

UWB マルチドップラーレーダ干渉計を用いた 歩行人体の断面形状推定における虚像の除去

山崎 宥記[†] 阪本 卓也[†] 佐藤 亨[†]

[†] 京都大学大学院情報学研究科

〒 606-8501 京都府京都市左京区吉田本町

あらまし 監視システムでの目標検知に、高い距離分解能を持ち、視界不良な場所でも使用可能な UWB(Ultra-Wideband) レーダが有望視されている。先の研究で、我々は複数の UWB ドップラーレーダ干渉計を用い、複数目標のイメージング法を提案した。しかし、特定の条件下で同手法により虚像が出現する問題があった。そこで本稿では、推定散乱中心の移動速度とドップラー速度の一貫性を利用した虚像除去法を提案する。レイトレーシングによる歩行人体の 2 次元断面を想定したシミュレーションにより提案法の有効性を示す。

キーワード UWB レーダ, 複数干渉計, ドップラーレーダ, 歩行人体, 形状推定, 虚像除去法

False image suppression in two-dimensional shape estimation of walking human using multiple ultra-wideband Doppler radar interferometers

Hiroki YAMAZAKI[†], Takuya SAKAMOTO[†], and Toru SATO[†]

[†] Graduate School of Informatics, Kyoto University

Kyoto University, Sakyo-ku, Kyoto, 606-8501, Japan

Abstract Ultra-wideband radar is promising for surveillance and monitoring systems because it has a high down-range resolution even under adverse conditions such as those of dim, smoky and humid environments. In a previous study, we have proposed an accurate shape estimation algorithm for multiple targets using multiple ultra-wideband Doppler interferometers. The algorithm, however, produces false image artifacts when interference occurs. This paper proposes a technology for suppressing such false images by detecting inconsistent combinations of Doppler velocities and the time derivative of imaged positions. We study the performance of the proposed method through numerical simulations assuming a two-dimensional section of a moving human body, and demonstrate the remarkable performance of the proposed method in suppressing false image artifacts in many scenarios.

Key words UWB radar, multiple interferometers, Doppler radar, walking human, shape estimation, false image rejection

1. はじめに

テロや犯罪を防ぐための屋内監視システムや、高齢化社会における在宅ヘルスケアにおいて、移動人体の認識技術は必要不可欠である。現在、このような移動人体の認識には主に光学カメラが用いられている [1], [2]。しかし、光学カメラは距離情報を取得できないため目標の立体像を推定することが困難である。加えて、視界不良な環境では測定が難しいという問題点もある。このような光学カメラの弱点を補うものとして、高い距離分解能を持ち、濃い煙や高湿度な環境でも使用可能な UWB(Ultra Wide-Band) レーダが有望視されている。

UWB レーダを用いた画像化法として、我々はドップラーレー

ダ干渉計法 [3] を UWB レーダに拡張し、複数の UWB ドップラーレーダ干渉計を用いた複数目標の形状推定手法 [4] を既に提案している。同手法は、目標からの直達波だけでなく壁面反射波を利用することで複数の鏡像干渉計 [5] を生成し多方向から目標の散乱中心位置推定 [6] を行う。さらに、推定した散乱中心のドップラー速度を用いて速度空間でクラスタリングすることで、どの散乱中心がどの目標上のものであるかの判別を行う。最後に、分類した散乱中心を用いて運動の補償により目標の全体形状を推定する [7]。同手法により、簡易なシステムで歩行人体断面を想定した複数目標の形状推定が実現した。しかし、特定の条件下で、散乱中心がどの目標上のものであるかの判別を誤り虚像が推定される問題があった。

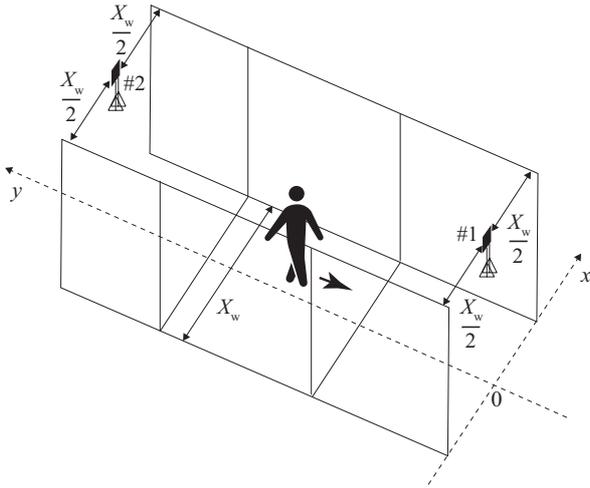


図 1 想定する屋内イメージングシステム外観

そこで本稿ではドップラー速度の一貫性を用いた散乱中心の誤分類に起因する虚像の除去法を提案する。同手法では、虚像を構成する散乱中心のドップラー速度が実際の散乱中心の移動と矛盾することを利用し、推定像から虚像のみを除去することで、[4]の手法の精度をさらに向上させ、複数目標の高精度形状推定を実現する。まずは、従来のUWBドップラーレーダを用いた複数目標の形状推定法の説明を行い、散乱中心の分類を誤った場合虚像が出現することを示す。次に、提案法の説明を行い、数値計算により提案法の有効性を示す。

