

平成 30 年 6 月 14 日現在

機関番号：94301

研究種目：基盤研究(B) (一般)

研究期間：2015～2017

課題番号：15H02759

研究課題名(和文) 多利用者・多状況に共通する特性の抽出による情報転移BMI

研究課題名(英文) Information transfer BMI by extracting common features among many users and situations

研究代表者

川鍋 一晃 (KAWANABE, Motoaki)

株式会社国際電気通信基礎技術研究所・脳情報通信総合研究所・研究室長

研究者番号：30272389

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 12,700,000円

研究成果の概要(和文)：脳活動パターンは、同一の認知課題であっても利用者間で異なる上、同一利用者でも状況により揺れが存在する。このような脳計測データの不均質性を把握する解析手法を開発し、fMRIや脳波の実データに適用した。また、利用者や計測状況に共通した特徴を発見するために、変動の軽減に役立つノイズ除去法の評価、およびロバストな特徴抽出法の構築を行った。さらに、利用者への負担が軽いブレインマシンインタフェース(BMI)をめざして、辞書学習法や多変量自己回帰モデルなどに基づく転移学習法の枠組みを提案し、30日間分の筋電データを用いて転移学習法の有効性を検証した。

研究成果の概要(英文)：The brain activity patterns during same cognitive tasks differ between users, and vary depending on situations even within each single user. We developed analysis methods for understanding such heterogeneity of brain measurement data and applied them to real fMRI and EEG data. In order to find common features among users and situations, we also evaluated the noise removal methods that are useful for alleviating fluctuations and constructed a procedure for robust feature extraction. Furthermore, we proposed frameworks of transfer learning based on dictionary learning and multivariate autoregression models towards brain machine interface (BMI) with lower users' burden. We tested their usefulness by using 30 days myoelectric data.

研究分野：医用工学・機械学習

キーワード：確率的情報処理 機械学習 ブレインマシンインタフェース

1. 研究開始当初の背景

(1) 脳波 (EEG) などの脳活動計測を機器の操作に利用する非侵襲型 BMI (brain-machine interface) は、福祉・医療分野への応用を念頭に成功を収めてきた。しかし、脳活動から意図を解釈する識別器を学習するために、較正用データをその都度取得しなければならないことが実用上の難点となっている。

(2) 同一の認知課題 (左右の手の運動想像など) であっても、利用者間で計測信号パターンが異なる (利用者間変動) 上、同一利用者でも、電極状態や生理状態などにより、計測信号の揺れ (利用者内変動) が存在する。脳活動データの持つ利用者間・利用者内変動による不均質性が、計測信号から利用者や状況に共通した特徴を見出すことを難しくし、学習した識別器の新たな状況や利用者への転移 (汎化) を阻んでいる。

2. 研究の目的

(1) 日常生活をおくっているヒトから計測された、複数人・長時間の脳活動データを用い、脳活動に共通して現れる成分のモデリングと安静時計測の利用により、都度の較正を必要としない BMI 実現のための機械学習法の確立を目的とする。

(2) 脳活動データの不均質性に対処し、利用者や計測状況に共通した特徴を発見するための機械学習法を開発する。さらに、BMI 課題を行うのに比べて容易に取得できる安静時計測を用いて、負担が低く、高精度な BMI 汎化技術を構築する。

3. 研究の方法

(1) 不均質性を持つ複数人・長時間の脳波データから、共通して現れる信号基底を抽出する解析法を開発する。これまでに開発してきた共活性成分分析法^[1]などに、基底の利用者・状況間の変調や基底上の活動の時系列構造のモデルを導入する。

(2) (1)の手法を安静時とBMI課題時のデータに適用し、時間的に近接した安静時と課題時の脳活動を比較することで、その共通性の特徴付ける。

(3) (2)で得られた安静時と課題時データの関係性を利用し、安静時計測によって直後の課題時に適応する特徴量表現を構築し、他者、異なる状況のデータを有効利用する転移脳情報解釈法を開発する。

