

UWB ドップラーイメージングレーダを用いた 複数歩行人体の高精度分離識別

本間 寛明[†] 佐保 賢志[†] 阪本 卓也[†] 佐藤 亨[†] 井上 謙一^{††}
福田 健志^{††}

[†] 京都大学大学院情報学研究科

^{††} パナソニック株式会社先端技術研究所

E-mail: hiro-homma@ko18denden.mbox.media.kyoto-u.ac.jp

あらまし セキュリティシステム等のための人体検知に UWB(Ultra Wide-Band) ドップラーイメージングレーダを用いた検討がなされている。これらの検討では単一人体を仮定し、形状を推定することを目的としている。しかし現実的には、複数人体を考慮する必要がある。そのため我々は推定される散乱中心に階層構造クラスタリング法を適用し複数歩行人体を分離する手法を開発してきた。本稿では階層構造クラスタリング法と比べ目標分離の性能が高いサポートベクターマシンを用いた複数歩行人体の分離手法を提案する。人体の散乱中心を点目標として近似した数値モデルを用いた検討において、2 人体目標がレンジ方向に 0.6 m 離れて歩行する条件下で、目標の分離に成功し、RMS 誤差 5.24cm と高精度に両目標のイメージングに成功した。また 2 目標の位置、運動方向をパラメータとして提案手法の精度と適用限界を示す。

キーワード UWB ドップラーイメージングレーダ, サポートベクターマシン, 複数歩行人体識別

Accurate image separation of pedestrians with UWB Doppler imaging radars

Hiroaki HOMMA[†], Kenshi SAHO[†], Takuya SAKAMOTO[†], Toru SATO[†],

Kenichi INOUE^{††}, and Takashi FUKUDA^{††}

[†] Graduate School of Informatics, Kyoto University

^{††} Advanced Technology Research Laboratories, Panasonic Co., Ltd.

E-mail: hiro-homma@ko18denden.mbox.media.kyoto-u.ac.jp

Abstract A numerous studies have been devoted to developing security systems using ultra-wideband Doppler imaging radars to detect human bodies. Most of these conventional methods have been designed for a single target, whereas it is needed to develop alternative methods applicable to multiple targets. One such method based on hierarchical clustering was developed to separate images of multiple targets, but its accuracy is not satisfactory in practice. This paper proposes another method using the support vector machine algorithm to achieve better accuracy. Numerical simulations establish that the proposed method is able to separate images of two targets with root-mean-square error of 5.24 cm.

Key words UWB Doppler imaging rader, support vector machine, pedestrian identification

1. ま え が き

近年、セキュリティシステム等のための周囲環境認識において、人体等の運動目標検知の関心が高まっている。一般的には光学カメラが用いられており、取得映像から自動的に目標を抽

出する手法、複数のカメラを配置することで目標の三次元形状を得る手法などが提案されている [1]。しかし、光学カメラは光が十分に得られない環境での感度低下や、距離分解能不足により人体の立体形状の推定及び複数目標の検出が困難という問題がある [2], [3]。

光学カメラが持つ問題点の解決方法として、照明条件の影響を受けない電波の応用が注目されている。複数運動目標の検出および位置推定のために、Lin と Ling により CW(Continuous Wave) ドップラーレーダ干渉計法を用いるイメージング法が提案されている [4]~[6]。この手法では人体等の複雑形状目標の各部位をドップラー周波数の違いにより分離し、分離した各目標の到来方向を干渉計法により求める。同手法では人体の概形推定が可能であることが報告されている [5]。また、運動情報の抽出法として、Kim と Ling により時間周波数分布を利用した運動分類法が提案されている [7]。同手法ではドップラーレーダにより得られる時間周波数分布のパラメータに基づいた判別分析により、人体の様々な運動を分類する。しかし、この手法は分類のみを目的としており、速度や軌道などの運動に関するパラメータを抽出できない。また、UWB レーダとドップラーレーダを組み合わせる手法が提案されている [8], [9]。同手法では、UWB レーダの持つ高い距離分解能と、時間周波数解析の持つ人体の各部位の分離識別により、単一人体の高解像度なイメージングを実現している。

しかし、現実のセキュリティシステムでは、目標が複数人体である場合を考慮する必要がある。そこで、我々はこれまでに UWB ドップラーレーダで推定された散乱中心に対して階層構造クラスタリング法を用いて複数目標の分離を行う手法を提案してきた [10]。しかしこの手法は推定された散乱中心が明確に分離されている必要があり、近接 2 目標に適用することは難しい。そこで本稿では、推定された散乱中心に対して SVM(Support Vector Machine) [11] を用いて目標の分離を行う手法を提案する。まず UWB ドップラーレーダイメージングの手順を示し、散乱中心の推定例を示す。次に、SVM を用いて推定した散乱中心を分離する手法を提案する。本稿では、人体の散乱中心を点目標として近似し、数値計算を行い、分離特性を評価する。

