

マイクロ波ドップラーセンサを用いた センサ非装着型行動・状態認識

関根 理敏^{†1} 前野 蔵人^{†1} 野崎 正典^{†1}

コンテキストウェアサービスを展開するために、ユーザの行動や状態、ユーザを取り巻く周囲の状況を自動的に認識する技術が必要となる。ユーザの行動や状態の認識を行うのに用いる重要なセンサの一つとしてドップラーセンサが挙げられる。ドップラーセンサはユーザの周囲に配置され、加速度センサのようにユーザの身体に装着することがなく動作を検出できる。本稿では、マイクロ波ドップラーセンサを用いて、ユーザの行動や状態を自動的に認識することを想定する。そして、センシングによって得られたデータから複数の特徴量を抽出し、サポートベクタマシン (SVM) によって機械学習を行い、行動を認識する。また、一つのドップラーセンサから出力される位相差のある2つの信号から、観測物体が接近しているのか、離反しているのかを認識する方式を提案する。評価実験の結果、両者の手法において、9割以上の平均認識成功率が得られることを報告する。

Activity and State Recognition without Body-Attached Sensor Using Microwave Doppler Sensor

MASATOSHI SEKINE,^{†1} KURATO MAENO^{†1}
and MASANORI NOZAKI^{†1}

To spread context-aware services, it is necessary to develop the technology that automatically recognizes the user's activities and states and his or her surroundings. A doppler sensor is one of the important sensors used to recognize them. Doppler sensors are arranged in the environment, and they can detect motions without being attached to the user's body like acceleration sensors. In this paper, it is assumed to automatically recognize some activities and states using a microwave doppler sensor. In our method, some feature quantities are extracted from the sensed data. Then user's activities and states are recognized by support vector machine (SVM), a machine learning algorithm. In addition, we propose the technique for recognizing approaching and separating states using two signals that are obtained from a sensor and have a difference in their phases. As a result of the evaluation experiments, we report that the average recognition success rates of our methods are over 90 percents.

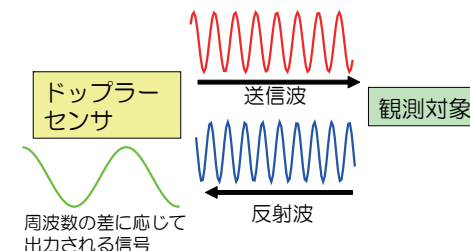


図1 ドップラーセンサの概要

1. はじめに

ユーザやその周囲を取り巻く環境などの実世界の情報を収集し、サービスを提供するシステムの構築が重要な課題となっている。ユーザの行動や状態を把握するために、センサをユーザに装着してセンシングを行うセンサ装着型の行動・状態認識手法と、センサをユーザに装着せず、ユーザの周囲に配置してセンシングを行うセンサ非装着型の行動・状態認識手法が存在する。両者は相互に補完的な関係にあり、両者が連携して、より高度なコンテキストウェアサービスの実現に向けた研究開発が重要となる。

一般に加速度センサのような装着型のセンサは、ユーザやユーザが携帯する端末等に装着され、行動や状況のセンシングが行われる¹⁾。ユーザが場所を移動してもセンシングすることができる。また、装着された部位のデータを取得するため、動作部位の把握がしやすい。しかしながら、このようなユーザにセンサを装着する手法は、センサが取り付けにくい部位があるといったセンサの装着部位の制約や、センサをユーザに取り付けることによるユーザビリティの低下、またバッテリー交換の手間などの問題もある。また、侵入者を検知する場合など、認識対象が能動的にセンシングデータを提供しない場合の行動認識では、装着型センサの利用は一般に不向きである。

一方、センサを周囲の環境に配置してセンサを身体に装着せず、行動や状態認識を行う手法は、前述したセンサをユーザに装着することに起因する制約から解放され、センサ装着型

^{†1} 沖電気工業株式会社 研究開発センタ
Corporate R&D Center, Oki Electric Industry Co., Ltd.

の手法では対応できない領域を補うことが可能である。センサ費装着型の方式の問題点として、センサの配置場所にセンシング範囲が限定されたり、ユーザの動作部位を明確に区別することが困難であったりすることなどが挙げられる。

非装着型の利用するセンサとして赤外線センサ²⁾やビデオカメラ³⁾などが挙げられる。赤外線センサは熱、埃などの雑音に弱く、人や動物以外の物体は検出できない。また、ビデオカメラの場合は監視の心理的圧迫やプライバシーの問題がある。

そこで、本稿ではマイクロ波ドップラーセンサに着目する。ドップラーセンサは図1のようにマイクロ波、ミリ波、あるいは超音波を放射し、その送信波の周波数と、移動物体からの反射波の周波数の差であるドップラー周波数に応じた電気信号を出力するセンサモジュールである。赤外線センサよりも熱、埃などの雑音に比較的強い。また一般にビデオカメラのよりも個人や微細なレベルでの行動や状態が特定されにくく、行動や状況は認識しつつも、行動や状態の主体となるユーザ個人の認識は困難である。そのため、匿名性を保ちつつサービスを享受できるという利点もある。現在、移動物体の速度の検知、人の有無の検知などの用途に利用されている。今後、ドップラーセンサを用いたアプリケーションとして、ユーザの行動や状態、周囲の状況を把握することによって、遠隔地へのユーザのプレゼンス情報の伝達、機器制御、老人・子供の見守り、また省エネなどが想定される。しかしながら、現状では高度な行動及び状態の認識については十分な議論は行われているとは言い難い。そのため本稿では、マイクロ波ドップラーセンサを用いてユーザの複数の行動や状態を認識する方法を述べ、評価実験を行う。また観測物体がドップラーセンサに対して接近しているのか離反しているのかを認識する方式を提案し、評価実験を行う。

