

脳波を利用した文字走査入力システムにおける独立成分分析の効果

寺島 匠[†] 森 大毅[†]

[†] 宇都宮大学工学部 〒321-8585 栃木県宇都宮市陽東 7-1-2 宇都宮大学工学部
E-mail: †{tera,hiroki}@speech-lab.org

あらまし ALS 患者を対象にした脳波を用いた文字走査入力システムとその特徴抽出精度の向上について述べる。ALS 患者を対象にしたコミュニケーションシステムは多く提案されているが、重度の ALS 患者を対象にしたシステムは少ない。本研究は低コストかつ重度の ALS 患者でも使用できるコミュニケーションシステムの構築を目標としている。本研究では、文字走査入力システムのトリガーとして、随意的な制御が比較的容易なアルファ波に着目した。脳波の振幅スペクトルのアルファ波帯域におけるピーク値からユーザの意図した文字を推定する原理を述べるとともに、4名の被験者による文字入力実験により提案法の有効性を示す。また、多チャンネル脳波計を活用した精度向上を狙いとして、ブラインド信号処理の一種である独立成分分析による信号強調を試み、その有効性を検証する。さらに、独立成分分析を用いる際に生じる信号選択の問題について述べ、分布間距離が適切な信号選択に有効であることを示すとともに、入力文が未知の場合にも適用できる信号選択手法を提案する。

キーワード 脳インターフェイス、走査型文字盤入力システム、独立成分分析、多チャンネル脳波計

Independent component analysis for electroencephalography as a front-end of scanning communication systems

Takumi TERASHIMA[†] and Hiroki MORI[†]

[†] Faculty of Engineering, Utsunomiya University Yoto, Utsunomiya-shi, Tochigi, 321-8585 Japan
E-mail: †{tera,hiroki}@speech-lab.org

Abstract This paper describes improvement of the accuracy of the EEG-based scanning communication systems for persons with ALS. Although a number of communication systems for persons with ALS have been proposed, there have been few reasonable systems for persons with severe disability. The goal of this study is to develop a communication system that even ALS persons in a locked-in state can operate. This work focuses on the alpha wave, known to be relatively easy to control, as trigger for scanning communication system. In this paper, the algorithm to estimate intended characters from the peak value of amplitude spectrum of the alpha band is described. The proposed method is evaluated with a sentence input experiment by four subjects. In addition, the Independent Component Analysis, an algorithm of blind separation, is introduced for signal enhancement, which is an effective utilization of multi-channel EEG device. There is a problem of signal selection that arises with introducing ICA. This paper shows the effectiveness of distribution distance for appropriate signal selection. Moreover, a signal selection method is proposed that can be applied even if input sentence is unknown.

Key words BCI, scanning communication systems, independent component analysis, multi channel EEG

1. はじめに

ALS(筋萎縮性側索硬化症)は国指定の難病で運動神経が徐々に侵され機能なくなってしまう病気である。麻痺の箇所によっては他者とのコミュニケーションが困難になる。このため、日立ケーイーシステムズ社製「伝の心」など残存可動部位を利用したコミュニケーションシステムが利用されている。しかし、重度の ALS 患者は完全 locked-in と呼ばれる随意運動が一切で

きない状態になってしまうこともある。この状態になった ALS 患者は通常の方法では他者とコミュニケーションを取ることができない。

完全 locked-in 状態の ALS 患者は随意運動はできないが、脳機能は正常に働くことが知られている。そこで、随意運動を使わず脳活動のみで動かせるコミュニケーションシステムがあれば ALS 患者でもコミュニケーションが可能になる。脳機能を利用したインタフェースで代表的なものに「P300 スペラー [1]」が

あげられる。脳波の1種である P300 を利用したインタフェースで、高い精度の文字入力を得ているが、特殊なインタフェースのため誰にでも使いこなせるものではない。本研究ではこういった問題点を解決し、誰にでも利用できるコミュニケーションシステムの開発を目標としている。

本研究では、「伝の心」などの既存のコミュニケーションシステムでもなじみ深い文字走査入力システムを利用する。[3] では NIRS(近赤外分光法) により計測した脳血流量を入力用のトリガーとして文字入力を行っている。しかし、NIRS は時間分解能があまり優れていないためユーザーへの負担が大きいという問題がある。本研究では脳血流量の代わりに脳波を利用することで実用的なコミュニケーションシステムの実現を目指す。

