

2 周波 CW レーダを用いた歩行人物の特徴量抽出

秋田 学^{†a)} 深町 弘毅[†] 渡辺 優人[†] 稲葉 敬之[†]

A Study on Feature-Extraction of Human Gait Using Two Frequency CW Radar

Manabu AKITA^{†a)}, Kouki FUKAMACHI[†], Masato WATANABE[†],
and Takayuki INABA[†]

あらまし レーダは光学センサにくらべ耐候性、広角視野などの点で有利であり、簡易な構成のレーダを歩行人物と他物体の識別に利用できる可能性が示されれば、今後の実用化に向けた研究の足掛かりとなる。歩行人物と他物体の識別に、人物の動作認識で用いられる Mean Velocity, Step Frequency, Appendage Ratio に加え、距離を測定可能なレーダ方式を用いて目標からの受信電力とあわせて算出される Normalized Power を用いることを考える。本研究では、距離測定が可能なレーダ方式のうち簡易な構成で実現可能でコストの面で有利な 2 周波 CW 方式を採用する。レーダに対して人物、自転車及び犬が直進して近づくという基本的な条件のもと実験を行い、得られる Normalized Power が目標の識別率向上のために、各目標間で有意な差異と観測精度を有するか検討する。目標識別における Normalized Power の有効性を評価するため、Fisher の線形判別法を適用し、本方式で得られる Normalized Power が歩行人物と他物体の識別において有効な特徴量の一つであることを示す。

キーワード レーダ, 2 周波 CW 方式, 人物歩行認識, 特徴量抽出, 目標識別

1. ま え が き

人物と他物体の識別については、光学センサを用いた研究がなされている。人物と他物体の識別において、光学センサにくらべ耐候性に優れ、広角視野などの点で有利であり、更にレーダ方式のうち簡易な構成で実現可能なレーダ方式を利用できる可能性が示されれば、今後の実用化に向けた研究の足掛かりとなる。これまでに、レーダを用いた人物の歩行認識、歩行人物（以下、人物）の身長推定、人物と他物体との識別に関して主に無変調 CW を用いた研究成果が報告されている [1]~[6]。人物に対して無変調 CW レーダを用いたとき、Mean Velocity（胴体の平均速度）、Step Frequency（単位時間当たりの手足等各部位の速度の発生数）及び Appendage Ratio（胴体と手足等各部位の電力比）という特徴量が得られ、過去の研究において、Mean Velocity と Step Frequency を用いた人物の身長推定、また上記三つの特徴量を用いた人物と

他物体の識別について報告がされている。人物と走行する自転車（以下、自転車）の識別は上記三つの特徴量から比較的容易に識別可能であるが、人物と小動物の識別については課題が残るとされている。

そこで、無変調 CW レーダに代わり距離を測定可能なレーダ方式を用いて、目標からの受信電力と距離から算出される Normalized Power（目標からの受信電力を距離 1m に規格化したもの）を用いることが考えられる。Normalized Power は、レーダ反射断面積（RCS）が異なる目標の識別に対して有効であると考えられる [7]。観測目標までの距離計測が可能なレーダ方式としてパルスレーダやパルス圧縮レーダなどが挙げられるが、信号処理負荷、またコストの面で課題がある。本研究では、コスト面を抑えつつ、新たな特徴量として検討する Normalized Power を目標識別において意義のある観測精度で得ることのできるレーダ方式を考える必要がある。目標までの距離測定が可能なレーダ方式のうち低速の信号処理で実現可能かつコストの面で有利なレーダ方式として FMCW 方式と 2 周波 CW 方式があげられる。FMCW 方式は複数の目標が存在する環境下ではペアリング誤作動、静止物が多く存在する環境下では目標物以外の静止物による受信電力のスペクトルが目標のスペクトルに重畳すると

[†] 電気通信大学大学院情報理工学研究科，調布市
Graduate School of Electro-Communications, The University of Electro-Communications, 1-5-1 Chofugaoka, Chofu-shi, 182-8585 Japan

a) E-mail: akita.manabu@uec.ac.jp

いう課題がある [8]. 一方, 2 周波 CW 方式では, 静止物によるドップラスペクトルが直流成分となるため静止物と移動物を速度により分離可能すなわちクラッタの影響を抑圧でき, またその距離の観測精度が周波数帯域幅ではなく S/N により決まる [9]. 静止物が多数存在する環境下で, 比較的近距离の範囲を検知対象とした場合のレーダ変調方式として適合性に優れるので, 本研究では 2 周波 CW を用いた目標識別について検討する.

Normalized Power を目標識別のための特徴量として用いるとき, 観測される Normalized Power の観測精度が重要となる. Normalized Power に誤差を与える要因は大きく分けて四つ考えられ, アンテナビームパターン及びマルチパスの影響, S/N に依存する距離の測定誤差, 観測時間内における目標の姿勢の変化による RCS 自体の変化 [10] があげられる. これらの点に関し考察を行うことは, Normalized Power を目標識別のための特徴量として用いる基礎検討を行う上で重要となる. そこで本研究では, 2 周波 CW レーダによって得られる Normalized Power を用いた目標識別の基礎検討として, レーダに対して人物, 自転車及び犬が直進して近づくという最も基本的な条件のもと実験を行い, 人物, 自転車及び犬に対し, 各特徴量 (Mean Velocity, Step Frequency, Appendage Ratio, Normalized Power) の目標間の差異と観測精度の観測時間による変化について考察する. また, 計測データに対し, Fisher の線形判別法 [11] を適用し, 人物と自転車, 人物と犬の識別の 2 値分類問題における Normalized Power の有効性について考察する. また, 上記実験で得られる Mean Velocity と Step Frequency を用いた身長推定結果についても考察を行う.

2. 2 周波 CW 方式を用いた対象物の検知及び特徴量抽出法

2.1 2 周波 CW 方式を用いた対象物の検知

2 周波 CW 方式は, まず目標を速度で分離可能であり, 本研究で想定される静止物 (地面や建物などのクラッタ) が多数存在するという環境下においても, 目標の測距測速が可能である. 本方式の送信シーケンスを図 1 に示す. 本方式は少しだけ離れた二つの周波数 f_1 , f_2 を周波数切り替え時間 T で時分割にて交互に送信し, 観測時間 T_c (1CPI) 内で M 回繰り返すシーケンスから構成される.

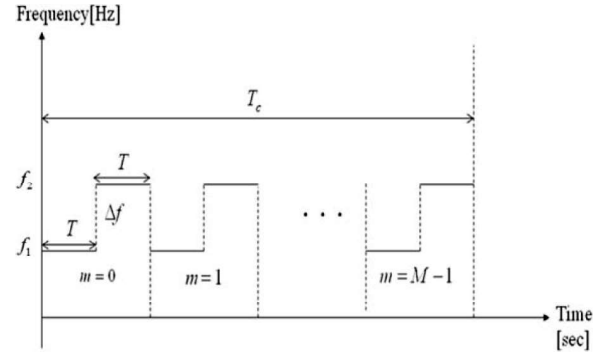


図 1 2 周波 CW レーダ方式の送信周波数シーケンス
Fig. 1 The sequence of transmitted signals in 2CW radar.

