

加速度センサを利用した義手型マニピュレータの筋音制御

辻 敏夫* 吉久智之* 島 圭介*

An MMG-based Control Method of Prosthetic Manipulators Using Acceleration Sensors

Toshio Tsuji*, Tomoyuki Yoshihisa* and Keisuke Shima*

This paper proposes a control method for a human-assisting manipulator using acceleration sensors, which consists of an arm control part and a hand and wrist control part. The arm control part controls manipulator's shoulder and elbow joints using acceleration signals, while the hand and wrist control part controls the corresponding joints using mechanomyogram (MMG) signals measured from a human operator. A distinctive feature of our method is to estimate force and motion information from the measured acceleration signals using MMG signal processing and the probabilistic neural network. It is shown from experiments that the MMG patterns during hand and wrist motions can be classified sufficiently and that the prosthetic manipulator can be controlled using the measured acceleration signals. It may be useful as an assistive device for the physically disabled.

Key Words: Human-robot Interface, Neural Network, Acceleration Sensors, Mechanomyogram

1. はじめに

高齢化社会の急速な進行と少子化の問題から、独居老人などの問題が深刻化しつつある。また、労働災害や交通事故、疾病などによる身体障害者は数多く存在している [1]。この問題に対し、近年、高齢者や障害者の自立生活の支援や介護力の補完を目的として、ロボットを用いた人間支援に関する研究が数多く行われており、その実用化が期待されている [2]~[4]。

中でも、体肢を切断した障害者の動力義肢の制御手段として、あるいはほとんど身動きができない重度障害者の外部環境へのインタラクションの手段として、生体信号の一種である筋電位 (electromyogram: 以下, EMG 信号と呼ぶ) の利用が数多く試みられている [5]~[10]。EMG 信号は、人間の筋収縮レベルに応じて発生する信号であり、動作や力、運動の柔らかさなどの有益な情報を数多く含んでいるため、動力義肢などのロボットを自然な感覚で操作することが可能である [5]。しかしながら、障害者支援に関する動力義肢のようなロボットの場合は、装置がはじめから各障害者個人に合わせて設計されていることが多く、ロボット自体を上肢へ直接装着することが前提であるため、長時間にわたって使用する場合には重量や大きさが負担となることも考えられた。

これに対し、筆者らの研究グループでは、操作者の生活支援を目的として、EMG 信号を利用した手動制御型のロボットマニピュレータシステムを構築している [7]。このシステムは、エン

ドエフェクタ部分の前腕部、それを支える卓上型ロボットマニピュレータのアーム部分を上腕部として構成しており、操作者の筋活動と上肢の運動成分を用いて制御を行う。筋活動は EMG センサにより取得し、上肢の運動成分は三次元位置センサにより取得することで、ロボットマニピュレータを自由に操作可能である。しかしながら、制御には 2 種類のセンサを組み合わせる必要があり、装置が複雑になるという問題がある。また、EMG 信号は発汗などの皮膚インピーダンス変化の影響を受けてしまうため、センサを長時間使用した場合に計測が困難になるという問題がある。

一方、生体信号の一種である筋音図 (mechanomyogram: 以下, MMG 信号と呼ぶ) [11] を利用して義手の制御がいくつか試みられている [12] [13]。MMG 信号は、筋の機械的な活動を表しており、筋の電気活動を表す EMG 信号と運動駆動源である筋力との中間に位置する。そのため、EMG 信号と同様に筋の収縮レベルに従って信号の振幅が変化するなどの性質を有している [14] [15]。また、EMG 信号と異なり、発汗などの皮膚インピーダンス変化の影響を受けない [12]。Barry ら [12] や Silva ら [13] は、MMG 信号から筋収縮の有無を推定することで義手の on/off 制御を実現した。しかしながら、筋力による比例制御や複数動作の識別については検討されておらず、センサ位置の違いなどによる MMG 信号の変化についても議論されていなかった。

本論文では、操作者の個人差やセンサ位置に伴う MMG 信号の変化に適応した義手制御を目的とし、ニューラルネットによる前腕動作識別法を用いた人間支援マニピュレータの制御法を提案する。腕に装着した加速度センサからは、MMG 信号と上

原稿受付 2007 年 1 月 15 日

*広島大学大学院工学研究科

*Graduate School of Engineering, Hiroshima University



Fig. 1 A forearm amputee manipulating the human assisting manipulator

肢運動の加速度 (acceleration: 以下, ACC 信号と呼ぶ) の二つの信号を同時に計測できる。提案手法では, 操作者の MMG 信号から手先動作を推定し, マニピュレータの前腕部を制御する。また, 上肢の運動成分を表す ACC 信号により手先の移動変位を求めて上腕部の制御を行う。これにより, 単一種類のセンサによるマニピュレータ制御が可能となる。

以下, 2 章では人間支援マニピュレータの構造について述べ, 3 章で MMG 信号を利用したマニピュレータの新しい制御法について説明する。そして, 4 章では実験によりシステムの有効性を検証し, まとめとする。

