Society of Biomechanisms Japan (SOBIM)

バイオメカニズム学会誌，Vol. 25, No. 4（2001）

解　説

運動技能の獲得とそれに伴う柔軟性の変化：表面筋電図による検討

大　須　理　英　子*

要旨

練習を繰り返すことにより運動技能は向上する．身体の柔軟性はこのときどのように変化しているのだろうか．表面筋電図を用いた方法により，学習に伴い剛性が低下すること，また失敗が直後の試行の剛性に影響を与えることがわかった．これは内部モデルを用いた予測的制御と剛性を用いたフィードバック制御がうまく組み合わされていることを示す．また，不安定な状況では，剛性を予測的，適応的に変化させて対応しており，生体がインピーダンスコントロールを実現していることがわかった．このように，神経系は外界を予測し，巧みに適応している．このような機能に注目したリハビリテーションの可能性を探ることも有用であろう．

1．はじめに

人は様々な運動技能を獲得することができる．たとえばスキーを獲得する様子を想像してみよう．練習を重ねるにつれてはじめはぎこちなかった動きも，どのように力を入れればどのようにスキーが進むかがだんだんわかってきて，徐々に素早く，柔軟で滑らかに動けるようになっていく．斜面や雪の状態を見て，力の入れ具合を予測できるようになってくるのである．また，こぶだらけの斜面のように，どちらに滑ってしまうか予測できないような状況でもうまく対処できるようになってくる．このような練習の過程で，日本人はよく「体が硬くなっている」「肩の力を抜いて」，といったことを口にする．このようなことばに科学的な根拠があるのだろうか．いったい，運動を学習するとはどのようなことなのだろうか．ここでは，内部モデルと腕の硬さ（剛性）をキーワードに，運動が獲得されていく過程を探る．

2．腕の硬さ

体の「硬さ」とはいったい何だろうか．腕相撲の体勢で腕の筋肉にぐっと力を入れていると，いろんな方向から押されても，倒されない．あるいは倒されてもすぐもとの位置に戻ることができる．反対に力を抜いてリラックスしていると，押されるままに腕は倒される．このように，外からの摂動に対して，どれぐらい元の位置に戻る力（復元力）があるかという程度を硬さと定義する．厳密には，単位変位に対して発生する反力の大きさと方向を指標とし，剛性とよぶ．筋空間，関節角空間，手先空間などで定義でき，マニピュランダムを用いることで，水平面上の手先の剛性を測定することができる（図1）[1,2]．被験者は，マニピュランダムのハンドルを握り，姿勢を保持たり，力を発

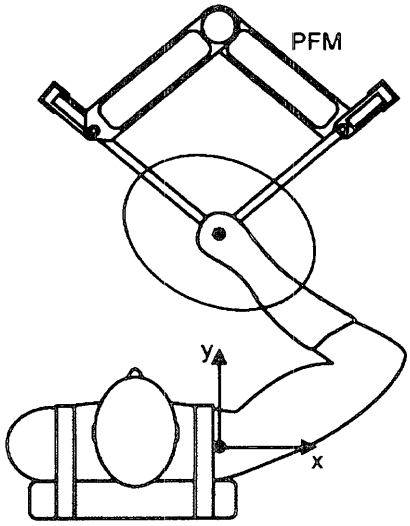


図1　筆者らが剛性の測定に用いたマニピュランダム（平行リンク空気磁気浮上型マニピュランダム，PFM）と剛性楕円体の例．被験者がマニピュランダムの先端を握っている様子を示す．被験者の腕は，支持板とカフを用いてマニピュランダムの先端に固定されている．根本にあるモータにより先端に力が加えられ、力場や摂動を生成する．重ねて描かれた楕円は剛性楕円体の例を示す．通常このような姿勢では、肩の方向に剛性が高くなる（長軸が肩の方向を向く）．

2001年8月20日
*科学技術振興事業団川人学習動態脳プロジェクト
〒619-0288　京都府相楽郡精華町光台2－2－2
Tel：0774-95-1221，Fax：0774-95-3001
E-mail：osu@erato.atr.co.jp
キーワード：運動学習，内部モデル，剛性，信号依存雑音，予測的制御

