

修 士 論 文 の 和 文 要 旨

研究科・専攻	大学院 情報理工学研究科 知能機械工学専攻 博士前期課程		
氏 名	能戸 優匠	学籍番号	1432044
論 文 題 目	信号の狭帯域性とランダムリサンプリングを用いた 圧縮センシングによる超分解能到来時間推定法		
<p>要 旨</p> <p>レーダ(RADAR: RAdio Detection And Ranging) は目標物に向けて電波を放ち、目標物からの散乱波を受信するまでの遅延時間から目標の距離を計測するシステムである。マイクロ波を用いた計測は全天候性を有しており、船舶や航空機の検知や測距に用いられているほか、近年ではミリ波を用いた車載レーダが実用化されている。レーダはパルス圧縮技術を用いることで距離分解能を確保しているが、高い距離分解能を得るには送信信号帯域を広げる必要がある。しかし、送信帯域幅は計測装置や法律上の制限を受けるため、通常の距離分解能を超える超分解能信号処理法が注目されている。</p> <p>超分解能法の一つとして、圧縮センシング(CS: Compressed Sensing) に基づく方法が提案されている。圧縮センシングは再現すべき分布の大半がゼロ成分で構成される(スパースである) ことを先験情報に、劣決定の不良設定逆問題を解く手法である。一般的なレーダ計測においては、目標分布は非常に疎に分布しており、上記の先験情報を十分満足する。先行研究では、目標分布の l_1 ノルム最小化に基づく最適化問題によって、近接複数目標に対しても高精度な到来時間推定が可能であることが示されている。しかし、上記手法は l_1 ノルム最小化に基づくため、信号間の相関性が高い場合、雑音レベルが高い状況等では推定精度が劣化する。また、高精度到来時間推定を実現するためには、極めて密に時間標本を得る必要があるという問題点を有する。</p> <p>本研究では、上記の問題点を解決するため、ランダムリサンプリングと受信信号帯域のスパース性を利用した、圧縮センシングによる超分解能到来時間推定法を新たに提案する。不等間隔に受信信号を間引くランダムリサンプリングを適用し、圧縮センシングの推定精度指標を改善することで、雑音環境下の推定精度を改善する。また、受信信号スペクトルのスパース性を先験情報に導入することで、雑音の高周波成分を抑圧し、雑音環境下の推定精度の向上を行う。また、A/Dコンバータでの標本点と真の目標位置との丸め誤差を低減させるため、サンプリングの位相をシフトした複数の受信信号を合成することで同丸め誤差を低減させる手法を提案する。提案法の有効性を数値計算を用いて示す。</p>			

平成27年度修士論文

信号の狭帯域性とランダムリサンプリングを
用いた圧縮センシングによる
超分解能到来時間推定法

学籍番号 1432044
氏名 能戸 優匠
知能機械工学専攻 高度ITコース
指導教員 桐本 哲郎 教授
副指導教員 稲葉 敬之 教授
提出日 平成28年2月29日

信号の狭帯域性とランダムリサンプリングを用いた 圧縮センシングによる超分解能到来時間推定法

能戸 優匠

概要

レーダ (RADAR: RAdio Detection And Ranging) は目標物に向けて電波を放ち、目標物からの散乱波を受信するまでの遅延時間から目標の距離を計測するシステムである。マイクロ波を用いた計測は全天候性を有しており、船舶や航空機の検知や測距に用いられているほか、近年ではミリ波を用いた車載レーダが実用化されている。レーダはパルス圧縮技術を用いることで距離分解能を確保しているが、高い距離分解能を得るには送信信号帯域を広げる必要がある。しかし、送信帯域幅は計測装置や法律上の制限を受けるため、通常の距離分解能を超える超分解能信号処理法が注目されている。

超分解能法的一种として、圧縮センシング (CS: Compressed Sensing) に基づく方法が提案されている。圧縮センシングは再現すべき分布の大半がゼロ成分で構成される (スパースである) ことを先験情報に、劣決定の不良設定逆問題を解く手法である。一般的なレーダ計測においては、目標分布は非常に疎に分布しており、上記の先験情報を十分満足する。先行研究では、目標分布の l_1 ノルム最小化に基づく最適化問題によって、近接複数目標に対しても高精度な到来時間推定が可能であることが示されている。しかし、上記手法は l_1 ノルム最小化に基づくため、信号間の相関性が高い場合、雑音レベルが高い状況等では推定精度が劣化する。また、高精度到来時間推定を実現するためには、極めて密に時間標本を得る必要があるという問題点を有する。

本研究では、上記の問題点を解決するため、ランダムリサンプリングと受信信号帯域のスパース性を利用した、圧縮センシングによる超分解能到来時間推定法を新たに提案する。不等間隔に受信信号を間引くランダムリサンプリングを適用し、圧縮センシングの推定精度指標を改善することで、雑音環境下の推定精度を改善する。また、受信信号スペクトルのスパース性を先験情報に導入することで、雑音の高周波成分を抑圧し、雑音環境下の推定精度の向上を行う。また、A/D コンバータでの標本点と真の目標位置との丸め誤差を低減させるため、サンプリングの位相をシフトした複数の受信信号を合成することで同丸め誤差を低減させる手法を提案する。提案法の有効性を数値計算を用いて示す。

信号の狭帯域性とランダムリサンプリングを用いた 圧縮センシングによる超分解能到来時間推定法

目次

第1章	序論	1
1.1	研究背景	1
1.2	目的	2
第2章	レーダ測距技術および超分解能到来時間推定法	3
2.1	レーダによる距離計測	3
2.2	相互相関処理出力に基づく到来時間推定法	5
2.3	MUSIC法を用いた到来時間推定法	6
2.4	MLICAを用いたMUSIC法による到来時間推定法	8
2.5	圧縮センシングを用いた到来時間推定法	9
2.5.1	圧縮センシングの原理	9
2.5.2	到来時間推定法	14
2.5.3	ドップラレーダにおけるサンプリング点の補正法	16
第3章	ランダムリサンプリングと周波数領域における圧縮センシングを用いた超分解能到来時間推定法	18
3.1	システムモデル	18
3.2	提案手法の原理	20
3.3	数値計算による性能評価	23
第4章	周波数領域のスパース性を用いた高精度化手法	30
4.1	周波数領域のスパース性を用いた高精度化手法の原理	30
4.2	数値計算による性能評価	31
第5章	位相シフトサンプリング補正を用いた高精度化手法	37
5.1	位相シフトサンプリング補正を用いた高精度化手法の原理	37
5.2	数値計算による性能評価	38
5.3	数値計算による提案手法統合時の性能評価	49
第6章	結論	53
	謝辞	55

第1章 序論

1.1 研究背景

レーダは目標物に向けて電波を放ち、目標物からの散乱波を受信するまでの遅延時間から目標の距離を計測するシステムである。マイクロ波を用いた計測は全天候性を有しており、船舶や航空機の検知や測距に用いられているほか、近年ではミリ波を用いた車載レーダが実用化されている。レーダはパルス圧縮技術 [1], [2] を用いることで分解能を確保しているが、高い距離分解能を得るには送信信号帯域を拡げる必要がある。しかし、広帯域信号を計測に用いるには高いエネルギーを要するほか、電波法による帯域の制限があるため制約を有する。この問題に対し、デジタル信号処理を用いて、信号帯域に依存しない到来時間推定を行う、超分解能到来時間推定法が注目されている。代表的な超分解能到来時間推定法として、周波数伝達関数の共分散行列を固有値展開して得られる雑音空間に着目し、超分解能を実現した MUSIC(MUltiple SIgnal Classification) が挙げられる。MUSIC 法は、各到来波が無相関であることを仮定しているため、相関性干渉波によって推定精度は劣化する。これに対し、最尤規範独立成分分析 (MLICA: Maximal Likelihood Independent Component Analysis) アルゴリズム [4] を用いて各到来波を分離し、干渉波を抑圧することで、MUSIC 法の推定精度を改善する手法が提案されている [5]。しかし、これらの手法は先験情報として到来波数の情報が必要である。

これに対し、近年、圧縮センシング (CS: Compressed Sensing)[6] とよばれる手法を用いた到来時間推定法が提案されている [7]。圧縮センシングは推定対象の成分の大半が 0 である (スパースである) ことを先験情報に、劣決定の不良設定逆問題を解く手法である。同手法は、複数の観測データを統合することで、画像の再構成が行われる、合成開口レーダによるレーダ画像や核磁気共鳴画像 (MRI) の撮像の効率化などに応用されている [8], [9]。圧縮センシングによる到来時間推定は、通信路推定やドップラレーダの信号処理などに応用されている [10], [11]。目標数が少ないという仮定のもと、目標分布の l_1 ノルム最小化に基づく最適化問題によってスパースな目標の時間分布や空間分布を推定することで、近接複数目標に対しても高精度な到来時間推定が可能である。しかし、上記手法は l_1 ノルム最小化に基づいているため、雑音や相関性干渉波、標本点と真の目標位置との丸め誤差などによる推定精度の劣化が顕著である。

1.2 目的

本稿では、ランダムリサンプリングと受信信号帯域のスパース性を利用した、圧縮センシングによる超分解能到来時間推定法を提案する。提案法では、ランダムリサンプリングに基づく圧縮センシングを用いた信号復元手法を導入する。ランダムリサンプリングによる高精度な信号復元手法によって、雑音の影響を軽減し、雑音環境下の推定精度を改善を行う。さらに、受信信号帯域のスパース性を利用した、圧縮センシングによる超分解能到来時間推定法を提案する。圧縮センシングを用いた到来時間推定では分解能を確保するために、時間領域における補間処理などによる高い周波数でのサンプリングが行われている。ゆえに、受信信号は周波数領域においてスパース性が仮定できる。提案法では、周波数領域での受信信号のスパース性を先験情報に導入することで、雑音環境下における推定精度の向上を行う。また、本論文ではサンプル点と目標のずれによる誤差を低減させつつ、データ次元の増大を防ぐため、受信信号のサンプリング位相シフトを用いた補正法を提案する。本論文では、ランダムリサンプリングに基づく信号復元手法および受信信号帯域のスパース性を利用した、圧縮センシングによる超分解能到来時間推定法の有効性を数値計算を用いて示す。また、受信信号の位相シフトを用いたサンプリング補正法の性能および計算時間を数値計算を用いて評価する。

第2章 レーダ測距技術および超分解能到来時間推定法

本章では，レーダを用いた距離計測の原理および有用性について述べる．さらに，到来時間推定法を用いることで，距離計測を行うことが可能であることを示す．次に，到来時間推定手法として相互相関処理出力に基づく到来時間推定法について述べる．超分解能到来時間推定手法として，MUSIC法および圧縮センシングを用いた手法について述べ，上記手法の問題点を数値計算を用いて示す．

2.1 レーダによる距離計測

レーダは目標物に向けて電波を放射し，目標物からの散乱波を観測することで，目標物の検知や距離計測を行うシステムである．レーダシステムは送信器，アンテナ，受信器で構成される．送信器で生成された送信信号をアンテナを用いて目標に向けて放射し，受信アンテナを用いて散乱波を受信する．計測に単一のアンテナを用いるモノスタティックレーダでは，切替器を用いて信号の送受信が行われる．受信された信号は検波，A/D変換，デジタル信号処理を経て所望の信号となり，目標の検知や距離計測を行う．図1にレーダ測距の概念図を示す．送信信号にパルス波を用いるレーダは，パルスレーダと呼ばれる．受信信号を観測するまでの遅延時間 t とアンテナから目標物までの距離 r の関係

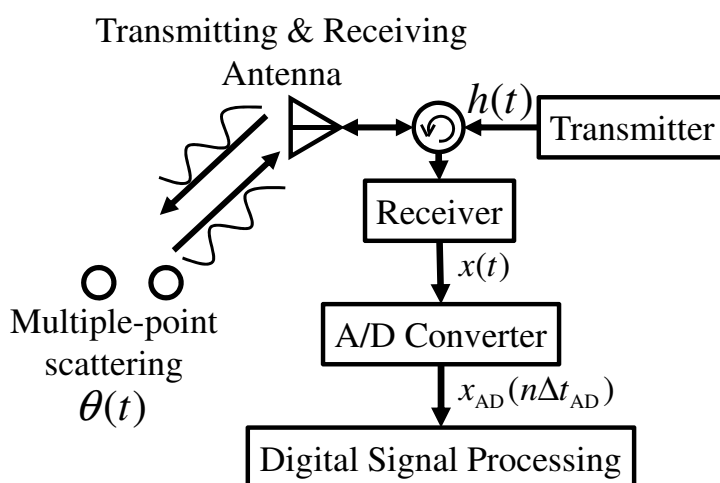


図1: レーダの概念図

は、次式で表される。

$$r = \frac{ct}{2} \quad (1)$$

ただし、 c は光速で、電波の伝搬速度を表す。式(1)より、レーダによる距離計測は受信信号の到来時間推定と等価な関係である。同一方向に存在する複数の目標を観測するとき、次式を満たさない場合、各目標からの散乱波が干渉するため複数目標の検知が困難になる。

$$\tau_{\text{pulse}} > |\tau_{i+1} - \tau_i| \quad (2)$$

ただし、 t_i, t_{i+1} は*i*番目および*i+1*番目の受信信号を観測するまでの遅延時間、 τ_{pulse} は送信信号のパルス幅である。式(2)より、パルスレーダの距離分解能 Δr は次式で表される。

$$\Delta r = \frac{c\tau_{\text{pulse}}}{2} \quad (3)$$

ゆえに、パルスレーダの距離分解能は送信信号のパルス幅に依存する。パルスレーダの距離分解能を高めるには、パルス幅を短くすることが必要であるが、信号電力も減少するため信号対雑音比(SNR:Signal to Noise Ratio)が小さくなるという問題点を有する。信号電力が大きく、パルス幅の短い送信パルスを生成するためには、瞬間的に大きなエネルギーを出力する必要があるため、送信器の性能による限界が生じる。図2にパルスレーダの距離分解能の概念図を示す。

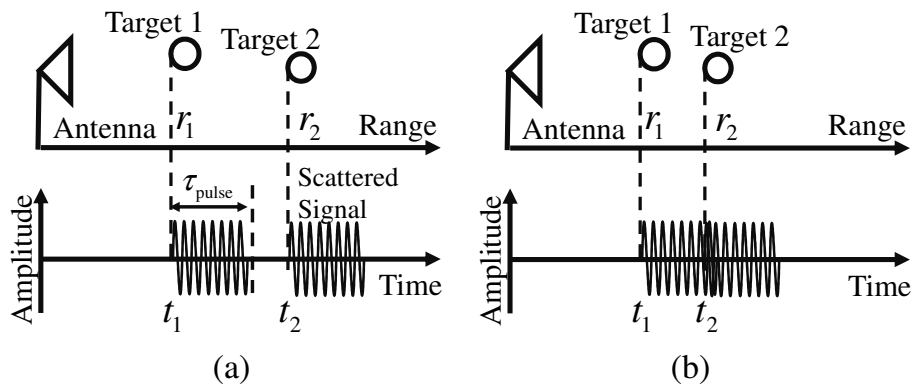


図2: パルスレーダの距離分解能の概念図 ((上) 距離分解能以上 (下) 距離分解能以下)

2.2 相互相関処理出力に基づく到来時間推定法

上記問題に対して，相互相関処理出力に基づく到来時間推定法が提案されている [1], [2]．パルス圧縮技術は周波数などの変調を与えた信号を用いて観測を行い，受信信号に対して復調を行うことで，信号電力が大きく，パルス幅の短い観測信号と等価の信号を得る手法である．相互相関処理を用いたパルス圧縮手法は周波数を直線的に変調したチャープ信号を観測に用いる．チャープ信号は次式で表される．

$$h(t) = \text{rect}(t; K) \exp(j\alpha t^2), \quad (4)$$

$$\text{rect}(t; K) = \begin{cases} 1 & (0 \leq t \leq K) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (5)$$

ただし， α はチャープ率である．図 3 にチャープ信号の実数部を示す．

受信信号は送信信号と目標の時間分布のたたみこみで表され，次式で表現されるところ．

$$x(t) = \int_{-\infty}^{\infty} h(t)\theta(t-\tau)d\tau + e(t) \quad (6)$$

ただし， $h(t)$ は送信信号波形， $\theta(t)$ は目標の時間分布， $e(t)$ は観測雑音である．相互相関を用いたパルス圧縮の出力 $y(t)$ は，次式で表される．

$$x(t) = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau)h(t-\tau)d\tau \quad (7)$$

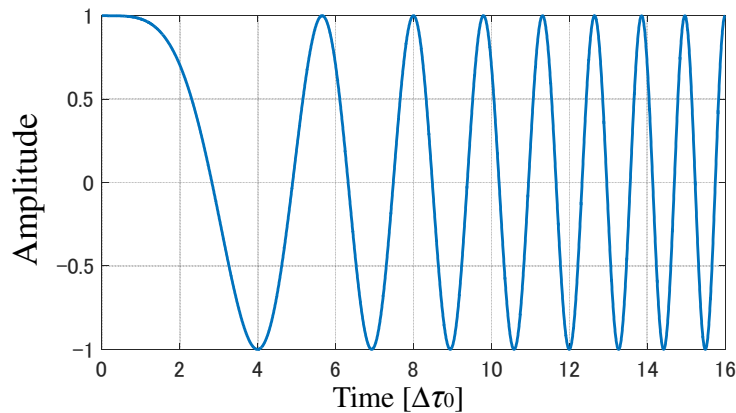


図 3: チャープ信号の実数部

相関処理を時間領域で行う場合，データ数の多さから計算量が大きくなるため，整合フィルタの出力が用いられる．整合フィルタは出力の SNR を最大にするフィルタであり，フィルタ出力は相互相関処理出力と等価である．整合フィルタに基づき，同手法の出力 y_{match} は次式で表される．

$$y_{\text{match}} = \int_{-\infty}^{\infty} X(\omega)H(\omega)^* \exp(j\omega t) d\omega \quad (8)$$

ただし， $X(\omega)$ ， $H(\omega)$ は $x(t)$ ， $h(t)$ のフーリエ変換である．また，逆フィルタによる相互相関処理出力は次式で表される．

$$y_{\text{Inv}} = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{X(\omega)}{H(\omega)} \exp(j\omega t) d\omega \quad (9)$$

上記手法の距離分解能は次式で定義される．

$$\Delta y = \frac{c}{2\alpha\tau_{\text{pulse}}} \quad (10)$$

$$= \frac{c}{2B} \quad (11)$$

ただし， B は送信信号の帯域幅である．式 (11) より，上記手法の距離分解能は観測に用いる信号の帯域幅に依存するため，帯域幅が広いほど高い距離分解能が得られる．しかし，実際にレーダを用いた計測を行う場合，利用できる帯域は電波法で制限されるほか，計測に用いる機器の性能によって制約を有するため分解能には限界が生じる．ゆえに，帯域幅で制限される距離分解能を超える超分解能信号処理法が注目されている．

2.3 MUSIC 法を用いた到来時間推定法

本節では，代表的な超分解能到来時間推定法として MUSIC 法の原理を説明し，同手法の問題点について述べる．

距離分解能が送信信号の帯域に依存しない超分解能法として，近年，MUSIC(Multiple Signal Classification) 法が提案されている [3]．同手法は，観測信号の相関行列の固有値，固有ベクトルを用いる手法で，超分解能到来方向推定などに応用されている．到来時間推定において，相関行列は受信信号の周波数伝達関数を用いて表される．周波数伝達関数 $Z(\omega)$ は次式で表される．

$$Z(\omega) \equiv \frac{X(\omega)}{H(\omega)} = \sum_{i=1}^L a_i \exp(-j\omega\tau_i) + \frac{N(\omega)}{H(\omega)} \quad (12)$$

ただし, $N(\omega)$ は観測雑音のフーリエ変換である. 到来時間は, 周波数領域において複素正弦波の周波数として表現される. これは, 式 (12) より明らかである. 相関行列 R_{xx} は次式で表される. R_{xx} は周波数領域で周波数平均を行ったものとする.

$$R_{xx} = \sum_{n=1}^{N-Q+1} Z_n Z_n^H \quad (13)$$

$$Z_n = [Z(\omega_n), Z(\omega_{n+1}), \dots, Z(\omega_{n+Q-1})]^T \quad (14)$$

ただし, H は複素共役転置, N は周波数点数, Q は周波数平均後の観測行列の次元である. 同手法では, 到来波が無相関であることを条件に到来時間推定を行うが, レーダにおける観測では, 各到来波が相関性を有する. この相関性干渉波や観測雑音を抑圧するために, 観測行列に周波数平均を適用する. 観測行列の対角成分に沿って, $Q \times Q$ 成分を加算平均することで, 相関性干渉波に相当する非対角成分の抑圧を行う. 相関行列 R_{xx} に対して固有値展開を行い, 固有値および固有ベクトルを得る. 到来波数 N_T 個分の値の大きい固有値を信号の固有値, それ以外を雑音の固有値として, 雑音の固有値に対応した固有ベクトルを求める. 雑音空間 E_n は雑音に対応する固有ベクトルで構成され, 次式で定義される.

$$E_n = [e_{N_T+1}, e_{N_T+2}, \dots, e_{N-Q-N_T+1}] \quad (15)$$

ただし, e_n は雑音の固有ベクトルである. 同手法の出力 (MUSIC スペクトラム) y_{music} は雑音空間を用いて次式で求められる.

$$y_{\text{music}}(t) = \frac{\mathbf{a}^H(t) \mathbf{a}(t)}{\mathbf{a}^H(t) \mathbf{E}_n \mathbf{E}_n^H \mathbf{a}(t)} \quad (16)$$

ただし, $\mathbf{a}(t)$ は複素正弦波の位相で構成されたステアリングベクトルであり, 次式で表される.

$$\mathbf{a}(t) = [\exp(-j\omega_1(t)), \exp(-j\omega_2(t)), \dots, \exp(-j\omega_Q(t))] \quad (17)$$

図 4 に $\text{SNR} = \infty \text{dB}$ および $\text{SNR} = 15 \text{dB}$ における到来時間推定出力を示す. 目標数 $N_T = 2$, 2 目標の間隔 $\Delta\tau = \tau_0/8$ である. ただし, τ_0 は送信信号の帯域幅で決定される時間分解能である. $\text{SNR} = 15 \text{dB}$ において, 周波数平均では相関性干渉波や雑音の抑圧が不十分で, 推定精度の保持が出来ていないことが分かる.

