

# 偏 KL 情報量に基づく変数選択法と生体電極選定への応用

芝 軒 太 郎\*・島 圭 介\*・辻 敏 夫\*  
高 木 健\*・大 塚 彰\*\*・陳 隆 明\*\*\*

A Novel Variable Selection Method Based on a Partial KL Information Measure and Its Application  
to Channel Selection for Bioelectric Signal Classification

Taro SHIBANOKI\*, Keisuke SHIMA\*, Toshio TSUJI\*,  
Takeshi TAKAKI\*, Akira OTSUKA\*\* and Takaaki CHIN\*\*\*

This paper proposes a novel variable selection method based on the KL information measure, and applies it to optimal channel selection for bioelectric signal classification. Generally, the accuracy of classification for bioelectric signals is greatly influenced by measuring positions of the signals as well as individual physical abilities of a user. Therefore, it is effective for classification to select optimal positions for each user in advance. In the proposed method, the probability density functions (pdfs) of measured data are estimated through learning of a multidimensional probabilistic neural network (PNN) based on the KL information theory. Then, a partial KL information measure is newly defined to evaluate contribution of each dimension in the data. The effective dimensions can be selected eliminating ineffective ones based on the partial KL information in a one-by-one manner.

In the experiments, the proposed method was applied to EMG electrode selection with six subjects (including an amputee), and the effective channels were selected from all channels attached to each subject's forearm. Experimental results showed that the number of channels was reduced with  $36.1 \pm 12.5$  [%], and the average classification rate using selected channels by the proposed method was  $98.99 \pm 1.31$  [%]. These results indicated that the proposed method is capable to select effective channels (optimal or semi-optimal) for accurate classification.

**Key Words:** Kullback-Leibler information, variable selection method, pattern classification, Electromyogram

## 1. 序 論

筋電位 (Electromyogram: EMG) や脳波 (Electroencephalogram: EEG) などの生体信号から人間の内部状態や意図する動作を正確に推定、識別できれば、さまざまな機器の制御に応用できる可能性がある。従来、生体信号の識別問題に関して AR モデル<sup>1)</sup>や判別関数<sup>2)</sup>などを用いた方法が検討されており、近年では、ニューラルネット (Neural Network: NN) を用いた研究が盛んである<sup>3), 4)</sup>。NN は学習によって任意の非線形写像を獲得できることから、非線形性を

有する生体信号識別に有効とされ、センサ位置のずれや個人差に対応できるという特徴をもつ。特に Tsuji らは混合正規分布モデル (Gaussian Mixture Model: GMM) を内包した確率 NN である Log-Linearized Gaussian Mixture Network (LLGMN)<sup>5)</sup>を提案し、生体信号識別への有効性を確認している<sup>6), 7)</sup>。

生体信号の識別に基づく機器制御の際には、1) 操作者個人ごとに適切な生体信号の計測位置を決定し、2) その位置に電極を貼付することで操作が可能となる。また、3) 操作習熟のためのトレーニングも必要不可欠である。上記の 1) ~3) はそれぞれ多大な時間を要する可能性があり、従来より時間低減のためのさまざまな試みが行なわれている。たとえば 2) の電極貼付に関しては、多数の電極が 1 枚のシート上に配置されたシート型の電極など、容易にかつ短時間に貼付可能な電極が数多く提案されている<sup>8), 9)</sup>。同様に、3) 生体信号を用いた機器制御への習熟に関しては、操作者自身の EMG 制御能力を向上するための効果的なトレーニング方法が検討されている<sup>10), 11)</sup>。しかしながら、適切な位置に電極を貼付しなければ、その後のトレーニングの効率に多大な影響を与えてしまうため、電極位置の選定が非常に重要である。本論文

\* 広島大学大学院工学研究科 東広島市鏡山 1-4-1

\*\* 県立広島大学保健福祉学部 三原市学園町 1-1

\*\*\* 兵庫県立総合リハビリテーションセンター 神戸市西区曙町 1070

\* Graduate School of Engineering, Hiroshima University,  
1-4-1 Kagamiyama, Higashi-Hiroshima

\*\* Faculty of Health and Welfare, Prefectural University of  
Hiroshima, 1-1 Gakuen-cho, Mihara

\*\*\* Hyogo Rehabilitation Center, 1070 Akebono-cho, Nishi-ku, Kobe

(Received June 25, 2009)

(Revised October 9, 2009)