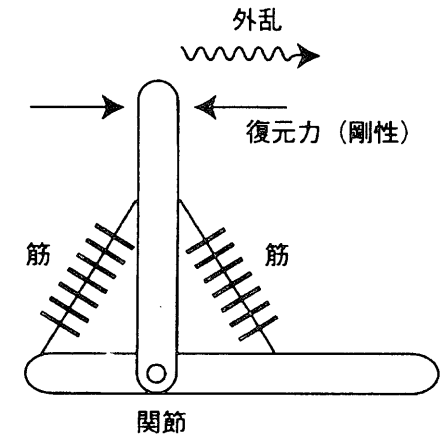
NII-Electronic Library Service

Society of Biomechanisms Japan (SOBIM)

生したり，運動したりする．そのときマニピュランダムが手先に様々な方向の小さな外乱(摂動)を与える．その時手先に発生する力を力センサーで測定し，与えた摂動(変位)で割ると，平面上でどのような方向にどれぐらい大きさの復元力があるかを推定することができる．その特徴は楕円で表現することができ(剛性楕円体[3,4])，楕円の長軸方向に反力が大きく，短軸方向に小さいことを示す．また，ヤコビ行列を用いて手先剛性を関節角剛性に座標変換することもできる．

3．表面筋電図から剛性がわかる

ところで，剛性は，筋の活性と深く関わっている．筋そのものが，バネのような性質を持っており，そのバネ定数が筋の剛性に相当する．筋の活性の度合いにより，筋のバネの強さ，すなわちバネ定数を変化させることができる．そしてこのバネのような筋がひとつの関節の両側に付いており，この両方の筋のバネ定数および反射の強さにより関節の剛性が決まる(図２Ａ)．そしてこの関節の剛性および姿勢から手先の剛性が決まるのである．一方，筋の相対的な活性は，表面筋電図から推測することができる．そこで，上記のような関係を用いれば，表面筋電図から剛性を推定することができるはずである．筆者ら[5]は，２関節６筋のモデル(図２Ｂ)を用い，静止時力制御中の剛性を表面筋電図から再構成できることを示した．ところで，表面筋電図から剛性が推定できると，学習に伴う剛性を推し量ることができるという大きなメリットがある．というのは，従来の摂動をあたえて剛性を測定する方法では，信頼できる剛性値を得るためには多くの試行が必要であり，従って学習後の剛性しか知ることができない．また，摂動を与える必要がなければ，おおがかりなマニピュランダムなども必要なく，簡便に測定が可能となり，臨床応用の可能性も広がる．そこで筆者ら[6]はこれらのメリットを念頭に置き，摂動による剛性測定を行うことなく，手先力と筋電図信号のみから関節剛性を推定することを試みた．その結果，表面筋電図と筋張力と剛性の線形関係を利用したこの剛性指標(剛性値そのものではないので，ここでは剛性指標と呼ぶ)は，静止時力制御中においては，同時に測定した摂動による剛性値とよく相関することが示された．これは，少なくとも力制御中においては，この剛性指標から相対的な剛性値の変化を知ることができることを示す．もし運動中もモーメントアームがそれほど変化せず，表面筋電図と張力の関係も線形近似できるならば，この方法を用いて運動中の相対的な剛性変化も推測可能である．



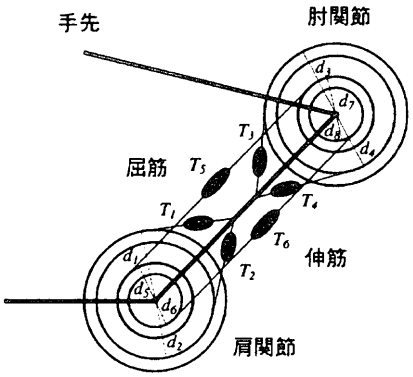


図２　Ａ：関節剛性の概略．関節の両側に筋が付着しており，そのバランスによって関節はある位置に固定されている．このとき，外から関節に外乱を与えてもしばらくすると関節は元の位置に戻る．この復元力がすなわち剛性である．ここで両方の筋が活性化されると復元力が強くなる．片方の筋が活性化されると復元力が強くなると同時に関節はそちらのほうに回転する．
Ｂ：２関節６筋のモデル．iは各筋を，Tiは各筋の張力を表す．T_5, T_6は肩肘両方の関節にまたがる２関節筋の張力である．diはモーメントアームを表し，ここでは姿勢によって変化しないと仮定されている．このとき，肩と肘のトルクτ_s, τ_eは，屈曲トルクと伸展トルクの差として以下の式で表される．

$$\tau_s = d_1T_1 - d_2T_2 + d_5T_5 - d_6T_6$$
$$\tau_s = d_3T_3 - d_4T_4 + d_7T_5 - d_8T_6$$

