

修士論文

センサーノードメモリ上に実装可能な
ランダム性を確保した循環行列を用いた
圧縮センシング手法と
土壌水分モニタリングへの応用

2013年2月6日

指導教員 川原 圭博 講師

東京大学大学院情報理工学系研究科
電子情報学専攻 48-116424

佐々木 達哉

■ 内容梗概

来るべき IoT(Internet of Things) の時代に向けて、無線センサネットワークのもつ重要性は増している。本研究では、無線センサネットワークにおいて圧縮センシングと呼ばれる情報の圧縮、復元技術を用いることで、単一センサノード上でのセンシングデータの圧縮を行うことで、センサノードの消費エネルギーを低減し、センサノードを長寿命化することを目指している。

無線センサネットワークを構築するにあたっては、センサノードが使用することのできる資源が限られているという問題がある。特に、電源の確保は最大のボトルネックであり、多くのセンサノードは一次電池のようなバッテリーで駆動するため、バッテリー寿命がセンサノードの寿命と直結してしまい、バッテリー切れの際には、バッテリーの交換を行うかセンサノードの再配置をしなければならず、管理コスト、導入コストが増大してしまう。このため、センサノードの消費エネルギーを低減し、バッテリー負荷を最大限減らすことが必要不可欠である。

センサノードの動作のうち、通信は特に消費エネルギーが大きいことで知られている。そこで、本研究では無線センサネットワークにおけるセンサノードの長寿命化のため、センサノード上で情報を圧縮する手段として圧縮センシングに注目し、数学的な原理と性質を整理することで、圧縮センシングがセンサノード上での圧縮に適する方法であることを述べた。次に、この圧縮センシングを単一のセンサノード上に実装するためには、通常用いられるような小型センサノードの主記憶容量が不足してしまうという問題を明らかにし、観測行列として循環行列を用いることでメモリ搭載量の乏しいセンサノード上に実装可能な圧縮センシングの手法を提案した。また、観測行列に循環行列を用いると行列のランダム性が低下し、復元効率が著しく低下してしまうということが明らかになり、これに対して乱数配列を用いることで、行列のランダム性を確保し復元効率の低下を防ぐ提案を行った。さらに、実際のセンサノード上に提案手法を実装し、圧縮計算とデータ送信にかかる消費エネルギーを測定することで、消費エネルギーの削減効果を見込める圧縮率の一般関係を求め、土壌水分モニタリングへ応用することで具体的なアプリケーションへの効果を確認した。

目次

第 1 章	序論	1
1.1	本研究の背景	2
1.1.1	無線センサネットワーク	2
1.1.2	無線センサネットワークにおける課題	2
1.1.3	圧縮センシング	3
1.2	本研究の目的	4
1.3	本論文の構成	5
第 2 章	圧縮センシング	6
2.1	はじめに	7
2.2	圧縮センシング概要	7
2.2.1	定式化	7
2.2.2	復元手法	8
2.2.3	観測行列の選択	9
2.2.4	圧縮センシングの発展	10
2.3	無線センサネットワークへの応用事例	10
2.3.1	シングルホップの無線センサネットワークにおける適用例	11
2.3.2	マルチホップの無線センサネットワークにおける適用例	12
2.4	単一のセンサノード上へ実装する際の問題点	13
2.4.1	本研究における想定環境と関連研究の相違点	13
2.4.2	センサノードのメモリ制限	14
2.5	他の単一センサノード上での圧縮技術	15
2.5.1	ハフマン符号化に基づく圧縮	16
2.5.2	LZW アルゴリズムに基づく圧縮	16
2.5.3	ランレングス符号化に基づく圧縮	17
2.5.4	圧縮センシングの優位性	17
2.6	まとめ	18
第 3 章	循環行列を用いたセンサノードへの圧縮センシングの実装	19
3.1	はじめに	20
3.2	循環行列を用いた観測行列サイズの低減	20
3.2.1	循環行列による観測	20
3.2.2	循環行列のランダム性確保	20
3.2.3	圧縮のアルゴリズム	21
3.2.4	提案手法によるメモリ使用量の低減効果	21
3.3	センサノード上での圧縮計算およびデータ送信時の消費エネルギー測定	23

3.3.1	測定環境	23
3.3.2	圧縮計算時の消費エネルギー	24
3.3.3	データ送信時の消費エネルギー	25
3.3.4	一般の場合における圧縮計算とデータ送信時の消費エネルギー	27
3.4	まとめ	28
第4章	土壌水分モニタリングへの応用	29
4.1	はじめに	30
4.2	土壌水分モニタリングへ圧縮センシングを応用した関連研究	30
4.3	実測の土壌水分データを用いた提案手法の効果テスト	31
4.4	eZ430-RF2500 センサノードへの土壌水分センサ EC-5 の実装	33
4.4.1	EC-5 センサの導線の接続方法	33
4.4.2	センサへの電源供給	33
4.4.3	整流および昇圧回路の挿入	35
4.4.4	出力電圧安定化のためのクロック遅延	36
4.4.5	センシングおよびスリープ時の消費エネルギー	38
4.5	eZ430-RF2500 を用いた土壌水分モニタリング	40
4.5.1	30 日間のモニタリング結果	40
4.5.2	提案手法による圧縮・復元結果	41
4.6	低コスト化に向けた銀インク印刷による静電容量センサを用いた実験	49
4.6.1	インクジェット印刷による静電容量センサ	49
4.6.2	静電容量の測定方法とセンシング時の消費エネルギー	50
4.6.3	土壌水分モニタリングの結果	51
4.7	まとめ	52
第5章	結論	54
5.1	本研究の主たる成果	55
5.2	今後の課題と展望	55
	謝辞	57

目次

1.1	センサノードの消費電力内訳例 [1]	3
2.1	圧縮センシングによる信号の観測過程 [2]	7
2.2	l_1 ノルム最小化によるスパース信号の復元	9
2.3	観測行列の行ベクトル ϕ_i と信号 x の内積関係	10
2.4	観測行列 Φ による解の存在範囲の絞り込み [3]	11
2.5	CWS による無線センサネットワークの想定環境 [4]	11
2.6	圧縮センシングを利用したマルチホップ WSN の負荷分散 [5]	12
2.7	NETCOMPRESS におけるパケットフォーマットとパケットマージ規則 [6]	13
2.8	本研究での WSN の想定環境	14
2.9	LZW アルゴリズムのフローチャート [7]	17
3.1	ランダム性を確保した循環行列による観測行列	21
3.2	提案手法による圧縮アルゴリズムの擬似コード	21
3.3	観測数を変更した際の正規化平均二乗誤差	22
3.4	元の信号と $M=180$ から復元した信号	22
3.5	実験に用いた無線センサノード [8]	23
3.6	消費電力測定の様子	24
3.7	$M = 30$ に圧縮したときの電流	25
3.8	$M = 1$ の場合における圧縮計算で流れる電流	25
3.9	データ送信時の消費エネルギー	26
3.10	圧縮を行わない場合で正規化した消費エネルギー	26
3.11	N に対する M の境界条件	27
4.1	実験に用いた土壤水分センサ (左) とデータロガー (右) [9,10]	30
4.2	土壤水分計測の環境	31
4.3	土壤水分データ	32
4.4	$NMSE=10^{-5}$ で復元された土壤水分データ	32
4.5	EC-5 センサの eZ430-2500 への取付け	34
4.6	Vcc 接続時のセンサの消費電流	34
4.7	電源電圧の低下に伴う ADC 結果の変化	35
4.8	BQ25504 EVM キットの概観 [11]	35
4.9	出力電圧の比較	36
4.10	ADC 安定までのクロック遅延 (上: EVM なし, 下: EVM あり)	37
4.11	ADC 時の消費電流 (上: EVM なし, 下: EVM あり)	38
4.12	スリープモード (LPM3) における消費電流	39
4.13	eZ430-RF2500 の各挙動における平均消費電流	39

4.14	モニタリング環境	40
4.15	30日間のモニタリング結果 (上: Em5b, 下: eZ430-RF2500)	41
4.16	12/9のデータにおける正規化復元誤差 (上: eZ430-RF2500, 下: Em5b)	42
4.17	12/10のデータにおける正規化復元誤差 (上: eZ430-RF2500, 下: Em5b)	44
4.18	$M/N=0.10$ における Em5b データの復元結果 (上: 提案手法, 下: 既存手法)	45
4.19	12/9 および 12/10 の復元結果の拡大図 (上: 12/9, 下: 12/10)	46
4.20	$M/N = 0.35$ における eZ430-RF2500 の復元結果 (上: 提案手法, 下: 既存手法)	47
4.21	$M/N = 0.35$ における 12/10 と 12/26 のデータの復元結果	48
4.22	印刷された静電容量センサ (左: センサ (a)(約 20cm^2), 右: センサ (b)(約 270cm^2))	50
4.23	eZ430-RF2500 へのセンサの取付	50
4.24	放電時間 t に対する放電後の電圧 (上: センサ (a), 下: センサ (b))	51
4.25	作成したセンサのセンシング時の消費電流	52
4.26	各センサ (a), (b) の充電電圧の時間変化	53
4.27	センサ (a) 設置後の静電容量の時間変化と Em5b の出力結果	53

■ 目 次

2.1	本研究と関連研究の研究対象の相違点	14
2.2	代表的な小型センサノードにおける MCU 性能	15
2.3	フラッシュメモリアクセス時と無線動作時の消費電流	15
4.1	NMSE= 10^{-5} を満たす M と削減された消費エネルギー	33
4.2	各手法における動作別の消費エネルギーと削減効果	49

第1章

序論

1.1 本研究の背景

1.1.1 無線センサネットワーク

無線センサネットワークは空間中に多数のセンサノードを配置し、センシングしたデータをノード間で無線通信し、データを処理する Sink ノード、ベースステーションへと収集する技術であり、データを無線で通信することにより、計測機器を配線する手間を削減し、機器を配置する自由度を大幅に向上させることができる。また、配線による制限がなく、かつ遠隔地点のデータを自動的に収集することが可能であるため、森林地帯や砂漠などの計測機器を持ち込むことや、人力での計測が困難な地域での環境をモニタリングすることもでき、このような利点に注目して、無線センサネットワークは環境モニタリングや防災、農業、軍事などの幅広い分野への応用が期待されている。

無線センサネットワークを展開するにあたっては、通常はデータの価値を高めるためにデータの絶対量を増やすことが望ましく、そのため、安価なセンサノードを大量に配置することになる。このように大量のセンサノードからなる無線センサネットワークを正常に運用するには、そのための維持コストや管理コストを無視することはできない。特に、センサノードが使うことのできる電源や通信帯域は制限されていることが多く、無線センサネットワークの運用においては、限られた資源を効率的に利用することが不可欠となる。

1.1.2 無線センサネットワークにおける課題

無線センサネットワークを構築するにあたって、問題となるのがセンサノードの資源確保であり、特に電源の確保に関しては最大のボトルネックとなっている。センサノードは多くの場合、一次電池のようなバッテリーで駆動するため、バッテリーの寿命がすなわちセンサノードの寿命及びネットワークのリンク寿命と直結してしまう。このため、センサノードがバッテリーを使い果たした際にはバッテリーの交換を行うか、新たにセンサノードを配置しなければならず、管理コストやセンサノードの購入コストが肥大化してしまう。こうした問題を解決するために、近年では太陽光や振動、温度差など周囲の環境からエネルギーを回収し、センサノードの電源として利用するエネルギーハーベスティング技術が注目をされている。しかし、エネルギーハーベスティングによって得られる電力量は微量であり、時間や場所によって発電量が変動するなど不安定な事が多いため、発電したエネルギーをキャパシタや二次電池に蓄える場合がほとんどであり、センサノードは間欠的な動作を強いられることになる。この時、一度の Duty Cycle で獲得される電力量がセンサノードの動作時の電力量を下回ると、センサノードは動作することができない [12]。このため、センサノードを効率よく動作させるためには、センサノードの消費エネルギーは小さくすることが望ましい。以上のことから、一次電池、エネルギーハーベスティング技術のどちらを電源として用いる場合においても、無線センサネットワークをできる限り低コストで効率よく運用するためには、センサノードの消費エネルギーを抑え、電源への負荷を低減することが不可欠である。

ここで、Estrin らによって報告された、センサノードの各動作時における消費電力の内訳を図 1.1 に示す [1]。図 1.1 の SENSORS はセンシング時の AD 変換で消費される電力を、CPU はセンシングデータの計算やセンサノードのマイコン制御時の消費電力を示しており、右の破線で囲まれた 4 つはデータの送受信と無線通信デバイスのアイドルリング、スリープ時における消費電力を表している。この図から明らかであるように、センサノードでは無線通信デバイスを動作させる通信時に消費される電力は、その他の消費電力と比べて約 10 倍にも達している。また、Handy らの報告では、1,000bit のデータを 100m 離れた地点に送信するために必要なエネルギーは、3,000,000 個

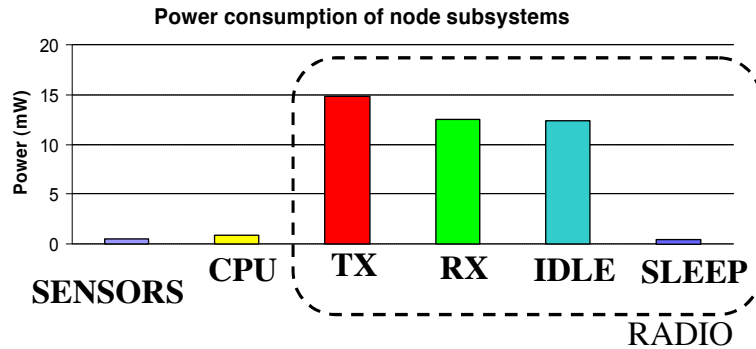


図 1.1: センサノードの消費電力内訳例 [1]

分の命令を CPU で実行する際に消費されるエネルギーに匹敵すると判明している [13]。このため、センサノードの消費エネルギーを抑えるためには、通信時におけるエネルギーを削減することが効果的であることがわかる。また、無線センサネットワークにおいて多数のセンサノードが存在する場合、各センサノードが使用することのできる通信帯域も限られたものとなる。そこで、各センサノードの消費エネルギーを抑え、限られた帯域の中で通信を行うためにも、通信時における伝送量を削減する必要がある。

1.1.3 圧縮センシング

1.1.2 節で述べたように、センサノード上でデータを圧縮しノードの通信量を削減することは、センサノードの長寿命化や通信効率といった面で非常に効果的である。このため、センサノード上で情報圧縮を行う技術は、これまでも多様な方法が研究されてきた。隣接したノード間のデータの相関に着目した例として、ノード間でセンシングデータを互いに交換し、結合エントロピーをもとにデータを符号化することで、センシングデータを圧縮する方法が Cristescu らによって提案されている [14]。また、Ciancio らはマルチホップによるデータ伝送の場合に、ウェーブレット変換を用いることで伝送量を圧縮する方法を提唱している [15]。Ciancio らの手法では、データの集計を行う Sink ノードから偶数番目のセンサノードが最初にセンシングデータをブロードキャストし、奇数番目のノードは隣り合う 2 つのノードから受け取ったデータを元に、ウェーブレット係数を算出し、偶数番目のノードへと返却する。その後、偶数番目のノードがウェーブレット係数を算出することで、全てのセンサノードはデータの復元に必要な分のウェーブレット係数のみを送信することができ、最終的にデータ伝送量を削減することができる。しかし、これらのようなノード間でデータを圧縮する手法の場合、隣接ノード同士でデータを交換することが不可欠となる。このため、Sink ノードへのデータ通信の他にも通信が発生してしまうため、センサノードへの負担が大きくなってしまふ。また、結合エントロピーやウェーブレット係数の計算は、センサノードに搭載されたマイクロコントローラユニット (MCU) にとっては負荷が大きなものである場合が多く、圧縮計算で消費されるエネルギーも無視できないものになってしまい、結果としてデータ収集のための通信以外でのオーバーヘッドが大きくなってしまい、かえってセンサノードの低寿命化を招いてしまう恐れがある。これらを考慮すると、データ圧縮は単一のセンサノード上で完結し、かつセンサノードの計算負荷がなるべく小さくなるようなものが望ましい。

本研究では、このような単一センサノード上でのデータ圧縮の手法として、圧縮センシングに注

目する。圧縮センシングは、Donoho らや Candès らによって同時期に提唱された、信号のスパース性に注目することで、極めて少数のサンプリングデータから元信号を復元可能とする技術である [16, 17]。信号がスパース性を持つとは、適切な基底変換を施すことにより、信号の成分の大半が 0 になることを意味する。圧縮センシングでは、元信号にランダム行列をかけることによりのみ圧縮し、信号がスパース性を持つという仮定のもとで l_1 ノルム最小化などを行うことにより、元信号が復元される。ここで、圧縮は行列の掛け算のみで計算できるのに対して、 l_1 ノルム最小化には多数の演算が必要となる。すなわち、圧縮センシングでは信号の圧縮よりも復元に大きな計算が必要となり、これは圧縮に大きな負荷がかかる従来の信号の圧縮・復元技術とは真逆の性質を示している。また従来の信号圧縮では、一度すべてのデータをサンプリングした後にデータの冗長性に注目しながら符号化を行うため、圧縮の過程でサンプリングされたデータの大多数が破棄されてしまい、データ取得の面で非効率的なものとなっていた。一方、圧縮センシングではランダム行列の積を計算する順序を工夫することで、データを取得しながら信号を圧縮することが可能である。これらの点から、圧縮センシングは従来の信号の圧縮・復元の枠組みを大きく変える技術であると言える。

この圧縮センシングをセンサノード上でのデータ圧縮に適用することで、圧縮は単純な行列積で行うことができるため、他のセンサノードとデータをやり取りすることなく、計算資源に乏しいセンサノード上においても、計算負荷の小さい圧縮計算を行うことができる。また、信号にスパース性があるという条件を除いては、センシングデータに対して詳細な事前知識は必要なく、大きな計算を必要とする信号の復元を比較的計算資源の豊富な Sink ノードやベースステーションに任せることができる。このように、圧縮センシングの性質と無線センサネットワークには高い親和性が存在しており、圧縮センシングはセンサノード上でデータ圧縮に相応しい方法であると言える。

1.2 本研究の目的

無線センサネットワークといってもその利用形態は様々である。本研究では、その中でも定点モニタリングやイベント検知などのように、センシングデータの時間的相関性が重要であるような利用形態を想定し、単一センサノード上でデータ圧縮を行い、センサノードの消費エネルギーを削減することを目的とする。

センサノード上での圧縮手段として、圧縮センシングに注目する。しかし、単一のセンサノード上に圧縮センシングを実装するためには、実装に必要なメモリ容量に比べて、センサノードの MCU 上に搭載された主記憶容量が乏しいという問題がある。そこで、本研究では循環行列と乱数配列を用いることにより、実装に必要なメモリ容量を削減し、主記憶容量の乏しいセンサノード上にも実装可能な圧縮センシングの手法を提案する。

また、圧縮センシングは圧縮計算の負荷が比較的軽い手法として知られているが、実際のセンサノード上に実装した際に圧縮計算によりセンサノード上で消費されるエネルギーについて言及した研究は存在しない。そこで、実際の eZ430-RF2500 に提案手法を実装し、圧縮計算と送信時の消費エネルギーを測定することにより、圧縮を行わない場合と比べて消費エネルギーの削減効果を見込むことができる圧縮率の一般式を導出し、さらに、具体的なアプリケーションとして土壌水分モニタリングに応用した際の効果を評価する。

1.3 本論文の構成

本論文の構成は以下のようになっている。

第1章 序論

第2章 圧縮センシング

第3章 循環行列を用いたセンサノードへの圧縮センシングの実装

第4章 土壌水分モニタリングへの応用

第5章 結論

まず第2章では、圧縮センシングについて原理を数学的に説明し、無線センサネットワークへの応用例について紹介する。また、単一のセンサノード上に圧縮センシングを実装する際に問題となる、センサノードのメモリ搭載量の乏しさについて触れ、既存の応用例と本研究の位置付けの違いについて述べる。

第3章では上記の問題を解決するため、観測行列に循環行列を用いることで主記憶容量が乏しいMCU上でも、ハードウェアに変更を加えることなく実装することが可能となる圧縮センシングの手法について提案する。また、実際のセンサノード上に実装し、圧縮計算と通信時に消費されるエネルギーを測定することで、エネルギー削減効果を見込むことができる、観測対象の信号サイズと圧縮後の信号サイズとの関係の一般式を導出する。

第4章では具体的なアプリケーションとして、土壌水分のモニタリングについて注目し、実際のセンサノードと静電容量型の土壌水分センサを用いてモニタリングを行い、その結果から提案手法の有効性を示す。

最後に、第5章で本論文をまとめる。

第2章

圧縮センシング

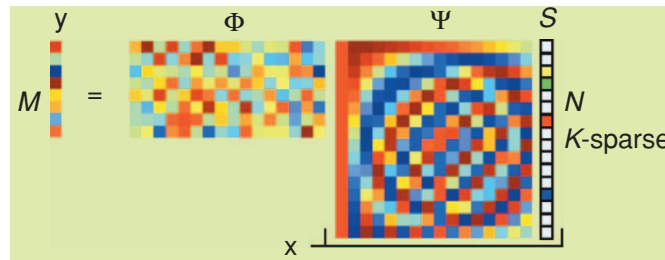


図 2.1: 圧縮センシングによる信号の観測過程 [2]

2.1 はじめに

本章では、圧縮センシングの原理についてまとめ、無線センサネットワークへの応用事例について既存研究を紹介する。また、圧縮センシングを単一センサノード上に実装する際に生じる問題について述べ、既存研究と本研究の目標との位置付けの違いについて説明する。

2.2 圧縮センシング概要

2.2.1 定式化

観測対象が N 次元のスパース性を持つ信号 x であるとする。このとき、信号 x のスパース表現を N 次元ベクトル s で表すと、元信号 x は基底変換行列 $N \times N$ 行列 Ψ を用いて、式 (2.1) のように表すことができる。

$$x = \Psi s \quad (2.1)$$

この時 s の要素は、大部分が 0 となっている。このように、信号の要素の中で非ゼロ成分が占める割合が小さい信号をスパースな信号と呼び、信号 x はスパース性を持つ信号となる。 s の非ゼロ成分の数を K とすると、 x は基底 Ψ の下で K スパースな信号である。実在の信号では、信号が完全にスパースとなることはほぼ無いが、多くの場合、適切な基底のもとで信号の大部分の要素は 0 に近い値となり、信号の一部にのみ情報が集中する。このような信号を圧縮可能性のある信号と呼び、スパース性と類似した性質を持っている。本論文では、信号が完全スパースな場合、圧縮可能性を持つ場合の両方を、スパース性を持つ信号として表現する。

圧縮センシングでは、観測の過程でランダムプロジェクションまたは、ランダムサンプリングによる信号の圧縮が行われる。これらの圧縮は N 次元ユークリッド空間から M 次元ユークリッド空間へのランダムな写像であるので、圧縮過程は $M \times N$ 行列 Φ で表すことができる。この時、観測されるデータは M 次元ベクトル d によって式 (2.2) のように表され、 $M \ll N$ が成り立つならば観測されたデータの次元は元信号の次元よりも極めて小さくなるため、情報は圧縮されることになる。これらの式 (2.1), (2.2) による圧縮センシングによる信号の観測過程を図で示すと、図 2.1 のようになる [2]。

$$d = \Phi \Psi s \quad (2.2)$$

2.2.2 復元手法

式 (2.2) において, d, Φ, Ψ は既知であるので, s を一意に推定することができれば元信号 x を復元することができるが, 式 (2.2) は既知数に対して未知数の方が多い不良設定問題であり, 通常は一意的な解を求めることができない. しかし, 信号 x がスパース性を持つことを仮定すれば, 式 (2.3) のように式 (2.2) を満たす無数のベクトル s の中から, l_0 ノルムが最小となり s のスパース性が最も高くなるような \hat{s} を推定することで元信号 x を復元することができる. ここで, ベクトル s の l_n ノルムを $\|s\|_n$ で表すことにする. l_0 ノルムは信号 s の非ゼロ成分の数を示す.

$$\text{minimize} \|\hat{s}\|_0 \text{ subject to } d = \Phi\Psi\hat{s} \quad (2.3)$$

しかし, l_0 ノルム最小化は一般には NP 困難な問題であることが知られている [18]. そこで, 式 (2.4) のように, l_0 ノルムの代わりに, 各次元の値の絶対和である l_1 ノルムを最小化することで, 信号 s の推定が行われる.

$$\text{minimize} \|\hat{s}\|_1 \text{ subject to } d = \Phi\Psi\hat{s} \quad (2.4)$$

ここで, l_1 ノルム最小化による復元が可能である理由を, 視覚的に説明する. 図 2.2 は 3 次元の場合におけるスパース信号と, l_1 ノルム最小化による信号復元の様子を表している. 図 2.2 における赤いベクトルを 3 次元の元信号として, 2 次元の観測データから元信号を復元する場合を考える. このとき, 元信号は y 成分のみが非ゼロ要素となる 1 スパースな信号であり, 観測数 $M = 2$, 元信号の次元数 $N = 3$, 信号のスパース度合い $K = 1$ となる. 2 次元の観測信号から 3 次元の元信号を復元すると, 不良設定問題であるため無数の解が出現し, その解の存在範囲は図 2.2 における青い平面で表すことができる. ここで, l_1 ノルムは原点からのマンハッタン距離であるため, 原点からの l_1 ノルムが等しい点の集合は図 2.2 における, 緑色の正八面体で表される. この正八面体を徐々に大きくしていき, 初めて解の存在範囲である平面に接触した点が, l_1 ノルム最小化による復元結果として得られるベクトルとなる. このように, l_1 ノルム最小化による復元では, 信号のスパース度合いが最も大きくなる方向 (図 2.2 では, x, y, z 軸方向) への復元が, 真っ先に行われる. このため信号にスパース性がある場合には, 少ない観測データからでも高い確率で元の信号が復元されることになる.