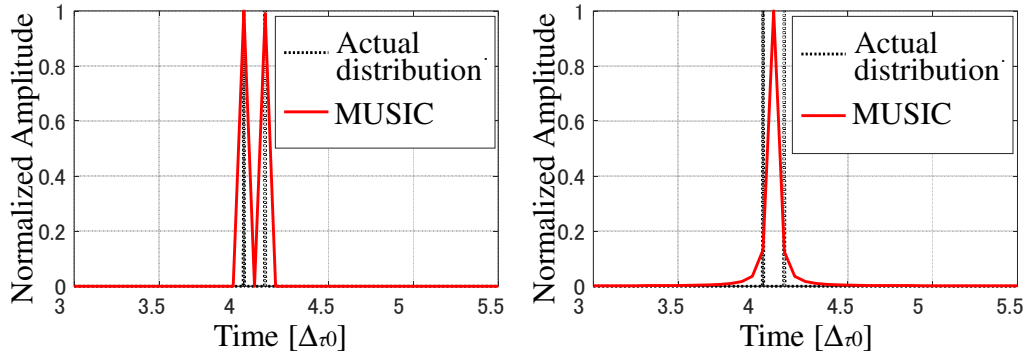


図 4: MUSIC 法による到来時間推定出力 ((左) SNR = ∞dB(右)SNR = 15dB)

2.4 MLICA を用いた MUSIC 法による到来時間推定法

相関性干渉波を抑圧するため，最尤規範独立成分分析 (Maximum Likelihood Independent Component Analysis; MLICA) を前処理として導入した手法が提案されている [5] . モノスタティックレーダでの観測結果に ICA を適用するため，周波数伝達関数の周波数シフトを導入し，複数のチャンネル Z_n を擬似的に生成する .

$$\begin{aligned} \mathbf{Z} &= [\mathbf{Z}_1, \mathbf{Z}_2, \dots, \mathbf{Z}_{L'}]^T \\ \mathbf{Z}_n &= [Z(n\Delta\omega), Z((n+1)\Delta\omega), \dots, Z((n+Q-L')\Delta\omega)] \\ &\quad (n = 1, 2, \dots, L') \end{aligned} \quad (18)$$

ただし， L' は擬似チャンネル数である . 生成した擬似チャンネルに対し，主成分分析を用いて信号の無相関化を行う . 無相関信号 Z^P は次式で表される .

$$\mathbf{Z}^P = \mathbf{M}\mathbf{Z} \quad (19)$$

ただし， \mathbf{M} は主成分分析によって得られる白色化行列である . 無相関信号に対し，複素正弦波の確率密度関数を組み入れた MLICA アルゴリズム [4] を適用することで，各到来波を分離する . MLICA による出力 $\hat{\mathbf{Z}}$ は次式で表される .

$$\hat{\mathbf{Z}} = \mathbf{W}\mathbf{Z}^P, \quad (20)$$

ただし， \mathbf{W} は MLICA によって決定された復元行列である . 各分離信号 $\hat{\mathbf{Z}}$ に MUSIC 法を適用し，到来時間を推定する . 図 5 に，上記手法の処理手順を示す . 図 6 に SNR = ∞dB および SNR = 15dB における到来時間推定出力を示す . た

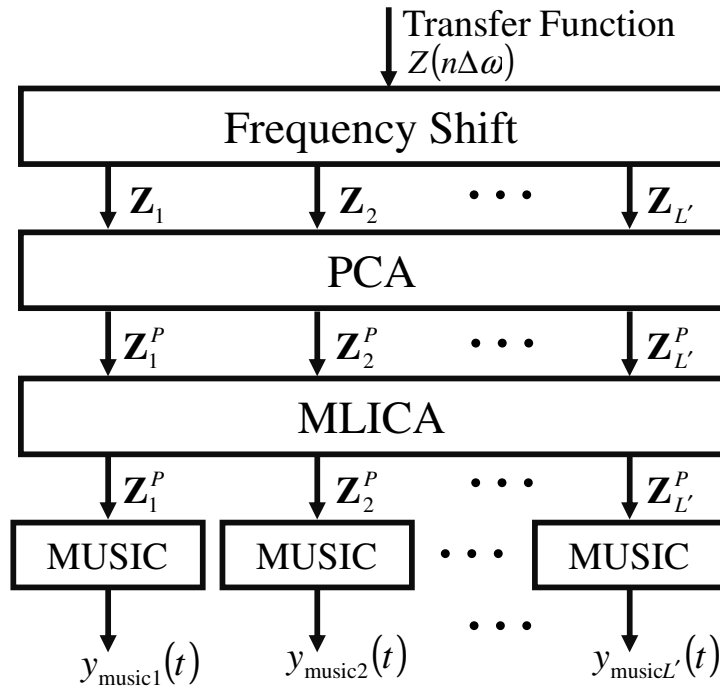


図 5: MLICA を用いた MUSIC 法による到来時間推定法の処理手順

だし，目標数 $N_T = 2$ ，2 目標の間隔 $\Delta\tau = \tau_0/8$ である．SNR = 15dB において，雑音の影響から推定精度の保持が出来ていないことが分かる．さらに，同手法は雑音空間を求めるために，目標数の情報が必要である．図 7 に， $N_T = 3$ と目標数を誤った場合の，SNR = ∞ dB における到来時間推定出力を示す．図 7 より，目標数を誤った場合，雑音空間に誤差が生じ，推定精度が劣化する．しかし，実際の近接した複数目標の観測において，目標数を推定することは困難である．

2.5 圧縮センシングを用いた到来時間推定法

本節では，圧縮センシングを用いた到来時間推定法について述べる．圧縮センシングの原理について説明し，圧縮センシングを用いた到来時間推定法の原理および問題点を述べる．

2.5.1 圧縮センシングの原理

近年，超分解能到来時間推定法として圧縮センシングが注目されている [6]．本節では，圧縮センシングの原理を説明し，同手法の特性について述べる．同手法は，推定するデータの大半が 0 である疎 (スパース) 性を用いて，線形混合

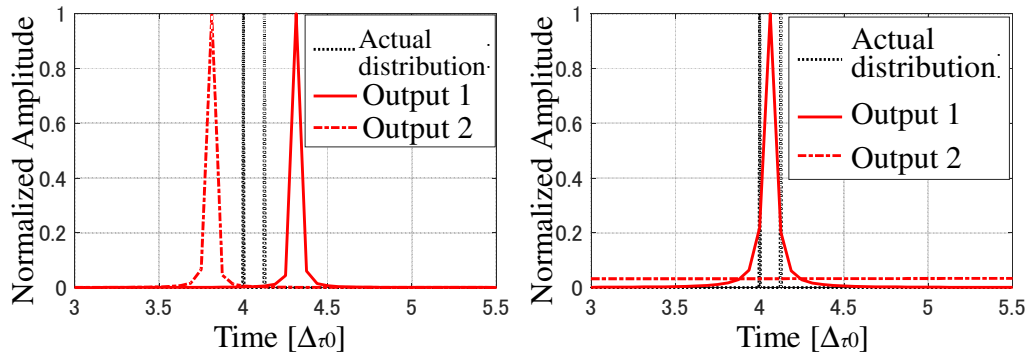


図 6: MLICA による到来時間推定出力 ((左) SNR = ∞dB(右)SNR = 15dB)

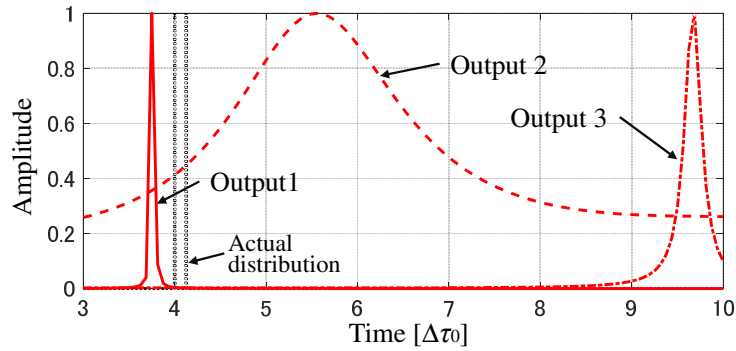


図 7: 目標数を誤った場合の MLICA による到来時間推定出力

で表される劣決定の不良設定逆問題を解く手法である．観測データ y_m は次式で表される．

$$y_m = a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \cdots + a_{mN}x_N + e_m \quad (21)$$

ただし， x_i は推定対象のパラメータ， a_i は線形混合の係数， e は観測雑音である．この線形混合は行列を用いて，次式で定義される．

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{e} \quad (22)$$

ただし， \mathbf{y} ， \mathbf{x} ， \mathbf{e} は次式のように表される．

$$\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_M]^T \quad (23)$$

$$\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_N]^T \quad (24)$$

$$\mathbf{e} = [e_1, \dots, e_M]^T \quad (25)$$

また, A は $M \times N$ の行列で, 観測行列と呼ばれる. 観測行列が既知かつ, $M \geq N$ のとき, 連立方程式を解くことで x の推定が可能である. しかし, $M < N$ の場合, 解が一意に決まらない劣決定の状態である. また, 観測雑音が存在するため, 一般化逆行列を用いた推定は困難である. この問題に対し, 同手法は x の大半の成分が 0 であるスパース (疎) なベクトルであることを仮定し, 推定を行う. このとき, 非 0 の要素数は未知である. スパースベクトルの推定法として, $y = Ax$ かつ非 0 要素が最小であるベクトルを探索する, l_0 ノルム最小化が挙げられる. l_0 ノルム最小化は次式で表される.

$$\hat{x} = \arg \min_x |x|_0 \quad \text{subj.to } y - Ax \quad (26)$$

ただし, $|x|_0$ は x の非 0 要素数である. しかし, l_0 ノルム最小化は離散最適化問題であり, 計算時間が次元に対して指数関数的に増大するという問題点を有している. また, 式 (26) を擬似的に解くアルゴリズムとして, OMP (Orthogonal Matching Pursuit) 法が提案されている [12]. OMP 法は, 観測行列と残差 $y - Ax$ の相関に着目した組み合わせ最適化法で, 計算量を削減することで, 高速にスパースベクトルの推定を行うことが可能である. しかし, 雑音成分の影響を考慮していないため, 雑音成分に対してロバストでないという問題点を有している. さらに, l_0 ノルムの拘束を緩和し, 次式の l_1 ノルムを拘束条件とした最適化問題を解くことでもスパースベクトルの推定が行われる.

$$\hat{x} = \arg \min_x |x|_1 \quad \text{subj.to } y - Ax \quad (27)$$

ただし, l_1 ノルムは次式で表される.

$$|x|_1 = |x_1| + \cdots + |x_N| \quad (28)$$

ただし, 観測データに雑音を有する場合, 式 (27) による推定は, 雑音を含んだ結果となるため, 正しいスパースベクトルの推定は困難である. このとき, 制約条件を正則化項として導入した次式で表される評価関数 [13] が用いられる.

$$\hat{x} = \arg \min_x (|y - Ax|_2^2 + \lambda |x|_1) \quad (29)$$

ただし, λ は正則化係数である. 式 (29) の最適化問題は凸 2 次計画問題に置き換えることが可能であり, 凸最適化アルゴリズムの 1 つである内点法 [14] を用

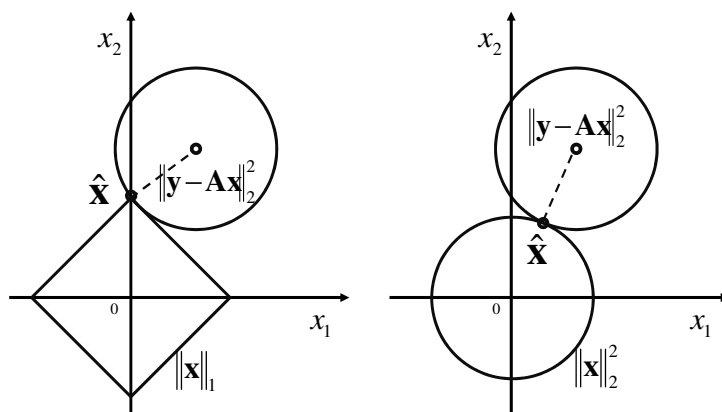


図 8: (左)2次元における l_1 ノルム最小化 (右)2次元における l_2 ノルム最小化

いることで多次元のスパースベクトルに対しても，効率的に推定を行うことが可能である．制約条件に l_1 ノルムを用いることにより，前提条件であるスパースなベクトルを推定することが可能である．上記は，2次元の未知パラメータ推定における最適化問題を幾何的に表現した図を例に説明がなされている．図 8 の左に式 (58) の 2次元における最適化問題を示す．図 8 の左においてひし型の大きさは $|x|_1$ の大きさ，円の半径は $|y - Ax|_2^2$ の大きさを示す．ひし型と円の交点が，式 (58) の最適解 \hat{x} である．ひし型は鋭さを持っており，頂点は軸上に位置するため，交点は軸上に近い位置に現れる．交点が軸上に位置している場合，解のいずれかの値は 0 であり，スパース性を有する．図 8 の右は制約条件に l_2 ノルムを用いた場合の最適化問題を幾何的に表したものである． l_2 ノルムの大きさは，円の半径によって表される．この場合，円はひし型に比べて鋭さを有さないため，交点は軸上に現れない．ゆえに，推定される成分は全て値を有しており，スパース性を満たさない．図 9 の (a) に一般化逆行列，図 9 の (b) に式 (27) による l_1 ノルム最小化，図 9 の (c) に l_2 ノルム最小化，図 9 の (d) に式 (58) を用いた l_1 ノルム最小化の推定例を示す．このとき，推定対象 x は 256×1 のスパースなベクトル，観測行列 A は 192×256 のランダム行列であり，正規分布に基づく乱数が雑音として与えられるものとする．図 9 の (a) および (b) より，一般化逆行列や式 (27) による l_1 ノルム最小化では観測雑音を含んだ結果が推定されている．また，図 9 の (c) より， l_2 ノルム最小化の推定結果はいずれの成分も値を有している．これに対し，図 9 の (d) より，式 (58) では l_1 ノルムを拘束条件に用いてスパースな解を推定することで，高精度なデータの推定を实

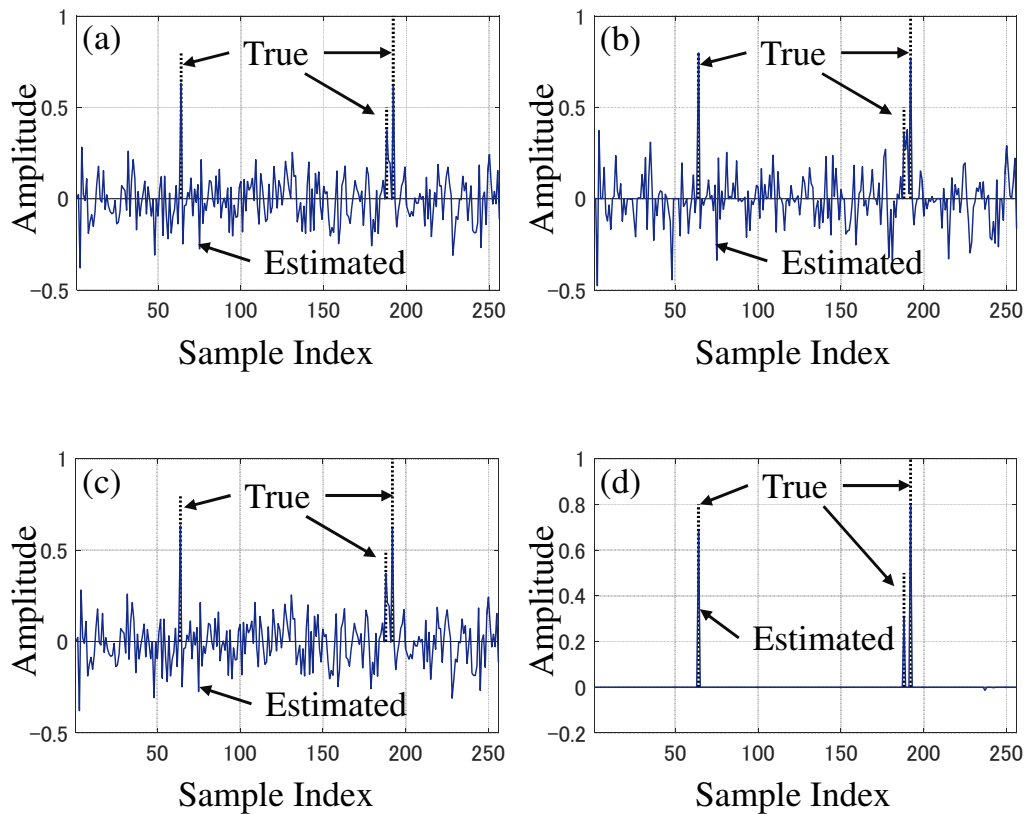


図9: ノルム最小化による推定結果 ((a) 一般化逆行列 (b) 式 (27) による l_1 ノルム最小化 (c) l_2 ノルム最小化 (d) 式 (58) による l_1 ノルム最小化)

現している .