2 周波 CW 方式では周波数 f_1 の区間では f_1 , f_2 の区間では f_2 のローカル信号でミキシングし, LPF (Low Pass Filter) 通過後のビート信号を得る. 周波数 f_1 , f_2 のビート信号は式 (1), 式 (2) のようになる.

$$Beat_{f_1}(t) = \exp \left\{ j \left[2\pi \left(\frac{2v}{c} f_1 t - \frac{2R}{c} f_1 \right) \right] \right\} \quad (1)$$

$$Beat_{f_2}(t) = \exp \left\{ j \left[2\pi \left(\frac{2v}{c} f_2 t - \frac{2R}{c} f_2 \right) \right] \right\} \quad (2)$$

ここで, v はレーダに対する目標の相対速度, R はレーダと目標の距離, c は光速, t は時刻である. ここで, f_1 と f_2 の差は微小であるため, $2vf_1/c \approx 2vf_2/c$ である. 式 (1), 式 (2) のビート信号に対し, 時間方向に離散フーリエ変換を行い, 速度 v を検出し, その位相 ϕ_1 , ϕ_2 を用いて式 (3) より, 位相差 $\phi_2 - \phi_1$ から距離 R を求める.

$$R = \frac{c(\phi_2 - \phi_1)}{4\pi(f_2 - f_1)} \quad (3)$$

2 周波 CW 方式の距離視野 $R_{\max}$ (位相のアンビギュイティが発生しない最大距離) は式 (3) の位相差が $\phi_2 - \phi_1 = 2\pi$ のときであるので式 (4) のようになる.

$$R_{\max} = \frac{c}{2(f_2 - f_1)} \quad (4)$$

また, 速度分解能 δV , 速度視野 $V_{\max}$ はそれぞれ観測時間及び周波数切り替え時間で決まり, 式 (5), 式 (6) のようになる.

$$\delta V = \frac{c}{2f_1 T_c} \left(\cong \frac{c}{2f_2 T_c} \right) \quad (5)$$

表 1 レーダパラメータ一覧
Table 1 Radar parameter used in the research.

パラメータ項目	スペック (または設定値)
搬送波周波数	24.15GHz
周波数ステップ幅	7.5MHz
サンプリング周波数	10kHz
周波数切り替え時間 (T)	200 μ sec
各周波数のサンプル数 (M)	128
観測時間(1CPI) (T _c)	51.2msec
送信電力	10mW
ビーム幅 (垂直)	16deg

表 2 期待性能一覧
Table 2 The list of the expected performance.

項目	期待性能
距離視野	20m
速度視野	27.95km/h
速度分解能	0.44km/h

$$V_{\max} = \frac{c}{4f_1 T} \left(\cong \frac{c}{4f_2 T} \right) \quad (6)$$

本実験では、筆者らの研究グループが開発し、総務省が定める 24GHz 特定小電力無線局規格に準拠し、ソフトウェアにより任意の送信波形を生成することが可能なソフトウェアレーダを使用する。2 周波 CW 方式のレーダパラメータとして表 1 に示すパラメータを採用する。また、表 1 に示すレーダパラメータから得られる期待性能を表 2 に示す。

2.2 2 周波 CW 方式を用いた対象物の特徴量抽出

人物の歩行時は胴体と脚、肩、腕などの各部位からの反射波が複雑に重なり合う多重波として計測される。そこで 2 周波 CW レーダ方式を用いて得られた観測時間 T_c の計測区間の計測信号が N 個から構成される総観測時間 $N \cdot T_c$ の f_1 , f_2 の計測データ $x_1(t)$, $x_2(t)$ は式 (7) で表される。

$$\begin{aligned} x_1(t) &= \sum_k A_k \exp \left\{ j \left[2\pi \left(\frac{2v_k(t)}{c} f_1 t - \frac{2R_k(t)}{c} f_1 \right) \right] \right\} \\ x_2(t) &= \sum_k A_k \exp \left\{ j \left[2\pi \left(\frac{2v_k(t)}{c} f_2 t - \frac{2R_k(t)}{c} f_2 \right) \right] \right\} \end{aligned} \quad (7)$$

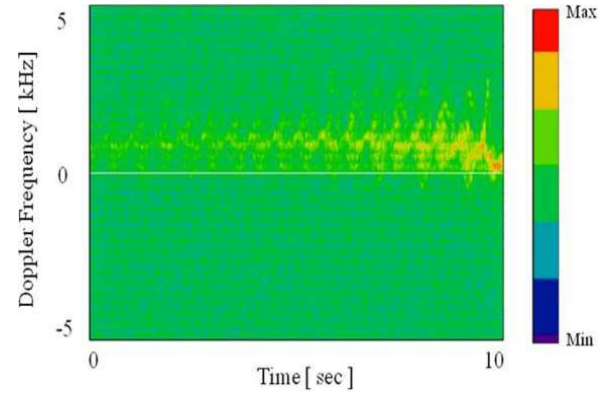


図 2 人物歩行のスペクトログラム
Fig.2 The spectrogram for human gait.

ここで、 $x(t)$ は周波数 f_1 または f_2 における人物の各部位の多重反射波であり、 k は体の各部位の番号、 A_k は k 番目の部位の振幅、 $R_k(t)$ と $v_k(t)$ はそれぞれ k 番目の部位の時刻 t における距離、速度を表し、同一の CPI では一定であると仮定する。

計測データ $x(t)$ について時間—ドップラ周波数解析を行うために、本論文では式 (8) に示す短時間フーリエ変換 (STFT: Short-Time Fourier Transform) を採用する。

$$\text{STFT}(t, f_d) = \int x(\tau) w(\tau - t) \exp(-j2\pi f_d \tau) d\tau \quad (8)$$

f_d はドップラ周波数、 $w(t)$ は窓関数であり、本論文では窓関数としてハミング窓を採用する。ここで、 τ は窓関数内の時刻である。周波数 f_1 及び f_2 のビート信号に対して式 (8) の STFT を適用すると、図 2 のように横軸が時間、縦軸がドップラ周波数 (速度)、色の電力を表すスペクトログラムを得る。図 2 は人物歩行時の計測データのスペクトログラムであり、胴体や手足の各部位の規則的な周期信号から構成されていることが確認される。

