

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

田澤 祥亨[†] 森 大毅[†]

[†] 宇都宮大学大学院工学研究科電気電子システム工学専攻 〒321-8585 栃木県宇都宮市陽東 7-1-2

E-mail: †{tazay,hiroki}@speech-lab.org

あらまし 本報告では、ALS 患者のような重度肢体不自由者のためのコミュニケーション方法の実現のため、随意運動を必要としない文章入力方法を検討する。文字入力装置には走査型文字入力システムを使用し、脳の活性状態による前頭葉の血流量の違いを走査型文字入力システムのトリガーとして利用することを目標としている。文字入力法は、走査型文字入力における自動誤り訂正方式に基づいている。あらかじめ文字選択時の脳血流量の変動を測定しておき、脳血流量変化モデルを推定する。その脳血流量変化モデルを用いることで文字毎の脳血流量変化確率密度を求める。さらに、統計的言語モデルによる文字の出現確率を考慮することで精度向上をはかった。この文字入力法の有効性を検証するため、脳血流量の変動を模して作成された疑似データを利用した文章入力実験を行った。パラメータとして、各回答期間における脳血流量変化の最大瞬時振幅と振動回数からなる 2 次元ベクトルを用いた場合は 85.8%の精度が、1 走査内の各回答期間の最大瞬時振幅を要素とする 11 次元ベクトルを用いた場合は 95.8%の精度が得られ、随意運動を必要としない文字入力システムの実現の可能性を示すことができた。

キーワード BCI, NIRS, 走査型文字入力システム, ALS

A Preliminary Study on Text Input Method using Statistical Model of Cerebral Blood Flow Change

Yoshiyuki TAZAWA[†] and Hiroki MORI[†]

[†] Graduate School of Engineering, Utsunomiya University Youtou 7-1-2, Utsunomiya-shi, Tochigi, 321-8585 Japan

E-mail: †{tazay,hiroki}@speech-lab.org

Abstract For realizing communication aids for physically handicapped patients such as ALS, a character input method, which doesn't require a voluntary movement, is proposed. The method is based on the scanning communication system, where the cerebral blood flow change is used for the input trigger. The method is based on the automatic error correction method, and estimates user's input using the cerebral blood flow change model and the statistical language model. In order to verify the effectiveness of the proposed method, character input experiments were performed using artificial data that were created by simulating the changes in cerebral blood flow. The experiment using two-dimension vector, maximum instantaneous amplitude and oscillation frequency within single answer periods, showed an accuracy of 85.8%. The experiment using eleven-dimension vector, consisting maximum instantaneous amplitudes for every answer periods, showed an accuracy of 51.7%. The accuracy was further improved up to 95.8% by using the MAP estimation.

Key words BCI, NIRS, Scanning communication system, ALS

1. はじめに

ALS(筋萎縮性側索硬化症)は筋肉の神経変性疾患であり、運動神経が徐々に侵され機能しなくなってしまう進行性の難病である。現在でも明確な治療法は確立されておらず、病状の進行に伴い徐々に筋力低下が起こり、随意運動が行えなくなるが、思

考能力や感覚器官については正常に機能する。さらに、病状が進行すると完全に随意運動を行えなくなる状態(完全 Locked-in 状態)になるケースもあり、完全 Locked-in 状態になった場合、発声機能などの自らの意思を他者へ伝えるためのコミュニケーション手段を完全に失ってしまう。また、表情筋や眼球運動、口唇の動きなども失われてしまうため、他者が ALS 患者の意

志を読み取ることも非常に難しい。したがって、ALS 患者のような重度肢体不自由者は、生活の質 (Quality of Life) が大きく低下することになる。そのため、重度肢体不自由者が利用可能な代替コミュニケーション方法の確立は、生活の質の向上において、非常に大きな役割を担っている。

これまで、代替コミュニケーション手段については、福祉工学の分野で様々な研究が行われてきている。瞼や指、眼球運動などの残存する重度肢体不自由者のコントロール可能な部位をコミュニケーション支援装置のトリガーとして利用することで、PC 上の選択肢を決定するものなどが開発されてきている。また、完全 Locked-in 状態のような一切動作が行えない場合のコミュニケーション支援についても研究が行われてきており、主に脳の活性状態を利用した BMI (Brain Machine Interface) についての研究が行われてきた。

