

科学研究費助成事業 研究成果報告書

平成 26 年 5 月 28 日現在

機関番号：14501

研究種目：挑戦的萌芽研究

研究期間：2011～2013

課題番号：23650538

研究課題名(和文)言語脳神経系の解析に基づく意図認識の基礎研究

研究課題名(英文)A study on intention recognition based on analysis of human brain activity

研究代表者

滝口 哲也(Takiguchi, Tetsuya)

神戸大学・都市安全研究センター・准教授

研究者番号：40397815

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 2,800,000円、(間接経費) 840,000円

研究成果の概要(和文)：本研究では、脳磁界測定装置を用いた言語コミュニケーション解析を行った。2011年度では、マルチカーネル学習を用いた母音識別における重要な脳活動領域の推定方法を提案した。しかしながらマルチカーネル学習法では非常に計算時間がかかり実時間での処理が困難なため、2012年度では、実時間処理可能なAdaBoost法による解析手法を提案した。2013年度では、更に識別精度を改善するため、ランダムプロジェクションに基づく特徴量抽出法を提案し、識別精度を改善することが出来た。

研究成果の概要(英文)：In this study, we focused on human verbal communication based on analysis of human brain activity data obtained by magnetoencephalography (MEG). In 2011, we proposed a new weighting method using a multiple kernel learning (MKL) algorithm to localize the brain area contributing to the accurate vowel discrimination. Our MKL simultaneously estimates both the classification boundary and the weight of each MEG sensor. The estimated weight indicates how the corresponding sensor is useful for classifying the MEG response patterns. But our proposed method using multiple kernel learning had a high computational cost. In 2012, we proposed a novel and fast weighting method using an AdaBoost algorithm to find the sensor area contributing to the accurate discrimination of vowels. Then, in 2013, we proposed a random projection for feature extraction of human activity data.

研究分野：総合領域

科研費の分科・細目：科学教育・教育工学・教育工学

キーワード：ヒューマン・インターフェイス コミュニケーション

1. 研究開始当初の背景

人々は、社会において多くの人々とのコミュニケーションや交わりを通して成長し、生きがいを見いだしていく。しかしながら、構音障害を持つ人々は、社会に出たくても自分の意思を声にして伝える事が困難である。構音障害者の発話は、多くの発声音素が欠落するなど、非常に聴き取りも困難であり、工学的な側面だけでは解明困難な点もある。そこで本研究課題にて、工学的側面のみならず、脳磁界計測による生理学的側面からの軸に注目した言語脳神経系に基づく意図認識の基礎研究を行う。

2. 研究の目的

本研究期間にて、新たに機械学習法に基づく脳メカニズムに関する基礎解析を行う。具体的には、高時間分解能で脳活動を観測可能な MEG (Magnetoencephalography) 装置を用いて観測されたデータに対して、機械学習法を用いることにより、脳の重要な活動領域を自動で推定し、かつ母音識別に関する重要な潜在時刻を推定する。

3. 研究の方法

(1) MEG 信号は、被験者毎にばらつきが大きくなるため、機械学習法の精度を劣化させてしまう。ここでは、以下のような統計量を用いた特徴量の正規化を行う。

時刻 t の MEG 信号を以下のようにして表す。

$$x(t) = [x_1(t), \dots, x_m(t), \dots, x_M(t)]$$

ここで、 $x_m(t)$ は、 m 番目のセンサーによって観測された信号を表す。 M は、MEG センサーの総数を表す。次に、センサーペア（垂直センサーと水平センサー）で振幅値を求める。

$$y_j(t) = \sqrt{x_i^2(t) + x_{i+1}^2(t)}$$

振幅値に対して、被験者間のばらつきを少なくするため、下記のように正規化を行う。

$$\hat{y}_j(t) = (y_j(t) - \bar{y}_j) / \sigma_j$$

$$\bar{y}_j = \frac{1}{T} \sum_i y_j(t), \quad \sigma_j = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_i (y_j(t) - \bar{y}_j)^2}$$