2. システムモデル

本稿で用いる数値計算のシステムモデルについて説明する。図 1 にシステムモデルを示す。送信アンテナを 1 つ、受信アンテナを 3 つとするシステムを想定する。これら受信 3 アンテナで干渉計を構成している。送信波は中心周波数が 26.4 GHz、帯域幅 500MHz、レンジ分解能 30 cm の UWB パルスとする。パルス繰り返し周期は 1.64 ms であり、レンジ方向のサンプルは 20、最大計測距離は 6 m となる。また、観測時間は 2.10 s とする。無指向性アンテナを想定し、アンテナ中心の高さ Z_c を 60 cm、アンテナ間隔 d_h , d_v は、共に半波長である 5.68 mm とした。アンテナのベースラインに対して水平方向を x 軸、垂直方向を z 軸、これらのアンテナと直交する奥行き方向を y 軸と定義する。

数値計算の目標として、人体の歩行運動データ (Eyes、JAPAN 社 Motion Capture Data Pack) を用いる。人体の関節部分に対応する 12 点を点状目標とみなし用いる [8]。これら 12 点を 2 目標分配置し、計 24 点を目標散乱点とする。また、受信信号はレイトラッキングにより計算し、マルチパス、他目標による遮蔽等は考慮しないものとする。

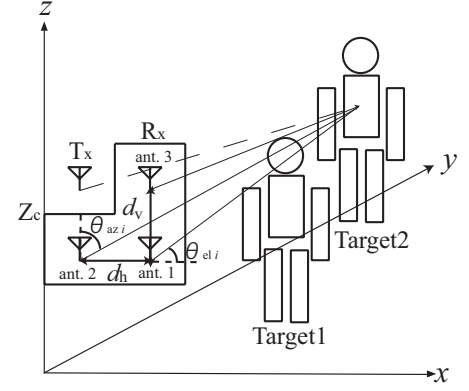


図 1 システムモデル

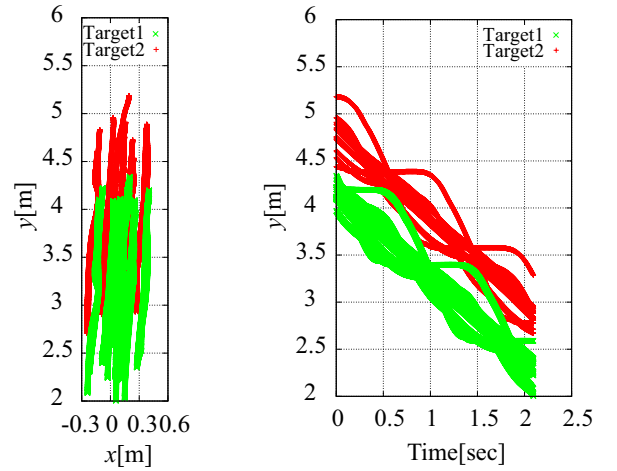


図 2 目標の運動軌跡 (左: xy 平面, 右: ty 平面)

3. UWB ドップラーレーダイメージング

本節では、2 目標が x 方向に 0 m, y 方向に 0.6 m 離れて同一方向に歩行している場合を想定し、従来法 [8] の適用例を示す。これら 2 目標の xy 平面内の運動軌跡, ty 平面内の運動軌跡を図 2 に表す。時間 t における 2 目標の重心の xy 座標をそれぞれ $(x_1(t), y_1(t))$, $(x_2(t), y_2(t))$ とする。このとき重心の歩行軌跡は以下の式で表される。

$$(x_1(t), y_1(t)) = (-0.0442t + 0.1665, -0.931t + 4.225)$$

$$(x_2(t), y_2(t)) = (-0.0442t + 0.1665, -0.931t + 4.825)(1)$$

また、歩行周期は 1.68 s である。ここで、 X 座標を z 軸及び目標の運動方向と直交するように各目標に対して独立に定義する。この場合、 Xz 平面の軌跡は目標の正面図となり、図 3 に表す通りとなる。

受信信号に対して時間周波数解析を行う。時間周波数解析の手法として SDFT(Sliding Discrete Fourier Transformation) [12] を用いる。SDFT を用いて受信信号を時間周波数解析した結果を図 4 に示す。窓関数はハミング窓を用い、窓幅は 0.21 s とした。2 目標の成分の干渉によって人体の各部位に対応する視線方向速度変化の検出が困難となっている。単一人体目標の場合、時間周波数解析により分離した各時間周波数で目標は単一とみなしていたが、複数人体目標の場合、単一目標とみなすことが