本稿の構成は以下の通りである。まず2.で無線を用いた行動認識の関連研究について述べる。次に3.で一つのドップラーセンサを用いて8種類のユーザの行動を認識する方法及び実験結果について述べる。さらに4.で1つのドップラーセンサから出力される位相差のある2つの信号から、観測物体が接近しているのか、離反しているのかを認識する方式を提案し、評価実験を行う。最後に5.で本稿のまとめと今後の課題について述べる。

2. 関連研究

無線を用いた行動認識として、既存の無線LANシステムを利用をして簡単な行動認識を行う研究⁴⁾がある。新たなハードウェアの設置は不要ではあるものの、電波強度の利用に依存するこのような手法は一般に周囲の環境の変化に弱く、人間の動作を緻密に抽出することが困難である。

また、2つのドップラーセンサを利用して縦振りと横振りの区別や回数を判定する研究⁵⁾、超音波ドップラーセンサを用いてジェスチャーを認識する研究⁶⁾がある。また、ドップラーセンサからの2つの信号を用いて咀嚼を認識する手法も提案されている⁷⁾。

これらの研究に対し、本稿では体の一部分の動きだけでなく、身体全体の動きや、電波伝搬の観点から得られる信号の解析が困難な行動も認識対象にする。一般に、移動物体における電波の入射及び透過、吸収、また反射について、解析的にモデル化を行ったり、それらを制御したりすることは困難である。そのため、本稿において、結果として観測される信号データから、信号処理やデータマイニングに関する技術を用いて特徴量を抽出し、行動や状況を認識するアプローチを取る。

3. 行動・状態認識実験

3.1 実験内容

ドップラーセンサ単体でユーザの複数の行動や状態を認識するために、以下の実験を行った。実験の構成の全体図を図2に示す。また全体図において、今回試作したドップラーセンサノードの内部を図3に示す。

ドップラーセンサノードにおいて、ドップラーモジュールとして新日本無線社製の国内向けKバンドMICドップラーモジュール(NJR4261JB0916)⁸⁾を用いた。なお、中心周波数は24.11GHzである。ドップラーセンサの信号は微弱で雑音を含んでいるため、元の信号を増幅器によって増幅し、高周波雑音をカットするためにローパスフィルタを経由して信号を得た。なお、増幅度は最大1000倍まで調整ができ、各行動を行ったとき、十分な振幅が得られるように固定値に設定した。ドップラーセンサノードから出力される信号の電圧値は0Vから5Vの範囲をとるようにした。また、ローパスフィルタのカットオフ周波数は1.03kHzに設定した。

このドップラーセンサを図4のように机の上に配置して付近のユーザが以下の(1)から(8)の行動や状態を行った。なお、(1)、(5)の行動は立った状態、(2)、(3)、(4)、(6)、(7)の行動や状態は座った状態でを行った。

- (1) 片腕を回転させる(「腕回し」)
- (2) ドップラーセンサにゆっくり手を近づけたり離したりする(「ゆっくり」)
- (3) 顔の前で手をばたばた動かす(「ばたばた」)
- (4) ひざを動かして貧乏ゆすりをする(「貧乏ゆすり」)
- (5) 手をぶらぶらさせて周囲をうろちょろする(「うろちょろ」)

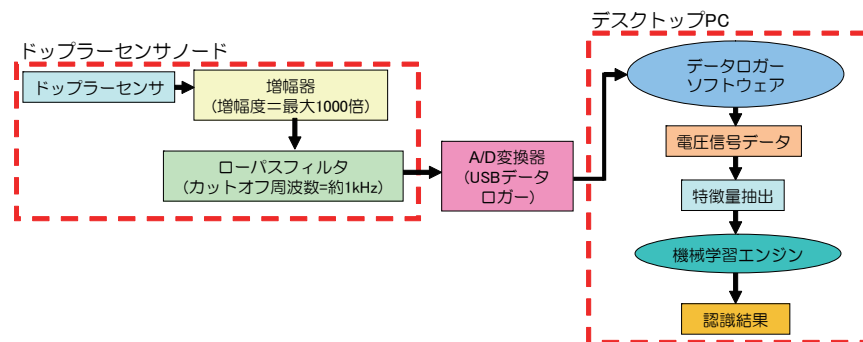


図 2 実験の構成図

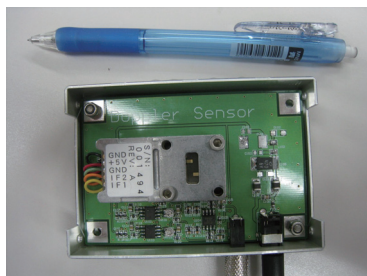


図 3 試作したドップラーセンサノードの内部 (ドップラーセンサモジュールは新日本無線社製の NJR4261J を利用)



図 4 ドップラーセンサノードの配置の様子

- (6) キーボードをタイピングする (「タイピング」)
- (7) 静止している (「静止状態」)
- (8) その場を離れていて人がいない (「無人状態」)

