

多チャンネル表面電極を用いた EMG による力の推定システムの開発

佐藤 貴哉^{*1} 永田 健太郎^{*2} 曲谷 一成^{*3}

Development of Presumption System Of Power By Using Multi-channel Surface Electrode

by

Takaya SATO^{*1}, Kentaro NAGATA^{*2} and Kazushige MAGATANI^{*3}

(Received on Sep. 30, 2010 and accepted on Jan. 12, 2011)

Abstract

EMG measured on the skin surface is widely used as an information source to determine various types of body movements. And there are many research results that use forearm EMG to detect hand motions. In this field, detected results are used in order to control some equipment like as an artificial hand. However most of them can only detect hand motions and cannot detect muscle power for each motion. If the power that is generated from muscle is able to be estimated by measured EMG, estimated results will be useful to control equipment. In this paper, we talk about our EMG system that can not only detect hand motions but also estimate muscle power. In our system, we use a 96-channel matrix-type surface electrode attached to the forearm in order to measure the EMG. It is very important for our system to select 4 channels that are suitable for recognition from the 96 channels available for the multi-channel electrode. This can be achieved using the Monte Carlo method. The system first generates 1000 randomly selected 4-channel sets for the multi-channel electrode. These sets are evaluated for the recognition rate of hand movement, and the set four channels that records the highest recognition rate is used for experiment. In our EMG system, we suppose that muscle power is proportional to the amplitude of EMG, and the power is estimated using liner model that is detected from relationship between the power and the amplitude for each subject. Four normal subjects are tested with our EMG system. Using the proposed method, all hand motions were able to be distinguished, and muscle power was estimated correctly. We thus conclude that our proposed EMG system will be useful for the control of various equipment.

Keywords: EMG, Multi-channels electrode, Estimate grip

1. はじめに

生体信号の一種である筋電位 (Electromyogram:EMG) とは、脳からの運動指令により筋繊維が興奮する際に発生する活動電位のことである。体の各部の動作においては、それぞれの動作に依存して筋繊維の興奮や、筋の収縮度合いが異なることから、発生する EMG の電位特性は動作毎に大きく異なる。そのためこの電位特性は動作との関連がつけ易く、さらに随意筋の場合には自分の意思を反映し筋の動作を能動的に制御することが可能であることから、EMG を利用して体の各部動作を認識 (以下、動作認識) する試みは古くから着想されてきた¹⁾³⁾。現在まで、EMG を制御信号源として利用する様々なシステム (以下、EMG システム) が提案され、そのための EMG による動作認識技術が研究されている。例えば、失われた機能を代替するための、前腕切断者等の障害者の使用を対象とした支援システム⁴⁾、EMG 義手、食事支援マニピュレータ

⁵⁾や、福祉・介護現場で介助者の損対的負担を軽減するための筋力アシストシステム⁶⁾等がこの例としてあげることができ、近年ではロボティクスや、バーチャルリアリティ⁷⁾、代用音声システム⁸⁾、など幅広い分野でも EMG システムが利用されている。またこれらに加えて、EMG そのものに関する研究も多く行われている^{9),10)}。これらの研究者達は EMG を制御信号の 1 つとして捉え利用者が不自然に感じられない速さで動作認識を行ない、その結果を利用して機器を制御することが出来る動作認識システムの開発を目標として研究を行っている。この際、より精度の高い動作認識を行うためには以下の 2 点が重要であると考えられる。

- 1) 動作識別規則の構成
- 2) EMG 計測箇所の設定

1) は、より良い動作認識を行うためには適切な識別規則を構成する必要があることを、2) は EMG をどの部位から導出するかを意味する。この 2 点の問題に対し我々は、動作識別規則に正準判別分析法を用い、電極に開発した

