

信頼度に基づく選択的自動再送要求手法の P300 speller への適用と オンライン実験による性能評価

金田 佑介[†] 高橋 弘武[†] 吉川 大弘^{††} 古橋 武^{††}

^{††}名古屋大学大学院 工学研究科 計算理工学専攻

E-mail: †{kaneda,takahashi}@cmplx.cse.nagoya-u.ac.jp, ††{yoshikawa,furuhashi}@cse.nagoya-u.ac.jp

あらまし P300 speller とは、Brain-Computer Interface の一つであり、碁盤目状に配置された文字行列をインターフェイスに用いて、ユーザの意図する文字を含む行及び列の点灯により誘発される事象関連電位を捉えることで、文字入力が可能となる。一般的に、文字判別正答率を向上させるため複数回の点灯を行うが、これにより入力速度が損なわれてしまう。そこで本稿は、最大事後確率を基準に点灯回数を決定し、事後確率の高い行及び列の点灯を選択的に行う Reliability-based selective repeat ARQ を提案する。また、提案手法を用いることで、判別正答率改善に対する入力速度の低下が軽減できることを示す。

キーワード ブレイン・コンピュータ・インターフェイス, P300 speller, 事後確率, 選択的自動再送要求

Performance Evaluation of Reliability-based Selective Repeat Automatic Repeat reQuest Applied to P300 Speller by Online Experiment

Yusuke KANEDA[†], Hiromu TAKAHASHI[†], Tomohiro YOSHIKAWA^{††}, and Takeshi FURUHASHI^{††}

^{††}Dept. of Computational Science and Engineering, Graduate School of Engineering, Nagoya University

E-mail: †{kaneda,takahashi}@cmplx.cse.nagoya-u.ac.jp, ††{yoshikawa,furuhashi}@cse.nagoya-u.ac.jp

Abstract The P300 speller, one of the brain-computer interfaces, allows users to spell letters just by thoughts. It has an interface composed of letters arranged in a matrix, and it determines the user's desired letter by recognizing the P300, elicited by flashing the row and the column containing the letter. Flashes are repeated to improve the spelling accuracy, but it degrades the spelling speed instead. This paper proposes reliability-based selective repeat ARQ, which utilizes the maximum posterior probability for the repeat criterion and chooses rows and columns to be flashed based on their posterior probabilities. Consequently, the accuracy can be improved with a small loss of the speed.

Key words Brain-computer interface, P300 speller, posterior probability, selective repeat ARQ

1. まえがき

Brain-Computer Interface (BCI) とは、脳波 (Electroencephalogram : EEG) などを解析することで、脳からの指令をコンピュータに伝えるインターフェイスである。Farwell と Donchin が開発した P300 speller [1] は、脳波を用いたコミュニケーション型 BCI の一つであり、事象関連電位の一種である P300 を特徴量として用いる。P300 は SN 比が悪く、一般に加算平均を行うことで文字の判別正答率を向上させているが、加算平均数を増やすにつれ、文字入力速度は低下してしまうため [2], 判別正答率を高めつつも、判別時間を少しでも短縮する

ことが求められる。

自動再送要求 (Automatic Repeat reQuest : ARQ) とは、受信側で誤りを検出した後、送信側に再送を要求する誤り制御手法である。著者らは、BCI をユーザとコンピュータの通信と捉え、最大事後確率を基準に再送要求を行う Reliability-based ARQ (RB-ARQ) を提案し、BCI において判別正答率改善に対する判別時間の増加が少ないことを示してきた [3]。本稿では、P300 speller のさらなる性能改善を目的とし、データの再送を選択的に行う Selective Repeat ARQ (SR-ARQ) [4] に倣い、最大事後確率を基準に点灯回数を決定し、事後確率の高い行及び列の点灯を選択的に行う Reliability-based Selective-Repeat

A	B	C	D	E	F
G	H	I	J	K	L
M	N	O	P	Q	R
S	T	U	V	W	X
Y	Z	1	2	3	4
5	6	7	.	.	BS

図1 P300 speller におけるユーザインターフェイス

Fig.1 User interface in P300 speller

ARQ (RB-SR-ARQ) を提案する。また、オフライン実験及びオンライン実験を通して、P300 speller に RB-SR-ARQ を適用した際の有効性を検証する。

2. P300 speller 及び従来手法

P300 speller では、 6×6 マスのマトリクス上に英数字と記号が 36 文字配置されており (図 1)、ランダムに 1 行または 1 列ずつ 6 文字同時に点灯させる。この際、ユーザが意図する文字 (ターゲット文字) を含む行または列が点灯した場合、P300 とよばれる事象関連電位が誘発される。EEG の解析により、この P300 を誘発させた行及び列を特定することで、文字判別が可能となる。6 行 6 列の 12 回の点滅を 1 シーケンスとすると、一般的な加算平均を行う方法では、例えば 15 シーケンスの刺激呈示後に文字判別を行っている。

