解説

記憶と学習の計算論モデル†

塚田 稔*

はじめに

二十世紀に直列情報処理の原理をもったノイマン型計算機が目覚ましい発展をとげたことにより、二十一世紀の初期から、私たちの生活のいたるところに知的機械が存在する「ユビキタス時代」を迎えようとしている。このノイマン型計算機の情報処理原理は基本的には一個の中央処理装置とメモリから成り立っている。メモリにはデータと手順がはいっており、入力があると、その手順にしたがってデータを中央処理装置で処理して出力するようになっている。その意味で、情報処理様式は直列式で逐次処理を、演算は論理演算と記号操作を主体にしている。メモリの情報処理方法は、番地を指定するアドレス方式で、直接、間接にアドレスを指定して情報を処理している。このような計算機は数値計算が得意で、大量かつ高速に処理することが可能である。

これに対して、人間の脳は、並列情報処理を行っている。世の中に実在する並列情報処理マシンは、われわれの脳が唯一であり、コンピュータのプログラムに相当する部分は、ニューロンの協調と競合、学習によって情報を処理している。複雑かつ曖昧な処理状況で、適切な解をだすことが特徴である。そして、脳の、記憶と学習では文脈をアドレスとした情報処理で行っている。この並列情報処理の記憶と学習の基本原理を実際の脳の実験で明らかにすることができれば、そのアルゴリズムをもとに工学的な手法で神経回路モデルを作成し、それをロボットに組みこむことができる。この合成的手法によって新しい知見がえられれば、それを脳研究にフィードバックすることもできる。このような実際の脳と合成的な脳との相互作用が、二十一世紀に重要になると考える。

1. ダイナミック脳観

私どもは、脳をダイナミックにとらえ、この観点を模式的に図1に示す。図は脳の中に自転車を描いたもの

である。自転車には二つの車輪があり、その両輪を連結して操作しないと動きませんがそれらの車輪に脳のどのような機能が対応するのかを考えてみる。外界の環境に適応していくために、人間は脳内に外的世界の内部モデルを構築している。また、このモデルは外界からの入力や実際の行動で外界に働きかけがなくても、思考の脳内モデルとして機能する。外界の環境が変化し、行動が外界の状況にあわなければ、この脳内モデルを修正する。図1の右側の車輪はそのような時々刻々と変化するダイナミックなモデルを示している。いっぽう、人間は、新しい創造的活動に意欲を燃やし、新しい価値判断や新しい情報の創成を成し遂げてきた動物である。現実的な世界を離れたイマジネーションで楽しむ世界もあれば、芸術的創造の世界、科学や技術の発明発見の世界もある。その世界には、外界の脳内モデルを用いて、推論や想像によって新しい情報を創発し、自分自身の世界（個性）を創り上げていくダイナミックな思考過程が存在する。図1の左側の車輪は、情報創成のダイナミクスを示している。われわれが行動を計画するとき、外界の脳内モデルを使いながら推論や想像によって仮説モデルをたてそれによって行動を決定している。もしその行動の結果が適切でなければ仮説を変更して、内部モデルを修正するというダイナミックな操作を繰り返している。これら二つの車輪は、学習と記憶と密接に関連して働いている。これを動かすエネルギー源は、信念、願望、意志、情動等であると考えられる。

従来の神経科学や行動主義的心理学では主として外的世界の内部モデル(図の右輪)の研究が主流となつて

図1 ダイナミック脳観

† A Computational Model of Learning and Memory
Tsukada Minoru

* 玉川大学 工学部、知能情報システム学科
Department of Intelligent Information Systems, Faculty of
Engineering, Tamagawa University

