

3 軸加速度センサに基づく 6 種移動状態識別方式

池谷 直紀[†] 長 健太[†] 岡本 雄三[†] 瀬戸口 久雄[†] 服部 正典[†]

[†]株式会社東芝 研究開発センター 〒212-8582 神奈川県川崎市幸区小向東芝町 1

E-mail: [†] {naoki.iketani, kenta.cho, yuzo1.okamoto, hisao.setoguchi, masanori.hattori}@toshiba.co.jp

あらまし 加速度センサを搭載した携帯端末の動きに基づいて、端末保持者の移動状態を推定する方式を作成し、実験的に評価を行った。「静止」「歩行」「走行」「自転車」「自動車」「電車」の 6 状態の識別について 92%の精度を確認し、比較的識別が難しい「電車」「自動車」についてそれぞれ 89%、80%の再現率を確認した。また、間欠動作方式の導入により端末のバッテリー持続時間を延ばすことができることを示し、バッテリー持続時間と移動状態推定精度のトレードオフの関係について明らかにした。

キーワード 加速度センサ, コンテキストウェアネス

6 Kinds of Means of Migration Recognizer with 3-Axis Accelerometer

Naoki IKETANI[†] Kenta CHO[†] Yuzo OKAMOTO[†] Hisao SETOGUCHI[†] and Masanori HATTORI[†]

[†]Toshiba Corporation 1 Komukai-Toshiba-cho, Saiwai-ku, Kawasaki-shi, 212-8582 Japan

E-mail: [†] {naoki.iketani, kenta.cho, yuzo1.okamoto, hisao.setoguchi, masanori.hattori}@toshiba.co.jp

Abstract This paper presents a novel human activity recognizer used to estimate a user's means of migration with an accelerometer on a widespread consumer mobile device. We evaluate the accuracy rate of the estimation of the six contexts "running", "walking", "cycling", "car", "train" and "resting", the total result is 92 percent, "train" is 89 percent, and "car" is 80 percent recall. We also proposed the longer battery life method by sensing intermittently, and show the trade-off between battery life and accuracy rate of the context estimation.

Keyword Accelerometer, Context Awareness

1. はじめに

近年、ユーザの状況や置かれている環境（コンテキスト）を、ユーザの自然な行動をセンシングすることによって推定する技術、すなわちコンテキストウェア技術が研究・開発されている。これによりユーザのコンテキストに応じて自動的に挙動を適応させる情報サービスの提供が実現されれば、ユーザは少ない操作で所望の情報にアクセスすることが可能となり、またユーザ自身が気づいていなかった情報を取得することも可能となる。特にモバイル端末においては操作の複雑性はアプリケーションのユーザビリティに直結しており、操作の利便化は重要であると言える。

コンテキストウェアサービスの提供を実現するためには、サービスにおいてどういったコンテキストが重要であるかを決定せねばならない。ユーザをとりまくコンテキストは多種多様であり、位置、時刻、行動、周囲の環境、生理的状況などが挙げられる[1]。我々はユーザの行動の中でも、特に移動状態の検出を対象と選定した。

最近の多くのモバイル端末には、加速度センサやGPS(Global Positioning System)、照度センサなど多数のセンサが搭載されている。これらのセンサを活用することでユーザの移動状態などの行動状態を推定するこ

とができる。Kernらは膝などに装着した複数の加速度センサにより、「座位」「立位」「歩行」「走行」「昇り階段」「下り階段」などのユーザの行動を識別している[2]。

ユーザがセンサ端末を保持する向きや装着位置の制約なしに、単一デバイス中のセンサを用いてユーザの状況を推定している研究も存在する。磯らは wavelet packet を特徴量として Self Organizing Map とベイズ理論を用いて、「歩き」、「早歩き」、「昇り階段」、「下り階段」、「走り」の 5 つの歩行状態を平均 80%程度で識別している。倉沢ら[4]は自由に保持した携帯端末の加速度センサ入力のみから「動作なし」「歩行」「走行」「座る」「立つ」という状態や動作の検出をしている。また同時に「ズボンポケット」「胸ポケット」「鞆」のいずれに保持しているかを推定し、それぞれの場合に応じて処理を変えることで推定精度を向上している。筆者らも「歩行」「走行」「乗車中」「静止」の 4 つの移動状態について 90%程度で識別する方式と、継続的に推定を行う場合の省電力方式について報告している[5][6]。こういった技術により、携帯電話などの携帯端末に付与されたセンサを用いてユーザの自然な行動を検出することが可能であると言える。

ユーザの行動状態の中でも「電車」と「自動車」を区別して検出している事例としては、小林らによる研

究[7]が挙げられる。それによれば、加速度により「静止」「歩行」「走行」「自転車」「乗車中」を分離した上で、「乗車中」の中からマイク入力に基づいて「普通自動車」を識別する。さらに残りの「乗車中」状態をGPSから求めた速度に基づいて「電車」と「バス」に分離する。結果としては「静止」「歩行」「走行」「自転車」「電車」「バス」「普通自動車」の7状態を、平均91.7%で識別している。

