

ヒトの対象物保持タスクにおける指力と手指の姿勢を用いた 感覚運動統合及び視覚運動変換モデル

福田 浩士^{†,††*a)} 角谷 直哉^{†**} 福村 直博^{†,††} 宇野 洋二^{†††}

A Computational Model of Sensorimotor Integration and Visuomotor Transformation with Digit Force and Posture in Human Object Holding

Hiroshi FUKUDA^{†,††*a)}, Naoya KAKUTANI^{†**}, Naohiro FUKUMURA^{†,††}, and Yoji UNO^{†††}

あらまし ヒトの対象物保持タスクにおける指力と手指の姿勢を考慮した，感覚運動統合及び視覚運動変換の計算モデルを提案する．心理物理実験では，様々な対象物の方位と指先位置の条件下で指力と手指の姿勢を計測した．感覚運動統合モデルは，対象物の視覚情報，指力，姿勢を統合することで，中間層に対象物の方位とその対象物を保持するための総指力と指先位置をコードした．学習後の感覚運動統合モデルは指関節トルクのノルムを評価関数とした静力学的な最適化問題を解くことで，視覚入力に対応した自然な保持タスクにおける指力と手指の姿勢を再現した．更に，この計算モデルとヒトの大脳皮質の頭頂連合野及び腹側運動前野の機能的対応を考察した．

キーワード 対象物保持，感覚運動統合，視覚運動変換，ニューラルネットワーク，制約付き非線形主成分分析

1. ま え が き

ヒトが手指を使って対象物を保持するタスク（以下，holding）では，holding に先行する対象物をつかむ動作（grasping）や持ち上げる動作（lifting）に先立って，タスクを遂行するための指力と手指の姿勢を計画する必要がある．このためには，ヒトの脳は対象物の視覚情報だけから指力と手指の姿勢といった運動情報を計算しなければならない．Jeannerod [1] の pre-shaping

に関する行動学的な研究は，ヒトが対象物をつかむ前に，視覚情報から手指の姿勢を計画している重要な証拠を示している．

Holding を行うための指力と手指の姿勢を決定する問題はどちらも不良設定問題である．そのため，ヒトは無数に存在する解の中から，何らかの運動規範に基づいて最適解を選択し，運動を実行していると考えられる．しかし，holding の運動規範は明らかになっておらず，対象物の視覚情報を指力と手指の姿勢に変換する脳計算メカニズムを説明するモデルは確立していない．

これまでに，ヒトの多指を使った holding に関する多くの研究が行われている．その大多数は，各指がどのように協調して力を発揮しているかを扱ったものである．これらには，母指とほかの四指が対抗する手指の姿勢（whole-hand grasping）でのタスク（[2]～[4]など）と，母指，示指，中指を鼎状に配置する手指の姿勢（tripod grasp）でのタスク [5] がある．しかしながら，これらの研究の多くは，手指の姿勢を決定する問題，運動規範や計算モデルを扱っていない．

Zatsiorsky ら [6], [7] は，whole-hand grasping にお

[†] 豊橋技術科学大学情報工学系，豊橋市

Department of Information and Computer Sciences, Toyohashi University of Technology, 1-1 Hibarigaoka, Tempaku-cho, Toyohashi-shi 441-8580 Japan

^{††} 豊橋技術科学大学インテリジェントセンシングシステムリサーチセンター，豊橋市

Intelligent Sensing System Research Center, Toyohashi University of Technology, 1-1 Hibarigaoka, Tempaku-cho, Toyohashi-shi, 441-8580 Japan

^{†††} 名古屋大学大学院工学研究科機械理工学専攻，名古屋市

Department of Mechanical Science and Engineering, Graduate School of Engineering, Nagoya University, Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya-shi, 464-8603 Japan

* 現在，広島市立大学大学院情報科学研究科創造科学専攻

** 現在，(株)キャノン

a) E-mail: fukuda@system.tutics.tut.ac.jp

いて、対象物が受ける外部トルクの大きさに応じた指力生成の戦略を説明するために、異なる評価関数で定義された五つの最適化モデルを比較した。その結果、神経指令ベクトルのノルムを評価関数としたモデルが実験結果を最もよく再現したと報告している。しかしながら、外部トルクが零の場合に再現能力が悪くなったため、自然な holding の運動戦略を説明するモデルとはいえない。更に、指力生成の問題だけを扱い、手指の姿勢を決定する問題と対象物の視覚情報を考慮していない。

いくつかの研究は、運動計画が脳内に獲得されている対象物の内部表現 (internal representation) に基づいて行われているという仮説を主張している [8] ~ [11]。片山と川人 [8] は、脳内では対象物の形状と機能を手の形状に基づいて表現しているという仮説を立て、視覚情報、体性感覚情報、運動指令を統合することで内部表現を獲得するモデルを提案した。福村ら [9] は、対象物の視覚情報と指の姿勢を統合することで対象物のサイズと形に関する内部表現を獲得し、制約条件付き最適化問題を解くことで視覚情報を指の姿勢に変換するニューラルネットワークモデルを提案した。しかし、これらの研究は指力生成の問題を扱っておらず、指力がどのように表現されているのかは議論されていない。

Holding では指力と手指の姿勢を決定しなければならないが、従来研究の多くはそれぞれの問題を単独で扱ってきた。指力の決定は静力学的な問題である一方、姿勢の決定は運動学的な問題であるため両者は性質が異なる。しかし、目標の指力を発揮しやすい手指の姿勢と発揮しがたい姿勢が存在するため、指力と姿勢を決定する問題は独立ではなく、互いに影響を受けて、同時に解かれていると考えられる。

そこで本研究では、運動情報として指力と姿勢の両者を扱い、感覚運動統合と視覚運動変換を実現する計算モデルを提案する。ここで、対象物の視覚情報と holding 遂行時にフィードバックされる体性感覚情報及び運動指令の遠心性コピーを統合し、対象物の内部表現を獲得する過程を“感覚運動統合 (sensorimotor integration, SMI)”と定義する。そして、ある運動規範に基づいて、対象物の視覚情報から指力と手指の姿勢を計算する過程を“視覚運動変換 (visuomotor transformation, VMT)”と定義する。このとき、低次元に圧縮された運動の特徴を決定することで、運動を生成すると仮定する。

本論文では、まず、2. において holding の計算理論

を展開し、指力との姿勢の計算の流れを整理する。次に 3. では、対象物の視覚的特徴の一つである“方位”に着目し、指力及び姿勢との関係を心理物理実験によって調べる。ここでは、tripod grasp による holding を採用した。その理由は、whole-hand grasping では、方位による運動の違いが主に手首の掌背屈だけに現れるため、多次元情報を圧縮した情報表現を得るといふ本研究の意図から外れるからである。また、tripod grasp を扱っている従来研究は少なく、感覚運動統合及び視覚運動変換モデルが適用された例はない。4. では、上述した感覚運動統合及び視覚運動変換の計算過程を実現するニューラルネットワークモデルを説明する。そして 5. において、本研究の計算モデルと霊長類の大脳皮質の関連領域の機能を比較する。

2. 計算理論

図 1 に本研究で提案する holding の計算スキームを示す。これは、我々の以前の研究 [11] で提案した計算スキームを、従来研究の提案と本研究の仮説に基づいて詳細化したものである。実線矢印は各モジュールの入出力情報、破線矢印はパラメータとして受け渡される情報、点線矢印は学習とフィードバック制御に使われる情報を表している。また、各モジュールの左肩の数字は説明の便宜のために付けた番号である。

この計算スキームは計画部と制御部に分かれる。

計画部では、対象物の視覚情報から目標の指力と手指の姿勢を計算する。その計算と情報の流れを追っていく。Arbib ら [12] のモデルと同様に、対象物の視覚情報からサイズ、形状、テクスチャ、方位、位置といった特徴を抽出する (モジュール①)。それらの特徴から、力学計算に必要なパラメータ (質量、慣性モーメント、質量中心位置、静摩擦係数) を計算する (モジュール②)。ニュートンの運動方程式とオイラーの運動方程式で表される対象物の逆動力学モデル (IDM) は、それらのパラメータを用いて、対象物の目標運動 (holding では静止) を実現するための外力と外部トルクを計算する (モジュール③)。Flanagan と Wing [13]、Davidson と Wolpert [14] などは、脳内に対象物の IDM が存在することを示す心理物理実験結果を報告している。また、対象物のサイズ、形状、方位から指先位置の候補の集合としての対象物表面を計算する (モジュール④)。そして、外力と外部トルクを実現するために、指先位置の候補の中からある指先位置を選択し、その位置に加えるべき指力を計算す

