加速度センサを用いた運動強度判定システム

諸戸 貴志1 濱川 礼1

概要:スマートフォンの加速度センサを用いて運動強度を判定するシステムの開発を行った.近年のヘルスケアブームにより,サイクリングやランニングなどの運動を積極的に行う人が増えてきた.これらの運動は時間の確保が必要であることから日常生活内に運動を取り入れる人もいる.日常生活中に出来る運動には「通勤・通学時の一駅・一停留所分を徒歩に変える」、「自動車から自転車へ変える」、「駅やオフィスではなるべく階段を使う」がある.本研究ではこの中でも「階段の利用」に注目した.階段の登りは,通常の歩行に比べ約3倍の運動量となりジョギング並の運動量になるとされるため,健康促進のため階段側面に標語を貼ることで階段利用推進活動を行っている企業や自治体などがある.階段利用状態判定を行うことで,運動量測定や利用手段に合わせたアプリケーションの提供が可能になる.例えば,階段利用時間からカロリーを表示するアプリケーションや階段利用率を記録するライフログへの利用などの階段利用促進への応用が考えられる.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階段利用状態を含めた運動強度が異なる行動を判定するシステムの開発を行った.

Exercise intensity determination system using acceleration sensor

TAKASHI MOROTO¹ REI HAMAKAWA¹

1. はじめに

近年のヘルスケアブームにより、サイクリングやランニ ングなどの運動を積極的に行う人が増えてきた[1].これ らの運動は時間の確保が必要であることから日常生活内に 運動を取り入れる人もいる. 日常生活中に出来る運動には 通勤・通学時の一駅・一停留所分を徒歩に変える」,「自動 車から自転車へ変える」、「駅やオフィスではなるべく階 段を使う」などがある.本研究では日常生活内の運動とし て「階段の利用」に注目した.階段の登りは,通常の歩行 に比べ約3倍の運動量となりジョギング並の運動量にな るとされるため,健康促進のため階段側面に標語を貼るこ とで階段利用推進活動を行っている企業や自治体などがあ る [2][3][4]. 実際,通常の歩行速度の 4.0 km/時 での「平 地歩行」が 3.0 METs であるのに対し ,「階段登り」はそ の 3 倍の 9.0METs になる [5]. METs(メッツ: Metabolic equivalents)とは,運動強度(身体活動の強さ)を表す単 位で、活動・運動を行った時のカロリー消費が安静時の何

倍に相当するかを示すものである.この運動強度を判定することで,運動量を測定することや利用手段に合わせたアプリケーションの提供が可能になると考えられる.スマートフォンを用いた運動強度の測定や運動量を管理するアプリケーションに Google Fit [6] や RunKeeper[7] などがある.これらのアプリケーションは GPS から取得した位置情報やスマートフォンに搭載されている各種センサを用いて運動強度と運動量を測定し記録管理を行うものである.スマートフォンを用いたアプリケーションでは GPS から取得した位置情報を用いて運動強度の測定を行っている.しかし,日常生活内の運動の一つである「階段利用」は屋内で行われることが多いため GPS から位置情報が取得出来ない場合が考えられる.そこで本研究ではスマートフォンに搭載されている3軸加速度センサから取得したデータを元にした分類により解決できると考えた.

