

センサを用いたモバイル機器向け ユーザ状況推定技術の実装と評価

長 健太^{†1} 池谷 直紀^{†1} 岡本 雄三^{†1}
瀬戸口 久雄^{†1} 服部 正典^{†1}

モバイル機器に備わった加速度センサおよび GPS を用いたユーザの状況推定においては、不確実なセンサ情報からより正確に状況を推定することが求められる。ユーザがモバイル機器を日常利用する場合、加速度センサは端末操作などに影響を受け、GPS による位置測位が不可能な場面も多い。本稿では、加速度センサを用いたユーザの移動状況推定をデバイスの保持位置によらず推定する手法、および移動状況に GPS から得られる位置情報を組み合わせることにより、ユーザの交通機関の利用を推定する手法の実装と評価について述べる。本手法では、ユーザの移動状況を 91 %、交通機関の利用を 66 %の精度で推定可能である。

Implementation and Evaluation of Human Context Recognizer for Mobile Devices with Sensors

KENTA CHO,^{†1} NAOKI IKETANI,^{†1} YUZO OKAMOTO,^{†1}
HISAO SETOGUCHI^{†1} and MASANORI HATTORI^{†1}

A context-aware technology should properly handle uncertain information from sensors such as an acceleration sensor and a GPS on a mobile device to estimate a user's context precisely. In a daily use of mobile devices, an acceleration sensor is affected by a user's operation of a device and a GPS can't determine a current position in many situations. This paper presents a novel human context recognizer used to estimate a user's means of migration by using an acceleration sensor and estimate public transportation use by using a combination of means of migration and a GPS. We evaluate the accuracy rate of the estimation with cellular phones carried freely. The result of the estimation of means of migration is 91 percent and the result of the estimation of public transportation use is 66 percent.

1. はじめに

モバイル機器上のセンサを用いて、ユーザの状況や置かれている環境を推定することで、状況に応じた情報を自動的に提示でき、ユーザは操作することなく必要な情報を入手できる。PC などと比較して入力が必要なモバイル機器では、操作の回数を減らすことが使いやすしいアプリケーションを実現する上で重要である。

我々は、加速度センサからユーザの移動状況（静止、乗車、歩行、走行）を推定する技術を開発した（2章）。移動状況、GPS から得られる位置、時間を組み合わせることで、ユーザが勤務中か、通勤中に最寄駅に向かって歩いているか、電車の中かなどの、ユーザの日常生活における状況を推定できる。

本技術は以下の特徴を備える。

- 機器をあらゆる位置に保持しても推定可能
デバイスの向きに非依存な特徴量に基づき推定するため、かばんの中、ポケットの中など、デバイスをどのように保持してもユーザの状況が推定可能であり、日常の様々なデバイス利用シーンで状況推定が可能である。
- 加速度ノイズ除去による推定精度向上
ユーザの端末操作などにより発生する加速度ノイズを除去することで、移動状況の推定精度を向上させている。
- 電車、バスへの乗車状態が識別可能
電車やバスへの乗車状態の識別が可能である。乗車状態の識別は、公共交通機関が発達した都市部でのユーザ状況把握に重要である。
- 一般的な携帯電話に搭載されているセンサを利用
近年の多くの携帯電話に搭載されている、加速度センサと GPS を組み合わせて利用するため、多くの携帯電話上で実現可能な技術である。

また、本技術を用いて、ユーザが電車、バスを利用しどの駅、停留所から乗車し、どこで降車しているかという、交通機関利用における乗降区間の推定を行った（3章）。乗降区間の推定、およびその履歴の蓄積を行うことで、ユーザが次にどの交通機関を使ってどの駅から

^{†1} 株式会社 東芝 研究開発センター 知識メディアラボラトリー
Toshiba Corporation
Corporate Research & Development Center Knowledge Media Laboratory

どの駅へ移動するかを推定することが可能になり、対応する時刻表の自動的な提示などが実現できる。

提案手法による乗降区間推定は、以下の特徴を備える。

- 移動状況を用いることによる乗降区間推定精度向上

GPS から得られる位置情報だけでなく、移動状況を用いることで、ユーザがどこで乗車したか、降車したかを正確に把握することができ、乗降区間の推定精度が向上する。また、乗降時に GPS から位置情報が取得できなかった場合、移動状況及び乗降前後の位置情報を用いて乗降位置の補間を行う。特に多くの駅が密集する都市部では、乗降地点を正確に把握することが重要となる。