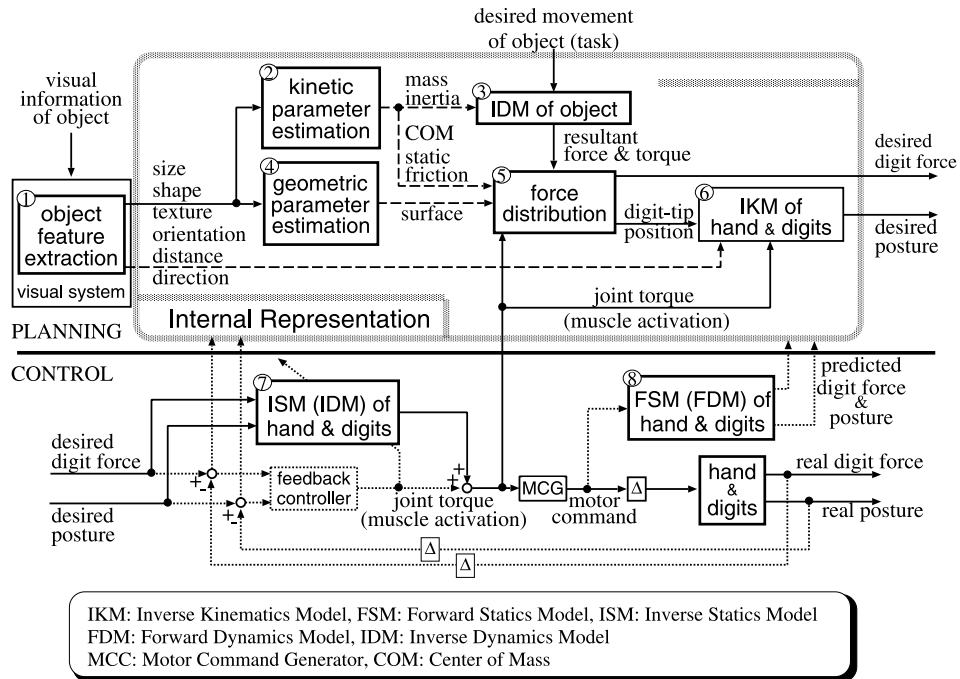


図 1 対象物保持タスクの計算スキーム
Fig. 1 A computational scheme of object holding.

る．本研究では，この計算を担うものを力分配（force distribution，モジュール⑤）としている．手指の逆運動学モデル（IKM，モジュール⑥）は目標の指先位置を手指の姿勢に変換する．これは，対象物中心座標系 → 作業座標系 → 身体座標系の座標変換である．

計画部の各モジュールが独立に存在するかどうかは明らかではない．本研究では，対象物の内部表現が計画部の各モジュールの計算を担っていると仮定する．

目標の外力と外部トルクを実現するための指力と対象物表面上の指先位置の組合せは無数に存在する．更に，手指には少なくとも 22 の自由度があるので，ある指先位置を実現するための手指の姿勢は唯一ではない．ゆえに，これらの計算問題は不良設定性を有する．ヒトの脳は，ある対象物に対して，一つの運動だけを記憶するのではなく，様々な戦略のもとで経験した運動を記憶し，現在の戦略（運動規範）に基づいた運動パターンを生成することで，不良設定問題を解決していると考えられる．しかし，情報処理量やメモリ量の観点から，ヒトの脳が，対象物の視覚情報や指力，姿勢といった高次元の運動情報を細部にわたって記憶しているとは考えがたい．よって，対象物の視覚情報や運動の情報を低次元に圧縮し，対象物の特徴とそれに

対する運動の特徴が内部表現として獲得されていると仮定する．そして，本研究は，自然な holding では，指関節トルクを最小にするという運動規範に基づいて運動が計画されていると考えている．

制御部は，Katayama [15] の内部モデル学習と柔らかさ調節の統合モデルを参考にしている．本研究のモデルは，手指の逆静力学モデル（ISM，モジュール⑦）が目標となる指力と手指の姿勢から指関節トルクを計算し，そのトルクが計画部での最適化計算に使われると仮定している．

4. では，ニューラルネットワークを用いて，計画部の計算を実現する．

3. 心理物理実験

3.1 実験装置

対象物を図 2 に示す．対象物は，真鍮製の正三角柱で，厚さは 24 mm，底面の 1 辺の長さは 110.85 mm である．対象物の側面には，母指，示指，中指の力を計測するために，三つの力覚センサ（PicoForce，Nitta Corp.）を取り付けている．図 2 右上の円内に，対象物の上面を外したときの力覚センサ取付部の構造を示す．力覚センサは，側面に沿った溝に取り付けてあり，

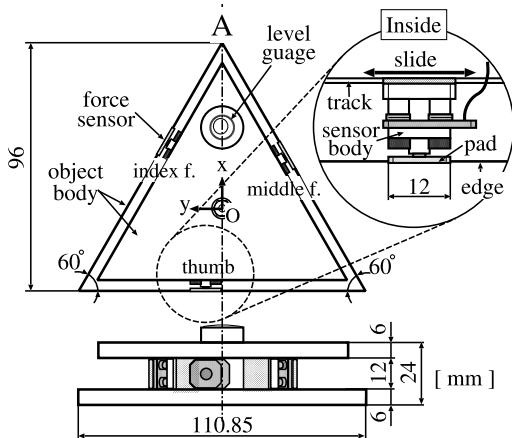


図 2 対象物の上面図(上)と正面図(下)
Fig. 2 Upper and frontal views of an object.

スライドすることができる。これにより、様々な指先位置を設定できる。対象物の上面には、対象物の傾きを被験者へ視覚的にフィードバックするために水準器を取り付けている。力覚センサと水準器を含めた対象物の重さは 4.2 N である。

力覚センサは、各指が発揮する力の、対象物の側面に対して法線方向の成分 (normal force, NF) を検出する。指力データは A-D 変換ボード (AD12-16U (PCI)EH, CONTEC CO., LTD) を用いて 1 ms のサンプリング間隔で採取した。

手指の姿勢は CyberGlove (Virtual Technologies, Inc.) で計測した。計測したのは次の 13 自由度である。母指 (4 自由度): CM 関節の 2 自由度, MP, IP 関節の屈曲。示指・中指 (各 3 自由度): MP, PIP, DIP 関節の屈曲。中指と示指の間の外転 (1 自由度)。手首 (2 自由度): 掌背屈及び橈尺屈。

3.2 実験方法

被験者から見た対象物の位置と方位を図 3 に示す。被験者は対象物の質量中心 O が正中矢状軸上になるように椅子に座る。対象物との位置関係を一定に保つために、被験者の頭部を顎台で固定する。手首関節中心 W と肘関節中心 E を結ぶ線分 (W-E) と前額-水平軸との角度が 45° になるように、被験者の右前腕をテーブル上に固定する。

対象物の頂点 A と質量中心 O を通る直線が線分 W-E と重なるときの対象物の方位を $\theta = 0^\circ$ とする。この方位を基準として、質量中心 O を通る垂直軸について、時計回りの回転を $\theta > 0^\circ$, 反時計回りを $\theta < 0^\circ$

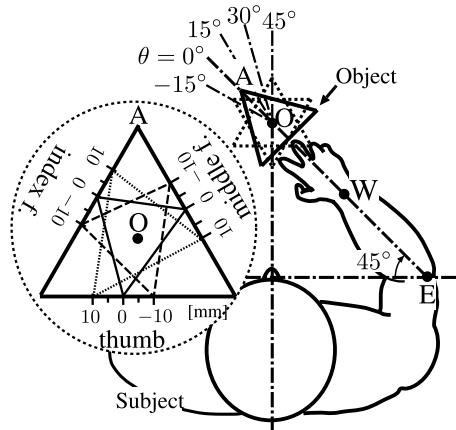


図 3 被験者から見た対象物の位置と方位 (点線円内は指先位置条件)

Fig. 3 Position and orientation of the object from the subject. Five experimental conditions of digit-tip positions are shown in the dotted circle.

