(19)日本国特許庁(JP)　(12)公開特許公報(A)　(11)特許出願公開番号
特開2011-158471
(P2011-158471A)
(43)公開日　平成23年8月18日(2011.8.18)

(51)Int.Cl.		F I		テーマコード（参考）
G01S 7/02	(2006.01)	G01S 7/02	F	5J070

審査請求 未請求　請求項の数 1　ＯＬ　外国語出願　（全 26 頁）

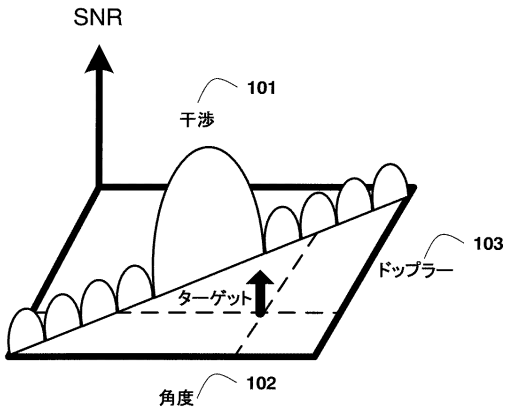
(21)出願番号　特願2011-5706(P2011-5706)
(22)出願日　平成23年1月14日(2011.1.14)
(31)優先権主張番号　12/696,997
(32)優先日　平成22年1月29日(2010.1.29)
(33)優先権主張国　米国(US)

(71)出願人　597067574
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
アメリカ合衆国、マサチューセッツ州、ケンブリッジ、ブロードウエイ　２０１
２０１　ＢＲＯＡＤＷＡＹ，　ＣＡＭＢＲＩＤＧＥ，　ＭＡＳＳＡＣＨＵＳＥＴＴＳ　０２１３９，　Ｕ．Ｓ．Ａ．
(74)代理人　100110423
弁理士　曾我　道治
(74)代理人　100094695
弁理士　鈴木　憲七
(74)代理人　100111648
弁理士　梶並　順

最終頁に続く

(54)【発明の名称】時空間適応処理システムにおいてターゲットを検出するための方法

(57)【要約】
【課題】方法が、時空間適応処理システムにおいてクラッターを抑圧する。
【解決手段】本方法は、２つのステップを介して低複雑度の計算を達成する。最初に、本方法は、改善された高速近似べき乗法を利用して、データをはるかに小さな部分空間に圧縮する。計算複雑度をさらに低減するために、プログレッシブ特異値分解（ＳＶＤ）手法を用いて圧縮データの共分散行列の逆行列を更新する。結果として、提案される低複雑度のＳＴＡＰ手順は、従来のＳＴＡＰ手順と比較して、計算複雑度のオーダーが低減された最適に近い性能を達成することができる。
【選択図】図１



【特許請求の範囲】
【請求項１】
時空間適応処理システムにおいてターゲットを検出するための方法であって、
Ｎ本のアンテナによって、前記ターゲットから反射された信号を受信するステップと、
受信信号ベクトルｘ（ｋ）内にＭＮ個のパルスを生成するために、各前記アンテナによって受信した信号を、該アンテナに関連付けられる、Ｎ個のタップを有する遅延線を通じて渡すステップと、
前記パルスをＫ個のレンジセルを有する３次元ＭＮＫ行列に配置するステップと、
前記ＭＮＫ行列を圧縮するステップであって、圧縮行列を作成し、該圧縮はＭＮに線形に比例する低計算複雑度において達成される、圧縮するステップと、
前記圧縮された行列にプログレッシブ特異値分解（ＰＳＶＤ）を適用するステップであって、クラッター共分散行列Ｃ（ｋ）の逆行列を、前の瞬間時点において得られた前記クラッター共分散行列の前記逆行列から作成し、前記クラッター共分散行列が現在の瞬間時点内で得られ、前記ＰＳＶＤが、該現在の瞬間時点の前記クラッター共分散行列の前記逆行列を計算する低複雑度の方法を提供する、適用するステップと、
前記受信信号ベクトルｘ（ｋ）を、ｚ（ｋ）＝Ｃ（ｋ）$^{-1}$ｘ（ｋ）に従ってフィルタリングするステップと、
ｚ（ｋ）を使用して前記ターゲットを検出するステップと、
を含む方法。
【発明の詳細な説明】
【技術分野】
【０００１】
本発明は、包括的にはフェーズドアレイレーダーシステムに関し、より詳細には、ターゲット検出中にクラッターを抑圧することに関する。
【背景技術】
【０００２】
典型的な従来技術の時空間適応処理（ＳＴＡＰ）システムは、Ｎ本の送受信アンテナのアレイを備える。アンテナアレイは、空中、地上、および海上のターゲットを位置特定するために、移動プラットフォーム、たとえば、航空機またはボートに装備することができる。ＳＴＡＰシステムは、気象学者および地質学者によっても使用される。
【０００３】
受信機アンテナ利得パターンは、ビーム形成プロセスによって所望の方向に導くことができる。クラッターおよびジャミングの双方が存在する中でターゲットを検出する進化型ＳＴＡＰシステムが必要とされている。グランドクラッターまたは海面クラッターは、角度およびレンジの双方において拡張され、プラットフォームの動きに起因してドップラー周波数に拡散される。
【０００４】
ＳＴＡＰシステムは、パルス列およびコヒーレントなパルス積分を使用する。コヒーレント処理間隔（ＣＰＩ）は、パルス列の持続期間を定義する。各ＣＰＩの間、送信機は、送信アンテナを使用してＭ個のパルスを送出する。あるパルスの開始時点と次のパルスの開始時点との間の時間は、パルス反復間隔（ＰＲＩ）と呼ばれる。パルスは、ＳＴＡＰシステムからの様々な距離でターゲットから反射する。
【０００５】
ターゲットまでのレンジは、パルスの送信と反射信号の受信との間の時間間隔によって求められる。ＳＴＡＰシステムは、アンテナごと、すなわち、パルスおよびレンジごとに反射信号を収集する。反射信号から導出されるデータを集成して３次元行列にすることができ、この行列は、ＳＴＡＰキューブと呼ばれることがある。
【発明の概要】
【発明が解決しようとする課題】
【０００６】

本発明によって解決される課題が、図１に概略的に示されている。移動プラットフォーム上に構築される検知アプリケーションにおいて、戻り信号は、通例、干渉１０１の形態のクラッターが返されることによって損なわれ、干渉１０１により、様々な入来角度１０２およびドップラー周波数１０３による信号対雑音比（ＳＮＲ）の低下を招く。動いているターゲットを正確に位置特定するためには、効果的なクラッター抑圧技法が不可欠である。

【０００７】

多数の既知のクラッター抑圧技法の中で、時空間適応処理（ＳＴＡＰ）は、最も有望である。ＳＴＡＰにおいて、戻り信号は、空間領域および時間領域にわたって同時にフィルタリングされる。結果として、クラッター干渉は、入来角度およびドップラー周波数に関わらず効果的に抑圧することができる。

