

## [研究助成 (A)]

## 製品とのインタラクションを予測する自律的身体動作生成の 神経数理モデル

A neural network model for generation of humanlike arm movements in human-product interaction

2191003



研究代表者

東京大学大学院 理学系研究科  
生物科学専攻

教授

荻原直道

## [研究の目的]

自動車のステアリングやインパネデザインなど操作系配置の人間工学的評価は、基本的には製品のモックアップを作成して実空間内で被験者に操作系とインタラクションさせ、官能検査や筋電図や関節角度変化などの動作計測に基づいて行われる。しかし、モックアップ製作にかかる時間とコストは膨大であり、また官能検査は被験者の主観に左右されるため、評価は大きくばらついてしまうことが多い。このため、ヒトの筋骨格構造を計算機内にモデル化し、CAD 情報から仮想空間内に構成される製品モデルとのインタラクションをシミュレートし、製品の操作性や使いやすさや力学的負担を事前に評価し、設計を支援しようとする試み、すなわちデジタルヒューマン技術に関する研究が数多く行われている。しかし、ヒトの筋骨格モデルを仮想空間内で自律的に動作させ、製品モデルとインタラクションさせることは一般に困難であり、現在のところ、幾何学的拘束条件に基づいて最適化問題を解く、もしくはモーションキャプチャで計測した運動を与える、等の方法でヒトとモデルの相互作用を実現するしかなかった。

そこで本研究では、最適化計算を伴う軌道計画なしに身体動作生成を可能とする巡回型神経回路モデルを提案することを試みた。巡回型神経回路モデルは、再帰的結合によって、あるエ

ネルギー関数を減少させるように自律的に振る舞う性質を持つ。本研究ではこの巡回型神経回路に着目して、神経系モデルを構築し、ヒト上肢3次元筋骨格モデルに3次元空間内でのリーチング動作を行わせ、人間工学的に製品とのインタラクションの力学的負担を評価する方法を開発することを目的とした。ヒト神経系の運動生成原理に基づいて、自律的に動作する3次元神経筋骨格モデルが実現すれば、デジタルマネキンの自律的動作生成による製品の人間工学的設計など様々な応用が期待できる。

## [研究の内容, 成果]

上肢3次元筋骨格モデルの構築

本研究では、図1のように上肢筋骨格系を体幹節 (body)、上腕節 (humerus)、尺骨節 (ulna)、橈骨節 (radius)、手部節 (hand) の

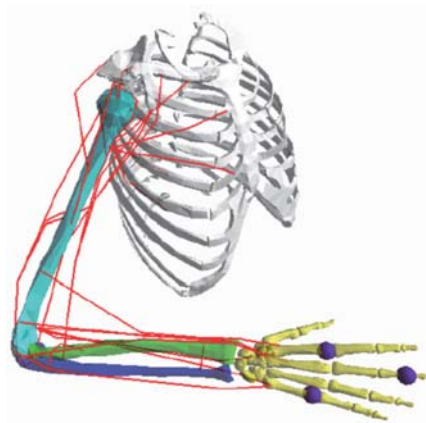


図1 上肢筋骨格モデル

5 節直鎖剛体リンクとしてモデル化した。体幹関節と上腕節の間の関節を肩関節 (shoulder)、上腕節と尺骨節の間の関節を肘関節 (elbow)、尺骨節と橈骨節の間の関節を前腕関節 (radio-ulnarjoint)、橈骨節と手部節の間の関節を手首関節 (wrist) とした。体幹節は空間に固定されているものとし、肩関節の位置を原点とした。各節の慣性パラメータは、生体のそれと一致するように定めた。

筋系には計 32 の筋を考慮し、解剖学データを参考に起始点から停止点までをむすぶ線分としてモデル化した。各筋の筋張力は神経系から伝達される運動指令 (0~1 の間の連続値) に比例して生成されるものとした。