*1 工学研究科電気電子システム工学専攻修士課程

*2 神奈川県総合リハビリテーションセンター 研究部

*3 工学部電気電子工学科 教授

多チャンネル電極を用いたシステムを構築することで動作認識問題に対して高い認識率を得る事が出来た¹¹⁾。しかし上記のような現在の EMG システムは動作の認識のみを考慮したシステムが多く、動作に対する力の強弱を考慮したシステムの開発例は殆ど無い。だが、人間が動作を行う際には力を制御しながら動作を行うことが殆どである。もし、測定した EMG を利用して動作に対する力の強弱を判断することが可能であるならば、それを機器制御に反映することで、より人間の動作に近い制御を行う事が可能になると考えられる。よって、本研究ではこのような筋の動作に伴う力の強弱を EMG から推定し、その結果を EMG システムに反映させ、動作と動作に対する力の強弱を考慮したシステムの開発を目的としている。具体的な実験では、認識対象動作を手の“握り”として物を握る際の力の強弱を計測した EMG より推定することを試みた。

2. システム構成

我々の EMG システムは多チャンネル電極で計測した表面筋電位（以下,SEMG）を用い、動作認識に適した少数チャンネルを選択し、正準判別分析法を用いてリアルタイムで動作認識を行うと共に力の測定を行う構成となっている。システムのブロック図を Fig.1 に示す。

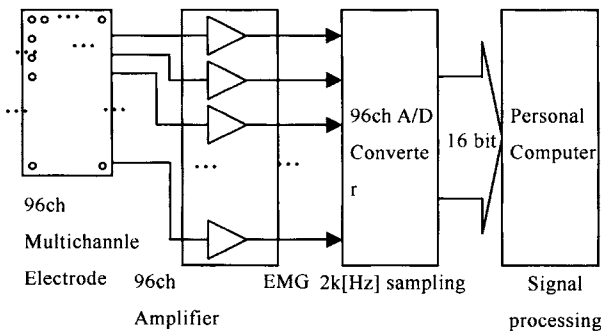


Fig.1 A block diagram of the system.

被験者の前腕部に装着された 96ch 多チャンネル電極より導出された EMG は増幅された後、A/D 変換されパーソナルコンピュータ（以下,PC）に入力される。PC では後述する手法により、動作認識に適した 4 チャンネルの選択を行い、これ以降その 4 チャンネルを用いて動作認識、又は動作に伴う力の推定を行う。

2.1 システムのハードウェア

2.1.1 多チャンネル電極

システムで用いる多チャンネル電極を Fig.2 に示す。

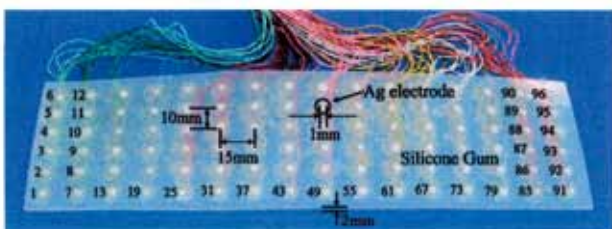


Fig.2 Structure of the 96-channel surface multi-electrode.

これは厚さ 2mm のシリコンゴム上に配置された、6 列×

16 列の合計 96 個の銀電極から構成される。銀電極は直径 1mm であり、前腕を一巡出来るように縦 10mm、横 15mm の間隔で配置した。計測に関してはこの他に、共通電極及びリファンレス用電極として市販の銀—塩化銀電極を 2 つ使用した。

2.1.2 EMG アンプ

EMG アンプは 3000 倍の増幅度をもち、低域は 10Hz 以下を、高域は 1kHz 以上をアクティブフィルタによりカットした。増幅されて帯域制限された 96 チャンネルの EMG は 16bit A/D コンバータにより 2kHz でサンプリングされ PC に取り込まれ解析処理される。

2.1.3 握力計測装置

握りの力の強さを変化させた時にどのように力と EMG が変化したのかを詳しく知るためには、実際にどの位の力で握っているのかを知る必要がある。握りの強さを計測するものとして握力計が最適であると考えられるが、一般の握力計で最大握力を計測するものであり、握力の変動を随時計測できる物では無い。本研究ではリアルタイムで握力値を PC 上に記録したいので市販の握力計をそのまま使用することは出来ない。そこで我々は市販されているアナログの握力計をリアルタイムで握力値を計測し、かつ PC 上に表示及び記録出来るように改良した。改良した握力計を Fig.3 に示す。こちらは握力計の針の軸上にポテンショメータを取り付けており、針が回転することによりポテンショメータの抵抗値が変化する仕組みになっている。



Fig.3 Grip measurement apparatus.

