

個人の好みを反映した
歩行者ナビゲーションのための経路選択

赤坂 優太

システム情報工学研究科
筑波大学

2008年3月

目次

第1章 序論	1
1.1 研究の背景	1
1.1.1 ナビゲーションとその支援	1
1.1.2 経路選択の多様化	2
1.1.3 歩行者ナビゲーションシステムの登場	2
1.2 研究の目的	3
1.2.1 個人の好みを反映した経路選択	3
1.2.2 個人差の反映	4
1.3 関連研究	5
1.3.1 個人特化型経路選択	5
1.3.2 GIS としてのナビゲーションシステム	6
1.4 論文の構成	7
第2章 ファジィ測度とファジィ積分	9
2.1 ファジィ測度	9
2.2 ファジィ測度の解釈	10
2.3 ファジィ積分	13
2.4 ファジィ測度・積分による評価モデル	14
2.5 シャープレイ指標	15
2.6 相互作用指標	16
2.7 まとめ	17
第3章 道路満足度評価モデル	18
3.1 要件	18
3.2 概要	19
3.3 構築方法	19
3.4 まとめ	21

第4章	歩行者ナビゲーションシステムの構成	22
4.1	経路選択問題の定式化	22
4.1.1	グラフ理論における最短路問題と既存のナビゲーションシステム	22
4.1.2	本システムと経路選択問題	22
4.2	移動環境	23
4.3	システムの概要	24
4.4	地図データベース	24
4.5	経路選択モジュール	25
4.5.1	コスト計算モジュール	25
4.5.1.1	道路印象データベース	25
4.5.1.2	道路満足度評価モデル	26
4.5.2	最小コスト経路探索モジュール	26
4.6	経路誘導モジュール	27
4.6.1	教示	27
4.6.2	距離感	28
4.6.3	距離感獲得モジュール	28
4.6.4	教示決定モジュール	29
4.7	まとめ	29
第5章	評価実験	30
5.1	実験の概要	30
5.2	実験 I：経路の満足度・多様性	31
5.2.1	道路満足度評価モデルの構築	31
5.2.2	道路印象データベースの構築	33
5.2.3	距離感データベースの構築	33
5.2.3.1	スケッチマップ法	33
5.2.3.2	主観的距離データの抽出	34
5.2.3.3	メンバーシップ関数の構成	36
5.2.4	経路の満足度評価	36
5.2.5	実験結果	37
5.2.5.1	経路の満足度・多様性	37
5.2.5.2	シャープレイ指標・相互作用指標による経路の分析	37
5.2.5.3	教示の正確性・多様性	39
5.3	実験 II：道路満足度評価モデルの妥当性	41

5.3.1	実験方法	41
5.3.2	実験結果	43
5.3.2.1	経路の満足度・多様性	43
5.3.2.2	モデル誤差による検証	45
5.3.2.3	選択された道路属性の妥当性	48
5.3.2.4	道路の雰囲気による定性的評価	49
5.4	実験 III：異なる経路長での経路の満足度	51
5.4.1	実験方法	51
5.4.2	実験結果	52
5.5	実験 IV：道路印象データベースの半自動獲得	56
5.5.1	協調フィルタリング	56
5.5.2	道路印象値推定	56
5.5.3	実験方法	59
5.5.4	実験結果	60
5.6	まとめ	62
第 6 章	結論	63
6.1	まとめ	63
6.2	今後の展望	64
	謝辞	65
	参考文献	66
	著者文献	73
付録 A	HLMS (Heuristic Least Mean Squares)	75
A	ファジィ測度のラティス表現	75
B	アルゴリズム	75
付録 B	道路満足度評価モデルと非加法性	79
A	関連研究における非加法性の扱い	79
B	シャープレイ相互作用指標	79
C	S-偏導関数	80
D	S-偏導関数によるシャープレイ指標の解釈	81
E	シャープレイ指標による属性選択	82

付録 C 協調フィルタリング	83
A 協調フィルタリング	83
B 道路印象値推定	85
付録 D 実験に用いたランドマークの写真	88

目次

2.1	ファジィ測度の解釈：提携の重要度	11
2.2	ファジィ測度の解釈：事象の認識における不確実性	12
2.3	ショケ積分	13
2.4	ファジィ測度とファジィ積分による評価モデル	14
4.1	移動環境とユーザインタフェース	24
4.2	システム構成	25
4.3	経路選択モジュール	26
4.4	経路誘導モジュール	27
4.5	左右対称な三角型メンバーシップ関数	28
5.1	実験に用いた移動環境	32
5.2	移動した経路の描画例	34
5.3	主観的距離データの獲得	35
5.4	経路の主観的満足度	38
5.5	被験者 1 の経路 \mathcal{R}^{\max}	39
5.6	状況 S_2 の各被験者の経路 \mathcal{R}^{\max}	40
5.7	<i>correspondence rate</i>	41
5.8	各被験者の言語表現を表すメンバーシップ関数	42
5.9	各言語表現ごとのメンバーシップ関数	43
5.10	状況 S_2 の経路 $\mathcal{R}_2^{\text{random1}}$ における教示	44
5.11	経路の主観的満足度	44
5.12	被験者 2 の経路 \mathcal{R}^{\max}	45
5.13	状況 S_2 の各被験者の経路 \mathcal{R}^{\max}	46
5.14	道路印象データベースの半自動獲得を取り入れた経路選択モジュール	57
A.1	ファジィ測度のラティス表現	76
C.1	協調フィルタリングの概要	84

C.2 道路印象値推定の概要	87
D.1 実験に用いた移動環境	89

表目次

1.1	個人に特化した経路選択の関連研究	6
2.1	ファジィ測度	16
3.1	道路満足度評価モデル構築における道路属性選択の例	21
5.1	実験の概要	30
5.2	道路満足度評価モデルの検証データに対する誤差 TE	48
5.3	選択された道路属性とシャープレイ指標	50
5.4	道路の雰囲気と満足度評価	51
5.5	状況 S_1 における経路の主観的満足度	52
5.6	状況 S_2 における経路の主観的満足度	53
5.7	各状況における被験者ごとの経路 $\mathcal{R}_s^{\text{individual}}$	55
5.8	経路の主観的満足度	61
5.9	経路の順位	61
D.1	実験に用いたランドマークの写真	90

第1章 序論

1.1 研究の背景

1.1.1 ナビゲーションとその支援

ある場所から別の場所へ移動する行為をナビゲーション¹と呼び [1]，人間はこのナビゲーションを日常生活の中で絶えず行っている [2]．自宅から近くのコンビニまで歩いて行くのもナビゲーションであり，飛行機に乗って海外旅行に出かけるのもナビゲーションである．ナビゲーションの大きな目的のひとつは，迷わず時間内に目的地へ到達することである [1]．ナビゲーションに失敗して正しく目的地に到達できない，すなわち「道に迷った」とき人間は不満や不安を感じる [3] ため，技術的・社会的に様々なナビゲーション支援が存在し，その方法は以下の2つに大別される [4]．

- 自己位置定位：周囲環境の知覚，認識を補助し，自己位置の定位を助ける方法
- 行動計画作成支援：局所的あるいは大局的にどのように移動すべきかという行動計画作成を助ける方法
 - 局所的な行動計画：右に曲がる，前に2メートル進むといった局所的な行動指針
 - 大局的な行動計画：どの地点や道を経由して目的地に行くかといった経路計画

例えば，船舶は海上で自分の位置を把握し目的地までの航路を決定するために，羅針盤や天体の位置を利用し（自己位置定位と大局的行動計画），自動車運転時には，進行方向ごとの目的地とそこまでの距離や，道路の識別名（国道番号など）を表示した道路標識を参考に目的地をめざす（局所的行動計画）．また，もっとも単純な方法として，他人に道を尋ねることが日常生活のなかでは頻繁に行われている [1]．

ナビゲーション支援の歴史において，地図が電子化され GPS（Global Positioning System）が登場した 1990 年代は大きな転換点である．すなわち，ナビゲーション（支援）システムの誕生であり，これは情報技術によるナビゲーション支援を意味する．ナビゲーションシステムは，GPS による測位（自己位置定位），最短経路探索と電子地図上への経路表示（大局的行動計画），音声や画像による経路誘導（局所的行動計画）というように，総合的なナビゲーション支援を提供する．

¹「ナビゲーション」という単語は，認知科学とりわけ空間認知研究の分野では，日常的な用法とは若干異なる意味で用いられている．認知科学では移動行為そのものをナビゲーションと呼ぶのに対して，日常的には「ナビゲーションシステム」などのように移動を支援する行為（道案内）をナビゲーションと呼んでいる．本論文では前者の用法を用いる．

カーナビゲーションシステム（カーナビ）は、自動車運転時のナビゲーションを支援することで人々に広く受け入れられている。その市場規模は累計出荷台数約 2600 万台（2006 年度まで）[5]、年間売り上げ額（2006 年度）約 700 億円 [6]、普及率（2004 年）約 30% [7] となっており、カーナビは 10 年足らずの間で人々の生活に深く浸透し、身近な情報機器となっていることがわかる。初期のカーナビが成功を収めたことによって、ナビゲーションシステムに対する期待はより高度になっている [2] [8] [9]。現在のカーナビ [10] は、最短経路だけでなく「渋滞考慮」「有料道路優先」「一般道路優先」など様々な観点から経路を選択することが求められている。最短経路による道案内という形で成功を収めたナビゲーションシステムは、次の段階として、多様な観点にもとづいて状況に応じた経路を選択する必要性に迫られている。

1.1.2 経路選択の多様化

カーナビの成功に触発されたナビゲーションシステムの高度化にともなって、最短経路に代わる多様な経路選択が研究されている [11] [12]。これらの研究では道路の種類（高速道路，一般道路）や右折回数など運転しやすさに影響すると考えられ、かつ地図データから取得可能な情報にもとづいて多様な経路を選択している。

一方、ナビゲーションが行われる場である都市環境を対象として扱う都市計画や建築の分野では古くから、都市環境は人間に主観的な印象を与えるものとして考えられ、住みやすい街や美しい街並みを実現しようという試みがなされている [13] [14]。例えば文献 [13] では、住民の積極的な参加による「歩きたくなるまちづくり」が提唱されており、街の魅力に関する情報を収集・分析する方法として、魅力を感じる場所の写真とその魅力を伝える言葉をセットにして、一枚のカードにまとめる方法を提案している。魅力を伝える言葉は「歩きやすい歩道」「昔ながらの店」など質を表す修飾語と対象を表す名詞との組み合わせで構成するように指定されており、この点からも都市環境が主観的な印象に影響を与えるものであることがわかる。

したがって、より高度なナビゲーション支援を実現するためには、地図データから取得可能な物理的・客観的属性だけでなく、ナビゲーション時に人間が周囲の環境から受ける印象という主観的属性をも考慮した経路選択が必要であると考えられる。

1.1.3 歩行者ナビゲーションシステムの登場

カーナビが高度化するのと並行して、携帯電話への GPS 搭載をきっかけに歩行者ナビゲーションシステムが登場しており、ナビゲーションシステムの新たな発展の方向性として注目を集めている [2] [8]。歩行によるナビゲーションは自動車によるそれとは異なる特徴があり、歩行者ナビゲーションシステムにはその点を考慮したナビゲーション支援が求められる。例えば、歩行者ナビゲ-

ションシステムはカーナビにくらべてハードウェアの制約が大きい。カーナビがGPSとジャイロなどを用いた自律航法とを併用することで測位精度を高めているのに対して、歩行者ナビゲーションシステムでは機器の重量やバッテリーの持続時間などの点からGPSのみによる測位を余儀なくされるのに加え、建物内の移動では垂直方向の移動が生じるため、その測位はさらに難しくなる。これらの問題を解決するために、GPSの補完技術[15]や垂直方向の測位[16]などが研究されている。また、歩行者ナビゲーションシステムでは経路選択の基礎となる地図データが複雑になる。なぜなら、カーナビでは自動車が通行できる道路のみを考慮すればよい一方、歩行者は電車やバスの公共交通機関を利用したり建物内を移動するからである。したがって、歩行者ナビゲーションシステムの地図データには電車やバスの運行情報や建物内の構造についての情報が必要であり、これらの情報を入手するのは道路のみの場合にくらべて技術的・経済的な障害が多い。しかし、歩行者ナビゲーションシステムの実現にはこういった困難がともなうにも関わらず、高齢化社会の到来や潜在的ユーザの多さから、今後の発展が見込まれている[17]。

1.2 研究の目的

1.2.1 個人の好みを反映した経路選択

本研究では、ナビゲーションシステムの経路選択の多様化と歩行者ナビゲーションシステムの発展とを見据えて、歩行者ナビゲーションシステムにおける、ユーザ個人の主観的な好みを取り入れた経路選択手法を提案する。提案手法では、「ウィンドウショッピングがしたい」「ぶらぶらと散歩したい」といったユーザが歩行ナビゲーションを行う際に考えられる状況に適した経路を個人の好みにあわせて選択する。その際、道路に「楽しい」「にぎやか」といった主観的な印象を表す属性（道路属性）を設定し、ある状況におけるユーザの好み、すなわち道路を評価する際に個々のユーザが重視している道路属性にもとづいて経路を選択することによって、既存のナビゲーション支援手法では考慮されていない、個人差を取り入れたナビゲーション支援をめざす。

また本研究では、提案手法の有効性を確認する被験者実験のために、外界の印象を感じながら行う歩行ナビゲーションを模した仮想的な移動環境を用意し、その環境内で動作する歩行者ナビゲーションシステムを構築する。本システムは計算機上の仮想的な移動環境で動作するため、ユーザの位置情報は所与のものである。したがって、1.1.1節で述べたナビゲーション支援の2つの方法のうち、自己位置定位は扱わない。また、提案する経路選択手法は大局的な行動計画の作成支援にあたり、残った局所的な行動計画の作成支援には、個人の距離感を反映した言葉による教示（道案内の指示）生成[18]を利用することとする。さらに、ユーザごとに獲得された好みモデルの分析を通して、個人の好みを適切に反映したモデルが構成されることを示す。

1.2.2 個人差の反映

既存のナビゲーションシステムは、「道に迷わず目的地に到達する」というナビゲーションにおけるもっとも基本的な要求に応えることで発達してきた。最短経路と現在地表示による単純な道案内に限らず、「時間優先」「渋滞回避」など複数の観点からの経路選択においても、「目的地へ効率的に到達する」という点でこの方向性は変わらない。歩行者ナビゲーションシステムの一つである電車の乗り換え検索 [19] でも「時間優先」「料金優先」「乗り換え回数が少ない」などの経路（乗り換え）選択基準が用意されており、同様のことが言える。これらの経路選択基準は「距離」「時間」「料金」「乗り換え回数」など客観的に定量化できる情報にもとづいており、たとえ経路選択基準が複数あっても、いったん経路選択基準が決まればその経路はユーザによらず一意に定まる。「目的地への到達」を主眼にしている既存のナビゲーションシステムでは、ユーザはGPS受信機を持った移動体に過ぎず、その個人差や個性は考慮する必要がないため、経路選択基準から一意に決まる経路で十分と言える。

一方、人間の歩行ナビゲーションは、目的地をめざしてわき目もふらず移動するものではなく、他者を含めた外界との多様なインタラクションをともなう高度な認知的行為である [1] [20] [21]。通り沿いの店の外観や街路樹など、外界の様子から何らかの印象を感じながら歩行ナビゲーションを行うことも多く、特に旅行では、車窓から見える風景を楽しむというように、外界の様子を感じることもそのものがナビゲーションの目的になっている場合も少なくない。このような歩行ナビゲーションの場合、ユーザは単なる移動体以上の存在であり、そこでのナビゲーション支援の成否は目的地への到達以外の要素、すなわち景色や雰囲気を楽しむといったユーザが感じる主観的満足に影響される。さらに、ユーザが経路に感じる主観的満足は、同じユーザ・同じ経路であっても、同伴者・天候・時間の制約（待ち合わせの時間がさまっている、観光地をゆっくり見てまわりたい）・明確な目的意識の有無（ぶらとぶらと散歩したい、気になっていた店に行ってみよう）など、そのユーザが置かれた状況によって異なると考えられる [22]。例えば、「気分転換に散歩したい」状況と「ウィンドウショッピングを楽しみたい」状況では、同じユーザ・同じ目的地であっても、それぞれの状況にあわせた異なる経路を選択することがユーザの主観的満足につながる。また、ユーザが異なれば、同じ「気分転換に散歩したい」状況であっても異なる経路が好まれるため、ユーザごとの個人差を考慮した経路選択が望ましいと考えられる。このように、外界の印象に対してユーザが感じる主観的満足という観点をナビゲーション支援に取り入れると、「ユーザによらず経路選択基準から一意に経路が決まる」という暗黙の仮定が崩れる。

したがって、本研究では経路選択に個人の好みモデルを導入することで、ユーザや状況にあわせた多様な経路を選択する。また、経路の満足度はユーザの主観評価にもとづく点を考慮して、導入する好みモデルは人間の主観評価構造に内在するあいまいさを取り扱えるものとして、ファジィ測度・積分モデルを用いる。ある状況におけるユーザの好み、すなわち道路を評価する際に道路のど

こういった印象を重視しているのかをファジィ測度によって記述する．道路の満足度はファジィ積分によって算出される．ユーザごと・状況ごとにファジィ測度を切り換えることで道路の満足度を個人ごとに算出し，個人差を踏まえた経路選択を実現する．

1.3 関連研究

本節では，経路選択という特定の機能に着目した場合と，ナビゲーションを包括的に支援するナビゲーションシステムに着目した場合とに分けて関連研究を概観し，その中での本研究の位置づけを説明する．

1.3.1 個人特化型経路選択

表 1.1 は，個人に特化した経路選択という観点での関連研究をまとめたものである．経路選択の目的や対象としてカーナビ [11] [12] や観光 [23] [24] [25] といった一般的なものから，高齢者や障害者など個人の身体的特性にあわせてバリアフリーな経路を選択する研究 [26] のように特定の用途に焦点を絞ったものまでである．研究の評価基準として，実時間内に経路が選択できるかという計算時間に着目した研究 [11] [24] [25] や，選択した経路の主観的満足度に着目して被験者実験を行っている研究 [12] [23] [27] がある．また，研究 [26] は道路のバリアフリー情報（点字ブロックや歩道橋など）をいかに収集するかに重点を置き，その被験者実験も収集されたバリアフリー情報に不足がないかを調べるためのものである．本研究は経路の主観的満足度に着目して，仮想空間での移動による被験者実験を行っていることから研究 [23] に近い．しかし，研究 [23] は個人モデルを構築しているにもかかわらず，その詳細な検証はされておらず，本研究は構築した個人モデルがユーザの好みにあっていることを検証している点が異なる．

研究 [23] [24] [25] は経路選択の手順として，はじめに目的地や経由地を個人にあわせて選択し，次にそれらの複数地点を結ぶことを行っている．一方，本研究は道路そのものに主観的満足度という情報を与えることで，直接的に経路を選択している．歩行ナビゲーション全体の主観的満足は，目的地とそこに至る過程（経由地や経路）によって決まると考えられるが，目的地の選定には例えば飲食店であれば目的特化型検索サイト [28] が存在するなど様々な支援が行われている．それに対して，目的地までの経路の印象を考慮したり，そもそも明確な目的地（あるいは目的意識）がない場合のナビゲーションの支援は少なく，本研究ではこちらの支援を扱う．

表 1.1: 個人に特化した経路選択の関連研究

	目的・対象	評価基準	被験者実験
皆月 [23]	観光	主観的満足度	あり（実際に移動して）
Rogers et al. [12]	カーナビ	主観的満足度	あり（地図を見て）
矢入ら [26]	バリアフリー	情報収集	あり（地図を見て）
Hochmair [27]	自転車	主観的満足度	あり（地図を見て）
Kanoh [11]	カーナビ	計算時間	なし
伊藤ら [24]	観光	計算時間	なし
大内ら [25]	観光	計算時間	なし

1.3.2 GIS としてのナビゲーションシステム

ナビゲーションシステムは、目的地までの経路を選択・提示するという道案内システムの域を越えて、地理情報システム（GIS: Geographic Information System）のひとつとして位置づけられる。ナビゲーションシステムを含む GIS に関して、様々な研究や社会的応用がなされている。

ナビゲーションシステムを構成する要素技術として測位、経路選択アルゴリズム、経路誘導、目的地の推薦（レコメンド）などがある。測位技術には、垂直方向の測位 [16] やセンサフュージョン [29] など、GPS の補完や屋内移動を考慮したものが多い。ナビゲーションシステムの経路選択アルゴリズムには、グラフ理論における最短路問題の古典的解法であるダイクストラ法 [30] が用いられることが多いが、地図データが膨大な量になったり経路選択基準が複雑になると、ダイクストラ法では実時間内に経路を決定できない場合がある [11]。したがって、ダイクストラ法の改良 [31] がなされたり、遺伝的アルゴリズムなどのヒューリスティックな経路選択アルゴリズム [11] が提案されている。選択した経路にしたがってユーザを案内するための経路誘導手法には、3D 映像など視覚的なもの [32]、言語表現によるもの [33]、視聴覚情報を統合したもの [34]、さらには道路標識の改良 [35] といった社会的なアプローチなどが見られる。ユーザの要望にあわせた目的地のレコメンド手法として、各種センサ情報からユーザが置かれた状況を推測して情報提供を行う Context-Aware Computing [36][37] などがある。本研究はユーザの好みにあわせて経路を選択しており、これは経路のレコメンドと位置づけられる。さらに、レコメンドを行う際に印象という主観的情報を扱い、その主観性ゆえの個人差に対応している点が他の研究と異なる。

ナビゲーションに関する学術的研究としては、認知科学とりわけ空間認知研究 [38] の分野において、古くから認知地図 [39] についての研究が行われてきた。認知地図は、人間が空間内のナビゲーションを通して獲得するその空間の心的表象であり、ナビゲーションは認知地図を参照しながら行われていると考えられている。視覚障害者がどのように認知地図を形成し、空間内で自分の進

むべき経路をどのように発見するかというウェイ・ファインディング [40] の問題や、外界の環境が認知地図の形成に与える影響についての研究 [41] などがある。本研究で経路誘導手法として利用する、個人の距離感を反映した言葉による教示生成 [18] は、認知地図の獲得・分析手法として広く用いられているスケッチマップ法 [38] を応用したものである。GIS という新たな技術的インパクトを受けて、既存の学問分野で扱われていた問題に GIS を組み合わせるという学際的アプローチが多く見られる。交通工学では、渋滞予測 [42] や渋滞解消のための交通信号機制御 [43] などが研究されている。また、交通工学と情報技術の融合である ITS (Intelligent Transport System) の研究や実用化は、後述するように政策として大々的に行われている [9]。福祉工学においては、視覚障害者、高齢者、車いす使用者など個人の身体的特性にあわせてバリアフリーに配慮した経路を選択・誘導するための研究が盛んに行われている [26] [44]。意思決定の分野で考えられてきた選好構造モデリングを GIS に適用することも行われており、モデルを構成する属性を探る研究 [27] や計算論的モデルの応用 [12] などがある。提案手法におけるファジィ測度・積分モデルは選好構造モデリングの一種であり、被験者実験においてモデルの妥当性について検証する。

GIS はその実用上の重要性や応用範囲の広さから、公共・商用を問わず多くの実用化がなされている。GIS の実用例としては、地図型情報提供や地図型データベースという形態がもっとも多い。治安 (犯罪発生地点を地図上に表示 [45])、災害 (ハリケーン・カトリーナ被害者の安否情報を地図上に集約・表示 [46])、観光 (ユーザの現在地に過去存在した歴史的建造物の写真を提示 [47]) など生活のあらゆる面に GIS が浸透していることがわかる。一方、政策面からは、国土交通省道路局を中心に自動車・歩行者の両面からの ITS 推進がなされている。自動車の場合、社会資本整備重点計画法にもとづき、「活力 (経済性向上)」、「暮らし (生活の利便性向上)」、「安全 (災害・交通事故対策)」、「環境 (地球温暖化対策)」の 4 つの観点から様々な ITS が導入されている。歩行者でも同様に交通バリアフリー法 (高齢者、身体障害者等の公共交通機関を利用した移動の円滑化の促進に関する法律) にもとづき「注意喚起」、「周辺情報提供」、「経路案内」の 3 つの観点からの ITS 構築が求められている。ただし、歩行者への施策は自動車へのそれにくらべて始まったばかりであり、今後の発展が望まれる。本研究が歩行者を対象としている点は、こういった背景にも合致していると考えられる。

1.4 論文の構成

本論文では、第 2 章においてファジィ測度・積分について説明し、それらに関連する概念であり提案手法において中心的な役割を果たすシャープレイ指標について述べる。第 3 章では、ファジィ測度・積分による道路満足度評価モデルとその構築方法を述べる。第 4 章で、提案手法を取り入れた歩行者ナビゲーションシステムの構成を示す。本システムは、外界の印象を感じながらの歩行ナ

ナビゲーションを模した仮想的な移動環境内で動作する歩行者ナビゲーションシステムである。構築された歩行者ナビゲーションシステムは、提案手法にもとづいて経路選択を行い、個人の距離感を考慮した教示 [18] によって経路誘導を行う。提案手法の有効性は、この歩行者ナビゲーションシステムを使用した被験者実験によって確かめられる。第5章では、道路満足度評価モデルによって選択された経路がユーザに好まれていることを確認するための被験者実験について述べる。また、獲得されたモデルの分析を通して、道路満足度評価モデルに個人の好みが適切に反映されていることを示す。最後に6章において結論を述べる。なお、本論文を通して、「道路」は隣接する交差点をつなぐ1本の線分を表し、「経路」は出発地と目的地を持ち複数の道路から構成されるものを表す。

第2章 ファジィ測度とファジィ積分

提案手法に用いるファジィ測度とファジィ積分, さらにそれらに関連したシャーププレイ指標と相互作用指標を定義する. なお, 本章を通して, 空でない有限集合を $X = \{x_1, \dots, x_n\}$, その部分集合を $S, T, L \subseteq X$ と表記する. また, 集合 S, T の差集合 $S \setminus T$ を $x \in S \setminus T \Leftrightarrow x \in S$ かつ $x \notin T$ とし, $|\cdot|$ は集合 \cdot の要素数を表す.

