

脳血流と脳波の局所的同時計測による感情状態判別について

On the Emotional State Determination by the Local-Simultaneous Measurement of Hemodynamics and EEG Dynamics

佐瀬 巧^{1*} 近藤 竹雄¹ 中川 匡弘¹
Takumi SASE¹ Takeo KONDO¹ Masahiro NAKAGAWA¹

¹ 長岡技術科学大学工学部

¹ Faculty of Engineering, Nagaoka University of Technology

Abstract: Brain Affective Interface (BAI) technology is essential for humans that cannot express emotion properly such as ALS patients. The application of helper robots that can read human emotions and respond to them is attempted. ENIAS analyzing human emotions were developed, but a lot of measurement points and learning time are required. We measured and analyzed NIRS signals and EEGs locally and simultaneously, and we attempted to determine emotional states by a few measurement points. We set measurement points in frontal lobe (the neighborhood of Fp1 and Fp2) and extracted NIRS signals and EEGs from them. The result of the integrated analysis of NIRS signals and EEGs to three subjects by using fractal properties shows that the average rates of the recognitions of joy and anger are 62.0[%] and 59.2[%] respectively.

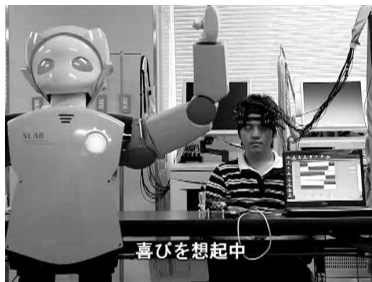


図 1: ENIAS による介護ロボット

1 はじめに

筋萎縮性側索硬化症 (ALS) 患者など、感情を適切に表現できない者にとって Brain-Affective Interface (BAI) 技術は必須である [1] ~ [7]。BAI 技術の発展により、ヒトの感情を読み取り、その感情に応ずる動作をする介護ロボットの実用化が図られる。図 1 は、ヒトの感情を解析するシステム「感性近赤外光解析法」(Emotion Near Infrared-rays Analysis System: ENIAS) を利用した介護ロボットの例である [2] ~ [5]。近赤外分光法 (Near-Infrared Spectroscopy: NIRS) により、ヒトの脳から非侵襲的に脳血流濃度変化信号 (NIRS 信号) を抽出し、

喜・怒・安静の各状態をリアルタイムに解析し感情状態判別を行った。ロボットが被験者の感情を読み取り、被験者の代わりに感情を表現する実験をしたが、ENIAS は学習時間、計測部位を多く必要とした。

我々は NIRS と脳波 (Electroencephalogram: EEG) の局所的同時計測・解析を行い、少ない部位で感情状態を判別することを試みた。計測部位は前頭部 (Fp1, Fp2 近傍) とし、これらの局所部位から NIRS 信号と EEG を抽出した。脳血流と神経活動に相互関係があることは生理学的に既知であり、機能的 MRI (functional Magnetic Resonance Imaging: fMRI) によっても確認されている [8]。あるタスク下で神経活動が活性化すると、その賦活焦点で血管内酸素交換が行われる、という脳血流と脳波の時空間ダイナミクスを同時刻・同位置で観測すれば、「頭位により NIRS 信号の値が変化するなどの内的アーチファクトを EEG で低減できる」、「外来ノイズや筋電が EEG に強く影響した場合にそれを NIRS 信号で検知できる」といった利便性がもたらされる可能性があるため、局所部位のみで感情状態を判別できると考えられる。

本研究では、時系列データの分散のスケーリング特性 (Scaling Property of Variance: SPV) を利用して、各計測部位から抽出される信号の自己アフィンフラクタル次元を算出した。解析対象となるデータは、被験者が感情を想起したときの NIRS 信号及び EEG である。ここで、近赤外光通過域の光路長が部位間・被験者間

