

# 機能の特異性を考慮したサービスインデクシング手法と実装評価

片岡 泰之 渡部 智樹 田中 清 東野 豪

日本電信電話株式会社 NTT サービスエボリューション研究所

{kataoka.yasuyuki, watanabe.tomoki, tanaka.kiyoshi, higashino.suguru}@lab.ntt.co.jp

**概要** 曖昧な目的を持つ利用者が満足する ICT サービスの発見支援を行うには、サービスによって「何ができるのか」という気づきを与えることが重要である。本研究報告では、サービスと利用者をつなぐインタフェース ISHI (Intent of Service and Human Interface) を提案する。ISHI とは、サービス機能を自然言語で抽象的に表現し、サービスの意思と利用者の意思を表裏一体にした概念である。次に、ISHI の自動抽出とその珍しさ度合いの判定処理手法を提案する。判定処理には、サービスの人気度やアクセス情報を複合的に考慮した手法を用い、その精度を報告する。最後に、提案方式を web アプリとして実装し、ISHI は ICT サービスの機能に対する気づきを与える効果があるか否かを検証する評価実験の結果を報告する。

**キーワード** サービス発見, サービス推薦, 情報インデクシング, 情報推薦, 機械学習

## 1 はじめに

近年のモバイル機器の普及や HTML5<sup>1</sup>による Web の進化に伴い、多様な ICT サービス（以降本論ではサービス<sup>2</sup>と呼ぶ）が急速に開発されている。しかしながら、その普及には様々な課題がある。情報通信白書 [1] によると、「日々増加するサービスについていけない」という情報格差問題の深刻化が報告されている。また GetJar によるモバイルアプリの調査 [2] では、利用アプリのほとんどを人気アプリが専有しておりアプリマーケットでは過度なロングテール化が進行していることが報告されている。そこで、サービス利用者側と提供者側両者に有益となる、「気づきを与えることによるサービス発見支援」を本研究の目的とする。

サービス発見支援のアプローチは、利用ログ等の利用者側のデータに基づくものと、サービス提供側のデータに基づくものに大別できる。本研究では、データの利用可能性の観点から、後者のアプローチを採用する。特に、まず「何ができるのか」を提示することで気づきを与え、次にサービス推薦をするアプローチを採用する。

しかしながら、本アプローチには以下の二つの課題がある。第一の課題は、各サービスで何ができるのかという「行動情報」の自動分析である。課題一については、既に著者ら [3] が、サービスに付属するデータを機械学習で解析する手法を提案している。第二の課題は、新たな気づきを与えるサービスの「機能の珍しさ」の自動分析である。自動抽出されるサービス機能は多い一方で、利用者に提示すべき情報の数は限られる。限られた中で珍しいサービス機能を提示することで、利用者に対し

て新たなサービスの気づきを与えることが可能になると考えられる。本論文では、この課題二に対してアプローチする。

本論文では、まずサービスの発見支援を行うためにサービスと利用者をつなぐインタフェース ISHI (=Intent of Service and Human Interface) を提案する。続いて、ISHI の珍しさを分析する手法を提案する。最後に、ISHI を用いたサービス発見アプリを実装し、そのアプリを用いて行った被験者実験の結果と考察を報告する。

## 2 関連研究

本節では、まず非目的志向な利用者のサービス発見プロセスに関して先行研究を踏まえ、そのモデルを仮定する。次に、サービス発見支援に関する先行研究のアプローチを踏まえ、本研究が採用するアプローチ手法の妥当性と課題をまとめる。

### 2.1 サービス発見プロセスモデルの仮定

Pearce ら [4] によると、非目的志向な心理状態と目的志向な状態では、情報を探す際の行動が異なる事が報告されている。彼らは、非目的志向な心理状態において情報を探す行動を探索とし、目的志向な心理状態において情報を探す行動を検索と定義した。

さらに、マーケティングのフレームワークとして、1950年代には AIDA<sup>3</sup> や AIDMA<sup>4</sup> が、近年では AISAS<sup>5</sup> が提案されている。これらに共通な Attention(気づき)と Interest(興味)は、ICT サービスを探す際にも特に重要な要素であると考えられる。

以上の先行の知見より、サービス発見までの行動プロセスモデルを図 1 で示す通りにモデル化できると前提を置く。前提とするモデルでは、非目的志向な状態の利用

Copyright is held by the author(s).

The article has been published without reviewing.

