

筋電位を用いた腕の角度推定

M2021SC009 小川 司

指導教員：中島 明

1 はじめに

何らかの理由で手などを体の一部が欠損した人のために義手と呼ばれるものがある。義手も様々な種類があり、外観を重視した装飾義手、胴や反対側の腕などを利用してワイヤーなどを動かし、義手に特定の動作を行わせる能動義手と呼ばれるものがある。能動義手は使用者の任意のタイミングで物を掴むなどの動作を行うことが出来き、装具使用者の QOL(Quality of Life) を向上させる有効な手段である。中でも、筋電位を利用して義手を動作させる筋電義手では、脳の司令から直接腕や手指を動かすことができ、大きな力を発生したり繊細な動作も可能であるため、非常に注目を集めている。

筋電義手は、義手の動作パターンを登録しておき、筋電位からパターンを識別して、動作を行わせる方法が主である。筋電位からの識別には、サポートベクターマシンなどを用いて、動作の識別を行う研究も行われている。[1, 2]. また、操作性のさらなる向上のため、義手の角度を操作者により任意の値に制御することを目指す研究もある。角度推定において、筋電位からの肘の角度推定 [4] や足首関節の角度推定 [5] などが行われている。また、動作の識別と合わせた角度の推定を行う研究もおこなわれている [3].

文献 [4] の肘の角度推定では、上腕の姿勢が同定の精度に影響を及ぼすことが述べられており、より精緻な腕の角度推定のためには、上腕の影響を考慮しつつ、EMG 信号を用いて角度を推定することが必要だとわかる。また、EMG から関節角度までの伝達経路に着目すると、1)EMG から関節角トルク、2) 関節角トルクから関節角度、の 2 つの伝達経路に大別できる。このうち伝達経路 2) は剛体リンクのマニピュレータとして見なせば、上腕姿勢の影響は、文献 [4] 角度角度に依存する重力項と考えることができる本研究では、まず前述の伝達経路 1) について、筋電位が発生してから実際に筋肉が収縮するまでの時間的遅延を考慮するため、時間遅れ要素を導入する。一方、伝達経路 2) については、マニピュレータダイナミクスにおける重力や遠心・コリオリ力のモデル構造を参考にして、重力項、速度、加速度の構造を反映した回帰ベクトルの構成を試みる。時間遅れ要素、次数、マニピュレータダイナミクスを考慮した回帰ベクトルの構成方法については様々な組み合わせが考えられるため、本発表では、それらについて実験的に考察した結果を報告する。

2 腕のダイナミクスに関する考察

先行研究 [4] において、上腕の姿勢において同定精度が悪化することが述べられている。

図 1 のように人間の腕を 2 自由度のマニピュレータと考え、肩の角度を q_1 、肘の角度を q_2 とすると、そのダイ

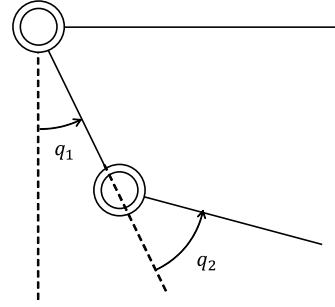


図 1 2 自由度マニピュレータ

ナミクスは以下の運動方程式で表される。

$$M(q)\ddot{q} + h(q, \dot{q}) + g(q) = \tau \quad (1)$$

ここで、 $\tau \in \mathbb{R}^2$ は関節トルク、 $M \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$ は慣性力項、 $h \in \mathbb{R}^2$ は遠心・コリオリ力項、 $g \in \mathbb{R}^2$ はマニピュレータに加わる重力項である。一方、関節トルク τ は筋電位 $V := [V_1, V_2, V_3, V_4]^T$ から発生している。

$$\tau = F(V) \quad (2)$$

ここで $F \in \mathbb{R}^4$ は筋電位から関節トルクまでの伝達を表す関数である。(1) 式のモデル構造から明らかなように、関節トルクから関節角度までの伝達経路においては、慣性および重力の影響が存在している。したがって以降では、回帰ベクトルについて角度と角加速度を考慮することを考える。また重力項については、そのモデル構造は具体的に

$$\begin{aligned} g_1 &= m_1 g L_{c_1} \sin q_1 \\ &\quad + m_2 g (L_1 \sin q_1 + L_{c_2} \sin(q_1 + q_2)) \\ g_2 &= m_2 g L_{c_2} \sin(q_1 + q_2) \end{aligned} \quad (3)$$