本研究では、この正規化特徴量を用いた。

(2) まず、マルチカーネル学習法 (Multiple Kernel Learning: MKL) に基づく脳磁界データ解析手法を提案する。MKL は、複数のサブカーネルを線形結合して新たなカーネルを作成することで、より複雑な非線形空間を作成する手法である。

MKL は本来、それぞれのサブカーネルを識別器とみなし、それらを統合することで、通常のサポートベクターマシンの識別能力を向上させることを目的として用いられているが、画像認識の分野などでは、MKL を用いて特徴選択を行う手法も提案されている。

この手法では、複数の特徴量を用いた画像識別において、サブカーネルを特徴量ごとに定義することで、識別に適した特徴重みを MKL により学習させている。本研究では、各チャンネルにサブカーネルを定義し、MKL により重みを学習させる。

$$k(\hat{y}(p), \hat{y}(q)) = \sum_j \beta_j \times k_j(\hat{y}_j(p), \hat{y}_j(q))$$

β_j は l 番目のサブカーネル k_l の重みである。

MKL の重みの学習は、サポートベクターマシンの枠組み、すなわちマージン最大化の枠組みで解かれるのが一般的である。本研究でも同様の枠組みを用いて、特徴次元の重みと、識別境界を同時に学習している。

(3) マルチカーネル学習法は、精度は高いが計算量が多く、実時間処理が困難である。そこで、AdaBoost 法に基づく実時間処理可能な手法を提案する。

多数の単純な弱識別器を重み付け加算していき、その結果に応じて出力を決定する強識別器を作成する手法は Boosting と呼ばれる。AdaBoost は、その弱識別器と重みを逐次的に決定していく学習アルゴリズムである。二値判別に対し高速、高精度であることから顔などのオブジェクト検出などに利用されている。

AdaBoost では、多次元の特徴ベクトル y とそのラベル $\{-1, 1\}$ の組である学習データに重み付けを行い、誤識別するデータ重みの和を最小にするように弱識別器を学習する。学習が進むほど、識別しづらいデータの重みが大きくなり、それらを識別できるような弱識別器が構成される。弱識別器を線形結合することで、最終的な識別関数を構築する。

(4) 識別精度を改善するために、ランダム写像を用いた特徴量抽出法を検討した。ランダム写像は、 n 次元ユークリッド空間から k 次元ユークリッド空間へランダムに写像する空間写像の手法である。ある n 次元の元特徴量ベクトル p が与えられた時、 k 次元の変換後の特徴量ベクトル q は次のように表される。

$$q = Rp$$

ここで、 R は写像行列である。写像行列 R は確率的にある値をとる行列として定義されるが、 R の各要素が平均 0、分散 1 の正規分布に従うランダムな値からなる時、任意の 2 点間の距離が高い確率で保存されることが証明されている。本研究では、以下のようなルールでランダム写像行列 R を作成する。

- 標準正規分布 $N(0, 1)$ に従う要素を持つ行列 R を作成
- Gram-Schmidt の直交化手法を用いて R を直交化
- 列ベクトルを大きさ 1 で正規化

このようにして変換された新たな特徴量ベクトルを用いて、クラス分類を行う。

4. 研究成果

(1)被験者が「あ」「お」を聞いた時の、脳磁界データに対する解析結果を以下に示す. マルチカーネル学習法により求めた「あ」「お」の分類において重要な領域を図1に示す.