また、青木ら[8]はGPSによる測位結果に基づいて、移動状態を「滞在および徒歩」「自動車(バスやタクシー)」「電車」の3つに分類することを行っている。行動パターン特性による補正を導入することにより、90%程度の判定精度を確認している。

一般的なモバイル端末上でのユーザのコンテキスト推定を実現するには以下のような課題が存在する:

- 端末の保持位置・保持方向に非依存での推定
ユーザはモバイル端末をポケットや鞆などさまざまな位置にさまざまな方向で保持し、携行する。コンテキスト推定はこれらの位置や方向に非依存な方式である必要がある。

- 一般的なセンサによる推定
携帯電話をはじめとして多くの携帯端末が、GPS、加速度センサ、方位センサ、照度センサなどを備えつつある。コンテキスト推定のために新たなセンサをモバイル端末に搭載することは端末サイズや製造コストなどの面でデメリットとなるため、既存のセンサを用いて実現することが望まれる。

- 低い消費電流での駆動
コンテキストサービスを常時提供可能にするためには、センシングを継続的に行う必要がある。しかし長時間のセンシングはモバイル端末のバッテリー持続時間を短くする。そこでセンシングを含めたコンテキスト推定は低消費電流で動作することが望ましい。

- 不確実なセンサ入力に基づく推定
GPSは屋内などでは測位ができない場合がある。加速度センサは常に値を検出できるが、ユーザの日常行動を推定したい場合にも日常行動とは無関係のセンサ値が検出される場合がある。たとえば携帯電話機を操作する動きや鞆から取り出す動きなどは移動状態の推定を行う際にはノイズとなる。コンテキスト推定はこのようにセンサ入力の不確実な場合にも機能せねばならない。

我々は、以上4点に留意した移動状態推定方式を開発した。本稿では、第2章で加速度センサのみの入力に基づいて6種移動状態の推定を行う方式について述べる。第3章で省電力動作を実現する間欠動作方式について述べ、第4章で評価結果を示し、最後にまとめ

を述べる。

2. 移動状態推定方式

本章ではセンサ入力に基づく移動状態推定方式について述べる。本方式は低消費電流での駆動を実現すべく、加速度センサのみの入力に基づいた比較的計算量の少ないアルゴリズムとなっている。

2.1 加速度センサのみによる移動状態推定手法

我々は、対象と選定した6種の移動状態を表1の通り定義し、センサ入力に基づくそれらの識別方式を作成した。ここでの「走行」とは小走りや全力疾走を含む足での移動を指す。またこれらの移動状態は排他的なもののみなし、電車内の歩行については電車とみなした。

表 1: 対象とする移動状況

移動状態	対象となる状態
走行	足で走っている状態。
歩行	歩いている状態。1分以内の信号待ちなどの静止状態を含む。
自転車	自転車で移動している状態。1分以内の信号待ちなどの静止状態を含む。
自動車	自動車。バスを含む。また信号やバス停などの停車区間も含む。
電車	電車で移動している状態。駅などの1分以内の停車区間も含む。
静止	静止状態。駅での電車待ちなどや、携帯端末を体から離れた場所に置いた状態を含む。

提案手法では、加速度センサから取得した値を用いて以下の手順で移動状態の推定を行う。

1. 3軸加速度の時系列データ取得
2. 重力方向推定による正規化と、それに基づく重力成分を除去したベクトル長、重力成分との内積・外積の一部の3次元特徴量の算出
3. 上記3次元特徴量を入力とした12次元特徴量の算出
4. ニューラルネットワークによる移動状態の分類
5. 遷移確率モデルによる補正

以下ではこれらの各ステップについて説明する。

2.2 3軸加速度の時系列データ取得

3軸加速度センサから各時刻における加速度データを取得する。取得される加速度データの例を図1に示す。横軸が時間、縦軸が加速度の値を表しており、この例は約40分間に渡る、X軸、Y軸、Z軸の3軸に対応した3つの系列を示している。図面下部に正解コンテキスト、すなわち被験者の実際の移動状態を記載した。

コンテキストごとに波形に差があることがわかる。

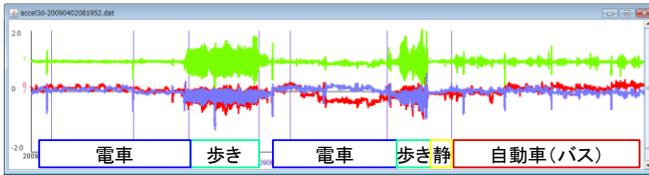


図 1：3 軸加速度センサから得られるデータ例 (X 軸, Y 軸, Z 軸)

