

小型衛星によるリモートセンシング利用のための画像圧縮手法の構築

日大生産工（院） ○根橋 宙之

日大生産工 伊藤 浩

1 背景

近年、宇宙ビジネス市場は拡大を続けており2030年代には約70兆円以上の市場規模になると予想されている。その内訳の大部分を占める分野が衛星データを活用するサービスである。小型衛星を用いて地球を観測した画像データを活用するリモートセンシングもその一つである。

今後リモートセンシングにおいて衛星画像の高画質性や即時性が求められると予想される。従って、小型衛星で撮影した画像を効率的に地球局へダウンリンクすることが求められる。本研究ではこのようなニーズに対応するため、小型衛星によるリモートセンシングでの利用を想定した画像圧縮手法の提案を目的とする。

2 画像圧縮手法の概要

現在大きな注目を集めている技術の一つにスパースモデリングがある。この技術は様々な分野への応用が期待されており、本研究の要素技術である圧縮センシングもスパースモデリングが利用される分野の一つである。

圧縮センシングとは、信号がスパース性を持つときに少数のサンプリングデータから原信号の再構成を可能にする技術のことを指す。自然画像はスパース性を持つことが知られており、衛星から撮影した地球の画像も例外ではない。またスパース性とは、データ群の殆どの値がゼロまたはゼロとみなせるほど小さな値であり、かつ疎らに非ゼロの要素が分布しているようなデータ群のことを言う。従って画像のようなデータ群をスパースに表すことが可能であれば送信するデータ量を大幅に削減することが可能となる。

本研究では圧縮センシングを実現する手法として、画像圧縮の際に用いられる辞書基底の学習にK-SVD法を用いる¹⁾。また直交マッチング追跡(Orthogonal Matching Pursuit 以下OMP)を

用いて学習した辞書基底から原画像の再構成を行う。このとき一般公開されている衛星画像を辞書基底学習用の画像として利用した。

3 辞書基底学習の原理

画像の再構成は、原画像と同じ次元のベクトルを最適な係数をかけて重ね合わせることで行われる。このベクトルを基底といい、基底の集合を辞書と呼ぶ。この辞書を最適化させることで再構成した画像の高画質性が期待できる。

辞書基底の学習では、まずランダムに値を与えたものを初期辞書とする。この辞書の基底を k 個用いて原画像を表現するような信号 S をOMPによって求める。 S は原信号を k スパースに表現したものである。次に辞書を構成する基底を1つ1つ更新する。このとき、更新する基底を使わずに画像を再構成した場合と全ての基底を使用して画像を再構成した場合では差が生じる。この差は信号 S と更新する基底によって構成されるため、特異値分解(Singular Value Decomposition 以下SVD)によって差の特徴量を抽出し、これに応じて基底を更新する。この処理を全ての基底に対して繰り返し行うことで辞書基底が学習用画像を再構成するために最適な値となる。

4 画像再構成の原理

OMPを用いて、原画像のスパースな表現を求める。このアルゴリズムでは、まず辞書の中から原画像を最もよく近似する基底を求め、この基底に残差が最も小さくなるような係数をかける。ここでいう残差とは、係数と基底の積を原画像から差し引いたものである。次に近似しきれなかった残差と原画像との内積が最も小さくなるような基底を求め、これに残差が最も小さくなるような係数をかける。これを基底とその係数が k 個になるまで繰り返す。これらによっ

て求めた基底と係数の積を重ね合わせることで、原画像の再構成が行われる。

5 画像圧縮実験

5.1 実験方法

Python3 を用いて K-SVD 法による辞書学習プログラムおよび画像再構成プログラムを作成した。このプログラムを用いて衛星画像の学習と再構成を行い、データ圧縮率の評価を行った。学習時の条件を Table.1 に、学習に使用した画像を Fig.1、未学習辞書を Fig.2 に示す。

Table.1 : 学習時の条件

プログラミング言語	Python 3.6
衛星画像サイズ	512 × 512 pixel
色チャンネル	グレースケール
学習パッチサイズ	8 × 8 pixel
辞書基底サイズ	64 次元
非ゼロ要素数	4
学習回数	10 回



Fig.1 : 学習用画像



Fig.2 : 未学習辞書

5.2 実験結果

作成した K-SVD 法による辞書学習プログラムを用いて学習させた辞書の結果を Fig.3 に示す。また、この辞書を用いて学習に使用していない衛星画像のスパース表現を行ったので、その比較画像を Fig.4 に示す。

実験結果より、衛星画像用に学習させた辞書を用いたスパース表現によって地上の様子を観測することができる程度には、画像の再構成が可能であることが確認できた。しかし学習用画像に含まれている木々の部分ではノイズが少なく、学習用画像には含まれていない幅の広い道

などではノイズが多くなることも確認できた。加えて全体的にブロックノイズが確認された。

このときパッチ 1 つにつき、係数の情報量は $32[\text{bit}] \times 4 = 128[\text{bit}]$ である。また係数の位置情報は Jones 符号化を用いて表した。これらの合計がパッチ 1 つの情報量となる。これにより再構成した画像 1 枚の情報量を求めると約 $80.9[\text{kB}]$ となる。原画像は約 $262[\text{kB}]$ なので、圧縮率は $30[\%]$ 程度と求められる。

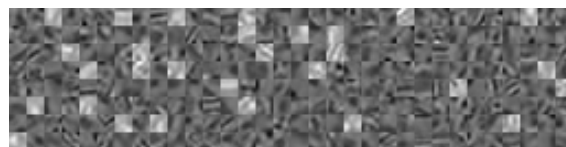


Fig.3 : 学習済み辞書



Fig.4 : (左) 原画像、(右) 再構成画像

6 まとめ

K-SVD 法を用いて衛星画像を辞書基底として学習させることが可能であることを示した。また OMP を用いて衛星画像のスパース表現を行い画像の評価を行った。その結果、衛星画像の再構成は可能であるが、画質性能では改善の余地があると指摘できる。また圧縮率について、現段階では従来の画像圧縮手法である JPEG と比較して劣る性能であると言える。しかし係数の位置情報の圧縮手法の検討や、リモートセンシングでの運用に合わせた情報の取捨選択を行うことで、更に効率的な衛星画像のダウンリンクが可能であると予想される。

参考文献

- 1) O.Bryt and M.Elad, “Compression of facial images using the K-SVD algorithm”, J. Vis. Commun. Image R., 2008.