\mathcal{L} を選択可能な文字の集合、 \mathcal{R} 及び \mathcal{C} をそれぞれ行及び列の集合とすると、 \mathcal{L} は $\mathcal{R} \times \mathcal{C}$ により表現することもできる。例えば、図 1 に示すインターフェイスの場合、 $\mathcal{L} = \{A, B, \dots, BS\}$ 、 $\mathcal{R} = \{1, 2, \dots, 6\}$ 、 $\mathcal{C} = \{7, 8, \dots, 12\}$ となり、 $T \in \mathcal{L}$ は $(4, 8) \in \mathcal{R} \times \mathcal{C}$ により表現することもできる。また、 \mathbf{x}_n を n 番目の刺激 $s_n \in \mathcal{R} \cup \mathcal{C}$ に対応する EEG データとし、各データには P300 に関するラベル $t_n \in \{0, 1\}$ が付加されているものとする。 \mathcal{X}_N を EEG データの集合 ($\mathcal{X}_N = \{\mathbf{x}_n\}_{n=1}^N$) とすると、例えば、ターゲット文字を θ_L と表すとき、 $\theta_L = T$ である場合、4 行目または 2 列目の点灯に対応する EEG データ ($\{\mathbf{x}_n | s_n = 4 \vee s_n = 8\}_{n=1}^N$) の P300 ラベルは 1 となり、それ以外の EEG データの P300 ラベルは 0 となる。複数シーケンスの後 (しばしば 15 シーケンス、即ち $N = 180$)、最大事後確率となる文字 (式 (1)) がターゲット文字として選択される。

$$\hat{\theta}_L = \operatorname{argmax}_{l \in \mathcal{L}} P(\theta_L = l | \mathcal{X}_N) \quad (1)$$

ただし、 $\hat{\theta}_L$ は θ_L の推定であることを表す。また、 θ_L は (θ_R, θ_C) と表現することができるため、以下は式 (1) と等価である。

$$\hat{\theta}_R = \operatorname{argmax}_{r \in \mathcal{R}} P(\theta_R = r | \mathcal{X}_{RN}) \quad (2)$$

$$\hat{\theta}_C = \operatorname{argmax}_{c \in \mathcal{C}} P(\theta_C = c | \mathcal{X}_{CN}) \quad (3)$$

ただし、 \mathcal{X}_{RN} 及び \mathcal{X}_{CN} は、それぞれ行及び列に対応する \mathcal{X}_N の部分集合を表す。これ以降、自明の場合、事象 $\theta_L = l$ 及び事象 $(\theta_R, \theta_C) = (r, c)$ を、それぞれ単に l 及び (r, c) と表す。

ベイズの法則により、式 (2) における $P(r | \mathcal{X}_{RN})$ は、

$$P(r | \mathcal{X}_{RN}) = \frac{P(r)p(\mathcal{X}_{RN} | r)}{\sum_{r'} \{P(r')p(\mathcal{X}_{RN} | r')\}} \quad (4)$$

となる。 \mathbf{x}_n は、 $\theta_R = r$ という条件付きで互いに独立であり、かつ t_n にのみ依存すると仮定すると、以下が成り立つ。

$$p(\mathcal{X}_{RN} | r) = \prod_{\mathbf{x}_n \in \mathcal{X}_{rN}} p(\mathbf{x}_n | r) \prod_{\mathbf{x}_m \in \mathcal{X}_{rN}^-} p(\mathbf{x}_m | r) \quad (5)$$

$$= \prod_{\mathbf{x}_n \in \mathcal{X}_{rN}} p(\mathbf{x}_n | t_n = 1) \prod_{\mathbf{x}_m \in \mathcal{X}_{rN}^-} p(\mathbf{x}_m | t_m = 0) \quad (6)$$

$$= \prod_{\mathbf{x}_n \in \mathcal{X}_{rN}} \frac{p(\mathbf{x}_n)P(t_n=1|\mathbf{x}_n)}{P(t_n=1)} \prod_{\mathbf{x}_m \in \mathcal{X}_{rN}^-} \frac{p(\mathbf{x}_m)P(t_m=0|\mathbf{x}_m)}{P(t_m=0)} \quad (7)$$

ただし、 $\mathcal{X}_{rN} = \{\mathbf{x}_n | s_n = r\}_{n=1}^N$ 、 $\mathcal{X}_{rN}^- = \mathcal{X}_{RN} \setminus \mathcal{X}_{rN}$ 、 $p(\mathbf{x}_n)$ 及び $p(\mathbf{x}_m)$ は $\theta_R = r$ に依存しないため、以下が成り立つ。

$$p(\mathcal{X}_{RN} | r) \propto \prod_{\mathbf{x}_n \in \mathcal{X}_{rN}} \frac{P(t_n=1|\mathbf{x}_n)}{P(t_n=1)} \prod_{\mathbf{x}_m \in \mathcal{X}_{rN}^-} \frac{P(t_m=0|\mathbf{x}_m)}{P(t_m=0)} \quad (8)$$