4. 研究成果

(1) 近赤外分光画像 (NIRS) は EEG 同様実環境で利用可能な脳活動計測装置である。しかし、頭皮血流や計測器由来のノイズにより結果の解釈が困難であった。この問題解決をめざし、辞書学習法を用いて、NIRS 信号を典型的な空

間パターン (基底) とこれに対応する係数の時系列に分解して表現することで、日常生活行動を識別する時空間解析法を開発した。これを ATR で取得した、日常生活行動中の携帯型 NIRS データに適用したところ、解釈性の高い従来法と同程度の解釈精度を示し、かつ運動タスク由来の成分やアーチファクト成分を抽出できるため、安定した解釈が可能となった^[学会発表]。辞書学習法は EEG の転移学習研究^[2]でも用いられており、この NIRS 時空間解析法を進展させて転移学習を行うことも可能である。

(2) 実験室を出て、様々な状況で EEG 信号を計測する場合、電極の不具合などに起因する測定エラーや、不定期的に混入するアーチファクトにより、一部の信号が欠損することがある。したがって、このような欠損値に対処できるデータ解析法の開発が重要である。時間的・空間的な情報を多変量自己回帰 (MAR) モデルにより転移することで、EEG 信号の欠損値を補完する方法を実装、検証した。アルゴリズムは学習・推論の繰り返し計算として定式化し、繰り返しごとに欠測補完の精度が向上していることを確認した^[学会発表]。ここで個人ごとに推定された EEG の生成モデルは、転移学習に役立てることも可能である。

(3) 情報転移技術の応用例として、空間的・時間的に異なる状況で計測された生体信号である筋電信号を転移学習により補正し、運動認識を行った。空間的には電極配置を 3 種類分、時間的には 30 日間分のデータを識別した。図 1 は、n 日目のデータをテストデータ、それ以前の日のデータを訓練データとしたときの認識精度の遷移であり、点線が転移学習なしの場合、実線が転移学習ありの場合を示す。転移学習の適用により、異なる状況下で分布が変化したデータに対する識別精度を向上させることができた。さらに、評価方法を変更し、訓練データとしては常に 1 日目のデータのみを用いて、n (>1) 日目のデータを認識させたところ、より実用例に近い本設定でも転移学習が有効なことが分かった^[学会発表]。

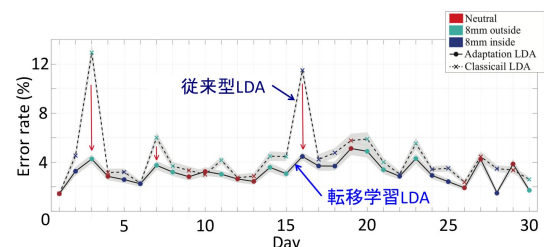


図1 筋電信号の転移学習 (2-30日目)

(4) 脳活動データに対してはデータ数が少量であることやタスクに応じて特徴量が異なることなどの理由から、深層学習の有効性が明らかではなかった。先行研究^[3]で作業記

憶の分類タスクで高い性能が報告されていたため、3つの EEG データセットに対して深層学習による分類を行い、ネットワーク構造やデータセットによる精度の差異を調べた。精度の高いケースでは、深層学習が従来法 (SVM+CSP) を上回り、特に時間情報がある課題に対しては LSTM が有効であることが示唆される結果となった。一方、過学習により検証データに対する精度が全く改善しないケースもあり、深層学習のロバスト性が低いことが確認できた^[学会発表]。

(5) 脳計測データには様々なノイズが混入しており、その不均質性の一つの要因となっている。したがって、解析に先立って、様々な手法を用いてノイズ除去を行うことが通例となっている。しかし、そのBMI性能への影響はあまり系統的に議論されていなかった。そこで、BMIの識別精度が筋電由来のノイズの混入量という状況の違いにどのように影響されるかを、実データにノイズを人工的に混合した準シミュレーション環境で検証した^[学会発表]。これまで、ノイズ除去法は、識別精度ではなく脳波信号の再現性により評価されてきたが、BMI 応用の上では EEG 信号そのものを再現することよりも識別精度の方が重要である。準シミュレーション実験により、信号再現性は勝るが識別精度に劣る場合があることが示され(図2)、ノイズ除去法を研究・選択する上では識別精度を確認するべきであることが確認された。