2.1 ファジィ測度

ファジィ測度を定義する前に通常の測度を定義する. 集合 $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ のすべての部分集合からなる集合族を $\mathcal{P}(X)$ とし, 集合族 $\mathcal{P}(X)$ を定義域とする実関数を集合 X 上の集合関数とする.

定義1: X 上の集合関数 $m: \mathcal{P}(X) \rightarrow [0, \infty]$ が (2.1) (2.2) 式をみたすとき, m を測度とよぶ [48].

$$m(\emptyset) = 0 \tag{2.1}$$

$$S, T \subset X, S \cap T = \emptyset \Rightarrow m(S \cup T) = m(S) + m(T) \tag{2.2}$$

ただし, \emptyset は空集合である.

(2.2) 式の性質は加法性 [48] とよばれ, 通常の測度は加法的である. 確率測度はもっとも一般的な測度の例である. 次に, ファジィ測度 [49] を定義する. 集合 $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ のすべての部分集合からなる集合族を $\mathcal{P}(X)$ とする.

定義2: X 上の集合関数 $g: \mathcal{P}(X) \rightarrow [0, \infty]$ が (2.3) (2.4) 式をみたすとき, g をファジィ測度とよぶ [49].

$$g(\emptyset) = 0 \tag{2.3}$$

$$S \subset T \subset X \Rightarrow g(S) \leq g(T) \tag{2.4}$$

(2.4) 式の性質は単調性 [49] とよばれ, 集合の包含関係がファジィ測度の値の大小関係に保存されることを意味する. 通常の測度 m が加法性 $S, T \subset X, S \cap T = \emptyset \Rightarrow m(S \cup T) = m(S) + m(T)$ を

みたすのに対して，ファジィ測度は一般に加法性をみたさず非加法的である．一方，通常の測度は単調性をみたす¹ゆえ，ファジィ測度は通常の測度から加法性を除くことによって得られる拡張である．ファジィ測度は加法性を保証していないため， $S \cap T = \emptyset$ のとき， $g(S \cup T)$ と $g(S) + g(T)$ との大小関係は (2.5) (2.6) (2.7) 式の3通りが考えられる．

$$g(S \cup T) > g(S) + g(T) \tag{2.5}$$

$$g(S \cup T) = g(S) + g(T) \tag{2.6}$$

$$g(S \cup T) < g(S) + g(T) \tag{2.7}$$

(2.5) (2.7) 式の性質をそれぞれ優加法性，劣加法性という [49]．また (2.6) 式をみたすときファジィ測度 g は加法性をみたし， g は通常の測度となる．

2.2 ファジィ測度の解釈

ファジィ測度は応用において，その非加法性の解釈によって以下の2つの異なる現象のモデリングに用いられる [50]．

- 提携の重要度

集合 $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ の要素を，協力ゲームにおけるプレイヤー，多属性評価問題における属性，意見集約における投票者などとし，その部分集合 $S \subseteq X$ のファジィ測度 $g(S)$ が各要素 $x_i \in S$ によって形成される提携の重要度あるいは強さを表現しているとする．このときファジィ測度の非加法性は，形成された提携がその要素どうしの相互作用によって相乗効果あるいは相殺効果を生みだしているかどうかを表す．図 2.1 は，提携の重要度としてのファジィ測度の解釈を模擬的に示している．要素を囲む網掛けの部分の面積の大きさがその提携の重要度の大きさを表している．要素を組み合わせることで生じる提携の重要度には3通りの変化が考えられる．1つ目は図 2.1 中段のように，要素間に相互作用がなく，各要素の重要度の和がその提携の重要度となる場合である．この提携におけるファジィ測度は

$$g(\{x_1\} \cup \{x_2\} \cup \{x_3\}) = g(\{x_1\}) + g(\{x_2\}) + g(\{x_3\})$$

となり (2.6) 式で表される加法性をみたしている．2つ目は図 2.1 上段のように，要素間に正の相互作用（相乗効果）がはたらき，提携の重要度がその要素の重要度の和よりも大きくなる

¹集合 X 上の加法的測度 $m: \mathcal{P}(X) \rightarrow [0, \infty]$ について， $S \subseteq T \subseteq X$ とすると

$$\begin{aligned} m(T) &= m(S \cup (T \setminus S)) \\ &= m(S) + m(T \setminus S) \quad (\because \text{加法性}) \\ &\geq m(S) \quad (\because m(T \setminus S) \geq 0) \end{aligned}$$

よって，加法的測度は単調性をみたす．

場合である。このとき、提携の重要度を表すファジィ測度は

$$g(\{x_1\} \cup \{x_2\} \cup \{x_3\}) > g(\{x_1\}) + g(\{x_2\}) + g(\{x_3\})$$

となるため (2.5) 式で表される優加法性を持つ。3つ目は図 2.1 下段のように、要素間に負の相互作用（相殺効果）がはたらき、要素を組み合わせることで提携の重要度が小さくなる場合である。この提携は

$$g(\{x_1\} \cup \{x_2\} \cup \{x_3\}) < g(\{x_1\}) + g(\{x_2\}) + g(\{x_3\})$$

というファジィ測度で表されるため (2.7) 式の劣加法性を持つ。このように、ファジィ測度の非加法性が、要素間に生じる相互作用に対応付けられる。多属性評価問題への応用として、人事評価 [51]、室内空間評価 [52]、言葉の響き [53]、都市環境評価 [14][54][55]、投資行動分析 [56]、原子力発電に対する安全意識 [57]、医用画像診断 [58] など多岐にわたる研究がなされており、本研究ではこちらの解釈にもとづいてファジィ測度・積分を用いる。

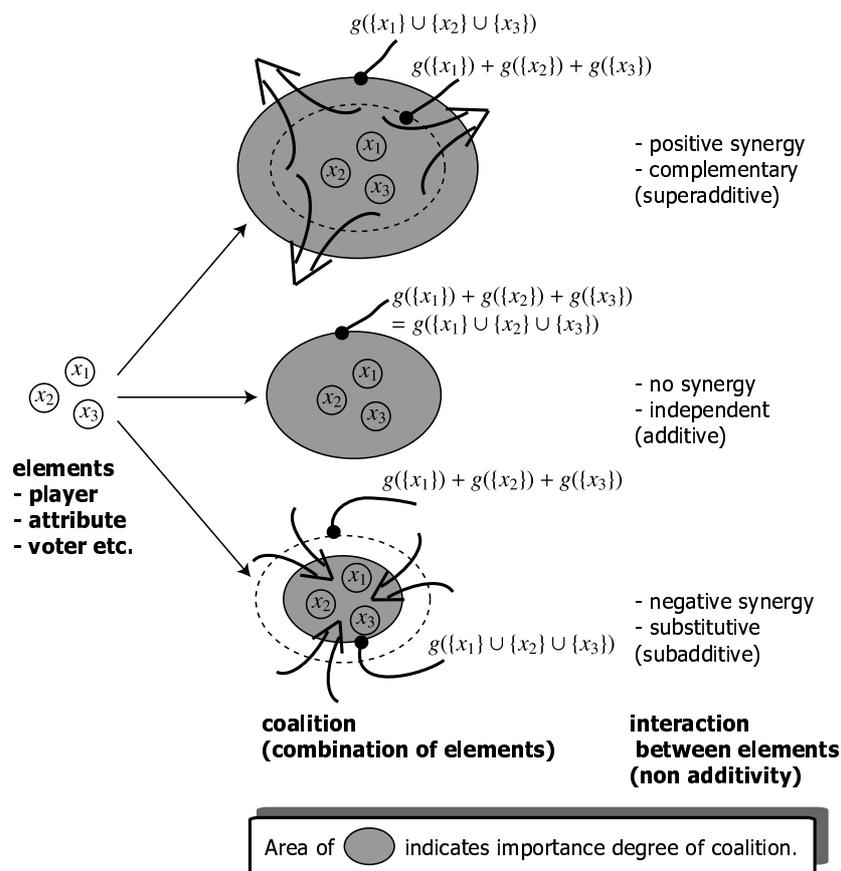


図 2.1: ファジィ測度の解釈：提携の重要度

- 事象の認識における不確実性

考えられる事象の集合を $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ とすると、その部分集合 $S \subseteq X$ に対して、着目している状態が S に属することへの主観的な確信度をファジィ測度 $g(S)$ で表現する。図 2.2 はこの様子を模擬的に表している。人間の認識が主観的であったり、判断に用いる知識が不十分であるために、着目している状態がある部分集合 S の中に含まれることへの確信度にはあいまいさがある。ただし、少なくとも部分集合が大きくなれば、着目している状態がその中に含まれる確信度も大きくなると考えられるため、 $S \subset T \subset L \subset X$ のとき $g(S) \leq g(T) \leq g(L) \leq g(X)$ となり、これは (2.4) 式で表されるファジィ測度の単調性にあたる。

なお、事象の生起に関する不確実性は一般的に確率を用いて記述されるが、いま仮に「着目している状態」を「ある事象が生起している状態」と解釈すれば、 $g(S)$ は事象 S の確率にあたる。確率は加法的な確率測度 m にしたがうため、任意の部分集合（事象の組み合わせ） S に対する測度の値は $m(S) = \sum_{x_i \in S} m(\{x_i\})$ と加法性によって一意に定まる。一方、人間の主観的な認識では、着目している状態がある部分集合 S の中に含まれるという確信度が加法的に見積もられるとは限らない。したがって、ファジィ測度の非加法性を事象の認識におけるあいまいさであると解釈すると、通常は確率によってなされる不確実性のモデリングが、加法性という制約を取り除いた柔軟な方法によって行える。ファジィ測度を事象の認識における不確実性のモデリングに用いた例として、計算機システムにおける個人認証手法 [59] がある。この研究では、計算機システム使用時の入力コマンド列を集合 X で表し、あるコマンド列 $S \subseteq X$ が入力されたときにそれが本人によるものであるかどうかという確からしさをファジィ測度 $g(S)$ としている。

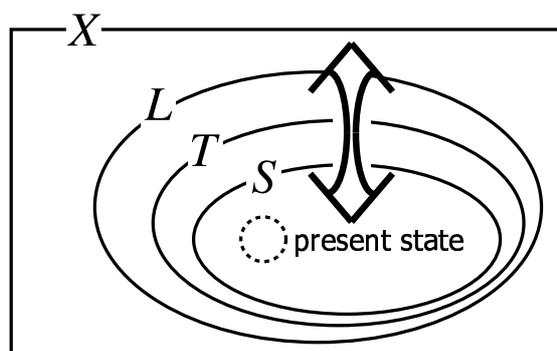


図 2.2: ファジィ測度の解釈：事象の認識における不確実性

2.3 ファジィ積分

ファジィ測度に関する様々なファジィ積分が提案されているが、本研究ではシヨケ積分 [49] を用いる。ファジィ測度 g が加法性をみたすとき、 g に関するシヨケ積分は g に関するルベーク積分と一致する [49]。これは、ファジィ測度が通常の測度の拡張になっているのと同様、シヨケ積分がルベーク積分の拡張になっていることを意味する。したがって、シヨケ積分は、多属性評価問題において総合評価値を求める一般的な手法である線形荷重和（ルベーク積分に相当）の自然な拡張として広く用いられている [56]。

定義3: 関数 f のファジィ測度 g に関するシヨケ積分は (2.8) 式で定義される [49]。

$$(C) \int f dg = \sum_{i=1}^n (f(x_{(i)}) - f(x_{(i-1)})) \cdot g(S_{(i)}) \quad (2.8)$$

$$(S_{(i)} = \{x_{(i)}, \dots, x_{(n)}\})$$

ただし、 f は集合 $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ 上の $f : X \rightarrow [0, \infty]$ なる関数であり、 g は集合 X 上で定義されるファジィ測度である。 $x_{(i)}$ は、関数 f の値が $0 = f(x_{(0)}) \leq f(x_{(1)}) \leq \dots \leq f(x_{(n)})$ となるように x_1, \dots, x_n を並び換えたものである。

図 2.3 は (2.8) 式で示されるシヨケ積分を表している。横軸と縦軸はそれぞれファジィ測度 g の値と関数値 f である。網掛け部分の面積がシヨケ積分の値となる。図 2.3 中の計算式は (2.8) 式の計算に対応している。

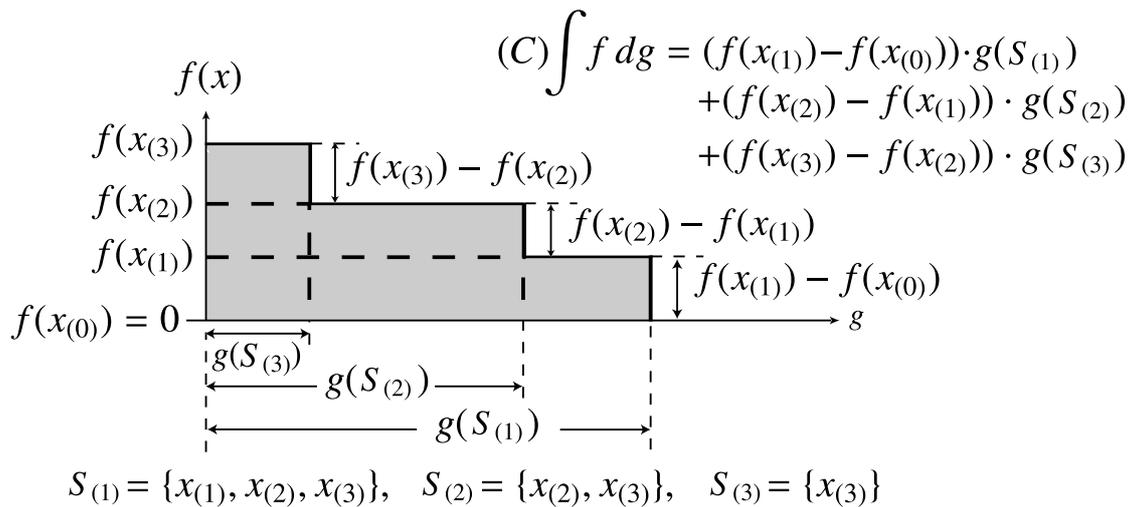


図 2.3: シヨケ積分

2.4 ファジィ測度・積分による評価モデル

2.2節から、ファジィ測度を多属性評価問題における属性の提携の重要度とすると、複数の属性を持つ対象 O の評価モデルとしてファジィ測度・積分が応用でき、次のような解釈ができる。対象 O の属性集合を $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ 、各属性 x_i ($i = 1, \dots, n$) の属性値（属性について個別評価値）を $f(x_i)$ ($i = 1, \dots, n$) とする。さらに、 X 上で定義されるファジィ測度 $g(S)$ ($S \subseteq X$) を属性部分集合 S の重要度とする。このとき (2.8) 式によるファジィ積分の値は、属性値 $f(x_i)$ ($i = 1, \dots, n$) を持った対象 O の、属性の重要度 g のもとでの総合評価値と考えられる。ファジィ測度とファジィ積分による評価モデルを図 2.4 に示す。

ファジィ測度の非加法性は多属性評価モデルにおいて、評価における属性部分集合間の相互作用を表している [49]。

- 優加法性：属性間に相乗効果がある（属性は互いに相補的である）
2つの属性を個別に評価するより、一緒に評価する方が対象の評価に与える影響が大きい。したがって、ファジィ測度・積分による評価モデルを構成するときには、両方の属性が含まれていることが望ましい。
- 劣加法性：属性間に相殺効果がある（属性は互いに代替的である）
2つの属性を一緒に評価しても、対象の評価に与える影響が小さい。特に、ある2つの属性を同じものとみなす評価者にとって、評価にはどちらか一方の属性のみが影響していることになり、両者を同時に考慮する必要はない。

このように、ファジィ測度の属性部分集合間の相互作用を考慮することで、評価者ごとに異なる属性間の関係を取り扱うことができる。

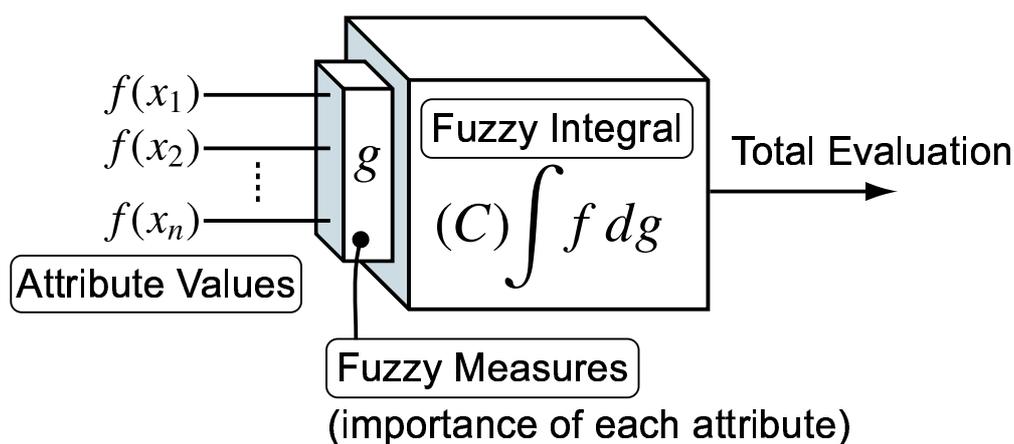


図 2.4: ファジィ測度とファジィ積分による評価モデル

2.5 シャープレイ指標

属性集合 X 上のファジィ測度 g を評価における属性部分集合の重要度とみなすとき、ある属性 $x_i \in X$ の重要度を表す指標であるシャープレイ指標 [60] を定義する。

属性集合 $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ 上のファジィ測度 g は加法性を仮定していないため、評価における属性 x_i の重要度は $g(\{x_i\})$ だけでは判断できない。例えば、 $X = \{x_1, x_2, x_3\}$ 上のファジィ測度 g が表 2.1 のように与えられた場合を考える。このとき、 $g(\{x_3\}) = 0.3$ であるが、属性 x_3 の重要度が 0.3 であるとは一概に決められない。なぜなら、 $\{x_3\}$ が $\{x_1\}$ に加わることによって生じる重要度の増加分は 0.1 であり、一方、 $\{x_1, x_2\}$ に加わることによって生じる重要度の増加分は 0.4 であるというように、組み合わせる属性部分集合 $T \subseteq X \setminus \{x_3\}$ によって重要度の増加分が異なるからである。このように、ファジィ測度は加法性を仮定していないため、属性 x_i の重要度を求める際には $\{x_i\}$ とすべての $T \subseteq X \setminus \{x_i\}$ との関係性を考慮する必要がある。そこで本研究では、すべての $T \subseteq X \setminus \{x_i\}$ との関係性を考慮して、ある属性 x_i の重要度をシャープレイ指標 [60] によって求める。

定義4: 属性集合 $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ 上のファジィ測度を g とする。ファジィ測度 g についての属性 $x_i \in X$ のシャープレイ指標 $\varphi(g)(x_i)$ は (2.9) (2.10) 式で定義される [60]。

$$\varphi(g)(x_i) = \sum_{T \subseteq X \setminus \{x_i\}} \eta_X(T) \cdot [g(T \cup \{x_i\}) - g(T)] \quad (i = 1, \dots, n) \quad (2.9)$$

$$\eta_X(T) = \frac{(|X| - |T| - 1)! \cdot |T|!}{|X|!} \quad (2.10)$$

$x_i \notin T$ のとき、 $g(T \cup \{x_i\}) - g(T)$ は T に $\{x_i\}$ が加わることによる重要度の増加分と解釈できる [61]。よって、シャープレイ指標 $\varphi(g)(x_i)$ は評価における属性 x_i の重要度を表しており、シャープレイ指標 $\varphi(g)(x_i)$ が大きければ評価において属性 x_i が重要であるといえる。また、属性 x_i による重要度の増加分 $g(T \cup \{x_i\}) - g(T)$ が $g(\{x_i\})$ よりも大きいとき、 $g(T \cup \{x_i\}) > g(T) + g(\{x_i\})$ ゆえ属性 x_i と属性集合 T は優加法的であり、両者は互いに相補的である。これは、評価において属性 x_i と属性集合 T の両方を考慮する必要性を示唆している。したがって、シャープレイ指標 $\varphi(g)(x_i)$ が表す「属性 x_i の重要度」は、「対象を評価する際に属性 x_i を考慮する必要があるかどうか」という「属性 x_i の必要性」を含意している。一方、属性 x_i のファジィ測度 $g(\{x_i\})$ だけでは属性 x_i とその他の属性との関係性がわからないため、ファジィ測度 $g(\{x_i\})$ は「重要度」だけを表し、「必要性」という概念を含まない。本研究では提案手法において、シャープレイ指標が表す必要性を含意した重要度によって、評価モデルに取り入れる属性を取捨選択する。

表 2.1: ファジィ測度

$g(\emptyset) = 0.0$	$g(\{x_1, x_2\}) = 0.6$
$g(\{x_1\}) = 0.3$	$g(\{x_1, x_3\}) = 0.4$
$g(\{x_2\}) = 0.3$	$g(\{x_2, x_3\}) = 0.8$
$g(\{x_3\}) = 0.3$	$g(\{x_1, x_2, x_3\}) = 1.0$

2.6 相互作用指標

属性集合 $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ 上のファジィ測度 g に対して 2 つの属性 $x_i, x_j \in X$ の間の相互作用について (2.5) (2.6) (2.7) 式と 2.4 節での議論より (2.11) 式がいえる .

$$g(\{x_i\} \cup \{x_j\}) \begin{cases} > \\ = \\ < \end{cases} \left\{ \begin{array}{l} g(\{x_i\}) + g(\{x_j\}) \\ \Leftrightarrow \text{属性 } x_i \text{ と属性 } x_j \text{ の間に} \end{array} \right. \begin{cases} \text{相乗効果がある} \\ \text{相互作用がない} \\ \text{相殺効果がある} \end{cases} \quad (2.11)$$

ところが (2.11) 式は属性 x_i と属性 x_j との関係だけに着目しており, $T \subseteq X \setminus \{x_i, x_j\}$ を考慮していない . 2.5 節でみたように, ファジィ測度においてある属性の性質を調べるためには, 着目した属性とそれ以外の属性との関係が重要である . そこで本研究では, 2 つの属性間の相互作用を求めるとして相互作用指標 [62] を用いる .

