

小型クアドロコプタの群を用いたコンセンサスに基づく音源定位

Sound Source Localization Based on Consensus using a Swarm of Micro-Quadrocopters

中村圭佑¹, シナパヤ ラナ², 中臺一博¹, 高橋秀幸², 木下哲男²

Keisuke NAKAMURA, Lana SINAPAYEN, Kazuhiro NAKADAI, Hideyuki TAKAHASHI, Tetsuo KINOSHITA

1. (株)ホンダ・リサーチ・インスティテュート・ジャパン, 2. 東北大学

1. Honda Research Institute Japan Co., Ltd., 2. Tohoku University

{keisuke,nakadai}@jp.honda-ri.com, lana@sacral.c.u-tokyo.ac.jp,

{hideyuki,kino}@riec.tohoku.ac.jp

Abstract

本稿では、単独マイクを搭載した複数の小型クアドロコプタを用いた音源の検出および定位について述べる。群ロボットによるロボット聴覚機能の実現には、1) 各個体が環境中の音源を用いて自己位置を推定する機能、2) 各個体が未知音源を定位する際に推定状態の不確かさを考慮した群としての情報統合の枠組が必要である。それぞれの問題を解決するため、UKFを用いた自己位置推定手法、および、コンセンサスの概念を導入した UKCF による群ロボットによる未知音源定位手法を提案する。各手法を実環境で収録したデータを用いて有効性の確認を行った。

時に推定する機能、2) 各個体で独立に推定された位置情報を各個体の推定誤差を考慮して効果的に統合する枠組が必要である。これらの要件を満たすため、本稿は GPS や モーションキャプチャ等を使用せず、クアドロコプタ内蔵センサと搭載マイクのみを用いて屋内環境でも適用可能な二つの手法を提案する。1) については、環境中の音源ランドマークを用いた Uncented Kalman Filter (UKF) ベースの自己位置と未知音源位置推定を提案する。2) については、各個体で推定された音源位置情報の Uncented Kalman Consensus Filter (UKCF) を用いたコンセンサスに基づく統合を提案する。評価では二つの提案法の有効性をシミュレーションと実機を用いたデータを用いて確認した。

1 序論

本稿では、大きさが 0.1m を下回る小型クアドロコプタの群を用いた屋内環境下音源定位を提案する。小型クアドロコプタはペイロードが小さいため、内蔵されたセンサに加えて 2 つ以上のマイクロホンを搭載することが困難である。また、小型クアドロコプタ上でのロボット聴覚機能の実現には、マイクロホンに近接した大きなパワーのプロペラ雑音を持つこと、内蔵された CPU の計算速度や性能に限界があること、カメラ等のマルチモーダル情報を付加するに十分なペイロードがないこと等の問題がある。これらの問題に対し、我々は小型クアドロコプタを複数用いて群を形成することで解決を図る。群の中から定位対象である環境中の音源に近いクアドロコプタを積極的に用いることで信号対プロペラ雑音比を改善し、各個体に計算を分散化することで各個体に搭載された低性能の CPU でも実現可能な音源定位を提案する。各個体の分散処理および群としての情報統合を用いた音源定位を実現するためには、1) 環境中の音源をランドマークとして各個体が独立に自己位置を推定しながら未知音源の位置を同

2 関連研究

クアドロコプタを含めた飛行ロボットは広大な空間中を短時間で探索でき、がれきや段差、水たまりなどの地形によらず移動できる。また、群を形成して [2] 屋内を移動することも可能である [1]。以上の点から、飛行ロボットは災害時探索に適しており、探索における音情報は暗闇や煙、がれきの中から被害者を見つけるのに鍵となる情報の一つである。Basiri らは翼を持つ飛行体の群を用いて、各個体にマイクロホンアレイを搭載することで、音を用いた自己位置推定と、人が地上から鳴らした笛の音源定位を実現した [3; 4]。しかし、翼を持つ飛行体は高度が高く、飛行に大きな空間を要するため、屋内環境には適していない。一方、クアドロコプタなどの回転翼を持つ飛行体は安定した姿勢を保つことができるため、屋内環境でも使用可能であるが、プロペラ雑音のパワーが大きいために環境中の目的音信号対雑音比が低くなってしまふ。プロペラ雑音に対し、クアドロコプタにマイクロホンアレイを搭載してプロペラ雑音を白色化しつつ環境中の音源を定位する手法が提案されている [5; 6] が、マイクロホンアレイを搭載するには少なくとも数十～数百グラムのペイロードが必要である。このために

