

1 序論

近年、情報通信技術の発展に伴い、図 1.1 に示すような身の回りの機器にコンピュータやセンサを埋め込み、それらがネットワークを介して互いに通信を行うことで、様々なサービスが提供され、人々の生活や経済が円滑に進むユビキタスネットワーク社会が現実のものとなりつつある。現在日本では、高齢化社会の到来に伴って医師不足等の問題が深刻化しており、この問題の改善のために人体無線網(BAN: Body Area Network)の医療への応用が盛んに研究されている。BAN は、各種センサーを体外または体表面に設置・装着をするウェアラブル BAN と、体内に埋め込むインプラント BAN の 2 種類に分けられる。当初、心電図や体温などの健康状態を収集・記録するウェアラブル BAN が盛んに研究されてきたが、近年では人体内外もしくは人体内部の端末同士で通信を行うインプラント BAN の研究も現実味を帯びている。中でも特に、インプラント BAN の応用例の一つであるカプセル内視鏡に関する研究が盛んに行われている。カプセル内視鏡の概要を図 1.2 に示す。カプセル内視鏡は、カメラ、電池、無線通信機、アンテナから構成される医療機器である。診察の際には口腔から服用され、肛門から排出されるまでに、消化管を巡って消化器官の画像を撮影し、人体内部で取得した映像を外部の受信機に送信することで、従来のワイヤ型内視鏡に比べて少ない負担で体内の映像を取得することが可能となる。現在、主に消化管内部の映像を取得するワイヤ型内視鏡に使用されているのは胃カメラ、大腸カメラであるが、外部からケーブルを体内に挿入する必要があるため、診察に用いる際に患者に大きな負担となっている。胃カメラの場合、ケーブルを飲み込むことにより、人によっては咽頭反射という神経反射が起きることで患者は苦しみを感じてしまうケースも少なくない。また、大腸カメラにおいては、痛みに加えて、大腸は構造上体内で自由に動いてしまうので内視鏡の挿入自体が困難であり、患者への負担も大きい。それに対して、カプセル内視鏡は無線型であることから、有線型カメラの代用として患者にかかる苦しみを大幅に軽減することができる。また、人体の構造上、外部から挿入する有線カメラでは得ることの困難な小腸内全域の映像を得ることが可能となることから、カプセル内視鏡の研究は医療分野に大きく役立つ見込みが大きい。現在、カプセル内視鏡はギブソン・イメージングやアールエフ、オリンパスなどの会社によって実用化されており、国内でも検査を受診することができる。2007 年 4 月より小腸用カプセル内視鏡検査が健康保険の適用対象となり、続いて 2014 年 1 月より大腸用カプセル内視鏡も適用対象とされ、今後さらなる普及が期待されている。加えて、検査の際には受信機や記録装置をベルトやベストを用いて腹部周辺に固定することが想定されているため、診察中も日常生活を送ることができる。しかし一方で、カプセル内視鏡には治療器具が搭載されておらず、病変を確認しても治療を行うことができないという欠点も抱えている。

次世代のカプセル内視鏡の治療効率向上における課題として、得られた映像の位置情報の取得、内蔵バッテリー電源の作動時間、要受診部位への動作制御が挙げられる。この課題を解決するために、カプセル内視鏡から送信されるデータに、位置情報と方向情報を付与することが重要である。位置情報を付与することで、取得した映像から疾患部位の正確な位置検出が可能となり治療に役立てられる。また、方向情報を付与することでカメラの向きの制御への応用が期待される。

カプセル内視鏡の位置・方向情報の適用可能性として、カプセル内視鏡への無線電力伝送も挙げられる。インプラント機器は体内に埋め込む、または経口より服用されて使用されるため、患者の負担や衛生上の観点から有線で電力を供給することは避けるべきである。そのため、有線による電力供給は現実的でなく、インプラント機器はバッテリー駆動が前提となる。カプセル内視鏡でも内蔵バッテリーは用いられており、主にカメラやライト、無線通信に電力が使用されるが、一秒に二枚の画像しか撮影していないにも関わらず、その連続駆動時間は八時間程度と診察には不十分である。この問題を解決する方法として、無線電力伝送による外部からの電力供給が挙げられる。しかし、無線電力伝送効率は送受信機の方向のずれによって大きく劣化してしまうことから、カプセル内視鏡の方向推定及び位置推定を正確に行い、制御することにより無線電力伝送の高効率化への寄与が期待できる。また、方向情報はインプラント機器に対する無線制御技術への応用にも期待される。

現在検討されている無線制御されるインプラント機器の一例として、マイクロ医療ロボットが挙げられる。画像の撮影などに留まっているカプセル内視鏡に対して、このロボットでは、無線通信を利用した遠隔操作によって薬剤の投与や腫瘍の切除・縫合等の手術が可能となる。加えて、カプセル内視鏡においても、無線

で制御・操縦が可能な自走式,あるいは磁力制御式のカプセル内視鏡の開発が進んでいる。方向推定技術は,機器の外部コントロールによる機器動作制御に非常に有用である。以上より,カプセル内視鏡の位置情報,方向情報を取得することは大変有用であると言える。

代表的な位置推定手法として,全地球測位システム(GPS: Global positioning system)が挙げられる。GPSは携帯電話・カーナビなどに広く用いられるが,衛星との見通し通信の利用を前提とした屋外での使用を目的としているため,インプラント機器を使用する病室内等では適用が困難であり,推定誤差も数メートルと人体の大きさに比べて大きいため, GPS 技術をインプラント機器へ直接適用することは現実的ではない。また,その他の手法では屋内における位置推定として Wi-Fi の受信信号を用いる手法などが提案されている。しかし,インプラント機器に着目した場合,人体が通信路となるため,無線伝搬環境が一般の無線通信システムとは大きく異なり,既存技術をそのまま適用しただけでは十分な位置推定精度を得ることができない。このことから,インプラント環境下での伝搬特性を考慮した位置推定法の研究が広く行われている。

インプラント機器に対する既存の位置推定研究として,カプセル内視鏡から送信された無線信号を,体外に設置した複数のアンテナで受信した信号に基づいて位置推定を行う RF (Radio Frequency) 法がある。受信信号強度(RSSI: Received signal strength indicator), 信号到来時間(TOA: Time of arrival), 信号到来時間差(TDOA: Time difference of arrival), 信号到来方向(DOA: Direction of arrival) に基づく手法や,これらを併用した手法が提案されている。図 1.3, 図 1.4 に各推定法の概要を示す。RSSI, TOA に基づく手法では,図 1.3 に示すように,信号が送受信機間距離を伝搬した際の減衰量や到来時間から各送受信機間の距離を算出し,位置を推定する。対して,DOA に基づく手法では,図 1.4 に示すように,信号が到来する角度からそれぞれノード位置を推定する。しかし,無線信号の受信電力に基づく位置推定法は,主に受信電力が距離に反比例する性質を用いて推定するが,人体の場合では臓器によるフェージングやシャドウイングの影響を受けることにより,送受信機間の距離が等しい場合であっても受信電力は変動することとなる。したがって,受信電力に基づく位置推定において,送受信機間の距離のみを用いる場合推定精度は非常に低くなる。そこで,観測情報の確率モデル化を用いることで,位置推定精度を向上させる手法が提案されている。