2.3 重力方向推定による正規化

3 軸加速度センサによって得られるデータはセンサデバイスの向きに依存し、デバイスの保持姿勢によって異なるデータとなる問題がある。デバイスの保持姿勢に依存しないデータにするために重力方向を推定し、その方向を基準とした正規化を行う。

ここでは加速度センサには常に 1G の重力がかかることを利用し、一定の時間幅 w_G での XYZ 軸の平均ベクトルを重力ベクトルと推定する。時刻 t での推定重力ベクトル $v_G(t)$ は 3 軸加速度ベクトル $v(t)$ を用いて以下の式で表される。

$$v_G(t) = \frac{\sum_{i=t-w_G+1}^t v(i)}{w_G}$$

次にある時刻で得られた 3 軸加速度ベクトルから重力ベクトルを減算し、正規化された加速度ベクトルを求める。時刻 t での正規化された加速度ベクトル $v_n(t)$ を以下の式で定義する。

$$v_n(t) = v(t) - v_G(t)$$

2.4 特徴量の算出

識別に向けて、正規化された加速度ベクトルを基とした特徴量を算出する。本方式では以下の 3 種の値をまず算出する。

$$s_1(t) = \|v_n(t)\|$$

$$s_2(t) = v_n(t) \cdot v_G(t)$$

$$s_3(t) = \|(v_n(t) \times v_G(t)) \cdot (1 \ 0 \ 0)^T\|$$

これらの値はある一瞬のスナップショットであり、人間の行動変化の周期に対して短いため、時間的な変動の傾向や一定時間内での変動を加味した特性を検知できない。コンテキストの識別に有効な特徴量を得るために各時刻 t までの一定時間幅を持つウィンドウ内での統計量を算出し、特徴量として用いる。

$$F_1(t) = Ave(s_1)$$

$$F_2(t) = Max(s_1)$$

$$F_3(t) = Div(s_1)$$

$$F_4(t) = Ave(s_2)$$

$$F_5(t) = Max(s_2)$$

$$F_6(t) = Div(s_2)$$

$$F_7(t) = Ave(s_3)$$

$$F_8(t) = Max(s_3)$$

$$F_9(t) = Div(s_3)$$

ここで $Ave(s)$ は s の時刻 $t-w+1$ から時刻 t までの平均とし、同様に Max は最大値、 Div は分散を示す。本方式ではさらに 3 つの特徴量を加えて用いる。

$$s_4(t) = Min_{i=t}^{t-w_2+1} (i)$$

$$F_{10}(t) = Max_{j=t}^{t-w_3+1} (s_4(j))$$

$$F_{11}(t) = ZC(t, w_4, th_1)$$

$$F_{12}(t) = ZC(t, w_5, th_2)$$

ここで $ZC(t, w, th)$ は、時刻 t までの時間幅 w において、閾値 th 以上と閾値 $-th$ 以下を振動した回数であり、ここでは $w_4=w_5=5$ [秒]、 $th_1=0.13$ [G]、 $th_2=0.02$ [G] とすることにより F_{11} は 5 秒間の歩行による振動数、 F_{12} は 5 秒間の（乗り物で多発しやすい）微小振動による振動数を意味するように設定している。

各時刻において以上 12 次元の値を特徴量とする。

2.5 ニューラルネットワークによる移動状態分類

前ステップで得られた 12 次元の基本統計量を入力として 6 種類の移動状態に分類する。12 次元の特徴量に対して正解コンテキストの確信度を 1、それ以外を 0 としたベクトルを教師信号として誤差逆伝播法によってあらかじめ学習した 3 層ニューラルネットワークを分類器として用いる(図 2)。ここでは入力層 12 ノード、出力層 6 ノード、中間層は 9 ノードとした。

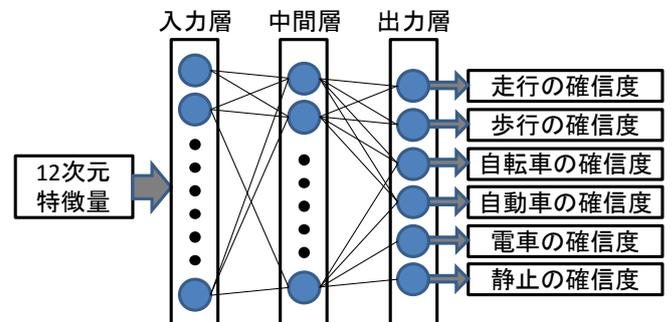


図 2：ニューラルネットワークの構成

あらかじめ学習済であればニューラルネットワークの計算量は多くはない。ニューラルネットワークは 6 種類の移動コンテキストの確信度を 0~1 の範囲で出

力する。ここで、ある時刻における6種の確信度の総和は1にはならず0~6の範囲で不定である。学習時のデータ入力時は時系列によらないランダムな順序で行い、正解移動コンテキスト種別の入力回数の割合が均等になるように学習を行った。ニューラルネットワークによる分類結果の例を図3に示す。横軸が時間、縦軸が確信度であり各移動状態コンテキストに対応する6つの系列が表示されている。図の左端の「電車」が正解である部分では、「電車」と「静止」が交互に検出されている。また図の右端の「自動車」が正解の部分では「自動車」「電車」「静止」が入り乱れている。

