

## 2 周波 CW レーダを用いた人物等の歩行認識

深町 弘毅 稲葉 敬之

電気通信大学大学院情報理工学研究科 〒182-8585 東京都調布市調布ヶ丘 1-5-1

E-mail: [fukamachi.kouki@inabalab.ee.ucc.ac.jp](mailto:fukamachi.kouki@inabalab.ee.ucc.ac.jp)

**あらまし** 近距離レーダを用いた人物歩行認識技術が注目されている。従来、人と他物体の分離認識のための有効な特徴量として①Mean Velocity, ②Step Frequency, ③Appendage Ratio などが報告されている。本研究では新たな特徴量として2周波CWレーダから得られる距離情報を利用した④Normalized Power を特徴量として採用することを提案している。本論文では、歩行および自転車の計測データと犬の歩行計測データに対し、これらの特徴量を抽出した後、Fisherの線形判別法またはSupport Vector Machineを適用することで高い信頼性をもって分離認識が可能であることを示す。

**キーワード** レーダ, 2周波CW, 特徴抽出, Support Vector Machine

## Human Gait Recognition using 2 Frequency CW Radar

Kouki FUKAMACHI and Takayuki INABA

Graduate School of Electro-Communications, The University of Electro-Communications  
1-5-1 Tyofugaoka, Tyofu-shi, Tokyo, 182-8585 Japan

E-mail: [fukamachi.kouki@inabalab.ee.ucc.ac.jp](mailto:fukamachi.kouki@inabalab.ee.ucc.ac.jp)

**Abstract** In earlier study, recognition of human walking using a radar have been investigated. Conventionally, there are available features to separate human and other objects, which are ①Mean Velocity, ②Step Frequency and ③Appendage Ratio. This paper presents a new feature that is ④Normalized Power. Normalized Power uses estimated distance available from 2 Frequency CW Radar. In purpose of evaluating effectiveness of new feature, their features are extracted from measured data which is obtained by human, bicycle and dog. After that, our approach is to apply Fisher's linear discriminant and Support Vector Machine to extracted features. It has been showed that presented feature is available.

**Keyword** Radar, 2 frequency CW radar, feature extraction, Support Vector Machine

### 1. まえがき

近年、車載レーダや侵入監視センサにおいて、近距離レーダが注目されている。このような近距離レーダでは、目標の検知や運動計測/予測のみならず、目標の類識別までも可能とする人物歩行分析技術の研究が望まれている。特に、人物と他物体（動物、自転車、車など）との分離認識は実用上極めて重要である。

レーダに用いられる測距方式としては、時間遅延を用いて測距を行うパルス圧縮方式、周波数を用いて測距を行うFMCW(Frequency Modulated Continuous Wave)方式、位相差を用いて測距を行う2周波CW方式などが知られている[1]。パルス圧縮方式では、クラッタ抑圧性能や干渉抑圧性能に優れているが、高速の相関処理演算が必要となり、高い距離分解能を得るためには

ハードウェア規模・コストが増大するという課題がある．これに対し、FMCW方式は、比較的低速の信号処理で高い距離分解能を得られる方式である．しかし、FMCW方式では複数目標が存在する場合、ペアリング誤作動が発生してしまう．2周波CW方式は少しだけ離れた2つの周波数を時分割で送信するため、送受信系が簡素であり、FMCW方式と同様に比較的低速の信号処理を用いることができ、周波数占有帯域幅が狭いため他のレーダとの干渉が発生しにくいという利点がある．また、距離精度が周波数帯域幅でなくS/Nに依存するため、近距離を検知対象としたレーダ方式として適合性に優れている．

そこで、筆者らは2周波CWレーダを用いた歩行人物等の特徴抽出法を提案した[2]．提案法では従来研究で用いられている特徴量である①Mean Velocity（胴体の平均速度）、②Step Frequency（胴体速度を中心とした手足等の各速度の発生周期の逆数）[3]、③Appendage Ratio（胴体と手足等の電力比）[4]に加え、2周波CWレーダにより得られる距離情報と受信電力情報に基づく新たな特徴量として④Normalized Power（距離1mに規格化した受信電力値）を用いることを特徴としている．また文献[2]において、提案する特徴量が目標分離認識において有効であることを定性的に示した．