2. システムモデル

本稿で想定する屋内イメージングシステムの外観を図1に示す。幅 X_w の廊下などの両側が平面壁で挟まれた領域を直進歩行する人体が通過する状況を考える。送信アンテナ1つ、受信アンテナ2つで構成された干渉計を、天井などの領域の上部中央2箇所それぞれに設置する。各送信アンテナから上下方向のビーム幅が十分狭い無指向性UWBパルスを間隔 Δt で送信すると仮定する。この場合、図1を上方から見た2次元のシステムモデル(図2)で近似できる。本稿では、以後この2次元のシステムモデル図2を用いる。

目標からの直達波以外に、壁面反射波を仮定することで干渉計1に対して鏡像干渉計3, 4, 干渉計2に対して鏡像干渉計5, 6が形成される。これら計6箇所干渉計を用いてイメージングを行う。ここで、各アンテナにおける送受信パルスは、周波数分割多元接続方式や時分割多元接続方式などを採用していることを想定し、互いに干渉しないものとする。また、壁面からの直達波及び多重反射波はあらかじめ測定し差し引くことで影響を完全に除去できるものとする。送信号の中心周波数 f_0 は26.4GHz, 10dB-帯域幅 W は730MHz, パルス繰り返し間隔 Δt は1.3msとする。また、 X_w は $X_w = 2\text{m}$ とする。

図3に表されるように、目標は一定速度で直進歩行する人体の胴体と腕の横断面を仮定する。簡単のため、胴体は半長軸0.15m, 半短軸0.1mの楕円目標、両腕は半径0.04mの円目標で近似する。胴体の中心を $(X_a(t), Y_a(t))$, 左腕の中心を $(X_b(t), Y_b(t))$,

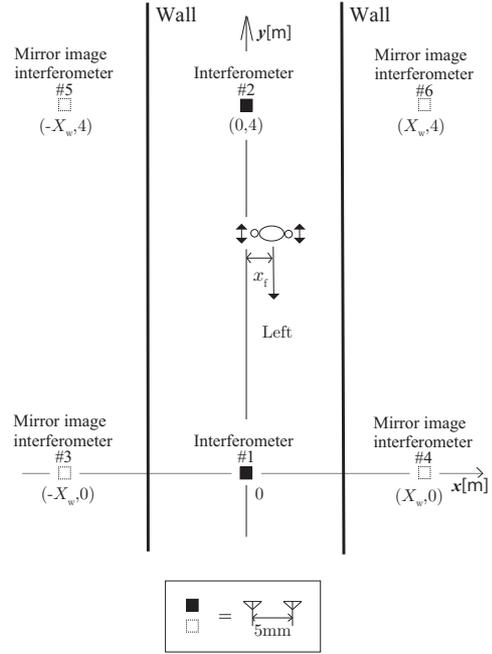


図 2 想定する2次元システムモデル

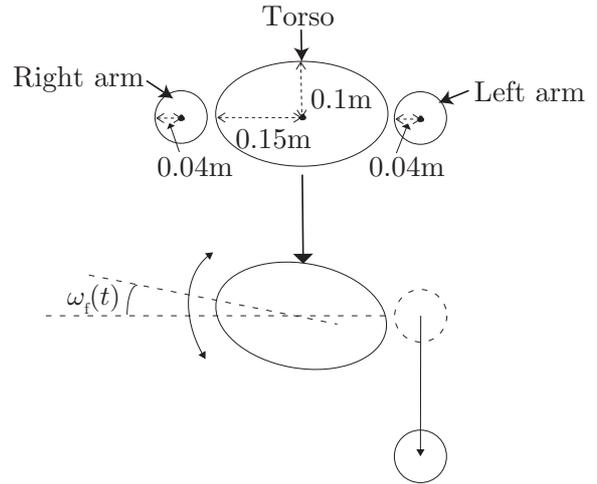


図 3 目標諸元

右腕の中心を $(X_c(t), Y_c(t))$ とし、それぞれ、

$$X_a(t) = x_f \quad (1)$$

$$Y_a(t) = -V_f t + y_f \quad (2)$$

$$X_b(t) = x_f - l_f \quad (3)$$

$$Y_b(t) = Y_a(t) - A_f \sin(2\pi t/T_f) \quad (4)$$

$$X_c(t) = x_f + l_f \quad (5)$$

$$Y_c(t) = Y_a(t) + A_f \sin(2\pi t/T_f) \quad (6)$$

と動くとした。ただし、 x_f と y_f は進行座標のオフセット、 l_f は胴体の中心と腕の中心の間隔、 V_f は進行速度、 A_f は腕振りの振幅、 T_f は腕振りの周期である。また、胴体は腕振りの周期に合わせて回転することを仮定する。回転角 $\omega_f(t)$ は、