とする。対象物の方位の条件は、 $\theta = -15^\circ, 0^\circ, 15^\circ, 30^\circ, 45^\circ$ の五つとした。

各方位の条件について指先位置の条件を設定するために、図 2 と同形状・同質量・同材質の対象物を用いて、被験者が最も持ちやすいと感じた指先位置を計測した。これを今後“自然な指先位置”と呼ぶ。指先位置の条件として、自然な指先位置から母指、示指、中指を -10, -5, 0, 5, 10 mm シフトさせた指先位置を設定した。図 3 の点線円内に指先位置条件の一例を示す。対象物を表す太い実線の正三角形の辺に刻んだ目盛は指先位置を表している。0 mm の目盛が自然な指先位置を表し、そのときの母指、示指、中指の位置関係を細い実線の三角形で表している。破線と点線の三角形は、それぞれシフト量 -10 mm と 10 mm における、三指の位置関係を表している。

実験タスクの条件は、対象物の方位の 5 条件 ($-15^\circ, 0^\circ, 15^\circ, 30^\circ, 45^\circ$) と指先位置のシフト量の 5 条件 (-10, -5, 0, 5, 10 mm) のすべてを組み合わせた 25 条件とした。

指力の計測実験を次の手順で行った。実験者は 25 のタスク条件から無作為に 1 条件を選択する。そして、選択した条件の指先位置に力覚センサを固定する。被験者は、力覚センサに母指、示指、中指を配置し、対象物を素手でつかむ。そして、テーブルから 5 mm 程度持ち上げて 10 秒間水平に保持する。被験者はこのタスクを 1 条件につき 10 トライアル行う。すべての

タスク条件で指力を計測した後、被験者は各方位の条件で最もタスクを遂行しやすかった指先位置の条件を回答する。その後、被験者は右手に CyberGlove を装着する。そして、すべてのタスク条件において、物体をつかんだときの手指の姿勢を計測する。

3.3 データ処理

3.3.1 指 力

指力の時系列データを遮断周波数 10 Hz の零位相 FIR フィルタで平滑化する。各トライアルの 10 秒間のデータから lifting 期間を除き、残りの期間の中から、指力の変動が最も少ない 3 秒間を抽出する。そして、その 3 秒間の平均値をトライアルの指力とする。更に、各タスク条件で 10 トライアル分の指力を平均し、そのタスク条件の指力とする。以降、タスク条件の指力を解析する。

3.3.2 手指の姿勢

本研究では、手指を図 4 のようにモデル化した。母指の CM 関節は、掌側外転位を基準の姿勢とし、尺側過内転と掌側内・外転を関節自由度とする。各リンクの長さは、被験者の関節中心間の距離とした。

母指の CM 関節を計測するための CyberGlove の二つのセンサは、これらの自由度と 1 対 1 に対応していない。また、そのほかのセンサの値も数 deg の計測誤差を含んでいる。更に、リンクの長さにも数 mm の計測誤差が存在している可能性がある。このため、関節角度の計測値を順キネマティクスモデルに入力して、指先位置を計算しても、目標としている指先位置（モデル上のセンサ位置）との間に誤差が生じる。

そこで、順キネマティクスモデルが出力する指先位置が目標の指先位置と一致するという制約のもと、モデルの母指の CM 関節を除いたほかの関節が、最も計

測データに近くなる姿勢を計算した。つまり、ほかの関節のデータをできるだけ保存して、母指の CM 関節角度を求めることになる。母指の CM 関節を除いたほかの関節の補正後の角度は、もとの計測データと数 deg 程度の誤差の範囲に収まっていた。よって、その結果を解析に用いた。

3.4 データ解析

3.4.1 多変量分散分析 (MANOVA)

被験者がタスク条件に応じた指力や姿勢を生成したかどうかを調べるために、各指の NF (3 変量)、母指姿勢 (4 変量)、示指姿勢 (3 変量)、中指姿勢 (中指-示指外転を含む 4 変量)、手首姿勢 (2 変量) を独立に二元配置 MANOVA (対象物の方位 × 指先位置のソフト量) で分析する。

3.4.2 制約付き非線形主成分分析

指力や手指の姿勢といった多次元データの解釈を容易にするためには、データ変動の主要因を抽出することが重要となる。このような解析では一般的に主成分分析 (PCA) が使われるが、指力や姿勢データと内在している要因が線形関係にあるとは限らない。このような場合、非線形主成分分析 (Nonlinear PCA, NLPCA) が有効である。NLPCA の手法として、Kramer [16] は逐次型 NLPCA ニューラルネットワークを提案している。

本実験では、実験条件として与えている対象物の方位が要因となっている変動成分と、そのほかの内在する要因による変動成分を切り分けたい。しかしながら、データの主成分軸が必ずしも方位やほかの要因を単独で表現しているとは限らない。実際、逐次型 NLPCA を行ったところ、それらの要因を明確に切り分けることができなかった。そこで、あらかじめ分かっている外部データを制約条件として用いる、制約付き非線形主成分分析 (Constrained NLPCA, CNLPCA) を適用する。

図 5 に Kramer の逐次型 NLPCA ニューラルネットワークを応用した、CNLPCA ニューラルネットワークを示す。

Kramer の逐次型 NLPCA では以下の手順で主成分を抽出する。まず、第 3 層にただ一つのユニットをもつ 5 層の砂時計型ネットワークがデータセット X の恒等写像を学習する。このときのネットワークの出力値を X' とし、復元誤差を $E_1 = X - X'$ とする。次に、同じ構造をもつ別のネットワークが復元誤差 E_1 の恒等写像を学習する。更に、別のネットワークがそ

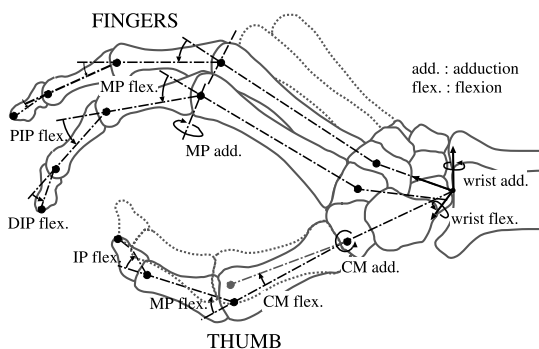


図 4 手指のキネマティクスモデル

Fig. 4 A kinematics model of a hand and digits.

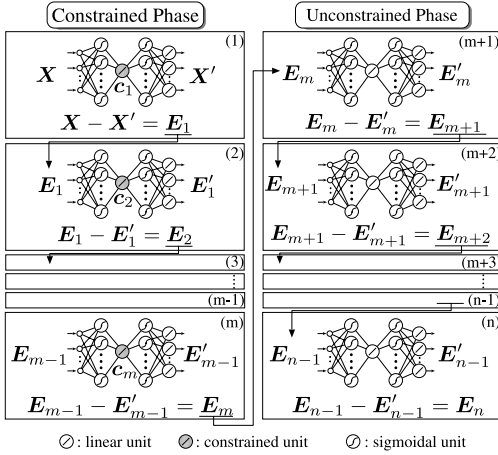


図 5 制約付き非線形主成分分析
Fig. 5 Constrained NLPKA.

の復元誤差 $E_2 = E_1 - E'_1$ の恒等写像を学習する。これを抽出したい主成分の数 n だけ繰り返す (n は学習データの次元以下)。この結果、 n 個のネットワークの第 3 層のユニットが n 個の主成分を抽出する。

CNLPKA では、制約として用いる外部データの数を m とすると、はじめの m 個のネットワークの学習時に、第 3 層のユニットの出力値が外部データと同じ値になるように拘束する (constrained phase)。それ以降は、第 3 層のユニットの出力値を拘束せず、 $m+1$ から n 番目のネットワークを逐次型 NLPKA と同じ方法で学習する (unconstrained phase)。この結果、 $n-m$ 個のネットワークの第 3 層のユニットが、外部データとは無関係な $n-m$ 個の内在要因を抽出する。

ネットワークの誤差関数を式 (1) のように定義する。

$$e_i = \sum_{j=1}^N [\lambda \|z_j - z'_j\|^2 + (1-\lambda)(c_{ij} - c'_{ij})^2] \quad (1)$$