2. 関連研究

日常生活内の運動強度の判定やユーザーの状態の判定 を目的とした研究は多く行われており,それらは様々な

¹ 中京大学 情報科学研究科

手法により実現してきた.日常生活内の運動強度やユー ザーの状態の判定に加速度センサを用いた研究がある. Farringdon,J.ら [8] はユーザーに取り付けた 1 軸加速度 センサを利用して、「立つ」、「座る」、「寝る」、「歩く」、「走 る」の 5 種類の行動状態を対象とし識別を行った. 橋田 ら [9] は両手首,両膝,両足首の合計 6 箇所に設置した 3 軸加速度センサから「歩く」、「走る」、「立つ」、「座る」、「階 段を登る」、「階段を降りる」、「コンピュータ作業」の7種 類の行動に対して加速度を計測し,人間行動の識別を行っ ている. Tâm Huynh ら [10] はバックパックに設置した3 軸加速度センサから「歩行」、「スキップ」、「走行」の3種 類の活動をした際のデータを取得し、周波数解析を行い、 K-means 法によりクラスタリングすることで,行動の識 別を行っている. 山崎らの研究 [11] では, カバンの中に設 置した加速度センサを用いて 「徒歩」,「停止」,「バス」, 「電車」,「車」,「自転車」の6種類の移動手段を分類し, 加速度スペクトルの相関係数を利用することで高い確率で 移動状態の判別が可能であることを示した. Farringdon,J. ら [8], 橋田ら [9], Tâm Huynh ら [10], 山崎らの研究 [11] の研究では限定された箇所に設置したセンサ情報を取得し ているため日常的なシステムの利用は困難である.一方, 本研究ではユーザーが保持するスマートフォンの 3 軸加速 度センサを使用することでその問題を解決しようと考えた.

日常的に携帯するスマートフォンには GPS からの位置 取得の他にも加速度センサや照度センサなど多くのセンサ が搭載されているため多くの情報を得ることが出来る. 本 研究同様にスマートフォンのセンサを用いてユーザの状態 判定を行う研究がある.小林らの研究[12]は加速度セン サ,マイク,GPS を用いて「歩行」、「走行」、「自転車」、 「停止」,「自動車」,「バス」,「電車」の7種類の移動手段 を対象とし,ユーザの移動状態の分類を行っている.しか し,日常生活内の運動の一つである階段の利用は屋内であ ることが多いため GPS からの位置情報が取得出来ない場 合が考えられる.川添らの研究[13]は3軸加速度センサ と気圧センサを搭載したスマートフォンを用いて取得した データを元に決定木により「停止」,「歩行」,「階段での歩 行」、「昇降機の利用」の4種類の移動判定を行った.し かし,気圧センサが搭載されたスマートフォンは限られる ため,異なる端末への応用は難しい、スマートフォンに標 準で搭載されている加速度センサのみを用いてユーザーの 状態を推定する研究に古川らの研究 [14] がある.これは加 速度センサのみを用いて「歩行」、「走行」、「自転車」、「電 車」、「バス」、「自動車」、「その他(移動していない状態含 む)」の 7 種類の状態を BayesNet , J48 , KStar などの 6 種類の機械学習アルゴリズムにより移動手段の判定を行っ た. 古川らの研究 [14] では, 教師データがあるユーザでの 分類精度は極めて高いが,教師データがないユーザを追加 した場合の分類精度は大きく低下してしまい,ユーザ毎に

教師データを作成しなければならない問題点がある.

3. 運動強度判定システム

本研究ではスマートフォンの加速度センサを用いて日常生活内での運動強度の異なる行動を判定するシステムを提案する. 日常的に携帯するスマートフォンを用いることで日常生活内での行動を判定でき、加えて加速度センサのみを用いることで加速度センサを搭載した多くのモバイル端末への応用が考えられる.

3.1 分類する運動強度の選定

運動強度 (身体活動の強さ) の指標には活動・運動を行った時のカロリー消費が安静時の何倍に相当するかを示す単位の METs を用いた.本研究では屋内での運動強度の判定を目的としているため,運動や行動状態毎の METs を示した改訂版『身体活動のメッツ (METs)表』[5]を参考に,屋内での運動の中でも METs が特に大きく異る「直立での静止状態」、「平地での歩行」、「階段登り」の3つの行動を判定することとした.「直立での静止状態」は1.3 METs,通常の歩行速度の4.0 km/時での「平地での歩行」が3.0 METs,階段登り」が9.0 METs である.

