

## 携帯端末におけるコンテキスト依存アプリケーションの抽出とアプリケーション推薦法の提案

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、スマートフォンやカーナビといった高機能な携帯端末の普及に伴い、様々な状況において様々なアプリケーションをその時のコンテキストに合わせて利用できるようになってきた。しかし、携帯端末に組み込まれるアプリケーション数も増加することから、ユーザは所望のアプリケーションをその中から選択しなければならない。また、携帯端末は状況に合わせて利用される傾向があるため、状況に合わせたアプリケーションの推薦が必要となる。そこで、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べき則が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 の概念を用いた「コンテキスト依存アプリケーション抽出法」を提案する。そして、これを利用したアプリケーション推薦法を提案するとともに、関連手法との比較評価によりその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>

In recent years, highly-functional mobile devices such as smart phones and car navigation systems are widely used. These are important for our daily life because we use their applications anywhere and anytime. With the variety of applications available on these devices however it becomes more difficult to choose an appropriate application. Therefore we need a mechanism that recommends us suitable applications which should depend on a users context because he/she uses his/her devices differently in every context. This paper shows that it follows a power-law what applications a user executes in daily life and proposes a novel approach based on TF-IDF to find context-aware applications in the mobile devices. Moreover we propose an application recommendation mecha-

nism using this approach. Experimental results show that this recommendation mechanism is more effective than the mechanism using Naive Bayes.

#### 1. はじめに

近年、携帯電話やカーナビといった携帯端末の高機能化、また、ノートパソコンの小型化やスマートフォンの出現、そして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、仕事や様々なサービスを受けることができる。しかし、携帯端末には多くの機能が搭載されることになり、ユーザは多くのアプリケーションの中から所望のアプリケーションを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作業は誤操作を招く可能性を高めてしまうからである。タッチパネルなどの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。

推薦手法としてまず考えられるのは頻度ベースの手法であるが、よく使い慣れているアプリケーションについては、ユーザが独自にショートカットを用意していたり、起動までの手順を体が覚えており、推薦しなくてもユーザがいち早く利用することができる可能性が高い。一方、携帯端末はコンテキストに依存して利用されることが多い。例えば、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イトを見るときといったことが考えられる。このようなアプリケーションは、常に利用される訳ではないので、利用頻度はそれほど多くはない。そのため、ユーザがその操作に不慣れである可能性が高く、このようなアプリケーションが推薦されていれば、ユーザは便利であると感じる可能性が高い。

<sup>†1</sup> 大阪大学大学院情報科学研究科

Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

<sup>†2</sup> 三菱電機 (株) 情報技術総合研究所

Mitsubishi Electric Corp., Information Technology R & D Center

<sup>†3</sup> 大阪大学産業科学研究所

The Institute of and Industrial Research, Osaka University

<sup>†4</sup> JST CREST

そこで本論では、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、文章の重要語抽出に利用される TF-IDF の概念に基づく 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。

## 2. 関連研究

GPS のデータを用いて屋外の人を行動を抽出の研究としては、<sup>1), 2), 3)</sup> 等が挙げられる。<sup>1)</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 情報のみから人の行動を抽出する手法であることから汎用性があり、これを子供や老人のケアを行うサービスに適用すると、人の行動を予測することによって、その行動に呼応して「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サービスが可能となる。

屋内での人の行動予測であれば、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できる可能性が高い。<sup>1)</sup> も同様に、行動パターンを限定している。しかしながら、本論文にて対象とする、行動数が多種で発生頻度も状況に応じて多種となる状況に対して統計的な処理を行うと、頻度の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。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ている<sup>4)</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はできてはいない。

従来研究と同じく、我々も携帯端末の履歴と 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>5)</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試みる。

