

# 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

篠田 裕之<sup>†</sup> 竹内 亨<sup>†</sup> 寺西 裕一<sup>††</sup> 春本 要<sup>†††</sup> 下條 真司<sup>††</sup>

<sup>†</sup> 大阪大学大学院情報科学研究科 <sup>††</sup> 大阪大学サイバーメディアセンター

<sup>†††</sup> 大阪大学大学院工学研究科

## 概要

近年の位置センサ、携帯端末、ウェアラブルコンピュータなどのユビキタス技術の発展によりユーザは様々なロケーションウェアサービスを楽しむことが可能となりつつある。ロケーションウェアサービスにおいて、ユーザが次に行うべき行動を推測し、提示する行動ナビゲーションは重要なアプリケーションとなると考えられる。しかしながら、現在の行動ナビゲーション技術は、ユーザプロフィールや、興味、嗜好など様々な情報を入力しなければならないため、入力コストなどの負担が大きい。本稿では、そのようなコストを削減した新たな行動ナビゲーション手法を提案する。我々の手法は、GPSなどの位置探知デバイスから自動的に得られるユーザの移動情報を利用し、移動の特徴を分析することでユーザ間の類似度を算出し、協調フィルタリング手法に適用する。これによりユーザは特別なプロフィールなどを入力することなく、ユーザが未訪問の土地であっても効果的なナビゲーションを得ることが可能である。シミュレーションにより、我々の手法が実用的な精度で類似ユーザを算出でき、行動ナビゲーションへの適用の見通しを得た。

キーワード：ユビキタス環境、行動履歴、協調フィルタリング、行動ナビゲーション

## A Ubiquitous Activity Navigation Method by Collaborative Filtering based on Behavioral Characteristics

Hiroyuki Shinoda<sup>†</sup>, Susumu Takeuchi<sup>†</sup>, Yuuichi Teranishi<sup>††</sup>, Kaname Harumoto<sup>†††</sup>, and Shinji Shimojo<sup>††</sup>,

<sup>†</sup> Graduate School of Information Science, Osaka University

<sup>††</sup> Cyber Media Center, Osaka University

<sup>†††</sup> Graduate School of Engineering, Osaka University

## Abstract

Recent technological advances on ubiquitous devices such as sensors, mobile phones, and wearable computers enable mobile users to benefit from location-aware services. As a location-aware service, we believe activity navigation service which recommends user's next behavior is important. However, current activity navigation techniques force users to enter profiles, interests, preferences, and so on. In this paper, we propose a novel activity navigation method, which eliminates such costs. Our method assumes only the trails of the user movements, which are obtained by location detection devices (e.g. GPS) automatically. By analyzing behavioral characteristics of the user's movements, our method calculates similarities of the users. By applying these calculated similarities to a collaborative filtering technique, our method can achieve effective navigations, even in places users have not visited. Simulation results show our method can classify users effectively and can apply to the activity navigation.

**key words** : ubiquitous environment, collaborative filtering, activity navigation

## 1 はじめに

近年のユビキタス技術の発展により、「いつでも・どこでも」情報をやり取りできる環境が整いつつある。環境中に埋め込まれた空間センサや、ユーザの持つ携帯端末などから、ユーザの振る舞い（閲覧、購入など）や移動など、様々な状況を、コンピュータが

得ることが可能となってきたおり、その情報に基づいて、ユーザはパーソナライズされた最適な情報を得ることができる。一般に、このようなユーザの位置状況や周囲にある物の状態などに応じて内容を変化させるサービスはコンテキストウェアサービス、ロケーションウェアサービスと呼ばれる。

ロケーションウェアサービスにおいて、ユーザが次に行くべき行動を推測し、提示する行動ナビゲーションは重要なアプリケーションとなると考えられる。

これまでも、空間センサから得られる行動履歴から行動パターンを抽出する研究 [1] や、GPS から得られる移動履歴から移動先を予測する研究 [2][3] など、行動ナビゲーションシステムに関する様々な研究が行われている。