本研究では,受信電力変動の確率モデルを用いた高精度な位置推定を可能とするアダプティブフィルタによる位置推定を導入する。アダプティブフィルタを導入することで,フィルタリングによる時系列データ処理が可能となり推定精度の向上が期待できる。アダプティブフィルタの一つであるカルマンフィルタは,自動車のカーナビゲーションに用いられている。しかし,カルマンフィルタは線形モデルの動きにのみ利用できるため,動きが非線形モデルであるカプセル内視鏡には適していない。そこで本研究では,非線形モデルでも用いることが可能なパーティクルフィルタに着目し,カプセル内視鏡位置推定に適用する。また,受信電力の取得方法として,本研究では患者の胴体にベスト等で受信機を配置することを想定し,受信機が取得した信号強度からカプセル内視鏡の位置推定を行う。

既存の方向推定法としてセンサデバイスに代表されるジャイロセンサを用いた方法がある。ジャイロセンサは,角速度を検出することで物体の角度を取得することが可能であり,スマートフォンやカーナビゲーションに利用されている。しかし,ジャイロセンサをカプセル内視鏡に組み込むことはサイズ制約の観点で適していない。また,アレーアンテナの位相制御で到来方向を推定する手法も存在するが,空気中ではない不均一な人体内で推定を行うのは困難であることから,インプラント機器の方向推定には適していない。

本研究では,ピーク形成された入射電界を用いた電磁波イメージングによる位置推定法に着目する。電磁波イメージングによる位置推定法の利点としては,ターゲットとなるインプラント機器への信号送信機能が不要となる点がある。そして,電磁波イメージングによる位置推定法に対して,前述したパーティクルフィルタを用いた方向推定を付与する方法に着目した。推定された位置をパーティクルフィルタによる適応フィルタリングを利用することで,高精度かつリアルタイムに位置・方向を推定できる方法を検討する。

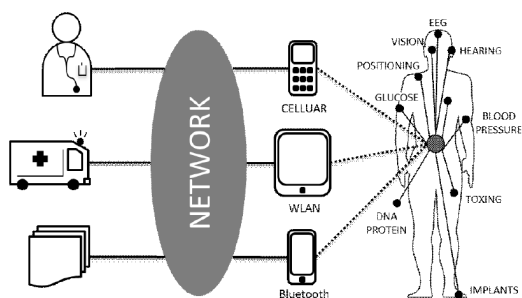


図 1.1 BAN のヘルスケアへの応用例 [1]

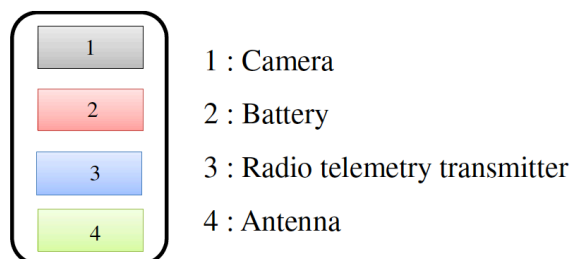


図 1.2 カプセル内視鏡の概要

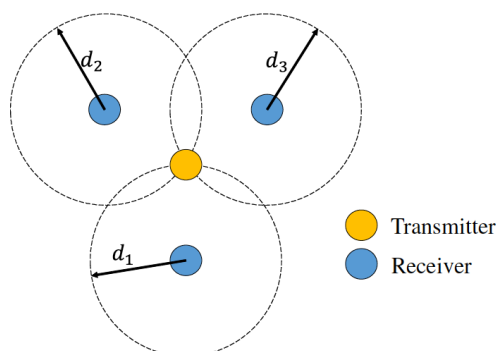


図 1.3 RSSI/TOA に基づく位置推定

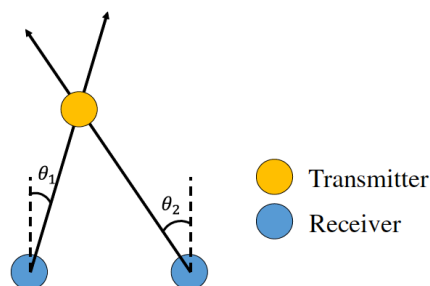


図 1.4 DOA に基づく位置推定

2 インプラントチャネルに基づいた高精度位置推定方式の検討

2-1 散乱電界を用いた位置推定

電磁波イメージング手法では対象とする物体に対して平面波を照射した際に発生する散乱電界から、その内部構造を推定する。物体に対して照射された電磁波は、物体の幾何学的構造や電気定数の分布に依って透過と反射を繰り返し引き起こしながら広がっていく。このような現象を散乱と呼び、散乱電磁波が散乱体の情報を有することから、しばしば電子や原子の構造解析の手段として用いられている。電磁波の反射や透過現象も広義では散乱現象として捉えることができ、電磁波の解析において非常に重要な役割を担っている。このような逆問題に着目して、人体の詳細な組織分布を特定するための構造推定技術が研究されている。その一例として、電磁波イメージングに遺伝的アルゴリズムを導入することによって、より正確な組織分布の推定が可能となり、インプラント機器の位置推定精度の向上に繋がることが知られている。対象とする人体モデルの組織分布を知ることができれば、三次元物体に対する散乱電界の理論式を用いることによって、全ての位置にインプラント機器が配置された場合の散乱電界を算出することができる。つまり実際に平面波を照射し、発生した散乱電界と比較することによってインプラント機器の位置を推定することができる。このように構造推定とインプラント機器の位置推定を同時に行う方法が研究されているが、本研究ではインプラント機器の位置のみに着目し、機器の位置推定のみに特化した手法を提案する。インプラント機器はその多くが金属から構成されているため、有機物である人体組織の電気定数とは大きく異なっている。このことから、体内のどの位置にインプラント機器が存在するかによって発生する散乱電界は異なる値を取り、その影響は大きくなることが予想される。

散乱電界を利用した電磁波イメージングにおいて、システムの小型化の観点から入射平面波として高周波数のものが好まれる一方、周波数が高くなると体内での減衰が大きくなり、散乱電界の情報からインプラント機器の位置を推定することが困難になることが課題であった。そこで、本研究ではピーク形成された入射電界を用いることを提案する。人体の外部で観測される散乱電界は入射電界分布が異なる場合において異なる値を示す。そのため入射電界強度のピーク位置を走査することによって、そのピーク位置によって異なる散乱電界が発生する。このことはインプラント機器が体内のある位置に存在する一環境下において、そのイ

ンプラント機器の位置について従来よりも多くの情報を取得することに繋がる。例として人体モデルを N 個に分割し、散乱電界を人体外部に配置した M 個の測定点で観測する環境を考える。従来手法においては入射平面波として単一の平面波を用いるため、観測される散乱電界は配置した測定点の個数と同じ M 個である。一方、提案手法を用いて入射電界分布に強度ピークを生成した場合、人体モデルの分割数である N 個のセルそれぞれにピークを生成した場合で異なる散乱電界が得られるため、 $N \times M$ 通りの散乱電界の情報が取得可能である。本提案手法を用いた位置推定手法の概略図を図 2.1 に示す。電界強度がピーク形成された入射電界を用いた際に発生する散乱電界は、そのピーク位置に対応するセルの電気定数に大きく影響することから、インプラント機器が存在する位置にピークが照射された際に発生する散乱電界は、その他の人体組織にピークが照射された際に発生する散乱電界とは異なった傾向が見られる。これらの利点を利用し、ピーク生成により位置推定精度の向上を目指した。ピーク形成を利用した逆問題に基づく位置推定の概略図を図 2.2 に示す。

