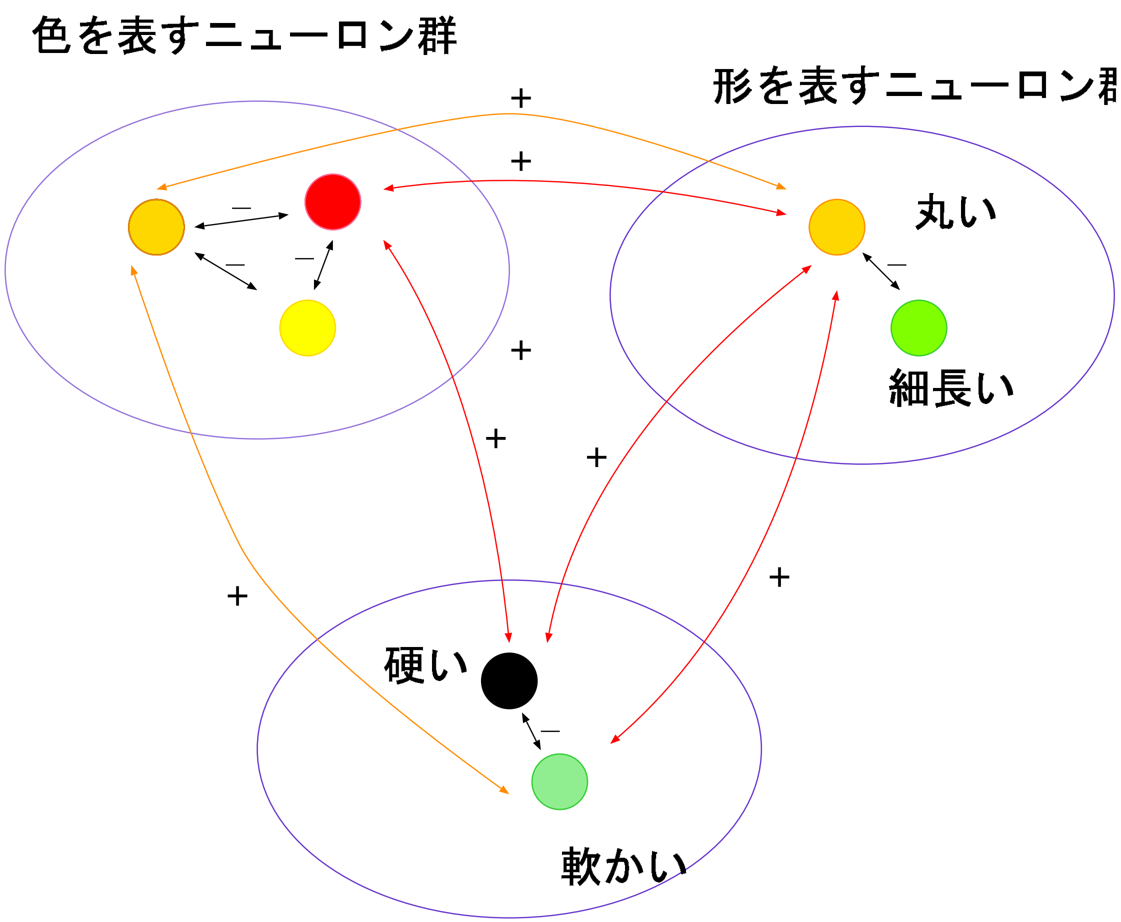
スパースコーディングの計算機シミュレーション

連想記憶モデル

連想記憶とは

- 部分から全体が想起できる．
  - 不完全な鍵からの想起が可能
- 一つの事項から関連する事項が次々と想起できる．
  - 山 → 川， 海 → 水泳
- 時間的な順序のある系列を順に想起できる．
  - $\boldsymbol{x}^1 \to \boldsymbol{y}^1, \boldsymbol{x}^2 \to \boldsymbol{y}^2, \cdots, \boldsymbol{x}^k \to \boldsymbol{y}^k$

