

論文の内容の要旨

論文題目 人間の視覚フィードバック制御における座標変換学習モデルに関する研究

氏名 大山英明

図1のように人間が手をのばして物をつかむ運動を考える。物体をつかむためには、視覚座標系で表された物体の位置を、筋肉への運動指令に変換しなければならない。このような座標変換は逆運動学問題と呼ばれている。人間は神経系に逆運動学解法システムを形成している。

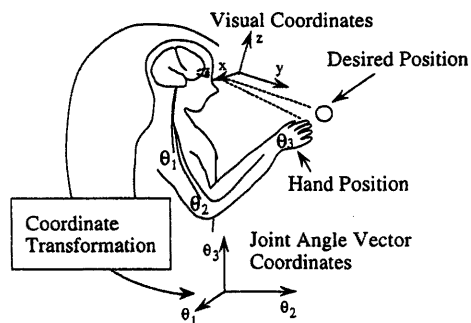
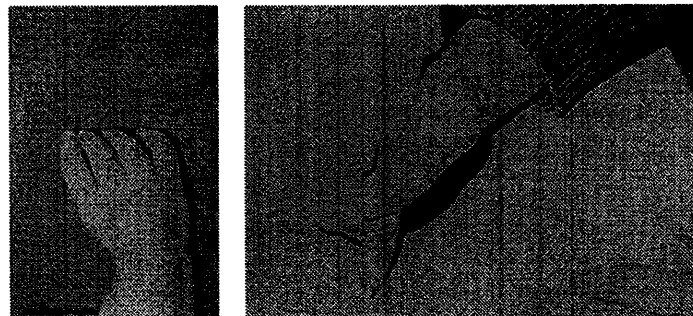


図 1: 逆運動学問題の概念図



(a) 手術前

(b) 書字動作

図 2: 運動学的に大きな変化を伴う形成手術

(文献 (Ogino,1997) より著者の許可を得て転載。)

このような逆運動学解法システムは、先天的に形成される固定的なものであろうか？ 多くの小児整形外科医が、幼児の視覚に基づく運動における大きな適応能力を認めている。親指のない幼児のために、人差し指を親指の位置に付け替えるような運動学的に大きな変化を伴う形成手術を行っても、幼児は人差し指をまるで親指のように使うことができるようになる (Ogino, 1997, *Hand Surgery*)。人間の柔軟な手先位置・姿勢制御における適応能力を説明するためには、逆運動学解法システムの学習機能が不可欠である。

学習型逆運動学解法システムのモデルとして、最も広く用いられているモデルは、上肢の逆運動学モデルを神経回路によって学習し、それを制御に用いる手法である。代表的な逆モデル学習法として、直接逆モ

デリング, 順逆モデリング (Jordan,1992, *Cognitive Science*), フィードバック誤差学習則 (Kawato, 1987, *Biological Cybernetics*) の三つが知られている。しかし上肢の逆運動学関数は不連続関数である。単純な多層神経回路によって不連続な逆運動学関数を学習することは容易では無い。

人間の神経系は逆運動学モデルを構築していると考えられるが, 手先位置誤差を運動指令に変換し, 逐次的に逆運動学解を計算するシステムが, 逆運動学解法の基本になっている可能性が高い。特に手先位置誤差を運動指令に座標変換するフィードバック制御器の学習が重要である。このような座標変換回路は, 直接逆モデリングや順逆モデリングによって学習可能である。しかし, これらの学習モデルには様々な弱点がある。直接逆モデリングは, 神経回路への入力信号を複雑に切り替える必要がある。またオンライン学習が難しいという難点がある。順逆モデリングではバックプロパゲーション信号が本質的な役割を果たすが, 現時点では, 神経系でバックプロパゲーション学習が行われている可能性は低いとする立場が支配的である。さらに, 順逆モデリングでは順モデルを構成する神経回路への教師信号の複雑な切り替えが必要である。このような信号の切り替え機構をモデル化できない限り, 直接逆モデリングや順逆モデリングは生体モデルとして不完全であるといえる。

