

平成30年度修士論文

マイクロ波マンモグラフィのための 高精度境界抽出法と逆散乱解析法の融合

学 籍 番 号 1731122

氏 名 則武 和輝

情報・ネットワーク工学専攻

電子情報システムコース

指 導 教 員 木寺 正平 准教授

副指導教員 野村 英之 准教授

提 出 日 平成31年3月12日

概要

乳癌は、国内の女性の癌罹患率が最も高い癌であり、早期に治療を受けることで10年生存率が90%程度となるため、定期的な検診による早期発見が重要である。しかしながら、既存の検診技術であるX線マンモグラフィは被曝や乳房圧迫等の身体的負担が大きいため、国内の受診率は40%程度に留まっている。これに対し、近年マイクロ波マンモグラフィが注目されている。マイクロ波による乳房計測は、低コストかつ被曝や痛みを伴わないため、検査頻度の高い簡易スクリーニング技術として有望である。先行研究により、マイクロ波帯の乳癌細胞の複素誘電率は、脂肪に対し約10倍、乳腺組織に対し約1.2倍のコントラストを有することが報告されており、この差異を識別する高精度な癌識別が期待されている。同コントラストを利用するマイクロ波画像化法は、主にレーダ方式と逆散乱解析法に分けられる。何れの手法においても、画像化精度は乳房境界抽出精度に大きく依存することが分かっている。

本稿ではまず、レーダ方程式の一種であるEnvelope法を用いた高精度境界抽出法を導入する。一般に、マイクロ波マンモグラフィは近傍界計測であり、相互結合によって乳房からの散乱波は、距離計測で利用される参照波形に対して歪むことが分かっている。同波形の不整合による距離推定誤差が、乳房境界抽出精度に大きく影響する。そこで、FDTD(Finite-difference time-domain)法を用いて近傍界効果を再現した参照波形を導入することで、高精度境界抽出を実現する。

次に、レーダ方式の一種であるDAS(Delay-and-Sum)に着目し、高精度境界抽出法の有用性を検証する。同方式では、表面反射波の抑圧が重要となっている。一方、表面反射波を効果的に抑圧するためには、乳房境界を正確に求める必要がある。このため、前述した高精度境界抽出法によって乳房境界を推定し、FDTD法により表面反射波を生成させる。これにより癌細胞の応答を抑圧せずに表面反射波を抑圧することができるため、DAS画像化精度を改善させることができる。表面反射波抑圧性能をさらに改善するために、部分微分波形最適化による抑圧を提案する。

また、逆散乱解析法式の一つであるDBIM(Distorted Born Iterative Method)による誘電率分布推定において、前述の境界抽出法を導入し、精度改善を図る。逆散乱解析法は、画像化領域の推定精度に画像化精度が依存するため、高精度境界抽出による精度改善が期待される。乳房MRI画像より抽出される精緻な乳房モデルを用いた2次元及び3次元FDTD解析により、各手法の特性を評価する。

目次

1	序論	1
1.1	研究背景	1
1.2	研究目的	2
2	マイクロ波マンモグラフィ	4
2.1	乳房組織の複素誘電率特性	6
2.2	レーダ方式	9
2.2.1	ビームフォーミング法	9
2.2.2	時間反転法	10
2.2.3	RPM法	12
2.2.4	乳房境界抽出法	13
2.3	逆散乱解析法	16
2.3.1	積分方程式による問題の定式化	17
2.3.2	DBIM	19
2.3.3	CSI法	20
2.3.4	FBTS法	22
2.3.5	各種逆散乱解析法の比較	24
2.4	各種表面反射波抑圧手法	25
3	FDTD法とEnvelope法による高精度乳房境界推定法	28
3.1	システムモデル	29
3.2	波形歪補正に基づく推定距離更新	30

4	FDTD 法による表面波抑圧法とレーダ画像化法の統合	32
4.1	システムモデル	32
4.2	部分微分波形最適化による表面反射波抑圧	32
4.3	処理手順	33
4.4	2次元 FDTD 解析による性能評価	34
4.4.1	計算モデル	34
4.4.2	表面反射波抑圧結果	37
4.4.3	DAS による画像化性能の評価	39
5	高精度乳房境界推定法と逆散乱解析法の統合	41
5.1	システムモデル	41
5.2	高精度境界抽出法と DBIM	41
5.3	処理手順	42
5.4	2次元 FDTD 解析による性能評価	44
5.4.1	計算モデル	44
5.4.2	ROI 推定結果	46
5.4.3	誘電率再構成結果の検証	47
5.5	3次元 FDTD 解析による性能評価	51
5.5.1	計算モデル	51
5.5.2	ROI 推定誤差評価	54
5.5.3	誘電率再構成結果の検証	56
5.6	精度改善のための各種検討	58
5.6.1	行列方程式における係数調整	59
5.6.2	L2 ノルム正則化の導入	60
5.6.3	ROI 真値での DBIM の結果の確認	61
5.6.4	TV 拘束の導入	64
5.6.5	高勾配 ROI での DBIM による精度改善の検証	66
5.7	3次元 DBIM による画像化の課題	68
6	結論	73

第 1 章

序論

1.1 研究背景

乳癌は、乳房組織である乳腺にできる悪性腫瘍であり、国内外の女性の癌罹患率が最も高い癌である [1][2]。乳癌の5年生存率は治療開始病期が、I期の場合100%、II期では96%、III期で80.8%、IV期で37.1%となっている [3]。よって、早期発見、特に大きさ2cm以下でリンパ節や他の臓器への転移のないI期での早期発見が非常に重要となっている。既存の検診技術として、X線マンモグラフィや超音波による画像診断が行われている。X線マンモグラフィは高い空間分解能を有するが、X線被曝及び乳房圧迫による被験者への身体的負担が大きい問題を有する。超音波診断は安全かつ非圧迫による検診が可能であるが、接触計測が必須であり、癌細胞の識別はプローブを走査する検者の技能に依存する問題を有する。特に、日本人女性の乳房は欧米女性に比べ比較的小さく乳腺組織が密である。そのため、X線マンモグラフィの身体的負担が大きく、日本人の受診率は41%に留まっている [4]。これは、欧米女性の受診率が70%を超えているのに対して低い水準である [4]。前述のように、乳癌に関する社会課題として、早期発見が重要であるが受診率が低いという問題がある。

こうした中、マイクロ波マンモグラフィが既存の検診技術と比較して、低コストかつ被曝や非接触計測で痛みを伴わないため、より検査頻度の高い簡易スクリーニング技術として注目されている。マイクロ波マンモグラフィに関する研究は20年程前から盛んであり、生体組織の複素誘電率を調査する研究、アンテナや観測シ

ステムなどのハードウェアに関する研究，画像化手法に関する研究に分けることができる [5]。癌細胞の複素誘電率と，正常細胞である脂肪，乳腺組織の複素誘電率の間には，それぞれ 10 倍，1.2 倍のコントラスト比を有することが報告されている [6]。このコントラストを基にした画像化手法は主に，レーダ方式と逆散乱解析法 (トモグラフィ方式) に分けられる。レーダ方式 [7] は，コントラストによって生じる後方散乱波に対して結像処理を行い，癌細胞位置を特定する手法である。逆散乱解析法 [8] は，コントラストによって生じる散乱波を用いて，散乱を引き起こした複素誘電率分布を，積分方程式を基に逆問題を解いて直接再構成する手法である。レーダ方式においては，結像処理のための焦点距離算出と表面反射不要波の抑圧のために乳房境界の情報を事前情報として利用する。また，逆散乱解析法では，基となる積分方程式の積分領域かつ画像化領域 (ROI:Region of Interest) を事前情報として与える必要がある。このように，非接触計測を仮定する場合のマイクロ波マンモグラフィでの画像化精度は，いずれの手法においても乳房境界情報の推定精度に依存する。

1.2 研究目的

本稿ではレーダ方式と逆散乱解析法の画像化精度の向上を目的とし，各々の画像化手法に高精度境界抽出法を統合する手法を提案する。マイクロ波を用いた境界抽出法は，何れの手法においてもアンテナと皮膚間の距離を推定し，同距離を基に乳房境界を推定する。一方，マイクロ波マンモグラフィにおける計測は，一般的に，アンテナと乳房の距離が波長以下であるため，近傍界計測となる。近傍界計測では波形が歪み，アンテナ皮膚間の距離の推定に誤差が生じるため，乳房境界推定精度が劣化する問題があった。先行研究では，アンテナと皮膚間の相互結合による精度劣化を FDTD 法で補正する手法を提案した。

本稿ではまず始めに，レーダ方式と高精度境界抽出を統合した手法の提案を行う。レーダ方式では，表面反射波抑圧と焦点距離抽出の精度が，事前情報として与える境界情報に依存する。従来の Envelope 法を用いた境界抽出では，近傍界計測より ROI 推定誤差が大きい。そこで，高精度境界抽出法によって ROI を推定し，事前情報としてレーダ方式に与える。また上記の手法に部分微分による表面反射波

抑圧を導入することで更なる画像化精度改善を図る。

次に、逆散乱解析法と高精度境界抽出法を統合した手法の提案を行う。逆散乱解析法は、画像化領域を事前情報として与える必要があり、同領域の推定精度に画像化精度が依存する。従来の Envelope 法を用いた境界抽出では、近傍界計測より ROI 推定誤差が大きい。そこで、高精度境界抽出法によって ROI を推定し、事前情報として逆散乱解析法に与え、画像化精度の向上を図る。

それぞれの画像化手法で、高精度境界抽出法を適用したことによって最終的な画質が向上したことを確認するため、統計的な調査と MRI 画像より得られた精緻な数値乳房モデルを用いた 2 次元及び 3 次元 FDTD 解析により性能評価を行う。

第 2 章

マイクロ波マンモグラフィ

本章では、始めに既存の乳癌検診技術について述べる。次に既存の検診技術に対するマイクロ波マンモグラフィの利点について述べる。その後でマイクロ波帯での乳癌組織の複素誘電率特性について述べ、同特性を用いた各種画像化について述べる。

X線マンモグラフィは、最も一般的な検診技術である。X線マンモグラフィは直進するX線を乳房に照射し、吸収率を画像化する。検出器は μm 間隔で数十万個並べられ [9]、同検出器毎に得られた吸収率を処理することで高精細な空間分解能を持つ画像が得られる。また、近年、照射点を走査し断層的な画像を得るトモシンセシスと呼ばれる手法が製品化されている。実際のX線マンモグラフィとトモシンセシスでの画像化結果を図 2.1 に示す。最新のトモシンセシス技術によってより高精細かつ組織の重なりを確認することが可能となった。一方、X線マンモグラフィやトモシンセシスでは1回の照射で1枚の2次元画像を取得するため、低被曝化、正常細胞と癌細胞の重なりを減少、体動抑圧、画質向上の観点から乳房を圧迫し計測を行う。同圧迫の身体的負担が大きいことがX線を利用する手法の問題点である。また、石灰化前の初期乳癌では画像化の基になる線吸収係数のコントラストが非常に低くなる。線吸収係数は、乳腺組織で 0.80cm^{-1} であるのに対し、乳癌は 0.85cm^{-1} で石灰化後は 12.5cm^{-1} である [10]。石灰化後のコントラストは15.6倍程度であるのに対し1.06倍程度のコントラストであるため、初期乳癌の検出は困難であり誤警報率が高い問題を有する。

第 2 章 マイクロ波マンモグラフィ

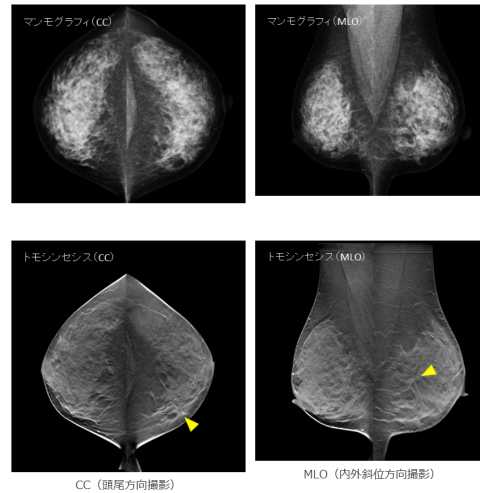


図 2.1: X 線マンモグラフィ , トモシンセシスでの画像化例 (出典:国立がん研究センター, 放射線技術部, 乳房 X 線検査 (マンモグラフィ), URL : https://www.ncc.go.jp/jp/nccch/division/radiological_technology/radiological_diagnosis/xsenkensa/020.html)

X 線マンモグラフィ以外の既存の検診技術として、超音波診断がある。超音波診断では、超音波をプローブから乳房に放射し音響インピーダンスの違いを画像化する。超音波診断は、被曝がなく安全かつ圧迫が不要な利点を有する。そのため、乳腺が密な乳房や低年齢層へ適用されることが多い。一方で、同診断の有効性は確立されておらず、厚生労働省指定の研究が行われている。また、超音波診断の識別は検査者の技能に依存する問題があり、これに伴って乳癌診断のための技能を有する超音波検査士不足が問題となっている [11]。

その他の検診技術としては、PET(Positron Emission Tomography) による画像診断がある。PET-CT は、癌細胞がブドウ糖を多く消費する特異性を利用し、造影剤を投入して CT によって画像化する手法である。造影剤が癌細胞に集まるため、初期癌や癌の悪性度まで測ることができる。一方、検査コストが高いことや造影剤を注射するため高血圧、糖尿病患者で識別率が下がる問題がある。

こうした中、マイクロ波マンモグラフィが注目されている。X 線マンモグラフィに対して安全かつ非圧迫である利点を持ち、超音波に対しては簡便という利点を持

つ. また, PET-CT に対しては安全かつ低コストである利点を持つ. マイクロ波マンモグラフィは 2000 年頃から盛んに研究されてきた分野であり次の 3 つに大別される.

- 乳房組織の複素誘電率の周波数特性の調査を行う研究
- 計測システムやアンテナなどのハードウェアに関する研究
- 観測された電気信号から画像化を行う研究

乳房組織の複素誘電率の周波数特性の調査によって, 乳癌細胞と正常組織である脂肪と乳腺との間には, それぞれ 10 倍, 1.2 倍程度のコントラストを有することが報告されている [6]. このコントラストによって電磁散乱界が生じ, 同散乱界を計測して画像化する研究が行われている. 特に, 画像化アルゴリズムに関する研究は多岐にわたり, 大別してレーダ方式と逆散乱解析法がある. レーダ方式は癌細胞境界での後方散乱波を用いて結像処理を行い, 同癌細胞位置を特定する手法である. 同方式の処理は比較的単純で計算コストは低いという利点を有する. 一方で, 画像が反射波強度分布となることや, 癌細胞が乳腺の中に埋まっている低コントラストな状況で画像化精度が著しく劣化する欠点を有する. 逆散乱解析法は散乱波を用いて, ヘルムホルツ型積分方程式を基にした逆問題を解くことによって複素誘電率分布を直接再構成する手法である. 逆散乱解析法は, 乳房の複素誘電率分布を直接再構成する利点を有する. 一方で, 逆問題を解く際に計算コストが高く悪条件下での解析となることや, 事前情報に画像化精度が依存する問題を有する.

2.1 乳房組織の複素誘電率特性

本節では [6] で調査されたマイクロ波帯での乳房組織の複素誘電率特性について述べる. 提案手法の性能評価で用いた数値乳房モデルは [6] を基に作成されたものである. University of Wisconsin(UW) と University of Calgary(UC) 大学病院で摘出された乳房に対し, 誘電分光法によって特性が調査された. 図 2.2 に摘出された乳房サンプルの一例を示す. 同調査のサンプル数や患者データの概要を表 2.1 に示す.



図 2.2: 乳房組織サンプル, 白組織: 癌細胞, 橙組織: 脂肪 (出典:[6]“A large-scale study of the ultrawideband microwave dielectric properties of normal, benign and malignant breast tissues obtained from cancer surgeries”)

表 2.1: 乳房組織誘電特性調査 [6] の概要

総患者数	196
総サンプル数	319
患者年齢	35-87 歳 (UW) 19-90 歳 (UC)
摘出後から観測までの時間	20-221 min (UW) 11-240 min (UC)
観測中の組織温度	18.0 度-25.7 度 (UW) 19.9 度-27.2 度 (UC)

表 2.1 のサンプルに対し, VNA(vector network analyzer) を用いて 0.5GHz z-20GHz の特性を計測した. 計測の際, サンプルを台に置きプローブを押し付けて S パラメータ (S11) を観測し特性を得る. 図 2.3 に測定結果の 1 部を示す. ここで, 正常細胞サンプルの脂肪の割合が 0-30% であるグループが group1, 31-84% が group2, 85-100% が group3 である. 同図より, 脂肪 (group1) と癌細胞では 10 倍程度のコントラストがあり, 乳房組織 (group3) と癌細胞では 1.2 倍程度のコントラストがあることが確認できる. 但し, 同図の結果は 319 サンプルの各 group, 癌細胞で得られ

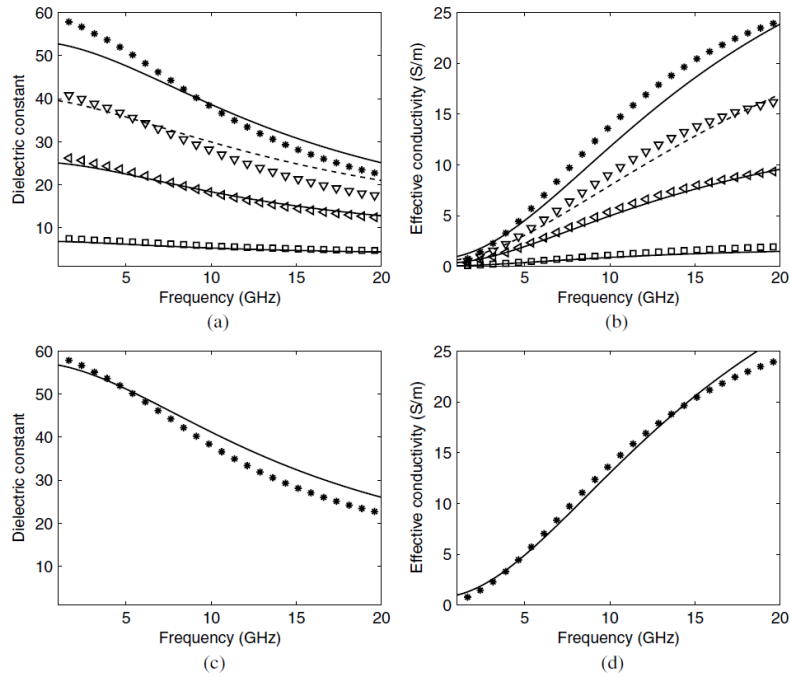


図 2.3: 測定結果の Cole-Cole モデル (実線) によるフィッティング, (a)(b):group1-3(正常細胞), (c)(d):癌細胞, (a)(c):比誘電率, (b)(d):導電率 (出典:[6]“A large-scale study of the ultrawideband microwave dielectric properties of normal, benign and malignant breast tissues obtained from cancer surgeries”)

た特性の中央値であり, 個人差を有することに注意すべきである. また, in-vivo(生体上)ではなく切除されたサンプルであり, 温度が低く血が流れていないことにも注意すべきである. [6]での調査結果をまとめると以下となる.

- 乳房生体組織のマイクロ波帯での複素誘電率周波数特性: 分散性モデルの一種である Cole-Cole モデルによって再現される
- 脂肪組織-癌細胞のコントラスト: 10 倍程度
- 乳腺組織-癌細胞のコントラスト: 1.2 倍程度

同調査結果を基に次節から述べる各種画像化が行われている.

2.2 レーダ方式

レーダ方式は，癌細胞と正常細胞のコントラストによって生じる後方散乱波を用いて結像処理を行い，癌細胞の位置を検出する手法である．癌細胞と正常細胞のコントラストで生じる後方散乱波以外は不要波となり，同不要波の除去が大きな課題となっている．

2.2.1 ビームフォーミング法

ビームフォーミング法の一つである MIST-BF 法 [7] は，生体組織で生じる周波数分散を考慮して結像処理を行う手法である．始めに，周波数分散性を考慮しない DAS(Delay-and-Sum) 法について述べる．アンテナ素子 i での不要波を完全に除去した癌細胞応答を $s_i(t)$ とする．該当画像化ピクセル位置 \mathbf{r} と各素子位置から算出される伝搬経路から，遅延時間 $\tau(\mathbf{r})_i$ を算出し結像処理を行う DAS 法は次の式で表される．

$$G(\mathbf{r}) = \sum_{i=1}^I s_i(\tau(\mathbf{r})_i) \quad (2.1)$$

ここで， $G(\mathbf{r})$ は結像結果， I は素子数であり， $P(\mathbf{r}) = G(\mathbf{r})^2$ として電力分布 [dB] を得ることができる．一方，MIST-BF 法では周波数空間で結像処理を行う．この時に，周波数分散性を考慮した関数 $\mathbf{W}_i(\mathbf{r}, \omega_j)$ を重みづけし，次式のように総和をとる．

$$G(\mathbf{r}) = \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J \mathbf{W}_i(\mathbf{r}, \omega_j) S_i(\omega_j) e^{-j\omega_j \tau(\mathbf{r})_i} \quad (2.2)$$

ここで， $S_i(\omega) = FT[s_i(t)]$ ， J は使用周波数領域である．また重みづけ関数 $\mathbf{W}_i(\mathbf{r}, \omega_j)$ は各該当画像化ピクセル位置 \mathbf{r} ，アンテナ素子，周波数 ω から最適化により算出する ([7]: 3 章参照)．MIST-BF 法による画像化結果を図 2.4 に示す．癌細胞と正常細胞のコントラストが大きく，アンテナ素子 i での不要波に埋もれていない癌細胞応答 $s_i(t)$ と遅延時間 $\tau(\mathbf{r})_i$ が正確に得られた場合は図 2.4 のように癌細胞の検知が可能である．しかし，表面反射波を完全に抑圧し正確な遅延時間 $\tau(\mathbf{r})_i$ を求めることは，特に，非接触計測の場合その両方が困難である．また，遅延時間 $\tau(\mathbf{r})_i$ 算出性能は乳房境界抽出性能に依存していることが重要な点である．

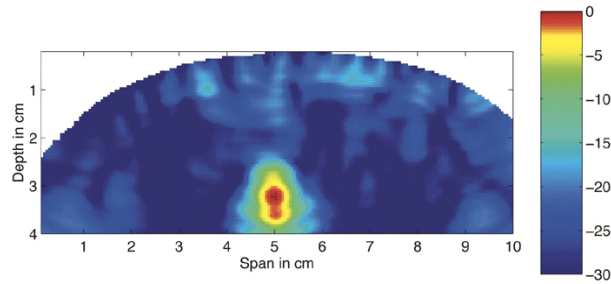


図 2.4: MIST ビームフォーミングでの画像化例 (出典: Microwave imaging via space-time beamforming for early detection of breast cancer)

2.2.2 時間反転法

時間反転法 (TR 法 : Time Reversal)[12] は, 癌細胞からの後方散乱波の応答時間を基に画像化を行うレーダ方式の一種である. TR 法では, 癌細胞からの応答時間, 式 2.12.2 での $\tau(\mathbf{r})_i$ が得られていること仮定している点に注意する必要がある (前述のように, 本来は皮膚, 乳腺からの不要波が大きく癌細胞応答を得ることが困難である). レーダ方式によって $t = 0\text{s}$ から $t = T\text{s} > 0$ まで観測を行い, アンテナ素子 i ごとに癌細胞応答 $s_i(t)$ と, 同応答時間 $\tau(\mathbf{r})_i$ を得たとする. 次に, 時間逆伝搬 FDTD 法等で $t = T\text{s}$ から $t = 0\text{s}$ まで時間逆伝搬する. 図 2.5 に [12] で用いられる時間逆伝搬 FDTD を示す. 時間逆伝搬中に, 癌細胞応答時間 $\tau(\mathbf{r})_i$ のタイミングで得られた応答 $s_i(t)$ をアンテナ素子位置に与える. これによって, 各アンテナから逆伝搬された応答が $t = 0\text{s}$ で癌細胞位置に集中し, 同位置の特定を行う. また背景媒質は未知であるため, 乳房の場合代表的な値で均質媒質を仮定し逆伝搬を行う. [12] では, 均質媒質による逆伝搬誤差を抑圧するために, $t = 0\text{s}$ で逆伝搬を止めるのではなく, エントロピーが最小となる時間で止めることで癌細胞位置に鋭い応答を得ることができる. [12] の TR 法による乳癌の画像化結果を図 2.6 に示す. ここで同図の結果では, 癌細胞と正常細胞のコントラストは [6] で報告されたものよりも非常に大きいことを仮定している. また, 乳房境界情報と皮膚の厚さ, 誘電特性は既知であることを仮定している. 同図より, TR 法によって癌細胞位置が特定できていることが確認できる. 一方, 高コントラストである仮定が [6] で報告された乳房の特性と異なっているため現状での画像化は困難であると考えられる.