いた。ここでは、情報創成のモデル(図の左輪)に焦点を当てた研究の重要性を強調したい。人間が霊長類の最高の座に存在している理由を考えると、それは新しい知識の創造の機能に優れていたことにある。この視点から脳内情報処理や脳内情報表現を考えていくトップダウン的アプローチが重要である。たとえば、美の創成であるペアダンスの世界を考えてみる(図2)。男性は男の力強さの美を表現するように訓練される。いっぽう、女性は男性にない異質な女性の優雅な美を表現するように訓練されるものとする。両者が一組となってペアダンスを踊るとき二人でなければ表現できない美が存在する。その美には新しい組み合わせによって重疊的に生まれる美もあれば、新たに作る創成の美もある。重疊的な美は二人に既存の美の足し算に過ぎないが、創成の美は二人が既存の経験から新たに生み出す新しい美の創成である。前者はペアーを分解してもそれぞれの個体に残存する美であるのに対して、後者は分解すると消えてしまう美であり、互いに異なる美の世界の相互作用によって新たに生まれた美である。この新たな情報表現はシステムの部分と全体の相互作用による情報表現の創成の問題であり、このメカニズムこそ人間の持つ最大の機能と考える。この視点から、外界の脳内モデルを人間がどのように構成しているのかを研究することが重要である。

2. 記憶の三位一体説

脳の記憶には、様々な事実や出来事に関する記憶(エピソード記憶)がある。保持できる時間に応じて、短期記憶(現在の時点から数時間、数日まで保存する現在の記憶で、海馬に存在すると考えている)と長期記憶(長い年月保存できる過去の記憶で、連合野に存在すると考えられている)に分類されている。また、個々の出来事の記憶を一般化、抽象化された記憶(概念、言語、意味記憶もこの記憶に含まれる)や手続き記憶

が長期記憶として存在する。さらには、目的的行動をするために、価値、予想、計画などの記憶が存在する。予想や計画の記憶は以前経験した出来事の記憶を基盤とし、将来の入力や未だ経験のない出来事をあらかじめ予想する記憶(未来の記憶)であり、前頭葉に存在すると考えられる。このように人間の記憶システムは過去、現在、未来の記憶が三位一体となって一つの文脈を形成し、ある目的や価値のためにはたらいっている(図3)。人間の知識を理解するためにはこれらの階層的記憶構造の統合的解釈が重要である。

3. 海馬の短期記憶

海馬の長軸方向の断面を図4に示す。この断面内には、一巡する神経回路網が三つのシナプスを介して形成されている。そして、海馬への入力としての空間信号は、歯状回(DG)の顆粒細胞へ入力され、その出力はCA3錐体細胞の樹状突起にシナプスをつくる。CA3の出力である側枝はCA1の錐体細胞の樹状突起にシナプスをつくる。CA1の錐体細胞の軸索は海馬台に至り海馬の主な出力となっている。また、直接CA1に接続するルートも存在している。この回路はちょうど金太

図3 記憶の三位一体説

図2 相互作用による情報創成

図4 海馬の短期記憶と時空間学習則

郎飴と同じように断面はすべて同じ構造をもっている。海馬のCA3にはフィードバックをもった回帰性の結合を持つ特徴的な神経回路網が存在している。この回路網は、過去の履歴現象を現在に重ねあわせています。利根川（マサチューセッツ工科大学）らのグループは、このフィードバック神経回路網を破壊した欠陥モルモットはひとつの行動目的を達成するのに非常に多くの手掛りが必要になることを報告している。このことによって、海馬のCA3神経回路網は、時空間の文脈を形成するのに重要な役割をしていることがわかる。林ら（Hayashi and Ishizuka, 1995）は海馬CA3野における引き込みとカオス的応答の存在を見つけ、また、津田ら（Tsuda, 1992; Tsuda and Kuroda, 2001）はカオス的コードの重要性と与えられた情報がダイナミクスの中に保持されること（非一様カオス）に着目し、海馬CA3野で現れたカオス的履歴時系列が海馬CA1の安定な回路へ入力され、CA1ニューロンの膜電位にコントロール集合として階層的に埋め込まれることを理論的に示している。関連して合原ら（Aihara et al., 2001）はハードモデルを実現している。塚田ら（Tsukada et al., 1996, 1998; 塚田, 2004; Tsukada and Pan, 2005）は時空間パターンをCA1回路のシナプス荷重空間に一時的に貯えるのに時空間学習則が有効に働いていることを理論と実験によって示している。これらの知見は、短期記憶における時空間文脈情報のコーディングのメカニズムを説明するものである。