定義5: 属性集合 $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ 上のファジィ測度 g に対する属性 $x_i, x_j \in X$ の間の相互作用指標 $I(g)(x_i, x_j)$ は (2.12) (2.13) 式で定義される [62] .

$$I(g)(x_i, x_j) = \sum_{T \subseteq X \setminus \{x_i, x_j\}} \xi_X(T) \cdot \{g(T \cup \{x_i, x_j\}) - g(T \cup \{x_i\}) - g(T \cup \{x_j\}) + g(T)\} \quad (2.12)$$

$$(i, j = 1, \dots, n; i \neq j)$$

$$\xi_X(T) = \frac{(|X| - |T| - 2)! \cdot |T|!}{(|X| - 1)!} \quad (2.13)$$

(2.12) 式右辺の $g(T \cup \{x_i, x_j\}) - g(T \cup \{x_i\}) - g(T \cup \{x_j\}) + g(T)$ は, 部分集合 $\{x_i, x_j\}$ の効果から $\{x_i\}$ のみによる効果と $\{x_j\}$ のみによる効果を除いた効果, すなわち属性 x_i と属性 x_j が一緒になって初めて生じる効果と解釈できる [62] . よって, $I(g)(x_i, x_j)$ は属性組 (x_i, x_j) による効果を表してい

る．さらに，相互作用指標 $I(g)(x_i, x_j)$ は (2.14) 式によって属性 x_i と x_j の関係を表す．

$$I(g)(x_i, x_j) \begin{cases} > \\ = \\ < \end{cases} 0 \Leftrightarrow \text{属性 } x_i \text{ と属性 } x_j \text{ の間に} \begin{cases} \text{相乗効果がある} \\ \text{相互作用がない} \\ \text{相殺効果がある} \end{cases} \quad (2.14)$$

2.7 まとめ

本章では，提案手法に用いるファジィ測度とファジィ積分について説明した．ファジィ測度は通常の測度から加法性を取り除くことによって得られる拡張として定義された．ファジィ測度は応用において，提携の重要度と事象の認識における不確実性という2種類の解釈が可能であり，本研究では前者を採用することを述べた．ファジィ積分のなかでも一般的なものとしてシヨケ積分を定義し，ファジィ測度・積分による多属性評価モデルを導入した．ファジィ測度の観点から属性の重要度や属性間相互作用を定量化する手法として，シャープレイ指標と相互作用指標をそれぞれ定義した．また，シャープレイ指標が表す属性の重要度は，属性の必要性を考慮したものであることを説明した．両指標についての考察から，ファジィ測度においてある属性の性質を調べるためには，着目した属性とそれ以外の属性との関係を考慮する必要があることを述べた．

第3章 道路満足度評価モデル

3.1 要件

道路の主観的満足度を評価する上で必要と考えられる要件を挙げ、ファジィ測度・積分モデルがそれに適していることを述べる。

- 補償型意思決定方略

多属性意思決定の分野では人間の意思決定方略は補償型と非補償型に大別される [63]。補償型ルールは、ある属性の評価値が低くても、他の属性の評価値が高ければ互いに補償しあい、総合評価値は保たれる決定ルールである。すなわち、属性間にトレードオフが存在する。線形荷重和は典型的な補償型ルールである。一方、評価の低い属性を他の属性で代替できないものを非補償型ルールと呼び、辞書式順位付けがこれにあたる。ナビゲーション時の人間の意思決定は補償型ルールによって行われていることが多い [27] [64]。提案手法は、最も一般的な補償型ルールである線形荷重和（ルベグ積分）を拡張したショケ積分を用いることで、補償型の決定ルールを採用している。

- 属性間トレードオフにおける主観性

補償型ルールでは属性間にトレードオフが存在し、線形荷重和においては各属性の相対的な重みとしてそれを表現している。ただし各属性は独立なもののみなし、そのトレードオフは加法的であると仮定している。しかし、人間の主観評価には様々なあいまいさが存在し [65]、複数の属性を統合して総合評価を行う際のあいまいさもそのひとつである [65]。このあいまいさを非加法性によって数理的に表現でき、種々の解析が可能である [52] ことからファジィ測度を用いる。

- モデルの定性的解釈が可能

人間の主観性に起因するあいまいさを考慮しつつも、単純にモデル出力としての満足度評価値を求めるだけであれば、ニューラルネットワーク、進化計算、確率的手法などを用いることも可能である。しかしこれらの手法では個人ごとに獲得されたモデルの構造を定性的に解釈することは難しい。コンピュータによって出力された自分に特化した経路が、どのような根拠（モデル構造）にもとづいて選択されたのかが直感的に理解できることはマン・マシン・インタフェースの観点から重要であると考えられる。ファジィ測度はその非加法性の観点からモデ

ルの定性的解釈が可能であり [66] , シャープレイ指標や相互作用指標といった解釈のための数
理的的手法 [61] [62] や視覚化手法 [67] [68] が用意されている .

3.2 概要

道路満足度評価モデルは , 道路の印象が入力されたときに , ユーザの置かれた状況にあわせて道
路の満足度 (satisfaction degree) sd を出力する . 2.4 節のファジィ測度・積分による評価モデルを

- 対象 O : 道路
- 属性 $x_i (i = 1, \dots, n)$: 道路の印象 (道路属性)
- 属性値 $f(x_i) (i = 1, \dots, n)$: 印象 x_i を感じる強さ (道路印象値)
- ファジィ測度 g : 道路の満足度評価における各印象の重要度
- ショケ積分 $(C) \int f dg$: 道路の満足度 (sd)

のように道路の満足度評価へ応用する . なお , 対象 O の属性集合を $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ とし , X 上で
定義されるファジィ測度を g とする . 本研究では $g : \mathcal{P}(X) \rightarrow [0, 1]$, $f : X \rightarrow [0, 1]$ とする . このと
き , $g(X) = 1$, $(C) \int f dg \in [0, 1]$ である . 道路満足度評価モデルは , ある状況が与えられると , あ
る道路の道路印象値 $f(x_i)$ と状況ごとのファジィ測度 g とを用いてショケ積分を行い , ショケ積分
の値をその道路の満足度 sd として出力する .

3.3 構築方法

道路満足度評価モデルは , ユーザの好みにあわせて選ばれた道路属性集合 $X^{\text{individual}}$ と $X^{\text{individual}}$ 上
のファジィ測度 $g^{\text{individual}}$ によって構成される . 道路属性集合 $X^{\text{individual}}$ は , あらかじめ用意された n^*
個の共通道路属性 $x_i^{\text{general}} (i^* = 1, \dots, n^*)$ の中からユーザの好みにもとづいて選ばれた $n (\leq n^*)$ 個の道
路属性 $x_i^{\text{individual}} (i = 1, \dots, n)$ によって構成される . 共通道路属性集合を $X^{\text{general}} = \{x_1^{\text{general}}, \dots, x_{n^*}^{\text{general}}\}$
とし , 道路属性集合 $X_t^{\text{candidate}} (t = 1, 2, \dots)$ は $X_1^{\text{candidate}} = X^{\text{general}}$, $X_{t+1}^{\text{candidate}} \subset X_t^{\text{candidate}}$ をみたく共通
道路属性集合 X^{general} の部分集合とする . 提案手法は , シャープレイ指標で表される , 必要度にも
とづいた重要度が低い属性を削除する手順を繰り返すことで $X^{\text{individual}}$ を求める . 下付添え字の t は
その手順が繰り返された回数を表す .

道路満足度評価モデルはアンケートデータとファジィ測度同定アルゴリズムを用いて構築する . 道路
満足度評価モデルの構築に用いるアンケート用の道路の集合を $ROAD^{\text{sample}} = \{road_1^{\text{sample}}, \dots, road_j^{\text{sample}}, \dots, road_{|ROAD^{\text{sample}}|}^{\text{sample}}\}$ とし , 共通道路属性 x_i^{general} についての道路 $road_j^{\text{sample}}$ の印象値を $f_{i,j}^{\text{sample}} \in [0, 1]$
とする . 道路満足度評価モデルの構築には , 道路 $road_j^{\text{sample}}$ の印象値 $f_{1,j}^{\text{sample}}, \dots, f_{|X^{\text{general}}|,j}^{\text{sample}}$ と満足度
 z_j^{sample} のデータを用いる . 満足度 z_j^{sample} はアンケートによって獲得するデータであり , 道路満足度評

価モデルから出力される満足度 sd_j^{sample} とは異なる．道路印象値 $f_{1,j'}^{\text{sample}}, \dots, f_{|X^{\text{general}}|,j'}^{\text{sample}}$ も満足度 z_j^{sample} と同様にアンケートで獲得する．また，ファジィ測度の同定手法として HLMS (Heuristic Least Mean Squares) [69] を用いる．HLMS はサンプルの評価対象に対して (2.8) 式で求める満足度 sd_j^{sample} とユーザがアンケートで回答した満足度 z_j^{sample} の二乗平均誤差で定める同定誤差 (identifying error) IE が最小になるようファジィ測度を同定する．同定誤差 IE は (3.1) 式で求められる．

$$IE = \frac{1}{|ROAD^{\text{sample}}|} \sum_{j'=1}^{|ROAD^{\text{sample}}|} \sqrt{(sd_j^{\text{sample}} - z_j^{\text{sample}})^2} \quad (3.1)$$

HLMS の詳細は付録 A で述べる．

道路属性集合 $X^{\text{individual}}$ と $X^{\text{individual}}$ 上のファジィ測度 $g^{\text{individual}}$ は以下の手順で獲得する．

step1: 道路属性集合 $X_1^{\text{candidate}} = X^{\text{general}}$ に対するファジィ測度 $g_1^{\text{candidate}}$ を同定する．

step2: 道路属性集合 $X_t^{\text{candidate}}$ の中からファジィ測度 $g_t^{\text{candidate}}$ についてのシャープレイ指標 $\varphi(g_t^{\text{candidate}})(x_i)$ が (3.2) 式をみたす道路属性 x_i を選択し，残りの道路属性を削除する． t の値を 1 増やす．

$$\varphi(g_t^{\text{candidate}})(x_i) > \frac{1}{|X_t^{\text{candidate}}|} \quad (3.2)$$

$$(i = 1, \dots, |X_t^{\text{candidate}}|)$$

step3: step2 で選択された道路属性によって新しい道路属性集合 $X_t^{\text{candidate}}$ を構成する．

step4: 道路属性集合 $X_t^{\text{candidate}}$ を用いてファジィ測度 $g_t^{\text{candidate}}$ を同定する．

step5: 道路属性集合 $X_t^{\text{candidate}}$ が空集合になるまで step2,3,4 を繰り返す．道路属性集合 $X_t^{\text{candidate}}$ が空集合となるときの t の値を t^{empty} とする．

step6: step1,4 で同定された $(t^{\text{empty}} - 1)$ 個のファジィ測度 $g_t^{\text{candidate}}$ ($t = 1, \dots, t^{\text{empty}} - 1$) のなかで，HLMS における同定誤差 IE が最小となるファジィ測度 $g_t^{\text{candidate}}$ とそのときの道路属性集合 $X_t^{\text{candidate}}$ を採用する．採用された道路属性集合 $X_t^{\text{candidate}}$ を $X^{\text{individual}} = \{x_1^{\text{individual}}, \dots, x_n^{\text{individual}}\} (\subseteq X^{\text{general}})$ とする．

step7: 道路属性集合 $X^{\text{individual}}$ と $X^{\text{individual}}$ 上のファジィ測度 $g^{\text{individual}}$ を用いて道路満足度評価モデルを構成する．

シャープレイ指標には (3.3) 式で表される性質がある [60]．

$$\sum_{i=1}^{|X|} \varphi(g)(x_i) = g(X) = 1 \quad (3.3)$$

そのため，属性集合 X に含まれるすべての属性 x_i ($i = 1, \dots, |X|$) が評価において等しい重要度をもっているとき，すべてのシャープレイ指標 $\varphi(g)(x_i)$ ($i = 1, \dots, |X|$) は (3.4) 式で表される．

$$\varphi(g)(x_i) = \frac{g(X)}{|X|} = \frac{1}{|X|} \quad (i = 1, \dots, |X|) \quad (3.4)$$

提案手法では (3.4) 式の右辺に現れる $\frac{1}{|X|}$ を属性選択におけるしきい値とする (3.2) 式をみたすシャープレイ指標をもつ道路属性を評価において重要であるとみなし, step2 において選択する. 2.4 節より, 互いに相補的な属性は両方ともが評価モデルに含まれていることが望ましい. 提案手法は, シャープレイ指標によって, 自身以外の属性集合 $T \subseteq X \setminus \{x_i\}$ に対して優加法的すなわち相補的に作用する属性 x_j を選択している. なお, 提案手法においてファジィ測度の非加法性が果たす役割についての詳細な議論は付録 B で行う. 表 3.1 は提案手法において道路属性が選択される例である. 同定誤差 IE が最小となるファジィ測度 $g_2^{\text{candidate}}$ が $g^{\text{individual}}$ として採用される.

表 3.1: 道路満足度評価モデル構築における道路属性選択の例

	$X_1^{\text{candidate}} = X^{\text{general}}$	$X_2^{\text{candidate}} = X^{\text{individual}}$	$X_3^{\text{candidate}}$
	$x_1, 0.08$		
$x_i, \varphi(g_i^{\text{candidate}})(x_i)$	$x_2, 0.30$	$x_2, 0.26$	
	$x_3, 0.13$		
	$x_4, 0.23$	$x_4, 0.26$	
	$x_5, 0.26$	$x_5, 0.48$	$x_5, 1.00$
$\frac{1}{ X_i^{\text{candidate}} }$	0.2	0.3	1.0
同定誤差 IE	0.085	0.083	0.11

3.4 まとめ

本章では, ファジィ測度・積分モデルを応用した道路満足度評価モデルについて説明した. 道路の主観的満足度を評価する上で必要だと考えられる要件を挙げ, ファジィ測度・積分モデルがそれに適していることを述べた. 道路満足度評価モデルは, 道路の印象が与えられたときに, ユーザの好みを反映して道路の満足度を出力する. 道路の主観的満足度評価においてユーザが重要と考える道路属性を選択する手法として, シャープレイ指標の数理的性質にもとづいたしきい値を設定した. このしきい値にもとづいて選択された道路属性によってユーザごとの道路満足度評価モデルが構成される.

第4章 歩行者ナビゲーションシステムの構成

本章では、提案手法の有効性を確認する被験者実験のために構築する、歩行者ナビゲーションシステムの構成を示す。本システムは、外界の印象を感じながらの歩行ナビゲーションを模した仮想的な移動環境内で動作する歩行者ナビゲーションシステムである。構築された歩行者ナビゲーションシステムは、提案手法にもとづいて経路選択を行い、個人の距離感を考慮した教示 [18] によって経路誘導を行う。

4.1 経路選択問題の定式化

本研究で扱う経路選択はグラフ理論 [70] における最短路問題のひとつとして定式化される。本節では最短路問題の概略を示し、提案手法による経路選択や本システムとの関係について述べる。

4.1.1 グラフ理論における最短路問題と既存のナビゲーションシステム

グラフ理論では、グラフは点（ノード）の集合と各点を結ぶ辺（エッジ）の集合からなる。最短路問題 [70] は、重みつきグラフと呼ばれるグラフで表される地図において、任意の2点を結ぶ道順（パス）のなかで重みの総和が最小になるパスを見つける問題である。重みつきグラフは、各辺に非負実数値（コスト）が割り当てられた連結グラフであり、割り当てられた数値にそのエッジの通過時間や通過費用など実際的な意味を与えることで様々な現象に適用できる。既存のナビゲーションシステムによる最短経路や「時間優先」経路は、コストとしてそれぞれ距離や所要時間という意味を与えている。4.1.2節で述べた経路選択の多様化はコストの種類が多様化していることに他ならない。なお、最短路問題は任意の2点を結ぶパスを考えているため、どこを目的地にするかということには関与しない。既存のナビゲーションシステムでも、目的地の選定はユーザからの入力、地図データベースからの検索、レコメンドなど最短路問題の枠外で扱われている。

4.1.2 本システムと経路選択問題

本研究では、道路は隣接する交差点をつなぐ1本の線分であり、経路は出発地と目的地を持ち複数の道路から構成されるものとして区別していることから、道路と経路はそれぞれエッジとパスに

あたる．ノードは交差点にあたる．

- コスト
個人の好みを反映した経路選択を最短路問題の枠組みで取り扱うために，提案手法によって算出される道路の主観的満足度 sd が大きいときにコストが小さくなるようにコストを定める．
- 距離
本研究では仮想的な移動環境を対象としており，距離の認知過程に実環境と異なる点があると考えられるため，移動環境内での単位距離を設定し，距離はその単位距離の定数倍で表す．
- ランドマーク
道路に対して主観的な印象を感じるように，その道路を歩くときに見える風景を写真で提示する．写真が提示される地点をランドマークと呼ぶ．どのランドマークがどの道路に対応づけられているか，すなわちある写真を見たときに感じた印象がどの道路の道路印象値として割り当てられるかは事前に決まっているとする．なお，実環境への適用を志向して，ランドマークと道路の対応関係を詳細に検討している研究 [23] もある．
- 経路選択アルゴリズム
経路選択アルゴリズムには，道路の主観的満足度 sd から求められたコストにもとづいてダイクストラ法を用いる．個人にあわせた経路選択に関する研究では，経路選択アルゴリズムそのものを変更している研究 [11] も存在するが，コストの導出に重点を置いて経路選択アルゴリズムにはダイクストラ法を用いる研究 [23] [26] が多い．

4.2 移動環境

本システムでは，ユーザが図 4.1(a) に示される仮想的な 2 次元空間上を歩くことで実際の街を歩く行動をシミュレーションする．ただし，ユーザには図 4.1(b) に示されるインタフェースのみが提示されるため，ユーザにとって移動環境全体の様子はわからない．各道路沿いには黒い点で表されるランドマークが設置されており，その前を通ると図 4.1(c) のようにランドマークの写真が表示される．ユーザは，ランドマークの写真からその道路の雰囲気を感じ取る．インタフェース上での歩行速度と写真の提示時間はそれぞれ約 0.06 単位距離/秒（1 単位距離を歩くのに約 18 秒）と約 1.3 秒に設定する．外界の雰囲気を写真から感じ取ることで，実環境で感じる雰囲気を模擬する方法は心理学の分野で行われている [71] [72]．文献 [72] では森の美しさの評価を例に取り，感情的・審美的な評価においては写実的な提示方法である写真が適しているとしている．一方，コンピュータグラフィックスなどのように（写真にくらべて）抽象度の高い提示方法はそのような評価に適さないとしており，本研究では写真による提示方法を採用する．

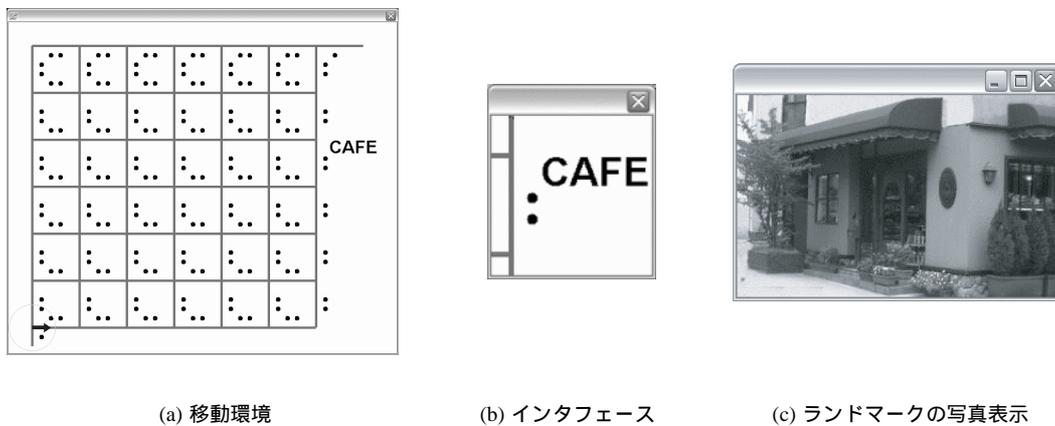


図 4.1: 移動環境とユーザインタフェース

4.3 システムの概要

本システムは図 4.2 のように経路選択モジュールと経路誘導モジュールの 2 つから構成される。経路選択モジュールと経路誘導モジュールはそれぞれ、個人の好みと距離感（SFD：Sensuous Feeling of Distance）という主観情報を扱うため、それらの情報を事前のアンケートによって獲得する必要がある。アンケートからデータベースを構築する段階を準備フェーズと呼び、準備フェーズで得られた情報を用いて経路選択・誘導という実際の機能を果たす段階を使用フェーズと呼ぶ。また、道路の長さなど地図上から読みとれる客観情報は所与のものとして地図データベースに収められており、両モジュールともそれぞれの主観情報に加えてこれらの客観情報を利用する。

経路選択モジュールは出発地と目的地、さらにそのときの状況が入力されたとき、出発地と目的地の間を結ぶ経路の中から、その状況におけるユーザの好みを反映した経路を選択する。経路誘導モジュールは、経路選択モジュールで選択された経路を入力としてユーザの距離感にあわせた教示を出力する。ユーザは与えられた教示に従って経路を移動する。その際、ユーザが正しい経路に沿って移動しているか、それとも逸脱した経路を移動しているかによって新たな教示が生成される。ユーザが目的地に到着するまで繰り返し教示が生成される。

