

内部モデル学習制御と腕の柔らかさ調節の統合に関して

1 . はじめに

腕の随意運動 (Voluntary Movement) に関する運動制御機構の研究は古くから行われているが , フィードバック制御機構 (Feedback Control Mechanism) に基づいて説明されてきた . しかし , 20 年程前からフィードフォワード制御機構 (Feedforward Control Mechanism) の存在が生理学や行動学の分野で実験的に確かめられた (例えば , Polit ら , 1979; Bizzi ら , 1984) . 一方 , 生体の運動制御系には , 神経伝達 , 神経情報処理 , 筋や固有受容器 (筋紡錘 , ゴルジの腱器官など) などにより生じる時間遅れが存在するために , フィードバック制御のループ時間 (1 回の制御ループに必要な時間) が大きくなってしまふ . 例えば , 単シナプス性の反射 (伸張反射など) でさえ約 30 ミリ秒必要であり , さらにトランスコーティカルループ (大脳皮質を介して閉ループ制御系) ではそのループ時間は 50 ミリ秒以上必要となり , 視覚情報によるフィードバック系では少なくとも 150 ミリ秒程度以上必要となる . このため , 大きすぎるフィードバックゲインは運動を振動的にさせたり不安定にさせるため , 単純なフィードバック制御だけで腕を安定に精度良く制御することが困難である . 従って , 腕の運動制御機構において , フィードバック制御機構だけでなくフィードフォワード制御機構が重要な役割を果たしている .

以上の観点から , フィードフォワード制御機構に関する研究が 1980 年頃から盛んに行なわれるようになり , これらの研究は 2 種類のアプローチに大別することができる . 1 つは , 神経・筋骨格系のバネのような特性 (粘弾性特性) を直接利用することにより逆動力学 (Inverse Dynamics) の計算を行わないでフィードフォワード制御機構を説明するアプローチである (内部モデルを用いないアプローチ) . この代表的な制御機構として仮想軌道制御仮説 (Virtual Trajectory Control Hypothesis) がある (Bizzi ら , 1984 ; Hogan , 1984 ; Flash ら , 1987) . もう 1 つは , 筋骨格系の内部モデル (逆動力学モデル) を学習することによってフィードフォワード制御機構を説明するアプローチであ

る（ここでは内部モデル学習制御と呼ぶことにする）。この代表的な学習制御機構としてフィードバック誤差学習法により逆動力学モデルを獲得する階層神経回路モデルがある（Kawato ら，1987）。最近，仮想軌道制御仮説に基づいた制御では，仮想軌道が複雑になることが示され（Katayama and Kawato,1993; Gomi and Kawato, 1997），仮想軌道制御仮説においても逆動力学の問題を解いて仮想軌道を計画する必要があることが明らかになった。従って，どちらの制御仮説においても内部モデル（逆動力学モデルなど）を用いたフィードフォワード制御機構が重要な役割を果たしていると言える。この観点から，内部モデルの役割，内部モデルを用いた制御，内部モデルの学習について説明する。

さらに，内部モデル学習制御と腕の柔らかさ（筋の粘弾性）調節の統合の可能性について議論する。従来より提案されてきた内部モデル学習制御モデルでは，ヒトの運動制御系の性質（筋の可変粘弾性など）がほとんど考慮されてこなかったため，運動制御系の性質を考慮した内部モデル学習制御メカニズムを議論する必要があると考えている。この観点から，運動系の特徴の1つである筋の可変粘弾性に着目し，より効果的に内部モデルを学習・制御するための順逆モデルを用いた学習制御モデルについて議論し，計算論的な利点についても考察したい。

