

## 科学研究費助成事業 研究成果報告書

平成 30 年 6 月 12 日現在

機関番号：12612

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2015～2017

課題番号：15K00302

研究課題名(和文) カーネルグラスマン表現の計量構造及び脳信号処理への応用

研究課題名(英文) Metric structure of kernel Grassmannian representation and its application to brain signal processing

研究代表者

鷲沢 嘉一 (Washizawa, Yoshikazu)

電気通信大学・大学院情報理工学研究科・准教授

研究者番号：10419880

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,600,000円

研究成果の概要(和文)：パターンが作るグラスマン多様体上に識別に最適な計量を導入し、脳コンピュータインターフェースに応用する研究を行った。公開ベンチマークを利用して識別実験を行ったところ、共空間パターンやその拡張手法を同時に利用することにより、提案手法は従来手法単体で用いたときよりも有意に高い識別性能を示した。特に共空間パターン法の拡張であるCSSSP法と提案法を組み合わせたものが最も高い性能を示した。また、脳信号識別問題において、識別問題の最適解とベイズ識別に基づくスパース最適化を同時に行うことで、電極選択と識別器の設計を同時に行うアルゴリズムを提案した。

研究成果の概要(英文)：We have introduced a metric structure on Grassmannian defined by pattern data, and applied it to brain signal processing. Our experimental results using open benchmark dataset shows that the proposed method exhibited significantly higher classification performance than conventional methods. Especially, the combination of the proposed method and CSSSP method, which is the extension of common spatial pattern (CSP) filter method, exhibited the best performance. Furthermore, we also proposed a method to select electrodes location and design a classifier simultaneously in brain signal classification problems using criteria of classification performance and sparse regularization based on the Bayes estimation.

研究分野：生体信号処理

キーワード：生体信号処理 グラスマン多様体 脳信号処理 ブレインコンピュータインターフェース

## 1. 研究開始当初の背景

人間や動物の認知機能の根幹は、経験に基づく距離尺度の定義である。人間や動物は、顔が連続的に正面から横顔へ変化する様子を何度も観測し、その結果、正面顔と横顔が同一人物であるかどうか判断したり、あるいは初めて観測する顔であっても、正面顔から横顔を推測することができる。

このような認知機能の例は、視覚による認知に限らず、あらゆる感覚器官や情報から、時系列の予測や危険の察知など様々な場面で現れる。このような認知機能を工学的に解析するため、変動を含むパターンをグラスマン多様体の点として表現(グラスマン表現)し、その空間に統計的な距離尺度であるマハラノビス距離を導入され、有効性が示されている。

グラスマン表現では、パターンを通常用いられるベクトル行列形式ではなく、パターンとその近傍の変形が作る局所構造を正射影行列あるいは正則化行列として表現し、その正射影行列の集合が作る空間に計量を導入する手法である。

例えば、正面を向いた顔からだんだんと横向きになるパターンから得られる構造を正射影行列で表現し、正射影行列の集合に統計的な距離構造を与えることができる。さらに、この手法はパターンの変動の表現だけではなく、脳信号処理や時系列データの解析など、分散共分散構造を持つパターンの解析にも有用であることが明らかになった。

## 2. 研究の目的

近年、ネットワークやストレージ容量、センサの発達により得られるデータの総量が爆発的に増加し、その中から有用な特徴を取り出す手法、いわゆるビッグデータ処理が注目されている。脳信号処理においても、数百チャンネルの電極から標準化周波数数百 Hz の脳波データ(EEG)を得ることもあり、データ量が非常に多い。さらに、核磁気共鳴画像(MRI)や脳磁図(MEG)など、複数の計測装置を同時に用いる場合もある。機械学習の観点では、得られる標本の数が大きいときには、学習モデルの自由度を上げ、推定すべきパラメータを増やすことで性能を向上させることができる。このため、グラスマン表現の自由度を向上させることで、さらなる高精度化を実現することができると考えられる。

本研究ではグラスマン表現を拡張し、高い自由度を持つことのできるカーネルグラスマン表現とその応用について研究を行う。グラスマン表現の手法にカーネルトリックを取り入れ、カーネルグラスマン表現に関する理論を構築する。得られた理論を、パターン識別問題や脳信号判別問題、脳コンピュータインターフェース、時系列データ解析などへ応用し、その性能を検証すると共に問題点、改善の余地を探る。

