

生体信号を用いた自律適応型ヒューマンインタフェースに関する基礎研究

○正 石若 裕子(函館高専), 正 横井 浩史(北大工), 正 嘉数 侑昇(北大工)

要旨

本研究の目的は個人に密接に適応するインタフェースの開発である。人が機械を操作するときのフラストレーションを生体信号である脳波 (EEG) および筋電 (EMG) から定量化し、それを機械学習の教師信号とすることによって、機械が個人に適応していくシステムの開発を目指す。ここでは、被験者が不快であるか不快でないかの特徴ベクトルを抽出するための基礎実験を 20 人の被験者に対して行った。抽出する機構に人工ニューラルネットワークを、機械学習は強化学習を用いる。

1. はじめに

本研究では、個人に密接に適応するインタフェースの開発を目的としている。そのためには、人間が機械を操作するときのフラストレーションを機械に知らせる必要がある。生体信号からフラストレーションの定量化を試み、フラストレーションの有無を機械学習の教師信号として与えることによって、機械が個人に適合するシステムを開発する。ここで用いている生体信号は、脳波 (EEG) および筋電 (EMG) とした。生体信号からフラストレーションの有無・快・不快一の特徴ベクトルを抽出する機構に人工ニューラルネットワークを採用した。機械学習には強化学習を用い、快・不快の有無を強化学習の報酬とする。アプリケーションは Khepera ロボットの行動制御とする。

生体信号から快・不快の特徴ベクトルの抽出をするために、基礎実験として 20 人の被験者に対して不快な状況下で EEG 測定実験を行い、ANN の入力信号の検討を行う。また、圧電フィルムを眉の上にはるることによって、表情筋の動きの測定を行った。これらの基礎データをもとに、不快な状況下から不快ではない状況への EEG および EMG の時間変化をみるための実験を行った結果を示す。

2. 手法

Fig. 1 に Khepera ロボットをアプリケーションとした概要図を示す。このシステムは、以下の 3 つのユニットを持つ。

1. 解析ユニット：生体信号 (EEG) から特徴ベクトルを抽出する。
2. 適応ユニット：不快か不快でないかを認識し、RL の報酬として制御信号を作成する。
3. 訓練ユニット：解析ユニットからの特徴ベクトルに基づき利用者の教師信号を訓練する。

ここでは、EEG から特徴ベクトルを抽出する解析ユニットについて述べる。

2.1 解析ユニット

入力信号として EEG を用いる。特徴ベクトルを抽出するために ANN を採用した。ANN の入力信号として、脳波の各チャンネルの自己相関と周波数帯域を用いる。自己相関 (1) (2) と高速フーリエ変換 (FFT) (3) は次式で表される。

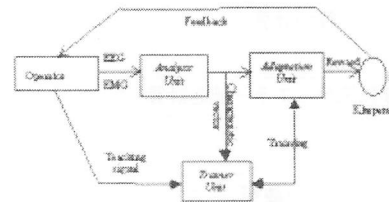


Fig.1 The outline of a proposed controlling system of Khepera robot using EEG and EMG

$$R_{xx}(\tau) = R_{xx}(t1, t1 + \tau) = E[X(t)X(t + \tau)] \quad (1)$$

$$E[X(t)X(t + \pi)] = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x_t x_{t+\pi} p(x_t, x_{t+\pi}) dx_t dx_{t+\pi} \quad (2)$$

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \exp(-2\pi jkn / N) \quad (k=0, 1, \dots, N-1) \quad (3)$$

ここで、N は脳波のデータ長である。周波数帯域の入力信号は、FFT 処理後、1/f ノイズを除去し、1Hz 毎あるいは 4 つの周波数帯域— δ 波 (1~4Hz)、 θ 波 (4~7Hz)、 α 波 (8~13Hz)、 β 波 (14Hz~) に分けたものとする。

特徴ベクトル抽出に用いた ANN は、入力層、出力層、中間層 1 つのバックプロパゲーション (BP) とした。

2.2 ハードウェア

EEG の測定は、4 チャンネルの NEC 製生体アンプを用いた。10000 倍に増幅されたアナログ信号は A/D 変換ボード (キーエンス NR-110) によって 14 ビットのデジタル信号に変換され、コンピュータに保存される。EMG 測定は圧電フィルムを眉の上にはるることによって表情筋の動きを測定する。フィルムからの出力は脳波と同じ A/D 変換ボードにより、記録される。

この適応システムの実用アプリケーションとしてケペラシミュレータを用いてシミュレーションを行い、実世界において実験を試みる。

3. 実験

3.1 EEG から特徴ベクトル抽出

基礎実験として、20 人の被験者に対して不快な音の状況下で脳波を測定する実験を行った。Fig. 2 に実験環境を示す。被験者はヘッドフォンから 7 項目の不快音と 4 項目の不快でない音を聞いた後、5 段階評価で評価を行った。

脳波は国際法(10 - 20電極法)による基準電極導出に基づき、前側頭 (F7, 8)、後側頭 (T5, 6)の合計4チャンネルを測定した。

この実験の妥当性を確かめるために、評定尺度法^[7]を用いて相関係数を計算したところ、 $r=0.84$ という強相関が認められた。

被験者 20 名に対して快・不快による EEG の各周波数帯域を分類した結果を Table. 1 に示す。EEG の特徴ベクトルには個人差が強く見られた。

3.2 EEG および EMG から特徴ベクトル抽出

英語の苦手な日本人の被験者に対して、1. 被験者が不快と感じる音での簡単な作業と 2. 和文英訳というタスク下で EEG および EMG 測定を行った。1. について、被験者はタスクが終了した時点で、不快な音から開放される。EEG および EMG の測定条件は、上述したものと同一である。サンプリング周波数は 1 kHz とした。タスクの終了時間は被験者の報告によるものとする。Fig.2 にタスク 1、Fig.3 にタスク 2 における 4 チャンネルの脳波と眉の動きの波形をしめす。Fig.2,3 の矢印(7.6s,5.3s)はタスクが終了した瞬間である。