本研究は、正常に機能する脳活動を利用した文字入力装置の開発の可能性を探ることを最終目標とする。本研究では、重度肢体不自由者がコントロール可能な、脳の活性状態による前頭葉の血流量の変動に着目した。この血流量の変動を走査型文字入力システムのトリガーとして利用することで、随意運動を必要としない文字入力装置の開発を目指す。しかし、信号として測定できる脳血流量の変動には種々の雑音が含まれているため、それだけを利用して意味のある文章を推定することは困難であると考えられる。そこで、本報告では統計的言語モデルを利用した文字入力法を提案する。脳血流量の変動と統計的言語モデルを組み合わせることで、誤入力された文字を、より前後の文章に則した日本語らしい文字に修正することが期待出来る。

2. 入力文字推定アルゴリズム

本節では、走査型文字盤と脳血流量変化、および統計的言語モデルを利用した文字入力方法を提案する。本研究では、走査型文字入力盤のトリガーとして、脳の活性状態による特徴の変化を利用する。ヒトの脳から得ることが可能な生体信号は様々なものがあるが、その中でも事前訓練をほとんど必要とせず、ユーザが容易にコントロールすることが可能な脳血流量の変動に着目した。脳活動測定のため、日立製作所製『心語り』の脳血流量測定装置を使用する。

一般的な走査型文字入力システムでは、五十音表が表示されており、その文字盤上をカーソルが自動的に走査する。まずカーソルは列方向に移動し、目的とする列をスイッチ操作により選択する。次に選択した列上をカーソルが行方向に走査するので、目的文字にカーソルが到達した時にスイッチ操作を行うことで文字を決定する。これに対し提案法では、スイッチ操作のかわりに、目的文字にカーソルが到達した時に脳を活性化させる。

脳が活性化すると前頭葉の酸素とグルコースが消費される。消費された酸素とグルコースを供給するために、前頭葉には安静時よりも多くの血液が流入する。その際の血流量の変動を近赤外光を用いて測定すると、活性時には検出波形の最大瞬時振幅が増大し、振動回数が減少するといった特徴が現れる [3]。本研究では、これら 2 つのパラメータを特徴ベクトルとして利用

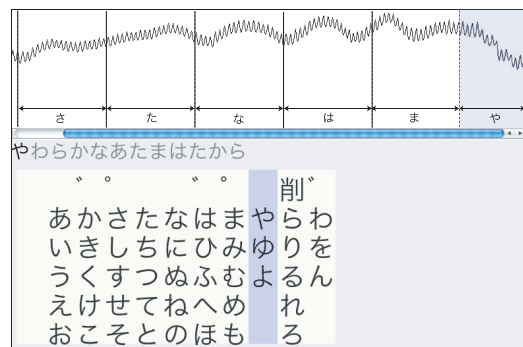


図 1 文字入力例 (入力文字: や)

Fig. 1 The example of character input (input character: や)

する。まず脈拍や呼吸の影響を除去するために検出波形にカットオフ周波数 0.1Hz のローパスフィルタを施す。フィルタリング後の波形からトレンドを除去する。その波形に対して Hilbert 変換を行い、各回答期間内の最大瞬時振幅と振動回数をパラメータとして抽出する。

今回は実験の簡単化のためにカーソルの走査は列方向のみとし、「あ」「か」「さ」...のみを選択出来るものとした。本研究で利用する走査型文字盤は、最左端から順番に「空白」「あ」「か」「さ」...最右端「わ」という並びで文字が配置されている。