$$\omega_f(t) = \theta_{f0} \sin(2\pi t/T_f) \quad (7)$$

とする。ただし、 θ_{f0} は回転角の最大値である。本稿ではレイ

トレーシングにより受信信号を生成する。また、 $x_f = 0.3\text{m}$, $y_f = 2.8\text{m}$, $l_f = 0.2\text{m}$, $V_f = 1.32\text{m/s}$, $A_f = 0.3\text{m}$, $T_f = 1.41\text{s}$ とした。 θ_{f0} は実際の歩行人体の回転角としては十分に大きい 10° [8], [9] とし、最悪ケースでの手法の特性を調べる。

3. 従来法

3.1 UWB ドップラーレーダ干渉計法を用いた散乱中心位置推定及び目標速度推定

まず UWB ドップラーレーダ干渉計法 [6] を用い、各干渉計により目標の散乱中心を推定する。UWB ドップラーレーダ干渉計法は、干渉計を構成する各アンテナの受信信号に短時間フーリエ変換を適用し、時間-ドップラー速度分布 $S_i(t, v_d)$ を計算する。求めた $S_i(t, v_d)$ を用い、ドップラー速度の違いにより信号を目標ごとに分離する。分離した信号を用いて、パルスの遅延により干渉計-目標間の距離を推定し、干渉計を構成する 2 本の受信アンテナ間での受信信号の位相差により目標の到来方向を推定する。最後に、推定した距離と到来方向を用いて散乱中心をイメージングする。しかし、干渉計間で、どの散乱中心がどの目標上のものであるかの分類はできていない。そのため、局所的な形状しか推定できない。そこで、散乱中心のドップラー速度を組み合わせて目標速度推定を行うことで、散乱中心の分類を行う。

2 個の干渉計 j_1, j_2 から観測した m_1, m_2 番目の散乱中心 $\mathbf{x}_{j_1}^{m_1}$, $\mathbf{x}_{j_2}^{m_2}$ のドップラー速度、 $v_{j_1}^{m_1}$ と $v_{j_2}^{m_2}$ ($j_1 \neq j_2$) を用いることで、目標速度 $\mathbf{v} = (v_x, v_y)^T$ について次に示す連立方程式を立てることができる [4]。

$$\begin{cases} \mathbf{v}^T \mathbf{i}_{j_1}^{m_1} = v_{j_1}^{m_1} \\ \mathbf{v}^T \mathbf{i}_{j_2}^{m_2} = v_{j_2}^{m_2} \end{cases} \quad (8)$$

ただし、 \mathbf{i}_j^m は干渉計 j から \mathbf{x}_j^m を見た時の視線方向単位ベクトルである。また T はベクトルの転置を表す。 $\mathbf{x}_{j_1}^{m_1}$ と $\mathbf{x}_{j_2}^{m_2}$ が同じ目標に存在すれば、 j_1, j_2, m_1, m_2 の組み合わせに関わらず実際の目標速度に等しい \mathbf{v} が推定され、 $\mathbf{x}_{j_1}^{m_1}$ と $\mathbf{x}_{j_2}^{m_2}$ が異なる目標に存在すれば、 j_1, j_2, m_1, m_2 の組み合わせに応じた実際の目標速度とは異なる \mathbf{v} が推定される。

3.2 速度空間でのクラスタリングを用いた散乱中心の分類

前節で説明した原理に基づき、実際に散乱中心の分類を行う。まず全ての j_1, j_2, m_1, m_2 の組み合わせに対して式 (8) を用い、 $v_x - v_y$ 平面に目標速度候補を推定する。次に、正しく推定された候補点の密度は大きくなるので速度をそれらをクラスタとして抽出する。クラスタリングには density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN) [10] を用いる。DBSCAN は密度が大きいデータをクラスタとして取り出し、密度が小さいデータは雑音として除去するクラスタリング法である。DBSCAN はまずある点 \mathbf{p} を選び、距離 D 内にある点集合を近傍 $N(\mathbf{p})$ とする。この時

