



**【特許請求の範囲】****【請求項 1】**

高分解能 2 次元 (2 D) レーダー画像を生成する方法であって、

関心領域において送信アンテナによってレーダーパルスを送信するステップと、

1 組の受信アレイにおいて、前記関心領域における前記レーダーパルスの反射に対応するエコーを受信するステップであって、各アレイは 1 組の受信アンテナを含み、該 1 組の受信アンテナはスタティックであり、所定の角度範囲内で、ランダムな向きで前記関心領域の同じ側の異なるロケーションにランダムに分散されるものと、

受信アレイごとにエコーをサンプリングするステップであって、アレイごとに分散データを生成するものと、

前記分散データに圧縮センシング (C S) 手順を適用するステップであって、前記高分解能 2 D レーダー画像を生成するものと、

を含み、前記サンプリングするステップ及び前記適用するステップはプロセッサにおいて実行される、方法。

**【請求項 2】**

前記サンプリングは一様である、請求項 1 に記載の方法。

**【請求項 3】**

前記 1 組の受信アレイの開口サイズは、単一のレーダーアレイよりも大きい、請求項 1 に記載の方法。

**【請求項 4】**

前記受信したエコーを用いて残差信号を初期化するステップであって、前記 C S 手順は反復ステップを含むものと、

前記分散した残差信号から 2 次元 (2 D) レーダー画像を生成するステップと、

前記 2 D レーダー画像に閾値及び縮小プロセスを適用するステップであって、現在の反復についてスパース画像を生成するものと、

前記現在の反復の前記スパース画像を前回の反復のスパース画像を比較するステップであって、前記現在の反復の前記スパース画像と、前記前回の反復の前記スパース画像との間の相対誤差が所定の閾値よりも小さい場合、前記現在の反復の前記スパース画像を前記高分解能 2 D レーダー画像とするものと、そうでない場合、

密な残差信号から前記現在のスパース画像の信号を減算するとともに、前記生成するステップ、前記適用するステップ及び前記比較するステップを反復するステップと、

を更に含む、請求項 1 に記載の方法。

**【請求項 5】**

前記 C S 手順は、前記 2 D レーダー画像におけるアーチファクトを低減する、請求項 1 に記載の方法。

**【請求項 6】**

前記 C S 手順は、反復再構成方法において画像領域スパース性を用いる、請求項 1 に記載の方法。

**【請求項 7】**

前記 C S 手順は、反復再構成方法において画像勾配領域スパース性を用いる、請求項 1 に記載の方法。

**【請求項 8】**

高分解能 2 次元 (2 D) レーダー画像を生成するシステムであって、

関心領域においてレーダーパルスを送信するように構成された送信アンテナと、

前記関心領域における前記レーダーパルスの反射に対応するエコーを受信するように構成された 1 組の受信アレイであって、各アレイは 1 組の受信アンテナを含み、該 1 組の受信アンテナはスタティックであり、所定の角度範囲内で、ランダムな向きで前記関心領域の同じ側の異なるロケーションにランダムに分散されるものと、

受信アレイごとにエコーをサンプリングしてアレイごとに分散データを生成し、次に、前記分散データに圧縮センシング (C S) 手順を適用して前記高分解能 2 D レーダー画像を

10

20

30

40

50

生成するように構成されたプロセッサと、  
を備える、システム。

【発明の詳細な説明】

【技術分野】

【0001】

この発明は、包括的にはレーダーシステムに関し、より詳細には、分散アレイ及び圧縮センシングを用いたレーダー撮像に関する。

【背景技術】

【0002】

関心領域においてターゲットを位置特定するために、レーダーシステムがパルスを送信し、ターゲットによって反射された受信エコーを処理する。エコーは、遅延パルスの重み付けされた組合せとして特徴付けることができる。ここで、複合の重みは特定のターゲット反射率に依拠する。パルス及びエコーを所与とすると、レーダー画像は、対応する重み及び遅延に従って、距離方位平面において生成することができる。レーダー画像の方位分解能はアレイ開口のサイズに依拠し、距離分解能はパルスの帯域幅に依拠する。

10

【0003】

所望の方位分解能を達成するために十分大きな開口を構成することは、困難であるか又はコストが高い可能性がある。したがって、それぞれが相対的に小さな開口のアレイを備えた、複数の分散検知プラットフォームを用いて、協働してエコーを受信することができる。分散検知の利点には、プラットフォーム配置の柔軟性、低い維持管理コスト、及び大きな実効開口が含まれる。一方、分散検知は、単一の様線形アレイの信号処理と比較して、より高度な信号処理を必要とする。従来のレーダー撮像方法は、通常、整合フィルターを個々に用いて各センサープラットフォームによって受信されるエコーを処理する。次に、推定値は後続の段階において組み合わせられる。通常、プラットフォームは、一様に分散しておらず、それによって、レーダー画像は、エイリアシング、曖昧性又はゴースト等の厄介なアーチファクトを呈し、これによりターゲットを識別するのが困難となる可能性がある。

20

【0004】

図2に示すように、従来技術による研究では、各アンテナアレイ200によって受信されるデータ201に2Dレーダー撮像210が別個に適用され、対応する低分解能の2Dレーダー画像211が生成される。2D低分解能画像は、位置合わせ及び合算され(220)、エイリアシング、曖昧性又はゴースト等のアーチファクトを有する2Dレーダー画像230が生成される。

30

【0005】

撮像システムの性能は、圧縮センシング(CS)に基づく方法を用いて、分散検知を用い、全ての測定値を共同で処理して改善することができる。CSは、ナイキストレートと比較して大幅に小さいサンプリングレートを用いて信号の正確な再構成を可能にする。サンプリングレートの低減は、無作為測定、改善された信号モデル、及び非線形再構成方法を用いることによって達成される。これについては、非特許請求1を参照されたい。レーダー用途では、受信信号をターゲットに対応する波形の線形結合としてモデル化することができ、ターゲット反射率の基底ベクトル(underlying vector)がスパースであると仮定することによって、CSは超分解能画像を達成することができる。これについては非特許文献2-4を参照されたい。

40

【先行技術文献】

【非特許文献】

【0006】

【非特許文献1】Candes他「Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information」IEEE Transactions on Information Theory, vol. 52(2), February 2006

【非特許文献2】Baraniuk他「Compressive radar imaging」IEEE Radar Conference, MA

50

, April 2007

【非特許文献3】Herman 他「High-resolution radar via compressed sensing」IEEE Trans. Signal Process., vol. 57, June 2009

【非特許文献4】Potter他「Sparsity and compressed sensing in radar imaging」Proceeding of the IEEE, vol. 98, pp. 1006-1020, June 2010

【発明の概要】

【発明が解決しようとする課題】

【0007】

この発明の実施の形態は、単一のスタティック送信機及び複数の空間的に分散したスタティック線形アンテナアレイ、並びに圧縮センシング(CS)を用いて、関心領域のレーダー画像を生成するための方法及びシステムを提供する。アンテナアレイの姿勢、例えばロケーション及び向きは既知であり、全ての測定値が同期される。本方法は、関心領域内のターゲットの複素係数に対しスパース性を課すことによって画像品質を改善する。

10

【課題を解決するための手段】

【0008】

特に、単一の送信機はレーダーパルスを放射し、複数の小開口分散アレイは、ターゲットによって反射されたエコーを受信する。複数のアレイは、関心領域の同じ側の異なるロケーション及び向きでランダムに分散した一様な線形アレイである。各アレイの画像分解能は低い、小さな開口サイズに起因して、スパース性駆動型撮像方法を用いて全ての分散アレイによって受信された信号を組み合わせることによって、高分解能が達成される。