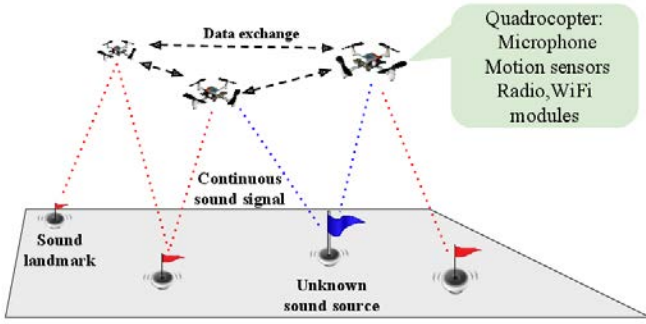


Figure 1: Considered Environment in SSL using a Swarm

は、大きな機体が不可欠となるため、屋内環境適用には不向きである。屋内環境用の小型クアドロコプタを用いることで、プロペラ雑音を小さくし、より環境中の音源との信号対雑音比を向上できると考えられる。しかし、ペイロードが数グラム～十数グラムに限定されるため、マイクロホンアレイの搭載が難しく、搭載されたCPUは負荷の高いマイクロホンアレイ処理には不向きである。そこで本稿では、Figure 1のように各クアドロコプタに対して1個のマイクロホンを搭載し、各機体で音を分散処理し、処理された情報を群として後段で統合する手法を提案する。提案法では、Figure 2のように、まず、既知の音源ランドマークを用いてUKFに基づいて自己位置と未知の音源位置を推定し(3.1節)、小型クアドロコプタの群によって未知音源を定位するためのUKCFを用いたコンセンサスに基づく推定音源位置情報の統合を行う。UKCFでは、Kalman Consensus Filter (KCF) [9]による線形分散システムに対する最適状態推定の考え方を、UKF [8]によって非線形拡張した非線形分散システムの最適状態推定を行う(3.2節)。

3 提案手法

3.1 音源ランドマークを用いた自己位置の推定

群中のそれぞれのクアドロコプタは内蔵された9軸のモーションセンサ(3軸加速度センサ, 3軸角速度センサ, 3軸地磁気センサ)に加えて、クアドロコプタのコア部分に取り付けた単独マイクロホンを用いて、自己位置と音源位置推定を行う。9軸モーションセンサは自身の観測情報を用いてDead Reckoningにより自己位置をある程度推定することができるが、累積誤差が大きくなり精度良く自己位置を推定することが難しい。そこで、本稿では搭載されたマイクロホンを用いて、環境中の既知の位置に固定された音源ランドマークから発せられた音源(スピーカー)の強度を観測することで自己位置の推定誤差を軽減する。プロペラ雑音や環境雑音が大きいため、音源強度にも観測誤差を生じるが、ランドマークの絶対位置を使用できるため、Dead Reckoningよりも累積誤差の少ない位置推

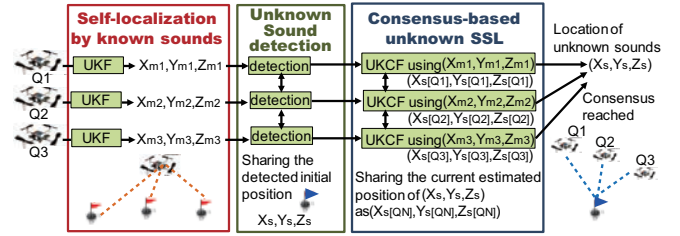


Figure 2: Process Flow in SSL using a Swarm

Table 1: Notation of Variables for UKF

Quad. coordinates	x_q, y_q, z_q
Velocity	$\dot{x}_q, \dot{y}_q, \dot{z}_q$
Acceleration	$\ddot{x}_q, \ddot{y}_q, \ddot{z}_q$
Iteration	k
State	$x_k = (x_q, y_q, z_q, \dot{x}_q, \dot{y}_q, \dot{z}_q)^T$
Time step	t
Landmark intensity (1m)	l
l -th landmark coordinates	x_l, y_l, z_l
Number of landmarks	L
Initial sigma weight	$e = 0.9$

