

超音波式3次元タグを用いた人の日常活動の頑健な計測

～ 冗長なセンサ情報に基づくロバスト位置推定 ～

西田 佳史 (産総研/CREST,JST) ○ 相澤 洋志 (東京電機大)

堀 俊夫 (産総研/CREST,JST) 柿倉 正義 (東京電機大)

Measurement of daily human activity using ultrasonic 3D tag system - Robust estimation of position by redundant sensor data -

Yoshifumi NISHIDA(AIST/CREST,JST), *Hiroshi AIZAWA (Tokyo Denki Univ.),
Toshio HORI(AIST/CREST,JST), Masayoshi KAKIKURA(Tokyo Denki Univ.)

Abstract— This paper describes methods for accurately and robustly estimating 3D position based on highly redundant sensor data from an ultrasonic 3D tag system that the authors have developed for measuring daily human activities. This paper compares a least median of squares method and a least square method, and clarifies that the former is effective for accurately estimating 3D position by eliminating an effect of outliers, while both are effective for robustly estimating 3D position even when occlusion occurs. The results of the experiment conducted in a daily living space for evaluating the effectiveness of the applied estimation methods are reported.

Key Words: Behavior Measurement, Robust Estimation, Location Sensor, Digital Human

1. 緒論

計算機による人間支援技術を揺籃期から脱却させ、人間を中心した情報処理支援技術へと成熟させる上で、人間の持つ基本機能である心理/認知的機能、解剖/生理的機能、機械/運動的機能を統合的にモデル化し、人間支援機能を人間モデルに基づかせて開発していくというアプローチが可能となりつつある¹⁾。

日常生活空間における人間支援を考えた場合、人間モデルへの入力データを与える人間観察技術として、心理的、生理的、運動的な意味で負担を与えない実時間無拘束観察技術が求められる。

これまでに、部屋や家全体にわたり至るところに多数のセンサを埋め込み、移動、立つ、座る、在床、離床、冷蔵庫等の開閉動作などの生活活動を実時間無拘束に観察するシステムが提案されている^{2), 3)}。筆者らは、人間が扱う対象物の中でも日常環境中に非常に多く存在する cm オーダの対象物を扱う人の活動を実時間無拘束に計測するシステムとして、対象物センサ化システムを提案してきた。

対象物センサ化システムとは、日常環境中に存在する対象物をその性質を維持しつつ、日常活動を観察するセンサとして扱うことで、観察範囲と行動解釈範囲を局所化させ、頑健で効率的な行動観察と解釈を可能とするものであり、超音波3次元タグを開発することで提案システムを具体化した。開発システムは、日常生活空間に存在する物体に超音波送信器を取り付けることによって対象物にIDを割り付け、その対象物を操作する人の活動を対象物のIDと3次元位置変化に基づいて観察し解釈するシステムである⁴⁾。

物体のセンサ化に関して、カップの底に取り付けられたセンサ情報によって人に対してサービス(例:水の温度を計る。)を行う研究⁵⁾がある。最近では、レストランでの応用を想定した水位計を備えたカップの研究がなされており、コイルを用いたバッテリーレス化の試みもなされている⁶⁾が、日常空間で行う人間活動の一般的な観察ツールとしては扱われていない。

また、超音波センサを用いた位置検出システムとしては、Active Bat⁷⁾があり、人の位置の検出に基づいたサービスの研究がなされている。また、SHIHらは、同様のシステムの開発を行い、位置推定手法として Direct Substitution Method を提案している⁸⁾。

超音波式3次元位置計測システムは、他の計測原理と比較して、低コストで受信器の数を増やすことができるため、数の増加によって、精度、分解能、頑健性の向上させる方法の開発は、低コスト型3次元位置計測システムに対し、重要な利点を提供できる。そこで、本稿では、超音波式3次元式計測システムに関して、従来の研究で扱われていない冗長な距離情報に基づくロバストな3次元位置推定法とその評価実験について述べる。