<sup>1</sup>W3C <<http://www.w3.org/>>

<sup>2</sup>具体的には Android アプリ, iOS アプリ, web アプリを総称した表現とする。

<sup>3</sup>Attention→Interest→Desire→Action

<sup>4</sup>Attention→Interest→Desire→Memory→Action

<sup>5</sup>Attention→Interest→Search→Action→Share

行動	探索 → 検索
心理状態	非目的志向状態 → 目的志向状態 気付き → 興味

図1 仮定するサービス発見プロセスモデル

者は、まず探索行動を通じて気づきと興味を得ることで明確な目的を持つ。次に、目的志向な状態から検索行動を経て、特定のサービスを発見する。

本研究では、仮定するサービス発見プロセスモデルの第一ステップの「気づき」を与えることで、サービス発見支援を行う。

## 2.2 利用者側のデータに基づくアプローチ

サービスの検索ログやアンケートに基づき利用者の類似性や興味、利用コンテキストを分析し、サービス検索支援を行う先行研究がある。利用ログ情報を用いることで、利用者の趣味嗜好に合ったパーソナリゼされたサービス推薦が可能となる。例えば Konstas ら [5] のソーシャルグラフや Badrul ら [6] の協調フィルタリングを用いた推薦技術により、利用者の趣味嗜好に合ったパーソナリゼされたサービス推薦が可能となる。これに対し、Yin ら [7] は、アプリ推薦においてはこうした推薦手法は有効ではないとし、アプリに対する満足度と期待値の推定に基づく新たな推薦手法を提案している。一方、大澤ら [8] はアプリ利用者に対するアンケート調査を行い、コンテキストデータとして気分や同行者等を考慮し、主成分分析によりアプリが利用されるコンテキストを分析している。

しかしながら、サービス利用に関する利用者側のデータに基づくアプローチには、三点の問題が共通に存在する。第一点目は、推薦精度を保つためにサービス検索ログを必要とする、コールドスタート問題である。第二点目は、利用者のプライバシー情報の取得を必要とするという問題である。第三点目は、急速に普及するアプリに対するアンケート調査には、多大な人的稼働が発生するという問題である。

本稿では、サービス利用ログの収集を必要としないアプローチを前提として、アプリの発見支援を提案する。

## 2.3 提供者側のデータに基づく発見方式

サービス提供者側のデータを分析し、利用者が望む適切な形でサービス発見支援を行う先行研究がある。Davidsson ら [9] や Feng ら [10] は、場所と時間のコンテキスト情報を用いてサービスを推薦する方式を提案した。場所情報によってサービスのインデクシングを行い、利用者の場所に応じてサービスを推薦する。本手法は、利用者側のサービス検索操作ログを用いずに推薦を行えるとい



図2 ISHIを用いたサービスと利用者の関連付け

うメリットがある。しかしながら、この手法ではコンテキストに依存しないサービスの推薦は困難である。また、2.1節で示したサービス発見プロセスを無視してサービスを推薦する場合、推薦精度は低くなってしまふ。

一方、笹島ら [11] は、タスクを提示することで利用者に対して行動を推薦し、次に具体的なwebサイトを推薦する、情報ナビゲーション方式を提案した。さらに、深澤ら [12] がこの方式について手動で構築したシステムを用いて被験者実験を行い、検索支援に与える効果を示している。この方式には以下の二つの特徴的なメリットがある。第一点目はタスクに相当する行動情報はweb上の情報から抽出できるため、前者のアプローチの問題が発生しない点である。例えばブログから行動情報を抽出することが可能である。第二点目は、サービス発見プロセスモデルに基づいた形で、検索行動をナビゲーションすることができる点である。

しかしながら、先行研究ではサービス機能に相当するタスクの珍しきの度合いについては論じていない。さらに、それら行動情報のメタデータを用いてサービスをインデクシングし、サービスの発見支援に適用するというシステムの評価をした先行例は著者らの調査では見つからない。

## 3 ISHIの導入

本論文では利用者の行動情報の自然言語抽象表現であるISHI (=Intent of Service and Human Interface) という概念を導入する。数多あるサービスに対してISHIをメタデータとして自動的に付与することでサービスをインデクシングするコンセプトを示す。

### 3.1 ISHIの定義

本研究では、サービス機能の自然言語抽象表現をISHIと定義する。サービス提供者の「この機能を提供したい」という意思と、サービス利用者の「この機能を利用したい」という意思の両者は表裏一体となっている。