我々は、携帯電話上のセンサを用いて、ユーザの実際の生活におけるセンサデータ収集を行い、それらセンサデータを用いて、移動状況推定精度および乗降区間推定精度の評価を行った(4章)。評価の結果、ユーザの移動状況を 91 %、交通機関の利用を 66 %の精度で推定可能であることを確認した。

2. 移動状況の推定

本章では、加速度センサから得られる時系列の加速度データを用いて、ユーザが静止しているか、電車やバスに乗車しているか、歩行しているか、走っているかを表す、ユーザの移動状況を推定する手法を提案する¹⁾(図1)。

提案手法では、加速度センサから取得されるデータを用いて、以下の手順で移動状況の推定を行う(図2)。

- (1) 加速度センサから時系列の加速度データを取得
3軸加速度センサから、XYZ軸の3次元の時系列加速度データを取得する。
- (2) デバイスの向き(重力方向)の推定
一定時間内の加速度の平均を重力方向として推定する。
- (3) 加速度ノイズの除去
ユーザの端末取り出し、姿勢変更、端末操作を判定する特徴量に基づきノイズを除去する。取り出し特徴量は、端末の方向変化から、姿勢変更特徴量は短時間に発生する衝撃から、端末操作特徴量はOSの操作イベント検出から、それぞれ生成される。また、歩行ペースを検出し、歩行の衝撃はノイズと判定しないようにする。
- (4) デバイスの向きに依存しない特徴量生成
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3次元特徴量を算出する

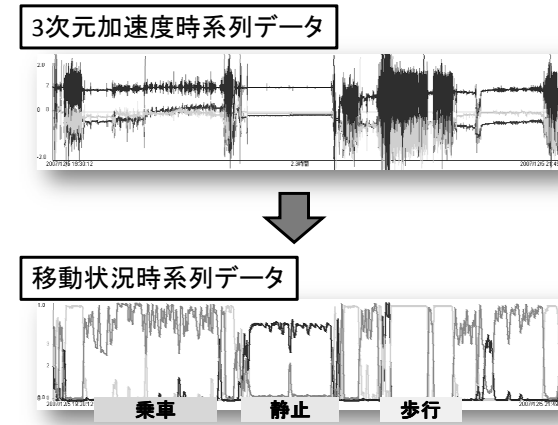


図1 加速度時系列データからの移動状況推定

Fig. 1 Estimating means of migration from acceleration time-series data

(図3)。

- (5) 一定時間幅の統計量生成
上記3次元特徴量を入力とし、一定時間幅における統計量を生成する。統計量は、平均、分散、最大値、最小値などから構成される。
- (6) ニューラルネットワークによる移動状況への分類
ニューラルネットワークを用い、上記統計量を静止、乗車、歩行、走行の4状態へ分類する。各状態について、0~1の数値で表される確信度が出力される。時系列加速度データに、それぞれのデータが4状態いずれの状態かを示す正解データを付加し、学習を行ったニューラルネットワークを用いる。
- (7) 移動状況の平滑化
移動状況が頻繁に変化することを抑制するために、ニューラルネットワークから出力される移動状況を平滑化する。たとえば、乗車中に発生した短い時間の停車は、電車やバスの一時的な停止とみなし、乗車中とする。

提案手法は、加速度センサを備えた携帯電話などのモバイル機器上で動作可能である。また、取得される加速度をリアルタイムに判定し、ユーザの移動状況を推定できる。

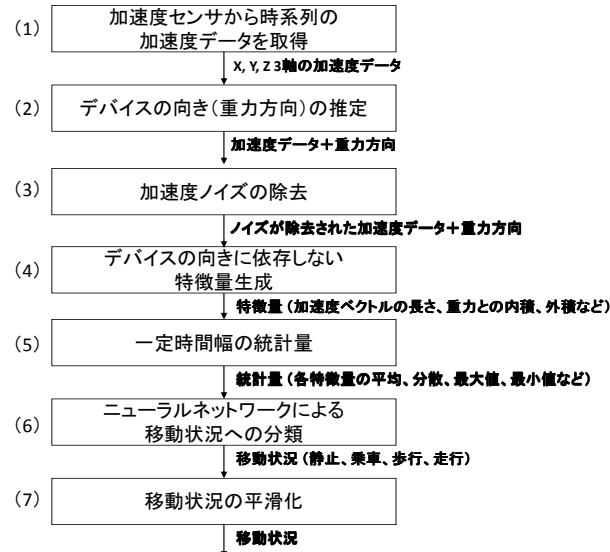


図 2 移動状況推定手順
Fig. 2 Procedures of estimating means of migration

3. 交通機関利用の推定

本章では、加速度センサから推定されるユーザの移動状況、および GPS から得られる位置情報を用いてユーザの乗降区間を推定する手法について述べる。本手法で推定した乗降区間から作成した乗降区間履歴を用いることで、ユーザが次の移動で使う路線を自動的に予測し、その路線に関する情報、たとえば時刻表などを操作することなく提示することができる。