これらの気分が味わえるのが，連想記憶モデル



硬さを表すニューロ群

リンゴ，バナナ，ミカンをおぼえたニューロン群

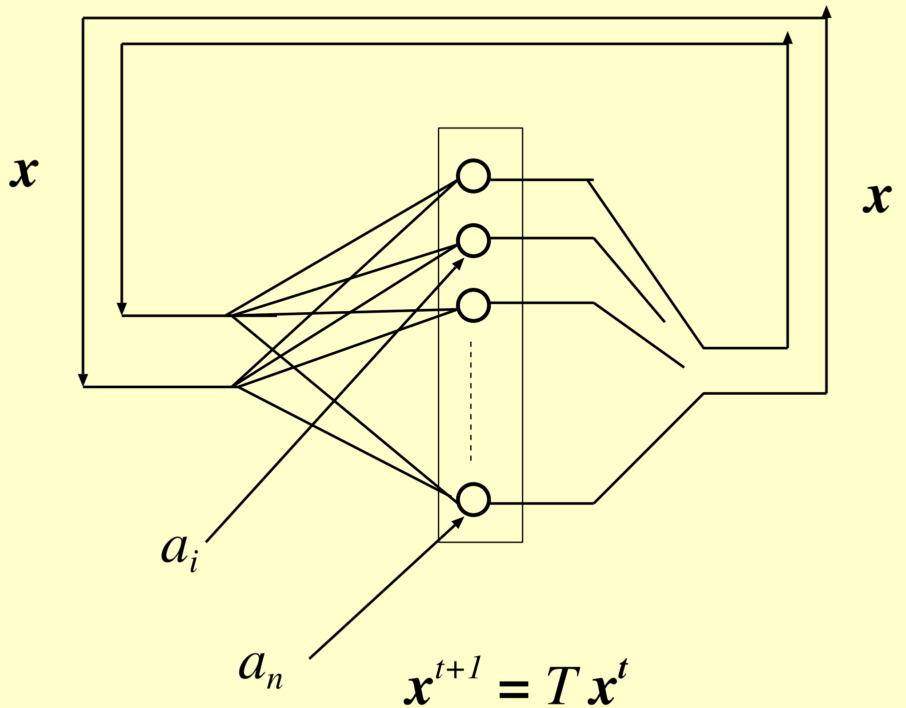
連想記憶モデル：相互想起型

- $\boldsymbol{x}^1 \to \boldsymbol{y}^1, \boldsymbol{x}^2 \to \boldsymbol{y}^2, \cdots, \boldsymbol{x}^k \to \boldsymbol{y}^k$
- $x_i, y_i \in \{-1, 1\}$

$$\boldsymbol{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \cdots \\ x_n \end{bmatrix}, \boldsymbol{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \cdots \\ y_n \end{bmatrix}, \boldsymbol{y}\boldsymbol{x}^\top = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \cdots \\ y_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 x_2 \cdots y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1 x_1 & y_1 x_2 \cdots y_1 x_n \\ y_2 x_1 & y_2 x_2 \cdots y_2 x_n \\ & \cdots \\ y_n x_1 & y_n x_2 \cdots y_n x_n \end{bmatrix}$$

$$s_{ji} = \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^{k} x_i^\alpha y_j^\alpha, \quad S = \frac{1}{n} \sum_{\alpha=1}^{k} \boldsymbol{y}^\alpha \boldsymbol{x}^{\alpha\top}$$ （ヘブ学習，相関学習）

