

# 共通空間パターンを用いた音節想起時 EEG の識別

細川 晃樹\*1 山尾 元陽\*2 入部 百合絵\*1 田口 亮\*3 新田 恒雄\*4

愛知県立大学 情報科学部\*1 愛知県立大学 大学院情報科学研究科\*2

名古屋工業大学 情報工学専攻\*3 豊橋技術科学大学 大学院工学研究科\*4

## 1 はじめに

近年、医療工学の発展に伴い BCI(Brain Computer Interface)の研究が注目されている。中でも音声想起(speech imagery)は脳内で想起した言葉を推測する研究であり、音声入力に代わる新たな入力手段となることが期待されている。脳信号の測定方法には、主に頭蓋内にセンサーを埋込む脳皮質電位 (Electrocorticogram ; ECoG)と頭皮で測定する脳波(Electroencephalogram ; EEG)の二種類が存在する。ECoG は脳皮質に直接電極を配置して電気的活動を記録できるが、人体への負担が大きく、実用性に問題がある。そのため、本研究では EEG を用いた脳活動推定をテーマとしている。

先行研究では音声想起時の脳波から言語表象としての線スペクトル群を抽出することで音節の識別を試みている[1]。その際、想起区間を推定する精度が識別に大きく影響するため、想起区間と予想される範囲を広く設定して処理していた。そのため、解析時には想起区間前後の情報が混入するなどの問題があった。

本報告ではこれらの問題を解決するため、音節推定の前段階で想起/無想起の 2 値判別を施し、音節想起区間を絞り込むことを目指す。

## 2 収録データ

右利きの成人 5 名が 10 数字を想起した際の脳波を収録した。脳波計測には g.tec 社の g.HIAMP を採用した。電極は、言語活動が主に左脳で行われることから、拡張 10-20 法に従って、左側頭葉周辺に 21 電極を配置している(図 1 参照)。基準電極を左耳の耳朶とし、サンプリング周波数は 512Hz とした。

収録プロトコルを図 2 に示す。被験者には純音開始直後に想起を行うように指示し、0.1 秒間の

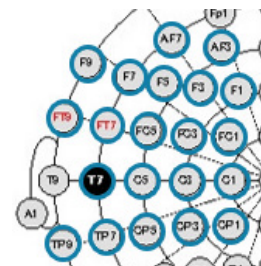


図 1 電極配置

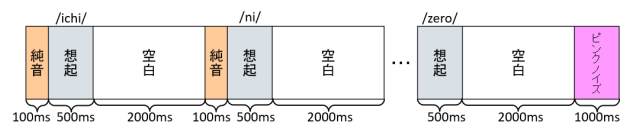


図 2 収録プロトコル(昇順の場合)

純音後、0.5 秒間の想起区間内で数字を 1 回想起するよう指示した。前の想起が干渉することを防ぐため、想起後 2 秒間の休止インターバルを取った。本報告では、このインターバルを無想起区間として、想起/無想起の識別に使用する。被験者には休止のインターバル区間にできるだけ何も考えないように指示している。その後、再び純音を提示し、次の数字を想起してもらった。同じ数字を連続して想起した場合、ワーキングメモリが働く影響で、脳波に偏りが生じる可能性がある。これを防ぐため、実験では 0 から 9 までの 10 数字を昇順に 1 回ずつ想起したものを 1 セットとし、同様に想起の順番を降順にした 1 セットと交互に実施し、各々 10 セットずつを収録した。10 数字を 2 セットずつ想起するため、被験者毎に合計 200 サンプルの脳波データが得られる。

## 3 想起と無想起の識別実験

### 3.1 データの前処理

脳波データの収録時には電源の直流成分が混入するため、これを除く必要がある。そのため、電極毎に平均値を計算して引き去る処理を施すことで直流バイアスを除去した。

### 3.2 特徴量の抽出

識別の際には多数の電極情報を利用でき、かつ特徴次元数を抑えることが望ましい。本報告では、計算量が少なく、複数の波形信号をもつデータに効果的な共通空間パターン(Common

Discrimination of speech imagery from EEG with Common Spatial Pattern

\*1 Koki Hosokawa, Yurie Iribe, School of Information Science and Technology, Aichi Prefectural University

\*2 Motoharu Yamao, Graduate School of Information Science and Technology, Aichi Prefectural University

\*3 Ryo Taguchi, Department of Computer Science, Nagoya Institute of Technology

\*4 Tsuneco Nitta, Graduate School of Engineering, Toyohashi University of Technology