4.4 地図データベース

地図データベースは、道路の長さなど地図上から読みとれる客観情報を保持している。1.1.2 節において経路選択の多様化の例として挙げた研究 [11] [12] は、これらの客観情報による経路選択の多様化を扱っている。移動環境に含まれる道路の集合を $ROAD = \{road_1, \dots, road_j, \dots, road_{|ROAD|}\}$ とすると、地図データベースには道路 $road_j$ の長さ $dist_j$ を重みとする重みつきグラフが収められ

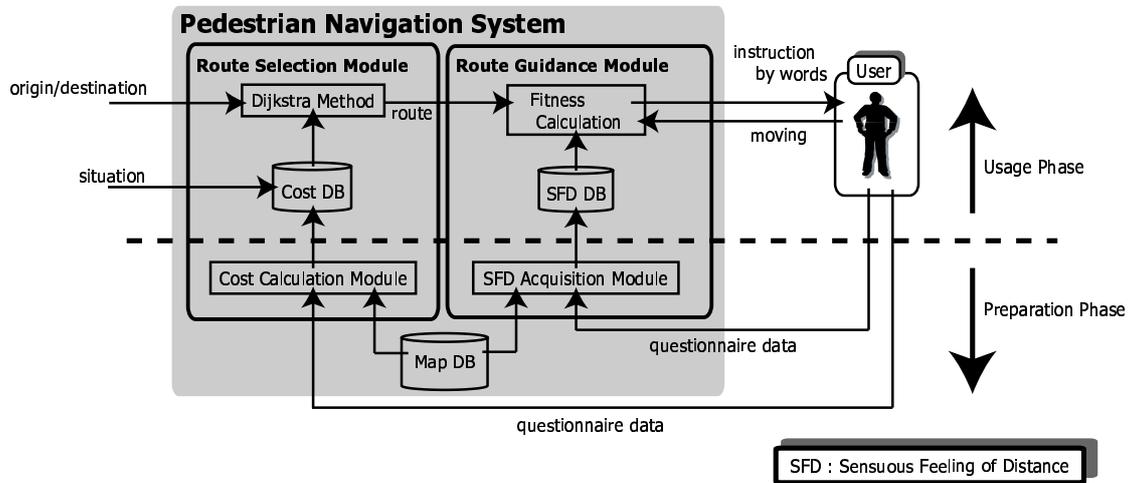


図 4.2: システム構成

ている．また，ランドマークと道路の対応関係についての情報も与えられている．地図データベース内の情報は，経路選択モジュールと経路誘導モジュールにおいて，それぞれコストの導出と距離感の獲得に用いられる．

4.5 経路選択モジュール

経路選択モジュールは図 4.3 に示すように，コスト計算モジュールと最小コスト経路探索モジュールから構成される．経路選択モジュールは準備フェーズであるコスト計算モジュールにおいて，個人の好みを反映した道路の主観的満足度 sd を考慮したコストをすべての道路について求める．さらにそのコストにもとづいて，使用フェーズである最小コスト経路探索モジュールにおいてダイクストラ法を適用して個人の好みを反映した経路を選択し，経路誘導モジュールに渡す．

4.5.1 コスト計算モジュール

準備フェーズであるコスト計算モジュールでは，経路選択の基礎となる各道路のコストを算出し，コストデータベースを構成する．

4.5.1.1 道路印象データベース

道路印象データベースには移動環境中の道路 $road_j \in ROAD$ に対して，共通道路属性 $x_i^{general} \in X^{general}$ についての道路印象値 $f_{i,j}$ ($i = 1, \dots, |X^{general}|; j = 1, \dots, |ROAD|$) が収められている．道路印

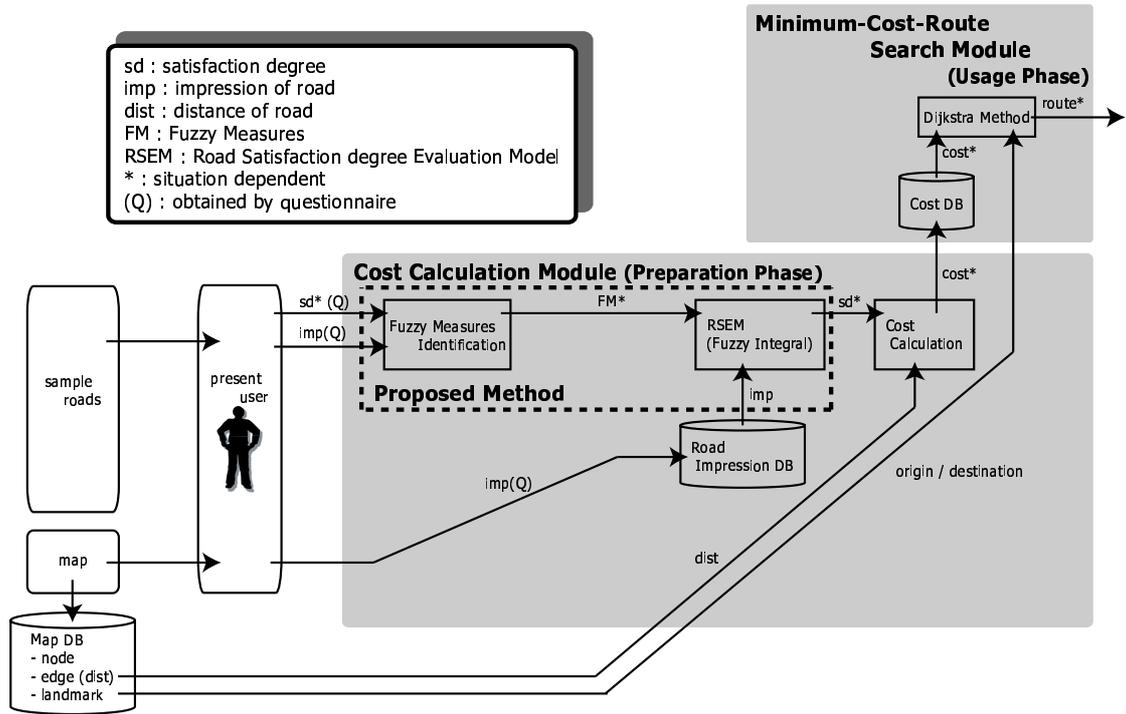


図 4.3: 経路選択モジュール

象値 $f_{i,j}$ はアンケートで獲得され、道路満足度評価モデルに入力される。

4.5.1.2 道路満足度評価モデル

移動環境には含まれないサンプルの道路 $road_j^{sample} \in ROAD^{sample}$ ($ROAD^{sample} \cap ROAD = \emptyset$) に対するアンケートによって、状況ごとの道路満足度評価モデルを獲得する。移動環境中の道路 $road_j$ に対して、道路印象データベースから道路印象値 $f_{i,j}$ が入力されると、道路満足度評価モデルはその道路の主観的満足度 sd_j を算出する。

4.5.2 最小コスト経路探索モジュール

最小コスト探索モジュールは (4.1) 式で定義する道路 $road_j$ のコスト $cost_j$ にもとづいて、ダイクストラ法によって経路を選択する。

$$cost_j = 1 - \frac{sd_j}{dist_j} \tag{4.1}$$

ただし、 sd_j は提案手法によって算出される道路 $road_j$ の主観的満足度であり、 $dist_j$ は道路 $road_j$ の長さである。

4.6 経路誘導モジュール

経路誘導モジュールは図 4.4 に示すように、距離感データベースに蓄えられたユーザごとの距離感を表すファジィ集合を用いて、ユーザの距離感に合わせた教示を出力する [18]。

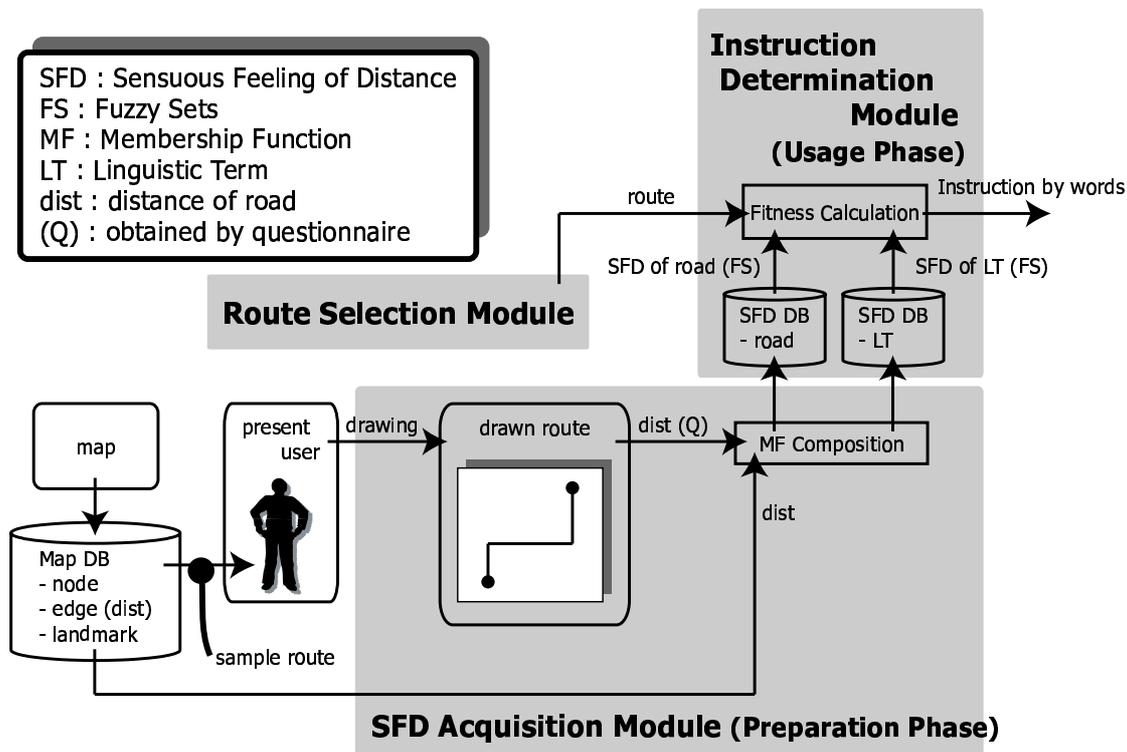


図 4.4: 経路誘導モジュール

4.6.1 教示

経路誘導モジュールから出力される教示は例えば、「少し進んで右折してください」のように

- 次に曲がる交差点までの距離
- 次に曲がる方向

の2つで表され、いずれも言葉で与えられる。距離を表す言葉は「少し進んで」「かなり進んで」などあらかじめ用意された言語表現 \mathcal{L}_l ($l = 1, \dots, N_l$) からユーザの距離感に適したものを選択する。方向を表す言葉は「右折」と「左折」の2種類である。

4.6.2 距離感

距離感はファジィ集合 [73] によって表され、「道路の主観的距離」と「言語表現の主観的距離」を表す2種類のファジィ集合を用いる。道路や言語表現の主観的距離を表すファジィ集合を図4.5に示す左右対称の三角型メンバーシップ関数で定める。横軸は距離 $dist$ ，縦軸はメンバーシップ値 $\mu(dist)$ を表している。距離 $center$ ($\mu(center) = 1$) は、その道路や言語表現の主観的距離としてユーザがもっともふさわしいと考える距離を意味する。メンバーシップ関数の幅 $width$ は、その道路や言語表現の主観的距離に含まれるあいまいさを表しており、 $width$ が大きくなるほどユーザの距離感にあいまいさが含まれていることを意味する。

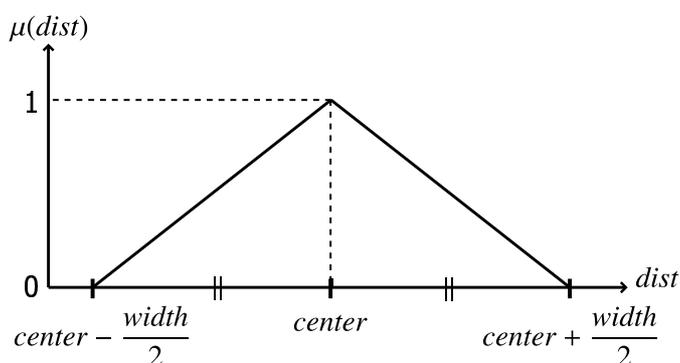


図 4.5: 左右対称な三角型メンバーシップ関数

4.6.3 距離感獲得モジュール

距離感獲得モジュールは経路誘導モジュールにおける準備フェーズであり、スケッチマップ法 [38] と呼ばれる空間認知研究の分野で広く用いられるアンケートによって、ユーザごとの距離感を表すファジィ集合を獲得する。ユーザはサンプルの経路を移動し、各道路の距離感を記憶する。図4.1(a)に示す環境を移動する場合、ユーザには図4.1(b)のインタフェースのみが提示されるため、ユーザにとって環境全体の様子は未知となる。したがってユーザは移動の際に、出発地と目的地の相対的位置関係、およびその間を結ぶ各道路の距離を自分の距離感にもとづいて記憶する必要がある。経路移動後、ユーザは記憶した距離感にもとづいてディスプレイ上に移動した経路を描画する。さらに、描画された各道路に対してその距離感を「ちょっとだけ進んだ距離」「かなり進んだ距離」などのあらかじめ用意された言語表現 \mathcal{L}_l ($l = 1, \dots, N_l$) で表す。移動経路と描画経路の間のずれを用いてユーザの距離感を表すファジィ集合を獲得する。なお、スケッチマップ法によるアンケートは5.2.3節で詳述する。

4.6.4 教示決定モジュール

教示決定モジュールは経路誘導モジュールにおける使用フェーズにあたり、2種類のファジィ集合の間で適合度計算を行うことでユーザの距離感にあわせた言語表現 \mathcal{L}_l を選択する。経路選択モジュールから経路が入力されると、着目している道路 $road_j$ の距離 $dist_j$ に対して最も適合度の高い言語表現 \mathcal{L}_l が教示として出力される。2つのファジィ集合 \tilde{A} と \tilde{B} の間の適合度 $fitness$ を(4.2)式で定義する。

$$fitness = \frac{1}{2} [\sup\{\mu_{\tilde{A}}(dist) \wedge \mu_{\tilde{B}}(dist)\} + \inf\{\mu_{\tilde{A}}(dist) \vee \mu_{\tilde{B}^c}(dist)\}] \quad (4.2)$$

ただし、 $\mu_{\tilde{A}}(dist)$ と $\mu_{\tilde{B}}(dist)$ はそれぞれファジィ集合 \tilde{A} と \tilde{B} のメンバーシップ関数を表し、 \tilde{B}^c はファジィ集合 \tilde{B} の補集合を表し、そのメンバーシップ関数は $\mu_{\tilde{B}^c}(dist) = 1 - \mu_{\tilde{B}}(dist)$ と定義する。また、 \wedge と \vee はそれぞれ最小値と最大値を表し、 \sup と \inf はそれぞれ上限と下限を表す。ここで、ファジィ集合 \tilde{A} は「道路 $road_j$ の主観的距離」を、ファジィ集合 \tilde{B} は「言語表現 \mathcal{L}_l の主観的距離」をそれぞれ表す。

交差点で曲がるたびに、次に曲がるべき交差点までの距離に適した言語表現を選択する。ユーザはある交差点にさしかかったとき、その交差点が曲がるべき交差点だと判断すれば教示が指す方向に曲がり、その交差点が曲がるべき交差点ではないと判断すれば直進する。ユーザが誤った交差点で曲がる、もしくは曲がるべき交差点を通りすぎた場合は「戻ってください」という教示を出力する。ユーザは直近の交差点まで戻り、正しい経路に復帰する。ユーザが戻った時点から通常の教示生成を再び繰り返す。

4.7 まとめ

本章では、提案手法の有効性を確認する被験者実験のために構築した歩行者ナビゲーションシステムの構成を示した。また、本研究で扱う個人の好みを反映した経路選択をグラフ理論における最短路問題として定式化した。本システムは、外界の印象を感じながらの歩行ナビゲーションを模した仮想的な移動環境内で動作する歩行者ナビゲーションシステムである。構築された歩行者ナビゲーションシステムは、提案手法にもとづいて経路選択モジュールで経路選択を行い、経路誘導モジュールが出力する個人の距離感を考慮した教示によって経路誘導を行う。経路選択モジュールは、道路印象データベースと道路の主観的満足度を算出する道路満足度評価モデルとから構成される。経路誘導モジュールは内部に距離感データベースを持ち、ユーザの距離感を反映した言葉による道案内の教示を出力する。

第5章 評価実験

5.1 実験の概要

提案手法の有効性を確認するために4種類の実験を行う。表5.1は各実験の目的と実験条件を示している。

表 5.1: 実験の概要

	目的	道路属性	経路長	道路印象データベース
実験 I	経路の満足度・多様性	共通	固定	アンケート
実験 II	道路満足度評価モデルの妥当性	個人ごと	固定	アンケート
実験 III	異なる経路長での満足度	個人ごと	変動	アンケート
実験 IV	道路印象データベースの半自動獲得	個人ごと	固定	他者からの推定

- 実験 I：経路の満足度・多様性

主観的満足度の高い経路が選択されることと被験者ごとに多様な経路が選択されることの2点を確認する。さらに、選択された経路の特徴をファジィ測度の観点から検証する。ただし、実験 I では第3章で述べた道路属性の選択は行わず、各被験者で共通の4つの道路属性によって道路満足度評価モデルを構築する。これは、実験 I の目的が経路の多様性を検証する点にあり、経路選択のもとになる道路満足度評価モデルの構造を共通にするためである。また、距離感データベースの詳細な構築方法について説明し、経路誘導モジュールから出力される教示の正確性と多様性についても確かめる。

- 実験 II：道路満足度評価モデルの妥当性

第3章で述べた手法によって構成された道路満足度評価モデルが、被験者の好みにあっていることを確かめる。道路満足度評価モデルの誤差が減少していること、被験者自身が選択した道路属性が道路満足度評価モデルに採用されていること、採用された道路属性が表す印象に近い印象を持った道路が高い満足度になることの3点から、被験者の好みを表現するのに必要な道路属性が選択されていることを示す。実験 I が本システムの出力である経路（と教示）の妥当性を評価しているのに対して、実験 II では本システムの内部状態である道路満足度評価モデ

ルの妥当性評価を主眼としている。

- 実験 III：異なる経路長での経路の満足度

経路選択における主観的満足度と距離の関係について考察する。経路選択における人間の意思決定は補償型である [27] [64] とすると、主観的満足と距離の間にはトレードオフが存在する。このトレードオフの存在を確認し、仮に経路長が長くなっても提案手法によって主観的満足度の高い経路が選択されることを示す。そのために実験 III では (4.1) 式によるコスト導出方法に変更を加える。

- 実験 IV：道路印象データベースの半自動獲得

図 4.3 で表される経路選択モジュールにおいて、道路印象データベースは被験者へのアンケートによって獲得されている。これは、被験者がシステム使用前にその移動環境（街）に含まれる道路の印象を評価している必要があるため、被験者にとっての未知環境では提案手法が利用できないことを意味しており、提案手法の実用化に際しての障害となる。そこで実験 IV では、事前に他人が評価した道路印象値を利用することで被験者にとっての道路印象データベースを構築し、未知環境においても提案手法が機能することを示す。

なお、図 5.1 は今回の実験に用いた移動環境である。図 5.1 中の黒い点は道路沿いのランドマークを示しており、移動環境中に存在するランドマークにはすべて異なった写真を対応づけている。図 5.1 はそのうちの 3 枚を例として示している。本実験に用いる移動環境は 84 本の道路から構成されており、その集合を $ROAD = \{road_1, \dots, road_j, \dots, road_{84}\}$ とし、すべての道路 $road_j$ の長さ $dist_j$ は 1 単位距離である。移動環境の詳細は付録 D に示す。

5.2 実験 I：経路の満足度・多様性

被験者 8 名（男性 4 名，女性 4 名）に対して道路満足度評価モデル，道路印象データベース，距離感データベースをそれぞれ構築する。さらに，第 4 章で述べた手法を用いて経路選択と教示生成を行う。最後に，選択された経路を実際に歩いて経路の満足度評価を行う。

5.2.1 道路満足度評価モデルの構築

状況「 S_1 :初めて来た街なのでいろいろ見て回りたい」「 S_2 :待ち合わせまで時間をつぶしたい」「 S_3 :両親を連れて歩きたい」を考え，それぞれの状況における道路属性の重要度であるファジィ測度を同定する。ファジィ測度同定用に 30 本の道路 $road_j^{\text{sample}} \in ROAD^{\text{sample}}$ ($j = 1, \dots, 30$) を用意する。ただし，この 30 本の道路は図 5.1 に示した移動環境中には含まれないものである ($ROAD \cap ROAD^{\text{sample}} = \emptyset$)。また，共通道路属性を「 x_1^{general} :にぎやか」「 x_2^{general} :落ち着いた」「 x_3^{general} :都会的」「 x_4^{general} :すがすが

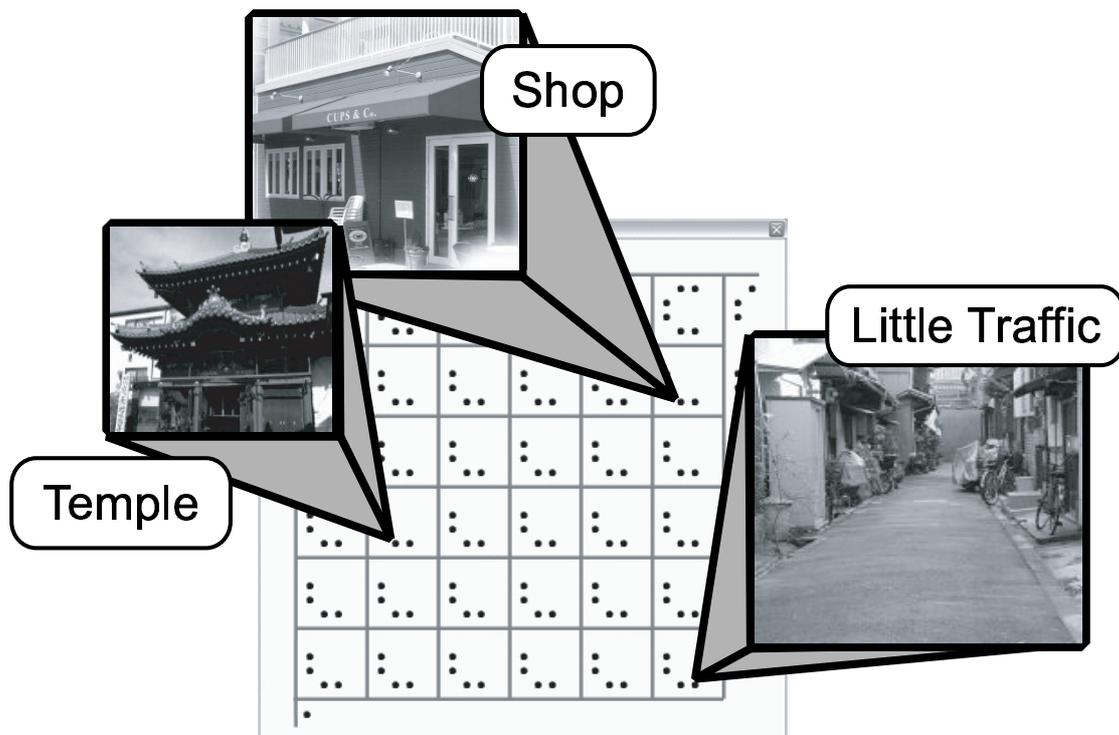


図 5.1: 実験に用いた移動環境

しい」の4個とする。

被験者はそれぞれの道路を歩き、ランドマークの写真からその道路の雰囲気を感じ取る。被験者はひとつの道路 $road_j^{sample}$ を歩き終わるごとに、それぞれの状況においていま歩いた道路の満足度 z_j^{sample} を「1: 不満」「2: やや不満」「3: どちらともいえない」「4: やや満足」「5: 満足」の5段階で評価する。被験者はさらに、いま通った道路の印象 $f_{1,j}^{sample}, \dots, f_{4,j}^{sample}$ を状況 S_s とは関係なく、4つの共通道路属性 $x_1^{general}, \dots, x_4^{general}$ の観点でそれぞれ「1: あてはまらない」「2: あまりあてはまらない」「3: どちらともいえない」「4: ややあてはまる」「5: あてはまる」の5段階で評価する。アンケートの結果は $1 \rightarrow 0.0, 2 \rightarrow 0.25, 3 \rightarrow 0.5, 4 \rightarrow 0.75, 5 \rightarrow 1.0$ に数値化する。

