特集記事

マイクロ波イメージングによる複素誘電率推定*
―レーダとトモグラフィの融合―

木寺 正平[1]

Complex Permittivity Reconstruction for Microwave Imaging
― Bi-directional Processing between Radar and Tomography ―

Shouhei KIDERA

1．緒　論

マイクロ波・ミリ波・テラヘルツ波等の電磁波によるセンシング技術は，数十 cm から数 mm 程度の内部透過特性を有するため，「トンネル・高速道路等の交通インフラの大規模かつ迅速な非破壊計測（空洞・腐食・液状化探知）」，「癌組織の誘電特性を利用した医療画像診断」，「空港・鉄道セキュリティゲートにおける危険物（薬物・銃器等）探知」及び「テラヘルツ分光解析を統合した各種の非破壊計測及び電気・化学成分分析」等の幅広い応用に有望である．

同応用を想定した画像解析法として多種多様な方法が既に提案されているが，それらは，レーダ方式とトモグラフィ方式に大別される．

レーダ方式では，背景媒質（コンクリート等）に対して，対象（空洞，腐食鉄筋等）の複素誘電率が有意に異なる[1]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，トモグラフィ方式では，Maxwell 方程式から導出される領域積分方程式における逆問題を散乱電界より解く（逆散乱問題とも呼ばれる）．同方式においては，既に様々な手法が構築されているが，現実的な問題設定・観測モデルにおいて精度を保持することが非常に難しい，という問題があった．その主要な要因が，観測されるデータ数が未知数（画像ピクセル数）に対して極めて少ないという不良設定性にある．特に 3 次元問題かつ大規模な領域を画像化する場合，一定の空間分解能を保持するためには未知数が膨大となり（未知数とデータ数の比が 100～1000 以上）となり，有意な結果を得ることが極めて難しかった．

本稿では，上記の問題を解決させる手段としてレーダ方式とトモグラフィ方式の融合法について述べる．具体的には，レーダ画像化法の一種である RPM（Range Points Migration）法[2]による画像から目標（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，高精度形状推定と複素誘電率推定の両方を実現させる．本論文では，コンクリート非破壊検査モデルに基づく FDTD 法を用いた精緻な電磁数値解析データにより，本手法の有効性を検証する．

2．トモグラフィ法による複素誘電率推定

2.1 電磁界順散乱問題

トモグラフィ方式は，電磁界の順散乱問題を逆方向に解くため，逆散乱解析法とも呼ばれる．まず，順散乱問題について概説する．Fig. 1 に観測モデルを示す．対象領域（ROI（Region of Interest））を $\boldsymbol{r}\in\Omega_D$ で定義し，Ω_D の外側に送信素子位置 $\boldsymbol{r}_t$，受信素子位置 $\boldsymbol{r}_r$ を配置する．同領域を $\boldsymbol{r}\in\Omega_S$ と定義する．同送受信素子の組み合わせで観測される散乱電界 $E^S(\omega;\boldsymbol{r}_t,\boldsymbol{r}_r)$ は次式のヘルムホルツ型積分方程式で与えられる．

$$\begin{aligned} E^S(\omega;\boldsymbol{r}_t,\boldsymbol{r}_r) &\equiv E^t(\omega;\boldsymbol{r}_t,\boldsymbol{r}_r)-E^i(\omega;\boldsymbol{r}_t,\boldsymbol{r}_r) \\ &= k_b^2\int_{\Omega_D} G^b(\omega;\boldsymbol{r}_r,\boldsymbol{r}')E^t(\omega;\boldsymbol{r}_t,\boldsymbol{r}')\chi(\omega;\boldsymbol{r}')d\boldsymbol{r}'\ (\boldsymbol{r}_r\in\Omega_S) \end{aligned} \tag{1}$$

但し，$E^t(\omega;\boldsymbol{r}_t,\boldsymbol{r}_r)$ 及び $E^i(\omega;\boldsymbol{r}_t,\boldsymbol{r}_r)$ は，対象が存在する