脳波は非常に微弱で雑音に弱いという特徴をもつ。脳波計で計測される脳波には筋電位などのアーチファクトが多く含まれる場合もあり、脳波を利用したインタフェースでは目的の特徴量をうまく得られない場合がある。本研究では、この問題を解決するために多チャンネル脳波計を利用した独立成分分析を用いる。独立成分分析を使うことによりアーチファクトの影響を除去することができ、結果として信号を強調することができる。多チャンネル脳波計には比較的安価な Emotiv 社の多チャンネル脳波計「EPOC」を利用し、患者家庭へ容易に導入できることを目指す。

2. 文字入力システム

2.1 脳波を利用した文字走査入力システム

文字走査入力システム(図1)は、文字盤上をカーソルが一定の間隔で列、行方向に移動する文字盤である。目的文字上にカーソルが到達した時にスイッチをオンにすることで目的文字の列、行が決定され文字が入力される。これを繰り返すことで文章を入力する。

脳波を用いた文字走査入力システムでは脳波をスイッチの代わりに利用する。カーソルが目的の文字に来た時とそれ以外の期間で脳波を変化させることでスイッチの役割を持たせる。カーソルはユーザーの意思とは無関係に最左列から最右列、最上部から最下部に移動し続ける。ユーザーはカーソルが目的の文字に停留している間だけ脳波を変化させることで文字を入力していく。この時カーソルが入力目的の文字に停留している期間をターゲット期間、それ以外の期間を非ターゲット期間と呼ぶこととする。

カーソルが文字 C の位置に停留している期間の脳波の特徴量を x_C とする。例えば列方向の走査ならば、 $C \in \{あ, か, \dots, わ\}$ である。提案するシステムは、各期間における特徴量 $x_{あ}, x_{か}, \dots, x_{わ}$ が与えられたときの事後確率 $P(C|x_{あ}, x_{か}, \dots, x_{わ})$ を最大にする文字 C を求めることで脳波による文字入力を実現する(式(1))。

Bayes の定理により、式(1)は式(2)のように変形できる。すべての文字の生起確率が等しい、すなわち $P(C)$ を定数と仮定すると、式(2)は式(3)のように変形できる。式(3)は、位置の数を次元数とする多次元分布であるが、これを文字 C の位置の特徴量だけを確率変数とする1次元分布で近似することにより

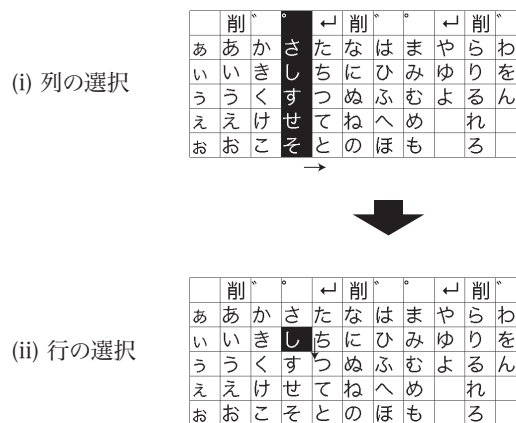


図1 文字走査入力 [2]

式(4)となる。

$$\hat{C} = \arg \max_{C \in \mathcal{C}} P(C|x_{あ}, x_{か}, \dots) \quad (1)$$

$$= \arg \max_{C \in \mathcal{C}} P(x_{あ}, x_{か}, \dots | C) P(C) \quad (2)$$

$$\approx \arg \max_{C \in \mathcal{C}} P(x_{あ}, x_{か}, \dots | C) \quad (3)$$

$$\approx \arg \max_{C \in \mathcal{C}} P(x_C | C) \quad (4)$$

この時、特徴量が全ての C に対して同一のガウス分布 $N(\mu; \sigma^2)$ にしたがって生起すると仮定すると、式(4)は式(5)のように変形できる。ここで、すべての C に対して $x_C < \mu$ が成り立つと仮定すると $\{-(x_C - \mu)^2\}$ は単調増加関数であるため式(7)を導くことができる。

$$\hat{C} = \arg \max_{C \in \mathcal{C}} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left\{-\frac{(x_C - \mu)^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (5)$$

$$= \arg \max_{C \in \mathcal{C}} \{-(x_C - \mu)^2\} \quad (6)$$

$$= \arg \max_{C \in \mathcal{C}} x_C \quad (7)$$

つまり、1回の走査で最も大きい特徴量をとった期間を入力する文字と推定すれば良い。また、 $P(C)$ が定数でない場合は Viterbi アルゴリズムで最適な C の列を求めることが可能である [4]。

