

Title	歩行から個人の主観的駅価値を予測するベイジアンネットワークの構築
Sub Title	Bayesian networks indicating station values from walking posture
Author	安, 謙太郎(Yasu, Kentaro)
Publisher	慶應義塾大学大学院メディアデザイン研究科
Publication year	2009
Jtitle	
JaLC DOI	
Abstract	
Notes	修士学位論文. 2009年度メディアデザイン学 第47号
Genre	Thesis or Dissertation
URL	https://koara.lib.keio.ac.jp/xoonips/modules/xoonips/detail.php?koara_id=KO40001001-00002009-0047

慶應義塾大学学術情報リポジトリ(KOARA)に掲載されているコンテンツの著作権は、それぞれの著作者、学会または出版社/発行者に帰属し、その権利は著作権法によって保護されています。引用にあたっては、著作権法を遵守してご利用ください。

The copyrights of content available on the KeiO Associated Repository of Academic resources (KOARA) belong to the respective authors, academic societies, or publishers/issuers, and these rights are protected by the Japanese Copyright Act. When quoting the content, please follow the Japanese copyright act.

修士論文 2009 年度（平成 21 年度）

歩行から個人の主観的駅価値を予測する
ベイジアンネットワークの構築

慶應義塾大学大学院メディアデザイン研究科

安 謙太郎

本論文は慶應義塾大学大学院メディアデザイン研究科に
修士（メディアデザイン学）授与の要件として提出した修士論文である。

安 謙太郎

指導教員：

稲見 昌彦 教授 (主指導教員)

奥出 直人 教授 (副指導教員)

稲蔭 正彦 教授 (副指導教員)

審査委員：

稲見 昌彦 教授 (主査)

奥出 直人 教授 (副査)

砂原 秀樹 教授 (副査)

歩行から個人の主観的駅価値を予測するベイジアンネットワークの構築

論文要旨

本論文では、私が構築した、少し時間に余裕があるときなどに、ユーザがどういう人間かをある程度踏まえた上で、どの駅で途中下車して街歩きをすれば楽しめそうかを提示してくれる仕組みについて述べる。

近年、モバイルデバイスに GPS が搭載され、それが都市で生活する人々の間に広く普及したことにより、近年様々な都市型レコメンデーションシステムが、どの場所へ行けば楽しいことがあるのか、という情報を提供している。

しかし、東京という都市に特徴的な、電車という移動手段に注目し、「駅」という単位でのレコメンデーションを行うものは未だない。駅に降りてしまった後でどこに行くべきか、を提供するのではなく、そのユーザにとってどの駅で降りることが楽しい街歩きへとつながっていくのか、を提供することが東京という都市においては重要であると考えた。

そこで、都市に対して 3 つのフィールドワークを行った。それらのフィールドワークを通して得られた経験や知見に基づき、人間の歩行に注目した「駅価値生成モデル」を提案し、それをもとに「駅価値ベイジアンネットワーク」を構築した。「駅価値ベイジアンネットワーク」は「散歩」「通常歩行」「速歩」の 3 パターンの歩行における速度およびピッチを入力とするだけで、個人が山手線 29 駅に対しても主観的価値である「駅価値」を予測することができる。

駅価値ベイジアンネットワークによって算出された駅価値の予測値と、10 人の被験者に対して行った山手線 29 駅を 5 段階で評価するアンケートの結果を比較した結果、女性の場合には男性の場合よりも強い相関関係が見られ、駅価値ベイジアンネットワークの有用性が認められた。

そこで別の女性被験者に駅価値予測値を見せたところ、今まであまり行ったことのない恵比寿駅に対して、行ってみたい、という気持ちを起こさせ、実際に恵比寿駅を歩いてもらったところ、とても楽しそうに街歩きをしてもらうことができた。

さらに、駅価値生成モデルを応用し、他の入出力も組み合わせることが可能になると考えている。音楽や映画、移動情報や web 閲覧履歴など、様々な入出力を組み合わせることで、ユーザからは何も意識的に入力せずとも、ユーザのタイプを判別し、より個人に適した情報を自動的に提供できるようになる。それが、都市という人・モノ・お店が溢れる空間から、より個人に合うものに会いやすい社会にすることができると考えている。

キーワード

ベイジアンネットワーク、都市、駅、歩行、レコメンデーション、

慶應義塾大学メディアデザイン研究科
安 謙太郎

Bayesian Networks indicating Station Values from Walking Posture

Summary

Recently, many urban style recommendation services of different style appeared on Internet which do place based recommendations. These systems have become popular among commuters since they are easily accessible over mobile devices.

Train is a very important medium of transportation in Tokyo. Current place based recommendation systems are able to point out few restaurants, cafés, parks, etc. around stations in Tokyo metropolitan. However these systems lack of capability of recommending a station of interest to a particular user out of a number of possible stations that he/she would get off at. As a solution for this issue, this thesis proposes a new place based recommendation system which provides recommendations considering the Yamanote Line, which covers the whole Tokyo area.

The work started by doing three fieldworks. First fieldwork was an interview about the stations where people get off at, and their opinion on which stations they would prefer to get off from the train in Yamanote line. Second fieldwork was an investigation on different features of station atmosphere. Third was an observation made to discover what features represent the personality of a walking human based on parameters such as age, sex, etc. The results of these three field works were used to construct an advanced Station Values Model which was a sketch of the concept. This model was used to implement Station Values Bayesian Networks (SVBNs) which were used to provide place based recommendations. SVBNs output values for each of 29 Yamanote line stations based on velocity and pitch of three patterns of walking. The three patterns of walking were slow walking, normal walking and fast walking.

Based on station values and answers of questionnaire about station values in 5-point scale, it revealed that the system was much effective for women. For example, this system recommended a female subject to visit Ebisu station in Yamanote line. It was observed that she enjoyed her visit. This thesis outlines the conclusions made by this study and it provides some future works in the final half.

Key Word

Bayesian networks, City, Station, Walking, Recommendation.

目次

第1章	序論	7
1.1	はじめに	7
1.2	研究背景	7
1.3	研究目的	8
1.4	都市型レコメンデーション・サービス ”Sentio”	8
1.4.1	Sentioとは	8
1.4.2	歩行状態判別による興味度生成	10
1.4.3	街歩きの際にユーザの興味がありそうな場所を示すSentioデバイス	11
1.4.4	電車の移動中に街歩きへとユーザを誘導するSentioアプリケーション	12
1.4.5	プロジェクトにおける本研究の位置づけ	12
第2章	関連研究	13
2.1	都市のイメージ	13
2.2	歩行行動と年齢, 性別の推定	13
2.3	経路選択行動モデルにおける性格パラメータの導入	14
2.4	ベイジアンネットワークの構築	14
2.5	都市におけるレコメンデーション・サービス	15
2.6	本研究の位置づけ	16
第3章	コンセプトの説明	18
3.1	電車利用の移動者に対するフィールドワーク	18
3.1.1	概要	18
3.1.2	記録	18
3.1.3	分析	19
3.1.4	アイデア	20
3.2	山手線 29 駅に対するフィールドワーク	20
3.2.1	概要	20
3.2.2	記録	20
3.2.3	分析	22
3.2.4	アイデア	23
3.3	歩行者に対するフィールドワーク	23
3.3.1	概要	23
3.3.2	記録	25
3.3.3	分析	27
3.3.4	アイデア	33
3.4	仮説	33

3.4.1	駅価値生成モデル	34
第 4 章	駅価値ベイジアンネットワークの構築	37
4.1	歩行情報の取得	37
4.2	駅価値ベイジアンネットワーク	37
4.2.1	ベイズの定理	37
4.2.2	ベイジアンネットワーク	38
4.2.3	ベイジアンネットワーク構築ソフトウェア "Netica"	39
4.2.4	駅価値ベイジアンネットワーク	40
第 5 章	主観的駅価値の予測	44
5.1	駅価値ベイジアンネットワークによる主観的駅価値予測値	44
5.1.1	主観的駅価値と主観的駅価値予測との比較	45
5.1.2	駅価値生成モデルの検証	50
第 6 章	今後の展望	52
6.1	街歩きレコメンデーションアプリにおける情報としての駅価値	52
6.1.1	概要	52
6.2	分析	53
6.2.1	考察 2	53
6.3	駅価値ベイジアンネットワークの学習	54
6.4	駅価値生成モデルの利用	54
6.5	おわりに	55
参考文献	57
謝辞	59

第1章 序論

1.1 はじめに

私は、少し時間に余裕があるときなどに、ユーザがどういう人間かある程度踏まえた上で、どの駅で途中下車して街歩きをすれば楽しめるかを教えてくれる仕組みを構築した。

この仕組みを構築するにあたり、どの駅がどれだけユーザに合っているかを示す値として「駅価値」という概念を定めた。駅価値とはユーザの主観的な駅に対する評価を示す指標であり、その駅で下車し、街歩きを行うことがどれだけ個人にとって楽しめそうか、を表す。本研究では駅価値を生成するにあたり、東京都を走る環状線である JR 山手線の 29 駅を対象とした。

このシステムの中心は山手線 29 駅に対する個人の主観的価値を推測する「駅価値ベイジアンネットワーク」である。駅価値ベイジアンネットワークはユーザがどういう人間かを予め取得しておいた「散歩」、「通常歩行」、「速歩」という 3 パターンの歩き方の特徴から推測する。推測したユーザモデルと山手線 29 駅の情報とを組み合わせることで、それぞれの駅に対する駅価値の予測値を算出する。本論ではその「駅価値ベイジアンネットワーク」について、その構築手法や評価について論じる。

また、本研究は都市で行動する人間に対し、特にその歩行に注目して民族史的調査を行い、その調査によって得られた知見を発端としている。民族誌的調査とは、人や場所に対してフィールドワークを行い調査者自らが経験を拡大することで人間社会における現象の因果関係を質的な側面から調査する手法である。本研究ではフィールドワークによって得られた経験を記録、分析し、様々なアイデアを導いた。導かれたアイデアから最も求める現象を説明するのに適していると思われる仮説を導き、その仮説に対応するプロトタイプを構築した。最後に、構築したプロトタイプに対して評価を行うという手順で本研究を進めた。

1.2 研究背景

どの場所へ行けば楽しめるのか、という問いの答えを知ることは非常に困難である。まずどの場所に何があるのかをデータベースにしなくてはならない。さらにユーザがどこにおり、何を求めているかを踏まえなければならない。しかしモバイルデバイスに GPS が搭載され、それが都市で生活する人々の間に広く普及したことで近年では様々な都市型レコメンデーションシステムが考案されている。

例えば、GPS を搭載したモバイルデバイスを持つ多数の人間に「楽しい場所」を送信させることで、その集計から、どの場所が楽しいかをマップ上に提供する手法[1]が挙げられる。さらに、ユーザがどういう人間で、何を求めているのか、をユーザの行動履歴や位置情報から推測し

た上で、ユーザの付近にあるものの情報を、ユーザが求めているであろう順番に提示するもの[2]などが挙げられる。

しかし、東京という都市に特徴的な、電車という移動手段に注目し、「駅」という単位でのレコメンドを行うものは未だない。駅に降りてしまった後でどこに行こうか、を提供するのではなく、そのユーザにとってどの駅で降りれば、楽しい街歩きへとつながっていくのかを提供することが、東京という都市においては重要であると考え、本論文で述べる駅価値ベイジアンネットワークを構築した。

1.3 研究目的

本研究は、都市における社会的な損失を減少させることを目的としている。都市における社会的な損失として、情報や人の集中により、個人が好むものに出会う機会が減少していることに特に注目した。

都市という人、モノ、店、食べ物が溢れる空間のなかから、自分が好きなものを見つけ出すためには、多大な時間と労力を要する。そこで、都市における情報を、それぞれのユーザの特性を踏まえた上で、ユーザの好むであろう順に提供する仕組みが必要だと考えた。これにより、自分に合うものに出会う機会を増やすことが出来ると考える。またこのとき、無意識的な情報から個人特性を予測することで、本人も気づくことのない深層心理を踏まえることができる。さらにユーザに個人情報を入力という負担を強くないことも、機会の増加において重要だと考えた

また、本研究では都市におけるレコメンデーションシステムを構築するにあたり、電車による移動に注目した。中でも東京を走る環状線である山手線は、一週間で推定人数 2700 万人が乗車する列車であり[3]、東京での移動には欠かせない存在である。列車を利用しての移動において、普段は降りない駅で降りるという行為は、行動範囲ではなかった場所への行動範囲の拡張である。出会いの機会の増加を考えると、個人の行動範囲を拡大させることは重要な要素である。さらに都市で生活する多くの人々が行動範囲を拡大することで、都市全体としての持つ社会的な価値を増加できると考えている。

これらを踏まえ本研究では、ユーザの特性を無意識的な行動を入力として推定し、山手線 29 駅を好むであろう順に提供することで、人々の行動範囲を拡張させるようなレコメンデーションエンジンの構築を目指した。

1.4 都市型レコメンデーション・サービス "Sentio"

1.4.1 Sentioとは

Sentio プロジェクトは 2009 年 9 月、神楽坂において歩行者に対して行ったフィールドワークからの観察を発端としている。このフィールドワークから、我々は街を歩いているときに興味の

あることがあるとそこに立ち止まったり、あるいは急いで移動したり、あるいはゆっくりと歩いたりするということを発見した。また、歩く速度や歩幅には歩行者の性別や年齢だけでなく、性格や感情といった要素も色濃く表れていることを発見した。我々は自分の置かれている環境と自分が好むものとを比較し、複雑な判断を行いながらこうした行動をしているが、こうした行動のほとんどは無意識に行っているという知見が得られた。

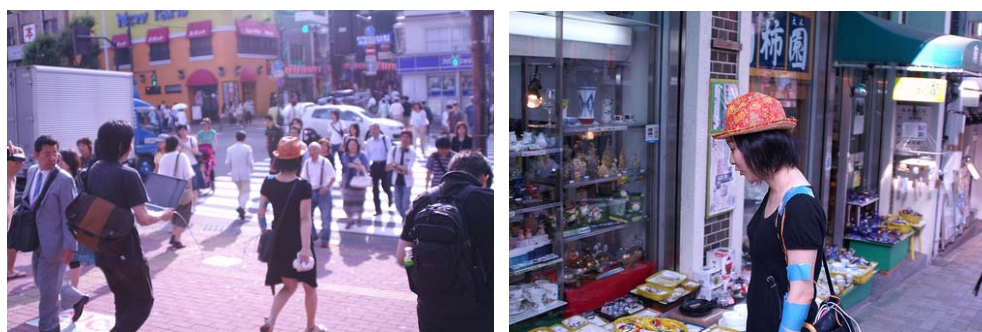


図 1 神楽坂フィールドワークの様子

これらの知見に基づき、私が所属するプロジェクトチーム”Ekirei”では歩行に表れる無意識的な行動に注目し、ユーザにもたせた端末で歩行によって発生する移動情報、行動情報を入力することで、今いる街をどのように楽しめば良いかのガイドを提供してくれるシステム”Sentio”を構築した。このシステムにより、我々が普段意識しないで経験している街をより新鮮な視点から楽しむことが出来るサービスを提供することが出来る。下記にシステムの全体図を示す。

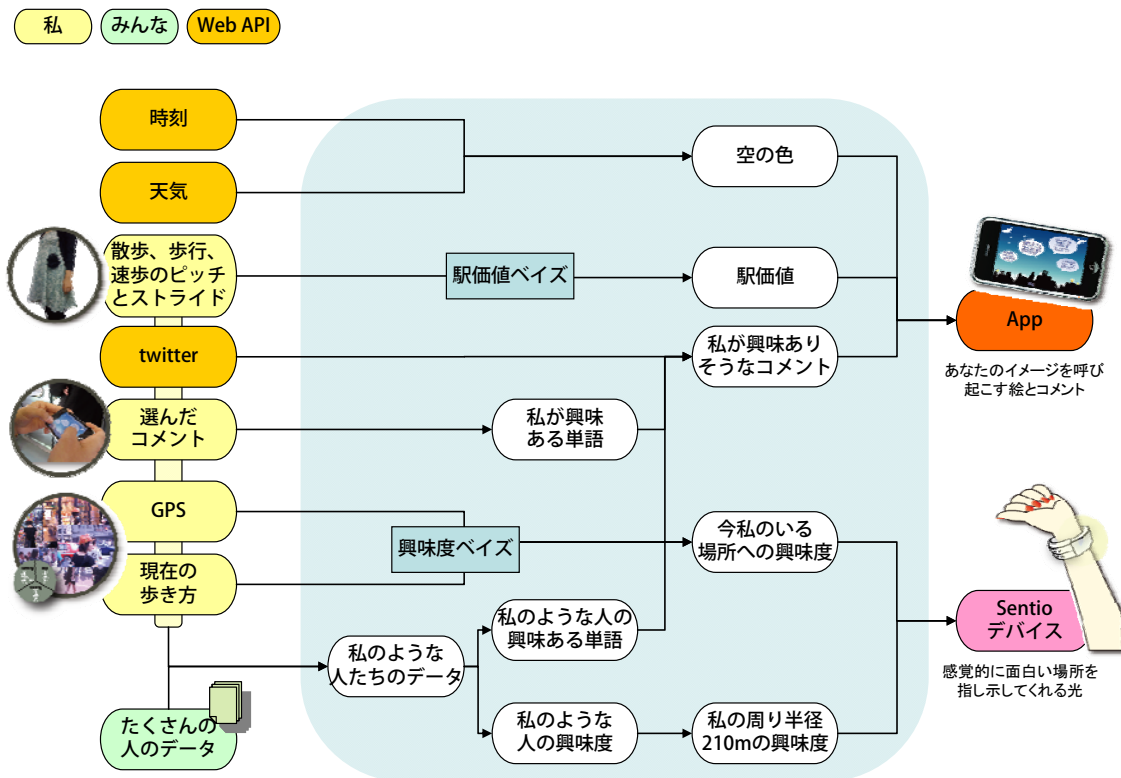


図 2 Sentio システム全体図

Sentio はユーザの無意識的な行動情報を入力とし、その入力を確率過程で処理することで有益な情報を返すよう設計されている。提供する「駅価値」およびユーザがいる場所に対する「興味度」は、ユーザからのテキスト入力やボタン入力を必要とせず、歩行および移動、行動情報に基づいて生成される。

1.4.2 歩行状態判別による興味度生成

本システムでは、ユーザが都市でどのような歩き方をしているかを判別すべく、事前にユーザの 3 種の歩行のデータを取っておく必要がある。ユーザには腰に 3 軸加速度センサを付けた状態で、「興味あるものを見かけたときのゆっくり歩き」、「普通に歩いているときの歩行」、「興味のない場所を歩いているときの早歩き」の 3 パターンの歩行をしてもらい、それぞれを「散歩」、「通常歩行」、「速歩」と定義した。それぞれのデータの採取は 20m 程度歩くことで得られ、3 種のデータ採取には 5 分間程しかかからない。

