## 埋設されたパイプの位置・方向推定のための 偏波感受型圧縮センシング

指導教員 廣瀬明教授

夏秋嶺准教授

03-210499 高原陽太

2023年1月21日

## 目次

第1章	はじめに	2
1.1	研究背景	2
1.2	研究の目的	3
第2章	関連技術	3
2.1	地中レーダの原理	3
2.2	電磁波と偏波	4
2.3	ポアンカレ球	5
2.4	圧縮センシングとモデル内一様性による圧縮	5
2.5	圧縮センシングとスパース性	5
2.6	モデル内一様性による圧縮センシング	6
2.7	MBH を用いた圧縮センシング	7
第3章	提案手法	10
3.1	従来の手法	10
3.2	提案手法 todo: ここ大分書き換える	11
第4章	実験と	13
参考文献		14

## 第1章

## はじめに

#### 1.1 研究背景

工事のための地中調査を行う際、地中の埋設物の有無及びその状態を特定することは必須である。特にガス管や水道管などが道路工事現場に埋まっているものの代表例として挙げられる。そこで実際に工事を施工する前の調査段階でそれら埋設物の詳しい情報を得ておくことが重要となる。

そのため電波を利用して地中を非破壊的に探知する地中レーダ(GPR)探査技術が用いられる。GPR は地中埋設物探査や遺跡調査、地下水流調査など多くの応用分野を持つ [1][2]。特定周波数帯の電磁波を地中に照射しその散乱特性を見る。

仕組みは以下の通りである。電磁波は地中を伝搬し、土壌中にて誘電率が異なる物質の境界面で散乱を起こす。そのため埋設物の材料物質と土壌の誘電率の違いを利用して埋設物の検知を行う。

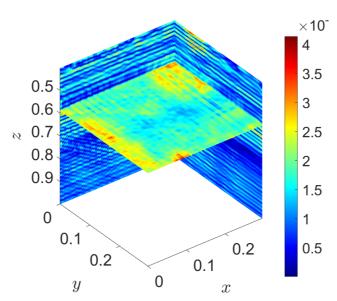


図 1.1: 鉄パイプを GPR によって可視化したもの

また、GPR の基本的な装置として一対の送受信アンテナを地面に照射するものがある。しかしこの場合地表全体で多数の計測を行うため膨大な時間が必要である。ゆえに計測の時間を減らす方法が検討されてきた。そのため少ない計測点から本来の信号を復元する圧縮センシングと呼ばれる手法が用いられる。この手法によってより少ない時間で埋設物を推定することができる。加えてこの埋設物を推定する上でその物体がパイプ状でありかつ延伸の向きが分かれば、さらに探索が高速化すると考えられる。

#### 1.2 研究の目的

本研究の目的はガス管や水道管などの線状物体をモデル化し、偏波依存性を用いることで地中に埋設されているパイプ管の有無と向きをより少ない計測点で推定することである。そのため偏波依存型の圧縮センシングを提案し、実験によりその有用性を検証する。

### 第2章

## 関連技術

#### 2.1 地中レーダの原理

地中レーダは電磁波の地下物体からの散乱を利用した地下計測手法である。地表に置かれた送信アンテナから電磁波パルスを地中に放射し、受信アンテナで受信する。地中を伝搬する電磁波は、土壌中に誘電率が異なる物質が存在すると散乱を起こす性質を持ち、そのため埋設物の誘電率と土壌の誘電率の違いを利用して埋設物の存在を検知することが可能となっている。この散乱の様子から埋設物が埋まっている位置と深度を計測する。

地中では電磁波速度は導電率、誘電率、透磁率によって決まる。しかし透磁率はほぼ一定であり、GPRでは  $10 \mathrm{MHz}$  より高い周波数領域で計測が行われるため、地下媒質の電気的性質は比誘電率  $\varepsilon$  にのみ左右される。この時の地中伝搬速度 v は

$$v = \frac{c}{\sqrt{\varepsilon}} \tag{2.1}$$

と書ける。

そして地中の伝搬速度が分かりさえすれば、送信電波が散乱して戻ってくる時間  $\tau$  を計測することで図 2.1 のように物体の深度 d は次式で導出できる。

$$d = \frac{v\tau}{2} \tag{2.2}$$

また同様に反射波の振幅も誘電率によって推定できる。図 2.1 のように誘電率の異なる二層媒質構造の場合について考える。この時上層から入射する電波は境界面で反射を受け、振幅比  $\Gamma$  の反射波が発生する。