20

【0009】

通常、エイリアシング、曖昧性又はゴースト等の厄介なアーチファクトを呈する従来の遅延及び合算撮像方法と比較して、分散小開口アレイ及びスパース性駆動型の方法により、アーチファクトを伴うことなく画像の分解能が増大する。

【図面の簡単な説明】

【0010】

【図1】この発明の実施の形態によるレーダー撮像システムの概略図である。

【図2】従来のレーダー撮像方法の流れ図である。

【図3】この発明の実施の形態による圧縮センシングに基づく分散アレイ撮像方法の流れ図である。

30

【発明を実施するための形態】

【0011】

この発明の実施の形態は、単一の送信アンテナ及び複数の空間的に分散したスタティック線形アンテナアレイ、並びに圧縮センシング(CS)を用いて、関心領域のレーダー画像を生成するためのレーダー撮像方法及びシステムを提供する。

【0012】

分散検知システム

図1に示すように、レーダー撮像システムは、1つのスタティック送信アンテナ100と、1組のM個の分散線形受信アレイ101とを備える。各アレイは、1組の $N_m$  ( $m = 1, \dots, M$ )個の受信アンテナを有する。アンテナアレイはスタティックであり、所定の角度範囲内で、ランダムな向きで関心領域の同じ側に配置される。

40

【0013】

送信アンテナは、レーダーパルスを生成するレーダー送信機120に接続される。受信アレイは、レーダー受信機130に接続され、関心領域においてターゲットによって反射されたパルスのエコーを取得する。送信機及び受信機は、以下で詳細に説明するように、高分解能2次元(2D)レーダー画像370を生成するレーダー撮像方法を実行するプロセッサ140に接続される。プロセッサは、送信パルスと受信エコーとの間の遅延も決定することができる。

【0014】

圧縮センシングに基づく分散アレイ撮像方法

50

図 3 に示すように、分散データ 3 0 1 は、反復圧縮センシングベースの手順を用いて処理される。各分散アンテナアレイ 1 0 からエコーとして受信された分散データ 3 0 1 から密な残差信号 3 1 0 を初期化する (3 0 5)。密な残差データ 3 1 0 を用いて 2 D 画像 3 2 1 を生成する (3 2 0)。次に、画像領域又は画像勾配領域のいずれかにおいて、閾値及び縮小プロセス 3 3 0 を 2 D 画像 3 2 1 に適用して、スパース画像 3 4 0 を生成する。画像は、以前の反復のスパース画像と比較され、画像が収束しているか否かがチェックされる (3 5 0)。2 つの画像間の相対的誤差が所定の閾値よりも小さい場合、高分解能 2 D 画像 3 7 0 に収束している。そうでない場合、収束するまで、現在のスパース画像に対応する信号を減算することによって、残差信号 3 1 0 を更新する (3 6 0)。

【 0 0 1 5 】

10

本方法の詳細を以下に説明する。

【 0 0 1 6 】

図 1 に示すように、時間領域レーダーパルス  $p(t)$  1 0 5 が、 $l_s$  に位置する送信アンテナ 1 0 0 によって送信される。 $l_T$  に位置する単一点ターゲット 1 0 2 の場合、 $m$  番目のアレイのロケーション  $l_{m,n}$  において  $n$  番目の要素 1 0 1 によって受信されるレーダーエコー 1 0 6 は、周波数領域において以下のように表すことができる。

【 0 0 1 7 】

【 数 1 】

$$Y(\omega, l_s, l_{m,n}) = P(\omega)X(l_T)e^{-j\omega \frac{\|l_s - l_T\| + \|l_{m,n} - l_T\|}{c}}, \quad (1)$$

20

【 0 0 1 8 】

ここで、 $P(\ )$  は、放出されるパルスの周波数スペクトルであり、以下のように表すことができる。

【 0 0 1 9 】

【 数 2 】

$$P(\omega) = \int_{\mathbb{R}} p(t)e^{-j\omega t} dt, \text{ where} \quad (2)$$

【 0 0 2 0 】

ここで、 $X(l_T)$  はロケーション  $l_T$  におけるポイントターゲットの反射率であり、ここで、指数項は、 $l_s$  におけるロケーションから、ロケーション  $l_T$  を介して、 $l_{m,n}$  の受信アンテナまでのグリーン関数である。

30

【 0 0 2 1 】

一般性を損なうことなく、関心領域 1 1 0 内に  $K$  個のターゲット 1 0 2 が存在する。ここで、各ターゲットは、複数の静止した散乱中心から構成される。アレイ開口のサイズは比較的小さく、同じ散乱中心がアレイの全ての要素において観察されるようになっている。

【 0 0 2 2 】

また、2 次元格子を用いて関心領域を離散化する。ここで、添字  $i$  は、対応するロケーション  $l_i$  を有する各格子点を表す。したがって、受信信号は、関心領域内の  $K$  個全てのオブジェクトのレーダーエコーの重ね合わせとして以下のようにモデル化することができる。

40

【 0 0 2 3 】

【 数 3 】

$$Y(\omega, l_s, l_{m,n}) = \sum_i P(\omega)X(l_i)e^{-j\omega \frac{\|l_s - l_i\| + \|l_{m,n} - l_i\|}{c}}. \quad (3)$$

【 0 0 2 4 】

関数 (3) は、行列 - ベクトル形式でコンパクトに表すことができる。

【 0 0 2 5 】

【数 4】

$$\mathbf{y}_m = \Phi_m \mathbf{x}_m + \mathbf{e}_m, \quad (4)$$

【0026】

ここで、 $\mathbf{y}_m$ 、 $\Phi_m$  及び  $\mathbf{x}_m$  はそれぞれ、受信信号のサンプル、前方捕捉プロセス、及び  $m$  番目のアレイに対応する反射率を表す。式(4)の離散化モデルにおけるベクトル  $\mathbf{e}_m$  はノイズを表すことに留意されたい。

【0027】

ターゲットの複素係数が、全ての受信機によって観測されるものと同一であると仮定すると、受信データの全てを以下のようにコヒーレントに結合することができる。

【0028】

【数 5】

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} + \mathbf{e}, \quad (5)$$

【0029】

ここで、

【0030】

【数 6】

$$\mathbf{y} = [\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_M]^T, \Phi = [\Phi_1, \dots, \Phi_M]^T, \text{ 及び } \mathbf{x} = \mathbf{x}_1 = \mathbf{x}_2 = \dots = \mathbf{x}_M.$$

【0031】

である。

【0032】

ここでもまた、式(5)におけるベクトル  $\mathbf{e}$  は測定ノイズを表す。

【0033】

画像形成プロセスの目標は、取得行列  $\Phi$  を所与として、アレイエコー  $\mathbf{y}$  から対象信号  $\mathbf{x}$  を決定することである。換言すれば、目的は、線形逆問題を解くことである。取得行列が反転可能である場合、直接的な選択肢は、 $\Phi$  の逆行列又は擬似逆行列を用いて  $\mathbf{x}$  を求めることであり、すなわち、

【0034】

【数 7】

$$\hat{\mathbf{x}} = \Phi^\dagger \mathbf{y}. \quad (6)$$

【0035】

である。

【0036】

一方、取得行列  $\Phi$  の大きさに起因して、擬似逆行列  $\Phi^\dagger$  は直接計算することが不可能である。従来の遅延及び合算撮像方法は、随伴行列を用いて  $\mathbf{x}$  を推定する。