## 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。さらに、コンテキストに依存して利用されるアプリケーション抽出方法について述べ、最後にアプリケーションの推薦方

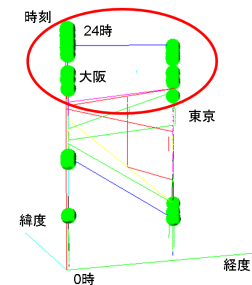


図 1 Ap1

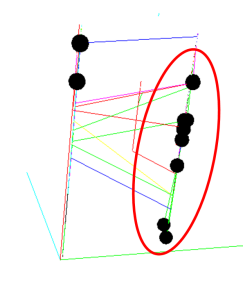


図 2 Ap2

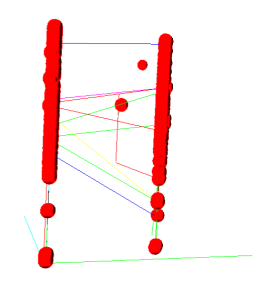


図 3 Ap3

法について記述する。

### 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>7)</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。

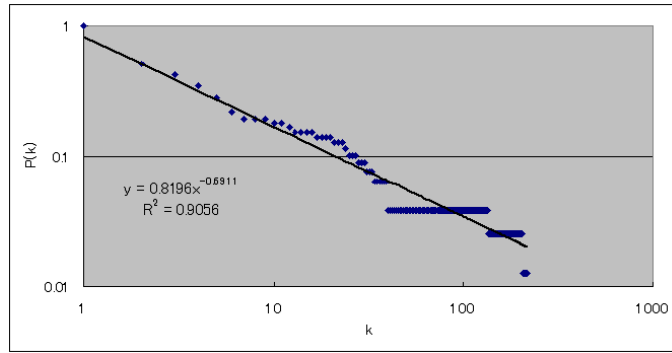


図 4 全アプリケーションの利用頻度分布

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 に近いので、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

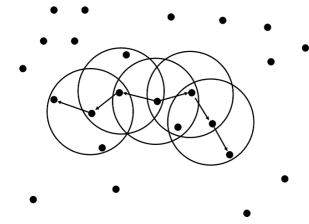


図 5 DBSCAN の概要

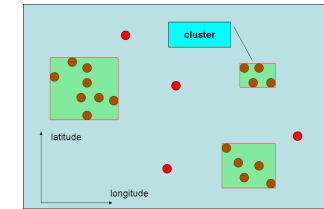


図 6 位置データによるクラスタリング

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、密度に基づくクラスタリングの一つである DBSCAN<sup>6)</sup> を用いて分類を行った。DBSCAN は、図 5 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 6 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、ベ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>4)</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。

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

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

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

なお、 $ef(i, j)$ : 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、 $NoE(j)$ : 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、 $N$ : コンテキストの総数、 $Dreq(i)$ : アプリケーション  $i$  が登場するコンテキスト数、である。

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いる場合でも、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、メニューの順位を求める。

### 4.4 アプリケーションの推薦方法

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抽出

し、その両方を推薦する。コンテキスト依存のアプリケーションだけを推薦するという事は、コンテキストに依存していないアプリケーションは推薦されない。コンテキストに依存するアプリケーションを推薦し、その中にユーザが所望するアプリケーションが存在すれば、その効果は大きい。多くの場合、メールや電話といったコンテキストに依存しない利用頻度の高いアプリケーションが利用されるため、推薦精度は著しく落ちる。そのため、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の両方を推薦することによって、推薦精度を落とさず、より推薦する価値のあるアプリケーションを推薦することが可能であると考えた。

また、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。

上記により、頻度によるメニューとコンテキストによるメニューの2つのメニューを生成することができ、この2つのメニューを組み合わせることで1つのメニューを作成する。ユーザによっては、コンテキストに依存してアプリケーションを利用する人もいれば、そうでない人もいるため、組み合わせ方を工夫する必要がある。組み合わせ方については、実験と評価のところで記述する。