ここで、添字 i は図 5 に示すネットワークの番号 ($i = 1, \dots, n$)、 N はデータ数、 z_j はデータセット X, E_1, \dots, E_{n-1} のいずれかの j 番目の学習データベクトル、 z'_j はネットワークの出力値ベクトル、 c_{ij} は i 番目のネットワークの j 番目のデータセットに対する拘束、 c'_{ij} は拘束ユニットの出力値を表す。Constrained phase ($i = 1, \dots, m$) では、 λ の初期値を 1 とし、学習が収束するごとに λ の値を小さくする。この結果、ネットワークは制約を満たし、かつ、復元能力をある程度保持した状態になる。Unconstrained

phase ($i = m+1, \dots, n$) では $\lambda = 1$ に固定する。

本研究では、外部データとして対象物の方位を利用し ($m = 1$)、 $-15^\circ, 0^\circ, 15^\circ, 30^\circ, 45^\circ$ のデータに対して c_{1j} をそれぞれ 2, 4, 6, 8, 10 に設定した。

それぞれのネットワークについて、各層のユニット数は以下のように設定した。第 3 層のユニット数は CNLPKA の原理に従って 1 とした。第 1 層と 5 層のユニット数は、指力の解析では NF のデータの次元と同じ 3、姿勢の解析では姿勢データの次元と同じ 13 とした。第 2 層と 4 層のユニット数は、指力の解析では 9、姿勢の解析では 13 とした。今回、第 2 層と第 4 層のユニット数を経験的に設定したが、その数を第 1 層と第 5 層のユニット数の 1 倍から 5 倍の間で変化させても、定性的に等しい情報を抽出したことを確認している。

学習は BP 法で行った。ここでの解析は、実験データがどのような情報を含んでいるのかを調べることが目的であるため、すべてのタスク条件のデータを学習データとし ($N = 25$)、その復元誤差を学習の終了判定に用いた。学習に用いる指力と姿勢のデータは、それぞれ 0.1 ~ 0.9 の間で正規化した。すべての学習において、結合荷重の初期値を $-1.0 \sim 1.0$ の間で擬似ランダムに設定した。

3.5 実験結果

図 6 に代表的な被験者の指力 NF の計測結果を示す。縦軸は指力、横軸はタスク条件 (対象物の方位 × 指先位置のシフト量) を表す。濃灰色、淡灰色、白色のバーはそれぞれ母指、示指、中指の NF の平均値を表し、それらのスタックは総指力を表す。このデータを二次元配置 MANOVA で解析したところ、対象物の方位による差 ($p < 0.001$) と指先位置のシフト量による差 ($p < 0.001$) を検出した。隣り合う指先位置条件間で Hotelling の T^2 検定を行ったところ、対象物の方位 30° における自然な指先位置 (0) と指先位置 (5)、 45° における指先位置 (-5) と指先位置 (0) の組合せを除いて、指先位置の変更に応じて指力が有意に変化していた ($p < 0.05$)。一部の組合せで有意差が見られなかったが、すべての対象物の方位において、自然な指先位置 (0) で NF の総和が小さくなった。五つの対象物の方位の間で自然な指先位置 (0) の指力を比較すると、 $-15^\circ, 0^\circ, 15^\circ$ の間で指力の差は検出されなかった ($p > 0.05$) が、 30° 及び 45° はほかの方位と有意に異なっていた ($p < 0.01$)。

手指の姿勢は以下のような結果となった。五つの対

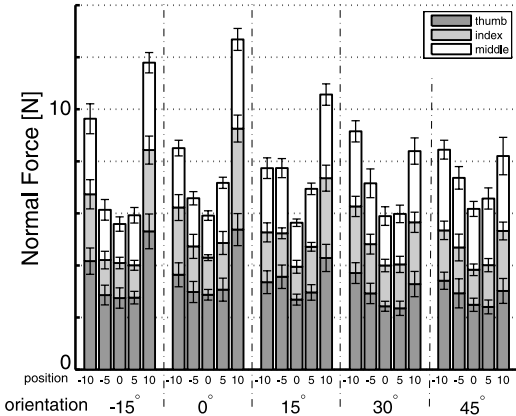
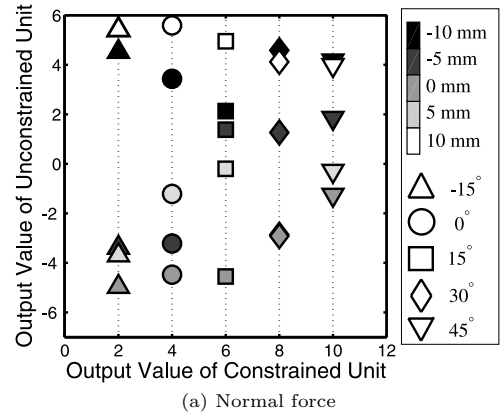


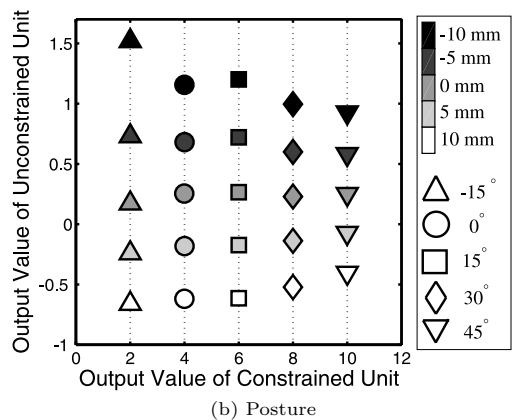
図 6 Normal force の計測結果 (被験者 A)
Fig. 6 Measured normal force of subject A.

象物の方位の間で自然な指先位置 (0) の姿勢を比較したところ, 対象物の方位に応じて, 主に母指の CM 関節, 示指の PIP 関節, 中指全体の屈曲, 手首の橈尺骨角度が変化した. すべての方位において, 指先位置のシフト量に応じて, 主に母指の CM と IP 関節, 示指の PIP と DIP 関節, 中指全体の屈曲, 手首の橈尺骨角度が変化した. 母指, 示指, 中指と手首のそれぞれについて二元配置 MANOVA で解析したところ, すべての方位において対象物の方位による差 ($p < 0.001$) と指先位置のシフト量による差 ($p < 0.001$) を検出した.

CNLPCA では, 指力, 姿勢ともに $n = 2$ で復元誤差が十分に小さくなった. 図 7 (a), (b) にそれぞれ指力, 姿勢の CNLPCA の結果を示す. 両グラフとも, 横軸に constrained phase で得られた第 3 層のユニットの出力値, 縦軸に unconstrained phase で得られた第 3 層のユニットの出力値をとっている. プロットに用いたマーカは黒色から白色まで色が濃い順に, 指先位置のシフト量 -10, -5, 0, 5, 10 mm を表している. また, マーカ \triangle は -15° , \circ は 0° , \square は 15° , \diamond は 30° , ∇ は 45° の方位を表している. 方位 30° の 0 mm と 5 mm がほぼ重なっているが, 5 mm の方がわずかに縦軸の値が大きい. 図 7 の制約されたユニットの値 (横軸) に着目すると, すべての方位の条件で制約を満たしていることが分かる. 図 7 (a) の制約されていないユニットの値 (縦軸) と NF の総和を Spearman の順位相関分析にかけたところ, 高い相関があった (相関係数 $r = 0.97$). 各方位ごとに順位相関係数を求めたところ, 方位 15° で $r = 0.90$ であったが, ほかの四つの方位では $r = 1.0$ となった. これ



(a) Normal force



(b) Posture

図 7 CNLPCA 結果
Fig. 7 Results of CNLPCA.

らの結果は, このユニット値と NF の総和が定性的にほぼ一致していることを示している. 図 7 (b) の制約されていないユニットの値 (縦軸) と指先位置のシフト量の順位相関係数を各方位ごとに求めたところ, すべての方位において $r = -1.0$ となった. この結果は, このユニット値が指先位置のシフト量に定性的に一致していることを示している.

3.6 考 察

すべての方位の条件において, 自然な指先位置で指力が最も小さくなった結果は, 自然な holding において, ヒトは指力が小さくなるような運動戦略を採用していることを示唆している.

