

科学

Science Journal **KAGAKU**

VOL.70 2000 別刷

岩波書店

■ヒト知性の計算神経科学(第4回)

多重順逆対モデル(モザイク) —その情報処理と可能性

川人光男 銀谷賢治 春野雅彦

ヒト知性の計算理論の中心となる、多重順逆対モデル(とそれを拡張したモザイク)は、ヒトがもつすばらしい感覚運動統合の能力を説明するだけでなく、高次認知機能を理解するための基本にもなる。モザイクに含まれる多数の並列のモジュールの中には、外界の順モデルと逆モデルが対で存在している。多数の順モデルが運動指令の情報から感覚フィードバックを予測するのだが、そのうち、行動のある側面で予測が最も優れているモジュールが活性化されて、その行動の制御に用いられ、さらにモデル対の学習が進む。モザイクは小脳と大脳の連関ループで実現されると考えられるが、それを支持する非侵襲脳活動データも得られている。

第1回から3回までの連載(5, 7, 9月号)で、コミュニケーション、とくに言語などのヒトでいちじるしく発達した高次認知機能を神経科学の対象として研究するためには、研究が進んでいる感覚運動統合との連続性を発見することが最も重要であることを説明してきた。つまり、ヒト知性を理解するためには、感覚運動統合の神経回路と神経計算原理が、どのように高次認知機能の神経回路や神経計算原理と連続し、共通部分をもち、また異なっているのかを明らかにしなくてはいけない。

とくに連載第2回では、小脳には感覚運動統合から、高次認知機能にまで用いられる内部モデルが、教師あり学習によって獲得されることを説明した。連載第3回では、大脳皮質、大脳基底核、小脳の役割は、運動や認知を目的とする計算の種類に関してではなく、教師なし学習、強化学習、

教師あり学習という学習アルゴリズムによって理解されるべきであることを示した。さらに、大脳皮質と大脳基底核、大脳皮質と小脳が形成する多重のループ回路が、複雑な行動や認知活動にいかに用いられるかを、とくに教師あり学習と強化学習の観点から明らかにした。

このように前回までに、認知神経科学の研究プログラムに関する枠組みの議論、小脳の内部モデルを支持する最近の神経科学のデータ、そして異なる脳部位の学習方式に関する神経計算理論に関する解説を済ませたので、いよいよ、ヒト知性の計算神経科学の核心部分をなす神経回路モデル、多重順逆対モデル(とそれを拡張したモザイク、この名前の由来は後述)を説明する準備がすべて整ったことになる。

今回は、もっとも基本的なモデルについて、感覚運動統合に話を絞って紹介する。次回では、この基本モデルを拡張したモザイクを、階層化したり、あるいは強化学習と組み合わせることによって、“シンボル生成”“みまね”などによるコミュニケーションが理解できることを示していく。

Mitsuo KAWATO ATR人間情報通信研究所、科学技術振興事業団・創造科学推進事業・川人学習動態脳プロジェクト、ATR先端情報科学研究所(国際電気通信基礎技術研究所)、Kenji DOYA ATR先端情報科学研究所(国際電気通信基礎技術研究所)、科学技術振興事業団・戦略基礎研究・脳を創る、Masahiko HARUNO ATR先端情報科学研究所(国際電気通信基礎技術研究所)

多重順逆対モデル(モザイク)がなぜ必要か

私たちヒトは、さまざまな環境でさまざまな行動をおこなえる。その行動の多彩さには、ロボットの行動と比べても、実に驚くべきものがある。

たとえば、家の中で、服を着替える、顔を洗う、掃除、洗濯、炊事、食事をとる、野外での庭仕事、農作業、職人の仕事、工場労働、そして、ジョギング、野球、テニス、スキー、スノーボード、水泳などのスポーツ、ゲーム、ダンスなど、実にさまざまな環境で、さまざまな感覚情報に基づいて、みごとな運動制御がおこなわれている。

いっぽう、ATR人間情報通信研究所の人まね多芸の右腕ロボットは、剣玉、テニスサーブ、棒立て、棒の振り上げ、パドリング、キャッチボールの6芸ができる。科学技術振興事業団、創造科学推進事業、川人学習動態脳プロジェクトで開発したヒューマノイドロボットDBは、カチャーシ(連載第1回カラー②参照)、歩くまね、ジャグリング、パドリング、ドラミング、前庭動眼反射適応、注意に基づくサッカード(眼球運動)、視覚に基づく到達運動、キャッチボール、ロックンロールダンス、太極拳のねばねば手など11の技ができる⁽¹⁾。

これは従来のロボットのデモに比べ、圧倒的に多芸多才であると、われわれは自慢してきたのであるが、ヒトと比べれば惨めな気持ちになってしまう。まず技の数が圧倒的に少ない上に、一つ一つの技の応用範囲が狭い。なによりも違う技をデモするには、プログラムを入れ替え、環境を変えねばならない。複数の技を組み合わせて、複雑な行動を生み出すこともできない。