2. 義手型人間支援マニピュレータ [7]

Fig. 1 に前腕切断者がロボットマニピュレータの制御を行っている様子を示す。マニピュレータのアームには Move Master RM-501 ((株) 三菱電機製), エンドエフェクタには超音波モータ駆動型動力義手 (今仙技術研究所製) [8] が用いられている。Move Master の大きさは, 最大回転半径が 60 [cm] 程度でコンパクトである。また, エンドエフェクタは簡単に着脱が可能であり, 前腕部切断者が屋外で使用する場合は, これを断端部に装着して使用することも可能である。

Fig. 2 (a), (b) にマニピュレータ全体, および前腕部のリンクモデルを, Fig. 2 (c) に上腕制御における操作者とマニピュレータの関係を示す。マニピュレータは全体で 7 自由度を有しており, Move Master の第 1 リンクから第 3 リンクまでの 3 関節 (J_1, J_2, J_3) を上腕部, Move Master の第 4 リンクの 1 関節 (J_4) および動力義手の 3 関節 (J_5, J_6, J_7) を前腕部としている。

Fig. 3 にエンドエフェクタとして利用した超音波モータ駆動型義手 [8] の写真を示す。大きさは成人の手とほぼ同じサイズであり, 重量は約 1 [kg] である。この義手は, 3 自由度 (J_5, J_6, J_7 : 手首の回内/回外, 尺屈/橈屈, 手の開閉) を有しており, 各軸に超音波モータ ((株) 新生工業製) を一つずつ使用している。また, J_5 軸にはエンコーダ, J_6, J_7 の 2 軸にはポテンショメータが角度センサとして取り付けられている。超音波モータのドライバは電圧/周波数コンバータを内蔵しており, 電圧指令値を変化させることで駆動速度を制御することが可能である。さらに, 人間の手首のインピーダンスモデルをモータの制御系に組み込むことで, 人間と同様な滑らかな運動を実現している [16]。

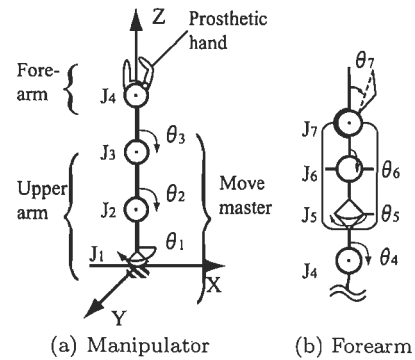


Fig. 2 A link model of the manipulator

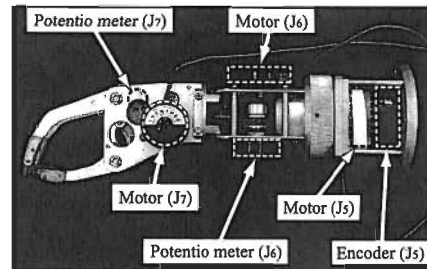


Fig. 3 The prosthetic hand used as an end effector

3. 加速度センサによるマニピュレータの制御法

提案制御法の構成を Fig. 4 に示す。提案手法は, 加速度センサを用いて計測した信号から MMG 信号と ACC 信号を分離する信号計測部, MMG 信号から前腕の動作を推定し, マニピュレータ前腕部を制御する前腕制御部, ACC 信号から手先の位置情報を計測し, マニピュレータ上腕部を制御する上腕制御部の三つで構成される。以下, 詳細を説明する。

3.1 信号計測部

まず, 腕に装着した L 個の加速度センサを用いて加速度信号を計測する。加速度センサからは ACC 信号の計測だけでなく, センサを装着した活動筋の機械的な活動を示す MMG 信号の計測が可能である。ここで, 筋の随意収縮時の MMG 信号に含まれる周波数成分は広くとも 5~100 [Hz] の比較的高周波帯域であることが知られている [15]。そのため, 適切なフィルタ処理を施すことにより MMG 信号と ACC 信号を分離可能である。提案手法では計測した時刻 t における ACC 信号を $ACC_l(t) (l = 1, \dots, L)$, フィルタ処理により分離した MMG

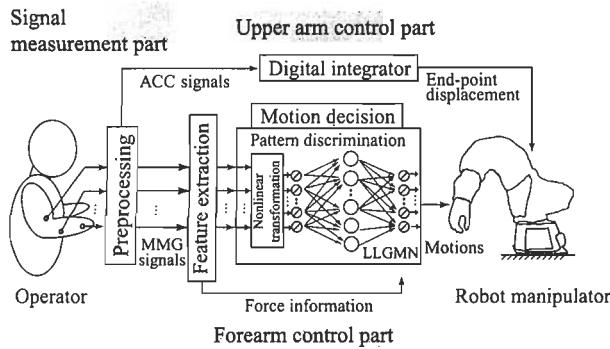


Fig. 4 The proposed control method for a human-assisting manipulator

信号を $MMG_i(t) (i = 1, \dots, L)$ とする. 単一種類の加速度センサから同時に 2 種類の生体信号を計測後, 操作者の筋活動と上肢の運動成分を分離し, これらを用いてマニピュレータの前腕と上腕の制御を行う.

