

集団へのレコメンドに適用可能な 同行者との影響度合い定量化手法

瀬古俊一^{†1} 茂木 学^{†1}
武藤伸洋^{†1} 阿部匡伸^{†1}

近年、情報機器の高度化により、個人の生活データを記録・蓄積した Life Log が注目を集めている。そして、それを利用して個人の嗜好や行動に適した情報を提供する取り組みが活発化してきている。しかし、現状のサービスで考慮されているものはユーザー本人の状況がほとんどであり、他者との関係から受ける影響や状況といったものは複数人の平均値を画一的に扱う程度しか考慮されていない。そこで本研究では、集団行動時における同行者との影響を考慮したレコメンドの実現を目的とする。同行者との間で起こる影響を分析することで、より有意義な情報をユーザーに提供可能と考えている。本研究では、個人の嗜好と集団での行動とで生じる差分に着目し、互いに与える影響の度合いを定量的に表す手法について提案する。そして、算出した影響度合いを用いることによって、レコメンド結果の満足度向上に有効であることを確認した。

Estimating Level of Influence in the Group for Recommendation

SHUNICHI SEKO,^{†1} MANABU MOTEGI,^{†1}
SHIN'YO MUTO^{†1} and MASANOBU ABE^{†1}

This paper proposes an algorithm to estimate the level of influence in the group. The estimation makes it possible to provide the group to which user belongs with appropriate information. Our algorithm estimates the level of influence in the group by comparing the center of gravity vectors depending on scores calculated preferences of user and logs acted with the group. Evaluation tests show that our proposed method is effective for recommendation.

^{†1} 日本電信電話株式会社 NTT サイバーソリューション研究所
NTT Cyber Solutions Laboratories, NTT Corporation

1. はじめに

近年、携帯電話やセンサの高度化・小型化により個人の生活データを記録することが容易になり、その生活データを蓄積した Life Log が注目を集めている。そして、その Life Log を利用して個人の嗜好や行動に適した情報を提供する取り組みが活発化してきている。例えば、GPS 情報などの記録によるグルメレコメンドサービスのフィールド実験などが行われている¹⁾。しかし、このような取り組みは緒についたばかりであり、これらで考慮されている Life Log はユーザー本人のみの状況を利用するものがほとんどである。そのため、他者との関係により影響される状況などはあまり考慮されていない。

一方で、井上²⁾は、他者との関係性によって、購買行動に変化が表れることを述べている。また、我々が行ったユーザーの嗜好に合わせた飲食店レコメンドサービスのフィールド実験でのユーザーアンケートによると、「一緒に居る人に応じた情報をオススメして欲しいと感じますか?」という問いに対して、66%のユーザーが同行者を考慮した方が良い(感じる、やや感じる)と回答している(図1)。以上のように、

- 同行者の有無が行動等に影響を及ぼす
- アンケート結果より同行者を考慮したサービスに対するニーズがある

ということから、情報を提供するサービスにおいて同行者の影響を考慮することは非常に重要であると考えられる。

そこで本研究では、同行者との関係性および影響を考慮したレコメンドを行うために、互いの影響を定量化することを目的とする。これにより、レコメンド時のスコアリングへの利用や、影響力の関係を可視化し提示することで気づきを与えることが可能になる。以降では、各個人の嗜好と、その集団での行動とで生じる差分に着目して互いに与える影響の定量化手法について提案する。そして、提案手法で得られた結果の妥当性を検証し、さらに、それを用いたレコメンドの有効性を示す。

2. 同行者の考慮手法

同行者の影響を考慮する手法はいくつか存在する。主なアプローチは以下の2つである。

- (1) 集団を構成する各個人の嗜好スコアから集団の嗜好スコアを算出する手法
- (2) 集団を構成する人の関係を示す静的プロフィール等を用いてルールを作成する手法

上記(1)は、例えば、各個人の嗜好スコアを統合し、それを集団の嗜好スコアとするなどのアプローチである。各個人の嗜好スコアの統合の手法として、総和、総積、加重平均など

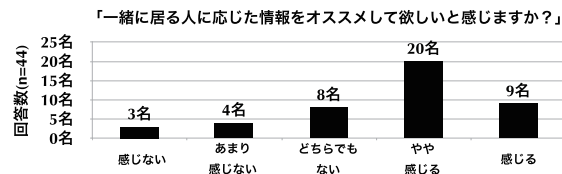


図1 フィールド実験のユーザアンケート結果

がある。

上記(2)は、例えば、相手との関係などの静的プロフィールをもとにフィルタリングを行うアプローチである。子供と一緒に子どもが騒いでも大丈夫な場所、喫煙者と一緒にいるから喫煙可能な場所といふように、静的プロフィールによって場合分けを行うなどの手法がある。

上記2つのアプローチを比較すると、静的プロフィールは、ユーザが意識可能なものであり、明示的にシステムに入力可能なものである。これに対し、スコアリングはユーザ自身も正解が分からないものであり、意識的にシステムに入力するのは困難なものである。したがって、これらが抽出可能になれば、ユーザが意識的に入力困難な行動や嗜好をレコメンドに反映可能となり、満足度向上に繋がる。以上より、本研究では上記(1)のスコアリングを用いた手法について言及する。