では、操作者に貼付した電極の中から機器制御に有効な電極のみを選定する問題をとりあげる。

生体信号の計測位置の選択に関する方法論の1つに、計測信号の特徴量から識別に有効な電極を選択する方法がある。たとえば中谷ら<sup>8)</sup>、伊藤ら<sup>12)</sup>は、被験者が実施した動作ごとにEMGの振幅が最も大きくなる位置を最適な電極位置として選択する手法を提案している。また、複数の電極を用いたセンサアレイからいくつかのセンサをランダムに選択し、正準判別分析<sup>9)</sup>やテンプレートマッチング<sup>13)</sup>などを用いて動作識別を繰り返すことで最適な電極位置を発見する試みもなされている。ただし、計測した信号の特徴量のみによる評価では、必ずしもパターン識別に有効な電極を選択できるとは限らない。また、被験者ごとに適した電極位置を発見するためにはできるだけ多くの電極を評価に用いる必要があり、センサ数が増大すると選択するセンサの組合せ数が膨大になってしまうという問題がある。全組合せを評価することなく被験者に適した電極を選択するためには、各センサが識別に与える影響度を評価し、それに基づいてセンサを選択する必要がある。

各センサの計測データからどの位置のセンサが識別に有効であるかを評価する問題は、識別に有効な変数の選択問題と考えることができる。変数選択に関する試みには、WilksのΛ統計量<sup>14)</sup>や、森らによるRV係数を用いて不要な変数を逐次削減する手法<sup>15)</sup>、IshikawaによるNNの学習中に不要な素子への重みを消去する方法<sup>16)</sup>などがある。しかしながらこれらの手法を生体電極の選定に応用した例は見られない。また、与えられたデータに対する評価を前提としているため、時々刻々と変化する生体信号などの評価に用いる際には未知データに対する汎化性が低下する恐れがある。

本論文では、Kullback-Leibler (KL) 情報量に基づく新しい変数選択法を提案し、EMG計測のための電極選択へ応用することを考える。本手法は、まず計測した信号を確率変数ととらえ、KL情報量に基づいた確率NNの学習によってその確率密度関数を推定する。そして識別に有効な変数の評価指標として、新たに偏Λ統計量に基づく偏KL情報量を定義し、識別に有効でない変数を逐次減少させる。これにより、すべての組合せを評価することなく識別に有効な電極のみを選択できると考えられる。

以下、2章で識別に有効な変数を選択するための提案法について述べ、3章で提案法を電極選択に応用したEMG識別法の概要を示す。そして、4章で提案法による電極選択・動作識別実験の結果を示し、本手法の有効性を検証する。

## 2. 偏 Kullback-Leibler (KL) 情報量に基づく変数選択法

識別に有効な次元の選定には、次元選択後の変数を用いて識別がどの程度可能かを評価する必要がある。ここでは、新しく提案する偏KL情報量に基づく変数選択法について説明する。

非線形構造を有するデータの識別問題を考えた際、各サンプルはある確率分布に従う確率変数と考えることができる。そのため、データが従う確率分布を正確に推定できれば、精度よく識別が可能である。このとき、あらかじめ与えられたサンプルを用いて推定した分布の推定精度を評価する指標にKL情報量がある。KL情報量は2つのデータ分布間の差異を表わすため<sup>17)</sup>、推定した分布と真の分布が近ければ近いほど0に近い値をとる。したがって、ある次元を削除する前後のデータのKL情報量を評価することで、取り除いた次元が識別に有効かどうかを評価できる。ここでは、KL情報量と提案法について述べる。

いま、 $K$ 個のクラスにそれぞれ $N_k$ 個のサンプルがあり、各サンプルは $L$ 次元変数ベクトルであるとする ( $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_L] \in \mathbb{R}^L$ )。 $\mathbf{x}_n^{(k)} \in \mathbb{R}^L$  をクラス $k$ の $n$ サンプル目の確率変数ベクトルとし、 $\mathbf{x}_n^{(k)}$ が真の分布および推定した分布において、クラス $k$ に属する確率をそれぞれ $Pr\{\mathbf{x} = \mathbf{x}_n^{(k)}\} = P_n^k$ および $Q_n^k$ とする。このとき、KL情報量は次式を用いて算出できる。

$$\begin{aligned} I_n(\mathbf{P}, \mathbf{Q}) &= \sum_{k=1}^K P_n^k \log \frac{P_n^k}{Q_n^k} \\ &= \sum_{k=1}^K P_n^k \log P_n^k - \sum_{k=1}^K P_n^k \log Q_n^k \end{aligned} \quad (1)$$

ここで  $\mathbf{P} = [P_n^1, P_n^2, \dots, P_n^K]^T$ ,  $\mathbf{Q} = [Q_n^1, Q_n^2, \dots, Q_n^K]^T$  であり、(1)式において右辺第1項は定数となり、第2項が最小となるときKL情報量が最小値をとる。これは、推定した分布が真の分布に近いことを意味し、推定した分布が真の分布に一致すればKL情報量は0となる。

KL情報に基づく次元評価の指標として、本論文では次式で表わす偏KL情報量を新たに定義する。

$$E_i = \frac{I(\mathbf{P}, \mathbf{Q})}{I(\mathbf{P}_{[i]}, \mathbf{Q}_{[i]})} = \frac{\sum_{n=1}^N I_n(\mathbf{P}, \mathbf{Q})}{\sum_{n=1}^N I_n(\mathbf{P}_{[i]}, \mathbf{Q}_{[i]})} \quad (2)$$

