

修士論文

2010 年度

タイルドディスプレイを用いた
デジタルガイドマップによる行動支援システム

河崎 純一

(学籍番号:80933135)

指導教員 教授 小木 哲朗

2011 年 3 月

慶應義塾大学大学院システムデザイン・マネジメント研究科

システムデザイン・マネジメント専攻

SUMMARY OF MASTER'S DISSERTATION

Student Identification Number	80933135	Name	Junichi Kawasaki
<p>Title</p> <p style="text-align: center;">Action Decision Support System with Digital Guide Map Using Tiled Display</p>			
<p>Abstract</p> <p>In this research, we propose a digital guide map which helps people hanging around without definite purpose in the area which have many spots like retails find out attractive spots.</p> <p>The existing digital guide maps categorize information according to the attributes into class structure, so it is hard to use. We propose a digital guide map which represents information about all the spots in the area within one screen and which recommends spots which would meet the users' interest.</p> <p>We use the tiled display to construct a large-screen and high-resolution display inexpensively. We use the middleware of Scalable Adaptive Graphics Environment (SAGE) to construct the tiled display environment.</p> <p>We constructed the function of recommendation based on the probability distributions which are made from the selection records. The records are the log data set which records a user's selection as one data. Probability distributions are made for each spots, and it shows the probability that the spot and another spot are in the same selection data. Recommendation is performed based on a synthetic distribution made from the distributions of the selected spots. There are two synthetic approaches, "and" and "or." And, There are two extracting methods, "extracting from top" and "extracting stochastically." So, this recommendation has four approaches.</p> <p>We constructed an experiment system of digital guide map which displays 100 restaurants near Hiyoshi station where our campus is, and we optimized it by verification. Result from the experiments, the hybrid approach of "and-extracting from top" which recommends spots which meet the users' interest and "or-extracting stochastically" which recommends surprising spots can help people without definite purpose find out attractive spots.</p>			
<p>Key Word(5 words)</p> <p>Tiled Display, Digital Guide Map, Action Decision Support, Recommendation, Probabilistic Distribution</p>			

目次

第1章 序論.....	1
1.1 背景.....	1
1.1.1 デジタルガイドマップ.....	1
1.1.2 デジタルガイドマップの問題点.....	3
1.2 目的.....	4
1.3 本論文の構成.....	5
第2章 行動支援システムの概念設計.....	7
2.1 行動支援システムの概要.....	7
2.2 関連研究.....	8
第3章 高精細情報表示機能の構築.....	14
3.1 タイルドディスプレイ.....	14
3.2 Scalable Adaptive Graphics Environment(SAGE).....	17
3.3 ImageViewer.....	17
3.4 関連研究.....	18
第4章 レコメンデーション機能の構築.....	21
4.1 レコメンデーション.....	21
4.1.1 レコメンデーションの歴史.....	21
4.1.2 レコメンデーションの種類.....	22
4.2 提案するレコメンデーション方式.....	24
第5章 行動支援システムの構築.....	31
5.1 行動支援システムの詳細設計.....	31
5.1.1 コンテンツの検討.....	31
5.1.2 ユーザインタフェースの検討.....	32
5.2 日吉デジタルグルメマップ.....	33
5.2.1 マップの作成.....	33
5.2.2 高精細情報表示機能の組み込み.....	37
5.2.3 レコメンデーション機能の組み込み.....	38
5.3 プロトタイプを用いた実験.....	39
5.3.1 目的.....	39
5.3.2 方法.....	40
5.3.3 結果と考察.....	40
5.4 日吉デジタルグルメマップの再構築.....	43
第6章 行動支援システムの検証と評価.....	45
6.1 履歴蓄積とレコメンデーション精度との関係の検証.....	45

6.1.1	目的	45
6.1.2	準備	45
6.1.3	方法	46
6.1.4	結果と考察	47
6.2	各レコメンデーション手法の特性の検証	51
6.2.1	目的	51
6.2.2	方法	51
6.2.3	結果と考察	52
6.3	提案するレコメンデーション手法の検証	54
6.3.1	and 合成と or 合成の組み合わせ	54
6.3.2	目的	55
6.3.3	方法	55
6.3.4	結果と考察	56
7 章	結論と今後について	58
7.1	結論	58
7.2	今後について	59
7.2.1	今後の課題	59
7.2.2	今後の展開	60
	謝辞	61
	外部発表	62
	参考文献	63

図目次

図 1: デジタルサイネージの例	1
図 2: 五反田駅前の「五反田わんタッチまっぷ」	2
図 3: 東京ミッドタウン内のデジタルガイドマップ	2
図 4: デジタルガイドマップの階層構造の例	3
図 5: 階層構造における情報検索	4
図 6: 本論文の構成	6
図 7: 提案する行動支援システムの概要	8
図 8: 岡本らの行動支援システムの枠組み [2]	9
図 9: ユーザの行動履歴のマッピング [3]	10
図 10: 篠田らの行動支援システムのスクリーンショット [4]	10
図 11: 竹内らの行動支援システムの概要 [5]	11
図 12: Place learning のアルゴリズム [5]	11
図 13: 次世代自動販売機	13
図 14: 構築したタイルドディスプレイ(表)	16
図 15: 構築したタイルドディスプレイ(裏)	16
図 16: SAGE を用いたタイルドディスプレイ上への画像描画	17
図 17: ImageViewer の使用例	18
図 18: Lambda Vision Table [11]	19
図 19: タイルドディスプレイを用いた遠隔コミュニケーション [12]	19
図 20: Amazon のレコメンデーションの例 [22]	22
図 21: ユーザベース協調フィルタリングの概念図	23
図 22: コンテンツベース協調フィルタリングの概念図	23
図 23: レコメンデーションのフロー	25
図 24: 場所選択による行動履歴データの取得	26
図 25: 選択履歴データベースから作成された同時被選択回数テーブル	27
図 26: 同時被選択回数テーブルから作成された確率分布	27
図 27: 確率分布を用いた 4 つのレコメンデーション手法	28
図 28: 既存のレコメンデーション手法による興味のある場所の発見	29
図 29: 提案するレコメンデーション手法による興味のある場所の発見	29
図 30: 日吉駅前	32
図 31: テンキーによる場所選択	33
図 32: マップ Ver.1.0	34
図 33: 店舗画像 Ver.1.0	34
図 34: Ver.2.0 のマップ	35

図 35: 店舗画像 Ver.2.0	36
図 36: マップのカバーエリア [26]	36
図 37: マーク表示のイメージ	37
図 38: 改良した ImageViewer の使用例	38
図 39: 日吉デジタルグルメマップのプロトタイプ	39
図 40: 実験の順番と質問 II の評価値との関係	41
図 41: 各店舗の被選択回数と推薦されて選ばれた回数	41
図 42: 再構築した日吉デジタルグルメマップ	44
図 43: 履歴数と推薦店舗の評価値との関係	47
図 44: 履歴数 10 個の被選択回数分布	48
図 45: 履歴数 50 個の被選択回数分布	48
図 46: 履歴数 100 個の被選択回数分布	49
図 47: 履歴数と 1 回でも選択された店舗数との関係	49
図 48: 同時被選択確率を用いた確率分布の作成	50
図 49: 質問 III~VI の結果	53
図 50: 質問 I~V の結果	56

表目次

表 1: 各ディスプレイの 1 ピクセル当の価格	14
表 2: 構築したタイルドディスプレイの構成	15
表 3: 各レコメンデーション方式の特徴	24
表 4: 質問 III~VI の結果	52
表 5: 質問 I~V の結果.....	56

第1章 序論

本章では、本研究の背景、目的、および本論文の構成について述べる。1.1 節では、デジタルガイドマップについて説明し、本研究を着手するに至った背景について述べる。1.2 節では、本研究の目的について述べる。1.3 節では、Vモデルに則って本論文の構成について述べる。

1.1 背景

1.1.1 デジタルガイドマップ

近年、ディスプレイが高性能化・低価格化するのに伴い街中にデジタルサイネージ(電子看板)が登場し、新たなメディアとして注目されている。デジタルサイネージコンソーシアム [1]の定義によると、デジタルサイネージとは「屋外・店頭・公共空間・交通機関など、あらゆる場所で、ネットワークに接続したディスプレイなどの電子的な表示機器を使って情報を発信するシステムの総称」である。図1のように、従来印刷物であった看板がデジタル化されたもので、印刷物では不可能だった動きのある広告や状況に応じた広告、更には広告にとどまらないコミュニケーションメディアとして期待されている。



図 1: デジタルサイネージの例

インタラクティブなデジタルサイネージとして、駅前や施設内に周辺の道案内や情報提供を目的としたデジタルガイドマップ(電子案内板)も登場している。例として、図2に示す JR 五反田駅の駅前に設置されている「五反田わんタッチまっぷ」や図3に示す

東京ミッドタウンの施設内に設置されているデジタルガイドマップなどが挙げられる。このようなデジタルガイドマップも、従来印刷物であった駅前の地図や施設案内図に代わる新たな情報端末として期待されている。

一般的に、デジタルガイドマップでは、周辺の店舗等に関する情報が場所やその他の属性によって整理・分類された階層構造で作られている。このため、情報を参照するにはこの階層の最下層まで下らなければならない。ショッピングモールを例として、階層構造を表したものを図4に示す。利用者は、この階層構造を上下に行き来することによって自分が興味のある場所を検索する仕組みになっている。



図 2: 五反田駅前の「五反田わんタッチまっぷ」



図 3: 東京ミッドタウン内のデジタルガイドマップ

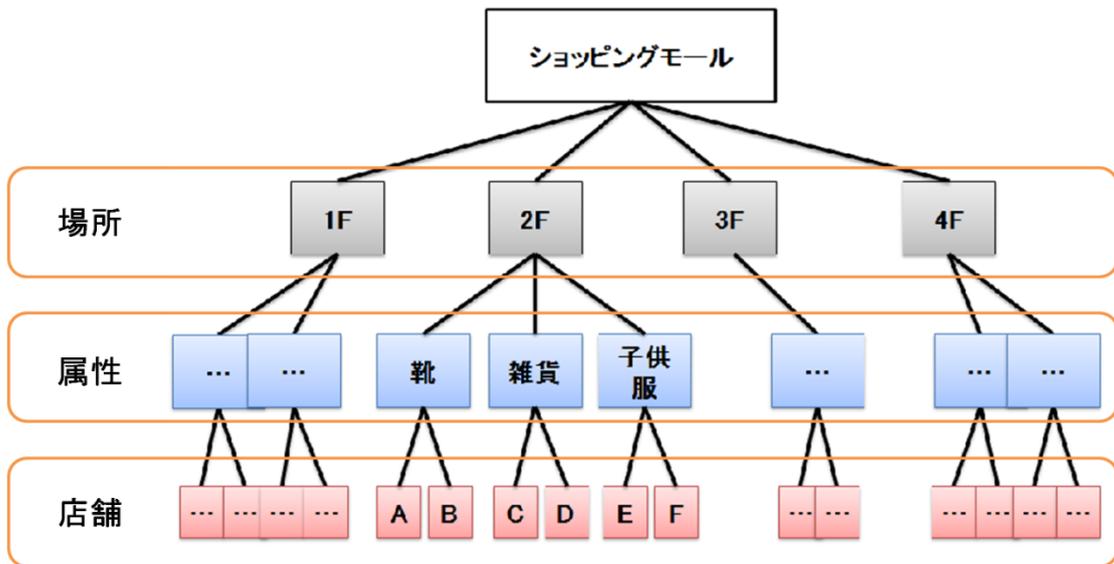


図 4: デジタルガイドマップの階層構造の例

1.1.2 デジタルガイドマップの問題点

現在、街中に設置されているデジタルガイドマップを観察すると、あまり頻繁には利用されていないことがわかる。これは、デバイスの機能が利用者のニーズを満たしていないからであると考えられる。そこで、どのような人がデジタルガイドマップの主な利用者となり得るのかについて考察する。

街中においてどこに行くかという目的が明確な人々は、事前にその場所についての情報を調べていることが多く、たまたし調べていなくてもその場で携帯型端末によって調べることができる。このため、彼らが情報を得るためにデジタルガイドマップを使うことはあまり多くはないと考えられる。

一方、街中でどこに行くかの目的が明確ではない人々、つまりブラブラしている人々は、行く場所が明確でないため事前に情報検索を行っておらず、またその場で携帯型端末を用いて行く場所を探そうとしても、携帯端末の小さい画面では閲覧できる情報が限られていたり自分がいるエリアの情報が豊富な Web サイトがなかったりして難しい。このため、彼らにとってデジタルガイドマップは「その場で」「そのエリアの」情報を探せるため有用であるといえる。

以上のことから、あるエリアをどこに行くのかを明確には決めずに歩き回っている人、つまりブラブラしている人がデジタルガイドマップの主な利用者となり得るといえる。

図 5 に示すように、利用者の目的場所が明確な場合、デジタルガイドマップの階層構造の中からその場所を探し出すという仕組みで問題ない。目的場所の属性等を考えて階層構造を下ればいいからだ。しかしながら、目的場所が明確でない人にとっては、従来

型のデジタルガイドマップの階層構造に分類された情報の中から興味のある場所を探すという仕組みは負担が大きい。例えば、A という属性と B という属性に興味がある場合、階層構造を下りて A に属する店舗群を参照し、階層を上り、再び階層を下りて B に属する店舗群を参照するという手順を踏まなければならない。また、利用者が複数人のグループの場合、従来の階層構造ではページを移行しながら検索しなければならないため、グループの各々が同時に興味のある場所を探すことができないという問題もある。

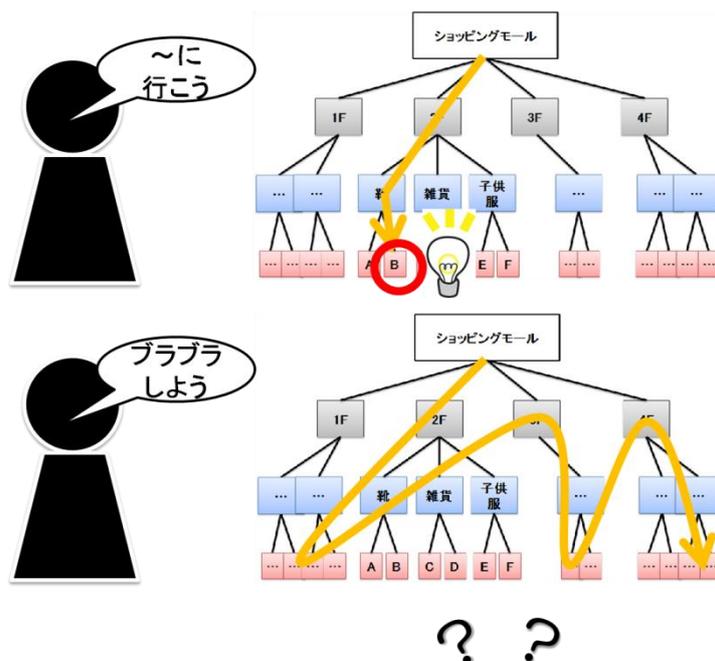


図 5: 階層構造における情報検索

以上のことから、デジタルガイドマップはこれまでのアナログの地図や施設案内図に代わりブラブラしている人に対して情報を提供する有用なデバイスとなり得るにも関わらず、現状の情報を階層構造に分類する形ではその有用性を生かし切れていないといえる。

1.2 目的

本研究では、あるエリアを明確な目的なくブラブラしている人に対して興味のある場所の情報を提供することによって行動を支援するデジタルガイドマップを提案する。ここでは、次のような行動支援システムを目指し、開発したデバイスを用いて検証を行うことによってシステムを完成させる。

- 主な利用者は、あるエリアを明確な目的なしにブラブラしている人である。
- エリアは、多数の場所(店舗等)を有するエリアである。
- 初めてエリアを訪れた人でも、グループで訪れた人でも利用できる。

エリアに関しては、小規模なエリアであればあまり行動支援の必要性がないと考えられるので、大規模で多数の店舗等を有するエリアを対象とする。

また、特に行動支援の必要性があると考えられる初めてそのエリアを訪れた人やグループで訪れた人でも誰もが使えるシステムを目指す。

1.3 本論文の構成

本論文は、序論である本章を含めて全 7 章から構成されている。システムエンジニアリングにおける V モデルの中で各章の位置付けを示したのが図 6 である。V モデルとは、システムを設計・構築する際に用いられるモデルであり、V の左側でシステムを要素に分解し、V の右側でそれらを検証しつつ再構築するフローが特徴である。

2 章では、本章で述べた本研究の目的から提案する行動支援システムの概念設計を行う。ここで、本研究で提案する行動支援システムの概要を示す。

3 章では、行動支援システムのサブシステムである高精細情報表示機能の構築について述べる。また、タイルドディスプレイの関連研究についても述べる。

4 章では、行動支援システムのサブシステムであるレコメンデーション機能の構築について述べる。また、レコメンデーションの関連研究についても述べる。

5 章では、検証のために行った大学キャンパスのある日吉駅周辺の飲食店をコンテンツとした行動支援システムの構築について述べる。

6 章では、構築した行動支援システムの検証と評価について述べる。ここでは、検証・評価に基づく行動支援システムの最適化についても述べる。

7 章では、1 章から 6 章までをまとめて結論を述べる。また、本研究の今後の展開についても述べる。

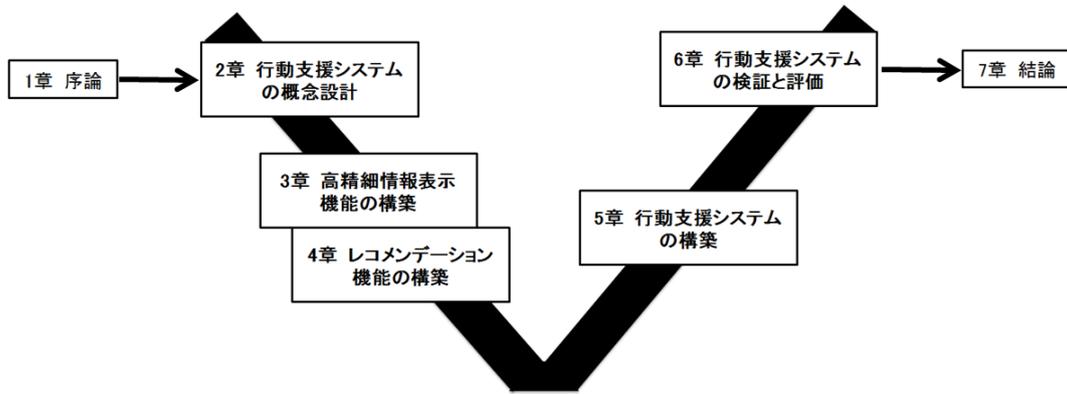


図 6: 本論文の構成

第 2 章 行動支援システムの概念設計

本章では、本研究で提案する行動支援システムの概要について述べる。2.1 節では、本研究の目的から概念設計を行い、提案する行動支援システムの概要を示す。2.2 節では、行動支援システムの関連研究について述べる。