【０００８】

しかしながら、従来のＳＴＡＰは、計算複雑度が非常に高いことによって不利な立場に置かれている。Ｍ個のパルスおよびＮ本のアンテナの場合、従来のＳＴＡＰは、ＭＮ×ＭＮの非常に大きな逆行列計算を必要とする。約数百のＭＮを用いる実際のシステムの場合、そのような大規模な逆行列計算を必要とするため、リアルタイムターゲット検出のためにＳＴＡＰを実施するのが困難になる。

【０００９】

この障害を回避するために、膨大な研究努力が低複雑度のＳＴＡＰを開発するために費やされてきた。ブレナンの法則によれば、クラッター干渉共分散行列Ｃのランクは、ＭＮよりもはるかに小さいことが知られている。このため、複雑度低減を達成するための１つの方法は、戻り信号をｒ次元の部分空間（ここで、ｒ≪ＭＮ）に圧縮することである。特に、１つの低複雑度のＳＴＡＰは、高速近似べき乗法（ＦＡＰＩ）と呼ばれる部分空間追跡を利用する。ＦＡＰＩを利用して、戻り信号をはるかに小さな信号部分空間に効果的に圧縮することができ、これによって、圧縮データに対して低複雑度のＳＴＡＰ操作を行うことが可能になる。

【課題を解決するための手段】

【００１０】

本発明の実施の形態は、２ステップの低複雑度の時空間適応処理（ＳＴＡＰ）方法を提供する。第１のステップにおいて、収束が改善した、変更された高速近似べき乗法（ＦＡＰＩ）手順を使用した後、該変更されたＦＡＰＩ手順を適用して受信信号を圧縮する。

【００１１】

第２のステップにおいて、プログレッシブ特異値分解（ＰＳＶＤ）に基づく低複雑度の技法を使用して、圧縮データの共分散行列の逆行列を再帰的に求めてターゲットを検出する。

【００１２】

低複雑度のＳＴＡＰを用いる結果として、従来の計算複雑度Ｏ（（ＭＮ）^{3}）がＯ（（ＭＮ）ｒ）にまで低減される。

【００１３】

本発明の実施の形態によるＳＴＡＰは、全逆行列計算を使用する従来のＳＴＡＰと比較した場合、最適に近い性能を達成する。

【発明の効果】

【００１４】

本発明は、強いクラッターを受ける移動プラットフォーム上に装備される検知アプリケーションのための２ステップの低複雑度の時空間適応処理（ＳＴＡＰ）手順を提供する。ＳＴＡＰ手順は、最初に、変更されたＦＡＰＩ手順を使用して受信信号をはるかに小さな部分空間に圧縮し、その後、ＰＳＶＤを使用して、圧縮されたデータの共分散行列の逆行列を再帰的に計算する。

【００１５】

このような手順の結果、ＮＲ－ＭＦＡＰＩを併用するＰＳＶＤの場合にはＯ（３ＮＭｒ

＋（８＋２ｍ）ｒ^{2}）、ＬＣ－ＭＦＡＰＩを併用するＰＳＶＤの場合にはＯ（３ＮＭｒ＋（５＋２ｍ）ｒ^{2}）の計算複雑度を有する。

【００１６】

これは、Ｏ（（ＮＭ）^{3}）の演算を必要とする従来のＳＴＡＰ手順と比較すると、一桁分の計算複雑度の低減となる。

【図面の簡単な説明】

【００１７】

【図１】本発明の実施の形態によって解消されるクラッター干渉スペクトルの概略図である。

【図２】本発明の実施の形態による、複数のレンジセルにわたる戻り信号構造の概略図である。

【図３】本発明の実施の形態による、低複雑度の２ステップＳＴＡＰの概略図である。

【図４】本発明の実施の形態による、高速変更されたべき乗法手順のための擬似コードのブロック図である。

【図５】本発明の実施の形態による、プログレッシブＳＶＤのための擬似コードのブロック図である。

【発明を実施するための形態】

【００１８】

本発明の実施の形態は、時空間適応処理（ＳＴＡＰ）システムにおいて低複雑度のクラッター抑圧を使用してターゲットを検出するための方法を提供する。

【００１９】

以下の表記法を使用する。ベクトルおよび行列は、太字で表され、‖・‖は、囲まれたベクトルのユークリッドノルムを表し、｜・｜は、囲まれた集合の濃度を表す。Ｉ$_{N}$は、Ｎ×Ｎの恒等行列である。（・）^{H}をエルミート転置に使用し、Ｒ｛・｝を実数部に使用する。最後に、［Ａ］$_{i,j}$は、行列Ａのｉ番目の行およびｊ番目の列のエントリを表し、Ａ（：，ｊ）は行列Ａのｊ番目の列である。

【００２０】

検知システムは、下式の形式のパルスを送信する。

【００２１】

【数１】

$$s(t) = R\left\{A_t E(t) e^{j\omega_c t}\right\}$$

【００２２】

ここで、ω$_{c}$は、搬送波周波数であり、Ａ$_{t}$は、送信電力であり、Ｅ（ｔ）は、パルス波形である。

【００２３】

図２に示すように、戻り信号は、Ｎ本のアンテナ２０２およびＭ個のパルス２０３に対してＫ個のレンジセル２０１で配置される。レンジセルは、現在の瞬間時点および以前の瞬間時点に対応する。

【００２４】

最初に、ｋ番目のレンジセル２０１において各アンテナ２０２からＭ個のパルス２０３にわたって収集されたサンプルを積み重ねることによって、長さＭＮの受信信号データベクトルｘ（ｋ）を構築する。ここで、ｋ＝１，２，．．．，Ｋは、瞬間時点に対応する。

【００２５】

ｋ番目のレンジセル内にターゲットが存在するか否かを判断するために、クラッターと雑音とを加えたＭＮ×ＭＮの大きさの共分散行列Ｃ（ｋ）が、近隣のレンジセル、すなわち、隣接する瞬間時点から求められる。ここで、近隣のレンジセルは、同じクラッターによって損なわれるが、ターゲットを含まないものと想定する。レンジセルのインデックスΩ$_{k}$を使用して、Ｃ（ｋ）を求める。このため、Ｃ（ｋ）は、下式のように表すことがで

きる。

【００２６】

【数２】

$$\mathbf{C}(k) = \frac{1}{\left|\Omega(k)\right|} \sum_{\ell \in \Omega(k)} \mathbf{x}(\ell)\mathbf{x}(\ell)^{H} \qquad (1)$$

【００２７】

クラッター抑圧のための最適な時空間フィルターが、Ｃ（ｋ）$^{-1}$によって与えられる。このため、受信信号ｘ（ｋ）は、最初にＣ（ｋ）$^{-1}$を用いてフィルタリングされる。

ｚ（ｋ）＝Ｃ（ｋ）$^{-1}$ｘ（ｋ） （２）

【００２８】

ｚ（ｋ）を得ると、ターゲット検出を実行することができる。式（２）の性能が良好であるにも関わらず、レンジセルごとの逆行列計算Ｃ（ｋ）$^{-1}$によって、上述したように複雑度が非常に高くなる。