2．3つの計算問題

目標まで手先を伸ばす運動（到達運動）をフィードフォワードで実現するためには、腕の運動軌道を計画する「軌道生成」の問題、作業座標系（または視覚座標系）から関節角や筋長など身体座標系に変換する「座標変換」の問題、計画した軌道を正確に実行するための運動指令（運動ニューロンや筋の活性化レベルを決める指令値）を求める「制御」の問題が少なくとも解かれなければならない（図1参照）。ロボティクスでは、座標変換の問題を逆運動学（Inverse Kinematics）、制御の問題を逆動力学（Inverse Dynamics）と呼ぶ。これらの問題は解が一意に定まらないという意味で不良設定問題である（図2参照）。

つまり、軌道生成では腕の軌道が無数に存在し、座標変換ではある手先位置を実現する腕の姿勢は無数に存在する。さらに、関節トルクは屈筋と伸筋の筋張力の差で生成される。このため、制御では、運動に必要な関節トルクを生成するための運動指令の組み合わせは無数に存在する。以上のような不良設定性の存在は、運動軌道、腕の姿勢、腕の柔らかさなどが運動の種類や目的に応じて調節可能であることを意味している。つまり、人は何らかの拘束条件や最適化原理に基づいて上記問題を解決し、運動や対象物操作を巧みに行っていると考えられる。ここでは内部モデルを用いることにより「制御の問題」を解決するための基本理論に焦点をあてて解説する。