まず、サンプリング周波数を 10kHz、16384 点 (1.6384 秒分) のデータを 1 回分の行動または状態のデータとして、それぞれの行動や状態の 100 回分の信号、合計 800 回分の信号を観測した。観測信号は 0V から 5V まで、分解能は 16bit とした。USB データロガー及びデータロガーソフトを利用してデスクトップ PC に取り込んだ。そして時間領域データと、高速フーリエ変換 (FFT) を行った結果の周波数領域データを得た。さらにそれらのデータから以下で述べるように、以下の 20 次元の特徴量を抽出した。時間領域の特徴量と

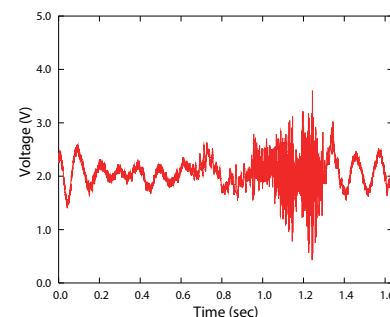


図 5 「腕回し」 (時間領域)

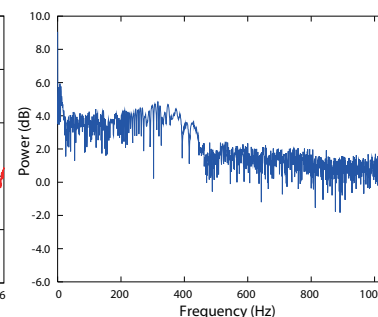


図 6 「腕回し」 (周波数領域)

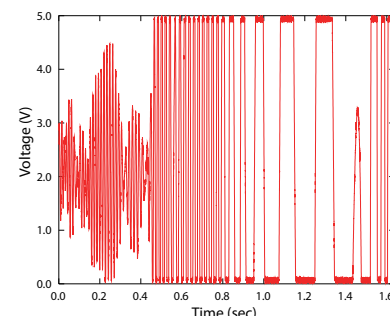


図 7 「ゆっくり」 (時間領域)

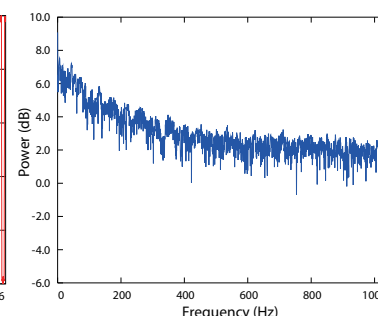


図 8 「ゆっくり」 (周波数領域)

して、電圧の分散値、最大値、最小値を抽出した。また、周波数領域の特徴量として平均周波数、0Hz~5Hz、5Hz~10Hz、10Hz~15Hz、15Hz~20Hz、20Hz~50Hz、50Hz~75Hz、75Hz~100Hz、100Hz~150Hz、150Hz~200Hz、200Hz~500Hz の各周波数領域におけるそれぞれの平均電力を抽出した。さらに周波数領域のデータから、電力値が高い順に対応する周波数を並び替え、電力値が高い上位 1% 及び上位 10% のそれぞれの周波数の平均値と電力の平均値、また平均周波数を抽出した。1 回分の特徴量データを交互に抜き出して認識対象の特徴量データとし、残りの特徴量データを学習データとして利用する一つ抜き法によって、機械学習による認識を実施した。認識エンジンソフトとして Weka (バージョン 3.7.0)⁹⁾、行動の認識アルゴリズムとしてサポートベクターマシン (SVM) を利用し、認識結果を出力した。

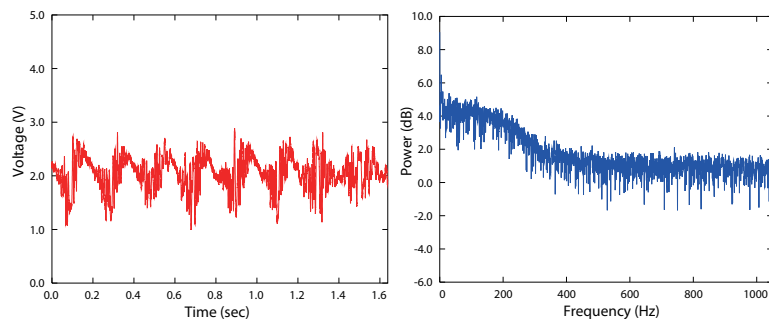


図 9 「ばたばた」(時間領域)

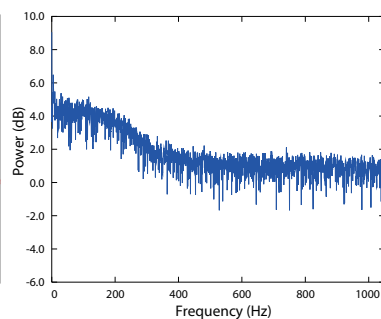


図 10 「ばたばた」(周波数領域)

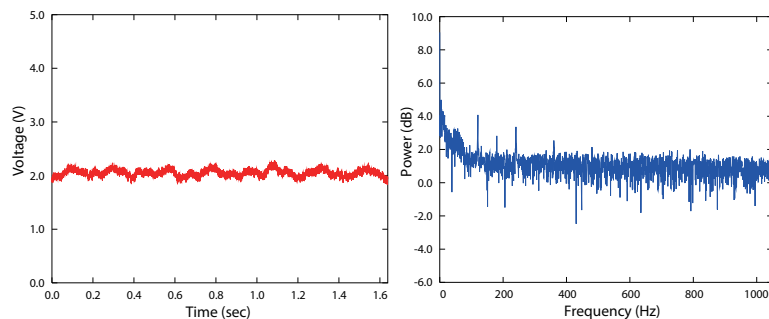


図 11 「貧乏ゆすり」(時間領域)