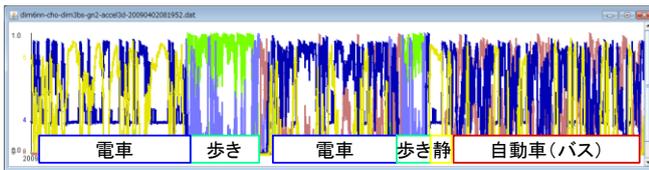


図 3：ニューラルネットワークによる分類結果例

2.6 遷移確率モデルによる補正

前ステップの出力はある程度移動状態を識別したものとなっているが、さらにそれを入力とした補正処理を行っている。これには大きく四つの役割がある。

- 「電車」状態と「自動車」状態は短時間のデータだけの識別は困難であるため、より長時間のデータを用いて補正する
 - 「電車」から「歩行」に遷移することはあるが「電車」から「自転車」に遷移することは現実的にはないため抑制し、推定精度を向上する
 - 端末保持者の姿勢変化などで発生する一時的な振動パターンの変化による誤判定を避ける
 - 自動車や電車が一時停車した際にすぐに「静止」と出力せず、一連の乗車状態として推定する
- 具体的には以下の補正アルゴリズムを用いた。

(事前準備)

- 6つの移動状態それぞれの確信度向上閾値、確信度向上幅を規定しておく
- 6つの移動状態それぞれの確信度減衰率を、現在推定移動状態が6種のいずれであるかによって決まるテーブルとして規定しておく
- 6つの推定する移動状態に対応する移動状態確信度を初期値0として用意する

(計算)

- 各時点において、6つの各移動状態について、ニューラルネットワークの出力確信度が確信度向上閾値以上である場合には確信度を確信度向上幅だけ増加させる
- 各時点において、6つの各移動状態について、ニューラルネットワークの出力確信度が確信度減

衰閾値未満である場合には確信度を現在推定移動状態に基づいて決定する確信度減衰率の分だけ減衰させる

- 各時点において、6つの移動状態についての確信度の総和が1.4を超える場合には6つの移動状態確信度すべてに0.9の減衰定数をかける
- 以上の処理を行った6つの移動状態それぞれの確信度を結果として出力する

補正した出力の例を図4に示す。横軸が時間、縦軸が各移動コンテキストの確信度を表している。図3と比較すると、全体的に時間方向に平滑化されており、正解が「電車」の部分で静止状態が抑制されていることがわかる。またこの例ではほとんどの部分の推定結果が正解であるが、図中央の「電車」が正解の部分では「自動車」の確信度も高く、最初と最後の数分は「自動車」を出力する判定誤りが発生している。

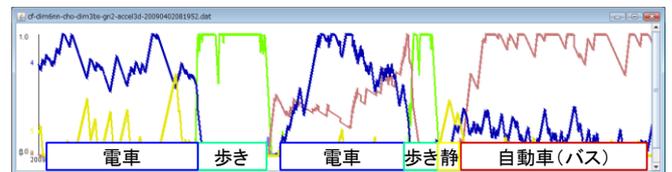


図 4：遷移確率モデルによる補正結果の例

3. 省電力化のための間欠動作方式

冒頭に述べた通り、モバイル端末上でコンテキストウェアサービスを常時提供するためには省電力動作を実現する必要がある。本章では省電力化を実現するための方式について述べる。

端末のバッテリー持続時間は、バッテリー電流容量と消費電流により決定される。バッテリー電流容量は端末の種類により異なり、また消費電流はユーザの端末利用状況によっても異なるためバッテリー持続時間を正確に予測することはできない。本稿ではコンテキストウェアサービスの品質について議論するために、ユーザが端末を操作していない状況下で継続的にコンテキスト推定を行っている場合の消費電流を指標としてこれを低減する方式を提案する。

3.1 低消費電流化の可能性

低消費電流化を実現できる可能性のある方式を列挙する。

- センサ自体の低消費電流化
センサ自体を消費電流の少ないものにするだけでコンテキスト推定時の消費電流は低減できる。
- センシング時の低消費電流化
センシング時に端末のOSなどの駆動が必要な場合にはその消費電流を低減することが有効である。たとえばセンサモジュールのみが動作して値をバッファリ

ングすることができれば、携帯電話などの OS を駆動する場合と比較して大幅な低消費電流化が望める。

- コンテキスト推定モジュールのハードウェア化
理想的にはセンサと一体になったハードウェアモジュール上でコンテキスト推定を行うことにより低消費電流化できる可能性がある。