*連絡先: 長岡技術科学大学工学部
〒 940-2188 新潟県長岡市上富岡町 1603-1
E-mail: sase@pelican.nagaokaut.ac.jp

で異なる問題がある [9]~[12]. Lambert-beer 則より、酸化・脱酸化ヘモグロビン (Oxy-, Deoxy-Hb) の濃度変化 ΔC_{oxy} , ΔC_{deoxy} は次式で算出される.

$$\begin{aligned}\Delta C_{\text{oxy}}d &= (C'_{\text{oxy}} - C_{\text{oxy}})d, \\ \Delta C_{\text{deoxy}}d &= (C'_{\text{deoxy}} - C_{\text{deoxy}})d, \\ \Delta C_{\text{total}}d &= (\Delta C_{\text{oxy}} + \Delta C_{\text{deoxy}})d.\end{aligned}\quad (1)$$

C'_{oxy} , C'_{deoxy} はそれぞれ、あるタスク下における脳賦活後の Oxy-, Deoxy-Hb の濃度である. 一方、 C_{oxy} , C_{deoxy} はそれぞれ、脳賦活前の Oxy-, Deoxy-Hb の濃度を表す. ΔC_{total} は Oxy-Hb 濃度変化と Deoxy-Hb 濃度変化の加算であり、 d は、照射から検出までの光路長を意味する. NIRS 信号は、ヘモグロビン濃度変化と光路長 d の積として出力される. SPV により光路長影響を分離させて、部位間・被験者間の比較検討を試みた. 自己相関・分散による光路長影響分離については、文献 [13] を参考にされたい.

本研究は、ヒトの感情のような高次機能は脳の前頭部で処理される、という背景に基づいて行われた [14],[15]. このため NIRS, EEG とともに前頭部 (Fp1, Fp2 近傍) を重点的に調査した. 前部前頭葉を切除し精神障害を克服する手術 (ロボトミー手術) によると、ロボトミーを受けた患者の中から様々な精神障害や感情鈍麻といった症状が出たことが知られている [14]. 更に、脳の障害により感情が崩壊した症例があり、最も有名であるのはフィアネス・ゲージである [15]. 感情を評価する場合、扁桃体や海場などが関連し側頭葉も測定すべきであるが、NIRS は大脳皮質 (深度 2~3cm 程度) の情報のみ計測可能であるため、深部の情報を計測することは困難である. 深部を見るには fMRI などとの併用が必要となる.

被験者 3 名に対して NIRS と EEG の局所的同時計測を行ったので以下に報告する. 本実験によって観測される「感情」とは、一般的に誰もが日常生活の中で経験する「嬉しい」「悲しい」「腹が立つ」というような一時的な強い感情の高まり、いわゆる「情動」ではなく、比較的長い時間にわたる想起に基づくものであり、各被験者に対して「時間的安定性のある感情」を想起させた. ヒトは皆、人生の中で最も喜んだときや、最も怒ったときなどを体験する. これらの喜・怒はヒトによって様々であり、内容も異なるが、「各個人における確固たる感情」という点は被験者間で共有される. 被験者に想起させた感情は喜・怒の 2 感情であり、これらの感情は互いに交わらない、つまり同時に発現しないと想定されるため線形分離を行った.

2 解析方法

2.1 節, 2.2 節ではそれぞれ、SPV によるフラクタル次元の推定法、光路長影響分離について述べる. 2.3 節においては、NIRS 信号と EEG の統合解析による感情の定量化手法について述べる.