この変化した抵抗値を電圧値に変換し、A/D ボードを介して PC に取り込む。PC 内には計測値と握力との変換テーブルを用意しており、これによりリアルタイムで握力を計測することが可能である。

2.2 システムのソフトウェア

2.2.1 チャンネル選択法

96 個のチャンネルすべての EMG を動作認識の解析に使用することを考えた場合、チャンネル数が多いために処理に時間がかかってしまい、システムの即応性が問題となる。そこで動作認識に適した少数個のチャンネルを選択する必要があるが、以下に示す留意すべき点がある。

- 1) 選択するチャンネル数を幾つに設定するか
 - 2) チャンネルをどのように選択するか
- まず 1) に関しては前述の通り 96 チャンネルから 4 チャン

ネルを選択した.4チャンネルに設定した理由は,被験者8名に対し計測チャンネルを1~16チャンネルまで変化させた時の手の動作に関する認識率の比較を行った結果,殆どの場合について使用したチャンネルが4チャンネル以上の時に評価認識率に飽和傾向が見られたからである¹¹⁾.その結果を Fig.4 に示す.

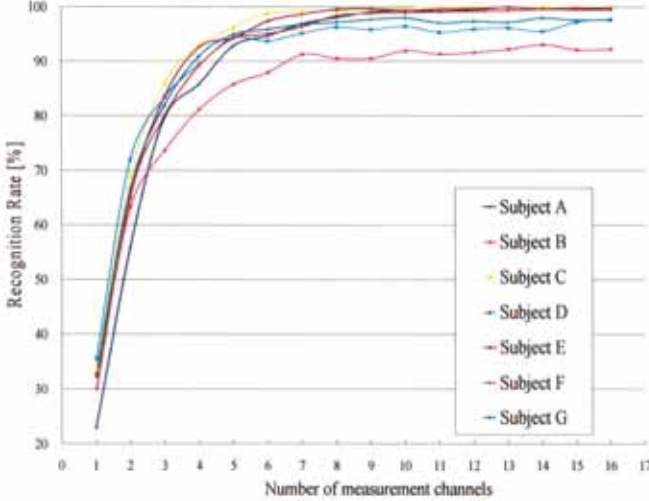


Fig.4 A relationship between the number of channel and recognition rate

2) に関してはチャンネルの評価方法が問題となる.96チャンネルの中から最大認識率を示す最適な4チャンネルを求めようとするれば,96ch から選択出来る全ての4チャンネルの組に対して評価を行う必要があり,その計算量は膨大なものになる.そこで認識対象動作全てに対し最適である4チャンネルの組み合わせを厳密に選択するのではなく,乱数を用いてランダムに選択された複数の4チャンネルの組を用いて評価する方法を用いている.つまり,4チャンネルの電極より構成された1つの電極の組に対し,予め被験者毎に計測を行っておいた各動作の96チャンネルのEMGパターンからこの電極の組のデータを取り出し,これを用いて動作認識率を求める.ここで動作認識率とは,試行により認識した動作と,入力した動作が合致する正答率のことである.これをランダムに抽出した1000個の電極の組に対して計算し,その上で最も高い動作認識率を示す4チャンネルの組を実際の動作認識に際して採用する電極の組とした.

2.2.2 動作識別規則

まず SEMG の特徴量を決定する必要があるが,本システムでは SEMG の振幅成分に着目し,その時間的な加算値を用いた.各チャンネル特徴量を $X_i (i=1,2,\dots,4)$ とすれば, X_i は式(1)で表される.

$$X_i = c \sum_{t=1}^{T_1} |x_i(t)| \quad (1)$$

c はパターンを正規化するための定数, $x_i(t)$ は時刻 t におけるサンプル値, T_1 は加算時間を表している. T_1 は長いほど X_i が安定することが先行研究からわかっているが,システムの即応性を考慮するため,ここでは 300ms に設定した¹²⁾.