この意思を自然言語によって抽象表現したものが ISHI (=Intent of Service and Human Interface) である。一般に、Intent はアプリ間やデバイス機能を連携させる概念である。例えば、Web Intents<sup>6</sup>や Android OS の Intent<sup>7</sup>がその代表である。これら広義の意味の Intent に対し、ISHI は、iOS、Android、Web アプリ等のモバイルアプリを含むあらゆるサービスと利用者をつなぐインタフェースとして機能する上位レイヤの概念となる。具体的には、ISHI は「写真の編集」や「運転の診断」のように動詞と目的語で構成される自然言語抽象表現である。ISHI を用いたサービスと利用者を構造化するコンセプトを図 2 に示す。

### 3.2 ISHI の機能特異性の考慮

ISHI には機能の珍しさ度合いを示す指標が必要であると考えられる。例えば、「写真の編集」という ISHI は多くのアプリに登場する一方、「乗り心地の診断」という ISHI は珍しい。そして後者の ISHI を提示された車所有者は、新たな ICT サービスの体験に気付かされる可能性が高い。このような ISHI の珍しさの度合いを**機能特異性**と定義する。本論文では、この機能特異性の自動分析を行う。

## 4 ISHI の機能特異性の分析手法

本節では、ISHI の付与手法と機能特異性の分析手法を述べる。本節は、①データ収集、②ISHI の自動抽出、③ISHI の機能特異性判定、④精度評価、の 4 ステップを踏む。

### 4.1 データ収集

ISHI の機能特異性の分析に用いるデータとして、サービスの解説文、カテゴリ情報、サービスの人気度、そしてアクセス情報の 4 種のデータに注目する。アクセス情報とは、サービスがアクセスするデバイス内部の機能、或いはデータを意味する。

以降の分析手法の提案においては、これらのデータを取得可能であることを前提とする。モバイルアプリの種類の中で、これらのデータを web から容易に取得可能なのは Android アプリであるため、Android アプリのデータを用いて検討する<sup>8</sup>。尚、Android アプリにおけるアクセス情報は ManifestXML<sup>9</sup>と呼ばれ、アプリ特有の非自然言語構造化データである。

<sup>6</sup>WebIntents は W3C で 2013 年現在標準化が検討されている <[http://www.w3.org/wiki/WebIntents/Home\\_Discovery\\_and\\_Web\\_Intents](http://www.w3.org/wiki/WebIntents/Home_Discovery_and_Web_Intents)>

<sup>7</sup>Android APIs <<http://developer.android.com/reference/android/content/Intent.html>>

<sup>8</sup>2013 年 4 月現在は、iOS からは解説文は取得できるがアクセス情報を web から取得することはできない。また、web アプリからは Web API は取得できるがアプリ解説文を同一の形式で分析できない。

<sup>9</sup>Manifest XML, <<http://developer.android.com/guide/topics/manifest/manifest-intro.html>>

## 4.2 ISHI の自動抽出

サービスの解説文を自然言語処理することにより、ISHI の候補を機械的に自動抽出する。これにより、サービスと ISHI の関係を構造化することが可能となる。

### 4.2.1 自然言語処理による ISHI 候補の自動抽出

ISHI は、目的語と動詞から構成される単純な自然言語表現である。例えば、「経路の検索」や「経路を検索」、「経路検索」等である。これらの表現パターンを、係り受けや並列表現を考慮して web 上のアプリ解説文から機械的に抽出する。また、その際に解説文内における出現位置も取得する。さらに、「ルートを検索」と「経路の探索」などの異なる表現だが同義の ISHI を、日本語 WordNet[13] で提供されているシソーラスを適用して同一のものとしてまとめる。さらに、はてなキーワード<sup>10</sup>を適用し、形態素解析の精度を向上させる。

### 4.2.2 ISHI の候補の抽出結果

Google Play<sup>11</sup>で提供されている Android アプリの全カテゴリから計 7532 個の日本語アプリを対象に ISHI を抽出する。その結果、合計 92633 個の ISHI が抽出された。これは、一つのアプリから平均約 12 個の ISHI を自動でメタデータとして付与できることを示している。ただし、これらの ISHI には、「運転スキルを診断」といった正確な ISHI もあれば、「情報を検索」のような抽象度が高過ぎる ISHI や「以外の調整」のような意味が理解できないものも含まれている。

