

## 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

松本 光 弘<sup>†1</sup> 清原 良 三<sup>†2</sup>  
沼尾 正 行<sup>†3</sup> 栗原 聡<sup>†3,†4</sup>

近年、携帯端末は高機能化しており、様々なアプリケーションを状況に合わせて使いこなすことができる一方で、多くのアプリケーションの中から所望のものを選ぶ必要があるため、その操作は複雑になっている。そのため、携帯端末がユーザ所望のアプリケーションを推薦することは、操作の軽減に繋がる。本論文では、ユーザが特定の状況下で、携帯端末のアプリケーション利用の仕方に見られることを利用し、文書からの重要語抽出に利用される TF-IDF (term frequency - inverse document frequency) の概念を、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の推定に利用する方法を提案する。ユーザ評価並びに関連手法との比較評価により基本的な有効性を確認した。

### The Estimation Method for Appropriate Applications of Mobile Devices Based on Operational Logs with Location Information

MITSUHIRO MATSUMOTO,<sup>†1</sup> RYOZO KIYOHARA,<sup>†2</sup>  
MASAYUKI NUMAO<sup>†3</sup> and SATOSHI KURIHARA<sup>†3,†4</sup>

Recently, mobile terminals equip with various functions, and we can use the appropriate applications for the each situation. On the other hand, we must select the application one wants to use from among a complex application menu structure. Therefore, predicting user preference can decrease the operation of mobile terminal. In this paper, it turned out that the usage frequency of applications follows a power law. So we propose the estimation method for appropriate applications using the concept of TF-IDF which is used for important words extraction from the document. The evaluation of the users and the evaluation for comparison with the related method have shown that proposed method is effective.

### 1. はじめに

近年、携帯電話やカーナビといった携帯端末は我々の生活に欠かせないものになっている。また、ノートパソコンの小型化やスマートフォンの出現によって、より高機能な端末を持ち運びできるようになった。さらに、インターネットの急速な発展と、通信エリアの拡大も相まって、我々は屋内外問わず様々な場所で、様々なサービスを受けることができる。しかしながら、携帯端末に多くの機能が搭載されていれば、ユーザが所望の機能を多くの機能の中から選択する必要がある。少数の機能しか利用しないユーザであれば、ショートカットを独自に用意しておくことで、いち早く目的の機能を起動することができる。しかし、多くの機能を使いこなすユーザが、複数のショートカットを用意することは、必ずしも操作の軽減に繋がらない。なぜなら、多くのショートカットを覚える必要があり、間違った操作を行う可能性が高くなるためである。結果、多くの機能が搭載された携帯端末は多くのサービスを受けることができるものの、目的の機能をいち早く利用することが困難になりつつある。タッチパネルなどを用いて、操作性向上を狙った端末もでており、インタフェースの改良は進んでいるものの、より使いやすいモバイル端末を実現するためには、ユーザの必要とするアプリケーションを予測することで、アプリケーションの選択肢を減らしたり、必要なアプリケーションを自動的に推薦したりすることが必要である。

最適アプリケーションを推定するには、携帯端末の使われ方に注目しなければならない。携帯端末の利用のされ方を考えると、コンテキストによらず頻繁に利用されるアプリケーションと利用頻度は高くないものの、コンテキストに応じて利用されるアプリケーションが存在する。メールアプリケーションなどは、頻繁に利用されるアプリケーションであるため、必要なアプリケーションの可能性が高い。このようなアプリケーションは利用頻度を基に抽出することができ、これまでも頻度を利用したアプリケーション推定に関する研究が行なわれている。一方、駅で時刻表や乗り換え案内を見たり、朝に天気予報やニュースサ

†1 大阪大学大学院情報科学研究科  
Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

†2 三菱電機 (株) 情報技術総合研究所  
Mitsubishi Electric Corp., Information Technology R & D Center