この l_1 ノルム最小化により元信号 x を再現するために必要な, 観測数 M が満たすべき条件は, 式 (2.5) で与えられる [19].

$$M \geq c \cdot \mu^2(\Phi, \Psi) \cdot K \cdot \log N \quad (2.5)$$

ここで, c は正の定数であり, $\mu(\Phi, \Psi)$ は Ψ の第 j 列ベクトルを ψ_j , Φ の第 i 行ベクトルを ϕ_i とし, 式 (2.6) のように定義される [19]. 式 (2.6) の $|\langle \phi_i, \psi_j \rangle|$ は ϕ_i と ψ_j の内積である.

$$\mu(\Phi, \Psi) = \sqrt{N} \max_{1 \leq i, j \leq N} |\langle \phi_i, \psi_j \rangle| \in [1, \sqrt{N}] \quad (2.6)$$

式 (2.4) の l_1 ノルム最小化による復元は Basis Pursuit (BP) 法と呼ばれる復元方法であり, 復元精度は高いが計算量が $O(N^3)$ と非常に大きく, 復元に時間がかかる [2]. そこで, 復元精度を若干犠牲にして, Greedy アルゴリズムを用いて高速に復元を行う Orthogonal Matching Pursuit (OMP) 法や Regularized Orthogonal Matching Pursuit (ROMP) 法, Interpolated ROMP (I-ROMP) 法などの BP 方に変わる復元手法も研究されている [20–22]. また, l_1 ノルムだけでなく, l_2 ノルムにも注目した, Least Absolute Shrinkage and Selection Operator (LASSO) に基づく復元方法も存

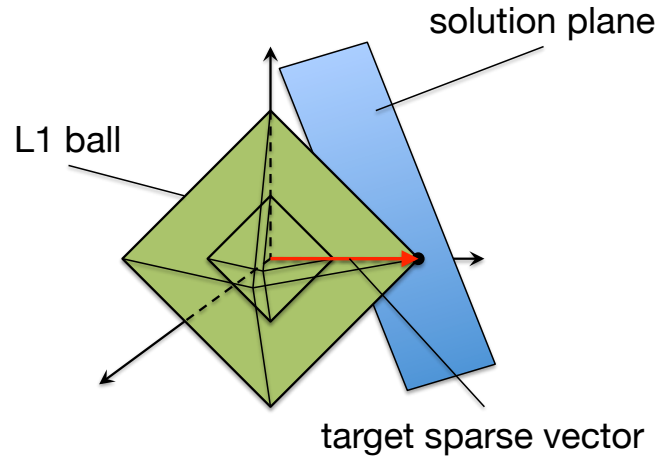


図 2.2: l_1 ノルム最小化によるスパース信号の復元

在する [23]. Zibulevsky らは信号の復元の際に式 (2.7) のように, l_1 ノルムに加えて元信号と復元信号の二乗誤差を表す l_2 ノルムを最小化することで, 復元誤差を抑える $l_1 - l_2$ 最適化による復元手法を提案している [24].

$$\text{minimize } \left[\frac{1}{2} \|\mathbf{d} - \Phi\Psi\hat{\mathbf{s}}\|_2^2 + \lambda \|\hat{\mathbf{s}}\|_1 \right] \text{ subject to } \mathbf{d} = \Phi\Psi\hat{\mathbf{s}} \quad (2.7)$$

2.2.3 観測行列の選択

式 (2.6) において $\mu(\Psi, \Phi) = 1$ となる時, 行列 Φ, Ψ は互いにインコヒーレントであるといい, 復元に必要な観測数を最も小さくすることができる. このような観測行列の選び方として, Candès はガウス乱数に基づく行列, 各要素が等確率で ± 1 となるようなランダム行列, フーリエ基底行列の行をランダムに抜き出すような行列などを挙げている [19].

さらに, 式 (2.4) による解が, 式 (2.3) による解と一致することを保証する, 制限等長性 (Restricted Isometry Property, RIP) という性質がある. 制限等長性とは, 任意の K スパースな信号 \mathbf{v} に対して式 (2.8) を満たす定数 $\delta_K \in (0, 1)$ が存在するというものである.

$$1 - \delta_K \leq \frac{\|\Phi\Psi\mathbf{v}\|_2^2}{\|\mathbf{v}\|_2^2} \leq 1 + \delta_K \quad (2.8)$$

Candès は $\delta_{2K} < \sqrt{2} - 1$ であるとき, 任意の K スパースな信号に対して, 式 (2.4) の結果が正しい解を与えることを示している [25]. また, 先に挙げたガウス乱数に基づく行列, 各要素が ± 1 であるランダム行列, フーリエ基底行列の行をランダムに抜き出す 3 つの行列は, この条件を高確率で満たすことがそれぞれ証明されている [26, 27].

また, 最近では制限等長性ではなく信号のスパース性を高めるための基底選択方法も研究されている. 本谷らは圧縮後の信号に主成分分析を行い, 圧縮後の空間における部分空間の基底を求めることで, より信号がスパースとなるような基底空間を生成する手法を提案している [28]. その他, K-SVD アルゴリズムなどの機械学習を用いることで, 対象となる信号をスパースにする基底を学習する方法が提案されている [29, 30].

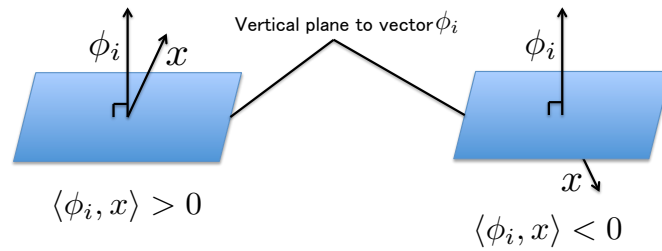


図 2.3: 観測行列の行ベクトル ϕ_i と信号 x の内積関係

2.2.4 圧縮センシングの発展

圧縮センシングは発表されて以来、理論面、応用面に両方で様々な研究が行われており、既にその理論を発展させた概念も提唱されてきている。2008年には Boufounos らによって、圧縮後の符号のみに注目した 1bit 圧縮センシングが提案された [31]。これは式 (2.9) のように、圧縮後の符号のみから算出された ± 1 を各要素として持つ信号 y から元信号 x を復元するというものである。

$$y = \text{sign}(\Phi x) \quad (2.9)$$

このとき、復元計算は式 (2.10) で表されるように、通常の圧縮センシングにおける l_1 ノルム最小化の復元式の拘束条件を変更したものになる。

$$\text{minimize } \|\hat{x}\|_1 \text{ subject to } \begin{cases} y_i \cdot (\Phi x)_i \geq 0 \\ \|\hat{x}\|_2 = 1 \end{cases} \quad (2.10)$$

このような 1bit 圧縮センシングにより、元の信号が復元可能である理由を説明する。圧縮センシングでは式 (2.2) のように、観測行列 Φ と信号 x の行列積により圧縮が行われる。このとき、行列積の各要素は観測行列 Φ の行ベクトル ϕ_i と信号 x の内積によって計算される。すなわち、1bit 圧縮センシングの式 (2.9) は、観測行列の行ベクトル ϕ_i と信号 x の内積計算の正負を判定していることになる。ここで、内積計算の正負の関係を図 2.3 に示す。図 2.3 のように、2つのベクトル ϕ_i, x の内積の正負を判定することで、観測行列の行ベクトル ϕ_i に直交する平面に対して信号 x がどちら側にあるのかを判定することができる。よって、観測行列の行を増やすことにより信号の存在範囲を判定する平面が増えていくため、図 2.4 のように信号 x が存在する範囲を絞っていくことができ、元信号の復元が可能となる [3]。

デジタル通信では、データを伝送するためには 0/1 で量子化しなければならないため、伝送路の量子化レベルによってデータ伝送量が bit 単位で増大してしまう。1bit 圧縮センシングを用いることで、圧縮後のデータを ± 1 の 1bit のみで表すことができるため、量子化の必要がなくなり、データ伝送量を bit 単位で削減することができる。山田らはこの 1bit 圧縮センシングを、スペクトラムセンシングにおけるデータ伝送時に用いることで、伝送路中での量子化に伴うデータ増大を抑制し、少ない伝送データから信号検知を行う手法を提案している [32]。

2.3 無線センサネットワークへの応用事例

本節では圧縮センシングを無線センサネットワークへ応用した事例について、シングルホップ、マルチホップの両方の例を紹介する。

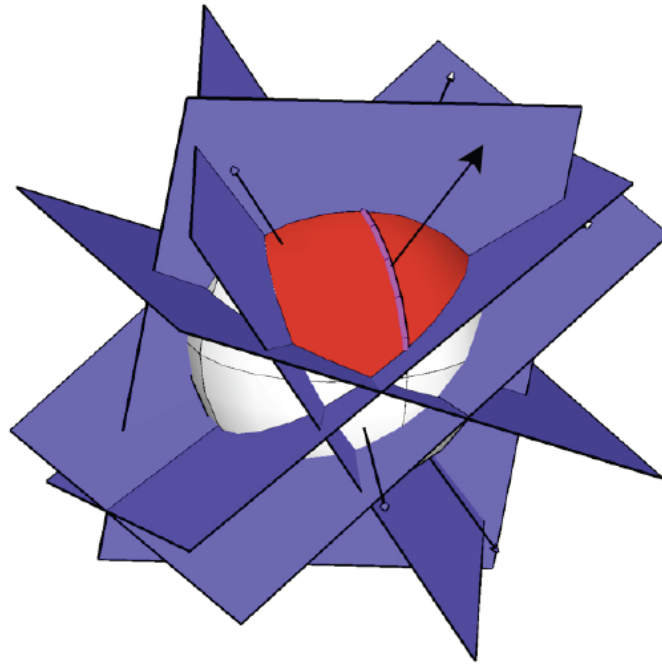


図 2.4: 観測行列 Φ による解の存在範囲の絞り込み [3]

2.3.1 シングルホップの無線センサネットワークにおける適用例

シングルホップの無線センサネットワークへの圧縮センシングの応用例として, Bajwa らによって提唱された Compressive Wireless Sensing (CWS) がある [4]. CWS は 2006 年の IPSN にて発表された, 圧縮センシングを無線センサネットワークに応用した最初の論文であり, 図 2.5 のように空間中に多数のセンサノードを配置し, シングルホップでデータを Fusion Center (FC) へ送信する際に圧縮センシングを用いて送信データ量の削減を行うことを目標としている. このとき FC で復元されたデータと元のセンシングデータとの間に生じる誤差 D と, ノードの消費電力 P の関係をオーダ単位で定性的に比較し, シミュレーションにより圧縮センシングを用いることの有効性を述べている.

また, Mahmudimanesh らは同様の環境において, センサノードの ID を並び替えることにより

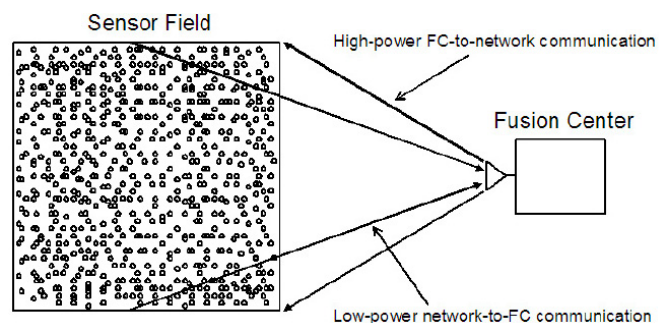


図 2.5: CWS による無線センサネットワークの想定環境 [4]

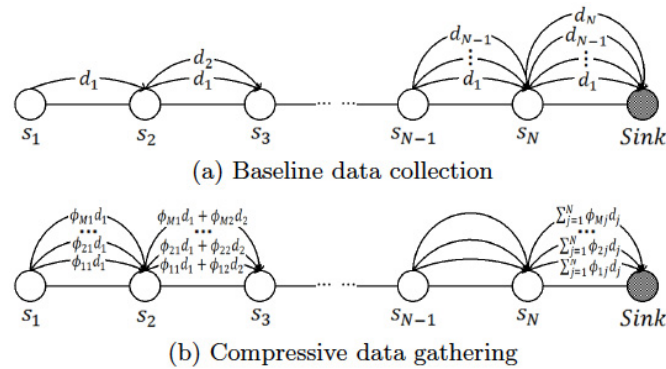


図 2.6: 圧縮センシングを利用したマルチホップ WSN の負荷分散 [5]

センシングデータの順序が変更され、データのスパース性が上昇するということを利用して、センシングデータに準最適なスパース性を与えられるようなノード ID の並び替えの手法を提案している [33]。センサノードが n 個存在するとき、センシングデータの並び替え方は $n!$ 通り存在する。Mahmudimanesh らは Greedy アルゴリズムに基づいて、センシングデータ f と基底変換後に単位ベクトルとなるようなベクトル ψ の差が、最も小さくなるように f の並び替えを行う、Sub-Optimal Permutations(SOPerm) を提案することで、準最適な並び替え方を $O(n^2 \log n)$ の計算量で求めている。

2.3.2 マルチホップの無線センサネットワークにおける適用例

マルチホップの無線センサネットワークに対して圧縮センシングを応用した例として、Chong らの Compressive Data Gathering が挙げられる [5]。マルチホップでデータを収集する際には、図 2.6 の上図のようにセンサノードは直前のノードから送られてきたデータに加えて、自らのデータも送信することになるため、Sink 近くのノードほど送信しなければならないデータ量が多くなり、全体としての通信量も Sink から末端のノードまでのホップ数 N に対して $O(N^2)$ で増加していく。Sink ノード付近のノードが停止すると以降のノードが持つ情報が全て Sink ノードへ届けられなくなってしまう。そのため、ネットワーク全体で個々のセンサノードが消費するエネルギーは負荷分散されることが望ましい。そこで、Chong ら図 2.6 の下図のように、各ノードで得られたデータ x_j に対して M 個の乱数をかけ合わせ、前のノードから送られてきたデータとの加算を行うことで、全てのノードが M 個のデータを送るようにしている [5]。このとき、各ノードがセンシングするデータにスパース性があれば、 $M \ll N$ の場合でも圧縮センシングによりデータの復元が可能であり、全てのセンサノードは M 個のデータを送ることになるため、全体の通信データは $O(MN)$ となり、負荷分散とデータ圧縮が実現できる。

また、Nguyen らはアドホックネットワークのようにルーティングが変化するネットワークにおいて、動的なルーティング変化に対応できる圧縮センシングの手法、NETCOMPRESS を提案している [6]。ルーティングが頻繁に変更されるようなネットワークの場合には、予め観測行列をノードに配布しておくことが難しい。そこで、NETCOMPRESS では式 (2.11) のように等確率で ± 1 が発生するような疎行列を観測行列として採用し、ネットワークコーディングを適用することによ

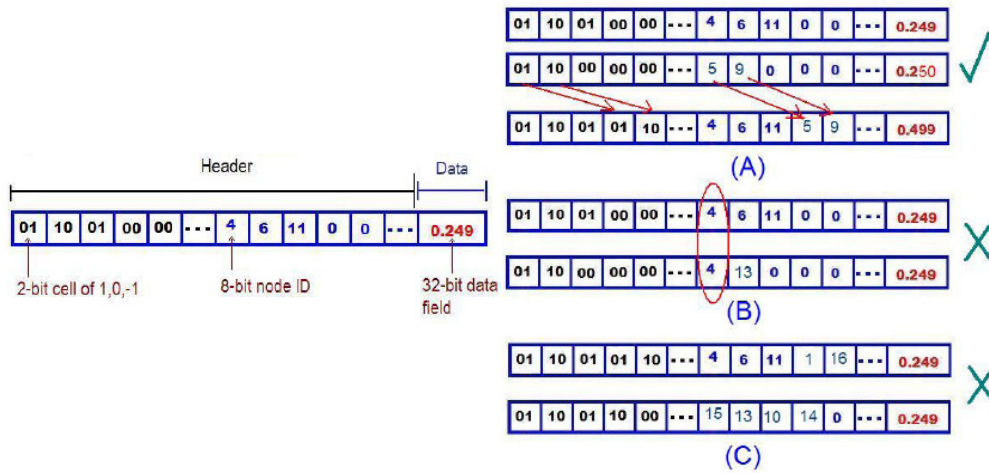


図 2.7: NETCOMPRESS におけるパケットフォーマットとパケットマージ規則 [6]

り、この問題を解決している。

$$\Phi_{i,j} = \begin{cases} +1 & \text{with probability } \frac{1}{2s} \\ 0 & \text{with probability } 1 - \frac{1}{s} \\ -1 & \text{with probability } \frac{1}{2s} \end{cases} \quad (2.11)$$

NETCOMPRESS では送信されるパケットのフォーマットは図 2.7 のように、それぞれ l スロット分の 2bit 係数および、8bit 係数を格納したヘッダー部分と、32bit 分のペイロードにより構成される。ここで、スロット長 l はノード数 n とスパース度合い s に対して $l = \frac{n}{s}$ で表され、2bit 係数は 01, 00, 10 のいずれかの値をとり、式 (2.11) における +1, 0, -1 にそれぞれ対応している。また、8bit 係数はノードの ID を格納する。各ノードはパケットを中継する際に、式 (2.11) で表される乱数を生成し、 ± 1 の乱数が生成されたらパケットのヘッダー部に 01 または 10 の 2bit 係数とノード ID を付け加え、乱数に従ってペイロードへ計算を施し、パケットのマージを行う。パケットのマージは、図 2.7 の (B),(C) のように、2 つのパケット間に同じノード ID が含まれる場合や、ヘッダ部分のスロットの空きが不足している場合はマージが行われず、(A) の場合のようにスロットが空いておりかつ、ノード ID が全て異なる場合にのみパケットのマージが行われる。

2.4 単一のセンサノード上へ実装する際の問題点

2.4.1 本研究における想定環境と関連研究の相違点

関連研究での無線センサネットワークへの圧縮センシングの応用は全て、多数のノードが隣接している状態において、隣接ノード間のセンシングデータに存在するスパース性を利用することで圧縮センシングを応用している。すなわち、センシングデータの空間的相関性に注目し、ネットワーク全体としての通信データの削減を行うことを目的としている。この場合、データ圧縮は隣接ノードとの間で行われるため、各ノードは観測行列の中で自分が使う一部のみを保持しておけばよい。しかし、無線センサネットワークのアプリケーションとして、気象情報などの定点観測や異常検知などのようにセンシングデータの時間的相関が重要となる場合が考えられる。このような場合に

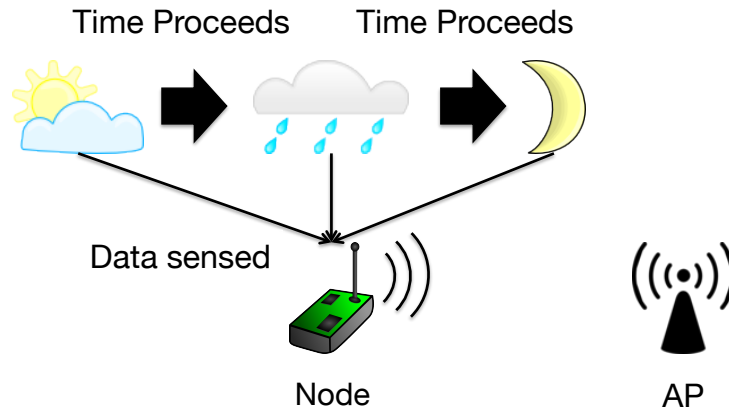


図 2.8: 本研究での WSN の想定環境

表 2.1: 本研究と関連研究の研究対象の相違点

	関連研究	本研究
圧縮対象	ネットワーク全体の通信量	単一ノードの通信量
スパース性	隣接ノード間のセンシングデータ (データの空間的相関)	単一ノードのセンシングデータ (データの時間的相関)
観測行列	一部のみ保持	全て保持

は，単一のセンサノードが送信するデータ量を削減しなければならない．すなわち，図 2.8 のように時々刻々と変化する情報を単一のデータでセンシングし，AP まで送信するという状況に圧縮センシングを応用する場合には， $N \times M$ のサイズを持つ観測行列を全て一つのノード上に実装しなければ，データの圧縮を行うことができない．本論文ではこのような無線センサネットワークの利用形態を想定して，圧縮センシングを単一のセンサ上で行うことを目標としている．以上のことから，本研究と関連研究における立ち位置の相違をまとめると，表 2.1 のようになる．

2.4.2 センサノードのメモリ制限

本論文のように，単一のセンサノード上で圧縮センシングによりセンシングデータの圧縮を行う場合には，センサノードのメモリ容量が問題となってくる．観測行列のサイズは $N \times M$ であるため，例えば $N = 128$ の信号を観測する場合， $M = 8, 32, 64$ でもそれぞれ 1kB, 4kB, 8kB のメモリ容量が必要となる．ここで，表 2.2 に代表的な小型センサノードが搭載している MCU とメモリ量を示す [8, 34, 35]．表 2.2 からわかるように，一般的な小型センサノードを用いる場合，搭載されているメモリ容量は 1~10kB 程度であるため， $N \times M$ ものサイズを持つ観測行列をセンサノードのメモリ上に実装することは困難である．