次に特徴量 X_i を用いて動作認識をするための識別規則には正準判別分析法を用いた¹¹⁾.正準変量を Z とすれば, Z を求めるための1次式による線形結合は,

$$Z = a'(X - \bar{X}) = \sum_{i=1}^q a_i (X_i - \bar{X}_i) \quad (2)$$

と表され, X_i は各データ, q は入力成分の数(ここではチャンネル数の4)である.式(2)より係数ベクトル a' が求められれば Z は一意に定まる.本論文では動作認識の対象となる識別動作が5であることから5群の認識を設定し,各群のデータ数は5とした.ここで5群の第 k 群目のデータ数を n_k (ここではデータ数の5), 平均値を $\bar{X}_i^{(k)}$ とし, g 群(ここでは5群)全体のデータの平均値を \bar{X}_i と表すと,

$$\bar{X}_i = \sum_{k=1}^g n_k \bar{X}_i^{(k)} / n \quad n = \sum_{k=1}^g n_k \quad (3)$$

となる. X_i 内の群内分散・共分散行列は,第 k 群における特徴量 X_i の α 番目のデータを $X_{\alpha i}^{(k)}$ とし

$$W = (W_{ij})$$

$$W_{ij} = \sum_{k=1}^g \sum_{\alpha=1}^{n_k} (X_{\alpha i}^{(k)} - \bar{X}_i^{(k)}) \cdot (X_{\alpha j}^{(k)} - \bar{X}_j^{(k)}) / (n - g) \quad (4)$$

で表される.群間分散・共分散行列は

$$B = (B_{ij})$$

$$B_{ij} = \sum_{k=1}^g n_k (\bar{X}_i^{(k)} - \bar{X}_i) \cdot (\bar{X}_j^{(k)} - \bar{X}_j) / (g - 1) \quad (5)$$

で表される.これらの値を用いて式(2)の Z 内の群内分散,群間分散, S_w, S_B を記述すれば,

$$S_w = a' W a \quad (6)$$

$$S_B = a' B a \quad (7)$$

となる.ここで S_w は各動作群内のデータの分散であり, S_B は各群の分布の分散であるから, S_w が小さく S_B が大きければ各群が良く分離できている事になる.すなわち群内分散と群間分散の比 λ を式(8)のように定め λ を最大とすれば g 個の群を良く判別できる事になる.そこで λ を a の各要素で偏微分して0とおくと式(9)で示される固有値問題に帰着する.つまり式(9)で求めた固有値 λ に対応する固有ベクトルは λ が最大となった時の a となる.

$$\lambda = \frac{S_B}{S_w} = \frac{a' B a}{a' W a} \quad (8)$$

$$[W^{-1} B - \lambda E] = 0 \quad (9)$$

ここで E は単位行列である.システムでは式(9)の解をPCにより求め,得られた4個の固有値とそれに対応する固有ベクトルの要素から係数ベクトル a' を求めた.得られた係数ベクトル a' を式(2)に代入することで正準変量が得られる.実際の動作認識では4つの正準変量を構成

し、まず第 1 から第 4 までの各正規変量をそれぞれ、 Z_1, Z_2, Z_3, Z_4 として、これを基底とする 4 次元空間を構成する。次に予め計測しておいた被験者の EMG データから各認識対象動作に対する投影点を計算し、その点と登録した各認識対象動作の投影点までのユークリッド距離を算出し、その値が最も小さい動作を認識した動作と判定した。