第 2 章 マイクロ波マンモグラフィ

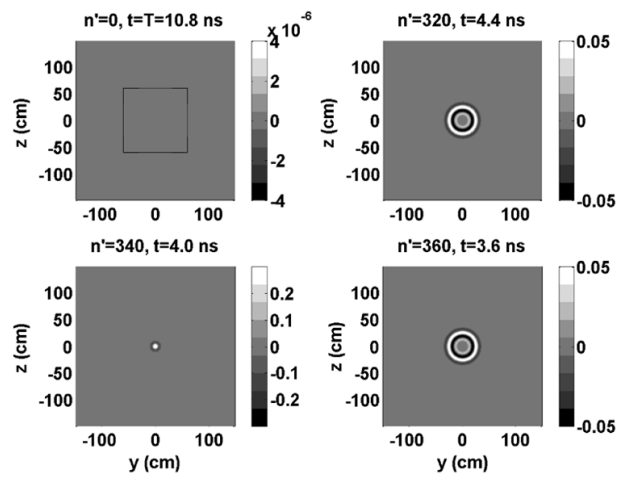


図 2.5: 時間逆伝搬 FDTD の例, $t = T_0$ に時間反転 (左上→右上→左下→右下)(出典 [12]:Time Reversal With the FDTD Method for Microwave Breast Cancer Detection)

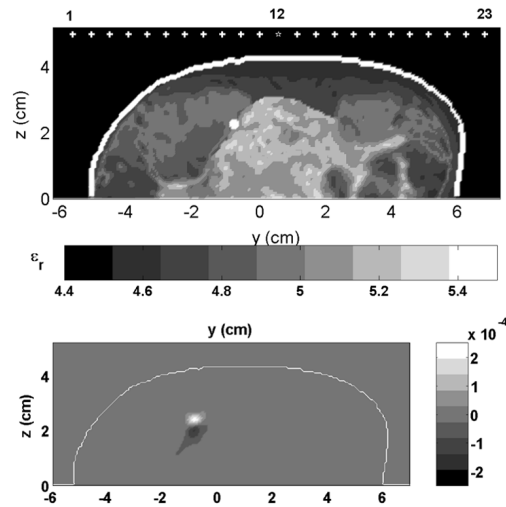


図 2.6: TR 法による画像化の例, 上段: 観測モデルの誘電率分布, 下段: TR 法による画像化結果 (出典 [12]:Time Reversal With the FDTD Method for Microwave Breast Cancer Detection)

2.2.3 RPM 法

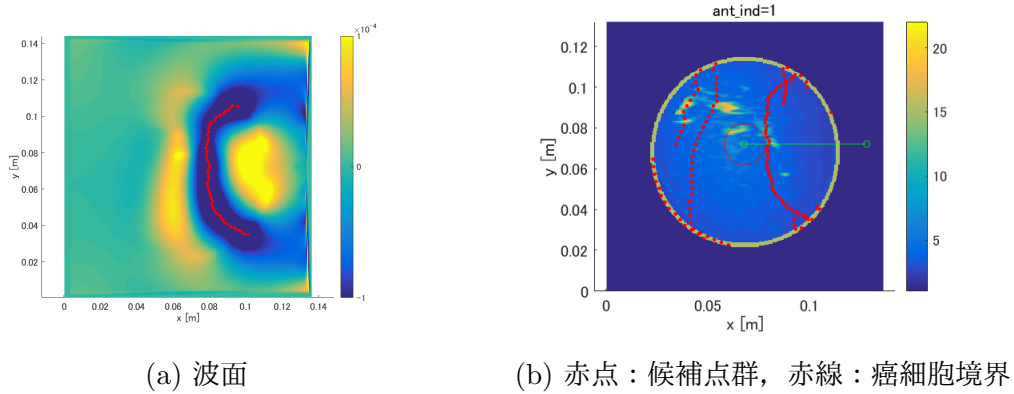


図 2.7: 背景媒質上の FDTD 法によって生成した波面と候補点群

マイクロ波マンモグラフィのための拡張 RPM(Range Point Migration) 法 [13] は、背景媒質が既知であることを仮定し得られた癌細胞応答時間 $\tau(\mathbf{r})_i$ を用いて FDTD 法によって波面を生成し、RPM 法 [14] の処理を適用する手法である。まず始めに、得られた癌細胞応答時間 $\tau(\mathbf{r})_{i,j}$ を用いて、既知であることを仮定した背景媒質上で FDTD を実行し波面を生成する。ここで、 i は素子を表し、 j は癌細胞応答の第 j 到来波を表す。次に、同波面上に一定間隔で候補点群 $q_{i,j}(\theta_e)$ を生成する。ここで、 $e = 1, \dots, E$ は各素子と到来波ごとに生成する候補点群数である。図 2.7 に生成した波面と候補点群の例を示す。各素子ごとに図 2.7(b) の候補点群を生成し、RPM 法による評価を行い推定点群を得る。但し、生成した波面の振幅は乳房の場合の不均質が影響しているため、RPM 法 [14] での評価の内、振幅値による重みづけは行わない。図 2.8 にマイクロ波マンモグラフィのための拡張 RPM 法による画像化結果を示す。同図より、癌細胞境界の推定が行えていることが確認できる。但し、背景媒質が既知でという厳しい仮定である点に注意すべきである。

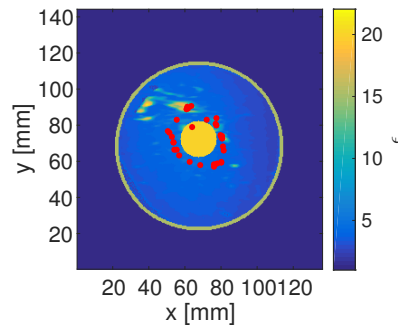


図 2.8: 赤点：マイクロ波マンモグラフィのための拡張 RPM 法による画像化結果例，カラーバー：誘電率，中央癌細胞

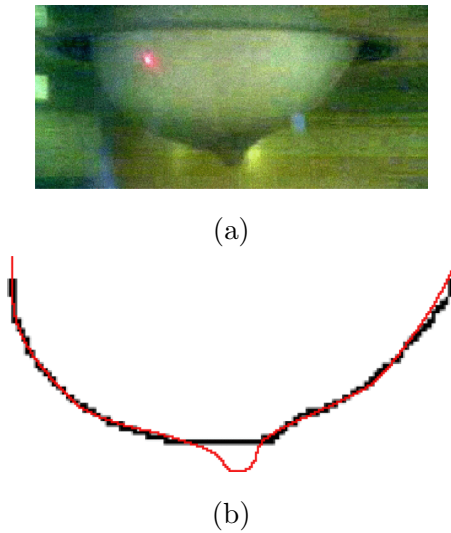


図 2.9: (a): 観測モデル，(b):レーザーによる推定結果，赤線：真値，黒線：推定 Voxel 位置 (出典：[15], “Laser Surface Estimation for Microwave Breast Imaging Systems”)

2.2.4 乳房境界抽出法

本章では，マイクロ波レーダ方式による乳房境界抽出の意義と先行研究について述べる。

既存の検診技術に対するマイクロ波マンモグラフィの利点の1つとして，非接触

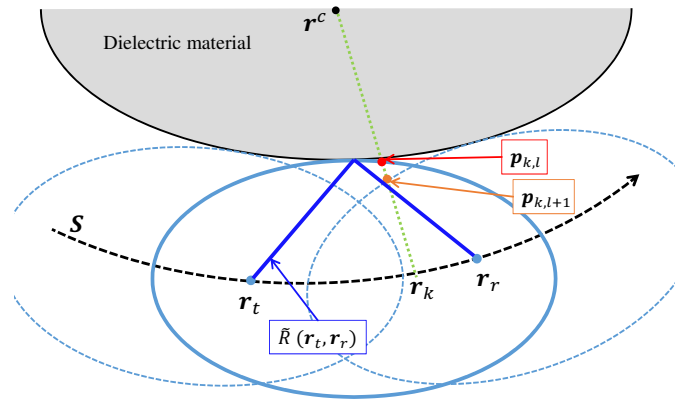


図 2.10: Envelope 法の原理

計測が可能であることがある。非接触計測において乳房境界情報は、事前情報として何れの画像化手法においても非常に重要である。レーダ方式においては、結像処理の際の焦点距離 (遅延時間) 算出や表面反射波抑圧時の窓関数の精度が境界情報に依存する。また、逆散乱解析法においては基になる積分方程式の積分領域 (乳房存在位置) を事前情報として与える必要があり、同事前情報に逆問題の精度が依存する。このような中、様々な境界抽出法が提案されている。レーザーセンサーを用いた手法 [15] での乳房境界情報抽出結果を図 2.9 に示す。直進性のあるレーザーによる推定によって、高精度乳房境界抽出が成されていることが確認される。しかし、マイクロ波マンモグラフィ装置にレーザーセンサー装置の機能を持たせるにはハードウェア的な複雑さが発生する。そのため、マイクロ波マンモグラフィにおいてはマイクロ波によって乳房境界抽出を行うことが望ましい。そのため、レーザー等に対して直進性が低く距離分解能が低いマイクロ波での乳房境界抽出法が各種提案されている [16][17]。マイクロ波による境界抽出では、何れの手法においても、始めにアンテナ素子と乳房表面との距離を算出し、同距離を基に推定を行う。

2.2.4.1 Envelope 法

Envelope 法 [16] は、焦点を送受素子位置 $((r_t, r_r))$ 、長軸半径を $R(r_t, r_r)$ として得られる楕円の包絡線を用いて目標境界を推定する手法である。ここで、推定した距離を $\tilde{R}(r_t, r_r)$ とし、同距離は受信波形の整合フィルタ出力のピーク応答時間か

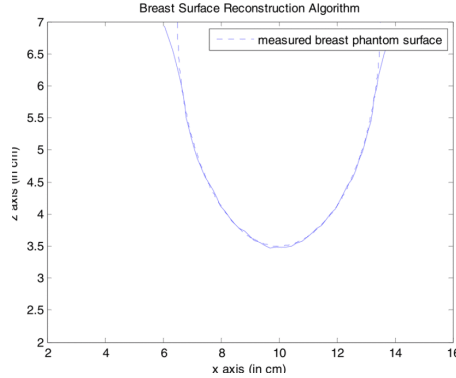


図 2.11: Envelope 法による乳房境界抽出, 破線:真値, 実線:推定値 (出典:[18], ”Breast surface reconstruction algorithm for a multi-static radar-based breast imaging system”)

ら算出される．図 2.10 に Envelope 法の概略を示す．まず，ある面領域 S (2次元の場合線領域) を K サンプル点に分け，同点を $\mathbf{r}_k(k = 1, \dots, K)$ とする．次に，任意の点 \mathbf{r}^c から \mathbf{r}_k までの線分と，送受アンテナ $(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r)$ と距離 $\tilde{R}(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r)$ から求まる楕円との交点 $\mathbf{p}_{k,l}$ を求める．複数ある交点 $\mathbf{p}_{k,l}$ の中から，次式で推定点を決定する．

$$\mathbf{p}_k = \arg \min_{\mathbf{p}_{k,l}} \sqrt{|\mathbf{r}^c - \mathbf{p}_{k,l}|^2} \quad (2.3)$$

領域 S 上のサンプル点 \mathbf{r}_k ごとに上式で推定点を求めることで，包絡線上の推定点群を得ることができる．ここで， $\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r$ を， $\mathbf{r}_t = \mathbf{r}_r$ とすると Mono-Static 型，隣り合う素子で組合せると Bi-Static 型，複数組合せると Multi-Static 型となり，処理の複雑さや状況に合わせて選択が可能である．Envelope 法は，表面形状が滑らかな場合，単純かつ低計算コストで高精度な境界情報を抽出することが可能である．一方，同手法の精度は推定距離 $\tilde{R}(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r)$ の精度に依存する．Envelope 法による乳房形状推定 [18] の結果を図 2.11 に示す．同図から，距離推定が正しく行えている場合，高精度に乳房境界情報を抽出できていることが分かる．

2.2.4.2 BSID 法

Envelope 法と似た手法である BSID(breast surface identification) 法 [17] は，素子位置 $(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r)$ と推定距離 $\tilde{R}(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r)$ から散乱点を算出し，同散乱点を用いて薄板スプ

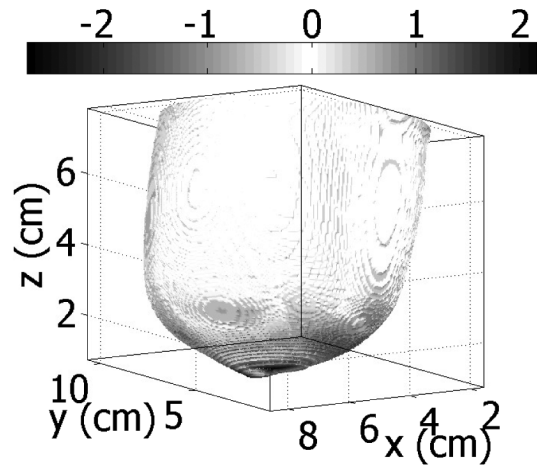


図 2.12: BSID による乳房境界抽出結果, グレースケールバー: 誤差 (出典: [17], "Estimating the breast surface using UWB microwave monostatic backscatter measurements")

ライン (thin plate spline) によって曲面近似を行って境界情報を抽出する手法である。まず始めに, 素子位置 $(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r)$ と推定距離 $\tilde{R}(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r)$ から IBST 法 [19] によって散乱点 $p_m(\mathbf{r})$ を算出する。ここで, Envelope 法が推定距離群の積分処理であるのに対し, IBST 法は微分処理となっている。次に, M 点ある散乱点 $p_m(\mathbf{r})$ を, $N \gg M$ 点に補間する。補間後のサンプル点 $p_n(\mathbf{r})$ に対し, 乳房の領域を上下に分けて薄板スプラインによって曲面近似を行い境界情報を得る。図 2.12 に [17] での乳房境界抽出結果を示す。同図より高精度に乳房境界情報を抽出できていることが分かる。但し, 誤差が大きい部分では 2mm 程度の誤差を有することが確認できる。

2.3 逆散乱解析法

逆散乱解析法は, 散乱波を用いて散乱を引き起こした複素誘電率分布を直接再構成する手法である。電磁散乱現象を表すヘルムホルツ型積分方程式を基に逆問題を解くことで対象の電気的特性の直接再構成が可能である。同方式は散乱波を用いるため, 後方散乱波のみを用いるレーダ方式に比べて活用できるデータが多い利点を有する。一方, 逆散乱解析法は複素誘電率分布を直接再構成するため未知数が多

く、画像化精度が初期設定の精度に依存することや計算コストが高いといった問題を有する。また未知数が多いことは、悪条件下で逆問題になるため局所解に陥る問題を有する。本章ではまず始めに、基となる積分方程式について述べ、その後で各種逆散乱解析法について述べる。

2.3.1 積分方程式による問題の定式化

電磁界を表すマクスウェルの方程式から得られる、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。

$$(\nabla^2 + k_0^2) E^T(\mathbf{r}) = 0 \quad (2.4)$$

$$k_0 = \omega \sqrt{\epsilon_0 \mu_0} \quad (2.5)$$

ここで、 E^T は全電界 (Total Field), \mathbf{r} は位置ベクトル, ϵ_0, μ_0 は真空の誘電率, 透磁率である。式 2.5 において、電荷や電流は存在せず、比誘電率 $\epsilon_r(\mathbf{r})$ の散乱体がある場合の非同次ヘルムホルツ方程式は次式となる。

$$(\nabla^2 + k_0^2) E^T(\mathbf{r}) = -k_0^2 E^T(\mathbf{r})(\epsilon_r(\mathbf{r}) - 1) \quad (2.6)$$

次に、式 2.6 の微分方程式の解をグリーン関数を用いた積分方程式にによって表す。まず、一般的な微分方程式を微分演算子 \mathcal{L} を用いて表すと、

$$\mathcal{L}f(x) = -g(x) \quad (2.7)$$

となる。この時、同式の解がグリーン関数 $G(x, x')$ を用いて

$$f(x) = f_0(x) + \int_{\nu} G(x, x')g(x')dx' \quad (2.8)$$

で求められる。ここでグリーン関数は、

$$\mathcal{L}[G(x, x')] = -\delta(x - x') \quad (2.9)$$

を満たすものである。このようなグリーン関数を用いた式 2.8 を微分方程式 $\mathcal{L}f(x) = -g(x)$ に代入すると、 $\mathcal{L}f_0(x) = 0$ より、

$$\int_{\nu} \mathcal{L}[G(x, x')]g(x')dx' = -g(x) \quad (2.10)$$

$$\int_{\nu} \{\mathcal{L}[G(x, x')] + \delta(x - x')\} g(x')dx' = 0 \quad (2.11)$$

となり，同式が任意の x について成り立つため，式 2.8 によって解が得られる．このように，微分方程式 $\mathcal{L}f(x) = -g(x)$ を積分方程式 $f(x) = -\mathcal{L}^{-1}g(x)$ で解く利点は近似解の構成に有利である点や，非同次項，非同次境界条件に依らない点である．

微分方程式の解をグリーン関数を用いた積分方程式で解く式 2.8 を，微分方程式である非同次ヘルムホルツ方程式 2.6 に適用すると次の積分方程式が得られる．

$$E^S(\mathbf{r}) = E^T(\mathbf{r}) - E^I(\mathbf{r}) \quad (2.12)$$

$$= \omega^2 \mu \int_{\Omega} G_0(\mathbf{r}, \mathbf{r}') E^T(\mathbf{r}') o(\mathbf{r}') d\mathbf{r}' \quad (2.13)$$

ここで， $E^I(\mathbf{r})$ は入射電界と呼ばれる自由空間での電場， $E^S(\mathbf{r})$ は散乱電界， $o(\mathbf{r}) = \epsilon(\mathbf{r}) - \epsilon_0(\mathbf{r})$ は複素誘電率のコントラスト， $G_0(\mathbf{r}, \mathbf{r}')$ は自由空間での \mathbf{r}, \mathbf{r}' 間のグリーン関数 (伝達関数) である．また， Ω は積分領域であり，同領域内に散乱体 $\epsilon(\mathbf{r})$ が存在する．ヘルムホルツ型積分方程式の自由空間でのグリーン関数は式 2.9 の条件や境界条件から解析的に求められる以下が一般的に用いられる．

$$3D : G_0(\mathbf{r}, \mathbf{r}') = \frac{1}{4\pi|\mathbf{r} - \mathbf{r}'|} e^{\pm ik|\mathbf{r} - \mathbf{r}'|} \quad (2.14)$$

$$2D : G_0(\mathbf{r}, \mathbf{r}') = \pm \frac{i}{4} H_0^{(2)}(k|\mathbf{r} - \mathbf{r}'|) \quad (2.15)$$

ここで $H_0^{(2)}$ は第 2 種ハンケル関数である．

式 2.13 での散乱電界とそれを表す積分方程式は，自由空間 $\epsilon_0(\mathbf{r})$ と目標散乱体 $\epsilon(\mathbf{r})$ で得られる観測位置 \mathbf{r} での電界の差分である．ここで，ある任意の背景媒質 $\epsilon_b(\mathbf{r})$ で得られた電界と目標散乱体 $\epsilon(\mathbf{r})$ と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．

$$\Delta E^T(\mathbf{r}) = E^T(\mathbf{r}) - E_b^T(\mathbf{r}) \quad (2.16)$$

$$= \omega^2 \mu \int_{\Omega} G_b(\mathbf{r}, \mathbf{r}') E^T(\mathbf{r}') \Delta o(\mathbf{r}') d\mathbf{r}' \quad (2.17)$$

ここで， $G_b(\mathbf{r}, \mathbf{r}')$ は背景媒質でのグリーン関数であり， $\Delta o(\mathbf{r}) = o(\mathbf{r}) - o_b(\mathbf{r})$ は背景媒質とのコントラスト関数である．逆散乱解析法は，積分方程式である式 2.13，もしくは式 2.17 を基に逆問題を解く手法である．何れの手法においても次節では，種々ある逆散乱解析法の中で代表的な 3 つの手法について，簡単な原理と利点，欠点について述べる．また，何れの手法においても基となる積分方程式内の積分領域 Ω の決定が重要となる．

2.3.2 DBIM

DBIM(Distorted Born Iterative Method) は、順問題と Born 近似を行った線形逆問題を交互に繰り返し解き推定解を求める手法である [8]。背景媒質の更新と共に Born 近似とグリーン関数を更新することで、高コントラストな媒質であっても妥当な解を得ることができる手法である。同手法は、数学的にはガウスニュートン法と同じである。同手法の簡単な原理を以下で述べる。積分方程式 2.17 は、未知数が $E^T(\mathbf{r}')$ と $\Delta o(\mathbf{r}')$ であり、非線形問題となっている。そこで、線形化のために $E^T(\mathbf{r}')$ を背景媒質より解析的に求められる $E^b(\mathbf{r}')$ にする Born 近似を行う。Born 近似を施した積分方程式は次式となる。

$$\Delta E^T(\mathbf{r}) = E^T(\mathbf{r}) - E_b^T(\mathbf{r}) \quad (2.18)$$

$$\simeq \omega^2 \mu \int_{\Omega} G_b(\mathbf{r}, \mathbf{r}') E^b(\mathbf{r}') \Delta o(\mathbf{r}') d\mathbf{r}' \quad (2.19)$$

上式を用いて $\Delta o(\mathbf{r}')$ について線形逆問題を解き、 $o_{n+1}(\mathbf{r}') = o_n(\mathbf{r}') + \Delta o(\mathbf{r}')$ とすることで背景媒質を更新する。次に、更新された背景媒質上で順問題を解き、背景媒質全電界 $E^b(\mathbf{r}')$ とグリーン関数 $G_b(\mathbf{r}, \mathbf{r}')$ を更新する。その後、再度 Born 近似を施した式 2.19 を構成し線形逆問題を解いて更新量 $\Delta o(\mathbf{r}')$ を求める。上記の処理をコスト関数 $\|\Delta E^T(\mathbf{r})\|_2$ が小さくなるように $\Delta o(\mathbf{r}')$ を繰り返し更新し、終了条件を満たした最終的な複素誘電率分布を得る。DBIM では、背景媒質を更新によって Born 近似 $E^t(\mathbf{r}') \simeq E^b(\mathbf{r}')$ の誤差が低減するため、最終的な推定精度が改善するため、高いコントラストを有する不均質な散乱体であっても高精度な推定が可能である。一方、同手法の欠点は、順問題と逆問題を交互に解く必要があり、計算コストが高い点である。また、順問題と逆問題を解く手法は種々あるため、状況にあった解法を選択する難しさもある。図 2.13 に、[8] での DBIM による画像化結果を示す。乳房のような高コントラストかつ分散媒質でも、初期設定や各種パラメータを適切に設定することである程度の画像が得られている。但し、[8] では乳房境界と皮膚の厚さは真値であることを仮定している。

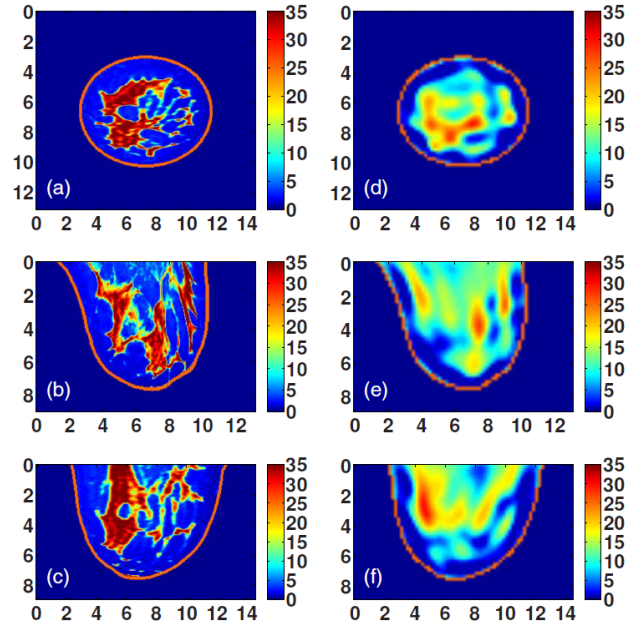


図 2.13: DBIM 画像化例,(a)-(c):Class3 乳房モデル, (d)-(f):DBIM による推定結果, (a)(d):x-y 平面, (b)(e):y-z 平面, (c)(f):x-z 平面 (出典:[8]“Microwave imaging via space-time beamforming for early detection of breast cancer”)

2.3.3 CSI 法

CSI(Contrast Source Inversion) 法 [20] は, 式 2.13 において未知数となっている全電界 (Source) $E^T(\mathbf{r}')$, $o(\mathbf{r}')$ とコントラストを一つの未知数, コントラストソースとして求める手法である. CSI 法では, 物理方程式とデータ方程式と呼ばれる 2 つの行列形式積分方程式を用いる. 同 2 式は式 2.13 から導かれ, 以下のように表される.

物体方程式 (領域 D 全体の電界のふるまいに関する式)

$$u_k = u_k^{Inc} + G_k^D \chi_k u_k = u_k^{Inc} + G_k^D w_k \quad (2.20)$$

データ方程式 (取得データに関する式)

$$f_k = u_k - u_k^{Inc} = G_k^S \chi_k u_k = G_k^S w_k \quad (2.21)$$

ここで, u_k, u_k^{Inc} は領域 D 全体の全電界, 入射電界, S はアンテナが位置する面領域 (2次元: 線分領域), f_k は S 上で得られる観測 (散乱) 電界, χ_k は複素誘電率分布と自由空間のコントラスト, $k = 1, \dots, K$ は未知数であり, コントラストソースは次式で表される.

$$w_k = \chi_k u_k \quad (2.22)$$

積分方程式では未知数が χ_i, u_i の 2 つであったのに対し, 上式では未知数が w_k の 1 つになり線形化されている. 具体的な解き方は, まず始めに適当な初期設定として $\chi_{k,n=0}, u_{k,n=0}$ を与える. ここで, n は更新回数である. 次に, 以下のコスト関数を最小化にするようなコントラストソース w_k を逆問題を解き求める.

$$F = \frac{\sum_k \|f_k - G_k^S w_k\|_S^2}{\sum_k \|f_k\|_S^2} + \frac{\sum_k \|\chi_k u_k^{Inc} - w_k + \chi_k G_k^D w_k\|_D^2}{\sum_k \|\chi_k u_k^{Inc}\|_D^2} \quad (2.23)$$

$$w_k = \arg \min_{w_k} F \quad (2.24)$$

次に, 上記で求めたコントラストソース w_k を用いて式 2.20 で全電界 $u_{k,n}$ をアップデートし, さらに式 2.22 でコントラスト $\chi_{k,n}$ を更新する. 更新されたコントラストを用いて再度式 2.24 でコントラストソースを求める. 上記の繰り返しを行うことで最終的なコントラスト $\chi_{k,n}$ を得る.

CSI 法の利点は上記の処理手順からわかるように順問題を解く必要がないことである. 一方, 繰り返し回数は一般に多く計算コストは高い問題点を有する. また, コントラストソース w_k は数学的, 物理的に自明解を持たないことが分かっている. しかし, 多くの問題において有効性が確認されており, 様々な研究がなされている. その中に CSI 法に全変量によるエッジ保存のための拘束を加えた MR-CSI 法 (Multiplicative Regularized Contrast Source Inversion)[21] があり, CSI 法よりも空間分解能が高い結果を得ている手法もある. MR-CSI 法と DBIM による脚の画像化結果比較を図 2.14 に示す. 同図より, 正則化を導入した MR-CSI 法によって高精度に脚部の画像化が行えていることが確認できる. 一方で, DBIM では複数の周波数を組合せて画像再構成を行うことができるが, CSI 法では各周波数毎にコントラストを求める必要があり, 分散性媒質に対する画像化では比較検討が必要である.