### 4.2.3 主観評価による正解データの作成

訓練データと評価に用いる正解データを作成する。今回は、100 個のアプリの解説文から上述の処理で 1668 個の ISHI を抽出し、それぞれの ISHI に対して以下の項目を 10 名の試験者により主観で評価する。

- ISHI の機能特異性を 5 段階で主観評価

この評価に基づくデータを正解データとし、機械学習によって ISHI の機能特異性の分析評価に用いる。

## 4.3 機械学習による機能特異性判定

ISHI の機能特異性を、教師あり機械学習による二値分類問題を解くことで判定する。機械学習の手法には 4.2.3 節で述べた正解データを訓練データとする SVM を採用し、二値分類器を作成する。SVM の特徴ベクトルの設計には、サービスのアクセス情報、サービスの人気度、カテゴリ情報を用い、精度向上を図る。以降、その特徴ベクトルの詳細な設計を示す。その際に用いる数式の定義を表 1 に示す。

<sup>10</sup>はてなキーワード, <<http://d.hatena.ne.jp/keyword/>>

<sup>11</sup>Google Play, Android アプリを配信するポータルサイト <<https://play.google.com/store>>

表1 各変数の定義

変数	意味
$s_i$	サービス $i$ の名前 (max $n$ )
$m_k$	アクセス情報 $k$ (max $l$ )
$\mathcal{S}_{\{k\}}$	アクセス情報 $m_k$ を持つサービス名の集合
$r_k$	アクセス情報 $m_k$ の珍しさ度合い
$c_i$	サービス $i$ が属するカテゴリ
$I_j$	ISHI $j$ (max $m$ )
$\mathcal{S}^{\{j\}}$	ISHI $I_j$ を含むサービスの集合
$\mathcal{C}$	カテゴリの集合
$\mathcal{I}_i$	$s_i$ が持つ ISHI の集合
$\mathcal{M}_i$	$s_i$ のアクセス情報の集合
$\mathcal{S}_i$	$s_i$ のデータ集合 ( $= \{s_i, c_i, \mathcal{M}_i, \mathcal{I}_i, \mathcal{P}_i\}$ )
$\mathcal{S}$	$\mathcal{S}_i$ を1つ以上含むデータ集合から成る集合
$d_{i,j}$	ISHI $I_j$ を持つアプリ $s_i$ のダウンロード数
$N$	ISHI $I_j$ が出現するアプリの数
$\alpha$	人気度の閾値 (設定パラメータ)
$\beta$	調整パラメータ (設定パラメータ)

#### 4.3.1 アクセス情報に基づく特徴ベクトル

機能特異性の評価尺度として、アクセス情報の珍しさを考慮する。ISHI  $I_j$  を含む全てのサービス内に必ず存在するアクセス情報の中で最も珍しいアクセス情報の珍しさ度合いを定量する。アクセス情報の珍しさは、全てのサービス内に出現する頻度を基に算出する。

まず、アクセス情報  $m_k$  の珍しさ  $r_k$  を以下のように算出する。但し、 $\mathcal{S}_{\{k\}}$  はアクセス情報  $m_k$  を持つサービス名の集合を表す。

$$r_k = \frac{1}{1 + |\{\mathcal{S}_{\{k\}}\}|} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} \mathcal{S}_{\{k\}} &= \{s_i | \text{アクセス情報 } m_k \text{ を持つサービス } i \text{ の名前集合}\} \\ &= \{s_i | s_i \in \mathcal{S}_i, \mathcal{M}_i \subset \mathcal{S}_i, m_k \in \mathcal{M}_i\} \end{aligned} \quad (2)$$

但し、 $|\{S\}|$  は集合  $S$  に含まれる元の数を表す。

次に、ISHI  $I_j$  を含むサービスの集合  $\mathcal{S}^{\{j\}}$  を次のように算出する。

$$\begin{aligned} \mathcal{S}^{\{j\}} &= \{s_i | \text{ISHI } I_j \text{ を } \mathcal{I}_i \text{ に持つサービスの名前集合}\} \\ &= \{s_i | s_i \in \mathcal{S}, \mathcal{I}_i \subset \mathcal{S}_i, I_j \in \mathcal{I}_i\} \end{aligned} \quad (3)$$

