

選択的圧縮センシングによる無線センシングデバイスの省エネルギーデータ送信

奥谷 文徳^{1,a)} 川原 圭博^{1,b)} 浅見 徹^{1,c)}

受付日 2016年12月9日, 採録日 2017年7月4日

概要: 圧縮センシングはデータのスパース性を用いて高効率な圧縮・復元を行う技術である。無線センシングデバイスでは、データの無線送信で消費エネルギーの大部分が消費され、圧縮センシングを用いて送信データの量を削減することで省エネルギー化が可能である。無線センシングは建築物・機械の障害解析に使われ、その多くは特定の周波数帯の情報のみを用いる一方で、圧縮センシングは周波数全体を含むすべての性質を分け隔てなく圧縮・復元する技術である。本稿は、必要な周波数のデータを選択的に圧縮する、効率的な圧縮センシング「選択的圧縮センシング」を紹介する。受信側の処理を従来の l_1 ノルム最適化としたまま、送信側の演算を以下のように工夫する。(工夫 1) 必要な周波数帯に対応する Walsh-Hadamard 変換行列を用いて圧縮し、必要な周波数帯に特化した圧縮を行う。(工夫 2) 高速フーリエ変換は浮動小数点演算を必要とするが、加減算とシフト演算で計算可能である高速 Walsh-Hadamard 変換を用い簡単な計算で必要な周波数帯の成分を抽出する。(工夫 3) 従来の高速 Walsh-Hadamard 変換を改良し、センシングデバイスの処理をそのままに受信デバイスの追加処理のみで周波数分解能向上可能な復元と計算時間の短縮に成功した。さらに回転機の振動による診断デバイスに適用し消費エネルギーの半減に成功した。

キーワード: 圧縮センシング, 省エネルギー, 高速 Walsh-Hadamard 変換

Energy Saving of Data Transmission for Wireless Sensing Device by Selective Compressed Sensing

FUMINORI OKUYA^{1,a)} YOSHIHIRO KAWAHARA^{1,b)} TOHRU ASAMI^{1,c)}

Received: December 9, 2016, Accepted: July 4, 2017

Abstract: Compressed sensing is a sophisticated technique that performs high-efficiency compression/reconstruction using sparsity of data. In the wireless sensing device, most of energy consumption is consumed by wireless transmission, and energy saving can be achieved by reducing the amount of transmission data using compressed sensing. Wireless sensing is used for failure analysis of buildings and machines, many of which use only a specific frequency band, while compressed sensing compresses all properties including the entire frequency. In this paper, we introduce efficient compressed sensing “selective compressed sensing” which selectively compresses the target band. The reconstruction process is conventional l_1 norm optimization. We use following 3 techniques. (1) Compression process uses the Walsh-Hadamard transform matrix corresponding to the target band. (2) Walsh-Hadamard transform requires only addition, subtraction, and shift operation, while Fast Fourier Transform requires floating-point operation which is a burden to resource-constrained microprocessors. (3) We succeeded in improving fast Walsh-Hadamard transform which can improve the frequency resolution by integration algorithm using successively received data and reducing the calculation time. Applying this to a diagnose device for motors by their vibrations reduces its energy consumption by half.

Keywords: compressed sensing, low-power sensing, fast Walsh-Hadamard transform

1. はじめに

近年、無線センシングデバイスの小型化・低価格化が顕著であり、人が近づけない機械の内部や広範囲な敷地をモニタリングする際に、無線センシングデバイスから無線送信を用いてデータを送信する監視事例が増加している。しかし、電池交換のため動作中の機械を停止させたり、広大な敷地に設置されたデバイス間を移動したりする必要があるなど、電池交換コストが大きい欠点があり、電池の交換頻度を下げる必要がある。また、無線センシングデバイスの消費エネルギーの大部分は送信で消費されるため、圧縮センシングを用いて送信データ量を削減し、送信時間を短縮する無線センシングデバイスの省エネルギー化が試みられている [1]。しかし、圧縮センシングの圧縮処理には多くの浮動小数点演算が必要であり、低消費電力マイコンのような、乗算を加算とシフト演算によって実現するハードウェア上では命令数が増加し、重い負担となる。そこで我々は、加減算とシフト演算のみで図 1 のように必要な周波数帯に

特化した圧縮センシングを構築した。従来の圧縮センシングは観測行列にランダム行列を用いて圧縮することで全周波数帯に対応した圧縮・復元手法である。そのため、圧縮後の信号に図 1 で緑色で示した必要な周波数帯以外も復元する信号が含まれる。一方、提案する選択的圧縮センシングでは観測行列に Walsh-Hadamard 行列を用い、所望の周波数帯の信号を選択的に圧縮する。この選択的な圧縮により、不要な周波数帯の復元精度を犠牲にして必要な周波数帯の復元精度を向上可能である。これまでに、低消費電力マイコンを想定した、循環行列を観測行列に用いた圧縮センシングが提案されている [2]。この手法は圧縮処理に必要なメモリ量を大幅に削減したが、計算量は注目されておらず、圧縮処理に必要なエネルギーはほとんど削減されていない。本稿で述べる手法は、圧縮処理に必要なメモリ量だけでなく、計算量も削減した圧縮センシングである。提案する選択的圧縮センシングでは、Walsh-Hadamard 変換行列を使った圧縮・高速 Walsh-Hadamard 変換 (FWHT) の変形による 4 つの利点が得られる [5]。1 つ目に、行列の要素が ± 1 のみであり整数の加減算のみで圧縮が可能である。観測行列の要素が ± 1 のみであるランダム行列を用いた圧縮センシング [6] (以降 1-bit 圧縮センシング) は古くから用いられており、バイナリの循環行列を観測行列に用いた圧縮センシング [2] などに応用されている。バイナリの成分を持つ観測行列はメモリの節約にも用いられているが、バイナリの成分を持つ観測行列は観測行列との積が加減算命令のみで計算可能であるという利点も持つため、提案手法でもこの利点を活用する。乗算器を持たないマイコンは乗算を加算とシフト演算で実現しているため、バイナリの成分を持つ Walsh-Hadamard 行列を観測行列とすることで圧縮処理の命令数が削減される。これは、命令セットに浮動小数点演算を持たない低消費電力マイコンでも計算可能となるという利点となる。2 つ目に、Walsh-Hadamard 変換行列とフーリエ変換行列の類似により、必要な周波数帯に特化した圧縮センシングが可能となるという利点がある。必要な周波数帯に対応する Walsh-Hadamard 変換行列の一部を観測行列とすることで、圧縮後のデータに必要な周波数帯の成分を多く含む圧縮を行い、特定の周波数帯に特化した圧縮センシングが可能となる。3 つ目に、取得したデータと Walsh-Hadamard 変換行列との積の計算が高速であるという利点がある。フーリエ変換に高速フーリエ変換があるように、Walsh-Hadamard 変換には高速 Walsh-Hadamard 変換が存在し、短時間で圧縮処理が可能となる。本稿の計算量の削減において最大の削減はこの工夫によるものである。4 つ目に、高速 Walsh-Hadamard 変換の計算順序を変更し、周波数順を維持したまま変換する計算に変形することで、さらに計算を削減可能である。

本稿の構成は以下のとおりである。2 章では圧縮センシングの原理を紹介し、3 章では特定の周波数帯に特化した

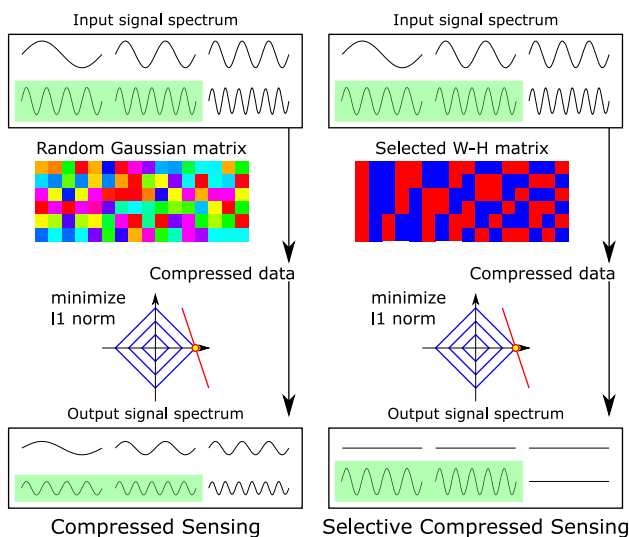


図 1 緑色で示された周波数帯が必要な場合の従来の圧縮センシング [3] と選択的圧縮センシングのコンセプト。従来の圧縮センシングでは、全周波数帯が均等に復元され、必要な周波数帯の精度が低い。選択的圧縮センシングでは緑色の周波数帯の信号は十分に復元される [4]

Fig. 1 The concept of conventional compressed sensing and selective compressed sensing when the target frequency band shown by green. In conventional compressed sensing, entire frequency bands are reconstructed equally, but the accuracy in the target frequency band is low. For selective compressed sensing, the signal in the green frequency band is fully reconstructed [4].