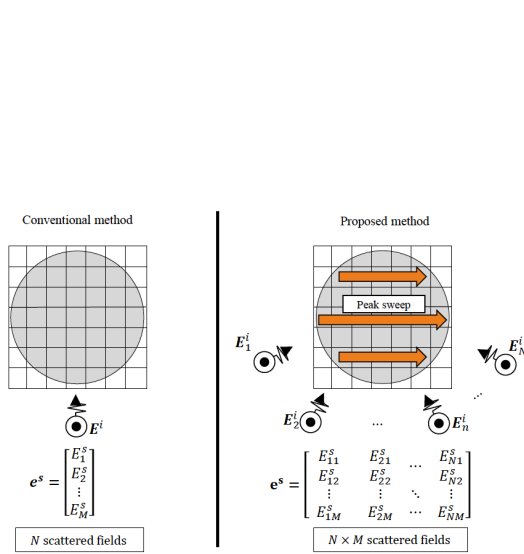


図 2.1 取得可能な散乱電界の比較

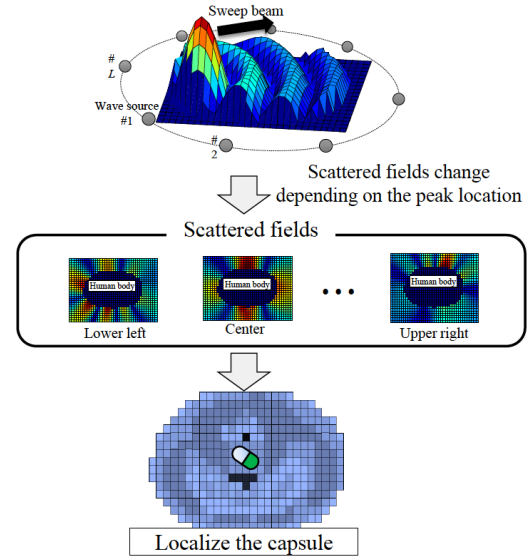


図 2.2 ピーク形成された入射電界

本提案位置推定手法ではピーク形成された入射電界分布を用いるため、ピークを持つ入射電界分布を定量的な指標を用いて評価し、その指標をもとに推定精度に必要がある。入射電界ピークの幅が推定精度に与える影響については 920 MHz の周波数を持つ平面波の重ね合わせにより生成された場合において、二次元ガウス分布でピーク分布を近似したシミュレーションにより研究されている。二次元ガウス分布の分散値を変化させることによってピークの幅を任意に変化させることができ、分散値を小さくすることによって鋭いピーク幅を表現することができる。そしてピーク幅を変化させた際の位置推定シミュレーションを行ったところ、ピークの幅が小さくなるにつれてより高い位置推定精度が得られていることが示されている。このことから入射電界ピークのピーク幅はインプラント機器の位置推定精度に大きく影響するといえるため、そのピークの幅を評価することが必要である。入射電界強度のピークの幅を評価する手法として以下の三つを与える。

1. Method 1: 3 dB 減衰距離による方法

ピークを形成したセルにおける電界強度を基準とし、その基準と比較して電力値が 3 dB 減衰する距離を指標とする。

2. Method 2: 隣接セル減衰率による方法

ピークを形成したセルの隣接セルにおける電界強度が、ピーク位置の電界強度と比較してどの程度減衰しているかを指標とする。

3. Method 3: ピーク対平均電力比による方法

評価する領域を設定し、領域内の電力の平均値とピーク位置の電力の比を指標とする。

ここで、重ね合わせる入射平面波の数が少ない場合においては電界強度のピーク位置が複数存在していることが予想される。人体モデル内にピークが複数存在する場合、ピーク位置を走査した場合に入射電界分布が類似した分布となる可能性が高くなり、本提案手法の利点を活用することができない。そのため入射電界

の強度ピークが複数存在するような分布の際には評価値が低くなるような評価指標を設定する必要がある。しかし、上で挙げた Method 1, および Method 2 による評価手法では、複数のピークを持つ分布の際においても高い評価値が算出される可能性があり、複数のピークを有する分布を区別することができない。一方、ピーク対平均電力比を用いる Method 3 では、複数のピークを有している分布においては全体の平均電力が大きくなるため、この分布を区別することができる。以上のような理由から Method 3 をピーク幅の評価手法として採用する。そして以下の式で表される PAPR を評価関数として定義する。

$$PAPR \triangleq \frac{|E_p^i|^2}{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |E^i(n)|^2}$$

ここで、 N は人体モデルの分割数、 E_p^i はピークを形成した位置における入射電界、 $E^i(n)$ は n 番目のセルにおける入射電界を表す。このように人体モデル全体を PAPR を計算する領域として設定する。上式で示した評価値において、ピークの幅が小さくなるほど全体の平均電力は小さくなるため、評価値は大きくなることから分かる。二次元人体モデルを用いて PAPR 値を評価する。重ね合わせる平面波の数を変化させた各場合において、ピークの位置を全セルにおいて走査し PAPR を計算する。そして PAPR の値が最も大きくなった時の値を、その平面波数における PAPR の値として定めた。使用する平面波を 1 個から 30 個まで、30 通り変化させた場合の PAPR 値の変化を図 2.3 に示す。これらの結果から、重ね合わせる平面波の個数が 12 個程度において PAPR の値は一定値に収束しており、このことから重ね合わせる平面波は 12 個程度で十分であることが分かる。

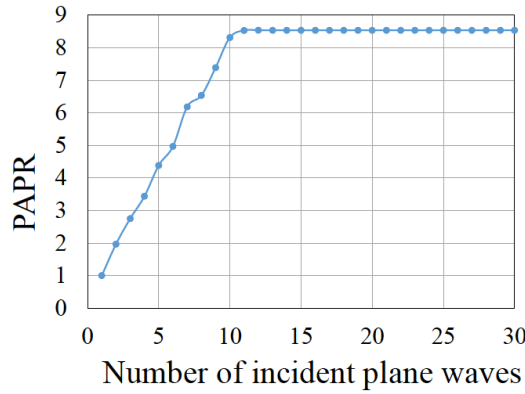


図 2.3 入射平面波に対する PAPR 値の評価

2-2 位置推定アルゴリズム

本節ではピーク形成された入射電界を用いることによるインプラント機器の位置推定アルゴリズムを述べる。位置推定アルゴリズムのフローチャートを図 2.4 に示す。まず、インプラント機器を配置する前の人体モデルに対してピーク形成された入射電界を照射する。正方形セルに分割した人体モデル上でピーク位置を走査していき、それぞれのセルにピークが存在する場合に観測された散乱電界を保持する。これらを $E_n^{S'}$ とする。人体内の組織分布は個人によって差があるため、発生する散乱電界は個人によって異なる。そのため、インプラント機器を配置する前の状態において、基準となる散乱電界の情報を取得しておく。全てのセル上のピーク走査を終えた後、人体モデル内にインプラント機器を配置する。そしてインプラント機器配置前と同様にピークの位置を一セルずつ走査していき、人体外部の測定点において散乱電界を観測する。この手順で得られた散乱電界を E_n^S とする。次に、インプラント機器配置前後で得られた散乱電界を比較する。前節でも述べたように、発生する散乱電界は入射電界のピーク位置に対応するセルが持つ電気定数に大きく影響することから、ピーク位置がインプラント機器の存在する位置に一致した場合において、インプラント機器配置前後の散乱電界の差が大きくなることが予想される。そのため n 番目のセルにピークを照射した際、インプラント機器配置前後で得られた散乱電界の差の絶対値を、以下の式のように評価関数 $f(n)$ として定めた。ただし散乱電界は人体外部に配置した複数の測定点において観測するため、観測された散乱電界のうちその差が最も大きくなるものを評価値として採用した。