†3 大阪大学産業科学研究所  
The Institute of and Industrial Research, Osaka University

†4 JST CREST

イトを見るといったように、コンテキストに応じて利用されるアプリケーションも存在する。このようなアプリケーションは、特定のコンテキストに限定して利用されることが多いため、利用頻度は高くない。そこで本論文において、我々はこのようなコンテキストに依存したアプリケーションを抽出する方法として EF-ICF(event frequency - inverse context frequency) と呼ぶ利用アプリケーション推定法を提案する。これは、文章の重要語抽出に利用される TF-IDF の概念に基づいている。TF-IDF は文書中の単語の出現頻度がべき則<sup>1)</sup>であることを利用する手法である。また、各コンテキストにおけるアプリケーションの利用頻度がべき則に従うことから、EF-ICF を用いることで各コンテキストにおける重要なアプリケーションの抽出を行なうことができる。頻度を用いた予測手法は数多く提案されているものの、コンテキストに依存した頻度の少ない行動を予測した研究はほとんどない。我々は、頻度ベースの推定法とコンテキストベースの推定法である EF-ICF の 2 つの推定法を用いることで、最適なアプリケーション抽出を行う。

以下第 2 節において関連研究について述べ、第 3 節にてユーザの携帯端末利用形態について述べる。そして第 4 節では提案法について説明し、第 5 節にて実験と評価を行い、第 6 節にてまとめを述べる。

## 2. 関連研究

人の行動をマイニングする研究は多数行われている。人の行動をマイニングすることによって、行動予測をしたり、危険察知を行うことができるため、人物の行動マイニングは社会生活を営む上で重要な技術である。

人の行動と言っても、人の歩く軌跡が行動というわけではない。人の表情であったり、体のポーズであったり、車での移動も人の行動である。また、実世界だけではなく、PC 上で行った操作も人の行動であり、このような行動を認識したり、予測する研究が盛んに行われている。

行動予測の研究の 1 つに、交通予測が含まれる<sup>2)</sup> は、交差点における車の右折、左折、直進を予測する研究である。これは、画像データから車の交差点の進入ルートを経路的に評価して、予測するものである。また、運転中の交差点での人の行動を予測する研究がある<sup>3)</sup>。これは、人の行動列から交差点でのブレーキやアクセルの行動を確率的に求めるものである。同様に行動列から人の行動を予測するものとして<sup>4)</sup> が存在する。また、交通ではなく、人の軌跡を予測する研究も行われている<sup>5)</sup> は銀行内の人の軌跡をトレースすることによって、統計的に正常な行動と異常な行動を分類することに成功している。これは、一般の人が

行う行動を統計的に導出するものであり、これにより、この行動を外れた行動は異常行動であると予測することができる。室内においては、カメラや赤外線センサーを用いて人の行動を認識したり、予測する研究が盛んに行われている<sup>6), 7), 8)</sup>。

GPS のデータを用いて屋外の人の行動を抽出の研究としては<sup>9), 10), 11)</sup> が挙げられる<sup>9)</sup> は GPS のデータから、人が歩いているか、眠っているかといった人の行動を階層的な条件付き確率場を用いて予測する手法である。GPS といった生のデータを意味のある人の行動に変換することができるため、子供や老人のケアを行うサービスに活用でき、また、人の行動を予測することによって、直後にする人の行動から、予め友達が留守であるとか、スーパーが割引である等の情報を先に提示するといったサービスを行うことができる。

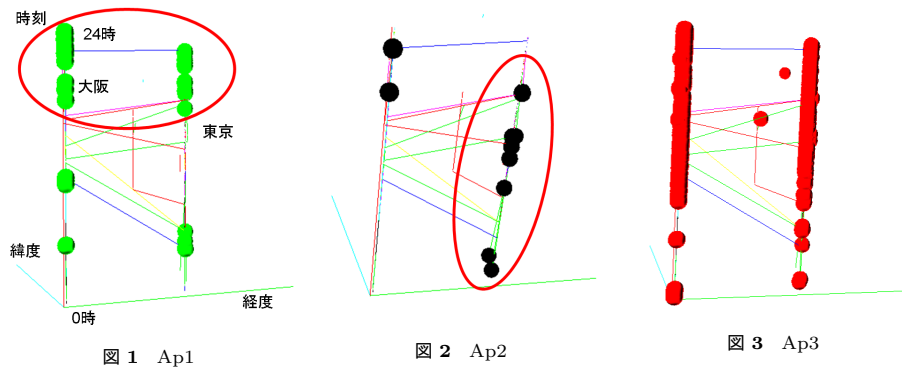
上述のような、交通や室内における人の行動予測は、人の行動パターンがある程度決まっているため、統計的な手法を用いることで、予測が可能であった<sup>9)</sup> も同様に、行動パターンを限定している。しかしながら、本論文のような行動数が複数あるような問題に対して統計的な処理を行うと、頻度多い行動については抽出することができるが、頻度のすくない習慣的な行動を抽出することができない。