3. 関連研究

集団に対してのレコメンドに関する研究はいくつか行われている。

山根ら³⁾は、ある推薦対象に対する個人の満足度を個人の嗜好から算出し、その個人の満足度の総和を集団の満足度としてレコメンドを行っている。個人の嗜好は、各個人に対象項目(C)を嗜好に基づいて順位付けしてもらい、その順位をスコアに変換したものとしている。個人の満足度は、推薦対象(T)を構成する項目(C₁, ..., C_n)に対する個人の嗜好の総積としている。このように、各個人の満足度の算出は、主成分分析により算出しているため、推薦対象そのものに対しての嗜好が存在しなくても、それを構成する項目から個人の満足度を算出可能な工夫がなされている。しかしながら、集団に対する満足度は各個人の満足度の総和としており、集団に対するレコメンドのスコアリングは画一的な手法である。

伊藤ら⁴⁾は、ジャンルや感性をクラスとしたオントロジを用いた手法でレコメンドを行っている。各インスタンスにジャンル(和食、魚介類、海鮮丼など)と感性(あたたかい、も

りだくさん、ノスタルジックなど)を紐づけることにより同じジャンルのインスタンスでもユーザの感性によってスコアが異なる。また、リンクに強度をつけることにより、ジャンルや感性の間でも嗜好による順位付けが行われている。これらのリンク強度はユーザの行動(店に行く、その店の詳細情報を見るなど)によって変化していく。このようなアプローチで、よりユーザの嗜好や行動にあった情報提供を行っている。集団に対してのレコメンドは、各個人のモデルに加重して重ね合わせたものを集団の嗜好としている。しかしながら、その加重する値の求め方には言及しておらず、その場合の有効性などの検証も行われていない。

以上のように、集団でも対応可能な個人の嗜好の定量化手法に関する研究はあるが、レコメンドを行うときに集団の構成員の関係などは考慮されていないか、考慮していてもその定量化手法については言及されていない。したがって、集団に対するレコメンドを行うためには、これらを定量化する手法が必要である。

4. アプローチ

本研究では各個人の嗜好とその集団での行動の差分に着目して互いに与える影響を定量化する。個人の嗜好のみから算出されたスコアと、実際に起こした行動を加味したスコアを比較することで影響の度合いを算出する。集団を構成する各個人の嗜好スコアを成分としたベクトルを嗜好ベクトルと呼び、各項目別に嗜好ベクトルを算出する。算出した各項目の嗜好ベクトルの重心を嗜好重心と呼ぶ。また、ある項目の嗜好ベクトルに、その項目に対してその集団で実際に起こした行動を基に補正を行ったベクトルを行動ベクトルと呼び、各項目の行動ベクトルの重心を行動重心と呼ぶ。このように嗜好重心と行動重心を定義すると、それぞれの重心の差分をとることで嗜好と行動のずれを表現可能である。それぞれの嗜好と実際に起こした行動に差が生じているのであれば、それはなんらかの影響が働いた捉えられる。したがって、嗜好と行動の差分をとることにより影響度合いを測ることが可能と考える。以上のことから、嗜好重心と行動重心を用いて互いに与える影響を定量的に示す手法について提案する。

本研究では、互いに与える影響を定量化したものを影響度合いと呼び、以下の手順で影響度合いを求める。

- (1) 各個人の嗜好スコア算出
- (2) 嗜好ベクトルと嗜好重心の算出
- (3) 行動ベクトルと行動重心の算出
- (4) 影響度合いの算出

4.1 個人の嗜好スコア算出

嗜好ベクトルを算出するために、まずは各個人の嗜好スコアを算出する必要がある。本提案ではユーザ U の項目 i に対する個人の嗜好スコアを $f(U, i)$ とする。ここでは一例として、5段階で示した嗜好度合いをアンケートで取得し、その結果を「好き = 5」「やや好き = 4」「普通 = 3」「やや嫌い = 2」「嫌い = 1」の様に線形的に定量化する手法を用いる。例えばユーザ A (U_A) の項目 1 に対する回答が「やや好き」だった場合、 $f(U_A, 1) = 4$ となる。

上述した手法以外にも、第3章であげた関連研究で行われている定量化手法を用いることも考えられる。本研究では、集団を構成する各個人の嗜好スコア $f(U, i)$ の算出手法 f は主題ではないため、各個人の嗜好スコア $f(U, i)$ が同じ手法を用いて定量化されていればどのような算出手法を用いても良い。

4.2 嗜好ベクトルと嗜好重心の算出

n 名で構成されているある集団の各構成員 (U_1, U_2, \dots, U_n) の各項目に対する嗜好スコアが算出されていたとする。この各構成員の項目 i に対する嗜好スコアを成分としたベクトルを項目 i の嗜好ベクトル F_i とする (式 1)。いま、ユーザ A (U_A) とユーザ B (U_B) の個人の嗜好スコアが図 2 のように算出されている ($\dots, f(U_A, 3) = 1, f(U_B, 3) = 4, \dots$) とする。このとき、項目 1~6 それぞれの嗜好ベクトルは図 3 となる。このように、集団が 2 人であれば、嗜好ベクトルは個人の嗜好スコアを成分とした 2 次元のベクトルとなり、嗜好ベクトルは各項目数分作成される。

$$\text{項目 } i \text{ の嗜好ベクトル } F_i = \begin{bmatrix} f(U_1, i) \\ f(U_2, i) \\ \vdots \\ f(U_n, i) \end{bmatrix} \quad (1)$$