ここで，センサノードの中には主記憶メモリの他に 2 次記憶装置としてフラッシュメモリを搭載していることがある．このフラッシュメモリは主記憶メモリよりも容量が大きいため，フラッシュメモリ上に観測行列を搭載するという手段が考えられる．しかし，表 2.3 のようにフラッシュメモリの read 時には，無線機器を動作させた時の約 $\frac{1}{5} \sim \frac{1}{6}$ 程度の電流が流れる．圧縮計算を行う際に

表 2.2: 代表的な小型センサノードにおける MCU 性能

		MICAz	IRIS	TelosB	eZ430-RF2500
Micro Controller	chip	ATMega128L	ATMega128	MSP430 F1611	MSP430 F2274
	TYPE	7.37MHz,8bit	7.37MHz,8bit	8MHz,16bit	16MHz,16bit
	SRAM	4kB	8kB	10kB	1kB
	Programm Memory	128kB	128kB	48kB	32kB
Radio Transceiver	chip	CC2420	RF230	CC2420	CC2500
	Frequency	2.4GHz	2.4GHz	2.4GHz	2.4GHz
	Max Data Rate	250kbps	250kbps	250kbps	500kbps
Flash Memory	chip	AT45DB014B	AT45DB014B	ST M25P80	None
	Size	512kB	512kB	1MB	

表 2.3: フラッシュメモリアクセス時と無線動作時の消費電流

Operating Current(mA)		MICAz	IRIS	TelosB
Radio Transceiver	Receive	19.7	16	23
	Transmit	17	17	21
	Sleep	0.001	0.001	0.005
Flash Memory	Write	15	15	20
	Read	4	4	4
	Sleep	0.002	0.002	0.05

は、フラッシュメモリの read が $N \times M$ 回と頻繁に発生するため、フラッシュメモリへのアクセスによるセンサノードのエネルギー消費は無視することはできない。また、eZ430-RF2500 のように、フラッシュメモリが搭載されていないセンサノードも存在する。このことから、フラッシュメモリではなく、主記憶メモリ上にのみ観測行列を実装する必要がある。

その他の観測行列の実装方法として、観測行列はランダム行列であるため、疑似乱数発生回路を使うことで実現することができる。Mascarenas らは Linear Feedback Shift Register (LFSR) 疑似乱数発生回路を用いることで、IRIS Mote にも搭載されている MCU である ATMega1281 に観測行列を実装し、圧縮センシングによって構造物のヘルスマニタリングを行うセンサノードのプロトタイプを作成している [36]。しかし、乱数発生回路は通常の小型センサノードには搭載されていないことも多く、大規模な無線センサネットワークを実現する場合には、ハードウェアを追加するためのコストが大きくなってしまふ。このため、センサノードへのハードウェアの追加投資は可能なかぎり避けるべきである。

以上のことから、単一のセンサノード上に圧縮センシングを実装する際には、 $N \times M$ の容量を必要とする観測行列のサイズを低減することが不可欠となる。

2.5 他の単一センサノード上での圧縮技術

本節では、単一センサノード上でデータ圧縮を行う圧縮センシング以外の手法を紹介する。

2.5.1 ハフマン符号化に基づく圧縮

Marcelloni らはハフマン符号化を利用した、単一のセンサノード上でのデータ圧縮を提唱している [37]。センサノードがセンシングしたデータ m_i は、 R bit の分解能を持つ ADC によって、 $[0, 2^R - 1]$ までの整数を表すバイナリ形式のデータ r_i に変換される。Marcelloni らはこのデータ r_i に対して、直前のセンシングデータ r_{i-1} との差分 $d_i = r_i - r_{i-1}$ に注目して、この差分 d_i にハフマン符号化を施すことによりデータの圧縮を行っている。ハフマン符号化の原理から、頻度の高いデータ変動値の情報ほど短く圧縮されていくため、データの圧縮が可能となる。しかし、頻度の高いデータ変動値を正しく符号化するためには、センシング対象に対する事前知識が必要である。このため、事前知識が予め得られないような対象をセンシングする際には、ハフマン符号化による圧縮を適用することは難しい

2.5.2 LZW アルゴリズムに基づく圧縮

LZW アルゴリズムは辞書参照を利用した、文字列の圧縮アルゴリズムである [38]。LZW アルゴリズムによる圧縮は、図 2.9 に示すように

1. 入力文字列から初めの文字を文字列変数 `string` に読み込む
2. 次の文字を読み込み、`string` に追加する
3. 辞書を参照し、2 までで読み込んだ文字列変数 `string` が登録されていれば、2 に戻り次の文字を読み込む
4. 文字列変数 `string` が辞書に登録されていないならば
 - 4.1 2 で読み込む直前までの文字列変数を、辞書を参照してエンコードする
 - 4.2 2 までで読み込んだ文字列変数 `string` を新たに辞書に登録する
 - 4.3 2 で読み込んだ文字で文字列変数 `string` を初期化し、2 に戻り次の文字を読み込む

という手順を、入力文字列の終わりまで繰り返すことにより行われる。Sadler らはこの LZW アルゴリズムを、センサノードがセンシングしたデータのビット列に応用することにより、単一のセンサノード上でデータを圧縮する手法を提案している [7]。

ここで、LZW アルゴリズムは辞書参照に基づくアルゴリズムであるため、辞書を格納するために多くのメモリが必要であり、マイコン上のメモリ量が著しく制限されているセンサノードには必ずしも適していない。このため、作成された辞書は多くの場合、2 次記憶のフラッシュメモリ上に記憶されることになるが、先に述べたとおり、圧縮時に頻繁にフラッシュメモリにアクセスすると、その際に消費されるエネルギーが無視できなくなる。また、LZW アルゴリズムでは辞書の更新が行われるため、フラッシュメモリへの write も発生しうる。表 2.3 のように、フラッシュメモリへの write は無線機器の動作時に匹敵するほどの電流が消費されてしまう。また、Mathur らの研究では、MICAz 上でフラッシュメモリに書きこむ際に消費される電力は、無線通信時に消費される電力よりも大きいということが示されている [39]。このため、LZW アルゴリズムを用いると、圧縮時の消費エネルギーが大きくなりすぎ、かえって消費エネルギーを増加させてしまう危険がある。

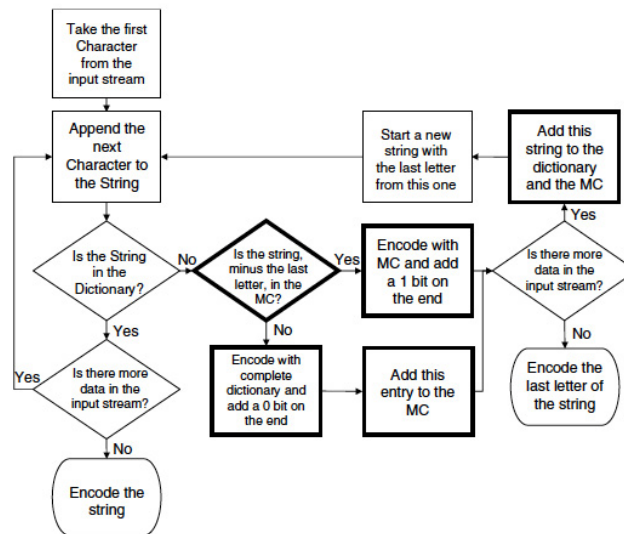


図 2.9: LZW アルゴリズムのフローチャート [7]

2.5.3 ランレングス符号化に基づく圧縮

ランレングス符号化は，入力信号の中でデータ d が n 回登場した際に，この連続したデータを $[d\ n]$ と表現することで圧縮を行う，可逆圧縮アルゴリズムである．ランレングス符号化は，LZW アルゴリズムと異なり，少量のメモリで圧縮計算を行うことができるため，センサノードの主記憶メモリ上だけでデータを圧縮することができる．しかし，センシングデータは時々刻々と変化していくため，通常のランレングス符号化では大きな圧縮効果を望むことは難しい．

そこで，Capo-Chichi らはランレングス符号化の条件を緩和し，圧縮計算にある程度の非可逆性を持たせることにより，データの圧縮効果を高めた，センサノード向けのランレングス符号化である K-Run Length Encoding(K-RLE) を提案した [40]．K-RLE による圧縮は，データ d に対して，次に読み込んだデータが $[d - K, d + K]$ までの値であれば，そのデータを d とみなしてランレングス符号化により圧縮するというものである．Capo-Chichi らは TI MSP430 系列のマイコンを使用したセンサノードを想定し，K-RLE アルゴリズムにより Libreville, Cayenne, Montbeliard, Svalbard の 4 都市の年間気温データを圧縮することで，非可逆圧縮であるものの LZW アルゴリズムよりも遥かに少ないメモリ量で，LZW と同程度の圧縮効果を実現している．

しかし，K-RLE もランレングス符号化に基づくアルゴリズムであるため，時系列による変動が大きなデータに対しては，圧縮効率が大きく下がってしまう．また，データにノイズが発生する場合，ノイズによる変動が閾値 K を超えてしまうと圧縮率が著しく低下するなど，ノイズ耐性の低さが問題となる．

2.5.4 圧縮センシングの優位性

本節で紹介したセンサノード上での圧縮技術が抱えている問題を整理すると，単一のセンサノード上で圧縮を行う際に必要となる要件は

- センシングデータに対する事前知識が必要でない

- センシングデータの変動に対して頑健である
- センサノードのMCU上の主記憶メモリのみで圧縮計算が行える

というものである。圧縮センシングではデータに対して必要となる事前知識は、センシング対象にスパース性が存在するというだけであり、自然界の信号は通常何らかの基底でスパースになることがほとんどである。また、データがスパースとなる基底さえ存在すれば、センシングデータの変動で圧縮率が著しく低下することもない。3つ目のメモリ搭載量の問題は、圧縮センシングを用いる場合にも生じる問題である。しかし、観測行列を工夫することで主記憶メモリ上のみで圧縮センシングを実装することが可能となる。この手法について続く第3章で説明する。以上のことから、単一センサノード上でのデータ圧縮には、圧縮センシングが適していると考えられる。

2.6 まとめ

本章では、圧縮センシングの数学的な原理についてまとめ、無線センサネットワークへの既存の応用例について述べ、本研究との立ち位置の違いについて明らかにした。また、圧縮センシングの他に単一センサノード上でデータを圧縮する手法について紹介し、圧縮センシングの優位性について明らかにした。また、圧縮センシングを単一センサノード上に実装する際には、観測行列がセンサノードのMCUに搭載されたメモリ量に対して大きくなりすぎてしまうという問題について指摘した。次の第3章でこの問題を解決する手法について説明する。

第3章

循環行列を用いたセンサノードへの圧縮センシングの実装

3.1 はじめに

本章では、第2章で述べた単一のセンサノード上に圧縮センシングを実装する際に、MCUのメモリ量が不足してしまうという問題に対して、観測行列として循環行列を用いることで必要なメモリ量を低減する手法を提案する。また提案手法を実際のセンサノードである eZ430-RF2500 [8] に搭載し、圧縮時と送信時に消費されるエネルギーを測定し、エネルギー削減効果を見込むことができる圧縮率の一般関係を導出する。

3.2 循環行列を用いた観測行列サイズの低減

3.2.1 循環行列による観測

単一のセンサノード上に圧縮センシングを実装する際に、最も MCU のメモリ量を要求するのは観測行列 Φ であり、観測対象の信号サイズを N 、圧縮後の信号サイズを M とすると、 $N \times M$ のメモリ容量が必要となる。このため、圧縮センシングをセンサノードに実装するためには、観測行列 Φ のサイズを低減しなければならない。そこで、観測行列として循環行列を用いた圧縮センシング手法を提案する。循環行列とは、式 (3.1) に示されるように、 $\phi_i(j)$ を行ベクトル ϕ_i の j 番目の要素とした時、 $1 \leq k \leq N$ 、 $1 \leq i \leq N$ に対して、 $\phi_i(\text{mod}(N, k+i-1)) = \phi_1(k)$ となる要素から成る行列のことである。ここで、 $\text{mod}(a, b)$ は a を法とする b の剰余を表す。

$$\Phi = \begin{pmatrix} \phi_{1,1} & \phi_{1,2} & \phi_{1,3} & \cdots & \phi_{1,N} \\ \phi_{1,2} & \phi_{1,3} & \phi_{1,4} & \cdots & \phi_{1,1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ \phi_{1,M} & \phi_{1,M+1} & \phi_{1,M+2} & \cdots & \phi_{1,M-1} \end{pmatrix} \quad (3.1)$$

循環行列では、始めの1行のみを保存することで残りの行のすべての要素を、行のシフト操作によって再構築することができるため、観測行列を実装するために必要なメモリ量は観測対象の信号サイズ N にまで低減することができる。観測行列を循環行列にすると、式 (2.8) の RIP を満たさなくなることがある。しかし、そのような場合でも完全にランダムな行列を観測行列として用いる通常の圧縮センシングと同様に、信号を復元することができることが Bajwa らによって確認されている [41]。

3.2.2 循環行列のランダム性確保

3.2.1 節のように、循環行列を用いることでセンサノード上に実装しなければならない観測行列のサイズを N にまで低減することができる。しかし、圧縮センシングにおいては、観測行列のランダム性は復元効率を左右する重要な要素となる。循環行列は通常の圧縮センシングで用いられる完全ランダム行列と比べて、ランダム性が低いため、観測対象の信号によっては復元精度が劣化してしまうことがある [42]。そこで、観測行列にランダム性を与えるために、行列を循環シフトする幅を1から N までランダムに変更することを考える。すなわち、図 3.1 のように循環行列の行をランダムに M 行、抜き出すことにより、観測行列 Φ を生成する。このためには、第一行目のベクトルだけでなく、どれだけ要素をシフトさせるかの乱数が M 個必要となる。これより、観測行列を実装するために必要なメモリ量は、 $N + M$ となる。

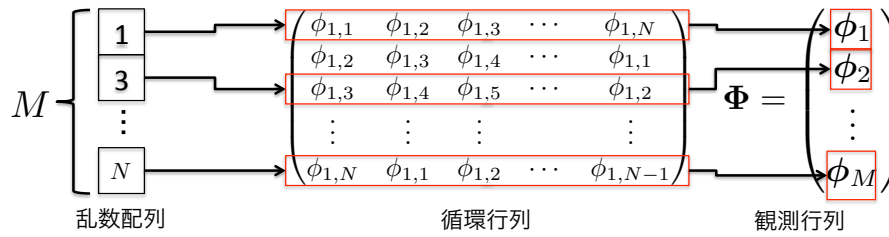


図 3.1: ランダム性を確保した循環行列による観測行列

```

x[N] : Sensing data
y[M] : Output data
Φ[N] : Measurement matrix
idx[M] : Random number from 0 to N - 1
i = 0, j = 0 : Iteration indices
if ith data x[i] sensed then
  while j < M do
    y[j] ← x[i] × Φ[mod((i+idx[j]),N)]
    j ← j + 1
  end while
  i ← i + 1
end if

```

図 3.2: 提案手法による圧縮アルゴリズムの擬似コード

3.2.3 圧縮のアルゴリズム

以上のような観測行列を用いたときの、センサノード上での圧縮アルゴリズムの擬似コードを図 3.2 に示す。圧縮センシングではセンシングデータ d における k 番目の要素 d_k は、観測対象の信号 x と圧縮行列 Φ の第 k 行ベクトル $\phi_k = (\phi_{k,1}\phi_{k,2}\dots\phi_{k,N})$ を用いて、 $d_k = \sum_{i=0}^N x_k\phi_{k,i}$ と表される。ここで、図 3.2 のように、 i 番目のセンシングデータ x_i をセンシングした際に、圧縮行列 Φ の第 i 列ベクトル $\phi_i = (\phi_{1,i}\phi_{2,i}\dots\phi_{N,i})^T$ との積 $x_i\phi_i$ を計算し、以前得られたセンシングデータ d へ加算する、という計算を N 回繰り返すという形で圧縮計算の順序を変更する。これにより、圧縮センシングにおける圧縮と観測を同時に行うことができるという性質を利用している。

3.2.4 提案手法によるメモリ使用量の低減効果

提案手法を用いてセンサノードに圧縮センシングを実装した際のメモリ使用量の低減効果を確認するため、National Data Buoy Center にて公開されている、海洋温度の実測データを用いた実験を行う [43]。データは 2008 年 3 月 29 日の北緯 7 度、西経 180 度の地点のものであり、この海洋温度データに対して、提案の観測行列を用いた場合と、通常のランダム行列を用いた場合の復元誤差を正規化平均二乗誤差を用いて評価する。この実験では、基底変換行列 Ψ として 8 レベルの Le Gall ウェーブレット逆変換を、観測行列は各要素に ± 1 が等確率でランダムに現れる $\Phi = \{+1, -1\}$ となる行列を利用する。以下、本論文ではこの行列をバイナリ行列と呼ぶ。

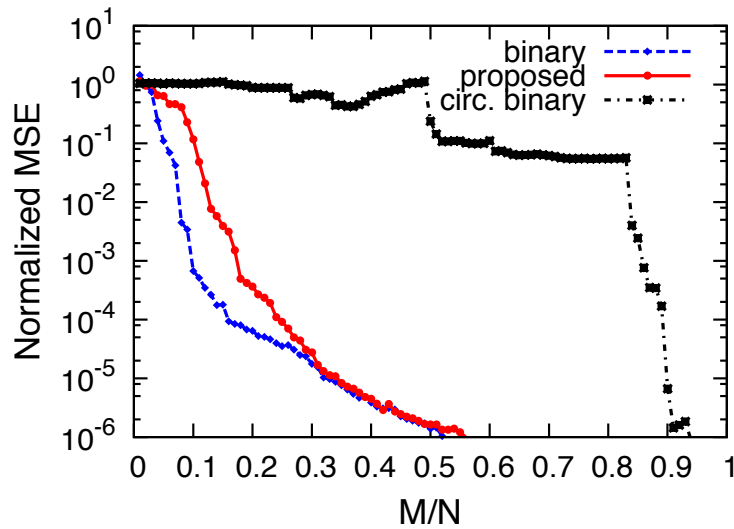


図 3.3: 観測数を変更した際の正規化平均二乗誤差

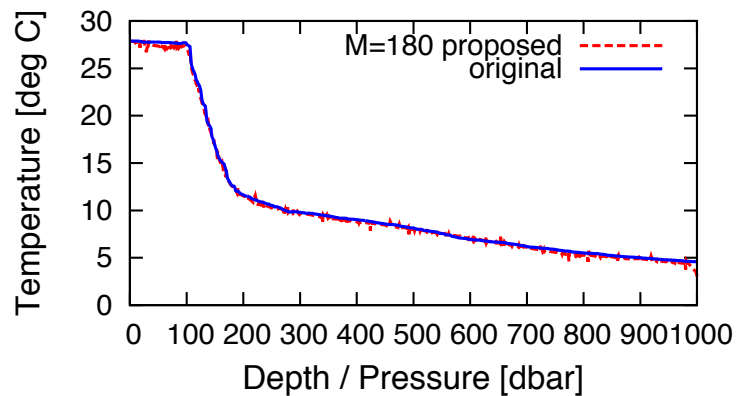
図 3.4: 元の信号と $M=180$ から復元した信号

図 3.3 に観測数 M を 10 から 1000 まで変化させた際の、正規化平均二乗誤差を示す。青線が完全にランダムなバイナリ行列、黒線が 1 行目を循環させた循環バイナリ行列、赤線が提案手法である循環バイナリ行列の行をランダムに抜き出した観測行列となる。3.2.2 節で述べたように、単純な循環行列を観測行列として用いると、復元精度が著しく低下してしまう。一方で、提案手法を用いた場合には、完全ランダムなバイナリ行列を用いた場合と同じように、 M が増えるごとに復元精度が上昇し、 $M/N = 0.35$ で復元精度が一致することがわかる。また、提案手法、ランダムバイナリ行列のどちらの場合も、正規化平均二乗誤差が 10^{-3} までは誤差が大きく減少し、以降は緩やかに減少している。正規化平均二乗誤差が 10^{-3} 以下となるのは、提案手法の場合は $M = 180$ 、ランダムバイナリ行列の場合は $M = 100$ の時である。図 3.4 に $M = 180$ で提案手法を用いて復元した場合の復元データと、元の温度データを示す。図 3.4 から、復元データは元のデータの大部分をかなりの精度で復元できていることがわかる。このことから、提案手法では $M = 180$ の時点が、ランダムバイナリ行列では $M = 100$ の時点が圧縮対復元の効率が最も良い地点であるといえる。

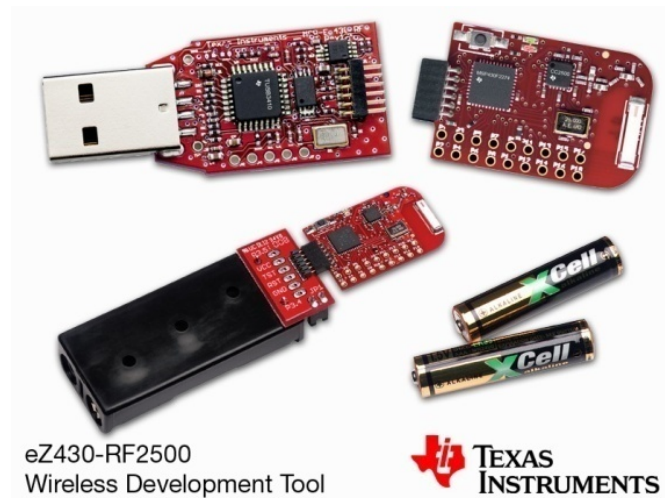


図 3.5: 実験に用いた無線センサノード [8]

このとき、センサノード上で圧縮を行うために必要なメモリ量を比較する。ランダムバイナリ行列を用いた場合には、必要なメモリ量は $1,000 \times 100 + 100 = 100,100$ Byte であるのに対して、提案手法では $1000 + 2 \times 180 = 1,360$ Byte である。これより、提案手法を用いた場合には、通常の圧縮センシングで用いられる乱数行列に対して、約 1.36% のメモリ量で同程度の復元精度を達成可能な圧縮センシングを実装することができる。また、ランダムバイナリ行列の場合には、実装に必要なメモリ量が 100kB 程度もあるため、2 節で挙げたセンサノードに実装することができない。一方、提案手法では必要なメモリ量は 1.3kB 程度であるため、それぞれ 4kB, 10kB の SRAM 量を持つ MICAz や TelosB といったセンサノードに実装可能である。

3.3 センサノード上での圧縮計算およびデータ送信時の消費エネルギー測定

本節では、前節で提案した、ランダム性を確保した循環行列を実際の小型無線センサノードに実装し、圧縮計算とデータ送信で消費される電力を測定し、評価を行う。

3.3.1 測定環境

センサノード上での圧縮計算にかかる消費電力を測定するにあたり、無線センサノードとして Texas Instruments 製の eZ430-RF2500 を使用した (図 3.5)。eZ430-RF2500 は 16bit の超低消費電力 MCU, MSP430F2274 と 2.4GHz のトランシーバ, CC2500 通信モジュールを搭載した小型無線センサノードである [8]。このセンサノードを用いて、10 分に一度センシングを行い、1 日分の 144 個のデータを圧縮して送信する場合、すなわち元信号のサイズ $N = 144$ となる場合を想定して、圧縮計算及びデータ送信にかかる消費電力を測定した。eZ430-RF2500 に第 3.2.2 節にて提案した観測行列 Φ を実装し、ノード上で圧縮計算を行うときの消費電力を測定する。ここで、測定に用いた観測行列はバイナリ行列である。これは、eZ430-RF2500 の MCU である MSP430F2274 が浮動小数点演算をサポートしていないためである。測定は Agilent 社のマルチメータ 34410A/11A

