

博士論文

電磁波を用いた  
インプラント機器の位置推定に関する研究

A Study on Localization Methods  
for Implant Devices with Electromagnetic Wave

2017年

伊藤孝弘

# 目次

目次	i
図目次	v
表目次	viii
第1章 序論	1
1.1 研究背景	1
1.2 本研究の目的と論文構成	4
第2章 受信信号強度を用いたインプラント機器位置推定法	6
2.1 まえがき	6
2.2 無線通信システムにおける位置推定法	6
2.3 システムモデル	10
2.4 受信電力の確率モデル	11
2.5 最尤推定法	14
2.6 FIR フィルタによる位置トラッキング	17
2.7 パーティクルフィルタによる位置トラッキング	18
2.8 計算機シミュレーションによる特性評価	25
2.8.1 計算機シミュレーション環境	25
2.8.2 カプセル内視鏡の模擬	25
2.8.3 計算機シミュレーション方法	27
2.8.4 パーティクルフィルタのパラメータ決定	28

2.8.5	受信信号強度を用いた位置推定法の特性評価 . . . . .	30
2.8.6	パーティクルの可視化と推定経路 . . . . .	32
2.9	まとめ . . . . .	33
<b>第3章</b>	<b>信号到来時間を用いたインプラント機器位置推定法</b>	<b>35</b>
3.1	まえがき . . . . .	35
3.2	システムモデル . . . . .	36
3.3	平均比誘電率推定モデルの構築 . . . . .	38
3.4	FDTD 法による平均比誘電率推定モデルの検証 . . . . .	40
3.5	平均比誘電率推定モデルを導入したパーティクルフィルタを用いた信号 到来時間による位置推定法 . . . . .	44
3.6	計算機シミュレーションによる特性評価 . . . . .	45
3.6.1	計算機シミュレーション環境 . . . . .	45
3.6.2	信号到来時間を用いた手法におけるパーティクルフィルタのパラ メータ決定 . . . . .	47
3.6.3	信号到来時間を用いた位置推定法の特性評価 . . . . .	48
3.6.4	平均比誘電率の推定誤差による位置推定精度の変化 . . . . .	50
3.6.5	サンプリング周波数による位置推定精度の変化 . . . . .	51
3.7	まとめ . . . . .	52
<b>第4章</b>	<b>インプラント機器の移動経路長・進行方向推定</b>	<b>53</b>
4.1	まえがき . . . . .	53
4.2	中継点検出アルゴリズム . . . . .	55
4.3	移動経路長・進行方向の算出 . . . . .	58
4.4	計算機シミュレーションによる特性評価 . . . . .	58
4.4.1	シミュレーション環境 . . . . .	58
4.4.2	シミュレーション結果 . . . . .	58
4.5	まとめ . . . . .	60

第 5 章	散乱電界を用いたインプラント機器位置推定法	62
5.1	まえがき	62
5.2	システムモデル	63
5.3	モーメント法による散乱電界・全電界の数式表現	64
5.4	圧縮センシングを用いたインプラント機器位置推定法	68
5.4.1	圧縮センシング	68
5.4.2	位置推定アルゴリズム	69
5.5	遺伝的アルゴリズムを用いたインプラント機器位置推定法	70
5.5.1	遺伝的アルゴリズム	70
5.5.2	交叉方法	72
5.5.3	選択方法	72
5.6	計算量の評価	73
5.7	計算機シミュレーションによる特性評価	74
5.7.1	計算機シミュレーション環境	74
5.7.2	スパース特性の検証	76
5.7.3	AWGN 環境における特性評価	77
5.7.4	受信機数削減効果の評価	78
5.8	まとめ	79
第 6 章	結論	81
	参考文献	85
	謝辞	92
付 録 A	本研究に関する発表論文	93
A.1	学会誌	93
A.2	国際会議論文	93
A.3	口頭発表 (研究会)	94

A.4 口頭発表（全国・支部大会）	95
-------------------	----

# 目次

1.1	BANによるヘルスケアシステム [1]	2
1.2	カプセル内視鏡 [2]	3
2.1	受信信号強度/信号到来時間/信号到来時間差に基づく位置推定	7
2.2	信号到来方向に基づく位置推定	8
2.3	人体数値モデル	12
2.4	送信点の配置	12
2.5	MICS帯における受信電力の距離依存性	14
2.6	正規化した受信電力の確率分布	15
2.7	4次のFIRフィルタ	17
2.8	パーティクルフィルタのフローチャート	19
2.9	Random way pointモデルの遷移イメージ	20
2.10	パーティクルの再生成	22
2.11	コピーするパーティクルの選択	23
2.12	位置推定評価シミュレーションモデル	26
2.13	カプセル内視鏡の軌跡	26
2.14	位置推定評価シミュレーションのフローチャート	27
2.15	パーティクル数に対する位置推定精度の変動	28
2.16	$\beta_{thr}$ , $\sigma_{pos}$ が位置推定精度に与える影響	29
2.17	受信信号強度による位置推定法の性能比較	30
2.18	受信信号強度による位置推定法の推定誤差に対する <i>cdf</i>	31
2.19	タップ数に対する位置推定誤差の変化	32

2.20	パーティクルの様子	33
2.21	位置トラッキングの例	33
3.1	信号到来時間方式による距離推定の問題点	36
3.2	FDTD シミュレーション環境	40
3.3	送信信号波形	42
3.4	受信信号波形	42
3.5	$\log \left[ \frac{E}{E_0} d \right]$ の距離依存性	43
3.6	正規化した平均比誘電率の累積分布関数	43
3.7	ピーク検出による信号到来時間の観測	45
3.8	位置推定評価シミュレーションのフローチャート	46
3.9	パーティクル数・リサンプリングスレッシュホールドが推定誤差に与える影響 (信号到来時間による位置推定法)	47
3.10	種々の位置推定法の RMSE 特性比較	48
3.11	信号到来時間による位置推定法の推定誤差に対する <i>cdf</i>	49
3.12	平均比誘電率の誤差が位置推定精度に与える影響	50
3.13	サンプリング周波数による誤差	51
4.1	ベクトル量の積分による軌跡の取得	54
4.2	中継点を用いた軌跡の取得	54
4.3	中継点の検出	55
4.4	中継点検出手法のフローチャート	56
4.5	移動経路長推定特性	59
4.6	推定移動経路長の時間推移	60
4.7	進行方向推定特性	61
5.1	平面波を入射する 2 次元の生体円筒モデル	64
5.2	セルにより分割された生体円筒モデル	66

5.3	遺伝的アルゴリズムのフローチャート	71
5.4	散乱電界算出における乗算回数の考察	73
5.5	圧縮センシング適用における乗算回数の考察	74
5.6	シミュレーションモデル	75
5.7	人体数値モデル	76
5.8	スパース特性の確認	77
5.9	SNR に対する位置推定精度	78
5.10	散乱電界による位置推定法の推定誤差に対する <i>cdf</i>	79
5.11	受信機数に対する推定位置誤差	79

# 表 目 次

2.1	人体数値モデルの諸元	13
2.2	受信電力モデルに関する諸パラメータ	13
2.3	動きモデルに関する諸パラメータ	27
3.1	解析領域の電気定数	45
4.1	シミュレーションパラメータ	59
5.1	Matching Pursuit に基づいた位置推定アルゴリズム	70
5.2	30MHz におけるインプラント機器・人体組織の電気定数	76

# 第1章

## 序論

### 1.1 研究背景

近年，我が国は超高齢化社会に突入し，それに伴う医療従事者不足が社会問題となっている．国立社会保障・人口問題研究所によると [3]，今後さらに高齢化率は上昇すると推定されており，医療従事者不足の深刻化は必至である．このような状況の中，政府は2025年までに病院ベッド数を約20万床減らす目標を示しており，在宅医療・在宅看護の必要性が増加している．これを受けて，医療ヘルスケア分野へ情報通信技術を応用する医療支援ICT(Information and Communication Technology)が注目を集めている．この医療ICTを支える技術にボディアエリアネットワークBAN(Body Area Network)がある [1, 4, 5]．BANは人体周辺での通信を想定した近距離無線ネットワークであり，2012年2月にIEEE802.15.6にて標準化された [6]．また，欧州では医療ヘルスケア向けBAN規格策定のため2013年3月にTC SmartBANが設立された．図1.1のように，人体表面及び内部の各種センサーより生体情報を取得することによって，ネットワークを介して患者の健康状態のモニタリングや遠隔治療を実現する．また，ヘルスケアの分野においても，日常生活において利用者の心電，心拍，体温，運動量などのデータをモニタリングし解析することで病気の予見や健康管理に利用される．BANはウェアラブルBANとインプラントBANに大別され，伝搬特性や応用例が異なる．ウェアラブルBANは人体表面に配置された端末同士でネットワークを構築し利用するもので，センサーで取得した心電図などの生体情報を無線ネットワークや人体通信で伝送する．それに対しインプラントBANは体外に配置された端末と体内に配置された端末，もし

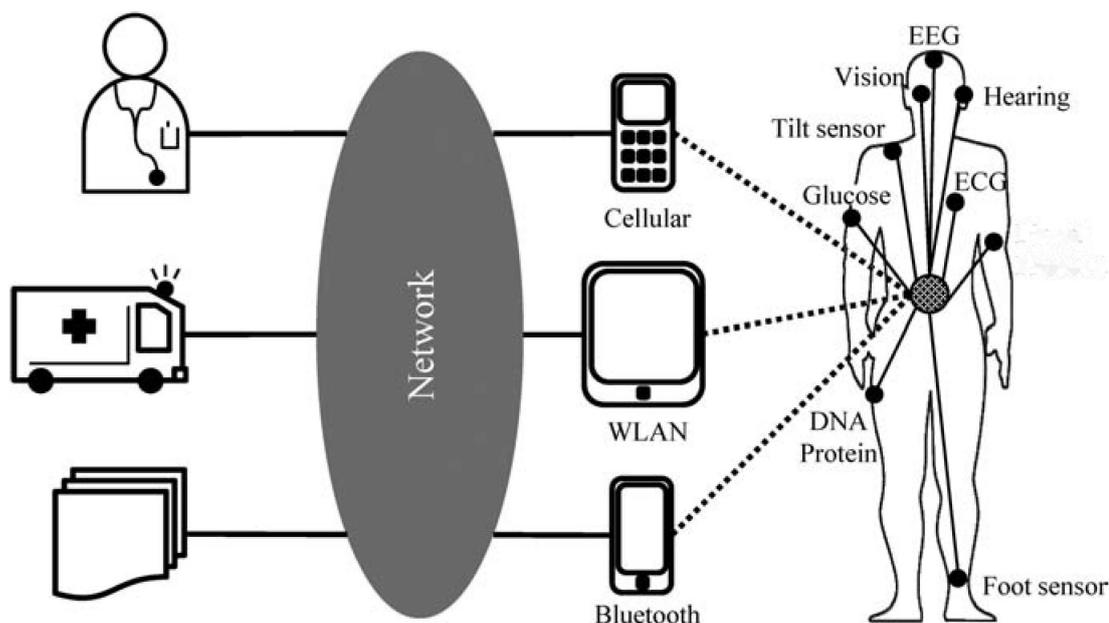


図 1.1 BAN によるヘルスケアシステム [1]

くは体内に配置された端末同士でネットワークを構築し、消化管の診察のためのカプセル内視鏡、血糖値取得センサーなどのアプリケーションがある。エレクトロニクス技術の発展も相まって、これらのインプラント医療機器は近年実用化され始め、今後さらなる進化が予想される。

先に述べたカプセル内視鏡は、インプラント BAN における重要なアプリケーションのひとつである。カプセル内視鏡は小型カメラ、光源、バッテリー、無線通信機等で構成されたカプセル型の医療機器で、カプセル剤のように服用して使用する。図 1.2 にカプセル内視鏡の外装を示す。蠕動運動によって消化管を移動しながら、カメラで内部を撮影し、無線通信によって体外に動画像情報を伝送するシステムである。服用後、日常生活を送ることができ、手軽な診断用装置として期待されている。カプセル内視鏡は、従来のファイバー型胃カメラでは検査が困難であった小腸も到達できるため、より高度な医療行為を行うことができる。現在ギブン・イメージングやオリンパス、アールエフによって実用化されており、国内でもカプセル内視鏡検査システムが利用されている。2007 年から小腸用が、2014 年から大腸用がそれぞれ保険適用となり、今後一層の普及が見込まれる。



図 1.2 カプセル内視鏡 [2]

カプセル内視鏡で撮影された動画像を用いて診断し，管内出血や腫瘍が見つかった場合，その治療のためには撮影された位置の情報が不可欠である．現在の手術は，開腹手術が主流であり，開腹位置の目安として位置情報が用いられる．将来的には，腹部表面にいくつかの小さい穴を開け，そこから切除器具を挿入して手術を行うことが想定されている．その場合，穴を開ける場所の目安として位置情報を利用する．また，熟練した医師にとって，小腸の先端からどの程度進んだ位置に病変部があるかが非常に重要な情報である．これは，位置情報の時系列データを利用して求めるなどが考えられる．さらに，カプセル内視鏡は動き制御についても要求が高まっており，高度な制御を行うには高精度な位置情報は必須である．このように，カプセル内視鏡に代表されるインプラント機器は位置情報が応用面から見て重要であるため，本研究はインプラント機器の高精度位置推定を目標とした．

位置を推定するシステムとして，全地球測位システム (GPS: Global Positioning System) が広く知られている．これは屋外等の見通し通信を前提とした技術であり，病室や自宅など屋内での使用は困難であるため，インプラント機器位置推定に適用することはできない．また，核磁気共鳴画像法 (MRI: Magnetic Resonance Imaging) やコンピュータ断層撮影 (CT: Computed Tomography) は人体断面の映像を得ることができる技術であり，それらを用いて得られた断面画像からインプラント機器の位置を取得する手法については，インプラント機器はアンテナやバッテリーなどの金属を含むた

め、外部から強力な磁場を印加する MRI は原理的に使用できず、また CT は画像撮影時に放射線を被曝することになり、モニタリング用途での利用は非現実的である。その他にも、例えば磁場を用いる手法が提案されている [7-10]。この手法は磁気を利用して高精度な位置推定を実現できるが、専用モジュール等の搭載、キャリブレーションのための事前測定を要するなど、煩雑な手順が必要となる。

本研究では、電磁波を用いたインプラント機器位置推定法を提案する。また、その位置推定法に基づいた移動経路長・進行方向推定法も合わせて提案する。電磁波は比較的安かつ大規模な装置が不要であり、高い利便性を実現することができる。例えばカプセル内視鏡は BAN を通した画像送信のために電波を利用しており、その送信信号を利用した位置推定法は合理的であると言える。また、外部波源を用いて位置推定を行うことで、対象となるインプラント機器が波源とならない状況でも適用可能な手法の構築を目指した。

## 1.2 本研究の目的と論文構成

本研究では、次の 4 つの手法を提案し、各章でそれぞれの手法について述べる。

### 1. 受信信号強度を用いたインプラント機器位置推定法

インプラント機器が発する信号を受信機で受信し、その受信信号強度を利用してインプラント機器位置を推定する手法を提案する。パーティクルフィルタを用いた位置トラッキングを行うことで、精度の向上を試みた。その際、受信信号強度の確率モデルが必要となるため、先行研究で構築された 2 層モデルを紹介する。

### 2. 信号到来時間を用いたインプラント機器位置推定法

信号到来時間による測距をベースにしたインプラント機器位置推定法を提案する。従来は CT や MRI で人体内部構造を取得し測距に利用していたが、本手法は受信信号強度から人体組織の比誘電率を推定するモデルを構築し、MRI や CT を必要としない、よ

り簡素かつ高精度な位置推定法を開発した。

### 3. インプラント機器の移動経路長・進行方向同時推定法

推定位置の時系列データを利用して、インプラント機器の移動経路長を算出するアルゴリズムを提案する。移動経路は複雑な形状であり、単純な積分では所望の長さは取得できない問題に対し、本手法は中継点検出をすることで移動経路を表現し精度向上を図った。また、進行方向も合わせて推定した。

### 4. 圧縮センシングを用いた散乱電界に基づくインプラント機器位置推定法

従来法や上記の提案法は、インプラント機器の信号送信機能を仮定しており、将来送信機能をもたない機器が開発された際に適用することができない。本手法は、外部から平面波を照射し、観測される散乱電界から内部に存在するインプラント機器の位置を推定する手法に対し、圧縮センシング技術の適用により、推定精度を保ったまま従来より少ない計算量・測定点での算出を目指した。

本論文は以下のように構成される。第2章では受信信号強度を用いたインプラント機器位置推定法について述べる。第3章では信号到来時間を用いたインプラント機器位置推定法について述べる。第4章では受信信号強度による位置推定法をベースとした、インプラント機器の移動経路長・進行方向推定アルゴリズムについて述べる。第5章は圧縮センシングを用いた散乱電界に基づくインプラント機器位置推定法について述べる。第6章はそれらの総括である。

## 第2章

# 受信信号強度を用いたインプラント機器位置推定法

### 2.1 まえがき

本章では，無線通信システムにおける位置推定法の基本原理について述べ，パーティクルフィルタを用いた受信信号強度を用いたインプラント機器位置推定法を提案する．

第2節では，無線通信システムにおける位置推定法について述べる．

第3節では，システムモデルについて述べる．

第4節では，インプラント環境の受信電力の確率モデルについて述べる．

第5節では，最尤推定法とその理論下界について述べる．

第6節では，簡易な位置トラッキングを実現する FIR(Finite Impulse Response) フィルタについて紹介する．

第7節では，事後確率最大推定のためのパーティクルフィルタについて述べる．

第8節では，計算機シミュレーションによる特性評価について述べる．

第9節はまとめである．

### 2.2 無線通信システムにおける位置推定法

無線通信システムに分野における電波を利用した位置推定法として，受信信号強度 (RSSI: Received Signal Strength Indicator) [11–13]，信号到来時間 (TOA: Time Of Arrival) [14–18]，信号到来時間差 (TDOA: Time Difference Of Arrival) [19]，信号到来方向 (AOA: Angle Of Arrival) [20, 21] に基づく手法が広く研究されている．また，信

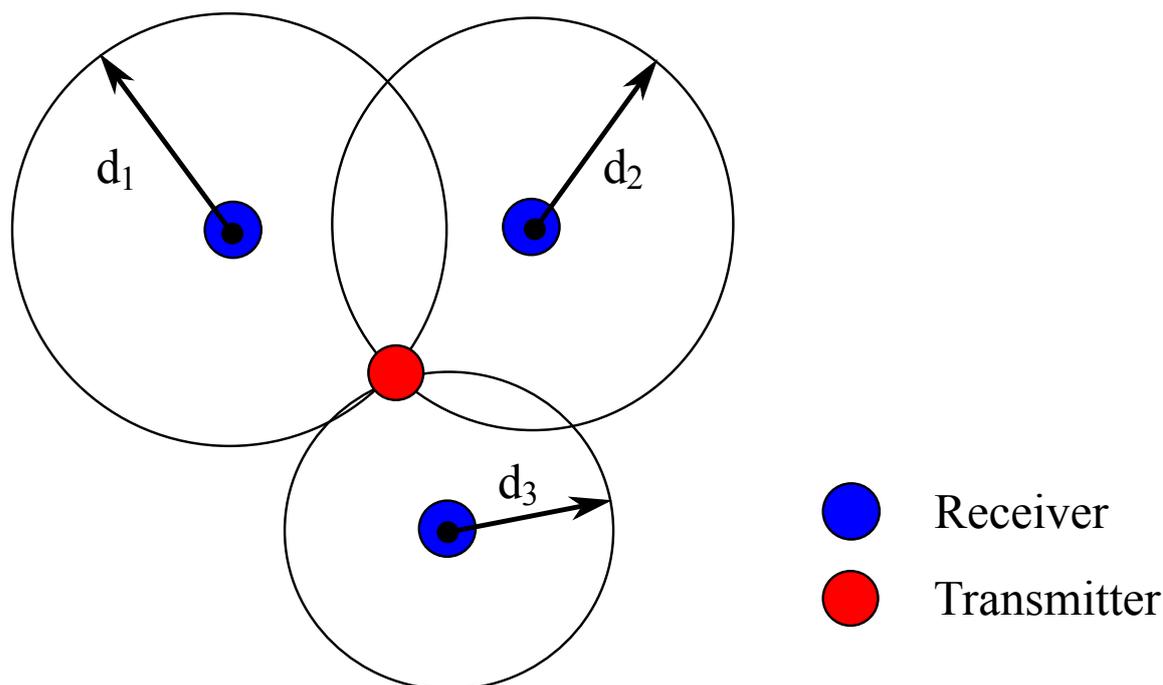


図 2.1 受信信号強度/信号到来時間/信号到来時間差に基づく位置推定

号到来時間と信号到来方向を併用する手法も研究されている [22, 23]。図 2.1 に、受信機数が 3 のときの受信信号強度，信号到来時間，信号到来時間差による位置推定の例を示す。また，受信機数が 2 のときの信号到来方向による位置推定の例を図 2.2 に示す。受信信号強度，信号到来時間や信号到来時間差に基づく手法は，それぞれの観測値から送受信機間距離を算出し，送信機位置の算出に用いる。信号到来方向に基づく手法は，信号が到来する角度から送信機位置を算出する。

受信信号強度に基づく位置推定法は，送信機から発せられた信号の減衰特性を利用した位置推定技術である。受信信号強度から送受信機間距離を算出するには，距離に対する減衰のモデルが必要となる。受信信号強度を利用するものは構成が簡易であり，無線ネットワーク用 LSI(Large-Scale Integration) の多くが受信信号強度検出機能を有している [24] ため追加コストが不要であるという利点があるが，位置推定精度は低いとされている。

無線通信信号を用いた位置推定法へのアプローチとしては，決定論的手法と確率論的

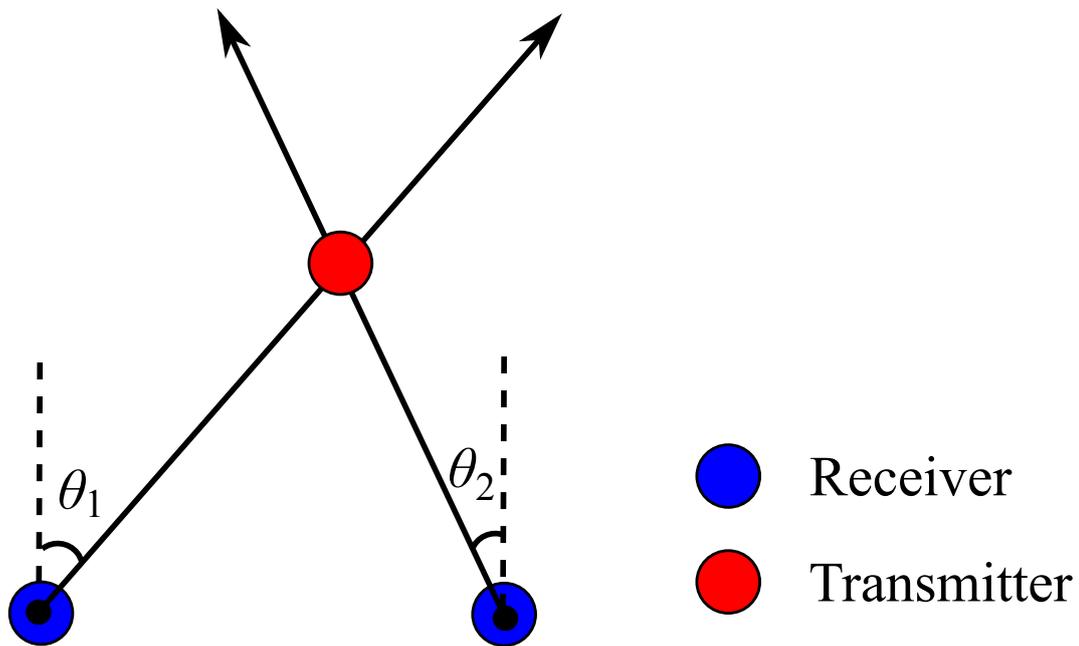


図 2.2 信号到来方向に基づく位置推定

手法の二つがある．決定論的手法によるアプローチには，観測情報とあらかじめ測定して用意しておいたデータベースとのパターンマッチングにより評価する Finger printing と呼ばれる手法がある [25, 26]．この手法は，位置推定を行う伝搬環境による影響を含めた情報を事前にデータベース化しておくため，データベース作成時と全く同じ環境で位置推定を行うことができれば高い推定精度を得ることができる．しかし，人体内部構造の個人差だけでなく内臓の動きや消化管内容物によっても無線伝搬特性が変化してしまうため，データベース作成時と同じ無線伝搬環境とはならない可能性が高く，位置推定精度の低下が懸念される．従って，データベースのアップデートを頻繁に行わなければならないため現実的ではない．そのため，確率論的手法によるアプローチを採用した．

また，位置推定精度を向上させる要素として，アダプティブフィルタを用いた位置トラッキングが考えられる．アダプティブフィルタを用いることで，フィルタリングによる時系列データの処理が可能となり，ある瞬間の観測情報のみを用いて位置を推定するものに比べ多くの情報量を扱うことができるため，精度向上が期待できる [26, 27]．

例えば，FIR(Finite Impulse Response) フィルタを用いて平滑化を行うことで，ガウス性の雑音を低減することができる．

トラッキングに利用するアダプティブフィルタとしてカルマンフィルタ [28, 29] がよく知られており，例えばカーナビゲーションでは自動車位置の推定に用いられている．時刻  $k$  における真のシステムの状態  $\mathbf{x}_k$  は 1 ステップ前の時刻  $k - 1$  の状態をもとに次のように表現される．

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}_{k-1}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{v}_{k-1} \quad (2.1)$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k\mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k \quad (2.2)$$

$\mathbf{F}_k$  はシステムの時間遷移に関する線形モデル， $\mathbf{v}_k$  は時間遷移に関する雑音で，共分散行列  $\mathbf{Q}_k$  かつ零平均に多変数正規分布に従う． $\mathbf{H}_k$  は状態空間を観測空間に線形写像する役割を担う観測モデル， $\mathbf{w}_k$  は共分散行列  $\mathbf{R}_k$  かつ零平均の多変数正規分布に従う観測雑音である．

$$\mathbf{v}_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k) \quad (2.3)$$

$$\mathbf{w}_k \sim N(0, \mathbf{R}_k) \quad (2.4)$$

カルマンフィルタは，時間ステップ毎に予測と更新の 2 つの手続きを行う．予測の手続きでは，前の時刻の推定状態から今の時刻の推定状態を計算する．更新では，今の時刻の観測された情報を用いて，推定値を補正してより正確な状態を推定する．

[予測]

$$\hat{\mathbf{x}}_{k|k-1} = \mathbf{F}_{k-1}\hat{\mathbf{x}}_{k-1|k-1} \quad (2.5)$$

$$\mathbf{P}_{k|k-1} = \mathbf{Q}_{k-1} + \mathbf{F}_{k-1}\mathbf{P}_{k-1|k-1}\mathbf{F}_{k-1}^T \quad (2.6)$$

[更新]

$$\mathbf{S}_k = \mathbf{H}_k\mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k \quad (2.7)$$

$$\mathbf{K}_k = \mathbf{P}_{k|k-1}\mathbf{H}_k^T\mathbf{S}_k^{-1} \quad (2.8)$$

$$\hat{\boldsymbol{x}}_{k|k} = \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1} + \boldsymbol{K}_k \left( z_k - \boldsymbol{H}_k \hat{\boldsymbol{x}}_{k|k-1} \right) \quad (2.9)$$

$$\boldsymbol{P}_{k|k} = \boldsymbol{P}_{k|k-1} - \boldsymbol{K}_k \boldsymbol{S}_k \boldsymbol{K}_k^T \quad (2.10)$$

$\boldsymbol{S}_k$  は時刻  $k$  における残差の共分散，式 (2.11) の  $\boldsymbol{K}_k$  は最適カルマンゲインである．これらの手続きを繰り返すことで時間ステップ毎に推定値を出力する．ここで，カルマンフィルタは線形の状態遷移モデルを与える必要があるため，小腸壁面で動きが止まる，進行方向が急に変わるなど，動きが非線形であると予想されるカプセル内視鏡には適用できない．