¹ 東京大学大学院情報理工学系研究科
Graduate School of Information Science and Technology,
The University of Tokyo, Bunkyo, Tokyo 113-8656, Japan
a) okuya23@akg.t.u-tokyo.ac.jp
b) kawahara@akg.t.u-tokyo.ac.jp
c) asami@akg.t.u-tokyo.ac.jp

圧縮センシングである選択的圧縮センシングを復元例とともに説明する．4章では特定の周波数帯に特化させるために用いた Walsh-Hadamard 変換行列を紹介する．この行列により，1つ目と2つ目の利点が得られる．また，高速 Walsh-Hadamard 変換により3つ目の利点が得られる．5章では高速 Walsh-Hadamard 変換をさらに工夫し，4つ目の利点であるさらなる計算の削減を行う．6章では復元手法に注目し，フーリエ基底を用いた復元による復元精度について述べる．7章では他の手法で同じ精度を満たすのに必要な電力と比較し，選択的圧縮センシングによる省エネルギー化を実証する．8章では圧縮率が同じ場合の復元精度を従来のランダム行列を用いた圧縮センシングなどと比較し，選択的圧縮センシングの高い復元精度を示す．9章では順序を入れ替えたことにより高速 Walsh-Hadamard 変換の一部の処理を受信側が行うことができ，これにより周波数分解能の向上が可能であることを示し，10章で本稿をまとめる．

2. 圧縮センシング

圧縮センシングはスパース性を用いた圧縮手法で，圧縮処理は観測行列と取得したデータの乗算で行う [7], [8]．復元処理は制約を満たす最もスパースなデータを探す処理となり，受信デバイスの計算は複雑となるが，無線センシングデバイスのエネルギーに注目する場合に有効な手法である．圧縮処理は，取得したデータ $\mathbf{x}$ に対して観測行列 Φ を乗ずる処理であり，図 2 のように N 要素のデータが M 要素のデータ $\mathbf{y}$ に圧縮される．また， $\mathbf{s}$ が 0 でない値を K 個持っている場合， $\mathbf{s}$ は K スパースであるという．復元処理には ℓ_1 ノルム最小化がよく用いられ，選択的圧縮センシングでもこれを使用する [9]．圧縮センシングは $\mathbf{s}$ がスパースである性質を用いて，信号のすべての領域を高精度に復元できる技術として用いられ，様々な拡張が行われている [10]．一般的な圧縮センシングではすべての性質を等しく圧縮するように観測行列 Φ にランダム行列を用いる場合が多いが，観測行列の選定は復元結果に影響するため重要であ

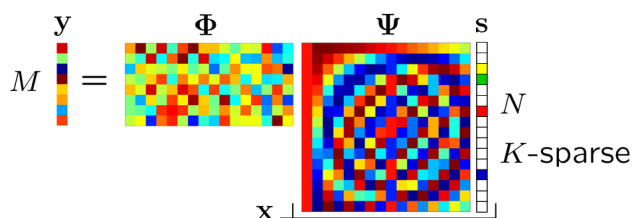


図 2 圧縮センシングの圧縮処理．色はそれぞれ値を表し，白は 0 を表す．取得した入力データ $\mathbf{x}$ は基底 Ψ とスパースな $\mathbf{s}$ との積で表され，観測行列 Φ で圧縮される [3]

Fig. 2 Compression process of compressed sensing. Each color represents a value, and white represents 0. The input data $\mathbf{x}$ is represented by the product of the basis matrix Ψ and the sparse $\mathbf{s}$ and is compressed to $\mathbf{y}$ by the measurement matrix Φ [3].

る [11]．心電の圧縮に使う観測行列には Wavelet を使う知見や，機械学習を使って生成する例も存在する [12], [13]．本稿は，この観測行列に Walsh-Hadamard 変換行列を用いて，簡単な処理で圧縮センシングの圧縮処理を特定の周波数帯に特化させる．

3. 選択的圧縮センシングの概要

選択的圧縮センシングはスパースなデータに対して圧縮・復元処理を行う点は圧縮センシングと共通するが，観測行列に Walsh-Hadamard 変換行列を用いる．観測行列と基底行列が十分独立であれば任意の信号が高確率で復元可能であり，この性質を用いた圧縮センシングが多い [14]．選択的圧縮センシングでは観測行列と基底行列が類似し独立でないが，特定の周波数に特化して復元する性質を持つ．以下に，具体的な波形を用いて選択的圧縮センシングの有用性を説明する．9 kHz～10 kHz 付近の周波数を解析することを想定し，入力信号をサンプリング周波数 $f_s = 12.8$ kHz でサンプリングし， T 秒ごとに N 個のサンプルをまとめて圧縮・送信する．図 3 に，周波数分解能 $\Delta f = \frac{1}{T} = \frac{f_s}{N}$ が 100 Hz の，10 個の周波数のみにランダムな振幅を持たせ，スパースなフーリエスペクトルを持つ人為的な信号に対し選択的圧縮センシングと 2 種類の圧縮率で圧縮センシング [3] で圧縮・復元を行った結果を示す．緑色の長方形で示す 9 kHz～10 kHz を必要な周波数帯とし，1つ目の青線で示した元データを圧縮・復元した波形を赤線で示す．2つ目が選択的圧縮センシングで圧縮・復元された図で，3つ目と4つ目が従来の圧縮センシング [3] で圧縮された図である．2つ目と3つ目の図は $N = 128$ 要素の信号を $M = 17$ 要素へと圧縮し，4つ目の図は $M = 51$ 要素へと圧縮した．選択的圧縮センシングで圧縮した波形は，必要な周波数帯外の信号が消失したが，必要な周波数帯の振幅の復元は高精度に行われた．従来の圧縮センシングではよりスパースな解を見つけ，必要な周波数帯の信号が消失してしまい，必要な周波数帯の信号を同等の精度で復元するには，復元に 51 要素が必要となり効率が低下する．従来の圧縮センシングが 51 要素を必要とする処理を，選択的圧縮センシングは 17 要素で実現でき，圧縮効率は 3 倍である．圧縮後のデータのサイズは無線送信の時間に直結するため，消費エネルギーを $\frac{1}{3}$ にしたといえる．

選択的圧縮センシングは選択した周波数帯の成分のみを残すように選択的に圧縮する．その結果，周波数領域でスパースであるという仮定を用いて復元すると，周辺の周波数成分が存在しても図 3 の 10,400 Hz 成分のように消失する．このように，選択していない周波数成分は消失してしまうため，必要な周波数帯の選定は慎重に行う必要がある．

つねに同じ周波数帯が必要であればバンドパスフィルタを使い回路上で必要な周波数帯の信号以外を除去し，必要な周波数帯の幅をサンプリング周波数としてフーリエ変換

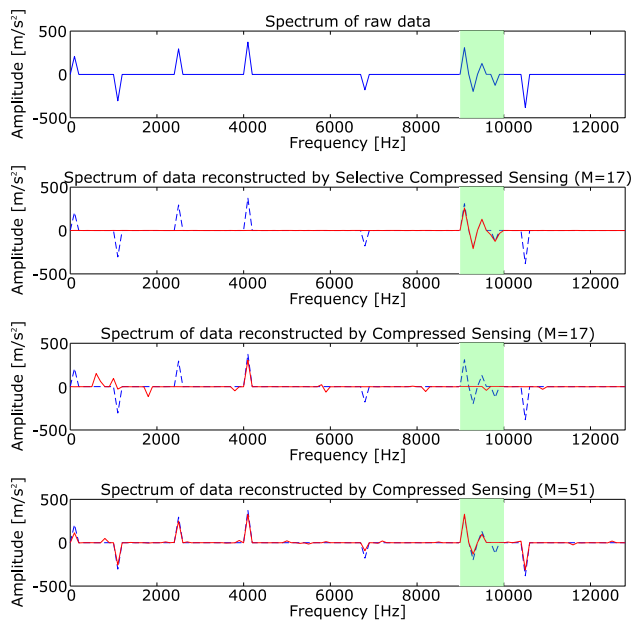


図 3 1つ目が元データで、2つ目の選択的圧縮センシングと3つ目の圧縮センシングでは同じサイズの観測行列を用いた、圧縮効率が等しい条件での比較、4つ目の圧縮センシングでは3倍の大きさの観測行列を用い、復元されたデータの精度は2つ目と同等だが、無線送信に3倍のエネルギーが消費される [4]