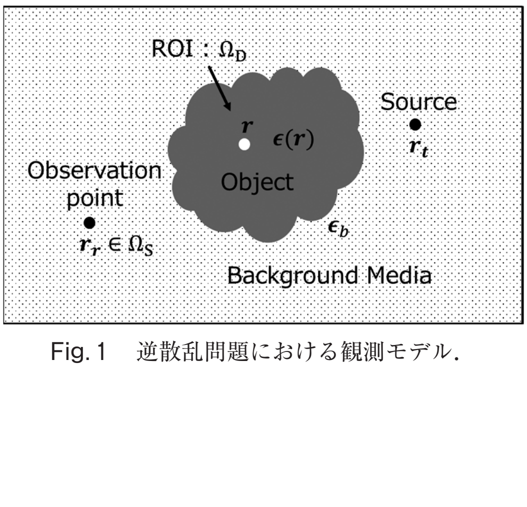

Fig. 1　逆散乱問題における観測モデル．

*　原稿受付　2020 年 7 月 20 日
[1]　電気通信大学 大学院情報理工学研究科
（〒 182-8585　東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1，
E-mail：kidera@uec.ac.jp）

場合（背景媒質と呼称）と存在しない場合の全電界，ω は各周波数，k_b は背景媒質の波数，$\chi(\omega;\boldsymbol{r}')=(\epsilon(\boldsymbol{r})-\epsilon_b(\boldsymbol{r}))/\epsilon_b(\boldsymbol{r})$ はコントラスト関数を表し，$\epsilon(\boldsymbol{r})$ 及び $\epsilon_b(\boldsymbol{r})$ はそれぞれ目標及び背景媒質の複素誘電率分布を表す．均質な背景媒質の場合，グリーン関数は解析的な表現が可能である．多層構造の場合のグリーン関数の解析的な表現も導出されている．

2.2 Born 近似及び DBIM 法

背景媒質における全電界を $E_b^t(\omega;\boldsymbol{r}_t,\boldsymbol{r}_r)$ とすると，式(2.11)より次式が成り立つ．

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

ここで $\boldsymbol{r}'\in\Omega_D$ において Born 近似 $E^t(\omega;\boldsymbol{r}_t,\boldsymbol{r}')\simeq E_b^t(\omega;\boldsymbol{r}_t,\boldsymbol{r}')$ を適用することで次式を得る．

$$\begin{aligned}&\Delta E^t(\omega;\boldsymbol{r}_t,\boldsymbol{r}_r)\\&\simeq k_b^2\int_{\Omega_D}G^b(\omega;\boldsymbol{r}_r,\boldsymbol{r}')E_b^t(\omega;\boldsymbol{r}_t,\boldsymbol{r}')\chi(\omega;\boldsymbol{r}')d\boldsymbol{r}'\end{aligned}\tag{3}$$

Born 近似は線形近似とみなせるため，問題は線形化されるが，背景媒質との誘電コントラストが大きい場合には Born 近似誤差が大きくなり，精度を保持することが難しくなる．

DBIM[3]法は観測散乱場と順問題解析等で計算された散乱場の差分 $|\Delta E^t(\omega;\boldsymbol{r}_t,\boldsymbol{r}_r)|^2$ を最小化することで，Born 近似の問題を解決する．すなわち，背景媒質を逐次更新し，かつグリーン関数も更新することで，Born 近似誤差を低減させることが可能である．このため，適切な初期値を導入することにより，高コントラストな強散乱体でも再現精度を保持することが可能であることがいくつかの文献で示されている[3]．

一方，DBIM では各反復において FDTD 法のような順電磁界解析を逐次計算する必要があり，特に 3 次元かつ大規模な問題では計算コストが膨大となり，現実的な問題に応用できない場合が多発する．

2.3 CSI 法

CSI（Contrast Source Inversion）[4]も同様に，ヘルムホルツ型積分方程式を解くことにより，解析領域内の複素誘電率及び全電界の分布を求める方法である．DBIM と異なる点は，FDTD 法等の順問題解析を用いる必要がないという特徴を持つため，計算コストを飛躍的抑えることができる．CSI では式(1)に加え，ROI 領域内の任意の点 r における条件式

$$E^S(\omega;\boldsymbol{r}_t,\boldsymbol{r})=k_b^2\int_{\Omega_D}G^b(\omega;\boldsymbol{r},\boldsymbol{r}')E^t(\omega;\boldsymbol{r}_t,\boldsymbol{r}')\chi(\omega;\boldsymbol{r}')d\boldsymbol{r}'(\boldsymbol{r}\in\Omega_D)\tag{4}$$