2.2.1 Mean Velocity

式 (9) に従い、図 2 のスペクトログラムの各ドップラ周波数に対して時間方向に離散フーリエ変換を行い、出力される振幅マップの出力を振幅で色付けして図 3 示す。

$$\text{AMP}(f_c, f_d) = \int \text{STFT}(\tau, f_d) \exp(-j2\pi f_c \tau) d\tau \quad (9)$$

図 3 の縦軸は図 2 と同様にドップラ周波数、横軸は

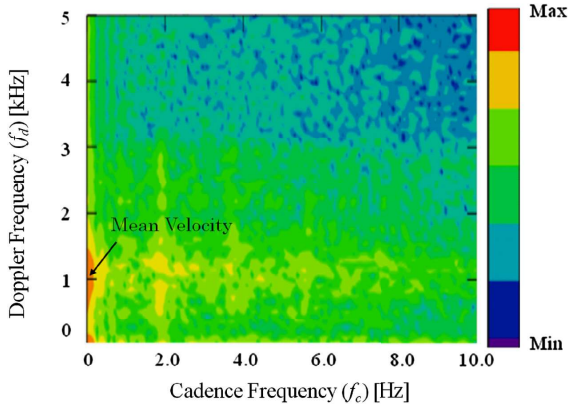


図 3 人物歩行の Cadence frequency-Doppler frequency 振幅マップ

Fig. 3 The amplitude map of Cadence Frequency-Doppler Frequency for human gait.

f_c : Cadence Frequency となる. ここで Cadence Frequency とはある速度成分の単位時間当たりの発生数である. Cadence Frequency 軸 0Hz での最大電力となるドップラ周波数 f_d から得られる目標の速度を Mean Velocity (MV) として抽出する (図 3 中の矢印). これは, 観測目標の各部位のうち, 周期的な速度変化がなく一定速度である部分の速度に対応する (歩行人物のケースでは主に胴体部分).

$$MV = \arg \max_{f_d} |AMP(0, f_d)| \quad (10)$$

ここで, 誤検知を防ぐために (誤検知率 10^{-6} 以下), ノイズレベルより 13dB 以上大きいときのみ抽出を行う [12].

2.2.2 Step Frequency

Step Frequency (SF) とは単位時間あたりの手足等各部位 (人物の歩行時では主に大腿部) の速度の発生数である. 図 3 から Cadence Frequency の 0Hz 付近は電力が高いため, 図 2 のスペクトログラムにおいて各ドップラ周波数における平均電力を減算後, 時間方向に離散フーリエ変換すると平均電力減算処理後の振幅マップ $AMP_w(f_c, f_d)$ (図 4) を得る. 図 4 において縦軸のドップラ周波数 (速度) 軸の式 (10) で算出した Mean Velocity を除いたドップラビンを加算し, 最大電力となった Cadence Frequency f_c を Step Frequency (SF) とする.

$$SF = f_{c, SF}$$

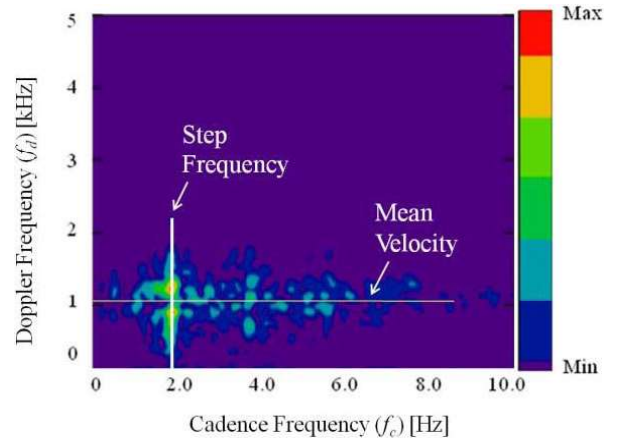


図 4 平均処理後の Cadence frequency-Doppler frequency 振幅マップ

Fig. 4 The amplitude map of Cadence frequency-Doppler frequency for human gait subtracted the averages at each Doppler frequency.

$$= \arg \max_{f_c} \left(\sum_{\substack{m \\ m \neq MV}} |AMP_w(f_c, f_d(m))| \right) \quad (11)$$

また, 上記 Mean Velocity, Step Frequency の特徴量についてはこれら二つの特徴量を用いると人物の身長 H を推定する実験式が報告されている [13].

$$H = \frac{4MV}{a \times (1.346SF)^2} \quad (12)$$

ここで, 文献 [13] では, 定数 $a = 0.53$ (身長に対する大腿部の高さの比) を採用している.

2.2.3 Appendage Ratio

Appendage Ratio (AR) とは胴体と手足等各部位の電力の比である. 胴体の電力は Mean Velocity に対応するドップラ周波数における電力, 手足等の電力は Step Frequency を用いてドップラ周波数 (速度) 軸の Mean Velocity を除いたドップラビンを加算し電力とした. よって Appendage Ratio (AR) は以下の式 (13) のようになる.

$$AR = 10 \log \left[\frac{|AMP(0, MV)|}{\sum_{\substack{m \\ m \neq MV}} |AMP(SF, f_d(m))|} \right] \quad (13)$$

2.2.4 Normalized Power

Normalized Power (NP) とは 2 周波 CW 方式から得られる距離情報を用いることで距離 1m に規格化した最大受信電力（胴体の電力）である．レーダ方程式は式 (14) のようになる [10]．

$$P_r = \frac{P_t G^2 \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3 R^4} \quad (14)$$

ここで P_r は受信電力， P_t は送信電力， G はアンテナ利得， σ はレーダ反射断面積， R はレーダと目標間の距離， λ は波長である．ここで，2 周波 CW 方式から得られる推定距離 R_{est} を式 (3) により算出し，式 (13) の受信電力を距離 1m に規格化する．

$$NP = 10 \log(P_r \cdot R_{est}^4) = 10 \log \left[\frac{P_t G^2 \lambda^2 \sigma}{(4\pi)^3} \right] \quad (15)$$

ここで，特徴量を抽出するために用いる観測時間がレーダの 1CPI を超えるとき，NP は各 CPI で得られる NP の平均値とする．

2.3 フィッシャーの線形判別器を用いた目標の識別法

図 5 にフィッシャーの線形判別法 [11] を用いた人物と他物体（図 5 は自転車のケース）の識別におけるデータ処理フローを示す．まず，学習データとして，各目標のデータの半分程度を無作為に選び，2.2 で示

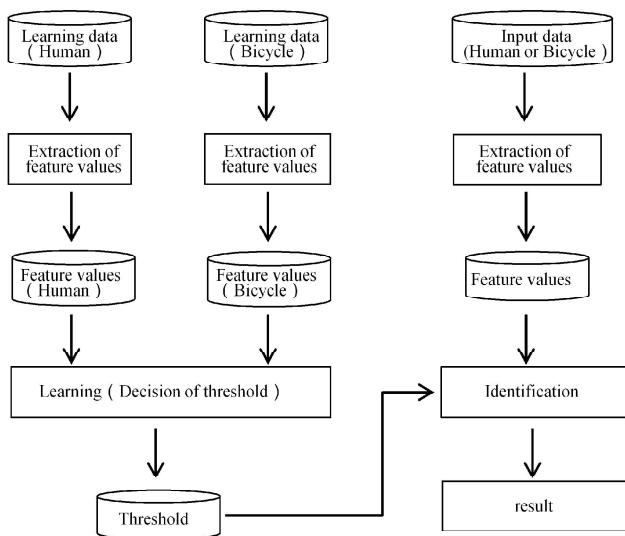


図 5 Fisher の線形判別を用いたデータ処理フロー
Fig. 5 Data processing for identification of targets using Fisher's linear discriminant.