Fig. 3 The first figure shows the raw data which is sparse in a frequency domain. The second and third figures show the reconstructed first raw data using selective compressed sensing and the conventional compressed sensing, respectively, where the measurement matrices are the same size. Blue dashed lines represent spectra of raw data and red solid lines represent spectra of reconstructed data. The fourth figure shows the reconstructed first raw data using the conventional compressed sensing where the measurement matrix is three times larger. From a viewpoint of the data size, compression efficiency is tripled by selective compressed sensing, because the reconstructed accuracy of the fourth figure is almost same as the second figure [4].

を行えばエイリアシングにより高周波成分が低周波成分として得られる。そのため、サンプリング数を元信号に含まれる周波数の2倍でサンプリングした数から必要な周波数帯の幅の2倍でサンプリングした数まで削減可能であるが、選択的圧縮センシングは周波数帯を選択でき、ハードウェアのバンドパスフィルタがないため必要な周波数帯が変化する場合にも対応できる。また、複数の周波数帯が必要な場合にもそれぞれの周波数帯に対応する観測行列を連結して必要な周波数帯に特化した圧縮が可能である。復元処理は従来の圧縮センシングと同じであり、切替えて使用することができる。

実データを用いた実験では選択的圧縮センシングで復元する信号をフーリエ基底においてスパースな信号のみで実験を行った。しかし選択的圧縮センシングとは、バイナリ

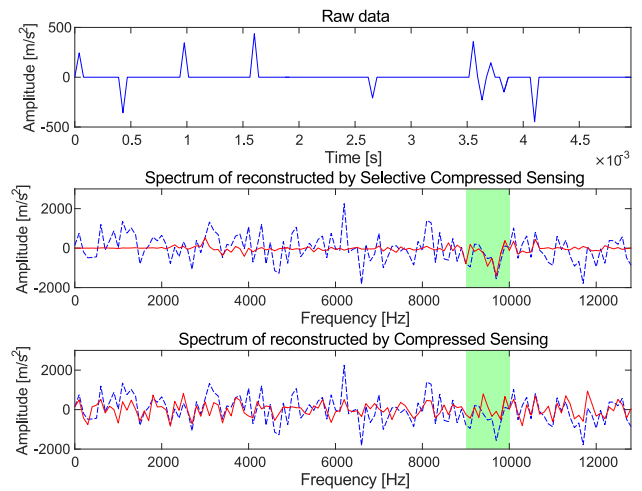


図 4 1つ目が時間領域でスパースな元データ。2つ目の選択的圧縮センシングと3つ目の圧縮センシングでは同じサイズの観測行列を用いた、圧縮効率が等しい条件での比較。青色の点線が元データのスペクトル、赤い実線が復元したデータのスペクトルである。時間領域でスパースなデータに対しても、選択的圧縮センシングは所望の周波数領域を選択的に圧縮する

Fig. 4 The first figure shows the raw data which is sparse in a time domain. The second and third figure show the reconstructed first raw data using selective compressed sensing and the conventional compressed sensing, respectively, where the measurement matrices are the same size. Blue dashed lines represent spectra of raw data and red solid lines represent spectra of reconstructed data. Selective compressed sensing can selectively compress the target band.

のランダム観測行列ではなく Walsh-Hadamard 行列の一部からなる観測行列を用いて圧縮し、従来の圧縮センシングと同じ ℓ_1 ノルム最小化によって復元を行う処理であり、基底行列をフーリエ基底に限定するものではない。そのため、他の領域でスパースであるデータに対しても、所望の周波数を選択的に圧縮する。図 4 には、他の領域でスパースな例として時間領域でスパースなデータに対する選択的圧縮センシングと従来の圧縮センシング [3] の復元スペクトルの比較を示す。サンプリングした必要な周波数とデータ数、必要な周波数帯は図 3 と同じであり、9 kHz~10 kHz 付近の周波数を解析することを想定し、入力信号をサンプリング周波数 $f_s = 12.8$ kHz でサンプリングし、周波数分解能 $\Delta f = \frac{1}{T} = \frac{f_s}{N}$ が 100 Hz の、10 個の時間のみに図 3 のスペクトルと同じ振幅を持たせ、時間領域でスパースである信号である。時間領域でスパースなデータに対しても選択的圧縮センシングは従来の圧縮センシング [3] に比べ高精度な復元が行えた。ランダム行列を用いる従来の圧縮センシングはランダム行列を実験のたびに乱数を毎回生成して作成し実験を 100 回行ったところ、選択的圧縮センシングは自乗誤差が平均で約 $\frac{1}{3}$ であり、100 回中最も精度が高かった従来の圧縮センシングの復元結果と比べても選択

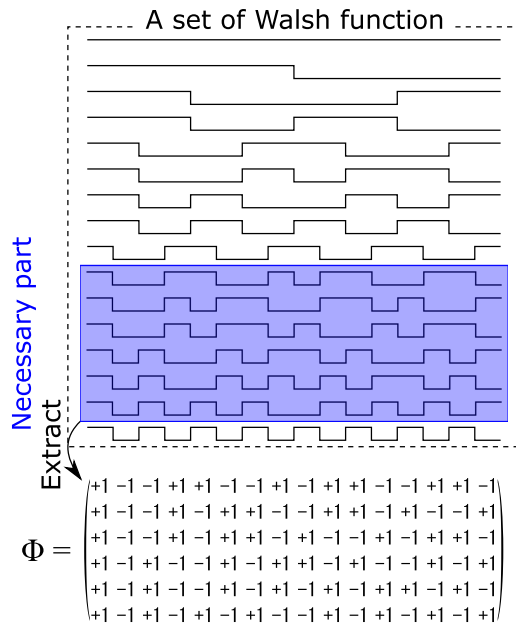


図 5 Walsh-Hadamard 変換行列を周波数順に並べ、必要な周波数帯に対応する部分を抽出し、観測行列とする

Fig. 5 We arrange Walsh-Hadamard transform matrices in order of frequencies, extract the parts corresponding to the target frequency bands, and use them as measurement matrices.

的圧縮センシングは 2 割以上自乗誤差が小さかった。本稿のこれ以外の実験では、フーリエ基底でのスパース性を用いて実験を行った。

4. Walsh-Hadamard 変換行列による圧縮

Walsh-Hadamard 変換行列とは式 (1) で表される直交行列であり、各行がフーリエ変換行列の行に対応する。

$$H_1 = 1, \quad H_{2^k} = \begin{pmatrix} H_{2^{k-1}} & H_{2^{k-1}} \\ H_{2^{k-1}} & -H_{2^{k-1}} \end{pmatrix} \quad (1)$$

式 (1) のとおり、Walsh-Hadamard 変換行列は再帰的に定義され、高速 Walsh-Hadamard 変換が可能である。Walsh-Hadamard 変換行列は $N \times N$ の行列となるため、図 5 のように圧縮処理に必要な M 行を取り出し、観測行列とする。従来の圧縮センシング [3] では観測行列に乱数を用いており、観測行列を乗ずる処理では大量の浮動小数点演算が必要であったが、高速 Walsh-Hadamard 変換により加減算のみで計算可能だけでなく、演算の数が大幅に削減される。

5. 圧縮処理の工夫

5.1 データ分割

高速 Walsh-Hadamard 変換の計算量は、 $O(N \log N)$ であるため、 N の削減で計算量を抑えられる。Walsh-Hadamard 変換 $\text{Wal}[N]$ を 2 分割して、図 6 のように前半 $\text{Wal}_1[\frac{N}{2}]$ と後半 $\text{Wal}_2[\frac{N}{2}]$ に分けて圧縮する。単純に 2 分割して圧縮