を用いる．式(1)と異なるのは，r の定義域が ROI 内部である点である．CSI においては式(1)をデータ方程式，式(4)を状態方程式と呼称する．状態方程式は，ある ROI 領域の各点の全電界が自身を含めた全電界によって決定されるということを表現しており，多重散乱成分を含めた形で ROI 内の全電界成分を表現している．CSI では，データ方程式に関するコスト関数に加えて，ROI で成立する電界に関する拘束条件を与えることで，目的関数 $\chi(\omega;\boldsymbol{r}')$ と全電界 $E^t(\omega;\boldsymbol{r}_t,\boldsymbol{r}')$ を同時に最適化することで順問題解析法を再帰的に導入することを回避する．また，この最適化問題を解く際，便宜上新たな変数として $w(\omega;\boldsymbol{r}')\equiv\chi(\omega;\boldsymbol{r}')E^t(\omega;\boldsymbol{r}_t,\boldsymbol{r}')$ を導入する．$w(\omega;\boldsymbol{r}')$ をコントラストソースと呼称する．データ方程式及び状態方程式のコスト関数，F_S 及び F_D を次式で定義する．

$$\begin{aligned}&F_S(\chi(\boldsymbol{r}),w(\boldsymbol{r}))\\&\equiv\frac{\sum_{r_t,r_r}\left\|E^S(\boldsymbol{r}_t,\boldsymbol{r}_r)-k_b^2\int_{\Omega_D}G^b(\boldsymbol{r}_r,\boldsymbol{r}')w(\boldsymbol{r}')d\boldsymbol{r}'\right\|^2}{\sum_{r_t,r_r}\|E^S(\boldsymbol{r}_t,\boldsymbol{r}_r)\|^2}\end{aligned}\tag{5}$$

$$\begin{aligned}&F_D(\chi(\boldsymbol{r}),w(\boldsymbol{r}))\\&\equiv\frac{\sum_r\left\|\chi(\boldsymbol{r})E^{tb}(\boldsymbol{r}_t,\boldsymbol{r})-w(\boldsymbol{r})+\chi(\boldsymbol{r})k_b^2\int_{\Omega_D}G^b(\boldsymbol{r}_r,\boldsymbol{r})w(\boldsymbol{r})dr\right\|^2}{\sum_r\|E^{tb}(\boldsymbol{r}_t,\boldsymbol{r})\|^2}\end{aligned}\tag{6}$$

従って CSI では次式により $\chi(\boldsymbol{r}),w(\boldsymbol{r})$ をもとめる．

$$(\hat{\chi}(\boldsymbol{r}),\hat{w}(\boldsymbol{r}))=\mathrm{argmin}_{\chi(\boldsymbol{r}),w(\boldsymbol{r})}F(\chi(\boldsymbol{r}),w(\boldsymbol{r}))\tag{7}$$

ただし，

$$F(\chi(\boldsymbol{r}),w(\boldsymbol{r}))=F_S(\chi(\boldsymbol{r}),w(\boldsymbol{r}))+F_D(\chi(\boldsymbol{r}),w(\boldsymbol{r}))\tag{8}$$

である．

また，ROI 内部が多層構造の誘電率分布を有する場合に，同不連続領域を保持したまま再構成させる正則化法も存在する．特に n 番目のコントラスト関数を $\chi_n(\boldsymbol{r})$ 遠き，次式の Total variation 項を計算する．

$$F_n^{TV}(\chi_n(\boldsymbol{r}))\equiv\frac{1}{V}\int_{\Omega_D}\frac{|\nabla\chi_n(\boldsymbol{r})|^2+\delta_{n-1}^2}{|\nabla\chi_{n-1}(\boldsymbol{r})|^2+\delta_{n-1}^2}dr\tag{9}$$

ここで，$V=\int_{\Omega_D}dr$ であり，

$$\delta_n^2=F^D(\chi_n(\boldsymbol{r}),w(\boldsymbol{r}))\tilde{\Delta}^2\tag{10}$$

である．$\tilde{\Delta}^2$ は未知セルの面積を示す．乗算的正則化項を導入した MR（Multiplicative Regularized）-CSI[5]では，コスト関数を

$$F^{MR}(\chi_n(\boldsymbol{r}),w(\boldsymbol{r}))\equiv F_n^{TV}(\chi_n(\boldsymbol{r}))F(\chi_n(\boldsymbol{r}),w(\boldsymbol{r}))\tag{11}$$