$I_n(\mathbf{P}_{[i]}, \mathbf{Q}_{[i]})$  は $n$ サンプル目の確率変数ベクトルに対するKL情報量であり、ある次元 $x_i$ を除いた確率変数ベクトル $\mathbf{x}_{[i]}$ を用いて算出される。ここで、 $N$ は全サンプル数を表わす。そして、この偏KL情報量を用いて、以下の変数選択法を提案する。

- (I)  $r = 0, R = L - r$  とする。 $\mathbf{x}^* \in \mathbb{R}^R, \mathbf{x}_{[i]}^* \in \mathbb{R}^{R-1}$  ( $i = 1, 2, \dots, R$ ) の各ベクトル集合に対して、(1)式のKL情報量を計算する。ここで、 $\mathbf{x}_{[i]}^*$ は $R$ 次元ベクトル集合 $\mathbf{x}^*$ から $i$ 次元を除いた $R - 1$ 次元のベクトル集合であり、 $x_i^*$ は $\mathbf{x}^*$ の $i$ 次元要素の集合を表わす。
- (II)  $\mathbf{x}^*$ から計算したKL情報量  $J(\mathbf{x}^*) = I(\mathbf{P}, \mathbf{Q}|\mathbf{x}^*), \mathbf{x}_{[i]}^*$ から計算した  $J(\mathbf{x}_{[i]}^*) = I(\mathbf{P}_{[i]}, \mathbf{Q}_{[i]}|\mathbf{x}_{[i]}^*)$  から偏KL情報量  $E_i$  ((2)式) を計算する ( $i = 1, 2, \dots, R$ )。
- (III) 求めた各  $E_i$  から、(2)式を最大にする次元を入力ベクトルから削除する。ここで、あらかじめ設定した限界値

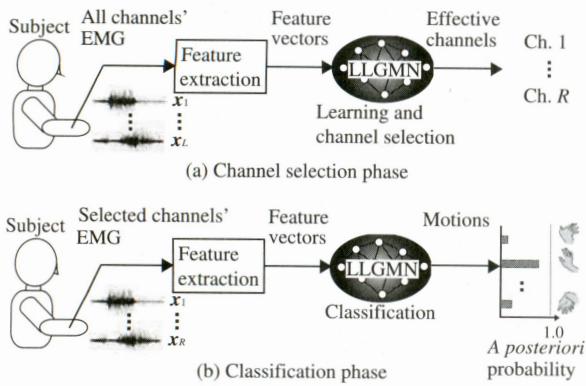


Fig. 1 Structure of the proposed channel selection method

$E_\theta$  と  $E_j$  ( $j = \operatorname{argmax}_i(E_i)$ ) を比較し,  $E_j \leq E_\theta$  であれば削除は行なわずに終了する。 $E_j > E_\theta$  の場合には次元  $j$  を元のベクトルから除き,  $\mathbf{x}^* = \mathbf{x}_{[j]}^*, r = r + 1$  (ただし,  $r \leq L - 1$ ) として (I) に戻る。

以上の手順に基づき識別に有効でない次元を削除していくことで, 最終的に識別に有効な次元のみ ( $R$  次元) が選択される。

### 3. EMG 電極選定への応用

ここでは, 提案する変数選択法を EMG 電極選択へ応用し, 識別に有効な電極のみを選択する方法について説明する。Fig. 1 にその概要を示す。EMG 電極選択では, まず被験者の動作を Tsuji らによって提案された Log-Linearized Gaussian Mixture Network (LLGMN)<sup>5)</sup> を用いて学習し, 同時に識別に有効な電極のみを選択する。動作識別の際は選択された電極のみを用いて被験者が行なった動作の識別を行なうことができる。

#### 3.1 特徴抽出

まず,  $L$  対の双極表面電極を用いて EMG を計測する。計測した EMG はサンプリング周波数 1 kHz で A/D 変換し, 各チャネルごとに全波整流, 2 次のディジタルバタワースフィルタ(カットオフ周波数 1 Hz)に通す。得られた  $n$  番目のサンプルを  $EMG_l(n)$  ( $l = 1, \dots, L$ ) とする。つぎに,  $EMG_l(n)$  の全チャネル和が 1 となるように正規化を行ない, 動作推定に用いる特徴パターンベクトル  $\mathbf{x}(n) = [x_1(n), x_2(n), \dots, x_L(n)] \in \mathbb{R}^L$  の各要素  $x_l(n)$  ( $l = 1, \dots, L$ ) を求める。

$$x_l(n) = \frac{EMG_l(n) - \overline{EMG_l^{st}}}{\sum_{l'=1}^L (EMG_{l'}(n) - \overline{EMG_{l'}^{st}})} \quad (3)$$