【００２９】

この問題に対処するために、最初にｘ（ｋ）の大きさを低減させてから逆行列計算を実行する、種々の部分空間追跡手順が既知である。

【００３０】

部分空間凝縮行列（subspace concentration matrix）Ｗが、ＭＮ×ｒの大きさを有すると想定する。ここで、ｒａｎｋ（Ｃ（ｋ））＜ｒ＝ＭＮである。部分空間凝縮プロセスの後の圧縮信号は、

ｙ（ｋ）＝Ｗ^{H}ｘ（ｋ） （３）

によって与えられる。ここで、Ｗは、下式の最適化関数によって与えられる。

【００３１】

【数３】

$$\mathbf{W} = \underset{\tilde{\mathbf{W}}}{argmin} \left\| \mathbf{y}(k) - \tilde{\mathbf{W}}\tilde{\mathbf{W}}^{H}\mathbf{x}(k) \right\|^{2} \qquad (4)$$

【００３２】

式（４）における最適化問題は、ＦＡＰＩのような部分空間追跡手順を使用して数値的に解くことができる。次に、圧縮信号は、

ｒ（ｋ）＝Ｒ（ｋ）$^{-1}$ｙ（ｋ） （５）

を用いてフィルタリングされる。ここで、Ｒ（ｋ）は、対応する圧縮された、クラッターと雑音とを加えた共分散行列であり、下式で表される。

【００３３】

【数４】

$$\mathbf{R}(k) = \frac{1}{\left|\Omega(k)\right|} \sum_{\ell \in \Omega(k)} \mathbf{y}(\ell)\mathbf{y}(\ell)^{H}. \qquad (6)$$

【００３４】

Ｒ（ｋ）は、ｒ×ｒの大きさであり、これは、Ｃ（ｋ）よりも大幅に小さいことは注目に値する。最後に、ターゲット検出が、圧縮されフィルタリングされた信号ｒ（ｋ）に適用される。

【００３５】

図３は、本発明による２ステップＳＴＡＰを示している。Ｎ本のアンテナ３０１から受信された信号は、タップＴ３０２を有する遅延線を通じて供給される。第１のステップ３

１０は、本発明による高速部分空間凝縮を実行する。第２のステップは、ＰＳＶＤ３２０を実行し、この後に、ターゲット検出３３０が続く。以下において、これらのステップを詳細に説明する。本方法は、反復性であるため、｛ｘ（ｌ）；ｌ＝１，２，．．．，ｋ｝から導出されるＷを表すのにＷ（ｋ）を使用する。

【００３６】

変更された高速近似べき乗法（ＭＦＡＰＩ）

従来技術のＦＡＰＩ手順は、投影近似部分空間追跡（ＰＡＳＴ）手順に近似している。Ｗ（ｋ）　Ｗ（ｋ－１）の近似を利用することによって、ＦＡＰＩは、ＰＡＳＴの計算複雑度をＯ（ＮＭｒ^{2}）からＯ（３ＮＭｒ＋５ｒ^{2}）に低減することができる。しかしながら、ＦＡＰＩの導出は、付加雑音の影響を明示的に考慮に入れていない。結果として、信号対雑音比（ＳＮＲ）が減少するにつれて、性能が劣化する。

【００３７】

より詳細には、ＦＡＰＩは、近似べき乗法（ＡＰＩ）手順から導出される。ＡＰＩにおいて、補助行列Ｚは、

Ｚ（ｋ）

＝（１／β）Θ（ｋ）^{H}［Ｉ$_{r}$－ｇ（ｋ）ｙ（ｋ）^{H}］Ｚ（ｋ－１）Θ（ｋ）$^{-H}$（７）

によって更新され、ここで、

Θ（ｋ）＝Ｗ（ｋ－１）^{H}Ｗ（ｋ）　（８）

であり、ｇ（ｋ）は、長さｒである。

【００３８】

式（７）の最終項Θ（ｋ）$^{-H}$では、Ｏ（ｒ^{3}）の演算が生じるが、Θ（ｋ）に雑音がある場合には、雑音を増大させる場合もあることを見極めることが重要である。この見極めが動機となって、式（７）の以下の２つの変更を提供する。Θがほぼ正規直交であることを想起すると、Θ（ｋ）$^{-H}$を

Θ（ｋ）$^{-H}$＝Θ（ｋ）　（９）

として近似することが妥当である。

【００３９】

結果として、式（７）は、

Ｚ（ｋ）

＝（１／β）Θ（ｋ）^{H}［Ｉ$_{r}$－ｇ（ｋ）ｙ（ｋ）^{H}］Ｚ（ｋ－１）Θ（ｋ）（１０）

となる。

【００４０】

式（１０）は、式（７）と同じ計算複雑度を有することに留意されたい。さらなる計算縮小は、Ｗが正規直交列ベクトルを含むことを見極めることによって達成することができる。このため、近似をとり、式（７）においてΘ（ｋ）$^{-H}$　Ｉ$_{r}$とすることができ、Ｚ（ｋ）は下式の形式をとる。

Ｚ（ｋ）

＝（１／β）Θ（ｋ）^{H}［Ｉ$_{r}$－ｇ（ｋ）ｙ（ｋ）^{H}］Ｚ（ｋ－１）　（１１）

【００４１】

式（１１）は、式（７）および式（１０）と比較して、Ｏ（ｒ^{3}）のない演算を有することを指摘しておきたい。

【００４２】

式（１０）および式（１１）を組み込むことによって、本発明者らの変更されたＦＡＰＩ（ＭＦＡＰＩ）を再導出することができる。式（１０）および式（１１）を使用した、Ｚ（ｋ）のための更新関数は、それぞれ下式のように与えられる。

Ｚ（ｋ）

＝（１／β）（Ｚ（ｋ－１）－ｇ（ｋ）ｈ’（ｋ）－ε（ｋ）ｇ（ｋ）^{H}）（１２）

および

Ｚ（ｋ）
＝（１／β）（Ｚ（ｋ－１）－ｇ（ｋ）ｈ’（ｋ））　（１３）
ここで、ｈ’（ｋ）およびε（ｋ）の定義は、図４に示される。

【００４３】
別の実施の形態では、式（１２）を利用するＭＦＡＰＩ手順は、雑音にロバストなＭＦＡＰＩ（ＮＲ－ＭＦＡＰＩ）として参照され、式（１３）を利用するＭＦＡＰＩ手順は、低複雑度のＭＦＡＰＩ（ＬＣ－ＭＦＡＰＩ）として参照される。ＮＲ－ＭＦＡＰＩおよびＬＣ－ＭＦＡＰＩの総計算複雑度は、それぞれ、Ｏ（３ＮＭｒ＋５ｒ^{2}）およびＯ（３ＮＭｒ＋３ｒ^{2}）である。

【００４４】
本発明者らのＮＲ／ＬＣ－ＭＦＡＰＩ手順のための擬似コードが、図４に要約されている。

【００４５】
プログレッシブＳＶＤ（ＰＳＶＤ）
部分空間凝縮の出力ｙ（ｋ）がｘ（ｋ）と比較してはるかに小さい大きさを有するにも関わらず、ｋ＝１，２，．．．，Ｋについての式（５）におけるＲ（ｋ）$^{-1}$の計算は、依然として計算量が多いままである可能性がある。この障害を回避するために、Ｒ（ｋ）およびＲ（ｋ－１）が相関していることを観測することが重要である。これは、それらが何らかの共通の圧縮データベクトルから導出され、かつ連続するパルス間隔間のクラッター変動が相関しているためである。