道路印象値と各状況における満足度評価値のデータにファジィ測度同定アルゴリズム (FLIA) [74] を適用することで状況ごとのファジィ測度を同定する。FLIA は (2.8) 式で求められる満足度と被験者がアンケートで実際に回答した満足度評価値の二乗平均誤差が最小になるようファジィ測度を同定する。

5.2.2 道路印象データベースの構築

被験者は、図 5.1 に示した移動環境を構成している 84 本すべての道路 $road_j$ ($j = 1, \dots, 84$) を歩き、その印象を 4 つの共通道路属性 $x_1^{\text{general}}, \dots, x_4^{\text{general}}$ の観点でそれぞれ 5 段階評価する。 $f_{1,j}, \dots, f_{4,j}$ ($j = 1, \dots, 84$) を道路 $road_j$ の共通道路属性 $x_1^{\text{general}}, \dots, x_4^{\text{general}}$ に対する道路印象値とする。移動環境中の道路の道路印象値 $f_{1,j}, \dots, f_{4,j}$ ($j = 1, \dots, 84$) が、各被験者の道路印象データベースに蓄えられる。

5.2.3 距離感データベースの構築

被験者の距離感にもとづいて「道路の主観的距離を表すファジィ集合」と「言語表現の主観的距離を表すファジィ集合」を構成する [18]。4.6.2 節で述べた、道路 $road_j$ の主観的距離を表すメンバーシップ関数のパラメータ $center_j$ と $width_j$ は以下のように定める。移動環境を構成している道路 $road_j$ ($j = 1, \dots, 84$) に対して、被験者がイメージする主観的距離を表す N_j 個のデータ $\hat{d}_{j,u}$ ($u = 1, \dots, N_j$) を獲得する。データ数 N_j は道路 $road_j$ によって異なる。同じ道路 $road_j$ に対する主観的距離であっても、被験者の距離感によるあいまいさのため、すべての $\hat{d}_{j,u}$ が同じ値をとるとは限らない。そこで、主観的距離 $\hat{d}_{j,u}$ の平均値を $center_j$ とし、さらに、主観的距離のあいまいさを表現するために、 $\hat{d}_{j,u}$ の標準偏差の定数倍を $width_j$ とする。言語表現の主観的距離を表すファジィ集合も同様に獲得する。言語表現 \mathcal{L}_l ($l = 1, \dots, N_l$) に対して、被験者がイメージする主観的距離を表すデータ $\hat{d}_{l,w}$ ($w = 1, \dots, N_l$) を獲得し、それらの平均値を $center_l$ 、標準偏差の定数倍を $width_l$ として、言語表現 \mathcal{L}_l の主観的距離を表すファジィ集合を構成する。

5.2.3.1 スケッチマップ法

道路 $road_j$ と言語表現 \mathcal{L}_l に対して、被験者がイメージする主観的距離を表すそれぞれのデータ $\hat{d}_{j,u}$ ($u = 1, \dots, N_j$)、 $\hat{d}_{l,w}$ ($w = 1, \dots, N_l$) はスケッチマップ法 [38] によって獲得する。スケッチマップ法は、被験者が自分の移動した経路を記憶しておき、移動後に経路を紙に描く方法であり、空間認知研究の分野で広く用いられている [38]。図 4.1 (a) に示す環境を移動する場合、被験者には図 4.1 (b) のインタフェースのみが提示されるため、被験者にとって環境全体の様子は未知となる。したがって被験者は移動の際に、出発地と目的地の相対的位置関係、およびその間を結ぶ各道路の距離を自分の距離感にもとづいて記憶する必要がある。経路移動後、被験者は記憶したこれらの情報にもとづいてディスプレイ上に経路を描画する。図 5.2(a) の START から GOAL にいたる経路の描画例を図 5.2(b) に示す。描画した各道路の距離感を言葉で表現する。本実験で使用する言語表現は「 \mathcal{L}_1 ：ちょっとだけ進んだ距離」「 \mathcal{L}_2 ：少し進んだ距離」「 \mathcal{L}_3 ：しばらく進んだ距離」「 \mathcal{L}_4 ：ずっと進んだ距離」「 \mathcal{L}_5 ：かなり進んだ距離」の 5 種類とする。ただし被験者は、距離感を表現す

るのに必要だと感じる言語表現のみを用いればよく、用意された5種類の言語表現をすべて用いる必要はない。また、用いる言語表現どうしの距離に関する大小関係も自由とする。

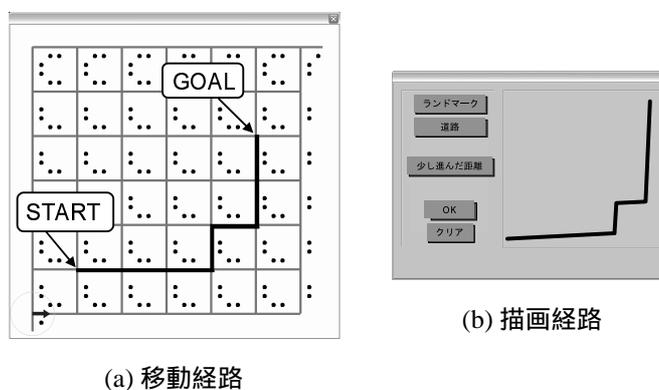


図 5.2: 移動した経路の描画例

5.2.3.2 主観的距離データの抽出

スケッチマップ法によって得られた描画データから、道路 $road_j$ に対して被験者がイメージする主観的距離のデータ $\hat{d}_{j,u}$ ($u = 1, \dots, N_j$) を抽出する。

ここで、 d_j^{disp} を道路 $road_j$ の描画インタフェース上での長さ、 h と v をそれぞれ描画経路の横幅と縦幅、 H と V をそれぞれ移動経路の横幅と縦幅とする。仮に正しい縮尺のもとで経路を描画すると、移動した道路 $road_j$ の長さ $dist_j$ は (5.1) 式で表される。

$$dist_j = d_j^{\text{disp}} \times \frac{H}{h} = d_j^{\text{disp}} \times \frac{V}{v} \quad (\text{縮尺率: } \frac{H}{h} = \frac{V}{v}) \quad (5.1)$$

しかし、経路は被験者の距離感にもとづいて描画されるため、正しい縮尺で描画されるとは限らず、一般には $\frac{H}{h} \neq \frac{V}{v}$ である。そこで、移動経路と描画経路のずれに被験者の距離感が内在していると考え、移動経路と描画経路の関係として

- 水平方向の縮尺が正しい
- 垂直方向の縮尺が正しい
- 水平方向と垂直方向の縮尺がともに間違っている

の3通りを仮定し、それぞれの仮定における $dist_j$ を推定する。それぞれの仮定における $dist_j$ の推定値を $dist_j^{\text{horizontal}}$, $dist_j^{\text{vertical}}$, $dist_j^{\text{mean}}$ とし、それぞれを (5.2) (5.3) (5.4) 式で定義する。

$$dist_j^{\text{horizontal}} = d_j^{\text{disp}} \times \frac{H}{h} \quad (5.2)$$

$$dist_j^{\text{vertical}} = d_j^{\text{disp}} \times \frac{V}{v} \quad (5.3)$$

$$dist_j^{\text{mean}} = d_j^{\text{disp}} \times \sqrt{\frac{HV}{hv}} \quad (5.4)$$

ただし, $dist_j^{\text{mean}}$ は水平方向の縮尺と垂直方向の縮尺の相乗平均を考慮した推定値である¹. 図 5.3(a)(b) にこれらのパラメータの関係を示す.

道路 $road_j$ の長さ $dist_j$ に対する推定値 $dist_j^{\text{horizontal}}$, $dist_j^{\text{vertical}}$, $dist_j^{\text{mean}}$ をひとつにまとめたものを, 道路 $road_j$ の主観的距離を表すデータ $\hat{d}_{j,u}$ ($u = 1, \dots, N_j$) とする. 後述するように, 主観的距離を表すファジィ集合は, $\hat{d}_{j,u}$ ($u = 1, \dots, N_j$) の平均と標準偏差を用いて構成される. したがって, データ数 N^{draw} が大きいほど構成されるファジィ集合の信頼性が高くなる. 本手法は, ある道路 $road$ が N^{draw} 回描画されるとその道路の主観的距離を表すデータが $3N^{\text{draw}}$ 個得られるため, 描画回数に比べて多くのデータを得ることができる.

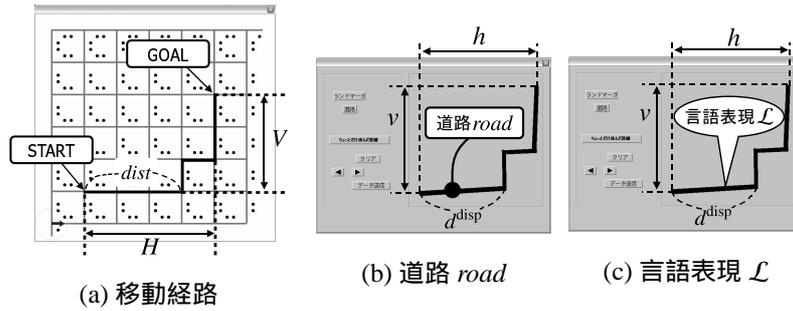


図 5.3: 主観的距離データの獲得

¹ 移動経路の縦横比 $\frac{V}{H}$ に描画経路の縦横比 $\frac{v}{h}$ が一致するとき, 正しい縮尺で経路が描画されている. 一方, 水平方向の縮尺率と垂直方向の縮尺率をそれぞれ $\frac{H}{h} = \gamma$, $\frac{V}{v} = \kappa$ とすると $\frac{V}{H} = \frac{\kappa}{\gamma} \frac{v}{h}$ より, $\frac{\kappa}{\gamma} = 1$ のとき正しい縮尺で経路が描画されていることになる. 仮に $\frac{H}{h} < \frac{V}{v}$ のとき, $\varepsilon = \frac{\kappa}{\gamma} = \left(\frac{V}{v}\right) / \left(\frac{H}{h}\right) > 1$ とおくと $\frac{V}{v} = \varepsilon \frac{H}{h}$ になり, 水平方向の縮尺率 $\frac{H}{h}$ と垂直方向の縮尺率 $\frac{V}{v}$ との間には ε だけずれがあることになる. そこで ε のずれを補正して推定値 $dist_j^{\text{mean}}$ を求める必要がある. ここで, $\varepsilon > 1$ より

$$1 < \sqrt{\varepsilon} < \varepsilon$$

$$\Rightarrow \frac{H}{h} < \sqrt{\varepsilon} \left(\frac{H}{h}\right) < \varepsilon \frac{H}{h} = \frac{V}{v}$$

である. $\sqrt{\varepsilon} \left(\frac{H}{h}\right)$ は, 水平方向の縮尺率 $\frac{H}{h}$ と垂直方向の縮尺率 $\frac{V}{v}$ とのずれ ε を 1 に近づけるよう補正したときの縮尺率と解釈できる. さらに, $\frac{V}{v} = \varepsilon \frac{H}{h}$ を (5.4) 式に代入すると $dist_j^{\text{mean}} = d_j^{\text{disp}} \times \sqrt{\varepsilon} \left(\frac{H}{h}\right)$ であり, 推定値 $dist_j^{\text{mean}}$ の縮尺率は $\sqrt{\varepsilon} \left(\frac{H}{h}\right)$ である. よって $dist_j^{\text{mean}}$ は, ずれ ε を補正して得られた縮尺率による推定値である. なお, $\frac{H}{h} > \frac{V}{v}$ のときは $\varepsilon = \frac{\gamma}{\kappa} = \left(\frac{H}{h}\right) / \left(\frac{V}{v}\right)$ とすると同様の議論が成り立つ.

5.2.3.3 メンバシップ関数の構成

主観的距離データ $\hat{d}_{j,u}$ ($u = 1, \dots, N_j$) の平均 $center_j$ と標準偏差の定数倍 $width_j$ をそれぞれ (5.5), (5.6) 式より求め, 道路 $road_j$ の主観的距離を表すファジィ集合を構成する.

$$center_j = \frac{1}{N_j} \sum_{u=1}^{N_j} \hat{d}_{j,u} \quad (5.5)$$

$$width_j = 4 \times \sqrt{\frac{1}{N_j} \sum_{u=1}^{N_j} (\hat{d}_{j,u} - center_j)^2} \quad (5.6)$$

言語表現 \mathcal{L}_l ($l = 1, \dots, N_l$) の主観的距離を表すデータ $\hat{d}_{l,w}$ ($w = 1, \dots, N_l$) も同様に獲得する. 言語表現 \mathcal{L}_l の主観的距離を表すデータ $dist_l^{\text{horizontal}}$, $dist_l^{\text{vertical}}$, $dist_l^{\text{mean}}$ をそれぞれ (5.7) (5.8) (5.9) 式で定義する.

$$dist_l^{\text{horizontal}} = d_l^{\text{disp}} \times \frac{H}{h} \quad (5.7)$$

$$dist_l^{\text{vertical}} = d_l^{\text{disp}} \times \frac{V}{v} \quad (5.8)$$

$$dist_l^{\text{mean}} = d_l^{\text{disp}} \times \sqrt{\frac{HV}{hv}} \quad (5.9)$$

ただし, d_l^{disp} はその距離感が言語表現 \mathcal{L}_l で表された道路の描画インタフェース上での距離である. 図 5.3(a)(c) にこれらのパラメータの関係を示す. 最後に, $\hat{d}_{l,w}$ ($w = 1, \dots, N_l$) の平均 $center_l$ と標準偏差の定数倍 $width_l$ をそれぞれ (5.10) (5.11) 式より求め, 言語表現 \mathcal{L}_l の主観的距離を表すファジィ集合を構成する.

$$center_l = \frac{1}{N_l} \sum_{w=1}^{N_l} \hat{d}_{l,w} \quad (5.10)$$

$$width_l = 4 \times \sqrt{\frac{1}{N_l} \sum_{w=1}^{N_l} (\hat{d}_{l,w} - center_l)^2} \quad (5.11)$$

5.2.4 経路の満足度評価

図 5.1 に示した移動環境を歩いて経路の主観的満足度を評価する. 被験者はひとつの状況につき, 出発地と目的地が共通で経路長の等しい4つの経路を歩く. 今回の実験では, 出発地と目的地を結ぶ最短経路は全部で924個ある. 状況 S_s ($s = 1, 2, 3$) において全924経路を $cost$ の総和で順位付けし, 1位と924位の経路をそれぞれ $\mathcal{R}_s^{\text{max}}$, $\mathcal{R}_s^{\text{min}}$ とする. 3つ目と4つ目の経路は, $cost$ の総和と関係なく無作為に選択される経路である. 状況 S_s において無作為に選択される2つの経路をそれぞれ無作為経路 $\mathcal{R}_s^{\text{random1}}$, $\mathcal{R}_s^{\text{random2}}$ とする. 被験者は状況 S_s を想定しながら $\mathcal{R}_s^{\text{max}}$, $\mathcal{R}_s^{\text{min}}$, $\mathcal{R}_s^{\text{random1}}$, $\mathcal{R}_s^{\text{random2}}$

の4つの経路を順不同で歩く。被験者には4つの経路のうちどれを歩いているかは伝えない。一つの経路を歩き終わるごとに、被験者は想定した状況 S_s においていま歩いた経路がどのくらい満足できるかを5段階で評価する。なお、本実験では、経路の主観的満足度はランドマークの写真から受ける印象のみによって評価することとし、教示の正確さは評価基準に含めていない。3つの状況について同様の評価を行うため、被験者は合計12個の経路を歩くことになる。状況 S_s において R_s^{\max} と R_s^{\min} は被験者ごとに異なり、 $R_s^{\text{random}1}$ と $R_s^{\text{random}2}$ は全被験者で共通である。

5.2.5 実験結果

5.2.5.1 経路の満足度・多様性

図5.4は、提示された各経路に対して被験者がアンケートで回答した満足度評価値を表している。縦軸は全状況を通しての評価値の平均値を表している。全被験者を通して、 R^{\max} , R^{random} , R^{\min} の満足度評価値の平均はそれぞれ0.75, 0.64, 0.38である。経路 R^{\max} , R^{random} , R^{\min} について分散分析 [75] を行うと満足度評価値に有意差が認められる ($F(2, 93; 0.05) = 14.08$)。さらにLSD法による多重比較 [75] を行うと経路 R^{\max} と経路 R^{\min} の間に有意差が認められる(有意水準5%)。このことから、提案手法による順位付けで上位になる経路 R^{\max} の方が、下位である経路 R^{\min} よりも好まれていることがわかる。経路 R^{\max} と経路 R^{random} の間に有意差がみられない理由を考察する。本実験では出発地と目的地を結ぶ最短経路は全部で924個あり、経路 R^{\max} と経路 R^{\min} は、全924経路を $cost$ の総和で順位付けしたときの1位と924位にそれぞれ相当する。一方、全被験者で共通である経路 R^{random} の順位は平均333位となり、中間(462位)よりも上位の経路が選択されているために、経路 R^{\max} との差が小さくなったと考えられる。

図5.5は被験者1の各状況における経路 R^{\max} である。同じ被験者でも状況により異なる経路が選択されていることがわかる。図5.6は状況 S_2 における各被験者の経路 R^{\max} である。出発地と目的地が共通であるにもかかわらず、被験者によって異なる経路が選択されていることがわかる。

これらのことから、提案手法によって個人や状況ごとに多様かつ主観的満足度の高い経路が選択されていると言える。

5.2.5.2 シャープレイ指標・相互作用指標による経路の分析

5.2.5.1節では、選択された経路の主観的満足度が高いことが示されたが、選択された経路がどのような特徴を持っているかという点には触れていない。そこで、ファジィ測度の観点から経路の特徴を分析し、選択された経路がファジィ測度で表された被験者の好みに似た特徴を持っていることを明らかにする。

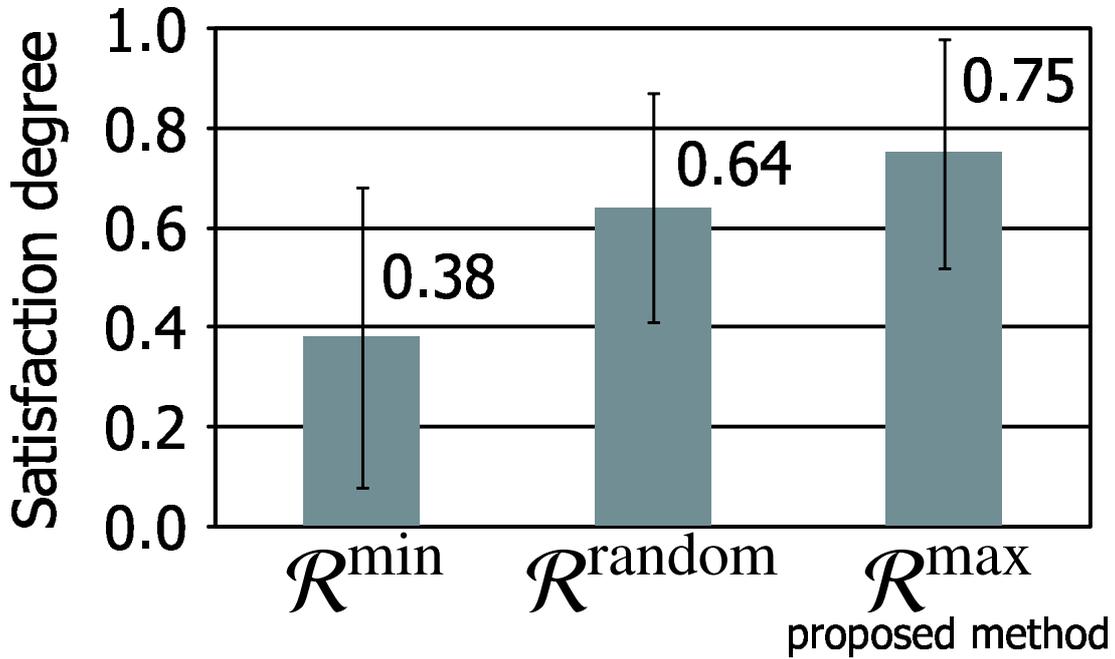


図 5.4: 経路の主観的満足度

シャープレイ指標と相互作用指標によって、被験者が重視している道路属性（の組み合わせ）を定める．共通道路属性集合 $X^{general} = \{x_1^{general}, \dots, x_4^{general}\}$ のなかで、そのシャープレイ指標が最大の道路属性を重要属性 x^* とする ($x^* \in X^{general}$, $\varphi(g)(x^*) = \max_{x_i^{general}} [\varphi(g)(x_1^{general}), \dots, \varphi(g)(x_4^{general})]$)．同様に、その相互作用指標が正の値をとる、すなわち互いに相乗効果のある道路属性の組み合わせを重要属性組 (x', x'') とする ($x', x'' \in X^{general}$, $I(g)(x', x'') > 0$)．本節では重要属性（組）が被験者の好みを代表すると考え、これらに着目して経路を分析する．

シャープレイ指標と相互作用指標から求めた重要属性（組）にもとづいて経路の特徴を定量化するために、それぞれの指標に対応した以下の評価値を導入する．

$$\tau_{sh}(x^*) = f(x^*) \quad (5.12)$$

$$\tau_{in}(x', x'') = \min(f(x'), f(x'')) \quad (5.13)$$

属性 x_i と属性 x_j の間に相乗効果が認められるとき、シヨケ積分による総合評価値が高くなるためには、属性値 $f(x_i)$ と属性値 $f(x_j)$ がともに高い値をとる必要がある [76]．そこで、相乗効果のある重要属性組 (x', x'') の評価値 $\tau_{in}(x', x'')$ として $\min(f(x'), f(x''))$ を用いる．なお、相互作用指標によって求められる重要属性組は状況と被験者によって数が異なる．

