

圧縮センシングを用いた超広帯域多周波ステップ CPC 方式における 距離アンビギュイティ抑圧効果の定性的・定量的評価

山田亮佑[†] 秋田学[†] 稲葉敬之[†]

[†] 電気通信大学大学院 情報理工学研究所 〒182-8585 東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1

E-mail: yamada.ryosuke@inabalab.ee.ucc.ac.jp

あらまし

筆者らは、狭受信帯域幅で高距離分解能が得られる独自の変復調方式である多周波ステップ CPC 方式を開発している。多周波ステップ CPC 方式を帯域幅 4GHz に拡張する際、従来の観測時間を維持するために周波数ステップを不等間隔にする必要があるが、それにより距離アンビギュイティが増加してしまうという問題が生じる。本稿では、不等間隔な周波数ステップによって生じる距離アンビギュイティを CS により抑圧し、その抑圧性能について評価を行う。シミュレーションによる統計評価により、SN が 4dB、誤警報率が 10^{-7} であるとき、DFT (従来法) の探知率が約 0.07 であるのに対し、CS の探知率は約 0.83 という高い探知性能が得られることが示された。

キーワード レーダ, 多周波ステップ CPC 方式, 距離アンビギュイティ, 圧縮センシング

Evaluation on Range-Ambiguity Mitigation Using Compressive Sensing for Ultra-Wide-Band Stepped Multiple Frequency Complementary Phase Code Modulation Radar

Ryosuke YAMADA Manabu AKITA and Takayuki INABA

[†] Graduate school of Informatics and Engineering, The University of Electro-Communications 1-5-1 Choufugaoka, Choufu-shi, Tokyo, 182-8585 Japan

E-mail: yamada.ryosuke@inabalab.ee.ucc.ac.jp

Abstract

The authors have developed stepped multiple frequency CPC, which is a proprietary modulation/demodulation method that can realize high range-resolution with narrow reception bandwidth. When extending stepped multiple frequency CPC to the bandwidth of 4GHz, it is necessary to make the frequency steps unequally spaced in order to maintain the conventional observation time. However, this raises the problem that the range-ambiguity increases. In this paper, we mitigate the range-ambiguity by CS and evaluate its mitigation performance. From statistical evaluation by simulation, when SN is 4dB and false alarm rate is 10^{-7} , the detection rate of DFT (conventional method) is about 0.07, whereas the detection rate of CS is about 0.83.

Keywords Rader, Stepped Multiple Frequency CPC, Range-Ambiguity, Compressed Sensing,

1. まえがき

レーダには高距離分解能と遠距離性が求められる。しかし、これらは広帯域化により距離分解能が向上する一方で、同時に受信機雑音が増加し探知距離が劣化するという相反する能力である。この相反する能力の両立を図るための変調方式として多周波ステップ CPC 方式 [1] が提案されている。当方式は、時分割で送信周波数を切り替え、のちに周波数方向のサブバンド信号をコヒーレントに合成すること (合成帯域 [2]) により狭受信帯域幅で高距離分解能が得られる変復調方

式である。これまでの研究開発では、60GHz/76GHz 帯 (ともに送信帯域幅 430MHz) において当方式の有効性を実験的に検証しており、超広帯域におけるレーダ変復調方式の基盤的技術として期待されている。

一方近年、更なる高距離分解能化のため、ミリ波帯である 79GHz 帯や 76GHz 帯の帯域幅がより広帯域に拡大される動向にある。広帯域化により多周波ステップ CPC 方式の有効性が更に増すことが期待される。しかしその一方で、広帯域化に伴う周波数ステップ数の増加によって観測時間が増加し、また同時に同一周波数におけるパルス繰り返し間隔が長くなり速度視野が