3.2 前腕制御部

前腕制御部では, 信号計測部で分離した MMG 信号から操作者の意図する動作と筋力情報を推定し, それらの情報に基づいて前腕部の各関節角度 $(\theta_4, \dots, \theta_7)$ の制御を行う. ここで, θ_4 は Move Master の J₄ 関節角度に, $\theta_5 \sim \theta_7$ は義手の J₅ ~ J₇ 関節角度にそれぞれ対応する (Fig. 2 参照). 前腕制御部は, 特徴抽出処理, 識別判定処理の二つから構成される.

3.2.1 特徴抽出処理

分離した MMG 信号は, 整流後に 2 次のローパス型パワースフィルタ (カットオフ f_{cut} [Hz]) を用いて平滑化する. 平滑化した信号の全チャンネルの和が 1 となるように正規化を行ったものを, 特徴パターンベクトル $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_L(t)]^T \in \mathcal{R}^L$ とする. ここで, 特徴パターンベクトルの各要素 $x_i(t) (i = 1, \dots, L)$ は,

$$x_i(t) = \frac{MMG_i(t) - MMG_i^{st}}{\sum_{i'=1}^L (MMG_{i'}(t) - MMG_{i'}^{st})} \quad (1)$$

とする. MMG_i^{st} は安静時に計測した $MMG_i(t)$ の平均値である. 特徴パターンベクトルをニューラルネットへの入力として利用し, 操作者の動作推定を行う.

また, MMG 信号は筋収縮レベルに対応してその振幅が大きくなることが知られている [17] ため, MMG 信号から操作者の筋力を推定し, マニピュレータ制御に利用する. まず, 各チャンネルごとに MMG 信号の RMS 値をそれぞれの最大随意筋収縮時の RMS 値で正規化する. さらに正規化した各信号からチャンネル数で平均化したものを推定筋力 $F_{MMG}(t)$ とし, 次式で表す.

$$RMS_i(t) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{\tau=0}^{n-1} MMG_i(t-\tau)^2} \quad (2)$$

$$F_{MMG}(t) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \frac{RMS_i(t) - RMS_i^{st}}{RMS_i^{max} - RMS_i^{st}} \quad (3)$$

ただし, n は RMS の履歴数, RMS_i^{max} は最大随意収縮時の

$RMS_i(t)$, RMS_i^{st} は安静時に測定した $RMS_i(t)$ の平均値である. 推定筋力 $F_{MMG}(t)$ の大きさによって前腕部のモータをインピーダンス制御する [16].

3.2.2 識別判定処理

MMG 信号から抽出した特徴パターンベクトルをニューラルネットで識別し, 操作者の意図する動作を推定する. ここで, MMG 信号の識別にはさらにによって提案されたフィードフォワード型ニューラルネットである Log-Linearized Gaussian Mixture Network [18] (LLGMN) を用いる. LLGMN は内部に混合ガウス分布モデルを含んでおり, MMG 信号の空間的な特徴を抽出し, 入力された特徴ベクトルに対する各動作の事後確率 $Y^m(t)$ ($m = 1, \dots, M$; M は動作数) を算出できる. これまでに, EMG 信号や脳波などの生体信号を LLGMN を用いて識別し, 高い精度での動作識別を実現している [9] [18] [19]. LLGMN の学習能力により, 個人差による MMG 信号の違いや, 加速度センサの装着位置のずれによる MMG 信号の変化などに対応可能である.

ここで, 特徴抽出部で抽出した推定筋力に対し, あらかじめ閾値 F_{th} を設定して動作発生のタイミングを調べる. 推定筋力 $F_{MMG}(t)$ が閾値 F_{th} を超えたときに動作発生と判定し, LLGMN により算出された事後確率の中で最も高い確率を示した動作を使用者の意図する動作 $M(t)$ と判定する. そして, $F_{MMG}(t)$ が F_{th} を下回ったときに動作停止と判定する. 判定結果を用いて制御を行うことで, 操作者が自由にマニピュレータを操作できる. また, 誤識別防止のために LLGMN の出力のエントロピー $H(t)$ を次式で定義して識別判定処理を行う [10].

$$H(t) = - \sum_{m=1}^M Y^m(t) \log_2 Y^m(t) \quad (4)$$

エントロピーは情報のあいまいさを表す評価値である. $H(t)$ を設定した閾値 H_{th} と比較し, $H(t)$ が H_{th} を下回った場合, LLGMN の各ユニットに対応する出力 Y^m が最大となる動作を識別動作とする. $H(t)$ が H_{th} を上回った場合, あいまいな動作として識別を保留する. 識別が保留された場合には, 1 時刻前の識別結果をマニピュレータに出力する. さらに, マニピュレータの誤動作を防止するために, LLGMN の識別結果に対して閾値 T_{istb} を設定し, 同じ識別結果が連続して T_{istb} 回繰り返された場合のみ制御を行う.