Table 2: Model of UKF

Time update function f	
$f_x(\alpha_q) = \alpha_q + t \times \dot{\alpha}_q + \frac{t^2 \ddot{\alpha}_q}{2}$	for α in $\{x, y, z\}$
$f_{\dot{x}}(\dot{\alpha}_q) = \dot{\alpha}_q + t \times \ddot{\alpha}_q$	for α in $\{x, y, z\}$
Output function h	
$i_{k,l} = \frac{l}{(x_l - x_q)^2 + (y_l - y_q)^2 + (z_l - z_q)^2}$	
$h(x_k) = (i_{k,1} \quad \dots \quad i_{k,L})$	

定が期待できる。

モーションセンサから得られる加速度情報とマイクロホンから得られる音源強度情報を統合したモデルに基づいてUKF [8]を用いて位置推定を行う。ここで、本稿では、自己位置推定に使う音源ランドマーク位置は既知であること(未知音源の位置は未知)と、音源ランドマークは複数個存在し、その音は定常で指向性はなく独立した周波数を持つことを仮定する。従って、各クアドロコプタは、各音源強度を周波数独立に観測できることになる。また、クアドロコプタの初期位置は既知とし、初期速度はないものとする。以上の仮定より、UKFでの推定対象はクアドロコプタの自己位置となることから、状態遷移モデルの状態は、Table 1のようにクアドロコプタの状態のみで表され、状態はモーションセンサから得られる加速度情報を用いて更新される。また、音源強度は音源からマイクロホンまでの距離の二乗に反比例することが知られているため、観測モデルは、推定された位置情報から期待され

Table 3: Notation of Variables, for UKCF

Source coordinates	x_s, y_s, z_s
Quad. coordinates	x_q, y_q, z_q
State	$x = (x_s, y_s, z_s)^T$
Sate dimension	$n = 3$
Iteration	k
Source intensity (at 1m)	I
Sigma points	$X_k = \{(x_k^j, w^j) j = 0 \dots 2n\}$
Initial sigma weight	$w^0 = 0.009$
Predicted state	x_k^f
Predicted error	P_k^f
Corrected state	x_k
Corrected error	P_k
Predicted measurement	z_k^f
Process noise	Q_k
Measurement noise	R_k
Kalman gain	K_k
Consensus gain	C_k
Consensus order	$\varepsilon = 0.01$
Frobenius norm	$\ \cdot\ _F$

る音源強度として、Table 2 のようにモデル化した。以上の状態遷移モデルと観測モデルを用いて、UKF では、観測周期ごとに、予測ステップにおいてモーションセンサから得られる加速度情報からクアドロコプタの位置と期待される音源強度を予測し、更新ステップでは観測された音源強度と予測音源強度の誤差を用いて状態を更新することを繰り返す。

我々はこれまでも、複数のマイクが環境中に設置された状況で、移動する拍手音を用いて、拍手位置とマイク位置を推定する手法を提案してきた [7]。本稿の UKF では、移動するものがマイクとなり、固定されるものが音源であるという意味で、[7]の逆問題として類似している。しかし、拍手音であればマイクまでの到達時間差が陽に使えるため、距離を容易に求めることができるが、本稿の問題では音源ランダムから発せられる複数の音の同期などを仮定できないため、強度情報のみしか用いることができないという意味で発展的な問題であるといえる。