得られたデータは高速フーリエ変換 (Fast Fourier Transfer, FFT) にかけてられ、周波数成分に変換される。これを歩行状態判別の教師データとし、街歩きをするユーザが腰に装着する 3 軸加速度センサから 1 秒ごとに得られるデータと照らし合わせ、ユーザの歩行を判別する。

判別は、サポートベクトルマシン (SVM) のアルゴリズムを用いて行われ、現在のユーザの歩き方を「停止」「散歩」、「通常歩行」、「速歩」の 4 つに判別する

サポートベクトルマシンとは、識別手法の一つである。ここでは、予め「停止」、「散歩」、「通常歩行」、「速歩」の4つのパターンデータを教師データとして与えた。サポートベクトルマシンはそれら4つのデータサンプルを最も効率よく分ける超平面を計算によって求める。求めた超平面によって分けられるどのデータ空間に、新たに入力されたデータが属するかを判定、パターン判別するアルゴリズムが、サポートベクトルマシンである。

こうして得られるユーザの現在の歩行状態と、1秒前の状態および興味度を入力とし、「興味度ベイズ」はその場所に対する興味度を予測する。算出された興味度はGPSから得られる位置情報とセットにされ、サーバへと送られる。サーバでは、複数のユーザによって送られてくる興味度と位置情報から、興味度マップが作られる。

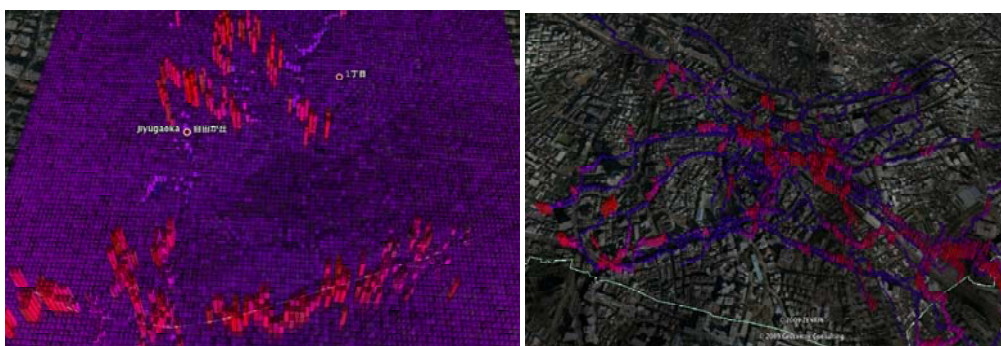


図 3 興味度マップ

1.4.3 街歩きの際にユーザの興味がありそうな場所を示すSentioデバイス

街歩きを行うとき、ユーザが腕に装着することで、ひと目で情報を享受できるデバイスとして「Sentio デバイス」を作成した。ユーザが腕に装着した Sentio デバイスには、電子コンパスが組み込んであり、ユーザの向きと、GPS から得られる現在位置からどの方角に興味度が高い場所があるかを提示し、ユーザの街歩きを楽しい方向へと導いてくれる。



図 4 Sentio デバイス

1.4.4 電車の移動中に街歩きへとユーザを誘導するSentioアプリケーション

一方で、ユーザが電車内で使用することを想定した、モバイルデバイス用の「Sentio アプリケーション」を作成した。Sentio アプリケーションは、現在ユーザがいる場所を踏まえ、その周辺の駅についての途中下車を促す情報を提示する。画面上には、twitter から得られる JR 山手線の 29 各駅における、駅名を含んだ web 上の発言と、駅のイメージが表示される。このとき、ユーザにとっての各駅のおすすめ度合いである「駅価値」の予測値が一定値以上であれば、その駅のイメージの周りにきらきらとした光のイメージが表れ、ユーザにとってその駅がおすすめであることを提示する。



図 5 Sentio アプリケーション

この駅価値予測値とは、駅価値ベイジアンネットワークが歩行における個人的特徴から予測するユーザごとの主観的駅価値の予測値である。駅価値ベイジアンネットワークは歩行行動判別の教師データを採取する際に得られるデータを入力とし、29 駅の駅価値予測値を算出する。

こうして提供される駅価値によって、今まで降りたことのなかった駅に対するユーザの先入観を払拭し、新たな経験や出会いへと誘うことができる。

1.4.5 プロジェクトにおける本研究の位置づけ

電車移動時に駅単位でのレコメンドを行う Sentio アプリケーションと街歩きの際に場所単位でレコメンドを行う Sentio デバイス、これらのシステムが一体となることで、無意識的な情報のみから、ユーザごとの有益な情報を提示することができる。この情報をもとに、ユーザは今まで降りたことのない駅での街歩きや、今まで気づくことのなかったお店や場所などにたどり着くことができる。さらに、駅価値や興味度を他のユーザと共有することで、よりそれらの予測精度が高めることができる。と考える。

本修士論文では筆者が主に関わり、このシステムにおける主要な要素の一つである「駅価値ベイジアンネットワーク」を主題とする。

第2章 関連研究

2.1 都市のイメージ

アメリカの建築家であるKevin Lynchは、アメリカの特徴的な都市であるボストン、ジャージーシティ、ロサンゼルスに対しフィールドワークを行い、都市に対して人々が持つイメージが5つの要素（エレメント）から構成されていると述べた[4].

フィールドワークは被験者にそれらの都市を観察させ、その環境のイメージに対する主観的評価とインタビューを記録するという形式で行われた。その結果として得られた、人々が共通して持つ都市のイメージを、パス、エッジ、ディストリクト、ノード、ランドマークの5つのエレメントに分類した。ひとつひとつのエレメントに対するイメージは観測者のその都市に対する知識などにより個人差があるが、全体としてもつイメージのシーケンスは共通しているとした。さらに、イメージは観測者が頭で描く地域範囲の大きさや視点、時間帯、季節によって大きく変化するが、その変化は連続性を持つことを明らかにした。

大内らは、銀座、原宿、渋谷において、その地域を訪れる人がどのような性質を持ち、どのような色彩を認知しているかを一目で把握できる色彩認知3Dモデルを構築した[5]-[8].

調査は、東京の都市である銀座、原宿、渋谷において、その地を訪れた一般人100人を対象としたアンケートによって行われた。アンケートによって得られた年齢や性別といった個人特性に加え、彼らがそれぞれの都市に対して持つイメージ、都市景観がもつ色彩、およびその色彩によって受ける印象、それによって引き起こされる行動、これらのデータをクラスター分析した。

その結果、クラスターは類型I型からV型まで分類され、それぞれの類型がどのような色に対する認知が高いかを明らかにした。

2.2 歩行行動と年齢、性別の推定

深山らは、歩行者の歩行動作特性から、年齢層の推定を行った。彼らはまず18人の被験者に、72人分の歩行者のシルエット画像を、12歳以下の子供、大人、65歳以上の高齢者の3カテゴリに判別させる実験を行い、被験者にヒアリングを行った。その実験から、歩速の標準偏差、歩行加速度、シルエットの高さの標準偏差、の要素が年齢層をよく表す特徴であることを発見した[9]。その知見に基づき、歩行動画に画像処理を行うことで歩行者の年齢層を推定するシステムを構築した。

村田らは、最速歩行および最適歩行の歩行動作を分析し、最速歩行における歩幅および歩行速

度に性差が表れることを明らかにした[10]. 歩行分析はGAITRiteという歩行分析装置を用いて、42名（男性18名、女性24名、平均年齢22.1歳）の被験者に対して行った。GAITRiteとは感圧センサを埋め込んだマット状の歩行分析装置であり、歩幅、歩隔、足角、ステップ時間、歩行速度、歩行率を測定することができる。この装置の上を「普通に歩いてください」「できるだけ早く歩いてください」と被験者に指示することで得られた測定値を分析した。その結果として、性差以外にも、利き足と非聞き足には有意差が認められないこと、最速歩行のほうが最適歩行よりも再現性が高いことなどを明らかにした。

2.3 経路選択行動モデルにおける性格パラメータの導入

梅村らは、経路選択行動モデルに、個人の性格パラメータを導入することでモデルの精度を向上させ、行動予測に役立てられることを示した[11]. 彼らは没入型VR装置であるCAVEをコースとし、その中央で左右に往復する障害物を設け、そのコースを被験者に歩かせた。その結果得られたコース選択軌跡と、彼らが提案する経路選択モデルから導かれる選択経路が最も当てはまる性格パラメータを個人ごとに探索した。一方で被験者には16人格因子質問紙を用いた性格検査を行い、経路選択モデルにおける性格パラメータと、性格検査から得られた性格因子の間には、自我強度および浮動性不安の因子において特に強い相関関係があることを示した。

2.4 ベイジアンネットワークの構築

Stuart J. Russellらは、人間の意思決定を補助するエージェントを構成するという目的において、人間の感情や心理など、あいまいで不確定な要素を扱うのには従来のif-thenの決定論的プログラミングでは不十分であるとした。それらに対し、提案するものと、それを提案する意思の強さを同時に扱うベイジアンネットワークは、複雑であいまいな情報を扱うのに適していると述べた[12].

本村らは、ベイジアンネットワークを用いて大規模データから、人間の日常行動予測を行うシステムを構築した[13]. そのシステム内のベイジアンネットワークは、事前に行った自動車ドライバーに対するアンケートを基に構築されており、ユーザの個人属性と今置かれている状況から、ユーザの好むレストランの属性を推測する。このベイジアンネットワークをカーナビゲーションシステムに組み込み、近くにあるレストランを提示する。システムとしての有用性を示した。

Alexandre B. Joseらはモバイル端末を用いて医療におけるベイジアンネットワークのエビデンスを自動的に収集する、フレームワークを構築した[14]. フレームワークはソフトウェアとプログラミングメソッドとモバイルアプリでできており、プログラミングの知識を持たない医師で

も簡単にベイジアンネットワークを構築できることを目的としている。医師が経験に基づいて主観的に構築したベイジアンネットワークを、変換アルゴリズムによって処理し、クラス化、最も多くエビデンスとしての情報量が得られる質問を患者に提示する。このフレームワーク化によって、医療以外のコンテキストへの応用の可能性が考えられ、様々な分野における情報のストレージとしての利用が考えられることを示した。

2.5 都市におけるレコメンデーション・サービス

松原らは、GPSを用いた都市型モバイルコミュニティシステムとして、「Happy City」というアプリケーションを提案した[1]。Happy Cityは携帯電話で利用するアプリケーションである。ユーザが都市で「楽しい」と思ったときにhappyボタンを押すと、それが複数のユーザ間で共有され、多くのユーザが使うことで、現在どの場所が多く楽しいと思われているかを見ることができる。

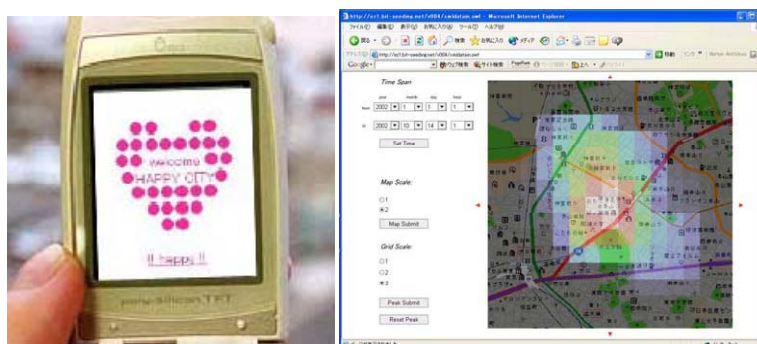


図 6 松原らが提案するシステムのインターフェイス

Victoria Bellottiらは東京で生活する19歳から25歳の人間にフィールドワークを行い、それらの人々が都市を歩いているときに求めているものが「Eating・Shopping・Seeing・Doing・Reading」の5つのカテゴリに分けられることを明らかにした。そこでそれを踏まえた携帯電話向けのレコメンデーション・サービス・アプリケーションであるMagittiを構築、街歩きの経験を楽しめるアプリケーションとして提案した[2]。Magittiは、携帯電話に内蔵されているGPSから取得する位置情報、入力された検索語、WEB閲覧履歴、およびアドレス帳のE-Mail友達を結びつけ、ユーザが現在求めている情報が5つのカテゴリのどれにあたるかを予測する。その予測に基づき、例えばEatingを求めていると予測した場合は、ユーザの近くにあり、検索語などからも興味のあるレストランを20個提示する、というようなシステムを構築した。さらにこのアプリケーションを用いたユーザスタディを行い、このアプリケーションが街歩き経験を楽しくさせるのに有効であることを示した。

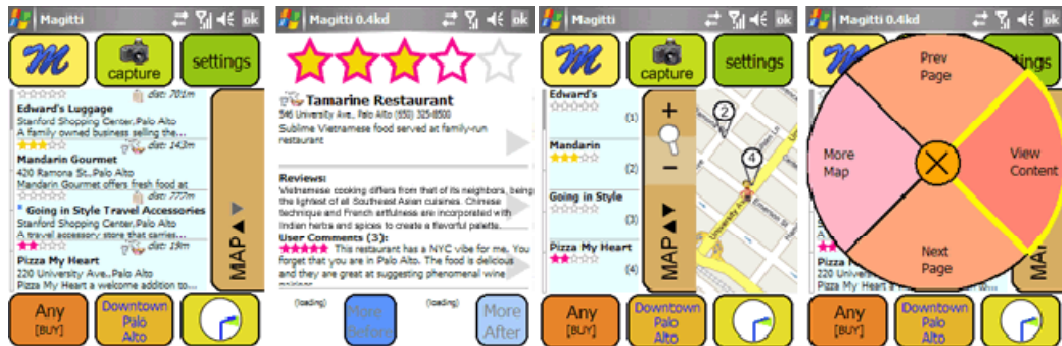


図 7 Bellotti らが提案するシステムのインターフェイス

2.6 本研究の位置づけ

本研究では、散歩、通常歩行、速歩における速度とピッチから、山手線 29 駅の主観的駅価値を予測する「駅価値ベイジアンネットワーク」の構築について述べる。

歩行には個人の性別や年齢層が表れることは明らかにされている[9][15]。それらをパラメータとして個人が街の景観をどのように感じ、どのような行動をするかということに対するモデルの提案もされている[5]-[8]。一方で、経路選択に対しては性格パラメータがそのモデルの精度を上げることに有効であることが示されている[9]。そこで、本研究では、フィールドワークによって得られた知見に基づき、人間の歩行に注目。無意識的に変化する速度や歩幅から、個人の性別、年齢層、性格を予測し、ユーザモデルを構築。それに基づき駅での街歩きがその人にとって楽しめそうかを提示するモデルを提案する。

現在、様々な位置情報やWEB閲覧履歴を入力としてユーザモデルを構築し、レコメンド情報を操作する手法はある[2]が、サービスを始めた段階ではそれらのデータが少ないために、ユーザの詳細なパラメータを設定することは難しい。また、初期段階でユーザに性別や年齢、趣味や嗜好を入力させ詳細にカテゴリ化する手法も考えられるが、個人情報を入力や、心理テストの質問に答えさせることは、時間を要し、ユーザの負担になると考える。

そこで、サービスを始める段階で、散歩、通常歩行、速歩という 3 パターンの歩行データを入力とするだけで、初期段階の詳細なユーザモデルを構築できるようにした。さらに、サービスを続けていくに従って、ベイジアンネットワークが学習し、ユーザモデルの精度をより高め、個人に特化させることができると考えている。

このベイジアンネットワークにより、ユーザがどの駅をどれくらい好むかについての予測値が得られる。これによりユーザは、自分に合う駅を上から順に知ることができ、まだ行ったことのない駅に対する先入観を払拭し、新たな出会いや経験へと踏み出すことができると考える。

また、本研究では都市の単位として駅を選択した。それぞれの駅がどのような要素を持ち、どのような人々が利用し、どのような機能をもつかについては、フィールドワークを通してデータ

化した。こうして得られた駅ごとのデータと、歩行情報から得られたユーザのもつパラメータを結ぶことで、駅価値ベイジアンネットワークを構築した。これにより、今いる場所の周辺に何かあるか、ではなく、電車で移動した先になにがあるか、を提供することができる。

これは、従来の位置情報やタスク予測に基づく都市型レコメンデーションとは異なり、日常の移動可能範囲であるにも関わらず、行動範囲ではない場所に対する「途中下車」を、無意識情報を入力として支援する、新たな都市経験へのアプローチである。

第3章 コンセプトの説明

この章では、どのようなフィールドワークを行い、それによって得られた経験と、それを如何にして分析し、どのようなアイデアが生まれたかを述べる。そして、それらのアイデアをもとに立てられた仮説を提示し、その仮説について説明する。

本研究では3つのフィールドワークを行った。まず、電車利用者に対して、途中下車に対する意識をインタビューで問うフィールドワーク。次に山手線29駅に対して、それぞれの駅の雰囲気やどのような要素で構成されているかを探るフィールドワーク。最後に、人間の年齢や性別、性格といった特性が、歩行という無意識的に行われる動作に、どのような形で表れているかを明らかにするフィールドワークである。

3.1 電車利用の移動者に対するフィールドワーク

3.1.1 概要

20代の男女17名（男性9名、女性8名）に対し、以下のような質問を含むインタビューを行った。インタビューの内容は街歩きと電車の利用、および駅に対するイメージについてである。このインタビューにより、日常における電車利用と、途中下車、街歩きの間どのような意識が働いているかを明らかにした。

対象：20代学生17名（男性9名、女性8名）

形式：街歩きと駅の利用に関するインタビュー

日時：2009年11月19日

内容：どのようなときに街歩きをするか

街歩きするときに考えること

どのような場所で街歩きをするか

3.1.2 記録

ここに、フィールドワークで得られた被験者の答えのうち、特徴的だったものを載せる。

(1) 普段街歩きするのはどのような時か

- ・ どこかに用事があるときの途中や帰り道などに寄る
- ・ 予定と予定の間などの時間つぶしとして
- ・ 買い物のついで、食事などのついでに
- ・ 街歩きだけを目的として外出することはあまりない

