

実環境における UWB 測距誤差モデルと 累積ポテンシャルに基づく位置推定

UWB Ranging Error Model at Real Field and Location Estimation with Accumulated Potential Method

樋原 直之[†] 小泉 吉秋[†] 久代 紀之[†]
Naoyuki Hibara Yoshiaki Koizumi Noriyuki Kushiro

1. 序論

生活空間において人やその周辺の状況を情報化し、生活を支援するコンテクストアウェアネスシステムが注目を集めている。このようなシステムの実現では、実空間と対応させて情報化およびサービスを提供するために、人や対象物の位置の把握が必要不可欠である。これまでに位置検出の技術として、無線センサネットワークを利用して、電波信号による電波伝搬時間(TOA: Time of Arrival), 受信電界強度(RSSI: Received Signal Strength Indicator), 電波到来角(AOA: Angle of Arrival)などの情報を使って位置を推定する方法が研究されている[1].

特に無線センサネットワークの一つである UWB-IR(Ultra Wideband-Impulse Radio)無線を用いて、TOA により複数の基地局と被測位端末間の距離を精度よく計測し、被測位端末の位置を推定できることが知られている[1][2].

TOA による位置検出の問題として、基地局と被測位端末が見通し外(NLOS: Non-Line-of-Sight)である場合の測距誤差の問題がある。見通し(LOS: Line-of-Sight)で直接波を検出できる場合、精度よく TOA を推定することができるが、端末間が見通しでない場合など、直接波が弱い場合には、壁などで反射・回折し遅延した信号が検出され、大きい測距誤差を持つ測距データ(外れ値)が計測される。なお、本稿では見通しで直接波を検出できた場合に期待される測距誤差と比較し、それよりも大きい測距誤差の計測データを外れ値とする。

すべての基地局が LOS の場合、測距誤差が正規分布に従うものと仮定して、最尤推定法や最小二乗法により位置を推定する方法が提案されている[2][3]。一方、ある基地局が NLOS のケースを含む場合には、外れ値に対してロバストな測位アルゴリズムが研究されており[3], Huber M-Estimator[4]や Least Median Squares[5]を利用したものが提案されている。

本稿では、機器や人の位置情報による居住者の生活支援を目的とし、屋内における UWB-IR 無線による位置検出について検討する。このようなシステムで要求される位置検出精度として、例えば各種測位適用システムの要求精度を記載した文献[6]では、In-building worker tracking のケースで 1m の精度が必要とされている。

人の生活空間では障害物や壁などにより、電波伝搬経路が複雑となるため、NLOS による測距誤差の影響を特に強く受ける。そこで本研究では、測距データの外れ値の実態を把握するため、実際の屋内環境としてオフィスを例として UWB-IR 無線による測距誤差を計測し、実環境における測距誤差モデルを同定した。さらに、外れ値を含む計測データに対し、基地局との距離に基づくポテンシャルの累積和により位置を推定することで、上述の従来手法と比較し

て外れ値の影響が小さくロバスト性の高い位置推定アルゴリズムを開発した。

2. 実環境における測距誤差計測および測距誤差モデルの検討

2.1. UWB-IR 無線仕様および測距方法

本研究では中心周波数 4.1GHz, 周波数帯域幅 1GHz, パルス幅 2ns の UWB-IR 無線モジュール[7]を利用した。

距離推定には、基地局同士や基地局と被測位端末との時刻同期を行うことなく端末間の距離を推定することができる双方向 TOA(TW-TOA: Two-Way TOA)を適用した。TW-TOA では図 1に示すように、無線端末間の往復に要した時間である TW-TOA の推定値 t_{tw-toa} に基づいて、端末間の距離を推定する。まず被測位端末から基地局へ測距要求を送信し、基地局は測距要求を受信すると一定時間 t_{offset} 後に被測位端末へ測距応答を送信する。被測位端末において、測距要求を送信してから測距応答を受信するまでの時間 $t_{roundtrip}$ を計測することにより、無線端末間の往復に要する時間 t_{tw-toa} を式(1)により求めることができる。 $t_{toa1,2}$ はそれぞれ被測位端末から基地局および基地局から被測位端末の片方向の信号の到達に要する時間である。

