

# Linsker のシミュレーション

浅川伸一 <asakawa@twcu.ac.jp>

網膜と第一次視覚野の間には連続的な 1 対 1 対応が存在するのはよく知られた事実である (レティノトピー retinotopy)。鼓膜の周波数選択特性と第一次聴覚野の間にも対応関係が存在する (トノトピー tonotopy)。同様に体表の感覚と体制感覚野の間にも対応関係が見られる (ソマトピー somatopy)。すなわち感覚器官と第一次感覚野との間の神経結合は、類似した刺激に対して皮質上の同じような位置に対応する受容野を持つことが知られている。このような 2 つの神経場間の連続的な結合関係のことをトポグラフィックマッピング (topographic mapping) と言う。

視覚野のトポグラフィックマッピングについては、さらに細かいことが分っていて任意の視覚位置に対して、眼優位性 (ocular dominance)、方位選択性 (orientation selectivity)、色などの情報が処理されるように規則正しく配列されており、ハイパーコラム (hypercolumn) 構造という。ハイパーコラムは、2 次元的な皮質表面上に、2 次元の網膜位置、方位、視差情報 (立体視)、色情報処理などの多次元情報をなるべく効率よく処理しようとする生体情報処理の機構を表していると言える。このような構造は、大まかな構造は遺伝子によって決定されるが、細かい構造については神経回路の自己組織化 (self organization) によって達成されると考えられている。一例としてリンスカー (1986a,b,c) の行なったシミュレーションを紹介する。

## 1 リンスカーのシミュレーション

リンスカーは図 1 のような数層の細胞で構成されるモデルを考えた。

各層では、ユニットが 2 次元的に広がっている。B 層の各細胞は A 層のユニットから入力を受け取る。同様にして、B 層から C 層、C 層から D 層へと結合されている。

結合強度の変化はヘップ則の変形 (表 1) で入力と出力ともに活動度が高い場合には結合を強める他に、両方とも活動が低ければ結合の強さを弱めるような学習が行われた。

A 層における入力はランダムであった。その結果、A から B への結合では、結合の強さは正の大きな値になるか、負の大きな値になるかのいずれかであった。B 層では、隣り合う細胞が受け取る A 層の細胞の範囲は重なり

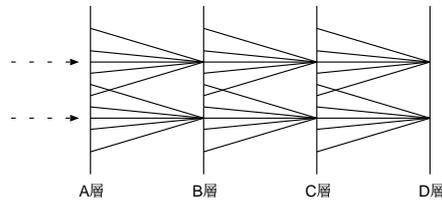


図 1: リンスカーのネットワーク。局所的なフィードフォワード結合を持つ 2 次元に分布した素子からなる。各素子に 5 つの入力があるように描かれている。実際のシミュレーションでは数百の結合が用いられた。

あっている。したがって、この二つの細胞は A 層におけるパターンの似た部分を見ており、ある時刻に一方の細胞の活動度が高ければ、もう一方の細胞の活動度も高い可能性が高いと考えられる。すなわち、B 層において、近くに位置する 2 つの細胞の活動度の間には相関が生じている。

C 層の細胞の最終的な結合を調べると、中心に興奮性の領域が集まり、周辺には抑制性の領域が集まっていた。このことはランダムな結合とヘッブ則だけを使って、オン中心型細胞が生じることが示されたことになる。さらに D 層には方位選択性の細胞が現れた。

リンスカーの提案したネットワークを追試するのは、非常に簡単なプログラムで可能である。にもかかわらず、第一次視覚野での細胞の特徴をよくとらえた優れたデモンストレーションと言える。すなわち、リンスカーのシミュレーションは初期視覚情報処理過程で見出された特徴分析器と定性的には同じものであると見なすことができよう。リンスカー (Linsker, 1988) はこの研究から更に進めて、情報理論との関連から最大情報量保存原理を提唱している。しばしば infomax とも呼ばれるこの原理は統計的学習理論との関連への道を開いたという意味においても評価されるべき研究である。

モデル	Hebb 項		非 Hebb 項	備考
	シナプス後	シナプス前		
マルスバーク	発火頻度 $\eta_j$	発火頻度 $\eta_k$	拘束条件 $\sum_k \rho_{jk} = \text{一定}$	差分方程式の一ステップ毎に次のように規格化 $\rho_{jk} \rightarrow \frac{\rho_{jk}}{\sum_{k'} \rho_{jk'}}$
甘利	発火頻度 $\eta_j$	発火頻度 $\eta_k$	減衰項 $-\frac{1}{\tau} \rho_{jk}$	抑制性のニューロンの学習方程式と連立する
リンスカー	膜電位 $\zeta_j$	膜電位 $\zeta_k$	拘束条件 $-1 \leq \rho_{jk} \leq +1$	$\rho_{jk}$ はシナプス伝達効率を表す $\rho_{jk} > 0$ 興奮性シナプス $\rho_{jk} < 0$ 抑制性シナプス
ミラー	膜電位 $\zeta_j$	発火頻度 $\eta_k$	拘束条件 $0 \leq \rho_{jk} \leq +1,$ $\sum_{k'} \rho_{jk'} = \text{一定}$	解空間が $\sum_{k'} \rho_{jk'} = \text{一定}$ に制限するような射影演算子を方程式に含める
田中	膜電位 $\zeta_j$	伝達物質放出量 $\rho_{jk} \eta_k$	拘束条件 $\rho_{jk} (1 - \sum_{k'} \rho_{jk'}) + \epsilon_{jk}$	非 Hebb 項はシナプス前後の栄養因子によるシナプスの安定化メカニズムを表す

表 1: 代表的なモデルにおけるヘッブ則の変形。田中 (1988) より

なお、視覚野に見られる方位選択性を持つ細胞の受容野特性が形成されるか

についての数学的な研究も多数行われている (たとえば田中 (1988), Mackay & Miller(1990), Yamazaki & Asakawa(1999), Yamazaki(2000) など)。

## 文献

田中繁 (1988). シナプス可塑性の数理モデル. In 甘利俊一 (Ed.), ニューラルネットワークの新展開 chapter 第 6 編第 2 章, (pp. 147–172). サイエンス社.

Linsker, R. (1986a). From basic network principles to neural architecture: Emergence of orientation columns. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA, Neurobiology*, *83*, 8779–8783.

Linsker, R. (1986b). From basic network principles to neural architecture: Emergence of orientation-selective cells. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA, Neurobiology*, *83*, 8390–8394.

Linsker, R. (1986c). From basic network principles to neural architecture: Emergence of spatial-opponent cells. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA, Neurobiology*, *83*, 7508–7512.

Linsker, R. (1988). Self-organization in a perceptual network. *IEEE transactions*, *1*, 105–117.

Mackay, D. J. C. & Miller, K. D. (1990). Analysis of linsker’s application of hebbian rules to linear networks. *Network*, *1*, 257–297.

Yamazaki, T. (2000). On a mathematical analysis of development of oriented receptive fields in linsker’s model. *Research Report C-147, Department of Mathematical and Computing Sciences, Tokyo Institute of Technology*.

Yamazaki, T. & Asakawa, S. (1999). On a feedforward network model of orientation selectivities in v1 cells. In *Proceedings in European Conferene of Visual Processing 1999*. London: Elseiver.