

道路政策の質の向上に資する技術研究開発
成果報告レポート
No. 2010-10

研究テーマ

マイクロ波レーダとトモグラフィの融合による複素誘電率定量
イメージングを用いた空洞・鉄筋腐食識別についての技術研究開発

研究代表者：電気通信大学 大学院情報理工学研究科・教授
木寺 正平

共同研究者：富士電機株式会社技術開発本部先端技術研究所
エネルギー技術研究センター センシング技術研究部・主査
工藤 高裕

富士電機株式会社技術開発本部先端技術研究所
エネルギー技術研究センター センシング技術研究部・研究員
仲村 慎吾

令和5年5月

新道路技術会議

目次

| | |
|---|----|
| 研究概要..... | 1 |
| 第1章 背景と目的..... | 3 |
| 1.1 研究背景..... | 3 |
| 1.2 研究目的..... | 3 |
| 第2章 先行研究..... | 4 |
| 2.1 レーダ方式..... | 4 |
| 2.1.1 合成開口処理 (SAR: Synthetic Aperture Radar)..... | 4 |
| 2.1.2 RPM 法..... | 5 |
| 2.2 トモグラフィ方式..... | 7 |
| 2.2.1 順問題の定式化..... | 7 |
| 2.2.2 CSI 法..... | 7 |
| 第3章 課題①..... | 8 |
| 3.1 RPM 法と CSI 法の統合..... | 9 |
| 3.1.2 実験データ較正法..... | 10 |
| 3.2 RPM 法と CSI 法の双方向処理..... | 10 |
| 3.2.1 混合ガウスモデルを用いた ROI 更新法..... | 11 |
| 3.2.2 数値計算に基づく性能評価..... | 12 |
| 実験による性能評価..... | 16 |
| まとめ..... | 21 |
| 多層構造を仮定した CSI 法による高精度レーダ画像化法..... | 24 |
| まとめ..... | 33 |
| 第4章 課題②..... | 34 |
| 実験諸元及び推定モデル..... | 35 |
| 鉄筋応答抑圧法..... | 35 |
| 異常検出法..... | 37 |
| 実験による性能評価..... | 38 |
| 異常検出結果..... | 39 |
| まとめ..... | 44 |
| 第5章 情報収集..... | 44 |
| 第6章 まとめと今後の課題..... | 45 |

研究概要

| 番号 | 研究課題名 | 研究代表者 |
|------------|--|--------------------|
| No.2010-10 | マイクロ波レーダとトモグラフィの融合による複素誘電率定量イメージングを用いた空洞・鉄筋腐食識別についての技術研究開発 | 電気通信大学 教授 木寺 正平 |

マイクロ波による道路内部非破壊定量検査を実現するため、レーダとトモグラフィ及び深層学習の統合法の構築を研究目的として道路内部の空洞・漏水等の異常を識別し、かつ目標の複素誘電率と位置・形状情報を高精度に推定する画像解析法を構築し、道路試供体や実道路を想定した実験データで検証する研究開発。

1. 研究の背景・目的 (研究開始当初の背景・動機、目標等)

マイクロ波による道路非破壊内部計測は、非接触計測を可能とするために迅速かつ大規模な領域のスクリーニング技術として有望である。一方、道路や橋梁等を対象とした、従来のマイクロ波探査であるレーダ方式では、空洞や鉄筋の位置・形状をある程度予測はできるが、複素誘電率の情報を抽出できないため、同レーダ画像から空洞、鉄筋腐食等の物性識別をすることが極めて難しい。このため、複素誘電率分布を高精度に再構成することで、同技術における識別性能が格段に向上すると予測する。上記の問題を解決するため、本課題では、レーダ方式とトモグラフィ方式を機能的に統合する技術基盤を構築し、高精度形状推定(10mm 以内)と複素誘電率推定(相対誤差 20%以内)の両方を実現させる。またレーダデータの深層学習に基づく異常識別法を構築し、マイクロ波による革新的道路内部検査技術を確立する。

2. 研究内容 (研究の方法・項目等)

上記の目的を実現するため、本課題では【①レーダとトモグラフィ統合による複素誘電率分布の画像化】及び【②深層学習による異物識別法の開発】の2課題を並行して実施した。まず①においては、まず対象の関心領域をレーダ画像で絞り込み、同領域内でトモグラフィ法を適用することで、データ数が未知数に対して少ない不良設定性を解消することで誘電率推定精度を改善させる。更にトモグラフィ法での最適化で付随的に得られる結果を用いてレーダ画像の精度を改善することでレーダとトモグラフィの双方向処理を実現し、誘電率と位置・形状を同時に推定する。課題②においては、レーダデータから直接的に床板と舗装間の空洞や漏水を識別するため、効果的な鉄筋応答抑圧法を前処理として、時間周波数変換や深層学習に基づくデータ圧縮及び非線形クラスタリング法を用いることで、道路内部の異常を定量的に評価する。

3. 研究成果 (図表・写真等を活用し分かりやすく記述)

課題①においては、RPM 法に基づくレーダ画像化から CSI 法と呼ばれるトモグラフィ法を適用することで、従来の複素誘電率推定精度を大幅に改善した(図1)。更に実試供体における評価では、CSI 法のコスト関数に基づく初期誘電率評価を入れることで、不良設定性に起因する局所最適化問題を解消することができることを示した(図2)。同結果より、舗装と床板の間の滞水領域の誘電率を誤差 10 %程度で推定し、かつ形状・位置も誤差 20 mm 程度で推定できることを確認した。これは従来のトモグラフィ方式単体では実現しえない精度であり、定量診断等において水か空洞化を色部するには十分な精度である。

課題②においては、伝達関数に基づく鉄筋抑圧法を導入し、床板と舗装間の異常識別法を茨城県新利根川橋の

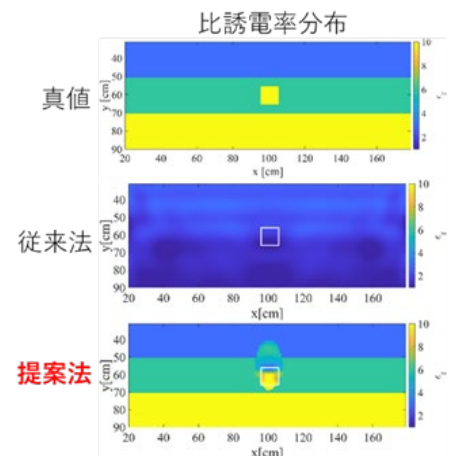


図1：従来法及び提案法（レーダ⇒トモグラフィ）による誘電率・導電率推定結果

道路（下部に遊離石灰箇所あり）に適用することで、道路内部の漏水や亀裂に起因する異常箇所を定量的に評価できることを既存ハードウェアで取得されたデータに対して確認した。これらの結果は全て既存のハードウェアで取得されたデータで実現されており、実応用への迅速な展開が期待される。

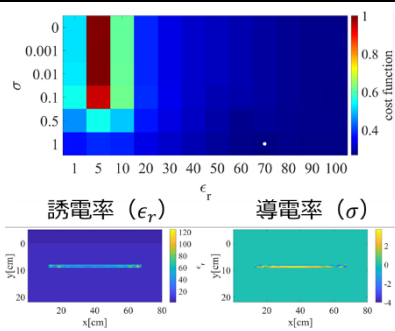


図 2: 誘電率初期値推定の結果(上)
誘電率・導電率推定結果(下)

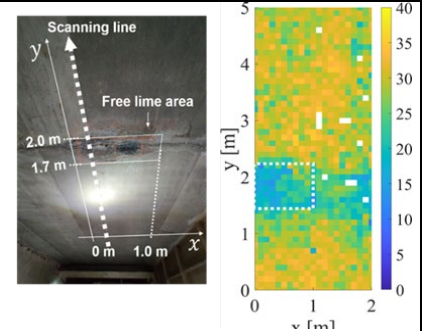


図 3: 新利根川橋の遊離石灰箇所(左) 異常検出結果(右)

4. 主な発表論文（研究代表者はゴシック、研究分担者は下線）

- [1] Yoshihiro Yamauchi and **Shouhei Kidera**, "Contrast Source Inversion for Objects Buried into Multi-layered Media for Subsurface Imaging Applications", IEICE Trans. Electron., Vol. E106.C, 2023.
- [2] Shuto Takahashi, Katsuyuki Suzuki, Takahiro Hanabusa and **Shouhei Kidera** "Microwave Subsurface Imaging Method by Incorporating Radar and Tomographic Approaches", IEEE Trans. on Antennas and Propagation, vol. 70, no. 11, pp. 11009-11023, Nov. 2022
- [3] Takahiro Hanabusa, Takahide Morooka and **Shouhei Kidera**. "Deep Learning Based Calibration in Contrast Source Inversion Based Microwave Subsurface Imaging", IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 19, pp. 1-5, 2022.

5. 今後の展望（研究成果の活用や発展性、今後の課題等）

課題①の成果から、同技術の完成度を高めることで、迅速かつ大規模な領域の道路内部の状況を、マイクロ波を用いて、定性的ではなく定量的（複素誘電率値）に推定する技術として実用化させることが期待される。これにより、現在目視で確認している道路の剥離、遊離石灰箇所のみだけでなく、それらの原因となる内部の滞水、空洞亀裂を空間的な分布として提示することで、道路の質を長期的に保全するためにより効率的かつ高い信頼性でモニタリングする技術を確立することができる。

また課題②で開発する手法は、レーダデータから直接的に異常識別をするため、処理時間を抑えることができ、かつハードウェアの変更を必要としないことから、直ちに現場でも活用できる手法である。また、鉄筋応答抑圧の際に付随的に得られる鉄筋応答を用いて、鉄筋に関する異常識別法も構築することが可能である。このため、課題②については、既を取得されたレーダデータに対して、直ちに適用することが可能であるため、本解析法を実際の点検などで評価することが期待される。また、今後はより確度の高い、定量的な異常識別を実施するため①で提案した複素誘電率推定法を異常個所に適用することが考えられる。

6. 道路政策の質の向上への寄与（研究成果の実務への反映見込み等）

5でも述べる通り、課題②については、既を取得されたレーダデータに対して直ちに適用可能であり、既存のハードウェアで対応可能であるため、迅速な研究成果の実務への反映を期待することができる。課題①については、実用レベルに達するには、課題②による領域の絞り込み、より大規模な領域での解析のための高速化が必要であるが、何れも既存のハードウェアで取得されたレーダデータに対して適用可能であるため、有望であると考え。またより簡易的、実用的な複素誘電率推定として、鉄筋応答の特性に着目した手法を課題①で提案しており、鉄筋が存在する上部のかぶりの誘電率をある程度推定することで、異常領域の概要をとらえることができると考える。この付加的に得られた技術（レーダ画像を用いた誘電率推定）は、大規模な領域であっても分割して処理することができ、またレーダ画像処理に基づくため処理時間を数秒程度にまで短くすることが可能である。これらの手法を適用することで、現在のレーダ画像では得られない内部の誘電率の平均値を定量的に評価することで、内部の空洞・漏水の有無の判断に活用することができる。今後は実際のレーダデータに対して同手法を適用し、その有効性を検証していくことも必要であると考え。

7. ホームページ等（関連ウェブサイト等）

<http://www.ems.cei.uec.ac.jp/>

第1章 背景と目的

1.1 研究背景

日本におけるトンネル総長は、鉄道トンネル：2300km以上、道路トンネル：4100km以上に及び、高速道路などはその数十倍もの長さがある。その大部分は高度成長期に急速に建設が進められ、近年老朽化や地震等によるトンネル天板崩落、橋梁崩壊、道路陥没等の危険性が非常に高まっている。このため、道路等の内部を迅速かつ高い欠陥識別率でスクリーニングできる技術が待望されている。コンクリート内部を検査する従来技術には打音検査や超音波探傷検査がある。打音検査はコンクリート表面を金槌で叩き、発生した音によって異常の有無を判定する。超音波探傷検査はコンクリートに接触させたセンサーから超音波を放射し、その反射波から内部のひび割れや空洞の有無を検査する。しかしいずれの方法も接触計測が必要であり、大規模領域の検査には多大な時間を要し、大規模な領域を隈なく検査することは困難である。またレーザー計測では表面剥離等のみが検出可能であり、コンクリート内深部の空洞、土砂化及び鉄筋腐食等を判別することはできない。

一方、マイクロ波(0.1-10 GHz帯の電磁波)による非破壊検査は、空間減衰が無視できるため、数m離れたところからの非接触計測を可能にし、かつ低周波側(1-3GHz)程度のマイクロ波であれば、コンクリート内部で最大1 m程度の到達深度を実現できるため、送受信モジュールを車両に搭載し、道路やトンネル内部で走行させながら散乱データ取得することで、大規模な領域を短時間で検査することが可能である(図1.1参照)。

従来のマイクロ波探査では、レーダ方式が主流である。同方式では、コンクリート(背景媒質)に対して、空洞や鉄筋、そのほかの異物の複素誘電率が有意に異なることを用いて、対象からの反射波から目標の位置やサイズ等を計測する方法である。同技術は位置・形状をある程度予測はできるが、複素誘電率の情報を抽出できないため、同レーダ画像から空洞、鉄筋腐食等の物性識別をすることが極めて難しい。

一方、コンクリート、空洞・水・鉄筋錆等の各目標は特徴的な複素誘電率値を有することがわかっている(表1.1参照)。このため、複素誘電率分布を高精度に再構成することで、同技術における識別性能が格段に向上すると予測する。複素誘電率イメージングを実現する方法とし

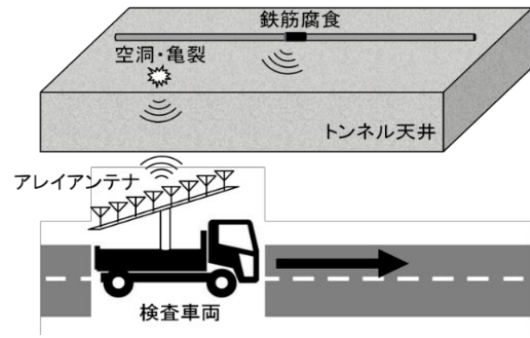


図 1.1 : マイクロ波による非接触・非破壊トンネルモニタリング

| f=1GHz z | 比誘電率 | 導電率 [mS/m] |
|-------------------|-------|---------------|
| 空洞 | 1 | 0 |
| コンクリート | 7-8 | 1-10 |
| 水 | 70-90 | 200-300 |
| 塩錆 ^[1] | 5-6 | 500 |
| 黒錆 ^[1] | 12-13 | 2000 |

表 1.1 : 1GHz における各物質の比誘電率及び導電率

て、Maxwell方程式から導出される領域積分方程式を解くトモグラフィ法がある。しかし、既存のトモグラフィ法では、観測方向が制限される非破壊検査モデル(対象を取り囲む素子配置が不可)において、不良設定性(観測データ数が未知数に比べて非常に少ない)が顕著となり、十分な精度が得られないことがわかっている。

1.2 研究目的

上記の問題を解決するため、本課題では、独自のレーダ方式(RPM: Range Points Migration法)と、最新のトモグラフィ法を有機的に統合する技術基盤を構築する。具体的には、レーダ(RPM)画像から目標(空洞・他の異物)が存在する関心領域(ROI: Region of Interest)をターゲット近傍に絞り込むことで飛躍的に未知数を減らし、かつROI領域も逐次更新させることで、極めて劣悪な逆問題において、高精度形状推定(10mm以内)

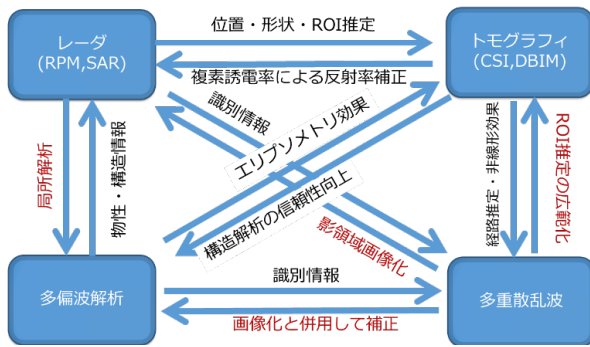


図 1.2：双方向処理による多元的電磁波イメージングの概念図

と複素誘電率推定(相対誤差10%以内)の両方を実現させる。また多偏波データ等の統合により、多元的な画像情報を提示し、埋設物の物性識別精度を飛躍的に高める。

本課題の学術的独自性は、独自のレーダ法(RPM法)とトモグラフィ法を有機的に統合させ、多偏波や多重散乱等の複数のデータを双方向処理することで、単に情報を付加するのみならず、その相乗効果により、各特微量(反射率分布、複素誘電率分布、構造解析)の精度や分解能を極限まで高める点である(図1.2)。

第2章 先行研究

まず、本課題の新規性を議論するため、同分野での本課題に関する先行研究を紹介する。

2.1 レーダ方式

2.1.1 合成開口処理 (SAR: Synthetic Aperture Radar)

合成開口処理は、素子を移動させることで仮想的に開口面積を増大させ、高分解能なレーダ画像を生成する手法である[1]。同手法は時間帯や天候等の測定条件の影響を受けずに画像化が可能であるため、海洋監視や地表面計測等に用いられている。同手法の応用として、2つの離れた素子群により得られた画像に干渉処理を施すことで高分解能な地形推定を実現する干渉SAR (InSAR: Interferometric SAR)[2]や、異なる偏波情報を用いることで観測対象の物理的・電気的特徴を推定する偏波SAR (PolSAR: Polarimetric SAR)などが存在する[3]。本手法は Diffraction Stacking とも呼ばれる。Diffraction Stacking は時間遅れのみを補償した上で信号の合成を行うが、実際には地下媒質により振幅が減衰する。振幅減衰の補償も行う手法として Kirchhoff マイグレーションが提案されている[4,5]。これらの手法は背景媒質が均質である事を仮定している。しかし、実

際の地下構造は多層構造の地層等の不均質な構造を有していることも多く、上記のグリーン関数では埋設物の位置および形状の推定精度が劣化する場合がある。また、多層構造における多重散乱を考慮しておらず、虚像が生成される。同問題に対して、先行研究[7]では多層構造を仮定したグリーン関数を導入した、Piecewise-SAR (PW-SAR) および Wiener filter-based layered SAR (WL-SAR) が提案されている[7]。PW-SAR では文献[8]に基づく層構造を仮定したグリーン関数を用いて DAS を行う。同グリーン関数は各層境界面のフレネル係数を用いることで、多層構造による背景媒質の不連続性を考慮しながら位相を補償する。しかし、同手法は多重散乱や信号減衰が考慮されず、深い深度の画像化や損失性媒質の場合には精度が劣化する。同問題を改善する手法として WL-SAR が提案されている。WL-SAR も PW-SAR と同様に層構造を仮定したグリーン関数を導入しているが、上記の問題を改善するために Wiener-filter に基づくデコンボリューションを用いる。デコンボリューションでは、既知の出力と伝達関数から未知の入力、すなわち反射係数分布を推定する。種々のデコンボリューションの中でも、ノイズ耐性がある手法として Wiener-filter に基づく手法が使用されている[7]。文献[7]では、PW-SAR および WL-SAR を用いた実験が行われている。しかし、どちらの手法も層構造のグリーン関数を生成する際に、事前に各層の厚さや誘電率を与える必要がある。WL-SAR では、デコンボリューションを用いることで多重散乱波の影響を抑えているが、グリーン関数は幾何光学近似を根拠としており、さらに複雑な多層構造においては多重反射により精度が劣化する可能性がある。また、層構造の境界による不要応答の抑圧も問題となる。

以下では代表的なレーダ画像化として SAR による画像化原理を示す。まず、二次元近傍界における合成開口処理の原理について説明する。同手法は、解析対象のピクセルに対して各素子との距離分遅延させた信号を足し合わせることで、解析領域内の信号強度の空間分布を画像化する。素子位置を $L_i = (X_i, Y_i, Z_i)$, ($i = 1, \dots, M$) とする。目標が (x, y, z) に存在する時の目標と素子のユークリッド距離、つまり観測距離を $R(L_i, x, y, z) = \sqrt{(x - X_i)^2 + (y - Y_i)^2 + (z - Z_i)^2}$ とすると、信号強度の空間分布 $I(x, y, z)$ は次式で表される。

$$I(x, y, z) = \sum_{i=1}^N s(\mathbf{L}_i, \hat{R}(\mathbf{L}_i, x, y, z))$$

ただし、 $s(\mathbf{L}_i, \hat{R}(\mathbf{L}_i, x, y, z))$ は素子 \mathbf{L}_i における受信信号であり、 N は素子数である。図 2.1 に合成開口処理による目標境界推定の例を示す。同手法は雑音耐性が高く、複雑な境界面を持つ目標に対しても安定した推定像を得られる。

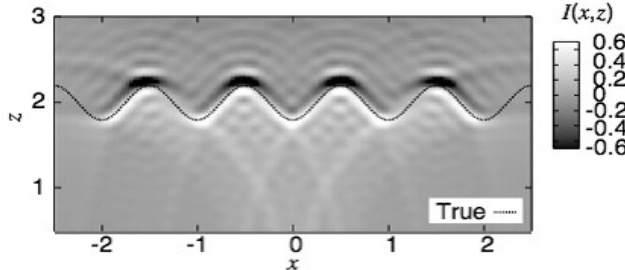
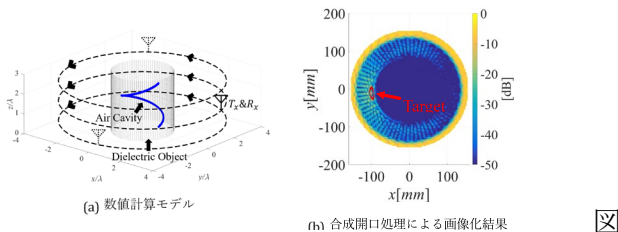


図 2.1: 合成開口処理を施した目標境界推定像

また、外部誘電体の表面形状及び伝搬経路歪みを考慮することで、より高精度に誘電体内部を画像化する方法が提案されている[9]。自由空間と誘電体の間で生じる伝搬経路歪みを、Envelope 法 [10]による外部誘電体境界点及びその法線ベクトルを用いてスネルの法則により補正する。素子位置を \mathbf{L}_i 、観測距離を R_i とし、第一到来波距離点群を $\mathbf{q}_i = (\mathbf{L}_i, R_i)$ とする。 \mathbf{q}_i に対して Envelope 法を適用することで、外部誘電体境界点群 \mathbf{e}_j 及びその法線ベクトルを得る。同法線ベクトルより、 \mathbf{L}_i と \mathbf{e}_j に対応する誘電体内部における屈折角 θ_T を求めることが出来る。 \mathbf{e}_j 及びセル位置 $\mathbf{p}_k = (x_k, y_k, z_k)$ によって定まる角度 $\theta_{j,k}$ と屈折角 θ_T の差が最も小さい誘電体境界推定点を、素子位置 \mathbf{L}_i とセル位置 \mathbf{p}_k に対する入射点 $\mathbf{r}_{i,k}$ とする。上記の手順を全てのセルと素子の組み合わせに対して行う。素子位置 \mathbf{L}_i からセル位置 \mathbf{p}_k に対する伝搬遅延量 $R_{i,k}'$ は次式で求められる。

$$R_{i,k}' = \|\mathbf{r}_{i,k} - \mathbf{L}_i\| + \sqrt{\epsilon_r} \|\mathbf{p}_k - \mathbf{r}_{i,k}\|$$

ここで、 ϵ_r は外部誘電体の比誘電率である。したがって、セル位置 \mathbf{p}_k における電力は次式で求められる。



2.2: 数値計算モデル及び合成開口処理による画像化結果

$$W_k = \sum_{i=1}^N s(\mathbf{L}_i, R_{i,k}') \quad \text{図 2.2 (a) に数値計算モデルを示す。}$$

同手法を適用した場合の内部画像化結果を示す。外部誘電体の比誘電率は 7.0、導電率は 0.001S/m とし、内部に真空の空洞を仮定する。FDTD 法により散乱データを得る。送信信号の中心周波数は 3.0GHz とし、帯域幅は 2.5GHz とする。図 2.2 (b) に同手法を適用した場合の内部画像化結果を示す。同図より、位相不確定性によるグレーティングローブが生じており、内部形状を特定するのが困難であることが確認できる。更に、同手法は空間全体を積分処理するため処理時間が膨大になるという問題を有している。

2.1.2 RPM 法

RPM(Range Point Migration)法 [11]は微分演算や距離点群の連結を不要とする、目標境界を推定するのに特化した手法である。同手法は素子位置を中心、観測距離を半径とする円上に目標境界が存在するという仮定に基づき、複雑な目標境界を高速かつ高精度に推定することが可能である。また、RPM 法の原理を誘電体内部に拡張した拡張 RPM 法が提案されており、高精度かつ安定な画像化が可能であることが示されている[12-14]。本稿では従来の RPM 法及び交点抽出型の拡張 RPM 法の原理を示す。

従来の RPM 法では、素子位置を $\mathbf{L} = (X, Y = 0)$ 、観測距離を R と仮定する。目標境界は中心 $(X, 0)$ で半径 R の円上に存在するため、他の距離点 (X_i, R_i) による円との交点を求め、その角度を $\theta(\mathbf{q}, \mathbf{q}_i)$ とする。但し、 $\mathbf{q} = (X, R)$ 、 $\mathbf{q}_i = (X_i, R_i)$ とする。到来角度 θ は以下のメンバシップ関数 $f(\theta, \mathbf{q}, \mathbf{q}_i)$ で定義される。

$$f(\theta; \mathbf{q}, \mathbf{q}_i) = \exp\left\{-\frac{(\theta - \theta(\mathbf{q}, \mathbf{q}_i))^2}{2\sigma_\theta^2}\right\}$$

但し、 σ_θ は経験的に決定する定数である。同手法は 2 円の中心である素子 \mathbf{X} と \mathbf{X}_i が近づく場合、交点の到来角 $\theta(\mathbf{q}, \mathbf{q}_i)$ が真の到来角 θ_{opt} に近づくという原理に基づく。同原理より、評価関数 $F(\theta, \mathbf{q})$ を次式で定義する。

$$F(\theta; \mathbf{q}) = \left| \sum_{i=1}^{N_R} s(\mathbf{q}_i) f(\theta; \mathbf{q}, \mathbf{q}_i) \exp\left\{-\frac{(X - X_i)^2}{2\sigma_X^2}\right\} \right|$$

但し、 N_R は \mathbf{X}_i における距離点の総数であり、

は経験的に決定する定数である．同式右辺の関数 $\exp\{-(X-X_j)^2/2\sigma_X^2}\}$ は，素子間隔が狭くなるにつれて 2 円の交点の角度が真の到来角度に近づくことを示している．各距離点群 \mathbf{q} に対する到来角度 θ_{opt} を次式で求める．

$$\theta_{\text{opt}} = \arg \max F(\theta, \mathbf{q})$$

式の到来角度 θ_{opt} から各距離点に対する目標境界点を次式で求める．

$$\begin{cases} x = X + R \cos \theta_{\text{opt}} \\ z = R \sin \theta_{\text{opt}} \end{cases}$$

本手法は，距離点群から目標境界上の点群への直接的な写像を可能にする目標境界抽出に特化している．本手法による目標境界推定の例を図 2.3 に示す．同図より，RPM 法は目標境界を高精度に推定していると確認できる．しかし同手法は目標の外部境界を求めることに特化しているため，誘電体内部の境界を求めることはできない．

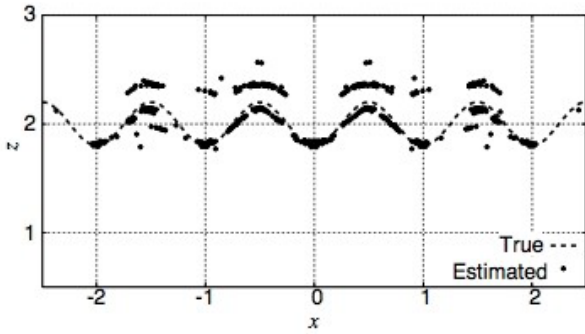


図 2.3: RPM 法による目標境界推定像

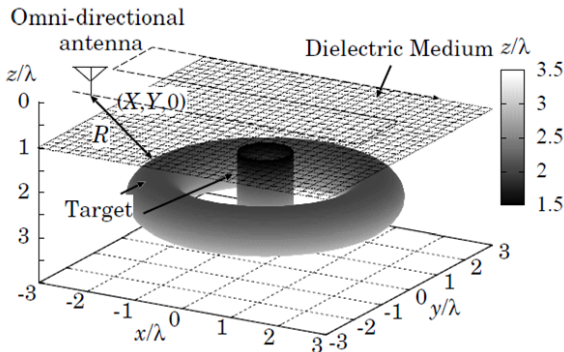


図 2.4: システムモデル

交点抽出型の拡張 RPM 法

図 2.4 のようなシステムモデルを仮定し，素子位置を $\mathbf{L} = (X, Y, 0)$ とする．第一到来波に対応する距離点群 $\mathbf{q}_{S,j} = (X_{S,j}, R_{S,j}) = (\mathbf{L}_{S,j}, R_{S,j})$, ($j = 1, \dots, N_S$) を抽出し，RPM 法を適用することで誘電体境界推定点群 $\mathbf{r}_{S,j}(\mathbf{q}_{S,j}) = (x_{S,j}, y_{S,j}, z_{S,j})$, ($j = 1, \dots, N'_S$) を得

る．また，第一到来波以降の全距離点群を $\mathbf{q}_{M,i} = (X_{M,i}, R_{M,i}) = (\mathbf{L}_{M,i}, R_{M,i})$, ($i = 1, \dots, N_M$) とし， $\mathbf{q}_{M,i}$ に対応する目標境界点は素子基準点 $\mathbf{L}_{M,i}$, $\mathbf{L}_{S,j}$ 及び誘電体境界推定点群 $\mathbf{r}_{S,j}(\mathbf{q}_{S,j})$ の 3 点で決定される平面上にあると仮定する．同平面上でスネルの法則に基づき，内部目標境界点の候補点群を推定する．図 2.5 に内部目標の候補点 $\mathbf{r}_{M,j}(\mathbf{q}_{M,i})$ と誘電体境界点との関係を示す．

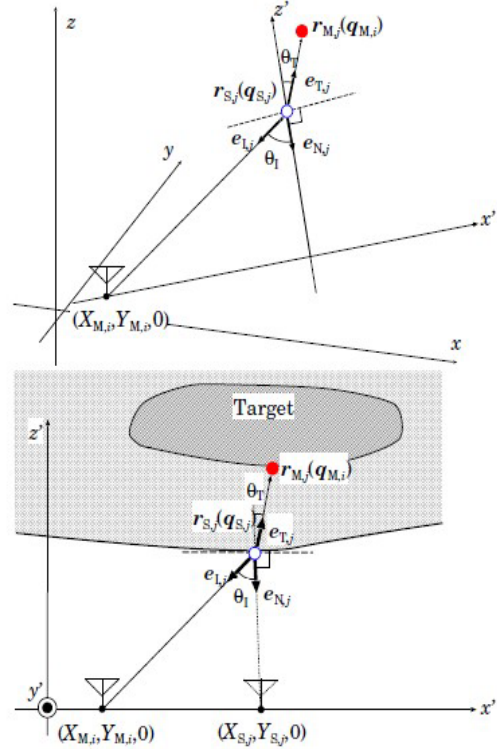


図 2.5: 内部目標の候補点と誘電体境界点との関係 (上: 3 次元表示, 下: 2 次元表示)