2. 冗長なセンサ情報を利用した高精度で頑健な位置推定手法

本研究で試作した超音波式3次元タグシステムは、物体に超音波送信器を取り付け、天井や壁に取りつけた複数の超音波受信器で送信パルスを受信することによって物体とセンサ間の距離を計測し、物体の3次元位置を求める(Trilateration)ことが可能である。本章では、(1) Trilateration, (2) 3個以上の冗長な距離情報から3次元位置を推定する Multilateration, (3) 冗長な距離情報に基づくロバスト推定⁹⁾を用いた Multilateration について述べる。

2.1 Trilateration

(x_i, y_i, z_i) に置かれた i 番目の超音波受信器の測定データを l_i とすると、超音波送信器の位置 (x, y, z) の間には以下の関係が成り立つ。

$$(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 + (z_i - z)^2 = l_i^2, \quad (0 < i < n) \quad (1)$$

同一線上にない3個の受信器の距離情報から連立方程式を解くことによって物体の3次元位置を求めることが可能である。

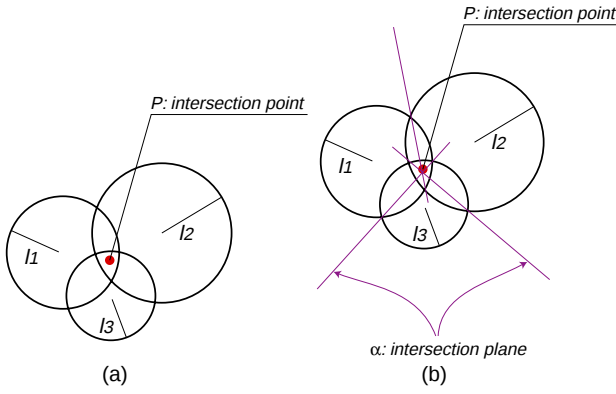


Fig.1 (a) Intersection point, (b) Intersection plane

2.2 Multilateration

2.2.1 基礎

(x_i, y_i, z_i) に置かれた i 番目の超音波受信器によって測定された距離データが l_i のとき、超音波送信器の位置との関係は式 (1) になる。このときの誤差を ϵ_i とすると、

$$\epsilon_i = \left| l_i - \sqrt{(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 + (z_i - z)^2} \right| \quad (2)$$

と書ける。式 (3) を解くことによって、 (x_i, y_i, z_i) の最適値 $(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z})$ を推定することができる。

$$(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z}) = \min \sum_i^n \epsilon_i \quad (3)$$

式 (3) の最小化問題は、非線形方程式を解くことになり、解析的には解けない。そのため、繰り返し計算を行う必要がある。SHIH ら⁸⁾ は、 (x, y, z) を何点がランダムに選んで式 (2) に代入し、誤差が最小となる時の (x, y, z) を最適値として採用するという Direct Substitution Method を提案している。推定法としては、M-estimator と呼ばれるロバスト推定の一種に相当する。しかし、Direct Substitution Method では、試行する回数に比例して精度があげられるものの、最適値からの誤差をある値以下になるように保証しようとする¹⁾、多大な試行が必要となるといったデメリットがある。

2.2.2 球と球の交線が存在する平面を利用した方法
実時間で推定が可能なアルゴリズムを導くために、誤差の最小化問題を線形化する。

$$(x_i - x)^2 + (y_i - y)^2 + (z_i - z)^2 = l_i^2 \quad (4)$$

$$(x_j - x)^2 + (y_j - y)^2 + (z_j - z)^2 = l_j^2 \quad (5)$$

式 (4)-式 (5) より球の交線が存在している平面の方程式が以下のように導かれる。

$$\begin{aligned} & 2(x_j - x_i)x + 2(y_j - y_i)y + 2(z_j - z_i)z \\ &= l_i^2 - l_j^2 - x_i^2 - y_i^2 - z_i^2 + x_j^2 + y_j^2 + z_j^2 \end{aligned} \quad (6)$$