一方、上坂らは、さまざまなコンテキストを利用し、ナイブベイズを用いてユーザの利用するアプリケーションの予測を行なった<sup>12)</sup>。それにより、頻度ベースで予測するより、より良い結果を得ることができているものの、顕著な優位性を示すことができなかった。

従来研究と同じく、我々は携帯端末の履歴と GPS データを用いて、各コンテキストにおいて頻度の高いものを推薦するシステムを提案してきた<sup>13)</sup>。この研究により、コンテキストを用いてアプリケーションを推薦することによって、用いない場合より精度よく推薦できることが分かったものの、大幅に予測精度を上げることができなかった。そこで、本論文では、頻度ベースの手法だけではなく、コンテキストベースの手法を取り入れることによって、頻度だけでは見つけることができない重要なアプリケーションの抽出を行った。統計的な手法を用いて行動予測を行う研究がほとんどであるが、本論文は、EF-ICF という手法をもちいてコンテキストならではのアプリケーションを抽出し、よりユーザの好みにあったアプリケーションを推定することができるという特徴をもつ。

## 3. ユーザの携帯端末利用形態

本節では、ユーザがどのように携帯端末を利用しているかについて検証する。まず、利用アプリケーションと位置・時刻に関係性があることを示し、次に各コンテキストにおいて、利用アプリケーションの利用頻度がべき則に従うことを示す。最後に、携帯端末の利用特性



を利用した最適アプリケーションの推定方法について議論する。

### 3.1 利用アプリケーションとコンテキストの関係性

携帯端末は、ユーザの時刻や位置といったユーザのコンテキストに依存して利用される傾向にあることが知られている<sup>14)</sup>。そこで、本論文で、ユーザが利用するアプリケーションとコンテキストになんらかの関係性があるかどうかを検証した。各アプリケーションを利用した位置(2次元)と時刻(1次元)の3次元空間上に可視化することによって、利用傾向を分析する。図1,2,3は被験者AのAp1(アプリケーション1),Ap2,Ap3の利用履歴を3次元空間にプロットしたものである。

図1より、Ap1は夜に利用されていることから、時刻に依存して利用されているアプリケーションであることが分かる。また、図2より、Ap2は大阪より東京で利用されていることから、ユーザの位置に依存して利用されるアプリケーションである。このように、時刻や位置といったユーザのコンテキストによってアプリケーションが使い分けられていることが分かった。また、図3からAp3のように時刻や位置に関係なくどのような状況であっても利用されているアプリケーションも存在することが確認できた。

これにより、ユーザの利用パターンとして、時刻や位置のようにユーザのコンテキストに依存して利用されるアプリケーションとコンテキストに依存しないアプリケーションを観測することができた。

### 3.2 べき則に従うアプリケーションの利用頻度

本節では各コンテキストにおいて、アプリケーションがどのように利用されるかを検証する。図4に、全アプリケーションの利用頻度分布を、図5,6にそれぞれコンテキストA,B