私たちの脳の中には、私たちがおこなえる多数の運動に対応して、それぞれの運動を制御できる多数の神経回路の単位があると考えられる。この単位は、工学風にいえば、多重の制御器である。認知科学風に多少ぼやかして、これを、運動プリミティブと呼んでおこう。

ヒトはどうして、多数の行動のプリミティブ(個々の技や芸を可能にする神経機構の単位であ

り、それは以下で述べる運動プリミティブとそれと対をなす認知プリミティブからなる)を自由に切り替えたり、組み合わせたり、あるいは学習できたりするのであろうか。多重順逆対モデルは、この問い合わせに対する答えである。

多数の運動プリミティブが存在すると、それをどう選択し、また学習するのかという困難な計算論的問題が生じる。つまり状況に応じてある運動プリミティブを選択して制御に用いたり、あるいは複数を組み合わせて新しい運動を作りだし、またそれぞれの運動プリミティブを学習で獲得しなくてはいけない。多重順逆対モデルでは、各運動プリミティブに対となって認知プリミティブが用意される。認知プリミティブの予測が最もよい対が選択され、認知プリミティブと運動プリミティブの学習が同時に進行し、運動プリミティブが制御に使われる⁽²⁾⁽³⁾。

モザイクの計算原理を求める五つの理由

脳が多重順逆対モデルの計算原理を用いていると考えられる計算論的な理由は、少なくとも五つある。

第1に、われわれが行動している外界は、質的に異なる運動のクラスについては、(脳内で)モジュール構造をなしている。つまり、特定の運動制御の対象となる外界は、運動ごとに異なり、異なるモジュールとして分割できるのである。なぜなら質的に異なる運動がおこなわれる外的環境はそれぞれ、ダイナミクス(力学的性質)からいっても、感覚入力からいってもまったく異なるからだ。

たとえば、水泳をするプールと、スノーボードをするスロープはダイナミクスからいっても、感覚入力からしてもまったく異なる環境である。炊事と洗濯は違う場所で、違う道具を用いておこなう。つまり、質的に異なる運動のクラスに対応して、環境と道具も質的に異なるいくつかのクラスに分けられる。このような外界のモジュール構造を予測し制御するために、脳の内部モデルにもモジュール構造があるのは自然である。

第2に、外界は単一の巨大な演算装置、つまり

1個の神経回路でモデル化できるほど単純ではない。したがって、外界を脳内に内部モデルとして表現するために、複数のモジュールが必要となる。

第3に、異なる学習のまとまりの間での空間的・時間的干渉を減らすためには、複数モジュールが必須になる。人工的な神経回路の学習の研究から、単一の神経回路が複数の関数を同時に学習しようとすると、カタストロフィックな干渉が起こってしまうことがわかった。つまり、せっかく第1の関数をうまく学習した後で、同じ回路に第2の関数を学習させると、それをうまく学習できたとしても、第1の関数の学習結果が損なわれてしまうのである。しかし、私たちは、スキーができるようになつた後で、スノーボードを学んでも、スキーができなくなるということはないから、複数のタスクに対して、複数のモジュールを用意していると考えられるのである。

第4には、多数の順モデルではなく、ただ一つのゲーティングネットワーク(モジュールを選択する回路)に逆モデルの切り替えをおこなわせるモジュラー回路⁽⁴⁾をフィードバック誤差学習と組み合わせた五味と川人による研究⁽⁵⁾からわかるように、多数の制御器(つまり運動プリミティブ)と、それを選択するゲーティング回路だけでは学習制御は非常に困難である。本質的な困難は、一時には一つの制御器しか使えないから、制御の誤差だけで制御器を選択することには限界があること、一つのゲーティング回路にすべての判断をさせることに無理がある点である。

第5に、複数の運動プリミティブ(もしくは認知プリミティブ)を保持して、それを自由に時間的、空間的に組み合わせることができれば、簡単な要素から、複雑な運動や行動を生み出すことができる。

多重順逆対モデルを支持する行動的なデータとして、以下に説明するように、脱適応と再適応は適応そのものよりも、時間的にずっと速くおこるということがあげられる。

これを具体例にもとづいて、少し説明しよう。被験者が、ふだん経験したことのない力場(ダイナミックな環境)の下で2点間の腕運動をおこな

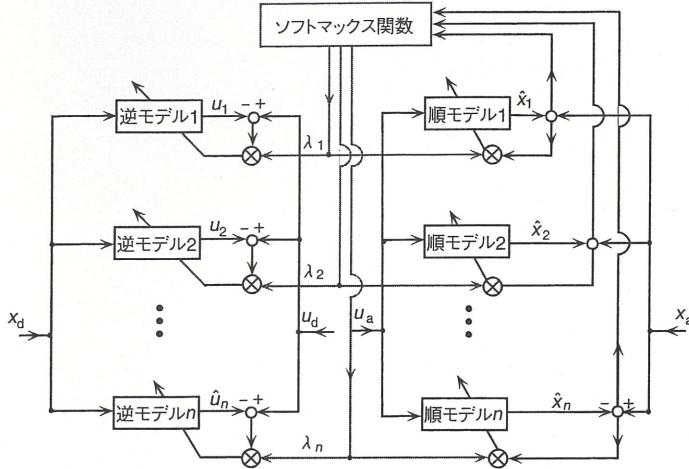
うとする。たとえば、手先の速度に比例した力が、しかし腕の運動方向からみて反時計回りに、直角の方向に働くような、ふだんの生活では決して生じないような環境である⁽⁶⁾。最初のうちは、手先は目標点に到達しないし、軌道も反時計方向に大きくゆがんだものになる。しかし、数十回から数百回の運動を数十分から数時間にわたって繰り返すうちに、手先は正確に目標点に到達するようになるし、手先の軌跡も直線に戻る(適応過程)。