2.1 行動支援システムの概要

前章で述べた本研究の目的から、本研究で提案する行動支援システムについて考える。

ブラブラしている人の行動を支援する端末として、携帯型端末と設置型端末が考えられる。

携帯型端末の場合、携帯電話であれば 1 人 1 台所有し持ち歩くものであるため行動履歴等の個人情報を得やすく、またどこでも使えるという利点がある。その一方で、画面が小さいために得られる情報量に限りがあることや、個人の端末であるためにグループでは使えないという欠点がある。

設置型端末の場合は、固定された端末であるため端末が設置された場所でなければ利用できないという欠点はあるが、その一方で携帯型端末に比べて画面が大きいため多くの情報が提供でき、1 人だけではなく複数人でも画面を共有しながら使うことができる。

本システムは、多数の場所が集まったエリアを対象とすることやグループの利用者も想定することから、より多くの情報を提供できかつグループでも使える設置型端末を行動支援端末として用いることにした。

前章で、設置型端末であるデジタルガイドマップがコンテンツを階層構造に分類した形態で作られていることが問題であると述べた。これは、明確な目的のない人はできるだけ多くの場所の情報にアクセスしたいが、階層構造に分類された情報は各情報間のアクセスがしにくいいため多くの場所情報を参照できないからである。そこで、本研究では、この問題を解決するためにコンテンツである場所情報を一層構造でディスプレイに表示するデジタルガイドマップを提案する。これによって、ページの移行やスクロールの必要なくエリアに何があるかを一覧しながら興味のある場所を探すことができる。

ディスプレイに多量の場所情報を表示することを考えると、従来の 20~40 インチのディスプレイでは表示できる情報量が少ない。そこで、本システムでは高精細情報表示機能を持つ大画面高精細ディスプレイを用いることにした。

大画面高精細ディスプレイに多量の場所情報を表示した場合、情報量が多過ぎて利用

者が興味のある場所を探し出すことが困難になると考えられる。そこで、デジタルガイドマップ上でのレコメンデーション機能により多量の情報の中から利用者が興味のある場所を探し出すことを支援するシステムを提案する。

以上をまとめると、本研究では、ブラブラしている人の行動支援システムとして、高精細情報表示機能とレコメンデーション機能を併せ持つデジタルガイドマップを提案する。図7に本システムの概要を示す。

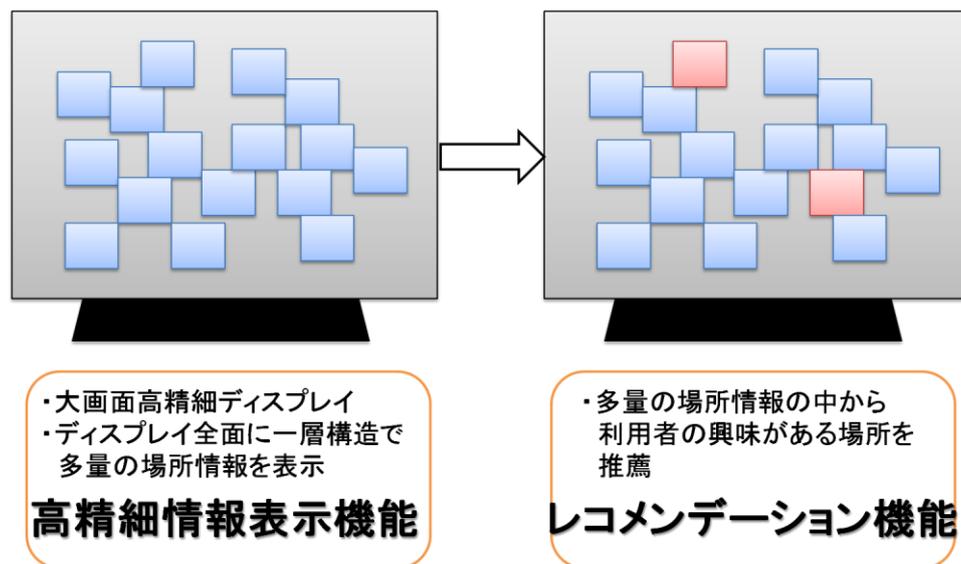


図7:提案する行動支援システムの概要

2.2 関連研究

本研究では、デジタルガイドマップを用いてブラブラしている人の行動を支援するシステムを提案する。デジタルガイドマップの研究例は少なく、これまでデジタルガイドマップを用いた行動支援の先行研究は見当たらない。そこで、デジタルガイドマップに限らず行動支援に関する先行研究を挙げ、本研究の位置付けを示す。

岡本らは、大規模施設を対象とした歩行者ナビゲーションシステムにおける個人行動支援のための行動スケジューリング手法を提案している [2]。この手法は、特にショッピングモールなどの大規模施設に複数の目的を持って訪れたユーザの行動を支援することを目的としている。このシステムは、施設内の各店舗情報・混雑状況・位置情報といった実環境情報とユーザの趣味嗜好・行動傾向といった個人情報を考慮してスケジュールを作成する。図8に提案システムの枠組みを示す。ユーザがクライアント端末から要求を入力すると、その要求に加えてユーザの行動履歴に基づく個人情報とサーバ側の

施設情報から評価関数に基づき最適のスケジュールが作成される。また、その後のユーザの行動を観察し、行動をユーザプロファイルに加えて個人情報を更新する。

このシステムは、ユーザの行動から個人情報のモデルを構築しそのモデルを基にレコメンデーションが行われるため、最も支援を欲している初めてエリアを訪れたユーザに対しては個人情報モデルが構築されていないため適切な推薦がなされない。

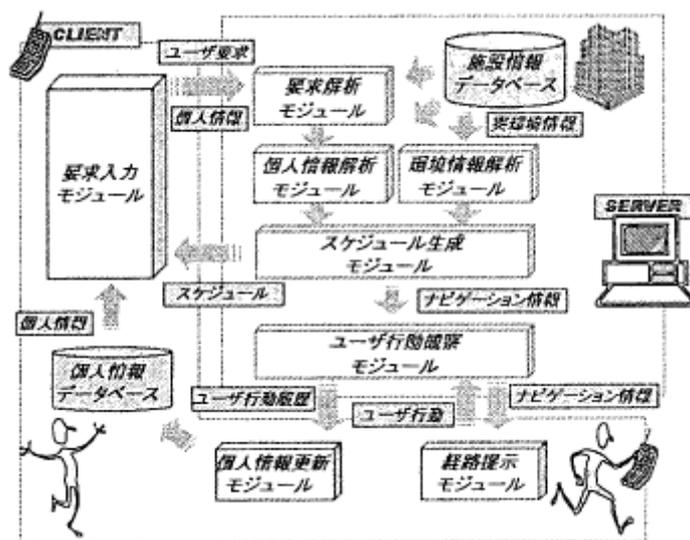


図 8: 岡本らの行動支援システムの枠組み [2]

篠田らは、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を提案している [3] [4]。この手法では、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、ユーザ間の類似度を算出して協調フィルタリング手法を適用することによってユーザは特別なプロフィールなどの入力の必要なく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できる。図 9 にユーザの行動履歴を地図上にマッピングした例を、図 10 に実装したシステムのスクリーンショットを示す。

このシステムは、デバイスを所有する個人を対象としているため、このデバイスを所持していない人や複数人のグループでエリアを訪れたユーザは利用することができない。



図 9: ユーザの行動履歴のマッピング [3]



図 10: 篠田らの行動支援システムのスクリーンショット [4]

竹内らは、協調フィルタリングを実世界の買い物に適用し、ユーザの好みに合った店を推薦する機能を持った街案内システム City Voyager を提案している [5]。City Voyager の概要を図 11 に示す。ユーザのクライアント端末がサーバに推薦を要求すると、サーバ側でユーザの好みを推定して推薦が行われる。この時、Place learning と推

薦フェーズという 2 つのフェーズがある。ユーザの好みを推定するフェーズ **Place learning** では、ユーザが店を訪れたことを認識し、図 12 に示すアルゴリズムを用いて頻繁に訪れる店のリストを作成する。次に、推薦フェーズではユーザが頻繁に訪れる店のリストを用いて協調フィルタリングによりユーザが頻繁に訪れている店と類似度が高い店をリストアップし、更に物理的な距離を考慮しエリアに応じた重み付けを行って推薦店舗を決定する。

このシステムは、GPS によって得られた位置情報を用いて訪れた店を認識しリストを作成しているため、例えばショッピングモールのような多数の店舗を有する屋内施設では利用することができない。

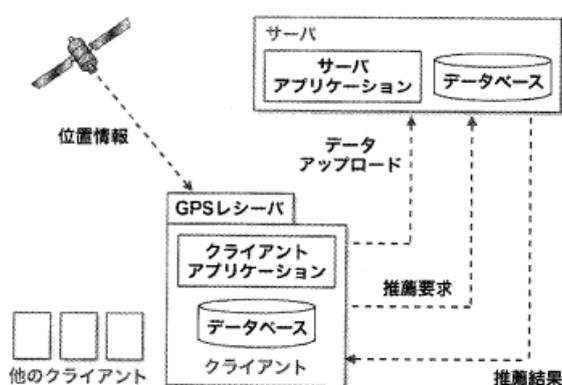


図 11: 竹内らの行動支援システムの概要 [5]

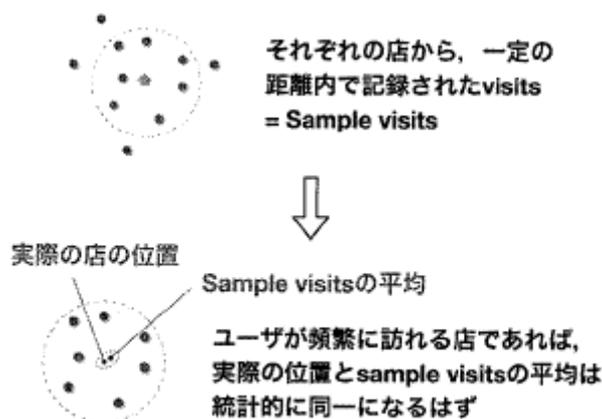


図 12: Place learning のアルゴリズム [5]

これらの先行研究から、従来のブラブラしている人に対する行動支援の研究には主に次の 4 つの特徴があるといえる。

- 事前にそのエリア内で行動し履歴が蓄積されている必要がある。

- 行動支援のアプリケーションが入ったクライアント端末を所持している必要がある。
- 1人で訪れたユーザを対象としている。
- 屋外のエリアを対象としている。

このように、1人1台専用端末を所持していることと、それを用いて事前にエリア内で行動することによってユーザプロファイルが作成されていることを前提としている。しかし、このようなシステムは誰もが気軽に使えるものではない。初めてエリアを訪れた人にはプロファイルが作成されていないため適切な推薦がなされないし、グループで訪れた人に対してもグループによる使用を想定していないため適切な推薦がなされない。また、屋外エリアの行動支援に限定したシステムであるため、ショッピングモールのような屋内施設では使えない。

本研究で提案する行動支援システムは、初めて訪れた人でもグループで訪れた人でも利用でき、また屋内施設を対象とすることもできるという点で、先行研究に対して優位性を持つ。

現在、街中にレコメンデーション機能付きのデジタルガイドマップは存在しないが、レコメンデーション機能付きのデジタルサイネージは存在する。図 13 に示す JR 東日本ウォータービジネスの次世代自動販売機である [6]。現在、品川駅や東京駅等に設置されており、今後更なる設置場所の拡大が予定されている。この自動販売機は、商品のイメージ画像を大型タッチパネルディスプレイに表示して、画面をタッチすることにより商品を購入する。この時、画像認識によりユーザの年代・性別を判断して、マーケティング情報や時間帯・気象条件等からディスプレイに並ぶ商品にオススメマークを表示する。

レコメンデーションでは、何からユーザの情報を取得するかということがポイントとなる。この自動販売機の場合、画像認識によってユーザの年代・性別という 2つの情報を得ている。自動販売機はコンテンツである商品の数が限られるためそれでも十分かもしれないが、より多くのコンテンツの中でレコメンデーションを行う場合、より多くのユーザ情報を得なければ適切な推薦がなされないと考えられる。



図 13: 次世代自動販売機

第 3 章 高精細情報表示機能の構築

本章では、本システムのサブシステムの 1 つである高精細情報表示機能の構築について述べる。3.1 節では、大画面高精細ディスプレイを構築するために用いたタイルドディスプレイについて述べる。3.2 節では、タイルドディスプレイ環境を構築するために用いた Scalable Adaptive Graphics Environment(SAGE)について述べる。3.3 節では、SAGE 専用の画像表示アプリケーション ImageViewer について述べる。3.4 節では、タイルドディスプレイと SAGE に関する先行研究について述べる。

3.1 タイルドディスプレイ

本システムで用いるディスプレイとして、高精細情報表示機能を持つディスプレイ、つまり大画面高精細ディスプレイが求められる。しかし、表 1 に示すように 100 インチを超えるような高精細ディスプレイはまだ大変高価である。そこで、1 ピクセル当の価格が最も安く安価に大画面高精細ディスプレイを構築することができるタイルドディスプレイ [7] を表示端末として用いることにした。タイルドディスプレイとは、ディスプレイをタイル状に配置して 1 つのディスプレイとしたものである。タイルドディスプレイは、スケーラブルなディスプレイであるため必要に応じてディスプレイの大きさを変えられるという利点もある。

表 1: 各ディスプレイの 1 ピクセル当の価格

ディスプレイ	解像度	ピクセル数	価格(円)	1ピクセル当の価格(円)
SONY 4Kプロジェクタ	4096x2160	885万	2000万	2.3
SHARP フルハイビジョン	1920x1080	207万	1100万	5.3
SONY 4K液晶モニター	3840x2160	829万	680万	0.82
タイルド ディスプレイ	6400x3600	2300万	60万	0.026

本研究で用いることにしたタイルドディスプレイの構成は、表 2 に示す通りである。ディスプレイノードのディスプレイは DELL の 2007FP を用いた。縦 3×横 4 の 12 面の構成である。解像度は 1600×1200 なので、12 面全体を 1 つのディスプレイとしてみた時の解像度は、6400×3600 になる。また、ディスプレイノードとしては DELL の PRECISION T5500 を 3 台用いた。各 PC は NVIDIA のグラフィックボード Quadro FX

1800 を 2 枚内蔵しており、1 台で 4 画面を出力することができる。マスターノードとしては DELL の PRECISION 380 を、マスターノードのディスプレイとしては MITSUBISHI の RDT201L を用いた。図 14 と図 15 に構築したタイルドディスプレイを示す。

表 2: 構築したタイルドディスプレイの構成

	モデル	個数(個)	仕様
マスターノード	DELL PRECISION 380	1	プロセッサ: インテルPentium4 OS: Ubuntu8.10 メモリ: 4GB グラフィックスカード: NVIDIAQuadroNVS440 ハードディスクドライブ: 500GB
ディスプレイ (マスターノード用)	MITSUBISHI RDT201L	1	モニターサイズ: 20.1 インチ 解像度: 1600x1200 消費電力: 42 W 幅x高さx奥行き: 560x515x208 mm 重量: 8.3 kg
ディスプレイノード	DELL PRECISION T5500	3	プロセッサ: インテルXeonE5520 OS: Ubuntu8.10 メモリ: 4GB グラフィックスカード: NVIDIAQuadroFX1800(2枚) ハードディスクドライブ: 500GB
ディスプレイ (ディスプレイノード用)	DELL 2007FP	12(3x4)	モニターサイズ: 20.1 インチ 解像度: 1600x1200 消費電力: 75 W 幅x高さx奥行き: 445.3x498x193.5 mm 重量: 6.9 kg



図 14: 構築したタイルドディスプレイ(表)



図 15: 構築したタイルドディスプレイ(裏)

3.2 Scalable Adaptive Graphics Environment(SAGE)

タイルドディスプレイ環境でマルチディスプレイ上に画像を描画するためのソフトウェアとして、Scalable Adaptive Graphics Environment(SAGE) [8]を用いた。SAGEとは、イリノイ大学のEVL(Electron Visualization Laboratory)によって開発された大規模・複雑データを高精細画像として効率的にタイルドディスプレイに表示するためのミドルウェアである。

SAGEを用いてタイルドディスプレイに高精細画像を描画する仕組みを図16に示す。マスターノードのFree Space Managerが画像のウィンドウ位置・サイズ情報を管理してディスプレイノードにSAGE Messageとして送信する。アプリケーションノードは、Free Space Managerからの情報を受けて、SAILライブラリを経由してアプリケーションからのPixel Streamをディスプレイノードに送信する。各ディスプレイノードでは、送信された情報を基にDisplay Managerがディスプレイに描画を行う。この仕組みによって、効率よくタイルドディスプレイ上に高精細画像を表示することが可能となる。