¹⁾ たとえば、99%以上の確率で、誤差をある範囲以内であることを保証しようとした場合、保証する誤差によらず、全ての (x, y, z) を代入するのと同様試行が必要となる。3x3x3[m] の空間で、10[cm] 以内の誤差であることを 90%保証するには、約 15000 回の試行が、99%保証するには、約 30000 回の試行が必要となる。

(i, j) を適当に選ぶことによって以下の連立方程式が得られる。

$$\mathbf{A}\mathbf{P} = \mathbf{B} \quad (7)$$

ただし

$$\mathbf{P} = \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} \quad (8)$$

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 2(x_0 - x_1) & 2(y_0 - y_1) & 2(z_0 - z_1) \\ 2(x_0 - x_2) & 2(y_0 - y_2) & 2(z_0 - z_2) \\ 2(x_0 - x_3) & 2(y_0 - y_3) & 2(z_0 - z_3) \\ \vdots & \vdots & \vdots \end{pmatrix} \quad (9)$$

$$\mathbf{B} = \begin{pmatrix} l_1^2 - l_0^2 - x_1^2 - y_1^2 - z_1^2 + x_0^2 + y_0^2 + z_0^2 \\ l_2^2 - l_0^2 - x_2^2 - y_2^2 - z_2^2 + x_0^2 + y_0^2 + z_0^2 \\ l_3^2 - l_0^2 - x_3^2 - y_3^2 - z_3^2 + x_0^2 + y_0^2 + z_0^2 \\ \vdots \end{pmatrix} \quad (10)$$

$$\mathbf{P} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{B} \quad (11)$$

よって、最小二乗法による $(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z})$ が推定することが可能である。この推定法では、球の交線が存在する平面群との距離の二乗和の最小値を与える解として求めていることを示している。

2.3 Least Median of Squares 法を用いたロバスト推定の適用

最小二乗法を用いた方法は、誤差の分布が正規分布に従わない。つまり、外れ値がある場合には、この影響が強く出る手法である。外れ値を含む計測データから、外れ値を検出し、この外れ値を除く Least Median of Squares(LMedS) 法や、誤差に適当な重み付けをする M-estimator などのロバストな推定方法が開発されている。本研究では、LMedS 法を、超音波式 3 次元位置計測システムへ適用した。LMedS 基準によるパラメータの推定は、非線形の最適化問題となるので、高速化のために準最適解をランダムサンプリングによって探索する Random Sample Consensus 法を適用する。以下に手順を示す。

1. 全計測データ数の中から 3 個のデータをランダムに選ぶ。
2. 式 (6) を使って、2 次元の連立方程式を解き、3 次元位置 (x, y, z) の候補を導く。
3. 得られた (x, y, z) を以下のように評価する。得られた (x, y, z) と計測が可能だった全受信器の座標から、候補座標と受信器の間の距離を計算する。さらに、実際の計測データとの差を求め、得られた集合から中央値を求める。
4. 1 ~ 3 を決めた回数繰り返し、得られた最小の中央値を与えた (x, y, z) を最適解 $(\hat{x}, \hat{y}, \hat{z})$ として採用する。

$$LMedS = \min \text{med}|\epsilon_i| \quad (12)$$

3. 日常生活空間型検証システムと評価実験結果

評価実験を行った日常空間型検証システムのハードウェア構成と実験結果について述べる。

3.1 構築した日常生活空間型検証システム

日常生活空間型検証システム これまで開発してきた超音波式 3 次元タグシステムが取り付けられた日常生活空間型検証システムを Fig. 2(左) に示す。部屋の大きさは、幅 3.5m、奥行き 3.5m、高さ 2.7m である。天井と床に 300mm おきに超音波受信器が取り付けられており、受信器の数は 308 個である。部屋内には、コップ、椅子、ホッチキス、パンチ、書類などが置かれており、それらの物体には送信器が 1 個 ~ 2 個取り付けられている。