3.1 海馬における学習則

学習とは情報をニューロン素子間の結合（シナプス荷重）に写像することであり、学習則とは写像のルールである。学習則について、ヘブ仮説がよく知られている。それは、信号の送り手のニューロンと、それをうけとるニューロンが同時に発火するとそのシナプス結合が強化され、一方が発火しても他方が不発であれば結合は弱まるというルールである。実際に、海馬ではどのような学習則が働いているのであろうか。海馬で文脈をつくるため、空間情報と時間情報がどのようにシナプス荷重空間に写像されているのであろうか。海馬の生理実験から学習の理論式を導出し、そのモデルによって機能を評価する。

(1) 光計測によるシナプス可塑性の測定

光計測法は、電位感受性色素で海馬の切片を染色し、細胞活動の電位の変化を光の透過率や反射率の変化に変換してニューロン活動を計測するというものである。この方法は、時空間情報を計測するのに有効で、神経回路のダイナミックな活動を計測する大変便利である。光計測によるシナプス荷重変化の測定結果を図5に示

す。

海馬の切片に20秒に1回の長い間隔の電気刺激を与えても、シナプス荷重は変化しないことが分かっている（この刺激をコントロール刺激とする）。それを確認したあとで、可塑性を起こすような頻度の高い刺激を与え、その後ふたたび20秒に1回の割合でテスト刺激を与え応答を計測する。コントロール刺激に対するテスト刺激の応答の振幅変化を%表示し、100%以上を長期増強（LTP）、100%以下を長期抑圧（LTD）とする。

(2) 空間情報のシナプス空間への写像

AとBという刺激電極をCA3の出力であるシェファ一側枝（CA1の入力）に侵入し、CA1の錐体細胞の入力を刺激します。そのときの刺激条件は、Aの電極からは2秒に1回の刺激を繰り返し与えますが、その刺激だけではシナプスには変化が生じません。他方のB電極からは、A電極の刺激に対して-50ミリ秒から+50ミリ秒までタイミングをずらして刺激を与え、AとB電極からの刺激のタイミング（位相関係）とシナプスの荷重の変化を関係を調べた。その結果を図6aに示す。

AとBとからの刺激のタイミングが一致したとき、非常に大きな長期増強（LTP）が現われ、±10ミリ秒ずれると、ほとんど無変化になり、20ミリ秒ほどずれる

図5 光計測によるシナプス荷重変化（長期増強と長期抑圧）

図6 (a)入力-入力タイミング依存性長期増強/長期抑圧

と、逆に長期抑圧 (LTD) が現われ、 ± 50 ミリ秒ずれると、再び無変化となる。

この結果は、タイミングに対してタイム・ウィンドウが存在することがわかる。すなわち、タイミングに対してメキシカンハットのような形状のタイム・ウィンドウが存在している。これを模式的に図 6 b に示す。すなわち、樹状突起のシナプスで入力刺激間のタイミングが一致すればシナプスが強化され、樹状突起は機能的な結合をもつ。逆にそのタイミングがずれると結合が減弱して、機能的な結合がなくなる。これは入力の空間情報をシナプス加重に写像するルールである (塚田, 2004)。

(3) 時間情報のシナプス空間への写像

次に、時間情報をどのようにシナプス空間へ写像されるかを刺激入力の頻度 (周波数—図 7 a) を変化させて調べてみた。200 発の刺激の間隔を 500 ミリ秒 (2 Hz) から 100 ミリ秒 (10 Hz) に短く変化させると、シナプスの結合の強度も指数関数的に増大した (図 7 b)。光計測で解析しても、500 ミリ秒、200 ミリ秒、100 ミリ秒となると、一面にシナプス荷重の増加が起こる (図 7 b)。このような時間関係の情報によっても、シナプス荷重が変化する。さらに、時間パターン化した刺激が入力されると、どのように変化するであろう。