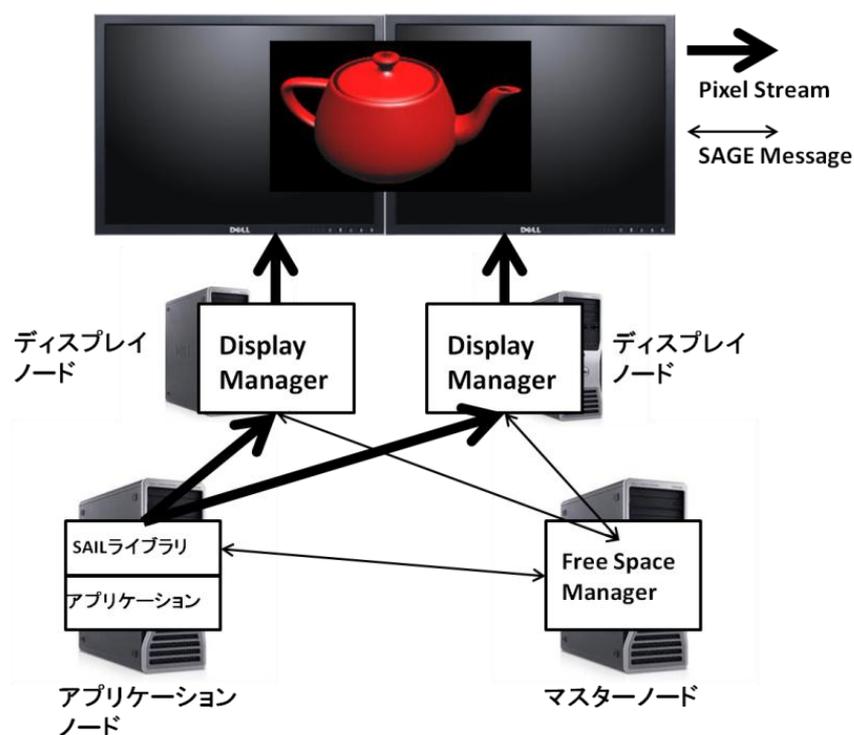


図 16: SAGE を用いたタイルドディスプレイ上への画像描画

3.3 ImageViewer

タイルドディスプレイ上に画像を表示するためのアプリケーションとして、SAGEのコミュニティ [9]によって提供されている ImageViewer という SAGE 専用のアプリケ

ーションを用いた。

ImageViewer は、ImageMagick に基づいて作られており、jpg, png, gif, tiff といった一般的に使われている画像フォーマットに対応している。画像データを読み込んだ後、データは自動的に DXT フォーマットに圧縮され、これがデータとしてストリーミングされる。この DXT ファイルはローカルに保存されて、次回以降はこのファイルが使われる。ImageViewer は、”imageviewer 画像名 サイズ(横) サイズ(縦)”というコマンドによってタイルドディスプレイ上に画像を表示する。

ImageViewer を用いてタイルドディスプレイ上に越谷にある大型ショッピングモールであるイオンレイクタウン [10]の施設案内図を表示した様子を図 17 に示す。イオンレイクタウンは、500 店舗以上もの店舗を有する大型ショッピングモールである。これによって、タイルドディスプレイ上に多量の場所情報を有する画像が表示でき、その情報を読み取ることができることを確認した。



図 17: ImageViewer の使用例

3.4 関連研究

タイルドディスプレイを用いた先行研究には、次のような研究が挙げられる。

Renambot らは、研究者が大規模データを可視化し協調作業ができる環境とし

て、”Lambda Vision Display”と呼ばれる縦5×横11の計55面によって構成されるタイルドディスプレイ環境を構築した [11]。Lambda Vision Display を図 18 に示す。



図 18: Lambda Vision Table [11]

久木元らは、タイルドディスプレイを用いた遠隔コラボレーションに関する研究を行っている [12] [13]。遠隔コミュニケーションのためにタイルドディスプレイを利用することには、次の2つの利点がある。1つが、大画面高精細ディスプレイであるため高臨場感のコミュニケーションが可能になるということだ。もう1つが、タイルドディスプレイはディスプレイの間にカメラを設置することができるため相手と視線の合ったコミュニケーションがとれるということである。図 19 にタイルドディスプレイを用いて遠隔コミュニケーションを行っている様子を示す。



図 19: タイルドディスプレイを用いた遠隔コミュニケーション [12]

SAGE の他に、タイルドディスプレイのようなマルチディスプレイ環境に画像を表示するためのソフトウェアとして、WireGL [14]がある。WireGL は、1つのデータから

分散レンダリングおよび並列シーングラフレンダリングの手法を用いて描画を行う。しかし、この手法は複数のデータをディスプレイに表示するには適さない。また、画像をディスプレイの一部に表示することができず、ディスプレイの全面に表示することしかできない。

他にも、Chromium というソフトウェアが提案されている [15]。Chromium は DMX 拡張機能によって複数データの表示やウィンドウの移動・拡大・縮小が可能である。しかし、Chromium はマスターノードから全てのディスプレイノードに Pixel Stream を送信した上でディスプレイに描画を行うため、非効率的であるといえる。

第4章 レコメンデーション機能の構築

本章では、本システムのサブシステムの1つであるレコメンデーション機能の構築について述べる。4.1節では、先行研究を挙げてレコメンデーションの登場から普及までの流れを説明し、4つに分類した各レコメンデーション方式について述べる。4.2節では、本研究で提案するレコメンデーション方式について述べる。

4.1 レコメンデーション

4.1.1 レコメンデーションの歴史

ユーザの行動履歴を利用したレコメンデーションの歴史は、1990年代前半に始まったといえる。1992年に、Goldbergらによって Tapestry というシステムが提案された [16]。この中で、初めて協調フィルタリングという概念が提案された。Tapestry は、Eメールやネット上のニュース記事をユーザによって付与された注釈に基づいて推薦するシステムである。しかし、このシステムでは、ユーザは誰の注釈を参考にするかを自分で設定する必要があった。1994年には、Resnickらによって GroupLens というシステムが提案された [17]。GroupLens は、ネット上のニュース記事を推薦するシステムである。この中で初めて協調フィルタリングがアルゴリズムとして定式化され、自動的に似ているユーザを探しそれに基に推薦するシステムが提案された。以降、1995年に Shardanand らによって提案された音楽を推薦するシステム Ringo [18]など協調フィルタリングに関する研究が盛んに行われた。

同じ時期に、コンテンツフィルタリングも発展した。例えば、1995年に Lang らによって提案された NewsWeeder [19]は、ニュース記事の内容を基に記事間の類似度を求めて似た記事を推薦するシステムである。

1990年代後半には、協調フィルタリングとコンテンツフィルタリングの欠点を補完するために相互の手法を組み合わせたハイブリッド方式が提案された。例えば、1997年に Balabanovic らによって提案された Fab [20]や Terveen らによって提案された PHOAKS [21]といったシステムが挙げられる。

2000年代に入ると、図 20 に示す Amazon [22]のこの商品を買った人はこんな商品も買っていますというレコメンデーションに代表されるように、レコメンデーションの EC サイトへの実用化が進むとともに、レコメンデーションに関する研究も実用性を目指して多岐に渡る研究がなされるようになる。その中で、2001年には Sarwar らによ

ってコンテンツベース協調フィルタリングが提案された [23]。これは、現在多くの EC サイトで使われているレコメンデーションの基になっている。また、2004 年には小野らによってベイジアンネットを用いた映画コンテンツのレコメンデーションが提案された [24]。ベイジアンネットとは、複雑な関係を確率モデルで記述することによってある事象の起こる確率を求める手法である。



図 20: Amazon のレコメンデーションの例 [22]

4.1.2 レコメンデーションの種類

多岐に渡る研究がなされた結果、レコメンデーションには多くの手法がある。これらの手法を大まかに分類すると、次の4つのレコメンデーション方式に分けられる。ユーザベース協調フィルタリング方式、コンテンツベース協調フィルタリング方式、コンテンツフィルタリング方式、ハイブリッド方式である。これら4つの方式について、それぞれの特徴を述べる。

ユーザベース協調フィルタリングは、図 21 に示すように、ユーザ間で類似度を算出し、その類似度が高いユーザが選択したアイテムが推薦されるレコメンデーションである。類似度は、ベクトルを基にしたコサイン相関や行列を基にしたピアソン相関によって計算される。その上で、ユーザのアイテムの選択履歴(購入履歴や閲覧履歴等)に類似度を重み付けして計算し、評価値の高いアイテムを推薦する。この方式の利点は、アイテムの内容を考慮しないために意外性のある推薦がなされることである。一方で欠点としては、履歴の少ない新たなユーザに対する推薦精度が低いことや新たなアイテムが推薦されにくいということが挙げられる。

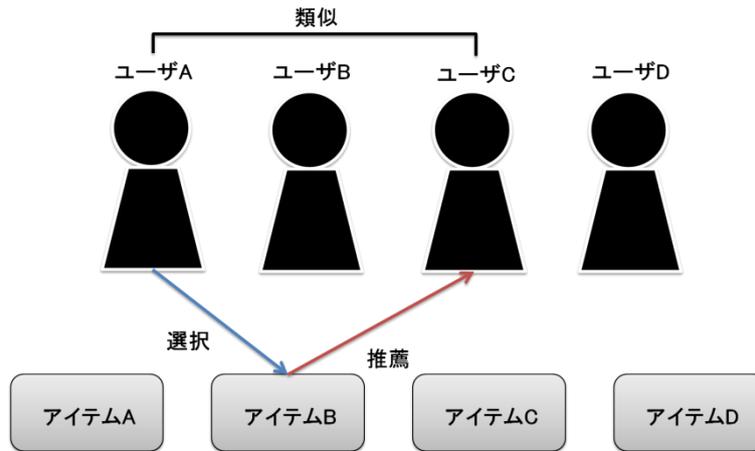


図 21: ユーザベース協調フィルタリングの概念図

コンテンツベース協調フィルタリングは、図 22 に示すように、アイテム間で類似度を算出し、あるユーザのアイテム選択に対して類似度の高いアイテムが推薦されるレコメンデーションである。類似度計算は、ユーザベース協調フィルタリングと同様に計算される。この方式の利点は、ユーザベースと同様にアイテムの内容を考慮しないために意外性のある推薦がなされること、および初めて利用するユーザに対しても適切な推薦がなされることである。一方で、やはり履歴の少ない新たなアイテムは推薦されにくいということが欠点として挙げられる。

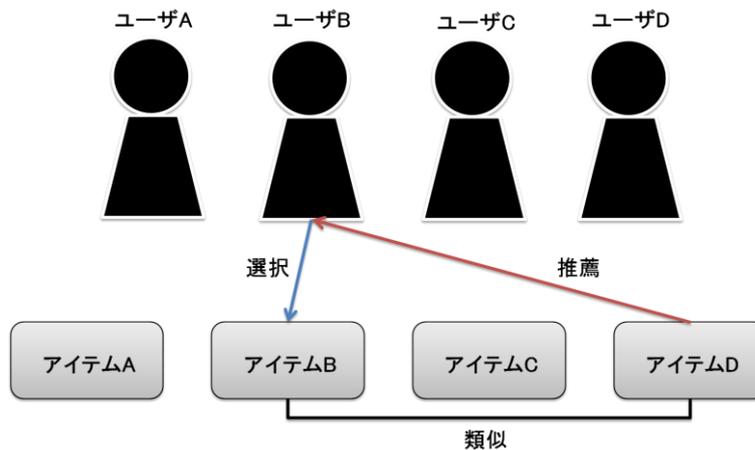


図 22: コンテンツベース協調フィルタリングの概念図

コンテンツフィルタリングは、概念図としては図 22 に示す概念図と同じで、アイテム間の類似度を算出しあるユーザの選択に対して類似度の高いアイテムが推薦されるレコメンデーションである。この方式では、類似度はアイテムの内容から求められる。

内容とは、アイテムの属性や価格等の情報のことである。この方式の利点は、初めてのユーザに対しても適切な推薦がなされるということと、新たなアイテムでも推薦されるということである。一方欠点は、アイテム間の類似度を求める基準となるアイテムの特徴量を決めなければならないことや意外性のある推薦がされにくいといったことが挙げられる。

最後にハイブリッド方式は、アイテムベース協調フィルタリング・コンテンツベース協調フィルタリング・コンテンツフィルタリングの手法を適宜組み合わせた方式である。この方式では、それぞれの欠点を補うために手法が組み合わせられるため、必要に応じて欠点が補われた推薦が可能となる。しかしながら、例えば協調フィルタリングの新たなアイテムが推薦されない問題を解決するためにコンテンツフィルタリングを組み込むと、意外性がなくなり協調フィルタリングの利点が打ち消されてしまう。このように、いずれの組み合わせでも結局理想的なレコメンデーションは実現することができない。

表 3 に以上をまとめた各方式の特徴を示す。

表 3: 各レコメンデーション方式の特徴

	ユーザベース 協調フィルタリング	コンテンツベース 協調フィルタリング	コンテンツ フィルタリング	ハイブリッド
利点	・意外性のある推薦がなされる。	・意外性のある推薦がなされる。 ・新たなユーザに対しても適切な推薦がなされる。	・新たなユーザに対しても適切な推薦がなされる。 ・新たなアイテムも推薦される。	・必要に応じて欠点が補われた推薦が可能。
欠点	・新たなユーザに対する推薦精度が低い。 ・新たなアイテムが推薦されにくい。	・新たなアイテムが推薦されにくい。	・基準となるアイテムの特徴量を決めなければならない。 ・意外性のある推薦がされにくい。	・欠点を全て解決した推薦はできない。

4.2 提案するレコメンデーション方式

本研究で提案するレコメンデーション方式について考察する。

一般的に、レコメンデーションのフローは図 23 に示すように行動履歴の取得→あるユーザの行動→行動履歴の利用の 3 段階によって構成される。

行動履歴の取得では、各ユーザのアイテムに対する評価やアイテムの購入やアイテムページの閲覧といった行動履歴をそれぞれデータベースに記録する。何を行動として記録するかによって、その行動履歴データの性質が決まる。例えば、アイテムに対する評

価を行動とみなした履歴データとアイテムページの閲覧を行動とみなした履歴データでは、前者の方が精度の高いデータとなる。なぜならば、アイテムに対する評価はユーザのアイテムに対する実際の評価を表すが、アイテムページの閲覧だけではユーザのアイテムに対する評価は分からず、実際の評価は高いかもしれないし低いかもしれないからである。

行動と履歴利用は、あるユーザの行動に対して、データベースに記録された行動履歴から何らかのアルゴリズムによってそのユーザにオススのアイテムを抽出し推薦する段階である。普通、ここでは履歴取得段階での行動を行動として扱う。例えば、アイテムの購入を行動としてデータを記録していた場合は、ユーザのアイテム購入を行動とする。履歴利用段階では、行動履歴データベースとユーザの行動入力からレコメンデーションのアルゴリズムによって推薦アイテムが決定され出力される。

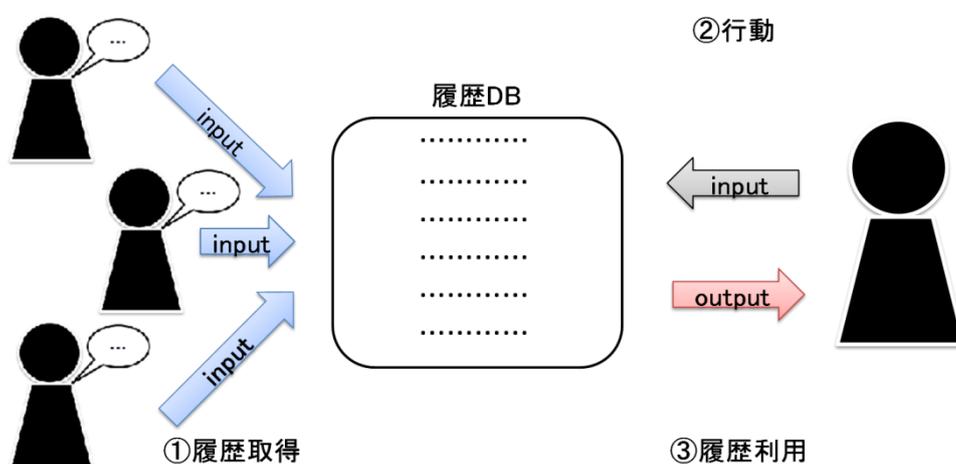


図 23: レコメンデーションのフロー

行動履歴データの精度は高ければ高い程良い。ここで、行動履歴データの精度とは、各入力データの精度と入力データの数によって決まる。各入力データの精度を上げるためには、アイテムに対する評価のような行動をデータとして記録するのが良い。しかしながら、概してこのような行動はユーザの負担が大きいためデータが蓄積されにくい。逆に、アイテムページの閲覧を行動とすると、各データの精度は低くなるが、より多くのデータが蓄積される。このように、各データの精度とデータの蓄積数はトレードオフの関係にある。このため、何を行動とみなすかによってレコメンデーションの精度が大きな影響を受けることはないといえる。

これより、レコメンデーションのフローの3段階目、つまりユーザの行動入力と行動履歴データベースからどのようなアルゴリズムでオススのアイテムを抽出し推薦するかということがレコメンデーションの精度を決定するといえる。

1章で述べた本研究の目的から、次のようなレコメンデーションが求められる。

- 初めて利用するユーザに対しても適切な推薦がなされる。
 - グループで利用するユーザに対しても適切な推薦がなされる。
 - 目的が明確でないユーザに対して興味のある場所を探し出すことを支援する。
- これらの要件から、次のようなレコメンデーション方式を提案する。

まず、デジタルガイドマップ上に表示された場所情報の中から興味のある場所を選択することを行動とみなすことにする。選択は1つに限らず、続けて複数選択できるとする。そして、図24のようにユーザが続けて選択した場所群を1つのデータ入力としてデータベースに記録する。ユーザが変わるごとに別のデータ入力として記録し、これらを行動履歴データベースとして用いる。

これにより、初めてシステムを利用するユーザでも、その場でマップの中から場所を選択することによってレコメンデーションを受けることができる。また、場所選択は個人に限らずグループでも行うことができるため、本システムはグループでも利用することができる。

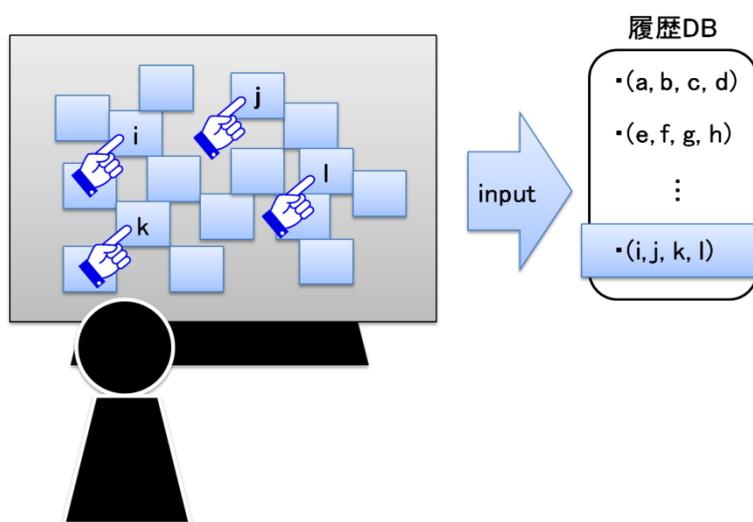


図 24: 場所選択による行動履歴データの取得

次に、この選択履歴データベースを用いて同時被選択回数 $n_{i,j}$ を求める。ここで、同時被選択回数 $n_{i,j}$ とは、同じユーザが場所 i と場所 j とを選ぶ、つまり i と j が同じ場所群に含まれる回数である。全部で N 個の場所があるとする、同時被選択回数 $n_{i,j}$ は全部で $N \times (N-1)$ 個求められ、図 25 に示すように同時被選択回数テーブルが作成される。