さて、今度は急にこの力場を取り去るとどうなるだろうか(脱適応過程)。手先の軌跡は逆に時計回りにゆがみ、手は目標点から右に大きくずれた方向に向かってしまう。こういった“残効”(after effect)が、脳が内部モデルを学習で獲得したこと示す重要な証拠の一つなのであるが、これは数回の試行しか続かずに、すぐに消えてしまう。つまり、脱適応は、適応よりもずっと速い。

また力場に適応した被験者が、しばらく力場のない環境で2点間の到達運動を繰り返した後で、もう一度力場が与えられるとどうなるだろう。この場合は、2,3回の運動の後で、正しく目標点に、直線軌道で到達できるようになる(再適応過程)。つまり、再適応は適応そのものよりもずっと速い現象である。

以上のデータは、こういったダイナミックな環境の変更だけでなく、プリズム適応(被験者がプリズムを装着して視覚像をずらす)のような、力場の変化はまったく伴わない視覚環境だけのキネマティックな(力の変更をともなわない)変更でも観察されているし、新しい技能(自転車、スキーなど)を学んだ後の私たちの日常経験とも一致している。これは、適応が、内部モデルを、たとえば小脳内のシナプス可塑性に基づいて、時間をかけて獲得する学習過程であるのに対して、脱適応と再適応が、学習過程ではなく、すでに存在している内部モデルを、スイッチオフしたり、オンしたりするまったく異なる計算過程であることを示している。

さらに、環境条件に応じて獲得された複数の運動プリミティブ(内部モデル)の出力が、視覚や言語による説明などの神経科学でいう“文脈”を与



える情報に基づいてアナログ的に加重されることも実験的に示された⁽⁷⁾。これは複数の運動プリミティブの出力を、適応的に混ぜ合わせる能力を、脳がもっていることを示している。より直接的に、小脳が多重モデルの座であることを支持する実験的証拠は、小脳内に複数の道具の内部モデルが別々の場所に獲得されることを示す非侵襲脳活動計測データだが、これは後で詳しく説明しよう。

多重順逆対モデルの動作の仕組み

さて少し、数学的、制御工学的になるのだが、多重順逆対モデルの基本的な動作を図1を用いて説明しよう⁽²⁾⁽³⁾。

先の第1の理由とも関連するが、ヒトが感覚運動統合において取り扱わなくてはならない外部世界は非常に複雑で、しかしある種のモジュール構造をもっているので、外界を制御する逆モデルもそれに対応してモジュール構造をもっている。すると、異なる環境、時間、制御対象物にあわせて、複数の制御器をスイッチングし(切り替え)たり、学習することが、最も困難な計算論的課題になる。この課題を解決するよい方法は、多数の順モデルに状態変化を並列に予測させ、その予測のよさに応じて、逆モデルの最終的な制御出力への寄与と、順モデルと逆モデルのその場の学習データへの責任を決定することである。

図1に示すように、順モデルと逆モデルの対

図1 多重順逆対モデルの基本回路。順モデルと逆モデルの対がn個用意されている。各順モデルの予測 \hat{x}_i が、実際の感覚フィードバック x_a と比較されて、予測の誤差が計算される。それをすべて集めたソフトマックス関数を通して、責任信号 λ_i が得られる。この責任信号に比例して、制御と学習の重みづけがされる。つまり、複数の逆モデルの出力がそれぞれの責任信号とかけ算された後で足し合わされて、運動指令になる。また、順モデルと逆モデルの学習では、誤差信号に責任信号が掛け合わされることによって、そのモジュールが責任をもつとき(その責任信号が0でないとき)だけで学習が進むことが保証される。 u_a : 運動指令の教師信号、 x_a : 実際の軌道、 x_d : 目標軌道、 \otimes : かけ算、 $- \circ +$: ひき算。

(順逆対)をn個用意する。 i 番目の順モデルは、実際の運動指令のコピー(u_a)を制御システムから受け取って、それぞれ感覚フィードバックを予測する信号(\hat{x}_i)を計算する(^ハット)は予測を意味している)。一つの順モデルごとに、実際の感覚フィードバック(x_a)との差、すなわち予測の誤差($x_a - \hat{x}_i$)が計算される。この予測誤差を、複数の順モデルの間で比較することによって、責任信号(λ_i)が計算される*。