【００４６】
このため、薄いＳＶＤの技法を活用することによってＰＳＶＤ手法を提供する。より詳細には、ＰＳＶＤ手法は、Ｒ（ｋ－１）$^{-1}$が与えられ、かつｒａｎｋ（ΔＲ（ｋ））＝ｒであると想定し、Ｒ（ｋ－１）$^{-1}$およびΔＲ（ｋ）＝Ｒ（ｋ）－Ｒ（ｋ－１）に関してＲ（ｋ）$^{-1}$を求める。Ｒ（ｋ）$^{-1}$を得ると、同じ手順を繰り返してΔＲ（ｋ＋１）$^{-1}$を再帰的に導出することができる。

【００４７】
ΔＲ（ｋ）の低ランクの想定によって、ΔＲ（ｋ）を下式の形式に分解することができる。

【００４８】
【数５】

$$\Delta\mathbf{R}(k)=\sum_{d=1}^{D_k}\alpha_d\mathbf{q}_d\mathbf{q}_d^H$$

【００４９】
ここで、Ｄｋは、下式である。

【００５０】
【数６】

$$D_k \overset{\text{def}}{=} rank\left(\Delta\mathbf{R}(k)\right)=r$$

【００５１】
さらに、q_dは、固有ベクトルであり、α_dは、関連固有値であり、下式の関係を有する。

【００５２】
【数７】

$$\alpha_1\geq\alpha_2\geq\cdots\geq\alpha_{D_k}$$

【００５３】
低複雑度の計算を達成するために、以下のランク１の近似を使用して、ΔＲ（ｋ）を分解する。

$$\Delta R(k) \quad a a^{H} \qquad (14)$$

ここで、ａは、下式である。
【００５４】
【数８】

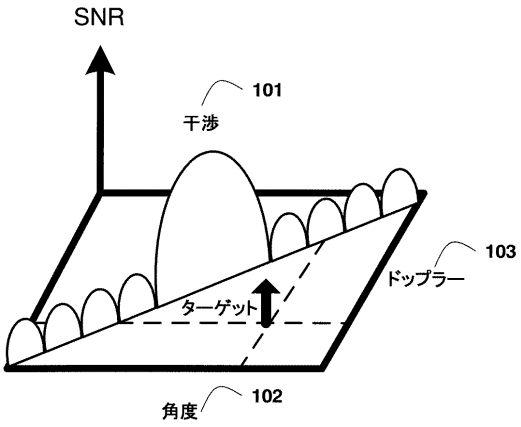
$$\mathbf{a} = \sqrt{\alpha_1}\mathbf{q}_1$$

【００５５】
最後に、Ｒ（１）$^{-1}$が与えられ、かつＲ（１）を以下のように分解することができると想定する。

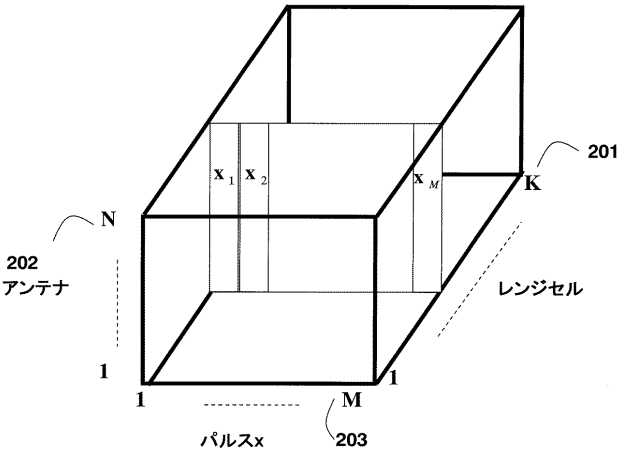
$$R(1) = U S U^{H} \qquad (15)$$

【００５６】
階層１のＰＳＶＤ手順のための擬似コードが、図５に示されている。
【００５７】
従来の直接逆行列計算Ｒ（ｋ）$^{-1}$の場合のＯ（ｒ^{3}）と比較して、ＰＳＶＤの計算複雑度は、Ｏ（（３＋２ｍ）ｒ^{2}）であることに留意されたい。ＰＳＶＤの利点を十分に活用するために、（３＋２ｍ）＝ｒを設定する。式（１４）ではなく、むしろ、ΔＲ（ｋ）のより高いランクの近似によって、より高い計算複雑度を代償に、より良好な近似正確度へと導くことができることを強調すべきである。後述するように、式（１４）におけるランク１の近似は、通常、結果として性能が満足のいくものとなるのに十分である。
【００５８】
計算複雑度
本発明者らの２ステップのＳＴＡＰ手順の総計算複雑度は、ＮＲ－ＭＦＡＰＩを併用するＰＳＶＤの場合にはＯ（３ＮＭｒ＋（８＋２ｍ）ｒ^{2}）であり、ＬＣ－ＭＦＡＰＩを併用するＰＳＶＤの場合にはＯ（３ＮＭｒ＋（５＋２ｍ）ｒ^{2}）である。
【００５９】
これは明らかに、特に、実効値ＮおよびＭの場合に、Ｏ（（ＮＭ）^{3}）の演算の全逆行列計算Ｃ（ｋ）$^{-1}$と比較して大幅な計算縮小を表す。

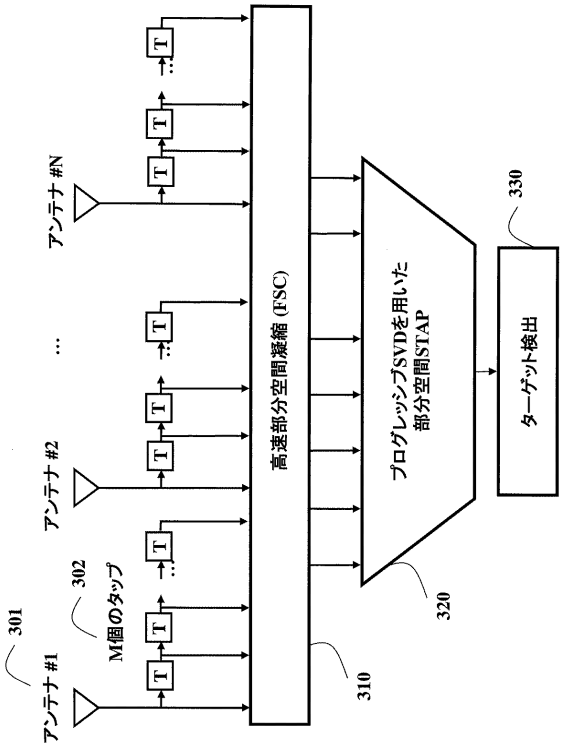
【図１】



【図２】



【図３】



【図４】

初期化　：$W(0) = \begin{bmatrix} I_r \\ \mathbf{0}_{(n-r)\times r} \end{bmatrix}$, $Z(0) = I_r$.