式 (8) を式 (4) に代入すると、 N 個の EEG データが得られたとき、文字判別に関する事後確率計算は、それぞれの EEG データが得られたときの P300 判別に関する事後確率計算に分解可能であることがわかる。

式 (1) を用いた判別方法は、最大事後確率決定規則やベイズ決定規則とよばれ、以下に表される最大事後確率 λ_N は、判別正答率の期待値と等しい。

$$\lambda_N = \max_{l \in \mathcal{L}} P(l | \mathcal{X}_N) \quad (9)$$

$$= \max_{r \in \mathcal{R}} P(r | \mathcal{X}_{RN}) \times \max_{c \in \mathcal{C}} P(c | \mathcal{X}_{CN}) \quad (10)$$

従来手法である RB-ARQ では、最大事後確率を再送基準に用いる。具体的には、 λ_N が任意の閾値 $\lambda \in [0, 1]$ より大きくなるまで、即ち、 $\lambda_N > \lambda$ となるまで、刺激呈示が継続される。最大事後確率は判別正答率の期待値であるため、任意の閾値 λ により、目標とする判別正答率の下限値を定めていることになる。結果として、各文字ごとにシーケンス数は異なる値となり、閾値 λ が大きいほど、平均シーケンス数は大きくなる。また、加算平均法と比べ、同じ正答率では平均シーケンス数が小さく、同じ平均シーケンス数では正答率が高くなる [3]。

3. 提案手法

RB-ARQ は、閾値 λ により目標の正答率を定めている。このため、さらなる性能改善のためには、閾値を上回るために必要な刺激の数を減らす必要がある。RB-SR-ARQ は、次シーケンスにおいて行及び列を選択的に点灯させ、最大事後確率を効率的に増加させる方法である。

まず、 λ_{RN} 及び λ_{CN} を、それぞれ \mathcal{X}_N が得られたときの、行及び列に関する最大事後確率とする。 $N - 1$ 個の EEG データが既に得られているとし、刺激 $s_N \in \mathcal{R}$ に対応する \mathbf{x}_N を得たときに期待される λ_{RN} の値は、以下のように計算される。

$$E[\lambda_{RN}] = E \left[\max_{r \in \mathcal{R}} P(r | \mathcal{X}_{RN-1}, \mathbf{x}_N) \right] \quad (11)$$

$$= \int \max_{r \in \mathcal{R}} \{P(r | \mathcal{X}_{RN-1}, \mathbf{x}_N) p(\mathbf{x}_N | \mathcal{X}_{RN-1})\} d\mathbf{x}_N \quad (12)$$

$$= \int \max_{r \in \mathcal{R}} \{P(r | \mathcal{X}_{RN-1}) p(\mathbf{x}_N | r)\} d\mathbf{x}_N \quad (13)$$

$$= \int \max \{P(s_N | \mathcal{X}_{RN-1}) p(\mathbf{x}_N | s_N), \max_{r' \in \mathcal{R} \setminus \{s_N\}} \{P(r' | \mathcal{X}_{RN-1}) p(\mathbf{x}_N | r')\}\} d\mathbf{x}_N \quad (14)$$

$$= \int \max \{P(s_N | \mathcal{X}_{RN-1}) f_1(\mathbf{x}_N), \max_{r' \in \mathcal{R} \setminus \{s_N\}} \{P(r' | \mathcal{X}_{RN-1})\} f_0(\mathbf{x}_N)\} d\mathbf{x}_N \quad (15)$$

ただし, $f_0(\mathbf{x}_N) = p(\mathbf{x}_N | t_N = 0)$, $f_1(\mathbf{x}_N) = p(\mathbf{x}_N | t_N = 1)$ とした. ここで, $\lambda_{RN(k)}$ を k 番目に小さな事後確率とし ($\lambda_{RN(1)} \leq \lambda_{RN(2)} \leq \dots \leq \lambda_{RN(|\mathcal{R}|)}$, $\lambda_{RN} = \lambda_{RN(|\mathcal{R}|)}$), $\hat{r}_{N(k)}$ を $\lambda_{RN(k)}$ に対応する行とする ($\lambda_{RN(k)} = P(\hat{r}_{N(k)} | \mathcal{X}_N)$). さらに, $f_0(\mathbf{x}_N)$ と $f_1(\mathbf{x}_N)$ は等しい分散共分散行列をもつ, 多次元ガウス分布であると仮定すると, 式 (15) より以下の関係式が得られる.

$$E[\lambda_{RN} | s_N = \hat{r}_{N(|\mathcal{R}|)}] = E[\lambda_{RN} | s_N = \hat{r}_{N(|\mathcal{R}|-1)}] \geq E[\lambda_{RN} | s_N = \hat{r}_{N(|\mathcal{R}|-2)}] \geq \dots \geq E[\lambda_{RN} | s_N = \hat{r}_{N(1)}] \quad (16)$$