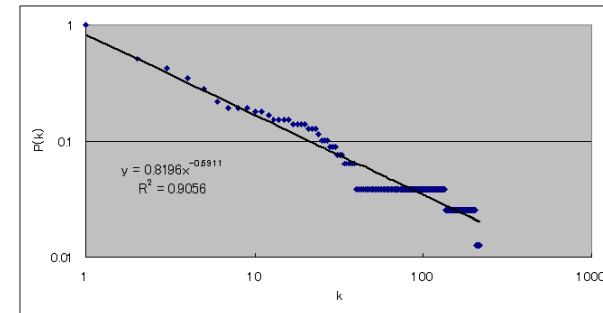


図 4 全アプリケーションの利用頻度分布

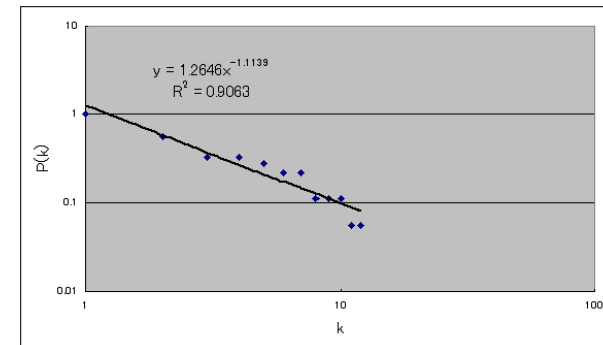


図 5 コンテキスト A におけるアプリケーションの利用頻度分布

におけるアプリケーションの利用頻度分布を示す。グラフは縦軸をアプリケーションの累積確率、横軸を利用頻度で表した両対数グラフである。

図中の直線は近似曲線を表しており、決定係数  $R^2$  乗値が 0.9 以上と 1 に近いいため、共にべき分布であると言える。他のコンテキストにおいても似た傾向を見ることができたため、携帯端末のアプリケーションの利用状況は、コンテキスト毎にべき分布であることが示された。

### 3.3 携帯端末利用形態を活かしたアプリケーション推定

携帯端末には、コンテキストに依存するアプリケーションが存在し、また、アプリケー

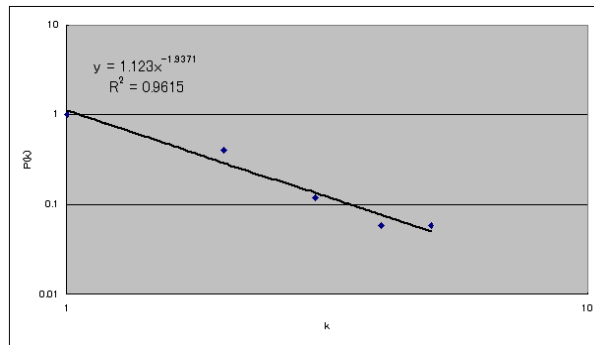


図 6 コンテキスト B におけるアプリケーションの利用頻度分布

ションの利用頻度には、べき則が存在する。べき則に従うということは、ロングテールの部分、すなわち、頻度はきわめて低いもののコンテキストに応じて利用されるアプリケーションがそれなりの種類存在することを意味している。そのようなアプリケーションは利用頻度が低く、また、利用頻度が低いアプリケーションの中には、ユーザの望まないアプリケーションも含まれており、コンテキストに依存したアプリケーションを頻度情報だけから抽出することはできない。コンテキストに応じたアプリケーション予測は、携帯端末のユーザビリティを向上させるためには重要な課題であるが、従来手法では頻度ベースの予測がされており、肝心のロングテール部分でのアプリケーション利用の予測をすることはできない。本論文ではこの部分に対して、Web での文書検索などにおける重要語抽出において利用される手法に着目した。

#### 4. コンテキストに応じたアプリケーション利用予測

本節では、本論文で提案するコンテキストに応じたアプリケーション利用の予測方法について記述する。まず、ユーザのコンテキスト抽出方法について述べ、次に利用頻度の高いアプリケーションの利用予測について記す。最後に、コンテキストに依存するアプリケーションの利用予測について記述する。

##### 4.1 ユーザのコンテキスト抽出方法

本論文では、ユーザのコンテキストに合わせた利用アプリケーションを推定する。そのため、ユーザのコンテキストを抽出する必要がある。携帯端末の利用履歴や GPS のログから、アプリケーションが利用された位置や時刻を抽出することは容易であるが、それが自宅や