$$t_{tw-toa} = t_{toa1} + t_{toa2} = t_{roundtrip} - t_{offset} \quad (1)$$

さらに被測位端末と基地局の真の距離 d に対し計測距離を \hat{d} とすると、 \hat{d} は式(2)により求められる。ここで c は光速である。

$$\hat{d} = \frac{t_{tw-toa} c}{2} \quad (2)$$

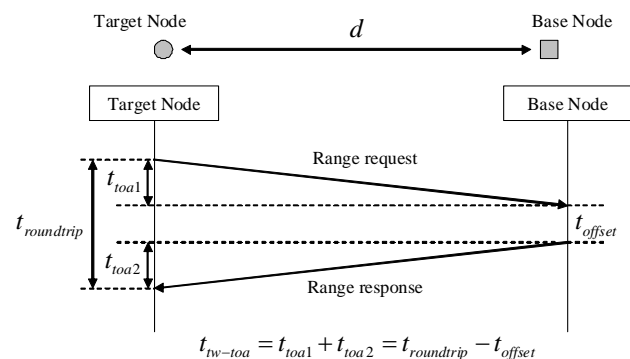


図1 TW-TOA Ranging

2.2. 測距誤差の統計モデル

UWB-IR 無線における UWB-IR 信号のインパルス応答は S-V(Saleh-Valenzuela)モデル[8]によりモデル化される。文献[9]では、住宅やオフィス等、複数の環境における S-V モデルのパラメータが同定されており、これらパラメータを

[†] 三菱電機株式会社

用いシミュレーションを行うことで、各環境におけるインパルス応答を得ることができる。

図2および図3に、文献[9]のオフィス LOS(CM3)とオフィス NLOS(CM4)のパラメータを使用した場合のインパルス応答のシミュレーション結果を示す。各図は直接波の到来時刻を0とした場合の遅延時間に対する信号の強さを示している。なお強さは全エネルギーが1となるように正規化したものである。

インパルス応答のシミュレーション結果から TOA の誤差を求める。TOA 推定に使用する到来波の検出はデバイスの実装に依存するが、ここでは簡単のため図2、図3に示すように、TOA 推定に使用する到来波として、インパルス応答の最大強度の信号、および最大強度に対し-5dB または-10dB 以上の強度の信号のうち最初に到来した信号の計3通りを仮定し、それぞれの信号の遅延時間を TOA 推定における真値からの誤差とした。

このようにインパルス応答をシミュレーションすることにより、被測位端末から基地局までおよび、基地局から被測位端末までの片方向の TOA 推定値 t_{toa1} , t_{toa2} における誤差が得られる。双方向の t_{tw_toa} における誤差は、式(1)により、これらの t_{toa1} , t_{toa2} の誤差の和として求まる。 t_{tw_toa} に

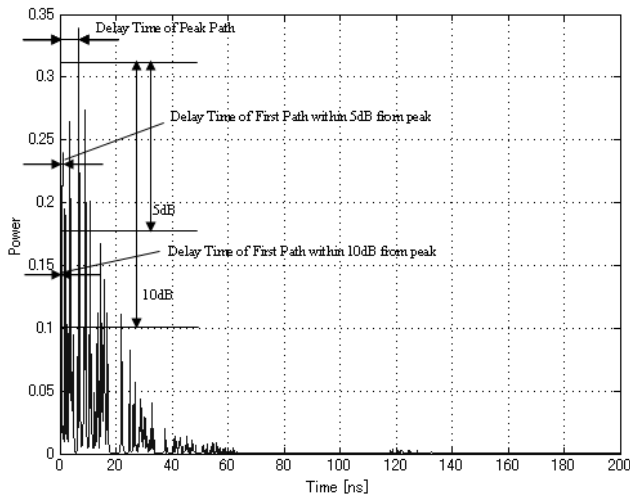


図2 Sample Impulse Response Realization (CM3: Office LOS)

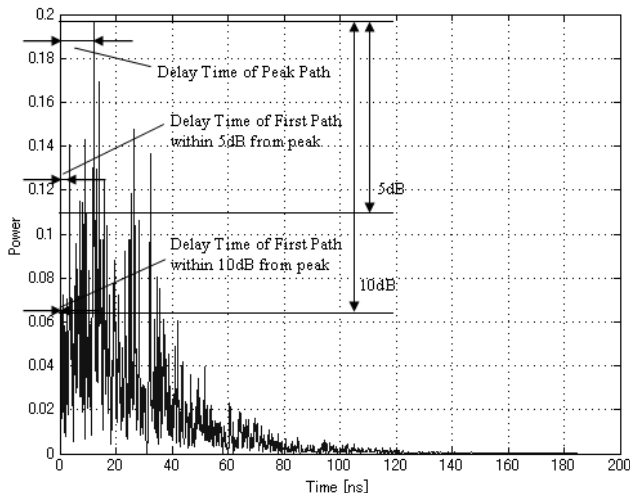


図3 Sample Impulse Response Realization (CM4: Office NLOS)

