



Title	Efficient Computational Methods for Advanced Sparse Estimation
Author(s)	Chen, Jie
Citation	大阪大学, 2022, 博士論文
Version Type	VoR
URL	<a href="https://doi.org/10.18910/88116">https://doi.org/10.18910/88116</a>
rights	
Note	

*The University of Osaka Institutional Knowledge Archive : OUKA*

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

The University of Osaka

## Abstract of Thesis

Name (CHEN JIE)	
Title	<p style="text-align: center;">Efficient Computational Methods for Advanced Sparse Estimation (高度なスパース推定のための効率の良い計算方法)</p>
<p>Abstract of Thesis</p> <p>It is difficult to infer statistical objects in regression and classification when the number of samples is small and the number of features is large. Sparse estimation addresses the problem by regularizing the objective function, plus the constraint multiplied by a constant <math>\lambda</math>, and selecting the appropriate features without overfitting. Least absolute shrinkage and selection operator (Lasso) is a classic sparse estimation; its objective function to be minimized is convex so that we can find the solution efficiently. This thesis considers convex optimization problems for sparse estimation, particularly joint graphical Lasso (JGL) and convex biclustering (CB).</p> <p>To solve JGL, thus far, the alternating direction method of multipliers (ADMM) has been the main approach. However, converging to obtain a high-accuracy solution for ADMM often takes time, which is not feasible in large data sets. In the first part (Chapter 3) of this thesis, we propose proximal gradient algorithms with and without a backtracking option for JGL and further show the boundedness for the solution of the JGL problem and the iterates in the algorithms, which guarantee the linear convergence of the proximal gradient method. For the procedure with backtracking, we reduce the updated iterative steps to subproblems that can be solved efficiently and accurately by Lasso-type problems. We modified the step-size selection by extending to one without backtracking, which significantly reduces the computational time needed to evaluate objective functions.</p> <p>The existing techniques to solve CB were unsatisfactory. The convex biclustering algorithm (COBRA) solves twice the standard convex clustering problem with a nondifferentiable function optimization. In the second part (Chapter 4) of this thesis, we instead convert the original optimization problem to a differentiable one. Then, we combine the basic procedures in the augmented Lagrangian method (ALM) with the accelerated gradient descent method (Nesterov's accelerated gradient method), which can attain a <math>O(1/k^2)</math> convergence rate. The conventional algorithms are sensitive to the tuning parameter <math>\lambda</math>, which is not feasible in some biclustering applications that are needed to solve a wide range of <math>\lambda</math>. However, our proposed method is not greatly influenced by the tuning parameter <math>\lambda</math>.</p> <p>The experimental results indicate that the proposed algorithms can achieve high accuracy, and their efficiency is competitive with state-of-the-art algorithms, even for large-scale problems.</p>	

論文審査の結果の要旨及び担当者

氏 名 ( J i e C h e n )		
論文審査担当者	(職)	氏 名
	主査 教授	鈴木 讓
	副査 教授	狩野 裕
	副査 教授	内田 雅之
	副査 准教授	川野 秀一 (電気通信大学)

**論文審査の結果の要旨**

本博士論文は、申請者であるJie Chen氏が博士課程在学中に行った、スパース推定に関する研究成果をまとめたものである。スパース推定は、本来最小化すべき推定誤差に、非ゼロパラメータの個数を抑制するペナルティの項を加えた量を最小化することによって、パラメータの推定値を得る方法である。したがって、サンプル数に対して、変数の個数が格段に大きいような、既存の統計学では対応できない問題に対して有効な手法になっている。しかしながら、そのような定式化はできても、その問題を解くための計算時間が膨大になることが少なくない。Jie Chen氏の研究は、種々のスパース推定で生じる最適化問題に対して、既存の研究より効率のよい解法を与えるものである。

第1章の序論では、本研究の動機、目的、貢献、全体のあらましについて述べている。

第2章は、本博士論文を理解するために必要な、スパース推定および最適化理論に関する背景知識を与えている。

第3章は、Joint Graphical Lasso(JGL)について検討している。先行研究では交互方向乗数法(ADMM)を適用し、特に大規模なデータセットでは膨大な時間がかかっていた。本博士論文では、近接勾配アルゴリズムを適用し、解の有界性を証明することによって、線形収束性を担保させた。特に、backtrackを用いる解法と用いない解法の2種類を提案した。前者に関しては、反復ステップをLassoの部分問題に帰着させ、効率的かつ正確に解を見出している。後者では、ステップサイズの選択方法をbacktrackなしのものに拡張・修正し、計算時間を大幅に低減させている。

第4章は、Convex Bi-Clustering (CB)について検討している。先行研究(COBRA)では、非微分関数最適化を2回適用して解いていた。本博士論文では、オリジナルの最適化問題を微分可能な問題に変換した。拡張ラグランジュ法 (ALM) の基本手順とNesterovの加速勾配降下法を組み合わせ、 $O(1/k^2)$ の収束率を達成した。さらに、提案方法は、調整パラメータ $\lambda$ の値に影響を受けないという面でもメリットを主張できる。

第5章は、本博士論文の結論および今後の課題について述べられている。

以上のように、Jie Chen氏のスパース推定の計算の効率化に関する研究は、顕著な学術的貢献であり、博士(理学)の学位論文として価値のあるものであると認める。