

大規模行動センシング のための情報圧縮技術



—圧縮センシングの応用事例—

川原 圭博 東京大学

大規模センシングと情報圧縮

大規模行動センシングは、スマートフォンなどを持ち歩くユーザのちょっとした協力を得ることで、いわば歩き回るユーザをセンサの代わりに使って大規模なデータを取得するという考え方である。だがまずデータをうまく集めないことには話が始まらない。スマートフォン等はただでさえ電池の持ち時間が短いため、一般的なユーザであれば自分に直接的な利益のあるタスク以外に必要な以上の電力、そしてデータ通信の帯域を使われるのは勘弁したいと感じるのが常であろう。圧縮センシングは、データのサンプリングと圧縮をより少ない電力で実現可能であるため、大規模センシングにとってうってつけの圧縮手法として注目されている。

圧縮センシング

圧縮センシングとは、スパース性を持つ高次元の信号を少ない観測から復元する手法である。シャノンの標本化定理によると、観測対象の信号の最大周波数成分が W 以下であるとき、 $2W$ 以上の周波数で等間隔サンプリングすれば原信号をそっくりそのまま再構成できる。圧縮センシングは、その原信号がスパース、すなわち、離散コサイン変換やウェーブレット変換など何らかの線形変換を施したときに、零成分が多い冗長な信号であれば、標本化定理で示されているサンプル数よりもさらに少ない間引かれた観測で元の信号を推定できることを示した画期的な手法である。

もちろん、JPEG など従来からのデジタル信号の不

可逆圧縮手法においても、ある周波数でサンプリングした信号に基底変換を施すことで、元の情報が少ない基底で表現できることを利用して圧縮が行われている。ではいったい従来の圧縮と圧縮センシングの最も大きな実用面での違いは何かといえば、それは「観測→圧縮→送信→受信→復元」にかかる役割分担の違いである(図-1)。従来の圧縮ではサンプリング後の非圧縮データを保持する巨大なメモリのほか、基底変換を行う計算も送信側が行い、受信側は比較的少ない計算で元信号を復元できる。これに対して、圧縮センシングでは、単純な乱数行列の乗算で圧縮が完了する。これは最も単純な実装ではランダムに記録するしないを判断するのと同値である。たとえば1,000万画素のデジタルカメラの画像を10分の1に圧縮したデータがほしければ1,000万点の中からランダムに100万点選べばよいし、ある一定間隔で気温を知らせるセンサのデータを6分の1に圧縮したければサイコロを振って、出た目の時間だけ待って測定値を記録してやればよい。その代わりに、受信側での原信号推定は本質的には解が一意に求まらない不良設定問題であり、 l_1 ノルム最小化による比較的重めの処理が必要になる¹⁾。携帯端末を用いた大規模センシングを考える場合、この観測と圧縮が同時に行える点が、電力や計算リソース削減の観点から大変魅力的な性質になる。圧縮センシングは提案され

