

論文の内容の要旨

論文題目 **Modeling and Computation of Human Neuromusculoskeletal System and their Application with Visualization**
(人間の神経筋骨格系のモデリングと計算, ならびに可視化を伴う応用)

氏名 村井 昭彦

1. 序論

人体の運動生成/制御のメカニズムには、要素還元論及び構成論的手法によるアプローチがなされている。前者は医学や解剖学における人体の解析や解明であり、後者は工学や神経生理学に見られる制御系の設計や最適化モデルの提案である。しかし両者が扱うスケールや手法の違いにより、全体のメカニズムの解明には至っていない。ここで、人体の運動生成/制御の階層性に着目する。行動主義では反射運動の複雑な組合せにより人体の高度な運動も生成できるとされたが、中枢神経組織の生理学の発展により否定される。その際、反射反応は神経の基礎的機能の法則というより高度に分化した行動に相当するとされている。これは人体の運動全体から反射運動を分離して解析/モデル化できることを示唆している。運動生成/制御システムの下位にあたる反射システムを分離、モデル化、同定することで上位メカニズムの解明に近づくことができる。

本論文は人体の全身運動生成/制御のメカニズムを解明することを目的とし、神経筋骨格システムの構築、同定及び検証を行うことを目的とする。解剖学や生理学により解明されている体性反射システムを詳細にモデル化し、同定、検証を行う。また可視化を伴ったアプリケーションとして筋骨格を用いた運動スキルの特徴付け及び体性感覚情報のリアルタイム推定/提示を行う。

2. 神経筋骨格システム (Fig. 1)

神経筋骨格システムは人体の運動時の信号の流れに基づき構築する。特徴として、様々な分野における知見やモデルの統合し、また運動の階層構造に基づき反射システムを分離し詳細にモデル化している。システムは筋骨格、筋動特性、筋紡錘、Golgi 腱器官、中枢神経系、神経筋ネットワークモデルからなる。システムには 1) 中枢神経系→神経筋ネットワーク→筋の遠心性の流れ及び 2) 筋→筋紡錘/Golgi 腱器官→神経筋ネットワーク→筋の反射弓の流れがある。前者は随意運動指令信号、後者は反射的な体性感覚情報の流れを表す。本システムは 1) 実験的運動データを用いた生理学的パラメータの同定及び 2) 外部刺激に起因する運動シミュレーションが可能である。1) では、光学式モーションキャプチャを用いて人体の運動データを計測、筋張力、体性感覚情報を推定し、神経筋ネットワークのパラメータをニューラルネットワークの学習により獲得する。2) では、外力等外部刺激に起因する固有感覚受容器の活動を推定し、神経筋ネットワークを用いた筋張力計算、筋骨格モデルの動力学/運動学計算により体性反射運動のシミュレーションを行う。

