

## 実世界指向推薦の Coverage 拡大のための ユーザプロフィール抽象化手法

中村 明 順<sup>†1,\*1</sup> 通山 和 裕<sup>†2,\*2</sup>  
新井 イスマイル<sup>†3</sup> 西尾 信 彦<sup>†1</sup>

モバイル端末の高機能化・小型化と普及により、ユーザの周囲に存在する店舗や観光名所といったスポットを、主に協調フィルタリングによってユーザの嗜好に合わせて推薦・提示するシステムの研究がさかんになっている。従来の手法では、ユーザの嗜好を表現するユーザプロフィールをスポットを基に生成する。そうすると、各ユーザが日常的に活動しているエリアのスポットの評価値ばかりを含むユーザプロフィールが生成され、1度も訪れたことのないエリアのスポットでの推薦が困難となる。そこで、ユーザプロフィールを「訪れた/気に入ったスポット」ではなくスポットをブックマークする際に付加するタグやコメントを利用するユーザプロフィール抽象化手法を提案する。実装した推薦機構を対象に被験者による主観評価実験を行った結果、提案システムは不案内なエリアにおいても従来の *Precision* を損なうことなく、高い *Coverage* で嗜好に合った推薦を行えることが分かった。

### User Profile Abstraction Methods for Expansion of Coverage on Real-world Recommendation

AKINORI NAKAMURA,<sup>†1,\*1</sup> KAZUHIRO TOORIYAMA,<sup>†2,\*2</sup>  
ISMAIL ARAI<sup>†3</sup> and NOBUHIKO NISHIO<sup>†1</sup>

There have been many studies of recommendation systems on mobile devices which provide users information about local businesses and tourist sites, considering the user's preference based on collaborative-filtering algorithms. In conventional methods, the user's ratings for each item of interest form the basis for user profile representing the user's preference. Such user profiles would tend to be strongly coupled with the daily living areas of the user. Thus, those methods would fail to recommend items in areas unfamiliar to the user. The purpose of this paper is to propose abstraction of user profiles to decouple them from concrete geographic areas. Instead of using the "user's behavioral pattern" or "favorite genre" to create an abstract user profile, we utilize tags and comments

given to the bookmarked spots of the user. In an evaluation based on subject rating, we demonstrated that the proposed system improved coverage in areas unfamiliar to the test subjects while preserving comparable precision.

#### 1. はじめに

携帯電話をはじめとするモバイル端末の普及・高機能化により、モバイル環境下のユーザを対象とした実世界のコンテンツ/サービス推薦システムの研究が数多く行われている<sup>(1)–(4)</sup>。その中の期待されている技術として、ユーザの現在地に基づくロケーションアウェアな実世界コンテンツの推薦がある。実世界コンテンツの中でも「店舗」や「観光名所」といったコンテンツ（以下、場所に紐づいたコンテンツをスポットと呼ぶ）を街中でユーザに推薦するシステムは最も注目される分野の1つである。そうしたスポット推薦システムは、GPSに代表される測位技術の発展により様々な形で提案されている。

上記のような街中のスポットをユーザの嗜好を考慮して推薦する手法として、主に内容ベースフィルタリングと協調フィルタリングが注目されてきた<sup>(5)–(9)</sup>。内容ベースフィルタリングはスポットのメタデータを抽出し、スポット間の類似度を算出しておき、推薦対象ユーザが注目したスポットに類似するスポットを推薦する手法である。そのため、ユーザが1人であっても推薦が可能で、粗なユーザ分布に耐性がある。一方の協調フィルタリングはスポットのメタデータをいっさい必要とせず、推薦対象ユーザが注目したスポットを評価しているほかのユーザを発見したうえで、類似ユーザが評価済みかつ推薦対象ユーザにとって未閲覧のスポットを推薦する手法である。また、内容ベースフィルタリングと比較して、セレンドピティのある推薦ができることが経験的に分かっている。

観光地の案内端末での実世界のスポット推薦をする場合、協調フィルタリングではユーザ

†1 立命館大学情報理工学部

College of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University

†2 立命館大学大学院理工学研究科

Graduate School of Science and Engineering, Ritsumeikan University

†3 立命館大学総合理工学研究機構

The Research Organization of Science and Engineering, Ritsumeikan University

\*1 現在、立命館大学 MOT 大学院テクノロジー・マネジメント研究科

Presently with Graduate School of Technology Management

\*2 現在、NTT コミュニケーションズ株式会社先端 IP アーキテクチャセンタ

Presently with Innovative IP Architecture Center, NTT Communications Corporation

数が十分ではなくユーザ間の嗜好の類似性判定が難しいため、直接指定型の内容ベースフィルタリングが適していると、神島<sup>10)</sup> は述べている。神島は直接指定型の内容ベースフィルタリングを、ユーザ自身が嗜好を入力する方法であると定義している。具体例として、食べログ<sup>11)</sup> やぐるなび<sup>12)</sup> などといった情報検索サイトがあげられる(神島は検索システムも広義には推薦システムであると定義している)。しかし、直接指定型の内容ベースフィルタリングはユーザへの推薦履歴を考慮しないため、継続的に利用するとユーザの知っているスポットばかり推薦される恐れがある。また、内容ベースフィルタリングはコンテンツの類似性が見い出せることが前提となるため、街中に遍在する多種多様なスポットを対象とする場合、記述に共通する部分がなければ類似性が判定できない恐れがある。

一方で神島は、継続的に推薦を受けるなら、予測精度の向上する協調フィルタリングが良いと述べている。セレンディピティのある推薦ができるため、ユーザがスポット推薦システムを継続的に利用する場合、協調フィルタリングは有利である。また、協調フィルタリングはスポットのメタデータをいっさい必要としないため、スポット推薦システムに協調フィルタリングをうまく適用できれば、街中に遍在する多種多様なスポットに対応する推薦システムを実現できると見込める。

しかし、Web 上で利用される従来の協調フィルタリングのようにユーザプロフィールをスポット単位の評価値を用いて生成すると、ユーザが初めて訪れた不案内なエリアでユーザの嗜好に合った推薦は困難になる。実世界では、ユーザの行動は地理的な距離による制約を受け、生成されるユーザプロフィールは各ユーザの日常的に活動しているエリア(生活圏)のスポットの評価値に偏る。その結果、不案内なエリアにおける協調フィルタリングはうまく働かず、推薦を受けられなくなる。たとえば、大阪在住でほとんど大阪のスポットしか評価していないユーザが東京の浅草を観光で訪れた際に、浅草のスポットは何も推薦されないといった状況が起こりうる。仮に推薦されたとしても、日頃から生活圏としているエリアでの推薦に比べて著しく性能が劣る可能性が高い。