ここで責任信号は、複数の順モデルの予測の相対的なよさをアナログ的に表わす数値で表現され、0から1の値をとり、n個の責任信号の総和は1となる。ある順モデルの予測がほかと比べて特別よければ、その順モデルの責任信号は1に近くなるし、特別悪ければ、0に近くなる。すべての順モデルが同程度によい(悪い?)予測をするときは、すべての順モデルの責任信号は $1/n$ となる。

この責任信号によって、順モデルからの予測と、逆モデルからの運動指令を、そして、順モデルと逆モデル両方の学習のすべてを重みづけ、切り替えるのが、多重順逆対モデルの最も重要なアイデ

* 複数の順モデルの間での予測のよさの比較は、つきのソフトマックス関数を通しておこなわれる。

$$\lambda_i = \frac{\exp(-\|x_a - \hat{x}_i\|^2/\sigma^2)}{\sum_{j=1}^n \exp(-\|x_a - \hat{x}_j\|^2/\sigma^2)}$$

ここで、ソフトマックスとは、最大値をとる関数よりももう少し柔らかな操作をおこなうことを意味する。また σ は、誤差の規格化定数。 σ が大きいと異なるモジュールで差がつきにくくなり、小さいと少しでも予測のよいモジュールだけ責任信号が0でなくなる。

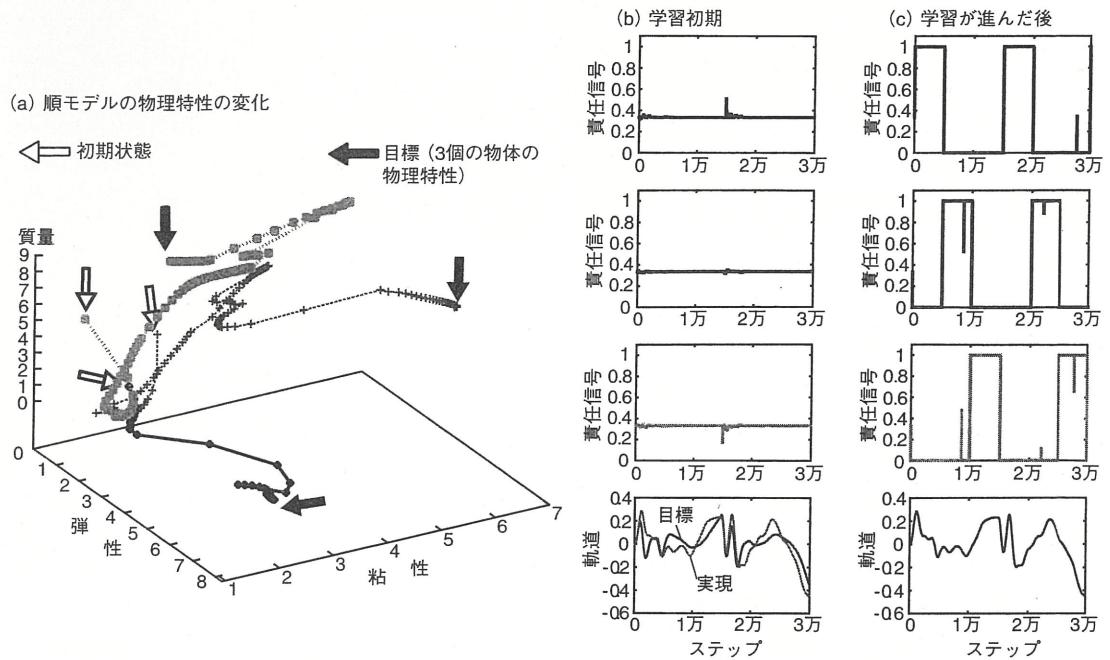


図2 多重順逆対モデルのシミュレーション。(a)順モデルのシナプス加重が学習で変化して、複数の物体の物理特性をうまく表せるようになることが示してある。(b)最初はモジュールの切り替えがうまくいかず、制御の性能が悪いのに、(c)学習が十分進むと、モジュールの切り替えが正しくおこなわれ、制御の誤差がほとんどなくなる。

アである。

順モデルと逆モデルを一般化すると、それぞれ、世界の時間発展を予測する予測器と、世界を制御する制御器といい換えることができる。この対が多重順逆対モデルのモジュールの基本単位である。予測器と制御器は一般的には順逆の関係にはなっていないので、順逆対モデルを拡張した一般的なアーキテクチャをモザイク(MOSAIC: MODular Selection And Identification Controller)と呼ぶ。

予測器の予測のよさにしたがって制御器を選択し、予測器と制御器を獲得すること(同定)、つまり学習もそれにしたがうという意味である。

多重順逆対モデルのシミュレーション

多重順逆対モデルの学習シミュレーション(図2)を説明しよう⁽⁸⁾。ここでの運動制御課題は、異なる物理特性(質量、粘性、弾性)をもつ三つの物体を、手を使い、目標軌道にしたがって動かすことである。簡単のために、三つの物体に対応して、三つの順逆対(モジュール)からなる多重モデルを用意する。それぞれの順モデルと逆モデルは、学