しかしながら、現在の行動ナビゲーション技術は、ユーザプロフィールや、興味、嗜好など様々な情報を入力しなければならぬため、入力コストなどの負担が大きい。

また、次々に現れる新たなスポットや、隠れた名所など、単一のサービス提供者では行動ナビゲーションにおいて提示できる可能性があるあらゆるコンテンツをすべて管理することは難しい。さらに、ユーザが行動ナビゲーションを要求するのは、多くの場合訪問したことがない土地であると考えられるが、十分に趣味・嗜好などの情報を揃え、コンテンツとマッチングできない限り、ユーザが求めるナビゲーションを行うことは困難である。

本稿では、上記の問題を解決する新たな行動ナビゲーション手法を提案する。我々の手法は、GPS などの位置探知デバイスから自動的に得られるユーザの移動情報を利用し、移動の特徴を分析することでユーザ間の類似度を算出し、協調フィルタリング手法に適用する。これによりユーザは特別なプロフィールなどを入力することなく、ユーザが未訪問の土地であっても効果的なナビゲーションを得ることが可能である。

## 2 ユビキタス環境で求められる行動ナビゲーションシステムの要件

本節では、本研究で考える行動ナビゲーションシステムの要件、及び関連研究について述べる。

### 2.1 ロケーションウェアサービスにおける行動ナビゲーション

ロケーションウェアサービスでは、ユーザが次に行くべき行動や、訪れるべきスポット、とるべきルートを提示することでユーザをナビゲーションする行動ナビゲーションは重要かつ需要が大きいと考えられる。このとき、ユーザの嗜好や目的によって訪れたい場所は異なると考えられる。歴史に興味がある訪問者にとっては、その地で過去に起きた歴史的なイベントの発生場所や分かりづらい場所にある石碑などを提示するナビゲーションが求められる。美術好きの訪問者としては、ガイドブックには載っていないが美術的な価値が高い商品を扱う美術書専門店があれば知りたいと考えるであろう。また、このような目的はなく、その地の有名なスポットさえ訪

問できればよいと考える一般的な観光客もいると考えられる。ショッピングを目的とするユーザは安いブランド商品を扱う商店を知ることが最も重要かもしれない。このように、ロケーションウェアサービスにおいて行動ナビゲーションを行なう上では、個人の嗜好や目的にあわせて内容を変えられることが望まれる。

### 2.2 関連研究

以下に、ロケーションウェアな行動ナビゲーションを行うことを目的とした関連研究についていくつか述べる。

ユーザの移動手段を推定することで行動ナビゲーションするものとして [1] がある。この研究では、GPS から得られた行動履歴を解析し、ユーザの移動手段を推測することで、移動先の推定や、普段と異なる移動経路をとったときに警告を出すといったサービスを行っている。この研究においては、ユーザの行動履歴のほかに、バス停の位置や、バスの移動ルートなどを参照している。

ユーザの嗜好体系を領域オントロジーにより拡張させるものとして [4] がある。この研究では、ユーザは主観的な嗜好に基づいてユーザカテゴリを作成、分類する。例として、「雰囲気がいい」「景色がいい」などのカテゴリが挙げられている。個別に作成されるユーザの嗜好情報は小規模であるため、多くの情報を持つ領域オントロジーを併用することにより、ユーザの個人嗜好情報を拡張させ、低コストで様々なシーンで汎用的に推薦を行うシステムが提案されている。この研究においては、ユーザが行った場所ごとの感想および、場所ごとのプロフィール DB を用い、それぞれの情報を照らし合わせることで、ユーザに興味のあると思われる場所の推薦を行う。