2.1 SPV によるフラクタル次元の推定法

フラクタル次元の推定法として SPV を用いた. SPV は、時系列データの分散のスケーリング特性を利用してフラクタル次元を推定する手法である. フラクタル次元が D である時系列信号 $f(t)$ と、時刻 τ だけ離れた信号 $f(t+\tau)$ の α 次モーメント $\sigma^\alpha(\tau)$ は

$$\sigma^\alpha(\tau) = \langle |f(t+\tau) - f(t)|^\alpha \rangle \sim |\tau|^{\alpha H} \quad (2)$$

と表される. この式は $\alpha = 2$ において分散のスケーリング特性を表す. 解析データが一様なフラクタル性を有するならば、ハースト指数 H はモーメントの次数 α に依存しない. このときハースト指数 H は

$$H = \frac{1}{\alpha} \frac{\Delta \log \sigma^\alpha(\tau)}{\Delta \log |\tau|} \quad (3)$$

によって求められる. フラクタル次元の推定値 \hat{D} は、式 (3) により算出されるハースト指数 H を用いて

$$\hat{D} = 2 - H \quad (4)$$

となる.

2.2 光路長影響分離

式 (1) における ΔC_{oxy} , ΔC_{deoxy} , ΔC_{total} の時系列信号を $x(t)$ とすると、検出信号は $x(t)d$ となる. 式 (2) の $f(t)$ を $x(t)d$ と置換して \log 変換すると、次式に示すように光路長 d の影響を分離できる.

$$\begin{aligned}\log \sigma^\alpha(\tau) &= \log \langle |x(t+\tau)d - x(t)d|^\alpha \rangle \\ &= \log \langle d^\alpha |x(t+\tau) - x(t)|^\alpha \rangle \\ &= \log \{d^\alpha \langle |x(t+\tau) - x(t)|^\alpha \rangle\} \\ &= \alpha \log d + \log \langle |x(t+\tau) - x(t)|^\alpha \rangle.\end{aligned}\quad (5)$$

2.3 NIRS 信号と EEG の統合解析による感情の定量化手法

本研究では、NIRS 信号と EEG のフラクタル次元を特徴量として EFAM を利用した [5],[6],[7]. ただし従来の EFAM と区別するため、本研究における NIRS

と EEG の統合解析システムを, integrated-*EFAM*(*i-EFAM*) と表記する. *i-EFAM* は次式の重回帰で表現され, 各変数は行列である.

$$z = Ay + d. \quad (6)$$

z は $M \times L$ の教師信号または出力信号, A は $M \times N$ の分離行列, y は $N \times L$ の入力信号, d は $M \times L$ のバイアス成分を示す. M, L, N はそれぞれ感情数, データ数, 計測機器から得られる信号の特徴量数を表す. 機械学習する際は, 入力信号 y に NIRS 信号及び EEG から抽出した特徴量, 教師信号 z の各要素に 1 または 0 を与えた. 本研究では 3 つの条件下で *i-EFAM* の性能を調査した. 条件 1 と条件 2 ではそれぞれ $(M, N) = (2, 21)$, $(M, N) = (2, 28)$ とし, 喜を z の 1 行目, 怒を z の 2 行目に設定した. 条件 1 は NIRS 信号及び EEG のフラクタル次元を特徴量としたが, 条件 2 ではフラクタル次元に加えてエントロピーも特徴量とした. NIRS 信号や EEG の確率変数 X が正規分布 $p(X)$ に従うと仮定すると, エントロピー I は次式で算出される.

$$I = - \int dX p(X) \log p(X) \quad (7)$$

$$= \log \sigma + \log \sqrt{2\pi e}.$$

ただし式 (6) に適用させる際, 上式の第 2 項は d に吸収されるため $\log \sigma$ を特徴量として与えた. 条件 3 では $(M, N) = (3, 28)$ とし, z の 3 行目に安静状態を追加することで, 喜・怒の 2 感情の和が 1 となる制約を緩和させた. すべての条件下において, 未知である A と d を最小二乗法によって決定し, 新たなテストデータ集合を A と d に適用させることで出力信号 z を得た. 実際に A, d を求める際は

$$z = A^* y^*, \quad A^* = [A \quad d], \quad (8)$$

$$y^* = \begin{bmatrix} y \\ 1 \dots 1 \end{bmatrix}$$

のように d を A^* の中に内包した形で扱った. この場合 d は $M \times 1$ の列ベクトルとなる. 最小二乗法で A^* を導出すると

$$A^* = z y^{\dagger}, \quad y^{\dagger} = \tilde{y}^* (y^* \tilde{y}^*)^{-1} \quad (9)$$

となり, y^* の一般化逆行列 y^{\dagger} を計算することで求められる. \tilde{y}^* は y^* の転置行列を表す.