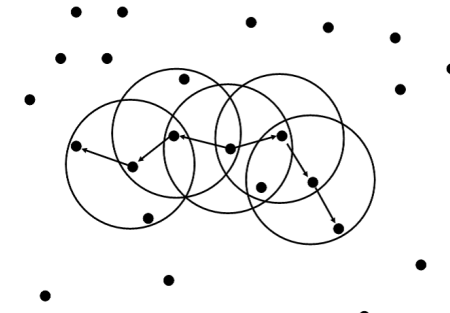


図 7 DBSCAN の概要

駅といったある範囲の中で利用されたアプリケーションであるかどうかを識別することはできない。時刻についても同様に、夕方や夜といったある時間帯の中で利用されているかどうかを識別する必要がある。そこで我々は、位置の識別を行なうために、携帯端末が利用された位置同士の距離情報を用いてクラスタリングを行なった。位置の特定を行う研究としては<sup>11)</sup>がある。これは時刻をベースにしたクラスタリング手法であり、ユーザにおける重要な位置の抽出に成功している。しかしながら、この手法は GPS データを取得し続けることを前提としており<sup>11)</sup>でも 1 秒に 1 回の割合でデータを取得している。しかし、GPS は消費電力が大きいため、常に携帯端末で動作させることはできない。そこで本論文では、アプリケーションを起動させた際に GPS データを取得することを想定した。そのため<sup>11)</sup>の手法を本論文のコンテキスト抽出に適用することは出来ないため、本論文では、密度に基づくクラスタリングの一つである DBSCAN<sup>15)</sup>を用いて、位置の特定を行なった。DBSCAN は、図 7 のようにオブジェクト間の距離が閾値 Eps 以内に閾値 MinPts 個以上のオブジェクトを含むようなオブジェクトを、次々にクラスタ化していく手法である。

ユーザが携帯端末を使用した位置を 2 次元マップ上にプロットし、DBSCAN を用いてクラスタリングすると、図 8 のようなクラスタが作成され、ユーザにとって意味のある領域が抽出される。

時刻については、3 時間ごとに区切ることによって、1 日を 8 つの時間帯に分ける。

##### 4.2 利用頻度の高いアプリの利用予測

携帯端末の利用の仕方を見ると、図 4 に示すように、アプリケーションとその利用頻度の関係はべき則に従うことから、利用頻度の高いアプリケーションはどのようなコンテキ

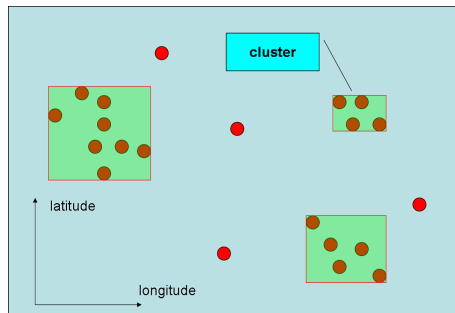


図 8 位置データによるクラスタリング

ストにおいても、利用される可能性が高い。そのため、利用頻度順にアプリケーションを推薦すれば、ユーザの所望のアプリケーションを推薦できる可能性は高い。利用頻度を基にした各コンテキストにおけるアプリケーション推薦方法としては、ペイズを用いて各コンテキストにおけるアプリケーションの利用確率を用いる方法もある<sup>12)</sup>。しかしながら、結果を見ると頻度を用いた手法と推薦されるアプリケーションにそれほど差が出なかったため、本論文では、単純に頻度を利用してアプリケーションの推定を行なった。

#### 4.3 コンテキスト依存アプリケーションの利用予測

コンテキストに依存するアプリケーションは利用頻度が少ないため、コンテキスト内の利用頻度だけを用いても、うまくコンテキスト依存のアプリケーションを抽出することができない。そこで、提案法では、文書中の特徴語抽出に用いられている TF-IDF (term frequency - inverse document frequency) を基に考えた EF-ICF (event frequency - inverse context frequency) を提案する。TF-IDF は  $tf$  と  $idf$  の二つからなっており、 $tf$  は文書中のある単語の出現回数、 $idf$  はある単語が出現する文書の数の逆数である。つまり、 $tf-idf$  はある文章によく出現し、尚且つ、他の文章にあまり出現しない単語を抽出することができるアルゴリズムである。これと同様に、EF-ICF では、コンテキスト内の利用回数が多く、尚且つ、他のコンテキストであまり利用されないアプリケーションを抽出することができる。EF-ICF の式を以下に示す。