圧縮センシングの推定精度は、観測行列 A の直交性を用いて評価がなされている [15] . 劣決定にもかかわらず、圧縮センシングが正しい推定結果を得るためには、 $y = Ax$ をみたすスパースベクトル \hat{x} が一意に定まることが条件となる . $Ax' = 0$ となるスパースベクトル x' が存在するとき、 $y = Ax$ を満たす解は \hat{x} 、 $(\hat{x} + x')$ となり、解が一意に定まらない . これに対し、 A が等長変換基底で、 y および x のノルムが等しい場合、 $Ax' = 0$ となる x' は現れないため、圧縮センシングの解は一意に定まる . 上記の性質を拡張し、 y および x のノルムを比較することで、圧縮センシングの推定精度を定量的に評価できることが明らかになっている [16] . この推定精度指標は制限等長性 (RIP: Restricted Isometry Property) と呼ばれる [15] . 制限等長性を示す RIP 定数 δ_{RIP} は次式で

定義される．

$$(1 - \delta_{\text{RIP}}) \|\mathbf{x}\|_2^2 \leq \|\mathbf{A}\mathbf{x}\|_2^2 \leq (1 + \delta_{\text{RIP}}) \|\mathbf{x}\|_2^2 \quad (30)$$

RIP 定数 δ_{RIP} が小さいほどノルムの変化が小さいため，推定精度が良好であることが知られている．特に， $\delta_{\text{RIP}} < \sqrt{2} - 1$ を満たすとき， l_1 ノルム最小化を用いた推定は唯一の解を持つことが証明されている [16]．しかし，RIP 定数は推定対象のスパースベクトルを用いて評価するため，実際の計測での評価は困難である．これに対し，圧縮センシングの推定精度の指標として，観測行列のコヒーレンス関数 $\mu(\mathbf{A})$ が用いられている [17]． $\mu(\mathbf{A})$ は次式で定義される．

$$\mu(\mathbf{A}) := \max_{1 \leq i < j \leq N} \frac{|\mathbf{a}_i^H \mathbf{a}_j|}{\|\mathbf{a}_i\|_2 \|\mathbf{a}_j\|_2} \quad (31)$$

ただし， \mathbf{a}_i は任意の \mathbf{A} の列ベクトルである．また，[17] 中において，次式を満たすことが証明されている．

$$\delta_{\text{RIP}} \leq \mu(\mathbf{A}) K \quad (32)$$

ただし， K はスパースベクトルの非ゼロ要素数である．式 (32) より， $\mu(\mathbf{A})$ が小さい場合，RIP 定数も小さくなるため， $\mu(\mathbf{A})$ が小さいほど良好な推定精度が期待できる．

2.5.2 到来時間推定法

本節では，圧縮センシングによる到来時間推定法の原理と問題点について述べる．

圧縮センシングを用いた到来時間推定は，時間領域において目標の数が少ない (スパース) であることを条件に， l_1 ノルム最小化を用いて高精度な到来時間推定を行う手法である [7]．ノルム最小化に基づくため，帯域幅に依存しない到来時間推定が可能である．同手法において受信信号 $x(n)$ は送信信号の時間波形と目標の時間分布のたたみこみで表される．

$$x(n) = \sum_{k=0}^N h(k) \theta(n-k) + e(n) \quad (33)$$

ただし， $h(n)$ は送信信号， $\theta(n)$ は目標の時間分布， $e(n)$ は観測雑音， N は観測時間長さである．また，同手法の目標は点目標を仮定し，時間領域において Dirac のデルタ関数 $\delta(\cdot)$ で表される．目標の時間分布は次式で表される．

$$\theta(t) = \sum_{i=1}^{N_T} a_i \delta(t - \tau_i) \quad (34)$$

ただし, a_i は i 番目の目標の散乱係数, N_T は到来波数, τ_i は i 番目の到来時間である. また, 式 (33) は行列を用いて, 次式で表される.

$$\mathbf{x} = [x(1), \dots, x(N)]^T = \Phi \boldsymbol{\theta} + \mathbf{n} \quad (35)$$

$$\boldsymbol{\theta} = [\theta(-K), \theta(-K+1), \dots, \theta(N-2), \theta(N-1)]^T \quad (36)$$

$$\mathbf{n} = [e(1), \dots, e(N)]^T \quad (37)$$

ただし, \mathbf{x} は受信信号, $\boldsymbol{\theta}$ は目標の時間分布, \mathbf{n} は観測雑音, K はパルス長, N は観測時間である. Φ は送信信号で構成された観測行列で, 次式で表される. $N \times (N+K)$ の行列である.

$$\Phi = \begin{pmatrix} h(K) & \dots & h(0) & 0 & \dots & \dots & 0 \\ 0 & h(K) & \dots & h(0) & 0 & \dots & 0 \\ & & & \ddots & & & \\ 0 & \dots & \dots & 0 & h(K) & \dots & h(0) \end{pmatrix} \quad (38)$$

圧縮センシングによる到来時間推定は式 (58) を用いて行う. このとき, $\mu(\Phi)$ は送信信号の自己相関の大きさに相当する. 先行研究では, $\mu(\Phi)$ を抑圧させるため, 送信信号に広帯域な正規分布に基づく乱数や Alltop sequence[18] とよばれる相関性の低い符号変調方式の信号波形が用いられている [10], [11]. とくに, 広帯域な正規分布に基づく乱数を計測に用いた場合, Φ は $\delta_{\text{RIP}} < \sqrt{2} - 1$ を満たすことが数学的に証明されている [19]. しかし, レーダを用いた計測において, 利用可能な帯域は制限があるほか, 符号変調方式を用いるには高い性能を持つ計測機器を要する. ゆえに, 狭帯域なチャープ信号を用いた場合における, 圧縮センシングによる到来時間推定法の推定精度の向上が求められる. しかし, チャープ信号を用いた場合における $\mu(\Phi)$ は 1.00 と非常に大きいため, 雑音環境下における近接複数目標の分離性能は大きく劣化する. 図 10 に, 送信信号にチャープ信号を用いた場合の $\text{SNR} = \infty \text{dB}$ および $\text{SNR} = 15 \text{dB}$ における到来時間推定出力を示す. ただし, $\Delta\tau = \tau_0/8$ である. ノルム最小化に基づくため, 雑音環境下において推定精度は劣化する. また, 同手法は点目標がサンプリング点上に分布することを仮定しているが, 実際の観測では点目標とサンプリング点を一致させることは困難である. 同手法において, 目標の分布とサンプリング点が一致していない場合, 推定精度が劣化するという問題点を有する. 図 11 に $\text{SNR} = \infty \text{dB}$ におけるサンプリング点と目標分布が一致している場合, 不-

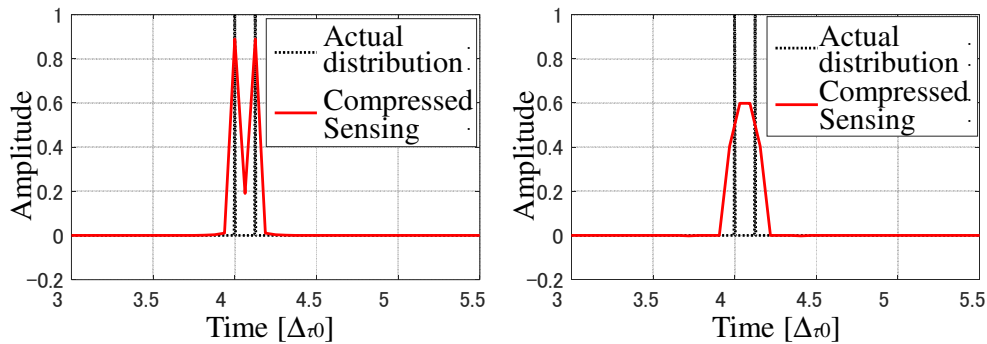


図 10: 圧縮センシングによる到来時間推定出力 ((左) SNR = ∞dB(右)SNR = 15dB)

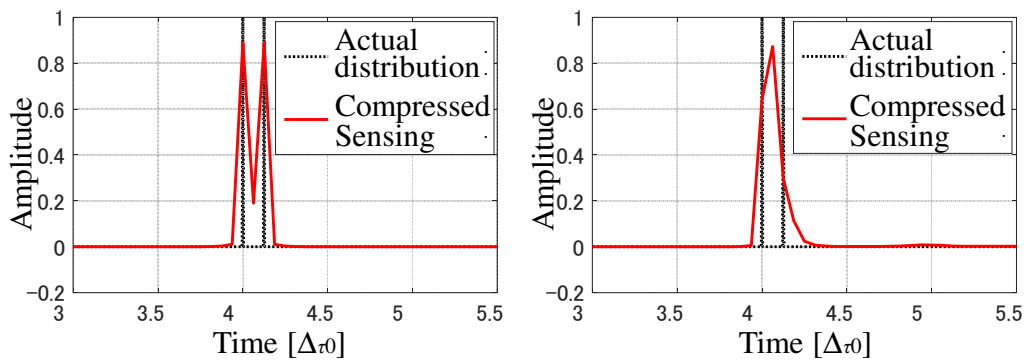


図 11: 圧縮センシングによる到来時間推定出力 ((左) サンプルング点と目標分布が一致 (右) サンプルング点と目標分布が不一致)

致の場合の圧縮センシングによる到来時間推定出力を示す。

2.5.3 ドップラレーダにおけるサンプルング点の補正法

本節では、圧縮センシングを用いたドップラレーダにおけるサンプルング点の補正法について述べる。はじめに、先行研究で用いられる補正法について説明を行い、圧縮センシングを用いた超分解能到来時間推定法に適用する場合の問題点について述べる。

圧縮センシングを用いたドップラレーダでは、離散化されたデータを用いて目標の距離およびドップラ速度を推定する。しかし、実際の目標の距離やドップラ速度が、離散化した距離やドップラ速度と一致しない場合、丸め誤差によって偽目標が推定結果に現れるという問題点を有している。これに対し、[20]では、観測信号を分割し、それぞれに対して圧縮センシングを適用する。得られた複数の推定結果から、最適なものを選択することで、偽目標の少ない距離お

よびドップラ速度の推定を実現している．送信信号には自己相関の低い符号変調方式の信号，Alltop Sequence[18] が用いられる．Alltop Sequence h_{Alltop} の波形は次式で表される．

$$h_{\text{Alltop}}(n) = \frac{1}{\sqrt{N_{\text{Alltop}}}} \exp\left(j2\pi \frac{n^3}{N_{\text{Alltop}}}\right) \quad (39)$$

ただし， N_{Alltop} は信号長であり，素数で定義される．上記手法では，この Alltop sequence を T 倍に細分化したものを計測に用いる．細分化された Alltop sequence は次式で表される．

$$h_{\text{Alltop}}(n) = \frac{1}{\sqrt{TN_{\text{Alltop}}}} \exp\left(j2\pi \frac{n^3}{TN_{\text{Alltop}}}\right) \quad (40)$$

式 (40) で定義される信号を用いて計測を行い，得られた観測信号を T 個に分割する．分割されたそれぞれの観測信号に対して圧縮センシングを適用し，到来時間とドップラ速度を推定する．推定された T 個の到来時間およびドップラ速度の推定結果 $\hat{\theta}_i$ のうち，次式を満たすものを推定結果とする．

$$\hat{\theta} := \min_{i=1, \dots, T} |\hat{\theta}_i|_0 \quad (41)$$

ただし， $|\hat{\theta}_i|_0$ はベクトルの l_0 ノルムで，ベクトル $\hat{\theta}_i$ の非ゼロ要素数を表す．しかし，上記手法は符号変調方式を用いることが前提となっており，高性能な計測機器が求められる．また，送信信号を整数倍に細分化するため，計測には高速な A/D 変換機が必要になる．さらに，圧縮センシングを用いた超分解能到来時間推定法においては，図 10 の右のように干渉波の影響を受け，目標が 2 つあるにもかかわらず 1 つの目標しか確認できない場合が考えられる．上記手法に基づき，式 (41) を用いて最もスパースな解を最適な推定結果として選択した場合，干渉波の影響によって推定に失敗した結果が最適な推定結果として選ばれる可能性が考えられる．ゆえに，[20] を超分解能到来時間推定法に適用し，推定精度を向上させることは困難である．

第3章 ランダムリサンプリングと周波数領域における圧縮センシングを用いた超分解能到来時間推定法

本章では，ランダムリサンプリングと周波数領域における圧縮センシングを用いた超分解能到来時間推定法を提案する．まず，システムモデルを示し，提案手法の原理について述べる．さらに，数値計算により，提案手法の性能を評価する．

3.1 システムモデル

図 12 にシステムモデルを示す．観測目標は複数個の点散乱体を仮定し，静止しているものとする．目標の時間分布はディラックのデルタ関数 $\delta(*)$ を用いて，次式で定義される．

$$\theta(t) = \sum_{i=1}^{N_T} a_i \delta(t - \tau_i) \quad (42)$$

ただし， a_i は i 番目の目標の散乱係数， τ_i は i 番目の目標の遅延時間， N_T は目標数である．レーダは送信器受信器一体型のモノスタティックレーダとする．アンテナから放たれた送信波は点散乱体によって散乱し，受信アンテナを用いて点散乱体からの到来波を受信し，A/D 変換を行うことで受信信号を得る．受信信号波形は送信信号波形と同一とし，多重散乱波は考慮しないものとする．受

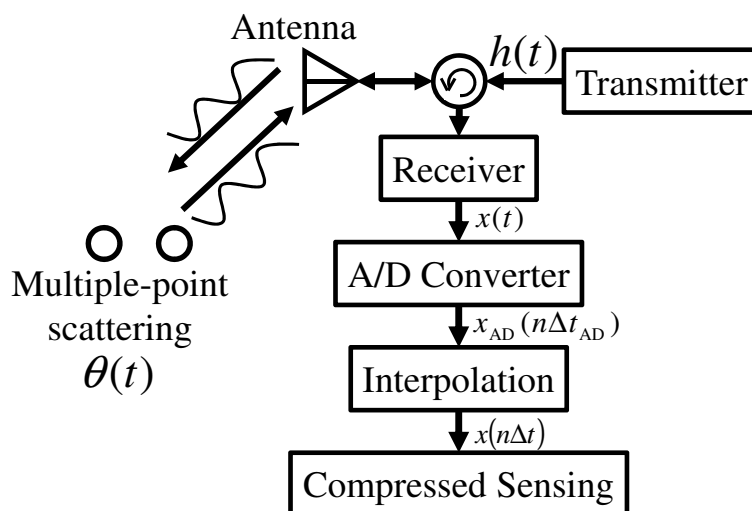


図 12: システムモデル

信号 $x(t)$ は目標の時間分布と送信信号のたたみこみで定義され、次式で表される。

$$x(t) = \int_{-\infty}^{\infty} h(\tau) \theta(t - \tau) d\tau + e(t) \quad (43)$$

ただし、 $h(t)$ は送信信号、 $e(t)$ は観測雑音である。観測雑音は受信機雑音を仮定し、受信機を介するときに観測信号に加わるものとする。受信信号は信号帯域と等しいバンドパスフィルタを介するものとし、雑音の帯域幅は受信信号の帯域幅と等しいものとする。受信信号は A/D コンバータを介して、離散化されたデータとして得られる。A/D 変換された受信信号 $x_{AD}(n\Delta t_{AD})$ は次式で表される。

$$x(n\Delta t_{AD}) = \sum_{k=0}^K h(k\Delta t_{AD}) \theta(n\Delta t_{AD} - k\Delta t_{AD}) + e(n\Delta t_{AD}) \quad (44)$$

ただし、 t_{AD} は A/D 変換の周期、 K は送信信号長である。ただし、 $h(*)$ は送信信号、 $\theta(*)$ は目標分布、 $e(*)$ は受信機雑音を示す。ここで、圧縮センシングによる到来時間推定の分解能を確保するためには、十分に細分化されたサンプリング周期が求められる。しかし、A/D 変換機によるサンプリングは機器的な限界を有する。これに対し、周波数領域において受信信号スペクトルの高周波成分に 0 を内挿する (0 パディング) ことで、サンプリング周期の細分化を行うものとする。細分化された信号のサンプリング周期は Δt と定義する。式 (44) は行列によって次式で表される。

$$\mathbf{x} = \Phi \boldsymbol{\theta} + \mathbf{e} \quad (45)$$

ただし、 \mathbf{x} は受信信号、 $\boldsymbol{\theta}$ は目標の時間分布、 \mathbf{e} は受信機雑音で、次式で表される。

$$\mathbf{r} = [r(1), \dots, r(N)]^T = \Phi \boldsymbol{\theta} + \mathbf{n} \quad (46)$$

$$\boldsymbol{\theta} = [\theta(-K), \theta(-K+1), \dots, \theta(N-1), \theta(N)]^T \quad (47)$$

$$\mathbf{n} = [e(1), \dots, e(N)]^T \quad (48)$$

Φ は送信信号で構成された観測行列である。

$$\Phi = \begin{pmatrix} h(K) & \dots & h(0) & 0 & \dots & \dots & 0 \\ 0 & h(K) & \dots & h(0) & 0 & \dots & 0 \\ & & & \ddots & & & \\ 0 & \dots & \dots & 0 & h(K) & \dots & h(0) \end{pmatrix} \quad (49)$$

ただし， N は受信信号のデータ長である．一般的な点散乱体の時間分布では $N_T \ll N$ を満たすので， θ はスパース性が期待できる．

3.2 提案手法の原理

圧縮センシングを用いた超分解能到来時間推定法では，高い分解能を実現するため，補間処理を用いて受信信号の帯域に比べてはるかに大きいサンプリング周波数が与えられている．ゆえに，受信信号は周波数領域においてスパース性が期待できる．本手法では，周波数領域におけるスパース性を利用し，雑音環境下における推定精度を向上するため，周波数領域における圧縮センシングを用いた信号復元手法を導入する．周波数領域における圧縮センシングは，次式の最適化問題を解くことによって行われる．

$$\hat{X}_n = \arg \min_{X_n} \left(\|y_n - \mathbf{R}\mathbf{F}^{-1}X_n\|_2^2 + \nu \|X_n\|_1 \right) \quad (50)$$

ただし， X_n は周波数領域における受信信号， \mathbf{F}^{-1} は逆フーリエ変換行列， \mathbf{R} はランダムリサンプリング行列， y は時間領域においてランダムリサンプリングを行った受信信号， ν は正則化係数， n はランダムリサンプリングのパターンである．このとき，評価関数の過学習を防ぎつつ， \mathbf{R} のコヒーレンス関数を保持するため，ランダムリサンプリングを導入する．ランダムリサンプリングは受信信号のデータを時間領域で不等間隔にダウンサンプリングすることと定義する．図 13 にランダムリサンプリングの概念図を示す．[21] において，ランダムリサンプリングによって観測行列のコヒーレンス関数が保持されることが示されている．図 14 にランダム性におけるコヒーレンス関数を示す．ただし，ランダム性 γ は次式で定義する．

$$\gamma = \sum_{n=1}^{N'-1} \frac{|\Delta_{n+1} - \Delta_n|}{N} \quad (51)$$

ただし， Δ_n は n 番目のサンプリング間隔， N' はリサンプリングのデータ長， N は受信信号のデータ長である． $\gamma = 0$ のとき，サンプリング間隔は周期的である．図 14 より，サンプリングにランダム性を与えることで， $\mu(\mathbf{R})$ が減少し，高精度な信号復元が期待できる．さらに，ランダムリサンプリングによる精度のばらつきを抑えるため，複数のサンプリングパターンを用いて信号復元を行い，

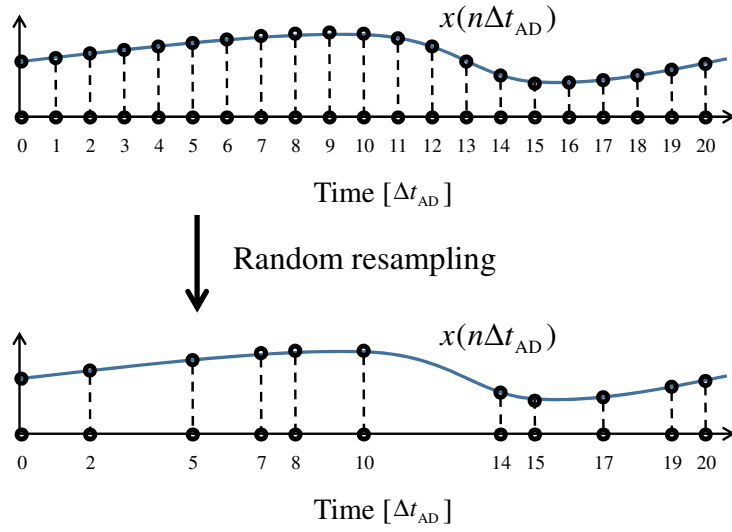


図 13: ランダムリサンプリングの概念図

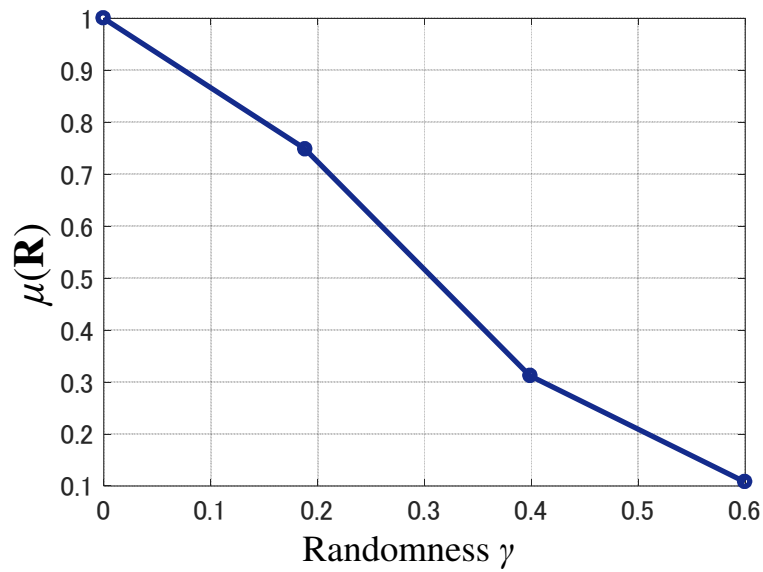


図 14: ランダム性におけるコヒーレンス関数

到来時間推定結果に対して平均処理を行う．最終的な出力は次式で表される．

$$\hat{\theta} = \frac{\sum_{n=1}^{N_s} \hat{\theta}_n}{N_s} \quad (52)$$

ただし， $\hat{\theta}_n$ は n 番目のサンプリングパターンにおける到来時間推定の結果， N_s はリサンプリングパターンの総数である．上記手法の手順を示す．

Step 1).

受信信号 x をランダムリサンプリングし， y_n を得る．

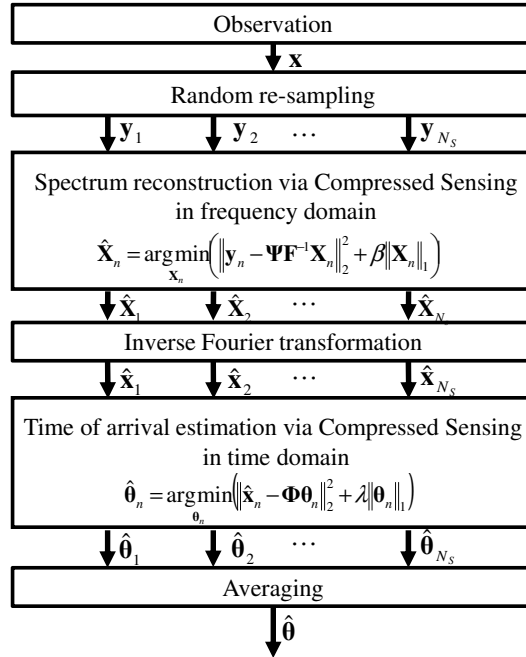


図 15: 提案手法のフローチャート

Step 2).

式 (50) で表される，周波数領域における圧縮センシングを適用し，復元信号 \hat{X}_n を得る．

Step 3).