非線形な動きモデルに適用できるアダプティブフィルタの中で，本研究ではパーティクルフィルタに注目した．パーティクルフィルタは非線形モデルに適用できるだけでなく，十分なサンプル数を用意することで他のフィルタよりも優れた推定精度が得られると言われている．

以上より，本研究ではパーティクルフィルタを用いてベイズ推定を逐次的に解くことで，カプセル内視鏡位置のトラッキングを行う．このため，まず最初に受信電力の確率モデルについて紹介し，それをパーティクルフィルタに導入する．そして，計算機シミュレーションによって提案法の特徴を示す．

## 2.3 システムモデル

人体腹部周辺を解析領域とし，インプラント機器（送信機）が人体内， $M$  個の受信機が体外に配置されているとする．送信機の位置を  $\boldsymbol{r} = \{x, y, z\}$ ， $m$  番目の受信機の位置を  $\boldsymbol{r}_m = \{x_m, y_m, z_m\}$  とすると，送受信機間距離  $d_m$  は以下で表される．

$$d_m(\boldsymbol{r}) = |\boldsymbol{r} - \boldsymbol{r}_m| \quad (2.11)$$

$$= \sqrt{(x - x_m)^2 + (y - y_m)^2 + (z - z_m)^2} \quad (2.12)$$

また，受信機で観測される受信電力を  $\boldsymbol{P} = \{P_1, P_2, \dots, P_m, \dots, P_M\}$  とする．

推定位置の算出では，既知の受信機位置  $\boldsymbol{r}_m$  と観測された受信電力  $\boldsymbol{P}$  から送信機の推

定位置  $\hat{r}$  を決定する．事後確率最大推定問題として見ると，以下のように記述できる．

$$\hat{r} = \arg \max_{\mathbf{r}} \prod_{m=1}^M p(d_m(\mathbf{r})|\mathbf{P}) \quad (2.13)$$

ここで， $p(d_m(\mathbf{r})|\mathbf{P})$  は受信電力  $P$  を観測したとき  $d_m(\mathbf{r})$  である確率密度を表す．さらに， $d_m(\mathbf{r})$  と  $P$  は独立であるからベイズの定理より以下の等式が成り立つ．

$$p(d_m(\mathbf{r})|\mathbf{P}) = \frac{p(\mathbf{P}|d_m(\mathbf{r})) \cdot p(d_m(\mathbf{r}))}{p(\mathbf{P})} \quad (2.14)$$

本手法では，パーティクルフィルタを用いてこのベイズ推定を解き，3次元の送信機推定位置  $\hat{r}$  を算出する． $p(\mathbf{P})$  は定数であり， $p(d_m(\mathbf{r}))$  はパーティクルの分布によって表現する．パーティクルフィルタには尤度関数として  $p(\mathbf{P}|d_m(\mathbf{r}))$  を与え，分布  $p(d_m(\mathbf{r}))$  の更新を繰り返してより客観性の高い分布を得る．

## 2.4 受信電力の確率モデル

受信電力による位置推定法は，受信電力が送受信機間距離によって変動する性質を利用して測距を行う．このとき，その環境における距離減衰のモデルが必要である．しかし，インプラント環境においては，受信電力は距離変動だけでなく臓器等によるシャドウイング・マルチパスフェージングの影響を受け，送受信機間距離が等しい場合でも受信電力は大きく変動する．先行研究において，Anzai らはFDTD法 (Finite-difference time-domain method) による電磁界シミュレーションによってインプラント環境における 400MHz 帯受信電力の確率モデルを導出した [30]．FDTD法とは，Maxwell の方程式を時間領域と空間領域の両方において差分化し，それらの差分式を時間領域で逐次計算することにより領域内の電磁界を数値的に求める解析手法である．FDTD法はモデルが複雑な場合でも数値解析できる利点があり，広く利用されている．

FDTD 解析には，図 2.3 に示す情報通信研究機構開発の人体数値モデルが使用された．本モデルは，平均的な日本人男性の特徴をもつモデルである．人体数値モデルの諸元を表 2.1 に示す．また，各セルに設定される電気定数は，周波数依存性が考慮されている．

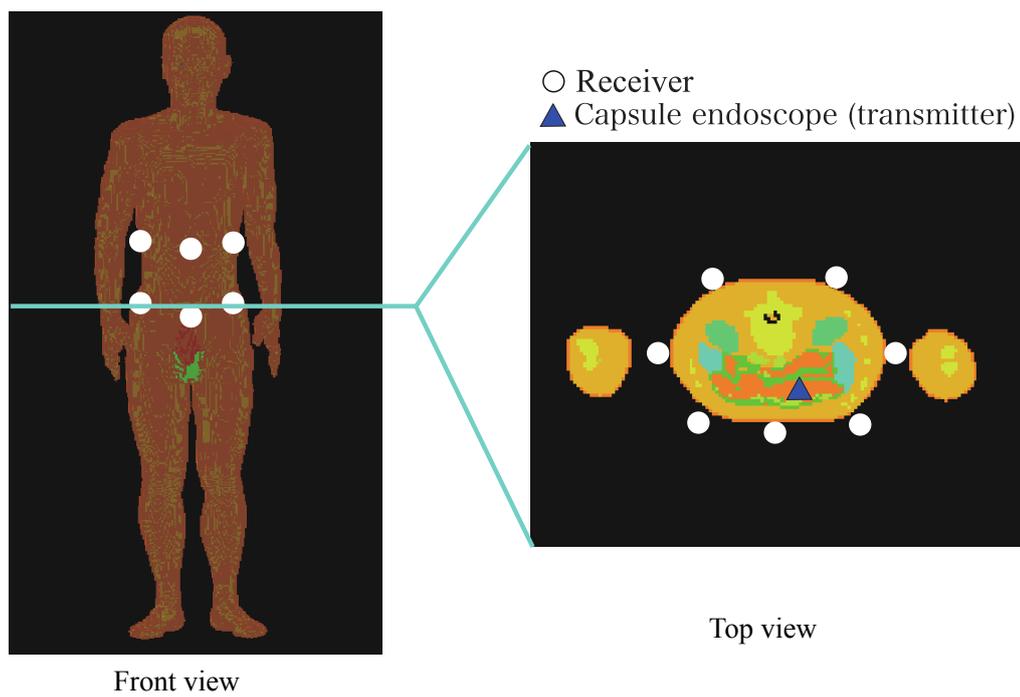


図 2.3 人体数値モデル



図 2.4 送信点の配置

表 2.1 人体数値モデルの諸元

パラメータ	値
身長	1.73 m
体重	65 kg
空間分解能	4 mm
生物組織数	51

受信アンテナとして 20mm のダイポールアンテナが図 2.3 中の白丸の位置に人体と平行となる向きに 10 点配置された。送信アンテナとして 4mm のダイポールアンテナが図 2.4 に示すように食道 4 点，小腸 9 点，大腸 13 点に配置された。送信アンテナは  $x, y, z$  軸の 3 方向にそれぞれ配置された。入力信号は MICS 帯を想定した 400MHz の正弦波が設定された。

解析後，FDTD シミュレーションにより得られた受信電力から，受信電力の距離依存性が導出された。図 2.5 に，FDTD シミュレーションにより得られた受信電力の距離依存性を示す。また，合わせて示した近似直線が平均受信電力を示すと仮定し，平均受信電力で正規化することで受信電力のばらつきを評価している。正規化された受信電力の確率分布を図 2.6 に示す。

これらより，送受信機間距離  $d(\mathbf{r})$  による平均受信電力  $\mu(d(\mathbf{r}))$  の変動と，平均からのばらつきの 2 層モデルとして以下の式により表現された。

$$\mu(d(\mathbf{r})) = \log \bar{P} = \log[\alpha d(\mathbf{r})^{-n}] \quad (2.15)$$

$$p(P|d(\mathbf{r})) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_P P} \exp\left[-\frac{\{\log P - \mu(d(\mathbf{r}))\}^2}{2\sigma_P^2}\right] \quad (2.16)$$

各パラメータの値を表 2.2 に示す。

表 2.2 受信電力モデルに関する諸パラメータ

パラメータ	値
$\alpha$	$10^{-7.50}$
$n$	6.65
$\sigma_P$	1.27

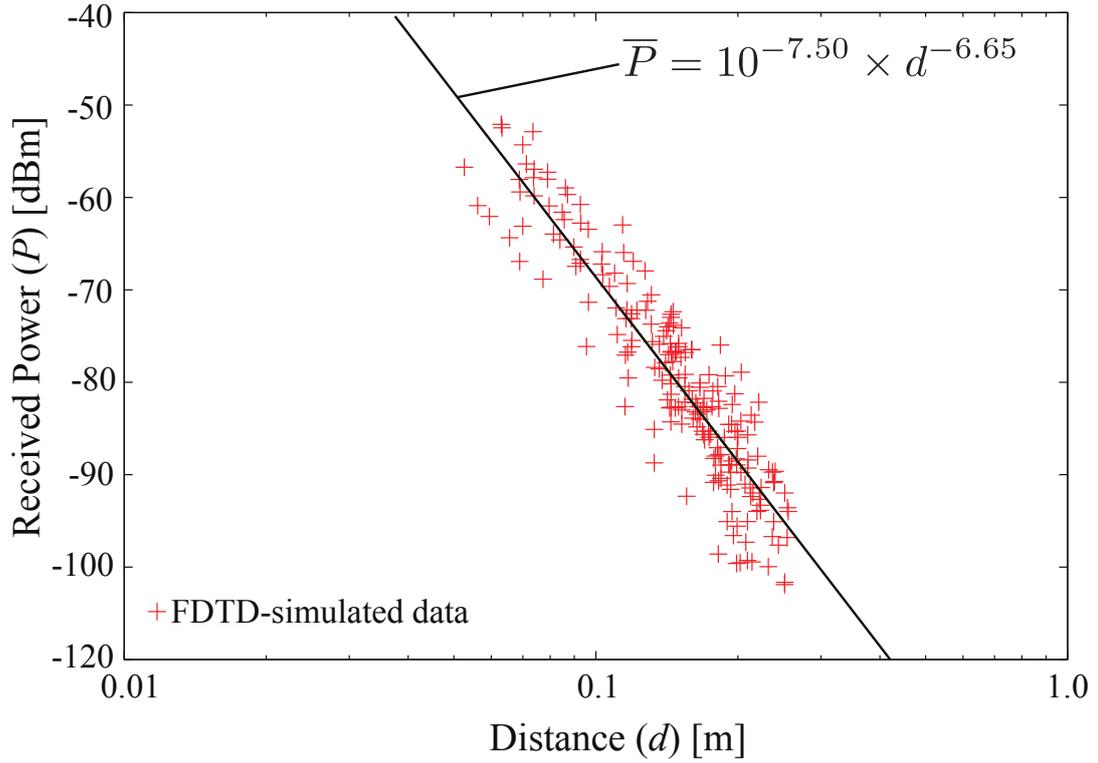


図 2.5 MICS 帯における受信電力の距離依存性

ここで、複数のアンテナで観測された受信電力はそれぞれ独立であるとするれば、以下の式が成り立つ。

$$p(\mathbf{P}|d_m(\mathbf{r})) = \prod_{m=1}^M p(P_m|d_m(\mathbf{r})) \quad (2.17)$$

$$= \prod_{m=1}^M \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_P P_m} \exp\left[-\frac{\{\log P_m - \mu(d_m(\mathbf{r}))\}^2}{2\sigma_P^2}\right] \quad (2.18)$$

よって、パーティクルフィルタに与える尤度関数  $p(\mathbf{P}|d_m(\mathbf{r}))$  が導出された。

## 2.5 最尤推定法

最尤推定法は、観測されたデータからそれが従う確率分布の母数を推測するものである。  $p(\mathbf{P}|\theta)$  は  $\theta$  に対する尤度といい、これを  $\theta$  の関数とみて

$$l(\theta) = p(\mathbf{P}|\theta) \quad (2.19)$$

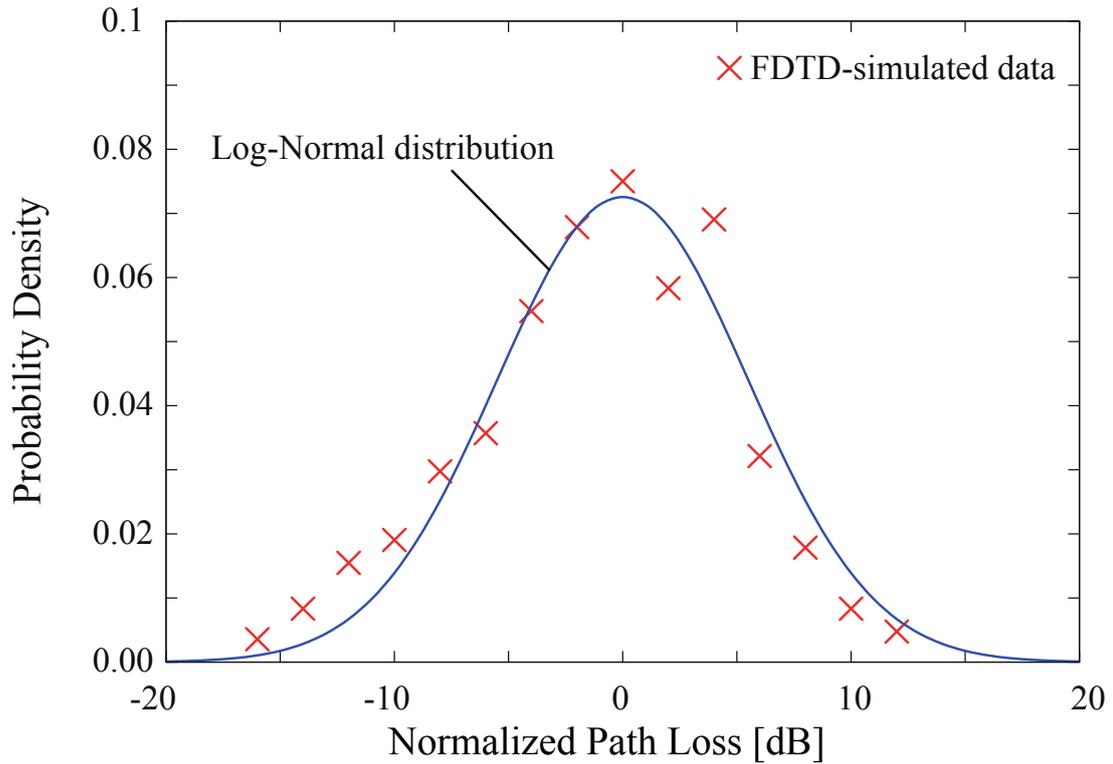


図 2.6 正規化した受信電力の確率分布

としたものを尤度関数という．最尤推定法は， $P$  が与えられたとき  $l(\theta)$  が最大となる  $\theta$  を推定値とする方法である．送信機と推定領域末端に配置された受信機との伝搬路を独立と考えることで受信電力の結合確率密度関数は以下のように積の形で表すことができる．

$$\begin{aligned}
 p(P|\theta) &= p(P_1, P_2, \dots, P_M|\theta) \\
 &= p(P_1|\theta)p(P_2|\theta) \cdots p(P_M|\theta)
 \end{aligned} \tag{2.20}$$

よって， $M$  個の受信機による推定値は

$$\hat{\theta} = \arg \max_{\theta} \prod_{m=1}^M p(P_m|\theta) \tag{2.21}$$

と表され，尤度方程式

$$\left[ \frac{\partial}{\partial \theta} \log p(\mathbf{P}|\theta) \right]_{\theta=\hat{\theta}} = 0 \tag{2.22}$$

より求められる．このようなパラメータ  $\theta$  の推定法が最尤推定法である．

本研究では式 (2.14) における  $p(\mathbf{P}|d_m(\mathbf{r}))$  が尤度関数となる．

$\theta = [d_1(\mathbf{r}), d_2(\mathbf{r}), \dots, d_m(\mathbf{r}), \dots, d_M(\mathbf{r})]$  とすることで，式 (2.22) は

$$\begin{aligned}\frac{\partial}{\partial x} \log p(P_m|x, y, z) &= 0 \\ \frac{\partial}{\partial y} \log p(P_m|x, y, z) &= 0 \\ \frac{\partial}{\partial z} \log p(P_m|x, y, z) &= 0\end{aligned}\tag{2.23}$$

となり，これを解くことで最尤推定法による推定位置  $(x, y, z)$  を得ることができる．

### 理論下界

推定問題において，不偏性と有効性によって推定値の評価がなされている．不偏性は，推定値  $\hat{\theta}$  の期待値が  $\theta$  の真値に等しいという性質であり，

$$E(\hat{\theta}) = \theta\tag{2.24}$$

と表現される．不偏性をもつ推定値を不偏推定値と言い，不偏推定値であることは，推定値として望ましい性質の一つである．また，推定値が不偏性をもっていても，そのばらつきが大きければ良い推定値であるとは言えない．推定値のばらつきは，推定誤差共分散行列によって評価される．推定誤差共分散行列は以下の式で表される．

$$V(\theta) = \text{cov}\{\hat{\theta}\} = E([\theta - \hat{\theta}][\theta - \hat{\theta}]^T)\tag{2.25}$$

$V(\theta)$  を最小にする不偏推定値を有効推定値という．有効推定値は不偏性をもち，かつ分散が最小となる推定値であるから，望ましい推定値と考えられる．

$V(\theta)$  の最小値を求めるために，フィッシャー情報行列を考える．フィッシャー情報行列は以下の式で表される．

$$J(\theta) = E \left\{ \left[ \frac{\partial}{\partial \theta} \log p(\mathbf{P}|\theta) \right] \left[ \frac{\partial}{\partial \theta} \log p(\mathbf{P}|\theta) \right]^T \right\}\tag{2.26}$$

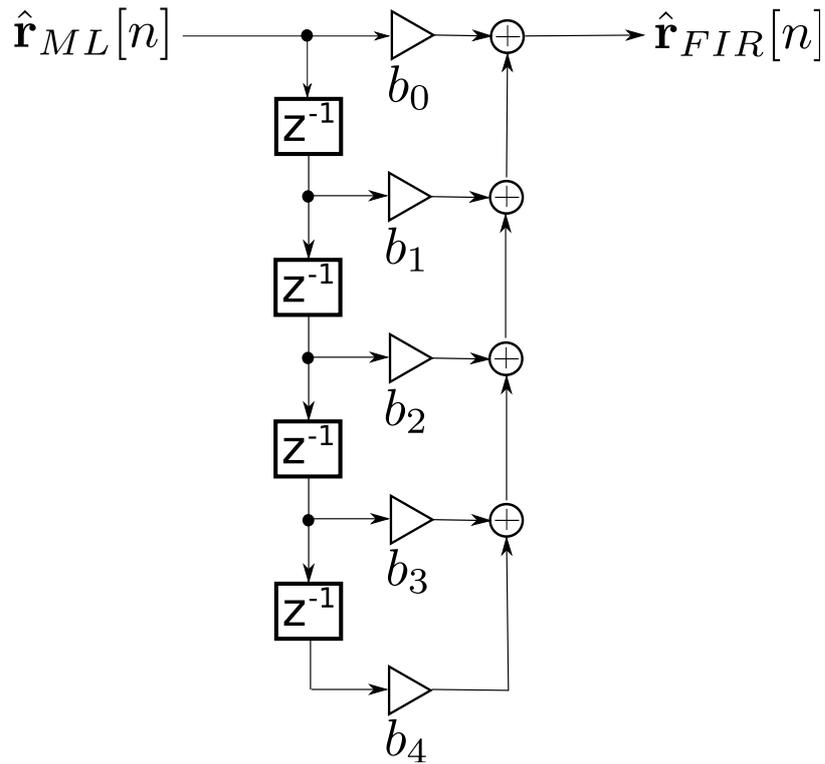


図 2.7 4 次の FIR フィルタ

$p(P|\theta)$  は母数  $\theta$  に対する標本値  $P$  の条件付き確率密度関数である．そして，不偏推定値の  $V(\theta)$  は以下に示すクラメル・ラオの不等式を満たす [31]．

$$V(\theta) \geq J^{-1}(\theta) \quad (2.27)$$

$V(\theta) = J^{-1}(\theta)$  となる時，不偏推定値の推定誤差共分散が最小になるため，その推定値は有効推定値とみなすことができる．このときの  $V(\theta)$  はクラメル・ラオの下界 (CRLB:Cramer-Rao Lower Bound) と呼ばれ，最尤推定の推定精度の限界に等しい．

## 2.6 FIR フィルタによる位置トラッキング

FIR フィルタ (有限インパルス応答フィルタ) はデジタルフィルタの一種である．図 2.7 に，例としてタップ数 4 のときの FIR フィルタを示す．入力信号と出力信号の関係

は以下の差分方程式で定義される．

$$y[n] = b_0x[n] + b_1x[n-1] + \dots + b_Nx[n-N] \quad (2.28)$$

ここで  $y[n]$  は出力信号， $x[n]$  は入力信号， $b_i$  はフィルタ係数， $N$  はフィルタ次数である．右辺は  $(N+1)$  個の項で構成されており，これらをタップと呼ぶ．有限個の標本から応答が決まるため，IIR(Infinite Impulse Response: 無限インパルス応答) フィルタに比べ安定するという特徴がある．

位置推定問題に応用する場合，最尤推定と組み合わせることが考えられる．例えば，図 2.7 のように，最尤推定によって算出した推定位置  $\hat{r}_{ML}$  を 4 次の FIR フィルタに通過させ，その出力を推定位置とする．このとき，フィルタ係数をすべて  $1/(N+1)$  にしておくことで，過去 5 回の推定位置の平均を出力することができ，カプセル内視鏡が移動していない場合に誤差低減の効果がある．ここで，カプセル内視鏡の平均移動速度は  $0.5\text{mm/s}$  と非常に遅く，数十タップの範囲ではほぼ静止しているとみなすことができ，誤差低減効果が期待できる．しかし，それ以上タップ数を増やしていくと，移動量が無視できない大きさになり，静止しているとみなせなくなり，次第に位置推定誤差が増加する．

## 2.7 パーティクルフィルタによる位置トラッキング

パーティクルフィルタは，確率密度を多数のパーティクルによって表現するモンテカルロフィルタの 1 つであり，カルマンフィルタでは扱うことのできない非線形な動きモデルを適用できるアダプティブフィルタである．本研究では式 (2.13) を解くアルゴリズムとして使用した．

図 2.8 に，パーティクルフィルタのフローチャートを示す．始めにパーティクルの初期化を行い，状態遷移ステップ・更新ステップ・リサンプリングステップ・出力ステップを逐次繰り返す．カプセル内視鏡が完全に小腸を通過したら終了となる．以下に，各ステップでの処理について詳細に述べる．

### 初期化ステップ

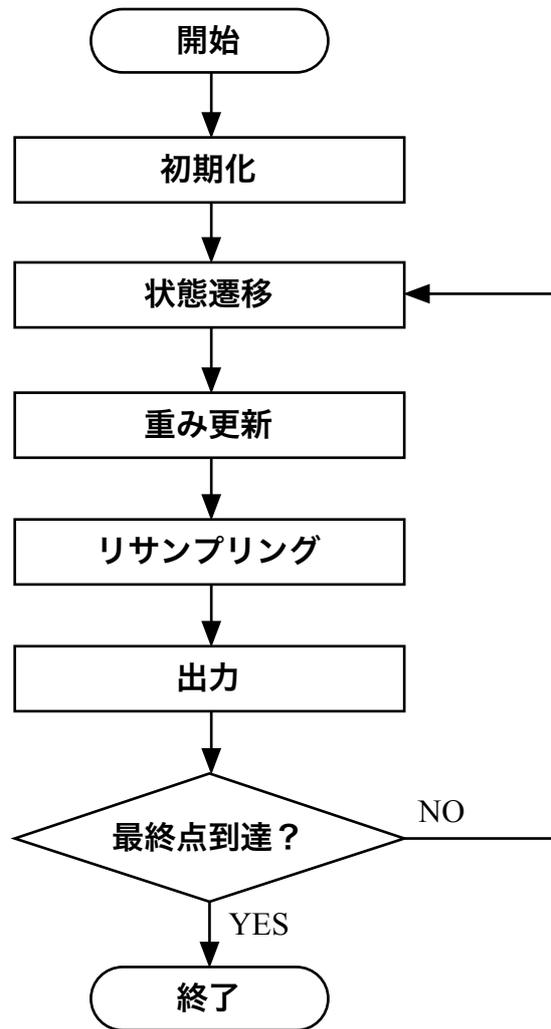


図 2.8 パーティクルフィルタのフローチャート

3次元位置，速度，目的地，重みのパラメータを持つパーティクルを  $N_p$  個生成する．時刻  $n$  における  $i$  番目のパーティクルの3次元位置を  $r_i[n]$ ，重みを  $w_i[n]$  と定義すると， $r_i[0]$  は解析領域内から一様分布によってランダムに決定し， $w_i[0]$  は  $1/N_p$  に設定する．

$$r_i[0] \sim \begin{bmatrix} \mathcal{U}(0, LX) \\ \mathcal{U}(0, LY) \\ \mathcal{U}(0, LZ) \end{bmatrix} \quad (2.29)$$

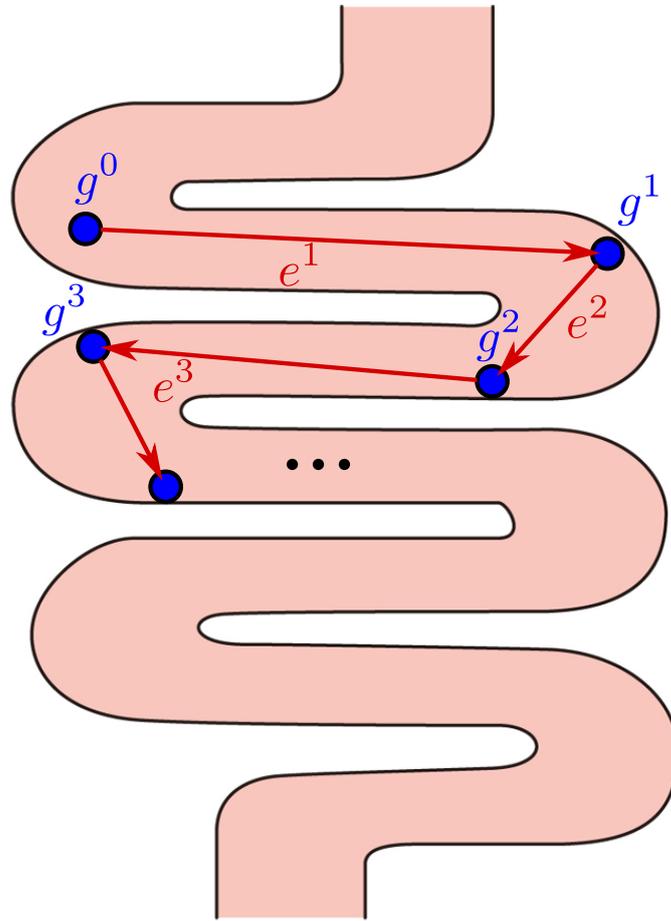


図 2.9 Random way point モデルの遷移イメージ

$$w_i[0] = \frac{1}{N_p} \quad (2.30)$$

### 状態遷移ステップ

状態遷移ステップでは，パーティクルの状態遷移を行う．パーティクルフィルタには事前に状態遷移モデルを与える必要があり，パーティクルフィルタ上ではカプセル内視鏡の移動を模擬した数学モデルで定義する．そこで，本論文では，カプセル内視鏡の移動を模擬した Random way point モデル [32] に従って位置ベクトルを更新する．

Random way point は、決まった 1 点を目的地として直線的に移動し、到着したら次の目的地がセットされるモデルである。図 2.9 に Random way point モデルの遷移イメージを示す。

