

スマートフォンの使用履歴に基づいた個人モデリング

OSHIKAWA, Eisuke / 押川, 英将

(出版者 / Publisher)

法政大学大学院情報科学研究科

(雑誌名 / Journal or Publication Title)

法政大学大学院紀要. 情報科学研究科編

(巻 / Volume)

8

(開始ページ / Start Page)

135

(終了ページ / End Page)

140

(発行年 / Year)

2013-03

(URL)

<https://doi.org/10.15002/00009855>

スマートフォンの使用履歴に基づいた個人モデリング Individual Modeling based on Records of Smartphone Uses

押川 英将

Eisuke Oshikawa

法政大学大学院 情報科学研究科 情報科学専攻

E-mail: Eisuke.Oshikawa.2c@stu.hosei.ac.jp

Abstract

The smart phones are getting ubiquitous in these days. Meanwhile, a lot of smart phones based applications have been developed for various services. Like other context-aware applications, it becomes also an important issue to design better user interfaces suitable for special features and different demands. That is, a smart phone user interface may not be fixed, and can be automatically adjusted according to context information such as user's habit, preference, location, etc. It is thus necessary to provide a changeable interface layout associated with user's possible needs and current situations so that the user can use the smart phone more efficiently and conveniently. So, this research is to first record the use history of various applications used by a user, then extract relations between an application and its use time, location, movement state, action sequence, etc., and finally model the user characters using a smart phone. In this paper, application use log information acquisition and transformation are discussed, the application use features are analyzed, the experimental results are presented, and evaluations are given, respectively.

1. まえがき

近年のスマートフォンの普及の拡大は著しい。スマートフォンとは携帯電話とパソコン・PDA の機能を組み合わせた多機能な携帯端末である。iPhone や Android などに代表され、最近では技術の進歩によって端末の小型化やディスプレイの大型化が進んでいる。スマートフォンはプリインストールされているアプリケーション以外にも、ユーザーが自由にアプリケーションをインストールして使用することができ、総務省発表の平成 24 年版情報通信白書では有料アプリケーションと無料アプリケーションの合計インストール数の平均は Apple Store で 23.4 個、Android Market (現 Google Play) では 15.8 個となっている [1]。ユーザーがアプリケーションを使用する際には、インストールされている多数のアプリケーションの中から選んで起動する必要がある。そして、インストールされているアプリケーションが増えれば増えるほどに、端末の小型化やディスプレイの大型化による端末に搭載されているボタン数の減少も相まって、目的のアプリケーシ

ョンをいち早く起動することは困難となっている。このような、スマートフォンの高機能化・多機能化に伴うユーザーに求められる操作の複雑化は無視できない問題であると考えられる。そしてこの問題を解決するためには、ユーザーインターフェースの改良やユーザーの特徴や趣味嗜好による使用アプリケーションの推薦が必要であると考えられる。

一方、ユビキタスコンピューティング (Ubiquitous Computing) を実現するための要素としてコンテキストウェアネス (Context Awareness) という技術・概念がある。ユビキタスコンピューティングとは、実世界のあらゆるものにコンピューターを組み込むことで人の意識を介せずコンピューター同士が協調動作する環境やコンセプトのことであり、コンテキストウェアネスとは、そのコンピューター同士の協調動作によって実世界にあるモノの状況や状態を捉える技術・概念のことである。その考え方に基づいたものとしてコンテキストウェアコンピューティングがある。コンテキストウェアコンピューティングを活用することにより、環境や状況に応じて最適なサービスの提供が可能となる。

そして、コンテキストウェアネスの考え方と同様に、ユーザーのスマートフォンアプリケーション使用もそのユーザーの環境や状況 (コンテキスト) に依存していると考えられる。例えばユーザーによっては、朝には天気予報のアプリケーションを使用することが多いであろうし、駅の近くではスマートフォンを使う場合は電車の路線案内のアプリケーションを使用することが多いであろうと考えられる。よって、特定のコンテキストで使用されているアプリケーションを推定することで、ユーザーインターフェースの改良やユーザーの特徴や趣味・嗜好による使用アプリケーションの推薦が可能となると考えられる。本研究では、そのための、ユーザーのアプリケーション使用履歴とコンテキストに基づいた特徴の抽出と、ユーザーの使用アプリケーションの推定を行う。