3.3 上腕制御部

上腕制御部では, 加速度センサから計測した ACC 信号を積分して手先の移動変位を求め, マニピュレータの目標位置を決定する. このとき, 加速度センサのバイアス成分の影響を除去するため, ACC 信号を 1 回積分したものを $V_{int}(t)$ とし, $V_{int}(t)$ から積分誤差を除去することで速度 $V(t)$ を求める. 積分誤差の除去は次式を用いて行う.

$$V(t) = F[V_{int}(t) - V_{fil}(t - t_{del})] \quad (5)$$

ここで $V_{fil}(t)$ は $V_{int}(t)$ に 2 次のローパスフィルタ (カットオフ f_{int} [Hz]) を用いて平滑化した波形であり, t_{del} は平滑化した際に生じる位相遅れを補償するための時間差である. また,

$F[x]$ は不感帯を表す関数である.

$$F[x] = \begin{cases} x - V_{th} & (x > V_{th}) \\ 0 & (|x| \leq V_{th}) \\ x + V_{th} & (x < -V_{th}) \end{cases} \quad (6)$$

この $V(t)$ を積分することで変位 $P(t)$ を得る. ここで, 積分法には台形積分法を用いた [20]. 以上の方法を用いることで, ACC 信号の積分によって生じるドリフトの影響を軽減することができる.

また, 手先の移動変位より目標位置に対応する上腕の各関節角度 ($\theta_1, \theta_2, \theta_3$) を計算し, それを実現するようにマニピュレータの PID 制御を行う. 操作者の手先の運動とマニピュレータの運動を対応させることで上腕部の制御が可能となる.

4. 実験

提案システムを用いたマニピュレータの制御実験を行った. 被験者は男子大学生 4 名 (A: 24 歳, B: 23 歳, C: 23 歳, D: 24 歳), 上肢切断者 1 名 (E: 49 歳) とした. 被験者の右腕前腕部に 3 軸加速度センサ (日本光電製 TA - 513 G: 直方体型, 縦 20.0 [mm], 横 15.0 [mm], 厚さ 12.0 [mm], 重さ 12.5 [g]) を 1 箇所, 1 軸加速度センサ (日本光電製 MT- 3 T: 円盤型, 直径 3.0 [mm], 厚さ 6.5 [mm], 重さ 3.0 [g]) を 3 箇所に装着し, サンプリング周波数 1 [kHz] で加速度信号を計測した. センサ装着位置はそれぞれ Fig. 5 に示す (i) 橈側手根屈筋, (ii) 尺側手根伸筋, (iii) 尺側手根屈筋, (iv) 総指伸筋付近の体表面とした. ただし, 提案手法ではニューラルネットを用いて信号の識別を行うため, センサをある程度自由に装着しても, そこから計測した信号を高精度に識別可能である [16] [18] [19]. ここで, 筋活動は 3 軸加速度センサの z 軸と 1 軸加速度センサ 3 個の計 4 チャンネルから取得し ($L = 4$), 上肢の運動成分は 3 軸加速度センサの x, y, z 軸から取得した.

4.1 予備実験

まず, 加速度センサから計測した信号から, ACC 信号と MMG 信号の分離を試みた. 1 軸加速度センサを右腕 (橈側手根屈筋付近, Fig. 5 (i)) の体表面に一つ装着し, (a) 安静状態, (b) 把持状態 (最大随意筋収縮時), (c) 手先を動かした状態, (d) 把持と手先の動きを同時に行った状態の四つの加速度信号を計測した. FFT によるピリオドグラム法を用いて, データ数を 2,048,

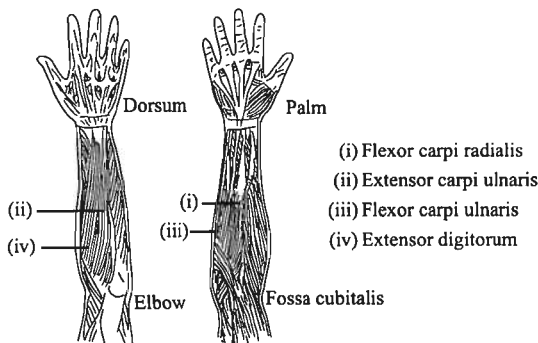


Fig. 5 Locations of electrodes

オーバーラップ数 512 として周波数解析を行った. 解析結果の一例を Fig. 6 に示す. 図の横軸は周波数, 縦軸はパワースペクトルである. Fig. 6 (a) ではセンサのノイズ成分や生理的震動が低周波帯域に存在することが確認できる. 同様に Fig. 6 (b) では MMG 信号が 20~160 [Hz] の高周波帯域に, Fig. 6 (c) では ACC 信号が 0~15 [Hz] の低周波帯域に存在することが確認できる. また Fig. 6 (d) では, 低周波帯域の ACC 信号と高周波帯域の MMG 信号が同時に存在することが確認できる. この