\hat{X}_n の逆フーリエ変換に，時間領域における圧縮センシングを適用し，目標の時間分布 $\hat{\theta}_n$ を推定する．

Step 4).

1) から 3) をランダムサンプリングのパターンを変えて， N_s 回繰り返す．

Step 5).

加算平均処理を行い， $\hat{\theta}$ を得る．

図 15 に提案手法のフローチャートを示す．

3.3 数値計算による性能評価

本節では，本手法の性能を数値計算によって評価する．本論文では，次式で表されるチャープ信号を送信信号波形に用いて性能評価を行う．

$$h(t) = \text{rect}(t; K) \exp(j\alpha t^2), \quad (53)$$

$$\text{rect}(t; K) = \begin{cases} 1 & (0 \leq t \leq K) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (54)$$

ただし， α はチャープ率，送信信号長 K は $16\tau_0$ とする． τ_0 は送信信号帯域から求められる，相関処理を用いた超分解能到来時間推定法の時間分解能である．また，観測時間は $N = 32\tau_0$ とする．さらに，信号の立ち上がりを表現するため，送信信号には次式のフィルタが時間領域で介されるものとする．

$$w(n\Delta t) = \begin{cases} \sin\left(\frac{\pi}{1.5\tau_0}n\Delta t - \frac{\pi}{2}\right) + 1 & (0 \leq n\Delta t \leq 1.5\tau_0) \\ 1 & (1.5\tau_0 \leq n\Delta t \leq 14.5\tau_0) \\ \sin\left(\frac{\pi}{1.5\tau_0}(n\Delta t - 14.5\tau_0) + \frac{\pi}{2}\right) + 1 & (14.5\tau_0 \leq n\Delta t \leq 16\tau_0) \end{cases} \quad (55)$$

図 16 に，式 (55) で表されるフィルタの時間領域における波形を示す．図 17 に数値計算に用いる送信信号波形を示す．

図 18 に， $\text{SNR} = \infty\text{dB}$ における MUSIC 法，MLICA による MUSIC 法，従来の圧縮センシング，および提案手法による到来時間推定結果を示す．ただし，目標数は $N_T = 2$ ，目標間隔は $\Delta\tau = \tau_0/8$ ，サンプリング周期は $\Delta t = \tau_0/16$ ，受信信号のデータ数は 512，リサンプリングを行った信号のデータ長は 256 である．また，経験的に $\lambda = 0.5$ ， $\nu = 0.01$ とする．さらに，MUSIC 法および，MLICA による MUSIC 法は適切に周波数平均，擬似チャネル数の選択を行ったものとする．さらに，図 19 に $\text{SNR} = 15\text{dB}$ における推定結果を示す．ただし，信号電

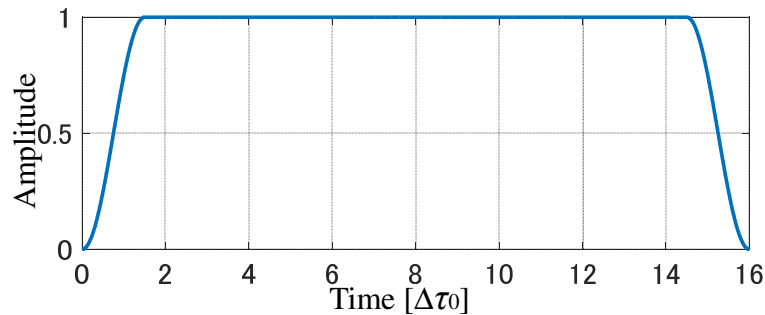


図 16: 信号の立ち上がりを模したフィルタ

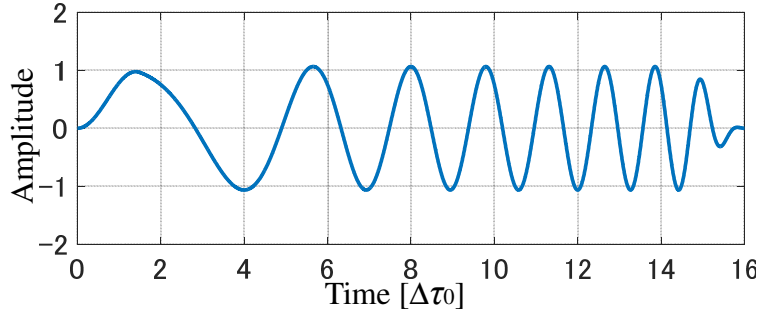


図 17: 数値計算に用いる送信信号波形

力 S は送信信号の積分値，雑音電力 N は正規分布の分散と定義する．信号対雑音比 (SNR; Signal to Noise Ratio) は次式で定義される．

$$\text{SNR} = 10 \log_{10} \frac{S^2}{N^2} \quad (56)$$

図 18 より， $\text{SNR} = \infty \text{dB}$ において，いずれの超分解能到来時間推定法でも，分解能以上に近接した 2 目標の推定に成功している．しかし，図 19 より， $\text{SNR} = 15 \text{dB}$ において，従来法では干渉波や雑音の影響により 2 目標を推定できていないのに対し，提案手法は周波数領域におけるスパース性を利用した前処理によって雑音の影響を抑圧することによって 2 目標の推定が可能となっている．

つづいて，雑音環境下における推定精度を定量的に評価するため，次式で表される信号再現精度 ϵ を導入する．

$$\epsilon = \sqrt{\frac{1}{M} \|\hat{\theta} - \theta_{\text{True}}\|_2^2}, \quad (57)$$

ただし， θ_{True} は真の目標の時間分布， M は θ の次元である．図 20 に，従来の圧縮センシング，および提案手法による各 SNR における ϵ を示す．ただし，与えた雑音パターンは 100 通りとする．各プロットは中央値，エラーバーは四分位範囲を示す．図 20 より，各 SNR において提案手法はランダムリサンプリングを導入することにより， $\mu(R)$ を改善することによって，従来法の圧縮センシング法以上の推定性能が得られていることが示された．

さらに，MUSIC 法との性能を比較するため，推定精度指標として分離確率を導入する．これは，MUSIC 法の出力が規格化されており，式 (57) による評価が困難なためである．分離確率は推定出力が下記を満たす確率と定義する．

- 閾値を超える推定出力の極大値の数が目標数 N_T と等しい．

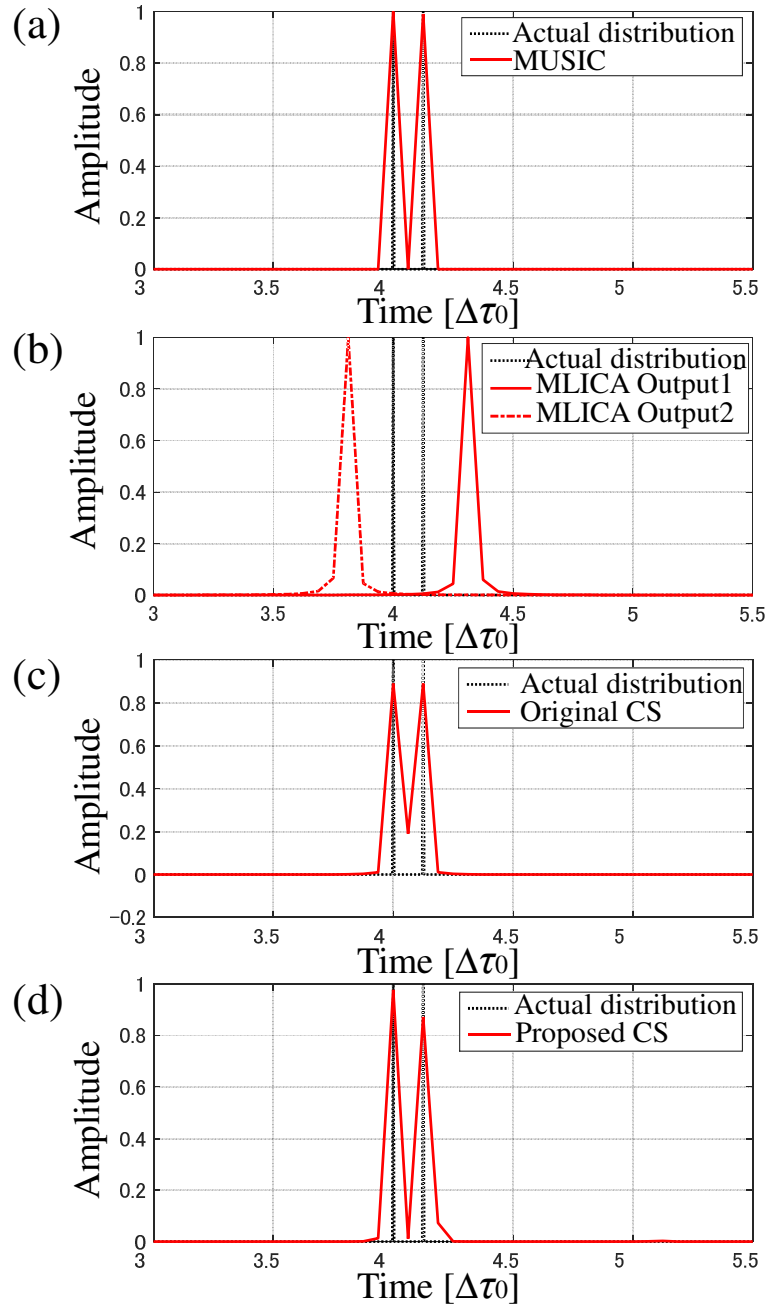


図 18: SNR = ∞ dB における到来時間推定結果 ((a) 従来法:MUSIC 法 (b) 従来法:MLICA による MUSIC 法 (c) 従来法:圧縮センシング (d) 提案手法)

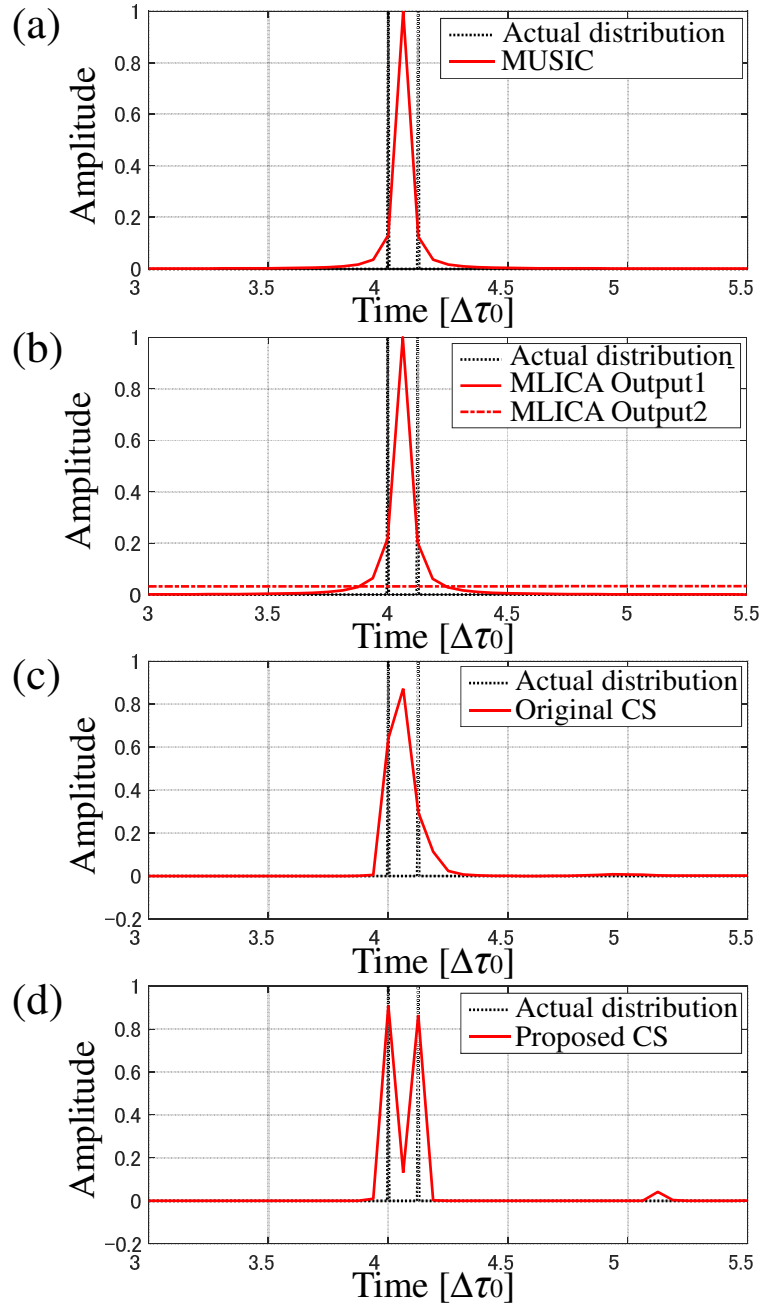


図 19: SNR = 15dB における到来時間推定結果 ((a) 従来法:MUSIC 法 (b) 従来法:MLICA による MUSIC 法 (c) 従来法:圧縮センシング (d) 提案手法)

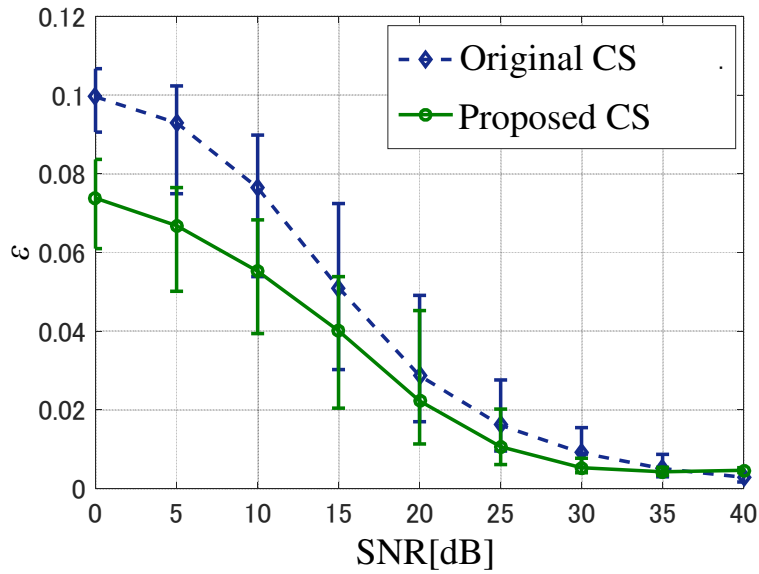


図 20: 各手法の SNR による ϵ

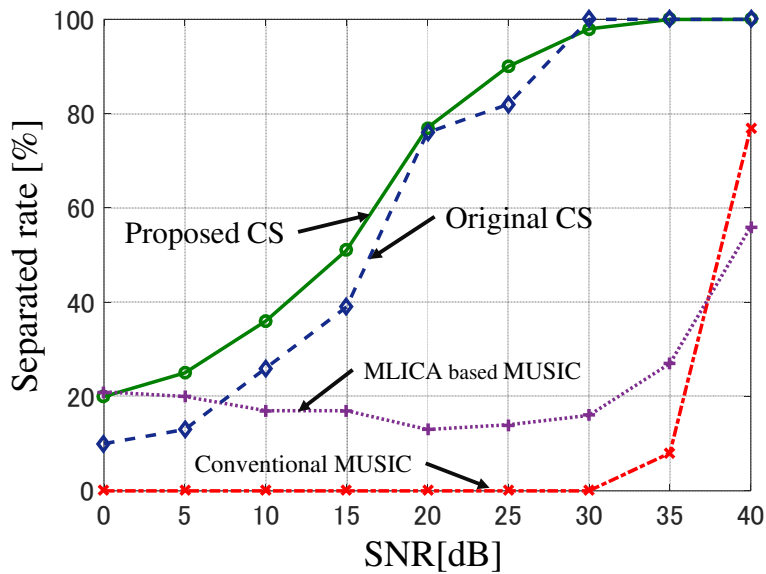


図 21: 各超分解能到来時間推定法の SNR による分離確率

- 閾値を超える推定出力の極大値の分布が $\tau_{\text{True}_1} - \tau_0 \leq \tau_i \leq \tau_{\text{True}_{N_T}} + \tau_0$ を満たす。

ただし, τ_{True_i} は i 番目の到来時間の真値である。図 21 に各到来時間推定手法における SNR ごとの分離確率を示す。ただし, 与えた雑音パターンは 100 通り, 閾値は経験的に 0.3 とする。図 21 より, 圧縮センシングは時間領域における目標分布のスプース性を利用したノルム最小化により, MUSIC 法や MLICA を用

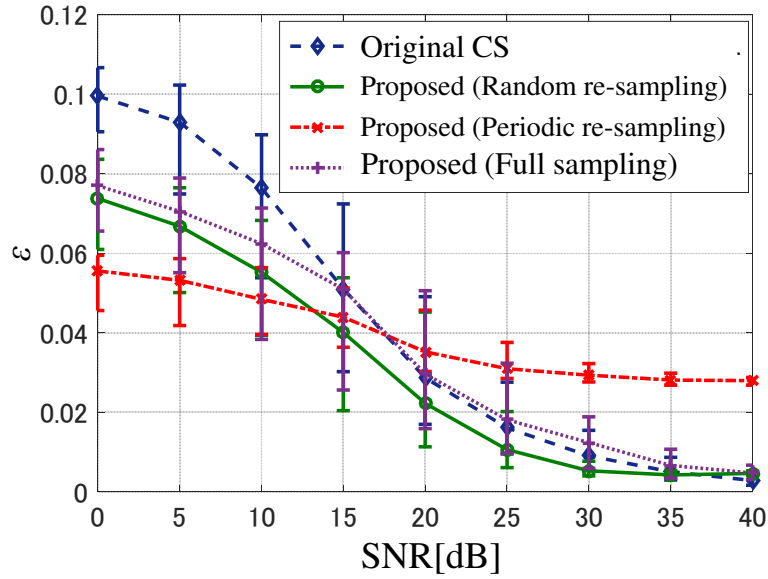


図 22: 各リサンプリング方法における ϵ

いた MUSIC 法に比べて，相関性干渉波に対してロバスト性が得られている．さらに，提案手法では $\mu(R)$ の改善に伴う分離確率の向上が見られる．

つづいて，提案手法に導入している，それぞれの処理の有効性を示す．まず，ランダムリサンプリングの有効性を示す．図 22 にランダムリサンプリング ($\gamma = 0.6$)，周期的なりサンプリング ($\gamma = 0$)，フルサンプリングにおける ϵ を示す．図 22 より，ランダムリサンプリングを行うことで，推定精度の改善に有効であることがわかる．これは，ランダムリサンプリングによって式 (50) の $\mu(R)$ が低下するため，高精度な信号復元が行われたためであると考えられるさらに，周波数領域における圧縮センシングの有効性を示すため，時間領域で直接ランダムリサンプリングを行った場合の推定精度を比較する．上記手法は，受信信号に対して，次式の評価関数を用いて到来時間推定を行うものとする．

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta} (|\mathbf{y} - \mathbf{R}\Phi\theta|_2^2 + \lambda|\theta|_1) \quad (58)$$

ただし， R はランダムリサンプリング行列， y は時間領域においてランダムリサンプリングを行った受信信号である．図 23 に周波数領域における圧縮センシングの有無による各 SNR における ϵ を示す．図 23 より，時間領域で直接ランダムリサンプリングを行った場合は推定精度の改善が見られない．これは，式 (45) の $\mu(\Phi)$ は非常に大きく，ランダムリサンプリングを用いても $\mu(\Phi)$ が抑圧できないためであると考えられる．さらに，加算平均の有効性を示す．図 24 に