入力信号 y の作成方法を述べる. 本研究では Fp1, Fp2 近傍の 2CH を計測したため, NIRS 信号と EEG とともに 2 つの観測時系列データが得られた. y の 1~3 行目と 4~6 行目にそれぞれ, チャンネル 1 の Oxy-Hb 濃度変化信号, チャンネル 2 の Oxy-Hb 濃度変化信号のフラクタル次元時系列をセットした. 同様に 7~12

行目には, Deoxy-Hb 濃度変化信号のフラクタル次元時系列をセットした. 一方, y の 13~15 行目と 16~18 行目にそれぞれ, チャンネル 1 の EEG, チャンネル 2 の EEG のフラクタル次元時系列を与え, 19~21 行目には, チャンネル 1 の EEG とチャンネル 2 の EEG の差分信号のフラクタル次元時系列を与えた. フラクタル次元の推定には, 2.1 節で述べた SPV を利用した. 各時系列データのフラクタル次元を推定する際は, 様々な τ の区間でスケーリング則の傾きを導出することで, 特徴量数を増やした. EEG のフラクタル次元を算出する場合は, τ の区間を $[1, 2], [2, 3], [3, 4]$ として特徴量数を 3 倍にした. EEG の高周波成分が重要な情報量であることが知られているため, 本研究ではこのように設定した [5],[6]. ここで, 本研究で EEG を計測した際のサンプリング周波数は 1024[Hz] である. NIRS 信号のフラクタル次元を算出する場合は, τ の区間を $[1, 100], [1, 50], [1, 25]$ として, EEG と同様に特徴量数を 3 倍にした. 本研究においては近赤外照射プローブ数は 1 つであるため, NIRS 信号を計測した際のサンプリング周波数は 40[Hz] となった. NIRS においては, どの周波数帯のフラクタル性を見ればよいかは解明されていないため上記のように設定した [13]. 更に条件 2, 3 においては, z の 22~28 行目にエントロピーをセットした. NIRS 信号及び EEG への SPV 適用時は, 解析窓幅を 10[s], 刻み幅を 1[s] としたため, 条件 1, 2 においては式 (6) のデータ数 $L = 40$, 条件 3 においては $L = 60$ となった.

以上に述べたように, 1 感情で得られるデータ数を特徴量数と同程度にした. ENIAS や *EFAM* を利用する際も, 1 感情で得られるデータ数と特徴量数は同程度となっている [2],[5],[6].

3 実験方法

NIRS 信号と EEG を局所的同時計測したときの被験者, 計測, 刺激と課題について説明する.

3.1 被験者

被験者は心身ともに健康な 20 代の成人男性 3 名 (S1, S2, S3) で, NIRS 及び EEG 計測に関する基礎的な知識を持ち, 被験者としての経験を有する者である. NIRS 信号や EEG に与えるアーチファクトについて熟知している被験者を選出した. 被験者は皆 20 年以上の人生を歩んでいるため, 喜・怒に関する「確固たる感情」を備えている.