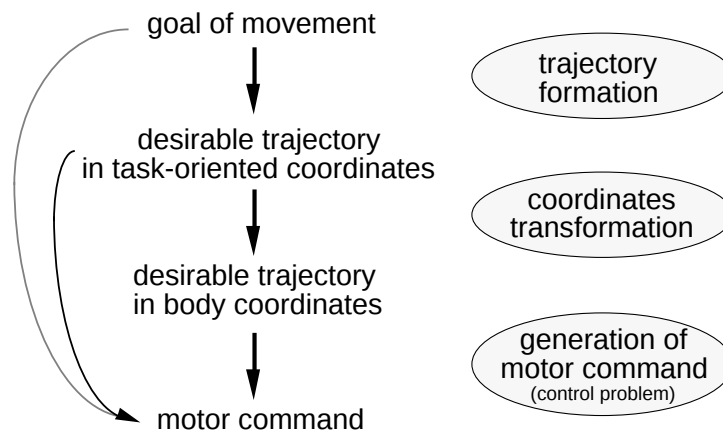


図1 3つの計算問題

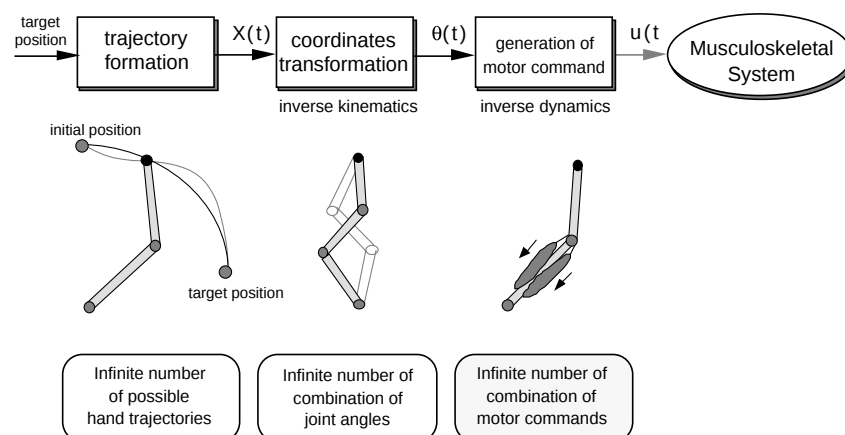


図2 3つの計算問題における冗長性

3．内部モデル制御

Ito(1970)は小脳に内部モデルを形成していることを30年も前から指摘しており，Marr (1969) と Albus (1971) は同時期に小脳パーセプトロン仮説を提案している．その後1980年ころから内部モデルを用いたフィードフォワード制御メカニズムのモデル化が盛んに行われるようになった．さらに，Kawatoら(例えば，1987)は，Ito や Allen&Tsukahara (1974) の研究を発展させて，大脳小脳連関，赤核，小脳の神経回路モデルとして，順モデルと逆モデルを用いた制御メカニズムを提案した(図3)．このように，学習制御系では，内部モデルとして順モデルや逆モデルの存在が指摘されており，重要な役割を果たしていると考えられている．順モデルの主な役割は，運動指令の遠心性コピーを用いて，1) 次の状態や実現軌道を予測する，2) 内部フィードバック制御を構成する，などが考えられ，さらに後述の誤差変換(図6(b))が考えられる(例えば，Wolpert (1997) や Kawato (1999))．一方，逆モデルの主な役割は，1) 制御対象のダイナミクスを補償したフィードフォワード制御を構成する，などである(例えば，川人 (1996) や Kawato (1999))．

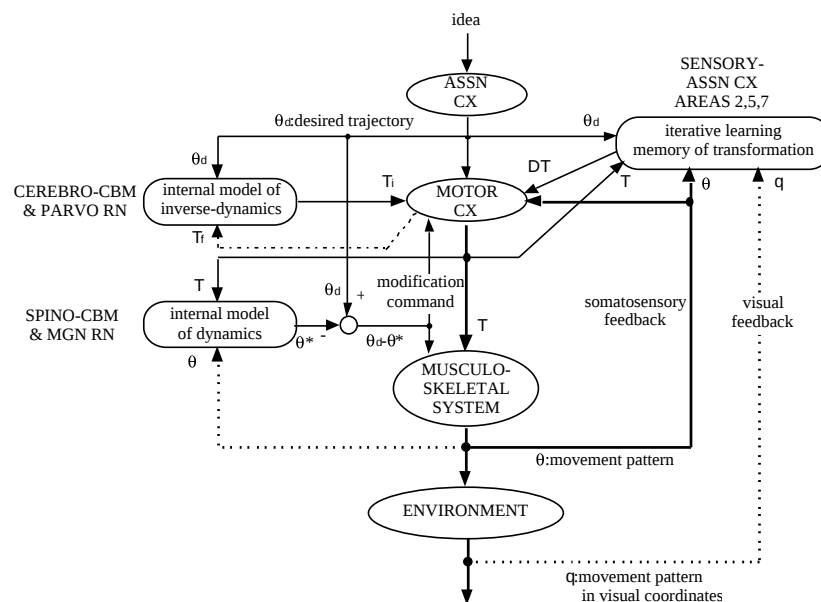
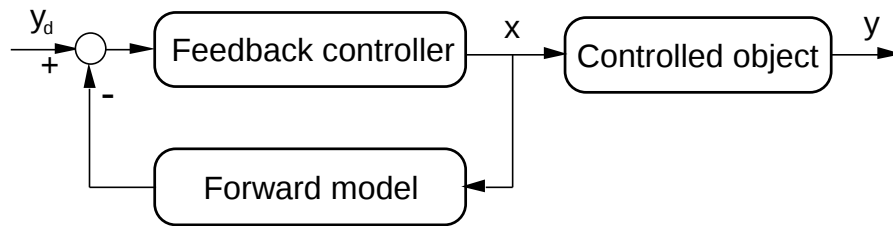
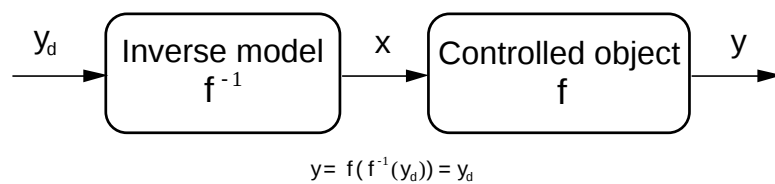