2.2.3 力の算出方法

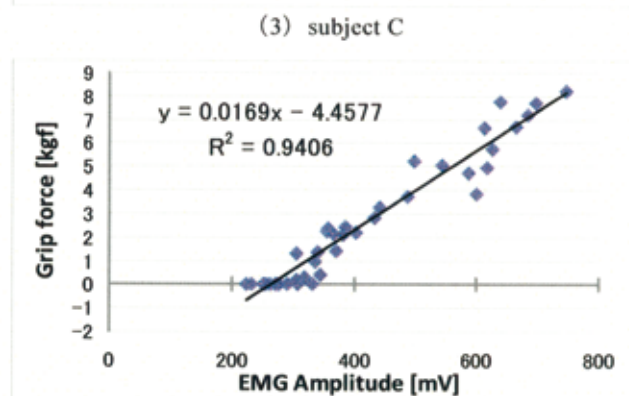
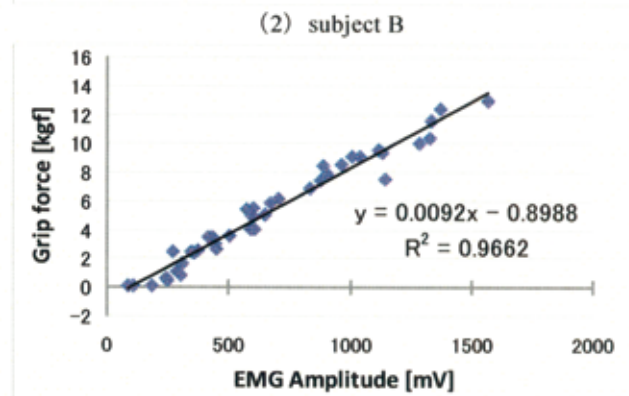
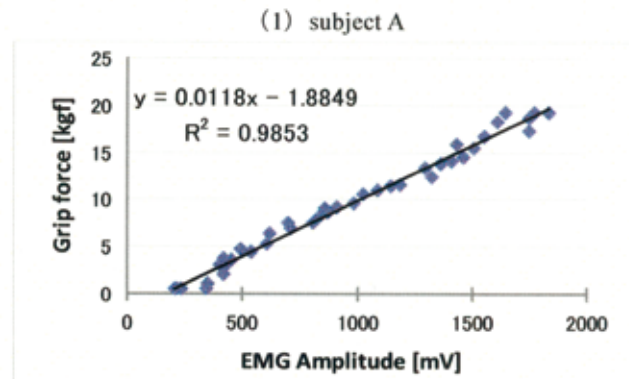
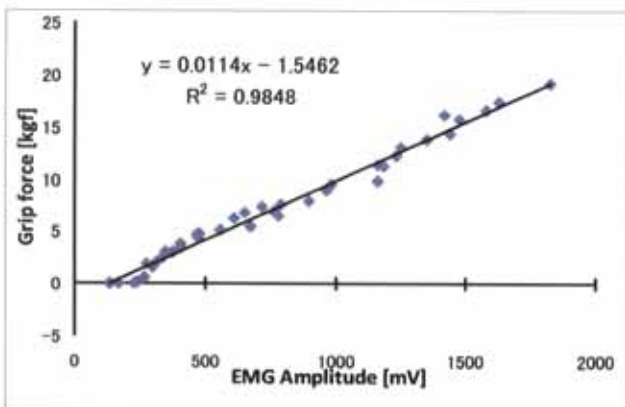
EMG から力を算出するためには、まず EMG と力の関係について考える必要がある。そこで、予備実験として被験者 4 名で力を徐々に上げた時の最適な 4 チャンネルの EMG の振幅成分の絶対値を加算した値について検討を行った。その結果を Fig.5 に示す。Fig.5 より力と EMG の変化はほぼ比例している様子が認められる。相関係数を計測したところ、被験者全体の平均で 0.9692 となっており、力と EMG の振幅の高い相関性を示すことが確認された。それより EMG を適切に解析することで EMG より力の推定が可能であると考えた。そこで我々は EMG の振幅と握力との間にほぼ線形な関係があると仮定し最小二乗法を用いることにより、その関係式の同定を試みた。

最小二乗法とは、測定で得られた数値の組を、適当なモデルから想定される 1 次関数、対数曲線などの特定の関数を用いて近似するとき、想定する関数が測定値に対してよい近似となるように、残差の二乗和を最小とするような係数を決定する方法、あるいはそのような方法によって近似を行うことである¹³⁾。 n 個のデータ (x_n, y_n) が得られたとき、このデータに最もフィットする直線を $y = ax + b$ とすると、 a, b は式(10)、式(11)によって与えられる。

$$a = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2} \quad (10)$$

$$b = \frac{\sum_{i=1}^n x_i^2 \sum_{i=1}^n y_i - \sum_{i=1}^n x_i y_i \sum_{i=1}^n x_i}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2} \quad (11)$$