本手法は注目する距離点に対し，他の 2 つの距離点で決定される 3 つの到来波面の交点を導出し，同点群の集積度を評価することで画像化を行う．式により得られる距離点 $\mathbf{q}_{M,i}$ に対応する内部目標境界点の候補点群は，素子位置 $\mathbf{L}_{M,i}$ を中心，観測距離 $r_{M,j}$ を半径とする球面上にあると仮定し，同曲面を候補曲面と呼称する．次に他の距離点 $\mathbf{q}_{M,j}$, $\mathbf{q}_{M,k}$ で同様に抽出される候補曲面の交点を次式で求める．

$$\mathbf{r}_{M,j}(\mathbf{q}_{M,i}) = \mathbf{r}_{S,j}(\mathbf{q}_{S,j}) + \frac{(R_{M,i} - R_{1j}(\mathbf{q}_{M,i}))\mathbf{e}_{T,j}}{\sqrt{\epsilon_r}}$$

ここで， $r_{M,i}$ は距離点 $\mathbf{q}_{M,i}$ より描かれる候補曲面上の候補点である．式为非線形最適化問題を解くことにより，交点 $\mathbf{p}^{\text{int}}(\mathbf{q}_{M,i}, \mathbf{q}_{M,j}, \mathbf{q}_{M,k}) = \hat{\mathbf{r}}_{M,i}$ が得られる．得られた交点群の集積度を評価することで，距離点 $\mathbf{q}_{M,i}$ に対する内部目標推定点

を次式で求める。

$$\hat{p}(\mathbf{q}_{M,i}) = \underset{\mathbf{p}^{\text{int}}(\mathbf{q}_{M,i}, \mathbf{q}_{M,j}, \mathbf{q}_{M,m})}{\text{arg max}} \sum_{j,k} g(\mathbf{q}_{M,i}; \mathbf{q}_{M,j}, \mathbf{q}_{M,k}) \\ \times \exp \left\{ - \frac{\| \mathbf{p}^{\text{int}}(\mathbf{q}_{M,i}; \mathbf{q}_{M,j}, \mathbf{q}_{M,k}) - \mathbf{p}^{\text{int}}(\mathbf{q}_{M,i}; \mathbf{q}_{M,i}, \mathbf{q}_{M,m}) \|^2}{\sigma_r^2} \right\}$$

但し、 σ_r は定数であり、 $g(\mathbf{q}_{M,i}; \mathbf{q}_{M,j}, \mathbf{q}_{M,k})$ は素子位置及び観測距離に関する重み付け関数として次式で表される。

$$g(\mathbf{q}_{M,i}; \mathbf{q}_{M,j}, \mathbf{q}_{M,k}) = s(\mathbf{q}_{M,j}) \exp \left\{ - \frac{D(\mathbf{q}_{M,i}, \mathbf{q}_{M,j})^2}{2\sigma_D^2} - \frac{|R_{M,i} - R_j|}{2\sigma_R} \right\} \\ + s(\mathbf{q}_{M,k}) \exp \left\{ - \frac{D(\mathbf{q}_{M,i}, \mathbf{q}_{M,k})^2}{2\sigma_D^2} - \frac{|R_{M,i} - R_k|}{2\sigma_R} \right\}$$

ここで、 $s(\mathbf{q})$ は距離点 \mathbf{q} における振幅、 $D(\mathbf{q}_{M,i}, \mathbf{q}_{M,j})$ は素子間距離、 σ_D 及び σ_R は定数であり、経験的に決定する

2.2 トモグラフィ方式

2.2.1 順問題の定式化

逆散乱解析法(トモグラフィ法)は、目標によって引き起こされた散乱電界を用いて対象の電気的特性を直接的に推定する手法である。ヘルムホルツ方程式から導かれる領域積分方程式の逆問題を解くことで対象領域内の複素誘電率分布を再構成することが同手法の原理である。同手法は複素誘電率を直接推定できる一方、データ数は未知数よりも極めて少なく、多重散乱波を考慮しなければならぬため、不良設定問題かつ非線形問題となる。本節では領域積分方程式の導出を行い、その後代表的なトモグラフィ方式の画像化法である CSI 法について述べる。

まず、電磁界を記述する Maxwell 方程式より、自由空間かつ電荷や電流が存在しない場合の同次ヘルムホルツ方程式は次式となる。

$$(\nabla^2 + k_0^2) E(\mathbf{r}) = 0$$

但し、 $k_0 = \omega \sqrt{\epsilon_0 \mu_0}$ は波数であり、 ϵ_0, μ_0 は真空の誘電率、透磁率である。 \mathbf{r} は位置ベクトルであり、 $E(\mathbf{r})$ は全電界 (Total Field) である。自由空間では散乱体が存在しないため、全電界 $E(\mathbf{r})$ は入射電界 (Incident Field) $E^i(\mathbf{r})$ と等しくなり、次式で表すことができる。

$$(\nabla^2 + k_0^2) E(\mathbf{r}) = 0$$

式(3.12)において、電荷や電流が存在せず、波数 $k(\mathbf{r})$ の散乱体が存在する場合の同次ヘルムホルツ方程式は次式となる。

$$(\nabla^2 + k(\mathbf{r})^2) E(\mathbf{r}) = 0$$

但し、 $k(\mathbf{r}) = \omega \sqrt{\epsilon(\mathbf{r}) \mu(\mathbf{r})}$ であり、 $\epsilon(\mathbf{r}), \mu(\mathbf{r})$

は散乱体中の誘電率、透磁率である。ここで、コントラスト関数 $\chi(\mathbf{r}) \equiv (k^2(\mathbf{r}) - k_0^2)/k_0^2$ を用いると、式 (3.14) は以下のように変形できる。

$$(\nabla^2 + k_0^2) E^t(\mathbf{r}) = -k_0^2 \chi(\mathbf{r}) E^t(\mathbf{r})$$

散乱電界 (Scattered Field) を $E^s(\mathbf{r}) \equiv E(\mathbf{r}) - E^i(\mathbf{r})$ と定義すると、散乱電界 $E^s(\mathbf{r})$ でのヘルムホルツ方程式は以下のように表さ

$(\nabla^2 + k_0^2) G(\mathbf{r}, \mathbf{r}') = -\delta(\mathbf{r} - \mathbf{r}')$ を用いると、以下の領域積分方程式で表される。

$$(\nabla^2 + k_0^2) \{ E^t(\mathbf{r}) - E^i(\mathbf{r}) \} = -k_0^2 \chi(\mathbf{r}) E^t(\mathbf{r}) \\ (\nabla^2 + k_0^2) E^s(\mathbf{r}) = -k_0^2 \chi(\mathbf{r}) E^t(\mathbf{r})$$

次に、式を直接解くことは難しいため、以下の式で表されるグリーン関数を用いる。

$$= k_0^2 \int_{\Omega} G(\mathbf{r}, \mathbf{r}') \chi(\mathbf{r}') E^t(\mathbf{r}') d\mathbf{r}'$$

ここで、積分領域 Ω は散乱体が存在する領域である。自由空間におけるグリーン関数は式や境界条件から解析的に求めることが可能であり、次式で表される。

$$G(\mathbf{r}, \mathbf{r}') = \frac{-j}{4} H_0^{(2)}(k_0 \|\mathbf{r} - \mathbf{r}'\|)$$

但し、 $H_0^{(2)}$ は第 2 種ハンケル関数である。散乱電界とそれを表す積分方程式は、自由空間 k_0 と散乱体 $k(\mathbf{r})$ で得られる観測位置での電界の差分である。ここで、透磁率が等しく誘電率が異なる 2 媒質を考え、それぞれ波数を $k_b = \omega \sqrt{\epsilon_b \mu_b}$ 、 $k(\mathbf{r}) = \omega \sqrt{\epsilon(\mathbf{r}) \mu_b}$ とする。波数 k_b の空間を背景媒質と呼称し、背景媒質と散乱体の間の散乱電界は次式の積分方程式で表すことができる。

$$E^s(\mathbf{r}) = E^t(\mathbf{r}) - E^i(\mathbf{r}) \\ = k_b^2 \int_{\Omega} G_b(\mathbf{r}, \mathbf{r}') \chi(\mathbf{r}') E^t(\mathbf{r}') d\mathbf{r}'$$

ここで、 $G_b(\mathbf{r}, \mathbf{r}')$ は背景媒質におけるグリーン関数を表す。逆散乱問題は領域積分方程式が成り立つように逆問題を解いて、目標の複素誘電率分布 $\chi(\mathbf{r}) \equiv (k^2(\mathbf{r}) - k_0^2)/k_0^2 = (\epsilon(\mathbf{r}) - \epsilon_b(\mathbf{r}))/\epsilon_b(\mathbf{r})$ を推定する手法である。

2.2.2 CSI 法

CSI (Contrast Source Inversion) 法は、データ方程式と状態方程式と呼ばれる 2 つの領域積分方程式により求めたコスト関数を最小化することにより、目標の複素誘電率分布を推定する

手法である．同手法は順問題を必要としないため計算コストが低いという特徴を持つ[15-20]．2次元の TM (Transverse Magnetic) 偏波の場合，送信素子位置 \mathbf{r}_t ，受信素子位置 \mathbf{r}_r において観測される散乱電界 $E^s(\omega; \mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r)$ は次式で与えられる．

$$\begin{aligned} E^s(\omega; \mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r) &\equiv E^t(\omega; \mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r) - E^i(\omega; \mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r) \\ &= k_b^2 \int_{\Omega_D} G^b(\omega; \mathbf{r}_t, \mathbf{r}') E^t(\omega; \mathbf{r}_t, \mathbf{r}') \chi(\omega; \mathbf{r}') d\mathbf{r}' \end{aligned}$$

ROI 領域内の任意の点 $\mathbf{r} \in \Omega_D$ において次式が成り立つ．

$$E^t(\omega; \mathbf{r}_t, \mathbf{r}) = E^i(\omega; \mathbf{r}_t, \mathbf{r}) + k_b^2 \int_{\Omega_D} G^b(\omega; \mathbf{r}_t, \mathbf{r}') E^t(\omega; \mathbf{r}_t, \mathbf{r}') \chi(\omega; \mathbf{r}') d\mathbf{r}' \quad (1)$$

簡単のため，以下のように書き直す．

$$\begin{aligned} f_{j,k} &= K_j^S \chi_j u_{j,k} \\ u_{j,k}^{\text{inc}} &= u_{j,k} - K_j^D \chi_j u_{j,k} \end{aligned}$$

ここで， j は周波数のインデックス， k は送信素子のインデックスとする．コントラストソース $w_{j,k} \equiv \chi_j u_{j,k}$ を用いて，次式のように変形する．

$$\begin{aligned} f_{j,k} &= K_j^S w_{j,k} \\ \chi_j u_{j,k}^{\text{inc}} &= w_{j,k} - K_j^D w_{j,k} \end{aligned}$$

CSI 法では全電界 $u_{j,k}$ を直接推定せず，コントラストソース $w_{j,k}$ を求めた後に全電界 $u_{j,k}$ を計算する． n 回目の反復におけるデータ方程式及び状態方程式の誤差をそれぞれ次式で定義する．

$$\begin{aligned} \rho_{j,k,n} &= f_{j,k} - K_j^S w_{j,k,n} \\ r_{j,k,n} &= \chi_{j,n} u_{j,k}^{\text{inc}} - w_{j,k,n} + \chi_{j,n} K_j^D w_{j,k,n} \end{aligned}$$

上式より，コスト関数を次式で定義する．

$$\begin{aligned} F(w_{j,k,n}, \chi_{j,n}) &\equiv F^S(w_{j,k,n}) + F^D(w_{j,k,n}, \chi_{j,n}) \\ F^S(w_{j,k,n}) &\equiv \frac{1}{J} \sum_j \frac{\sum_k \|\rho_{j,k,n}\|_{\Omega_S}^2}{\sum_k \|f_{j,k}\|_{\Omega_S}^2} \\ F^D(w_{j,k,n}, \chi_{j,n}) &\equiv \frac{1}{J} \sum_j \frac{\sum_k \|r_{j,k,n}\|_{\Omega_D}^2}{\sum_k \|\chi_{j,n} u_{j,k}^{\text{inc}}\|_{\Omega_D}^2} \end{aligned}$$

ここで， J は周波数点の総数， Ω_S は観測領域であり， $\|*\|_{\Omega_S, \Omega_D}$ は Ω_S, Ω_D 上の L_2 ノルムである．CSI 法の手順は，まず適当な初期値 $\chi_{j, n=0}$ ， $u_{j, k, n=0}$ を与える．次にコントラストソース $w_{j,k}$ を共役勾配方向に更新する．同コントラストソースを用いて全電界 $u_{j,k}$ を更新する．最後にコントラスト χ_j をコントラストソースと同様に共役勾配法で求める．上記手順をコスト関数が

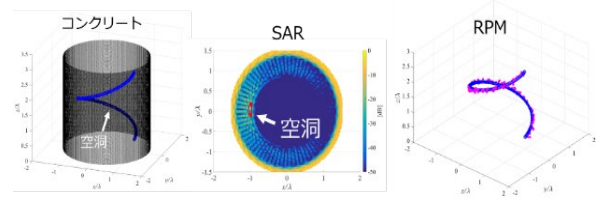


図 3.1：左：真値，中央：SA 法，右：RPM 法

収束するまで再帰的に行い，最終的な複素誘電率分布を得る．

また，目標の誘電率分布を平滑化しエッジの強調を行う為，コスト関数に正則化項を導入した MR (Multiplicative Regularized)-CSI が提案されている．MR-CSI ではコスト関数を次式で定義する．

$$\begin{aligned} F^{\text{MR}}(w_{j,k,n}, \chi_{j,n}) &= F(w_{j,k,n}, \chi_{j,n}) F_n^{\text{TV}}(\chi_{1,n}) \\ F_n^{\text{TV}}(\chi_{1,n}) &= \frac{1}{V} \int_{\Omega_D} \frac{|\nabla \chi_{1,n}(\mathbf{r})|^2 + \delta_{n-1}^2}{|\nabla \chi_{1,n-1}(\mathbf{r})|^2 + \delta_{n-1}^2} d\mathbf{r} \end{aligned}$$

ここで， $V = \int_{\Omega_D} d\mathbf{r}$ であり， δ_n^2 を次式で定義する．

$$\delta_n^2 = F^D(w_{j,k,n}, \chi_{j,n}) \tilde{\Delta}^2$$

但し， $\tilde{\Delta}^{-2}$ はメッシュの面積の逆数である．正則化項 $F_n^{\text{TV}}(\chi_{1,n})$ は重み付き L_2 全変動 (TV: Total Variation) 項と呼ばれ，コントラスト $\chi_{1,n}$ の TV を小さくすることでエッジを強調する効果がある． $F(w_{j,k,n}, \chi_{j,n})$ が反復とともに小さくなるため，反復回数が増加するほど正則化項 $F_n^{\text{TV}}(\chi_{1,n})$ の影響が小さくなる．また $F_n^{\text{TV}}(\chi_{1,n})$ は収束すると 1 になるため，コントラストの TV が十分に小さくなるとデータ方程式と状態方程式の誤差を小さくするように解が更新される． δ_n は正則化項を微分可能にし，かつ最初の数回の反復では正則化項の影響を抑えるために導入されている．上記のようにコスト関数を定義することで，MR-CSI ではこれまで手動で設定する必要のあった正則化係数を，アルゴリズム内で自動で決定することを実現している．

第 3 章 課題①

本章では，課題①【レーダとトモグラフィ統合による複素誘電率分布の画像化法】について述べる．

先述の通り，レーダ方式とトモグラフィ方式は，でほぼ独立に研究が発展してきた．従来のレーダ方式は，合成開口(SA)処理等のコヒーレント積分に基づく手法が主流であるが，位相不確定性による虚像や分解能・精度の制限などがあり，本課題で想定する応用で要求される性能

を実現することは困難である．一方，申請者が提唱している新たなレーダ画像化法(RPM法)は，波長限界を超える精度・分解能を実現させ，様々な観測モデル・応用でSA処理を上回る性能を実現させることを実証している(図3.1)．またトモグラフィ方式においては，非線形かつ不良設定最適化問題を解く必要があるため，従来法(CSI(Contrast Source Inversion)法等)では，特に観測方向が限られる道路・トンネル等での非破壊検査モデルにおいて，大規模な領域(特に3次元問題)を高分解能に画像化することは極めて難しいという課題があった．

3.1 RPM 法と CSI 法の統合

上記問題を解決するため，まずRPM法に基づくROI制約及び最適化法について述べる．

先行研究では，レーダ方式の一種である RPM 法で得られる目標の推定形状を CSI 法における ROI 情報として導入することで，複素誘電率再構成精度を向上させる方法が提案されている．まず，RPM 法により目標の散乱点群 p_i を得る．散乱点 p_i の周辺領域を目標領域 $\Omega_{tarD,i}$ と定義し， $\Omega_{tarD,i}(i=1,\dots,N_{rpm})$ の和集合を Ω_{objD} と定義する．但し， N_{rpm} は RPM 法による推定数の総数である．次に，CSI におけるコスト関数における積分領域を Ω_D から Ω_{objD} へと変更する．これにより CSI において推定する未知数の総数を削減することが可能となり，再構成精度の向上及び計算時間の短縮が期待できる．

更に，CSI の各反復においても ROI を更新する．まず，RPM 法によって決定した ROI Ω_{objD} を，ROI 内のセルの距離を用いて N^{obj} 個の領域 $\Omega_{objD,i}(i=1,\dots,N^{obj})$ にクラスタリングする．次に，CSI におけるコントラストソース及びコントラストの更新後に，次式を満たす閾値 $\alpha_i \in [0,1]$ を求める．

$$\hat{\alpha}_i = \arg \min_{\alpha_i} \{F(w_{j,k}^R(\mathbf{r}, \alpha_i), \chi_j^R(\mathbf{r}, \alpha_i))\}$$

$$\chi_j^R(\mathbf{r}, \alpha_i) = \begin{cases} 0 & \left(\frac{|\chi_j(\mathbf{r})|}{\max|\chi_j(\mathbf{r})|} \leq \alpha_i\right) \\ \chi_j(\mathbf{r}) & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

$$w_{j,k}^R(\mathbf{r}, \alpha_i) = \begin{cases} 0 & \left(\frac{|\chi_j(\mathbf{r})|}{\max|\chi_j(\mathbf{r})|} \leq \alpha_i\right) \\ w_{j,k}(\mathbf{r}) & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

$\chi_j^R(\mathbf{r}, \hat{\alpha}_i) = 0$ となる \mathbf{r} の領域を ROI $\Omega_{objD,i}$ から除外し， $\chi_j(\mathbf{r}) = \chi_j^R(\mathbf{r}, \hat{\alpha}_i)$, $w_{j,k}(\mathbf{r}) = w_{j,k}^R(\mathbf{r}, \hat{\alpha}_i)$ とする．これを各 ROI $\Omega_{objD,i}(i=1,\dots,N^{obj})$ について行う．以降，同手法を CSI-RU(CSI with ROI Update) と呼ぶ．

図 3.2 に RPM 法による散乱点及び推定された ROI を示す．ROI を制限しない場合の CSI 法の未知数の数及び同図のように制限した場合の未知数の数は，それぞれ 40240, 371 であり 92.2%の未知数の削減を実現する．同図の ROI を用いて CSI 法を行い，推定された各目標の比誘電率を図 3.3 に示す．また，表 3.1 に CSI, MR-CSI, CSI-RU, MR-CSI-RU の 4 手法における各目標の推定比誘電率及び導電率を示す．図 3.3 より CSI と CSI-RU の結果を比較すると，ROI 更新手法を導入することにより目標形状及び誘電率分布の再構成精度が向上していることが確認できる．一方同図の再構成結果より，ROI が殆ど更新されていない目標(#2, #5)も存在することが確認できる．

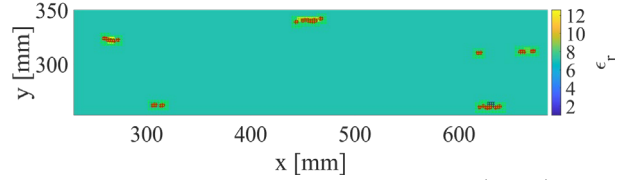
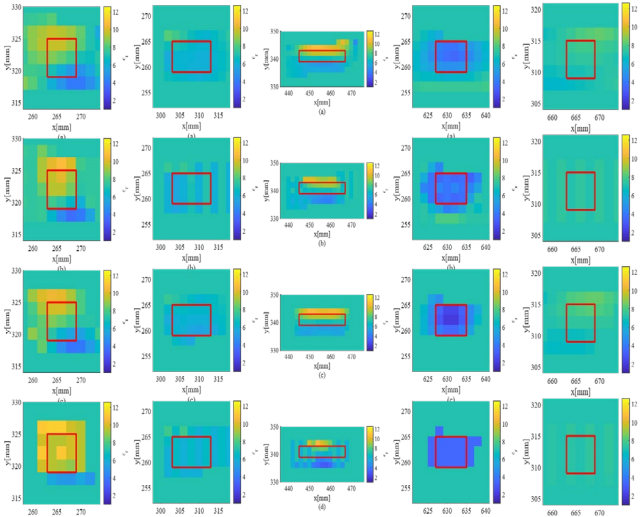


図 3.2: RPM 法による散乱中心点(赤点)及び事前推定された ROI(緑点)

| | Original | CSI | MR-CSI | CSI-RU | MR-CSI-RU |
|----|---------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| #1 | (12.58, 1.31) | (7.90, 0.38) | (8.60, 0.51) | (8.01, 0.48) | (9.63, 0.48) |
| #2 | (5.33, 0.29) | (6.19, 0.10) | (6.30, 0.09) | (6.06, 0.15) | (6.36, 0.14) |
| #3 | (11.28, 1.14) | (7.96, 0.51) | (7.50, 0.50) | (7.98, 0.53) | (6.78, 0.53) |
| #4 | (1, 0) | (4.22, 0.12) | (3.79, 0.00) | (3.03, 0.08) | (3.49, 0.07) |
| #5 | (7.35, 0.15) | (7.35, 0.15) | (7.22, 0.18) | (7.48, 0.16) | (7.27, 0.22) |

表 3.1: 各目標の推定比誘電率及び導電率 (ϵ_r, σ)



(a) 黒錆 (#1) (b) 塩錆 (#2) (c) 水和型黒錆(#3)
(d) 空洞 (#4) (e) 赤錆 (#5)

図 3.3: 比誘電率分布再構成結果 (赤線: 真の目標境界, 色: 比誘電率)

1 行目: CSI, 2 行目: MR-CSI, 3 行目: CSI-RU,
4 行目: MR-CSI-RU

3.1.2 実験データ較正法

CSI 法を実験モデルに対して適用する場合, 観測できるのは $E(\omega; \mathbf{r}_t, \mathbf{r})$, $E(\omega; \mathbf{r}_t, \mathbf{r})$, ($\mathbf{r} \in \Omega_S$) である. 一方, $E(\omega; \mathbf{r}_t, \mathbf{r})$, ($\mathbf{r} \in \Omega_D$) や $G^b(\omega; \mathbf{r}_t, \mathbf{r})$, $G^b(\omega; \mathbf{r}, \mathbf{r}')$, ($\mathbf{r}, \mathbf{r}' \in \Omega_D$) はアンテナ特性やケーブル損失等の実験環境を考慮して決定しなければならないため, 一般に実験より取得するのは難しい. 先行研究では, 散乱電界を実験データから FDTD データへと較正する手法が検討されており, 本節では伝達関数及び DNN (Deep Neural Network) を用いた変換方法について述べる.

伝達関数における補正係数の導出

較正目標において実験で得られた散乱電界 E_{exp}^s と FDTD (Finite Difference Time Domain) 法によって得られた散乱電界 E_{sim}^s との比を複素補正係数として用意する. 目標を含まない背景媒質における受信信号を入射電界 $E_{\text{exp}}^i(\omega)$ とする. また誘電率分布が既知の目標における受信信号を全電界 $E_{\text{exp}}^t(\omega)$ とし, 散乱電界を $E_{\text{exp}}^s(\omega) \equiv E_{\text{exp}}^t(\omega) - E_{\text{exp}}^i(\omega)$ で定義する. 一方, 実験と同じ状況を仮定した FDTD 法により得られる入射電界及び全電界をそれぞれ, $E_{\text{sim}}^i(\omega)$, $E_{\text{sim}}^t(\omega)$ とし, $E_{\text{sim}}^s(\omega) \equiv E_{\text{sim}}^t(\omega) - E_{\text{sim}}^i(\omega)$ と定義する. 補正係数 $\zeta(\omega)$ を以下で定義する.

$$\zeta(\omega) \equiv \frac{\sum_{k=1}^M E_{\text{exp}}^s(\omega)}{\sum_{k=1}^M E_{\text{sim}}^s(\omega)}$$

ここで M は送信素子の総数を表す. 同補正係数にはアンテナ, ケーブル, 送受信機特性及び周囲環境の情報が含まれている. また, FDTD 法でのデータ生成には, アンテナや周囲環境等の情報を含めない理想的な条件で生成することが許容される. 同補正係数を未知の目標に対する受信信号に適用することで実験データを FDTD データに変換し, CSI 法を行う.

3.2 RPM 法と CSI 法の双方向処理

本章では本論文の提案手法である, RPM 法による ROI 選択基準とコスト関数の収束速度に着目した ROI 更新法について述べる.

図 3.4 にシステムモデルを示す. 2次元問題を仮定する. 背景媒質は非分散・損失性媒質とし, 目標は分散性媒質とする. 無指向性送受信素子を複数配置し, 多点送信多点受信モデルを仮定する. 観測領域を Ω_S , 目標が存在する領域 (ROI) を Ω_D と定義する.

提案法の原理

ガウスカネル関数を用いた ROI 更新法

本節では RPM 法によって推定された散乱点群をガウスカネル関数により連続強度画像に変換し, ROI を事前推定する手法について説明する. 本手法では RPM 法の推定点と評価値に着目し, 次式により 2次元ガウスカネル関数 $I^{\text{rpm}}(\mathbf{r} | \sigma_{\text{rpm}})$ を生成する.

$$I^{\text{rpm}}(\mathbf{r} | \sigma_{\text{rpm}}) = \sum_{i=1}^{N^{\text{rpm}}} f^{\text{rpm}}(\hat{\mathbf{p}}(\mathbf{q}_{M,i})) \exp\left\{-\frac{\|\mathbf{r} - \hat{\mathbf{p}}(\mathbf{q}_{M,i})\|^2}{2\sigma_{\text{rpm}}^2}\right\}$$

但し, N^{rpm} 及び σ_{rpm} はそれぞれ RPM 法の推定点群の総数及び 2次元ガウスカネル関数の標準偏差を表す. 但し, $f^{\text{rpm}}(\hat{\mathbf{p}}(\mathbf{q}_{M,i}))$ は各推定点 $\hat{\mathbf{p}}(\mathbf{q}_{M,i})$ に対する評価値を表す. ガウスカネル関数 $I^{\text{rpm}}(\mathbf{r} | \sigma_{\text{rpm}})$ を用いて RPM 法の推定点群から, 連続強度画像に変換する例を図 3.5 に示す. 連続強度画像 $I^{\text{rpm}}(\mathbf{r})$ に対して, 設定閾値 α を上回る領域を事前推定された ROI として選択する. 同 ROI は次式で表される.

$$\Omega^{\text{rpm}}(\mathbf{r}; \alpha) = \{\mathbf{r} | I^{\text{rpm}}(\mathbf{r}) \geq \alpha \max I^{\text{rpm}}(\mathbf{r})\}$$

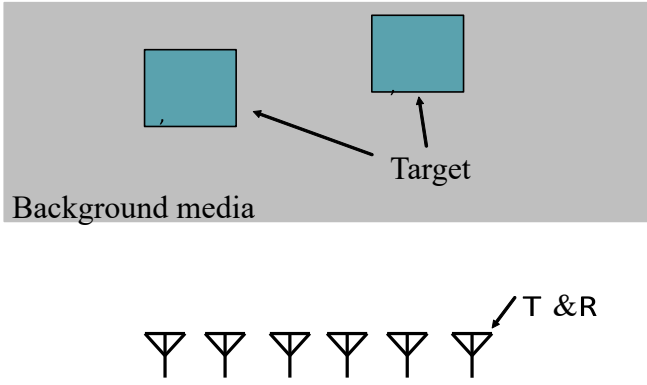


図 3.4: システムモデル

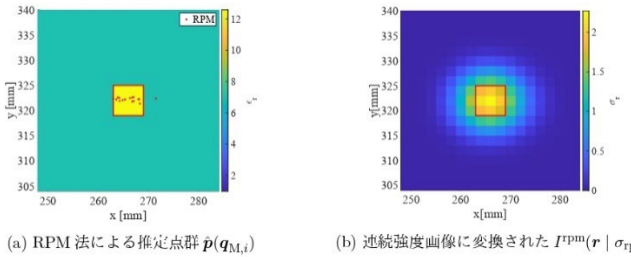


図 3.5: RPM 法の推定点群から、連続強度画像への変換例
但し、

$$\hat{F}^S(w_{j,k,n}; \hat{\Omega}^{\text{rpm}}(\mathbf{r}; \alpha)) \equiv \frac{1}{J} \sum_j \frac{\sum_k \|f_{j,k} - K_j^{\text{rpm}} w_{j,k,n}\|_{\Omega_S}^2}{\sum_k \|f_{j,k}\|_{\Omega_S}^2}$$

$$\hat{F}^D(w_{j,k,n}, \chi_{j,n}; \hat{\Omega}^{\text{rpm}}(\mathbf{r}; \alpha)) \equiv \frac{1}{2} \sum_k \|\chi_{j,n} u_{j,k}^{\text{inc}} - w_{j,k,n} + \chi_{j,n} K_j^D w_{j,k,n}\|_{\Omega}^2$$

である。ここで、 $K_j^{\text{rpm}} w_{j,k,n} = k_b^2 \int_{\Omega^{\text{rpm}}} G^b(\omega; \mathbf{r}_t, \mathbf{r}') E^t(\omega; \mathbf{r}_t, \mathbf{r}') \chi(\mathbf{r}')$ であり、コスト関数 \hat{F}^S, \hat{F}^D は、CSI 法の反復における初期段階で評価を行う。これは真の ROI が与えられる場合に、CSI 法におけるコスト関数の収束が早いという先験的情報に基づく。同推論より、コスト関数 \hat{F}^S, \hat{F}^D の残差が最小となる ROI は、真の ROI に近いとされるため、最適化された閾値 $\hat{\alpha}$ が求まる。最後に ROI $\Omega^{\text{rpm}}(\mathbf{r}; \hat{\alpha})$ を用いて再度 CSI を適用し、目標の複素誘電率分布を得る。

3.2.1 混合ガウスモデルを用いた ROI 更新法

前節で述べた提案手法はガウスクアーネル関数を用いており、連続強度画像が同心円状に広がってしまう。そのため細長い形状や複雑な形状に対応出来ないという問題を有している。そこで、本節ではガウスクアーネル関数の代わりに混合ガウスモデル (GMM: Gaussian Mixture Model) と EM (Expectation-Maximization) アルゴリズムを用いる手法について説明する。混合ガウスモデルとは、データのクラスタリン

グ手法の 1 つであり、データを複数の多変量正規分布を用いて表したモデルである。本手法では、次式で表される混合ガウスモデル $F^{\text{rpm}}(\mathbf{r} | \pi_k, \mu_k, \Sigma_k)$ を使用する。

$$F^{\text{rpm}}(\mathbf{r} | \pi_k, \mu_k, \Sigma_k) = \sum_{k=1}^N \pi_k \mathcal{N}(\mathbf{r} | \mu_k, \Sigma_k) = \sum_{k=1}^N \frac{\pi_k}{\sqrt{(2\pi)^m |\Sigma_k|}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\mathbf{r} - \mu_k)^T \Sigma_k^{-1} (\mathbf{r} - \mu_k)\right\}$$

