

## BCIの通信モデル化と思考判別への二元消失通信路の導入

高橋 弘武<sup>†a)</sup>      吉川 大弘<sup>†</sup>      古橋 武<sup>†</sup>

An Introduction of Communication Model and Binary Erasure Channel to BCI

Hiromu TAKAHASHI<sup>†a)</sup>, Tomohiro YOSHIKAWA<sup>†</sup>, and Takeshi FURUHASHI<sup>†</sup>

あらまし 近年、脳活動を判別することで外部機器操作や意思伝達を可能にする Brain Computer Interface (BCI) の研究が盛んに行われている。BCI は意志を外部へ伝達する速度とその正確さにより評価されるが、一般にこれらはトレードオフの関係にあり、これらの両立が BCI を開発する上での課題である。本研究では、BCI をユーザと外部との通信ととらえ、シャノンの通信モデルを用いてモデル化する。また、モデルにおける通信路に二元消失通信路 (BEC) を適用し、BCI による思考判別にその概念を導入する。本論文では、高速さと正確さの両面において提案手法が有効であることを理論的、実験的に示す。

キーワード Brain Computer Interface, シャノンの通信モデル, 二元消失通信路, 線形判別分析

### 1. ま え が き

近年、脳活動を計測し、思考判別をすることで、外部機器操作や意思伝達を可能にする Brain Computer Interface (BCI) の研究が盛んに行われている。BCI の研究が進むことで、重度の筋萎縮性側索硬化症 (ALS) 患者など、脳機能のみが残存している人が自らの意思で移動したり、他者と意思疎通することが可能になると期待されている。脳活動計測法は侵襲型と非侵襲型に分類される。前者は頭蓋を開いて電極を脳に直接刺入若しくは貼付する計測法であり、測定に対する外乱が少ない。一方、後者は頭皮に電極を貼付する計測法であることで、身体的負担が軽いという特徴をもつ。筆者らはこれまで、非侵襲型であり装置が比較的安価なため、BCI には最も現実的な計測法とされる Electroencephalogram (EEG) に基づく (EEG-based) BCI の構築に取り組んできた [1], [2]。EEG-based BCI の例として、Birbaumer らが開発した Thought Translations Device (TTD) [3] や Pfurtscheller らが開発した Graz-BCI [4] がある。[4] では、 $\alpha$  帯と呼ばれる 8~13 Hz の帯域強度を特徴量とし、線形判別分析

(LDA) [5] を用いて思考判別を行っている。しかし EEG などの生体信号は、被験者の体調や精神状態により大きく揺らぐため、判別正答率が期待どおりに得られないことがある。一方、1 データ当りの計測時間を長くすることで、判別の正答率を高めることができることが報告されている [4], [6], [7]。また、EEG などの時系列データに対し、ある時点にそそえて加算平均する手法は加算平均法と呼ばれ、生体信号処理によく用いられてきた。本論文では、時系列データに限らず、加算平均をとることを加算平均法と呼ぶ。この方法は、複数データ、すなわち長時間データを用いて一つの判別結果を導くため、高速さを犠牲に正確さを手に入れる方法といえる。通常、高速さと正確さはトレードオフの関係にあるため、これらの両立が BCI を開発する上での課題である。

筆者らはこれまで、このトレードオフを一元的に解決するため、情報伝達速度の最大化を目的とし、二元消失通信路 (BEC) の概念を導入した思考判別手法を提案してきた [8]。本論文では、BCI をユーザと外部との通信ととらえ、シャノンの通信モデルでモデル化し、トレードオフの考察を容易にする。更に [8] で提案した判別手法を改良し、判別手法を高速さと正確さの観点で比較する。

<sup>†</sup> 名古屋大学大学院工学研究科計算理工学専攻, 名古屋市  
Dept. of Computational Science and Engineering, Graduate  
School of Engineering, Nagoya University, Nagoya-shi, 464-  
8603, Japan

a) E-mail: takahashi@cplx.cse.nagoya-u.ac.jp

表 1 符号化  
Table 1 Coding.

情報源記号	H	E	L	O
送信記号	00	01	10	11

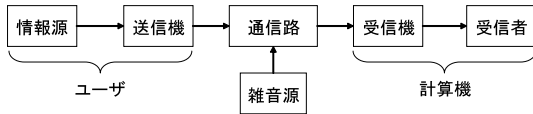


図 1 BCI のモデル化  
Fig. 1 Modeling of BCI.