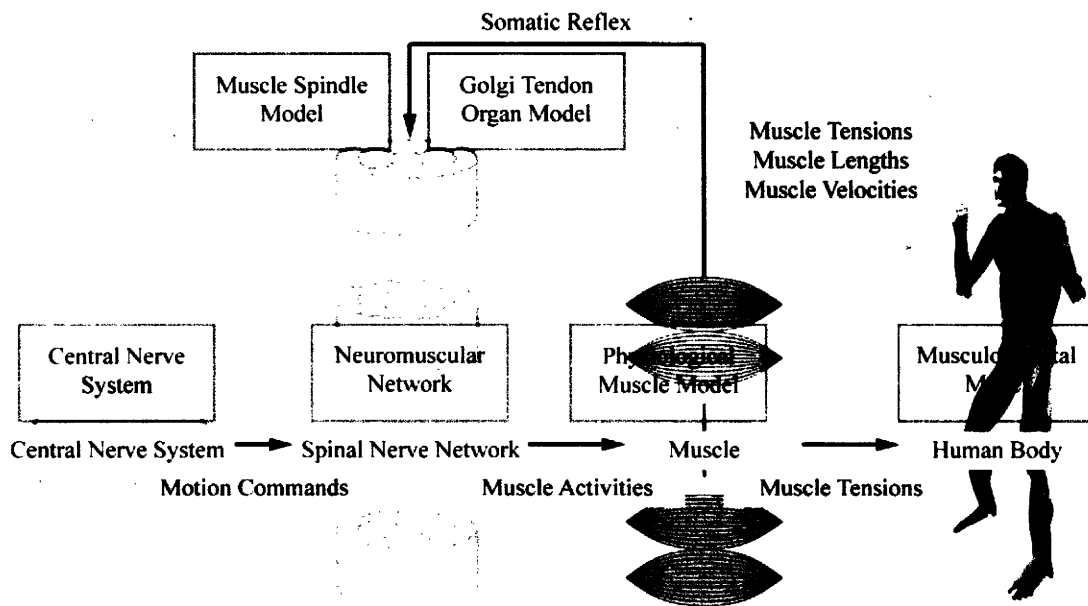


Fig. 1 : Overview of neuromusculoskeletal system. The system consists of 6 models, musculoskeletal, physiological muscle, central nerve system, muscle spindle / Golgi tendon organ, and neuromuscular network model.

3. 筋骨格モデル

筋骨格モデルは人体の順及び逆運動／動力学を計算する。骨格を 155 自由度の剛体リンク、筋腱靭帯軟骨は骨格を駆動もしくは拘束する起／終／経由点を持つワイヤとして表現する。動作解析の際には、光学式モーションキャプチャ、骨格モデルにおける逆運動／動力学により関節角や一般化力である関節トルクを得る。次に筋骨格モデルを用いて筋張力の推定を行うが、人体が駆動冗長系（骨格の自由度より筋の数が多い）であることにより筋張力が一意に定まらない。ここでは最適化問題を解くことにより 1 つの解を得る。

筋の状態を受容する固有感覚受容器として筋紡錘と Golgi 腱器官がある。前者は筋長及び変化速度を感知し、伸張反射、拮抗抑制、 α - γ 連関を起こす。後者は筋張力を感知し、Ib 抑制を起こす。これらを神経筋骨格システム内にて用いる。また、筋張力の最適化問題において反射のシステムを評価関数として組み込む。異名促通筋間の伸張反射及び Ib 抑制を考慮し、筋張力が時空間方向に平滑化されることを確認した。

4. 脊髄神経と筋のネットワークモデル

神経筋ネットワークは、運動時の中枢神経系⇄末梢神経系及び体性反射の信号の流れを表現するニューラルネットであり、運動指令信号を入力、中間層に固有感覚受容器により感知される体性感覚情報を入力すると筋活動度を出力する。解剖学／生理学的知見から、1) 脊髄灰白質⇄筋の神経支配については解明されており、促通性等機能についても H 反射等を用いて一部解明されている。それに対して 2) 脳⇄脊髄灰白質については錐体路等経路については解明されているが機能、運動指令信号については未知の部分が多い。ここでは、1) である体性反射システムについては詳細にモデル化し、また 1) と 2) を分離して解析できるようモデル化する。

(Fig. 2) に示す神経筋ネットワークは 6 層のニューラルネットである。NCN は中枢神経、NSN は脊髄神経、

NMNは脊髄灰白質内の α 運動ニューロン, NNJは神経筋結合部, NMSは筋紡錘, NGTはGolgi腱器官を表す。このうち Nsn-NMN 間は解剖学的な脊髄神経と筋の接続関係, NMS-NNJ 間及び NGT-NNJ 間は解剖学的な脊髄神経枝を介した筋同士の反射弓の接続関係に基づいて接続する。また NMS-NNJ 間及び NGT-NNJ 間には神経の長さ及び神経信号伝達速度から得られる時間遅れを各反射弓ごとに考慮する。