本論文の構成は次のとおりである。第 2 章では、関連研究について述べる。第 3 章では、本研究での実験の概要について述べる。第 4 章では、ログの取得と特徴抽出可能な形式への変換について述べる。第 5 章では、アプリケーションの使用形態の可視化と使用特徴について述べる。第 6 章では、使用アプリケーションの推定について述べる。第 7 章では、使用アプリケーション推定の実験評価について述べる。第 8 章では、まとめと今後の課題について述べる。

2. 関連研究

アプリケーション使用特徴とコンテキストを関連付けた特徴モデルを作成することで、ユーザーの状況・環境に適したサービスを提供することができ、ユーザーのアプリケーション使用を支援することが可能になると考えられる。しかし必要なスマートフォンアプリケーションは、複数のユーザーの環境や状況が同じであったとしても、ユーザー個人によって異なるものである。そこで、ユーザー個人の置かれている環境や状況に依存しての情報推定・推薦が必要である。このような、コンテキストからユーザーの行動や嗜好を推定・推薦する研究は複数存在する。

奥らは、ユーザーの状況に応じて適切な情報を提供する状況依存型情報推薦システムの提案をしている[2][3]。これはユーザーのコンテンツに対する嗜好を「時刻、天気、予算、同伴者」といった特徴パラメータを持った形式として表現し、多様に化する人の嗜好をモデル化する研究である。松本らは、携帯端末使用履歴からの位置情報・時間情報のコンテキストに基づく最適アプリケーションの推定方法の提案をしている[4][5]。この研究では、アプリケーションの使用頻度による推定法と、コンテキストを利用した推定法の有効性の検証を行っている。

また一方、GPS やスマートフォンに搭載されている各種センサーを利用した移動状態判別の研究も行われている。上坂らは加速度センサーや地磁気センサーを用いて、歩行者の歩数、歩幅、進行方向を推定し累積的に現在位置を求める手法を提案している[6]。小林らは、携帯電話に搭載されている加速度センサー、マイク、GPS を複合的に用いてユーザーの移動状態を推定する方法を提案している[7]。

このように、スマートフォンでユーザーの移動状態の推定が可能になることで、ユーザーの移動状態もコンテキストとして扱い、ユーザーのアプリケーション使用モデルの構築を行う際に、より詳細な特徴を抽出が可能となる事が考えられる。例えばユーザーによっては、ナビゲーションアプリを使用するのは電車やバスに乗っているときより、歩いているときや車の助手席に乗っているときに使用する頻度が高い場合があると考えられる。

そこで本研究では、従来研究で多く用いられているコンテキストである位置情報と時間情報に加えて移動情報もコンテキストとして扱い、ユーザーのスマートフォン端末の使用履歴をアプリケーション使用時における「位置情報」「時間情報」「移動情報」の3つのコンテキストと関連付けることにより、ユーザー個人のスマートフォンアプリケーション使用特徴の抽出を行う。

3. 実験の概要

本研究は、アプリケーション使用履歴とコンテキストの関係からの特徴抽出に焦点を当て、使用アプリケーション推定を目標とした。被験者のスマートフォンアプリケーション使用時のコンテキスト情報を取得し、コンテキスト情報からの使用アプリケーション推定を行う。本研究ではアプリケーション使用時の「位置情報」「時間情報」「移動情報」の3つをコンテキストとして扱う。それぞれのコンテキストにおいてのアプリケーション使用頻度、アプリケーションに対するコンテキストの割合、

およびアプリケーションのコンテキストへの依存度を計算し、被験者個人のアプリケーション使用特徴として抽出する。アプリケーション使用時のそれぞれのコンテキストにおいて点数付けを行い、その点数を元に特定のコンテキストでのアプリケーション使用の順位付けを行うことでそのコンテキストでの被験者の使用するアプリケーションを推定する。

今回は「位置情報」「時間情報」からの特徴抽出、「位置情報」「時間情報」「移動情報」からの特徴抽出の2パターンにおいてアプリケーション使用推定と検証を行った。図1に使用アプリケーション推定のイメージ図を示す。