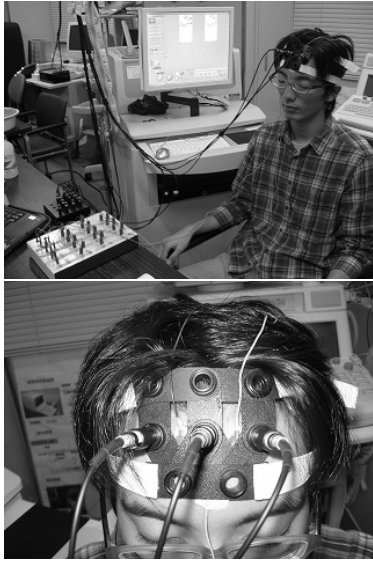


図 2: NIRS 信号と EEG の局所的同時計測の実験風景

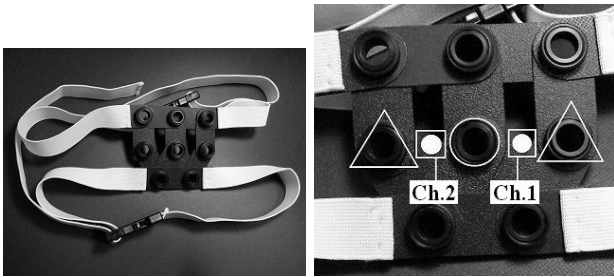


図 3: 局所的同時計測用ホルダ (白丸 (線のみ): 近赤外照射位置, 白三角: 近赤外検出位置, 白四角: 計測チャンネル, 白丸 (塗りつぶし): EEG 電極)

3.2 計測

使用した脳機能計測装置について述べる．NIRS においては近赤外光イメージング装置 (株式会社島津製作所製 OMM-3000, サンプル周波数 40[Hz]), EEG においては多チャンネル計測用アンプ (日本光電製 MEG-6116) を用いた．多チャンネル計測用アンプから得られる測定データは A/D 変換ボード (Computer Boards 社製 PCM-DAS16S/16, A/D 変換分解能 16bits, チャンネル数 2CH) を介し, パーソナルコンピュータに記録される．測定時のサンプル周波数を 1024[Hz] とし, 低域遮断周波数 1.5[Hz] のローカットフィルタと, 高域遮断周波数 100[Hz] のハイカットフィルタを設定した．商用電源ノイズに対しては HUM フィルタを EEG 測定時に使用した．

NIRS 信号と EEG を局所的同時計測した様子を図 2, 局所的同時計測用ホルダを図 3 に示す．被験者は

表 1: NIRS 信号と EEG の局所的同時計測におけるタイミングプロトコル

	Rest (s)	Joy (s)	Rest (s)	Anger (s)	Rest (s)
Learning	15	→ 30	→ 30	→ 30	→ 15
Test	15	→ 30	→ 30	→ 30	→ 15

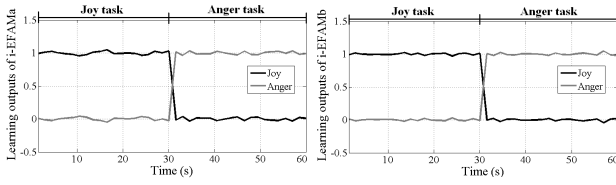
椅子に深く腰掛け, 背中を伸ばして座った．頭位により NIRS 信号の値が変化するため, 頭を動かさないよう被験者に指示した．図 2(下) 及び図 3(右) に示すように, 2 つの EEG 電極を NIRS プローブ間に装着させ, Fp1 に近い方をチャンネル 1, Fp2 に近い方をチャンネル 2 とした．チャンネル 1, 2 を単極測定点として A2 を基準電極とした．近赤外照射プローブを EEG 電極間に 1 つ, その両側に近赤外検出プローブを 2 つ装着させることで, 1 つの照射で 2 つの計測チャンネルを得た．NIRS のチャンネル配置は EEG と同様にした．

島津製作所製の 1 × 2 格子を組み合わせ, 図 3 の局所的同時計測ホルダを作成した．格子の固定に関しては, 島津製作所製のネジ止めを使用した．慣性モーメントは図 3(右) 中の白三角に発生するが, これらの部位は頭部固定用ベルトに関与しないため, 測定開始時に白三角の位置を調整すればよい．