- (1) $\mathbf{q} \in N(\mathbf{p})$
- (2) $|N(\mathbf{p})| \geq N_{\min}$

となる点を密度到達可能な点と呼ぶ。ただし N_{\min} は集合に含まれる点の数の閾値である。密度到達可能な関係により到達可能

な極大集合を 1 つのクラスタとして抽出する。まず、DBSCAN を $v_x - v_y$ 平面に適用してクラスタを抽出する。さらに、誤って抽出された真値と異なる速度のクラスタを除去するために、抽出されたクラスタの中央値 \mathbf{v} に対し、 $v_x - v_y - t$ 空間で DBSCAN を適用する。近傍 $N(\mathbf{p})$ は、点 \mathbf{p} を中心に $v_x - v_y$ 平面に短軸 D_a , t 方向に長軸 D_b の楕円体内に存在する点集合とし、点の数の閾値は N'_{\min} とする。

次に、追尾フィルタである $\alpha - \beta$ フィルタ [11] を用いてクラスタリングした速度を時刻間で接続する。追尾目標はクラスタリングしたクラスタ n の速度の中央値 \mathbf{v}_n とする。この時 $\alpha - \beta$ フィルタは

$$\mathbf{v}_{sn}(t_k) = \mathbf{v}_{pn}(t_{k-1}) + \alpha(\mathbf{v}_n(t_k) - \mathbf{v}_{pn}(t_k)) \quad (9)$$

$$\mathbf{a}_{sn}(t_k) = \mathbf{a}_{pn}(t_{k-1}) + \beta \frac{(\mathbf{v}_n(t_k) - \mathbf{v}_{pn}(t_k))}{\Delta t} \quad (10)$$

$$\mathbf{v}_{pn}(t_k) = \mathbf{v}_{sn}(t_{k-1}) + \Delta t \mathbf{a}_{sn}(t_{k-1}) \quad (11)$$

$$\mathbf{a}_{pn}(t_k) = \mathbf{a}_{sn}(t_{k-1}) \quad (12)$$

と表される。ただし、 t_k は時刻 t をサンプリング間隔 Δt で離散化したもの、 $\mathbf{v}_{sn}(t_k) = (v_{sxn}(t_k), v_{syn}(t_k))$ は速度の平滑値、 $\mathbf{v}_{pn}(t_k) = (v_{pxn}(t_k), v_{pyn}(t_k))$ は速度の予測値、 $\mathbf{a}_{sn}(t_k) = (a_{sxn}(t_k), a_{syn}(t_k))$ は加速度の平滑値、 $\mathbf{a}_{pn}(t_k) = (a_{pxn}(t_k), a_{pyn}(t_k))$ は加速度の予測値である。 \mathbf{v}_n が時刻間で対応付けられることは、散乱中心の分類結果が時刻間で対応付けられることを意味する。最後に目標ごとに分類した散乱中心を用い、運動の補償 [7] を行うことで目標形状を推定する。

3.3 従来法の実験評価

$S/N = 31\text{dB}$ として従来法の実験評価を行う。ただし、 S/N は受信信号の整合フィルタ適用後の最大ピーク電力値と整合フィルタ適用後の雑音の平均電力の比と定義する。まず干渉計 1 を構成するアンテナの受信信号に、短時間フーリエ変換を適用して得られたスペクトログラムを図 4 に示す。ドップラー速度一定の胴体の成分と、正弦波状にドップラー速度が変動する腕の成分に明確に分離されていることが分かる。以降、目標が明確に分離できている $0.4 \leq t \leq 0.8$ のデータを用いる。図 5 に $t = 0.7\text{s}$ における速度ベクトルの候補点の分布を示す。実際の速度ベクトルを黒丸で、推定された速度ベクトルの候補点を赤丸でそれぞれ示す。実際の速度周辺に多数の候補点が推定され、それ以外の場所での密度は大体低いことが分かる。しかし、実際の速度と値が異なるにも関わらず、一部の場所で誤った候補点が集中していることも分かる。

各時刻について $v_x - v_y$ 平面で DBSCAN を適用し、抽出したクラスタの中央値 \mathbf{v} の時系列に $v_x - v_y - t$ 空間で DBSCAN を適用し、さらに $\alpha - \beta$ フィルタを用いて \mathbf{v} を追尾した結果を図 6 に示す。ただし、 $D = 0.3\text{m/s}$, $N_{\min} = 5$, $D_a = 0.6\text{s}$, $D_b = 50\Delta t$, $N'_{\min} = 40$ とした。また α と β は Minimum-Variance フィルタ (MV フィルタ) [11] に基づき、 $\alpha = 0.2$, $\beta = 0.05$ とした。 $D_a = 0.6\text{s}$, $D_b = 50\Delta t$, $N'_{\min} = 40$ とした。実際の目標速度に等しい \mathbf{v} 同士が時刻間で対応付けられていることが分かる。一方で、誤った推定速度にも関わらず、時刻間で対応付けられているものも存在する。これは、誤ったドップラー速度の組み合わせ