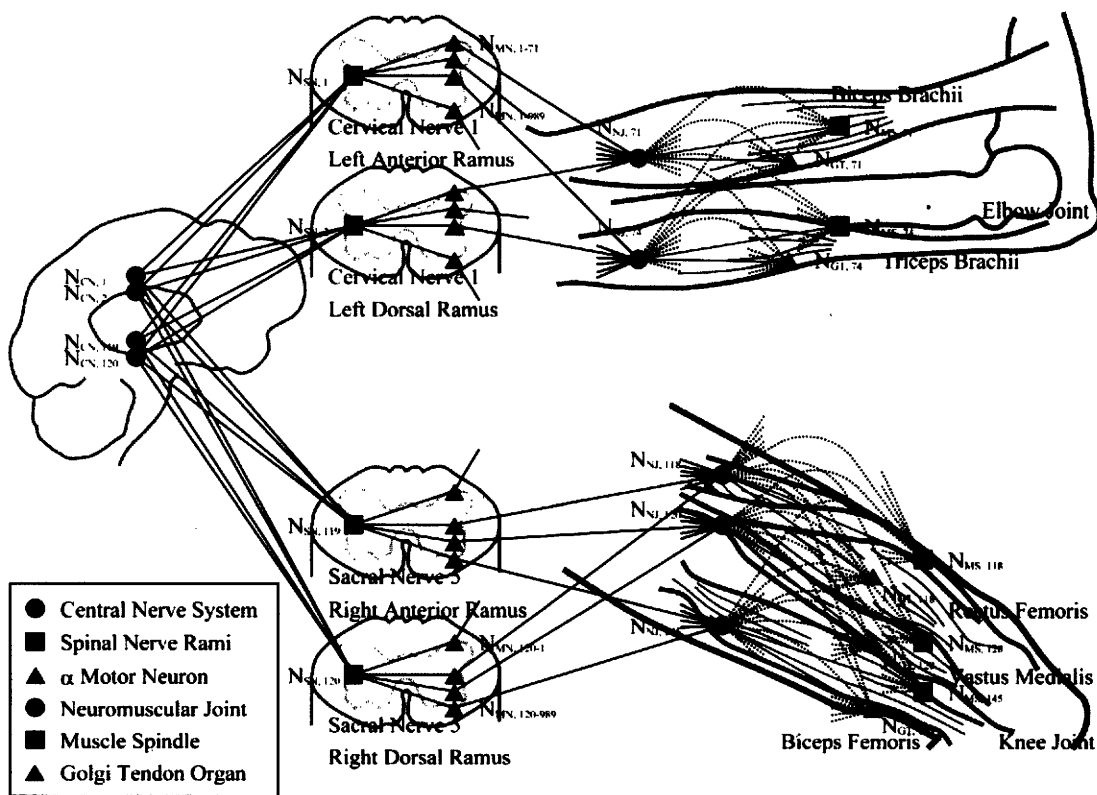


Fig. 2 : The neuromuscular network modeled with 6 layered neural network.

5. 仮説的な中枢神経系からの随意信号推定モデル

生物の進化の過程においてリソースの効率的利用のための最適化が行われている。運動指令信号は中枢神経系から脊髄内の白質内を通して各脊髄神経に伝達されるが、最適化が行われていること、信頼性が高いシステムを構築するには独立な信号で操作することが良いことから、中枢神経系から低次元化された独立な運動指令信号が脊髄神経枝 1 本ずつに伝達され、脊髄神経網を介して復号化されるという仮説が考えられる。生成された運動指令信号が時間方向、空間方向に混合されていることから、筋活動度の独立成分分析を用いて低次元運動指令信号を推定する。

独立成分分析を運動指令信号の推定値とする妥当性の検証として、独立成分と脊髄神経枝の相関を解剖学的知見を元に解析する。独立成分から筋活動への射影行列及び解剖学的な脊髄神経枝と筋の接続関係を表す行列の積は独立成分と脊髄神経枝の相関を表す。(Fig. 3) より、各脊髄神経枝は 1 つの独立成分にのみ高い相関を持ち、脊髄神経枝はそれぞれ異なる独立成分に高い相関を持つことが確認できた。これは、筋活動度の独立成分を 1 つずつ脊髄神経枝に伝達することで全身の運動を生成できることを示唆している。