本論文では、その有効性を定量的に評価するために、新たに計測データを充実させるとともに、抽出した特徴量に対し、認識アルゴリズム（Fisherの線形判別法、Support Vector Machine：SVM）を適用し認識確率を算出した．その結果として、高い信頼性をもって分離認識が可能であることを明らかにする．

## 2.2 周波CWを用いた人物等の歩行特徴抽出

### 2.1.2 周波CWレーダ方式

2周波CW方式は、極めて狭い占有帯域で目標の距離・速度検出が可能な方法である．2周波CW方式の送信シーケンス図を図1に示す．2周波CW方式では周波数 $f_1$ の区間では $f_1$ 、周波数 $f_2$ 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）を通すことで以下の出力信号(1)、(2)式を得る．

$$Beat_{f_1}(n) = \exp\left\{-j\left[2\pi\left(\frac{2}{\lambda}vT_s n + \frac{2R}{c}f_1\right)\right]\right\} \quad (1)$$

$$Beat_{f_2}(n) = \exp\left\{-j\left[2\pi\left(\frac{2}{\lambda}vT_s n + \frac{2R}{c}f_2\right)\right]\right\} \quad (2)$$

ここで、 $v$ はレーダに対する目標の相対速度、 $T_s$ はサンプリング周期、 $R$ はレーダと目標間の距離である．

(1)、(2)式の出力信号に離散フーリエ変換を行い位相 $\phi_1$ 、 $\phi_2$ を取り出し位相差 $\phi_2 - \phi_1$ から距離 $R$ を求めると以下の(3)式を得る．

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

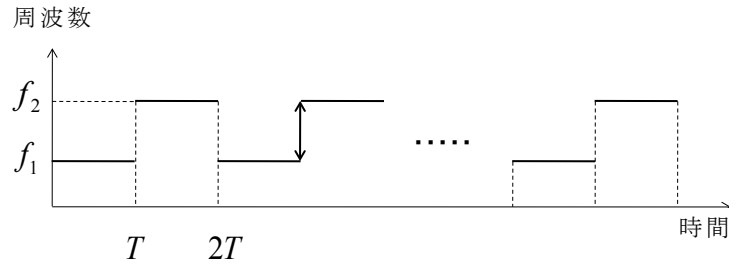


図1 2周波CW方式の送信シーケンス図

### 2.2.人物の歩行特徴抽出

レーダを用いて人物の歩行を計測する際は、人物の脚、肩、腕、胴体などの各部位からの反射波が複雑に重なり合う多重波環境である．そこで2周波CWレーダ方式を用いて得られた計測データを時間一周波数解析するためにSTFT（Short-Time Fourier Transform）を用いると、図2のように横軸が時間、縦軸がドップラ周波数（速度）、色の濃さが電力を表すスペクトログラムを得る．図2よりある程度規則的な周期信号であることがわかる．

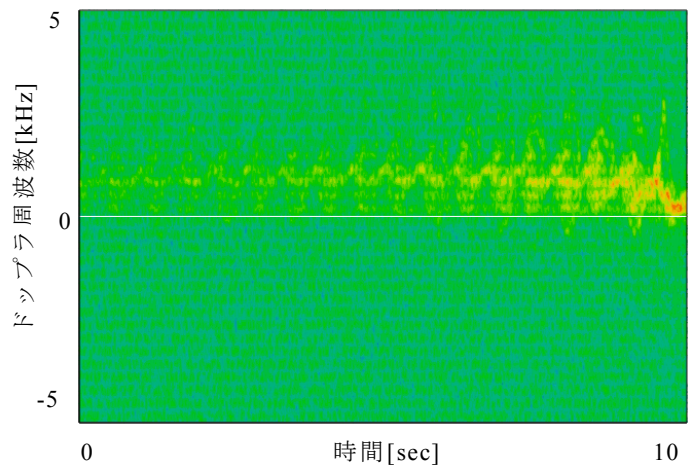


図2 人物歩行のスペクトログラム

#### 2.2.1. Mean Velocity

Mean Velocityとは胴体の平均速度である．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うと、図3を得る．図3の縦軸は図2の共通のドップラ周波数（速度）であるが、

横軸が Cadence Frequency となる． Cadence Frequency は速度に対する周波数である． 胴体は周期的な速度変化がなく一定速度であると仮定し， 図 3 の cadence Frequency 軸 0Hz での最大電力となるドップラビン(速度)を Mean Velocity として抽出する．