2.2 特徴量

本研究では文字入力のための特徴量としてアルファ波を用いる。アルファ波は開眼時と閉眼時で振幅が大きく異なる特徴を持っている [5]。図2は、ターゲット期間で閉眼した場合のターゲット期間と非ターゲット期間それぞれのアルファ波帯域の振幅スペクトルの様子を表している。この図より、ターゲット期間と非ターゲット期間でアルファ波の様子が大きく変化していることがわかる。この振幅が変化する特徴を走査型文字入力システムのトリガーとして利用する。

特徴量として使用するのはピーク振幅(アルファ波帯域の振幅スペクトルの最大値)である。非ターゲット期間ではアルファ波の発生を抑制、ターゲット期間ではアルファ波の発生を促進することでピーク振幅を変化させる。2.1で説明したように、提案する文字走査入力システムは、1回の走査でピーク振幅が最大となる期間が入力を意図した文字であると推定する。

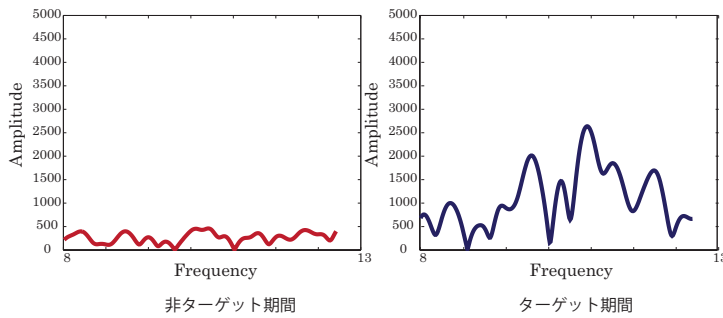


図 2 アルファ波帯域の振幅スペクトル

2.3 独立成分分析

本研究では、脳波計で受信した信号をそのまま分析するのではなく独立成分分析を用いて分析する。独立成分分析は音声分野のカクテルパーティ効果の解決のために開発された分析方法で、脳機能の研究においては筋電位などのアーチファクトの除去に利用されていることが知られている。今回はアーチファクトの除去により精度の向上が期待できることから利用した。

脳波計の n 個の電極が受信する信号を式 (8)、脳波の信号源を式 (9) と仮定する。

$$\mathbf{x}(t) = (x_1(t)x_2(t)\cdots x_n(t))^T \quad (8)$$

$$\mathbf{s}(t) = (s_1(t)s_2(t)\cdots s_n(t))^T \quad (9)$$

脳波が信号源から電極に到達するまでのアーチファクトの影響を混合行列 A と置くと $\mathbf{x}(t)$ は式 (10) のように定式化することができる。

$$\mathbf{x}(t) = A\mathbf{s}(t) \quad (10)$$

ここで、信号源 $s_1(t), s_2(t), \dots, s_n(t)$ が統計的に独立であるという仮定から独立成分分析が可能になる。式 (10) で右辺は中心極限定理よりガウス分布に近づく。一方、独立成分は非ガウス分布に従う特徴を持っている。この特徴を利用し、左辺を非ガウス分布になるように推定することで混合行列 A を推定する。ガウス分布は尖度が 0 であるのに対し非ガウス分布は尖度を持つ。つまり、尖度の絶対値が大きければ大きいほどガウス分布から離れ、非ガウス分布に従うので、独立成分分析は尖度の最大値を求めている。