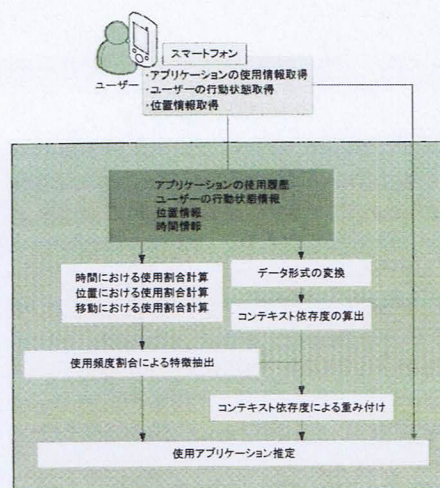


図1 使用アプリケーション推定のイメージ図

4. ログの取得・変換

この章ではログの取得と変換について述べる。ログは、アプリケーション名、位置情報、時間情報、移動情報の4つについて取得を行い、コンテキストについては特徴抽出を可能とするデータ形式への変換を行う。

4.1. ログの取得

「使用するアプリケーション名」「位置」「移動状態」をアプリケーション起動時にユーザー側から送信することでログの取得を行う。ログの確認は被験者自身で行い、ログの送信は NHN Japan 株式会社が提供しているインスタントメッセージングサービス LINE を用いて行う。

また、実験に利用するアプリケーション使用時のコンテキスト「位置情報」「時間情報」「移動情報」の3つと、使用しているアプリケーションについて、それぞれ次のように保存を行う。表1にログの取得表を示す。

①位置情報

スマートフォンに搭載されている GPS を用いて位置情報の取得を行う。GPS で取得する位置情報は住所情報および、数値情報として保存する。屋内などで GPS により位置情報が取得できない場合は、被験者が直接地図上から現在地にタグを打つことで位置情報の取得を行う。アプリケーション使用特徴のコンテキストと

して位置情報を扱う場合、緯度・経度といった数値での情報に加え、その緯度・経度の示す場所が何処であるかという情報も重要である（例：ユーザーのアプリケーション使用位置が大学であるか、駅であるかなど）。そこで本研究では位置情報として緯度・経度に加えて住所情報（都道府県名・市町村名・町名・丁目）もコンテキストとして利用する。

②時間情報

被験者からログが送信されてきた時間（時・分）をアプリケーションの使用起動時として保存し、アプリケーションの使用開始時をアプリケーション使用時のコンテキストとして使用する。また、1日を1時間ごとに区切って24個の時間帯に分類し、1日周期で同様の時間情報のコンテキストとして扱う。

③移動情報

移動情報に被験者がアプリケーションを使用しているときの移動方法を利用し、被験者自身が移動方法を判断することで取得する。また、静止、歩行、電車、車の4つに分類して保存する。なお、電車内・車内で静止している場合であっても、それぞれの移動状態であると判断する。

④アプリケーション情報

アプリケーションの名前を取得する。ただし、ログの送信時に使用するアプリケーションは使用アプリケーションとはせず、ログの送信は行わない。

4.2. ログデータ形式の変換

時間情報と移動情報について、特徴抽出を可能とするデータ形式への変換を行う。時間は周期的な情報であるため、24時間の始点と終点を一致させる必要がある。しかし、時間を単に数値としてのコンテキストとして扱う場合、例えば0:01と23:59がほぼ24時間の差がある情報とみなしてしまう。そこで時間を2次元の連続値として扱い、始点と終点を一致させ周期性を持たせる。図2にアプリケーションAの使用時の1次元上にプロットした図と、変換後2次元上にプロットした図を示す。

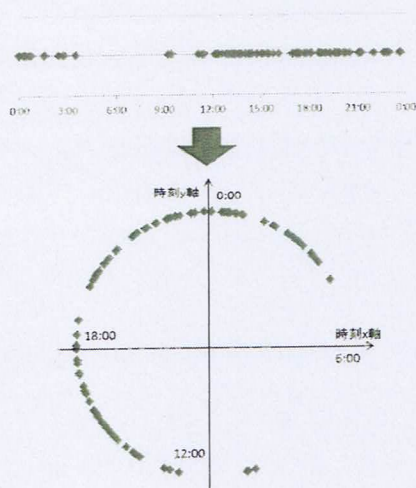


図2 1次元の時間情報の2次元への変換

移動状態は静止、歩行、電車、車の4つであるが、各状態に一意に値を割り振ってしまうと特徴量抽出が正しく行えないため、各状態を0または1で表現する。例えば、歩行状態の場合は歩行のデータ値が1となり他の状態のデータ値は0となる。図3にデータ形式の変換を示す。