算出した各項目の嗜好ベクトルの重心ベクトルを嗜好重心 (G_F) とする (式 2)。図 4 は、図 3 の嗜好ベクトルの重心を嗜好重心とした例である。このように嗜好重心が算出され、原点から嗜好重心へのベクトルが嗜好重心ベクトルとなる。

$$\text{嗜好重心 } G_F = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n F_i \quad (2)$$

4.3 行動ベクトルと行動重心の算出

ある集団での行動履歴 (G_n) から項目 i に対する行動の頻度を基に算出した値 ($g(G_n, i)$)

	User A	User B
項目1	4	4
項目2	3	2
項目3	1	4
項目4	3	0
項目5	5	4
項目6	2	3

図 2 各個人の嗜好スコアの例

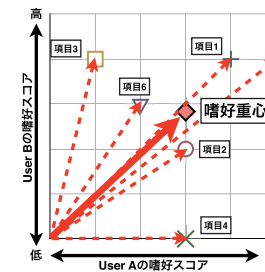


図 3 各項目の嗜好ベクトルの例

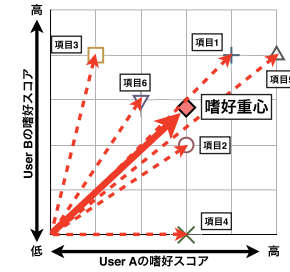


図 4 嗜好重心の例

	User A, B二人組での行動頻度
項目1	1
項目2	0
項目3	2
項目4	0
項目5	1
項目6	0

図 5 User A, B 二人組での行動履歴の例

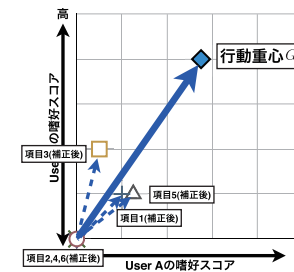


図 6 各項目の行動ベクトルの例

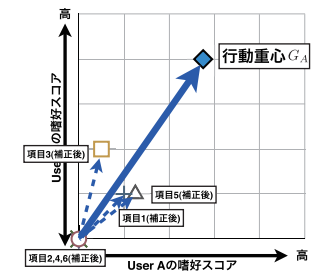


図 7 行動重心の例

で嗜好ベクトル (F_i) に補正をかけたベクトルを行動ベクトル (A_i) とする (式 3)。

$$\text{行動ベクトル } A_i = g(G_n, i) F_i \quad (3)$$

いま、グループ 1 (ユーザ A とユーザ B とで校正される二人組の集団 (G_1)) での行動履歴 (各項目に対する頻度) が図 5 のように取得されていたとする。この二人での行動頻度の総和が 1 になる様に正規化したものを行動による補正值 ($g(G_n, i)$) とする。図 5 の例では、 $g(G_1, 1) = 0.25, g(G_1, 2) = 0, g(G_1, 3) = 0.5, \dots$ となる。この行動による補正值を項目 1~6 それぞれの嗜好ベクトルにかけあわせたものが項目 1~6 それぞれの行動ベクトルとなる (図 6)。

算出した各項目の行動ベクトルの合成ベクトルを行動重心 (G_A) とする (式 4)。図 7 は、図 6 の行動ベクトルの合成ベクトルを行動重心とした例である。このように行動重心が算出され、原点から行動重心へのベクトルが行動重心ベクトルとなる。

$$\text{行動重心 } G_A = \sum_{i=1}^n A_i \quad (4)$$

4.4 影響度合いの算出

4.2節で求めた嗜好重心 (G_F) と、4.3節で求めた行動重心 (G_A) とを重ね合わせた例を図8に示す。図8をみると、嗜好重心と行動重心には差が生じている。この差は嗜好のみから得られるものと、行動から得られるものに違いがあるということが言え、そこには何かしらの関係性や影響が含まれていると考えられる。そこで、嗜好重心から行動重心に向かうベクトルを関係性ベクトル (R) と定義する(式5)。関係性ベクトルは嗜好と行動の差を表すベクトルであるため、方向に影響の向き、大きさを影響の大きさと見なせる。そして、この関係性ベクトルの成分などを影響度合いとする。