$$ef(i, j) = \log_2(freq(i, j) + 1) / \log_2(NoE) \quad (1)$$

$$icf(i) = \log_2(N/Dreq(i)) + 1 \quad (2)$$

$$eficf(i, j) = ef(i, j) \times icf(i) \quad (3)$$

- $ef(i, j)$ : コンテキスト  $j$  におけるアプリケーション  $i$  の EF 値

- $freq(i, j)$ : コンテキスト  $j$  におけるアプリケーション  $i$  の利用回数
- $NoE$ : コンテキスト  $j$  中のアプリケーションの種類数 (num of events)
- $idf(i)$ : アプリケーション  $i$  の DF 値
- コンテキストの総数
- アプリケーション  $i$  が登場するコンテキスト数

提案法では、 $ef$  値と  $idf$  値をそれぞれ、Harman と Sparck Jones による正規化を行なうことによって、各コンテキスト間で利用されるアプリケーション数が大きく異なっても、対等に比較できるように調整した。

図 1, 2 でも示したように、アプリケーションには時刻に依存するものや位置に依存するものが存在する。また、同様に位置と時刻両方に依存するものも存在すると考えられる。そこで、提案法では、位置、時刻、位置 + 時刻の 3 つの  $ef-icf$  値を求め、その最大値をアプリケーションの  $ef-icf$  値として、メニューの順位を定める。

#### 4.4 最適アプリケーションの推定

本論文では、頻度の高いアプリケーションとコンテキスト依存のアプリケーションを推定することにより、最適なアプリケーションの推定を行なう。コンテキストに依存するアプリケーションは、特定のコンテキストで利用されているため、どのコンテキストでも利用されているアプリケーションに比べて利用頻度が低いことが多い。しかしながら、職場や自宅といった携帯端末の利用頻度が高いコンテキストでしか利用されないアプリケーションについては、頻度と共にコンテキスト依存度も高いため、頻度とコンテキスト依存の 2 つの推定方法において、上位にリストアップされる。そのため、2 つの推定方法でリストアップされたアプリケーションについては、上位にランキングした推定方法を優先し、下位にランキングした方法については、その順位からアプリケーションを削除し、以下の順位を繰り上げる処理を行なった。

## 5. 実験と評価

ここで実験に際して、頻度とコンテキスト依存の推定法の 2 つを用いた場合の有効性を検証するための実験を行なった。実験のために、ユーザの操作履歴と GPS データを取得し、このデータを用いてアプリケーション利用範囲の抽出を行ない、本論文の提案する推定法をペイズを利用した方法と比較することによって評価する。

### 5.1 操作履歴の取得

本論文では、携帯端末 (小型 PC) + GPS ユニットを使用してログの収集を行った。キー

ボード操作やアプリケーションの稼動についての履歴を記録するソフトウェア (野田工房 どんとねっとのキーロガー<sup>\*1</sup>) を使用して操作履歴の記録を行った。取得されるログは以下のようなものである。

14:59:08 Caption > 無題 - メモ帳

14:59:15 Type > korehatesutodesu[SPACE].[Enter]

14:59:22 Caption > マイ コンピュータ

14:59:25 Explorer > file:///C:/borland

14:59:28 ClipBoard>test

キーロガーで得られる履歴は、アプリケーションの操作時刻、操作の種類 (Caption, Type, Explorer, ClipBoard), そして操作内容である。操作の種類の詳細を如何に示す..

- Caption... アクティブウィンドウのタイトルを表示する。
- Type... キーボードから入力されたテキストを表示する。
- Explore... エクスプローラで表示したディレクトリを表示する。
- ClipBoard... クリップボードにコピーされたテキストを表示する。

位置データについては GPS ユニットを使用してログの収集を行った。用いた GPS ユニットは PHOTO FINDER で、以下のようなデータを得ることができる。

```
$GPRMC,062313.000,A,3449.4636,N,13531.4503,E,0.00,,230210,,A*7D
```

```
$GPVTG,,T,,M,0.00,N,0.0,K,A*13
```

```
$GPGGA,062314.000,3449.4636,N,13531.4503,E,1,08,1.0,25.4,M,34.3,M,,0000*6A
```

```
$GPGLL,3449.4636,N,13531.4503,E,062314.000,A,A*51
```

```
$GPGSA,A,3,02,08,10,24,05,09,29,15,,,,,2.1,1.0,1.8*37
```