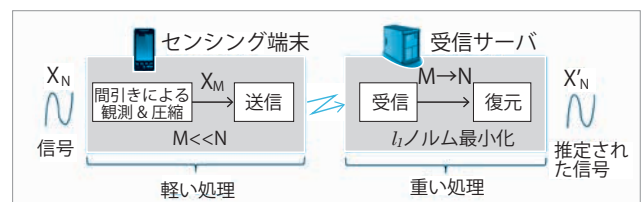


図-1 圧縮センシングの概略

てからまだ日が浅い理論であるが、昨今では数理的な側面からの良質な解説が多く出版されている。具体的な解説は文献1) をご覧いただきたい。

マイコン向けの省メモリ圧縮センシング

スマートフォンに搭載されているメインのプロセッサの電力消費は大きい。センシングと圧縮の処理を端末内にある別のマイコン (MCU) などにオフロードすることができれば消費電力を100分の1以下にすることができる。しかしながら、圧縮センシングで用いる観測行列は一般に大きく、数百キロバイト程度の主記憶しか持たない一般的なMCUでは実装が難しい。この問題に対して観測行列に循環行列を用いることで、実装に必要なメモリ量を低減する手法を提案した。良い圧縮を行うには、行列のランダム性を確保することが鍵になるが、本提案では乱数配列をうまく使うことによって、復元効率の著しい低下を防いでいる²⁾。これにより、主記憶容量の乏しい市販のMCUに一切のハードウェア的な変更を加えることなく圧縮センシングを利用できるようになった。農業用途などに用いられる土壌水分センサでは、35.4%程度のサンプル数で元のデータを復元可能で、非圧縮時に必要だった電力量14.4mJが圧縮計算に2.06mJ、送信に5.09mJの合計7.15mJと約半分のエネルギー削減が可能になった。そのほかにも、電力面での要求が厳しいウェアラブルセンサを使った生体情報モニタリングへの応用も期待されている。

大規模データを用いた基底行列の生成

サンプルしたデータから元の信号を復元するためには、元の信号を最もスパースに表現できる基底がうまく探せるかが最も重要になる。通常これを観測前に知ることは難しいため、正規直交基底であるフーリエ基底やウェーブレット基底が経験的にうまくいく基底として用いられてきたに過ぎなかった。我々は大規模データがあらかじめ手に入る場合に、ある種の特異値分解 (Singular Value Decomposition : SVD) に基づいた学習によりスパース性の高い基底行列を生成する手法

についても提案している³⁾。HASC コーパス⁴⁾ を用いて人間の行動情報データからの学習を行った場合、たとえば歩行時の信号においては、離散コサイン変換行列を用いて復元する場合に比べて復元誤差を約半分まで減少させ、同じ復元誤差であれば圧縮率を約2倍に高められる効果があることが明らかになった。

歩行や走行といった足の運動に起因する人間の加速度データはある種の周期性があり、日常生活において行動の種類も限られている。

そうしたデータを事前にサーバ側、復元を行う側で学習して予測することで、圧縮を行う側で元信号の予知識なしに乱数行列によって簡単に圧縮を行っても高精度で信号の復元を行うことができる。

たとえば3分の1のサイズに圧縮した加速度データを用いても、歩行、階段昇降といった基本的な6行動の行動認識において約5%しか認識率の低下を引き起こさず、70%以上の認識率を保つことができる。

展望

圧縮センシングは、センシング端末での処理をかなり簡素にできるため、消費電力や計算リソース削減に有利な手法である。大規模データを活用することで圧縮性能を高めることも可能である。デメリットとして、圧縮データからの元データの推定に計算資源が必要になるため、今後はクラウド側での処理技術の工夫が必要になるだろう。

参考文献

- 1) 三村和史：圧縮センシング：粗情報の再構成とそのアルゴリズム (時間周波数解析の理論とその理工学的応用), 数理解析研究所講究録 1803, pp.26-56 (Aug. 2012).
- 2) 佐々木達哉, 川原圭博, 浅見 徹：循環行列を用いたセンサノード上への圧縮センシングの実装と消費電力の評価, 情処研報, HCI150UBI36-23 (Nov. 2012).
- 3) Akimura, D., Kawahara, Y. and Asami, T. : Dictionary Optimization for Sparse Representation of Acceleration Data using K-SVD, 信学総大, B-19-7 (Mar. 2013).
- 4) Kawaguchi, N. et al. : HASC Challenge : Gathering Large Scale Human Activity Corpus for the Real-world Activity Understandings, Proceedings of the 2nd Augmented Human International Conference, Article No. 27 (Mar. 2011). (2013年3月12日受付)

■川原 圭博 (正会員) kawahara@akg.t.u-tokyo.ac.jp

東京大学大学院情報理工学系研究科講師。2013年MIT客員研究員。センシングシステムに関する研究に従事。