ここで，この式の負の符号を正に変え，屈曲トルクと伸展トルクの和をとると，同時活性化のレベルがわかる．これを剛性指標とした．

4．学習にともなう長期的，短期的な硬さの変化と内部モデル

そこで筆者ら[6]は，この剛性指標を用いて，運動中の剛性の大まかな変化を推定し，学習に伴う剛性の変化を明らかにした．被験者は肩水平面上の２点間の到達運動を行った(図３)．前もって決められた軌道に沿って丸いターゲットが動く．被験者はターゲットの動きに遅れないように腕を動かさなければならない．ターゲットは左から右へ，体の前のほうに曲がった経路をとる．運動距離は50cm 程度，運動時間は500ms 程度であった．このような軌道は，人が２点間をむすぶ自然な軌道と反するため，被験者は練習しないとうまくできるようにならない．また，ターゲットから４センチ以上離れると失敗とみなされるので，動きを覚えて弾道的に動かさなければならない．すなわち，視覚フィードバックで修正しながらではなく，あらかじめ計画して(フィードフォワード)動かさなければならない．被験者は，はじめは失敗するが，徐々にうまくできるようになってくる．試行を重ねるに従って，誤差(各時点での指標と手先位置

NII-Electronic Library Service

Society of Biomechanisms Japan (SOBIM)

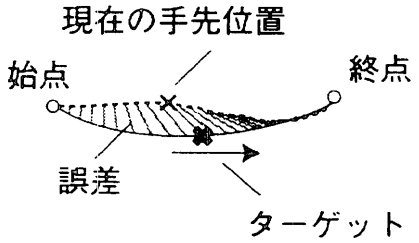


図3　学習課題．実線がターゲットの軌道を，破線が手先の軌道を表す．被験者はターゲットと同じように手先を動かすことを要求される．各時点でのターゲットと手先の距離の総和が誤差となり，ターゲットと全く同じ動きをすれば，誤差は0となる．

との距離を全運動時間に渡って加算したもの)が減少し，同時に剛性指標も減少していることがわかった．ここで，成功試行，すなわちターゲットと同じような軌道をとれた試行のみを取り出してみると，運動に必要なトルクは変わらないにも関わらず，剛性指標が低下しているのがわかる(図4)．これは，同じような運動をくりかえしているにもかかわらず，練習を重ねるにつれて，徐々にリラックスして動かすことができるようになっていることを示す．はじめに述べたような，「肩の力がぬける」というようなことが実際に起こっていることを示す．

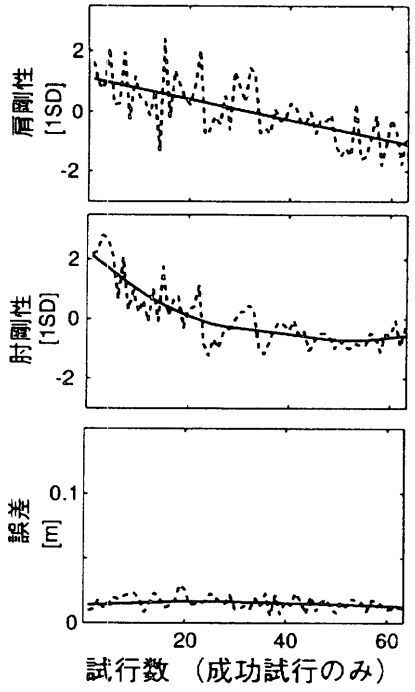


図4　成功試行における剛性指標の変化と誤差の変化の例．破線がデータを，実線がそのトレンドを示す．剛性指標はここでは正規化された値が示されている．成功試行のみを抽出しているため，誤差は低く，学習に伴う変化はない．これらの試行においては，ほぼ同じ軌道をとっており従ってほぼ同じ関節トルクを発生していることを示す．にもかかわらず，肩，肘ともに剛性指標は学習とともに低下している．これは同じ運動をよりリラックスして実行できるようになったことを示す．