手順　：

1: **for** $k = 1, 2, \cdots, K$ **do**
2: $y(k) = \boldsymbol{W}(k-1)^H \boldsymbol{x}(k)$
3: $h(k) = Z(k-1)y(k)$
4: $g(k) = \frac{h(k)}{\beta + \boldsymbol{y}(k)^H \boldsymbol{h}(k)}$
5: $\epsilon^2(k) = \|x(k)\|^2 - \|y(k)\|^2$
6: $\tau(k) = \frac{\epsilon^2(k)}{1+\epsilon^2(k)\|\boldsymbol{g}(k)\|^2 + \sqrt{1+\epsilon^2(k)\|\boldsymbol{g}(k)\|^2}}$
7: $\eta(k) = 1 - \tau(k)\|g(k)\|^2$
8: $\boldsymbol{y}'(k) = \eta(k)y(k) + \tau(k)\boldsymbol{g}(k)$
9: $\boldsymbol{h}'(k) = Z(k-1)^H \boldsymbol{y}'(k)$
10: NR-MFPAI:
$\epsilon(k) = \frac{\tau(k)}{\eta(k)} \left(Z(k-1)g(k) - \left(h'(k)^H g(k) \right) g(k) \right)$
and (12) or
LC-MFPAI: (13)
11: $e'(k) = \eta(k)x(k) - \boldsymbol{W}(k-1)y'(k)$
12: $\boldsymbol{W}(k) = \boldsymbol{W}(k-1) + e'(k)g(k)^H$
13: **end for**

【図５】

初期化：$R(1) = USU^H$

手順：

1：k＝2，3，．．．，Kについて、以下の2～10を行う

2：式(6)に従って、$R(k)$を得る；

3：$\Delta R(k) = R(k) - R(k-1)$を計算する；

4：$\Delta R(k) \approx aa^H$　に分解する；

5：$\gamma p = (I - UU^H)\, a$　となるような p 及び γ を得る；

6：n＝1，2，．．．，r＋1について、n番目の対角要素が下式によって与えられる(r＋1)×(r＋1)の対角行列Kを構築する。

$$[K]_{n,n} = \left[\begin{bmatrix} S & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} U^H a \\ \gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U^H a \\ \gamma \end{bmatrix}^H \right]_{n,n}$$

7：1≦n＜m≦r＋1について下式を満たすインデックスセットを $\mathcal{I}_k = \{i_j\}$ で表す。

$$[K]_{i_n,i_n} \leq [K]_{i_m,i_m} \text{ for } 1 \leq n < m \leq r+1$$

8：2つの補助行列、すなわち $\tilde{U} \stackrel{\text{def}}{=} [\, U \quad p \,]$ 及び $[\Lambda]_{n,n} = [K]_{i_n,i_n}$　のm×mの対角行列 Λ を定義する；

9：$U \stackrel{\text{def}}{=} \tilde{U}(:, i_{1:m})$ を更新する。

ここで、mは1≦m≦r＋1の設計パラメーターである；

10：最後に下式を計算する。

$$R(k)^{-1} = U\Lambda^{-1}U^H$$

11；終了

フロントページの続き

(74)代理人 100122437
弁理士 大宅 一宏
(74)代理人 100147566
弁理士 上田 俊一
(74)代理人 100161171
弁理士 吉田 潤一郎
(74)代理人 100161115
弁理士 飯野 智史
(72)発明者 マンーオン・パン
アメリカ合衆国、マサチューセッツ州、ケンブリッジ、ソーンダイク・ストリート ７６ １／２、ユニット ２
(72)発明者 ザファー・サヒノグル
アメリカ合衆国、マサチューセッツ州、アーリントン、ハーヴァード・アベニュー ３６、ユニット １

Ｆターム(参考) 5J070 AB01 AH45 AK16 AK28 BA01

【外国語明細書】

Method for Detecting Turget in Space-Time Adaptive Processing Systems

Field of the Invention

This invention relates generally to phased array radar systems, and more particularly to suppressing clutter while detecting targets.

Background of the Invention

A typical prior art space-time adaptive processing (STAP) system includes an array of N transmit and receive antennas. The antenna array can be mounted on a moving platform, e.g., a plane or a boat, to locate air, ground and sea targets. STAP systems are also used by meteorologists and geologists.

The receiver antenna gain pattern can be steered in a desired direction by a beam forming process. Advanced STAP systems are required to detect targets in the presence of both clutter and jamming. Ground or sea clutter is extended in both angle and range, and is spread in Doppler frequency because of the platform motion.

The STAP system uses a pulse train, and coherent pulse integration. A coherent processing interval (CPI) defines the duration of the pulse train. During each CPI, the transmitter sends out M pulses using the transmit antennas. The time between the beginning of a pulse and the beginning of the

next pulse is called a pulse repetition interval (PRI). The pulses reflect from tagets at different distances from the STAP system.

The range to a target is determined by the time interval between the sending of a pulse and receiving the reflected signal. The STAP system collects the reflected signals for each antenna, or each pulse and range. The data derived from the reflected signals can be assembled into a three-dimensional matrix, which is sometimes called a STAP cube.

The problem solved by the invention is shown schematically in Fig. 1. In sensing applications built on a moving platform, returned signals are commonly contaminated by clutter returns in the form of interference 101, which decreases the signal-to-noise ratio (SNR) from different incoming angles 102 and Doppler frequencies 103. To accurately locate moving targets, effective clutter suppression techniques are indispensable.

Among the many known clutter-suppression techniques, space-time adaptive processing (STAP) is the most promising. In STAP, returned signals are filtered simultaneously over space and time domains. As a result, clutter interference can be effectively suppressed regardless of the incoming angle and Doppler frequency.

However, the conventional STAP is handicapped by a prohibitive computational complexity. For M pulses and N antennas, the conventional STAP requires an intensive matrix inversion of dimension $MN \times MN$. For practical systems with MN on the order of hundreds, such a large matrix inversion requirement makes it difficult to implement STAP for real-time target detection.

To circumvent this obstacle, considerable research efforts have been devoted to developing low-complexity STAP. According to Brennan's rule, the rank of the clutter interference covariance matrix **C** is known to be much smaller than *MN*. Thus, one way to achieve complexity reduction is to compress the returned signal into an r -dimensional subspace with $r << MN$. In particular, one low-complexity STAP exploits a subspace tracking called fast approximated power iteration (FAPI). FAPI can be employed to effectively compress the returned signal into a much smaller signal subspace, which enables low-complexity STAP operating on the compressed data.

Summary of the Invention

The embodiments of the invention provide a two-step low-complexity space-time adaptive processing (STAP) method. In the first step, we use a modified fast approximated power iteration (FAPI) procedure with improved convergence before applying the modified FAPI procedure to compress received signals.

In the second step, we use a progressive singular value decomposition (PSVD)-based low-complexity technique to recursively determine the inverse of a covariance matrix of the compressed data to detect targets.

The resulting low-complexity STAP reduces the computational complexity of $O\left((MN)^3\right)$ for the conventional to $O\left((MN)r\right)$.