となる。ここで m_i , L_i , L_{c_i} ($i = 1, 2$) はリンク i の質量、長さ、重心位置である。このように \sin 関数に依存しているため、回帰ベクトルに関節角度の正弦波関数を含めることで対応する。一方、(2) については筋電位からトルクが発生するメカニズムが不明であるため、時間遅れ要素のみを考慮し、それ以外については NARX モデルの表現能力により対処する。

3 筋電位と関節角度の計測

3.1 計測機器と計測方法

EMG の計測にはバイオメトリクス社製の無線式表面筋電位センサ LE230 を使用しており、サンプリング周波数は 2000 Hz である。また、関節角度の測定には OptiTrack 社製のモーションキャプチャシステムを用いており、カメラのフレームレートは 120FPS である。

表 1 筋電図、筋肉、関節、動作の対応関係

EMG	筋肉	関節	動作
V_1	三角筋 (前部)	肩	伸展
V_2	三角筋 (後部)	肩	屈曲
V_3	上腕筋	肘	伸展
V_4	肘筋	肘	屈曲

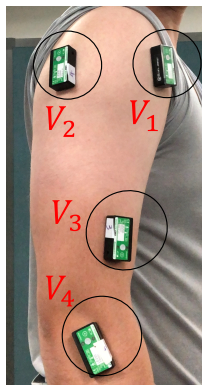


図 2 EMG センサーの貼り付け位置.

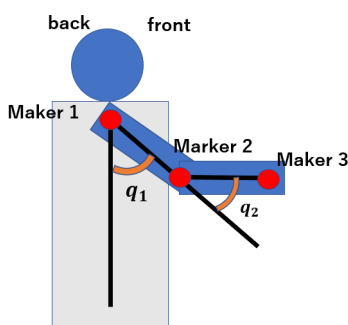


図 3 マーカーの貼り付け位置.

本論文では、解剖学に関する著書 [8] を参考にして、表 1 に示した筋肉部位に筋電位センサを張り付ける。貼り付け位置は図 2 の通りである。また、肩と肘の関節角度を計測するため、図 3 のように肩、肘、手首の位置にマーカーを張り付ける。各関節角度については、マーカーの 3 次元位置から計算される。

3.2 モデル化のための運動計測とデータ処理

センサー及びマーカーを貼り付け後、肘の屈伸運動を行う。2,3 秒に 1 回に一度の屈曲運動を周期的に行う。屈伸運動において $0 \sim 90$ deg 程度の幅で振幅を変化させる。計測された肩と肘の関節角度を図 4 に示す。

一方、筋電位については、モデル化に用いる前に前処理が必要である。筋電位は筋活動に応じて振幅が変化するが、振幅の正負性はあまり意味を持たないため、絶対値を取り、整流化処理を行う。次に、測定した筋電位から身体動作に関する周波数成分を抽出するため、平滑化処理としてローパスフィルターをかける。平滑化処理のローパスフィルタの時定数は通常 $0.03 \sim 0.3$ [s] が用いら

れている [9] ので今回は時定数 0.1 [s] で平滑化処理を行った。得られた筋電位信号のうち、肩の屈曲・伸展に関する筋電位を図 5、肘の屈曲・伸展に関する筋電位を図 6 に示す。