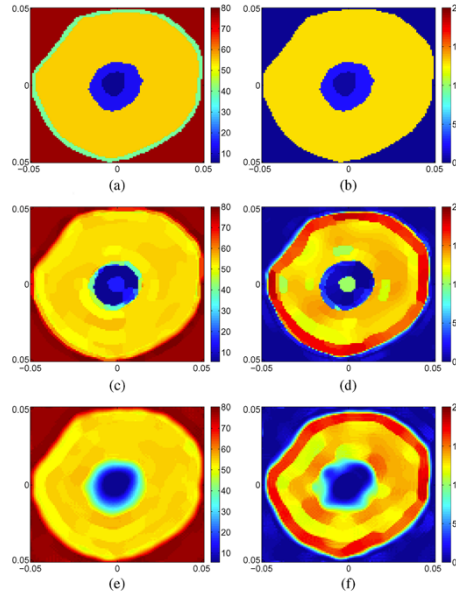


図 2.14: 画像化例,(a)(b):脚部複素誘電率, (c)(d):MR-CSI 法による画像化結果, (e)(f):DBIM による画像化結果, (a)(c)(e):複素誘電率実部, (b)(d)(f):複素誘電率虚部 (出典:[22]”Comparison of an Enhanced Distorted Born Iterative Method and the Multiplicative-Regularized Contrast Source Inversion method”)

2.3.4 FBTS 法

FBTS(Forward-Backward Time-Stepping) 法 [23] は時間空間において, 観測電界と, 推定複素誘電率分布で得られる推定電界との差分を最小にするように, 複素誘電率分布を最適化する手法である. 推定に用いる評価汎関数は次式となる.

$$Q(p) = \int_0^T \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \|v_m(p; r_n, t) - \tilde{v}_m(p_{\text{true}}, r_n, t)\|^2 \quad (2.25)$$

ここで, p は複素誘電率のパラメータ (e.g. 単極デバイモデル), $\tilde{v}_m(p_{\text{true}}, r_n, t)$ は, 送信 m の時の r_n の位置での全電界の真値, $v_m(p; r_n, t)$ は p を仮定した時の全電界, M, N, T はそれぞれ送信点数, 未知数, 計測時間である. 上記の評価汎関数のフレシェ微分による勾配法をより解を得る. 簡単な処理手順を以下に述べる. まず始めに, 適当な分布 p を仮定し $t = 0$ から Forward time-stepping によって $v_m(p; r_n, t)$

第 2 章 マイクロ波マンモグラフィ

を計算する．計算された全電界より，残差等価波源は次式となる．

$$u_m(\mathbf{r}, t) = \sum_{n=1}^N [v_m(p; r_n, t) - \tilde{v}_m(p_{\text{true}}, r_n, t)] \delta(\mathbf{r} - \mathbf{r}_n) \quad (2.26)$$

同残差等価波源を用いて $t = T$ から Backward time-stepping を行い，次式の随伴方程式より随伴解 w_m を得る．

$$Lw_m = u_m \quad (2.27)$$

ここで， L は随伴微分演算子である．同随伴解を用いて汎関数の勾配を次式で得る．

$$g(\mathbf{r}) = 2 \sum_{m=1}^M \int_0^T w_m(p; r_n, t) \frac{\partial}{\partial(ct)} v_m(p; r_n, t) \quad (2.28)$$

同勾配から勾配法によってパラメータ p を評価汎関数 2.25 が小さくなるように更新する．更新された p を用いて再度 Forward time-stepping によって $v_m(p; r_n, t)$ を計算し，上記の処理を収束条件を満たすまで繰り返す．

FBTS 法は，時空間での評価関数を最小化するため，実験装置とシミュレーションとの間の周波数特性誤差に対して堅牢である利点を有する．また，時間領域データを基にするためデータが多く，非線形性が減少している利点を有する．一方，1 回の更新ごとに time-stepping，つまり FDTD による解析が必須であるため，高計算コストである欠点を有する．図 2.15(e) に，FBTS 法 [23] による画像化結果を示す．癌細胞と正常細胞のコントラストが図 2.15(a) のように高い場合，癌細胞の画像化が行えている．

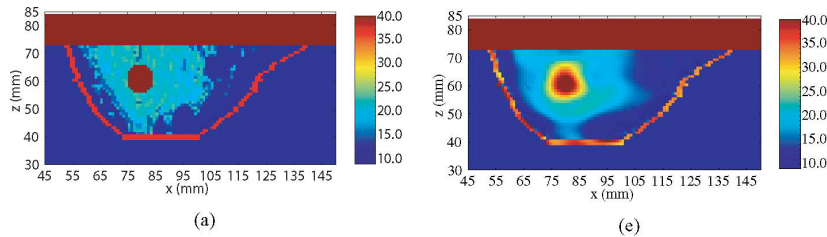


図 2.15: FBTS 画像化例,(a):Class3 乳房モデル，(e):FBTS による推定結果 (出典:[23]“Advances in the 3-D Forward-Backward Time-Stepping (FBTS) Inverse Scattering Technique for Breast Cancer Detection”)

2.3.5 各種逆散乱解析法の比較

前述の逆散乱解析法のまとめと比較を表 2.2 に示す. なお, FBTS 法の利点については総合大会 2018 で長崎大学の田中先生に伺った内容も含まれている点に注意すべきである.

表 2.2: ROI 推定誤差 $\text{Err}_{\hat{\Omega}}$ 比較

	DBIM	CSI 法	FBTS 法
原理	順問題解析と Born 近似による線形逆問題を交互に繰り返し解く	物体方程式とデータ方程式の逆問題を交互に解く	順問題解析 (FT) と随伴界解析 (BT) によって勾配を計算し推定値を更新
利点	高コントラストかつ不均質目標であっても妥当な解を得る 順問題と逆問題の解析手法が数多あり, 状況に合わせて解析手法を選択できる	順問題解析が不要である 計算コストが他の 2 手法よりも少ない	時間領域のコスト関数のため, データが多く非線形性が低い 時間領域のコスト関数のため, 実験データに対する堅牢性が高い
欠点	高計算コスト 各逆問題で求める解が更新量であり正則化などを行いにくい	単一周波数ごとの推定であるため分散媒質に対し精度劣化が考えられる 評価関数の自由度が低い	高計算コスト (DBIM より高い) アルゴリズムが複雑

2.4 各種表面反射波抑圧手法

一般に、空気と皮膚、皮膚と脂肪で生じる表面反射波は非常に大きく、同不要波に癌細胞応答が埋もれてしまう。前述の通り、レーダ方式において必要なのは癌細胞応答のみであり、表面反射波は抑圧の対象となる。そのため、レーダ方式での画像化は前処理として表面反射波抑圧を行う。レーダ方式による画像化精度は、同表面反射波抑圧性能に依存している。こうした中、マイクロ波マンモグラフィにおける表面反射波抑圧手法が各種提案されている。代表的な平均波抑圧、Wiener フィルタ、エントロピー法についてレビュー論文 [24] を参考に以下にまとめる。また以下では、 $b_i(t)$ を観測信号、 $s_i(t)$ を抑圧後の信号、 i を素子番号、 I を素子数とする。

2.4.0.1 平均波形抑圧

平均波形抑圧は、表面で発生する波形の形状が各素子で相似していること仮定し以下の式で抑圧を行う。

$$s_i(t) = b_i(t) - \frac{1}{I-1} \sum_{j=1, i \neq j}^I b_j(t) \quad (2.29)$$

平均波形抑圧では、該当信号素子以外の癌細胞応答が含まれる信号を利用するため、癌細胞応答まで抑圧してしまうリスクを有する。

2.4.0.2 Wiener フィルタ

Wiener フィルタは、信号処理で広く適用されるフィルタ処理であり、最適化によりフィルタの重みづけ関数を決定する。マイクロ波マンモグラフィでは、該当素子の受信信号を、該当素子以外の受信信号を用いて最小にするような重みづけ関数 \mathbf{q}_i を、表面反射波があるであろう応答時間 $t_s \leq t \leq t_e$ の間で最小化するように求める。この最適化問題を解く手法を種々あるが、代表的なものは最初二乗法である。抑圧信号は次式で表される。

$$s_i(t) = b_i(t) - \mathbf{q}_i^T \mathbf{D}_i(t) \quad (2.30)$$

ここで, $D_i(t)$ は

$$\mathbf{D}_i(t) = [\mathbf{d}_1^T, \dots, \mathbf{d}_{i-1}^T, \mathbf{d}_i + 1^T, \mathbf{d}_i + 1^T, \dots, \mathbf{d}_I^T] \quad (2.31)$$

$$\mathbf{d}_k = [b_k(t' - M), \dots, b_k(t'), \dots, b_k(t' + M),] \quad (2.32)$$

であり, M は窓関数の幅である. 該当素子以外での受信信号を, t' を中心とした幅を持った波形情報で構成された行列 $\mathbf{D}_i(t)$ を, 巧く組み合わせて波形の最適化を行うための重みづけ関数 \mathbf{q}_i を次式で求める.

$$\mathbf{q}_i = \arg \min_{\mathbf{q}_i} \sum_{t=t_s}^{t_e} \|b_i(t) - \mathbf{q}_i^T \mathbf{D}_i(t)\|_2 \quad (2.33)$$

同式で得られた重みづけ関数 \mathbf{q}_i を用いて式 2.30 によって表面反射波抑圧を行う. Wiener フィルタによる表面反射波抑圧は性能が非常に良いが, パラメータが複数あることや, 平均波形抑圧と同様に癌細胞応答を含む波形を用いるため, 癌細胞応答まで抑圧してしまうリスクを有する.

2.4.0.3 エントロピー法

エントロピー法は, 平均波形抑圧と同様に各素子での波形形状が相似していることを仮定し, エントロピーが高い, つまり波形形状が一致している時間を窓関数によって完全に 0 にする手法である. 反対に, 癌細胞応答は各素子ごとに異なるためエントロピーが低く, 窓関数によって抑圧されずそのまま通過する. 窓関数の具体的な算出方法を以下に示す. まず, 各受信信号を確率変数 ($p \geq 0, \sum p = 1$) として扱うために以下のように正規化する.

$$p_i(t) = \frac{\|b_i(t)\|_2}{\sum_{j=1}^I \|b_j(t)\|_2} \quad (2.34)$$

次に, 各時間 t での情報量としてのエントロピーを次式で求める.

$$H_\alpha(t) = \frac{1}{1-\alpha} \log \left\{ \sum_{i=1}^I [p_i(t)]^\alpha \right\} \quad (2.35)$$

同エントロピーは, ノイズ等の影響を受けやすいため, 次の平滑化エントロピーを求める.

$$H_\alpha^s(t) = \frac{1}{M} \sum_{k=t}^{k=t+M} H_\alpha(t) \quad (2.36)$$

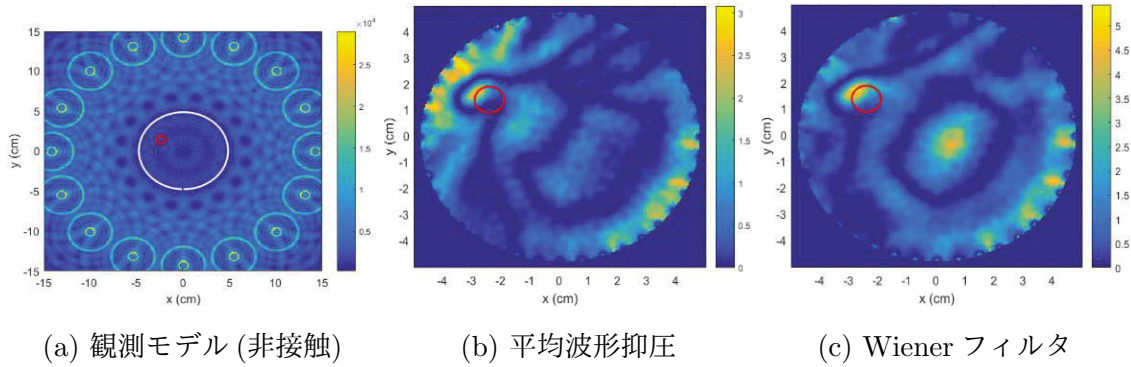


図 2.16: [25] での表面反射波抑圧手法の比較

ここで、 M は平滑化幅である．平滑化エントロピーを用いて以下のように窓関数を構成する．

$$W(t) = \begin{cases} 0, & e^{H_{\alpha}^s(t)} > N_0 \\ 1, & otherwise \end{cases} \quad (2.37)$$

ここで、 $1 < N_0 < I$ は経験的に決定するパラメータである．この窓関数を用いて以下の式で抑圧信号を得る．

$$s_i(t) = W(t)b_i(t) \quad (2.38)$$

エントロピー法では、窓関数によって完全に表面反射波を除去できる一方、癌細胞位置が皮膚に近い場合は癌細胞応答も除去してしまうリスクを有する．

図 2.16 に [25] での表面反射波抑圧と Wiener フィルタによる抑圧の例を示す．同図 (a) に示すように非接触計測であることを想定している．また、同図 (b)(c) で示す結果は [25] の Scenario III の皮膚の厚さが未知であることを想定した上での結果である．同図より平均波形抑圧と Wiener フィルタによって表面反射波抑圧が行えていることが確認できる．但し、平均波形抑圧では癌、皮膚に近い領域で抑圧性能が劣化している．Wiener フィルタでは、乳房モデル中央付近に虚像が生まれている．

先行研究では、上記の何れの手法において問題となっている癌細胞応答抑圧のリスクを避けた再現波形による表面反射波抑圧法を提案した．本稿 4 章では、先行研究での提案手法同様に癌細胞応答抑圧を避けたまま性能をより向上させるために、部分微分による表面反射波抑圧を提案する．

第 3 章

FDTD 法と Envelope 法による高精度乳房境界推定法

2章で述べたように、何れの画像化手法においても乳房境界情報は非常に重要である。同時に、マイクロ波マンモグラフィでは装置等の観点からマイクロ波による境界抽出が望まれる。こうした中、マイクロ波による乳房境界抽出法が各種提案されており、何れの手法もアンテナ素子と乳房表面の距離を基にしている。一方で、マイクロ波マンモグラフィの観測は、一般にアンテナ素子を乳房境界から近接した場所に配置するため波長以下の近傍界計測となる。そのため、近傍界と相互結合の影響によって観測波形が歪み、放射電界のみの参照波形との間に波形の不整合が生じる。図 3.1 に、参照波形と近傍界計測の影響が大きく歪んだ波形と、同影響が小さく歪みの少ない波形を示す。同図からわかるように、観測距離が半波長以下の観測波形では参照波形と異なる波形となることが確認できる。同波形不一致によって、アンテナ素子と乳房間の距離推定に誤差が生じ、これに伴い乳房境界抽出精度が劣化する。[26]では、既知の形状の水のカップの反射波を参照波形としている。しかし、アンテナ素子と乳房間の距離は素子によって異なり、近傍界計測の影響も素子によって異なる。本章では、近傍界計測の影響を FDTD 法によって再現し、再現波形との時間シフトを抽出することによって推定距離を更新する高精度境界抽出法について述べる。

3.1 システムモデル

図 3.2 にシステムモデルを示す．乳房のモデルは，損失，等方，分散性媒質を仮定する．アンテナアレーを乳房近傍に配置し，送信点を切り替えと全アンテナでの受信を繰り返し，全ての送受アンテナの組合せでデータを取得する．送信位置 \mathbf{r}_t ，受信位置 \mathbf{r}_r ，時間 t での電界変化を $E^{\text{obs}}(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r; t)$ とする．ある送受信素子の組み合わせ $(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r)$ で得られる受信波形と，参照波形 $E^{\text{ref}}(t)$ との相互相関関数のピーク値から $\tau(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r)$ を抽出し，距離 $R(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r) = c\tau(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r)/2$ を得る．但し c は真空中の光速である．

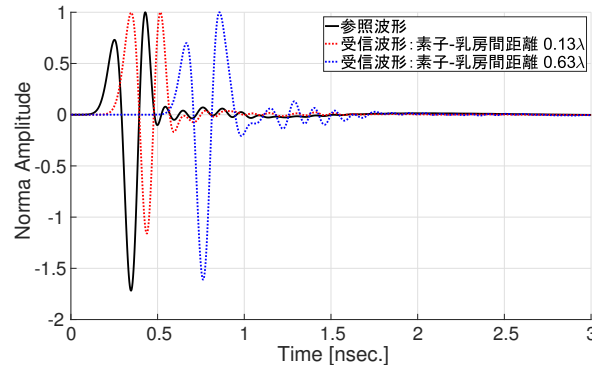


図 3.1: マイクロ波マンモグラフィにおける受信波形と参照波形の形状不一致の例， λ :波長

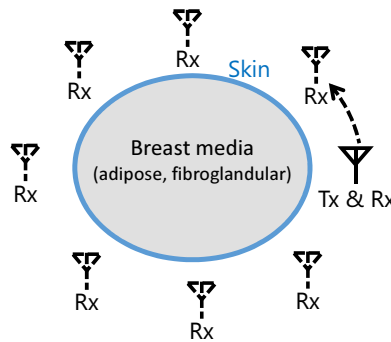


図 3.2: システムモデル

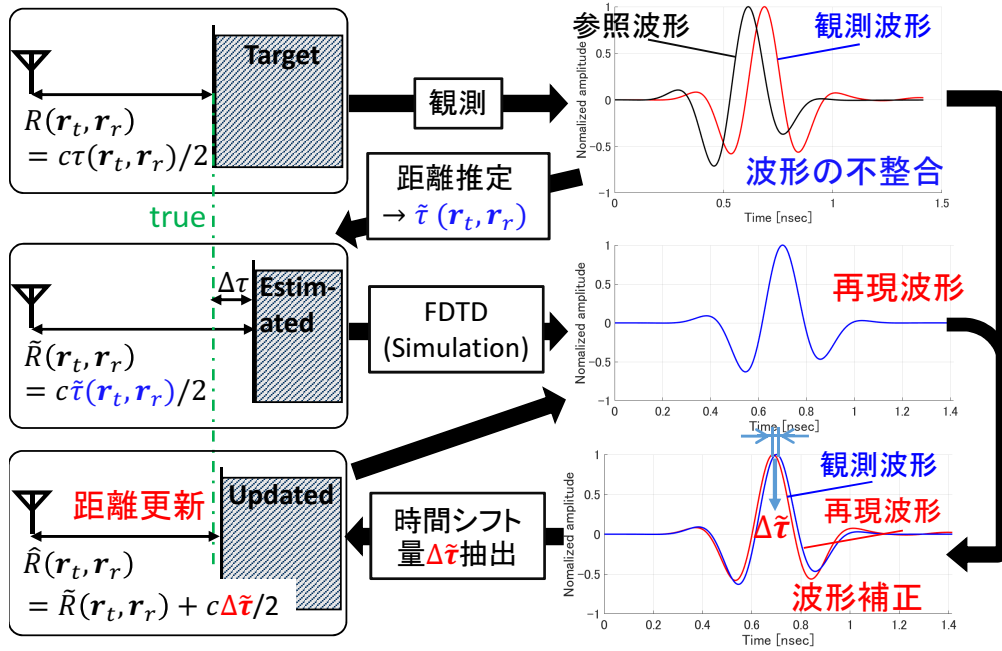


図 3.3: 波形歪補正に基づく距離点更新の概略図

3.2 波形歪補正に基づく推定距離更新

図 3.3 に波形歪補正に基づく距離点更新の概略図を示す．素子-乳房間距離 $R(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r) = c\tau(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r)/2$ の状況で観測を行い，受信信号 $E^{\text{obs}}(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r; t)$ を得る．受信信号 $E^{\text{obs}}(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r; t)$ と参照波形 $E^{\text{ref}}(t)$ を用いて $\tilde{\tau}(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r)$ を算出し距離 $\tilde{R}(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r)$ を推定する．この時，近傍界計測での相互結合作用より波形が歪むため，抽出した時間シフト量は次式のように誤差を含む．

$$\tilde{\tau}(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r) = \tau(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r) + \Delta\tau(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r) \quad (3.1)$$

ここで， $\Delta\tau(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r)$ は時間シフト以外の波形不一致によって生じる推定誤差である．次に，推定距離群 $\tilde{R}(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r) | t = 1, \dots, M, r = 1, \dots, N$ を用いて Envelope 法を適用し誤差 $\Delta\tau$ を含んだ境界情報 $\tilde{\Omega}$ を推定する． $\tilde{\Omega}$ と代表的な乳房組織のパラメータを用いて再現乳房数値モデルを生成し，同モデルを用いて FDTD 法により再現波形 $E^{\text{est}}(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r; t)$ を得る．再現波形 $E^{\text{est}}(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r; t)$ は，相互結合作用を含んでおり，放射電界のみの参照波形よりも，観測波形に形状に近い．同再現波形を用いて次式で時

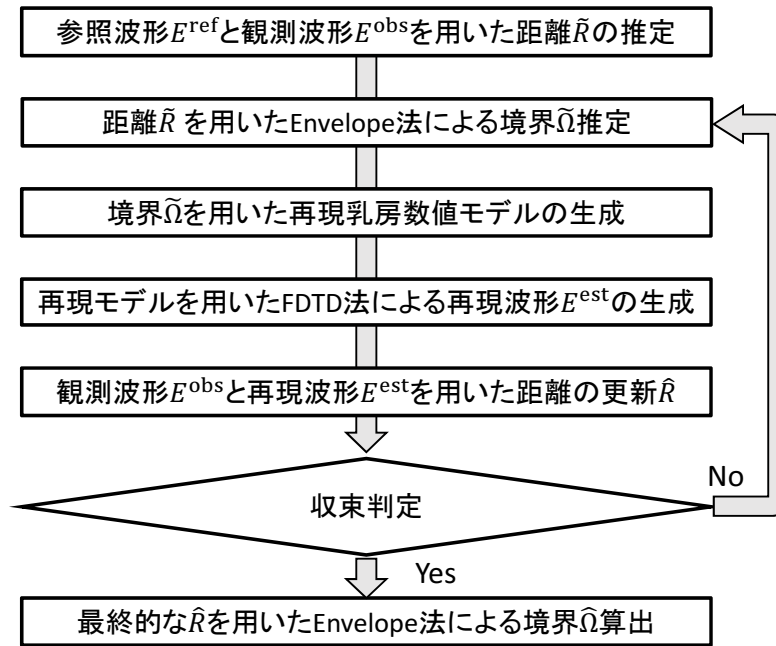


図 3.4: FDTD による波形補正に基づく高精度境界抽出法のフローチャート

間シフト量 $\Delta\tilde{\tau}(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r)$ を求める.

$$\Delta\tilde{\tau}(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r) = \arg \min_{\tau} [E^{\text{obs}}(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r; t) \star E^{\text{est}}(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r; t)] (\tau) \quad (3.2)$$

ここで, \star は相互相関演算子である. 同式で算出された時間シフト量 $\Delta\tilde{\tau}(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r)$ は, 観測波形と再現波形の形状が近いため, 乳房までの距離推定誤差によって生じた値に近い ($\Delta\tilde{\tau}(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r) \simeq \Delta\tau(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r)$). 次に, 算出された時間シフト量 $\Delta\tilde{\tau}(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r)$ を用いて推定距離を更新する.

$$\hat{R}(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r) = \tilde{R}(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r) + c\Delta\tilde{\tau}(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r)/2 \quad (3.3)$$

上記の処理を \hat{R} が収束するまで行い, 最終的に得られた推定距離に Envelope 法を適用し高精度な境界 $\hat{\Omega}$ を得る.

上記の高精度境界抽出法のフローチャートを図 3.4 に示す.

第 4 章

FDTD 法による表面波抑圧法とレーダ画像化 法の統合

先行研究において、2.4 で紹介した何れの手法において問題となっている癌細胞応答抑圧のリスクを避けた再現波形による表面反射波抑圧法を提案した。本稿では、先行研究の性能を向上させるために、部分微分波形最適化による表面反射波抑圧を提案する。

4.1 システムモデル

システムモデルは3章と同様の図 3.2 である。但し、モノスタティック ($\mathbf{r}_t = \mathbf{r}_r$) で観測された電界 $E^{\text{obs}}(\mathbf{r}_i; t)$ を用いて画像化を行う。ここで、 $i = 1, \dots, M$ は送受素子数とする。これに伴い、Envelope 法も Mono-Static 型 ($\mathbf{r}_t = \mathbf{r}_r$) を仮定する。

4.2 部分微分波形最適化による表面反射波抑圧

先行研究で提案した手法では、癌細胞応答の抑圧を避けるため高精度に推定された境界抽出情報を用いて、表面反射波再現波 $E^{\text{est}}(\mathbf{r}_i; t)$ を FDTD で計算し、次式で抑圧波形を得た。

$$\tilde{s}^{\text{conv}}(\mathbf{r}_i; t) = E^{\text{obs}}(\mathbf{r}_i; t) - \frac{\max_t E^{\text{obs}}(\mathbf{r}_i; t)}{\max_t E^{\text{est}}(\mathbf{r}_i; t)} E^{\text{est}}(\mathbf{r}_i; t) \quad (4.1)$$

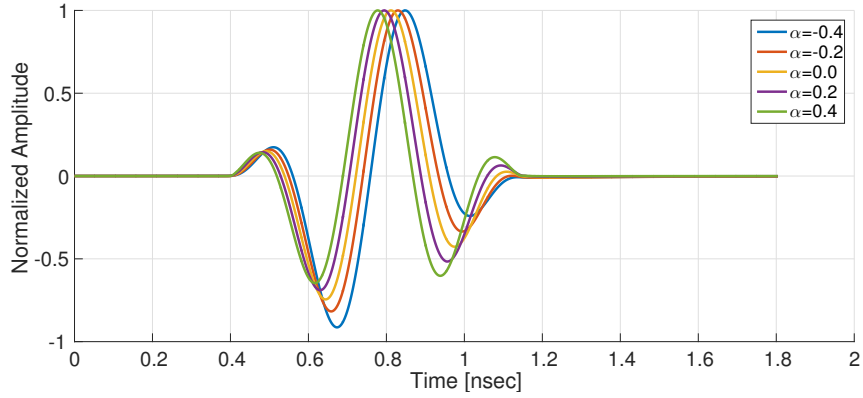


図 4.1: 部分微分係数による波形変化の一例

この時, $E^{\text{est}}(\mathbf{r}_i; t)$ を算出する際の乳房再現モデルと, 実際の乳房との複素誘電率分布の差異より, 抑圧後の波形 $\tilde{s}^{\text{conv}}(\mathbf{r}_i; t)$ には表面反射波残差が存在する. そこで, 本稿では次式の部分微分波形最適化による表面反射波抑圧を行う.

$$\tilde{s}^{\text{prop}}(\mathbf{r}_i; t) = E^{\text{obs}}(\mathbf{r}_i; t) - \tilde{A}E^{\text{est}}(\mathbf{r}_i; t - \tilde{\tau}; \tilde{\alpha}) \quad (4.2)$$

ここで, 最適化パラメータは次式より求める.

$$\left(\tilde{A}, \tilde{\tau}, \tilde{\alpha} \right) = \arg \min_{(A, \tau, \alpha)} \int_{T_r}^{T_r + T_w} \|E^{\text{obs}}(\mathbf{r}_i; t) - AE^{\text{est}}(\mathbf{r}_i; t - \tau; \alpha)\|^2 dt \quad (4.3)$$

ここで, $T_r \leq t \leq T_r + T_w$ は表面反射波応答時間, $-1 \leq \alpha \leq 1$ は部分微分係数で部分微分は次式で定義される.

$$E(\mathbf{r}_i; t; \alpha) = \mathcal{F}^{-1} [(j\omega)^\alpha \mathcal{F} [E(\mathbf{r}_i; t)]] \quad (4.4)$$

図 4.1 に部分微分係数 α を変更した際の波形の変化を示す. 同図より, 部分微分によって波形形状が変化していることが確認できる.