カーソルは、ユーザの意志とは無関係に走査型文字盤上を常に最左列から最右列まで繰り返し移動し続ける。各列でカーソルが停留している期間を回答期間と呼ぶ。ユーザは回答期間ごとに脳の活性状態を変化させる。ユーザは、カーソルが目的の列を指している間脳を活性化させ、それ以外の列では脳を安静に保つ。パラメータの分布は、指定した文字を入力させる実験を多数回行うことで求める。入力する文字により、活性時の特徴が現れるタイミングが異なるため、文字ごとに分布は異なったものが得られる。文字の出現確率の偏りを無視すれば、式 (1) を満たす文字を推定することで、得られたパラメータから目的文字を推定することが可能である。

$$\hat{C} = \arg \max_C P(C|p) = \arg \max_C p(p|C) \quad (1)$$

しかし、パラメータの分布が十分に分離出来ていない場合には、意味のある文字列を得ることは難しい。そこで、走査型文字入力における自動誤り訂正方式 [1] を利用した精度向上を試みた。

$$\hat{C} = \arg \max_C P(C|p) = \arg \max_C \frac{P(C)p(p|C)}{\sum_{\{C, \dots\}} P(C)p(p|C)} \quad (2)$$

ここで \hat{C} は推定された文字、 $P(C|p)$ は与えられたパラメータ p が文字 C である確率、 $P(C)$ は言語モデルに基づく文字の出現確率を表す。 $p(p|C)$ は文字 C を意図した時に、パラメータ p となる確率密度関数を示しており、以後脳血流量変化モデルと呼ぶ。式 (2) にしたがって事後確率を最大にする文字を求めることで、脳血流量の変動のみではなく、文字列としての日本語らしさも考慮した文字列を出力することが可能である。また計算の簡易化のために、実際には式 (2) の対数をとった式 (3) を満たす文字列を出力すればよい。

$$\begin{aligned} \arg \max_C \log P(C|\mathbf{p}) &= \arg \max_C \log \frac{P(C)p(\mathbf{p}|C)}{\sum_{\{C, \dots\}} P(C)p(\mathbf{p}|C)} \\ &= \arg \max_C (\log P(C) + \log p(\mathbf{p}|C)) \quad (3) \end{aligned}$$

脳血流量変化モデルとは、ある文字が入力されたときと仮定したときのパラメータの分布をモデル化したものである。あらかじめ特定の文字を入力したときの脳血流量の変動を測定しておくことで分布を推定する。高い精度で文字を入力するためには、選択する文字ごとの脳血流量変化モデルが明確に分離している必要がある。

本研究では、言語モデルに仮名文字 n -gram モデルを用いる。仮名文字 n -gram モデルとは、事前の $n - 1$ 文字の後に当該文字が出現する確率を求めるものである。大量のテキストを全て平仮名に変換し、それぞれの文字に対応する n 字組の出現回数を数え上げることで学習する。 n -gram モデルは、単語辞書を必要としないため、原理的に未知語が発生することがない。ユーザが意図する文章は未知であるため、未知語が生じない n -gram モデルは、本研究で目標とする文字入力装置において非常に有用であると考えられる。また n -gram モデルでは、全ての種類の n 字組が学習時に出現するとは限らない。出現しなかった n 字組は、経路探索において悪影響を及ぼす恐れがあるため、一般的にスムージングを行う必要がある。本研究で使用する言語モデルでは、出現しなかった n 字組の出現確率を $n - 1$ 字組などのそれよりも低次の n -gram 確率で代用する back-off スムージングを用いる [2]。

本研究では、走査ごとに全ての文字が入力されたものと仮定し、その全ての組み合わせの中で最も尤度が高くなる文字列を Viterbi アルゴリズムにより推定する。

3. 文章入力実験

3.1 事前実験

前節で提案した文章入力法の有効性を探るために、与えられた文章の入力実験を行った。まず事前実験として、様々なタスクによる脳の活性状態の判別実験を行った。

3.1.1 実験条件

測定には日立製作所製『心語り』を用いる。『心語り』は、前頭葉の血流量変化を検出し、その変化の大きさに基づきユーザの意志 (YES/NO) を判定する BMI である。最初に 12 秒間の安静期間があり、次に 12 秒間の回答期間がくる。そして最後に 12 秒間の安静期間が設定されており、ユーザは回答期間で脳を活性化および安静化させることで意思表示を行う。事前実験では YES 回答時には、4 種類のタスク (暗算、高速で数字を数え上げる、過去の記憶の思い出し、歌う) を試行し、それぞれの正答率を比較した。また NO 回答時にはタスクを問わず、脈拍を数えて心身を落ち着けるタスクを用いた。回答期間内の最大瞬時振幅と振動回数からなる 2 次元ベクトルを特徴量として利用する [3]。測定データの判定は、YES の分布と NO の分布からの Mahalanobis 距離を比較することで行った。評価は式 (4) を用いて行う。