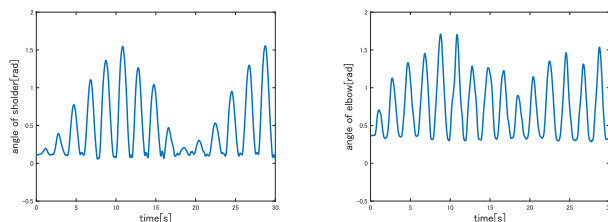


図 4 肩及び肘関節の計測された角度

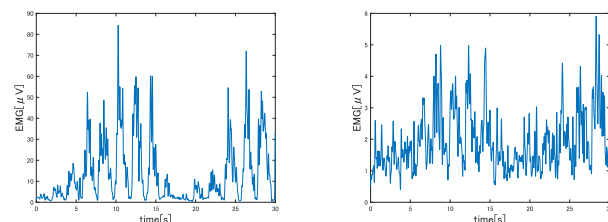


図 5 肩に関する筋電位 (伸展, 屈曲)

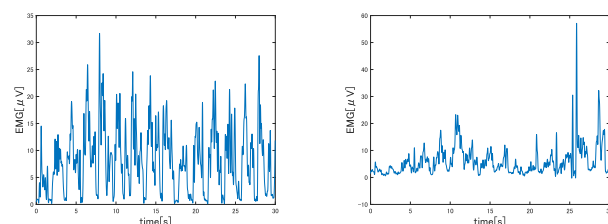


図 6 肘に関する筋電位 (伸展, 屈曲)

4 非線形 ARX によるモデリング

4.1 非線形 ARX モデル

ここでは、筋電位 V を入力、関節角 $q := [q_1, q_2]^T$ を出力としてシステム同定を行うために用いる非線形 ARX (NARX) モデルを紹介する。ただし、実際のコーディングについては、Mathworks 社の Matlab における System Identification Toolbox™ を用いる [10]。

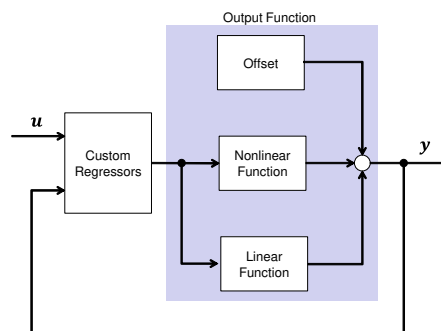


図 7 NARX モデルブロックダイアグラム [10]

図 7 にあるように、NARX モデルは線形ブロック、オフセット、および非線形ブロックを組み合わせた構造を

持ち、以下で与えられる。

$$y(k) = f(\psi(k)) + \theta^T \psi(k) + y_0 \quad (4)$$

$$\psi = g(\varphi) \quad (5)$$

ただし

$$\begin{aligned} \theta &:= [-a_1, \dots, -a_{n_a}, b_1, \dots, b_{n_b}]^T \\ \varphi &:= [y(k-1), \dots, y(k-n_a), \\ &\quad u(k-n_k), \dots, u(k-n_k-n_b+1)]^T \end{aligned}$$

ここで $u(k)$, $y(k)$, はそれぞれ入力, 出力であり, θ はモデルのパラメータベクトル, φ は回帰ベクトルである。また, n_a は過去の出力項の数, n_b は過去の入力項の数, n_k は入力出力に影響する前のむだ時間である。(4)式において, 右辺第1項は図7における非線形ブロックを表しており, $f(\psi)$ はウェーブレット関数, シグモイド関数など多種多様な関数を使用することができる。本研究では, 非線形関数 $f(\psi)$ についてはウェーブレット関数を用いた, また, 右辺第2項, 第3項はそれぞれ線形ブロックとオフセットであり, 線形ブロックはARXモデルと同様の構造である。さらに, 回帰ベクトル φ に関する非線形関数 $g(\varphi)$ の(5)式はカスタムリグレッサと呼ばれるブロックを用いることで同定対象とする系の特性を反映した柔軟な構築が可能である[10]。

