

スマートフォンを用いた人の混雑度推定手法の提案と評価

米村淳^{†1} 大岸智彦^{†2} 井戸上彰^{†2} 小花貞夫^{†1}

都市部やイベント会場など人の多く集まる場所は混雑することが多く、高齢者や車椅子の方などには危険である。ピンポイントで混雑している場所が分かり、そこを避けることができれば、街中を移動し易くなり、危険性が下がる、移動時間を短縮できるなど利便性が向上すると考えられる。筆者らは、近年普及しているスマートフォンにより、街中を歩行する人の歩幅を検出しその違いから街中のマイクロな混雑度を推定するとともに、その情報をネットワーク経由で収集することにより街中のマクロな混雑度を推定可能とする方式を検討している。本稿では、街中のマイクロな混雑度を推定することを目的として、スマートフォン搭載の加速度センサを用いて歩幅を検出し、その違いから街中の混雑度を推定する手法を提案、評価した。提案手法を実装したスマートフォンを用いて実際に街中を歩行した結果、空いている状態を 79.3%、混んでいる状態を 67.6%の精度で推定できることがわかった。また、この推定精度を向上させるため、歩幅だけでなく、歩行時の足を出す周期も考慮する機能拡充を検討し、実験評価した結果、空いている状態を 83.0%、混んでいる状態を 77.5%の精度で推定でき精度を向上させることができた。さらに、平地ではなく、階段や下り坂といった地形では提案手法をそのまま適用できない可能性があるため、実際に歩行した際の加速度データから、階段や下り坂の判別方法ならびに判別後の混雑度推定処理の指針を示した。

Proposal and Evaluation of Estimation Method for Human Congestion Using Smartphone

ATSUSHI YONEMURA^{†1} TOMOHIKO OGISHI^{†2}
AKIRA IDOUE^{†2} SADA OOBANA^{†1}

When walking crowded places, such as urban area and event sites, it is dangerous to pass through crowded area for aged persons or handicapped persons on wheelchairs. If we can find crowded places, we are able to move safely avoiding such places. Also, smartphones become popular lately. They are equipped with various sensing faculties and wireless communication capabilities. In this paper, we propose and evaluate estimation method for human congestion. To estimate congestion level, we detect stride length while walking, using an accelerometer equipped in a smartphone. Experiments and evaluations show that we are able to estimate congestion level as "not crowded" in 83.0% accuracy and as "crowded" in 77.5% accuracy, respectively.

1. はじめに

都市部や行楽地、イベント会場など、人の多く集まる場所では混雑することが多い。混雑している場所では高齢者をはじめ、車いすの方やベビーカーを押している方、ひいては健常な方など様々な人が移動し辛くなる。また高齢者は転倒の危険性が増す可能性もある。そこで、ピンポイントで混雑している場所が分かり、そこを避けることができれば、街中を移動し易くなり、危険性が下がる、移動時間の短縮が可能になるなど利便性が上がると考えられる。

また、近年、スマートフォンが普及し、一般の人が各種センサを搭載した通信端末を容易に入手できるようになった。これらセンサを用いることで、端末保持者の動作状態・騒音・照度など多くのデータを収集可能である。個々のスマートフォンを一つのセンサとして考えると、複数のスマートフォンからデータを収集すれば、センサネットワークとしてマクロな状態を把握できる。

筆者らは、各スマートフォンに搭載されている加速度セ

ンサを利用して人の歩幅を「大きい」、「小さい」、「歩いていない」の3状態に判定し、それに基づいて街中の混雑度を推定する手法を提案し評価を行ったので、本稿ではそれについて述べる。

2. スマートフォンを用いた混雑度推定の基本的考え方

混雑している場所を歩く際、空いている場所を歩くよりも歩幅が小さくなると考えられる。これは、空いている場所では、自由な位置に足を出せるが、これと反対に混雑している場合は自由に足を出せないためである。この違いをスマートフォンが搭載する加速度センサで判定すれば、街中の混雑度を推定可能と考えられる。

スマートフォン単体では、そのスマートフォンを所有する人がちょうど歩行している場所のマイクロな混雑度しか推定できない。もし、同じ場所を歩行する人がそれぞれ推定した混雑度をサーバに送信すると、その場所に対する混雑度推定結果が複数得られる。この複数の推定結果をサーバで解析することで街中のマクロな混雑度が推定可能となる。

本稿ではマイクロとマクロの二つの推定のうち、スマートフォンで行うマイクロな推定について、その推定手法の提案と評価を行う。

^{†1} 電気通信大学 大学院情報理工学専攻 情報・通信工学専攻
Department of Communication Engineering and Informatics, Graduate School of Informatics and Engineering, The University of Electro-Communications
^{†2} 株式会社 KDDI 研究所
KDDI R&D Laboratories, Inc.