また，試行のできの善し悪しと，剛性指標の短期的な関係を時系列解析の手法で調べてみると，誤差の大きさがその後の剛性指標の大きさに影響を与えているということが明らかになった．すなわち，ある試行で失敗すると，その直後の試行の剛性は高くなる傾向にある．逆に，ある試行で成功すると，その後の試行の剛性は低くなる傾向にある(図5)．これは，学習過程

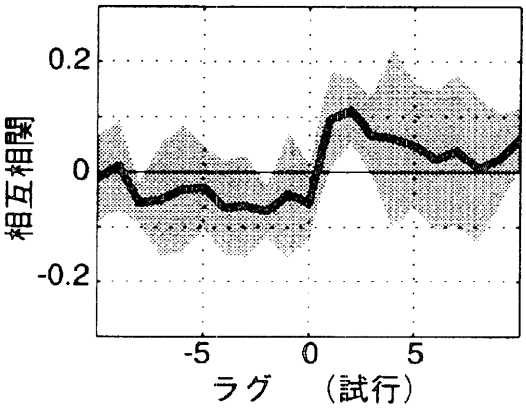


図5　誤差と肩関節の剛性指標の相互相関．6被験者の平均とその95%信頼区間を示す．正のラグにおける正の相互相関値は，ある試行の誤差と，その後の試行の剛性指標の間に正の相関があることを示す．すなわち，ある試行で誤差が大きければ，その1から3試行程度後に剛性を上昇させる．一方誤差が小さければ，その後の試行で剛性を低下させる．

における我々の実感に比較的一致していないだろうか．つまり，うまくできるととだんだんリラックスしてくる．しかしリラックスしすぎて失敗してしまうとまたちょっと緊張して体を硬くする，というわけである．体を硬くすることで，予測できない外乱による失敗を予防すると同時に，その時の誤差情報を用いて予測を修正することができる．

さて，ここまで学習に伴う剛性の変化についてみてきたが，では，いったいなぜ剛性を低下させることができるのだろうか．前述したように，このような速い運動の大部分は予測的な制御

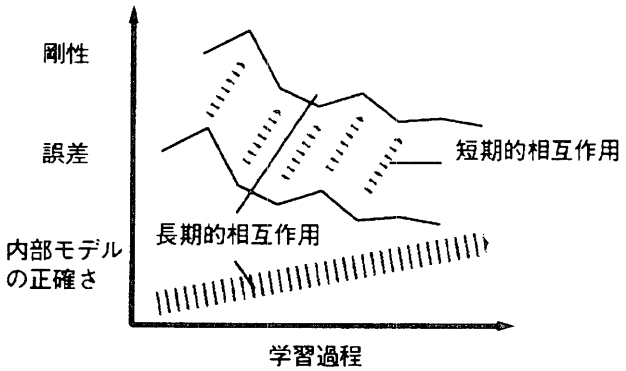


図6　学習過程における剛性，誤差，内部モデルの精度の関係．試行を繰り返すことにより内部モデルの精度が上昇し，それに伴って誤差と剛性が減少する．その過程において，誤差は剛性に短期的に影響を与える．

NII-Electronic Library Service

Society of Biomechanisms Japan (SOBIM)

で実現されており，目的の運動を実現するためにはどのような指令を筋に送ったらよいかということをあらかじめ計算する必要がある．この計算をする部分を「内部モデル」[7-10]と呼んでおり，学習初期にはこの内部モデルができていないので運動がうまくいかない．内部モデルの不出来を補うため剛性を上昇させ，予測できなかった外乱に対処している．試行を繰り返すうちにこの内部モデルが徐々に向上して運動ができるようになってくる（図6）．内部モデルが正確になれば，剛性を低くしてもうまく運動ができるようになると考えられる．このように，剛性を利用した制御と内部モデルによる制御が平行して存在し，状況に合わせて重み付けを変化させて対処していることが示唆される．このような内部モデルは，小脳に獲得される可能性が高いことが神経生理学的にも示されている[11,12]．