反射係数 Γ は境界面で以下のように与えられる。

$$\Gamma = \frac{\sqrt{\varepsilon_1} - \sqrt{\varepsilon_2}}{\sqrt{\varepsilon_1} + \sqrt{\varepsilon_2}} \tag{2.3}$$

式 (2.3) は反射係数が二つの媒質の誘電率のみによって決まることを示している。これらの情報を測定することで埋設物の位置と材質を推定する。

また実際の地中レーダの受信波形には送信アンテナから直接受信アンテナに届く直達波、地表面で反射される地表反射波が混在してしまう。そのため地中反射波を強調するには直達波と地表反射波を取り除く必要がある。

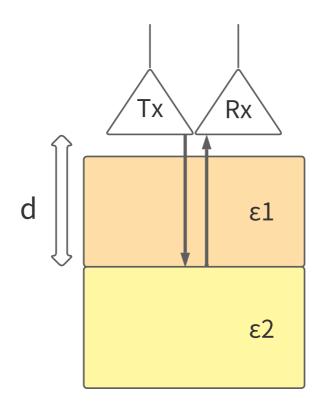


図 2.1: 地中レーダの様子

#### 2.2 電磁波と偏波

偏波とは図 2.2 のように電界と磁界が直行しながら伝搬する波における電界の向きのことを指す。電磁波を用い、目標物に照射することで散乱波から目標物に関する情報を得ることができるため、GPR にも用いられている。単に埋設物の散乱係数の振幅だけでなく位相の情報も利用することができるという利点を持つ。todo: ここをフルポラリメトリ用に書きなおす。

特に埋設物がパイプなどの線状物体である時に偏波の状態を観測することは重要になる。というのも図 2.3 のように電磁波の偏波方向と線状物体の方向が一致するときに大きな散乱が起こるのに対して、偏波方向が線状物体と直行すると散乱が非常に小さくなってしまうからである。ゆえにパイプを検出する際には偏波の向きと計測対象の向きを一致させることが必要となる。

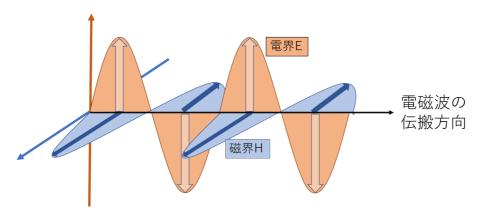


図 2.2: 偏波のイメージ

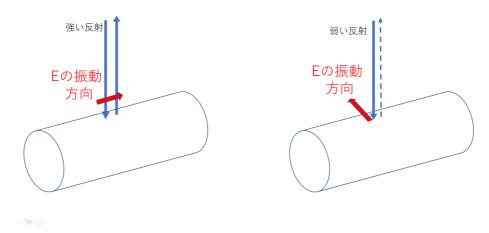


図 2.3: 偏波方向とパイプの向きによる散乱強度の違い

#### 2.3 ポアンカレ球

上記偏波情報をより表現しやすくするために、ポアンカレ球を用いる。

#### 2.4 圧縮センシングとモデル内一様性による圧縮

圧縮センシングとは、対象となる信号をできるだけ少ない観測点数から本来あるべき密なデータを抽出 する技術のことである。まばらな計測点から密なデータを構成することで、データ観測にかかる時間を短縮 することを可能とする。

また一様性に着目することでセンシングの対象から得られる散乱のパワーだけでなく、位相などの様々な情報を用いることが可能となり、圧縮センシングを拡張することができる[5]。そこではその内部が一様性を持つようなモデルを仮定する。目標物の領域内でその性質が均一ならばその散乱特性も変わらない、すなわち一様であると考えられる。このモデルを計測領域で空間的に掃引し、目標物を検知する。モデルの位置と目標物の位置が一致したとき、その領域内では散乱特性は一様になり、領域外では散乱特性は一様とならない。このことを利用して地中の目標物をその形や大きさを含めて検出することができる。