提案手法では、以下の手順でユーザの乗降区間を推定する(図 4)。

- (1) 加速度センサを用いて、ユーザの移動状況を推定する
- (2) 移動状況から乗車、降車のタイミングを推定し、GPS を用いて乗降駅を推定する
- (3) 乗降駅の組から構成される乗降区間履歴を作成する

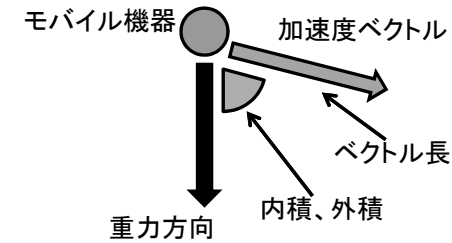


図 3 特徴量生成
Fig. 3 Creating feature quantities

ユーザの乗車、降車の瞬間に GPS を用いて位置情報を取得し、駅 POI (Point of Interest / 地図上の施設情報) を参照し、位置情報と最も近い駅を乗車/降車駅とすることで、ユー

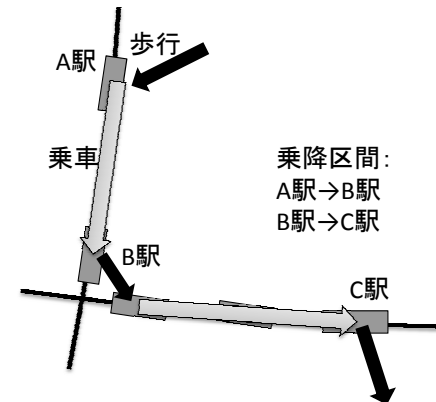


図 4 乗降区間推定
Fig. 4 Estimating a boarding line

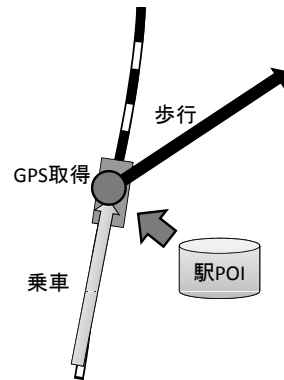


図 5 降車駅推定
Fig. 5 Estimating a leaving station

ザの乗降駅および乗車路線を判定することができる (図 5)。駅 POI には、各駅、バス停について、位置 (緯度、経度)、駅名、路線名が含まれている。

乗降駅の推定は、以下の手順で行われる。

- (1) 加速度センサを用いてユーザの歩行状態および乗車 (バス/電車) 状態を推定し、歩行状態から乗車状態への切り替わりを乗車、乗車状態から歩行状態への切り替わりを降車として判定する
- (2) 乗車/降車のタイミングで GPS を用いて位置データを取得し、取得した位置と駅 POI データを照合することで、乗降駅、乗車路線を判定する
- (3) GPS から取得する位置情報が不正確な場合、乗降地点の前後の GPS データ、および駅 POI データを用いて乗降地点の補正を行う
- (4) 推定結果の乗車駅、降車駅、乗車時間、降車時間を乗降区間として記録する

都心のターミナル駅などでは、駅が屋内にあることも多く、そのような駅では乗降の瞬間に GPS を利用しても位置情報を取得することが困難である。そのような GPS 未取得時に対処するため、本手法ではユーザの乗車中や歩行中にも定期的に位置情報を取得し、乗降地点の前後で取得できた位置情報から、乗降地点を推定している (図 6)。

GPS 未取得時の、降車時前後の GPS データを用いた降車駅判定処理は以下のようなになる。乗車時も、歩行から乗車への切り替わり時に処理をする以外の点は同様の処理になる。