この問題を解決するには、ユーザプロフィールをスポットよりも抽象的な単位の評価値を用いて生成する必要がある。たとえば、「行動パターン」や「好きなジャンル」などである。しかし、センサから取得できる情報からそのような抽象度の高いユーザプロフィールを自動生成する手法はまだまだ見いだされていない。また、好きなカテゴリやジャンルをユーザに手入力させる方法では、ユーザの正確な嗜好の把握に限界があり、ユーザプロフィールの陳腐化が懸念される。

本研究では、妥当な手間でユーザの嗜好に関する情報を蓄積する手段として、2つの手法

を提案する。一方は、スポット情報に Web コンテンツ分類手法であるタグを適用する手法である。他方は、スポットに対するユーザの意見であるコメントを利用する手法である。スポットを評価するという行為はそのスポットに対して良い評価であると仮定し、また、タグやコメントの内容もスポットに対して良い評価であると仮定している。

本稿は、実世界に基づいた「店舗」や「観光地」を対象とするスポット推薦システムについて述べる。2章では、既存の推薦システムとその問題点について取り上げ、その問題を解決するための要件を述べる。3章でユーザプロフィール抽象化手法を提案し、4章でスポット推薦システムと推薦機構を設計する。5章で実験とその評価を行った結果、スポット推薦システムは不案内なエリアにおいても従来の *Precision* を損なうことなく高い *Coverage* で嗜好に合った推薦を行えることが分かった。最後に、6章で本稿をまとめる。

## 2. 既存研究と問題意識

竹内ら<sup>1)</sup> はユーザの位置情報と協調フィルタリングを用いてユーザが頻繁に訪れる店と類似している店を推薦する手法を提案している。街にある店に対する評価値を単位としたユーザプロフィールを生成し、アイテム間型の協調フィルタリングによるモバイル端末向け推薦システムを実装している。東京都渋谷区代官山町の1街区をフィールドに10名の被験者による主観評価実験を試みている。特徴となる点は、place learning アルゴリズムにより、GPS による測位の消失点を利用してユーザの訪れた店舗を自動的に判断していることである。1街区での評価実験を行うために日常生活における7カ月相当の学習期間をシステムに与えており、逆算すると7カ月に準ずる期間をすごしたエリアでしか嗜好に合った推薦は受けられない。

篠田ら<sup>2),3)</sup> も同様に協調フィルタリングを用いたモバイル端末向け推薦システムを提案しているが、GPS から取得したユーザの位置情報をそのまま協調フィルタリングの材料とせず、GPS などのユーザの移動履歴から行動パターンを抽出してユーザ間の類似度判定に用いることを試みている。しかし、GPS から行動パターンなどの抽象度の高い情報を得ることは容易ではなく、萌芽的な事前調査が行われているにとどまる。

中里ら<sup>4)</sup> はユーザの嗜好情報の設定負担を軽減するために、よく行く場所やとどまっている場所はユーザの気に入っている場所であるという仮定に基づいて、ユーザプロフィールを自動更新する手法を提案している。しかし、ユーザのまったく訪れたことのない店舗は嗜好として組み込まれていないため、「好みのジャンルで訪れたことのない店舗の推薦」に対応できていないことが指摘されている。

Jäschke ら<sup>13)</sup> や Lipczak<sup>14)</sup> は、ユーザプロファイルに “blog” や “web” といったタグを使用し協調フィルタリングによりタグを推薦することで、ユーザのタグ付けをサポートするシステムを提案している。タグ付け時における推薦するタグの精度を評価している。folksonomy を協調フィルタリングに用いるという点で本研究と類似しているが、本研究で注目している協調フィルタリングの Coverage が小さい問題については言及されていない。

Balabanović ら<sup>15)</sup> はユーザのフィードバックから内容ベースフィルタリングに基づく推薦によって語を基としたユーザプロファイルを生成し、そのユーザプロファイルから協調フィルタリングにより Web ページを推薦するシステムを提案している。内容ベースフィルタリングと協調フィルタリングを組み合わせる手法をハイブリッド法と呼び、神薙<sup>10)</sup> は 2 手法の結合の疎密により 7 つに分類している。その中でもこれは抽象情報 (abstraction) に分類され、ほかのユーザの嗜好情報や各種の内容を、ベクトルや確率分布の形式の、メタレベルの抽象的な情報に変換し、協調フィルタリングを利用する手法である。本研究はメタデータとして folksonomy, またはそれに対応できるものを抽出して用いている点が従来手法との差分である。

既存研究では、システムの想定環境や適用範囲を 1 つの街区やお祭りなどの特定のエリア/イベントに限定しており、ユーザが日常生活の中で広いエリアを移動することを想定していない。ユーザは自宅の周辺で行動していることもあれば、週末に繁華街に出かけることもある。訪れたことのない街やエリアに足を踏み入れることも珍しくない。特に、右も左も分からない初めて訪れた不案内なエリアでこそ、自身の嗜好に合った推薦を受けられればその後の行動の選択肢として役立つはずである。

従来の協調フィルタリングによるスポットの推薦 (以降、スポット手法) において、あるスポットを推薦するか否かは、そのスポットをすでに評価しているユーザたちと推薦対象のユーザのユーザプロファイルの類似度を利用して決定することになる。しかし、たとえば図 1 のように、梅田周辺在住のユーザが浅草周辺へ初めて訪れた場合、ユーザプロファイル間の類似度は 0 (類似しない) と見なされ、推薦候補は現れない。つまり、“自分との嗜好の類似度を判定できる他のユーザ” の評価していないスポットは推薦されず、不案内なエリアでは類似ユーザは高い可能性で現れない。そして、この傾向は実世界でのユーザの行動が地理的な距離による制約を受けることに起因すると考えられるため、生活圏から遠く離れたエリアほど顕著になるはずである。

そのため、街中に存在する多種多様なスポットをユーザの嗜好に合うように推薦するため協調フィルタリングを利用し、地理的制約を受けないようにユーザプロファイルを抽象化す

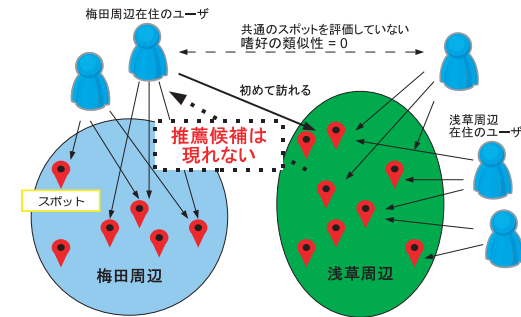


図 1 不案内なエリアでの推薦の困難

Fig. 1 Difficulty in recommending a spot in an area unknown to the user.