混合行列 A を推定することで式 (10) は式 (11) のように変換され、信号源 $\mathbf{s}(t)$ が推定される。本研究においては Matlab の FastICA [6] と呼ばれるアルゴリズムで独立成分分析を行う。

$$\mathbf{s}(t) = A^{-1}\mathbf{x}(t) \quad (11)$$

3. 文字入力実験

独立成分分析による精度の向上について確認するために開閉眼を用いた脳波制御による文字入力実験を行う。

脳波の計測は Emotiv 社製多チャンネル脳波計 EPOC を利用した。EPOC は 14 チャンネルの脳波計で、電極配置は国際 10-20 法に基づき AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8, AF4 の 14 チャンネル (図 3) で計測ができる。

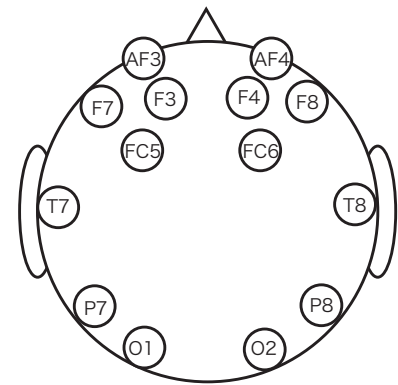


図 3 EPOC の電極配置

走査型文字盤カーソルの移動は 5s とした。被験者は健康な大学院生 4 名で行い、ターゲット期間では閉眼しアルファ波の発生を促進、非ターゲット期間では開眼することでアルファ波の発生を抑制する。入力する文字は「やわらかなあたまはたから (柔らかな頭は宝)」の 12 文字である。この実験を被験者ごとに 3 セッション行った。特徴抽出のための FFT 分析は、分析窓長 5s、フレームシフト 5s で行った。

実験結果を表 1 に示す。表 1 には独立成分分析前と独立成分分析後の正解率を被験者ごとに載せている。ただし、入力文字の推定に用いる信号は 14 個の中から正解率が最大になったものを選択している。まず、独立成分分析前の正解率を見ると平均で 95% と高い正解率を得ることができている。次に、独立成分分析後の正解率を見ると平均で 98% の正解率になっていて、独立成分分析前の正解率よりも高くなった。次に、被験者ごとに結果を見てみると、被験者 #1, 4 は独立成分分析前後で正解率が変化していない。これは、被験者が比較的脳波の制御が得意であり元々高い正解率を得られていたためだと考えられる。被験者 #2, 3 は独立成分分析後に正解率が上昇している。被験者 #1, 4 と比べ正解率が低いことから、この 2 名は比較的脳波の制御が苦手であると予想される。この 2 名の正解率が独立成分分析を用いたことで上昇していることから、独立成分分析が脳波制御が苦手なユーザーの特徴量抽出に有効であるといえる。

図 4, 5 は被験者 #4 のある 1 回の試験での特徴量の分布を表したヒストグラムである。図では、独立成分分析前後それぞれの特徴量の分布を表している。図を見比べると独立成分分析を用いたほうが分布が分離しているように見える。

分布の距離を求めるためにターゲット期間、非ターゲット期間の特徴量の平均の差を求めたところ、独立成分分析前は 1.2 であるのに対し、独立成分分析後は 1.7 であった。このことから、独立成分分析を用いたほうがより分布が分離していることがわかる。この図からも、独立成分分析を用いることで特徴抽出の精度が向上することが確認できた。

4. permutation 問題解決の検討

独立成分分析には permutation 問題と呼ばれる問題がある。独立成分分析は式 (10) のように一般化できるが、この時、右辺において A と s の両方が未知であるため式 (11) に変形した際

表 1 被験者毎の正解率

被験者	独立成分分析前	独立成分分析後
#1	100%(36/36)	100%(36/36)
#2	89%(32/36)	94%(34/36)
#3	92%(33/36)	100%(36/36)
#4	97%(35/36)	97%(35/36)
平均	95%	98%