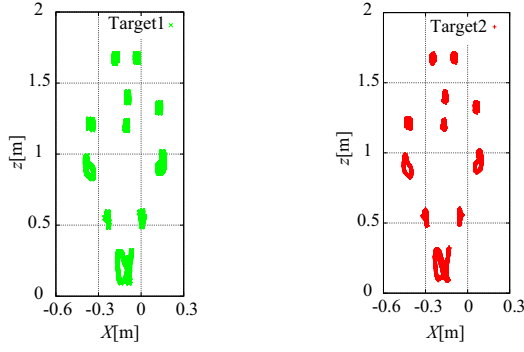


図3 目標の正面図 (左:目標 1, 右:目標 2)

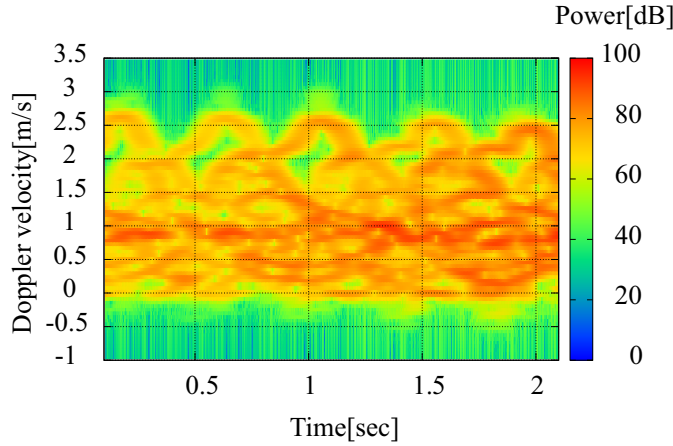


図4 数値目標のSDFT スペクトログラム (Rx(ant1), 全レンジのスペクトログラムを加算)

できない時間周波数が存在する。しかし、時間周波数解析のみでは目標数を推定することができず、複数目標の分離は困難である。このため次節にて推定された散乱中心の位置および時間に基づく目標分離法を提案する。

次に到来方向を干渉計法により求める。干渉計法は複数のアンテナにより信号を受信し、アンテナ間の位相差を利用して目標到来方向を推定する方法である。時間周波数解析後のアンテナ1,3の信号をそれぞれ $S_1(t, \omega_i)$, $S_3(t, \omega_i)$ とする。この場合、ある時間 t の目標 i の到来仰角 $\theta_{\text{eli}}(t)$ は受信信号のアンテナ間位相差により、アンテナ間隔 d_v を用いて以下の式で求まる。

$$\theta_{\text{eli}}(t) = \sin^{-1} \left[\frac{\angle S_1(t, \omega_i) - \angle S_3(t, \omega_i)}{(2\pi d_v / \lambda)} \right] \quad (2)$$

同様に水平方向にアンテナを配置すれば到来方位角も求めることができる。水平方向に距離 d_h 離れたアンテナ2を用いると、目標 i の到来方位角は式 (1) と同様に次式で表すことができる。

$$\theta_{\text{azi}}(t) = \sin^{-1} \left[\frac{\angle S_2(t, \omega_i) - \angle S_1(t, \omega_i)}{(2\pi d_h / \lambda) \cos \theta_{\text{eli}}(t)} \right] \quad (3)$$

各時間の最大電力密度から -10dB までの受信信号電力を持つ時間周波数分布のピークについて上記の到来方向推定を行う。また、遅延時間から得られる距離を補間し各散乱中心までの距離を測定する [13]。

以上の距離、到来方位角、到来仰角により、3次元空間内の

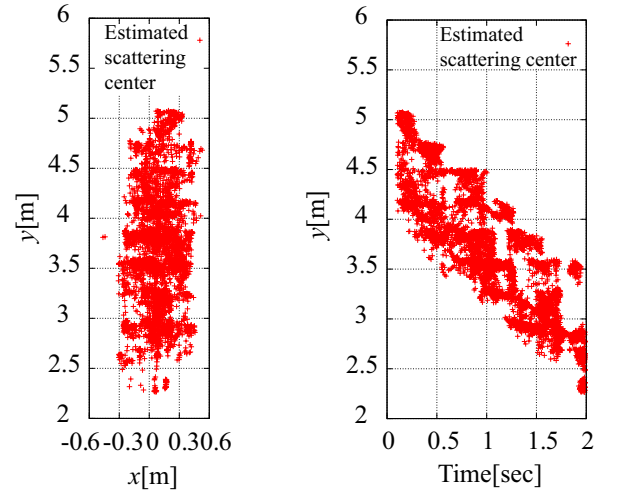


図5 推定散乱中心の運動軌跡 (左:xy 平面, 右:ty 平面)