る必要がある。

### 3. タグ、コメントを基とするユーザプロファイル抽象化手法の提案

本研究では、抽象化されたユーザプロファイルを生成するために、スポットを特徴付ける語を利用する手法を提案する。スポットを特徴付ける語を抽出する方法として 2 つを提案する。一方はスポットに Web コンテンツ分類手法であるタグを適用する手法 (タグ手法) と、他方はスポットに対するユーザの意見であるコメントを利用する手法 (コメント手法) である。スポットを評価するという行為はそのスポットに対して良い評価であると仮定し、また、タグやコメントの内容もスポットに対して良い評価であると仮定している。

#### 3.1 タグ手法とコメント手法

近年、「ユーザの操作や反応」を積極的に利用する folksonomy (フォークソノミー)<sup>16)</sup> と呼ばれるタグ付けによる Web コンテンツ分類手法が注目されている。フォークソノミーの最たる例は、delicious<sup>17)</sup> やはてなブックマーク<sup>18)</sup> に代表されるソーシャルブックマーク (SBM) のタグ付けである。SBM では、各々のユーザの「気に入った/価値があると感じた」Web コンテンツ (Web ページに限らず Web 上で URL の与えられているものすべて) にタグ付けしてブックマークし、それらをユーザ間で共有することで、タグにより分類された Web コンテンツの集合知が形成されている。ユーザは Web コンテンツの内容を端的に表すタグを使用しており、表現の幅は狭いが、付けやすくたくさん集まる可能性がある。タグ手法では各ユーザの利用するタグとその利用回数に着目しユーザプロファイルを生成する。タグを単位としてユーザプロファイルを抽象化することで、スポット単位で生成された

ユーザプロファイルよりも地理的制約を受けない推薦を実現できるはずである。

Web 2.0 といわれ始めて以来、多くのサイトでは Web コンテンツに対しコメントできるようになった。ユーザはコメントを通じて Web コンテンツに対し、個人的な評価・判断・意見・評論・批判を述べる。コメントはタグと比較して、入力するのは面倒であるが表現できる幅は広いので、Web コンテンツの内容をより詳細に説明することができる。コメント手法ではコメントを形態素解析して、スポットを特徴付ける形態素によってユーザプロファイルを生成する。タグに対応していない既存の Web 2.0 のようなサイトは多いので、適用範囲が広がる。

ユーザが日頃から生活圏としているエリアでは、2 章で述べたスポット手法が同じスポットを評価しておりより嗜好に合うと考えられ精度が一番高く、抽象化したユーザプロファイルでは、表記揺らぎに完全には対応できないためスポット手法より精度が落ちると考える。抽象化したユーザプロファイルの中では、コンテンツの内容を端的に表しているためより嗜好が類似しやすいと考えられるタグ手法、最後に表現の幅が多いため表記揺らぎを他より多く含むコメント手法の順になると考えられる。初めて訪れるような不案内なエリアでのスポット手法では十分なプロファイルを得られず抽象化したユーザプロファイルのほうが推薦精度が高く、抽象化したユーザプロファイル内では生活圏としているエリアと同様にタグ手法、コメント手法の順になると考えられる。

また、以降はコメントから抽出した形態素およびタグを総じて単語と呼ぶ。

### 3.2 抽象化したユーザプロファイルを生成するときの 2 つの問題点とアプローチ

上記手法によってユーザプロファイルを生成する場合、2 つの問題が考えられる。

#### ● 単語の表記揺らぎ

あるユーザはラーメン屋をブックマークする際、[ラーメン] という単語を付加する。一方で、別のユーザはラーメン屋をブックマークする際、[拉麺] という単語を付加する場合、それらを単純なマッチングなどで同じ嗜好であると判定することは難しい。単語は自由記述のため、2 人のユーザプロファイルを比較しても単語の不一致により類似しないと判断される。さらに、そもそもタグ付けやコメントはユーザの自由意志に任されているため、ユーザによってはタグ付けやコメントをまったく行わずにブックマークする可能性がある。このようにユーザの方針が異なるとユーザプロファイルが粗になりユーザ間の類似度判定が困難となる。

#### ● 汎用的な単語の悪影響

たとえば、[グルメ] や [観光地] といった汎用的な単語は、多くのスポットに適用でき

る。それと比較して、[ペットフード] や [歌舞伎] は適用可能なスポットの絶対数は多くないであろう。汎用的な単語に基づいたユーザプロファイルによる協調フィルタリングでは、ほとんどのユーザの嗜好が同様になり、推薦結果はありきたりになる恐れがある。したがって、希少性のある単語に重きを置く必要がある。

2 つの問題を解決するために本研究では図 2 のようにユーザプロファイルを生成する。前者の問題を解決するため、赤枠に示すような、あるスポットをブックマークする際に全ユーザが付加した単語を単位とする。具体的には、ユーザがあるラーメン屋に [ラーメン] という単語のみを付加してブックマークしており、他のユーザが同じラーメン屋を [拉麺][とんこつ][濃厚] という単語を付加してブックマークしている場合、それらの単語もユーザプロファイルに含める。これにより、方針の異なるユーザ間であってもスポットを通じて互いの単語をユーザプロファイルとして利用することができるようになる。これによって推薦候補の数が増加すると見込める。

後者の問題を解決するため、すべての単語に対して tf-idf<sup>19)</sup> 値を算出する。tf-idf は文書中の単語の登場頻度  $tf$  と、全文書中の単語の逆登場頻度（希少性の指標） $idf$  の積からなり、文章を特徴づける単語であるほど tf-idf 値は高い。この値を利用することでそれぞれの単語の希少度を考慮してユーザプロファイルを算出することができる。これによって重要な

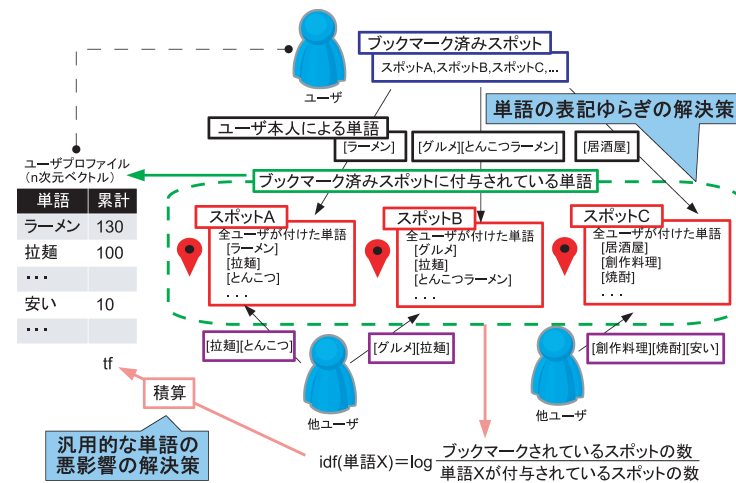


図 2 ブックマーク済みスポットの単語のユーザプロファイルへの適用

Fig. 2 A user profile is a vector of the tf-idf weights of the words in the users bookmarks.