$$(\text{正答率}) = \frac{N - D}{N} \times 100 \quad (4)$$

表 1 タスクごとの正答率

Table 1 The accuracy rate for different task

	暗算	数え上げ	思い出し	歌う
正答率 (%)	60.0	56.3	51.3	57.5

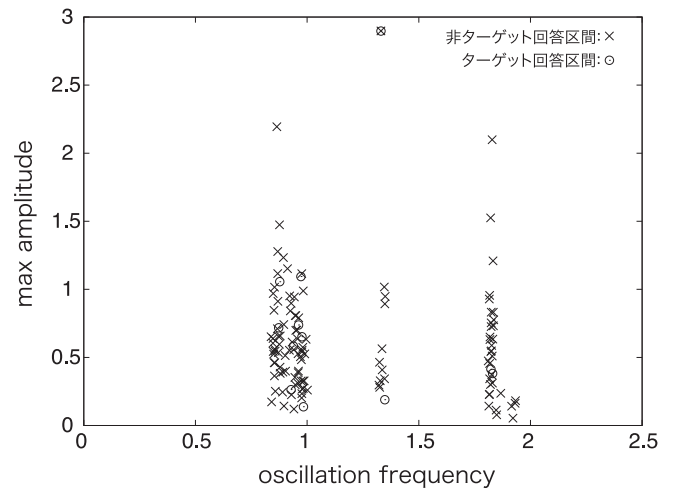


図 2 実データにおけるパラメータの分布

Fig. 2 The distribution of the parameter in real data

ここで N は使用するタスクごとの全測定データ数、 D は誤り数であり、意図した回答の分布からの Mahalanobis 距離よりももう一方の分布からの Mahalanobis 距離の方が大きくなってしまったデータの数である。また被験者は第一著者であり、各タスクごとに午前と午後 YES 回答/NO 回答の測定を 4 回ずつ 5 日間、計 40 回ずつ行った。

3.1.2 実験結果

表 1 が各タスクごとの正答率である。暗算タスクが最も正答率が高いという結果が得られた。本研究で目指すシステムでは、走査型文字盤における未知の文字の入力判定を行うために、非常に複雑な処理が必要となってくるため、ある程度高い精度が必要であると考えられる。

また試験的に、正答率が最も高くなった暗算タスクを利用して、実際に文章入力を想定した脳血流量変化の測定を行った。測定には、図 1 のような走査型文字盤と『心語り』の光量検出装置を組み合わせたものを利用した。入力文字は『やわらかなあたまはたから』であり、入力したい文字の回答期間 (ターゲット回答期間) で YES 回答時と同じ操作を行うことで文字入力を行う。ターゲット回答期間および非ターゲット回答期間における変動をパラメータ化したものの分布を図 2 に記す。視覚的にもターゲット回答期間と非ターゲット回答期間のパラメータが明確に分離できていない。したがって、事前実験で測定した実データでは文字入力法の検討を行うことは難しいと考えられる。

3.2 疑似データの作成

事前実験を通して、提案法検討用の疑似データを作成する必要があることがわかった。そこで、脳血流量の変動を模した疑似データを作成した。作成には『心語り』の光量検出装置を利用し、手の開閉によって光量を調節する。目的文字にカーソル

表 2 誤り数および正答率

Table 2 The number error and the accuracy rate

	単一回答期間		全回答期間	
	適用前	適用後	適用前	適用後
誤り数 (文字)	27	20	58	66
正答率 (%)	77.5	83.3	51.7	45.5

が停留している時のみ意図的に光量を減少させ、その他の文字ではあまり変動させない。この方法で学習用データを 5 個、試験用データを 10 個作成した。

3.3 実験条件

使用するデータは、3.2 で作成した疑似データを用いる。各文字 C 単一の回答期間での最大瞬時振幅と振動回数からなる 2 次元ベクトル (式 (5)) と、1 走査内の全文字の回答期間の最大瞬時振幅からなる 11 次元ベクトル (式 (6)) をそれぞれ用いて文字列を推定する。

$$p_C = [x_{amp_C}, x_{osc_C}]^T \quad (5)$$

$$p = [x_{amp_空白}, x_{amp_あ}, x_{amp_か}, \dots, x_{amp_は}, x_{amp_わ}]^T \quad (6)$$