低下するという2つの新たな解決すべき課題が生じる。

このような背景のもと、速度視野の改善を図る方法として、送信する周波数順序をランダムとし同一周波数におけるパルス繰り返し間隔を不等間隔とする手法が提案されている [3]。同手法では PDF 処理（不等間隔 DFT）により最終的に速度アンビギュイティを-35dB 程度まで低減しつつ、速度視野の改善が可能であることが確認されている。一方、観測時間の短縮を図る方法として、各送信周波数の周波数間隔を不等間隔（スパース）とすることで周波数ステップ数を抑える手法が提案されている [4]。[4]では、周波数間隔の不等間隔化により周波数ステップ数を抑えつつ、上記の [3] による速度視野改善を行う「スパース多周波ランダムステップ CPC 方式」の基本概念が提案されている。同方式では周波数間隔の不等間隔化により通常的合成帯域処理（不等間隔 DFT）で発生する距離アンビギュイティの対策として、不等間隔 DFT を圧縮センシング (Compressed Sensing, CS) [5] [6] に置き換える処理構成を特徴としている。合成帯域処理は PDF 処理に対し最終段の処理であり S/N が向上しているため、CS による効果が期待される。

以上の背景から、本稿では合成帯域処理に CS を適用することによる距離アンビギュイティ抑圧効果について、その有効性を定性的・定量的に評価する。2 章では同方式の基本処理を説明する。3 章では、計算機シミュレーションによる評価を行う。まず、電力差のある複数点目標に対するシミュレーションを行い、距離アンビギュイティ抑圧性能を定性的に評価する。次に、レーダ分解能より大きな剛体に対する復調処理出力の距離分布（スパース性）を評価、考察する。最後にその結果から目標反射点数を定め、入力 S/N と一定誤警報率に対する探知率を統計的に評価する。

2. スパース多周波ランダムステップ CPC 方式

2.1. スパース多周波ランダムステップ CPC 方式の概要

スパース多周波ランダムステップ CPC 方式は、速度視野を確保した上で、従来の多周波ステップ CPC 方式と同等の観測時間を維持しつつ、更なる広帯域化を実現する方式である。本方式では、周波数の送信順序をランダムとし、同一周波数のパルス繰り返し間隔を不等間隔にすることで速度視野を改善する。また、各送信周波数の周波数間隔も不等間隔（スパース）とし、周波数ステップ数を抑えることで観測時間を短縮する。ここで、合成帯域処理として従来の DFT の代わりに CS を適用することによって、周波数間隔の不等間隔化

により発生する距離アンビギュイティを抑圧する。PDF 処理時に速度方向においても同様にアンビギュイティが発生するが、同距離における人と車両の電力差は 20dB 程度であり DFT でも抑圧可能なこと、および PDF 処理時点では S/N が低く CS は雑音に弱いことから、PDF 処理は従来と同じ DFT を用いる。

2.2. スパース多周波ランダムステップ CPC 方式の送信シーケンス

スパース多周波ランダムステップ CPC 方式の送信シーケンス図を図 2.1 に示す。本方式では従来の CPC 方式の送信シーケンスと比較して、周波数の送信順序がランダムになり、さらに各送信周波数の周波数間隔が不等間隔（スパース）になっている。

2.3. スパース多周波ランダムステップ CPC 方式の信号処理

スパース多周波ランダムステップ CPC 方式の信号処理ブロック図を図 2.2 に示す。本方式では従来の CPC 方式の信号処理と比較して、PDF が周波数送信順序のランダム化に対応したもの（不等間隔 DFT）になり、最終処理の合成帯域処理が DFT から CS に置き換わっている。