3. 関連研究

街中の混雑度を判定する研究として、カメラで撮影した画像により混雑度を判定する手法[1]や、パッシブな RFID を持つ人数をアンテナを用いて認識し混雑度を判定する手法[2]、センサノードを街中に配置して、それぞれのノードのシグナル強度の変化を用いて混雑度を推定する手法[3]、Wi-Fi アクセスポイントへの携帯端末からのプローブ要求を用いて推定する手法[4]などが存在する。これら手法はカメラやアンテナ、センサノードなどの設置やデータ送信のためのインフラの整備が必要となる。また、機器を設置した場所のみの混雑度しかわからない。そこで機器の設置場所を多くすると膨大なインフラ設置コストが発生し現実的ではない。一方、携帯端末を利用して混雑度を推定する方法も研究されている。その一つとして、オーディオトーンを用いて混雑度を推定する手法[5]がある。この手法は高い精度で推定を行えているが、端末から明示的に複数回音をスピーカーから出し、他のスマートフォンから出た音をマイクで拾う必要がある。本研究では、一般に普及するスマートフォン搭載の加速度センサを用いて、任意の場所の混雑度を推定可能とする。また、推定処理は歩行中に自動的に行われるため、推定中はユーザが明示的に操作を行う必要はなく、推定は端末ひとつで完結する。

また、加速度センサを用いた行動推定の研究も存在する。Ravi らの研究[6]では「歩く」、「走る」、「階段を上る」など 8 種類の動作の推定手法の検討を行っているが、歩幅には着目しておらず、混雑度の推定にも利用していない。樫原らの研究[7]では、歩行動作に着目して、健康的な歩行を行っているかの判断を行っているが、歩幅を利用して混雑度を推定するものではない。Bishop らの研究[8]では脛に装着した二つの加速度センサから歩行速度を推定している。これは歩行速度を積分を用いて詳細に分析するものであり、また目的も装着可能なロボットアプリケーションに対するものであるため、本研究とは異なっている。沼らの研究[9]では、歩行ナビゲーションの位置を補正するため、加速度センサを用いて状態推定を行っている。[9]では歩行動作に着目しているが、歩行している地形を推定することが主目的である。以上、加速度センサを用いて人の行動を推定する研究は存在するが、人の混雑度を推定することを目的とした研究ではない。

4. 予備実験

スマートフォンの加速度センサを利用して、人の歩幅の変化を読み取ることができるかの予備実験を行った。ここでは android スマートフォンを用いて 70ms 間隔で加速度データを取得し、100 個ずつの測定データから特徴量を抽出した。特徴量は重力加速度がかかっている軸に対して

- (1) 閾値を超えた回数
- (2) 加速度の平均値

表 1 被験者毎の歩幅による特徴量の違い

被験者	閾値を超えた回数	平均値(m/s ²)	標準偏差
A	15/0.2	-9.10/-9.13	3.92/1.64
B	9.6/1.6	-9.16/-9.16	3.72/2.33
C	20.4/13.2	-9.02/-9.15	4.65/3.81
D	17.8/4.2	-8.94/-8.79	4.26/2.96

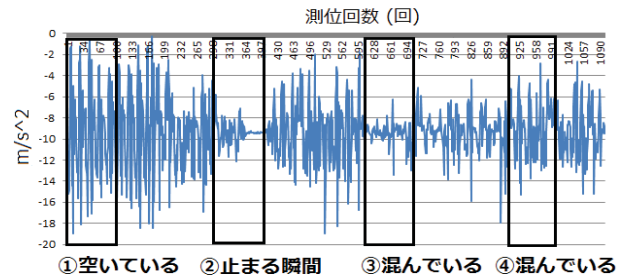


図 1 街中を歩行した際の重力加速度方向の加速度変化

表 2 図 1 における各特徴量の値

図中番号	閾値を超えた回数	平均値(m/s ²)	標準偏差
①	12	-9.34	4.24
②	0	-9.20	2.69
③	0	-9.22	1.65
④	1	-8.94	2.44

(3) 加速度の標準偏差

を求めた。なお (1) を計算するための閾値には、予備実験の参加者 4 名が平地を通常の歩幅で歩いた際の加速度の平均値と標準偏差の和を用いた。平均値と標準偏差の和とした理由は、測定した加速度データには重力の影響が含まれており、加速度変化の基準点が必要となるためである。計算により得られた閾値は、重力加速度が端末の加速度センサに対し軸の正方向にかかっていた場合は 12.56 (m/s²) で、負方向にかかっていた場合は -4.50 (m/s²) であった。

加速度データの収集は、加速度を測定するアプリをインストールしたスマートフォン (Xperia acro HD) をズボンのポケットに入れて歩行することで行った。歩行する地形はすべて平地とした。

4 名の被験者に、通常の歩幅で歩行してもらった場合と、歩幅を小さくして歩行してもらった場合の特徴量の違いを表 1 に示す。表中スラッシュで区切られた値のうち、左側の値が歩幅が大きい場合、右側の値が歩幅が小さい場合を表す。A から D のどの被験者においても、歩幅が大きい場合より小さい場合のほうが、閾値を超えた回数と標準偏差の値が小さかった。一方で、加速度の平均値に関しては大きな差がなかった。これは歩行動作は加速度の正負方向に均等に振動する動作であるためであると考えられる。また、被験者 B と C の特徴量を比較すると、被験者 B の歩幅が大きい場合の閾値を超えた回数 (9.6) と標準偏差 (3.72) よりも、被験者 C の歩幅が小さい場合の閾値を超えた回数

(13.2) と標準偏差 (3.81) のほうが、それぞれ、値が大きくなっている。これより、歩幅の大小での特徴量の大きさには個人差があり、個人に合わせたキャリブレーションが必要であることがわかった。

次に街中を歩行した際の加速度データを図 1 に示し、このデータに対する特徴量を表 2 に示す。各番号は①空いている、②止まる瞬間、③④混んでいる状態であり、四角で囲んだ部分の加速度データに対して特徴量の計算を行った。表 2 より、空いている場所を歩行する場合より混んでいる場所を歩行するほうが、閾値を超えた回数と標準偏差の値が小さくなっている。これは混雑している場所では歩幅が小さくなり、特徴量が小さくなったものと考えられる。