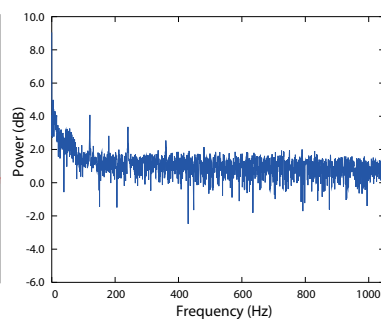


図 12 「貧乏ゆすり」(周波数領域)

3.2 実験結果

データロガーソフトウェアで観測された各行動における、ある回における時間領域の信号波形及びそれに対応する周波数領域のパワースペクトルを図 5 から図 20 に示す。

図 5 から図 20 より、各波形やパワースペクトルは行動や状態に依存した特徴があることが分かる。また一般に動作部位がセンサに近いと振幅が高くなり、動作の範囲が大きいと、振幅の変動が大きくなることが分かる。さらに図 17 より、静止状態であっても呼吸などのよる身体のわずかな動きが検知されていることが分かる。

また、表 1 に実際に行った認識対象の行動や状態に対する、認識された結果の行動や状態の回数を示す。なお、平均認識成功率は 92.1 %であった。表 1 より各行動が少なくとも 77 %以上の認識成功率で認識されていることが分かる。「貧乏ゆすり」と「無人状態」の場合は、全ての回で正しく認識されていることが分かる。一方、「うろちょろ」の場合は、他の行

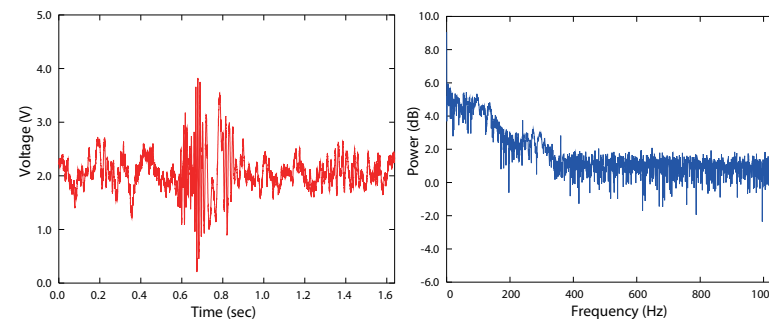


図 13 「うろちょろ」(時間領域)

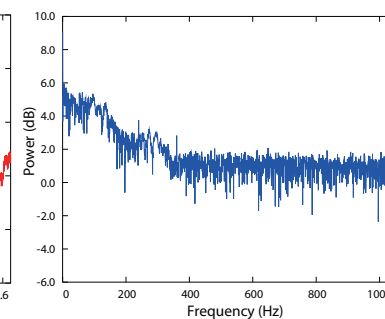


図 14 「うろちょろ」(周波数領域)

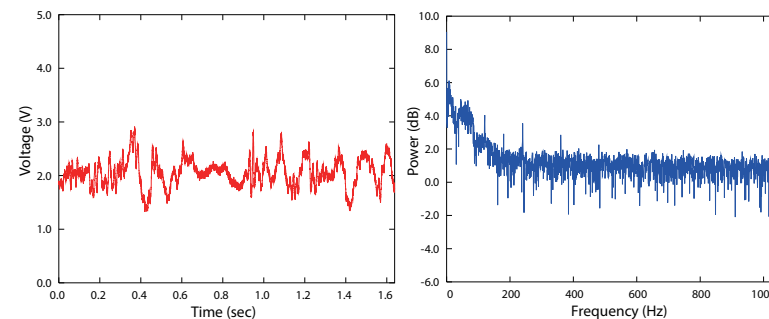


図 15 「タイピング」(時間領域)

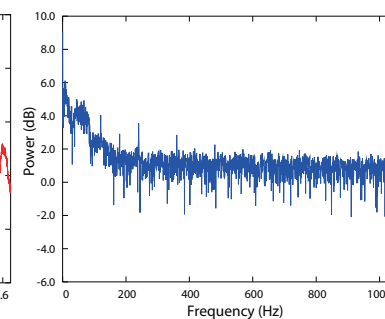


図 16 「タイピング」(周波数領域)

動に誤認識されたり、他の行動を行ったときに「うろちょろ」に誤認識されたりする場合は比較的多いことが分かる。これは「うろちょろ」の場合の行動が手を振ったり、歩いたりという複数の動作が含まれており、他の行動と類似した特長を持つためと考えられる。「静止状態」の場合は、「無人状態」や「貧乏ゆすり」といった、身体の動きが検知されなかったり、わずかな状態や行動に誤認識され、認識成功率が低下していることが分かる。

3.3 考察

認識を行うためのそれぞれの特徴における特徴量の分布について、以下の 4 つの例を挙げて考察を行う。

図 21 に各色と、それに対応する行動や状態、また図 22 から図 25 に、各特長量において、横軸に特徴量の大きさをとったときの、それぞれの行動・状態の分布を示す。