そして、ISHI  $I_j$  を含みかつアクセス情報  $m_k$  を含むサービスの集合  $\mathcal{S}_{\{k\}}^{\{j\}}$  は、

$$\begin{aligned} \mathcal{S}_{\{k\}}^{\{j\}} &= \{s_i | \text{ISHI } I_j \text{ とアクセス情報 } m_k \text{ を含むサービス名}\} \\ &= \{s_i | s_i \in \mathcal{S}_i, \mathcal{I}_i \subset \mathcal{S}_i, I_j \in \mathcal{I}_i, m_k \in \mathcal{M}_i\} \end{aligned} \quad (4)$$

最後に、ISHI  $I_j$  が持つマニフェストの中で、最も珍しさが高いマニフェストの珍しさ度合いを機能特異性の特徴ベクトル  $s_1^j$  とし、以下のように表現できる。

$$s_1^j = \max R_k \quad (5)$$

$$R_k = \{r_k\}, \forall k \quad \text{s.t.} \quad |\{\mathcal{S}^{\{j\}}\}| = |\{\mathcal{S}_{\{k\}}^{\{j\}}\}| \quad (6)$$

但し、珍しさ  $r_k$  の最大値の条件を満たすアクセス情報  $m_k$  は、ISHI  $I_j$  を持つ全てのサービスに共通なアクセス情報  $m_k$  に限定する。

#### 4.4 不人気度に基づく特徴ベクトル

S.3では、人気度が低いサービスに出現するISHIは珍しさが高く、機能特異性が高いと判定する特徴量である。例えば、Androidアプリのインストール数は約 $10^2 \sim 10^8$ の範囲<sup>12</sup>に及んでおり、サービスの人気を示すデータとなっている。このデータを用いて人気度が低いISHIに対する機能特異性の評価式の値が大きくなるような特徴ベクトルの設計は以下となる。

$$s_2^j = \prod_{i=1}^{|\{\mathcal{S}^{\{j\}}\}|} \left( \alpha \frac{1}{\log_{10} d_i} \right) \quad (7)$$

尚、 $\alpha$ は人気度の閾値となっており、設定自由度がある。例えば $\alpha = 6$ とした場合、インストール数が100万回以下のサービスを人気度が低いサービスと判断する。これは、 $\log_{10} 10^6 = 6$ であるため、これよりインストール数が大きいと1より小さい値を取る事が分かる。逆に、インストール数が100万回未満のサービスは、ISHIの機能特異性が高いと評価する。また例えば、インストール数が10万のアプリAと100万のアプリBから発生する共通のISHIがある場合、そのスコアは $s_2^j = \frac{6}{5} \times \frac{6}{6} = \frac{6}{5}$ となる。人気の低いアプリやISHIの登場回数を考慮することで、人気の低いサービスに頻繁に登場するISHIに対して $s_2^j$ の値が大きくなる設計となっている。

#### 4.5 カテゴリ情報に基づく特徴ベクトル

S.4では、ISHIが出現するカテゴリの種類が少なく、かつカテゴリ内において出現頻度が低いISHIを機能特異性が高いと判定する特徴量である。この観点に基づいた三つ目の機能特異性の特徴ベクトルの設計は以下となる。

$$\begin{aligned} s_3^j &= \beta e^{-N} \log_{10} \frac{|C|(\text{すべてのカテゴリの個数})}{|\{c_i | \text{ISHI } I_j \text{ を持つサービスのカテゴリ}\}|} \\ &= \beta e^{-N} \log_{10} \frac{|C|}{|\{c_i | c_i \in \mathcal{S}, \mathcal{S} \ni I_j\}|} \end{aligned} \quad (8)$$

#### 4.6 精度評価

分類精度を評価する。精度評価には適合率を用い、交差検定を行った値を学習精度とする。尚、今回用いたSVM RBFカーネルの調整パラメータ $C$ と $\gamma$ を、グリッド探索により選定している。さらに、各ベクトルのスケールには、標準偏差が1となる標準化を施した。

<sup>12</sup>特にモバイルアプリの普及に関しては、ロングテール化が問題となっている。特に、GetJarの調査では99.9%のユーザによって利用されるモバイルアプリは全体の約5%程度しかなく、人気の高いアプリのみが利用されている。サービスベンダーにとっては、人気の低いアプリを販売できないことが問題であるし、利用者にとっても潜在的ニーズを満たす魅力的なアプリを見つけれないことは問題である。