ただし,  $\overline{EMG_l^{st}}$  は安静時に取得した  $EMG_l(n)$  の平均値である。

#### 3.2 学習・電極選択

算出した特徴ベクトルを入力とし, LLGMN で学習を行なう。LLGMN は GMM と確率密度関数の対数線形化モデルに基づいた確率 NN の一種である<sup>5)</sup>。LLGMN は GMM を対

数線形化してネットワーク構造に展開しており, サンプルデータが従う統計分布を GMM に従って学習的に推定し, 入力  $\mathbf{x}(n)$  に対する事後確率  $\mathbf{Y}(n) = [Y_1(n), Y_2(n), \dots, Y_K(n)]^T$  を算出できる<sup>5)</sup>。

LLGMN の学習には誤差逆伝播に基づく最尤学習を用いている。いま,  $n$  番目の入力ベクトルに対して, 教師信号ベクトル  $\mathbf{T}(n) = [T_1(n), \dots, T_k(n), \dots, T_K(n)]^T$  が与えられた場合を考える。LLGMN では  $N$  個のサンプルデータ  $\mathbf{x}(n)$  ( $n = 1, \dots, N$ ) を用いて, 対数尤度を最大化するように学習を行なう。LLGMN の評価関数は従来, 対数尤度関数に基づいていたが<sup>5)</sup>, 本論文では (1) 式の KL 情報量を新たに使用する。出力値  $Y_k(n)$  が事後確率  $P(k|\mathbf{x}(n))$  に対応することを考えると, 評価関数  $J$  には,

$$J = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K T_k(n) \log \frac{T_k(n)}{Y_k(n)} \quad (4)$$

を用い, これを最小化するように学習を進める。(4) 式を最小化するように学習を進めることで, LLGMN の学習によって KL 情報量が最小化でき, 学習後のネットワークはデータ分布をよく推定できることを意味する。そのため, LLGMN の評価関数を用いて学習と同時に EMG 識別に有効な次元 (EMG 計測位置) を選択することができる。

電極選択では, 計測した EMG 信号から算出した特徴パターンベクトル  $\mathbf{x}(n)$  ( $n = 1, \dots, N$ ) を初期ベクトル集合として, 2.2 で述べた変数選択法に基づき, 識別に寄与しないとみなされる次元を順に削除していく。電極選択終了後, 最終的に  $r$  は削除した電極数,  $R$  は得られた電極数となる。特徴パターンベクトルの各次元は信号の計測位置を意味するため, 提案法を用いて識別に有効な電極位置が選択できる。

#### 3.3 識別

EMG 識別の際は, ネットワークの第 3 層の出力値が各クラスに対する事後確率であることから, 最も確率が高くなるクラス  $k$  を識別結果とするベイズ識別を行なう。ここで, 暗昧な識別結果による誤識別を防ぐために, LLGMN の出力に関するエントロピーを次式を用いて算出し, 識別判定処理を行なう。

$$H(n) = - \sum_{k=1}^K Y_k(n) \log Y_k(n) \quad (5)$$

エントロピーは情報の曖昧さを表わす評価値である。識別判定時には, あらかじめ設定した閾値  $H_d$  と  $H(n)$  を比較し,  $H(n) < H_d$  であれば出力  $Y_k(n)$  ( $k = 1, \dots, K$ ) が最大となるクラスに対応する動作を識別結果とし,  $H(n) \geq H_d$  であれば, 暗昧な識別として識別を保留する。