携帯端末の操作履歴の時刻と、GPS ユニットの時刻を用いて、操作履歴と位置情報の合成を行う。合成データをユーザの行動履歴として最適アプリケーションの推定に用いる。

二人の被験者に、小型 PC と GPS を持ち歩いてもらい、行動履歴を収集した。被験者 A からは 51 日分のデータを、被験者 B からは 28 日分のデータを取得することができた。データの中には、ユーザの意図しない操作ログ (自動更新プログラムやダウンロードマネージャ等) や無意味な操作ログが存在するため、手動でフィルタリングを行なった。



図 9 実データによるクラスタリング

## 5.2 アプリケーション利用範囲の抽出

本論文では、クラスタリングを用いてアプリケーションの利用範囲を抽出する。被験者 A のデータを用いて、クラスタリングした結果を図に示す。DBSCAN で用いた際のパラメータは  $Eps = 50m, MinPts = 2$  とした。図 9 のフラグが実際に携帯端末利用された位置であり、四角形の部分がクラスタリングを用いて生成されたアプリケーション利用範囲である。

## 5.3 評価

提案法の有用性を示すために、ナイブベイズを用いて作成したアプリケーションメニュー<sup>12)</sup> と提案法を用いて作成したメニューの比較を行なった。評価方法は、ユーザにそれぞれのコンテキストにおけるメニュー上位 10 個のアプリケーションを提示し、各コンテキスト下で利用すると思われるアプリケーションにチェックをつけてもらった。提案法は、頻度ベースのメニューとコンテキストベースのメニューがあるため、各上位 5 個、計 10 個のアプリケーションにチェックをつけてもらった。

ナイブベイズによるメニューと提案法のメニューの各ユーザ評価の結果をそれぞれ表 1, 2 に示す。

表 1, 2 の平均値より、ユーザ A, ユーザ B ともに、提案法がナイブベイズより、多くの有用なアプリケーションを配置できることを示すことができた。これにより、従来のメニュー

<sup>\*1</sup> nodakoubou.net <http://nodakoubou.net/> 現在ダウンロード不可

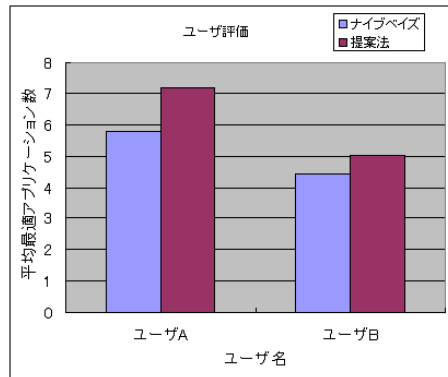


図 10 ユーザ評価結果

表 1 ユーザ A によるメニューの評価

手法	ナイブベイズ	提案法
平均	5.768	7.174
分散	0.7984	1.028
コンテキスト数	69	69
t 値	-11.97	
1%水準での有意差	あり	

表 2 ユーザ B によるメニューの評価

手法	ナイブベイズ	提案法
平均	4.429	5.024
分散	0.3484	0.8043
コンテキスト数	42	42
t 値	-4.358	
1%水準での有意差	あり	

より画面をスクロールさせてアプリケーションを探す手間を省くことができると考えられる。

## 6. ま と め

本論文では、複雑化しつつある携帯端末の操作に対して、ユーザの所望するアプリケーションを推薦するシステムを提案した。ユーザの携帯端末の利用状況から、頻度の高いアプリケーションとコンテキストに依存するアプリケーションに分けることによって、より有用なアプリケーションを推薦できるメニューの構築を図った。コンテキスト依存のアプリケーションを抽出するために、EF-ICF を提案し、ユーザの評価により、ナイブベイズを用いた手法と比べて、提案法はより多くの有用なアプリケーションを推薦できることを示すことができた。

今後の課題としては、携帯端末の利用のされ方は人それぞれであるため、本論文で提案した手法の一般的な有効性を測るためには、被験者の数を増やす必要がある。現在、被験者を増やした実験を準備している。また、被験者の数が足りない場合は、人工的にユーザの行動を模したダミーデータを作成し、提案手法の有効性を検証することを考えている。