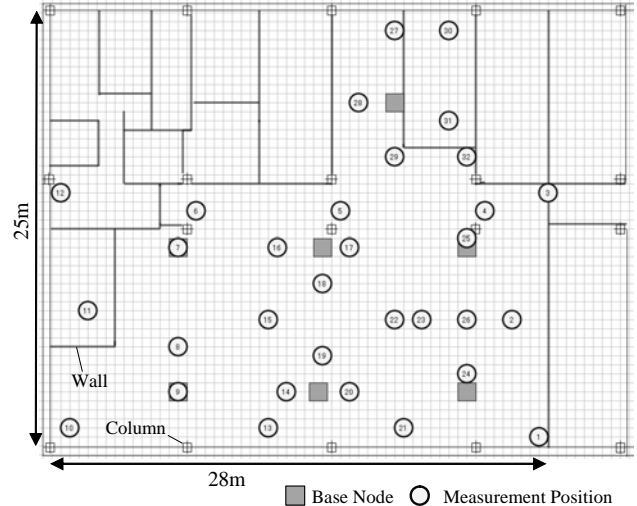


図4 Base Node Allocation and Measurement Positions of Target Node

おける誤差を式(2)によって変換することで測距誤差が得られる。

以上のように、測距誤差の統計モデルを用いて、シミュレーションにより、オフィス環境における測距誤差分布を推定した。なお、本モデルでは距離誤差は真の距離より大きいものとして得られる。

2.3. 実環境測距誤差計測

次に実環境における計測方法について記載する。被測位端末と基地局が見通し外にある場合は NLOS 伝搬誤差の影響を大きく受けるため、基地局は位置検出対象エリアに対し、できるだけ見通しを確保するように配置されることが望ましい。しかし屋内のオフィス環境では机などの什器があるため、見通しを確保するためには、天井面または天井に近い位置への基地局設置が現実的であると考えられる。このような運用を考慮して、天井面に基地局を設置し、使用環境に即した測距誤差の計測を行った。なお、人体の影響の評価も必要であるが、本稿ではまず屋内環境による什器や壁などの影響を評価するため、人体の影響のない条件で計測した。

図4に計測の対象となるオフィス空間と基地局の配置および被測位端末の計測点を示す。基地局は天井に8m間隔で7台設置した。天井面の高さは床から2.7mである。被測位端末は32ヶ所の計測位置で、それぞれ床から0.7mおよび1.4mの高さに設置し、被測位端末とそれぞれの基地局の距離を計測した。

2.4. シミュレーションおよび計測結果

図5、図6に2.3節の計測で得られた計測距離と実際の距離との差(測距誤差)のヒストグラムおよび累積分布(CDF: Cumulative Distribution Function)を示す。

また図7および図8に、実環境計測データを LOS, NLOS に分類したそれぞれの測距誤差の累積分布と、2.2節の測距誤差モデルによるシミュレーション結果の累積分布を示す。実環境計測データ(図7、図8の実線)は、被測位端末と基地局とを結ぶ直線上に柱、什器などの障害物がある場合を NLOS(図8)、障害物がない場合を LOS(図7)として分類し、それぞれの測距誤差の累積分布を求めた。シミュレーション(図7、図8の破線、点線、鎖線)はオフィス

LOS(CM3), オフィス NLOS(CM4)について TW-TOA 推定値を 1000 個生成し, それぞれの測距誤差を求めた. 前述のように測距誤差は TOA 推定に用いる Power レベルの閾値に依存する. 図 7 および図 8 において, 破線は強度が最大の信号による推定値, 鎖線および点線は強度最大の信号に対し, それぞれ -5dB, -10dB 以上の強度を持つ信号のうち最初に到来した信号による推定値による結果である.

2.5. 測距誤差モデルの考察

図 5, 図 6 に示した実環境計測データのヒストグラムおよび累積分布において, 真の距離から $\pm 0.5\text{m}$ の範囲に計測データの 80% が, $\pm 1\text{m}$ の範囲に 87% が入っている. 一方, 残りのデータは測距誤差約 10m まで, 尾を引くような分布になっていることが分かる.

また統計モデルでは真の距離より大きい方向にのみ距離誤差が生じるが, 実環境計測結果では真の距離より小さい距離も計測された. この負の距離誤差は距離誤差 0 のまわりで正規分布状の分布となっていることから, 無線通信モジュールにおけるサンプリング誤差など計測時に偶発的に発生した計測誤差であると考えられる.

実環境計測データを LOS および NLOS に分類した累積分布(図 7, 図 8 の実線)を比較すると, LOS では誤差 $\pm 0.5\text{m}$ に 86%, $\pm 1\text{m}$ に 93% のデータが入るが, NLOS では $\pm 1\text{m}$ の範囲で 36% であった. したがって, NLOS において測距誤差が大きくなっていることが分かる. また LOS(図 7)で

あっても, 約 10m まで尾を引く分布となっている. これは直接波を検出できず反射波を検出したことにより, 実際の距離より計測距離が大きくなったと考えられる. 直接波を検出できない要因として, 本計測では基地局と被測位端末とを結ぶ直線上に障害物がない場合を見通しと分類しているが, 基地局を天井面に設置していることや什器などにより, 一般に見通しの条件とされるフレネルゾーンが遮蔽され, 実質は見通しでないことが想定される. またアンテナの指向性により直接波が弱い, マルチパスフェージングにより直接波の信号が減衰するといった要因も考えられる.

