

# 人の行動戦略に基づく最適制御による 空電アクチュエータ搭載ロボットの最適軌道生成

Optimal Trajectory by Optimal Control Method Based on Human Movement Strategy for  
Pneumatic- Electric Hybrit Actuator

2171017



研究代表者

国際電気通信基礎技術研究所脳情報総合研究所 専任研究員

寺前 達也

## [研究の目的]

本研究は外骨格ロボットによる動作支援のため、最適制御手法を用いることで人の動作軌道を獲得することを目的としている。

ここで、人とロボットが協調してあるタスクを実現する際、遅れなくロボットが人をアシストするには、あるタスクにおける人の軌道を予測もしくはあらかじめ知っておく必要がある。一方、ある目的関数に基づき最適軌道を生成する手法に最適制御があり、近年ヒューマノイドロボットの軌道計画などによく用いられている。ここで本手法を人の動作生成に応用する際の問題として、通常、ロボット制御では目的関数はモータの消費電力を下げるためトルク最小やトルク変化最小などが採用されるが、この目的関数によって得られる最適軌道は必ずしも人の軌道と一致しない。特に人の筋肉の特性を利用した動作の獲得は困難である。これは人とロボットで最適化する対象が異なることが原因である。人は複数の筋肉を収縮させることによって骨格系を動作させているが、筋肉のトルク特性は筋が伸びている状態が最も発揮トルクが大きく収縮するにつれ減少するという特性があり、また筋肉には大きく分けて遅筋と速筋という持続力や瞬発力などの性質が異なる駆動系を有している。人は動作に応じてこれらの性質の異なる駆

動系の制御を最適化している。したがって、人は通常のロボットで用いられている電気モータとは全く異なる対象を扱っているといえる。そこで、本研究では人の筋特性に類似した空気圧人工筋と電気モータを用いたハイブリッドアクチュエータ（空電アクチュエータ）を対象に最適制御手法を用いることで最適軌道生成を試みる。また、もう一つの問題は人にとっての最適軌道を導出するための目的関数の設定である。本研究では人の行動戦略に着目し、人はある動作を実施する際、基本的に疲労を最小化するという仮説を立てた。人において疲労を最小化することは筋を収縮させるために必要なエネルギーを最小化することであると考え、本研究では空気圧人工筋と電気モータのエネルギーを最小化するという目的関数によって最適軌道が獲得可能かを検証する。

## [研究の内容, 成果]

図1に所属研究室で開発した空電アクチュエータを搭載した肘1自由度外骨格デバイスを示す。本デバイスは一つの関節に対し、1つの電気モータ（maxon EC 4 pole 399401 200 W）と、拮抗に配置された2本の空気圧人工筋（Festo MAS-40）を有している。

本研究では最適軌道導出検証のため、このデ

## 空気圧人工筋



## 電気モータ

図1 空電アクチュエータ搭載肘1自由度外骨格デバイス

デバイスにおいて最適制御問題を解く。ここで制御変数系列  $U_1 \equiv \{u_1, u_2, \dots, u_{N-1}\}$  ( $u \in \mathbb{R}^m$ ), 状態変数  $x \in \mathbb{R}^n$  とすると, 最適な状態と制御系列は下記のデバイスの非線形ダイナミクスに制約された最適制御問題を解くことで得られる。

$$\begin{aligned} \min_{U_1} & J(x_1, U_1), \\ \text{s.t.} & \mathbf{x}_{t+1} = \mathbf{f}(\mathbf{x}_t, \mathbf{u}_t). \end{aligned} \quad (1)$$

ここで目的関数  $J(x_1, U_1)$  は各時刻のコスト関数  $l(x, u)$  と最終時刻のコスト関数  $l_f(x)$  の合計であらわされる。

$$J(\mathbf{x}_1, \mathbf{U}_1) = \sum_{i=1}^{N-1} l(\mathbf{x}_i, \mathbf{u}_i) + l_f(\mathbf{x}_N). \quad (2)$$

状態変数および制御入力は

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= [\theta, \dot{\theta}, P_U, P_L]^T \\ \mathbf{u} &= [\tau_u, \tau_l, \tau_m]^T \end{aligned}$$