【0037】

【数 8】

$$\hat{\mathbf{x}} = \Phi^H \mathbf{y}. \quad (7)$$

【0038】

分散検知において、アンテナアレイは、通常、空間領域において非一様に分散する。したがって、ビーム形成撮像結果のサイドローブは通常大きく、ターゲットを識別するのが困難である。

【0039】

圧縮センシング撮像

分散検知の撮像分解能を改善するために、2つのCSベースの撮像方法を記載する。この発明による第1の方法は、空間領域において画像スパース性を直接強制することに基づく。一方、空間領域スパース性は、レーダー画像について厳密に真ではないので、ノイズ

10

20

30

40

50

の存在下で従来のCSベースのレーダー撮像の性能を更にブースティングする後処理ステップについても記載する。第2の方法は、勾配領域においてスパース性を課すことによって後処理を回避する。これは、画像が多くの場合に区分的に平滑であるレーダー撮像のための、より現実的な仮定である。

【0040】

画像領域スパース性

非一様アレイは、通常、同じ大きさの一様アレイよりも大きなサイドローブを生成する。したがって、第1の手法において、分散測定値を、より大きな分散一様アレイからのデータのダウンサンプリングされたバージョンと解釈する。ここで、各大きなアレイは、概ね同じ開口サイズを有する(図1の点線を参照されたい)。式(5)のノイズのないバージョンを用いて、より大きな一様アレイにおけるフルデータを、 $y_{full}$ として表す。ベクトル $y_{full}$ は、測定データ $y$ 及び非測定データ

【0041】

【数9】

$\bar{y}$

【0042】

を以下のように含む。

【0043】

【数10】

$$y_{full} = \begin{bmatrix} y \\ \bar{y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} E \\ \bar{E} \end{bmatrix} \Psi x. \quad (8)$$

【0044】

ここで、 $E$ 及び(オーバーバー) $E$ は、それぞれ、相補的なダウンサンプリング演算子を表し、 $\bar{E}$ は大きな一様開口アレイについての測定行列を表す。

【0045】

従来のCSでは、ベクトル $x$ はスパース信号としてモデル化される。これは、通常、レーダー撮像において真ではない。 $x$ を単にスパース信号として扱う代わりに、 $x$ を以下のようにスパース部分 $x_s$ 及び密な残差 $x_r$ に分解する。

【0046】

【数11】

$$x = x_s + x_r. \quad (9)$$

【0047】

この式を式(8)に代入すると、ノイズの多い測定データを以下のように表すことができる。

【0048】

【数12】

$$y = E \Psi x_s + E \Psi x_r + e. \quad (10)$$

【0049】

$E \Psi x_r$ を追加の雑音成分として扱うことによって、スパース成分 $x_s$ の推定値が以下によって与えられる。

【0050】

【数13】

$$\hat{x}_s = \arg \min_x ||y - E \Psi x||_{\ell_2}^2 \text{ s.t. } ||x||_{\ell_0} < N. \quad (11)$$

【0051】

上記の問題は、様々な圧縮センシングソルバーによって解くことができる。この発明では、ステージワイド直交マッチング追跡(STOMP: Stagewise Orthogonal Matching Pursuit)に基づく反復方法に頼る。これについては、Donoho他「Sparse solution of unde

10

20

30

40

50

rdetermined systems of linear equations by stagewise orthogonal matching pursuit  
 ,」IEEE Trans. Information Theory, February 2012、及びLiu他「Random steerable ar  
 rays for synthetic aperture imaging」IEEE International conference on Acoustics  
 Speech and Signal Processing (ICASSP), 2013を参照されたい。

【 0 0 5 2 】

推定値

【 0 0 5 3 】

【数 1 4 】

$\hat{\mathbf{x}}_s$ ,

【 0 0 5 4 】

を所与として、測定データに対するその推定値の寄与を

【 0 0 5 5 】

【数 1 5 】

$\mathbf{E}\Psi\hat{\mathbf{x}}_s$ .

【 0 0 5 6 】

として推定することができる。残差データ

【 0 0 5 7 】

【数 1 6 】

$\mathbf{y}_r = \mathbf{y} - \mathbf{E}\Psi\hat{\mathbf{x}}_s$

【 0 0 5 8 】

が密な部分  $\times_r$  に起因すると仮定して、随伴プロセスを直線探索と共に用いて、推定値を  
 以下のように推定する。

【 0 0 5 9 】

【数 1 7 】

$$\hat{\mathbf{x}}_r = \frac{\mathbf{y}_r^H \mathbf{y}_r}{\mathbf{y}_r^H \Psi \Psi^H \mathbf{y}_r} \Psi^H \mathbf{y}_r. \quad (12)$$

【 0 0 6 0 】

式(11)及び式(12)を以下のように組み合わせることによって、高分解能画像を得る

。

【 0 0 6 1 】

【数 1 8 】

$$\hat{\mathbf{x}} = \hat{\mathbf{x}}_s + \hat{\mathbf{x}}_r. \quad (13)$$

【 0 0 6 2 】

代替的に、スパース推定値

【 0 0 6 3 】

【数 1 9 】

$\hat{\mathbf{x}}_s$

【 0 0 6 4 】

を用いて、大きな一様アレイにおける欠落データを以下のように推定することができる。

【 0 0 6 5 】

【数 2 0 】

$$\bar{\mathbf{y}} = \bar{\mathbf{E}}\Psi\hat{\mathbf{x}}_s. \quad (14)$$

【 0 0 6 6 】

式(14)を測定データと組み合わせると、大きな開口アレイのためのフルデータセット  
 の推定値が以下のように得られる。

【 0 0 6 7 】

10

20

30

40



【数 2 1】

$$\hat{\mathbf{y}}_{\text{full}} = \mathbf{E}^\dagger \mathbf{y} + \bar{\mathbf{E}}^\dagger \bar{\mathbf{E}} \Psi \hat{\mathbf{x}}_s. \quad (15)$$

【0 0 6 8】

E は選択演算子であり、その擬似逆行列  $\mathbf{E}^\dagger$  は欠落したデータをゼロで埋めることに留意されたい。

【0 0 6 9】

推定データに基づいて、従来の位置合わせ及び合算撮像方法を用いて撮像を実行することができる。

【0 0 7 0】

10

【数 2 2】

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}} &= \Psi^H \hat{\mathbf{y}}_{\text{full}} = \Psi^H (\mathbf{E}^\dagger \mathbf{y} + \bar{\mathbf{E}}^\dagger \bar{\mathbf{E}} \Psi \hat{\mathbf{x}}_s) \\ &= \Psi^H \Psi \hat{\mathbf{x}}_s + \Psi^H \mathbf{E}^\dagger \bar{\mathbf{E}} \Psi \hat{\mathbf{x}}_r. \end{aligned} \quad (16)$$

【0 0 7 1】

式(13)及び式(16)における最終画像は厳密にスパースではない。式(13)における結果は、式(16)における結果よりも概ね鮮鋭である。なぜなら、項  $\Psi^H$  は低域通過フィルターとして機能し、フィルタリング特性は、大きな開口測定行列に関連しているためである。実際に、レーダーエコーはノイズが多いので、最終的な撮像結果は、式(16)を用いるときに、視覚的により良好である。

20

【0 0 7 2】

画像勾配領域スパース性

勾配領域方法を最小化問題として定式化する。

【0 0 7 3】

【数 2 3】

$$\hat{\mathbf{x}}_{\text{TV}} = \arg \min_{\mathbf{x}} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}\|_{\ell_2}^2 + \lambda \text{TV}(\mathbf{x}) \right\}, \quad (17)$$