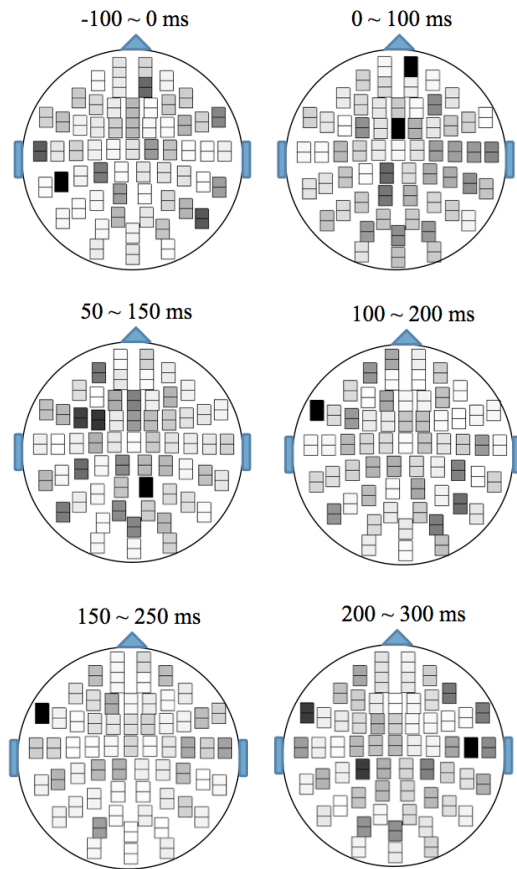


図1. マルチカーネル学習法により求めた聴覚識別において重要な脳活動領域

図1は、頭部を上から見た図であり、上側が鼻に対応する. 黒い領域が、より重要な脳活動領域を表し、白い領域は重要でない領域を表している. 刺激音を被験者に与えた時間を0msで表示している. ゆえに、-100から0msの結果は、刺激音を与える前の脳活動を示している. 実験結果より、50から150ms, 100から200ms, 150から250msの区間において、左前方の領域が、「あ」「お」の識別に重要な領域である事を示している. 左前方は、言語野であり、機械学習法による推定法が正しく動作している事が示されている.

図2にマルチカーネル法による識別結果を示す. 識別結果より、刺激音を提示してから時間が経過するに従い、識別率が上昇しているのが分かる. 100から200msの区間において73.9%の識別率が得られた. この識別精度は、従来のサポートベクターマシンよりも3.5%高い結果となっている.

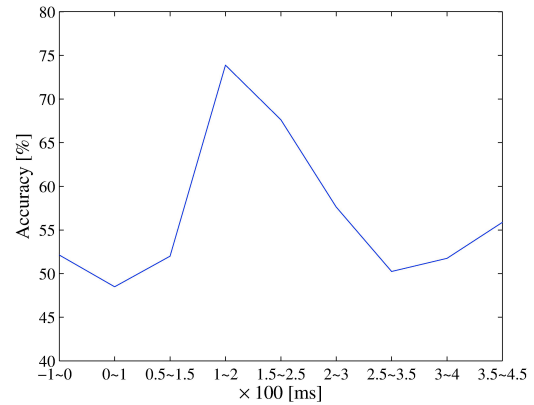


図2. マルチカーネル学習法により求めた「あ」「お」の識別結果

(2)次に、AdaBoost法に基づく脳活動推定結果を示す.

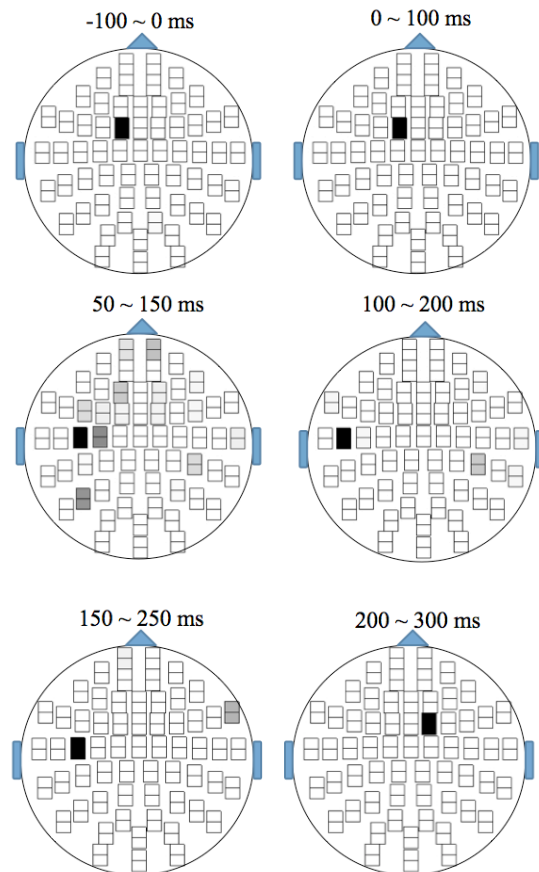


図3. AdaBoost法により求めた聴覚識別において重要な脳活動領域

実験結果より、マルチカーネル法と比較して、かなりスパースな解析結果になっているのが分かる. 生理学的な知見からは、もう少し前方箇所が重要領域になると考えられるが、AdaBoost法では、やや左中央付近が黒い