数学モデルは、以下のように表される。

$$\mathbf{r}_i[n] = \mathbf{r}_i[n-1] + v_i[n] \mathbf{e}_i^k \Delta t \quad (2.31)$$

$$v_i[n] \sim \mathcal{N}(\bar{v}, \sigma_v) \quad (2.32)$$

$$\mathbf{e}_i^k = \frac{\mathbf{g}_i^k - \mathbf{g}_i^{k-1}}{|\mathbf{g}_i^k - \mathbf{g}_i^{k-1}|} \quad (2.33)$$

$$\mathbf{g}_i^k \sim \begin{bmatrix} \mathcal{U}(0, LX) \\ \mathcal{U}(0, LY) \\ \mathcal{U}(0, LZ) \end{bmatrix} \quad (2.34)$$

ここで、 $v_i[n]$  は  $i$  番目のパーティクルの時刻  $n$  における速度、 $\Delta t$  はステップ繰り返しの時間間隔、 $\bar{v}$  はカプセル内視鏡の平均移動速度、 $\sigma_v$  は速度分布の標準偏差、 $\mathbf{g}_i^k$  は  $i$  番目のパーティクルが保持する  $k$  番目の目的地ベクトル、 $\mathbf{e}_i^k$  は  $\mathbf{g}_i^k$  へ向かう方向の単位ベクトルである。 $\mathcal{N}(\mu, \sigma)$  は平均値  $\mu$ 、標準偏差  $\sigma$  の正規分布、 $\mathcal{U}(MIN, MAX)$  は区間  $[MIN, MAX]$  における連続一様分布である。

### 重み更新ステップ

各パーティクルが保持する重みパラメータに、尤度関数により算出される値を乗算することでパーティクル重みを更新する。尤度関数は、前節で FDTD 法により導出した受信電力の確率モデル

$$\mu(d(\mathbf{r})) = \log \bar{P} = \log[\alpha d(\mathbf{r})^{-n}] \quad (2.35)$$

$$p(P|d(\mathbf{r})) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_P P} \exp\left[-\frac{\{\log P - \mu(d(\mathbf{r}))\}^2}{2\sigma_P^2}\right] \quad (2.36)$$

を利用する。 $i$  番目のパーティクルの時刻  $n$  における重み  $w_i[n]$  は、前ステップの重み  $w_i[n-1]$  に尤度関数を乗算し、その後、重みの総和が 1 となるように正規化することで算出される。

$$\tilde{w}_i[n] = w_i[n-1] \cdot \prod_{m=1}^M p(P_m|d_m(\mathbf{r}[n])) \quad (2.37)$$

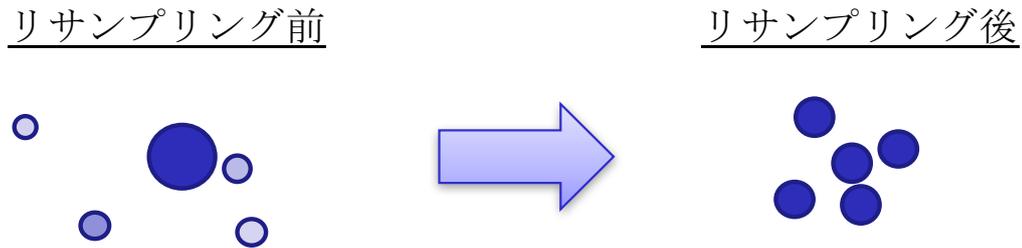


図 2.10 パーティクルの再生成

$$w_i[n] = \frac{\tilde{w}_i[n]}{\sum_{j=1}^{N_p} \tilde{w}_j[n]} \quad (2.38)$$

ここで正規化をしているのは、リサンプリングステップでリサンプリングを行うときに計算機内部の処理が簡易になること、出力ステップでの推定位置計算に便利なことが理由である。

### リサンプリングステップ

パーティクルフィルタのアルゴリズムでは、多数のパーティクルの平均化によって誤差の低減効果が現れる。一部のパーティクルに重みが集中すると、この平均化の効果が薄れ、有効なパーティクルの擦り切れ問題が起こる。この問題を解決するため、本ステップでは重みの集中度合を計算し、必要に応じてパーティクルの再生成、重みのリセットを行う。図 2.10 にパーティクル再生成の様子を示す。それぞれの丸はパーティクルを表しており、その大きさがパーティクルの重みを表している。リサンプリング前は 1 つのパーティクルに重みが偏っており、リサンプリング後は全パーティクルが平等な重みを持っている。

集中度合の評価には重みの二乗和を用いた。評価値  $\beta_{eff}$  は以下の式で求められる。

$$\beta_{eff} = \frac{1}{N_p \sum_{i=1}^{N_p} w_i^2[n]} \quad (2.39)$$

算出した  $\beta_{eff}$  と設定したリサンプリングスレッシュヨルド  $\beta_{thr}$  を比較し、 $\beta_{eff} < \beta_{thr}$  となった場合にはリサンプリングが行われる。パーティクル再生成の方法としては、既存のパーティクル群を元に、各パーティクルをそれ自身の重みに比例した確率で  $N_p$  回選

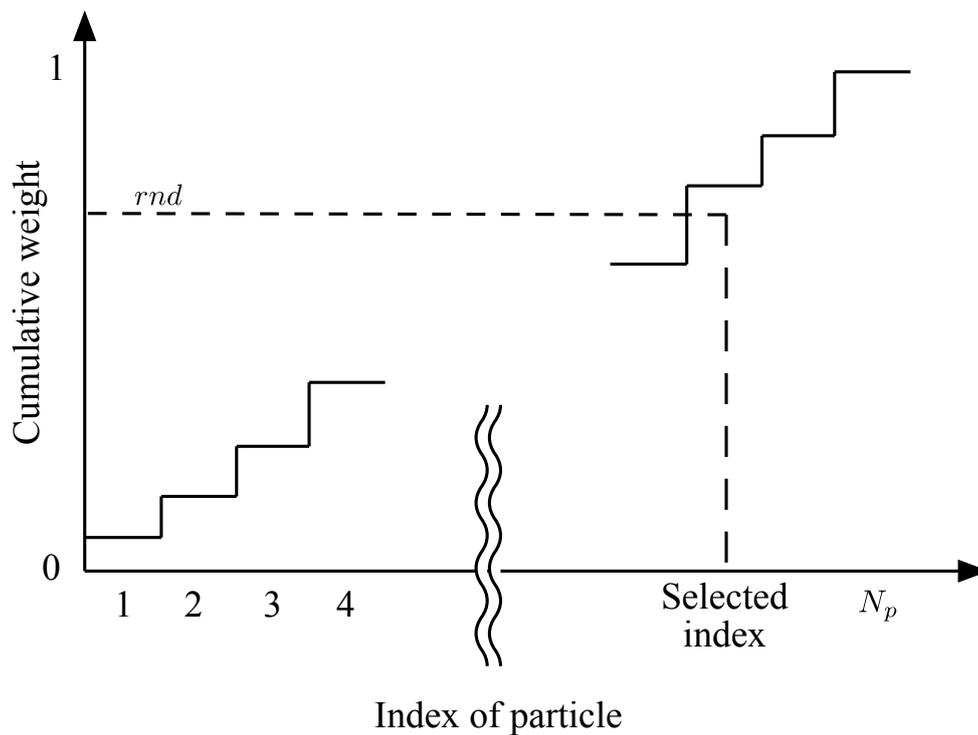


図 2.11 コピーするパーティクルの選択

択し，新しいパーティクル群とする．計算機内では，図 2.11 に示すように  $0 \leq rnd \leq 1$  を満たす乱数  $rnd$  を生成し，累積重みが  $rnd$  に達したとき，そのインデックスのパーティクルを選択する．選択したパーティクルは，新パーティクル群を構成するパーティクルとしてコピーされ，重みは等しく  $1/N_p$  に設定される．

### 出力ステップ

出力ステップでは推定位置の算出，出力を行う．推定位置は全パーティクルの重み付き平均位置で算出した．

$$\hat{\mathbf{r}}[n] = \sum_{i=1}^{N_p} w_i[n] \mathbf{r}_i[n] \quad (2.40)$$

ここで，Random way point モデルに対してパーティクルフィルタを適用する際に発生する問題点について述べる．重みの更新には，前節で構築した尤度関数を利用しているが，この尤度関数は位置にのみ依存し，目的地ベクトルを考慮することができない．これによって，位置が尤もらしく進行方向が尤もらしくないパーティクルにも高い尤度が算出されてしまう．この問題が発生する理由は，受信電力が目的地ベクトルに依存しないためである．用いられるべき尤度関数  $p(\mathbf{P}|\mathbf{r}, \mathbf{g})$  は，

$$p(\mathbf{P}|\mathbf{r}, \mathbf{g}) = \frac{p(\mathbf{P}, \mathbf{r}, \mathbf{g})}{p(\mathbf{r}, \mathbf{g})} \quad (2.41)$$

$$= \frac{p(\mathbf{P}, \mathbf{r})p(\mathbf{g})}{p(\mathbf{r})p(\mathbf{g})} \quad (2.42)$$

$$= \frac{p(\mathbf{P}, \mathbf{r})}{p(\mathbf{r})} \quad (2.43)$$

$$= p(\mathbf{P}|\mathbf{r}) \quad (2.44)$$

となり，受信電力と目的地ベクトルが独立で積に分離できる場合，この尤度関数では目的地ベクトルを考慮することができない．

例えば，目的地ベクトルに依存する何らかのパラメータ  $s$  が観測できると仮定すれば，

$$p(\mathbf{P}, s|\mathbf{r}, \mathbf{g}) = \frac{p(\mathbf{P}, s, \mathbf{r}, \mathbf{g})}{p(\mathbf{r}, \mathbf{g})} \quad (2.45)$$

$$= \frac{p(\mathbf{P}, \mathbf{r})p(s, \mathbf{g})}{p(\mathbf{r})p(\mathbf{g})} \quad (2.46)$$

$$= \frac{p(\mathbf{P}, \mathbf{r})}{p(\mathbf{r})} \times \frac{p(s, \mathbf{g})}{p(\mathbf{g})} \quad (2.47)$$

$$= p(\mathbf{P}|\mathbf{r}) \times p(s|\mathbf{g}) \quad (2.48)$$

となり  $g$  を考慮した式として用いることができる．しかし，カプセル内視鏡の目的地ベクトルを含む尤度関数の導出は数学的に困難である．

そこで本研究では，重みの高いパーティクルにおいても目的地ベクトルの尤度値が反映されていないことを考慮し，リサンプリングアルゴリズムに追加処理をすることにより解決を図った．評価値がリサンプリングスレッシュホールドを超えパーティクルの再生成が行われた際，生成された新しいパーティクルの目的地ベクトルに対し比較的

大きな標準偏差の正規分布で生成した乱数を加算しばらつきを与えた．これは以下の数式で表される．

$$\mathbf{g}_i^{k,modified} = \mathbf{g}_i^{k,resampled} + \mathbf{g}_i^{pos} \quad (2.49)$$

$$\mathbf{g}_i^{pos} \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{pos}) \quad (2.50)$$

ここで， $\mathbf{g}_i^{k,modified}$  は  $i$  番目のパーティクルが保持する  $k$  番目の修正された目的地ベクトル， $\mathbf{g}_i^{k,resampling}$  は  $i$  番目のパーティクルが保持する  $k$  番目のリサンプリング直後の目的地ベクトルである． $\mathbf{g}_i^{pos}$  は平均値 0，標準偏差  $\sigma_{pos}$  の正規分布に従い，目的地ベクトルにばらつきを与える要素である．この追加処理によって，カプセル内視鏡のトラッキング性能は向上する．

## 2.8 計算機シミュレーションによる特性評価

### 2.8.1 計算機シミュレーション環境

シミュレーション環境として，図 2.12 に示すように小腸周辺の  $LX \times LY \times LZ$  の 3 次元領域を解析領域とした．各頂点には受信機が配置され，カプセル内視鏡から発せられた信号を受信し，受信信号強度の情報を得る．解析領域内は均質の損失性誘電体で満たされ，受信信号強度は式 (2.15)，(2.16) により与えられるとする．

### 2.8.2 カプセル内視鏡の模擬

本シミュレーションではカプセル内視鏡の移動を模擬するため，図 2.13 に示すように人体数値モデルの小腸内部の点を抽出し，それらを結ぶ線を移動経路として取得した．座標データはシミュレーション内のカプセル内視鏡の移動の際，目的地ベクトルとして扱われる．動きモデルには，前述の Moussakhani らによって提案された Random way point 方式 [32] を用いた．諸パラメータを表 2.3 に示す．

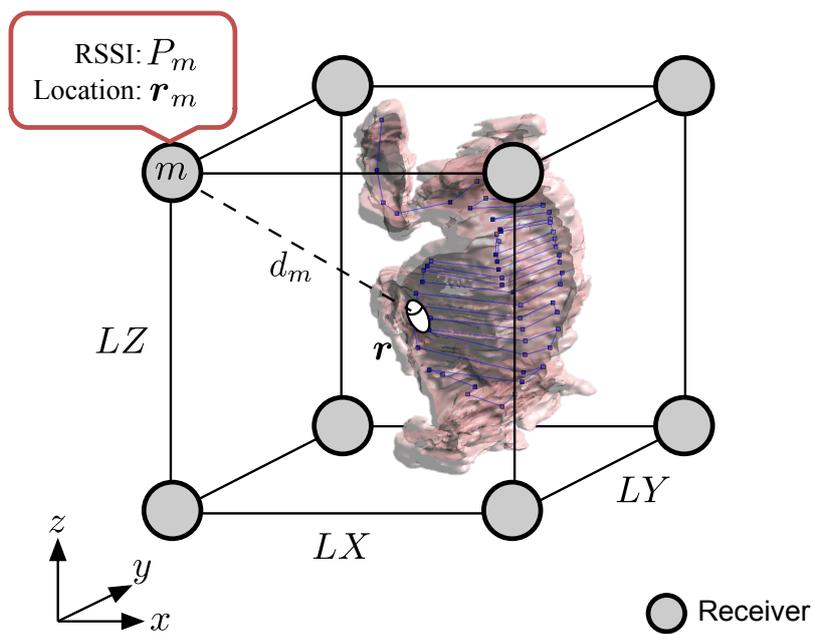


図 2.12 位置推定評価シミュレーションモデル

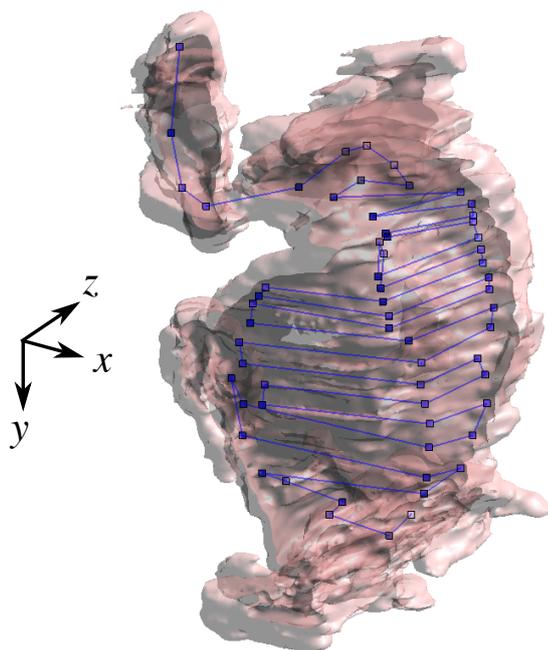


図 2.13 カプセル内視鏡の軌跡

表 2.3 動きモデルに関する諸パラメータ

パラメータ	値
平均移動速度 $\bar{v}$	0.5mm/s
移動速度の分散 $\sigma_v^2$	0.005(cm/s) <sup>2</sup>
時間間隔 $\Delta t$	0.1s

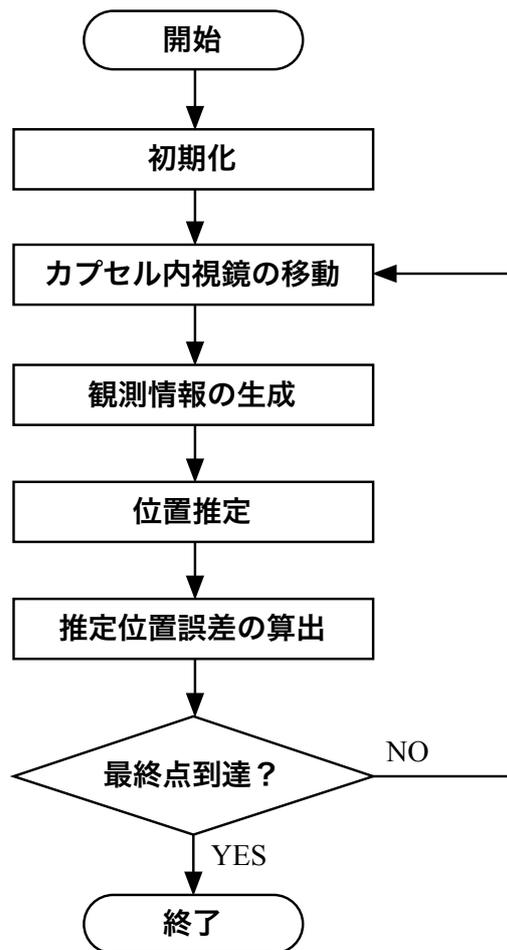


図 2.14 位置推定評価シミュレーションのフローチャート

### 2.8.3 計算機シミュレーション方法

特性評価シミュレーションのフローチャートを図 2.14 に示す。各変数の初期化の後、カプセル内視鏡を  $\Delta t$  分だけ移動させる。次に、移動後位置から信号を送信することを

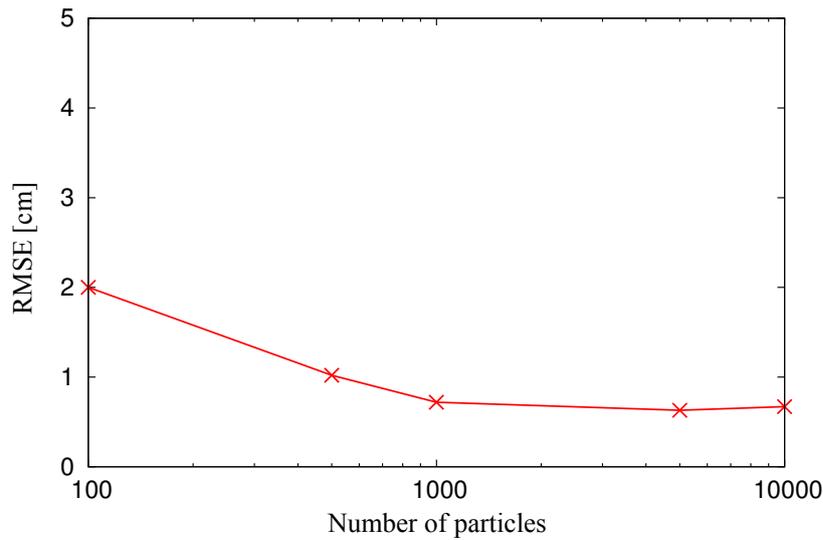


図 2.15 パーティクル数に対する位置推定精度の変動

想定し，式 (2.15)，(2.16) より受信信号強度の情報を生成する．そして，位置推定アルゴリズムによってカプセル内視鏡の推定位置を計算し，真の位置との距離誤差を以下の式で表される二乗平均平方根誤差 (RMSE: Root mean square error) によって評価する．

$$RMSE[n] = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^n |\hat{\mathbf{r}}[i] - \mathbf{r}[i]|}{n}} \quad (2.51)$$

カプセル内視鏡が最終点に到達したとき，プログラムは終了する．

#### 2.8.4 パーティクルフィルタのパラメータ決定

パーティクルフィルタを用いた位置推定アルゴリズムでは，位置と重みのパラメータをもつ  $N_p$  個のパーティクルを生成する．平均化の効果による位置推定精度の向上，また，誤った解への収束を防ぐために十分なパーティクル数を設定する必要があるが，その一方で計算量の増大を引き起こす．そこで，カプセル内視鏡位置推定法に最適なパーティクル数を決定するため，受信信号強度による位置推定法においてパーティクル数を変化させて RMSE を算出した．図 2.15 に 600 秒経過時点での各パーティクル数における RMSE を示す．

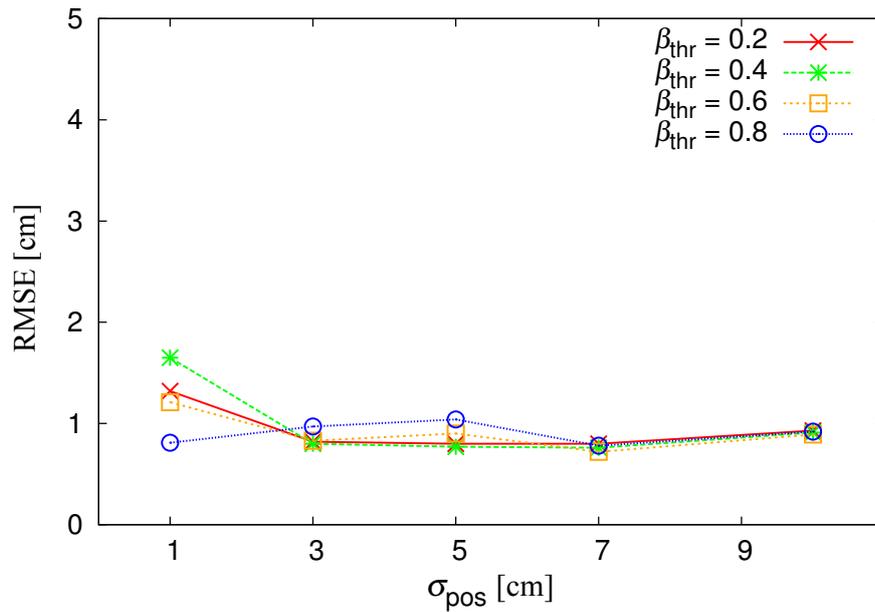


図 2.16  $\beta_{thr}$  ,  $\sigma_{pos}$  が位置推定精度に与える影響

図 2.15 より，設定するパーティクル数を大きくするにつれて位置推定誤差の減少の傾向が見られた．また，およそ 1000 以上のパーティクル数を設定すれば十分な位置推定精度を達成することが分かった．このとき，市販のコンピュータ<sup>1</sup>において時間間隔  $\Delta t$  未満の時間で 1 ステップ分の計算が行えたことから，コンピュータリソースの面でも許容できることを示した．

次に，リサンプリングスレッシュホールド  $\beta_{thr}$ ，リサンプリングステップで乱数生成に利用される標準偏差  $\sigma_{pos}$  について，計算機シミュレーションによって最適値を決定した．リサンプリングスレッシュホールド  $\beta_{thr}$  は，位置推定誤差だけでなく収束の速度や安定性にも寄与する重要なパラメータである．2 つのパラメータをそれぞれ変化させ RMSE を算出した結果を図 2.16 に示す．

図 2.16 より， $\sigma_{pos}$  が 3cm 以上のときこれらのパラメータは位置推定精度に対してあまりセンシティブではないことが分かった．これらのシミュレーション結果の中で RMSE が最小となったパラメータは  $\sigma_{pos}=7$ [cm]， $\beta_{thr}=0.6$ [cm] であった．次に示す受信信号強度を用いた位置推定法の推定精度評価には，このパラメータを利用した． $\sigma_{pos}=1$ [cm]

<sup>1</sup>Apple iMac (27-inch, Mid 2011) Intel Core i5 2.7GHz, 4GB 1333MHz DDR3 を本検討では使用

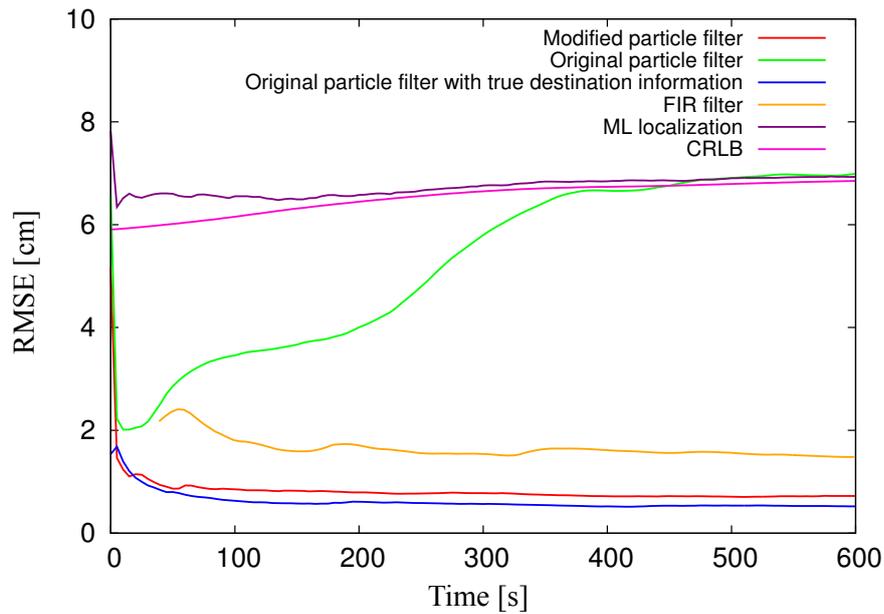


図 2.17 受信信号強度による位置推定法の性能比較

のとき RMSE が増加する理由について、追加処理によって実現した尤度関数の目的地ベクトルの条件をリセットする効果が十分に現れていないものと考えられる。

### 2.8.5 受信信号強度を用いた位置推定法の特性評価

受信信号強度を用いたパーティクルフィルタによるカプセル内視鏡位置推定法について、計算機シミュレーションにより特性評価を行った。図 2.17 に RMSE の時間推移を示す。提案手法と従来手法の特性の比較をするため、最尤推定による位置推定法、理論下界 (CRLB)、FIR フィルタによる位置推定法も合わせて示した。最尤推定による位置推定法は RMSE が約 7cm であったのに対し、40 段の FIR フィルタを通すと約 1.4cm、パーティクルフィルタを用いる提案手法では約 0.7cm と、大幅な位置推定精度向上を達成した。

図 2.17 には、リサンプリングステップに修正を加えない元のパーティクルフィルタと、最適な目的地ベクトルを常に与えた場合の特性も合わせて示した。リサンプリングステップに修正を加えないとき、50 秒、300 秒付近で RMSE が時間とともに増加す

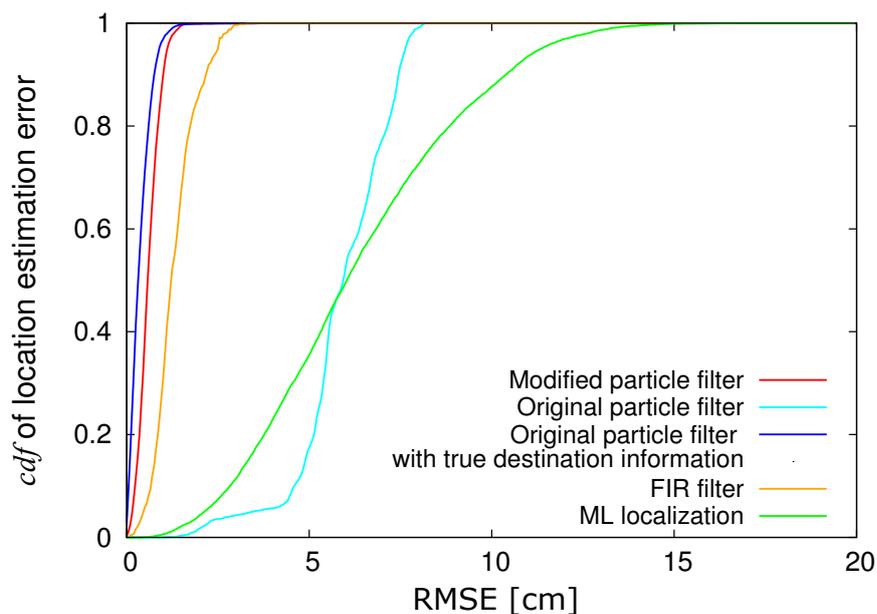


図 2.18 受信信号強度による位置推定法の推定誤差に対する *cdf*

る様子が見られるが，これはカプセル内視鏡をトラッキングできておらず，実際のカプセル内視鏡の位置と提案法による推定位置が離れていく状態にあることが推察される．リサンプリングステップに施した修正によって，トラッキングの安定性が向上したと考えられる．また，最適な目的地ベクトルをパーティクルに与える場合，尤度関数は目的地ベクトルを考慮したものとなり，最適な尤度関数を用いたことになる．受信信号強度に基づいた提案手法は，これとほぼ同程度の位置推定性能を達成することができることも分かった．また，それぞれの *cdf* を図 2.18 に示す．