上記の予備実験から、加速度センサから得られたデータを利用して歩幅を判定し、混雑度を推定することは可能であると考える。

5. 混雑度推定手法の提案

予備実験より、歩幅の大小は加速度センサで判定可能で、混雑度により歩幅に差があることが判明した。本節では加速度センサから得られる測定値によって歩幅を判定し、それにより混雑度を推定する手法を提案する。

5.1 歩幅の判定

歩幅の判定は、加速度センサから得られる測定値を利用して、以下に示す手順により行う。ここでは、歩幅判定の手法に Ravi らの手法[2]を簡略化したものを用いた。

手順 (1) 判定を行う前に個人の通常歩行時(歩幅が大きい場合に相当)の加速度の標準偏差を閾値として計算する

手順 (2) 70ms 間隔で加速度変化の値を 128 個収集する (図 2 (2))

手順 (3) 128 個のデータから特徴量 (閾値を超えた回数、平均値、標準偏差、軸相関) を計算する (図 2 (3))

手順 (4) 前述の手順 (3) で得られた特徴量から、歩幅を「広い」、「狭い」、「歩いていない」の 3 状態に判定する (図 2 (4))

各手順の要点を以下に示す。

手順 (1) では、予備実験から歩行時の歩幅による特徴量の値には個人差が生じることが判明したため、あらかじめ個々人の平地を通常の歩幅で歩行した際のデータを収集し、それぞれの特徴量の計算に用いる閾値を設定 (キャリブレーション) するようにした。キャリブレーションでは閾値を超えた回数を数えるための閾値と、後述する分類器“閾値利用”で利用する閾値を計算した。まず、512 個の加速度データを収集した。この 512 個のデータの標準偏差を計算し、閾値を超えた回数を計算するための閾値とした。また、後述の手順 (3) のように 64 個ずつ加速度データを重ね合わせながら、128 個の加速度データごと特徴量 (閾値

を超えた回数、平均値、標準偏差、軸相関) を計算した。つまり 1~128 個目の加速度データから計算し、次は 64~192 個目の加速度データで計算するというように特徴量計算を行う。この結果、各特徴量の各軸ごとに 7 個の特徴量計算結果が得られるが、これらの平均値と標準偏差を計算し、“平均値-2×標準偏差”を閾値として設定した。

手順 (2)、(3) において、歩幅を判定する際に必要な加速度の情報は歩行動作時の加速度であり、重力加速度は必要ない。そのため、得られた生の加速度データから重力加速度の影響を取り除いたのちに特徴量を計算するようにした。また、収集した 128 個の加速度のうち、64 個のデータは 2 回分の特徴量計算に用いられる。つまりある特徴量計算に用いた加速度データの後半 64 個は、次の特徴量計算の加速度データの前半 64 個に利用する。

次に、手順 (4) では、分類器として、決定木、決定表、サポートベクタマシン (SVM)、閾値利用の 4 種類の分類器を用意し、それぞれの分類器が特徴量から歩幅を判定するようにした。これにより 4 つの歩幅判定結果が得られるが、4 つの判定結果の多数決を取ることによって歩幅の判定を行う。もし判定結果が 2 対 2 となった場合は、“大きい” > “小さい” > “歩いていない” の順で最終的な歩幅判定結果とする。歩行している場所の状態は、混んでいるよりも空いている場合の方が一般に多い。よって歩幅も“小さい”場合よりも“大きい”場合の方が発生する確率が高いと考えられる。よって判定結果が 2 対 2 となった場合は、より発生確率の高いと考えられる方を選択するようにした。例えば、“大きい”と“小さい”が 2 対 2 となった場合、最終的な歩幅は“大きい”と判定される。決定木、決定表、SVM の各分類器は、あらかじめ用意した歩幅が大きい場合と小さい場合のテストデータから、データマイニングツール Weka[10]を用いて作成するようにした。また、閾値利用は、手順 (1) で得られた閾値を超えたか否かで判定する。以上の歩幅判定手法のデータの流れを図 2 に示す。

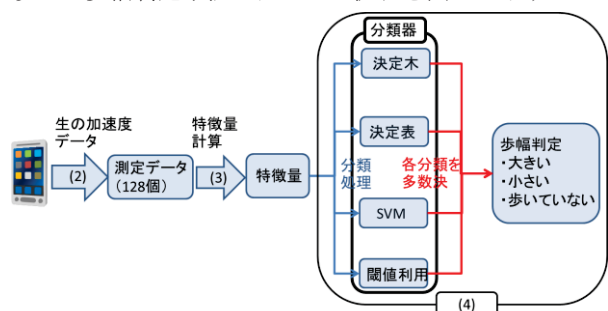


図 2 加速度データの処理の流れ

提案手法において、Ravi らの手法からの変更点は以下の a)~c)である。

a) 手順 (2) において、一回の判定に用いる加速度データの数を 256 個から 128 個に変更

Ravi らの手法では 256 個の測定値を用いて行動推定を行う。今回用いた加速度センサでは約 70ms に一度加速度

の測定を行うため、256 個の測定値を用いると、約 18 秒間のデータを用いて歩幅判定を行う。18 秒間では歩幅が複数回変化することが考えられるため、歩行動作変化に素早く対応できるように、128 個の加速度データを用いて歩幅を判定するようにした。