一方, シミュレーション結果(図 7, 図 8 の破線, 点線, 鎖線)においても, 実環境計測データと同様に NLOS のほうが LOS よりも測距誤差が大きくなる確率が高い. また, 到来波を判定する閾値を下げると, より早く到達する到来波を検出できるため測距誤差が小さくなる. さらに, 図 7 に示すように, LOS において TOA 推定に使用する到来波を強度最大の到来波または最大強度に対し -5dB 以上の最初の到来波とした場合, 実環境計測と同様に数 m の測距誤差となる場合がある. 統計モデルでは各到来波の信号強度を確率分布でモデル化しており, 遅れて到達する信号が最初に到達する信号より強い場合があることを示している.

以上の結果より, オフィス内では, 実環境計測および統計モデルによるシミュレーションの両方において, 見通しであっても数 m オーダーの測距誤差が存在し, 尾を引くような分布の測距誤差モデルとなることが確認できた.

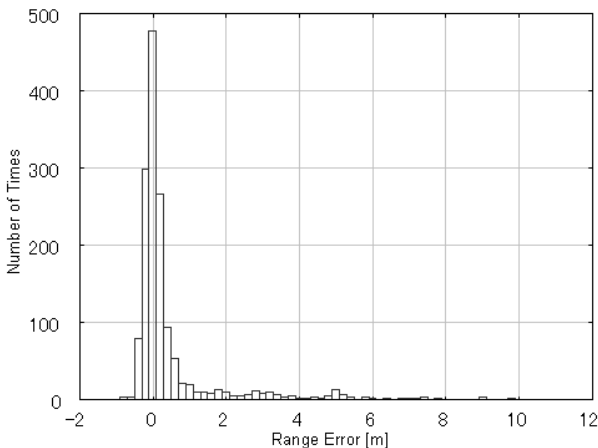


図5 Histogram of Range Error of Experimental Result (both LOS and NLOS)

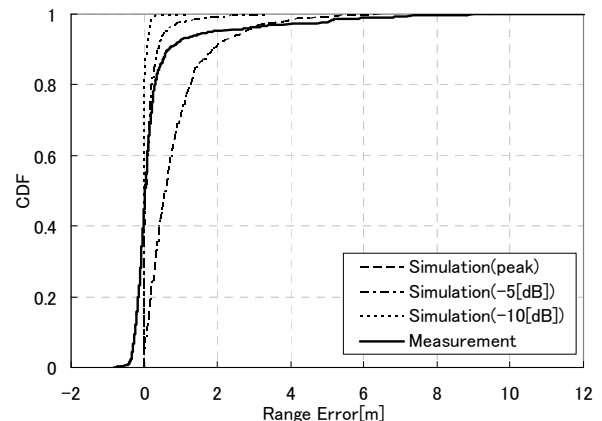


図7 CDF of Range Error of Simulation and Experimental Result (CM3/LOS)

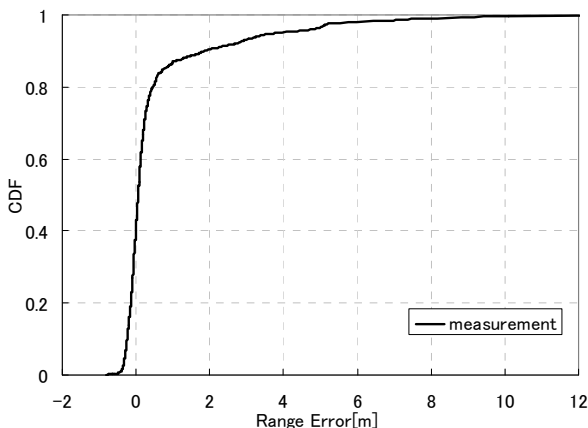


図6 CDF of Range Error of Experimental Result (both LOS and NLOS)

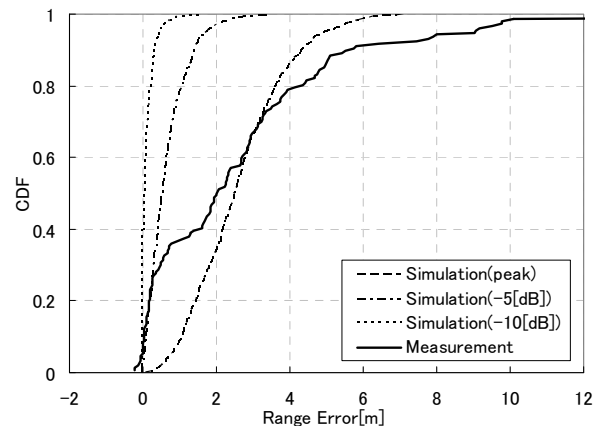


図8 CDF of Range Error of Simulation and Experimental Result (CM4/NLOS)