#### 2.5 圧縮センシングとスパース性

圧縮センシングとは、対象となる信号をできるだけ少ない観測点数から本来あるべき密なデータを抽出する技術のことである。N 次元の未知ベクトルを x、M 次元の観測データを y、M×N 次元の観測行列 A とすると、

$$y = Ax \tag{2.4}$$

しかし、式 (2.4) の未知数が方程式の数よりも多い場合  $(M_iN)$ 、式 (2.4) は劣決定問題となり、解を一意に求めることができない [9]。

ここでsがスパース性(後述)を持つ場合に、次式を満たすsを決定することができる。

上記のように、圧縮センシングの少数観測による信号を推定する方法を、圧縮センシングと呼び、GPR の計測にかかる時間を短縮することに利用する。

スパース性についても言及しておく。式 (2.4) のように劣決定系である方程式を解く時に未知ベクトル x の各成分がほとんど 0 であるとする。この場合 0 をとる成分は方程式から除外することができる。解が非零である個数を K とすると、M 個の方程式から実質的には K 個の非零成分を求めることと同義であるため M < N であったとしても、M > K であれば解くことが可能である [10]。

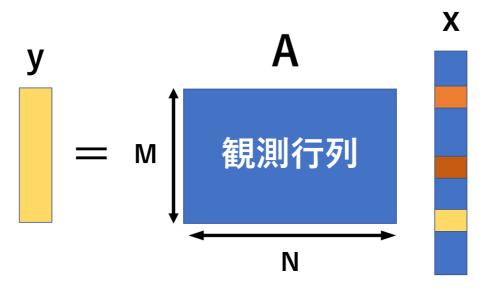


図 2.4: 圧縮センシングのアルゴリズム

このようにほとんどの成分が零を持つ、あるいは期待される性質をスパース性と呼ぶ。

#### 2.6 モデル内一様性による圧縮センシング

ここに今井さんの手法を記載する 地中埋設物、主に地雷の検知のために GPR が用いられている。しかし計測点が多数になり計測時間が膨大になってしまう。todo: ここらへんの記述適当

また、これらの手法のほとんどが散乱の強度を用いたものであった。しかし強度のみの情報では目的の埋設物とその他関係がない埋設物との区別が困難になってしまう。

強度以外の情報を用いた手法として [6]~[8] にあるようにテクスチャなどの高次元な計測情報を特徴量として用いたものが挙げられる。この手法では各計量点において空間、周波数領域における相関を含む特徴量ベクトルを構成する。それらのベクトルは自己組織化マップによって分類される。

また [5] では地中に埋まっている地雷を模した円柱型のプラスチック模型を探知する際に円形のモデルを 仮定して圧縮センシングを行っている。

この手法について紹介したい。円形モデルを用い、モデル内では材質や表面状態が変わらないものと考え、 散乱特性が一様である (Model-Based Homogeneity:MBH) ことを考え、MBH を指標としてスパースな信 号を構成し、圧縮センシングを適用する。

まず計測領域内で空間的にまばらな計測を行う。各空間座標  $(x_i,y_j)$  について複数周波数  $f_k$  によって得られた複素散乱係数を  $s(x_i,y_i,f_k)$  とし散乱ベクトルとして表す。

$$\mathbf{s} = \begin{bmatrix} s(x_1, y_1, f_1) & s(x_1, y_1, f_2) & \cdots \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$$
 (2.5)

そしてその散乱ベクトルをそのままその座標での特徴量ベクトルK(r)として利用する。

$$K(r) = \begin{bmatrix} s(r, f_1) & s(r, f_2) & \cdots \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$$
 (2.6)

ここで図 2.6 のようなモデルを図 2.7 計測領域内で掃引する。図 2.6 の白い部分が地雷本体の形状を反映したモデルである。モデルの位置と地雷の位置が一致していれば白い領域内の特徴量ベクトルは一様であると考えられる。MBH を定義する。

モデルの中心位置を  $r_m=(x_m,y_m)$ 、図 2.6 でのモデルの領域 (白い領域) を  $T(r_m)$ 、周辺領域 (黒い領域) を  $S(r_m)$  と定義する。それぞれの領域内での K(r) の平均  $K_T(r_m)$  及び  $K_S(r_m)$  は次のように定義