図3 随意運動制御スキーム



(a) control scheme using a forward model



(b) feedforward control scheme using an inverse model

図 4 順モデルと逆モデルを用いた制御

そこで、まず順モデルを用いた内部フィードバック制御について説明する(図 4 (a)参照)。順モデル(正確には順動力学モデル)は制御対象(Controlled Object)と同じ入出力関係をもつモデルである。入力(運動指令(関節トルクや筋への指令など))であり、出力は実現軌道(関節角度や筋長など)である。前述のようにヒトの運動制御系には大きな時間遅れが存在する。このため、フィードバック制御だけでは目標軌道を実現できないが、図 4 (a)のように順モデルを用いた内部フィードバックループを構成することにより、目標軌道を実現できるようになる。この制御系では感覚フィードバックを用いていないため、大きな時間遅れ無しに制御できるためである。しかし、順モデルを用いた内部フィードバックループでも 10 - 30 ミリ秒程度の遅れが存在し、さらに順モデルの出力誤差が積分されていく構造になっているため順モデルだけを用いた内部フィードバックループだけでは正確に目標軌道を実現することは困難である。次に、逆モデルを用いた制御について説明する(図 4 (b)参照)。逆モデル(正確には逆動力学モデル)は制御対象とは逆の入出力関係をもつモデルであ

る．図 4 (b)に示すように，制御対象を関数 f とすると逆モデルは逆関数 f^{-1} となる．つまり，これらの合成写像を考えると， $x=f^{-1}(y)$, $y=f(x)$ より， $y=f(f^{-1}(y_d))=y_d$ となり，正確に目標軌道 y_d が正確に実現されることになる．つまり，逆モデルに目標軌道を入力して出てきた出力を制御対象に与えることにより正確に目標軌道が実現できるのである．従って，逆モデルは理想的なフィードフォワード制御器である．また，ヒトの筋骨格系は非線形性が強いいため，特に逆モデルを用いた制御は有効である．最後に，対象物操作においても本節において説明した制御スキームは有効である．つまり，制御対象（腕など）の順・逆モデルだけでなく，操作対象の順・逆モデルを用いることにより，上述の制御は可能となる．

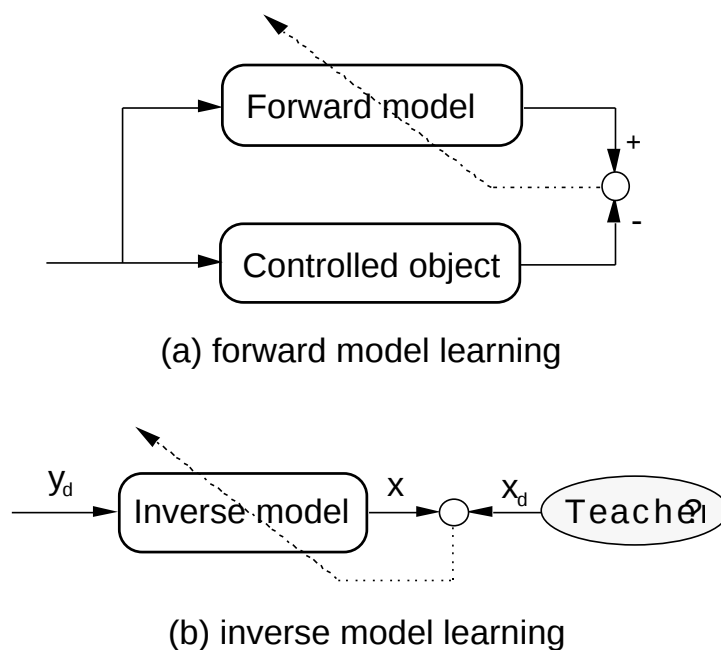
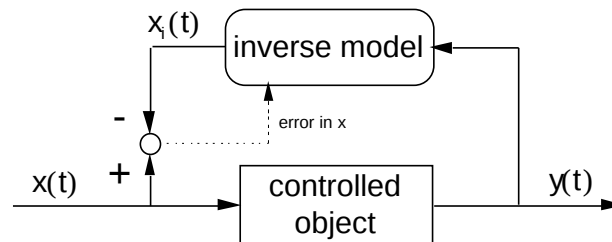