- ・ 実際に電車を降りて歩くのは定期圏内の乗換駅がほとんど
 - ・ 定期圏外へ出るのはアルバイト，インターン，就職活動，友達と集まるときなど
 - ・ 途中下車して歩いてみたいという気持ちはある
 - ・ しかし降りたことのない土地に降りるのは友達と一緒にの時でない不安
 - ・ 地元の知っている土地であれば帰り道などに降りて歩くことはある
- (2) 街歩きをする時、普段はどのようなことに興味を持っているか
- ・ 建物・面白いデザインの建築など
 - ・ 店・飲食店・カフェ・服
 - ・ 人
 - ・ 土地勘をつかむ．場所の雰囲気を感じたい
 - ・ 土地勘については iPhone や Google map などで地図を見て補完する
- (3) 降りる理由
- ・ 行く理由としては，買い物，飲み会が多い
 - ・ 定期券内の乗換駅で乗り換えるついでに，少し駅の周りを歩く
 - ・ 行き先としては本屋，CD ショップ，服，食事など
 - ・ ある程度の目的があり，降りたことのある場所でなければ降りない
 - ・ 降りたことのない駅に関しては土地勘もないので降りるには勇気がいる

3.1.3 分析

このフィールドワークを通して以下の知見が得られた．

- ・ 学校や職場へ向かうためにほぼ毎日電車を使う
- ・ 自宅から学校，職場間での定期券を購入し，使っている
- ・ 職場，自宅，学校の場所などによって，行動範囲が決められてしまっている

さらに，途中下車という行動には，場所に対する詳細なイメージがその行動の決定を左右していることが分かった．

駅に対するイメージは，まず，駅を中心とした周辺区域の単純な土地の位置関係がある．これには，個人差はあるが，その土地を歩き，さらに地図を見ることで補完され，土地勘となる．土地勘のある場所に関してはある程度いつも歩いている道を外れてもどの方角へ進めば，いつもの知っている場所に出られるか，という予測が立てられるので，街歩きしやすい土地となる．

そうして歩きやすい土地となっている場所に対し，行くか行かないかの決定は，人がそれぞれもつ経験の記憶や見聞きした情報によってなされる．どの駅で降りれば，降りた先のどこにどのようなものがあるか，いつならどういう経験が得られそうか，というイメージと，個人の予定を加味しながら，どこに行くかを決定しているということがわかった．

3.1.4 アイデア

このフィールドワークを通して得られた知見より、都市生活者に対して、電車の途中下車を促す方法を考えた。

まず、土地勘のない場所に対しても、その土地の位置関係や地図情報を与えることで、降りたことのない場所に対する「迷子になる」という不安を和らげることができると思う。さらに、そこでどのような経験が得られるか、というイメージを呼び起こす情報を与えれば、途中下車につながるのではないかと考えた。

3.2 山手線 29 駅に対するフィールドワーク

3.2.1 概要

東京都 23 区内を走る環状線である JR 山手線の各 29 駅に対してフィールドワークを行った。フィールドワークの内容は、その駅にいる人、建物、見える景色、音、におい、光などに対する観察である。これにより各駅の雰囲気を構成する要素を特定し、駅ごとの特徴をそれらの要素のパラメータに変換することを目的としている。要素のパラメータに変換することで、各駅どうしの相似性、相違性を明らかにすることができる。

対象：JR 山手線 29 駅

形式：観察

日時：2009 年 11 月 10 日 14:00～17:00

内容：平日と休日では駅を利用する人が異なることが明らかにされている[16]ため、今回のフィールドワークは平日の午後と時間帯を限定し、JR 山手線の 29 各駅に直接出向いた。それぞれの駅において、ホームにいる人、車窓やホームから見える建物について観察し、感じたことを記録、分析した。

3.2.2 記録

3.2.2.1 人の観察

それぞれの駅にいた人たちを観察し、記録した。個人に対する観察内容は、性別、年代、服装、様子である。また、それぞれの駅に、どのような人達がどれくらいの割合でいるのか、人々の全体の人数はどれほどか、も記録した。

以下に例として特徴的であった 3 駅の写真を載せる。



図 8 駅にいる人々

左から、有楽町駅、巣鴨駅、目黒駅の写真である。有楽町は年齢層の高い、勤め人でない女性が多い。巣鴨では高齢の女性だけでなく、意外に若者が多くみられ、混雑していた。目黒駅ではスーツ姿の男性が多くみられたが、新橋ほどではなかった。

このように各 29 駅にわたって観察結果を記録した。

3.2.2.2 建物の観察

電車の車窓、およびプラットフォームから見える駅の周りの建物に対しても観察を行った。観察は、建物の規模（大小）、中に入っている店の種類、ネオンサイン、土地の利用のされかた、緑の量、駅舎自体の古さ、きれいさ、静けさ、駅の機能性（乗換線の本数、出口の数、駅舎の規模）、感じられる雰囲気に対して行い、記録した。以下に例として 3 駅からの眺望の写真を載せる。



図 9 駅から望める景色，建物

左から田町、五反田、神田の駅構内から望める光景である。田町ではオフィス街方向に大きなビル群が見られた。五反田でもオフィス街は見られたが、線路をまたいでその反対側では飲食店、主にチェーン展開しているファストフードや居酒屋が中規模のビルに集中して入っている様子が見られた。一方神田ではパチンコや質、貴金属店、消費者金融のネオンが目立ち、中小規模のビルがひしめきあっている様子が見られた。

このように各 29 駅にわたって観察結果を記録した。

3.2.3 分析

記録した内容から、いくつかの知見を得た。まず、大きく分けて、駅の雰囲気構成する要素は2つのカテゴリにわけられる。ひとつはその駅を利用している人々であり、もうひとつはその駅を取り巻く建物や店の種類、および駅自体が持つ機能的意味である。

3.2.3.1 人の分析

以下の表1にそれらの結果のうち、特に駅ごとの特徴が表れた要素について、主観的計測による結果を5段階のパラメータにしたものを示す。5段階のパラメータはそれぞれ（1：ほぼ見られない、2：少数、3：少数と多数の中間数、4：多数、5：非常に多い）、を示している。

表1 分析結果 駅にいる人々

駅名	スーツ	若い男性	若い女性	中年男性	中年女性	全体
渋谷	2	3	5	2	1	5
恵比寿	4	1	2	3	3	4
目黒	3	1	2	2	2	2
五反田	4	1	1	2	3	4
大崎	3	1	1	1	1	2
品川	4	1	2	3	3	4
田町	5	1	1	2	3	2
浜松町	4	1	1	4	1	3
新橋	5	1	1	3	2	4
有楽町	3	1	1	3	3	3
東京	4	1	1	3	3	5
神田	3	2	3	3	3	3
秋葉原	3	2	1	3	3	4
御徒町	2	1	1	2	2	2
上野	4	3	3	3	3	4
鶯谷	1	1	2	1	1	1
日暮里	2	2	2	1	3	2
西日暮里	2	2	2	2	2	3
田端	1	1	1	1	2	1
駒込	1	2	2	1	1	1
巣鴨	1	3	3	1	3	3
大塚	2	2	1	2	3	2
池袋	4	2	3	1	2	4
目白	2	2	2	3	3	2
高田馬場	3	2	3	3	3	3
新大久保	2	1	3	3	3	3
新宿	3	2	4	3	3	5
代々木	1	2	1	1	1	2
原宿	2	1	4	2	2	2

3.2.3.2 建物の分析

29駅における建物や景観の特徴をすべて書き出し、要素として整理した。

要素は、まわりに立っているビルの高さ、オフィス街か住宅街か、緑があるかどうかなどの

項目であり、1 駅あたり 4 項目程度設けた。以下にその一例を示す。

表 2 分析例 駅の要素

秋葉原	電気街, 大ビル, 中小ビル, チェーン飲食店
日暮里	ターミナル性がある, 住宅街, マンション, 古い駅舎, 静か
池袋	ターミナル性がある, 繁華街, デパート, 家電量販店

それらの項目を他の駅との重複を含め整理すると、36 項目となった。さらにこれら 36 項目に対し、内容が似ている項目については、一つの項目としてまとめた。例えば「マンション」と「住宅街」という項目は「住宅街」という一つの項目にした。その結果項目は以下の表 4 に示す 14 項目になった。以下の表 3 に各項目とその項目を含む山手線各駅名を示す。

表 3 分析結果 駅を構成する要素

居酒屋, バー	新橋	品川	田町	浜松町	御徒町			
チェーン飲食店	五反田	新橋	秋葉原	大塚	高田馬場	新大久保	代々木	
家電量販店	秋葉原	新宿	池袋	有楽町				
デパート, 駅ビル	有楽町	東京	池袋	恵比寿	目黒	品川	上野	
パチンコ	神田	御徒町	駒込	高田馬場	新大久保	鶯谷	巣鴨	大塚
繁華街	新宿	渋谷	池袋	五反田	高田馬場			
オフィス街	新橋	田町	新宿	大崎	五反田	浜松町		
住宅	日暮里	西日暮里	田端	駒込	巣鴨	大塚	目白	代々木
緑	原宿	代々木	上野	西日暮里	田端	目白	目黒	浜松町
静か	日暮里	西日暮里	目白	代々木				
高級感	有楽町	大崎	恵比寿	目黒				
ターミナル	東京	品川	池袋	高田馬場	日暮里			

3.2.4 アイデア

山手線 29 駅をそこで活動する人とその周辺の建物や景観からパラメータ化できた。これによって、駅どうしの似ている、似ていない、という要素を数値で表すことができると考えられる。よって、行ったことのある駅に対して、その駅が好きであるならば、似た駅も好きだろう、という推測から似た駅を街歩きの候補地として提案することもできる。

また、ユーザがどのような人間であるか、という情報も加われば、どのような人間がどの駅を好むか、というデータを得ることもできると考える。

3.3 歩行者に対するフィールドワーク

3.3.1 概要

健康な 22~30 歳男女 10 名（男性女性各 5 名）に対し、歩行に表れる性別、年齢、性格によ

る特徴を明らかにすべく、被験者には腰部に 3 軸加速度センサを付けた状態で 3 パターンの歩行をしてもらった。このとき、それぞれのパターンで 10m の歩行にかかる時間および 3 軸加速度センサの値を記録した。3 パターンの歩行とは、「興味あるものを見かけたときのゆっくり歩き」、「普通に歩いているときの歩行」、「興味のない場所を歩いているときの早歩き」、のことであり、本研究ではそれぞれを「散歩」、「通常歩行」、「速歩」と定義した。また、それぞれの歩行の様子を観察し、歩行に被験者のどういった心理や性格が表れているかを明らかにすべく、測定後にインタビューおよび東大式エゴグラムによる性格試験を行った。

対象：学生 10 名

場所：屋内

内容：屋内に以下の図のような直線のコースを用意し、被験者の腰部に 3 軸加速度センサをつけた状態で散歩、通常歩行、速歩の 3 種の歩行を行ってもらった。コースの最初 5m には歩行が一定の速度に達するまでの助走区間を、コースの最後 5m には歩行から静止状態に移る減速区間を設け、間の 10m の歩行における速度および歩数、また 3 軸加速度センサの値を記録した。

3 軸加速度センサは加速度センサモジュール (KXM52-1050) を使用し、USB ケーブルを経由してパソコンと接続した。値は毎秒 64 個分のデータとしてパソコンへ送られ記録される。得られたデータは加速区間、減速区間における部分を消去し計測区間だけのデータになるよう成形した。

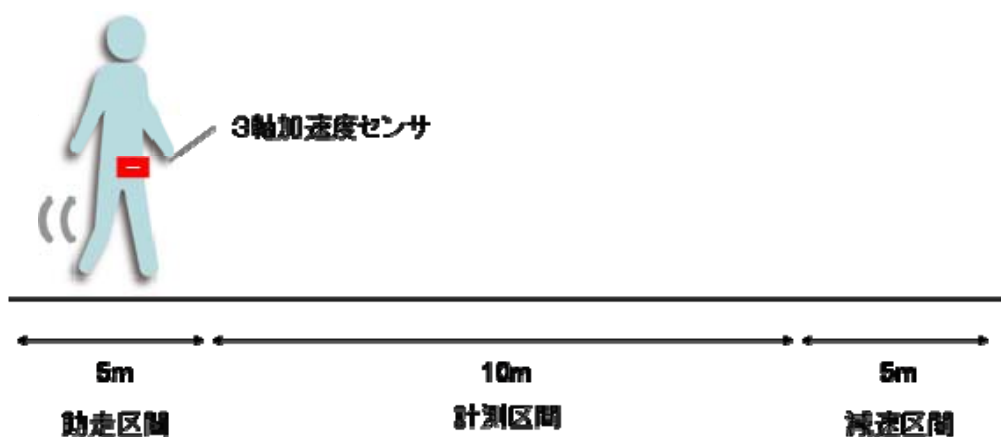


図 10 コースモデル図

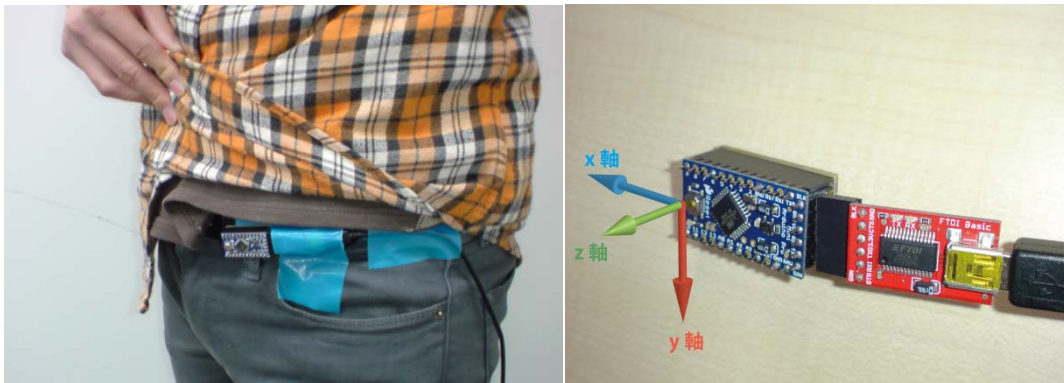


図 11 腰部に付けたセンサ

計測した 10m の歩行のタイムから平均速度を、3 軸加速度センサの値からピッチを求め、速度をピッチで割ることで一歩ごとの距離である歩幅を算出した。

3.3.2 記録

まず、各被験者の散歩、通常歩行、速歩における速度を以下に示す。

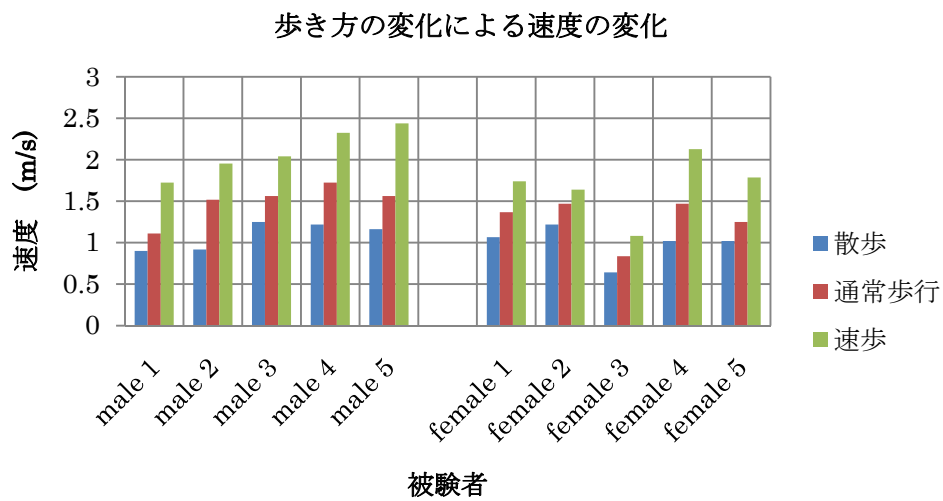


図 12 10 人の被験者 3 パターンの歩行におけるピッチ

次に、ピッチを求める方法を示す。以下に被験者の一人から得られた 3 軸加速度センサの値から求めた加速度の推移を例として示す。この図では、x,y,z 軸それぞれの加速度の値の時間推移を、重力加速度 G ($1\text{ G}=9.80665\text{ m/s}^2$) を縦軸として示した。

歩行時の3軸加速度センサの値

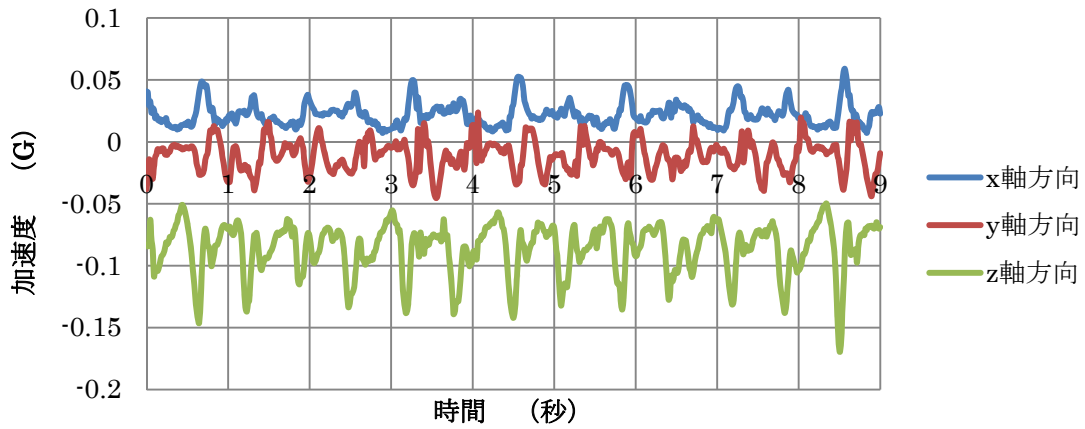


図 13 通常歩行時の 3 軸加速度センサの値

図 11で示したように、ユーザの進行方向であるz軸方向の値に周期的な波形が見られる。x, y 軸でも波形は見られるが、周期を見つけるのは難しい。そこで、このz軸方向の値の1周期を一步であるとして、ピッチの算出を行った。