3.2 UKCF を用いたコンセンサスに基づく音源定位

前節の UKF によってクアドロコプタが自身の位置を定位できている状況において、本節では、各クアドロコプタが未知の音源を検出した時にそれを定位しつつ、他個体で推定された未知音源位置と情報統合する手法について述べる。未知音源の検出について、我々はこれまで、各クアドロコプタをランダムに移動させ、未知音源に近づいてから離れた時に観測される音源強度時系列データのピー

Table 4: Model of UKCF

Model

Output function h

$$i_k = \frac{I}{(x_s - x_q)^2 + (y_s - y_q)^2 + (z_s - z_q)^2}$$

$$h(x_k) = (i_k)$$

Prediction step

(for each individual quadcopter) *Sigma point generation*

$$x_{k-1}^0 = x_{k-1} \quad x_{k-1}^i = x_{k-1} + \left(\sqrt{\frac{n}{1-w^0} P_{k-1}} \right)_i \quad \text{for } i = 1 \dots n$$

$$x_{k-1}^{i+n} = x_{k-1} - \left(\sqrt{\frac{n}{1-w^0} P_{k-1}} \right)_i \quad \text{for } i = 1 \dots n$$

$$w^j = \frac{1-w^0}{2n} \quad \text{for all } j = 1 \dots 2n$$

State Transition

$$x_k^f = x_{k-1}$$

Mean and covariance computation

$$x_k^f = \sum_{j=0}^{2n} w^j x_k^{f,j}$$

$$P_k^f = \sum_{j=0}^{2n} w^j \left(x_k^{f,j} - x_k^f \right) \left(x_k^{f,j} - x_k^f \right)^T + Q_{k-1}$$

Predicted measurement computation

$$z_{k-1}^{f,j} = h(x_{k-1}^j)$$

$$z_{k-1}^f = \sum_{j=0}^{2n} w^j z_{k-1}^{f,j}$$

Kalman Gain computation

$$Cov(z_{k-1}^f) = \sum_{j=0}^{2n} w^j \left(z_{k-1}^{f,j} - z_{k-1}^f \right) \left(z_{k-1}^{f,j} - z_{k-1}^f \right)^T + R_k$$

$$Cov(x_k^f, z_{k-1}^f) = \sum_{j=0}^{2n} w^j \left(x_k^{f,j} - x_k^f \right) \left(z_{k-1}^{f,j} - z_{k-1}^f \right)^T$$

$$K_k = Cov(x_k^f, z_{k-1}^f) Cov^{-1}(z_{k-1}^f)$$

Correction step (for quad. q in a swarm of size M)

Consensus Gain computation

$$C_k = \varepsilon \frac{P_k^f}{1 + \|P_k^f\|_F}$$

State and error correction

$$x_k^q = x_k^{f,q} + K_k (z_k - z_{k-1}^f) + C_k \sum_{m=0}^M (x_k^{f,m} - x_k^{f,q})$$

$$P_k = P_k^f - K_k Cov(z_{k-1}^f) K_k^T$$

クを検出した手法を提案した [10]。また、音源強度がピークとなった時の値と、その時刻のクアドロコプタの位置を用いて、未知音源位置およびその初期位置を計算した。本稿では未知音源の検出については、この手法を用いることとし、説明を省略する。詳細は [10] を参照されたい。本稿では検出後の位置推定について述べる。[10] で計算された初期位置はピークの音源強度とその時刻のクアドロコプタの位置のみによるため、誤差が大きい。本稿では、UKCF によって分散した非線形システムの状態推定を行いつつ、各分散システムの推定結果を誤差の収束性を保証しつつ統合する手法を提案する。これまでの分散システムに対する誤差の収束を保証した状態推定として KCF が知られているが、線形システムにしか適用できなかった。

本稿の音源強度を用いた音源位置推定のモデルは、音源からクアドロコプタまでの距離を用いて記述されるため、非線形システムの状態推定となり、直接 KCF を適用することができない。UKCF では Uncented 変換を用いることで、コンセンサスに基づく推定を未知音源位置推定のための非線形分散システムに適用することができる。本手法では、前節と同様に、未知音源は環境中に固定され、その音は定常で指向性はなく独立した周波数を持つことを仮定する。したがって、各クアドロコプタは、各未知音源の音源強度を周波数独立に観測できることになる。また、前節の UKF によってクアドロコプタの自己位置は推定できているため、UKCF による推定対象は未知音源位置のみとなり、状態遷移モデルの状態は Figure 3 のように未知音源位置のみを用い、モデルは固定音源として記述される。観測モデルは前節と同様に音源強度を Figure 4 のように用いる。