【0 0 7 4】

30

ここで、TV は等方総変動正則化項を表す。

【0 0 7 5】

【数 2 4】

$$\text{TV}(\mathbf{x}) \triangleq \sum_i \|\mathbf{D}\mathbf{x}\|_{\ell_2} \quad (18)$$

$$= \sum_i \sqrt{|\mathbf{D}_x \mathbf{x}|_i|^2 + |\mathbf{D}_y \mathbf{x}|_i|^2}. \quad (19)$$

【0 0 7 6】

ここで、 $\lambda > 0$  は正則化パラメータであり、 $[\mathbf{D}\mathbf{x}]_i = ([\mathbf{D}_x \mathbf{x}]_i, [\mathbf{D}_y \mathbf{x}]_i)$  は、画像勾配の  $i$  番目の成分を表す。式(17)におけるTV項は微分可能でないため、問題を、以下の等化制約付き最適化問題として定式化する。

40

【0 0 7 7】

【数 2 5】

$$(\hat{\mathbf{x}}, \hat{\mathbf{d}}) = \arg \min_{\mathbf{x}, \mathbf{d}} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}\|_{\ell_2}^2 + \lambda \sum_i \|\mathbf{d}\|_{\ell_2}; \mathbf{d} = \mathbf{D}\mathbf{x} \right\}.$$

【0 0 7 8】

拡張ラグランジュ(AL)方式を設計することによって制約付き最適化問題を解く。これについては、Tao及びJ. Yang「Alternating direction algorithms for total variation deconvolution in image reconstruction」TR 0918, Department of Mathematics, Nan

50

jing University, 2009を参照されたい。特に、以下のコストの臨界点を探索することによって解く。

【 0 0 7 9 】

【 数 2 6 】

$$\mathcal{L}(\mathbf{x}, \mathbf{d}, \mathbf{s}) \triangleq \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}\|_{\ell_2}^2 + \lambda \sum_i \|\mathbf{d}\|_i \|\mathbf{d}\|_{\ell_2} \quad (20)$$

$$+ \text{Re}\{\mathbf{s}^H(\mathbf{d} - \mathbf{D}\mathbf{x})\} + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{d} - \mathbf{D}\mathbf{x}\|_{\ell_2}^2,$$

【 0 0 8 0 】

10

ここで、 $\mathbf{s}$  は制約  $\mathbf{d} = \mathbf{D}\mathbf{x}$  を課す双対変数であり、 $\rho > 0$  は二次ペナルティパラメータである。従来から、AL方式は、共同最小化ステップとラグランジュ更新ステップとを交互に行うことによって式(20)を以下のように解く。

【 0 0 8 1 】

【 数 2 7 】

$$(\mathbf{x}^{k+1}, \mathbf{d}^{k+1}) \leftarrow \arg \min_{\mathbf{x}, \mathbf{d}} \{\mathcal{L}(\mathbf{x}, \mathbf{d}, \mathbf{s}^k)\}, \text{ 及び} \quad (21)$$

$$\mathbf{s}^{k+1} \leftarrow \mathbf{s}^k + \rho(\mathbf{d}^{k+1} - \mathbf{D}\mathbf{x}^{k+1}). \quad (22)$$

【 0 0 8 2 】

20

一方、共同最小化ステップ(21)は計算量が多くなる可能性がある。この問題を回避するために、ステップ(21)を一連のより単純なステップに分解する。この分解形式は、一般的に、乗数交互方向型解法(ADMM: alternating direction method of multipliers)として知られている。これについては、Boyd他「Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers」Foundations and Trends in Machine Learning, vol. 3, no. 1, pp. 1-22, 2011を参照されたい。

【 0 0 8 3 】

ADMMは以下のように記述することができる。

【 0 0 8 4 】

【 数 2 8 】

30

$$\mathbf{d}^{k+1} \leftarrow \arg \min_{\mathbf{d}} \{\mathcal{L}(\mathbf{x}^k, \mathbf{d}, \mathbf{s}^k)\} \quad (23)$$

$$\mathbf{x}^{k+1} \leftarrow \arg \min_{\mathbf{x}} \{\mathcal{L}(\mathbf{x}, \mathbf{d}^{k+1}, \mathbf{s}^k)\} \quad (24)$$

$$\mathbf{s}^{k+1} \leftarrow \mathbf{s}^k + \rho(\mathbf{d}^{k+1} - \mathbf{D}\mathbf{x}^{k+1}). \quad (25)$$

【 0 0 8 5 】

式(23)におけるステップは、閉形式の解を許容する。

【 0 0 8 6 】

【 数 2 9 】

40

$$[\mathbf{d}^{k+1}]_i \leftarrow \mathcal{T}([\mathbf{D}\mathbf{x}^k - \mathbf{s}^k/\rho]_i; \lambda/\rho),$$

【 0 0 8 7 】

ここで、 $i$  はピクセル番号であり、 $\mathcal{T}$  は成分ごとの縮小関数である。

【 0 0 8 8 】

【数 3 0】

$$\mathcal{T}(\mathbf{y}, \tau) \triangleq \arg \min_{\mathbf{x} \in \mathbb{C}^2} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|_{\ell_2}^2 + \tau \|\mathbf{x}\|_{\ell_2} \right\} \quad (26)$$

$$= \max(\|\mathbf{y}\|_{\ell_2} - \tau, 0) \frac{\mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|_{\ell_2}}. \quad (27)$$

【 0 0 8 9】

式(23)におけるステップは線形解に変換される。

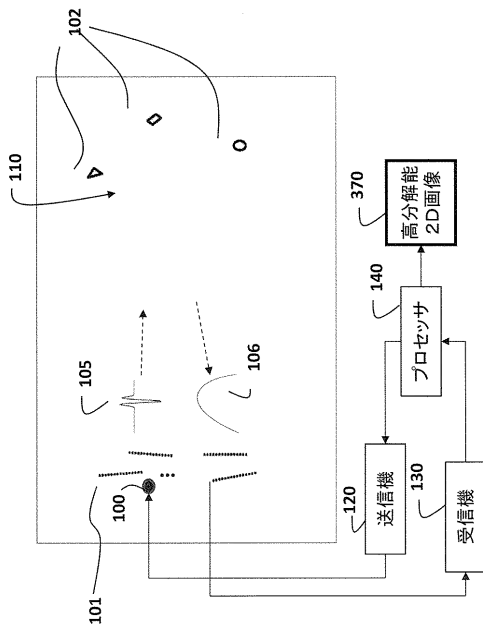
【 0 0 9 0】

【数 3 1】

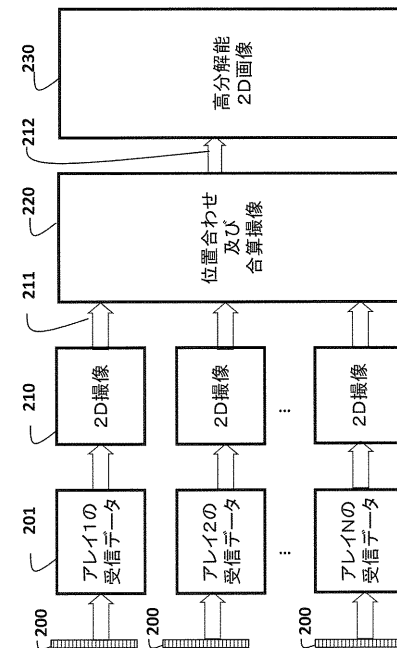
$$\mathbf{x}^{k+1} = (\Phi^H \Phi + \rho \mathbf{D}^H \mathbf{D})^{-1} (\Phi^H \mathbf{y} + \rho \mathbf{D}^H (\mathbf{d}^{k+1} + \mathbf{s}^k / \rho)).$$