ユーザの所属するコミュニティごとの口コミ情報を元に最適なルートを表示するものとして、[5] がある。この研究においては、障害者や高齢者または「赤ちゃんを持つ母親」のような、欲する情報が似通ったユーザコミュニティごとに、地図上にマッピングされた投稿情報を元に、ユーザの現在地を考慮したリアルタイムのナビゲーションを行うシステムを構築している。利用者が自ら段差などのバリア情報や車椅子で利用可能な店等を記入していき、ユーザ間での情報の共有、提供を行うとともに、書き込まれた情報に基づき、バリアのある道は回避するなど、ユーザに適した経路の提示を行う。この研究においては、それぞれのユーザが興味をもつコミュニティの情報を利用してはいる。

また、我々の研究グループにおいても、P2P ネットワーク上において、エージェント連携により効率よくユーザに必要な情報を発見、提示するものとして [6] がある。この研究においては、P2P ネットワーク

上において、エージェント連携により情報が持つメタデータとユーザのプロファイルをマッチングすることで、膨大な情報の中から効率よくユーザに必要な情報を発見、提示可能な情報推薦機構を提案している。また、エージェントを用いることにより、従来のP2Pシステムだけでは不可能であったユビキタス環境における様々な情報を処理対象とすることができる。従来のP2Pシステムでは、商品ごとにマッチングアルゴリズムを変更することは困難であったが、エージェントによる手法では、商品ごとに最適なマッチングアルゴリズムを持つスコア算出エージェントを使用することができ、柔軟な対応と拡張性を保つことができる。この研究においては、コンテンツメタデータの情報やユーザのプロファイル情報から、ユーザに必要な情報を選定している。

上記のような行動ナビゲーションシステムにおける研究では、ユーザプロファイルや、興味、嗜好など様々な情報を入力しなければならぬため、入力コストなどの負担が大きい。また、それらは、時に煩雑であり、サービスを受ける側には敷居が高くなる原因ともなりうる。さらに、コンテンツ情報など利用するデータが増えるにつれて、管理のコストも増す。

### 2.3 行動ナビゲーションシステムの要件

本研究では、観光地などにおいてユーザが端末を持ち歩く状況を想定し、ユーザ端末に、ユーザが次に行くべき場所、または要求されると考えられるロケーションアウェアなコンテンツを適切に提示する行動ナビゲーションの実現を目指す。ここでは行動ナビゲーションシステムにおいて要求される要件として以下の3つを想定する。

#### ユーザのプロファイルなどの事前登録を必要としないこと

ユーザプロファイル登録の作業は煩雑であり、またユーザの嗜好は時とともに変わると考えられる。よってそうした作業が不要であることが求められる。観光地などのナビゲーションでは、コンピュータを満足に利用できない老人や子供も対象となると考えられ、こうした作業の軽減が必然的に要求される。

#### 新たな場所の追加に容易に対応可能であること

ユーザによって興味のある場所は多種多様であり、登録されていないような有名ではない場所でもユーザの嗜好にあった場所が存在する可能性がある。また、開発がさかんな土地などでは今後新たな店舗や名所ができる可能性もある。このような場所をコンテンツとして最新の状態に保っていくには大変な労力が必要である。よって、このような新たな場所の追加に容易に対応できる仕組みが必要となる。

#### 訪問したことがない土地においても適切なナビゲーションが可能であること

従来のシステムでは、ユーザの行動履歴の存在しない未訪問の土地においては、推薦が困難であった。しかし、ユーザが行動ナビゲーションを要求するのは、多くの場合訪問したことがない場所であると考えられる。したがって、ユーザの過去の行動履歴が存在しない場所であっても、ユーザの潜在的な要求を抽出し、次にユーザがその場所でどこを訪問すべきかを推薦できる仕組みが必要となる。

### 3 協調フィルタリングを用いた行動ナビゲーション

本研究では、ユーザのプロファイルなどの事前登録を不要とするため、GPSなどの位置探知デバイスから自動的に得られるユーザの移動情報のみを利用し、ユーザの移動の特徴を分析することでナビゲーションを行うアプローチをとることとする。その際、協調フィルタリング手法を用いることで、ユーザの行動履歴を他のユーザのものと比較し、類似の行動履歴を持つ他のユーザの行動履歴を参照する。これにより、ユーザがまだ行ったことのない場所においても効果的な行動ナビゲーションを行うことができると考える。