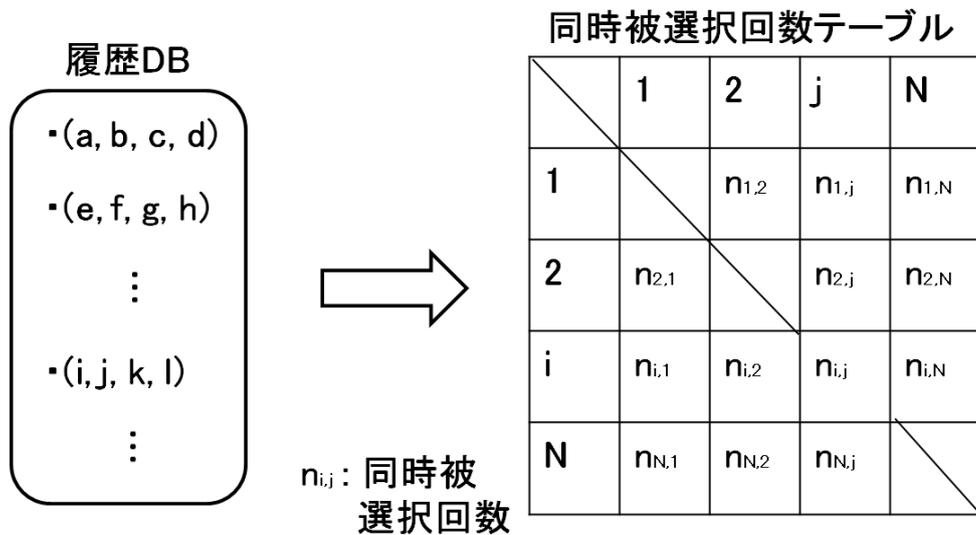


図 25: 選択履歴データベースから作成された同時被選択回数テーブル

同時被選択回数テーブルを用いて、場所ごとに図 26 のような確率分布を作ることができる。ここでは、場所 i の確率分布を示す。横軸は場所番号(1,2,3...N)、縦軸は同時被選択回数 $n_{i,j}$ である。場所 i の確率分布とは、場所 j が i と同じ場所群に含まれる回数を表している。この値が大きい程、よく i と共に選択されており、 i との類似度が大きいことを意味する。この確率分布は、全部で N 個作成される。

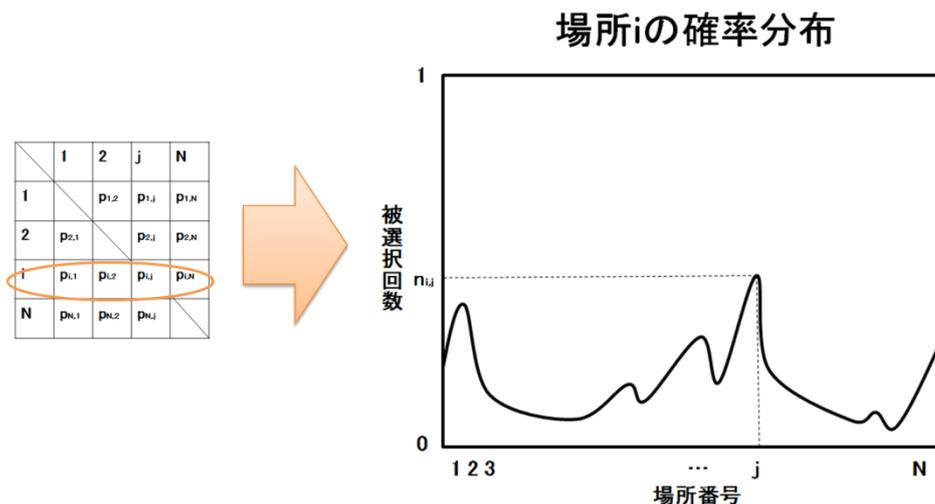


図 26: 同時被選択回数テーブルから作成された確率分布

ユーザの行動入力に対して、これら N 個の確率分布を用いた履歴利用アルゴリズムによって推薦店舗を抽出することを考える。

行動入力として、例えばユーザが店舗 i と店舗 j を選択したとすると、店舗 i の分布と店舗 j の分布を合成する。ここでは、and 合成と or 合成という 2 つの合成方法が考えられる。and 合成とは、合成分布における店舗 x の被選択回数 n_x を式(1)によって $n_{i,x}$ と $n_{j,x}$ の小さい方の値と定義する方法である。or 合成とは、 n_x を式(2)によって $n_{i,x}$ と $n_{j,x}$ の合計の値と定義する方法である。

$$n_x = n_{i,x}(\text{if } n_{i,x} < n_{j,x}), n_{j,x}(\text{if } n_{i,x} > n_{j,x}) \cdots (1)$$

$$n_x = n_{i,x} + n_{j,x} \cdots (2)$$

合成分布からの推薦店舗の抽出方法として、上位抽出と確率抽出という 2 つが考えられる。上位抽出とは、 n_x が大きい店舗から順に推薦店舗を抽出する方法である。確率抽出とは、合成分布の確率に従って推薦店舗を抽出する方法である。

以上より、確率分布を用いたレコメンデーション手法としては図 27 に示す 4 つが考えられる。and 合成上位抽出・and 合成確率抽出・or 合成上位抽出・or 合成確率抽出である。

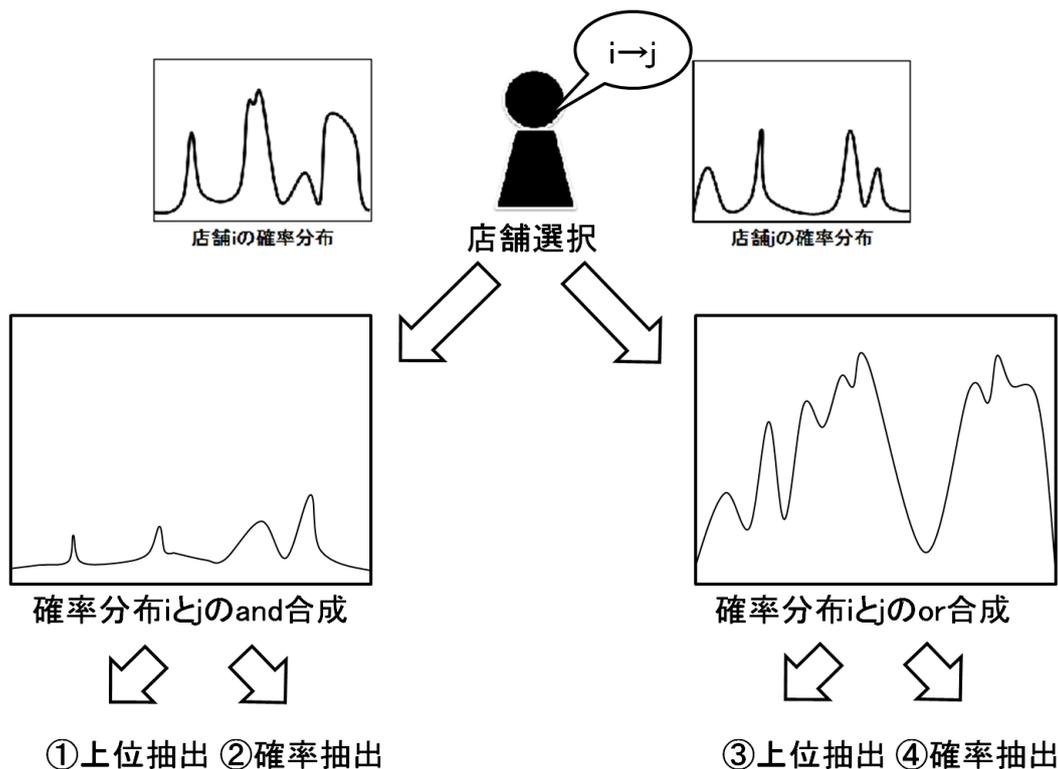


図 27: 確率分布を用いた 4 つのレコメンデーション手法

これらの手法を用いることによって、明確な目的がない人が興味のある場所を見つけることを支援するレコメンデーションが実現できると考える。

既存のレコメンデーション方式は、図 28 に示すようにユーザの 1 つの選択に対して、その場所との類似度が高いクラスタ内にある場所が推薦される。ここでは、基本的に目的が明確な人がユーザであったため、類似度マップの中でユーザの興味は選択の近くにある。このため、既存のレコメンデーションによってユーザは興味のある場所を探し出すことができた。

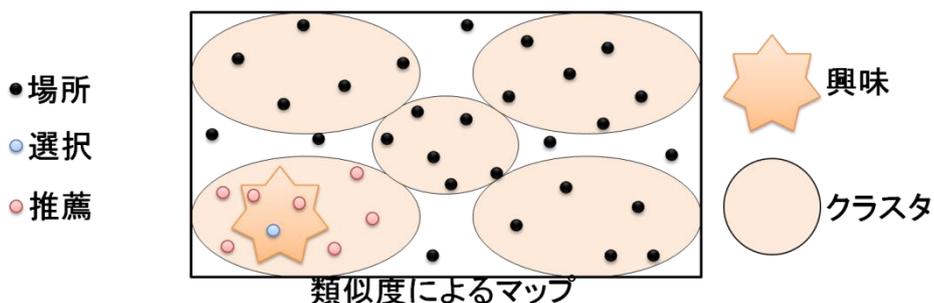


図 28: 既存のレコメンデーション手法による興味のある場所の発見

明確な目的がない人の場合、図 29 のようにユーザの興味は選択の近くにあるとは限らない。既存の方式では、このような離れた興味を探し出すことはできない。しかし、提案するレコメンデーション方式はユーザの選択群から確率分布に基づいて推薦がなされるため、選択が興味から離れたものであっても選択を繰り返すことによって興味に近づき興味のある場所を探し出すことができる。

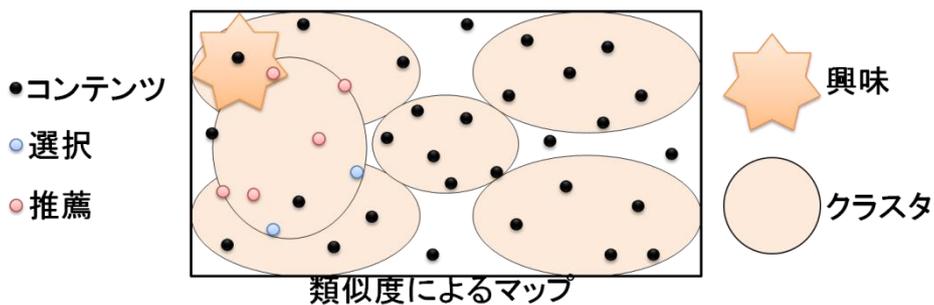


図 29: 提案するレコメンデーション手法による興味のある場所の発見

これら 4 つの提案手法のシステムへの適用については、6 章で述べる。

以上のことから、本レコメンデーション方式は、次の 3 つの特徴を持つ。

- 初めて利用するユーザにも適切な推薦がなされる。

- グループで利用するユーザにも適切な推薦がなされる。
- 目的が明確でないユーザが興味のある場所を探し出すことを支援する。

本方式は、ユーザを ID などによって特定せずにユーザの場所選択に応じて場所を推薦する。これにより、初めてエリアを訪れた人に対しても適切な推薦がなされる。また、複数人のグループでもシステムを利用することが可能である。このように、誰もが気軽に使える方式である。Amazon などの EC サイトのように、ID によって個人を識別し購入という精度の高いデータに基づいてレコメンデーションを行うシステムは既に多くの手法が提案されているが、本方式のように個人を特定せずにあまり精度の高くないデータからでも適切な推薦がなされるシステムも求められている。ユーザ ID を用いないことによって、例えば履歴と個人とが結びつかないため自分の行動履歴が蓄積されることに対して抵抗を感じる人々も安心して利用できるという利点がある。

本方式は、ユーザがその場で選択した場所群から合成確率分布を作成し、その分布を基にレコメンデーションが行われるため、目的が明確でないユーザでも選択をしながら興味のある場所を発見することができる。一般的に、ブラブラする時に興味のある場所は一定ではなく、ユーザは日によってそれぞれ異なる興味を持つ。このため、本方式のようにユーザのその日の興味に応じてレコメンデーションを行うことは有効であると考えられる。

第 5 章 行動支援システムの構築

本章では、3 章と 4 章で述べたサブシステムを統合した行動支援システムの構築について述べる。5.1 節では、構築前にコンテンツとユーザインタフェースについて検討した行動支援システムの詳細設計について述べる。5.2 節では、大学キャンパスのある日吉駅周辺の飲食店をコンテンツとして構築した行動支援システムについて述べる。5.3 節では、仕様詳細決定のためにプロトタイプとして構築した行動支援システムを用いて行った実験について述べる。

5.1 行動支援システムの詳細設計

5.1.1 コンテンツの検討

本研究で開発するデジタルガイドマップのコンテンツについて検討する。

本研究では、多数の場所(店舗等)を有するエリアを対象とするデジタルガイドマップを提案する。このため、数百店舗の店舗を有する大型ショッピングモールを対象にしたデジタルガイドマップを開発し検証することが理想的である。しかし、大型ショッピングモールのような外部の商用施設において個人で開発したデジタルガイドマップを設置し検証・評価を行うことは難しい。

研究室のある協生館という施設を対象としたデジタルガイドマップを開発するということも考えられる。しかし、協生館内にはコンテンツとなり得る場所が 10 個くらいしかない。これでは、多数の場所を有するエリアとはいえない。

そこで、検証の行いやすさおよびコンテンツの数を考慮して、大学キャンパスのある東急東横線日吉駅周辺にある飲食店をコンテンツとしたデジタルガイドマップを開発することにした。開発するデジタルガイドマップを「日吉デジタルグルメマップ」と呼ぶことにする。図 30 に日吉駅の駅前の様子を示す。日吉デジタルグルメマップは、協生館内に設置して検証を行うことができる。また、日吉駅周辺には 100 店舗以上の飲食店があるため、コンテンツ数は十分であるといえる。



図 30: 日吉駅前

5.1.2 ユーザインタフェースの検討

本システムでは、ディスプレイに表示された場所の中から興味のある場所を選択する。この選択の際の入力方式について検討する。

入力方式としては、次の3つが考えられる。テンキー・マウス・タッチパネル(マルチタッチ)である。デジタルガイドマップという形態を考えると、タッチパネルによる入力が理想的である。なぜならば、人は地図を見ながら場所を探す時自然と地図の上に指を置きながら探す傾向があり、場所選択の際にその場所に触れるのは自然な動作であるからだ。また、グループで場所を探す際にも情報共有がしやすい。しかしながら、SAGEはタッチパネルやマルチタッチをサポートしておらず、独自にタイルドディスプレイ環境にこれらの機能を組み込むことは容易ではない。マウスを用いた入力方式についても同様である。

そこで、入力方式は本研究の本質には関係がないと考え、システムへの組み込みやすさを重視して、最も容易にシステムに組み込めるテンキーを用いた入力方式を選択する。図31に示すように、各場所に番号を与えその番号をテンキーで入力することによって場所選択を行うことにする。

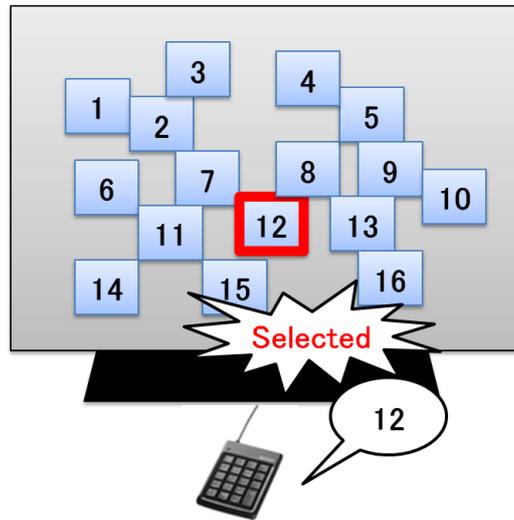


図 31: テンキーによる場所選択

5.2 日吉デジタルグルメマップ

5.2.1 マップの作成

日吉デジタルグルメマップのベースとなるマップは、サムキュアの地域密着情報誌日吉周辺版 [25]を基に、実際に自分で歩き回ったりインターネットで検索したりすることによって情報を得て作成した。マップは、まず Ver.1.0 を作成し、本章で後述する実験後にフィードバックを基に Ver.2.0 にバージョンアップした。図 32 と図 33 にマップ Ver.1.0 とそこで用いた店舗画像を、図 34 と図 35 にマップ Ver.2.0 とそこで用いた店舗画像を示す。