図 8 a の刺激は、頻度を一定にし、相続く時間間隔の構造だけが異なっているマルコフ連鎖刺激である。短

図 6 (b) タイミング依存性シナプス可塑性の模式図

図 7 (a) 周波数刺激

図 7 (b) 周波数依存性長期増強/長期抑圧

い刺激間隔は 50 ミリ秒、長い刺激間隔が 950 ミリ秒で、両間隔の確率的組み合わせの異なる 5 つのマルコフ連鎖刺激である。図 8 a の一番上が両刺激間隔の相関を負にした系列 (SN) で、これは長い間隔の後には短いのを、短い間隔の後には長い間隔が高い確率のパターンになっている。NC は相関ゼロの系列で、短いのと長いのがランダムに混じっている。SP は相関が正の系列で、短い間隔の後には短いのが続く、長い間隔の後には長いのが続く確率が高くなっている。このように系列にパターン構造をいれると、このシナプス荷重がパターンに依存して変化し、負の相関から正の相関に指数的にシナプス荷重が増加している (図 8 b)。この刺激はすべて頻度が一定で、平均間隔は 500 ミリ秒になっているので平均間隔だけで情報処理しているのであれば、ほとんど同じになるはずである。系列相関の負から正の値に依存して長期増強が指数的に増加するため、シナプス荷重変化は刺激のパターンに敏感であるといえる (Tsukada et al., 1996)。このことを光計測で空間的に調べると一層明確である (図 8 b)。

(4) 海馬で働く学習則

上下の実験結果からは次の二つのルールが重要である。ひとつは、入力細胞間のタイミング依存性の問題である。ヘブの学習則は、入力と出力細胞の 2 体の関

図 8 (a) 時間パターン刺激

図8 (b)時間パターン依存性長期増強／長期抑圧
～マルコフ系列の影響～

係で決定されたが、新しい学習則では多数の入力細胞がどれだけタイミングをあわせて情報を送っているかをシナプス荷重空間に写像することが重要である。

もう一点は、時間的な履歴現象があり、順序関係や時間系列の情報をシナプス荷重に写像することである。新しい学習則はこの二つの要素を結合して図9に示す。この学習則によって、海馬では時空間の文脈をシナプス荷重空間に写像している。

この時空間学習則のパラメータを決めるために、実験データに理論式をパラメータフィッティングさせると、タイミングの一致性の時定数として約17ミリ秒、また、時間履歴の時定数として169ミリ秒となった(Aihara et al. 2000)。前者は海馬に存在する γ 波に非常に近い時定数であり、後者は θ リズムといわれる振動に非常に近い時定数になっている。

3.2 学習則の機能比較

導出した時空間学習則がどのような能力をもっているか、その機能をヘブの学習則と比較してみた。入力相互にランダムに結合している120個のニューロンからなる一層のネットワークを構築した(図10a)。シナプス荷重の初期値は、小さい値の範囲でランダムにし、

図9 時空間学習則

図9 時空間学習則

ヘブの学習則と時空間学習則を用いて入力の時空間パターンを学習させ、そのパターン分離機能を調べてみた。

用いた入力時空間パターンを図10bに示す。ひとつの空間パターンは120個のビットパターンで、50パーセントを1に、残りの50パーセントを0にセットする。次に、その空間パターンからランダムに1と0を4個選びそのビットを変換した空間パターン(互いに8ビットパターンが異なる)を5個つくる。したがって、そのハミング距離は互いに8違っている。この5個の空間パターンを1つの系列パターン(時空間パターン)とし、その先頭から4個の空間パターンの順序をいれかえると、24個の時空間パターンができる。この24個の時空間パターンを学習させる。学習後入力に対し24個の出力パターンがえられる。その出力が入力の24個の時空間パターンを分離できるかどうかを、ハミング距離を用いて調べてみた。結果を図10cに示す。

図10cでは、ハミング距離を横軸にとっているので、出力パターンが類似なパターンであれば0の近傍に、互いに異なったパターンであれば原点より遠方に離れる。ヘブの学習則とヘブの拡張則であるコバリانس学習則ではその出力は24個の入力時空間パターンに対

図10 (a)全結合1層ニューラルネット

図10 (b)入力の時空間パターン

図10 (c)出力パターン分布

してほとんど類似な出力になる。すなわち、ヘブの学習則の場合、同一の出力パターンにすべての入力を引き寄せる性質がある。それに対して、時空間学習則は距離空間上に広く分布し分散している。したがって、パターン分離という観点からは、時空間学習則はパターン分離能力が高く、ヘブの学習則は分離能力が低いことが分かる(Tsukada and Pan, 2005)。