## 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とナイブベイズを利用した方法とを比較することによって評価を行なった。

### 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

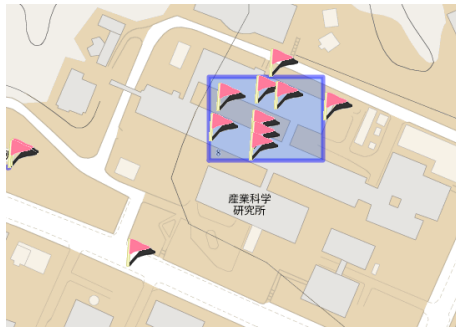


図 7 実データによるクラスタリング

どつとねつとのキーロガー<sup>\*1)</sup>を使用して操作履歴の記録を行った。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。そして、端末側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。そして、5人の被験者に、小型 PC と GPS を持ち歩いてもらい、約 1 カ月間行動履歴を収集した。データ中には、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。また、GPS データが付与されていないデータについては、ユーザが位置ラベルを付加することで対応した。

### 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可能な限りのコンテキストを抽出するために、 $Eps = 50m, MinPts = 1$  とした。図 7 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 実験と評価

提案法の有用性を示すために、位置や時刻ごとの使用頻度数に基づいて推薦を行なう手法として提案された 4) との比較を行なった。この比較手法では、各アプリケーションにおいて、それぞれの位置や時刻での利用確率をそれぞれ求め、その利用確率の積（ナイブベイズ

表 1 メニューの評価 (4) を用いた手法 (ナイブベイズ) と提案法において、最適な推薦ができた回数の比較)

手法	4) を用いた手法	提案法	頻度:コンテキスト	総ログ数	コンテキスト数
A さん	249	278	4:1	470	47
B さん	621	625	3:2	793	64
C さん	260	281	4:1	520	39
D さん	424	443	5:0	655	16
E さん	439	460	5:0	672	31

を用いた確率) をそのコンテキストにおいてアプリケーションが利用される確率とし、その確率が高い順にアプリケーションを推薦する。4) にて作成したアプリケーションメニューと提案法を用いて作成したメニューの比較を行なった。得られたログを用いて 10 回交叉検定を行い、実際に利用されたアプリケーションが作成されたメニュー内の上位 5 位以内に予測されていたかどうかを調べた。表 1 に所望のアプリケーションが 5 位以内に含まれていた回数を記す。

表 1 の「頻度：コンテキスト」の項は、提案法において頻度ベースメニューとコンテキスト依存メニューの含む割合を示している。割合の決定方法は、事前の解析により最も効果があった割合を本実験では採用している。被験者 A, C で採用した 4:1 であれば、頻度ベースメニューの上位 4 つとコンテキスト依存メニュー 1 位のアプリケーションの計 5 つを推薦するのがもっとも予測精度が高かった。

表 1 より、全てのユーザにおいて提案法が 4) の手法より、より多くのアプリケーションをメニューの 1 ページ目に表示することに成功している。被験者 D, E においては、今回コンテキスト依存のアプリケーションメニューを表示させないほうが良いという結果になった。これは、被験者 D, E のコンテキスト数は他の被験者と比べてコンテキスト数が少なく、提案法の効果が少なかったのではないかと考えられる。言い換えれば、特定のアプリケーションを利用するコンテキストが少なかったのではないかと考えられる。

また、被験者 D, E の結果より、コンテキストベースと組み合わせる対象としては、位置や時刻を考慮しない、単純に頻度のみよる推薦を利用した方がよいことが示されている。4) では各コンテキストを考慮した頻度ベースの手法であるが、コンテキストに依存せず利用するユーザにおいては、頻度における推薦において、コンテキストを考慮してしまうと逆に予測精度が落ちることが本実験より示された。

被験者 A, B, C について、コンテキスト依存のメニューがどれほどの効果をもたらしたのかについて議論する。表 2, 3, 4 は、コンテキスト依存メニューに登録されていたアプリケー

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

表 2 被験者 A においてコンテキストメニュー 1 位のアプリケーションが選ばれた時の 4) によるメニューにおけるそのアプリケーションのランキングとその利用回数 (例えば, コンテキストで 1 位だったアプリケーションが, 4) によるメニューにおける 11 位から 15 位にランクされた回数が 2 回あったということ.)