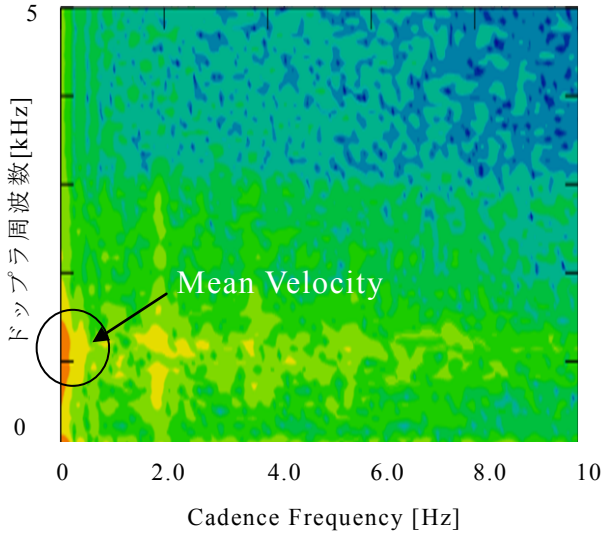


図 3 ドップラ周波数—Cadence Frequency

### 2.2.2. Step Frequency

Step Frequency とは胴体速度を中心とした手足等の各速度の発生周期の逆数である． 図 3 から Cadence Frequency 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し， ウェイトを乗算し， 時間方向に離散フーリエ変換すると図 4 を得る． 図 4 において縦軸のドップラ周波数(速度)軸の Mean Velocity を除いた前後のドップラビンを加算し， 最大電力となった Cadence Frequency を Step Frequency とする．

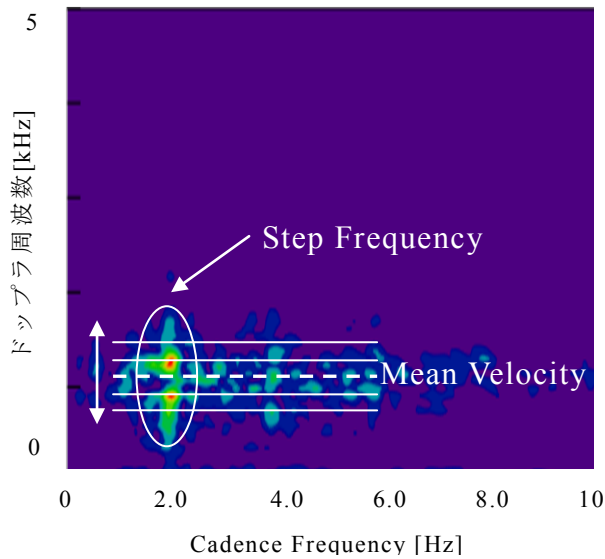


図 4 ドップラ周波数—Cadence Frequency (平均処理)

### 2.2.3 Appendage Ratio

Appendage Ratio とは胴体と手足等の電力比である． 胴体の電力は 2.2.1 で抽出した Mean Velocity の電力， 手足等の電力は 2.2.2 で抽出した Step Frequency を用いてドップラ周波数(速度)軸の Mean Velocity を除いた前後のドップラビンを加算し電力とした． よって Appendage Ratio は以下の(4)式のようになる．

$$AR = 10 \log \left[ \frac{P(\text{Mean Velocity})}{\sum_{i \in \text{Mean Velocity} \pm \Delta} P_i(\text{Step Frequency})} \right] \quad (4)$$

### 2.2.4. Normalized Power

Normalized Power 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 に規格化した受信電力値である． レーダ方程式は(5)式のようになる．

$$P_r = \frac{P_t G^2 \lambda^2 \sigma^2}{(4\pi)^3 R^4} \quad (5)$$

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，  $\sigma$  はレーダ反射断面積，  $R$  はレーダと目標間の距離，  $\lambda$  は波長である． ここで， 2 周波 CW 方式から得られる距離  $R$  を用いると(6)式のような電力値を距離 1m に規格化できる．

$$\text{Normalized Power} = P_r \cdot R^4 = \frac{P_t G^2 \lambda^2 \sigma^2}{(4\pi)^3} \quad (6)$$

実際に人物がレーダに近づく状況で計測した 2 周波 CW 方式から得られる時間—推定距離を図 5 に示す． また， 同時に 2 周波 CW 方式から得られる時間—電力を図 6 に示す．