b) 手順 (3) において、計算する特徴量に新たに閾値を超えた回数を導入

閾値を超えた回数は、4 節の予備実験から、歩幅の大小によって大きな差が表れている。このため閾値を超えた回数を新たに特徴量として導入した。

c) 手順 (4) において、分類器として K 近傍法と Naïve Bayes に替わり閾値利用を導入

Ravi らの手法では、決定木、決定表、SVM、K 近傍法、Naïve Bayes の 5 つの分類器を用意してそれぞれで推定を行い、各分類器の推定結果の多数決を取り最終的な行動の推定を行う。このうち K 近傍法での推定は、データから推定を行う分類器をテストデータから予め作成しておくのではなく、推定したいデータが入力された段階でテストデータとの比較を行い推定する。このため、テストデータを端末上に保持しておく必要がある。また、Naïve Bayes は確率に基づく分類器であるが、特徴量が連続値を取る場合は確率は正規分布による[11]。正規分布から確率を計算するには正規分布表の積分を行う必要があり、積分の計算は計算資源を多く消費する。以上により K 近傍法と Naïve Bayes は、スマートフォンで処理を行うには計算資源やメモリ領域などを大量に使用してしまい、電力消費が大きい可能性がある。スマートフォンには電池容量の制約があるため、これら二つの手法は用いず、特徴量が閾値を超えたかどうかで判定を行うというシンプルな手法を用いることとした。この分類器では閾値と得られた特徴量を比較する操作のみで分類を行う。

5.2 混雑度の推定

5.1 節では歩行時の加速度から歩幅の大きさを判定する手法を示した。本節ではその歩幅判定結果から混雑度を推定する手法を示す。

ある特徴量から得られた一回の歩幅判定結果が”小さい”であった場合でも、その場が混雑しているとは必ずしも限らない。例えば、一回ずつの歩幅判定結果をそのまま混雑度の推定に利用した場合を考える。歩幅の判定結果が”大きい”,” 大きい”,” 小さい”,” 大きい”と変化したとき、混雑度をそのまま”空いている”,” 空いている”,” 混んでいる”,” 空いている”と推定するのは必ずしも適当でない。歩幅が小さいと判定された際は、一時的に立ち止まっただけという可能性も考えられる。

これより、複数の歩幅判定結果を用いて一回の混雑度推定を行うようにした。前述の歩幅判定において、歩幅の判定結果は”大きい”,” 小さい”,” 歩いていない”の順に、

表 3 整数の和と推定結果の対応

値	6	5	4	3~1	0
推定	空き	小混雑	混雑	大混雑	停止

内部的に整数 2, 1, 0 として保持する。本手法において混雑度は、過去 3 回の歩幅判定結果の整数の和により、空き、小混雑、混雑、大混雑、停止の 5 種類に推定するようにした。歩幅判定結果の和と混雑度推定結果は表 3 の通りに対応させた。この混雑度の推定結果に GPS の測位情報を加えたものをスマートフォン上に保存する。

6. 評価実験

前節で提案した混雑度推定手法を実装したスマートフォンを用いて、街中を歩行した際の混雑度の推定精度に関する実験を行い、提案手法の有効性を評価した

6.1 実験方法

実験は、混雑度推定を行うアプリを実装した Android スマートフォン (HTC One V, および Xperia acro HD) をズボンのポケットに入れ、街中を歩行して行った。推定精度を求めるためには、混雑度推定と実際の混雑度の比較を行う必要がある。このため、GUI を用いて実際の混雑度・地形と推定された混雑度をラベル付けできるようにした。この際、実際の混雑度は被験者の主観でラベル付けした。

データの収集後、推定精度を求める前に以下の 3 点を考慮した。

- ラベルと推定結果が明らかに異なるものを除外する。
 ラベルと推定結果が明らかに間違っている場合は、ラベルの付け替えを行っていない可能性が考えられるため、データから除外する。ここで、ラベルと推定結果が明らかに違うものとは次の 2 つの場合である。
 - ラベルは空いているだが得られたデータがほぼ歩いていない状態を示すもの
 - ラベルは大混雑だが明らかに通常の歩行であるもの
- ラベル変更直後は変更後 3 回の推定のうちいずれかで一致すれば推定成功とする。
 この点を考慮した理由は以下の 2 つである。一つ目は、混雑度の推定は過去 2 回の歩幅判定結果も参照して行っており、推定結果は混んでいる状態から空いている状態、もしくは、その逆に緩やかに遷移するためである。また、二つ目は、ラベル付けが各被験者の主観によって異なるため、混雑していると感じ始めるタイミングが被験者によって異なる可能性が存在するためである。これを考慮するため、ラベル変更直後は変更後 3 回の推定のいずれかで一致すれば推定成功とした。
- 地形については平地以外のデータは除外する。
 分類器に用いたテストデータや閾値の設定は平地を歩行した際のデータを用いているため、他の地形には対応できない可能性がある。今回は、評価する際の地形は平

地のみとし、平地以外のラベルがついたものは除いた。

6.2 実験結果

推定精度に関して実験を行った結果を本節で述べる。3人の被験者に街中の様々な場所を自由に歩行してもらい、得られた推定結果とラベルを比較した結果を表4に示す。表中、左の列が被験者のつけたラベルであり、最も上の行が推定結果である。各格子内の値が被験者のつけたラベルと推定結果の対応である。例えば、ラベルが空きで推定結果も空きとなった回数は395回であり、ラベルが大混雑の状態を空きと推定した回数は19回と読む。

この結果から、空いている状態を空いていると推定したのは79.3%であり、混んでいる状態（小混雑、混雑、大混雑すべて含む）を混んでいると推定したのは67.6%だった。

表4 ラベルと推定結果の対応

推定結果 ラベル \	空き	小混雑	混雑	大混雑	停止
空き	395	45	30	23	0
小混雑	22	11	3	4	0
混雑	3	6	0	7	1
大混雑	19	11	5	46	4