3.2 判定に使用した値

判定に使用する加速度データはスマートフォンを用いて収集した、被験者 5 人に Android OS を搭載したスマートフォンである Xperia Z1 f SO-02F を使用して、「停止」、「歩行」、「階段の登り」の計 3 種類の状態の加速度データをそれぞれ約 500 秒間、周期 100[Hz] で記録した、学習データはユーザー毎に同じ比率にするため一人あたり「静止」1,012 個、「歩行」1,252 個、「階段」 997 個として、合計 3,261 個、全 5 人の被験者合計で 16,305 個を学習に用いた、スマートフォンの所持位置は図 1 に示すように画面を地面と水平になるように持つ状態とした、次に収集した加速度データから 18 次元の特徴量を抽出し新たなデータを生成する、時系列分割手法の特徴量抽出のための時間幅(フレーム)を 0.5 秒間にして、時系列分割手法を用いて特徴量を抽出して教師データを生成した.

生成したデータは 3 軸加速度データ x 軸 ,y 軸 ,z 軸 それぞれ 50 個 (0.5 秒分)の平均値 , 分散 , 標準偏差値 , 共分散値 , 相関係数 , 二乗平均平方根の計 18 次元のデータである . この 18 次元のデータと連続する x 軸 ,y 軸 ,z 軸 それぞれ 50 個を纏めて 168 次元の入力データを用いて分類を行なう .

3.3 運動強度判定アルゴリズム

本システムはスマートフォンでの実装を考えているため 学習モデルの作成には比較的小さい計算量で良好な解を期 待できるニューラルネットの中でも教師あり学習である

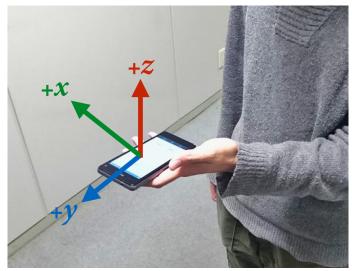


図 1 スマートフォンの所持位置

softmax 回帰を用いた単純パーセプトロンを使用した.本システムで使用した学習モデルを簡略化させたものを図3に示す,またそのモデルを式(1)として示す.開発にはGoogle が提供する機械学習ライブラリの Tensorflow を用いた[15].学習手順は分類モデル作成と分類の2つの動作に分けられる(図2).分類モデル作成では,加速度データから特徴量抽出し教師データを作成する.この教師データを元に分類器のモデルを作成する.一方,分類では取得した加速度データから特徴量抽出したデータをモデルを用いて,運動強度を判定する.

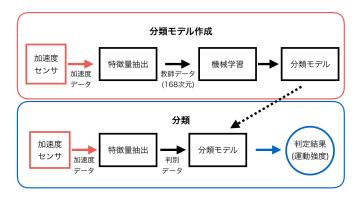
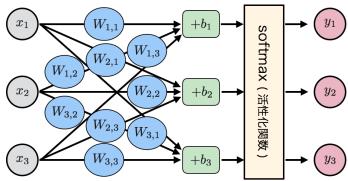


図 2 学習手順

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{bmatrix} = softmax \left(\begin{bmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & w_{1,3} \\ w_{2,1} & w_{2,2} & w_{2,3} \\ w_{3,1} & w_{3,2} & w_{3,3} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ b_3 \end{bmatrix} \right)$$
(1)

3.4 予備実験

システムの作成に際し,学習済みの分類モデルの有効性 についての考察を行うため,交差検定を用いて分類精度の 評価を行った.



 x_n :入力データ y_n :分類クラス $W_{n,m}$:重み(W_{ait}) b_n :偏り(bias)

図 3 単純パーセプトロンによるクラス分類

3.4.1 予備実験手順

学習器に特徴量を抽出した教師データをセットし,新たな被験者に対する学習モデルの性能を評価するため,データを被験者毎に分割したテストデータを入れ替える交差検証により分類精度を評価した.被験者は合計 5 人で A から E に分類し,1 回目は A をテストデータとし,残りの B 、C 、D 、E で学習させる,2 回目は B をテストデータとし,残りの A 、C 、D 、E を学習データとして学習させる.これを被験者毎に入れ替えて計 5 回行った.