## 2. 提案手法

### 2.1 シャノンの通信モデルによるモデル化

TTD [3] は、判別可能な 2 思考を任意の順で想起し、その順序に基づき文字を決定する BCI である。このような BCI の例として、 $\{H, E, L, O\}$  の四つの記号を組み合わせた“HELLO”の入力を考える。まず、これら四つの記号を 0 と 1 の組合せで表現する(表 1)。次に、ユーザは 0 と 1 に対応する思考を順番に想起し、そのときの EEG を計測する。最後に、各思考を線形判別分析などの識別器により 0 または 1 に判別し、もとの記号に復元する。このシステムをシャノンの提案した通信モデルにより図 1 のようにモデル化する。まず、ユーザは、“HELLO” というメッセージを送信する情報源に相当する。この例では  $\{H, E, L, O\}$  を情報源記号と呼び、これらを 0 と 1 で表現することを符号化と呼ぶ。符号化は送信機によってなされるため、ユーザは送信機でもありとえられる。次に通信路について考える。図 1 に示すように通信路は雑音源からの影響を受け、情報の一部が変化し、誤りが発生することがある。一方 BCI においては、雑念や眠気、電気機器の電氣的ノイズなどの影響により思考の誤判別が起こると考えられ、これらが BCI における雑音源に相当する。したがって、これら雑音源から影響を受ける脳神経や計測器、思考判別法などが通信路に相当する。図 2 に、0 か 1 のいずれかを送信したとき、誤り確率  $1 - P$  で伝達される二元対称通信路 (BSC) を示す。TTD は EEG を 2 思考に判別するため、通信路に BSC を適用しているといえる。また、情報源記号に復号する受信機は計算機であり、受信者はユーザ以外の人にあたる。

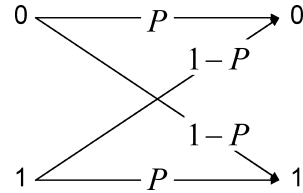


図 2 二元対称通信路  
Fig. 2 Binary symmetric channel.

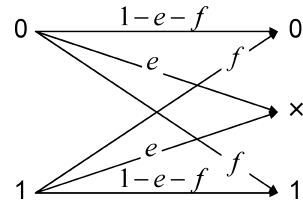


図 3 二元消失通信路  
Fig. 3 Binary erasure channel.

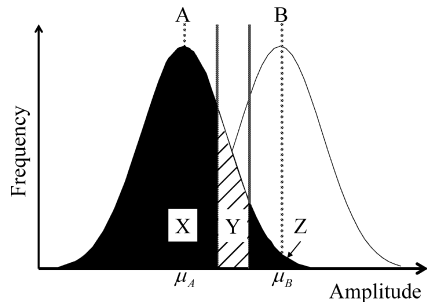


図 4 思考 A の有効・無効データ  
Fig. 4 Valid/invalid data of thought A.

### 2.2 思考判別への二元消失通信路の適用

#### 2.2.1 二元消失通信路

図 3 に、誤り確率  $f$ 、消失確率  $e$  の場合の BEC を示す。BEC は、受信側で 0 や 1 のほかに“x”，すなわちどちらでもないと判別される消失状態を設定したものであり、受信した信号が弱かったり、非常に雑音に汚されている場合に有効な通信路モデルである。

#### 2.2.2 有効率、正答率及び平均伝送時間の定義

図 4 は思考 A, B それぞれの思考の帯の帯域強度の頻度分布を表す。思考 A のうち、集合  $X + Z$  は有効、集合  $Y$  は無効となるように判別線を設ける。有効データのうち集合  $X$  は正しく判別され、集合  $Z$  は誤って判別される。思考 A の全集合  $A$  の中で、有効データの集合  $V_A$  と有効かつ正しく判別されるデータの集合  $C_A$  について以下が成り立つ。

$$n(V_A) = n(X + Z) \quad (1)$$

$$n(C_A) = n(X) \quad (2)$$

ただし,  $n(A)$  は集合  $A$  の要素数を表す. 思考 B についても同様であり, 全データに対する有効データの割合を表す有効率  $V$ , 及び有効データの中で正しく判別されるデータの割合を表す正答率  $P$  をそれぞれ以下のように定義する.

$$V = \frac{n(V_A) + n(V_B)}{n(A) + n(B)} \quad (3)$$

$$P = \frac{n(C_A) + n(C_B)}{n(V_A) + n(V_B)} \quad (4)$$

また, データが有効と判別され, 判別結果により 0 または 1 の符号が受信されるとみなすと, 1 符号の平均伝送時間  $T$  は, 1 データ当りの計測時間を  $T_0$  とすると, 有効率  $V$  を用いて以下のように表せる.

$$T = \frac{T_0}{V} \quad (5)$$

二元消失通信路は, 1 符号当りの平均伝送時間  $T$ , 誤り確率を  $1 - P$  としたときの二元対称通信路と等価である. なお, 図 3 の誤り確率  $f$  及び消失確率  $e$  との間には以下の関係が成り立つ.