CNLPCA では, 指力データから NF の総和と相関が高い情報が抽出された. 完全に一致しなかったのは, 抽出された情報に方位の情報も含まれている可能性がある. しかし, 方位ごとに見ると NF の総和と大小関係が一致していた. よって, 抽出された情報は NF の

総和に関する情報であるとする。この結果は、指力データの変動を表す大きな要因の一つが対象物の方位で、もう一つの大きな要因が総指力であることを示している。また、姿勢データからは指先位置と相関が高い情報が抽出された。よって、抽出された情報は指先位置に関する情報であるとする。この結果は、姿勢データの変動を表す大きな要因の一つが対象物の方位で、もう一つの大きな要因が指先位置であることを示している。これら CNLPCA の結果は、ヒトが生成した指力や姿勢には、対象物の特徴、その対象物のどこをつかむか、どの程度の力で保持するかが反映されていたことを示している。

4. ニューラルネットワークモデルによる計算理論の検討

図 1 の計算スキームの計画部における計算が可能であるかをニューラルネットワークモデルを用いて検討する。特に、本研究の仮説に基づいて、以下の問題にアプローチする。

(1) 感覚運動統合において、視覚情報、指力及び手指の姿勢を情報圧縮することでどのような内部表現が獲得されるのか。

(2) 一つの視覚情報に対して、複数の運動パターンを情報圧縮して記憶できるか。

(3) 視覚運動変換において、その内部表現を使って、運動規範（評価関数）に基づいた指力と姿勢を計画できるか。

(4) 指関節トルクや筋活動度のような指力と姿勢で決まる値が評価値となり得るか。

(5) 静力学的な要素である指力と運動学的な要素である姿勢が、内部表現のレベルで影響しながら、同じ運動規範のもとで計画され得るか。

4.1 実験方法

4.1.1 感覚運動統合

本研究では、視覚情報、体性感覚情報、運動指令が統合されると仮定しているが、これらを直接計測することができない。そこで、視覚情報として、作業座標系における $x-y$ 平面内の対象物の頂点位置を用いた。また、体性感覚情報と運動指令の代わりに、計測した母指、示指、中指の NF と鉛直方向の力 (vertical force, VF), 前章の解析に用いた手指の 13 自由度の姿勢を用いた。VF は、物体の重さとの釣合い: $\sum_{i=1}^3 f_{vi} = Mg$ と、対象物中心座標系の x 軸及び y 軸回りのモーメントの釣合い: $\sum_{i=1}^3 y_i f_{vi} = 0, \sum_{i=1}^3 x_i f_{vi} = 0$ から

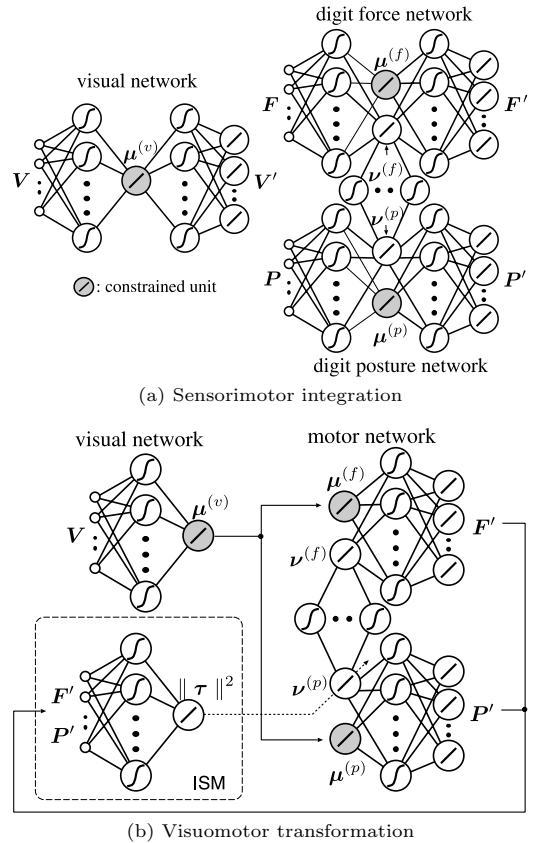


図 8 感覚運動統合・視覚運動変換モデル
Fig.8 Neural networks for sensorimotor integration and visuomotor transformation.

なる連立方程式を解くことで求めた。ここで、 f_{vi} は母指 ($i = 1$), 示指 ($i = 2$), 中指 ($i = 3$) の VF, M は対象物の質量, g は重力加速度, (x_i, y_i) は各指先の対象物の質量中心座標系における位置である。

図 8 (a) に感覚運動統合を行うニューラルネットワークモデルを示す。

このモデルは、視覚情報 V , 指力 F , 手指の姿勢 P を情報圧縮した表現を獲得したいので、それぞれの恒等写像を学習する砂時計型ネットワークで構成している。

ここでは、ある視覚情報に対して複数の運動パターンを記憶したい。そこで、指力ネットワークの第 3 層のユニット $\mu^{(f)}$ と姿勢ネットワークの第 3 層のユニット $\mu^{(p)}$ の出力値が視覚情報ネットワークの第 3 層のユニット $\mu^{(v)}$ の出力値と同じになるように拘束する。また、 $\mu^{(v)}$ には対象物の方位に関する表現が獲得されることを期待する。つまり、運動情報を、視覚ネット

ワークが $\mu^{(v)}$ に獲得する対象物の方位に関連した成分と、指力・姿勢ネットワークが $\nu^{(f)}$, $\nu^{(p)}$ に独自に獲得するそのほかの表現に関連した成分に切り分けて記憶するのである．実際、Fukumura ら [17] は、砂時計型ネットワークを用いた類似のネットワークで、多対多の視覚運動変換の問題が解決できることを示している．

更に、指力と姿勢の砂時計型ネットワークを、それらの第 3 層のユニット $\nu^{(p)}$ から $\nu^{(f)}$ の写像を学習するネットワークで結合する．これにより、視覚運動変換において、指力と姿勢が内部表現のレベルで影響を及ぼすことになる．

視覚ネットワークの第 1 層と第 5 層のユニットの数は視覚情報の次元の 6 とした．第 2 層と第 4 層のユニット数は経験的に 6 とした．抽出したい対象物の特徴は方位だけであるので、第 3 層のユニット数は 1 とした．第 3 層のユニット数が 1 の場合、視覚情報の復元精度 $V - V'$ は悪くなる．しかし、事前に 5 層の砂時計型ネットワークに V の恒等写像を学習させたところ、第 3 層のユニット数が 2 で十分な復元精度となった．NLCPA の原理から、今回のモデルの第 3 層のユニットには視覚情報データの第 1 主成分が抽出されるため、復元精度はある程度保証される．運動情報から対象物を知覚する計算メカニズムを導入するといった、より良い復元精度を要求する場合、視覚ネットワークに逐次型 NLPCA を応用して、第 2 主成分まで抽出できるように拡張しなければならない．

指力ネットワークの第 1 層と第 5 層のユニット数は指力データの次元と同じ 6 とし、姿勢ネットワークでは姿勢データの次元と同じ 13 とした．第 2 層と第 4 層のユニット数を、経験的に、指力ネットワークでは 12、姿勢ネットワークでは 13 とした．第 3 層には、視覚ネットワークの $\mu^{(v)}$ の値に拘束されるユニット $\mu^{(f)}$, $\mu^{(p)}$ と、指力と手指の姿勢それぞれの特徴を抽出するためのユニット $\nu^{(f)}$, $\nu^{(p)}$ をもつ．

学習にはすべての実験条件のデータを用いたため、学習データの数は 25 である．25 個のデータをプールし、視覚情報、指力、手指の姿勢を独立に、0.1 ~ 0.9 の範囲に正規化した．

視覚ネットワークは単純に恒等写像を学習するので、誤差関数を式 (2) とした．

$$E_v = \sum_{k=1}^{25} \|v_k - v'_k\|^2 \quad (2)$$

ここで、 v_k は k 番目のデータの視覚情報ベクトル、 v'_k は視覚ネットワークの出力ベクトルである．

指力・姿勢ネットワークは、第 3 層のユニット $\mu^{(f)}$ と $\mu^{(p)}$ が視覚ネットワークの第 3 層のユニット $\mu^{(v)}$ と同じ値になるように、恒等写像を学習する．今後、これらのユニットを拘束ユニットと呼ぶ．よって、誤差関数を式 (3), (4) とした．

$$E_f = \sum_{k=1}^{25} \left[\lambda \|f_k - f'_k\|^2 + (1 - \lambda)(\mu_k^{(f)} - \mu_k^{(v)})^2 \right] \quad (3)$$

$$E_p = \sum_{k=1}^{25} \left[\lambda \|p_k - p'_k\|^2 + (1 - \lambda)(\mu_k^{(p)} - \mu_k^{(v)})^2 \right] \quad (4)$$