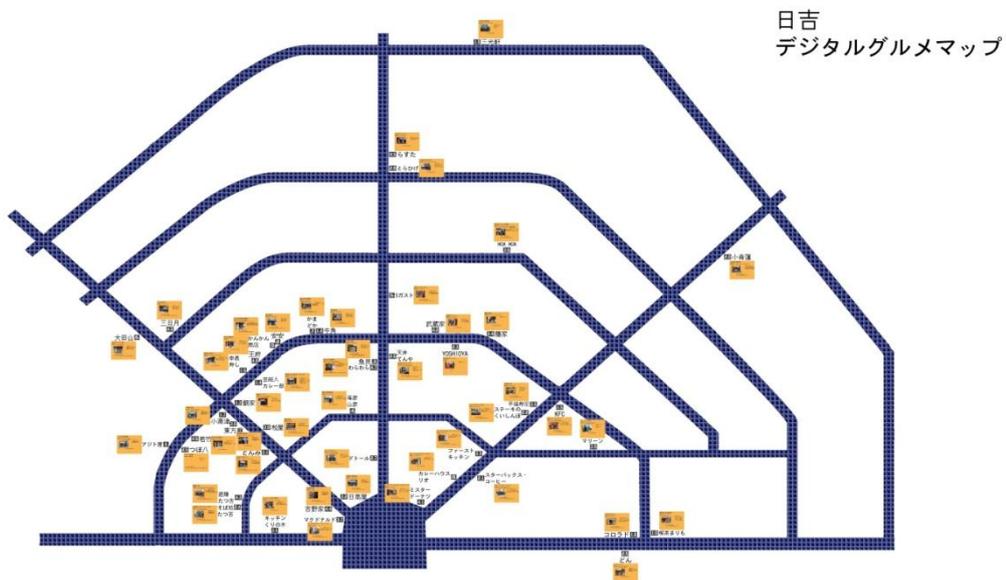


図 32: マップ Ver.1.0

ステーキのくいしんぼ
 営業時間 : 11:00~23:00



主なメニュー
 週替わりランチ 700円
 イタリアントマトハンバーグ
 (ランチ) 750円
 オールドファッションバーグ 855円

TEL : 045-563-6211
 HP : <http://www.kuishinbo.jp/>

図 33: 店舗画像 Ver.1.0

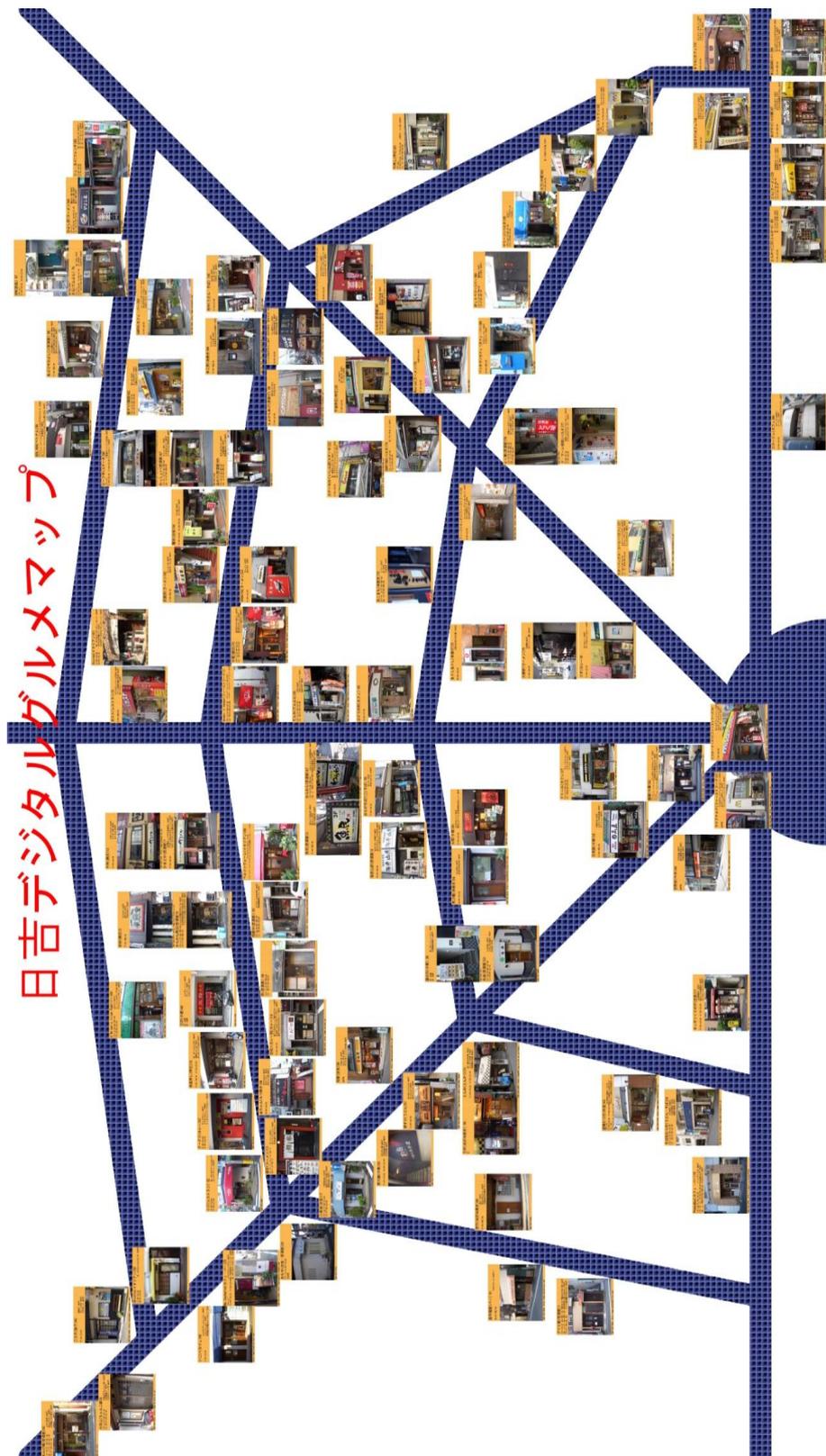


図 34: Ver.2.0 のマップ



図 35: 店舗画像 Ver.2.0

Ver.1.0 の店舗数は 48 店舗である。Ver.2.0 の店舗数は 100 店舗で、店舗リストには 図 36 に示すエリア内にある飲食店(スナック等は除く)がほぼ全て含まれている。店舗カバー率は 90%以上である。

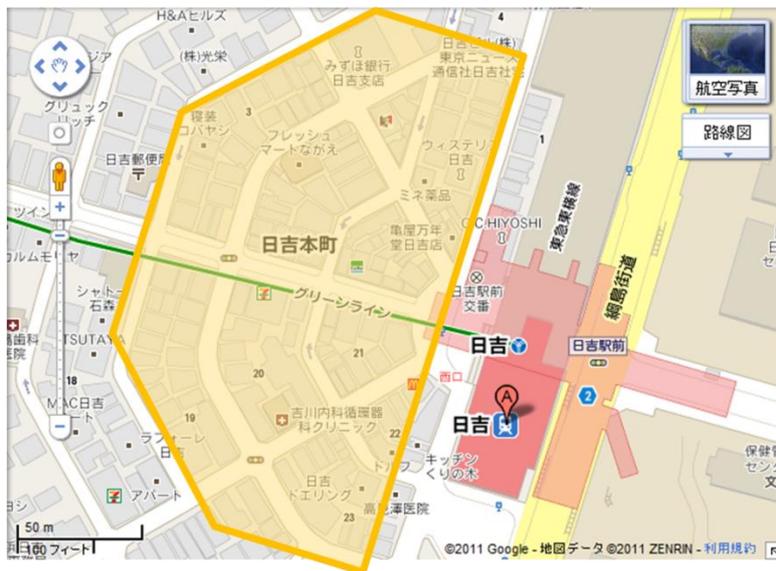


図 36: マップのカバーエリア [26]

店舗情報としては、店舗名・属性・営業時間・主なメニュー・電話番号・HP アドレス・店舗写真を収集した。属性としては、居酒屋・焼肉・レストラン・ちゃんこ鍋・カレー・カフェ・定食・ラーメン・ファーストフード・寿司・バー・ステーキ・うどん・

そば・てんぷら・中華・とんかつ・ベトナム・パスタ・餃子・和食・牛丼・お好み焼き・串焼き・イタリアン・もつ焼き・韓国・フレンチ・串揚げ・つけ麺・欧風・たこ焼き・焼きそば・唐揚げがある。一般的な属性よりも細かい属性であるのは、この属性情報は店舗を分類することが目的ではなく店舗の特徴を表すことが目的だからである。主なメニューに関しては、店の前に掲示されているメニューや Web サイトにあるメニューの中から筆者が任意で 3 つ選択した。各店舗のメニューの価格帯がわかるように配慮した。店舗写真は、筆者が撮影したものを使用した。

5.2.2 高精細情報表示機能の組み込み

本システムでは、前項で作成したマップを用いて次のような表示を行うことにした。まず、図 32 や図 34 のようなベースとなるマップを表示して、ユーザが選択した店舗の店舗画像の上には”SELECTED”マークを表示し、オススメ店舗の店舗画像の上には”RECOMMENDED”マークを表示する。図 37 にマーク表示のイメージを示す。

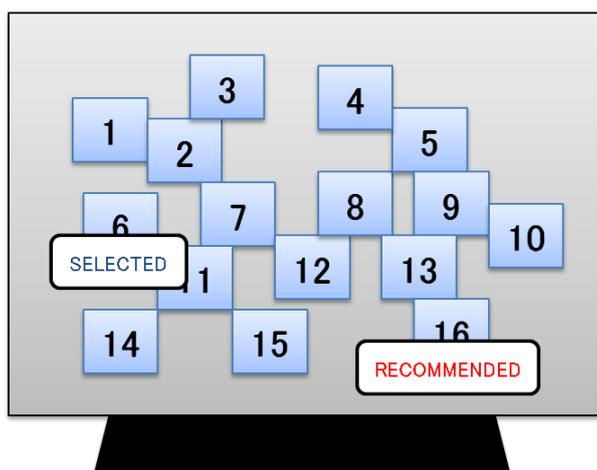


図 37: マーク表示のイメージ

3章で述べたように、既存の SAGE 用アプリケーション ImageViewer ではこのような表示はできない。そこで、ImageViewer を改良した。既存の ImageViewer は”imageviewer 画像名 サイズ(横) サイズ(縦)”というコマンドによって任意の画像を任意のサイズで表示するアプリケーションであったが、このプログラムに改良を加えることによって、”imageviewer 画像名 サイズ(横) サイズ(縦) 表示位置(x 軸) 表示位置(y 軸)”というコマンドによって任意の画像を任意のサイズで任意の位置に表示できるプログラムを作成した。このプログラムを用いてタイルディスプレイ上に選択マークとオススメマークを表示した例を図 38 に示す。



図 38: 改良した ImageViewer の使用例

5.2.3 レコメンデーション機能の組み込み

最初のシステム構築は仕様詳細決定のためのプロトタイプを構築するという位置付けであったため、マップ、店舗画像共に Ver.1.0 を用いた。このシステムに、レコメンデーション機能を組み込んだ。ここでは、選択店舗は店舗画像をマップの左側に拡大表示することによって示し、推薦店舗はマップ上の店舗画像の上に赤いチェック印を表示することによって示した。日吉デジタルグルメマップのプロトタイプを図 39 に示す。



図 39:日吉デジタルグルメマップのプロトタイプ

5.3 プロトタイプを用いた実験

5.3.1 目的

最初にプロトタイプとして構築した日吉デジタルグルメマップを用いて実験を行った。実験の目的は、次の通りである。

- マップの表示内容は適切かを検証する。
- 店舗画像の表示内容は適切かを検証する。
- レコメンデーション方式の方向性は適切かを検証する。

本実験は、日吉デジタルグルメマップの仕様詳細決定のために行うので、高精細情報表示機能については表示内容について評価してもらう。また、レコメンデーション機能については、履歴の蓄積によってレコメンデーションの精度が高くなるかを検証する。

5.3.2 方法

実験は、次の方法で行った。

状況設定：初めて訪れた日吉で昼食を食べようとしていて、駅前の日吉デジタルグルメマップを使って食べに行く場所を決めることにした。

1. マップの中から興味のある店舗を探して、店舗番号(1~48)を入力する。
2. 入力に応じて5つの店舗が推薦される。
3. 5つの推薦店舗も参考にしながら、再び興味のある店を探し店舗番号を入力する。
4. 3.を全部で5回繰り返す。
5. 計5つの店舗を選択し終わったら、最終的にどこに食べに行くのかを決める。
6. 質問I~質問IVに回答する。

ここでは、レコメンデーション手法として or 合成上位抽出を用いた。

質問は、次の通りである。

- I. 最終的にどこに食べに行くことにしましたか？1~48の店舗番号を記入してください。
- II. 推薦によって興味のある店舗を発見することがありましたか。2(あった)・1(どちらかといえばあった)・0(どちらともいえない)・-1(どちらかといえばなかった)・-2(なかった)の中から最も当てはまるものを選んでください。
- III. このようなシステムを考えた時に、店舗情報として「より詳細な情報が欲しい項目」または「他にあればいいと思う項目」があれば選択肢にチェックまたは記入してください。選択肢：営業時間・主なメニュー・店舗画像・TEL・HP・その他の項目
- IV. その他コメントがあれば記入してください。

実験は、20代~50代の男女13人に対して行った。

5.3.3 結果と考察

実験の結果は次の通りであった。

質問Iで回答した店舗が推薦された店舗である確率は、62%であった。

質問IIの評価の平均値は1.0(標準偏差0.74)であった。横軸に実験の順番(何人目の被験者か)を、縦軸に評価値をとったグラフを図40に示す。

手順3・手順4の2回目から5回目までの店舗選択の際に赤いチェックで示された推薦店舗を選択した確率を求めたところ、63%であった。

また、各店舗について、全被験者による被選択回数と推薦されて選ばれた回数を記録した。この結果を、図41に示す。

質問 III の結果は、営業時間と店舗画像が 2 票、主なメニューが 6 票だった。その他の項目としては、クーポン・店舗までのナビゲーション・予算・メニュー画像・メニュークチコミといった項目が挙げられた。

質問 IV のコメントとしては、店舗画像が小さい・属性から選びたい・ディスプレイの枠が邪魔などのコメントがあった。

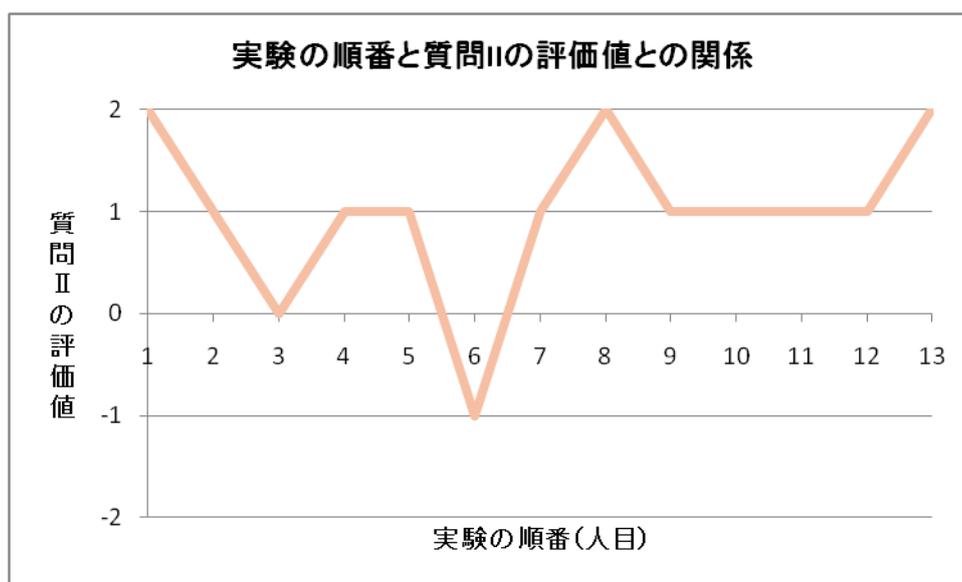


図 40: 実験の順番と質問 II の評価値との関係

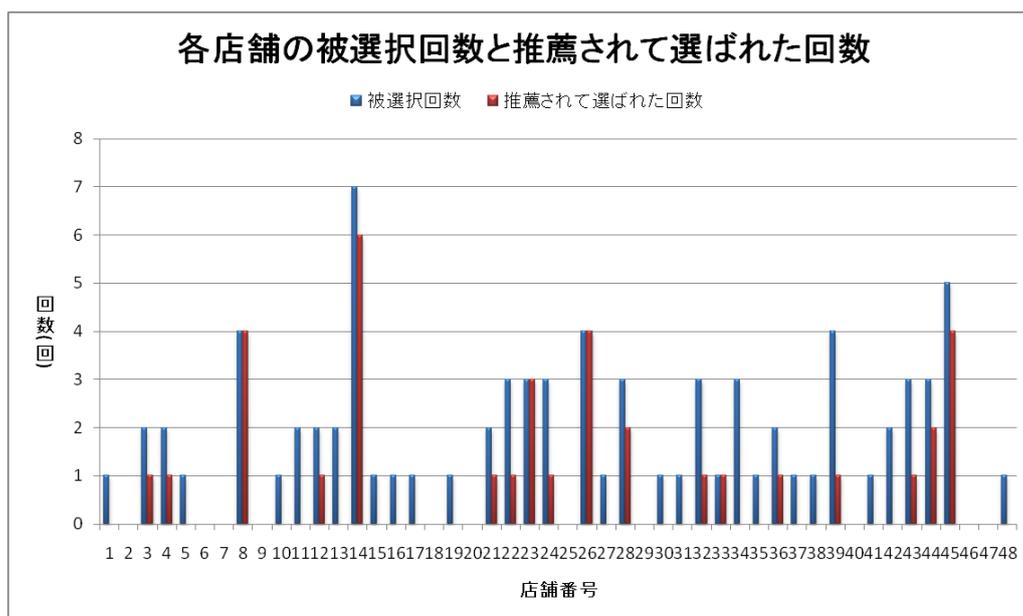


図 41: 各店舗の被選択回数と推薦されて選ばれた回数

以上の結果について考察する。

まず、マップと店舗画像の表示内容について考える。コメントにあるように、店舗画像の大きさが小さく店舗情報が読み取りづらかったといえる。店舗名と属性以外は読みづらく、顔を近づけなければ内容が読み取れないサイズだった。店舗情報については、メニューについてより詳しく知りたいという声が多かった。その他の項目としては、クーポン・店舗までのナビゲーション・予算・メニュー画像・メニュークチコミが欲しいという声があったが、これらはぐるなび [27]や食べログ [28]などの Web 上のグルメサイトでよく提供されている情報である。被験者は、これらのサービスを日常的に使っているため本システムでも同様の情報を求めたと考えられる。

以上のフィードバックを基に、店舗画像を図 33 の Ver.1.0 から図 35 の Ver.2.0 に改良した。ここでは、スペースを最大限に利用して店舗情報の表示サイズを大きくし、ユーザが店舗情報を読み取りやすくした。メニュー情報を増やしたかったが、店舗画像の大きさの制約上できなかつた。