最尤推定による位置推定法は 10cm 以上の誤差を含むのに対し，提案法はほとんど 2cm 以下の誤差に収まることが分かった．例えば *cdf* が 0.8 のとき，最尤推定法では約 9cm，FIR フィルタによる位置推定法では約 2cm，提案手法と最適な尤度関数を用いた手法は約 1cm となった．*cdf* の観点からも，提案手法の優れた特性を示すことができた．

比較対象に用いた FIR フィルタは 40 タップとしたが，これはタップ数に対する位置推定誤差の変化から決定した．図 2.19 に，FIR フィルタのタップ数に対する位置推定誤差の変化を示す．

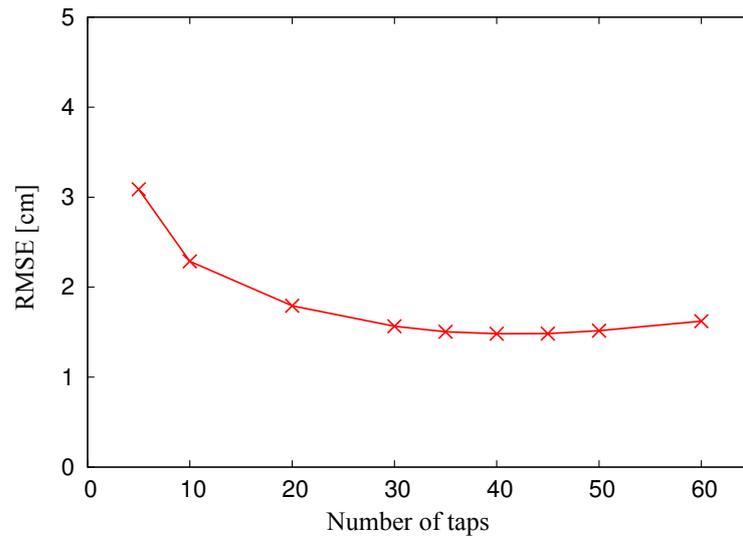


図 2.19 タップ数に対する位置推定誤差の変化

図 2.19 より，タップ数を増やすと移動平均による誤差の減少が見られた．しかし，40 タップ以上に増やすと，誤差がしだいに増加した．これは，カプセル内視鏡の移動が無視できなくなり，移動平均による誤差低減効果を上回ったことが理由であると考えられる．最も RMSE が小さくなったのは 40 タップであったため，これを比較対象の FIR フィルタに設定した．例えば最適なフィルタ係数を設計すればより良い特性を示す可能性はあるが，今回は簡単な処理でも誤差低減効果があることを示すため，すべてのフィルタ係数は  $1/(\text{タップ数})$  で一定である移動平均フィルタを対象とした．

### 2.8.6 パーティクルの可視化と推定経路

パーティクルフィルタ内では，多数のパーティクルをサンプルとして扱う．図 2.20 に 100 秒時点におけるパーティクルの様子を示す．カプセル内視鏡のまわりに多数のパーティクルが集まり取り囲んでいる様子が見て取れる．推定位置もパーティクルの集合の中心に存在していることが分かる．また，最終点到達までトラッキングを行ったとき，推定位置は図 2.21 に示すような軌跡を描く．この軌跡はカプセル内視鏡が辿った経路であると考えることができる．

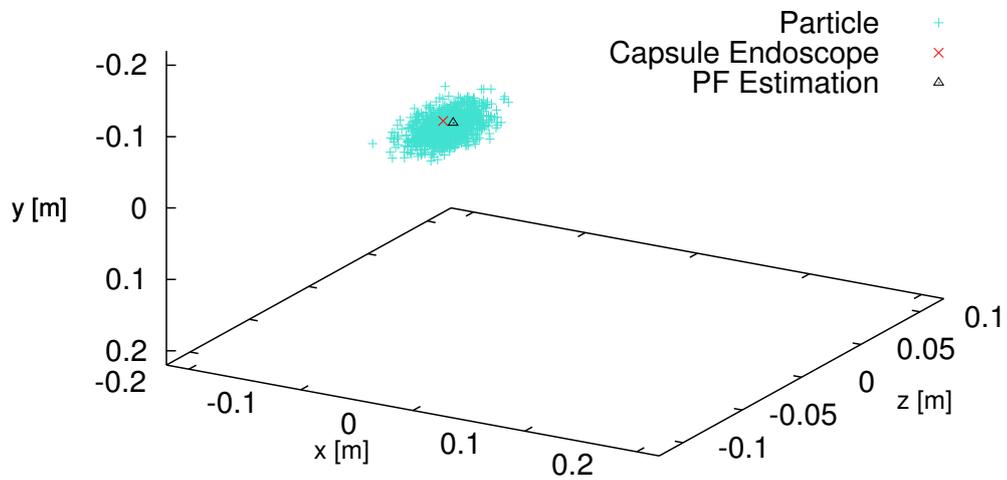


図 2.20 パーティクルの様子

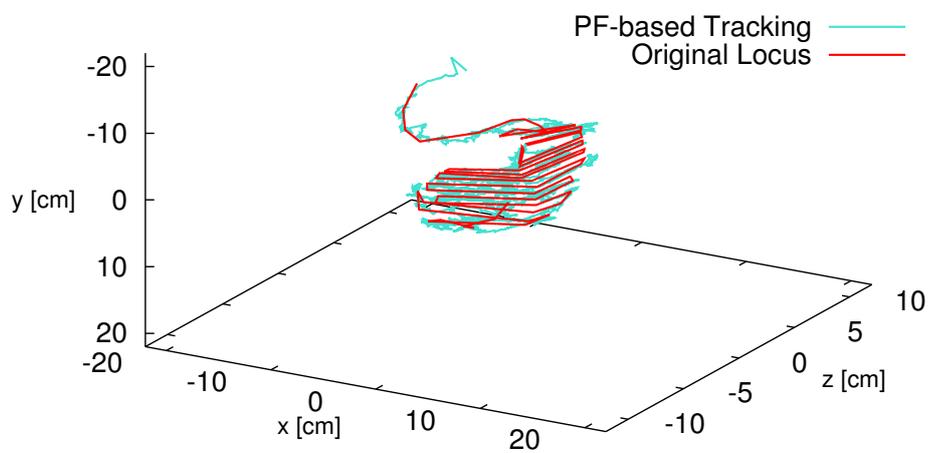


図 2.21 位置トラッキングの例

## 2.9 まとめ

本章では，受信信号強度を用いたインプラント機器位置推定法を提案した．本研究では，インプラント機器位置推定を事後確率最大推定として扱い，パーティクルフィ

ルタの適用によってベイズ推定を解く手法を提案した．また，先行研究で得られている FDTD 法による電磁界解析から得られた受信電力モデルを，受信信号強度の観測モデルとしてパーティクルフィルタに適用した．パーティクルフィルタは時系列データを扱うアダプティブフィルタであり，インプラント機器の位置をトラッキングすることで，瞬時の観測情報のみを用いる手法よりも高精度に位置が推定できる．計算機シミュレーションにより，パーティクルフィルタの適したパラメータ値をそれぞれ明らかにした．また，RMSE によってインプラント機器位置の推定誤差を評価したところ，本手法は 0.7cm の推定精度を達成した．さらに，パーティクルの分布の様子と推定位置の軌跡を合わせて示すことで，想定される挙動となっていることを確認した．

## 第3章

# 信号到来時間を用いたインプラント機器位置推定法

### 3.1 まえがき

本章では、信号到来時間を用いたカプセル内視鏡の位置推定法について述べる。信号到来時間に基づく位置推定法は、送信機から発せられた信号が受信機に到達するまでの時間を利用した位置推定技術である。自由空間において、信号到来時間に基づく位置推定法は受信信号強度に基づく位置推定法より精度が良いとされているが、信号到来時間はピーク検出等によって取得するため、送受信機で時間同期をとる必要がある。また、インプラント通信環境下では無線通信信号が人体内を伝播するため波長短縮効果によって信号の伝播速度が変化し、従来の無線通信環境とは大きく異なる。損失性誘電体中を伝搬する信号の伝搬速度の算出には、正確な比誘電率情報を用いなければならないが、本研究では受信信号強度から伝播経路の平均比誘電率を推定するモデルを構築し、FDTD法による電磁界シミュレーションによってその妥当性を検証した。また、パーティクルフィルタに組み込むことで受信信号強度により比誘電率を推定しながら信号到来時間によるカプセル内視鏡の位置推定を行う方法の構築を行った。

第2節では、システムモデルについて述べる。

第3節では、平均比誘電率推定モデルの構築について述べる。

第4節では、第3節で構築したモデルについてFDTD法による電磁界シミュレーションで妥当性を検証する。

第5節では、信号到来時間に基づいたパーティクルフィルタによる位置推定法への

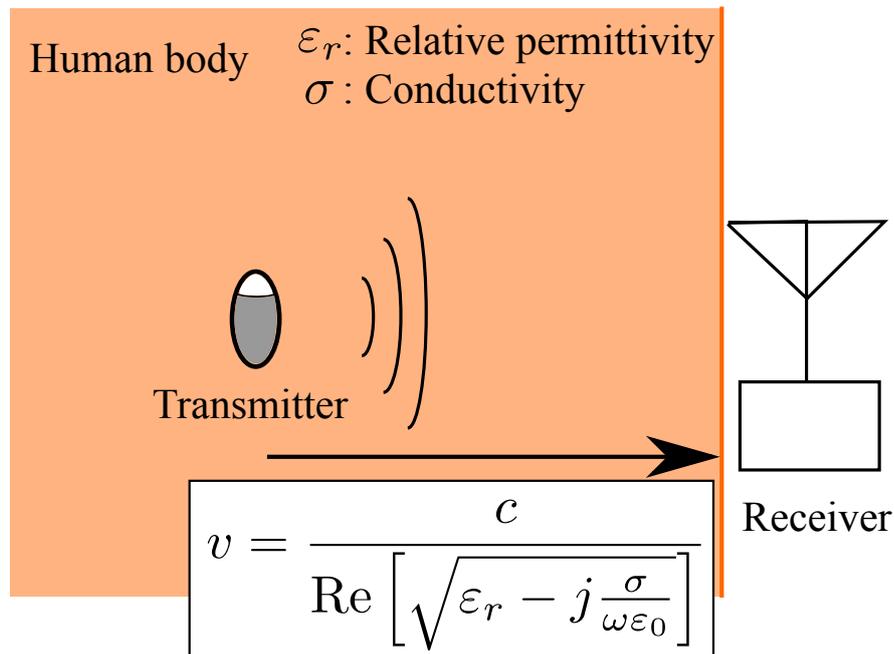


図 3.1 信号到来時間方式による距離推定の問題点

導入について述べる。

第6節はまとめである。

## 3.2 システムモデル

信号到来時間を用いた位置推定は、送信機から発せられた信号が各受信機の距離に応じて異なる時刻に到来することを利用した位置検出技術である。図 3.1 に示すように、人体の内部に存在するカプセル内視鏡から信号を送信し、体外に配置された受信機で信号を受信する。

体外に配置された受信機ではサンプリング周波数  $f_s$ [Hz] で受信信号をサンプリングし、振幅が最大となる時間から信号到来時間  $\tau$ [s] を、最大振幅値から受信信号強度  $E$ [V/m] を算出する。ここで、本研究では受信電界の大きさを受信信号強度として扱っている。送信信号は、3.4-4.8GHz の帯域をもつ UWB 信号を想定した。この周波数帯を選んだ理由は、時間分解能が高く、より正確に距離が推定できるからである。3.4-4.8GHz 帯

は人体での減衰が非常に大きい<sup>3</sup>が、UWBパルスを用いた信号伝送実験において信号が観測できることが Anzai らによって報告されている [33]。信号到来時間は、パルスのピークを検出するものと仮定した。

信号到来時間を用いた 3 次元位置の推定には最低 4 つの受信機が必要であり、また正確な時間同期も必要である。本研究では、受信機は完全に同期しているものとしている。

インプラント通信環境下では、人体は損失性誘電体であるから、波長短縮が発生し信号の伝搬速度が変化する。伝搬速度は媒質の導電率・比誘電率によって決定され、以下の式で与えられる。

$$v = \frac{c}{\operatorname{Re} \left[ \sqrt{\varepsilon_r - j \frac{\sigma}{\omega \varepsilon_0}} \right]} \quad (3.1)$$

$v$  は信号の伝搬速度、 $c$  は光速、 $\varepsilon_r$  は比誘電率、 $\sigma$  は導電率、 $\omega$  は角周波数、 $\varepsilon_0$  は真空の誘電率である。ここで、送信信号は UWB 帯であり角周波数が十分大きく、 $\omega \varepsilon_0 \gg \sigma$  より式 (3.1) は以下のように近似できる。

$$v \simeq \frac{c}{\sqrt{\varepsilon_r}} \quad (3.2)$$

人体は、様々な生体組織から構成されている。それぞれの生体組織は異なる電気定数を持ち、信号はそれらを経由して受信機に到達するため、実際には伝搬速度の算出は式 (3.2) では十分でない。Kawasaki ら [34] はこの問題に対し、解析領域をブロックに分け、経路長の占有割合から平均比誘電率を算出し利用する手法をとっている。

$$\varepsilon_{ave} = \sum_{i=1}^I \varepsilon_{t(i)} p_{t(i)} \quad (3.3)$$

$$v_{ave} = \frac{c}{\varepsilon_r} \quad (3.4)$$

$I$  は生体組織数、 $\varepsilon_{t(i)}$  は  $i$  番目の生体組織の比誘電率、 $p_{t(i)}$  は  $i$  番目の生体組織が占有する割合である。MRI や CT による事前測定を行えば、伝搬経路上に存在する生体組織の種類と割合を知ることができるため、上記の式を利用することができる。

しかし、この計算方法はコンデンサの直列接続と異なり正確性が保証されておらず、また人体臓器の動き等によって、MRI や CT で取得した内部構造情報は検査

の段階において正確でない可能性がある．そこで，比誘電率も合わせて推定する手法が有効であると考えられる．本手法では簡易化のため媒質の平均比誘電率を推定することを目指した．平均推定比誘電率を  $\hat{\epsilon}$ ，観測される信号到来時間を  $\tau$  とすると，解くべき事後確率最大推定問題は以下の式で表される．

$$\hat{\mathbf{r}} = \arg \max_{\mathbf{r}} \prod_{m=1}^M p(d_m(\mathbf{r}), \varepsilon_r | \tau_m, \hat{\epsilon}) \quad (3.5)$$

ベイズの定理により，

$$p(d_m(\mathbf{r}), \varepsilon_r | \tau_m, \hat{\epsilon}) = \frac{p(\tau_m, \hat{\epsilon} | d_m(\mathbf{r}), \varepsilon_r) p(d_m(\mathbf{r}), \varepsilon_r)}{p(\tau_m, \hat{\epsilon})} \quad (3.6)$$

となる．前章の提案法と同様に， $p(\tau_m, \hat{\epsilon} | d_m(\mathbf{r}), \varepsilon_r)$  をパーティクルフィルタに与え，このベイズ推定を解く．

### 3.3 平均比誘電率推定モデルの構築

本節では，受信信号強度から伝播経路の平均比誘電率を推定する手法について述べる．まずはじめに，インプラント環境の受信信号強度と平均比誘電率の関係を数学モデルで表現する．

損失性誘電体中における電波の波数  $k$  は複素数となり以下の式で表現される．

$$k = \omega \sqrt{\mu \hat{\epsilon}} = \omega \sqrt{\mu \left( \varepsilon + \frac{\sigma}{j\omega} \right)} \quad (3.7)$$

$\mu$  は透磁率， $\varepsilon$  は誘電率である．損失性誘電体に平面波が入射されたとき，透過波の電界強度  $E$  は以下の式で与えられることが知られている．

$$E = E_0 e^{j(\omega t - kd)} \quad (3.8)$$

$d$  は波源からの距離， $E_0$  は波源の電界強度である．波数  $k$  は複素数であることから，虚部を  $\alpha$ ，実部を  $\beta$  とすると以下のように変形できる．

$$k = \beta - j\alpha \quad (3.9)$$

$$\alpha^2 = \frac{1}{2}\omega^2\mu\varepsilon \left( \sqrt{\frac{\sigma^2}{\omega^2\varepsilon^2} + 1} - 1 \right) \quad (3.10)$$

$$\beta^2 = \frac{1}{2}\omega^2\mu\varepsilon \left( \sqrt{\frac{\sigma^2}{\omega^2\varepsilon^2} + 1} + 1 \right) \quad (3.11)$$

$$E = E_0 e^{-\alpha d} e^{j(\omega t - \beta d)} \quad (3.12)$$

式(3.12)より、振幅項が距離  $d$  に依存して指数的に小さくなっていくことがわかる。このことから、 $\alpha$  は減衰定数と呼ばれる。本研究では電界強度のみを対象とするため、それぞれの電界を電界強度と見ると、

$$E = E_0 e^{-\alpha d} \quad (3.13)$$

となり、さらにカプセル内視鏡をはじめとするインプラント機器は人体に比べ小さく、近似的に球面波として人体内を伝搬することを考慮すると、球面波の電界の大きさは距離に反比例するので、

$$E = E_0 \frac{A}{d} e^{-\alpha d} \quad (3.14)$$

と表せる。 $A$  は定数である。ここで、減衰係数  $\alpha$  は、

$$\alpha = \omega \sqrt{\mu_0 \varepsilon_0 \varepsilon_r} \operatorname{Im} \left[ \sqrt{1 - j \frac{\sigma}{\omega \varepsilon_0 \varepsilon_r}} \right] \quad (3.15)$$

と変形できる。 $\mu_0$  は真空の透磁率である。以上より、式(3.14)と式(3.15)より損失性誘電体中を伝搬する球面波の電界の大きさは

$$f(\varepsilon_r) = E = E_0 \frac{A}{d} e^{-\alpha(\varepsilon_r) d} \quad (3.16)$$

$$\alpha(\varepsilon_r) = \omega \sqrt{\mu_0 \varepsilon_0 \varepsilon_r} \operatorname{Im} \left[ \sqrt{1 - j \frac{\sigma}{\omega \varepsilon_0 \varepsilon_r}} \right] \quad (3.17)$$

となる。この2つの式は、簡単化のため平均比誘電率  $\varepsilon_r$  の関数とした。角周波数  $\omega$  を中心周波数、導電率  $\sigma$  を一定とすることで導出される。すると、受信信号強度  $E$  から平均比誘電率  $\varepsilon_r$  を算出するとき、式(3.16)の逆関数から求めればよいので、推定される平均比誘電率  $\hat{\varepsilon}_r$  は

$$\hat{\varepsilon}_r = f^{-1}(E) \quad (3.18)$$

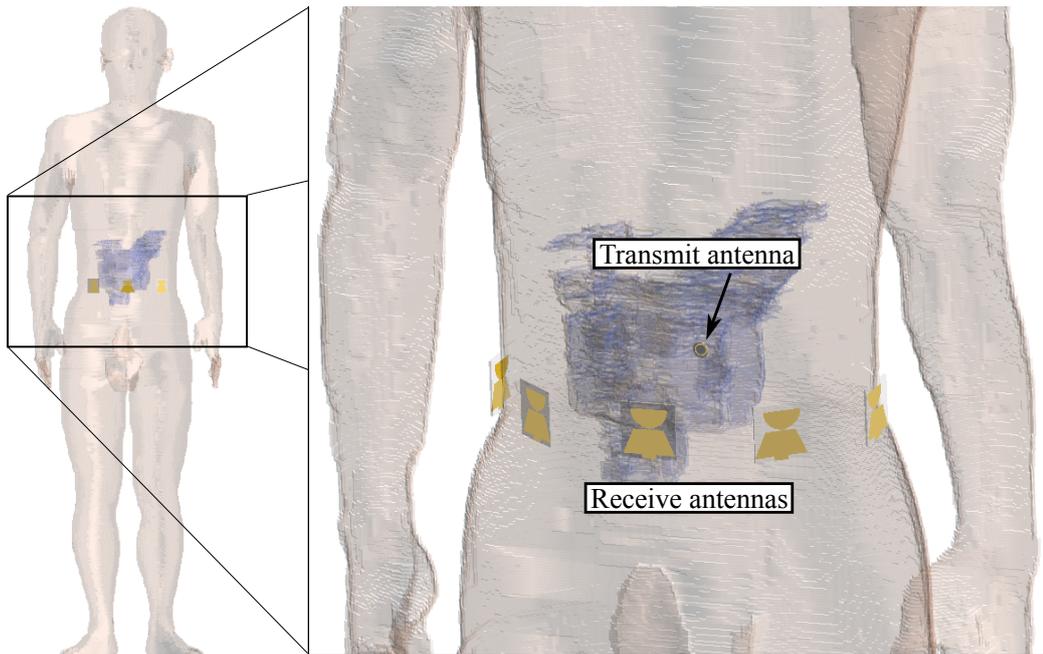


図 3.2 FDTD シミュレーション環境

$$= \frac{\sigma^2 \omega^2 \mu_0^2 d^4 - 4 \left( \log \left[ \frac{E}{E_0 A} d \right] \right)^4}{4 \varepsilon_0 \omega^2 \mu_0 d^2 \left( \log \left[ \frac{E}{E_0 A} d \right] \right)^2} \quad (3.19)$$

となる。

以上より受信信号強度から平均比誘電率を推定するモデルを構築したが、送信信号は上で述べた通り 3.4-4.8GHz の UWB 信号を想定しており、本来生体組織の電気定数は周波数依存性をもつため、式 (3.16), (3.17) は厳密には正確でないと考えられる。そこで、FDTD 法による電磁界シミュレーションより、構築した平均比誘電率推定モデルの妥当性を検証した。

### 3.4 FDTD 法による平均比誘電率推定モデルの検証

前節で述べた平均比誘電率推定モデルについて、FDTD 法による妥当性の検証を行った。シミュレーション環境を図 3.2 に示す。情報通信研究機構開発の人体数値モデルに対して、送信アンテナとして UWB 用 1 波長ループアンテナ [35] を、受信アンテナと

して平板不平衡ダイポールアンテナを配置し，UWB 信号を励振したときの受信電界を FDTD 法により解析した．送信点は 3 次元的に高さを変えて 10 点，受信アンテナは胴体周りに 5 点で， $x, y, z$  軸それぞれの方向に送信アンテナを向けた．送信信号と受信信号の波形例をそれぞれ図 3.3，図 3.4 に示す．送信波形の最大振幅から送信電界の大きさ  $E_0$  を，受信波形の最大振幅から受信信号強度  $E$  を取得する．

次に，構築した平均比誘電率推定モデルの検証方法について述べる．式 (3.16) は以下のように変形することで，距離依存性を表す式となる．

$$\log \left[ \frac{E}{E_0} d \right] = -\alpha(\varepsilon_r) d + \log A \quad (3.20)$$

つまり，距離に対して  $\log \left[ \frac{E}{E_0} d \right]$  が直線的な変化を示すとき，本提案モデルが妥当であると言える．横軸を送受信機間距離  $d$ ，縦軸を  $\log \left[ \frac{E}{E_0} d \right]$  として FDTD シミュレーションの結果をプロットすると，図 3.5 のようになった．図 3.5 には近似直線も合わせて示した．ここで，送受信機間距離  $d$  は配置した送受信アンテナの位置ベクトルを用いて式 (2.11) より計算した．FDTD シミュレーションの結果， $\log \left[ \frac{E}{E_0} d \right]$  は距離に対して直線的な変化を示した．近似直線との相関係数は 0.702 となり，高い相関を示すことを明らかにした．以上より，構築した平均比誘電率推定モデルの妥当性を示した．

次に，FDTD シミュレーションにより得られた受信信号強度から平均比誘電率を計算し，誤差の分布を求めた．近似直線を平均値と見て，その平均値で正規化した推定平均比誘電率の分布を示した．正規化平均比誘電率の累積分布関数を図 3.6 に示す．同時に示した青線は対数正規分布

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_e x} \exp \left[ -\frac{(\log x - \bar{x})^2}{2\sigma_e^2} \right] \quad (3.21)$$

によるフィッティングカーブであり，これにより比誘電率推定誤差は対数正規分布で精度良く表現できることが分かった．このとき，フィッティングカーブの標準偏差は  $\sigma_e = 1.23$  となった．