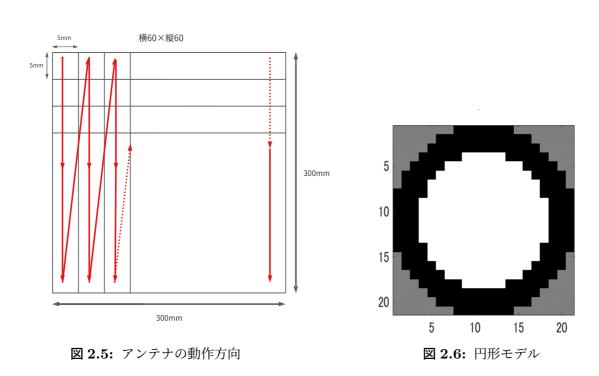
できる。

$$\overline{K_T(r)} = \sum_{r \in T(r_m)} K(r_m)$$
(2.7)

$$\overline{K_S(r)} = \sum_{r \in S(r_m)} K(r_m)$$
(2.8)

地雷がモデルの場所に位置している場合、 $\overline{K_T(r_m)}$  は  $\overline{K_S(r_m)}$  と大きく異なるが、地雷がモデル外に位置する場合はどちらの領域も地面についての特徴量であるため両者の値はほとんど変わらない。よってこの二つの領域から得られる特徴量ベクトルの類似度によって地雷の有無を検知することができる。モデルと同じ形状、大きさを持つ地雷を検知するため MBH の値を式 (2.9) のように定義する。

$$h(\mathbf{r_m}) = 1 - \frac{\operatorname{Re}((\overline{K_T(\mathbf{r_m})})^* \overline{K_S(\mathbf{r_m})})}{|\overline{K_T(\mathbf{r_m})}| |\overline{K_S(\mathbf{r_m})}|}$$
(2.9)



ここで h は  $\overline{K_T(r)}$  と  $\overline{K_S(r)}$  が複素空間内で同方向の時に最小値 0、逆方向の時に最大値 2 を示す。各計測点における MBH の値をまとめて下記のようにベクトルとして表す。

$$\boldsymbol{h} = \begin{bmatrix} h(\boldsymbol{r_{m1}}) & h(\boldsymbol{r_{m2}}) & h(\boldsymbol{r_{m3}}) & \cdots \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$$
 (2.10)

最終的にhの空間分布を得ることができ、hが極大を示す座標が地雷の中心であると考えられる。

#### 2.7 MBH を用いた圧縮センシング

一様性  $h(\mathbf{r})$  は地雷がある位置でのみ大きな値になるスパース性を持つ。よって図 2.8 のフローチャートにあるような手順を踏む。

空間的にまばらな計測を行った後、計測結果を補間し散乱係数sを得る。これをhができるだけスパースになるように繰り返し更新することでsを推定する。

まず複素散乱係数の補間を行う。

$$r_{uv} = ||r_u - r_v|| \tag{2.11}$$

補間のためにそれぞれの  $f_k$  における振幅  $\hat{s_a}(\pmb{r_u},f_k)$  と位相  $\hat{s_p}(\pmb{r_u},f_k)$  を用いて未計測の座標  $s(\pmb{r_u},f_k)$  を計算する。

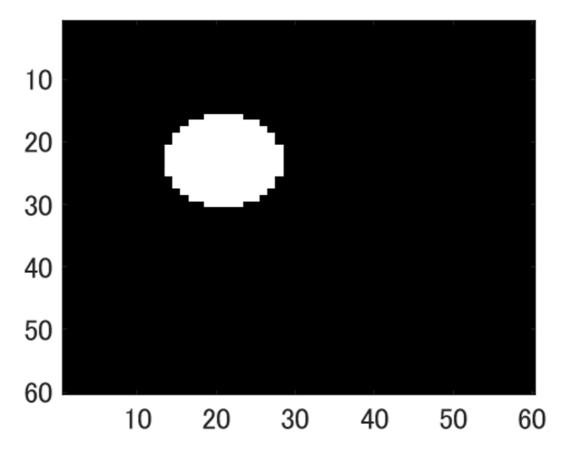


図 2.7: モデルによる計測領域の掃引

$$s(\mathbf{r}_{\mathbf{u}}, f_k) = \hat{s}_a(\mathbf{r}_{\mathbf{u}}, f_k) e^{i\hat{s}_p(\mathbf{r}_{\mathbf{u}}, f_k)}$$
(2.12)