単一回答期間のパラメータを用いる際には、脳血流量変化モデルは 2 次元正規分布にしたがうものと仮定し、ターゲット回答期間のパラメータのみを利用する事で推定した。そのモデルを用いて各回答期間ごとに脳血流量変化確率密度を求める。

全回答期間のパラメータを用いる場合では、脳血流量変化モデルは 11 次元対角共分散正規分布にしたがうものとし、文字ごとにモデルを推定する。各文字ごとの脳血流量変化モデルを用いて、1 走査で得られた 1 つの特徴ベクトルから全文字の脳血流量変化確率密度を算出する。

言語モデルはどちらも trigram として、毎日新聞記事 CD-ROM, 1991 年から 1994 年までの記事を形態素解析器によって平仮名に変換した約 2 億字から学習したものを用了。また、式 (7) を用いて言語モデルの重み付けを行い、重み係数 w は予備実験により最適となるものをそれぞれ決定した。

$$\log P(C|p) = w \times \log P(C) + (1 - w) \times \log p(p|C) \quad (7)$$

これらを利用して、式 (3) を満たす文字列を出力する。

3.4 実験結果

入力文字の推定結果を表 2 に記す。単一回答期間のパラメータを利用した場合の推定結果では、言語モデル適用前は正答率 75.8%であったのに対して、言語モデル適用後では正答率 85.8%であり推定精度を大きく向上させることができた。また、全回答期間のパラメータを利用した場合、言語モデル適用前の正答率は 51.7%、言語モデル適用後の正答率が 45.5%であり、単一回答期間の時と比較して、大幅に精度が低下してしまった。

この結果について検討してみたところ、単一回答期間のパラメータを利用した推定結果では、目的文字の直後の文字を誤推定してしまっているケースが多いことがわかった。その誤った箇所の例を、図 3 に記す。この例は、『あ』が出力されるべき走査で『か』が出力されてしまった例である。最大瞬時振幅と振

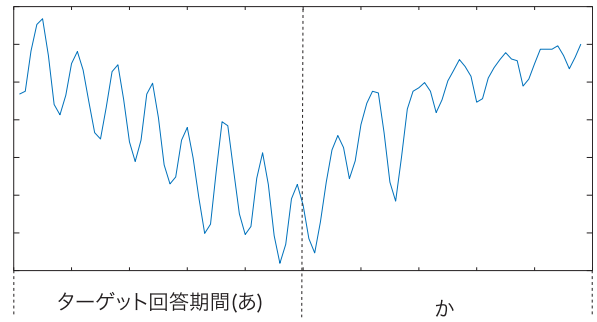


図 3 ターゲット回答期間前後の脳血流量 (疑似データ)

Fig. 3 The cerebral blood flow around the target time(simulated data)

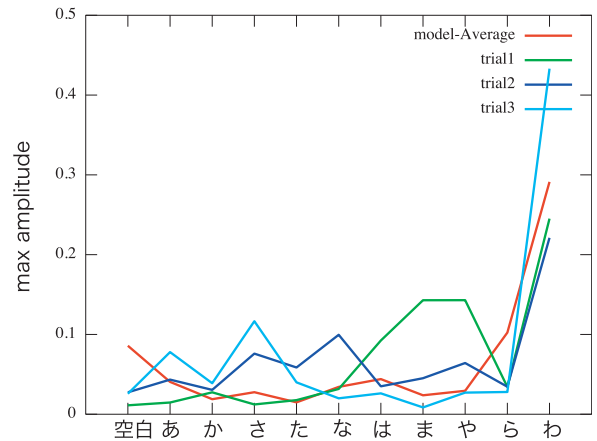


図 4 最大瞬時振幅の推移 (入力文字:わ)

Fig. 4 The change of max amplitude(input character:わ)