- (1) 定期的に GPS から位置情報を取得する

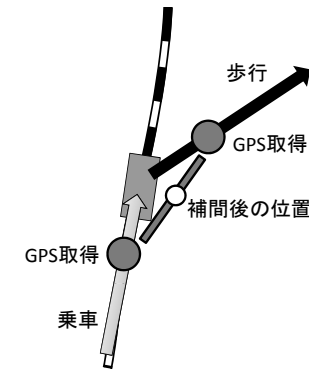


図 6 GPS の補間
Fig. 6 Interpolating position data from GPS

- (2) 加速度センサからユーザの降車を判定した場合、その直近の時間に取得できた位置情報を直前 GPS 取得地点として記録する
- (3) その後、GPS が最初に取得できた位置情報を、直後 GPS 取得地点とする
- (4) 加速度センサから取得できる移動状況を用いて、直前 GPS 取得地点から降車地点までの乗車時間、および降車地点から直後 GPS 取得地点までの歩行時間を推定する
- (5) 乗車時間と歩行時間から、直前 GPS 取得地点、降車地点、直後 GPS 取得地点の間のそれぞれの距離を推定する
- (6) これらの地点が直線上に配置されていると仮定し、上記ステップで推定された距離を用いて降車地点を推定し、駅 POI を参照することで降車駅を判定する

また、駅 POI に含まれる路線名や位置を用いて以下の補正を行う。

- 乗車駅および降車駅が同一路線名の駅になるように補正する
- 乗換時に降車駅と乗車駅がより近い駅になるように補正する

このようにして推定した乗降区間を蓄積することで、ユーザの乗降区間履歴を作成することができる。履歴を用いることで、ユーザの次の移動を推定することが可能になる。たとえば、ユーザの直前の乗降区間を乗降区間履歴と照合し、一致した区間の次の乗降区間をユーザの次の移動と推定する。その移動に関する情報をユーザに提示することで、ユーザは操作することなく、次に乗車する路線に関する情報を得ることができる。

表 1 移動状況推定精度
Table 1 Accuracy of means of migration estimation

ノイズ除去適用前				ノイズ除去適用後			
	適合率	再現率	F値		適合率	再現率	F値
走行	1.000	0.838	0.912	走行	0.992	0.849	0.915
歩行	0.846	0.996	0.915	歩行	0.981	0.993	0.987
静止	0.831	0.866	0.848	静止	0.834	0.931	0.879
乗車	0.968	0.758	0.850	乗車	0.952	0.830	0.887
通算	0.863	0.863	0.863	通算	0.911	0.911	0.911

4. 評価

本章では、提案手法による移動状況推定精度、および乗降区間推定精度の評価結果について述べる。

4.1 移動状況推定精度評価

加速度センサ、GPS を備えたモバイル機器を持ち歩き、加速度データ、位置（緯度、経度）データを収集した。収集したデータに対し本手法を適用し、移動状況を推定した。合わせて移動状況の正解時系列データを作成し、推定された移動状況と一致した時間長を検証し、精度を適合率、再現率、F 値で算出した。モバイル機器としては、スマートフォンである Google Android G1 を用いた。

収集データの詳細は以下のとおりである。

延べ時間 22 時間 54 分

被験者 3 名

保持位置 かばんの中、ズボンポケット、上着ポケットなど

結果を表 1 に示す。今回は、加速度ノイズ除去による推定精度向上の効果についても評価した。

ノイズ除去適用前の F 値 0.863 に比べ、ノイズ除去後の F 値は 0.911 であり、0.048 の向上が確認できた。個別の移動状況の精度を確認すると、歩行の検出に関しては 0.915 から 0.987 と大きく上昇しており、ノイズ除去により端末操作を歩行と誤って判定することが減少していると考えられる。

ノイズ除去後の 4 状況の判定精度は、加速度の振れ幅が少ない静止と乗車の精度が歩行と走行に比べてやや悪く、これらの状況の推定精度向上が求められる。

4.2 乗降区間推定精度評価

同様に、モバイル機器で収集したセンサデータから推定されたユーザの乗降区間と、正解乗降区間データの間の一致を検証し、精度評価を行った。

収集した加速度、位置データに対し本手法を適用し、ユーザの乗車駅と降車駅の組からなる、乗降区間を推定した。対応する正解乗降区間データを作成し、推定された乗降区間と正解データの間の一致を検証し、F 値を測定した。

収集データの詳細は以下のとおりである。

日数 16 日

被験者 1 名

収集時の移動経路 平日の勤務地への往復（約 4 種類の通勤経路を利用）、勤務地近郊への出張 3 回

また、本手法において、加速度センサによる移動状況推定を用いることにより、乗降区間推定精度がどの程度改善するかを評価するため、GPS のみを用いた乗降区間推定結果との比較を行った。