$$\text{関係性ベクトル } R = G_A - G_F \quad (5)$$

式5の通り、関係性ベクトルを算出するには嗜好重心と行動重心が必要である。行動重心を求める際に、全ての行動履歴を利用する場合と応用したい状況の行動履歴のみを利用する場合との2つに分けて考える。ここで言う状況とは、例えば、横浜で昼食の時間といういった、場所や時間帯などの事をさす。上述した通り、関係性ベクトルは影響を表すものと考えているため、行動履歴すべてを利用した場合は状況とは無関係に起こる影響を示せ、ある状況下でのみの行動履歴を用いた場合はその状況下特有の影響を示すことが可能であると考えられる。このとき、全ての行動履歴を用いて算出した行動重心を累計行動重心と呼び、応用したい状況のみの行動履歴を用いて算出した行動重心を状況別行動重心と呼ぶ。そして、原点から累計行動重心に向かうベクトルを累計行動重心ベクトル、原点から状況別行動重心に向かうベクトルを状況別行動重心ベクトルと呼ぶ。また、嗜好重心から累計行動重心に向かうベクトルを関係性ベクトル(累計)、嗜好重心から状況別行動重心に向かうベクトルを関係性ベクトル(状況別)と呼ぶ。図9に嗜好重心、累計行動重心、状況別行動重心と各種重心ベクトル、各種関係性ベクトルの一例を示す。これら5つのベクトルのうち、2つの関係性ベクトルを用いることで集団の影響度合いを表すことが可能となり、その影響度合いは様々なことに応用可能と考える。

5. 影響度合いの検証と考察

第4章で提案した手法で算出した影響度合いの有用性に対する検証を行った。有用性は影響度合いを用いたレコメンドを行った時に、レコメンドに対する満足度向上への有効性を

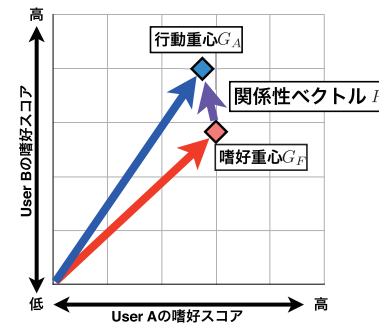


図8 関係性ベクトルの例

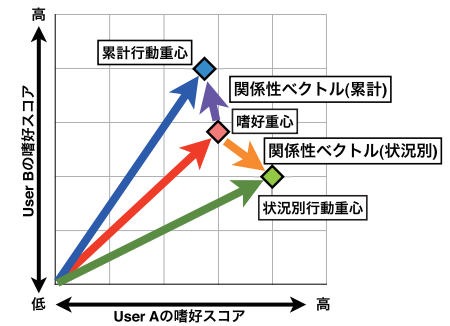


図9 累計および状況別行動重心からなる関係性ベクトル

示すことで確認する。検証で行うレコメンドのコンテンツは外食(飲食店)を対象とし、嗜好の項目は料理のジャンル、集団での行動履歴はその集団で食事を行った料理のジャンルの頻度とした。また、集団の人数は、集団の最小構成人数である二人とした。そのため、本章では便宜上、集団での行動履歴を二人での行動履歴と記している。以下に、検証実験内容、検証実験結果、考察について述べる。

5.1 検証実験内容

提案手法で算出した影響度合いの有用性を検証するための実験を行った。実験の概要は以下の通りである。

- 目的
 - 提案手法を用いた影響度合いの有用性検証
- 検証方法
 - 集団におけるレコメンドの精度向上への有効性を示すことで提案手法の有用性を評価
- レコメンドの対象コンテンツ
 - 外食時の飲食店
- 被験者
 - 二人きりで外食する頻度が高い男女の組：1組
- 個人の嗜好スコアの算出手法
 - 各料理のジャンルごとに「好き」「やや好き」「普通」「やや嫌い」「嫌い」の5段階

評価をアンケートにより取得

- 二人での行動履歴の算出手法
 - レシートや手帳から実際に二人で食事した料理のジャンルに関する頻度を抽出
 - 対象期間は約1年半分(2008.05~2009.11), 75件
- レcommend精度の評価
 - 被験者の組にとって生活圏に実在する店舗を推薦
 - 推薦された店舗が被験者の組にとっての適合度が「高い」「やや高い」「中」「やや低い」「低い」の5段階で評価
 - 適合度の評価の高さと推薦順位の長さの一致具合でレcommendの満足度を評価

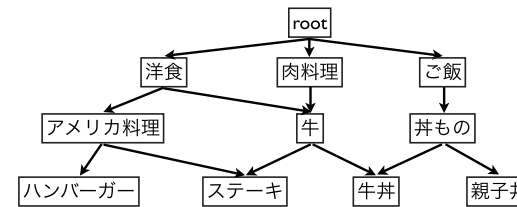


図10 料理ジャンルのオントロジーの例

提案手法を用いて算出した影響度合いの有用性を、集団におけるレcommendへ応用した際の満足度向上具合により検証をした。影響度合いを用いることで集団にとって有用な情報を優先的に提示可能になれば、提案手法により算出された結果は有用であるといえる。検証に用いるレcommendのコンテンツは外食(飲食店)とした。外食は集団で行うことが多い行動であり、個々人の嗜好が存在するため、集団に対するレcommendのコンテンツとして適している。被験者は二人きりで外食する頻度が高い男女の組とした。提案手法は二人での行動履歴が必要のため、二人で外食する頻度の多い関係の組を被験者として選出した。なお、今回の検証では、集団の人数を集団の最小構成人数である二人とし、被験者は1組で行った。