10

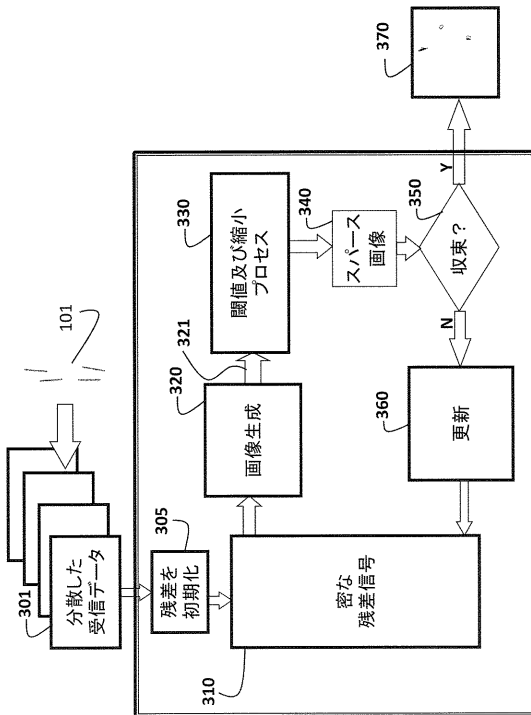
【図 1】



【図 2】



【図 3】



---

フロントページの続き

- (72)発明者 デホン・リウ  
アメリカ合衆国、マサチューセッツ州、ケンブリッジ、ブロードウェイ 201、ケアオブ・ミツ  
ビシ・エレクトリック・リサーチ・ラボラトリーズ・インコーポレイテッド
- (72)発明者 ウルグベック・カミロフ  
アメリカ合衆国、マサチューセッツ州、ケンブリッジ、ブロードウェイ 201、ケアオブ・ミツ  
ビシ・エレクトリック・リサーチ・ラボラトリーズ・インコーポレイテッド
- (72)発明者 ペトロス・ティー・ポウフォウノス  
アメリカ合衆国、マサチューセッツ州、ケンブリッジ、ブロードウェイ 201、ケアオブ・ミツ  
ビシ・エレクトリック・リサーチ・ラボラトリーズ・インコーポレイテッド

Fターム(参考) 5J070 AB01 AD02 AD06 AD08 AK22 AK28 BE02 BG16

## 【 外国語明細書 】

**Title of the Invention****Method and System for Generating High Resolution Two-Dimensional Radar Image****Field of the Invention**

This invention relates generally to radar systems, and more particularly radar imaging using distributed arrays and compressive sensing.

**Background of the Invention**

In order to locate targets in an area of interest, radar system transmits pulses and processes received echoes reflected by the targets. The echoes can be characterized as a weighted combination of delayed pulses, where complex weights depend on specific target reflectivities. Given the pulses and echoes, radar images can be generated in a range-azimuth plane according to corresponding weights and delays. The azimuth resolution of the radar images depends on a size of an array aperture, and a range resolution depends on a bandwidth of the pulses.

It can be difficult or expensive to construct a large enough aperture to achieve a desired azimuth resolution. Therefore, multiple distributed sensing platforms, each equipped with a relative small aperture array, can be used to collaboratively receive echoes. Benefits of distributed sensing include flexibility of platform placement, low operation and maintenance cost, and a large effective aperture. However, distributed sensing requires more sophisticated signal processing compared to that of a single uniform linear array. Conventional radar imaging methods typically process the echoes received by each sensor platform individually using matched

filter. Then, the estimates are combined in a subsequent stage. Generally, the platforms are not uniformly distributed so that the radar images can exhibit annoying artifacts, such as aliasing, ambiguity or ghost, making it difficult to distinguish the targets.

As shown in Fig. 2, in prior art work 2D radar imaging 210 is applied independently to data 201 received by each antenna array 200 to produce a corresponding low resolution 2D radar image 211. The 2D low resolution images are aligned and summed 220 to produce a 2D radar image 230 with artifacts, such as aliasing, ambiguity or ghosts.

The performance of the imaging system can be improved using distributed sensing and jointly processing all measurements using methods based on compressive sensing (CS). CS enables accurate reconstruction of signals using a significantly smaller sampling rate compared to the Nyquist rate. The reduction in the sampling rate is achieved by using randomized measurements, improved signal models, and non-linear reconstruction methods, see Non Patent Literature 1. In radar applications, CS can achieve super-resolution images by assuming that the received signal can be modeled as a linear combination of waveforms corresponding to the targets and the underlying vector of target reflectivity is sparse, see Non Patent Literatures 2-4.

## **Citation List**

### **Non Patent Literature**

**NPL 1:** Candes et al., "Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information," IEEE Transactions on Information Theory, vol. 52(2), February 2006

**NPL 2:** Baraniuk et al., “Compressive radar imaging,” IEEE Radar Conference, MA, April 2007

**NPL 3:** Herman et al., “High-resolution radar via compressed sensing,” IEEE Trans. Signal Process., vol. 57, June 2009

**NPL 4:** Potter et al., “Sparsity and compressed sensing in radar imaging,” Proceeding of the IEEE, vol. 98, pp. 1006–1020, June 2010

### **Summary of the Invention**

The embodiments of the invention provide a method and system for generating an radar image of an area of interest using a single static transmitter and multiple spatially distributed static linear antenna arrays, and compressive sensing (CS). The poses, e.g., locations and orientations, of the antenna arrays are known, and all measurements are synchronized. The method improves the image quality by imposing sparsity on complex coefficients of targets within the area of interest.

Specifically, the single transmitter emits radar pulses, and the multiple small aperture distributed arrays receive echoes reflected by the targets. The multiple arrays are uniform linear arrays randomly distributed with different locations and orientations at a same side of the area of interest. Although the image resolution of each array is low, due to the small aperture size, a high resolution is achieved by combining signals received by all distributed arrays using a sparsity-driven imaging method.

Compared to a conventional delay-and-sum imaging method, which typically exhibits annoying artifacts, such as aliasing, ambiguity or ghost, the distributed



small-aperture arrays and the sparsity-driven methods increases the resolution of the images without artifacts.

### **Brief Description of the Drawings**

Fig. 1 is a schematic of a radar imaging system according to embodiments of the invention;

Fig. 2 is a flow diagram of a conventional radar imaging method; and

Fig. 3 is a flow diagram of a compressive sensing based distributed array imaging method according to embodiments of the invention.

### **Detailed Description of the Preferred Embodiments**

The embodiments of our invention provide a radar imaging method and system for generating a radar image of an area of interest using a single transmit antenna and multiple spatially distributed static linear antenna arrays, and compressive sensing (CS).

#### **Distributed Sensing System**

As shown in Fig. 1, the radar imaging system includes one static transmit antenna 100, and a set of  $M$  distributed linear receive arrays 101. Each array has a set of  $N_m$  ( $m = 1, \dots, M$ ) receive antennas. The antenna arrays are static and placed at the same side of the area of interest with random orientations, within a predetermined angular range.

The transmit antenna is connected to a radar transmitter 120 that generates the radar pulses. The receive arrays are connected to a radar receiver 130 to acquire echoes of pulses reflected by targets in the area of interest. The transmitter and receiver are connected to a processor 140 that performs the radar imaging method to produce a high resolution two-dimensional (2D) radar image 370 as described in detail below. The processor can also determine delays between the transmitted pulse and the received echoes.