$$f = V(1 - P) \quad (6)$$

$$e = 1 - V \quad (7)$$

### 2.2.3 思考判別アルゴリズム 1 (BEC1)

LDA により 2 思考を最も分ける軸 (判別軸) に射影された 2 思考のデータ  $x_A, x_B$  がそれぞれ平均  $\mu_A, \mu_B$ , 分散  $\sigma^2$  の正規分布に従い (式 (8)), 思考 A, B の生起確率が等しいとする.

$$x_A \sim N(\mu_A, \sigma^2), \quad x_B \sim N(\mu_B, \sigma^2) \quad (8)$$

図 5 はこの仮定のもとで, 判別線  $\mu_L$  (式 (9)) との位置関係により思考判別がされるとしたときの正答率を表したものであり, 判別線近くでは正答率が低く, 遠いほど正答率が高いことが分かる.

$$\mu_L = \frac{\mu_A + \mu_B}{2} \quad (9)$$

したがって, これら判別線近くのデータを無効にすることで, 正答率を高めることができる. 以下に, その手順を示す.

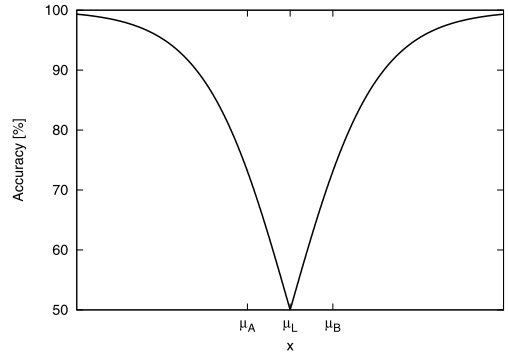


図 5 判別線からの距離と正答率の関係  
Fig. 5 Relationship between accuracy and distance from discriminant line.

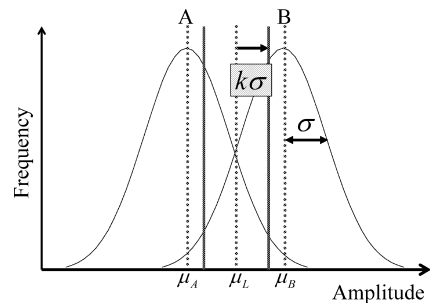


図 6 有効・無効データを決定するしきい値  
Fig. 6 Threshold.

(1) 学習データを計測し, LDA を用いて判別軸を同定し, 射影する. 射影後の 2 思考それぞれの平均  $\mu_A, \mu_B$ , 分散  $\sigma^2$  を求める. また, 式 (9) から判別線  $\mu_L$  を求める.

(2) テストデータを計測し, 判別軸に射影する. 判別線  $\mu_L$  から  $k\sigma$  倍離れた位置にしきい値を設ける (図 6).

(3) しきい値で挟まれた場合は無効 (消失) とし, それ以外の場合は有効とする.

(4) 有効の場合は,  $\mu_L$  との位置関係により 2 思考のいずれかに判別する.

(5) (2)~(4) を繰り返す.

思考 A, B の確率密度関数  $f_A(x), f_B(x)$ , 及び式 (10) で表される標準正規分布の確率密度関数  $f(x)$  を用いることで, 有効率  $V$  及び正答率  $P$  は式 (12), (14) により, 平均伝送時間  $T$  は式 (5) によりそれぞれ理論的に求められる.

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp \left\{ -\frac{x^2}{2} \right\} \quad (10)$$

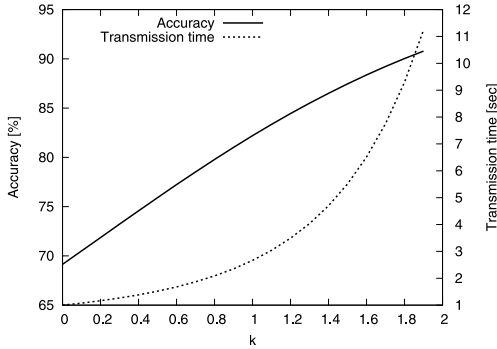


図7 正答率と平均伝送時間  
Fig. 7 Accuracy and transmission time.

$$V = \int_{-\infty}^{\mu_L - k\sigma} \{f_A(x) + f_B(x)\} dx \quad (11)$$

$$= \int_{-\infty}^{\frac{d}{2} - k} f(s) ds + \int_{-\infty}^{-\frac{d}{2} - k} f(t) dt \quad (12)$$

$$P = \frac{\int_{-\infty}^{\mu_L - k\sigma} f_A(x) dx}{V} \quad (13)$$

$$= \frac{\int_{-\infty}^{\frac{d}{2} - k} f(u) du}{\int_{-\infty}^{\frac{d}{2} - k} f(s) ds + \int_{-\infty}^{-\frac{d}{2} - k} f(t) dt} \quad (14)$$