4.3 処理手順

本稿での提案手法による画像化の処理手順を以下に示す. ここで, 本稿で新たに導入したのは手順 3 である.

手順

1. 高精度境界抽出法 (3 章) を適用し境界情報 $\hat{\Omega}$ を抽出
2. $\hat{\Omega}$ と代表的な乳房のパラメータを用いて FDTD 法により再現波形 $E^{\text{est}}(\mathbf{r}_i; t)$ を算出
3. 部分微分波形最適化による表面反射波抑圧 $\rightarrow \tilde{s}^{\text{PROP}}(\mathbf{r}_i; t)$
4. $\tilde{s}^{\text{PROP}}(\mathbf{r}_i; t)$ を用いた DAS 法による画像化 $\rightarrow P(\mathbf{r})$

4.3.0.1 比較手法

提案手法による表面反射波抑圧の性能評価比較を行うため、以下の 2 つの従来手法と提案手法の比較を行った。

従来手法 1:境界情報：波形補正なし，式 4.1 による抑圧

従来手法 2:境界情報：波形補正なし，MS-MIST[27] での調整平均波形抑圧

非接触計測時に対応するため以下の式による抑圧を行う。

$$\tilde{s}^{\text{conv}}(\mathbf{r}_i; t) = E^{\text{obs}}(\mathbf{r}_i; t) - \frac{1}{M-1} \sum_{j=1, j \neq i}^M E^{\text{obs}}(\mathbf{r}_j; t - \tilde{\tau}_j) \quad (4.5)$$

ここで、 $\tilde{\tau}_j$ は各ピーク応答時を揃える遅延時間であり、観測波形同士の相互相関によって求める。

提案手法:境界情報：波形補正あり，式 4.2 による抑圧

4.4 2次元 FDTD 解析による性能評価

4.4.1 計算モデル

中心周波数 2.45GHz，帯域幅 2.7GHz レイズコサイン変調パルスを送信波形とする。2次元問題，TE 波 (Transverse Electric) を仮定する。Mono-Sratic 型送受信素子数は 31 とする。単極デバイモデル ($\epsilon(\omega) = \epsilon_{\infty} + \frac{\Delta\epsilon}{1 + j\omega\tau_P} + \frac{\sigma_s}{j\omega\epsilon_0}$, τ_P : 緩和時間) を仮定した分散性 FDTD 法を用いて散乱データを取得する。FDTD でのグリッドサイズは 0.5mm，時間ステップは 1.18ps である。

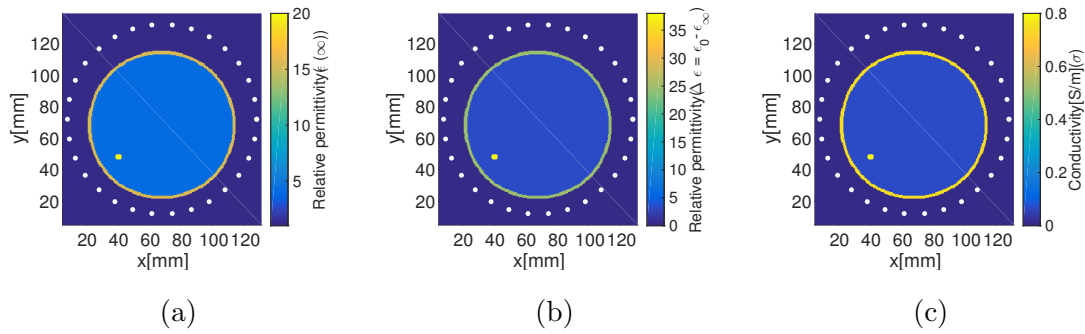


図 4.2: CASE1 乳房均質モデル (a): ϵ_∞ , (b): $\Delta\epsilon$, σ_s , 白点: 素子位置

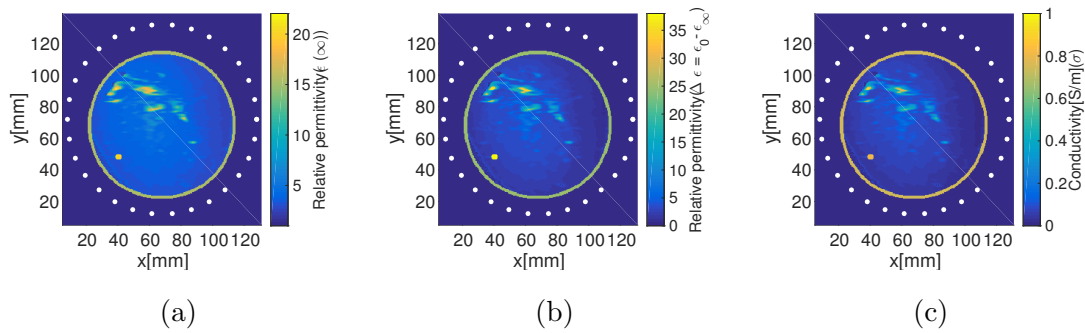


図 4.3: CASE2 乳房不均質モデル (a): ϵ_∞ , (b): $\Delta\epsilon$, σ_s , 白点: 素子位置

図 4.2 と図 4.3 に FDTD で数値計算を行う CASE1 と CASE2 の乳房モデルと白点で素子位置を示す. 図 4.3 の CASE2 モデルは MRI 画像から統計的に複素誘電率分布を決定したものであり, 脂肪が支配的なモデル (Class2) である [28]. また, デバイモデルにおける緩和時間 τ_P は 1.5×10^{-11} [s] とする. CASE1 のモデルは, CASE2 のモデルの皮膚を除く乳房で平均をとり均質媒質にしたものである. 合わせて両 CASE の $(x,y)=(41\text{mm},48\text{mm})$ の位置に 4mm の癌細胞を付加する. 同癌細胞のデバイパラメータは, $(\epsilon_\infty, \Delta\epsilon, \sigma_s) = (20.0, 38.0, 0.8)$ とする. 皮膚近くに癌細胞を配置し, 従来手法 2 における癌細胞応答抑圧のリスクに対する提案手法の有効性を確認する.

観測散乱データにホワイトガウシアンノイズを付加する. 同ノイズの SNR は所望波である癌細胞応答をシグナルとした場合, 16dB である. この時, 波源での直接波をシグナルとした場合の SNR は 70dB であり, マイクロ波マンモグラフィに

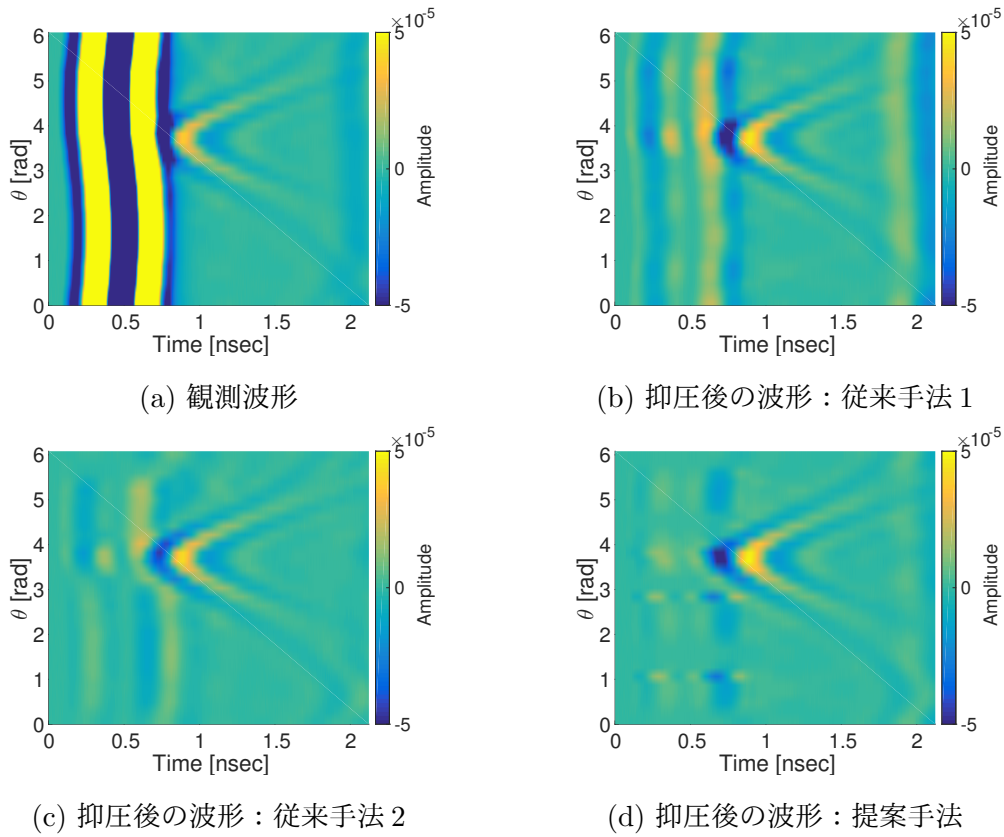


図 4.4: CASE1 : 波形データ比較

において妥当なノイズである [29].

次に、提案手法における各種パラメータの設定、処理の内容を以下に述べる。提案手法式 4.3 における T_r の値は各素子ごとに $T_{r,i} = 2\hat{R}(\mathbf{r}_i)/c$ とし、 T_w は送信波形パルス幅の 1.5 倍である $T_w = 0.75\text{ns}$ とする。式 4.3 の最適化では非線形最適化法の Nelder-Mead 法を用いる。Nelder-Mead 法では、初期値 (A^0, τ^0, α^0) への依存があるため 2 度最適化を行う。1 度目の最適化では、 $(A^0, \tau^0, \alpha^0) = (1, 0, 0)$ とし最適化を行い各素子 i でパラメータ $(\tilde{A}_i, \tilde{\tau}_i, \tilde{\alpha}_i)$ を得る。同パラメータの中には初期値依存から、局所解に陥った解が存在するため、全素子での平均値 $(\bar{\tilde{A}}, \bar{\tilde{\tau}}, \bar{\tilde{\alpha}})$ を新たな初期値に設定し再度 Nelder-Mead 法を適用する。

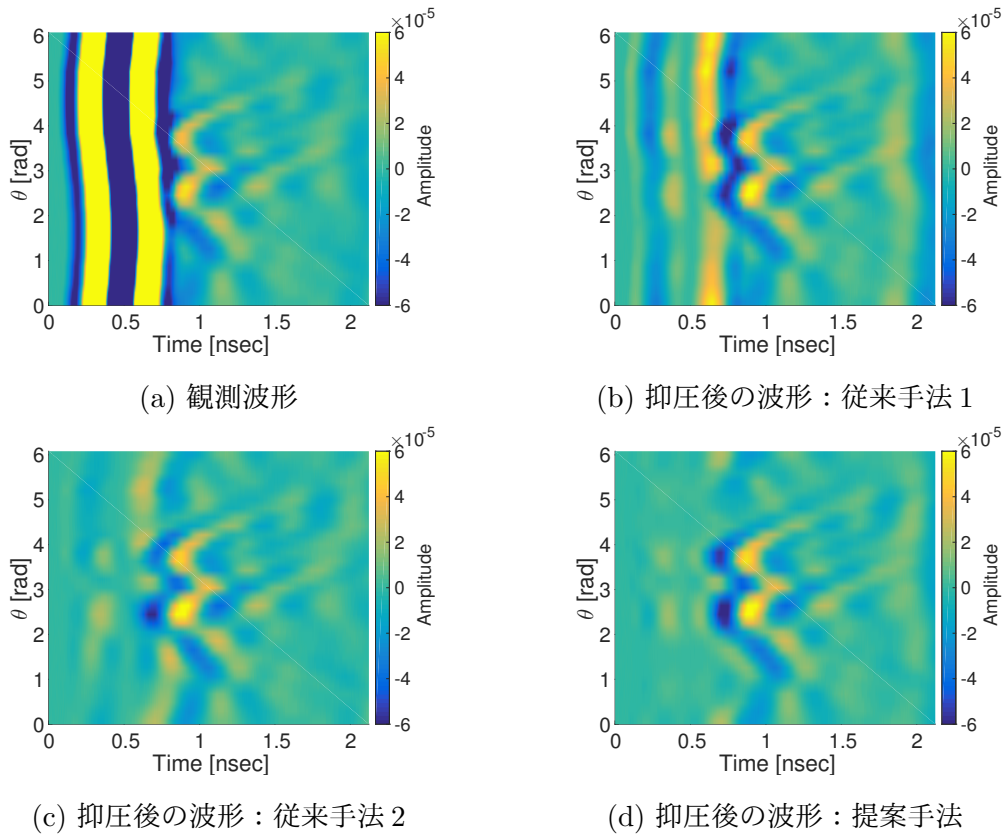


図 4.5: CASE2 : 波形データ比較

4.4.2 表面反射波抑圧結果

図 4.4 に CASE1 での観測波形と各手法での抑圧後の波形を示す。同図の横軸は時間，縦軸は乳房中心からの角度 θ にあるアンテナで得れた波形を示す。同図 (a) の 0.5ns 付近に見える応答が表面反射波である。従来手法 1, 2 に対して，提案手法による表面反射波抑圧性能が改善していることが確認される。また，従来手法 2 では癌細胞応答が若干抑圧されているのに対し，提案手法では癌細胞応答が残っていることが確認できる。一方，提案手法の $\theta = 1, 3$ 付近の表面反射波が，他の素子に比べて残差が存在することが確認できる。これは，非線形問題である式 4.3 での解が同素子位置において局所解に陥った可能性が考えられる。同様に，CASE2 での波形データの比較を図 4.5 に示す。均質モデル同様，提案手法による癌細胞応答の抑圧を避けた表面反射波抑圧性能の向上が確認できる。また，CASE2 の提案手

表 4.1: 各 CASE, 手法での定量評価

		従来手法 1	従来手法 2	提案手法
RMSE[mm]	CASE 1	2.1		0.6
	CASE 2	2.6		0.5
PPRR[dB]	CASE 1	-28.5	-38.1	-42.8
	CASE 2	-21.8	-32.6	-37.8

法の部分微分波形最適化では局所解に陥らず，何れの素子でも精度よく抑圧を行っていることが確認できる．次に，乳房境界推定精度と表面反射波抑圧性能の定量評価として算出した RMSE(root mean square errors) と PPRR(The Peak-to-peak Response Ratio) を表 4.1 に示す．RMSE は，境界抽出精度を評価するもので，次式で定義する．

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \min_{p_{\text{est}}} \|p_{\text{est},m} - p_{\text{true},m}\|^2} \quad (4.6)$$

ここで， $p_{\text{est},m}, p_{\text{true},m}$ はそれぞれ推定点と真値， M は Envelope 法による推定点数である．PPRR は，表面反射波抑圧性能を評価するもので次式で定義する．

$$\text{PPRR} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log_{10} \left(\frac{\max \tilde{s}(\mathbf{r}_i; t)}{\max E^{\text{obs}}(\mathbf{r}_i; t)} \Big|_{T_r \leq t \leq T_w} \right) \quad (4.7)$$

提案手法によって高精度な乳房境界情報が推定でき，部分微分波形最適化によって抑圧性能が 10dB 程度改善していることが確認できる．

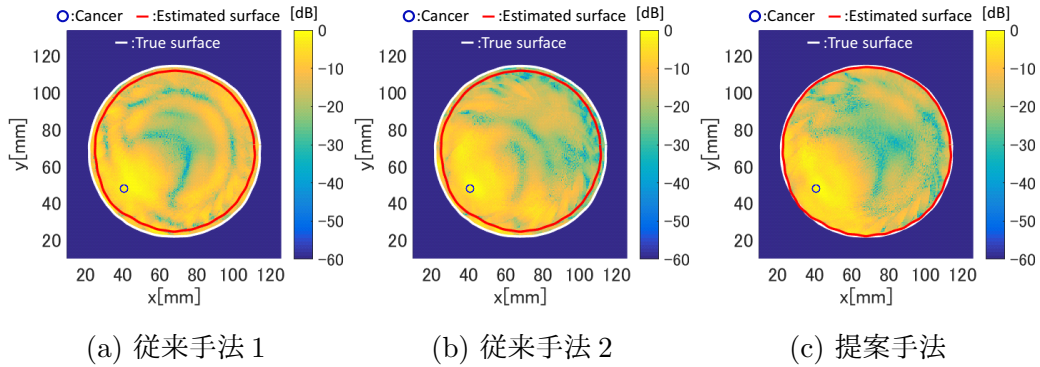


図 4.6: CASE1 : 各種抑圧後波形を用いた DAS による画像化結果

4.4.3 DAS による画像化性能の評価

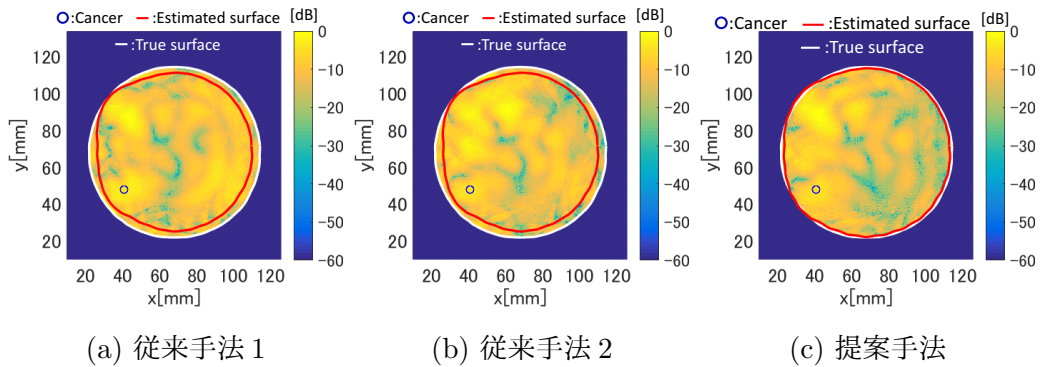


図 4.7: CASE2 : 各種抑圧後波形を用いた DAS による画像化結果

図 4.6 に CASE1 での各種手法で得られた抑圧波形を用いた，DAS 法 (式 2.1) による画像化結果を示す．同図カラーバーは各画像化位置で得られた電力値，青丸は癌細胞位置，赤線は推定乳房境界情報，白線は乳房境界情報真値を示す．図 4.6(a),(b) と (c) の比較より，3 章の波形補正による高精度境界抽法より，乳房境界推定精度の改善が確認できる．また，同図から提案手法によって皮膚付近の応答が抑圧され，癌細胞位置付近でより顕著な応答を確認することができる．同様に図 4.7 に CASE2 での各種手法で得られた抑圧波形を用いた，DAS 法による画像化結果を示す．図 4.7(a),(b) と (c) の比較より，CASE2 においても波形補正による高精度境界抽法の精度改善が確認できる．また，同図から提案手法によって皮膚付近の応答が抑圧

表 4.2: 各 CASE, 手法での定量評価

		従来手法 1	従来手法 2	提案手法
SCR[dB]	CASE 1	9.9	13.3	14.2
	CASE 2	7.0	7.3	8.3

されていることが確認できる。DAS による画像化精度の定量評価として算出した SCR(Signal-Clutter-Ratio) を表 4.2 に示す。SCR(Signal to Clutter Ratio) は画像での不要波の抑圧と所望応答の比で画質を表したもので次式で定義する。

$$\text{SCR} = P_s - P_c \quad (4.8)$$

$$P_s = \frac{1}{D_s} \iint_{D_s} P(\mathbf{r}') d\mathbf{r}' \quad (4.9)$$

$$P_c = \frac{1}{D_c} \iint_{D_c} P(\mathbf{r}') d\mathbf{r}' \quad (4.10)$$

ここで、 P_s, P_c はそれぞれ、癌細胞位置での平均電力、皮膚と脂肪での平均電力である。 D_s, D_c はそれぞれ癌細胞、皮膚と脂肪領域 ($(x, y) \leq 0.2 \times \max_{x,y} \epsilon(x, y)$) である。乳房境界推定精度と表面反射波抑圧性能が向上したことで、最終的な画像化結果においても 1dB 程度の改善したことが確認できる。一方、図 4.7 では癌細胞位置以外で応答が強く表れている。これは、乳腺による内部不要散乱波の存在が影響を及ぼしていると考えられる。また、結像処理の際の焦点距離計算に用いる複素誘電率分布が本来は不均質媒質であるが、内部は未知のため均質媒質で近似しており、同近似の影響が考えられる。図 4.3 の CASE2 モデルは脂肪が支配的な Class2 であるが、それでも画像化精度は均質モデルよりも劣化し、癌細胞識別が困難である。このことから、レーダ方式による乳腺が支配的な乳房モデルの画像化が困難であることが考えられる。

第 5 章

高精度乳房境界推定法と逆散乱解析法の統合

4章において，表面反射波抑圧法を改善しレーダ方式によって画像化を行ったが，不均質媒質において画質が著しく低下した(図 4.7)．そのため，逆散乱解析法の一つである DBIM による画像化を行うに至った．同手法は 2 章に述べたように，事前情報として与える乳房境界情報の精度に画像化精度が依存する．そこで，高精度境界抽出を DBIM の統合し，性能評価を行う．

5.1 システムモデル

システムモデルは 3 章と同様の図 3.2 であり，乳房の周りにアンテナを複数配置する．3 章でのシステムモデルと同様に，送信位置 \mathbf{r}_t ，受信位置 \mathbf{r}_r ，時間 t での電界変化を $E^{\text{obs}}(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r; t)$ とする．ある送受信素子の組み合わせ $(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r)$ で得られる受信波形と，参照波形 $E^{\text{ref}}(t)$ との相互相関関数のピーク値から $\tau(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r)$ を抽出し，距離 $R(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r) = c\tau(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r)/2$ を得る．

5.2 高精度境界抽出法と DBIM

DBIM は，高コントラストかつ分散性媒質においても，精度よく再構成を行える手法であるが，初期値による依存が報告されている [30]．一方，マイクロ波マンモグラフィにおける逆散乱解析法による画像化では，積分方程式における積分領域，画像化領域，乳房存在領域を表す ROI(Region of Interest) が真値であることを仮

定している [8][23]. 本稿では現実的な非接触計測かつ乳房形状が未知であることを仮定し, 画像化精度の ROI への依存 [31] に着目し, 高精度境界抽出と統合した手法を提案する.

5.3 処理手順

本稿での提案手法による画像化の処理手順を以下に示す. ここで, 高精度境界抽出法と DBIM を統合した点が提案手法であり, 同手法の有効性を検証する.