単語から得られた推薦を優先的に行うことができ、精度を維持できると考えられる。また、すべての単語の tf-idf 値を算出するため、汎用的な単語の悪影響を解決する案は推薦候補の数に影響を与えない。単語の数や閾値によってユーザプロファイルに利用する単語の数を制限し、適合率や再現率を向上させる研究もある<sup>15),20)</sup>。しかし、本研究の目的は推薦候補数の向上であるため、ユーザプロファイルに利用する単語は単語の数や tf-idf 値の閾値によって制限しない。

## 4. 設 計

### 4.1 システム設計

スポットの推薦対象となるユーザたちはモバイル端末を所持し、GPS や無線 LAN を利用した測位を任意のタイミングで行えるものとする。これによりシステムはユーザの現在地周辺のスポットを検索できる。提案システムはモバイル端末をクライアントとするクライアント/サーバ型である。モバイル端末からの推薦要求とユーザの現在地の情報を受け取り、ユーザの嗜好に合った周辺のスポット情報を協調フィルタリングによって選出し、モバイル端末に返答する。

図 3 に、ユーザのスポットに対して行うタグ付けあるいはコメントを提案システムがどのように管理するかを述べる。提案システムにおけるスポットとは、ユーザにとって“意味のある場所”の総称である。スポットには「東京ミッドタウン」のような建築物・ランドマー

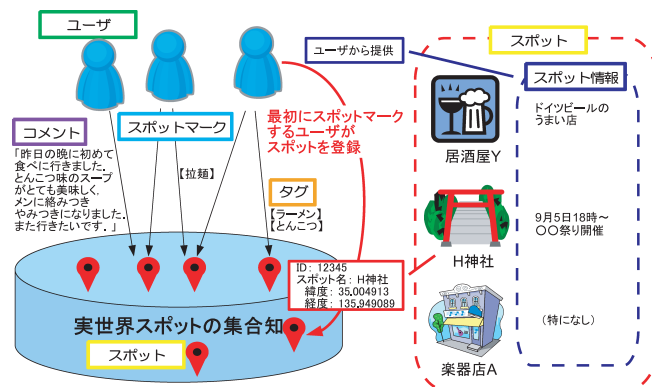


図 3 ユーザ・スポット・スポットマーク・タグ・コメントの関係

Fig. 3 The relationship among users, spots, spotmarks, tags, and comments.

クを指すものもあれば、中にはある「東京ハヤシライス倶楽部」といった店舗を指すものもありうる。ほかにも「品川」や「首都圏」のように一定のエリアを示すものも、それがユーザにとって何らかの意味を持つ場所であればスポットととらえる。また、スポットに対して 5 段階の評価値やタグやコメントを付加してブックマーク化したものを「スポットマーク」、スポットマークを作成する行為を「スポットマークする」と定義する。ユーザはスポットマークする際、既存のスポットを選択する。目的のスポットがない場合は新規にスポットを作成したうえでスポットマークする。スポットは重複が発生しないように ID 管理されている。スポット情報はスポットに付随する様々な情報を内包する。たとえば、スポットに付与されているタグやコメントといったものである。

### 4.2 推薦機構の設計

ユーザプロファイルは単語を基とする  $n$  次元ベクトルとして表現する。コメント手法においてすべての形態素を、スポットを特徴付ける形態素として利用した方が、本研究の目的である推薦候補数の向上には役に立つ。しかし、たとえば、助詞の「は」や助動詞の「ます」といった形態素は、ユーザの嗜好を表しているとは考えられない。そのため、これらの形態素をユーザプロファイルに利用し、スポットを推薦してもユーザの嗜好に合った推薦にはならない。そこで、本研究では推薦候補の数と推薦の精度との両立のために、コメント手法では、コメントの形態素のうち接続詞と感動詞とを除いた自立語をスポットを特徴付ける形態素として利用する。一般的に、自立語は文章において最も重要な語として位置づけされているため利用する。接続詞と感動詞は前後関係を考慮しなければならないので、単位として利用しないこととする。

すべての手法においてあるユーザ  $u_r$  のユーザプロファイル  $u_{p,r}$  を次のように定める。

$$u_{p,r} = (t_{0,r}, t_{1,r}, \dots, t_{k,r}, \dots, t_{n,r}) \quad (1)$$

$$t_{k,r} = tf_{k,r} * idf_k \quad (2)$$

$$tf_{k,r} = S_{r,t_k} \quad (3)$$

$$idf_k = \log(N/df_k) \quad (4)$$

$t_{k,r}$  は単語  $t_k$  についてのユーザ  $u_r$  の嗜好の強さを示す。 $tf_{k,r}$  は単語  $t_k$  が付いているスポットをユーザ  $u_r$  がスポットマークしている数、 $idf_k$  は単語が希少なほど大きな値となるため、 $tf_{k,r}$  と乗算することで  $t_{k,r}$  が強調される。なお、 $df_k$  はある単語  $t_k$  が付いているスポットの数、 $N$  は全スポット内でスポットマークされているスポットの数である。「スポットマークされているスポットの中で、付加されたスポットが少ない単語」ほど  $idf_k$  が大きな値となることを利用して、汎用的な単語ばかりがユーザの嗜好となることを防ぐ。

ユーザプロフィールの類似度は式 (5) のとおり、コサイン距離で求める。また、推薦候補スポット  $s$  の推薦対象ユーザ  $u_r$  に対する推薦ランク  $R_{s,u_r}$  は次の式どおり、コサイン距離とスポットに対する評価値  $v_{s,u_c}$  の加重平均で求める。

$$\cos(u_{p,c}, u_{p,r}) = \frac{\sum t_{i,c} t_{i,r}}{\sqrt{\sum t_{i,c}^2} \sqrt{\sum t_{i,r}^2}} \quad (0 \leq \cos(u_{p,c}, u_{p,r}) \leq 1) \quad (5)$$

$$R_{s,u_r} = \frac{\sum \cos(u_{p,i}, u_{p,r}) v_{s,u_i}}{\sum \cos(u_{p,i}, u_{p,r})} \quad (6)$$