Figure 4 に推定ステップを示す。\$Q_k\$ と \$R_k\$ は共分散行列であり、観測雑音をガウス白色雑音で無相関と仮定することで対角行列とした。UKF のように予測ステップでは、未知音源位置の状態と、状態に対する誤差共分散を推定するため、状態空間の中からシグマ点を予測し、それらの点の重み平均を算出する。予測された状態を用いて音源強度を非線形な観測モデルに従って予測する。更新ステップでは、状態を Figure 4 のように以下の式で更新する。

$$x_k^q = x_k^{f,q} + K_k(z_k - z_k^f) + C_k \sum_{m=0}^M (x_k^{f,m} - x_k^{f,q}) \quad (1)$$

UKF では状態は、カルマンゲイン \$K_k\$ を持つ項である式 (1) の右辺第一項、第二項のみで更新される。コンセンサスを考慮するため、本稿では、式 (1) の第三項の導入を提案する。\$x_k^{f,m}\$ と \$x_k^{f,q}\$ はそれぞれ、他個体が推定している未知音源位置と自分が推定している未知音源位置を表すため、\$x_k^{f,m} - x_k^{f,q}\$ は自分が推定している状態が他と離れているほど大きくなる項となる。\$x_k^{f,m} - x_k^{f,q}\$ を小さくするようにそれぞれのクアドロコプタが状態を更新すれば、有限時間でコンセンサスを達成できるというアイデアに基づいている。また、UKCF では制御ゲインであるコンセンサスゲイン \$C_k\$ を各クアドロコプタが推定している誤差の分散値に従って変化させる。KCF [9] では、コンセンサスゲインを

$$C_k = \varepsilon \frac{P_k^f}{1 + \|P_k^f\|_F} \quad (2)$$

と設計することで、平衡点 \$x_k^{f,1} = x_k^{f,2} = \dots = x_k^{f,M}\$ が漸近安定となることを保証しており、本稿でもこれを用いることとした。UKCF を用いることで、全てのクアドロコプタが短時間で精度良く音源位置を推定することが期待される。

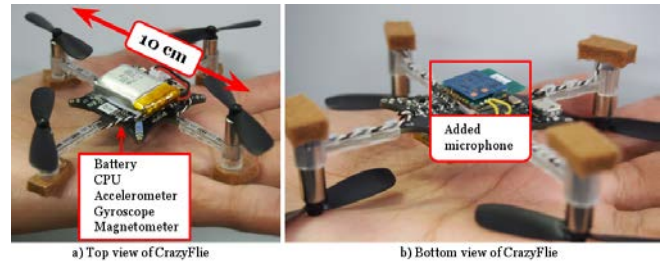


Figure 3: Micro-quadcopter with a Sinle Microphone

4 評価実験

本章では以下の 3 つの評価を行い、提案法の有効性を検証する。

- 音源ランドマークを用いた UKF ベースの自己位置推定の有効性検証のための実環境下の音源とクアドロコプタ間の距離推定精度（一次元推定精度、4.1 節）
- 音源ランドマークを用いた UKF ベースの自己位置推定の有効性検証のための実環境下のクアドロコプタの二次元位置推定性能（4.2 節）
- 提案する UKCF と既存の UKF を用いた時のシミュレーション環境下の未知音源定位性能比較（4.2 節）

Figure 3 に使用した小型クアドロコプタを示す。小型クアドロコプタには加速度計、角速度計、地磁気計が全て搭載された Bitcraze 社の CrazyFlie を用いた。マイクは一つで小型クアドロコプタ中央下部に設置した。録音は 16kHz, 16 bit で行い、音源強度計算のためのフレーム長は 512 とした。環境中の音源には指向性のないスピーカーを用い、音源毎に定常で周波数の異なるサイン波を流した。残響による性能劣化がないよう、実験には 3m × 4m の無響室を用いた。自己位置推定では、無響室にモーションキャプチャを敷設し、小型クアドロコプタにマーカーをつけて正解位置を計測して誤差を評価した。