3.4.2 予備実験結果

評価実験結果を表 1 に示す.交差検定による分類精度は最低 77.14%,最高 86.59%,平均 80.44% となり運動強度を提示するのに有効な精度となった.これは関連研究に示した古川らの研究 [14] の教師データありのユーザでの分類精度 98.44%に劣るが教師データなしの分類精度を 9.78%を大きく超える結果である.また,クラス別に判別精度を図 4 に示す.「静止」の分類精度が 86.8%と最も高く,階段に関しては 66.9%の分類精度であるが 26.3%で階段と誤判定する結果となった.

ſ	使用データ	A	В	С	D	E	平均
Ī	分類精度(%)	78.51	77.14	80.69	79.30	86.59	80.44

表 1 被験者毎に分割したテストデータを入れ替える交差検証による分類精度

3.4.3 考察

「平地での歩行」と「階段の登り」は判別可能であるが、加速度データが類似していることから誤判定すると考えられる、判別精度を向上させるために判別後の結果から誤判定を検出し正しい判定に補正することで判別精度の向上に繋がると考えられる.

4. 運動強度判定システムの実装

本研究ではスマートフォンの加速度センサを用いて運動 強度を判定するシステムを提案する.システム構成を図5

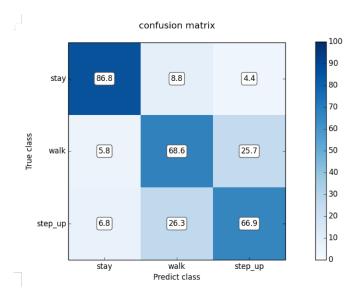


図 4 クラス別交差検定の結果 1

に示す・本システムは加速度データ取得モジュール,運動強度判定モジュールの2つのモジュールに加え3.4予備実験で示した誤判定を補正する判定結果補正モジュールを追加した3つのモジュールから構成されている・加速度データ取得モジュールでは,スマートフォンに搭載されたセンサから加速度データの取得を行う・運動強度判定モジュールでは,3.3運動強度判定アルゴリズムで示した方法と同様に加速度データから時系列分割手法を用いて特徴量を抽出し,教師あり学習を用いて作成したモデルにより運動強度の判定を行う・判定結果補正モジュールでは,運動強度判定モジュールで判定された運動強度を一定時間内毎に比較することによって判定補正を行う・

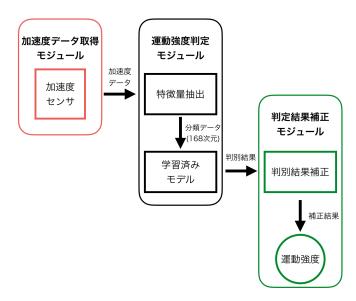


図 5 システム構成

4.1 判定結果補正モジュール

判定結果補正モジュールは,判別器で判定された運動強

度が信頼できるかを確認し、補正を行う.短時間で運動状 態が変化することは考えられないため、本研究では誤判定 を減少させるために 3~5 歩分の時間 2.5 秒間 (5 回の判 定分)の時間幅で補正を行うこととした. その時間幅内の 結果から多数派を正解の判定として残りの判定を正解の判 定結果に置き替えることで判定結果の補正が出来ると考え た. 多数派が一位に特定出来ない場合,前回補正結果(2.5 秒前)を参照することとした.判定結果補正モジュールで の補正処理の例を図6に示す.例では「階段の登り」を「階 段」、「平地での歩行」を「歩行」と言い換える. 例では補 正前(図6の上)の5回の判定結果はそれぞれ「階段」が 3回,「歩行」が2回,「静止」が0回である.この時,階 段が最も多く判定されたことになるため「歩行」と「静止」 と判定された結果を「階段」に置き換え,補正後(図6の 下)の5回の判定結果は「階段」が5回,「歩行」が0回, 「静止」が 0 回となる.

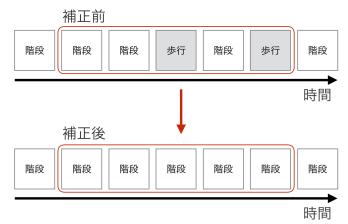


図 6 補正処理の例

5. 評価

本システムの評価の有効性についての考察を行うために 新たにデータを取得して評価を行った .