### 神経回路モデルの構築

本研究では、神経系内にポテンシャル関数を定義することで、手先が目標位置に到達する運動指令を逐次自律的に生成する、巡回型神経回路モデルを構築した (図 2)。まず、手先を目標位置へ移動させるためには、各関節が収束する目標関節角度を推定する必要がある。しかし、目標位置における関節角度は、空間の自由度に対し関節がより多くの自由度を持つため一意に定めることができない。そこで本研究では、目標位置と手先移動量に基づくポテンシャルを神経系内に定義し、それが減少するように神経系が目標関節角度を逐次自律的に更新することで、目標手先位置における関節角度を推定可能な神経回路網 (RNN1) を構築した。そして、逐次更新される目標関節角度と目標関節角速度に基

づいて、目的とする運動を達成するための関節トルク  $N$  を推定するものとした。

推定される各関節トルクは、各筋の筋張力によって生成される。しかし、関節自由度に対して筋がより大きな自由度をもつため各筋が発揮すべき筋張力は一意に定めることができない。そのため、関節トルクと筋張力に基づく 2 つめのポテンシャル関数を定義し、それを減少させるように神経系が逐次各筋における筋刺激を推定する神経回路網 (RNN2) を構築した。

本研究で構築した神経回路網は、図 2 に示すように、2 層の巡回型神経回路として表される。視覚によって現在の手先位置と目標位置の差を認識し、この運動方向の情報に基づいて神経系がポテンシャルを減少させるように自律的に振舞うことで目標関節角度、およびそれを実現する関節トルクを推定し、筋刺激を発生させる。そして上肢筋骨格系が神経系からの指令を受けて筋張力を発揮させ、運動を生成する。一方、その運動の結果は固有感覚や視覚によって神経系にフィードバックされる。このように神経系と筋骨格系が相互に作用することによって、本モデルでは神経筋骨格系全体で目標位置を平衡点とするアトラクタを形成し、ポテンシャル分布の山を滑り降りるごとく運動軌道の計画なしに目標点への到達運動を実時間で生成することが可能となっている。

シミュレーションモデルの構築には、動力学計算を行う物理演算エンジン ODE (Open Dynamics Engine) を使用した。時間刻みは 0.0001 s、終了時間を 2.0 s に設定し、与えられた初期姿勢から目標点へ向かう動作の生成を試みた。

### 動作生成の強化学習

本モデルにより、適切なリーチング動作を生成するためには、計 42 個の神経回路モデル内のパラメータの値を適切に定める必要がある。ヒトは、腕を動かして操作系に手を触れる際に、その方法を一挙一動教えてもらうわけではなく、

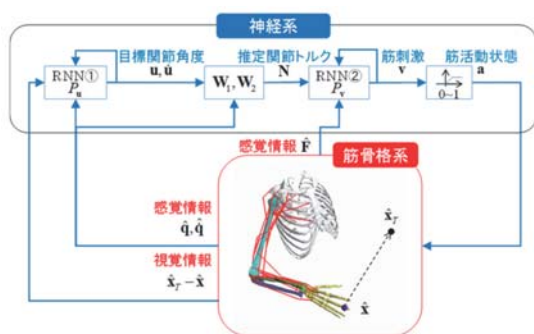


図 2 神経回路モデル

環境との相互作用の中から自然と学習する。そこで本研究では、教師信号となる目標運動パターン（操作系に手を触れる時の腕の姿勢、および初期状態からそこに至る腕全体の軌道）は与えられずに、行動の結果の善し悪しの評価値のみが与えられるだけで、その評価を最大化する行動を学習する枠組みである、強化学習（reinforcement learning）によって神経系パラメータの学習を行った。ヒトを含む哺乳類の脳の神経回路において、強化学習が実際に行われていること示唆する実験結果も得られており、ヒトの運動学習を説明する有力な枠組みである。