The STAP according to embodiments of the invention achieves near-optimal performance when compared to the conventional STAP using a full matrix inversion.

Effect of the Invention

The invention provides a two-step low-complexity space-time adaptive processing (STAP) procedure for a sensing application mounted on a moving platform subject to strong clutters. The STAP procedure first compresses the received signals into a much smaller subspace using the modified FAPI procedure before recursively computing the inverse of the covariance matrix of the compressed data using PSVD.

The resulting procedure has computational complexity of $O\left(3NMr + (8+2m)r^2\right)$, and $O\left(3NMr + (5+2m)r^2\right)$ for the PSVD in conjunction with NR-MFAPI and LC-MFAPI, respectively.

This is an order-of-magnitude computational complexity reduction as compared to the conventional STAP procedure that requires $O\left((NM)^3\right)$ operations.

Brief Description of the Drawings

Figure 1 is a schematic of a clutter interference spectrum resolved by embodiments of the invention;

Figure 2 is schematic of a return signal structure over range cells according to embodiments of the invention;

Figure 3 is a schematic of a low-complexity two-step STAP according to embodiments of the invention;

Figure 4 is a block diagram of pseudo code for a fast modified power iteration procedure according to embodiments of the invention; and

Figure 5 is a block diagram of pseudo code for a progressive SVD according to embodiments of the invention.

Detailed Description of the Preferred Embodiments

The embodiments of our invention provide a method for detecting target using low complexity clutter suppression in space-time adaptive processing (STAP) systems.

We use the following notational conventions. Vectors and matrices are denoted with boldface, $\|\cdot\|$ represents the Euclidean norm of the enclosed vector, and $|\cdot|$ denotes the cardinality of the enclosed set. $\mathbf{I}_N$ is the $N \times N$ identity matrix. We use $(\cdot)^H$ and $R\{\cdot\}$ for Hermitian transposition and the real part, respectively. Finally, $[\mathbf{A}]_{i,j}$ denotes the i-th row and j-th column entry of matrix $\mathbf{A}$, and $\mathbf{A}(:, j)$ is the j-th column of the matrix $\mathbf{A}$.

A sensing system transmits pulses of the form

$$s(t) = R\left\{A_t E(t) e^{j\omega_c t}\right\},$$

where ω_c is the carrier frequency, A_t and $E(t)$ are the transmit power and pulse waveform, respectively.

As shown in Fig. 2, the returned signals are arranged in K range cells 201 for N antennas 202, and M pulses 203. The range cells correspond to a current time instant and previous time instants.

First, we construct a received signal data vector $\mathbf{x}(k)$ of length MN by stacking up samples collected over the M pulses 203 from each antenna 202 in the k-th range cell 201, where $k = 1,2,\cdots,K$ correspond to time instances.

To determine whether a target is present in the k-th range cell, a clutter-plus-noise covariance matrix $\mathbf{C}(k)$ of dimension $MN \times MN$ is determined from neighboring range cells, i.e., adajcent time instances, assuming that the neighboring range cells are impaired by the same clutter, and yet target-free. An index Ω_k of the range cells is used to determine $\mathbf{C}(k)$. Thus, $\mathbf{C}(k)$ can be expressed as

$$\mathbf{C}(k) = \frac{1}{|\Omega(k)|} \sum_{\ell \in \Omega(k)} \mathbf{x}(\ell)\mathbf{x}(\ell)^H . \qquad (1)$$

An optimal space-time filter for clutter suppression is given by $\mathbf{C}(k)^{-1}$. Thus, the received signal $\mathbf{x}(k)$ is first filtered with $\mathbf{C}(k)^{-1}$:

$$\mathbf{z}(k) = \mathbf{C}(k)^{-1}\mathbf{x}(k). \qquad (2)$$

Upon obtaining $\mathbf{z}(k)$, target detection can be performed. Despite the good performance of Eqn. (2), the matrix inversion $\mathbf{C}(k)^{-1}$ for each range cell incurs prohibitive complexity, as described above.

To cope with this problem, different subspace-tracking procedures are known to first reduce the dimension of $\mathbf{x}(k)$, before performing the matrix inversion.

We assume that a subspace concentration matrix $\mathbf{W}$ has dimensions $MN \times r$, where $rank(\mathbf{C}(k)) < r = MN$. The compressed signal after subspace concentration process is given by

$$\mathbf{y}(k) = \mathbf{W}^H \mathbf{x}(k), \tag{3}$$

where $\mathbf{W}$ is given by the following optimization function

$$\mathbf{W} = \underset{\tilde{\mathbf{W}}}{argmin} \left\| \mathbf{y}(k) - \tilde{\mathbf{W}}\tilde{\mathbf{W}}^H \mathbf{x}(k) \right\|^2. \tag{4}$$

The optimization problem in Eqn. (4) can be numerically solved using subspace-tracking procedures, such as FAPI. Next, the compressed signal is filtered with

$$\mathbf{r}(k) = \mathbf{R}(k)^{-1} \mathbf{y}(k), \tag{5}$$

where $\mathbf{R}(k)$ is the corresponding *compressed* clutter-plus-noise covariance matrix

$$\mathbf{R}(k) = \frac{1}{|\Omega(k)|} \sum_{\ell \in \Omega(k)} \mathbf{y}(\ell)\mathbf{y}(\ell)^H. \tag{6}$$

It is worth noting that $\mathbf{R}(k)$ is of dimension $r \times r$, which is significantly smaller than $\mathbf{C}(k)$. Finally, target detection is applied on the compressed and filtered signal $\mathbf{r}(k)$.

Figure 3 shows the two-step STAP according to the invention. Signals received from the N antennas 301 are fed through delay lines with taps T 302. The first step 310 performs a fast subspace concentration according to the invention. The second step performs the PSVD 320, which is followed by target detection 330. In the following, we describe these steps in details. Because the method is iterative, we use $\mathbf{W}(k)$ to denote $\mathbf{W}$ derived from $\{\mathbf{x}(\ell);\ell=1,2,\cdots,k\}$.

Modified Fast Approximated Power Iteration (MFAPI)

The prior art FAPI procedure is an approximation of a projection approximation subspace tracking (PAST) procedure. By exploiting the approximation of $\mathbf{W}(k)\approx\mathbf{W}(k-1)$, FAPI can reduce the computational complexity of PAST from $O\left(NMr^2\right)$ to $O\left(3NMr+5r^2\right)$. However, the derivation of FAPI does not *explicitly* take into account the impact of additive noise. As a result, the performance degrades as the signal-to-noise ratio (SNR) decreases.

More specifically, FAPI is derived from an approximated power iteration (API) procedure. In API, the auxiliary matrix $\mathbf{Z}$ is updated by

$$\mathbf{Z}(k)=\frac{1}{\beta}\Theta(k)^H\left[\mathbf{I}_r-\mathbf{g}(k)\mathbf{y}(k)^H\right]\mathbf{Z}(k-1)\Theta(k)^{-H}, \qquad (7)$$

where

$$\Theta(k)=\mathbf{W}(k-1)^H\mathbf{W}(k), \qquad (8)$$

and $\mathbf{g}(k)$ is of length r.