位置を決定する。図4の時間周波数分布より推定された散乱中心の xy 平面内の運動軌跡, ty 平面内の運動軌跡を図5に表す。本条件下では2目標が同一レンジまたは隣接するレンジに存在しているため、目標間で干渉が発生している。

4. 提案手法

前節で述べた問題点を解決するため、推定散乱中心の分布から、目標を分離する手法が提案されている [10]。しかし同手法では、目標間干渉が xyt 空間内に存在しない場合に適用範囲が限定されていた。そこで本稿では xyt 空間内で目標間干渉が存在する場合に目標を分離するために、機械学習の1つである SVM(Support Vector Machine) [11] を推定散乱中心に適用する。

4.1 教師データ取得法

SVM では分離のために教師信号を必要とする。以下で教師信号の取得法を述べる。図6に、ある時間 t_i の複数人体目標の受信信号を示す。受信信号に2つのピークが検出できる。これらのピークの外側のレンジからのデータは各々の目標のみの受信信号と仮定する。しかしピークより外のデータを全て教師信号として用いると、教師信号過多となり分離に失敗する。そこでピークと隣接する2点を用いて正規分布を仮定し、受信信号を推定する。推定した受信信号のピーク電力から -3dB 以下の電力を有する信号を教師信号とする。これら抽出レンジを $R_1(t_i)$, $R_2(t_i)$ と定義する。ただし、 $R_1(t_i) > R_2(t_i)$ とする。ある時間 t_i , 周波数 f_j についてイメージングを行い、推定された散乱中心の xyz 座標を $x(t_i, f_j)$, $y(t_i, f_j)$, $z(t_i, f_j)$ とする。この場合、目標1の教師データとなる推定散乱中心の候補は以下の式を満たす。

$$\sqrt{x(t_i, f_j)^2 + y(t_i, f_j)^2 + z(t_i, f_j)^2} > R_1(t_i) \quad (4)$$

また、同様に目標2の教師データとなる推定散乱中心の候補は以下の式を満たす。

$$\sqrt{x(t_i, f_j)^2 + y(t_i, f_j)^2 + z(t_i, f_j)^2} < R_2(t_i) \quad (5)$$

式 (3), (4) を満たす推定散乱中心を教師信号として用いる。

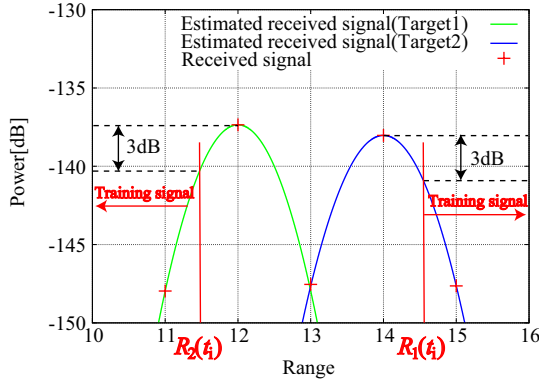


図 6 複数人体目標の受信信号と教師信号

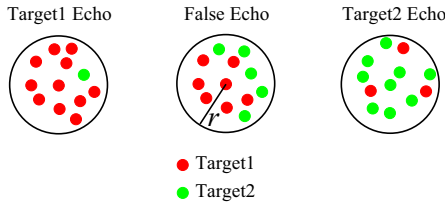


図 7 境界点除去対象点の例

4.2 境界点除去

SVM は全ての推定散乱中心をどちらかの目標に分離する。しかし 2 目標間の干渉により、どちらの目標にも属さない虚像となる推定散乱中心が分離境界付近に存在する。そこで目標 1 に属する点、目標 2 に属する点およびどちらの目標にも属さない点の 3 グループに分ける。

まず前節の手法で抽出した教師信号を用いて SVM を適用する。目標 1 の i 番目の推定散乱中心の xyt 空間内の座標を $O_1(x_i, y_i, t_i)$ とする。同様に目標 2 の j 番目の推定散乱中心の xyt 空間内の座標を $O_2(x_j, y_j, t_j)$ とする。この i 番目の推定散乱中心から半径 r_b の球を仮定する。この球内に存在する O_1 と O_2 の推定散乱中心の数 o_1, o_2 を比較する。この場合、以下に表す式を満たす点をどちらの目標にも属さない点とみなし、除去する。

$$\alpha > o_2/o_1 \quad (6)$$

ただし α は経験的なパラメータである。これら境界点の虚像除去法の模式図を図 7 に示す。同図の左に $O_1(x_i, y_i, t_i)$ が虚像となる例を、右に真の像となる例を示す。ただし、図 7 では簡単のため 2 次元で表している。