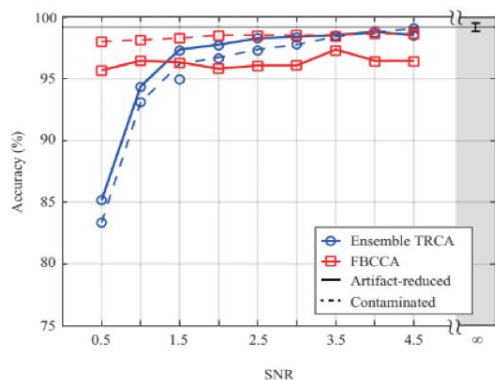


図2 ノイズ除去前後のBCI識別精度の比較

(6) 近年の機能的磁気共鳴画像法 (fMRI) 研究により、安静時にも課題遂行時と同様の安定した脳内ネットワーク構造が見られ、その間の関係が個人間および状況間で異なることがわかってきた。脳内ネットワーク結合の個人間および状況間の変動を理解し、モデル化できれば、その情報をBMIの転移学習に活用することが可能になる。脳内ネットワーク結合の変動の低次元特徴量表現として、直交結合因子法 (OCF)^[雑誌論文]をヘルシンキ大学と共同で開発した。さらに、その問題点を改良することで、モジュール構造およびそのモジュール間結合の変動を同時推定するモジュール結合因子法 (MCF)^[雑誌論文]を開発した。この手法

を大規模安静時fMRIデータに適用したところ、安静時に活動が高まるDefault Mode Network (DMN)などに類するモジュールや、神経科学の知見と合致するモジュール間結合関係が見出された。

(7) EEG 信号の不均質性に対処する古典的な方法の一つとして、その変動に対してロバストな特徴量を利用することが考えられる。標準的なBMI特徴量であるCSPは多チャンネル EEG 信号の共分散行列から計算されることから、この共分散行列の揺らぎを表現する確率モデルを導入し、確率モデル間の類似性を測る情報幾何学の規準を用いて、ロバストなBMI特徴量抽出法を構築した^[雑誌論文]。この統一的な枠組みにより、様々な不均質性や外れ値の影響を取り除いて、BMIの性能をより安定化することができる。

(8) fMRIデータを用いれば、転移学習につながる個人間・状況間の脳活動の差異を特徴付けられることがわかってきた。一方、EEGは空間解像度の低さや様々なノイズの混入により、個人間・状況間の脳活動の明確な特徴付けが難しい。もし、EEGから、fMRIから定められている安静時脳機能ネットワークの状態が推測できれば、(6)の成果などを活用して、より精度の高い転移学習法を構築できる可能性がある。このために、脳内の大域的ネットワーク構造を表現しうる生成モデルに基づいて、深層学習法 SPLICEを提案した^[雑誌論文]。ATRが所有している脳波-fMRI同時計測データに適用したところ、脳内ネットワークのfMRI信号と相関を持つ成分が複数抽出された^[学会発表]。

<引用文献>

- [1] Hiramaya, J., Ogawa, T., Hyvärinen, A., Unifying blind separation and clustering for resting-state EEG/MEG functional connectivity analysis, *Neural Computation*, 27(7):1373-1404, 2015.
- [2] Morioka, H., Kanemura, A., Hiramaya, J., Kawanabe, M. et al., Learning a common dictionary for subject-transfer decoding with resting calibration, *NeuroImage*, 111:167-178, 2015.
- [3] Bashivan, P. et al., Learning representations from EEG with deep recurrent-convolutional neural networks, *Int. Conf. on Learning Representations (ICLR)*, 2016.