歩行時の3軸加速度センサの値

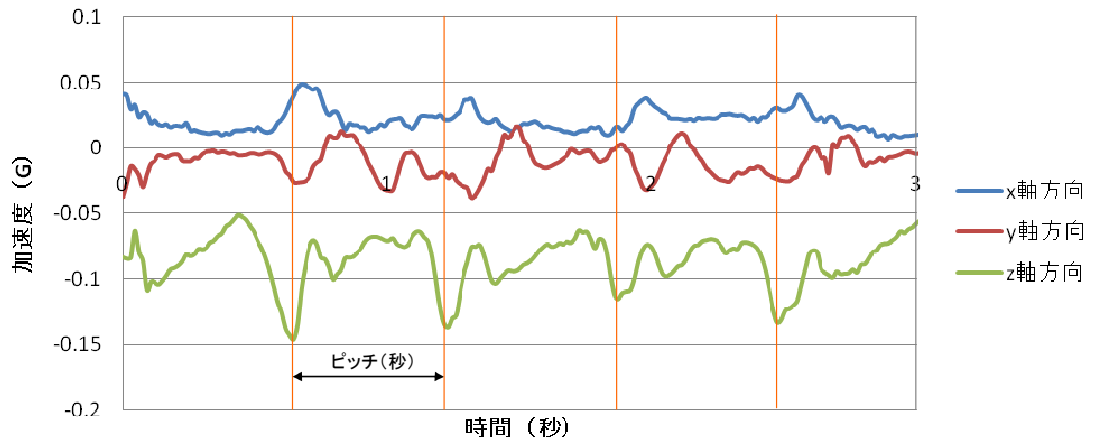


図 14 通常歩行時の 3 軸加速度センサの値 (拡大)

得られた 3 軸加速度センサの値のうち、z 軸方向の値における周期的に表れる極小値から、次の極小値が表れるまでの時間をピッチとし、測定区間で得られる 5 ピッチの平均をその人のピッチとした。以下に 10 人の被験者のピッチを示す。

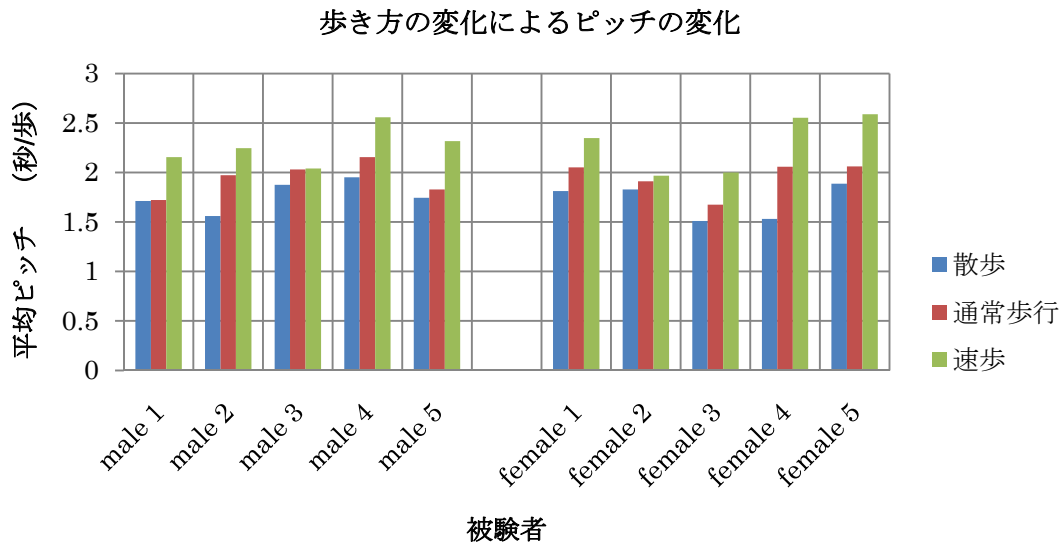


図 15 10 人の被験者 3 パターンの歩行におけるピッチ

得られたピッチと速度から、3 パターンの歩行における一步あたりの歩幅を算出した。以下に示す。

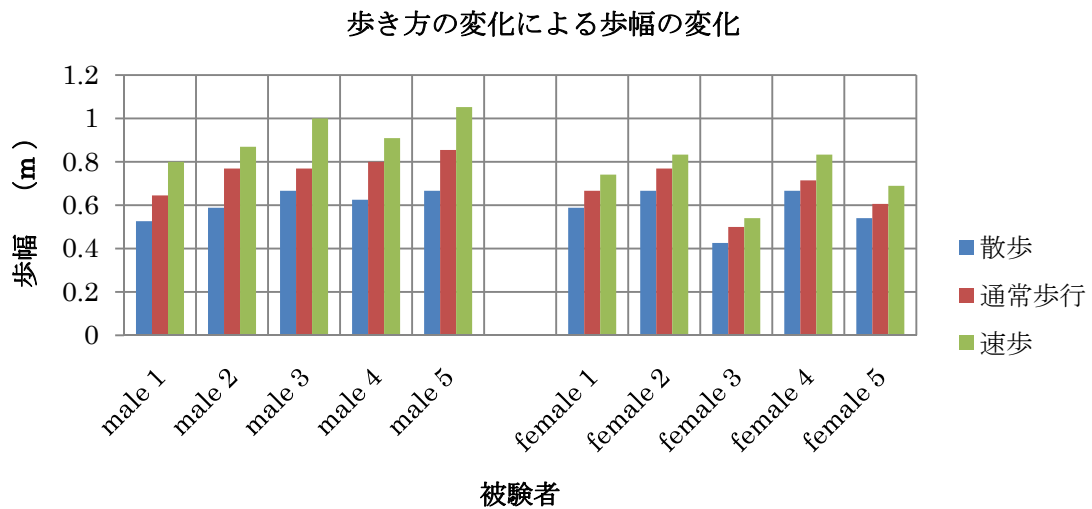


図 16 10 人の被験者 3 パターンの歩行における歩幅

3.3.3 分析

3.3.3.1 性別

得られた値の比較、および観察から、女性は、速度を上げるときに歩幅はあまり大きくせず、ピッチを大きくする、回転数を上げることで速度を稼ごうとする傾向にあると感じた。そこから、

「男性に比べて歩幅の散歩から速歩にかけての歩幅の増加量がなだらかなのが女性」という予測が立てられる。そこで、以下に散歩から速歩への増加量を示す。

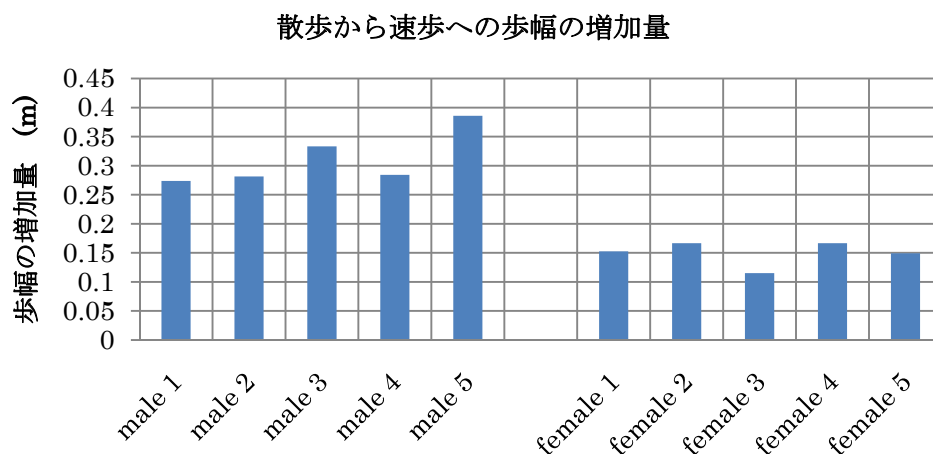


図 17 性別の違いと散歩から速歩への歩幅の増加量

3.3.3.2 年齢

今回の被験者は 22 歳から 30 歳までと年齢層の幅が狭く、被験者の数も少なかったが、観察していると、年齢が上の被験者は特に速歩におけるピッチが遅いように感じられた。そこで測定後のインタビューにおいて質問したところ、「体が動かないわけではないが、せかせかすることに抵抗がある (male 3)」という回答を得た。しかし、速歩におけるピッチを比較すると、年齢による明確な差は見られなかった。以下に速歩におけるピッチのグラフを載せる。

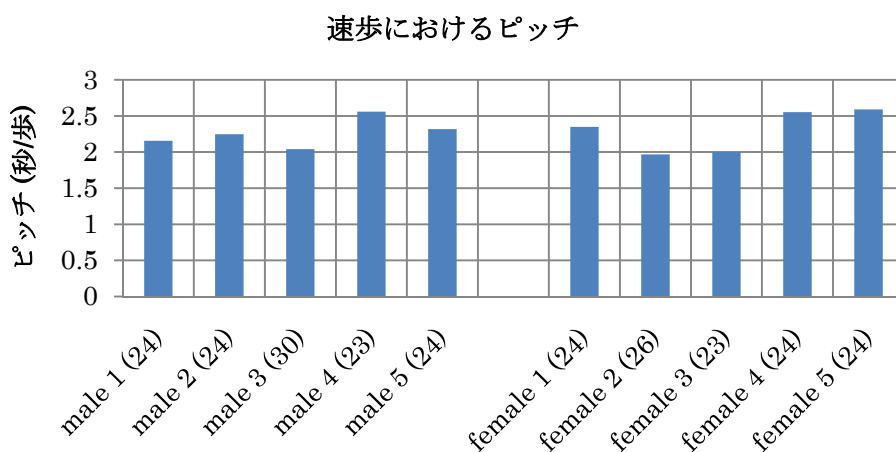


図 18 速歩におけるピッチ (() 内は被験者の年齢)

そこで、散歩および通常歩行時に対する速歩時におけるピッチの増加量に伸びが見られないこ

とに注目し、散歩から速歩へのピッチの増加量を比較してみたところ、年齢が上の被験者では増加量が少なくなっていることが分かった。以下に散歩から速歩でのピッチの増加量の変化のグラフを載せる。

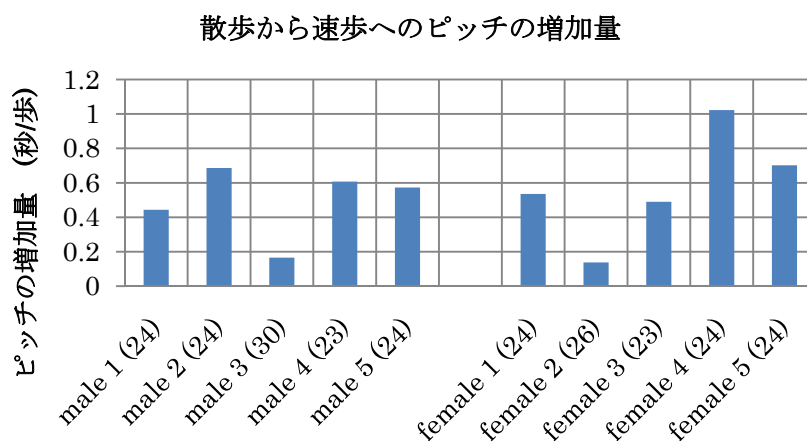


図 19 年齢の違いと散歩から速歩へのピッチの増加量 (() 内は被験者の年齢)

これより、「20 代後半の人間は、20 代前半の人間に比べて、散歩から速歩へのピッチの増加量が少なくなる」という予測ができる。

3.3.3.3 性格

得られた 3 パターンの歩行における速度とピッチから、個人の性格要素を反映する因子を特定すべく、歩行の様子を観察し、インタビューを行った。しかし、それだけでは本人も意識できていない、無意識的に表れている性格要因については明らかにすることができない。そこで、被験者に対して心理テストを行い、本人も意識できない性格を数値化することにした。本研究ではそのための心理テストとして東大式エゴグラムを採用した。以下にその試験法から、性格因子について、また各因子を反映していると思われる 3 パターンの歩行における要素を示す。

(1) 東大式エゴグラム

東大式エゴグラムでは、50 の質問に答えることによって、個人の性格特性を 5 つのパラメータで表す手法である。エゴグラムとはアメリカの心理学者 Eric Berne が 1956 年に提唱した交流分析をもとに、アメリカの心理学者 Jhon.M.Dusay が 1972 年に提唱した、性格因子を数量化し、自己分析図とするものである。

交流分析は心理療法のひとつであり、自己を分析することによる心理的な成長を促すことを目的として作られた。人の内部には 3 つの自我状態があるとし、それぞれを P (Parent) : 親である自分, A (Adult) : 大人である自分, C (Child) : 子供である自分, と名付けた[17]。

Jhon.M.Dusayはその交流分析における 3 つの自我状態のうち、PをCPとNPに、CをFCとAC

にわけ、5つの自我状態が変化しながら行動を主導していると述べた。そして、いくつかの質問に答える形式で、それら5つの自我状態のどの要素がその人物の行動を主導しているか、を明らかにする、心理療法の一手法としてエゴグラムを提唱した[18]。

これを東京大学医学部心療内科東大式エゴグラム (TEG) 研究会が、分析に用いる50の質問を日本人に合うよう設定したものが東大式エゴグラムである。現在医療、福祉、教育の分野などにおいて広く利用されている[19][20]。

東大式エゴグラムでは、被験者は50の質問に対し、はい、いいえ、どちらでもない、の3パターンで答える。その答えを、被験者が男性か女性かによって、100点を満点とした、CP, NP, A, FC, AC という5つのパラメータに点数換算する。これら5つのパラメータについて説明する。

① CP

CPとは、**Critical Parent** の略であり、人間の中の「批判的な親」の要素をパラメータ化したものである。「批判的な親」とは、厳格な父親がもつような、正義、責任、理想、良心を重視する性格の成分を指す。この値が高い人には、責任感が強い、正義漢である、理想に燃える、といった特徴が見られる。

② NP

NPとは **Nurturing Parent** の略であり、人間の中の「受容する親」の要素をパラメータ化したものである。「受容する親」とは、思いやりのある母親がもつような、共感、保護など、他人を受容する性格の成分を指す。この値が高い人には、愛情にあふれる、面倒見がよい、といった特徴が見られる。

③ A

Aとは **Adult** の略であり、人間の中の「大人」の要素をパラメータ化したものである。「大人」とは、物事を客観的に、あらゆる角度から観察する冷静な性格の成分を指す。この値が高い人には、クールに物事を捉える、客観的に意見が言える、といった特徴が見られる。

④ FC

FCとは **Free Child** の略であり、人間の中の「自由な子供」の要素をパラメータ化したものである。「自由な子供」とは、直感的な感覚で自由奔放な発想をし、快感を求めて思うままに行動する性格の成分を指す。この値が高い人には、創造性に富む、直感が鋭い、表現が豊か、といった特徴が見られる。

⑤ AC

ACとはAdapted Childの略であり、人間の中の「いい子であろうとする子供」の要素をパラメータ化したものである。「いい子であろうとする子供」とは、親の言うことに従順で、自分の感情を抑え、周りに合わせようとする性格の成分を指す。この値が高い人には、物事に消極的である、控え目でおとなしい、自分の意見をあまり主張しない、といった特徴が見られる。

しかし、この分析を行うには50の質問に答えてもらう必要があり、時間の都合上、またはプライベートな情報であるという理由から、先の10名の被験者のうち、3名からはデータを採用することができなかった。よって、ここでは7名の性格試験の結果、および観察記録から、3パターンの歩行データのどの要素がどういった性格と関係するかを推定した。

このとき、性格要素と比較した3パターンの歩行によって得られた値は、3パターンにおける速度、ピッチ、および歩幅、それぞれの散歩から通常歩行への増加量、通常歩行から速歩への増加量、散歩から速歩への増加量、また散歩から通常歩行への増加量の散歩から速歩への増加量に対する割合、の13項目である。

(2) CPと通常歩行時の速度

歩行情報測定で得られたデータのうち、通常歩行時の速度と、東大式エゴグラムで得られたCPの値を比較してみると、速度が大きい被験者はCPの値が高くなっていることを発見した。以下に二つの値を同一のグラフに表示したものを示す。また、歩行情報測定後に、通常歩行時の速度が速かった被験者に対し、インタビューをしたところ、「普段歩いているときにも、できるだけ時間を無駄にしたくないから」という回答が得られた。

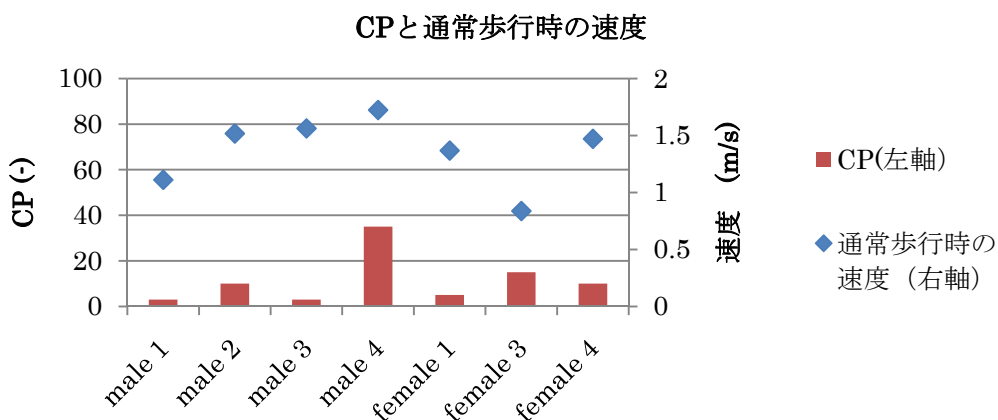


図 20 CPと通常歩行時の速度

(3) NPと散歩時の歩幅

歩行情報測定で得られたデータのうち、散歩時の歩幅と、東大式エゴグラムで得られたNP

の値を比較してみると、男女関わらず、歩幅を大きくとる被験者の NP の値が大きくなっていることを発見した。以下に二つの値を同一のグラフに表示したものを示す。

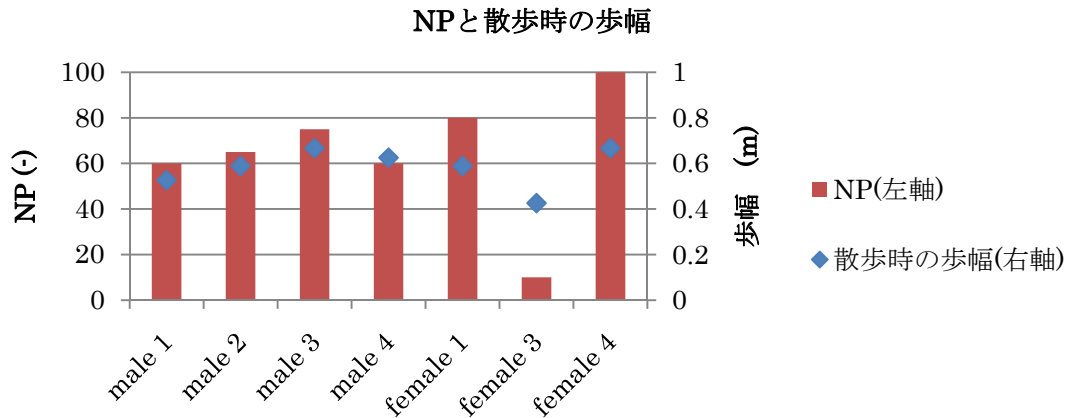


図 21 NP と散歩時の歩幅

(4) A と通常歩行から速歩への速度の増加量

歩行情報測定で得られたデータのうち、通常歩行から速歩への速度の増加量と、東大式エゴグラムで得られた A の値を比較してみると、速度の増加量が多い被験者は A の値が高くなっていることを発見した。以下に二つの値を同一のグラフに表示したものを示す。