また、ユーザの評価について、本論文では、ユーザにアンケートに答えてもらうことで、提案手法の評価を行なった。しかし、本来は、推薦するアプリケーションを表示するインタフェースを用いて、実際に提示したアプリケーションを利用したのかどうかで評価を行なう

のが望ましい。現在、本論文を基に、簡単なインタフェースの実装を開始した段階にある。本論文では、頻度の高いアプリケーションとコンテキスト依存のアプリケーションをそれぞれ順位付けしており、別々に表示することによって、ユーザが意識的に頻度の高いアプリケーションであれば、頻度によるメニューからアプリケーションを選択し、コンテキスト依存のアプリケーションであれば、そのメニューからアプリケーションを選択することができる。そのため、提案手法を用いてアプリケーション選択メニューを作成すれば、使いやすいメニューを用意することができると考えている。

## 参 考 文 献

- 1) Peter Sunehag, "Using two-stage conditional word frequency models to model word burstiness and motivating TF-IDF", AISTATS 2007
- 2) Weiming Hu, Xuejuan Xiao, Zhouyu Fu, Dan Xie, Tieniu Tan, and Steve Maybank. "A System for Learning Statistical Motion Patterns", IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, VOL. 28, NO. 9, SEPTEMBER 2006
- 3) Toru Kumagai, and Motoyuki Akamatsu, "Prediction of Human Driving Behavior Using Dynamic Bayesian Networks", IEICE TRANS. INF.&SYST., VOL.E89-D, NO.2 February 2006
- 4) Alex Pentland and Andrew Liu, "Modeling and Prediction of Human Behavior", Neural Computation, 11(1):229-242, Jan 1999.
- 5) Esther B. Koller-Meier and Luc Van Gool, "MODELING AND RECOGNITION OF HUMAN ACTIONS USING A STOCHASTIC APPROACH", 2nd European Workshop on Advanced Video-Based Surveillance Systems, pp.17-28, 2001
- 6) 森 武俊, "センシングルームにおける行動蓄積とパターン発見", 電子情報通信学会技術研究報告, 2005
- 7) 河口信夫他, "ユビキタス情報環境における履歴を用いた機器操作支援手法", 情報処理学会, 第 4 回 UBI 研究会, pp.57-62, 2004
- 8) 本田 誠一, 福井 健一, 森山 甲一, 栗原 聡, 沼尾 正行. "赤外線センサーネットワークによる人物追跡." 人工知能学会全国大会 (第 20 回) 論文集 CD-ROM. Jun 2006.
- 9) Lin Liao, Dieter Fox, and Henry Kautz, "Extracting Places and Activities from GPS Traces Using Hierarchical Conditional Random Fields", International Journal of Robotics Research, 2007.
- 10) Daniel Ashbrook and Thad Starner, "Using GPS to Learn Significant Locations and Predict Movement Across Multiple Users", Personal and Ubiquitous Computing, 7(5), 2003.
- 11) Jong Hee Kang, William Welbourne, Benjamin Stewart, and Gaetano Borriello,

- “Extracting Places from Traces of Locations”, Proc. of 2nd ACM International Workshop on Wireless Mobile Applications and Services on WLAN Hotspots, pp.110-118, 2004,
- 12) Daisuke Kamisaka, et al., “Operation Prediction for Context-Aware User Interfaces of Mobile Phones.” SAINT 2009, pp.16-22, 2009
  - 13) 松本 光弘, 清原 良三, 沼尾 正行, 栗原 聡. “携帯電話における時空間の利用履歴を基にしたアプリケーション推薦システム.” 情報処理学会 第 72 回数理モデル化と問題解決研究会研究報告, pp.53-56, Dec 2008
  - 14) Jan Blom et al., “Contextual and Cultural Challenges for User Mobility Research”, CACM, Vol.48, No.7, pp.37-41, 2005
  - 15) Martin Ester, et al., “A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise”, Proc. 2nd int. Conf. on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD ‘96), Portland, Oregon, 1996, AAAI Press, 1996