した方法により各特徴量を抽出し，人物と自転車及び人物と犬の 2 値分類のためのしきい値を決定する．次に学習データとして使用したデータ以外を入力データとし，同様に特徴量を抽出する．学習データの処理フローで求めたしきい値を用いて，フィッシャーの線形判別法にて各入力データに対し判定を行い，識別結果として出力する．

3. 実 験

本実験では，図 6 に示すように，地面からの高さ 0.45m に設置したホーンアンテナを使用する．図 5 に示すように健常な男性と女性の合計 49 人の人物に対して歩行及び自転車で各 5 回ずつ（合計それぞれ 245 データ）距離 15m からレーダ装置に向かって等速で直線的に近づく状況で計測した．また犬については，1 匹で距離 10m から同様にレーダ装置に向かって近づく状況で 10 回（10 データ）計測した．犬のケースでは人物のケースとと比較して直線的でない動きと等速でない運動が含まれている．

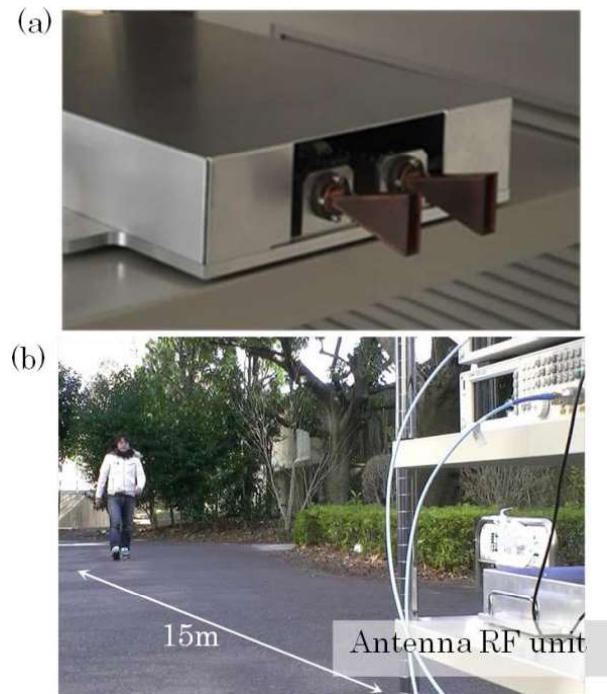


図 6 2 周波 CW レーダによる歩行人物の測定風景 ((a) アンテナ RF 部，(b) 実験環境)

Fig. 6 Experiment for a walking pedestrian using 2FCW radar ((a) RF unit, (b) Experimental environment).

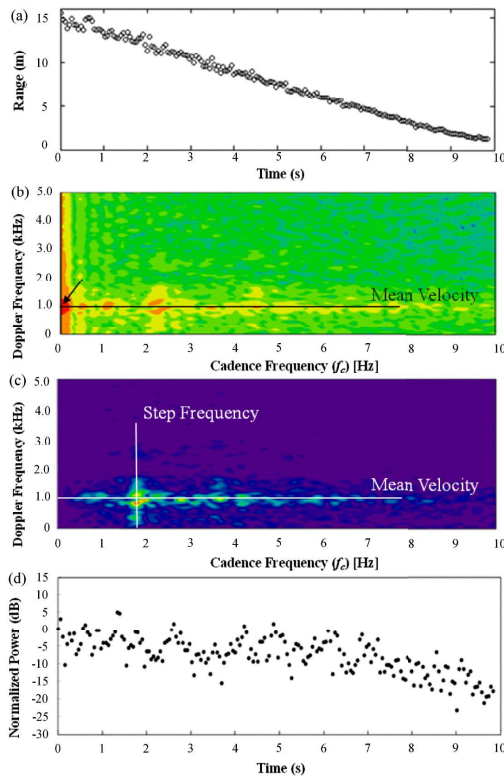


図7 2周波CWレーダによる人物の測定結果 ((a) 推定距離, (b) Cadence frequency-Doppler frequency 振幅マップ, (c) 平均減算後の Cadence Frequency-Doppler Frequency 振幅マップ, (d) Normalized Power)

Fig. 7 Result example for human by 2CW radar. ((a) Estimated distance, (b) amplitude map of Cadence frequency-Doppler frequency, and (c) amplitude map of Cadence frequency-Doppler frequency subtracted the averages at each Doppler frequency, (d) Normalized Power).

4. 実験結果と考察

4.1 Mean Velocity と Step Frequency を用いた人物の身長推定

図7に人物に対する計測結果の一例を示す ((a) 推定距離, (b) Cadence Frequency-Doppler Frequency 振幅マップ, (c) 平均電力減算後の Cadence Frequency-Doppler Frequency 振幅マップ, (d) Normalized Power). 計測データに対し, 式(8)に示される短時間フーリエ変換を行うことで得られるスペクトログラムに対し, 式(9)で示される時間方向に離散フーリエ変換を行うことにより Cadence Frequency-Doppler Frequency 振幅マップ (図7(b)) が得られる. Cadence Frequency 軸 0Hz での最大電力となるドップラ周波数 (図7(b)中の矢印) から Mean Velocity が得られる. 次に, スペクトログラムにおいて

表3 2周波CWレーダを用いた身長推定結果
Table 3 Estimation result of human height using the two frequency CW radar.