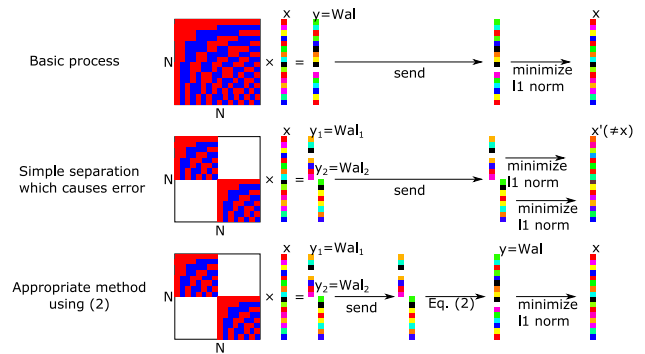


図 6 Walsh-Hadamard 変換の分割による計算の削減と誤差を生じない結合手法。分割された受信データをそれぞれ復元して結合すると誤差が発生してしまうが、分割された受信データに対して適切な前処理を行うことによって誤差なく復元できる [4]

Fig. 6 Reduction of calculation by division of Walsh-Hadamard transform and coupling method without error. Error is generated when reconstructing and combining the divided received data respectively, but it can be reconstructed without error by performing appropriate preprocessing on the divided received data [4].

したデータをそれぞれ復元すると周波数分解能が落ち、分割前の圧縮と結果が異なる。しかし、式 (2) を用いて結合することで、分割しないで圧縮した場合のデータを受信側で計算可能なため、分割による誤差が生じない結合が可能である。ただし、 n は 0 以上 $\frac{N}{4}$ 未満の自然数をとる変数であり、変換前の全データ数 N とは異なる。図 6 の 3 段目の図での y_1 の 1 つ目の要素 (橙) と y_2 の 1 つ目の要素 (緑) を足すことで y の 1 つ目の要素 (緑) が得られる性質が式 (2) の 1 行目に、 y_1 の 1 つ目の要素 (橙) と y_2 の 1 つ目の要素 (緑) の差で y の 2 つ目の要素 (水色) が得られる性質が式 (2) の 2 行目に対応している。

$$\begin{aligned} \text{Wal}[4n] &= \frac{\text{Wal}_1[2n] + \text{Wal}_2[2n]}{2} \\ \text{Wal}[4n+1] &= \frac{\text{Wal}_1[2n] - \text{Wal}_2[2n]}{2} \\ \text{Wal}[4n+2] &= \frac{\text{Wal}_1[2n+1] - \text{Wal}_2[2n+1]}{2} \\ \text{Wal}[4n+3] &= \frac{\text{Wal}_1[2n+1] + \text{Wal}_2[2n+1]}{2} \end{aligned} \quad (2)$$

式 (2) は加減算のみで構成され、無線センシングデバイスでも容易に計算できる。選択的圧縮センシングで行う処理の計算回数は $N \times N$ ではなく、図 2 のように圧縮のために横長の行列を乗ずるため、圧縮後のサイズ M や必要な周波数帯によっては式 (2) の左辺の要素の計算に必要な右辺の要素の数が増加し、圧縮率が悪くなる。そのため、この手法による計算の削減には限界があるが、送信側が分割パターンを指定可能であり、分割のパターンは高々 $\log N$ 個であるため、最適な分割パターンは短時間で計算可能である。

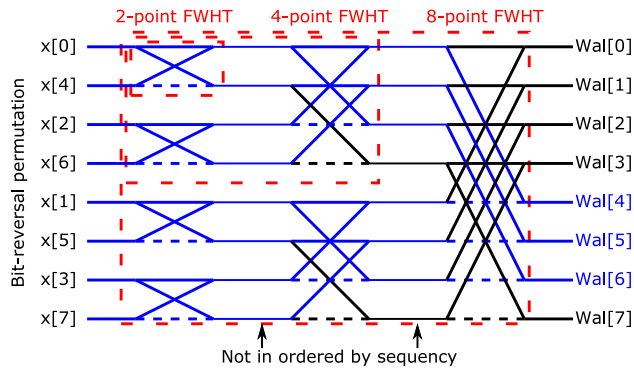


図 7 Wal[4] から [6] の計算に必要な 17 カ所の加減算 (青線) を必要とする Cooley-Tukey 型の高速 Walsh-Hadamard 変換. 実線は加算を点線は減算を示す [4]

Fig. 7 A fast Walsh-Hadamard transform of Cooley-Tukey algorithm requires 17 additions/subtractions (blue line) to calculate Wal[4] to Wal[6]. The solid line indicates addition and the dotted line indicates subtraction [4].

5.2 つねに周波数順を維持する高速 Walsh-Hadamard 変換 (CS-FWHT)

一般的な高速 Walsh-Hadamard 変換 (FWHT) では, Cooley-Tukey 型の変換が用いられるが, 入力か出力がビット逆順となり, 圧縮処理に入力を並べ替える処理が, 必要な周波数帯を特定する必要がある。しかし, つねに周波数順を維持する変換とすることで, 時間順の入力・周波数順の出力での高速 Walsh-Hadamard 変換が可能である。この並べ替えは, Sequency 順と呼ばれるが, 再帰構造が複雑であったため, より単純な再帰構造を提案する [15]。この変換の並べ替えは式 (2) によるもので, 各段の入力が右辺に, 出力が左辺に対応する。すべての段は式 (2) によって変換可能であり, Sequency 順に変換すれば, 右辺の要素が $2n$ から $2n+1$ へ, 左辺の要素が $4n$ から $4n+3$ へと順になっていることから, 並べ替えの処理も必要としない。さらにこの変換では, 連続する周波数帯を必要とする場合, 計算を削減可能である。データの数 N が 8 の場合で例示する。図 7 では, 一般的に用いられる高速 Walsh-Hadamard 変換の構造を示す。連続する周波数帯である Wal[4] から Wal[6] の計算にも, 必要な演算が分散するため, 多くの計算が必要となる。一方で, 図 8 では, 右端の Wal[0] から Wal[7] の計算は, 前段の 2 つの Wal[0] から Wal[3] を使う。上段が式 (2) の Wal₁[0] から Wal₁[3] に下段が Wal₂[0] から Wal₂[3] に対応する。右端の連続する Wal[4] から Wal[6] の計算には式 (2) の左辺の $2n$ と $2n+1$ に $n=1$ を代入した Wal[2] から Wal[3] の 2 カ所のみが必要である。それ以前の段にも同様に計算箇所が伝播し, より少ない計算で高速 Walsh-Hadamard 変換が可能となる。数式で表すと, 必要な周波数帯が pN から qN 番目の要素に対応するとき, 必要な演算の数は

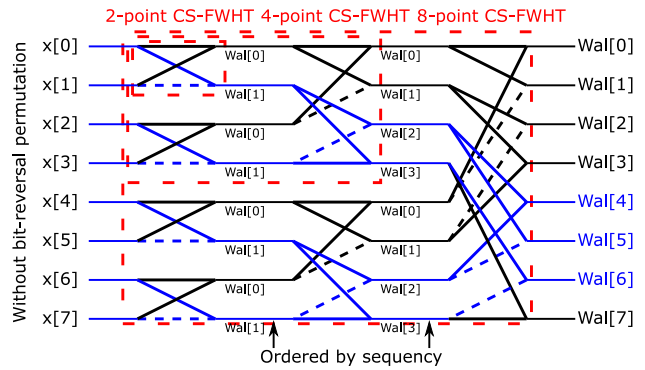


図 8 Wal[4] から Wal[6] が 11 カ所の加減算で計算可能な高速 Walsh-Hadamard 変換. 実線は加算を点線は減算を示す [4]

Fig. 8 Fast Walsh-Hadamard transform can be calculated by 11 additions/subtractions required for calculation of Wal[4] to Wal[6]. The solid line indicates addition and the dotted line indicates subtraction [4].

$$\sum_{n=1}^{\log_2 N} \frac{N}{2^n} (\text{ceil}(q2^n) - \text{floor}(p2^n)) \quad (3)$$