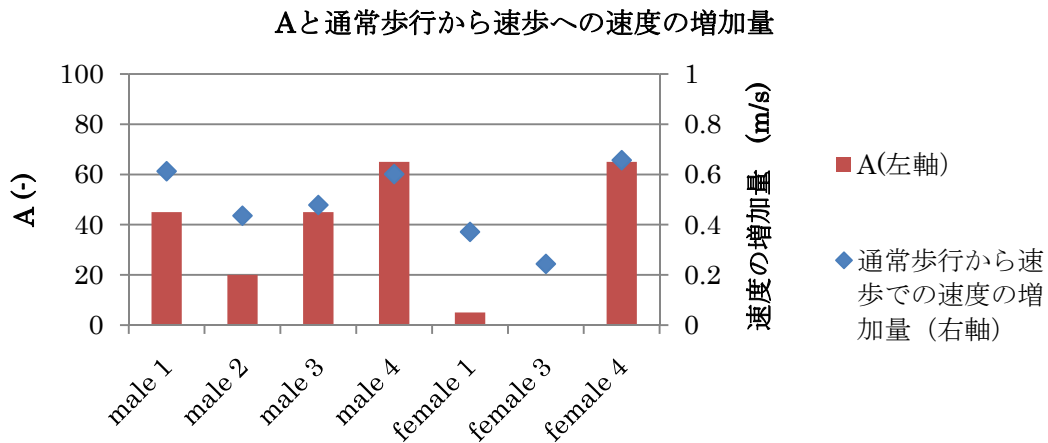


図 22 A と通常歩行から速歩への速度の増加量

(5) 3 パターンの歩行に表れる性格要素

東大式エゴグラムで得られたその他の要素である FC, AC については、その値を反映するような値を特定することはできなかった。しかし、CP, NP, A の要素については、3 パターンの歩行によって得られる値の中に、それぞれの要素と関係がありそうな値を発見することができた。これより、通常歩行時の速度から、ユーザの責任感、正義感の強さを、散歩時の歩幅からは面倒

見のよさを、通常歩行から速歩への速度の増加量からは冷静さを推測することができると考えられる。

3.3.4 アイデア

以上のフィールドワークより、人間に散歩、通常歩行、速歩の三種の歩行をさせると、それぞれの歩幅とピッチの変化に、その人の性別、年齢、また個性が反映されるであろうことを発見した。これを利用すれば、ユーザに年齢や性別を入力させなくとも、3パターンの歩行情報が取得できれば、その人がどういう人かを予測することができる。すると、予測されるユーザのモデルに対し、好まれるであろう情報を提示することができる。

また、GPS などから取得できる位置情報と組み合わせれば、どのようなパラメータを持つ人間が、こういった場所によく訪れているかを取得することができる。

3.4 仮説

以上のフィールドワークを通して生まれたアイデアを以下にまとめる。

- (1) 降りたことのない駅に対しても、駅に対するプラスなイメージを与えることで、途中下車を促すことができる。
- (2) 山手線 29 駅は、人や周辺の建物および景色の観察によってパラメータにすることができる。
- (3) 個人の散歩、通常歩行、速歩の速度とピッチから、性別、年齢、性格を推定することができる。

これらのアイデアから、「無意識情報から個人の好みを推測することができる」という仮説を導いた。これは、無意識的に変化する人間の行動に表れる個人の特性の要素を抽出し、それぞれの要素を組み合わせることでその個人がどういう人間かをなんとなく予想できると考える。さらに、こうして予測される個人のタイプに基づき、どのようなものを好むかを予測できるよう、様々なアイテムの情報と組み合わせることで、無意識情報に基づいたレコメンドシステムが構築できると考えた。

そこでこの仮説から、駅を中心とした街歩きというシナリオにおけるレコメンドシステムへのアプローチとして「散歩、通常歩行、速歩の速度とピッチを入力とし、山手線 29 駅に対する個人の主観的な価値を推定することができる」という具体的な仮説を立てた。この仮説について具体的に説明する。

3.4.1 駅価値生成モデル

導かれた仮説に基づき、散歩・通常歩行・速歩の速度とピッチから、山手線 29 駅に対する個人の主観的な価値を推定する「駅価値生成モデル」を提案する。駅価値生成モデルは以下のように構成される。

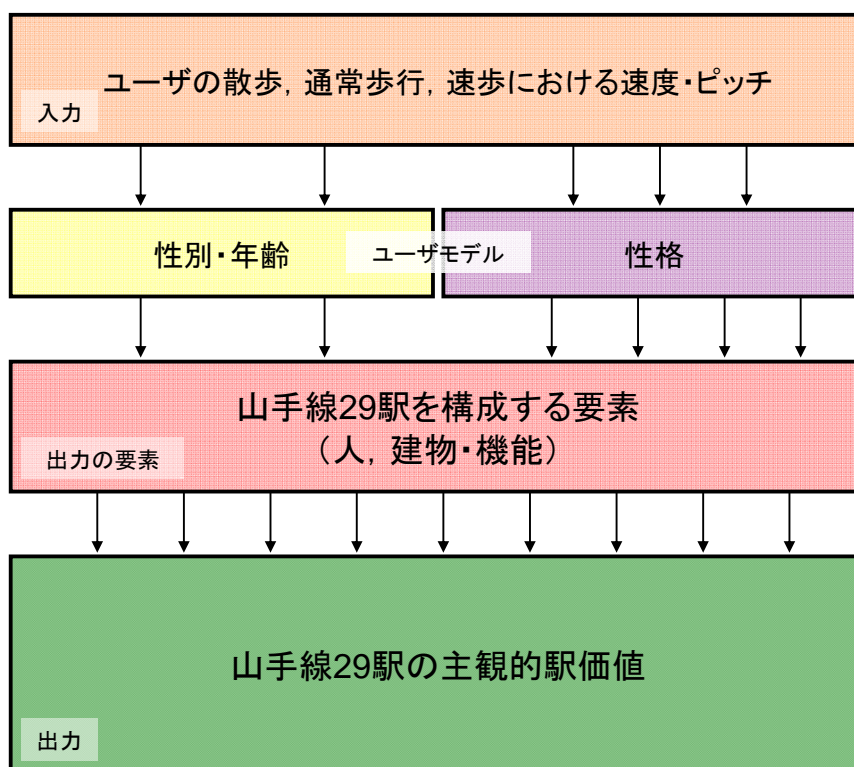


図 23 駅価値生成モデル 概念図

駅価値生成モデルは、5つのカテゴリに含まれる要素をそれぞれ接続し合うことによって構成される。5つのカテゴリとは、歩行によって得られる情報「ユーザの散歩、通常歩行、速歩における速度・ピッチ」、そこから推定されるユーザのパラメータ「性別・年齢」、および「性格」。一方で駅を構成する要素である「山手線 29 駅を構成する要素」。最後に「山手線 29 駅の主観的駅価値」、の 5 つである。

歩行者に対するフィールドワークによって得られた知見を踏まえ、「ユーザの散歩、通常歩行、速歩における速度・ピッチ」とユーザのパラメータ「性別・年齢」、および「性格」を接続する。

次に、どのようなパラメータをもつ人間が、駅を構成するどの要素を好むかを踏まえ、「性別・年齢」、および「性格」と「山手線 29 駅を構成する要素」を接続する。

最後に、山手線 29 駅に対して行ったフィールドワークによって得られた山手線のデータに基づいて「山手線 29 駅を構成する要素」と「山手線 29 駅の主観的駅価値」を接続する。

このとき、それぞれの接続には、重みづけを設定する必要がある。「性別・年齢」、および「性格」と「山手線 29 駅を構成する要素」の接続においては、どのようなパラメータをもつ人間が、

どのような要素を好むか、という度合いを反映する必要がある。また、「山手線 29 駅を構成する要素」と「山手線 29 駅の主観的駅価値」の接続では、それぞれの要素が、それぞれの駅に対し、どれだけの重要度を持っているかを踏まえた接続を行う必要がある。

これらのことを踏まえ、このモデルにおいて、要素間の接続は重みづけを含むものとした。このときの重みづけには、フィールドワークによって得られたデータや経験を用いて設定する。

以下に渋谷駅を例に挙げてモデルの詳細を示す。

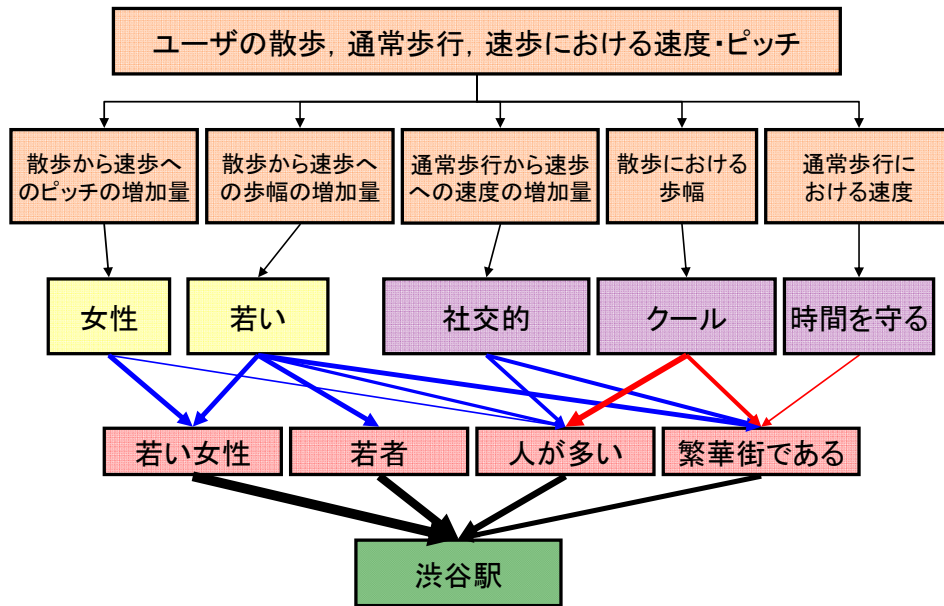


図 24 駅価値生成モデル 例：渋谷駅

この例では、速度とピッチを入力として「女性」「若い」「社交的」「クール」「時間を守る」というユーザのモデルが導出されている。一方、渋谷駅は「若い女性」が多く、「若者」が多く、「人が多い」、「繁華街である」という要素を持っている。この場合、ユーザモデルから伸びる青い矢印がプラス価値を、赤い矢印がマイナスの価値を示している。このときのプラスとマイナスが、どれだけプラスか、どれだけマイナスかという重みづけによってこのユーザにとっての渋谷駅の価値を予測する。

これと同様に、山手線 29 駅に対してモデリングを行い、主観的価値を予測すれば、その値の大きい順から提示することで、どの駅が自分に向いているかをユーザが知ることができる。これによって、ユーザが今まで降りたことのない駅でも、どれだけユーザに向いているかという情報を与えることができると考えた。

このモデルでは、「ユーザの散歩, 通常歩行, 速歩における速度・ピッチ」という入力から、「山手線 29 駅の主観的駅価値」という、一見全く関係のない出力を得るために、3つの重要な点がある。まず、入力である歩行情報から、ユーザがどのような人間であるかを推定し、パラメータとする点。次に、出力となる駅がどのような要素によって構成されているかを明らかにし、

構成要素を抽出する点。これによって、入力と出力の間に「ユーザモデル」と、「出力の要素」という中間層を設けることができる。最後に、入力から中間層を通り、出力までを接続する、その接続に重みづけを与える点である。

この接続を、0か1ではなく、0と1の間を表現する重みづけをもたせることにより、それぞれの要素のつながりの強さ、弱さを表現することができる。接続に重みづけをもたせることで、系は複雑さを増すが、その複雑さによって、入力からは一見関係のないと思われる出力を導くことができると考えた。また、この複雑な計算も、コンピュータにさせることでこのモデルが実現できると考えた。

第4章 駅価値ベイジアンネットワークの構築

この章では、前章にて提示した仮説を実証するコンセプトモデルをどのように構築したかを述べる。

4.1 歩行情報の取得

歩行情報の取得は、「3.3 歩行者に対するフィールドワーク」で示したものと同一環境で行い、ユーザの「散歩」、「通常歩行」、「速歩」における速度およびピッチを取得した。

4.2 駅価値ベイジアンネットワーク

本研究では、入力情報である、ユーザの「散歩」、「通常歩行」、「速歩」における速度およびピッチから、そのユーザにとっての山手線 29 駅に対する主観的価値という、曖昧で不確定要素を多く含む値を算出する必要がある。この問題には、その人がどういう人間であるかを予測する確率論の問題と、どういう人間であれば、何をどれだけ好むか、という効用理論の問題が含まれており、二つの理論を組み合わせた、意思決定理論を用いて対応することが望ましいと考えた。

意思決定理論とは、意思の強さを確率値で示すことで曖昧で不確実な問題を解こうとする理論である。例えば意思決定理論では、「患者に虫歯がある確率は 80%である」という言い方をする。この例では、予測「患者は虫歯を患っている」に対する、その予測が信じられるものであるかどうか、その信念の強さを、80%という数値で表している。つまり 80%の自信をもって「患者が虫歯を患っている」ことを主張しているのである。

実際には、「患者が虫歯をもつか」という問いに対する答えは yes (100%) か、no (0%) かで表されるはずである。しかし、この問いに対し、「患者は歯が痛いと訴えている」、「患者は歯周病である」といった、「患者が虫歯を患っている」であろう証拠となる情報を集めることで、「患者は虫歯を患っている」という提案に対する意思の強さを強めることができる。このとき、どのような証拠があれば、どれだけの確率で提案に対する意思が強まるのかを計算する手法としてベイズの定理という確率論の定理が利用できる。

ここでは、ベイズの定理、およびそれを応用したベイジアンネットワークについて説明し、如何にして山手線 29 駅に対する主観的価値の予測を行う「駅価値ベイジアンネットワーク」を構築したかについて述べる。

4.2.1 ベイズの定理

事象 A が起こる確率を $P(A)$ とし、事象 B が起こったという条件のもとで事象 A が起きる条件

付き確率を $P(A|B)$ とする。このとき、

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)P(A)}{P(B)}$$

という関係が成り立つ。これが 1763 年にイギリスの牧師であるトーマス・ベイズが発見し、後に「ベイズの定理」と呼ばれるようになった確率論の定理である。この定理の導出に対して簡単に説明する。

条件付き確率 $P(A|B)$ とは、事象 B の起きる場合の数 B に対する、そのうち事象 A も同時に起きる場合の数 $B \wedge A$ との割合に等しい。これより、これから起こりうる全ての事象を全事象 E としたときの、全事象に対するそれぞれの場合の起きる確率である $P(B \wedge A)$ 、 $P(B)$ を用いると

$$P(A|B) = \frac{B \wedge A}{B} = \frac{(B \wedge A)/E}{B/E} = \frac{P(B \wedge A)}{P(B)}$$

と表せる。すると、条件付き確率 $P(B|A)$ も同様にして

$$P(B|A) = \frac{P(A \wedge B)}{P(A)}$$

となる。このとき、 $B \wedge A$ と $A \wedge B$ は等しいため、

$$P(B|A) \cdot P(A) = P(A|B) \cdot P(B)$$

これを变形させて得られるのがベイズの定理である。

これを利用すると、事象 B が起きたときの事象 A が起きる条件付き確率 $P(A|B)$ と、事象 A 、事象 B の起きる確率がわかっているときに、事象 A が起きたことの証拠を得るだけで、事象 B が起きている可能性を求めることができる。

例えば、かかる確率が 10 人に 3 人とされている病気 X があり、その病気の検査方法 Y があるとす。病気 X になっている人がこの検査を受ければ、8 割の確率で陽性反応を示すのだが、病気 X になっていない人でも間違っ陽性反応がでる場合が 1 割あるとする。このとき、ある人が検査 Y をし、陽性反応が出た時点で、その人が病気 X である可能性を、

$$P(X|Y) = \frac{P(Y|X)P(X)}{P(Y)} = \frac{P(Y|X)P(X)}{P(Y \wedge X)P(X) + P(Y \wedge \bar{X})P(\bar{X})} = \frac{0.8 \times 0.3}{0.8 \times 0.3 + 0.1 \times 0.7} \doteq 0.774$$

という計算から、77.4%の確率で病気 X であると求めることができる。

4.2.2 ベイジアンネットワーク

ベイジアンネットワークとは、事象どうしの因果関係の強さを確率で記述するグラフィカルモデルである。構築されたネットワークに記された条件付き確率をベイズの定理を利用して計算することで、複雑、不確定な事象が起きる確率を算出することができ、最も確からしい推測を提示

することができる。

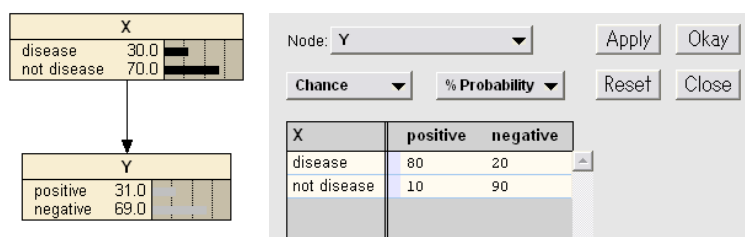


図 25 ノードとその間の事前確率のテーブル

同じように確率要素を含むネットワークを構築する手法としてニューラルネットワークが挙げられる。こちらは大量の入出力データを与えることで、入出力間に設けた中間層のノードにおける重みづけを自動的に生成する。そのため一見因果関係が見られないような事象間においても、入力に対する統計的な予測を返すことができる。しかし、その中間層のノード自体は意味を持たないため、ネットワーク全体としては完全にブラックボックスとして扱うほかない。また、構築に際して大量な入出力データを必要とするため、データを集めにくい事象に対しては利用が難しい。

一方ベイジアンネットワークでは、大量データを入力とせずとも、ネットワークを構築することができる。ネットワークの構築は、それぞれの事象をノード、ノード間をつなぐ矢印で事象どうしの因果関係を表現し、因果関係の強さを条件付き確率分布 $P(X|\text{Parents}(X))$ を付与することで示す。このとき、ノード間のつながりの設計や条件付き確率分布を、統計的な値ではなく、個人の主観的な感覚で設定することもできる。こうしてできるネットワークはエキスパートモデルと呼ばれ、例えば症例の少ない病気に対し、医師が経験によって構築したベイジアンネットワークを診断システムとして利用する研究などが報告されている。