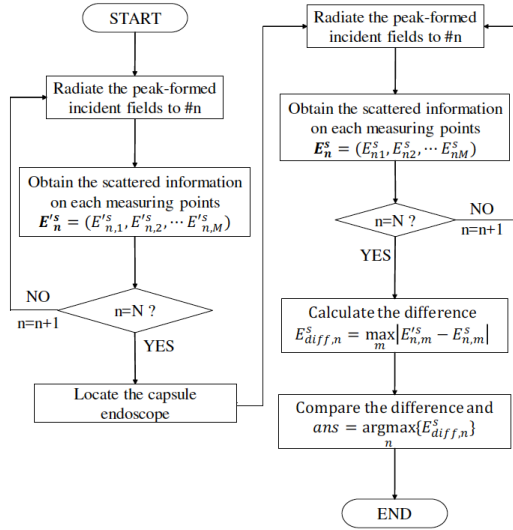


図 2.4 入射平面波に対する PAPR 値の評価

3 人体数値モデルに基づいた位置推定精度の評価

3-1 二次元計算機シミュレーション環境

初めに二次元人体モデルを用いた位置推定精度の検証を行う．表 2.1 に計算機シミュレーションに伴う諸パラメータ設定値，図 2.5 に計算機シミュレーションに用いた二次元人体モデルを示す．人体モデルは不均質な組織分布を持ち，各組織の電気定数は周波数特性を持つため使用する周波数によってその値は変動する．本シミュレーションでは 2.4 GHz の周波数を持つ平面波を入射平面波として使用する．図 2.5 に示す人体モデルの内，一つのセルの電気定数をインプラント機器の電気定数に置き換えることによって，人体内部にインプラント機器が存在する環境を模擬した．インプラント機器は一般的に大部分が金属で構成されているため，インプラント機器の電気定数として金属と同等であると仮定し比誘電率を 4.0，導電率を 10000 S/m と設定した．散乱電界を解析するためのモーメント法の適用に際する人体モデルの分割は，一辺が 1 cm の正方形セルによって行い，合計 391 個のセルとした．散乱電界を観測する測定点は人体モデルの表面から 1 cm 離れた位置に長形状に合計 123 点配置した．ここで，電磁波が異なる媒質間を伝搬する際に，二媒質間の電気定数の差異に依って反射や散乱現象が生じる．本シミュレーションではこれを抑えることを目的とし，人体周辺の媒質の電気定数に注目した．人体内部と外部における差異を小さくするため，周辺媒質の電気定数として人体内部組織の重み付き平均値を用いた．つまり人体外部の比誘電率 ϵ_{rm} ，および導電率 σ_m は次式のように表される．

$$\epsilon_{rm} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \epsilon_r(n)$$

$$\sigma_m = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sigma(n)$$

ただし， $\epsilon_r(n)$, および $\sigma(n)$ はそれぞれ分割された人体モデル内の n 番目のセルの組織が持つ比誘電率，および導電率である．このような反射低減のための人体外部層を本研究ではマッチング層と呼ぶ．また，体内で熱雑音が発生する環境を想定し，観測される散乱電界に対して AWGN (Additive White Gaussian Noise) を重畳させた．その際，観測された散乱電界の電力値に対するノイズの電力値 (SNR: Signal to Noise Ratio) を以下のように定めた．

$$SNR[dB] = 10 \log_{10} \frac{|E^s|^2}{Noise}$$

上記の式において SNR の値を 30 dB, 20 dB, 10 dB と変化させ，Noise の値を算出しこれを散乱電界に対して可算した．さらに，ガウシアンノイズは正規分布に従うことからその平均値はゼロとなる．この性質を利用し，ノイズを重畳させた散乱電界を各測定点で複数回測定し，その平均値を測定値とすることによってノイズの平滑化を行った．つまり，各測定点におけるノイズ平滑化後の測定値 $E_{average}^s$ は以下のように表

される。

$$|E_{average}^S| = \sum_{a=1}^A [E^S + Noise(a)]$$

ここで、 E^S はノイズが重畳していない環境において発生する散乱電界値である。A は平滑化の際の可算回数であり、A を無限回とした理想的な場合においてノイズはゼロに収束する。以上のような環境下において、位置推定シミュレーションを 1000 回行った際の本提案手法の特性評価を行う。

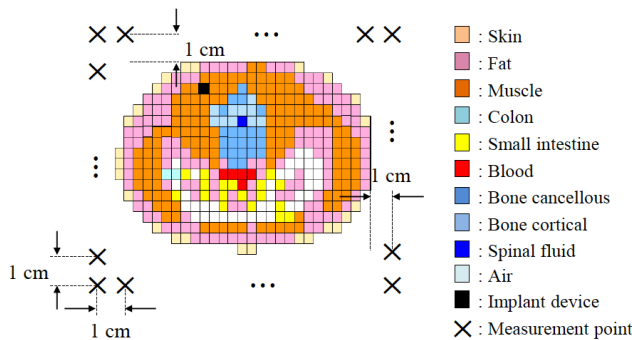


図 2.5 二次元人体シミュレーションモデル

Skin	38.0630	1.4407
Fat	5.2853	0.1023
Muscle	52.7910	1.7050
Small intestine	54.5270	3.1335
Blood	58.3470	2.5024
Bone cancellous	18.6060	0.7873
Bone cortical	11.4100	0.3846
Air	1.0000	0.0000
Implant device	4.0000	10000