手順

1. 高精度境界抽出法 (3 章) を適用し境界情報 $\hat{\Omega}$ を抽出
2. 境界情報 $\hat{\Omega}$ の内側を ROI に設定
3. DBIM による画像化
 - (a) 初期背景媒質 $\mathbf{o}_{n=0}(\mathbf{r})$: ROI 内を $(\epsilon_{\infty}^0, \Delta\epsilon^0, \sigma_s^0)$ で満たした均質媒質に設定
 - (b) 背景媒質 $\mathbf{o}_n(\mathbf{r})$ 上で FDTD 法によって順問題を解き, 各位置 \mathbf{r} での背景媒質全電界 $E^b(\mathbf{r}')$ とグリーン関数 $G_b(\mathbf{r}, \mathbf{r}')$ を算出
 - (c) 観測データ, 算出データを基に行列方程式 $\mathbf{Ax} = \mathbf{d}$ を構成 (詳細: 5.2 に後述)
 - (d) CGLS(Conjugate Gradient for Least Squares) により逆問題を解き更新量 $\Delta\mathbf{o}(\mathbf{r}')$ を算出
 - (e) 背景媒質を更新, $\mathbf{o}_{n+1}(\mathbf{r}') = \mathbf{o}_n(\mathbf{r}') + \Delta\mathbf{o}(\mathbf{r}')$
 - (f) 終了条件確認 → 未終了の場合手順 (b) へ

DBIM の行列方程式

DBIM における行列方程式の詳細について述べる. DBIM では, 順問題で得られたデータを用いて行列方程式を構成し, 同行列方程式を基に逆問題を解いて更新量

を算出し背景媒質を更新する．式 2.17 を基にデバイパラメータを仮定し構成された行列方程式を以下に示す．

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{d} \quad (5.1)$$

$$\mathbf{A} = [c_{\epsilon_{\infty}}\bar{\mathbf{B}} \quad c_{\Delta\epsilon}\bar{\mathbf{B}} \quad c_{\sigma_s}\bar{\mathbf{B}}] \quad (5.2)$$

$$\mathbf{x} = [\delta\epsilon_{\infty}(\mathbf{r}_k) \quad \delta\Delta\epsilon(\mathbf{r}_k) \quad \delta\sigma_s(\mathbf{r}_k)]^t \quad (5.3)$$

$$\mathbf{d} = [\Delta\mathbf{E}^T(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r; \omega)]^t \quad (5.4)$$

$$c_{\epsilon_{\infty}} = 1, c_{\Delta\epsilon} = \frac{1}{1 + j\omega\tau_P}, c_{\sigma_s} = \frac{1}{j\omega\epsilon_0} \quad (5.5)$$

ここで, $\mathbf{r}_k \in \hat{\Omega} | \mathbf{r}_k = r_1, \dots, r_K$ は ROI 内の K セルの未知数, $\mathbf{r}_t = r_{t,1}, \dots, r_{t,M}$, $\mathbf{r}_r = r_{r,1}, \dots, r_{r,N}$ はそれぞれ送受素子位置であり, $\omega = 2\pi [f_1, \dots, f_F]^T$ は使用角周波数である．但し T は全電界 (Total Field), t は転置を表す．上記の行列方程式は Born 近似より線形逆問題となっており, データ核 \mathbf{A} のサイズは $NMF \times 3K$, 未知ベクトル \mathbf{x} のサイズは $3K \times 1$, データベクトル \mathbf{d} のサイズは $NMF \times 1$ である．上記の行列方程式を用いて, 未知ベクトルを次式より求める．

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min_{\mathbf{x}} \|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{d}\|_2 \quad (5.6)$$

また, $\bar{\mathbf{B}}, \Delta\mathbf{E}^T(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r; \omega)$ は次式で構成される．

$$\bar{\mathbf{B}} = [\mathbf{B}(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r; \omega)] \quad (5.7)$$

$$\mathbf{B}(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r; \omega) = \omega^2 \mu \epsilon_0 \mathbf{G}_b(\mathbf{r}_k, \mathbf{r}_r; \omega) \mathbf{E}_b^T(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_k; \omega) \quad (5.8)$$

$$\Delta\mathbf{E}^T(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r; \omega) = \mathbf{E}^T(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r; \omega) - \mathbf{E}_b^T(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}_r; \omega) \quad (5.9)$$

ROI 内の $\mathbf{E}_b^T(\mathbf{r}_r, \mathbf{r}_k; \omega)$ は解析的に求まるため, 式 5.8 において Born 近似による線形化を行う．ここで, 背景媒質上のグリーン関数 (伝達関数) $\mathbf{G}_b(\mathbf{r}_k, \mathbf{r}_r; \omega)$ は, [8] でのスカラー近似と交換法則を適用した次式のグリーン関数を用いる．

$$\mathbf{G}_b(\mathbf{r}_k, \mathbf{r}_r; \omega) = \mathbf{G}_b(\mathbf{r}_r, \mathbf{r}_k; \omega) = \frac{j}{\omega L_z I_z} \mathbf{E}_b^T(\mathbf{r}_r, \mathbf{r}_k; \omega) \quad (5.10)$$

ここで, L_z は送信波源のアンテナ長, I_z は送信波源アンテナに与える電流値である．

5.4 2次元FDTD解析による性能評価

5.4.1 計算モデル

中心周波数 2.45GHz, 帯域幅 2.7GHz レイズコサイン変調パルスを送信波形とする。2次元問題, TE波 (Transverse Electric) を仮定する。Multi-Sratic 型送受信素子数は 15 とする。単極デバイモデル ($\epsilon(\omega) = \epsilon_\infty + \frac{\Delta\epsilon}{1 + j\omega\tau_P} + \frac{\sigma_s}{j\omega\epsilon_0}$, τ_P : 緩和時間) を仮定した分散性 FDTD 法を用いて散乱データを取得する。FDTD でのグリッドサイズは 2mm, 時間ステップは 4.25ps である。図 5.1 と図 5.2 に FDTD で数値計算を行う Class3 と Class4 の乳房モデルと白点で素子位置を示す。また, デバイモデルにおける緩和時間 τ_P は 1.5×10^{-11} [s] とする。同図は統計的な調査 [6] と MRI 画像から複素誘電率分布を決定したものであり, Class3 (Heterogeneously Dense), Class4 (Very Dense) の乳腺組織が密な媒質である [28]。Class3 モデルの $(x,y)=(65\text{mm},79\text{mm})$, Class4 モデルの $(x,y)=(89\text{mm},117\text{mm})$ の位置に 8mm の癌細胞を付加する。同癌細胞のデバイパラメータは, $(\epsilon_\infty, \Delta\epsilon, \sigma_s) = (20.0, 38.0, 0.8)$ とする。

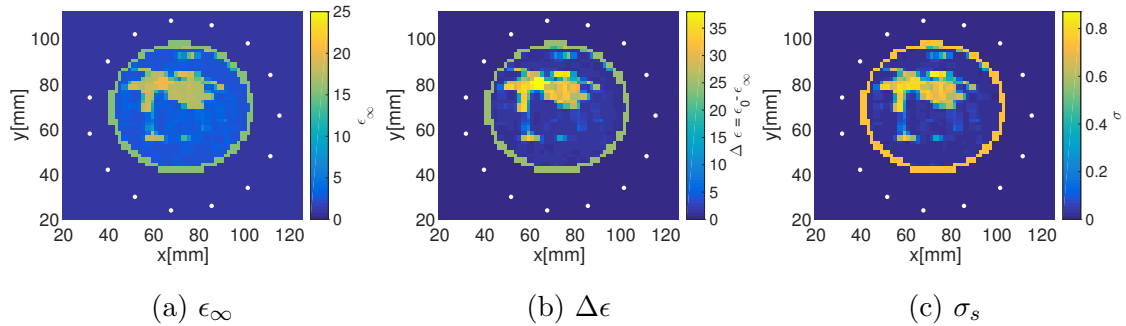


図 5.1: Class3 乳房モデル, 白点: 素子位置

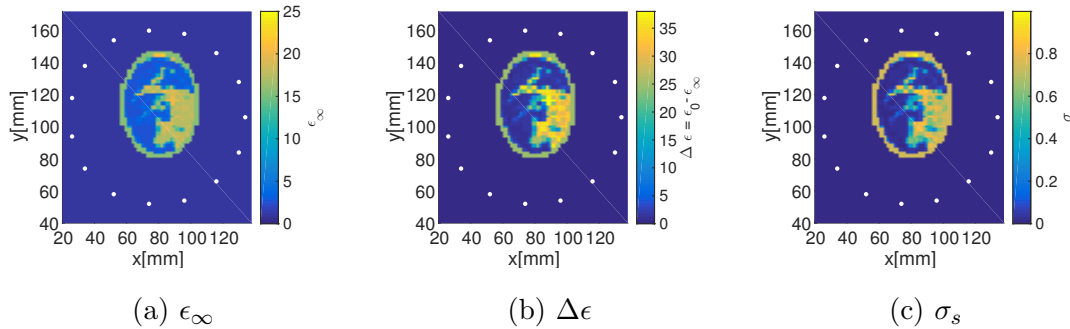


図 5.2: Class4 乳房モデル, 白点: 素子位置

次に, 提案手法における各種パラメータの設定, 処理の内容を以下に述べる. まず, 波形補正のための再現モデルを作成する際の乳房モデルは Class3 の場合, 皮膚 $(\epsilon_\infty, \Delta\epsilon, \sigma_s) = (15.0, 25.0, 0.74)$ と, 乳房 $(\epsilon_\infty, \Delta\epsilon, \sigma_s) = (12.0, 4.93, 0.344)$ によって作成される. Class4 の場合, 皮膚 $(\epsilon_\infty, \Delta\epsilon, \sigma_s) = (15.0, 25.0, 0.74)$ と, 乳房 $(\epsilon_\infty, \Delta\epsilon, \sigma_s) = (20.11, 14.5, 0.635)$ によって作成される. また, 逆問題では CGLS(conjugate gradient least squares) 法を用い, DBIM の画像化では 5.6 で説明する方策の内, 係数調整処理と L2 ノルムによる正則化を行う.

表 5.1 に DBIM 画像化での各種パラメータ設定を示す.

表 5.1: 2次元 DBIM による画像化時のパラメータ設定

初期値 $(\epsilon_\infty^0, \Delta\epsilon^0, \sigma_s^0)$	Class3(7.42, 9.58, 0.219) Class4(7.88, 10.3, 0.236)
DBIM 繰り返し回数	500
順問題 FDTD	散乱データ生成と同様設定
CGLS 法繰り返し回数	20
L2 ノルム拘束係数	5×10^{-3}
使用周波数	1.15,1.84,2.53,3.22,3.91GHz
行列方程式サイズ関連	$N = M = 15, F = 5, K = 728$

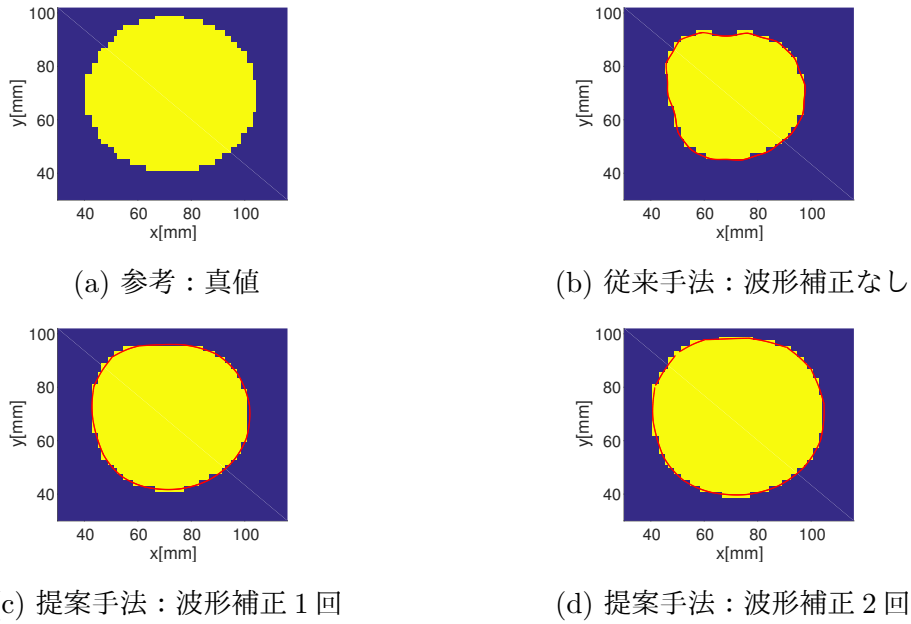


図 5.3: Class3 : ROI 推定結果 (黄色), Envelope 法推定境界情報 $\hat{\Omega}$

5.4.2 ROI 推定結果

図 5.3, 5.4 に従来手法, 提案手法で得られた距離点群を用いて, Mono-Static 型 Envelope 法によって推定した ROI を示す. 同図より, 両 Class において波形補正による高精度境界抽出を行えていることが確認できる. さらに, 提案手法において波形補正を繰り返し行うことで精度が改善することも確認できる. また, ROI 推定結果の定量評価を表 5.2 に示す. ROI 推定誤差 $\text{Err}_{\hat{\Omega}}$ を次式で定義する.

$$\text{Err}_{\hat{\Omega}} = \frac{\left| \int_{\Omega_{\text{true}}} dr - \int_{\hat{\Omega}} dr \right|}{\int_{\Omega_{\text{true}}} dr} \times 100\% \quad (5.11)$$

ここで, Ω_{true} は乳房領域の真値である. 定量評価の結果から, 波形補正を 2 回行うと乳房境界抽出精度向上し, ROI 設定精度が 5 倍程度改善することが確認できる.

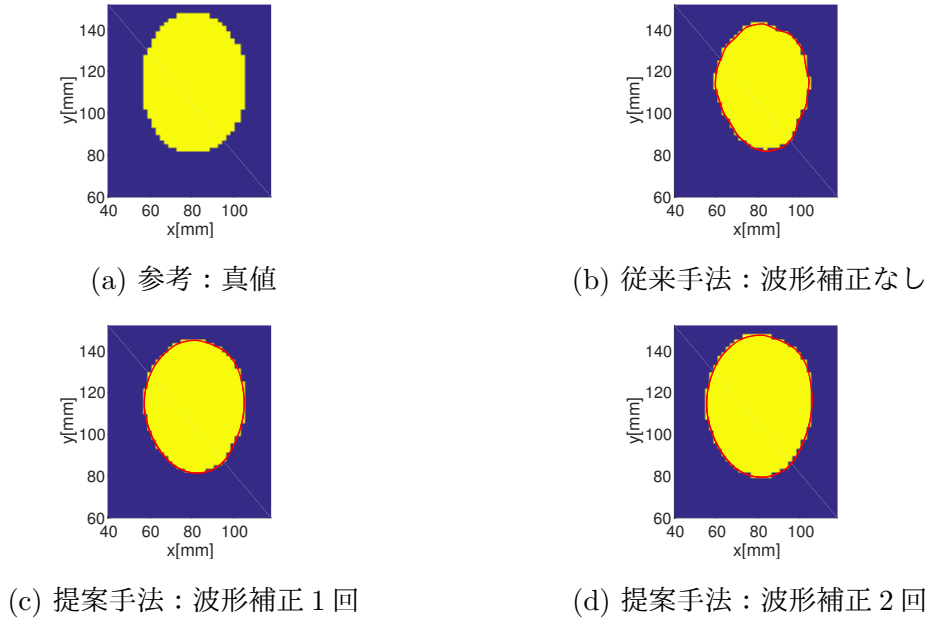


図 5.4: Class4 : ROI 推定結果 (黄色), Envelope 法推定境界情報 $\hat{\Omega}$

表 5.2: ROI 推定誤差 $\text{Err}_{\hat{\Omega}}$ 比較

	Iteration num. of waveform compensation		
	0	1	2
Class 3	31.0%	11.8%	5.8%
Class 4	21.2%	9.2%	4.3%

5.4.3 誘電率再構成結果の検証

各手法によって推定された ROI による DBIM での画像化結果を図 5.5, 図 5.6 に示す.

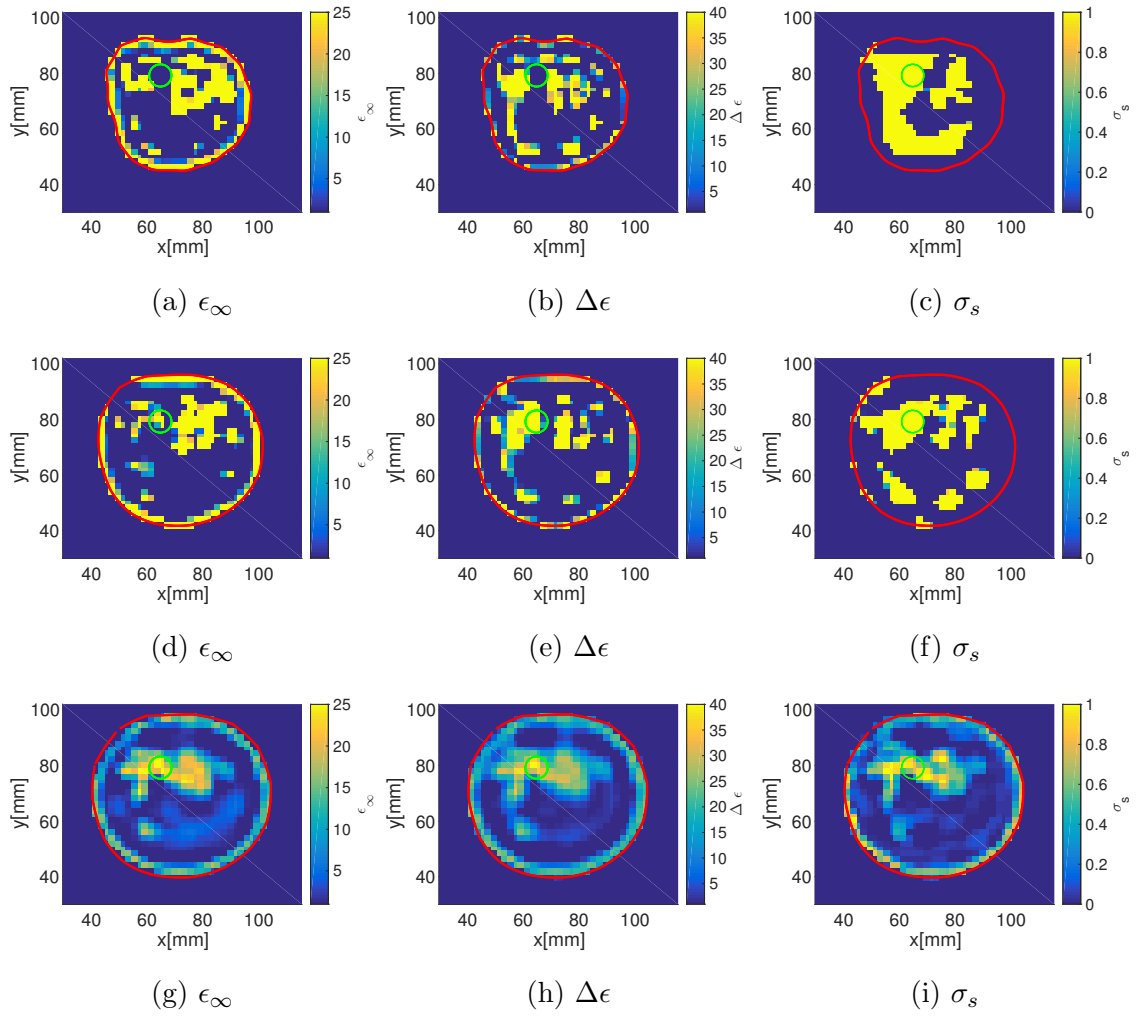


図 5.5: Class3 推定結果，赤線：乳房境界推定結果，緑丸：癌細胞位置，(a)-(c):波形補正なし，(d)-(f):波形補正 1 回，(g)-(i):波形補正 2 回

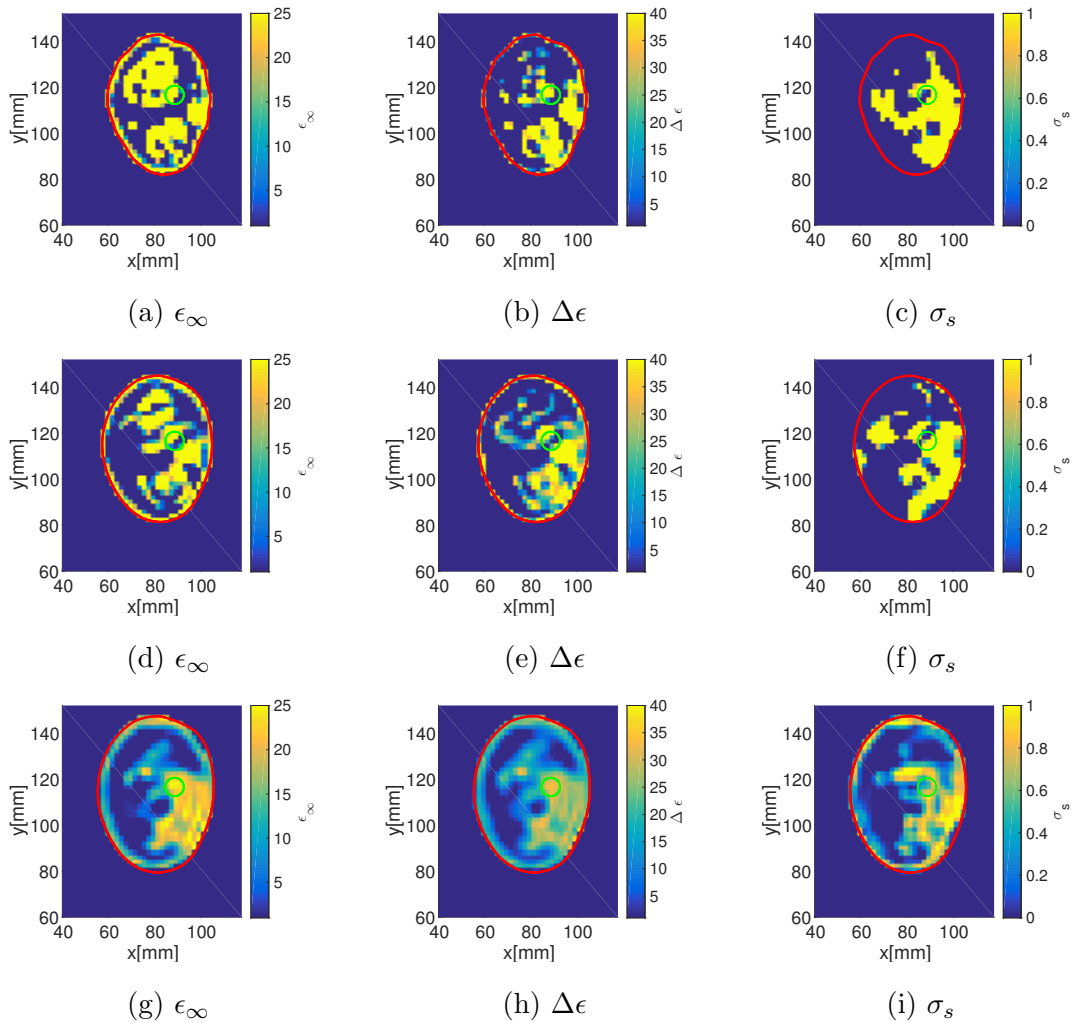


図 5.6: Class4 推定結果，赤線：乳房境界推定結果，緑丸：癌細胞位置，(a)-(c):波形補正なし，(d)-(f):波形補正 1 回，(g)-(i):波形補正 2 回

両図において，ROI の推定誤差が減少することで，最終的な DBIM の画像化精度が改善していることが確認できる．また，波形補正を繰り返す処理が適用できることで，ROI 推定誤差を減少させ，画像化精度が改善されていることが確認できる．ここで，波形補正 2 回を行った画像での各デバイパラメータの最大値は癌細胞位置と一致している．このことから，2 次元モデルでは癌細胞の識別が可能であると考えられる．しかし，サンプル数が少ないことやノイズを仮定していないため更なる検証が必要である．表 5.3 に DBIM による画像化推定誤差の評価を示す．

NRMSE(Normalized root-mean-square error) は次式で定義される.

$$\text{NRMSE}_{\epsilon_{\infty}} = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left| \frac{\epsilon_{\infty, \text{est}}(\mathbf{r}_k) - \epsilon_{\infty, \text{true}}(\mathbf{r}_k)}{\bar{\epsilon}_{\infty, \text{true}}} \right|^2}, \quad (5.12)$$

$$\text{NRMSE}_{\Delta\epsilon} = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left| \frac{\Delta\epsilon_{\text{est}}(\mathbf{r}_k) - \Delta\epsilon_{\text{true}}(\mathbf{r}_k)}{\bar{\Delta\epsilon}_{\text{true}}} \right|^2}, \quad (5.13)$$

$$\text{NRMSE}_{\sigma_s} = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left| \frac{\sigma_{s, \text{est}}(\mathbf{r}_k) - \sigma_{s, \text{true}}(\mathbf{r}_k)}{\bar{\sigma}_{s, \text{true}}} \right|^2} \quad (5.14)$$

ここで, K は ROI 内の未知数, $\epsilon_{\infty, \text{true}}(\mathbf{r}_k)$, $\Delta\epsilon_{\text{true}}(\mathbf{r}_k)$, $\sigma_{s, \text{true}}(\mathbf{r}_k)$ は真値の分布, $\bar{\epsilon}_{\infty, \text{true}}$, $\bar{\Delta\epsilon}_{\text{true}}$, $\bar{\sigma}_{s, \text{true}}$ は各デバイパラメータ真値の平均値, $\epsilon_{\infty, \text{est}}(\mathbf{r}_k)$, $\Delta\epsilon_{\text{est}}(\mathbf{r}_k)$, $\sigma_{s, \text{est}}(\mathbf{r}_k)$ は推定値の分布である. 表 5.3 の NRMSE の数値結果より, 提案手法による画像化結果誤差を改善が確認できる. 一方で, ROI が真値の場合であっても NRMSE は 0 となっていない. DBIM による画像化精度向上については 5.6 で検証する.

表 5.3: 画像化結果誤差評価 NRMSE : 各手法, デバイパラメータ

ROI	Class3			Class4		
	ϵ_{∞}	$\Delta\epsilon$	σ_s	ϵ_{∞}	$\Delta\epsilon$	σ_s
波形補正なし	2.013	2.181	2.580	1.500	1.436	1.580
波形補正 1 回	1.578	1.818	2.095	1.115	1.071	1.417
波形補正 2 回	0.436	0.594	0.712	0.409	0.466	0.704
真値	0.395	0.557	0.585	0.446	0.448	0.578

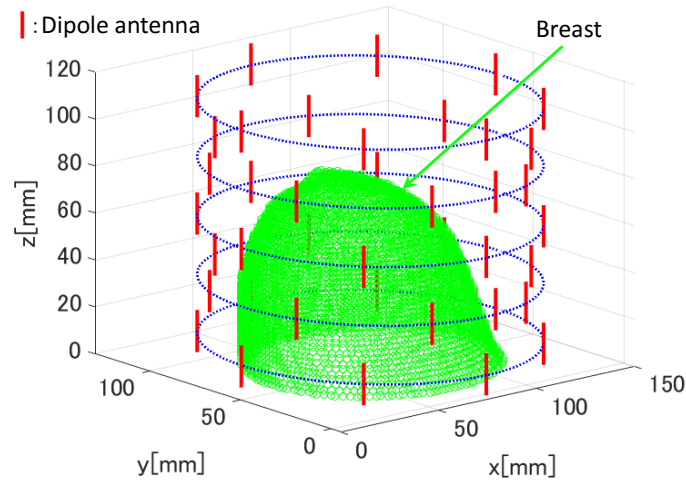


図 5.7: 3次元数値計算モデル, 赤線: ダイポールアンテナ, 緑: 乳房

5.5 3次元FDTD解析による性能評価

5.5.1 計算モデル

中心周波数1.9GHz, 帯域幅2.8GHzガウス変調パルスを送信波形とする. 図5.7に3次元観測モデルを示す. 同図に示すように, Multi-Sratic型ダイポールアンテナを40素子乳房の周りに配置する. 単極デバイモデル ($\epsilon(\omega) = \epsilon_{\infty} + \frac{\Delta\epsilon}{1 + j\omega\tau_P} + \frac{\sigma_s}{j\omega\epsilon_0}$, τ_P : 緩和時間) を仮定した分散性FDTD法を用いて散乱データを取得する. FDTDでのグリッドサイズは2mm, 時間ステップは3.85psである. 図5.8にFDTDで数値計算を行うClass3の乳房モデルの内, ϵ_{∞} の分布の xy, yz, zx 平面の図を示す. また, デバイモデルにおける緩和時間 τ_P は $1.5 \times 10^{-11}[s]$ とする. 同図は統計的な調査[6]とMRI画像から複素誘電率分布を決定したものであり, Class3(Heterogeneously Dense)の乳腺組織が密な媒質である[28]. モデルの $(x,y,z)=(60\text{mm}, 60\text{mm}, 44\text{mm})$ の位置に10mmの癌細胞を付加する. 同癌細胞のデバイパラメータは, $(\epsilon_{\infty}, \Delta\epsilon, \sigma_s) = (20.0, 35.9, 0.98)$ とする.