4.2.3 ベイジアンネットワーク構築ソフトウェア "Netica"

本研究では、ベイジアンネットワークの構築にNorsys Software Corp.のNeticaというソフトウェアを用いた[21]。

Netica はグラフィカルユーザインターフェイス(GUI)によりネットワークの構築、変数の操作が可能であり、作成したファイルは.dne という拡張子のファイルで保存される。配布されている Java API を使えば、このファイル自体を Java で作成したプログラムから読み込み、書き換えることもできる。今回、入力に対して 29 駅分の駅価値を返すネットワークを様々なアプリケーションの中心となるエンジンに組み込むことを想定しているため、本ソフトウェアを採用した。

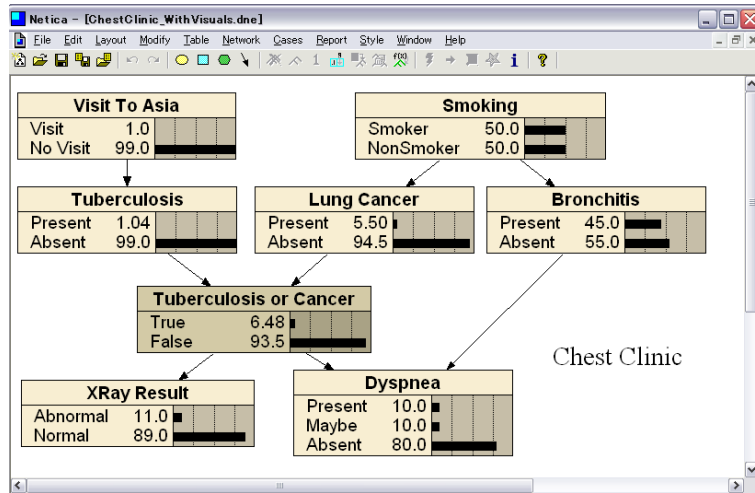


図 26 Netica GUI 画面

4.2.4 駅価値ベイジアンネットワーク

仮説として提示した「駅価値生成モデル」に基づき、Netica を用いて「駅価値ベイジアンネットワーク」を構築した。以下に「駅価値ベイジアンネットワーク」の概要図を載せる。

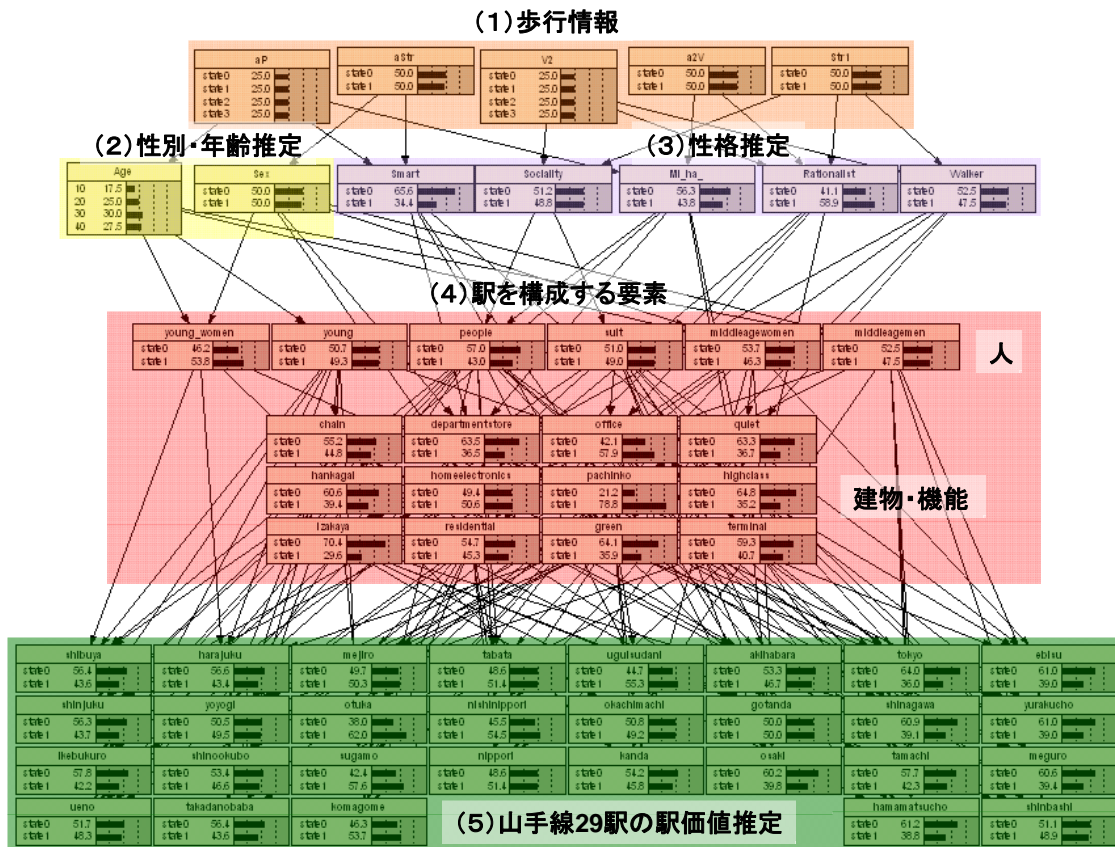


図 27 駅価値ベイジアンネットワーク 概要図

駅価値ベジアンネットワークは駅価値生成モデルで提示した 5 つのカテゴリから成り立つ。5 つのカテゴリとは、(1)ユーザの歩行情報から得られる、5 つの要素を入力とするカテゴリ、(2)性別、年齢を示すカテゴリ、(3)性格を推定するカテゴリ、(4)人、建物および機能などの駅を構成する要素のカテゴリ、(5)最終的な山手線 29 駅の駅価値が出るカテゴリ、の 5 つである。それぞれについて、どのようなノードで構成されているかを詳しく説明し、部分ごとをどのようにつなぎ、条件付き確率分布をどのように入力したかを述べる。

4.2.4.1 5 つのカテゴリを構成するノード

(1) ユーザの歩行情報から得られる、5 つの要素を入力とするカテゴリ

歩行者に対してのフィールドワークから得られた知見をもとに、「aP (散歩から速歩へのピッチの増加量)」、「aStr (散歩から速歩への歩幅の増加量)」、「V2 (通常歩行での速度)」、「a2V (通常歩行から速歩への速度の増加量)」、「Str1 (散歩での歩幅)」という 5 つの要素をノードとして選択した。「aP」および「aStr」は年齢と性別を、「V2」、「a2V」、「Str1」のノードの値はそれぞれ性格要因である CP, A, NP を表している。ユーザの 3 パターンの歩行における速度とピッチが入力されたとき、それぞれの値を算出し、予め設定した閾値でそれぞれのノードに状態として入力されるようになっている。また、このときの閾値は、被験者である 10 人のデータを参考にした。

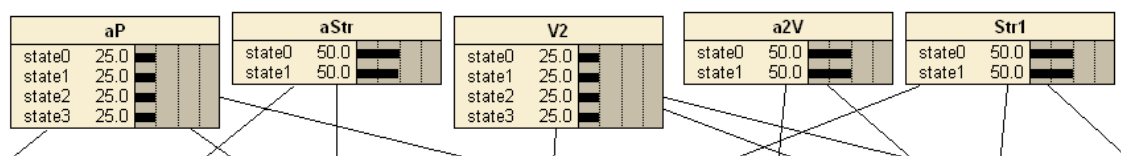


図 28 歩行情報を入力されるカテゴリ

(2) 性別、年齢を示すカテゴリ

「Sex(性別)」と「Age(年齢)」の二つのノードから成る。年齢については、10代から40代まで想定して状態の値を作っている。入力された「aP」「aStr」のノードから接続されており、これにより、閾値による判別の確からしさを調整するよう条件付き確率分布を入力した。例えば、「aStr」の値が true であった場合、95%の確率で Sex は true (男性) である、というように調整した。

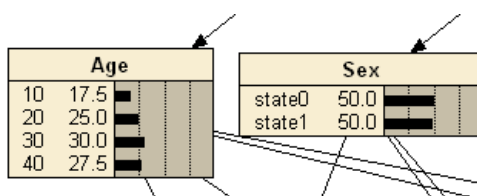


図 29 性別・年齢カテゴリ

(3) 性格を推定するカテゴリ

性格を表すノードとして、電車利用者に対してのフィールドワークで得られたインタビューの回答をもとに、街歩きをする際の要素選択に関係があると思われる 5 つの性格ノードを設定した。5 つとはそれぞれ、「Smart (おしゃれ)」、「Sociality (社交的)」、「Mi_ha_ (ミーハー)」、「Rationalist (理論的思考派)」、「Walker (散歩好き)」である。

これらのノードは、性格要因である CP, A, NP の値だけでなく、aP や aStr の値ともつながっており、男女差、年齢層の違いも踏まえた上で、性格因子からユーザがどのようなタイプの人間であるかを予測する。

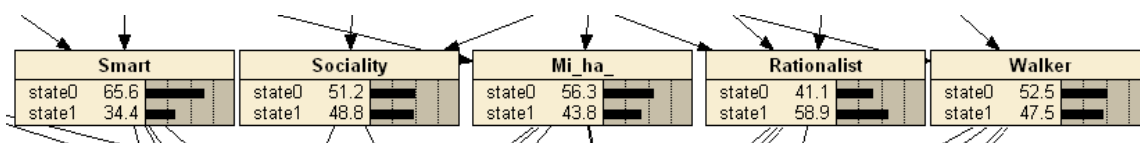


図 30 性格カテゴリ

(4) 人、建物および機能などの駅を構成する要素のカテゴリ

山手線 29 駅におけるフィールドワークを通して得られた分析結果を基に、人に関する 6 つのノードと、建物および機能に属する 12 のノードで駅を構成する要素のカテゴリを構成した。

人に関する 6 つのノードとは、「suit (スーツ)」、「youngwomen (若い女性)」、「youngman (若い男性)」、「middleagemen (中年男性)」、「middleagewomen (中年女性)」および、人が多いか少ないかを示す「people」である。

さらに、建物と機能に関するノードは、フィールドワークを通して得られた、駅の要素である 12 個のノードで構成した。12 個のノードとは、「chain (チェーン店舗)」、「hankagai (繁華街)」、「izakaya (居酒屋)」、「departmentstore (デパート)」、「homeelectronics (家電量販店)」、「residencial (住宅街)」、「office (オフィス)」、「pachinko (パチンコ)」、「green (緑)」、「quiet (静か)」、「highclass (高級感)」、「terminal (ターミナル駅)」である。

ユーザのタイプによってどの要素を好みそうか、という部分は主観的に構築した。例えば、若者であればチェーン店の方が安いのでそちらを好むだろう、中年男性であれば居酒屋や繁華街を、社交的な人であれば人が多い場所を好み、散歩好きな人であれば緑のある場所を好むだろう、というようにノードを主観的に接続し、条件付き確率分布の値を設定した。

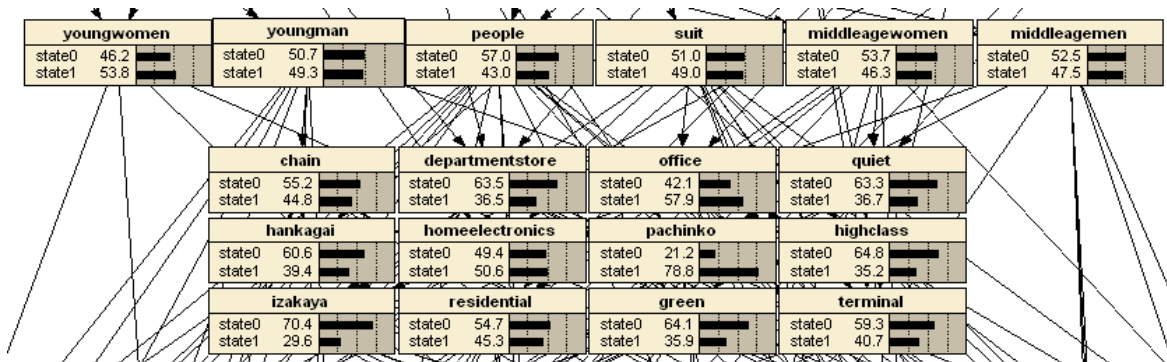


図 31 駅を構成する要素カテゴリ

このカテゴリのみ、カテゴリ内での接続を許しているが、接続関係が円環を形成してしまうと、値を出す計算が無限に続いてしまうのでエラーとなるため、円環を形成しないよう注意した。

(5) 山手線 29 駅の駅価値予測カテゴリ

最終的な山手線 29 駅の駅価値予測が算出されるカテゴリとして全ての駅をノードにした。それぞれのノードはフィールドワークによって得られた、どの駅がどの要素をもっているか、というデータに基づき、駅を構成する要素のカテゴリに含まれる人、建物および機能のノードと接続した。また、その駅を特徴づける要素としての意味が強いほど、駅価値に与える影響が大きくなるように条件付き確率分布の値を設定した。

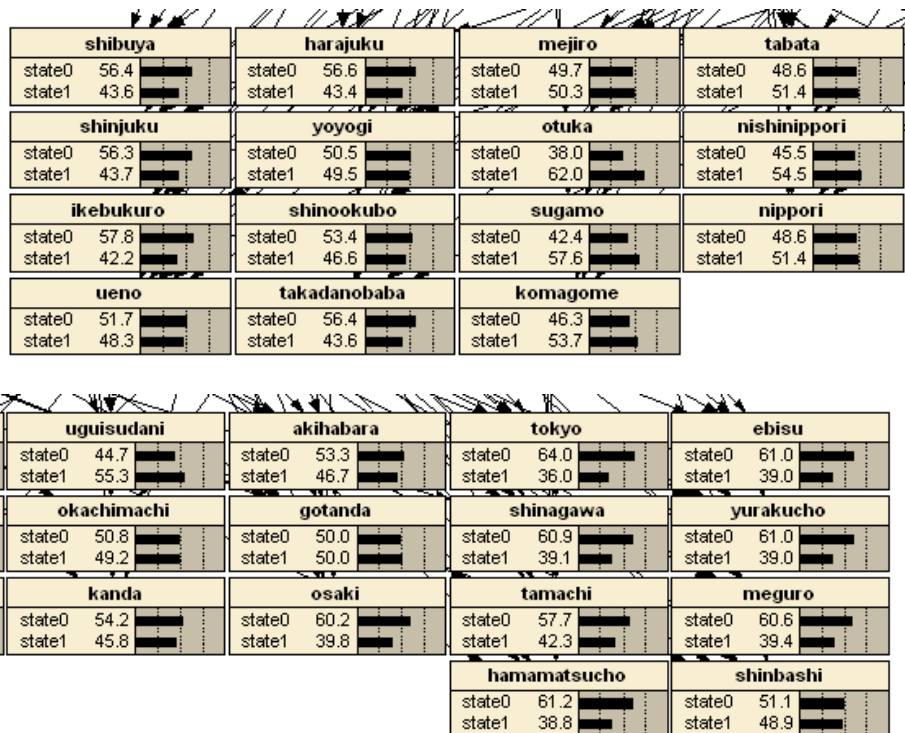


図 32 山手線 29 駅カテゴリ

第5章 主観的駅価値の予測

前章で提示した駅価値生成モデルおよび駅価値ベイジアンネットワークの有用性を示すべく、本章では、駅価値ベイジアンネットワークによって算出された駅価値予測値とユーザアンケートによる主観的駅価値を提示する。このとき、被験者には、行ったことのある駅に対しての主観的価値を5段階評価で答えてもらい、その結果を主観的駅価値とした。この主観的駅価値と、駅価値ベイジアンネットワークによって算出された主観的駅価値の予測値とを比較し、相関関係を示した。

5.1 駅価値ベイジアンネットワークによる主観的駅価値予測値

駅価値ベイジアンネットワークを用いて、先のフィールドワークの被験者である10名の主観的駅価値の予測値を求めた。以下にその結果を示す。

表4 駅価値ベイジアンネットワークによる駅価値予測値算出結果

	male 1	male 2	male 3	male 4	male 5	female 1	female 2	female 3	female 4	female 5
渋谷	57.0	67.6	42.0	68.3	59.5	65.9	46.9	65.6	76.4	73.9
原宿	57.9	59.9	43.3	62.4	54.9	63.2	51.3	66.7	72.4	70.5
代々木	55.2	48.8	44.9	53.0	51.9	51.0	48.6	55.7	56.0	51.9
新宿	59.5	70.2	52.5	72.0	68.0	57.7	49.0	55.4	67.2	61.1
新大久保	49.9	48.3	55.6	48.3	49.9	53.4	59.0	53.4	50.4	50.4
高田馬場	57.8	59.5	56.8	60.0	59.5	57.4	53.6	57.2	58.9	57.9
目白	54.3	42.3	45.4	45.8	46.0	48.6	50.2	54.7	49.5	48.2
池袋	59.7	68.1	54.9	70.4	69.2	60.6	55.6	58.1	68.8	61.6
大塚	40.4	35.2	37.2	35.8	35.7	36.9	36.2	39.7	36.7	37.1
巣鴨	42.5	36.4	41.2	37.0	37.7	42.1	44.6	45.3	39.9	40.4
駒込	49.0	38.1	45.4	38.3	39.2	44.0	46.7	48.8	40.3	43.3
田端	52.5	45.2	43.4	46.8	46.4	47.7	47.1	52.5	48.2	47.9
西日暮里	50.3	37.5	41.3	41.3	41.6	44.2	46.4	51.0	45.3	43.7
日暮里	51.7	38.4	47.4	40.5	41.6	46.3	51.4	52.3	43.8	44.9
鶯谷	43.4	40.1	49.9	39.4	40.6	42.3	46.3	42.6	39.0	41.2
上野	48.1	51.6	47.4	55.5	54.4	52.2	56.6	53.3	60.7	52.3
御徒町	51.6	47.6	60.0	48.7	51.4	45.5	50.5	46.6	44.8	43.6
秋葉原	52.9	64.1	59.8	67.1	65.5	48.2	52.0	45.1	58.4	49.2
神田	48.6	48.3	54.1	48.3	48.6	56.5	60.5	56.5	54.2	54.2
東京	56.6	71.6	68.5	76.7	76.5	61.7	69.7	58.9	76.7	61.7
有楽町	62.0	63.2	58.0	63.5	63.5	63.0	60.4	62.2	64.5	63.3
新橋	50.8	52.2	58.5	54.4	56.1	46.4	51.0	46.4	50.1	45.5
浜松町	61.2	59.5	68.5	61.8	64.0	56.1	62.5	56.9	58.5	54.7
田町	52.2	59.1	70.4	62.7	65.0	49.9	62.1	48.7	57.8	48.6
品川	61.5	64.1	67.1	66.9	69.0	58.8	61.6	58.5	63.4	57.3
大崎	54.4	66.0	62.4	69.4	69.6	57.0	64.5	54.4	67.7	57.0
五反田	45.7	52.4	50.7	54.5	54.2	49.2	53.3	48.0	55.2	48.7
目黒	60.1	60.2	51.4	63.9	63.9	63.6	64.4	65.5	70.9	64.1
恵比寿	55.5	56.3	55.2	57.2	59.5	64.9	71.1	64.3	64.6	61.2