習によって徐々に変化するパラメータ(実際の神経回路ではシナプス加重に対応する)をもっている。このパラメータが正しく設定されれば、三つの物体の物理特性の順モデルや逆モデルを表現できることになる。

そこで、図2aのように、質量、粘性、弾性という三つの軸で、順モデルのパラメータの組を表現しておく。学習が始まる前には、三つの順モデルのパラメータはランダムに選ばれており(3個の白抜き矢印で示した初期状態)，物体の特性に関する事前知識は仮定していない。“手”は三つの物体を順番につかんでは力を加え操作していく。

学習前の、責任信号の変化と制御の結果を図2の中列に示している。学習初期には、三つの順モデルの予測は同様に悪いので、三つの責任信号はすべて等しく3分の1になっていて、モジュールの個別化がまだまったく生じていない(図2b上から三つの図)。したがって、図2b一番下の図の黒い実線で示した目標軌道と、薄い実線で示した実現軌道の間には大きな誤差が生じて、正しい制御ができていない。

学習が進むと、三つのモジュールのパラメータ

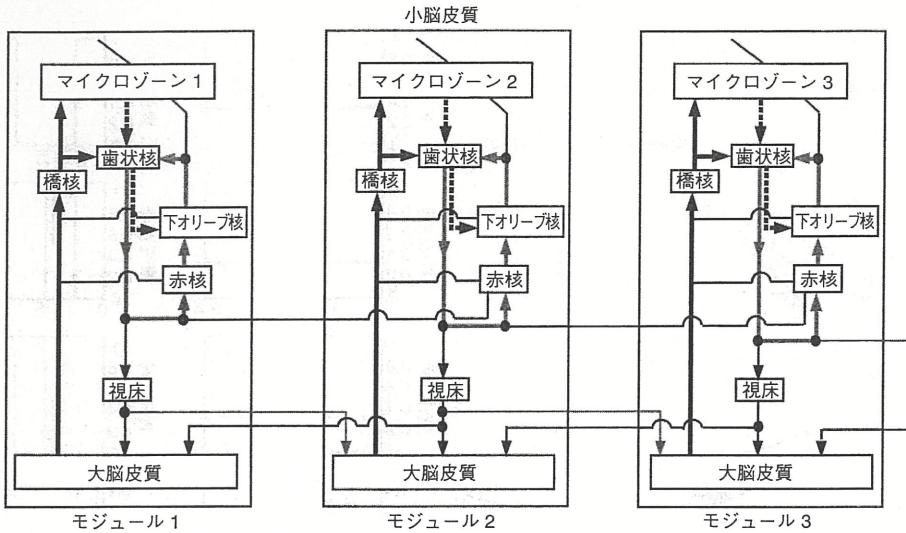


図3 小川の三角形と、大脳、小脳のモジュール性を強調した、大脳小脳連関神経回路のシェーマ。上に小脳、下に大脳が書いてある。小脳皮質ブルキンエ細胞(図中のマイクロゾーン)から歯状核と、歯状核から下オリーブ核への抑制性結合は破線で示している。歯状核-赤核-下オリーブ核が作る興奮性閉回路: 小川の三角形は灰色の太実線で示してある。この図の破線部分のうち、歯状核から下オリーブ核へ投射する経路はGABA(抑制性伝達物質一つ)作動性の抑制性回路である。

は三つの物体のどれか一つに個別化されて、その特性を学んでいく(図2aの3個の塗りつぶした矢印は3個の物体の物理特性を示し、それに向かって3個のモジュールが分化しながら別々に収束していくことがわかる)。ここには示していないが逆モデルの学習は、順モデルの学習にほんの少し遅れて、やはり正しく進んでいった。

学習の後期には、図2cの上三つの図に示すように、三つの物体が順番に時間5000ステップごとに切り替えられるたび(“手”がつかみかかるたびに)に、その物体に特化したモジュールの責任信号だけが1となり、ほかの二つは0となって、正しくモジュールの切り替えが生じている(ひげのように飛び出しがみえるのは、責任信号が非常に短い時間の間だけ、ほんの少し乱れていることを示す)。

この場合には図2c一番下に示したように、目標軌道と実現した軌道は重なっていて、ほぼ完璧な制御ができている。

多重順逆対モデルと大脳小脳連関

多重順逆対モデルを、大脳と小脳の神経回路に対応させる準備として、小脳皮質と大脳皮質のモ

ジュール構造を強調した、大脳小脳連関の神経結合を図3に示す(連載第1回のカラー③参照)。これは、ALLENと塙原の総説⁽⁹⁾に基づいている。この図に示すように、系統発生的に新しい小脳部位、つまり大脳小脳(解剖学的には小脳半球外側部で、機能的には大脳と結ばれている)は、入力と出力の両方で大脳皮質と結合している。