実環境では、設置上の制約や什器などの存在により、外れ値を完全に取り除くことは困難であり、位置推定結果に深刻な影響を及ぼす。したがって、このような外れ値に対してロバストな位置推定アルゴリズムが必要である。

なお LOS と NLOS との割合は、オフィス毎の違いや計測状況により異なると考えられるが、本論文における次節以降の位置推定アルゴリズムの評価では、実際に位置検出を行う空間で計測されたデータである本計測結果(図 5および図 6)を用いる。

3. 位置推定アルゴリズム

3.1. 従来手法

TOA を利用した見通し環境での位置推定の代表的な方法として重み付き最小二乗法(LS: Least Squares)が用いられる[2]。重み付き最小二乗法による位置推定では、計測された被測位端末と各基地局との距離の分散 σ_i^2 を重みとして、式(3)に示すように、推定位置から計算により求められる距離と計測距離との差の二乗和が最小になるような位置を推定位置 $\hat{\mathbf{x}}$ として求める。

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min_{\mathbf{x}} \left\{ \sum_i \frac{(r_i - \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|)^2}{\sigma_i^2} \right\} \quad (3)$$

なお \mathbf{x}_i は各基地局の位置、 r_i は計測された被測位端末と各基地局との距離、 N は基地局の数である。重み付き最小二乗法では外れ値の影響を強く受けるため、前節のような外れ値が混入するケースでは測位誤差が大きくなる。

一方、外れ値に対してロバストな位置推定方法として、M 推定により外れ値の影響を下げる手法である Huber M-Estimator(M-Estimator)[4]や、二乗誤差の中央値が最も小さくなるように推定する Least Median Squares(LMS)[5]を利用したものが提案されている。

一般に M-Estimator は最小二乗法における評価基準を一般化し、式(4)に示す評価基準を最小化するものである。

$$M = \min \sum_i \rho(\varepsilon_i) \quad (4)$$

ここで ε_i はデータと推定値との誤差である。Huber M-Estimator では評価基準 $\rho(v)$ は式(5)により表され、外れ値に対する重みを小さくしたものである。

$$\rho(v) = \begin{cases} v^2/2 & (|v| \leq \xi) \\ \xi|v| - \xi^2/2 & (|v| > \xi) \end{cases} \quad (5)$$

したがって、Huber M-Estimator による推定位置 $\hat{\mathbf{x}}$ は式(6)の評価基準を最小にする位置として推定される。

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min_{\mathbf{x}} \left\{ \sum_i \rho(r_i - \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|) \right\} \quad (6)$$

一方、LMS は二乗誤差の中央値が最も小さくなるように推定するものであり、LMS による推定位置 $\hat{\mathbf{x}}$ は式(7)により求められる。

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \min_{\mathbf{x}} \left\{ \text{med} \left(r_i - \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\| \right)^2 \right\} \quad (7)$$

3.2. 累積ポテンシャルに基づく位置推定方法

本論文では、位置推定方法として、各基地局との計測距離からポテンシャルを定義し、その累積和に基づいて位置を推定する累積ポテンシャル法(AP: Accumulated Potential)を提案する。累積ポテンシャル法における推定位置 $\hat{\mathbf{x}}$ は次

式により求められる。

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \max_{\mathbf{x}} \left\{ \sum_i \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i} \exp \left(-\frac{(r_i - \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|)^2}{2\sigma_i^2} \right) \right\} \quad (8)$$

式(8)は各基地局を中心とし計測された距離を半径とする距離円の円周に沿った正規分布に従うポテンシャルを定義し、複数の基地局によるポテンシャルの累積和をとったものであり、この累積和が最も高い点を探索し、被測位端末の推定位置とする。

3.3. 累積ポテンシャルによる位置推定計算例

位置推定の例として、図 9のように、正 5 角形の頂点の位置に 5 台の基地局(B1~B5)、正 5 角形の中心(A)に被測位端末を設置し、1 台の基地局(B1)との計測距離が外れ値であったとした場合について示す。図 9には各基地局からの距離円と上記の各手法により推定した位置を示している。

表 1に示すように、累積ポテンシャル法、最小二乗法、M-Estimator での推定結果はそれぞれ A 点、C 点、D 点となる。また、LMS はこの例では A、E1、E2 点が同一の評価値となる。なお、測距誤差の分散 σ_i^2 はすべての基地局との計測距離について同一とした。

図 9に示されるケースでは、外れ値を無視して残り 4 台の基地局からの距離円が交差する点(図中 A)を推定位置として検出することが望ましい。

しかし、最小二乗法および M-Estimator では外れ値が影響し A 点の評価値が悪くなるため、外れ値の方向にずれて位置が推定され(C 点、D 点)、測位誤差が生じる。