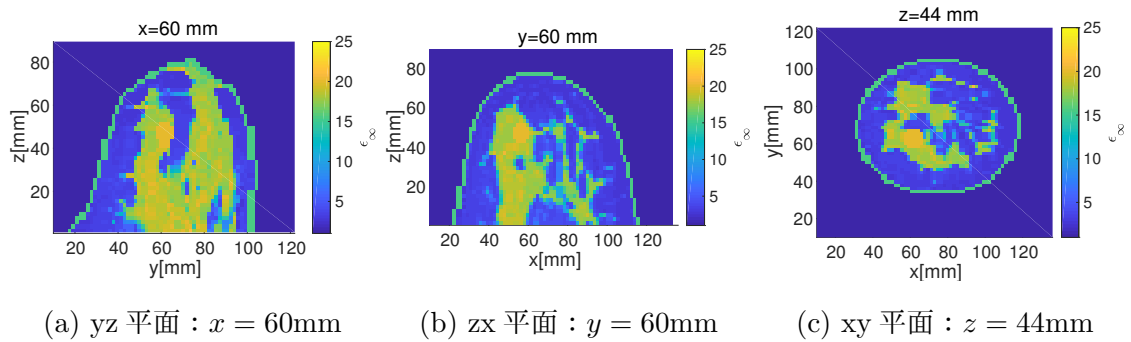


図 5.8: Class3-3 次元モデル, ϵ_∞ の分布

次に、提案手法における各種パラメータの設定、処理の内容を以下に述べる。まず、波形補正のための再現モデルを作成する際の乳房モデルは Class3 の場合、皮膚 $(\epsilon_\infty, \Delta\epsilon, \sigma_s) = (15.0, 25.0, 0.74)$ と、乳房 $(\epsilon_\infty, \Delta\epsilon, \sigma_s) = (12.0, 4.93, 0.344)$ によって作成される。また、DBIM の画像化では 5.6 で説明する方策の内、係数調整処理と L2 ノルムによる正則化を行う。表 5.4 に DBIM 画像化での各種パラメータ設定を示す。

表 5.4: 2 次元 DBIM による画像化時のパラメータ設定

皮膚の厚さ	既知
初期値 $(\epsilon_\infty^0, \Delta\epsilon^0, \sigma_s^0)$	Class3(7.42, 9.58, 0.219)
DBIM 繰り返し回数	5
順問題 FDTD	散乱データ生成と同様設定
CGLS 法繰り返し回数	100
L2 ノルム拘束係数	1
使用周波数	1.7, 1.9, 2.1, 2.3, 2.5GHz
行列方程式サイズ関連	$N = M = 40, F = 5, K \simeq 50000$

3 次元 DBIM を行うために適用した処理

3 次元 DBIM では、技術的な課題から画像化を行うことが不可能であったため、同課題を克服するために以下 4 点の処理を適用した。未知数の増加による膨大な計

算コストによる制限や、使用アプリケーション(順問題:XFDTD, 逆問題:Matlab)による制限などが発生した。CPU やメモリの性能が向上した場合、以下の処理は必要ではなくなると考えられる。

1 点目は行列方程式におけるスカラー近似である。Matlab で処理するメモリ量の制限から、行列方程式 5.1 を構成する際に [8] と同様に電界が z 成分のみを持つと仮定するスカラー近似を行う。スカラー近似の精度は、送信波源と同一平面内で良くなることが報告されている [32]。ただし、XFDTD によるデータ生成と順問題解析時の電磁界計算は x,y,z 成分で行っている。

2 点目は電磁界計算の低周波化である。計算コストの限界値(メモリ 128GB)に収めるために、XFDTD でのグリッドサイズは 2mm が限界であった。乳房内の波長をグリッドサイズ 2mm の 10 倍程度にするために、送信波源の中心周波数を 1.9GHz とする。

3 点目は、モデルの量子化である。XFDTD で解析可能なデバイパラメータの組合せが 256 までであったため、観測モデルと更新後の背景媒質に対して量子化を行う。 ϵ_∞ を 2.5 から 25 の間で 91 等分し量子化したパラメータを基に更新を行う。

4 点目は、推定次数の圧縮である。Matlab 上で 2 次元と同様に $K \simeq 50000$ の行列方程式を処理すると、CGLS を実行する際のメモリ使用量が 300GB を超えるため、式 5.1 の次元圧縮を行う。各デバイパラメータ間に相関があるため、未知ベクトル 5.18 を $\delta\epsilon_\infty$ のみで構成し、求めた $\delta\epsilon_\infty$ を基に他のデバイパラメータ更新量を決定する。決定後のデバイパラメータを量子化し、背景媒質を更新する。

5.5.2 ROI 推定誤差評価

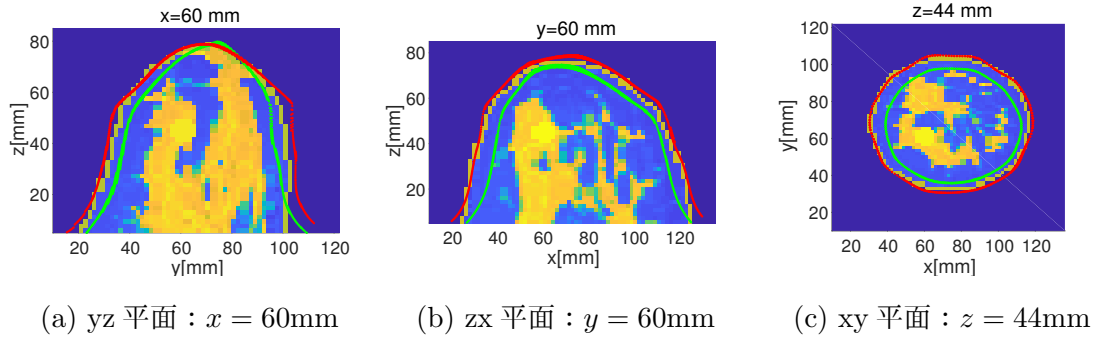


図 5.9: Multi-Static 型 Envelope 法による推定結果，緑：従来手法-波形補正なし，赤：提案手法-波形補正 4 回

図 5.9 に従来手法，提案手法で得られた距離点群を用いた，Multi-Static 型 Envelope 法による乳房境界推定結果を示す．同図の緑線は波形補正がない場合の推定距離を用いた，Envelope 法による乳房境界推定結果を表す．2次元と同様に，近傍界計測かつ相互結合作用によって距離推定誤差が含まれ，最終的な乳房境界推定結果が内側になっていることが確認できる．これに対し，赤線で示す提案手法による乳房境界推定結果は高精度な乳房境界推定が確認できる．3.2 の波形補正を 4 回行ったことで距離推定誤差が減少し，最終的な乳房境界推定精度が改善した．

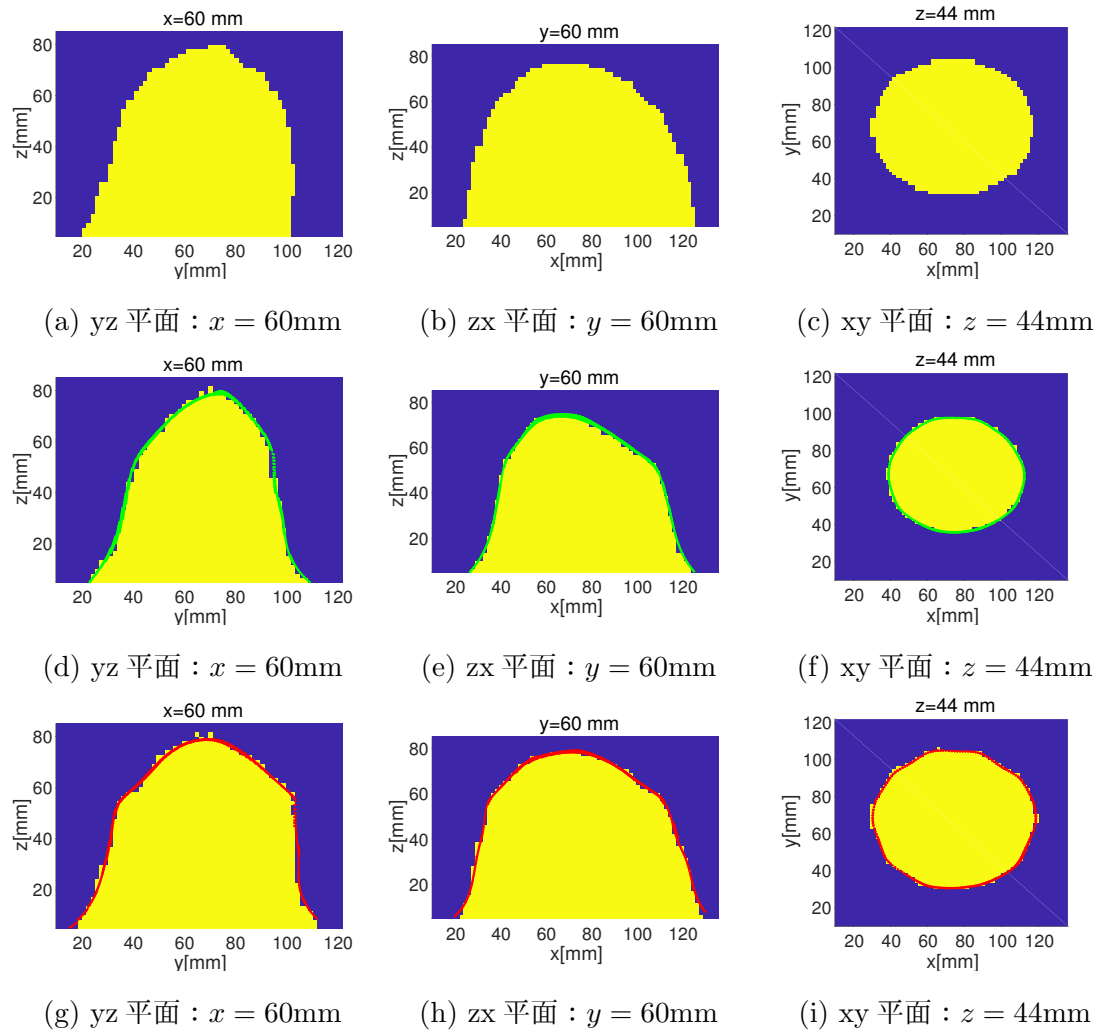


図 5.10: ROI 推定結果, (a)-(c): 真値, (d)-(f): 波形補正なし ROI 推定結果, (g)-(i): 波形補正 4 回 ROI 推定結果

次に, 図 5.10 に従来手法と提案手法による ROI 推定結果を示す. 図 5.9 の結果と同様に, 提案手法によって, より妥当な ROI 設定を行えていることが確認できる. 図 5.11 に ROI 推定誤差 ($\text{Err}_{\hat{\Omega}}$: 式 5.11) の定量評価のグラフを示す. 同図より, 3.2 の波形補正を繰り返し適用することで高精度に乳房境界推定が行えていることが確認できる. また, 2次元モデルと異なり, 3次元かつダイポールアンテナを仮定している状況でも提案手法が有効であることが確認できる. 一方, 最終的な $\text{Err}_{\hat{\Omega}}$ が 0% に収束していない. これは, 3.2 の波形補正のために再現波形を生成する際

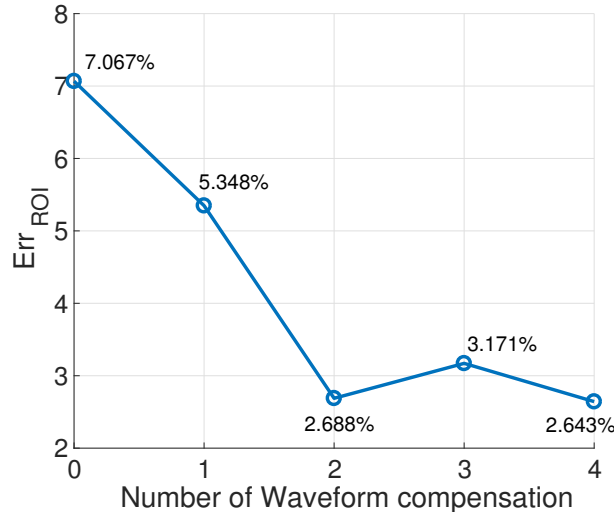


図 5.11: Err_{ROI} : 波形補正 0 から 4 回

の再現乳房モデルが代表的な複素誘電率による均質媒質であることが考えられる。

5.5.3 誘電率再構成結果の検証

図 5.12 に従来手法と提案手法によって決定された ROI を用いた DBIM による画像化結果を示す。同図より，提案手法による明らかな改善は確認されないが，図 5.12(c)(f) を比較すると若干の改善が確認できる。次に定量評価として式 5.14 で定義する NRMSE と，次式で定義する真値との相関係数による定量評価を行った。

$$\cos(\phi) = \frac{(\mathbf{p}_{\text{true}}^T \mathbf{p}_{\text{est}})}{\|\mathbf{p}_{\text{true}}\|_2 \|\mathbf{p}_{\text{est}}\|_2} \quad (5.15)$$

ここで， $\mathbf{p} = [\epsilon_{\infty}^T \Delta\epsilon^T \sigma_s^T]$ であり， \mathbf{p}_{true} ， \mathbf{p}_{est} はそれぞれ真値，推定値のデバイパラメータベクトルである。真値との相関係数は従来手法 ROI 上の場合 0.305，提案手法の ROI 上の場合は 0.485 である。各デバイパラメータ (ϵ_{∞} , $\Delta\epsilon$, σ_s) の $X_{\text{true}}(\mathbf{r}_k)$ は (8.21, 11.1, 0.27)，NRMSE は波形補正なしの場合 (1.25, 1.69, 1.86) であり，4 回の波形補正後の場合 (1.30, 1.77, 1.89) である。提案手法にによって決定された ROI 上での DBIM 画像化結果の相関係数が改善されていることが確認できる。一方で，NRMSE より従来手法よりも提案手法の誤差率が若干大きいことが確認できる。以

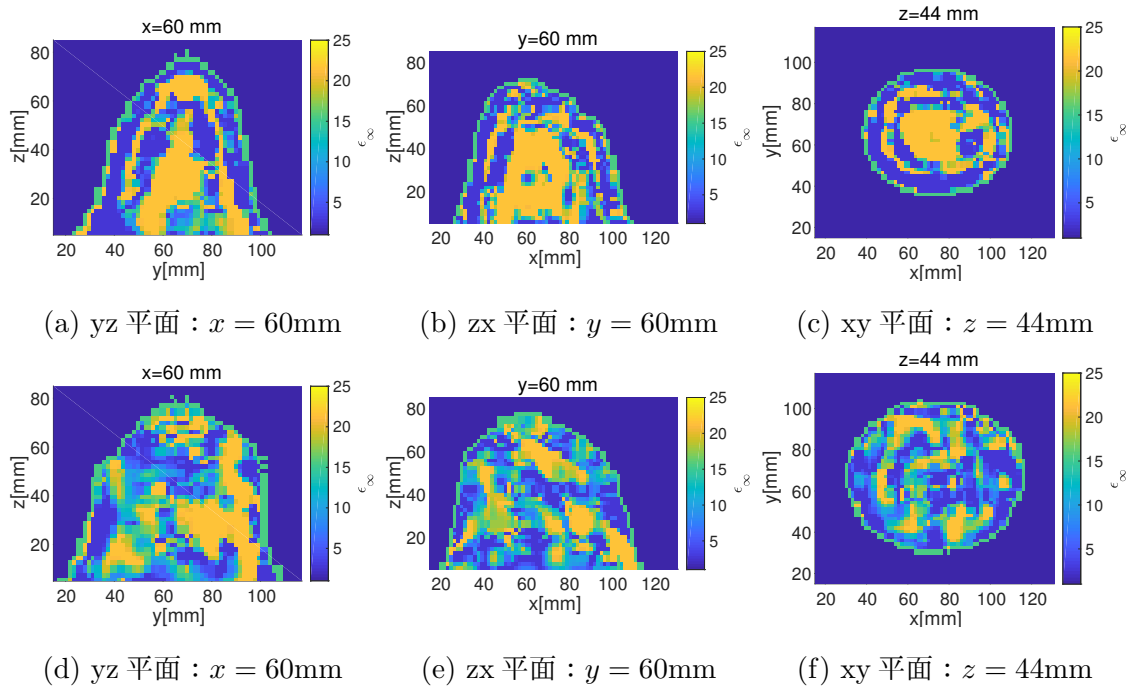


図 5.12: DBIM による画像化結果, (a)-(c):従来手法 ROI 上 (波形補正なし), (d)-(f):提案手法 ROI 上 (波形補正あり)

下では, 3次元画像再構成結果の考察を行う. まず, 3次元画像化の考察を行う. 2次元と3次元画像化を比較すると, 未知数が $O(10^2)$ から $O(10^4)$ に増えている. これに加え, 利用できる独立なデータは $N \times M = 1600$ であり, 未知数より大幅に少ない. また, 前述の式 5.1 の次元圧縮と, 更新結果の量子化, 低周波化 (2.45→1.9GHz 中心), スカラー近似などの技術的課題克服のための処理の影響も考えられる. これらの処理の影響より, 画像化精度が劣化した可能性が考えられるが, 比較が技術的に不可能であるため考察の域をでない.

次に, 従来手法と提案手法の考察を行う. 真値との相関係数 $\cos(\phi)$ は, 提案手法によって 60%程度の改善が確認できる. 一方, NRMSE は提案手法によって若干悪化した. NRMSE が改善しなかった要因は以下の 2 点が考えられる. 1 点目は, 波形補正なしの場合の ROI 領域が波形補正ありの場合に比べて 70%程度小さくなっており, これに伴い未知数が低下したことである. 2 点目は, 観測モデルの乳腺組織が中央部に偏っており, 波形補正なしの中央に向けて縮小した ROI 上の推定結

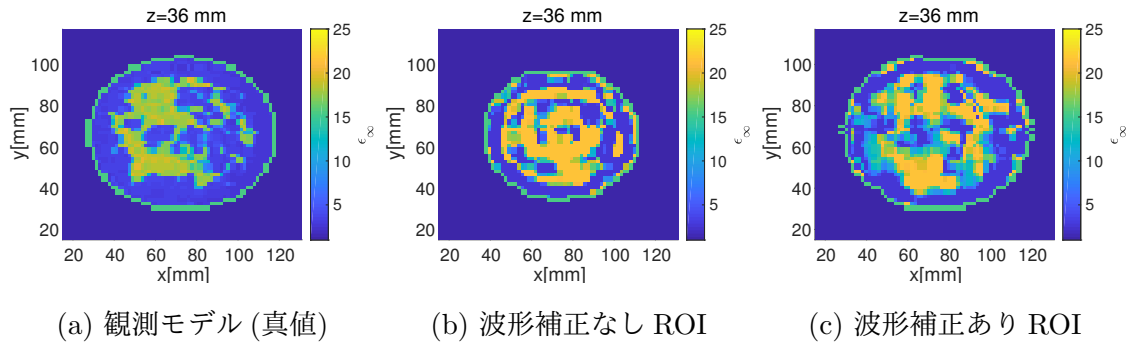


図 5.13: アンテナ素子配置 xy 平面 : $z = 36\text{mm}$ での真値と DBIM による画像化結果

果が乳腺と一致する傾向にあったことが考えられる。ここで、図 5.13 に図 5.12 と異なる xy 平面での真値と各手法での画像化結果を示す。図 5.12 は癌細胞付加位置であった。一方図 5.13 に示す xy 平面は、アンテナ素子 9 から 16 の z 座標と同様の $z=18\text{mm}$ であることからスカラー近似の影響を受けにくい平面である。同図では、明らかに提案手法によって画像化精度が向上したことが確認できる。同図 $z=36\text{mm}$, xy 平面での NRMSE は、波形補正なしの場合 (1.17,1.57,1.74) であり、4 回の波形補正後の場合 (1.04,1.39,1.51) であり、定量評価としても改善が確認できる。これより、 z 偏波かつダイポールを z 方向に配置し、 z 成分のみのスカラー近似を適用したことで xz,zy 平面の精度が悪いことが考えられる。

3次元 DBIM 画像化における提案手法は、相関係数 $\cos(\phi)$ の改善より、乳房内各組織の境界推定は改善していることが考えられる。しかし、NRMSE 自体の精度が悪いため、癌細胞と乳腺細胞の 1.2 倍のコントラストを識別することは困難である。また、2次元 DBIM では推定後のデバイパラメータ最大値が癌細胞位置と一致していたが、3次元 DBIM では一致していない。現状の 3次元 DBIM による癌細胞識別は困難であることが確認できる。

5.6 精度改善のための各種検討

本節では、DBIM による画像化精度改善のために行った検討事項についてまとめる。精度が改善した処理、未改善であった処理の両方についてまとめる。また、

DBIM による画像化の精度のみに注目するために、ROI は真値を与え検証を行う。

5.6.1 行列方程式における係数調整

式 5.3 において、求めたい結果は背景媒質と真値との差異である。そのため、もとの解のオーダーは $\epsilon_\infty, \Delta\epsilon$ が $O(10^1)$ であるのに対し、 σ_s は $O(10^{-1})$ である。そのため、式 5.6 で $\hat{\mathbf{x}}$ を求める際に、 $\delta\epsilon_\infty(\mathbf{r}_k), \delta\Delta\epsilon(\mathbf{r}_k)$ は小さく、 $\delta\sigma_s(\mathbf{r}_k)$ は大きく見積もられてしまう。そこで、次式のような係数調整を行う。

$$\mathbf{A}'\mathbf{x}' = \mathbf{d} \quad (5.16)$$

$$\mathbf{A}' = [c_{\epsilon_\infty}\bar{\mathbf{B}} \quad \alpha c_{\Delta\epsilon}\bar{\mathbf{B}} \quad \beta c_{\sigma_s}\bar{\mathbf{B}}] \quad (5.17)$$

$$\mathbf{x}' = \left[\delta\epsilon_\infty(\mathbf{r}_k) \quad \frac{1}{\alpha}\delta\Delta\epsilon(\mathbf{r}_k) \quad \frac{1}{\beta}\delta\sigma_s(\mathbf{r}_k) \right]^t \quad (5.18)$$

$$\alpha = \frac{1}{F} \sum_{f=1}^F 1 + j\omega_f \tau_P \quad (5.19)$$

$$\beta = \frac{1}{F} \sum_{f=1}^F j\omega_f \epsilon_0 \quad (5.20)$$

ここで、周波数依存性を考慮するために $c_{\Delta\epsilon}, c_{\sigma_s}$ で直接調整を行わず、 α, β を導入する。上記の行列方程式で 5.6 を解き、得られた解に α, β をかけ、 $\delta\Delta\epsilon, \delta\sigma_s$ を求め更新を行う。

4.4.1 と同様の計算モデルで、Class3 乳房モデル (図 5.1) より散乱データを生成し、表 5.1 の設定で画像化を行う。ここで、ROI は真値を与え係数調整処理の比較のみ行う。

図 5.14 に、上記の係数調整処理なしとありの場合の図を示す。同図より、導電率分布において画質が改善したことが確認できる。また、デバイパラメータ ($\epsilon_\infty, \Delta\epsilon, \sigma_s$) の最終的な NRMSE は、係数調整処理なしの場合 (0.43, 0.89, 0.97) であるのに対し、係数調整処理ありの場合 (0.67, 0.80, 0.98) である。NRMSE で比較すると、全体的に画質が落ちていることが確認される。これは、未知ベクトル \mathbf{x}' を求める際に、大きさが揃ったことで Born 近似誤差等の影響を受けたことが考えられる。そこで、次節の正則化を導入する。

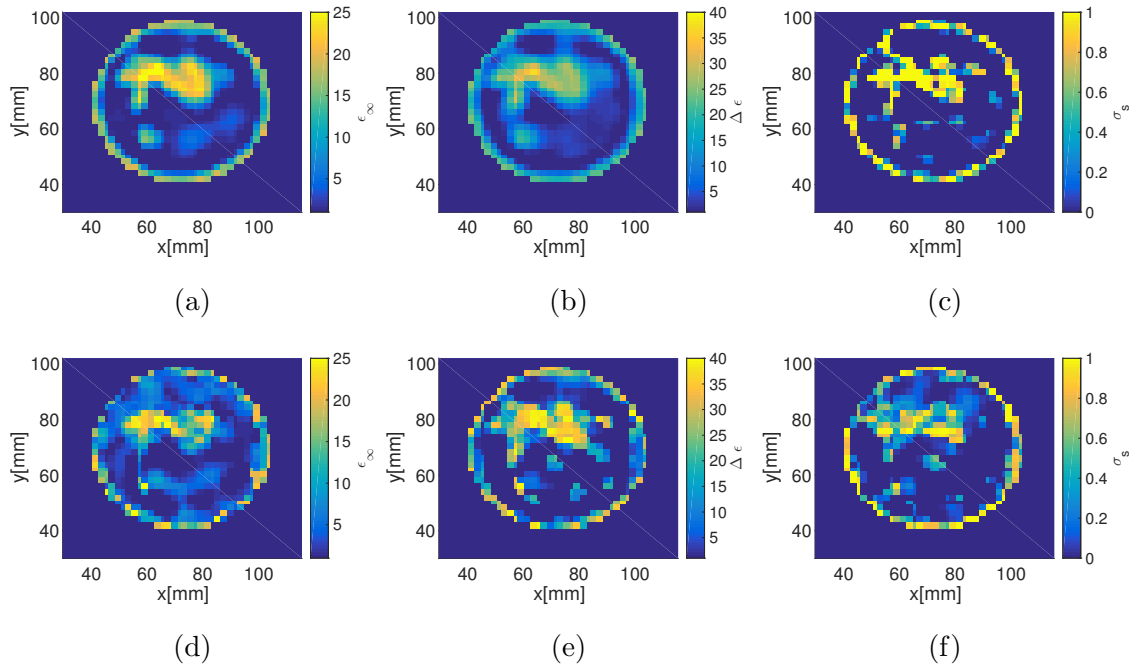


図 5.14: Class3:DBIM による画像化 (ROI 真値), (a)-(c):係数調整処理なし, (d)-(f):係数調整処理あり, (a)(d): ϵ_∞ , (b)(e): $\Delta\epsilon$, (c)(f) σ_s