時間	移動
14:15	歩行
14:20	車
18:12	静止
18:31	歩行
19:36	静止
20:56	静止
0:20	静止
0:23	静止
0:25	静止
1:12	静止

時間x軸	時間y軸	静止	歩行	電車	車
-0.370949601	-0.928653	0	1	0	0
-0.347305253	-0.937752132	0	0	0	1
0.731737557	-0.681586493	1	0	0	0
0.793867165	-0.608091214	0	1	0	0
0.947876102	-0.31863913	1	0	0	0
0.956715355	0.080984574	1	0	0	0
0.994869323	0.101168322	1	0	0	0
0.993216553	0.116279313	1	0	0	0
0.991987177	0.126338595	1	0	0	0
0.934184388	0.356790595	1	0	0	0

図3 時間情報・移動情報のデータ形式の変換

5. アプリケーションの使用形態

アプリケーション使用特徴の可視化をそれぞれのコンテキストについて行い、コンテキストと使用アプリケーションの関連性について示す。そして、推定を行うためのアプリケーションのコンテキストへの依存度を検証する。

5.1. アプリケーション使用特徴の可視化

使用特徴の検証を行うために、3つのアプリケーションについてそれぞれのコンテキストにおいてアプリケーション使用特徴の可視化を行った。

図4は縦軸に緯度、横軸に経度を取り、アプリケーション使用位置をプロットした図である。アプリケーションB、Cは特定の位置で使用されており、位置に依存して使用されるアプリケーションであることが分かる。

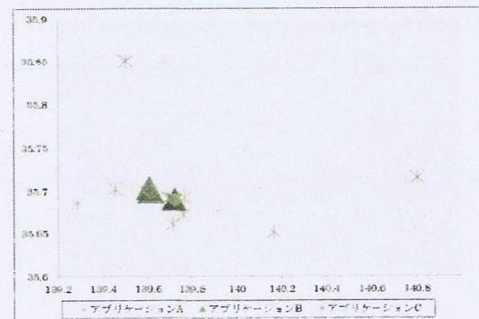


図4 アプリケーション使用位置

図 5 に、それぞれのアプリケーション使用時を時間軸にプロットした図を示す。アプリケーション A は起床時間中はどの時間帯でも使用されている。アプリケーション B はまばらではあるが一日全体に分布が広がっておりどの時間帯にも使用されている。アプリケーション C は昼から夕方にかけて使用されている場合が多い。このことから、アプリケーション A, B に比べてアプリケーション C は時間に依存して使用されるアプリケーションであると言える。

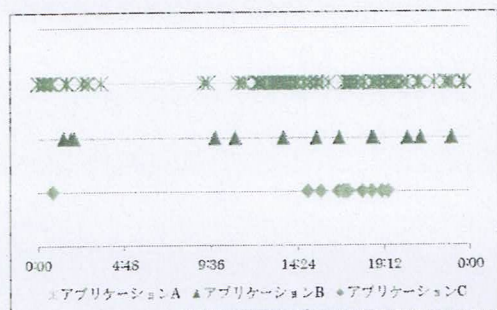


図 5 アプリケーション使用時間

図 6 にそれぞれの移動状態におけるアプリケーションの使用比率を示す。アプリケーション A はどの移動状態においても使用されているが、アプリケーション B, アプリケーション C は使用される移動状態に偏りが見られる。これらの図から、アプリケーション A はどのような状況でも使用される可能性が高く、コンテキストへの依存度が低いアプリケーションであると言える、アプリケーション B, C はコンテキストへの依存度が高いアプリケーションであると言える。