6.3 結果の分析

上記の結果を受けて、推定精度を向上させるために歩幅以外の情報が利用できる可能性について分析を行った。実際に収集したデータから、空いている場所を歩行した際は周期的にピークが発生していることがわかった（図3 ①）。一方、混んでいる場所を歩行している場合はそのピークが弱いか（図4 ②）、あるいは、不規則となる（図4 ③）ことがわかった。

実際に得られた加速度データに対してフーリエ変換をかけたグラフを図5に示す。グラフより、空いている場所を歩いた場合と混んでいる場所を歩いた場合では、得られる結果に明らかな違いがある。空きの場合はピークが強く出現しているのに対し、大混雑の場合は空いている場合よりピークが弱いか、発生していない。

フーリエ変換を行ったデータに対して推定された混雑度別に特徴量を計算した結果、次に示す特徴量について混雑度によって違いが現れた。

- 最も振幅の強い周波数(ピーク)
- ピーク周波数における振幅
- ピーク周波数を中心とした前後1Hzの振幅の合計
- 周波数全体の振幅の合計

上記の特徴量の各混雑度別の平均値を表5に示す。得られた特徴量は空いている場合の方が値が大きい。このような特徴を示す理由は、混雑していることによって歩く際の歩幅が短くなっているためであると考えられる。地面に足を下ろす周期が、空いている場所を歩行する場合と比較して小刻みとなり、接地する際の衝撃が小さくなるからである。

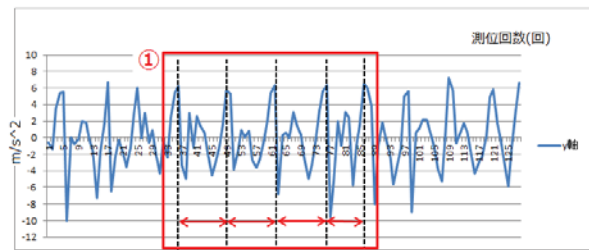


図3 空いているときの加速度

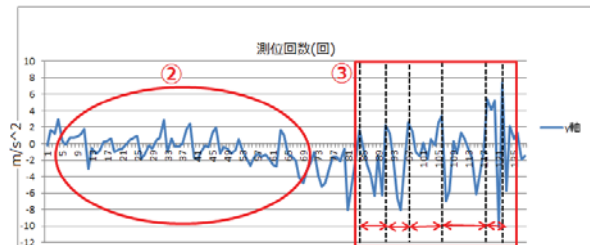


図4 混んでいる時の加速度

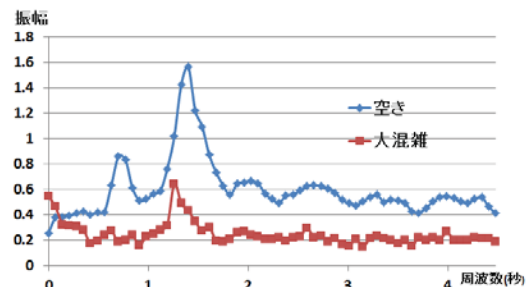


図5 被験者1のy軸に関する加速度のFFT

表5 混雑度別の特徴量の平均値

	a	b	c	d
空き	1.395507	2.689852	19.5564	40.04223
小混雑	1.053258	2.193601	15.17177	33.94553
混雑	0.963101	2.381007	15.02108	33.86323
大混雑	0.7443	1.129614	8.26751	18.64313

その結果混雑している場所を歩行する際はピークの周波数が小さくなり、振幅が小さくなると考えられる。これらはデータを得られた被験者すべてで同様の傾向を示している。このような特徴量を混雑度の推定に用いることができると考えられる。

6.4 追加実験

6.3節で示した新たな特徴量を閾値として、閾値を超えたかどうかを用いて混雑度を推定する処理を加えた。処理の流れを図6に示す。この処理は、6.3節で示した4つの特徴量に関して、設定した閾値を超えた特徴量の数を数え、この数によって混雑度を空き、小混雑、混雑、大混雑、停止と判定するものである（図6(5)）。このフーリエ変換の結果から得られた混雑度と、歩幅から得られた混雑度は、“空きから“停止”まで整数値0-4で保持する。最終的な混雑度推定結果は、歩幅の重みを重くして推定するように

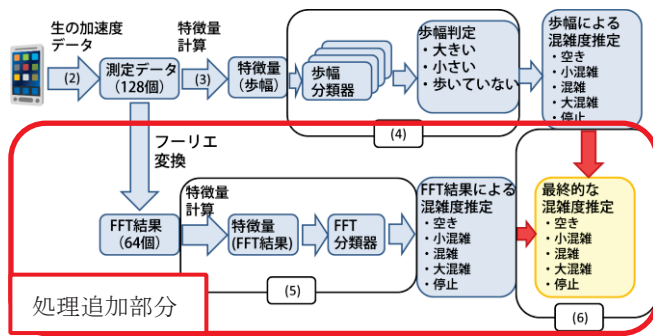


図 6 FFT を加えた処理の流れ

表 6 改善手法を用いた場合のラベルと推定の対応

ラベル \ 推定	空き	小混雑	混雑	大混雑	停止
空き	1359	163	78	38	0
混雑	293	129	216	664	58

表 7 FFT のみを用いた場合のラベルと推定の対応

ラベル \ 推定	空き	小混雑	混雑	大混雑	停止
空き	1551	41	27	19	0
混雑	562	63	76	663	6

した。歩幅の推定結果 h と FFT の推定結果 f が一致、もしくは $f=h \pm 1$ の場合、最終的な推定結果 r は $r=h$ とした。以降 $f=h \pm 2$ の場合は $r=h \pm 1$ 、 $f=h \pm 3$ の場合は $r=h \pm 2$ のように対応させ、最終的な混雑度を推定した (図 6 (6))。なお、これら特徴量の閾値も、5.1 節の手順 1 の処理で各個人のものを作成し、端末に保存して推定の際に呼び出せるようにした。

