



|              |   |
|--------------|---|
| Title        | A FLEXIBLE METHOD OF SPATIO-TEMPORAL DENOISING AND ITS APPLICATION TO ENHANCING BRAIN SOURCE ESTIMATION   |
| Author(s)    | Nuanprasert, Somchai  |
| Citation     | 大阪大学, 2016, 博士論文  |
| Version Type |   |
| URL          | <a href="https://hdl.handle.net/11094/55889">https://hdl.handle.net/11094/55889</a>   |
| rights       |   |
| Note         | やむを得ない事由があると学位審査研究科が承認したため、全文に代えてその内容の要約を公開しています。全文のご利用をご希望の場合は、<a href="https://www.library.osaka-u.ac.jp/thesis/#closed">大阪大学の博士論文について</a>をご参照ください。 |

*The University of Osaka Institutional Knowledge Archive : OUKA*

<https://ir.library.osaka-u.ac.jp/>

The University of Osaka

## Abstract of Thesis

|  |  |
|--|--|
| Name ( SOMCHAI NUANPRASERT )   |  |
| Title  | A FLEXIBLE METHOD OF SPATIO-TEMPORAL DENOISING AND ITS APPLICATION TO<br>ENHANCING BRAIN SOURCE ESTIMATION<br>(時空間のノイズ除去のフレキシブルな方法と脳の信号源推定の改善への応用) |
| <p>Abstract of Thesis</p> <p>Noise contamination naturally degrades an accuracy of data analysis, and the development of noise reduction method has been considered to be an important problem in the fields of signal processing. Here, we present the denoising algorithms for multichannel measurement systems where the data are simultaneously collected over time by several sensors distributed in space. In contrast with single-channel approach, the main challenge of developing multichannel denoising is to design the method, i.e., spatio-temporal denoising, that can efficiently incorporate both spatial correlation and temporal characteristics of relevant data into an analysis for separating the data of interest from the contaminating noise.</p> <p>Mathematically, we can represent the spatio-temporal data mentioned above using a matrix and our problem statement in this work is to estimate the clean data from the given noisy data, which obey an additive noise model under three assumptions: the clean data matrix is spatially low rank, perturbed by the full rank noise, and orthogonal to the noise, respectively. We emphasize that these assumptions are commonly found in the areas of biomedical, speech, and sensor array signal processing.</p> <p>Assuming that the noisy data and noise matrices were known, we used generalized singular value decomposition (GSVD) associated to a pair of noisy data and noise matrices to reformulate the additive noise model, and achieved to derive the GSVD form of clean data that exactly satisfies those three assumptions. We thus knew how the clean data matrix is perturbed by the additive noise and understood how to recover the clean data from the noisy data using GSVD. For example, the left singular vectors (temporal bases) of the noisy data matrix in fact contain noise biases which seriously affect the conventional spatial-only denoising, e.g., a family of subspace-based and linear estimation methods since the noise bias removal is not carried out effectively in such methods. But in our case, we propose to use a denoising function to reduce these noise biases, and we can choose the suitable denoising function for different applications easily from a variety of existing temporal filters.</p> <p>To solve the blind noise reduction problem, namely, we are only given the noisy data matrix without knowing about the true noise matrix such as a prior knowledge of the spatial noise covariance structure. Then, we propose GSVD-iteration schemes with an aim of approaching a solution which attains the maximal energy of desired properties. The desired properties of the solution are defined by the selected denoising function. On the interpretation of GSVD, the right singular vectors (spatial bases) perform a role of spatial decorrelation separating the noisy data into uncorrelated components (temporal bases) and the singular values are related to their energy levels. Ultimately, we are able to provide the flexible GSVD-iteration scheme which does not need users to set the rank of the solution in advance although it must be done for the most of traditional spatio-temporal denoising methods. This achievement is considered an important contribution of the thesis.</p> <p>Particularly, the practical examples of improving the brain source estimation in noisy magnetoencephalography (MEG) data were shown to demonstrate the effectiveness and advantage of our proposed methods compared to several traditional methods.</p> |  |

論文審査の結果の要旨及び担当者

| 氏 名 （ SOMCHAI NUANPRASERT ）  |     |     |       |
|--|-----|-----|-------|
|  | (職) | 氏 名 |       |
| 論文審査担当者  | 主 査 | 教 授 | 鈴木 貴  |
|  | 副 査 | 教 授 | 小林 孝行 |
|  | 副 査 | 教 授 | 狩野 裕  |
| <p>論文審査の結果の要旨</p> <p>本論文は脳磁図分析を動機とし、空間分布する多数時系列データのノイズを除去する数理的手法を開発したものである。脳磁図分析は多数チャンネルから出力される時系列データから脳内神経細胞発火状況を可視化するもので、脳機能研究や医療において重要な技術となっている。精密な計測技術が確立する一方で、生体の高次機能に由来するそのデータは大きな揺らぎと特異なノイズにさらされている。現在でも、脳磁図分析においては周期的な刺激応答の加算平均を標準的な方法としている状況にあり、新規なノイズ除去技術の開発は喫急の課題であると同時に学術的にも興味深いものとなっている。脳磁図分析でのノイズ除去において、考察の対象は空間的に分布する瞬間データを列ベクトルとして時系列で並べた行列<math>X</math>であり、<math>X</math>はさらに信号（<math>S</math>）とノイズ（<math>N</math>）の和になっている。時空のデータ取得状況から<math>X</math>は縦に長く、<math>S</math>は低ランクで<math>N</math>はフルランク、<math>S</math>と<math>N</math>は独立である。</p> <p>本論文は理論からシミュレーションに至る3つの部分から成り立つ。第1の部分では通奏低音となるノイズの観測を仮定しないこと（ブラインド）ノイズが正規分布であるとし、<math>S</math>、<math>N</math>、<math>X</math>間の関係式を求める。第2の部分ではこの関係式に基づいて、非線形関数と制約付き最適化問題を含む新しい推定法を提案する。最後に第3の部分ではデータ分析によって優位性を検証している。行列の（一般）特異値分解を用いて、<math>X</math>から<math>S</math>を推定する方法がいくつか提案されているなかで、3つの部分はいずれも独創的で新規性に富む。</p> <p>すなわち、本論文は脳磁図分析を背景として、既存の技術よりもより現実的で数理的には困難な状況を設定し、新しい関係式を導出して新規性の高い方法を開発したものである。標準的な方法に比した優位性が高く、とりわけ脳磁図のデータ分析はこの優位性を明確に提示し、実用に耐えうる有効技術が確立されたことを示している。本論文は博士（工学）の学位論文として価値のあるものと認める。</p> |     |     |       |