図 22 に電圧の最大値の分布図を示す。「ゆっくり」の場合、他の行動や状態と比較して高

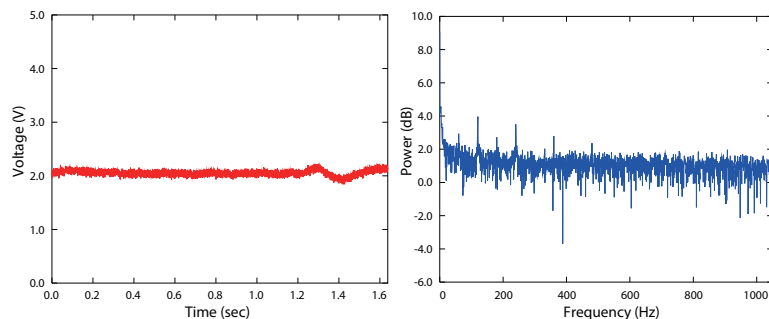


図 17 「静止状態」(時間領域)

図 18 「静止状態」(周波数領域)

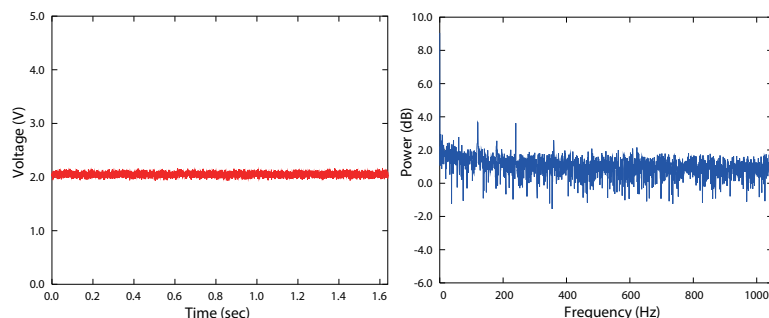


図 19 「無人状態」(時間領域)

図 20 「無人状態」(周波数領域)

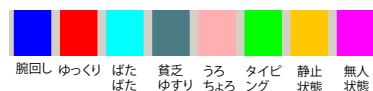


図 21 各色と対応する行動・状態

い値に多く分布していることが分かる。

図 23 に 0Hz～5Hz における平均電力の分布図を示す。「無人状態」の場合の方が「静止状態」の場合よりも低い値に分布していることが分かる。図 24 に 150Hz～200Hz における平均電力の分布図を示す。「貧乏ゆすり」の場合、特定の値に集中して分布していることが分かる。

図 25 に電力値が上位 10 % の平均周波数の分布図を示す。「ゆっくり」や「腕回し」の場

表 1 行動・状態認識結果 (赤太字=認識成功回数, 黒細字=誤認識回数, 回数が 0 回の場合は空欄)

認識結果 認識対象	腕回し	ゆっくり	ばたばた	貧乏 ゆすり	うろちょろ	タイピング	静止状態	無人状態	認識 成功率 (%)
腕回し	98				1	1			98.0
ゆっくり		90	2		8				90.0
ばたばた		1	97		2				97.0
貧乏ゆすり				100					100
うろちょろ	4	7	5		77	7			77.0
タイピング				2	6	92			92.0
静止状態				2			83	15	83.0
無人状態								100	100

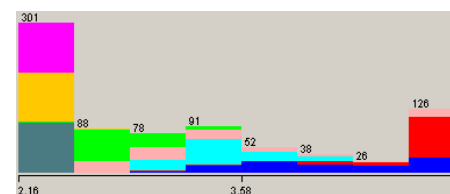


図 22 電圧の最大値の分布図

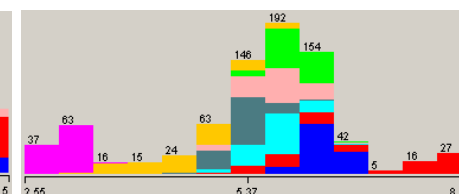


図 23 0Hz～5Hz における平均電力の分布図

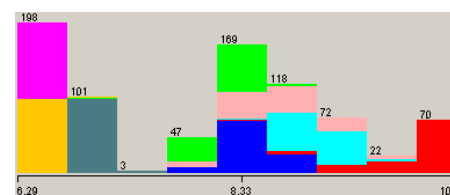


図 24 150Hz～200Hz における平均電力の分布図

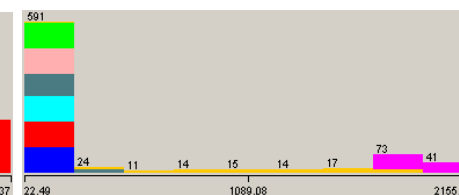


図 25 電力値が上位 10 % に対応する平均周波数の分布図

合、特定の値に集中して分布し、「静止状態」や「無人状態」が他の行動と比べて高い値に分布していることが分かる。このように、抽出した特徴において、各行動や状態に固有の特徴量の分布が観測されること分かる。

