

UAV を用いた電波発信源の位置推定のための手法比較

Comparison of Methods for Localizing A Target with UAV

松尾 凌輔
Ryosuke Matsuo

来住 航也
Koya Kishi

堀 浩一
Koichi Hori

矢入 健久
Takehisa Yairi

東京大学大学院工学系研究科
School of Engineering, The University of Tokyo

There are many applications with UAV. Localizing target which has radio source is interesting challenge for UAV and it enable to search missing people, wild life and so on. There are many researches for localizing target in context of Wireless sensor networks(WSNs) and some researches for localizing target with UAV. There are some differences between WSNs' localization and localizing target with UAV. So, this paper compares methods, which are proposed in these researches and applicable to localizing a target with UAV problem, via simulation and organizes these methods from the aspect of calculation cost, accuracy, robustness and trajectory of UAV.

1. 背景

近年, UAV の技術は急速に発展し, 農業やリモートセンシングなど様々な応用がなされるようになってきている. その応用の1つとして, 遭難者や保護対象の動物などのターゲットの追跡が考えられており, いくつかの研究がなされてきている. しかし, それらの研究の多くでは, 視界が開けた環境でターゲットを視認できることが前提となっているため, ターゲットとの距離が離れている場合や森林地帯などでは追跡ができない. そこで, ここでは, ターゲットが電波を発信する装置を身に着けていることを前提とすることで, ターゲットを視認できないような環境でターゲットの位置を推定する問題を考える.

電波発信源の位置推定問題は, Wireless Sensor Networks (WSNs)の文脈で研究されてきている. そこでは, 大量のデバイスをばらまき, そのいくつかがアンカーとして GPS などによって自己位置を知っている状態を想定する場合が多い. そして, 通信の可否や電波強度(RSSI)などを用いて位置が未知のデバイスの位置を推定するという問題が考えられている. さらに, UAV による電波発信源の位置推定問題により近い問題設定として, アンカーが移動可能な状態を想定した研究もなされている.

今回想定している UAV による電波発信源の位置推定問題と WSNs における位置推定問題は類似した問題であるが, いくつかの相違点も存在する.

● 位置が未知のデバイス間の通信はできない

WSNs の研究では, 位置が未知のデバイス間の通信が可能であるため, 通信可能なデバイス間をリンクで接続し, ネットワークを形成できる. これにより, リンクの関係に基づく位置推定が可能になる. しかし, 私たちが想定する問題では, ターゲットが電波を発信することのみを想定しているため, 複数のターゲットが存在する環境でも, ターゲット間での通信はできない.

● アンカーデバイスが少数である

WSNs の研究では複数のアンカーデバイスが存在し, アンカーデバイス間の距離が既知であるため, その情報を利用することができる. 今回の問題でアンカーデバイスに対応するのは UAV であり, 移動可能なアンカーデバイスが少数あるいは 1 つ存在

する状態での位置が未知のターゲット(デバイス)の位置を推定する問題だとみなすことができる.

2. 比較手法

WSNs での位置推定には, 大きく分けて二つの方法が存在する. Range-based と Range-free である.

Range-based の手法は, RSSI 値から算出できる距離情報や Angle Of Arrival (AOA), Time Of Arrival (TOA), Time Difference Of Arrival (TDOA)などを利用する手法である. RSSI は追加のデバイスなしで取得できる情報だが, ノイズが大きいという問題点がある. その他の情報は, 取得するために追加のデバイスが必要になるという問題がある.

Range-free の手法は, 通信の可否を利用した手法である. 追加のデバイスが必要ないことやノイズに影響されにくいという長所があるが, 利用する情報が少ないために, 精度が低いという問題がある.

今回は, WSNs で研究されてきた手法の中で, 追加のデバイスが必要ない手法, つまり, Range-free の手法と Range-based の手法の中で RSSI を用いるもので, なおかつ, 1 つの UAV (移動可能なアンカーデバイス) で, ターゲット(位置が未知のデバイス)の位置を推定することができる手法に限定して比較を行う. それ以外のいくつかの代表的な手法に関しては 5 章の関連研究で簡単に述べる.