強化学習では、試行錯誤的に様々な行動を試して、とった行動の価値を評価し、より良い報酬が得られる行動を学習する。本研究では、強化学習の枠組みの一つである、Actor-Critic 法によって神経パラメータの学習を試みた（図3）。Actor-Critic 法では、パラメータを決定する Actor と、Actor が選択したパラメータを評価する Critic が独立に存在し、Critic からの学習信号は、Actor と Critic の両方の学習に影響する。具体的には、Actor に与えられている確率分布に従い行動（パラメータ）を選択し、ランダムに与える初期姿勢から同じくランダムに与える目標到達位置へのリーチング動作を生成し、報酬を計算する。そして、報酬関数によって行動の評価を行い、得られた報酬から学習信号である TD 誤差を計算し、それに応じて Critic の評価関数と Actor の確率分布を更新する。本研究では、報酬関数を、目標手先位置と生成された運動の終端における手先位置の誤差、および終端に至るまでの関節トルク変化率（関

節トルクの時間微分）の二乗和の足し合わせにより表現した。ヒトの上肢運動は、手先の到達点における誤差分散、および関節トルク変化を最小化するように決定されていると考えられている。本研究で用いる報酬関数はこれらを反映したものである。

### 上肢動作計測

本提案の神経回路モデルにより生成される上肢運動の評価のために、本研究では、右利きの健常成人男性3名に対して、上肢到達運動の計測を行った。開始の合図で開始点から目標点へと腕を伸ばしてもらい、手先が目標点に到達して静止した後、1~2秒ほど待ってから終了の合図を出した。これを1試行とし、6方向の運動に対して5回計測を行った。被験者の体幹および右上肢に計13個のマークを取り付けてリアルタイム光学式モーションキャプチャシステム MAC3D System（Motion Analysis Corporation, USA）を用いてサンプリング周波数120 Hzで計測した。モーションキャプチャカメラで計測された3次元位置座標はカットオフ周波数10 Hzのローパスフィルターにより平滑化を行った。またリーチング開始点は、手先速度が0.02 m/sを超えたところとした。

### 動作生成結果

図4に、上肢動作の強化学習に伴う運動変化を示す。左に手先軌跡、右に手先速度を示し、学習に伴う運動変化を上から下に示している。また実計測データを薄青色で示し、赤色で示すシミュレーション結果と比較した。動作学習の初期段階においては、手先は目標位置に到達せず、また手先軌跡、速度とも実計測結果と類似していないが、強化学習により、実計測のそれとほぼ一致した上肢動作が獲得できていることがわかる。