### 4. 電極選択実験

#### 4.1 実験条件

提案する電極選択法の有効性を検証するために, EMG 識別実験を行なった。被験者は健常な男子大学生 5 名 (A~E),

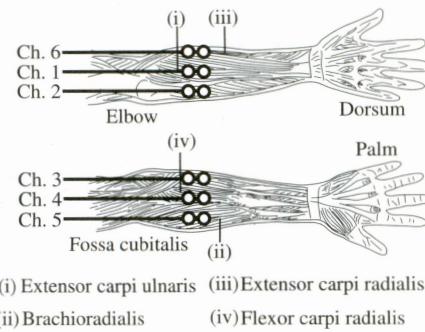


Fig. 2 Locations of electrodes

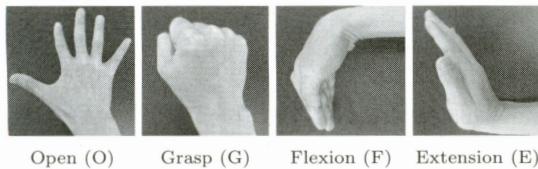


Fig. 3 Forearm motions used in the experiments

上肢切断者1名(F:49歳男性)とした。なお、被験者E,FはEMGを用いた機器の操作に熟練している。実験では、被験者の前腕部に電極(GE Marquette 製 SEB120)を6対装着し(被験者A~E, Fig. 2参照),開き,握り,掌屈,背屈の4動作(Fig. 3参照)を各5秒間ずつ連続で行なわせた。これを1試行として10試行分のデータをマルチテレメータ(NEC三栄MT-11, ゲイン60dB)を用いて計測した。各電極はCh. 1:尺側手根伸筋(Extensor Carpi Ulnaris: ECU), Ch. 3:尺側手根屈筋(Flexor Carpi Ulnaris: FCU), Ch. 4:橈側手根屈筋(Flexor Carpi Radialis: FCR)に配置し, Ch. 2, 5, 6は電極間が等間隔になるように配置した。被験者Fは右前腕に4対の電極を貼り付け、開き・握りの2動作を7試行行なわせた。サンプリング周波数は1kHzとし、各動作1s間のほぼ定常状態のデータ(1000サンプル)を電極選択および識別用のデータとして用いた。また、10試行のデータのうち各動作1試行を学習データとし、残りの試行を精度検証用データとした。電極選択のための学習データは各動作20サンプルとした。

## 4.2 実験結果

### 4.2.1 電極選択能力の検証

まず提案法によって識別に有効な電極が選択されるかを確認するため、学習データを用いた検証を行なった。また、電極選択に偏 $\Lambda$ 統計量<sup>14)</sup>を用い、識別に線形判別分析を用いた結果を本手法と比較した。電極選択のための判定閾値は $E_\theta = 0.8$ とし、偏 $\Lambda$ 統計量を用いた場合の電極選択の判定閾値は、被験者A~E( $L=6, K=4$ )は $F_{out} = 4.50 (= F_{120}^3(0.005))$ 、被験者F( $L=4, K=2$ )は $F_{out} = 8.83 (= F_{40}^1(0.005))$ とした。

Fig. 4は計測した信号の一例であり、力情報<sup>6), 7)</sup>から推定した定常状態部分に陰影をつけてある。図から動作ごとに各電極から計測される信号が異なっていることが確認できる。

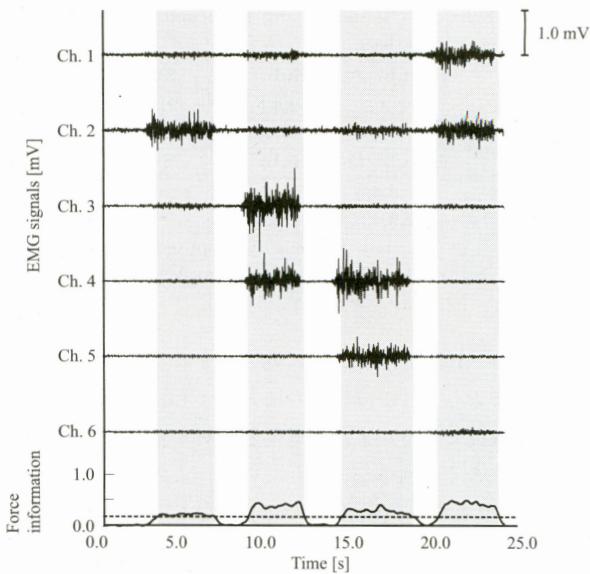


Fig. 4 An example of measured signals

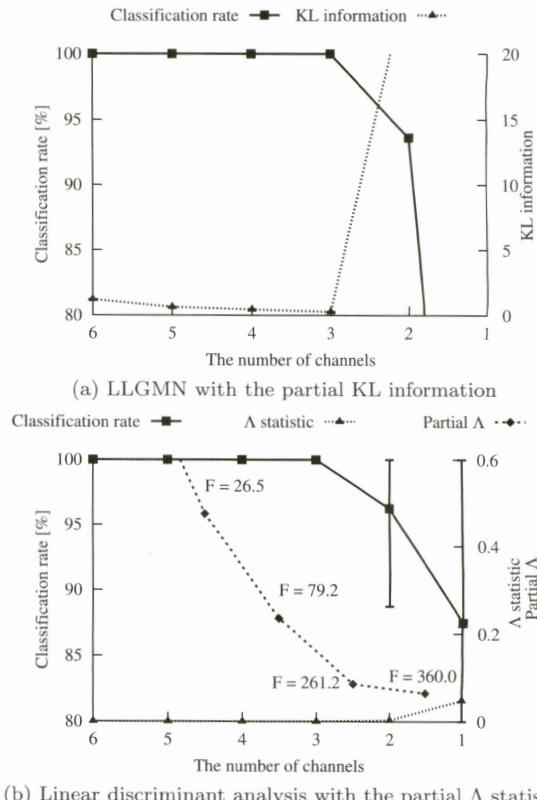


Fig. 5 Relationships between classification rates and KL information,  $\Lambda$  statistic and partial  $\Lambda$  statistic (Subject A). Note that the standard deviations are less than 0.27% for the classification rate and 0.06% for the KL information.