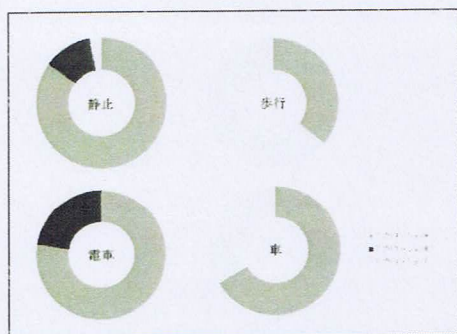


図 6 移動状態におけるアプリケーション使用割合

これらの結果からそれぞれのコンテキストによってアプリケーションの使用特徴が現れることが確認できる。

5.2. アプリケーションのコンテキスト依存度による重み付け

4.1. の結果からアプリケーションにはコンテキストに依存するものと、依存しないものが存在すること分かる。全体での使用頻度が高く、かつコンテキストに依存しない

いアプリケーションは、常にアプリケーション使用推定の順位で上位にランク付けされる可能性が高い。そのため、特定のコンテキストに依存しておりそのコンテキストで使用される可能性が高いにもかかわらず、使用推定の順位で下位にランク付けされてしまうアプリケーションが存在する。そこで、ここでは推定するアプリケーションに対してコンテキストの依存度によって重み付けを行う。依存度を割り出すために、それぞれのコンテキストにおいて被験者の使用した各アプリケーションの密集度の計算を行う。本研究ではアプリケーションの密集度をそれぞれのコンテキストに対する依存度とする。

時間情報の場合の密集度 D_1 は、各データ点において距離 r 以内にデータ点 2 つの組み合わせが存在する数を計算することで求める。アプリケーション使用時の特定コンテキスト (x_a, y_a) において、距離 r 以内に存在するデータ点の集合 X_a は、

$$X_a = \{(a, n) | r > \sqrt{(x_a - x_n)^2 + (y_a - y_n)^2}\} \quad \text{式(1)}$$

である。すなわち密集度 D_1 は、

$$D_1 = \frac{\sum_{a=1}^N |X_a - 1|}{N(N-1)} \quad (N \geq 2) \quad \text{式(2)}$$

で表される。ここで、 (x, y) は (時間 x 軸, 時間 y 軸), n は 1 から N までの自然数, N はそれぞれのコンテキストでのアプリケーション使用数である。使用されたのが 1 回のアプリケーション ($N=1$) の場合は $D_1=1$ とする。位置情報の場合の密集度 D_2 も時間情報と同様に求める。位置情報の場合の (x, y) は (経度, 緯度) である。

また、移動状態の場合はコンテキストとして利用する移動状態の種類が決まっているため、データ形式変換後の値を用いて求める。移動情報の場合の密集度 D_3' は、各移動状態での $\{1\}$ の重複 S を計算することで求める。

すなわち密集度 D_3' は、

$$D_3' = \frac{\sum_{i=1}^b S_i}{N(N-1)} \quad (N \geq 2) \quad \text{式(3)}$$

で表される。ここで b は移動状態の種類数であり、今回は $b=4$ である。 N はコンテキストでのアプリケーション使用数である。使用されたのが 1 回のアプリケーション ($N=1$) の場合は $D_3'=1$ とする。また、 D_1, D_2 と同様に 0 から 1 の間の値とするために正規化を行い、 D_3 を求める。以上で求められる密集度 D_1, D_2, D_3 をそれぞれ時間情報、位置情報、移動情報におけるアプリケーションのコンテキスト依存度として使用する。

6. アプリケーションの使用推定

この章ではアプリケーション使用推定について述べる。ユーザーのアプリケーション使用特徴を抽出するために、まず「位置情報」「時間情報」「行動情報」の3つのコンテキストにおけるアプリケーション使用頻度を計算する。今回はアプリケーションの使用開始時をアプリケーション使用時のコンテキストとして使用するため、特定の時間情報、位置情報、または移動情報ごとのアプリケーション使用のログ数から使用頻度を求める。それをもとに特定のコンテキストでのアプリケーション使用の順位付けを行い、ユーザーの使用するアプリケーションの推定を行う。今回はアプリケーションの使用頻度に対して、コンテキストでの割合による重み付けと、コンテキスト依存度による重み付けをすることで、2パターンの使用推定を行う。