ただし、 $d$  は判別可能性と呼ばれる識別のしやすさを表す指標であり [5]、以下のように定義される。

$$d = \frac{|\mu_B - \mu_A|}{\sigma} \quad (15)$$

図7に、 $d = 1$  のときのしきい値  $k$  と正答率及び平均伝送時間の関係を示す。図より、しきい値  $k$  を増加させ、無効部分を増加させるほど、正答率及び平均伝送時間が増加することが分かる。

#### 2.2.4 思考判別アルゴリズム2 (BEC2)

データが有効と判別されてから次に有効と判別されるまでに、既に  $n - 1$  データが無効と判別されたときについて、 $n$  番目のデータの判別を考える。判別精度を向上させるため、過去の無効データも考慮し、判別アルゴリズムを以下のように変更する。

(2)' テストデータを計測し、判別軸に射影する。ただしこのとき、過去の無効データ ( $n - 1$  データ) と合わせて平均をとり、その平均位置に射影を行う。 $\mu_L$  から  $k\sigma/n$  倍離れた位置にしきい値を設ける。単一データの分散が  $\sigma^2$  のとき、 $n$  個のデータの平均値の分散は  $\sigma^2/n$  となり、図6で表した分布形状が変

化する。そこで本論文では、しきい値を  $1/n$  倍とすることで、平均値がしきい値と等しいときに期待される正答率が  $n$  に依存しないようにする。

また、式 (11)、式 (13) のように、理論的には有効率  $V$  及び正答率  $P$  を求めることができるが、過去のデータを考慮することで重積分になり、積分範囲も複雑になるため、解析的に求めるのは難しい。そこで本論文では、正規分布に従う乱数を用いたモンテカルロ積分 [9] により、正答率と有効率及び平均伝送時間の理論値を計算する。また判別手法を区別するため、前項で述べた手法を BEC1 とし、本項の手法を BEC2 とする。

### 2.3 判別手法比較

#### 2.3.1 加算平均法

加算平均法では、 $n$  個のデータを平均し、判別線との位置関係により思考判別を行う。平均前のデータの分散が  $\sigma^2$  であれば、平均後の分散は  $\sigma^2/n$  となるため、有効率  $V'$  と正答率  $P'$  は式 (11)、(13) の  $\sigma$  を  $\sigma/\sqrt{n}$  に置き換え、 $k = 0$  としたものと一致する。これにより平均伝送時間  $T'$  は、1 データ当りの計測時間  $T_0$  を用い、以下のように表せる。

$$T' = \frac{nT_0}{V'} \quad (16)$$

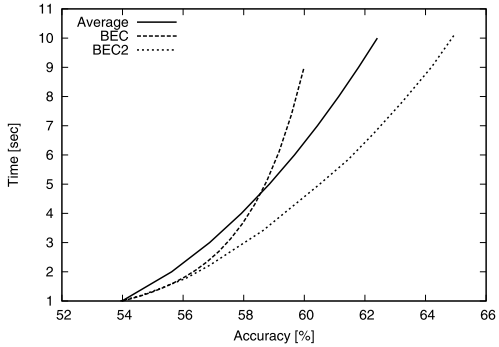
#### 2.3.2 正答率と平均伝送時間の関係

図8に、 $d = 0.2, 1$  (式 (15)) の場合について、加算平均法、BEC1 及び BEC2 における正答率と平均伝送時間の関係を示す。図より、提案手法である BEC2 が、正答率と平均伝送時間のどちらにおいても他の手法よりも優越していることが分かる。

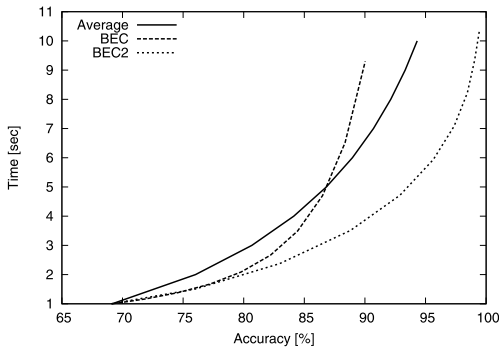
## 3. 実験

### 3.1 データ説明

国際 10-20 法 [10] に従い、図9中の  $Pz$  の位置、及び基準電極として右耳朶 (じだ) A2 に電極をそれぞれ貼付し、単極誘導により脳波を計測した。サンプリング周波数は 1000 Hz とし、計測器には (株) デジテックス研究所製の Polymate AP216 を用いた。10 秒間の計測と 10 秒間の休憩を 1 試行とし、12 試行繰り返したものを 1 セッションとする。リラックスした状態 (思考 A) と、頭の中で計算を行ってもらうよう指示した計算思考の場合 (思考 B) を交互に 4 セッション行った。また、得られたデータを 1 秒ごとに分割したものを 1 データとし、2 思考それぞれ 240 ずつのデータを得た。被験者は 20 代前半男子 6 名であり、各被



(a)  $d = 0.2$



(b)  $d = 1$

図 8 判別手法の比較 (理論値)

Fig. 8 Comparison of methods. (Theoretical value)

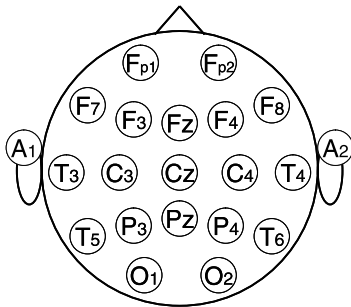


図 9 国際 10-20 法に基づく電極配置図

Fig. 9 International ten-twenty electrode system.