この補間作業を未計測の座標のすべての座標について行い初期値とする。

$$\mathbf{s_0} = \begin{bmatrix} s(\mathbf{r_1}, f_1) & s(\mathbf{r_1}, f_2) & s(\mathbf{r_1}, f_3) & \cdots \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$$
(2.13)

次にhのスパース度を評価するためにhのpノルム(0 の<math>p乗を評価関数g(h)とする。

$$g(\mathbf{h}) = ||\mathbf{h}||_p^p = \sum_l |h(\mathbf{r_{ml}})|^p$$
 (2.14)

評価関数 g の値が小さいほどよりスパース度が高いことを示す。この評価関数が小さくなるように s を更新する。それによって h の値が埋設物付近以外で小さくなる。todo ノルムについても言及しておく。

$$\frac{\partial g}{\partial s(\boldsymbol{r}, f_k)} = \sum_{\boldsymbol{r_{ml}}} \frac{\partial |h(\boldsymbol{r_{ml}})|^p}{\partial s(\boldsymbol{r}, f_k)} = p \sum_{\boldsymbol{r_{ml}}} |h(\boldsymbol{r_{ml}})|^{p-1} \frac{\partial h(\boldsymbol{r_{ml}})}{\partial s(\boldsymbol{r}, f_k)} \frac{h(\boldsymbol{r_{ml}})}{|h(\boldsymbol{r_{ml}})|}$$
(2.15)

$$\frac{\partial}{\partial s(\boldsymbol{r}, f_k)} \frac{\boldsymbol{K}(\boldsymbol{r_{ml}})}{|\boldsymbol{K}(\boldsymbol{r_{ml}})|} = \frac{\frac{\partial \boldsymbol{K}(\boldsymbol{r_{ml}})}{\partial s(\boldsymbol{r}, f_k)} |\boldsymbol{K}(\boldsymbol{r_{ml}})| - \boldsymbol{K}(\boldsymbol{r_{ml}}) \frac{\partial |\boldsymbol{K}(\boldsymbol{r_{ml}})|}{\partial s(\boldsymbol{r}, f_k)}}{|\boldsymbol{K}(\boldsymbol{r_{ml}})|^2}$$
(2.16)

$$\frac{\partial |K(r_{ml})|}{\partial s(r, f_k)} = \frac{\partial}{\partial s(r, f_k)} (K^*(r_{ml})K(r_{ml}))^{\frac{1}{2}} = \frac{\frac{\partial K^*(r_{ml})}{\partial s(r, f_k)}K(r_{ml}) - K^*(r_{ml})\frac{\partial K(r_{ml})}{\partial s(r, f_k)}}{2|K(r_{ml})|}$$
(2.17)

このベクトル h を一様性ベクトルと考える。

まばらな計測結果による散乱係数を $s_0$ とする。これをhができるだけスパース性を満たすように繰り返

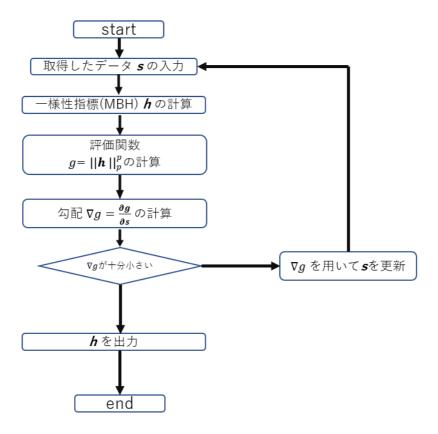


図 2.8: 圧縮センシングのフローチャート

し更新し、実際の密計測データ s を推定する。そこで  $p(0 を用いて評価関数 <math>f(\mathbf{h})$  を次式のように定める。

$$f(\mathbf{h}) = \sum_{l} |h(\mathbf{r_{ml}})|^p \tag{2.18}$$

関数  $f(\mathbf{h(s)})$  の  $\mathbf{s}$  に関する勾配を求め、ステップ幅  $\alpha_t$  を用いて  $\mathbf{s_t}$  を更新する。

$$s_{t+1} = s_t - \alpha_t \nabla_s * f(s_t)$$
 (2.19)