またFig. 5(a)に提案法を用いて順に電極を削除した際の全クラスに対する識別率とそのときのKL情報量を示す。図はそれぞれLLGMNの初期重みを10回変更し、学習・識別を行なった際の平均値を表わしている。また、横軸は電極選択により、6対から1対ずつ減少させたときの電極数を表わ

**Table 1** Selected channels using proposed method and partial  $\Lambda$  statistic

	Sub. A	Sub. B	Sub. C
SC <sub>KL</sub>	2,3,6	2,4,5,6	2,3,4,5,6
SC <sub>A</sub>	2,3,4,5,6	2,3,4,5,6	1,2,3,4,5,6
	Sub. D	Sub. E	Sub. F
SC <sub>KL</sub>	1,2,5,6	2,3,5,6	1,2
SC <sub>A</sub>	1,2,3,4,5,6	1,2,3,4,5,6	1,2,3

SC<sub>KL</sub>: selected channels by proposed method

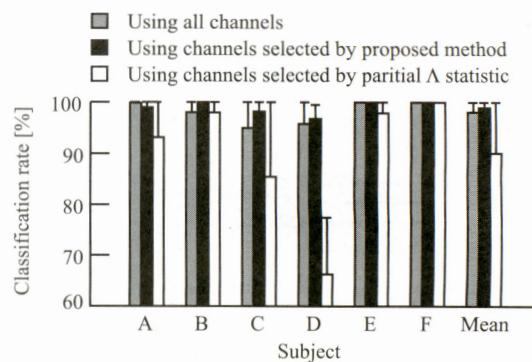
SC<sub>A</sub>: selected channels by partial  $\Lambda$  statistic

す。図では、KL 情報量が 0 に近い値をとる場合は高い識別率を保っており、KL 情報量の増大とともに識別率が低下する傾向が確認できる。また、電極を 3 対から 2 対へ減少させた場合は大きく識別率が低下している。このとき、偏 KL 情報量が 0.01 となり被験者 A では提案法によって最終的に 3 対の電極が選ばれた。

一方、Fig. 5 (b) は、同じデータに対して偏  $\Lambda$  統計量と線形判別分析を用いた場合の結果である。横軸は (a) と同様であり、縦軸は識別率と  $\Lambda$  統計量および偏  $\Lambda$  統計量を表わしている。提案法と同様に、識別率に関しては電極を 3 対から 2 対へ減少させた場合に低下が見られるものの、5 対から 4 対に減少させた場合において偏  $\Lambda$  統計量が大幅に減少している。これはデータ間の距離が近くなり、線形判別ではデータの判別が難しくなる可能性を示唆している。このとき  $F$  値が 26.5 となり、偏  $\Lambda$  統計量を用いた電極選択では 5 対の電極が最終的に選択された。

**Table 1** に全被験者について提案法および偏  $\Lambda$  統計量により選択された電極対を示す。偏  $\Lambda$  統計量を用いた場合では提案法を用いた場合と比較して 6 対からほとんど電極を削除できていないことがわかる（被験者 A～E）。また、被験者 F の場合も同様に 4 対から 1 対しか電極を削除できていない。提案法による電極の削除率は  $36.1 \pm 12.5\%$  であった。以上の結果より、偏 KL 情報量は偏  $\Lambda$  統計量に比べてより多くの電極を削減できると考えられる。

つぎに、本手法によって選択された電極の最適性を検証するために、6 対の電極から最適な数と位置を選択する場合にとり得る全組合せ（被験者 A～E,  $2^6 - 1 = 63$  通り）、および 4 対の電極から選択する場合の全組合せ（被験者 F,  $2^4 - 1 = 15$  通り）に対して同様の実験を行なった。**Table 2** は全組合せ中、分布推定の精度が高い順（KL 情報量の昇順）に 3 つの組合せを示しており、提案法により選択された電極の結果に陰影をつけてある。Table 2 から、どの被験者においても提案法を用いて 3 番目までに高い推定精度を有する電極を選択できていることがわかる。このことから、すべての組合せを調べることなく最適に近い準最適な組合せを求められることが確認できた。今回の実験では 6 極を用いたが、たとえば 96 極から最適な電極の数と位置を選択する問題を考えた場合には、全組合せの数は  $2^{96} - 1 \simeq 7.9 \times 10^{28}$  通りとなり、計算に莫大な時間がかかるてしまう。それに対し、提案法を用いた場合には計算回数が最大となる場合でも、わずか



**Fig. 6** Classification rates using all channels and selected channels

$$\sum_{n=2}^{96} n = 4655 \simeq 4.7 \times 10^3 \text{ 回で選定が終了し, 大幅に計算回数を削減できることがわかる。}$$