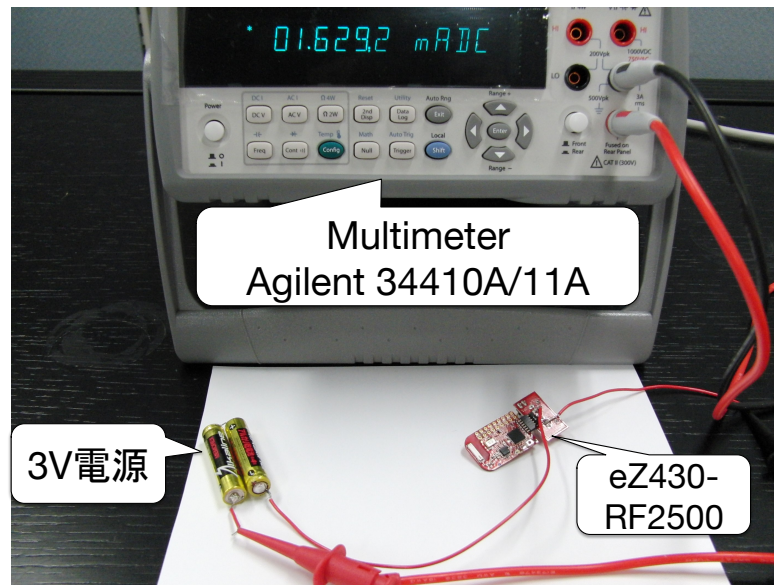


図 3.6: 消費電力測定の様子

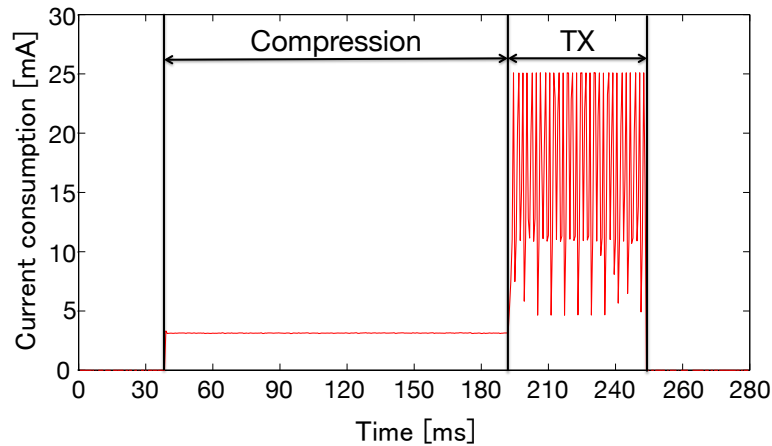
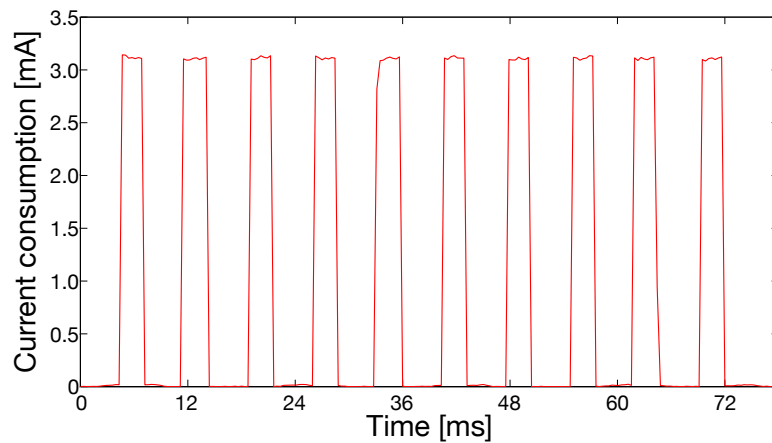
を用いて行い、図 3.6 のように eZ430-RF2500 に 3V 電源を接続し、電源とノード間にマルチメータを電流計として接続することにより、圧縮計算時及びデータ送信時にノードに流れる電流を測定した。

図 3.7 に送信データのサイズ $M = 30$ にまで圧縮した場合の、圧縮計算とデータ送信で消費される電流を示す。約 35~200 ms の間に圧縮計算が行われ、200~250 ms の間でデータ送信が行われている。圧縮計算では平均で約 3 mA の電流が流れるのに対して、データの送信では平均で約 16 mA の電流が流れており、圧縮計算を行う場合と比べてデータの送信には約 5.3 倍の電流がノードに流れていることがわかる。しかしながら、図から明らかであるように圧縮計算にかかる時間はデータ送信と比べて 100 ms 以上も多くの時間を必要としている。また、データ送信では一つのデータを送るたびに電流の変動が大きく出ており、一つのデータを送るために必要な電力にばらつきが大きい。このため、電力の瞬時値だけでなく、実際の計算と送信にかかる時間を考慮して消費エネルギーの比較を行う。

3.3.2 圧縮計算時の消費エネルギー

圧縮後のサイズ $M = 1$ となる場合について、圧縮計算でノードに流れる電流を測定する。測定は 10 回行い、10 回それぞれの場合において流れた電流を図 3.8 に示す。それぞれの測定において、圧縮にかかった時間は約 4.2 ms であり、消費エネルギーは図 3.8 の電流が流れた部分の面積に、電源電圧 3 V をかけることによって計算する。計算の結果、 $M = 1$ の場合において、圧縮時にノードで消費されるエネルギーは平均で 40.5 μJ であった。ここで、図 3.7 のように、圧縮計算時に流れる電流はほぼ一定値であり、また圧縮計算は行列積であるため圧縮にかかる時間も圧縮後のサイズ M に比例して増加していくと考えられる。これより、圧縮時の消費エネルギーは、圧縮後のサイズ M に対して $40.5 \times M \mu\text{J}$ であると考えられる。

また、圧縮計算の計算量は行列積であることから $O(MN)$ であるため、観測対象の大きさ N に

図 3.7: $M = 30$ に圧縮したときの電流図 3.8: $M = 1$ の場合における圧縮計算で流れる電流

対して，一度の圧縮で消費されるエネルギーは $40.5 \times \frac{N}{144} \mu\text{J}$ となると考えられる．これより， N ， M に対して消費されるエネルギーは一般的に，式 (3.2) のようになる．

$$0.281 \times M \times N \mu\text{J} \quad (3.2)$$

3.3.3 データ送信時の消費エネルギー

次に，データ送信時における消費エネルギーを測定する．送信するデータのサイズ M を 2~144 まで変化させ，それぞれの M についてデータの送信時にノードに流れる電流を 10 回測定し，消費エネルギーを計算した．10 回の測定で得られた消費エネルギーの平均を図 3.9 の赤線に示す．データ送信時には $M = 2 \sim 144$ の間で平均 $0.18 \sim 14.4 \text{ mJ}$ のエネルギーが消費されている．一方，図 3.9 の青線は前節にて述べた圧縮計算で消費されるエネルギー $40.5 \times M \mu\text{J}$ を表したものである．この図より，圧縮計算とデータ送信では，データ送信で消費されるエネルギーの方が約 2.5 倍程度

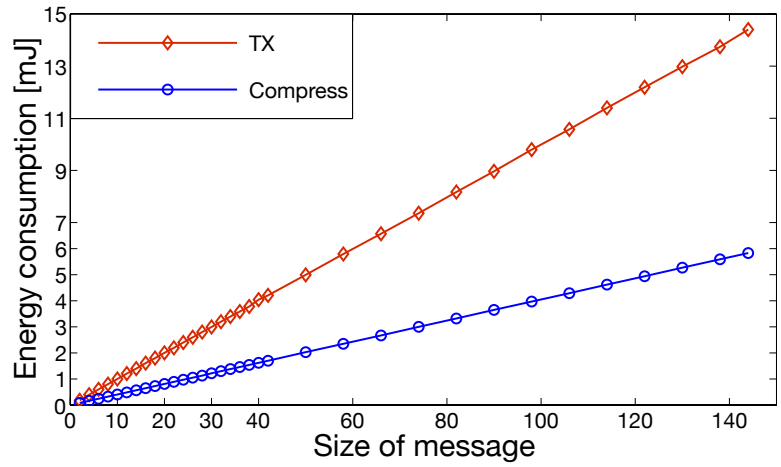


図 3.9: データ送信時の消費エネルギー

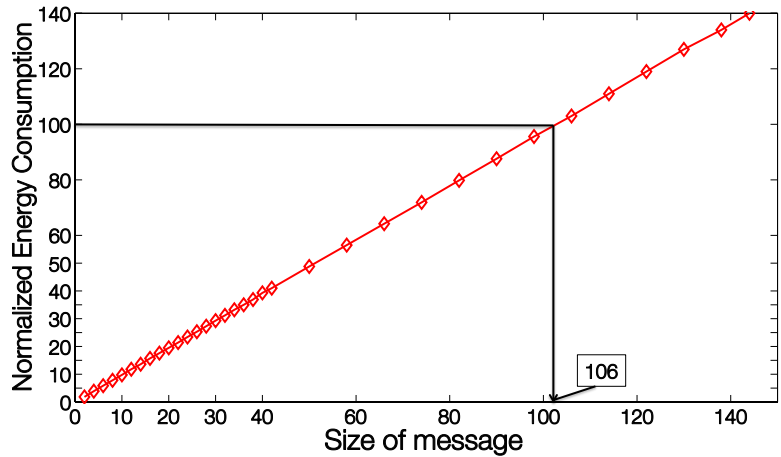
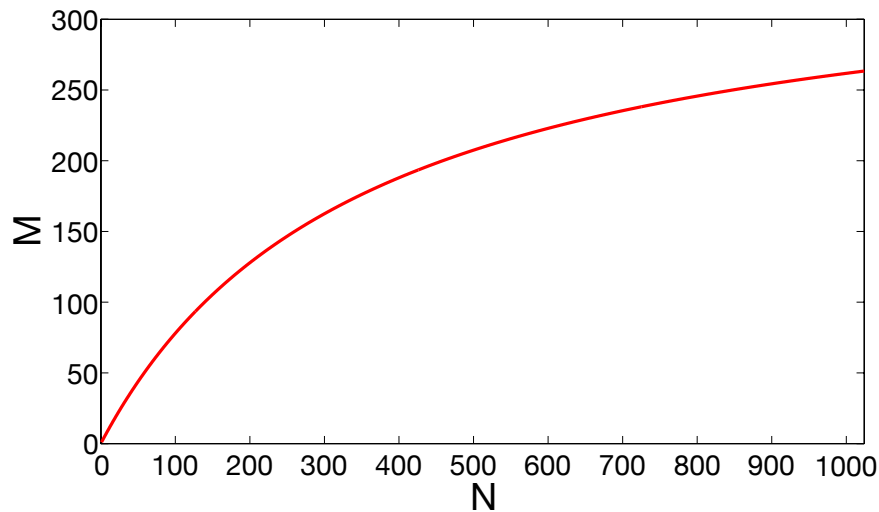


図 3.10: 圧縮を行わない場合で正規化した消費エネルギー

大きく、また送信するデータサイズが大きくなるほどデータ送信の方がより消費するエネルギーが増大していることがわかる。

また、144 個すべてのデータを圧縮計算を行わずに送信する場合の消費エネルギー、すなわち 14.4 mJ を 100 で正規化した場合に、提案手法の圧縮センシングによりデータの送信を行った場合の消費エネルギーの関係を図 3.10 に示す。このとき、圧縮後のメッセージサイズ M が 106 を超えると、圧縮計算による消費エネルギーの増大がメッセージサイズを小さくすることによる送信時の消費エネルギーの削減効果を上回ってしまう。これより、ノードの省電力化を行うためには、 $M < 106$ すなわち圧縮率 $1 - \frac{M}{N}$ が 24.6%以上である必要がある。

図 3.11: N に対する M の境界条件

3.3.4 一般の場合における圧縮計算とデータ送信時の消費エネルギー

一般の信号サイズ N と圧縮後のサイズ M の場合について考える．図 3.9 において，送信時の消費エネルギーを最小二乗法により直線で近似する．このとき得られる直線の傾きは 0.0998 である．これより，提案手法による総消費エネルギーは観測対象のサイズ N と圧縮後の信号サイズ M に対して，式 (3.3) のようになる．

$$0.281 \times 10^{-3} \times M \times N + 0.0998 \times M \text{ mJ} \quad (3.3)$$

ここで，提案手法により消費エネルギーの削減を行うためには，式 (3.4) を満たす必要がある．

$$0.281 \times 10^{-3} \times M \times N + 0.0998 \times M \leq 0.0998 \times N \quad (3.4)$$

これより，圧縮後の信号サイズ M が満たすべき式は，式 (3.5) で与えられる．

$$M \leq N / (1 + 2.82 \times 10^{-3} \times N) \quad (3.5)$$

このとき， M の境界条件は図 3.11 のように与えられる．図 3.11 において，それぞれの全信号サイズ N に対して，圧縮後の信号サイズ M が，境界線よりも内側に存在していれば，圧縮による消費エネルギーの削減を行うことができる．ここで，図 3.11 のように N が大きくなるほど満たすべき M の増加は鈍化していくため，圧縮による消費エネルギーの削減効果を得るためには，信号の圧縮率 $1 - \frac{M}{N}$ を大きくする必要がある．

3.4 まとめ

本章では圧縮センシングをセンサノード上に実装するために、循環行列を用いることで観測行列のサイズを低減した。また、循環行列を用いることで低下してしまう行列のランダム性を確保するために、循環行列の行をランダムに抜き出すような、ランダム性を確保した循環行列による圧縮センシング手法を提案した。これにより、必要となる観測行列のサイズを $N \times M$ から、 $N + M$ にまで低減させることができた。また、実際のセンサノードである eZ430-RF2500 に提案手法を実装し、圧縮計算とデータ送信で消費されるエネルギーの計測を行い、データを圧縮することで、消費エネルギーを削減することのできる圧縮率について評価を行った。評価の結果、 $M \leq N / (1 + 2.82 \times 10^{-3} \times N)$ を満たすとき、提案手法によってセンサノードの消費エネルギーを削減することができる。

第4章

土壤水分モニタリングへの 応用



図 4.1: 実験に用いた土壌水分センサ (左) とデータロガー (右) [9, 10]

4.1 はじめに

農業分野における IT 化は、IoT 時代の到来へ向けて最も注目を浴びている例の一つであり、天候や地質などの環境情報や作物の生体情報といった農作物の栽培に関わる情報をセンサを用いて収集することにより、農業のオートメーション化や栽培におけるノウハウ管理への応用が期待されている。実際に、Holler の Camalie Vineyards での実地実験では、広さ 4.4 エーカーのブドウ木の栽培場において、10 箇所土壌水分モニタリングを 10 分毎に行うことで灌漑のタイミングを制御する試みが行われている [44]。

本章では提案手法のアプリケーションとして、この土壌水分モニタリングへ着目し、実測の土壌水分データを用いて、提案手法によるセンサノードの消費エネルギー削減効果を述べる。土壌水分を実測するに当たっては、DECAGON 社製の土壌水分センサ EC-5 に純正のデータロガー Em5b を取り付けした場合 (図 4.1)、EC-5 を eZ430-RF2500 センサノードに取り付けた場合の両方について検討を行った [9, 10]。

4.2 土壌水分モニタリングへ圧縮センシングを応用した関連研究

土壌水分モニタリングへ圧縮センシングを応用した先行研究として、Wu らの研究がある。Wu らはミシガン大学の Matthaei Botanical Garden で 10 分毎に計測した 2ヶ月間の土壌水分データに対して圧縮センシングを行うことで、サンプリングレートを落とすとしても、元の土壌水分データを高い精度で復元できることを示している [45]。また、Wu らは土壌水分は水の供給があった際に急激に上昇し、それ以外では緩やかに単調減少するという傾向があるため、一つ前のセンシングデータとの差分を取ることで、データをスパースにすることができると注目し、基底変換行列に差分行列を用いることを提案している。

Wu らの手法はセンサノードのサンプリングレートを落とすことを目的とするため、観測行列にはランダムサンプリングによりサンプリングを間引く行列、すなわち式 (4.1) のように各行に一つの 1 が、各列に高々一つの 1 が出現するような、スパース行列が用いられる。

$$\Phi = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 \end{pmatrix} \quad (4.1)$$

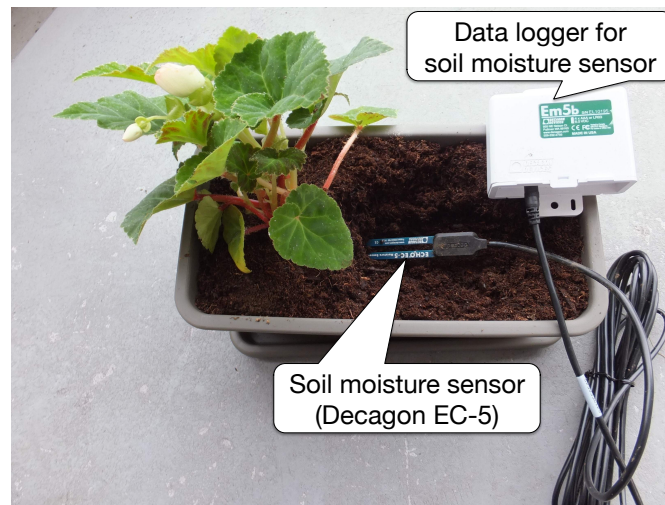


図 4.2: 土壌水分計測の環境

このように、ランダムサンプリングによってセンシング回数を間引く場合、水の供給が行われたタイミングでセンシングが間引かれてしまった場合、土壌水分の急峻な変化をとらえることができないという問題がある。特に、Holler の例のように土壌水分モニタリングにより灌漑のタイミングを制御する場合には、水の供給が行われる直前と直後のデータが重要となると考えられる。通常、農地での水の供給は人間の手によって行われる他に、雨などの天候に左右されることもあるため、水の供給が起こるタイミングを正確に把握することは難しい。そのため、ランダムサンプリングによる観測では、水供給の前後という重要なデータを損失してしまう可能性がある。Wu らはこの問題に対して、降雨を検知するセンサを別に用意し、降雨の検知をセンシングのトリガとすることで解決すると述べているが、ハードウェアの追加投資なくモニタリングを行えることが望ましい。

以降、本研究ではこの Wu らの手法を既存手法とし、提案手法との比較の対象とする。

4.3 実測の土壌水分データを用いた提案手法の効果テスト

実測データに対するセンサノードの省エネルギー化の効果を確認するため、土壌水分データへの提案手法による圧縮センシングの適用を行う。観測対象となる水分データは図 4.2 のように、筆者自宅の庭から土と植物をプランターに採取し、プランター内に水分センサを設置して収集した。土壌水分は DECAGON 社の土壌水分センサ EC-5 を用いて 10 分毎に計測を行い、データロガー Em5b にデータを集積する。図 4.3 は 2012/9/23 00:00 から 2012/9/29 11:59 までの土壌水分データである。9/26, 9/27 の 10:00 及び、9/29 の 12:00 に土壌に水を与えており、給水直後は水分含有量が大きく上昇し、その後緩やかに減少していることがわかる。また、9/24 のように土壌への水やりが行われていないときにも含水量が上昇している時刻が存在するが、これは土壌中の水分が植物の方へ移動したことにより、植物の根付近に刺した EC-5 が反応したためであると考えられる。

得られたデータを 1 日分の $N = 144$ 個に分割し、それぞれに対して圧縮後のサイズ M を変更しながら提案手法による復元を行った。圧縮を行う観測行列は、3.2.4 節と同じく $\Phi = \{+1, -1\}$ なるバイナリ行列を、基底行列 Ψ には、Wu らの手法と同じく差分行列を用いる。ここで、復元後に生じる誤差に関しては土壌水分の急激な変化部分を正確に復元することを目的に、正規化平均

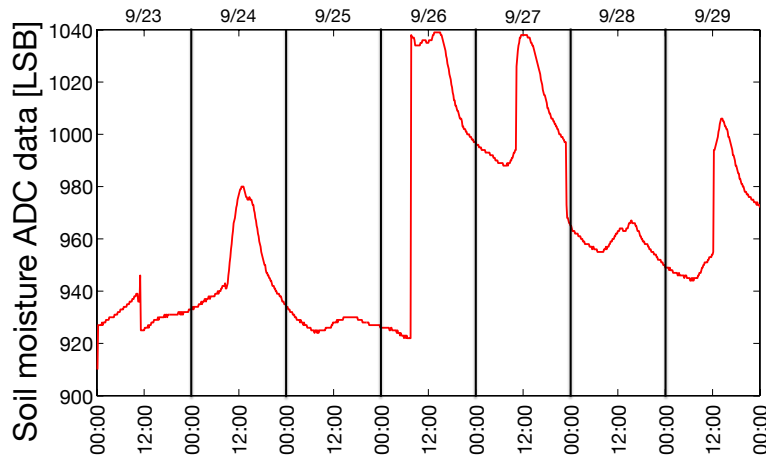


図 4.3: 土壌水分データ

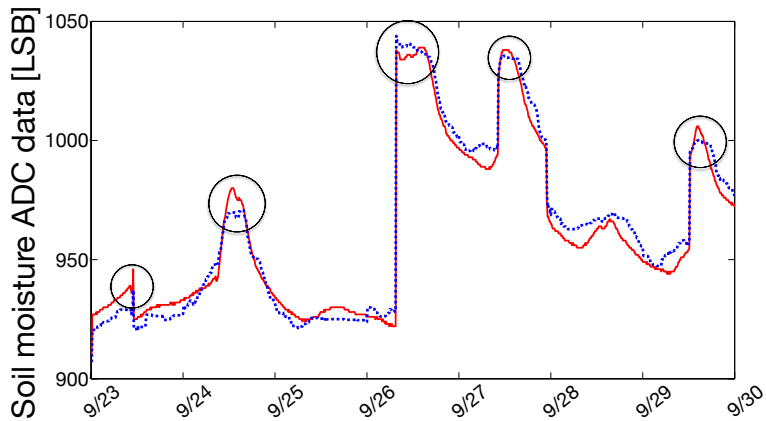


図 4.4: $NMSE=10^{-5}$ で復元された土壌水分データ

二乗誤差 (Normalized Mean Square Error, 以下 NMSE) を 10^{-5} 以下とすることを目標とした。図 4.4 は元データに対して $NMSE=10^{-5}$ となる復元結果を表している。図の赤線は元の土壌水分データを、青線が復元されたデータを表している。ここで、復元結果は、9/23 のはじめの部分や 9/28~9/29 にかけての緩やかに変化をしている部分についての誤差が大きく出ている。しかしながら、図の印をつけた部分のように、水分量が急峻に上昇をする部分については精度よく復元ができており、重要な変化を生じている部分についての復元ができています。これは、信号が差分でスパースであるため急峻な変化があると変化部分のスパース表現における係数が大きくなりエネルギーがその部分に集中するため、 l_1 最小化の復元によって係数の大きい変化部分がより復元されやすいためであると考えられる。

ここで、表 4.1 に $NMSE=10^{-5}$ を初めて満たす M と、提案手法により消費されたエネルギー及び、削減された消費エネルギーの割合を示す。図 3.11 から消費エネルギーを削減できる M の上限値は $N = 144$ に対して、 $M = 102$ であり、いずれもこの条件を満足している。削減されたエネルギーの割合は、圧縮を行わず $N = 144$ 個のデータをそのまま送信したときのエネルギーに対して、