## 3. 研究の方法

グラスマン多様体に埋め込まれた脳信号などのパターンを識別するための計量学習法を提案した。運動想起型脳コンピュータインターフェースなどに用いられる特徴抽出法である共空間パターン法やその拡張手法は、脳波信号(EEG)から分散共分散行列を推定し、これに白色化、固有空間抽出を行い、ベクトルに変換されることに相当する。すなわち、これらの特徴抽出は分散共分散に計量を与えていることに相当する。脳コンピュータインターフェース以外のパターン識別問題、例えば、顔画像識別問題や、手書き数字識別問題などの多くも分散共分散構造を用いて表現することで、パターンが本質的に持つ変動を表現することができ、高精度に識別を行うことができることが示されている。

本研究では、パターンが作るグラスマン多様体上に識別に最適な計量を導入し、脳コンピュータインターフェースに応用した(手法1)。

また、脳信号識別問題において、識別問題の最適解とベイズ識別に基づくスパース最適化を同時に行うことで、電極選択と識別器の設計を同時に行うアルゴリズムを提案した(手法2)。これにより脳コンピュータインターフェースなどでの電極数と計算量を削減しつつ、高精度な識別を行うことができた。

脳信号処理問題への応用として、符号変調視覚誘発 BCI において、観測された多チャンネル脳波を入力符号へ逆変換する手法を提案した。これまで、符号変調視覚誘発 BCI では、観測脳信号の平均と個々の観測脳信号の誤差を小さくする正準相関(CCA; canonical correlation analysis)フィルタが用いられていたが、観測脳信号を目標信号とする根拠はない。入力された符号系列と観測脳信号の相関を最大にすることは観測信号に含まれる入力信号成分を最大限に取り出すことであり、最も妥当な特徴抽出方法であると考えられる。提案手法では、多層ニューラルネットや11ノルム正則化を導入した特徴抽出法を提案した(手法3)。

## 4. 研究成果

(手法1)に関し、公開ベンチマークを利用して識別実験を行ったところ、共空間パターンやその拡張手法を同時に利用することにより、提案手法は従来手法単体で用いたときよりも有意に高い識別性能を示した。特に共空間パターン法の拡張である CSSSP(Common Sparse Spatio Spectral Pattern)法と提案法を組み合わせたものが最も高い性能を示した。誤識率率の比較を図1, 2, 識別器の性能評価指標である AUC (Area Under Curve)の比較を図3, 4に示す。図中の-Mが提案手法を示し、FBCSP (Filter bank CSP) 及び RSTFC(Regularized spatio-temporal filter coefficient)は従来法を表す。

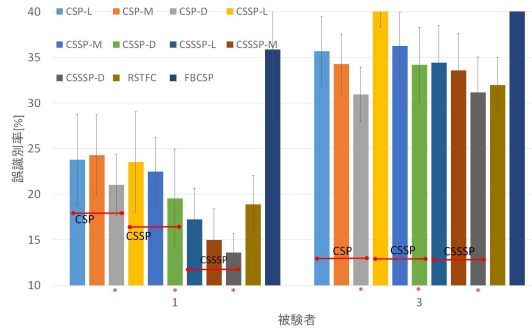


図 1. 誤識別率の比較 (被験者 1, 3)

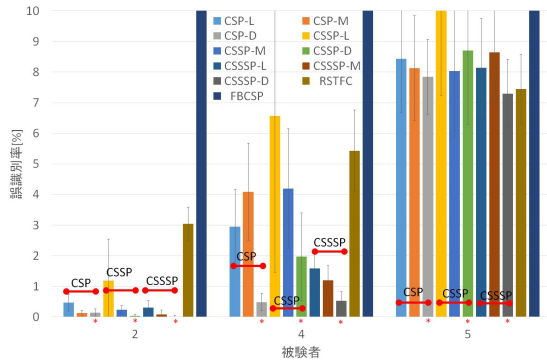


図 2. 誤識別率の比較 (被験者 2, 4, 5)