4.2 カスタムリグレッサの構築

カスタムリグレッサ $g(\varphi)$ の構築について焦点を当てていく。ただし, 出力は $\mathbf{y} = [y_1, y_2]^T := [q_1, q_2]^T$, 入力 $\mathbf{u} = [u_1, u_2, u_3, u_4]^T := [V_1, V_2, V_3, V_4]^T$ とする。マニピュレータダイナミクスを考慮するためには, 角速度, 角加速度および重力項のモデル構造を反映する必要がある。まず, 過去の出力 $y_i(k-1)$ ($i=1, 2$) を用いて, 角速度 $\omega_i(k-1)$ と加速度 $\alpha_i(k-1)$ については以下のように構築する。

$$\omega_i(k-1) := \frac{y_i(k-1) - y_i(k-2)}{\Delta t} \quad (6)$$

$$\alpha_i(k-1) := \frac{\omega_i(k-1) - \omega_i(k-2)}{\Delta t} \quad (7)$$

ここで Δt は出力のサンプリング周期である。また, 重力項については, (3)式より, 以下のように回帰ベクトルに組み込む。

$$\sin y_1(k-1), \sin(y_1(k-1) + y_2(k-1)) \quad (8)$$

それぞれの関節動作に関するEMGを入力とする4入力2出力のモデルに関する回帰ベクトルを示す。まず, 比較検証のためにカスタムリグレッサ(6)~(8)を用いない回帰ベクトルを示す。ただし, 肩の動作 y_1 を推定する際には肘関節の動作に関するEMG u_3, u_4 は不要であるため, 入力として加えていない。同様に, 肘関節 y_2 を推定する際にも肩関節のEMG u_1, u_2 は入力として加えていない。この場合, 出力 $y_i(k)$ に対する回帰ベクトル

$\psi_i(k)$ は以下のように構成される。

$$\begin{aligned} \psi_1(k) &= [y_1(k-1), \dots, y_1(k-n_a), \\ &\quad y_2(k-1), \dots, y_2(k-n_a), \\ &\quad u_1(k-n_k), \dots, u_1(k-n_k-n_b+1), \\ &\quad u_2(k-n_k), \dots, u_2(k-n_k-n_b+1)] \\ \psi_2(k) &= [y_1(k-1), \dots, y_1(k-n_a), \\ &\quad y_2(k-1), \dots, y_2(k-n_a), \\ &\quad u_3(k-n_k), \dots, u_3(k-n_k-n_b+1), \\ &\quad u_4(k-n_k), \dots, u_4(k-n_k-n_b+1)] \end{aligned} \quad (9)$$