以上のことより、力の推定式の構成を行った。



(4) subject D
Fig.5 A relationship between grip and amplitude of EMG

3. 実験および実験結果

3.1 実験方法

成人健常者 4 名に対し、以下に示す手順で握力推定実験を行った。まず被験者の 96 チャンネルの EMG を認識対象動作毎に計測する。認識対象動作は何も手に力を入れない状態（以下、安静状態）と握力計を握っている状態の 2 動作の他に、開き、掌屈、背屈の計 5 動作である。それぞれの動作の開始から 900ms 間の EMG を 5 回ずつ計測し、動作の開始時点を中心とする同期加算値を求める。以下ではこのデータを 96 チャンネルの SEMG データとして処理を行う。次に 96 チャンネルよりランダムに選択された 4 チャンネルに対するデータを認識対象動作毎に動作開始時点が

ら 300ms まで取り出し、式(1)で与えられる特徴量 X_i の 5 動作に対する EMG パターンを得る。このデータを正準判別分析法に適用して識別空間を構成し、この上で動作認識を行う。この時、動作認識の対象となる EMG パターンは 900ms の間計測された EMG データであり、これは最初から 60ms ずつデータの先頭をずらして 300ms 間に切り出した 10 組のデータを用いて構成している。つまり動作毎に 5 回×10 組の計 50 個の SEMG パターンが得られることになり、これに対し正準判別分析法で構成した識別空間を用いて動作認識を行い、認識率を算出する。前述の通りこのような試行を 1000 回行い 5 動作の平均認識率の平均値を求め、その値が最も大きい 4 チャンルの組を被験者毎の最適な計測位置として使用する。被験者毎の最適な計測位置が決定した後で、被験者には誤差を少なくするために実験条件として以下の事に注意しながら、握力推定実験を行った。

- 1) 握力計を持った状態で徐々に力を加えていった後に徐々に力を緩めてもらい、これを繰り返してもらう。
- 2) 手首や膝等を曲げないようにする。
- 3) 握力を上げ下げするときなるべく同じ間隔になるようにする。

今回の実験では 300ms 間毎に 80 回記録を行っており、握力推定式の a, b は予備実験で求めたものを使用しており、被験者毎の係数を Table.1 に示す。

Table.1 Coefficient list

subject	A	B	C	D
a	0.0114	0.0118	0.0092	0.0169
b	-1.5462	-1.8849	-0.8988	-4.4577

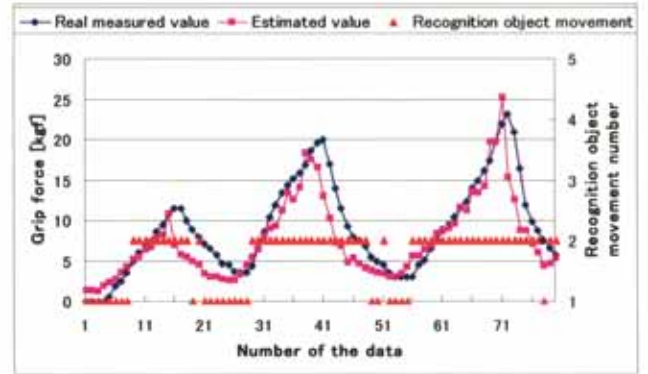
3.2 実験結果

選択された 4 チャンルを用いて行った握力推定実験の結果を Fig.6 に示す。左の数値が握力値を表しており、右の数値は認識対象動作を示している。認識対象動作は 1 安静、2 握り、3 開き、4 掌屈、5 背屈で表示を行っており、力が大きい時には 2 を、逆に力が小さい時には 1 を本実験においては認識するはずである。