となり, 計算量はおよそ $(q-p)N \log_2 N$ である。

さらに, 周波数順を維持することで変換を投機的に実行可能である。Cooley-Tukey 型の変換は入力がビット逆順であり, 変換の 1 つ目の演算を行うまでにサンプリングの半分以上の時間が必要となり, サンプリングが終了するまで大部分の計算を行えず, 計算可能な場所の特定も難しい。提案する変換では, 入力が時間順であり, 入力の $\frac{1}{2}$ が終わり次第, 変換の演算の $\frac{1}{2}$ 近くが可能である。図 8 に示す変換では, 要素数 N が小さいために, 入力の $\frac{1}{2}$ が終わった時点でできる演算は左上の 4-point FWHT で示される全体の $\frac{1}{3}$ だが, データの数が大きければ $\frac{1}{2}$ に近づく。

6. フーリエ基底の一部を用いた復元

選択的圧縮センシングは高速 Walsh-Hadamard 変換を応用して圧縮処理を行っている。一方で, 高速フーリエ変換された信号を元の領域に戻す場合は, 通常逆フーリエ変換を行う。そのため, 選択的圧縮センシングの復元処理にも $\frac{1}{N}\Phi^T$ を乗ずる逆 Walsh-Hadamard 変換を行うことで元のデータを復元できると考えられる。しかし, 復元信号の必要とする周波数帯は Walsh-Hadamard 基底での周波数ではなくフーリエ基底での周波数であり, フーリエ基底での必要な周波数帯の信号は Walsh-Hadamard 基底の対応する周波数帯以外にも寄与する。これにより, 逆 Walsh-Hadamard 変換によって折り返し歪みが生じ, 復元精度が悪化した。そこで, 復元処理には, 圧縮センシングで一般的に用いられるフーリエ変換行列を基底とする ℓ_1 ノルム最小化を用いる。基底をフーリエ変換行列の行とした理由は, 最終的な解析がフーリエ基底での周波数であることだけでなく, 物体の固有振動数は Walsh-Hadamard 基底に比べフーリエ基底でよりスパースに表せるためでもある。

従来のフーリエ基底を用いる圧縮センシング [3] では、周波数全体を基底とすることが多いが、選択的圧縮センシングでは観測行列が Walsh-Hadamard 変換行列であるため、必要な周波数帯の信号のみが圧縮後に残る。提案手法では、必要な周波数帯のみのフーリエ基底を $\mathbf{W}_{\text{lim}}$ として復元した。逆 Walsh-Hadamard 変換は H^{-1} を用いた逆行列を乗ずる処理であり、 $H^{-1} = \frac{1}{N}H^T$ であり、 Φ は Walsh-Hadamard 行列の一部であるため、逆 Walsh-Hadamard 変換は $\frac{1}{N}\Phi^T$ によって計算した。それぞれの復元した信号 $\hat{\mathbf{x}}$ は

$$\hat{\mathbf{x}} = \text{IDFT}(\text{DFT}(\mathbf{x})) \quad (\text{DFT})$$

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min_{\mathbf{s}} \|\mathbf{s}\|_1 (\mathbf{s}|\mathbf{y} = \Phi \mathbf{W}_{\text{lim}} \mathbf{s}) \quad (\text{Limit FFT})$$

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min_{\mathbf{s}} \|\mathbf{s}\|_1 (\mathbf{s}|\mathbf{y} = \Phi \mathbf{I} \mathbf{s}) \quad (\text{Whole})$$

$$\hat{\mathbf{x}} = \frac{1}{N} \Phi^T \mathbf{y} \quad (\text{rev-Walsh})$$

と計算する。離散フーリエ変換 (DFT) の基底を用いた圧縮センシングは DFT の結果がそのまま必要な周波数帯のスペクトルであり、逆変換を必要としないが、 $\hat{\mathbf{x}}$ の式として上記のように表現した。今回は実際に離散フーリエ変換とその逆変換を行ったが、2 Hz~5 Hz のスペクトルをそのまま用いた場合と同値である。Whole はスパース性をフーリエ基底に仮定せず、 $\mathbf{x}$ を単位行列を基底行列として l_1 ノルム最小化で復元した結果である。 $\mathbf{x} = \mathbf{s}$ であることから、時間領域でスパースであると仮定しているともみなせるため、以降「時間領域でスパースだと仮定した場合」と言及する。橋の振動データを解析して、復元手法による差を検証する。サンプリング周波数 20 Hz で取得した、周波数分解能 $\frac{20}{256} = 0.078125$ Hz のデータに対して、2 Hz~5 Hz が必要な周波数帯とした場合について実験した。図 9 に

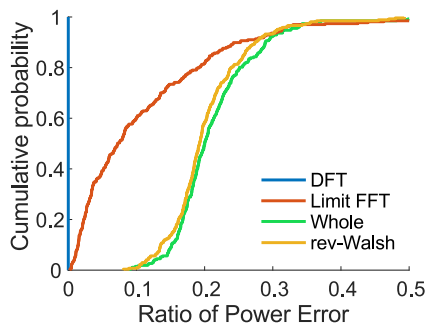


図 9 復元手法別の誤差の比較。DFT は離散フーリエ変換の結果、Limit FFT は、必要な周波数帯に絞って復元した場合、Whole は時間領域をスパースと仮定して復元した場合、rev-Walsh は逆 Walsh-Hadamard 変換を用いて復元した場合の累積分布 (実験回数 = 267)

Fig. 9 Comparison of error by reconstruction method. DFT is the result of Discrete Fourier Transform of the target frequency. Limit FFT is the cumulative distribution when the Fourier basis of the target is sparse, Whole is the cumulative distribution when the signal is sparse in a time domain, rev-Walsh is the case of reverse Walsh-Hadamard transform.

示すとおり、必要な周波数帯の DFT の結果を送信する場合と、データを圧縮せず送信して受信側で必要な周波数帯の DFT の結果を計算する場合のデータは一致する。そして、必要な周波数帯に絞って復元する提案手法 Limit FFT は、時間領域でスパースだと仮定して復元する Whole と逆 Walsh-Hadamard 変換を用いた復元 rev-Walsh を大幅に上回る精度で復元できる。Whole と rev-Walsh の 2 つの復元では、信号電力比にして 15% 程度の歪みが生じるため、15% 程度から累積分布が上昇している。ここで、信号電力比は

$$\frac{\sum_{2 \text{ Hz} \sim 5 \text{ Hz}} (\text{元信号の振幅} - \text{復元信号の振幅})^2}{\sum_{2 \text{ Hz} \sim 5 \text{ Hz}} (\text{元信号の振幅})^2} \quad (4)$$

とした。一方で、必要な周波数帯のフーリエ基底のみを使った場合はほぼ 0% から累積分布が上昇しており、基底行列に必要な周波数帯のフーリエ基底にすることで精度が向上することが見て取れる。

また、必要な周波数帯が動的に変化するような場合は、あらかじめ必要な周波数帯を正確に知ることは難しい場合がある。圧縮時に必要な周波数帯と設定した周波数帯と、復元時に必要な周波数帯が微妙に異なる場合の実験も行った。この復元精度の比較にも式 (4) による必要な周波数帯のみの信号電力比を用いた。今回の実験では圧縮時には 2.5 Hz~4.5 Hz として圧縮し、復元時には必要な周波数帯を 50% ほど広い図 9 と同じ 2 Hz~5 Hz として復元した。必要な周波数帯 (2 Hz~5 Hz) の基底のみを用いた提案手法による復元 (Target) と従来の圧縮センシングによる復元 (CS) の比較を図 10 に示す。

図 10 より、必要な周波数帯がずれている場合でも、従来のランダム行列を用いた圧縮センシング (CS) に比べ、

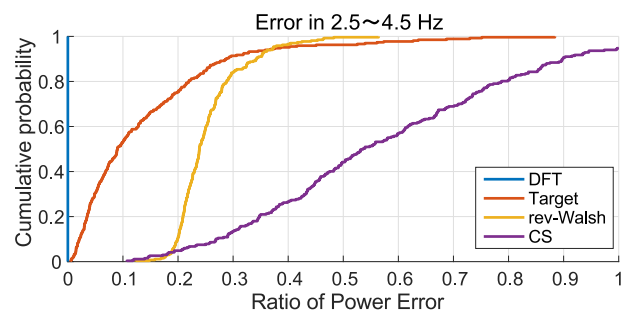


図 10 2.5 Hz~4.5 Hz の復元手法別の誤差の比較。DFT は離散フーリエ変換の結果、Target は、必要な周波数帯に絞った復元、rev-Walsh は逆 Walsh-Hadamard 変換を行った場合、CS は従来のランダム行列を用いた圧縮センシングの累積分布 (実験回数 = 267)

Fig. 10 Comparison of error by reconstruction method from 2.5 to 4.5 Hz. DFT is the result of the discrete Fourier transform, Target is the case where the required frequency band is sparse, rev-Walsh is reverse Walsh-Hadamard transform, CS is the cumulative distribution of conventional compressed sensing using random matrix.