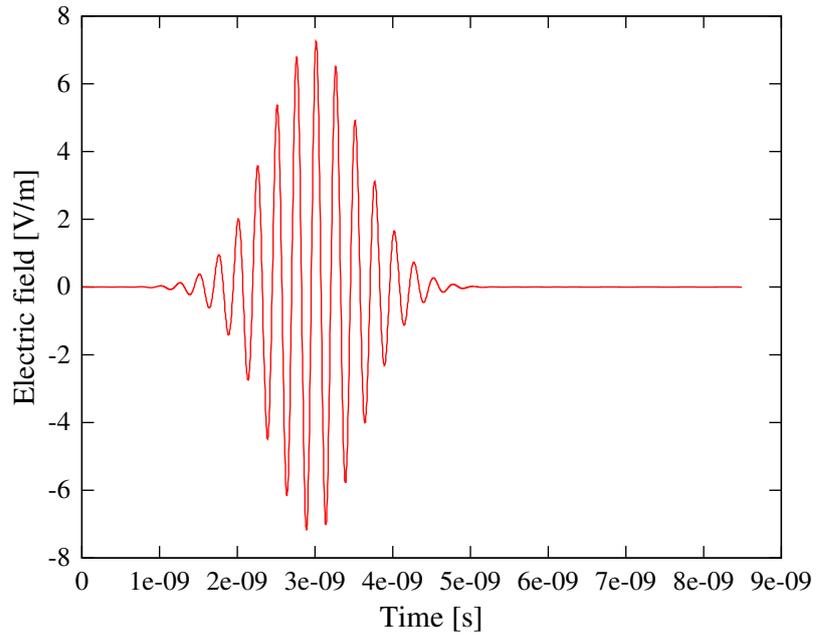


图 3.3 送信信号波形

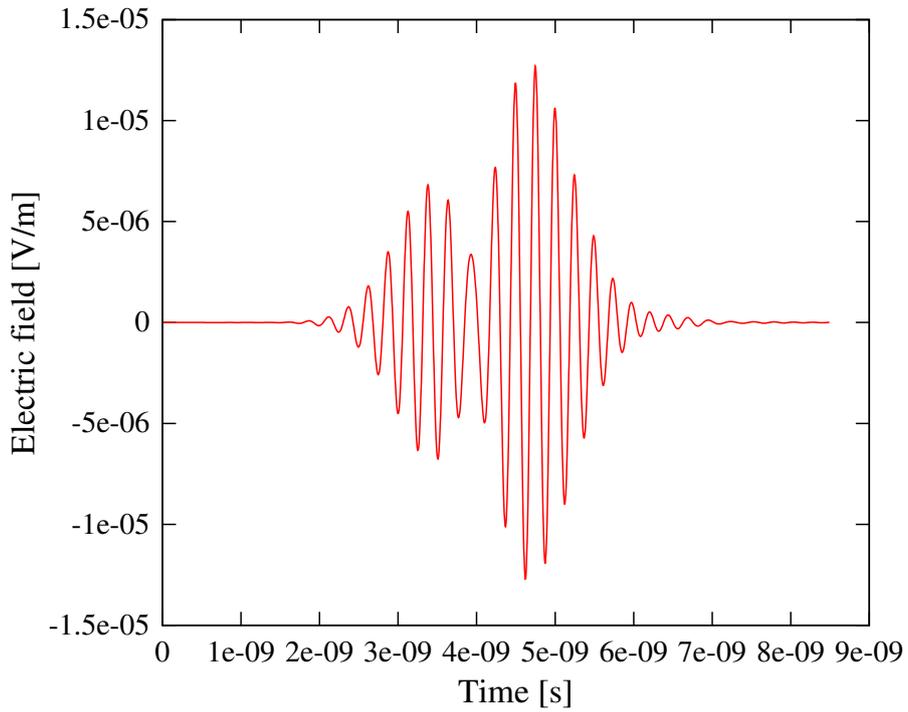


图 3.4 受信信号波形

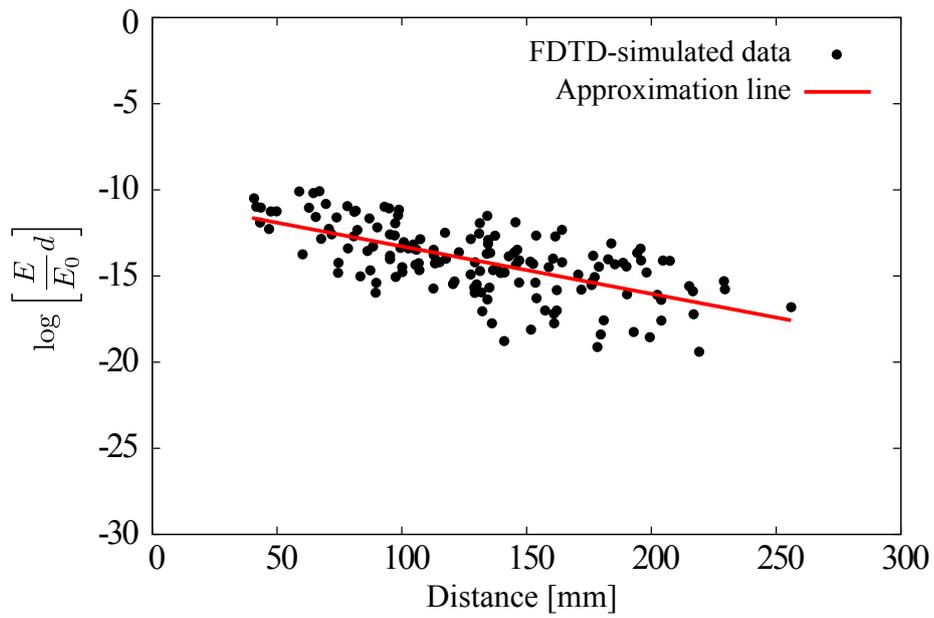


図 3.5  $\log \left[ \frac{E}{E_0} d \right]$  の距離依存性

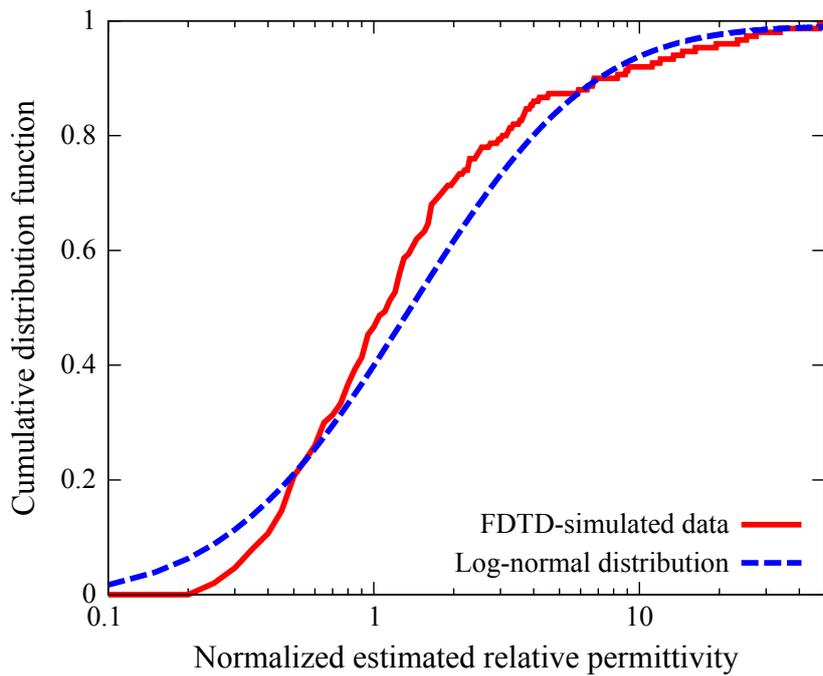


図 3.6 正規化した平均比誘電率の累積分布関数

### 3.5 平均比誘電率推定モデルを導入したパーティクルフィルタを用いた信号到来時間による位置推定法

平均比誘電率推定モデルを信号到来時間を用いたパーティクルフィルタに導入した。第2章で述べたアルゴリズムを元に、以下に示す2点の変更を加えている。

#### パーティクルの持つパラメータ

初期化ステップにおいて、パーティクルは位置、重みのほかに、推定平均比誘電率  $\varepsilon_r$  のパラメータをもつ。

#### 尤度関数の変更

本手法は送受信機間距離の算出に信号到来時間を用いる。尤度関数には、信号到来時間観測誤差と平均比誘電率の推定誤差を考慮し、

$$p(\tau_m, \hat{\varepsilon} | d_m(\mathbf{r}), \varepsilon_r) \propto p(\tau_m | d_m(\mathbf{r}), \varepsilon_r) p(\hat{\varepsilon} | \varepsilon_r) \quad (3.22)$$

とした。

信号到来時間の観測誤差について、本手法では受信波形の振幅が最大となる時間を元に到来時間を決定するピーク検出方式を想定している。図3.7に示すように、サンプリング周波数、サンプリング間隔に依存したピーク検出誤差が発生する。本研究では、文献 [36] を参考に、サンプリング周期の  $1/2$  の標準偏差をもつ正規分布に従うと仮定した。

$$p(\tau_m | d_m(\mathbf{r}), \varepsilon_r) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_s} \exp\left[-\frac{(\tau_m - \bar{\tau}_m)^2}{2\sigma_s^2}\right] \quad (3.23)$$

$$\bar{\tau}_m = \frac{\sqrt{\varepsilon_r}}{c} d_m(\mathbf{r}) \quad (3.24)$$

平均比誘電率の推定誤差モデルは、前節で導出された対数正規分布である。

$$p(\hat{\varepsilon} | \varepsilon_r) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_e \hat{\varepsilon}} \exp\left[-\frac{(\log \hat{\varepsilon} - \varepsilon_r)^2}{2\sigma_e^2}\right] \quad (3.25)$$

ここで、 $\hat{\varepsilon}$  は観測受信信号強度とパーティクルの位置ベクトルを用いて、式 (3.19) により計算される。

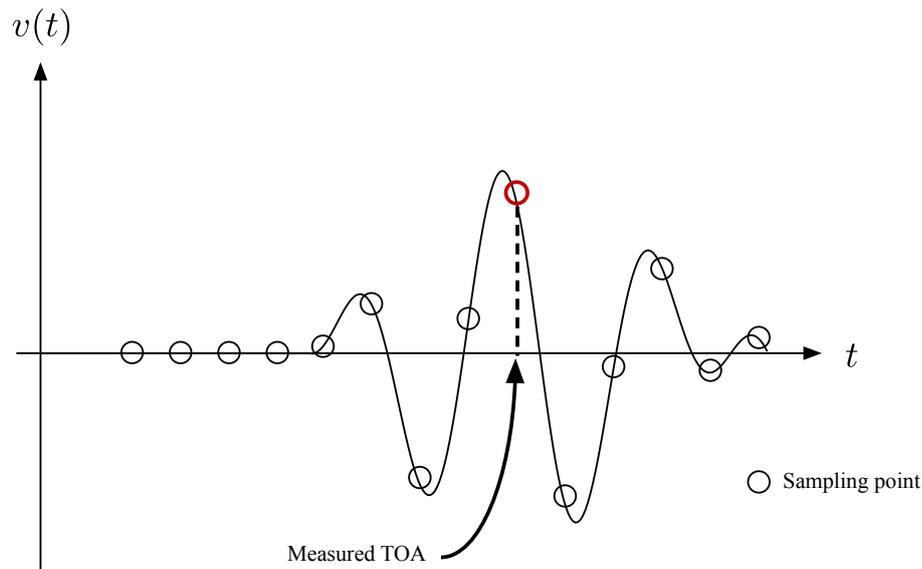


図 3.7 ピーク検出による信号到来時間の観測

表 3.1 解析領域の電気定数

比誘電率 $\epsilon_r$	導電率 $\sigma$
34.25	2.17S/m

## 3.6 計算機シミュレーションによる特性評価

### 3.6.1 計算機シミュレーション環境

シミュレーション環境として、前章と同様に、図 2.12 に示す小腸周辺の  $LX \times LY \times LZ$  の 3次元領域を解析領域とした。各頂点には受信機が配置され、カプセル内視鏡から発せられた信号を受信し、本手法では受信信号強度と信号到来時間の情報を得る。解析領域内は均質の損失性誘電体で満たされている。解析領域内を満たす媒質の電気定数は、UWB 信号の中心周波数である 4.1GHz における 2/3 筋肉の値を利用した。表 3.1 に電気定数を示す。

カプセル内視鏡の移動の模擬は前章の通りであるが、各通過点において、小腸の壁面にぶつかって一定時間停止することを想定し、 $U(0, 20)[\text{sec}]$  に従う乱数によって一時

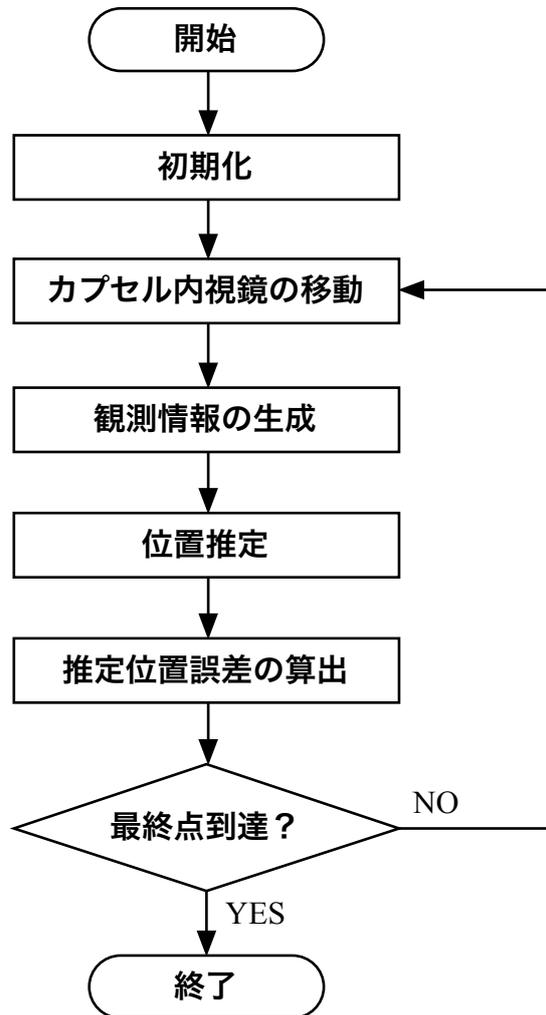


図 3.8 位置推定評価シミュレーションのフローチャート

停止秒数を決定した。

また、シミュレーションのフローチャートを図 3.8 に示す。

各変数の初期化の後、カプセル内視鏡を  $\Delta t$  分だけ移動させる。次に、移動後位置から信号を送信することを想定し、受信信号強度と信号到来時間の情報を生成する。そして、位置推定アルゴリズムによってカプセル内視鏡の推定位置を計算し、真の位置との距離誤差を RMSE によって評価する。カプセル内視鏡が最終点に到達したとき、プ

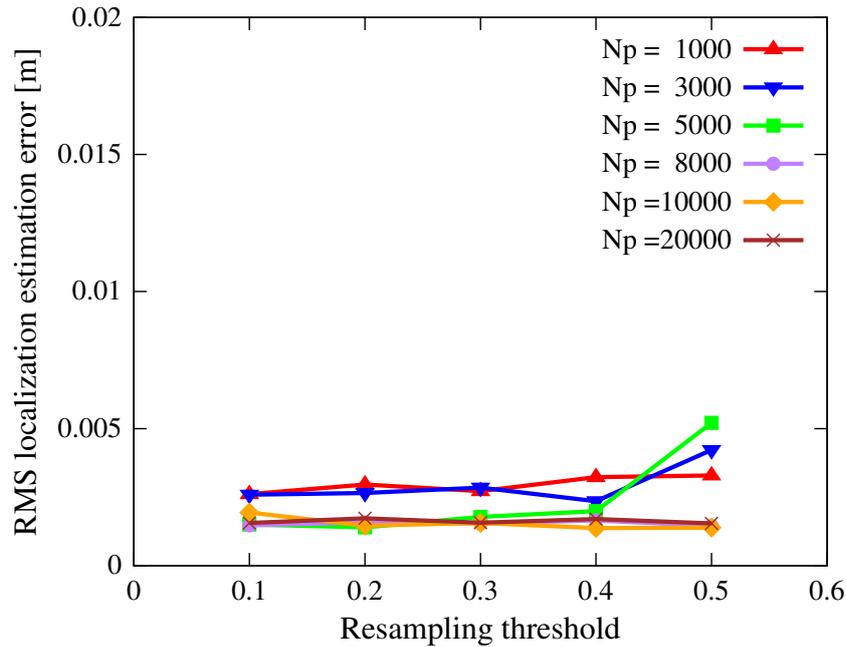


図 3.9 パーティクル数・リサンプリングスレッシュホールドが推定誤差に与える影響（信号到来時間による位置推定法）

ログラムは終了する．

### 3.6.2 信号到来時間を用いた手法におけるパーティクルフィルタのパラメータ決定

信号到来時間を用いたパーティクルフィルタに設定する最適なパラメータを探索した．図 3.9 に，パーティクル数  $N_p$  とリサンプリングスレッシュホールド  $\beta_{thr}$  を変化させたときの RMSE を示す．

図 3.9 より，パーティクル数が大きいほど RMSE が低くなる傾向が見られた．また，リサンプリングスレッシュホールドは 0.4 以下においてあまり急峻な変化は見られなかった．リサンプリングスレッシュホールドが 0.5 のとき，ほとんど全部の時間においてリサンプリングが発生してしまっており所望の動作とはならなかったため RMSE が増加したと考えられる．本研究では，フィルタの安定性なども考慮し， $N_p=20000$ ， $\beta_{thr}=0.3$  を最適パラメータとした．

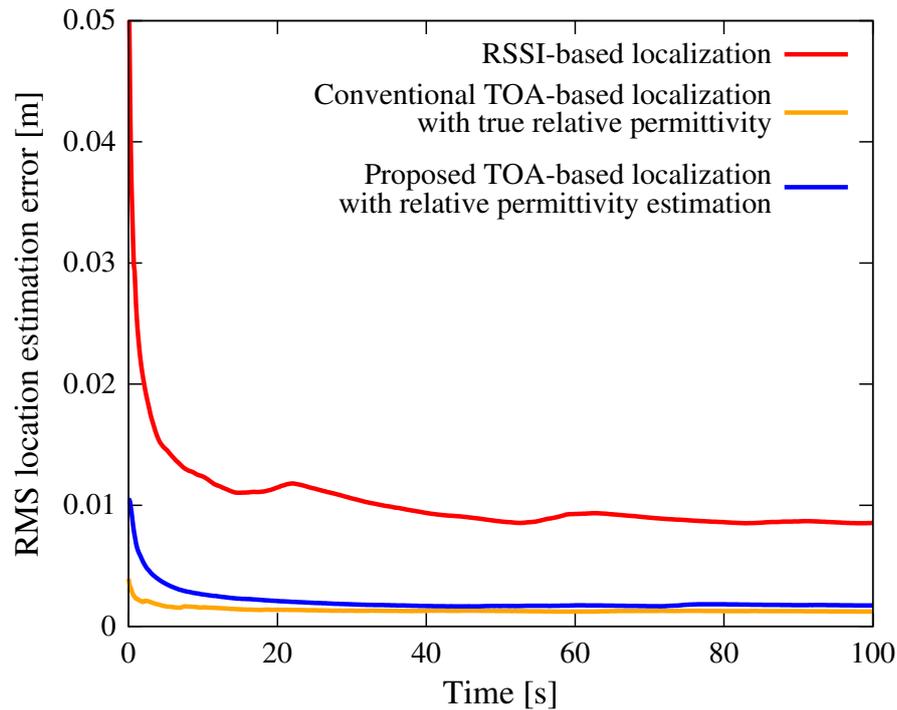


図 3.10 種々の位置推定法の RMSE 特性比較

### 3.6.3 信号到来時間を用いた位置推定法の特性評価

信号到来時間を用いたパーティクルフィルタによるカプセル内視鏡位置推定法について、計算機シミュレーションによる特性評価を行った。図 3.10 に提案手法、平均比誘電率推定を行わず真の比誘電率情報を与えたときの TOA による位置推定法、RSSI による位置推定法のそれぞれの RMSE 時間推移を示す。受信信号強度による位置推定法の RMSE が約 7mm であったのに対し、提案手法と従来手法は約 1.4mm であり 80% の誤差改善を達成し、優れた性能を示した。ここで、比較対象とした真の比誘電率情報を与えた方法は、誤差なく完全に平均比誘電率を推定したことと同様である。与える真の比誘電率は、4.1GHz における 2/3 筋肉の値（設定値）である。まず、高分解能を有する UWB パルスを利用したため、信号到来時間を用いる手法が良好な精度を示していることが見て取れる。さらに、図 3.10 より、提案手法は平均比誘電率を推定しているにもかかわらず、真の比誘電率を用いる手法とほぼ同程度の性能を達成すること

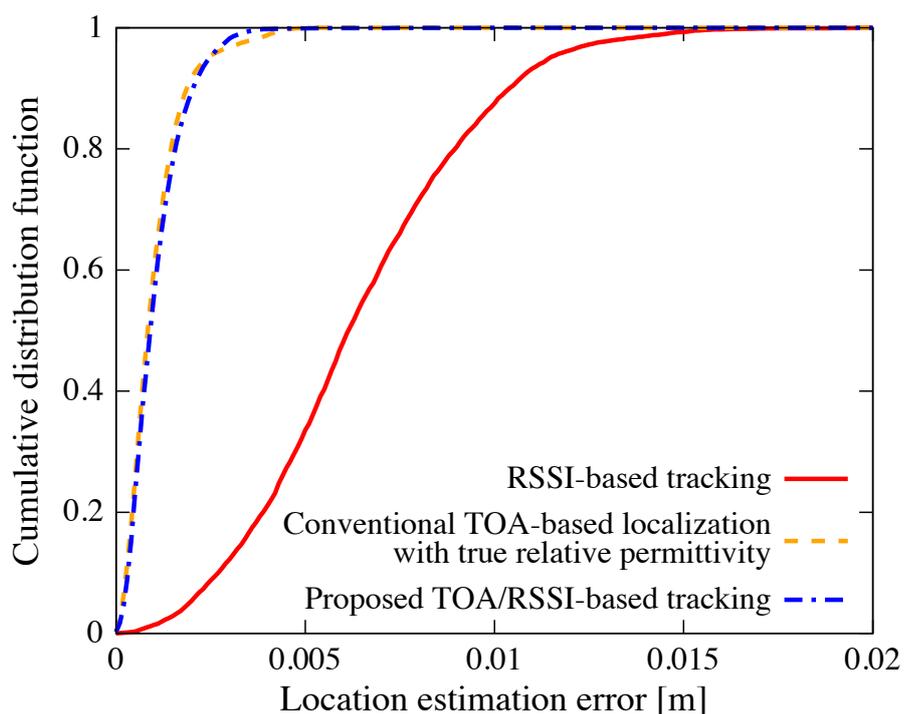


図 3.11 信号到来時間による位置推定法の推定誤差に対する *cdf*

が分かった。

また、各手法の位置推定誤差の *cdf* を図 3.11 に示す。信号到来時間に基づく位置推定法は、受信信号強度に基づく位置推定法に比べ大幅に誤差が低減され、ほとんど 5mm 以内の誤差に収まっていることが分かった。*cdf* の観点からも、信号到来時間に基づく提案法は真の比誘電率を与えた手法に遜色ない性能を達成できることが示された。

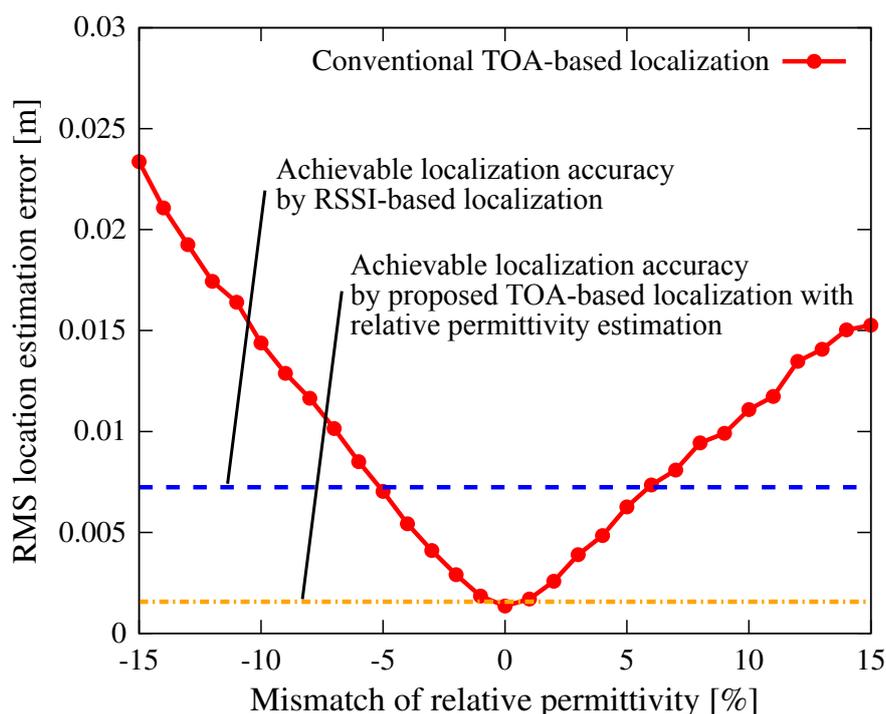


図 3.12 平均比誘電率の誤差が位置推定精度に与える影響

### 3.6.4 平均比誘電率の推定誤差による位置推定精度の変化

信号到来時間に基づく位置推定法において，観測される信号到来時間は伝搬経路上の比誘電率から直接影響を受けるため，正確に平均比誘電率を推定することは重要である．図 3.12 に，従来の信号到来時間による手法に対して真値から任意の割合だけ平均比誘電率に誤差を重畳したときの RMSE を示す．今回は平均比誘電率のミスマッチを相対誤差を用いて表現した．つまり，ミスマッチは次式で表される．

$$(\text{Mismatch } [\%]) = \hat{\varepsilon}_r / \varepsilon_{true} - 1 \quad (3.26)$$

$\hat{\varepsilon}_r$  はパーティクルに与える平均比誘電率， $\varepsilon_{true}$  は真の平均比誘電率 ( $\varepsilon_{true} = 34.25$ ) である．

図 3.12 に，受信信号強度を用いた提案手法，信号到来時間を用いた提案手法の達成可能な RMSE を合わせて示した．平均比誘電率の誤差が小さいとき，信号到来時間による位置推定法のほうがより優れた位置推定精度を達成できるが，平均比誘電率にお

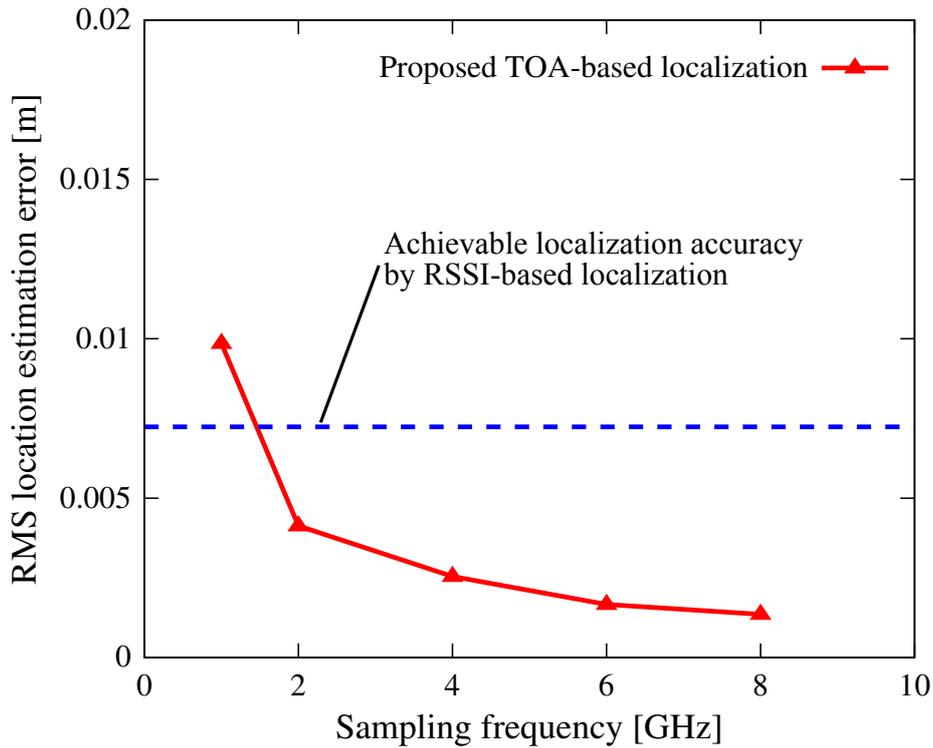


図 3.13 サンプル周波数による誤差

よそ  $\pm 6\%$ 以上の誤差が重畳したとき、受信信号強度による位置推定法のほうが優れた位置推定精度を達成できることが分かった。つまり、真の平均比誘電率または高精度に推定された平均比誘電率の情報を利用可能な状況に限り、信号到来時間を用いた提案手法が優れた特性を示すと言える。

### 3.6.5 サンプル周波数による位置推定精度の変化

信号到来時間の取得は、受信信号をサンプリングし最大振幅を検出する。その際、ピーク検出精度はサンプリング周波数に依存する [36] ため、その関係を調査した。サンプリング周波数を変えて算出した RMSE を図 3.13 に示す。

図 3.13 には、受信信号強度による位置推定の達成可能な RMSE を合わせて示している。サンプリング周波数が低くなるにつれて、信号到来時間による位置推定法は悪い特性となった。これは、ピーク検出のサンプリング誤差がパーティクルフィルタの尤

度値・分布形成に大きく影響するからである．また，信号到来時間による位置推定法が優れた特性を示すのは，サンプリング周波数が 1.5GHz 以上の範囲であり，高精度位置推定のためには高い時間分解能が必要であることが分かった．

### 3.7 まとめ

本章では，信号到来時間を用いた位置推定法を提案した．その際，伝播経路の平均比誘電率が信号到来時間による測距に影響するため，受信信号強度から正確な平均比誘電率を推定するモデルを構築しパーティクルフィルタによる位置トラッキングアルゴリズムに適用した．計算機シミュレーションによって特性評価をしたところ，本提案法は 1.4mm の推定精度を達成した．また，平均比誘電率の誤差と推定精度，サンプリング周波数と推定精度のそれぞれの関係を明らかにした．

また，本シミュレーションは伝搬の特性は考慮しているものの，送受信機の時刻同期や観測信号の雑音を考慮しておらず，理想環境に近い状況を仮定している．今後の課題として，これらの影響を含めた，より現実的な環境を想定したシミュレーションの遂行が挙げられる．

## 第4章

# インプラント機器の移動経路長・進行方向推定

### 4.1 まえがき

インプラント機器位置情報だけでなく、その移動経路長・進行方向も重要な情報となりうるため、その推定手法が求められている。移動経路長・進行方向を推定する方法として、例えば3軸加速度センサーやジャイロセンサーを取り付ける方法が挙げられる。しかし、カプセル内視鏡は人間が服用できる大きさでなければならず、それらのセンサーを取り付けることは現実的ではない。そこで本章では、推定された位置の時系列データからインプラント機器の移動経路長・進行方向を同時に推定するアルゴリズムを提案する。