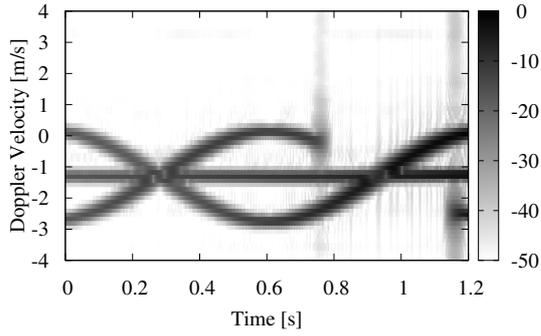


図 4 干渉計 1 を構成するアンテナで得られたスペクトログラム. 横軸が時刻, 縦軸がドップラー速度, 色が電力を表す.

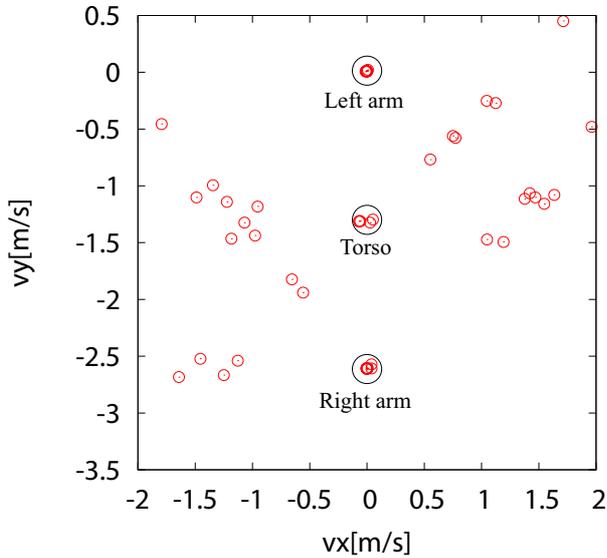


図 5 散乱中心のドップラー速度を組み合わせる速度空間に目標速度の候補を推定した結果. 横軸が x 方向の速度, 縦軸が y 方向の速度を表す.

せにも関わらず, 複数の組み合わせで同じ値の速度候補が推定され, かつそれが長時間持続したためである. このような速度は $v_x - v_y - t$ 空間の DBSCAN で除去できない. 分類結果を用いて, 形状推定した結果を図 7 に示す. 散乱中心が正しく分類されて正確に目標形状を表わしている像が存在することが分かる. しかし同時に, 散乱中心が誤った分類をされたために虚像が生じてしまっている. このように従来法では誤った散乱中心の分類の影響により虚像が生じる問題がある.

4. 提案法

提案法ではドップラー速度の一貫性を用いた虚像除去法により, 散乱中心の誤分類に起因する虚像を除去する. 時刻 t に, 干渉計 j により推定されたクラスタ n に属する散乱中心を $\mathbf{x}_{jn}(t) = (x_{jn}(t), y_{jn}(t))$ とする. この時, 散乱中心の移動速度 $\mathbf{v}_{jn}^x(t) = (v_{xjn}^x(t), v_{yjn}^x(t))$ は次式で表される.

$$\mathbf{v}_{jn}^x(t) = \frac{d}{dt} \mathbf{x}_{jn}(t) \quad (13)$$

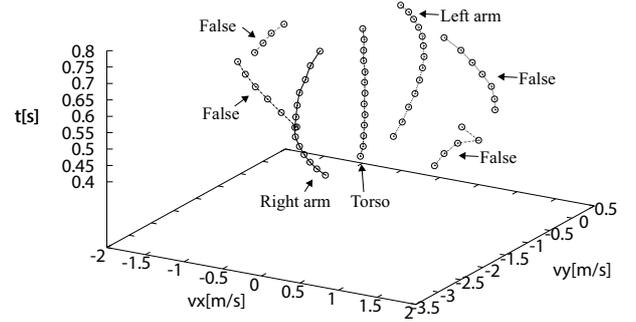


図 6 速度空間での分類結果. v_x が x 方向の速度, v_y が y 方向の速度, t が時刻を表す.

