

機関番号：14603

研究種目：研究活動スタート支援

研究期間：2009～2010

課題番号：21800033

研究課題名（和文） ユーザーの意図に応じた機能的電気刺激による適応的運動支援システムの開発

研究課題名（英文） Development of an adaptive motor learning support system based on user's biological signals using FES

研究代表者

為井 智也 (TAMEI TOMOYA)

奈良先端科学技術大学院大学・情報科学研究科・研究員

研究者番号：40548434

研究成果の概要（和文）：モーション情報・EMG (electromyogram: 筋電位信号) の情報から、ユーザーが発揮した手先の力ベクトルの推定、さらにはユーザーの生体情報（モーション、EMG）に応じて機械が方策（支援）を変化させる強化学習の課題に取り組んだ。さらに、ダーツ投擲動作における上肢の各関節の、筋トルク、インタラクショントルクなどのトルク要素の解析を行い、ダーツ投擲に用いる各トルク要素の大きさとスキルレベルとの相関を解明した。

研究成果の概要（英文）：In this study, I develop a three-dimensional force-vector estimator machine, by means of function approximation whose inputs are user's biological signals such as electromyogram (EMG) and postural information. A reinforcement learning method is also proposed by formulating user's biological signals based human-robot interaction.

交付決定額

（金額単位：円）

	直接経費	間接経費	合計
2009 年度	1,070,000	321,000	1,391,000
2010 年度	980,000	294,000	1,274,000
年度			
年度			
年度			
総計	2,050,000	615,000	2,665,000

研究分野：ヒューマン-ロボットインタラクション

科研費の分科・細目：人間医工学，リハビリテーション科学・福祉工学

キーワード：強化学習，EMG，モーションキャプチャ，ヒューマンロボットインタラクション

1. 研究開始当初の背景

従来の運動学習支援やリハビリテーション支援を行うシステムは、マニピュレータによる力覚提示やモーションガイドを用いて運動軌道を教示するものや、バイオフィードバック（ユーザー自身の運動軌道や筋肉の活動度、スティフネス等の情報と、それらの理想値との差異を提示）によって学習を行わせるによるものの2つのアプローチに大別するこ

とができる。また、それらにバーチャルリアリティ（VR）技術を組み合わせ、VR環境内でタスクを行わせるものも数多く存在する。しかし、力覚提示や軌道追従のアプローチでは、安全性の問題から対象がゆっくりとした運動のみに限られてしまう。また、バイオフィードバックでは素早い運動が可能であるが、最適（とされる）軌道を正確にユーザーに伝えることは難しい。さらに、すべての運動学習支援において問題になるのが、最適な

インストラクションが自明でないという点である。多くのシステムにおいて、目標として提示される運動軌道や筋活性度は、ある熟達者の運動データであったり、システム設計者が良いと考えるものである。しかし、人にはそれぞれ筋骨格系や筋協調（筋肉の使い方）に違いがある。また、学習段階によっても、教示を変化させることが非常に有効であると考えられている。既存のシステムでは、ユーザーに合わせて難易度を調整できるものは多くあるが、筆者が知る限り、ユーザーに合わせて自動的に教示を変えることができるものはない。

筆者はこれまでの研究で、ユーザーの筋電信号と姿勢情報からリアルタイムでユーザーの発揮した手先の力を推定することでセンサを持たないロボットに仮想的に力覚を持たせ、直感的かつ動的なインタラクションを実現させた。また、筋肉の協調パターンの時間変化によるEMG値の変化が、力の推定精度に大きな影響を与えるという問題を解決するため、ユーザーの生体情報に応じて方策関数（推定器のパラメータ）を改善する強化学習の導入を提案した。これによって、タスクを行いながらセンサ出力等の明示的な教師信号なしに、オンラインでの推定器のパラメータ調整を可能としてきた。これらから得られた知見を生かし、ユーザーに合わせて教示を変化させる、新たな運動支援・リハビリシステムの構築が可能であると考えた。

2. 研究の目的

本研究の最終的な目標は、適応的に支援方法を学習する運動・運動学習支援システムを開発することであった。ユーザーの意図した動作を装置が支援（教示）することで実現させるが、ユーザーの運動の熟達や身体機能の回復に応じて装置による支援の度合いを軽減していき、やがてはユーザーのみで運動を行えることが理想である。適応的な支援を行うためには、ユーザーの状態や個性に応じて支援を変化させる必要があるが、最適な支援は自明ではない。そこでこの問題を、ユーザーを環境、支援を方策、タスク達成度を報酬関数に対応付けた強化学習問題と定式化する。これによって、ユーザーの運動習熟度・身体機能の回復度によって支援方法を適応的に変化させていくソフトウェアを実現することを目指した。