超音波式 3 次元タグのハードウェア構成 超音波式 3 次元タグのハードウェア構成を Fig. 2(右) に示す。これは、PC、超音波送信部、超音波受信部、ネットワーク部 (HUB)、超音波到達時間計測部から構成されている。超音波受信部は、超音波送信部からの超音波パルスを受信し増幅する。ネットワーク部は、超音波到達時間計測部と超音波送信部に同期信号と計測すべき物体の ID を送信する。超音波到達時間計測部は、同期信号を検出した時点から増幅された信号がある閾値を越えるまでの時間を計測する。Fig. 3 に対象物を動かしたときに計測された軌跡の例を示す。

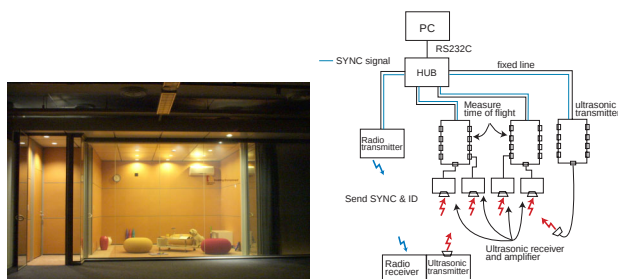


Fig.2 Daily living space with object sensorizing system and hardware configuration ultrasonic 3D tag system

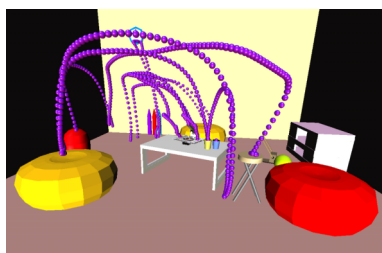


Fig.3 Example of measured trajectory

3.2 最小二乗法と LMedS 法による 3 次元位置推定の性能評価

計測された距離データの内 1 つをランダムに選び、外れ値として 500mm を加算した場合の推定値を調べることで、最小二乗法と LMedS 法による 3 次元位置推定の性能評価を行った。Fig. 4 は、天井に取り付けられた 48 個の超音波受信器の内、有効な受信器を 4, 6, 9, 24, 48 個にした場合の 3 次元推定値の誤差の変化を示している。横軸は有効な受信器の数、縦軸は誤差を示している。視覚式のモーションキャプチャと試作した超音波式 3 次元タグ装置を用いて計測し、それらの差を計算

することによって各座標値のずれの大きさを誤差とした。推定方法は、最小二乗法と LMedS 法を用いている。グラフの 5 本の線は、計測位置を 5 回変化させ、各々の位置において 30 回計測と推定を行い、その平均をとったものである。

Fig. 4 より、各推定法とも、超音波受信器の数が增加すると誤差が減少していくことがわかる。また、LMedS 法による推定では外れ値の影響を受けにくい、最小二乗法では、外れ値の影響があるため数の増加に伴う誤差の減少は緩やかであることが確認できる。

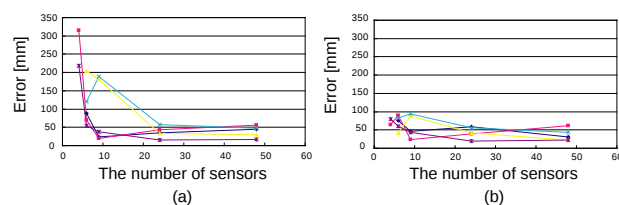


Fig.4 Concern of number of sensor and error: (a) Least squares method, (b) RANSAC(LMedS)

Fig. 5 は、偏差を示している。プロットされた点は、各座標値の偏差の平均値を示している。Fig. 5 は、誤差と同様に、各手法とも、超音波受信器の数が増加すると偏差が減少していくが、LMedS 法による推定の方が偏差が安定しており、高い分解能を維持できることを示している。