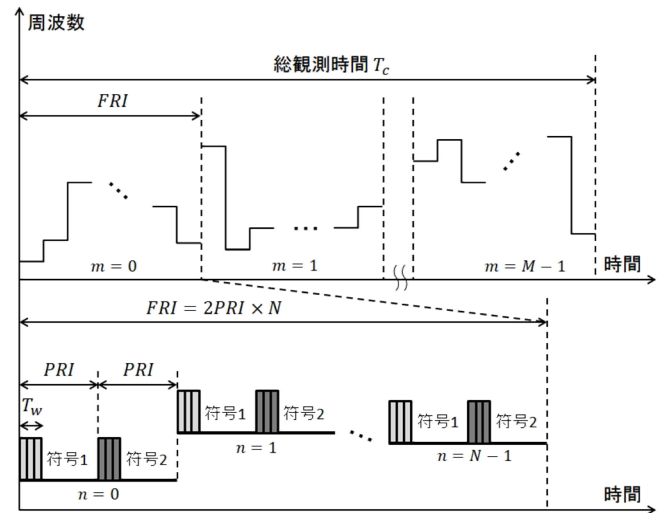


図 2.1 スパース多周波ランダムステップ CPC 方式の送信シーケンス図

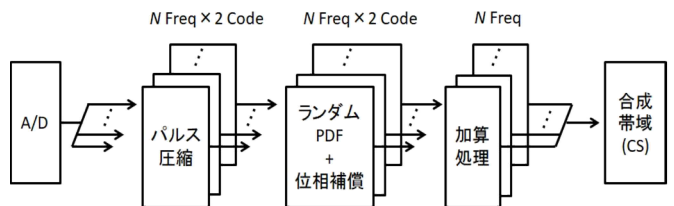


図 2.2 スパース多周波ランダムステップ CPC 方式の信号処理ブロック図

2.4. CS を用いた合成帯域処理

CS は信号処理の分野において超分解能法としてよく用いられる手法であり、代表的な超分解能法である MUSIC のように到来波数を必要としないという利点がある。しかし、スパース多周波ランダムステップ CPC 方式では、CS を超分解能法という目的ではなく、アンビギュイティ対策として適用する。CS の手法はいくつか提案されており、本稿では CS の代表的な手法である LASSO [6] と呼ばれる以下の最小化問題を採用した。

$$\tilde{\mathbf{x}} = \text{minimize } \frac{1}{2} \|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{y}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{x}\|_1 \quad (2.1)$$

ここで、 \mathbf{x} はスパースな未知ベクトル、 \mathbf{y} は観測信号、 \mathbf{A} は観測行列である。また λ はスパースパラメータであり、評価式(2.1)の第一項と第二項のどちらをより重視するかを決定するための値である。

多周波ステップ CPC 方式の合成帯域処理に CS を適用する場合、式(2.1)における観測信号 \mathbf{y} は、図 2.2 における加算処理後の信号を周波数ステップ方向に切り出したものであり、次式(2.2)で表される。

$$y_n = \text{ADD}(m, n, k) \quad (2.2)$$

$$(n = 0, 1, \dots, N-1)$$

ここで、 N は周波数ステップ数であり、 $\text{ADD}(m, n, k)$ は加算処理後の信号における、ある距離ビン番号 k 、ある速度ビン番号 m 、周波数番号 n にあたる要素である。また、観測行列 \mathbf{A} は各列に各探索距離のステアリングベクトルを格納した行列であり、次式(2.3)で表される。

$$\mathbf{A} = [\mathbf{a}(R_0) \ \mathbf{a}(R_1) \ \dots \ \mathbf{a}(R_{S-1})],$$

$$\mathbf{a}(R_s) = [\exp(-j\frac{4\pi R_s}{c}f_0) \quad \dots \quad \exp(-j\frac{4\pi R_s}{c}f_{N-1})]^T \quad (2.3)$$

ここで、 R_s は探索距離、 S は探索数、 f_n は送信周波数である。最後にスパースな未知ベクトル \mathbf{x} は目標の分布を表すベクトルにあたる。また、本稿では式(2.1)を解く手法として ADMM [7] を用いた。