2.1 Centroid Method(CM)

ターゲットの電波を受信したときの座標を記録し, その座標の平均をターゲットの推定位置とする手法である[Bulusu 00].

$$\hat{\mathbf{x}} = \frac{\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i}{n} \quad (1)$$

ここで, $\hat{\mathbf{x}}$ は推定座標, \mathbf{x}_i は i 回目 にターゲットからの電波を受信できた座標, n はターゲットからの電波を受信できた回数である.

2.2 Weighted Centroid Method(WCM)

これは, Centroid Method の改良として, 提案されたものである [Blumenthal 07]. 障害物のない空間では RSSI 値と距離の関係は以下の式で書ける.

$$RSSI = P_1 - 10\kappa \log_{10} d \quad (2)$$

P_1 は1m離れた地点でのRSSI値, κ は減衰係数である. この式より, 距離 d は,

$$d = 10^{\frac{-RSSI + P_1}{10\kappa}} \propto 10^{\frac{-RSSI}{10\kappa}} \quad (3)$$

と書ける. ここで, 重みを

$$w_i = \frac{1}{d_i^k} \propto 10^{\frac{k \times RSSI_i}{10\kappa}} \quad (4)$$

とする. ここで, k は重みを距離の何乗に比例させるかを定めるパラメータで, [Blumenthal 07]では, シミュレーションで最適値を調べており, 電波の到達できる範囲に依存していると述べている. 例えば, 電波の到達距離が10mのときは $k=1$ が最適であり, 30mのときは $k=3$ が最適である. この重みを用いて重み付き重心をとることで, 距離が近い受信位置に重心を引き寄せることができ, 精度の向上が期待できる.

$$\hat{\mathbf{x}} = \frac{\sum_{i=1}^n w_i \mathbf{x}_i}{\sum_{j=1}^n w_j} \quad (5)$$

2.3 Multilateration(ML)

[Mottet 13]では, 3地点でのRSSIの測定結果から距離を算出して, ターゲットの位置を推定している. 3地点以上で観測が得られる場合には, それらから3地点を選ぶすべての組み合わせに対して, Multilaterationを行い, 平均を推定結果とすることで精度が向上することを示した.

[Greco 15][Naglaa 16]は, UAVを活用した電波発信源位置推定の研究で, ここでは, 大量の測定情報を集め, 最小二乗法を用いることで, すべての測定結果についての二乗誤差和が最小となる位置をターゲットの推定位置としている. 具体的な定式化は以下のようにできる(定式化の流れは[Naglaa 16]より).

$$d_i^2 = \|\mathbf{x}_i^u - \mathbf{x}_i^t\|^2 = \|\mathbf{x}_{u,i}\|^2 + \|\mathbf{x}_{t,i}\|^2 - 2\mathbf{x}_{u,i} \cdot \mathbf{x}_{t,i} \quad (6)$$

ここで, d_i は i 回目にターゲットを観測できたときの距離である. $\mathbf{x}_{u,i} = (x_{u,i}, y_{u,i}, z_{u,i})$ はUAVの位置で, $\mathbf{x}_{t,i} = (x_t, y_t, z_t)$ はターゲットの位置である. ここで, $\|\mathbf{x}_{u,i}\| = p_{u,i}$, $\|\mathbf{x}_{t,i}\| = p_t$, $z_t = 0$ とくと,

$$d_i^2 - p_{u,i}^2 = p_t^2 - 2(x_{u,i}x_t + y_{u,i}y_t) \quad (7)$$

さらに

$$h = \begin{bmatrix} d_1^2 - p_{u,1}^2 \\ d_2^2 - p_{u,2}^2 \\ \vdots \\ d_n^2 - p_{u,n}^2 \end{bmatrix} \quad G = \begin{bmatrix} -2x_{u,1} & -2y_{u,1} & 1 \\ -2x_{u,2} & -2y_{u,2} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ -2x_{u,n} & -2y_{u,n} & 1 \end{bmatrix} \quad \theta = [x_t \ y_t \ p_t^2]^T$$

と書けば,

$$h = G\theta \quad (8)$$

よって, 最小化すべき式は,

$$\|G\theta - h\|^2$$

となり, θ についての導関数を0とおけば,

$$\theta = (G^T G)^{-1} G^T h \quad (9)$$

が求まる.