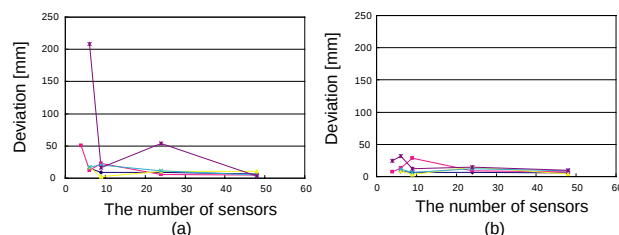


Fig.5 Concern of number of sensor and deviation: (a) Least squares method, (b) RANSAC(LMedS)

3.3 部屋サイズでの 3 次元位置推定の誤差評価

評価方法は、 $3.5 \times 3.5 \times 2.7\text{m}$ の空間で、視覚式のモーションキャプチャによって計測された点と開発した超音波式 3 次元タグ装置で計測した点の差を計算し、各座標値のずれの大きさを誤差とした。超音波センサとして天井に取り付けられた 48 個の超音波受信器を使用し、位置推定法として LMedS 基準の RANSAC を使用した。各計測点の誤差は、同じ場所で 30 回サンプリングした平均値から求めている。Fig. 6 は、実際に計測した 3 次元位置の計測点を示しており、計測点の数は約 1400 点である。Fig. 7 は、1400 点の誤差データをもとにして線形補間し等高線図にしたものである。青色のエリアは誤差が小さく、赤色のエリアは誤差が大きい。黒い四角で囲まれている部分が、天井に超音波受信器が取り付けられている範囲である。この下では、誤差は、20mm ~ 80mm 程度である。

3.4 手によるオクルージョンの影響評価

本システムを使用する際に、最もよく起こる測定値への外れ値混入は、手による隠れが生じた場合である。そ

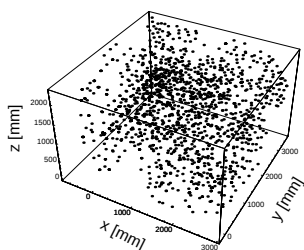


Fig.6 Measured point

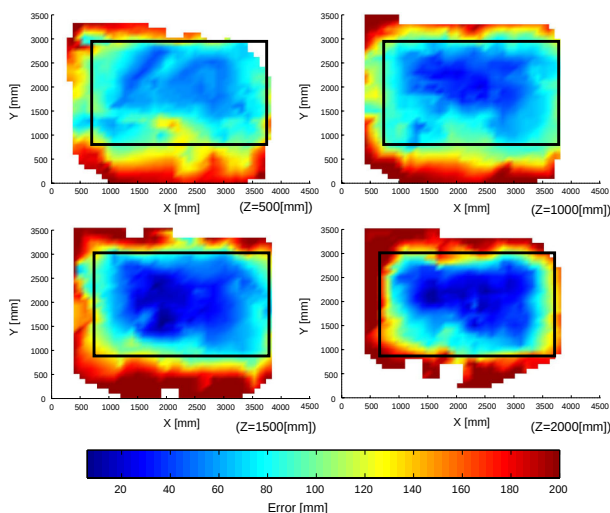


Fig.7 Error estimation of estimated position

ここで、手による隠れが発生している場合の3次元位置推定値の性能評価を行った。超音波送信器が取り付けられた物体の真上に手をかざすことによって起こる隠れについての性能評価を行った。結果をFig. 8に示す。x軸は、手と物体の距離を表している。y軸（第一項目軸）は、誤差、偏差を示している。青線は、LMedS法を示しており、緑線は最小二乗法の結果を示している。赤線（値の読み取りは、第二項目軸）は、有効な超音波受信器の数を表している。図は、物体に手が近づくにつれてオクルージョンが発生し、超音波を受信できるセンサの数が減少していくこと、両手法とも手が対象物から離れている際には誤差が少なく（40mm以下）、分解能も高いが、手が近づくにつれて誤差が大きくなり、分解能が低くなることがわかる。また、LMedS法では、150mm程度までは、ばらつきは大きくなるが、大きな誤差は生じていないことがわかる。これらの結果から、（1）オクルージョン発生時には、手による反射の影響が大きくなり、外れ値の割合が高くなること、（2）冗長な距離情報を利用したロバスト推定法を用いることによって、影響を軽減できることを示している。