順位	1 位~5 位	6 位~10 位	11 位~15 位	16 位~20 位
利用回数	44	17	2	1
順位	21 位~25 位	26 位~30 位	31 位~35 位	36 位~40 位
利用回数	0	0	2	2

表 3 被験者 B においてコンテキストメニュー 1,2 位のアプリケーションが選ばれた時の 4) によるメニューにおけるそのアプリケーションのランキングとその利用回数 (例えば, コンテキストで 1 位または 2 位だったアプリケーションが, 4) によるメニューにおける 11 位から 15 位にランクされた回数が 13 回あったということ.)

順位	1 位-5 位	6 位-10 位	11 位-15 位	16 位-20 位	21 位-25 位	26 位-30 位
利用回数	105	4	13	0	0	0
順位	31 位-35 位	36 位-40 位	41 位-45 位	46 位-50 位	51 位-55 位	56 位-60 位
利用回数	0	0	1	0	0	3

表 4 被験者 C においてコンテキストメニュー 1 位のアプリケーションが選ばれた時の 4) によるメニューにおけるそのアプリケーションのランキングとその利用回数 (例えば, コンテキストで 1 位だったアプリケーションが, 4) によるメニューにおける 11 位から 15 位にランクされた回数が 7 回あったということ.)

順位	1 位~5 位	6 位~10 位	11 位~15 位	16 位~20 位
利用回数	21	9	7	0
順位	21 位~25 位	26 位~30 位	31 位~35 位	36 位~40 位
利用回数	0	0	1	1

ションが利用された場合に, そのアプリケーションが 4) によるメニューのどの位置にランク付けされていたのかを示している. 4) によるメニューにおいて, 1 位~5 位に位置していれば, 4) によるメニューであってもし早く目的のアプリケーションを見つけることができるということなので, 提案法のメニューの効果は少ない. しかしながら, 1 位~5 位以外であれば, コンテキスト依存メニューの効果があったということになる.

表 2,3,4 から, 多くのアプリケーションは 1 位~15 位以内に納まっている. しかしながら, かなり下位に位置するアプリケーションも存在する. 利用頻度は少ないが, このようなアプリケーションを使用する場合, メニューの中から探すことは困難であり, ユーザはストレスに感じてしまう. このような状況は, アプリケーションの利用頻度自体が少ないため, 多く現われるわけではないが, いざ直面してみると, 提案法の効果が大きいに発揮される場面

であり, ユーザにとっては大変ありがたく感じる状況といえる. 提案法はこのように利用頻度が少なくても, ユーザのコンテキストに合わせて上手くアプリケーションを推薦することに成功したといえる.

## 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. 状況に依存して利用されるアプリケーションを推薦することが価値が高いと考え, 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. 今後の課題としては, 頻度とコンテキストの比率を自動で設定できる手法が挙げられる. これについては, コンテキスト依存メニューの並び順を決定する EF-ICF 値を用いることで対応出来るものと考えている. また, 小型 PC でのログ収集ではなく, スマートフォンを用いての実験も行う必要がある.

## 参 考 文 献

- 1) 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.
- 2) Daniel Ashbrook and Thad Starner, "Using GPS to Learn Significant Locations and Predict Movement Across Multiple Users", Personal and Ubiquitous Computing, 7(5), 2003.
- 3) 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,
- 4) Daisuke Kamisaka, et al., "Operation Prediction for Context-Aware User Interfaces of Mobile Phones." SAINT 2009, pp.16-22, 2009
- 5) 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的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  
bibitemNokia Jan Blom et al., "Contextual and Cultural Challenges for User Mobility Research", CACM, Vol.48, No.7, pp.37-41, 2005
- 6) 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