あるひとつの経路に着目するとき、移動環境中の道路をその経路に含まれる道路と含まれない道路の2群に分ける．前者を A 群、後者を B 群とする．今回の実験では移動環境中に含まれる道路

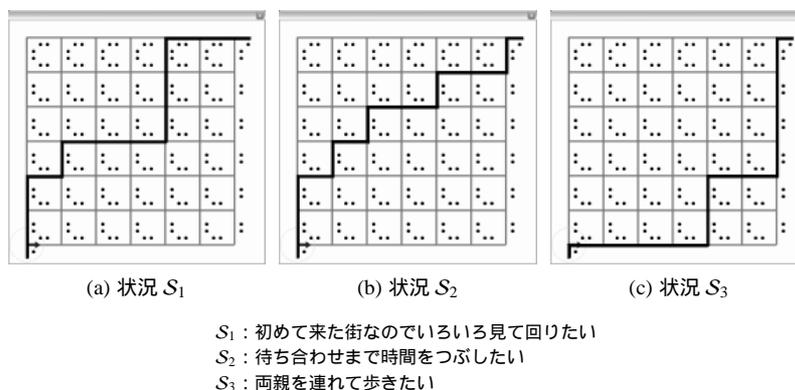


図 5.5: 被験者 1 の経路 \mathcal{R}^{\max}

は全部で 84 本であり、ひとつの経路は 12 本の道路を含んでいる。よって、 \mathcal{A} 群は 12 本の道路から構成され、 \mathcal{B} 群は 72 本の道路から構成される。

あるひとつの経路について、 \mathcal{A} 群と \mathcal{B} 群の間で 2 種類の評価値 $\tau_{sh}(x^*)$, $\tau_{in}(x', x')$ の比較を行う。 \mathcal{B} 群に比べて \mathcal{A} 群の評価値が有意に高い場合 (有意水準 5%) を、被験者の好みと経路の特徴が一致しているという意味で *correspondence* と呼ぶ。ある経路がある評価指標について *correspondence* のとき、その経路はその評価指標において被験者の好みを反映していると考えられる。評価値 $\tau_{sh}(x^*)$ はひとつの経路につき 1 回だけ比較が行われる。一方、重要属性組の数は状況と被験者によって異なるため、評価値 $\tau_{in}(x', x')$ は重要属性組の数だけ比較が行われる。

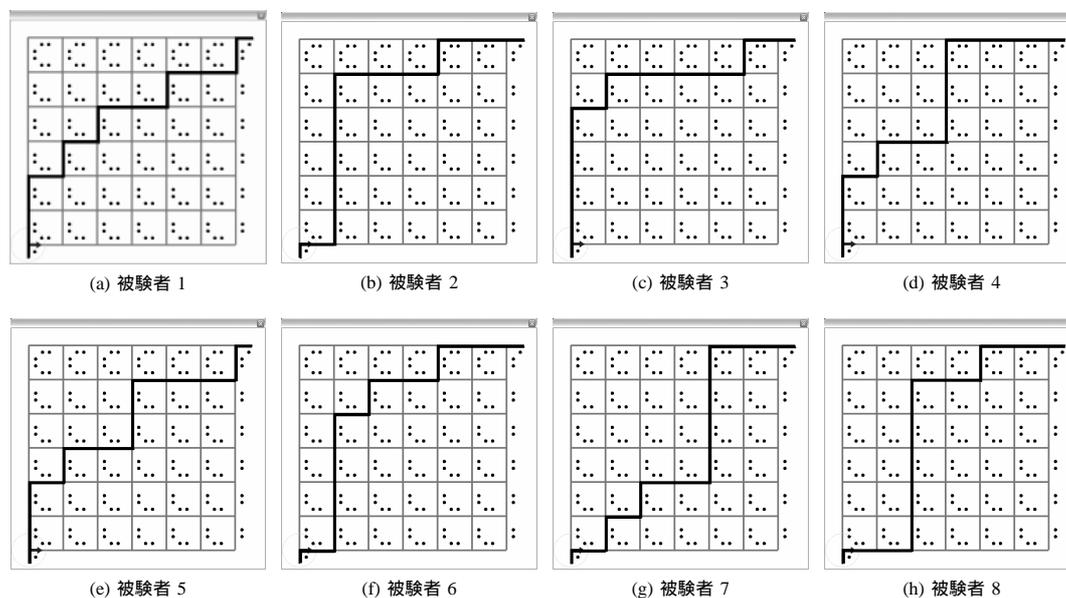
correspondence は、着目している経路がある指標において被験者の好みを反映した経路であることを意味している。*correspondence rate* を (5.14) 式で定義する。

$$correspondence\ rate = \frac{correspondence}{number\ of\ trials} \times 100 \quad (5.14)$$

ただし *number of trials* は、評価値 $\tau_{sh}(x^*)$ については経路数に一致し、評価値 $\tau_{in}(x', x')$ については重要属性組の数に一致する。全被験者の全状況に対して求めた *correspondence rate* を図 5.7 に示す。図 5.7 から、経路 \mathcal{R}^{\max} の *correspondence rate* は経路 $\mathcal{R}^{\text{random}}$ や経路 \mathcal{R}^{min} に比べて高い値を示していることがわかる。このことから、ファジィ測度とファジィ積分によって選択された経路が被験者の好みを反映していることがわかる。

5.2.5.3 教示の正確性・多様性

図 5.8 と図 5.9 は、被験者の主観的距離を表すメンバーシップ関数である。図 5.8 は、各被験者の各言語表現に対するメンバーシップ関数を表している。図 5.9 は、各言語表現に対するメンバーシップ関数を全被験者まとめて示している。ともに、横軸は距離 *dist*、縦軸はメンバーシップ値 $\mu(dist)$ である。図 5.8 から、各言語表現の主観的距離を表すメンバーシップ関数に被験者ごとに以

図 5.6: 状況 S_2 の各被験者の経路 \mathcal{R}^{\max}

下のような違いが見られる。

- 複数の言語表現が同じ程度の距離を表している（被験者 4, 5）
- 各言語表現がほぼ等間隔に分かれている（被験者 1, 7）
- 長い距離を表す言語表現において大小関係が異なっている（被験者 6, 8）

これは、距離感を表す際に、用意された 5 種類の言語表現のうち必要と感じるものだけを用いればよいこと、また、用いる言語表現どうしの距離に関する大小関係は自由であるという実験条件を踏まえた多様な主観的距離が獲得されていることを示している。図 5.9 から、同じ言語表現であっても被験者ごとに異なる主観的距離を割り当てていることがわかる。その言語表現によって表わされる距離が長くなるにつれてメンバーシップ関数の中央値 *center* がばらついていることから、距離が長くなるほど主観的距離の個人差が大きくなることがわかる。また、図 5.10 は、状況 S_2 の経路 $\mathcal{R}_2^{\text{random1}}$ において被験者 5 と被験者 7 に与えられた教示を示している。同じ経路を歩いているにもかかわらず、被験者の距離感を反映して異なる教示が出力されている。出力された教示に従って、被験者が正しい交差点で右左折した割合は全被験者を通じて平均 82% である。以上より、距離感を反映した言語表現による教示が経路誘導を行う上で有効であると考えられる。

なお、本研究において経路誘導モジュールと経路選択モジュールはそれぞれ独立に機能しており、両者の関連性は考慮していない。教示における距離感は経路の印象や満足度に依存せず一定のものとして扱っている。しかし、移動環境の印象（「にぎやかさ」「明るさ」など）が主観的距離に及ぼす影響を調べた研究 [77] において、歩行者は好ましいと感じる道路に対してその距離を短く感じ

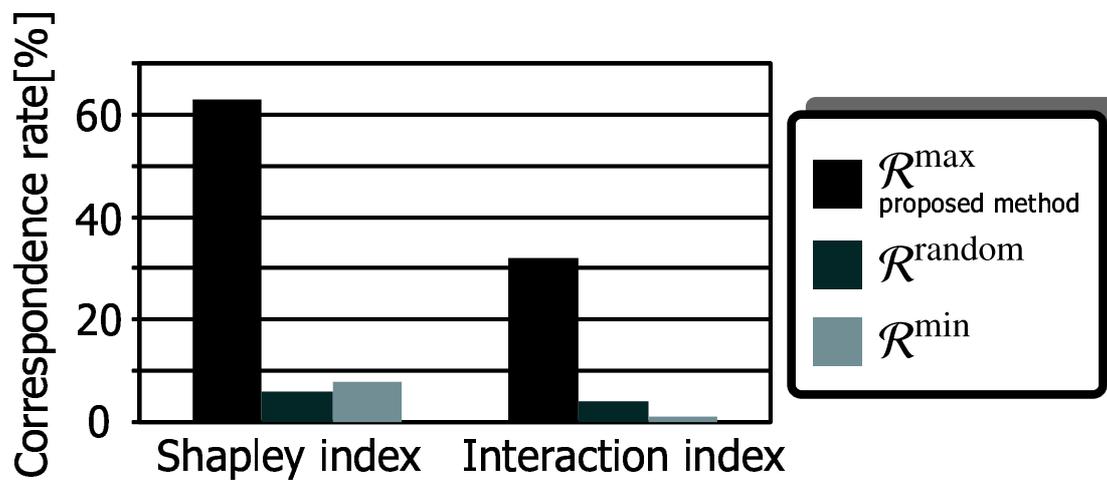


図 5.7: correspondence rate

ることが報告されている．距離感と道路の印象・満足度というそれぞれ独立に扱われている主観情報の関連性について検討し，より有効な経路誘導につなげることが今後の課題として挙げられる．

5.3 実験Ⅱ：道路満足度評価モデルの妥当性

5.3.1 実験方法

個人の好みを反映した道路満足度評価モデルが獲得されていることを確認するための被験者実験を行う．被験者 11 名（男性 6 名，女性 5 名）に対して道路満足度評価モデル，道路印象データベース，距離感データベースをそれぞれ構築する．さらに，第 4 章で述べた手法を用いて経路選択と経路誘導を行う．最後に，選択された経路を実際に歩いて経路の満足度評価を行う．

状況「 S_1 ：ひとりで散歩をしたい」「 S_2 ：両親を連れて歩きたい」「 S_3 ：待ち合わせまで時間をつぶしたい」を考え，それぞれの状況における道路満足度評価モデルを構築する．モデル構築用に 30 本の道路 $road_j \in ROAD^{\text{sample}}$ ($j = 1, \dots, 30$) を用意する．ただし，この 30 本の道路は図 5.1 に示した移動環境中には含まれない ($ROAD \cap ROAD^{\text{sample}} = \emptyset$)．また，共通道路属性を「 x_1^{general} ：にぎやかな」「 x_2^{general} ：都会的な」「 x_3^{general} ：さみしい」「 x_4^{general} ：しゃれている」「 x_5^{general} ：ごみごみした」「 x_6^{general} ：落ち着いた」「 x_7^{general} ：楽しい」「 x_8^{general} ：すがすがしい」の 8 個とし，共通道路属性集合を $X^{\text{general}} = \{x_1^{\text{general}}, \dots, x_8^{\text{general}}\}$ とする．

被験者は状況 S_s のもとでひとつの道路を歩き終わるごとに，その状況における道路の満足度 z_j^{sample} をランドマークの写真から「1：不満」「2：やや不満」「3：どちらともいえない」「4：やや満足」「5：満足」の 5 段階で評価する．被験者はさらに，状況 S_s とは関係なく，8 個の共通道路属

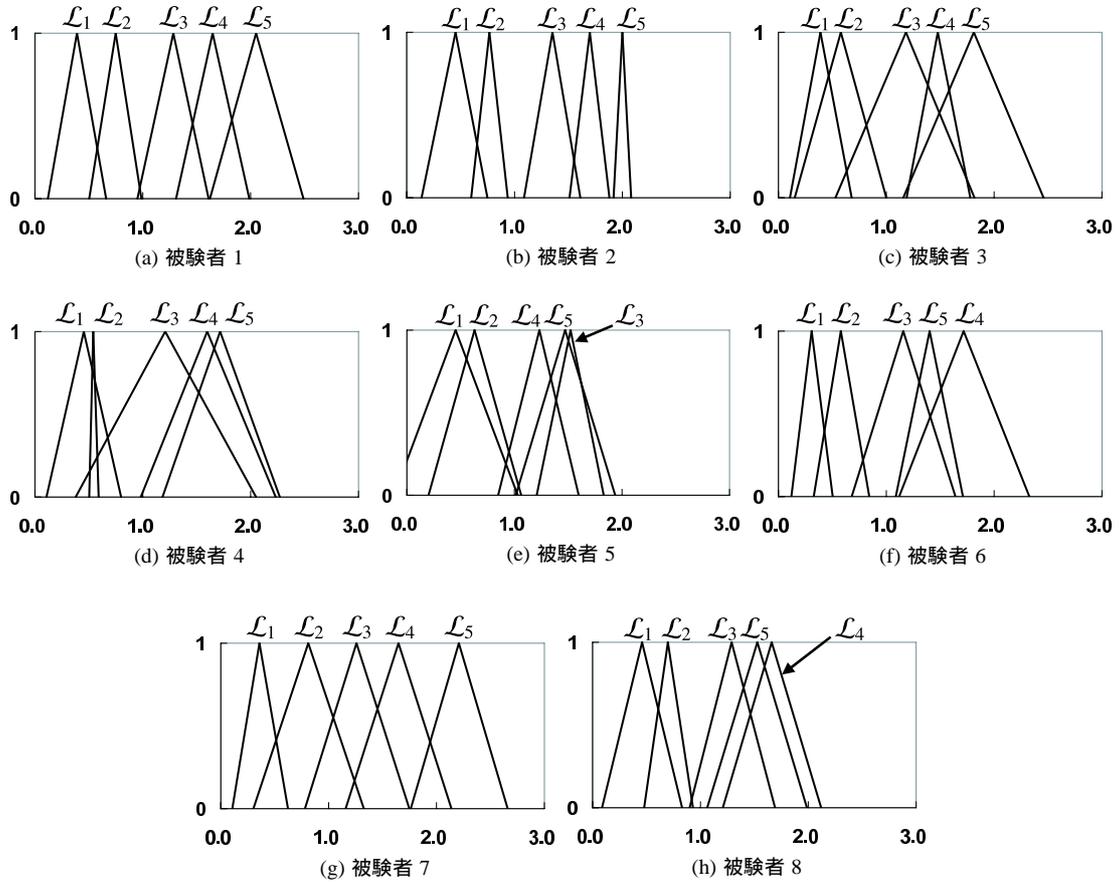


図 5.8: 各被験者の言語表現を表すメンバーシップ関数

性 $x_1^{\text{general}}, \dots, x_8^{\text{general}}$ の観点でいま通った道路の印象 $f_{1,j}^{\text{sample}}, \dots, f_{8,j}^{\text{sample}}$ をそれぞれ「1: あてはまらない」「2: あまりあてはまらない」「3: どちらともいえない」「4: ややあてはまる」「5: あてはまる」の 5 段階で評価する．アンケートの結果は $1 \rightarrow 0.0, 2 \rightarrow 0.25, 3 \rightarrow 0.5, 4 \rightarrow 0.75, 5 \rightarrow 1.0$ に数値化する．最後に, 3.3 節の手法を用いて状況 S_s ($s = 1, 2, 3$) のそれぞれについて道路満足度評価モデルを構築する．

被験者は図 5.1 に示した移動環境を構成している 84 本すべての道路 $road_j$ ($j = 1, \dots, 84$) を歩き, その印象を共通道路属性 $x_1^{\text{general}}, \dots, x_8^{\text{general}}$ の観点でそれぞれ 5 段階評価する． $f_{1,j}, \dots, f_{8,j}$ ($j = 1, \dots, 84$) を道路 $road_j$ の共通道路属性 $x_1^{\text{general}}, \dots, x_8^{\text{general}}$ に対する道路印象値とする．移動環境中の道路 $road_j$ の道路印象値 $f_{1,j}, \dots, f_{8,j}$ ($j = 1, \dots, 84$) が各被験者の道路印象データベースに蓄えられる．

図 5.1 に示した移動環境を歩いて経路の主観的満足度を評価する．被験者はひとつの状況につき, 出発地と目的地が共通で経路長の等しい 3 つの経路を歩く．本実験では, 出発地と目的地を結ぶ最

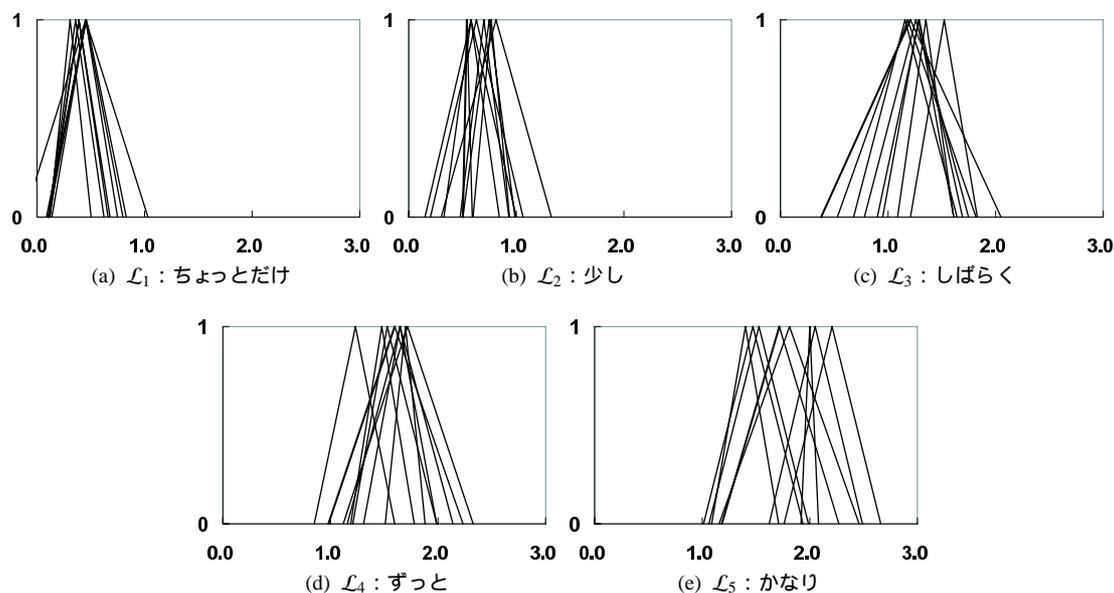


図 5.9: 各言語表現ごとのメンバーシップ関数

短経路は全部で 924 個ある．状況 S_s ($s = 1, 2, 3$) において全 924 経路を $cost$ の総和で順位付けし，1 位，462 位，924 位の経路をそれぞれ \mathcal{R}_s^{\max} , $\mathcal{R}_s^{\text{mid}}$, \mathcal{R}_s^{\min} とする．被験者は状況 S_s を想定しながら \mathcal{R}_s^{\max} , $\mathcal{R}_s^{\text{mid}}$, \mathcal{R}_s^{\min} の 3 つの経路を順不同で歩く．なお，被験者には 3 つの経路のうちどれを歩いているかは伝えない．ひとつの経路を歩き終わるごとに，被験者は想定した状況 S_s においていま歩いた経路がどのくらい満足できるかを 5 段階で評価する．なお，経路の主観的満足度はランドマークの写真から受ける印象のみによって評価することとし，教示の正確さは評価基準に含めない．3 つの状況について同様の評価を行うため，被験者は合計 9 個の経路を歩くことになる．

5.3.2 実験結果

5.3.2.1 経路の満足度・多様性

図 5.11 は提示された各経路に対して被験者がアンケートで回答した満足度評価値を表している．縦軸は全被験者の全状況を通しての評価値の平均値を表している．全被験者を通して， \mathcal{R}^{\max} , \mathcal{R}^{mid} , \mathcal{R}^{\min} の満足度評価値の平均はそれぞれ 0.80, 0.53, 0.30 である．経路 \mathcal{R}^{\max} , \mathcal{R}^{mid} , \mathcal{R}^{\min} について分散分析 [75] を行うと満足度評価値に有意差が認められる ($F(2, 96; 0.05) = 36.32$)．さらに LSD 法による多重比較 [75] を行うと経路 \mathcal{R}^{\max} と経路 \mathcal{R}^{mid} の間と，経路 \mathcal{R}^{\max} と経路 \mathcal{R}^{\min} の間にそれぞれ有意差が認められる (有意水準 5%)．このことから，提案手法で選択された経路 \mathcal{R}^{\max} が最も好まれていることがわかる．

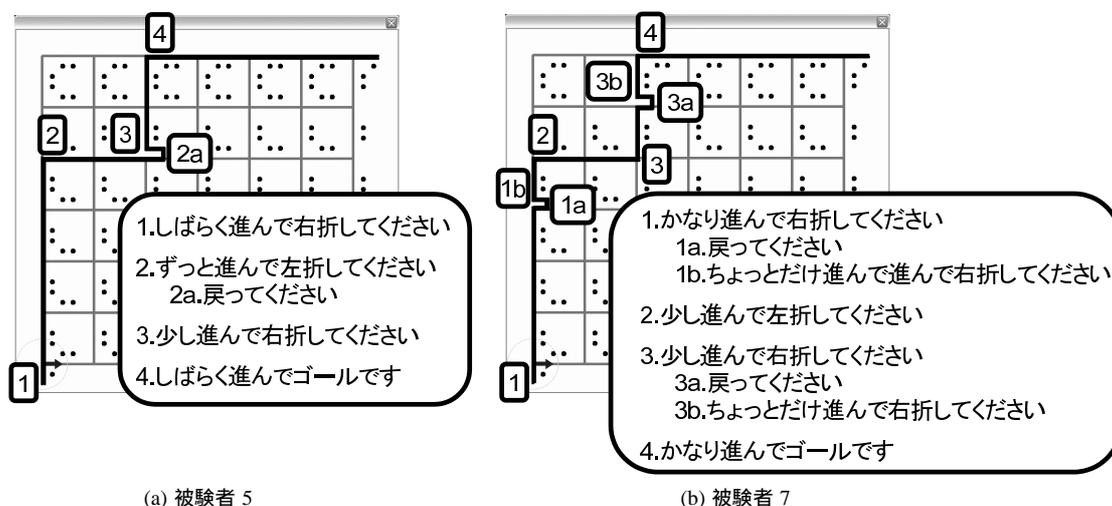


図 5.10: 状況 S_2 の経路 R_2^{random1} における教示

図 5.12 は被験者 2 の各状況における経路 R^{max} である。同じ被験者でも状況により異なる経路が選択されていることがわかる。図 5.13 は状況 S_2 における各被験者の経路 R^{max} である。出発地と目的地が共通であるにもかかわらず、被験者によって異なる経路が選択されていることがわかる。以上の結果より、道路属性の選択を行った場合でも、多様で主観的満足度の高い経路が選択されるという、実験 I と同様のことが確かめられた。