また、LMS は N 個の基地局のうち、(N+1)/2 個(この例では 3 個)の基地局との距離誤差を小さくするものである。LMS では、図 9の E1、E2 点のように、外れ値が別の交点を形成した場合に、4 台の基地局からの距離円が交差する A 点と、3 台の基地局からの距離円が交差する E1、E2 点の評価値は等しい。そのためわずかな測距誤差の違いなど小さな変動要因により A、E1、E2 点のいずれかが推定位置となり位置推定結果が大きく変わる可能性がある。

累積ポテンシャル法では、式(8)により評価関数が各基地局によるポテンシャルの累積和により定義される。図 10は累積ポテンシャル法により算出されるポテンシャルの値を示す図であり、各基地局の位置を中心とし計測距離を半径とする距離円のまわりにドーナツ状にポテンシャルが形成され累積されている。累積ポテンシャル法では図 10に示すように、LMS で検出された E1、E2 点も他の位置に比べ評価値が高いが、A 点の評価値が最も高い。累積和で評価するため、外れ値は A 点における評価値を下げる事がなく、4 個の基地局からの距離が集中する A 点の評価値が高くなるためである。したがって、各基地局からの距離円が最も集中する A 点を検出することができる。

4. 実環境における位置推定結果

4.1. 位置推定結果

まず、外れ値がない場合の位置推定性能を評価するため、3章で計測したデータ(図 5)において、ほぼ正規分布に従っているのみならず、測距誤差 $\pm 0.5\text{m}$ 以下の計測データのみを用い、正規分布誤差データによる位置推定を実施した。

前章の位置推定アルゴリズムはそれぞれ 3 台以上の基地局との計測データが必要であるため、正規分布誤差データによる位置推定では、測距誤差 $\pm 0.5\text{m}$ 以下の計測データを

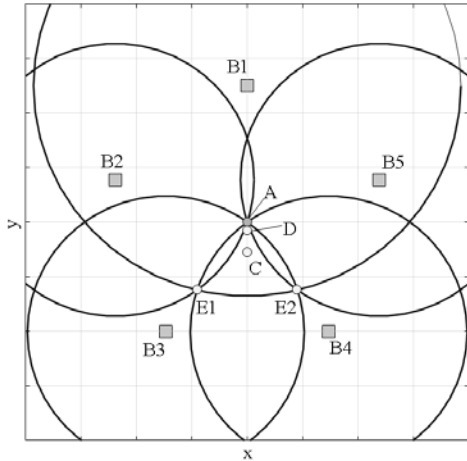


図9 Illustration of Sample Node Allocation and Location Estimation Result

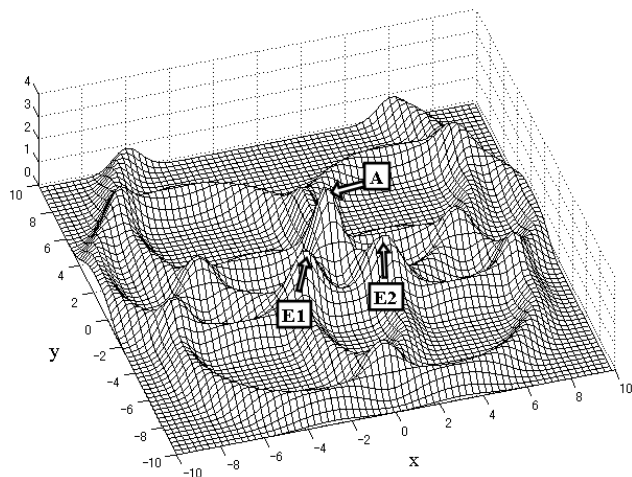


図10 Potential Map of Accumulated Potential (AP) Method for Sample Location Estimation

表1 Sample Location Estimation Result

Method	Estimated Location
Accumulated Potential	A
Least Squares	C
Huber M-Estimator	D
Least Median Squares	A, E1, E2

基地局3台以上得られたケース(203cases)について、そのデータのみを用いて、累積ポテンシャル法、最小二乗法、M-Estimator、LMSのそれぞれで位置を推定した。ただしLMSについては、基地局が3台の場合には、3台のうち2台の組み合わせによる距離の交点すべてが同一の評価値となり、正しく位置を推定できないため、測距誤差 $\pm 0.5m$ 以下の計測データを基地局4台以上得られたケースを対象とした。また、計測データの標準偏差はすべて同一として位置を推定した。各手法における推定位置と真の位置との誤差(測位誤差)の累積分布を図11に示す。