但し、 N はクラスタの総数であり、パラメータ π_k, μ_k, Σ_k はそれぞれクラスタ毎の混合比率、平均、共分散行列である。 π_k, μ_k, Σ_k の最適化は最尤推定と等価であり、EM アルゴリズムにより求められる。EM アルゴリズムは以下の E ステップ及び M ステップを再帰的に計算することで最尤推定値を求める。

E ステップ: 負担率 $\gamma(z_{j,k})$ を次式により求める。

$$\gamma(z_{j,k}) = \frac{\pi_k \mathcal{N}(\mathbf{r} | \mu_k, \Sigma_k)}{\sum_{j=1}^N \pi_j \mathcal{N}(\mathbf{r} | \mu_j, \Sigma_j)}$$

M ステップ: 負担率 $\gamma(z_{j,k})$ を用いてパラメータ π_k, μ_k, Σ_k の最尤解を次式で求める。

$$\pi_k = \frac{N_k}{N}$$

$$\mu^k = \frac{1}{N_k} \sum \gamma(z_{j,k}) \mathbf{r}_j$$

上記により最適化されたパラメータ $\hat{\pi}_k, \hat{\mu}_k, \hat{\Sigma}_k$ によって混合ガウスモデル $F^{\text{rpm}}(\mathbf{r} | \hat{\pi}_k, \hat{\mu}_k, \hat{\Sigma}_k)$ を得る。図 3.6 に、ガウスクアーネル及び GMM を用いて作成した連続強度画像を示す。

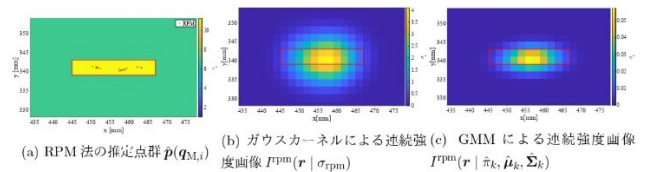


図 3.6: 作成された連続強度画像

同図より、ガウスクアーネルを用いて作成した連続強度画像は球状に分布しているが、GMM を用いて作成した画像は楕円状に広がることが分かる。楕円状に広がることによって、より真の ROI に適した形に最適化が行われるため、再構成精度の改善が期待出来る。提案法による処理手順のフローチャートを図 3.7 に示す。

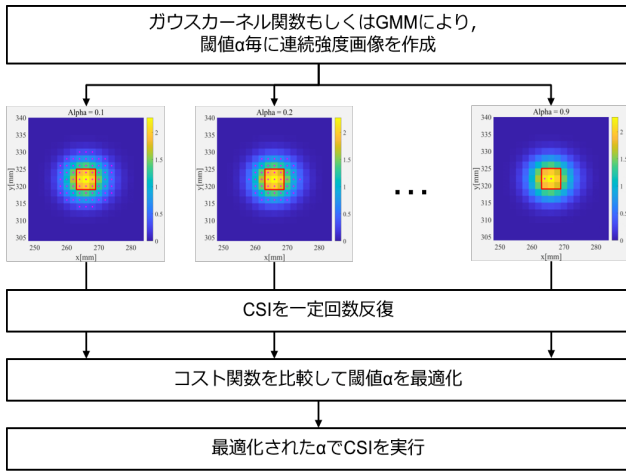


図 3.7: 提案法の処理手順のフローチャート

表 3.1: 各目標の比誘電率, 導電率及び大きさ
数値計算モデル

| | 比誘電率 ϵ_r | 導電率 [S/m] | サイ ズ [mm] |
|--|----------------------|--------------|-----------------|
| Background medium: 背景 媒質 | 7.0 | 0.001 | 1006 × 360 |
| Black rust: 黒 錆 (#1) | 12.58 | 1.31 | 6 × 6 |
| Salt rust: 塩 錆 (#2) | 5.33 | 0.29 | 10 × 6 |
| Hydrated black rust: 水和型黒錆 (#3) | 11.28 | 1.14 | 22 × 4 |
| Air cavity: 空 洞 (#4) | 1 | 0 | 8 × 6 |
| Red rust: 赤 錆 (#5) | 8.42 | 0.57 | 6 6 |

3.2.2 数値計算に基づく性能評価

数値計算モデルによる性能評価

本節では, 数値解析に基づく提案手法の定量評価を行う. 図 3.8 に数値計算モデルを示す. 背景媒質は非分散・損失性媒質のコンクリートであり, コンクリート中に錆や空洞等の誘電率特性が異なる目標が 5 種類配置されている. 背景媒質及び目標の比誘電率・導電率・サイズを表 3.1 に示す. 27 個の送受信アンテナをコンクリート表面から 158mm の位置に, 30mm 間隔で配置する. 送信信号の中心周波数は 2.7GHz とし, 帯域幅は 2.4GHz とする. FDTD 法により受信電界及び背景媒質のグリーン関数を作成し, 雑音は考慮しない. FDTD 法及び CSI 法で用いるセルサイズは 2mm とする. RPM 法による ROI の推定を行わない場合の未知数の総数は 40240 個である.

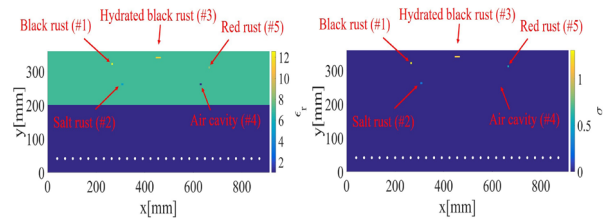


図 3.8: 数値計算モデル (a) 比誘電率分布 (b) 導電率分布

各手法で推定した誘電率分布の定量評価を, 次式で表される二乗平均平方根誤差 (RMSE: Root Mean Square Error) で行う.

$$\text{RMSE}_{\epsilon_r} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\epsilon^{\text{true}}(\mathbf{r}_i) - \epsilon^{\text{est}}(\mathbf{r}_i)|^2}$$

$$\text{RMSE}_{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |\sigma^{\text{true}}(\mathbf{r}_i) - \sigma^{\text{est}}(\mathbf{r}_i)|^2}$$

ここで, $\epsilon^{\text{est}}(\mathbf{r}_i), \sigma^{\text{est}}(\mathbf{r}_i)$ はそれぞれセル位置 \mathbf{r}_i における再構成された比誘電率と導電率である. $\epsilon^{\text{true}}(\mathbf{r}_i), \sigma^{\text{true}}(\mathbf{r}_i)$ は比誘電率と導電率の真値である. N は各目標に割り当てられたセルの総数を示す. また, ROI の更新性能の定量評価として, k 番目の目標における ROI の相対誤差を次式で求める.

$$\text{Err}_{\Omega, k} = \frac{\iint |\eta_k^{\text{true}}(\mathbf{r}_i) - \eta_k^{\text{est}}(\mathbf{r}_i)| d\mathbf{r}}{\iint |\eta_k^{\text{true}}(\mathbf{r}_i)| d\mathbf{r}}$$

$$\eta_k^{\text{true}}(\mathbf{r}_i) = \begin{cases} 1 & (\mathbf{r}_i \in \Omega_k^{\text{true}}) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

$$\eta_k^{\text{est}}(\mathbf{r}_i) = \begin{cases} 1 & (\mathbf{r}_i \in \Omega_k^{\text{est}}) \\ 0 & (\text{otherwise}) \end{cases}$$

k はそれぞれ k 番目の目標における真の ROI と推定 ROI を表す.

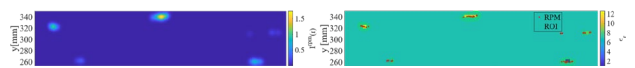


図 3.9: ガウスカーネル関数による連続強度画像から事前推定された ROI

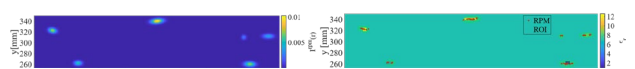


図 3.10: GMM による連続強度画像から事前推定された ROI

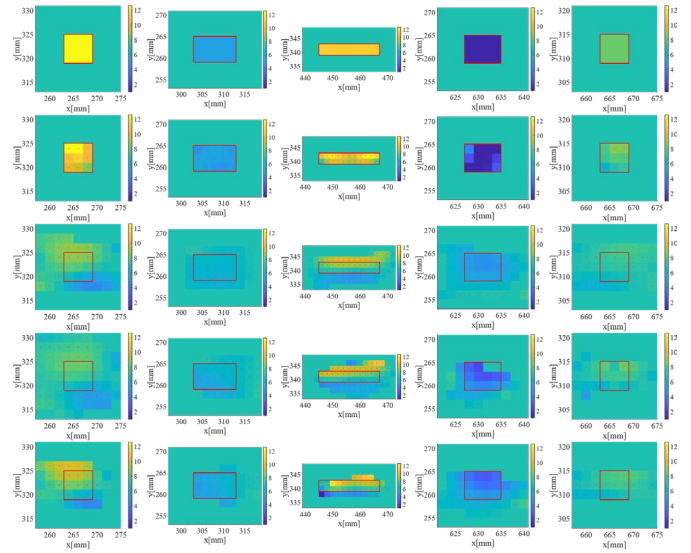
3.2.6.2 画像化結果と性能評価

図 3.5 の数値計算モデルから、ガウスクーネル関数による連続強度画像 $I_{rpm}(r | \sigma_{rpm})$ 及び GMM による連続強度画像 $I_{rpm}(r | \pi k, \mu k, \Sigma k)$ を作成する。同画像から事前推定された ROI の結果を図 3.9, 3.10 に示す。但し、いずれの手法も交点抽出型の拡張 RPM 法を用い、パラメータは $\sigma_X = 2.0\text{mm}$, $\sigma_r = 1.0\text{mm}$ である。同図より、ガウスクーネル関数及び GMM の両手法は、RPM 法による推定点がターゲットの周辺に位置しているものの、事前推定された ROI は真の ROI よりも広いため閾値を最適化する必要があることが確認できる。

次に、3.2.1 節で述べた CSI 法のコスト関数の収束速度に着目した ROI 更新法の性能評価について述べる。CSI 法は 3.68GHz の単一周波数のデータを使用する。閾値 α 最適化時の CSI の反復回数は 20 回とし、最適化後の CSI の反復回数は 4096 回とする。まず、図 3.8, 3.9 に各目標の真のプロファイル及び真の ROI・従来法・ガウスクーネル関数により最適化された ROI・GMM により最適化された ROI の 4 手法で CSI 法を実行した結果の比誘電率及び導電率を示す。また表 3.2, 3.3 に各目標における ROI の相対誤差及び比誘電率と導電率の RMSE を示す。

表 3.2: 各目標における ROI の相対誤差 $Err_{\Omega, k}$

| $Err_{\Omega, k}$ | #1 | #2 | #3 | #4 | #5 |
|-------------------|------|------|------|------|------|
| 真の ROI | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 従来法 | 4.48 | 1.60 | 2.68 | 3.33 | 4.67 |
| 提案法 (ガウスクーネル関数) | 8.00 | 1.53 | 2.27 | 1.58 | 2.56 |
| 提案法 (GMM) | 3.11 | 0.93 | 0.95 | 2.75 | 2.56 |



(a) 黒錆 (#1) (b) 塩錆 (#2) (c) 水和型黒錆 (#3) (d) 空洞 (#4) (e) 赤錆 (#5)

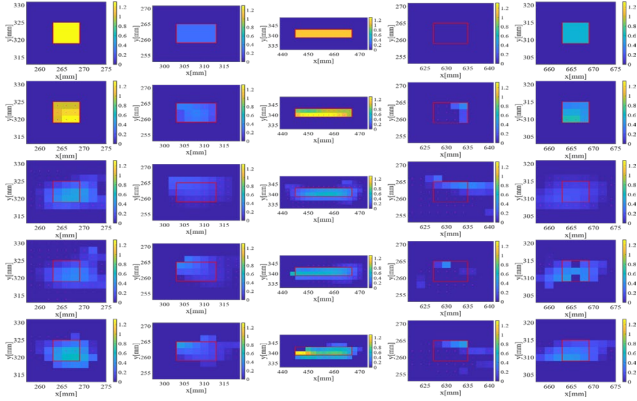
図 3.11: 比誘電率分布再構成結果 (赤線: 真の目標境界, マゼンタ点: 推定 ROI, 色: 比誘電率) 1 行目: 真のプロファイル, 2 行目: 真の ROI, 3 行目: 従来法, 4 行目: 提案法(ガウスクーネル関数), 5 行目: 提案法 (GMM)

表 3.3: 各目標における 誘電率の RMSE

| $Err_{\Omega, k}$ | #1 | #2 | #3 | #4 | #5 |
|-------------------|------|------|------|------|------|
| 真の ROI | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 従来法 | 2.89 | 1.53 | 2.86 | 5.5 | 6.67 |
| 提案法 (ガウスクーネル関数) | 1.00 | 1.47 | 2.41 | 1.33 | 2.56 |
| 提案法 (GMM) | 0.33 | 2.13 | 1.64 | 3.25 | 4.33 |

まず、図 3.8, 3.9 の 2 行目の結果より、ROI を真値とすると比誘電率・導電率共に真のプロファイルに近い再構成結果を得ることが出来る。同図より、従来法と提案法の再構成結果を比較すると、提案法を用いた場合でより正確な ROI が得られることが分かる。また、2 種類の提案法を比較すると、ガウスクーネル関数よりも GMM を用いた手法の方が ROI の相対誤差と RMSE の両方の精度が高いことが確認できる。提案法の ROI 最適化により、ガウスクーネル関数を用いた場合の未知数は 40240 個から 246 個 (99.4%) に減少し、GMM を用いた場合は 183 個 (99.5%) に減少する。また、CSI の推定時のコスト関数における残差の推移を図

3.13 に示す. 真の ROI と最適化された ROI を比較すると, 真の ROI ではコスト関数の残差が急速に減少していることが分かる. 同図より, CSI の反復の初期段階でコスト関数の残差を比較することにより, 閾値 α を最適化できる事が分かる.



(a) 黒錆 (#1) (b) 塩錆 (#2) (c) 水和型黒錆(#3) (d) 空洞 (#4) (e) 赤錆 (#5)

図 3.12: 導電率分布再構成結果 (赤線: 真の目標境界, マゼンタ点: 推定 ROI, 色: 導電率)

1 行目: 真のプロファイル, 2 行目: 真の ROI, 3 行目: 従来法, 4 行目: 提案法(ガウスクーネル関数), 5 行目: 提案法 (GMM)

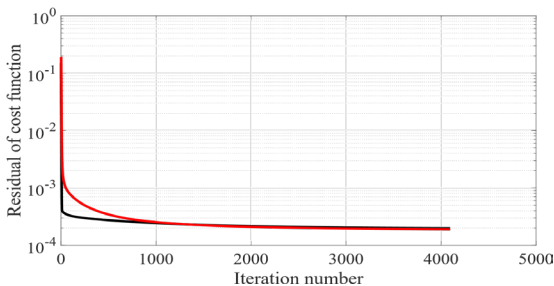


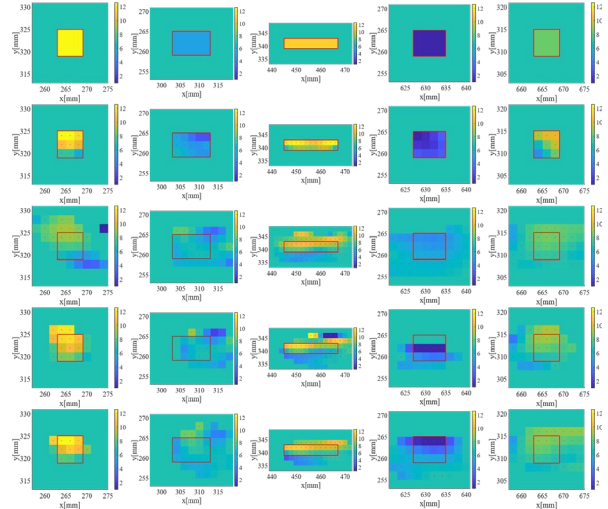
図 3.13: コスト関数の残差 (黒線: 真の ROI, 赤線: 最適化された ROI)

雑音環境下での性能評価

本節では, 雑音環境下での提案法の性能評価を行う. 数値計算モデルは図 3.8 を用い, 各目標のパラメータは表 3.1 を用いる. 閾値 α 最適化時の CSI の反復回数は 20 回とし, 最適化後の CSI の反復回数は 4096 回とする. 受信した散乱電界に 20dB の白色性ガウス雑音を付加する. 図 3.14, 3.15 に各目標における比誘電率及び導電率の再構成結果を示す

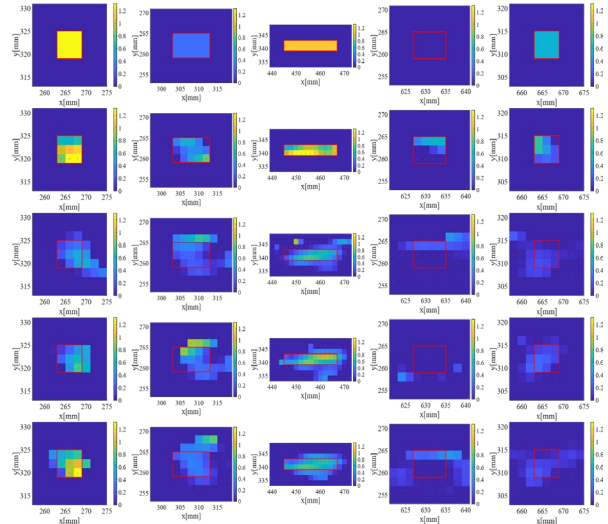
同図より, 雑音環境下でも真の ROI の場合は高い再構成精度を維持している. 従来法と提案

法の再構成結果を比較すると, 提案法で ROI の精度は改善しているが, RMSE については従来法と明確な差は確認できない. 2 種類の提案法を比較すると, RMSE ではガウスクーネル関数よりも GMM を用いた場合の方が僅かに精度が高かったが, ROI の相対誤差ではガウスクーネル関数と GMM の間で優位性は確認できない.



(a) 黒錆 (#1) (b) 塩錆 (#2) (c) 水和型黒錆(#3) (d) 空洞 (#4) (e) 赤錆 (#5)

図 3.14: 比誘電率分布再構成結果 (赤線: 真の目標境界, マゼンタ点: 推定 ROI, 色: 比誘電率) 1 行目: 真のプロファイル, 2 行目: 真の ROI, 3 行目: 従来法, 4 行目: 提案法(ガウスクーネル関数), 5 行目: 提案法 (GMM)



黒錆 (#1) (b) 塩錆 (#2) (c) 水和型黒錆(#3) (d) 空洞 (#4) (e) 赤錆 (#5)

図 3.15: 導電率分布再構成結果 (赤線: 真の目標境界, マゼンタ点: 推定 ROI, 色: 導電率) 1 行目: 真のプロファイル, 2 行目: 真の ROI, 3 行目: 従来法, 4 行目: 提案法(ガウスクーネル関数), 5 行目: 提案法 (GMM)

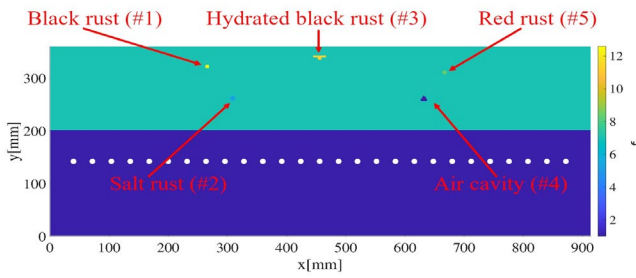
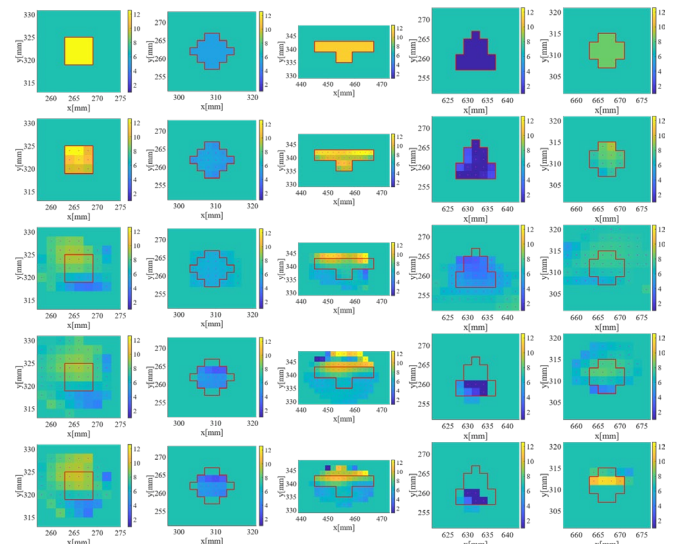


図 3.16: 数値計算モデル

観測条件や目標形状を変更した場合での性能評価

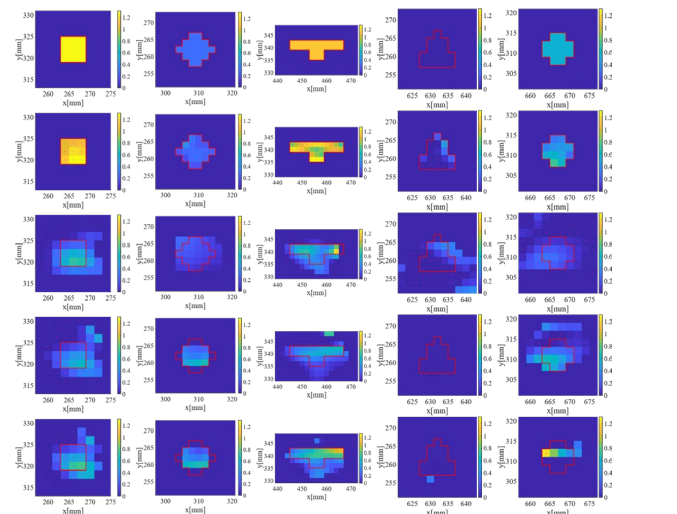
本節では、異なる観測条件や目標形状を変更した場合における提案法の性能評価を行う。本稿で使用する数値計算モデルを図 3.16 に示す。同図では、背景媒質のコンクリートは錆びやすいため、導電率を 10 倍の 0.01S/m としている。また、アンテナ位置の影響を評価するため、送受信アンテナをコンクリート表面から 58mm の位置に配置する。さらに、#1 以外の物体形状を三角形・円・六角形・突起のある長方形とし、不規則な形状で評価を行う。雑音は考慮せず、上記以外の数値設定及び CSI の設定は 3.3.2 節に従う。

図 3.17, 3.18 に各目標における比誘電率及び導電率の再構成結果を示す。また表 3.4, 3.5 に各目標における ROI の相対誤差及び比誘電率と導電率の RMSE を示す。同図より、目標形状を変更しても真の ROI の場合は比誘電率・導電率共に真のプロファイルに近い再構成結果となる。従来法と提案法の場合を比較すると、#2, #4, #5 の目標において ROI の精度が改善したが、RMSE の精度に改善は見られない。#1 と #3 については、ROI の相対誤差と RMSE 共に精度の改善は確認できない。2 種類の提案法を比較すると、ROI の相対誤差では GMM を用いた手法の方が精度が高いが、RMSE では精度に明確な差は確認できない。また、特に目標 #4 の最適化された ROI では、2 種類の提案法の両方で真の ROI よりも大幅に削られている事が確認できる。これは初期推定された ROI の分布が真の ROI の位置より下側に広がっており、真の ROI に近い形状に最適化出来ないためであると考えられる。



(a) 黒錆 (#1) (b) 塩錆 (#2) (c) 水和型黒錆 (#3) (d) 空洞 (#4) (e) 赤錆 (#5)

図 3.17: 比誘電率分布再構成結果 (赤線: 真の目標境界, マゼンタ点: 推定 ROI, 色: 比誘電率) 1 行目: 真のプロファイル, 2 行目: 真の ROI, 3 行目: 従来法, 4 行目: 提案法(ガウスカネル関数), 5 行目: 提案法 (GMM)



黒錆 (#1) (b) 塩錆 (#2) (c) 水和型黒錆 (#3) (d) 空洞 (#4) (e) 赤錆 (#5)

図 3.18: 導電率分布再構成結果 (赤線: 真の目標境界, マゼンタ点: 推定 ROI, 色: 導電率) 1 行目: 真のプロファイル, 2 行目: 真の ROI, 3 行目: 従来法, 4 行目: 提案法(ガウスカネル関数), 5 行目: 提案法 (GMM)

表 3.4: 観測条件や目標形状を変更した場合の各目標における ROI の相対誤差 $Err_{\Omega,k}$

| $Err_{\Omega,k}$ | #1 | #2 | #3 | #4 | #5 |
|-------------------------|------|------|------|------|------|
| 真の ROI | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| 従来法 | 3.56 | 0.89 | 1.61 | 2.24 | 4.25 |
| 提案法 (ガウ スカーネル関 数) | 5.78 | 0.33 | 2.79 | 0.65 | 2.08 |
| 提 案 法 (GMM) | 4.11 | 0.33 | 1.57 | 0.76 | 0.83 |

表 3.5: 観測条件や目標形状を変更した場合の各目標における $RMSE_{er}, RMSE_o$

| ($RMSE_{er}, RMS$ $E_o [S/m]$) | #1 | #2 | #3 | #4 | #5 |
|-------------------------------------|-------------------------|-------------------------|-------------------------|--------------------------|-------------------------|
| 真の ROI | (0.6 6, 0.11) | (0.1 2, 0.02) | (0.6 3, 0.09) | (0.46 , 0.05) | (0.3 5, 0.05) |
| 従来法 | (1.8 9, 0.31) | (0.3 4, 0.07) | (1.7 9, 0.30) | (1.47 , 0.10) | (0.5 9, 0.15) |
| 提案法 (ガウ スカーネル関 数) | (1.8 0, 0.35) | (0.5 0, 0.08) | (2.2 2, 0.31) | (1.76 , 0.00 3) | (0.8 2, 0.15) |
| 提 案 法 (GMM) | (1.7 6, 0.33) | (0.5 3, 0.09) | (1.8 8, 0.26) | (1.89 , 0.03) | (0.7 0, 0.18) |

実験による性能評価

本節では、トンネル内部のコンクリートを想定した実験データにより、提案手法の定量評価を行う。

実験の観測モデル及び諸元

システムモデルを図 3.19 に示す。送受信一体型の素子を $x - y$ 平面上で走査する。本研究の実験概観を図 3.20 に示す。レーダ観測装置は KEYTEC 社製のストラクチャスキャンを用いる。同レーダの中心周波数は 3.0GHz とし、帯

域幅は 2.0GHz とする。図 3.21 にコンクリート試供体の詳細を示す。60cm × 60cm の平面内を走査する。1 つの走査線におけるサンプリング間隔は 2.5mm であり、走査サンプル数は 241 である。各走査線の間隔は 2.5cm であり、 x 軸、 y 軸方向にそれぞれ 13 本、計 26 本の走査線のデータを取得する。背景媒質はコンクリート(比誘電率 6.25, 導電率 0.001S/m) とし、目標は水(比誘電率 77.0011, 導電率 0.5372S/m) もしくは空気(比誘電率 1, 導電率 0S/m) で満たされた空洞を想定している。実験より取得したデータの較正は伝達関数を用いる。 $X = 0cm$ における x 軸方向の走査線から得られたレーダ画像を、背景媒質への入射電界とする。補正係数導出のための既知目標には、目標が注水状態であれば非注水状態のデータを使用し、目標が非注水状態であれば注水状態のデータを使用する。

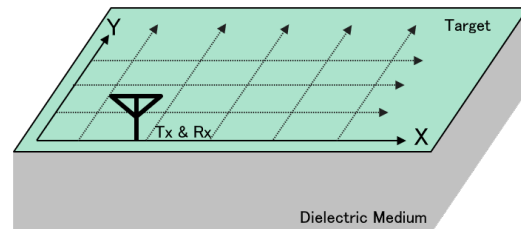


図 3.19: システムモデル



図 3.20: 実験概観

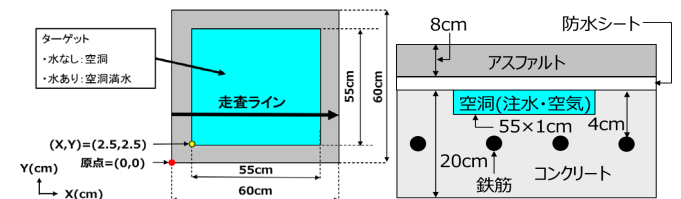


図 3.21: コンクリート試供体の詳細

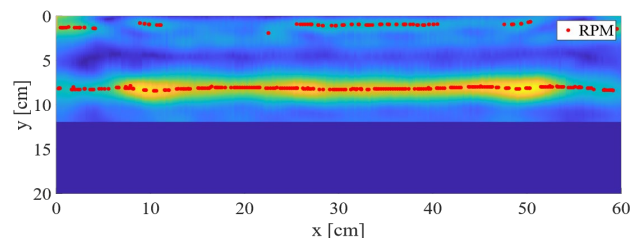


図 3.22: 取得したレーダ画像

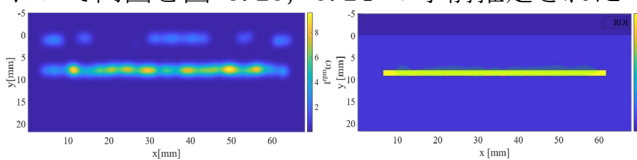
画像化結果と性能評価

図 3.21 の注水状態のコンクリート試供体においてレーダ画像を取得し、連続強度画像 $I^{PM}(r)$

を作成する．同画像から事前推定された ROI の結果を図 3.23, 3.24 に示す．但し, RPM 法は従来法とし, パラメータは $\sigma_\theta = 0.1, \sigma_X = 0.005$ である．図 3.23 より, ガウスクアーネル関数を用いた提案法の場合は, 事前推定された ROI が真の ROI を完全に覆っていないものの, ある程度の領域を覆っていることが確認できる．図 3.24 の GMM を用いた場合では, 事前推定された ROI が真の ROI を完全に覆っており, ROI 更新で真値となるような領域が選択されれば, 高い再構成精度が期待できる．

次に, 実験データに提案法を適用した場合における CSI 法の再構成結果を確認する．CSI 法では (1.06, 1.15, 1.29, 1.38, 1.47, 1.56)GHz の 6 点の周波数点を用いる．実験データでは背景媒質と目標間の複素誘電率に大きな乖離が存在するため, 先行研究で述べられている, 任意のコントラスト関数を CSI 法の初期値として入力する手法を用いる．目標が注水状態の場合における初期値は比誘電率 100, 導電率 0.3S/m とし, 非注水状態の場合は比誘電率 20, 導電率 0.1S/m として, CSI 法を実行する．閾値 α 最適化時の CSI の反復回数は 20 回とし, 最適化後の CSI の反復回数は 1024 回とする．図 3.25, 3.26 に注水・非注水状態のコンクリート試供体における真のプロファイル及び真の ROI・従来法・ガウスクアーネル関数により最適化された ROI・GMM により最適化された ROI の 4 手法での再構成結果を示す．また表 3.8, 3.9 に注水・非注水状態のコンクリート試供体の再構成結果における比誘電率及び導電率の RMSE と ROI の相対誤差を示す．