以上の条件のもと、提案手法の有用性を検証する。検証を行うために、個人の嗜好スコアと二人での行動履歴を算出する必要がある。以下にそれらの算出手法について述べる。

5.1.1 個人の嗜好スコアおよび嗜好重心の算出

個人の嗜好スコアは、被験者各々人に対してアンケートを行い算出した。嗜好の項目は料理のジャンルとしているため、各料理のジャンルごとに「好き」「やや好き」「普通」「やや嫌い」「嫌い」の5段階で評価を被験者にしてもらった。料理のジャンルは文献⁴⁾と飲食店検索サイトを参考に、全225種類のジャンルをオントロジーの構造にし嗜好スコアを求めた。図10は、今回構成したオントロジーの一部を抜粋したものである。オントロジーの末端クラスはrootから最大3ホップまでとし、末端クラスとなる152種類のジャンル(図10の例ではハンバーガー、ステーキ、牛丼、親子丼の4つ)について上述の5段階評価を被験者に行ってもらった。残りの73ジャンルは、子クラスの平均値を嗜好スコアとした(図10の例では、アメリカ料理はハンバーガーとステーキの平均値、洋食はアメリカ料理と牛の平均値となる)。算出された嗜好スコアを2次元マップ上にプロットしたものを図11に示す。また、この嗜好スコアを嗜好ベクトルとして算出した嗜好重心を図12に示す。

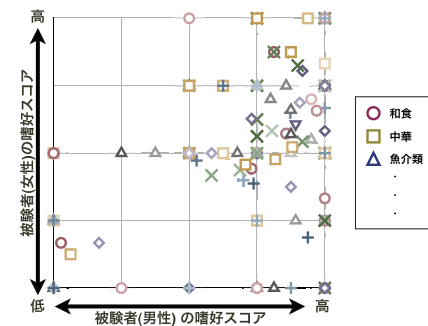


図11 算出した嗜好スコアの2次元プロット

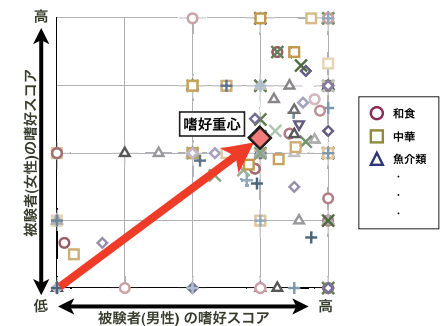


図12 嗜好重心

5.1.2 二人の行動履歴および行動重心算出

二人の行動履歴は、被験者が実際に訪れた店舗をレシートや手帳に記述されたログから抽出した。対象期間は2008年5月から2009年11月の1年半であり、訪れた店舗の総数は75件である。この訪れた店舗をもとに、5.1.1項で定義した全225種類の料理のジャンルそれぞれに対する頻度を求める。店舗と料理のジャンルの対応は、5.1.1項で参考とした飲食店検索サイトを用いて行った。例えば、ハンバーガーショップを1回訪問すると、ハンバーガーと洋食の頻度が1つ加算される。この際、状況別行動重心を求めるために頻度の加算は場所別・時間帯別に行った。先のハンバーガーショップの例で、訪問した場所が横浜駅周辺・昼食の時間帯とすると、「ハンバーガーかつ横浜駅周辺かつ昼食時」と「洋食かつ横浜駅周辺かつ昼食時」の頻度が加算される(図13)。このように求めた行動頻度からそれぞれの項目に対する補正値の算出を行い、その値と5.1.1項で求めた嗜好ベクトルとで行動ベク

料理ジャンル	場所	時間帯	User A, B二人での行動頻度
ハンバーガー	横浜駅周辺	昼食	1
ハンバーガー	横浜駅周辺	夕食	0
ハンバーガー	横須賀	昼食	0
洋食	横浜駅周辺	昼食	1
洋食	横浜駅周辺	夕食	0
洋食	横須賀	昼食	0