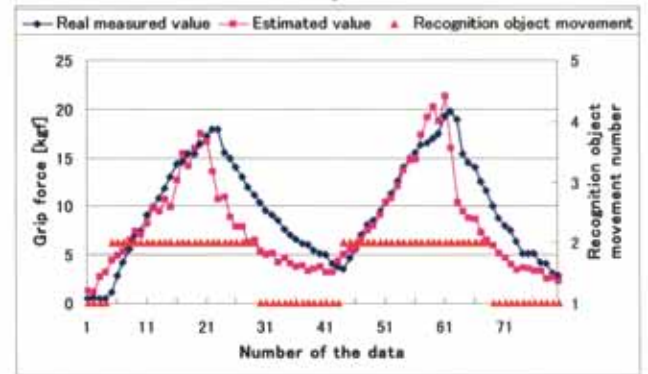
Fig.6 より、EMG から力を推定した値が自作した握力計から計測された値に極めて近い値を示していることがわかる。しかしながら、若干ではあるが全被験者共に力を上げていくときに比べて、力を下げていくときに誤差が目立つ結果ともなっている。

また、動作認識について検討してみると、被験者 C と被験者 D では、所々開きや背屈の動作を認識している部分があることがわかる。これは普段持ち慣れない握力計を使用し一定のリズムを維持しながら握力計測値を徐々に変化させることに集中してしまい、学習時とは異なる動作をしてしまった事が考えられる。また、被験者 C と D は EMG の実験に対して習熟していないため、日常生活では装着することがない多チャンネル電極を前腕部に装着して実験

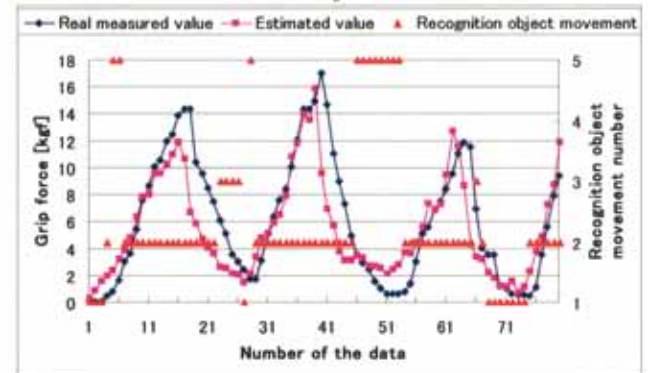
を行うことで、電極に対する違和感が自然な動作を妨げたとも考えられる。



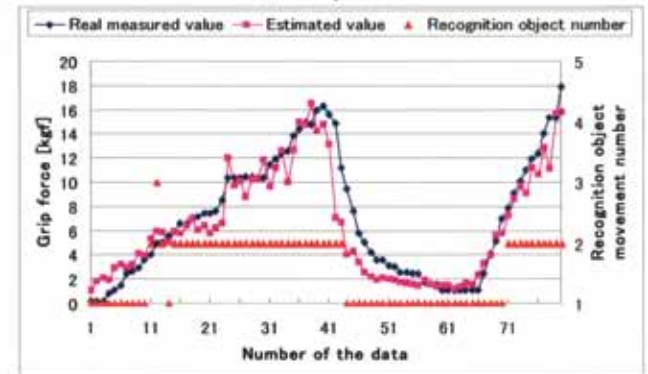
(1) subject A



(2) subject B



(3) subject C



(4) subject D

Fig.6 Results of the experiments

4. 考察

まず力と EMG の関係について考察を行う為に、予備実験として被験者が力を徐々に増加させていった時の EMG 値について測定を行った。その結果である Fig.5 より力と EMG 値についてほぼ比例関係があることが確認された。また相関係数の算出を行って両者の関係を検討した結果、被験者全体の平均で 0.9692 という極めて高い相関性を示す値が得られた。

そこで各被験者のデータに対して最小二乗法を適用し、被験者毎の握力推定直線を構成し、それを用いた握力推定実験を行った。その結果、Fig.6 より全被験者共に計測値と推定値が極めて良く一致し、最小二乗法を用いる事で EMG より力の推定が可能であると考えられた。しかしながら以下の 2 点についての問題も生じた。

- 1) 力を徐々に抜いていく際に、計測値と推定値で力の誤差が生じた。
- 2) EMG の実験に習熟していない被験者の場合に、動作認識が正しく行えていない時がある。