式 (16) より, 最大事後確率または第二最大事後確率に対応する行を, N 番目の刺激として点灯させることで, 最も効率的に最大事後確率を増加させることがわかる. しかし, 例えば, 次シーケンスにおいて, 事後確率の大きい順に 2 行と 2 列だけを点灯させる場合, ターゲット文字を含む行及び列の点灯頻度が最大で 0.5 となり, 低頻度の事象により誘発される P300 [1], [5] が誘発されなくなってしまうことが懸念される. このため, RB-SR-ARQ では, 事後確率の大きい順に 3 行と 3 列を選択的に点灯させる. これに伴い, 「シーケンスとは, 選定時期を同じくする刺激群の呈示」(この場合, 3 行 3 列の 6 回の点滅が 1 シーケンス) と再定義する.

実際には, 最初の 2 シーケンスにおいて, RB-ARQ と同様にシーケンス当たり 12 種類の刺激が呈示され, 3 シーケンス目以降において, 選択的に刺激呈示を行う. これは, 各文字の事前確率が等しい場合, 1 シーケンス目の刺激選定の際には, 行及び列の順位付けができないことと, 少ない EEG データ中に外れ値が含まれてしまった際の影響を小さくするためである. また, 図 2 に示すように, $s_N, s_{N+1}, \dots, s_{N+5}$ の選択の際には, $\mathbf{x}_{N-3}, \mathbf{x}_{N-2}, \mathbf{x}_{N-1}$ は考慮されないことに注意されたい.

RB-SR-ARQ は, 選択的刺激呈示の他に, 刺激単位の閾値判定という特徴をもつ. これは, RB-ARQ が用いるシーケンス単位の閾値判定に対比するものであり, 閾値判定のタイミングが異なる. シーケンス単位の閾値判定は, 前シーケンスの刺激呈示に対応する EEG データの計測が全て完了した時点で行われ, 一方, 刺激単位の閾値判定は, 各刺激呈示に対応する EEG データの計測が完了した時点で行われる. 刺激単位の閾値判定を用いることで, より柔軟な閾値判定が可能となり, さらなる

性能改善が期待される. この刺激単位の閾値判定は RB-ARQ においても可能であるが, 本稿における RB-ARQ はシーケンス単位の閾値判定を用いる.

なお, 著者らが既に提案した選択的自動再送要求手法 [6] は, 事後確率の低い行及び列を同時に点灯させることで, シーケンス当たりの点灯数を減らす方法である. しかし, この方法では, 同時点灯させる行及び列の決定法が, やや発見的であったことと, 同時点灯させることで視覚的刺激量が変化してしまうことを考慮していなかった. これに対し, 本稿で提案した選択的自動再送要求手法は, これらの問題を考慮した改良版である.

4. 実験

まず, BCI Competition データを用いたオフライン実験によるシミュレーションを行い, 次に, RB-ARQ 及び RB-SR-ARQ を実装した P300 speller によるオンライン実験により, RB-ARQ と RB-SR-ARQ との比較を行う.

4.1 オフライン実験

4.1.1 実験データ説明

オフライン実験では, BCI Competition III の data set II [7] を用いた. これは, 被験者 2 人 (Sub A, Sub B) が P300 speller を行った際に計測された EEG データである. 85 文字分の学習データと 100 文字分のテストデータがあり, サンプリング周波数 240Hz で 64 電極から計測され, 0.1-60Hz のバンドパスフィルタが適用されている. なお, 1 文字に対し 15 シーケンスの刺激提示が繰り返されている.

4.1.2 前処理法及び識別器

コンペティションにおける 1 位手法 [8] を参考に特徴抽出を行った. [8] では, 各電極の EEG データに対して 0.1-10Hz のバンドパスフィルタを適用し, 点灯後 0s から 0.65s までを, 0.05s ごとに合計 14 データポイントで抽出し, 14 データポイント毎に正規化を行った上で 14×64 (電極) = 896 変数を抽出している ($\forall \mathbf{x}_n \in \mathbb{R}^{896}$). その後 [8] ではサポートベクトルマシン (SVM) を用いて識別を行っているが, P300 speller における事後確率推定精度が高いことから [9], 本実験では, 線形判別分析 (LDA) を識別器として用いた.

RB-ARQ 及び RB-SR-ARQ を実験データに適用し, 閾値入の変化に対する判別正答率の変化を調べた. ただし本稿では, コンペティションの方式に合わせ, シーケンス数が 15 を超え

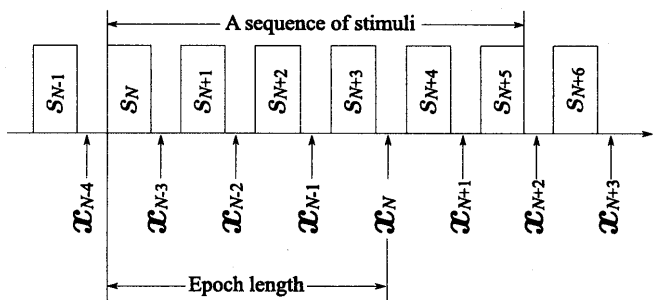


図 2 RB-SR-ARQ における刺激呈示と EEG データ計測の流れ.
Fig. 2 Stimulus presentations and EEG epochs in RB-SR-ARQ.