領域となっている。この原因については、今後更に実験を進めて解明していく必要がある。

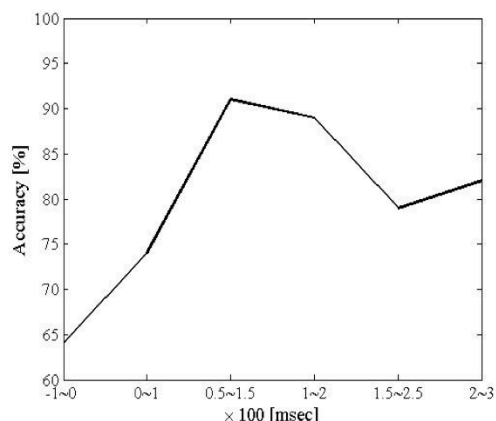


図 4. AdaBoost による識別結果

図 4 に、AdaBoost による識別結果を示す。50 から 150 ms において、高い識別精度が得られているのが分かる。よって、「あ」と「お」の識別における重要な潜在時刻は、50 から 150 ms であると考えられる。

(3) ランダム写像を用いた際の実験結果について述べる。図 5 に使用したランダム行列の例を示す。このようなランダム行列を標準正規分布より出力し、特徴量の変換を行い、識別実験を行う。

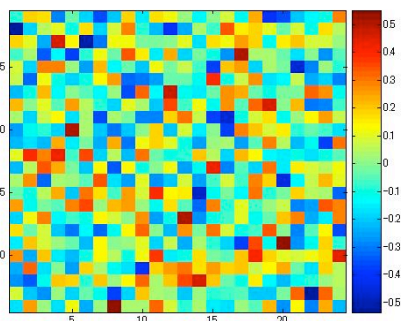


図 5. ランダム行列

男性 1 名の被験者に対して、57.09%から 72.27%まで識別精度が改善された。一方、改善されなかった被験者もいた。今後更に実験を進めて解明していく必要がある。

5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文] (計 2 件)

- ① T. Takiguchi, R. Takashima, Y. Arika, T. Imada, J.-F. Lin, P.K. Kuhl, M. Kawakatsu, and M. Kotani, An AdaBoost-Based Weighting Method for Localizing Human Brain Magnetic

Activity, 査読有, APSIPA, 2012, pp. 1-4.

http://ieeexplore.ieee.org/xpl/freeabs_all.jsp?arnumber=6411803&abstractAccess=no&userType=inst

- ② T. Takiguchi, T. Imada, R. Takashima, Y. Arika, J.-F. L. Lin, P.K. Kuhl, M. Kawakatsu, and M. Kotani, A New Multiple-Kernel-Learning Weighting Method for Localizing Human Brain Magnetic Activity, 査読有, IEEE ICASSP, 2012, pp. 761-764. 10.1109/ICASSP.2012.6287995

[学会発表] (計 0 件)

[図書] (計 0 件)

[産業財産権]

○出願状況 (計 0 件)

名称：
発明者：
権利者：
種類：
番号：
出願年月日：
国内外の別：

○取得状況 (計 0 件)

名称：
発明者：
権利者：
種類：
番号：
取得年月日：
国内外の別：

[その他]

ホームページ等
(無し)

6. 研究組織

(1) 研究代表者

滝口 哲也 (TAKIGUCHI, Tetsuya)
神戸大学・都市安全研究センター・准教授
研究者番号：40397815

(2) 研究分担者

()

研究者番号：

(3) 連携研究者

()

研究者番号：