

スマートフォンの携帯位置を含んだ行動認識システム

宮本 真己 小川 均[†]
立命館大学 情報理工学部[†]

1. はじめに

近年、情報技術の発展に伴い、情報家電やスマートフォンなど様々な機能を持つ製品が普及している。スマートフォンは世界市場で急速に普及が拡大しており（2012 年第 1 四半期現在、日本全体で 20%、アラブ 61%、サウジアラビア 60%、オーストラリア 52%、イギリス 51%、中国 33%、）今後も世界で普及率は上がっていくと考えられる。これら製品の普及により、我々の生活はより豊かなものになってきている。スマートフォンには様々なセンサが搭載されており、センサを用いたサービスも多く普及している。

本研究ではモバイル端末に付属する加速度センサの利用によるユーザの行動認識に着手した。ユーザの行動認識の検出に加速度センサを用いる理由として、屋外はもちろん、屋内など環境に依存することなく情報を取得することを目標としたためである。個人の行動認識が可能になれば、ユーザの行動に合わせた行動モデルの作成や、状況に応じた適切な情報推薦などが考えられる。加速度センサを用いた研究は多くされているが、端末をベルトに固定するなどの測定位置を固定した研究がほとんどである。しかし、実際にユーザがモバイル端末を利用するとき、手、カバンの中など、所持する位置は様々である。そこで本研究では、スマートフォンの加速度センサを用いて、手、ポケット、カバンなどの携帯位置を含んだ行動認識システムの開発を目的とする。この行動認識システムは、速度センサのデータから一般的に画像認識で使用されている HOG 特徴量を抽出し、同時に記録したスマートフォンの携帯位置を含めて Real-AdaBoost の学習アルゴリズムを利用して強識別器を取得するというものである。

本論文の構成は以下の通りである。第 2 章ではスマートフォンを用いた加速度センサデータ取得システムについて説明し、第 3 章ではセンサデータの正規化について説明する。また、第 4 章では学習アルゴリズムである Real-AdaBoost について説明する。第 5 章では実験結果を記述する。

2. 加速度センサデータ取得システム

加速度センサデータ取得システムのシステム構成図は図 1 に示される。このシステムは市販されているモバイル端末を 2 台使用し、お互いを Bluetooth で接続を行いデータのやり取りをする。これは、モバイル端末の携帯位置に依存されずに加速度センサデータを取得することを目的としたからである。1 つのモバイル端末で測定したい場所のセンサデータを取得し、もう一方のモバイル端末を手で所持することにより、センサデータと行動情報を取得する。段の認識を正確に行えると考えたためである。また、端末に付属する三軸加速度センサと方位センサを用いて、取得した加速度データよりユーザの行動情報を取得する。本研究では、ユーザの移動手段を認識することを目的としているため、センサ情報を取得する際、測定時間や距離の制限はしていない。今回サンプルデータとして徒歩、走る、電車を用意する。

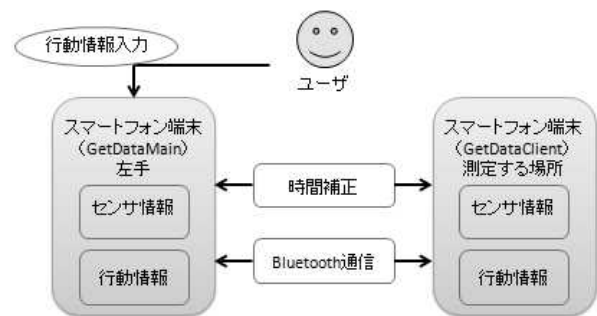


図. 1 加速度センサデータ取得システム

Human Activity Recognition System, Including Carried Position Of A Smart Phone

[†]Shinki Miyamoto and Ogawa Hitoshi
College of Information Science and Engineering,
Ritsumeika University

3. 加速度センサデータにおける特徴量の抽出

3.1 HOG 特徴量

HOG 特徴量とは、物体の形状を表すことが可能な特徴量である。局所領域における輝度の勾配方向をヒストグラム化した特徴量であり、物体の形状を表すことが可能である。近接画素の勾配を局所領域によりヒストグラム化するため、照明の影響を受けにくく、局所的な幾何学変化に頑健という特徴がある。