図 5 順モデルの学習と逆モデルの学習の困難さ

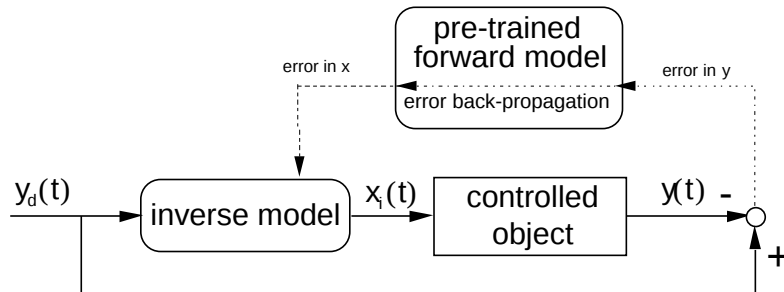
4．内部モデル学習

内部モデル（順モデルと逆モデル）は生得的に脳内に獲得されているとは考えにくい．そこで，本節では，順モデルと逆モデルの学習について説明する．順モデルは，図 5 (a)に示すように，制御対象と順モデルに同じ入力を与え，そ

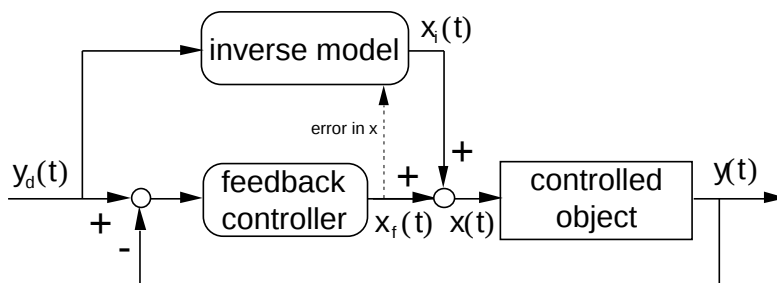
のそれぞれの出力の誤差を用いて学習することができる．つまり，この誤差を小さくするように順モデルのパラメータを更新すればよい（誤差逆伝搬法など）．一方，逆モデルの学習について説明する．図 5 (b)に示すように，逆モデルの教師信号（正解値）が既知の場合には逆モデルの出力と教師信号との誤差を用いて学習することができる．しかし，教師信号が既知であれば逆モデルを学習する必要はないし，一般的には逆モデルの出力（筋の活動度を定める運動指令）の教師信号は存在しない．観測できるのは実現した軌道だけである．そこで，この困難さを解決した 3 種類の学習スキームが提案されている．