4.3 分離結果

図 5 に示した散乱中心について SVM による分離を行う。分離結果に対し、境界点除去した後の推定散乱中心の xy 平面内、 ty 平面内の運動軌跡を図 8 に表す。境界点除去のための球の半径 r_b は、人体の解像度から 10 cm とし、また $\alpha = 3/7$ とした。2 目標が分離されていることがわかる。分離した 2 目標の正面図である Xz 平面内の目標と推定散乱中心を図 9 に示す。2 目標で推定散乱中心の数が異なる理由はアンテナに近い目標からの受信電力が大きく、散乱中心が多く推定されるためである。

次に推定散乱中心の外輪郭を抽出する。X 軸と平行に短軸

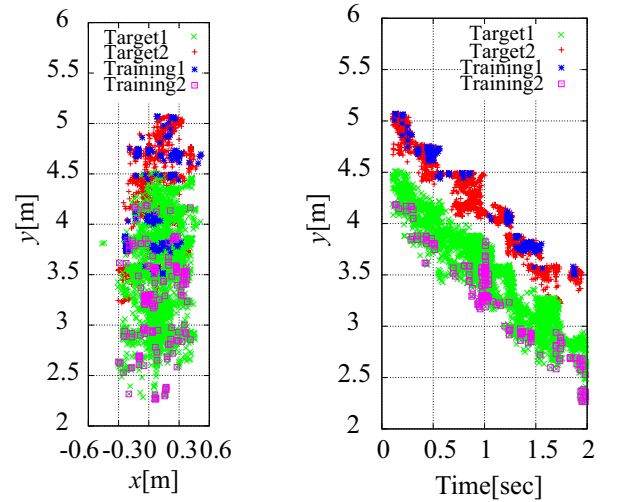


図 8 教師信号と推定散乱中心の分離 (左: xy 平面, 右: ty 平面)

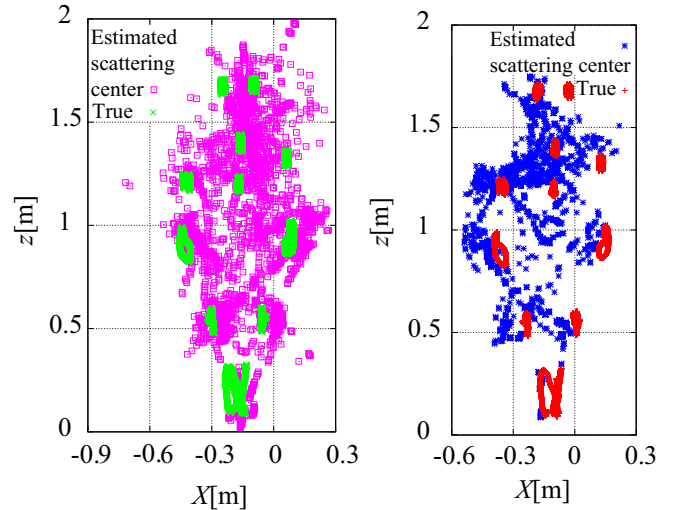


図 9 真値と推定正面図 (左: 目標 1, 右: 目標 2)

を、 z 軸と平行に長軸を有する楕円を定義する。 Xz 平面上で短軸半径 R_a 、長軸半径 R_b の楕円を走査し、楕円内に N 個以上の推定散乱中心がある場合、その楕円上を推定点候補とする。分離した各目標に対し、推定点候補から各 z に対して最大の X 座標と最小の X 座標をとる候補点を抽出し、これを外輪郭と推定する。文献 [10] と同様に短軸半径 $R_a = 5$ cm、長軸半径 $R_b = 15$ cm とする。パラメータ N は孤立点除去のためのパラメータであり、経験的に以下の手法で決定する。人体目標を外接楕円を用いて求めた輪郭の面積における一楕円の面積の割合は 0.6% 程度である。そのため孤立点除去のパラメータは各目標の全推定散乱中心数の 0.6% とする。各目標の推定散乱中心はそれぞれ 1434 点、3368 点なので、孤立点除去のパラメータは 9 点、21 点である。これらの楕円上の点を推定点候補として特性を評価する。外輪郭を抽出した結果を図 10 に示す。ここで RMS (Root Mean Square) 誤差による推定外輪郭の精度を求める。真値の外輪郭を構成する n 個のうち i 番目の点の (X, z) 座標を (X_{Ti}, z_{Ti}) 、推定散乱中心の外輪郭を構成する m 個のうち j 番目の点の (X, z) 座標を (X_{Mj}, z_{Mj}) とする。この場合、RMS 誤差を評価する際の真値と推定外輪郭の差 ϵ を以下の式