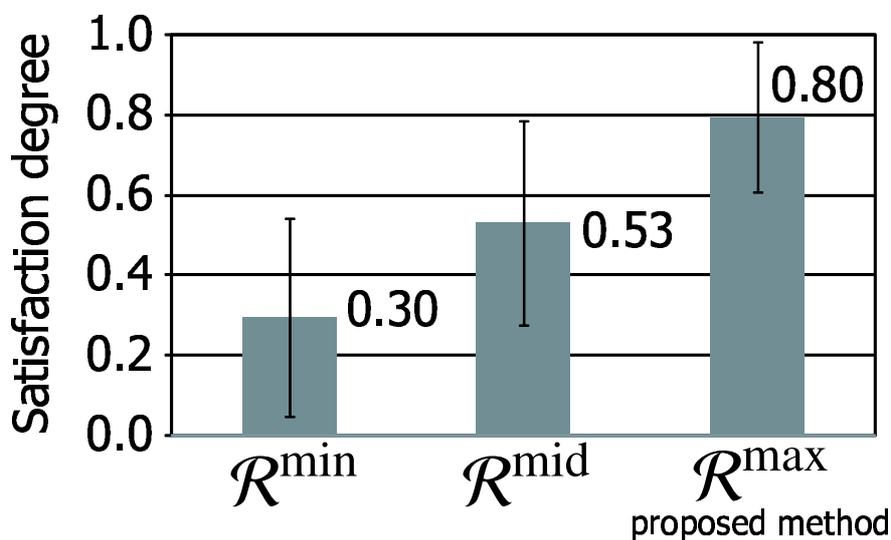


図 5.11: 経路の主観的満足度

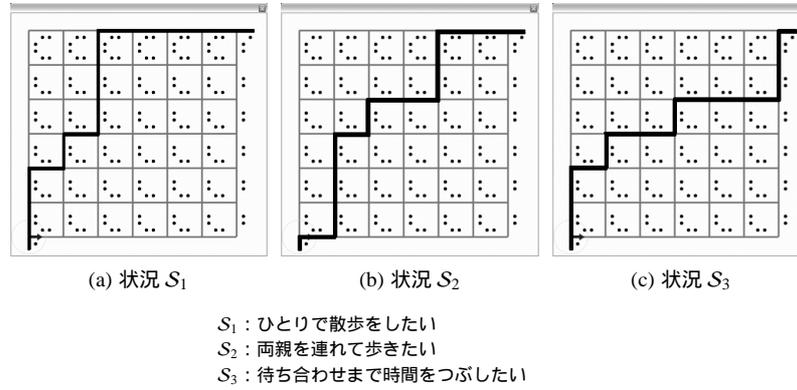


図 5.12: 被験者 2 の経路 \mathcal{R}^{\max}

5.3.2.2 モデル誤差による検証

モデル構築において道路属性を選択するということは、共通道路属性集合 X^{general} の任意の部分集合のうち、どの道路属性集合をモデルに採用するかを決めていることになる。あらかじめ用意された道路属性が $|X^{\text{general}}|$ 個あるとき、選択されうる道路属性の組み合わせ、すなわち道路属性部分集合は $(2^{|X^{\text{general}}|} - 1)$ 個ある（空集合はモデルを構築できないため除く）。本節では (5.15) 式で求められる道路満足度評価モデルの検証データに対する誤差（testing error） TE によって、選択された道路属性の妥当性を評価する。誤差 TE が小さいほど被験者の好みを表現するのに必要な道路属性が適切に選択されていると考える。検証データには図 5.1 の移動環境に含まれる 84 本の道路 $road_j$ ($j = 1, \dots, 84$) を用いる。

$$TE = \frac{1}{84} \sum_{j=1}^{84} \sqrt{(sd_j - z_j)^2} \quad (5.15)$$

なお、 sd_j は道路 $road_j$ ($j = 1, \dots, 84$) に対して道路満足度評価モデルが出力した満足度であり、 z_j は被験者がアンケートで回答した道路 $road_j$ ($j = 1, \dots, 84$) に対する主観的満足度である。

道路属性の組み合わせとして以下 5 種類の道路属性部分集合を定義する。なお、 $k = 1, \dots, 11$ は被験者の番号を表す。

- $X_{k,s}^{\text{general}}$ ($k = 1, \dots, 11; s = 1, 2, 3$)
 あらかじめ用意した 8 個の道路属性からなる共通道路属性集合。以下 4 種類の道路属性集合はすべて $X_{k,s}^{\text{general}}$ の部分集合になっている。
- $X_{k,s,r}^{\text{arbitrary}}$ ($k = 1, \dots, 11; s = 1, 2, 3; r = 1, \dots, 255$)
 共通道路属性集合 $X_{k,s}^{\text{general}}$ の任意の部分集合。なお、 $r = 1, \dots, 255$ は道路属性部分集合の番号を表している。あらかじめ用意した道路属性が 8 個ゆえ、共通道路属性集合 $X_{k,s}^{\text{general}}$ の任意の部分集合として $255 (= 2^8 - 1)$ 個の道路属性部分集合が生成される。

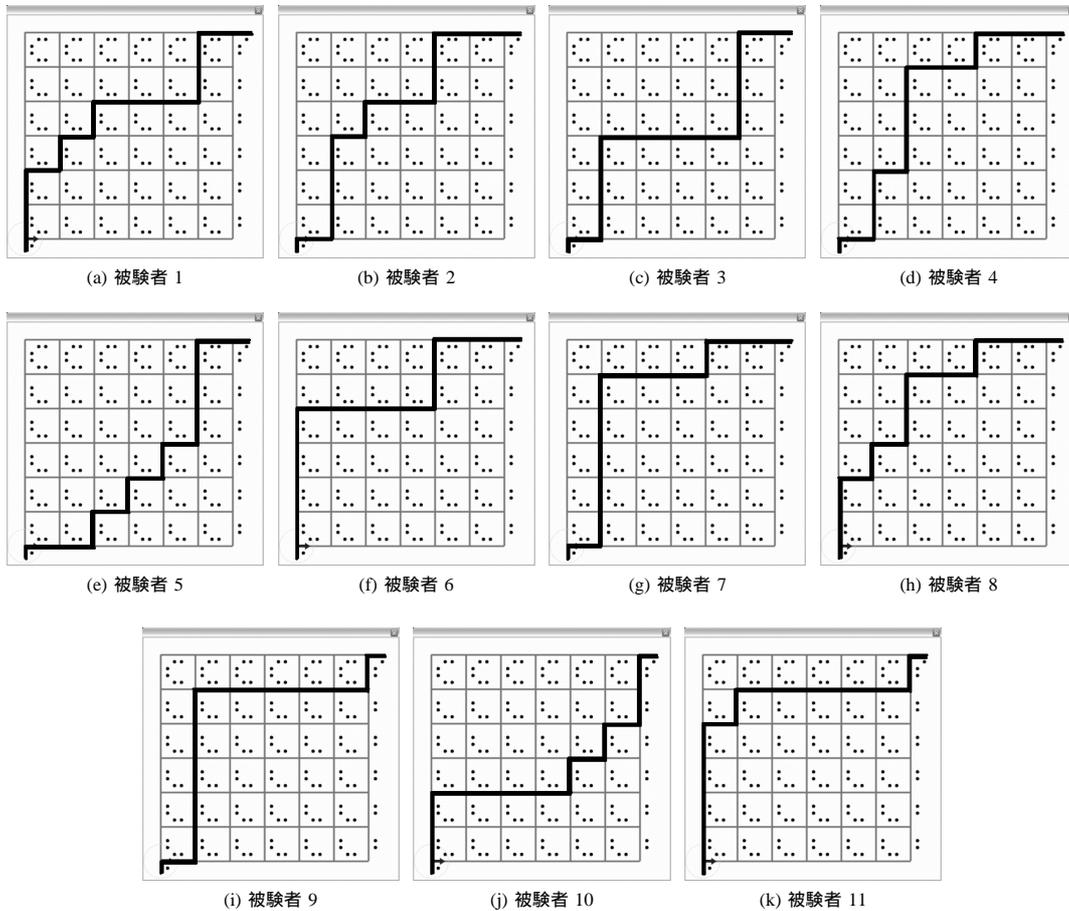


図 5.13: 状況 S_2 の各被験者の経路 \mathcal{R}^{\max}

- $X_{k,s,t}^{\text{candidate}}$ ($k = 1, \dots, 11; s = 1, 2, 3; t = 1, \dots$)

道路満足度評価モデル構築アルゴリズムの step1 と step3 で生成される道路属性部分集合・共通道路属性集合 $X_{k,s}^{\text{general}}$ の部分集合 $X_{k,s,t}^{\text{candidate}}$ のなかで同定誤差 IE がもっとも小さいものが道路属性集合 $X_{k,s}^{\text{individual}}$ として選択される。
- $X_{k,s}^{\text{individual}}$ ($k = 1, \dots, 11; s = 1, 2, 3$)

道路満足度評価モデルに採用する道路属性集合・ $X_{k,s,t}^{\text{candidate}}$ のなかで同定誤差 IE が最小となる道路属性集合が選ばれる。
- $X_{k,s}^{\text{complement}}$ ($k = 1, \dots, 11; s = 1, 2, 3$)

共通道路属性集合 $X_{k,s}^{\text{general}}$ から、モデルに採用された道路属性集合 $X_{k,s}^{\text{individual}}$ を除いてできる道路属性部分集合 ($X_{k,s}^{\text{complement}} = X_{k,s}^{\text{general}} \setminus X_{k,s}^{\text{individual}}$) である。被験者の好みを表現するのに必要ではないと判断される道路属性部分集合である。

提案手法は、あらかじめ用意された共通道路属性集合 $X_{k,s}^{\text{general}}$ から、シャープレイ指標にもとづいてその部分集合 $X_{k,s,t}^{\text{candidate}}$ を選択候補として生成し、複数の選択候補 $X_{k,s,t}^{\text{candidate}}$ のなかから同定誤差 IE が最小となる道路属性集合を $X_{k,s}^{\text{individual}}$ として道路満足度評価モデルに採用している。また、道路属性集合 $X_{k,s,h}^{\text{arbitrary}}$ は共通道路属性集合 $X_{k,s}^{\text{general}}$ の任意の部分集合ゆえ、道路属性集合 $X_{k,s,h}^{\text{arbitrary}}$ によって構築された道路満足度評価モデルは、道路属性部分集合を無作為に選択して構築した道路満足度評価モデルに相当する。

表 5.2 は、5 種類の道路属性集合 $X_{k,s}^{\text{general}}$, $X_{k,s,r}^{\text{arbitrary}}$, $X_{k,s,t}^{\text{candidate}}$, $X_{k,s}^{\text{individual}}$, $X_{k,s}^{\text{complement}}$ によって構築されたそれぞれの道路満足度評価モデルの検証データに対する誤差 TE を全被験者の全状況を通して平均した値を表している。提案手法はファジィ測度の非加法性にもとづいて、自身以外の属性集合 $T \subseteq X \setminus \{x_i\}$ に対して優加法的すなわち相補的にはたらく属性 x_i を選択している。そのように選ばれた属性集合が $X^{\text{candidate}}$ であり、さらにその中で同定誤差 IE による基準で $X^{\text{individual}}$ が決定されている。 $X^{\text{arbitrary}}$ と $X^{\text{candidate}}$ の間に有意水準 1% で有意差が認められることから、道路属性の選択基準としてシャープレイ指標を用いることが妥当であるといえる。また、 $X^{\text{individual}}$ と X^{general} の間と、 X^{general} と $X^{\text{complement}}$ の間にはそれぞれ有意水準 1% と 5% で有意差が認められる。必要と判断される道路属性を用いると誤差が有意に減少し、逆に必要ではないと判断された道路属性を採用すると誤差が増加することがわかる。したがって、ファジィ測度の非加法性にもとづき、自身以外の道路属性に対して優加法性のある道路属性を選択することで、被験者の好みを表現するのに必要な道路属性が選択されていると言える。

また提案手法には、少ない属性でファジィ測度・積分モデルを構成できるという副次的な効果がある。ファジィ測度・積分モデルは属性数が増えるともモデルを構成するのに必要なパラメータ数が指数的に増加する。なぜなら、属性集合 $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ 上のファジィ測度は、空集合を除く X のすべての部分集合 ($2^{|X|} - 1$ 個) に対して (2.4) 式の単調性をみたすように $[0, 1]$ の数値を割り当てる必要がある²ためであり、これは加法的測度 m であればその加法性から任意の部分集合 $S \subseteq X$ に対する測度の値が $m(S) = \sum_{x_i \in S} m(\{x_i\})$ と容易に決定できるのとは対照的である。したがって、 $|X|$ 個の属性で構成されたファジィ測度・積分モデルの構造を解釈するためには ($2^{|X|} - 1$) 個のパラメータを考慮しなければならないという難しさがあり [50]、これは 3.1 節で挙げた道路満足度評価モデルの要件の 3 点目であるモデル構造の解釈可能性に矛盾する。ここで、 $X^{\text{candidate}}$ と $X^{\text{individual}}$ に含まれる道路属性数の平均はそれぞれ 3.9 個と 2.5 個であり、あらかじめ用意された 8 ($= |X^{\text{general}}|$) 個に比べて少ない道路属性でモデルが構成されている。モデルを構成する道路属性が少なくなっているにもかかわらず、検証データに対する誤差 TE は減少している。これは (3.2) 式によって、互いに相補的にはたらく、評価モデルに含まれることが望ましい道路属性を選択しているためであると考えられる。したがって、ファジィ測度の非加法性にもとづいて道路属性を選択する提案手法

²提案手法では $g(X) = 1$ としているため、モデル構築に必要なパラメータ数は ($2^{|X|} - 2$) 個であるが、パラメータ数の指数的増加という問題点は変わらない。

は、少ない道路属性でファジィ測度・積分モデルを構成できることから、モデル構造の解釈を容易にするとと言える。

表 5.2: 道路満足度評価モデルの検証データに対する誤差 TE

道路属性集合	誤差 TE
$X^{\text{arbitrary}}$	0.25
$X^{\text{candidate}}$	0.23
$X^{\text{individual}}$	0.20
X^{general}	0.25
$X^{\text{complement}}$	0.28

5.3.2.3 選択された道路属性の妥当性

提案手法で選択された道路属性と被験者が自分で選択した道路属性とを比較することによって、提案手法で選択された道路属性が被験者の好みにあっていることを確かめる。本節では検証1と検証2の2つの方法で比較を行う。検証1は全11名の被験者に対して行い、検証2は7名の被験者に対して行う。

• 検証1

経路の雰囲気を表した2つの説明文を状況「 S_1 : ひとりで散歩をしたい」「 S_2 : 両親を連れて歩きたい」「 S_3 : 待ち合わせまで時間をつぶしたい」ごとに2つずつ用意する。説明文は例えば

- 「楽しく」て「にぎやかな」経路

のように、共通道路属性集合 X^{general} の中から選ばれた2個の道路属性を組み合わせでつくられる。順不同に提示される説明文を見て、被験者は好みにあう方を選択する。2個の道路属性は以下の基準で選ぶ。

- 道路属性集合 $X^{\text{individual}}$ 中でシャープレイ指標が上位2個の道路属性 (C 群)
- 選択されなかった道路属性集合 $X^{\text{complement}} (= X^{\text{general}} \setminus X^{\text{individual}})$ 中でシャープレイ指標が下位2個の道路属性 (D 群)

なお、選択された道路属性が1個だけのときはそれぞれ上位1個と下位1個とする。 C 群の説明文は、提案手法において被験者の好みを表現するのに必要だとされた道路属性で構成されており、被験者の好みにあった経路を表していると考えられる。一方、 D 群の説明文は被験者の好みにあわない経路を表していると考えられる。

全被験者の全状況を通して、D群に比べてC群の方が好みにあうと回答した割合は91%である。これより、道路満足度評価モデルに採用された道路属性は被験者の好みにあっていることがわかる。シャープレイ指標を用いた道路属性の選択は被験者の好みを反映しているといえる。

- 検証2

7名の被験者は状況 S_s ($s = 1, 2, 3$) において、経路選択の際に重要と考える道路属性を共通道路属性集合 X^{general} の中から2つだけ選択する。3つの状況について2つずつ道路属性を選択するため、7名の被験者の全状況を通して合計42個の道路属性が選択される。

被験者が経路選択において重要であると考えて共通道路属性集合から選んだ道路属性42個のうち、25個(60%)が道路属性集合 $X^{\text{individual}}$ に含まれている。検証1にくらべて結果がよくない理由を考察する。被験者が選択したにもかかわらず、提案手法では選択されなかった17個の道路属性に着目する。提案手法はシャープレイ指標の低い道路属性を削除する操作を複数回くりかえすことで道路属性を選択している。着目した17個の道路属性の60%にあたる11個の道路属性が、1回目に道路属性を削除するとき($t = 1$ のときのstep2)に削除されている。さらに、その11個の道路属性が削除されたときのシャープレイ指標の平均値は0.11であり、この値は(3.2)式で定める道路属性選択のしきい値である $0.125 (= \frac{1}{8} = \frac{1}{|X_1^{\text{candidate}}|} = \frac{1}{|X^{\text{general}}|})$ の88%にあたる。すなわち、11個の道路属性はしきい値の88%という高い重要度を持っているにもかかわらず削除されたといえる。ここで、仮にしきい値を $\frac{1}{|X_t^{\text{candidate}}|}$ から $0.8 \times \frac{1}{|X_t^{\text{candidate}}|}$ に下げて道路属性を選択すると、11個の道路属性のうち8個(73%)が道路満足度評価モデルに採用されるようになり、被験者が選択した42個の道路属性のうち35個(83%)の道路属性が採用されるようになる。したがって、被験者が選択した道路属性が提案手法では選択されなかった理由として(3.2)式で定めるしきい値の制約が強すぎるといえる点が考えられる(3.2)式によるしきい値は(3.3)式で表されるシャープレイ指標の数理的性質に厳密に従っているため、被験者の主観的な判断との間にずれが生じていると考えられる。シャープレイ指標の数理的性質を利用しつつ、被験者の主観にあわせてしきい値を変動させる手法の提案が今後の課題として挙げられる。

5.3.2.4 道路の雰囲気による定性的評価

5.3.2.2節と5.3.2.3節では、モデル誤差と選択された道路属性の比較とによって提案手法の妥当性を定量的に評価した。本節では、同じ道路 $road_j$ に対する主観的満足度 sd_j が、選択された道路属性によってどのように変化するか示すことで、提案手法を定性的に分析する。被験者1の S_3 、被験者2の S_3 、被験者9の S_2 という3つの試行を分析する。なお、被験者 k ($k = 1, \dots, 11$) の状況 S_s ($s = 1, 2, 3$) における道路満足度評価モデルを M_{k,S_s} と表す。

各試行において選択された道路属性とそのシャープレイ指標を表5.3に示す。なお、記号*は

5.3.2.3 節の分析において被験者が選択した2つの道路属性を表している。被験者1と被験者2では共通して道路属性 x_4 と道路属性 x_7 が選択されている。一方、被験者1, 2と被験者9ではすべて異なる道路属性が選択されている。次に、モデル M_{1,S_3} , M_{2,S_3} による満足度とモデル M_{9,S_2} による満足度との差が大きい5本の道路 $road_j$ ($j = 5, 26, 49, 60, 69$) を図 5.1 の移動環境中から抽出する。表 5.4 は、抽出された5本の道路の番号 j 、その道路を通るときに表示される写真と3名の被験者それぞれの道路満足度評価モデルによる満足度 sd_j を示している。なお、かっこ内の数値は被験者がアンケートで回答したその道路の満足度 z_j である。道路満足度評価モデルによる満足度 sd_j とアンケートによる満足度評価値 z_j の間の相関係数は平均で 0.76 であり、道路満足度評価モデルが被験者と近い満足度評価を行っていることがわかる。

表 5.3: 選択された道路属性とシャープレイ指標

被験者 / 状況	1 / S_3	2 / S_3	9 / S_2
x_1 :にぎやか	* 0.36		
x_2 :都会的		*	
x_3 :さみしい			0.36
x_4 :しゃれている	0.31	0.35	
x_5 :ごみごみした		0.34	
x_6 :落ち着いた			* 0.32
x_7 :楽しい	* 0.33	* 0.31	
x_8 :すがすがしい			* 0.32

道路 $road_5$ と道路 $road_{26}$ は、被験者1と被験者2にとっては高い満足度だが、被験者9にとっては低い。これは、ショーウィンドウやカフェの外観などの雰囲気が、モデル M_{1,S_3} とモデル M_{2,S_3} に採用された道路属性「 x_4 :しゃれている」「 x_7 :楽しい」の印象に近いと考えられる。また、被験者1と被験者2の状況 S_3 は「待ち合わせまで時間をつぶしたい」であるため、店に入らなくても歩きながら眺めることのできるショーウィンドウが高い満足度になったとも考えられる。一方、道路 $road_{60}$ と道路 $road_{69}$ は、被験者1と被験者2にとっては満足度が低いが、被験者9にとっては高い満足度になっている。これは、人気のない浜辺や古い民家などの雰囲気が、モデル M_{9,S_2} に含まれる道路属性「 x_3 :さみしい」「 x_6 :落ち着いた」の印象に近いと考えられる。また、道路 $road_{49}$ は他の4本の道路と異なり、被験者1の満足度と被験者2の満足度に差がみられる。この理由として、モデル M_{2,S_3} には道路属性「 x_5 :ごみごみした」が採用されているため、雑踏や人混みの見える道路 $road_{49}$ が高い満足度になっていると考えられる。被験者1と被験者2は共通して道路属性 x_4, x_7 を選択しているが、被験者2だけに選択されている x_5 という道路属性によって、

表 5.4: 道路の雰囲気と満足度評価

道路 $road_j$	$1/S_3$	$2/S_3$	$9/S_2$
5 	0.75 (1.00)	0.91 (0.75)	0.08 (0.25)
26 	0.73 (1.00)	0.67 (0.75)	0.16 (0.50)
60 	0.39 (0.50)	0.40 (0.00)	1.00 (0.75)
69 	0.24 (0.50)	0.33 (0.25)	1.00 (1.00)
49 	0.58 (1.00)	0.74 (0.75)	0.08 (0.00)

同じ道路に対する満足度が異なっている。これらのことから、同じ道路であっても、道路満足度評価モデルに採用された道路属性にあわせてその道路に対する満足度評価が変化することがわかる。さらに、道路満足度評価モデルに選択された道路属性が表す印象に近い道路は、満足度評価が高くなると言える。

5.4 実験 III：異なる経路長での経路の満足度

5.4.1 実験方法

実験 III では、経路選択における主観的満足と距離の間のトレードオフについて考察する。経路選択モジュールにおけるコスト導出方法を (4.1) 式から (5.16) 式に変更する。経路選択モジュールはダイクストラ法によってコスト $cost$ の総和が最小となる経路を選択する。

$$cost_j = \rho(-1 \times sd_j) + (1 - \rho)dist_j \quad (5.16)$$

ただし、 sd_j と $dist_j$ はそれぞれ道路 $road_j$ の主観的満足度と距離を表す。パラメータ ρ ($0 \leq \rho \leq 1$) は経路選択における sd の重要度を定めるパラメータである。例えば、 ρ が大きいとき、仮に経路長が長くなっても sd が高い道路を多く含むような経路を選択する。一方、 ρ が小さいとき、より短い経路が選択される。 ρ が 0 のときは最短経路が選択される。