験者につき 2 回の計測を行った。延べ 12 回の計測のうち、データの欠損により 1 回の計測分を解析の対象から除外した。また、時系列データに高速フーリエ変換を適用し、8~13 Hz の  $\alpha$  帯の帯域強度を求め、判別に用いた。

### 3.2 判別手法の比較

2 思考それぞれのデータの前半 120 ずつを用いて学習モデルを作成し、後半 120 ずつのテストデータによ

り学習モデルを評価した。加算平均法は平均するデータを  $n (=1, \dots, 10)$  秒で変化させ、BEC1, 2 は平均伝送時間が 10 秒を超えない範囲で  $k = 0$  から BEC1 の場合は 0.1 ずつ、BEC2 の場合は 0.2 ずつ増加させ、それぞれの場合について正答率と平均伝送時間を求め、図 8 と同様のグラフを作成した。それらの中で、各手法の特徴をよく表した例について、正答率と平均伝送時間との関係を図 10(a)(c)(e) に示す。また、それぞれの被験者のテストデータについて、5, 20 個のデータの平均をとった移動平均線、及び  $k = 0.6$  のときの BEC2 でのしきい値を図 10(b)(d)(f) に示す。また、被験者 A, C における、各  $k$  での BEC2 の正答率と平均伝送時間との関係について、理論値と実験値の図 11 に示す。更に、理論値と実験値の誤差を以下のように定義する。

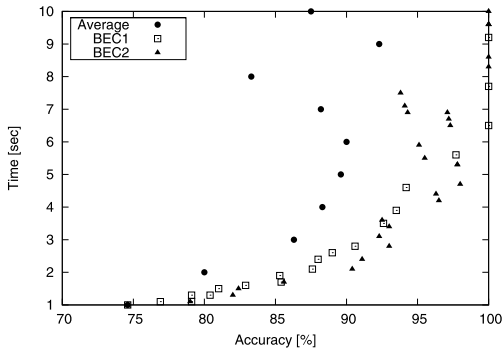
$$\text{誤差} = \frac{|\text{理論値} - \text{実験値}|}{\text{理論値}} \times 100 \quad (17)$$

### 3.3 正規分布の適合度検定

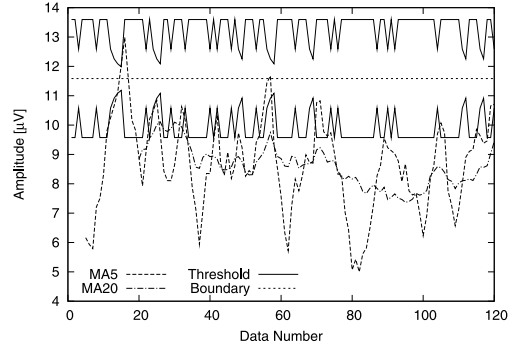
提案手法では、脳波の帯域強度が正規分布に従うことを仮定している。この仮定の妥当性を検証するため、実験に用いた 22 回の計測データ (11 回の計測  $\times$  2 思考) それぞれの 8~13 Hz の帯域強度について、正規分布の適合度検定 [11] を行った。検定には、全体の有意水準 5% とし、ボンフェローニの方法 [12] を適用した。表 2 に、各思考データに対する  $p$  値を示す。表において、 $p$  値が  $2.3 \times 10^{-3} (0.05/22)$  以下となるデータは、正規分布に従うとはいえない計測データである。表 2 に示すとおり、3 回の計測分を除き、おおむね正規分布に従っていないとはいえないことを確認した。図 12 に、被験者 A について、思考 A (リラックス時) 及び思考 B (計算思考時) の 8~13 Hz の帯域強度の分布とそれぞれに正規分布を当てはめた図を示す。