3. 計算機シミュレーション

3.1. 電力差のある複数点目標

3.1.1. シミュレーション条件

SN が十分高い状況下において、電力差のある 5 目標に対するシミュレーションを行った。レーダパラメータを表 3.1、目標パラメータを表 3.2 に示す。

3.1.2. シミュレーション結果

結果の距離プロファイル図を図 3.1 に示す。図 3.1 より、電力差があり、DFT では電力が高い目標のサイドローブ（アンビギュイティ）に埋もれてしまう目標が CS では検知できていることが確認できた。

表 3.1 レーダパラメータ

送信周波数	79GHz
パルス幅	約 0.7 μsec
符号長	16
PRI	3.5 μsec
最小周波数ステップ幅	13.4 MHz
周波数ステップ数	32
FRI 数	128
送信帯域幅	4 GHz
受信帯域幅	21.5 MHz
サンプリング周波数	43 MHz
全観測時間	約 28.9 msec

表 3.2 目標パラメータ（電力差のある複数目標）

目標数	5
目標間距離	0.64 m
各目標の電力差	5 dB
目標相対速度	約 60 km/h
（電力最低の目標の）SN	20 dB

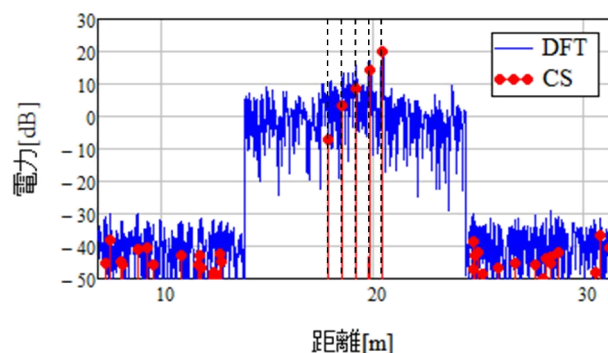


図 3.1 電力差のある 5 目標

3.2. レーダ分解能より大きい目標

3.2.1. シミュレーション条件

目標の距離分布がスパースではない状況として、車両を想定した 1.7m×4m の長方形の目標に対するシミュレーションを行った。ここで、目標条件として図 3.2～図 3.4 に示すような 3 通りについて適用した。目標パラメータを表 3.3 に示す。レーダパラメータは前節と同じものを用いた。

3.2.2. シミュレーション結果

結果として、RVMap（縦：距離ビン、横：速度ビン）とピーク点における距離プロファイル図を図 3.5～図 3.7 に示す。図 3.5～図 3.7 より、雑音領域では DFT と CS はほぼ同等の電力であるが、信号領域では DFT に比べて CS はサイドローブが抑圧できていることがわかる。距離プロファイル図より、目標点数（ピーク）が少なく見えているが、これは提案方式では速度分解能が高いため、1 つの速度ビンに対する目標数が少ないこと、および大きさをもった目標からの複数の反射

表 3.3 目標パラメータ (車両)

条件	1	2	3
目標の大きさ	1.7m×4m		
目標の座標[m] (レーダ原点)	(-5,11)	(-4,38)	(0.85,20)
目標相対速度	約 45 km/h		
SN	20 dB		