続いて、レコメンデーション方式について考察する。

質問 I の結果から、最終的に行くことにした店舗として推薦された店舗が 62%の確率で選ばれている。このことから、本システムが推薦によって被験者が興味のある場所を探し出すことを支援したことが示唆される。また、質問 II の評価値平均が 1.0 であることから、被験者はレコメンデーションによって興味のある場所を見つけることがあったといえる。図 43 に示す結果からも、被選択回数が多い店舗は推薦されたことによって選ばれた回数も多い傾向があることがわかる。これらの結果から、被験者が店舗を選ぶ過程において、レコメンデーションが被験者の選択に影響を及ぼしているといえる。

本レコメンデーション方式は、選択履歴が蓄積されるに従ってより良いレコメンデーションがなされると考えられる。しかしながら、図 42 に示された結果では、実験回数が大きくなる、つまり履歴の蓄積によって評価値が大きくなることは確認されなかつた。これは、次の 2 つが原因として考えられる。1 つ目は、プロトタイプとして構築した本システムは、コンテンツ数が少ないためレコメンデーションがなくても被験者は興味のある場所を見つけることができたかもしれない、つまりあまりレコメンデーションの必要性がないシステムだったかもしれないということである。コンテンツ数が少なくなったのは、状況設定を昼食に限定したため実質のコンテンツ数が全 48 店舗の中の昼食が食べられる 35 店舗になってしまったからである。レコメンデーションの必要性があまりないシステムにおいて、レコメンデーション方式の検証はできない。2 つ目の原因が、個人差を考慮しない実験方法だったことである。今回の方法では、各被験者がそれぞれ異なる履歴数でのレコメンデーションを評価しその評価値を各履歴数の評価としたため、個人による評価尺度の違いが結果に大きく影響を及ぼしている。例えば、最初の方

の被験者の評価基準が甘くて評価が高く、最後の方の被験者の評価基準が厳しく評価が低かった場合、履歴の蓄積によって評価が高くなることはあり得ない。

以上のことから、できるだけレコメンデーションが求められるシステムとなるように図 34 のようにマップ Ver.2.0 ではコンテンツである店舗数を Ver.1.0 の 48 店舗から 100 店舗に増やした。また、次章で後述する以降の実験では、個人差を考慮した方法で実験を行うようにした。

以上をまとめると、プロトタイプを用いた実験により、以降の実験で正確な検証を行うために次の点に留意すべきであることがわかった。

- コンテンツである店舗の数を増やす。
- 店舗画像から容易に店舗情報が読み取れるようにする。
- 個人差を考慮した方法で実験を行う。

これらを基に日吉デジタルグルメマップを改善し、実験による検証を行うことによってより良いシステムを目指す。

5.4 日吉デジタルグルメマップの再構築

前節のプロトタイプを用いた実験の結果を基に、新しく日吉デジタルグルメマップを構築した。ここでは、マップとして図 34 に示すマップ Ver.2.0 を、店舗画像として図 35 に示す店舗画像 Ver.2.0 を用いた。再構築した日吉デジタルグルメマップを図 42 に示す。ここでは、選択店舗は示さず、推薦店舗は図のようなオススメマークによって示した。

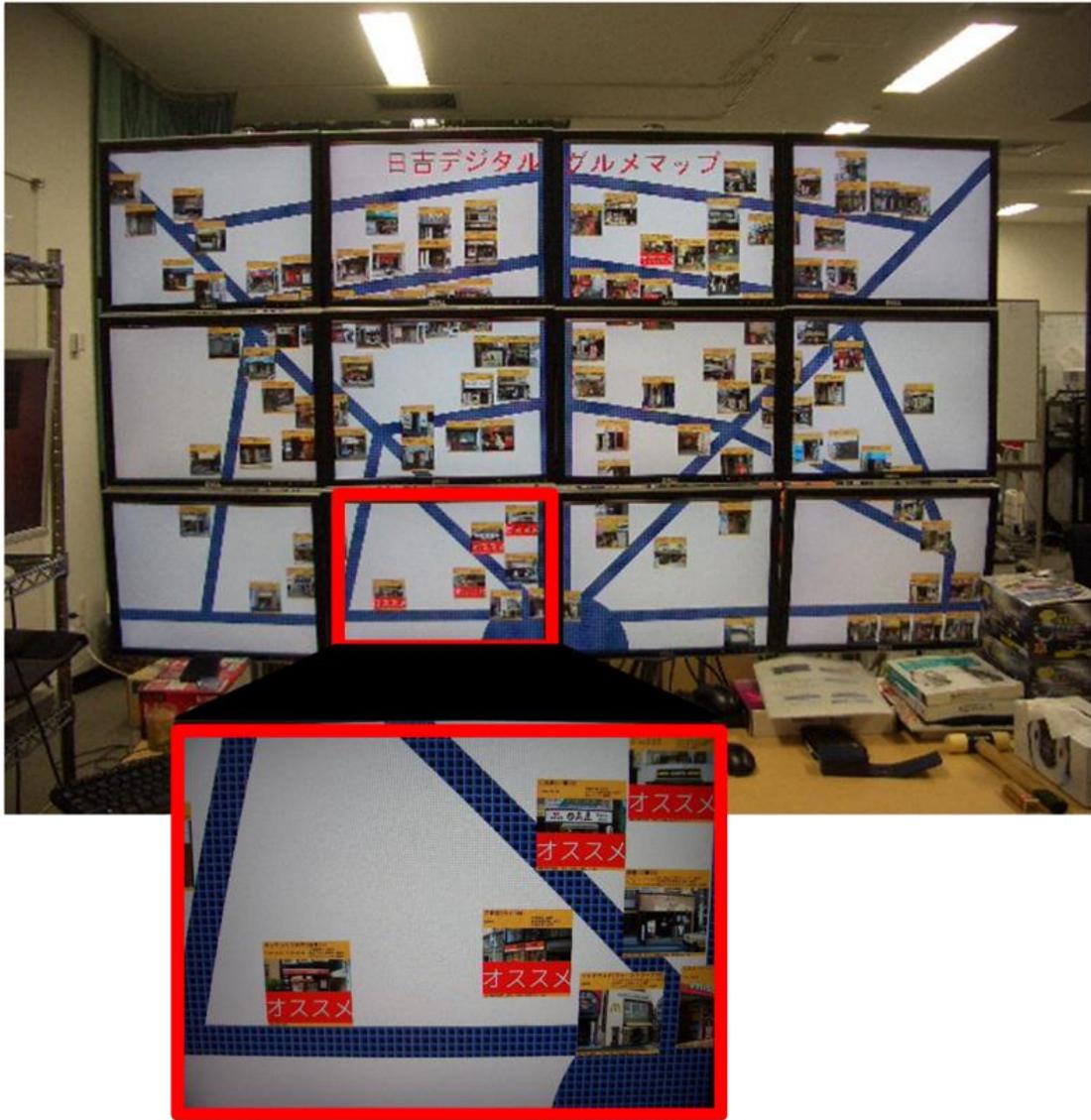


図 42: 再構築した日吉デジタルグルメマップ

次章では、再構築したこのシステムを用いて検証を行うことによって、レコメンデーション手法を検討しシステムを最適化する。

第 6 章 行動支援システムの検証と評価

本章では、日吉デジタルグルメマップの検証・評価とその最適化について述べる。6.1 節では、履歴蓄積によってレコメンデーションの精度が上昇するかを検証する実験について述べる。6.2 節では、4 章で述べた 4 種類のレコメンデーション手法の特性を調べる実験について述べる。6.3 節では、本研究で提案するレコメンデーション手法を検証するために行った実験について述べる。

6.1 履歴蓄積とレコメンデーション精度との関係の検証

6.1.1 目的

本研究で提案するレコメンデーション方式は、選択履歴を用いて推薦が行われる。このため、もし本レコメンデーション方式が有効なのであれば履歴の蓄積に伴いレコメンデーションの精度が上昇すると考えられる。そこで、前章で再構築した日吉デジタルグルメマップを用いて、この仮説を検証する実験を行う。本実験の目的は、次の通りである。

- 履歴蓄積によってレコメンデーションの精度が上昇することを示す。

6.1.2 準備

本実験では、履歴の蓄積数とレコメンデーションの評価値との関係を検証するため、できるだけ多くの履歴数が必要とされる。そこで、実験を行う前に、準備として被験者に自由に店舗選択を行ってもらうことによって最初の選択履歴データベースを構築した。履歴蓄積は、次の手順で行った。

状況設定：日吉駅前にある日吉デジタルグルメマップを使って食べに行く場所を決めることにした。(以降の実験でも、この状況設定は同様であるとする。)

1. くじによって、1 人で昼食・1 人で夕食・友人と昼食・友人と夕食・友人と軽食から具体的な状況を 1 つ選ぶ。
2. 選んだ具体的な状況設定において、マップの中から興味のある店舗を 5 つ選び店舗番号(1~100)を入力する。
3. 同じ状況設定で、再びマップの中から興味のある店舗を 5 つ選び店舗番号を入力する。
4. 残りの状況の中から再びくじで状況設定を決定し、手順 2・手順 3 を行う。これを全ての状況設定について行うまで全部で 5 回繰り返す。

ここでは、最初のデータセット作成であるためレコメンデーションによる推薦店舗の

提示は行わずに自由に店舗を選択してもらうことによって、できるだけ精度の高いデータベースが構築されるようにした。手順3では、手順2とは異なる気分で店舗選択を行ってもらうことによって多様性のあるデータベース作成を目指した。

実験準備のための履歴蓄積は、20代の男女10人の被験者によって行い、全部で100個の選択履歴を蓄積した。

6.1.3 方法

準備終了後、実験を行った。本実験は、次のような手順で行った。

具体的な状況：1人で昼食・1人で夕食・友人と昼食・友人と夕食・友人と軽食の
中からくじで1つ選択

1. 上記の状況設定で、マップの中から興味のある場所を5つ選び店舗番号(1~100)を入力する。
2. 5つの選択を基に、4つのレコメンデーションによって5つずつ推薦店舗が提示される。
3. 各5つの推薦店舗について、質問Iに回答する。

ここで、4つのレコメンデーションとは、履歴数0個に基づくレコメンデーション・履歴数10個に基づくレコメンデーション・履歴数50個に基づくレコメンデーション・履歴数100個に基づくレコメンデーションのことである。

実験時間を考慮して、1店舗を選択することではなく5店舗を選択した後に各レコメンデーションによって推薦を行った。また、評価基準を一定にするために、各レコメンデーションによる推薦で2回以上重複して推薦された店舗に関しては、最初につけた評価と同じ評価をするようにしてもらった。

本実験では、レコメンデーション手法として or 合成上位抽出を用いた。and 合成の場合、履歴数が最大100個程度では5つの店舗を選択した後に合成確率分布が形成されないため or 合成を選択した。また、確率抽出の場合は、類似度が高い店舗と低い店舗の両方が推薦されうるためレコメンデーション方式の方向性の正しさを確認する本実験には適さないと考え、上位抽出によって類似度が高い店舗のみを抽出して推薦し評価してもらうことによって検証を行うことにした。

質問は、次の通りである。

- I. レコメンデーションによって推薦された5つの店舗それぞれについて、興味を持った！・まあまあ興味を持った・あまり興味を持たなかった・全然興味を持たなかったの中から最も当てはまるものを選んでください。

実験は、研究室において、20代~50代の男女15人の被験者に対して行った。

6.1.4 結果と考察

推薦店舗の評価である興味を持った！・まあまあ興味を持った・あまり興味を持たなかった・全然興味を持たなかったという評価をそれぞれ4・3・2・1という評価値として、履歴数0個・10個・50個・100個のレコメンデーションによる推薦店舗の評価値平均を求めたところ、それぞれ2.42・2.78・2.77・2.88であった。標準偏差は、それぞれ0.98・0.95・0.99・0.99であった。この結果を図43に示す。

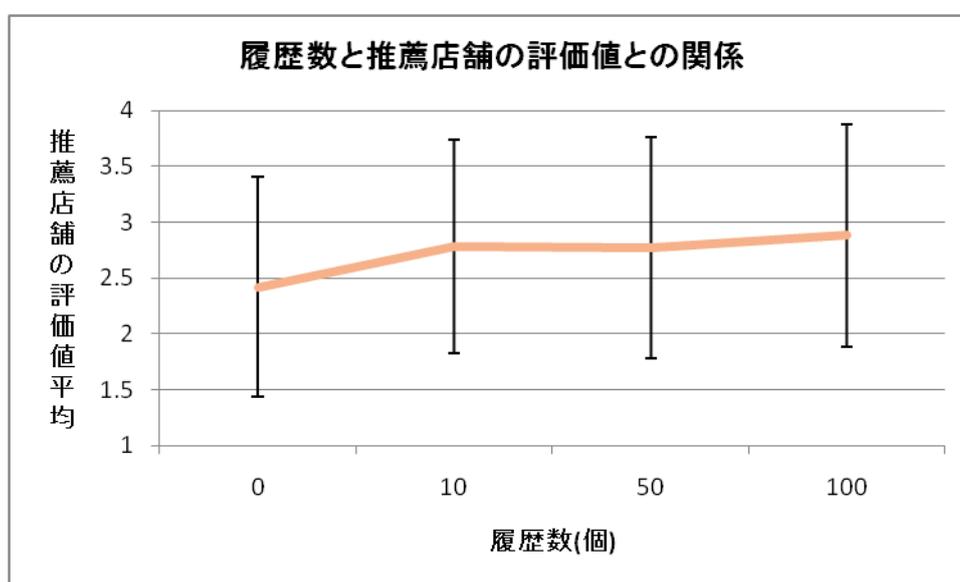


図 43: 履歴数と推薦店舗の評価値との関係

この結果を一元配置の分散分析によって分析したところ、履歴の数が推薦店舗の評価値平均に1%有意で影響を与えることがわかった。

履歴数100個のレコメンデーションが最も高い評価値を得たが、履歴数10・50・100個のレコメンデーションの評価値の間には大きな差はみられなかった。これは、図44示す履歴数10個の被選択回数分布、図45に示す履歴数50個の被選択回数分布、図46に示す履歴数100個の被選択回数分布からわかるように、本システムで扱う程度のコンテンツ数の場合、履歴数10個の段階である程度被選択回数分布が形成されるからだと考えられる。

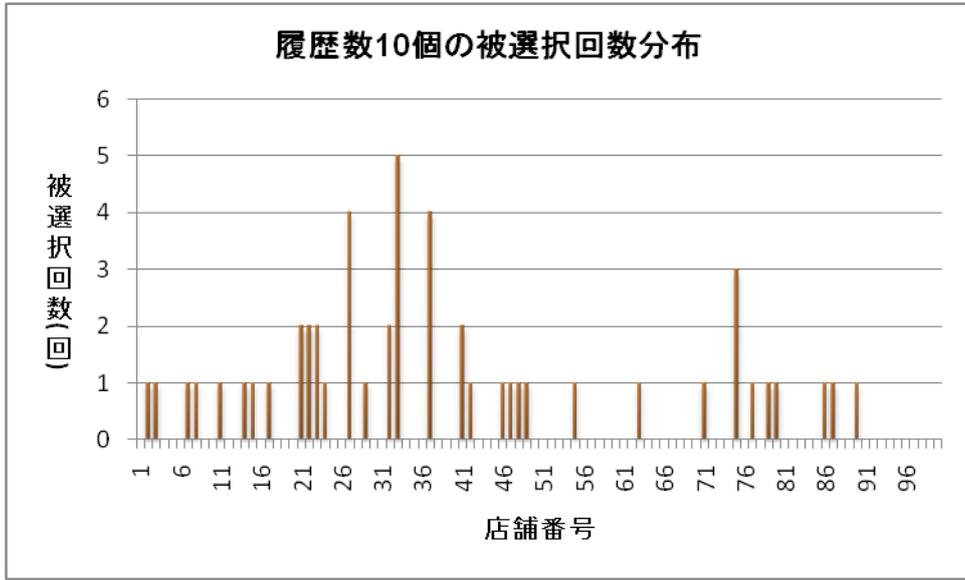


図 44: 履歴数 10 個の被選択回数分布

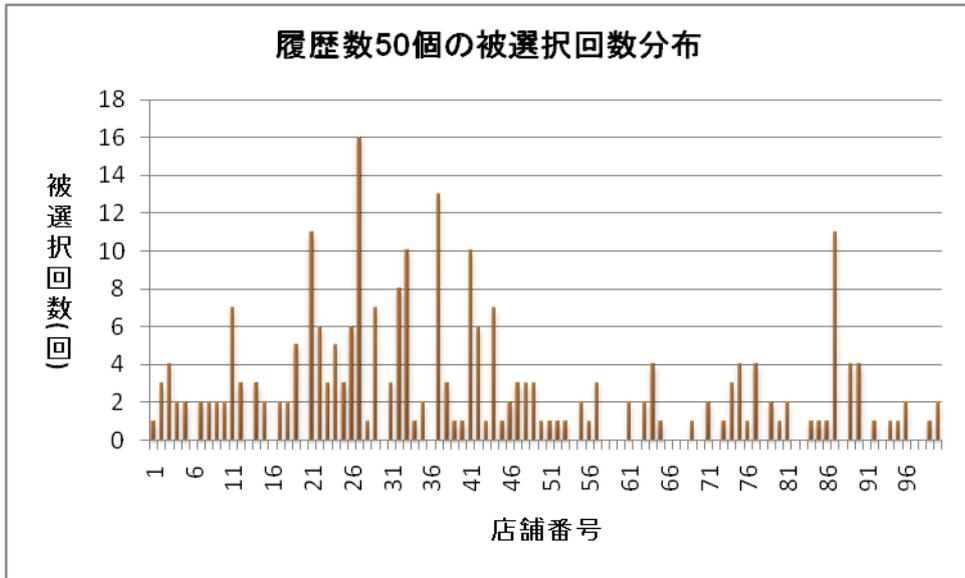


図 45: 履歴数 50 個の被選択回数分布

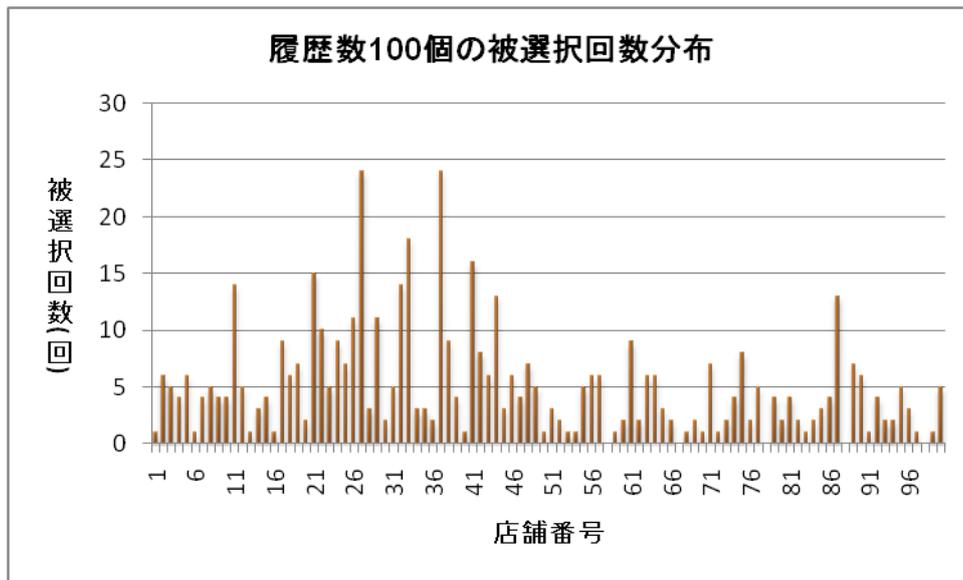


図 46: 履歴数 100 個の被選択回数分布

図 47 に履歴数と 1 回でも選択された店舗の数の関係を示す。この結果から、履歴数 10 個の場合 100 店舗中 30 店舗しか選ばれておらず、50 個で 70 店舗、100 個で 90 店舗を超える店舗が選ばれている。本レコメンデーション方式のアルゴリズムでは、1 回も選ばれていない店舗は推薦されないため、履歴数が 10 個のレコメンデーションよりも 50 個の方が、50 個のレコメンデーションよりも 100 個のレコメンデーションの方がより多様なレコメンデーションが可能であるといえる。