5．不安定場における硬さの巧みな調節

環境のダイナミクスが予測可能なとき，脳は環境のダイナミクスを予測して必要な指令を計算する内部モデルを学習することがわかった．しかし，いつでも予測可能な環境ばかりではない．例えば，ドライバーをねじ穴に保ったまま力を入れてねじを回転させたり，のみで凸になった面を削ったりするときなど，手先の力の小さな違いによって，まっすぐ進まず右や左に逸脱してしまうことがある．このような不安定な状況では，気づかないような小さな誤り（ノイズ）が予想もできない方向に拡大されてしまう．このように予測不可能な場合，内部モデルは役に立たない．しかし，人間はこのような状況でも，徐々にうまく目的通りの操作ができるようになる．このような不安定な状況を安定化するのに有効であると考えられるのもやはり剛性を利用した制御である．ゆっくりした運動であれば，感覚入力に基づいたフィードバックで修正可能だが，速い運動では，時間遅れのためこのようなフィードバックはあまり役に立たない．筋のバネ特性が主に用いられていると考えられる．そこでBurdetら[13]は，前述のマニピュランダムを用い，以下のような不安定な拡散力場を生成し，学習によってどのような剛性楕円体が獲得されるかを調べた（図7A）．

$$\begin{pmatrix} F_x \\ F_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \beta_x \\ 0 \end{pmatrix}$$

すなわち，手先をy軸に沿って前へまっすぐ動かすと手先に外力がかからないが，手先が少し右にずれるとさらに右へ，左にずれるとさらに左へ手先をもっていくような力が働く．βの値を力場がない状態（零力場）での手先剛性の値より大きくすることで，不安定な環境を作り出すことができる．被験者はこの環境の中で手先を前へのばす到達運動を繰り返す．肩水平面内の，肩肘の2自由度を用いた運動で，運動距離は25cm，運動時間は600ms程度であった．手先の軌道は，はじめは左右にそれてターゲットに到達しなかったが，練習を続けるうちに力場がないとき（零力場）と同様のまっすぐな軌道をつくり，ターゲットに到達できるようになった（図7B）．これは，不安定な環境を安定化させることができたことを示す．このような拡散力場のもとで十分に練習した後，運動中の剛性を測定した[2]．その結果，不安定な方向である左右に横にのびた剛性楕円体が観察された（図8）．不安定ではない前後方向にはあまり変化しておらず，剛性は不安定な方向に選択的に上昇している．その大きさは，ちょうど零力場の時と同様の安定性を獲得できるぐらいの過不足のない値になっていた．また，剛性測定中は，実際には力場がかかっていないので，剛性は外力に反応して発生したのではなく，あらかじめ計画して予測的に制御されていたと考えられる．このとき手先が発生している力は，零力場のときとほとんど変わらない．すなわち，剛性は手先に発生している力の大きさとは独立に変化していることがわかる．これは，剛性が運動に必要なトルクの上昇に随伴して上昇するのではなく，運動に必要な

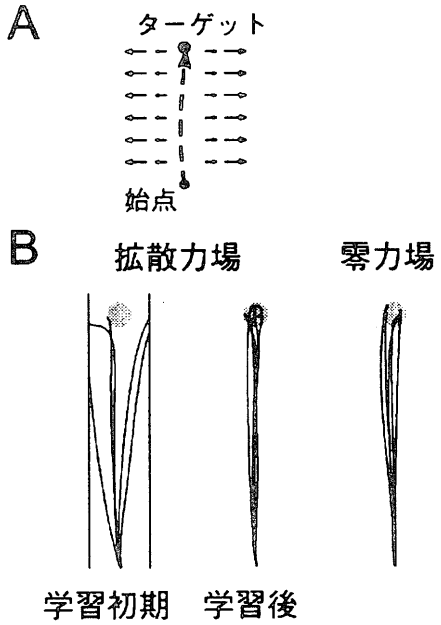


図7　A：学習課題．被験者は始点からターゲットに向かって破線のように手先を動かす．その時実線の矢印で示されたように，手先の位置に依存して，手先を拡散させるような方向に力が加わる（拡散力場）．B：拡散力場における手先軌道．学習初期（左）には，力場によって手先軌道が左右に逸脱し，なかなかターゲットに到達しない．しかし練習を繰り返す（中央）とほぼまっすぐにターゲットに到達できるようになってくる．このときの軌道は，零力場（右）での軌道とほぼ同様である．