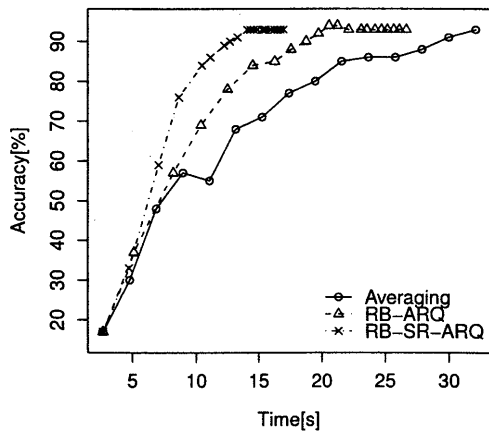


図3 正答率と判別時間 (Sub A)

Fig. 3 Accuracy and discrimination time (Sub A)

た場合、最大事後確率が閾値を超えていなくても判別を行った。また、加算平均法も比較対象とし、加算平均するシーケンス数を1から15まで変化させたときの判別正答率を調べた。

また、オドボール課題において低頻度刺激の刺激頻度が高くなるほど、P300の振幅が小さくなることが知られている[5], [10]. [10]では、P300 spellerのマトリクスサイズを 4×4 , 8×8 , 12×12 , 即ち、ターゲット文字の点灯頻度を $1/4$, $1/8$, $1/12$ と変えた場合のP300の振幅について報告している。報告された点灯頻度と振幅の関係を、直線により近似すると、頻度が $1/3$ の場合の振幅は、頻度が $1/6$ の場合の振幅の約0.85倍であった。 6×6 のマトリクスを用いた場合、頻度が $1/6$ の場合には通常の刺激呈示に対応し、頻度が $1/3$ の場合には、RB-SR-ARQにおける3シーケンス目以降の選択的刺激呈示に対応する。このため、コンペティションデータにRB-SR-ARQを適用する場合、3シーケンス目以降に対応するEEGデータは振幅を0.85倍とした。

4.1.3 結果及び考察

本稿では、式(17)に定義されるUtility [11]を性能指標として用いる。

$$U = \frac{(2P - 1) \log_2(|L| - 1)}{d} \quad (17)$$

ただし、 P は判別正答率、 d は1文字入力に要する判別時間である。Utilityは、間違えた文字を消去可能なBackSpaceが文字候補の一つにあることを想定したときに、完璧な文字入力を行う場合の情報伝達速度であり、P300 spellerにおいては実用的な指標と考えられている[11]。ただし P が0.5以下の場合、 $U = 0$ とする。

コンペティションデータのSub Aについて、加算平均法(Averaging)、RB-ARQ及びRB-SR-ARQを適用した場合の、判別正答率及び平均判別所要時間の関係を図3に、Utility及び平均判別所要時間の関係を図4に示す。なお、平均判別所要時間は、RB-ARQ及びRB-SR-ARQの場合、 $\lambda_N > \lambda$ となった N の平均値、加算平均法の場合、文字判別に用いたシーケンス数から算出した。図3より、すべての手法において、判別所要時間が長くなるほど、即ち、計測時間が長くなるほど、正答率

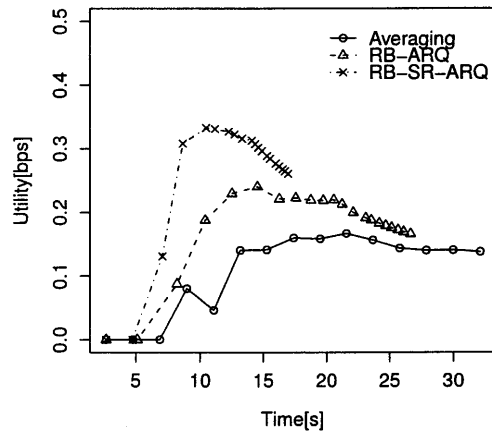


図4 Utilityと判別時間 (Sub A)

Fig. 4 Utility and discrimination time (Sub A)

が高くなっていることがわかる。また、加算平均法と比較して、RB-ARQを適用することで、少ない判別時間で高い正答率が得られていることがわかる。また、RB-SR-ARQの適用時は、さらに判別時間が短くなっていることがわかる。また図4より、RB-SR-ARQの適用時は、加算平均法及びRB-ARQ適用時に比べ、Utilityの最大値が大きいことがわかる。Sub Bのデータにおいても同様の結果が得られ、RB-SR-ARQの有効性が確認できた。