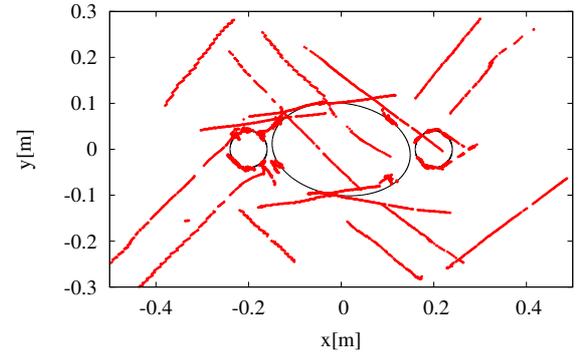


図 7 従来法により形状推定を行った結果. 横軸が x 座標, 縦軸が y 座標を表す.

$$v_{yjn}^x(t) = \frac{d}{dt} y_{jn}(t) \quad (14)$$

目標の回転や, 目標表面上の散乱中心の移動が短時間では無視しうる為, 目標速度は散乱中心の速度で近似することができる. 一方で, 3.2 節ではドップラー速度を用いてクラスタ n の目標速度 $\mathbf{v}_n(t)$ を推定した. よって, 散乱中心の位置の時間微分及びドップラーの速度の 2 通りの方法で目標速度を推定できることが分かる. そこで, これら 2 通りの方法で求めた速度を比較する. もし, 分類が正しい散乱中心であれば $\mathbf{v}_{jn}^x(t) \cong \mathbf{v}_n(t)$ となり, 分類が誤っている散乱中心であれば $\mathbf{v}_{jn}^x(t) \neq \mathbf{v}_n(t)$ となる. よって散乱中心の移動から求めた目標速度をドップラー速度を組み合わせる方法で求めた目標速度と比較することで, 散乱中心の分類の正誤を判別することができる.

次に, 提案法の詳細な説明を行う. 本稿では, $\mathbf{v}_{jn}^x(t)$ を散乱中心位置の差分により求める. この時, $\mathbf{v}_{jn}^x(t)$ は次式で表される.

$$v_{xjn}^x(t) = \frac{x_{jn}(t + \frac{t_d}{2}) - x_{jn}(t - \frac{t_d}{2})}{t_d} \quad (15)$$

$$v_{yjn}^x(t) = \frac{y_{jn}(t + \frac{t_d}{2}) - y_{jn}(t - \frac{t_d}{2})}{t_d} \quad (16)$$

ただし, t_d は速度推定に用いる時間幅である. また $t - \frac{t_d}{2} \leq t \leq t + \frac{t_d}{2}$ では, 目標の回転や目標内の散乱中心の移動は無視できると仮定している. t_d をある程度の大きさにとることで

速度推定を安定して行うことができる。次に、 $\mathbf{v}_{jn}^x(t)$ と前章で $\alpha - \beta$ フィルタを用いて推定した $\mathbf{v}_{sn}(t)$ を比較し、次式を満たす $\mathbf{v}_{jn}^x(t)$ を抽出する。

$$|\mathbf{v}_{sn}(t) - \mathbf{v}_{jn}^x(t)| < d_v \quad (17)$$

ただし、 d_v は速度の閾値である。最後に、抽出された $\mathbf{v}_{jn}^x(t)$ を推定するのに用いた散乱中心 $\mathbf{x}_{jn}(t + \frac{t_d}{2})$, $\mathbf{x}_{jn}(t - \frac{t_d}{2})$ を正しく分類された散乱中心とし、それ以外の散乱中心を誤分類として除去する。さらに、誤分類された散乱中心を除去した後、時刻 t において、クラスタに属する散乱中心の数が N_v 以下のクラスタを除去することで、誤分類の消え残りを除去する。

5. 提案法の特性評価

図 6 の $v_x = 0$, $v_y = -1.7\text{m/s}$ 付近に推定された胴体の速度と、胴体の速度に対応付けられた散乱中心を用いて式 (15), 式 (16) により推定した速度を図 8 示す。ただし、 $t_d = 50\Delta t$ とした。丸印が図 6 中の胴体の速度でありドップラー速度を組み合わせ推定された速度を表す。その他の点が散乱中心位置の時間微分から推定した速度を表す。散乱中心が正しく分類されているので、ドップラー速度を組み合わせ推定された速度と散乱中心位置の時間微分から推定した速度が一致していることが分かる。一方で、図 6 の $v_x = 1.3\text{m/s}$, $v_y = -1.0\text{m/s}$ 付近に推定された誤った速度と、誤った速度に対応付けられた散乱中心を用いて式 (15), 式 (16) により推定した速度を図 9 に示す。散乱中心が正しく分類されていないので、ドップラー速度を組み合わせ推定された速度と散乱中心位置の時間微分から推定した速度が一致していないことが分かる。図 10 に式 (17) を用いて正しい分類を抽出した結果を示す。ただし、 $d_v = 0.3\text{m/s}$, $N_v = 3$ とした。実際の速度に等しい速度が抽出され、誤った速度が除去されていることが分かる。