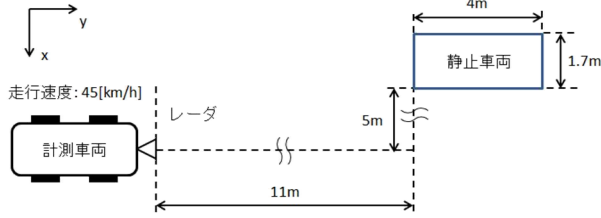


図 3.2 車両シミュレーション条件 1

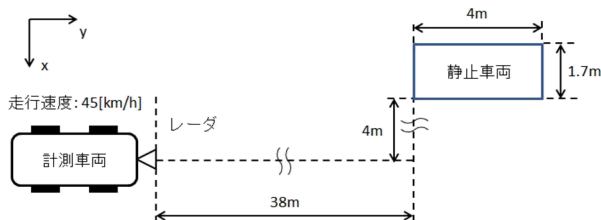


図 3.3 車両シミュレーション条件 2

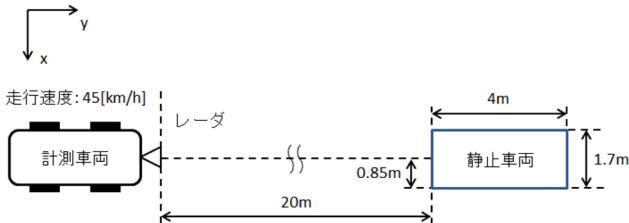


図 3.4 車両シミュレーション条件 3

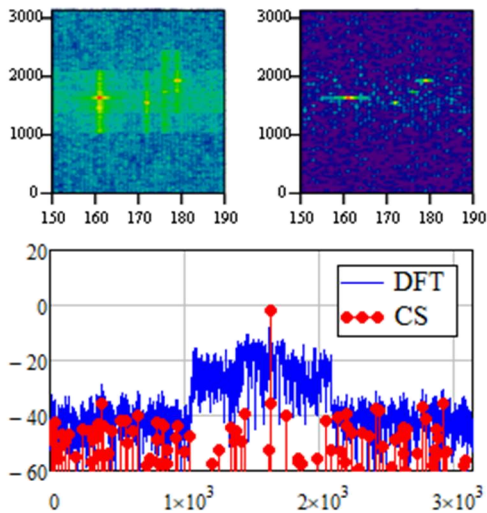


図 3.5 条件 1 のシミュレーション結果

波同士が打ち消し合うこと (フェージング) が原因であると考えられる。以上より、車両のような距離分布がスパースではない目標においても、各速度ビンについては距離分布がスパースとなることで、CS によるアンビギュイティ抑圧効果があることが確認できた。

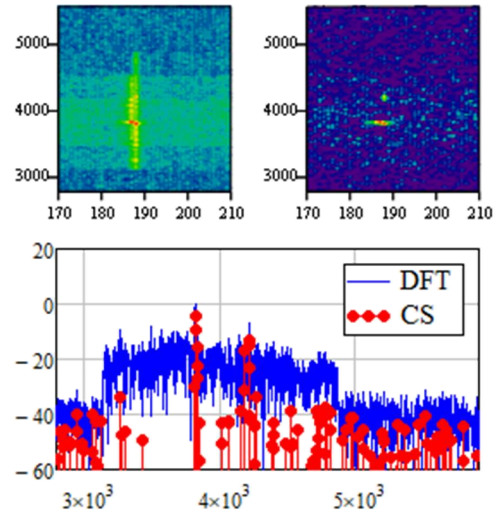


図 3.6 条件 2 のシミュレーション結果

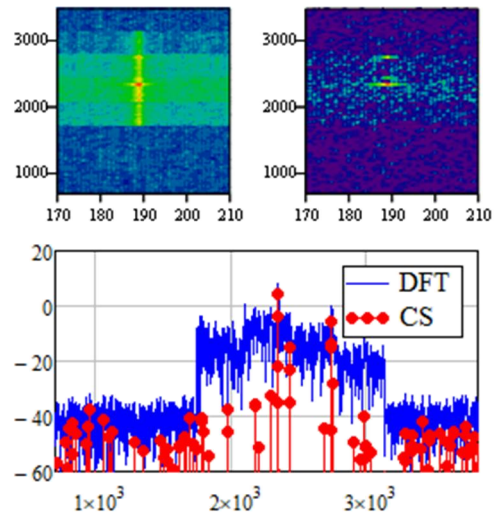


図 3.7 条件 3 のシミュレーション結果

3.3. 複数点目標の統計評価

3.3.1. シミュレーション条件

統計評価について、加算処理後の信号の SN を -4dB から 20dB まで 4dB 刻みで変化させ、スパースかつ不等間隔な周波数ステップをランダムに生成し、それぞれの SN において 5000 通りについて評価した。ここで、SN の $-4\text{dB} \sim 20\text{dB}$ はビームフォーミング (4 素子) 後の最終 SN を 13dB としたときにおける最大探知距離の 0.8 倍 ~ 0.2 倍にあたる。また、前節の各速度ビンに対しての目標点数が少ないことという結果から、目標点数は 5 とした。目標パラメータを表 3.4 に示す。レーダパラメータは前節、前々節と同じものを用いた。