4.1 UKF を用いた一次元自己位置推定性能

本節では自己位置推定の最も単純な場合である距離（一次元）推定の評価を行う。実験では、一台の小型クアドロコプタと一つの音源ランドマークを用いて、小型クアドロコプタを音源から 1m の円周上を回るように移動させて距離推定性能を評価した。小型クアドロコプタを円周上に飛ばすことが困難であったことと、音源強度ベースの手法が実環境で正しく動作するかを確かめるため、小型クアドロコプタのプロペラを動かさない状態（プロペラ雑音がない状態）で手で円周上に動かして評価した。Figure 4 に自己位置推定結果を示す。図のように、提案法では、平均誤差 0.06m 程度で累積誤差なく 1m の距離を推定できていることがわかる。一方、9 軸モーションセンサ情報の

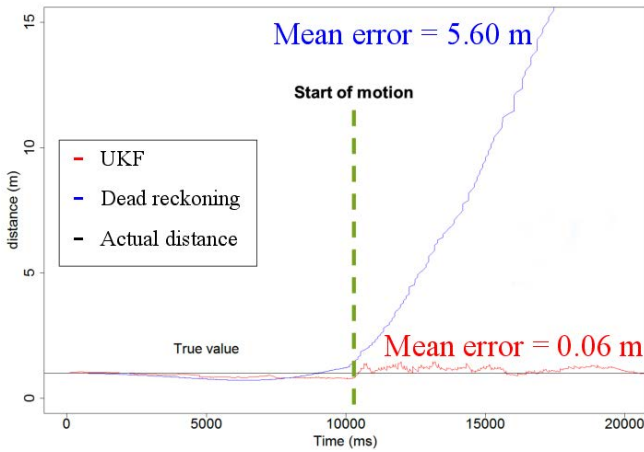


Figure 4: Error on distance estimation results

みを用いた Dead Reckoning による自己位置推定では、累積誤差が大きくなり、平均誤差 5.6 m となって発散していることがわかる。以上のことから、音源ランドマークの絶対位置情報と、モーションセンサの情報を両方使用した UKF によって累積誤差を軽減できていることの有効性が確認できた。

ただし、本実験では、クアドロコプタのモーターを動作しておらずプロペラ雑音がなかったこと、一つの音源ランドマークしか無かったため定常で周波数独立だという音源に対する仮定でも動作しやすい環境であったこと、距離のみの推定しかできなかったことなどから、まだ実環境口バストとは言い難い。次節ではこれらを考慮した評価を行う。

4.2 UKF を用いた二次元自己位置推定性能

前節の評価を発展させ、音源ランドマークを 5 個に増やして二次元の自己位置推定性能を評価した。5 個の音源ランドマークは無響室の床面にランダムに配置し、音源の位置はモーションキャプチャで計測された正解位置を用いた。本実験では、小型クアドロコプタを以下の仮定のもとで実際に飛行させて評価した。具体的には、本実験は二分間程度小型クアドロコプタを飛行させ収録したデータを用いて評価はオフラインで行った。ただし、モーションセンサから得られる加速度の観測雑音が非常に大きかったため、モーションキャプチャの時系列データから加速度を計算して用いた。また、使用したスピーカは水平面上のみ無指向性を保証しており、高さ方向の推定が困難であったため、水平面上の二次元自己位置推定性能の評価とした。最後に、UKF での音源位置の初期値計算に必要な 1m の距離での各音源ランドマークに対する音源強度は未知であるため、音源毎にあらかじめ計測したものをを用いた。

Figure 5 に二次元自己位置推定性能の比較を示す。前節と同様に Dead Reckoning との比較を示している。UKF を用いた場合は累積誤差が大きくなるものの、0.17 m と小さ