また、算出された山手線 29 駅分の主観的駅価値予測値でランキングにした。以下に被験者 10 名の主観的駅価値予測を、男女別に 5 名分ごと、駅価値順にしたもののうち、上位 10 駅までを示す。

表 5 男性被験者の主観的駅価値予測値 上位 10 駅

	male 1		male 2		male 3		male 4		male 5	
	駅名	駅価値	駅名	駅価値	駅名	駅価値	駅名	駅価値	駅名	駅価値
1	有楽町	62.0	東京	71.6	田町	70.4	東京	76.7	東京	76.5
2	品川	61.5	新宿	70.2	浜松町	68.5	新宿	72.0	大崎	69.6
3	浜松町	61.2	池袋	68.1	東京	68.5	池袋	70.4	池袋	69.2
4	目黒	60.1	渋谷	67.6	品川	67.1	大崎	69.4	品川	69.0
5	池袋	59.7	大崎	66.0	大崎	62.4	渋谷	68.3	新宿	68.0
6	新宿	59.5	品川	64.1	御徒町	60.0	秋葉原	67.1	秋葉原	65.5
7	原宿	57.9	秋葉原	64.1	秋葉原	59.8	品川	66.9	田町	65.0
8	高田馬場	57.8	有楽町	63.2	新橋	58.5	目黒	63.9	浜松町	64.0
9	渋谷	57.0	目黒	60.2	有楽町	58.0	有楽町	63.5	目黒	63.9
10	東京	56.6	原宿	59.9	高田馬場	56.8	田町	62.7	有楽町	63.5

表 6 女性被験者の主観的駅価値予測値 上位 10 駅

	female 1		female 2		female 3		female 4		female 5	
	駅名	駅価値	駅名	駅価値	駅名	駅価値	駅名	駅価値	駅名	駅価値
1	渋谷	65.9	恵比寿	71.1	上野	66.7	東京	76.7	有楽町	73.9
2	恵比寿	64.9	東京	69.7	渋谷	65.6	渋谷	76.4	品川	70.5
3	目黒	63.6	大崎	64.5	池袋	65.5	原宿	72.4	浜松町	64.1
4	原宿	63.2	目黒	64.4	新宿	64.3	目黒	70.9	目黒	63.3
5	有楽町	63.0	浜松町	62.5	原宿	62.2	池袋	68.8	池袋	61.7
6	東京	61.7	田町	62.1	代々木	58.9	大崎	67.7	新宿	61.6
7	池袋	60.6	品川	61.6	新大久保	58.5	新宿	67.2	原宿	61.2
8	品川	58.8	神田	60.5	高田馬場	58.1	恵比寿	64.6	高田馬場	61.1
9	新宿	57.7	有楽町	60.4	目白	57.2	有楽町	64.5	渋谷	57.9
10	高田馬場	57.4	新大久保	59.0	大塚	56.5	品川	63.4	品川	57.3

10 名の被験者に対してそれぞれ算出した駅価値を比較すると、ランキング形式として駅の順位が同じでもそれぞれの駅価値が異なったり、駅価値の値が 62.0 でも 1 位である人 (male 1) や 10 位でも 63.5 の値を保っている人 (male 5) など、駅価値ベイジアンネットワークは 10 名の被験者に対して全く異なる結果を算出した。

5.1.1 主観的駅価値と主観的駅価値予測との比較

5.1.1.1 主観的駅価値アンケート

さて、これらの主観的駅価値予測を、実際の被験者の主観的駅価値と比較するべく、予測値は被験者には見せずに山手線 29 駅に対する主観的駅価値を 5 段階評価で答えてもらうアンケートを行った。このとき、行ったことのない駅や、数年前に一度行ったきり、というような駅に対しては評価を行わなくてよいものとした。

このアンケートは、電車利用者のフィールドワークを通して得られた知見を踏まえて構成した。

電車利用者に対するフィールドワークを通して得られた知見とは、それぞれの駅に対して好きか嫌いかの意識に個人差があり、単純に「好きな駅」、「嫌いな駅」と聞くと駅舎のデザインや広さなどに意識が向いてしまい、街歩きへの評価ができないということ。また、街歩きに関しても一部の地域はすごく好きだが、嫌いな地域もその駅の周辺にあるという場合があるということや、よく行く駅であるが故に行動パターンが決まっておりに新鮮味を感じられないため、普通よりは好きだがすごく好きではない、という中間の状態が存在する、というものである。

そこで、アンケートにはそれぞれの駅の周辺を歩くことに関する好きか嫌いかの評価を（1：苦手，2：やや苦手，3：普通，4：やや好き，5：好き）の5段階の間隔尺度で表すものとした。以下にその結果を示す。

表 7 5段階評価アンケートによる主観的駅価値

	male 1	male 2	male 3	male 4	male 5	female 1	female 2	female 3	female 4	female 5
渋谷	4	5	2	5	4	2	1	3	4	5
原宿	4	4	3	5	5	2	3	5	2	5
代々木	3	4	4	3	3	2			3	3
新宿	3	4	4	5	2	3	1	3	4	5
新大久保		5		3		2			1	3
高田馬場	2	3		2	3	3		3	2	3
目白		3								3
池袋	2	1		1		3	1	3	2	3
大塚				1						
巣鴨						2				3
駒込										
田端										
西日暮里						2				
日暮里						3				
鶯谷										
上野	4	5				4	3	3	2	3
御徒町		3				2				
秋葉原	4	4	4	3		4	3	5	2	5
神田		3		2						3
東京	3	3	4	3	3	5	3	3	5	3
有楽町	4	4	4	3	3	5			5	5
新橋	3	3	4	4		4			3	3
浜松町	2	2	4	3		4		3	2	1
田町	4	5	3	5		3	3	3	4	3
品川	3	3	2	2	4	3			3	3
大崎	2	3		2	5			3		
五反田	3			3	5			1		
目黒	5	3	3	4	5	3		3	3	3
恵比寿	4	5	5	5	5	5	3	3		3

5.1.1.2 予測値との比較

これらの被験者における主観的駅価値の予測値と実際の値を比較した。縦軸を主観的駅価値、横軸を予測値としてグラフにし、相関係数を求めた。アンケートには主観的に5段階で駅価値を付加してもらったが、値のつけかたに個人差（1をなかなかつけない、5をすぐにつけてしま

う等) があるということを踏まえ, ここには例として男女 2 人ずつ, 計 4 人分のグラフを別々に提示する.

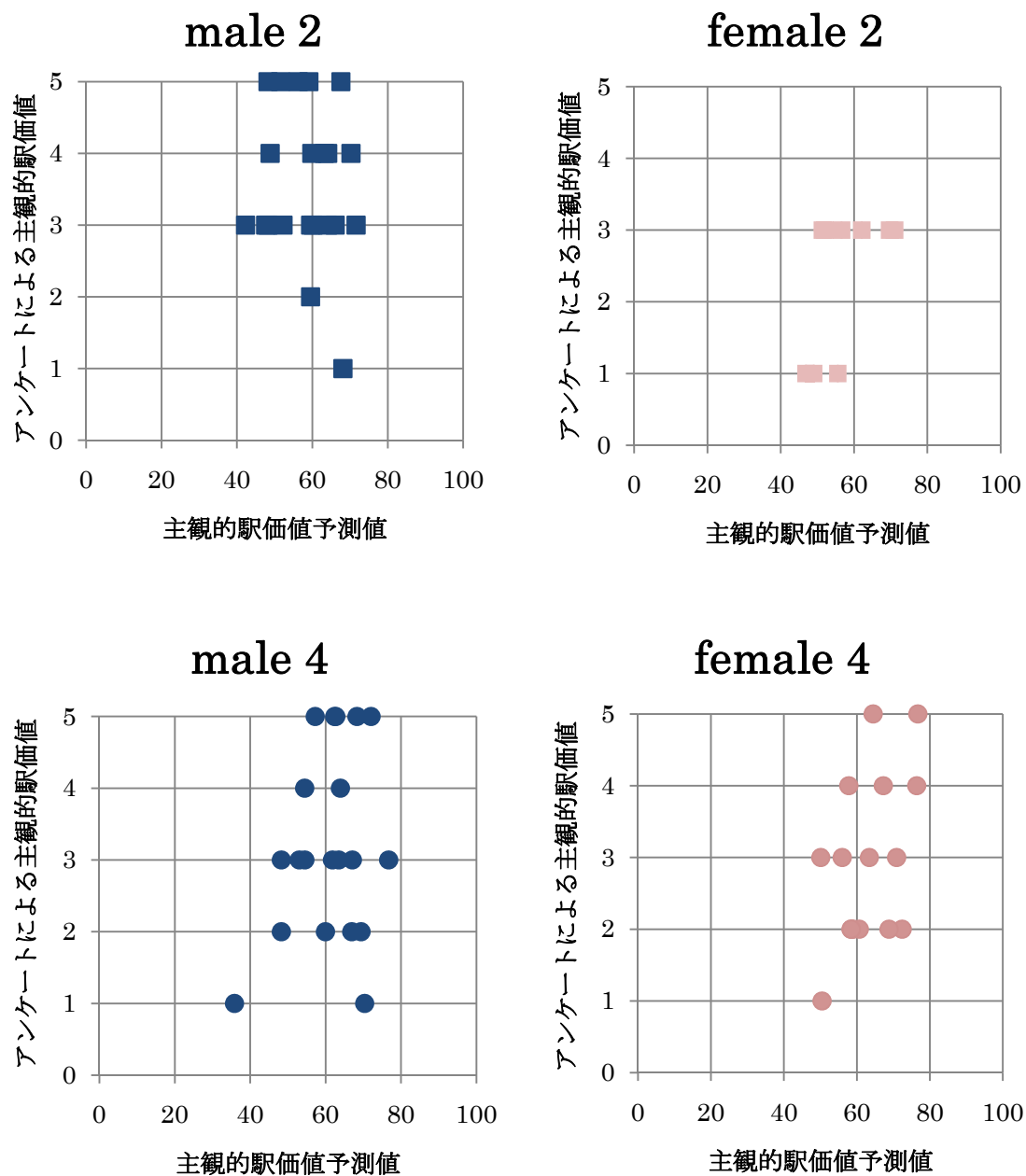


図 33 被験者 male 2, female2, male 4, female 4 の駅価値予測とアンケート結果の相関

また, 各被験者の相関係数を以下の表 8 に示す.

表 8 各被験者の相関係数

male 1	male 2	male 3	male 4	male 5	female 1	female 2	female 3	female 4	female 5
-0.106	-0.144	0.130	0.260	-0.261	0.323	0.571	0.162	0.464	0.449

5.1.1.3 考察 1

(1) 算出された駅価値について

算出された駅価値は、個人ごとに異なり、一人として同じ駅価値結果が出ることはなかった。男性を被験者とした場合は male 2 と male 4 がランキングに登場する駅が似たものを示しているが、下位になるにつれ、駅価値の値およびランキングに違いが表れている。これは、個人ごとの性別、年齢だけでなく、性格も踏まえているためである。これにより、年齢や性別が同じ個体に対しても差異を認めることのできる値を算出することができたと考えられる。また、女性を被験者とした場合には、男性の場合よりもそれぞれのランキングに登場する駅名、その順番、駅価値も異なる値が算出された。

(2) 相関関係について

結果として得られた相関係数では、全体的に男性を対象とした場合よりも女性を対象とした場合の方が相関係数の値が高くなった。この点について考察を行う。

まず、アンケートによる主観的駅価値は低く、予測値としては高くなっている駅に注目した。すると、male 2, male 4 で池袋駅, male 5 で新宿駅の値に特にその傾向があることがわかった。

この結果について被験者 male 2, male 4 および male 5 にインタビューを行ったところ、「人ごみが苦手だから」「汚く感じるから」という回答を得た。一方で、これらの駅は「hankagai」, 「people」「homeelectronics」の要素を持っている。また、駅価値ベイジアンネットワークの構築時、特に男性の場合、「hankagai」や「homeelectronics」の値が女性よりも上がりやすくなるよう条件付き確率分布の値を設定した。

これらのことから、男性をモデルとした場合に「きれいさを好むかどうか」の要素に対するモデリングが不十分であったと考えられる。また、池袋駅と新宿駅に対しては要素として「きれいではない」という要素を表現する何らかのノードと接続する必要があると考える。

を含む「highclass」のノードと結び、きれいさを好む場合はこれらの駅の値が上がらないよう設定するという手段が考えられる。

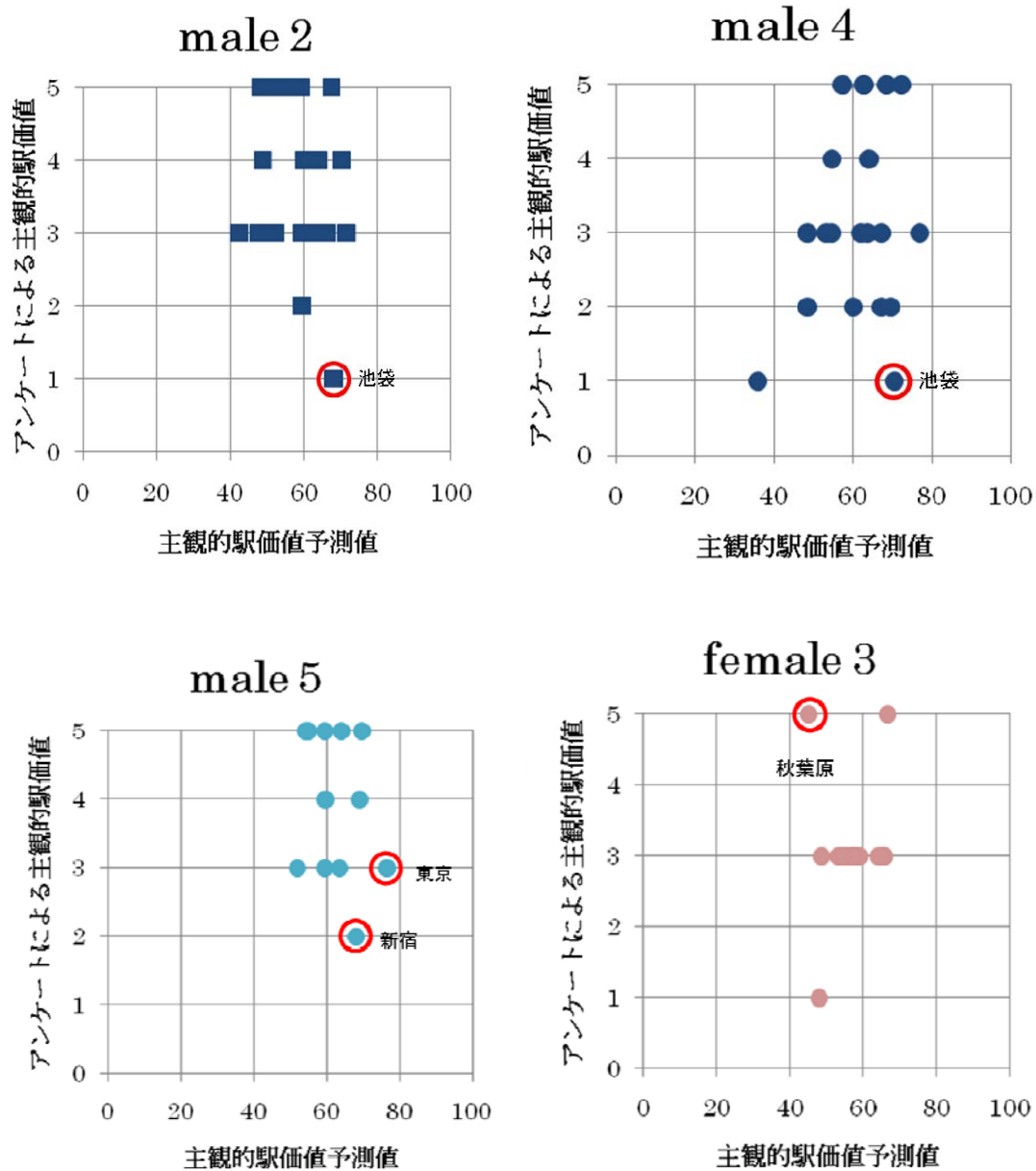


図 34 特に予測値とアンケートの答えに差がある駅

また一方で、female 3 の結果では予測値は低い値を算出したのに対し、アンケートでは高い値を答えた駅が female 3 の相関係数を大きく上げていた。また、その駅は秋葉原であった。

そこで female 3 に対して、なぜ秋葉原の値が高いのかについてインタビューを行ったところ、female 3 は漫画やアニメに対して嗜好がある、所謂オタクであることが分かり、「私にとっては聖地であるから」という回答を得た。

このように、特殊な嗜好をもつ個人に対してはこのモデルは不十分であることが示された。この問題に対しては、実際にその場所にユーザが赴いたときの歩き方をセンシングすることで、そ

の駅周辺の場所に対する興味を予測し、駅価値ベジアンネットワークを学習させることが解決になると考える。行動をベースとした学習をすることで、より個人に特化したベジアンネットワークとなることが望まれる。

しかし、その他の女性被験者に対しては相関係数の値も安定して高く、サービス開始の初期段階におけるモデルとしての有用性はあると考える。

5.1.2 駅価値生成モデルの検証

女性を対象とした場合、男性を対象とした場合より駅価値予測値と主観的駅価値に相関が見られたが、駅価値ベジアンネットワークの構築は、本実験に協力してくれた10人の被験者のデータやインタビュー結果を基に構築したものである。そこで、このモデルの汎用性を確かめるためには、この10人以外の被験者でも同様に3パターンの歩行データを取り、主観的駅価値予測値と、主観的駅価値との比較を行う必要がある。

