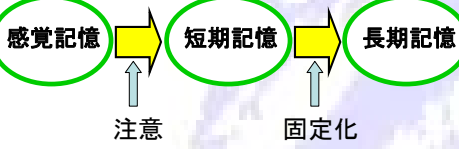


海馬と新皮質の働きによる記憶の固定化過程のモデル化

大阪大学工学部応用理工学科機械工学科目機械システム工学コース
 (大阪大学大学院工学研究科知能・機能創成工学専攻先導的融合工学講座)
 マイクロダイナミクスグループ

松下和裕

時間スケールで見た記憶の固定化機構



記憶は**感覚記憶**、**短期記憶**、**長期記憶**に分類される。**感覚記憶**は、外界からの刺激が脳に入力される間に短時間留められている記憶で、数秒以内に消失する。**短期記憶**は、それらの中からその刺激に対する注意の度合いによって取捨選択した記憶である。**長期記憶**は、短期記憶の中から長期間の保持を可能にした記憶である。長期記憶は何かの手がかり刺激によっていつでも記憶パターンを再生できるように結合のしかたを変化して保持するので、長期間の貯蔵が可能である。

短期記憶から長期記憶の変化を記憶の固定化と呼ぶ。

海馬と新皮質

海馬 新皮質

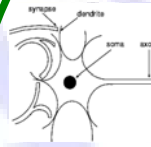
海馬では記憶の処理や制御が為されており、海馬に障害が起きると記憶障害が発症することが判明している。最近の記憶の獲得と貯蔵は海馬で行われるが、時間が経過することによって長期記憶が形成され、それは海馬から独立して他の部位に貯蔵される。

長期記憶は、海馬から独立して**新皮質**に貯蔵される。新皮質は外界からの刺激が低次の皮質から高次の皮質へと昇ってきて最後に到達する部位である。新皮質と海馬間は十分に結合しており、海馬にその刺激を入力し、海馬内の部位を経由して再び新皮質へ入力を返す。

記憶が海馬を経由した後に**新皮質**に貯蔵されるのが**長期記憶**であり、その過程が記憶の固定化である。

細胞間結合による記憶の固定化機構

ニューロン



ニューロンは互いに複雑に結合しあっており、脳内で神経回路網を形成している。他のニューロンから樹状突起を通じて入力を受け取り、軸索を通じてシナプスと呼ばれる結合部から、他のニューロンに信号を伝達する情報処理素子とみなせる。

シナプス可塑性

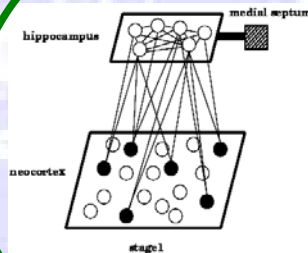
ニューロンの情報処理素子としての特性のひとつは、経験や学習によってニューロン間のシナプス結合の強さが変化することである。このような性質を**シナプス可塑性**と呼ぶ。このシナプス可塑性が記憶の素過程であると考えられ、また海馬では特に可塑性が強い。

長期増強 (LTP)

ニューロンに与えられる刺激が高頻度で反復的なものであったとき、シナプス伝達効率が向上する現象が起こる。これを**長期増強 (LTP)**と呼ぶ。これはシナプス可塑性によるものであり、短時間の神経活動で長期的な変化がもたらされる。LTPが誘発されることでニューロン間の結合が強化される。

シナプス可塑性に基づくニューロン間の結合の強化が記憶の固定化である。

モデル



海馬と新皮質の階層構造を表している。海馬に結合している**中隔**は海馬のシナプス可塑性を調整する働きを有する。白丸と黒丸はニューロンを表し、黒丸は活性化されたニューロンである。新皮質と海馬は双方向に結合している。

新皮質には外界からの入力記憶パターンとして貯蔵される。この記憶パターンは少ないランダムな新皮質ニューロンが活性化することでモデル化される。

想起率

想起の程度は、以下で定義する想起率として評価する。想起パターンのうち、学習パターンと同じニューロンが活性化したニューロン数を s_i 、想起パターンの活性化した全ニューロン数を f_i 、学習パターンを構成しているニューロン数を k_i とすると、**想起率** r_i は以下で表される。

