

科学研究費助成事業 研究成果報告書

平成 27 年 6 月 19 日現在

機関番号：21602

研究種目：基盤研究(C)

研究期間：2012～2014

課題番号：24500280

研究課題名(和文) スパース表現による不完全情報のデータからの源信号復元と形状イメージ再構成の研究

研究課題名(英文) Research on the source signal recovery and shape image reconstruction from data with incomplete information based on sparse representation

研究代表者

丁 数学(Ding, Shuxue)

会津大学・コンピュータ理工学部・教授

研究者番号：80372829

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 4,000,000円

研究成果の概要(和文)：Sparsityを測る尺度として信号行列の2乗行列式を提案した。平滑かつ列ごとで凸な関数となり、従来のものより優れた性能を持つ。このコスト関数を非負信号のブラインド信号分離処理に応用して、有効なアルゴリズムを発見した。信号のスパース表現についても研究した。この問題は欠完備であるので正則化が必要である。l1-normでSparsityを制約とともに辞書にIncoherenceと言う新たな制約条件も導入した。アルゴリズムとして、各制約条件を罰関数で原問題を最適化問題に変更した。2次多項式と近接写像の最適化の繰り返すことで最適化を行った。厳密に解決ができるので、性能の優れたアルゴリズムと繋がった。

研究成果の概要(英文)：We proposed a new sparsity measure, which is determinant of squared signal matrix. It is smooth and convex function so that have many good features than the conventional ones. We applied it to the blind source separation of nonnegative signal, made effective algorithms. We also researched on the sparse representation. Since this problem is underdetermined system of linear equations, a regularization is necessary. For this purpose we apply a sparse constraint to the coefficient, by l1-norm, and a constraint to the dictionary, by incoherence. We use the penalty function method to convert the constrained optimization problem into unconstrained ones. Then we change the problem into a series of iterations of sub optimization problems of quadratic functions and proximal operators, or two different sub optimization problems of quadratic functions. Furthermore, we can solve these sub problems explicitly and obtained closed-form solutions, which leads to algorithms with many good performances.

研究分野：信号処理、知能的計算、機械学習

キーワード：確率的情報処理 スパース表現 Incoherence辞書 ブラインド信号分離 不完全なデータからの復元

1. 研究開始当初の背景

様々なセンサーで信号を収集し、その信号の処理をし、様々な応用を行うということは一般的に行われているが、このようなやり方ではうまくいかない例が多い。一番良くある原因としては、ある目的を達成するためのセンサーの精度やデータの収集時間が十分ではなく、収集された信号のサンプル密度が足りないことである。画像で例えると、拡大した場合やノイズの影響などで解像度が低くなる状況である。高解像度画像に対して低解像度の画像信号は情報が欠損していると言うことができる。もう1つの例としては、高解像度 CT/MRI の画像を撮る際に、患者が呼吸などである姿勢で一定時間以上静止することができないため、短い時間で撮った低解像度の画像しか撮影できないことである。または、センサーを配置できる位置が限られていることであり、CT の場合、理想的なデータで形状イメージを作成するためにはすべての方向から一定な角度間隔で撮影することが必要であるが、機器のパーツや他の障害物などでこの条件が満たさないことである。このとき、理想的な CT 形状イメージを構成するための情報が欠損していると言う。これらの例のように、情報が欠損している信号から情報が欠損していない場合に相当する信号を構成や復元することが本研究の目的である。このような問題を解決するために、従来から補間法などが用いられてきたが、精度が低い、情報の欠損が多過ぎると対応ができない、などの問題があった。

2. 研究の目的

本研究では、欠損のあるデータ群から源信号または画像をどのように回復するかという問題に対し、それらの信号のスパース表現での定式化と再構成アルゴリズムを提案する。これを用いて実際に医療画像処理に応用し、極端な欠損のある信号からの画像復元を行うことができることを示す。そのために、2次元の信号のスパース性を測る平滑で新しいコスト関数を研究し、それを用いた信号のスパース表現の方法と再構成アルゴリズムの開発を行う。さらに、スパース性を持たない信号に対してもスパース性を引き出す変換を行うことができるアルゴリズムの研究を行う。その後欠損のある画像、動画の復元と、低密度 CT/MRI データの高解像度画像への変換や限られたセンサーの配置における形状復元を行う技術を開発する。

3. 研究の方法

本研究では、信号の「スパース (sparse) 表現」と言う視点からこれらの問題を解決することを図る。あるデジタル信号はスパースである、または、「sparsity」性を持つとは信号の統計特性の1つである。これは、信号