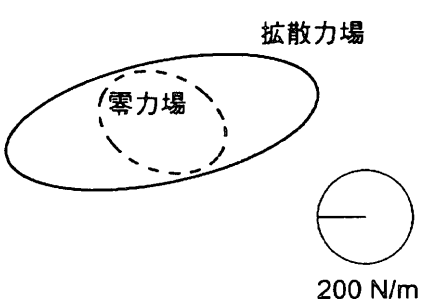


図8　拡散力場学習後における剛性楕円体．実線は拡散力場，破線は零力場における剛性楕円体を示す（5人の被験者の平均値）．拡散力場では，不安定な左右方向に選択的に剛性が上昇していることがわかる．

NII-Electronic Library Service

Society of Biomechanisms Japan (SOBIM)

トルクとは独立に，しかも環境に合わせてコントロールできるということを実験的に示した点で新しい発見である．このような概念(インピーダンスコントロール)は，理論的には提案されていた[14]．しかし生体においては，せいぜい大きさを一様に変化させるだけで，剛性楕円体の方向や形まで変えるような巧妙なコントロールはできないと考えられてきた[3]．中枢神経系は，このようにかなり複雑なこともやってのけているのである．

6．剛性と雑音の微妙なバランス

ここまで，運動の学習と剛性の関係を見てきて，中枢神経系は，内部モデルを生成して剛性を低下させたり，剛性を適応的に変化させたりしていることがわかった．いったいなぜこのように計算に労力のかかる複雑なことをするのであろうか．継続的に一様に硬くしておけば，いいのではないか．その理由として，まずあげられるのは，エネルギーの無駄遣いを避けることである．常に硬くしていたら，疲労困憊してしまうだろう．さらに，より積極的な理由として，雑音とのトレードオフということが考えられる．神経の制御信号には，雑音成分が含まれている．この雑音成分のせいで，常に全く同じ運動をすることはできず，運動に分散が生じる．この雑音成分の分散は制御信号自身の大きさに比例して増加することが知られている[15,16]．すなわち，筋を強く活性化させて緊張させるほど雑音が大きくなり，結果として運動の分散が大きくなり，失敗が多くなる．これは剛性を高くしすぎると逆に運動を失敗する確率を上げてしまうことを意味する．外乱に対抗するにはある程度の剛性が必要であるが，最終的には剛性をできるだけ下げ，制御信号をできるだけ小さくした方が，課題の成功率を上昇させることができる．従って，内部モデルの学習が進むに従って剛性を減少させたり，できるだけ効率のよい剛性楕円体を学習することが，ひいては課題の達成にも貢献するのである．

7．リハビリテーションへの応用

さて，練習を繰り返すことで，内部モデルを獲得したり，最適な剛性楕円体を獲得したりして，予測的に外部環境に適応して新しい運動技能や道具の扱いを獲得することができることを示した．ところで，リハビリテーションの現場にこのような知見を反映させることができないだろうか．現行のリハビリテーションにおいては，ペグを挿入させる訓練に代表される，視覚フィードバックによって修正しながら行う運動の訓練が大半を占める．予測的制御を行うことで内部モデルを再構築するような課題はあまりないといえるだろう．しかし，もし疾患などで内部モデルが劣化しているとすると，内部モデルの再構築を促すような訓練課題のほうがより効果があるのではないか．疾患によっては運動を行う際，筋を過度に収縮させ，剛性をあげたような状態になってしまうことがある．このような場合，前述のようなフィードバック運動の課題を行うことは，剛性の上昇を促進し，逆効果になる可能性も否定できない．フィードフォワード運動を訓練することにより，リラックスしたスムーズな運動を取り戻すことができるかもしれない[17]．また，表面筋電図から剛性が比較的容易に推定可能ならば，これらの値を訓練結果の評価などに用いることも可能であろう．