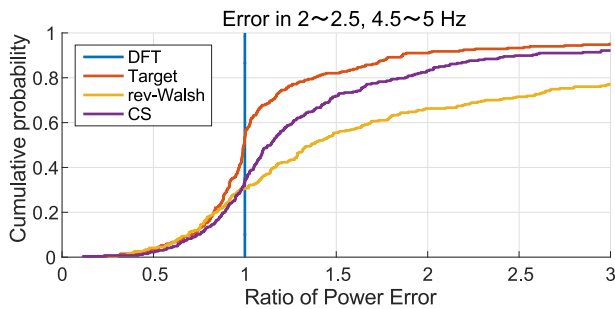


図 11 2 Hz～2.5 Hz と 4.5 Hz～5 Hz の復元誤差の比較. DFT は離散フーリエ変換の結果, Target は, 必要な周波数帯に絞って復元した場合, rev-Walsh は逆 Walsh-Hadamard 変換を用いて復元した場合, CS は従来のランダム行列を用いた圧縮センシングの累積分布 (実験回数 = 267)

Fig. 11 Comparison of error by reconstruction method from 2 to 2.5 Hz and from 4.5 to 5 Hz. DFT is the result of the discrete Fourier transform, Target is the case where the required frequency band is sparse, rev-Walsh is reverse Walsh-Hadamard transform, CS is the cumulative distribution of conventional compressed sensing using random matrix.

選択的圧縮センシング (Target) は高精度な復元が可能である. また, 必要な周波数帯のみを用いた復元が精度向上につながる.

図 11 に, 圧縮時には不要としたが復元時に必要とした 2 Hz～2.5 Hz と 4.5 Hz～5 Hz の信号の復元誤差を示す. 図 11 の, 提案手法 (Target) は従来のランダム行列を用いた圧縮センシング (CS) と同等の誤差か, 上回る性能を示し, 圧縮センシングのかわりに選択的圧縮センシングを選んだことによる誤差の増加は確認できなかった. しかし, 誤差が小さい部分に注目すると, 他の手法とほぼ同じ誤差であるため, 周辺の周波数が必要になりうる場合はその周波数も含めた圧縮が必要であることも分かる.

本章の結果より, フーリエ基底を復元に用いることで歪みを抑制可能である. 歪みは周波数帯の両端で折り返すように発生したため, 特に特定の周波数帯にエネルギーが集中した信号の復元において精度の向上が可能である. 必要な周波数帯を正確に知ることが不可能な場合など, 圧縮する周波数帯が必要な周波数帯から多少ずれた場合では, 従来のランダム行列を用いた圧縮センシングに比べて提案手法が高精度な復元を可能とするのは選択的に圧縮した周波数帯のみである. その他の周辺の周波数帯では従来のランダム行列を用いた圧縮センシングと同等の誤差であったが, 選択的圧縮センシングが本来持つ高精度な復元は不可能なため必要な周波数帯を圧縮時に慎重に決定する必要がある. しかし, 選択的圧縮センシングは圧縮する周波数帯を簡単にソフトウェアで変更可能であるため, 必要な周波数帯が更新された場合は送信側に必要な周波数帯を再設定可能である.

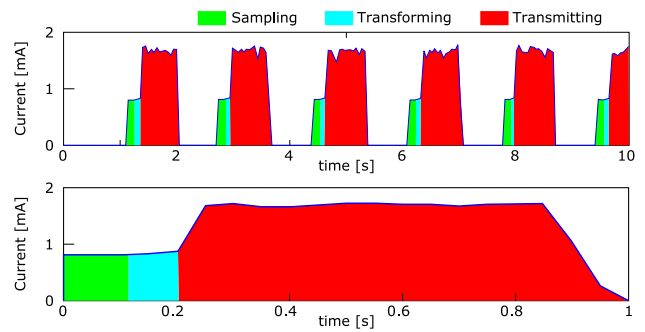


図 12 加速度取得・圧縮・無線送信での電流. 上図では実験を繰り返したときの電流を表し, 下図はこの実験を 29 回繰り返した算術平均 [4]

Fig. 12 Current in acceleration sampling/compression/wireless transmission. The upper figure shows the current when the experiment is repeated, and the lower figure shows the mean of the experiment repeated 29 times [4].

7. 省エネルギー化の効果

選択的圧縮センシングを低消費電力マイコンに実装してサンプリング・圧縮・無線送信の消費電流を測定し, 消費エネルギーのモデルを提示して比較する. そしてその消費エネルギーを, ランダムな ± 1 を観測行列に用いた圧縮センシング [6] を使って圧縮して送信した場合およびデータを圧縮せずに送信した場合と比較し, 選択的圧縮センシングの有用性を示す.

加速度センサを用い, センサの消費電力が無視できるシチュエーションを想定した [16]. 選択的圧縮センシングを TWE-Lite DIP [17] に実装し, 加速度センサ ADXL001-70Z [18] で取得した加速度データを圧縮し, 受信した信号を MATLAB(R2016b) で ℓ_1 ノルム最小化を用いて復元した. データは 4,096 要素であり, 25.6 kHz で A/D 変換した値を取得した. 消費電力は, 電源電圧 3 V とデジタルマルチメータ 34110A [19] で測定した電流との積で求めた. 必要な周波数は 12,800 Hz の 40% である 600 Hz～5,719 Hz とし, 圧縮後のサイズは 1,638 要素である.

加速度センサから加速度を取得し, その値を選択的圧縮センシングにより圧縮した後に無線で送信する処理を繰り返したときの電流を図 12 に示す. 加速度センサからの値の取得と圧縮処理に比べ, 無線送信による消費電流が大きいという時間が長く, 無線センシングデバイスの消費エネルギーの大部分が無線送信で消費されている. 0.8 s を過ぎたあたりから平均電流が次第に減少している理由は, 無線送信の一部が失敗し再送処理が行われた場合にのみ電力を消費するためである. 演算の数は選択的圧縮センシングを用いると, 式 (3) により 14,960 となり, 概算である $(q-p)N \log_2 N = 13,104$ と近い. 従来の圧縮センシングでは, $4,096 \times 1,638 = 6,709,248$ カ所の浮動小数点数どう

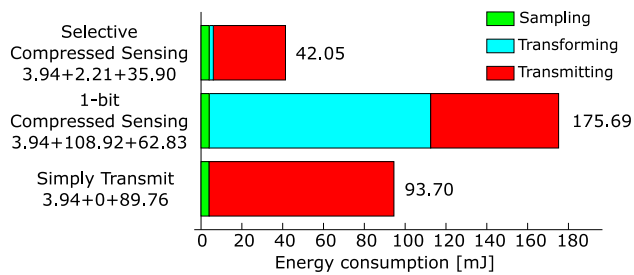


図 13 選択的圧縮センシング・1-bit 圧縮センシング・圧縮せずに送信する場合の消費エネルギーの比較 [4]

Fig. 13 Comparison of energy consumption of selective compressed sensing, conventional compressed sensing, and transmission without compression [4].