として定義する．

2.4 レーダ画像化（RPM）法との融合による ROI 制限

DBIM 法や CSI 法の何れであっても，データ数が未知数よりも少ない場合は，不良設定問題を解く必要があり，精度を保持することが難しくなる．特に非破壊検査モデルでは，全方向からの観測データは得られないため，上記の上記の問題を解決するため，本論文ではレーダ画像化法の一種である RPM 法を用いた用いた ROI の事前推定を導入し，未知数を大幅に減らすことで精度を改善させる．RPM 法は各素子で得られる距離点（素子と距離の組合せ）を，ガウスカーネル密度推定によって，対応する散乱中心点に変換する手法である[2]．RPM 法により目標の散乱点群 $\boldsymbol{p}_i$ を得る．次に散乱点 $\boldsymbol{p}_i$ の周辺領域を目標領域 $\Omega_{\mathrm{D},i}^{rpm}$ と定義する．式(1)及び(4)の Ω_D を $\tilde{\Omega}_\mathrm{D}=\cup_{i=1}^{N}\Omega_{\mathrm{D},i}^{rpm}$ と定義して，CSI または DBIM 法を適用

する．

非破壊検査モデルでは目標の一部の領域からの反射しか得られないため，RPM 法により ROI を完全に再現することは困難である．本手法では CSI のコスト関数を用いて CSI において ROI を更新する方法を提案する．CSI の各反復において，次式を満たす α を求める．

$$\tilde{\alpha} = \mathrm{argmin}_{\alpha} F(\chi^R(\boldsymbol{r}), w^R(\boldsymbol{r})) \tag{12}$$

ただし，$\chi^R(\boldsymbol{r})$ 及び $w^R(\boldsymbol{r})$ は次式で与えられる．

$$\chi^R(\boldsymbol{r},\alpha) \equiv \begin{cases} 0 & (|\chi(\boldsymbol{r})| \le \alpha \max|\chi(\boldsymbol{r})|) \\ \chi(\boldsymbol{r}) & (\mathrm{otherwise}) \end{cases} \tag{13}$$

$$w^R(\boldsymbol{r},\alpha) \equiv \begin{cases} 0 & (|\chi(\boldsymbol{r})| \le \alpha \max|\chi(\boldsymbol{r})|) \\ w(\boldsymbol{r}) & (\mathrm{otherwise}) \end{cases} \tag{14}$$

$\chi^R(\boldsymbol{r},\alpha)=0$ となる $\boldsymbol{r}$ を領域 Ω_D から除外し，再度 CSI を適用する．CSI のコスト関数を最小にするように ROI を更新することで，精度の改善が期待される．

3．電磁界シミュレーションによる画像解析例

3．1 数値計算モデル

精緻な電磁界シミュレーション法である FDTD 法を用いた数値計算による性能評価を行う．Fig. 2 に素子配置および目標誘電率・導電率分布を仮定する．各誘電率は空洞，各種の錆をモデル化している[1)]．背景媒質はコンクリート（比誘電率：7.00，導電率：0.001 S/m）であると仮定する．27 個の送受信アンテナを 30 mm 間隔で配置する．送受信センサは，コンクリート表面から一定の距離離して配置し，同センサの情報を全て用いる．送信信号の中心周波数は 2.45 GHz であり，帯域幅は 2.7 GHz とする．順問題（FDTD）及び逆問題を解く際に用いるセルサイズは共に 2 mm である．Fig. 1 に精緻な電磁界解析法の一種である FDTD 法を用いた数値解析モデルを示す．背景媒質はコンクリートを想定し，同媒質の中に空洞や錆などを模擬した目標を埋め込む．

3.2 結果と考察

Fig. 3 に RPM 法による散乱中心点及び事前推定された ROI を示す．同図より一部で真の目標位置からずれた箇所に応答が確認できるが，概ね全ての目標に対してある程度の位置・形状を推定することができることがわかる．また同結果より制限した ROI の未知セル数は 371 であり，全領域のセル数 40240 に対して 92.2%の未知数の削減となる．Fig. 4 及び Fig. 5 に，最もコントラストが高いターゲット #1（黒錆）と #4(空洞)の比誘電率の再構成結果を示す．同図から，従来の DBIM，すなわち ROI 制限をしない DBIM 法ではほぼ背景媒質と変わらない推定結果となり，再構成精度が極めて低いことが分かる．これはデータ数が 729 に対して，未知数が 4 万以上となり，極めて劣悪な逆問題を解いていることに起因する．一方，これに対して，RPM 法による ROI の制限を入れた場合かつ，その ROI を VBEM (Variational Bayesian Expectation Maximization) アルゴリズムで更新した場合[6)]が下段であり，従来再構成できなかったものがある程度再構成できており，形状・サイズを含めて再構成精度が格段に改善していることがわかる．一方，DBIM 法の一回の更新に必要とする計算時間は，処理計算機は Intel(R) Xeon(R) CPU E5-2620