そこで新たに11人目の被験者 female 6 に協力を得、female 6 の3パターンの歩行データおよび、山手線29駅に対する主観的駅価値のアンケートを行った。11人目の被験者に女性を選んだ理由は、対象を男性とした場合のモデルには改良の余地があると考えたためである。

以下に female 6 の駅価値予測値およびアンケート結果を、駅価値予測値順にしたものを示す。また、縦軸をアンケート結果、横軸を予測値としたグラフを示す。

表 9 female 6 による駅価値予測値順に並べた駅名および主観的駅価値

順位	駅名	駅価値	主観的価値
1	渋谷	73.9	5
2	原宿	70.5	3
3	目黒	64.1	3
4	有楽町	63.3	5
5	東京	61.7	5
6	池袋	61.6	5
7	恵比寿	61.2	3
8	新宿	61.1	3
9	高田馬場	57.9	
10	品川	57.3	5
11	大崎	57.0	
12	浜松町	54.7	3
13	神田	54.2	
14	上野	52.3	
15	代々木	51.9	1
16	新大久保	50.4	
17	秋葉原	49.2	
18	五反田	48.7	3
19	田町	48.6	
20	目白	48.2	
21	田端	47.9	1
22	新橋	45.5	
23	日暮里	44.9	
24	西日暮里	43.7	
25	御徒町	43.6	
26	駒込	43.3	
27	鶯谷	41.2	
28	巣鴨	40.4	
29	大塚	37.1	

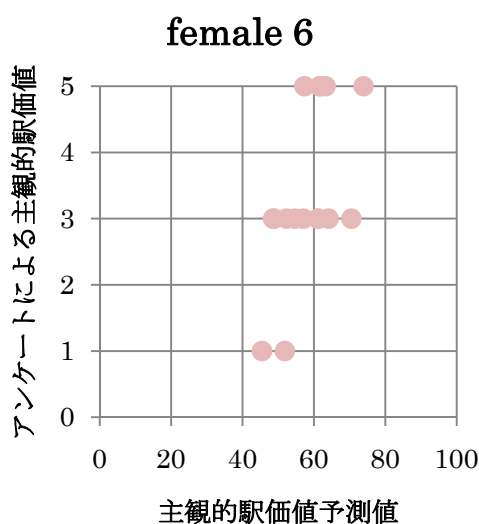


図 35 被験者 female 6 の駅価値予測とアンケート結果の相関 (相関係数 : 0.5872)

被験者 female 6 に対しても、他の女性被験者と同様、0.5872 と高い相関係数が得られた。

第6章 今後の展望

6.1 街歩きレコメンデーションアプリにおける情報としての駅価値

6.1.1 概要

駅価値生成モデルについてはその有用性、汎用性が見こまれた。そこで、さらに被験者 female 6 にこの駅価値予測を提示し、Sentio サービスを利用するにあたり、どの駅周辺で街歩きをしたかを尋ねた。すると上位に提示された恵比寿駅に興味を示した。そこで 2009 年 12 月 8 日、恵比寿駅の周辺にて Sentio デバイスをつけた街歩きを行った。



図 36 Sentio サービスを利用した female 6 の恵比寿街歩きの様子

街歩きにおいて、事前には恵比寿に対するイメージや利用頻度などをインタビューし、また、街歩き終了後は、Sentio サービスを用いた恵比寿における街歩きについてインタビューを行った。

6.2 分析

インタビューの結果得られた回答を分析した。

被験者は今まで何度か恵比寿に来たことはあるが、お茶をしに数度来ただけであり、周辺の知識や土地勘がほぼない状態であることがわかった。また、今までに見聞きした情報から、恵比寿に対するイメージは、白く、新しく、表参道のような場所、というものであり、その時点での主観的評価は3であった。

これは、数度来た経験と、今までに見聞きしたイメージからだけでは判断材料が少なく、可もなく不可もない、という意味で3という値をつけたものであると思われる。また、土地に対する良いイメージは持っていたが、それが自分に合うものかどうかという判断が下せないために、行ってみたいが、行く勇気がなかった場所であることを明らかにしてくれた。

さらに、Sentio アプリケーションを使用し、恵比寿という駅名を含んだtweetを閲覧すると、「〇〇がおいしい」「〇〇がキレイ」という発言が多く見られ、それらを見ることで、恵比寿に行きたいと思うようになった、という回答を得た。

また、実際に街歩きを行っての感想は、非常に好きな場所であるというものだった。当時はクリスマス前ということもあり、恵比寿ガーデンプレイスはクリスマスツリーやイルミネーションで装飾されており、それが彼女にとって特に好印象であったことを語ってくれた。

Sentio デバイスによって誘導された先には恵比寿ガーデンプレイスがあり、イルミネーションで装飾された場所にたどり着けたことは、彼女に感動を与えたようだった。

6.2.1 考察2

散歩、通常歩行、速歩の3パターンの歩行における速度およびピッチという一見駅とは全く関係のない情報から、個々人の駅に対する評価の予測値が求められ、それが行動範囲の拡大につながるであろうことが明らかになった。

しかしこの有用性を述べるためには、駅価値ベジアンネットワークを利用した場合とランダムに駅を提示した場合での違いについて論じなくてはならない。ランダムに駅を提示した場合でも同様に個人の行動範囲を拡大させることができるのではないかと、この点については確かに一回限りの提示の上では効果の違いを見ることはできない。しかし、繰り返し使うことでベジアンネットワークは学習することができる。これにより、ランダムに出す機構は毎回ランダムに駅を提示するだけだが、ベジアンネットワークを利用した場合は学習することでより個人に特化させることができるだけでなく、全体のデータを利用して初期段階でのベジアンネットワーク

も精度を上げることができる。さらに、どのような人間がどのような場所に興味がありそうか、という傾向を利用データを集合的に処理することによって知ることができる。この点においてバックグラウンドの機構を持たないランダム提示とは根本的に異なると言える。

しかし、本研究において構築したベイジアンネットワークには改良の余地があり、さらに駅価値予測の精度を上げるためには、詳細にわたってそれぞれの条件付き確率分布の値を調整する必要があると考えられる。それには、もう一度主観的に条件付き確率分布の値を変えるという手段もあるが、Sentio デバイスによってどの場所に興味がありそうか、という値を主観的駅価値の学習データとし、ベイジアンネットワークを学習させる手法が考えられる。

6.3 駅価値ベイジアンネットワークの学習

Sentio デバイス内には 3 軸加速度センサ、GPS モジュール、デジタルコンパスが内蔵されており、これを利用することで、いつ、どのユーザが、どの位置で、3 パターンのうちどのパターンで歩行していたかをセンシングすることができる。これによって、どの場所に興味がありそうか、というデータをユーザの数だけ作成することができる。このデータをもとに、いつであれば、どの駅の周辺のどの地域が、どのようなタイプの人間にとって興味がある場所か、をとらえることができる。つまり、興味度マップをさらにユーザタイプごとに分け、より質の高い街歩きレコメンドサービスを展開することができる考える。

ユーザのタイプごとの興味度マップを作製できれば、駅の位置データと組み合わせることで、どの駅の周辺が、どのようなモデルの人間によってより多く興味を持たれているかをデータにすることができる。このデータを用いて、駅価値ベイジアンネットワークを学習させることで、より、初期段階における駅価値予測の精度が高まると考えられる。また、駅価値ベイジアンネットワークを個人ごとに保存し、個別のユーザに特化した学習をさせることで、個人に対しての駅価値予測の精度も増すと考える。

つまり、今まで利用してきたユーザのデータによる学習で、ユーザの初期段階における、歩行情報からの駅価値を予測する際の精度が高まる。さらに、ユーザが様々な駅で行動し、その行動データを用いてユーザ個人の駅価値ベイジアンネットワークを学習させることで、より個人に特化した駅価値予測値を提供することができるようになると思う。

6.4 駅価値生成モデルの利用

駅価値ベイジアンネットワークでは、歩行、という人間の行動情報と、駅という場所に対する個人の嗜好を、ユーザの年齢、性別、性格、というユーザモデルを間に挟み、駅を要素にわけた駅価値生成モデルを想定することで構築し、このモデルの有用性を示した。これは、一見関係ないと思える情報どうしをつなぎ、新たなレコメンドーションシステムを生み出せることを示して

いる。

例えば、このベイジアンネットワークを利用して、駅価値ではなく、音楽の好みを推測する音楽ベイジアンネットワークを構築するとする。楽曲からは、アーティスト、ジャンル、言語、仕様楽器、演奏時間などの要素を取り出す。さらに、どのようなタイプの人間がどのようなアーティストやジャンルを好むか、というネットワークを主観的に構築しても、有用性のある音楽ベイジアンネットワークが構築できると考える。

すると、駅価値ベイジアンネットワークと、音楽ベイジアンネットワークを組み合わせることで、どのような歩き方をする人は、どのような曲を好み、どのような駅を好むか、という情報が得られる。ここから、ある楽曲を好む人が、どの駅をよく好むか、どの場所によく訪れているか、ということもわかり、音楽と駅という、全くカテゴリの異なるアイテムを入出力とし、レコメンドを作成することができる。

この方法でさらに様々なカテゴリや、ネット上の行動と組み合わせれば、音楽を聴き、電車で移動し、ご飯を食べ、本を買う、などの日常における行動情報全てから、ユーザがどのような人間で、どのような趣味、嗜好をもっているかを予測し、様々なアイテムを、今のユーザに適している順に提示することができる。

また、ベイジアンネットワークの学習の頻度も、それぞれの入力情報が多くなれば多くなるほど増し、より時刻や天気、位置情報なども含んだデータ集合を構築することができる。すると、ユーザがどのような嗜好をもつかを踏まえたアイテムの提示を、今ユーザがどこにいるか、時刻、天気、などによって動的に変化させ、アイテムの提示順を変えて提示するアプリケーションを構築し、サービスとして展開することが可能となる。これは、今ユーザの周辺に、ユーザに合うどのようなものがあるかを提供するものである。これによって、ユーザの行動範囲にあり、なおかつユーザが今まで気がつかなかった、よりユーザにとって価値のあるものに出会う機会を増やすことができると考える。

また、このサービスは、都市で展開することに意味がある。都市には、多くの人が、毎日様々な場所へ行き、様々なものを食べ、様々なものを購入して生活している。これらの行動をデータ化し、ベイジアンネットワークを学習させていくにあたり、データ数が多い都市でサービスを行う方が有利である。また、都市には人だけでなく、モノや店が多くある。これらの中から自分に合うものを選びだすこと、混雑していない場所を探すこと、という問題は、都市であるからこそのものである。これらの問題を解決する手段として、このサービスは有効であると考えられる。

6.5 おわりに

本研究では、フィールドワークによって得られた経験や知見に基づき、ユーザの歩行に表れる年齢、性別、性格といった個人特性を数値化、ユーザモデルをパラメータで表現できるようにした。また、山手線 29 駅を構成する要素と組み合わせることで、個人に対する駅のおすすめ度合いを生成することができるとし、そのモデルとして「駅価値生成モデル」を提示した。

そこで、駅価値生成モデルに基づき、駅を構成する要素とユーザモデルのパラメータを結ぶことで、ユーザが山手線 29 駅に対してもつ主観的価値を予測する「駅価値ベイジアンネットワーク」を構築した。

また評価として、駅価値ベイジアンネットワークによって算出された駅価値と、10 人の被験者に対して行った山手線 29 駅に対して 5 段階で評価するアンケートの結果を比較した。すると、その結果女性をユーザとした場合には互いの値に相関関係が見られ、駅価値ベイジアンネットワークの有用性が認められた。

一方で、本研究で提示した駅価値ベイジアンネットワークには改良の余地があるとし、その改良手法としてそれぞれの条件付き確率分布の値を、アンケートによって得られたデータによって学習させる方法を提示した。

また、駅価値生成モデルには応用の可能性があることを示唆した。このモデルを拡張し、様々な入力と出力とを組み合わせ、学習させることで、あらゆる人間の行動によって、個人が入力せずとも、その個人の年齢、性別、性格だけでなく、趣味や嗜好も予測し、それに基づいた情報を提供することができることを述べた。

これにより、都市という人、モノ、情報が集まる空間から、より個人に適したものがどの場所にあるか、どこへ行けばより満足できる経験が得られそうか、という情報を整理して個人に提供するサービスの実現可能性について述べた。

参考文献

- [1] 松原慈, 有山宙, 田内学. GPS 機能を使った都市型モバイルコミュニティシステム, 情報処理振興事業協会 2002 年度成果報告集 第二版. 2002.
- [2] Victria Bellotti, Bo Begole, Ed H. Chi, Nicolas Ducheneaut, Ji Fang, Ellen Isaacs, Tracy King, Mark W. Newman, Kurt Partridge, Bob Price, Paul Rasmussen, Michael Roberts, Diane J.Schiano, Alan Walendowski. Activity-Based Serendipitous Recommendations with the Magitti Mobile Leisure Guide. CHI2008 pp1157-1166, 2008.
- [3] JEKI MEDIA GUIDE DATA BOOK 2009, pp55. 2009.
- [4] Kevin Lynch. 都市のイメージ. 岩波書店. 2007.
- [5] 三沢浩二, 柳瀬英江, 大内宏友. 都市景観における街区の色彩構成と環境認知および行動特性について -銀座の晴海通り・中央通りにおける街区の色彩構成-, 日本建築学会大会学術講演便覧集 (関東) 2006 年 9 月, pp285-286, 2006, 09.
- [6] 柳瀬英江, 三沢浩二, 大内宏友. 都市景観における街区の色彩構成と環境認知および行動特性より捉えた景観計画 -色彩認知 3D モデルによる色彩設計の手法-, 日本建築学会大会学術講演便覧集 (近畿) 2005 年 9 月, pp285-286, 2005, 09.
- [7] 紅林佳代, 田胡智子, 大内宏友. 都市景観における街区の色彩構成と環境認知及び行動特性との関係性 I -銀座・原宿地域における環境認知と行動特性との相関-, 日本建築学会大会学術講演便覧集 (東海) 2003 年 9 月, pp357-358, 2003, 09.
- [8] 富田雅美, 田胡智子, 大内宏友. 都市景観における街区の色彩構成と環境認知および行動特性について -銀座・原宿地域におけるケーススタディ-, 日本建築学会技術報告集 第 17 号, pp279-282, 2003, 06.
- [9] 深山篤, 澤木美奈子, 村瀬洋, 萩田紀博. 歩行動作特性からの年齢層の推定, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J84-D-II No.7, pp1522-1526, 2001, 07.
- [10] 村田伸, 忽那龍雄, 北山智香子. 最適歩行と最速歩行の相違 -GAITRite による解析-, 理学療法科学 19 (3), pp217-222, 2004.
- [11] 梅村浩之, 渡邊洋, 松岡克典. 経路選択行動モデルへの性格パラメータの導入. 電子情報通信学会技術研究報告 103 (591), pp53-58, 2004.
- [12] Stuart J. Russell, Peter Norvig (古川康一訳), エージェントアプローチ人工知能 第 2 版, 共立出版, 2008 .
- [13] 本村陽一. 大規模データからの日常生活行動予測モデリング -実サービスを通じたベイジアンネットワークの学習と推論-, Synthesiology, Vol. 2, No. 1 pp1-11, 2009.
- [14] Alexandre B. José, T. M. G. de A. Barbosa Jr, I. G. Sene Jr, A. F. da Rocha, L. S. da S. Castro, F. A. de O.Nascimento, J. L. A. Carvalho, H. S. Carvalho. A Framework for Automated Evidence Gathering with Mobile Systems Using Bayesian Networks, EMBS 2007. 29th Annual International Conference of the IEEE 22-26. pp3681 - 3684, 2007.

- [15] 道用亘, 安田徒生, 山本博男. 加齢に伴う歩行速度の変化, 日本体育学会大会号 第 46 号, pp371, 1995, 09.
- [16] 北沢桂, 趙 卉菁, 柴崎亮介. 駅構内における移動者の空間行動計測と分析. 土木計画学研究・講演集 No.27, pp250-253, 2003.
- [17] Eric Berne, (南博訳). 人生ゲーム入門 -人間関係の心理学-. 河出書房新社. 2000.
- [18] John M. Dusay, (新里里春訳). エゴグラム -ひと目でわかる性格の自己診断-. 創元社. 2000.
- [19] 光宗皇彦, 中村淳一, 妹尾悦雄. 気管支鏡検査時の苦痛と被験者の性格についての検討-エゴグラムによる心理テスト成績を中心に-, 日本呼吸器内視鏡学会 気管支学 : 日本気管支研究会雑誌, 18 巻 5 号 pp451-454, 1996.
- [20] 吉村一浩, 堀江はるみ, 大島京子, 志村翠, 野村忍, 和田迪子, 俵里英子, 中尾睦宏, 久保木富房, 末松弘行. 東大式エゴグラム (TEG) 第 2 版の臨床的有用性の検討 -他の心理テストとの関連, 心身医学 第 35 巻第 7 号, pp.561-567, 1995.
- [21] Norsys Software Corp. <http://www.norsys.com/>

謝辞

本研究を進めるにあたり、稲見昌彦教授、奥出直人教授、稲蔭正彦教授には多くのご指導、ご助言、ご協力を頂きました。この場を借りて厚く御礼申し上げます。

また本研究に対し多大なご支援、ご協力、ご意見を頂いた杉本麻樹氏、常盤 拓司氏、永谷 直久氏、古川 正紘氏、小泉 直也氏、瓜生 大輔氏に対し心から感謝を申し上げます。

私が所属するプロジェクトチームである Ekirei チームを引っ張ってくださった石橋秀一氏、修士1年のころからプロジェクトを共に推進させてきた仲間である井辺 拓男氏、尾崎 史享氏、佐藤 千尋氏、周 翩翩氏、其田 彩乃氏、高荷 隆文氏、竹内 成幸氏、長谷川 喬祥氏、また後輩でありながら立派にプロジェクトを勧める一員として立派に活躍してくれた田浦 俊輔氏、蓬郷 由佳氏に深く感謝いたします。

稲見系のメンバーであり、共に切磋琢磨しあい、アドバイスや意見をくれた杉浦 裕太氏、大越 涼史氏、上間 裕二氏に深く感謝いたします。

プロジェクトが異なるにも関わらず、研究生活をともに盛り上げてくれた、安部 拓也氏、喜安 伸氏、林 瑞恵氏、林 真帆氏、根岸 義晴氏、生井 みずき氏に感謝いたします。

また、本研究においては多くの方々にフィールドワーク調査の被験者として協力していただきました。本当にありがとうございました。

最後に、本研究を進めるにあたり、生活面、精神面でサポートしてくれた両親と家族に感謝いたします。