(a) direct inverse modeling



(b) forward and inverse modeling



(c) feedback error learning

図 6 逆モデルの 3 つの学習スキーム

ここでは，これらの3つの学習スキームについて簡単に説明する（詳しくは川人（1996）を参照してください）．まず，最もシンプルな学習スキーム（図6(a)）について説明する．この学習スキームでは，制御対象の出力を逆モデルに入力し，制御対象への入力と逆モデルの出力との誤差を用いて学習することができる．この学習スキームは Jordan によって直接逆モデリング（direct inverse modelling）と呼ばれている．この手法はもっともシンプルであるため簡便である．しかし，いくつかの欠点がある．例えば，（1）目標指向性がない，（2）制御対象に冗長性がある場合には使用できない，（3）学習と制御で逆モデルの接続を変更する必要がある，などである．次に，Jordan ら（1992）によって提案された順逆モデリング（forward and inverse modelling）について説明する（図6(b)）．この学習スキームでは，順モデルを用いることにより，軌道での誤差を逆伝搬させることにより運動指令での誤差に変換する．この変換された運動指令の誤差を用いて逆モデルを学習することができる．この学習スキームでは，直接逆モデリングの欠点（1～3）を解決しているが，予め順モデルを学習しておく必要がある．最後に，Kawato ら（1987）によって提案されたフィードバック誤差学習（feedback-error learning）について説明する（図6(c)）．この学習スキームは，図3における大脳小脳連関，運動野，小脳外側部，小細胞性赤核，トランスコーティカルループの部分モデル化したものである．この学習スキームでは，フィードバックコントローラの出力を逆モデルの出力誤差として用いることにより，逆モデルを学習する．つまり，フィードバックコントローラの出力が小さくなるように逆モデルを学習するのである．このため，学習前ではフィードバックコントローラ主体で制御されるが，学習するにつれて逆モデルの出力を用いたフィードフォワード制御に移行する．理想的には学習後に逆モデルだけを用いたフィードフォワード制御が可能となる．この学習スキームでも直接逆モデリングの欠点（1～3）を解決している．産業用マニピュレータやゴム製の人工筋（空気圧駆動）をもつマニピュレータの学習制御に成功している．特に，後者の場合には200～300ミ

り秒程度の時間遅れが存在するにも関わらず精度の良い制御が可能となっている（片山ら（1990））。

5．内部モデル学習制御と腕の柔らかさ調節の統合

上述のように，内部モデルを用いたフィードフォワード制御系に関して様々な研究がなされてきた．しかし，これらの学習制御モデルでは，運動制御系の調節メカニズムが考慮されていない．つまり，2章で説明したようにいろいろなレベルで冗長性が存在しているため，運動軌道、腕の姿勢、腕の柔らかさなどを運動の目的や学習の達成レベルに応じて調節できることを意味している．ヒトが経験したことのない運動やスポーツを学び始めたときでも，何とか合目的に運動するであろう．つまり，運動軌道、腕の姿勢、腕の柔らかさなどを調節することにより学習や制御をより簡単にすることにより，学習初期でもある程度目的が達成できるように運動することができるのである．これは運動学習の1つの戦略である．このように，運動制御系における調節メカニズムと内部モデル制御を統合することにより，よりもっともらしい学習制御モデルが構築できる可能性がある．

そこで，本節では，腕の柔らかさ（粘弾性）調節に着目し，より効果的に内部モデルを学習・制御するための順逆モデルを用いた学習制御モデルについて考えてみたい．まず，非常にシンプルな粘弾性の調節メカニズムについて説明する．基本的なアイデアは，運動誤差に応じて，粘弾性を変化させることである．具体的には，体性感覚フィードバック情報と目標軌道との誤差（運動誤差）と順モデルにより予測した軌道と目標軌道との誤差（予測誤差）の合計に応じて粘弾性（屈筋と伸筋の同時活性化レベルなど）を変化させることである．フィードバックコントローラのゲインを大きくすると大きな時間遅れのため腕が振動したり不安定になる．しかし，腕の粘弾性を上げる（腕を硬くする）ことはフィードバックコントローラのゲインを大きくしたときと同様の効果があるため，内部モデルが学習できていないときでも粘弾性を大きくすることにより，

ある程度の精度で運動することができるようになる（Katayama ら（1998））．この基本的アイデアに基づいて構成した学習制御モデルを図7に示す．この学習制御モデルでは，2章と3章で説明した順モデルを用いた内部フィードバック制御とフィードバック誤差学習を組み合わせている．また，運動誤差 e_{fb} に基づいて粘弾性を調節する Feedback Adjustor と予測誤差 e_{pr} に基づいて粘弾性を調節する Predictive Adjustor の合計により，粘弾性レベル C （または同時活性化レベル）を決定する． g は単調増加関数である．

$$C(t) = g(e_{fb}(t) + e_{pr}(t))$$

フィードバック誤差学習では学習を繰り返すにつれて運動誤差が徐々に減少するため，この調節則に従って学習を行うことにより，粘弾性レベルも徐々に小さくなる．学習前には粘弾性レベルが大きくなっているために，疲労や消費エネルギーの観点から望ましくないが，学習後にはより小さな粘弾性レベルで正確に運動できるようになる．