Human	True value (cm)	Mean of observed value (cm)	Standard deviation (cm)	Difference (cm)
A	163	160.8	5.9	-2.2
B	163	170.3	16.2	7.3
C	171	168.1	18.7	-2.9
D	172	171.7	2.1	-0.3
E	166	175.3	10.9	9.3
F	163	164.7	4.2	1.7
G	166	171.5	0	5.5
H	173	162.8	9.8	-10.2
I	171	167.0	13.6	-4.0

各ドップラ周波数における平均電力を減算後, 時間方向の離散フーリエ変換を行うことにより, 平均電力減算後の Cadence Frequency-Doppler Frequency 振幅マップ (図7(c)) が得られる. 図7(c)において Mean Velocity を除いたドップラビンを加算し, 最大電力となる Cadence Frequency から Step Frequency が得られる. 得られた Mean Velocity 及び Step Frequency に対し, 式(12)を用いることにより, 被験者49人中で身長が既知の9名に対し身長を推定すると, 表3に示す結果が得られる. ここで, 式(12)における a は9名の推定誤差の平均値が最も小さくなる 0.486 を採用した. 各5回の身長推定における標準偏差は平均で約9cmとなっており, 文献[13]で示される結果と同程度の測定精度が得られている. また, 日本人に対する式(12)中の a の値 (身長に対する大腿部の高さの比) は欧米人より小さい値となることが示唆される.

4.2 Normalized Power に与えるアンテナビームパターン及び鏡面反射によるマルチパスの影響

Normalized Power は距離1mに規格化された受信電力 (胴体による受信電力) であるので, 目標が点目標でアンテナのビームパターンが一様かつマルチパスがない環境においては, 式(15)に示すように, 距離によらず一定となる. しかし, 一般的には目標が点目標でないこと, アンテナビームパターンと図8に示すような地面の鏡面反射マルチパスの影響[14]により一定の値とはならないと考えられ, 図7(d)の人物の測定結果の一例でも示されるように遠距離と近距離では差異が確認される. 図9に歩行人物49人の各5回の実験 (計245回) における計測データについて

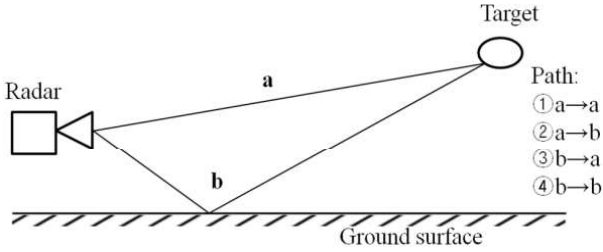


図 8 マルチパス環境の概念図 (経路は全部で①～④の4パターン)

Fig. 8 Schematic model of multipath environment.

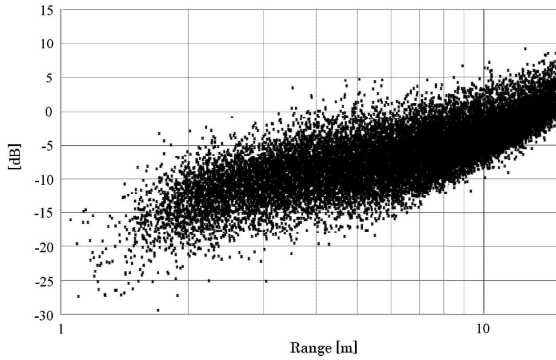


図 9 歩行人物 49 人の各 5 回の実験 (計 245 回) の計測データにおける Normalized Power と距離の関係

Fig. 9 Normalized Power for 245 data of 49 pedestrians.

ての Normalized Power と距離の関係を示す。図 9 に示されるように Normalized Power は距離により変化し、特にアンテナからの距離 3.0m 以下と 7.0m 以上では特にその傾向が確認される。そこで、本節では、Normalized Power に与えるアンテナビームパターンと鏡面反射マルチパスの影響について計算機シミュレーションにより検討する。目標が人物であるとき、最も受信電力が大きいのは胴体の部分であり、人物の場合、胴体部分は平均で約 0.9m～1.5m の高さに相当する。図 10(a)～(d) に、高さ 0.9m～1.5m に点目標が存在するときの Normalized Power を受信電力と式 (15) を用いて求め、目標までの水平距離との関係を点目標の高さ 20cm ごとに示す ((a) 0.9m, (b) 1.1m, (c) 1.3m, (d) 1.5m)。ここで、受信電力は、本実験で使用するホーンアンテナのビームパターンを考慮しており、地面は後述の実験環境を想定しアスファルト (複素比誘電率 $\epsilon_r = 4.9 + 0.2j$) としている [15]。これらの重ね合わせ (和) が歩行人物に対する Normalized Power となり図 10(e) に示す。図 10(e) より、人物については特にアンテナからの距離が 3.5m 以下及び 7.0m 以上ではビームパターンの影響及びマルチパスの影響により特に一定の値とならないことが計算機シ

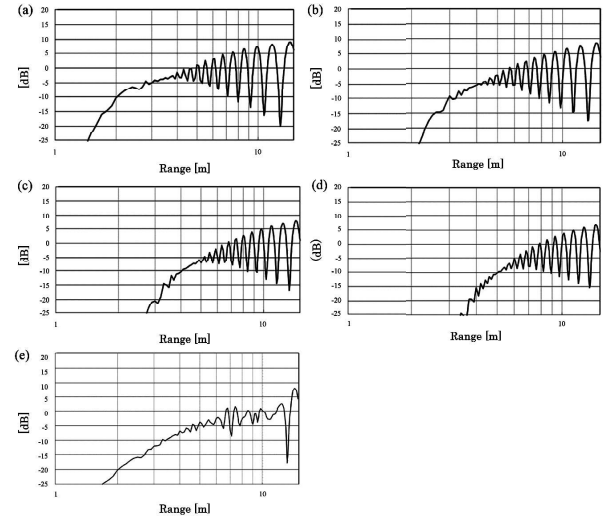


図 10 各高度の目標反射点による Normalized Power の距離依存性 ((a) 0.9m, (b) 1.1m, (c) 1.3m, (d) 1.5m, (e) 高度 0.9m～1.5m の 20cm 間隔)

Fig. 10 Relationship between Normalized Power and target range at each reflection height ((a) 0.9m, (b) 1.1m, (c) 1.3m, (d) 1.5m, and (e) between 0.9 and 1.5m at each 0.2m).

ミュレーションによって示される。そこで、本研究では目標識別のための特徴量として着目する Normalized Power の抽出のために、Normalized Power が比較的一定の値をとる目標が 3.5～7.0m の距離に存在する範囲に議論を限定する。本実験では、目標がアンテナに向かって直線的に近づくため、各目標の移動速度を考慮すると、目標が距離 7.0m を通過後 1.5 秒以内では、一部自転車を除く、全ての目標がアンテナから 3.5～7.0m の範囲に存在する。そこで、人物、自転車及び犬に対し、アンテナからの距離 7.0m を通過してからの観測時間 (0.5 秒～1.5 秒) と各特徴量の分布の関係を求める。また、観測時間内で 3.5m 以内に近づいた一部の自転車のデータについては 3.5～7.0m の範囲に存在する観測時間のみを用いて特徴量を抽出する。ここで、最低観測時間は、人物、自転車、犬の全データにおいて 2.2.1 で述べたしきい値を観測時間内で少なくとも一回は超える CPI が存在する最小の観測時間である 0.5 秒としている。