3.3 海馬の短期記憶のまとめ

海馬は時空間文脈を形成し、それをシナプス荷重空間に埋め込むことによって時空間文脈を一時的に蓄える機能をもっている。海馬の生理実験結果から導出された時空間学習則は、ヘブの学習則に比較して高い文脈分離機能をもっている。したがって、海馬で働いているこの時空間学習則は、入力の時空間パターンをシナプス荷重空間に効果的に写像している。海馬は文脈の情報をつくり一時的に蓄えておく機構であり、この文脈をもとに記憶の書きこみや読みだしをしている。

4. 海馬一皮質記憶系のモデル

皮質では、記憶は神経細胞の興奮パターンによって表現され、細胞間のシナプス結合を変化させる学習則によって神経回路網に安定なパターン（アトラクタと呼ぶ）として記録され、その数によって情報容量が決まると考えられている。

出力から入力へのフィードバック結合を持つニューラルネットワーク（再帰的ネットワーク）は、与えられた入力に対し出力を計算し、その結果をフィードバックして入力を修正しその入力に対して出力を再計算する。このような処理を何度も繰り返すと安定なネットワークでは出力値の変化が少なくなり一定の出力値（平衡点）をとるようになる。力学系では、平衡点をアトラクタ、アトラクタに達する状態の集合を引込み領域と呼ぶ。このようにアトラクタ構造を創ることによって皮質では長期記憶を実現していると考えられる。

アトラクタには固定パターン、リミットサイクル、カオスパターン等が存在する。人間の記憶は連想的である。すなわち、記憶の一部から関係の深いより多くのことがらを想起できる。例えば、ある曲の数小節を聞いただけで、情景、音、においなどの感覚的な経験を完全に思い出すことが出来る。これに対して、普通のコンピュータの記憶は、番地指定によって取り出される。再帰的なネットワークは連想メモリを構成する。人間の記憶のように、想起してほしいデータの一部を与えると、完全な“記憶内容”を返してくる。n個のニューロンからなる再帰的なネットワークを用いて連想記憶を実現するには、 2^n 個の状態に対応するn次元超立方体の“記憶すべき頂点”でのエネルギーが最小になるように重みを選ばばよい。最も簡単なものは、m個の記憶させたいパターンにたいして、細胞間の結合荷重を次の式によって与える方法で、自己相関モデルと呼ばれるものである(Nakano, 1972; Amari, 1972; Hopfield, 1982)。

$$w_{ij} = \sum_{d=1}^m (OUT_{i,d} OUT_{j,d})$$

ただし、m＝記憶させたい出力ベクトル数、d＝ある記憶させたい出力ベクトルの番号、 $OUT_{i,d}$ ＝記憶させたい出力ベクトルのi番目の成分。

塚田らは生理実験にもとづいた海馬-皮質系のモデル(Tsukada et.al, 1998)を提案し文脈にもとづく記憶書き込み、および読み出しのモデルを実現している(図11)。このモデルは次の2段階の機能からなる。

1段階：塚田らの提案した時空間学習則(Tsukada and Pan, 2005)が有効に働き海馬神経回路網に時空間の出来事の文脈を作る。

2段階：ヘブの学習則により連合野に出来事の類似性の構造（距離空間）を持つ強固なアトラクタ構造を作る。このモデルでは海馬の文脈情報と感覚入力のキーパターン情報が長期記憶の入力となる。実験結果に基づいて、感覚情報と海馬情報の間にタイミングに依存した時間窓を一致性検出回路として導入している。

このモデルの計算機シミュレーション結果によれば、

図11 海馬一皮質系の記憶モデル

海馬の文脈情報の導入により引き込み領域が拡大するとともに、書き込み及び読み出し時間が著しく改善され、記憶パターンの正解率も向上した。

おわりに

これからは脳高次機能に関する実験と理論の研究者の有機的共同研究を実施し、理論モデルの実験的検証や実験にもとづく新しい理論の構築が要求される。特に、神経回路網ダイナミックスにもとづく情報表現や質的に異なる神経回路網間の情報統合や情報創発の問題が重要である。