6.1. アプリケーションの使用頻度

特定のコンテキストにおけるアプリケーションの使用頻度を求める。時間情報の場合の使用頻度 F_1 は、特定のコンテキスト時間 T におけるアプリケーション W の使用割合である。すなわち、

$$F_1 = \frac{N_T}{\sum_{j=1}^L W_j} \quad \text{式(4)}$$

ここで、 N_T は T におけるアプリケーション W の使用数、 L はアプリケーションの使用総種類数である。ただし、特定のコンテキストが存在しないとき $F_1 = 0$ とする。位置情報の場合の使用頻度 F_2 、移動情報の場合の使用頻度 F_3 も同様に求める。位置情報における T は住所の情報、移動情報における T は移動状態である。

6.2. コンテキストの割合による使用推定

アプリケーションの使用頻度に対してコンテキストの割合による重み付けをすることによって使用推定を行う。時間情報の場合のアプリケーションに対するコンテキストの割合 R_1 は、特定のアプリケーション W における時間情報のコンテキスト T の割合である。すなわち、

$$R_1 = \frac{N_W}{\sum_{i=1}^M T_i} \quad \text{式(5)}$$

ここで、 N_w は W において時間情報のコンテキスト T が存在する数、 M は時間数である。今回は一日を24個の時間帯に分割するため M は24である。位置情報の場合の割合 R_2 、移動情報の場合の割合 R_3 も同様に求める。

位置情報における M は住所情報の種類数、移動情報における M は移動状態の種類数である。

以上で求められる F_1, F_2, F_3 および R_1, R_2, R_3 を利用して使用アプリケーションの順位を推定するための点数 P_R を求める。それぞれのコンテキストにおいて、使用頻度に対し割合による重み付けをして加算し、点数 P_R を求める。すなわち、

$$P_R = \sum_{p=1}^3 F_p R_p \quad \text{式(6)}$$

となる。

そしてすべてのアプリケーションにおいて、それぞれの使用推定時のコンテキストで点数 P_R を計算する。点数 P_R が高い方から上位としてアプリケーション推定の順位を求める。

6.3. コンテキスト依存度による使用推定

$F_1, F_2, F_3, R_1, R_2, R_3, D_1, D_2, D_3$ を利用して、コンテキスト依存度を考慮した上での使用アプリケーションの順位を推定するための点数 P_D を求める。点数 P_D はそれぞれのコンテキストにおいて、使用頻度割合に対しコンテキスト依存度による重み付けを行い、加算して求める。すなわち、

$$P_D = \sum_{p=1}^3 F_p R_p D_p \quad \text{式(7)}$$

となる。

そしてすべてのアプリケーションにおいて、それぞれの使用推定時のコンテキストで点数 P_D を計算する。点数 P_D が高い方から上位としてアプリケーション推定の順位を求める。

7. 評価

被験者1人に対し6週間のログの取得を行い、308個のアプリケーション使用データを得た。収集したログからランダムに約2/3の210個を抽出して学習データとし、残りの98個をテストデータとして特徴モデルの評価を行った。なお今回は「位置情報」「時間情報」からの推定、「位置情報」「時間情報」「移動情報」からの推定の2パターンにおいて検証を行った。また、ユーザーのアプリケーション使用はコンテキストに依存するが、特定のコンテキストで単一のアプリケーションしか使用されないという可能性は低い。そこで本研究では特定のコンテキストでのアプリケーション使用推定の順位のランク付けを行い、評価を行った。順位の最高位は1であり最下位はユーザー個人が使用しているアプリケーションの総種類数である。

位置情報・時間情報をコンテキストとした推定の平均順位を表1に示す。

表 1. 位置・時間情報での平均順位

	依存度なし	依存度あり
専用ブラウザ	7.0	6.3
ソーシャルアプリA	6.0	5.0
エージェントアプリ	9.0	9.0
メッセージャー	3.0	3.3
ソーシャルアプリB	11.0	10.0
アラーム	13.0	12.0
スケジューラー	12.5	6.0
ブラウザ	4.1	5.0
メール	1.6	1.8
ニュース	13.0	10.0
ゲーム	8.9	3.9
地図	7.7	7.0
電話	4.0	6.0
時刻表・路線案内	8.0	5.0
全アプリケーション	4.3	3.9