のすべての成分またはサンプルの中の殆どのサンプルの値が0であり、数少ない成分またはサンプルだけに非0の値を持つ性質のことである。なお、非0値を持つ成分またはサンプルの位置は確率的である。応用に用いる信号の内殆どの信号はスパースであり、または何らかの Transformed domain (例えば、フーリエ変換) でスパースである。表現しよう

信号を $\mathbf{s}(k) = [s_1(k) \ \dots \ s_N(k)]^T$ とする。ただし、ここで、 N は正の整数で源の数を示す。

スパースと言うことは $\mathbf{s}(k)$ の成分の中、少数の成分しか非0の値をもたない。信号の表現とは $\mathbf{s}(k)$ より短い信号

$\mathbf{x}(k) = [x_1(k) \ \dots \ x_M(k)]^T$ 、かつ、

$\mathbf{x}(k) = \mathbf{A}\mathbf{s}(k)$ で $\mathbf{s}(k)$ を表現することである。

ここで、 A は辞書、または表現行列とも言う。 $M < N$ であるので、一般的に $\mathbf{x}(k)$ は $\mathbf{s}(k)$ の不完全観測となり、欠損のあるデータ \mathbf{x} から \mathbf{s} を復元または構成することができない。しかし、 $\mathbf{s}(k)$ がスパースであれば、 $\mathbf{x}(k)$ で $\mathbf{s}(k)$ のすべての情報を持つことができるという重要な性質があり、一般的に不完全と呼ばれる信号 $\mathbf{x}(k)$ から $\mathbf{s}(k)$ を復元し、完全にすることが可能であるということが我々や他のグループの研究で明らかになった (Tang, Ding et al. ICINIS 2010)。この復元はスパース表現のなかの極めて重要な問題であり、今まで様々なアルゴリズムが開発されている中、いまだに研究の重要なテーマとなっている。代表的な方法としては、 $\mathbf{x}(k) = \mathbf{A}\mathbf{s}(k)$ を拘束条件で sparsity を意味するコスト関数の最適化問題で解く。一例としては下記のようなになる

$$\min_{\mathbf{A}, \mathbf{s}} \|\mathbf{s}(k)\|_p, \quad \text{s.t. } \mathbf{x}(k) = \mathbf{A}\mathbf{s}(k) \quad (1)$$

ただし、ここで、 k は時間またはデジタル信号のサンプル番号 (整数)、 $0 \leq p \leq 1$ は

定数、 $\|\cdot\|_p$ は p ノルム ($p=0$ の場合、非零成分の数を意味する) である。この式は、 $\|\mathbf{s}(k)\|_p$ が最小となり、なおかつ、拘束条件 $\mathbf{x}(k) = A\mathbf{s}(k)$ を満たすときの A と $\mathbf{s}(k)$ を求めることを意味する。

4. 研究成果

(1) 信号の Sparsity を測る新しいコスト関数を提案し、その有効性と優れた性能について研究した。従来のコスト関数 (例えば、 0 -ノルムや 1 -ノルムなど) は非平滑、または非凸なもの殆どであり、最適化は困難である。それに対して、新たに提案したコスト関数は信号行列の 2 乗行列式であるので、平滑かつ列ごとで凸な関数となり、従来のものより優れた性能を持つことが研究で分かった。我々はさらにこのコスト関数を非負信号のブラインド信号分離処理に応用して、有効なアルゴリズムを発見した。分離精度は従来のものよりはるかに高い、画像処理などで結果の良い応用もできた。これについて内容は IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems に発表された。

(2) 源信号と辞書ともに未知の場合に効率の良い辞書を学習し、源信号を推定する方法について研究した。従来の方法では辞書について拘束条件なしで源信号の Sparsity による間接的に学習ということが殆どであったが、得られた辞書の効率に限界があった。この問題を解決するため、我々は辞書に Incoherence という概念で定められた拘束条件を導入した。源信号についてはできるだけ Sparse という条件を加えて問題の定式化となった。そして、定式化された問題を解決するため、辞書行列の列と源信号行列の行ごとの最適化の子問題の繰り返しと変換し、一つずつを解決するという有効な方法を発見した。これについて内容は IEICE Transactions on Information and Systems に発表された。概要は下記の通り: We worked out a method for learning an overcomplete, nonnegative dictionary and for obtaining the corresponding coefficients so that a group of nonnegative signals can be sparsely represented by them. This is accomplished by posing the learning as a problem of nonnegative matrix factorization (NMF) with maximization of the incoherence of the dictionary and of the sparsity of coefficients. By incorporating a dictionary-incoherence penalty and a sparsity penalty in the NMF formulation and then adopting a hierarchically alternating optimization strategy, we