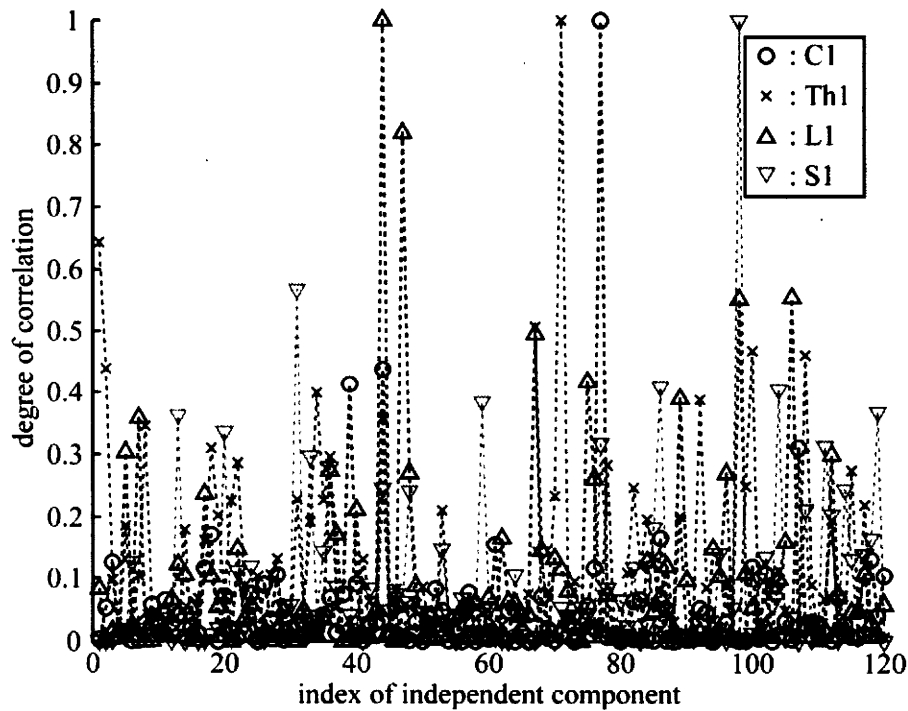


Fig. 3 : Values of selected rows of P displayed in the order of column. Red circle line: C1, green cross line: Th1, blue trigona: L1, cyan inverted trigona: S1.

6. 神経筋骨格システムの同定及び運動シミュレーション

同定において、システムには筋動特性モデルのパラメータ、固有感覚受容器の感度等未知数が多く含まれるが、ここでは神経筋ネットワークの神経結合の重みのみを未知数とし、それ以外は文献値を用いる。速度の変化する歩行データを用いた学習は誤差 12%を実現し、異なる速度の歩行データを用いた相互検証の誤差は 15~20%となった。学習により得られる筋紡錘及び Golgi 腱器官による反射弓のゲインパラメータは同名/異名促通、拮抗抑制、Ib 抑制の傾向を示し、神経生理学的知見と一致した。

運動シミュレーションとして膝蓋腱反射のシミュレーションを行う。下腿部に外力を加えることで大腿四頭筋が伸張し、膝関節が伸展する現象を確認した (Fig. 4)。また実際の膝蓋腱反射を計測して得られる EMG と筋張力の波形を比較したところ、筋活動から収束開始における筋活動のパターンの一致が見られた (Fig. 5)。このことは、伸張反射、拮抗抑制、Ib 抑制のパラメータのバランスの良いものが学習により得られたことを示す。

7. 可視化を伴う神経筋骨格システムのアプリケーション

可視化を伴う神経筋骨格システムのアプリケーションとして 1) 筋骨格モデル及び統計学的手法を用いた運動スキルの特徴付け、2) 筋張力のリアルタイム推定/可視化を行う。

1) では筋骨格モデルを用いて得られる関節角及び筋張力を解析し、特徴点の抽出を行う。関節角は主成分分析を用いた解析を行う。得られる 2 被験者間の動作の差異を表す特徴点は実際の運動から得られる差異と一致した。次に筋張力は高次元であること、関節角には現れない拮抗筋の情報等から統計学的な低次元化が困難である。拮抗筋の使い方をよく表すパラメータとして筋動特性モデルに基づく関節剛性を考える。これにより得られる関節剛性は実際の運動から得られる運動の固さと一致した。



Fig. 4 : The snapshots of simulated somatosensory reflex (patellar tendon reflex) motion using the identified neuromusculoskeletal system (focused on a left leg). The stimulating external force to flex a left knee joint is added from 0 sec to 0.003 sec.