ここで、 f_k と p_k はそれぞれ k 番目のデータの指力ベクトルと姿勢ベクトル、 f'_k と p'_k は指力・姿勢ネットワークの出力ベクトルである．また、 $\mu_k^{(v)}$, $\mu_k^{(f)}$, $\mu_k^{(p)}$ は k 番目のデータに対する第 3 層の拘束ユニットの出力値である．

運動情報を、視覚ネットワークに表現されることを期待している方位に関連した成分と、そのほかの要因に関連した成分に切り分けるために、学習を以下のように 2 段階で行う．第 1 段階では、結合荷重の初期値を $-0.5 \sim 0.5$ の間で擬似ランダムに設定する．そして、 λ の初期値を 1 とし、出力誤差が収束するごとに $\lambda \leftarrow \lambda \times 0.1$ と更新し、 $\lambda < 10^{-10}$ になるまで繰り返す．第 2 段階では、第 2 層のユニットと第 3 層の拘束ユニット $\mu^{(f)}$, $\mu^{(p)}$ の間の結合を切断する (図 8 (a) の細い線の結合)． $\mu^{(f)}$ と $\mu^{(p)}$ の出力値は $\mu^{(v)}$ の出力値をコピーする．そして、結合荷重の初期値を第 1 段階終了時と同じ値に設定し、 $\lambda = 1$ のまま出力誤差が十分に小さくなるまで学習する．同時に、運動ネットワークの第 3 層の非拘束ユニット $\nu^{(p)}$ から $\nu^{(f)}$ への写像を学習する．つまり、2 段階目の学習では、対象物の方位に関係しない運動の特徴が非拘束ユニット $\nu^{(f)}$ と $\nu^{(p)}$ に獲得されることを期待し、その低次元に圧縮された運動の特徴を用いて指力と姿勢の関係を学習するのである．

4.1.2 視覚運動変換

図 8 (b) に視覚運動変換の計算過程を示す．視覚運動変換では、学習後の感覚運動統合モデルの、視覚ネットワークの第 1 層から第 3 層と指力・姿勢ネットワークの第 3 層から第 5 層を使用する．また、逆静力

学モデル (ISM) は、指力・姿勢ネットワークが出力する指力 F' と姿勢 P' を関節トルクのノルム $\|\tau\|^2$ に変換する．この関節トルクのノルムは後述する最適化計算の評価値として使用する．

ISM は、すべての方位と指先位置の組合せにおける、指力と姿勢から関節トルクのノルムへの変換を事前に学習しておく．ISM の学習に用いた指関節トルクのノルムは指力と手指の姿勢のデータを用いて式 (5) で計算した．

$$\|\tau\|^2 = \tau_t^\top \tau_t + \tau_i^\top \tau_i + \tau_m^\top \tau_m \quad (5)$$

$$\tau_{\{t,i,m\}} = J_{\{t,i,m\}}^\top(q_{\{t,i,m\}}) f_{\{t,i,m\}}$$

ここで、 $\tau_{\{t,i,m\}}$ はそれぞれ母指、示指、中指の関節トルクベクトル、 $J_{\{t,i,m\}}$ は各指の基準座標系と指先座標系に関するヤコビアン、 $f_{\{t,i,m\}}$ は各指の基準座標系からみた指力ベクトル、 $q_{\{t,i,m\}}$ は各指の指関節角度ベクトルである．

視覚運動変換を、式 (6) の最適化問題として定式化し、最急降下法によって最適解を求めた．

$$\hat{\nu}_k^{(p)} = \arg \min_{\nu_k^{(p)}} \|\tau\|^2, \quad \|\tau\|^2 = \phi(\nu_k^{(p)}, v_k) \quad (6)$$

ここで、スカラー関数 ϕ は以下の計算を含む．

(1) 視覚ネットワークの第1層に、ある方位 k の対象物の視覚情報 v_k を入力し、方位に関する情報 $\mu_k^{(v)}$ を計算する．

(2) $\mu_k^{(v)}$ を指力・姿勢ネットワークの $\mu_k^{(p)}$ と $\mu_k^{(f)}$ に転送する．

(3) $\nu_k^{(p)}$ から $\nu_k^{(f)}$ を計算する．

(4) 指力・姿勢ネットワークが計算した指力と手指の姿勢を ISM に送り、指関節ベクトルのノルム $\|\tau\|^2$ を計算する．

ここで、 $\nu^{(p)}$ から $\nu^{(f)}$ の写像を学習したネットワークは、指先位置に関する情報を決定すると同時に、総指力に関する情報を決定する．つまり、内部表現のレベルで指力と姿勢が影響を及ぼしながら、同じ運動規範のもとで計算されるのである．

4.2 実験結果

4.2.1 感覚運動統合

学習の第1段階では、ネットワーク全体の出力誤差の平方根は 10^{-2} オーダまで減少し、拘束ユニットに関する誤差の平方根は 10^{-4} オーダまで減少した．第2段階では、ネットワーク全体の出力誤差の平方根は 10^{-3} オーダまで減少した．荷重の初期値を何度か変えて学習したところ、出力誤差は同程度のオーダで収束し、第3層に抽出された情報は定性的に一致していた．

図9に学習後の指力・姿勢ネットワークの第3層のユニットの出力値を示す．プロットのマーカが示す実験条件は図7と同じである．ただし、+ マーカ (VMT) は視覚運動変換の結果である．

図9(a)の横軸は第1段階終了時の拘束ユニット $\mu^{(f)}$ 、縦軸は第2段階終了時の非拘束ユニット $\nu^{(f)}$ の出力値である． $\mu^{(f)}$ の出力値によって、五つの対象物の方位の条件がグループ化されている． $\nu^{(f)}$ の出力値は、NF の総和と定性的にほぼ一致している (順位相関係数 $r = -0.995$) ．

同図(b)の横軸は第1段階終了時の拘束ユニット $\mu^{(p)}$ 、縦軸は第2段階終了時の非拘束ユニット $\nu^{(p)}$ の

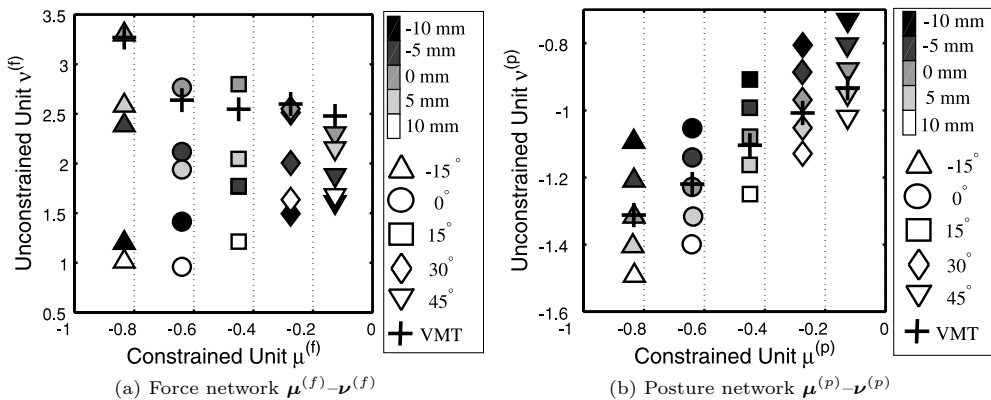


図9 学習後の感覚運動統合モデルの第3層のユニット値
Fig.9 Output values of the units in the 3rd layer of the trained sensorimotor integration model.

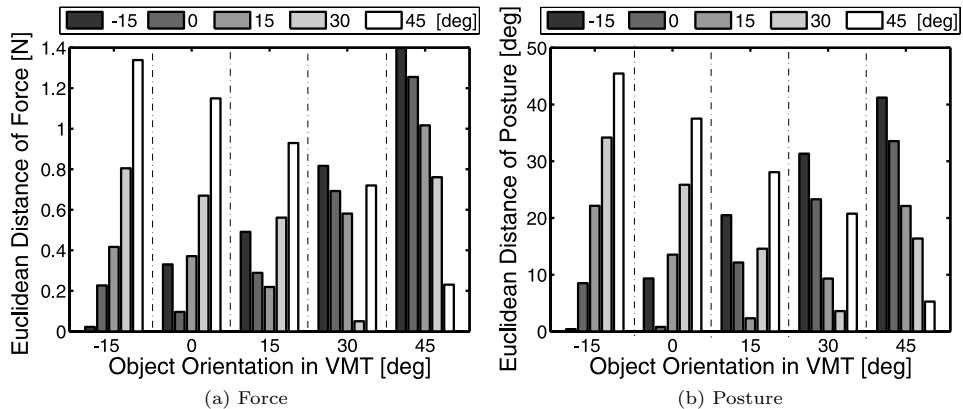


図 10 視覚運動変換 (VMT) 結果と自然な holding におけるデータ間の類似度
 Fig. 10 Similarities between the results of visuomotor transformation (VMT) and the data in the natural holding.