カプセル内視鏡の移動経路長を得ることを考えたとき、各時刻の速度（または、単位時間あたりの移動量）を積分することで累積の移動距離となる。これは、以下の式で与えられる。

$$l[n] = \sum_{i=1}^n |\hat{r}[i] - \hat{r}[i-1]| \quad (4.1)$$

ここで、 $\hat{r}[i]$  は時刻  $i$  におけるカプセル内視鏡の推定位置である。しかしながら、カプセル内視鏡は蠕動運動によって前後に動き、また推定位置には誤差を含むため、単純な積分によって得られる移動経路長は実際の値よりはるかに大きくなってしまふ。また、ベクトル量で積分をすると、図 4.1 のように始点・終点を結ぶ直線が求まってしまふ、小腸の複雑な形状の軌跡は表現できない。これに対し、本提案法では、図 4.2 のように中継点を検出し利用するアイデアを取り入れ、精度の改善を試みた。第 2 節で

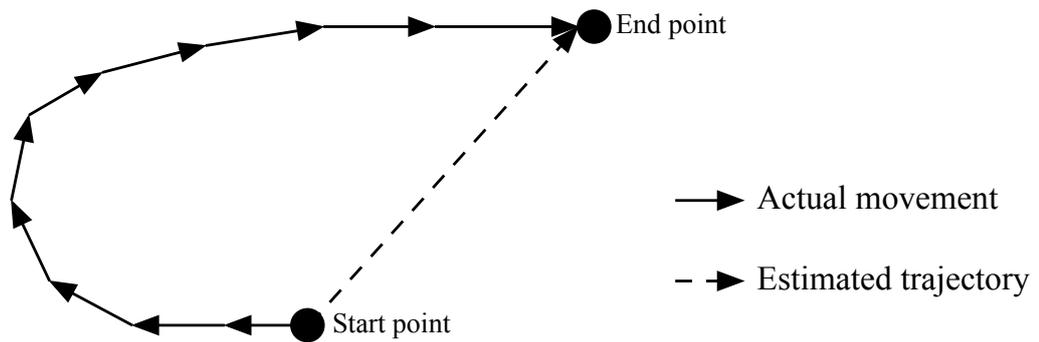


図 4.1 ベクトル量の積分による軌跡の取得

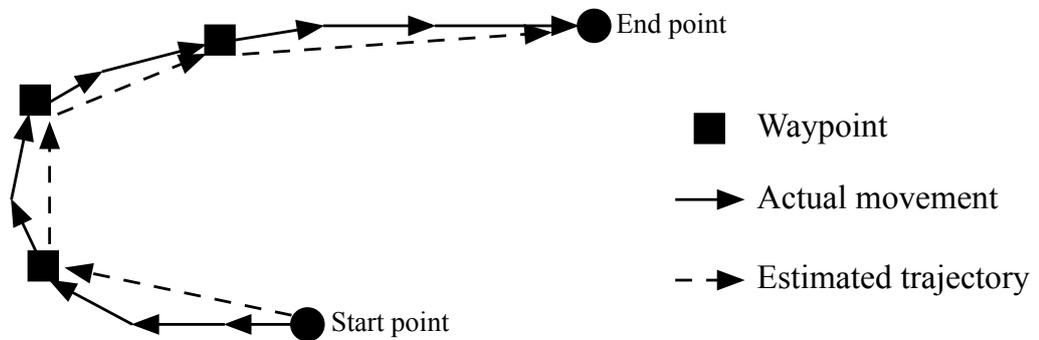


図 4.2 中継点を用いた軌跡の取得

は、中継点検出アルゴリズムについて述べる。

第3節では、移動経路長・進行方向の算出方法について述べる。

第4節では、計算機シミュレーションによって提案法の特性を検証する。

第5節はまとめである。

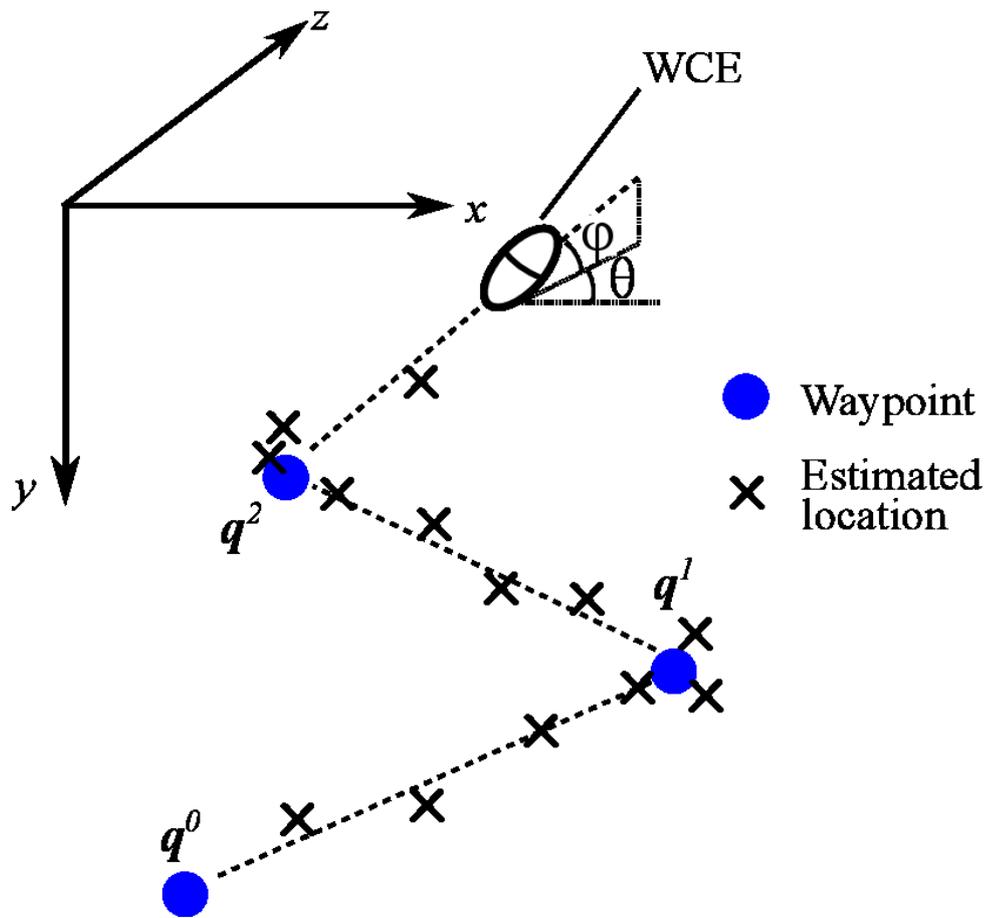


図 4.3 中継点の検出

## 4.2 中継点検出アルゴリズム

本研究では，Random Waypoint の特徴に着目し，推定位置の時系列データから検出した中継点を基に移動経路長・進行方向推定を行う手法を構築した．カプセル内視鏡が小腸内壁面と衝突した際，いくらかの時間その場で停止し進行方向が変わる．その位置を中継点として検出し利用する．中継点検出の例を図 4.3 に示す．

中継点の 3 次元座標を以下のように定義する．

$$\mathbf{q}^k = [q_x^k, q_y^k, q_z^k] \quad (4.2)$$

添字  $k$  は，中継点のシーケンス番号を表す．

図 4.4 に，提案する中継点検出手法のフローチャートを示す．本提案手法は以下の 4

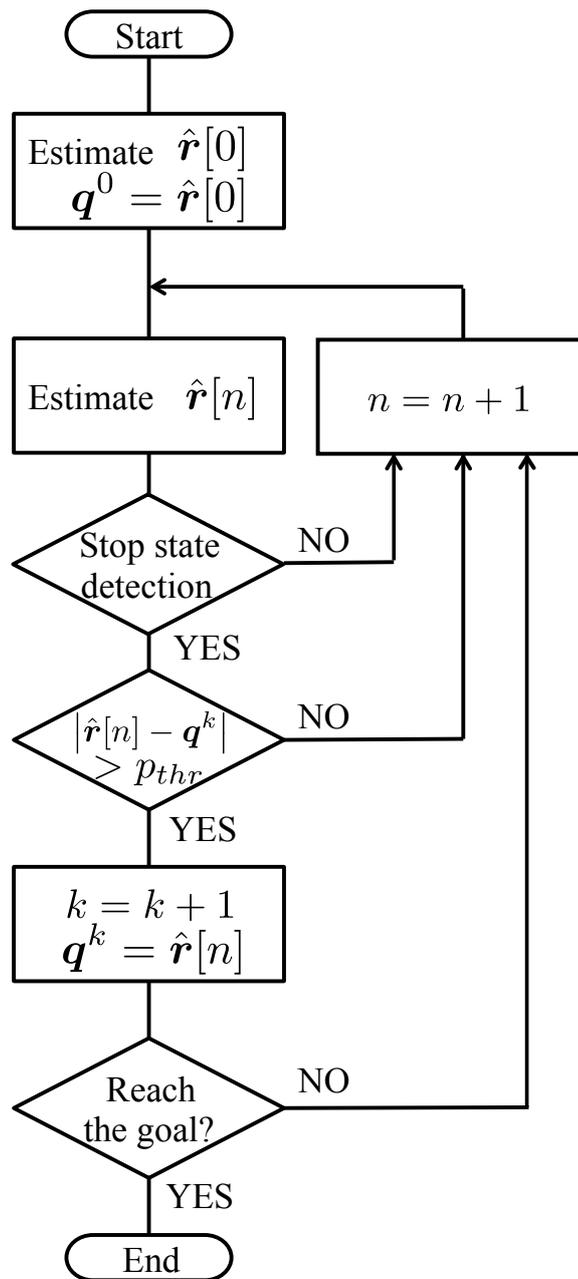


図 4.4 中継点検出手法のフローチャート

つの処理により構成されている。

### 初期化

最初のカプセル内視鏡推定位置  $\hat{r}[0]$  を最初の中継点  $q^0$  とする。

### カプセル内視鏡位置の推定

前章で述べた受信電力を用いたパーティクルフィルタによりカプセル内視鏡推定位置を算出する．

### 静止検出

カプセル内視鏡が移動しているか静止しているかを以下の方法で検出する．

$$\begin{aligned} \text{Detect stop state} & \quad \text{if } |\mathbf{r}'_1[n] - \mathbf{r}'_2[n]| < r_{thr} \\ \text{Detect moving state} & \quad \text{otherwise.} \end{aligned}$$

ここで，

$$\mathbf{r}'_1[n] = \frac{1}{S/2} \sum_{i=1}^{S/2} \mathbf{r}[n - S + i] \quad (4.3)$$

$$\mathbf{r}'_2[n] = \frac{1}{S/2} \sum_{i=S/2+1}^S \mathbf{r}[n - S + i] \quad (4.4)$$

である． $S$  は検出時間幅， $r_{thr}$  は検出スレッシュヨルドである．静止状態であると判定されたときの推定位置を，中継点の候補とみなす．

### 中継点の更新

時刻  $n$  のカプセル内視鏡推定位置  $\hat{\mathbf{r}}[n]$  と最新の中継点  $\mathbf{q}^k$  の距離を計算する．その距離が  $p_{thr}$  より大きいとき，推定位置を新しい中継点  $\mathbf{q}^{k+1}$  とする．ここでスレッシュヨルドを設けた理由は，長時間同じ位置に静止している場合，無意味な中継点が多数生成されてしまうためである．

## 4.3 移動経路長・進行方向の算出

検出された中継点から，カプセル内視鏡の移動経路長・進行方向を算出する．移動経路長は，中継点間距離の総和と，最新の中継点と推定位置の距離の和として以下のように計算した．

$$l[n] = |\hat{r}[n] - \mathbf{q}^k| + \sum_{k'=1}^k |\mathbf{q}^{k'} - \mathbf{q}^{k'-1}| \quad (4.5)$$

進行方向は，中継点を結ぶ直線の傾きから以下のように算出した．

$$\theta^k = \arctan\left(\frac{q_z^{k+1} - q_z^k}{q_x^{k+1} - q_x^k}\right) \quad (4.6)$$

$$\phi^k = \arctan\left(\frac{q_y^{k+1} - q_y^k}{\sqrt{(q_x^{k+1} - q_x^k)^2 + (q_z^{k+1} - q_z^k)^2}}\right) \quad (4.7)$$

ここで， $\theta^k, \phi^k$  は図 4.3 に示すようにそれぞれ  $k$  番目の中継点に対応するカプセル内視鏡の方位角，仰俯角である．

## 4.4 計算機シミュレーションによる特性評価

### 4.4.1 シミュレーション環境

計算機シミュレーションにより本提案法の特性評価を行った．推定位置の算出・出力は，第 2 章に記述したとおりである．そして，出力された時系列の推定位置から本提案法によって移動経路長・進行方向を推定した．計算機シミュレーションに用いたパラメータを表 4.1 に示す．

### 4.4.2 シミュレーション結果

図 4.5 に，600 秒時点における推定移動経路長の二乗平均平方根誤差を示す．図より， $p_{thr}$  が 0.02m または 0.03m のとき全ての  $r_{thr}$  において精度よく移動経路長が推定できている．例えば， $p_{thr} = 0.03[m]$ ， $r_{thr} = 0.003[m]$  のとき推定誤差は-0.0148m であった．また，図 4.6 に移動経路長推定誤差の時間推移を示す．式 (5) で与えられる単純な積分

表 4.1 シミュレーションパラメータ

パーティクル数	5000
リサンプリングスレッシュホールド	0.7
送信時間間隔	0.1 s
カプセル内視鏡平均移動速度	0.05 cm/s
移動速度分散	$0.005 (\text{cm/s})^2$
検出時間幅	20

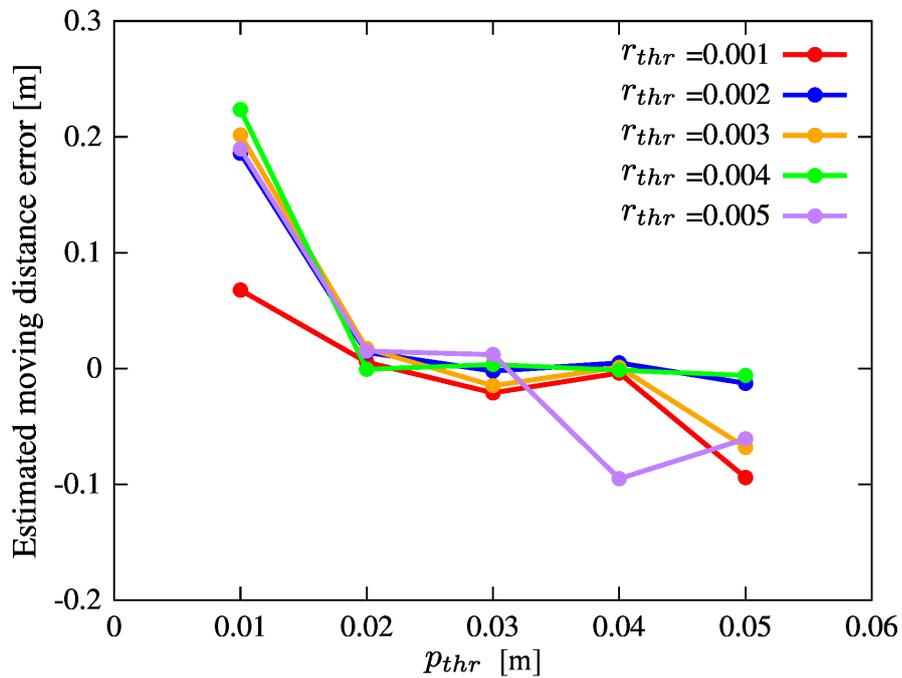


図 4.5 移動経路長推定特性

による推定法も合わせて示した．図 4.6 より，単純な積分による移動経路長推定は推定位置誤差の影響により推定精度が悪くなることを裏付ける結果となった．一方，中継点を検出し移動経路長推定に利用する本手法は，真の移動経路長にほぼ一致しており，十分な精度を達成できることを示した．

最後に，図 4.7 に進行方向推定の二乗平均平方根誤差を示す．このとき， $r_{thr}$  は 0.003m とした． $p_{thr} = 0.04[m]$  のとき最も優れた特性を示し，その推定精度は  $0.17\text{rad} (\simeq 10^\circ)$

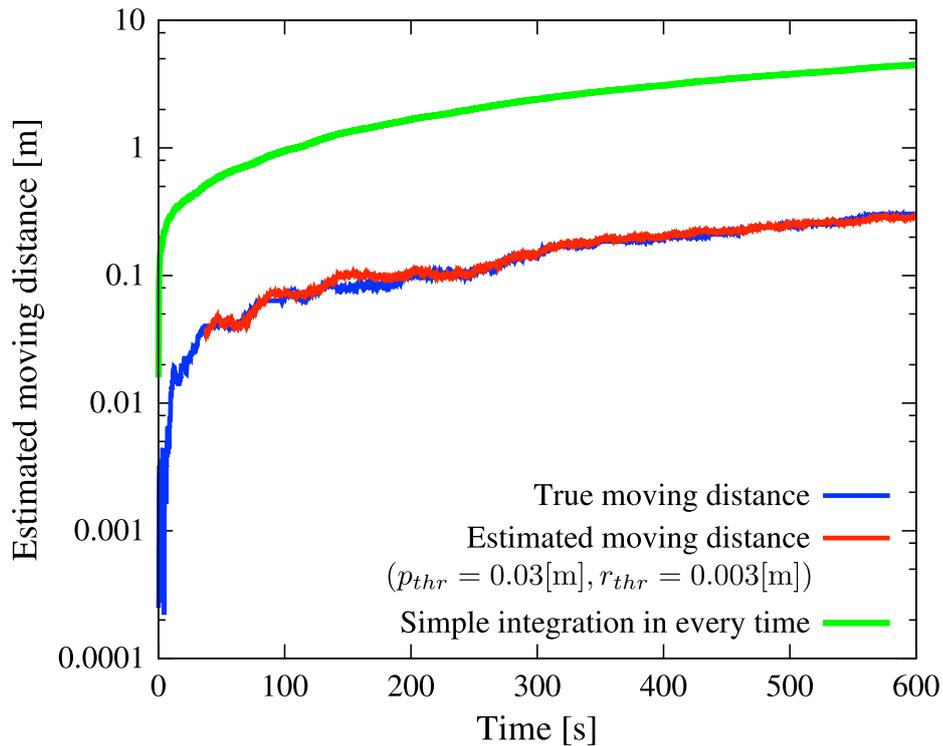


図 4.6 推定移動経路長の時間推移

以下であった．誤差を含む推定位置の時系列データのみを用いたにもかかわらず，高精度な進行方向推定が実現できることを示した．

## 4.5 まとめ

本研究では，推定位置の時系列データのみから移動経路長・進行方向を推定する手法を構築した．本提案法は，受信電力を用いたパーティクルフィルタによる位置推定を基にしており，加速度センサーなどを別途搭載する必要がない．計算機シミュレーションにより本提案法の特性評価を行った結果，移動経路長は 1.5cm 以下，進行方向は 0.17rad 以下の推定精度を達成した．今後の課題として，実験による本提案手法の有効性の確認が挙げられる．

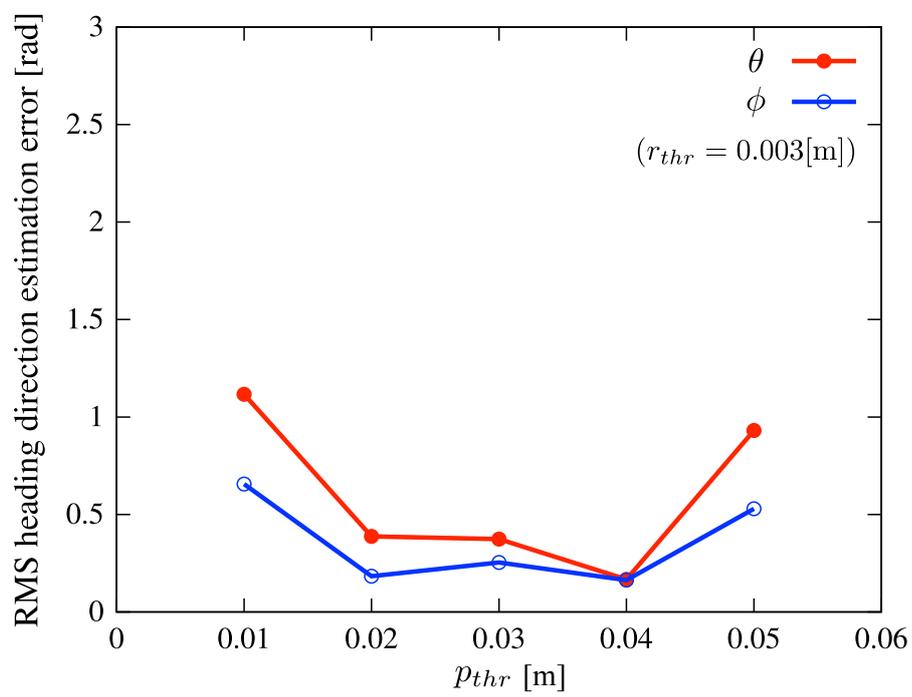


図 4.7 進行方向推定特性

## 第5章

# 散乱電界を用いたインプラント機器位置推定法

### 5.1 まえがき

前章までの提案手法は，インプラント機器から発する信号を利用しており，その存在が仮定されている．例えば，制御信号を受け取るだけの機器にはこれまでの手法は適用できない．これに対し，外部から電磁波を照射し内部構造を推定する電磁波イメージング技術に基づいた位置推定法が提案されている．

元来，電磁波イメージングの分野においては，散乱電界を用いて建築物や人体の内部構造推定を行う問題が研究されてきた．これらは，比誘電率のマップを得ることが目的であった．また，解像度が低いという問題があった．これに対しインプラント機器位置推定に適用する問題においては，インプラント機器の位置さえ判別できればよく，その他の構成要素は重要な意味をもたない．ゆえに，インプラント機器位置推定に特化したアルゴリズムを構築することで，高性能化できる可能性がある．

本章では，外部波源を用いた散乱電界による位置推定法に対し，計算量・受信点を削減する手法の構築のため，人体組織と金属の電気定数の差異に注目した．これらは電氣的性質が異なるため，比誘電率・導電率が大きく異なる．このコントラストを捉え利用するため，圧縮センシング技術の適用を試みた．

第2節では，システムモデルについて述べる．

第3節では，散乱電界・全電界の数式表現について述べる．

第4節では，圧縮センシングの原理，またその適用について述べる．

第5節では、特性比較の対象とした遺伝的アルゴリズムを用いた位置推定法について述べる。

第6節では、計算量の評価を行う。

第7節では、計算機シミュレーションによって提案法の特性を検証する。

第8節はまとめである。

## 5.2 システムモデル

生体組織細胞は、導体と誘電体の物質から構成されると見なすことができ、損失性誘電体として扱うことができる [37–39]。電磁波を照射した際には、観測点において散乱電界が生じる [40–42]。本節では、図 5.1 に示すような任意の断面を持つ、無限長の生体モデルに電磁波を入射した場合に生じる散乱電界について考える。入射波として、TM(Transverse Magnetic) 波を仮定した。この生体モデルに  $E^i(x, y)$  の電界を持つ TM 波を照射すると散乱電界が生じる。任意の位置に生じる散乱電界と入射電界の和である全電界  $E(x, y)$  もまた  $x, y$  の関数であり、次式で表される。

$$E(x, y) = E^i(x, y) + E^s(x, y) \quad (5.1)$$

### 複素比誘電率

損失性誘電体における複素比誘電率  $\epsilon_r^*$  は次式で定義される。

$$\epsilon_r^* = \epsilon_r - j \frac{\sigma}{\omega \epsilon_0} \quad (5.2)$$

ここで、 $\epsilon_r$  は比誘電率、 $\sigma$  は導電率、 $\omega$  は角周波数、 $\epsilon_0$  は真空の誘電率である。生体モデル内部の複素比誘電率は座標  $x, y$  の関数であり、周囲を均一な複素誘電率  $\epsilon_{rm}^*$  を持つ媒質に囲まれているとすると、生体モデル内部の複素比誘電率  $\epsilon_r^*(x, y)$  は式 (5.2) 次式で表される。

$$\epsilon_r^*(x, y) = \epsilon_r(x, y) - j \frac{\sigma(x, y)}{\omega \epsilon_0} \quad (5.3)$$

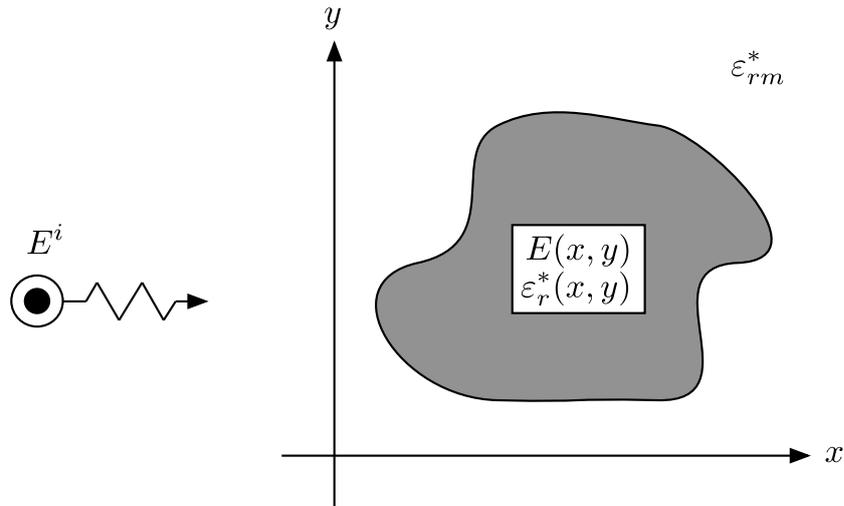


図 5.1 平面波を入射する 2次元の生体円筒モデル

ここで  $\varepsilon_r(x, y)$  は生体モデル内部の比誘電率， $\sigma(x, y)$  は生体モデル内部の導電率を示す。また，周囲の媒質の複素比誘電率  $\varepsilon_{rm}^*$  も同様に次式で表される。

$$\varepsilon_{rm}^* = \varepsilon_{rm} - j \frac{\sigma_m}{\omega \varepsilon_0} \quad (5.4)$$

ここで  $\varepsilon_{rm}$  は外部媒質の比誘電率， $\sigma_m$  は外部媒質の導電率である。

### 5.3 モーメント法による散乱電界・全電界の数式表現

$E^s$  は入射電界により生じた散乱電界であり，先行研究に拠れば，次式によって表される [43].

$$E^s(x, y) = -(jk^2/4) \int \int \tilde{\varepsilon}_r(x', y') E(x', y') H_0^{(2)}(k\rho) dx' dy' \quad (5.5)$$

ここで， $(x, y)$  は観測点の座標， $(x', y')$  は波源の座標を示す。  $k$  は自由空間中の波数  $k_0$  を用いて次式のように表される。

$$k = k_0 \sqrt{\varepsilon_{rm}^*} \quad (5.6)$$

$\rho$  は観測点と波源との距離であり，次式で表される。

$$\rho = \sqrt{(x - x')^2 + (y - y')^2} \quad (5.7)$$

また,  $\tilde{\varepsilon}_r(x', y')$  は次式で表される.

$$\tilde{\varepsilon}_r(x', y') = \varepsilon_r(x, y) / \varepsilon_{rm}^* - 1 \quad (5.8)$$

$H_0^{(2)}$  は 0 次の第 2 種ハンケル関数である. ハンケル関数はベッセル関数を用いて表される関数である. 以下に  $\alpha$  次の第 1 種ベッセル関数,  $\alpha$  次の第 2 種ベッセル関数とハンケル関数の式, ベッセル関数とハンケル関数の関係式を合わせて示す.

$$J_\alpha(x) = \sum_{m=0}^{\infty} \frac{(-1)^m}{m! \Gamma(m + \alpha + 1)} \left(\frac{x}{2}\right)^{2m + \alpha} \quad (5.9)$$

$$Y_\alpha(x) = \frac{J_\alpha(x) \cos(\alpha\pi) - J_{-\alpha}(x)}{\sin(\alpha\pi)} \quad (5.10)$$

$$H_\alpha^{(2)}(x) = J_\alpha(x) - jY_\alpha(x) \quad (5.11)$$

全電界  $E$  は, 式 (5.1), (5.5) より以下のように表現することができる.

$$E(x, y) + (jk^2/4) \iint \tilde{\varepsilon}_r(x', y') E(x', y') H_0^{(2)}(k\rho) dx' dy' = E^i(x, y) \quad (5.12)$$

### 全電界

図 5.2 に示すように円筒断面を  $N$  個のセルに分割し, 測定点を物体の周囲に  $M$  点配置する.