本評価では、以下の 2 つのデータを用いて、乗降区間推定精度の F 値を算出する。

- 乗降区間推定データ
モバイル機器を用いて収集した加速度、位置（緯度、経度）の時系列データ、および全国の駅 POI データ、ユーザが設定したバス停 POI データをもとに、本手法を用いてユーザの乗降区間を推定する。
- 乗降区間正解データ
ユーザが実際に乗車した路線について、乗車駅、降車駅の組を作成する。

上記のデータは、乗車駅と降車駅の組からなる乗降区間データのリストから構成される。ある 1 日のデータについて、乗降区間データが一致するかどうかの適合率、再現率を求め、F 値を算出した。

結果を表 2 に示す。乗車駅降車駅とも一致した場合を正解とする場合の F 値は 0.66 であり、乗車駅や降車駅のみ的一致も正解とした場合だと、それぞれ 0.85、0.86 であった。乗車駅や降車駅のみに限った場合の F 値が高いことを考えると、路線の片方の駅の推定が誤っていた場合でも、ユーザがすぐに必要な情報にアクセスできる UI 上の工夫が重要と考えられる。そのような UI としては、ある乗車駅の別方向、別列車種別の時刻表にすぐアクセス可能な UI などが考えられる。

また、提案手法における、以下の補正処理の効果を、補正を行わなかった場合との精度を

表 2 乗降区間推定精度

Table 2 Accuracy of boarding and leaving stations estimation

	正解率 (F 値)
乗車駅降車駅一致	0.66
乗車駅一致	0.85
乗車駅一致	0.86

表 3 補正前後の推定精度の比較

Table 3 Comparison of estimation accuracy with correction, without correction

	補正なし	補正 (1)	補正 (1)+(2)	補正 (1)+(2)+(3) (F 値)
乗車駅降車駅一致	0.53	0.55	0.57	0.66

比較することで評価した。

- (1) 乗降時前後の GPS データを用いた位置補正
- (2) 駅 POI 内の路線名を用いた同一路線への乗降駅補正
- (3) 乗換時の降車駅, 乗車駅の近くの駅への補正

結果を表 3 に示す。補正前の F 値 0.53 に対し, 各補正を行うことによる精度向上が確認できた。

次に, 加速度センサからの移動状況推定を用いた乗降区間推定方式の有用性を確認するため, 加速度センサを用いず, GPS からの位置情報のみで乗降区間推定を行った場合の結果との比較を行った。

位置情報のみでの乗降区間推定は, 以下の方式で行われる。

- (1) 位置情報時系列データから, 直前 15 秒での平均位置および直前 2 分での平均位置を求める
- (2) 2 分での平均位置から 15 秒での平均位置への移動ベクトルおよび移動距離を求め, 移動距離を移動時間で割り, 速度を求める
- (3) 速度を求める際に, 直前の移動ベクトルとの角度を比較し, 大きく変化している場合は移動距離を短くする補正を行う
- (4) 求めた速度が時速 5km 以下である場合は歩行, 15km 以上である場合は乗車と判断する
- (5) 加速度センサを用いる場合と同様に, 歩行と乗車の変化点を乗車, 降車の瞬間と判断する

表 4 に結果を示す。GPS のみの場合の F 値は大幅に低下しており, 加速度センサを用い

表 4 GPS のみでの推定との比較

Table 4 Comparison of estimation accuracy with GPS

	移動状況利用	GPS のみ (F 値)
乗車駅降車駅一致	0.66	0.31
乗車駅一致	0.85	0.60
乗車駅一致	0.86	0.66

たことによる精度向上の効果が分かる。GPS のみを用いた場合は, ターミナル駅などの屋内の駅における乗換を判定することが困難になるため, 乗降区間の推定精度が低下すると考えられる。

実用可能なアプリケーションに本手法を適用するためには, 乗降区間推定精度をより向上させる必要がある。本評価において, 乗降区間の推定を誤る理由には以下のパターンがあった。

- 長時間の GPS 未取得, もしくは不正確な位置情報が得られたことによる乗車駅, 降車駅の推定誤り
- 乗車直後, 降車直前の GPS 未取得による乗車駅や降車駅の 1 駅分のずれ
- 加速度データからの移動状況推定における, 乗車状態判定遅れによる, 乗車駅の 1 駅分のずれ
- 加速度データからの移動状況推定における, 短期間の乗車の取得し損ね
- 加速度のノイズによる乗車中でない場合に乗車状況と推定する誤り