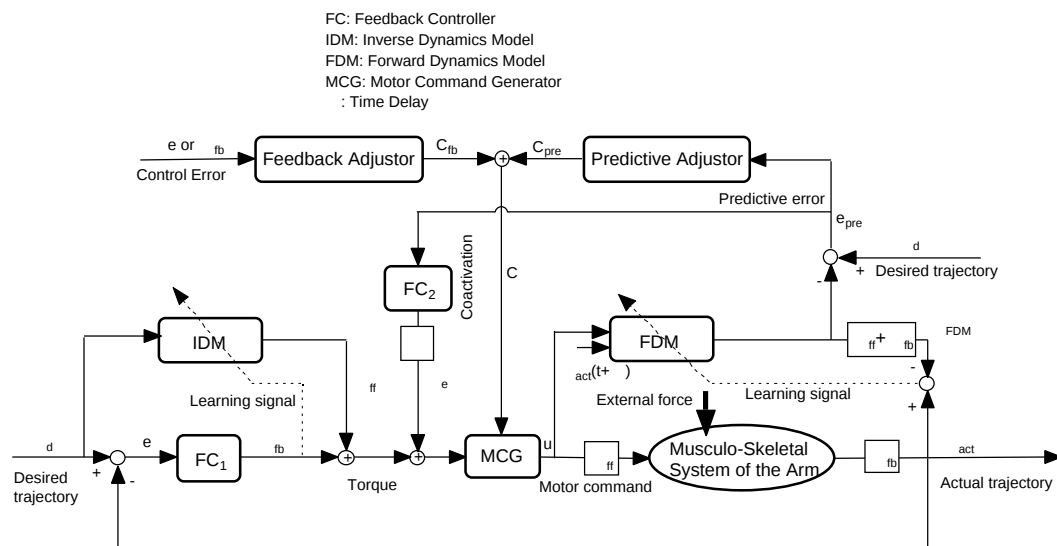


図7 順・逆モデルを用いた粘弾性調節による学習制御モデル

この学習制御スキーム（粘弾性の調節法）を用いた利点について説明する．まず，前述のように学習初期でもある程度の精度で運動可能となる．また，粘

弾性レベルを大きくすることにより，静的な力学関係に関する逆モデル（逆静力学モデル；片山，川人，1990）だけで制御可能となる．このため，この調節則を用いて学習・制御することにより，より簡単な学習・制御から徐々に難しい学習・制御に移行することになり，効率の良い学習が期待できる．さらに，学習初期に粘弾性レベルを大きくすることにより，正しい解周辺から学習を開始するため，局所解へ落ち込む確率を小さくしたり，学習の収束を早くするなどが期待できる．また，学習過程において，粘弾性（または筋活動）が徐々に小さくなることは実験的に調べられている（例えば，大須ら（1997）やThoroughman ら（1999）など）．また，順逆モデルの必要性についても Bhushan ら（1999）によって示されている．さらに，この学習制御モデルは順逆モデルを用いているため Wolpert&Kawato（1998）により提案された多重順逆モデルの制御スキームに基づいて構成することも可能である．

6．おわりに

本稿において，内部モデル学習制御に関する基礎理論について川人（）の文献に沿って1章から4章で簡単に説明した．詳しくは川人（）を熟読してください．また，内部モデル学習制御と腕の柔らかさ（筋の粘弾性）調節の統合の可能性について簡単に説明した．このように，運動制御系の調節メカニズムを考慮した運動学習メカニズムを考えることにより，様々なレベルでの計算論的な利点があるだけでなく，より妥当なモデル化が可能となるのではないかと考えている．すなわち，本稿では腕の柔らかさ調節に焦点を絞って議論したが，運動軌道や腕姿勢，さらには様々なレベルでの反射系などの調節メカニズムを考慮した運動学習メカニズムを考えてみるのも面白いのではないかと考えている．今後，心理物理実験や計算機シミュレーションにより，より詳細に調べてゆきたいと考えている．

必読文献

Kawato M: Internal models for motor control and trajectory planning.