表 2.1 2.4GHz における各組織の電気定数

3-2 二次元計算機シミュレーション結果

表 2.1 に示した環境における二次元シミュレーション結果を累積確率分布と RMSE 特性によって図 2.6 に示す。本シミュレーション結果における主要な推定値をまとめるため、表 2.2 に CDF 特性において許容誤差が 1 cm 以下となる確率、および 2 cm 以下となる確率、さらに E 特性における誤差の収束値を示した。これらの CDF 特性から、重ね合わせる平面波が 4 つの場合においてはノイズの大きさに関わらず正しく位置推定ができていないことが分かる。その推定精度は従来手法である単一の平面波を用いた全領域探索法と同等の精度である。この精度劣化の原因としては、入射電界強度のピークが収束せず、取得した散乱電界の情報に類似性が高くなったことで情報量が少なくなったことが考えられる。対して、使用する平面波が 10 個、20 個、100 個の場合においてはいずれも同程度の推定精度となり、ノイズを重畳しない環境下においては 90%以上の確率で許容誤差 1 cm 以下を満たしていることから、高精度な推定が実現できているといえる。さらに、ノイズ電力を大きくするにつれて推定精度の劣化が見られるが、図 2.6 から分かるように SNR を 10 dB に設定した場合においても従来手法に比べて推定精度の向上を確認することができた。RMSE 特性のグラフからも同様の傾向を示すことができる。ピーク位置が一か所に集約し PAPR による評価値が高くなる場合においては、ノイズを重畳させない環境下において、誤差の収束値が 1 cm 以下となることから、本提案手法の有効性に加えてピーク幅が推定精度に与える影響の大きさを確認することができる。また、重ね合わせる平面波の個数が 12 個程度でその値が収束することを基に入射平面波数についての考察を述べたが、本計算機シミュレーションによる推定精度では 10 個程度の重ね合わせで収束していることが分かる。PAPR の収束値とおおよそ同じ個数で推定精度が収束していることから、PAPR の評価がピーク形成の評価として妥当であることの傍証となり、またピーク形成が位置推定精度に大きく影響していることが示された。

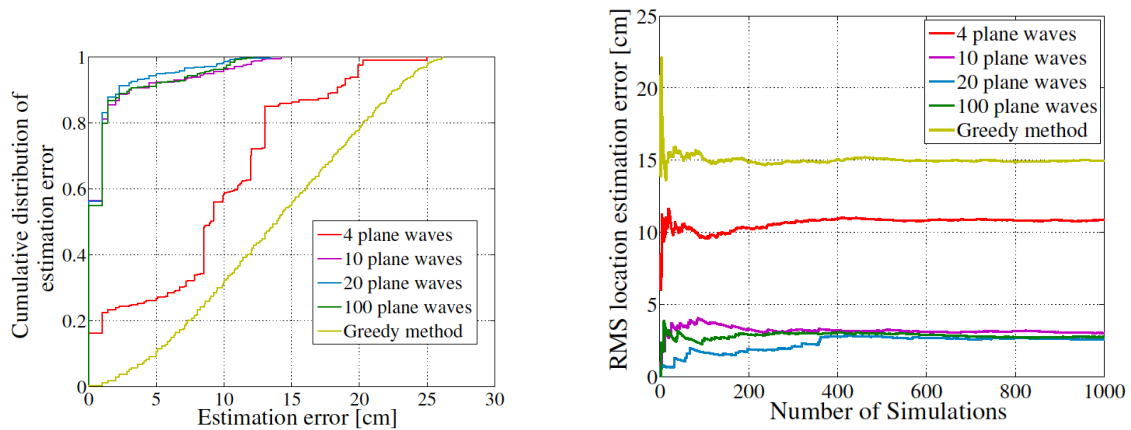


図 2.6 二次元シミュレーションモデルにおける位置推定精度の評価

	Number of plane waves							
	4		10		20		100	
Error tolerance	1 cm	2 cm	1 cm	2 cm	1 cm	2 cm	1 cm	2 cm
w/o noise	21.9 %	22.5 %	91.3 %	96.8 %	90.9 %	95.2 %	92.1 %	96.3 %
30 dB	22.3 %	24.0 %	81.3 %	86.8 %	83.1 %	88.7 %	80.0 %	87.7 %
20 dB	13.2 %	14.8 %	66.7 %	71.1 %	64.9 %	68.9 %	69.4 %	72.3 %
10 dB	8.9 %	13.1 %	54.5 %	60.6 %	52.6 %	60.9 %	51.3 %	56.4 %

Error tolerance	1 cm	2 cm
Greedy method (w/o noise, single plane wave)	21.9 %	22.5 %

	Number of plane waves			
	4	10	20	100
w/o noise	11.17 cm	0.81 cm	0.77 cm	0.84 cm
30 dB	10.85 cm	3.02 cm	2.55 cm	2.76 cm
20 dB	11.41 cm	4.80 cm	4.89 cm	4.64 cm
10 dB	11.28 cm	5.86 cm	6.44 cm	6.51 cm

Greedy method (w/o noise, single plane wave)	14.95 cm
---	----------

表 2.2 二次元シミュレーションにおける代表的な位置推定精度

3-3 三次元計算機シミュレーション環境

本節では三次元人体モデルを用いた位置推定精度の検証を行う。表 2.3 にシミュレーションに際する諸パラメータを示す。不均質な組織分布を有する二次元人体モデルを 5 層重ね合わせることによって三次元モデルを模擬する。重ね合わせる二次元人体モデルを図 2.7 に示す。層同士の間隔を 1 cm と設定することで、各セルの大きさは 1 辺が 1 cm の立方体となる。また散乱電界を測定する観測点数は 160 点とし、図 2.7 にはその配置図も示している。また平面波源分布は、8 つの波源を円周上に等間隔に配置した入射円を x - y 平面上に設定し、 z 軸方向に対して等間隔となるように 4 つ配置した。それらの計 32 個の平面波源配置についても図 2.7 に示す。人体モデルの周辺媒質は二次元計算機シミュレーションと同様、マッチング層を挿入した。三次元解析において人体モデルの分割数は 1828 個となり、散乱電界の計算量は膨大となる。そのためインプラント機器を発生させるセルは小腸が存在する位置のみに限定したが、ピーク走査による解の候補は人体モデル全体である。三次元解析においても雑音を考慮した推定精度の評価を行うため、SNR が 30 dB, 20 dB, 10 dB, およびノイズを重畳させない場合の 4 通りの環境において計算機シミュレーションを行う。

Parameters	value
Number of cells	1828
Number of measuring points	160
Number of wave sources	32
Cell size	1 cm×1 cm×1 cm
Relative permittivity of matching layer	24.9
Conductivity of matching layer	0.99 S/m
Frequency of incident electric field	2.4 GHz
SNR	w/o noise, 30 dB, 20 dB, 10 dB
Number of simulations	5000