## 4. 考 察

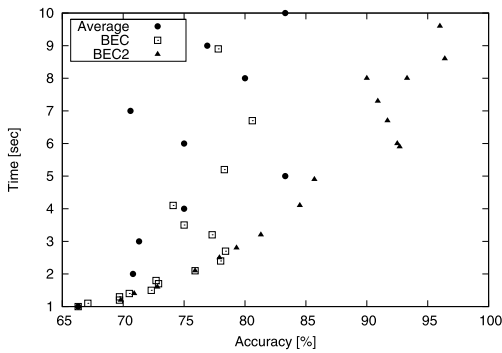
図 10(a) は BEC1 と BEC2 がおおよそ同等で、加算平均法に優越している例である。3.3 で示したとおり、思考 A, B それぞれの  $\alpha$  帯の帯域強度は、おおむね正規分布に従わないとはいえない。また被験者 A については、学習データとテストデータの平均・分散がほぼ等しく、2.2.3 のデータ分布に関する仮定はおおむね妥当であると考えられる。そのため理論的には BEC2 が他の手法に対し優越するはずである。しかし平均伝送時間が短いとき ( $T < 5$ ) には BEC2 が優越



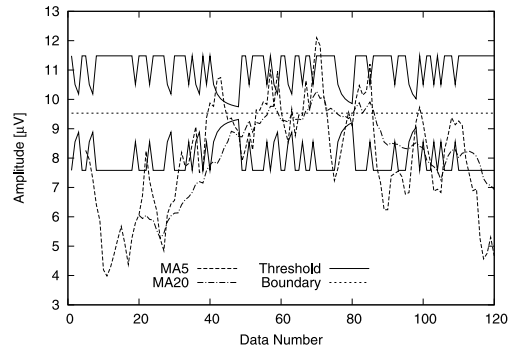
(a) Accuracy and Transmission Time (Subject A)



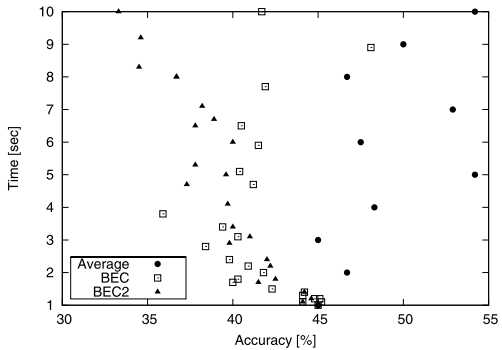
(b) Moving Average and Threshold (Thought B at Subject A)



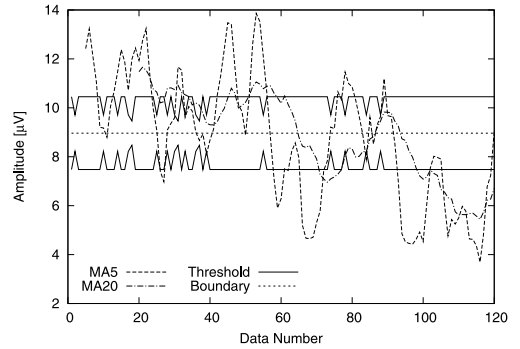
(c) Accuracy and Transmission Time (Subject B)



(d) Moving Average and Threshold (Thought B at Subject B)



(e) Accuracy and Transmission Time (Subject C)



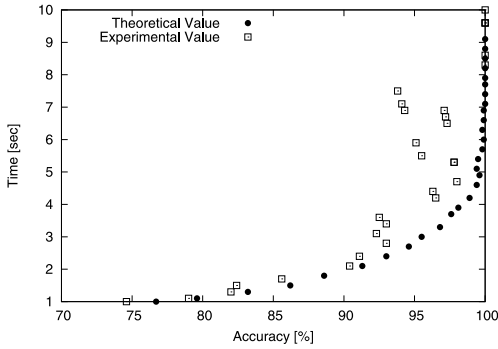
(f) Moving Average and Threshold (Thought A at Subject C)

図 10 判別法の比較 (実験値)

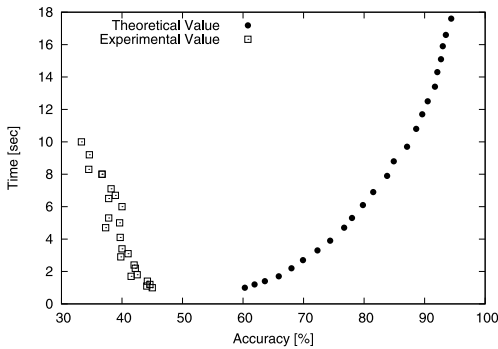
Fig. 10 Comparison of methods. (Experimental value)

しているものの、長いとき ( $T > 5$ ) には BEC1 に対して優越しているとはいえない。これは、平均伝送時間が長くなるに従って有効データが少なくなり、正答率の測定精度が低下するため、実験値であることによる揺らぎであると推測できる。

また図 10 (c) は BEC2 が BEC1 や加算平均法に優越している例である。図 10 (d) の 20 移動平均線より、思考 B の平均値が比較的大きく変動していることが分かる。図のデータ番号 10~20 あたりでは判別線との距離が大きく、平均しなくても正しく判別されるた



(a) Accuracy and Transmission Time (Subject A)



(b) Accuracy and Transmission Time (Subject C)

図 11 理論値と実験値の比較

Fig. 11 Comparison between theoretical and experimental value.