5.6.2 L2 ノルム正則化の導入

マイクロ波マンモグラフィにおける逆散乱解析法では、一般に、未知数に対してデータが少ない悪条件下での逆問題を解く必要がある。また、データが十分に足りていても Born 近似誤差にオーバーフィッティングをしてしまうリスクを有する。こうした中、[33] 等において、正則化を行い DBIM 中の逆問題を安定させる検討がされている。そこで、本稿での DBIM においても L2 ノルムによる正則化を行う。L2 ノルムによる正則化では式 5.6 が次式に変更される。

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min_{\mathbf{x}} [\|\mathbf{Ax} - \mathbf{d}\|_2 + \lambda_{l2} \|\mathbf{x}\|_2] \quad (5.21)$$

ここで、 λ_{l2} は拘束係数である。これに伴いデータ核とデータは次式で定義される。

$$\mathbf{A}^{l2} \mathbf{x} = \mathbf{d}^{l2} \quad (5.22)$$

$$\mathbf{A}^{l2} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} \\ \mathbf{\Lambda} \end{bmatrix} \quad (5.23)$$

$$\mathbf{d}^{\lambda_{l2}} = \begin{bmatrix} \mathbf{d} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad (5.24)$$

$$\mathbf{\Lambda} = \lambda_{l2} \mathbf{I}_{3K} \quad (5.25)$$

ここで、 \mathbf{I}_{3K} は $3K \times 3K$ の単位行列である。上記の行列方程式を用いて更新量を求める。

4.4.1 と同様の計算モデルで、Class3 乳房モデル (図 5.1) より散乱データを生成し、表 5.1 の設定で画像化を行う。ここで、ROI は真値、係数調整処理ありで正則化なし ($\lambda_{l2} = 0$) とあり ($\lambda_{l2} = 5 \times 10^{-3}$) の比較を行う。

図 5.15 に、上記の係数調整処理なしとありの場合の図を示す。同図より、複素誘電率分布のばらつきが改善し画質が向上したことが確認できる。また、デバイパラメータ ($\epsilon_{\infty}, \Delta\epsilon, \sigma_s$) の最終的な NRMSE は、L2 ノルム正則化なしの場合 (0.67, 0.80, 0.98) であるのに対し、L2 ノルム正則化ありの場合 (0.39, 0.56, 0.59) であり、改善が確認できる。

5.6.3 ROI 真値での DBIM の結果の確認

本節では、上記の係数調整処理と L2 ノルムによる正則化を行った ROI が真値の場合の DBIM の結果について述べる。本稿の研究目的は、初期依存性のある DBIM に与える ROI 推定を高精度境界抽出法で行い画像化精度を改善することであるが、本節では現在使用している DBIM での精度の限界を示す。今後の研究では、ROI が真値の場合の本節の画像化結果の改善が課題である。

2次元モデル:セルサイズ 2mm

4.4.1 と同様の計算モデルで、Class3 乳房モデル (図 5.1) より散乱データを生成し、表 5.1 の設定で ROI に真値を与えた場合の画像化結果を図 5.16 に示す。同

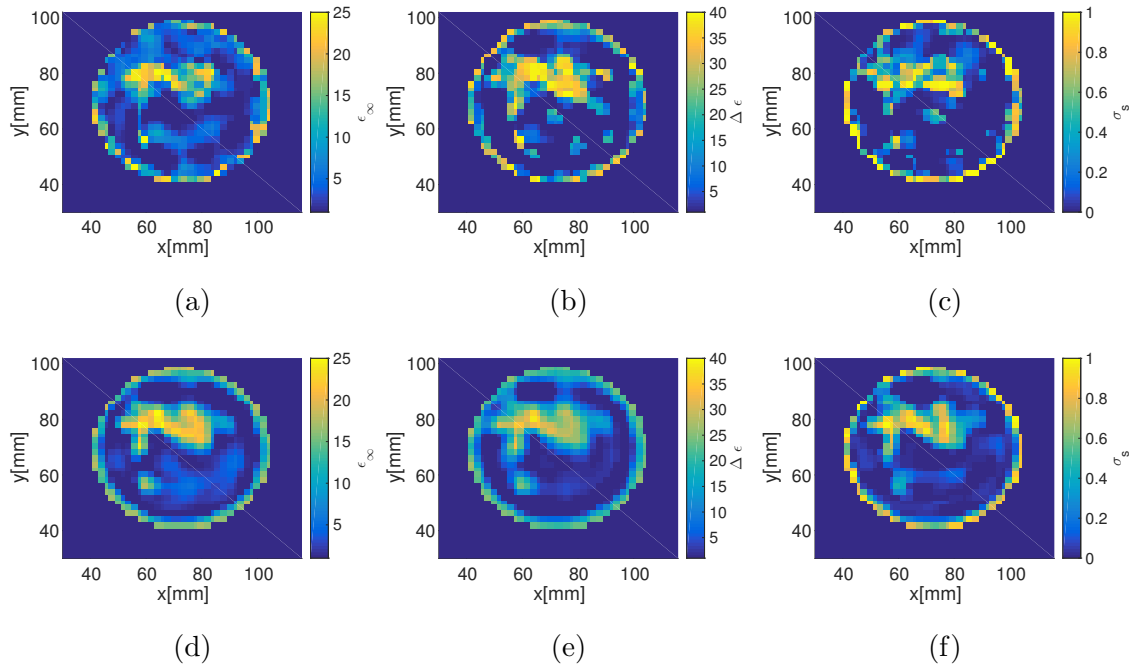


図 5.15: Class3 : DBIM による画像化 (ROI 真値, 係数調整処理あり), (a)-(c):L2 ノルム正則化なし, (d)-(f):L2 ノルム正則化あり, (a)(d): ϵ_∞ , (b)(e): $\Delta\epsilon$, (c)(f) σ_s

図での NRMSE は $(\epsilon_\infty, \Delta\epsilon, \sigma_s) = (0.395, 0.557, 0.585)$ であり, 完全に 0 にはなっていない. また, 誤差の分布は脂肪-乳腺間の境界で大きくなっている. 同画像の推定誤差の主たる要因は, 逆問題であることが考えられる. 表 5.1 での設定では, $N = M = 15, F = 5$ であり, $NMF = 1125 > K = 728$ である. そのため, 情報量極端に少なく悪条件というわけではない. 逆問題において誤差が大きい要因としては, データ核行列が疎ではなく, クリロフ部分空間での解法である CGLS 法が適していない可能性がある. 今後の課題としては, 逆問題を解く処理に TwIST[34] や差分進化 DE[35] 等の手法の適用の検討が考えられる. また, 真値との誤差分布を図 5.17 に示す. 同図より, 皮膚と脂肪, 脂肪と乳腺境界間で誤差が大きくなっていることが確認できる. これは, 境界においてエッジが保存されずにぼやけてしまっていることが要因として考えられる. エッジ保存効果のある正則化や, エッジ(境界)も同時に推定するレベルセット法等を適用することで明瞭な画像が得られると考えられる.

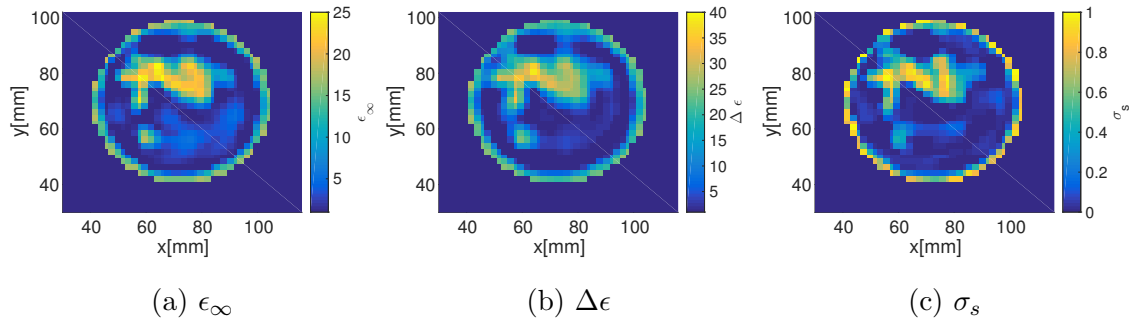


図 5.16: Class3 : 表 5.1 での設定の DBIM による画像化 (ROI 真値)

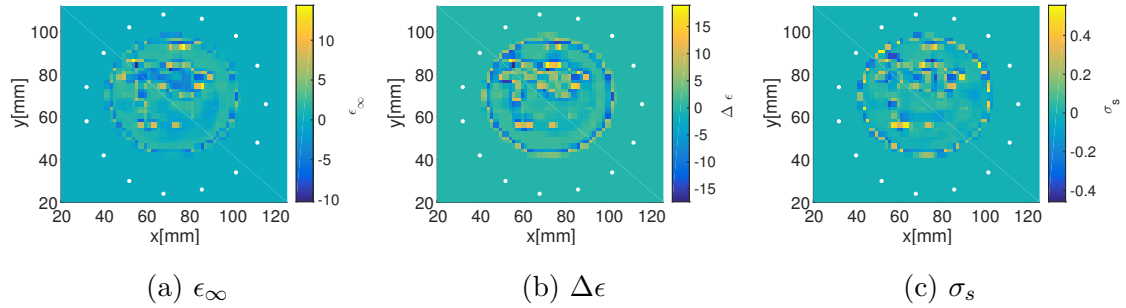


図 5.17: Class3 : 表 5.1 での設定の DBIM による画像化 (ROI 真値) の誤差分布

2次元モデル:セルサイズ 0.5mm

本節では、図 5.18 に示す、セルサイズが 0.5mm の乳房モデルで得られた散乱データを用いた DBIM 画像化の確認を行う。同図は図 5.1 と同一 z 面でセルサイズが 0.5mm となったモデルである。また癌細胞も図 5.1 と同様の位置とサイズで付加する。DBIM 自体の設定は表 5.1 での設定と変わらず、未知数が 2mm から 0.5mm によって $K = 10735$ となる。図 5.19 に 5.18 モデルで得られた散乱データを用いた DBIM の再構成結果を示す。セルサイズ 0.5mm での NRMSE は $(\epsilon_\infty, \Delta\epsilon, \sigma_s) = (0.520, 0.798, 1.399)$ である。同図を見ると、皮膚、脂肪、乳腺の位置の大まかな推定は行えていることが確認できる。同図の結果と図 5.16 を比較すると、空間分解能が劣化していることが分かる。これは、未知数 $K = 10735$ がデータ数 $NMF = 1125$ よりも大きくなり、悪条件になったことが考えられる。また、5.6.2 で述べる正則化が、各セル毎に拘束を行うものであり、全体としての拘束が強くなったことが考

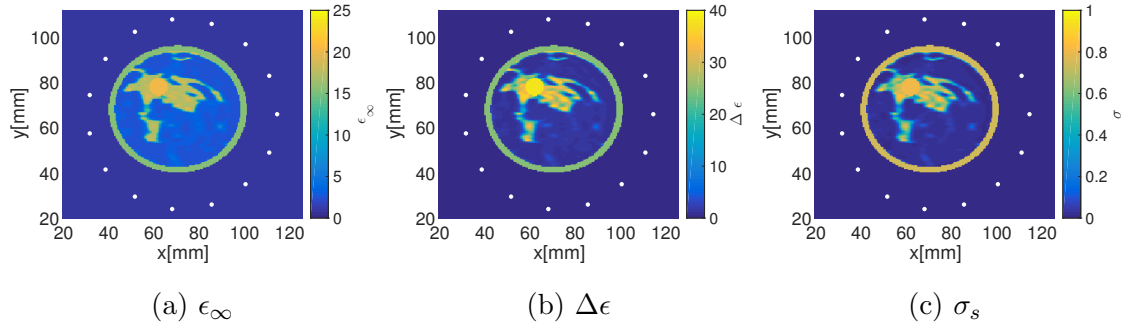


図 5.18: Class3-セルサイズ 0.5mm 乳房均質モデル, 白点: 素子位置

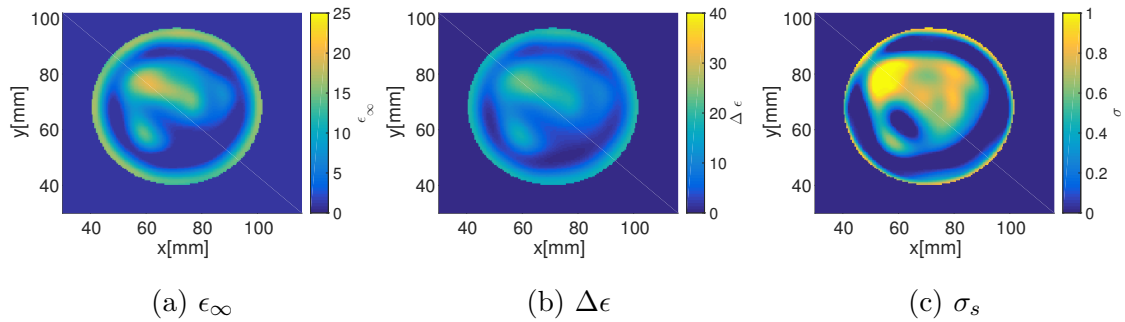


図 5.19: Class3-セルサイズ 0.5mm : 表 5.1 での設定の DBIM による画像化 (ROI 真値)

えられる．5.5 の 3 次元モデルでの推定同様に，未知数が多いことで DBIM の画像化精度が劣化していることが確認できる．今後の課題としては，推定次数が多く逆問題を解く際の条件が悪い場合の対処法として，未知ベクトルの基底ベクトル化や有益な事前情報を与えることが考えられる．

5.6.4 TV 拘束の導入

本節では，画像処理分野でエッジ保存最適化フィルタとして用いられる TV (Total Variation) 項の導入を検討する．TV (Total Variation) 項は MR-CSI 法 [21] 等に導入されている拘束化手法であり，逆問題解析においてもエッジが保存期待できる．図 5.17 の誤差分布画像より，DBIM では境界部がぼやけ，誤差が発生していることが確認できる．同ぼやけを抑え，画像化精度の向上を図り TV 項の導入を検討す

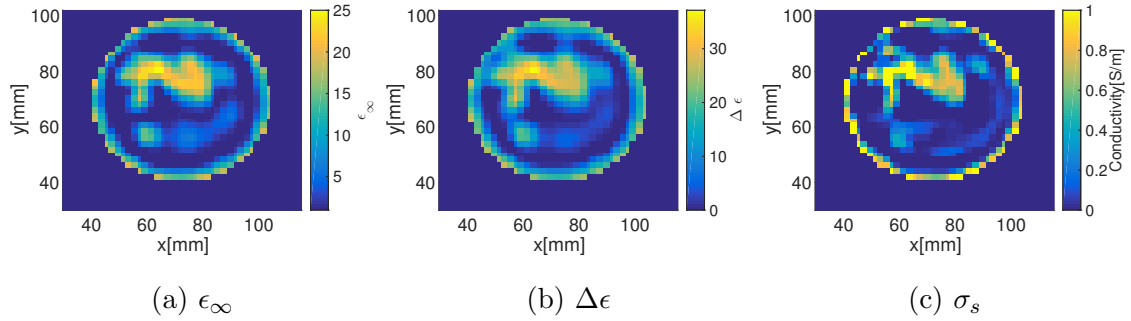


図 5.20: TV 導入後の DBIM による画像化結果

る．式 5.21 に次式の拘束を導入する．

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min_{\mathbf{x}} [\|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{d}\|_2 + \lambda_{l2} \|\mathbf{x}\|_2] \quad (5.26)$$

$$+ \lambda_{\text{TV}} \sum_{k=1}^K \left[\frac{1}{8} \sum_{l=1}^8 (o_{n,k}(\mathbf{r}) + x_k) - (o_{n,k,l}(\mathbf{r}) + x_{k,l}) \right] \quad (5.27)$$

ここで、 λ_{TV} は拘束係数であり、 $o_{n,k}(\mathbf{r})$ は背景媒質 (5.3 の手順 3e)、 $o_{n,k,l}(\mathbf{r})$ は $o_{n,k}(\mathbf{r})$ と隣り合う 8 つのセルである．DBIM では更新量 $\hat{\mathbf{x}}$ が求める解となっているため、仮想的に $(o_{n,k}(\mathbf{r}) + x_k)$ で更新後のセル値 (デバイパラメータ) を表す．式 5.27 の TV 項により、隣り合うセル同士の変量が拘束量となる．これにより、同一組織領域に含まれるセル値が同じになるように拘束が働き、エッジが保存される．5 章 2 次元モデルと同一のシステムモデル、計算モデルで性能評価を行う．DBIM の設定は表 5.1 に加え ROI は真値を仮定し、TV 項を導入し、 $\lambda_{\text{TV}} = 6 \times 10^{-4}$ とする．図 5.20 に TV 項を導入した DBIM による画像化結果を示す．各デバイパラメータでの NRMSE は、 $(\epsilon_{\infty}, \Delta\epsilon, \sigma_s) = (0.427, 0.611, 0.702)$ である．画像化結果からも、NRMSE の結果からも画像化精度は向上していないことが確認できる．TV 項の導入によって、精度が改善しなかった要因として、総変量 (TV) を直接的に更新後のデバイパラメータ分布の総変量として逆問題を解けなかったことが考えられる．また、拘束を大きくした場合 $\lambda_{\text{TV}} > 2 \times 10^{-3}$ 程度で解が安定しなかった．DBIM の逆問題においては、更新量を逐次求めるという観点から、TV 項による拘束との相性が悪いと考えられる．

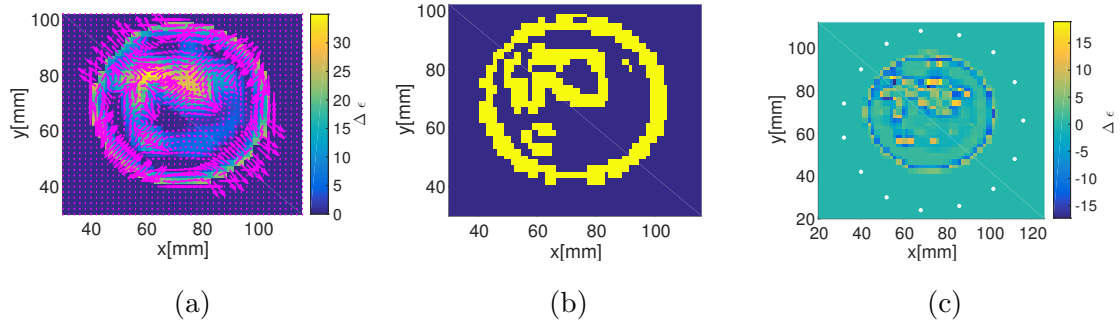


図 5.21: 高勾配 ROI 決定, (a):ピンク矢印 : DBIM 推定結果での勾配値, (b):高勾配 ROI 領域, (c):DBIM 推定結果の誤差分布 (図 5.17 と同様)

5.6.5 高勾配 ROI での DBIM による精度改善の検証

図 5.17 の誤差分布画像より, DBIM では境界のエッジが保存されずぼやけ, 誤差が発生していることが確認できる. 前節では TV 項によるエッジ再構成精度の向上を図ったが, 同目的は達成されなかった. そこで, ROI をぼやけて誤差が大きくなっているエッジ部分に絞り未知数を減らすことで画像化精度の向上を図る. まず, 乳房全体を ROI とする DBIM を解き推定分布を得る. その後, その時点で推定されている背景媒質分布で勾配をとり, 勾配が高い領域を抽出する. 推定分布がぼやけている箇所は, 皮膚-脂肪, 脂肪-乳腺の境界であり, 勾配が高くなっていることを利用する. 図 5.21 に, DBIM 推定による高勾配 ROI 決定の例を示す. ここで, 高勾配領域として ROI に設定した領域は $\nabla [\Delta\epsilon(\mathbf{r})] > 5$ に該当する位置である. 同図 (b)(c) より, 誤差が大きい領域を高勾配領域を選択することで抽出できていることが確認できる. 5 章 2 次元モデルと同一のシステムモデル, 計算モデルで性能評価を行う. DBIM の設定は繰り返し回数を 130 回とし, 高勾配 ROI 上での逆問題では L2 ノルムによる拘束を行わない. 以外は表 5.1 と同様である. また, 高勾配 ROI に絞り込むのは, 初期コスト関数ノルム $\|\Delta E^T(\mathbf{r})\|_2$ に対し, コスト関数ノルムが $1/200$ となった 30 回目の更新以降とした. 図 5.22 に高勾配 ROI への絞り込みを導入した DBIM による画像化結果を示す. 画像化結果から, 境界領域の精度改善は確認されない. また, NRMSE の各更新での変化を図 5.23 に示す. ROI の絞り込みを行った 30 回目の更新直後には, NRMSE が下がっていることが確認で

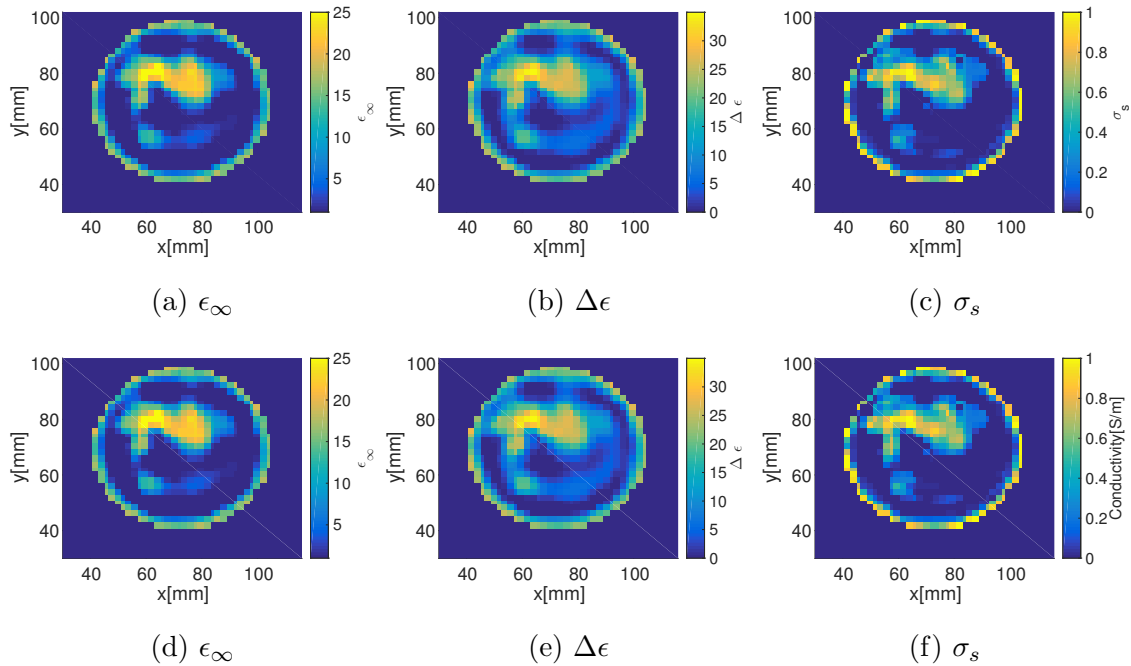


図 5.22: Class3 : DBIM による画像化, (a)-(c):固定真値 ROI, (d)-(f):高勾配 ROI への絞り込みあり

きる。しかし、最終的な NRMSE はおおよそ同値であることが確認できる。画像化結果と NRMSE 変化から、高勾配 ROI への絞り込み直後は、背景媒質の更新精度が改善したが、最終的な画像化結果の精度が向上しなかったことが確認できる。これは、最終的な背景媒質でのコスト関数 $\|\Delta E^T(\mathbf{r})\|_2$ がぼやけた像でも十分小さくなっているため、エッジを強調するような更新量が逆問題によって算出されないことが要因として考えられる。

検証のまとめ

行列方程式における係数調整処理と L2 ノルムによる最適化により、画像化精度の改善が確認された。一方、TV 項による拘束や高勾配 ROI での DBIM 画像化では、改善が確認されなかった。再構成画像がぼやけて空間分解能が低い要因として、DBIM が各イタレーションで求める解が更新量である点、悪条件での逆問題のため正則化が必要である点、コスト関数である $\|\Delta E^T(\mathbf{r})\|_2$ がぼやけた像でも十分