次に3章で計測した、外れ値を含むすべてのデータを使用して位置推定を行う。つまり、各計測点について7台の基地局すべてと測距を行い、通信に成功したすべての計測データを用いて計算する。最低3台以上の基地局と通信できたケース(3台:146cases, 4台:65cases, 5台:43cases, 6台:

16cases, 7台:4cases)に関して、それぞれの手法で位置を推定し比較した。ただしLMSについては、正規分布誤差データによる位置推定と同様に、位置計算に4台以上の基地局が必要なため、基地局4台以上と通信できたケースのみを対象とした。外れ値を含む計測データを用いる場合、基地局の冗長性が位置推定性能に影響する。そのため、基地局3台以上(274cases)と基地局4台以上(128cases)とに分けて、測位誤差の累積分布を図12および図13に示す。

4.2. 位置推定性能評価

まず、正規分布誤差データによる位置推定(図11)について検討する。図11において、累積ポテンシャル法、最小二乗法、M-Estimatorでは、測位誤差0.5mの範囲に93%、1mの範囲に97%、またLMSでは測位誤差0.5mの範囲に90%、1mの範囲に94%のデータが含まれており、いずれの手法もほぼ同様の確度で位置を推定できている。

文献[2][3]によると測距誤差が正規分布に従う場合の位置推定手法として最尤推定法や最小二乗法が適用できる。

一方、上記結果より、累積ポテンシャル法においても最小二乗法と同等の性能で位置を推定できることが確認できた。

次に、外れ値を含むすべての計測データを利用した位置推定について検討する(図12, 図13)。基地局3台以上、基地局4台以上のいずれにおいても累積ポテンシャル法が最もよい位置推定結果となっていることが分かる。

さらに、基地局数と位置推定確度との関係について検討する。1章に記載の位置推定確度1mを基準とし、各通信可能基地局数について測位誤差1m以内となる割合により評価した(図14)。図14から、最小二乗法では基地局数が増加しても位置推定確度は向上しない。これは、外れ値が一つでも含まれている場合、そのデータの影響を強く受けるためである。一方、累積ポテンシャル法、M-Estimator、LMSでは基地局数が増加するに従い、位置推定確度が向上していることが確認できる。また基地局数に関わらず累積ポテンシャル法が最も高い位置推定確度を得られた。

以上より、累積ポテンシャル法は、正規分布誤差データによる位置推定では他の手法と同等の性能であり、さらに実環境において、大きな測距誤差を持つ外れ値が含まれる場合には、他の手法よりも優れた性能を有していることを確認した。

5. 結論

本研究では、まず実環境における外れ値の混入状況を確認するため、オフィス環境においてUWB-IR無線による測距誤差を計測し、シミュレーション結果と同様の傾向となることを確認した。また、実環境では数mオーダーの測距誤差が存在し、測位に影響を与えることが確認された。この外れ値に対してロバストな位置推定方法として累積ポテンシャルに基づく位置推定方法を提案し、文献に示される従来のロバスト推定方法と比較して最も優れた位置推定性能が得られることを確認した。

今後、個人に向けた位置情報に基づくサービスを実現していくためには人体の影響の評価が必要不可欠である。実際、人が端末を身につけたり、人の密度などによって、電波伝搬の状況が変化する可能性がある。今後、人体の影響による測距誤差モデルの精緻化および測距誤差モデルの変化に対する提案アルゴリズムの適用性を評価し、屋内での位置検出性能のさらなる向上を図りたい。

謝辞

UWB-IR 無線モジュールの使用にあたりルネサスエレクトロニクス株式会社および株式会社日立製作所中央研究所の協力をいただいた。ここに深謝する。

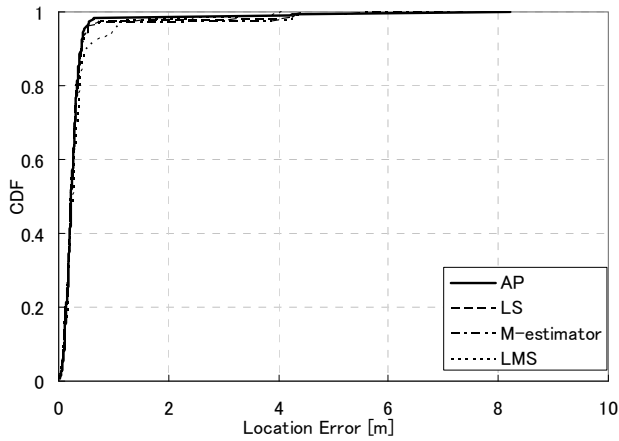


図11 CDF of the Localization Error (use only normally distributed range error)