### **Compressive Sensing Based Distributed Array Imaging Method**

As shown in Fig. 3, the distributed data 301 are processed using iterative compressive sensing based procedures. We initialize 305 a dense residual signal 310 from distributed data 301 received as echoes from each distributed antenna array 10. We generate 320 a 2D image 321 using the dense residual data 310. Next, we apply a threshold and shrinkage process 330 to the 2D image 321, either in an image domain or image gradient domain, to generate a sparse image 340. The image is compared to the sparse image of a previous iteration to check for convergence 350 of the images, or not. If a relative error between the two image is smaller than a predetermined threshold, then we have converged to a high resolution 2D image 370. Otherwise, we update 360 the residual signal 310 by subtracting a signal corresponding to the current sparse image until convergence.

Details of the method are described below.

As shown in Fig. 1, a time-domain radar pulse  $p(t)$  105 is transmitted by the transmit antenna 100 located at  $\mathbf{l}_S$ . For a single point target 102 located at  $\mathbf{l}_T$ , a

radar echo 106 received by the  $n^{th}$  element 101 at location  $\mathbf{l}_{m,n}$  of the  $m^{th}$  array can be expressed in the frequency domain as

$$Y(\omega, \mathbf{l}_S, \mathbf{l}_{m,n}) = P(\omega)X(\mathbf{l}_T)e^{-j\omega \frac{\|\mathbf{l}_S - \mathbf{l}_T\| + \|\mathbf{l}_{m,n} - \mathbf{l}_T\|}{c}}, \quad (1)$$

where  $P(\omega)$  is the frequency spectrum of the emitted pulse, which can be represented as

$$P(\omega) = \int_{\mathbb{R}} p(t)e^{-j\omega t} dt, \quad (2)$$

where  $X(\mathbf{l}_T)$  is the reflectivity of the point target at the location  $\mathbf{l}_T$ , where the exponential term is Green's function from the location at  $\mathbf{l}_S$  to the receive antenna at  $\mathbf{l}_{m,n}$  via the location  $\mathbf{l}_T$ .

Without loss of generality, there are  $K$  targets 102 in the area of interest 110, where each target is composed of multiple stationary scattering centers. The size of the array aperture is relatively small, such that the same scattering centers are observed at all elements of the array.

We also discretize the area of interest, using a two-dimensional grid, where index  $i$  denotes each gridpoint, with corresponding location  $\mathbf{l}_i$ . Consequently, the received signal can be modeled as the superposition of radar echoes of all  $K$  objects in the area of interest as follows

$$Y(\omega, \mathbf{l}_S, \mathbf{l}_{m,n}) = \sum_i P(\omega)X(\mathbf{l}_i)e^{-j\omega \frac{\|\mathbf{l}_S - \mathbf{l}_i\| + \|\mathbf{l}_{m,n} - \mathbf{l}_i\|}{c}}. \quad (3)$$

The relationship (3) can be compactly denoted in a matrix-vector form  $\mathbf{y}_m = \Phi_m \mathbf{x}_m + \mathbf{e}_m$ ,

$$(4)$$

where  $\mathbf{y}_m$ ,  $\Phi_m$ , and  $\mathbf{x}_m$  represent the samples of the received signals, the forward acquisition process, and the reflectivity corresponding to the  $m^{th}$  array, respectively. Note that the vector  $\mathbf{e}_m$  in the discretized model in Eq. (4) represents the noise.

Assuming that the targets' complex coefficients are identical as observed by all the receivers, we can coherently combine all of the received data as

$$\mathbf{y} = \Phi \mathbf{x} + \mathbf{e}, \quad (5)$$

where

$$\mathbf{y} = [\mathbf{y}_1, \dots, \mathbf{y}_M]^T, \quad \Phi = [\Phi_1, \dots, \Phi_M]^T, \quad \text{and} \quad \mathbf{x} = \mathbf{x}_1 = \mathbf{x}_2 = \dots = \mathbf{x}_M.$$

Again, the vector  $\mathbf{e}$  in Eq. (5) represents the measurement noise.

The goal of the image formation process is to determine the signal of interest  $\mathbf{x}$  from the array echoes  $\mathbf{y}$  given the acquisition matrix  $\Phi$ . In other words, the objective is to solve a linear inverse problem. If the acquisition matrix  $\Phi$  is invertible, then a straightforward choice is to use the inverse or the pseudoinverse of  $\Phi$  to determine  $\mathbf{x}$ , i.e.,

$$\hat{\mathbf{x}} = \Phi^\dagger \mathbf{y}. \quad (6)$$

However, due to the size of the acquisition matrix  $\Phi$ , the pseudo-inverse  $\Phi^\dagger$  is impossible to compute directly. The conventional delay-and-sum imaging method uses the adjoint to estimate  $\mathbf{x}$

$$\hat{\mathbf{x}} = \Phi^H \mathbf{y}. \quad (7)$$

In distributed sensing, the antenna arrays are generally non-uniformly distributed in the spatial domain. Therefore, the sidelobes of the beamforming imaging results are generally large, making it difficult to discriminate targets.

### **Compressive Sensing Imaging**

In order to improve the imaging resolution of distributed sensing, we describe two CS-based imaging methods. Our first method is based on enforcing image sparsity directly in the spatial domain. However, since spatial-domain sparsity is not strictly true for radar images, we also describe a post-processing step to further boost the performance of conventional CS-based radar imaging in the presence of noise. The second method circumvents the post-processing by imposing sparsity in the gradient domain, which is a more realistic assumption for the radar imaging, where images are often piecewise smooth.

### **Image-Domain Sparsity**

A non-uniform array generally generates larger sidelobes than a uniform array of the same size. Accordingly, in the first approach, we interpret the distributed measurements as the downsampled versions of the data from larger distributed uniform arrays, where each large array has about the same aperture size (see dotted lines in Fig. 1). Using noiseless version of equation (5), we represent the full data on the larger uniform arrays as  $\mathbf{y}_{\text{full}}$ . The vector  $\mathbf{y}_{\text{full}}$  includes the measured data  $\mathbf{y}$  and unmeasured data  $\bar{\mathbf{y}}$  as follows

$$\mathbf{y}_{\text{full}} = \begin{bmatrix} \mathbf{y} \\ \bar{\mathbf{y}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{E} \\ \bar{\mathbf{E}} \end{bmatrix} \boldsymbol{\Psi} \mathbf{x}. \quad (8)$$

Here,  $\mathbf{E}$  and  $\bar{\mathbf{E}}$  represent complementary down-sampling operators, respectively, and  $\Psi$  denotes the measurement matrix for large uniform aperture arrays.

In conventional CS, the vector  $\mathbf{x}$  is modeled as a sparse signal, which is generally not true in radar imaging. Instead of simply treating  $\mathbf{x}$  as a sparse signal, we decompose  $\mathbf{x}$  into sparse part  $\mathbf{x}_s$  and dense residual  $\mathbf{x}_r$  as

$$\mathbf{x} = \mathbf{x}_s + \mathbf{x}_r. \quad (9)$$

Substituting this expression into Eq. (8), noisy measured data can be expressed as

$$\mathbf{y} = \mathbf{E}\Psi\mathbf{x}_s + \mathbf{E}\Psi\mathbf{x}_r + \mathbf{e}. \quad (10)$$

Treating  $\mathbf{E}\Psi\mathbf{x}_r$  as an additional noise component, the estimate of the sparse component  $\mathbf{x}_s$  is given by

$$\hat{\mathbf{x}}_s = \arg \min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{y} - \mathbf{E}\Psi\mathbf{x}\|_{\ell_2}^2 \text{ s. t. } \|\mathbf{x}\|_{\ell_0} < N. \quad (11)$$

The above problem can be solved by various compressive sensing solvers. We rely on an iterative method based on Stagewise Orthogonal Matching Pursuit (STOMP), see Donoho et al., “Sparse solution of underdetermined systems of linear equations by stagewise orthogonal matching pursuit,” IEEE Trans. Information Theory, February 2012, and Liu et al., “Random steerable arrays for synthetic aperture imaging,” in IEEE International conference on Acoustics Speech and Signal Processing (ICASSP), 2013.