表 4.1: NMSE=10⁻⁵ を満たす M と削減された消費エネルギー

Date	M	Calc. energy [mJ]	TX energy [mJ]	Total energy [mJ]	Saved energy [%]
Sept.23	31	1.26	3.09	4.35	69.8
Sept.24	79	3.20	7.88	11.08	23.0
Sept.25	33	1.34	3.29	4.63	67.8
Sept.26	73	2.96	7.29	10.24	28.9
Sept.27	83	3.36	8.28	11.64	19.1
Sept.28	57	2.31	5.69	8.00	44.5
Sept.29	71	2.88	7.09	9.96	30.8

どれだけのエネルギーが削減されたかを百分率で示している．表からわかるように，24，26，27，29日の水分量が急激に変化する日では，圧縮後のサイズ M がより大きく必要であり，削減できるエネルギーは20～30%程度である．実際の運用上は，ノード内では一日の水分量変化が急峻なものになるかどうかは判断不明であるため M は固定となる．これより， M は最大の $M = 83$ で設定することになり，全体でおよそ19%の消費エネルギーの削減を行うことができる．

4.4 eZ430-RF2500 センサノードへの土壌水分センサ EC-5 の実装

4.3節の結果から，土壌水分モニタリングに対する提案手法の有効性が確認された．本節では，実際に eZ430-RF2500 センサノードで土壌水分モニタリングを行うために，EC-5 センサを実装する方法について述べる．

4.4.1 EC-5 センサの導線の接続方法

eZ430-RF2500 への EC-5 センサの取付は，IRIS-Mote へ EC-5 センサを取り付けた Angelopoulos らの手法を参考に，EC-5 センサのケーブルを切断し，図 4.5 のようにケーブル内部の3本の導線のうち，むき出しの導線を GND ピンに，赤い被覆付きの導線を eZ430-RF2500 の ADC ピンに，白い被覆付きのケーブルをセンサへの電源供給を行うピンに接続する [46]．eZ430-RF2500 ではボード上にピンが18個存在し，ピン構成は pin1 と pin12 が GND ピン，pin2 が Vcc ピン，pin3 から pin11 が Digital I/O 兼 ADC ピン，残りのピンが Digital I/O ピンである．今回は GND ピンとして pin1 を，ADC ピンとして pin3 を，センサへの電源供給のピンとして pin7 を採用した．

4.4.2 センサへの電源供給

ここで，センサへの電圧供給ポートとして pin7 を採用した理由を述べる．Angelopoulos らの手法では，EC-5 センサへの電圧供給源として Vcc ポートを使用している．しかし，このように Vcc ポートと EC-5 センサを直結してしまうと，EC-5 へ常時電流が供給されてしまうことになり，センサノードにおける消費エネルギーが著しく増大してしまう．図 4.6 に Vcc ポートにセンサを接続した場合の，eZ430-RF2500 の電流消費の様子を示す．このとき，eZ430-RF2500 は1秒間のスリープの後にセンシングを行う挙動を繰り返している．通常，センサノードがスリープ状態になる

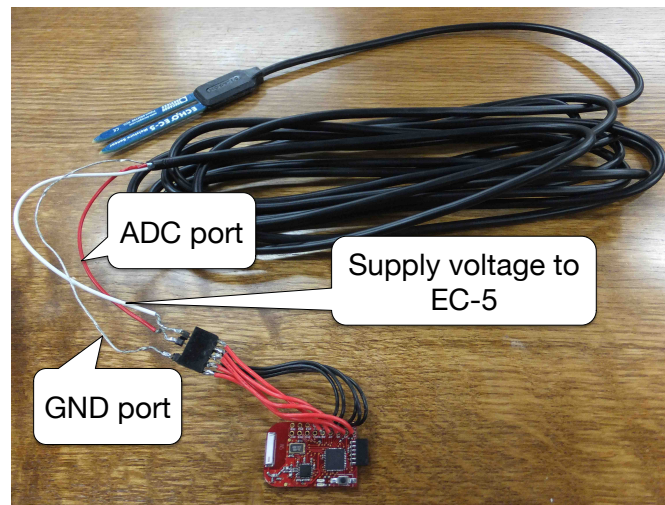


図 4.5: EC-5 センサの eZ430-2500 への取付け

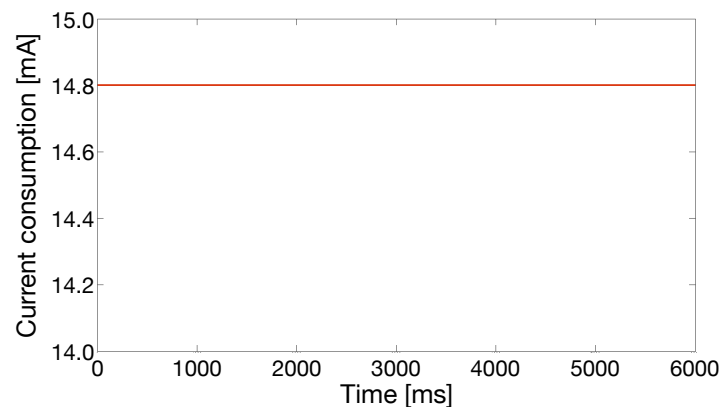


図 4.6: Vcc 接続時のセンサの消費電流

と、消費電流は大きく抑制されるはずであるが、EC-5 センサと Vcc ポートを接続すると、図 4.6 のように常時 14.8mA の電流が流れ続けてしまいスリープモードになっても電流が抑制されない。モニタリングを行う場合には、センシング時とデータ送信時以外の時間はセンサノードをスリープさせるため、スリープ状態でセンサに電流が供給され続けてしまうことは、センサノードの低寿命化を招いてしまう。また、EC-5 センサの ADC による出力電圧は供給電圧の 10% から 40% の間で変動する。そのため、センサへ供給される電圧は一定である必要があり、時間と共に電圧が低下していく電源電圧 Vcc を EC-5 への電源供給に用いることは不適切である。

そこで、eZ430-RF2500 の ADC 用の内部リファレンス電圧を EC-5 への電源供給に用いることを検討する。eZ430-RF2500 の MCU である MSP430F2274 には、ADC の参照電圧として 1.5V または 2.5V の電圧を発生させることができる回路を内蔵しており、ADC の 4 番ポートである pin7 からこの電圧を外部回路へ出力することができる。これより、EC-5 センサへの電圧供給を行うポートとして pin7 を選択し、一定の電圧 2.5V が EC-5 に供給されるようにする。

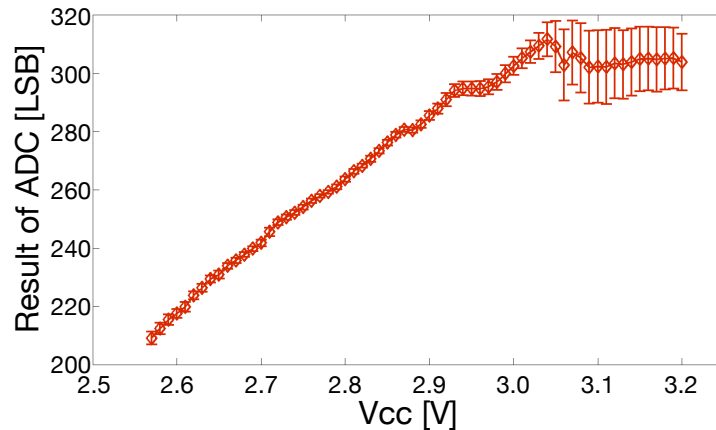


図 4.7: 電源電圧の低下に伴う ADC 結果の変化

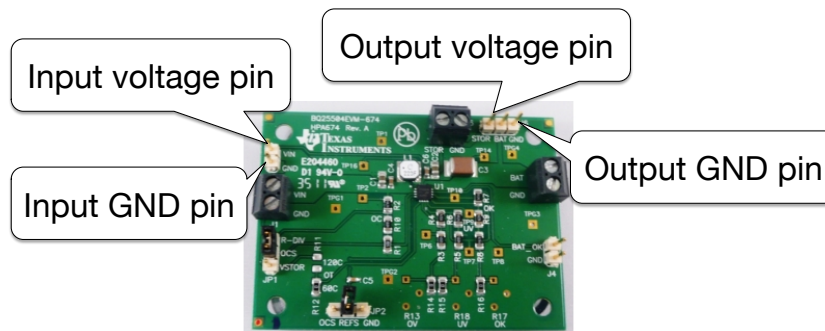


図 4.8: BQ25504 EVM キットの概観 [11]

4.4.3 整流および昇圧回路の挿入

4.4.2 節のように内部リファレンス電圧をセンサへの電源供給として、eZ430-RF2500 に EC-5 センサを接続し、電源電圧 V_{cc} が変化しても ADC の結果が変化しないかを確認する実験を行った。1.5V の乾電池 2 個を直列に接続して eZ430-RF2500 の電源電圧 V_{cc} とし、EC-5 を水に浸した状態で長時間放置し、ADC の出力結果を記録した。図 4.7 は実験の結果であり、横軸が電源電圧 V_{cc} を、縦軸に ADC の出力結果をエラーバー付きで示している。図 4.7 のように、 V_{cc} が 3.0V 以下では電源電圧の低下に伴い、ADC の出力結果も低下してしまっている。これは、EC-5 センサに一定の電圧を供給することができていないことを意味している。この原因として、内部リファレンス電圧の電圧の低さが考えられる。EC-5 センサの動作保証はセンサへの印加電圧 2.5V から 3.6V までであるため、内部リファレンス電圧 2.5V は動作保証範囲の下限値であり、電源電圧 V_{cc} が低下することで、十分な電圧を EC-5 に供給できなくなっていると考えられる。

このため、EC-5 センサへ供給する電圧を十分大きくするために、昇圧と整流を行う回路を EC-5 と eZ430-RF2500 の間に挿入する。使用した昇圧回路は Texas Instruments 社の BQ25504 EVM(以下、EVM) である [11]。EVM は図 4.8 のような構成になっており、VIN-GND 間に入力された電圧が昇圧、整流され、STOR-GND 間に出される。そこで、eZ430-RF2500 の pin1(GND ポート)を EVM の入力側 GND に、pin7 を VIN にそれぞれ接続し、EC-5 センサの GND 用の導線を出力

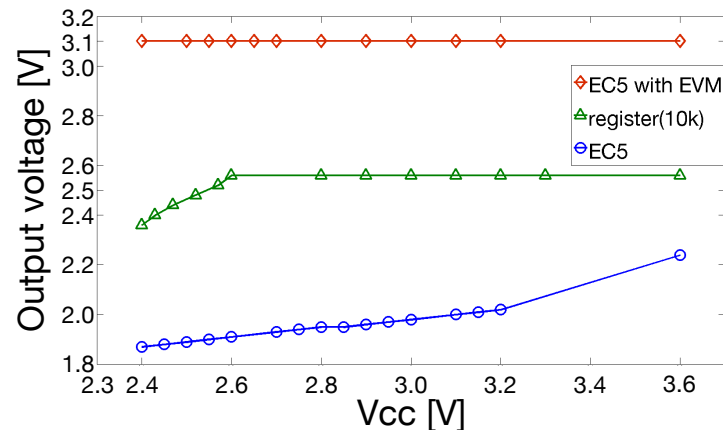


図 4.9: 出力電圧の比較

側 GND，電圧供給用の導線を STOR に接続することで，eZ430-RF2500 の pin7 から外部出力された内蔵リファレンス電圧を昇圧して EC-5 へ供給されるようにした。

この昇圧回路を挿入したことにより，EC-5 センサへ供給される電圧が一定となることを確認するため，次の実験を行った．eZ430-RF2500 の pin1-pin7 の間に EC-5 センサ，10kΩ 抵抗，EVM を挿入した EC-5 の 3 つを接続し，内蔵リファレンス電圧 2.5V を pin7 から外部出力する．このとき，それぞれの端子間に供給されている電圧を，電源電圧 V_{cc} を変えながら測定した．測定の結果は図 4.9 のようになった．図 4.9 の青線が EC-5 センサを直接つないだ場合を示しており，EC-5 に供給されている電圧が内部リファレンス電圧の 2.5V よりも小さく，また V_{cc} が小さくなるにつれ，供給電圧も低下している．このことから，EC-5 センサへ十分な電圧が供給されず，図 4.7 のように ADC の出力が漸減していく結果につながったことが確認できる．一方，赤線は EVM を挿入した場合の EC-5 センサへの供給電圧を示しており，電源電圧 V_{cc} の値にかかわらず約 3.1V で，EC-5 の動作保証範囲内で十分に高い一定の電圧を供給することができていることがわかる．また，緑線は 10kΩ 抵抗を接続した場合の抵抗への供給電圧を示している．この結果から，内蔵リファレンス電圧は電源電圧 V_{cc} が 2.6V 以下になると，出力性能が低下していくことがわかる．この内部リファレンス電圧は ADC の基準電圧としても使用するため， V_{cc} が 2.6V 以下になると ADC の結果も信頼できないものになってしまう．このことから，eZ430-RF2500 の寿命は電源電圧 V_{cc} が 2.6V 未満になるときである．EVM を挿入した EC-5 では，図 4.9 のように V_{cc} が 2.6V 以下でも約 3.1V の電圧が供給されているため，eZ430-RF2500 の寿命が切れるまでの間，継続して使用することができる．

4.4.4 出力電圧安定化のためのクロック遅延

内部リファレンス電圧を外部回路に出力する際には，AD 変換を行う前にリファレンス電圧発生回路と出力先のポート電圧が安定化するまで，クロック遅延をかける必要がある．そのため，AD 変換を行うまでの流れは下記ようになる．

1. ADC ポート 0 番を選択 (pin3 の ADC ポート番号)
2. 内部リファレンス電圧発生回路を ON にする

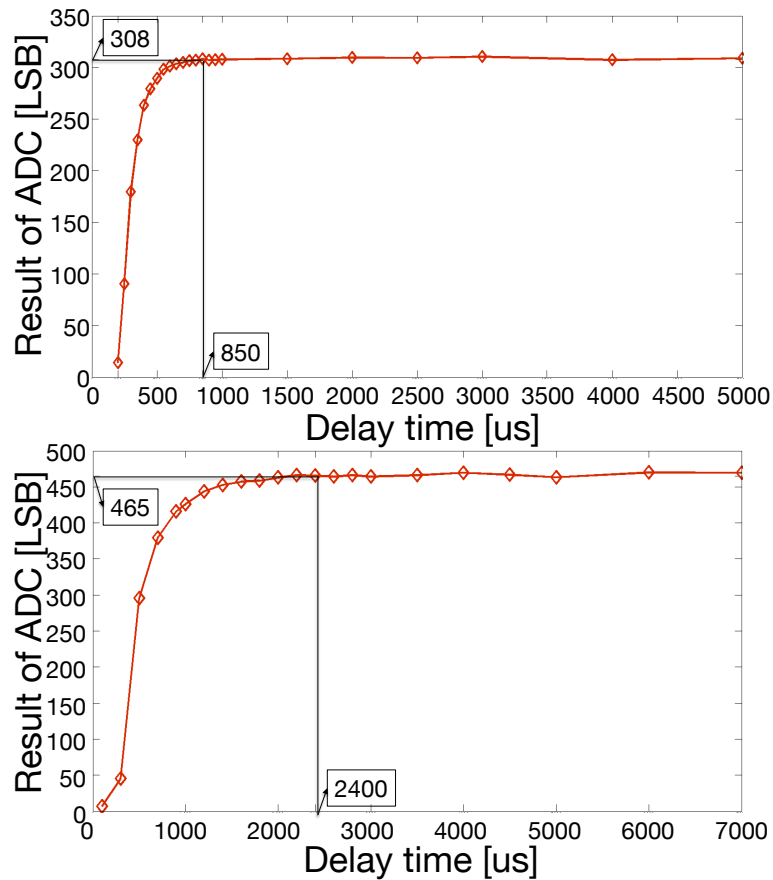


図 4.10: ADC 安定までのクロック遅延 (上: EVM なし, 下: EVM あり)

3. 発生回路と出力ポートの電圧が安定するまでクロックを遅延させる
4. ADC 開始
5. ADC 終了
6. リファレンス電圧発生回路を OFF にする

ここで、MSP430F2274 では内部リファレンス電圧を外部出力する際に、ADC のサンプリング時
にのみ外部へ出力するための REFBURST というビットフラグが存在する。クロック遅延により出
力ポートの電圧を安定させるためには、この REFBURST ビットフラグを OFF にし、内部リファ
レンス電圧の発生回路が ON になった瞬間から、外部出力が行われるようにしなければならない。

図 4.10 に EC-5 センサの ADC 結果が安定するまでにかかるクロック遅延時間について示す。実
験は、EC-5 センサを接続した eZ430-RF2500 に電源電圧 3.6V を印加し、クロック遅延時間を変
更した際の ADC の結果を記録することで行った。図 4.10 の上は EVM を挿入しない場合の結果、
下は EVM を挿入し、昇圧を行った場合の結果である。EVM を挿入することにより、出力ポート
の電圧が安定するまでにかかる時間は約 2.82 倍になる。また、EVM を挿入すると図 4.9 で示した
ように、EC-5 センサに約 3.1V が印加されるのに対して、EVM 無しでは 2.2V 程度しか印加され

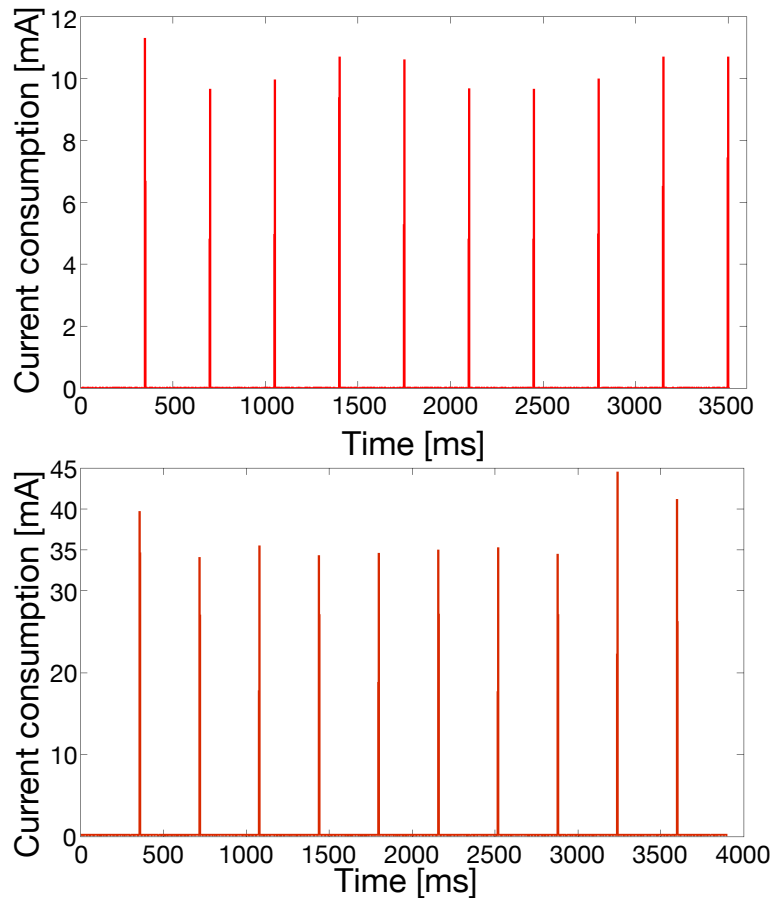


図 4.11: ADC 時の消費電流 (上: EVM なし, 下: EVM あり)

ないため、EVM を挿入した場合の方がポート電圧が安定した際の ADC の結果は、EC-5 の特性上大きくなることが確認できる。

4.4.5 センシングおよびスリープ時の消費エネルギー

4.4.2 節から 4.4.4 節までに設定した方法でセンシングを行う場合の消費電流を、3.3.1 節と同様の環境を用いて測定する。測定を簡略化するため、マルチメータの測定間隔にあわせてスリープ時間を調整した。図 4.11 に測定結果を示す。図 4.11 の上は EVM 挿入前の測定結果であり、350ms ごとにスリープとセンシングを、下は EVM 挿入後の測定結果であり、360ms ごとにスリープとセンシングを繰り返している。図 4.6 と比較すると、センサへの電圧供給源として 4.4.2 節のように内部リファレンス電圧を用いることで、スリープ時にはセンサへの電流を遮断し消費エネルギーを削減できていることがわかる。また、図 4.11 のように、EVM を挿入することで ADC に必要な消費電流が増大する。図 4.11 の 10 回の ADC における平均消費電流は、EVM 挿入前で 10.3mA、EVM 挿入後で 28.0mA であり EVM を挿入することで消費電流は 2.72 倍となる。また、ADC の平均消費エネルギーは EVM 挿入前で 25.1 μ J、EVM 挿入後で 185 μ J であり、挿入前に比べて 7.37 倍となっている。これは、消費電流が増大したことに加えて、4.4.4 節で示したように、ポート電

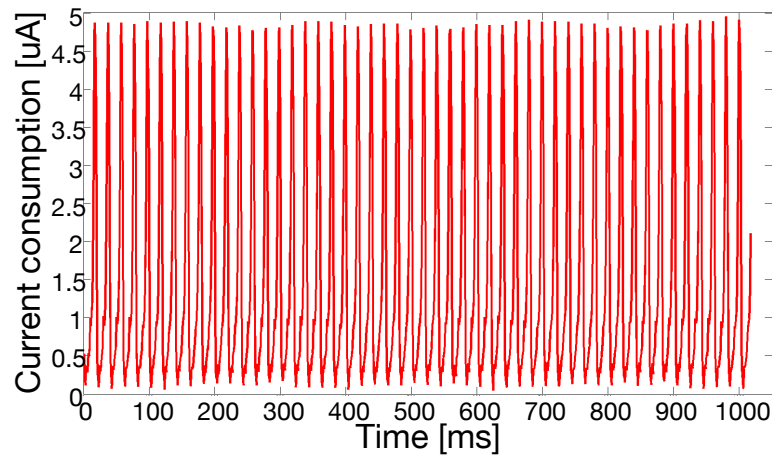


図 4.12: スリープモード (LPM3) における消費電流

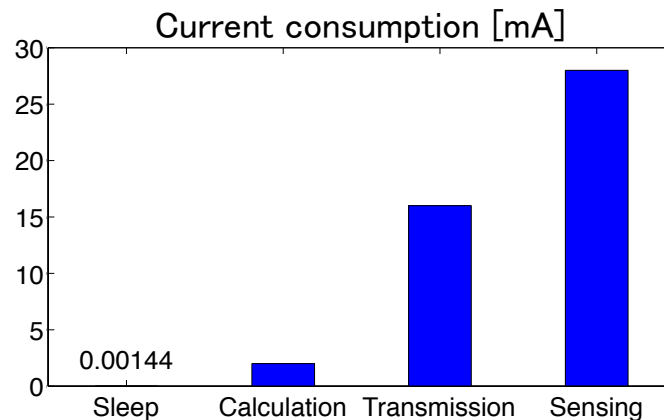


図 4.13: eZ430-RF2500 の各挙動における平均消費電流

圧が安定するまでに必要となるクロック遅延時間も長くなるためである。

次に、スリープ状態における消費電流を測定する。MSP430F2274にはスリープ状態として4つの段階があり、本研究ではスリープレベル3(以下、LPM3)を採用した。LPM3ではクロック割り込み用のオシレータ以外のCPUやSCGが全てOFFとなる。今回はオシレータとして12kHzの低速内部発振器(VLO)を用いている。図4.12は測定の結果であり、消費電流は約40Hzで周期的に増加と減少を繰り返している。これは、クロック割り込み用のVLOによるものであると考えられる。ここで、測定結果の周期はVLOの周期12kHzと比べ、1/300倍となっているが、これはマルチメータの時間分解能が100 μ s程度までしかなく、VLOによる発振を正確に測定しきれていないためであると予想される。このスリープ状態での平均消費電流は1.44 μ Aであり、1秒間の平均消費エネルギーは4.32 μ Jとなる。