- センシング頻度の低減
たとえば10ミリ秒ごとのセンシングを100ミリ秒ごとのセンシングとするように頻度を低減することでセンサの消費電流を低減させられる可能性がある。

- 間欠的動作によるセンシング／推定時間の低減
たとえば30秒センシングと推定を行った後に1分間センシングも推定も行わずにその前の推定結果を用いる、というようにコンテキスト推定を間欠的に動作させることで消費電流の低減が図れる。

- コンテキスト推定アルゴリズムの計算量低減
計算量の低減により、CPUによる消費電流の低減やOS駆動時間の低減が図れる。

(1)~(3)はハードウェア設計と併せて考慮せねば実現できない項目であり一般的な既存端末への導入はできない。そのため本稿では(4)~(6)の3項目を検討対象とし、特に(5)の間欠動作方式について重点的に述べる。

3.2 センシング頻度の低減

本稿では、センシング時には OS が駆動せねばならないアーキテクチャのモバイル端末を想定している。加速度センサ自体の消費電流は OS 駆動の消費電流と比較して微小(OSやセンサにもよるが数パーセント以下)であるため、単純なセンシング頻度低減では消費電流に大差は無い。センシング頻度をたとえば秒間1回のように極端に低下させれば OS 駆動の消費電流を含めて低消費電流化できる可能性があるが、推定精度も極端に低下する。そのため、センシング時の低消費電流化と併せて今後検討すべき項目であるといえる。

3.3 コンテキスト推定アルゴリズムの計算量低減

前述のとおり、本稿で提案しているアルゴリズムは計算量が増大しすぎないように配慮しており、計算量をさらに低減した場合に期待できる消費電流低減量はごくわずかである。実際に、WindowsMobile を搭載した端末 T-01A 上でほぼ同様のアルゴリズムを用いて100ms ごとにセンシングおよび移動状態推定を常時駆動させた場合にも、CPU 使用率は高々0~3%程度であった。

3.4 間欠動作方式

本稿で述べる間欠動作方式は、周期 $t_{interval}$ 中にセンシングを t_{active} だけ行い、休眠を $t_{sleep} (=t_{interval} - t_{active})$ だけ

行うという方式である。休眠の際には OS も休眠させるものとする。こうすることで断続的にコンテキストを推定しつつ、平均消費電流低減により端末のバッテリー持続時間を増加させる。ここで、 t_{active} のセンシングと同時にコンテキスト推定を実行する方式と、 t_{active} の時間中はセンシングおよびそのセンサ値のバッファリングのみを行いコンテキスト推定はアプリケーションにおいて必要な際のみ計算する方法が考えられるが本稿では後者を採用する。

間欠動作の休眠状態の時間帯にコンテキストウェアサービスを提供する場合には、最後に推定したコンテキストを用いることとなり、最大で t_{sleep} の推定の遅延が発生する。その遅延時間中にユーザ状態が変化した場合には推定したコンテキストは誤りとなるため、 t_{sleep} が増加するほどバッテリー持続時間は増加するがコンテキスト推定精度は低下することとなる。つまり間欠動作方式においてはバッテリー持続時間とコンテキスト推定精度との間にトレードオフの関係が成立する。そのため間欠動作のパラメタについては一般的な最適解は存在せず、アプリケーションからの要求に応じて適切に設定する必要がある。

4. 評価

4.1 精度評価方法

評価のために、被験者が携帯端末を用いてあらかじめ記録したセンサデータに対して、移動状態の正解データを手動で作成し、提案方式により推定された出力と一致するか否かにより推定精度の評価を行った。収集した評価データの詳細は

表 2 のとおりである。

表 2: 評価データの詳細

使用携帯端末	HTC T-Mobile G1
加速度検出周波数	約 50Hz
被験者	3名 (20~30歳代の男性)
端末携行位置	被験者の自由(結果としては、靴の中、ズボンのポケット、上着のポケットなど)
評価データ延べ時間	26時間 20分

評価データ収集時には、被験者には収集用端末を携行する以外は平常通りに行動してもらい、移動中の時間帯を主として延べ26時間20分のデータを収集した。これに対して表 1 の移動状態が1分以上継続していた時間区間について、手作業で正解データを付与した。

ここで、6つの移動状態は排他的なものとしており、電車の中での歩行がもしあれば歩行とみなすものとしている。また、いずれにも属さない時間帯は評価対象外とした。たとえばショッピング中であり歩行と静止が断続的に発生する場合のように正解が明らかでない