図5に、生成された上肢リーチング動作と、実計測データとの比較を示す。ここでは生成された動作を0.1 s毎に描き、関節角度の比較を

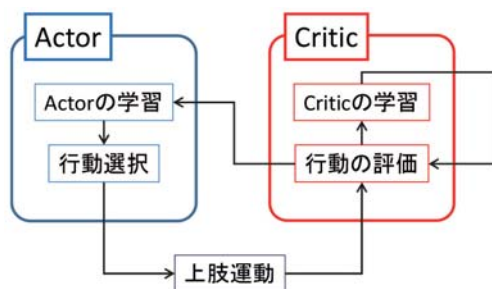


図3 運動学習の流れ

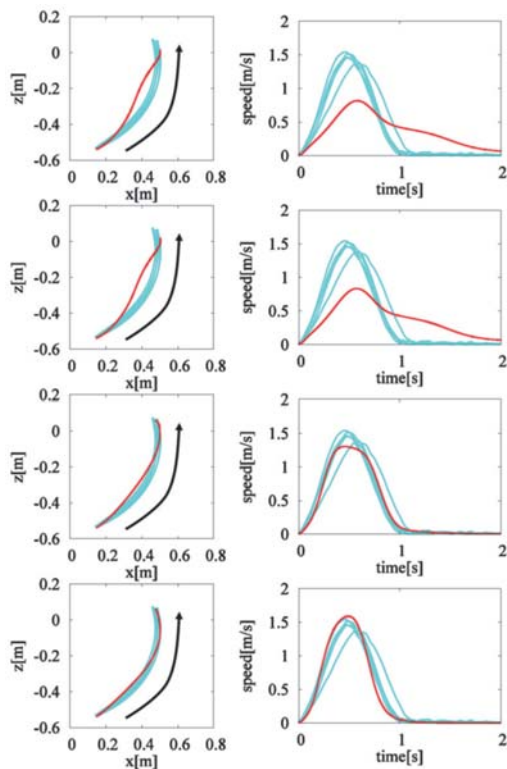


図4 上肢運動の学習過程

示している。これより生成された上肢動作は、手先軌道は直線的だがゆるやかにカーブした軌跡となり、また手先速度はベルカーブ状になるなど、実計測のそれとほぼ一致した傾向を示していることがわかる。また関節角度変化も実計測データとほぼ一致した。先行研究より、ヒトがリーチング動作を行う際、手先軌道は直線的だがゆるやかに円弧状に曲がった軌跡を示し、手先速度はベルカーブ状となることが示されている。提案した神経回路モデルにより、こうしたヒトの手先軌道の特徴を再現できていることがわかる。また、目的とする運動を実現するために必要な各筋の筋活動（筋張力）も、不自然に拮抗することなく、滑らかな波形として生成できている。このように運動中の筋力が推定できれば、その運動を実現する際のエネルギー消費、つまり身体負担を定量化することも可能である。

#### [今後の研究の方向、課題]

本研究では、巡回型神経回路モデルを3次元

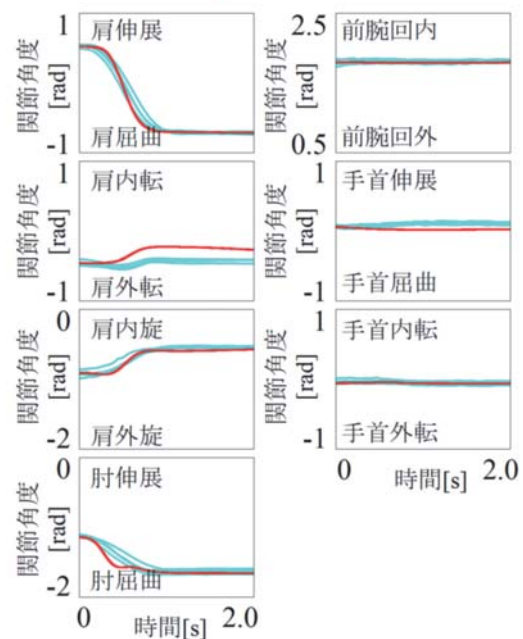
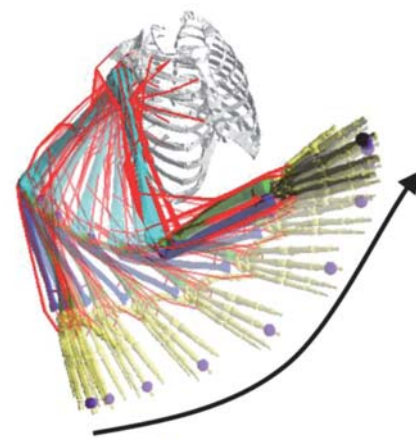


図5 生成された上肢リーチング動作と、シミュレーション(赤)と実計測データ(薄青)の関節角度の比較

上肢筋骨格モデルに適用し、ヒトの実運動に近い動作を生成することができることを示した。こうした神経回路モデルを用いて、3次元筋骨格モデルを自律的に動作させることが可能となれば、仮想空間内での製品や環境の人間工学的評価を行うことが可能となる。

今後は、自動車のステアリング操作系配置の人間工学的評価に本手法を適用していきたいと考えている。具体的には筋のなす力学的仕事から、生理的負担を推定し、設計パラメータの変更がどのようにユーザーの負担に影響するかを定量的に評価することで、モデルの工学的応用可能性を示していく予定である。