図 13 行動頻度テーブルの例

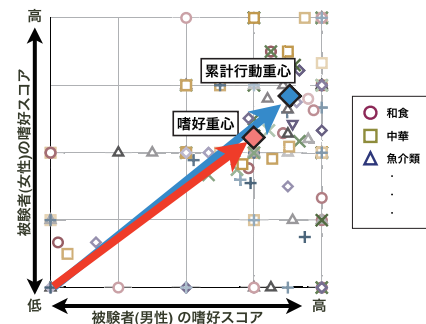


図 14 行動重心

トルを算出した。取得した全ての行動履歴を用いて算出した累計行動重心を 図 14 に示す。

5.1.3 レコメンド満足度の評価手法

各々の飲食店に対してスコア付けを行い、そのスコアに基づいてレコメンドを行った結果の満足度によって評価した。本検証で述べるレコメンドの満足度とは、レコメンドされた情報の価値の高低で計り、価値ある情報をより優先的に示せたかで評価する。今回の検証実験の例では、ある場所の周辺に存在するいくつかの店舗に対してランク付けを行いレコメンドとして提示したときに、二人が訪れたいと思う店舗が上位に入っているほどレコメンドの満足度が高いとする。「二人が訪れたいと思う」ということを適合度と呼び、それを「高い」「やや高い」「中」「やや低い」「低い」の5段階で評価する。適合度が高い店舗ほど訪れたい店舗 (情報の価値が高い) になり、適合度が低いほど訪れたくない店舗 (情報の価値が低い) となる。レコメンドする店舗の場所は横浜駅、みなとみらい駅、横須賀中央駅の周辺に実在する店舗とした。提案手法は二人の行動履歴が必要であり、被験者の組は上記3駅周辺での外食頻度が高いため、以上の3駅周辺の店舗をレコメンド対象とした。また、時間帯は昼食時と夕食時の2つに分類する。取得した行動履歴から得られた各料理ジャンルに対する頻度を昼食時・夕食時に区別すると、図 15 のよう結果が得られた。横軸は各料理のジャンルを示しており (1:アメリカ料理, 2:イタリアン, ...), 縦軸はそのその料理ジャンルに対する行動頻度を示している。この結果をみると、昼食時には訪れているジャンルに夕食時には訪れていない、昼食時と夕食時では訪れる頻度が違うなどの異なった傾向がみられる。そのため、昼食時と夕食時は区別してレコメンドを行う。

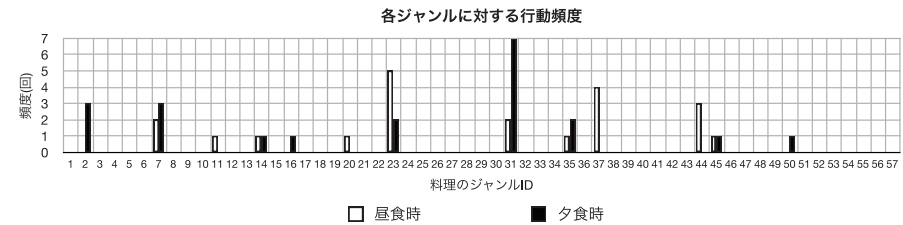


図 15 昼食時・夕食時別の各ジャンルに対する行動頻度

上記のように場所別・時間帯別で区別するため、「横浜駅・昼食」、「横浜駅・夕食」、「みなとみらい駅・昼食」、「みなとみらい駅・夕食」、「横須賀駅・昼食」、「横須賀駅・夕食」の6つの状況におけるレコメンドを行う。レコメンド手法は、嗜好ベクトルと嗜好重心ベクトル・累計行動重心ベクトル・状況別行動重心ベクトル・関係性ベクトル (累計)・関係性ベクトル (状況別) それぞれに対しての cosine similarity と嗜好ベクトルの大きさを掛け合わせるという手法で比較を行った。なお、各関係性ベクトルに対する cosine similarity は、各嗜好ベクトルの始点を嗜好重心に変換したベクトルでランク付けを行った。各重心ベクトル (嗜好重心ベクトル, 累計行動重心ベクトル, 状況別行動重心ベクトル) は原点を始点としており、各関係性ベクトル (累計, 状況別) は嗜好重心を始点としている。始点が異なるため、原点を始点とした3つのベクトルと嗜好重心を始点とした2つのベクトルとで分けて比較を行う。同一始点のベクトル同士を比較し、原点を始点とするベクトルでは嗜好・累計の行動・状況別の行動のどれを用いるのが有用なのか、嗜好重心を始点とするベクトルでは累計の行動・状況別の行動どちらを用いるのが有用なのかの評価を行う。有用性は、それぞれの手法でレコメンドした上位20店舗に対して適合度を被験者に回答してもらい、そのレコメンドに対する満足度の高さで評価した。

5.2 検証実験結果

各状況における嗜好重心ベクトル, 累計行動重心ベクトル, 状況別行動重心ベクトル, 関係性ベクトル (累計), 関係性ベクトル (状況別) の算出結果を図 16 に示す。この結果を見ると、「横浜駅・夕食時」と「みなとみらい駅・昼食時」は5つのベクトルの向きはほぼ同一なため、cosine similarity によるランク付けを行ったレコメンドの満足度に差は得られなかった。そのため、検証に利用する状況として残りの4状況 (「横浜駅・昼食時」「みなとみらい駅・夕食時」「横須賀駅・昼食時」「横須賀駅・夕食時」) を対象とした。以下に、原点を始点としたベクトル (各重心ベクトル) の比較結果と嗜好重心を始点としたベクトル (各