#### 3.1 協調フィルタリング

推薦システムには、主にコンテンツベースのものと、協調フィルタリングを用いるものがある。コンテンツベースのシステムとは、あるユーザが好むコンテンツと類似のコンテンツを推薦するものである。しかし、コンテンツ間の類似性を判別するための情報が必要となることや、推薦されるコンテンツは、すでにユーザが知っている可能性が高いといった問題点がある。一方、協調フィルタリング[7]とは、ユーザの嗜好と類似の嗜好情報を持つユーザを参照し、潜在的なユーザの嗜好を推測するシステムであり、推薦システムにおいて使用される代表的な手法である。たとえば、あるユーザAと類似の嗜好情報を持つユーザBがいたときに、仮にユーザBが好むものを、まだユーザAが知らなければ、潜在的に興味があると推測し推薦するものである。ユーザの類似度は、同じコンテンツへの評価などによって求めるため、どのようなコンテンツでも推薦が可能である。この協調フィルタリングを行動パターンに適用することができれば、コンテンツの登録作業の簡易化や事前のユーザのプロファイル情報なしでの推薦、さらに類似ユーザの行動履歴を参照することで、ユーザは行ったことがない土地でも効果的な推薦を取得可能であると考えられる。次節では、行動履歴を協調フィルタリングに適用する手法について述べる。

### 3.2 滞在スポット・滞在時間の抽出

まず、行動履歴の類似したユーザをいかに探し出し、協調フィルタリングに適用するかを考える。ここでは、行動履歴をGPSなどから得られる「ユーザ識別子」、「緯度経度」、「時間」からなるものと想定する。ここで、地元民と観光客の行動目的の違いについて述べられた『北海道観光客の特徴について』[8]によると、道内の地元民に比べ、道外の観光客の目的はいろいろ観て回る「周遊観光」が突出しているという調査結果がある。そこから、我々はユーザの行動目的は、ユーザの「行動範囲」や、スポットごとの「滞在時間」に表れると考えた。すなわち、ユーザごとの時間経過における移動データを分析することで、その土地において必要な情報が異なるユーザごとに分類できる可能性がある。よって、「行動範囲」として、時間ごとの連続した行動履歴からある一定時間滞在したスポットを抽出し、その滞在スポットごとに、「滞在時間」として各滞在スポットにおける滞在時間を抽出し、他のユーザと各滞在スポットにおける滞在時間を比較することを考える。

ユーザの行動履歴において、ユーザUの時刻tにおける位置を $(X_{u,t}, Y_{u,t})$ としたとき、ある時間 $\alpha$ 前の位置から現在地がある距離 $\beta$ 内ならば、すなわち

$$\sqrt{(x_{u,t} - x_{u,t-\alpha})^2 + (y_{u,t} - y_{u,t-\alpha})^2} < \beta \quad (1)$$

をみたすとき、現在地を滞在スポットとする。このとき、ユーザUの滞在スポットを $(L_x, L_y)$ としたとき、 $T_{u,l}$ をユーザUの滞在スポットLにおける滞在時間とする。

$$T_{u,l} = \max(t | \sqrt{(L_x - x_{u,t})^2 + (L_y - y_{u,t})^2} < \beta) - \min(t | \sqrt{(L_x - x_{u,t})^2 + (L_y - y_{u,t})^2} < \beta) \quad (2)$$

### 3.3 行動履歴の協調フィルタリングへの適用

次に、抽出された滞在スポットごとの滞在時間をユーザごとに比較する手法について考える。一般に協調フィルタリングにおいて、ユーザK,Lのコンテンツiにおける類似度 $R_{K,L}$ は、ユーザK,Lのコンテンツごとの評価値ベクトルの内積として、下式により求められる。

$$R_{K,L} = \frac{\vec{K} \cdot \vec{L}}{|\vec{K}| \cdot |\vec{L}|} = \frac{\sum_i (K_i \cdot L_i)^2}{\sqrt{\sum_i (K_i)^2} \cdot \sqrt{\sum_i (L_i)^2}} \quad (3)$$