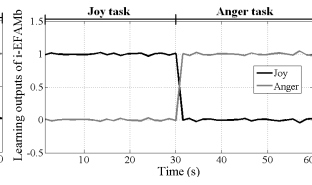
3.3 刺激と課題

感情に含まれる喜・怒の想起タスクを被験者に与え, 被験者自身が感情を想起させた．人生の中で最も喜んだときや, 最も怒ったときなどの「確固たる感情」を被験者に想起させた．「各個人における確固たる感情」という点は被験者間で共有される．本研究で実施したタスク内容を表 1 に示す．安静状態 15[s], 「喜」想起 30[s], 安静状態 30[s], 「怒」想起 30[s] の順に実施した．感情想起の準備のために安静時間を用意し, 学習データ集合取得時の最初の 15[s] と最後の 15[s] を条件 3 で使用した．実験中被験者は常に閉眼であり, 被験者に声を掛けることによって各状態のタイミング移行を行った．i-EFAM は機械学習を必要とするため, 学習データ集合取得とテストデータ集合取得を設けた．学習とテストの合間に 30[s] の空き時間を与え, 被験者の脳活動をリフレッシュさせた．本研究においては, 表 1 のタスク内容を 2 回行った．

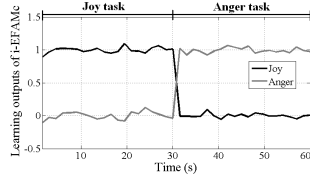
想起時間を 30[s] に設定した理由は長時間計測を避けるためである．長時間計測は被験者に疲労感を与え, 感情を想起することが困難な場合が想定される．学習の最初からテストの最後まで通して NIRS プローブを装着し続けなければならない．学習時とテスト時でプ



(a) i-EFAMa.



(b) i-EFAMb.



(c) i-EFAMc.

図 4: 被験者 S1 の i-EFAM 学習出力結果 (1 試行目)

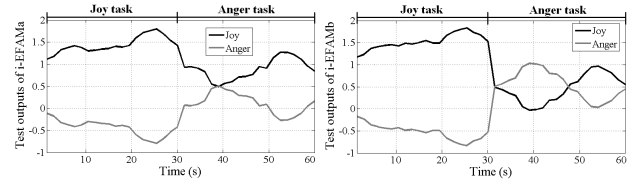
ロープの位置がずれてしまうと、正確に評価することが困難になる。

4 結果

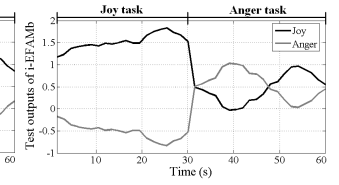
感情の学習結果，識別モデル (A, d) へのテストデータ集合入力結果について以下に示す．ここで，各条件下 (条件 1, 2, 3) における i-EFAM をそれぞれ i-EFAMa, i-EFAMb, i-EFAMc と表記する．

4.1 感情の学習結果

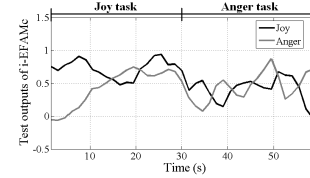
式 (9) を用いて喜・怒を機械学習した結果 (被験者 S1 の 1 試行目) を図 4 に示す．図 4 は，学習して得られた識別モデルに対して学習データ集合を再度適用させたときの式 (8) の z (以下 i-EFAM 学習出力と略す) である．図 4(a), (b), (c) はそれぞれ i-EFAMa, i-EFAMb, i-EFAMc 学習出力である．ただし安静時間を除いて描画し，喜を黒線，怒を灰線で示した．図 4 の i-EFAM 学習出力はすべて，想起時間 30[s] を境に「喜」出力値と「怒」出力値が反転していることが確認され，各出力が 0~1 近傍で制約されている様子が観察された．被験者 3 名の学習結果の平均認識率 (各被験者の認識率のアンサンブル平均) を算出した結果，i-EFAMa においては喜・怒ともに 0.998, i-EFAMb においては喜・怒ともに 0.999, i-EFAMc においては喜・怒それぞれ 0.996, 0.997 と求められた．ここで，喜・怒の認識率



(a) i-EFAMa.