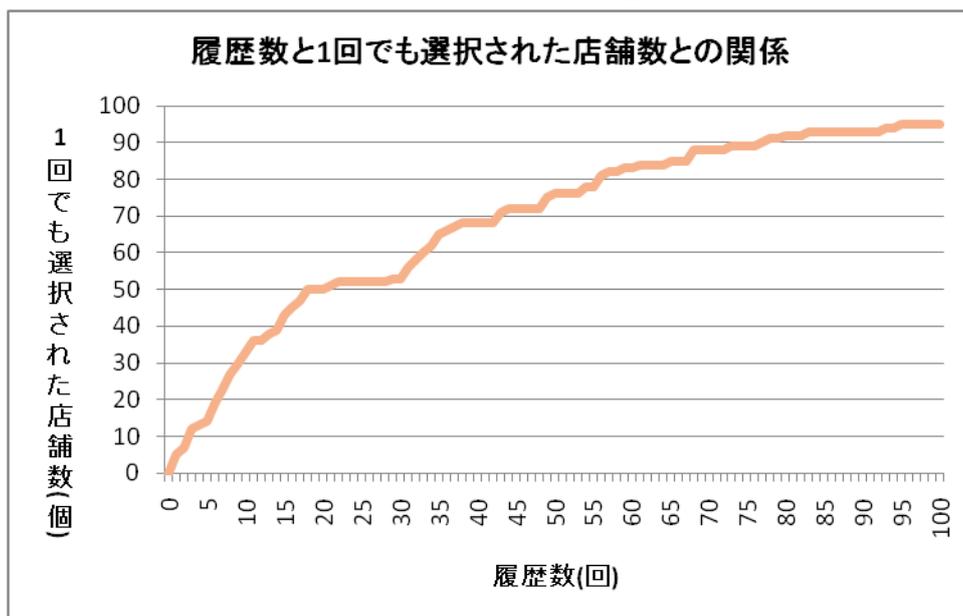


図 47: 履歴数と 1 回でも選択された店舗数との関係

以上をまとめると、本システムは選択履歴が蓄積されることによってレコメンデーションの精度が上がることを示された。このことから、本レコメンデーション方式の方向性は正しいといえる。

本実験において、例えば店舗番号 27 のドトールや店舗番号 37 のマクドナルドが必要以上に推薦される傾向があった。これは、各店舗の確率分布を合成する際に分布面積が大きい分布の方が合成確率分布に強い影響を及ぼすため、推薦が被選択回数が多い店舗に偏り過ぎたからであると考えられる。そこで、確率分布を同時被選択回数 $n_{i,j}$ ではなく、式(3)によって求められる同時被選択確率 $p_{i,j}$ によって図 48 のように作成し、これを用いてレコメンデーションを行うことにした。この確率分布は、図 26 の確率分布を正規化し確率密度分布としたものである。

$$p_{ij} = \frac{n_{i,j}}{\sum_{j=1}^N n_{i,j}} \dots (3)$$

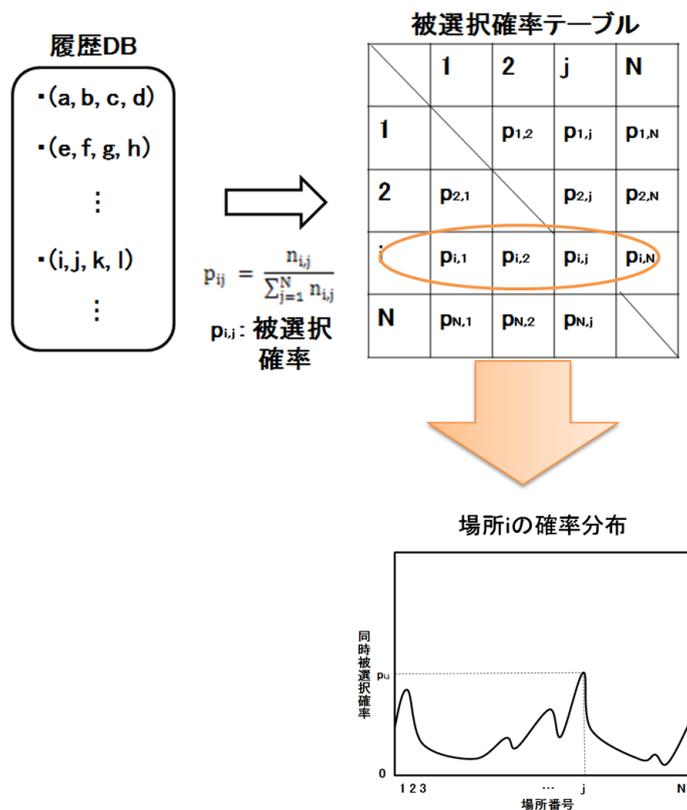


図 48: 同時被選択確率を用いた確率分布の作成

6.2 各レコメンデーション手法の特性の検証

6.2.1 目的

本実験では、4章で述べた4種類のレコメンデーション手法の特徴について調べる。実験の目的は、次の通りである。

- and 合成上位抽出・and 合成確率抽出・or 合成上位抽出・or 合成確率抽出の4種類のレコメンデーション手法の特性を調べる。

6.2.2 方法

本実験は、次の手順で行った。

具体的な状況：設定せず、被験者のその時の気分で実験を行ってもらった。

1. 日吉デジタルグルメマップを見て、質問Iと質問IIに回答する。
2. 上記の状況設定で、マップの中から興味のある店舗を1つ選択し、店舗番号を入力する。
3. 5つの店舗が推薦されるので、それらを参照にしつつ、マップの中から興味のある場所を1つ選択する。
4. 手順3を繰り返す。
5. 全部で3つの店舗を選択したら質問III・質問IV・質問V・質問VIに回答する。
6. 手順2~手順5を全部で4回繰り返す。

ここで、手順2~手順5を繰り返すごとにand 合成上位抽出・and 合成確率抽出・or 合成上位抽出・or 合成確率抽出の中からランダムで異なるレコメンデーション手法によって推薦を行うことにする。

質問は、次の通りである。

- I. ディスプレイに表示された店舗の数は十分かを少な過ぎる・やや少な過ぎる・十分・やや多過ぎる・多過ぎるの中から最も当てはまるものを選んでください。
- II. ディスプレイに表示された各店舗の情報は十分かを少な過ぎる・やや少な過ぎる・十分・やや多過ぎる・多過ぎるの中から最も当てはまるものを選んでください。
- III. 自分の興味に合った店舗が推薦されたかをそう思う・ややそう思う・どちらでもない・ややそう思わない・そう思わない(以下、5段階評価と呼ぶ)の中から最も当てはまるものを選んでください。
- IV. 推薦によって意外性のある新しい店舗の発見があったかを5段階評価の中から最も当てはまるものを選んでください。
- V. 店舗選択を繰り返す間に自分の興味が変化したかを5段階評価の中から最も当てはまるものを選んでください。

VI. どこの店で食べるかの行動の意思決定に役立ったかを 5 段階評価の中から最も当てはまるものを選んでください。

実験は、協生館内の研究科の共有部屋にて、20代~50代の男女20人の被験者に対して行った。

6.2.3 結果と考察

回答結果は、そう思う・ややそう思う・どちらでもない・ややそう思わない・そう思わないという評価を、それぞれ5・4・3・2・1の評価値として扱った。

質問Iの回答の平均値は3.5、質問IIの回答の平均値は2.5であった。標準偏差はそれぞれ0.74と0.50であった。

この結果から、ディスプレイ全面に100個の店舗画像が表示されているのに対しては店舗数が少し多いと感じる人が多いことがわかる。また、多くの人にとって各店舗画像の情報量はやや少なかつたといえる。このことから、理想的にはもう少し情報量の多い店舗画像をもう少し少ない数ディスプレイに表示するのが適当だったといえる。しかしながら、これだけ多くの情報量の表示を実現するためには大画面高精細ディスプレイが必要であり、これを安価に実現するためにはタイルドディスプレイを用いるしかなかったといえる。

質問III~質問VIの結果の平均値を表4に示す。括弧内の値は標準偏差である。また、これらをグラフ化したものを図49に示す。質問IIIは推薦店舗が被験者の興味に合致していたかを問う質問である。質問IVは推薦店舗に意外性があったかを問う質問である。質問Vは最初の興味が3回の推薦によって変化したかを、質問VIはシステム全体の評価を問うている。

表 4: 質問 III~VI の結果

	質問III	質問IV	質問V	質問VI
and合成 上位抽出	3.35 (1.4)	3.65 (1.2)	3.1 (1.0)	4.3 (0.6)
and合成 確率抽出	3.45 (1.2)	3.6 (1.2)	2.8 (1.2)	3.5 (1.1)
or合成 上位抽出	4.1 (0.9)	3.15 (1.1)	2.7 (1.1)	3.65 (1.1)
or合成 確率抽出	3.3 (1.0)	3.75 (1.2)	3.2 (1.0)	3.7 (1.0)

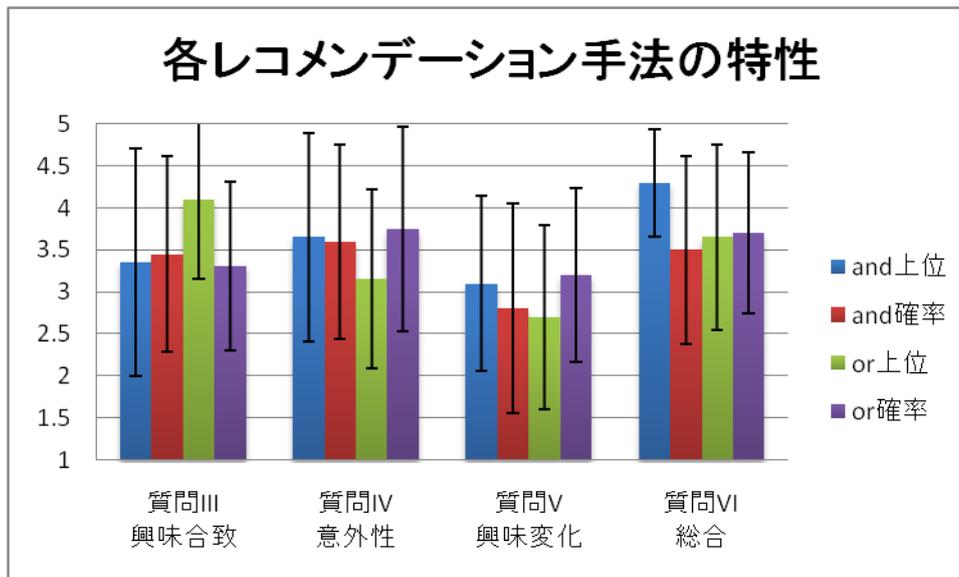


図 49: 質問 III~VI の結果

この結果から、質問 III の結果の値が大きいと質問 IV の結果の値が小さく、逆に質問 III の結果の値が小さいと質問 IV の結果の値が大きい傾向があることがわかる。このことから、4つのレコメンデーション手法においてはユーザの興味に合致する店舗を推薦する要素と意外性のある店舗を推薦する要素は相反するトレードオフの関係であるといえる。つまり、ユーザの興味に合致する推薦を行うレコメンデーション手法はあまり意外性のある推薦をしない傾向があり、逆に意外性のある推薦をするレコメンデーション手法はあまりユーザの興味に合致する推薦を行わない傾向があるといえる。

or 合成上位抽出は質問 III の結果の値が他の手法に比べて大きい。また、他の手法では質問 IV の結果の値の方が質問 III の結果の値よりも大きいにも関わらず、or 合成上位抽出では質問 III の結果の値の方が大きい。これは、or 合成上位抽出の場合、選択を重ねても合成確率分布が大きくは変化しない中で分布から類似度が高い順に店舗を抽出するため、同じような類似度の高い店舗が推薦され続けるためだと考えられる。

また、and 合成の場合、選択を重ねるにつれて合成確率分布の中で確率が 0 ではない店舗が減っていき、1 回目の推薦では 5 店舗だった推薦店舗の数が 2 回目には数店舗、3 回目には 1,2 店舗になる傾向があった。このため、2 回目・3 回目の推薦では上位抽出と確率抽出の推薦店舗はあまり変わらなかった。

or 合成上位抽出を除いて考えると、質問 III と質問 IV の結果から、and 合成の方が興味に合致する店舗を推薦するレコメンデーションで、or 合成の方が意外性のある推薦をするレコメンデーションであるといえる。これは、各手法の考え方から予測される傾向と一致している。

質問 V の結果は、各手法間で大きな差は確認されなかった。各評価値平均から、全

体的に被験者が選択を重ねる際に推薦によって興味が変わることはあまりなかったといえる。本研究では目的が明確でない、つまり最初の興味が不明瞭なユーザに対するレコメンデーション手法を考えているが、この結果から最初から興味が明確な被験者が多くいた可能性がある。そこで、以降の実験では最初から興味を定めた上で店舗選択を行わないように留意してもらうようにする。

質問 VI の結果は、and 合成上位抽出の結果の値が他の手法に比べて大きい。これは、選択を重ねるにつれて推薦店舗が絞り込まれるという and 合成の特徴が、行動の意思決定、つまり最終的にどこに食べに行くかを 1 つに絞り込む上で役立ったのではないかと考えられる。

以上をまとめると、各レコメンデーション手法について次のことがいえる。

- and 合成は、選択を重ねるにつれて推薦可能店舗が絞られるため上位抽出と確率抽出の推薦にあまり差がなくなる傾向がある。
- or 合成上位抽出は、選択を重ねても大きくは変化しない合成確率分布の中の上位を推薦し続けるため同じような店舗が推薦され続ける傾向がある。
- and 合成は or 合成よりもユーザの興味に合致する店舗を推薦する。
- or 合成は and 合成よりも意外性のある店舗を推薦する。

6.3 提案するレコメンデーション手法の検証

6.3.1 and 合成と or 合成の組み合わせ

前節の実験から、and 合成は興味に合致する店舗の推薦を、or 合成は意外性のある店舗の推薦をする傾向があることがわかった。

本システムが目指す目的が明確でない人が選択を繰り返すことによって興味のある店舗を探し出すことを支援するレコメンデーションは、and 手法のように興味を絞り込むだけでも or 手法のように興味を広げるだけでも不十分であると考えられる。そこで、これら 2 つの手法を組み合わせることによって、ユーザが選択しながら興味のある場所を見つけられるレコメンデーション手法を目指す。ここでは、より特徴的な and 合成上位抽出手法と or 合成確率抽出手法を用いる。

これら 2 つのレコメンデーション手法の組み合わせ方として、次の 2 つを考えた。1 つ目が、5 つの推薦店舗のうち 1 店舗を and 手法で、4 店舗を or 手法で推薦する手法である。2 つ目が、or 合成した合成確率分布と and 合成した合成確率分布を更に or で合成した合成確率分布から、確率抽出によって 5 つの推薦店舗を決定する手法である。前者を提案手法 1、後者を提案手法 2 とする。

6.3.2 目的

本実験では、前項で述べた提案手法 1 と提案手法 2 の有効性を検証する。ここでは、比較対象としてランダムで 5 つの店舗を推薦するランダム手法を用いた。実験の目的は、次の通りである。

- 本システムにおいて、提案手法 1 と提案手法 2 の有効性を検証する。

6.3.3 方法

本実験は、次の手順で行った。

具体的な状況：設定せず、被験者に任せて実験を行ってもらった。但し、最初に興味を明確には定めないように留意してもらった。

1. 上記の状況設定で、マップの中から興味のある店舗を 1 つ選択し、店舗番号を入力する。
2. 5 つの店舗が推薦されるので、それらを参考にしつつ、マップの中から興味のある場所を 1 つ選択する。
3. 手順 2 を繰り返す。
4. 全部で 3 つの店舗を選択したら質問 I・質問 II・質問 III・質問 IV・質問 V に回答する。
5. 手順 1~手順 4 を全部で 3 回繰り返す。