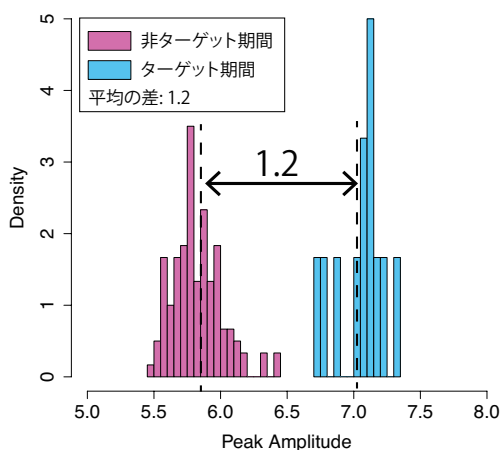


図 4 独立成分分析前の特徴量の分布

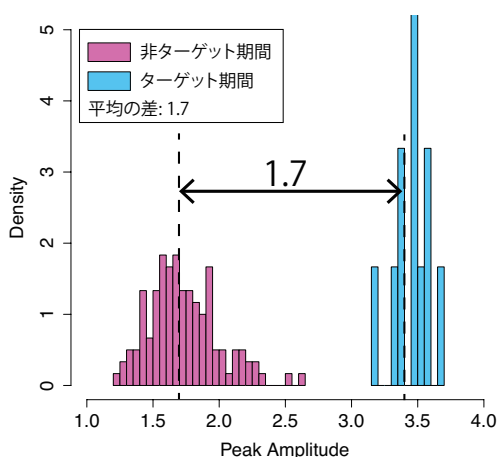


図 5 独立成分分析後の特徴量の分布

に和の順序を自由に変更することができる。そのため、分析後の信号の順序が一定にならないという問題が生じる。本研究では独立成分分析を行った後に 14 個の信号を得るが、どの信号を選べばターゲット期間と非ターゲット期間の分離を最大にできるかは、どれが真のターゲット期間かわからない限り不明である。

4.1 ターゲット期間、非ターゲット期間の分離度による信号決定

permutation 問題の解決方法として特徴量の分布による判別方法を提案する。図 4, 5 に示したように独立成分分析を用いることでターゲット期間と非ターゲット期間の分布間の距離が広がり、正解率が向上している。このことから、ターゲット期間と非ターゲット期間の分布間の距離は正解率と関係があることが

表 2 ターゲット期間と非ターゲット期間の分布による信号選択

手法	#1	#2	#3	#4	平均
$d(n, t)$	100%	89%	97%	94%	95%
$KL(t n)$	100%	81%	91%	94%	92%
$KL(n t)$	100%	81%	67%	94%	86%
(oracle)	100%	94%	100%	97%	98%

予想される。そこで、ターゲット期間と非ターゲット期間の分布間の距離を求め、距離の大きい信号を選択することで最も精度の高いチャンネルを選択できると予想される。

n を非ターゲット回答期間の特徴量の分布、 t はターゲット回答期間の特徴量の分布とする。平均の差を $d(n, t)$, KL ダイバージェンスを $KL(n||t)$, $KL(t||n)$ と表記すると、これらは以下の式で求められる。

$$d(n, t) = |\mu_n - \mu_t| \quad (12)$$

$$KL(t||n) = \ln \frac{\sigma_n}{\sigma_t} + \frac{\sigma_t^2 + (\mu_t - \mu_n)^2}{2\sigma_n^2} - \frac{1}{2} \quad (13)$$

$$KL(n||t) = \ln \frac{\sigma_t}{\sigma_n} + \frac{\sigma_n^2 + (\mu_n - \mu_t)^2}{2\sigma_t^2} - \frac{1}{2} \quad (14)$$

ただし $\sigma_n, \sigma_t, \mu_n, \mu_t$ はそれぞれ非ターゲット回答期間、ターゲット回答期間のピーク振幅の分散と平均を表す。

図 6 は被験者 #4 の $d(n, t)$, $KL(n||t)$, $KL(t||n)$ の値と正解率の関係を表した散布図である。図中の R は相関係数を表している。図を見ると $KL(n||t)$ の値を用いた時を除いて高い正の相関を確認することができた。

表 2 に、 $d(n, t)$, $KL(n||t)$, $KL(t||n)$ の最大値より各セッションで選択する信号を決定した場合の正解率を示した。表中、(oracle) とは各セッションごとに正解率が最大となる信号を選択した場合の正解率を参考のため示したものであり、信号選択法の性能上限に相当する。

表を見ると、 $KL(n||t)$ を利用した場合は被験者 #3 が大きく正解率を下げていることがわかる。これは、非ターゲット期間に比べターゲット期間のデータ数が少ないことにより式 (14) における σ_t^2 の推定精度が低くなっていることが原因と考えられる。一方、 $d(n, t)$ を利用した場合は比較的高い精度で信号を決定できている。 $KL(t||n)$ を利用した場合も $d(n, t)$ より精度は劣るが高精度で信号を決定できている。