となる。ここで  $P_U, P_L$  は空気圧人工筋の圧力,  $\theta, \dot{\theta}$  は関節角, 関節角速度である。また,  $\tau_u, \tau_l, \tau_m$  は上下空気圧人工筋およびモータのトルクを示す。このとき, 本研究では各時刻のコスト関数  $l(x, u)$  をモータおよび空気圧人工筋のエネルギーとする。モータに関しては消費電流がエネルギーであると定義し, 電流に比例するトルクをコストとした。また空気圧人工筋に関しては駆動源が圧縮空気であるためエア消費がエネルギーであると定義し, エア消費量最小とするため圧力変化  $\dot{P}_U, \dot{P}_L$  をコストとした。

$$\begin{aligned} l(x(t), u(t)) &= w_p (\dot{P}_U(t))^2 + \\ & w_p (\dot{P}_L(t))^2 + w_m (\tau_m(t))^2, \quad l_f = w_{12} (\dot{\theta}(T) - \dot{\theta}_{\text{ref}}(T))^2 \end{aligned} \quad (3)$$

ここで  $\theta(T)$  と  $\theta_{\text{ref}}(T)$  は最終時刻の関節角と目標関節角である。このコスト関数に基づき最適制御問題を解くことで, ある最終状態を満たすアクチュエータのエネルギーが最小となる最適軌道が求まることとなる。

この最適制御問題を解くため, 図1に示すデバイスの動力学モデルを導出した。

$$I\ddot{\theta} + h(\dot{\theta}) + g(\theta) = \tau^u + \tau^l + \tau^m, \quad (4)$$

ここで慣性パラメータは  $I$  で示され, 摩擦モデル  $h(\dot{\theta})$  は

$$h(\dot{\theta}) = D\dot{\theta} + \Gamma_1 \tanh(\Gamma_2 \dot{\theta}), \quad (5)$$

となる。ここで摩擦モデルは静摩擦と動摩擦(粘性項)を考慮している。 $D$  は粘性パラメータを示し,  $\Gamma_1$  と  $\Gamma_2$  は静摩擦パラメータを示す。 $g(\theta)$  は重力項を示す。 $\tau^u, \tau^l, \tau^m$  は上下空気圧人工筋およびモータのトルクを示す。これらのトルクは参考文献 [1] の空気圧人工筋モデルおよびモータモデルに基づき算出される。(3) 式の連続時間系のロボットダイナミクスモデルを(1) 式の離散時間系モデルに変換し, 非線形なロボットダイナミクスを制約とした最適制御問題を解く。その際, 本研究では非線形な最適制御問題を解くため, ヒューマノイドロボットの軌道計画などで用いられる非線形最適制御手法の一つである iterative Linear Quadratic Gaussian (iLQG) method [2] を用いた。

まず, 目的関数によって得られる最適軌道が異なることを検証するため, 人の場合, 始点から終点まで最短距離でリーチする単純な1自由度のリーチング問題を解く。初期状態を  $\mathbf{x}_0 = [0, 0, P_0, 0]^T$  とし, 最終目標角度および角速度を  $[\theta_{\text{ref}}(T), \dot{\theta}_{\text{ref}}(T)] = [\pi, 0]$  とした。ここで  $P_0$  は初期角度を維持するために必要な重力項を補償するためのトルクを発生する空気圧人工筋の圧力である。また, 比較対象として通常のロボット制御で用いられるアクチュエータのトルク最小化の目的関数:

$$l(x(t), u(t)) = w_p(\tau_p(t))^2 + w_p(\tau_i(t))^2 + w_m(\tau_m(t))^2 \quad (6)$$

に基づく最適軌道も導出した。重み  $w_p, w_m, w_1, w_2$  は実験的に調整し、(3) 式、(6) 式ともにそれぞれ 5, 1, 1000, 10 とした。