4.3 各目標についての特徴量の分布

図 11 に目標がアンテナから距離 7.0m の地点を通過後の 0.5 秒間の観測データから求めた各特徴量のヒストグラムを示す。同様に、観測時間 0.1 秒ごとに各特徴量の分布を求め、各分布の平均値と標準偏差を求め、図 12 に示す。

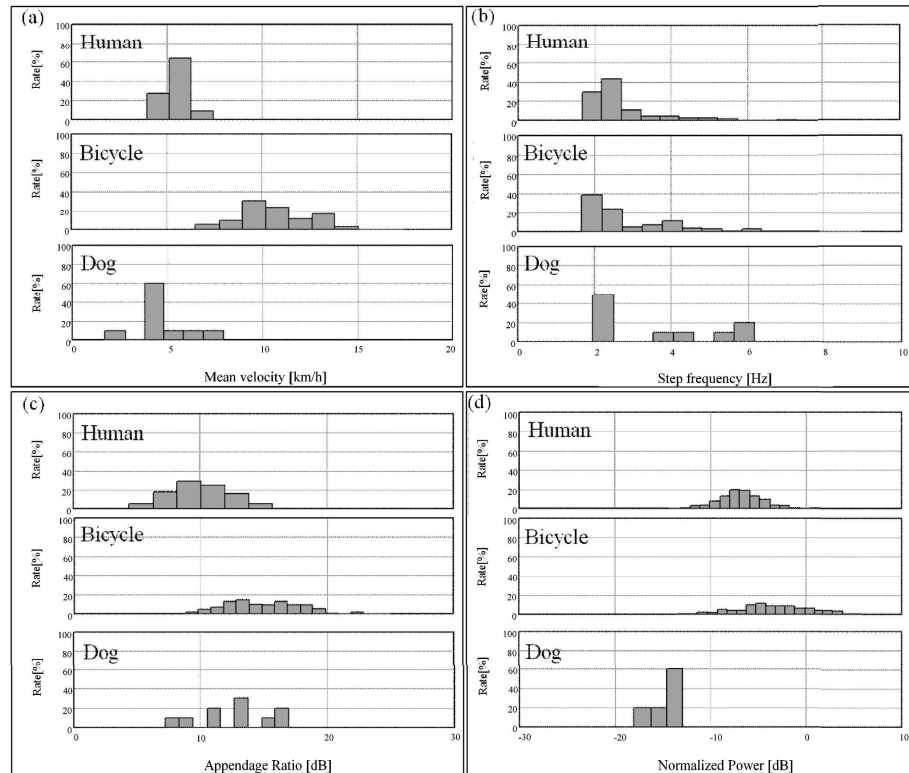


図 11 距離 7.0m を通過後 0.5 秒間の観測データから得られる特徴量のヒストグラム
 Fig. 11 Histogram of target features obtained by data of 0.5s after the target passed the distance of 7.0m.

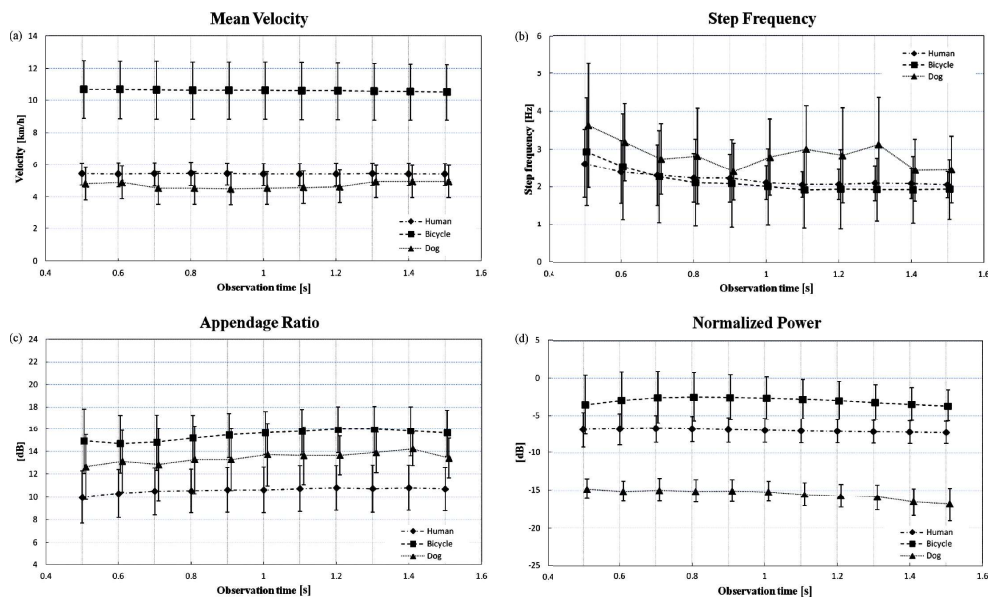


図 12 距離 7.0m を通過後の観測時間と観測データから得られる各特徴量の平均値の関係 ((a) Mean Velocity, (b) Step Frequency, (c) Appendage Ratio, (d) Normalized Power)

Fig. 12 Relationship between mean values of target features and observation time ((a) Mean Velocity, (b) Step Frequency, (c) Appendage Ratio, and (d) Normalized Power).

Mean Velocity について、人物と犬は平均値で近い値となり、その標準偏差は犬の方が大きい値となった。自転車の Mean Velocity の平均値は人物より 5km/h

程度大きいため、人物と自転車の識別に有効な特徴量であると予想される。一方で、後述の他の特徴量に比べ、各目標の Mean Velocity の平均値と標準偏差に観

測時間による差異は少ないことがわかる。

Step Frequency について、人物と自転車では平均値、標準偏差ともに近い値となる。標準偏差は観測時間の増加とともに小さくなる。犬の Step Frequency は人物より平均値が 1~2Hz 程度大きく、標準偏差が全観測時間を通じて大きい。これは、歩行人物と自転車が周期的な運動を繰り返してレーダに近づいてくるのに対し、犬には不規則な運動が含まれているためであると考えられる。

Appendage Ratio については、人物と比較して自転車と犬の平均値はそれぞれ 5dB 及び 3dB 程度異なる。よって、Appendage Ratio は人物と自転車及び人物と犬の識別の両方に有効であることが期待される。