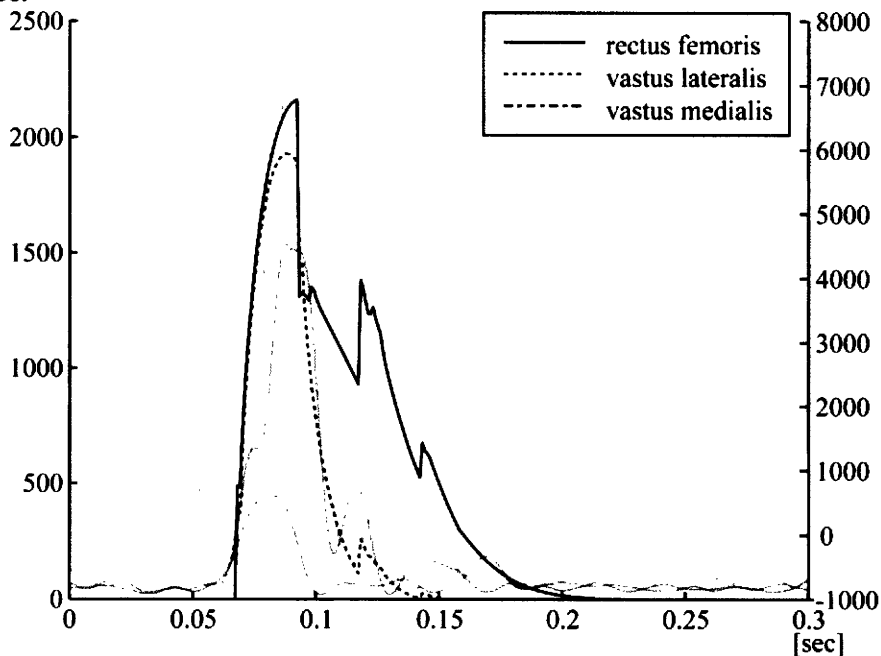


Fig. 5 : Overlay simulated and measured muscle activities. Red solid line: rectus femoris, green dashed line: vastus lateralis, blue dashed-dotted line: vastus medialis.

2) において、従来の手法では全身の筋張力をリアルタイムで推定するのは困難である。ここで、筋動特性モデル及び神経生理学に基づく異名促通筋のグルーピングにより一部の筋張力を計算し、残りの筋については異名促通筋のグルーピングによりモデルの低次元化を行うことで高速に最適化問題を解く。全身 274 本の筋張力の 16msec/frame での推定、66msec/frame での可視化を実現した。システムは光学式モーションキャプチャ、無線筋電計、Force Plate から得られるデータから筋張力を推定し、筋張力を提示する筋骨格モデル

をビデオカメラからの映像に重畳表示して被験者に提示する (Fig. 6). 適用分野としては, トレーニング支援システムやリハビリテーション支援システムが考えられる.

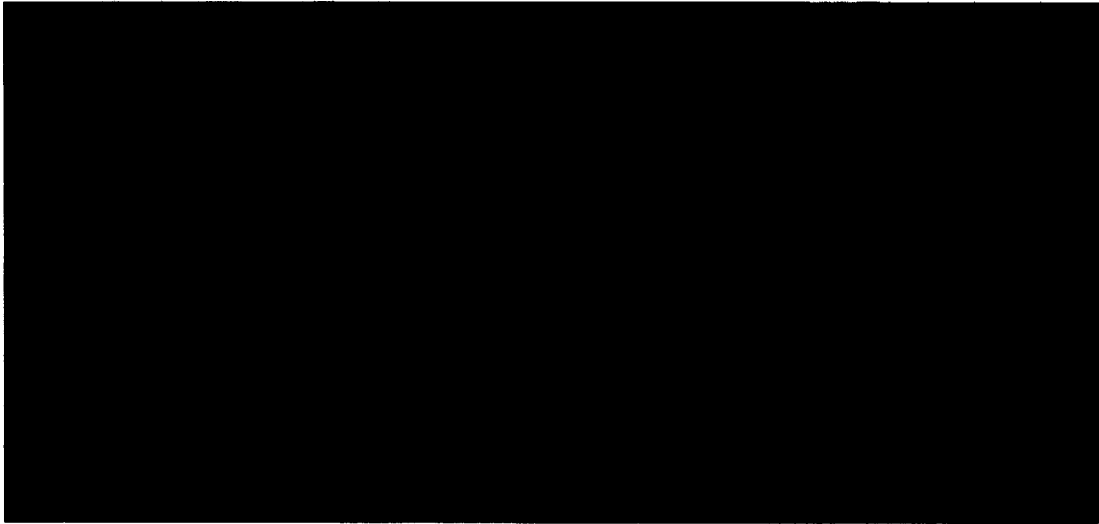


Fig. 6 : Images presented to the user during realtime estimation and visualization of muscle tensions (Swing motion).

8. 結論

本論文の結論は以下の通りにまとめられる.

- ① 反射/随意を分離し, 体性反射システムを詳細に実装した神経筋骨格システムを構築.
- ② 解剖学的知見に基づき, 脊髓神経と筋のネットワークをモデル化.
- ③ 独立成分を用いた随意運動指令信号の推定及び検証.
- ④ 実験から得られる運動データを用い, 神経結合パラメータを非侵襲的に推定. 神経生理学的知見及び同定されたモデルを用いた体性反射シミュレーションにより得られたパラメータを検証.
- ⑤ 筋骨格モデル及び統計学的手法を用いた運動スキルの特徴付け.
- ⑥ 体性感覚情報のリアルタイム推定/可視化の実現.