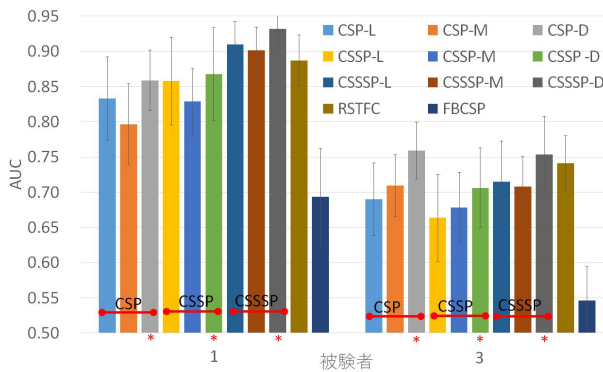


図 3. AUC の比較 (被験者 1, 3)

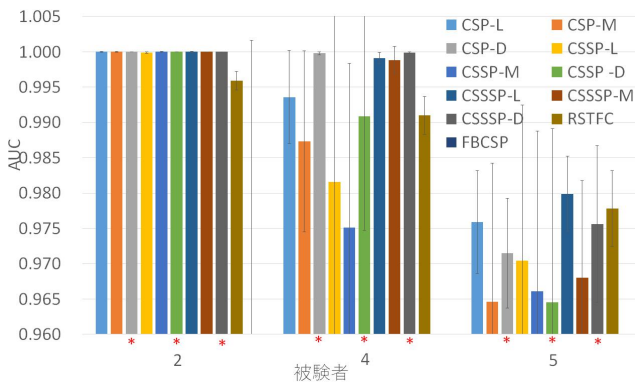


図 4. AUC の比較 (被験者 2, 4, 5)

(手法 2) に関して、識別率を図 5、選択された電極数を図 6 に示す。PARD (Penalized automatic relevance determination) が提案法、GARD (Group automatic relevance determination) が従来法を表す。提案法は、よ

り少ない電極数で高い識別率を達成することが示された。

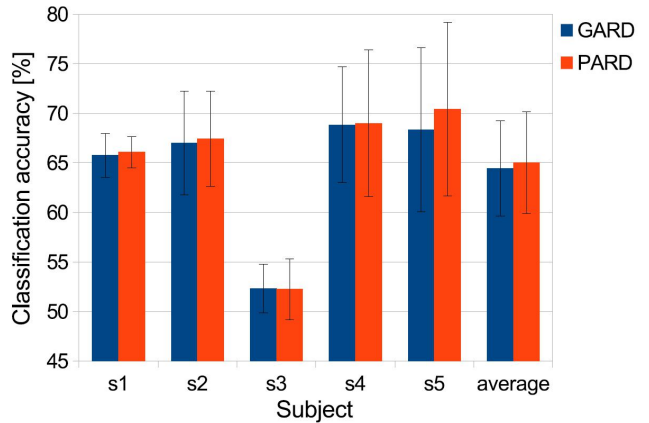


図 5. 識別率の比較

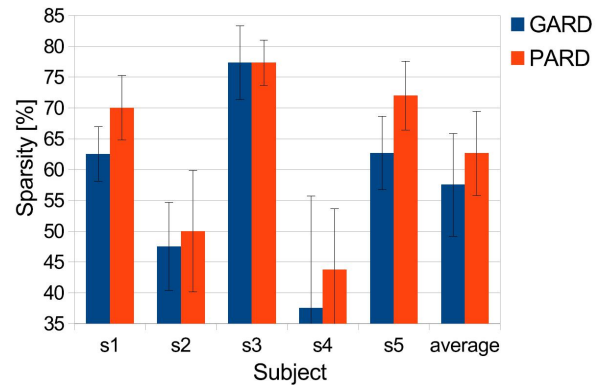


図 6. 選択電極数の比較

(手法 3) について、符号変調視覚刺激 BCI の実験を行った。被験者へ M 系列に従う視覚刺激を呈示したときの多チャンネル脳波を観測し、この多チャンネル脳波から、呈示した M 系列を復元するフィルタを作成した。生成したフィルタによる復元の例を図 7 に示す。ここで、復元に用いた脳信号は、フィルタの設計には用いていないテストデータである。