まず, 図 3.25, 3.26 の 2 行目の結果より, 実験データにおいても ROI を真値とすると比誘電率・導電率共に真のプロファイルに近い再構成結果を得ることが出来る．しかし, 提案法において同図と図 3.23, 3.24 の事前推定された



(a) 連続強度画像に変換された $I^{\text{rpm}}(\mathbf{r} \mid \sigma_{\text{rpm}})$ (b) 事前推定された $\text{ROI}^{\text{rpm}}(\mathbf{r}; \alpha)$

図 3.23: ガウスクアーネル関数による連続強度画像と事前推定された ROI

(a) 連続強度画像に変換された $I^{\text{rpm}}(\mathbf{r} \mid \hat{\pi}_k, \hat{\mu}_k, \hat{\Sigma}_k)$ (b) 事前推定された $\text{ROI}^{\text{rpm}}(\mathbf{r}; \alpha)$

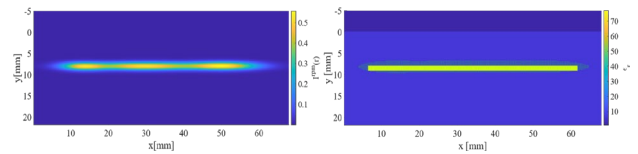
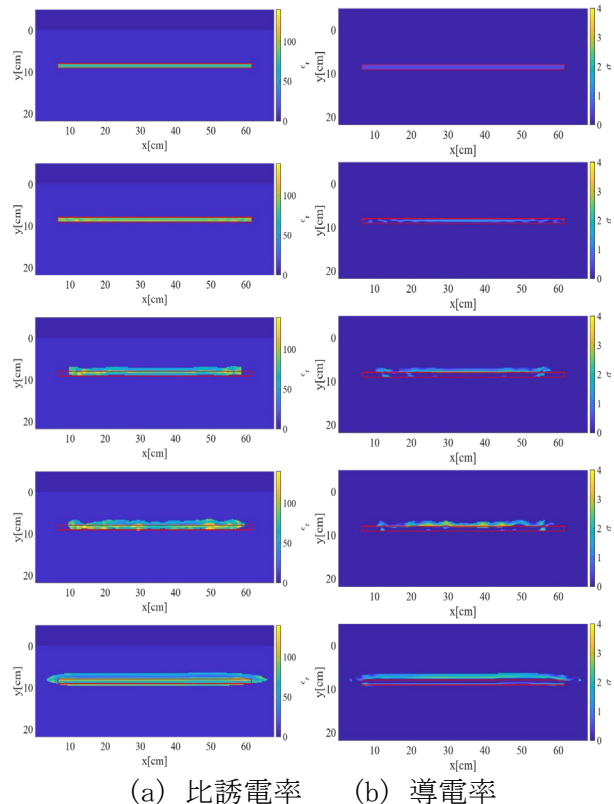


図 3.24: GMM による連続強度画像と事前推定された ROI

ROI を比較すると ROI の減少は確認できない．表 3.6, 3.7 の定量評価では, 提案法による結果は真の ROI 及び従来法による再構成結果と比べて大きく精度が悪化していることが分かる．



(a) 比誘電率 (b) 導電率

図 3.25: 注水状態における再構成結果 (赤線: 真の目標境界)

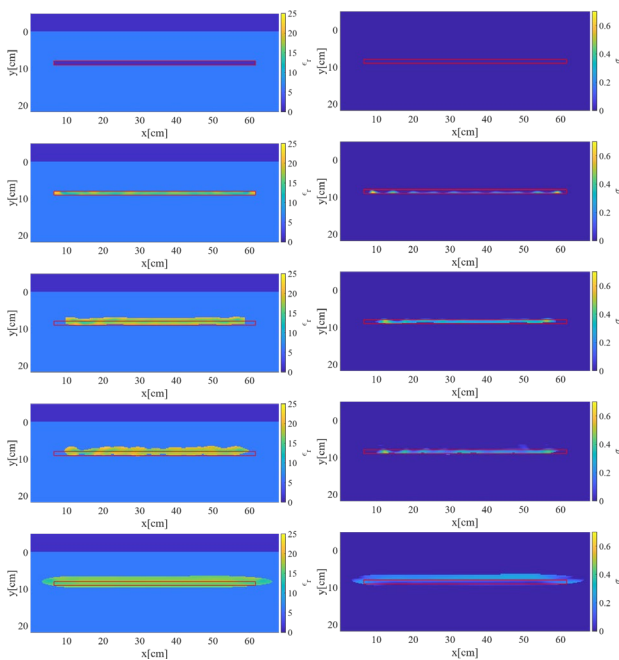
1 行目: 真のプロファイル, 2 行目: 真の ROI, 3 行目: 従来法, 4 行目: 提案法 (ガウスクアーネル関数), 5 行目: 提案法 (GMM)

表 3.6: 注水状態における比誘電率・導電率の $RMSE_{\epsilon_r}$, $RMSE_{\sigma}$ 及び ROI の相対誤差 Err

| | $RMSE_{\epsilon_r}$ | $RMSE_{\sigma}$ [S/m] | Err |
|-----------------|---------------------|--------------------------|------|
| 真の ROI | 2.45 | 0.09 | 0 |
| 従来法 | 12.02 | 0.25 | 0.94 |
| 提案法 (ガウスカーネル関数) | 12.35 | 0.32 | 0.95 |
| 提案法 (GMM) | 15.03 | 0.33 | 1.65 |

表 3.7: 非注水状態における比誘電率・導電率の $RMSE_{\epsilon_r}$, $RMSE_{\sigma}$ 及び ROI の相対誤差 Err

| | $RMSE_{\epsilon_r}$ | $RMSE_{\sigma}$ [S/m] | Err |
|-----------------|---------------------|--------------------------|------|
| 真の ROI | 2.80 | 0.03 | 0 |
| 従来法 | 3.21 | 0.04 | 0.94 |
| 提案法 (ガウスカーネル関数) | 3.39 | 0.04 | 0.95 |
| 提案法 (GMM) | 3.80 | 0.05 | 1.66 |



(a) 比誘電率 (b) 導電率

図 3.26: 非注水状態における再構成結果 (赤線: 真の目標境界) 1 行目: 真のプロファイル,

2 行目: 真の ROI, 3 行目: 従来法, 4 行目: 提案法 (ガウスカーネル関数), 5 行目: 提案法 (GMM)

数値解析による実験モデルでの評価

本手法の有効性を定量的に評価するため, 実験モデルに相当する数値解析に基づく評価を実施した. 非破壊検査モデルを想定した 2 次元 FDTD 数値計算を以下に示す. コンクリート材に埋もれた対象物を含む観測モデルであり, X 軸に沿って 60 mm 離れた送受信機が走査されている. 観測データこのバイスタティックレーダーで 10 mm 間隔で観測データを取得する. コンクリート表面から 10 mm 離れた線上で, 10 mm 間隔で観測データを取得する.

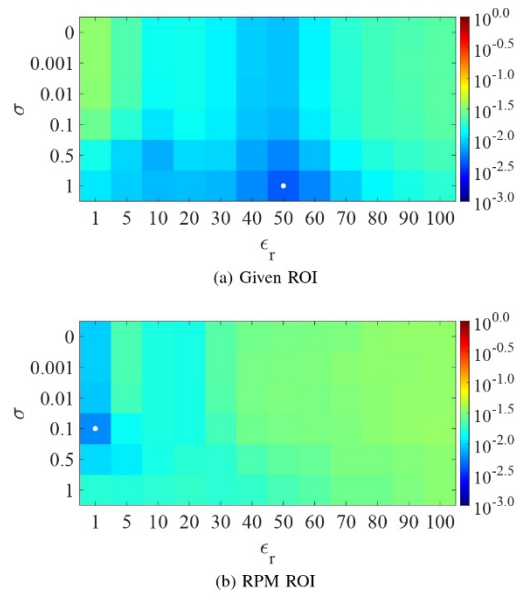


Fig. 4: Distribution of residual of the CSI cost function in each case using FDTD and experimental data.

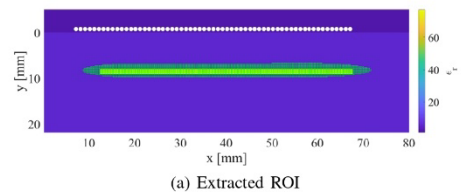
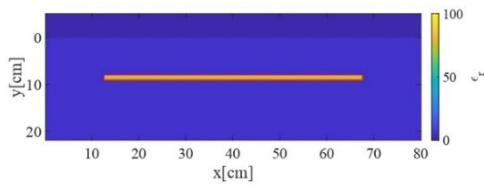


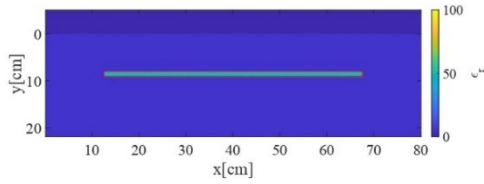
Fig. 5: The extracted ROI by the RPM GMM model.

図 3.27: 真の ROI 及び推定 ROI における初期誘電率・導電率推定結果 (上, 中). 最終的な誘電率推定結果 (下)

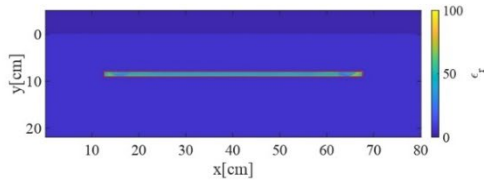
このとき送信電流は中心周波数 2.0 GHz、有効帯域幅 2.0 GHz のガウス変調パルスを形成する. 送信側と受信側に点波源と点センサーを想



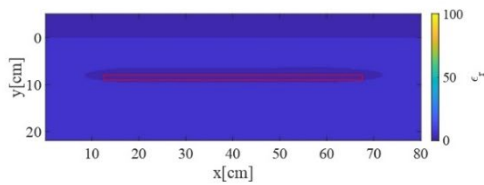
(a) True



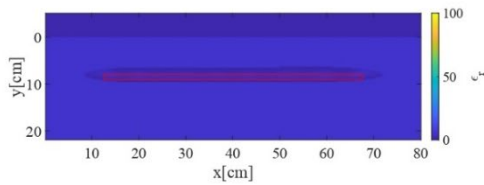
(b) Initial estimate of ϵ (Given ROI)



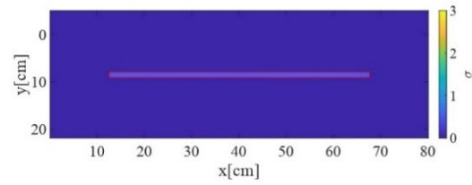
(c) Reconstruction of ϵ (Given ROI)



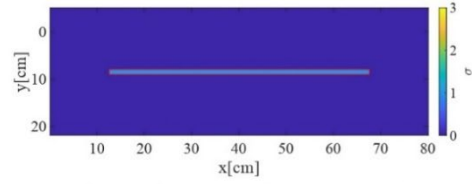
(d) Initial estimate of ϵ (RPM ROI)



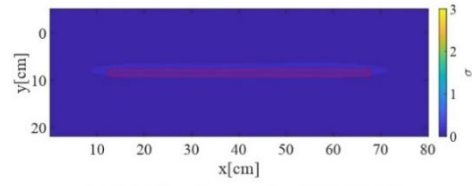
(e) Reconstruction of ϵ (RPM ROI)



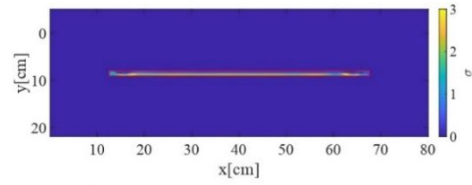
(a) True



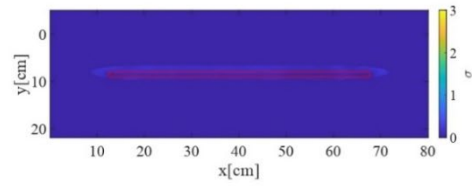
(b) Initial estimate of σ (Given ROI)



(c) Initial estimate of σ (RPM ROI)



(d) Reconstruction of σ (Given ROI)



(e) Reconstruction of σ (RPM ROI)

定する。誘電図 3.28: 比誘電率の推定結果

率分布の再構築の性能を評価するため、このシミュレーションでは、背景のコンクリート媒体の寸法と誘電特性、コンクリート材に埋もれた鉄筋オブジェクトは考慮されていない。また、単層の均質なコンクリート媒質を背景媒質とし、比誘電率 5.1, 導電率 0.001 S/m とする。FDTD と CSI のセルサイズは 2mm とする。ここではコンクリート材料の内側に水を含んだ材料があると仮定する。水充填体の比誘電率と導電率はそれぞれ 78, 0.8 S/m である。ここで、コンクリート背景媒体のグリーン関数も、埋設物がない状態で FDTD により与えられる。このときコンクリート（背景）媒体の全域に対応する未知数の総数は 14000 である。

図 3.30: 導電率の推定結果

FDTD データにおける解析

まず初期値推定結果について、真の ROI と RPM による ROI 領域の両方において、比誘電率と導電率の各組み合わせを評価する。CSI 処理では、1.06、1.15、1.29、1.38、1.47、1.56 GHz の 6 つの周波数ポイントを使用する。固定コントラスト関数における反復回数を 1000 とする。図 3.27 に示すように、真の ROI の場合では比誘電率と導電率の最適化された組み合わせは、実際の誘電体パラメータを正確に表現することができる。この結果は、正確な ROI を得ることができれば、CSI は誘電パラメータを正確に推定できることをしめす。一方、RPM に基づく ROI の場合、最適化された組み合わせは、若干の誤差があり、ROI の精度が再構成に大きく影響することが分かる。

図 3.28 と 3.29 に最終的な再構成結果を示す。

真の ROI 及び RPM ベースの ROI を用いた再構成結果であり、反復数を 1000 とした。この図に示すように、真の ROI では真値にほぼ近い結果が得られる。また RPM での ROI でもある程度の精度が保持されていることが分かる。いずれにしても、従来法に比べて大幅な精度改善が得られる。

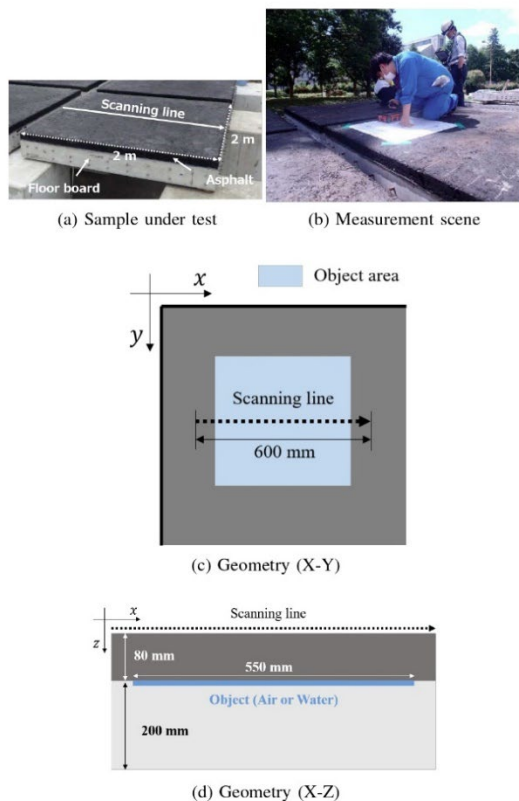


図 3.31: 実験環境とセットアップ

実験データにおける解析

送受信一体型の素子を $x - y$ 平面上で走査する。レーダ観測装置は KEYTEC 社製のストラクチャスキャンを用いる。同レーダの中心周波数は 3.0 GHz とし、帯域幅は 2.0 GHz とする。図 3.31 にコンクリート試供体の詳細を示す。60cm 60cm の平面内を走査する。1 つの走査線におけるサンプリング間隔は 2.5mm であり、走査サンプル数は 241 である。各走査線の間隔は 2.5 cm であり、 x 軸、 y 軸方向にそれぞれ 13 本、計 26 本の走査線のデータを取得する。背景媒質はコンクリート(比誘電率 6.25, 導電率 0:001 S=m) とし、目標は水(比誘電率 77.0011, 導電率 0:5372 S=m) もしくは空気(比誘電率 1, 導電率 0 S=m) で満たされた空洞を想定している。実験より取得したデータの較正は伝達関数を用いる。 $X = 0\text{cm}$ における x 軸

方向の走査線から得られたレーダ画像を、背景媒質への入射電界とする。補正係数導出のための既知目標には、目標が注水状態であれば非注水状態のデータを使用し、目標が非注水状態であれば注水状態のデータを使用する。

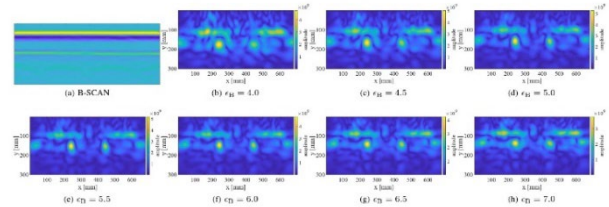


図 3.32: 各誘電率の DAS 画像

背景誘電率の推定結果

多くの研究により、RPM を含むレーダー画像の精度は背景媒体の比誘電率に大きく依存することが示されている。また CSI 法においても最終的な精度が背景誘電率値に大きく依存することが示されている。実験では、厚みと誘電率の両方が未知という条件下では、背景の誘電率値を決定することは難しい。このような場合でも、比誘電率のパラメータを推定する必要がある。本論文ではを決定するための簡単な方法を紹介する。

誘電率を求める方法として、従来のレーダー画像から比誘電率を求める簡便な方法、すなわち SAR 方式を紹介する。この場合、DAS(delay-and-sum)を使用する。DAS 処理では、伝搬速度は次のように与える。 $v_{bg} = c_{air} / \sqrt{\epsilon_B}$ ここで、 ϵ_B は背景媒体の比誘電率を表す。そこで、DAS 画像を $IDAS(\mathbf{r}; \epsilon_B)$ の関数として定義する。現実的なケースでは、コンクリートの床板に鉄筋のパイプが埋設されており、鉄筋の形状は 2 次元モデル近似では点対称と見なせるため、鉄筋からの応答は双曲線となる。この仮定において、背景媒体の最適な比誘電率は次のように決定される。

$$\hat{\epsilon}_B = \arg \max_{\epsilon_B} \|I_{SAR}(\mathbf{r}; \epsilon_B)\|$$

この方法は、鉄筋の深さに関する事前知識を必要としないことが特徴である。背景の比誘電率を適切に設定すれば、双曲線に分布するエネルギーは想定した鉄筋の位置に集中し、エネルギー保存則のもとで最大値をとるはずである。F 図 3.32 は、各 DAS 画像において背景誘電率値を 4 から 7 までで評価した結果である。図 3.32 9 に示すように、DAS 画像は、 $\epsilon_B=5.5$ 付近に

において鉄筋に焦点が最も合っていることが分かる。DAS 画像の最大値を ϵ_B の関数として示したものである。ここから、最適誘電率は 5.1 に設定されるべきであることが示された。

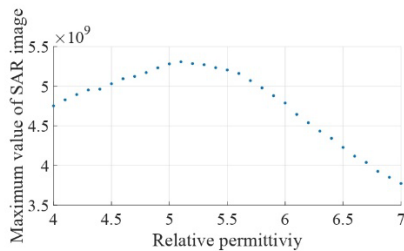


Fig. 10: Maximum values of SAR image as a function of relative permittivity in the experiment.

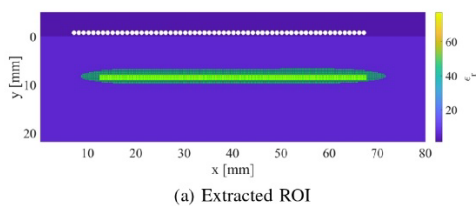


図 3.33: 各誘電率の DAS 画像強度最大値の推移 (上), 最適誘電率で決定された ROI (下)

2) RPM に基づく ROI の推定

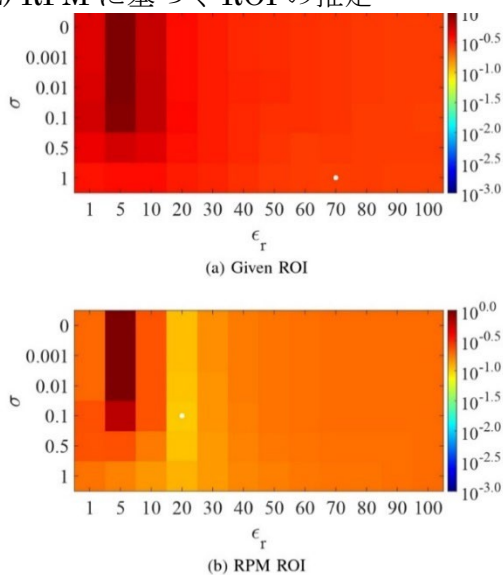


図 3.34: 真の ROI 及び推定 ROI での初期誘電率・導電率推定結果 (実験データ)

図 3.33 に RPM による分布の点群によって決定されるレーダ画像と ROI の推定結果を示す。同図から、RPM による制限された ROI が、実際のターゲット形状を正確にカバーしていることがわかる。この場合、未知数の数は ROI を制限しない場合 14000、ROI を制限する場合 1000

であり、提案する ROI 制限方式は未知数の数を大幅に削減することができる。

次に、誘電体特性の初期推定結果について示す。ここで、B スキャンデータから鉄筋の応答を除去するため伝達関数に基づくクラッタ抑制法を導入する。図 3.34 は、CSI コスト関数の残差を示す。コントラスト関数 χ を固定し、真の ROI ベースの ROI の場合の評価をしている。CSI 処理では、周波数点と反復回数を数値解析と同じに設定してある。

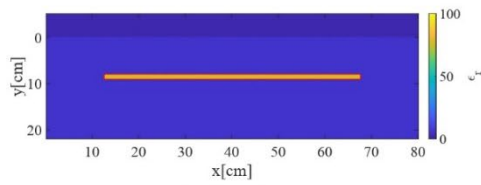
真の ROI の場合、最適化された組み合わせは、信頼性の高い推定値を提供することができる。特に水性材料に近い信頼性の高い推定値を得ることができる。数値解析との違いは、線形伝達関数モデルを使用したことによる校正誤差や、あるいは鉄筋パイプの残留応答などの他のクラッタ成分によるものと考えられる。

図 3.35 と 3.36 に比誘電率、導電率の再構成結果を示す。ROI を制限しない CSI による結果では、いずれの場合も有意なプロファイルは見られず、どちらの場合も、背景のコンクリート媒体の誘電率とほぼ同じである。これは、未知数の数が多いことによる不良設定性及の劣化等が要因である。

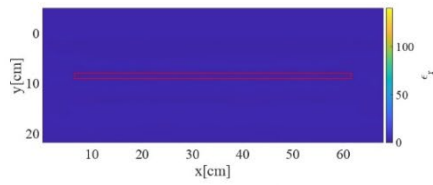
一方、ROI を制限した CSI では、誘電体プロファイルをより正確に再構成することができる。なお、真の ROI を用いた場合は、RPM が提供する ROI を用いた場合よりも、より正確な再構成を保持している。このことは、ROI の精度をさらに向上させることで、より正確な再構成が可能になることを示唆している。

まとめ

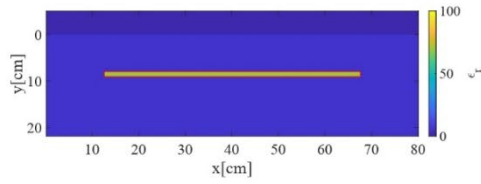
本課題では、非破壊検査のためのレーダ画像化法および誘電率推定法を提案した。従来のレーダ画像化法は一般に、背景媒質が均質であることを仮定した伝搬モデルを用いている。このため、非破壊探査において想定される多層構造等の不均質媒質において画像化精度が劣化する。また、不均質媒質に起因する不要応答の抑圧も



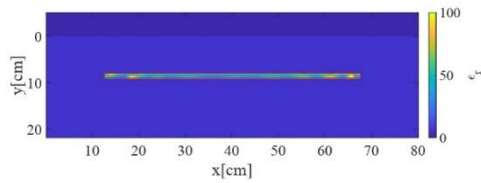
(a) Ground truth



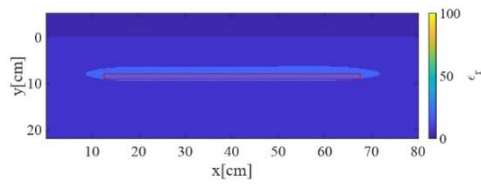
(b) CSI w/o ROI limit.



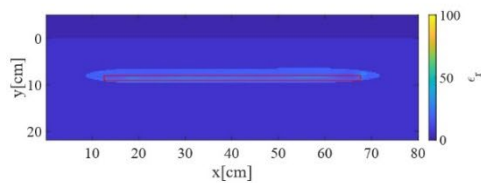
(c) Initial estimate w/ ROI limit. (Given ROI)



(d) CSI w/ ROI limit. (Given ROI)



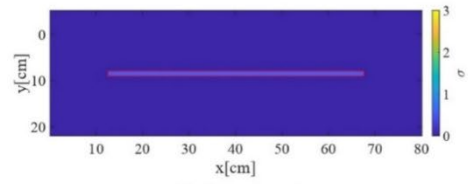
(e) Initial estimate w/ ROI limit. (RPM ROI)



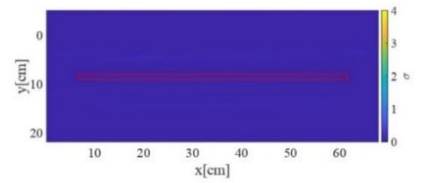
(f) CSI w/ ROI limit. (RPM ROI)

図 3.35: 比誘電率の推定結果(実験)

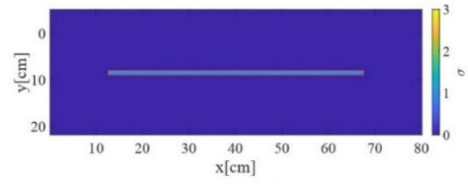
必要となる。この問題に対して本論文では、多層構造の背景媒質を想定した CSI 法を用いた、高精度レーダ画像化法を提案した。本手法ではまず、背景媒質が多層構造である事を仮定した CSI 法を用いて、背景媒質の誘電率分布を推定する。この時、CSI 法により誘電率と併せて再構成される関心領域各位置における全電界成分に着目し、同成分からアンテナ ↔ ROI 間のグリーン関数（伝達関数）を生成する。また、本手法では誘電率分布および全電界成分の推



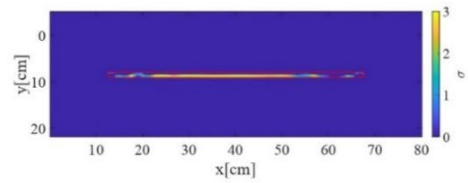
(a) Ground truth



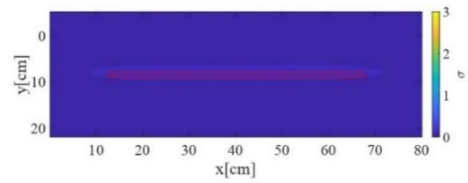
(b) CSI w/o ROI limit.