部分についても、評価対象から除外した。その結果、評価データ中の移動状態の内訳は図 5 以下のとおりとなった。

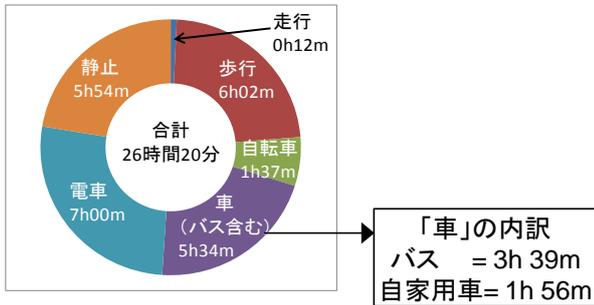


図 5：評価データの内訳

こうして 6 つの移動状態に対応する評価データと正解データを作成した。

4.2 精度評価

推定精度の評価を行った。この評価は間欠動作を導入していない連続動作の場合のものである。上述の推定方式は各移動状態の確信度を出力するものであるため、ここでは最も高い移動状態の確信度が 0.3 以上である場合にはその移動状態を推定結果として出力し、0.3 未満の場合には「不明」を出力するようにした。そして正解データが推定結果と一致するか否かを判定し、再現率、すなわち実際の事象発生のうちどれだけの割合を正しく推定できるかという観点で推定精度を評価した。ここで、前述の通り正解データが無い時間帯は評価の対象外としている。この結果を表 3 に示す。

表 3：精度評価結果

↓推定	実際の移動状態					
	走行	歩行	自転車	自動車	電車	静止
走行	94.6%	0.4%	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
歩行	5.4%	97.1%	2.7%	0.0%	0.1%	0.1%
自転車	0.0%	0.4%	94.0%	0.0%	0.0%	0.0%
自動車	0.0%	0.1%	0.3%	80.3%	2.9%	0.0%
電車	0.0%	0.5%	0.0%	12.4%	88.5%	0.8%
静止	0.0%	0.2%	1.0%	5.7%	7.0%	96.1%
不明	0.0%	1.3%	1.9%	1.5%	1.5%	3.0%

最上段に記載した横軸の項目が正解データ、すなわち実際の移動状態であり、左端に記載した縦軸の項目が推定結果である。この表で正解と推定結果のラベルが一致する対角線上の項目は再現率に相当する。

この結果、通算の再現率は 91.8%となった。なお、この際の適合率は 93.2%、F 値は 0.925 であった。6 種の詳細を見ると「自動車」の再現率が 80.3%、「電車」の再現率が 88.5%となっており、他に比べて低いことがわかる。

誤判定が多く発生したケースとその要因は次のとおりである。

- 正解が「自動車」である場合に「電車」と誤判定している (12.4%)

加速度の波形、特に振動の振幅や振動数が類似しているため分離しきれていない、今回用いた特徴量からは完璧な分離が困難な根本的な課題である。

- 正解が「電車」である場合に「静止」と誤判定している (7.0%)

一つには、駅などでの停車が長引いた場合に誤判定する可能性がある。また、電車の種類によっては非常に静かに動作する場合があります、「静止」との識別は容易でない。「静止」が端末を机の上に置いているようなまったく動きがない場合のみではなく、電車を待っているときや端末を胸ポケットに入れてオフィスワークをしているような若干の動きがある場合を含むことも識別が困難となっている一因である。

- 正解が「自動車」である場合に「静止」と誤判定している (5.7%)

これは、主に自動車が信号やバス停、渋滞などで静止しているときに発生する誤判定である。今回の評価データセットではバス停などで停車時間が長くなった場合に「静止」と誤判定するケースが散見された。本来は平滑化アルゴリズムで「自動車」が持続していると補正されるべきだが、完璧に推定することは困難である。

- 正解が「走行」である場合に「歩行」と誤判定している (5.4%)

推定の遅延による誤判定である。つまり、歩行から走りに変化した瞬間から正解ラベルは「走行」を付与しているものの、連続的に推定している推定アルゴリズムの出力が「歩行」から「走行」に変わるまでには十数秒程度の遅延が発生するため、その十数秒間は誤判定となる。今回のデータセットにおいては「走行」のデータの持続時間は 1 回当たり 3 分程度と短いため、十数秒の誤判定は 1 割弱の誤判定になってしまう。

4.3 間欠動作方式導入時の消費電流の試算

間欠動作方式による消費電流を試算するために、スマートフォン Toshiba T-01A をモデル端末として各種動作時のバッテリー持続時間を試算した。いずれもユーザは端末を操作しておらず、端末の画面は消した状態であるとして算出した。また、モデル端末は OS として Windows Mobile 6 を搭載しているが、これを駆動すると消費電流が大きい。そこで、センシングの際には Windows Mobile 6 を駆動せずに携帯電話の通信などを管理している処理モジュールおよび OS で、センシングおよびセンサ値のバッファリングができるものと仮定して算出した。その結果を表 4 に示す。

間欠動作の周期は数分という単位で設定することも可能である。ただし前述の通り t_{sleep} の増加は推定精度の低下に直結する。とはいえ周期が短すぎると OS の