分類結果を用いて形状推定を行った結果を図 11 に示す。図 7 の RMS 誤差 100mm に対し、図 11 の RMS 誤差は 5.86mm であり、約 2 桁の精度改善を達成した。次に、 S/N を変化させることで提案法の雑音耐性を評価する。 S/N を変化させた時の RMS 誤差の変化を図 12 に示す。全 S/N に渡って従来法に比べて大きく精度が改善していることが分かる。提案法を用いることで、 $S/N \geq 23\text{dB}$ で RMS 誤差 6.09mm 以下の高精度形状推定を実現した。

6. まとめ

本稿では、ドップラー速度の一貫性を利用した虚像除去法を提案した。まず従来法について説明を行い、散乱中心がどの目標上のものであるかの判別を誤ってしまった場合、目標形状推定の際に虚像が出現することを示した。提案法では、虚像を構成する散乱中心のドップラー速度が実際の散乱中心の移動と矛盾することを利用し、推定像から虚像のみを除去する。目標に歩行人体を想定した 2 次元空間でのシミュレーションにより、 $S/N = 31\text{dB}$ で従来法の RMS 誤差 100mm に対し、提案法では RMS 誤差 5.86mm と複数目標の高精度形状推定が行えることを示した。さらに、提案法の雑音耐性を検討し、 $S/N \geq 23\text{dB}$

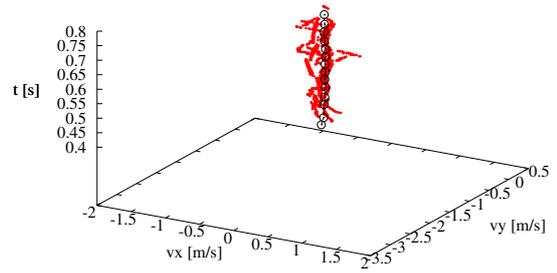


図 8 図 6 の $v_x = 0$, $v_y = -1.7\text{m/s}$ 付近に推定された胴体の速度と、胴体の速度に対応付けられた散乱中心を用いて式 (15), 式 (16) により推定した速度。大きな黒丸が図 6 中の胴体の速度でありドップラー速度を組み合わせ推定された速度、その他の点が散乱中心位置の時間微分から推定した速度を表す。 v_x が x 方向の速度、 v_y が y 方向の速度、 t が時刻を表す。

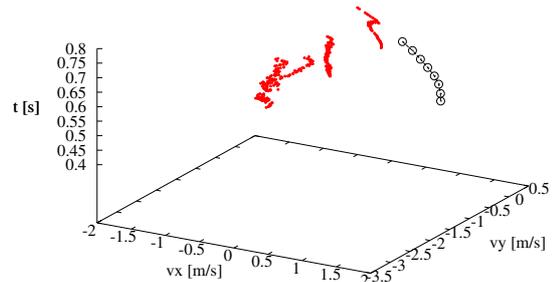


図 9 図 6 の $v_x = 1.3\text{m/s}$, $v_y = -1.0\text{m/s}$ 付近に推定された誤った速度と、誤った速度に対応付けられた散乱中心を用いて式 (15), 式 (16) により推定した速度。大きな黒丸が図 6 中の誤った速度でありドップラー速度を組み合わせ推定された速度、その他の点が散乱中心位置の時間微分から推定した速度を表す。 v_x が x 方向の速度、 v_y が y 方向の速度、 t が時刻を表す。

で RMS 誤差 6.09mm 以下の高精度形状推定が行えることを示した。今後の課題は、形状推定に使用するデータ長を拡大して形状推定範囲を広げること、また実際に歩行人体を観測して得られたデータに提案法を適用し、有効性の検討を行うことである。

謝 辞

本研究の一部は文部科学省 革新的イノベーション創出プログラム COI (Center Of Innovation STREAM) 「活力ある生涯のための Last 5X イノベーション」、日本学術振興会 科学研究費補助金 基盤研究 (A)25249057 「UWB レーダードップラー分離干渉計法による人体の高次モニタリング」、ならびに総務省電波資源拡大のための研究開発「140GHz 帯高精度レーダーの研究開発」の助成を受けて実施された。関係各位に心より感謝申し上げます。また、本研究についてご助言を賜りました立命

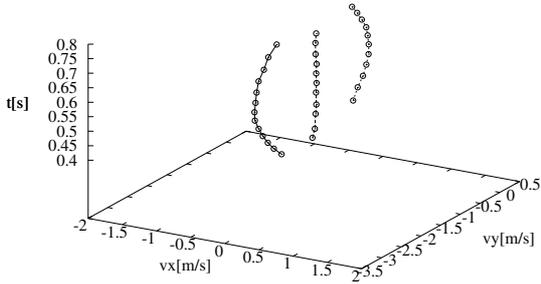


図 10 提案法を用いて誤った速度を除去した結果. ただし, $t_d = 50\Delta t$, $d_v = 0.3\text{m/s}$, $N_v = 3$. v_x が x 方向の速度, v_y が y 方向の速度, t が時刻を表す.