これらのパターンを整理すると, 誤りの多くは乗降駅において GPS が取得できないことに起因することが分かった。特に地下鉄を利用した場合は GPS が全く利用できなくなるため, 推定精度は大幅に低下する。基地局測位などの, 屋内でも利用可能な測位方式との組み合わせが, 精度向上のために重要である。また, 移動状況推定において乗車状態を推定するまでに一定の時間がかかるために乗車駅がずれるという問題もあり, 移動状況推定手法のレスポンス向上も重要である。

5. 関連研究

小林らの釈迦²⁾は, 携帯電話上の加速度センサ, GPS などを用いた移動状況推定技術である。携帯電話上の加速度センサ, マイク, GPS などを用いて, ユーザの移動状況を推定する。移動状況には, 走行, 歩行, 停止, 自転車, 電車, バス, 自動車が含まれる。加速度センサ, 歩数計, 基地局情報を用いて, 走行, 歩行, 停止, 自転車, 電動車を判別し, その後

マイクと GPS を用いて電動車を自動車、バス、電車で分類する。上記 7 状態を 80 % 以上の精度で判別可能である。釈迦と本稿の提案手法では、利用しているセンサの種類が異なる。

また、Siewiorek らの SenSay³⁾ が行っているような、センサ以外の情報、たとえばユーザのスケジュール情報などを活用することも、ユーザの状況推定の精度を高めるための方式として検討する必要がある。文献³⁾では、ユーザの状況に合わせて携帯電話のモードを切り替える技術について述べている。モードには uninterruptable, idle, active, normal があり、ユーザが誰かと会話していることを検知し、uninterruptable モードへ切り替わる、という動作を行う。ユーザ状況を推定するため、センサとしては、マイク、照度センサ、加速度センサを用い、合わせてユーザのスケジュール情報も利用する。

Iso ら⁴⁾は、携帯電話上の加速度センサを用いたユーザの歩き方判定を提案している。ユーザの歩き方は、歩行、階段の上り/降り、速足、走行の 5 つに分類される。この分類は、Wavelet packet decomposition を用いた特徴量抽出および Kohonen self-organizing map を用いた分類によって行われており、さまざまな位置に保持した携帯電話上の加速度センサを用いて、5 つの状態を約 80 % の精度で検出可能である。Mantjarvi ら⁵⁾も、ベルトに装着された 2 つの 3 軸加速度センサを用いて、歩行、階段の上り/降りを検出している。Mantjarvi らは Wavelet transform による特徴量抽出およびニューラルネットワークによる分類を行っている。ただし、これらの手法では乗車状態の検出は行われていない。

また、ユーザの次の行動を予測する技術として、Liao ら⁶⁾は、GPS から得られる位置情報のシーケンスから、ユーザの目的地および予定経路を推定する手法を提案している。位置情報からユーザの状況（バス、徒歩、車、屋内）を推定し、Hidden Markov Memory Model を用いて位置のセグメントおよび移動遷移モデルを学習する。目的地推定に関して、移動開始時で 66 %、目的地まで 75 % の時間移動した時点で 98 % の精度で推定可能である。

6. おわりに

加速度センサおよび GPS を用いた移動状況、乗降区間推定手法を実装、評価した。今後は、移動状況推定手法の精度およびレスポンスの向上や、GPS 以外の測位手段の組み合わせなどを行うことで正確なユーザ状況把握を実現し、ユーザにより適切な情報を提供可能な技術の開発を行う。

参 考 文 献

- 1) 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, 電子情報通信学会技術研究報告, USN, ユビキタス・センサネットワーク, pp.75-80 (2008).
- 2) 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, 情報処理学会研究報告, MBL, モバイルコンピューティングとユビキタス通信研究会研究報告, pp.115-120 (2008).
- 3) Siewiorek, D., Smailagic, A., Furukawa, J., Krause, A., Moraveji, N., Reiger, K., Shaffer, J. and Wong, F.L.: SenSay : A Context-Aware Mobile Phone, Proceedings of the 7th IEEE International Symposium on Wearable Computers, pp.248-249 (2003).
- 4) Iso, T. and Yamazaki, K.: Gait analyzer based on a cell phone with a single three-axis accelerometer, Proceedings of the 8th conference on Human-computer interaction with mobile devices and services, pp.141-144 (2006).
- 5) Mantjarvi, J., Himberg, J. and Seppanen, T.: Recognizing human motion with multiple acceleration sensors, Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, pp.747-752 (2001).
- 6) Liao, L., Patterson, D.J., Fox D. and Kautz H.: Learning and Inferring Transportation Routines, Artificial Intelligence, Vol. 171, No. 5-6, pp.311-331 (2007).