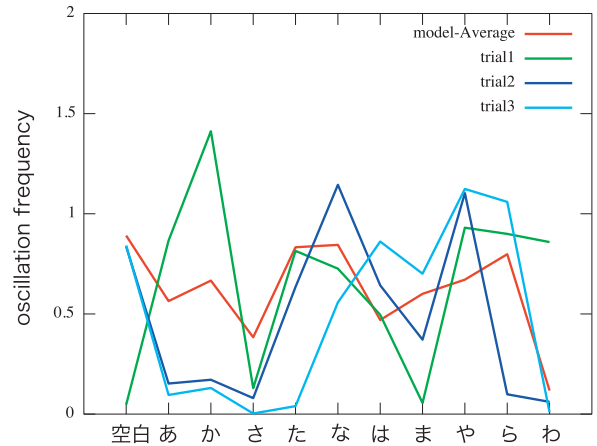


図 5 振動回数の推移 (入力文字:わ)

Fig. 5 The change of oscillation frequency(input character:わ)

動回数は大きさのみを考えるため、検出光量の増減を判定することが出来ない。そのため、この例のように脳血流量変化確率密度が光量減少時よりも光量回復時の方が大きくなってしまふことがあり、誤りもそれを原因とするものがほとんどであった。

1 走査内の最大瞬時振幅と振動回数の変動の例を図 4 と図 5 に記す。最大瞬時振幅は『わ』の所のみで増加し、他の箇所では小さい値となっており、振動回数は最大瞬時振幅とは逆に『わ』の位置のみで減少する形が理想的な形である。図 4 と図 5

を確認すると、最大瞬時振幅は概ね理想型に近い形になっているのに対して、振動回数は理想型とは大きく異なった形となっていました。

次に全回答期間のパラメータを利用した推定結果だが、言語モデル適用前でも精度が非常に低い結果が得られた。脳血流量変化確率密度を確認したところ、各文字ごとに非常に極端な値が出力されていた。このことから、学習データの不足により脳血流量変化モデルの分散が小さくなってしまい、モデルそのもののロバスト性が失われてしまったと考えられる。

3.5 MAP 推定を用いた出力精度の向上

全回答期間のパラメータを利用した文字出力実験では、学習データの少なさにより精度が低下してしまう結果となった。しかし、脳血流量の変動は時間分解能に優れておらず、学習データの測定にも長時間かかってしまうため学習データの増加は負担が非常に大きい。実際に本論文でも、1つの疑似データの作成に約20分かかっている。本研究では、ユーザへの負担が出来る限り小さく、かつ始めて使用するユーザでも容易に使うことができるBMIを目指している。したがって、より負担が大きくなる操作は避けるべきである。

そこで、学習データの少なさを最大事後確率 (MAP) 推定を用いて解決することを試みた。MAP 推定法とは、事後確率 $\hat{p}(x)$ を求める際にパラメータについて積分せずに事後確率を最大とするパラメータ1点 $\hat{\theta}_{MAP}$ のみを用いる方法である。このときパラメータ $\hat{\theta}_{MAP}$ は式 (9) によって求めることができる。

$$\hat{p}(x) = q(x|\hat{\theta}_{MAP}) \quad (8)$$

$$\hat{\theta}_{MAP} = \arg \max_{\theta} (\sum_{i=1}^n \log q(x_i|\theta) + \log p(\theta)) \quad (9)$$

本研究では脳血流量変化モデルは正規分布にしたがうものと仮定しているため、パラメータ θ は平均と分散である。本来であれば、この2つのパラメータをそれぞれ求める必要があるが、今回は簡単化のために分散は既知であるものとした。分散 v が既知であるとき、 θ の分布が平均 m_0 、分散 w_0 の正規分布に従うものと仮定する。この値を用いることで、学習データ y が与えられた後の確率密度関数の平均 m_n と分散 v' は、式 (10) と式 (11) で表すことができる。

$$m_n = \frac{\frac{m_0}{w_0} + \frac{n\bar{y}}{v}}{\frac{1}{w_0} + \frac{n}{v}} \quad (10)$$

$$v' = v + w_n = \frac{1}{\frac{1}{w_0} + \frac{n}{v}} \quad (11)$$

n はデータの数、 \bar{y} は学習データの平均値である。脳血流量変化モデルは平均 m_n と分散 v' を用いることで推定する。また、MAP 推定で与える初期値は予備実験によりそれぞれ決定した。与えた初期値は表3と表4の通りである。MAP 推定によって学習データの偏りを解消した脳血流量変化モデルを利用することで、脳血流量変化確率密度の精度が向上すると考えられる。図6と図7はMAP 推定適用後のパラメータの分布例である。図6はターゲット回答期間におけるパラメータの分布で、図7は非ターゲット回答期間におけるパラメータの分布である。