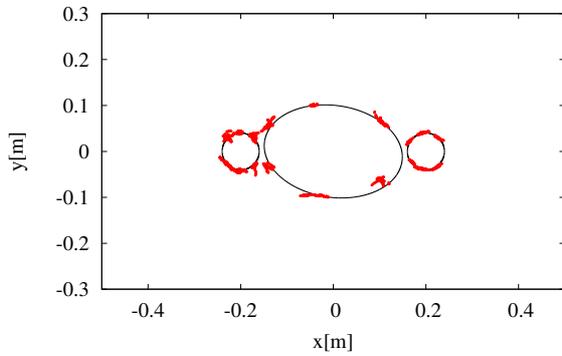


図 11 提案法を用いて形状推定を行った結果. 横軸が x 座標, 縦軸が y 座標を表す.

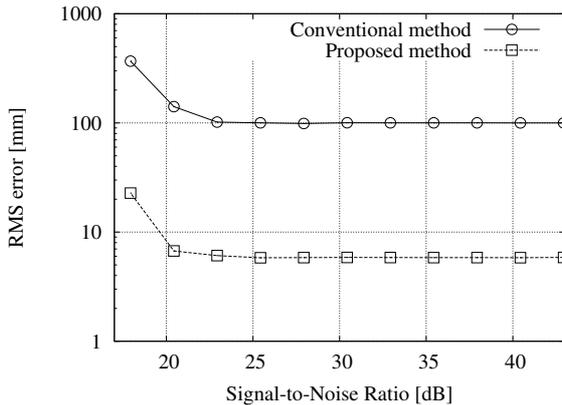


図 12 提案法の雑音耐性. 横軸が S/N , 縦軸が RMS 誤差を表す.

館大学 理工学部 佐保賢志助教に深く感謝申し上げます.

文 献

- [1] S. Nobuhara, Y. Tsuda, T. Matsuyama, and I. Ohama, "Multi-viewpoint Silhouette Extraction with 3D Context-aware Error Detection, Correction, and Shadow Suppression," *IPSPJ Trans. Comp. Vis.*, vol. 1, pp. 242–259, 2009.
- [2] A. Mittal and L. S. Davis, "A General Method for Sensor Planning in Multi-Sensor Systems: Extension to Random Occlusion," *Int. J. Comp. Vis.*, vol. 76, no. 1, pp. 31–52,

2008.

- [3] A. Lin and H. Ling, "Doppler and direction-of-arrival (DDOA) radar for multiple-mover sensing," *IEEE Trans. Aero. Elec. Sys.*, vol.43, iss.4, pp.1496–1509, 2007.
- [4] H. Yamazaki, T. Sakamoto and T. Sato, "Accurate two-dimensional imaging of a human body in motion using multiple ultra-wideband Doppler radar systems in a multipath environment," *Proc. International Conference on Space, Aeronautical and Navigational Electronics 2014*, Oct. 2014.
- [5] S. Fujita, T. Sakamoto, and T. Sato, "2-dimensional accurate imaging with UWB radar using indoor multipath echoes for a target in shadow regions," *IEICE Trans. Commun.*, vol. E94–B, no. 8, pp. 2366–2374, 2011.
- [6] K. Saho, T. Sakamoto, T. Sato, K. Inoue, and T. Fukuda, "Pedestrian imaging using UWB Doppler radar interferometry," *IEICE Trans. Commun.*, vol. E96–B, no. 2, pp. 613–623, 2013.
- [7] T. Sakamoto, Y. Matsuki, T. Sato, "Method for the three-dimensional imaging of a moving target using an ultra-wideband radar with a small number of antennas," *IEICE Trans. Commun.*, vol. E95–B, no. 3, pp. 972–979, 2012.
- [8] P. Van Dorp, and F. C. A. Groen, "Human walking estimation with radar," *IEE Proc.-Radar Sonar and Navigation*, vol. 150, No. 5, pp. 356–365, 2003.
- [9] R. Boulic, N. M. Thalmann, and D. Thalmann, "A global human walking model with real-time kinematic personification," *The visual computer*, vol. 6, pp. 344–358, 1990.
- [10] M. Ester, H.-P. Kriegel, J. Sander, and X. Xu, "A densitybased algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise," *Proc. 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 1996.
- [11] Y. Kosuge and M. Ito, "Evaluating an $\alpha - \beta$ filter in terms of increasing a track update - sampling rate and improving measurement accuracy," *Electronics and Communications in Japan, Part 1*, vol. 86, No. 10, pp. 10–20, 2003.