表 2 計測データに対する正規分布の適合度検定  
Table 2 Goodness-of-fit test on EEG data.

データ番号	思考 A	思考 B
1	4.3E-01	2.9E-01
2	3.4E-01	1.5E-01
3	6.3E-02	2.5E-03
4	6.3E-13	7.4E-03
5	5.2E-03	2.6E-02
6	1.9E-01	1.4E-04
7	8.0E-02	3.0E-02
8	2.1E-03	5.0E-01
9	3.8E-02	3.5E-01
10	6.2E-03	7.6E-01
11	9.5E-01	6.5E-01

め、一律に平均してしまう加算平均法は平均伝送時間の点で不利である。また、このデータ区間でしきい値が変化していないことから、BEC2 では平均せず個々のデータにより判別を行っていることが分かる。一方番号 30~110 あたりでは思考 B の移動平均線が判別線に近く、平均することで正しく判別されることが期待できる。このため、単一データで判別を行う BEC1

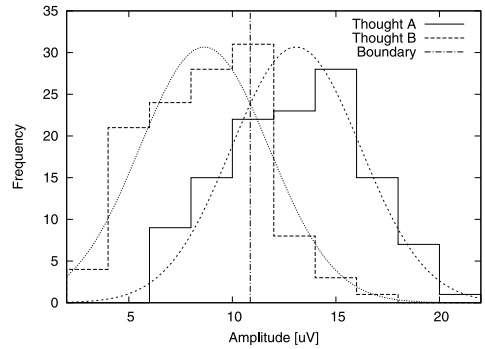


図 12 8~13 Hz の帯域強度の分布

Fig. 12 Histogram of band power from 8 to 13 Hz.

は正答率の点で不利であると考えられる。実際、この区間でのしきい値の変化が激しく、BEC2 でデータを平均して判別を行っていることが分かる。特にデータ番号 40~50 にかけて、思考 B のデータが判別線に近づき、それに伴ってしきい値が小さくなっていく様子がうかがえる。このように BEC2 は、データと判別線との距離に対して適応的に判別することができるため、平均が変動する場合に特に有利になったと考えられる。なお、変動の激しい EEG の場合、2 思考を判別するのに最適な学習モデルは時間とともに変化することがあることから、モデルを適応的に変化させる手法が提案されている [13], [14]。提案手法もしきい値を適応的に変化させるという意味では同じであるが、モデル、すなわち判別線や射影軸そのものも動的に変化させることで、更に精度のよい判別が可能であると考ええる。

また図 10 (e) は、加算平均法が BEC1 と BEC2 に優越する例であるが、どの判別手法においても正答率が 50% を下回っていることが分かる。これは、学習データから得られた判別線に対するテストデータの大小関係が逆転していることが原因である。図 10 (f) より、特にデータ番号 90 以降では、その逆転現象が顕著であることが分かる。更にこの区間では、判別線との距離が大きいことで、もう一方の思考に誤って判別され、その結果しきい値が変化していない。BEC1 や BEC2 では、判別線からの距離が大きいほど高い正答率が得られることを前提にしている。そのため、図 7 に示すように、しきい値  $k$  の増加により正答率の向上が期待できるが、このように学習データとテストデータとで逆転がおこる場合には、 $k$  を増加させるほど正答率が減少することになる。また被験者 A が BCI の

実験の経験が豊富なことから、実験への理解や慣れによって、平均の変動が少なかったと考えることができる。このため、平均の変動が実験への習熟度によるものであるとするならば、被験者 C のように習熟度が低い場合を除いて、提案手法である BEC2 が有効な判別手法といえる。

正答率と平均伝送時間のそれぞれについて理論値と実験値との誤差（式 (17)）の平均を求めたところ、図 11 (a) の場合、それぞれ 2.4%、4.6%、図 11 (b) の場合、それぞれ 64.7%、44.2% であった。図 11 (b) では、ほぼ理論値が当てはまっていない。これは、前述のように、判別線に対するテストデータの大小関係が逆転するなど、式 (15) で表される  $d$  の値が学習時とテスト時で大きく変化してしまったことや、用いた帯域強度が正規分布に従っていないことなどが原因と考えられる。正規分布への適合度については、[15] で述べられているように、帯域強度の対数をとることにより適合度の改善が期待される。また 2 思考の平均の変動については、思考判別モデルを動的に変化させることで対応可能であると考えられる。

## 5. む す び

本論文では、新しいインタフェースとして注目されている BCI をシャノンの通信モデルでモデル化し、二元消失通信路の概念を導入した思考判別手法を提案した。帯域強度が正規分布となることを仮定した上で、正答率及び平均伝送時間に対する定式化を行い、理論値を用いた検証を行った。更に脳波計測実験を行い、理論値と実験値との比較検証を行うとともに、実験への習熟度が低い場合を除き、理論値どおりに提案手法が他の手法に優越することを示した。今回の実験では、学習データとテストデータで判別線が大きく変化する例などが見られたことから、今後、思考判別モデルを適応的に変化させる手法を提案手法に取り入れる方法について検討していく予定である。