$$r_i = \frac{1}{2} \left(\frac{s_i}{k_i} + \frac{s_i}{f_i} \right)$$

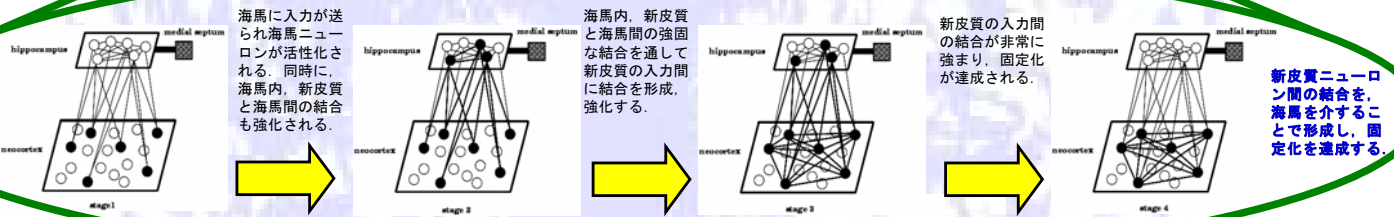
Hebb則

Hebb則とはシナプス前ニューロンとニューロンが同時にある時間継続的に繰り返し活性化すると、シナプス結合の強さの増強が生ずるという法則であり、以下で表される。

$$\Delta w_{ij} = \mu a_i a_j + \mu a_i (a_j - 1)$$

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}$$

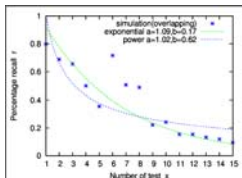
μ は学習率、 a_i は番目 i のニューロンの活性化、 w_{ij} は番目 i のニューロンから番目 j のニューロンへの結合荷重である。



シミュレーション ～様々な条件下でのモデルの挙動～

忘却曲線

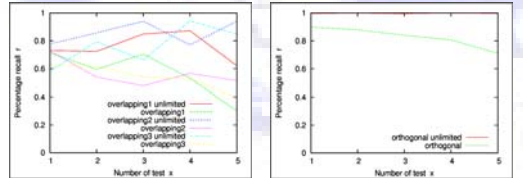
ヒトを対象に行った記憶試験で、忘却は指数関数 ($r = ae^{-bx}$) 的に表されるという説と、べき関数 ($r = ax^{-b}$) 的に表されるという説があり、重複パターン群について得られたデータを、両関数について最小自乗近似によるデータフィッティングを行った。



両者を比べると指数関数の方が良くデータにフィットした。これにより、ある程度忘却の効果が表現できた。

抑制性結合の導入

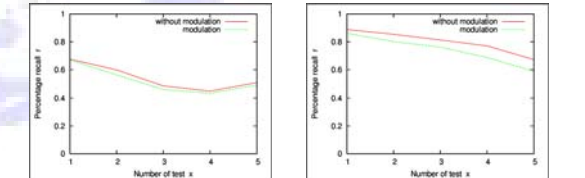
Hebb則では活性化ニューロンから非活性化ニューロンの結合は弱まるが、これを利用することにより、より良い想起が行えるのではないかと考えた。つまりパターンを構成しているニューロン間のみを強化するだけでなく、それ以外の結合は以下にまで弱めることで、想起時にパターンとは関係の無いニューロンを想起することを防ぐことができると思われる。これまで結合荷重は正としていたが、負の値も取り得るようにした。これは抑制性の結合を表すと考えられる。その場合のモデルのシミュレーションを行った。



重複パターン群は3つのパターン群の結果を示しているが、パターン群によりばらつきが見られる(左図)。これはそのパターンが有する重複に依存し、重複が増加するにつれ想起率は低下している。直交パターン群の想起率はどれも1に近い値となり、ほぼ完全に想起できている(右図)。両パターン群ともに、結合荷重を正としていたときより想起率は上昇している。

中隔による可塑性の調整

中隔による調整作用は、中隔からのアセチルコリン(ACh)の放出により為されている。AChには、海馬のLTPを助長する働きがあり、従ってAChの放出により学習率が上昇すると考えられる。中隔にはAChを放出するニューロンが存在し、そのニューロンに入ってくる入力によって放出量が変化する。入力が少ないとAChの放出量は増加し、LTPを誘発させることで結合を強く、入力を増加させようとする。そして海馬からの入力が大きくなればAChの放出量は減少し、LTPの誘発も抑えられる。この作用を盛り込んだモデルのシミュレーションを行った。



グラフは調整作用を導入したものとしていないモデルについての想起率を示したもので、左図が重複パターン群、右図が直交パターン群である。これを見ると、双方で想起率は差がそれほど見られない。調整作用を導入していないモデルは、初期の結合をニューロンが十分発火できる状態としているので、それに近い想起率を得たということは、シナプス可塑性の調整がある程度適切に行われていることが分かる。