モーメント法を用いて離散化することで, 式 (5.12) を, 行列を用いて次式のように書き直すことができる [44, 45].

$$(AT + I)e = e^i \quad (5.13)$$

ここで  $e$  と  $e^i$  は  $N \times 1$  の列ベクトルであり, その各要素は次式で与えられる.

$$e_n = E(x_n, y_n) \quad (5.14)$$

$$e_n^i = E^i(x_n, y_n) \quad (5.15)$$

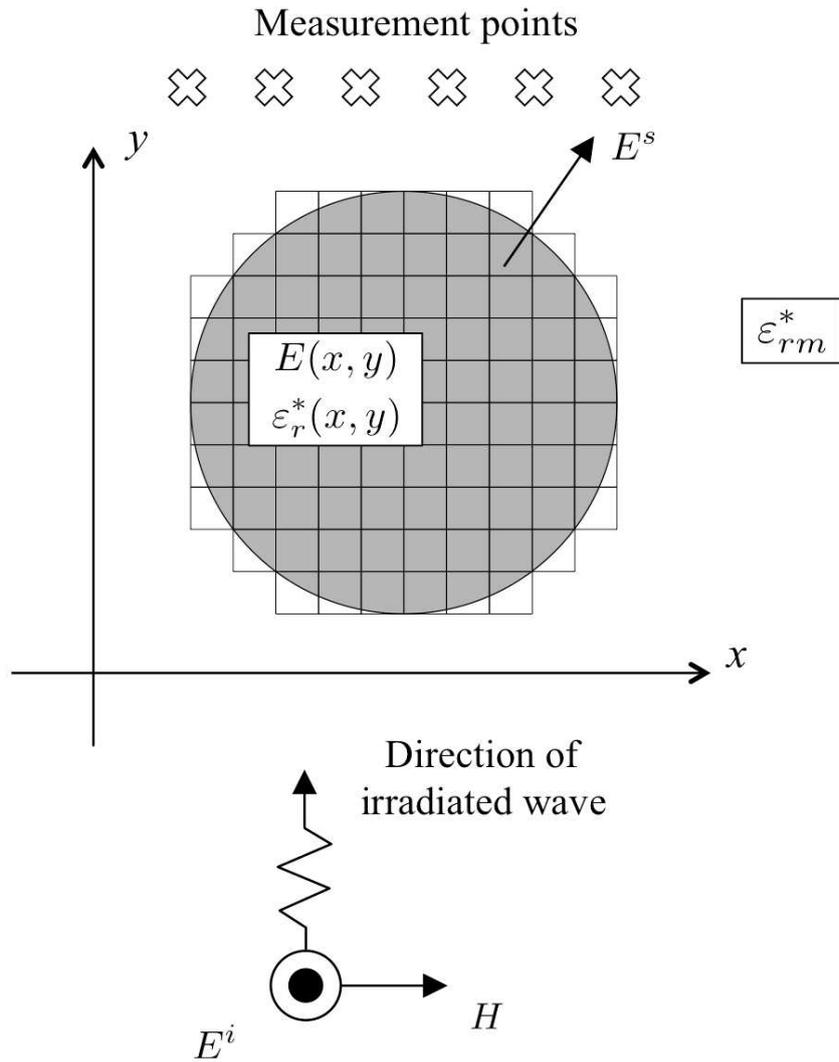


図 5.2 セルにより分割された生体円筒モデル

ここで  $E(x_n, y_n)$  と  $E^i(x_n, y_n)$  はそれぞれ  $n$  番目のセルの中心における全電界  $E(x, y)$  と入射電界  $E^i(x, y)$  を表す．また， $I$  は  $N \times N$  の単位行列， $T$  は  $N \times N$  の次式で与えられる要素を持つ対角行列である．

$$T_{nn} = \tilde{\epsilon}_r(x_n, y_n) \quad (5.16)$$

$\tilde{\epsilon}_r(x_n, y_n)$  は  $n$  番目のセルの中心における  $\tilde{\epsilon}_r(x, y)$  の値を示す． $A$  は  $N \times N$  の行列であ

り，その各要素は次式で与えられる．

$$\begin{aligned} A_{mn} &= j/2[\pi kr H_1^{(2)}(kr) - 2j] \quad (m = n) \\ &= (j\pi kr/2)J_1(kr)H_0^{(2)}(k\rho_{mn}) \quad (m \neq n) \end{aligned} \quad (5.17)$$

ここで  $r_n$  は  $n$  番目のセルの半径， $\rho_{mn}$  は  $m$  番目のセルと  $n$  番目のセル間の距離を示す． $H_0^{(2)}$ ， $H_1^{(2)}$  はそれぞれ零次，一次の第 2 種ハンケル関数， $J_1$  は第 1 種ベッセル関数である．

全電界の導出には式 (5.13) を変形させ，

$$e = (AT + I)^{-1}e^i \quad (5.18)$$

として計算する．

#### 散乱電界

人体内部に生じる全電界の式と同様にして，式 (5.5) もモーメント法を用いて次式のように書き直すことができる．

$$BE\tau = e^s \quad (5.19)$$

ここで  $e^s$  は  $M \times 1$  の列ベクトルであり，その要素は次式で与えられる．

$$e_m^s = E^s(x_m, y_m) \quad (5.20)$$

ここで  $E^s(x_m, y_m)$  は円筒外に配置した  $m$  番目の測定点の座標における散乱電界を表す．また， $\tau$  は  $N \times 1$  の列ベクトルであり，その要素は次式で与えられる．

$$\varepsilon_n = \tilde{\varepsilon}_r(x_n, y_n) \quad (5.21)$$

ここで  $\tilde{\varepsilon}_r(x_n, y_n)$  は  $n$  番目のセルの中心における  $\tilde{\varepsilon}_r(x, y)$  の値を示す． $E$  は  $N \times N$  の対角行列であり，その要素は次式で与えられる．

$$E_{nn} = E(x_n, y_n) \quad (5.22)$$

ここで  $E(x_n, y_n)$  は  $n$  番目のセルの中心座標での全電界  $E(x, y)$  を示す． $B$  は  $M \times N$  の行列であり，その要素は次式で与えられる．

$$B_{mn} = -(j\pi kr_n/2)J_1(kr_n)H_0^{(2)}(k\rho_{mn}) \quad (5.23)$$

ここで， $r_n$  は  $n$  番目のセルの半径， $\rho_{mn}$  は  $m$  番目の測定点と  $n$  番目のセル間の距離を表す． $H_0^{(2)}$ ， $J_1$  は前述した零次の第 2 種ハンケル関数と第 1 種ベッセル関数である．

入射電界  $e^i$  が誘電体内の全電界  $e, E$  をつくり，その全電界に応じた散乱電界  $e^s$  が受信点で観測される，という現象を，式 (5.13) と式 (5.19) を用いることで散乱電界と複素比誘電率の関係を数学的に表現することができる．

## 5.4 圧縮センシングを用いたインプラント機器位置推定法

### 5.4.1 圧縮センシング

あるベクトルについて，その要素のほとんどが零である特性をスパース性という．圧縮センシングは，スパース性をもつ信号を少ない観測数から再構成する手法である．線形方程式

$$\mathbf{y} = A\mathbf{x} \quad (5.24)$$

において，観測ベクトル  $\mathbf{y}$  が得られたときベクトル  $\mathbf{x}$  を求める問題を考える．ここで， $\mathbf{y}$  は  $M \times 1$ ， $A$  は  $M \times N$ ， $\mathbf{x}$  は  $N \times 1$  の次元を持つとする．

$M > N$  の場合，つまり未知数の数以上に観測の数が多い場合，任意の  $N$  個の連立方程式から一意に解を求めることができる．これに対し， $M < N$  の場合は未知数の数が方程式の数より多いため不定となり，一般的には一意な解を得られない． $M < N$  のとき解を求める方法として擬似逆行列を用いた計算があるが，これは通常スパースな解を計算できない．このような状況において，スパースなベクトル  $\mathbf{x}$  を復元することが圧縮センシングの問題である．

この圧縮センシング問題に関して，様々な復元手法が提案されている．復元する際，

その評価にはノルムが用いられる． $x$  の  $\ell_p$  ノルム  $\|x\|_p$  は，

$$\|x\|_p = \left( \sum_{i=1}^N |x_i|^p \right)^{1/p} \quad (5.25)$$

で表される． $\ell_0$  ノルムは非零要素の個数， $\ell_1$  ノルムは要素の絶対値の総和となる．ここで， $\ell_0$  最適化に基づく再構成は，最適解を復元できるが多項式時間で解くことはできない (NP 困難) ため， $x$  の次元が高い場合は計算量の面で非現実的である．そこで，近似的に  $\ell_0$  最適化を解くアルゴリズムが提案されている．これにより，少ない観測・低計算量の復元が可能となる．

圧縮センシングの適用においては，求めるベクトルがスパース性をもつことが条件となる．本研究では，式 (5.19) の  $E_T$  がスパース性を有すると仮定し，この積を1つの新たな変数と見て圧縮センシングの適用を試みる．金属内は理想的には電界は0であり，導電率は無限大である．数値解析的にこれらの積が生体組織のものより大きくなれば，全電界と複素比誘電率の積  $E_T$  がスパース性をもつと言える．

## 5.4.2 位置推定アルゴリズム

Matching Pursuit (MP) は  $\ell_0$  を近似的に解くもののひとつで，推定ベクトルを  $\hat{x}$  としたとき，残差  $y - A\hat{x}$  と相関の高い  $A$  の列ベクトルから順に選択し再構成の要素とするアルゴリズムである．ここで，インプラント機器が1箇所のみ存在するという条件を付加することでアルゴリズムの繰り返し数が1になり，簡素かつ低計算量が実現される．観測する電界から既知の入射電界を引くことで得られる散乱電界  $e^s$  に対し，行列  $B$  を構成する各列ベクトルとの相関係数を計算し，最大となるインデックスに対応するセルをインプラント機器の推定位置とした．アルゴリズムを表 5.1 に示す．

表 5.1 Matching Pursuit に基づいた位置推定アルゴリズム

---

Measure scattered field: $e^s = e - e^i$
Dictionary in matching pursuit: $B = [B_1 B_2 \cdots B_N]$
for $i = 1, \dots, N$
$corrcoef(i) = \frac{(e^s, B_i)}{(e^s, e^s) (B_i, B_i)}$
Estimate implant device cell: $i^{est} = \arg \max_i  corrcoef(i) $
Convert cell index to location: $i^{est} \rightarrow x^{est}, y^{est}$

---

$(\cdot, \cdot)$  expresses the inner product.

## 5.5 遺伝的アルゴリズムを用いたインプラント機器位置推定法

### 5.5.1 遺伝的アルゴリズム

遺伝的アルゴリズムとは、最適化問題における解の候補を遺伝子で表現した個体を複数用意し、適応度の高い個体を優先的に選択して組み換え・突然変異などの操作を繰り返し行うことで、解を探索するアルゴリズムである。局所解に陥った際も、突然変異によって真の解に近づく場合があり、性能の良いアルゴリズムとして広く利用されている。遺伝的アルゴリズムを用いたインプラント機器位置推定法はすでに研究されており [46]、本研究では比較対象として実装し評価に用いた。それぞれの遺伝子はインプラント機器位置 (x 座標, y 座標) と複素比誘電率 (比誘電率, 導電率) の情報で構成されるベクトルとして表される。自身で定義した適応度関数によって適応度という評価値を計算し利用する。アルゴリズムの流れを以下に示すとともに、アルゴリズムのフローチャートを図 5.3 に示す。

#### 初期化

50 個の遺伝子をランダムに生成する。ランダムに生成した最初の遺伝子を第 1 世代と呼ぶ。インプラント機器位置は解析領域内からランダムに選択し、比誘電率は 1 から 100、導電率は 0.1 から 1 の範囲から一様分布によって決定する。

#### 交叉 (Cross Over)

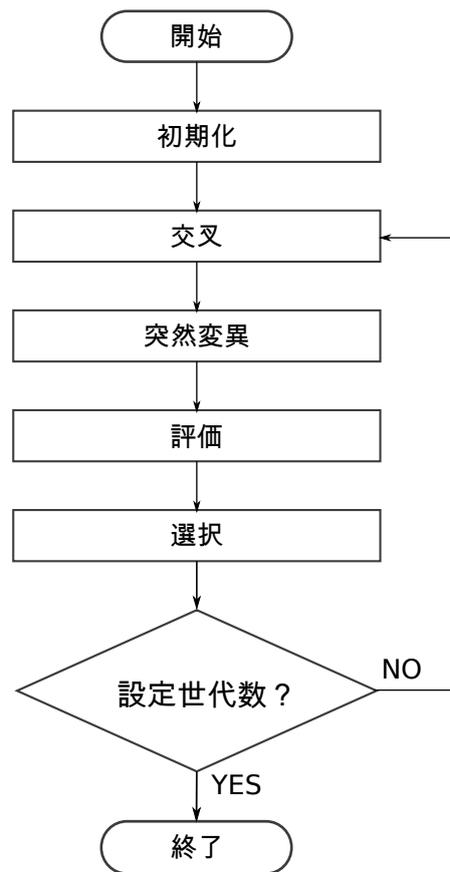


図 5.3 遺伝的アルゴリズムのフローチャート

選択された二つ以上の遺伝子の組み替えを行う。交叉の発生する確率は交叉率と呼ばれる。5.5.2 節に詳細を述べる。

#### 突然変異 (Mutation)

次世代の遺伝子の一部をランダムに変化させる。突然変異の発生する確率は突然変異率と呼ばれる。

#### 評価 (Adaptability Evaluation)

自身で定義した適応度関数により、各遺伝子を評価する。このとき得られた評価値を適応度と呼ぶ。本手法では、個々の遺伝子情報を用いて計算される散乱電界の、観

測散乱電界に対する相対誤差を計算し，その逆数を評価値とした．遺伝子がつパラメータが真の値と一致するとき，評価値は  $\infty$  となる．

### 選択 (Selection)

適応度の高い遺伝子を優先的に選択し，以下に述べる交叉や突然変異といった遺伝的操作を行い，次世代に新たな遺伝子を生成する．5.5.3 節に詳細を述べる．

この一連の操作を行ったあとは，次世代を現世代として置き換え，同様の操作を繰り返すことによって解の探索を行う．設定世代数に到達したとき，繰り返しを抜けて終了する．そして，最終世代のもっとも評価値の高い遺伝子を解とした．

## 5.5.2 交叉方法

交叉方法として様々な方法が考えられている．一点交叉は2つの親遺伝子がある長さで切断し入れ替える方式である．これを複数点の切断・入れ替えに拡張したものを多点交叉法という．また，遺伝子の構成要素が連続な実数をとるとき，アルファブレンドのように任意の割合ずつ親から引き継ぐものをブレンド交叉という．本研究ではブレンド交叉を用い， $\alpha$  値は0.5とした．

## 5.5.3 選択方法

遺伝的操作を行う際に，評価された遺伝子群の中から適応度の高い個体を優先的に選択する必要がある．以下に遺伝的アルゴリズムでよく用いられる選択方法を示す．

- ランキング選択

適応度の高さでランキングを作成し，順位によって選択される確率を決める方式である．

- ルーレット選択

ルーレット選択では，次式で表現される遺伝子  $k$  を選ぶ確率  $p_k$  に基づき選択が

$$E\tau = \begin{pmatrix} \overbrace{E_{11} E_{12} \cdots E_{1N}}^{N\text{個}} \\ E_{21} E_{22} \cdots E_{2N} \\ \vdots \\ \underbrace{E_{N1} E_{N2} \cdots E_{NN}}_{M\text{回}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \\ \vdots \\ \tau_N \end{pmatrix} \Rightarrow e^s = \begin{pmatrix} \overbrace{B_{11} B_{12} \cdots B_{1N}}^{N\text{個}} \\ B_{21} B_{22} \cdots B_{2N} \\ \vdots \\ \underbrace{B_{M1} B_{M2} \cdots B_{MN}}_{M\text{回}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} E\tau_1 \\ E\tau_2 \\ \vdots \\ E\tau_N \end{pmatrix}$$

図 5.4 散乱電界算出における乗算回数の考察

行われる．

$$p_k = \frac{f_k}{\sum_{k=1}^P f_k} \quad (5.26)$$

ここで  $f_i$  は遺伝子  $i$  の適応度を表す．

- エリート選択

適応度の最も高い個体を，次世代に一定個数コピーする方式である．

#### 本提案法で用いる選択方法

本提案法では，上に述べた選択方法をベースに，ソートの効率化などを取り入れた NSGA-II [47] を採用した．この選択方法は，遺伝的アルゴリズムを使った最適化問題において広く使われており，プログラミング言語 Python などを実装されたライブラリが無償利用できる．

## 5.6 計算量の評価

散乱電界を用いた位置推定法について，従来の手法は計算量が大きいことも課題の一つであった．未知数の個数はセル数  $N$  であるが，アルゴリズム内で散乱電界を式 (5.19) により計算する際，図 5.4 に示すように乗算の回数を基準にすると，計算量は

$$N \times N + M \times N = N^2 + MN \quad (5.27)$$

と表すことができる．

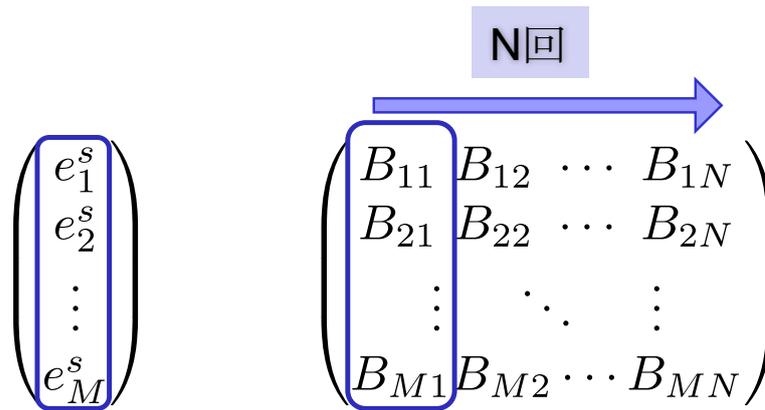


図 5.5 圧縮センシング適用における乗算回数の考察

従来の全領域探索では，散乱電界の計算を未知数の個数だけ行い（ $N$  回），遺伝的アルゴリズムによる位置推定法では遺伝子の個数と世代数の積の回数だけ行う（ある定数  $k$  を用いて  $k$  回とする）。

$$[\text{全領域探索}] \quad (N^2 + MN) \times N = N^3 + MN^2 \rightarrow O(N^3) \quad (5.28)$$

$$[\text{遺伝的アルゴリズム}] \quad (N^2 + MN) \times k = kN^2 + kMN \rightarrow O(N^2) \quad (5.29)$$

これに対し圧縮センシングを適用する手法は，図 5.5 に示すように散乱電界  $e^s$  と行列  $B$  のそれぞれの列ベクトルとの相関を計算する．このとき，計算量は

$$M \times N = MN \rightarrow O(N) \quad (5.30)$$

となり，従来法より低いオーダーで算出が可能である．

## 5.7 計算機シミュレーションによる特性評価

### 5.7.1 計算機シミュレーション環境

計算機シミュレーションにより本提案法の特性評価を行った．図 5.6 にシミュレーションモデルと解析領域を示す．解析領域は  $18\text{cm} \times 27\text{cm}$  の 2 次元領域とした．受信機は，人体表面を囲むように前面・背面に半分ずつ配置した．人体モデルは，図 5.7 に示すように，NICT 開発の人体数値モデルから小腸を含む高さの断面を抜き出し， $1\text{cm}$  四

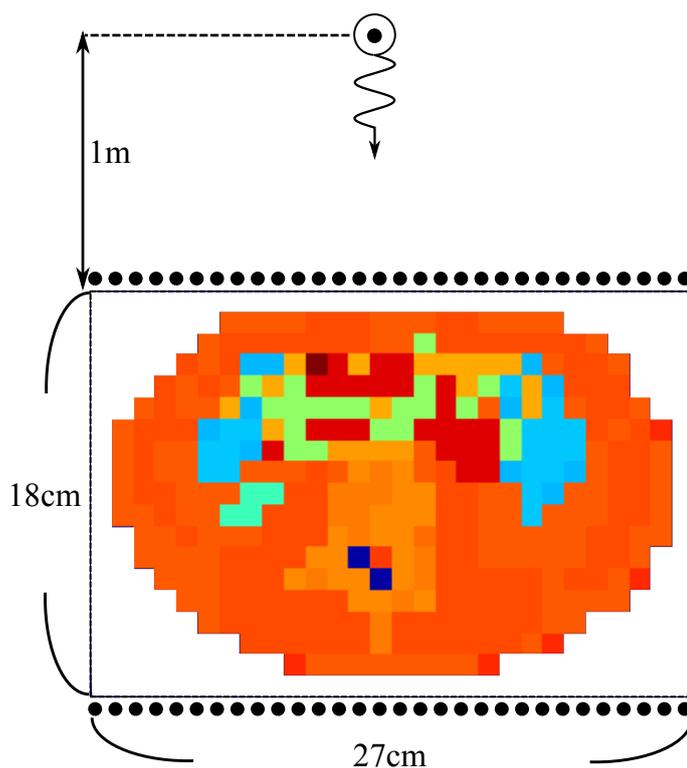


図 5.6 シミュレーションモデル

方 486 セルの断面モデルとした．その際，元の人体モデルは 2mm 四方の分解能を持っているが， $5 \times 5$  セルのうち最も大きい比率を占める組織を代表値とすることで，1cm 四方のモデルに変換した．各セルには，表??に示すそれぞれの電気定数を設定した．小腸内の任意の 1 箇所にインプラント機器を配置し，人体の表面から 1cm の位置に直線的に等間隔で受信機を配置する．入射電界として，人体前面から 30MHz の平面波を照射し，観測散乱電界を求めた後，本提案アルゴリズムによって推定位置を算出した．

また，式 (5.4) より，複素比誘電率は周波数に依存することが分かる．本研究では主に導電率のコントラストに注目するため，その差異が見えやすくなるよう  $\omega$  が比較的小さい領域を使用すべく，入射電界の周波数は 30MHz とした．

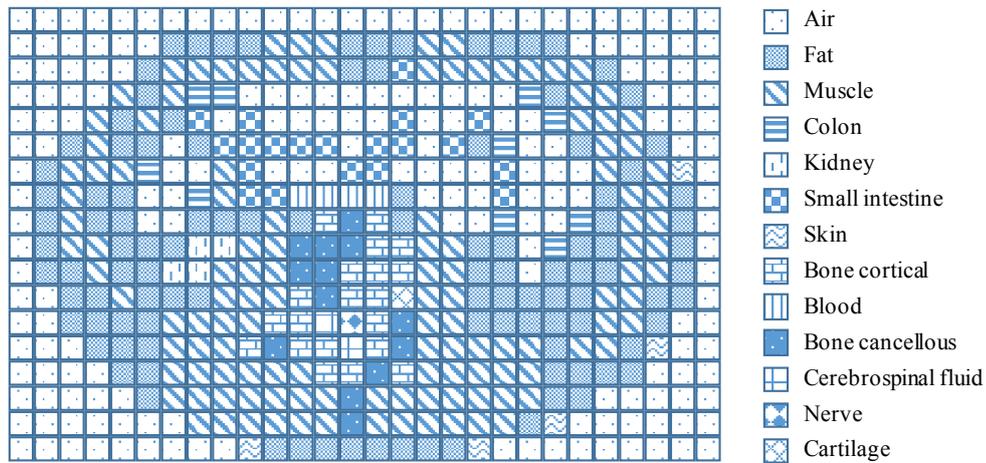


図 5.7 人体数値モデル

表 5.2 30MHz におけるインプラント機器・人体組織の電気定数

Tissue	Relative permittivity $\epsilon_r$	Conductivity $\sigma$ [S/m]
Implant device	4.0	$1.0 \times 10^4$
Fat	17.17	0.06
Muscle	90.05	0.68
Colon	132.88	0.57
Kidney	176.88	0.64
Small intestine	188.08	1.49
Skin	108.33	0.43
Bone cortical	20.94	0.05
Blood	119.51	1.16
Bone cancellous	40.16	0.14
Cerebrospinal fluid	105.67	2.02
Nurve	77.61	0.27
Cartilage	85.56	0.42

### 5.7.2 スパース特性の検証

図 5.8 に各セルにおける  $E_T$  の絶対値を示す．ここでは，例として 181 番目のセルにインプラント機器を配置したときを想定している．図から明らかなように，ある 1 点のみ非常に大きな値をとっており，そのセル番号はインプラント機器を配置した箇所

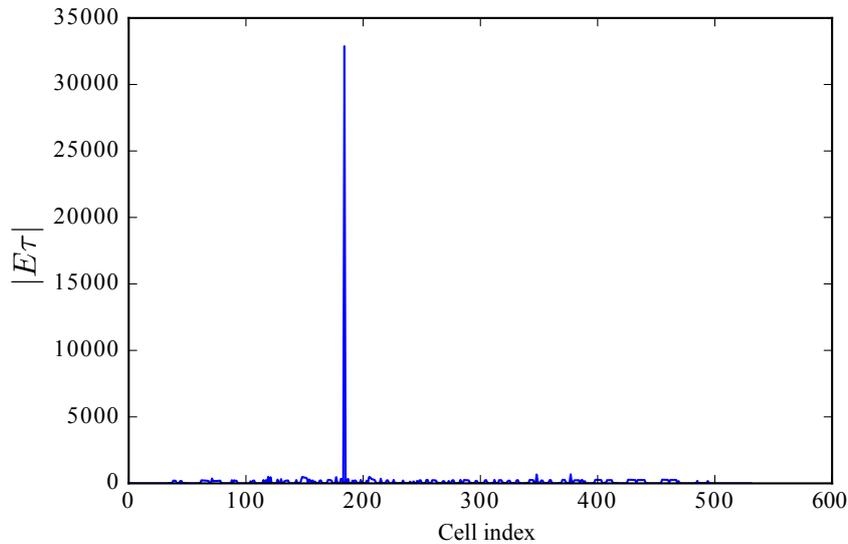


図 5.8 スパース特性の確認

と一致した．金属内は電界が非常に小さく，導電率は非常に大きい，それらの積は生体組織のものに比べて 2 桁程度大きい値をとった．インプラント機器が存在するセルのみ大きな値をとっており，その他が非常に小さく零と見なすことができると予想される．以上より，未知ベクトル  $E_T$  はスパース性をもつと考えられ，圧縮センシング適用の妥当性が示された．

### 5.7.3 AWGN 環境における特性評価

図 5.9 に，AWGN 環境下での位置推定精度を示す．横軸は信号雑音比 (SNR:Signal Noise Ratio) で，縦軸は推定位置誤差の RMSE である．図より，SNR が改善するにつれて位置推定誤差は小さくなり，25dB 以上のとき 1cm 以下の推定誤差を達成した．また，図 5.10 に SNR=30dB における推定誤差の累積分布関数 (*cdf*:Cumulative Distribution Function) を示す．比較対象として，貪欲法と遺伝的アルゴリズムによる位置推定法の特徴を合わせて示した．貪欲法は高精度推定ができておらず，遺伝的アルゴリズムと提案法においては，*cdf* が 0.8 のとき誤差は 1cm 以内に収まっており，*cdf* の面からも良好な特性を示すことが分かった．提案法は，遺伝的アルゴリズムに比べ計算量が少な