表3 MAP 推定における初期値 (単一回答期間)

Table 3 Initial value of MAP estimation (two-dimensional vector)

m0		v		w0	
amp	osc	amp	osc	amp	osc
0.3	0.01	0.05	0.05	0.1	0.1

表4 MAP 推定における初期値 (全回答期間)

Table 4 Initial value of MAP estimation (11-dimensional vector)

m0		v		w0	
target	non-target	target	non-target	target	non-target
0.3	0.05	0.05	0.05	0.1	0.1

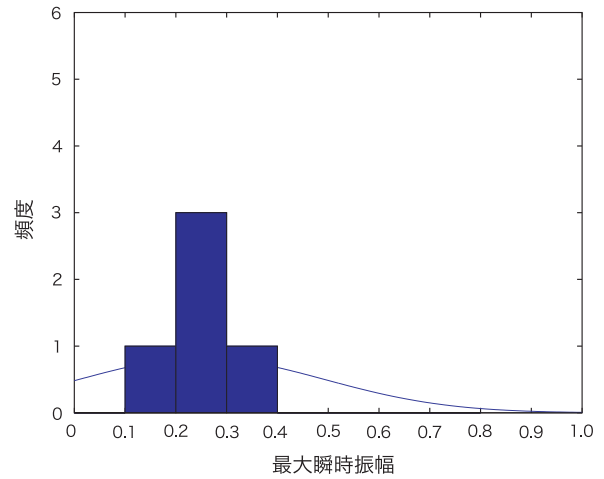


図6 ターゲット回答期間における最大瞬時振幅の分布

Fig. 6 The distribution of maximum instantaneous amplitude at the target time

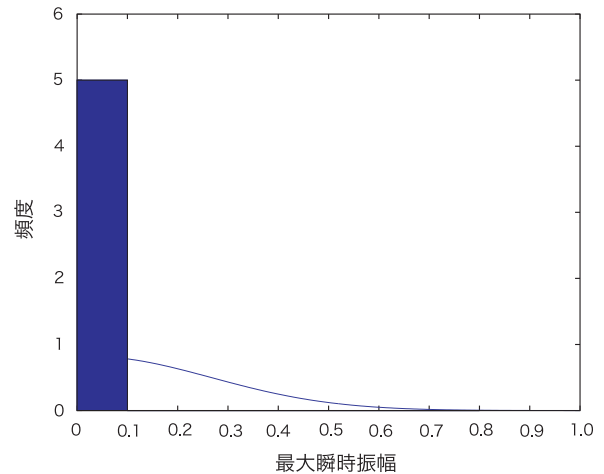


図7 非ターゲット回答期間における最大瞬時振幅の分布

Fig. 7 The distribution of maximum instantaneous amplitude at the non-target time

MAP 推定を用いて学習されたモデルにより推定された結果が表6と表5である。単一回答期間のパラメータを用いた場合正答率は言語モデル適用前が65.8%であり、適用後が54.2%であり、MAP 推定を適用する前よりも精度が低下した。図4と図5からもわかるが、最大瞬時振幅はターゲット期間と非ター

表 5 MAP 推定を適用した入力文字推定結果 (全回答期間)

Table 5 The input word using MAP estimation(11-dimensional vector)

番号	言語モデル適用前	言語モデル適用後
trial1	やわらかなあたまはたから	やわらかなあたまはたから
trial2	やわらかなあたまはたかわ	やわらかなあたまはたから
trial3	やわらかなあたまはたから	やわらかなあたまはたから
trial4	やわらかなあたまはたから	やわらかなあたまはたから
trial5	やわらかなあたまはたから	やわらかなあたまはたから
trial6	やわらかなあたまはたから	やわらかなあたまはたから
trial7	やわらかなあたまはたから	やわらかなあたまはたから
trial8	やわらかなあたまはたから	やわらかなあたまはたから
trial9	やわらかなあたまはたから	やわらかなあたまはたから
trial9	やわらかなあたまはたから	やわらかなあたまはたから