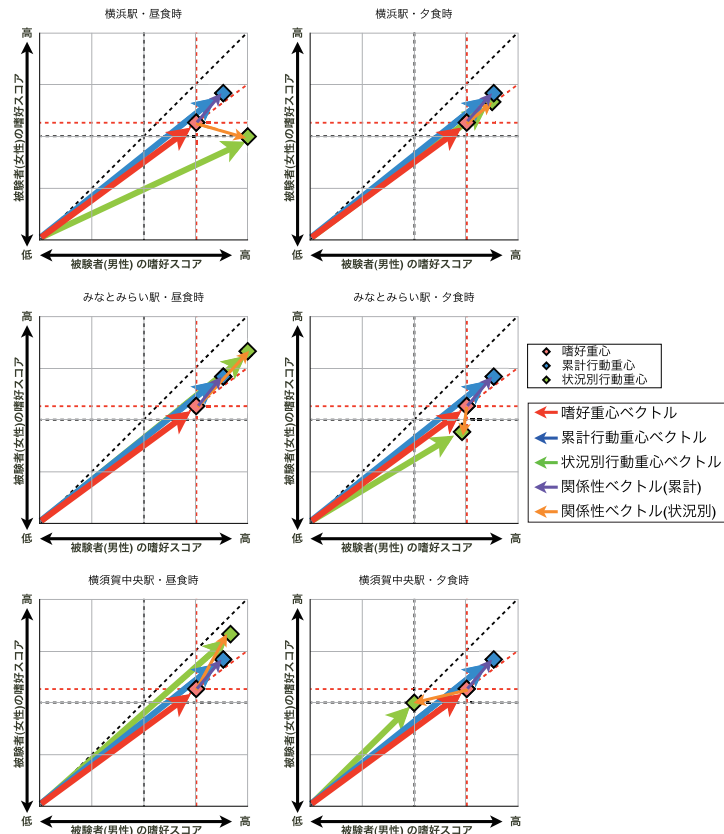


図 16 各状況における各重心ベクトルと各関係性ベクトル

関係性ベクトル) の比較結果を記す。

5.2.1 原点を始点としたベクトルの比較

原点を始点とするベクトルである嗜好重心ベクトル、累計行動重心ベクトル、状況別行動重心ベクトルのうち、どのベクトルを用いるのが recommends の満足度を向上させられるか、すなわち、嗜好・累計の行動・状況別の行動のうちどれを利用するのが有用な結果を得られるか検証を行った。図 17 はそれぞれのベクトルを用いて recommends を行った結果の Top20 の適合度の割合を示している。この結果をみると、「横浜駅・昼食時」以外の状況ではどの手

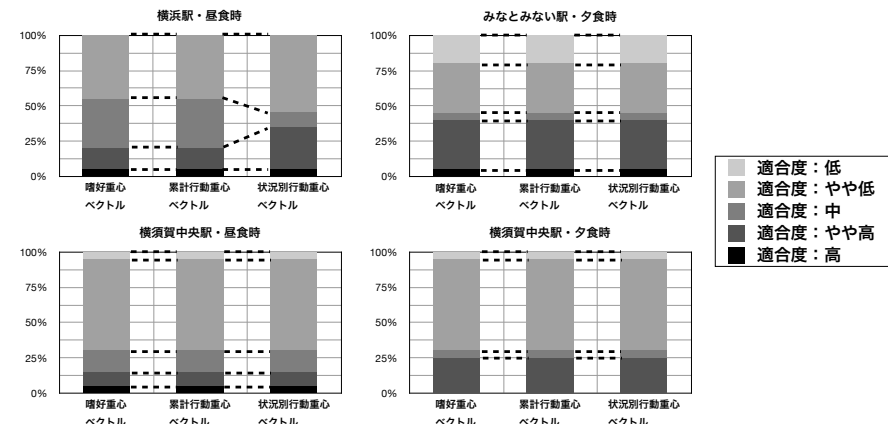


図 17 嗜好重心ベクトル、累計行動重心ベクトル、状況別行動重心ベクトルを用いた recommends による Top20 の適合度の割合

法でも結果に差が表れなかった。図 16 を参照すると、嗜好重心ベクトルと累計行動重心ベクトルの向きはほぼ同一である。また、「みなとみらい・昼食時」「横須賀中央駅・昼食時」「横須賀中央駅・夕食時」は状況別行動重心ベクトルの向きは他の重心ベクトルと少々異なっているが、結果に差が出るほどの違いではなく、誤差の範囲と言える。ベクトルの向き之差が表れた「横浜駅・昼食時」で比較を行うと、状況別行動重心ベクトルが他のベクトルを用いた時に比べて「適合度：やや高」の割合が上がっている。そのため、原点を始点とする重心ベクトルを用いた recommends では、状況別行動重心ベクトルと他の重心ベクトルに差が十分あれば、状況別行動重心ベクトルを用いることが満足度向上に有用であるといえる。

5.2.2 嗜好重心を始点としたベクトルの比較

嗜好重視を始点とするベクトルである関係性ベクトル(累計)、関係性ベクトル(状況別)のどちらのベクトルを用いるのが recommends の満足度を向上させられるか、すなわち、累計の行動・状況別の行動のどちらを利用するのが有用な結果を得られるか検証を行った。図 18 は各状況別の関係性ベクトル(累計)と関係性ベクトル(状況別)を示した図である。図 18 をみると、関係性ベクトル(状況別)は「みなとみらい駅・夕食時」と「横須賀中央駅・夕食時」においては被験者両者とも嗜好低の方向をさしている。したがって、このベクトルで cosine similarity によるランク付けを行うと、お互いが嫌いなものを優先するようになる。よって、この2つの状況下で「関係性ベクトル(状況別)」に対する cosine similarity によ