#### 4.2.2 EMG 識別精度の検証

提案法によって得られた電極対が未学習のデータ識別に有効かを確認するために識別用データを用いて実験を行なった。識別器の純粋な識別能力を測るために識別判定閾値  $H_d = 1.0$  とし、識別保留は行なわないこととした。**Fig. 6** にその結果を示す。図は全被験者についてすべての電極を用いた場合の識別率と提案法によって選択された電極での識別率を示している。また、比較として偏  $\Lambda$  統計量と線形判別分析を用いた結果を合わせて示す。識別に使用した電極は 4.2.1 の実験で得られた組合せ（Table 1 参照）とした。結果より、電極選択前後で平均識別率の差の絶対値はほぼ一定 ( $0.88 \pm 1.51\%$ ) に保てていることがわかる。また、偏  $\Lambda$  統計量を用いた場合では使用している電極数が提案法よりもかかわらず、識別率が低下している。これは、偏  $\Lambda$  統計量が与えられたデータの分散に基づいて変数選択を行なっているため、未知のデータをうまく識別できなかったと考えられる。以上の結果から本手法が電極選択に有効であることを確認した。

## 5. 結論

本論文では、変数ベクトルの識別に有効な次元を選択する変数選択法、および選択のための評価指標である偏 KL 情報量を提案した。また、本手法の有効性を示すために EMG 識別における電極選択問題へ応用し、前腕動作識別を行なった。結果より、偏 KL 情報量を用いて  $36.1 \pm 12.5\%$  電極を削除でき、提案法によって選択した電極を用いた場合の平均識別率が  $98.99 \pm 1.31\%$  と高いことから、被験者に適した電極位置の探索に有効であることが確認できた。また、全組合せの中から推定精度の高い上位 3 位までの電極を選択できることから、提案法により最適あるいは準最適な電極を選択できることがわかった。今後は、電極選択終了の閾値について考察を深めるとともに、1 枚のシートに多数の電極を貼り付けたシート型電極を用いて、より多くの電極を装着した場合に関する最適性の検証を行なう。また、EMG による機器操作の

**Table 2** The best three of the channel combinations with high estimation accuracy in all channels (The gray zone highlights outcomes using proposed method)

	Sub. A		Sub. B		Sub. C		Sub. D		Sub. E		Sub. F	
	UC	$I_n(P, Q)$	UC	$I_n(P, Q)$	UC	$I_n(P, Q)$	UC	$I_n(P, Q)$	UC	$I_n(P, Q)$	UC	$I_n(P, Q)$
1 <sup>st</sup>	1,2,3,6	0.1712	2,4,5,6*	0.0315	1,2,3,4,5,6	0.0025	1,2,3,5,6	0.0187	3,4,5,6	0.0040	1,2,4	0.00033
2 <sup>nd</sup>	2,5,6	0.2594	2,3,4,5,6	0.0339	2,3,4,5,6*	0.0029	1,2,5,6*	0.0194	2,3,5,6*	0.0043	1,2,3,4,5,6	0.00038
3 <sup>rd</sup>	2,3,6*	0.2656	1,3,4,5	0.0340	1,2,3,5,6	0.0031	1,2,3,6	0.0292	1,2,3,5,6	0.0069	1,2*	0.00040