Fig.2,3(b)は時間周波数解析した結果である。Fig.2 の周波数解析の結果から、EEG において、 β 波が強くでてきていることがわかる。また圧電フィルムの FFT の結果からも低周波数が消えており、7.6s 前後で状態の変化をみることができる。Fig.3 において EEG の違いは Fig.2 ほど顕著ではないが、圧電フィルムとの相関をみることによって、状態の変化をみることができる。これらの結果から、EEG および EMG を同時測定することによって、不快から快へ移行する時間変化を捉える可能性が示唆された。

3.2 オフライン学習

3.1 の基礎実験の結果から EEG による不快判別の可能性が示唆された。不快か不快でないかの認識に学習率 $\eta = 0.75$ の BP を用いた。有効な入力信号を調べるために以下の 6 種類を BP の入力とした。

1. 4 チャンネルの波形の相関 (10 入力)
2. 4 チャンネルの 4 周波数帯域のスペクトル(16 入力)
3. 4 周波数帯域で平均化された 4 チャンネルの相関 (20 入力)
4. 1+3(30 入力)
5. 1Hz 周波数帯域のスペクトル(25 入力)
6. 4 チャンネルの 4 周波数帯域スペクトルの相関(40 入力)

入力信号の比較結果を Table 2 に示す。各入力における被験者 20 人の中から、最高の認識率のもの、平均値を示した。平均値と最高認識率の差が大きくなっている。これは、被験者によって適切な入力信号が違うことを示している。

4. おわりに

20 人の基礎実験の結果から、EEG から不快か不快でないかを判別することが可能であることが示された。ANN を用いて EEG の特徴ベクトルを抽出することができたが、入力

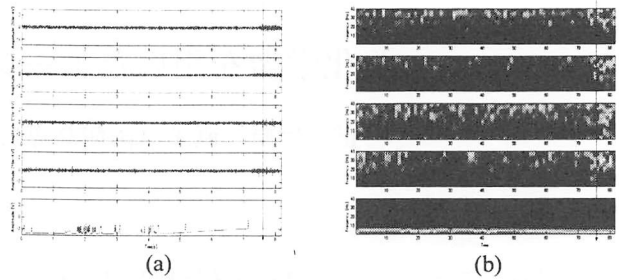


Fig.2 (a) 4channels' brain wave and one EMG (b) the results of time-frequency analysis under the task 1

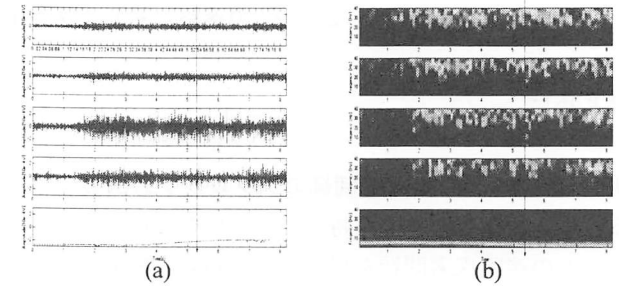


Fig.3 (a) 4channels' brain wave and one EMG (b) the results of time-frequency analysis under the task 2

Table 1. Classification by the characteristic from the different amplitude spectrum of FFT [person]

		under discomfort condition			
under comfort condition		large β wave	small β wave	middle β wave	
	large δ wave	4	1	2	
	small δ wave	3	1	3	
	middle δ wave	1	1	4	

Table 2. Proportion of recognition per input: the best proportion among 20 examinees and average

	best [%]	average [%]
input1	8.6	24.2
input2	9.4	31.5
input3	9.4	28.1
input4	7.4	17.75
input5	8.0	12.45
input6	9.9	39.95

信号は被験者によって適切なものを選ばなくてはならない。これは、汎用性よりも個人を重視するという観点からみると、個人に密接に適応するインタフェースの開発が生体信号を用いることによって実現する可能性を示している。さらに EEG と EMG の相関を取ることによって、不快から快へ移行する特徴ベクトルを抽出する可能性も示唆された。

参考文献

- [1] T. Musha, Y. Terasaki, H. A. Haque and G. A. Ivanitsky: Feature extraction from EEG associated with emotions, *Artif Life Robotics*(1997)1:15-19
- [2] J. R. Wolpaw, D. J. McFarland and etc.: "An EEG-Based Brain-Computer Interface For Cursor Control", *Electroencephalograph and Clinical Neurophysiolog*, Vol. 78, No. 3, pp. 252-259, March, 1991
- [3] C. A. Russell, G. R. Mcmillan: "Facial Gesture Recognition for Alternative Control", *Intelligent Engineering Systems Through Artificial Neural Networks*, Vol. 9, pp. 963-968, ANNIE '99.
- [4] R. W. Picard : *Affective Computing*, The MIT Press, Cambridge, MA, 1997
- [5] J. Heale and R. W. Picard: "Digital Processing of Affective Signals", *Proceedings of the ICASSP*, Seattle, Washington, May 12-15, 1998
- [6] W. Yu, H. Yokoi and D. Nishikawa : "Adaptive Electromyographic(EMG) Prosthetic Hand Control Using Reinforcement Learning", *IAS-5*, IOS Press, pp. 266-271, Sapporo, June, 1998
- [7] 難波精一郎、桑野園子著：音の評価のための心学的測定法、日本音響学会編、コロナ社、1998