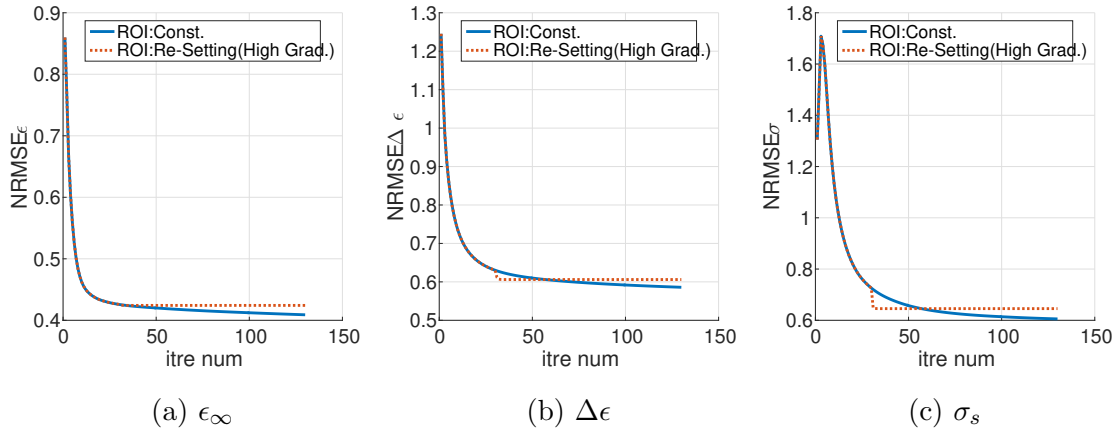


図 5.23: NRMSE の変化,

小さくなっている点が挙げられる．今後は上記要因を改善するために，行列方程式の構成や逆問題の解法の検討などが考えられる．

5.7 3次元 DBIM による画像化の課題

本節では本研究で使用した 3次元 DBIM による画像化の課題と課題について述べる．まず，ROI が真値の場合の 3次元 DBIM による画像化結果について示す．次に，背景媒質が真値の場合の 3次元 DBIM による癌細胞の画像化結果について示す．

ROI 真値の場合の 3次元 DBIM による画像化

図 5.24 に，図 5.8 のモデルにおける表 5.4 での設定で ROI に真値を与えた場合の画像化結果を示す．同図での各デバイパラメーター ($\epsilon_{\infty}, \Delta\epsilon, \sigma_s$) の NRMSE は，(1.01,1.40,1.45) で，真値との相関度は 0.697 であり，両定量評価より，推定 ROI よりも精度が良いことが確認できる．一方で，癌細胞が識別であるほどの画像化精度には至っていない．ROI が真値であっても，未知数が多く悪条件下での逆問題解析であることや，技術的課題克服のための処理の影響も考えられる．今後は，DBIM 自体の画像化精度の向上が研究課題となる．

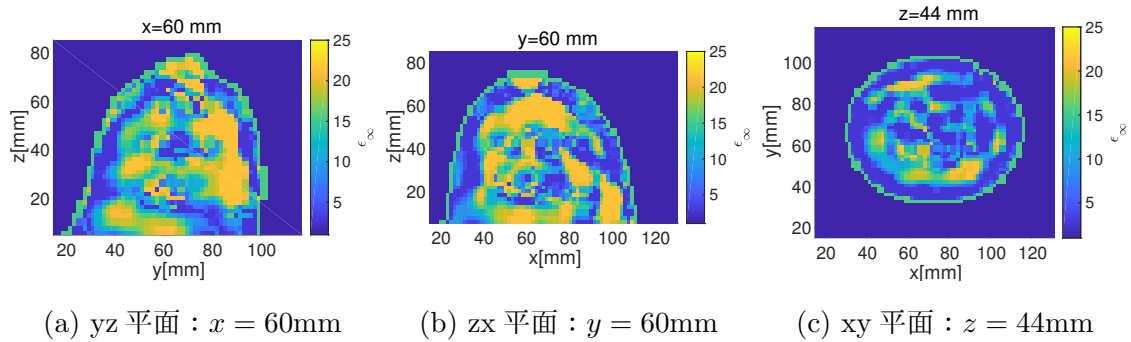


図 5.24: 3次元 DBIM による画像化結果 : ROI 真値

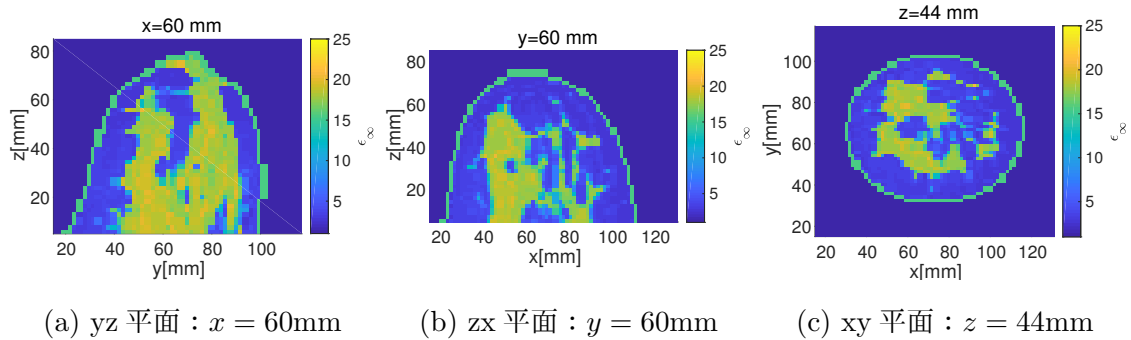


図 5.25: Class3 癌細胞未付加-3次元モデル (背景媒質真値), ϵ_{∞} の分布

背景媒質が真値の場合の 3次元 DBIM による画像化

図 5.8 のモデルに対し, 癌細胞見配置の真の背景媒質を図 5.25 に示す. 図 5.26 に, 背景媒質が真値 (図 5.25) である場合の Born 近似による画像化結果を示す. ここで, Born 近似とは DBIM おけるイタレーションを行わない, 1 度のみの逆問題で求まる画像である. 同図での応答位置は, 癌細胞付加位置 $(x,y,z)=(60\text{mm},60\text{mm},44\text{mm})$ の位置と一致していることが確認できる. この結果より, 背景媒質が真値であり状況, つまりコントラストが低い場合, ある程度精度を有する画像再構成が可能であることが確認できる. コントラストが低い場合, 式 2.19 の Born 近似の精度が良く, 逆問題においては未知数が小さくなるため精度が良くなる. 以上のことより, 3次元 DBIM の画像化精度を改善するためには次の 3 点の方向性が考えられる. 1 点目は, 悪条件下での逆問題を改善するために行列方程式 5.1 における, データ (N,M,F) を多くし, 未知数 K を少なくすることである. 一方, データを多くする

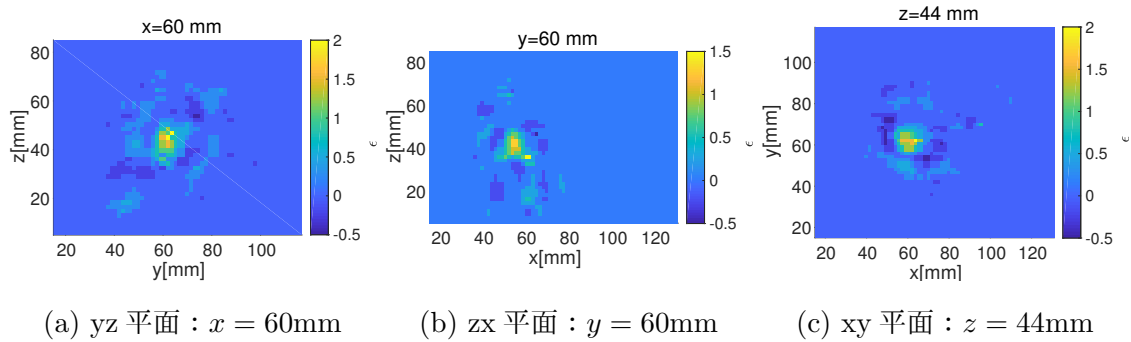


図 5.26: 背景媒質が真値の場合の画像化結果, ϵ_∞ の分布

と計算コストが大きくなり, 未知数を減らすと空間分解能が落ちる点に注意すべきである. 2 点目は, Born 近似の精度改善のため, 初期設定の精度を向上することである. 本稿での初期設定の向上は ROI に関するものであり, 背景媒質の初期値は ROI 内で均一であった. そのため, ROI 内の複素誘電率分布の設定工夫することで精度の改善が考えられる. 3 点目は, 逆問題解析の手法検討や, 他の手法との統合などが考えられる.

3次元モデルにおける Born 近似精度の考察

3次元 DBIM による画像化の課題には, 前述のスカラー近似や悪条件以外に, Born 近似の精度がある. DBIM では, 式 2.19 の Born 近似によって線形化を行い逆問題を解き背景媒質の更新するため, 同近似の精度が改善されることで妥当な解を得ることができる. 本節では, Born 近似の影響を確認する. 図 5.27 に, Born 近似を行わずに真の全電界を与えた行列方程式 5.1 での逆問題推定結果と, Born 近似を行った逆問題推定結果を示す. 同図結果は, 図 5.8 のモデルと表 5.4 での設定で ROI に真値を与えた場合の画像化結果を示す. ここで, DBIM の繰り返しは行わず, 逆問題を 1 度のみ解いた結果であることに注意する必要がある. 図 5.27 の画像での各デバイパラメータでの NRMSE は, 全電界が真値の場合 (0.654, 0.879, 0.872) であり, Born 近似を行った場合 (0.8574, 1.163, 1.158) である. 図 5.27 と NRMSE より, 全電界に真値を与えた場合の推定では高精度に推定を行っていることが確認できる. この時, 前述のスカラー近似や未知数の数は同一であることより, 3次元 DBIM によ

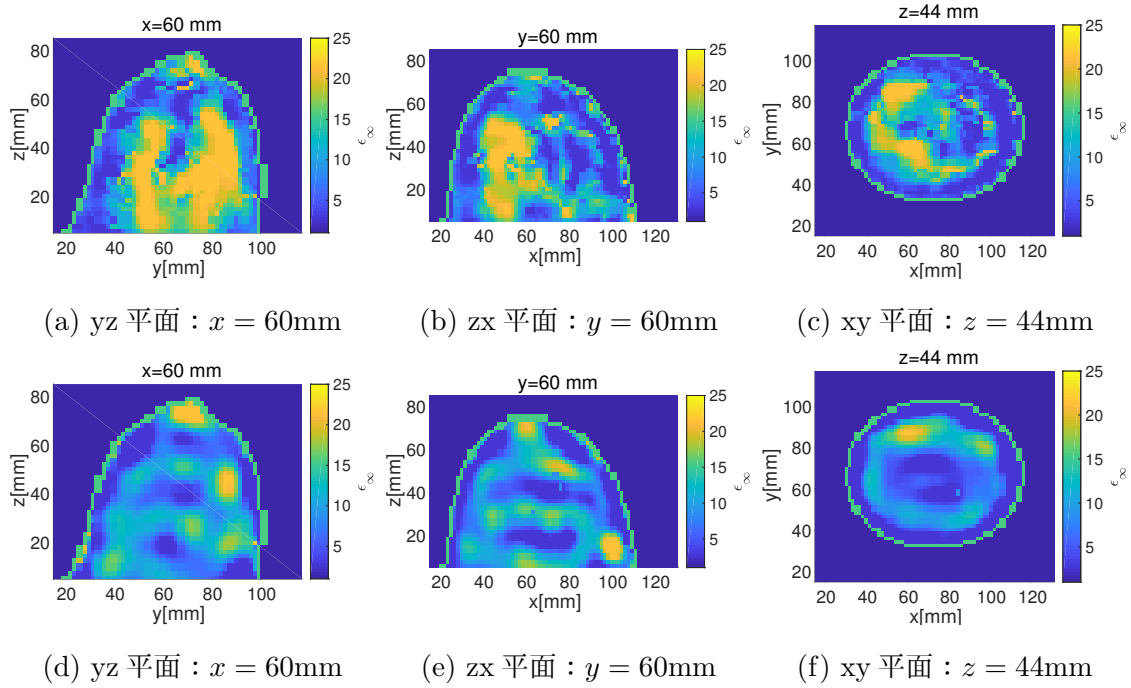


図 5.27: DBIM による画像化結果での Born 近似の影響確認, ROI 真値, (a)-(c):全電界 $E^T(\mathbf{r}') = \text{真値}$, (d)-(f):全電界 $E^T(\mathbf{r}') \simeq E^b(\mathbf{r}')$ (Born 近似)

る画像化精度の劣化の主たる要因が Born 近似の影響であることが確認できる。つまり、未知数の数がデータより多く、スカラー近似を適用している場合でも、Born 近似ではなく真の全電界を用いて行列方程式 5.1 を構成することで逆問題によって精度の良い推定が行える。

次に、Born 近似誤差の定量評価を次式で行う。

$$\text{Err}_{\text{BA}} = \frac{1}{MKF} \sum_{t=1}^M \sum_{k=1}^K \sum_{f=1}^F \frac{|E^T(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}'_k; \omega_f) - E_b^T(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}'_k; \omega_f)|}{E^T(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}'_k; \omega_f)} \quad (5.28)$$

ここで、 $E^T(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}'_k; \omega_f)$ は観測モデル (真値) での各送信、位置、周波数での全電界、 $E_b^T(\mathbf{r}_t, \mathbf{r}'_k; \omega_f)$ は Born 近似を行う際の背景媒質での各送信、位置、周波数での全電界である。2次元の図 5.16 の推定で行った初期分布での Born 近似誤差は $\text{Err}_{\text{BA}} = 0.141 + j0.137$ であるのに対し、図 5.27(d)-(f) の Born 近似誤差は $\text{Err}_{\text{BA}} = 0.592 + j0.157$ であった。これより、3次元の Born 近似誤差が実部において 0.5 以上であり、近似精度が非常に悪いことが分かる。このことが影響し、3次元 DBIM

での画像化結果が劣化したことが図 5.27 と合わせて確認できる。

今後、Born 近似誤差の影響を小さくするために、適切な初期分布を設定する必要がある。現在は、ROI 内を代表的な乳房のデバイパラメータで満たした均質媒質としているが、今後は脂肪と乳腺を考慮する多層構造等の設定をする必要があると考えられる。

第 6 章

結論

本論文では，マイクロ波マンモグラフィのための高精度乳房境界抽出法を，マイクロ波画像化法であるレーダ方式と逆散乱解析法に統合する研究を実施した．マイクロ波マンモグラフィは，既存の検診技術に対して，非接触，安全，非圧迫，簡便なスクリーニング技術として注目されている．様々な先行研究よりマイクロ波による画像化手法が提案されている．何れの手法においても画像化精度は，事前情報として与える乳房境界情報に依存することが分かっている．従来の Envelope 法による乳房形状推定では，アンテナと乳房境界間の距離を推定し，同距離を基に境界を抽出していた．しかし，マイクロ波マンモグラフィでは近傍界計測となるため送信波形に対して反射波形が歪み，同歪による距離推定誤差が形状推定誤差に直接的に影響することを確認した．同問題を解決するため，近傍界と相互結合作用の影響を再現した波形を FDTD 法によって生成し，参照波形を補正することで距離推定精度を向上させ，高精度に乳房境界を相対誤差 3%程度で推定することに成功した．本論文では，同高精度乳房境界抽出法を，レーダ方式である DAS 法と逆散乱解析法である DBIM に統合する手法を提案した．

まず，レーダ方式による画像化では，高精度境界抽出法及び部分微分波形による表面反射波抑圧を導入し，レーダ画像化の一つである DAS 法の精度改善を図った．同手法の性能評価を，MRI 画像から得られた 2次元 FDTD 解析に基づくデータを用いて実施した．同結果から，表面反射波抑圧精度を 10dB 程度改善させた．しかし，乳腺組織と癌細胞の識別が困難であることが確認された．

このため，逆散乱解析による誘電率推定法を検討した．逆散乱解析法の一つであ

る DBIM では、画像化領域 (ROI) を事前情報として与える必要があり、同領域の推定精度に画像化精度が依存する。そこで、高精度境界抽出法による ROI 推定を DBIM に導入する方法を提案した。前述の 2 次元乳房モデルによる提案手法の性能評価より、ROI 推定精度が 5 倍改善し、かつ誘電率再構成精度も 3 倍の改善が確認された。また同手法の 3 次元問題への拡張も実施した。3 次元モデルでは提案手法によって、ROI 推定精度の 2.7 倍の改善が確認された。これに伴い真値との相関係数は 60% 改善されたが、再構成精度は改善されなかった。提案手法での ROI 内の未知数に対し、従来手法での ROI 内の未知数は 70% 程度であった。このことより、未知数が多い提案手法では DBIM による収束が悪いことが考えられる。また、従来手法での ROI が真値の ROI に対して中央に縮小したことで、観測モデルの中央に偏る乳腺に沿うような推定となったことで、同従来手法での誤差が低く見積もられたことが考えられる。但し、3 次元化におけるスカラー近似の影響が少ないアンテナと同一平面での画像化精度の改善は確認された。

3 次元画像化での癌細胞識別を行うためには、更なる画像化精度向上のため、Born 近似誤差の低減のために初期分布を適した分布に設定することや、逆問題解析の手法、他の手法との統合などの検討が必要である。また、実験データに対する性能評価を行い、臨床試験を行う性能を有する手法の開発が必要である。

参考文献

- [1] 国立がん研究センター, ”国立がん研究センターがん情報サービス「がん登録・統計」”, URL:https://ganjoho.jp/reg_stat/statistics/dl/index.html
- [2] 日本乳癌学会, ”乳癌診断ガイドライン 疫学・予防 総説 1 日本人女性の乳癌罹患率, 乳癌死亡率の推移”, URL:<http://jbcsg.jp/guideline/2018/index/ekigakuyobo/s1/>
- [3] 千葉県がんセンター研究所がん予防センター, ”全がん協生存率-部位:乳房”, URL : <https://kapweb.chiba-cancer-registry.org/simple>
- [4] OECD, ”OECD Health Data 2015”, Nov. 2015.
- [5] R. C. Conceicao, J. J. Mphr and M. O’Halloran, ”An Introduction to Microwave Imaging for Breast Cancer Detection”, Springer International Publishing Switzerland 2016.
- [6] M. Lazebnik, L. McCartney, D. Popovic, C. B. Watkins, M. J. Lindstorm, J. Harter, S. Sewall, A. Magliocco, J. H. Brooske, M. Okoniewski and S. C. Hagness, ”A large-scale study of the ultra wideband microwave dielectric properties of normal breast tissue obtained from reduction surgeries”, *Phys. Med. Biol.*, vol. 52, no. 10, pp. 2637-2656, May 2007.
- [7] E. J. Bond, Xu Li, and S. C. Hagness, ”Microwave imaging via space-time beamforming for early detection of breast cancer”, *IEEE Trans. Antennas Propagat.*, vol. 1, no. 8, pp. 1690-1705, Aug. 2003.

- [8] J. D. Shea, P. Kosmas, S. C. Hagness and B. D. Van Veen., “Three-dimensional microwave imaging of realistic numerical breast phantoms via a multiple-frequency inverse scattering technique”, *Am. Assoc. Phys. Med.*, vol. 37, no. 8, pp.4210-4226, Aug.2010.
- [9] 小寺 吉衛, “「21 世紀の診断と治療に関わる画像技術, 次の 10 年の進歩は？」 - 乳房について”, *医用画像情報学会雑誌*, vol.27, No.4, 2010.
- [10] 寺田 央, “マンモグラフィ撮影の実際 (5)-マンモグラフィのガイドラインとso の実際 : 表 1”, *日乳癌検診学会誌 (JJABCS)*,3(1), p.39-44, 1994.
- [11] 白井 秀明, “乳癌検診における超音波検査実施者に対する精度管理”, *日乳癌検診学会誌 (J.Jpn.Assoc.Breast Cancer Screen.)*,21 (3) OCT, 2012.
- [12] P. Kosmas and C. M. Rappaport, ”Time Reversal With the FDTD Method for Microwave Breast Cancer Detection”, *IEEE Trans. on Microwave Theory and Techniques*, vol. 53, no. 7, july 2005.
- [13] S. Kidera and K. Noritake, ”Boundary extraction based imaging method by incorporating FDTD based wavefront analysis for microwave mammography”, *2017 International Conference on Electromagnetics in Advanced Applications (ICEAA)*, Sept. 2017.
- [14] S. Kidera, T. Sakamoto and T. Sato, “Accurate UWB Radar Three-Dimensional Imaging Algorithm for a Complex Boundary Without Range Points Connections,” *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.*, vol. 48, no. 4, pp. 1993-2004, Apr. 2010.
- [15] T. C. Williams, J. Bourqui, T. R. Cameron, M. Okoniewski, and E.C. Fear, “Laser Surface Estimation for Microwave Breast Imaging Systems”, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 58, no.5, pp.1193-1199, May.2011.

- [16] S. Kidera, T. Sakamoto, and T. Sato., “A Robust and Fast Imaging Algorithm with an Envelope of Circles for UWB Pulse Radars”, *IEICE Trans Commun.*, vol. E90-B, no.7, pp.1801-1809, July.2007.
- [17] D. W. Winters, J. D. Shea, E. L. Madsen, G. R. Frank, B. D. Van Veen, and S. C. Hagness, ” Estimating the breast surface using UWB microwave monostatic backscatter measurements”, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 55, no.1, pp.247-255, Jan.2008.
- [18] M. Sarafianou, D.R. Gibbins, I.J. Craddock, M. Klemm, J.A. Leendertz, A. Preece and R. Benjamin, ”Breast Surface Reconstruction Algorithm for a Multi-Static Radar-Based Breast Imaging System”, *Proceedings of the Fourth European Conference on Antennas and Propagation*, April 2010.
- [19] T. Sakamoto and T. Sato, “A target shape estimation algorithm for pulse radar systems based on boundary scattering transform,” *IEICE Trans. Commun.*, vol.E87-B, no.5, pp.1357-1365, May 2004.
- [20] P. M van den Bergy and R. E Kleinmanz, “A contrast source inversion method ” , *IOP, Inverse Problems*, Vol.13, pp1607-1620, 1997.
- [21] A. Abubakar, P. M. van den Berg, and J. J. Mallorqui, ”Imaging of Biomedical Data Using a Multiplicative Regularized Contrast Source Inversion Method”, *IEEE Trans. on Microwave Theory and Techniques*, vol. 50, no. 7, july 2002.
- [22] C. Gilmore, P. Mojabi, and J. LoVetri, “Comparison of an Enhanced Distorted Born Iterative Method and the Multiplicative-Regularized Contrast Source Inversion method ” ,*IEEE Trans. on Antennas & Prop.*, VOL. 57, NO. 8, Aug. 2009.
- [23] J. E. Johnson, T. Takenaka, K. A. H. Ping, S. Honda, and T. Tanaka, “Advances in the 3-D Forward-Backward Time-Stepping (FBTS) Inverse Scattering Technique for Breast Cancer Detection”, *IEEE Trans. Biomed.*, vol. 56, no. 9, pp. 3540-3547, Sep. 2009.

- [24] M. A. Elahi, M. Glavin, E. Jones, and M. O'Halloran, "ARTIFACT REMOVAL ALGORITHMS FOR MICROWAVE IMAGING OF THE BREAST", *Progress In Electromagnetics Research*, Vol. 141, 2013.
- [25] A. Naghibi, M. S. Hoseini Rad, V. Khorashadi-Zadeh and A. R. Attari."Skin Artifact Removal Algorithms for Radar-based Microwave Breast Cancer Detection", *26th Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE2018)*.
- [26] M. Sarafianou, A. W. Preece, I. J. Craddock, M. Klemm, and J. A. Leendertz, "Evaluation of Two Approaches for Breast Surface Measurement Applied to a Radar-Based Imaging System", *IEEE Trans. Antennas Propagat.*, vol. 64, no. 2, pp.609-617, Feb. 2016.
- [27] 鈴木 健太, 羽多野 裕之, 桑原 義彦 "乳癌検出のための時空間ビームフォーミングのマルチスティックレーダへの拡張", 電子情報通信学会論文誌, vol.10, pp.306-315, Oct. 2011.
- [28] UWCEM, "Numerical breast phantom repository", URL:<https://uwcem.ece.wisc.edu/phantomRepository.html>
- [29] S. M. Aguilar, M. A. Al-Joumayly, M. J. Burfeindt, N. Behdad, and S.C. Hagness, "Multi-band miniaturized patch antennas for a compact,shielded microwave breast imaging array," *IEEE Trans. on Antennas Propagat.*, vol. 62, no. 3, pp. 1221-1231, Mar. 2014.
- [30] F. Gao, B. D. Van Veen, and S. C. Hagness, "Sensitivity of the distorted Born iterative method to the initial guess in microwave breast imaging," *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 63, no. 8, pp. 3540-3547, Aug. 2015.
- [31] A. Fhager and M. Persson, "Reconstrunction strategies for microwave imaging of breast; reconstructions constrained to the breast domain", *Microwave Bio Conference (IMBIOC)*, 2017.

- [32] Q. Fang, P.M. Meaney, S.D. Geimer, A.V. Streltsov and K.D. Paulsen, "Microwave image reconstruction from 3-D fields coupled to 2-D parameter estimation", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 23, Issue 4, April 2004.
- [33] D. W. Winters, B. D. Van Veen and Susan C. Hagness, "A Sparsity Regularization Approach to the Electromagnetic Inverse Scattering Problem", *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, vol. 58, no. 1, pp. 145-154, Jan. 2010.
- [34] Z. Miao and P. Kosmas, "Multiple-Frequency DBIM-TwIST Algorithm for Microwave Breast Imaging", *IEEE Trans. on Antennas Propagat.*, vol. 65, no. 5, pp. 2507-2516, May. 2017.
- [35] A. Semnani, I. T. Rekanos, M. Kamyab, and T. G. Papadopoulos, "Two-Dimensional Microwave Imaging Based on Hybrid Scatterer Representation and Differential Evolution", *IEEE Trans. on Antennas Propagat.*, vol. 58, no. 10, pp. 3289-3298, May. 2010.

謝辞

本研究を行うにあたり，多大なご指導を頂いた木寺正平准教授に心から御礼申し上げます。合同輪講にてご指導頂いた桐本哲郎教授，孫光鎬助教授，尚方助教授に深く感謝致します。また，事務処理などでお世話になった事務室の皆様に深く感謝致します。さらに，計測機器に関する問い合わせに真摯に対応していただいたテクトロニクスの鹿取様，西原様，電磁界シミュレーションソフト XFDTD に関する問い合わせに真摯に対応していただいた構造計画研究所の松本様，大嶺様に深く感謝致します。最後に，日常の議論を通じて様々な知識や示唆，観点を頂いた，木寺研究室と桐本・孫研究室の皆様に心から感謝し，本論文の結びとさせていただきます。