show that the problem can be cast as two sequential optimal problems of quadratic functions. Each optimal problem can be solved explicitly so that the whole problem can be efficiently solved, which leads to the proposed algorithm, i.e., sparse hierarchical alternating least squares (SHALS). The SHALS algorithm is structured by iteratively solving the two optimal problems, corresponding to the learning process of the dictionary and to the estimating process of the coefficients for reconstructing the signals. Numerical experiments demonstrate that the new algorithm performs better than the nonnegative K-SVD (NN-KSVD) algorithm and several other famous algorithms, and its computational cost is remarkably lower than the compared algorithms.

(3) We worked out a novel two step underdetermined blind source separation approach for non-disjointed signals. First, the single-source-points (SSPs), each of that is occupied by a single source, are detected in the mixtures; the mixing matrix is then estimated accurately by employing K-means algorithm among those SSPs. In the separation procedure, we finds the time-frequency points that incorporates one source, two sources, and so on, so that they construct a row echelon-like form a system. Then, these sources at the points can be solved out explicitly under weak assumptions. The highlight is that algorithm does not rely on the non-stationarity, independence or the non-Gaussianity, as in the conventional ICA algorithms. Experimental results indicate the validity of the method.

(4) We worked out a fast, efficient algorithm for learning an overcomplete dictionary for sparse representation of signals. The whole problem is considered as a minimization of the approximation error function with a coherence penalty for the dictionary atoms and with the sparsity regularization of the coefficient matrix. Because the problem is nonconvex and nonsmooth, this minimization problem cannot be solved efficiently by an ordinary optimization method. We propose a decomposition scheme and an alternating optimization that can turn the problem into a set of minimizations of piecewise quadratic and univariate subproblems, each of which is a single variable vector problem, either

of one dictionary atom or one coefficient vector. Although the subproblems are still nonsmooth, remarkably, they become much simpler so that we can find a closed-form solution by introducing a proximal operator. This leads an efficient algorithm for sparse representation. To our knowledge, applying the proximal operator to the problem with an incoherence term and obtaining the optimal dictionary atoms in closed form with a proximal operator technique have not previously been studied. The main advantages of the proposed algorithm are that, as suggested by our analysis and simulation study, it has lower computational complexity and a higher convergence rate than state-of-the-art algorithms. In addition, for real applications, it shows good performance and significant reductions in computational time. これについて内容は Neural Computation に投稿し、Accept された。

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 10 件)

- ① Zhenni Li, Shuxue Ding, and Yujie Li, A Fast Algorithm for Learning Overcomplete Dictionary for Sparse Representation Based on Proximal Operators, Neural computation, 査読有、has been accepted, 2015.
- ② Hongjuan Zhang, Guinan Wang, Pingmei Cai, Zikai Wu, and Shuxue Ding, A Fast Blind Source Separation Algorithm Based on the Temporal Structure of Signals, Neurocomputing, 査読有、Vol. 139, No. 9, pp. 261-271 (Sept. 2014).
- ③ Yan Sun, Ying Bai, Shuxue Ding, Yi-Yuan Tang, Yifen Cui, and Yan Wang, Intelligent Diagnostic System for Cerebrovascular Diseases Based on a Bayesian Network with Information Gain, International Journal of Innovative Computing, Information and Control, 査読有、Vol. 9, No. 11, pp. 4545-4554 (Nov. 2013).
- ④ Zhenni Li, Changshui Yu, Shuxue Ding, and Zunyi Tang, Nondestructive Probing Scheme of Quantum State without Quantum Correlation, International Journal of Theoretical Physics, 査読有、Vol. 52, No. 10, pp. 3676-3682, 2013
doi:10.1007/s10773-013-1673-5
- ⑤ Zunyi Tang, Shuxue Ding, Zhenni Li, and Linlin Jiang, Dictionary Learning Based on Nonnegative Matrix Factorization Using Parallel Coordinate Descent, Abstract and Applied Analysis, 査読有、Vol. 2013, Article ID 259863, 11 pages, 2013
doi:10.1155/2013/259863
- ⑥ Xiaohong Ma, Shuxue Ding, Liangsheng Wei, and Jie Yang, Blind Identification of Underdetermined Mixing Matrix and Source Separation by Finding and Solving a Row Echelon-Like Form of System in the Time-Frequency Domain, ICIC Express Letters, Part B: Applications, 査読有、Vol. 4, No. 3, pp. 739-746 (Jun. 2013).
- ⑦ Zunyi Tang and Shuxue Ding, Dictionary Learning with Incoherence and Sparsity Constraints for Sparse Representation of Nonnegative Signals, IEICE Transactions on Information and Systems, 査読有、Vol. E96-D, No. 5, pp. 1192-1203, 2013
doi: 10.1587/transinf.E96.D.1192
- ⑧ Yan Sun and Shuxue Ding, An Enhanced Wu-Huberman Algorithm with Pole Point Selection Strategy, Abstract and Applied Analysis, 査読有、Vol. 2013, Article ID 589386, 6 pages, 2013
doi:10.1155/2013/589386
- ⑨ Zuyuan Yang, Yong Xiang, Shengli Xie, Shuxue Ding, and Yue Rong, Nonnegative blind source separation by sparse component analysis based on determinant measure, IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 査読有、Vol. 23, No. 10, pp. 1601-1610 (Oct. 2012).
- ⑩ Zunyi Tang and Shuxue Ding, A Method of Sparse Nonnegative Matrix Factorization for Feature Extraction, ICIC Express Letters, Part B: Applications, 査読有、Vol. 3, No. 6, pp. 1557-1564 (Dec. 2012).