推薦する対象となっているユーザ（推薦対象ユーザ）の周辺にあるスポットそれぞれについて、ユーザプロフィールを用いて図 4 の手順で推薦ランクを算出する。協調フィルタリングに基づいたアルゴリズムとなっている。

設計 1 推薦対象ユーザ  $u_r$  の現在地から特定の範囲内にあり、なおかつ推薦対象ユーザの未評価スポットを推薦候補スポット  $s$  とする。ユーザはあらかじめ範囲を指定することができる。

設計 2 ある推薦候補スポット  $s$  について、 $s$  をスポットマークしている比較対象のユーザ  $u_c$  のユーザプロフィール  $u_{p,c}$  と、推薦対象ユーザ  $u_r$  のユーザプロフィール  $u_{p,r}$  のコサイン距離  $\cos(u_{p,c}, u_{p,r})$  を算出する。

設計 3 比較対象ユーザ  $u_c$  が複数存在する場合、 $u_c$  それぞれと  $\cos(u_{p,c}, u_{p,r})$  を算出し、それぞれのコサイン距離とユーザのスポットに対する評価値  $v_{s,u_c}$  を加重平均した値を、推薦候補スポット  $s$  の推薦対象ユーザ  $u_r$  に対する推薦ランク  $R_{s,u_r}$  とする。推薦対象

ユーザ  $u_r$  とユーザプロフィールの類似する比較対象ユーザが大勢スポットマークしているスポットほど、推薦ランク  $R_{s,u_r}$  は高くなる。

設計 4 全推薦候補スポットについて設計 2, 3 の処理を繰り返し、すべての推薦候補スポットの推薦ランクを求める。算出した推薦ランクの高いスポットをユーザに推薦する。この推薦ランクの閾値はユーザ・スポット・スポットマーク数によって変化すると考えられるが、適切な値の予測は難しいためヒューリスティックに決定することにする。

### 5. 評価実験

提案手法の 2 つと従来型の協調フィルタリングの性能を被験者による机上で主観評価した。なお、被験者たちは 20 代の男女 26 名である。実験では、既存の Web サイトから取得したデータを用いて被験者に対して推薦する。被験者が少なくとも 1 つよく知っているエリアを持つために、出身地・現住所を考慮して 6 つのエリア（京都市の三条～四条周辺、大阪市の梅田周辺、神戸市の三宮周辺、東京都港区の上野周辺、名古屋市東部の伏見周辺、仙台市の東六番丁周辺のそれぞれ 1 km 四方のエリア）を設定した。6 つのエリア内には少なくとも 700 以上のスポットが登録されており、その内訳も服飾店、飲食店、観光名所、百貨店、大型電気店と多種多様である。エリアによってスポットの内訳に多少の傾向の違いはあるが、ユーザの嗜好に合った推薦の性能を評価するエリアに適していると判断した。

一被験者の実験の流れを図 5 に示す。まず、i) 各被験者に「実際によく知っているエリア」を 1 つ選択してもらい、そのエリア内に限って少なくとも 20 カ所をスポットマークしてもらった。選択したエリアはその被験者にとっての「既知のエリア」であり、それ以外のエリアは「不案内なエリア」と見なした。次に、ii) スポットマークして得られた被験者のスポットマークしたスポット、タグあるいはコメントの形態素を基に各被験者のユーザプロフィールをそれぞれ 4.2 節の式 (1) の設計どおりに生成した。スポット手法のユーザプロフィールはスポットを単位とする  $n$  次元ベクトルで、あるスポットをスポットマークしているなら 1、していないなら 0 で生成する。ユーザプロフィールの生成方法は異なるが、その後の各スポットの推薦ランクの算出方法も 4.2 節の設計 3 のとおりである。最後に、iii) 各被験者に対してそれぞれのエリアごとにスポットを協調フィルタリングによってリスト形式で推薦し、iv) 推薦された各スポットの主観評価結果を得た。なお、各リストは 3 手法で推薦されたスポット情報をシャッフルし、被験者にはどのスポット情報がどの手法で推薦されたかは分からないようにした。そして、ユーザプロフィール生成方法における 3 手法を推薦精度とエリアを選ばず推薦できるスポット数の割合の 2 つで比較する。

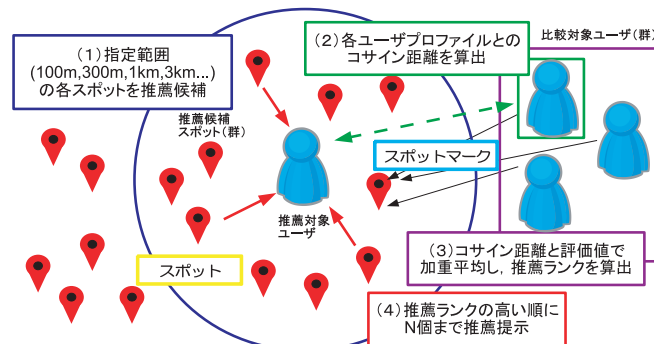


図 4 スポット推薦アルゴリズムのプロセスフロー  
Fig. 4 Process flow of spot recommendation algorithm.

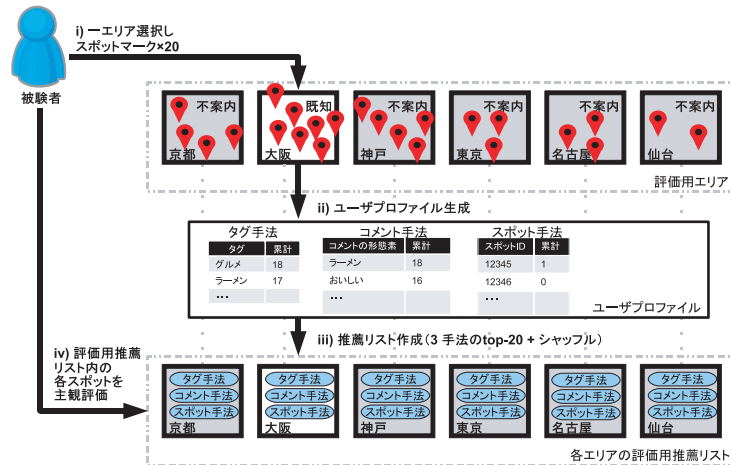


図 5 一被験者の実験の流れ  
Fig. 5 A user's experimental flow.