しの乗算が必要であったため、演算数を 450 分の 1 程度に削減している。測定結果から、消費エネルギー P [mJ] を元データのサンプリング数 N と演算数 C と送信データサイズ T [Byte] を用い式 (5) でモデル化する。

$$P = 9.61 \times 10^{-4} \times N(\text{Sampling}) + 1.48 \times 10^{-4} \times C(\text{Transforming}) + 2.19 \times 10^{-2} \times T(\text{Transmitting}) \quad (5)$$

サンプリングにかかるエネルギーはサンプリング処理が終了するまでにかかった 3.94 mJ をサンプル数の 4,096 で除した結果を、圧縮にかかるエネルギーは選択的圧縮センシングでの圧縮処理にかかった 2.21 mJ を命令数の 14,960 で除した結果を、送信にかかるエネルギーは送信にかかった 35.90 mJ を送信データサイズの 1,638 バイトで除した結果を用いて消費エネルギーのモデル式 (5) を構築した。

従来の圧縮センシングとの消費エネルギーの比較では、復元精度が等しい条件で比較するために、圧縮率が 70% 程度となる圧縮センシングと比較した。その結果、消費エネルギーは図 13 のようになった。加速度の取得は、圧縮手法によらずまったく同じ処理を行うため、緑色で示すサンプリングに必要なエネルギーはすべての手法において等しい。選択的圧縮センシングでは送信するデータの数約 40% に削減されているため、赤色で示す送信に必要なエネルギーが大幅に削減されている。その結果、データを圧縮せずに送信する場合に比べて消費エネルギーが約 45% に削減されている。従来の圧縮センシングでは、送信するデータの数約 70% に削減されているが、青色で示す圧縮に必要なエネルギーが大幅に増加しているため、全体の消費エネルギーが増加している。

消費エネルギーのモデル式 (5) を用いて、表 1 のように計算することで最小の消費エネルギーで送るためのデータ分割数を求めることができる。消費エネルギーのモデルを作るために 16 分割で計算を行ったが、必要なエネルギーが最小となる点は 128 分割であったため、今回の実験のデータサイズと必要な周波数帯のデータは 128 分割してデータ

表 1 分割数と必要なエネルギー [mJ]

Table 1 Number of divisions and required energy [mJ].

分割数	16	32	64	128	256
各データ数	256	128	64	32	16
演算数	14,960	13,312	11,648	9,984	8,192
送信エネルギー	35.9	36.3	36.3	36.3	39.0
計算エネルギー	2.2	2.0	1.7	1.5	1.2
合計エネルギー	38.1	38.2	38.0	37.7	40.2

を送信することで消費エネルギーを最小にできる。本章では、圧縮効率が良く送信データサイズが小さいことと、圧縮処理の演算数の削減の 2 つの理由により選択的圧縮センシングの消費エネルギーが小さくなることを示している。この削減は、選択的圧縮センシングと他の圧縮センシングの送信データサイズが違うことから差が生まれているが、仮に圧縮率が同じ場合でも圧縮処理に必要なエネルギーの差により、選択的圧縮センシングの消費エネルギーは 1-bit 圧縮センシングを下回る。

8. 選択的圧縮センシングの復元精度

選択的圧縮センシングの概要において簡単に説明したが、他の手法で選択的圧縮センシングと同等のサイズまで圧縮を行った場合の復元精度を平均二乗誤差の平方根 (RMSE) で比較する。まず、標準正規分布に従う乱数を観測行列の各要素に用いた従来の圧縮センシング [3] と、ランダムな ± 1 を観測行列の各要素に用いた従来の圧縮センシング [6] を選択的圧縮センシングと比較する。今回フーリエ基底による表現がスパースになるデータとして、回転機の加速度を用いた。実験に用いた回転機には診断に必要なベアリングが 2 個搭載され、固有振動数はそれぞれ 3,000 Hz と 6,500 Hz 付近であり、劣化によって固有振動数付近のスペクトルが変化することが知られていた。そこでサンプリング周波数 25.6 kHz で 256 要素の動作中の回転機の加速度データを 8 bit で取得し、2 個のベアリングの周波数に対応した 2,000 Hz～3,999 Hz (40 要素) と 6,000 Hz～6,999 Hz の信号 (20 要素) を必要な周波数帯とした。ここで、フーリエ変換後の周波数分解能は 100 Hz であるが、それぞれの周波数成分に cos 成分と sin 成分が含まれるため、100 Hz ごとに 2 要素が含まれた合計 60 要素となる。Walsh-Hadamard 変換行列も 100 Hz ごとに 2 行に対応するため、合計 60 要素である。取得する周波数の要素は $\frac{40 \pm 20}{256}$ と 23% へ圧縮されているが、観測行列との乗算後にオーバーフローする可能性を考慮し、送信データでは 1 要素を 16 bit としているため、データサイズは $\frac{120}{256}$ 要素に対応し、46% の圧縮である。

選択的圧縮センシング (表中での「選択的」)・標準正規分布に従う乱数を観測行列の各要素に用いた従来の圧縮センシング (表中での「従来 (乱数)」)・ランダムな ± 1 を観

表 2 選択的圧縮センシング・標準正規分布に従う乱数を観測行列の各要素に用いた従来の圧縮センシング [3]・ランダムな ± 1 を観測行列の各要素に用いた従来の圧縮センシング [6] を同じ条件で圧縮したときの RMSE [4]

Table 2 RMSE when the data is reconstructed by selective compressed sensing, conventional compressed sensing using random values according to the standard normal distribution [3]/ ± 1 [6] for each element of the measurement matrix [4].

Method	選択的	従来 (乱数)	従来 (± 1)
RMSE (ave) [m/s ²]	21.7	669.1	671.1
RMSE (min) [m/s ²]	(21.7)	287.6	295.9

表 3 1 要素あたりのビット数と RMSE [4]

Table 3 Number of bits per element and RMSE [4].

ビット長	7	6	5	4	3	2
RMSE [m/s ²]	17.9	22.2	29.7	38.5	98.7	230

測行列の各要素に用いた従来の圧縮センシング [6] 「従来 (± 1)」を上記の条件で圧縮した場合の RMSE を表 2 に示す。選択的圧縮センシングはつねに同じ圧縮を行うが、従来の圧縮センシング [3], [6] は乱数を使用するため、乱数を毎回生成し、1,000 回平均 RMSE (ave) と最小値 RMSE (min) を求めた。選択的圧縮センシングは従来の圧縮センシングの平均・最小値に比べて精度が非常に高い。その原因は観測行列の要素が単純に ± 1 であることではなく、Walsh-Hadamard 行列が必要な周波数を選択的に圧縮したためであることが分かる。

次に、データ数は変更しないが、それぞれの要素に割り振るビット数を削減する圧縮手法と比較する。1 要素は 8 bit で表されていたため、46%相当の削減は 1 要素を 3 bit ~ 4 bit で表す場合に対応する。ビット数を削減したときの RMSE を表 3 に示す。対応する効率の圧縮は 1 要素あたり 3 bit ~ 4 bit、その RMSE は 98.7 m/s² ~ 38.5 m/s² であり、選択的圧縮センシングの RMSE である 21.7 m/s² に比べ精度が低い。

本章では、選択的圧縮センシングと同等の圧縮率を持つ従来の圧縮センシングとの復元精度を比較し、選択的圧縮センシングの復元精度が高いことを実証した。選択的圧縮センシングは必要な周波数帯に対応する行数の全行数に対する割合が圧縮率となり高精度での復元が可能である。同じ圧縮率の従来の圧縮センシングの復元精度は信号全体のスパース性のみによって決定されるため、必要な周波数帯が小さいほど、従来の圧縮センシングの復元精度は低下する。つまり、必要な周波数帯の割合が小さいほど選択的圧縮センシングの復元精度は従来の圧縮センシングを大幅に上回る。1 要素あたりのビット数の削減も特定の周波数帯の信号を選択的に圧縮しているわけではないため、従来の圧縮センシングと同様の傾向となり、必要な周波数帯の割

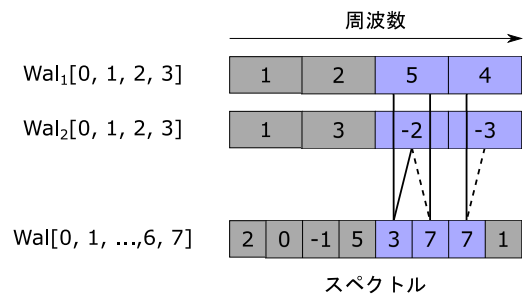


図 14 フーリエ変換とは異なり、2 個の Walsh-Hadamard 変換結果 (圧縮結果) のみを用いて、周波数分解能が 2 倍である Walsh-Hadamard 変換結果を計算可能である

Fig. 14 Unlike the Fourier transform, it is possible to calculate the Walsh-Hadamard transform result whose frequency resolution is doubled using only two Walsh-Hadamard transform results (compression result).