2.4 Weighted Multilateration(WML)

[Naglaa 16]で提案された手法で, Weighted Centroid Methodと似た処理をする. つまり, 距離の逆数を重みとして用いる. これは, 距離が近いときの情報を重要視するということである. 数式で書けば,

$$w_i = \frac{1}{d_i} \quad W = \begin{bmatrix} w_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & w_2 & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & w_n \end{bmatrix} \quad \begin{aligned} h &\leftarrow Wh \\ G &\leftarrow WG \end{aligned}$$

として, 2.3と同様に,

$$\theta = (G^T G)^{-1} G^T h$$

で求まる.

2.5 Particle Filter(PF)

Particle Filterを用いて電波発信源の位置推定を行っている研究としては, [Caballero 08]や[Fujita 17]がある. 以下では, パーティクルを2次元の電波発信源の位置座標として, 式を導出する.

(1) 重みの更新

i 回目にターゲットを観測できたとき, j 個目のパーティクルに対して以下の計算を行う.

$$R_i^{(j)} = P_1 - 10\kappa \log_{10} d_i^{(j)} \quad (10)$$

$$d_i^{(j)} = \sqrt{(x_{u,i} - x_{p,i}^{(j)})^2 + (y_{u,i} - y_{p,i}^{(j)})^2 + (z_{u,i})^2} \quad (11)$$

$$\tilde{w}_i^{(j)} = \exp\left(-\frac{(RSSI_i - R_i^{(j)})^2}{\sigma^2}\right) w_{i-1}^{(j)} \quad (12)$$

$$w_i^{(j)} = \frac{\tilde{w}_i^{(j)}}{\sum_{k=1}^M \tilde{w}_i^{(k)}} \quad (13)$$

$R_i^{(j)}$ は, j 番目のパーティクルとUAVの距離から, 観測されるべき電波強度であり, この値と実際に観測された電波強度 $RSSI_i$ のずれによって, そのパーティクルの重みを決定している. また, M はパーティクルの数である.

(2) リサンプリング

リサンプリングを行うかどうかの判定には以下の式を用いる.

$$N_{eff} = \frac{1}{\sum_{k=1}^L w_i^{(k)}} \quad (14)$$

[Caballero 08]では, N_{eff} が $0.1M$ を下回るとき, リサンプリングを行うとしている. リサンプリングは等間隔サンプリングで行う.

3. シミュレーション

3.1 シミュレーション 1

式(2)の $P_1 = -40$, $\kappa = 2$ において, 平均0, 分散は $\sigma = \{1, 5, 10, 15, 25\}$ dBの5種類のホワイトノイズを加える.

$$RSSI = -40 - 20 \log_{10} d + \mathcal{N}(0, \sigma^2) \quad (15)$$

この式に従った値をUAVは受信するとし, 受信できるのはノイズを含んだRSSI値が「50m離れた場合のRSSIの真値」を上回るときとする.

シミュレーションの手順としては, まず電波発信源を200m四方の領域にランダムに1つ配置する. 次にUAVを高度は20mとし, 図1の左図の軌道で飛行させ, 電波発信源の位置を2章で述べた5つの手法で推定する(WCMの重みのパラメータは

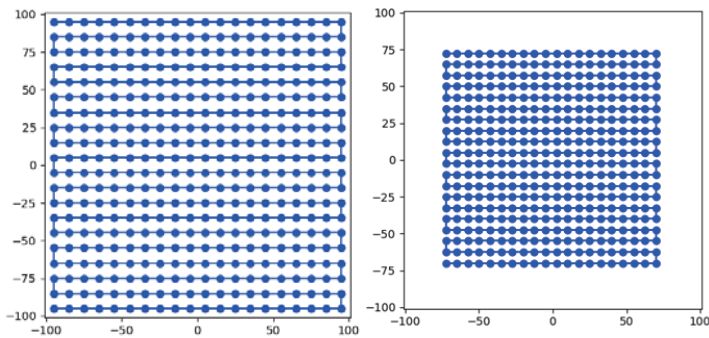


図 1 UAV の軌道(左図:シミュレーション 1, 右図:シミュレーション 2)