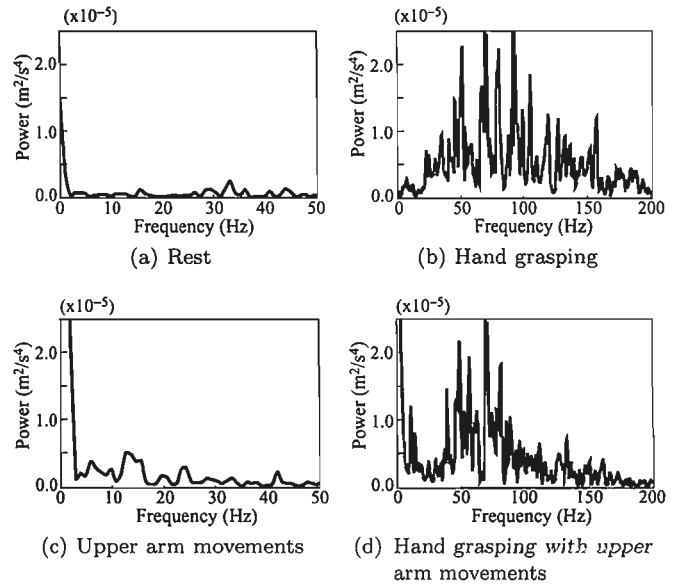


Fig. 6 Power spectra of the measured acceleration signals (subject A)

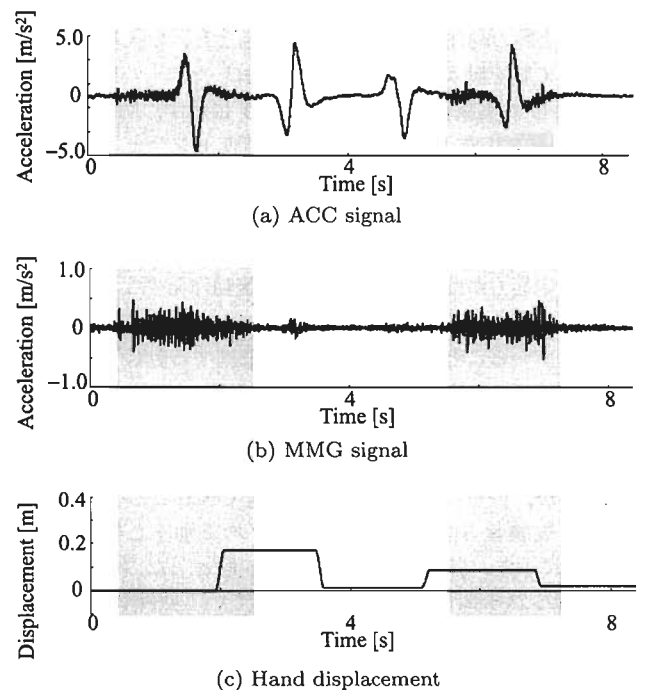


Fig. 7 The acceleration and the MMG signals were feature extracted, and the hand displacement estimated

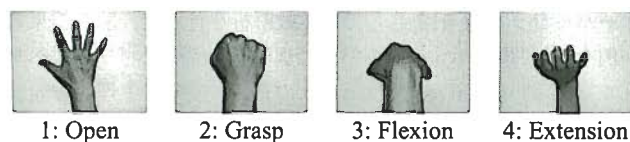


Fig. 8 Forearm motions used in the experiments

時の加速度信号から 2 次のバンドパス型バターワースフィルタを用い、分離した信号を Fig. 7 に示す。Fig. 7 (a) は ACC 信号、Fig. 7 (b) は MMG 信号、Fig. 7 (c) は推定した手先の移動変位を表す。なお、MMG 信号の通過帯域は 30~150 [Hz] とした。図の横軸は時間、縦軸はそれぞれ加速度、変位であり、陰影をつけた箇所では把持を行っている。図より、手先を動かしたときの ACC 信号と、力を入れたときの MMG 信号が分離できており、MMG 信号と手先の移動変位は互いに独立して抽出可能であることが確認できる。分離した信号を用い、マニピュレータ上腕部と前腕部の制御を行う。

4.2 動作推定実験

MMG 信号を利用した運動意図の推定、および ACC 信号を利用した手先の移動方向の推定が可能であることを検証するため、手先動作の推定実験を行った。識別動作は Fig. 8 に示す、開き、握り、掌屈、背屈の 4 動作 ($M = 4$) とした。フィルタの設定を 30~150 [Hz] とし、MMG 信号の分離を行い、 $f_{cut} = 0.5$ [Hz] とし、MMG 信号の平滑化を行った。LLGMN の学習は、抽出した MMG 特徴パターンベクトルより各動作 200 組のパターンを抽出し、 $M \times 200$ 組のパターンを教師信号として学習を行った。識別判定閾値および動作発生閾値をそれぞれ $H_{th} = 0.4$ 、 $F_{th} = 0.25$ とし、安定識別回数を $T_{istb} = 400$ とした。また、上腕制御部のカットオフを $f_{int} = 0.7$ [Hz] としており、そのときの位相遅れは $t_{del} = 0.5$ [s] となる。速度の閾値は $V_{th} = 0.2$ [m/s] とした。上腕の動作は y 軸上の往復運動とし、できるだけ y 軸上に沿って腕を動かすよう被験者に指示した。