It is important to observe that the last term $\boldsymbol{\Theta}(k)^{-H}$ in Eqn. (7) incurs $O(r^3)$ operation but also may enhance noise if $\boldsymbol{\Theta}(k)$ is noisy. Motivated by this observation, we provide the following two modifications of Eqn. (7). Recalling that $\boldsymbol{\Theta}$ is nearly orthonormal, it is reasonable to approximate $\boldsymbol{\Theta}(k)^{-H}$ as

$$\boldsymbol{\Theta}(k)^{-H} = \boldsymbol{\Theta}(k). \tag{9}$$

As a result, Eqn. (7) becomes

$$\mathbf{Z}(k) = \frac{1}{\beta}\boldsymbol{\Theta}(k)^{H}\left[\mathbf{I}_r - \mathbf{g}(k)\mathbf{y}(k)^{H}\right]\mathbf{Z}(k-1)\boldsymbol{\Theta}(k). \tag{10}$$

Note that Eqn. (10) has the same computational complexity as Eqn. (7). Further computation reduction can be achieved by observing that $\mathbf{W}$ comprises orthonormal column vectors. Hence, we can approximate $\boldsymbol{\Theta}(k)^{-H} \approx \mathbf{I}_r$ in Eqn. (7) and $\mathbf{Z}(k)$ takes the following form:

$$\mathbf{Z}(k) = \frac{1}{\beta}\boldsymbol{\Theta}(k)^{H}\left[\mathbf{I}_r - \mathbf{g}(k)\mathbf{y}(k)^{H}\right]\mathbf{Z}(k-1). \tag{11}$$

It should be pointed out that Eqn. (11) has $O(r^3)$ less operation as compared to Eqns. (7) and (10).

We can re-derive our modified FAPI (MFAPI) by incorporating Eqn. (10) and Eqn. (11). The update functions for $\mathbf{Z}(k)$ using Eqns. (10) and (11) are given as follows, respectively.

$$\mathbf{Z}(k) = \frac{1}{\beta}\left(\mathbf{Z}(k-1) - \mathbf{g}(k)\mathbf{h}'(k) - \boldsymbol{\varepsilon}(k)\mathbf{g}(k)^{H}\right), \tag{12}$$

and

$$\mathbf{Z}(k) = \frac{1}{\beta}\left(\mathbf{Z}(k-1) - \mathbf{g}(k)\mathbf{h}'(k)\right), \tag{13}$$

where the definitions of $\mathbf{h}'(k)$ and $\varepsilon(k)$ are shown in Figure 4.

In an alternative embodiment, the MFAPI procedures employing Eqn. (12) and Eqn. (13) are referred to as the Noise-Robust MFAPI (NR-MFAPI) and Low Complexity MFAPI (LC-MFAPI). The total computational complexity of NR-MFAPI and LC-MFAPI is $O\left(3NMr + 5r^2\right)$ and $O\left(3NMr + 3r^2\right)$, respectively.

Pseudo code for our NR/LC-MFAPI procedures is summarized in Figure 4.

Progressive SVD (PSVD)

Despite the fact that the output of the subspace concentration, $\mathbf{y}(k)$, has a much smaller dimension as compared to $\mathbf{x}(k)$, computation of $\mathbf{R}(k)^{-1}$ in Eqn. (5) for $k = 1,2,\cdots,K$ can still remain computationally expensive. To circumvent this obstacle, it is important to observe that $\mathbf{R}(k)$ and $\mathbf{R}(k-1)$ are correlated. This is because they are derived from some common compressed data vectors and clutter variation between consecutive pulse intervals is correlated.

Thus, we provide the PSVD approach by capitalizing on a thin SVD technique. More specifically, the PSVD approach determines $\mathbf{R}(k)^{-1}$ in

terms of $\mathbf{R}(k-1)^{-1}$ and $\Delta\mathbf{R}(k)=\mathbf{R}(k)-\mathbf{R}(k-1)$, assuming $\mathbf{R}(k-1)^{-1}$ is given and $rank(\Delta\mathbf{R}(k))=r$. Upon obtaining $\mathbf{R}(k)^{-1}$, the same procedures can be repeated to derive $\Delta\mathbf{R}(k+1)^{-1}$ recursively.

The low-rank assumption of $\Delta\mathbf{R}(k)$ allows us to decompose it into the following form: $\Delta\mathbf{R}(k)=\sum_{d=1}^{D_k}\alpha_d\mathbf{q}_d\mathbf{q}_d^H$, where $D_k \overset{\text{def}}{=} rank(\Delta\mathbf{R}(k))=r$. Furthermore, $\mathbf{q}_d$ and α_d are the eigenvectors and the associated eigenvalues, respectively, with $\alpha_1 \geq \alpha_2 \geq \cdots \geq \alpha_{D_k}$. To achieve low-complexity computation, we use the following rank-one approximation to decompose $\Delta\mathbf{R}(k)$:

$$\Delta\mathbf{R}(k) \approx \mathbf{a}\mathbf{a}^H. \tag{14}$$

where $\mathbf{a}=\sqrt{\alpha_1}\mathbf{q}_1$.

Finally, we assume that $\mathbf{R}(1)^{-1}$ is given and $\mathbf{R}(1)$ can be decomposed as

$$\mathbf{R}(1)=\mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{U}^H. \tag{15}$$

The pseudo code for the rank-one PSVD procedure is shown in Figure 5.

Note that the computational complexity of the PSVD is $O\left((3+2m)r^2\right)$, as compared to $O\left(r^3\right)$ for a direct conventional matrix inversion of $\mathbf{R}(k)^{-1}$. To fully exploit the advantage of PSVD, we set $(3+2m)=r$. It should be

emphasized that, rather than Eqn. (14), higher-rank approximation of $\Delta\mathbf{R}(k)$ may lead to better approximation accuracy at the price of higher computational complexity. As described below, the rank-one approximation in Eqn. (14) is usually sufficient to result in satisfactory performance.

Computational Complexity

The total computational complexity of our two-step STAP procedure is $O\left(3NMr + (8+2m)r^2\right)$, and $O\left(3NMr + (5+2m)r^2\right)$ for PSVD in conjunction with NR-MFAPI and LC-MFAPI, respectively.

Clearly, this stands for a substantial computational reduction as compared to the full matrix inversion $\mathbf{C}(k)^{-1}$ of $O\left((NM)^3\right)$ operation, particularly for practical values of N and M.

1. A method for detecting a target in a space-time adaptive processing system, comprising the steps of:

receiving signals, by N antennas, reflected from the target;

passing the signals received by each antenna through a delay line with N taps associated with the antenna to generate MN pulses in a receive signal vector $\mathbf{x}(k)$;

arranging the pulses in a three-dimensional MNK matrix with K range cells;

compressing the MNK matrix to produce a compressed matrix, wherein the compressing is achieved at a low computational complexity that is linearly proportional to MN;

applying a progressive singular value decomposition (PSVD) to the compressed matrix to produce an inverse of a clutter covariance matrix $\mathbf{C}(k)$ from the inverse of the clutter covariance matrix obtained in a previous time instant, and wherein the clutter covariance matrix is obtained within a current time instant, wherein the PSVD provides a low complexity way to compute the inverse of the clutter covariance matrix of the current time instant.

filtering the received signal vector $\mathbf{x}(k)$ according to $\mathbf{z}(k) = \mathbf{C}(k)^{-1}\mathbf{x}(k)$; and

detecting the target using $\mathbf{z}(k)$.