参 考 文 献

1. Aihara, T., Tsukada, M., and Matsuda, H.: Two dynamic processes for the induction of long-term potentiation in hippocampal CA1 neurons. *Biol. Cybern.* 82, 189-195, 2000
2. Aihara, T., Kobayashi, Y. and Tsukada, M.: Spatiotemporal visualization of long-term potentiation and depression in the hippocampal CA1 area. *Hippocampus* 15, 68-78, 2005
3. Amari, S.: Learning patterns and pattern sequences by self-organizing nets of threshold elements. *IEEE Trans. Computers*, C-21(11) : 1197-1206, 1972.
4. Hayashi, H., and Ishizuka, S.: Chaotic responses of the hippocampal CA3 region to a mossy fiber stimulation in vitro. *Brain Research* 686, 194-206, 1995
5. Hopfield, J.J.: Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 79 : 2554-2558, 1982.
6. Nakano, K.: Associatron-a model of associative memory. *IEEE Trans., SMC-2* : 381-388, 1972.
7. Ryeu, J.K., Aihara, K. and Tsuda I.: Fractal encoding in a chaotic neural network. *Physical Review E*, 64, 046202 : 1-6, 2001
8. Tsuda, I.: Dynamic link of memory-chaotic memory map in nonequilibrium neural networks. *Neural Networks* 5 : 313-326, 1992
9. Tsuda, I. and Kuroda, S. Cantor coding in the hippocampus. *Japan Journal of Industrial and Applied Mathematics*, 18(2), 249-258, 2001
10. Tsukada, M., Aihara, T., Mizuno, M., Kato, H. and Ito, K.: Temporal pattern sensitivity of long-term potentiation in hippocampal CA1 neurons. *Biological Cybernetics* 70, 495-503, 1994
11. Tsukada, M., Aihara, T., Saito, H. and Kato, H.: Hippocampal LTP depends on spatial and temporal correlation of inputs. *Neural Networks*, 9, 1357-1365, 1996
12. Tsukada, M., Hagiwara, N. and Aihara, K.: A high ability of the proposed spatio-temporal learning rule to differentiate spatio-temporal sequences demonstrated in a simple model of short-time memory. *Proceedings of International Symposium on Nonlinear Theory and its Applications*, vol.3, 1313, 1998
13. 塚田 稔: 光計測装置と記憶・学習・シナプスの塑性. *電子通信学会誌* 87, 272-277, 2004
14. Tsukada M, Aihara T, Kobayashi Y, and Shimazaki H: Spatial analysis of spike-timing-dependent LTP and LTD in the CA1 area of hippocampal slices using optical imaging. *Hippocampus*. 15, 104-109, 2005
15. Tsukada, M., and Pan X.: The spatiotemporal learning rule and its efficiency in separating spatiotemporal patterns. *Biological Cybernetics*. 92, 1-8, 2005

(2005年1月17日 受付)

[問い合わせ先]

東京都町田市玉川学園6-1-1

玉川大学 工学部、知能情報システム学科

塚田 稔

TEL : 042-739-8430

E-mail : tsukada@eng.tamagawa.ac.jp

著者紹介

つかだ みのる
塚田 稔 [正会員]

玉川大学工学部知能情報システム学科教授

1971年東北大学大学院工学研究科博士課程終了。東北大学工学部助手、玉川大学工学部助教授などを経て、1985年より玉川大学工学部教授、現在に至る。この間フンブルト奨学研究者としてミュンヘン工科大学 (Prof. Marko) に留学。1996年～2000年、玉川大学学術研究所脳科学研究センター長、1999年～2003年、玉川大学工学研究科長を務めた。また、未来開拓「情報表現の自己組織と学習ニューロチップ」リーダー、2002年には、21世紀 COE プログラム「全人的人間科学プログラム」のリーダーを務めている。日本神経回路学会総務理事、副会長、会長、現在顧問、また、国際誌 Biol. Cybernetics、Neural Network Letter の編集委員も務めている。専門分野は生体情報工学、記憶と学習の計算モデルと実験、ダイナミック情報表現に興味をもつ。