Given the estimate  $\hat{\mathbf{x}}_s$ , we can estimate its contribution to the measured data as  $\mathbf{E}\Psi\hat{\mathbf{x}}_s$ . Assuming the residual data  $\mathbf{y}_r = \mathbf{y} - \mathbf{E}\Psi\hat{\mathbf{x}}_s$  is due to the dense part  $\mathbf{x}_r$ , we use the adjoint process with line search to estimate it as follows

$$\hat{\mathbf{x}}_r = \frac{\mathbf{y}_r^H \mathbf{y}_r}{\mathbf{y}_r^H \boldsymbol{\Psi} \boldsymbol{\Psi}^H \mathbf{y}_r} \boldsymbol{\Psi}^H \mathbf{y}_r. \quad (12)$$

We obtain the high resolution image by combining Eqs. (11) and (12) as follows

$$\hat{\mathbf{x}} = \hat{\mathbf{x}}_s + \hat{\mathbf{x}}_r. \quad (13)$$

Alternatively, we can estimate the missing data on the large uniform arrays using the sparse estimate  $\hat{\mathbf{x}}_s$  as

$$\bar{\mathbf{y}} = \bar{\mathbf{E}} \boldsymbol{\Psi} \hat{\mathbf{x}}_s. \quad (14)$$

Combining Eqn. (14) with the measured data, we obtain an estimate of a full data set for the large aperture arrays as

$$\hat{\mathbf{y}}_{\text{full}} = \mathbf{E}^\dagger \mathbf{y} + \bar{\mathbf{E}}^\dagger \bar{\mathbf{E}} \boldsymbol{\Psi} \hat{\mathbf{x}}_s. \quad (15)$$

Note that  $\mathbf{E}$  is a selection operator, and its pseudoinverse  $\mathbf{E}^\dagger$  fills missing data with zeros.

Based on the estimated data, we can perform the imaging using a conventional align-and-sum imaging method

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}} &= \boldsymbol{\Psi}^H \hat{\mathbf{y}}_{\text{full}} = \boldsymbol{\Psi}^H (\mathbf{E}^\dagger \mathbf{y} + \bar{\mathbf{E}}^\dagger \bar{\mathbf{E}} \boldsymbol{\Psi} \hat{\mathbf{x}}_s) \\ &= \boldsymbol{\Psi}^H \boldsymbol{\Psi} \hat{\mathbf{x}}_s + \boldsymbol{\Psi}^H \mathbf{E}^\dagger \mathbf{E} \boldsymbol{\Psi} \hat{\mathbf{x}}_r. \end{aligned} \quad (16)$$

The final images in Eq. (13) and (16) are not strictly sparse. The result in Eq. (13) is generally sharper than that in (16), because the term  $\boldsymbol{\Psi}^H \boldsymbol{\Psi}$  works as a low pass filter, with filtering characteristics related to the large aperture measurement matrix

$\Psi$ . In practice, because radar echoes are noisy, the final imaging result is visually better when using Eq. (16).

### Image Gradient-Domain Sparsity

We formulate the gradient-domain method as a minimization problem

$$\hat{\mathbf{x}}_{\text{TV}} = \arg \min_{\mathbf{x}} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}\|_{\ell_2}^2 + \lambda \text{TV}(\mathbf{x}) \right\}, \quad (17)$$

where TV denotes an isotropic total variation regularizer

$$\text{TV}(\mathbf{x}) \triangleq \sum_i \|\mathbf{D}\mathbf{x}\|_i \quad (18)$$

$$= \sum_i \sqrt{|\mathbf{D}_x \mathbf{x}|_i^2 + |\mathbf{D}_y \mathbf{x}|_i^2}. \quad (19)$$

Here,  $\lambda > 0$  is the regularization parameter and  $[\mathbf{D}\mathbf{x}]_i = ([\mathbf{D}_x \mathbf{x}]_i, [\mathbf{D}_y \mathbf{x}]_i)$  denotes the  $i^{\text{th}}$  component of the image gradient. Because the TV-term in Eq. (17) is non-differentiable, we formulate the problem as the following equivalent constrained optimization problem

$$(\hat{\mathbf{x}}, \hat{\mathbf{d}}) = \arg \min_{\mathbf{x}, \mathbf{d}} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}\|_{\ell_2}^2 + \lambda \sum_i \|\mathbf{d}\|_i : \mathbf{d} = \mathbf{D}\mathbf{x} \right\}.$$

We solve the constrained optimization problem by designing an augmented Lagrangian (AL) scheme, see Tao and J. Yang, “Alternating direction algorithms for total variation deconvolution in image reconstruction,” TR 0918, Department of Mathematics, Nanjing University, 2009. Specifically, by seeking the critical points of the following cost

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(\mathbf{x}, \mathbf{d}, \mathbf{s}) \triangleq & \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \Phi \mathbf{x}\|_{\ell_2}^2 + \lambda \sum_i \|\mathbf{d}\|_i \quad (20) \\ & + \text{Re}\{\mathbf{s}^H (\mathbf{d} - \mathbf{D}\mathbf{x})\} + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{d} - \mathbf{D}\mathbf{x}\|_{\ell_2}^2, \end{aligned}$$



where  $\mathbf{s}$  is the dual variable that imposes the constraint  $\mathbf{d} = \mathbf{D}\mathbf{x}$ , and  $\rho > 0$  is the quadratic penalty parameter. Conventionally, an AL scheme solves the Eq. (20) by alternating between a joint minimization step and a Lagrangian update step as

$$(\mathbf{x}^{k+1}, \mathbf{d}^{k+1}) \leftarrow \arg \min_{\mathbf{x}, \mathbf{d}} \{\mathcal{L}(\mathbf{x}, \mathbf{d}, \mathbf{s}^k)\}, \text{ and} \quad (21)$$

$$\mathbf{s}^{k+1} \leftarrow \mathbf{s}^k + \rho(\mathbf{d}^{k+1} - \mathbf{D}\mathbf{x}^{k+1}). \quad (22)$$

However, the joint minimization step (21) can be computationally intensive. To circumvent this problem, we separate (21) into a succession of simpler steps. This form of separation is commonly known as the alternating direction method of multipliers (ADMM), see Boyd et al, “Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers,” Foundations and Trends in Machine Learning, vol. 3, no. 1, pp. 1–22, 2011.