表 1 手法比較($\sigma = 5$, N :電波受信回数, M :パーティクルの数)

手法	CM	WCM	ML	WML	PF
計算量	$O(N)$	$O(N)$	$O(N^2)$	$O(N^2)$	$O(NM)$
平均誤差(m)	27.9	13.8	47.6	40.7	17.6
最大誤差(m)	60.4	36.8	88.4	74.6	42.2
最小誤差(m)	2.3	2.6	9.1	3.5	2.7

$k=3$ とする). これを 50 回繰り返し, 平均誤差を算出することで, 精度の比較を行った. また, この手順を 5 種類の標準偏差のノイズに対して行うことで, ノイズに対するロバスト性の比較も行った.

3.2 シミュレーション 1 の結果

まず計算コストについて考えると, 計算量のオーダーは表 1 のようになる. ここで, N は電波の受信回数, M はパーティクルの数である. 50 回のシミュレーションでの平均観測回数は 88.7 で, Particle Filter のパーティクルは 400 個用いたため, 計算量のオーダーは $CM=WCM < ML=WML < PF$ となる.

次に平均誤差を見ると, $WCM < PF < CM < WML < ML$ となっており, 計算コスト, 精度のどちらについても WCM が優れているといえる.

図 2 を見ると, ノイズの標準偏差 $= 1$ のときの平均誤差は $WML < PF < ML < WCM < CM$ となっている. また, 重み付きの手法の精度がノイズの増加に伴って悪くなっていることがわかる. PF が RSSI 値を使っているにもかかわらず, ノイズに対して頑強なのは, 式(12)の σ^2 を調整することができるからである. 式(12)の σ^2 の影響はシミュレーション 3 で述べる.

3.3 シミュレーション 2

CM および WCM は, 使える情報が少ないため, ほかの手法に比べ, 飛行経路に精度が依存すると考えられる. よって, 飛行経路が偏った状況を考え, 次のシミュレーションを実施することとした.

UAV の軌道を図 1 右図のように設定し, 標準偏差 $\sigma = 5$ のホワイトノイズを加えた RSSI を用い, 各手法の精度の比較を行った. PF においては, ばらまくパーティクルの数をシミュレーション 1 と同じ 400 とし, なおかつ, 初期パーティクルを配置する領域もシミュレーション 1 と同様とした.

3.4 シミュレーション 2 の結果

表 1 と表 2 を比較すると, CM, WCM, PF が UAV の軌道の影響をほかの手法と比較して大きく受けていることがわかる. CM

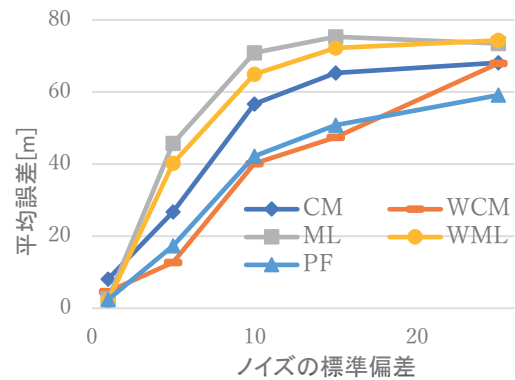


図 2 ノイズに対するロバスト性の比較

表 2 手法比較($\sigma = 5$, シミュレーション 2)

手法	CM	WCM	ML	WML	PF
平均誤差(m)	37.9	24.4	51.3	46.8	30.8
最大誤差(m)	81.6	60.1	108.4	99.3	76.1
最小誤差(m)	4.4	2.5	8.2	8.1	6.0