これより、3.3.2、3.3.3節の結果と併せて、各動作状態でのeZ430-RF2500の消費電流は図4.13のようになり、EC-5をセンサとして用いる場合には、昇圧回路、整流回路の影響があるため、センシングで大きく電流を消費することがわかる。

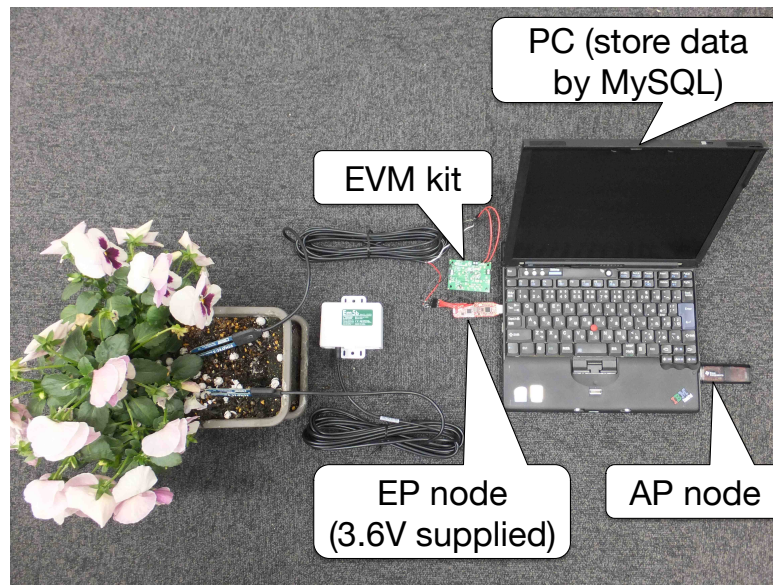


図 4.14: モニタリング環境

4.5 eZ430-RF2500 を用いた土壌水分モニタリング

本節では、4.4 節で作成した EC-5 センサを実装した eZ430-RF2500 センサノードを使って、土壌水分モニタリングを行った結果について述べる。EC-5 センサと挿入した昇圧回路の特性上、収集したデータにはノイズが付加されてしまい、一般に圧縮センシングにおいては観測対象の信号にノイズが発生すると、復元精度が低下してしまう。このように、土壌水分データにノイズが付加されてしまう場合についても提案手法が有効であることを示す。

実験環境

本実験では簡単のため、センサノードに常に 3.6V の電圧が供給されている状態で土壌水分のモニタリングを行った。測定環境は図 4.14 のようであり、プランターに植物（パンジー）を植え、表面から約 5cm にあたる植物の根の部分に EC-5 センサを水平に刺しこんでいる。EC-5 センサは EVM 昇圧回路キットを経由してエンドポイントとなる eZ430-RF2500 センサノードに繋がっており、エンドポイントのノードは PC から USB 接続により常に 3.6V が給電され、10 分に 1 回の頻度で土壌水分のセンシングを行い、データを送信する。PC の反対側にはアクセスポイントとなる eZ430-RF2500 が接続されており、送信されてきたデータを PC の MySQL 上に保存する。また、比較のため Em5b に EC-5 を接続して、ロガーによるモニタリングも同時に行う。ここで、今回使用した土は、マルケイ社より製造されている花と球根の土である。

4.5.1 30 日間のモニタリング結果

測定は 2012 年 11/29 の 00:00 から 2012 年 12/29 の 23:59 までの 30 日間、研究室のベランダにプランターを設置して実施した。測定中、12/1 の 12:40、12/6 の 10:10、12/10 の 11:30、12/13 の 11:40、12/14 の 17:20、12/17 の 21:40、12/21 の 13:00、12/26 の 12:00 の 8 回に渡って、土壌へ

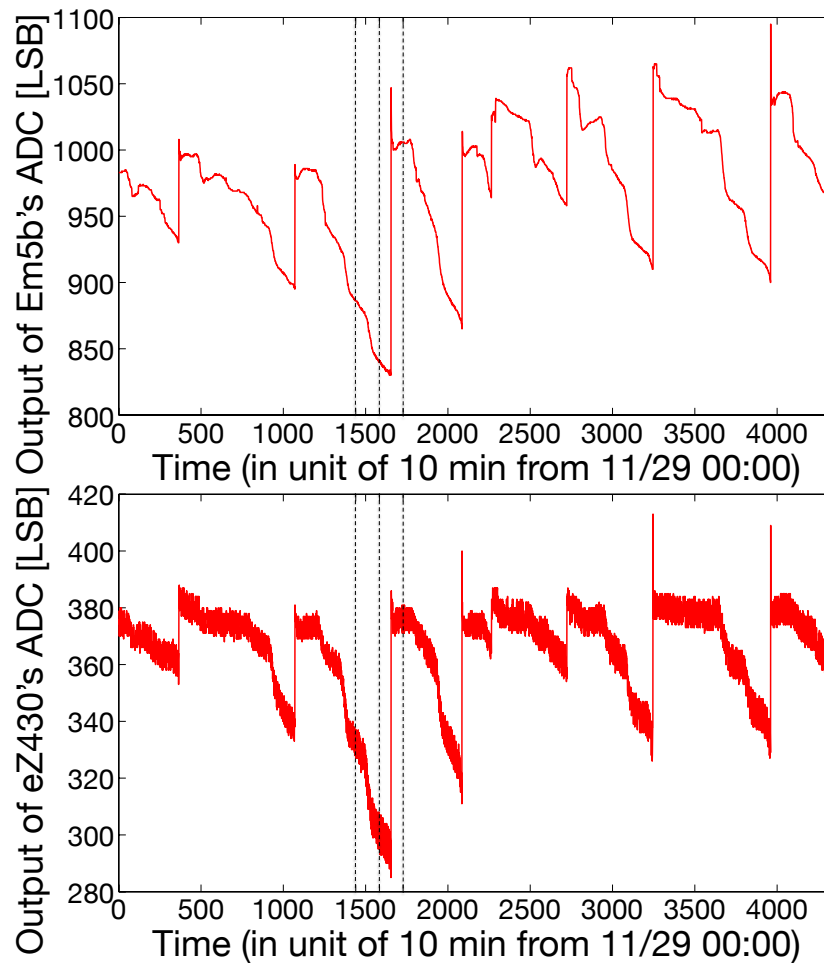


図 4.15: 30 日間のモニタリング結果 (上: Em5b, 下: eZ430-RF2500)

の水分供給を行った．図 4.15 に，モニタリングにより得られた結果を示す．図 4.15 の横軸は，測定開始時刻の 11/29 の 00:00 からの時間経過を 10 分単位で表しており，途中の黒い点線は 12/9 の 00:00，12/10 の 00:00，12/11 の 00:00 をそれぞれ示している．図 4.15 の上は Em5b による測定結果であり，eZ430-RF2500 により得られた測定結果は図 4.15 の下である．Em5b による結果と eZ430-RF2500 による結果を比較すると，eZ430-RF2500 による測定結果では，土壌水分の傾向を取得できてはいるものの，ノイズによるデータ変動が大きくなっている．これは，昇圧回路である EVM でリップルが発生しており，EC-5 センサは供給電圧により測定結果が変動するため，リップル分の電圧の変動がノイズとなって現れているものと考えられる．また，eZ430-RF2500 と Em5b で ADC の出力値の尺度が異なっているのは，Em5b が 12bit の ADC 分解能を持つのに対して，eZ430-RF2500 では 10bit までの分解能しか無いためである．

4.5.2 提案手法による圧縮・復元結果

4.5.1 節で取得したデータに対して，センサノードが 1 日に 1 度 $N = 144$ 個のデータを送信してくと想定し，圧縮後の信号サイズ M を 1 から 144 までの間で変更しながら，提案手法及び Wu

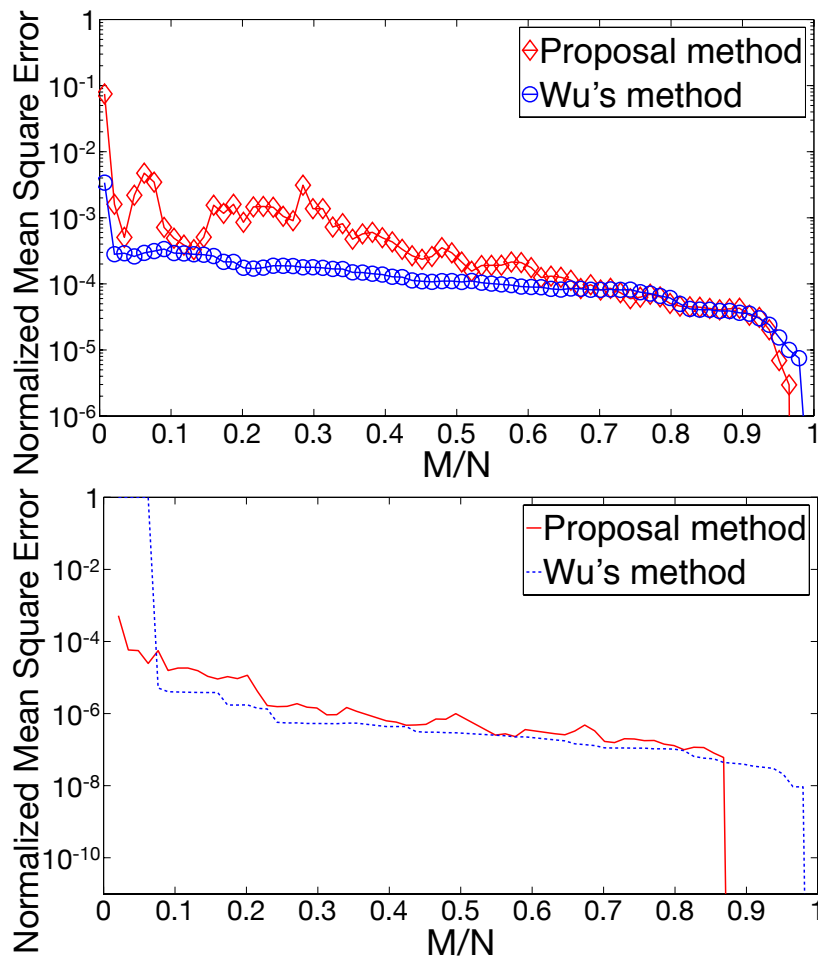


図 4.16: 12/9 のデータにおける正規化復元誤差 (上: eZ430-RF2500, 下: Em5b)

らの既存手法の両方を用いて信号の圧縮，復元を行った．ここで 4.3 節と同様に，提案手法による観測行列にはバイナリ行列を，基底変換行列には差分行列を用い，復元後の正規化平均二乗誤差 (NMSE) を算出した．

水の供給がない日の復元誤差

図 4.16 に，水の供給がない場合の例として 12/9 のデータを復元した際の結果を示す．図 4.16 の上は eZ430-RF2500 で取得したデータ，下は Em5b で取得したデータに対する NMSE である．eZ430-RF2500 による結果について，提案手法では $M/N = 0.3$ までは復元誤差のばらつきが存在し， $M/N = 0.3$ 以降は観測数 M を増やすことで単調に減少している．一方，既存手法では終始 M を増やすことで誤差が単調に減少している．これは，既存手法ではランダムサンプリングによる圧縮であるため，サンプリング点のデータは必ず正確に再現でき，復元はサンプリング点の間を埋めるように行われるため，データを増やすごとに正確に復元される点が増えるのに対して，提案手法ではランダムプロジェクションによる圧縮であり，全てのデータから少しずつ情報を抜き出すことになるため，ノイズによりスパース性が劣化したデータに対しては，ある程度 M を大きくす

るまで復元が安定しないことが原因であると考えられる。

次に、Em5bのデータに対する結果について、提案手法では観測数 M を増やすごとに NMSE が減少するのに対して、既存手法では $M/N = 0.06$ までは NMSE が 1 から下がらず、 $M/N = 0.06$ になった瞬間に 10^{-5} 以下にまで NMSE が減少している。これは、Em5b により取得したデータはノイズレスなデータであるため、差分行列によりデータをスパースにすることができるが、スパース度合い K に対して M が小さすぎると復元が全く上手くいかないためである。

また、復元精度について eZ430-RF2500 の結果に対しては、提案手法では $M/N = 0.35$ から 0.70 の間は NMSE が 10^{-3} の以下となるのに対して、既存手法では $M/N = 0.02$ から 0.70 の間で NMSE が 10^{-3} 以下となっている。また、 $M/N = 0.70$ 以上では提案手法と既存手法で、復元精度の逆転が起こる。一方、Em5b の結果に対しては、提案手法では $M/N = 0.35$ から 0.87 の間で NMSE が 10^{-6} 以下であるのに対し、既存手法では $M/N = 0.06$ から 0.65 の間で NMSE が 10^{-6} 以下であり、復元精度の逆転は $M/N = 0.87$ で生じる。このことから、水の供給がない日のデータは Wu らの手法の方が、圧縮率に対する復元効率が良いと言える。また、eZ430-RF2500 と Em5b のデータに対する復元誤差を比較すると、Em5b の復元結果の方が NMSE が 2 桁も小さく、このことからノイズの存在により復元精度が劣化していることが確認できる。

水の供給がある日の復元誤差

図 4.17 に水の供給がある日の例として、12/10 のデータに対する復元誤差の結果を示す。図 4.16 と同じく、図 4.17 の上に eZ430-RF2500 で取得したデータ、下は Em5b で取得したデータに対する NMSE を示す。eZ430-RF2500 で取得したデータに対して、提案手法では図 4.16 と同様に、 M/N が小さい領域では復元誤差にばらつきが存在するが、 $M/N = 0.20$ 以上では観測数 M を増やすごとに NMSE が減少しており、水の供給がない日と比べて、復元が安定するまでに必要な M が少なくなっている。また、Em5b で取得したデータに対しても、既存手法で復元を行った際に、復元が全く出来なくなる M/N の領域がなくなっている。これらは、水の供給が行われるとデータが急峻に変動するため、差分行列による基底変換を行うことでスパース表現上でより一点にエネルギーが集中するためであると考えられる。

次に、復元精度について eZ430-RF2500 の結果に対しては、提案手法では $M/N = 0.22$ から 0.73 までの間で NMSE が 10^{-3} 以下となり、既存手法よりも復元精度がよくなっている。また、Em5b の結果に対しては、 $M/N = 0.04$ 以上で提案手法による復元精度が既存手法による復元精度よりも優れている。ここで、既存手法について eZ430-RF2500、Em5b のどちらの結果とも $M/N = 0.73$ から $M/N = 0.74$ の間で復元精度が大きく向上している。これは、 $M/N = 0.74$ となる $M = 107$ の時に初めて、水の供給が行われる前後の点をサンプリングすることができたためである。4.2 節で述べたように、ランダムサンプリングによる圧縮を行う場合では、水の供給が行われたタイミングでサンプリングを行なわなければ、土壌水分の急峻な変化を復元することができない。そのため、供給が行われた前後 2 点をサンプリングできないと、復元精度が大きく劣化してしまう。このことから、水の供給がある日のデータに関しては、提案手法の方が圧縮率に対する復元効率が高いと言える。

復元結果

上記の結果より、水の供給がない日では Wu らの既存手法が、水の供給がある日では提案手法が圧縮効率が高いと言える。そこで、eZ430-RF2500、Em5b のそれぞれの場合について、

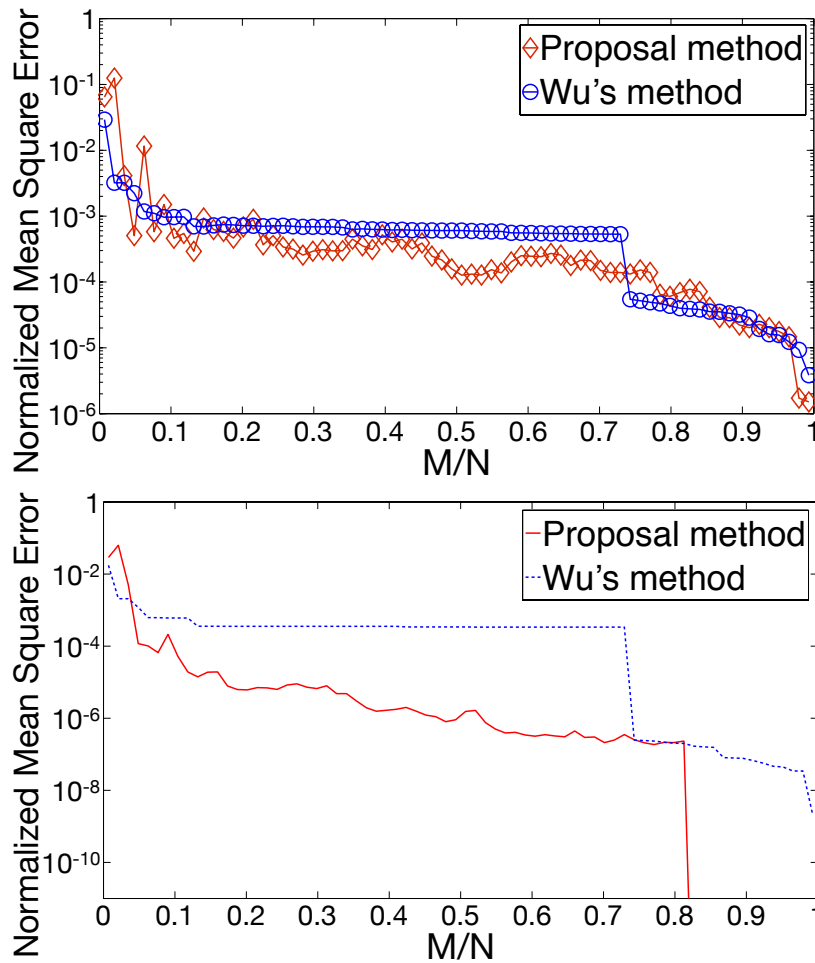


図 4.17: 12/10 のデータにおける正規化復元誤差 (上: eZ430-RF2500, 下: Em5b)

M/N を固定して提案手法と Wu らの既存手法により復元を行った際の土壌水分について比較し、提案手法の優位性について議論する。

まず、ノイズレスな Em5b のデータについて、図 4.16, 4.17 の結果を元に、提案手法の NMSE が 10^{-4} を下回り、以降 M の増加と共に NMSE が減少していく境界値となる $M/N = 0.10$ ，すなわち $M = 14$ として復元を行った結果を図 4.18 に示す。図 4.18 の上が提案手法による復元結果を，下が既存手法による復元結果であり，元の土壌水分データを青線，提案手法による復元結果を赤線，既存手法による結果を黒線でそれぞれ示している。図 4.18 のとおり，提案手法による復元では，水やりのない日の復元結果は元のデータとの誤差が大きく出ることに対して，既存手法による復元では元データとの誤差が小さくなっており，図 4.16 の NMSE から予想される通りの結果となっている。これを明確にするため，図 4.19 に 12/9 のデータを復元した結果を示す。図 4.19 からわかるように，提案手法と比較して既存手法のほうが，元データの波形をより正確に復元している。しかし，既存手法では 500 点から 1000 点の間や 3500 点付近のように，復元が全く出ていない点が存在する。これは，図 4.16 でも述べたように，水やりがない日のデータは，スパース度合いに対して観測数 M が少なすぎると，復元が上手くいかないためであり，これらの日のデー

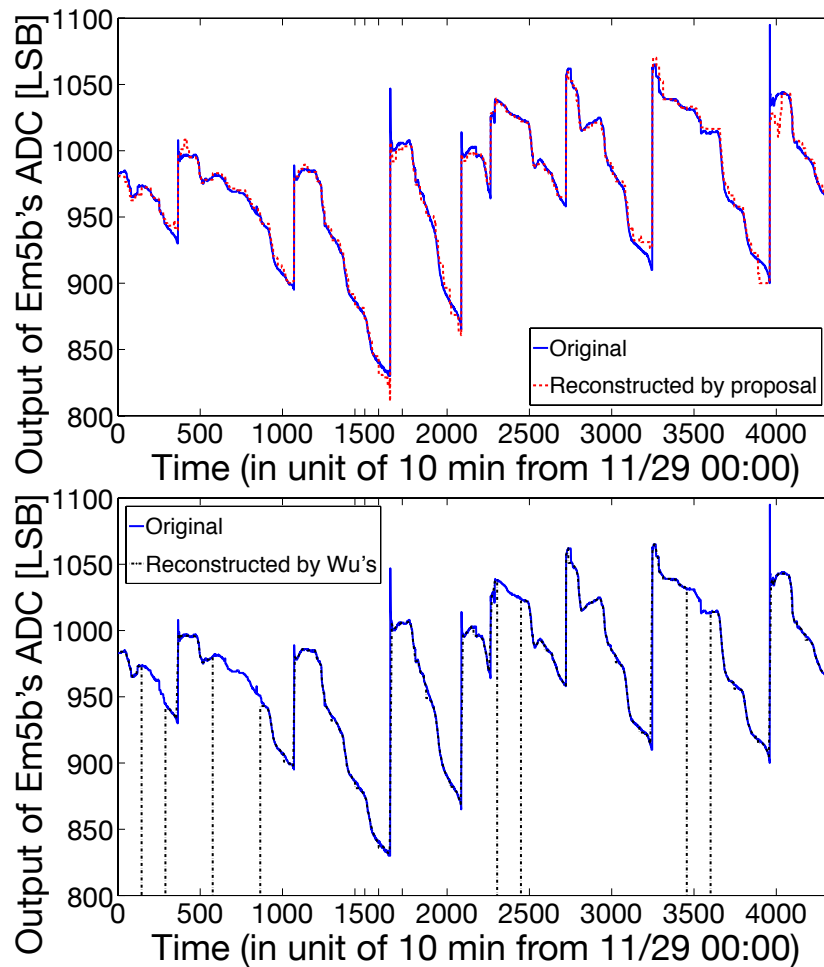


図 4.18: $M/N=0.10$ における Em5b データの復元結果 (上: 提案手法, 下: 既存手法)

データを復元するためには既存手法では、 M をより大きくしなければならない。また、水やりがある日に関して、データの急な変動に対する応答性を確認するため、図 4.19 に 12/10 のデータの復元結果を示す。70 点付近の水の供給直後のデータの急峻な変動に対して、提案手法では変動の復元ができているが、既存手法では図 4.17 で述べたように、水の供給が起こる直前と直後のデータをサンプリングできていないため変動の復元精度が低く、復元結果から水の供給によりデータの上昇を検知するまでに 15 点、時間にして 150 分間のズレが発生している。このため、 $M = 14$ の観測数では既存手法では水の供給が起こった時刻を正確に判断することが難しく、時刻を正確に検知するためには図 4.17 で示したように、 $M = 107$ まで観測数を増やさなければならない。以上のように、既存手法では水の供給がない場合のデータの復元精度は高いものの、水分の変動の仕方によっては観測数 M が小さすぎるため復元ができない場合があり、また水の供給が生じる瞬間を正確にサンプリングしなければ、水分の供給が起こった時刻を復元することができない。一方、提案手法では水の供給がない日の復元結果は既存手法よりも誤差は生じるものの、水の供給が起こった瞬間を正確に復元できており、またその他の部分に関して、十分にデータの概形を復元できている。