上式において、目的・行動パターンなどによって違おうであろう、その場所における滞在時間をその場所におけるユーザの評価値とすると、評価値ベクトルの内積をユーザの類似度とすることで、場所ご

とに同じ程度の滞在時間だったユーザが類似ユーザとして選定される。また、多くの場所に行った（広範囲の移動）ユーザは多くの場所に行ったユーザと、限られた場所に行った（狭い範囲の移動）ユーザは限られた場所に行ったユーザと類似度が高くなる。

本節では、ユーザの行動履歴から、滞在スポットを抽出し、各スポットごとの滞在時間により、協調フィルタリングを適用する手法について述べた。これにより、コンテンツの登録作業の簡易化や事前のユーザのプロファイル情報なしでの推薦、さらに類似ユーザの行動履歴を参照することで、ユーザは行ったことがない土地でも効果的な推薦を取得可能である。

## 4 シミュレーション

本節では、2つの協調フィルタリング手法を比較する。1つは、ユーザの滞在スポットのみを考慮したものであり、もう1つは、滞在スポットに加えてそれぞれの場所の滞在時間も考慮した手法である。それぞれの手法において、ユーザの行動履歴からの類似度の計算からのユーザの分類精度を計測する。

### 4.1 シミュレーションモデル

本シミュレーションモデルは、ある観光地における1日のユーザの行動という想定に基づいている。ここで、滞在スポットや滞在時間がそれぞれ異なる以下の4つのユーザパターンを定義した。

- パターン1: 行動範囲は、比較的狭くそれぞれ場所での滞在時間は長いユーザ。これは、日常の仕事をこなす地元民を想定している。
- パターン2: 行動範囲は、比較的広くそれぞれ場所での滞在時間は長いユーザ。これは、のんびりと憩いに来た観光客を想定している。
- パターン3: 行動範囲は、比較的狭くそれぞれ場所での滞在時間は短いユーザ。これは、日常の雑務をこなす地元民を想定している。
- パターン4: 行動範囲は、比較的広くそれぞれ場所での滞在時間は短いユーザ。これは、多くの観光スポットを巡る観光客を想定している。

また、行動履歴を「ユーザ識別子」「時間」「緯度・経度」からなり、1分おきに取得されるものとして定義する。このモデルにおいて、ユーザは土地内をそれぞれのユーザパターンで定義された条件に従って、ランダムに移動し、もし興味がある場所の近くに寄れば一定時間滞在する。

それぞれのパターンごとに100人ずつ、計400人のユーザデータを生成し、評価のために、400人からランダムに1人、基準ユーザを選定し、他のすべてのユーザ間で類似度を算出する。基準ユーザとの類似

度が高かった上位ユーザ 100 人を選んだときに、基準ユーザと同じパターンとして定義されているユーザの割合を「分類精度」と定義する。また、上記の処理を 100 回繰り返した時の分類精度の平均を「平均分類精度」と定義する。

シミュレーション結果は以下の通りである。

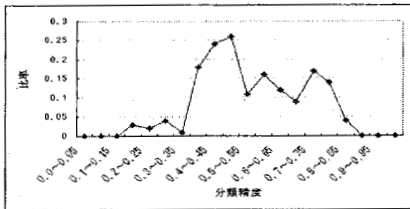


図 1: 分類精度の度数分布 (スポット抽出手法)

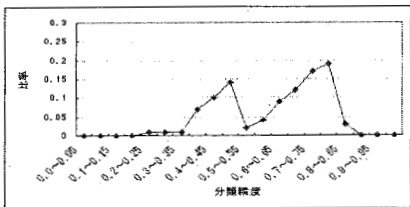


図 2: 分類精度の度数分布 (スポット+滞在時間抽出手法)