4. 接近・離反の認識実験

4.1 概要

本章ではドップラーセンサを用いて、同じドップラーセンサから観測される位相が異なる

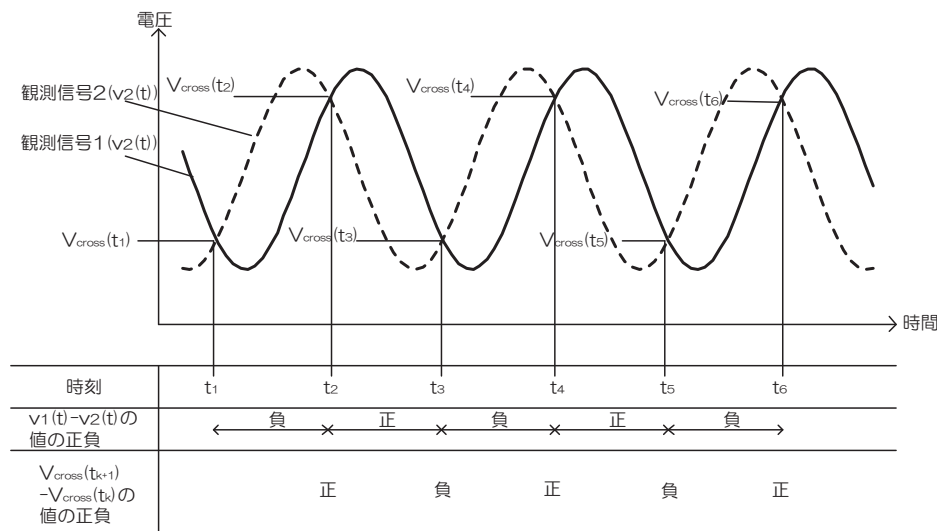


図 26 接近時の 2 つの観測信号とその特徴

2つの信号から、認識対象の物体がドップラーセンサに対して接近しているか離反しているかの認識を行う。3.の実験ではドップラーセンサから出力される1つの観測信号を用いるのに対し、本章ではお互い位相が異なる2つの観測信号を用いる。1つの出力信号では同じ速度で接近している場合も離反している場合も、観測される周波数は同一であるため、接近しているか離反しているかの認識が困難である。3.で述べたドップラーセンサノードは信号は接近と離反を検知するための位相が異なる2つの信号を出力できる。観測される2つの信号を観測信号1、観測信号2とすると、移動物体がドップラーセンサに対して接近する場合、観測信号2の位相は観測信号1より位相が90度進んでいる。一方、移動物体がドップラーセンサに対して離反する場合、観測信号2の位相は観測信号1より位相が90度進む。

4.2 接近・離反の認識のアルゴリズム

以下では接近・離反を認識するためのアルゴリズムを示す。

図26で示すように、移動物体がセンサに接近している場合は、観測信号1に対して観測信号2は位相が90度進んでいる。時刻 t における観測信号1、2の電圧値をそれぞれ $v_1(t)$ 、 $v_2(t)$ とする。各観測点における2つの信号の電圧値の差 $v_1(t) - v_2(t)$ の値を求め、

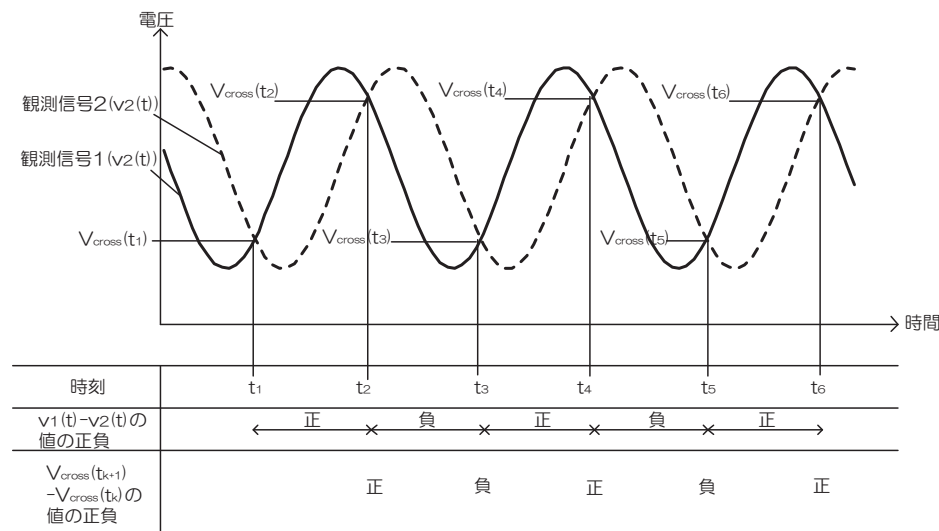


図 27 離反時の 2 つの観測信号とその特徴

$v_1(t) - v_2(t)$ の値が0、または正から負の値、または負から正の値へ切り替わった時点を波形が交差する時点とする。そして、交差点点を時間の早い順からそれぞれ t_i (i は自然数)とする。また各交差点点における電圧値を $V_{cross}(t)$ とする。図26より接近時の場合、ある連続する2つの交差点点 t_i 、 t_{i+1} の間の区間 t_i から t_{i+1} において、 $v_1(t_{i+1}) - v_2(t_i)$ の値が負の値であるとき、 $V_{cross}(t_{i+1}) - V_{cross}(t_i)$ の値は正の値となっている。また、 $v_1(t_{i+1}) - v_2(t_i)$ の値が正の値であるとき、 $V_{cross}(t_{i+1}) - V_{cross}(t_i)$ の値は負の値となっている。

図26の例では、区間 t_1 から t_2 、 t_3 から t_4 、また t_5 から t_6 において、それぞれ $v_1(t_2) - v_2(t_1)$ 、 $v_1(t_4) - v_2(t_3)$ 、また $v_1(t_6) - v_2(t_5)$ の値が負の値、かつそれぞれ $V_{cross}(t_2) - V_{cross}(t_1)$ 、 $V_{cross}(t_4) - V_{cross}(t_3)$ 、また $V_{cross}(t_6) - V_{cross}(t_5)$ の値が正の値となっている。また、区間 t_2 から t_3 、 t_4 から t_5 において、それぞれ $v_1(t_3) - v_2(t_2)$ 、 $v_1(t_5) - v_2(t_4)$ の値が負の値、かつそれぞれ $V_{cross}(t_3) - V_{cross}(t_2)$ 、 $V_{cross}(t_5) - V_{cross}(t_4)$ の値が正の値となっている。