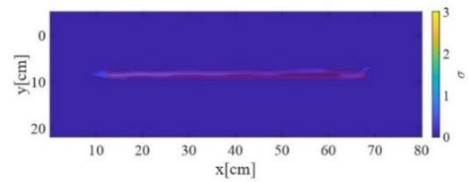
(c) Initial estimate w/ ROI limit. (Given ROI)



(d) CSI w/ ROI limit. (Given ROI)



(e) Initial estimate w/ ROI limit. (RPM ROI)



(f) CSI w/ ROI limit. (RPM ROI)

図 3.36: 比誘電率の推定結果 (実験)

定値を積分方程式に与えることで、多層構造の背景媒質に起因する応答を推定し、不要応答の抑圧を行う。多層構造の地下媒質中に存在する目標の画像化を想定した、2次元 FDTD 法による数値計算モデルを用いた検証により、提案手法の有効性を評価した。従来法では、画像化精度が位相補償において仮定する背景媒質の誘電率値に依存することが確認された。一方、提案法では誘電率値の仮定を与えることなく、高精度に目標の画像化が可能であることが確認された。また、提案手法による不要応答の抑圧についても、FDTD 法を用いて理想的な背景

応答の抑圧を行った場合と比較しても、異物の画像化のために十分な抑圧精度を有することが確認された。ただし、提案法は従来法と比較して膨大な計算量が必要であり、計算量の抑圧も今後の研究課題となる。特に、3次元問題に拡張した場合には、CSI法を用いた全電界の再構成において膨大な計算量を要すると推測される。また、現状の提案手法では、深さの異なる目標の画像化は、観測する反射応答の強度が異なるため困難である。改善のために振幅補償を導入が必要だと考えられる。実環境を想定した、不均質背景媒質を有するモデルを用いた検証では、提案法においても画像化精度が大きく劣化した。特に、背景応答の抑圧精度が劣化したと考えられる。この問題に対して、多層構造を仮定しないCSI法により不均質媒質の誘電率分布を推定し、背景応答の再構成精度を高める手法が考えられ、今後の研究課題である。また、現状では各層の厚さおよび導電率は真値を与えており、これらの推定も必要となる。非破壊診断において、目標の誘電率値の推定は、目標の物性の識別において非常に有益であるが、上記の提案手法はレーダ画像化法であり、誘電率および導電率の推定は難しい。トモグラフィは誘電率の再構成が可能であるが、非破壊診断の観測モデルでは劣悪な不良性問題となり、再構成精度が著しく劣化する。本論文ではこの問題に対して、上記の高精度レーダ画像化法を統合したCSI法による、誘電率推定法を提案した。同手法では、まずレーダ画像から目標近傍のROIを推定し、CSI法における未知数を大幅に削減する。次に、推定されたROIについてCSI法を適用し、目標の誘電率を推定する。この時、先のレーダ画像化法によって生成した、背景媒質の誘電率および全電界成分を用いることで、同CSIは既知の背景媒質中の目標の再構成として実行することが可能となる。2次元FDTD法による数値計算モデルを用いた検証により、提案手法の有効性を評価した。ROIの推定を行わず、広い範囲をROIとする従来のCSI法では、不良設定問題となり精度が保持できないことが確認された。一方、提案手法では目標の誘電率値に近い誘電率分布の再構成が可能となった。誘電率の再構成結果は推定したROIにも依存することが確認されているが、現状の提案手法では、レーダ画像からROIを推定する際の閾値処理において経験的に係数を与えている。自動的に最適なROIを推定する手法の考案も、今後の研究課題であ

る。また、誘電率再構成精度は背景応答の抑圧精度に強く関係することも確認されたため、背景応答の抑圧精度を改善する手法の検討も必要である。

最後に実試供体モデルでの提案手法の有効性を評価した。不良設定性を回避するためCSIコスト関数に基づく初期値推定法を導入することで、埋設物の誘電率と導電率の初期推定が可能となった。また鉄筋の集束特性を利用して、背景のコンクリート媒質の比誘電率を自動的に最適化した。スファルト層と床版層を有する実道路モデルを想定した実験用テストベッドにおいて、提案方式が、ROIを制限しない場合と比較して、高精度な誘電率及び導電率を再現できることが示された。

多層構造を仮定した CSI 法による高精度レーダ画像化法

一般にレーダ画像化法は背景媒質が均一であることを仮定した伝搬モデルを用いるため、多層構造等の不均質な背景媒質において画像化精度が劣化する。また、SAR 画像化において、ターゲットを含まない背景媒質に起因する不要応答の抑圧も課題である。本章ではこれらの問題に対して、CSI 法の最適化出力を用いた伝搬モデル推定法および背景応答の抑圧手法を提案し、レーダの画像化精度を改善する。

システムモデル

システムモデルを図 3.37 に示す。2 次元問題、TM 波を仮定する。各層が均質な多層構造を有する背景媒質と埋没目標は非分散性、損失性誘電媒質とする。観測は、無指向性送受信素子を直線上で走査する。観測素子が存在する領域を Ω_S 、ROI を Ω_D とする。送受信素子位置をそれぞれ $\mathbf{r}_T, \mathbf{r}_R$ とする。観測される散乱電界を $E^S(\omega; \mathbf{r}_T, \mathbf{r}_R) \equiv E^T(\omega; \mathbf{r}_T, \mathbf{r}_R) - E^I(\omega; \mathbf{r}_T, \mathbf{r}_R)$ とする。ここで $E^T(\omega; \mathbf{r}_T, \mathbf{r}_R)$ および $E^I(\omega; \mathbf{r}_T, \mathbf{r}_R)$ はそれぞれ送信素子位置 \mathbf{r}_T の場合の \mathbf{r}_R における全電界および入射電界である。

原理

提案手法ではまず、CSI 法を用いて背景媒質の誘電率分布 $\hat{\chi}$ および ROI 内各点の全電界成分 $\hat{E}^T(\omega; \mathbf{r}_T, \mathbf{r})$ を推定する。このとき CSI 法では層構造全体を ROI として扱うため、そのままでは不良設定問題となるが、先行研究に基づく層構造を仮定した CSI

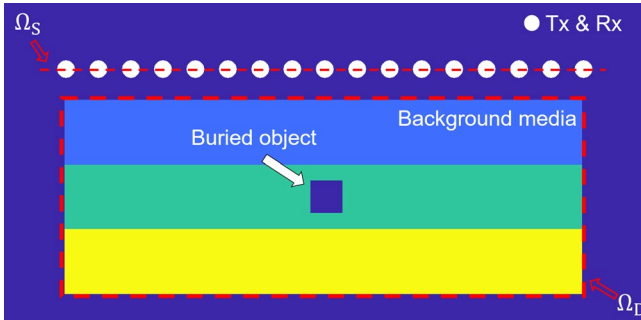


図 3.37: システムモデル

法を用いることで、未知数を大幅に削減し、不良設定問題を回避する。ただし、多層構造の各層の厚さおよび導電率は既知としている。次に、推定された全電界成分 $\hat{E}^T(\omega; \mathbf{r}_T, \mathbf{r})$ から、以下の式よりグリーン関数を生成する。

$$\tilde{G}_T^B(\omega; \mathbf{r}_T, \mathbf{r}) \equiv \frac{\hat{E}^T(\omega; \mathbf{r}_T, \mathbf{r})}{E_{bg}^T(\omega; \mathbf{r}_T, \mathbf{r}_T)}$$

$$\tilde{G}_R^B(\omega; \mathbf{r}_R, \mathbf{r}) \equiv \frac{\hat{E}^T(\omega; \mathbf{r}_R, \mathbf{r})}{E_{bg}^T(\omega; \mathbf{r}_R, \mathbf{r}_R)}$$

ここで、 $E^T(\omega; \mathbf{r}_T, \mathbf{r}_T)$ および $E^T(\omega; \mathbf{r}_R, \mathbf{r}_R)$ は、背景媒質 (真空) において、波源が位置 \mathbf{r}_T または \mathbf{r}_R に存在したときに、同波源位置で観測される全電界成分である。CSI による層構造の誘電率 $\hat{\chi}$ の初期推定及び全電界の最適化が高精度に行われている場合、 $\tilde{G}_T^B(\omega; \mathbf{r}_T, \mathbf{r})$ 及び $\tilde{G}_R^B(\omega; \mathbf{r}_R, \mathbf{r})$ は、多重散乱波の影響も含めた多層構造の正確な伝搬モデルを表す。前述の通り、SAR 画像化の前には背景媒質による不要応答の抑圧も必要である。提案手法では、CSI 法による多層構造背景媒質の誘電率 $\hat{\chi}$ および全電界成分 $E^T(\omega; \mathbf{r}_T, \mathbf{r})$ の再構成結果を用いて、次式により不要応答を抑圧する。

$$\tilde{I}(\mathbf{r}) = \sum_{\mathbf{r}_T, \mathbf{r}_R \in \Omega_S} \tilde{e}(t; \mathbf{r}, \mathbf{r}_T, \mathbf{r}_R)|_{t=0},$$

$$\tilde{e}(t; \mathbf{r}, \mathbf{r}_T, \mathbf{r}_R) = \int_{-\infty}^{\infty} \tilde{E}^S(\omega; \mathbf{r}_T, \mathbf{r}_R) \times \tilde{G}_T^{B*}(\omega; \mathbf{r}_T, \mathbf{r}) \tilde{G}_R^B(\omega; \mathbf{r}_R, \mathbf{r}) e^{j\omega t} d\omega.$$

$$\tilde{E}^S(\omega; \mathbf{r}_T, \mathbf{r}_R) = E^S(\omega; \mathbf{r}_T, \mathbf{r}_R) - k_{bg}^2 \int_{\Omega_D} G_{bg}(\omega; \mathbf{r}_R, \mathbf{r}) \hat{\chi}(\mathbf{r}) \hat{E}^T(\omega; \mathbf{r}_T, \mathbf{r}) d\mathbf{r}$$

式において、右辺第 2 項は再構成された背景媒質に起因する不要応答であり、これを差し引くことで不要応答の抑圧を行う。提案手法によるレーダ画像 $\tilde{I}(\mathbf{r})$ は次式で計算する

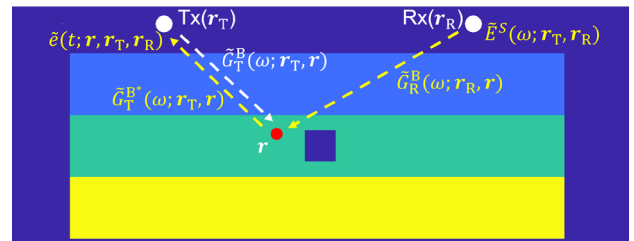


図 3.38: CSI 法によるレーダ画像化法の概念図

表 3.8: Case #1 及び Case #2 の各媒質の比誘電率および導電率

| | 比誘電率 | 導電率 [S/m] |
|----------------|-----------|--------------|
| Back medium | ground1.0 | 0 |
| Layer 1 | 3.0 | 0.010 |
| Layer 2 | 6.0 | 0.10 |
| Layer 3 | 10 | 1.0 |
| Buried objects | 1.0 | 0 |

図 3.38 に提案手法の概念図を示す。以下に提案手法の処理手順を示す。

手順 1. CSI により，多層構造の背景媒質の誘電率分布 $\hat{\chi}$ を推定。

手順 2. $\hat{\chi}$ から導出される，特定の角周波数 ω_i におけるコントラスト関数 $\chi(\omega_i)$ それぞれに対して， $\chi(\omega_i)$ を固定した CSI 法により全電界成分 $\hat{E}^T(\omega_i; r_T, r)$ を再構成。

手順 3. ω_i について，グリーン関数 $\hat{G}^B(\omega; r_T, r)$ および $\hat{G}^B(\omega; r_R, r)$ ，不要応答を抑圧した信号 $\hat{E}^S(\omega; r_T, r_R)$ を生成。

手順 4. 2~4 を複数の角周波数 $\omega \equiv (\omega_1, \dots, \omega_{NFR})$ について実行。

手順 5. レーダ画像を生成。

図 3.39 に提案手法のフローチャートを示す。提案手法は，CSI 法による初期推定を導入しているため，未知の背景媒質に対しても適用することが可能である。また，本手法の不要応答の抑圧手法は不要応答を直接的に再構成して使用するため，目標からの応答と不要応答が時間的に重なる状況でも抑圧精度の保持が期待できる。

X

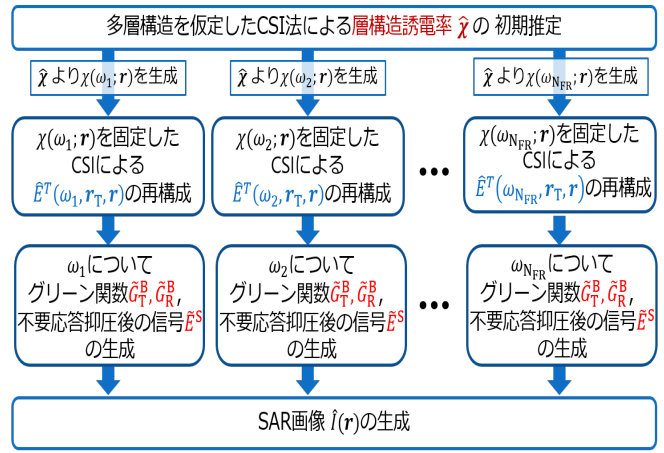


図 3.39: CSI 法によるレーダ画像化法の処理手順

数値解析による性能評価

本節では，2次元 FDTD を用いた数値計算に基づく提案手法の性能評価を行う。図 3.40 に素子配置および各種媒質の空間分布を示す。各媒質および目標の誘電率および導電率は表 3.1 に示す。Case #1 および Case #2 の背景媒質および目標の複素誘電率分布は共通であり，目標の埋没位置のみ異なる。層構造媒質の誘電率は浅い層から順に乾燥粘土，水分を含む粘土，飽和粘土を想定，埋没物は空洞を想定している。層構造と埋没物の誘電率及び導電率値は表 2 の値を用いている。各層の厚さは 20 cm とする。FDTD 法により受信電界を生成し，雑音は考慮しない。無指向送受信素子を $y = 20$ cm で x 軸に沿って直線走査し，観測はモノスタティック仮定する。データ取得は 10 cm 間隔の全 17 地点で行う。送信信号は L バンドの電磁波帯を想定し，中心周波数 0.58 GHz (真空での波長: 0.52 cm)，10dB 帯域幅 0.80 GHz とする。

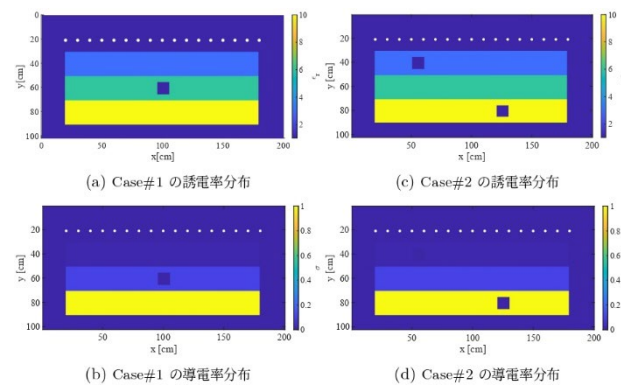


図 3.40: 各数値計算モデルの誘電率および導電率分布 (左: Case #1, 右: Case #2.)

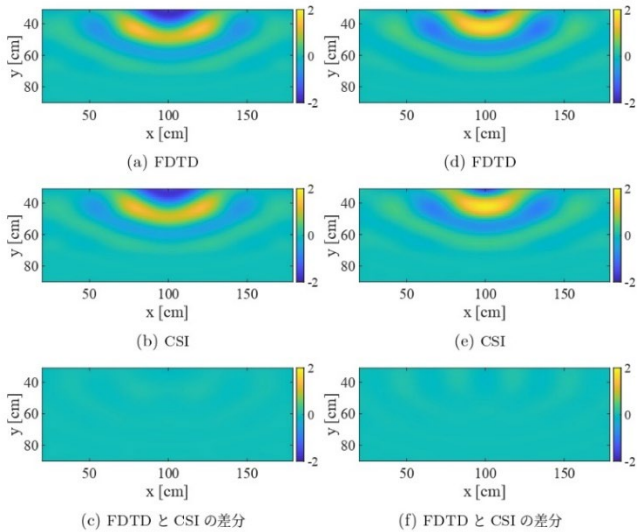


図 3.41 CSI による多層構造背景媒質の誘電率および全電界成分の初期推定結果

表 3.2: 層構造推定において各層に仮定した比誘電率

| 比誘電率 | |
|---------|-----------|
| Layer 1 | 2, 3, 4 |
| Layer 2 | 5, 6, 7 |
| Layer 3 | 9, 10, 11 |

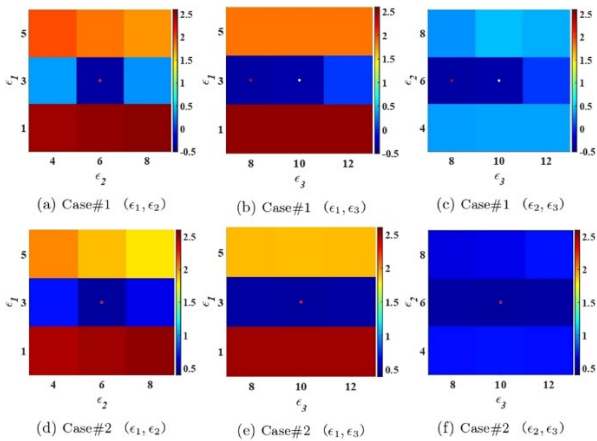


図 3.42: 全電界成分の空間分布 (左列: 実部, 右列: 虚部)

本項では, 提案手法における多層構造の背景媒質の初期推定の結果について述べる. **Case#1,2** に共通で, 各層の仮定する誘電率はそれぞれの層について 3 つ仮定し, 合計 27 組の誘電率の組合せを評価する. 表 3.2 に各層で仮定した誘電率を示す. 各組合せにおける複数周波数の CSI 法の更新回数は 2000 回, 使用する周波数は中心周波数の周辺の 10 dB 帯域幅の範囲内で 10 点を用いる. また, 状態方程式の正則化係数 $\lambda = 900$ とする.

表 3.3 各層の誘電率推定結果

| | 推定値 (真値) | |
|---------|-----------|---------|
| | Case #1 | Case #2 |
| Layer 1 | 3.0 (3.0) | 3 (3.0) |
| Layer 2 | 6.0 (6.0) | 6 (6.0) |
| Layer 3 | 8.0 (10) | 10 (10) |

各層の誘電率の推定結果を表 3.3 に示す. 表 3.3 から, **Case #1** では 1,2 層目で真値と同じ値が, **Case #2** では 3 層全てで真値と同じ値が推定されている. また, 図 3.42 に各組合せの最適値におけるコスト関数の残差の分布図を示す. ただし, $\epsilon_i (i = 1, 2, 3)$ は i 層目の誘電率である. **Case #1** の 3 層目の誘電率推定に誤差が生じている原因として, 3 層目の導電率が 1,2 層目と比較して高く, 内部透過および反射応答が減衰し, コスト関数の感度が低くなっていることが考えられる. 実際に,

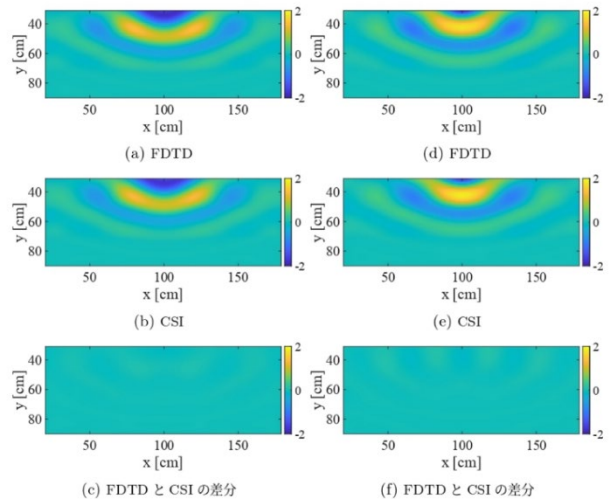


図 3.6: 全電界成分の空間分布 (左列: 実部, 右列: 虚部)

図 3.43: 全電界成分の空間分布 (左列: 実部, 右列: 虚部)

図 3.42 の (b)(c) では ϵ_3 の変化に対するコスト関数の変化が他の層の誘電率と比較して小さいことが確認できる. また, 本手法は均質な多層構造を仮定した誘電率を与えて最適化を行うが, 実際の観測波形には埋没物からの応答も含まれており, この差異も誤差の原因となる. 平均的な計算時間は, Intel(R) Xeon(R) Gold 5218 CPU 2.30 GHz および 3.70 TB RAM を用いて, 100 時間である. 次に, CSI による

全電界成分の再構成結果について述べる．提案手法の処理手順の手順 2. に相当する，CSI 法による各周波数における全電界成分の再構成は，中心周波数の周辺の 10 dB 帯域幅の範囲内で 59 点の周波数それぞれについて単一周波数の CSI 法により行う．各 CSI の更新回数

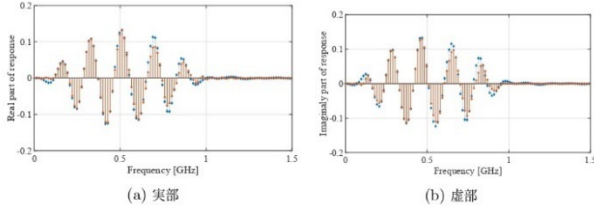


図 3.44: データ方程式のグリーン関数の再現 (左列:実部, 右列:虚部)

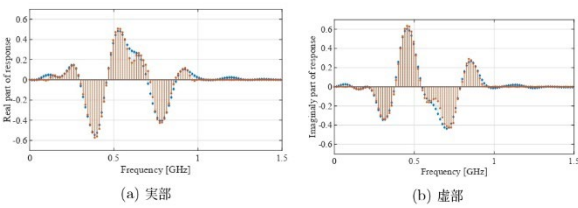


図 3.45: 不要応答の再現 (左列:実部, 右列:虚部)

は 1000 回とする．また，状態方程式の正則化係数検証を踏まえ， $\lambda = 900$ とする．図 3.44 および図 3.46 に，Case#1 における CSI 法による ROI 内各点の全電界成分 $\hat{\mathbf{E}}^{\mathbf{T}}(\omega; \mathbf{r}_T, \mathbf{r})$ の再構成結果を示す．同時に，リファレンスである FDTD 法による全電界成分の生成結果も示す．図 3.43 は，0.58 GHz, $\mathbf{r}_T = (100, 20)$ の場合の $\hat{\mathbf{E}}^{\mathbf{T}}(\omega; \mathbf{r}_T, \mathbf{r})$ の空間分布を示している．同図より，FDTD 法による結果と比較として，CSI 法を用いた場合でも ROI 内各位置の全電界成分が高精度に再構成できることがわかる．また，図 3.44 には， $\mathbf{r}_T = (100, 20)$ の場合の，特定の ROI 位置における全電界成分の周波数応答を示している．同図より，CSI 法によって全電界成分が，十分広い範囲の周波数において高精度に再構成されていることが確認できる． $\hat{\mathbf{E}}^{\mathbf{T}}(\omega; \mathbf{r}_T, \mathbf{r})$ が高精度に再構成されていることは高精度の伝播モデル推定および不要応答の抑圧が可能であることを示唆する．

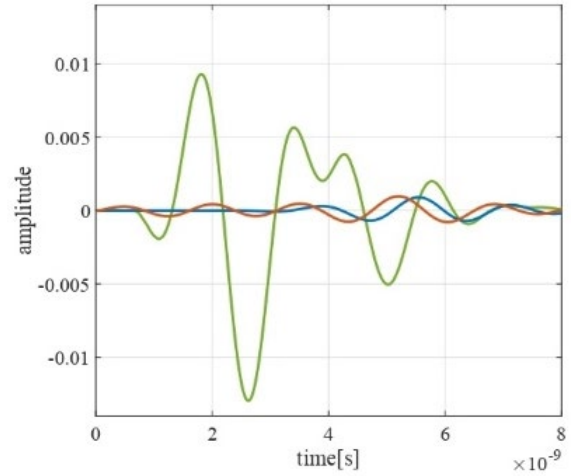


図 3.46: 不要応答抑圧後の波形

レーダ画像化結果

本項では，提案手法におけるレーダ画像化結果を示す．まず，図 3.45 に不要応答の抑圧の結果を示す．同図は，式 (3.3) の右辺第 2 項に相当する，再構成された背景媒質に起因する不要信号の周波数応答であり，これを用いて抑圧を行う．同図では，リファレンス FDTD 法による同応答の生成結果も合わせて示している．リファレンスとの比較から，CSI 法を用いた場合でも，不要応答の再構成が可能であることがわかる．また，図 3.46 に，上記の CSI により再構成された応答を用いて不要応答を抑圧した観測データ $\hat{\mathbf{E}}^{\mathbf{S}}(\omega; \mathbf{r}_T, \mathbf{r}_R)$ の時間波形を示す．同図からも，提案手法によって不要応答の大部分を抑圧することが可能であることがわかる．ただし，FDTD 法によるリファレンスと比較して，提案手法では不要応答が残存している様子も確認できる．提案手法による抑圧の精度を改善するためには，CSI の更新回数を増やす等による全電界の再構成精度の改善が必要がある．次に，レーダ画像化結果を示す．まず，図 3.47 に Case #1 について，従来法および提案手法によるレーダ画像を示す．従来法は均質な背景媒質を仮定した手法であり，平均的な背景媒質の誘電率 ϵ_r が $\epsilon_r = 3, 6, 9$ の場合を仮定している．

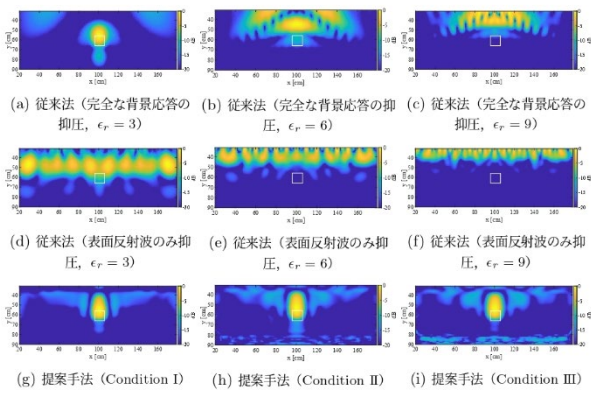


図 3.47: 各種 DAS による反射係数分布再構成結果

また、従来法における不要応答の抑圧は、FDTD を用いて背景の 3 層構造に起因する不要応答を完全に抑圧した場合と表面反射波のみを抑圧した場合の、2 つを検証している。後者の抑圧手法は、一般的に用いられる平均波減算法およびタイムゲート法に相当する。従来法では、完全な背景応答を抑圧した場合の結果でも、背景媒質の誘電率の仮定が $\epsilon_r = 6, 9$ の場合では、虚像が多数生成する上に、目標の画像化ができていない。これは、適切でない背景媒質の誘電率をを仮定しており、位相補償に誤差が生じるためである。仮定した誘電率が $\epsilon_r = 3$ の場合の結果である図 3.47(a) では、ターゲットが結像している。これは $\epsilon_r = 3$ が 1 層目の誘電率と一致しており、位相補償が正確に行われているためである。ただし、一般には事前に最適な背景媒質の誘電率を知ることが難しく、また更に深い層にターゲットが存在する場合や背景媒質が複雑な構造を成している場合には、平均的な誘電率の推定はさらに難しくなる。以上の通り、画像化精度が仮定する背景媒質の誘電率に依存する点も、従来のレーダ画像化法の問題点である。一方で、従来法で表面反射波のみを抑圧した場合には、どの背景の誘電率を仮定した場合でもターゲットが結像できず、多数の虚像が表れている。これは、背景媒質の 1 層目と 2 層目の境界面による反射応答が強く、ターゲットからの応答が埋もれてしまうためであり、今回の数値計算モデルの通り、クラッタを生じる背景媒質の境界面と目標が近接している場合には顕著となる。図 3.47(g)-(i) は提案手法による再構成結果であり、3 つの Condition の場合の結果

を示している。各 Condition の詳細は表 3.4 に示す。Condition I は背景媒質を既知とし、FDTD により全電界生成およびクラッタの抑圧を行う場合であり、提案手法の原理のみに注目したケースである。Condition I の結像の結果では、反射波が発生する真の異物の上面付近に結像しており、提案手法が不均質媒質における正確な伝播モデルを生成できることがわかる。一方で、Condition II, III では全電界成分を CSI 法によって再構成しているものの、Condition I と同等に結像している。また、従来法で表れていた背景媒質に起因する虚像も抑圧されている。以上の結果から、提案手法により、全電界の生成に順問題を用いず、CSI 法を用いた場合でも十分な精度が保持され、伝播モデルおよび背景応答が高精度に推定できることがわかる。Condition III では背景の多層構造の誘電率も推定した場合であり、表 3.3 に示した通り、Case #1 では 3 層目の誘電率推定値に誤差がある。今回のモデルでは埋没物が 2 層目に存在しているため、1,2 層目の影響を受けやすく、また 3 層目の応答が信号減衰により弱くなっていったために、画像化結果には大きな影響がなかったと考えられる。深さ方向の分解能（レンジ分解能）の観点から図 3.47(a) と (g) の画像化結果を比較すると、従来法に比べて提案手法ではが悪化していることが見て取れる。レンジ分解能は信号の帯域幅に比例する。従来法は時間領域の信号に対して DAS 処理を行っており、十分な帯域幅が確保できている。一方で、提案手法では各周波数について CSI 法により全電界を再構成する必要があり、計算時間の問題から多数の周波数点を用いることができず、帯域幅が制限されてレンジ分解能が低下していると考えられる。上記の問題を改善する方法として、CSI 法の最適化の高速化や、マルチレート信号処理を用いることが挙げられる。次に Case #2 について同様のレーダ画像化結果を図 3.48 に示す。Case #2 は Case#1 と同じ背景の多層構造を有するが、埋没物が 1 層目および 3 層目に存在する状況を想定している。Case #1 と同様に、従来法では、背景応答を完全に抑圧した場合でも背景媒質の誘電率を $\epsilon_r = 6, 9$ と仮定した場合には目標の結像が難しく、虚像が多数生成し、 $\epsilon_r = 3$ を仮定した場合には目標が画像化できる。また、従来法で表面反射波のみ抑圧した

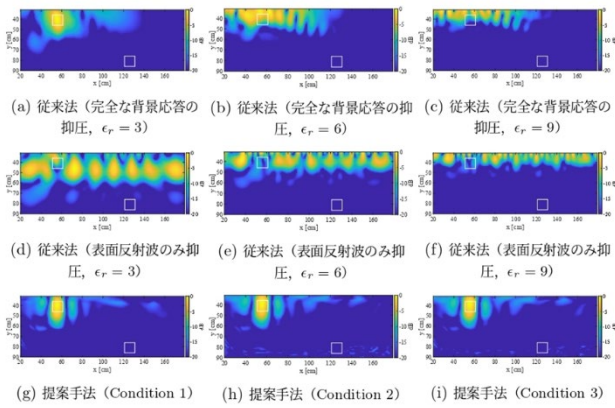


図 3.48: 各種 DAS による反射係数分布再構成結果

場合では、背景媒質の誘電率を $\epsilon_r = 3$ と仮定した場合でも、Case #1 の場合と同様に背景媒質に起因する虚像が多数生成され、目標の再構成ができない。一方、提案手法ではどの Condition においても目標の再構成ができています。ただし、3 層目に存在している目標に関しては、従来法および提案手法どちらにおいても再構成ができていない。これは、深い領域に存在する目標からの応答波が、浅い領域からの応答と比較して大きく減衰しているためである。上記の問題を改善するためには、振幅減衰の補償を導入する必要がある。

表 3.5: 従来法による Case #1 の再構成結果の定量評価

| | 完全な背景応答の抑圧 | | | 表面反射波のみ抑圧 | | |
|--------------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
| | $\epsilon_{bg} = 3$ | $\epsilon_{bg} = 6$ | $\epsilon_{bg} = 9$ | $\epsilon_{bg} = 3$ | $\epsilon_{bg} = 6$ | $\epsilon_{bg} = 9$ |
| SCR | 23.0 dB | 0.2 dB | 0.1 dB | 0.0 dB | 0.8 dB | 0.0 dB |
| SMR | 44.9 dB | 35.6 dB | 40.4 dB | 25.6 dB | 34.9 dB | 42.0 dB |
| Err _{loc} | 10 mm | 110 mm | 283 mm | 717 mm | 472 mm | 292 mm |

表 3.6: 提案法による Case #1 の再構成結果の定量評価

| | Condition I | Condition II | Condition III |
|--------------------|-------------|--------------|---------------|
| SCR | 27.3 dB | 26.2 dB | 20.6 dB |
| SMR | 48.4 dB | 42.5 dB | 42.0 dB |
| Err _{loc} | 10 mm | 30 mm | 32 mm |

次に、再構成結果の定量評価について述べる。SCR (Signal to clutter ratio) SMR (Signal to mean ratio) および Err_{loc} (Euclidean error) を導入する。SCR は第一及び第二極大応答の電力比であり、クラッタの抑圧度合いを評価、SMR は第一極大応答の電力と解析領域の平均的な電力の比であり、極大応答のシャープネスを評価する。Err_{loc} は第一極大応答の位置と真の目標位置とのユークリッド距離である。表 3.5-3.8 に Case #1 および Case #2 についての定量評価を示す。これらの定量評価より、提案手法が従来法と比較して高い SCR および SMR、小さいユークリッド距離誤差を実現して

いることが確認できる。

表 3.7: 従来法による Case #2 の再構成結果の定量評価

| | 完全な背景応答の抑圧 | | | 表面反射波のみ抑圧 | | |
|--------------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
| | $\epsilon_{bg} = 3$ | $\epsilon_{bg} = 6$ | $\epsilon_{bg} = 9$ | $\epsilon_{bg} = 3$ | $\epsilon_{bg} = 6$ | $\epsilon_{bg} = 9$ |
| SCR | 14.8 dB | 0.1 dB | 0.7 dB | 2.9 dB | 0.8 dB | 2.0 dB |
| SMR | 45.1 dB | 40.9 dB | 49.1 dB | 26.8 dB | 37.0 dB | 44.2 dB |
| Err _{loc} | 41 mm | 82 mm | 196 mm | 19 mm | 50 mm | 304 mm |

表 3.8: 提案法による Case #2 の再構成結果の定量評価

| | Condition I | Condition II | Condition III |
|--------------------|-------------|--------------|---------------|
| SCR | 19.6 dB | 19.4 dB | 20.0 dB |
| SMR | 49.8 dB | 46.8 dB | 47.6 dB |
| Err _{loc} | 32 mm | 32 mm | 22 mm |