このような問題が実際の EMG システムを制御する際に起こってしまうと、使用者が意図した動作とシステムの認識が異なってしまう可能性があり、使用者が安全に使用する事が困難になる。このような問題が生じる原因として、1) の問題は握力推定式を構成する時に係数 a, b は予備実験の結果より与えられているが、与えられた係数は力を増加させる場合に適切な値を算出しているものであり、力を減少させる場合については考慮が出来ていない。つまり、力の増加と減少の両方を考慮した係数の算出方法を検討するべきであると考えられる。また 2) の問題は、訓練を繰り返し行うことで解消される場合もあるが、それで解決しない可能性も考えられる。前述の通り特徴量 X_i の加算時間 Tl を 300ms に設定しているが、加算時間を増加させた時に認識率が安定することは明らかである。そこで即応性を維持しつつ、認識率を向上させるような力の推定を行う場合に最適な加算時間を検討していく必要性もあると考えられる。

5. 結論

本論文では多チャンネル電極を用いて前腕部より EMG を導出して、動作を認識しつつ EMG から力の推定を行えるシステムの開発を行った。

本システムでは 96 多チャンネル電極から、チャンネル選択法を用いて動作認識に適した 4 チャンネルを選択する。また識別規則に正準判別分析法を用いて手の動作の認識を行ないながら、同時に最小二乗法を用いて力の測定を行う。その結果、EMG から推定した握力値と計測された握力値の波形は良く一致しており、握力推定システムとして有用性が示されたと考えられる。

今後の検討課題として、力を抜く際に誤差が生じる事があるために、握力推定式を構成する際の係数の算出する際に力の増加、減少の両方を考慮して算出を行って行く必要があると考える。また、動作認識が正しく行えない事態も発生することが確認されていることから、今後はシ

ステムの即応性についても考慮しつつ、特徴量や識別規則など動作識別システムについて考察していきたい。

参考文献

- 1) N.Wiener: CYBERNETOCS or Control and Communication in the Animal and the Machine, MIT Press,(1948)
- 2) 櫛橋康博, 本多庸悟, 高橋和彦, 飯沼亮, 石黒潤: 履歴を考慮した筋電周波数分布パターンによる前腕動作認識. 精密工学会誌 66(3), p468-472,(2000)
- 3) 松村悠司, 福見稔, 赤松則男, 竹田史章: ニューラルネットワークを用いた手首 EMG パターン認識システムの構築. 電子情報通信学会技術研究報告. HIP, ヒューマン情報処理 103(166), p73-78, (2003)
- 4) 福田修, 卜楠, 辻敏夫: 生 EMG 信号による電動義手の制御. 計測自動制御学会論文集, 40(10),p1124-1131, (2004)
- 5) 福田修, 辻村好司, 辻敏夫, 大塚彰: EMG 信号を利用した食事支援マニピュレータの制御. 医学器, 74(5), (2004)
- 6) 木口量夫: 医療沁・p ロボットの現状と将来展望 パワーアシストロボットの現状と将来展望, 金属, 76(1),p25-27
- 7) B.Yair, A.Mario, and H.Erion: Using EMG to Anticipate Head Motion for Virtual-Environment Applications. IEEE Trans. Biomed. Eng.,52(6), p1078-1093, (2005)
- 8) 福田修, 藤田真治, 辻敏夫: EMG 信号を利用した代用発生システム. 電子情報通信学会論文誌 D-2, Vol.J88-D-2, No.1, p105-112, (2005)
- 9) 永田健太郎, 山田雅史, 曲谷一成: 多チャンネル電極を用いた障害者の為のコンピュータ操作支援システムの開発. 東海大学紀要電子情報学部.4(2): 85-90,(2005)
- 10) 木竜徹: 表面筋電図計測・解析法に関する最近の話題. 生体・生理光学シンポジウム論文集.18: 351-354,(2003)
- 11) 永田健太郎: 前腕部多チャンネル筋電位による手の動作認識に関する研究, 東海大学大学院 平成18年度博士論文, 79-1,(2006)
- 12) 永田健太郎, 安藤啓一, 山田雅史, 曲谷一成: チャンネル選択にモンテカルロ法を用いた多チャンネル EMG による手の動作認識, 医用生体工学, Vol.41-1, p138-147,(2006)
- 13) 田島稔, 小牧和雄: 最小二乗法の理論とその応用. 東洋書店,(2000)