合が小さいほど選択的圧縮センシングの復元精度はビット数を削減した送信に比べ高くなる。

9. 周波数分解能の逐次的向上方法

上記のように、選択的圧縮センシングによって受信デバイスは必要な周波数に特化した圧縮結果を得ることが可能である。しかし、受信デバイスが解析を行った結果、より精密な解析が必要になる場合が存在する。フーリエ変換を用いる場合、周波数分解能を向上させるためには、サンプリング処理からやり直す必要がある。無線センシングデバイスで同様の処理を考えると、より多くのデータを再送することとなり、消費エネルギーが増加してしまう。そこで、データの逐次的追加によって、周波数分解能が向上可能な手法を説明する。

周波数分解能は 4 章で述べたとおり、 $\Delta f = \frac{1}{T} = \frac{f_s}{N}$ である。そのため、サンプリング周波数 f_s が一定であれば、周波数分解能はデータの数に反比例する。データを逐次的に追加して周波数分解能を向上させる手法は 5 章のデータ分割と本質的に同じである。式 (2) を用い、2 個の受信した信号から周波数分解能を 2 倍とした場合の無線信号を復元することが可能である。式 (2) によりつねに周波数順を維持する高速 Walsh-Hadamard 変換が連続する Wal[4] から Wal[6] の計算に必要とする場所は、範囲 [4] から [6] に対応する Wal_{1,2} の [2] から [3] の 2 カ所のみである。そこで、図 14 のように Wal₁[2] の 5 と Wal₂[2] の -2 の和を計算し Wal[4] を 3 と求める。同様に Wal[5] を 5 - (-2) = 7, Wal[6] を 4 - (-3) = 7 と計算し、周波数分解能が 2 倍であるスペクトルが得られる。つねに周波数順を維持するよう変形したため、高速 Walsh-Hadamard 変換は前段の 2 個の高速 Walsh-Hadamard 変換の結果の統合で次の段の高速 Walsh-Hadamard 変換の結果を得られる。この変換の最後の 1 段を受信側で行うことで受信側で分解能を向上可能であり、逐次的に受信側で行う変換の段数を増加することで

所望の周波数分解能を得ることが可能である。

10. おわりに

本稿では、圧縮センシングの観測行列に Walsh-Hadamard 変換行列を用い、特定の周波数帯に特化させる選択的圧縮センシングを提案した。選択的圧縮センシングはソフトウェアで必要な周波数帯を選択でき、複数の周波数帯のバンドパスフィルタのように振る舞うという利点を持つ。従来の圧縮センシング [3] と比べ、観測行列と入力データの積を高速 Walsh-Hadamard 変換を用いて計算し、圧縮処理の計算量を抑えただけでなく、加減算とシフト演算のみの実装を考案した。また、従来の高速 Walsh-Hadamard 変換の構成を改良し、つねに周波数順を維持する変換とし、必要な周波数帯に必要な計算を削減した。次に選択的圧縮センシングを実装し、消費エネルギーを測定し、従来の圧縮センシング [3] に比べて消費エネルギーの半減を実験的に示した。また、周波数分解能が不十分である場合に、受信側の処理の変更のみで周波数分解能が向上可能であることを理論的に示した。トーン変調された FM 信号のように、ベッセル関数のような周波数帯域幅が、ある上限内に収まる基底でスパースに表される信号であれば、本手法でも送信できる可能性がある。実用的に意味のある信号にどんな信号があるかは今後の課題である。

参考文献

- [1] Handy, M., Haase, M. and Timmermann, D.: Low energy adaptive clustering hierarchy with deterministic cluster-head selection, *4th International Workshop on Mobile and Wireless Communications Network*, pp.368–372, IEEE (2002).
- [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, 研究報告ヒューマンコンピュータインタラクション (HCI), Vol.2012, No.20, pp.1–8 (2012).
- [3] Baraniuk, R.: Compressive sensing [Lecture Notes], *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol.24, pp.118–121 (2007).
- [4] Okuya, F., Kawahara, Y. and Asami, T.: Selective compressed sensing: Another compressed sensing approach for frequency-domain analysis, *IEEE International Conference on Communications (ICC)*, pp.1–6 (online), DOI: 10.1109/ICC.2016.7510938 (2016).
- [5] Walsh, J.L.: A closed set of normal orthogonal functions, *American Journal of Mathematics*, Vol.45, pp.5–24 (1923).
- [6] Duarte, M.F., Davenport, M.A., Takhar, D., Laska, J.N., Sun, T., Kelly, K.F. and Baraniuk, R.G.: Single-pixel imaging via compressive sampling, *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol.25, No.2, pp.83–91 (online), DOI: 10.1109/MSP.2007.914730 (2008).
- [7] Donoho, D.L.: Compressed sensing, *IEEE Trans. Information Theory*, Vol.52, pp.1289–1306 (2006).
- [8] Candès, E.J., Romberg, J. and Tao, T.: Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information, *IEEE Trans. Information Theory*, Vol.52, pp.489–509 (2006).
- [9] Tibshirani, R.: Regression Shrinkage and Selection via the Lasso, *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, Vol.58, No.1, pp.267–288 (1996).
- [10] Tsaig, Y. and Donoho, D.L.: Extensions of compressed sensing, *Signal Processing*, Vol.86, No.3, pp.549–571 (online), DOI: 10.1016/j.sigpro.2005.05.029 (2006).
- [11] Chi, Y., Scharf, L.L., Pezeshki, A. and Calderbank, A.R.: Sensitivity to Basis Mismatch in Compressed Sensing, *IEEE Trans. Signal Processing*, Vol.59, No.5, pp.2182–2195 (online), DOI: 10.1109/TSP.2011.2112650 (2011).
- [12] Mamaghanian, H., Khaled, N., Atienza, D. and Vandergheynst, P.: Compressed Sensing for Real-Time Energy-Efficient ECG Compression on Wireless Body Sensor Nodes, *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, Vol.58, No.9, pp.2456–2466 (online), DOI: 10.1109/TBME.2011.2156795 (2011).
- [13] Polania, L.F., Carrillo, R.E., Blanco-Velasco, M. and Barner, K.E.: Compressed sensing based method for ECG compression, *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, pp.761–764 (online), DOI: 10.1109/ICASSP.2011.5946515 (2011).
- [14] Donoho, D.L. and Huo, X.: Uncertainty principles and ideal atomic decomposition, *IEEE Trans. Information Theory*, Vol.47, No.7, pp.2845–2862 (online), DOI: 10.1109/18.959265 (2001).
- [15] Manz, J.: A sequency-ordered fast Walsh transform, *IEEE Trans. Audio and Electroacoustics*, Vol.20, No.3, pp.204–205 (1972).
- [16] Razzaque, M.A. and Dobson, S.: Energy-Efficient Sensing in Wireless Sensor Networks Using Compressed Sensing, *Sensors*, Vol.14, No.2, p.2822 (online), DOI: 10.3390/s140202822 (2014).
- [17] Mono Wireless Inc.: 超簡単! 無線マイコンモジュール TWE-LITE DIP, 入手先 (<http://mono-wireless.com/jp/products/TWE-Lite-DIP/>) (参照 2016-12-08).
- [18] Analog Devices, Inc.: ADXL001, available from (<http://www.analog.com/jp/products/mems/accelerometers/adxl001.html>) (参照 2016-12-08).
- [19] Keysight Technologies: 34410A デジタル・マルチメータ、6 1/2 桁, 入手先 (<http://www.keysight.com/ja/pd-692834-pn-34410A>) (参照 2016-12-08).



奥谷 文徳

1991 年生。2015 年東京大学工学部電子情報工学科卒業。2017 年同大学大学院修士課程修了。同大学院博士課程に在学中。電子情報通信学会会員。



川原 圭博 (正会員)

1977 年生。2000 年東京大学工学部電子情報工学科卒業。2002 年同大学大学院修士課程修了。2005 年同大学院博士課程修了。博士（情報理工学）。2013 年同大学院情報理工学系准教授。電子情報通信学会，IEEE，ACM 各

会員。



浅見 徹 (正会員)

1952 年生。1974 年京都大学工学部電子情報工学科卒業。1976 年同大学大学院修士課程修了。博士（情報理工学）。2006 年東京大学教授。電子情報通信学会，IEEE，ACM 各会員。