[学会発表] (計 7 件)

- ① Yujie Li, Shuxue Ding, and Zhenni Li, A Dictionary-Learning Algorithm for the Analysis Sparse Model with a Determinant-Type of Sparsity Measure, Proc. the 19th International Conference on Digital Signal Processing (DSP 2014, Hong Kong, August 20-23, 2014), pp. 152-156.
- ② Zhenni Li, Shuxue Ding, Yujie Li, Zunyi Tang, and Wuhui Chen, Improving dictionary learning using the Itakura-Saito divergence, Proc. 2014 IEEE China Summit & International Conference on Signal and Information

- Processing (ChinaSIP 2014, Xi' an, China, July 9-13, 2014), pp. 733-737.
- ③ Zunyi Tang, Toshiyo Tamura, Shuxue Ding, and Zhenni Li, Sparse Representation and Dictionary Learning Based on Alternating Parallel Coordinate Descent, Proc. The 5th IEEE International Conference on Awareness Science and Technology (iCAST 2013, Aizu-Wakamatsu, Japan, November 2-4, 2013), pp. 491-496.
- ④ Wenlong Liu, Nana Sun, Minglu Jin, and Shuxue Ding, A Low Complexity Detection for the Binary MIMO System Using Lagrange Multipliers, Proc. The 5th IEEE International Conference on Awareness Science and Technology (iCAST 2013, Aizu-Wakamatsu, Japan, November 2-4, 2013), pp. 486-490.
- ⑤ Linlin Chen, Jifei Song, Xiaohong Ma, and Shuxue Ding, One Source Signal Extraction Based on Metrics Transform, Proc. The 5th IEEE International Conference on Awareness Science and Technology (iCAST 2013, Aizu-Wakamatsu, Japan, November 2-4, 2013), pp. 508-512.
- ⑥ Zhenni Li, Zunyi Tang, and Shuxue Ding, Dictionary Learning by Nonnegative Matrix Factorization with $l_{1/2}$ -Norm Sparsity Constraint, Proc. 2013 IEEE International Conference on Cybernetics (CYBCONF 2013, Lausanne, Switzerland, 13-15, June 2013), pp. 63-67.
- ⑦ Hongjuan Zhang, Zikai Wu, Shuxue Ding, and Luonan Chen, A fixed-point blind source extraction algorithm and its application to ECG data analysis, Proc. IEEE 6th International Conference on Systems Biology (ISB, Xi' an, China, August 18-20, 2012), pp. 73-78.

〔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：
 出願年月日：
 取得年月日：
 国内外の別：

〔その他〕

ホームページ等

<http://web-ext.u-aizu.ac.jp/~sding/>

6. 研究組織

(1) 研究代表者

丁 数学 (DING, Shuxue)

会津大学コンピュータ理工学部・教授

研究者番号：80372829

(2) 研究分担者

奥山 祐市 (OKUYAMA, Yuichi)

会津大学コンピュータ理工学部・准教授

研究者番号：90404897

(3) 連携研究者

()

研究者番号：