一方、図27で示すように、移動物体がセンサに離反している場合は、観測信号1に対して観測信号2は位相が90度遅れている。接近の判定の場合のときと同様に、各観測点にお

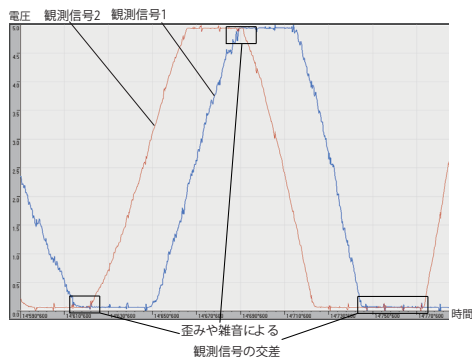


図 28 歪みや雑音のある 2 つの観測信号

ける 2 つの信号の電圧値の差 $v_1(t) - v_2(t)$ の値の正負の切り替わりから交差点をそれぞれ t_j (j は自然数) とする. ある連続する 2 つの交差点 t_j, t_{j+1} において区間 t_j から t_{j+1} まで $v_1(t_{j+1}) - v_2(t_j)$ の値が正の値であるとき, $V_{cross}(t_{j+1}) - V_{cross}(t_j)$ の値が正の値となっている. また, $v_1(t_{j+1}) - v_2(t_j)$ の値が負の値であるとき, $V_{cross}(t_{j+1}) - V_{cross}(t_j)$ の値が負の値となっている.

図 27 の例では, 区間 t_1 から t_2, t_3 から t_4 , また t_5 から t_6 において, それぞれ $v_1(t_2) - v_2(t_1), v_1(t_4) - v_2(t_3)$, また $v_1(t_6) - v_2(t_5)$ の値が正の値, かつそれぞれ $V_{cross}(t_2) - V_{cross}(t_1), V_{cross}(t_4) - V_{cross}(t_3)$, また $V_{cross}(t_6) - V_{cross}(t_5)$ の値が正の値となっている. また, 区間 t_3 から t_2, t_5 から t_4 において, それぞれ $v_1(t_3) - v_2(t_2), v_1(t_5) - v_2(t_4)$ の値が負の値, かつそれぞれ $V_{cross}(t_3) - V_{cross}(t_2), V_{cross}(t_5) - V_{cross}(t_4)$ の値が負の値となっている.

実際の観測信号は波形の歪みや雑音が入る, そのため, 図 28 のように, 波形の歪みや雑音によって, 短期間に複数の時点で交差する場合がある. 波形の歪みや雑音によって接近及び離反を認識してしまうことを抑制するため, 以下の動作を加える. すなわち, データはある一定区間 T_{unit} 毎の平均値を利用してスムージングを行う. さらに交差点の電圧 $V_{cross}(t)$ において, ある連続する 2 つの交差点を t_k, t_{k+1} (k は自然数) とすると, $V_{cross}(t_{k+1}) - V_{cross}(t_k)$ の絶対値がある閾値 $V_{th} (> 0)$ 以下の場合には認識を行わない.

以上の接近及び離反における観測される観測信号の特徴と, 波形の歪みや雑音の影響を抑制する方法から, 接近及び離反の認識を行う動作を図 29 のフローチャートを用いて行

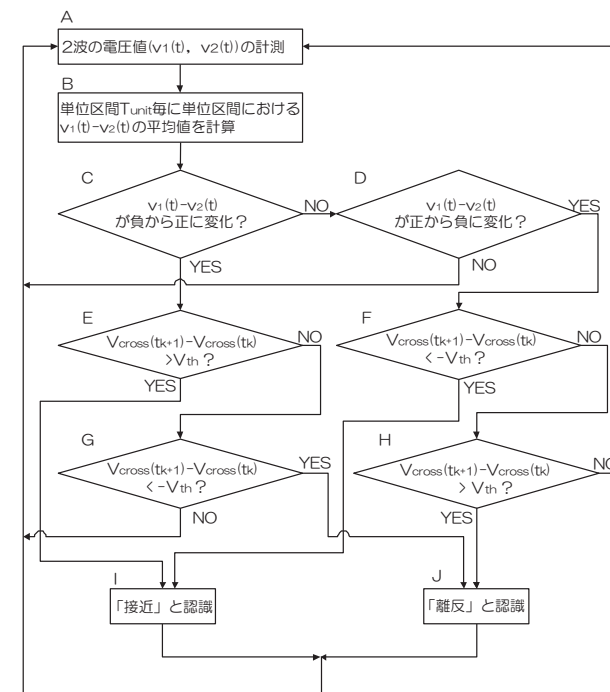


図 29 接近・離反の認識の動作のフローチャート

う. 認識を行う処理部は 2 波から観測信号の電圧値を観測し (処理 A), 単位区間 T_{unit} 毎に $v_1(t) - v_2(t)$ の平均値を計算し, そのデータを観測信号として利用する (処理 B). 2 波の電圧値の差が前回と今回で負から正へと切り替わったかを判定する (判定 C). 判定 C で YES であれば, $V_{cross}(t_{k+1}) - V_{cross}(t_k)$ が V_{th} より大きいかどうかを判定する (判定 E). 判定 E で YES であれば「接近」と認識する (処理 I). 一方, 判定 E で NO である場合に, $V_{cross}(t_{k+1}) - V_{cross}(t_k)$ が $-V_{th}$ より小さいかどうかを判定し (判定 G), 判定 G で YES であれば「離反」と認識する (処理 J). 判定 G で NO の場合は処理 A に戻る.