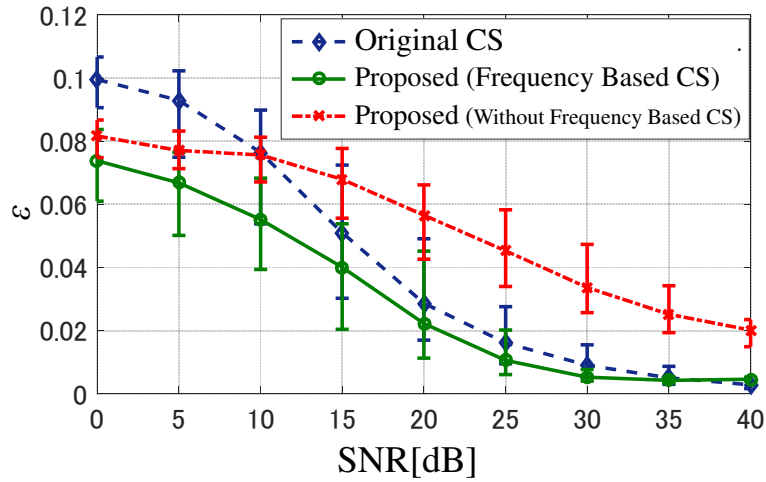


図 23: 周波数領域における圧縮センシングの有無による ϵ

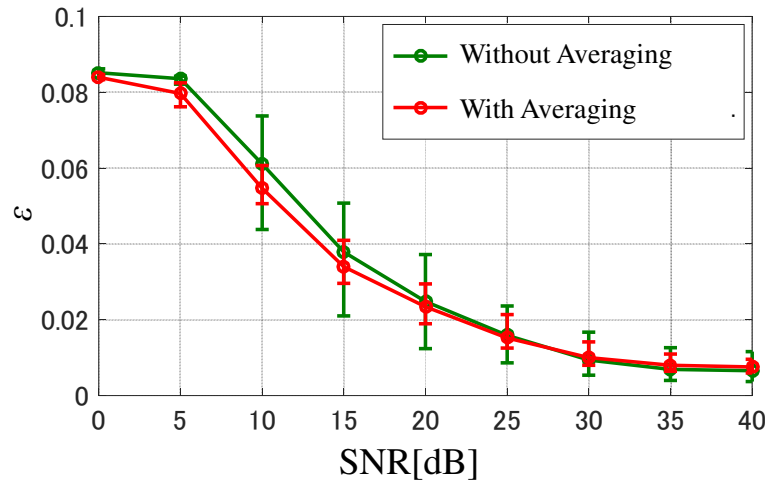


図 24: 加算平均の有無による ϵ

加算平均の有無による，各 SNR における ϵ を示す．ただし，雑音パターンは 1 パターンに固定し，図 24 はランダムリサンプリングのパターンを 100 通り与えたときの中央値と四分位範囲を示したものである．加算平均に用いたランダムリサンプリングのパターン数は $N_s = 5$ である．図 24 の四分位範囲より，加算平均によってランダムリサンプリングによる ϵ のばらつきが抑圧されていることがわかる．しかし， N_s が増えるほど，圧縮センシングを適用する回数が増え，計算時間が増大する．ゆえに，求める推定精度のロバスト性と計算時間から適切に N_s を定める必要があるといえる．

第4章 周波数領域のスパース性を用いた高精度化手法

第2章において、従来の圧縮センシングを用いた到来時間推定法は、狭帯域信号を計測に用いた場合、低SNR環境下における推定精度の劣化が顕著であることを述べた。本章では、雑音環境下での推定精度を向上させるため、圧縮センシングを用いた到来時間推定法に、受信信号の周波数領域におけるスパース性を前提条件に追加する手法を提案する。

4.1 周波数領域のスパース性を用いた高精度化手法の原理

本節では、提案手法の原理について述べる。第3章で述べたとおり、圧縮センシングを用いた超分解能到来時間推定法において、十分な精度および分解能を確保するため、高周波領域ゼロパディングなどを用いて、受信信号に対して高い周波数のサンプリングがなされている。このとき、計測に用いる信号が狭帯域信号である場合、サンプリング周波数は信号の最高周波数に比べて、はるかに大きいことがいえる。ゆえに、受信信号は周波数領域において、スパース性を仮定することが可能である。図25にサンプリング周期 $\Delta t = \tau_0/16$ での、周波数領域における受信信号のパワースペクトルを示す。上記の仮定を制約条件として与えるため、次式で表される評価関数を用いて到来時間推定を行う。

$$\hat{\theta} = \arg \min_{\theta} (\|X - \Psi F \theta\|_2^2 + \lambda \|\theta\|_1 + \beta \|\Psi F \theta\|_1) \quad (59)$$

ただし、 X は受信信号のフーリエ変換、 Ψ は送信信号で構成された観測行列、 F はフーリエ変換行列、 θ は目標の時間分布、 λ, β は正則化係数である。観測

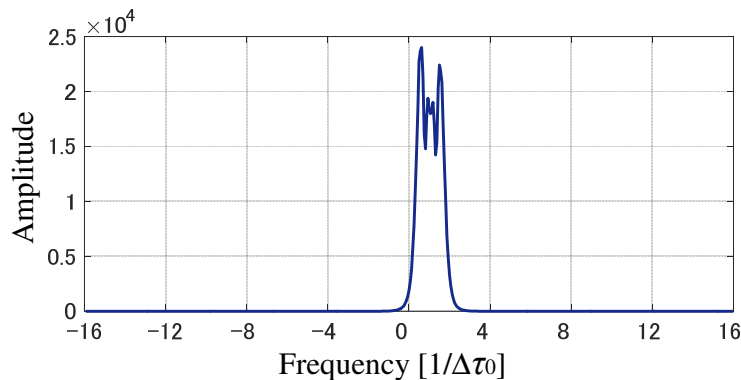


図25: 周波数領域における受信信号のパワースペクトル

行列 Ψ は次式で定義される．

$$\Psi = \begin{pmatrix} H(\Delta\omega) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & H(2\Delta\omega) & 0 & 0 \\ & & \ddots & \\ 0 & \cdots & 0 & H(N\Delta\omega) \end{pmatrix} \quad (60)$$

ただし， $H(n\Delta\omega)$ は送信信号の周波数領域におけるスペクトルである．目標の時間分布に加え，周波数領域における受信信号のスパース性を仮定する正則化項を与えることにより，広帯域な雑音の影響に対してロバスト性を得られることが予想できる．

4.2 数値計算による性能評価

本節では，上記手法の性能を数値計算を用いて評価する．はじめに， $\text{SNR} = \infty\text{dB}$ における MUSIC 法，MLICA による MUSIC 法，従来の圧縮センシング，提案手法による到来時間推定性能を評価する．図 26 に， $\text{SNR} = \infty\text{dB}$ における到来時間推定例を示す．ただし，目標数は 2，目標間隔は $\Delta\tau = \tau_0/8$ ，サンプリング周期は $\Delta t = \tau_0/16$ とする．また，経験的に $\lambda = 0.5$ ， $\beta = 0.01$ とする．さらに，MUSIC 法および，MLICA による MUSIC 法は適切に周波数平均，擬似チャネル数の選択を行ったものとする．図 26 より， $\text{SNR} = \infty\text{dB}$ では，いずれの手法も目標間隔 $\Delta\tau = \tau_0/8$ の 2 目標の到来時間推定が可能である．つづいて，雑音環境下における 2 目標の推定精度を評価する．図 27 に $\text{SNR}=15\text{dB}$ における，MUSIC 法，MLICA による MUSIC 法，従来の圧縮センシング，提案手法による到来時間推定例を示す．図 27 より，従来法では雑音および干渉波の影響によって，2 目標を検出することが困難である．これに対し，周波数領域における受信信号のスパース性を仮定する正則化項の追加によって，雑音の高周波成分の影響を抑圧し，2 目標を検出を実現していることがわかる．とくに，図 26，図 27 の (c)，(d) から，提案手法で追加した正則化項は，観測雑音に対して有効に働いていることが考えられる．つづいて，推定精度の定量的評価を行う．はじめに，式 (57) で定義される推定誤差 ϵ を用いて推定性能を評価する．図 28 に各 SNR における推定誤差 ϵ を示す．ただし，与えた雑音のパターンは 100 通りである．図 28 より，周波数領域での受信信号のスパース性を前提条件に到来時間推定を行うことによって，広帯域な雑音の影響を低減させたため，推定精度

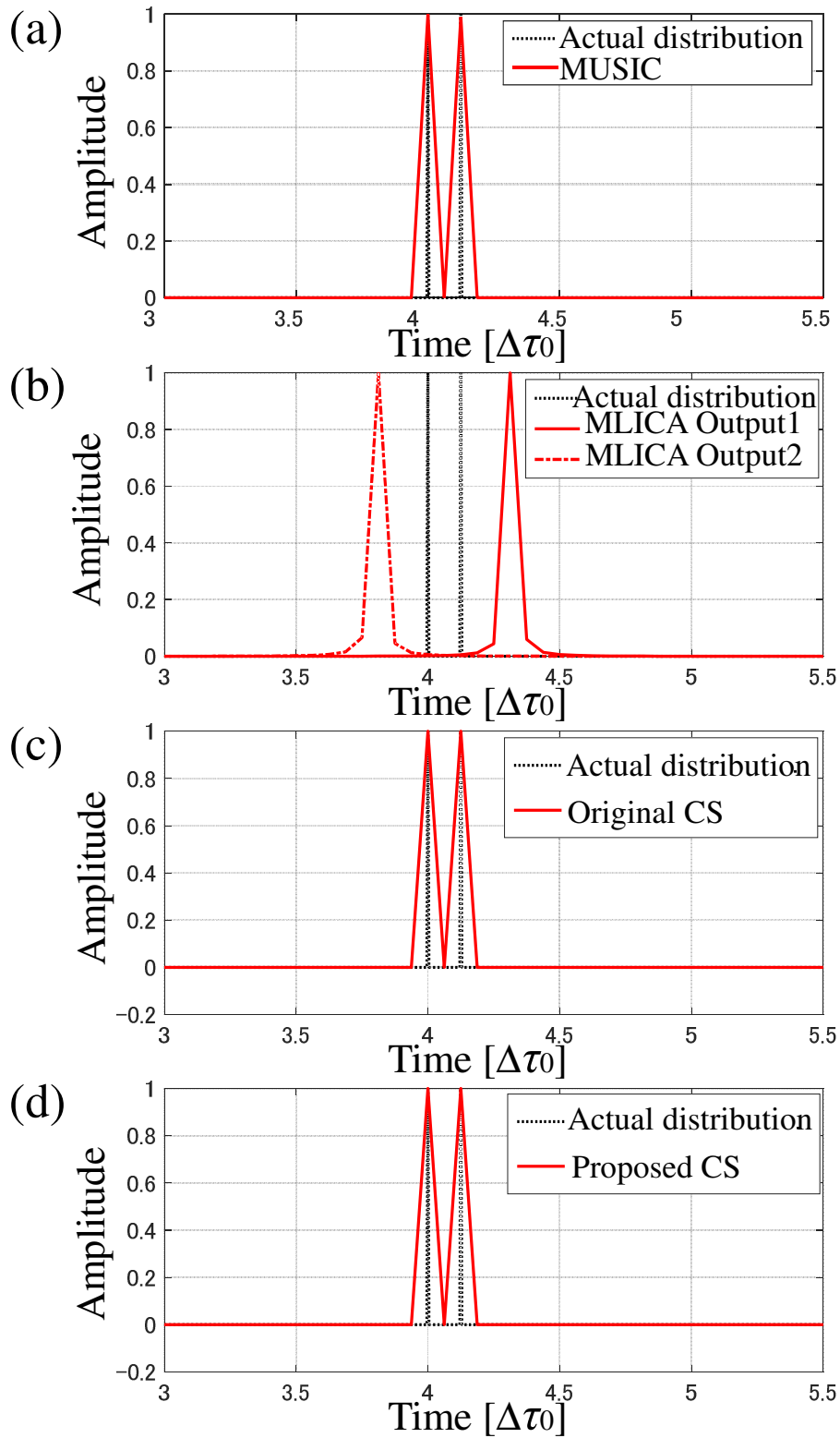


図 26: SNR = ∞ dB における到来時間推定例 ((a) 従来法:MUSIC 法 (b) 従来法:MLICA による MUSIC 法 (c) 従来法:圧縮センシング (d) 提案手法)

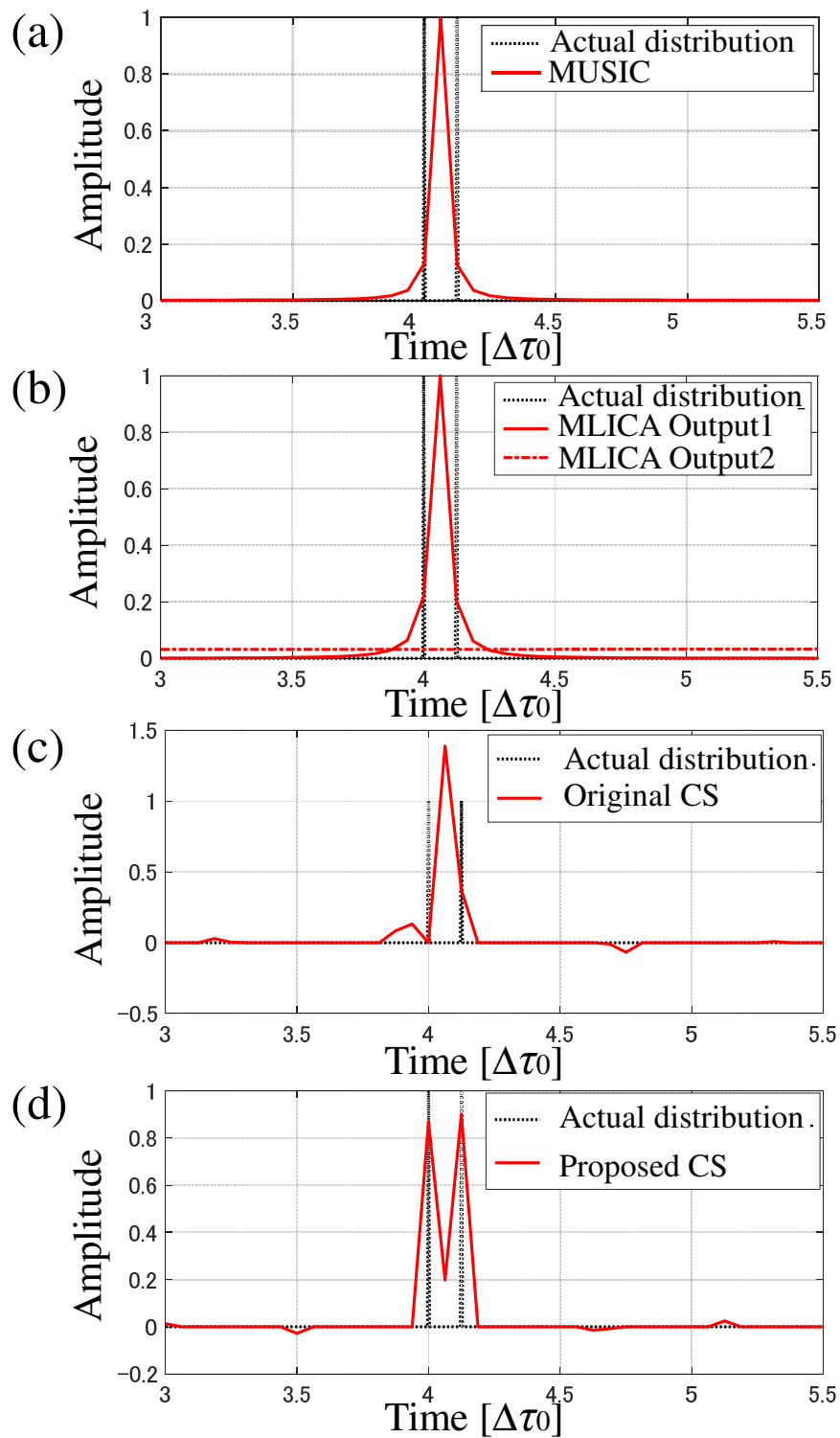


図 27: SNR=15dB における到来時間推定例 ((a) 従来法:MUSIC 法 (b) 従来法:MLICA による MUSIC 法 (c) 従来法:圧縮センシング (d) 提案手法)

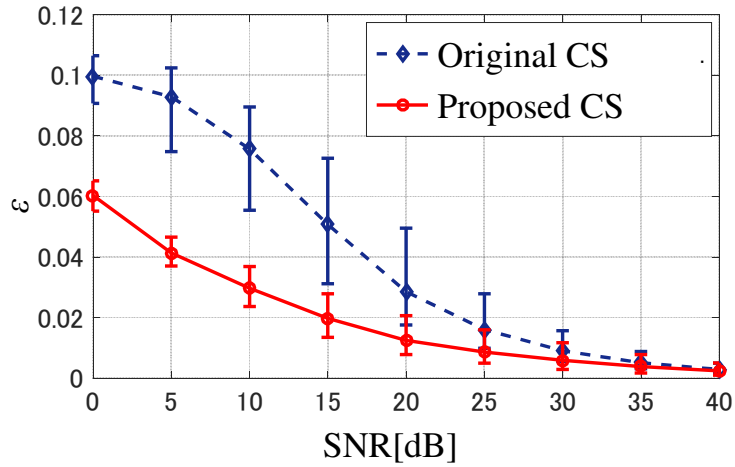


図 28: 各 SNR における ϵ

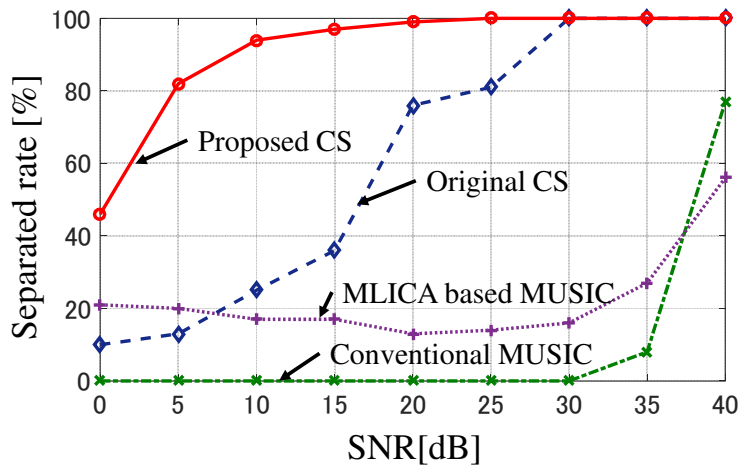


図 29: 各 SNR における分離確率

が向上したことがわかる．つづいて，MUSIC 法および MLICA による MUSIC 法との性能の比較を行うため，分離確率を用いた推定精度の評価を行う．図 29 に各 SNR における分離確率を示す．図 29 より，提案手法は周波数領域での受信信号のスパース性を利用することで，MUSIC 法では雑音環境下で分離不可能な目標間隔 $\Delta\tau = \tau_0/8$ の 2 目標を高い確率で分離できることが示された．さらに，正則化係数 β による推定性能の影響を評価する．図 30 に各 SNR における，正則化係数 β ごとの推定誤差 ϵ を示す．図 30 より， $\beta = 0.1$ の場合，SNR = 15dB から SNR = 40dB において従来の圧縮センシングよりも推定精度が劣化している．これは， β が大きい場合，周波数領域において受信信号の帯域幅よりも厳

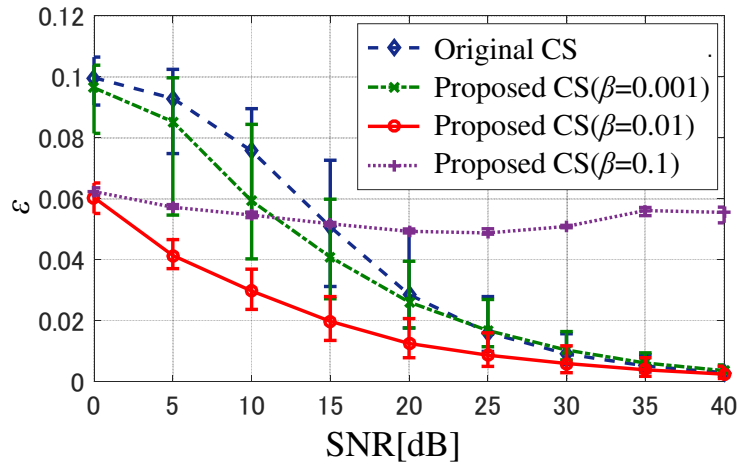


図 30: 正則化係数 β ごとの推定誤差 ϵ

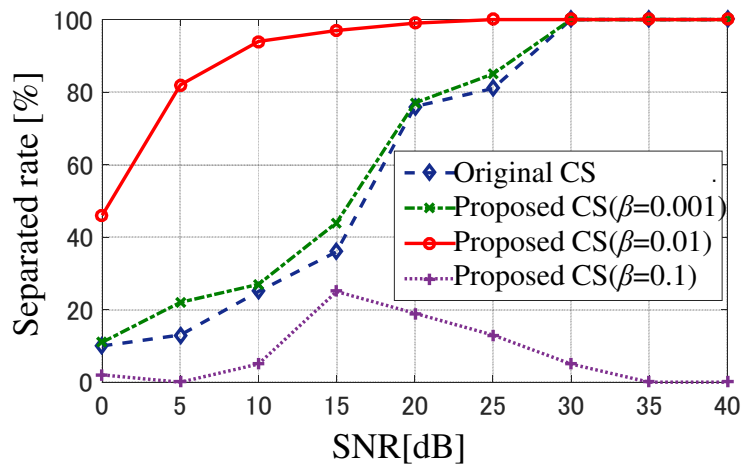


図 31: 正則化係数 β ごとの分離確率

しいスパース性を制約条件とするため最適解が存在しないためであるといえる。最適化問題が収束しないため、出力からの到来時間推定が困難になるためと考えられる。さらに、分離確率を用いて同様の評価を行う。図 31 に各 SNR における、正則化係数 β ごとの分離確率を示す。図 31 より、 $\beta = 0.1$ の場合、分離性能においてはいずれの SNR においても従来の圧縮センシングに劣る。ゆえに、本手法は 2 つの正則化係数を適切に調整しなければならないことがいえる。