3.3.2. シミュレーション結果

例として SN が 20dB , 4dB , -4dB の 3 通りについて、距離プロファイル図を図 3.8 \sim 図 3.10 に、5000 通りのデータに対して適用した結果のサイドローブとピークのヒストグラムを図 3.11 \sim 図 3.13 に示す。また、ヒス

トグラムから計算した距離サイドローブ（アンビギュイティ）に対する誤警報率・探知率の SN 依存性についてのグラフを図 3.14 に示し，DFT と CS の各 SN における誤警報率・探知率をそれぞれ表 3.5 および表 3.6 にまとめた。

図 3.8～図 3.10 から，CS は DFT と比べてサイドローブレベルが低いことがわかる。ただし，CS は SN が悪くなるにつれてアンビギュイティの抑圧性能が劣化し，ノイズによるピークが発生していることがわかる。特に，SN が -4dB のときは目標が完全にノイズに埋もれている箇所があることが確認できる。これは CS が SN に対して脆弱であることが原因である。

また図 3.11～図 3.13 から，CS ではサイドローブの山が -120dB 付近と -30dB 付近に 2 つ存在しているが，-120dB 付近の山はスパースな解の 0 にあたる要素，-30dB 付近の山はノイズによるピークを示している。また，CS では SN が悪くなるにつれて -30dB 付近の山が大きくなり，さらにピークの山の裾が広がっていることがわかる。

図 3.14 から，DFT では SN が高くなっても一定の探知率を超えられないのに対し，CS では SN が高くなるにつれて探知率も高くなる傾向が見られる。また，表 3.5 および表 3.6 から，DFT において誤警報率を 10^{-7} としたときの探知率は，SN が高い状況下でも約 0.1 程度であり実用に耐えないといえる。一方，CS では SN が 4dB 以上のときは誤検知率を 10^{-7} としたときでも，実運用上必要とされる探知率 0.8 を上回るという高い探知性能が得られた。ただし SN が 0dB 以下のときは，誤検知率を 10^{-7} としたときの探知率は 0.3 を下回っていることから，実用的な入力信号 SN は 4dB 以上であるといえる。

表 3.4 目標パラメータ（複数点目標）

目標番号	1	2	3	4	5
各目標距離差	0.64 m				
各目標の電力差	0 dB（なし）				
目標相対速度	約 60 km/h				

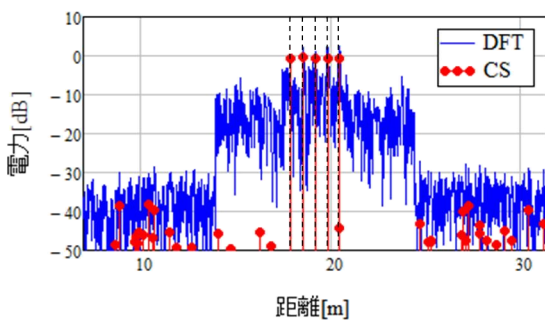


図 3.8 距離プロファイル図の一例 (SN20dB, 青: DFT 赤: CS)

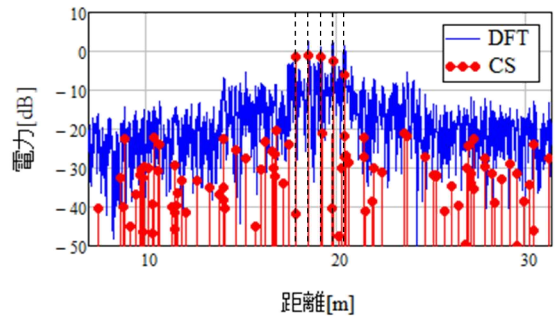


図 3.9 距離プロファイル図の一例 (SN4dB, 青: DFT 赤: CS)