Normalized Power については、人物と自転車では自転車の方が平均値で人物より 3dB 程度大きくなる。また、人物と自転車については、観測時間が増加すると標準偏差が小さくなることから、観測時間を増加させることにより識別率の向上が期待される。また、人物と犬では平均値で 15dB 程度の差があり、Normalized Power は人物と犬の識別に特に有効な特徴量であることが期待される。一方で、犬については観測時間が増えても標準偏差が小さくならず、1.0 秒を超えると観測時間の増加とともに標準偏差が増加する。人物と自転車は、レーダに対し直進し姿勢の変化が少ないために、観測時間が増えると Normalized Power 算出に用いる CPI 数を増え、平均値をとることで S/N に依存する距離測定におけるランダム誤差を低減していると考えられる。犬については、被験者が人物の場合に比べて姿勢の変化が大きく、観測時間内で RCS 自体の変化があり、観測時間の増加による S/N に依存するランダム誤差を低減の効果よりも、RCS の変化の影響が大きいことが考えられる。また、犬の Normalized Power の平均値が観測時間とともに下がるのは、犬の胴体の大きさが人の胴体に比べ小さいので、点目標に近くなり、人物に比べマルチパスの影響が大きいことが考えられる。

5. 識別アルゴリズムの適用及び評価

本章では、前章で述べた各観測時間で得られた特徴量 (Mean Velocity, Step Frequency, Appendage Ratio, Normalized Power) を用いた人物と自転車、人物と犬の 2 値分類問題を考える。2 周波 CW レーダで得られる目標までの距離情報を用いた特徴量として加える Normalized Power の有効性を評価するた

めに、Fisher の線形判別法を適用し識別率を算出する。人物、自転車の計測データはそれぞれ 49 人 (245 データ) であり、計測データから学習データとして 24 人 (120 データ)、評価データとして 25 人 (125 データ) を無作為に抽出する操作を 4 回繰り返し、Fisher の線形判別法を適用し、識別率の平均値を求める。また、犬は 1 種類 (10 データ) のみの計測であり、人物歩行、自転車に比べてデータ数が少ないが、学習データとして 5 データ、評価データとして 5 データを無作為に抽出する操作を同様に 4 回繰り返し識別率の平均値を求め、観測時間と識別率の関係を図 13 に示す ((a) 及び (b) は人物と犬、(c) 及び (d) は人物と自転車の識別)。図 13 より四つの特徴量を用いた識別率から Normalized Power を除いたとき人物と自転車及び人物と犬の識別とも識別率が低下することから、Normalized Power が人物と他物体を識別するのに有効な特徴量の一つであることがわかる。人物と犬の識別においては、四つの特徴量から Normalized Power を除いたとき、他の特徴量を除いたときよりも識別率が低下することから、人物と犬の識別において特に有効な特徴量であることがわかる。

人物と犬の識別では、人物を人物と判定する確率及び犬を犬と判定する確率の両者とも Normalized Power を用いると観測時間 0.5 秒から高い識別率 (95%以上) を示し、人物を人物と判定する確率は観測時間の増加とともに更に上昇し観測時間 0.8 秒以上では 99%以上となる。犬を犬と判定する確率にばらつきがみられるのは、取得データ数の少なさが影響していると思われる。

人物と自転車の識別では、四つの特徴量から Mean Velocity を除いたとき、他の特徴量を除いたときよりも識別率が低下することから、人物と自転車の識別において最も有効な特徴量であることがわかる。本実験では、人物と自転車の Mean Velocity に有意な差が見られるが、人物と自転車の移動速度に差がない、若しくは人物が自転車よりも速く移動するケースも起こりうる。そのような状況における識別率については、四つの特徴量を用いた結果から Mean Velocity を除いた Step Frequency, Appendage Ratio, Normalized Power の三つの特徴量のみを用いた識別結果より、観測時間の増加とともに識別率は上昇し、観測時間を 1 秒程度まで伸ばせば 90%以上の識別率を確保できることが示唆される。

以上より、対象物の識別に距離計測が可能なレーダ

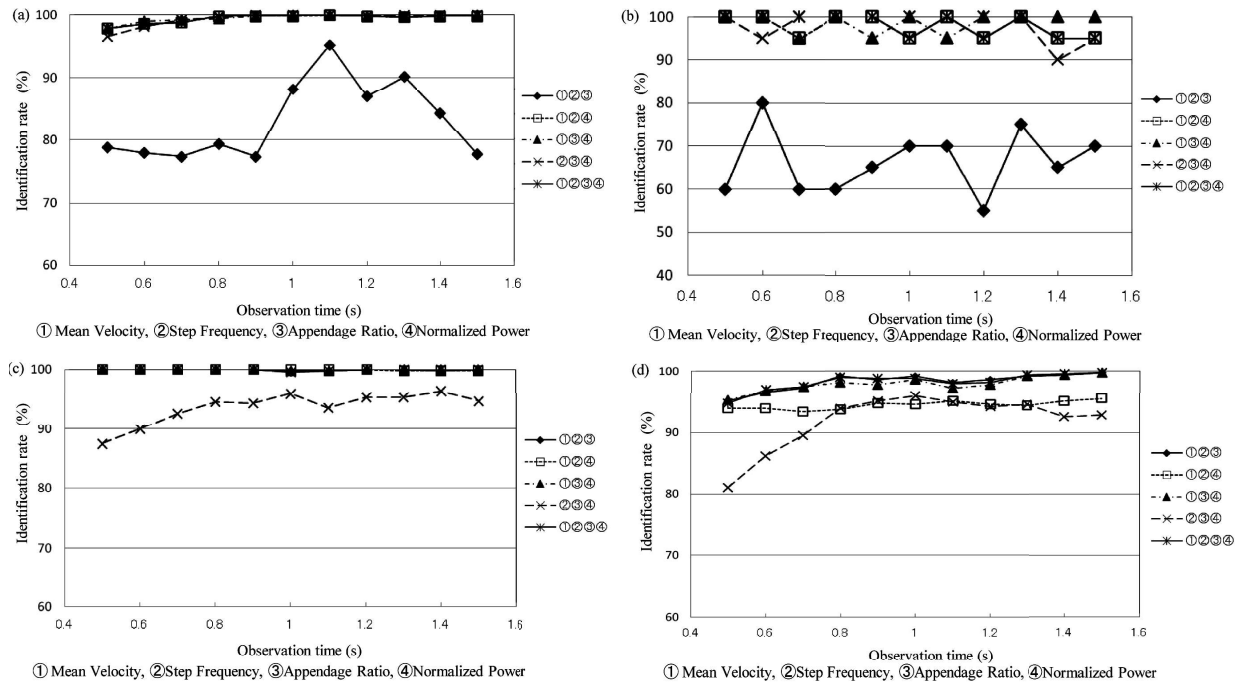


図 13 距離 7.0m を通過後の観測時間と識別率 ((a) 人物を人物と判定する確率 (人物と犬の識別), (b) 犬を犬と判定する確率 (人物と犬の識別), (c) 人物を人物と判定する確率 (人物と自転車の識別), (d) 自転車を自転車と判定する確率 (人物と自転車の識別))

Fig. 13 Relationship between observation time and identification rate ((a) Identification rate for human in human and dog situation, (b) Identification rate for dog in human and dog situation, (c) Identification rate for human in human and bicycle situation, (d) Identification rate for bicycle in human and bicycle situation).