駆動と休眠によるオーバーヘッドが大きくなってしまふ。このバランスを考慮してここでは周期を5秒と固定して試算した。

表 4：間欠動作時のバッテリー持続時間

間欠動作設定		試算バッテリー持続時間[hour]
t_{interval} [ミリ秒]	t_{active} [ミリ秒]	
5000	100	226
5000	200	209
5000	300	195
5000	400	182
5000	500	171
5000	1000	131
5000	5000	46

モデル端末のバッテリー持続時間はセンシングなしの場合 250 時間であるが、加速度を常時センシングすると 46 時間となってしまうことがわかる。

4.4 バッテリー持続時間と推定精度のトレードオフ

間欠動作設定の駆動時間 t_{active} を短くすることによりバッテリー持続時間を延ばすことができるが、一方でセンシング時間の減少によりコンテキスト推定精度は低下する。そこでこのトレードオフの関係を明確にするために、前述の精度評価に用いた加速度センサデータを間欠動作設定に基づいてあらかじめ間引いて用いることにより、間欠動作時の移動状態推定精度についての評価を実施し、バッテリー持続時間との関係を明らかにした。なお、各設定においてニューラルネットワークは再学習して評価した。この結果を図 6 に示す。

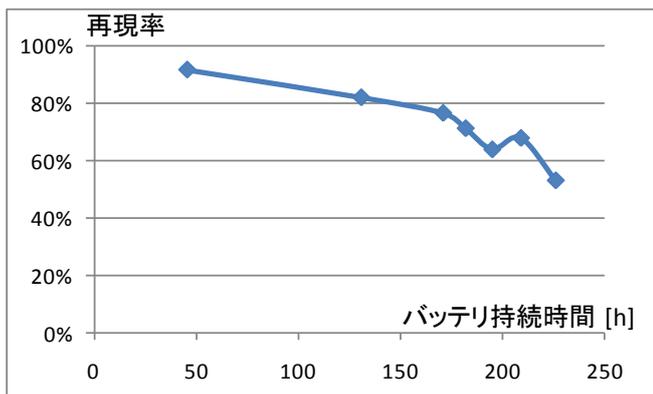


図 6：バッテリー持続時間と推定精度のトレードオフ

バッテリー持続時間と移動状態推定精度の間にトレードオフの関係があることがわかる。バッテリー持続時間が 209 時間の場合の再現率が 195 時間の場合より高いのは、ニューラルネットワークの再学習が周辺のパラメータに比べてうまくいったためと考えられる。

5. 考察

5.1 提案方式の性質

提案方式が、冒頭に述べたモバイル端末によるユーザのコンテキスト推定技術に求められる性質を備えているかどうかを確認する。

- 端末の保持位置・保持方向に非依存での推定方向、保持位置に非依存な推定アルゴリズムにより実現できている。
- 一般的なセンサによる推定
加速度センサのみによる推定により実現できている。
- 低い消費電流での駆動
一般的に消費電流の少ない加速度センサのみを用い、比較的計算量の少ない推定アルゴリズムと、間欠動作方式の導入により一定のレベルで実現されている。ただし間欠動作方式では消費電流低減と推定精度向上の間にトレードオフの関係があるため完全な解決は困難であることも明らかとなった。本稿では特定のモデル端末を対象とした試算について述べたが、端末、センサ、OS などの種類によっても妥当な方式は異なってくるため、一般的な低消費電流化実現の方式が望まれる。
- 不確実なセンサ入力に基づく推定

加速度センサのみによる推定方式により、GPS のようにセンサ値が検出できない場合は排除できている。また補正アルゴリズムでは数分単位のデータを累積的に用いて推定を行っていることにより、一時的な端末操作などによるセンサ値の変化による誤判定は比較的減低できていると考えられる。しかし、携帯端末を数分以上に渡り操作し続けるような状況下ではその操作の振動による誤判定が発生し得る。多様なユーザの実際の携帯端末利用時の大規模なセンサデータを用いた評価を行うことは今後の課題である。

5.2 移動状態推定の精度

移動状態推定の通算再現率は 92% となっている。ただし内訳を見ると特に「自動車」と「電車」の識別が比較的正確である。中間データであるニューラルネットワークの出力では「自動車」と「電車」の識別精度は 50% 程度であり (図 3 参照)、補正アルゴリズムにより精度を大幅に引き上げている。本稿で提案した補正アルゴリズムは、「自動車」や「電車」が断続的に変化することは現実にはほぼ無いことから、数分単位の推定結果を用いることで識別を正確にしている。その結果、「自動車」と「電車」についても 80% 以上の精度を実現しているが、これは 10 分の乗車のうち 8 分以上が正解するという性質ではなく、10 分の乗車を 10 回行った場合に 8 回以上は正解するが残りの 1~2 回は 10 分程度の「自動車」の場面がほぼすべて「電車」と誤判定されることもあることに注意する必要がある。