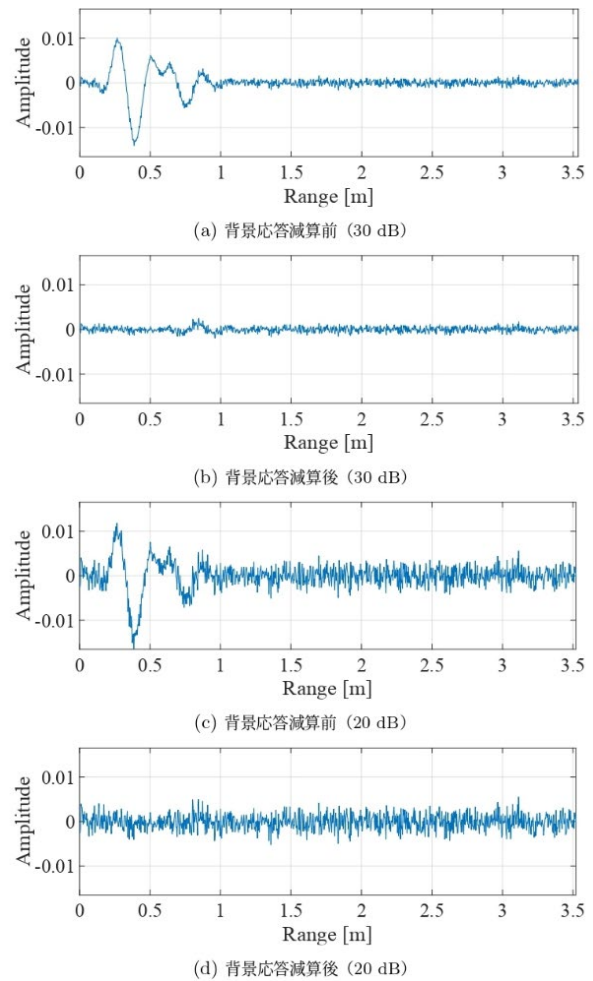


図 3.49: ノイズ付加後の観測波形

次に提案手法のノイズ耐性の評価を行う。Case #1 の観測信号に加算性白色ガウス雑音を時間領域において加算し、検証を行う。Signal-to-noise ratio (SNR) は観測波形の最大電力対ノイズの分散で定義し、 $SNR = 30 \text{ dB}$ 又は 20 dB のノイズを付加する。図 3.49 にノイズを付加した観測信号を示す。SNR を定義する際の観測波形には、背景の多層構造によって生じる

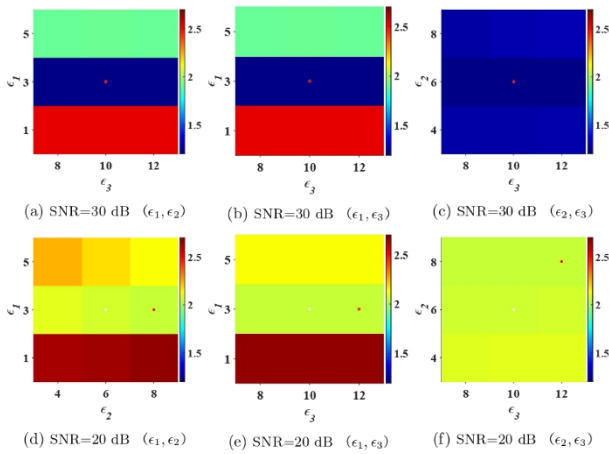


図 3.50: 各 SNR におけるコスト関数の分布図

強い背景応答も含んだ波形を用いている。このため、30dB のノイズを付加した場合、背景応答を取り除いた埋没目標からの応答の SNR は 0 から 10 dB 程度、20 dB のノイズを付加した場合には -10 から 0 dB 程度となる。図 3.50 に、提案手法における、式 (2.38) に基づく背景媒質の誘電率の初期推定の結果を示す。20 dB のノイズを付加した場合には、コスト関数が小さくならず、2, 3 層目の推定精度が劣化している。一方、30 dB のノイズを付加した場合には 3 層とも推定精度が保持されている。次に、図 3.51 および 3.52 に従来法および提案手法による反射係数分布の再構成結果を示す。従来法は、背景応答を完全に抑圧した場合を示している。30 dB のノイズを付加した場合には、従来法および提案法のどちらにおいても再構成精度が保持できていることがわかる。従来法および提案法である DAS 法はコヒーレント合成に基づいており、不規則なノイズ成分を平均化するため、ノイズによる影響が抑えられたと考えられる。一方、20 dB の場合には、虚像が多数発生しており、提案法 Condition III では特に多くの虚像が発生している。Condition I, II と比較した時、Condition III では背景媒質の誘電率を CSI による推定値与えており、図 3.13 に示す通り同誘電率の推定精度が低下したため、全電界の再構成精度が低下し、クラッタの抑圧およびグリーン関数の推定精度が劣化したと考えられる。

また、どの Condition でも目標の位置や形状も真の反射点から誤差があり、20 dB のノイズによりグリーン関数の推定誤差が生じていることがわかる。表 3.9 および表 3.10 に再構成結果の定量評価を示す。

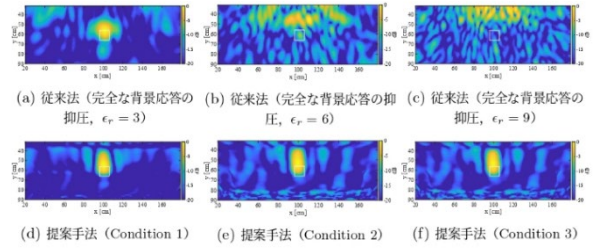


図 3.51: SNR=30 dB における再構成結果

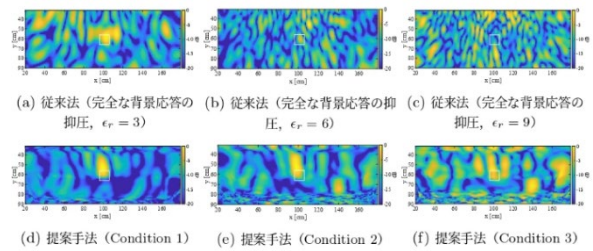


図 3.52 SNR=20 dB における再構成結果

これらの定量評価をノイズを加えない場合の定量評価の結果である表 3.6 と比較すると、30 dB の場合には一定の推定精度が保持されることが確認できる。次に、20 dB の場合には、SCR および SMR が特に劣化しており、虚像が多数発生していることがわかる。一方、 Err_{loc} はノイズを加えない場合と比較しても大きな劣化は見られない。従って、ノイズによるグリーン関数の再構成精度の劣化は 20 dB では限定的だと考えられる。

次に、実環境を想定し、図 3.53 に示す不均質な多層構造モデルを用いた検証を行う。同モデルは図 3.41 に示す各層が均質なモデルに、ガウス雑音に基づくランダムノイズを加えている。ガウス雑音の標準偏差は、各層の誘電率および導電率の 20% としており、各層の誘電率に加える雑音の標準偏差は $(\sigma_{\epsilon 1}, \sigma_{\epsilon 2}, \sigma_{\epsilon 3}) = (0.6, 1.2, 2.0)$ 、導電率に加える雑音の標準偏差は $(\sigma_{\sigma 1}, \sigma_{\sigma 2}, \sigma_{\sigma 3}) = (0.002 \text{ S/m}, 0.02 \text{ S/m}, 0.2 \text{ S/m})$ とする。

表 3.9: SNR=30 dB のノイズを付加した場合の Case #1 の再構成結果の定量評価

| | 従来法 (完全な背景 応答の抑圧) | | | 提案手法 | | |
|-----|-------------------------|---------------------|---------------------|-----------------|------------------|-------------------|
| | $\epsilon_{bg} = 3$ | $\epsilon_{bg} = 6$ | $\epsilon_{bg} = 9$ | Condit ion I | Condit ion II | Condit ion III |
| SCR | 15.5 | 4.9 | 1.0 | 23.9 | 18.8 | 18.8 |
| SMR | dB | dB | dB | dB | dB | dB |
| Err | 39.2 | 31.8 | 31.6 | 43.9 | 38.9 | 38.9 |
| loc | dB | dB | dB | dB | dB | 32 mm |
| | 10 | 149 | 243 | 20 mm | 32 mm | |
| | mm | mm | mm | | | |

表 3.10: SNR=20 dB のノイズを付加した場合の Case #1 の再構成結果の定量評価

| | 従来法 (完全な背景 応答の抑圧) | | | 提案手法 | | |
|-----|-------------------------|---------------------|---------------------|-----------------|------------------|-------------------|
| | $\epsilon_{bg} = 3$ | $\epsilon_{bg} = 6$ | $\epsilon_{bg} = 9$ | Condit ion I | Condit ion II | Condit ion III |
| SCR | 1.1 | 6.1 dB | 1.4 | 11.9 | 4.8 dB | 1.2 dB |
| SMR | dB | B | dB | dB | 26.5 dB | 21.6 dB |
| Err | 22.5 | 25.3 | 20.7 | 31.9 | 36 mm | 24 mm |
| loc | dB | dB | dB | dB | | |
| | 32 mm | 149 | 244 | 32 mm | | |
| | mm | mm | mm | | | |

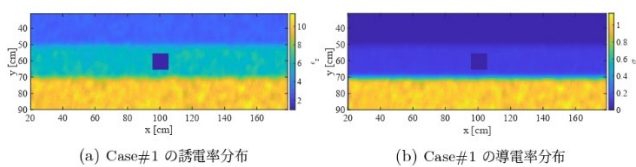


図 3.53 不均質背景媒質モデルの誘電率・導電率分布

ただし, σ_{ei} , σ_{oi} ($i = 1, 2, 3$) はそれぞれ i 層目の誘電率または導電率の標準偏差である. ランダムノイズを加えた誘電率分布は不連続であるため, 2次元ガウシアンフィルタを用いて平滑化する. ガウシアンフィルタの適用範囲の1辺は50mmとする. まず, 表 3.11 に提案手法における, 層構造の誘電率の初期推定の結果を示す.

表 3.11 初期誘電率推定結果

| | 推定値 (真値) |
|---------|-----------|
| Layer 1 | 3.0 (3.0) |
| Layer 2 | 6.0 (6.0) |
| Layer 3 | 8.0 (10) |

表 3.11 より, 不均質な背景媒質を有するモデルでも, 均質なモデルと同等の推定精度を有することが確認できる. 図 3.54 に従来法および提案手法 DAS による再構成結果を示す.

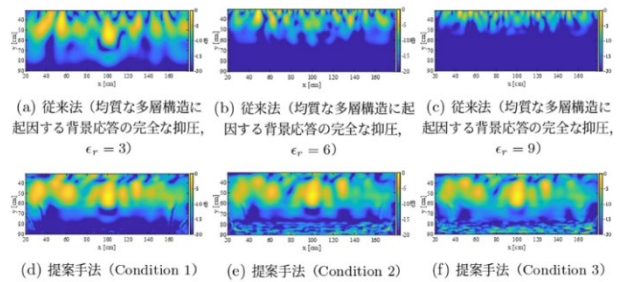


図 3.54 不均質背景媒質モデルでの反射係数分布再構成結果

同図の再構成結果では, 従来法および提案手法どちらにおいても, 目標の画像化は行われている一方で, 虚像が多数発生している. 虚像発生の主な原因として, 背景の不要応答の抑圧が不十分であることが考えられる. 提案手法による不要応答の抑圧では, 均質な多層構造を仮定して背景応答を再構成, 抑圧を行っており, 不規則な背景媒質の変動は考慮できない. このために, 不規則な背景媒質に起因するクラッタが残存し, レーダ画像に虚像が発生したと考えられる. 同再構成結果の定量評価を表 3.12 に示す.

表 3.12: 不均質な多層構造を有するモデルの再構成結果の定量評価

| | 従来法 (完全な背景 応答の抑圧) | | | 提案手法 | | |
|--------------------|-------------------------|---------------------|---------------------|-------------|--------------|---------------|
| | $\epsilon_{bg} = 3$ | $\epsilon_{bg} = 6$ | $\epsilon_{bg} = 9$ | Condition I | Condition II | Condition III |
| SCR | 0.0 dB | 3.6 dB | 1.6 dB | 2.9 dB | 5.1 dB | 5.8 dB |
| SMR | 24.5 dB | 37.6 dB | 44.9 dB | 24.7 dB | 25.4 dB | 25.0 dB |
| Err _{loc} | 22 mm | 552 mm | 604 mm | 30 mm | 30 mm | 30 mm |

同定量評価において, SCR が特に悪化していることから, クラッタの抑圧が十分に行われていないことが確認できる. 一方で, 提案手法における Err_{loc} は表 3.6 の値と比較しても大きな劣化は見られないため, グリーン関数の推定精

度は大きく劣化していないと考えられる。クラッタの抑圧精度の改善は今後の研究課題であり、不均質な誘電率分布を CSI 法によって再構成し、これを考慮した抑圧を行う等の手法が考えられる。

提案手法では、まず初めに CSI 法により、多層構造背景媒質の誘電率を推定するが、この時、背景の多層構造の各層の厚さ及び総数は既知としている。そこで、既知としている各層の厚さと総数に誤差が生じた場合の、提案手法の再構成精度への影響を検証する。数値計算モデルは Case #1、提案手法は Condition I の場合で検証を行う。Condition I では、背景の多層構造媒質の真の誘電率分布を FDTD 法に与えることで ROI 内各点の全電界成分を生成していたが、本検証では、図 3.55 に示す誤った誘電率分布を FDTD 法に与えて全電界成分を生成する。

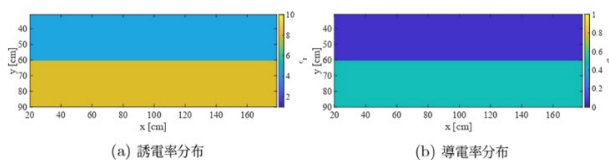


図 3.55 FDTD に与える背景媒質モデル

図 3.55 の数値計算モデルは、2 層構造を仮定し、各層の厚さは 30 mm とする。また、各層の誘電率および導電率 (ϵ , σ) は 1 層目が ($\epsilon = 4.5$, $\sigma = 0.05 \text{ S/m}$), 2 層目は ($\epsilon = 8.0$, $\sigma = 0.5 \text{ S/m}$) であり、真の背景媒質の 1,2 層目または 2,3 層目の誘電率および導電率の平均的な値としている。図 3.56 に上記の条件における提案手法による再構成結果を示す。同図では、 $y = 50 \text{ mm}$ に沿って強い応答が表れている。この応答は、本来の 3 層構造の背景媒質における 1,2 層目の境界面によって生じている応答である。本検証では誤った層境界面を提案手法に与えており、提案手法における背景応答の抑圧が適切に行われず、上記の不要応答が強く残っている。また、 $(x, y) = (100, 50)$ 付近に異物を画像化した応答が表れているが、反射が生じる目標上面と比べて浅い位置に結像している。これは、伝搬経路にあたる 1 層目の誘電率に誤差が生じているため、グリーン関数による位相補償が適切に行われていないためである。以上の検証結果が示す通り、提案手法では画像化精度を保持するためには、背景媒質の層の厚さや誘電率値の推定精度を保つ必要がある。

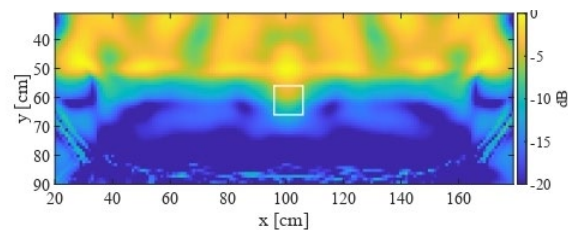


図 3.56 再構成結果 (二層モデル)

計算コストの比較

従来法および提案法の計算コストを評価する。計算機は、Intel(R) Xeon(R) Gold 5218 CPU 2.30 GHz and 3.70 TB RAM を用いる。表 3.13 に従来法及び提案法の各種設定を示す。表 3.14 および表 3.15 に従来法および提案法の各手順における計算時間を示す。

提案手法の手順 1 の計算時間は 6000 分であり、特に多くの計算を要している。手順 1 では、仮定する層構造の誘電率の各組合せについて、10 点の周波数点の情報統合した CSI 法により全電界成分の再構成を行っているためである。一方、手順 2 でも CSI 法を用いて各周波数における全電界成分の再構成を行うが、誘電率は既に推定値が得られていることに加えて、各 CSI では単一の周波数点の情報を用いている。このため、手順 2 は手順 1 と比較して計算量が抑えられている。精度が劣化しない範囲で、CSI 法で用いる周波数点の最適化を行うことで、手順 1 の計算量を改善できる。手順 2 の全電界成分の再構成のための CSI では、多くの周波数点について CSI 法を行うため計算量が大きくなっている。CSI で再構成する、全電界成分のサンプリング周期を十分に小さくすることは、背景応答の再構成精度を保つために重要であり、再構成する周波数点間隔を大きくすることはできない。背景応答の再構成精度を保ちながら手順 2 を高速化する 1 つの方法として、CSI 法による再構成を行う周波数点をサンプリング定理を満たす範囲で間引き、後からアップサンプリングによって間引いた成分を補完する方法が考えられる。従来法の処理と直接的に対応する提案法の処理は、手順 5 である。この 2 つを比較すると、提案法では 20 倍程度の計算時間を要している。

表 3.13: 数値計算を用いた検証における各種変数の設定

| | |
|--|----------------------------|
| ROI のセル数: N_{ROI} | 9600 |
| 観測数: N_{scan} | 17 |
| 層数: M_{layer} | 3 |
| 手順 1 で仮定する各層の ϵ_i の数: N_{SMP} | 3 |
| 周波数点数: N_{FR} | 10 (手順 1) 59 (手順 2) |
| CSI 法の更新回数: N_{ite} | 2000 (手順 1) 1000 (手順 2) |

表 3.14: 従来法における計算量および計算時間

| | 計算量 | 計算時間 |
|-----|----------------------|--------|
| 従来法 | $O(N_{ROI}N_{scan})$ | 0.25 秒 |

表 3.15: 提案手法における計算量および計算時間

| | 計算量 | 計算時間 |
|--|---|--------|
| 手順 1: 多層背景誘電率の初期推定 | $O(N_{layer}N_{ROI}N_{SMP}N_{scan}N_{FR}N_{ite})$ | 6000 分 |
| 手順 2: CSI による全電界成分の再構成 | $O(N_{ROI}N_{scan}N_{FR}N_{ite})$ | 180 分 |
| 手順 3: 式 (3.1), (3.2) によるグリーン関数の生成及び式 (3.3) によるクラッタ抑圧 | $O(N_{ROI}N_{scan}N_{FR})$ | 110 秒 |
| 手順 5: 式 (3.4) 及び (3.5) によるレーダ画像化 | $O(N_{ROI}N_{scan}N_{FR})$ | 5 秒 |

従来法は時間領域において時間遅延を考慮して信号相関を取ってレーダ画像を生成するのに対し、提案法では周波数領域で各周波数毎に信号の位相補償を行っており、また補償後の信号を逆フーリエ変換が必要になるためである。た

だし、従来法では、本来は未知である背景媒質の誘電率を既知としており、また背景媒質からのクラッタも理想的に抑圧しているため、単純に比較はできない。

まとめ

本論文では、上下水道管等の地下インフラの検査、地雷探査や路面下の調査への応用を想定した、マイクロ波 GPR のためのレーダ画像化法および誘電率推定法を提案した。従来のレーダ画像化法は一般に、背景媒質が均質であることを仮定した伝搬モデルを用いている。このため、地中探査において想定される多層構造等の不均質媒質において画像化精度が劣化する。また、不均質媒質に起因する不要応答の抑圧も必要となる。この問題に対して本論文では、多層構造の背景媒質を想定した CSI 法を用いた、高精度レーダ画像化法を提案した。本手法ではまず、背景媒質が多層構造である事を仮定した CSI 法を用いて、背景媒質の誘電率分布を推定する。この時、CSI 法により誘電率と併せて再構成される関心領域各位置における全電界成分に着目し、同成分からアンテナ ROI 間のグリーン関数（伝達関数）を生成する。また、本手法では誘電率分布および全電界成分の推定値を積分方程式に与えることで、多層構造の背景媒質に起因する応答を推定し、不要応答の抑圧を行う。多層構造の地下媒質中に存在する目標の画像化を想定した、2 次元 FDTD 法による数値計算モデルを用いた検証により、提案手法の有効性を評価した。従来法では、画像化精度が位相補償において仮定する背景媒質の誘電率値に依存することが確認された。一方、提案法では誘電率値の仮定を与えることなく、高精度に目標の画像化が可能であることが確認された。また、提案手法による不要応答の抑圧についても、FDTD 法を用いて理想的な背景応答の抑圧を行った場合と比較しても、異物の画像化のために十分な抑圧精度を有することが確認された。ただし、提案法は従来法と比較して膨大な計算量が必要であり、計算量の抑圧も今後の研究課題となる。特に、3 次元問題に拡張した場合には、CSI 法を用いた全電界の再構成において膨大な計算量を要すると推測される。また、現状の提案手法では、深さの異なる目標の画像化は、観測する反射応答の強度が異なるため困難である。改善のために振幅補償を導入が必要だと考えられる。実環境を想定した、不均質背景媒質を有するモデルを用いた検証では、提案法においても画像化精度が大きく劣化した。特に、

背景応答の抑圧精度が劣化したと考えられる。この問題に対して、多層構造を仮定しない CSI 法により不均質媒質の誘電率分布を推定し、背景応答の再構成精度を高める手法が考えられ、今後の研究課題である。また、現状では各層の厚さおよび導電率は真値を与えており、これらの推定も必要となる。

第 4 章 課題②

課題①では、レーダ方式とトモグラフィ方式を融合した手法が提案しているが、トモグラフィ法を導入しているため、道路非破壊検査で大規模な領域の解析を行うには莫大な時間が必要となる点が課題である。同問題を解決するため、レーダデータの教師なし学習に基づく異常検出法が提案した。検出結果として抽出された異常個所においてのみトモグラフィ方式による解析を行うことで、計算コストを抑えることが期待される。

先行研究[20,21]では、道路等の表面の光学的画像データを用いて機械学習を行う手法が提案されている。特に[22]では、実道路で目視できる画像データに対する新しい道路亀裂検出方法として“CrackForest”を提案している。同手法では、クラックの部分を断片的に分類し、得られた断片の形状をもとにして機械学習を行う。クラック検出の手順を述べる。まず、従来法で用いられていたグレースケールでの画像の境界トークンを拡張し、色情報や色調の勾配の情報を考慮した統合チャンネルによるトークンを導入する。次に、得られたトークンの特徴量を抽出する。特徴量抽出はランダムフォレストを用いたクラスタリングによって行われ、ひび割れの効率的な検出を行うことが可能になる。ランダムフォレストは画像データを構成するトークンを予想することが可能なため、クラック検出の予備的な結果を得ることが出来る。しかし、同結果では背景のテクスチャが要因で多くのノイズが発生する。従来の閾値処理ではそれら雑音は単純に除去されるが、目立たないクラックも除去される問題があった。そこで、最後にクラックの特性をサポートベクタマシン(SVM)等の分類法を適用することによって識別し、クラック以外のノイズを効率的に除去する。

機械学習によって効果を検証する。ラベル付き道路亀裂ターゲットを提案し、使用する。本デ

ータセットは 118 枚の画像から構成され、中国北京市の路面状態を概ね反映している。同画像には、影、油膜、水垢等のひび割れとは無関係のノイズが含まれており、雑音除去が必要である。検出結果において、従来手法と比較してノイズに対するロバスト性が確保されており、実際の地表調査結果(真値)と比較して、ひび割れの形状が高精度に再現できていることが報告されている。一方、マイクロ波レーダのデータを直接用いた深層学習の先行例としては、[23]で SAR 画像に対して CNN (Convolutional Neural Network) での学習を行い、典型的な欠陥を識別する手法が提案されている。同手法は、塩化ビニル(PVC)の表面に傷の入った試供体を SAR で測定し、得られた信号データを 2 次元にスライスされた空間領域の分布に変換することで、ネットワークの学習及び検証のための画像データを生成する。画像データは“合格(傷無し)”もしくは“不合格(傷あり)”でラベルづけされており、学習の結果、2 次元のスライス上の画像の欠陥の分類の精度は 90%となることが確認された。

しかし、SAR 画像は設定する比誘電率に大きく依存するため、コンクリートの誘電率が未知の場合は識別精度の劣化が予想される。

本課題ではレーダデータそのものに対する異常識別法を確立する。床版には路面と平行に格子状の鉄筋が埋め込まれている。鉄筋はコンクリートと比較して強い応答を示すため、床板上面の異常個所の応答と干渉し、誤検出の要因となる。このため、先行研究ではコンクリート床版中の鉄筋よりも浅い領域を検査対象としている。しかしながら、実際には鉄筋よりも深い領域にも異常は存在するため、同手法による異常検出の性能は限定的である。

上記の問題に対し、本課題では伝達関数推定に基づく鉄筋応答抑圧を導入する。鉄筋応答抑圧は伝達関数推定によって行う。まず、正常箇所を受信信号から鉄筋 1 本分の参照応答を抽出する。同参照鉄筋応答の伝達関数に基づく畳み込み演算により、鉄筋応答の推定と抑圧を行う。同手法により、鉄筋よりも深部にある異常応答も抽出することができる。また、異常検出法としては、周波数応答に基づくマハラノビス距離を用いた方法、時間周波数領域における異常個所と正常箇所の相関係数を比較する方法、時間周波数データの畳み込みオートエンコーダ(CAE: Convolutional AutoEncoder)に基づく深層学習による特徴量ベクトル圧縮デー

タを用いた方法、非線形外れ値検出の一つである DBSCAN(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) に基づく手法を適用する。

特に相関係数に基づく手法では、平均化された正常箇所データのデータとの相関係数を評価することで、異常箇所を正確に推定する手法を構築する。最後に上記の複数の異常検出結果を統合し、最終的な異常箇所の判断を実施する。神奈川県清水橋、花水橋、茨城県新利根川橋の実橋梁道路に対する実機実験データを用いて、各手法の定量評価を実施する。特に新利根川橋では、同橋梁の道路において、遊離石灰が道路下部から確認できる領域を含む箇所のデータを取得している。

実験諸元及び推定モデル

まず、同手法が仮定する観測モデルを述べる。指向性の広い送受信素子が一体となったレーダ装置を、水平面内で走査する。走査面を $z = 0$ として、素子位置を $(X, Y, 0)$ と定義する。各素子で受信される信号を $s(X, Y, t)$ とする。ただし、 t は時間である。

2021 年 11 月に神奈川県清水橋の点検作業中に実道路でデータを取得した。表面にひび割れが確認できる領域を対象とする。幅 (x 方向) 2.6m、長さ (y 方向) 5.0m の領域を y 方向にレーダ装置で直線走査する。使用するレーダ装置は、GSSI 社のストラクチャスキャン SIR-EZ XT を使用する。同装置は送受信ダイポールアンテナを走査方向に装着したバイスタティック観測を実現する。また、中心周波数 2.7GHz、帯域幅 2.7GHz の超広帯域パルスを複数送信する。各走査線の x 方向の間隔は 20cm であり、1 つの走査線における走査間隔は 2.5mm である。走査サンプル数は 2001 である。道路 1 箇所につき合計で 14 個の走査線のデータを用いる。

データ処理及び各種の機械学習法

周波数、時間フィルタ信号データに対する処理を下記に示す。まず、信号データ $s_{\text{raw}}(X, Y, t)$ に対して、オフセット除去及び整合フィルタを適用する。次に、以下の応答関数によって定義されるロールオフフィルタを適用する。

$$h(t) = \begin{cases} T, & 0 \leq |t| \leq (1-\beta)/2T \\ \frac{T}{2} \left\{ 1 + \cos \left(\frac{\pi T}{\beta} \left(|t| - \frac{1-\beta}{2T} \right) \right) \right\}, & (1-\beta)/2T \leq |t| \leq (1+\beta)/2T \\ 0, & |t| > (1+\beta)/2T \end{cases} \quad (4.1)$$

ただし、 T をシンボルレート、 β は区間 $[0, 1]$

を範囲とする定数である。以上の処理によって、それぞれの測定箇所における、表面波の応答及び鉄筋より深い部分の応答を除去することができる。領域ごとに鉄筋応答の位置は異なっているため、 $h(t) = 0$ として遮断する時間 t も異なる。鉄筋応答を含めて除去した受信信号を改めて $s(X, Y, t)$ と定義する。さらに、同信号データを、次の手順で補正する。

素子位置 (X, Y) での応答の極大応答を複数抽出する。この際、応答の最大値の $1/10$ を極大値の閾値とする。

全ての素子位置で、応答が最大値となる深さを抽出し領域全体での中央値を取る。各素子位置で、同中央値に最も近い極大点を、その位置での深さ情報 R とする。

鉄筋応答抑圧法

システムモデル

図 4.1 にシステムモデルを示す。指向性の広い送受信素子が一体となったレーダ装置を、水平面内で Y 方向に走査する。走査面を $z = 0$ として、素子位置を $(x, y, 0)$ とする。各素子で受信される信号を $s'(x, y, t)$ とする。ただし、 t は時間である。 z 方向について距離 $R = ct/2$ より、受信信号は $s'(x, y, R)$ と表すことが出来る。

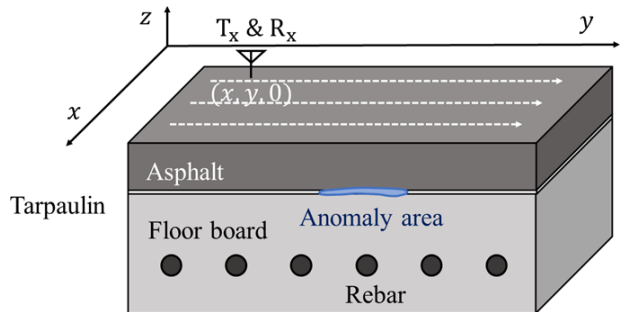


図 4.1: 観測モデル

信号 $s'(x, y, R)$ にはコンクリート表面からの強い応答が現れるため、 R 方向および y 方向のオフセット除去によってこれを取り除く。また、受信信号に含まれる白色雑音を除去するために整合フィルタを適用する。上記の処理を行った受信信号を $s(x, y, R)$ とする。

鉄筋応答抽出

鉄筋応答のみを抑圧するため、正常箇所における鉄筋 1 本に相当する参照応答を抽出する。まず、正常領域のスキャンを N_x 個選択し、 $s_{\text{ref}}(x_i, y, R)$ ($i = 1, \dots, N_x$) とする。 $s_{\text{ref}}(x_i, y, R)$ に

おける極大応答位置(y_j, R_j) を抽出し、次式で $d_{ref}(x_i, y, R)$ を定義する。

$$d_{ref}(x_i, y, R) = \sum_{i=1}^{N_{p,i}} |s_{ref}(x_i, y_j, R_j)| \delta(y - y_j, R - R_j)$$

ただし、 $N_{p,i}$ は $s_{ref}(x_i, y, R)$ から抽出される極大応答の総数である。鉄筋応答の伝達関数 $H_{rebar}(x_i, k_y, k_R)$ を次式で求める。

$$H_{rebar}(x_i, k_y, k_R) = \frac{S_{ref}(x_i, k_y, k_R)}{D_{ref}(x_i, k_y, k_R)}$$

ただし、 $S_{ref}(x_i, k_y, k_R)$ 及び $D_{ref}(x_i, k_y, k_R)$ はそれぞれ $s_{ref}(x_i, y, R)$, $d_{ref}(x_i, y, R)$ の二次元フーリエ変換である。 N_x 個の参照信号を平均および正規化し、 $\bar{h}_{rebar}(k_y, k_R)$ を得る。上記の流れを図 4.2 に示す。