表 2 学習精度評価

評価方法	機能特異性の二値分類
学習精度	0.652
予測精度	0.603

精度評価の結果を表 2 に示す。全体の精度向上のためには、SVM に用いる特徴ベクトルをもっと高次元にすることが効果的であると考えられる。

### 5 主観評価実験

本節では、本論文で提案した ISHI の機能特異性の効果を検証する。機能特異性を考慮したサービス発見システムを用いて、新たな体験ができるサービスに気付いたかどうかを評価する。

#### 5.1 ISHI を利用したサービス発見支援アプリ

図 3 に示す通り、主観評価実験を行うための ISHI を用いたアプリを作成した。まず図 3-(a) の初期設定画面において機能特異性を考慮するかどうかを決定する。機能特異性を考慮する場合は「珍しい行動」を選択し、機能特異性を考慮しない場合は「皆がやる行動」を選択する。次に、図 3-(b) に考慮しない場合の ISHI のリストを示す。そして、図 3-(c) に考慮した場合の ISHI のリストを示す。これらの ISHI で気に入ったものを選択すると ISHI で表現されているサービス機能を実現するアプリを検索することができる。例えば、図 3-(d) では、「写真の編集」という ISHI を選択した際のサービスの候補を示す。ここからお気に入りのサービスを選択することで、サービスのインストール画面に遷移する。

#### 5.2 実験目的

本実験の目的は、次の項目を確認することである。

- 機能特異性は気づきの与えやすさに影響するか  
但し今回は、効果の予備検証という位置付けで、4 人の被験者を対象に実験を行った。本実験では、5.1 節で述べた「サービス発見 Web アプリ」を用いて、サービス発見時において提案手法が気づきと興味と検索に与える効果を評価する。

#### 5.3 実験手法

被験者は、図 3-(b) に示すような ISHI のリストを見て、新たな体験が得られるようなサービス機能の気づきがあったかをカウントする。カウントするか否かの基準は、以下の目安を実験中に一定に保つようお願いした。気づきの基準として「未知機能を初めて知った」或いは、既知であっても「言われてみれば機能を思い出した」かどうかで判定する。この基準は、被験者自身が「今使ってみよう」という興味とは別であることに注意されたい。

今回の実験では、表 3 に示すような機能特異性の有無と利用者が置かれている状況の設定の有無の計 4 パター



図 3 サービス発見支援アプリ

表 3 実験パターン

	機能特異性の考慮	状況の考慮
実験 A	○	○
実験 B	○	×
実験 C	×	○
実験 D	×	×

ンの実験を実施する。状況を考慮する理由は、気づきと利用者が置かれている状況の関連を考察するためである。利用者が置かれている状況が有の場合：状態①自動車の助手席にいる時、無の場合：状態②一日で一番暇な時間の時、を設定した。

また、上記それぞれの状況下で、Google Play 上で自由に任意の Android アプリを発見してもらい、同じ尺度で気づきの回数をカウントする実験 G も行った。基準は、実験 A~D と同じの評価尺度で、単位時間あたりの気づきや発生回数を比較する。

#### 5.4 実験結果

実験の結果を表 4 に示す。尚、 $E_{\alpha\beta}^a$  は実験  $\alpha$  と実験  $\beta$  における 1 分間あたりの気づきの回数の変化率を百分率で示している。状態①の場合である実験 A と実験 C の比較結果  $E_{AC}^a$  より、特異性を考慮すると平均して気づきの頻度が 48.3% 上昇した。また、状態②の場合である実験 B と実験 D の比較結果  $E_{BD}^a$  より、平均で 8.1% の気づきの頻度が上昇した。以上より、本研究で提案した ISHI の特徴量として機能特異性を考慮したことで、気づきに対して頻度が約 30% 増加するという結果を得た。

表4 各実験の実験結果

被験者	$E_{AC}^a$	$E_{BD}^a$	$E_{AG}^a$
a	86.8	32.5	332.5
b	5.9	12.5	4320.7
c	66.4	17.1	205.8
d	34.1	-29.8	508.3
平均	48.3	8.1	1341.7

これは、 $E_{AC}^a$  と  $E_{BD}^a$  のそれぞれの平均値の平均値から算出した。

また、機能特異性を考慮した ISHI が気づきへ与える頻度は、Google Play 上での探索行動に対し、約 1350% 上昇するという結果を得た。

## 5.5 考察

実験結果から、GooglePlay に比べて提案手法である ISHI によるサービス発見方式は、効率的に新たなサービスに対する気づきを与える効果があると確認できる。これは、GooglePlay 上における情報には冗長性があり、提案手法の見せ方の方がより多くの気づきを与える傾向があることを示唆している。ICT サービスで特定の機能を利用したいという明確な目的を持たない利用者が、サービスを探る行為において、提案手法によるサービス発見支援は特に効果を発揮すると考えられる。