5.1 実験の詳細

実験には、スポットに対するタグとコメントの両方を兼ねそろえているテストデータセットを用いて、ユーザプロフィール生成方法における 3 手法を比較する必要がある。So-net buzzmap<sup>21)</sup> は大勢のユーザの手で登録された幅広いスポット情報を公開している Web サイトで、全ユーザ間で共有されている「みんなの地図」と、ユーザが各自で管理する「マイ地図帳」の 2 種類の地図から構成される。ユーザは「みんなの地図」上のスポットを「マイ地図帳に登録」し、その際にスポットに自由にタグやクチコミ(コメント)を書きことができる。これらの構造は本研究の想定するデータ構造とほぼ同等と見なせるため、実験に用いるテストデータとして、So-net buzzmap で公開されているデータを利用する。また、So-net はブログサービスを提供しており So-net buzzmap のスポットと連携することができる。ブログはクチコミで記載しきれなかった情報やそのスポットにまつわる思い出などを記述するために利用するので、ブログもコメントと見なしユーザプロフィール生成に利用する。スポットに対する評価値は存在しないので、推薦ランクはコサイン距離の合算の平均で求める。実験のために Ruby 言語の Mechanize<sup>22)</sup> で実装したツールを用いて So-net buzzmap から可能な限りのデータ(2009 年 9 月 18 日現在)を取得し、本研究の想定するデータ構造を持つテストデータセットとして再構築した。構築したテストデータは表 1 の

表 1 テストデータセットの内訳

Table 1 The number of users, spots, spotmarks, tags and comments in the test data.

ユーザ	スポット	スポットマーク	タグ	コメント
9,867 名	245,730 個	118,441 個	20,258 種	125,034 個

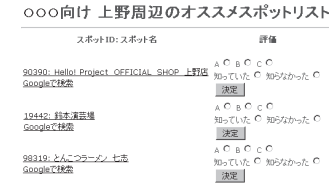


図 6 推薦リストの例  
Fig. 6 A list of recommended spots.

とおり、9,867 名のユーザ、245,730 個のスポット、118,441 個のスポットマーク、20,258 種のタグ、125,034 個のコメントからなっている。以降、So-net buzzmap について記述する場合も「マイ地図帳に登録」を「スポットマーク」と置き換えて記述する。

また、被験者には 6 つの評価用エリアから選択した「既知のエリア」内に限定して少なくとも 20 カ所をスポットマークしてもらい、タグ付けやコメントは被験者の自由意志に任せられているが、buzzmap 上でスポットマークの数が 20 以上とアクティブにシステムを利用していると考えられるユーザ数は、テストデータセット中で 9,867 名中の上位 1,243 名(12.6%)と突出するほど少なくないことが確認できている。

各被験者の選択した 1 つの「既知のエリア」とそれ以外の 5 つの「不案内なエリア」それぞれで、推薦リストを 3 つの手法で作成する。この時点で被験者 1 人あたり 6 エリア × 3 手法の推薦リストができる。なお、すべての手法で、1 つの推薦リストに含むスポットの上限は 20 までの top-20 リストとした。それぞれのエリアについて 3 手法で作成した推薦リストの中身をシャッフルし、被験者にはどのスポットがどの手法で推薦されたか見分けのつかない評価用推薦リストを作成する。3 手法間で同一スポットを推薦する場合、評価用推薦リストには 1 つだけ追加する。つまり、評価用推薦リストには 20~60 個程度のスポットが含まれる。そうして作成した 6 エリア分の評価用推薦リストを被験者に図 6 のように提示し、スポットのリンクをクリックするとスポット情報を表示する。[Google で検索] をクリックするとスポット名を Google で検索した結果を表示する。

被験者は評価用推薦リストに含まれる各スポットに対して、次のいずれかの主観評価値を

表 2 被験者の既知のエリア/不案内なエリアの選択結果

Table 2 The number of test subjects who is familiar/unfamiliar with each of the six areas.

	京都	大阪	神戸	東京	名古屋	仙台	延べ人数
「既知のエリア」である被験者数	9	12	2	0	1	2	26
「不案内なエリア」である被験者数	17	14	24	26	25	24	130

付ける．

- A：興味があり，内容が自分と関係が深い．
- B：興味はあるが，万人向けの内容である（内容が自分と関係が深いとはいえない）．
- C：興味はないし，内容も自分とは関係ない．

スポット情報のみで評価の判断がつかない場合に，Web で別途検索し詳細情報を得ることを促した．

推薦精度の指標には，下記の *Precision* を用いる．

$$Precision-A = \frac{\text{評価 A を得た推薦スポット数}}{\text{推薦リスト中のスポット数}} \quad (7)$$

$$Precision-AB = \frac{\text{評価 A または B を得た推薦スポット数}}{\text{推薦リスト中のスポット数}} \quad (8)$$

各手法ごとに「既知のエリア」と「不案内なエリア」での推薦の *Precision* を求める．ユーザの嗜好に合った推薦ができていくほど，平均 *Precision-A* と平均 *Precision-AB* は高くなる．

同時に，次の指標も求める．

$$Coverage = \frac{\text{推薦スポット数}}{\text{推薦候補スポット数}} \quad (9)$$

*Coverage* の低いシステムはそもそも推薦ランクを算出できるコンテンツの数が少ないため，ユーザの嗜好に合った推薦を行える可能性は低いことになる．特に，不案内なエリアにおいてスポット手法で推薦ランクの算出できるスポット数は，提案手法に比べて圧倒的に少なくなると推測できる．

## 5.2 実験結果と考察

被験者の既知のエリア/不案内なエリアの分布を表 2 に示す．

推薦アルゴリズムそのものの性能を測るために，3 手法とも既知のエリアのみを対象とし

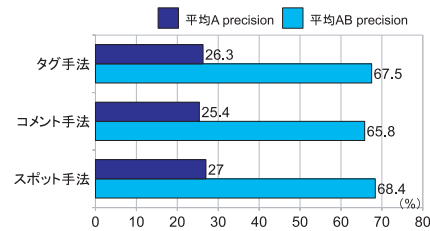


図 7 既知のエリアにおける平均 *Precision*

Fig. 7 The number of spots ranked A and AB to the total number of spots recommended by the three methods in the areas familiar to the subjects.

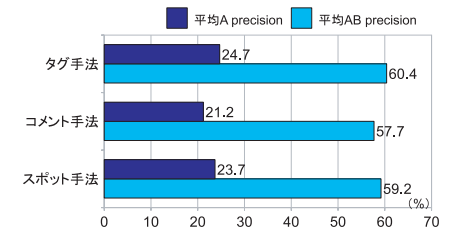


図 8 不案内なエリアにおける平均 *Precision*

Fig. 8 The number of spots ranked A and AB to the total number of spots recommended by the three methods in the areas unfamiliar to the subjects.