変調方式を採用することにより得られる Normalized Power を従来の無変調 CW 方式で用いられる Mean Velocity, Step Frequency, Appendage Ratio に加えることにより、識別率が向上し、2 周波 CW レーダを用いて得られる Normalized Power が人物と他物体を識別する有効な特徴量のひとつとなりうることを示される。

6. む す び

本論文では、歩行人物と他物体の識別のために 2 周波 CW レーダ方式を用いた目標の特徴量抽出について述べた。レーダに対して人物、自転車及び犬が直進するという基本的な条件のもと、人物、自転車、犬の計測データを取得し、従来の無変調 CW を用いた歩行認識において用いられている Mean Velocity, Step Frequency, Appendage Ratio を抽出した。更に 2 周波 CW 方式を採用することにより求められる Normalized Power を算出した。その結果、それぞれの特徴量の分布に差異が認められ、特徴量の分布は観測時間により変化することが確認された。特徴

量の分布より Mean Velocity は人物と自転車の識別、Appendage Ratio は人物と自転車及び人物と犬の識別、Normalized Power は人物と犬の識別において特に有効な特徴量であると考えられる。また、人物と自転車については、観測時間が増加すると標準偏差が小さくなることから、観測時間を増加させることにより人物と自転車の識別率の向上が期待される。

また、上記の四つの特徴量を用いた人物と自転車、人物と犬について Fisher の線形判別法を用いて識別率を算出した。Mean Velocity, Step Frequency, Appendage Ratio, Normalized Power のうち 3 種類を用いた結果と四つの特徴量を用いた識別率の結果から Normalized Power が人物と他物体を識別する有効な特徴量のひとつであり、特に人物と犬の識別において有効な特徴量であることを示した。

本研究では、レーダに対して人物、自転車及び犬が直進するという基本的な条件のもと実験を行っており、今後より多様な被験者及び直進だけでなく多様な動作を含む条件で実験を行うことが課題として上げられる。一方、犬については、データ取得の困難さから人物、

自転車に比べてデータ数が少ないことから、より多くのデータを取得することも課題として上げられる。また、距離を測定できるレーダ変調方式として最も基本的な変調方式の一つである 2 周波 CW 方式を採用した。2 周波 CW 方式は、等速複数目標が存在する環境に対する課題があるため、等速複数目標に対しても検知可能な多周波 CW 方式 [9] を採用することで更なる性能の向上が期待される。

文 献

- [1] B. Lyonnet, C. Ioana, and M.G. Amin, "Human gait classification using microDoppler time-frequency signal representations," Proc. Radar Conference 2010 IEEE, pp.915–919, Washington DC, U.S.A., 2010.
- [2] S. Bjorklund, T. Johansson, and H. Petersson, "Evaluation of a micro-Doppler classification method on mm-wave data," Proc. Radar Conference 2012 IEEE, pp.0934–0939, Washington DC, U.S.A., 2012.
- [3] F.H.C. Tivive, A. Bouzerdoun, and M.G. Amin, "Automatic human motion classification from Doppler spectrograms cognitive information processing," 2010 2nd International Workshop on Cognitive Information Processing, pp.237–242, Elba, Italy 2010.
- [4] C. Hornsteiner and J. Detlefsen, "Characterisation of human gait using a continuous-wave radar at 24 GHz," Advances in Radio Science, 6, pp.67–70, 2008.
- [5] T. Dogaru, C. Le, and G. Kirose, "Time-frequency analysis of a moving human Doppler signature," U.S. Government, 2011.
- [6] M. Otero, "Application of a continuous wave radar for human gait recognition," Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition XIV, vol.5809, pp.538–548, 2005.
- [7] I. Matsunami, R. Nakamura, and A. Kajiwara, "RCS Measurements for Vehicles and Pedestrian at 26 and 79GHz," Proc. IEEE International Conference on Signal Processing and Communication Systems, Communication 2012, Australia, 2012.
- [8] 稲葉敬之, 平井 俊, "FMICW レーダにおける移動目標検出法," 信学論 (B), vol.J88-B, no.4, pp.795–803, April 2005.
- [9] 稲葉敬之, "多周波ステップ ICW レーダによる多目標分離法," 信学論 (B), vol.J89-B, no.3, pp.373–383, March 2006.
- [10] 山田直之, 田中雄一, 西川訓利, "76GHz 帯における歩行者の電波反射特性の把握," 信学技報, AP2004-96, 2004.
- [11] C.M. Bishop, Pattern Recognition and Machine Learning, Springer, 2006.
- [12] 稲葉敬之, 柳沢 基, 荒木純道, "車載レーダのための 2 段階測角方式," 信学論 (B), vol.J86-B, no.8, pp.1652–1658, Aug. 2003.
- [13] S. Yang and L. Kong, "Research on characteristic

extraction of human gait," Proc. 3rd International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering, 10.1109/ICBBE.2009.5163328, China, 2009.

- [14] 稲葉敬之, 荒木純道, "マルチパス環境での空間・周波数最大比合成法," 信学論 (B), vol.J85-B, no.12, pp.2280–2289, Dec. 2002.
- [15] 渡辺正典, 安住壮紀, 橋本 修, 穂積順一, 木村晃治, "マイクロ波帯におけるアスファルト舗装ブロックを用いた反射特性に関する基礎検討," 信学技報, EMCJ2008-11, 2008.
(平成 25 年 11 月 25 日受付, 26 年 3 月 17 日再受付)



秋田 学 (正員)

平 18 大阪大・工・電子情報エネルギー工卒, 平 20 同大学院工学研究科電気電子情報工学専攻博士前期課程了。平 23 同大学院博士後期課程了。平 24 ニューメキシコ工科大学博士研究員を経て, 平 25 電気通信大学大学院情報理工学研究科助教。



深町 弘毅

平 23 電通大・電気通信・電子工卒。平 25 同大学院情報理工学研究科知能機械工学専攻博士前期課程了。



渡辺 優人 (学生員)

平 21 電通大・電気通信・電子工卒, 平 23 同大学院博士前期課程了。現在, 同博士課程後期課程に在学中。



稲葉 敬之 (正員)

昭 56 東工大・理・物理卒, 昭 58 同大学院理工学研究科物理学専攻修士課程了。同年, 三菱電機(株)鎌倉製作所入社。同社情報技術総合研究所主席技師長を経て, 平 20 年 4 月より電通大教授。工博。レーダ信号処理, 超電導磁気センサ信号処理, アダプティブアレー信号処理, 車載レーダの研究開発等に従事。平 18 年度学会通信ソサエティ論文賞, 2006 年 IEEE AES Japan-chapter best paper award 受賞, IEEE シニア会員。