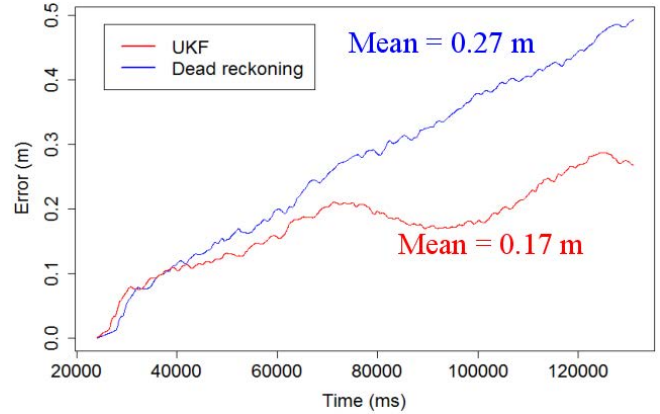


Figure 5: Error on 2D self-localization results

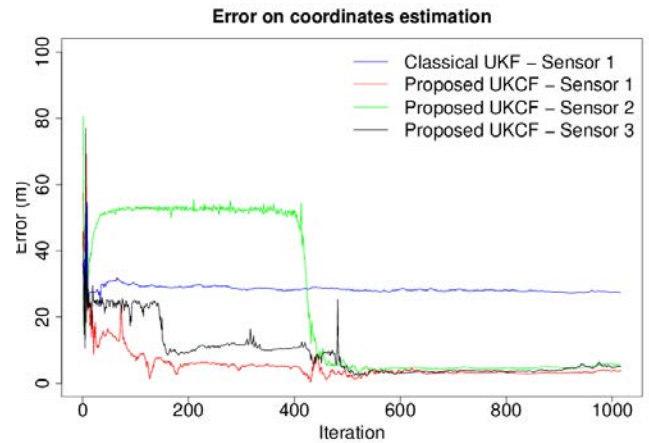


Figure 6: SSL Performance Comparison between UKF and UKCF

な誤差で定位を達成できているのに対し、Dead Reckoning による平均誤差は 0.27 m であり、音源ランドマークを用いた UKF による自己位置推定性能の向上が複数ランドマークを使った場合でも確認できた。

UKF による手法で累積誤差が大きくなったことには二つの原因が考えられる。第一に、完全な無指向性スピーカを使用できず、音源強度が定常かつ距離の二乗に反比例するという仮定が水平面上のみでしか成立しなかったことである。実際には小型クアドロコプタは三次元空間上を飛行していたため、モデルとの相違があった。第二に、単一周波数の定常音に対する 1 m の音源強度が不均一になってしまったことである。単一周波数であったことから信号対雑音比も劣化してしまう場合が見受けられた。調波構造を持つ音など、観測しやすい音源の選択は今後検討の余地があると考えられる。

4.3 UKCF を用いた未知音源定位性能

最後に、未知音源定位の評価をシミュレーション環境下で行った。本実験では、一つの未知音源を三つの小型クアドロコプタを用いて位置推定することを想定した。音源位

置と小型クアドロコプタ位置の初期値は誤差つきで与え、UKCF によって各クアドロコプタが音源位置の推定状態を共有して音源位置を推定できるかを検証した。情報を共有しない場合は UKF に相当するため、UKF との比較を行った。小型クアドロコプタ位置の初期誤差は 70.7 m とし、UKCF と UKF で同じ初期値を用いた。UKCF と UKF 共に観測誤差である音源強度に対するガウス雑音の分散は 20 m とした。

Figure 6 に比較結果を示す。図のように、三台全てのクアドロコプタに対して UKCF では 4.5 m まで誤差が収束していることがわかる。一方で UKF では、30 m と大きな誤差で収束していることが確認できる。よって、提案法の UKCF が既存法に対して、大きな初期誤差を持つ上に高雑音下の状況であっても精度良く音源定位できることが確認できた。さらに、初期誤差を大きくし、観測音源強度に対する雑音を大きく設定して、シミュレーションしたことで、三台のクアドロコプタは最初音源定位のコンセンサスを取れていなかったが、状態更新するに従って、およそ 500 回のイタレーション (30.75 秒) でコンセンサスを達成できた。このことから、UKCF が平衡点で安定していることを数値計算でも確認できた。