3. 研究の方法

(1) まずは、筆者らが提案した、ユーザーの生体情報に応じて方策関数（推定器のパ

ラメータ）を適応的学習支援に適用する際の問題に取り組んだ。これまでに、モーション、筋電信号（Electromyograph; EMG）といったユーザーの生体情報をリアルタイムでロボットに通信し、予めパラメータを学習しておいたユーザーが発揮した力ベクトルを推定する力推定器を用いることで、センサを持たない既存のロボットに仮想的に力覚を持たせるアプローチ（Virtual Force Sensing; VFS）が提案されていた。electro-mechanical delay (EMD) と呼ばれるEMGが観測されてから筋肉の収縮が起こるまでの時間遅れに対処（適したフィルタを学習）するため、従来は力推定器にEMGのtapped delay-lineが使用われてきたが、この手法では力推定器のパラメータが膨大になるという問題があった。効率的な学習のためには、パラメータや探索空間の合理的な削減は非常に重要なポイントである。本課題における運動支援学習の際にも、推定器のパラメータの数が問題となることが予想されたため、適切なEMG処理方法を確認しておく必要があった。この問題に対処するため、EMG-to-activationモデルと呼ばれる、EMDとEMG-筋活動間の非線形性を考慮したEMG処理方法を導入することにより、推定器のパラメータ数の削減を試みた。さらに、モーション・EMGといったユーザーの生体情報に応じて機械が方策（支援）を変化させる強化学習に新しい推定器を適用し、パラメータ削減により高速な学習が実現されることを確認した。

(2) 次に運動学習支援に取り組むべく、課題としてダーツ投擲を選定した。有効な支援方法を見付けるため、また、効率良く方策（支援）の探索空間を削減するため、ダーツ投擲中のシナジー（筋活動の基本パターン）を抽出するプログラムの実装を行った。さらに、ダーツ投擲動作における上肢の各関節の、筋トルク、インタラクショントルクなどのトルク要素の解析を行い、ダーツ投擲に用いる各トルク要素の大きさとスキルレベルとの相関を調べた。

4. 研究成果

(1) ① VFS の力ベクトル推定器にEMG-to-activationモデルを導入することで、tapped delay-line使用時と同等の性能を保ちながら、推定器のパラメータ数を大幅に減らすことに成功した。提案

された力推定器は以下のようなものである。

$$\mathbf{f}_{\text{cst}}(t) = \mathbf{W}^T [\boldsymbol{\theta}(t)^T, \dot{\boldsymbol{\theta}}(t)^T, \mathbf{a}(t)^T, \mathbf{1}^T]^T$$

$$\begin{aligned} \mathbf{f}_{\text{cst}}(t) \in \mathbf{R}^{3 \times 1} &: \text{ユーザーの発揮力} \\ \boldsymbol{\theta}(t) \in \mathbf{R}^{5 \times 1} &: \text{ユーザーの関節角度} \\ \mathbf{a}(t) \in \mathbf{R}^{8 \times 1} &: \text{ユーザーの筋活性度} \\ \mathbf{W} \in \mathbf{R}^{24 \times 3} &: \text{パラメータ} \end{aligned}$$

$$u(t) = \alpha e(t-d) - \beta_1 u(t-1) - \beta_2 u(t-2)$$

$$a(t) = \frac{e^{Au(t)} - 1}{e^A - 1}$$

e : 前処理後EMG

u : 神経活性度

a : 筋活性度

d : EMD

α, β_1, β_2 : フィルタパラメータ

この結果は国際会議 (SoSE 2010) で発表された。

②また、VFS を応用する際、筋肉の協調パターンの時間変化によってタスク時の力の推定精度が著しく悪化してしまう問題を対処するため、ユーザーの生体情報 (モーション・EMG) に応じて方策関数 (支援) を改善する強化学習の導入が提案されてきたが、上述の方法で力推定器パラメータ数を削減したことで、より高速な学習が可能となった。その有効性を示すために、提案手法をVFSを用いたロボットとの重量物把持タスクに適応した。図1に実験の概要を示す。ユーザーとロボットがそれぞれ \mathbf{f}_{est} , \mathbf{f}_r ずつの力を発揮し、質量Mの重量物を支える。被験者が動かすのは右の上肢のみとし、図に示すロボットの4関節を制御した。