この図では、小脳のマイクロゾーンをモジュール構造の基本単位として描いてある。歯状核-小細胞性赤核-下オリーブ核(主オリーブ)が作る興奮性閉回路(小川の三角形)が示されている。小川の三角形は、DE ZEEUWら⁽¹⁰⁾が、オリーブ核-小脳-中間脳ループと呼んだ3要素回路の、系統発生的に新しい部分に対応している。

責任信号予測器を含む多重順逆対モデル

図1に示した簡単な多重順逆対モデルでは、実際に運動制御(3つの物体の操作)をして、その結果、感覚フィードバック情報が得られてからでないと、特定の運動プリミティブを選ぶことができない。しかし、明らかにわれわれは、実際に運動を始める前に、視覚情報、言語による教示などさまざまな文脈情報に基づいて、あらかじめ、どの

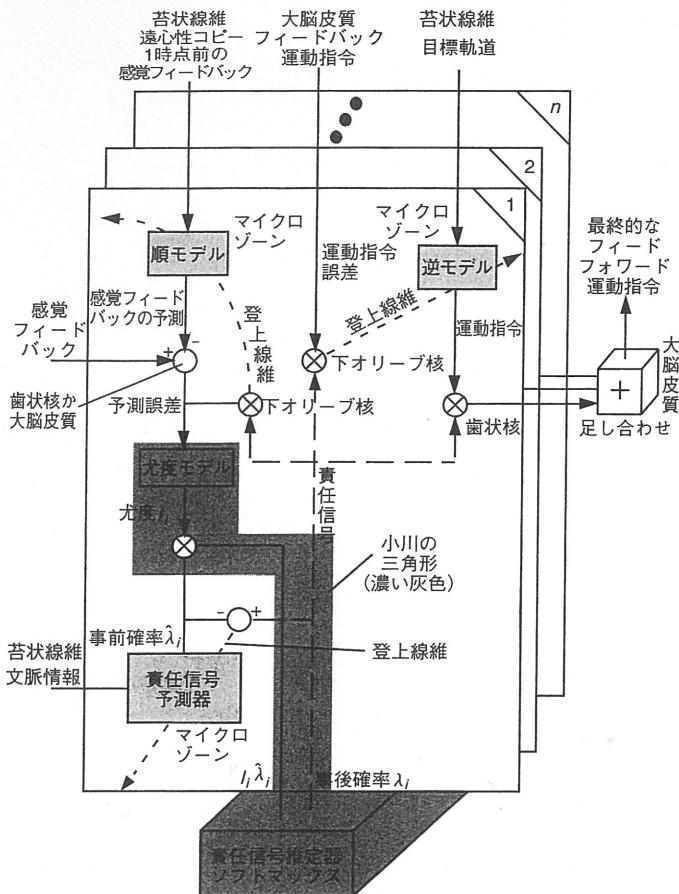


図4 多重順逆対モデルと小脳(マイクロゾーン)との対応。複数のパネルで描かれた n 個のモジュールのうちから、適したモジュールが、文脈情報と順モデルの予測のよさにしたがつて選ばれ、運動指令の計算に用いられる。多重順逆対モデルの中の主な構成要素が、小脳皮質と小脳のまわりの神経回路にどう対応するかを模式的に示している。 n 個のモジュールを重ねて描いている。とくに、順モデル、逆モデル、責任信号予測器の三つのへの、入力、出力、誤差信号が描かれている。責任信号がどう計算されるかも、ソフトマックス関数を含めて描いてある。⊗:かけ算。+○-, -○+:ひき算。

運動プリミティブを用いるかを選択することができる。この特徴を説明するために、順モデルと逆モデルにさらに責任信号予測器を組み合わせ、三つで一つのモジュールを構成したモデルを図4に示す。

責任信号予測器は、運動指令のコピーや、運動からの直接の感覚フィードバック以外の文脈情報を受け取って、実際の責任信号を予測する、責任信号予測値($\hat{\lambda}_i$)を出力する*. また責任信号予測器は、責任信号予測値が責任信号そのものに近づ

くように、小脳皮質のマイクロゾーンに教師あり学習で獲得できる。

つぎに図4に示すように、責任信号予測器まで入れた、より完全な多重順逆対モデルの各要素を、図3の神経回路に対応させてみよう。やや煩雑ではあるが、脳内でどのように多重順逆対モデルが成立しうるのか、イメージしていただけるだろう。

各モジュール(図の1枚1枚)内の順モデル、逆モデル、責任信号予測器は、それぞれ別的小脳マイクロゾーンで実現される。それぞれのマイクロゾーンへの誤差信号はすべて登上線維によって伝えられるが、その中身はすべて異なる。責任信号は、小川の三角形を介して、異なるモジュールが長距離の相互作用をして計算される。図で濃い灰色で示してあるのが小川の三角形、薄い灰色が小脳(マイクロゾーン)、点線が登上線維、破線が責任信号である。