歩幅のみを用いた推定と FFT 結果を用いた推定を組み合わせ推定を行うようプログラムを改良し、推定精度の追加実験を行った。この実験では、ラベルは「空き」か「混雑」かの 2 値で選択するようにした。もし小混雑、大混雑がラベルとして付けられていた場合は、混雑が選ばれていたとした。実験結果を表 6 に示す。この結果、空いている状態を 83.0%、混んでいる状態を 77.5% の精度で推定でき、歩幅のみを用いた推定からの改善が見られた。

また、FFT の結果のみを利用して推定した結果を表 7 に示す。この結果、空いている状態は 94.7% の精度で推定できたが、混んでいる状態は 58.5% の精度となり、歩幅と FFT を組み合わせたものより低くなった。このため、推定精度向上には歩幅、FFT の結果を双方利用することが有用である。

7. 考察

7.1 推定精度に関する考察

7.1.1 評価実験における推定精度について

歩幅による混雑度推定と FFT による混雑度推定を組み合わせた結果、歩幅のみよりも推定精度が向上した。一方で、

FFT の結果のみを用いた場合は混んでいる場合の推定精度が落ちた。これは単純に閾値を超えた特徴量の数を数えるだけの推定では、小混雑、混雑を十分に正しく推定できないためであると考えられる。表 5 の各特徴量 a-d において、空きと大混雑を比較するとその値は半分ほどとなっているが、空きと小混雑、空きと混雑は大きな差がない。このため FFT のみでは、小混雑、混雑は空きと推定され、混んでいる場合の推定精度が下がったものと考えられる。

追加実験で行った推定のうち、推定結果が空きと大混雑の状態についてはラベルと推定が一致し、高い精度で推定が成功しているといえる。一方小混雑と推定されたものは、空きのラベルが選択されているものの方が多い。これは空いている場合と大混雑の場合は歩行中の人の密度に大きな違いがあり、高い精度で推定が可能であるが、小混雑の場合は空いている場所を歩行している場合との差が少ないためであると考えられる。

また、今回の実験では、混雑している場合においては推定精度が空いている場合ほど高く出なかった。このような推定精度となった理由には、評価実験におけるラベル付けの粒度の影響があったと考えられる。混雑度は連続的に変化するため、混んでいる状態が一時的に空いているとラベル付けされる場合や、空いている状態が一時的に混んでいるとラベル付けされる場合が考えられる。このときラベルが変更されなければ、推定結果との不一致が発生する。

また、ラベル付けは被験者の判断にゆだねているため、混んでいるかいないかの判断に個人差が生じていることも考えられる。どのタイミングから混んでいるかの判断によってラベルと推定結果が不一致となることが考えられる。

7.1.2 推定精度向上について

推定精度を向上させるために、端末の保持状態を考慮することが考えられる。今回重力の軸補正を行っておらず、また個人の補正はズボンのポケットに入れて行ったので、これ以外の保持状態では推定結果が合わなくなる。解決策として 3 軸の加速度の値を合成したデータを用いる推定や、重力の軸補正を行うことが考えられる。

今回の評価実験では、混雑によって停止したのではなく、空いている場所で意図的に停止したと思われるデータは評価の対象から除いた。実環境においては空いている場所でも何らかの理由で停止することは十分考えられる。実環境で用いる際は、意図的に停止した場合についても考慮して推定する必要がある。

7.2 地形の影響についての考察

今回、平地を対象として実験を行ったが、街中の様々な地形に対して提案手法が適応可能かを考察する。考察で比較する地形は、階段、坂、平地とする。ここで用いるデータはある一人の被験者のものであり、データを取得する際には端末の y 軸負方向が地面を向くようにズボンのポケットに配置した。

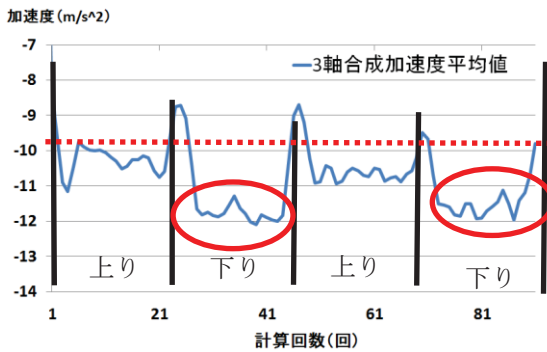


図 7 3 軸合成加速度の平均値
 (階段歩行時, ローパスフィルタ適用後)

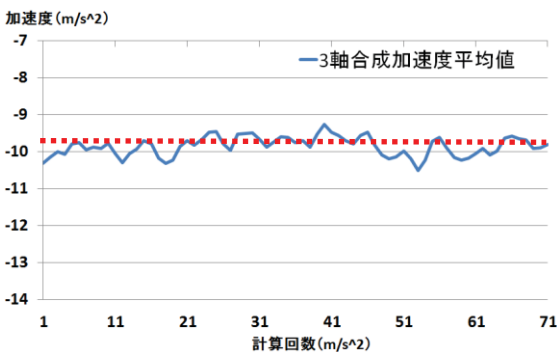


図 8 3 軸合成加速度の平均値
 (平地歩行時, ローパスフィルタ適用後)