被験者 E の実験結果の一例を Fig. 9 に示す。図は上から 3 軸加速度センサの ACC 信号、1 軸加速度センサと 3 軸加速度センサの z 軸成分の MMG 信号、筋力情報 $F_{MMG}(t)$ 、エントロピー $H(t)$ 、識別結果、ACC 信号から推定した手先の変位を示している。図中の 0~16 [s] における 4 箇所の陰影をつけた区間は、推定筋力が閾値 F_{th} を超えて前腕動作発生と判断した区間である。図から、安定識別判定とエントロピーによる判断基準を設けていることにより、操作者の意図する動作を安定して識別できていることが分かる。また、図中の 16~24 [s] における 2 箇所の陰影をつけた区間は上腕の往復運動を行った動作発生区間を表す。図から、上腕制御部で制御までの時間遅れが生じているが、手先の変位をある程度推定できることを確認した。

また、被験者 5 名分の前腕動作の平均識別率と標準偏差を Fig. 10 に示す。各動作の試行回数は 5 回とした。ここで、被験者 A はシステムの制御に比較的慣れている熟練者で、B~E は実験時に初めてシステムを使用した非熟練者である。結果より、非熟練者においてやや識別率の低下が見られるが、全被験者の平均識別率は 94.3%であった。

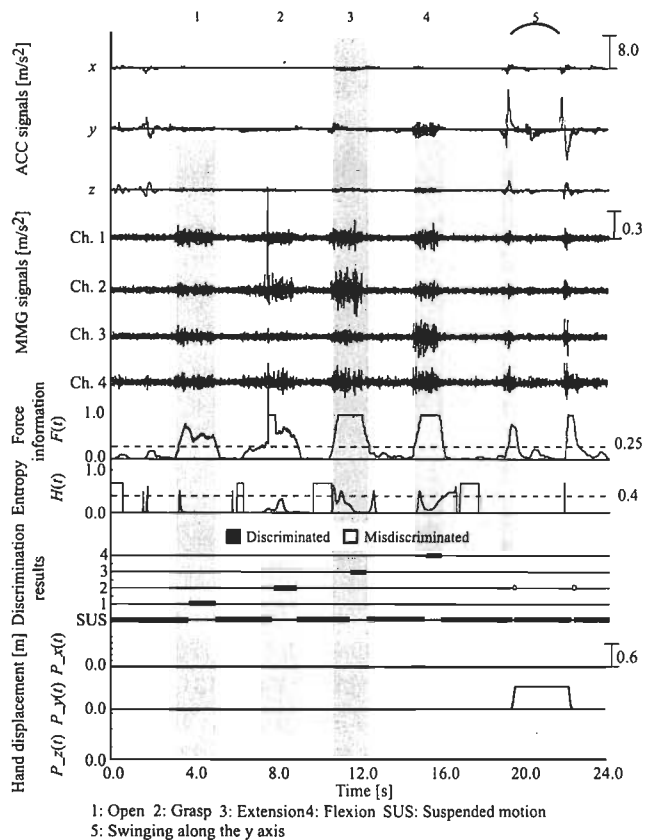


Fig. 9 Discrimination results using MMG patterns (subject E)

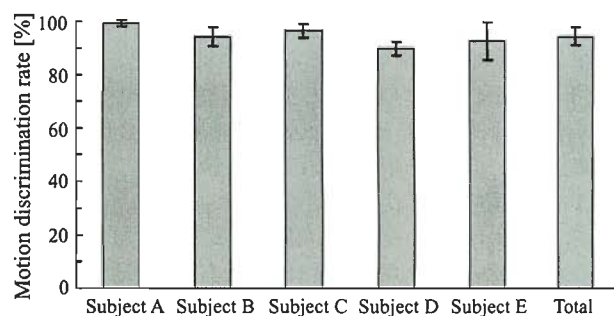


Fig. 10 Motion discrimination rates

4.3 マニピュレータ制御実験

次に義手型人間支援マニピュレータの制御実験を行った。Fig. 11 に制御風景の一例を示す。Fig. 11 (a) は切断者の MMG 信号に基づく前腕部の制御、Fig. 11 (b) は健常者の ACC 信号を用いて上腕部の制御を行っている様子である。○印は、操作者に装着した 3 軸加速度センサの位置と、マニピュレータのエンドエフェクタ部分の移動軌跡を 0.1 [s] ごとにプロットしたものである。Fig. 11 (a) では MMG 信号を利用し操作者の意図する動作を識別することで、マニピュレータを制御できていることが分かる。また、Fig. 11 (b) では操作者に装着した 3 軸加速度センサの位置に対応してマニピュレータのエンドエフェクタ部分が移動しており、上腕部全体の大きな動きが実現できている。