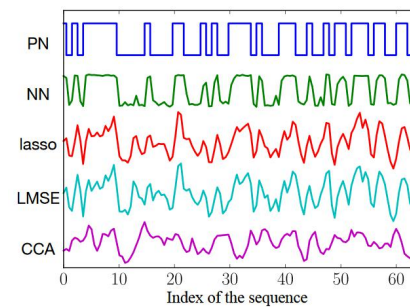


図 7. 刺激系列のデコーディングの例

呈示系列と復元信号の相関係数を表 1、復元信号の識別率を表 2 に示す。実験の結果、提案法は従来法の CCA フィルタよりも高い識

別性能を示し、また、これまでの BCI で最大の情報転送量を持つ位相つき定常視覚誘発電位 (SSVEP) BCI よりも高い情報転送量を示した。

表 1. 呈示系列と復元信号の相関係数の比較

	CCA	LMSE	lasso	NN
Sub. 1	0.9861	<b>0.9931</b>	<b>0.9931</b>	0.9896
Sub. 2	0.8924	0.9028	<b>0.9132</b>	0.9028
Sub. 3	0.9549	0.9861	<b>0.9931</b>	0.9792
Sub. 4	0.9132	<b>0.9271</b>	<b>0.9271</b>	<b>0.9271</b>
Sub. 5	0.8576	0.8750	<b>0.8785</b>	0.8750
Ave.	0.9208	0.9368	<b>0.9410</b>	0.9347

表 2. 復元信号の識別率

	CCA	linear	lasso	NN
Sub. 1	0.2328	0.5853	0.5952	<b>0.7705</b>
Sub. 2	0.1496	0.4816	0.4928	<b>0.5699</b>
Sub. 3	0.1520	0.4961	0.5038	<b>0.6516</b>
Sub. 4	0.2749	0.5821	0.5900	<b>0.6985</b>
Sub. 5	0.1581	0.4312	0.4512	<b>0.5864</b>
Ave.	0.1935	0.5153	0.5266	<b>0.6554</b>

## 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 8 件)

[1] H. Itoga, Y. Washizawa, and Y. Urakami, “Ranking deep neural network for automatic music recommendation system using EEG,” Proc. RISP International Workshop on Nonlinear Circuits, Communications and Signal Processing (NCSP) 2018 (査読有).

[2] N. Morita and Y. Washizawa, “Asynchronous stimulation method for N100-P300 speller,” Proc. 6th International Conference on Cognitive Neurodynamics (ICCN), 2017 (査読有).

[3] J. Sato and Y. Washizawa, “Neural decoding modulated visual evoked potentials by spatio-temporal inverse filtering for brain computer interfaces,” Proc. 38<sup>th</sup> Annual International Conference

of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), pp. 1484-1487, 2016 (査読有).

[4] H. Sato and Y. Washizawa, “An N100-P300 spelling brain-computer interface with detection of intentional control,” Computers, vol. 5, no. 431, 2016 (査読有).

[5] Y. Washizawa, “Discriminative metric learning on extended Grassmann manifold for classification of brain signals,” IEICE Transactions of Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences (EA), Vol. E99-A, pp. 880-883, 2016 (査読有).

[6] R. Togashi and Y. Washizawa, “Channel selection for brain signal classification by penalized automatic relevance determination,” Proc. Of APSIPA ANC 2015, pp. 1023-1027, 2015 (査読有).

[7] J. Sato and Y. Washizawa, “Spatial filter for short period code modulation visual evoked potentials in brain computer interfaces,” Proc. 30<sup>th</sup> International Technical Conference on Circuits/Systems, Computers and Communications (ITC-CSCC), 2015 (査読有).

[8] Y. Washizawa, “Metrics of Grassmannian representation in reproducing kernel Hilbert space for variational pattern analysis,” Proc. 40<sup>th</sup> International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), pp. 2194-2198, 2015. (査読有).

[学会発表] (計 1 件)

[1] H. Itoga, Y. Washizawa, and Y. Urakami, “EEG based automatic music recommendation system using ranking deep artificial neural network,” 8<sup>th</sup> International Congress of Pathophysiology (ICP), 2018.

[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

なし

## 6. 研究組織

### (1) 研究代表者

鷲沢 嘉一 (Yoshikazu WASHIZAWA)

電気通信大学・大学院情報理工学研究科・准

教授

研究者番号：10419880