また、利用者の周囲の環境に関わらず、機能特異性の考慮は気づきを与えることに効果を発揮した。これより、提案手法はコンテキストウェア技術と競合する技術ではなく、組み合わせることが可能な技術であることも確認できる。

今後は被験者を増やして上記実験の効果を確認するとともに、サービス発見プロセスの次のステップである興味を与える手法を検討したい。

## 6 おわりに

本論文では、近年急増する多様なサービスを対象に、新たな体験が得られるサービスの発見を実現するサービスインデクシング手法について提案、実装、評価を行った。まず、数多あるサービスと人の関係を構造化する ISHI という Intent の上位レイヤの概念を提案した。そして、サービスの解説文から ISHI を自動抽出し、それら ISHI の珍しさを指標である機能特異性を分析した。機能特異性の測定手法には、モバイルサービス特有の構造化データである ManifestXML や人気度を活用した手法を提案した。また、提案する検索方式で被験者実験を行い、特異性を考慮した場合はしない場合に比べて約 30% 多く気づきを得ることが示された。

## 参考文献

- [1] “平成 23 年度 情報通信白書”，総務省，2011
- [2] S. Kent and A. Kamal “GetJar mobile application recommendations with very sparse datasets” In *18th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, pp.204–212, 2012 KDD ’12
- [3] 片岡 泰之, 渡部 智樹, 田中 清, 東野 豪 “モバイルアプリのファセット検索を実現するインデクシング手法” 情報処理学会研究報告, 第 65 回モバイルコンピューティングとユビキタス通信研究会, Vol.2013-MBL-65, no.5, 情報処理学会, 2013-03
- [4] Jon Pearce, and et al., “Search or Explore: Do you know what you’re looking for?”, ACM, *Australian Computer-Human Interaction Conference* pp.246–249, 2011, OZCHI2011
- [5] I. Konstas, V. Stathopoulos and J. M Jose “On Social Networks and Collaborative Recommendation” In *32nd international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, pp.195–202, 2009, SIGIR ’09
- [6] S. Badrul, K. George, K. Joseph and R. John, “Item-based collaborative filtering recommendation algorithms” In *Proc. of the 10th international conference on World Wide Web*, pp.285–295, 2001, WWW’01
- [7] P. Yin, P. Luo, W. Lee, and M. Wang, “App recommendation: a contest between satisfaction and temptation”, In *Proc. Web Search and Data Mining*, pp.395–404, 2013, WSDM’13
- [8] 大澤 純, 岩田 麻佑, 小牧 大治郎, 原 隆浩, 西尾 章治郎 “スマートフォンユーザのコンテキストと利用アプリケーションの関連性分析” 情報処理学会マルチメディア, 分散, 協調とモバイル DICOMO2012 シンポジウム, pp.1855–1862, 2012, DICOMO2012
- [9] C. Davidsson and S.Moritz “Utilizing implicit feedback and context to recommend mobile applications from first use” In *the 2011 Workshop on Context-awareness in Retrieval and Recommendation 6th International*, pp19–22, 2011, CaPR ’11
- [10] G. Feng, E. Haihong, L. Ma and Yan Li “Design of Service Delivery Architecture for Enabling Composite Location-Based Services” In *6th International Conference Pervasive Computing and Applications*, pp324–329, 2011, ICPA’11
- [11] 笹島 宗彦, 來村 徳信, 長沼 武史, 倉掛 正治 and 溝口 理一郎 “モバイルサービスのタスク志向型メニュー搭載を目指して-ユーザ行動モデル記述方式とその利用についての一考察-” 情報処理学会 研究報告, no.68, pp.57–64, 情報処理学会, 2007-07
- [12] 深澤 佑介, 長沼 武史, 藤井 邦浩 and 倉掛 正治 “タスク志向型モバイルサービスナビシステムの拡張とユーザ評価” 情報処理学会論文誌, vol.50, no.1, pp.159–170, 情報処理学会, 2009-01
- [13] F. Bond, T. Baldwin, R. Fothergill and K. Uchimoto, “Japanese SemCor: A Sense-tagged Corpus of Japanese”, In *The 6th International Conference of the Global WordNet Association*, GWC, 2012