この回帰ベクトルを用いたNARXモデルをモデル1と呼ぶこととする。

一方, カスタムリグレッサ(6)~(8)式を用いた回帰ベクトルを示す。

$$\begin{aligned} \psi_1(k) &= [y_1(k-1), \dots, y_1(k-n_{a_1}), \\ &\quad y_2(k-1), \dots, y_2(k-n_{a_2}), \\ &\quad u_1(k-n_k), \dots, u_1(k-n_k-n_b+1), \\ &\quad u_2(k-n_k), \dots, u_2(k-n_k-n_b+1)), \\ &\quad \omega_1(k-1), \dots, \omega_1(k-n_{\omega_1}), \\ &\quad \omega_2(k-1), \dots, \omega_2(k-n_{\omega_2}), \\ &\quad \omega_1(k-1)^2, \dots, \omega_1(k-n_{\omega_3})^2, \\ &\quad \omega_1(k-1)\omega_2(k-1), \dots, \omega_1(k-n_{\omega_4})\omega_2(k-n_{\omega_4}), \\ &\quad \alpha_1(k-1), \dots, \alpha_1(k-n_{\alpha_1}), \\ &\quad \alpha_2(k-1), \dots, \alpha_2(k-n_{\alpha_2}), \\ &\quad \sin y_1(k-1), \dots, \sin y_1(k-n_{g_1}), \\ &\quad \sin Y_{12}(k-1), \dots, \sin Y_{12}(k-n_{g_{12}})] \\ \psi_2(k) &= [y_1(k-1), \dots, y_1(k-n_{a_1}), \\ &\quad y_2(k-1), \dots, y_2(k-n_{a_2}), \\ &\quad u_3(k-n_k), \dots, u_3(k-n_k-n_b+1), \\ &\quad u_4(k-n_k), \dots, u_4(k-n_k-n_b+1)), \\ &\quad \omega_1(k-1), \dots, \omega_1(k-n_{\omega_1}), \\ &\quad \omega_2(k-1), \dots, \omega_2(k-n_{\omega_2}), \\ &\quad \omega_1(k-1)^2, \dots, \omega_1(k-n_{\omega_3})^2, \\ &\quad \omega_1(k-1)\omega_2(k-1), \dots, \omega_1(k-n_{\omega_4})\omega_2(k-n_{\omega_4}), \\ &\quad \alpha_1(k-1), \dots, \alpha_1(k-n_{\alpha_1}), \\ &\quad \alpha_2(k-1), \dots, \alpha_2(k-n_{\alpha_2}), \\ &\quad \sin y_1(k-1), \dots, \sin y_1(k-n_{g_1}), \\ &\quad \sin Y_{12}(k-1), \dots, \sin Y_{12}(k-n_{g_{12}})] \end{aligned} \quad (10)$$

$Y_{12} := y_1 + y_2$ であり, 筋電位に関する入力の考慮の仕方についてはモデル1と同様である。ここで, $n_{a_i}, n_{\omega_i}, n_{\alpha_i}, n_{g_1}, n_{g_{12}}$ はそれぞれ $y_i, \omega_i, \alpha_i, \sin y_1, \sin Y_{12}$ に対する次数である。この回帰ベクトルを用いたNARXモデルをモデル2と呼ぶこととする。

4.3 各モデルの推定結果

それぞれのモデルに関するパラメータを表2, 3に示す.

表2 モデル1のパラメータ

n_a	n_b	n_k
13	3	2

表3 モデル2のパラメータ

n_{a_1}	n_{a_2}	n_b	n_k
2	2	3	2

n_{ω_1}	n_{ω_2}	n_{ω_3}	n_{ω_4}	n_{α_1}	n_{α_2}	n_{g_1}	$n_{g_{12}}$
2	2	2	3	2	3	1	1

これらの値は試行錯誤的に探索を行い決定したものである.

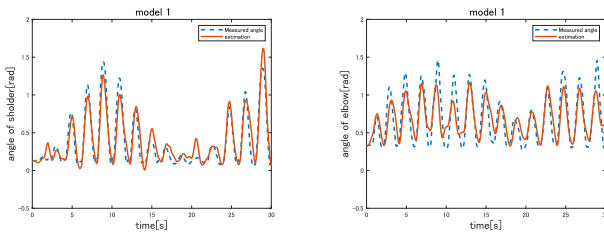


図8 モデル1における推定結果

推定結果をそれぞれ図8, 図9に示す. いずれの結果においても, 肩関節 q_1 については, モデルの出力値は計測値に良く一致している. 一方で肘関節 q_2 については, モデル1では計測値に比べて振幅が小さくなってしまっている. モデル2ではピーク値のずれが解消されており, 本手法での有効性が確認できる. 次に定量的な評価として, 推定した角度と実際の角度の適合率を用いる.

$$\text{適合率} = \left(1 - \frac{\sqrt{\sum_{k=1}^N (y(k) - \hat{y}(k))^2}}{\sqrt{\sum_{k=1}^N (y(k) - \bar{y})^2}} \right) \times 100 \% \quad (11)$$

ここで $\hat{y}(k)$ は同定したモデルからの予測出力, \bar{y} は測定値の平均値である. モデル1, 2の適合率を表4に示す. 表4より, モデル2は肩と肘いずれもモデル2を上回る適合率である. 前述したように, マニピュレータのダイナミクスを積極的に考慮することで高い効果が望めることが分かる.