一方, 判定 C で NO の場合, 2 波の電圧値の差が前回と今回で正から負へと切り替わったかを判定する (判定 D). 判定 D で YES であれば, $V_{cross}(t_{k+1}) - V_{cross}(t_k)$ が $-V_{th}$ より小さいかどうかを判定する (判定 F). 判定 D で NO の場合, 処理 A に戻る. 判定 F で YES

表 2 接近及び離反の認識結果

認識対象 (歪み・雑音制御の有無)	総認識回数	認識成功数	認識成功率 (%)
「接近」(無し)	12701	7849	61.8
「離反」(無し)	13257	8308	62.7
「接近」(有り)	1119	1119	100
「離反」(有り)	1563	1563	100

であれば「接近」と認識する。一方、判定 F で NO である場合、 $V_{cross}(t_{k+1}) - V_{cross}(t_k)$ が V_{th} より大きいかどうかを判定し (判定 H), 判定 H で YES であれば「離反」と認識する。判定 H で NO の場合は処理 A に戻る。

上記の方式によって 2 つの観測信号から、移動認識対象の物体が接近しているか離反しているかの認識を行うことができる。また波形の歪みや雑音の影響を抑制する制御を行うことによって、認識精度を上げることができると考えられる。

4.3 実験内容

4.2 で述べた方式の性能を評価するために、以下の評価実験を行った。机の上に 3. で用いたのと同じドップラーセンサノードを配置し、ドップラーセンサノードの上方で手を上下させた。センサに対して手を接近させる動作を 5 秒間行った後、停止し、さらに離反させる動作を 5 秒間、停止するという一連の動作を 30 回行った。これは接近、離反の各動作を計 150 秒間ずつ行ったことになる。波形の歪みや雑音による影響を抑制するための制御の有無別に認識結果を実際の状態と照合して認識成功率を求めた。また 4.2 における T_{unit} の値を 0.005 秒とした。これは 10kHz サンプリングで 50 サンプル分に相当する。さらに、 V_{th} の値を 1.0V とした。

4.4 実験結果

表 2 に接近や離反の動作を行ったときに「接近」または「離反」に認識された総数、認識成功数、また認識成功率、電圧変動閾値の設定の有無別に示す。

波形の歪み・雑音背う魚が無い場合、接近、離反のそれぞれの認識率が 62.0 %, 62.7 % (両者の平均認識率は 62.2 %) である。一方、電圧変動の閾値の設定が有る場合、認識率が共に 100 % に向上していることが分かる。これは波形の歪みや雑音の影響を抑制する制御を行うことで、歪みや雑音による波形の交差による交差の影響を除去できるためである。

5. おわりに

本稿では一つのドップラーセンサを用いた行動認識実験を行い、ドップラーセンサからの観測信号から特徴を抽出して機械学習を行うことにより、ユーザの 8 種類の行動や状態の

認識を行った。また、同じドップラーセンサから出力される位相差のある 2 つの信号から、観測物体が接近しているのか、離反しているのかを認識する方式を提案し、評価実験を行った。その結果、2 つのいずれの実験においても 9 割以上の平均認識成功率が得られたことを示した。

今後、より高度なユーザの行動や状態、ユーザを取り巻く環境の状況の認識を行うことを想定すると、ドップラーセンサを用いて行うことに関する議論は十分であるとは言えず、関連する技術を向上させて、適用領域を拡張することが重要である。今後の課題として、処理データ量の削減と認識精度の向上を両立させること、他のセンサとの連携すること、複数のセンサを用いて行動や状態を認識することなどが挙げられる。

謝辞 本研究の一部は、平成 21 年度総務省委託研究「ユビキタスサービスプラットフォーム技術の研究開発」によるものである。

参考文献

- 1) Zhen-Yu He; Lian-Wen Jin, “Activity recognition from acceleration data using AR model representation and SVM,” Proc. of International Conference on Machine Learning and Cybernetics, pp.2245 - 2250, July 2008.
- 2) トランジスタ技術 SPECIAL 編集部, “センサ活用ハンドブック,” CQ 出版, Oct. 2006.
- 3) S. Mitra and T. Acharya, “Gesture Recognition: A Survey,” IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, Vol. 37, NO. 3, pp.311-324, May 2007.
- 4) Muthukrishnan, K. and Lijding, M.E.M. and Meratnia, N. and Havinga, P.J.M., “Sensing motion using spectral and spatial analysis of WLAN RSSI,” Proc. of the 2nd European Conference on Smart Sensing and Context (EuroSSC 2007), Oct. 2007.
- 5) 黒川智仁, 桑秀行, 芳賀博英, 金田重郎, “ドップラーセンサを用いた複数機器の制御手法,” 情報処理学会第 70 回全国大会, 2ZD-4, pp.3-193~3-194, March 2008.
- 6) Kaustubh Kalgaonkar, Bhiksha Raj, “One-handed gesture recognition using ultrasonic Doppler sonar,” Proc. of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), April 2009.
- 7) 谷川紗恵子, 野田徹, 芳賀博英, 金田重郎, “二波型マイクロ波ドップラーセンサを用いた咀嚼検出手法の提案,” 第 23 回人工知能学会全国大会, Jun. 2009.
- 8) 新日本無線ドップラーモジュール, http://mc.njr.co.jp/jpn/technical/sensor_3.html
- 9) Weka 3 - Data Mining with Open Source Machine Learning Software in Java, <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>