と WCM は, 観測点の集合の内部に真値がある必要があるため, シミュレーション 2 は領域を網羅していないことから, 誤差が大きくなっていると考えられる. PF, ML, WML の誤差が大きくなっているのは, 観測の回数が減っていること(平均観測回数が 62.3)と, 観測できるときの距離が大きくなっていることが原因として考えられる. 今回は, 観測ノイズを RSSI 値に対して加えているため, 距離が大きいときに, RSSI 値のノイズが距離誤差に大きく効いてくる. また, PF の誤差の増加率が ML や WML と比較して大きい原因は粒子の収束であると考えられる. ML や WML では, 最小二乗解を求めるため, すべての観測情報を有効に使えるが, PF では, 初期の観測で大きなノイズがあると, 誤った解周辺に粒子が収束して, 真の解周辺から粒子が消失することが考えられる. これは, 図 2 の PF の勾配が, ML や WML と比較して大きくなっていることも説明できる.

3.5 シミュレーション 3

式(12)の σ^2 の影響を調べるために, σ を変化させ, その時の平均誤差の推移を調べた. 飛行経路や電波発信源の条件はシミュレーション 1 と同じとし, 平均誤差は 100 回のシミュレーションの平均を用いた.

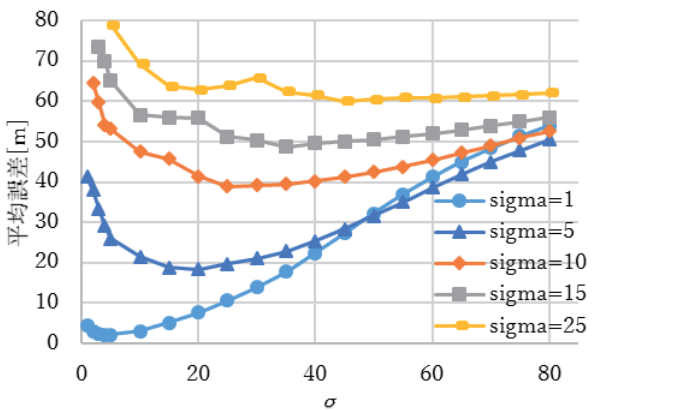


図 3 σ の平均誤差へ影響

3.6 シミュレーション 3 の結果

図 3 の凡例の σ は観測ノイズの標準偏差を意味している。図 3 から、観測ノイズによって、平均誤差が最も小さくなる σ の値が変化することがわかり、その値は観測ノイズの 2~5 倍程度である。

4. 結論

本稿では、シミュレーションにより、UAV を用いた電波発信源の位置推定手法の比較を行った。シミュレーションの結果から、観測ノイズがある程度大きい場合は、単純で計算コストの低い Centroid Method あるいは Weighted Centroid Method を用いるとよく、観測ノイズが非常に大きい場合は、Particle Filter が良いことがわかる。

一方で観測ノイズが非常に小さい場合には、(Weighted) Multilateration や Particle Filter などを用いるとよいと考えられる。(Weighted) Multilateration と Particle Filter の違いの 1 つには、(Weighted) Multilateration が点推定であるのに対して、Particle Filter では分散も推定できるという点が挙げられる。また、これらの手法のどちらを用いるかは、計算コストと精度のどちらを優先するかでも変わってくる。精度を優先する場合は Particle Filter となり、粒子の数を増やすことで、精度の向上を期待できる。計算コストを優先する場合は、(Weighted) Multilateration となる。

5. 関連研究

WSNs における位置推定手法

[Dragos 01]では、hop-distance に基づく位置推定手法が提案されている。あるデバイスと通信可能なデバイス間の距離を 1-hop と定義し、デバイス間の距離を hop 数で表す。次にあるアンカーデバイスから別のアンカーデバイスまでの hop-distance と実際の距離の関係を用いて 1-hop の距離を計算する。1-hop の距離がわかれば、位置が未知のデバイスの複数のアンカーデバイスからの距離が計算できるため、位置を推定できる。