(b) i-EFAMb.



(c) i-EFAMc.

図 5: 被験者 S1 の i-EFAM テスト出力結果 (1 試行目)

R_1, R_2 を導出する際は次式を使用した．

$$R_m = \frac{\sum_{j=20m-19}^{20m} z_{m,j}}{2 \sum_{i=1}^{20m} \sum_{j=20m-19}^{20m} z_{i,j}}, \quad m \in \{1, 2\}. \quad (10)$$

$z_{i,j}$ は式 (8) の z の i 行 j 列目である．

4.2 識別モデルへのテストデータ集合入力結果

識別モデルにテストデータ集合を入力したときの z (以下 i-EFAM テスト出力と略す) を図 5 に示す (被験者 S1 の 1 試行目)．図 4 と同様に安静時間を除いて描画し，喜を黒線，怒を灰線で示した．i-EFAMa と i-EFAMb においては，「喜」出力と「怒」出力は時系列上で全く逆の振舞いをした．式 (10) を使用して認識率を算出した結果を表 2 に示す．表 2 の各列の下には平均認識率を示した．i-EFAMa の喜・怒の平均認識率はそれぞれ 0.427, 0.404, i-EFAMb の平均認識率はそれぞれ 0.425, 0.527, i-EFAMc の平均認識率はそれぞれ 0.620, 0.592 と求められた．各 i-EFAM テスト出力の平均認識率を比較すると，i-EFAMc が最も高くなった．

5 考察

被験者 S1 の 1 試行目の i-EFAM テスト出力結果について考察する．式 (6) の入力信号 y に与える特徴量が

表 2: i-EFAM テスト出力結果の認識率

Subject	Trial no.	Recognition rate					
		i-EFAMa		i-EFAMb		i-EFAMc	
		Joy	Anger	Joy	Anger	Joy	Anger
S1	1	1.00	0.116	1.00	0.543	0.621	0.550
	2	0.301	0.305	0.231	0.00	0.00	1.00
S2	1	0.771	0.00	1.00	0.00	1.00	0.00
	2	0.00	1.00	0.00	1.00	1.00	1.00
S3	1	0.491	0.00	0.317	0.616	1.00	0.00
	2	0.00	1.00	0.00	1.00	0.101	1.00
Average		0.427	0.404	0.425	0.527	0.620	0.592

フラクタル次元のみ (条件 1) の場合は、喜の認識率は 1.00 となったが、怒の認識率は 0.116 と低くなった。図 5(a) の i-EFAMa 出力結果より、区間 30 ~ 50[s] で「怒」出力が増加している傾向が見られたが、「喜」出力を一度も上回らなかった。この i-EFAMa 出力結果に比べ、i-EFAMb 出力結果においては「怒」出力が 0.543 と大きくなった。図 5(b) の i-EFAMb 出力結果を見ると、区間 30 ~ 50[s] では「怒」出力が「喜」出力を上回っている様子が見られる。i-EFAMb においては、入力信号 y の特徴量にエントロピーも含まれていることが要因だと思われる。NIRS 信号及び EEG のエントロピーをフラクタル次元とともに学習することにより、怒の認識が改善されたと考えられる。全被験者の平均認識率を見ても、i-EFAMb の怒の認識率は i-EFAMa よりも高くなっていることがわかる (表 2 参照)。式 (6) の z の 3 行目に安静状態を追加した場合 (条件 3) は、喜・怒の 2 感情の和が 1 となる制約が緩和されたため、喜・怒の認識率に偏りが生じなかったと考えられる。喜・怒の認識率はそれぞれ 0.621, 0.550 と算出された。更に、被験者 S2 の 2 試行目においては、i-EFAMa と i-EFAMb の喜の認識率はともに 0.00 と求められたが、i-EFAMc では 1.00 となった (表 2 参照)。喜・怒の 2 感情間の制約が緩和されたため、「喜」出力が生じやすくなったと推察される。全被験者の平均認識率を見ると、喜・怒ともに i-EFAMc の認識率が最も高くなったので、条件 3 における i-EFAM が最も良いと考えられる。