複数の小型クアドロコプタが自由に飛行していれば、遠方の未知音源や音響的オクルージョンを扱う必要があるため、各クアドロコプタに対する未知音源の観測強度は必ずしも信頼できない。例えば、Figure 6 の Sensor 2 は最初の 400 フレームで推定誤差が増加していることから観測強度に誤差があったことが考えられる。そのような不確かな観測であっても、他の信頼できる観測を持つ個体の情報を利用することで最終的に Sensor 2 も小さな推定誤差を達成できたことから、コンセンサスの有効性を分散システム全体から見ても確認することができた。

5 結論

本稿では、小型クアドロコプタの群を用いた自己位置推定と未知音源位置推定について述べた。小型クアドロコプタではペイロードが小さいことからマイクが一つしか搭載できない場合を考え、各クアドロコプタが分散して自己位置と未知音源位置を推定しつつ、全個体が共通して推定している未知音源位置をコンセンサスの概念を導入することで情報統合する手法を提案した。自己位置推定には環境中にある音源ランドマークを用いた UKF を、コンセンサスに基づく未知音源推定には UKCF を提案した。評価では、様々な仮定を置いたものの、自己位置推定と未知音源位置推定それぞれにおいて、実環境下もしくはシミュレーション環境下において有効性を確認することができた。本稿の手法はモデルに多くの仮定がある上、限られた環境での評価に留まっている。実践的に使えるような技術にするには、音源ランドマークが移動する、定常

でない、指向性を持つ、周波数的に独立でない場合等の環境に対する仮定を緩和すること、および、三次元でも推定できること、残響環境下でも推定できるなどのモデルに対する仮定を緩和することなど、多くの課題を抱えている。これらの仮定や課題を解決しつつ、さらには群の形成法や移動法、個体が音源定位するための最適な運動計画など、群を積極的に利用した技術革新も今後の課題である。

参考文献

- [1] F. Wang *et al.*, “A mono-camera and scanning laser range finder based UAV indoor navigation system”, in *Proc. of IEEE ICUAS*, pp. 694–701, 2013.
- [2] A. Kushleyev *et al.*, “Towards a swarm of agile micro quadrotors”, in *Autonomous Robots*, vol. 35, no. 4, pp. 287–300, 2013.
- [3] M. Basiri *et al.*, “Robust acoustic source localization of emergency signals from micro air vehicles”, in *Proc. of IEEE/RSJ IROS*, pp. 4737–4742, 2012.
- [4] M. Basiri *et al.*, “Audio-based Positioning and Target Localization for Swarms of Micro Aerial Vehicles”, in *Proc. of IEEE ICRA*, pp. 4729–4734, 2014.
- [5] K. Okutani *et al.*, “Outdoor auditory scene analysis using a moving microphone array embedded in a quadcopter”, in *Proc. of IEEE/RSJ IROS*, pp. 3288–3293, 2012.
- [6] T. Ohata *et al.*, “Improvement in outdoor sound source detection using a quadrotor-embedded microphone array”, in *Proc. of IEEE/RSJ IROS*, pp. 1902–1907, 2014.
- [7] H. Miura *et al.*, “SLAM-based Online Calibration for Asynchronous Microphone Array”, in *Advanced Robotics*, vol. 26, pp. 1941–1965.
- [8] E. A. Wan *et al.*, “The unscented Kalman filter for nonlinear estimation”, in *Proc. of IEEE AS-SPCC*, pp. 153–158, 2000.
- [9] R. Olfati-Saber, “Kalman-consensus filter: Optimality, stability, and performance”, in *Proc. of IEEE CDC/CCC*, pp. 7036–7042, 2009.
- [10] L. Sinapayan *et al.*, “Sound Source Localization with an Autonomous Swarm of Quadcopters”, in *Proc. of IEEE/RSJ IROS Workshop on Modular and Swarm Systems*, 2014.