## 文 献

- [1] 立岡祐也, 吉川大弘, 古橋 武, 田中一男, “線形判別分析を用いた脳波による思考認識” 第 20 回東海ファジィ研究会講演論文集, 2006.
- [2] Y. Tateoka, T. Yoshikawa, T. Furuhashi, and K. Tanaka, “A basic study on electroencephalogram-based control,” SCIS&ISIS 2006, pp.1959–1962, 2006.
- [3] N. Birbaumer, A. Kubler, N. Ghanayim, T. Hinterberger, J. Perelmouter, J. Kaiser, I. Iversen, B. Kotchoubey, N. Neumann, and H. Flor, “The thought translation device (ttdd) for completely paralyzed patients,” IEEE Trans. Rehabil. Eng., vol.8, no.2, pp.190–193, 2000.
- [4] R. Scherer, G. Muller, C. Neuper, B. Graimann, and G. Pfurtscheller, “An asynchronously controlled eeg-based virtual keyboard: improvement of the spelling rate,” IEEE Trans. Biomed. Eng., vol.51, no.6, pp.979–984, 2004.
- [5] R.O. Duda, P.E. Hart, and D.G. Stork, “Pattern Classification Second Edition,” New Technology Communications 2001.
- [6] G. Santhanam, S.I. Ryu, B.M. Yu, A. Afshar, and K.V. Shenoy, “A high-performance brain-computer interface,” Nature, vol.442, pp.195–198, 2006.
- [7] D.J. McFarland, W.A. Sarnacki, and J.R. Wolpaw, “Brain-computer interface (bci) operation: optimizing information transfer rates,” Biological Psychology, vol.63, pp.237–251, 2003.
- [8] 高橋弘武, 吉川大弘, 古橋 武, “Brain computer interface を目的とした脳波判別への 2 元消失通信路の適用,” 信学技報, NC2007-45, 2007.
- [9] W.H. Press, W.T. Vetterling, S.A. Teukolsky, and B.P. Flannery (著), 丹慶勝市, 佐藤俊郎, 奥村晴彦, 小林 誠 (訳), ニューメリカルレシピ・イン・シー日本語版 C 言語による数値計算のレシピ, 技術評論社, 1993.
- [10] H.H. Jasper, “The ten twenty electrode system of the international federation,” Electroencephalography and Clinical Neurophysiology, vol.10, pp.371–375, 1958.
- [11] 稲垣宣生, 数理統計学 改訂版, 裳華房, 2003.
- [12] 永田 靖, 吉田道弘, 統計的多重比較法の基礎, サイエンスティスト社, 1997.
- [13] C. Vidaurre, A. Schlogl, R. Cabeza, R. Scherer, and G. Pfurtscheller, “A fully on-line adaptive bci,” IEEE Trans. on Biomedical Engineering, vol.53, no.6, pp.1214–1219, June 2006.
- [14] P. Sykacek, S. Roberts, and M. Stokes, “Adaptive bci based on variational bayesian kalman filtering: an empirical evaluation,” IEEE Trans. Biomed. Eng., vol.51, no.5, pp.719–727, May 2004.
- [15] T. Gasser, P. Bacher, and J. Mocks, “Transformations towards the normal distribution of broad band spectral parameters of the eeg,” Electroencephalography and clinical neurophysiology, vol.53, pp.119–124, 1982.

(平成 20 年 4 月 3 日受付, 7 月 30 日再受付)





高橋 弘武 (学生員)

2007 名大・工・電気電子・情報工学卒．  
同年同大学院工学研究科計算理工学専攻  
に入学，現在に至る．主として，ソフトコ  
ンピューティングに関する研究に従事．



吉川 大弘

1997 名古屋大学大学院博士課程了．同年  
カリフォルニア大学バークレー校ソフトコ  
ンピューティング研究所客員研究員．1998  
三重大学工学部助手．2005 名古屋大学大  
学院工学研究科 COE 特任准教授．2006  
年 10 月同研究科准教授，現在に至る．主  
としてソフトコンピューティングとその応用に関する研究に従  
事．博士(工学)



古橋 武 (正員)

昭 60 名古屋大学大学院工学研究科博士  
後期課程電気系専攻了．工博．平 16 名古  
屋大学大学院工学研究科計算理工学専攻教  
授，現在に至る．ソフトコンピューティ  
ング，感性工学に関する研究に従事．平 8 日  
本ファジィ学会論文賞受賞．IEEE，日本  
知能情報ファジィ学会，電気学会等各会員．