表 2.3 三次元位置推定シミュレーションの諸パラメータ

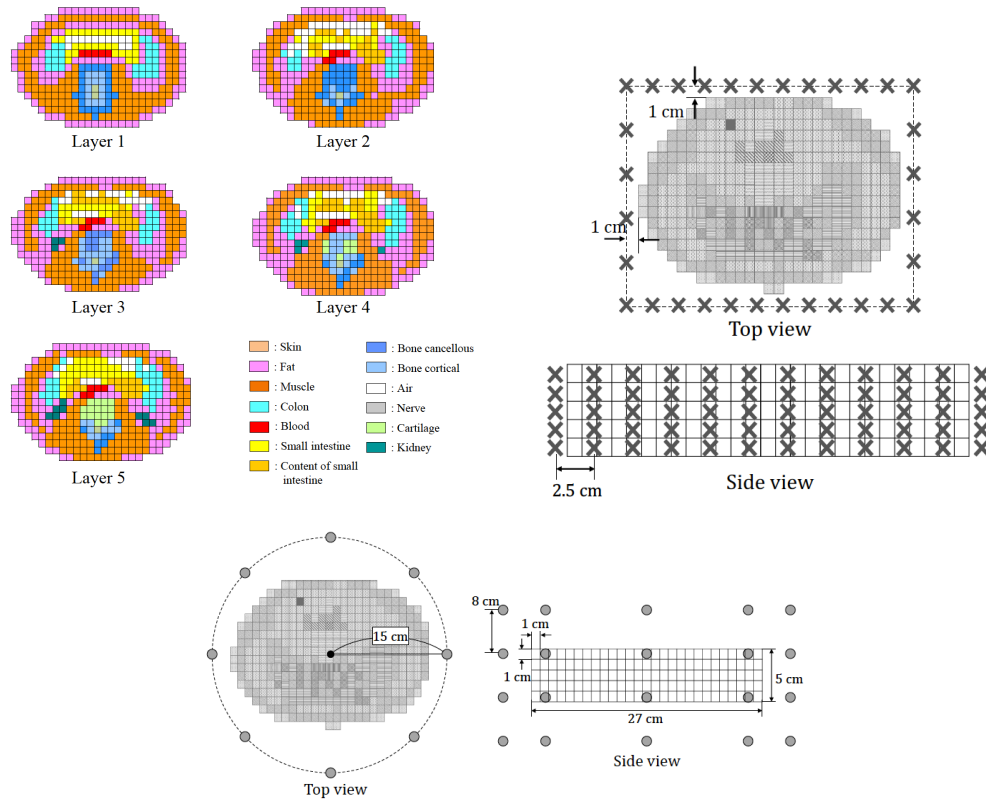


図 2.7 三次元人体シミュレーションモデル

3-4 三次元計算機シミュレーション結果

上で述べたシミュレーション環境下において 5000 回の試行を行った際の推定結果について、CDF 特性および RMSE 特性を図 2.8 に示す。これらのグラフから、本提案手法において許容誤差を 2 cm を満たす確率はノイズを重畳させない場合において 91.5 %、SNR が 10 dB となるノイズを重畳させた場合には 86.1 % と全領域探索法と比較して大幅な精度改善が見られる。また 5000 回の計算機シミュレーションにおける RMSE の収束値は、ノイズを重畳させない場合 1.83 cm、SNR が 10 dB となるノイズを重畳させた場合には 2.21 cm を達成し、ノイズ重畳時においても少ない精度劣化に抑えることができた。本提案手法と全領域探索法における推定精度を表 7.6 に記載した。以上より人体モデルを三次元に拡張した場合においても、従来手法と比較して大幅な推定精度の向上を達成することができ、本提案手法の有効性を示すことができた。

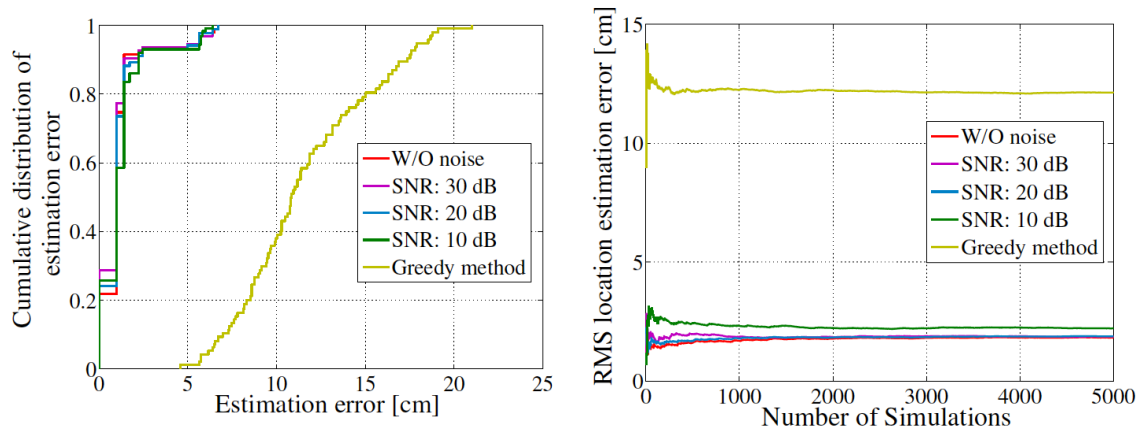


図 2.8 三次元シミュレーションモデルにおける位置推定精度の評価

		Error tolerance		RMSE
		1 cm	2 cm	Convergence [cm]
Proposed method	w/o noise	74.7 %	91.5 %	1.83
	30 dB	77.3 %	90.4 %	1.87
	20 dB	73.6 %	89.3 %	1.88
	10 dB	58.6 %	86.1 %	2.21
Greedy method	w/o noise	0.0 %	0.0 %	12.21

表 2.4 三次元シミュレーションにおける代表的な位置推定精度

3-5 まとめ

本章ではピーク形成された入射電界を用い、二次元計算機シミュレーションおよび三次元計算機シミュレーションについて、シミュレーション環境および推定精度の特性評価について述べた。二次元計算機シミュレーションにおいては重ね合わせる平面波の個数が推定精度に与える影響を考察し、10 個程度の平面波合成により推定精度が収束することを示した。そして提案手法を用いた際の推定結果を、単一の平面波を用いた全領域探索法と比較した結果、ノイズを重ねさせた場合においても推定精度の向上を達成することができ本提案手法の有効性を示した。また、ノイズを重ねさせない環境下においては許容誤差 1 cm 以下を満たす確率が 90 %以上、また RMSE 特性から誤差の収束値が 0.84 cm を達成した。これはインプラント機器としてカプセル内視鏡を想定し、疾患部位の特定を目的とした場合において十分な推定精度であるといえる。さらに人体モデルを三次元に拡張した計算機シミュレーションにおいても全領域探索法と比較して良好な推定精度を達成することができ、ノイズ重畳時においても少ない精度劣化に抑えることができた。三次元計算機シミュレーション結果の良好性から、本提案手法の実環境での適用可能性を示すことができた。

4 インプラント機器位置推定に基づいた方向推定法の検討

本研究では、カプセル内視鏡に 2 つのアンテナを配置することにより、位置のみでなくカプセル内視鏡の方向推定を可能とする。カプセル内視鏡の両端に送信機を搭載し、それらのアンテナから順番に 1 つのアンテナを選択して信号を送信することで、体外の各受信機は独立した伝搬路からの受信信号電力を測定することができる。ここで、本研究のカプセル内視鏡位置・方向推定のシステムモデルを図 4.1 に示す。受信機は受信した各信号から受信電力 $P = [P_{11}, \dots, P_{2M}]^T$ を測定することで、カプセル内視鏡の重心の三次元座標 $r = [x, y, z]^T$ を推定する。ここで、 P_{1M} は 1 番目の送信機から M 番目の受信機が受信した電力である。