4.2 オンライン実験

4.2.1 実験説明

オンライン実験では、BCI開発用の汎用プラットフォームであるBCI2000 [12]に、RB-ARQ及びRB-SR-ARQを実装したP300 spellerを用いて実験を行った。国際10-20法 [13]に従い、5電極(Fz, Cz, Pz, O1, O2)、及び基準電極として左耳A1、右耳A2に電極をそれぞれ貼付し、サンプリング周波数100HzによりEEGを計測した。なお、計測器には(株)デジテックス研究所製のPolymate AP216を用いた。被験者として6人(Sub 1~Sub 6)が実験に協力した。また、前述のコンペティションデータとは異なり、刺激間隔(Inter Stimulus Interval: ISI)は70msとした。

本実験では、P300 spellerを用いて入力された文字(列)を取得し、日本語入力を行う日本語入力システムを用いた(図5)。なお、この日本語入力システムは、予測変換機能を持ち、比較的少ないアルファベット入力での日本語入力が可能である[14]。P300 spellerのインターフェイスは、図1に示される文字行列を有し、「A」~「Z」はアルファベット入力、「1」~「5」は予測変換候補の選択(図6の1~5に対応)、「6」、「7」はそれぞれひらがな及びカタカナへの変換が可能である。例えば、P300 spellerを用い、「TOTUZ」を入力した際の予測変換候補を図6に示す。ユーザは、「1」~「5」の入力により変換候補を選択することが可能である。なお、予測変換には、Social IME [15]の予測変換APIを使用した。詳細は、[14]を参照されたい。

学習セッションでは、25文字のターゲット文字列“NAGOYA1DAIGAKU1KOUGAKUBU1”を予め指定し、1文字に対し10シーケンス繰り返し、EEGデータを計測した。

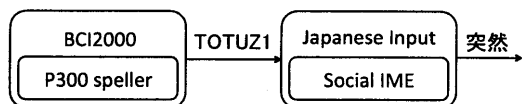


図5 P300 speller を用いた日本語入力システム
Fig. 5 Japanese input system based on BCI2000

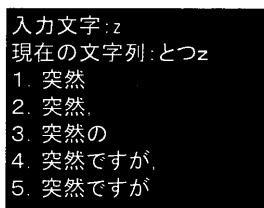


図6 日本語入力インターフェイス
Fig. 6 User interface for the Japanese input

この際は、予測変換を含めた、一切の変換を行っていない。また、テストセッションでは、ローマ字入力による日本語入力及び漢字変換により、以下の4文章の入力をタスクとした。

- (1) 暑中お見舞い申し上げます。
- (2) 猛暑が続いておりますが、
- (3) 皆様のご健康を
- (4) お祈りいたしております。

1文章の入力を1セッションとし、4文章に対し下記4条件をランダムに割り当て、(1)～(4)の順番で2回繰り返し、合計8セッション。即ち、各条件につき2セッション行った。

- (条件1) RB-ARQ, 予測変換無し
- (条件2) RB-ARQ, 予測変換有り
- (条件3) RB-SR-ARQ, 予測変換無し
- (条件4) RB-SR-ARQ, 予測変換有り

ただし、「予測変換有り」とは、変換候補が現れた時点で予測変換を行い、「予測変換無し」とは、変換したい分の文字を完全に入力し終えてから変換をするというものである。例えば、「突然」と入力したい場合、「TOTUZEN」と入力した後、変換候補に現れる「突然」を「1」～「5」により選択する。

RB-ARQ及びRB-SR-ARQの閾値は、学習データの10-foldクロスバリデーションにより、Utility (式(17))が最大となる値を用いた。コンペティションデータのオフライン実験より、各被験者においてUtilityが最大となる閾値は、RB-ARQ及びRB-SR-ARQともにほぼ同じ値であったことから、オンライン実験においても2手法ともに同じ閾値を用いた。また、1文字に対し最大120点灯までとし、これを超えた場合、信頼度が閾値を上回っていても刺激を終了し、文字判別を行った。このため、RB-ARQでは最大10シーケンス(120 = 12 × 10)、RB-SR-ARQでは最大18シーケンス(120 = 12 × 2 + 6 × 16)とした。

4.2.2 前処理法及び識別器

各電極のEEGデータに対して、1Hzのハイパスフィルタを適用し、20Hzにダウンサンプリングした後、刺激点灯開始後の650msに対応する13データポイント、合計13 × 5(電極) = 65変数を抽出した($\forall x_n \in \mathbb{R}^{65}$)。その後、ステップワイズ

表1 P300の平均振幅値と振幅比率
Table 1 P300 amplitude and reduction rate

Sub	振幅 [μV]		比率
	頻度 $\frac{1}{6}$	頻度 $\frac{1}{3}$	
1	5.14	4.06	0.79
2	1.79	1.54	0.86
3	2.88	2.02	0.70
4	1.61	1.31	0.81
5	0.72	0.64	0.88
6	3.22	2.84	0.88
Avg	2.56	2.07	0.81