出力値である． $\mu^{(p)}$ の出力値によって，五つの対象物の方位の条件がグループ化されている． $\nu^{(p)}$ の出力値は，対象物の方位に対応する値でバイアスされながらも，それぞれのグループで指先位置と定性的に一致している（方位ごとの順位相関係数 $r = -1.0$ ）．

4.2.2 視覚運動変換

図 9 (a), (b) の + マーカは，視覚運動変換で計算した $\nu^{(f)}$ と $\nu^{(p)}$ の値を示している．45° における $\nu^{(p)}$ を除いて，ほとんどすべての方位条件において自然な holding（シフト量 0 mm）に最も近い値となった．ゆえに，第 5 層に出力された指力と姿勢も自然な holding に最も近いものであった．45° における $\nu^{(p)}$ ではシフト量 5 mm に最も近いが，0 mm に最も近い値になった．

図 10 に，各方位条件における視覚運動変換の結果とすべての方位条件における自然な holding の指力と姿勢の類似度を示す．横軸は視覚運動変換 (VMT) に用いた対象物の方位，縦軸はユークリッド距離である．バーの色は比較対象とする自然な holding の対象物の方位を表し，濃灰色から白色まで順に -15° から 45° に対応している．これらの図から，ある方位の視覚情報から計算した指力と姿勢が，同じ方位の自然な holding の指力と姿勢に最も近いことが分かる．

4.3 考 察

感覚運動統合の結果，拘束ユニット $\mu^{(v)}$, $\mu^{(f)}$, $\mu^{(p)}$ は対象物の方位に関する情報をコードした．計算時間の都合上，視覚情報として対象物の頂点座標を用いたが，従来研究 [9], [11] のように対象物の二次元イメージを用いた場合でも対象物の方位に関する情報を抽出することを確認している．一方，非拘束ユニット $\nu^{(f)}$

は総指力に関する情報をコードし， $\nu^{(p)}$ は指先位置の情報をコードした．つまり，対象物の特徴とそれに対する運動の特徴を表現したことになる．更に，これらの情報は，図 1 の内部表現が担っている情報処理の流れに含まれている．

視覚運動変換では，ニューラルネットワークの内部に表現されている指先位置，総指力に関する情報を，関節トルクのノルムを最小とする運動規範に基づいて決定することで，視覚的に入力された対象物に応じた自然な holding の指力と姿勢を出力した．

これら結果は，本研究のモデルが仮説に基づく以下の計算を実現したことを示している．

(1) 視覚情報，指力，手指の姿勢を情報圧縮することで，運動パターンに大きく寄与する，対象物の方位，総指力，指先位置を表現した．

(2) 一つの対象物の方位に対して，複数の指力，姿勢パターンを情報圧縮して記憶した．

(3) 情報圧縮された指先位置に関する情報を，ある運動規範に基づいて決定することで，指力と姿勢といった多次元の運動情報を生成した．

(4) ヒトの自然な holding を関節トルクのノルムを最小とする運動規範に基づいて選択した．

(5) 指力と姿勢は影響を及ぼしながら同時に計算された．

今回のシミュレーションでは，自然な holding に焦点を当てたため，評価関数を式 (6) のように定義した．しかし，本研究のモデルは自然な holding を再現することだけを目的としたモデルではない．簡単な例として，式 (6) に示指と中指の寄与を等しくするような拘

束条件を与えたところ、示指と中指の力がほぼ等しくなり、それに応じた姿勢を出力した。つまり、本研究のモデルは、自然な holding に限らず、ある運動戦略に従って、脳内に表現された総指力と指先位置を決定することで、指力と姿勢といった性質の異なる運動情報を計画できることを計算論的に示したものである。

そして、ヒトの脳内においても、そのような情報処理が行われていることを提案する。しかし、この提案を直接サポートする神経生理学的な証拠は発見されていない。そこで次章にて、これまでの神経生理学的な知見に基づいて、こうした情報処理が中枢神経系のどの部位で行われているかを推測する。

今回のモデルでは評価関数を指力ベクトルのノルムとしても同じ結果が得られる。しかし、姿勢維持のための関節トルクを導入することで、指力のノルムが小さくても関節トルクのノルムが大きくなり、自然な holding に近い運動情報が出力されない状況が起こり得る。ゆえに、指力ではなく関節トルク（または筋活動度）のレベルで評価関数を定義しなければならないと考えている。また、条件 45° において、5 mm シフトの姿勢が選択されたのは、式 (5) で計算した関節トルクのノルムがシフト量 0 mm のときよりも小さくなっていったからである。姿勢位置のための関節トルクの成分を含めれば 0 mm のときの関節トルクのノルムが小さくなり、0 mm の姿勢が選ばれることが推測できる。モデル化の複雑さのため、本論文ではそのようなトルク成分を導入しなかったが、これは今後の課題である。

Zatsiorsky ら [7] によると、対象物についての静力学的な制約だけを扱った単純なモデルでは、最適化の評価関数を指力ベクトルのノルムとした場合、すべての指が同じ指力を発揮する結果となり、計測結果を再現できなかった。そのようなモデルでは、本研究の正三角形を対象物としたタスクにおいても、すべての指が同じ指力を発揮する結果となる。よって、ヒトの holding タスクでは、対象物についての静力学的制約のほかに、手指の筋腱構造、指先の皮膚構造、更には神経系に関する制約が必要となるだろう。本研究では、感覚運動統合過程でこのような制約に関する情報を学習することで、視覚運動変換過程では単純な評価関数を用いることで力分配が解かれていると考えている。

モデルの汎化能力を見るために、方位 15° のデータを除いて学習した感覚運動統合ネットワークに、方位 15° の視覚情報を入力して視覚運動変換を行ったと

ころ、自然な holding における運動を完全には再現できなかった。しかしながら、それはフィードバックによる修正で補うことができる程度の小さな誤差であった。Davidson と Wolpert [14] は、脳内に対象物の重さのモデルが存在し、新たな対象物に対する指力計画では、それらが組み合わされて使われることを示した心理物理実験結果を報告している。この結果から我々は、ヒトは holding を経験していない対象物に対しては、これまでに獲得されている既知の対象物の内部表現を用いて、大まかな運動計画を事前に行い、フィードバック制御による修正で補っていると予測している。そして、その修正された運動情報に基づいて、新たに経験した対象物の内部表現が獲得されると考えている。よって、本研究の目的においては、現段階のモデルの汎化能力は許容の範囲内であると考えられる。新たな対象物の内部表現を獲得するメカニズムの実現は今後の課題とする。

5. 霊長類の大脳皮質との機能的対応

マカクザルの頭頂間溝皮質の cIPS 野では、対象物のサイズ、形状、方位といった視覚的特徴が抽出され、cIPS 野からの投射と腹側運動前野の F5 野への投射がある AIP 野では、手指運動における視覚運動変換が行われていると考えられている [18]。また、AIP 野には、対象物の特徴をコードしているニューロンとそれに対応する手の形、アパチャ、手の方位をコードしているニューロンが存在する [19]。F5 野では手指の姿勢に選択性のあるニューロンが発見されており、grasping, holding, manipulation に関しても選択性をもっている [20]。ヒトの頭頂連合野においても cIPS 野、AIP 野の相同器官が存在し、指力の大きさもコードされていることが確かめられている [21]。

本研究のモデルは、視覚ネットワークの第 3 層のユニットがマカクザルの cIPS 野のニューロンに、指力・姿勢ネットワークの第 3 層のユニットが AIP 野のニューロンに、指力・姿勢ネットワークの第 3 層から第 5 層が AIP-F5 回路に対応すると考えている。そして、AIP-F5 回路で最適化問題が解かれて目標となる指力と手指の姿勢が生成され（図 1 計画部）、第 1 次運動野あるいは小脳に獲得されている手指の ISM によって運動指令が生成される（同図制御部）と考えている。