本論文の第一の目標は, 生物学的により「もっともらしい」フィードバック制御器の座標変換学習モデルを提案することである。 $\theta \in \mathbf{R}^m$ を関節角ベクトル, $x \in \mathbf{R}^n$ を手先位置・姿勢ベクトル, 両者の関係を $x = f(\theta)$ とする。 $f(\theta)$ のヤコビ行列 $J(\theta) \in \mathbf{R}^{n \times m}$ を $J(\theta) = \partial f(\theta) / \partial \theta$ とする。図3に示すような, 手先目標位置 $x_d(k) (k = 1, 2, \dots, T)$ の変化量 $\Delta x_d(k) = x_d(k+1) - x_d(k)$ を関節角空間に変換するフィードフォワード項 $\Phi_{ff}(\theta(k), \Delta x_d(k))$ と, 位置誤差 $e(k) = x_d(k) - x(k)$ を関節角空間に変換するフィードバック項 $\Phi_{fb}(\theta(k), e(k))$ から構成される次のような制御系を考える。

$$\theta(k+1) = \theta(k) + \Delta\theta(k) \quad (1)$$

$$\Delta\theta(k) = d(k) + \Phi_{ff}(\theta(k), \Delta x_d(k)) + \Phi_{fb}(\theta(k), e(k)) \quad (2)$$

ここで $d(k) \in \mathbf{R}^m$ は手先位置制御系以外から加えられる外乱ノイズである。 $\Phi'_{ff}(\theta, \Delta x_d)$ と $\Phi'_{fb}(\theta, e)$ を, それぞれフィードフォワード制御器とフィードバック制御器のための教師信号とする。フィードフォワード制御器は, 川入らが提案したフィードバック誤差学習則 (Kawato,1987) を基にした次のような教師信号により学習されるものとする。

$$\Phi'_{ff}(\theta(k-1), \Delta x_d(k-1)) = (1-\lambda)\Phi_{ff}(\theta(k-1), \Delta x_d(k-1)) + \Phi_{fb}(\theta(k), e(k)) + d(k-1) \quad (3)$$

λ はフィードフォワード制御器が過大な値を出力しないようにするための微小な正の実数である。 λ が微小であるとすると, 学習によって最終的に $J(\theta)\Phi_{ff}(\theta, \Delta x_d) \approx \Delta x_d$ を満たすような座標変換回路を獲得できる。問題となるのはフィードバック制御器の学習である。

フィードバック制御器の役割の一つに, 制御系の予測できない外乱信号を補償することがある。フィードバック制御器の出力が, 1時刻前に入力された外乱ノイズを打ち消すように学習は行われるべきであるから, 次のような教師信号を利用して, フィードバック制御器の学習が可能である。

$$\Phi'_{fb}(\theta(k), e(k)) = -d(k-1) \quad (4)$$

しかし, 外乱ノイズ $d(k)$ が存在しない場合フィードバック制御器の出力が $\mathbf{0}$ に近づくという弱点があった。そこで, 現在のフィードバック制御器の出力は過去のフィードバック制御器の出力のための教師信号として利用できることに着目し, 外乱ノイズとフィードバック誤差信号を利用する次のような学習モデルを構築した。

$$\Phi'_{fb}(\theta(k-1), e(k-1)) = -d(k-2) + (d(k-1) + \Phi_{fb}(\theta(k), e(k))) - \lambda_{fb}\Phi_{fb}(\theta(k-1), e(k-1)) \quad (5)$$

右辺第1項は外乱ノイズ由来の項であり, 第2項はフィードバック誤差信号由来の項である。第3項は学習の安定化のための項である。外乱ノイズによって, フィードバック制御器の初期状態をある程度正確なも