た，すなわち推薦候補が潤沢に用意できる良好な条件下で *Precision* を評価する．26 名の被験者から得られた，既知のエリアにおける平均 *Precision-A*，平均 *Precision-AB* を図 7 に示す．上の棒グラフが平均 *Precision-A*，下の棒グラフが平均 *Precision-AB* を表し，単位はパーセントである．図 7 から，既知のエリアの平均 *Precision* は 3 章の仮説どおり，スポット手法 タグ手法 コメント手法の順に並んでいる．しかし，平均 *Precision-A* の 3 手法間と平均 *Precision-AB* の 3 手法間についてそれぞれ対応のない t 検定を行ったところ，有意水準 5%において有意的な差があるとはいえない結果となった．したがって，推薦精度は 3 手法で同等である．

全被験者の不案内なエリアにおける平均 *Precision-A* と平均 *Precision-AB* を図 8 に示す．図 8 から，不案内なエリアの平均 *Precision* は 3 章で仮説したタグ手法 コメント手法 スポット手法ではなく，タグ手法 スポット手法 コメント手法の順に並んでいることが分かる．しかし，平均 *Precision-A* の 3 手法間と平均 *Precision-AB* の 3 手法間についてそれぞれ対応のない t 検定を行ったところ，有意水準 5%において有意的な差があるとはいえない結果となった．したがって，不案内なエリアにおいても 3 手法の推薦精度は同程度である．

2 章で述べた問題として，スポット手法は実世界の地理的制約が原因となって不案内なエリアにおいてそもそも推薦自体ができないか，もしくは推薦の精度が著しく低下するという仮説を立てていた．この仮説を *Coverage* の計測によって検証する．3 手法の *Coverage* を図 9 に示す．値は各手法について既知のエリア/不案内なエリアそれぞれに該当する被験者の評価結果を平均したものである．横軸は *Coverage* を表し，単位はパーセントである．タ



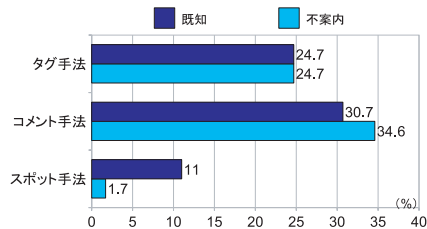


図 9 3手法の Coverage

Fig.9 Spot coverage in the areas familiar/unfamiliar to the subjects by the three methods.

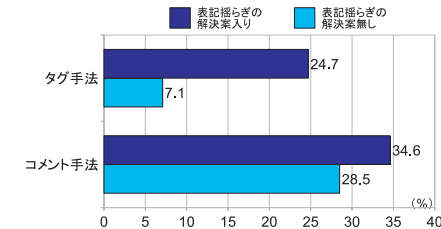


図 10 不案内なエリアにおける Coverage 拡大の影響比較

Fig.10 Spot coverage in the user profile with/without normalization of differences in (written) expression (among users).

タグ手法・コメント手法における、既知のエリアの Coverage はスポット手法と比べて 10%以上の開きがあり、不案内なエリアにおいては 20%以上の開きがある。既知のエリアの 3 手法間と不案内なエリアの 3 手法間についてそれぞれ対応のない t 検定を行ったところ、有意水準 5%において有意な差が認められた。また、スポット手法の不案内なエリアにおいては、延べ 38 名の被験者の Coverage が 0 とまったく推薦を受けられないこともあり、特に東京 9 名、愛知 13 名、宮城 10 名の延べ 32 名は地理的制約を受けた。一方、同一手法において Coverage を比較するとタグ手法・コメント手法は差がほとんどないが、スポット手法では 10%程度の開きがあった。これらの結果から、従来の協調フィルタリングでは生活圏から遠く離れたエリアを初めて訪れたユーザにスポットを推薦するのは難しく、また、推薦できたとしても推薦できるスポット数は少ないが、抽象化されたユーザプロフィールを用いる提案手法では不案内なエリアでも安定した Coverage を保っている。

次に本提案の Coverage 寄与を評価する。Coverage に影響する処理は 3.2 節で述べた単語の表記揺らぎの解決である。コメント手法については特定形態素を除去しているので、Coverage が低下しているはずだが、Precision 維持に必須の処理であるため、これを含めた Coverage の評価を行った。単語の表記揺らぎ解決案を採用しない場合のユーザプロフィールは、図 2 の黒枠に示すような、ユーザ本人がスポットマークする際に付与する単語を単位とする。タグ手法、コメント手法において単語の表記揺らぎ解決案を採用した場合と採用しない場合での Coverage を図 10 に示す。値は各手法において単語の表記揺らぎ解決案を採用した場合と採用しない場合とについて、不案内なエリアに該当する被験者の評価結果を平均したものである。横軸は Coverage を表し、単位はパーセントである。採用した場合

と採用しない場合とで比べると約 6%から 14%の開きがあり、ともに採用した方が高い結果となった。また、各手法において採用した場合と採用しない場合とでそれぞれ対応のない t 検定を行ったところ、有意水準 5%において有意な差が認められた。これらの結果から、単語の表記揺らぎの解決案によって Coverage が拡大できることが分かった。

以上をまとめると、本実験では、提案する 2 つとスポット手法との 3 手法の既知のエリア/不案内なエリアにおける推薦結果を被験者により主観評価した。実験の結果、スポット手法は不案内なエリアではほとんど推薦できないという結果になった。これは、共通のスポットを評価しているユーザを発見できず、推薦できなかったためである。スポット情報の集合知を用いてユーザプロフィールを抽象化することで推薦候補の不足を防ぎ、不案内なエリアでも安定して推薦できることを確認した。仮説においては、ユーザプロフィールの抽象化によって、スポット手法に比べてスポットの評価情報が均一化され推薦精度が低下すると予測していたが、Precision は全手法で大きな差が見られなかったため、結果として Coverage の高い提案手法のほうがさらに優位であることが確認できた。

## 6. ま と め

本稿は、モバイル環境下のスポット推薦システムにおいて、スポット単位のユーザプロフィールを用いた従来型の協調フィルタリングでは、ユーザの初めて訪れた不案内なエリアで嗜好に合った推薦が困難である問題を指摘した。その対策として、タグあるいはコメントに基づく抽象化されたユーザプロフィールを用いることで、初めて訪れた不案内なエリアでもユーザの嗜好に合った推薦を可能とする手法を提案し、スポット推薦機構を設計・実装した。26 名の被験者による主観評価実験の結果、提案したスポット推薦手法は不案内なエリアでも安定した数の推薦が可能であること、および既知のエリア/不案内なエリアともに、従来のスポットを基にした協調フィルタリング手法と同程度の推薦精度を示すことが分かった。