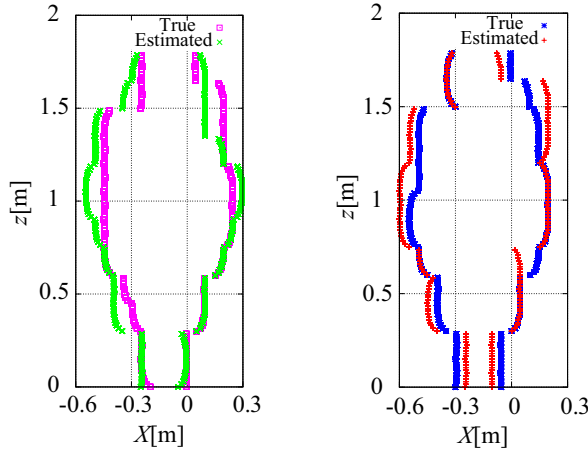


図 10 真値の外輪郭と推定外輪郭 (左:目標 1, 右:目標 2)

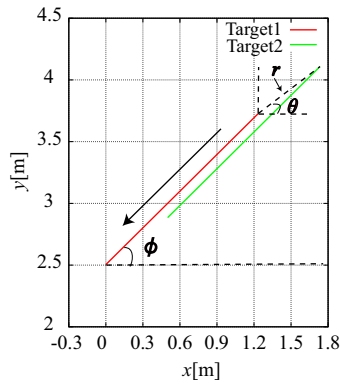


図 11 特性評価のためのパラメータ

で定義する.

$$\epsilon = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \min_i (X_{Ti} - X_{Mj})^2 + (z_{Ti} - z_{Mj})^2} \quad (7)$$

式 (7) に基づき RMS 誤差を求める. 目標 1 が 4.82 cm, 目標 2 が 5.62 cm, 平均は 5.24 cm となり, 両目標の高精度な外輪郭形状を抽出した.

5. 提案手法の特性評価

前節では 2 目標間の位置が x 方向に 0m, y 方向に 0.6m 離れた状態で, y 軸に平行に歩行するという 1 条件下で提案手法の有効性を示した. 本節では, 様々な位置関係にある 2 目標について提案手法による推定と分離の精度を評価する.

図 11 に特性評価のためのパラメータを示す. 図中の実線は xy 平面内で角度 ϕ 方向に歩行する際の各目標の重心の移動軌跡である. 2 目標の運動方向は同一である. 2 目標の目標間距離を r , xy 平面内での目標間角度を θ と定義する. これらパラメータは $x = 0\text{m}$, $y = 2.5\text{m}$ を終端位置とする目標 1 の移動を基準とする. レーダ諸元, 目標の歩行周期等の諸元は前節と同じである. $r = 0.6\text{m}$, 0.9m , 1.2m , $\theta = 0^\circ$, 10° , 20° , $\dots$, 90° の各例について検討する. また, xy 平面内で, y 軸と平行 ($\phi = 0^\circ$), 斜め ($\phi = 45^\circ$), x 軸と平行 ($\phi = 90^\circ$), の 3 例を検討する.

$\phi = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ における 2 目標の平均 RMS 誤差を図 12, 13, 14 にそれぞれ示す. ただし図 12, 13, 14 中の点線は単