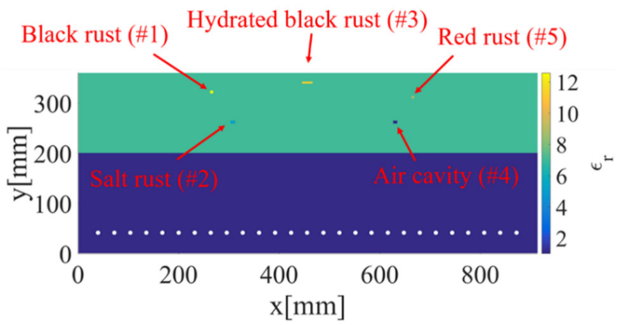

Fig. 2　非破壊検査を想定した数値計算モデル．

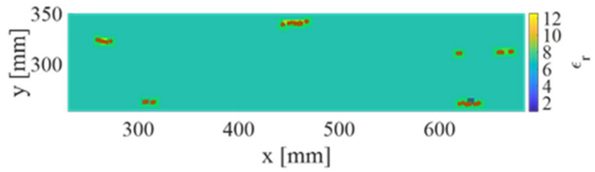

Fig. 3　RPM 法と ROI 推定結果（赤:RPM 法，緑:ROI セル）．

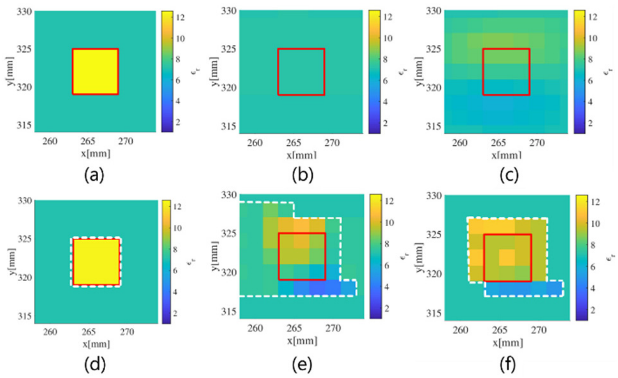

Fig. 4　黒錆(#1)の比誘電率再構成結果．(a)：真値，(b): DBIM, (c): ROI 更新 DBIM, (d): CSI(ROI 真値), (e): CSI(ROI 更新無), (f): CSI(ROI 更新有)．

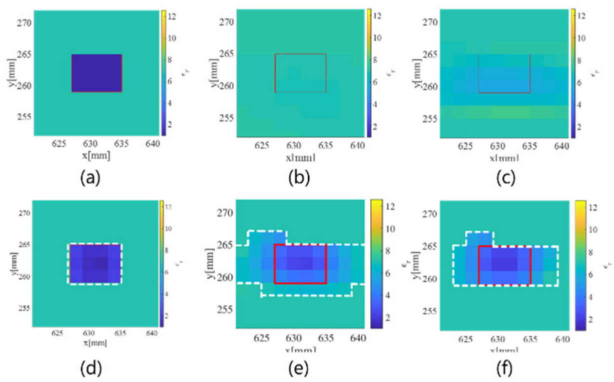

Fig. 5　空洞(#4)の比誘電率再構成結果．(a)：真値，(b): DBIM, (c): ROI 更新 DBIM, (d): CSI(ROI 真値), (e): CSI(ROI 更新無), (f): CSI(ROI 更新有)．

2.4GHz 及び 128GB RAM を用いた場合，1.0×10^3s となり，計算コストが非常に高いことが分かる．時間領域の FDTD 法に変えて，周波数領域で順問題解析を実現する方法（BCGS-FFT（Bi-conjugate-gradient fast Fourier transformation）等）[7] もあるが，本質的な解決にはならない．Fig. 4 及び Fig. 5 の下段の結果は，各 CSI 法による再構成結果である．同図から特に真の ROI で制限する場合，ほぼ完全に比誘電率を再構成することが確認される．これは ROI を正確に与えることで，極めて劣悪な逆問題においても高精度な誘電率推定が可能であることを示す．また RPM 法による ROI 推定及び式⑿に基づく ROI 更新の結果から，ROI 制約を入れることにより，誘電率の再構成精度が改善していることがわかる．特に ROI 更新アルゴリズムを導入することで，RPM 法等のレーダでは再現困難であったレベルの ROI 推定精度が実現されることがわかる．これは，本手法によりトモグラフィ法によるレーダ画像の改善がみられる一例であり，レーダとトモグラフィの双方向処理が成功している例である．