ここで、手順 1~手順 4 を繰り返すごとに提案手法 1・提案手法 2・ランダム手法の中からランダムで異なるレコメンデーション手法によって推薦を行うことにする。

質問は、次の通りである。

- I. 推薦店舗は自分の興味に合う店舗だったかを非常にそう思う・そう思う・ややそう思う・どちらでもない・ややそう思わない・そう思わない・非常にそう思わない(以下、7 段階評価と呼ぶ)の中から最も当てはまるものを選んでください。
- II. 推薦店舗は意外性のある店舗だったかを 7 段階評価の中から最も当てはまるものを選んでください。
- III. 推薦によって自分の興味が広がったかを 7 段階評価の中から最も当てはまるものを選んでください。
- IV. 推薦によって自分の興味が絞られたかを 7 段階評価の中から最も当てはまるものを選んでください。
- V. どの店で食べるかを決めるのに役立ったかを 7 段階評価の中から最も当てはまるものを選んでください。

実験は、協生館内の研究科の共有部屋にて、20 代~30 代の男女 12 人の被験者に対し

て行った。

6.3.4 結果と考察

回答結果は、非常にそう思う・そう思う・ややそう思う・どちらでもない・ややそう思わない・そう思わない・非常にそう思わないという評価を、それぞれ7・6・5・4・3・2・1の評価値として扱った。

質問 I~質問 V の結果の平均値を表 5 に示す。括弧内の値は標準偏差である。また、これらをグラフ化したものを図 50 に示す。質問 I は推薦店舗が被験者の興味に合致していたかを問う質問である。質問 II は推薦店舗に意外性があったかを問う質問である。質問 III は最初の興味が 3 回の推薦によって広がったかを問う質問である。質問 IV は最初の興味が 3 回の推薦によって絞られたかを問う質問である。質問 V はシステム全体の評価を問うている。

表 5: 質問 I~V の結果

	質問I	質問II	質問III	質問IV	質問V
提案手法 1	5.67 (1.1)	4.83 (1.7)	5.00 (1.5)	4.83 (1.14)	5.67 (0.7)
提案手法 2	5.50 (1.7)	4.67 (1.5)	4.75 (1.7)	4.58 (1.6)	5.42 (1.4)
ランダム 手法	4.42 (1.4)	5.17 (1.3)	4.83 (1.7)	4.33 (1.9)	4.5 (1.8)

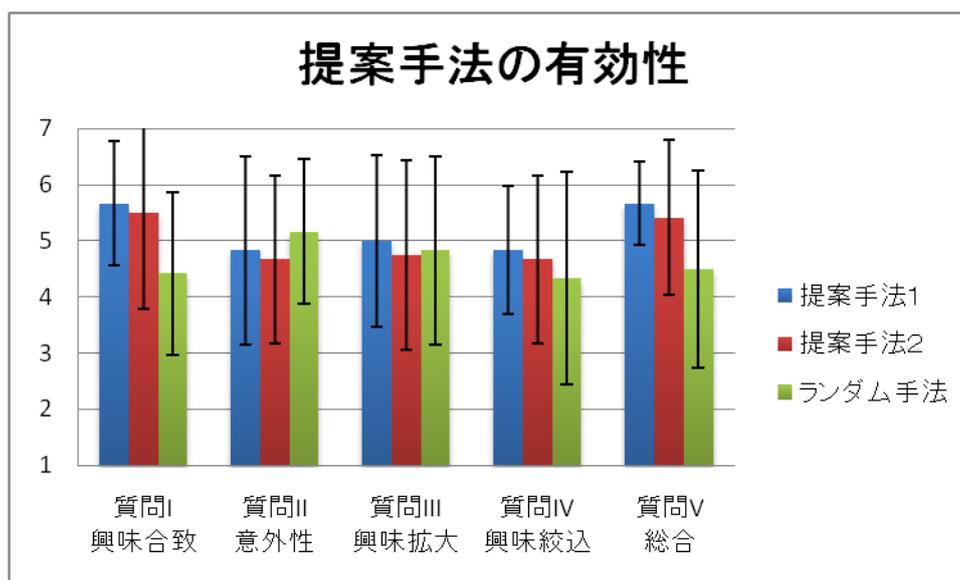


図 50: 質問 I~V の結果

質問 I と質問 II の結果から、and 手法と or 手法を組み合わせた提案手法 1 と提案手法 2 はランダム手法に比べて興味に合う店舗と意外性のある店舗の両方をバランスよく推薦していることがわかる。意外性に関してはランダム手法の評価値が最も大きかったが、質問 V の結果からランダム手法での意外性はシステムに対する満足度に繋がっていないことがいえる。

質問 III と質問 IV の結果から、基本的には質問 I の評価値が大きいと質問 IV の評価値も大きく、質問 II の評価値が大きいと質問 III の評価値が大きいことがわかる。このことから、レコメンデーションでは興味に合う店舗の推薦によって自分の興味が絞られて、意外性のある店舗の推薦によって自分の興味が広がるといえる。

質問 V の結果から、質問 III と質問 IV の評価値が大きいほど質問 V の評価値が大きい。これより、目的が明確でない人が興味のある店舗を発見することを支援するレコメンデーションとしては、興味を広げる要素と興味を絞り込む要素をバランスよく兼ね備えた手法が適しているといえる。

全ての質問において、提案手法 1の方が提案手法 2よりも高い評価値を得た。これより、提案手法 1 が日吉デジタルグルメマップにおけるレコメンデーション手法として最適であるといえる。これは、本システムに蓄積された履歴が十分でないため提案手法 2 において and による合成分布の影響が大き過ぎたからであると考えられる。今後、十分な履歴の基で検証を行う必要がある。

以上をまとめると、本研究で提案するレコメンデーション手法について次のことがいえる。

- and 合成上位抽出手法と or 合成確率手法とを適宜組み合わせた手法によるレコメンデーションでは、興味を広げつつも絞り込めるバランスのとれた推薦がなされる。
- その結果として、目的が明確でない人が興味のある店舗を発見することができる。

7章 結論と今後について

本章では、本研究の結論および今後について述べる。7.1 節では、1 章から 6 章までをまとめ、本研究によって得られた結論について述べる。7.2 節では、本研究の今後の課題と展開について述べる。

7.1 結論

本研究では、街中でブラブラしている人に対して興味のある場所情報を提供することによって行動を支援するデジタルガイドマップを提案し、実際にシステムを開発し検証を行った。

行動支援システムとして、高精細情報表示機能とレコメンデーション機能を有するデジタルガイドマップを提案した。

高精細情報表示機能を実現するために、安価に大画面高精細ディスプレイを構築できるタイルドディスプレイを用いた。また、タイルドディスプレイ環境で画像表示を行うために、SAGE というミドルウェアと ImageViewer という SAGE 専用アプリケーションを用いた。

レコメンデーション機能については、初めてエリアを訪れた人やグループで訪れた人でも利用でき、目的が明確でない人に対して興味のある場所を推薦するレコメンデーション方式として、ユーザの場所選択を基に各場所の確率分布を作成し、この分布を用いて推薦店舗を決定するレコメンデーション方式を考えた。

日吉駅周辺の飲食店をコンテンツとして日吉デジタルグルメマップを構築し検証を行った。

選択履歴を利用したレコメンデーション方式が有効であれば選択履歴の蓄積によってレコメンデーションの精度が上がるだろうと考え、履歴蓄積とレコメンデーション精度との関係を検証する実験を行った。この結果、履歴蓄積に伴いレコメンデーションの評価が上がることを確認された。これより、本レコメンデーション方式の方向性が正しいことが示された。

次に、確率分布から推薦店舗を決定する 4 つのレコメンデーション手法の特性を調べる実験を行った。実験の結果、and 合成はユーザの興味に合致する店舗を推薦する特徴を、or 合成は意外性のある推薦をする特徴を有することがわかった。

最後に、and 合成上位抽出手法と or 合成確率抽出手法とを組み合わせた 2 つの提案手法の有効性を検証する実験を行った。実験の結果から、and 手法と or 手法を組み合

わせることによって両者の特徴をバランスよく併せ持つレコメンデーション手法となり、目的が明確でない人に対する行動支援として有効なシステムが実現できることがわかった。

以上のまとめから、本研究の結論として次のことがいえる。

- デジタルガイドマップ上での情報選択を行動履歴として用いるレコメンデーションは有効であった。
- 確率分布を **and** で合成すると、ユーザの興味に合致する場所が推薦される傾向があった。
- 確率分布を **or** で合成すると、意外性のある場所が推薦される傾向があった。
- **and** で合成した分布と **or** で合成した分布とを更に適宜組み合わせることによって、ユーザの興味に合致する場所と意外性のある場所をバランスよく推薦するレコメンデーション手法が実現できた。

7.2 今後について

7.2.1 今後の課題

本研究の今後の課題としては、次の3点が挙げられる。

- 対象エリア
- ユーザインタフェース
- 検証方法

今回実験の行いやすさを考え日吉駅周辺の飲食店を対象としたシステムを構築し検証を行った。しかし、飲食店の場合、最終的に1つの店舗しか行くことができないため、興味を絞り込みながら店舗を探す傾向がある。一方、買い物等でブラブラする時は複数の店舗を訪れるため、興味を広げながら店舗を探す傾向がある。本システムは目的が明確でないユーザの興味を広げつつ行動を支援することが特徴であるため、駅周辺エリアの飲食店ではなく大型ショッピングモールエリアの店舗をコンテンツとしたデジタルガイドマップを開発し検証を行った方がより効果が確認されるかもしれない。

本研究ではテンキーを用いた入力方式を採用したが、テンキーでは店舗選択の度に視線をキーボードに移さなければならない。このため、マルチタッチのようなディスプレイを見たまま直感的に店舗選択が行える入力方式の方が最適であった。また、デジタルな表示端末を用いているにも関わらず作成したマップは静止画像であった。デジタルである利点を生かして動きのあるマップを作成した方がよりタイルドディスプレイの特

徴を生かしたシステムが構築できた。これらのユーザインタフェースが改善されることによってユーザにとって使いやすいデバイスとなり、結果として精度の高い履歴が蓄積されてより良いレコメンデーションになると考えられる。

今回の実験では、被験者に構築したデジタルガイドマップの前に座ってもらい、状況設定を説明して実験を行った。しかしながら、実際の運用時にはシステムの使われ方は一様ではない。雑多な使われ方の中でも本システムが有効であるかの検証が必要であるといえる。

7.2.2 今後の展開

本研究で提案したシステムは、Web 上で普及したレコメンデーションを現実空間に応用したものである。オンラインでのレコメンデーションは、Web 上の情報量が増え大量情報の中から自分が興味のあるコンテンツを探し出すことが難しくなってきた中で、それを支援するサービスとして広まった。同様にオフラインでも、近年増えつつある大型ショッピングモールのような多数の店舗を有するエリアにおいて、興味のある場所を発見することを支援するレコメンデーション機能付きデジタルガイドマップのようなサービスは有効であると考えられる。このようなデジタルガイドマップを例えば大型ショッピングモールのようなエリアに導入することは、ユーザ側だけではなくモール側や店舗側にも潜在的な顧客獲得に繋がるためつながるため利点があると考えられる。

また、本システムは、他のデバイスと連携することによってより良いサービスを提供できる可能性がある。

例えば、屋内位置情報取得システムが普及した際には、屋内位置情報が記録できるカード等をエリア内で配布し、センサーによってユーザが実際に訪れた店舗を記録する。この結果、行動履歴データベースには選択履歴の場合よりも精度の高いデータが蓄積されることになる。ここで、あるユーザがデジタルガイドマップの前に立つと、センサーによってユーザがその日訪れた店舗を読み取る。そして、ユーザの訪問店舗と行動履歴データベースからその日のユーザの気分合う店舗を推薦する。デバイスの連携によってこのようなシステムの構築も可能となる。

謝辞

本研究は、周りの方々のサポートなしでは決して完成することができませんでした。この場を借りて感謝の意を表します。

私が慶應義塾大学大学院システムデザイン・マネジメント研究科に入学してからの二年間、週一回のゼミを中心に研究の立案から着手、遂行、完成まで親身になって御指導して下さった小木哲朗教授に感謝致します。ありがとうございました。ヒューマンインタフェース学会での発表から ASIAGRAPH の論文集編集まで多岐に渡る経験をする事が出来ました。

副査を担当して下さった日比谷孟俊教授と西村秀和教授にも感謝致します。お忙しい中にも関わらず時間を割いて頂き、私の研究に対して糧となる指導を下さいました。

小木研究室の立山義祐特別研究助教と Hasup Lee 特別研究助教にも感謝致します。学部とは異なる分野での研究で初めは右も左も分からなかった私に、的確なアドバイスを下さいました。また、立山義祐特別研究助教は副査も担当して下さいました。ありがとうございました。

研究室の同期である栗田祐輔君と資延香里さんにも感謝致します。ゼミの度に励まし合い、日々切磋琢磨して研究活動に打ち込むことが出来ました。

実験の被験者として協力して下さいました方々にも感謝致します。特に、複数回に渡って協力して下さいました方には頭が上がりません。

最後に、小学校・中学校・高等学校・大学・大学院と長い間教育を受けさせてくれた両親に感謝の意を表します。これまで学んできたことを今後社会に還元していけるように努めます。

2011年2月4日

慶應義塾大学大学院

システムデザイン・マネジメント研究科

システムデザイン・マネジメント専攻

河崎 純一

外部発表

- i. 河崎純一, 立山義祐, 小木哲朗, "タイルドディスプレイを用いたデジタルマップによる行動支援システム," in ヒューマンインタフェースシンポジウム, 2010.
- ii. 河崎純一, 立山義祐, 小木哲朗, "タイルドディスプレイを用いたデジタル案内地図による行動支援," in ASIAGRAPH, 2010.

参考文献

- [1] デジタルサイネージコンソーシアム | Digital Signage Consortium. [Online]. <http://www.digital-signage.jp/>
- [2] 岡本直樹, 柴田史久, 馬場口登, "大規模施設におけるスケジューリングを伴う個人行動支援システムの提案," *情報処理学会研究報告. MBL, [モバイルコンピューティングとワイヤレス通信]*, vol. 21, pp. 191-198, Mar. 2003.
- [3] 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*, vol. 16, pp. 77-82, Mar. 2007.
- [4] 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. GN, [グループウェアとネットワークサービス]*, vol. 91, pp. 87-92, Sep. 2007.
- [5] 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, 情報・システム*, vol. J90-D, no. 11, pp. 2981-2988, Nov. 2007.
- [6] 次世代型新飲料自販機 | エキナカ自販機 acure <アキュア>. [Online]. <http://www.acure-fun.net/innovation/index.html>
- [7] Humphreys, G., Hanrahan, P., "A distributed graphics system for large tiled displays," in *Visualization '99: celebrating ten years*, 1999.
- [8] Renambot, L., Rao, A., Singh, R., Jeong, B., Krishnaprasad, N., Vishwanath, V., Chandrasekhar, V., Schwarz, N., Spale, A., Zhang, C., Goldman, G., Leigh, J., Johnson, A., "SAGE: the Scalable Adaptive Graphics Environment," in *Workshop on Advanced Collaborative Environments*, 2004.
- [9] sage commons. [Online]. <http://www.sagecommons.org/>
- [10] イオンレイクタウン. [Online]. <http://www.aeon-laketown.jp/>
- [11] Renambot, L., Jeong, B., Jagodic, R., Johnson, A., Leigh, J., "Collaborative visualization using highresolution tiled displays," in *Workshop on Information Visualization Interaction Techniques for Collaboration Across Multiple Displays*, 2006.
- [12] 久木元伸如, 江原康生, リー・ジェイソン, 小山田耕二, "タイルドディスプレイを用いた遠隔コラボレーションに関する検討," *電子情報通信学会技術研究報告. MVE, マルチメディア・仮想環境基礎*, vol. 106, no. 91, pp. 61-64, May 2006.
- [13] 澤藤誠, 坂本尚久, 江原康生, 小山田耕二, "タイルドディスプレイを用いた多地点

- 遠隔コミュニケーションシステムに関する研究(," 情報処理学会研究報告. *CVIM*, [コンピュータビジョンとイメージメディア], vol. 87, pp. 1-6, Sep. 2007.
- [14] Humphreys, G., Buck, I., Eldridge, M., Hanrahan, P., "Distributed rendering for scalable displays," in *the 2000 ACM/IEEE conference on Supercomputing*, 2000.
- [15] Humphreys, G., Houston, M., Ng, R., Frank, R., Ahern, S., Kirchner, P. D., Klosowski, J. T., "Chromium: a stream-processing framework for interactive rendering on clusters," in *the 29th annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, 2002.
- [16] Goldberg, D., Nichols, D., Oki, B.M., Terry, D., "Using collaborative filtering to weave an information tapestry," *Communications of the ACM*, vol. 35, no. 12, Dec. 1992.
- [17] Resnick, P., Iacovou, N., Suchak, M., Bergstrom, P., Riedl, J., "GroupLens: an open architecture for collaborative filtering of netnews," in *the ACM conference on Computer supported cooperative work*, 1994.
- [18] Shardanand, U., Maes, P., "Social information filtering: algorithms for automating "word of mouth"," in *the SIGCHI conference on Human factors in computing systems*, 1995.
- [19] K. Lang, "NewsWeeder: Learning to Filter Netnews," in *the 12th International Machine Learning Conference*, 1995.
- [20] Balabanović, M., Shoham, Y., "Fab: content-based, collaborative recommendation," *Communications of the ACM*, vol. 40, no. 3, Mar. 1997.
- [21] Terveen, L., Hill, W., Amento, B., McDonald, D., Creter, J., "PHOAKS: a system for sharing recommendations," *Communications of the ACM*, vol. 40, no. 3, Mar. 1997.
- [22] Amazon.co.jp. [Online]. <http://www.amazon.co.jp/>
- [23] Sarwar, B.M., Karypis, G., Konstan, J.A., Riedl, J., "Item-based collaborative filtering recommendation algorithms," in *10th International World Wide Web Conference*, 2001.
- [24] 小野智弘, 本村陽一, 麻生英樹, "ベイジアンネットによる映画コンテンツ推薦方式の検討," *電子情報通信学会技術研究報告. NC, ニューロコンピューティング*, vol. 104, no. 348, pp. 55-60, Oct. 2004.
- [25] 地域密着情報誌 日吉駅周辺版 . [Online]. <http://www.locaru.com/modules/guide/pdf/hiyoshi.pdf>

- [26] Google マップ. [Online]. <http://maps.google.co.jp/maps?hl=ja&tab=wl>
- [27] ぐるなび-宴会・グルメ情報検索サイト. [Online]. <http://www.gnavi.co.jp/>
- [28] 食べログ. [Online]. <http://tabelog.com/>