このような運動制御，学習に関する基礎的な研究結果が，リハビリテーションなどの臨床的な現場で十分活用されているとはいえない．また，基礎的な研究を行う側も，現在どのようなことが現場で行われ，またどのようなことが問題になっているのかを知らない．お互いの情報を交換し，今後のリハビリテーション技術の向上を図ると同時にその効果が運動制御，脳に関する理解をより深めることが望ましい方向であろう．

参考文献

1) Gomi, H. and Kawato, M.: Human arm stiffness and equilibrium-point trajectory during multi-joint movement. *Biol Cybern* 76, 163-171 (1997)
2) Burdet, E. et al.: A method for measuring endpoint stiffness during multi-joint arm movements. *J Biomech* 33, 1705-1709 (2000)
3) Mussa-Ivaldi, F. A., Hogan, N. and Bizzi, E.: Neural, mechanical, and geometric factors subserving arm posture in humans. *J Neurosci* 5, 2732-2743 (1985)
4) Flash, T. and Mussa-Ivaldi, F.: Human arm stiffness characteristics during the maintenance of posture. *Exp Brain Res* 82, 315-326 (1990)
5) Osu, R. and Gomi, H.: Multijoint muscle regulation mechanisms examined by measured human arm stiffness and EMG signals. *J Neurophysiol* 81, 1458-1468 (1999)
6) Osu, R., Gomi, H., Domen, K., Yoshioka, T. and Kawato, M.: 1-50 ((Technical Report KDB-TR-4) Kawato Dynamic Brain Project, JST, 1999)
7) Shadmehr, R. and Mussa-Ivaldi, F. A.: Adaptive representation of dynamics during learning of a motor task. *J Neurosci* 14, 3208-3224 (1994)
8) Krakauer, J. W., Ghilardi, M. F. and Ghez, C.: Independent learning of internal models for kinematic and dynamic control of reaching. *Nat Neurosci* 2, 1026-1031 (1999)
9) Wolpert, D. M., Miall, R. C. and Kawato, M.: Internal models in the cerebellum. *Trends in Cognitive Sciences* 2, 338-347 (1998)
10) Kawato, M.: Internal models for motor control and trajectory planning. *Curr Opin Neurobiol* 9, 718-727 (1999)
11) Shidara, M., Kawano, K., Gomi, H. and Kawato, M.: Inverse-dynamics model eye movement control by Purkinje cells in the cerebellum. *Nature* 365, 50-52 (1993)
12) Imamizu, H. *et al.*: Human cerebellar activity reflecting an acquired internal model of a new tool. *Nature* 403, 192-195 (2000)
13) Burdet, E., Osu, R., Franklin, D. W., Milner, T. E. and Kawato, M.: Learning Impedance to Stabilize Unstable Dynamics: ii) Direct Evidence inMultijoint Movements. *Abstracts of the So-*

NII-Electronic Library Service

Society of Biomechanisms Japan (SOBIM)

ciety for Neuroscience 30th Annual meeting 26, 171 (2000)

14) Hogan, N.: The mechanics of multi-joint posture and movement control. *Biological Cybernetics* 52, 315-331 (1985)

15) Schmidt, R. A., Zelaznik, H., Hawkins, B., Frank, J. S. and Quinn, J. T., Jr.: Motor-output variability: a theory for the accuracy of rapid motor acts. *Psychol* Rev 47, 415-451 (1979)

16) Slifkin, A. B. and Newell, K. M.: Noise, information transmission, and force variability. *J Exp Psychol Hum Percept Perform* 25, 837-851 (1999)

17) 道免和久，大須理英子，川人光男，大田哲生，有田元英，堀田富士子，千野直一：脳卒中不全片麻痺の上肢到達運動における運動学習過程，脳卒中，20(1), 203 (1998)



大須 理英子（おおす りえこ）

1996 年京都大学文学研究科博士後期課程研究指導認定退学．1996 年 ATR 人間情報通信研究所研修研究員．博士（文学）．1996 年より科学技術振興事業団川人学習動態脳プロジェクト研究員．生体の運動制御，学習機能の研究に従事．日本心理学会、日本神経科学会，北米神経科学会各会員．

NII-Electronic Library Service