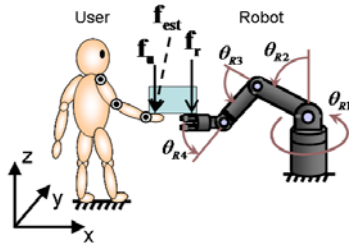


図1 実験概要

この実験において、強化学習エージェントはユーザーのモーションとEMGを観測し、方策 \mathbf{a} を最適化することでロボットコントローラへの入力 \mathbf{f}_{inp} を以下のように最適化する。

$$\mathbf{f}_{\text{inp}} = \mathbf{f}_{\text{est}} + \mathbf{a}$$

アルゴリズムにはon-line GARBを採用した。状態 $\mathbf{s} \in \mathbf{R}^3$, 方策 $\mathbf{a} \in \mathbf{R}^3$, 報酬 $r \in \mathbf{R}$ は以下のように定式化する。

$$\mathbf{s} \equiv (\boldsymbol{\theta}, \dot{\boldsymbol{\theta}}, \mathbf{v})$$

$$a_i \sim N(a_i; \mu_i, \sigma_i)$$

$$\mu_i = \sum_j^{18} w_{ij} s_j$$

$$\sigma_i = \frac{1}{1 + \exp(-w_{i9})}$$

$$r_i = \frac{1}{(2\pi)^2 |\boldsymbol{\Sigma}_i|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mathbf{x}_i - \mathbf{d}_i)^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x}_i - \mathbf{d}_i) \right\},$$

学習するパラメータは $\mathbf{w}_i \in \mathbf{R}^{24 \times 3}$ である。この方策は力推定器のパラメータをオンラインで調整することと等価になっている。報酬関数は、目標とする位置に時間通りに荷物を動かせたかというタスクの達成度で、時間 t_{target} [s] と座標 $(x_{\text{target}}, y_{\text{target}}, z_{\text{target}})$ [m] から成る重量物の目標状態 $\mathbf{d} \in \mathbf{R}^4$ と、現在の重量物の状態 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^4$ に基づいて正規分布の確率密度関数によって与えられる。

ロボットと協調して重量物を動かすタスク10トライアルを5回行った。重量物の目標値 $\mathbf{d} = [t_{\text{target}} \ x_{\text{target}} \ y_{\text{target}} \ z_{\text{target}}]^T$ は $[2.0 \ 0.2 \ 0.0 \ 0.0]^T$ とした。

図2~4に実験結果を示す。図2は累積報酬の平均と分散を、図3は荷物の到達位置の誤差の変化を、図4はエージェントの方策 \mathbf{a} のタスク中の積分値をトライアル毎にプロットしたものである。この結果から、トライアルを重ねる毎にエージェントの方策 (支援) が増して重量物が目標の位置に近づいており、学習が順調に行われたことが分かる。この成果は国際論文誌に採択された。