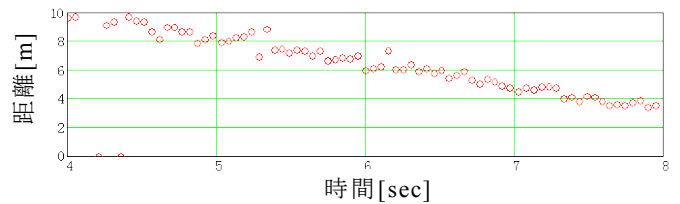


図 5 2 周波 CW レーダの時間—距離推定

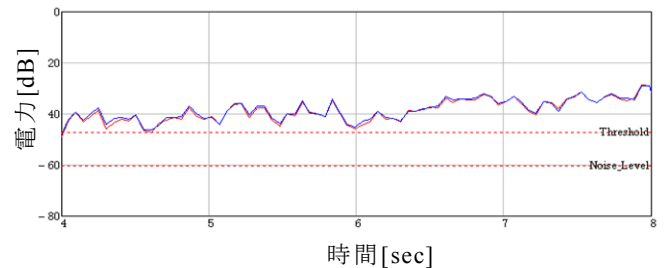


図 6 2 周波 CW レーダの時間—電力

図 5, 図 6 は人物がレーダに近づく状況で計測しているため時間が経過すると推定距離が減少し, 電力は増加することがわかる. 図 5 および図 6, (6)式を用いると以下の図 7 の Normalized Power を得る.

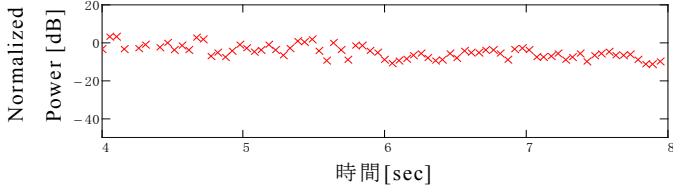


図 7 2 周波 CW レーダの時間—Normalized Power  
図 7 においてマルチパス等の影響が少ない近距離 (2.0m—2.5m) の Normalized Power の平均値を Normalized Power とする.

### 3. 実験

被験者 49 人に対して歩行および自転車で各 5 回ずつレーダ装置に向かって近づく状況で計測した. 以下の表 1 のレーダパラメータを採用した. また, 表 1 から得られる期待性能を表 2 に示す.

表 1 レーダパラメーター一覧

|            |               |
|------------|---------------|
| 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  | 200 $\mu$ sec |
| 各周波数のサンプル数 | 128           |
| 観測時間       | 51.2msec      |
| 送信電力       | 10mW          |

表 2 期待性能一覧

|       |           |
|-------|-----------|
| 距離視野  | 20m       |
| 速度視野  | 27.95km/h |
| 速度分解能 | 0.437km/h |

2 章で挙げた特徴量① Mean Velocity ② Step Frequency ③ Appendage Ratio ④ Normalized Power を抽出し, 図 8 の特徴量散布図, 表 3 の各特徴量の平均および標準偏差を得る.

表 3 各特徴量の平均 (標準偏差)

|     | 特徴量<br>① [km/h]  | 特徴量<br>② [Hz]     | 特徴量<br>③ [dB]    | 特徴量<br>④ [dB]     |
|-----|------------------|-------------------|------------------|-------------------|
| 人物  | 4.972<br>(0.910) | 1.984<br>(0.438)  | 11.58<br>(1.705) | -9.776<br>(1.524) |
| 自転車 | 10.35<br>(1.828) | 1.844<br>(0.8185) | 15.83<br>(1.99)  | -6.002<br>(2.767) |
| 犬   | 4.498<br>(1.236) | 3.052<br>(0.9853) | 15.59<br>(1.627) | -24.29<br>(1.396) |