つぎに三つのマイクロゾーン(逆モデル、順モ

* 実際の責任信号は、次式に基づいて計算される。

$$\lambda_i = \frac{\hat{\lambda}_i \exp(-\|x_a - \hat{x}_i\|^2 / \sigma^2)}{\sum_{j=1}^n \hat{\lambda}_j \exp(-\|x_a - \hat{x}_j\|^2 / \sigma^2)}$$

この式は、ベイズ(BAYESIAN)のモデルに基づく確率的な解釈が可能である。責任信号予測器は、事前確率を責任信号予測値として計算し、順モデルの予測に基づいて尤度が計算され、この両者から事後確率として責任信号が得られると考えられる。責任信号予測器は、責任信号予測値が責任信号そのものに近づくように、教師あり学習で獲得できる。

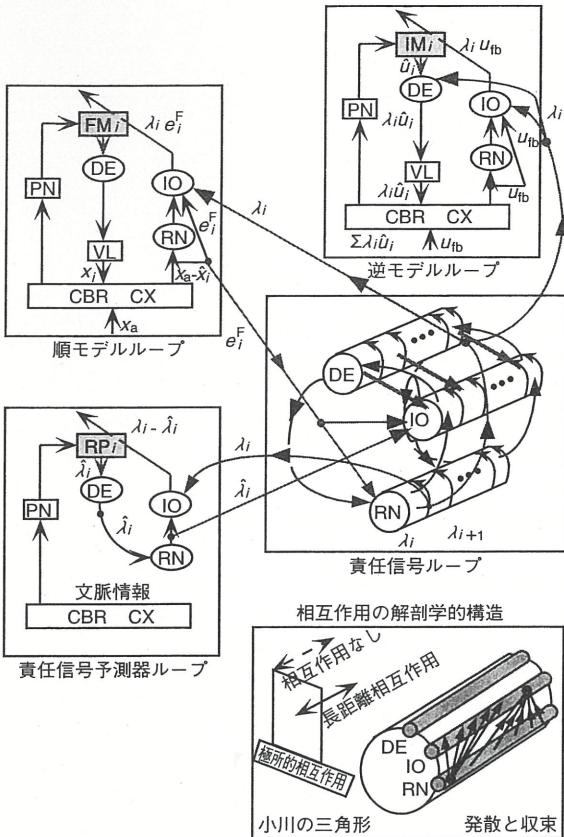


図5 小脳神経回路モデル。多重順逆モデル対の各構成要素が、大脳小脳連関にどう対応するかを、神経回路の構造を中心に描いた。図は五つの部分からなっており、それぞれ逆モデルを含む大脳小脳連関(右上)、順モデルを含む大脳小脳連関(左上)、責任信号予測器を含む大脳小脳連関(左下)、責任信号を計算する小川の三角形(右中)、そしてそれらの結合のトポグラフィー(右下)を示している。
 U_{fb} : フィードバック運動指令。 e_i^F は順モデルの誤差、すなわち $X_a - \hat{x}_i$ 。DE: 歯状核, PN: 橋核, IO: 下オリーブ核, RN: 赤核, VL: 視床腹外側核, CER CX: 大脳皮質, FM: 順モデル, IM: 逆モデル, RP: 責任信号予測器。小川の三角形の中の、神経結合のトポグラフィーについて説明する。小脳核から赤核への投射線維の終末は、矢状断面方向のシートになっていることが知られている⁽¹¹⁾。いっぽう下オリーブ核から小脳核への投射は、横方向にはほとんど広がらないが、前後軸方向には非常に広がっている。これは、図に示したように小川の三角形の相互作用で、ある方向にはモジュール間の長距離相互作用を可能にする神経投射の発散と収束がおこっているのに対して、ある方向ではほとんど相互作用がなく、モジュール固有の信号が保たれることを示している。

デル、責任信号予測器)への苔状線維と登上線維入力、そして歯状核への出力を順に説明しよう。

逆モデルは、苔状線維から目標軌道を受け取る。逆モデルへ登上線維入力を出力する下オリーブ核(その登上線維の起始細胞を含む部位)では、大脳皮質から送られるフィードバック運動指令としての運動指令誤差の信号と、責任信号の積が計算される。逆モデルから歯状核へは、運動指令が出力される。各モジュールからの運動指令は、責任信号と掛け合わされたのち、すべてのモジュールで足し合わされ、最終的なフィードフォワード運動指令となる。

他方、順モデルは苔状線維から、運動指令の遠心性コピーと1時点前の感覚フィードバックを受け取る。順モデルから歯状核へは、感覚フィードバックの予測信号が出力される。順モデルへの登上線維入力を出力する下オリーブ核では、歯状核もしくは大脳皮質で計算された、実際の感覚フィードバックと順モデルの出力である感覚フィード

バックの予測との間の予測誤差信号と、責任信号の積が計算される。

また、責任信号予測器は、苔状線維から、文脈情報を受け取る。責任信号予測器から歯状核へは、責任信号の予測値である事前確率が出力される。順モデルの予測誤差から計算される尤度と事前確率が掛け合わされた後で、小川の三角形内で、ソフトマックスの計算がおこなわれ、責任信号つまり、事後確率が最終的に計算される。事後確率と事前確率の差が、責任信号予測器への登上線維入力を出力する下オリーブ核で計算される。これが責任信号予測値の誤差である。