一方，ROI 更新法を利用した場合，コスト関数の推移を見てもほぼ収束しているにも関わらず，最終的な ROI や複素誘電率分布が真の分布に到達していないことがわかる．真の ROI を与えるとほぼ正確な複素誘電率分布を与えるため，一つは初期 ROI 推定誤差が影響していると考えられる．また ROI の更新精度は，初期の複素誘電率分布に依存することが分かっているため，初期 ROI 及び複素誘電率値を他の手段によってより正確な情報を与える必要があることを示唆している．CSI 法に関しては，他にも複数周波数を利用した FH (Frequecny Hopping)-CSI[8] や，対象の構造がスパースであること仮定した XX 法などがある．またそれ以外の方法として，ベイズ推定の枠組みを利用したスパース正則化に基づく最適化法[9]，非線形問題を深層学習で解く Deep NIS (Nonlinear Inverse Scattering)[10] 等の手法が提案されており，性能改善が報告されている．また本数値計算モデルは 2 次元問題 TM 波を仮定したため，式⑴の積分方程式はスカラー方程式になっているが，3 次元ではベクトル型の積分方程式を解く必要がある．3 次元問題への拡張は[11] 等で提案されており，実験的な検証も行われている．

4. まとめ

本論文は，マイクロ波・ミリ波帯の電磁波による複素誘電率イメージングを想定したレーダとトモグラフィを融合に関する手法を提案した．具体的には計算コストが比較的小さいトモグラフィ法の一種である CSI 法と高精度レーダ画像化法である RPM を統合させ，かつ ROI 更新アルゴリズムを導入した手法を紹介した．また非破壊検査モデルを想定した不良設定問題モデルについて，上記手法の有効性を検証した．3 次元問題や実験データへの適用を現在進めている．

謝　辞

本研究は，JST，さきがけ，JPMJPR1771 の支援を受けたものである．

参 考 文 献

1) R. Zoughi, Microwave Nondestructive Testing and Evaluation, The Nether-lands: Kluwer Academic, 2000.
2) S. Kidera, T. Sakamoto and T. Sato, “Accurate UWB Radar 3-D Imaging Algorithm for Complex Boundary without Range Points Connections”, IEEE Trans. Geosci. & Rem. Sens., vol.48, no.4, pp.1993-2004, Apr., 2010.
3) W. C. Chew and Y. M. Wang, “Reconstruction of two-dimensional permit- tivity distribution using the distorted Born iterative method, ” IEEE Trans. Med. Imag., vol. 9, pp.218225, June 1990.
4) P. M. van den Berg and R. E. Kleinman, “A contrast source inversion method,” Inv. Probl., vol. 13, pp.1607-1620, July 1997.
5) P. van den Berg, A. Abubakar, and J. Fokkema, “Multiplicative regularization for contrast profile inversion,” Radio Sci., vol. 38, pp.23.1-23.10, 2003.
6) S. Takahashi and S. Kidera, “Incorporation Algorithm with RPM and DBIM in Bayesian Framework for Microwave Non-destructive Testing”, Proc. 2019 URSI Asia-Pacific Radio Science Conference (AP-RASC 2019), March, 2019.
7) F. Li, Q. H. Liu, and L.-P. Song, “Three-dimensional reconstruction of objects buried in layered media using Born and distorted Born iterative methods,” IEEE Geosci. Remote Sensing Lett., vol.1, no.2, pp.107-111, Apr. 2004.
8) R. F. Bloemenkamp, A. Abubakar, and P. M. van den Berg, “Inversion ofexperimental multi-frequency data using the contrast source inversion method,” Inverse Probl., vol. 17, pp.1611-1622, 2001.
9) G. Oliveri, P. Rocca, and A. Massa, “A Bayesian compressive sampling-based inversion for imaging sparse scatterers,” IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., vol.49, no.10, pp.3993-4006, Oct. 2011.
10) L. Li, L. G. Wang, F. L. Teixeira, C. Liu, A. Nehorai and T. J. Cui, “DeepNIS: Deep Neural Network for Nonlinear Electromagnetic Inverse Scattering,” in IEEE Transactions on Antennas and Propagation, vol.67, no.3, pp.1819-1825, March 2019.
11) J.-M. Geffrin and P. Sabouroux, Continuing with the Fresnel database: experimental setup and improvements in 3D scattering measurements, Inverse Prob., vol.25, 024001, Feb. 2009.