ステップ幅  $\alpha$  は以下のように Armijo の定理を用いて決定される。まず  $\alpha$  を仮定する。

$$\phi_n(\alpha) = g(\mathbf{s_n} + \alpha_{d_n}) \tag{2.20}$$

また現在の  $g(s_t)$  を通る勾配方向の直線と式 (2.20) を比較して、式 (2.21) を満たしたときの  $\alpha$  をそのループでのステップ幅とする。

$$\phi_n(\alpha) \leq g(s_n) + c(\nabla_s g(s_n) d_n + \nabla_{s^*} g(s_n) d_n^*) \alpha_n$$
(2.21)

このようにして1ループごとに $\alpha$ を定め、として評価関数fが十分収束するまでsの更新を行い、最終的に $h(r_m)$ が極大を示す場所 $r_m$ に目標物が埋まっていると考えられる。この手順によってまばらな点数

での計測を可能にしている。

## 第3章

## 提案手法

#### 3.1 従来の手法

地中埋設物、主に地雷の検知のために GPR が用いられている。しかし計測点が多数になり計測時間が膨大になってしまう。todo: ここらへんの記述適当

また、これらの手法のほとんどが散乱の強度を用いたものであった。しかし強度のみの情報では目的の埋設物とその他関係がない埋設物との区別が困難になってしまう。

強度以外の情報を用いた手法として  $[6]\sim[8]$  にあるようにテクスチャなどの高次元な計測情報を特徴量として用いたものが挙げられる。この手法では各計量点において空間、周波数領域における相関を含む特徴量ベクトルを構成する。それらのベクトルは自己組織化マップによって分類される。

また [5] では地中に埋まっている地雷を模した円柱型のプラスチック模型を探知する際に円形のモデルを 仮定して圧縮センシングを行っている。

この手法について紹介したい。まず計測点数を考えるときにスパース性を利用すると少ない点数で済む。 これは測定して得られた信号にゼロ成分が多いという条件付けをすることで計測データを減らせるという圧 縮センシングの考えに基づく。

todo: ここ合ってるん?次に空間座標  $(x_i,y_i)$  から位置ベクトル  ${m r}=(x_i,y_i)$  を定め、 $h({m r_m})$  を円形モデルによる予想値と位置  ${m r_m}$  での計測値との一致度合とする。この時、

$$\boldsymbol{h} = \begin{bmatrix} h(\boldsymbol{r_{m1}}) & h(\boldsymbol{r_{m2}}) & h(\boldsymbol{r_{m3}}) & \cdots \end{bmatrix}^{\mathrm{T}}$$
 (3.1)

このベクトル h を一様性ベクトルと考える。

まばらな計測結果による散乱係数を  $s_0$  とする。これを h ができるだけスパース性を満たすように繰り返し更新し、実際の密計測データ s を推定する。そこで p(0 を用いて評価関数 <math>f(h) を次式のように定める。

$$f(\boldsymbol{h}) = \sum_{l} |h(\boldsymbol{r_{ml}})|^p \tag{3.2}$$

関数 f(h(s)) の s に関する勾配を求め、ステップ幅  $\alpha_t$  を用いて  $s_t$  を更新する。

$$s_{t+1} = s_t - \alpha_t \nabla_s * f(s_t)$$
(3.3)

として評価関数 f が十分収束するまで s の更新を行い、最終的に  $h(r_m)$  が極大を示す場所  $r_m$  に目標物が埋まっていると考えられる。この手順によってまばらな点数での計測を可能にしている。

$$\frac{\partial s(\boldsymbol{r}, f_k)}{\partial s(\boldsymbol{r}, f_k)} = \sum_{\boldsymbol{r_{ml}}} \frac{\partial |h(\boldsymbol{r_{ml}})|^p}{\partial s(\boldsymbol{r}, f_k)} = p \sum_{\boldsymbol{r_{ml}}} |h(\boldsymbol{r_{ml}})|^{p-1} \frac{\partial h(\boldsymbol{r_{ml}})}{\partial s(\boldsymbol{r}, f_k)} \frac{h(\boldsymbol{r_{ml}})}{|h(\boldsymbol{r_{ml}})|}$$
(3.4)

$$z = x + jy (3.5)$$

$$\frac{\partial f}{\partial z} = \frac{1}{2} \left( \frac{\partial f}{\partial x} - j \frac{\partial f}{\partial y} \right) \tag{3.6}$$