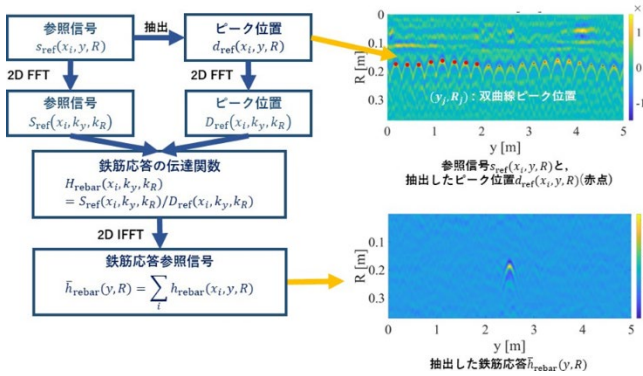


図 4.2: 鉄筋応答抽出のフローチャート

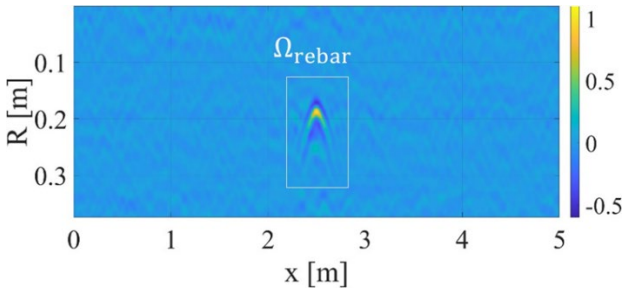


図 4.3: 鉄筋応答を含む範囲 Ω_{rebar}

さらに、鉄筋応答が収まる矩形範囲を Ω_{rebar} と設定して、領域 Ω_{rebar} の外側の信号は雑音除去のために窓関数で取り除く。

領域 Ω_{rebar} を図 4.3 に示す。 $\bar{h}_{rebar}(y, R)$ を参照鉄筋応答とする。

$$\bar{h}_{rebar}(y, R) = \begin{cases} \sum_{i=1}^{N_x} h_{rebar}(x_i, y, R), & ((y, R) \in \Omega_{rebar}) \\ 0, & ((y, R) \notin \Omega_{rebar}) \end{cases}$$

鉄筋応答抑圧

次に、抽出した参照鉄筋応答 \bar{h}_{rebar} を用いて、受信信号 $s(x_i, y, R)$ の鉄筋応答抑圧を行う。 $s(x_i, y, R)$ の2次元フーリエ変換 $S(x_i, k_y, k_R)$ に対し、次式で $\tilde{D}(x_i, k_y, k_R)$ を定義する。

$$\tilde{D}(x_i, k_y, k_R) \equiv \frac{S(x_i, k_y, k_R)}{\bar{H}_{rebar}(k_y, k_R)}$$

$\tilde{D}(x_i, k_y, k_R)$ の2次元逆フーリエ変換 $\tilde{d}(x_i, y, R)$ の極大応答に対する (y, R) の位置を次式

$$\begin{cases} |\tilde{d}(x_i, y, R)| / \partial y = 0 \\ |\tilde{d}(x_i, y, R)| / \partial R = 0 \\ |\tilde{d}(x_i, y, R)| \geq \alpha \max_{y, R} |\tilde{d}(x_i, y, R)| \end{cases}$$

但し、 α は雑音によって生じた微小な山を極大応答から除くための閾値である。次式で鉄筋応答を抑圧する。

$$s_{sup}^{TR}(x, y, R) = s(x, y, R) - \bar{h}_{rebar}(y, R) * d(x, y, R)$$

ここで

$$d(x, y, R) = \sum_{j=1}^{N'_p} |s(x, \hat{y}_j, \hat{R}_j)| \delta(y - \hat{y}_j, R - \hat{R}_j)$$

である。ここで、 (\hat{y}_j, \hat{R}_j) は式 3.5 で抽出される極大応答であり、 N'_p は極大応答位置の総数である。また、 $*$ は $y-R$ 平面における2次元の畳み込み演算を表す。

同処理のフローチャートを図4.4に示す。

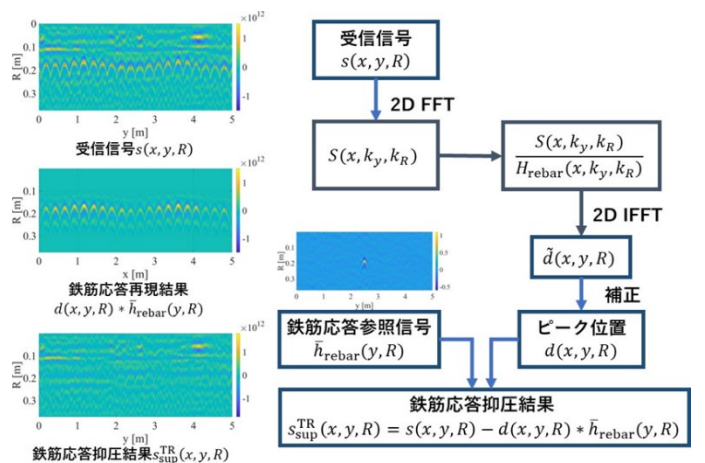


図 4.4: 鉄筋応答抑圧のフローチャート

異常検出法

マハラノビス距離を、1 以上の N 個の周波数 $k_{R,1}, \dots, k_{R,N}$ によって定義する。 $S(x, y; k_{R,1}, \dots, k_{R,N})$ を、N 個の周波数から成る $k_{R,1}, \dots, k_{R,N}$ で次式で定義する。

$$S(x, y; k_{R,1}, \dots, k_{R,N}) \equiv (\Re[S(x, y, k_{R,1})], \Im[S(x, y, k_{R,1})], \dots, \Re[S(x, y, k_{R,N})], \Im[S(x, y, k_{R,N})])$$

異常指数を、マハラノビス距離 $d(S(x, y; k_{R,1}, \dots, k_{R,N}))$ によって次のように定義する。

$$\eta^{\text{MD}}(x, y) = \frac{d(S(x, y; k_{R,1}, \dots, k_{R,N}))}{\sqrt{(S(x, y; k_{R,1}, \dots, k_{R,N}) - \mu(k_{R,1}, \dots, k_{R,N}))^T \Sigma^{-1}(k_{R,1}, \dots, k_{R,N}) (S(x, y; k_{R,1}, \dots, k_{R,N}) - \mu(k_{R,1}, \dots, k_{R,N}))}} \quad (3.9)$$

ただし、 $\mu(k_{R,1}, \dots, k_{R,N})$, $\Sigma(k_{R,1}, \dots, k_{R,N})$ はそれぞれ $S(x, y; k_{R,1}, \dots, k_{R,N})$ の全サンプル点から計算された平均ベクトル、共分散行列を表す。

次に時間周波数データの相関に基づく識別を述べる。 η^{MD} における入力では有限個の周波数応答の情報しか保持していない。また、深さに依存する周波数特性の情報を考慮していない。そのため、信号データ $s(x, y, t)$ に時間フーリエ変換 (STFT) を適用し、 $S^{\text{TF}}(x, y, R, \omega)$ を得る。また、受信信号から次式で正常領域を抽出し、それらの STFT を平均して $S^{\text{TF}}(R, \omega)$ とする。

$$\max |s(x_{\text{ref}}, y_{\text{ref}}, R)| \leq \alpha \max |s(x, y, R)|$$

ただし、 α は区間 $[0, 1]$ を範囲とする閾値である。 $S^{\text{TF}}(x, y)$ と $S^{\text{TF}}(R, \omega)$ を 1 次元ベクトルに変換し、相関係数を次式で計算する。

$$\eta^{\text{TF}}(x, y) = \Re \left[\frac{S^{\text{TF}}(x, y) (S^{\text{TF}}(R, \omega))^*}{\|S^{\text{TF}}(x, y)\| \|S^{\text{TF}}(R, \omega)\|} \right]$$

本処理の流れを図 4.5 に示す。

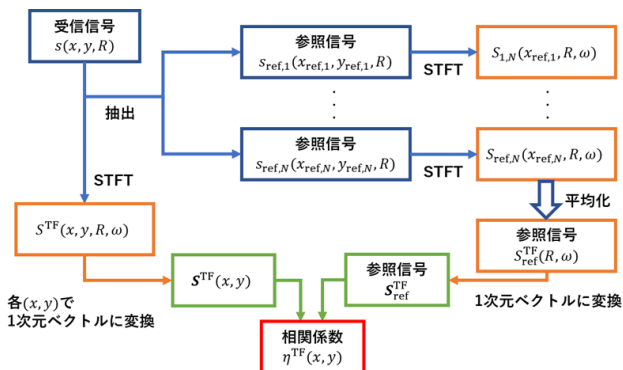


図 4.5: 距離-周波数画像に基づく相関係数 η^{TF} のフローチャート

$S(x, y, R, \omega)$ は 2 次元情報であり、冗長な情報を含む。このため、AE(AutoEncoder) を適用して情報の圧縮を行う。RF 参照信号 $S^{\text{TF}}(R, \omega)$ を入出力として AE に学習させ、自己符号化器およびエンコーダ出力ベクトル u_{ref} を得る。また、同符号化器に $S^{\text{TF}}(x, y, R, \omega)$ を入力して、エンコーダ部で受信信号の圧縮ベクトル $u(x, y)$ を得る(図4.6)。各地点の圧縮ベクトルと圧縮参照ベクトルの相関係数を次式で計算する。

$$\eta^{\text{CAE}}(x, y) = \frac{u(x, y) u_{\text{ref}}^*}{\|u(x, y)\| \|u_{\text{ref}}\|}$$

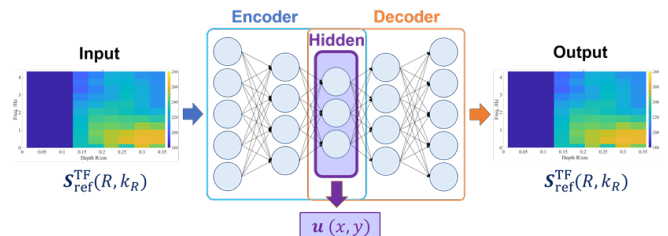


図 4.6: CAE による次元圧縮

また、 $u(x, y)$ を入力として DBSCAN によるクラスタリングを行い、その結果を $\eta^{\text{DBSCAN}}(x, y)$ とする。受信信号の最大値 $s(x, y)$ とマハラノビス距離 $\eta^{\text{MD}}(x, y)$ では応答が大きい場合に、TF 画像の相関係数 $\eta^{\text{TF}}(x, y)$ と AE 次元圧縮による相関係数 $\eta^{\text{CAE}}(x, y)$ では応答が小さい場合に異常領域を表す。これらの異常結果を統合し、一つの指標で表すことを考える。まず、4 つの異常検出結果を 0 以上 10 以下の値域に正規化する。 $s(x, y)$ 及び $\eta^{\text{MD}}(x, y)$ では、応答最大値で 0, $s(x, y) = 0$ 及び $\eta^{\text{MD}}(x, y) = 0$ の場合に 10 となるように応答を正規化し、 $s_{\text{norm}}(x, y)$ 及び $\eta^{\text{MD}}(x, y)$ とする。

$$s_{\text{norm}}(x, y) = 10 - 10 \frac{s(x, y)}{\max_{x, y} s(x, y)}$$

$$\eta_{\text{norm}}^{\text{MD}}(x, y) = 10 - 10 \frac{\eta^{\text{MD}}(x, y)}{\max_{x, y} \eta^{\text{MD}}(x, y)}$$

$\eta^{\text{TF}}(x, y)$ では値域 $[-1, 1]$ を、 $\eta^{\text{CAE}}(x, y)$ では値域 $[0, 1]$ をそれぞれ $[0, 10]$ の範囲に正規し、 $\text{TF norm}(x, y)$ 及び $\eta^{\text{CAE}}(x, y)$ とする。

$$\eta_{\text{norm}}^{\text{TF}}(x, y) = 5 + 5\eta^{\text{TF}}(x, y)$$

$$\eta_{\text{norm}}^{\text{CAE}}(x, y) = 10\eta^{\text{CAE}}(x, y)$$

次式 で示すように各指標を単純加算し，異常検出結果の統合指標とする．

$$\eta(x, y) = s_{\text{norm}}(x, y) + \eta_{\text{norm}}^{\text{MD}}(x, y) + \eta_{\text{norm}}^{\text{TF}}(x, y) + \eta_{\text{norm}}^{\text{CAE}}(x, y)$$

$\eta(x, y)$ は正常領域で高い値，異常領域で低い値を示す．また，4 通りの異常検出結果を平均しているため，各手法で共通して現れる特徴は強調され，特定の検出結果にのみ現れる雑音等は抑圧されることが期待される．

実験による性能評価

実験の緒元

先行研究が使用した清水橋におけるデータおよび，2022 年に茨城県新利根川橋で取得したデータを使用する．2021 年 11 月 2 日に神奈川県清水橋の点検作業中に，目視で表面にひび割れが確認できる 3 領域を対象としてデータを取得した．幅 $0.0 \text{ m} \leq x \leq 2.6 \text{ m}$ ，長さ $0.0 \text{ m} \leq y \leq 5.0 \text{ m}$ の領域を y 方向にレーダ装置で直線走査する．使用するレーダ装置は，GSSI(Geophysical Survey System, Inc.) 社のストラクチャスキャンSIR-EZ XT である．同装置は送受信ダイポールアンテナを走査方向に装着したバイスタティック観測を実現する．また，中心周波数 2.7 GHz，帯域幅 2.7 GHz の超広帯域パルスを複数送信する．

データ取得間隔は x 方向に 20 cm， y 方向に 2.5 mm である．道路 1 箇所につき合計で 14 個の走査線のデータを用いる．また，測定領域とひび割れの位置を図 4.7 に示す．

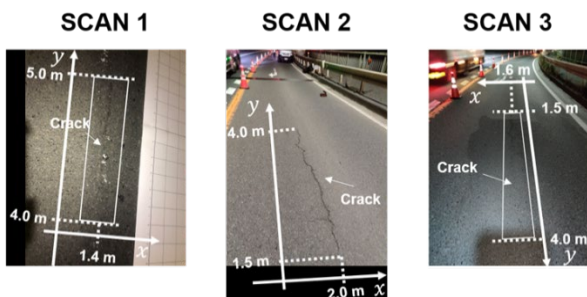


図 4.7: 清水橋の測定領域とひび割れの位置

表 4.1: 各走査における異常箇所

| 観測領域 | 異常 | x [m] | y [m] |
|-------|------|---------|-----------------------|
| SCAN1 | ひび割れ | 1.4 | $4.0 \leq y \leq 5.0$ |
| SCAN2 | ひび割れ | 2.0 | $1.5 \leq y \leq 4.0$ |
| SCAN3 | ひび割れ | 1.6 | $1.5 \leq y \leq 4.0$ |

鉄筋応答抑圧法の検証

清水橋におけるSCAN1($x=60 \text{ cm}$, 100 cm), SCAN2($x=180 \text{ cm}$, 240 cm), SCAN3($x=60 \text{ cm}$, 140 cm) の計6 つの信号を参照信号として，鉄筋応答抽出を行った．図4.8(a)-4.2(c) に参照信号を，それぞれから抽出した鉄筋応答を図 4.8(d)-4.8(f) に示す．

なお，参照信号を 6 個使用するのは，双曲線状の鉄筋応答の周囲の雑音を平均化し抑えるためである．6 つの鉄筋応答を平均した信号を図 4.9(a) に示す．鉄筋応答のある領域を $\Omega_{\text{rebar}} = (y, R: 2.2 \text{ m} \leq y \leq 2.8 \text{ m}, 0.13 \text{ m} \leq R \leq 0.3 \text{ m})$ と定める．図 4.9(a) の信号を正規化した後， Ω_{rebar} の外側の信号を窓関数で削除して得られる \bar{h}_{rebar} を図 4.9(b) に示す．

SCAN1-4 で，図4.9(b) の鉄筋応答を用いて鉄筋応答ピーク位置の自動検出を行った．ただし， $\alpha = 0.45$ に設定し，鉄筋応答の存在する領域として $0.15 \text{ m} \leq R \leq 0.20 \text{ m}$ の範囲のみを検出対象とした．手動で設定した鉄筋応答ピーク位置と，自動検出したピーク位置 $\tilde{d}(x, y, R)$ を図 4.10(a)-4.10(c) に示す．図 4.10(a), 4.10(b) では，数ピクセルの差はあるが，手動で設定したピーク位置と自動検出結果は一致している．一方 4.10(c) では， $y=4.2 \text{ m}$ 付近のピーク位置が検出されていないことが確認できる．このようにピーク位置を検出されなかったり，逆にピーク位置が重複して検出されていた場合は，適宜手動で補正して最終的な鉄筋応答ピーク位置 $d(x, y, R)$ とした．鉄筋応答抑圧に用いる鉄筋応答ピーク位置を図 4.4(d)-4.4(f) に示す．

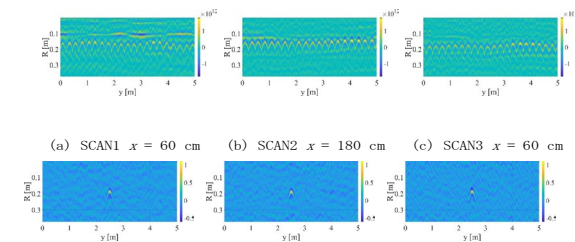


図 4.8: 鉄筋応答抽出上段：鉄筋応答参照信号のB-SCAN. 下段：抽出した鉄筋応答6 つの鉄筋応答を平均化した信号 (b) 鉄筋応答周囲の雑音を削除した \bar{h}_{rebar}

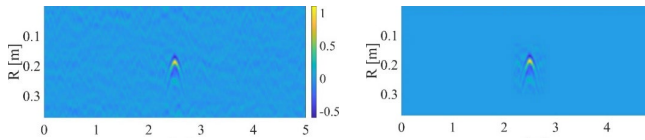


図 4.9: 鉄筋応答抽出抽出結果

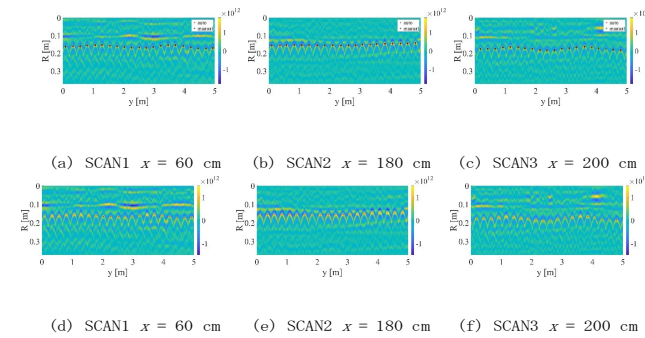


図 4.10: 鉄筋応答抽出結果

上段：ピーク位置の自動検出結果(赤点)と手動検出結果 $d(y, R)$ (黒点). 下段：補正後の鉄筋応答ピーク位置.

最後に、鉄筋応答抑圧結果を示す。鉄筋応答抑圧前の受信信号 $s(x, y, R)$ を図 4.11(a), 4.11(d) に示す。また、従来法であるロールオフフィルタによる鉄筋応答抑圧結果を図4.11(b), 4.11(e) に、提案法による鉄筋応答抑圧結果を 4.11(c), 4.11(f) に示す。ただし、ロールオフフィルタは $0.15 \text{ m} < R$ の領域を削除する。

図4.11 提案法による鉄筋応答抑圧結果では、鉄筋の応答のみが抑圧されていることが確認できる。SCAN1($x=60[\text{cm}]$) の受信信号 $s(y, R)$ では、図 4.11(a) に示すように $R=0.13 \text{ m}$ 付近で床版による応答と鉄筋応答の上端が近接している。床版の応答を削除しないようにロールオフフィルタを設定すると、鉄筋応答の上端が受信信号に残る。また、SCAN3($x=160 \text{ cm}$) の信号では $y=2.0 \text{ m}$, $R=0.2 \text{ m}$ 付近に強い応答が見られるが、従来法では図4.11(e) に示すようにロールオフフィルタによって削除されている。一方、提案法の場合は図 4.11(f) に示すように、この応答は削除されずに残っている。

SCAN1-3 で、各測定地点で信号最大値をとる深さ R を図 4.12 に示す。ただし、 y 方向のデータは 20 cm 刻みで間引いている。

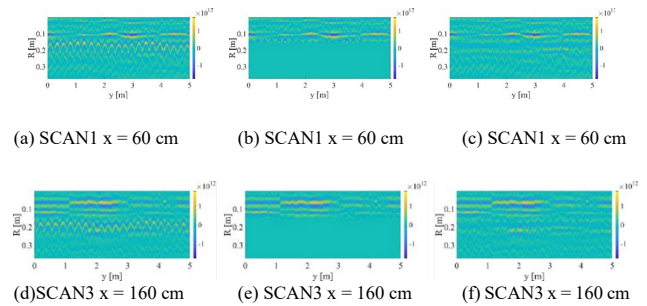


図 4.11: 鉄筋応答抑圧結果

左図：鉄筋応答抑圧前の信号 $s(y, R)$. 中央図：従来法による鉄筋応答抑圧結果. 右図：提案法による鉄筋応答抑圧結果 $s_{TR}(y, R)$.

従来法ではロールオフフィルタよりも浅い $R=15 \text{ cm}$ 以下の範囲でのみ信号最大値が現れるが、提案法ではより深い領域にある信号も最大値として抽出されることがわかる。

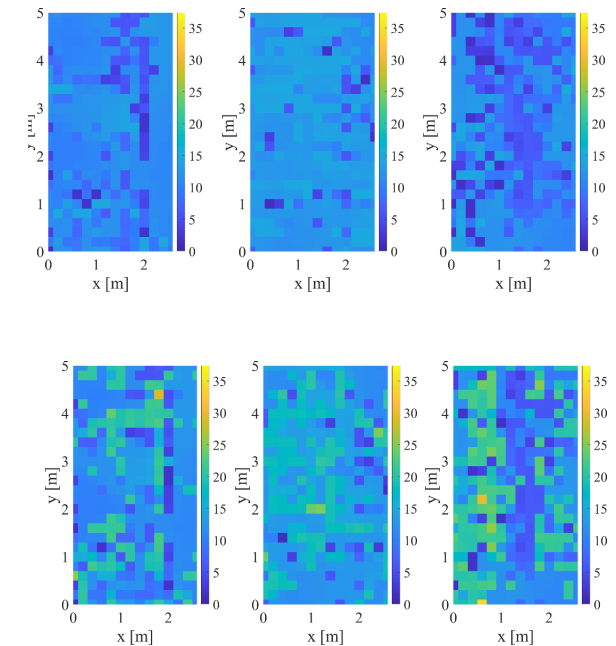


図 4.12: 最大信号値をとる深度 R cm を表す。

上段：従来法(ロールオフフィルタを用いた鉄筋応答抑圧結果). 下段：提案法(伝達関数推定に基づく鉄筋応答抑圧結果).

異常検出結果

鉄筋応答抑圧済みの信号に対し、異常検出を行った。計算時間短縮のため、 y 方向のデータを 20 cm 刻みで間引いてから処理を行っている。マハラノビス距離 $\eta \text{ MD}(x, y)$ を求める際は、 $1.63, 1.79, 1.98, 2.12, 2.45 \text{ GHz}$ の 5 つの周波数を使用した。正常領域を抽出する際の閾値 α

は 0.2 とした。AE 次元圧縮する際の隠し表現の数は 100, また, DBSCAN に入力する圧縮ベクトルの次数が 25, 100 の場合で計算時間に大差はなかったため, 精度向上のために 100 を次数とした。また, DBSCAN では $Minpts=60$, $\epsilon=2.7$ とした。

神奈川県清水橋の解析

SCAN1 の異常検出結果を図 4.11 に示す。図 4.11(a) では, $(0.0 \text{ m} \leq x \leq 1.6 \text{ m}, 2.0 \text{ m} \leq 2.2 \text{ m})$, $(1.4 \text{ m} \leq x \leq 1.6 \text{ m}, 2.4 \text{ m} \leq y \leq 4.0 \text{ m})$, $(0.4 \text{ m} \leq x \leq 1.0 \text{ m}, 4.6 \text{ m} \leq y \leq 5.0 \text{ m})$ 及び $(2.0 \text{ m} \leq x \leq 2.6 \text{ m}, 1.0 \text{ m} \leq y \leq 5.0 \text{ m})$ の範囲で強い応答を示す。図 4.11(b) に示すマハラノビス距離では, $1.4 \text{ m} \leq x \leq 1.6 \text{ m}, 1.0 \text{ m} \leq y \leq 4.0 \text{ m}$ で強い応答を示す。図 4.11(c) では $2.0 \leq x \leq 2.6, 0.0 \leq y \leq 3.0$ [m] の範囲で低い相関係数になっている。図 4.11(d) では, 図 4.11(a) で信号値が 1.2×10^{12} 以上の領域で, 相関係数が 0.7 以下になっている。図 4.11(e) では, 図 4.11(c) で相関係数が低い領域で -1 の値になっている。表 4.1 に示すSCAN1 のひび割れ領域 $x = 1.4 \text{ m}, 4.0 \text{ m} \leq y \leq 5.0 \text{ m}$ の一部は, 信号最大値, マハラノビス距離, DBSCAN による異常検出結果で確認された。

SCAN2 の異常検出結果を図4.12 に示す。図 4.12(a) では, $(0.0 \text{ m} \leq x \leq 1.0 \text{ m}, y = 5.0 \text{ m})$, $(0.0 \text{ m} \leq x \leq 0.6 \text{ m}, 1.2 \text{ m} \leq y \leq 4.0 \text{ m})$ および $(1.0 \text{ m} \leq x \leq 1.6 \text{ m}, 0.0 \text{ m} \leq y \leq 0.8 \text{ m})$ の範囲で強い応答を示す。図 4.12(b) では, $(0.0 \text{ m} \leq x \leq 0.8 \text{ m}, y = 5.0 \text{ m})$ 及び $(0.0 \text{ m} \leq x \leq 0.6 \text{ m}, 1.2 \text{ m} \leq y \leq 4.0 \text{ m})$ で高いマハラノビス距離を示す。図 4.12(c) では, $(1.0 \text{ m} \leq x \leq 1.6 \text{ m}, 0.0 \text{ m} \leq y \leq 0.8 \text{ m})$ 及び $(x = 0.6 \text{ m}, y = 1.0, 2.4 \text{ m})$ で低い相関係数になっている。図 4.12(d) では, $(0.0 \text{ m} \leq x \leq 0.6 \text{ m}, y = 5.0 \text{ m})$, $(x = 0.6 \text{ m}, y = 1.2, 2.4, 3.8 \text{ m})$ で低い相関係数を取る。また, 図 4.12(e) で検出される異常は $(0.0 \text{ m} \leq x \leq 0.6 \text{ m}, y = 5.0 \text{ m})$ のみだった。ひび割れ箇所 $x = 2.0 \text{ m}, 1.5 \text{ m} \leq y \leq 4.0 \text{ m}$ は, 測定領域内の顕著な異常箇所としては現れなかった。だが, 隣り合った走査線 $x = 1.8 \text{ m}, 2.0 \text{ m}, 2.2 \text{ m}$ のみを比較すると, DBSCAN を除く異常検出法で, ひび割れ箇所に該当する範囲では異常と見なせる応答の差を示した。

SCAN3 の異常検出結果を図4.13 に示す。図 4.13(a) では, $(x = 0.4 \text{ m}, y = 2.2 \text{ m})$, $(1.4 \text{ m} \leq x \leq 1.8 \text{ m}, 1.0 \text{ m} \leq y \leq 2.8 \text{ m})$ 及び $(1.4 \text{ m} \leq x \leq 2.2 \text{ m}, 0.0 \text{ m} \leq y \leq 0.6 \text{ m})$ の範囲で強い応答を示す。図 4.13(b) では, 図 4.13(a) と同様の範囲で高い値を取っている。図 4.13(c) では, $(1.4 \text{ m} \leq x \leq 1.6 \text{ m}, 1.0 \text{ m} \leq y \leq 2.0 \text{ m})$ の範囲で低い相関係数にな

る。図 4.13(d) 及び図 4.13(e) では, 図 4.13(a) と同様の範囲で低い相関係数及び外れ値 -1 を取る。ひび割れ箇所 $x = 1.6 \text{ m}, 1.5 \text{ m} \leq y \leq 4.0 \text{ m}$ はいずれの異常検出法でも確認されたが, DBSCAN では部分的な応答のみであった。

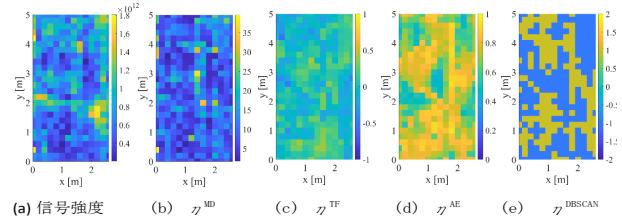


図 4.11: 各手法による異常識別出力(SCAN1)

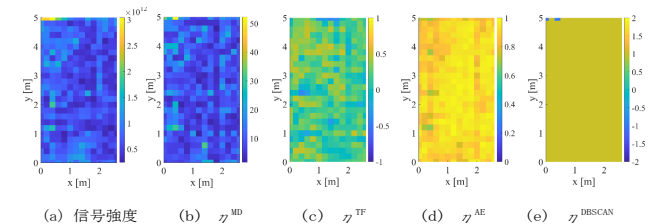


図 4.12: 各手法による異常識別出力(SCAN2)

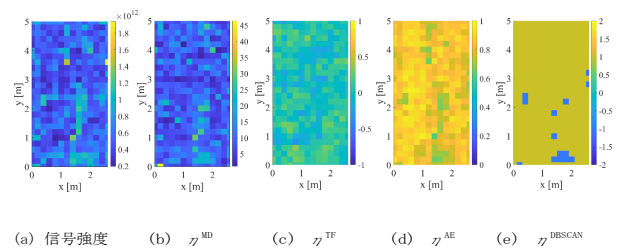


図 4.13: 各手法による異常識別出力(SCAN3)

SCAN1-3 における異常検出の統合結果を図 4.14 に示す。SCAN1 では, 特に低い指標になっている $1.2 \text{ m} \leq x \leq 1.6 \text{ m}, 2.0 \text{ m} \leq y \leq 4.0 \text{ m}$ の範囲の一部が, ひび割れの範囲と一致した。SCAN2 では表4.1 でひび割れのある範囲 $x = 2.0 \text{ m}, 1.5 \text{ m} \leq y \leq 4.0 \text{ m}$ の領域で低い指標が得られた。なお, ひび割れが観測されなかった領域 $0.0 \text{ m} \leq x \leq 0.6 \text{ m}, 1.0 \text{ m} \leq y \leq 4.0 \text{ m}$ および $0.0 \text{ m} \leq x \leq 2.6 \text{ m}, y = 5.0 \text{ m}$ でも, ひび割れ同等の指標を得られた。SCAN3 では $1.4 \text{ m} \leq x \leq 1.8 \text{ m}, 0.0 \text{ m} \leq y \leq 2.5 \text{ m}$ の範囲で顕著な異常が確認され, ひび割れ箇所と一部が一致した。3 つのスキャンそれぞれで, ひび割れによる異常が検出されたといえる。ここで, 表 4.1 で示したひび割れの有無による異常領域の違いを比較する。図 4.15 上段にはひび割れを含むスキャン, 下段にはひび割れを含まない領域かつ図4.10 で低い応答が見られた箇所のスキャンを示す。図4.11

上段より、ひび割れは $R = 0.05 \text{ m}$ 付近の応答である。一方、図 4.15 下段より、ひび割れの無い領域で観測された異常は $0.1 \text{ m} \leq R \leq 0.2 \text{ m}$ の範囲に存在する。この領域には鉄筋が埋め込まれており、従来の鉄筋応答抑圧法では検出対象となっていなかった。提案法の鉄筋応答抑圧法によって、道路表面のひび割れだけでなく深い領域の異常も検出結果に含まれていることを確認した。

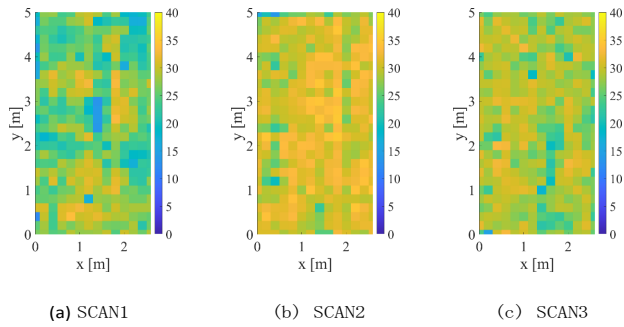


図 4.14: 清水橋の異常検出の統合結果

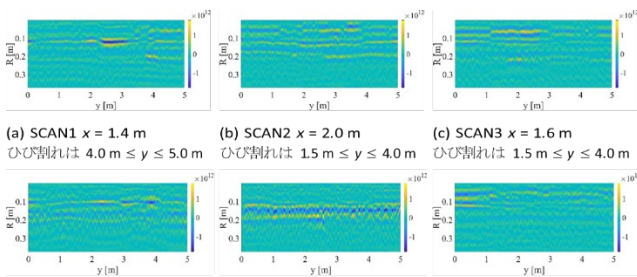
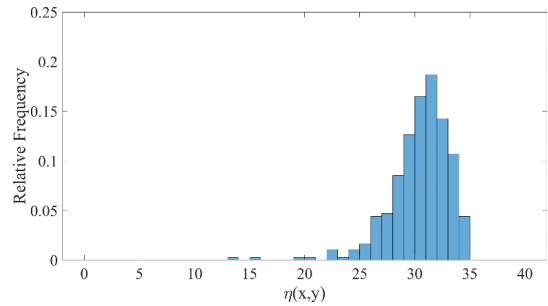
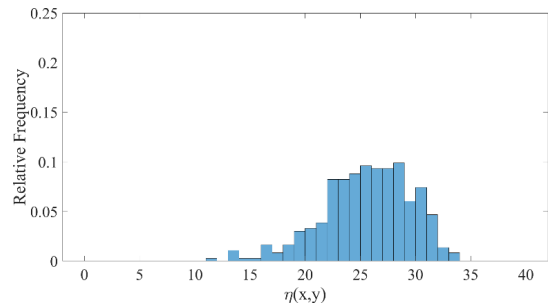


図 4.15: 各スキャンにおける異常箇所
上段：ひび割れによる異常箇所. 下段：ひび割れがない領域の異常箇所.