[He 03]では、Approximate Point-In-Triangulation Test という手法が提案されている。この手法では、位置が未知のデバイスの信号を受信できたアンカーデバイスで三角形を形成し、三角形の内側にデバイスが存在するかどうか判定し、内側にデバイスが存在する三角形の重複領域の重心を推定位置とする手法である。

[Shang 03]では、多次元尺度構成法(MDS)に基づいて、位置が未知のノードを復元する手法である。ここでは、未知デバイス間で通信が可能であり、未知デバイス間の通信の可否からネットワークを形成する。直接つながっているデバイス間の距離を一定とし、つながっていないデバイス間の距離はダイクストラ法などを用いることで距離行列を形成する。その距離行列から MDS を用いて未知デバイスの配置を推定する。

[Ferris 07]では、位置が未知の移動可能なデバイス(ロボット)の位置を電波強度から推定する手法である。ここでは、Gaussian Process Latent Variable Model(GP-LVM)を用いている。

[Hanan 17]では、機械学習を用いた RSSI に基づく位置推定手法についてまとめている。機械学習による手法は 2 ステップに分けることができる。1 ステップ目は訓練ステップで、アンカーデバイスと位置が既知の訓練デバイスを用意して、電波強度と位置の関係を学習する。2 ステップ目は、訓練されたモデルで位置を推定するステップで、モデルにアンカーデバイスからの電波受信強度を入力として入れ、位置を出力する。

参考文献

- [Bulusu 00] Bulusu, Nirupama, John Heidemann, and Deborah Estrin. "GPS-less low-cost outdoor localization for very small devices." IEEE personal communications 7.5 (2000): 28-34.
- [Blumenthal 07] Blumenthal, Jan, et al. "Weighted centroid localization in zigbee-based sensor networks." Intelligent Signal Processing, 2007. WISP 2007. IEEE International Symposium on. IEEE, 2007.
- [Motter 13] Motter, Paulo, et al. "Practical issues in wireless sensor network localization systems using received signal strength indication." Sensors Applications Symposium (SAS), 2011 IEEE. IEEE, 2011.
- [Greco 15] Greco, G., et al. "Localization of RFID tags for environmental monitoring using UAV." Research and Technologies for Society and Industry Leveraging a better tomorrow (RTSI), 2015 IEEE 1st International Forum on. IEEE, 2015.
- [Naglaa 16] El Agroudy, Naglaa, Niko Joram, and Frank Ellinger. "Low power RSSI outdoor localization system." Ph. D. Research in Microelectronics and Electronics (PRIME), 2016 12th Conference on. IEEE, 2016.
- [Caballero 08] Caballero, Fernando, et al. "A particle filtering method for wireless sensor network localization with an aerial robot beacon." Robotics and Automation, 2008. ICRA 2008. IEEE International Conference on. IEEE, 2008.
- [Fujita 17] Fujita, Shinya, et al. "An active beacon-based target localization method for Unmanned Aerial Vehicles with particle filter." Information Fusion (Fusion), 2017 20th International Conference on. IEEE, 2017.
- [Dragos 01] Niculescu, Dragos, and Badri Nath. "Ad hoc positioning system (APS)." Global Telecommunications Conference, 2001. GLOBECOM'01. IEEE. Vol. 5. IEEE, 2001.
- [He 03] He, Tian, et al. "Range-free localization schemes for large scale sensor networks." Proceedings of the 9th annual international conference on Mobile computing and networking. ACM, 2003.
- [Shang 03] Shang, Yi, et al. "Localization from mere connectivity." Proceedings of the 4th ACM international symposium on Mobile ad hoc networking & computing. ACM, 2003.
- [Ferris 07] B. Ferris, D. Fox, and N. Lawrence. WiFi SLAM Using Gaussian Process Latent Variable Model. In JCAI, 2007.
- [Hanan 17] Ahmadi, Hanen, and Ridha Bouallegue. "Exploiting machine learning strategies and RSSI for localization in wireless sensor networks: A survey." Wireless Communications and Mobile Computing Conference (IWCMC), 2017 13th International. IEEE, 2017.