$$\frac{\partial f}{\partial z^*} = \frac{1}{2} \left( \frac{\partial f}{\partial x} + j \frac{\partial f}{\partial y} \right) \tag{3.7}$$

$$\left(\frac{\partial f}{\partial z}\right)^* = \frac{\partial f^*}{\partial z^*} \tag{3.8}$$

$$\left(\frac{\partial f}{\partial z^*}\right)^* = \frac{\partial f^*}{\partial z} \tag{3.9}$$

$$df = \frac{\partial f}{\partial z}dz + \frac{\partial f}{\partial z^*}dz^* \tag{3.10}$$

$$dx = \frac{1}{2}(dz + dz^*) \tag{3.11}$$

$$dy = \frac{1}{2i}(dz - dz^*) \tag{3.12}$$

$$df = \frac{\partial f}{\partial x} dx + \frac{\partial f}{\partial y} dy$$

$$= \frac{\partial f}{\partial x} \left( \frac{1}{2} (dz + dz^*) \right) + \frac{\partial f}{\partial y} \left( \frac{1}{2i} (dz - dz^*) \right)$$

$$= \frac{1}{2} \left[ \frac{\partial f}{\partial x} - j \frac{\partial f}{\partial y} \right] dz + \frac{1}{2} \left[ \frac{\partial f}{\partial x} + j \frac{\partial f}{\partial y} \right] dz^*$$
(3.13)

#### 3.2 提案手法 todo: ここ大分書き換える

従来手法のようにパイプ管をモデル化し、それによって圧縮センシングを行うことを提案する。パイプ 管をモデル化する際にまず文献 [5] のように一様とみなせる領域を考える。パイプのような線状の物体は線 方向に一様である。ゆえに線状方向に関しては計測点数を減らすことが可能となる。

それゆえパイプの向きを推定することが必要となる。しかし実際に GPR を用いた時、図 3.1 のようにパイプにぶつかった電磁波はあらゆる方向に散乱し、また図 2.3 のように電界の向きによって散乱波の振幅が大きく異なる。

そのため例えばパイプの向きに垂直に偏波を照射してしまった場合、散乱の大きさによって埋設物を検知する GPR 上ではパイプの存在を検知しにくい。よって向きがわかってないパイプを GPR によって計測する場合、偏波の向きを水平、垂直どちらに対しても行う必要がある。

逆に言えば、偏波を水平、垂直に照射し、散乱波の強さを比較することでパイプの向きがより水平方向あるいは垂直方向か分かる。ゆえにデータ処理の際、ある測定点での散乱波の偏波依存性からパイプの向きが推定でき、その方向への測定点数を減らすことに繋がる。よって圧縮センシングを行う際、偏波の情報を加味することでより測定時間の短縮が期待できると考える。

この時フルポラリメトリを用いてデータ取得を行う。すなわち水平偏波 (H)、垂直偏波 (V) の二通りを送信し、水平、垂直のアンテナで受け取ることにより 4 通りのデータを取得するようにする。これを式で表すと、散乱行列は式 (3.14) のようになる。

$$S = \begin{bmatrix} S_{HH} & S_{HV} \\ S_{VH} & S_{VV} \end{bmatrix}$$
 (3.14)

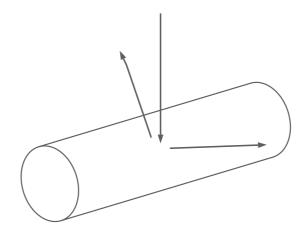


図 3.1: 電波の散乱の様子

この散乱行列を従来手法の散乱係数と置き換え、式 (3.1) をパイプの向きも考慮したものにすることで上記手法を実現する。理論の詳細はこれから整備する。

$$s_{t+1} = s_t - \alpha_t \nabla_{S_{HH}} * g(s_t)$$
(3.15)

$$s_{t+1} = s_t - \alpha_t \nabla_{S_{HV}} * g(s_t)$$
(3.16)

$$s_{t+1} = s_t - \alpha_t \nabla_{S_{VH}} * g(s_t)$$
(3.17)

$$s_{t+1} = s_t - \alpha_t \nabla_{S_{VV}} * g(s_t)$$
(3.18)