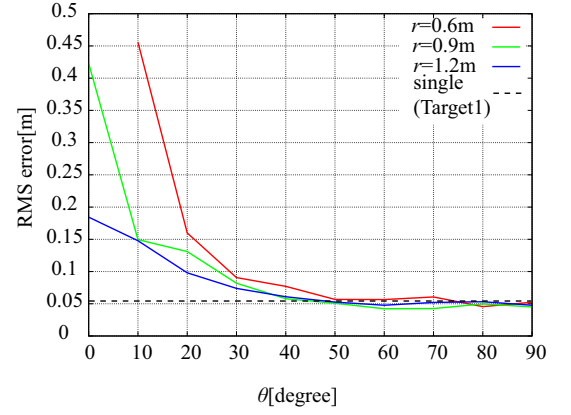


図 12 $\phi = 0^\circ$ の場合の r , θ に対する RMS 誤差特性

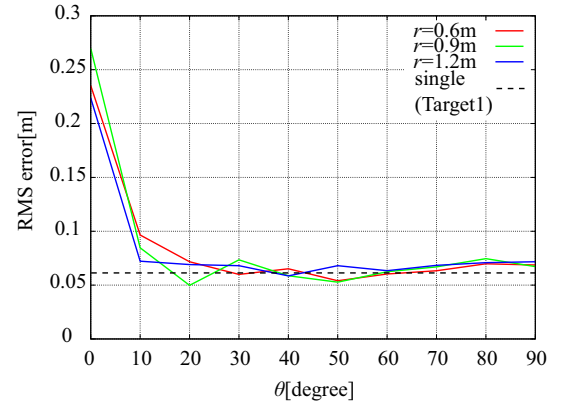


図 13 $\phi = 45^\circ$ の場合の r , θ に対する RMS 誤差特性

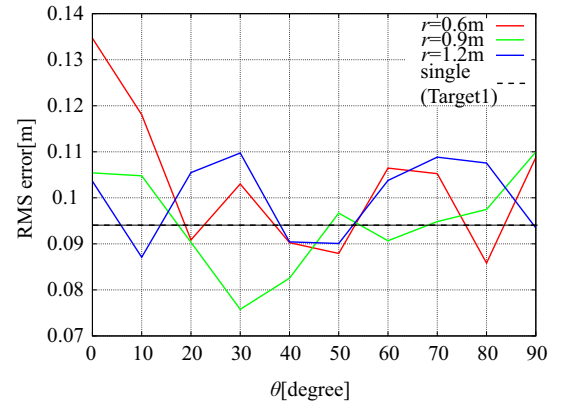


図 14 $\phi = 90^\circ$ の場合の r , θ に対する RMS 誤差特性

一目標の場合の RMS 誤差を示している. $\phi = 0^\circ$, $r = 0.6\text{m}$, $\theta = 0^\circ$ の場合, 2 目標と分離するために必要な教師データを取得することができない. そのため目標を分離することができず, 図 12 中に表示されていない. $\phi = 0^\circ$, $\phi = 45^\circ$, $\phi = 90^\circ$ における単一目標の場合の RMS 誤差はそれぞれ 5.50 cm, 6.12 cm, 9.43 cm である. $\phi = 0^\circ$ の場合 $\theta > 30^\circ$, $\phi = 45^\circ$ の場合 $\theta > 20^\circ$, $\phi = 90^\circ$ ではほぼ単一目標の場合と同じ RMS 誤差となり, 各々の目標の外輪郭を高精度に推定することができる.

RMS 誤差が比較的大きい場合について考察する. $\phi = 45^\circ$, $r = 0.6\text{m}$, $\theta = 0^\circ$ の場合の真値と分離した推定散乱中心を図

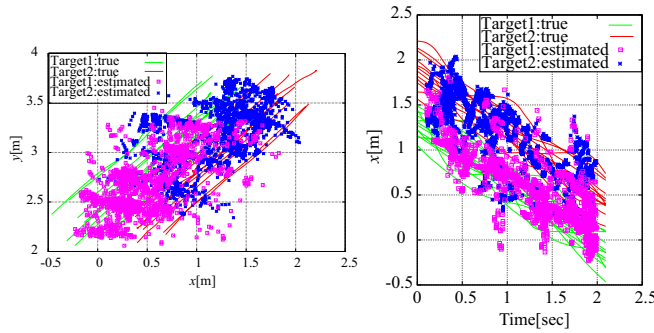


図 15 $\phi = 45^\circ$, $r = 0.6\text{m}$, $\theta = 0^\circ$ の場合の分離結果
(左: xy 平面, 右: tx 平面)

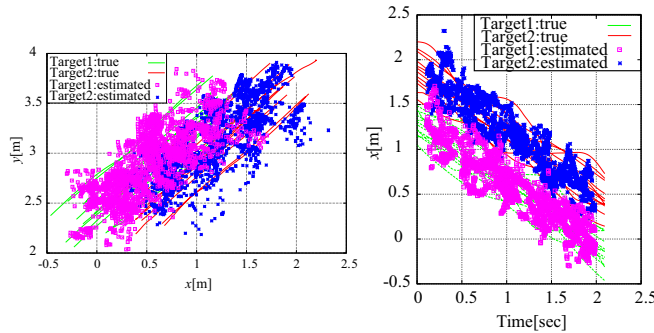


図 16 $\phi = 45^\circ$, $r = 0.6\text{m}$, $\theta = 0^\circ$ の場合の分離結果
(左: xy 平面, 右: tx 平面)

表 1 提案手法により目標が正しく分離する条件 ($\theta \leq 90^\circ$)

	$\phi = 0^\circ$	$\phi = 45^\circ$	$\phi = 90^\circ$
$r = 0.6\text{m}$	$\theta \geq 20^\circ$	$\theta \geq 10^\circ$	$\theta \geq 20^\circ$
$r = 0.9\text{m}$	$\theta \geq 10^\circ$	$\theta \geq 10^\circ$	$\theta \geq 10^\circ$
$r = 1.2\text{m}$	$\theta \geq 0^\circ$	$\theta \geq 10^\circ$	$\theta \geq 0^\circ$