Current Opinion in Neurobiology 9, pp.718-727 (1999).

参考文献

- Albus, J.S. (1971) A theory of cerebellar function. *Math. Biosci.* 10, 25-61
- Allen, J.S., Tsukahara, N. (1974) Cerebrocerebellar communication systems. *Physiological Review* 54, 957-1006.
- Bhushan N, Shadmehr R: Computational nature of human adaptive control during learning of reaching movements in force fields. *Biological Cybernetics* 81, pp.39-60 (1999).
- Bizzi, E., Accornero, N., Chapple, W., Hogan, N. (1984) Posture control and trajectory formation during arm movement. *The Journal of Neuroscience* 4, 11, 2738-2744.
- Flash, T. (1987) The control of hand equilibrium trajectories in multi-joint arm movement. *Biological Cybernetics* 57, 257-274.
- Gomi, H. and Kawato, M. (1997) Human arm stiffness and equilibrium-point trajectory during multi-joint movement. *Biological Cybernetics*, 76, 163-171.
- Hogan, N. (1984) An organizing principle for a class of voluntary movement, *The Journal of Neuroscience*, 4, 11, 2745-2754.
- Ito, M. (1970) Neurophysiological aspects of the cerebellar motor control system. *International Journal of Neurology*, 7, 162-176.
- Jordan, M.I., Rumelhart, D.E. (1992) Forward models: Supervised learning with a distal teacher, *Cognitive Science* 16, 307-354.
- 片山正純, 川人光男 (1990) 筋肉 - 骨格系の運動制御を行う並列階層制御神経回路モデル, 電子情報通信学会論文集 (ニューロコンピューティング特
- Katayama, M., Kawato, M. (1993) Virtual trajectory and stiffness ellipse during multi-joint arm movement predicted by neural inverse models. *Biological Cybernetics* **69**: 353-362.
- Katayama M, Inoue S, Kawato M: A strategy of motor learning using adjustable parameters for arm movement. *Proceedings of the 20th Annual International Conference on the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp.2370-2373 (1998). Paranaheva S, 片山正純:

予測調節機構を用いた内部モデル学習制御，電子情報通信学会技術研究報告 NC99，pp.23-30 (2000).

Kawato, M., Furukawa, K., Suzuki, R. (1987) A hierarchical neural-network model for control and learning of voluntary movement, *Biological Cybernetics*, 57, 169-185.

川人光男：脳の計算理論，産業図書（1996）（運動制御に関わる章：4章，5章，6章）

Marr, D. (1969) A theory of cerebellar cortex. *Journal of Physiology*, 202, 437-470.

集号) J73-D-II, 8, 1328-1335.

大須，道免，五味，吉岡，今水，川人：運動学習時における筋活性の変化．電子情報通信学会技術研究報告 NC96-139，pp.201-208 (1997).

Polit, A., Bizzi, E. (1979) Characteristics of the motor programs underlying arm movements in monkeys. *J. Neurophysiol.* 42, 183-194.

Thoroughman KA, Shadmehr R: Electromyographic correlates of learning an internal model of reaching movements. *The Journal of Neuroscience* 19, 19, pp.8573-8588 (1999).

Wolpert DM: Computational approaches to motor control. *Trends in Cognitive Sciences*, 1, 6, pp.209-216 (1997).

Wolpert DM, Kawato M: Control of Arm and Other Body Movements - Multiple paired forward and inverse models for motor control. *Neural Networks* 11, 7, pp.1317-1330 (1998).