6 むすび

本研究では NIRS 信号と EEG の局所的同時計測・解析を行うことで、少ない部位で感情状態を判別することを試みた。計測部位は前頭部 (Fp1, Fp2 近傍) とし、これらの局所部位から NIRS 信号と EEG を抽出し、SPV でフラクタル次元解析をすることにより特徴量を得た。被験者 3 名に喜・怒の確固たる感情を想起させ、integrated-EFAM(i-EFAM) で解析した結果、特徴量にエントロピーを追加、 z の 3 行目に安静状態を追加した方法が最良の認識率を与えた。この方法を利

用した i-EFAM テスト出力結果の平均認識率は、喜・怒それぞれ 0.620, 0.592 と算出された。

今後は、NIRS と EEG の統合解析が有効かどうかを、NIRS または EEG の両面から検討する必要がある。本研究で提案した i-EFAM を、NIRS 信号または EEG の特徴量のみで識別モデルを作成した場合と比較することが挙げられる。

参考文献

- [1] Musha, T., Terasaki, Y., Haque, H.A., Ivanitsky, G.A.: Feature extraction from EEGs associated with emotions, *Artif. Life Robotics*, Vol.1, pp.15–19 (1997)
- [2] 松下晋, 中川匡弘: 光トポグラフィによる感性情報解析, *信学誌*, Vol.J88-A, No.8, pp.994–1001 (2005)
- [3] PCT/JP2005/16037
- [4] 特許第 4590555 号, 感性状態判別方法及び装置
- [5] 中川匡弘: カオス・フラクタル感性情報工学, 日刊工業新聞社, (2010)
- [6] 佐藤高弘, 中川匡弘: フラクタル次元解析を用いた感情の定量化手法, *信学技報*, HIP, Vol.102, No.534, pp.13–18 (2002)
- [7] 特許第 3933568 号, 脳機能計測方法及び装置
- [8] Sun, P., Ueno, K., Waggoner, R.A., Gardner, J. L., Tanaka, K., Cheng, K.: A temporal frequency-dependent functional architecture in human V1 revealed by high-resolution fMRI, *Nature Neurosci*, Vol.10, pp.1404–1406 (2007)
- [9] Hoshi, Y.: Function near-infrared optical imaging: utility and limitations in human brain mapping, *Psychophysiology*, Vol.40, No.4, pp.511–520 (2003)
- [10] Chance, B., Leigh, J. S., Miyake: Comparison of time-resolved and -unresolved measurements of deoxyhemoglobin in brain, *Proc. Natl. Acad. Sci. U. S. A.*, Vol.85, pp.4971–4975 (1988)
- [11] Delpy, D.T., Cope, M., van der Zee, P.: Estimation of optical pathlength through tissue from direct time of flight measurement, *Phys. Med. Biol.*, Vol.33, pp.1433–1442 (1988)
- [12] Zhao, H., Tanikawa, Y., Gao, F.: Maps of optical differential pathlength factor of human adult forehead, somatosensory motor and occipital regions at multi-wavelengths in NIR, *Phys. Med. Biol.*, Vol.47, pp.1–18 (2002)
- [13] 栗本育三郎, 川上直樹, 館ススム: 聴覚の選択的注意における NIRS 信号解析, *VRS*, Vol.14, No.3, pp.371–380 (2009)
- [14] Jack El-Hai: *The Lobotomist: A Maverick Medical Genius and His Tragic Quest to Rid the World of Mental Illness*, Wiley (2005)
- [15] John Fleischman: *Phineas Gage: A Gruesome but True Story About Brain Science*, Houghton Mifflin (2002)