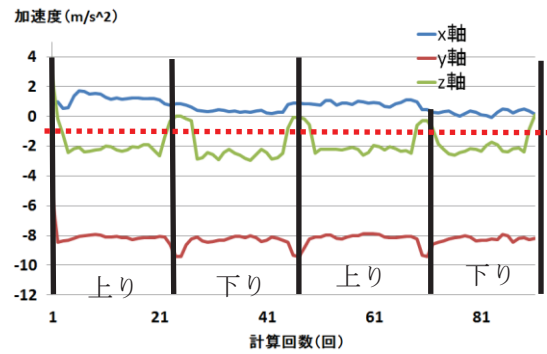


図 9 加速度の上側の平均値
 (階段歩行時, ローパスフィルタ適用後)

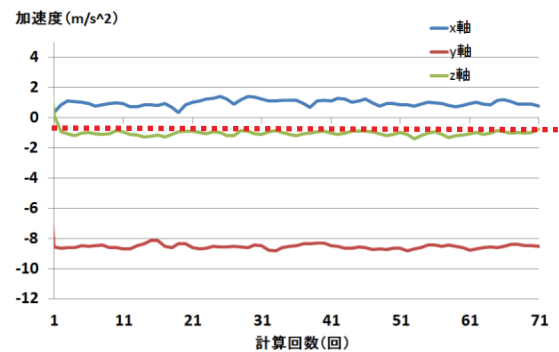


図 10 加速度の上側の平均値
 (平地歩行時, ローパスフィルタ適用後)

(1) 階段の場合

階段を歩行する際は歩幅は段に合わせて一定となるため、提案手法はそのままでは機能しない可能性がある。そのため、地形として見分ける必要があると考えられる。

図 7, 図 8 に階段, 平地を歩行した際のローパスフィルタをかけた 3 軸合成加速度の平均値のグラフを示す。ローパスフィルタをかけることで、足を接地する際や持ち上げる際に発生する振動をカットし、歩行動作によって発生する、スマートフォンの各軸にかかる重力加速度の変化と周期の長い加速度変化を抽出できる。また 3 軸合成加速度の平均値は、ローパスフィルタをかけた 3 軸の値を足し合わせたものを 128 個集め、その平均値をとったものである。この平均値を時系列順に並べたものがそれぞれの図 (グラフ) である。これら図より、下り階段ではこの平均値が平地を歩行している場合より小さい値 (-12m/s^2 付近) となっていることがわかる。これは下り階段においては軸となっている足よりも下の位置に足を出すため、平地歩行時よりも地面に対して下方向に加速度が大きく発生しているためである。この情報を用いることで下り階段は判別可能と考えられる。

また、図 9, 図 10 に、各地形におけるローパスフィルタをかけた各軸加速度の上側の平均値に関するグラフを示す。ここで上側の平均値とは、一度加速度の平均値をとった後に、その平均値を超えた測定値を用いて再度平均値を

計算したものである。図中の線より、階段を歩行している際は z 軸の上側の平均値の値は他の地形を歩行している場合よりも 0 からの変位が大きい。これは、平地・坂を歩行する場合より足を大きく上げる必要があり、z 軸の加速度が大きく変化しているためである。この情報を用いることで上り階段も判別可能であると考えられる。

以上より、階段であることがわかれば、歩幅ではなく段を上る周期に着目して混雑度推定を行えばよい。混雑した階段を上る場合は、前にいる人の足が次の段に移るまで足を出せないため、通常歩行時より足を出す周期が長くなると考えられる。

(2) 坂の場合

坂, 平地を歩いた場合に関して、各軸の加速度の標準偏差を示したグラフを図 11, 図 12 に示す。下り坂を歩行する場合、他の地形を歩行する場合よりも加速度の標準偏差が大きい。提案手法では歩幅の判定に標準偏差の大きさを利用しているため、下り坂を歩行する際は正しく混雑度が推定されない可能性がある。各地形を歩行する際の、重力加速度を無視した y 軸の加速度データの上側の平均値に関するグラフを図 13 から図 14 に示す。これらの図より、下り坂を歩行している際は他の地形を歩行している場合に比べて加速度の上側の平均値が大きい。これは軸足より低い位置に足を出さなければならず、かつ踵から接地するため衝撃が大きく足にかかるためである。この情報を用いることで、下り坂に関しては判別を行えると考えられる。下り

坂と判明した場合は、得られた特徴量に定数を乗じるなど補正を行うことで、平地と同様に推定が可能と考えられる。

上り坂に関しては、歩幅の判定に用いる特徴量の値を平地を歩行した場合と比較した結果、大きな違いは見受けられなかった。これより上り坂に関しては、地形判別の必要なく、平地と同様に混雑度の推定が可能と考えられる。

8. おわりに

本稿では、スマートフォン搭載の加速度センサを用いて、歩幅を検出し、その違いから街中の混雑度を推定する手法を提案、評価した。提案手法を実装したスマートフォンを用いて実際に街中を歩行した結果、空いている状態を79.3%、混んでいる状態を67.6%の精度で推定できることがわかった。

また、推定精度を向上させるため、歩幅だけでなく、歩行時の足を出す周期も考慮する機能拡充を検討し、実験評価した結果、空いている状態を83.0%、混んでいる状態を77.5%の精度で推定でき精度を向上させることができた。

さらに、階段や坂といった地形では提案手法をそのまま適用できない可能性があり、上り・下り階段、下り坂の判別方法並びに判別後の混雑度推定処理の指針を示した。

今後は、混雑度の推定精度をさらに向上させる方法の検討と実証を行っていく予定である。また、街中のマクロな混雑度推定のため、多くのスマートフォンからのデータの効率的な収集手法や、収集したデータの大局的な処理方法等を検討する。