今後の課題として、スポットに対するタグ付け、コメントの意図がポジティブであることを前提としておりユーザプロフィールがバイナリ値で表現されているため、ネガティブなタグ付け、コメントを考慮することがあげられる。他に、モバイル利用時にスポットマークを支援するユーザインタフェースの実現によってユーザのシステム利用の敷居を下げることがあげられる。また、タグ手法とコメント手法の違いについて、本稿では情報源としてコメント手法の方が有利であるという定性評価と Precision が同等であるという評価にとどまったが、両者の位置付けについてより詳細な評価をとりたい。

謝辞 評価のために So-net buzzmap に蓄積されているデータの学術利用を快諾いただきましたソネットエンタテインメント株式会社に感謝いたします。

### 参 考 文 献

- 1) 竹内雄一郎, 杉本雅則: 位置情報履歴を利用したユーザアダプティブな街案内システム, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.90, No.11, pp.2981-2988 (2007).
- 2) 篠田裕之, 竹内 亨, 寺西裕一, 春本 要, 下條真司: ユビキタス環境における協調フィルタリングを用いた行動ナビゲーション手法の考察, 情報処理学会研究報告, マルチメディア通信と分散処理研究会報告, IPSJ SIG Notes, Vol.16, pp.77-82 (2007).
- 3) 篠田裕之, 竹内 亨, 寺西裕一, 春本 要, 下條真司: 行動履歴に基づく協調フィルタリングによる行動ナビゲーション手法, 情報処理学会研究報告, pp.87-92 (2007).
- 4) 中里祐介, 柴田史久, 馬場口登: 歩行者ナビゲーションにおけるユーザの行動履歴からのプロフィール生成手法, 情報処理学会第 65 回全国大会講演論文集, Vol.3, pp.407-408 (2003).
- 5) Resnick, P., Iacovou, N., Suchak, M., Bergstrom, P. and Riedl, J.: GroupLens: An open architecture for collaborative filtering of netnews, *Proc. 1994 ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work*, ACM New York, NY, USA, pp.175-186 (1994).
- 6) Sarwar, B., Karypis, G., Konstan, J. and Reidl, J.: Item-based collaborative filtering recommendation algorithms, *Proc. 10th International Conference on World Wide Web*, ACM, p.295 (2001).
- 7) Adomavicius, G. and Tuzhilin, A.: Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions, *IEEE Trans. Knowledge and Data Engineering*, Vol.17, No.6, pp.734-749 (2005).
- 8) Miller, B., Konstan, J. and Riedl, J.: Pocketlens: Toward a personal recommender system, *ACM Trans. Information Systems (TOIS)*, Vol.22, No.3, pp.437-476 (2004).
- 9) Schafer, J., Frankowski, D., Herlocker, J. and Sen, S.: Collaborative filtering recommender systems, *The Adaptive Web*, pp.291-324 (2007).
- 10) 神鷹敏弘: 推薦システムのアルゴリズム (1)-(3), 人工知能学会誌, Vol.22, No.6, pp.2007-2008.
- 11) 食べログ. <http://tabelog.com/>
- 12) ぐるなび. <http://www.gnavi.co.jp/>
- 13) Jäschke, R., Marinho, L., Hotho, A., Schmidt-Thieme, L. and Stumme, G.: Tag recommendations in folksonomies, *Knowledge Discovery in Databases: PKDD 2007*, pp.506-514 (2007).
- 14) Lipczak, M.: Tag recommendation for folksonomies oriented towards individual

users, *Proc. ECML/PKDD 2008 Discovery Challenge Workshop, Part of the European Conference on Machine Learning and Principles and Practice of Knowledge Discovery in Databases* (2008).

- 15) Balabanović, M. and Shoham, Y.: Fab: Content-based, collaborative recommendation, *Comm. ACM*, Vol.40, No.3, p.72 (1997).
- 16) Smith, G.: Folksonomy: Social classification. Online: [http://atomiq.org/archives/2004/08/folksonomy\\_social\\_classification.html](http://atomiq.org/archives/2004/08/folksonomy_social_classification.html)
- 17) Delicious (2003). <http://delicious.com/>
- 18) はてなブックマーク (2005). <http://b.hatena.ne.jp/>
- 19) Salton, G.: Developments in automatic text retrieval, *Science* (Washington, D.C.), Vol.253, No.5023, pp.974-980 (1991).
- 20) Pazzani, M. and Billsus, D.: Learning and revising user profiles: The identification of interesting web sites, *Machine learning*, Vol.27, No.3, pp.313-331 (1997).
- 21) So-net buzzmap (2007). <http://buzzmap.so-net.ne.jp/spot/>
- 22) mechanize-0.9.3 Documentation. <http://mechanize.rubyforge.org/>

(平成 22 年 1 月 22 日受付)

(平成 22 年 9 月 17 日採録)



中村 明順 (学生会員)

1987 年生 . 2010 年立命館大学工学部情報システム学科卒業 . 同年立命館大学 MOT 大学院テクノロジー・マネジメント研究科博士課程前期課程 (修士) 入学 . 技術的なイノベーションを基盤とする企業の経営戦略 , 集合知を利用した情報推薦システムに興味を持つ .



通山 和裕

1983 年生 . 2006 年立命館大学工学部情報学科卒業 . 2008 年立命館大学大学院理工学研究科情報理工学専攻博士課程前期課程 (修士) 修了 . 人々のコミュニケーションのあり方と Web の技術に関心を持ち , 双方を活用して実世界での生活を快適にすることをテーマに研究 . 同年 NTT コミュニケーションズ株式会社入社 .



新井イスマイル（正会員）

1980年生．2002年明石工業高等専門学校専攻科機械・電子システム工学専攻卒業．2004年奈良先端科学技術大学院大学博士前期課程修了．2008年同大学博士後期課程修了．博士（工学）．2008年より立命館大学ポスドク研究員．コンテキストウェアな情報推薦，センサフュージョン等ユビキタスコンピューティングの研究開発に従事．ACM 会員．



西尾 信彦（正会員）

1962年生．1986年東京大学工学部計数工学科数理工学コース卒業，1988年同大学院理学系研究科情報科学専攻修士課程修了．同博士課程単位取得退学後，1992年より（有）アクセス研究開発室，1993年より慶應義塾大学環境情報学部および政策・メディア研究科に勤務．博士（政策・メディア）．2003年より立命館大学に勤務．現在，情報理工学部教授．2000～2004年 JST さきがけ研究 21「協調と制御」領域研究者．2007～2008年 Google Inc. Visiting Scientist．自律分散協調システム，ユビキタスコンピューティングとセンシングネットワークの研究開発に従事．1994年山下記念研究賞．ACM，IEEE 各会員．