5 おわりに

本研究では表面筋電位からNARXモデルを用いた関節角度の推定を行った. その際に, 関節の角速度, 角加速度および重力項のモデル構造を考慮した回帰ベクトルをカスタムリグレッサーにより構成することで, より高精度な推定結果を得ることができた. 今後の課題について考える. 今回は腕の周期的な動作データに限定したシステム同定を行っているが, より一般的な動作の実現のた

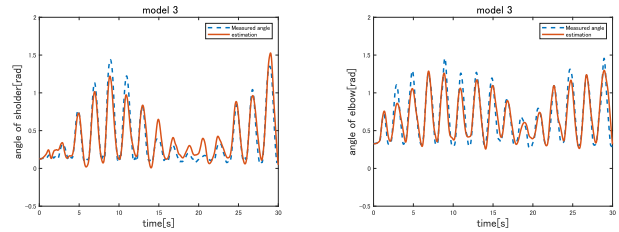


図9 モデル2における推定結果

表4 モデル1, 2の適合率

	sholder	elbow
model 1	65.3688	46.8825
model 2	68.8478	65.2007

めには, ある程度ランダム性を持たせた動作を行った際の検証をしていく必要がある.

参考文献

- [1] 吉川, 三河, 田中: 筋電位を利用したサポートベクターマシンによる手のリアルタイム動作識別, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.J92-D, No.1, pp.93-103, 2009.
- [2] H. J. Kim, Y. S. Lee and D. Kim, "Arm Motion Estimation Algorithm using MYO Armband," Proc. of IEEE International Conference on Robotic Computing, pp. 376-381, 2017.
- [3] 木村, 岩瀬, 中村, 森岡, 畠山, 井上: 表層筋及び深層筋の筋電位を利用したロボットハンドによる複合動作の実現, 電気学会論文誌 C, Vol.141, No.2, pp.130-140, 2021.
- [4] 太田, 小林, 岩瀬: 筋電位に基づいた肘関節角度推定, 自動制御連合講演会講演論文集, Vol.57, pp.1559-1562, 2014.
- [5] H. Niu, X. Zhong, J. Li, B. Zhang and X. Zhao, "Joint Motion Angle Prediction Based on Hammerstein Model for Humanrobot Interaction Control," Proc. of Chinese Control Conference, pp.133-138, 2022.
- [6] A. Ohata, K. Furuta and H. Nita, "Identification of Nonlinear ARX Model with Input and Output Dependent Coefficients," Proc. of IEEE Conference on Computer Aided Control System Design, and IEEE International Conference on Control Applications, and IEEE International Symposium on Intelligent Control, pp.2577-2582, 2006.
- [7] J. Schoukens and L. Ljung, "Nonlinear system identification: A user-oriented road map," IEEE Control Systems Magazine, Vol.39, No.6, pp.28-99, 2019.
- [8] Thomposon CF: 身体運動の機能解剖, 43/82, 医道の日本社, 2002.
- [9] 木塚, 増田, 木竜, 佐渡山: バイオメカニズム・ライブラリー 表面筋電図. 東京電機大学出版局, pp.13-35, 2006.
- [10] MathWorks: 非線形モデルの同定 (R2022a) <https://jp.mathworks.com/help/ident/nonlinear-model-identification.html> [Accessed: 11-Jan-2023]
- [11] MathWorks: NARX—Estimate parameters of nonlinear ARX model—(R2022b) <https://jp.mathworks.com/help/ident/ref/nlarx.html> [Accessed: 11-Jan-2023]