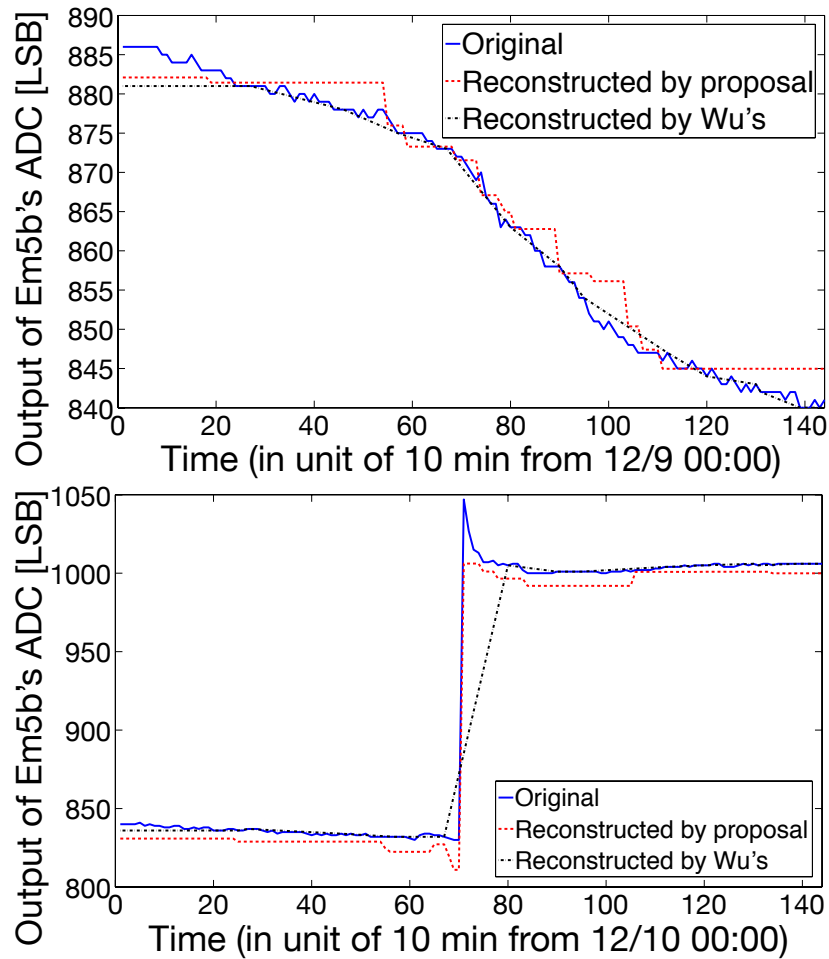


図 4.19: 12/9 および 12/10 の復元結果の拡大図 (上: 12/9, 下: 12/10)

次に, eZ430-RF2500 のデータに対しても, 同様の復元を行う. 提案手法の NMSE が 10^{-3} 以下となり, M の増加による復元誤差が安定する $M/N = 0.35$ の点, $M = 51$ として復元を行った場合の結果を, 図 4.20 に示す. 図 4.18 と同様に, 青線が元のデータ, 赤線が提案手法による復元結果, 黒線が既存手法による復元結果を示している. 図 4.20 のように提案手法による復元では, やはり水の供給がない時刻において復元誤差があり, 図 4.18 と比較しても, ノイズの影響のため復元誤差がより大きく出ている. 一方, 既存手法による復元では水の供給がない時刻での復元誤差が小さく, また観測数 M が十分大きいので, 図 4.18 の場合のような, 復元ができない区間が存在しなくなっている. また, 観測数が増えたため図 4.21 のように, 水が供給された瞬間にデータが急峻に変動する部分に関しても, 復元精度が向上している. しかしながら, 図 4.21 の下に示すように, 12/26 のデータに関してはやはり, 水の供給が行われた前後を観測できていないため, 水の供給が行われた時刻のデータの復元誤差が大きく, 復元結果から水の供給によるデータの上昇を検知するまでに 90 分のズレが生じている. このように, 水の供給がある場合, 既存手法では復元精度が水の供給が行われるタイミングに大きく依存してしまう. 一方, 提案手法では, 図 4.21 のように, 12/10, 12/26 のどちらの場合とも, 水の供給が行われた瞬間のデータに対する復元精度は高くなっている. 本実験では, 水の供給が行われた 8 日間に対して, 既存手法により水の供給が行わ

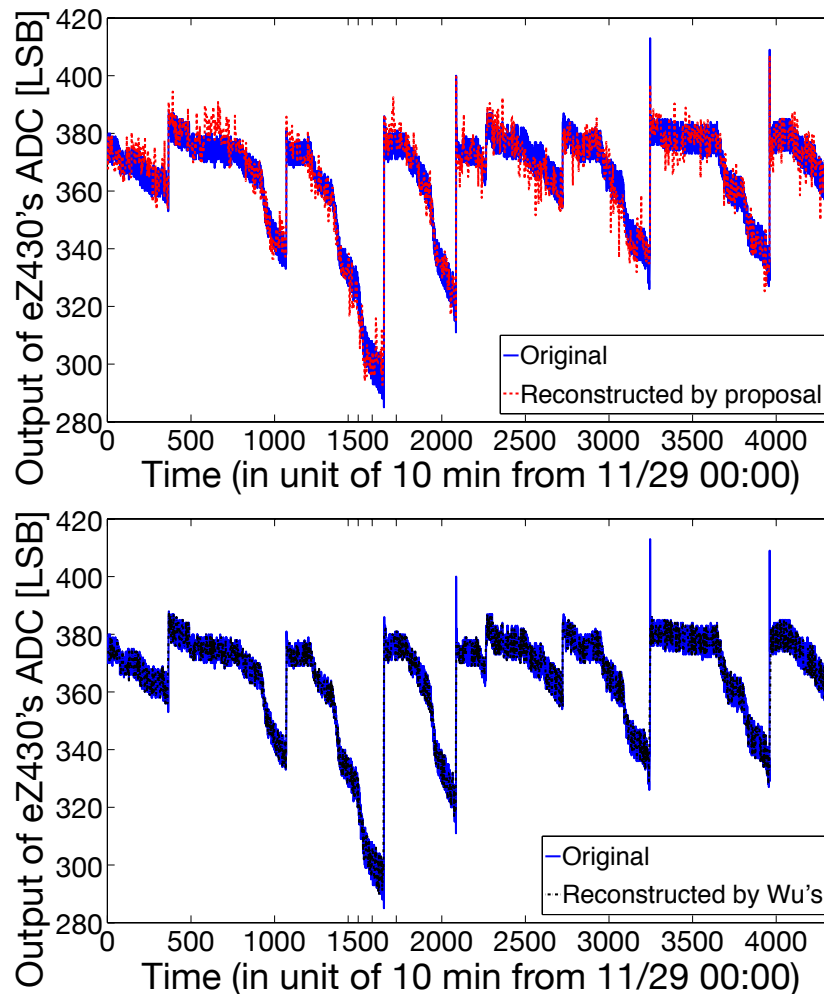


図 4.20: $M/N = 0.35$ における eZ430-RF2500 の復元結果 (上: 提案手法, 下: 既存手法)

れた時刻を正確に復元するためには, 最大で $M/N = 0.82$ すなわち $M = 118$ の観測が必要であった. 一方, 提案手法では 8 日間のすべての場合において, $M = 51$ でも水の供給が行われた時刻を復元することができ, 水の供給が行われない時刻についても, 復元誤差は認められるが, 元の土壌水分データの概形を復元することが可能である.

以上の結果について, 土壌水分をモニタリングすることで植物の栽培管理を行うなどのアプリケーションを考慮すると, 土壌に水が供給されているかどうかを判断するために, 水が供給された際の変動を検知することが重要であり, その他の部分に関しては概形の復元ができれば十分であると考えられる. このことから, ノイズレスな Em5b のデータに対しても, ノイズのある eZ430-RF2500 のデータに対しても, 提案手法を用いて土壌水分モニタリングを行うことは可能であり, また, 水の供給が行われるタイミングに関わらず, 復元結果から土壌への水分供給が行われた時刻を正確に検知することができるという点において, 既存手法よりも提案手法が優れていると言える.

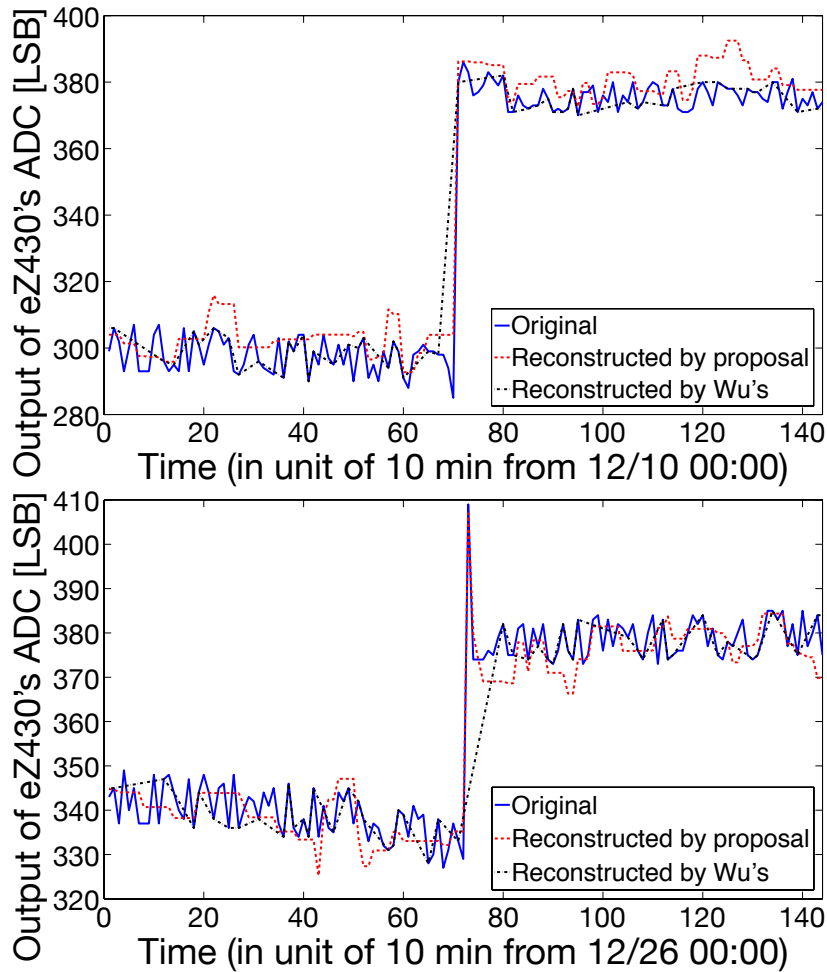


図 4.21: $M/N = 0.35$ における 12/10 と 12/26 のデータの復元結果

消費エネルギーの削減効果

上記の結果より、提案手法を用いた場合の消費エネルギー削減効果を議論する。復元後に水の供給が行われた時刻を正確に検知可能であり、その他の部分について十分に概形が復元できていることを復元の目標とする。このとき、提案手法では Em5b のデータに対しては $M = 14$ 、eZ430-RF2500 のデータには $M = 51$ の観測数が必要であり、Wu らの既存手法ではどちらのデータの場合にも $M = 118$ の観測数が必要となる。これらのデータを eZ430-RF2500 でセンシングし、圧縮計算の後に送信する事を想定する。3.3.4, 4.4.5 節の結果より、提案手法での消費エネルギーは $N = 144$ として、 $0.281 \times 10^{-3} \times 144 \times M + 0.0998 \times M + 0.148 \times 144$ mJ となる。一方、既存手法では圧縮はサンプリングを間引くという形で行われるため、圧縮計算とセンシングの消費エネルギーを削減することができ、消費エネルギーは $0.0998 \times M + 0.148 \times M$ mJ となる。これらの手法に対して、圧縮を行わない場合における消費エネルギー $0.0998 \times 144 + 0.148 \times 144 = 35.7$ mJ と比較した場合に削減される消費エネルギーを表 4.2 に示す。

送信時と圧縮計算で消費されるエネルギーにのみ注目する場合、提案手法では Em5b のデータに対しては圧縮を行わない場合と比べて、消費エネルギーを 86.3%、eZ430-RF2500 のデータでは

表 4.2: 各手法における動作別の消費エネルギーと削減効果

	Content of Data	M	Sensing energy [mJ]	Calc. energy [mJ]	TX energy [mJ]	Total energy [mJ]	Saved energy (only Calc. + TX) [%]	Saved energy [%]
Proposal method	Em5b	14	21.3	0.57	1.40	23.3	86.3	34.8
	eZ430	51	21.3	2.06	5.09	28.5	50.2	20.2
Wu's method	Both	118	17.5	0.00	11.8	29.2	18.1	18.1

50.2%削減することができる。一方、既存手法では18.1%の削減効果であり、既存手法と比べて提案手法ではEm5b, eZ430-RF2500のデータでそれぞれ消費エネルギーが16.7%, 60.6%となっている。また、センシングを含めた消費エネルギーの削減効果を見ると、提案手法では圧縮を行わない場合と比べてEm5b, eZ430-RF2500のデータそれぞれで、消費エネルギーを34.8%, 20.2%削減でき、既存手法と比べると消費エネルギーを20.2%, 2.3%削減できる。提案手法では、送信時と圧縮計算における消費エネルギーの削減に優れているが、4.4.5節のようにEC-5センサを用いる場合には、昇圧回路や整流回路が必要となりセンシング時の消費エネルギーが大きくなるため、センシング時のエネルギーまで含めた消費エネルギーの削減効果は既存手法と同等か、20%程度までにとどまっている。このため、提案手法による消費エネルギーの削減効果を十分に発揮するためには、省電力のセンサを用いてセンシング時の消費電力を可能なかぎり抑えることが望ましい。

4.6 低コスト化に向けた銀インク印刷による静電容量センサを用いた実験

本節では、低コスト、低消費電力な静電容量センサとして銀ナノ粒子インクを利用したインクジェット印刷による静電容量センサを作成し、性能について初期検討を行う。

4.6.1 インクジェット印刷による静電容量センサ

EC-5センサはAD変換の際には内蔵された電気回路へ電源供給をしなければならず、また、センサに供給される電圧によってAD変換の結果が変動するため、供給電圧を一定にするための昇圧、整流回路が必要となり、センシング時の消費電力が増大してしまう。提案手法はソフトウェア的にセンシングデータを圧縮し、データ送信時の消費エネルギーを削減するものであるため、こうしたハードウェアに起因する消費エネルギーの増大を抑えることは難しい。そのため、提案手法による消費エネルギーの削減効果を発揮するためには、センサを低消費電力化し、センシング時の消費エネルギーを抑えることが必要となる。また、EC-5センサは単価が15,000円と高額であり、大規模に無線センサネットワークを展開する際には、センサ自体の低コスト化も必要である。このようなセンサの低コスト、低消費電力化の方向性として、印刷技術を用いたセンサの開発が現在注目を集めている[47, 48]。そこで、銀ナノ粒子インクを用いて、インクジェット印刷技術により図4.22のような、くし形キャパシタの静電容量センサを作成した。それぞれのセンサの面積は 20cm^2 (センサ(a))、 270cm^2 (センサ(b))である。キャパシタの静電容量 C は真空の誘電率 ϵ_0 、絶縁体の比誘電率 ϵ_r 、極板面積 S 、極板間の距離 d によって $C = \epsilon_0 \epsilon_r S / d$ によって表すことができる。ここで、 S , d が一定であるとき、周囲の物質の比誘電率 ϵ_r によってセンサの静電容量 C は変動する。空

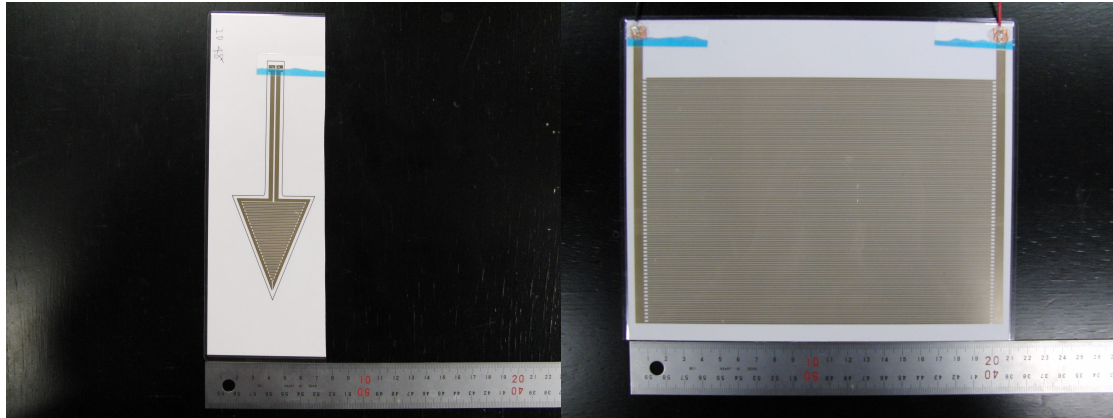


図 4.22: 印刷された静電容量センサ (左: センサ (a)(約 20cm²), 右: センサ (b)(約 270cm²))

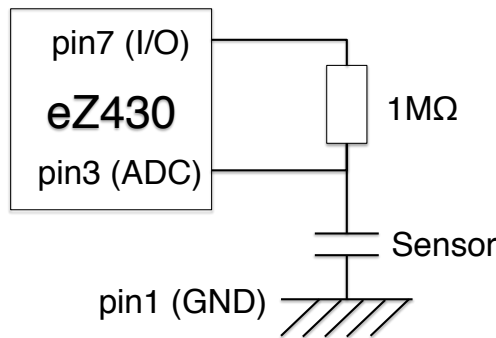


図 4.23: eZ430-RF2500 へのセンサの取付

気, 氷, 水の比誘電率はそれぞれ 1, 4.2, 80 と異なるため, 静電容量の変化により土壌水分を検知することができる. 図 4.22 のように作成した銀インクキャパシタに対して, それぞれ 100 μ m のラミネート加工を施した際の静電容量を測定すると, センサ (a) では空気中で 75pF, 水中で 150pF の静電容量を, センサ (b) では空気中で 2.1nF, 水中で 4.0nF の変動を検知することができた.

4.6.2 静電容量の測定方法とセンシング時の消費エネルギー

静電容量 C を測定には, キャパシタから放電する際の放電時間 t が静電容量 C によって変化するという性質を利用する. キャパシタに対して抵抗 R を接続した状態で, キャパシタに V_0 の電圧を充電し, 放電すると, 放電時間 t とその時の電圧 V は $V = V_0 e^{-\frac{t}{RC}}$ となる. そこで, 図 4.23 のように, eZ430-RF2500 の pin3 と pin7 間に 1M の抵抗を, pin3 と pin1 間にセンサを接続し, pin7 からセンサへの充放電を行えるようにする. このようにして 5.1 節で作成したセンサを eZ430-RF2500 に接続し, センサを空気中, 水中のそれぞれに設置した場合において, 放電時間 t を変更した際の放電後の電圧の変化を測定した結果を図 4.24 に示す. このとき, eZ430-RF2500 には常に電源電圧 3.6V が供給されており, キャパシタへの充電電圧 V_0 も 3.6V で一定となるようにした. 図中の点線は $V = V_0 e^{-\frac{t}{RC}}$ の理論曲線を, 実線は実測データを示している. センサ (b) と比べて, センサ (a) の測定結果は理論曲線に対して誤差が大きく, 特に放電時間 t が小さい範囲

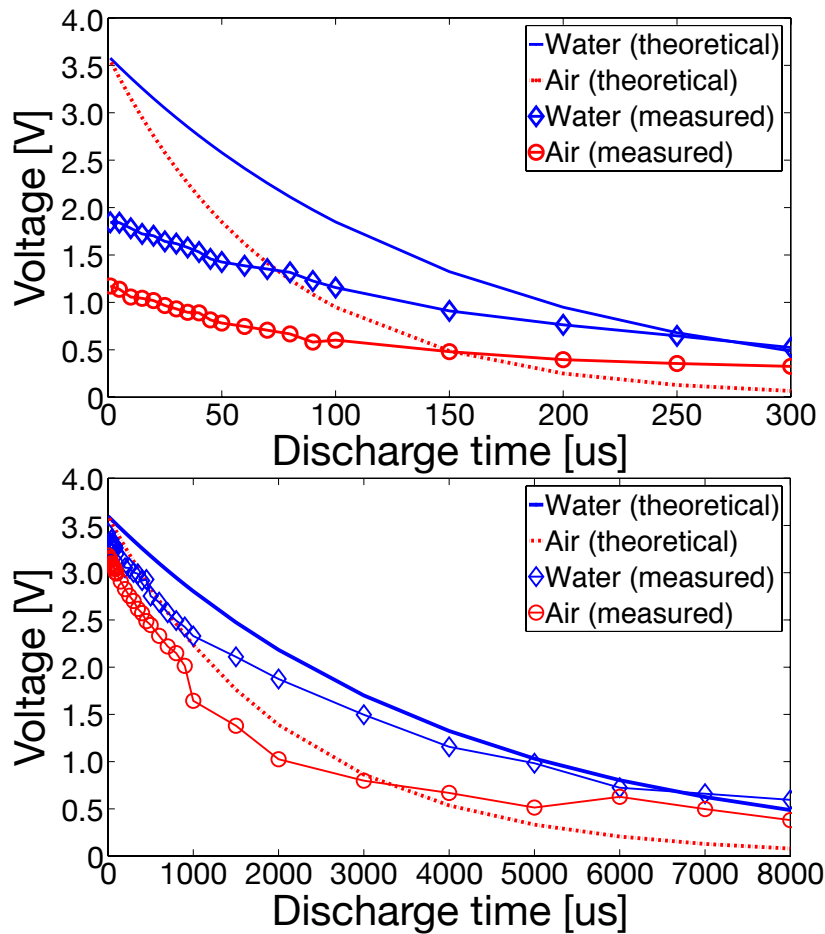


図 4.24: 放電時間 t に対する放電後の電圧 (上: センサ (a), 下: センサ (b))

での誤差が大きく出ている。この原因として、静電容量が数十から 100pF 程度と非常に小さいため、導線や回路の寄生容量の影響が大きくなってしまったり、AD 変換にかかる時間による影響が放電時間の影響を上回ってしまっているなどが考えられる。このことから、より正確な土壌水分のモニタリングを行うためには、センサの静電容量を大きくしなければならないことがわかる。

作成したセンサを用いてセンシングを行った際の消費電流を図 4.25 に示す。作成したセンサはキャパシタとして作用するだけであるため、EC-5 のようにセンシング時にセンサに内蔵された電気回路への電源供給などが必要ないため、図 4.11 の EC-5 センサを用いた場合と比べて、消費電流が約 1/12 から 1/15 にまで低減されている。センシング時の消費エネルギーは $11.6\mu\text{J}$ であり、EC-5 と比べてセンシング時の消費エネルギーを約 1/16 にまで低減することができる。

4.6.3 土壌水分モニタリングの結果

作成したセンサを図 4.14 と同様の環境に設置し、土壌水分のモニタリングを行う。ここで、センサを長時間土中に放置すると、ラミネートと紙の間隙などから紙に土中の水分が浸透し、絶縁されている極板間が水分により導通してしまい、キャパシタとしての役割を果たさなくなる。センサ