表 6 MAP 推定適用時の誤り数および正答率

Table 6 The accuracy rate and the error number using MAP estimate

言語モデル	単一回答期間		全回答期間	
	適用前	適用後	適用前	適用後
誤り数 (文字)	41	55	9	5
正答率 (%)	65.8	54.2	92.5	95.8

ゲット期間である程度目安となる値を決定することができるが、振動回数については明確な違いが得られてない。したがって、MAP 推定における振動回数の不適切な初期値が精度低下の原因であった可能性がある。

全回答期間のパラメータを用いた場合言語モデル適用前は、正しく推定された文字は全 120 文字中 111 文字であり、正答率は 92.5%となった。MAP 推定を行う前の正答率 51.7%と比較しても大幅に精度が向上し、学習データの不足を MAP 推定を用いることで解決することが出来たと考えられる。言語モデル適用後は、正しく推定された文字は 115 文字であり、正答率は 95.8%であった。完全正答となったデータは 10 個中 9 個であり、残りの 1 個は逆に誤りが増加してしまう結果となった。

また、単一回答期間のパラメータを利用した文字推定の際に発生していた目的文字直後への誤りについても大幅に減少させることができた。少数発生してしまった誤りについても、言語モデルを適用することで解決することができるため、本論文で提案した文字入力法では全回答期間を利用した特徴ベクトルを用いる方が適切であると考えられる。

4. おわりに

本論文では、走査型文字入力盤と脳の活性状態による血流量の変動を組み合わせた文字入力法を提案した。提案法の有効性の検証のために、脳血流量の変動を模した疑似データを作成し、文章出力実験を行った。単一回答期間の最大瞬時振幅と振動回数から成る 2 次元ベクトルと、1 走査内全回答期間の最大瞬時振幅からなる 11 次元ベクトルのそれぞれに対して文章入力実験が行われた。11 次元ベクトルを用いた文章入力実験では、MAP 推定を用いることで、学習データの少なさによる脳血

量変化モデルの偏りを緩和した。文章入力実験の結果、提案法を用いることで最大 95.58%の正答率を得ることができ、提案法が文字入力に対して有効であることを確認した。このことから、随意運動を必要としないコミュニケーション支援装置の実現の可能性を示すことができた。

今後の課題として、利用する生体現象の変更が挙げられる。脳血流量は時間分解能があまり優れていないため、現在利用しているシステムでは 1 つの停留期間を 10 秒に設定している。提案した文章出力法では、列方向の選択のみであっても 1 文字を決定するのに 2 分ほどかかるため、ユーザへの負担が非常に大きく、実用的ではない。将来的に、時間分解能に優れた生体現象を利用することで文字出力までの時間を短縮し、ユーザがより容易に使用することができるインターフェースを開発することが望まれる。提案法は脳血流量以外の生体現象にも適用できると考えられるため、最適なものを選定していくこと必要であると考えられる。

そこで、今後使用する生体現象の候補として脳波を考えている。脳波は時間分解能に優れており、ほぼリアルタイムで応答を得ることができるため、各文字におけるカーソルの停留期間を 1 秒 2 秒程度に設定することが可能である。脳波を用いれば原理的には測定時間を現在の 1/5 以下にまで短縮することが可能である。

また新たな生体現象を利用する場合、その生体現象の変化をパラメータとして表す必要がある。特に脳波の場合、非常に多くの研究が行われてきており脳波を用いた BCI も数多く開発されてきている。今後はそれらの調査等を含め、本稿で提案した手法を用いるのに最適な生体現象およびパラメータを選定し、実データでの有効性の検証を行っていく予定である。

文 献

- [1] 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, SP2006-48, WIT2006-80, pp.43-48, 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誌, Vol.8, No.1, pp.195-202, 2006.
- [3] 内藤正美, 道岡洋子, 小澤邦昭, 伊藤嘉敏, 木口雅史, 大坂浩, 金澤恒雄, “脳血流量変化に基づく完全 Locked-in 状態 ALS 患者の意思判定,” 信学技報, WIT2004-80, pp.41-46, 2005.