$$\frac{\partial \boldsymbol{K}(\boldsymbol{r})}{\partial S_{HH}} = \begin{pmatrix} 1\\0\\0\\\frac{\partial (\frac{g_1}{g_0})}{\partial S_{HH}}\\\frac{\partial (\frac{g_2}{g_0})}{\partial S_{HH}}\\\frac{\partial (\frac{g_3}{g_0})}{\partial S_{HH}}\\\frac{\partial (\frac{g_3}{g_0})}{\partial S_{HH}}\end{pmatrix} \tag{3.19}$$

$$\frac{\partial \boldsymbol{K}(\boldsymbol{r})}{\partial S_{HV}} = \begin{pmatrix} 0\\1\\0\\0\\\frac{\partial (\frac{g_1}{g_0})}{\partial S_{HV}}\\\frac{\partial (\frac{g_2}{g_0})}{\partial S_{HV}}\\\frac{\partial (\frac{g_3}{g_0})}{\partial S_{HV}}\\\frac{\partial (\frac{g_3}{g_0})}{\partial S_{HV}}\end{pmatrix} \tag{3.20}$$

$$\frac{\partial \boldsymbol{K}(\boldsymbol{r})}{\partial S_{VH}} = \begin{pmatrix} 0\\0\\1\\0\\\frac{\partial (\frac{g_1}{g_0})}{\partial S_{VH}}\\\frac{\partial (\frac{g_2}{g_0})}{\partial S_{VH}}\\\frac{\partial (\frac{g_3}{g_0})}{\partial S_{VH}} \end{pmatrix} \tag{3.21}$$

$$\frac{\partial \boldsymbol{K}(\boldsymbol{r})}{\partial S_{VV}} = \begin{pmatrix} 0\\0\\0\\1\\\frac{\partial(\frac{g_1}{g_0})}{\partial S_{VV}}\\\frac{\partial(\frac{g_2}{g_0})}{\partial S_{VV}}\\\frac{\partial(\frac{g_3}{g_0})}{\partial S_{VV}}\\\frac{\partial(\frac{g_3}{g_0})}{\partial S_{VV}} \end{pmatrix}$$
(3.22)

# 第4章

# 実験と

## 参考文献

- [1] M.Sato and M.Takeshita," Estimation of subsurface fracture roughness by polarimetric borehole radar," IEICE Trans. Electron., E83-C,12(2000) 1881-1888
- [2] T.Moriyama, M.Nakamura, Y.Yamaguchi and H.Yamada," Radar polarimety applied to the classification of target buried in the underground: Wideband Interferometric Sensing and Imaging Polarimetry," Vol.3210 of Proc. of SPIE(1997) 182-189
- [3] K.Oyama and A.Hirose, "Phasor Quaternion Neural Networks for Singular Point Compensation in Polarimetric-Interferometric Synthetic Aperture Radar," IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, vol. 57, no. 5, May 2019.
- [4] Y.Kim, and T.Moon, "Human Detection and Activity Classification Based on Micro-Doppler Signatures Using Deep Convolutional Neural Networks," IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 13, no. 1, January 2016.
- [5] R.Imai, Y.Song, R.Natsuaki, and A.Hirose, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, "Model-Based Homogeneity to Extend Compressed Sensing for Ground Penetrating Radar," vol. 60, 2022.
- [6] Y.Nakano and A.Hirose, "Improvement of plastic landmine visualization performance by use of ring-csom and frequency-domain local correlation," IEICE Transactions on Electronics, vol.E92-C, no.1, pp.102-108, 2009.
- [7] Y.Nakano and A.Hirose, "Adaptive identification of landmine class by evaluating the total degree of conformity of ring-SOM," Australian Journal of Intelligent Information Processing Systems, pp.22-28,2010.
- [8] R.Natsuaki and A.Hirose, "Circular property of complex-valued correlation learning in CMRF-based filtering for synthetic aperture radar interferometry," Neurocomputing, vol.134, pp.165-172, 2014.
- [9] D.Kozaki, Shin-ya Matsushita and Li Xu, "Reconstruction of MRI by Using Adaptive Compressive Sensing Algorithm," 計測自動制御学会東北支部, 第 306 回研究集会 December 2016.
- [10] M.Ohzeki,「今日からできるスパースモデリング」, 2015.