4.2 ターゲット期間不明時の検討

次に、正解がわからない場合に分布間の距離を利用した場合の正解率を検討する。実際に使用する場面を考えた時、使用者が入力しようとしている文字を事前に知ることはできないので真のターゲット期間は不明であり、4.1 節で示した方法をそのまま利用することはできない。そこで、ターゲット期間の特徴量ではなく、式 (7) で推定した入力文字の特徴量を利用する。具体的には式 (7) で推定された文字をターゲット期間と仮定、それ以外期間を非ターゲット期間と仮定し 4.1 と同様の検討を行う。

式 (12), (13), (14) における n を入力文字以外の期間、 t は入力文字の期間の分布、 $\sigma_n, \sigma_t, \mu_n, \mu_t$ はそれぞれ、入力文字以外の期間、入力文字の期間のピーク振幅の分散と平均として、 $d(n, t)$, $KL(n||t)$, $KL(t||n)$ を求める。

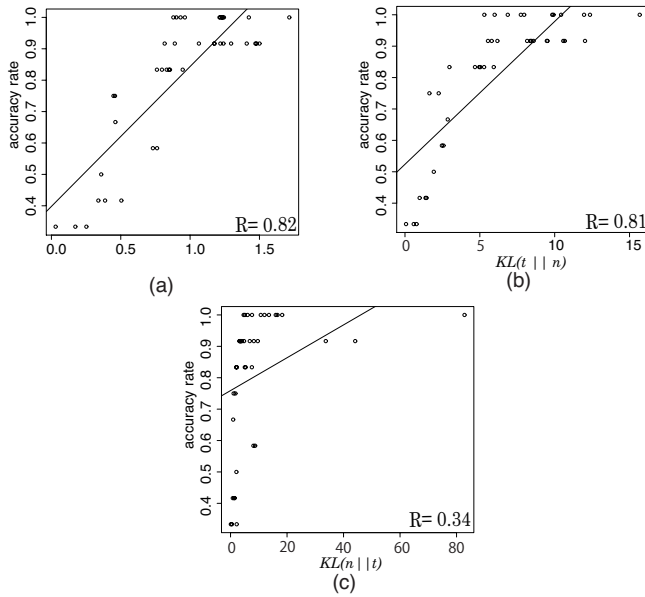


図 6 (a) $d(n, t)$ と正解率の散布図
(b) $KL(t||n)$ と正解率の散布図
(c) $KL(n||t)$ と正解率の散布図

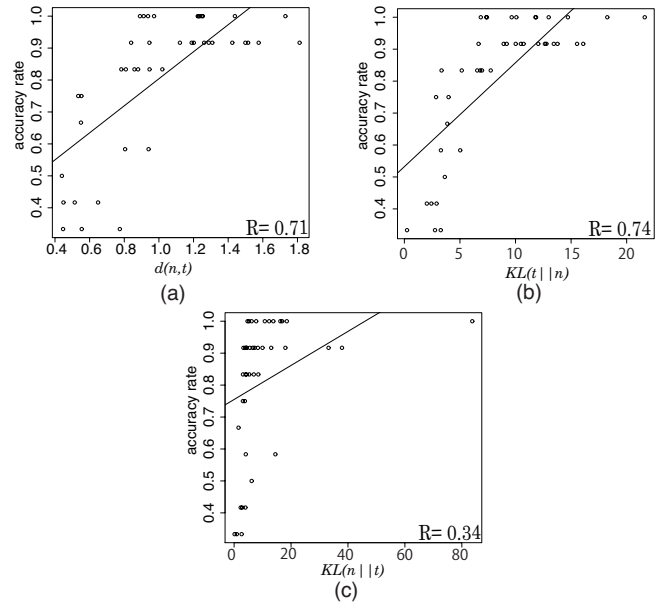


図 7 (a) $d(n, t)$ と正解率の散布図
(b) $KL(n||t)$ と正解率の散布図
(c) $KL(t||n)$ と正解率の散布図

表 3 式 (7) より求めた正解とその他の分布による信号選択

手法	#1	#2	#3	#4	平均
$d(n, t)$	100%	89%	78%	94%	90%
$KL(t n)$	100%	81%	78%	97%	89%
$KL(n t)$	100%	81%	67%	94%	86%
(oracle)	100%	94%	100%	97%	98%