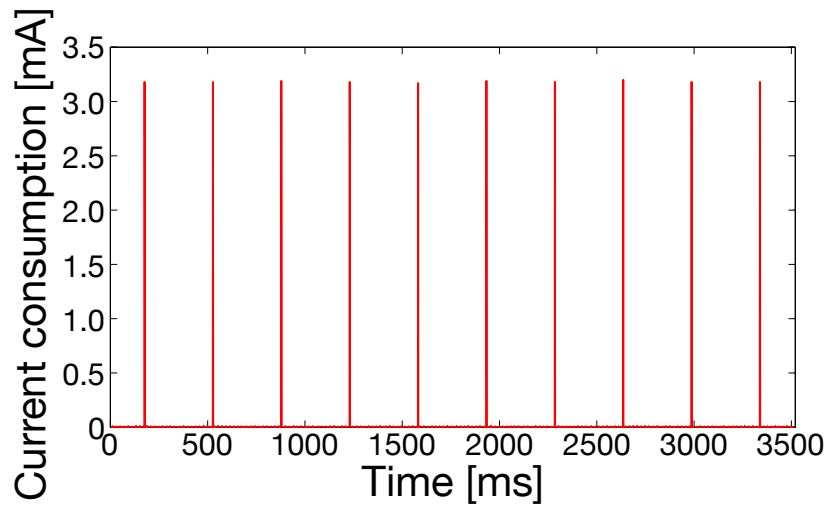


図 4.25: 作成したセンサのセンシング時の消費電流

がキャパシタとして作用しているかどうかは、センサへの充電が行われているかどうかで確認することができる。図 4.26 に、センサを土中に設置した際の、充電電圧の時間変化を示す。センサ (b) は設置 30 分後から急激に充電電圧が低下し始めている。センサ (b) を土中から取り出し確認すると、ラミネート表面に大きな縦ひびが生じている箇所が多数あり、これらのひび割れから水が浸透したため充電電圧が低下したものと考えられる。一方、センサ (a) は、センサ (b) で発生したようなラミネート表面のひび割れは確認されず、1 日経過後も充電電圧が大きく低下することなく、約 48 時間後までキャパシタとして動作することができた。この理由として、センサ (b) では、静電容量を上昇させるためにセンサの面積を大きくしたことにより、紙が曲がりやすくなったため強度がもろくなり、ひび割れが生じたと予想される。

また、センサ (a) について、 $t = 10\mu\text{s}$ として 4.6.2 節で述べた方法を用いてセンサの設置後の静電容量の変化を測定した結果を、図 4.27 に示す。図の実線は印刷により作成したセンサの静電容量変化を、点線は EC-5 センサを取り付けた Em5b データロガーにより取得した AD 変換の結果を示している。EC-5 センサの出力結果から、静電容量も 700 分後までは一定値を取り、その後は緩やかに減少することが期待されたが、実測された静電容量は 10 から 40pF までの間で大きく変動してしまい、土壌水分の変動を正しくセンシングできていない。これは、図 4.24 で述べたように、作成したセンサの静電容量が小さすぎるため、放電曲線が理論曲線と大きく誤差があることに起因すると考えられる。

以上の結果から、印刷したセンサによる土壌水分のモニタリング精度とセンサの耐用時間の間にはトレードオフの関係があることがわかる。

4.7 まとめ

本節ではセンサノードに土壌水分センサを実装し、提案手法を土壌水分モニタリングに応用した際の消費エネルギーの削減効果について確認した。提案手法は圧縮を行わない場合と比べ、圧縮計算、データ送信のみに注目すると消費エネルギーを大きく削減することができる。しかし、センシングにかかる消費エネルギーが大きいと、削減効果が低下してしまう。このため、提案手法による

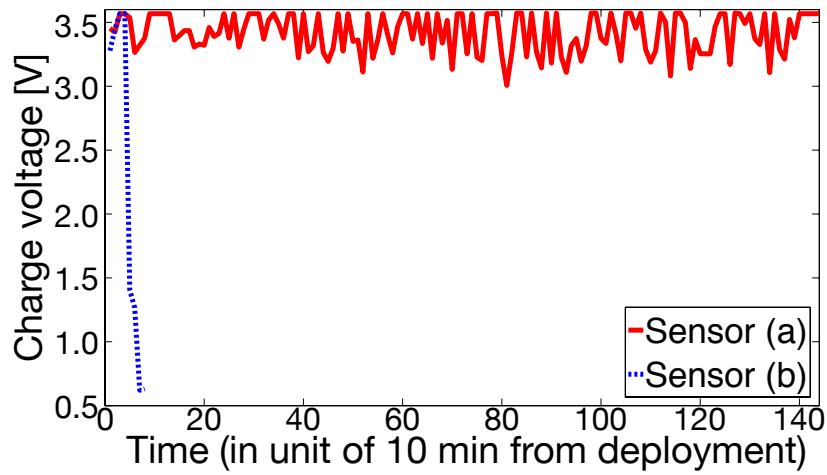


図 4.26: 各センサ (a), (b) の充電電圧の時間変化

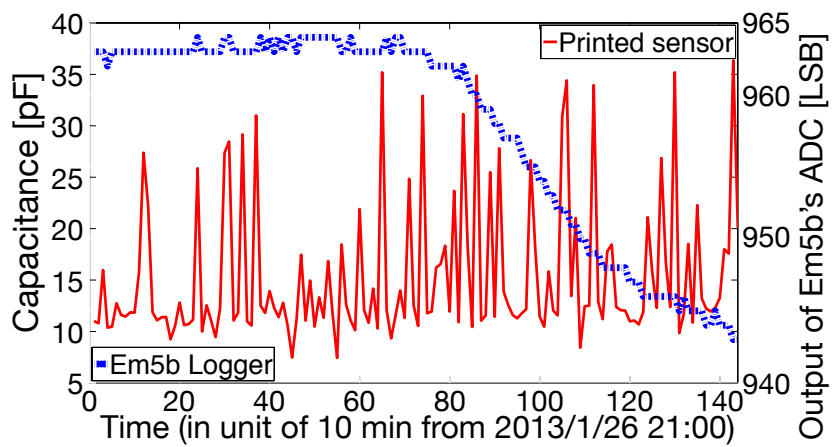


図 4.27: センサ (a) 設置後の静電容量の時間変化と Em5b の出力結果

エネルギー削減効果を発揮するためには、センシングの消費電力を抑える必要があり、センサの低消費電力化が課題となる。

第5章

結論

5.1 本研究の主たる成果

無線センサネットワークを展開するためには、電源や通信帯域などの限られた資源を効率的に利用することでセンサノードを長寿命化し、管理、運用のコストを抑えることが重要である。本研究では、単一のセンサノード上でセンシングデータを圧縮することで、センサノードにおいて負荷の大きな通信時の消費エネルギーを削減し、センサノードを長寿命化するための手法を提案した。まず、このようなデータ圧縮手法として圧縮センシングに注目し、第2章にてその数学的な原理と性質を整理し、既存のセンサノード上でのデータ圧縮手法と比較を行うことで、圧縮センシングがセンサノード上での圧縮に適した方法であることを明らかにした。しかし、単一のセンサノード上に圧縮センシングを実装するためには、センサノードのMCU上に搭載された主記憶容量に対して、観測行列が必要とするメモリ容量が大きすぎるという問題があることも合わせて説明した。

続く第3章にて、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。また、乱数配列を用いることで、循環行列を使用した際に低下してしまう行列のランダム性を確保し、復元効率の著しい低下を防ぐ提案を行った。このように、主記憶容量の乏しいセンサノードのMCU上でも、センサノードのハードウェアに一切の変更を加えることなく実装可能な圧縮センシングの手法を提案した点に、本研究の貢献がある。さらに、圧縮センシングは圧縮計算にかかる負荷が比較的小さいことで知られているが、実際のセンサノード上で計算にかかる消費エネルギーについて研究された例はこれまで存在しなかった。そこで、センサノード eZ430-RF2500 に提案手法の実装を行い、圧縮計算とデータ送信時の消費エネルギーを測定することにより、実際のセンサノード上で圧縮センシングを行う際の消費エネルギーを明らかにし、消費エネルギーの削減効果を見込むことができる圧縮率について明らかにしたという点に貢献がある。

第4章では具体的なアプリケーションとして、土壌水分モニタリングに応用した際の、提案手法による消費エネルギーの削減効果を明らかにした。提案手法によるデータの復元では、復元精度は観測対象のスパース度合いに依存するが、スパース度合いを決定するのは基底変換行列 Ψ であり、 Ψ はセンサノード側で知る必要はなく、復元を行う Sink ノード、ベースステーション側で自由に変更することができる。そのため、本手法は土壌水分モニタリングのみならず、データの時間的相関性が重要となる定点観測やイベント検知などのアプリケーション一般に有用であると考えている。

5.2 今後の課題と展望

本研究において解決されていない課題として、以下のようなものがある。

ノイズ対策

4.5.2 節で示したように、本手法はノイズのある環境下でもある程度の復元精度で信号を復元することができるが、ノイズレスなデータと比べると圧縮効率が低く、消費エネルギーの削減効果が低下してしまう。そのため、データの圧縮効率を上げるためにはノイズを除去することが望ましく、そのためのセンシング手法、ノイズ耐性のある復元手法を考える必要がある。

センサの低コスト，低消費電力化

本研究で用いた土壌水分センサ EC-5 により土壌水分モニタリングを行うためには，センサに供給される電圧を一定にするための昇圧，整流回路が必要であり，センシング時の消費エネルギーが非常に大きくなってしまっている．提案手法は送信データを圧縮することで消費エネルギーを削減するものであるため，提案手法による消費エネルギーの削減効果を発揮するためには，センサを低消費電力化し，センシング時の消費エネルギーを抑えることが必要となる．こうした，センサの低コスト，低消費電力化の方向性として，印刷技術を用いたセンサの開発し，初期性能の検討を行ったが，現状ではまだまだ土壌水分のモニタリングに実用できるものではなかった．印刷により作成したセンサには，土壌水分モニタリングの精度とセンサの強度，耐用時間の間にトレード・オフの関係があることがわかった．今後は，この2つを同時に満足できるような最適なセンサの形状を求めるとともに，センサの防水加工技術についても研究する必要があると考えられる．

大規模な実地実験

本研究での実験は研究室ベランダのプランタ上で行われたものであり，実際の土壌水分モニタリングに応用するためには，大規模な農場における実地実験が不可欠であると考えられる．また，その際には天候や生物的要因によるセンサノード，センサの破損が予想され，センサノード及びセンサの強度向上といった課題も残されている．

謝辞

本研究ならびに修士論文の執筆にあたり常に親身にご指導くださり、学会や研究会での発表の機会を多く与えてくださいました川原圭博講師に心から感謝いたします。また、本研究へのご指導をはじめ、研究者としての心構えや進路指導などの研究生生活全般において様々な場面で熱心にご助言を下さいました浅見徹教授に心よりお礼を申し上げます。

また、突然の訪問ながら快く実験にあたっての助言や実験機器の貸し出し、センサネットワークを実際の農場で展開する際の現場の実態などの貴重な意見をお聞かせくださいました東京大学大学院農学生命科学研究科、溝口勝教授ならびに所属学生の皆様に深くお礼申し上げます。

最後に、日々の研究生生活でお世話になりました浅見・川原研究室の秘書の方々ならびに、研究内容の議論や実験の手伝いなどをしていただきました学生の皆様に感謝いたします。

参考文献

- [1] D. Estrin, A. Sayeed, and M. Srivastava, “Wireless Sensor Networks,” ACM Mobicom, Tutorial-4, Atlanta, USA, Sept. 2002.
- [2] R.G. Baraniuk, “Compressive Sensing,” IEEE Signal Processing Magazine, vol.24, no.4, p.118, 2007.
- [3] P.T. Boufounos and R.G. Baraniuk, “1-bit Compressive Sensing”. http://boufounos.com/Presentations/Boufounos_CISS_08.pdf.
- [4] W. Bajwa, J. Haupt, A. Sayeed, and R. Nowak, “Compressive Wireless Sensing,” Proceedings of the 5th International Conference on Information Processing in Sensor Networks, pp.134–142, Tennessee, USA, April 2006.
- [5] C. Luo, F. Wu, J. Sun, and C.W. Chen, “Compressive Data Gathering for Large-Scale Wireless Sensor Networks,” Proceedings of the 15th Annual International Conference on Mobile Computing and Networking, pp.145–156, MobiCom '09, Beijing, China, Sept. 2009.
- [6] N. Nguyen, D.L. Jones, and S. Krishnamurthy, “Netcompress: Coupling network coding and compressed sensing for efficient data communication in wireless sensor networks,” IEEE Workshop on Signal Processing Systems, pp.356–361, Oct. 2010.
- [7] C.M. Sadler and M. Martonosi, “Data Compression Algorithms for Energy-Constrained Devices in Delay Tolerant Networks,” Proceedings of the 4th International Conference on Embedded Networked Sensor Systems, pp.265–278, Oct. 2006.
- [8] TEXAS INSTRUMENTS, “eZ430-RF2500 Development Tool User’s Guide”. <http://www.tij.co.jp/jp/lit/ug/slau227e/slau227e.pdf>.
- [9] DECAGON, “Decagon devices”. <http://www.decagon.com/products/sensors/soil-moisture-sensors/ec-5-soil-moisture-small-area-of-influence/>.
- [10] DECAGON, “Decagon devices”. <http://www.decagon.com/products/data-loggers-and-collectors-2/continuous-data-loggers/em5b-analog-data-logger/>.
- [11] TEXAS INSTRUMENTS, “bq25504 EVM User’s Guide”. <http://www.ti.com/lit/ug/sl00654a/sl00654a.pdf>.
- [12] V. Raghunathan, A. Kansal, J. Hsu, J. Friedman, and M. Srivastava, “Design Considerations for Solar Energy Harvesting Wireless Embedded Systems,” Proceedings of the 4th International Symposium on Information Processing in Sensor Networks, pp.457–462, April 2005.

- [13] M.J. Handy, M. Hasse, and D. Timmermann, “Low Energy Adaptive Clustering Hierarchy with Deterministic Cluster-Head Selection,” 2002 4th International Workshop on Mobile and Wireless Communications Networks, pp.368–372, Sept. 2002.
- [14] R. Cristescu, B. Beferull-Lozano, M. Vetterli, and R. Wattenhofer, “Network Correlated Data Gathering with Explicit Communication: NP-completeness and Algorithms,” IEEE/ACM Transactions on Networking, vol.14, pp.41–54, Feb. 2006.
- [15] A. Ciancio, S. Pattem, A. Ortega, and B. Krishnamachari, “Energy-efficient Data Representation and Routing for Wireless Sensor Networks Based on a Distributed Wavelet Compression Algorithm,” Proceedings of the 5th International Conference on Information Processing in Sensor Networks, pp.309–316, April 2006.
- [16] D.L. Donoho, “Compressed Sensing,” IEEE Transactions on Information Theory, vol.52, no.4, pp.1289–1306, April. 2006.
- [17] E.J. Candès, “Compressive Sampling,” Proceedings of the International Congress of Mathematicians, vol.3, pp.1433–1452, Aug. 2006.
- [18] B.K. Natarajan, “Sparse Approximate Solutions to Linear Systems,” SIAM Journal on Computing, vol.24, no.2, pp.227–234, 1995.
- [19] E.J. Candès and M.B. Wakin, “An Introduction to Compressive Sampling,” IEEE Signal Processing Magazine, vol.25, no.2, pp.21–30, March. 2008.
- [20] J.A. Tropp and A.C. Gilbert, “Signal Recovery from Random Measurements via Orthogonal Matching Pursuit,” IEEE Transactions on Information Theory, vol.53, no.12, pp.4655–4666, Dec. 2007.
- [21] D. Needell and R. Vershynin, “Uniform Uncertainty Principle and Signal Recovery via Regularized Orthogonal Matching Pursuit,” Foundations of Computational Mathematics, vol.9, no.3, pp.317–334, 2009.
- [22] Y. Mostofi and P. Sen, “Compressed Mapping of Communication Signal Strength,” IEEE Military Communications Conference, pp.1–7, Nov. 2008.
- [23] R. Tibshirani, “Regression Shrinkage and Selection via the LASSO,” Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological), vol.58, pp.267–288, 1996.
- [24] M. Zibulevsky and M. Elad, “L1-L2 Optimization in Signal and Image Processing,” IEEE Signal Processing Magazine, vol.27, no.3, pp.76–88, July 2010.
- [25] E.J. Candès, “The Restricted Isometry Property and its Implications for Compressed Sensing,” Comptes Rendus Mathematique, vol.346, no.9-10, pp.589–592, 2008.
- [26] R. Baraniuk, M. Davenport, R. DeVore, and M. Wakin, “A Simple Proof of the Restricted Isometry Property for Random Matrices,” Constructive Approximation, vol.28, no.3, pp.253–263, 2008.

- [27] M. Rudelson and R. Vershynin, "Sparse Reconstruction by Convex Relaxation: Fourier and Gaussian Measurements," 40th Annual Conference on Information Sciences and Systems, pp.207–212, March 2006.
- [28] 本谷秀堅, 浅井健司, "圧縮後の信号分布のみに基づく compressed sensing のための基底選択の試み," 情報処理学会 UBI 研究会研究報告, vol.UBI-23, no.22, pp.111–118, July 2009.
- [29] A. Bilgin, Y. Kim, F. Liu, and M. Nadar, "Dictionary Design for Compressed Sensing MRI," Proceedings of the 18th Scientific Meeting of ISMRM, p.4887, May 2010.
- [30] J. Yang, A. Bouzerdoun, and S. Phung, "A New Approach to Sparse Image Representation using MMV and K-SVD," Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems, pp.200–209, Sept. 2009.
- [31] P.T. Boufounos and R.G. Baraniuk, "1-bit Compressive Sensing," IEEE 42nd Annual Conference on Information Sciences and Systems, pp.16–21, March 2008.
- [32] 山田貴之, 李斗煥, 俊長秀紀, 赤羽和徳, 山口陽, 上原一浩, "電波データ圧縮伝送における平滑化エッジ検出を用いた 1bit 圧縮センシングの圧縮復元性能の一検討," 電子情報通信学会 ソサイエティ大会, pp.B-17–13, Sept. 2012.
- [33] M. Mahmudimanesh, A. Khelil, and N. Suri, "Reordering for Better Compressibility: Efficient Spatial Sampling in Wireless Sensor Networks," IEEE International Conference on Sensor Networks, Ubiquitous, and Trustworthy Computing, pp.50–57, California, USA, June 2010.
- [34] MEMSIC, "Mote Processor Radio & Mote Interface Boards User Manual". <http://www.memsic.com/support/documentation/wireless-sensor-networks/category/6-user-manuals.html?download=61\%3Amp-r-mib-wireless-module-user-s-manual>.
- [35] Moteiv Corporation, "Tmote Sky Datasheet". <http://www.sentilla.com/files/pdf/eol/tmote-sky-datasheet.pdf>.
- [36] D. Mascarenas, D. Hush, J. Theiler, C. Farrar, I. TO, and D. Mascareñas, "The Application of Compressed Sensing to Detecting Damage in Structures," 8th International Workshop on Structural Health Monitoring, Sept. 2011.
- [37] F. Marcelloni and M. Vecchio, "A Simple Algorithm for Data Compression in Wireless Sensor Networks," IEEE Communications Letters, vol.12, no.6, pp.411–413, June 2008.
- [38] T.A. Welch, "Technique for High-Performance Data Compression," Computer, vol.17, no.6, pp.8–19, June 1984.
- [39] G. Mathur, P. Desnoyers, P. Chukiu, D. Ganesan, and P. Shenoy, "Ultra-Low Power Data Storage for Sensor Networks," ACM Transactions on Sensor Networks, vol.5, no.4, p.33, Nov. 2009.
- [40] E.P. Capo-Chichi, H. Guyennet, and J.M. Friedt, "K-RLE: A New Data Compression Algorithm for Wireless Sensor Network," 3rd IEEE International Conference on Sensor Technologies and Applications, pp.502–507, June 2009.

- [41] W.U. Bajwa, J.D. Haupt, G.M. Raz, S.J. Wright, and R.D. Nowak, “Toeplitz-Structured Compressed Sensing Matrices,” IEEE/SP 14th Workshop on Statistical Signal Processing, pp.294–298, Aug. 2007.
- [42] W. Yin, S. Morgan, J. Yang, and Y. Zhang, “Practical Compressive Sensing with Toeplitz and Circulant Matrices,” Presented at the Visual Communications and Image Processing, July 2010.
- [43] National Data Buoy Center, “CTD Data Display and Delivery”. http://tao.noaa.gov/refreshed/ctd_delivery.php.
- [44] M. Holler, “High Density, Multiple Depth, Wireless Soil Moisture Tension Measurements for Irrigation Management,” 59TH Annual Meeting ASEV (American Society for Enology and Viticultures), June 2008.
- [45] X. Wu and M. Liu, “In-situ soil moisture sensing: Measurement scheduling and estimation using compressive sensing,” Proceedings of the 11th International Conference on Information Processing in Sensor Networks, pp.1–12, April 2012.
- [46] C.M. Angelopoulos, S. Nikolettseas, and G.C. Theofanopoulos, “A Smart System for Garden Watering using Wireless Sensor Networks,” Proceedings of the 9th ACM International Symposium on Mobility Management and Wireless Access, pp.167–170, Nov. 2011.
- [47] Y. Kawahara, H. Lee, and M.M. Tentzeris, “Sensprout: Inkjet-printed soil moisture and leaf wetness sensor,” Proceedings of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing, pp.545–545, New York, NY, USA, Sept. 2012.
- [48] 鈴木有, 川原圭博, 浅見徹, “銀ナノ粒子インクを用いたインクジェット印刷によるくし形キャパシタの形状の検討,” 電子情報通信学会ソサイエティ大会, pp.B-19-55, March 2013.

発表文献

国際会議

- [P1] D. Lee, T. Sasaki, T. Yamada, K. Akabane, Y. Yamaguchi, and K. Uehara, "Spectrum Sensing for Networked System Using 1-bit Compressed Sensing with Partial Random Circulant Measurement Matrices," Proceeding of the IEEE 75th VTC 2012 spring, 8A-4, pp.1-5, Yokohama, Japan, May 2012.
- [P2] R. Shigeta, T. Sasaki, D. Quan, Y. Kawahara, R. Vyas, M. Tentzeris, T. Asami, "Ambient-RF-Energy-Harvesting Sensor Node with Capacitor-Leakage-Aware Duty Cycle Control," Proceeding of the IEEE SENSORS 2012, Taipei, Taiwan, Oct. 2012.

研究会

- [P3] 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," 情報処理学会 UBI 研究会, vol.2012-UBI-36, no.20, Nov. 2012.
- [P4] 佐々木達哉, 鈴木有, 川原圭博, 浅見徹, "圧縮センシングを用いた土壌水分モニタリングのセンサノードへの実装と土壌水分センサの性能比較," 情報通信学会 IN 研究会, March 2013. (to appear)

全国大会

- [P5] 佐々木達哉, 川原圭博, 浅見徹, "センサノードメモリ上に実装可能な循環行列を用いた圧縮センシング手法," 情報通信学会ソサイエティ大会, B-19-4, Sept. 2012.
- [P6] 佐々木達哉, 川原圭博, 浅見徹, "eZ430-RF2500 センサノードを用いた土壌水分の圧縮センシング," 情報通信学会総合大会, B-19-6, March 2013.