図5には、大脳と小脳連関を含んだより詳細な多重順逆対モデルの神経回路モデルを示してある。

多重順逆対モデルを支持する 非侵襲脳活動計測データ

連載第2回で紹介した、ヒトが新しい道具(回

転マウス)を学習しているときの小脳内の非侵襲脳活動計測データ⁽¹²⁾によると、学習の初期には小脳外側部の非常に広い範囲が活動するのに対し、学習が終わるとごく一部に活動が限局した。これは、多重順逆対モデルの予測と一致している。

つまり、回転マウスのような、過去にまったく使ったことのない道具が与えられると、たくさんの順モデルと逆モデルの対が、運動の予測と制御をおこなおうとして、同時に並列に活動する。しかし、学習の初期には、運動に関しても、予測に関しても誤差は大きく、また責任信号もすべてのモジュールについて等しいので、たくさんのモジュールが同時に大きな登上纖維入力を受け取ることになる。これは、大きなエネルギーを代謝するので、広い範囲が強く活動することになる。

しかし、図2のシミュレーションにも示したように、最終的に特定の道具のモデルとなるモジュールはごく一部に限られる。学習の最終段階では、運動の誤差は小さいし、責任信号はこの特定のモジュールでだけ大きく、他のモジュールではほとんど0になる。したがって、小脳のごく一部にだけ活動が残るのである。

さらに今水ら⁽¹³⁾は、回転マウスと積分マウス(第2回参照)という二つの新しい道具を被験者に学ばせ、それがどのように小脳内で表現されているか調べた。まず、マウスのカーサ(カーソル)の色を3種類用意して、それぞれが、ふつうのマウス、回転マウス、積分マウスを示していて、ある色のカーサが表示されたとき、被験者がこの三つのマウスのうちの指定された一つを自由に使いこなせるようになるまでの訓練試行をおこなう。学習が十分に進めば、三つの道具をすべて上手に操作し、しかも素早くスイッチ(切り替え)できるようになる。この状態では異なる道具に対応する複数の内部モデルのスイッチングが生じていると期待される。その結果、小脳内の回転マウスと積分マウスに対応する活動は、一部に重なりがあるが、別々に表現されていたのである。これは複数の内部モデルが解剖学的に別々に表現されていることを示している。

小脳内に逆モデルが存在することを示す神経生

理学的な証拠は、連載第2回で説明した。しかし、順モデルが存在することを示唆する証拠は、神経生理学的なものも、脳活動データもずっと間接的で弱いものばかりであった⁽¹⁴⁾⁽¹⁵⁾⁽¹⁶⁾。しかし最近、玉田らは、把持力負荷力結合という、順モデルの存在を示す行動パラダイムを使って、順モデルが小脳内に存在することを示す脳活動データを得ることに成功した⁽¹⁷⁾。

多重順逆対モデルのような計算モデルを実験的に証明することは多大な困難を伴う。しかし、行動実験、非侵襲脳活動計測、電気生理学的研究を組み合わせれば、このモデルを支持するデータを徐々に蓄積できると信じている。

文 献

- (1) C. G. ATKESON et al.: IEEE Intelligent Systems, 15, 46(2000)
- (2) M. KAWATO & D. M. WOLPERT: in 'Sensory Guidance of Movement', M. GLICKSTEIN ed., John Wiley & Sons(1998) pp. 291~307
- (3) D. M. WOLPERT & M. KAWATO: Neural Networks, 11, 1317(1998)
- (4) R. A. JACOBS et al.: Neural Computation, 3, 79 (1991)
- (5) H. GOMI & M. KAWATO: Neural Networks, 6, 485(1993)
- (6) R. SHADMEHR & F. A. MUSSA-IVALDI: J. Neurosci., 14, 3208(1994)
- (7) Z. GHARAHMANI & D. M. WOLPERT: Nature, 386, 392(1997)
- (8) M. HARUNO et al.: in 'Advances in Neural Information Processing Systems' Vol. 11, MIT Press(1999) pp. 31~37
- (9) G. I. ALLEN & N. TSUKAHARA: Physiol. Rev., 54, 957(1974)
- (10) C. I. DE ZEEUW et al.: Trends Neurosci., 21, 391 (1998)
- (11) Y. SHINODA et al.: Behav. Brain Res., 28, 59 (1988)
- (12) H. IMAMIZU et al.: Nature, 403, 192(2000)
- (13) H. IMAMIZU et al.: NeuroImage, 7, S819(1998)
- (14) R. C. MIALL et al.: J. Motor Behav., 25, 203 (1993)
- (15) R. C. MIALL et al.: Nature Neurosci., 1, 13 (1998)
- (16) S. J. BLAKEMORE et al.: Nature Neurosci., 1, 635(1998)
- (17) T. TAMADA et al.: Abst. Ann. Soc. Neurosci., 25, 1894(1999)