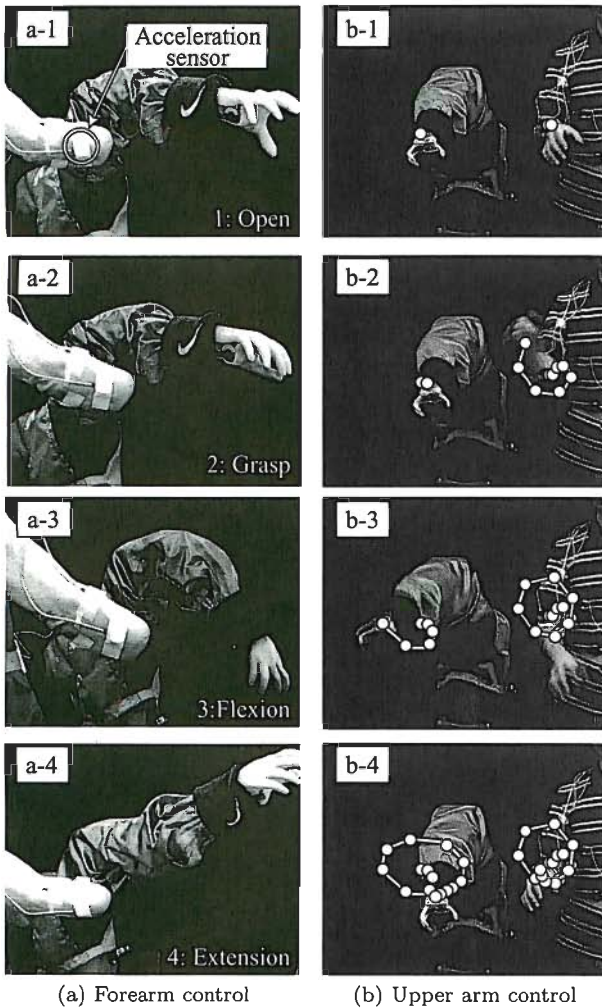


Fig. 11 Motion pictures while controlling the manipulator

5. ま と め

本論文では、加速度センサから同時計測した上肢の ACC 信号と MMG 信号を操作信号とする人間支援マニピュレータの制御法を提案した。実験より、加速度センサから取得できる信号に適切なフィルタ処理を施すことで、上肢運動成分の ACC 信号と筋活動成分の MMG 信号を分離可能であることを示した。また、分離した MMG 信号を LLGMN を利用して識別することで、操作者の意図する動作の推定が可能であることを確認し、同時に計測した ACC 信号から手先の変位が推定可能であることを示した。

提案手法では、MMG 信号から操作者の意図する力情報を推定できるだけでなく、上肢運動に関する加速度成分が同時に抽出可能であるため腕の大きな動きも実現することができる。また MMG 信号の識別と手先変位の推定は並列に行っているため、マニピュレータ前腕部と上腕部は同時に制御可能である。また、MMG 信号は体表面の加速度を計測しているため、センサは必ずしも肌 directly 装着する必要がなく [12]、操作者にストレスを与えず、簡単に利用できる可能性がある。さらに、ニューラルネットワークを用いることでセンサの位置ずれや疲労による信号の

変化に対応して、MMG 信号を高精度に識別できる可能性がある [7]。

MMG 信号の研究は比較的新しく、本研究のようにインタフェースへ応用した例は極めて少ない。今後は上腕制御部の時間遅れを軽減し操作性を向上するとともに、長時間識別を行った際の疲労によるパターンの変化や MMG 信号のロバスト性の検討、および本システムを応用したリハビリテーションシステムの構築、コンピュータインタフェースへの応用などについて検討していく予定である。