ADMM can be described as follows

$$\mathbf{d}^{k+1} \leftarrow \arg \min_{\mathbf{d}} \{\mathcal{L}(\mathbf{x}^k, \mathbf{d}, \mathbf{s}^k)\} \quad (23)$$

$$\mathbf{x}^{k+1} \leftarrow \arg \min_{\mathbf{x}} \{\mathcal{L}(\mathbf{x}, \mathbf{d}^{k+1}, \mathbf{s}^k)\} \quad (24)$$

$$\mathbf{s}^{k+1} \leftarrow \mathbf{s}^k + \rho(\mathbf{d}^{k+1} - \mathbf{D}\mathbf{x}^{k+1}). \quad (25)$$

The step in Eq. 23 admits a closed-form solution

$$[\mathbf{d}^{k+1}]_i \leftarrow \mathcal{T}([\mathbf{D}\mathbf{x}^k - \mathbf{s}^k/\rho]_i; \lambda/\rho),$$

where  $i$  is the pixel number and  $\mathcal{T}$  is the component-wise shrinkage function

$$\mathcal{T}(\mathbf{y}, \tau) \triangleq \arg \min_{\mathbf{x} \in \mathbb{C}^2} \left\{ \frac{1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|_{\ell_2}^2 + \tau \|\mathbf{x}\|_{\ell_2} \right\} \quad (26)$$

$$= \max(\|\mathbf{y}\|_{\ell_2} - \tau, 0) \frac{\mathbf{y}}{\|\mathbf{y}\|_{\ell_2}}. \quad (27)$$

The step in Eq. (23) reduces to a linear solution

$$\mathbf{x}^{k+1} = (\mathbf{\Phi}^H \mathbf{\Phi} + \rho \mathbf{D}^H \mathbf{D})^{-1} \left( \mathbf{\Phi}^H \mathbf{y} + \rho \mathbf{D}^H (\mathbf{d}^{k+1} + \mathbf{s}^k/\rho) \right).$$

1. A method for generating a high resolution two-dimensional (2D) radar image, comprising steps:

transmitting a radar pulse by a transmit antenna at an area of interest;

receiving echoes, corresponding to a reflection of the radar pulse in the area of interest, at a set of receive arrays, wherein each array includes a set of receive antennas that are static and randomly distributed at different locations at a same side of the area of interest with a random orientation within a predetermined angular range;

sampling the echoes for each receive array to produce distributed data for each array; and

applying a compressive sensing (CS) procedure to the distributed data to generate the high resolution 2D radar image, wherein the sampling and applying steps are performed in a processor.

2. The method of claim 1, wherein the sampling is uniform.

3. The method of claim 1, wherein an aperture size of the set of receive arrays is larger than a single radar array.

4. The method of claim 1, further comprising:

initializing a residual signal using the received echoes, and wherein the CS procedure includes iterative steps;

generating a two-dimensional (2D) radar image from the distributed residual signal;

applying a threshold and shrink process to the 2D radar image to produce a sparse image for a current iteration;

comparing the sparse image of the current iteration to a sparse image of a previous iteration, and if a relative error between the sparse image of the current iteration and the sparse image of the previous iteration is smaller than a predetermined threshold then the sparse image of the current iteration is the high resolution 2D radar image, and otherwise:

subtracting the signal of the current sparse image from the dense residual signal and iterating the generating, applying and comparing steps.

5. The method of claim 1, wherein the CS procedure reduces artifacts in the 2D radar image.

6. The method of claim 1, wherein the CS procedure uses image domain sparsity in an iterative reconstruction method.

7. The method of claim 1, wherein the CS procedure uses image gradient domain sparsity in an iterative reconstruction method.

8. A system for generating a high resolution two-dimensional (2D) radar image, comprising:

a transmit antenna configured to transmit a radar pulse at an area of interest;  
a set of receive arrays configured to receive echoes corresponding to a reflection of the radar pulse in the area of interest, wherein each array includes a set of receive antennas that are static and randomly distributed at different locations at a same side of the area of interest with a random orientation within a predetermined angular range; and

a processor configured to sample the echoes for each receive array to produce distributed data for each array and then applying a compressive sensing (CS) procedure to the distributed data to generate the high resolution 2D radar image.

### **Abstract**

A method and system for generating a high resolution two-dimensional (2D) radar image, by first transmitting a radar pulse by a transmit antenna at an area of interest and receiving echoes, corresponding to reflection of the radar pulse in the area of interest, at a set of receive arrays, wherein each array includes a set of receive antennas that are static and randomly distributed at different locations at a same side of the area of interest with a random orientation within a predetermined angular range. The echoes are sampled for each receive array to produce distributed data for each array. Then, a compressive sensing (CS) procedure is applied to the distributed data to generate the high resolution 2D radar image.

### **Representative Drawing**

#### **Figure 1**

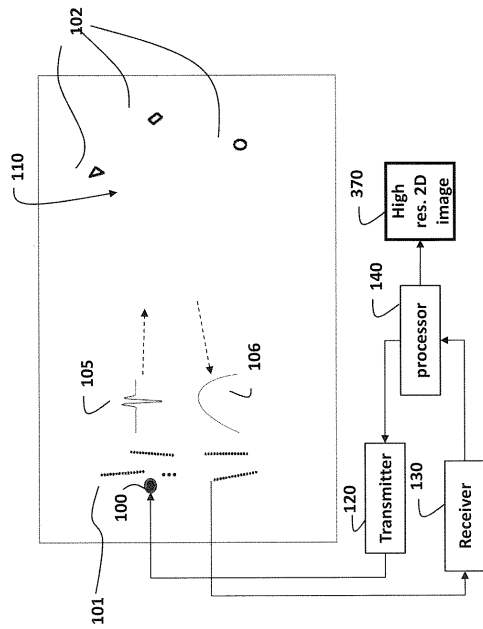


Fig. 1

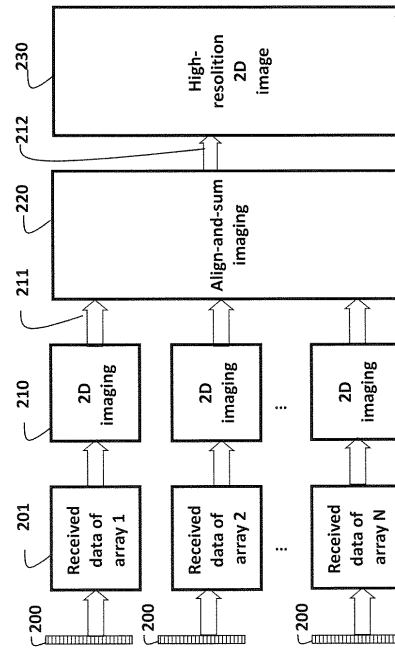


Fig. 2

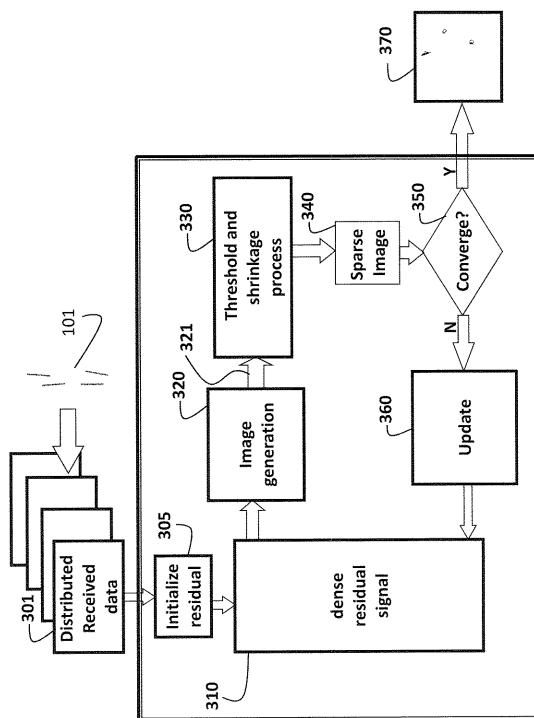


Fig. 3