図 2 に獲得した最適軌道を示す。(a) が提案法の (3) 式によって得られた最適軌道、(b) が (6) 式によって得られた最適軌道である。(b) はトルクを最小化するために振り子運動を行い、位置エネルギーを得ることでトルクを抑える戦略であることがわかる。一方、提案法の (a) は振り子運動を行わず振り上げのみを行っているおり、人が行うリーチングに近い結果が得られた。これは空気圧人工筋のトルクがエアの消費量に対して比例関係にないことが原因と考えられる。電気モータは電流に比例したトルクを出力するが、空気圧人工筋は同じ圧力の時でも収縮率が低いほど出力トルクが大きく

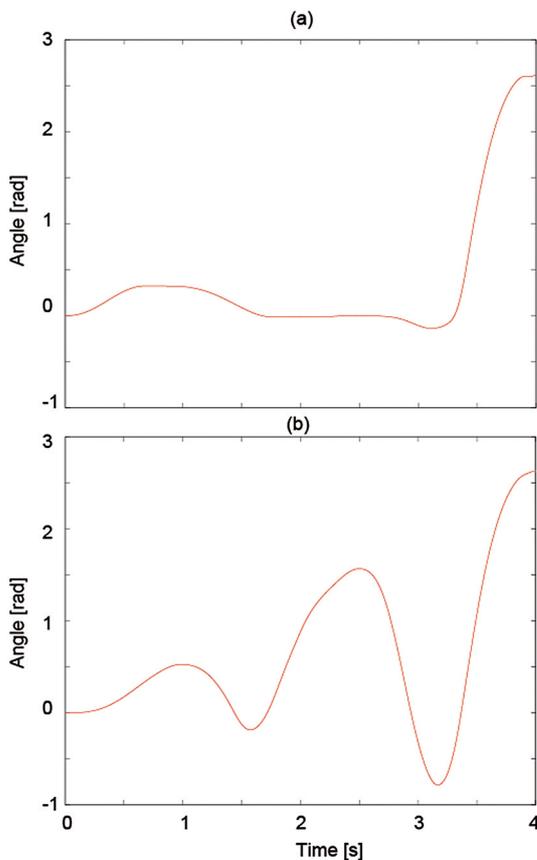


図 2 最適軌道。(a) は提案手法によるエネルギー最小化した場合の軌道。(b) はトルク最小化した場合の軌道

なる特性を持っている。この関係は人の筋でも同様で、筋が伸び切った状態が最も力が発揮され、縮み切ったとき力は最小となる。したがって、これらの結果は、異なる特性のアクチュエータを考慮し、人に近い軌道を得るためにはトルクではなくエネルギーの観点からのアプローチが有効であることを示唆している。

次に人があるタスクを訓練した後の最適化された軌道が最適制御によって獲得可能かを検証する。ここで、リンク系などの問題を単純化するため、直接人間のリンク系を扱わず、タスクは 1 自由度外骨格デバイスを用いたハンマリングとし、被験者は自身の肘関節角度および筋電位をゴニオメータおよび筋電計を通じて取得してロボットを操作するマスタースレーブ方式によるスキルトランスファー課題を設定することにした。実験はテーブルに設置された木製ブロックに釘を打ち込むタスクを行った (図 3)。被験者はロボットが短時間で釘を打ち込めるように腕の振り方を学習する。これによって得られた打ち込みデータの中から衝突寸前の速度が最大 (釘との衝突力が最大) となるデータを切り出し、これを人の学習済み軌道として設定した。また、最終時刻のコスト関数  $l_f$  の目標状態を実験データより  $[\theta_{\text{ref}}(T), \dot{\theta}_{\text{ref}}(T)] = \left[ \frac{\pi}{2}, -8 \right]$  と設定した。途中の目標状態は与えず、最適制御手法によってその軌道の最適化を行った。

最適化の結果を図 4 に示す。空気圧人工筋の制御入力、関節角度、関節角速度の軌道が人によって学習されたものと最適制御手法によって最適化されたものとの振り上げのタイミングに位相差があるものの類似した軌道が得られることを確認できた。