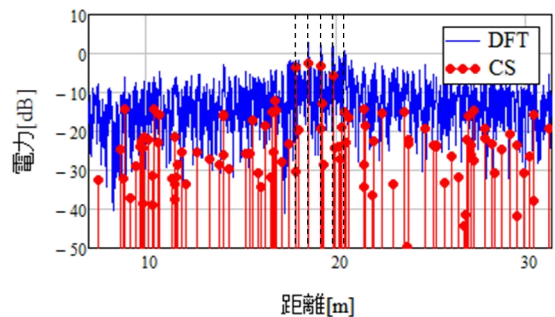


図 3.10 距離プロファイル図の一例 (SN-4dB, 青: DFT 赤: CS)

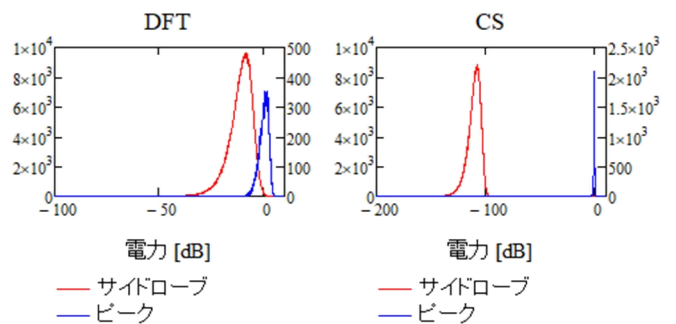


図 3.11 サイドローブ・ピークの内訳 (SN20dB, 左: DFT 右: CS)

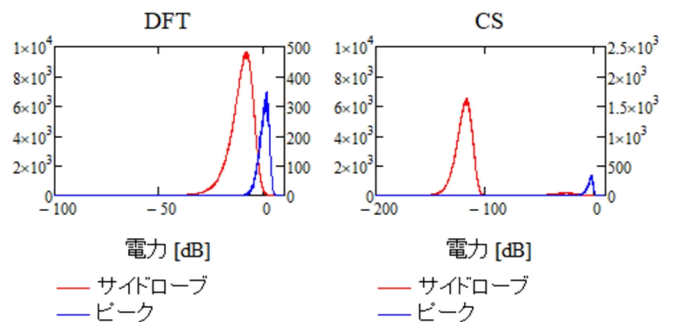


図 3.12 サイドローブ・ピークの内訳 (SN4dB, 左: DFT 右: CS)

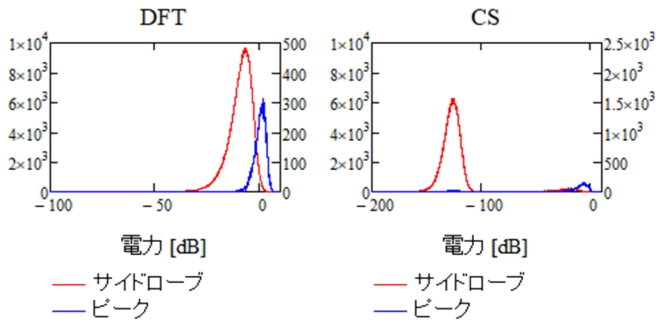


図 3.13 サイドローブ・ピークヒストグラム (SN=4dB, 左: DFT 右: CS)