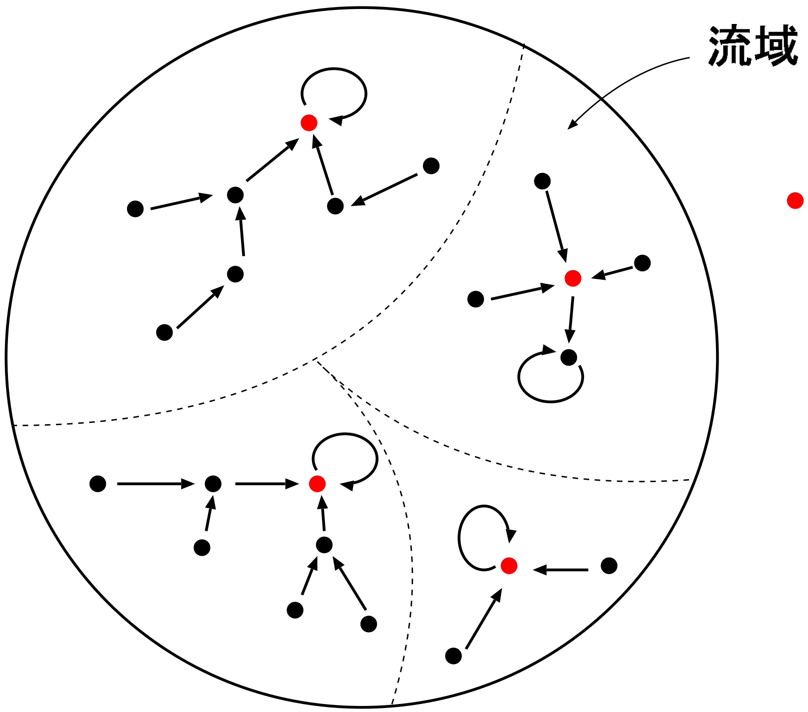
相互結合の神経回路モデル



$$\boldsymbol{x}^{t+1} = T\boldsymbol{x}^{t}$$

連想記憶モデル

$$\boldsymbol{x} \Rightarrow T_w \boldsymbol{x}$$



● 記憶パターン

$$\boldsymbol{x}^{\mu} = T_w \boldsymbol{x}^{\mu}$$

$\mu = 1,2,\ldots,m$

m 記憶パターン数

結合係数

$$w_{ij} = k \sum x_i^{\mu} x_j^{\mu}$$

連想記憶モデル：自己想起型

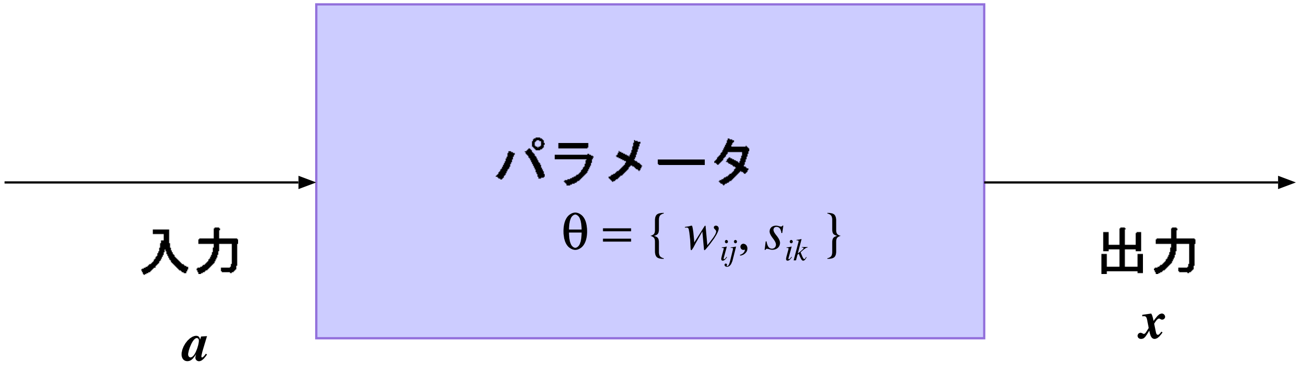
- $\boldsymbol{x}^\alpha \cdot \boldsymbol{x}^\beta = 0,\ \alpha \neq \beta$

結合係数行列： $S = \dfrac{1}{n}\sum_{\alpha=1}^{k} \boldsymbol{x}^\alpha \boldsymbol{x}^{\alpha\top}$

活動のダイナミックス： $\boldsymbol{x}' = \mathrm{sgn}(S\boldsymbol{x}^3)$

$$S\boldsymbol{x}^3 = \frac{1}{n}\sum_{\alpha=1}^{k} \boldsymbol{x}^\alpha \boldsymbol{x}^{\alpha\top}\boldsymbol{x}^3 = \frac{1}{n}\sum_{\alpha=1}^{k} \boldsymbol{x}^\alpha(\boldsymbol{x}^\alpha \cdot \boldsymbol{x}^3) = \frac{1}{n}\boldsymbol{x}^3(\boldsymbol{x}^3 \cdot \boldsymbol{x}^3) = c\boldsymbol{x}^3$$

神経回路モデルの見方



速い ニューロン活動 x のダイナミックス

$$x(t+1) = F(x(t), \theta(t))$$

遅い 結合係数 θ のダイナミックス

$$\theta(t+1) = G(\theta(t), a(t), x(t), x(t-1), \cdots)$$

入出力の関係はパラメータθ（結合係数）に依存
大雑把に言えば，ニューロン活動x→思考，　結合係数θ→記憶 に対応