表 1: 2 手法の分類精度の比較

	滞在スポットのみの抽出による手法	滞在スポットと滞在時間の抽出による手法
平均分類精度	0.48	0.60
最大分類精度	0.80	0.82
最小分類精度	0.15	0.22

図 1 と図 2 は、それぞれの手法における 100 回のシミュレーションの分類精度の度数分布を示している。また、表 1 は 2 つの協調フィルタリング手法の分類精度を示している。滞在スポットのみを考慮した手法に比べ、滞在時間も考慮した協調フィルタリング手法では、平均分類精度が 0.48 から 0.60 に増加している。これらの結果は、滞在時間を考慮することで、滞在スポットだけを抽出していた場合ではわからなかったユーザの差異を判別することができ、協調フィルタリング手法を改善することができることを示している。しかし図 2 において、分類精度が 0.7 付近だけでなく滞在スポットだけを抽出した場合の平均分類精度である 0.5 付近の度数も多いことからわかるように、ユーザ間で滞在時間にあまり差が見られない場合は、両手法の分類精度の結果に差はでない。

次に、行動履歴の蓄積による分類精度の推移について述べる。図 3 は 100 回のシミュレーションにおける時間経過によって行動履歴が蓄積されるごとの両手法の分類精度の推移を示している。どちらの協調フィルタリング手法においても、行動履歴が蓄積されるに従って、概ね分類精度は向上している。初期の段階では、行動履歴は十分に蓄積されていない。そのため、それぞれのスポットにおけるユーザごとの滞在時間の差は十分に認識されておらず、両手法の分類精度の結果に差はない。しかし、時間経過とともに徐々に行動履歴が蓄積され、滞在スポットごとの滞在時間がシステムに認識されはじめ、両手法の分類精度の結果に差が出る。また、図 4 は、ある 1 回のシミュレーションにおける、両手法の行動履歴の蓄積ごとの分類精度の推移を表している。滞在時間も考慮した手法では、滞在スポットのみを考慮した手法と異なるタイミングでも分類精度が変化している。これは、滞在スポットのみを考慮した手法では、新たにスポットが抽出されるごとに、分類精度が変化するが、滞在時間も考慮した手法では、滞在スポットごとの滞在時間が正確に認識されるに従って、分類精度が変化することを示している。

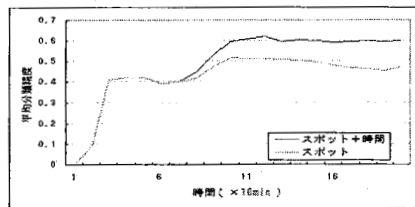


図 3: 100 回のシミュレーションにおける時間経過ごとの平均分類精度の推移

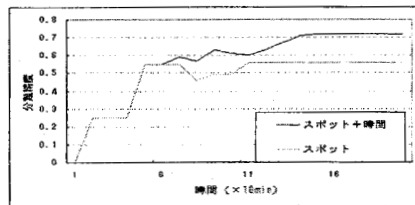


図 4: ある 1 回のシミュレーションにおける時間経過ごとの分類精度の推移

## 5 実装

本節では、現在実装中の携帯端末用の行動ナビゲーションシステムについて述べる。処理手順は以下のようなになる。まずユーザの行動履歴が、ユーザの持つ携帯端末から順次サーバに送信され、蓄積される。次に、ユーザの行動履歴から、滞在スポットを抽出し

それぞれのスポットにおける滞在時間を求める。それらを用いてユーザ間の類似度を算出し協調フィルタリングを適用することで、類似ユーザが行った場所のうち、まだユーザが行っていない場所の情報を類似ユーザの口コミ情報とともにユーザ端末にリアルタイムで表示する。

このシステムを、我々が開発中の PlaceNavi[9]上に実装している。このシステムは地図を表示するのに GoogleMaps[10] を、ユーザの位置探知に PlaceEngine[11] を利用しており、JavaScript を実行できる一般的なブラウザで動作する。図 5 はこのシステムのスクリーンショットである。この図において、左側はユーザの現在地と最も近い場所がアイコンとして表示されている。右上図では、最も近い場所の情報が表示されている。推薦結果は、おすすめの場所を、その場所に行った類似ユーザの類似度の平均値といくつかのレビューとともに、画面右下に表示している。ユーザはこれらの推薦結果を、次に行く場所の参考とすることができる。