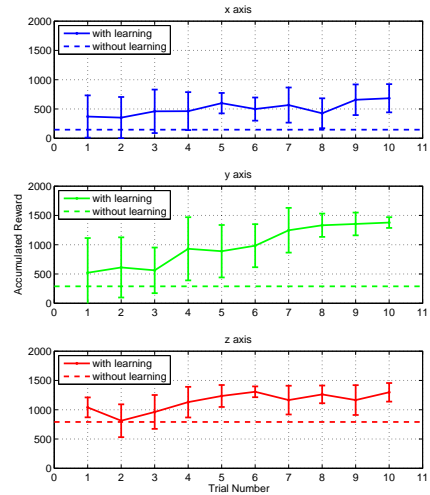


図2 累積報酬

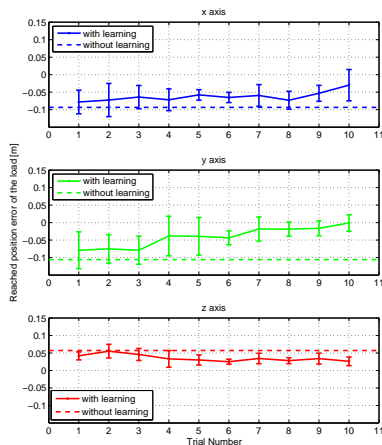


図3 重量物の到達位置誤差

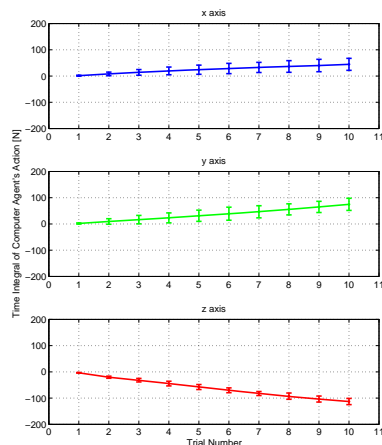


図4 方策の積分値

- (2) 運動学習支援に取り組むべく、課題としてダーツ投擲を選定した。有効な支援方法を見付けるため、レベルの異なる6人の被験者について、ダーツ投擲動作における上肢の各関節の、筋トルク、インタラクショントルクなどのトルク要素の解析を行い、ダーツ投擲に用いる各トルク要素の大きさとスキルレベルとの相関を調べた。

この実験での被験者の目的は、ダーツの矢をダーツボードの中心（ブル）に当てることとした。また、ダーツの矢の先端がプラスチックであるソフトダーツを用いた。ダーツボードと被験者の位置関係はダーツのWorld Darts Federation (WDF) のルールに基づき設定した。実験タスクの達成度を評価する得点については、ダーツボードの中央に位置するブルを最高得点の5点としてそこから離れた

セグメントになるにつれて離散的に低くなるものとした。被験者の上肢を肩3自由度、肘1自由度、手首1自由度をもつ3リンクモデルとしてモデル化し、モーションキャプチャで取得された被験者のモーションから、逆動力学演算を行って各関節のトルクを計算した。なお、一般的にダーツの投擲エイミング、テイクバック、スローイングの3つにフェーズに分けられるが、本研究では、スローイングフェーズについてのみを解析の対象とした。図5に、各被験者の、スローイングフェーズ中の各トルク要素の積分値の平均と、平均スコアとの相関を示す。

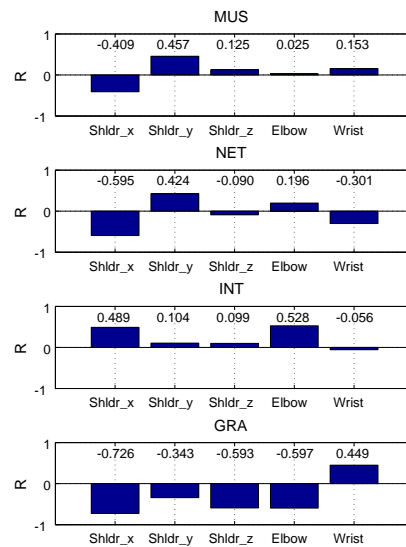


図5 各トルク要素とスコアとの相関

MUS, NET, INT, GRAはそれぞれ筋トルク、正味トルク、インタラクショントルク、重力トルクを意味する。この解析から、スコアの高い被験者ほど、投擲中に体幹を動かさず、肘のインタラクショントルクを多く利用していることが示唆された。この結果は、国際会議 (EMBC 2011) に投稿中である。

- (3) 筆者らは、ダーツ課題において、すでにユーザーのタスク達成度（スコア）に応じてロボットが支援（ユーザーの腕を支える力）を変化させる運動学習支援システムを開発し、国際会議 (ICABB 2010) での発表を行っている。今後は、このシステムにFESを組み込み、ダーツ投擲時のトルク要素解析で得られた知見を基に、ユーザーの生体情報に応じて機械が方策を変化させる強化学習を用いたFESによる運動学習支援システムの開発を行う予定である。

5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文] (計 1 件)

Tomoya Tamei and Tomohiro Shibata. Fast Reinforcement Learning for Three-Dimensional Kinetic Human-Robot Cooperation with an EMG-to-activation model. *Advanced Robotics*, 25 (5), 563-580, 2011. 査読有

[学会発表] (計 2 件)

Chihiro Obayashi, Tomoya Tamei, Akira Imai and Tomohiro Shibata. Development of an Adaptive Robotic Trainer: Application to Darts Throwing. 1st International Conference on Applied Bionics and Biomechanics (ICABB 2010). 2010.10.15. Venice, Italy.

Tomoya Tamei and Tomohiro Shibata. Three-Dimensional Virtual Force Sensing for Kinetic Interaction with a Robot. 5th IEEE International Conference on Systems of Systems Engineering (SoSE 2010). 2010.6.23. Loughborough, UK.

6. 研究組織

(1) 研究代表者

為井 智也 (TAMEI TOMOYA)

奈良先端科学技術大学院大学・情報科学研究科・研究員

研究者番号：40548434