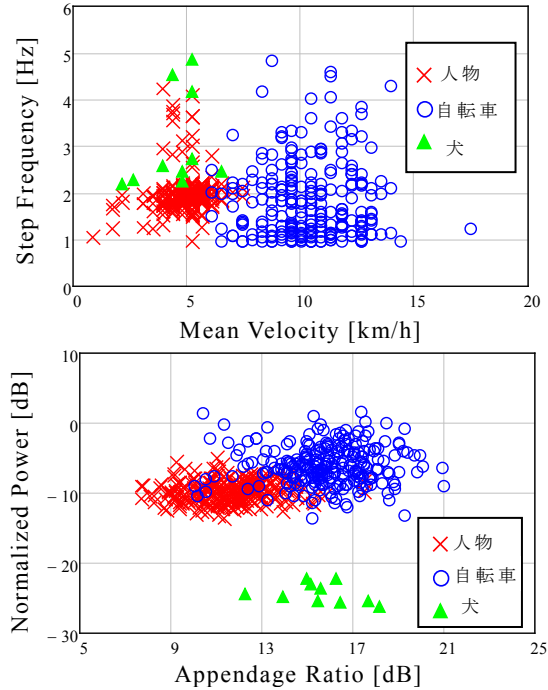


図 8 特徴量散布図 (上図: 特徴量①② 下図: 特徴量③④)

### 3.1. 認識アルゴリズムの適用および評価

本論文では, 人物と自転車および人物と犬の 2 値分類問題を対象とした認識アルゴリズムとして Fisher の線形判別法[5], Support Vector Machine: SVM[6]を用いる. SVM は基本的には線形の識別器であるが, カーネル関数と最適化法の組み合わせにより非線形の識別器に拡張でき, 優れたパターン認識結果が得られると報告されている[7]. また, SVM で用いられるカーネル関数は, 多項式カーネル, ガウシアン型カーネル, シグモイドカーネルなどが挙げられる.

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, 認識アルゴリズム (Fisher の線形判別法, SVM) を適用し, 認識確率の平均値を求めた. また, 犬は 1 種類のみで計測であり, 人間, 自転車に比べてデータ数が少ない. 本論文では犬の計測データ 1 種類 (10 データ) から, 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 4 回繰り返し人物, 犬の認識確率の平均値を求め以下の表 4, 5, 6, 7 を得る. ただし, 特徴量数は 4, カーネル関数はシグモイドカーネルを採用した.

表 4 Fisher の線形判別法による分類表 (人物-自転車)

|        |     | Predicted |         |
|--------|-----|-----------|---------|
|        |     | 人物        | 自転車     |
| Actual | 人物  | 100[%]    | 0[%]    |
|        | 自転車 | 4.8[%]    | 95.2[%] |

表 5 Fisher の線形判別法による分類表 (人物-犬)

|        |    | Predicted |        |
|--------|----|-----------|--------|
|        |    | 人物        | 犬      |
| Actual | 人物 | 98.8[%]   | 1.2[%] |
|        | 犬  | 5[%]      | 95[%]  |

表 6 SVM による分類表 (人物-自転車)

|        |     | Predicted |       |
|--------|-----|-----------|-------|
|        |     | 人物        | 自転車   |
| Actual | 人物  | 100[%]    | 0[%]  |
|        | 自転車 | 1.0[%]    | 99[%] |

表 7 SVM による分類表 (人物-犬)

|        |    | Predicted |        |
|--------|----|-----------|--------|
|        |    | 人物        | 犬      |
| Actual | 人物 | 100[%]    | 0[%]   |
|        | 犬  | 0[%]      | 100[%] |

人物・自転車の認識確率について、Fisher の線形判別法ではそれぞれ 100[%], 95.2[%], SVM では 100[%], 99[%] となった。人物・犬の認識確率について、Fisher の線形判別法ではそれぞれ 98.8[%], 95[%], SVM では 100[%], 100[%] となった。線形分類の Fisher の線形判別法より、非線形分類の SVM の方が高い認識確率を得ることがわかる。

特徴量数の数により人物・自転車の認識確率および人物・犬の認識確率の変化を図 9, 10, 11, 12 に示す。ただし、特徴量数が 2 のとき特徴量①②、特徴量数が 3 のとき特徴量①②③、特徴量数が 4 のとき特徴量①②③④とした。

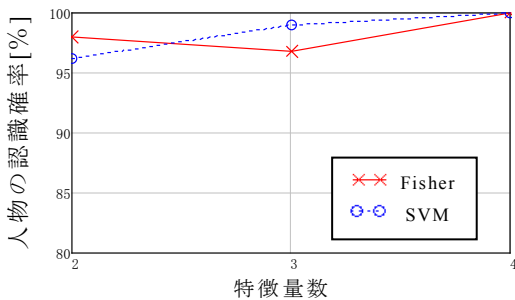


図 9 人物の認識確率の変化 (人物・自転車の認識)