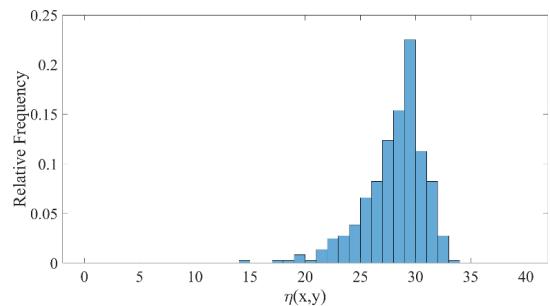
また、各スキャンにおける統合指標の相対度数の分布を図4.16 に示す。SCAN2 とSCAN3 は右側に偏った山型の分布である。山が右側に偏るのは、正常領域による統合指標が支配的だからだと考えられる。一方、SCAN1 では 20 から 30 にかけての階級にまたがる台状の分布である。統合指標の値が小さいほど異常応答が強い、あるいは異常範囲が広いことを示す。図 4.14 を比較した場合も、SCAN1 では他のスキャンよりも広域で異常が見られており、分布における異常領域の影響が大きいといえる。SCAN2 では統合指標の階級値が 31.5、SCAN3 では 29.5 の場合に最頻値をとる。以上から、SCAN2 における異常が最も軽度であり、SCAN1 における異常が最も重度であると推定される。

なお、DBSCAN による識別結果はパラメータ MinPts 及び ϵ に依存し、これらの値の設定によって外れ値に分類される標本の数に極端に大小する。そのため、異常の有無が分からないデータに対して、特定のパラメータを用いた DBSCAN を適用するのは不適切であると考えられる。DBSCAN 以外の異常識別結果と DBSCAN の識別結果を比較しながらパラメータを調整する、あるいは DBSCAN への入力値に基づいてパラメータを決定することで、最終的な異常箇所をクラスタリングするには有用であると考えられる。



(a) SCAN1

(b) SCAN2



(c) SCAN3

図 4.16: 清水橋の異常検出の統合結果の度数分布

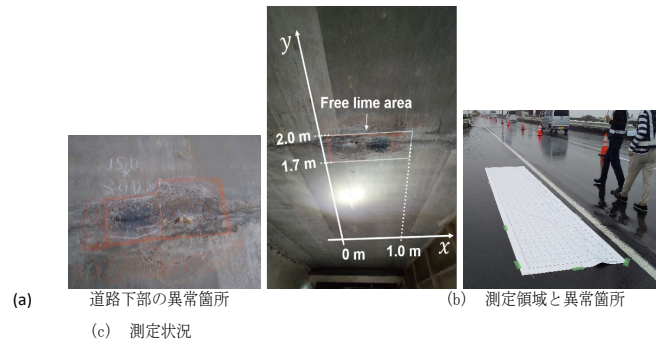
茨城県新利根川橋の解析

2022年10月12日に茨城県新利根川橋でも清水橋と同様にデータを取得し、SCAN4とした。遊離石灰を道路下部から確認できた領域を測定の対象とした。測定対象における異常箇所及び測定状況を図4.17に示す。新利根川橋においては、幅 $0.0\text{ m} \leq x \leq 2.0\text{ m}$ 、長さ $0.0\text{ m} \leq y \leq 5.0\text{ m}$ の領域を y 方向にレーダ装置で直線走査した。各走査線の x 方向の間隔は 10 cm に変更し、合計で21個の走査線のデータを用いる。各スキャンで異常が確認された範囲 $0.0\text{ m} \leq x \leq 1.0\text{ m}$ 、 $1.7\text{ m} \leq y \leq 2.0\text{ m}$ であった。鉄筋応答抑圧処理の後、 y 方向のデータを 10 cm 刻みで間引いてから異常検出を行い、DBSCANでは $\text{Minpts}=60$ 、 $\epsilon=1.8$ に設定した。

SCAN4の異常検出結果を図4.18に示す。新利根川橋で $x=1.0\text{ m}$ 以降のスキャンをする際に雨が降り路面が濡れたため、一部のデータで強い表面反射が見られた。表面波応答を取り除くため $R < 0.1\text{ m}$ の範囲の信号はロールオフフィルタで削除した。また、特に強い反射波を示す箇所では $0.1\text{ m} < R$ の範囲まで影響が及んでいたため、該当箇所は欠損データとして扱い白色で表した。

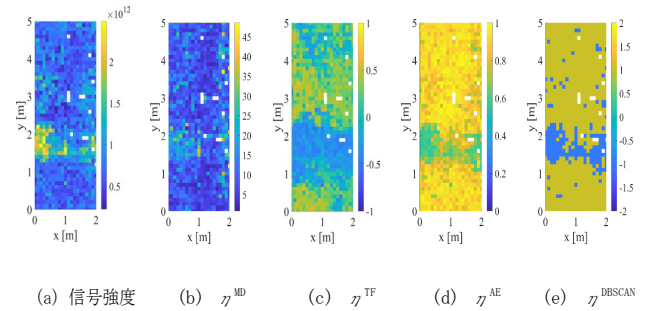
図4.18(a)では、 $0.0\text{ m} \leq x \leq 1.0\text{ m}$ 、 $1.5\text{ m} \leq y \leq 2.2\text{ m}$ 及び $1.5\text{ m} \leq x \leq 2.0\text{ m}$ 、 $1.2\text{ m} \leq y \leq 2.0\text{ m}$ で強い応答を示す。図4.18(b)、4.18(c)、4.18(d)、4.18(e)でも同様の範囲で、他の領域とは異なる応答が見られたが、 $\eta_{\text{TF}}(x, y)$ では他の検出法よりも広範囲で異常が検出された。これらの範囲は表4.1に示す異常箇所 $0.0\text{ m} \leq x \leq 1.0\text{ m}$ 、 $1.7\text{ m} \leq y \leq 2.0\text{ m}$ を包含していることから、遊離石灰による異常を検出できたといえる。

異常検出を統合した結果を図4.19に示す。 $0.0\text{ m} \leq x \leq 2.0\text{ m}$ 、 $1.5\text{ m} \leq y \leq 2.2\text{ m}$ の範囲で、他の箇所よりも小さな応答を示しており、床板内部に漏水、空洞等の異常がある可能性が示唆される。



(a)道路下部の異常箇所 (b) 測定領域と異常箇所 (c) 測定状況

図4.17: 新利根川橋における実験風景



(a) 信号強度 (b) η_{MD} (c) η_{TF} (d) η_{AE} (e) η_{DBSCAN}

図4.18: 各手法による異常識別出力(SCAN4)

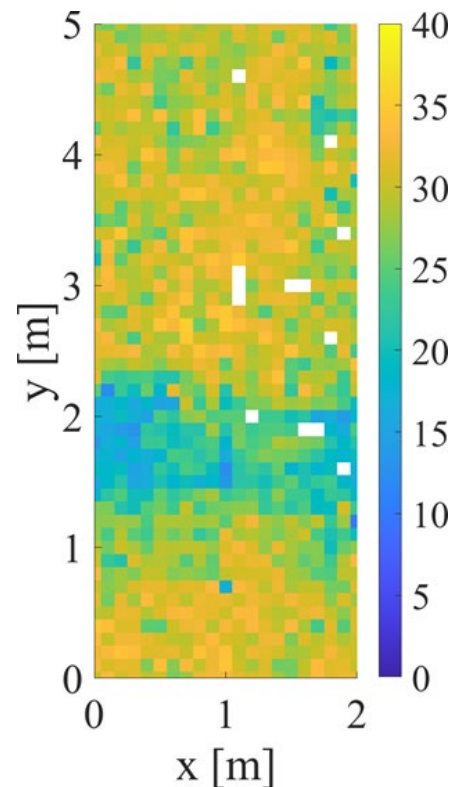
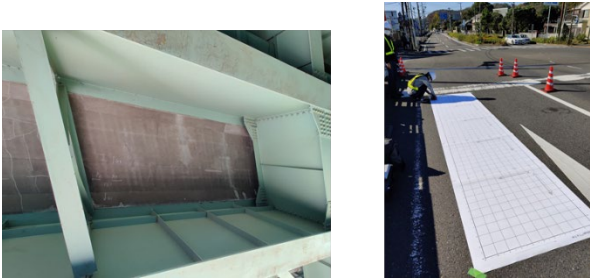


図4.19: SCAN4における異常検出の統合結果

次に神奈川県花水橋における実験データ解析(2021年11月)について述べる。2021年11月25日に神奈川県花水橋でも清水橋と同様にデータを取得した。道路表面から異常が確認されない領域を測定し、SCAN5及びSCAN6とした。また、遊離石灰が確認された領域を測定し、SCAN7とした。測定風景を図4.20に示す。



(a)道路下面(SCAN6) (b)測定状況
図4.20: 花水橋における実験風景

SCAN5及びSCAN6においては、幅 $0.0\text{ m} \leq x \leq 2.0\text{ m}$ 、長さ $0.0\text{ m} \leq y \leq 5.0\text{ m}$ の領域をy方向にレーダ装置で直線走査した。SCAN6においては、幅 $0.0\text{ m} \leq x \leq 1.0\text{ m}$ 、長さ $0.0\text{ m} \leq y \leq 2.0\text{ m}$ の領域をy方向にレーダ装置で直線走査した。鉄筋応答抑圧処理の後、異常検出を行った。DBSCANではMinPts=60, $\epsilon = 3.0$ に設定した。SCAN5の異常検出結果を図4.21に示す。

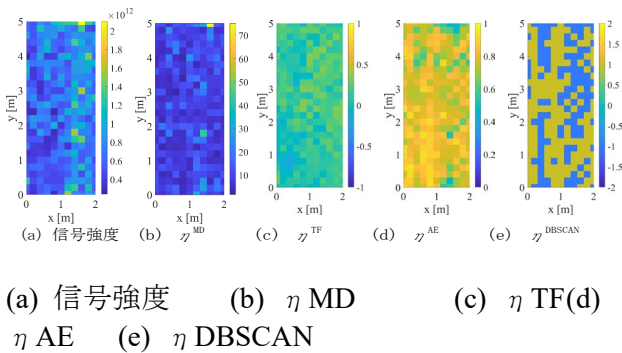


図4.21: 各手法による異常識別出力(SCAN5)

図4.21(a)では、 $1.0\text{ m} \leq x \leq 1.8\text{ m}$ の範囲で特に強い応答を示す。その他異常検出結果でも、同範囲で異常値が見られる。このことから、道路表面には現れない異常が $1.0\text{ m} \leq x \leq 1.8\text{ m}$ の範囲にあると考えられる。SCAN6の異常検出結果を図4.22に示す。図4.22(a)では、 $x = 1.8\text{ m}, y = 5.0\text{ m}$ の位置で強い

応答を示すと分かる。図4.22(b)では、 $(1.2\text{ m} \leq x \leq 1.8\text{ m}, y = 5.0\text{ m})$ 及び $(x = 1.2\text{ m}, y = 1.0\text{ m})$ で異常値を示す。図4.22(c)でも同様の範囲で低い相関係数を示す。図4.22(d)では、 $1.2\text{ m} \leq x \leq 2.0\text{ m}$ の範囲で低い相関係数を示す。また、図4.22(e)に示すDBSCANによるクラスタリング結果では、異常値は検出されなかった。

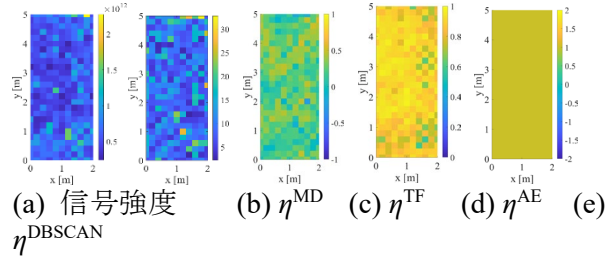


図4.22: 各手法による異常識別出力(SCAN6)

SCAN7の異常検出結果を図4.23に示す。いずれの図でも、 $0.0\text{ m} \leq x \leq 0.1\text{ m}, 0.0\text{ m} \leq y \leq 0.1\text{ m}$ の領域で異常応答を示す。この領域に遊離石灰が生じていると考えられる。

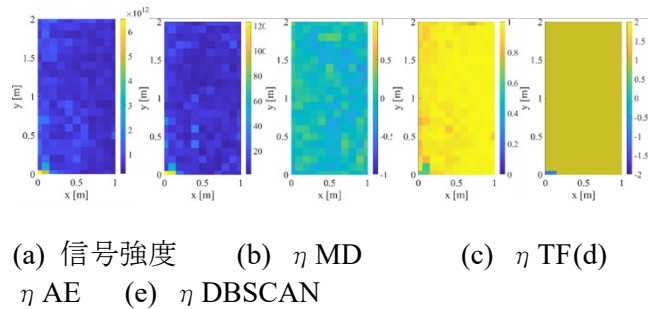


図4.23: 各手法による異常識別出力(SCAN7)

花水橋における各異常検出結果の統合結果を図4.24に示す。道路表面で異常が確認されなかったSCAN5とSCAN6では、測定領域全体で異常値を示す低い指標が確認される。一方、遊離石灰が確認されたSCAN7では、異常があると考えられる領域 $0.0\text{ m} \leq x \leq 0.1\text{ m}, 0.0\text{ m} \leq y \leq 0.1\text{ m}$ のみで異常を示す。このことから、重大な異常領域を含むSCAN7では、遊離石灰以外の微小な異常箇所は統合結果に反映されていないと考えられる。一方、遊離石灰のような顕著な異常を含まないSCAN5とSCAN6では、遊離石灰がある場合には応答が埋もれるような微小な異常による影響が、領域全体に反映されていると考えられる。

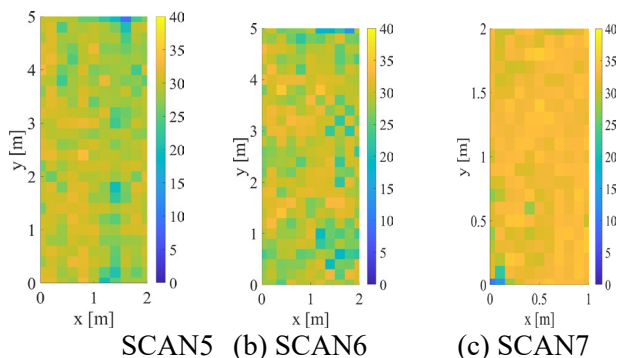


図 4.24: 花水橋の異常検出の統合結果

まとめ

本課題では、マイクロ波道路非破壊検査のための鉄筋応答除去及び異常検出法について提案し、実道路の測定データによってその有効性を示した。マイクロ波レーダはコンクリートに対して数cm～数mm の高い距離分解能と数十cm 程度の深い到達深度を有するため、非破壊検査技術への応用研究が期待されている。マイクロ波画像化法はレーダ方式とトモグラフィ方式に大別される。レーダ方式は対象と背景媒質の複素誘電率の差異によって生じる反射波から、反射係数分布を推定するが、複素誘電率を定量的に推定することは出来ない。一方、トモグラフィ方式では解析領域内の複素誘電率分布を定量的に求めることが出来る。しかし同方式では、一般に非線形かつ不良設定問題を解く必要があるため、解析領域が数十m 以上の場合に未知数が膨大となり、十分な精度が得られない。道路非破壊検査における先行研究では、解析領域を異常個所のみ絞り込むためにレーダデータに基づく異常検出法を導入し、実道路環境において、その性能が評価されている。一方、先行研究では異常検出において不要応答となる道路内部の鉄筋応答を単純な窓関数で抑圧しており、同応答の抑圧が不十分な場合における誤検出が問題となる。同問題を解決するために、本課題では伝達関数推定に基づく鉄筋応答抽出及び抑圧を導入した。正常領域から抽出した鉄筋応答を伝達関数として、鉄筋応答ピーク位置を表す極大応答位置の抽出及び鉄筋応答抑圧法を提案し、実道路データを用いて検証を行った。鉄筋応答のみを除去し、鉄筋よりも深い領域に存在する異常応答が保持されることを確認した。一方で、極大応答位置の抽出の際に重複や検出漏れが生じる問題が見られるため、手動での補正が必要である点が問題点である。今後の課題として、極大応答位置の抽出の

精度向上による鉄筋応答抑圧の自動化が挙げられる。また、各鉄筋応答が現れる深度の違いによる簡易的な誘電率推定法の導入および、正常領域から抽出した鉄筋応答と受信信号に含まれる鉄筋応答の比較による金属腐食等の鉄筋の異常検出の導入が期待される。また、先行研究における異常検出法を改変した。具体的には、先行研究における異常検出法の一つであるマハラノビス距離の算出に使用する周波数を、単一周波数から複数周波数に拡張した。相関係数に基づく手法で、正常箇所のデータを平均化したものを参照として、同データとの相関係数を求める方法を導入した。最後に各異常検出法の出力を統合し、最終的な異常個所の判断材料とした。提案法による鉄筋応答抑圧後の観測データで異常検出を行い、鉄筋よりも深い領域の異常が検出されることを確認した。一方で、DBSCAN による識別ではクラスタリングの結果がパラメータ設定に依存する点が課題である。標本間の距離をもとにパラメータ ϵ を決定する手法を導入することによって解決が期待できる。また、異常識別法の統合手法として、単純加算ではなくDBSCAN や自己組織化マップなどの高次元非線形クラスタリングを導入することで、異常箇所がより顕著に現れると考えられる。なお、本研究では異常箇所の識別のみを行い、検出された異常領域の性質は不明である。今後の課題として、異常領域におけるトモグラフィ法による複素誘電率推定による解析が挙げられる。

第5章 情報収集

本委託研究を遂行するにあたり必要な情報の収集、整理を実施した。特に道路管理者や維持管理技術者へのヒアリングを通して、現場のニーズを把握し、提案技術の優位性が顕著となる適用例を具体化する。また現場で必要とされる仕様（機器の大きさ、接触or非接触計測、画像化領域、分解能、計測時間、精度等）を明確にする。また他の既存技術の差異を明確にし、点検支援技術性能カタログに掲載する計測の精度、適用条件等を明確にする。」に対して、以下の通り課題を実施した。

2021年12月13日に関東地整道路部、関東道路メンテナンスセンター、横浜国道事務所、東京国道事務所、高崎河川国道事務所等の各地域の橋梁点検者及び補修判断を実施する事務所の各担当者を交えて、上記のヒアリングを実施し

た。

上記のヒアリングにおいて、現在の橋梁道路の点検においては、国土交通省が策定している点検要領に従って実施しており、道路表面と裏面の部分を目視でひび割れや、石灰融解による突起物を見ることにより、補修の判断としている。クラックに関しては幅が0.2 mm 程度のものから検査対象となり、最初は一方向にクラックが入るが、劣化が進むと多方向にクラックが入る。また床板とアスファルトの境界面に空洞ができ、水がたまるようになると土砂化により、道路がわずかに陥没していく状況が起きる。現時点では、事後保全として電磁波（レーダ）を用いた内部の詳細調査が実施されているが、コストや時間の問題から事前保全としては活用されていない。今後レーダ装置の低コスト化、または非接触計測等により大規模な領域をスピーディーに検査することで、コストパフォーマンスを上げることができれば、事前保全としての導入の可能性もあると思われる。

レーダでの探査においては、受信される信号応答が舗装内部、舗装と床板の境界面、また鉄筋の応答かの識別が難しいとの指摘があったが、信号処理や特徴抽出及び機械学習により、上記も問題はある程度解決できると思われる。また機械学習などにより異常個所をある程度特定することで、その領域に絞り込んだ、詳細調査（打音調査）ができるため、作業効率が向上する可能性がある。更にレーダデータなどから、時系列変動を予測することができれば、将来的な点検の参考となる。等のコメントがあった。

2022年度では、上記①や②で開発する手法及びその出力結果について、実際の点検結果と照合させながら、本技術の実用可能性について議論をした。特に、現場で必要とされる仕様として、解析可能な領域や対象、適用条件を明確にした。

まず、補修が必要な道路における実データ取得について、メールベースで、9月頃に関東地整道路課の担当者と議論をした。その際、茨城県新利根川橋の道路の一部の領域において、床版に遊離石灰を伴う一方向のひび割れ及び鉄筋露出が見られることが判明し、その補修工事を実施することが分かった。同箇所は、ひび割れ幅0.1mm、剥離・鉄筋露出150mm×300mm、打ち継ぎ箇所より漏水している状況である。このため、床版下面の剥離・鉄筋露出箇所の断面修復を行う工事で、事前にレーダデータの取得が可能である旨の回答を得た。工事では、浮いているコンクリートを撤去してセメントモル

タルで修復する工事であり、工事時期は、10月中旬～下旬であることが示された。

2022年10月13日に、関東地整道路部道路管理課道路保全企画室の協力で、当該地域の橋梁点検者及び補修判断を実施する事務所の各担当者を交えて、実データを取得する際にヒアリングを実施した。上記のヒアリングでは、実際の点検箇所を確認しながら、遊離石灰等が生じる原因等について議論をし、遊離石灰の要因としては、道路内部の亀裂に起因する漏水等が要因である旨、説明があった。遊離石灰に至るまでには、床板やアスファルト内部で亀裂や滞水領域ができていられると思われるため、これを本課題の技術でレーダデータから、内部の複素誘電率を推定することができれば、より効率的かつ信頼性のある点検作業ができる旨、議論をした。特に鉄筋腐食等についても、異常応答が識別できれば、補修の際の重要な情報となる旨、回答があった。

上記のヒアリングより、現時点で電磁波探査で求められている仕様は、コスト的な問題が解消できれば、内部の応答に基づく異常個所の検出が最も優先度が高いと判断できる。ただし、より定量的かつ信頼性の高い識別手段としては、複素誘電率分布は有効であり、将来的な技術としては研究を進めていくべきだと判断する。

第6章 まとめと今後の課題

本研究では、マイクロ波によるコンクリート内部画像化に関する課題において、「①【レーダとトモグラフィ統合による複素誘電率分布の画像化】及び【多層構造背景媒質を想定した高精度レーダ画像法】の統合」、「②深層学習による異物識別法の開発」「③情報収集」を実施した。

① の課題については、多層構造媒質中におけるレーダ画像の精度をトモグラフィを用いたグリーン関数推定等により、大幅に改善させた。更に、同レーダ画像を用いてトモグラフィ法におけるROI制約を入れることで、対象の内部の複素誘電率の再構成精度を改善させた。更に実試供体モデルにおいて、同手法を適用した。特に収束を速めるために、CSIコスト関数に基づく初期値推定と、実データからコンクリートの誘電率を求めるアルゴリズムを導入し、同試供体モデルにおいて、レーダ画像によって位置・形状推定誤差を30mm以内に抑え、またROI制約に基づくCSI法を適用することで滞水エリアに対して、20%以内での複素

誘電率推定精度を実現できることを示した。誤差の要因としては、キャリブレーションによる要因や抑圧不完全で重合った鉄筋応答の影響または不良設定性に起因する誤差などが考えられる。特にROIの推定精度が大きく影響することが分かったため、今後は更にROI推定の精度改善手法を確立する必要がある。

② の課題については、異常応答識別のために、伝達関数に基づく鉄筋応答抑圧法を導入した。従来の窓関数法の場合、鉄筋付近の異常応答を除去してしまい、また浅い領域での消え残りがあったが、提案手法では上記の問題を解決できる。また、正常領域のデータを用いた相関係数等の導入により、準教師あり学習を導入することが可能となった。神奈川県清水橋、花水橋、茨城県新利根川橋における各種の実道路におけるデータ解析により、道路亀裂に起因する内部の異常識別ができることを示した。特に遊離石灰箇所が判明している新利根川橋における解析では、同箇所の異常識別のみならず、他の場所の異常があることを示唆し、内部構造の異常識別として有用であることを示した。更に鉄筋応答抑圧の際に付随的に得られる鉄筋応答を用いて、鉄筋に関する異常識別法の基礎検討を示し、床板とアスファルト、及び鉄筋を分離した上での異常識別が実現できる可能性を示唆した。

上記の手法は、計算コストが極めて小さく、ハードウェアの変更を必要としないことから、直ちに現場でも活用できる手法である。今後はより精度の高い、定量的な異常識別を実施するため①で提案した複素誘電率推定法を異常個所に適用することが考えられる。

参考文献

- 1) D. Mensa, G. Heidbreder, and G. Wade, "Aperture synthesis by object rotation in coherent imaging," *IEEE Transactions on Nuclear Science*, vol. 27, no. 2, pp. 989-998, 1980.
- 2) H. A. Zebker and R. M. Goldstein, "Topographic mapping from interferometric synthetic aperture radar observations," *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, vol. 91, no. B5, pp. 4993-4999, 1986.
- 3) Y. Yamaguchi, "Disaster monitoring by fully polarimetric sar data acquired with alos palsar," *Proceedings of the IEEE*, vol. 100, no. 10, pp. 2851-2860, 2012.
- 4) F. Endo and S. Kidera, "Accuracy enhanced beamforming method based on envelope surface extraction for non-contact uwb breast cancer radar," in *2016 International Symposium on Antennas and Propagation (ISAP)*, pp. 170-171, IEEE, 2016.
- 5) 8] 佐藤 源之" 地中レーダによる地下イメージング" *電子情報通信学会論文誌 C*, vol. J85-C, No.7, pp.520-530

- 2002.
- 6) C. Ozdemir, S. Demirci, E. Yigit and B. Yilmaz, "A Review on Migration Methods in B-Scan Ground Penetrating Radar Imaging", *Mathematical Problems in Engineering*, Jun. 2014
- 7) M. Fallahpour, J. T. Case, M. T. Ghasr and R. Zoughi, "Piecewise and Wiener Filter-Based SAR Techniques for Monostatic Microwave Imaging of Layered Structures", *IEEE Trans. Antennas and Propagation*, VOL. 62, NO. 1, pp.282- 294, Jan, 2014
- 8) W. C. Chew and Si-Yuan Chen, "Response of a Point Source Embedded in a Layered Medium", *IEEE Antennas Propaga. Lett.*, VOL. 2, pp.254-258, 2003
- 9) S. Kidera, T. Sakamoto, and T. Sato, "A robust and fast imaging algorithm with an envelope of circles for uwb pulse radars," *IEICE transactions on communications*, vol. 90, no. 7, pp. 1801-1809, 2007.
- 10) S. Kidera, T. Sakamoto, and T. Sato, "Accurate uwb radar three-dimensional imaging algorithm for a complex boundary without range point connections," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 48, no. 4, pp. 1993-2004, 2010.
- 11) Y. Niwa, S. Kidera, and T. Kirimoto, "Image expansion approach for target buried in dielectric medium with extended rpm to multi-static uwb radar," *IEICE transactions on electronics*, vol. 96, no. 1, pp. 119-123, 2013.
- 12) K. Akune, S. Kidera, and T. Kirimoto, "Accurate and nonparametric imaging algorithm for targets buried in dielectric medium for uwb radars," *IEICE transactions on electronics*, vol. 95, no. 8, pp. 1389-1398, 2012.
- 13) S. Takahashi and S. Kidera, "Acceleration of range points migration-based microwave imaging for nondestructive testing," *IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters*, vol. 17, no. 4, pp. 702-705, 2018.
- 14) [9] P. M. Van Den Berg and R. E. Kleinman, "A contrast source inversion method," *Inverse problems*, vol. 13, no. 6, p. 1607, 1997.
- 15) P. M. van den Berg, A. Van Broekhoven, and A. Abubakar, "Extended contrast source inversion," *Inverse problems*, vol. 15, no. 5, p. 1325, 1999.
- 16) R. F. Bloemenkamp, A. Abubakar, and P. M. Van Den Berg, "Inversion of experimental multi-frequency data using the contrast source inversion method," *Inverse problems*, vol. 17, no. 6, p. 1611, 2001.
- 17) P. M. van den Berg, A. Abubakar, and J. T. Fokkema, "Multiplicative regularization for contrast source inversion," *Radio Science*, vol. 38, no. 2, 2003.
- 18) A. Abubakar, P. M. Van den Berg, and J. J. Mallorqui, "Imaging of biomedical data using a multiplicative regularized contrast source inversion method," *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 50, no. 7, pp. 1761-1771, 2002.
- 19) P. Van den Berg and A. Abubakar, "Contrast source inversion method: State of art," *Progress in Electromagnetics Research*, vol. 34, pp. 189-218, 2001.
- 20) P. Prasanna, K. J. Dana, N. Gucunski, B. B. Basily, H. M. La, R. S. Lim, and H. Parvardeh, "Automated crack detection on concrete bridges," *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, vol. 13, no. 2, pp.

591–599, 2016.

- 21) G. Li, J. Wan, S. He, Q. Liu, and B. Ma, “Semi-supervised semantic segmentation using adversarial learning for pavement crack detection,” *IEEE Access*, vol. 8, pp. 51446–51459, 2020.
- 22) Y. Shi, L. Cui, Z. Qi, F. Meng, and Z. Chen, “Automatic road crack detection using random structured forests,” *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, vol. 17, no. 12, pp. 3434–3445, 2016.
- 23) I. Ullmann, P. Egerer, J. Schür, and M. Vossiek, “Automated defect detection for non-destructive evaluation by radar imaging and machine learning,” in *2020 German Microwave Conference (GeMiC)*, pp. 25–28, 2020.

道路政策の質の向上に資する技術研究開発 成果報告レポート No.2010-10
マイクロ波レーダとトモグラフィの融合による複素誘電率定量イメージングを用いた空洞・鉄筋腐食識別についての技術研究開発