変数選択法[16]により変数選択を行い、LDAを識別器として用いた。

4.2.3 結果及び考察

各被験者におけるターゲット文字の点灯頻度 $\frac{1}{6}$ 及び $\frac{1}{3}$ である場合の、3部位(Fz, Cz, Pz)の平均のP300の振幅と、振幅比率を表1に示す。今回の実験で得られた振幅比率の値は平均0.81であり、近似直線により計算された近似値約0.85は、実測値と比較的近い値であったといえる。これにより、実験1で行ったシミュレーションの妥当性がある程度確保された。

次に、閾値 λ 、判別正答率、1入力に要した平均点灯数(平均シーケンス数)、Utilityについて、それぞれ4セッションの平均値を表2に、各被験者におけるRB-ARQ及びRB-SR-ARQの4セッションの平均Utilityを図7にそれぞれ示す。表2より、Sub 2及びSub 4を除く被験者において、概ね閾値を上回る判別正答率が得られていることがわかる。これは、閾値が判別正答率の下限値であることが理由として考えられる。一方、Sub 2及びSub 4においては、判別正答率が閾値を大きく下回る結果となり、さらには、他の被験者と比べ、Utilityの値が低くなっていることがわかる。この原因として、瞬きなどのアーチファクトの混入や、事後確率の推定がうまく行われなかったことが考えられる。

また、表2より、いずれの被験者でもRB-SR-ARQと比較してRB-ARQの方が1入力に要する点灯数が多くなっていることがわかる。しかし、RB-SR-ARQの場合の平均点灯数に着目すると、Sub 1、Sub 5及びSub 6における点灯数は平均で24点灯以下、即ち、2シーケンス以下であり、3シーケンス目から6点灯となるRB-SR-ARQの特徴が生かされていないことがわかる。このとき、RB-ARQの方が平均点灯数が多かった原因として、シーケンス単位の閾値判定を用いるRB-ARQでは、刺激単位で計算した場合の最大事後確率が閾値を超えた後も、刺激呈示が行われたことで、平均シーケンス数が多くなってしまったことが考えられる。

図7より、Sub 1を除く被験者において、RB-SR-ARQの方が、Utilityの平均値が大きいがわかる。RB-SR-ARQでのシーケンス数が2程度であるSub 1、Sub 5及びSub 6を除いたSub 2、Sub 3及びSub 4に限った場合でも同様に、RB-SR-ARQの方が、Utilityの平均値が大きいが、これら3被験者のUtilityに関して、2(RB-ARQ及びRB-SR-ARQ) × 2

表 2 判別正答率, 平均点灯数, Utility の比較

Table 2 An example of caption.

Sub	閾値	Acc [%]		点灯数 (シーケンス数)		Utility [bps]	
		M1	M2	M1	M2	M1	M2
1	0.87	98.4	85.9	22.3 (1.9)	17.9 (1.5)	1.16	1.04
2	0.93	84.3	80.1	87.1 (7.3)	67.2 (9.2)	0.23	0.26
3	0.97	98.2	92.2	41.7 (3.5)	31.3 (3.2)	0.67	0.75
4	0.77	65.8	66.8	51.1 (4.3)	31.1 (3.2)	0.18	0.30
5	0.77	77.2	80.4	27.8 (2.3)	21.7 (1.8)	0.53	0.75
6	0.69	79.1	70.5	32.3 (2.7)	20.8 (1.7)	0.51	0.53

*M1:RB-ARQ, M2:RB-SR-ARQ

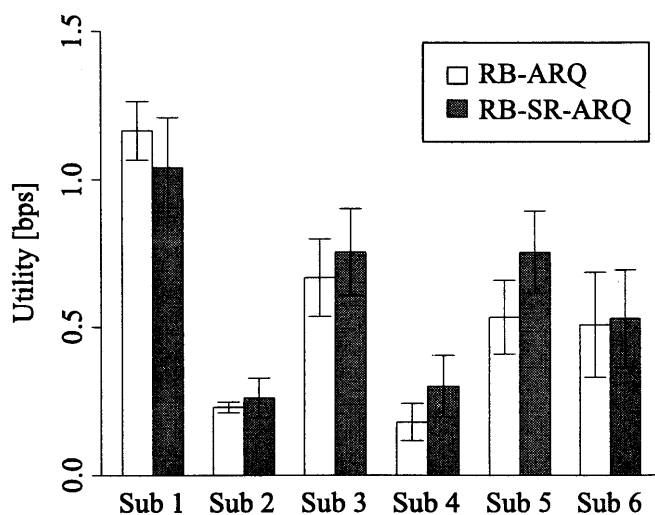


図 7 Utility

Fig. 7 Utility

(予測変換の有無)の二元配置分散分析を行ったところ, 手法間の P 値は 0.09 となり, 統計的有意差 (有意水準 5%) があるとはいえなかった. しかし, 被験者数の少なさを考慮すると, 被験者を増やすことで統計的有意性を示すことができると思われる.