のとし、その後はフィードバック制御器の出力により、自らの出力を改善できるという望ましい特性を持っている。図4に学習の概念図を示す。 d が0で無い場合には、フィードバック制御器の学習結果は次の通りである。

$$\Phi_{fb}(\theta, e) \approx J^+(\theta)e = R_d J^T (J R_d J^T)^{-1} e \quad (6)$$

$$R_d = E[d(k)d^T(k)] \quad (7)$$

$J^+(\theta)$ はヤコビ行列 $J(\theta)$ の疑似逆行列 (Moore-Penrose の一般化逆行列) である。

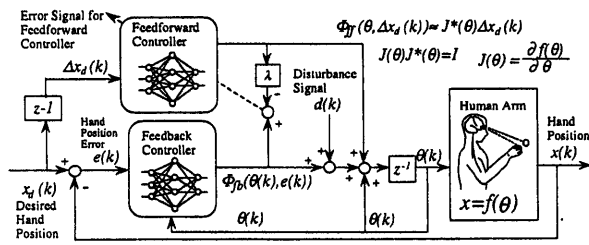


図3: フィードフォワード制御器とフィードバック制御器から成る複合制御系の構成

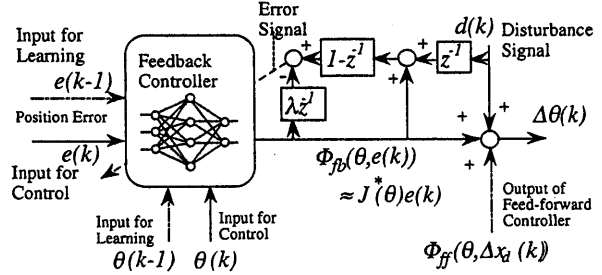


図4: 外乱ノイズとフィードバック誤差信号によるフィードバック制御器の学習

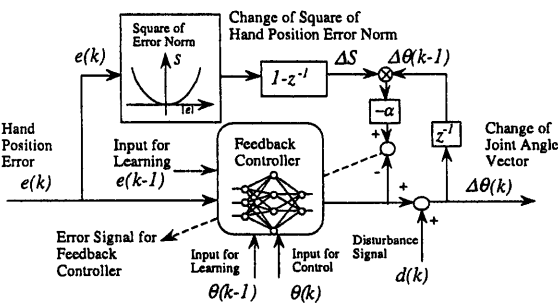


図5: 手先位置誤差の変化量に基づくフィードバック制御器の学習

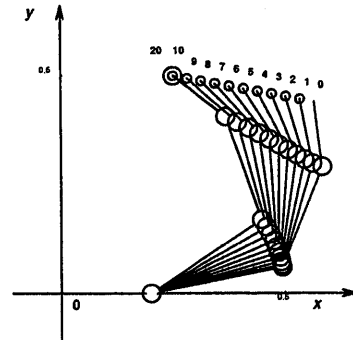


図6: 学習された制御系による追従制御

式(5)とは別に、著者らは、手先位置誤差の二乗和をスカラーの評価関数とし、その増減の情報を罰/報酬とする一種の強化学習によってフィードバック制御器の座標変換を学習する学習モデルを考案した。手先位置誤差 $e(k) = x_d - x(k)$ の二乗和の減少量 $\Delta S = (|x_d(k) - f(\theta(k) + \Delta\theta(k))|^2 - |e(k)|^2)/2$ と関節角ベクトルの変化量 $\Delta\theta(k)$ との積をフィードバック制御器の教師信号とする学習モデルを提案する。図5に示すように、 α を十分小さい正の実数として、

$$\Phi'_{fb}(\theta, e) = -\alpha \Delta S \Delta\theta \quad (8)$$

という教師信号を用いると、 α が十分小さい場合、次式のようなフィードバック制御器を学習できる。

$$\Phi_{fb}(\theta, e) \approx \alpha R_\theta J^T e \quad (9)$$

$$R_\theta = E[\Delta\theta \Delta\theta^T | \theta, e] \quad (10)$$

このように、フィードバック制御器は手先位置誤差の二乗和関数の最急降下方向を近似的に学習でき、座標変換が可能である。提案したモデルは、関節角ベクトルの変化量と評価関数の時間変化信号との積を必要