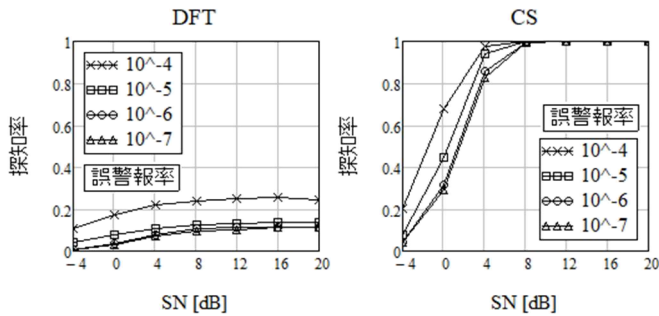


図 3.14 距離サイドローブに対する誤警報率・探知率の SN 依存性 (左: DFT 右: CS)

表 3.5 各 SN ごとの誤警報率・探知率(DFT)

SN[dB]	-4	0	4	8	12	16	20
10 ⁻⁴	0.11	0.18	0.22	0.24	0.25	0.26	0.24
10 ⁻⁵	0.04	0.08	0.11	0.13	0.13	0.14	0.14
10 ⁻⁶	0.01	0.03	0.08	0.11	0.11	0.11	0.11
10 ⁻⁷	0.01	0.03	0.07	0.97	0.10	0.11	0.11

表 3.6 各 SN ごとの誤警報率・探知率(CS)

SN[dB]	-4	0	4	8	12	16	20
10 ⁻⁴	0.20	0.68	0.98	0.99	0.99	0.99	0.99
10 ⁻⁵	0.08	0.44	0.94	0.99	0.99	0.99	0.99
10 ⁻⁶	0.04	0.32	0.86	0.99	0.99	0.99	0.99
10 ⁻⁷	0.04	0.29	0.83	0.99	0.99	0.99	0.99

4. むすび

本稿では、従来の多周波ステップ CPC 方式を超広帯域に拡張した「スパース多周波ランダムステップ CPC 方式」における、CS の距離アンビギュイティ抑圧性能の評価を行った。

3.1 節では、電力差があり DFT では同時に検知できない複数目標が CS では検知できることを示した。3.2

節では、車両のような距離分布がスパースではない目標に対しても、各速度ビンにおいては距離分布がスパースになること示した。3.3 節では、距離サイドローブに対する誤警報率・探知率の統計評価を行い、CS は DFT と比べて高い探知性能が得られることを示した。

今後は、同方式の有効性に関して一層信頼性を向上させるため、データ数を増して検討を行う予定である。

謝辞

本研究開発は総務省 SCOPE(受付番号 175003002)の委託を受けたものです。

参考文献

- [1] 渡辺優人, 秋田学, 稲葉敬之, “多周波ステップ CPC レーダの提案と原理検証実験,” 電気学会論文誌 C, vol.135, no.3, pp.285-291, 2015.
- [2] 福島智恵, 横井邦彦, 山岡建夫, “合成帯域レーダの距離分解能,” 信学技報, SANE2003-2, 2003.
- [3] 太田裕也, 秋田学, 渡辺優人, 稲葉敬之, “広帯域多周波ステップ CPC レーダの実験的検証と速度視野改善,” 信学技報, vol.117, no.107, SANE2017-14, pp.7-11, 2017.
- [4] 稲葉敬之, 秋田学, 渡辺一宏, “狭受信機帯域による超広帯域コヒーレントレーダ技術,” 2017 年電子情報通信学会ソサイエティ大会.
- [5] D L Donoho, “Compressed sensing,” IEEE Transactions on Information Theory, vol.52, no.4, pp.1289-1306, 2006.
- [6] Emmanuel J Candes and Michael B Wakin, "An Introduction To Compressive Sampling," IEEE Signal Processing Magazine, vol.25, no.2, pp.21-30, 2008.
- [7] Stephen Boyd, Neal Parikh, Eric Chu, Borja Peleato, Jonathan Eckstein, “Distributed Optimization and Statistical Learning via the Alternating Direction Method of Multipliers,” Foundations and Trends in Machine Learning, vol.3, no.1, pp.1-122, 2011.