Spatial Pattern ; CSP)を用いて特徴抽出を行った。

### 3.3 共通空間パターン (CSP) [2]

共通空間パターン (以降, CSP と呼ぶ) は多変数を持つ信号を 2 クラス間の分散が最大となる部分空間に分離する手法である。ある 2 クラスのデータの集合  $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2$  に対して, 次式を満たすコンポーネント  $\mathbf{w}$  を求め, 収録データに対する空間フィルタとすることでデータを部分空間に分離する。

$$\mathbf{w} = \arg \max_{\mathbf{w}} \frac{\|\mathbf{w}\mathbf{X}_1\|^2}{\|\mathbf{w}\mathbf{X}_2\|^2}$$

$\mathbf{w}$  はデータ集合の共分散行列を計算することで得られる。  $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2$  のデータ数を  $n_1, n_2$ ,  $i$  番目のデータの共分散行列を  $R_1(i), R_2(i)$  とすると,  $\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2$  の共分散行列はそれぞれ

$$R_1 = \frac{1}{n_1} \sum_{i=1}^{n_1} R_1(i), \quad R_2 = \frac{1}{n_2} \sum_{i=1}^{n_2} R_2(i)$$

と計算できる。ここで  $R_1, R_2$  の 2 つの行列の同時対角化を行う。固有ベクトルを  $P$ , 固有値を  $D$  とすると,

$$R_2^{-1}R_1 = PDP^{-1}$$

と表せる。このとき,  $\mathbf{w} = P^T$  となる。ここで, 未知データ  $\mathbf{X}_i$  に対して空間フィルタ  $\mathbf{w}$  をかけたものを  $Z_i$  とすると, 特徴ベクトル  $f$  は次のように求めることができる。

$$f[p] = \frac{\text{var}(Z[p])}{\sum_{i=1} \text{var}(Z[p])}$$

### 3.4 識別手法

識別器には, SVM(Support Vector Machine), Random Forest, GMM(Gaussian Mixture Model) などを使用した。本報告では最も識別結果の高かった GMM について報告する。予備実験から GMM の分布数は 15 が最適であったため, 混合数 15 とし想起/無想起モデルをそれぞれ構築した。入力未知データに対する尤度を各モデルから算出し, 想起/無想起の識別を行う。

### 3.5 実験試料

収録した脳波サンプルから想起区間と無想起区間を取り出し, 識別に使用した。収録実験では想起と同じプロトコルで数字の発話時脳波も収録した。発話時と想起時の開始時刻と継続時間はおおむね一致すると仮定し, 発話時の脳波開始が純音開始から 0.3~0.6 秒であったことから, 想起についても開始時刻を純音開始から 0.3~0.6 秒と設定した。また無想起区間については, 先行する想起の影響が十分小さいと考えられる, 純音開始後 2.0~2.3 秒を採用した。収録データ 10 単語×20 サンプルの 200 サンプルから得た, 想起データと無想起データのそれぞれ 200 データについて学習と評価を行う。200 サンプルのうち 40 サ

表 1 想起と無想起の分類結果

		予測	
		想起	無想起
正解	想起	31	9
	無想起	7	33

表 2 数字毎の想起と無想起の識別率

	/ichi/	/ni/	/saN/	/yoN/	/go/
想起	0.76	0.68	0.82	0.77	0.81
無想起	0.69	0.67	0.83	0.78	0.84
	/roku/	/nana/	/hachi/	/kyu/	/zero/
想起	0.87	0.83	0.79	0.67	0.79
無想起	0.88	0.82	0.81	0.73	0.76

ンプルを評価データとし, 残り 160 サンプル中の 10 単語×16 データを空間フィルタおよび GMM の学習に用いた。

## 4 識別結果

表 1 に分類結果を示す。想起の識別結果は適合率 0.82, 再現率 0.78, F 値 0.80 を達成した。このことから多電極情報を持つ EEG から想起・無想起の識別が可能であることが分かった。

本実験では数字想起を対象としているが, 数字の種類に寄らずに想起を検出できているかを確認するため, 各数字 (想起) の識別結果 (F 値) を表 2 に示す。数字の種類による精度の偏りは観察されず, 数字の種類に依存しない想起/無想起の識別を実現できていることが示唆された。

今後の課題は数字以外の音節に対する想起区間の検出や, 単位時間ごとの想起の検出, 想起の再現率の向上である。

## 5 おわりに

本研究では数字想起データをもとに, 想起と無想起の識別を行った。データには 10 数字想起時の左側頭葉周辺 21 電極データを使用し, 前処理を加えたうえで CSP を用いて特徴量を抽出した。実験の結果, 想起と無想起の識別率で約 80% を達成し, 少ない演算量での想起・無想起の識別が可能であることが明らかになった。

今後の課題として, より多くの音節に対する想起区間の検出, 想起の再現率の上昇などがあげられる。

## 参考文献

- [1] 深井他, 人工知能学会全国大会, 3P3-OS-20-05, 2019.
- [2] J. Müller-Gerking, G. Pfurtscheller, and H. Flyvbjerg, *Clinical Neurophysiology*, Vol. 110, No. 5, 1999.