コンテキスト依存度を考慮して推定することによって、依存度無しでの推定より良い結果を示すことができた。依存度なしの場合で下位にランク付けされたアプリケーションが依存度を考慮することで順位を上げていることが分かる。

次に、表 2 に位置情報・時間情報・移動情報をコンテキストとした推定の平均順位を示す。

表 2. 位置・時間・移動情報での平均順位

	依存度無し	依存度込み
専用ブラウザ	8.0	7.0
ソーシャルアプリA	6.0	5.0
エージェントアプリ	9.0	9.0
メッセージャー	2.5	2.6
ソーシャルアプリB	11.0	10.0
アラーム	13.0	12.0
スケジューラー	7.0	6.5
ブラウザ	3.1	3.2
メール	1.07	1.2
ニュース	10.0	11.0
ゲーム	5.9	5.7
地図	7.0	8.3
電話	4.0	4.0
時刻表・路線案内	9.5	9.5
全アプリケーション	3.6	3.5

依存度を考慮してもわずかにしか向上は見られなかった。しかし、移動情報もコンテキストとして扱い順位予測を行うことにより、コンテキスト依存度を考慮した場合・しない場合のどちらでも、位置・時間のみのコンテキストでの推定より精度を向上させることができた。

8. まとめと今後の課題

位置情報・時間情報・移動情報とアプリケーション使用履歴を関連付けることにより、ユーザー個人のアプリケーション使用推定を行った。また、アプリケーションのコンテキストへの依存度を考慮することで精度の向上を図った。今回、位置・時間・移動情報をコンテキストとして扱った上で依存度を考慮した場合に高い精度の向上が見られなかったのは、関連情報を増やしすぎたためアプリケーション推定がばらついたからだと考えられる。そのため今後は推定のための情報を増やすのではなく、その情報の精度の向上と、関連付けの手法の向上が必要である。

今後の課題について以下に述べる。

・取得したログの分類方法

今回、時間情報については1日を24個に区切ることで分類したが、アプリケーション起動時を基準として分類することが考えられる。また住所情報については、住所と数値情報だけでなく位置ごとに属性分けをすることで、住所を単に数値ではなく意味がある情報として捉えることができるので、さらに詳細な特徴抽出ができるようになると思われる。

・アプリケーション同士の関連

本論文では使用アプリケーションとそのコンテキストを関連付けることで特徴の抽出を行ったが、使用アプリケーション同士の関連性からも特徴を抽出できると考えられる。

文献

- [1] 総務省, 平成 24 年版 情報通信白書, 「スマートフォン・エコノミー」～スマートフォン等の普及がもたらす ICT 産業構造・利用者行動の変化～, 2012
- [2] 奥健太, 中島伸介, 宮崎純他, ” 状況依存型ユーザ嗜好モデリングに基づく Context-Aware 情報推薦システム”, 情報処理学会論文誌:データベース, Vol.48 No.SIG11(TOD34), 2007
- [3] 奥健太, 中島伸介, 宮崎純他, 植村俊亮, 加藤博一, ” 情報推薦におけるユーザの価値判断基準モデルに基づくコンテキスト依存型ランキング方式”, 情報処理学会論文誌:データベース, Vol.2, No.1 57-80, 2009
- [4] 松本光弘, 清原良三, 沼尾正行, 栗原聡, “携帯電話におけるユーザ操作パターンを用いたアプリケーション推薦方式の提案”, マルチメディア, 分散, 協調とモバイル(DICOMO2009)シンポジウム In DICOMO2009, pp. 1149-1155, 2009
- [5] 松本光弘, 清原良三, 沼尾正行, 栗原聡, “位置情報を含む携帯端末利用履歴からのコンテキストに基づく最適アプリケーション推定法の提案”, 情報処理学会研究報告, Vol.2010-MPS-80 No3, 2010
- [6] 上坂大輔, 村松茂樹, 岩本健嗣, 横山浩之, ” 手に保持されたセンサを用いた歩行者向けデッドレコニング手法の提案”, 情報処理学会論文誌, Vol.52 No.2 558-570, 2011
- [7] 小林亜介, 岩本健嗣, 西山智, ” 釈迦: 携帯電話も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, 2008-MBL-45, 2008