3.2 加速度センサデータにおける特徴量の抽出

HOG 特徴量を加速度センサデータに応用していくにあたって、本来輝度の勾配方向と勾配強度の算出を行っていた部分を、加速度の方向と加速度の強度について算出する必要がある。その後のヒストグラムの作成は同じである。

取得してきたセンサデータは連続動作であり、3次元空間中に複雑に存在するので、学習サンプルとして利用するためにはセンサデータを分割する必要がある。徒歩の場合、センサデータの出発点からその出発点に帰ってくるまでの波形を行動の1サイクルとし、連続したセンサデータから1サイクル毎に分割し、T-cube という立方体を作成する。これを図.2に示す。そして作成したT-cubeを5×5×5セルに分割し、その波形の加速度方向を27方向(26方向+中心)で表現して正規化を行う。この27方向については図.3に示す。これらの手順で加速度センサデータの特徴量を抽出し学習サンプルを作成していく。

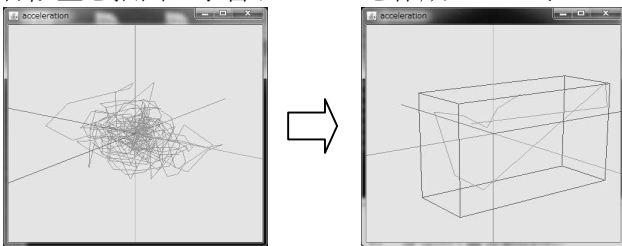


図.2 センサデータを分割し、T-cubeを作成

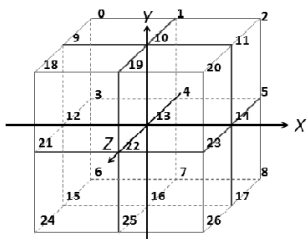


図.3 27方向の定義

4. Real-AdaBoost

Boostingとは、複数の弱識別器を組み合わせることにより、個々の弱識別機より精度の高い識別器を構成する手法である[1]。AdaBoostは、

機械学習により、誤り率の低い識別器をいくつも用意し、それらを信頼度による重み付き多数決を行う学習アルゴリズムである。それぞれの標本に対し、弱い分類器 t を、 $t=1$ から $t=T$ まで順に適用し、それぞれの分類器が正解したか否かを判断する。間違っただけで分類された標本に対応する重み D_t は、より重くされる。これらの標本に対する重みから、次の t のループでは正しい分類器を早く探す事が出来る。

これに対して、Real-Adaboostは、AdaBoostを発展させた学習アルゴリズムである。Adaboostと異なる点は、弱識別機の出力が+1と-1の2値ではなく、特徴量の分布を表すポジティブクラスとネガティブクラスの確率密度分布 $W+$, $W-$ の差に応じて連続値として出力することが可能な点である。これにより効果的な重みの更新が可能であり、少ない識別機で高精度な検出が可能になっている。(アルゴリズムは文献[1]を参照)

5. 実験における認識率の検証

本実験では市販のスマートフォン端末を使用する。スマートフォンの端末より取得したセンサデータを使用し実験・検証を行った。

今回は徒歩、走るの動作において、右手、ズボンポケット、靴の場所の認識率を調査した。実験結果を表1に示す。また、電車と徒歩・走りの識別は95%に達した。

表1 場所による行動認識(%)

実際の行動	認識結果(徒歩, 走り)(%)		
	右手	ポケット	靴
歩・手	83.0	8.5	8.5
歩・ポケット	12.5	77.0	10.5
歩・靴	6.0	4.0	90.0
走・手	77.5	12.0	10.5
走・ポケット	24.5	71.0	4.5
走・靴	13.0	17.0	70.0

6. おわりに

今回は加速度センサデータを解析することによる場所を含んだ行動認識システムを作成した。今後の課題は、場所毎の認識率を加速度の大きさの考慮とサンプルのノイズ除去によって向上させていくことである。

参考文献

[1] 山内悠嗣, 藤吉弘亘, 山下隆義, Boostingに基づく特徴量の共起表現による人検出, 電子情報通信学会論文誌 D Vol. J92-D No. 8 pp. 1125-1134(2009. 8. 1)