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9件)

Hyvärinen, A., Hirayama, J., Kiviniemi, V., Kawanabe, M., Orthogonal connectivity factorization: interpretable decomposition of variability in correlation matrices, *Neural Comp.*, 査読有, 28:445-484, 2016.
DOI:10.1162/NECO_a_00810

Hirayama, J., Hyvärinen, A., Kiviniemi, V., Kawanabe, M., Yamashita, O., Characterizing variability of modular brain connectivity with constrained principal component analysis, *PLoS ONE*, 査読有, 11(12):e0168180, 2016.
DOI:10.1371/journal.pone.0168180

Hirayama, J., Hyvärinen, A., Kawanabe, M., SPLICE: fully tractable hierarchical extension of ICA with pooling, *Proc. of Int. Conf. on Machine Learning (ICML)*, 査読有, PMLR 70:1491-1500, 2017.

Samek, W., Nakajima, S., Kawanabe, M., Müller, K.-R., On robust parameter estimation in brain-computer interfacing, *J. of Neural Engineering*, 査読有, 14:61001, 2017.
DOI:10.1088/1741-2552/aa8232

川鍋 一晃, 山下 宙人, 森本 淳, 人を理解するためのBMI技術, 情報処理学会 特集「脳情報科学が拓くAIとICT」, 査読有, 59(1):54-59, 2018.

〔学会発表〕(計19件)

Morioka, H., Kanemura, A., Hirayama, J., Kawanabe, M., et al., Learning a common dictionary for subject-transfer decoding with resting calibration, Workshop on Improving BCI usability through transfer learning methods (International BCI Meeting 2016), 招待講演, 2016.

野沢 健人, 星野 貴行, 福田 拓也, 兼村 厚範, 脳波データへの深層学習の適用, 情報論的学習理論ワークショップ (IBIS), 2016.

星野 貴行, 兼村 厚範, 小川 剛史, 近赤外分光画像法で計測された脳活動の時空間解析, 情報論的学習理論ワークショップ (IBIS), 2016.

Hirayama, J., Ogawa, T., Moriya, H., Hyvärinen, A., Kawanabe, M., Exploring

EEG source resting-state networks by SPLICE: A simultaneous fMRI study, Real-time Functional Imaging and Neurofeedback (rtFIN2017), 2017.

Hirayama, J., Hyvärinen, A., Kiviniemi, V., Kawanabe, M., Yamashita, O., Characterizing variability of brain connectivity with constrained principal component analysis, Yamada Symp. on "Neuroimaging of Natural Behaviors", 招待講演, 2017.

Kanoga, S., Nakanishi, M., Murai, A., Tada, M., Kanemura, A. Semi-simulation experiments for quantifying the performance of SSVEP-based BCI after reducing artifacts from trapezius muscles, Int. Conf. of IEEE Eng. in Med. and Bio. Soc. (EMBC), 2018.

Kanemura, A., Cheng, Y., Kaneko, T., Nozawa, K., Fukunaga, S., Imputing missing values in EEG with multivariate autoregressive models, Int. Conf. of IEEE Eng. in Med. and Bio. Soc. (EMBC), 2018.

Kanoga, S., Matsuoka, M., Kanemura, A., Transfer learning over time and position in wearable myoelectric control system, Int. Conf. of IEEE Eng. in Med. and Bio. Soc. (EMBC), 2018.

6. 研究組織

(1) 研究代表者

川鍋 一晃 (KAWANABE, Motoaki)
株式会社国際電気通信基礎技術研究所・脳情報通信総合研究所・研究室長
研究者番号: 30272389

(2) 研究分担者

兼村 厚範 (KANEMURA, Atsunori)
国立研究開発法人産業技術総合研究所・情報・人間工学領域・研究員
研究者番号: 50580297

(3) 連携研究者

平山 淳一郎 (HIRAYAMA, Jun-ichiro)
株式会社国際電気通信基礎技術研究所・脳情報通信総合研究所・研究員
研究者番号: 80512269