つづいて、第 3 章で述べた手法と組み合わせた場合の推定精度を評価する。ただし、提案手法は下記の通りに呼称する。

提案法 1 ランダムリサンプリングと周波数領域における圧縮センシングを用

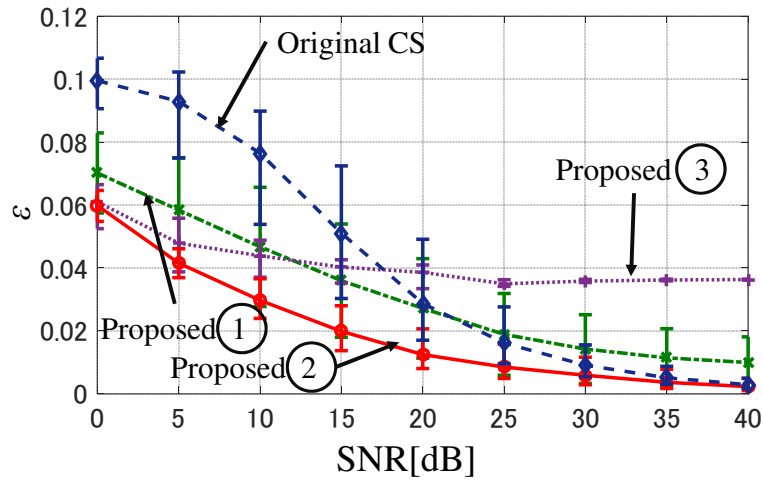


図 32: 提案手法統合時の各 SNR における ϵ

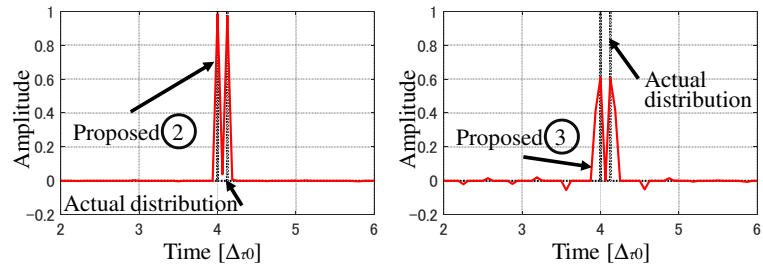


図 33: SNR=35dB における到来時間推定例 ((左) 提案法 2 (右) 提案法 1+2)

いた高精度化手法

提案法 2 周波数領域のスパース性を用いた高精度化手法

提案法 3 提案法 1 および提案法 2 を統合した手法

図 32 に、提案法 1, 2, 3 の各 SNR における ϵ を示す．図 32 より提案法 3 は、高 SNR 環境においても高い ϵ が生じる．これは、提案法 3 の出力が提案法 2 の出力に比べて微小な偽目標が多数生じているためであると考えられる．図 33 に SNR=35dB における到来時間推定例を示す．図 33 より、提案法 3 の出力は、提案法 2 の出力に比べて微小な偽目標が生じていることがわかる．これは、提案法 1 による信号復元によって雑音の影響が抑圧されたため、提案法 2 の評価関数による雑音の高周波成分の抑圧の効果が十分に得られないことが考えられる．

第5章 位相シフトサンプリング補正を用いた高精度化手法

本章では，位相シフトによるサンプリング補正を用いた，圧縮センシングによる到来時間推定の高精度化手法を提案する．まず，提案する到来時間推定法の高精度化手法について説明する．さらに，数値計算により，提案手法の性能評価を行う．

5.1 位相シフトサンプリング補正を用いた高精度化手法の原理

本節では，位相シフトによるサンプリング補正を用いた，圧縮センシングによる到来時間推定の高精度化手法を提案する．第2章で述べたように，圧縮センシングによる到来時間推定は目標がサンプリング点上に分布していることを前提としている．目標とサンプリング点が一致していない場合，丸め誤差の影響によって，本手法の推定精度は劣化する．しかし，サンプリング周期を細分化した場合，推定対象のデータ長が増大するため，計算時間や計算負荷が著しく増大する．図34にデータ長と計算時間のグラフを示す．ただし，最適化のアルゴリズムは内点法，計算はIntel(R) Xeon(R) E5-1620 3.60GHzを用いた．図34より，圧縮センシングによる到来時間推定の計算時間は，データ長の増大に対し非線形で増大することがわかる．上記問題を解決するために，位相シフトを用いたサンプリング補正を導入する．観測で得られた受信信号の高周波領域にゼロパディングを用いた信号補間を行い，サンプリングの位相をずらした信号を複数得る．図35に位相シフトの概念図を示す．それぞれの信号に対し，圧

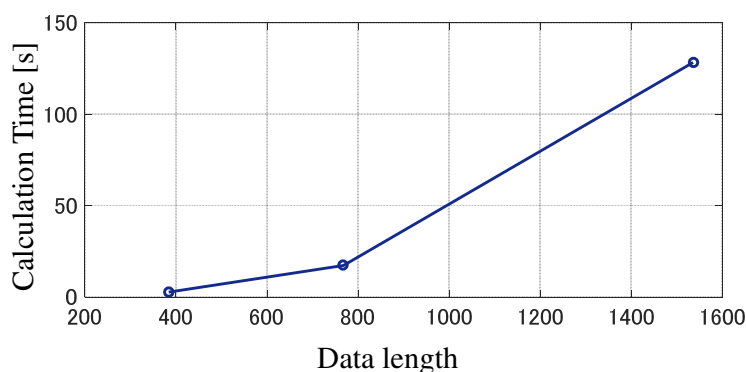


図 34: 圧縮センシングの計算時間

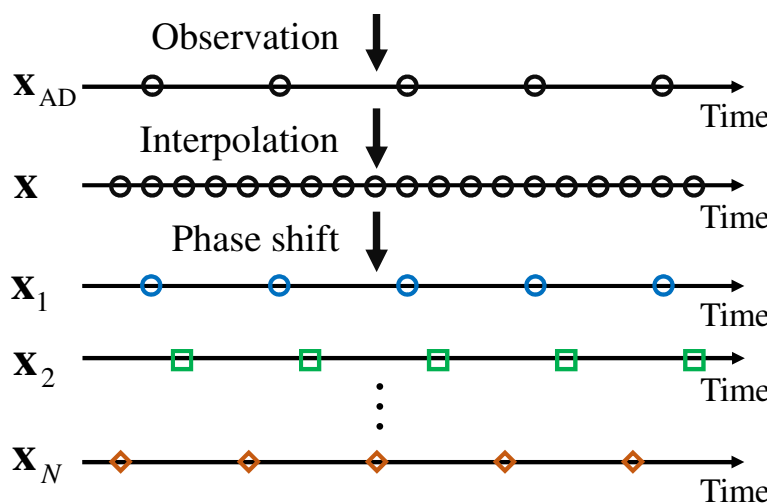


図 35: 位相シフトの概念図

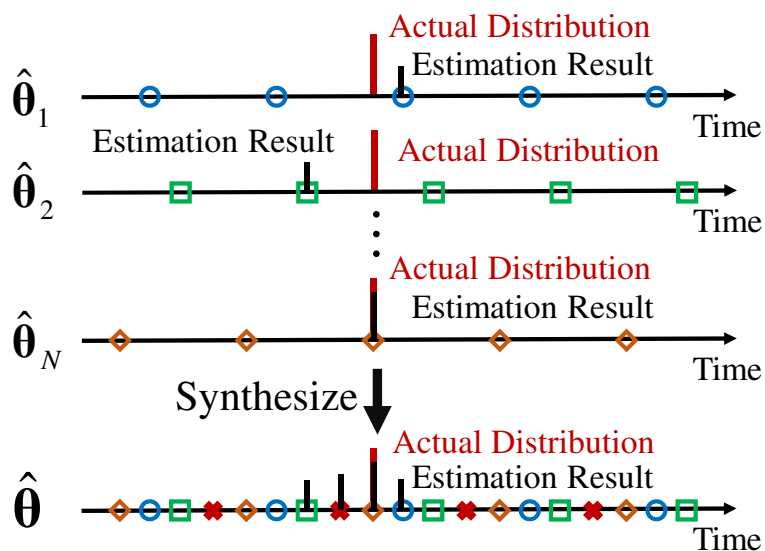


図 36: 高精度化手法の概念図

縮センシングを適用することで，到来時間を推定する．得られた複数の到来時間推定結果を図 36 のように合成することで，到来時間推定におけるデータ長の増大を防ぎつつ，より細かいサンプリング周期での到来時間推定を行う．図 37 に本手法の手順および概念図を示す．

5.2 数値計算による性能評価

本節では，提案するサンプリング点補正法の性能を数値計算によって評価する．はじめに，目標間隔 $\Delta\tau = \tau_0/8$ の 2 目標に対する，従来の圧縮センシング

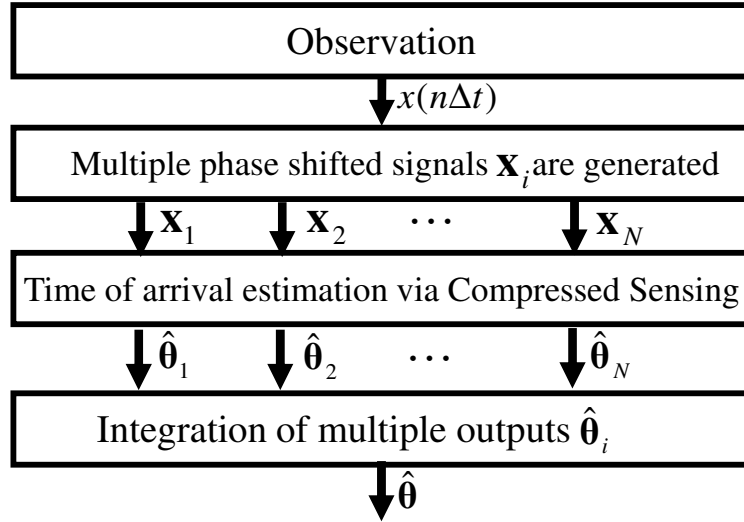


図 37: 高精度化手法のフローチャート

および提案法による推定性能を評価する．ただし，受信信号のサンプリング周期は $\Delta t = \tau_0/16$ ，位相シフトを行った信号数は 4，位相シフト量は $\Delta t/4$ である．また，正則化係数は経験的に $\lambda = 0.5$ とする．図 38 に $\text{SNR} = \infty \text{dB}$ における $\Delta = 0$ ， $\Delta = \Delta t/4$ ， $\Delta = \Delta t/2$ および提案法における到来時間推定出力を示す．ただし， Δ は τ_1 とサンプリング点のずれの大きさである．図 38 より，サンプリング点が目標分布と一致していない場合，散乱係数の推定精度が劣化するほか， $\Delta = \Delta t/2$ においては，出力のピークが単一で，2 目標の推定が困難である．これに対し，提案法は補正を行うことで， $\Delta \neq 0$ の場合においても，2 目標を高精度に検出できることが期待できる．ここで，推定精度を定量的に評価するため，推定誤差 ϵ を用いて評価を行う．図 39 に $\text{SNR} = \infty \text{dB}$ における Δ に対する ϵ を示す．図 39 より， ϵ は Δ に対して周期的に変化しているが，提案法は周期を細分化することにより， ϵ の変化の周期を短縮したほか， ϵ の値を低減させていることがわかる．つぎに， $\hat{\theta}$ から求められる到来時間の推定精度を評価するため，到来時間推定誤差 ϵ_{time} を次式で定義する．

$$\epsilon_{\text{time}} = \sqrt{\frac{1}{N_t} \sum_{i=1}^{N_t} (\tau_{\text{True}_i} - \hat{\tau}_i)^2} \quad (61)$$

ただし， τ_{True_i} は真の i 番目の目標の到来時間， $\hat{\tau}_i$ は $\hat{\theta}$ から求められる i 番目の目標の到来時間である．式 (57) で定義される ϵ は到来時間だけでなく，散乱強度の推定精度の評価をしているのに対し， ϵ_{time} は到来時間推定の精度のみを評価し

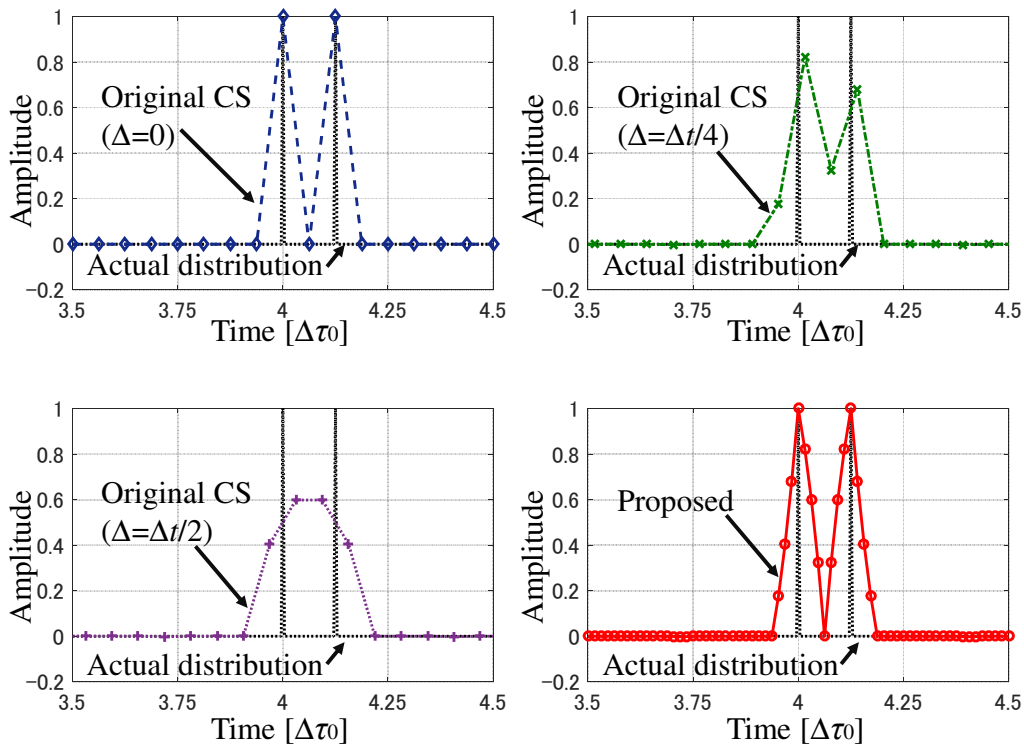


図 38: 目標間隔 $\Delta\tau = \tau_0/8$ における $\text{SNR} = \infty\text{dB}$ の推定結果

ている．図 40 に $\text{SNR} = \infty\text{dB}$ における Δ に対する ϵ_{time} を示す．図 40 より，提案手法はサンプリング周期を細分化することにより，サンプリング点のずれによる ϵ_{time} の増大を抑圧している．ここで， $\Delta = \Delta t/2$ において，従来法の ϵ_{time} の値が得られていないのは，図 38 に示されるとおり，2 目標の検出ができておらず， ϵ_{time} の評価が不可能なためである．これに対し，提案法では $\Delta = \Delta t/2$ の場合においても，到来時間を高精度に推定できていることが示された．つづいて，計算時間の評価を行う．表 1 に従来法，サンプリング周期を 4 倍に細分化したときの従来法，提案法の計算時間を示す．ただし，計算は Intel(R) Xeon(R) E5-1620 3.60GHz を用いたものである．表 1 より，従来法では目標分布の次元が 4 倍に増加した場合，計算時間は 88 倍に増大している．これに対し，提案法では，目標の時間分布の次元が 512 における圧縮センシングを 4 回行うため，計算時間の増大は 4 倍に抑えられている．ただし，図 38 に示されるとおり，提案法の出力はサンプリング周期を 4 倍にした従来法に比べて，ピークの鋭さが失われておりスパース性が劣化している．ゆえに，提案法はサンプリング周期を 4 倍にした従来法に比べて，分解能が劣化すると考えられる．そのため，本手

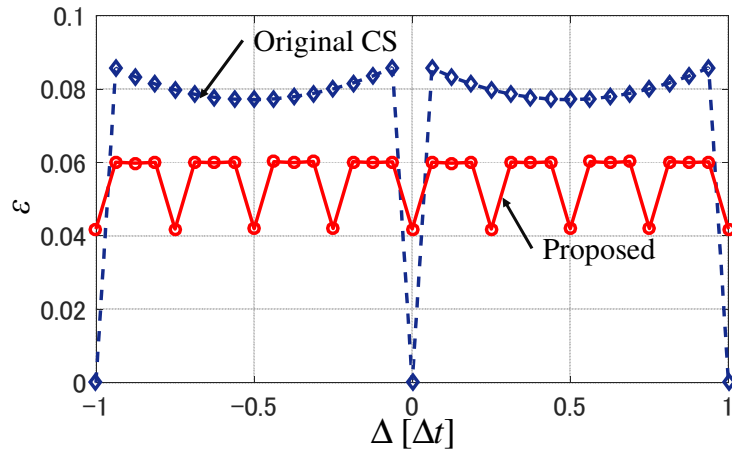


図 39: SNR = ∞dB における ϵ

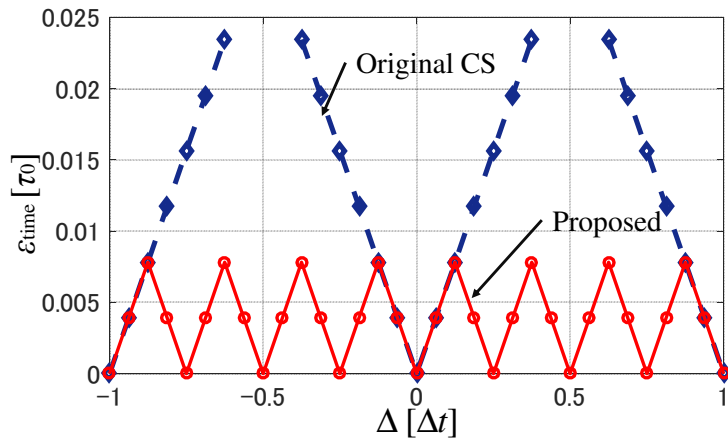


図 40: SNR = ∞dB における ϵ_{time}

法の分解能と計算時間はトレードオフの関係であり，位相シフトを行う信号数や位相シフト量は適切に選ぶ必要があるといえる．図 41 に各手法の計算時間を示す．

さらに，雑音環境下での推定性能を評価する．ただし，雑音は白色性複素ガウス雑音を与える．SNR の定義は式 (56) に従うものとする．はじめに，SNR = 15dB での推定性能を評価する．図 42 に SNR = 15dB での $\Delta = 0$ ， $\Delta = \Delta t/4$ ， $\Delta = \Delta t/2$ および提案法における到来時間推定例を示す．図 42 より，雑音環境下においても提案手法は精度を保持しており，2 目標の到来時間推定が可能であることが分かる．つづいて，雑音環境下における推定精度を定量的に評価する．

表 1: 各手法における計算時間

手法	計算時間 [s]	目標の時間分布の次元
従来法 $\Delta t = \tau_0/16$	25.05	512
従来法 $\Delta t = \tau_0/64$	2197	2024
提案法	99.66	2024

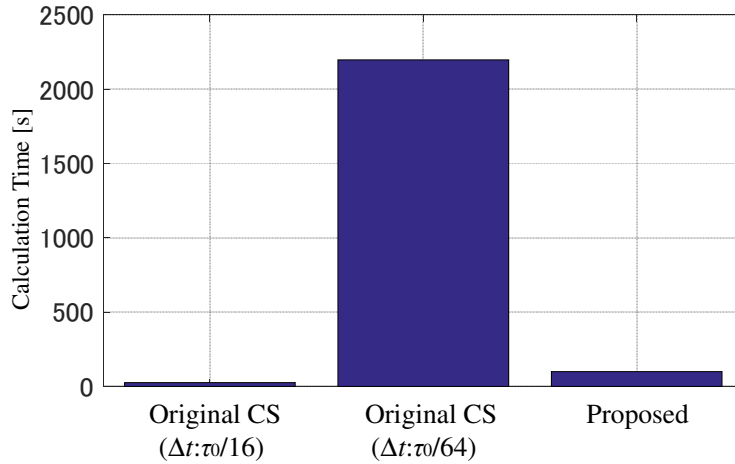


図 41: 各手法における計算時間

図 43 に各 SNR に対する ϵ を示す。ただし、雑音は 100 パターンの異なるものを与え、各プロットは中央値、エラーバーは四分位範囲を示す。図 43 より、雑音環境下においても、提案手法は $\Delta \neq 0$ の場合よりも良い精度が得られていることがわかる。SNR = 15dB 以上の場合、提案手法の ϵ は $\Delta = 0$ の場合よりも劣る。これは、提案手法の出力に推定精度の悪い $\Delta = \Delta t/4$, $\Delta = \Delta t/2$, $\Delta = 3\Delta t/4$ の推定結果が含まれるためであると考えられる。しかし、提案手法は複数の到来時間推定結果を合成したため、四分位範囲が $\Delta = 0$ よりも抑圧されている。さらに、各 SNR に対する ϵ_{time} を評価する。図 44 に各 SNR に対する ϵ_{time} を示す。ただし、各プロットは平均値である。雑音は各 SNR に対して 100 通りの異なる雑音を与えるものとする。図 44 より、到来時間推定誤差は $\Delta = 0$ だけでなく、 $\Delta = \Delta t/4$ の場合にも劣る。これは、 $\Delta = \Delta t/4$ の場合、到来時間推定誤差が離散化によって丸められるのに対し、提案手法はサンプリング周期が細分化されており、従来法では丸められていた雑音の影響による到来時間推定誤差が現れたためと考えられる。さらに、複数目標の検出性能を評価するため、分