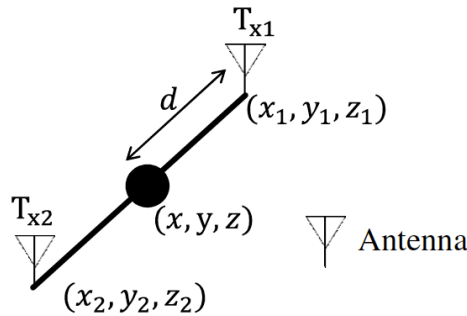


図 4.1 カプセル内視鏡位置・方向推定のシステムモデル

d を重心から各送信機までの距離、 θ, ϕ をそれぞれ水平角度と垂直角度とすると、 d は既知と仮定するので、本提案法において推定するパラメータは (x, y, z, θ, ϕ) の 5 つのパラメータとなる。次節より、各ステップでの処理について詳細を述べる。

4-1 パーティクルフィルタを用いた位置・方向推定アルゴリズム

初期化ステップでは、始めに三次元位置、角度、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三次元位置を $r_i[n]$ 、角度を $\theta_i[n]$ 、 $\phi_i[n]$ 、重みを $w_i[n]$ と定義する。 $r_i[0]$ は解析領域内から一様分布によってランダムに決定し、角度 $\theta_i[0]$ は 0 から π 、 $\phi_i[n]$ は 0 から 2π 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。

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、本研究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、カプセル内視鏡の移動を模擬した **Random Waypoint** モデルに従ってパーティクルの位置ベクトルを更新する。**Random Waypoint** は、決まった 1 点を目的地と決めて直線的に移動し、到着したら次の目的地がセットされるモデルである。図 4.2 に **Random Waypoint** モデルの遷移イメージを示す。

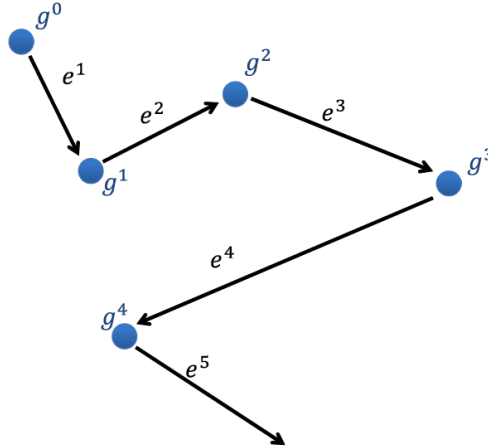


図 4.2 Random Waypoint の遷移モデル

更新ステップでは、各パーティクルが持つ重みパラメータに、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の重みを更新する。尤度関数は前章の数値モデルにより導出した確率密度関数を用いる。なお、本ステップでは正規化重みを利用しているが、これ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・方向計算に用いるためである。

リサンプリングステップでは、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表れる。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。集中度合の評価には重みの二乗和を用いた。

リサンプリングの方法としては、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 回選択し、新しいパーティクル群とする。計算機内では、 $0 \leq rnd \leq 1$ 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 $1/N_p$ に設定する。ここで、**Random Waypoint** 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とから、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。この問題は、受信電力が目的地ベクトルに依存しないために発生する。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。リサンプリングが行われた際、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。目的地ベクトルに対する処理と同様に、パーティクルを再生成する際に複製された角度の値に対してばらつきを与えることで局所解への収束を回避する。これは以下の数式で表される。

出力ステップでは推定位置・方向の算出、出力を行う。推定位置、及び推定方向を含む推定ベクトルは次式で表される。

$$s[k] = \sum_{i=1}^{N_p} w_i[k] s_i[k]$$

ここで、全パーティクルの中で重みが最大の ϕ の値を $\phi_{\max}$ とすると、 ϕ の値は 0 と 2π で連続となっていることから、 $\phi_{\max}$ が 0 または 2π 付近の場合、推定精度を大きく劣化させてしまう。そこで、 ϕ のみ出力時に以下の処理を行う。

$$\phi_{i,new} = \phi_i - 2\pi \quad (0 < \phi_{\max} < \pi \cap \phi_i > \phi_{\max} + \pi)$$

$$\phi_{i,new} = 2\pi + \phi_i \quad (\pi < \phi_{\max} < 2\pi \cap \phi_i < \phi_{\max} - \pi)$$

$$\phi[k] = \sum_{i=1}^{N_p} w_i[k] \phi_{i,new}[k]$$

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。位置推定に基づいたパーティクルフィルタによるインプラント機器方向の推定アルゴリズムについて述べた。パーティクルに位置情報に加え方向情報を付与することで位置及び方向の同時推定を可能とする。

5 開発方式の方向推定精度の検証

5-1 位置・方向推定シミュレーション環境

計算機シミュレーション環境として、小腸周辺の $0.4\text{ m} \times 0.2\text{ m} \times 0.4\text{ m}$ の三次元領域を解析領域とする。図5.1に示すように各頂点には受信機が配置した。解析領域内は均質な損失性誘電体で満たされ、信号の減衰や波長短縮が起こるものとした。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5.1に示すように人体数値モデル中の小腸部分を対象に、大まかな経路から通過点の座標を決定し、シミュレーション上で再現した。この抜き出した座標データ62点は、シミュレーション内のカプセル内視鏡の移動の際に用いる目的地ベクトルとして扱った。なお、62点の座標はNICT開発の解剖学的人体数値モデルにおける小腸の壁面の座標から設定した。また、パーティクルフィルタによるカプセル内視鏡位置推定に用いられる動きモデルにはRandom Waypoint方式を用いた。また、カプセル内視鏡に搭載された2つのアンテナは常に経路上に存在すると仮定し、1番目のアンテナが常に進行方向側となって移動するものとする。また、カプセル内視鏡が経路点に到達するとカプセル内視鏡は一時的に停止し、ゆっくりと回転し次の進行方向を向いた後に再び移動を始める。諸パラメータを表5.1に示す。

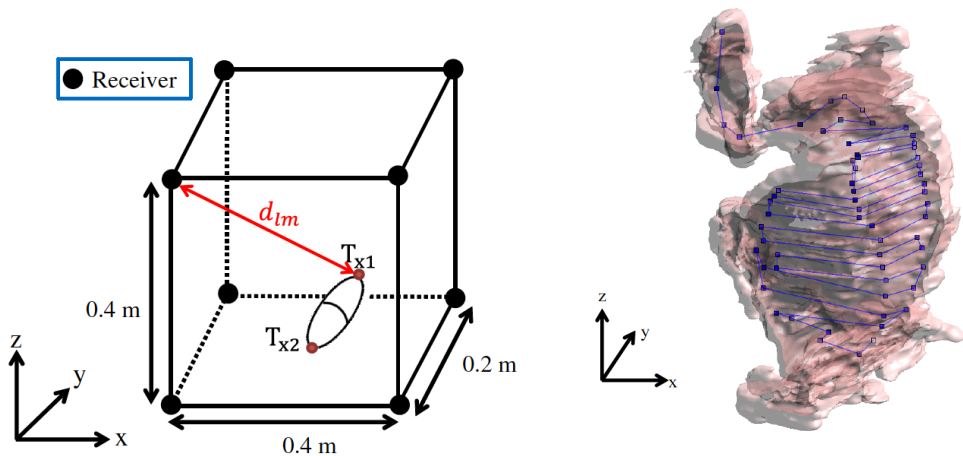


図 5.1 方向推定精度評価シミュレーションモデル

パラメータ名	値
パーティクル数 N_p	500
時間間隔 Δt [s]	0.1
移動速度分散 σ_v^2 [(mm/s) ²]	0.5
平均移動速度 $\bar{v}$ [mm/s]	0.5
リサンプリングスレッシュホールド β_{thr}	0.1
1 ステップに変動する最大角度 θ_{max}, ϕ_{max} [degree]	1
経路点でカプセル内視鏡の回転に要するステップ数	500
リサンプリング時に与える標準偏差 σ_{ang} [degree]	20