本研究で提案したモデルでは、対象物の方位と運動の特徴がそれぞれ単一のユニットで表現されているが、

AIP 野においても単一のニューロンで表現されていることを主張するものではない。AIP 野のニューロンは対象物の特徴に対して選択的に反応するため、むしろ、モデルの第 3 層にそれぞれの方位をコードするための独立したユニットを用意すべきかもしれない。本研究のモデルは感覚運動統合と視覚運動変換の計算を行うことが目的であったため、ニューロンの選択性の問題について考慮していないが、今後の課題である。

6. む す び

本研究では、ヒトの対象物保持タスクにおける感覚運動統合と視覚運動変換の計算理論を展開し、計算モデルを構築した。

心理物理実験では、対象物の視覚情報の一つである方位と、指力及び手指の姿勢の関係を調べた。その結果、指力と姿勢が方位に応じて変化し、自然な holding では、被験者が指関節トルクが小さくなるように指先位置を選択していることが分かった。

感覚運動統合モデルは、指力と手指の姿勢の 2 種類の運動情報と対象物の視覚情報を統合することで、第 3 層のユニットに対象物の方位、総指力、指先位置に関する情報を表現した。更に、指関節トルクを最小とする運動規範に基づいて、与えられた視覚情報に対する自然な holding の指力と手指の姿勢を再現した。このシミュレーション結果から、我々は以下の仮説を主張する。

(1) 感覚運動統合では、運動パターンに大きく寄与する、対象物の特徴、総指力、指先位置を表現した内部表現が獲得される。

(2) 視覚運動変換では、運動規範に基づいて、脳内に表現されている指先位置を決定し、指力と姿勢といった性質の異なる複数の運動情報を同時に計画する。

また、本研究の計算モデルとヒトの大脳皮質の頭頂連合野と腹側運動前野の機能を比較検討した。

我々の以前の研究 [11] では対象物の特徴としてサイズと形状を扱い、運動情報は手指の姿勢のみであった。本研究では、対象物の特徴として方位のみを扱ったが、運動情報として手指の姿勢と指力を扱った。今後は、対象物の特徴としてサイズ、形状、方位を、運動情報として手指の姿勢と指力を扱ったモデルに拡張していく。更に、tripod grasp だけではなく whole-hand grasping にも適用していく。

謝辞 本研究は 21 世紀 COE プログラム「インテリジェントヒューマンセンシング」及び文部科学省科

学研究補助金（若手研究（B）14750347）の援助により行われた。

文 献

- [1] M. Jeannerod, "The timing of natural prehension movements," *J. Motor Behavior*, vol.16, pp.235-254, 1984.
- [2] R.G. Radwin and S. Oh, "External finger forces in submaximal five-finger static pinch prehension," *Ergonomics*, vol.35, no.3, pp.275-288, 1992.
- [3] H. Kinoshita, S. Kawai, and K. Ikuta, "Contributions and coordination of individual fingers in multiple finger prehension," *Ergonomics*, vol.38, no.6, pp.1212-1230, 1995.
- [4] Z.M. Li, "Inter-digit co-ordination and object-digit interaction when holding an object with five digits," *Ergonomics*, vol.45, no.6, pp.424-440, 2002.
- [5] J.R. Flanagan, K.O. Burstedt, and R.S. Johansson, "Control of fingertip forces in multidigit manipulation," *J. Neurophysiology*, vol.81, pp.1706-1717, 1999.
- [6] V. Zatsiorsky, R. Gregory, and M. Latash, "Force and torque production in static multifinger prehension: Biomechanics and control. I. biomechanics," *Biological Cybernetics*, vol.87, pp.50-57, 2002.
- [7] V. Zatsiorsky, R. Gregory, and M. Latash, "Force and torque production in static multifinger prehension: Biomechanics and control. II. control," *Biological Cybernetics*, vol.87, pp.40-49, 2002.
- [8] 片山正純, 川人光男, "視覚, 体性感覚と運動司令を統合する神経回路モデル," *日本ロボット学会誌*, vol.8, no.6, pp.757-765, 1990.
- [9] 福村直博, 宇野洋二, 鈴木良次, 川人光男, "対象物の形状に合わせて手の形を決定する神経回路モデル," *システム制御情報学会論文誌*, vol.8, no.8, pp.408-417, 1995.
- [10] M. Jeannerod, M.A. Arbib, G. Rizzolatti, and H. Sakata, "Grasping objects: The cortical mechanisms of visuomotor transformation," *Trends in Neurosciences*, vol.18, pp.314-320, 1995.
- [11] 福田浩士, 福村直博, 片山正純, 宇野洋二, "対象物の認知と手の把持形状の計算との関係 — ヒトの把持運動への計算論的アプローチ," *信学論 (D-II)*, vol.J82-D-II, no.8, pp.1315-1326, Aug. 1999.
- [12] M.A. Arbib, T. Iberall, and D. Lyons, "Coordinated control programs for movements of the hand," *Experimental Brain Research*, vol.10, pp.111-129, 1985.
- [13] J.R. Flanagan and A.M. Wing, "The roles of internal models in motion planning and control: Evidence from grip force adjustments during movements of hand-held loads," *J. Neuroscience*, vol.17, pp.1519-1528, 1997.
- [14] P.R. Davidson and D.M. Wolpert, "Internal models underlying grasp can be additively combined," *Experimental Brain Research*, vol.155, pp.334-340, 2004.

- [15] M. Katayama, "A neural control model using a predictive adjustment mechanism of the visco-elastic property of the human arm," Proc. International Conference on Artificial Neural Networks, pp.971-976, 2001.
- [16] M.A. Kramer, "Nonlinear principal component analysis using autoassociative neural networks," J. American Institute of Chemical Engineers, vol.37, no.2, pp.233-243, 1991.
- [17] N. Fukumura, K. Wakaki, and Y. Uno, "A modular structure of auto-encoder for the integration of different kinds of information," Advances in Natural Computation: First International Conference (ICNC 2005) Proc., Part I, pp.315-321, 2005.
- [18] A.H. Fagg and M.A. Arbib, "Modeling parietal-premotor interactions in primate control of grasping," Neural Netw., vol.11, pp.1277-1303, 1998.
- [19] A. Murata, V. Gallese, G. Luppino, M. Kaseda, and H. Sakata, "Selectivity for the shape, size, and orientation of objects for grasping in neurons of monkey parietal area aip," J. Neurophysiology, vol.83, pp.2580-2601, 2000.
- [20] G. Rizzolatti, R. Camarda, L. Fogassi, M. Gentilucci, G. Luppino, and M. Matelli, "Functional organization of inferior area 6 in the macaque monkey: II. area f5 and the control of distal movements," Experimental Brain Research, vol.71, pp.491-507, 1988.
- [21] T.H. Dai, J.Z. Liu, V. Sahgal, R.W. Brown, and G.H. Yue, "Relationship between muscle output and functional MRI-measured brain activation," Experimental Brain Research, vol.140, pp.290-300, 2001.

(平成 18 年 5 月 26 日受付, 10 月 27 日再受付)



福村 直博 (正員)

平元東大・工・計数卒・平 3 同大学院工学研究科修士課程了。同年 4 月(株) SONY 入社。平 9 豊橋技科大工学系助手。平 13 同講師。平 16 同助教授。工博。感覚運動統合システムの研究に従事。日本神経回路学会, 日本ロボット学会各会員。



宇野 洋二 (正員)

昭 63 阪大大学院基礎工学研究科博士課程了。工博。同年東大・工・計数助手。平 3 同講師。平 4 ATR 人間情報通信研究所主任研究員。平 8 豊橋技科大情報工学系教授。平 18 年 7 月名古屋大学大学院機械理工学専攻教授。生体の運動機能の研究に従事。日本神経回路学会, 計測自動制御学会各会員。



福田 浩士 (正員)

平 13 豊橋技科大大学院工学研究科博士後期課程了。同年 8 月豊橋技科大情報工学系助手。平 19 広島市立大学大学院情報科学研究科創造科学専攻講師。工博。ヒトの感覚運動統合メカニズムに関する研究に従事。日本神経回路学会, 日本ロボット学会

各会員。



角谷 直哉

平 17 豊橋技科大・工・情報工学卒。同年豊橋技科大大学院工学研究科修士課程入学。平 19 (株) キヤノン入社。