図 7 は被験者 #4 の $d(n, t)$, $KL(n||t)$, $KL(t||n)$ の値と正解率の関係を表した散布図である。図中の R は相関係数を表している。図 6 と比較すると相関係数が少し下がっている。

表 3 は $d(n, t)$, $KL(n||t)$, $KL(t||n)$ の最大値より各セッションで選択する信号を決定した場合の正解率を示す。 $d(n, t)$, $KL(t||n)$ は高い正解率を得られたが、表 2 と比べると正解率が下がってしまっている。図 7 を図 6 と比較することで、ターゲット期間不明時は推定精度が下がっていることがわかる。

以上の結果からターゲット期間不明の場合には推定精度が減少し相関係数と正解率がともに減少してしまうことがわかった。また、被験者毎の正解率の減少にもバラつきがあり、個人性による影響も大きく出てしまっている。

5. おわりに

本論文では、走査型文字入力システムのトリガーに脳波を利用した文字入力方式における、独立成分分析による特徴抽出精度の向上について述べた。多チャンネル脳波計を利用し 4 名の被験者を対象に文字入力実験を行い独立成分分析前後で正解率を求めた。独立成分分析前の平均の正解率は 95% であるのに対し、独立成分分析後の平均の正解率は 98% となり、特に脳波制御が苦手と思われる被験者の特徴抽出精度が向上していることを確認した。

独立成分分析後に生じる信号決定の問題に対しては、分布間の距離を利用した解決法を提案し、正解率と分布間の距離に正

の相関があることを示した。

今後の課題としては、随意運動を用いない精神活動による脳波制御を利用した文字入力における検証があげられる。閉眼眼を利用したアルファ波の制御は比較的容易であり、高い正解率が得られることは予想できた。しかし、精神活動による脳波制御では、十分な正解率を得ることは難しいことがわかっている [7]。そこで、特徴抽出精度の向上が確認できた独立成分分析を利用し文字入力実験を行う。これにより、精神活動による脳波制御においても結果が向上することが期待できる。

また、現在は特徴量にアルファ波のピーク振幅を用いているが、エネルギーなどの別の特徴量を利用した場合に結果が変化することが予想される。今後様々な特徴量を検討し、精度の向上を目指す。

謝辞 本研究は JSPS 科研費 25560279 の助成を受けた。

文 献

- [1] D. J. Krusienski, E.W Sellers, F. Cabestaing, S. Bayouhd, D. J. McFarland, T. M. Vaughan, J. R. Wolpaw, "A comparison of classification techniques for the P300 speller," J. Neural Eng. , Vol.3, No.4, pp. 299–305, 2006.
- [2] 森大毅, 粕谷英樹, "走査型文字入力における自動誤り訂正方式," ヒューマンインタフェース学会論文誌, Vol.8, No.1, pp. 41–46, 2004.
- [3] 田澤 祥亨, 森 大毅 "脳血流量変化の統計モデルを利用した文章入力法の検討," 信学技報, SP2012-64, WIT2012-16, 2012.
- [4] 森 大毅, 粕谷 英樹, 森田 光哉, 中野 今治 "走査型文字入力におけるスイッチ操作タイミング特性の測定とその自動誤り訂正への応用," 信学技報, TL2006-48, SP2006-136, WIT2006-80, 2006.
- [5] S. Inoue, Y. Akiyama, Y. Izumi, S. Nishijima "The development of BCI using alpha waves for controlling the robot arm" IEICE Trans. Commun. , Vol.E91-B, No.7, pp. 2125–2132, 2008.
- [6] A. Hyvärinen, E. Oja, "Independent component analysis: algorithms and applications", Neural Networks, Vol.13, No.4–5, pp. 411-430, 2000.

- [7] 畑 諒輔, 森 大毅 “簡易脳波形を利用した文字走査入力の検討”,
第 13 回情報科学技術フォーラム講演論文集 第 3 分冊 p445-446,
2014