4. 結論

本研究では、冗長な超音波センサからの距離情報を利用した高精度でロバストな3次元位置推定法を確立することを目的に最小二乗法とLMedS法を比較した。LMedS基準によるパラメータの推定は、非線形の最適化問題であるので、高速化のために準最適解をランダムサンプルによって探索するRandom Sample Consensusを適用した。この位置推定法を用いて行った評価実験において、位置計測性能評価では、超音波受信器の数が

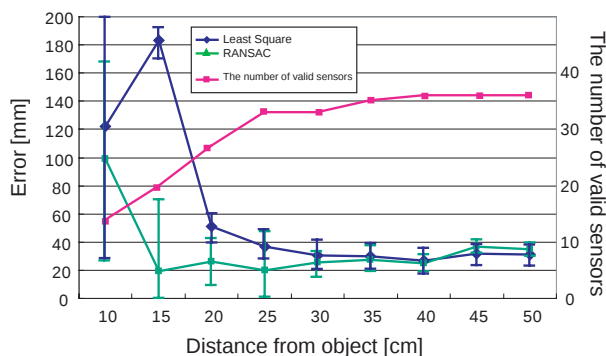


Fig.8 Estimation of estimate of 3D position in occlusion

増加させることで、誤差を減少させ、分解能を高くすることができた。推定位置の誤差評価では、天井に取りつけられた超音波受信器の下付近では、誤差が20mm～80mmであることを確認した。オクルージョンの影響評価では、オクルージョン発生時には、手による反射に起因した外れ値の影響が大きくなるが、LMedS法を用いたロバスト推定を適用することによって、オクルージョンの影響を小さくできることを確認した。

今後の課題として、（1）実時間で高精度な3次元位置を測定できるアルゴリズムの改良、（2）活動観察データを解釈する人間モデルの作成、（3）日常活動観察を入力とする人間モデルが可能とする人間中心アプリケーションの開拓などがあげられる。

本研究の一部は、文科省総合研究（課題名：人間支援のための分散リアルタイムネットワーク基盤技術の研究）の助成金によって行われた。

参考文献

- 1) 独立行政法人 産業技術総合研究所編, “デジタルサイバー・リアル-人間中心の情報技術,” 丸善 (2002)
- 2) T. Mori, K. Asaki, H. Noguchi, T. Sato: Accumulation and Summarization of Human Daily Action Data in One-Room-Type Sensing System, Proc. of 2001 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS2001), pp. 2349 - 2354 (2001)
- 3) 平成12年度人間行動適合型生活環境創出システム技術成果報告書, pp47-71 (2001)
- 4) 西田, 相澤, 堀, 柿倉: 超音波センサを用いた対象物センサ化に基づく人の日常活動の認識, ロボティクス・メカトロニクス学術講演会 '02, 1A1-J07 (2002)
- 5) MediaCup: <http://mediacup.teco.edu>
- 6) P.H. Dietz, Darren Leigh, William S. Yerazunis: Wireless Liquid Level Sensing for Restaurant Applications, IEEE International Conference on Sensors, 62.6 (2002)
- 7) A. Hopper, P. Steggles, A. Ward, P. Webster: The Anatomy of a Context-Aware Application, Proc. of 5th Annual Int' Conf. Mobile Computing and Networking(Mobicom 99), pp. 59 - 68 (1999)
- 8) S. Shih, M. Minami, H. Morikawa, T. Aoyama: An Implementation and Evaluation of indoor Ultrasonic Tracking System, 電子情報通信学会総合大会, B-7-20 (2001)
- 9) M.A. Fishler, R. C. Bolles: Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Application to Image Analysis and Automated Cartography, Communication of the ACM, ACM, Vol24, pp. 381 - 395 (1981)