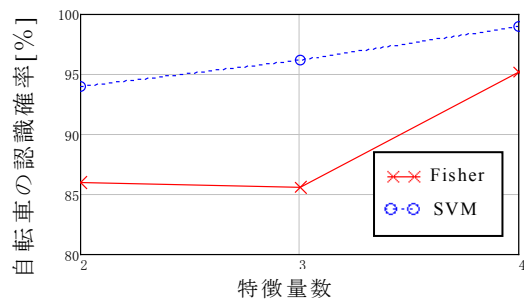


図 10 自転車の認識確率の変化 (人物・自転車の認識)

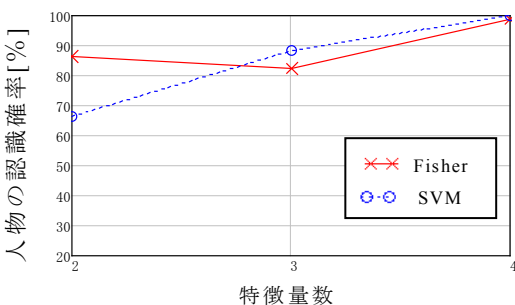


図 11 人物の認識確率の変化 (人物・犬の認識)

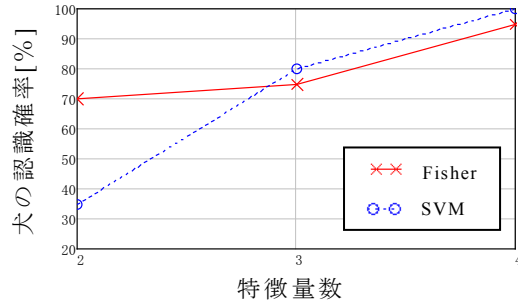


図 12 犬の認識確率の変化 (人物・犬の認識)

特徴量数が 2 のときは特徴量① Mean Velocity と② Step Frequency で人物・自転車の認識確率は 85[%]以上となる。これは、表 3 より人物と自転車で Mean Velocity の平均が大きく異なり、標準偏差も小さいため分離できる。また、特徴量数が増加するにつれて SVM では認識確率が増加していることが確認できるが、Fisher の線形判別法では特徴量数が 2 から 3 に変化するとき図 9, 10, 11 において逆に減少することがわかる。これは表 3 より特徴量③ Appendage Ratio の標準偏差が大きいため線形判別が困難であり、非線形判別器の SVM で識別できていることを示す。また、特徴量④ Normalized Power は 2 週波 CW 方式から得られた距離情報を用いているため他の特徴量と独立している。図 9, 10, 11, 12 より特徴量数が 3 から 4 に変化するとき Fisher の線形判別法, SVM の両方で認識確率が増加し、④ Normalized Power は有効な特徴量であることがわかる。また、表 3 と図 8 より、④ Normalized Power は人物・犬で平均が 10dB 以上異なるため人物・犬の識別に特に有効な特徴である。

図 13, 14, 15, 16 は特徴量の組み合わせによる認識確率を表している。図 13, 15 の人物と自転車の認識において特徴量④ Normalized Power による認識確率はあまり改善せず、特徴量① Mean Velocity が有効であることがわかる。

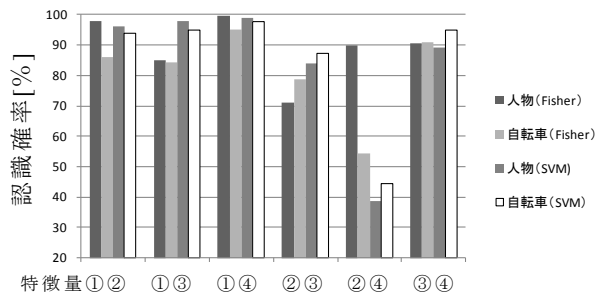


図 13 2 個の特徴量の組み合わせ (人物・自転車)

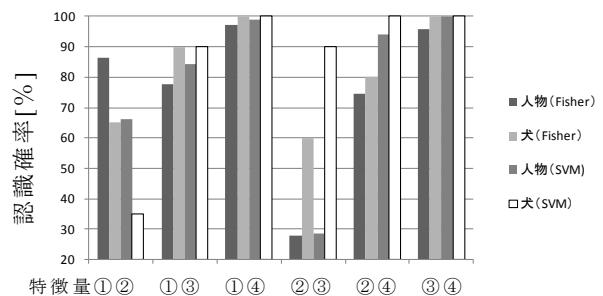


図 14 2 個の特徴量の組み合わせ (人物・犬)