5.1 評価実験手順

教師データがある被験者と教師データがない被験者それぞれ2人,計4人に対して,本システムをインストールした Android 端末(データ収集時に利用したものと同一の Xperia Z1 f SO-02F)を使用して判定結果と補正後結果の測定を行った.教師データありの被験者の結果をそれぞれ A,Bとし,補正後の結果を A',B'とする.同様に教師データなしの被験者の結果をそれぞれ C,Dとし,補正後の結果を C',D'とする.「直立での静止状態」,「平地での歩行」,「階段登り」の 3 種類の状態をそれぞれ被験者自身に正解ラベルを付与させ 30 秒間連続した結果を記録した.

5.2 評価実験結果

評価実験結果を表 2-3 に示す.また,補正による改善率が高かった教師データありの被験者 B と教師データなしの被験者 D の分類クラス別交差検定結果を図 7-10 に示す.教師データありの被験者 A は精度 11.10 ポイント,被験者 B で 20.69 ポイント向上した.特に,「歩行」と「階段登り」に関して,被験者 A は 12 ポイント以上,被験者 B は 21 ポイント以上向上した.本研究同様に補正処理の実装した古川らの研究 [14] では 3 ポイント程度向上しているが,本研究では 11 ポイント以上向上したため優位性があると言える.また,教師データなしの 2 人の被験者共に補正後は 3 ポイント以上向上した.一方で最も精度の高い「静止」では判別結果補正後の方が誤判定が増える結果となった.

教師データ	静止	歩行	階段登り	平均
あり A	57.69 %	75.48~%	55.15 %	62.77 %
あり A'	65.38 %	88.57 %	67.65~%	73.87 %
あり B	83.24 %	46.96 %	47.37 %	59.19 %
あり B'	97.30 %	73.91 %	68.42 %	79.88 %

表 2 教師データがある被験者の精度と補正後の結果

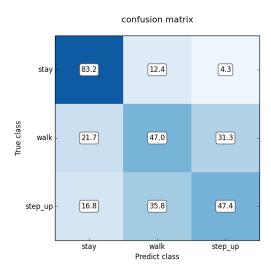


図 7 教師データあり B (補正前) の交差検定結果

図 7-8 に示した教師データありの被験者 B のクラス別分類精度から「歩行」と「階段」の判別精度のあまり差がなかったが補正後は誤判定を削減出来たことで判別精度が向上したのが分かる。一方で、図 9-10 に示した教師データなしの被験者 D のクラス別分類精度では「歩行」を「階段」と誤判定があり、補正後は誤判定は減少したものの「歩行」と「階段」の判別精度に大きな差を示すことが出来ない結果となった。



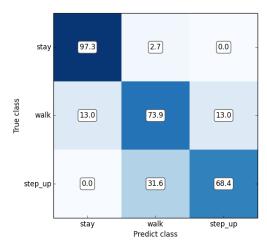


図 8 教師データあり B'(補正後)の交差検定結果

教師データ	静止	歩行	階段登り	平均
なしC	97.27 %	60.00 %	44.00 %	67.09 %
なし C'	95.45 %	65.22 %	52.00 %	70.89 %
なし D	97.04 %	44.00 %	66.15 %	69.06 %
なし D'	96.30 %	48.00 %	84.62 %	76.31 %

表 3 教師データがない被験者の精度と補正後の結果



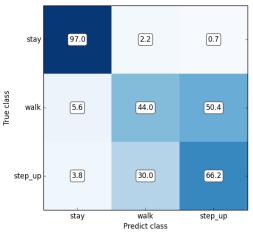


図 9 教師データなし D (補正前) の交差検定結果

5.3 考察

また,教師データありの被験者の判定結果は補正により 大きく向上できることが分かった.一方で教師データなし の被験者の「静止」に対する精度が判定結果補正前の精度 から下降した.これは誤判定が少ない場合,一定時間内の 多数派を置き換える現状の補正方法では誤判定が連続して 発生した場合に誤判定を正解の判定と判断することで誤判 定が増加すると考えられる.