1. Abstract

A method surpresses clutter in a space-time adaptive processing system. The method achieves low-complexity computation via two steps. First, the method utilizes an improved fast approximated power iteration method to compress the data into a much smaller subspace. To further reduce the computational complexity, a progressive singular value decomposition (SVD) approach is employed to update the inverse of the covariance matrix of the compressed data. As a result, the proposed low-complexity STAP procedure can achieve near-optimal performance with order-of-magnitude computational complexity reduction as compared to the conventional STAP procedure.

2. Representative Drawing

Fig. 1

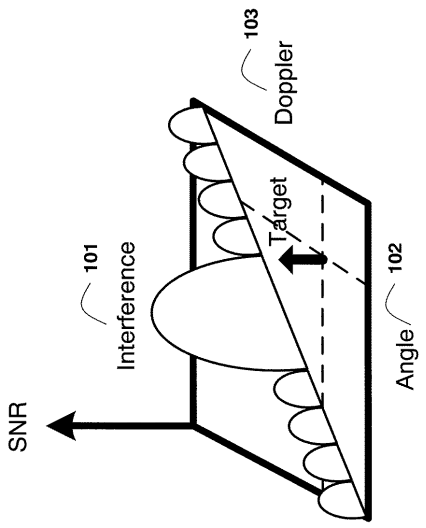


Fig. 1

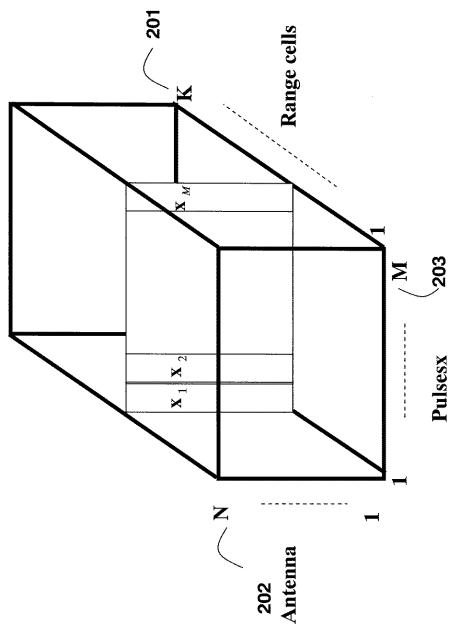


Fig. 2

Initialization: $R(1) = USU^H$

Procedure:

1: **for** $k = 2, 3, \cdots, K$ **do**

2: Obtain $R(k)$ according to (6);

3: Compute $\Delta R(k) = R(k) - R(k-1)$;

4: Decompose $\Delta R(k) \approx aa^H$;

5: Obtain p and γ such that

$$\gamma p = (I - UU^H)\, a;$$

6: Construct an $(r+1)\times(r+1)$ diagonal matrix K whose n-th diagonal element is given by

$$[K]_{n,n} = \left[\begin{bmatrix} S & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} U^H a \\ \gamma \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U^H a \\ \gamma \end{bmatrix}^H \right]_{n,n},$$

for $n = 1, 2, \cdots, r+1$.

7: Denote by $\mathcal{I}_k = \{i_j\}$ the index set satisfying $[K]_{i_n,i_n} \le [K]_{i_m,i_m}$ for $1 \le n < m \le r+1$.

8: Define two auxiliary matrices: $\tilde{U} \overset{\text{def}}{=} [\ U \quad p\ ]$ and a $m \times m$ diagonal matrix Λ with $[\Lambda]_{n,n} = [K]_{i_n,i_n}$;

9: Update

$$U \overset{\text{def}}{=} \tilde{U}\,(:, i_{1:m}),$$

where m is a design parameter with $1 \le m \le r+1$;

10: Finally, compute

$$R(k)^{-1} = U\Lambda^{-1}U^H.$$

11: **end for**

Fig. 5

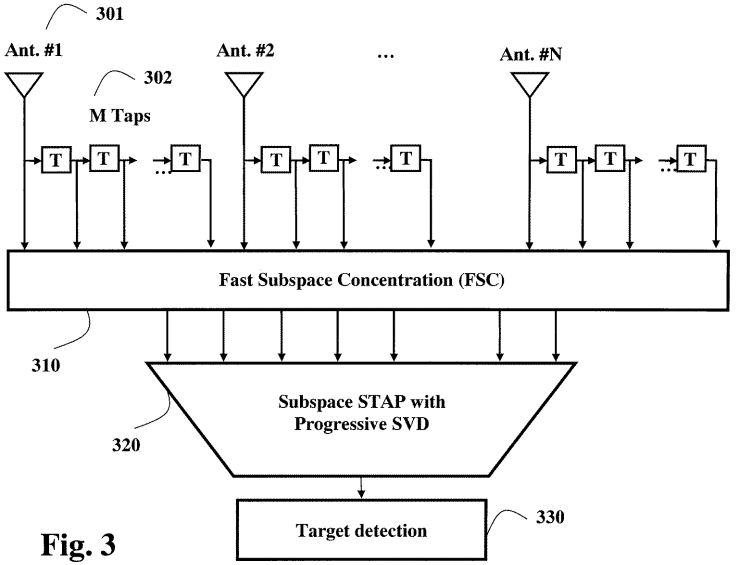


Fig. 3

Initialization: $W(0) = \begin{bmatrix} I_r \\ 0_{(n-r)\times r} \end{bmatrix}$, $Z(0) = I_r$.

Procedure:

1: **for** $k = 1, 2, \cdots, K$ **do**

2: $y(k) = W(k-1)^H x(k)$

3: $h(k) = Z(k-1)y(k)$

4: $g(k) = \frac{h(k)}{\beta + y(k)^H h(k)}$

5: $\epsilon^2(k) = \|x(k)\|^2 - \|y(k)\|^2$

6: $\tau(k) = \frac{\epsilon^2(k)}{1+\epsilon^2(k)\|g(k)\|^2 + \sqrt{1+\epsilon^2(k)\|g(k)\|^2}}$

7: $\eta(k) = 1 - \tau(k)\,\|g(k)\|^2$

8: $y'(k) = \eta(k)y(k) + \tau(k)g(k)$

9: $h'(k) = Z(k-1)^H y'(k)$

10: NR-MFPAI:
$\epsilon(k) = \frac{\tau(k)}{\eta(k)} \left(Z(k-1)g(k) - \left(h'(k)^H g(k)\right) g(k) \right)$
and (12) or
LC-MFPAI: (13)

11: $e'(k) = \eta(k)x(k) - W(k-1)y'(k)$

12: $W(k) = W(k-1) + e'(k)g(k)^H$

13: **end for**

Fig. 4

JP 2011-158471 A 2011.8.18