表 5.1 方向推定精度評価シミュレーション諸元

5-2 位置・方向推定シミュレーション結果と実験によって得られた角度特性の影響

パーティクルフィルタを用いたカプセル内視鏡の方向推定法を用いてシミュレーションを行った。本提案法の 2 つの送信アンテナの推定位置に対する RMSE (Root mean square error) 特性を図 5.2 に示す。この結果より、5000 秒時点での本提案法の各送信アンテナの RMSE 特性はそれぞれ 11.7 mm と 10.2 mm となった。本研究では、カプセル内視鏡サイズは 20 mm としているので、カプセル内視鏡サイズと比較して十分な位置推定精度を達成していることが分かる。また、本提案法の方向推定誤差に対する CDF (Cumulative Distribution Function) 特性も図 5.2 に示す。本提案法の方向推定誤差の平均値は θ と ϕ でそれぞれ 10.9° , 18.9° であり、角度誤差が 10° 未満の確率はそれぞれ 54%, 40%であった。角度誤差による無線電力伝送効率を検証する実験を本計算機シミュレーション環境と同等となる環境において実施した。その結果と比較すると、角度誤差が 10° 未満であれば 70%以上の無線電力伝送効率を得られることから、 θ 方向においては本提案法の十分な有効性が確認できた。 ϕ 方向の推定精度が θ 方向と比較して精度が劣るのは、本提案法では θ 方向の推定には x, y, z の 3 パラメータが起因するのに対し、 ϕ は水平角なので推定には x, y の 2 パラメータのみが起因するため精度に差異が生まれたと考えられる。さらに、本提案方向推定法の理論下界を示す CRLB (Cramer-Rao Lower Bound) の結果を図 5.3 に示す。図 5.3 より、本提案法の理論解析は、 θ と ϕ でそれぞれ 0.0084° と 0.043° になっていることが見て取れる。本理論解析ではカプセル内視鏡の進行方向を既知としているため、カプセル内視鏡の進行方向情報を正確に推定することができれば推定精度が向上可能であることが示唆された。

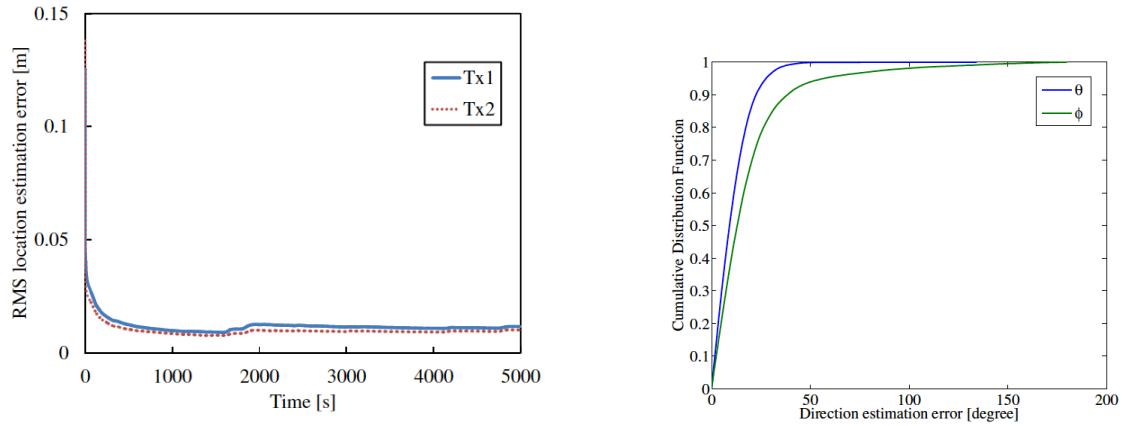


図 5.2 インプラント機器の位置・方向推定精度

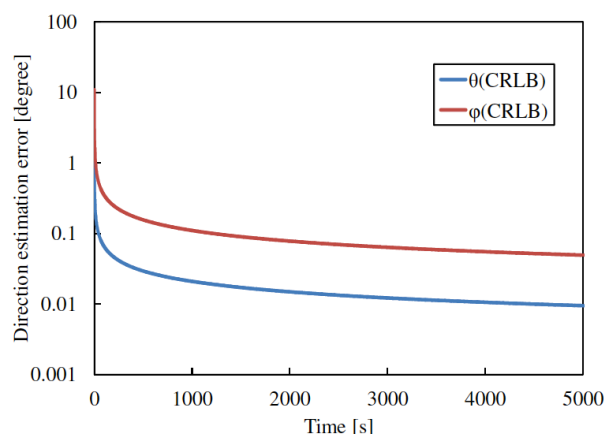


図 5.3 インプラント機器方法推定の CRLB 特性

5-3 まとめ

本章では、カプセル内視鏡位置・方向推定法の精度評価を行った。また、シミュレーション結果と角度誤差が与える電力伝送効率への影響評価実験との比較を行った。本提案法の推定位置に対する RMSE (Root mean square error) 特性はそれぞれ 11.7 mm と 10.2 mm となっていることから、カプセル内視鏡サイズと比較すると十分な位置推定精度を達成した。また、方向推定誤差の平均値は θ と ϕ でそれぞれ 10.9° 、 18.9° であり、角度誤差が 10° 未満であれば 70%以上の伝送効率が得られることから、本提案法の有効性が確認できた。また、本提案法における方向推定誤差の理論下界である CRLB を導出し、カプセル内視鏡方向推定の高精度化の可能性を示した。

【参考文献】

- 国立社会保障・人口問題研究所 日本の将来推計人口（平成 29 年推計）[Online]. Available: <http://www.ipss.go.jp/pp-zenkoku/j/zenkoku2017/pp29>
- J. Wang and Q. Wang, Body Area Communications, Wiley-IEEE, 2013
- C. Otto, A. Milemkovic, 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, Jan. 2006.
- K. Umashankar, A. Taflov, and S. M. Rao, "Electromagnetic scattering by arbitrary shaped three-dimensional homogeneous lossy dielectric objects," IEEE Trans. Antennas Propag., vol. AP-34, no. 6, pp. 758-766, June 1986.
- T. Iida, D. Anzai, J. Wang, "Performance evaluation on WCE localization using GA-based three dimensional electromagnetic imaging," 10th Int. Symposium on Medical Information and Communication Technology (ISMICT), Boston, MA, March 2016, pp. 1-5.

〈発表資料〉

題 名	掲載誌・学会名等	発表年月
EM Imaging-Based Multiple Implant Device Localization Enhanced by Peak-Formed Incident Fields	41th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology (IEEE EMBC 2019)	2019 年 7 月
EM imaging-based capsule endoscope localization with peak-formed incident electric fields,	13th EAI International Conference on Body Area Networks	2018 年 10 月

Peak-forming-enhanced EM imaging method for implantable device localization	Proc. 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology	2018 年 7 月