5.3 最適な間欠動作パラメタ

間欠動作方式を導入することで、消費電流低減によりバッテリー持続時間の延長ができるが、推定精度は低下してしまうというトレードオフの関係があることが明らかになった。間欠動作方式のパラメタについては唯一の最適解は存在せず、アプリケーションからの要求に応じて適切に設定する必要がある。たとえば一時的に数分から数十分程度だけコンテキストウェアアプリケーションを利用する場合には、バッテリー持続時間への影響は小さいため推定精度を優先して連続的に駆動させることが妥当である。一方、行動を常時推定することが必要なアプリケーションにおいて連続的に駆動させた場合には、今回の試算ではバッテリー持続時間は46時間となってしまう。これはコンテキスト推定をしない場合のバッテリー持続時間250時間と比較して1/5程度に減少しており、ユーザが端末を利用しなければ2日弱の連続運転が可能であるが、ユーザが端末を利用した際にバッテリー切れになるまでの時間も数分の一になり得ることを意味する。そこで、アプリケーションで必要な推定精度と、端末において必要とされるバッテリー持続時間との兼ね合いから図6に基づいて適切なパラメタを決定することが必要となる。

5.4 関連研究との比較

前述の通り、携帯端末上のセンサを活用し、端末の保持位置や保持姿勢に非依存でユーザの移動状態を推定する研究は他にもある。本研究を他の研究と比較すると、移動状態推定およびその精度については以下の点が特長である：

- 加速度センサのみに基づく「自動車」と「電車」の識別の実現
 - 連続駆動時には通算92%の識別精度（再現率）
- また本研究では常時コンテキストウェアサービスを提供する場合に大きな課題となるバッテリー持続時間について考慮している。その観点では以下が特長となる：
- 加速度センサのみで推定することによるセンサ部の低消費電流化（GPSなどの利用時と比較して）
 - 軽量の推定アルゴリズム（FFTなどと比較して）
 - 間欠駆動方式の導入による低消費電流化とその際の推定精度とのトレードオフの関係を提示

6. おわりに

本稿では、モバイル端末を用いてユーザのコンテキストを推定する技術については以下の点に留意する必要があることを提示した：

- 端末の保持位置・保持方向に非依存での推定
- 一般的なセンサによる推定

- 低い消費電流での推定
- 不確実なセンサ入力に基づく推定

そしてこれらに留意し、GPSなどの測位デバイスを用いずに、加速度センサのみから、「走行」「歩行」「自転車」「自動車」「電車」「静止」の6種の移動状態を推定する方式を提案し、評価を行った。

26時間強のデータを収集して評価した結果、通算では92%の精度を確認し、特に困難な「電車」「自動車」についてそれぞれ89%、80%という精度を得た。

さらに、間欠動作方式を導入することで平均消費電流の低減によりバッテリー持続時間を向上させることが可能であることを示した。またその場合に、バッテリー持続時間と移動状態推定精度の間にトレードオフの関係があることを示し、モデル端末におけるトレードオフの関係について具体的に示した。

今後の課題としては、移動状態推定精度の向上、大規模かつ多様なデータを用いた検証および調整、低消費電流でのコンテキスト推定についての一般的な手法の確立、端末の操作や取り出しなどの対象外の動きにより誤判定しない推定方式の確立、多様なユーザコンテキストを推定する方式の確立が挙げられる。

文 献

- [1] Korkea-aho, M., "Context-aware applications survey," Proceedings of the 9th IEEE International Symposium on High Performance Distributed Computing, 2000.
- [2] Kern, N., Antifakos, S., Schiele, B., and Schewaninger, A., "A Model for Human Interruptability: Experimental Evaluation and Automatic Estimation from Wearable Sensors," Proceedings of the Eighth International Symposium on Wearable Computers, 2004.
- [3] Toshiaki Iso, Norihiro Kawasaki, and Shoji Kurakake, "Personal Context Extractor with Multiple Sensor on a Cell Phone," The 7th IFIP International Conference on Mobile and Wireless Communications Networks, D. 2 C200525, Morocco, September 2005.
- [4] 倉沢 央, 川原 圭博, 森川 博之, 青山 友紀, "センサ装着場所を考慮した3軸加速度センサを用いた姿勢推定手法," 情報処理学会研究報告. UBI, 2006.
- [5] 池谷直紀, 菊池匡晃, 長健太, 服部正典, "3軸加速度センサを用いた移動状況推定方式," 電子情報通信学会研究報告. USN, 2008
- [6] Kenta Cho, Naoki Iketani, Hisao Setoguchi, Masanori Hattori, "Human Activity Recognizer for Mobile Devices with Multiple Sensors," Proceedings of the 6th International Conference on Autonomic and Trusted Computing, 2009.
- [7] 小林 亜令, 岩本 健嗣, 西山 智, "釈迦: 携帯電話を用いたユーザ移動状態推定・共有方式," 情報処理学会論文誌, 2009.01.
- [8] 青木 政勝 et al., "ライフログのための位置情報ログデータからの移動モード判定の検討," 情報処理学会研究報告. DD, 2008.