参 考 文 献

- [1] 厚生労働省・授産局障害保険福祉部:平成 13 年度身体障害児・者実態調査結果, <http://www.mhlw.go.jp/houdou/2002/08/h0808-2.html>
- [2] H. Kawamoto, S. Kanbe and Y. Sankai: "Power Assist Method for HAL-3 Estimating Operator's Intention Based on Motion Information," Proc. 2003 IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication, pp.67-72, 2003.
- [3] Z. Bien and W.K. Song: "Novel wheelchair-based robotic arm with visual servoing capability for human-robot interaction," Workshop on Service Automation and Robotics, pp.5-17, 2000.
- [4] C.M. Light, P.H. Chappell, B. Hudgins and K. Engelhart: "Intelligent multifunction myoelectric control of hand prostheses," Journal of Medical Engineering & Technology, vol.28, no.4, pp.139-146, 2002.
- [5] 平岩明, 内田典佳, 下原勝彦, 曾根原登: "筋電操作ハンドの制御のための皮膚表面筋電信号のニューラルネットによる認識", 計測自動制御学会論文集, vol.30, no.2, pp.216-224, 1994.
- [6] 小池康晴, 川人光男: "表面筋電信号を入力とするダイナミクスモデルを用いたヒューマンインタフェース", 電子情報通信学会論文誌 A, vol.79, no.2, pp.363-370, 1996.
- [7] 福田修, 辻敏夫, 金子真: "EMG 信号を利用した手動制御型人間支援マニピュレータ", 日本ロボット学会誌, vol.18, no.3, pp.387-394, 2000.
- [8] 伊藤宏司, 永岡英明, 辻敏夫, 加藤厚生, 伊藤正美: "超音波モータを用いた 3 自由度前腕筋電義手", 計測自動制御学会論文集, vol.27, no.11, pp.1281-1289, 1991.
- [9] O. Fukuda, T. Tsuji and M. Kaneko: "An EMG Controlled Robotic Manipulator Using Neural Networks," Proceedings of IEEE International Workshop on Robot and Human Communication, pp.442-447, 1997.
- [10] 辻敏夫, 市延弘行, 伊藤宏司, 長町三生: "エントロピーを用いた誤差逆伝搬型ニューラルネットによる EMG からの前腕動作の識別", 計測自動制御学会論文集, vol.29, no.10, pp.1213-1220, 1993.
- [11] C. Orizio: "Muscle sound: basis of the introduction of a mechanomyographic signal in muscle studies," Critical Reviews Biomedical Engineering, vol.21, pp.201-243, 1993.
- [12] T.D. Barry, J.J. Leonard, A.J. Gitter and R.D. Ball: "Acoustic myography as a control signal for an externally powered prosthesis," Arch Phys Med Rehabil, vol.67, pp.267-269, 1986.
- [13] J. Silva, W. Heim and T. Chau: "A Self-Contained, Mechanomyography-Driven Externally Powered Prosthesis," Archives of Physical Medicine and Rehabilitation, vol.86, no.10, pp.2066-2070, 2005.
- [14] C. Orizio, R. Perini and A. Veicsteinas: "Muscular sound and force relationship during isometric contraction in man," European journal of applied physiology and occupational physiology, vol.58, pp.528-533, 1989.
- [15] C. Orizio, R. Perini, B. Diemont and A. Veicsteinas: "Muscle sound and electromyogram spectrum analysis during exhausting contractions in man," European journal of applied physiology and occupational physiology, vol.65, no.1, pp.1-7, 1992.
- [16] 辻敏夫, 重吉宏樹, 福田修, 金子真: "EMG 信号に基づく前腕動力義手のバイオミメティック制御", 日本機械学会論文集 C, vol.66, no.648,

pp.2764-2771, 2000.

[17] 三田勝巳：新運動生理学。真興交易（株）医書出版部，2002。

[18] T. Tsuji, O. Fukuda, H. Ichinobe and M. Kaneko: "A Log-Linearized Gaussian Mixture Network and Its Application to EEG Pattern Classification," IEEE Transactions on Systems,

Man, and Cybernetics-Part C, vol.29, no.1, pp.60-72, 1999.

[19] 福田修, 藤田真治, 辻敏夫: "EMG 信号を利用した代用発声システム", 電子情報通信学会論文誌, vol.J88-D-II, no.1, pp.105-112, 2005.

[20] 石渡恵美子, 洲之内治男: 数値計算 [新訂版]. (株)サイエンス社, 2003.



辻 敏夫 (Toshio Tsuji)

1959年12月25日生。1985年広島大学大学院工学研究科博士課程前期修了。同年同大学工学部助手。1994年同助教授を経て、2002年より同大学大学院工学研究科教授、現在に至る。工学博士。計測自動制御学会学術奨励賞(1986)、論文賞(2002)、バイオメカニズム学会論文賞(1990)、日本義肢装具学会論文賞(2000)、日本医科器械学会論文賞(2003)、2003 K. S. Fu Memorial Best Transactions Paper Award (the IEEE Robotics and Automation Society)、日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス部門学術業績賞(2004)、グッドデザイン賞(2006)などを受賞。人間とロボットの運動制御、生体信号解析、ニューラルネット、ヒューマン・マシンシステムなどの研究に従事。IEEE、日本人間工学会、バイオメカニズム学会、日本機械学会、電気学会などの会員。
(日本ロボット学会正会員)



島 圭介 (Keisuke Shima)

1983年1月3日生。2005年広島大学工学部第二類卒業。2007年同大学院工学研究科博士課程前期修了。現在、同博士課程後期在学中。2007年より日本学術振興会特別研究員(DC1)。2002年度日本機械学会島山賞受賞。生体信号解析、ニューラルネット、ヒューマンインタフェースなどの研究に従事。計測自動制御学会、電気学会学生会員。



吉久智之 (Tomoyuki Yoshihisa)

1982年8月8日生。2005年岡山県立大学情報工学部情報通信工学課程卒業。2007年広島大学大学院工学研究科博士課程前期修了。同年、シャープ(株)に勤務、現在に至る。広島大学在学中は義手型マニピュレータの筋音制御法に関する研究に従事。
(日本ロボット学会学生会員)