6. 今後の展望

判定結果補正では正しい判別結果が「歩行」である時「歩

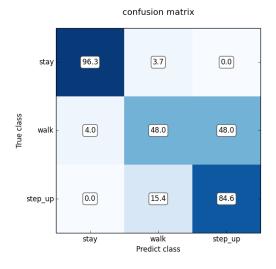


図 10 教師データなし D'(補正後)の交差検定結果

行,歩行,階段,階段,階段」のように連続した誤判定を 分類モデルがした場合に補正処理を行うと「階段,階段, 階段,階段,階段」となり誤判定を多く出してしまうこと があった.そのため今後は新たな補正アルゴリズムを考え 試行する.また,データを増やしての再学習や,計算量を 考慮しながら学習器を多層化することで判定精度の向上を 目指す.日常生活内の運動強度の判別として「平地での歩 行」「階段の登り」「歩行」の分類を行ったが,日常生活内 での運動には屋外で行う「自転車」「走行」があり,今後は これらの分類も追加して行う.

7. まとめ

本論文では,スマートフォンの加速度センサを用いて運動強度を判定するシステムの開発を行った.本システムでは特徴量の抽出に時系列分割手法を用い,機械学習アルゴリズムに教師あり学習である softmax 回帰を用いた単純パーセプトロンを用いて運動強度の判定を行った.評価実験から,平均 80.44 %の精度で判定することが出来た.また,判定結果補正を行うことで精度の向上が可能となった.しかし,「平地での歩行」と「階段の登り」は加速度データが類似していることから今回使用した学習方法では誤判定を削減することが出来なかった.今後は新たな補正アルゴリズムを考え試行する.

参考文献

- [1] 運動・スポーツ実施率の推移 (1998 年 2014 年) スポーツライフ・データ, 笹川スポーツ財団
- [2] 『健康応援標語(階段利用促進標語)』募集,沖縄市役所 市民健康課,2016
- [3] 「階段シール」の「健康」標語募集,ひろしま健康づくり 県民運動推進会議,2015
- [4] 階段のぼり! 3033 (サンマルサンサン)運動,神奈川県庁,2015
- [5] 改訂版『身体活動のメッツ(MET s)表』,(独)国立健康・栄養研究所

- [6] Google Fit フィットネストラッキング, https://www.google.com/intl/ja_jp/fit/
- [7] RunKeeper , https://runkeeper.com/
- [8] Farringdon , J ., Moore , A . J ., Tilbury , N ., Church , J . and Biemond , P . D .: Wearable Sensor Badge and Sensor Jacket for Context Awareness , In Proceedings of the Third International Symposium on Wearable Computers , pp.107 - 113 , 1999
- [9] 橋田 尚幸 他 , 慶應義塾大学大学院理工学研究科 , 加速度 センサを用いた日常行動識別における個人適応技 術の識 別制度への貢献 , IPSJ 情報処理学会 2008 USN2008-23 , pp.69 - 74 (2008) .
- [10] Tâm Huynh, Bernt Schiele: Analyzing Features for Activity Recognition, ACM International Conference Proceeding Series, 2005
- [11] 山崎 亜希子 他,三菱電機株式会社 情報技術総合研究所,加速度センサ等を用いた移動状態判定方式の検討,全国大会講演論文集 第70回(ネットワーク),39-40,2008-03-13
- [12] 小林 亜令 他, KDDI 研究所, 釈迦:携帯電話を用いたユーザ移動状態推定方式. 情報処理学会論文誌, Vol.50, No.1, pp.193 208, jan 2009.
- [13] 川添 翔太 他 , 東京都市大学 環境譲歩学部 情報メディア 学科, スマートフォンを用いた階段利用判定 , 東京東京 都市大学横浜区アンパス譲歩メディアジャーナル 2014.4 第 15 号
- [14] 古川 侑紀 他,慶應義塾大学 総合政策学部, 加速度センサ のみを用いた移動手段判定システム, 2012
- [15] TensorFlow, https://www.tensorflow.org/