図 3 ハンマリングタスク。左図：実験セットアップ。右図：センサセットアップ。ゴニオメータにより肘関節角度、二頭筋および三頭筋の EMG を計測。

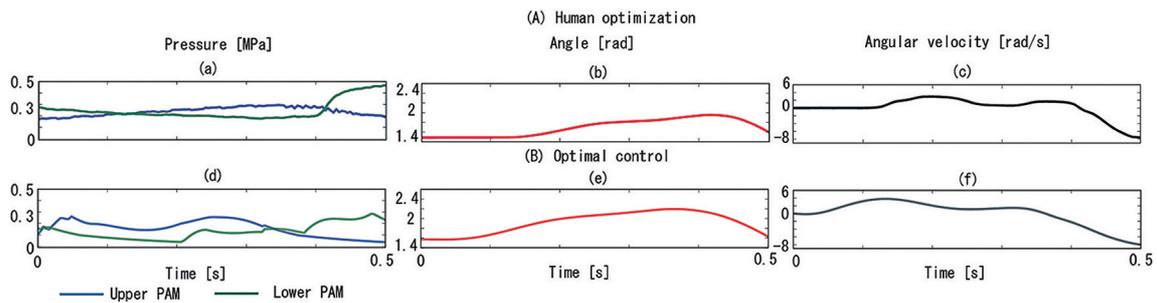


図4 人による学習軌道（上図）および最適制御手法による最適軌道（下図）。右から圧力入力（青：上側空気圧人工筋，緑：下側空気圧人工筋），関節角度，関節角速度を示す。

### [今後の研究の方向，課題]

本研究ではエネルギー最小化を目的関数として最適制御手法によって人の動作軌道を生成することを目的とした。検証実験により異なる特性を持つアクチュエータを同一の目的関数で扱うためにエネルギー最小化に基づく目的関数が有用であることを示した。また，人の学習により得られた軌道を最適制御手法によって得られることを確認した。課題としては目的関数の重みの最適化，汎化が挙げられる。本研究ではタスクや動作によって実験的に (3) 式の重み  $w$  を調整したが，汎用的に本手法を適用するためにはこれを定量的に決定する手法が必要となる。一方で近年，人の運動軌道を獲得する手段の一つに逆最適制御（Invers optimal control : IOC）が注目されている [3]。IOC はヒューマノイドロボットなどの軌道生成に用いられ，人から取得した動作データを獲得するための目的関数の重みを最適化することができる。問題は目的関数の形が未知である場合，この手法は適用できない点にある。そこで，本研究の成果によりエネルギー最小化に着目した目的関数が人の軌道生成に有用であることから，(3) 式を基に IOC を適用することで適切な重みを設定することが期待できる。また，複数のモーションを基に IOC を行うことで，目的関数の汎化も期待でき，単一の目的関数によって様々なモーションやタスクに対応可能な軌道生成手法を確立できる可能性がある。今後は IOC との組み

合わせによる目的関数の汎化を目指すとともに多自由度ロボットへの適用を目指す。

### [参考文献]

- [1] T. Teramae, T. Noda, S. Hyon, J. Morimoto, (2013) "Modeling and control of a Pneumatic-Electric hybrid system" in 2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp. 4887-4892.
- [2] E. Todorov and W. Li, (2005) "A generalized iterative LQG method for locally-optimal feedback control of constrained nonlinear stochastic systems," in Proceedings of the American Control Conference, pp. 300-306.
- [3] S. Levine and V. Koltun, (2012) "Continuous inverse optimal control with locally optimal examples," in Proceedings of the 29th International Conference on International Conference on Machine Learning, pp. 475-482.

### [成果の発表，論文等]

#### 学術論文

Tatsuya Teramae, Koji Ishihara, Jan Babic, Jun Morimoto, Erhan Oztop, "Human-in-the-loop control and task learning for pneumatically actuated muscle based robots", Frontiers Special Issue: Human-in-the-Loop Robot Control and Learning (Submitted)

#### 国際会議

Tatsuya Teramae, Tomoyuki Noda, Jun Morimoto, "A control strategy for physical human-robot interaction using biosignal-based model predictive control", rtFIN2017, Nara (トラベルアワード受賞)