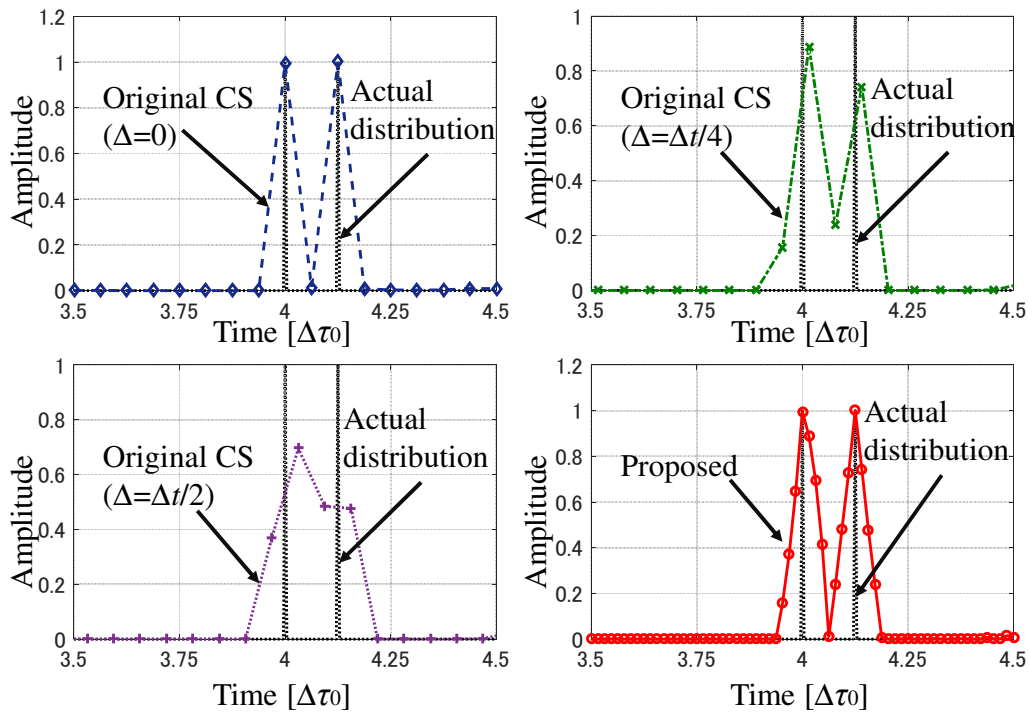


図 42: 目標間隔 $\Delta\tau = \tau_0/8$ における SNR = 15dB の推定結果

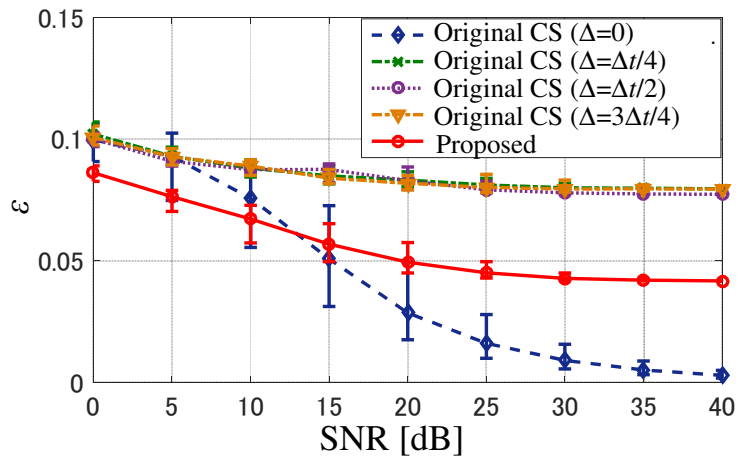


図 43: 各 SNR における ϵ (目標間隔 $\Delta\tau = \tau_0/8$)

離確率による評価を行う。ただし、閾値は経験的に 0.3 とする。図 45 に各 SNR における分離確率を示す。図 45 より、分離確率による評価では提案手法の性能が最も優れている。これは、サンプリングの細分化によって、 ϵ_{time} が生じる代わりに、2 目標の分離性能が向上したためと考えられる。また、 $\Delta = \Delta t/2$ の場

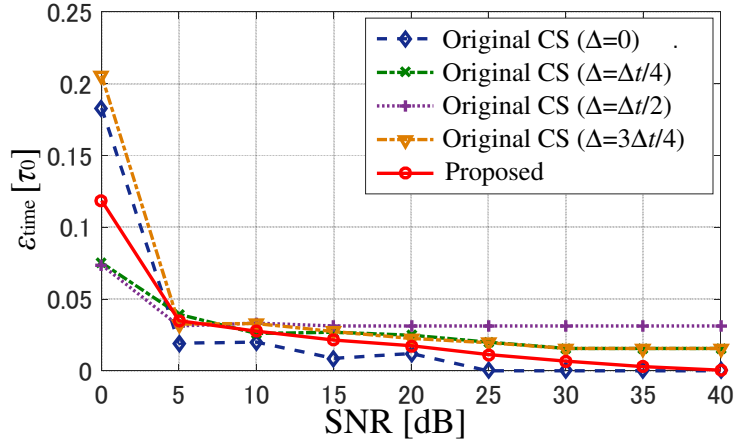


図 44: 各 SNR における ϵ_{time} (目標間隔 $\Delta\tau = \tau_0/8$)

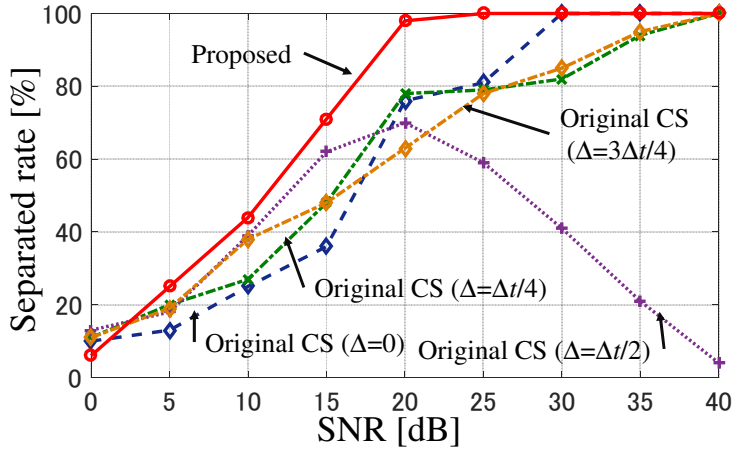


図 45: 各 SNR における分離確率 (目標間隔 $\Delta\tau = \tau_0/8$)

合において， $\text{SNR} = 20\text{dB}$ が最も高い分離確率を示している． $\Delta = \Delta t/2$ のとき， $\text{SNR} = \infty\text{dB}$ では 2 目標の検出が不可能であることから，高 SNR 環境では 2 目標の検出が困難である．これに対し，一定の雑音環境下では，雑音の影響によって推定結果に揺らぎが生じ，2 目標が現れることから $\text{SNR} = 20\text{dB}$ が最も高い分離確率を示したと考えられる．以上，図 43, 44, 45 より，提案手法は雑音環境下においても $\Delta \neq 0$ のときよりも高い精度が得られることが示された．

次に，異なる目標間隔での推定精度を評価する．到来時間 $\tau_1 = 4\tau_0$ ， $\tau_2 = (4 + 1/8)\tau_0 + 0.5\Delta t$ における性能の評価を行う．このとき，目標間隔 $\Delta\tau_0$ とサンプリング周期 Δt の関係は $\Delta\tau \neq n\Delta t$ となり，サンプリングの位相がいかな

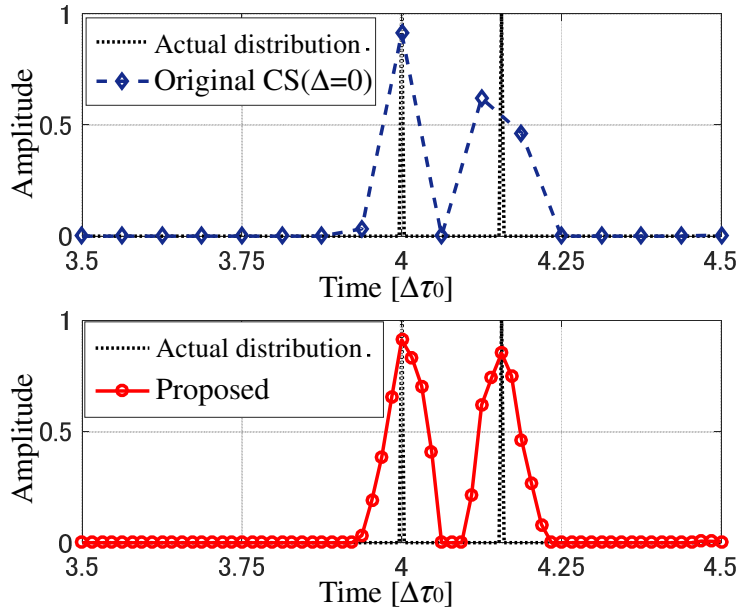


図 46: 目標間隔 $\Delta\tau = \tau_0/8 + 0.5\Delta t$ における SNR = 15dB の推定結果

る場合においても，2 目標がサンプリング点と一致することは無い状態である．はじめに，図 46 に SNR = 15dB での $\Delta = 0$ および提案法における到来時間推定結果を示す．図 46 より，目標がサンプリング点と一致していない τ_2 の値には誤差が生じている．これに対し，提案手法による補正によって，2 目標の極大値は真値と一致しており， $\epsilon_{\text{time}} = 0$ である．ゆえに， $\Delta\tau \neq n\Delta t$ の場合においても高い推定精度を確保できていることが分かる．さらに，各 SNR におけるサンプリング補正の有無による ϵ を図 47 に示す．図 47 より， $\Delta = 0$ ， $\Delta = \Delta t/2$ に比べて， $\Delta = \Delta t/4$ ， $\Delta = 3\Delta t/4$ の ϵ は劣化している．これは， $\Delta = 0$ ， $\Delta = \Delta t/2$ のとき，いずれかの目標がサンプリング点と一致しているためであると考えられる．これに対し，提案手法はサンプリング補正により，いずれの目標にもサンプリング点が一一致するため，より高い推定精度が得られているといえる．図 48 に各 SNR に対する ϵ_{time} を示す．図 48 より， ϵ_{time} においても，サンプリングの細分化によって到来時間の丸め誤差を抑圧することで，従来の圧縮センシングよりも高い推定精度が得られたことが分かる．最後に，図 49 に各 SNR に対する分離確率を示す．しかし，図 49 より，分離確率ではわずかに従来法に劣る結果が示された．これは，雑音の影響により，提案法出力に目標数よりも多い極大値が現れ，分離確率を満たさない場合があるためと考えられる．

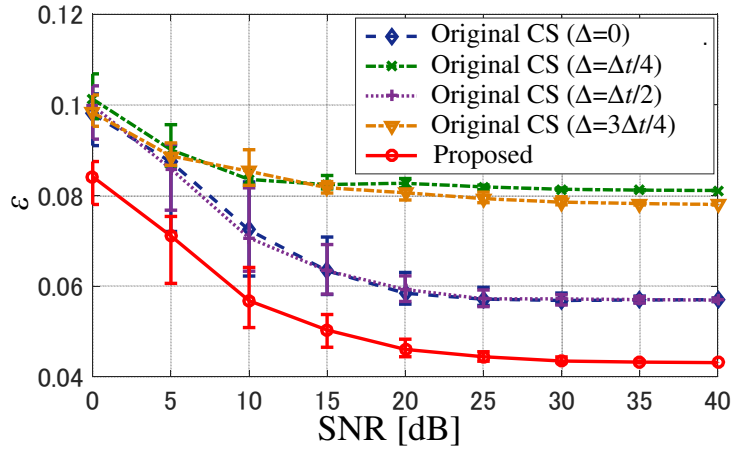


図 47: 各 SNR における ϵ (目標間隔 $\Delta\tau = \tau_0/8 + 0.5\Delta t$)

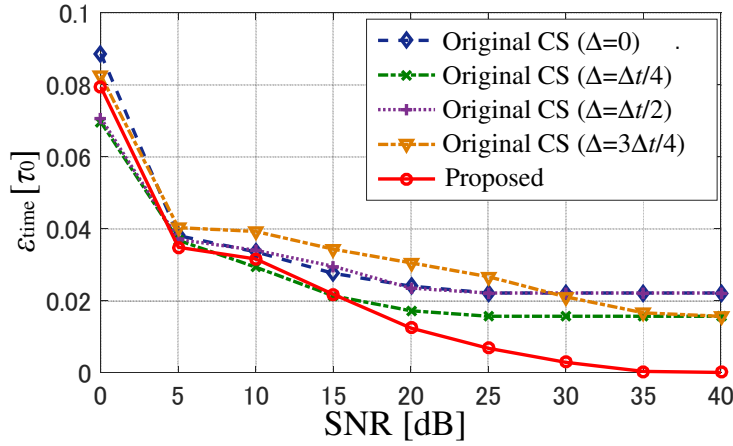


図 48: 各 SNR における ϵ_{time} (目標間隔 $\Delta\tau = \tau_0/8 + 0.5\Delta t$)

さらに，到来時間 $\tau_1 = 4\tau_0 + 3\Delta t/16$ ， $\tau_2 = (4 + 1/8)\tau_0 + 3\Delta t/16$ における性能の評価を行う．このとき，位相シフトを行った信号数は 4，位相シフト量は $\Delta t/4$ の場合，どの位相シフトされた信号のサンプリング点も目標と一致しない状態である．図 50 に $\text{SNR} = 15\text{dB}$ における推定結果を示す．図 50 より，推定精度はサンプリング点が一致する場合に比べて劣化するが，提案手法によって到来時間推定誤差が改善していることが分かる．つづいて，各 SNR における ϵ を図 51 に示す．図 51 より，従来法では，いずれもサンプリング点が不一致なので精度が劣化しているのに対し，提案手法は複数の推定結果の中から真値に近い値が極大値として現れるため，精度が改善したと考えられる．さらに，図

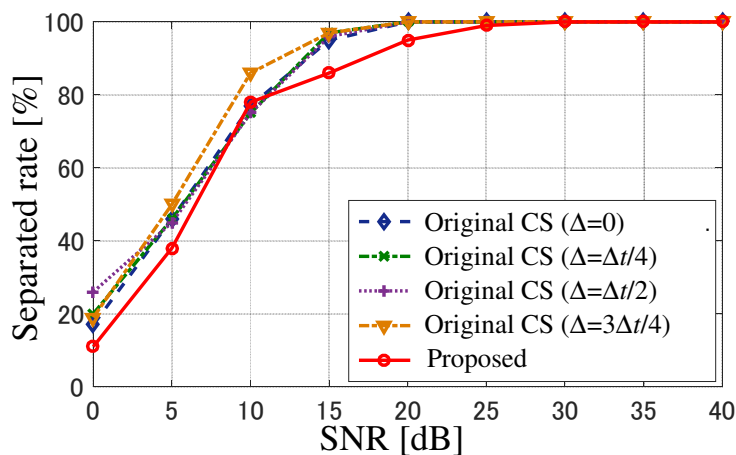


図 49: 各 SNR における分離確率 (目標間隔 $\Delta\tau = \tau_0/8 + 0.5\Delta t$)

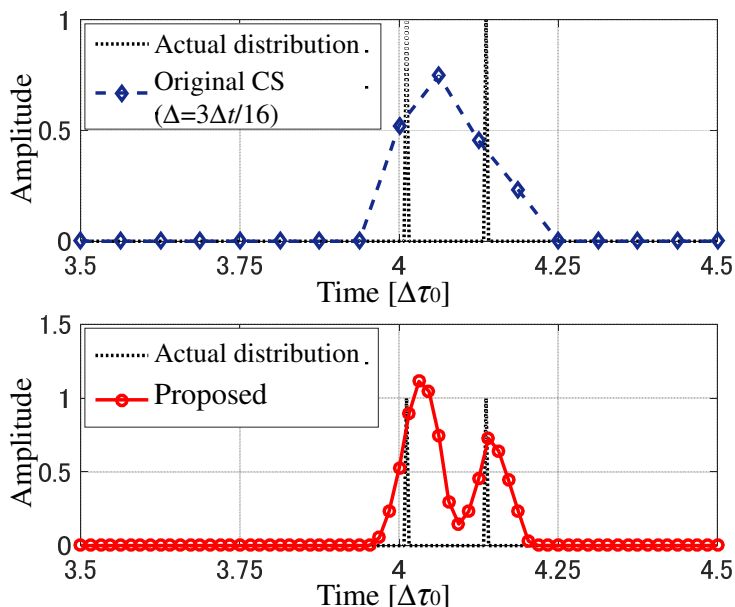


図 50: 目標間隔 $\Delta\tau = \tau_0/8$ における SNR = 15dB の推定結果

52 に各 SNR に対する ϵ_{time} を示す．図 52 より， ϵ_{time} の評価においても，提案手法による精度の改善が示された．最後に，図 53 に各 SNR に対する分離確率を示す．図 53 より，サンプリング点が目標と一致しない場合でも，提案手法により分離性能が向上していることがわかる．以上より，いずれの位相シフトされた信号のサンプリング点も目標と一致しない状態における提案手法の有効性が示され，実際の計測においても精度改善に有効であることが期待できる．

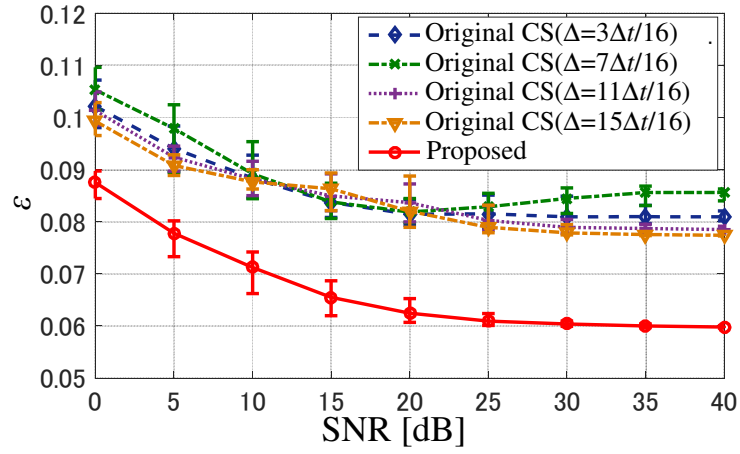


図 51: 各 SNR における ϵ (目標間隔 $\Delta\tau = \tau_0/8$, $\Delta = 3\Delta t/16$)

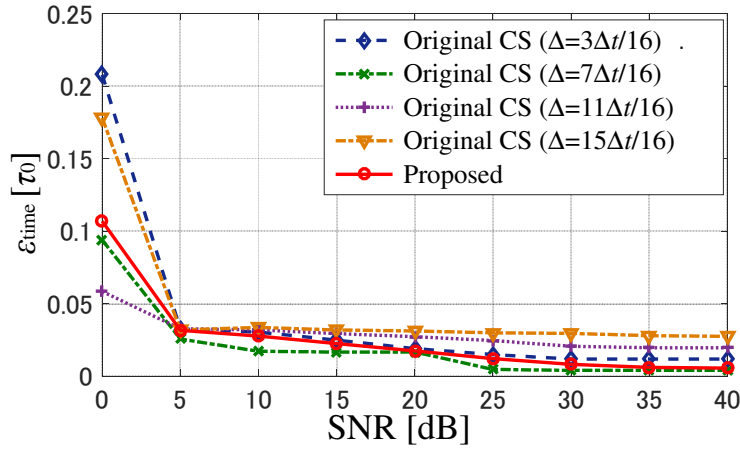


図 52: 各 SNR における ϵ_{time} (目標間隔 $\Delta\tau = \tau_0/8$, $\Delta = 3\Delta t/16$)

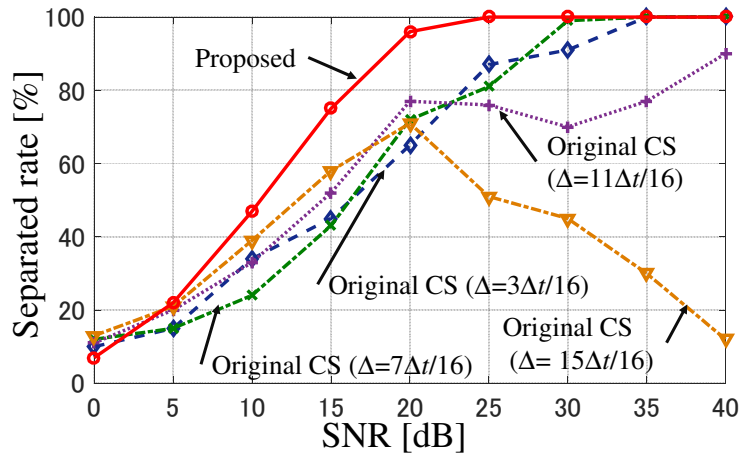


図 53: 各 SNR における分離確率 (目標間隔 $\Delta\tau = \tau_0/8$, $\Delta = 3\Delta t/16$)