## 文 献

- [1] 稲葉敬之, “多周波ステップ ICW レーダによる多目標分離法”, 電子情報通信学会論文誌(B), vol.J89-B No.3, pp.373-383, Mar. 2006.
- [2] 千葉大輔, 稲葉 敬之, “2 周波 CW レーダを用いた歩行人物等の特徴抽出”, 2011 年電子情報通信学会総合大会, B-2-18, Mar.2011.
- [3] C.Hornsteiner and J.Detlefsen “Characterisation of human gait using a continuous-wave radar at 24 GHz.” Advances in Radio Science, 6, 67-70, 2008
- [4] Michael Otero “Application of a continuous wave radar for human gait recognition” Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition XIV. Edited by Kadar, Ivan. Proceedings of the SPIE, Volume 5809, pp. 538-548 (2005).
- [5] 石井健一郎, 上田修功, 前田英作, 村瀬洋 “わかりやすいパターン認識” オーム社(1998)
- [6] Nello Cristianini 著, 大北剛 訳: サポートベクター入門 (共立出版株式会社, 2005)
- [7] 前田英作, “痛快! サポートベクトルマシン-古くて新しいパターン認識手法-,” 情報処理, Vol.42, No.7, pp.676-683 (2001).

## 実験風景

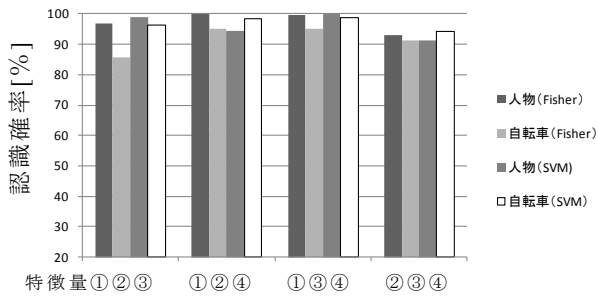


図 15 3 個の特徴量の組み合わせ (人物・自転車)

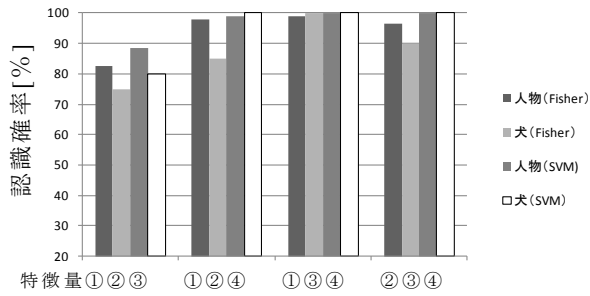


図 16 3 個の特徴量の組み合わせ (人物・犬)

図 14, 16 の人物と犬の認識において提案する特徴量④ Normalized Power を用いると認識確率は大幅に改善し, 人物と犬の認識において特に有効であることがわかる.

## 4. むすび

本論文では, 2 周波 CW レーダ方式を用いて複数の被験者の歩行および自転車, 犬の計測データに対して歩行認識において有効とされている特徴量① Mean Velocity (胴体の平均速度) ② Step Frequency (胴体速度を中心とした手足等の各速度の発生周期の逆数) ③ Appendage Ratio (胴体と手足等の電力比) および, 提案する特徴量④ Normalized Power (距離 1m に規格化した受信電力値) を抽出し, 認識アルゴリズムである Fisher の線形判別法, SVM (Support Vector Machine) を適用し, 提案する特徴量の有効性について評価した.

結果として, SVM では人物・自転車の認識確率はそれぞれ 100%, 99%, 人物・犬の認識確率はそれぞれ 100%, 100% が得られ, 高い信頼性をもって分離認識が可能であることを示した. また, 提案する特徴量④ Normalized Power は人物・犬の認識において特に有効であることを示した.

今後の予定としては屋外での犬の計測データの取得および実用へ向けた人物等の直進だけでなく曲った軌道の歩行パターンについての特徴量抽出の検討などが挙げられる.



屋外歩行実験



屋外自転車実験



屋内犬歩行実験