本実験では, Utility が最も高くなるように閾値を決定したが, Sub 4 や Sub 6 のような例では, 判別正答率が低いことで, 誤判別が頻発してしまい, ユーザビリティの著しい低下がみられた. これについては, 例えば閾値を 0.9 に設定することで, ユーザビリティの向上が期待できるため, 今後検討を行っていく予定である.

5. まとめ

本稿では, コミュニケーション型の Brain-Computer Interface (BCI) である, P300 speller の性能改善を目的とし, 最大事後確率を基準に点灯回数を決定し, 事後確率の高い行及び列を選択的に点灯させる, 信頼度に基づく選択的自動再送要求手法 (RB-SR-ARQ) を提案した. さらに, 提案手法を, P300 speller の実験データである BCI Competition III の data set II に対して適用し, 加算平均法及び信頼度に基づく自動再送要求手法 (RB-ARQ) と比較して, BCI の性能指標である Utility が大きいことを示した. また, RB-ARQ 及び RB-SR-ARQ を実装した P300 speller のオンライン実験を行い, 有意差はみら

れなかったものの, RB-SR-ARQ が RB-ARQ よりも Utility の上で優れていることを示した. 今後は, 被験者数を増やし, 統計的有意性を確認することが課題である.

謝辞 本研究は, 文部科学省科学研究費 (特別研究員奨励費, No.22・8417 及び基盤研究 (C), No.22500200) の補助を得て遂行された.

文 献

- [1] L. Farwell, and E. Donchin, "Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials," *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol.70, no.6, pp.510-523, 1988.
- [2] U. Hoffmann, J. Vesin, T. Ebrahimi, and K. Diserens, "An efficient P300-based brain-computer interface for disabled subjects," *Journal of Neuroscience methods*, vol.167, no.1, pp.115-125, 2008.
- [3] 金田佑介, 高橋弘武, 吉川大弘, 古橋武, "信頼度に基づく自動再送要求の p300 speller への適用に関する一検討," *信学技報*, vol.109, no.280, pp.19-22, 2009.
- [4] J.B. Anderson, and S. Mohan, *Source and channel coding: an algorithmic approach*, Kluwer Academic Pub, 1991.
- [5] C. Duncan-Johnson, and E. Donchin, "On quantifying surprise: The variation of event-related potentials with subjective probability," *Psychophysiology*, vol.14, no.5, pp.456-467, 1977.
- [6] 金田佑介, 高橋弘武, 吉川大弘, 古橋武, "P300 speller の判別時間短縮を目的とした選択的自動再送要求手法の適用に関する検討," 平成 22 年電気学会電子・情報・システム部門大会講演論文集, pp.34-38, 2010.
- [7] E. Donchin, K. Spencer, and R. Wijesinghe, "The mental prosthesis: assessing the speed of a P300-based brain-computer interface," *IEEE Trans. Rehab. Eng.*, vol.8, no.2, pp.174-179, 2002.
- [8] A. Rakotomamonjy, and V. Guigue, "BCI competition III: Dataset II-ensemble of SVMs for BCI P300 speller," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol.55, no.3, pp.1147-1154, 2008.
- [9] 高橋弘武, 吉川大弘, 古橋武, "脳波識別における事後確率推定精度の比較検討〜サポートベクトルマシンと関連ベクトルマシンの比較〜," *信学技報*, vol.110, no.295, pp.47-52, 2010.
- [10] B. Allison, and J. Pineda, "ERPs evoked by different matrix sizes: Implications for a brain computer interface (BCI) system," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehab. Eng.*, vol.11, no.2, pp.110-113, 2003.
- [11] B. Dal Seno, M. Matteucci, and L. Mainardi, "The utility metric: a novel method to assess the overall performance of discrete brain-computer interfaces," *IEEE Trans. Neural Syst. Rehab. Eng.*, vol.18, no.1, pp.20-28, 2010.
- [12] G. Schalk, D. McFarland, T. Hinterberger, N. Birbaumer, and J. Wolpaw, "BCI2000: a general-purpose brain-computer interface (BCI) system," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol.51, no.6, pp.1034-1043, 2004.
- [13] H. Jasper, et al., "The ten-twenty electrode system of the International Federation," *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol.10, no.1, pp.371-375, 1958.
- [14] 継岡恭子, 高橋弘武, 吉川大弘, 古橋武, "P300 speller の速度向上を目的とした入力文字予測システムの実装に関する検討," 第 26 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp.698-701, 2010.
- [15] 奥野陽, 萩原将文, "インターネットを用いた日本語入力システム," *情報処理学会研究報告*, vol.2009, no.36, pp.1-6, 2009.
- [16] D. Krusienski, E. Sellers, F. Cabestaing, S. Bayoudh, D. McFarland, T. Vaughan, and J. Wolpaw, "A comparison of classification techniques for the P300 Speller," *Journal of neural engineering*, vol.3, pp.299-306, 2006.