5.3 数値計算による提案手法統合時の性能評価

本節では，第3章および第4章で提案した手法に，位相シフトサンプリング補正を用いた高精度化手法を適用した場合の推定精度を数値計算を用いて評価する．ただし，位相シフトサンプリング補正を用いた高精度化手法を提案法4とする．図54に提案法統合時のフローチャートを示す．はじめに，提案法1に提案法4を適用したときの推定性能を評価する．図55に各SNRにおける ϵ を示す．図55より，図43の場合と同様に，提案法4の適用により $\Delta \neq 0$ の場合に比べて ϵ が抑圧できていることがわかる．図56に各SNRにおける分離確率を示す．図56より，分離確率においても，提案法1は提案法4の適用によって性能の向上が見られる．提案法1と4を組み合わせた場合においても精度の向上が見られる理由として，提案法1は到来時間推定法の前処理，提案法4は後処理であり，互いに独立した処理であるため，それぞれの効果が現れたと考えられる．つづいて，提案法2に提案法4を適用したときの推定性能を評価する．図57に各SNRにおける ϵ を示す．図57より，提案法2においても提案法4に

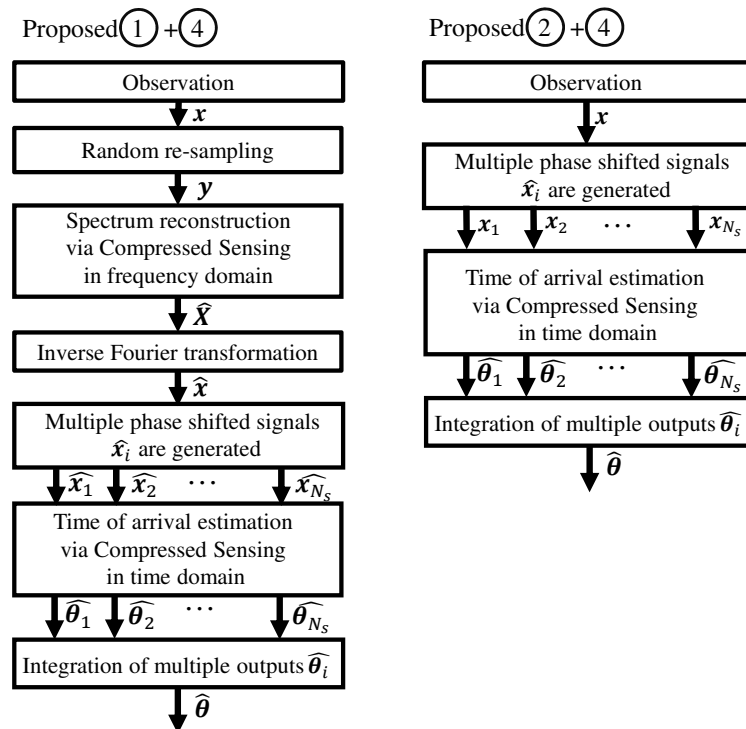


図54: 提案法統合時のフローチャート ((左) 提案法1+提案法4 (右) 提案法2+提案法4)

よる補正によって、 $\Delta \neq 0$ の場合以上の推定性能が得られていることが分かる。さらに、図 58 に分離確率を示す。図 58 より、分離確率が劣化している。提案法 2 において、 Δ が大きくなるほど推定される出力の振幅が減衰するという特性に揺らぎが生じると考えられる。ゆえに、位相シフトされた出力を合成したとき複数のピークが生じ、分離確率が劣化したと考えられる。さらに、提案法 3 に提案法 4 を適用したときの推定性能を評価する。図 59 に各 SNR における ϵ を示す。図 55、図 57、図 59 より、いずれの手法においても提案法 4 によって $\Delta \neq 0$ の場合よりも優れた推定精度が得られることが分かる。図 60 に分離確率を示す。図 60 より、提案法 4 を適用することで、分離確率は $\Delta \neq 0$ の場合よりも劣化している。これは、図 58 の場合と同様に、提案法 2 の適用によって、出

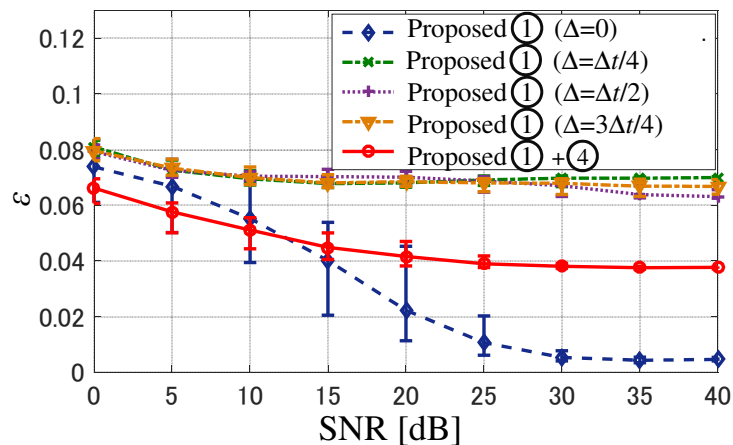


図 55: 提案法 1 および提案法 4 統合時の各 SNR における ϵ

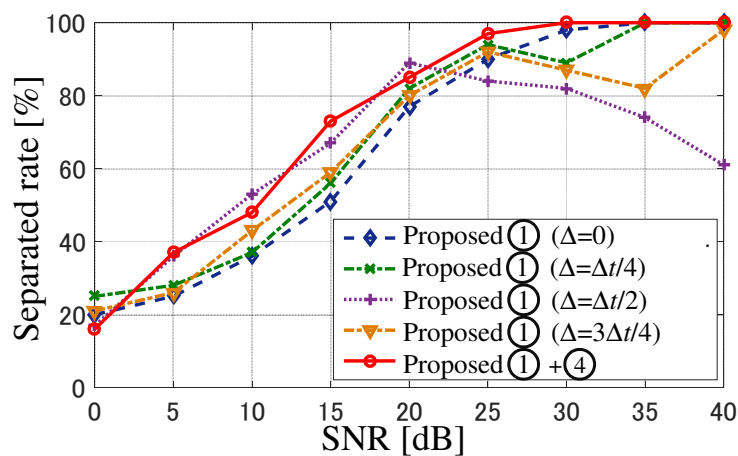


図 56: 提案法 1 および提案法 4 統合時の各 SNR における分離確率

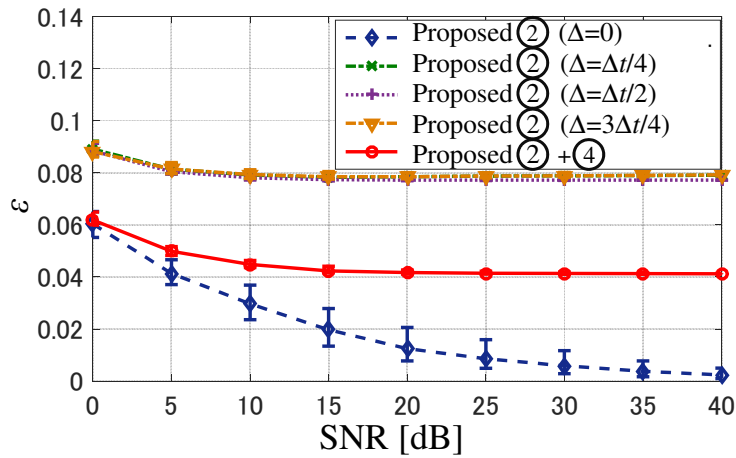


図 57: 提案法 2 および提案法 4 統合時の各 SNR における ϵ

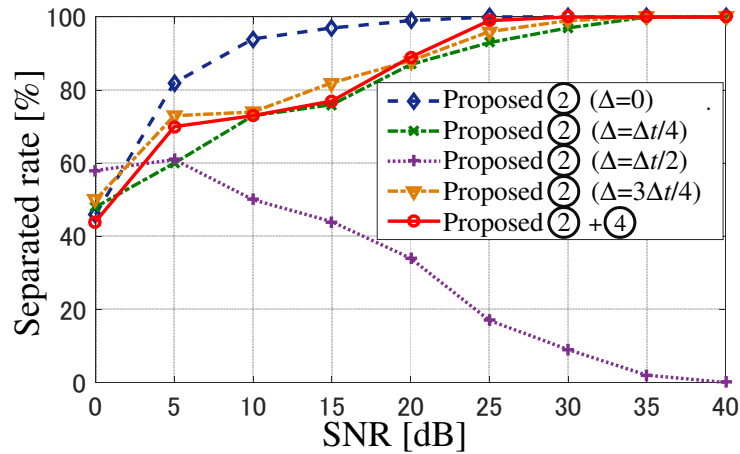


図 58: 提案法 2 および提案法 4 統合時の各 SNR における分離確率

力に複数のピークが生じ、分離確率が劣化したと考えられる。最後に、提案法 4 適用時の各手法の推定精度を評価する。図 61 に提案手法ごとの各 SNR における ϵ を示す。図 61 より、SNR 20dB を境に高 SNR 環境下では提案法 1 が、低 SNR 環境下では提案法 2 が最も優れた推定精度を有している。これは、提案法 1 は前処理によって雑音の影響の抑圧を行うため、低 SNR 環境下では十分な雑音の抑圧が困難になるのに対し、提案法 2 は評価関数に制約条件を付加することで、低 SNR 環境下においても、雑音の高周波成分の影響を低減させているためであると考えられる。また、提案法 3 は提案法 1 による影響の抑圧によって、提案法 2 の効果が十分に得られないため、精度が劣化することが考えられる。

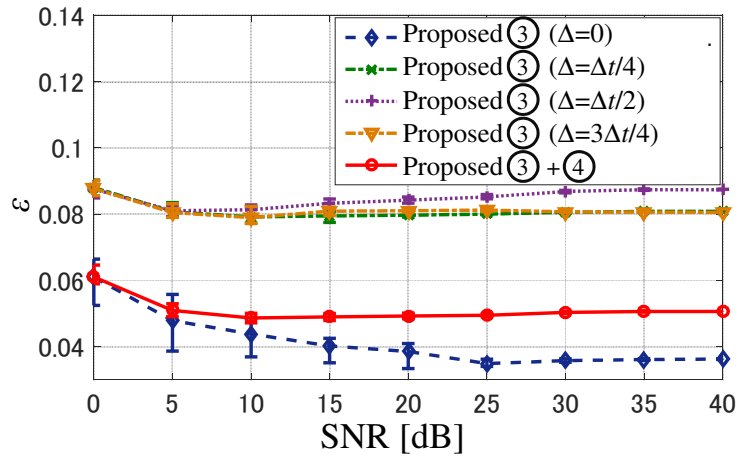


図 59: 提案法 3 および提案法 4 統合時の各 SNR における ϵ

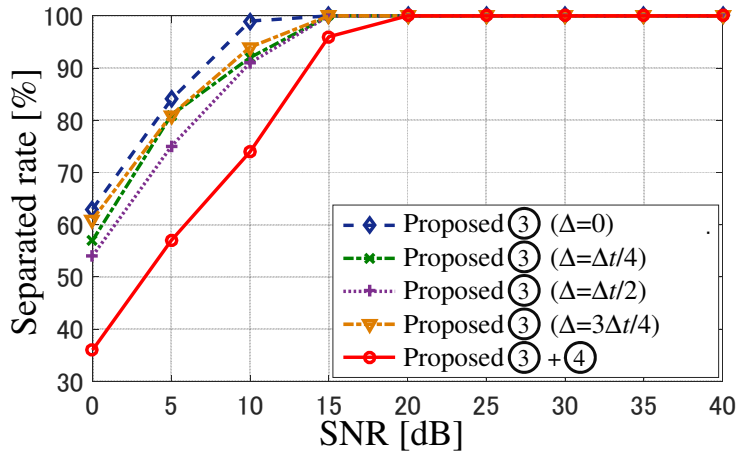


図 60: 提案法 3 および提案法 4 統合時の各 SNR における分離確率

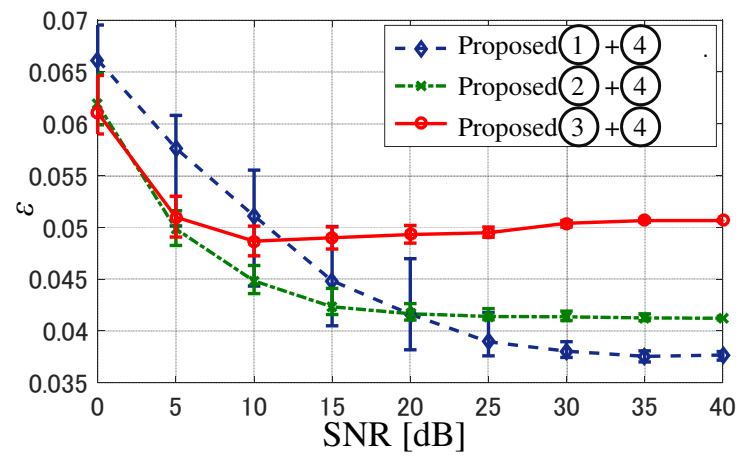


図 61: 提案手法ごとの各 SNR における ϵ

第6章 結論

本論文では、圧縮センシングを用いた超分解能到来時間推定法の高精度化手法を提案した。まず、圧縮センシングによる到来時間推定法は雑音環境下において干渉波の分離性能が劣化することを、数値計算を用いて示した。これに対し、ランダムリサンプリングに基づく信号復元手法を導入した。同手法の高精度な信号復元手法によって雑音の影響を軽減し、雑音環境下の推定精度が、 $\text{SNR}=15\text{dB}$ において1.3倍の分離確率の改善が見込めることを示した。また、MUSIC法や、MLICAを用いたMUSIC法では雑音環境下において分離が困難な、時間分解能の $1/8$ 倍に近接した2目標を分離できることを示した。さらに、雑音環境下における、超分解能到来時間推定法の推定精度を向上させるため、周波数領域における受信信号のスパース性を仮定した正則化項を圧縮センシングの評価関数に追加する手法を提案した。同手法による到来時間推定は分解能を確保するために、高周波領域ゼロパディングを用いて、送信信号の帯域よりも高い周期のサンプリングが行われており、周波数領域において受信信号のスペクトルはスパース性が期待できることを示した。また、従来の圧縮センシングを用いた手法の比べて、 $\text{SNR}=15\text{dB}$ では2.4倍の分離確率の改善が見込めることを示した。さらに、提案した2手法を統合した場合、いずれか1つの手法を用いる場合よりも分離確率が優れていることを示した。

次に、圧縮センシングによる到来時間推定法は、サンプリング点と目標分布の誤差によって精度が劣化することを数値計算によって示した。また、推定精度を確保するためにサンプリング周期を細分化することで、計算時間が著しく増大することを数値計算によって示した。さらに、圧縮センシングによるドップラレーダの高精度化に用いられているサンプリング点の補正法の適用が困難であることを示した。同問題を解決するため、位相シフトを用いたサンプリング点補正による圧縮センシングを用いた超分解能到来時間推定法の高精度化手法を提案した。同手法は、高周波領域ゼロパディングによる信号補間を用いて、サンプリングの位相をずらした受信信号を複数生成し、それぞれに対して圧縮センシングを適用した。得られた複数の到来時間推定結果を合成することで、計算時間の増大を抑制しつつ、従来法よりも高い推定精度が確保されることを示した。例えば、サンプリング点と目標分布の誤差が $\Delta t/2$ の場合において、従来法では $\text{SNR} = \infty\text{dB}$ において、近接2目標の検出が不可能であるのに対し、提

案法では2目標の推定を実現した。さらに、目標間隔がサンプリング周期の整数倍でない場合は、 $\text{SNR}=15\text{dB}$ において1.6倍の推定精度の改善が見られることを示した。また、位相シフト信号のいずれのサンプリング点も目標と一致していない場合においても、同手法が $\text{SNR}=15\text{dB}$ において1.3倍の推定精度の改善がなされたことを示した。さらに、雑音環境下における推定精度改善手法と統合した場合において、サンプリング点と目標分布に誤差が生じている場合よりも優れた推定精度を確保していることを示した。とくに、受信信号スペクトルのスパース性を先験情報に付加する手法が、低 SNR 環境下においても雑音の高周波成分の影響を低減させたことから、優れた推定精度が得られていることを示した。今後の課題として実験的検討、正則化係数の決定、スパース性の仮定が困難な観測環境での適用が挙げられる。

謝辞

本研究を行うにあたり，懇切丁寧なご指導を賜りました桐本哲郎 教授，木寺正平 准教授，孫光鎬 助教，尚方 特任助教に深く感謝を申し上げます．桐本研究室の秘書として，事務処理等に助言を下さいました猪原園子さんに感謝の意を表します．また，日頃から助言や励ましを下さった桐本研究室の皆さまに感謝の意を表し，本研究の結びといたします．

参考文献

- [1] E. Cook, "Pulse compression - Key to more efficient radar transmission," in *Proc. IRE'60*, Mar. 1960, pp. 310-316.
- [2] J.R. Klauder, A.C. Price, S. Darlington and W.J. Albersheim, "The theory and design of chirp radars," *Bell Syst. Tech. Journal*, vol. 11, pp. 745-808, Jul. 1960.
- [3] H. Nakahara, N. Kikuma and N. Inagaki, "Signal Separation of Indoor/Pico-cell Multipath Waves Using FFT-MUSIC with Triangular Antenna Array," in *Proc. ISAP'96*, Sep. 1996, pp.1085-1088.
- [4] T. Okano, S. Kidera, and T. Kirimoto, "MLICA-based separation algorithm for complex sinusoidal signals with PDF parameter optimization." in *IEICE Trans. Commun.* vol. 95, no. 11, pp.3556-3562, 2012.
- [5] T. Okano, S. Kidera, and T. Kirimoto. "ICA-based super resolution pulse compression algorithm incorporated by MUSIC algorithm." *Synthetic Aperture Radar (AP SAR), 2011 3rd International Asia-Pacific Conference on.* IEEE, 2011.
- [6] D. L. Donoho, "Compressed sensing." *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 52, no. 4, pp. 1289-1306, Apr. 2006.
- [7] Alonso, Marivi Tello, Paco Lopez-Dekker, and Jordi J. Mallorqui. "A novel strategy for radar imaging based on compressive sensing." *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Trans. Geoscience and remote sensing* on vol. 48, no. 12, pp. 4285-4295, 2010.
- [8] Patel, Vishal M., et al. "Compressed synthetic aperture radar." *Selected Topics in Signal Processing, IEEE Journal of*, vol. 4, no. 2, pp. 244-254, April. 2010.
- [9] Michael Lustig, David L. Donoho, Juan M. Santos, and John M. Pauly, "Compressed Sensing MRI, " *IEEE Signal Process Mag.*, vol. 25, no. 2, pp. 72-82, Mar. 2008.
- [10] Bajwa, Waheed U., et al. "Compressed channel sensing." *Information Sciences and Systems, 2008. CISS 2008. 42nd Annual Conference on.* IEEE, 2008.

- [11] Matthew A. Herman, and Thomas Strohmer, "High-resolution radar via compressed sensing." *IEEE Trans. Signal Process.*, vol. 57, no. 6, pp. 2275-2284, June. 2009.
- [12] Y. C. Pati, R. Rezaifar and P. S. Krishnaprasad, "Orthogonal Matching Pursuit: Recursive function approximation with applications to wavelet decomposition," *Proc. 27th Annu. Asilomar Conf. Signals Syst. Comput.*, vol. 1, 40, 1993.
- [13] R. Tibshirani, "Regression Shrinkage and Selection via the Lasso," *J. Roy. Statist. Soc. Ser. B* , Vol. 58, no. 1, pp. 267-288, 1996.
- [14] Waltz, R. A. , J. L. Morales, J. Nocedal, and D. Orban, "An interior algorithm for nonlinear optimization that combines line search and trust region steps, " *Mathematical Programming*, Vol 107, No. 3, pp. 391-408, 2006.
- [15] Candes, Emmanuel J., and Terence Tao. "Decoding by linear programming." *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 51. no. 12, pp. 4203-4215, 2005.
- [16] E. J. Candes, "The restricted isometry property and its implications for compressed sensing, " *C. R. Acad. Sci. I, Math.*, vol. 346, nos. 9-10, pp. 589-592, May 2008.
- [17] Tropp, Joel, and Stephen J. Wright. "Computational methods for sparse solution of linear inverse problems. " *Proceedings of the IEEE*, vol. 98, no. 6, pp. 948-958, 2010.
- [18] Alltop, William O. "Complex sequences with low periodic correlations." *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 26, pp. 350-354, 1980.
- [19] Haupt, Jarvis, et al. "Toeplitz compressed sensing matrices with applications to sparse channel estimation." *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 56. no. 11, pp. 5862-5875, 2010.
- [20] H. Yan , J. Xu , X. Zhang. "Compressed sensing radar imaging of off-grid sparse targets." *RadarCon 2015*, IEEE, 2015.
- [21] Candes, Emmanuel J., and Michael B. Wakin. "An introduction to compressive sampling." *Signal Processing Magazine, IEEE*, vol. 25, no. 2, pp. 21-30, 2008.