とするが、このような機構が神経系に存在するかどうかは不明である。しかし、例えば、川人の座標変換ゲイン学習モデル (Kawato, 1990, *ATR-Tech. Report*) 等のモデルに比べれば、構造上の複雑さは小さい。

図6に外乱ノイズとフィードバック誤差信号を利用した学習モデルによって学習を行った制御系による追従制御の一例を示す。現時点において提案した学習モデルが神経系に存在しているという実験的証拠は得られていないが、フィードバック制御器への入力信号や教師信号の切り替えを行うことなく、フィードバック制御器の座標変換の学習が可能であることを計算論的に確認できた。

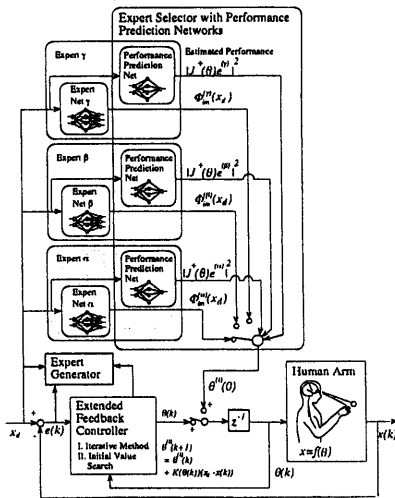
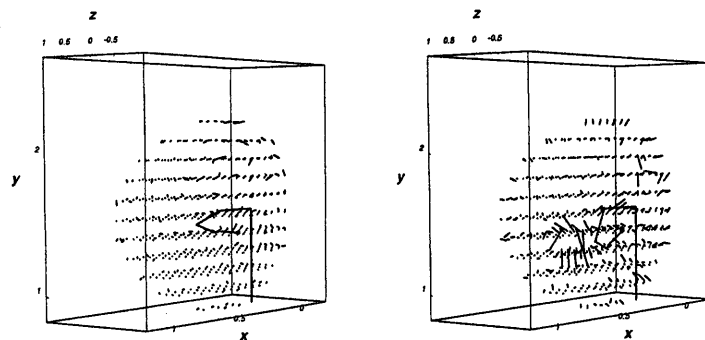


図7: モジュラー型神経回路による逆運動学解法システム



(a) 提案したモジュラー型神経回路による学習結果 (b) 単一の神経回路による学習結果 (順逆モデリングを利用)
図8: 学習した逆運動学モデルの誤差

本論文の第二の目標は、不連続な逆運動学関数を正確に近似できるモジュラー型の神経回路を用いた逆運動学解法システムを提案することである。上肢の逆運動学モデルは一般に不連続関数であるが、複数の連続関数を組み合わせることによって構成できる。図7に提案する逆運動学解法システムの概念図を示す。各エキスパートは逆運動学関数の連続部分を近似する。またエキスパート選択器は、手先の目標位置・姿勢に応じて、適切なエキスパートを選択できるように学習を行う。各エキスパートは不連続関数を近似する必要がなくなり、全体として高精度の逆運動学関数の近似が可能である。全てのエキスパートの出力を利用して適切な逆運動学解が得られなかった場合、拡張型のフィードバック制御器は大域的探索手法を用いて、正確な逆運動学解を得る。その解を利用してエキスパート生成器は新しいエキスパートを生成する。このようなモジュラー型神経回路システムによって、図8に示すように、従来法では困難であった逆運動学関数の正確な学習が可能となる。

本論文では、従来の座標変換学習モデルの問題点を明らかにし、複雑な信号の切り替えを行うことなく視覚座標系から運動指令への座標変換を学習できる学習モデルを提案した。また、不連続な逆運動学関数を正確に学習できるモジュラー型神経回路システムを提案した。学習の高速化や、学習モデルの精密化、軌道計画を含めた総合的な運動制御の学習モデルの構築、人間の学習モデル同定のための新たな心理物理実験の考案は、今後の課題である。