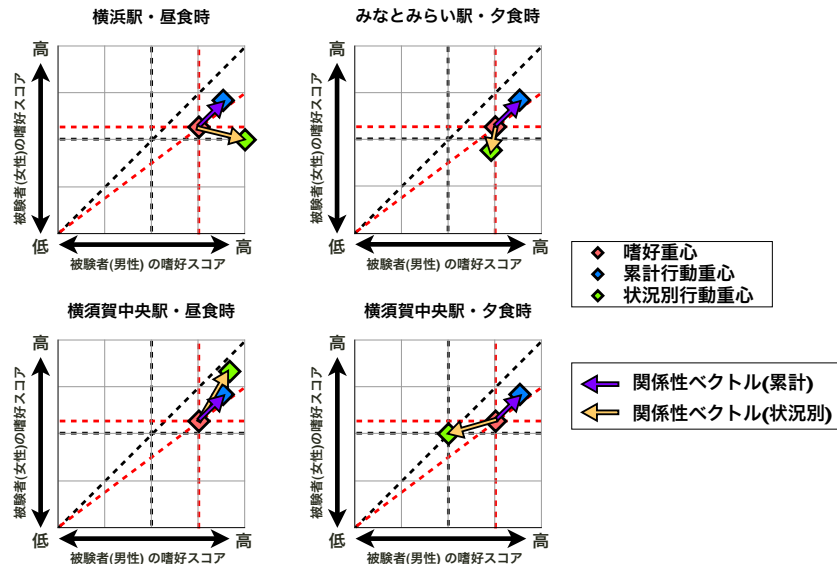


図 18 「関係性ベクトル (累計)」と「関係性ベクトル (状況別)」の方向

るランク付けの手法は適さない。よって、「横浜駅・昼食時」と「横須賀中央駅・昼食時」の2つの状況を対象として検証を行う。

図 19 は関係性ベクトル (累計)・関係性ベクトル (状況別) を用いてレコメンドを行った結果の Top20 の適合度の割合を示している。図 19 の「横浜駅・昼食時」をみると、「適合度：やや高～高」の割合は「関係性ベクトル (状況別)」の方が多く、「横須賀中央駅・昼食時」では「関係性ベクトル (状況別)」の方が「適合度：低～やや低」を大幅に減少させている。この結果から嗜好重心を原点とする関係性ベクトルを用いたレコメンドでは、状況別の行動履歴から算出された関係性ベクトル (状況別) を用いる方が満足度向上に有効であるといえる。ただし、ベクトルが両者とも嗜好低の方向をさしている場合を対象に含まなかったため、ランク付け手法の妥当性について検討しきれていない。今回の条件では上記の結果が得られたが、嗜好重心を始点とするベクトルの場合は妥当なランク付け手法を検討する必要がある。

6. まとめ

本研究では集団に対するレコメンドを行う際には互いの影響が重要なことを述べ、その定

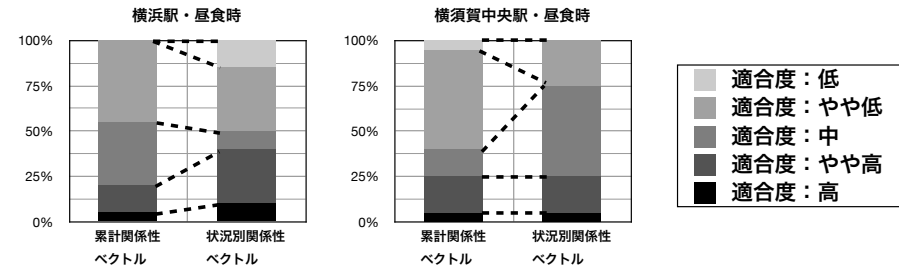


図 19 関係性ベクトル (累計)・関係性ベクトル (状況別) を用いたレコメンドによる Top20 の適合度の割合

量化を Life Log を用いて算出する手法を提案した。本研究では、定量化するためのデータとして個人の嗜好と集団での行動に着目した。そして、状況別の行動履歴のみを利用して影響度合いを求めることが、飲食店レコメンドの満足度向上に有効であるという傾向を示した。

今後の展開として、5.2 節で述べた主張を実証するために、より多くの被験者の行動履歴を収集し、検証を行う予定である。また、より多様な場所での行動履歴を収集することで、状況別をどの粒度まで行うのが最適であるかの確認も行う。そして、これらの行動履歴がユーザの負担をかけずに取得可能な方法を検討していく予定である。

参考文献

- 1) 手塚博久, 中村幸博, 茂木学, 永徳真一郎, 瀬古俊一, 西野正彬, 武藤伸洋, 阿部匡伸. Gps 情報に基づくリアルタイムユーザ状況推定システムとフィールド実験. 信学技報, Vol. 109, No. 272, pp. 129-133, 2009.
- 2) 井上淳子. 購買行動における同伴者の影響: 母娘ショッピングの観点から. 産研アカデミック・フォーラム, Vol.13, pp. 29-40, 2005.
- 3) 山根康男, 官上大輔, 河合由起子, 津田宏, 田中克己. グループ適応型システムのための満足度を考慮した推薦方式の提案. DEWS2006 論文集, 2006.
- 4) 伊藤浩二, 飯塚京土, 村山隆彦, 小林透. 行動支援サービスのためのユーザ理解モデルの検討. 信学技報, Vol. 109, No. 272, pp. 121-128, 2009.