図 5: 推薦結果のスクリーンショット画面

## 6 まとめと今後の課題

本稿では、協調フィルタリング手法を適用し、推薦の対象となるユーザと類似の行動パターンを持つ他のユーザの行動履歴を参照することで、ユーザが行ったことのない場所でも効果的な推薦を行い、潜在的に興味のある場所の推薦を行う行動ナビゲーション手法について述べた。我々は行動履歴を協調フィルタリングに適用するために、ユーザが興味を示したと思われる場所を抽出する手法について述べ、また行動パターンとして、ある土地におけるユーザの「滞在スポット」と、場所ごとの「滞在時間」を考慮した。シミュレーション結果により、滞在スポットのみを考慮した場合に比べ、効果的な推薦が可能であ

ることを示した。今後の課題として、より詳細な行動パターンの抽出が考えられる。ユーザの移動速度や、行った場所の順序を考慮するということが計画している。またユーザの求める情報の粒度により推薦結果を調整するといったことも考えられる。たとえば、都市単位での情報がほしいのか、公園内での各スポットの情報がほしいのかといったことをユーザの状況などから推測することを考案中である。また、実世界での実証実験により、考案した推薦手法の有効性を検証していく予定である。

## 謝辞

本研究は、平成 19 年度総務省委託研究「ユビキタスネットワーク認証・エージェント技術の研究開発」の一環として実施したものである。研究開発にあたり、貴重な助言をいただいた UAA プロジェクトのメンバーに深謝する。

## 参考文献

- [1] 小川 梯知, 賀来 健一, 渡邊 文隆, 佐渡山 英史, 富井 尚. 概念共有環境 CONSENT における行動パターンの取得. *Data Engineering Workshop (DEWS2006)*, 2006.
- [2] U. Kubach and K. Rothermel. Exploiting location information for infostation-based hoarding. *the 7th ACM SIGMOBILE Annual International Conference on Mobile Computing and Networking (MobiCom 2001)*, pages 15–27, 2001.
- [3] Donald J. Patterson, Lin Liao, Dieter Fox, and Henry Kautz. Inferring high-level behavior from low-level sensors. *the Fifth International Conference on Ubiquitous Computing (UBICOMP)*, pages 73–89, 2003.
- [4] 安随 晋太郎, 福田 聡, 濱崎 雅弘, 大向 一輝, 武田 英明, 山口 高平. オントロジーに基づく携帯情報端末用レコメンデーションシステムの構築. *The 19th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence*, 2005.
- [5] 山本 浩司, 安村 禎明, 片上 大輔, 新田 克己, 相場 亮, 宮城 政雄, 桑田 仁. ユーザの投稿情報に基づく経路ナビゲーション. *The 18th Annual Conference of the Japanese Society for Artificial Intelligence*, 2004.
- [6] 石 芳正, 新井 イスマイル, 寺西 裕一, 春本 要, 下條 真司, 武本 充治, 須永 宏, 田中 絵里香, 西木 健哉. ユビキタス環境における P2P エージェントプラットフォームを用いた情報推薦機構の提案と実装. *IPSJ SIG Technical Reports*, pages 69–74, 2006.
- [7] P. Resnick, N. Iacovou, M. Suchak, P. Bergstrom, and J. Riedl. GroupLens: Open architecture for collaborative filtering of netnews. In *Conference on Computer Supported Cooperative Work*, pages 175–186, 1994.
- [8] 北海道経済産業局, 財団法人日本交通社. 北海道観光客の特徴について. 2003.
- [9] Placenavi. <http://placenavi.com/>.
- [10] Googlemap. <http://maps.google.com/>.
- [11] Placeengine. <http://www.placeengine.com/>.