15 に示す. tx 平面内で推定散乱中心の分離に失敗し各目標の推定散乱中心が混合していることがわかる. 図 16 に $\phi = 45^\circ$, $r = 0.6\text{m}$, $\theta = 10^\circ$ の場合の真値と分離した推定散乱中心を示す. 図 15 と異なり tx 平面内で多くの推定散乱中心が正しい目標に分離されていることがわかる. 以下で推定散乱中心が正しい目標に分離されているかを定量的に評価する. 各時間ごとに推定散乱中心は xy 平面内で最も近い目標の散乱中心と仮定する. このとき分離された各推定散乱中心が異なる目標に分離されている割合を誤推定率 δ と定義する. δ を図 15 と 16 の条件下で比較する. 推定散乱中心の 2 目標の平均誤推定確率はそれぞれ 17.2%, 3.06% である. 誤推定確率が $\delta < 10\%$ を満たすとき, 経験的に目標が正しく分離されている. このとき提案手法により正しく目標分離が行われる条件を表 1 に示す. $\phi = 0^\circ$ の場合を除き RMS 誤差が 0.2 m 以下の場合が適用可能と判定できる. $\phi = 0^\circ$ の場合について考察する. 外輪郭は目標の Xz 平面内の推定散乱中心から得られる. この場合, 目標の運動方向の情報は縮退されている. そのため運動方向の分離に失敗した推定散乱中心は外輪郭の誤推定に寄与しない.

6. 結 論

本稿では, UWB ドップラレーイメーシングレーダを用いた複

数人体目標の高精度な目標分離法を提案した. 本稿では従来法を拡張し, 推定散乱中心を SVM を用いて分離する手法を提案した. 数値計算によってレンジ方向に 0.6 m 離れた近接 2 目標を正しく分離し, RMS 誤差 5.24 cm と高精度な外輪郭を抽出した. 次に 2 目標間の距離, 相対角度を変更することで提案手法の適用範囲を示した. $0.6\text{m} \leq r$, $20^\circ \leq \theta$ で提案手法による目標分離に成功した. 今後実環境下で提案手法の評価をする.

文 献

- [1] S. Nobuhara, Y. Tsuda, I. Ohama and T. Matsuyama, "Multi-viewpoint Silhouette Extraction with 3D Context-aware Error Detection, Correction, and Shadow Suppression," IPSJ Trans. Comp. Vis., vol. 1, pp. 242-259, 2009.
- [2] S.H. Seo, M.R.A-Sadjadi, and B. Tian, "A least-squares-based 2-D filtering scheme for stereo image compression," IEEE Trans. Image Process., vol. 9, no. 11, pp. 1967-1972, Nov. 2000.
- [3] V. Lippiello, B. Siciliano and L. Villani, "Position-based visual servoing in industrial multi-robot cells using a hybrid camera configuration," IEEE Trans. Robot., vol. 23, no. 1, pp. 73-86, Feb. 2007.
- [4] A. Lin and H. Ling, "Doppler and direction-of-arrival (DDOA) radar for multiple-mover sensing," IEEE Trans. Aero. Elec. Sys., vol. 43, no. 4, pp. 1496-1509, 2007.
- [5] A. Lin and H. Ling, "Frontal imaging of human using three element Doppler and direction-of-arrival radar," Electronics Letters, vol. 42, no. 11, pp. 660-661, 2006.
- [6] A. Lin and H. Ling, "Three-dimensional tracking of humans using very low complexity radar," Electronics Letters, vol. 42, no. 18, pp. 1062-1063, 2006.
- [7] Y. Kim and H. Ling, "Through-wall human activities classification using support vector machine," IEEE Trans. Geosci. Remote Sens., vol. 47, pp. 1328-1337, 2009.
- [8] 佐保賢志, 阪本卓也, 佐藤亨, "UWB ドップラレーレーダ干渉計法による複数運動目標イメーシング," 輻射科学研究会資料, RS 11-05, 2011.
- [9] Y. Wang and A. Fathy, "Micro-Doppler signatures for intelligent human gait recognition using a UWB impulse radar," IEEE International Symposium on. Antennas and Propagation, pp. 2103-2106, 2011.
- [10] 本間寛明, 佐保賢志, 阪本卓也, 佐藤亨, 井上謙一, 福田健志, "UWB ドップラレーイメーシングレーダを用いた複数歩行人体の分離識別及び外輪郭抽出," 電子情報通信学会ソサイエティ大会, B-2-12, 2011.
- [11] G. Bilgin, S. Erturk, T. Yildirim, "Segmentation of Hyperspectral Images via Subtractive Clustering and Cluster Validation Using One-Class Support Vector Machine", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Sayi 49, No. 8, pp. 2936-2944, 2011.
- [12] E. Jacobsen, R. Lyons, "The Sliding DFT", IEEE SIGNAL PROCESSING MAGAZINE, pp. 74-80, 2003.
- [13] M. Wehner, R. Richter, S. Zeisberg, O. Michler, "High Resolution Approach for Phase Based TOF Ranging using Compressive Sampling", Positioning Navigation and Communication, pp. 28-32, 2011.