UC: Used channels  $I_n(P, Q)$ : KL information

\*: Channels selected by proposed method

ためのトレーニングシステムと統合することでより効果的に電極を選択する方法を検討していく予定である。

**謝辞** 本論文の執筆にあたり、多大なご助言とデータ収集にご協力いただきました重藤元暢氏に深く感謝の意を示します。また、本研究の一部は日本学術振興会の21世紀COEプログラムの助成によるものであり、ここに改めて謝意を表します。

#### 参考文献

- D. Graupe, J. Salahi and D. Zhang: Stochastic analysis of myoelectric temporal signatures for multifunctional single-site activation of prostheses and orthoses, *Journal of Biomedical Engineering*, **7**-1, 18/29 (1985)
- 辻, 伊藤, 長町: 義手制御を目的とした多チャンネルEMG動作識別法, 電子情報通信学会論文誌, **J70-D-1**, 207/215 (1987)
- 森田, 柴田, 郷, 伊藤: ニューラルネットワークを用いた人間-筋電義手インターフェース, 電子情報通信学会技術研究報告. MBE, ME とバイオサイバネティックス, **99**-688, 37/42 (2000)
- A. Subasi: EEG signal classification using wavelet feature extraction and a mixture of expert model, *Expert Systems with Applications*, **32**-4, 1084/1093 (2007)
- T. Tsuji, H. Ichinobe, O. Fukuda and M. Kaneko: A maximum likelihood neural network based on a log-linearized gaussian mixture model, *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, 1293/1298 (1995)
- 福田, 辻, 金子: 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, **18**-3, 387/394 (2000)
- 辻, 福田, 村上, 金子: ニューラルネットを利用したEMG制御型ポインティングデバイス, 計測自動制御学会論文集, **37**-5, 425/431 (2001)
- 中谷, 西川, 吉田: 筋電義手処方支援システムの開発, 電子情報通信学会技術研究報告, **105**-655, 25/28 (2006)
- 永田, 安藤, 山田, 曲谷: チャンネル選択にモンテカルロ法を用いた多チャネルEMGによる手の動作認識, 生体医工学: 日本エム・イー学会誌, **44**-1, 138/147 (2006)
- 重藤, 島, 辻, 大塚, 陳: 筋電義手制御のための相互学習型トレーニングシステム, 第25回日本ロボット学会学術講演会・講演論文集(CD-ROM), 3J37 (2007)
- A. Soares, A. Andrade, E. Lamounier and R. Carrijo: The Development of a Virtual myoelectric Prosthesis Controlled by an EMG Pattern recognition System Based on Neural Networks, *Journal of Intelligent Information Systems*, **21**-2, 127/141 (2003)
- 伊藤, 尾関, 中村, 櫻澤, 戸田, 秋田: 簡易装着型の筋電インターフェース実現に向けて—多数電極からの代表電極の選択—, 電子情報通信学会技術研究報告, **108**-77, 107/112 (2008)
- 大歳, 牛場, 豊田: 筋活動電位信号を用いた前腕動作の推定, 電子情報通信学会技術研究報告. MBE, ME とバイオサイバネティックス, **104**-756, 13/16 (2005)
- 田中, 垂水: 統計解析ハンドブック 多変量解析, 共立出版 (1995)
- 森, 垂水, 田中: 主成分分析におけるRV係数を利用した変数選択, 計算機統計学, **7**-1, 47/56 (1994)
- M. Ishikawa: Structural learning with forgetting, *Neural Networks*, **9**-3, 509/521 (1996)

- 17) 竹内, 柳井: 多変量解析の基礎, 東洋経済新聞社 (1972)

#### [著者紹介]

芝軒太郎



2008年徳島大学工学部知能情報工学科卒業。現在広島大学大学院工学研究科複雑システム工学専攻博士課程前期在学中。生体信号解析、次元削減などの研究に従事。

島主介(正会員)



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。2009年同博士課程後期修了。2007-2008年日本学術振興会特別研究員(DC1)。現在、同特別研究員(PD)。博士(工学)。生体信号解析、ニューラルネット、ヒューマンインターフェースなどの研究に従事。IEEE、電気学会、電子情報通信学会会員。

辻敏夫(正会員)



1985年広島大学大学院工学研究科博士課程前期修了。同大学工学部助手、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。本会学術奨励賞(86)、論文賞(2002, 2008)、バイオメカニズム学会論文賞(90)、日本義肢装具学会論文賞(2000)、the K.S.Fu Memorial Best Transactions Paper Award of the IEEE Robotics in 2003、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)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。

高木健(正会員)



2006年東京工業大学大学院総合理工学研究科メカノマイクロ工学専攻博士後期課程修了(博士(工学))。同大学研究員、2007年広島大学大学院工学研究科特任助教、2008年同大学助教。現在に至る。Best Technical Exhibition Award (Proc. of the 2004 IEEE TExCRA)、日本ロボット学会第20回論文賞(2005)、本学会SI部門若手奨励賞(2007)、日本機械学会ロボメック表彰(2008)、本学会学術奨励賞(2009)などを受賞。ロボットハンド、義手、機構設計などの研究に従事。IEEE、日本ロボット学会、日本機械学会、日本コンピュータ外科学会、IFToMMの会員。

## 大 塚 彰



1972年高知リハビリテーション学院卒業、2002年広島大学大学院工学研究科博士課程後期修了、博士（工学）。徳島大学医学部附属病院、愛媛大学医学部附属病院などを経て、95年広島県立保健福祉短期大学教授、2000年広島県立保健福祉大学教授、現在（県立広島大学教授）に至る。日本義肢装具学会土屋和夫論文賞（2000）、日本義肢装具学会飯田賞本賞（2003）、医科器械学論文賞（2003）などを受賞。義手を含む福祉用具の開発研究に従事。日本義肢装具学会、日本リハビリテーション医学会、日本理学療法士協会などの会員。

## 陳 隆 明



1986年徳島大学医学部卒業。神戸大学整形外科学講座入局。87-91年神戸大学医学部大学院博士過程修了。神戸大学大学院医学博士。90-92年マックギル大学（カナダ）留学、客員研究員。92年から兵庫県立総合リハビリテーションセンター整形外科医長兼リハビリテーション科医長を経て2006年より部長。2007年から神戸大学大学院客員准教授。国際義肢装具協会（International Society for Prosthetics and Orthotics）日本支部会長、国際義肢装具協会（International Society for Prosthetics and Orthotics）フェロー、日本義肢装具学会副会長、日本義肢装具学会理事、日本義肢装具学会評議員、日本リハビリテーション学会評議員、日本脊髄障害医学会評議員、日本整形外科学会専門医、日本リハビリテーション学会専門医・指導責任者。2001年飯田賞奨励賞（日本義肢装具学会）、2006年飯田賞本賞（日本義肢装具学会）。

---