参考文献

- 1) Hongquan Song, Xuejun Liu, Xingguo Zhang, Jiawei Hu, "Real-time Monitoring for Crowd Counting using video Surveillance and GIS," 2nd International Conference on Remote Sensing, Environment and Transportation Engineering(RSETE), June 2012.
- 2) James Weaver, Fakir Dawood, Ali Alkhalidi, "Modelling of radiation field of patch antenna for use in long range RFID crowd monitoring", Computer Applications Technology (ICCAT), 2013 International Conference, January 2013.
- 3) Yaoxuan Yuan, Jizhong Zhao, Chen Qiu, Wei Xi, "Crowd Density Estimation Using Wireless Sensor Networks", Sensors Journal, IEEE
- 4) 中野 隆介, 沼尾 雅之, "無線 LAN アクセスポイントへの検索要求を用いた屋内混雑度推定手法", 日本データベース学会論文誌, Vol.12, No.1, pp.121-126
- 5) Pravein Govindan Kannan, Seshadri Padmanabha Venkatagiri, Mun Choon Chan, Akhihebbal L. Ananda, Li-Shiuan Peh, "Low cost crowd counting using audio tones", Proceedings of the 10th ACM Conference on Embedded Network Sensor Systems(SenSys'2012), pp.155-168, November 2012
- 6) Nishkam Ravi, Nikhil danekar, Preetham Mysore, Michael L. Littman, "Activity Recognition from Accelerometer Data," American Association for Artificial Intelligence pp1541-1546, 2005
- 7) 櫻原裕大, 清水裕基, 吉永努, 入江英嗣, "スマートフォンによる歩行動作分析の評価," 情報処理学会シンポジウムマルチメディア, 分散, 協調とモバイル(DICOMO2012)シンポジウム論文集, pp165-172, July 2012.
- 8) E. Bishop, Q. Li, "Walking speed estimation using shank-mounted accelerometers", Robotics and Automation (ICRA), 2010 IEEE International Conference on, pp. 5096 - 5101, May 2010

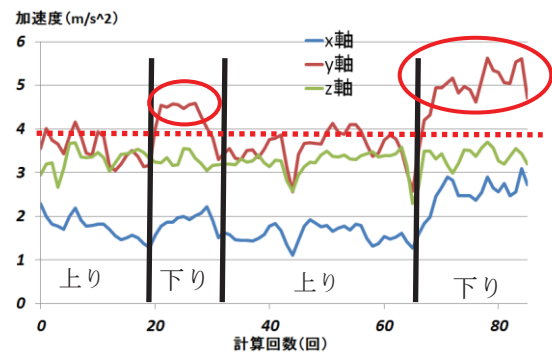


図 11 加速度の標準偏差 (坂歩行時, 重力加速度無視)

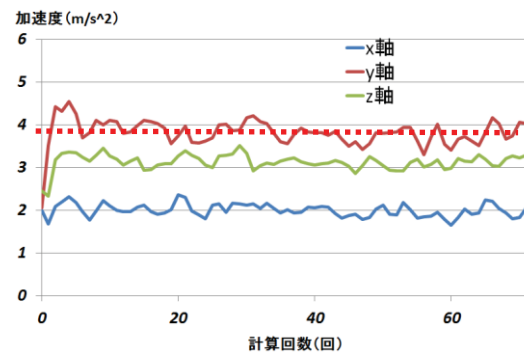


図 12 加速度の標準偏差 (平地歩行時, 重力加速度無視)

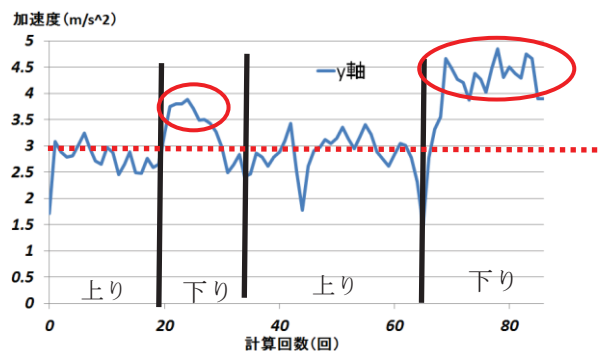


図 13 加速度データの上側の平均値 (坂歩行時, 重力加速度無視)

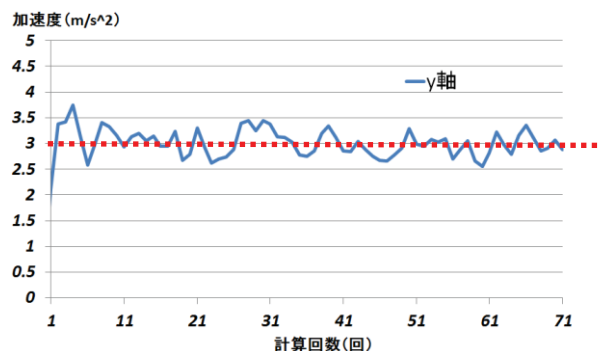


図 14 加速度データの上側の平均値 (平地歩行時, 重力加速度無視)

- 9) 沼 杏子, 屋代 智之, "加速度センサを用いて歩行者ナビゲーションの位置を補正する手法の提案", 情報処理学会シンポジウムマルチメディア, 分散, 協調とモバイル(DICOMO2010)シンポジウム論文集, pp. 961 - 967, July 2010
- 10) "Weka,": <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>.
- 11) 石川博, 次世代データベースとデータマイニング, CQ 出版社, 2005