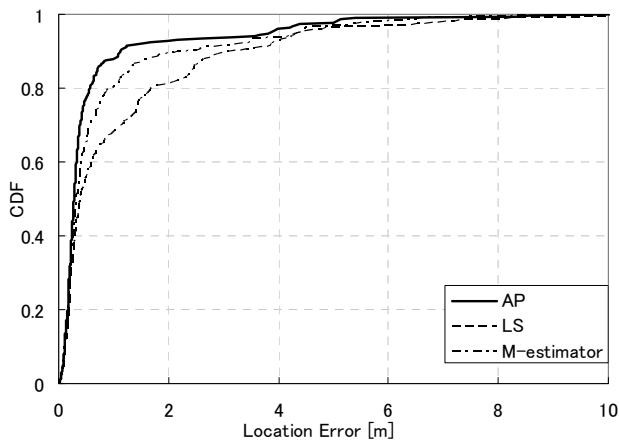


図12 CDF of Localization Error (more than three base nodes)

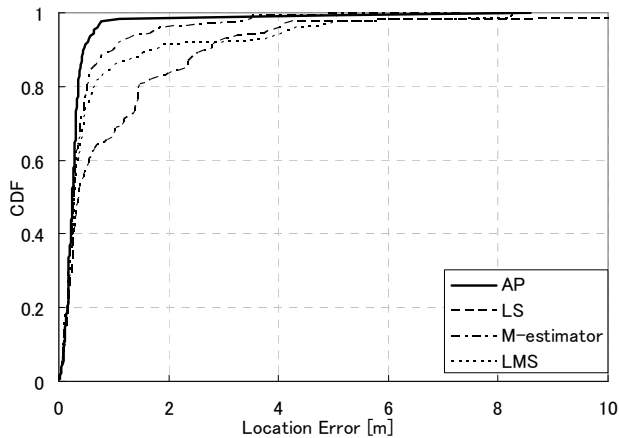


図13 CDF of Localization Error (more than four base nodes)

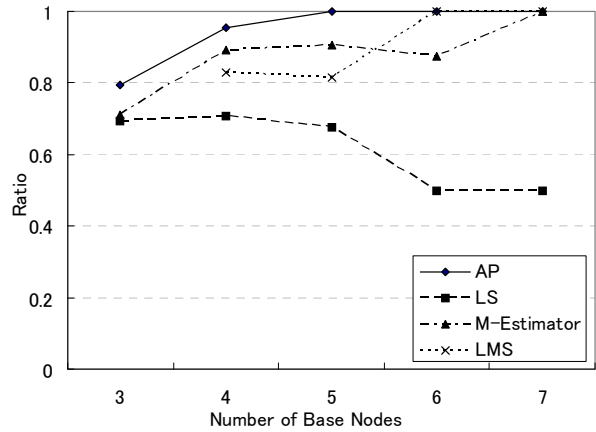


図14 Ratio of Localization Results which are Less than 1m Location Error to Each Number of Base Nodes

参考文献

- [1] Gezici, S., Tian, Z., Giannakis, G.B., et al.: Localization via Ultra-Wideband Radios: a look at positioning aspects for future sensor networks, *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol.22, No.4, pp.70-84 (2005).
- [2] Sahinoglu, Z., Gezici, S. and Guvenc, I.: Ultra-wideband Positioning Systems: Theoretical Limits, Ranging Algorithms, and Protocols, Cambridge University Press (2008).
- [3] Guvenc, I. and Chong, C.: A Survey on TOA Based Wireless Localization and NLOS Mitigation Techniques, *IEEE Communication Surveys & Tutorials*, Vol.11, No.3, pp.107-124 (2009).
- [4] Sun, G. and Guo, W.: Bootstrapping M-estimators for Reducing Errors due to Non-Line-of-Sight (NLOS) Propagation, *IEEE Communications Letters*, Vol.8, No.8, pp.509-510 (2004).
- [5] Li, Z., Trappe, W., Zhang, Y., et al.: Robust Statistical Methods for Securing Wireless Localization in Sensor Networks, *Proc. IEEE International Symposium on Information Processing in Sensor Networks (IPSN2005)*, pp.91-98 (2005).
- [6] Ingram, S.J., Harmer, D., and Quinlan, M.: UltraWideBand Indoor Positioning Systems and their Use in Emergencies, *Proc. IEEE Position Location and Navigation Symposium (PLANS2004)*, pp.706-715 (2004).
- [7] Fujiwara, R., Maeki, A., Mizugaki, K., et al.: 0.7-GHz-Bandwidth DS-UWB-IR System for Low-Power Wireless Communications, *IEICE Transactions on Communications*, Vol.E91-B, No.2, pp.518-526 (2008).
- [8] Saleh, A. and Valenzuela, R.A.: A Statistical Model for Indoor Multipath Propagation, *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, Vol.5, No.2, pp.128-137 (1987).
- [9] Molisch, A.F., Balakrishnan, K., Cassioli, D., et al.: IEEE 802.15.4a channel model - final report, Technical Report Document, IEEE 802.15-04-0662-04-004a (2005).