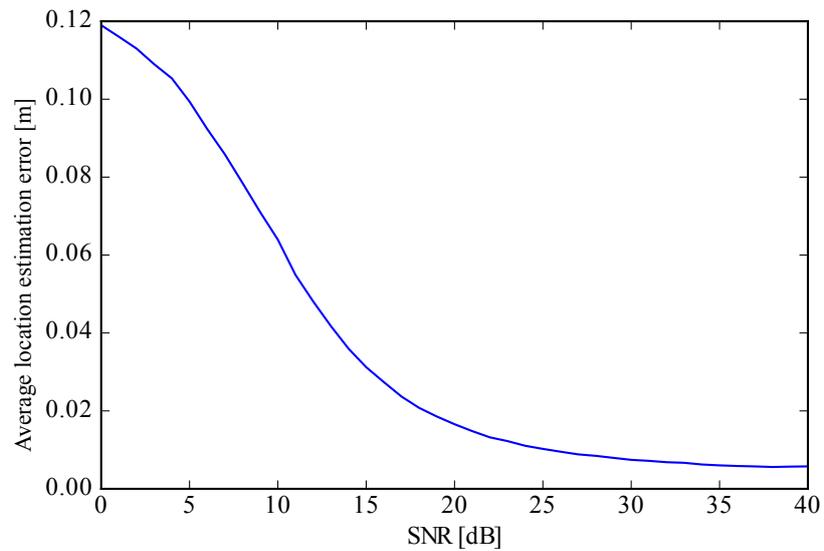


図 5.9 SNR に対する位置推定精度

いにも関わらず同等の特性を示した。

#### 5.7.4 受信機数削減効果の評価

図 5.11 に受信機数に対する推定位置誤差を示す。受信機数が減るにつれて推定精度は劣化していくが、SNR=25dB で比較すると、受信機数 40 まではほとんど遜色ない精度が達成できていることが分かる。より高い SNR においては、受信機数を 20 まで削減しても十分な推定精度を示した。

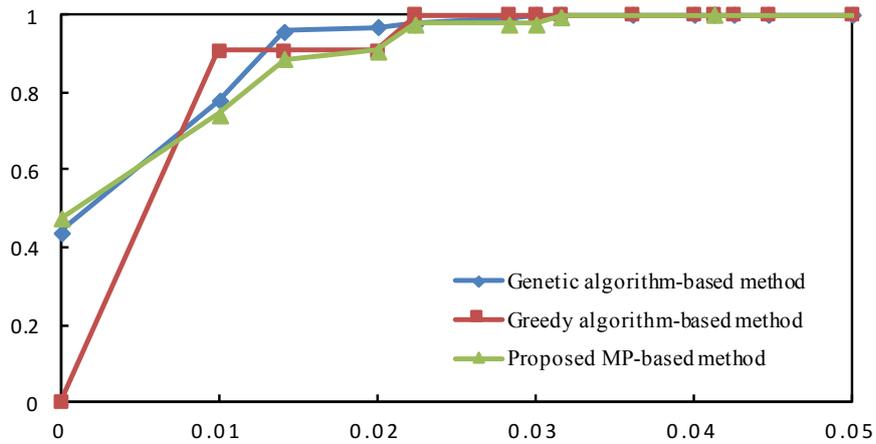


図 5.10 散乱電界による位置推定法の推定誤差に対する *cdf*

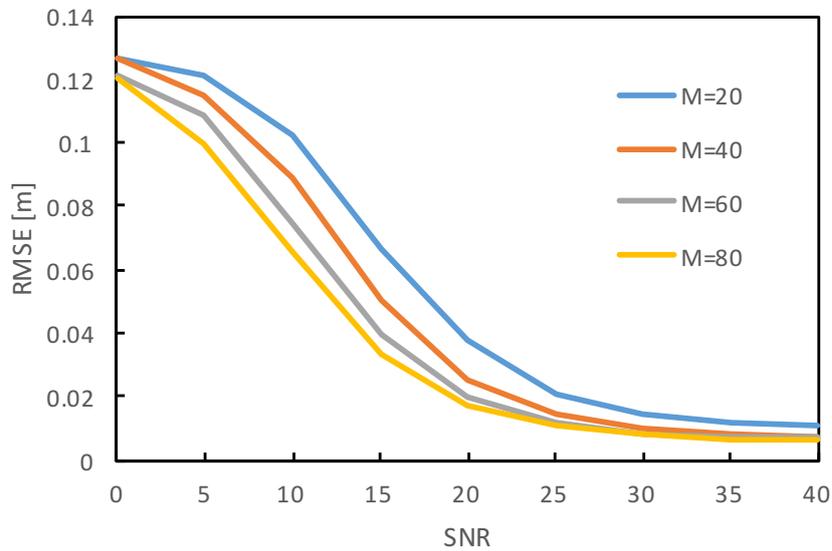


図 5.11 受信機数に対する推定位置誤差

## 5.8 まとめ

本章では、電磁波イメージングに基づいた散乱電界による位置推定法に対し、圧縮センシングを適用することで受信機の削減・低計算量での算出を目指した。計算機シミュレーションの結果、新たに未知数とみなした全電界と複素比誘電率に基づく値の積がスパース性をもつことを確認した。また、少ない計算量でありながらも、遺伝的

アルゴリズムと遜色ない位置推定精度を実現した。さらに、高 SNR 環境では少ない受信機でも良好な特性を示すことが分かった。

本手法の課題として、受信アンテナの最適配置が考えられる。受信アンテナの配置によって、散乱電界を表現する式 (5.19) の行列  $B$  が変動する。 $B$  の列ベクトルは、インプラント機器位置の算出における相関係数の計算に直接影響するため、相関係数のコントラストが際立つようなアンテナ配置の解明が望まれる。また、本シミュレーションのように人体前面に受信アンテナを配置した場合、実環境においては平面波が人体に到達しない可能性がある。人体の左右と背面にのみ配置するなど、受信アンテナの影響を低減する工夫が必要であると考えられる。

本手法の弱点として、雑音耐性が挙げられる。これは、雑音の存在を仮定しない再構成手法を用いているためであり、シミュレーション結果に示したように低 SNR 環境では十分な精度を確保できていない。これは、現在すでに広く知られている L1/L2 再構成などの手法を利用することで改善できるものと考えており、雑音耐性の向上も今後の課題の 1 つである。

## 第6章

### 結論

近年，超高齢化社会の到来に伴い，無線通信の医療ヘルスケア分野への応用が盛んに研究されている．また，無線通信デバイスの発達も相まって，消化管内部の観察を目的とした医療機器であるカプセル内視鏡が現実味を帯びてきた．カプセル内視鏡の位置情報を得ることで診断効率の向上などに役立つため，カプセル内視鏡位置の推定は重要な問題となっている．本研究は，このような背景から高精度インプラント機器位置推定技術の研究を行った．利用アプリケーションや小腸の直径を鑑み，本研究は目標推定精度を 1cm とした．

無線信号を利用した位置推定法において，受信信号強度や信号到来時間を用いた位置推定法が提案されている．受信信号強度を用いた位置推定法は構成が簡素で広く利用されているが，位置推定精度が低いと言われている．一方で，信号到来時間による位置推定法は，高い時間分解能を持つ UWB パルス等を用いれば位置推定精度の点で有利であるが，無線信号は人体内を伝搬するため，波長短縮の効果により伝搬速度が変化する問題がある．人体は数々の生体組織から複雑に構成されているため，先行研究では MRI や CT などによって内部情報を予め保持しておく必要があった．また，臓器が体内で移動し内部構造が変わった際に対応できないという問題点もあった．

以上を踏まえ，本研究では，インプラント機器の位置推定法について，受信信号強度による位置推定法と信号到来時間による位置推定法の 2 手法を検討した．第一の提案である受信信号強度による位置推定法については，インプラント機器の例としてカプセル内視鏡を想定し，FDTD 法により導出された受信電力の確率モデルを紹介した

上で、カプセル内視鏡の動きモデルを取り入れたパーティクルフィルタを用いることで位置推定精度向上を目指した。また、カプセル内視鏡の動きモデルである Random Way Point モデルを適切にパーティクルフィルタに導入できるようにリサンプリングステップにおいて修正処理を検討し、カプセル内視鏡における高精度なトラッキング法を提案した。

次に、第二の提案である信号到来時間による位置推定法については、信号が人体中を伝搬するとき伝搬速度が変化するという問題に対し、人体内部の比誘電率マップを事前測定によって得るのではなく、位置推定と同時に人体の比誘電率を推定する方法を検討した。まず、受信信号強度による人体の平均比誘電率推定モデルを構築し、FDTD シミュレーションによる電磁界解析からその妥当性を示した。さらに、提案した受信信号強度による比誘電率推定モデルを信号到来時間による位置推定法に導入するため、パーティクルフィルタによるトラッキング法の尤度関数を再定義することで、正確な伝搬速度推定を可能にしながら、信号到来時間によってカプセル内視鏡位置を精度良く推定する方法の提案を行った。

計算機シミュレーションによりそれぞれの提案位置推定法の特性評価を実施した。受信信号強度の位置推定法においては、まずパーティクルフィルタによるトラッキング法が最適に動作するパラメータの評価を行った。その結果、パーティクル数は1000以上設定することで推定精度は十分に得られることがわかり、リサンプリングに用いるパラメータ  $\beta_{thr}$  と  $\sigma_{pos}$  はそれぞれ0.2から0.8、3cmから10cmの範囲で設定すれば位置推定精度に大きな影響を及ぼさないことも示された。そして、RMSE 特性の比較では、従来の最尤推定法の位置推定誤差が約7cm、40段のFIRフィルタを利用したものが約1.4cmであったのに対し、提案手法では約0.7cmを達成し、FIRフィルタを利用したものと50%の推定精度改善を確認し、大幅な位置推定精度向上を示した。

そして、信号到来時間による位置推定法の特性評価シミュレーションにおいては、事前測定で得られた比誘電率情報を用いる従来法、提案手法共に位置推定誤差が約1.4mmとなり、比誘電率推定による誤差が位置推定誤差に影響を与えず、受信信号強度による平均比誘電率推定を行う提案法の有効性を示した。また、信号到来時間に基づく位

位置推定法に任意の誤差を重畳した比誘電率を与えながら位置推定精度を算出したところ、およそ $\pm 6\%$ の相対誤差に抑えることができれば TOA による位置推定法が優れた位置推定精度が達成できることが分かった。最後に、信号到来時間を観測するためのサンプリング周波数を変化させながら位置推定精度を算出したところ、サンプリング周波数が 1.5GHz を超える範囲において信号到来時間に基づく位置推定法がより優れた特性となることが示された。

次に、インプラント機器の移動経路長・進行方向の推定手法について述べた。移動経路長は単純な移動量積分では正確に求めることはできないため、何らかの対策が必要である。本提案法では、インプラント機器の進行方向が変わる点を中継点と見て、それを検出し利用することで精度の向上を図った。計算機シミュレーションの結果、移動経路長は 1.5cm 以下、進行方向は 0.17rad 以下の推定精度を達成した。

最後に、内部波源をもたない機器にも適用できる手法の確立を目指して、外部波源を用いる散乱電界による位置推定法について提案した。その際、内部構造の複素比誘電率のコントラストを捉え効率的に解くことで、計算量と受信点数の削減を目指した。散乱電界によるインプラント機器位置推定法に対し、圧縮センシングを適用することでこれを実現した。計算機シミュレーションにより提案法の特性を評価したところ、新たに未知数とみなした全電界と複素比誘電率に基づく値の積がスパース性をもつことを確認し、圧縮センシングの適用可能性を示した。また、少ない計算量でありながらも、遺伝的アルゴリズムと遜色ない位置推定精度を実現した。

今後の課題として、まず信号到来時間を用いた位置推定法について送受信機間の時刻同期ずれの影響についての検討が挙げられる。実システムにおいては送受信機間の同期には誤差があり、それが信号到来時間の観測誤差に影響を与える。本システムは人体表面と内部が伝播経路であり、せいぜい 20cm の距離であるから、同期誤差が相対的に大きな影響を与える可能性がある。

別の課題として、散乱電界を用いた位置推定法において 3 次元への拡張が挙げられる。本提案法は 2 次元を対象に、垂直方向に無限の長さをもつ円筒を仮定し解析したが、実環境では高さは有限であり、精度劣化の原因となりうる。3 次元へ拡張すると計

算量も膨大になるため，第 5 章で提案したように圧縮センシングなどを適用して計算量を削減することも不可欠である．

## 参考文献

- [1] J. Wang and Q. Wang, *Body Area Communications*. Wiley-IEEE, 2012.
- [2] [Online]. Available: <http://www.nomudake.com/cd/capsule/>
- [3] 国立社会保障・人口問題研究所. [Online]. Available: <http://www.ipss.go.jp/syoushika/tohkei/Mainmenu.asp>
- [4] E. Monton, J. F. Hernandez, J. M. Blasco, T. Herve, J. Micallef, I. Grech, A. Brin-cat, and V. Traver, “Body area network for wireless patient monitoring,” *IET Communications*, vol. 2, no. 2, pp. 215–222, Feb 2008.
- [5] C. Otto, A. Milenkovic, C. Sanders, and E. Jovanov, “System architecture of a wireless body area sensor network for ubiquitous health monitoring,” *Journal of mobile multimedia*, vol. 1, no. 4, pp. 307–326, 2006.
- [6] H. Li and R. Kohno, “Body area network and its standardization at ieee 802.15. ban,” *Advances in Mobile and Wireless Communications*, pp. 223–238, 2008.
- [7] X. Wang, M. Meng, and C. Hu, “A localization method using 3-axis magnetoresistive sensors for tracking of capsule endoscope,” in *Proc. of IEEE EMBS*, 2006, pp. 2522–2525.
- [8] C.Hu, M. Meng, and M. Mandal, “The calibration of 3-axis magnetic sensor array system for tracking wireless capsule endoscope,” in *Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Robots and Systems*, 2006, pp. 162–167.

- [9] T. D. Than, G. Alici, H. Zhou, and W. Li, “A review of localization systems for robotic endoscopic capsules,” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 59, no. 9, pp. 2387–2399, 2012.
- [10] C. Hu, W. Yang, D. Chen, M. Q.-H. Meng, and H. Dai, “An improved magnetic localization and orientation algorithm for wireless capsule endoscope,” in *30th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. IEEE, 2008, pp. 2055–2058.
- [11] D. Anzai, K. Yanagihara, and L. Kyesan, “Use of area layout information for RSSI-based indoor target tracking methods,” *IEICE Trans. on Commun.*, vol. 94, no. 7, pp. 1924–1932, 2011.
- [12] K. Pahlavan, G. Bao, Y. Ye, S. Makarov, U. Khan, P. Swar, D. Cave, A. Karellas, P. Krishnamurthy, and K. Sayrafian, “RF localization for wireless video capsule endoscopy,” *International Journal of Wireless Information Networks*, vol. 19, no. 4, pp. 326–340, 2012.
- [13] S. Li, Y. Geng, J. He, and K. Pahlavan, “Analysis of three-dimensional maximum likelihood algorithm for capsule endoscopy localization,” in *Biomedical Engineering and Informatics (BMEI)*. IEEE, 2012, pp. 721–725.
- [14] M. Kawasaki and R. Kohno, “A TOA based positioning technique of medical implanted devices,” in *Proc. of the 3rd International Symposium on Medical Information and Communication Technology (ISMICT)*, 2009.
- [15] Z. Liu, J. Chen, U. Khan, B. Alkandari, and K. Pahlavan, “Wideband characterization of rf propagation for toa localization of wireless video capsule endoscope inside small intestine,” in *Proc. of IEEE Annual International Symposium on Personal, Indoor, and Mobile Radio Communications (PIMRC)*, 2013, pp. 326–331.

- [16] A. Nafchi, S. Goh, and S. Zekavat, "Circular arrays and inertial measurement unit for DOA/TOA/TDOA-based endoscopy capsule localization: Performance and complexity investigation," *IEEE Sensors Journal*, vol. 14, pp. 3791–3799, 2014.
- [17] U. I. Khan, K. Pahlavan, and S. Makarov, "Comparison of TOA and RSS based techniques for RF localization inside human tissue," in *2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. IEEE, 2011, pp. 5602–5607.
- [18] M. Pourhomayoun, M. Fowler, and Z. Jin, "A novel method for medical implant in-body localization," in *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. IEEE, 2012, pp. 5757–5760.
- [19] Y. Xu, W. Dandan, and F. Hua, "Underwater acoustic source localization method based on TDOA with particle filtering," in *Proc. of the 26th Chinese Control and Decision Conference (CCDC)*, 2014, pp. 4634–4637.
- [20] D. Niculescu and B. Nath, "Ad hoc positioning system (APS) using AOA," in *Proc. of IEEE INFOCOM*, vol. 3, 2003, pp. 1734–1743.
- [21] S. T. Goh, S. A. R. Zekavat, and K. Pahlavan, "DOA-based endoscopy capsule localization and orientation estimation via unscented kalman filter," *IEEE Sensors Journal*, vol. 14, no. 11, pp. 3819–3829, 2014.
- [22] A. R. Nafchi, S. T. Goh, and S. A. R. Zekavat, "High performance DOA/TOA-based endoscopy capsule localization and tracking via 2D circular arrays and inertial measurement unit," in *Wireless for Space and Extreme Environments (WiSEE)*. IEEE, 2013, pp. 1–6.

- [23] ———, “Circular arrays and inertial measurement unit for DOA/TOA/TDOA-based endoscopy capsule localization: Performance and complexity investigation,” *IEEE Sensors Journal*, vol. 14, no. 11, pp. 3791–3799, 2014.
- [24] A. Hac, *Wireless Sensor Network Designs*. WILEY, 2003.
- [25] P. Bahl and V. N. Padmanabhan, “RADAR: An in-building RF-based user location and tracking system,” in *Proc. of IEEE INFOCOM*, vol. 2, 2000, pp. 775–784.
- [26] Y.-S. Chiou, C.-L. Wang, and S.-C. Yeh, “An adaptive location estimator based on kalman filtering for dynamic indoor environments,” in *Proc. of IEEE Vehicular Technology Conference (VTC)*, 2006, pp. 1–5.
- [27] J. Rodas, C. J. Escudero, and D. I. Iglesia, “Bayesian filtering for a bluetooth positioning system,” in *Proc. of IEEE International Symposium on Wireless Communication Systems (ISWCS)*, 2008, pp. 618–622.
- [28] R. Noland, W. Ochieng, and M. Quddus, “An extended kalman filter algorithm for integrating GPS and low cost dead reckoning system data for vehicle performance and emissions monitoring,” *Journal of Navigation*, vol. 56, no. 2, pp. 257–275, 2003.
- [29] F. Faruqi and K. Turner, “Extended kalman filter synthesis for integrated global positioning/inertial navigation systems,” *Applied Mathematics and Computation*, vol. 115, no. 2–3, pp. 213–227, 2000.
- [30] D. Anzai, S. Aoyama, and W. Jianqing, “Performance evaluation on rssi-based localization for capsule endoscopy systems with 400 mhz mics band signals,” *IEICE transactions on communications*, vol. 95, no. 10, pp. 3081–3087, 2012.
- [31] S. S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*. Pearson Education India, 2008.

- [32] B. Moussakhani, R. Chavez-Santiago, and I. Balasingham, "Multi model tracking for localization in wireless capsule endoscopes," in *Proc. of the 4th International Symposium on Applied Sciences in Biomedical and Communication Technologies (ISABEL)*, no. 159, 2011.
- [33] D. Anzai, K. Katsu, R. Chavez-Santiago, Q. Wang, D. Plettemeier, J. Wang, and I. Balasingham, "Experimental evaluation of implant UWB-IR transmission with living animal for body area networks," *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 62, no. 1, pp. 183–192, 2014.
- [34] M. Kawasaki and R. Kohno, "Position estimation method of medical implanted devices using estimation of propagation velocity inside human body," *IEICE Trans. on Commun.*, vol. 92, no. 2, pp. 403–409, 2009.
- [35] Y. Morimoto, D. Anzai, and J. Wang, "Design of ultra wide-band low-band implant antennas for capsule endoscope application," in *Proc. of the 7th International Symposium on Medical Information and Communication Technology (ISMICT)*, 2013, pp. 61–65.
- [36] S. Hara, D. Anzai, T. Yabu, K. Lee, T. Derham, and R. Zemek, "A perturbation analysis on the performance of TOA and TDOA localization in mixed LOS/NLOS environments," *IEEE Trans. Commun.*, vol. 61, no. 2, pp. 679–689, 2013.
- [37] R. Pethig, "Dielectric properties of body tissues," *Clin. Phys. Physiol. Meas.*, vol. 8, no. 4A, pp. 5–12, 1987.
- [38] H. P. Schwan and K. R. Foster, "RF-field interactions with biological systems: Electrical properties and biophysical mechanisms," *Proceedings of the IEEE*, vol. 68, no. 1, pp. 104–113, Jan 1980.

- [39] J. Gemio, J. Parron, and J. Soler, "Human body effects on implantable antennas for ISM bands applications: Models comparison and propagation losses study," *Progress in Electromagnetics Research*, vol. 110, pp. 437–452, 2010.
- [40] T. Wu and L. L. Tsai, "Scattering from arbitrarily-shaped lossy dielectric bodies of revolution," *Radio Science*, vol. 12, pp. 709–718, Sep. 1977.
- [41] K. Umashankar, A. Tafflove, and S. M. Rao, "Electromagnetic scattering by arbitrary shaped three-dimensional homogeneous lossy dielectric objects," *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 34, no. 6, pp. 758–766, June 1986.
- [42] C. F. Yang, W. D. Burnside, and R. C. Rudduck, "A periodic moment method solution for tm scattering from lossy dielectric bodies with application to wedge absorber," *IEEE Trans. Antennas Propag.*, vol. 40, no. 6, pp. 652–660, June 1992.
- [43] J. Richmond, "Scattering by a dielectric cylinder of arbitrary cross section shape," *IEEE Transactions on Antennas Propag.*, vol. 13, no. 3, pp. 334–341, May 1965.
- [44] M. M. Ney, "Method of moments as applied to electromagnetic problems," *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, vol. 33, no. 10, pp. 972–980, Oct 1985.
- [45] J. Wang and T. Takagi, "Iterative determination of complex permittivity and SAR distribution of two-dimensional biological body," *Electronics letters*, vol. 27, no. 2, pp. 112–113, 1991.
- [46] T. Iida, D. Anzai, and J. Wang, "Performance evaluation on GA-based localization for wireless capsule endoscope using scattered electric fields," *IEICE Trans. on Commun.*, vol. 99, no. 3, pp. 578–585, 2016.

- [47] K. Deb, A. Pratap, S. Agarwal, and T. Meyarivan, “A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II,” *IEEE Trans. on Evol. Comp.*, vol. 6, no. 2, pp. 182–197, Apr 2002.

# 謝辞

本研究の遂行，また本論文の作成にあたり，御教示，御鞭撻を賜わり，本研究の一部始終において懇切丁寧な御指導を頂きました名古屋工業大学 教授 工学博士 王 建青 先生に深甚なる感謝の意を表します。

本論文をご審査いただき，貴重なご助言を頂いた名古屋工業大学 教授 工学博士 菊間 信良 先生，名古屋工業大学 教授 工学博士 平田 晃正 先生に厚く感謝の意を表します。

本研究において，数々の有益な御教示，御助言をいただきました名古屋工業大学 助教 工学博士 安在大祐 先生に深く感謝致します。

研究室で共に切磋琢磨し，大きな支えとなって下さった王・安在研究室の諸氏に厚く御礼申し上げます。

最後に，本研究の全過程において励まし支えてくれた家族に感謝致します。

# 付 録 A

## 本研究に関する発表論文

### A.1 学会誌

1. T. Ito, D. Anzai and J. Wang, “Performance evaluation on RSSI-based wireless capsule endoscope location tracking with particle filter,” *IEICE Trans. Commun.*, Vol.E97-B, No.03, pp.579-586, March 2014. ( 審査有り )
2. T. Ito, D. Anzai, J. Wang, “Hybrid TOA/RSSI-based wireless capsule endoscope localization with relative permittivity estimation,” *IEICE Trans. Commun.*, Vol.E99-B, No.11, pp.2442-2449, Nov. 2016. ( 審査有り )

### A.2 国際会議論文

1. T. Ito, D. Anzai and J. Wang, “A modified particle filter algorithm for wireless capsule endoscope location tracking,” in *Proc. 8th Int. Conf. on Body Area Networks (BodyNets)*, pp. 536-540, Boston, USA, Sep.30-Oct. 2, 2013. ( 審査有り )
2. T. Ito, D. Anzai and J. Wang, “Novel joint TOA/RSSI-based WCE location tracking method without prior knowledge of biological human body tissues,” in *Proc. the 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC'14)*, SB15.5, pp. 6993-6996, Chicago, USA, August 26-30, 2014. ( 審査有り )

3. T.Ito, D. Anzai and J.Wang, “Performance comparison between TOA- and RSSI-based localization methods for wireless capsule endoscopy systems,” in *Proc. the 9th International Symposium on Medical Information and Communication Technology (ISMICT)*, pp. 139-143, THB2-2, Kamakura, Japan, Mar. 24-26, 2015. (審査有り, Best Student Paper Award 受賞)
4. T. Ito, D. Anzai, J. Wang, “Simultaneous estimation of WCE moving distance and heading direction based on RSSI-based localization,” in *Proc. 10th Int. Conf. on Body Area Networks (BodyNets)*, pp. 192-195, Sydney, Australia, Sep. 28-30, 2015. (審査有り)
5. T. Ito, T. Iida, D. Anzai, J. Wang, “An EM imaging-based localization method with sparse reconstruction for implant devices,” in *Proc. 38th Annual Int. Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, pp. 239-242, WeAT11.6, Orlando, USA, Aug. 16-19, 2016. (審査有り)

### A.3 口頭発表 (研究会)

1. 伊藤孝弘, 安在大祐, 王 建青, “パーティクルフィルタによるカプセル内視鏡位置トラッキングの特性評価,” 2013年度第1回医療情報通信技術研究会, MICT2013-5, pp.50-60, 2013年5月
2. 伊藤孝弘, 安在大祐, 王 建青, “受信電力と信号到来時間を用いたカプセル内視鏡位置推定法の特性比較,” 2015年度第1回ヘルスケア・医療情報通信技術研究会, RCC2015-13, pp.59-63, 2015年5月
3. 伊藤孝弘, 安在大祐, 王 建青, “受信電力を用いたカプセル内視鏡の移動経路長・進行方向同時推定に関する一検討,” 2015年度第5回ヘルスケア・医療情報通信技術研究会, MICT2015-54, pp. 7-11, 2016年3月

## A.4 口頭発表（全国・支部大会）

1. 伊藤孝弘，安在大祐，王 建青，“パーティクルフィルタによるカプセル内視鏡位置トラッキングにおける特性安定化に関する一検討，” 電子情報通信学会 2013 年ソサイエティ大会，BS-9-19，2013 年 9 月
2. 伊藤孝弘，山中雅文，安在大祐，王 建青，“RSSI/TOA に基づいたカプセル内視鏡位置推定法の性能評価，” 電子情報通信学会 2014 年総合大会，BS-5-4，2014 年 3 月
3. 伊藤孝弘，安在大祐，王 建青，“パーティクルフィルタによるカプセル内視鏡位置・人体比誘電率トラッキング法，” 電子情報通信学会 2014 年ソサイエティ大会，B-20-17，2014 年 9 月
4. 伊藤孝弘，安在大祐，王 建青，“圧縮センシングを利用した散乱電界によるインプラント機器位置推定法，” 電子情報通信学会 2016 年総合大会，BS-20-17，2016 年 3 月
5. 安在大祐，飯田泰生，伊藤孝弘，王 建青，“電磁波イメージングに基づいたインプラント医療機器位置推定法の性能評価，” IT ヘルスケア学会第 10 回記念学術大会，OS2-06，2016 年 5 月