状況「 S_1 ：待ち合わせまで時間をつぶしたい」「 S_2 ：両親を連れて歩きたい」を考える．共通道路属性は実験 II と同じものを用いる．道路満足度評価モデル，道路印象データベース，距離感データベースの構築は実験 II と同じ手順で行う．被験者は 10 名（男性 4 名，女性 6 名）である．被験者は状況 S_s ($s = 1, 2$) において，3 種類の経路 $\mathcal{R}_s^{\text{individual}}$, $\mathcal{R}_s^{\text{random}}$, $\mathcal{R}_s^{\text{shortest}}$ を歩いてそれぞれの主観的満足度を 5 段階で評価する．経路 $\mathcal{R}_s^{\text{individual}}$ は，その経路長が最短経路の 1.5 倍を越えない条件下で最大の ρ をとる経路である．経路 $\mathcal{R}_s^{\text{random}}$ は，被験者の好みと関係なく無作為に選択される経路である．すべての道路 $road_j$ に満足度 sd_j として $[0, 1]$ の乱数を割り当てた上で，経路 $\mathcal{R}_s^{\text{individual}}$ と同じ方法で選択する．経路 $\mathcal{R}_s^{\text{shortest}}$ は最短経路である．被験者は全部で 6 個の経路を歩いてその主観的満足度を評価する．被験者はあらかじめ，回り道する経路 $\mathcal{R}_s^{\text{individual}}$, $\mathcal{R}_s^{\text{random}}$ と回り道しない経路 $\mathcal{R}_s^{\text{shortest}}$ が混在することを知らされているが，その中でどの経路が自分の好みを反映した経路かは知らされていない．経路の主観的満足度はランドマークの写真から受ける印象と経路の長さとを総合的に判断して評価することとする．教示の正確さは評価基準に含めない．

5.4.2 実験結果

表 5.5 と表 5.6 はそれぞれ，各状況における 3 種類の経路の主観的満足度を示している．表 5.7 は各状況における各被験者の経路 $\mathcal{R}_s^{\text{individual}}$ を示している．出発地と目的地が共通であるにもかかわらず，状況や被験者にあわせた多様な経路が選択されていることがわかる．

表 5.5: 状況 S_1 における経路の主観的満足度

Subject	$\mathcal{R}^{\text{individual}}$	$\mathcal{R}^{\text{random}}$	$\mathcal{R}^{\text{shortest}}$
1	0.5	0.25	0.75
2	1.0	0.75	0.25
3	0.75	0.25	0.5
4	0.75	0.5	0.25
5	0.75	0.5	0.5
6	0.5	1.0	0.0
7	0.5	1.0	0.0
8	0.75	0.5	0.5
9	0.5	0.75	0.25
10	0.25	0.5	1.0
Average	0.63	0.58	0.45

経路 $\mathcal{R}^{\text{individual}}$, $\mathcal{R}^{\text{random}}$, $\mathcal{R}^{\text{shortest}}$ について分散分析を行ったところ有意差は認められない．経路

表 5.6: 状況 S_2 における経路の主観的満足度

Subject	$\mathcal{R}^{\text{individual}}$	$\mathcal{R}^{\text{random}}$	$\mathcal{R}^{\text{shortest}}$
1	0.5	0.25	0.5
2	0.75	1.0	0.5
3	0.75	0.5	0.5
4	1.0	0.75	0.5
5	0.75	0.0	0.5
6	0.5	0.75	1.0
7	0.75	0.25	0.5
8	0.5	0.5	0.75
9	0.75	0.0	1.0
10	0.5	0.75	0.25
Average	0.68	0.48	0.60

$\mathcal{R}^{\text{individual}}$ の満足度評価値が経路 $\mathcal{R}^{\text{random}}$, $\mathcal{R}^{\text{shortest}}$ の満足度評価値と等しいまたは下回っている試行 (状況 S_1 における被験者 1, 6, 7, 9, 10 と状況 S_2 における被験者 1, 2, 6, 8, 9, 10) に着目して, その理由を考察する.

着目した試行の中で, 実験後のアンケートにおいて経路の印象と経路長の関係に言及したコメントは以下の 5 つである.

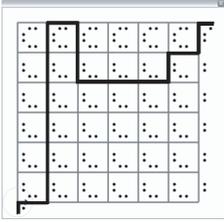
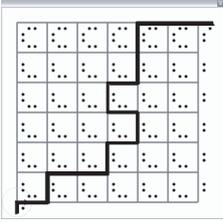
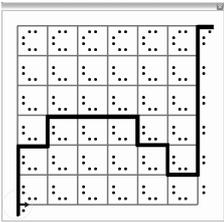
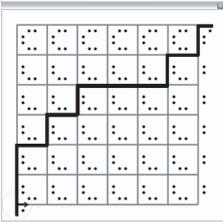
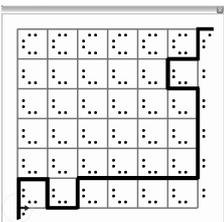
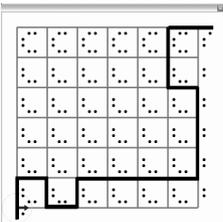
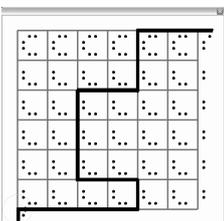
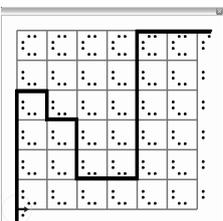
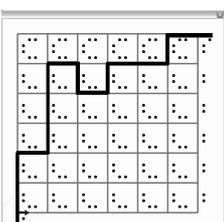
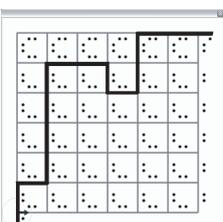
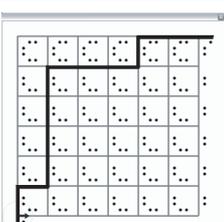
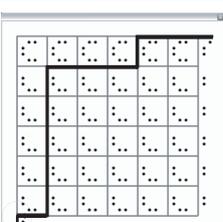
- 被験者 1
 - 「経路が短くて良い」(状況 S_1 , 経路 $\mathcal{R}^{\text{shortest}}$)
 - 「経路の長さは特に問題ないが, 欲を言えばもう少し短くしてほしい. 写真 (周りの風景) 自体は悪くなかったと思う」(状況 S_2 , 経路 $\mathcal{R}^{\text{individual}}$)
 - 「経路は短くて良かったが両親が好みそうなところは少なかった」(状況 S_2 , 経路 $\mathcal{R}^{\text{shortest}}$)
- 被験者 10
 - 「通る道自体は楽しかったが, 遠回りなので不安になった」(状況 S_1 , 経路 $\mathcal{R}^{\text{individual}}$)
 - 「道がもっと短ければ評価はもっと高かったと思う」(状況 S_1 , 経路 $\mathcal{R}^{\text{individual}}$)

これらの中で, 経路 $\mathcal{R}^{\text{individual}}$ に関する 3 つのコメントから, 経路の印象は好ましいが, 経路長が長すぎるために経路の満足度評価値が低下していると考えられる. 一方, 経路 $\mathcal{R}^{\text{shortest}}$ に言及した 2 つのコメントから, 経路長が短い点が高評価につながっていることが読みとれる. 実験 III では (5.16) 式で求められるコスト $cost$ にもとづいて経路を選択しているが, 道路の主観的満足度 sd と距離 $dist$ のそれぞれの重要度を定めるパラメータ ρ の値は, 被験者にあわせて決定されてはいな

い。そのため、被験者が考える道路の印象と距離のバランスが、パラメータ ρ によって決められた重要度と大きく異なっている場合、経路の満足度評価値が低下すると言える。経路の印象と経路長の関係についてのコメントが、特定の被験者から出されていることから、これらの被験者は自身が考える道路の印象と距離のバランスが経路に反映されなかったために、経路 $R^{\text{individual}}$ に低い評価を与えていると考えられる。コスト $cost$ 導出において、道路の主観的満足度 sd と距離 $dist$ を個人にあわせて統合する方法は今後の課題である。

被験者6は実験後のアンケートで、モデルやデータベースを構築する準備フェーズと実際に経路を歩いて評価する使用フェーズとの間で経路の満足度評価の基準が異なると回答している。例えば状況 S_2 において、準備フェーズでは公園や古い建物がある道路を高く評価している。状況 S_2 の被験者6に対して構築された道路満足度評価モデルには、「 $x_1^{\text{individual}}$: にぎやかな」「 $x_3^{\text{individual}}$: さみしい」「 $x_8^{\text{individual}}$: さわやかな」という公園や古い建物の印象に対応した道路属性が含まれている。一方、使用フェーズでは、レストランや景色のいい場所など様々な種類のランドマークを含む経路を高く評価している。状況 S_2 は「両親を連れて歩きたい」であり、「両親に色々なところを見せてあげたいから」と回答している。被験者6の回答によって、経路の主観的満足は道路とは異なる経路独特の基準によって評価されていることが示唆される。被験者6の場合、使用フェーズにおいてのみランドマークの多様性という評価基準を用いていると言える。経路の評価は道路の評価を統合することで行われるが、その際にコスト $cost$ の単純な加算ではない、経路固有の特徴にもとづいた手法の提案が今後の課題として挙げられる。

表 5.7: 各状況における被験者ごとの経路 $\mathcal{R}_s^{\text{individual}}$

Subject	S_1	S_2
1		
2		
3		
4		
5		
6		

5.5 実験Ⅳ：道路印象データベースの半自動獲得

実験Ⅰ，Ⅱ，Ⅲでは，道路満足度評価モデルの妥当性を評価するために，その入力となる道路印象値は被験者からのアンケートで獲得した．しかし，提案手法の実用化を考えると，移動環境中の道路の印象値は被験者からのアンケート以外の方法で獲得する必要がある．なぜなら，被験者からのアンケートによって道路の印象値を獲得することは，被験者がシステム使用前にその移動環境に行ったことがなければならず，被験者にとっての未知環境に提案手法を適用できないことを意味するからである．そこで実験Ⅳでは，他人が評価した道路印象値を利用して道路印象データベースを半自動獲得し，被験者にとっての未知環境においても提案手法が有効に機能することを示す．その際，移動環境中の道路について他人による印象値がすべて得られるとは限らないため，欠損値を考慮した実験を行う．なお，ユーザの好みはあくまで道路満足度評価モデルに反映されていると考え，道路印象値の推定は提案モデルを機能させるための補助的な役割である．

5.5.1 協調フィルタリング

協調フィルタリングは，大量の情報の中から有用な情報を選び出す情報フィルタリング [78] の一手法であり，書籍，ウェブページ，音楽，映画など個人によってその有用度が異なるもの（アイテム）の推薦アルゴリズムとして広く用いられている [79] [80] [81] [82]．協調フィルタリングはクチコミを模擬した推薦アルゴリズムであり，「自分と嗜好が似ている他人が高い評価を与えているアイテムは，自分も高い評価を与える」という経験則にもとづいている．本実験では評価値が道路印象値にあたる．協調フィルタリングは評価値データベースが与えられたときに，当該ユーザと他人ユーザとの類似度にもとづいて，当該ユーザが評価値を与えていないアイテムへの評価値を推定する手法である．なお，協調フィルタリングの詳細は付録 C に譲る．

5.5.2 道路印象値推定

協調フィルタリングを用いて，他人が評価した印象値（共通道路印象データベース）から当該被験者にとっての道路印象データベース（個人道路印象データベース）を獲得する．図 5.14 は，道路印象値推定を行う協調フィルタリングモジュールを取り入れた経路選択モジュールを表している．他人が評価した道路印象値を保持しているデータベースを共通道路印象データベースとする．共通道路印象データベースから協調フィルタリングモジュールによって獲得される，当該被験者にとってのデータベースを個人道路印象データベースとする．個人道路印象データベースから道路満足度評価モデルに道路印象値が入力される．

図 5.1 に示した移動環境中の道路の集合を $ROAD = \{road_1, \dots, road_j, \dots, road_{84}\}$ とし，道路満足

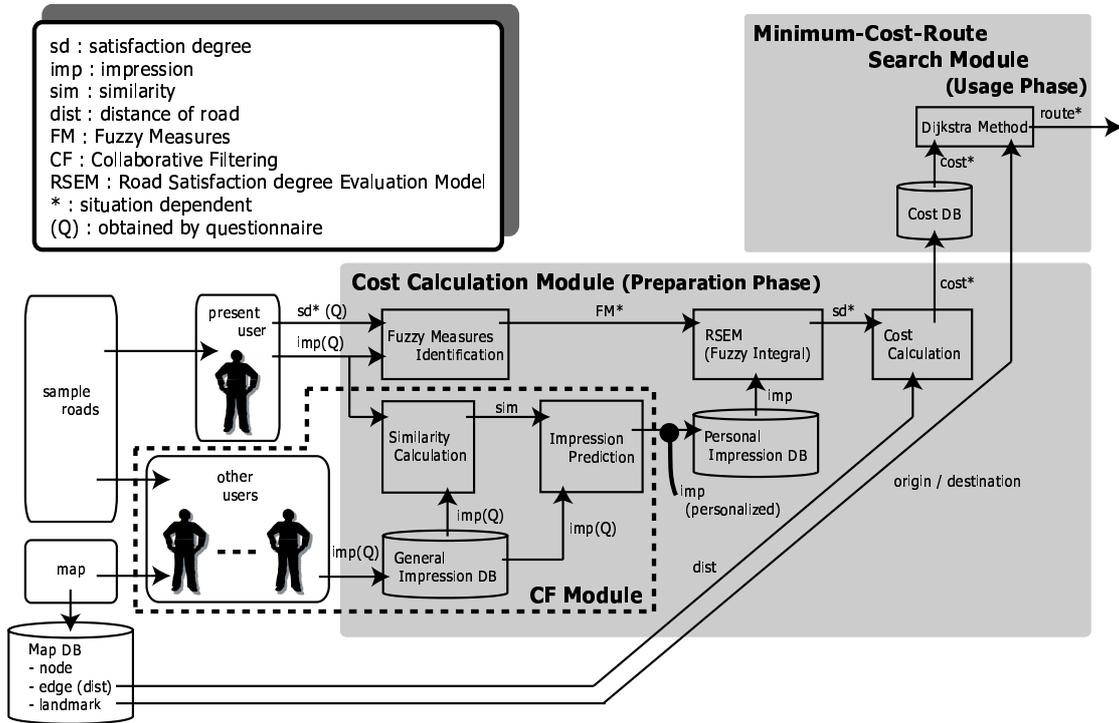


図 5.14: 道路印象データベースの半自動獲得を取り入れた経路選択モジュール

度評価モデルの構築に用いるサンプルの道路の集合を $ROAD^{sample} = \{road_1^{sample}, \dots, road_j^{sample}, \dots, road_{30}^{sample}\}$ とする。なお、サンプルの道路 $road_j^{sample}$ は図 5.1 に示した移動環境には含まれない ($ROAD \cap ROAD^{sample} = \emptyset$)。共通道路属性 $x_i^{general}$ についての被験者 $subject_k$ による道路 $road_j$, $road_j^{sample}$ に対する印象値をそれぞれ $f_{i,k,j}, f_{i,k,j}^{sample} \in [0, 1]$ とする。ある共通道路属性 $x_i^{general}$ についてどの被験者からも印象値が与えられていない道路 $road_j$ の印象値は欠損値として $f_{i,\forall k,j} = null$ とする。当該被験者と他人被験者を含むすべての被験者は道路満足度評価モデルを構築する際に、すべての共通道路属性についてすべてのサンプルの道路に対する印象評価値を与えているため、 $f_{i,\forall k,j}^{sample} \neq null$ である。本実験における類似度計算と印象値推定はそれぞれ次のように行う。ただし、道路印象値 $f_{i,k,j}, f_{i,k,j}^{sample}$ からなるベクトルをそれぞれ $imp_{k,j}, imp_{k,j}^{sample}$ とし、ベクトルの内積を $(imp_{a,j}, imp_{k,j})$ 、ベクトルのノルムを $|imp_{k,j}|$ とする。

step1: 類似度計算

当該被験者 $subject_a$ と他人被験者 $subject_k$ ($k \neq a$) の類似度 $sim(a, k)$ は (5.17) ,

(5.18) (5.19) 式によって求める .

$$\text{sim}(a, k) = \frac{1}{30} \sum_{j'=1}^{30} \text{sim}_{j'}(a, k) \quad (5.17)$$

$$\text{sim}_{j'}(a, k) = 1 - \frac{2\theta_{j',a,k}}{\pi} \quad (5.18)$$

$$\cos \theta_{j',a,k} = \frac{(\text{imp}_{a,j'}, \text{imp}_{k,j'})}{|\text{imp}_{a,j'}| |\text{imp}_{k,j'}|}, \quad (0 \leq \cos \theta_{j',a,k} \leq 1) \quad (5.19)$$

類似度 $\text{sim}(a, k)$ はサンプルの道路に対する印象値ベクトルのなす角の平均を表している .

step2: 道路印象値推定

当該被験者 subject_a にとっての道路 road_j の共通路属性 x_i^{general} についての印象推定値 $\hat{f}_{i,a,j}$ は (5.20) (5.21) (5.22) 式で表される .

$$\hat{f}_{i,a,j} = \overline{f_{i,a,j}^{\text{sample}}} + \frac{\sum_{\text{subject}_k \in \text{SUBJECT}} \text{sim}(a, k)(f_{i,k,j} - \bar{f}_{i,j})}{\sum_{\text{subject}_k \in \text{SUBJECT}} \text{sim}(a, k)} \quad (5.20)$$

$$\overline{f_{i,a,j}^{\text{sample}}} = \frac{1}{30} \sum_{j'=1}^{30} f_{i,a,j'} \quad (5.21)$$

$$\bar{f}_{i,j} = \frac{1}{|\text{SUBJECT}_{i,j}^*|} \sum_{\text{subject}_k \in \text{SUBJECT}_{i,j}^*} f_{i,k,j} \quad (5.22)$$

ただし , 他人被験者の集合を $\text{SUBJECT} = \{\text{subject}_1, \dots, \text{subject}_k, \dots, \text{subject}_{|\text{SUBJECT}|}\}$ とし , $\text{SUBJECT}_{i,j}^* \subseteq \text{SUBJECT}$ は道路 road_j に対して共通路属性 x_i^{general} についての印象値 $f_{i,j}$ を与えた被験者の集合である . なお , $\hat{f}_{i,a,j} < 0$ のときは $\hat{f}_{i,a,j} = 0$ とし , $\hat{f}_{i,a,j} > 1$ のときは $\hat{f}_{i,a,j} = 1$ とする .

step3: 欠損値への対応

step2 の印象値推定において , 印象値推定の対象である道路 road_j がある共通路属性 x_i^{general} についてどの他人被験者 subject_k から印象値を与えられていない場合は $\text{SUBJECT}_{i,j}^* = \emptyset$ ゆえ $\bar{f}_{i,j}$ を計算できず , 道路印象値を推定できない . このときは $\hat{f}_{i,a,j} = 0.5$ とする . これは , 他人被験者による評価データがまったく得られずその道路印象値に関しては無知であることを表すために , 道路印象値の範囲 $[0, 1]$ の中間にあたる 0.5 を採用している . なお , 実験 I , II , III においてアンケートによって道路印象データベースを獲得していた時も , 0.5 は 5 段階評価の中間で「どちらともいえない」を意味している .

5.5.3 実験方法

当該被験者としての被験者は3名であり、他人被験者として実験IIにおける11名の被験者による共道路印象データベースを用いる。当該被験者は道路満足度評価モデルと距離感データベースを構築する。用いる状況は実験IIと同じ状況「 S_1 ：ひとりで散歩をしたい」「 S_2 ：両親を連れて歩きたい」「 S_3 ：待ち合わせまで時間をつぶしたい」とする。当該被験者はひとつの状況につき、出発地と目的地が共通で経路長の等しい3つの経路 \mathcal{R}^{FMI} , \mathcal{R}^{CF} , $\mathcal{R}^{\text{CF}'}$ を歩く。経路 \mathcal{R}^{FMI} は協調フィルタリングモジュールを用いず、実験IIと同様に当該被験者自身のアンケートによって獲得された個人道路印象データベースによって選択された経路である。経路 \mathcal{R}^{CF} と経路 $\mathcal{R}^{\text{CF}'}$ は協調フィルタリングモジュールによって獲得された個人道路印象データベースを用いて選択された経路である。ただし、経路 \mathcal{R}^{CF} では、他人被験者が評価した道路印象値 $f_{i,k,j}$ から80%を無作為に削除した欠損値 $null$ を含む共道路印象データベースを用いる。経路 \mathcal{R}^{CF} において道路印象値 $f_{i,k,j}$ を削除するときは、7392個(=道路84本×共道路属性8個×他人被験者11人)の道路印象値から無作為に道路印象値を選んで削除する。そのため、特定の道路・共道路属性・他人被験者に偏ることなく、共道路印象データベース内で均一に道路印象値が欠落している。一方、経路 $\mathcal{R}^{\text{CF}'}$ に用いた共道路印象データベースも同様に80%の道路印象値 $f_{i,k,j}$ が欠落したものであるが、当該被験者ごとに削除する道路印象値の選び方が異なる。経路 $\mathcal{R}^{\text{CF}'}$ では、道路印象値削除の対象とする道路を67本(=84本×80%)選び、その道路に関する印象値はすべて削除する。ここで、 $road_{(j)}$ は、当該被験者自身のアンケートによって獲得された個人道路印象データベースを用いたときに、道路満足度評価モデルで算出される主観的満足度 sd が $sd_{(1)} \leq \dots \leq sd_{(84)}$ となるように $road_j$ を並び換えたものとする。当該被験者3の経路 $\mathcal{R}^{\text{CF}'}$ では、その sd が上位80%となる道路 $road_{(84)}, \dots, road_{(18)}$ に関して、すべての共道路属性 x_i^{general} についての道路印象値 $f_{vi,vk,(j)}$ ($18 \leq (j) \leq 84$)を欠損値 $null$ とする。被験者2では下位80%の道路 $road_{(1)}, \dots, road_{(67)}$ について($f_{vi,vk,(j)} = null$ ($1 \leq (j) \leq 67$)), 被験者1では上位40%と下位40%の道路 $road_{(1)}, \dots, road_{(33)}, road_{(51)}, \dots, road_{(84)}$ について($f_{vi,vk,(j)} = null$ ($1 \leq (j) \leq 33$ または $51 \leq (j) \leq 84$))道路印象値を削除する。

経路 $\mathcal{R}^{\text{CF}'}$ において、ある道路に対して11人の他人被験者すべての道路印象値が欠落した状態は、道路印象値の欠落がデータベース内で局所的に起こる場合を想定している。これは、何らかの理由によってある道路にどの他人被験者も行かなかったことがないために、その道路についての印象値が得られない状況を想定している。道路満足度評価モデルが算出する主観的満足度 sd が高い道路から80%の印象値を削除した場合(被験者3)は、仮にアンケートによって獲得した個人道路印象データベース(実験I, II, III)を用いれば、 sd が高いために経路の一部として選択される可能性がある道路について、それらの印象値が意図的に欠落しているときに選択される経路にどのような変化があるかを調べるためのものである。一方、道路満足度評価モデルが算出する主観的満足度 sd が低い道路から80%の印象値を削除した場合(被験者1)は、 sd が低いために経路として選択されな

い道路は、他人被験者が訪れる機会も少ないために道路印象値が得られない状況にあたる。また、経路 R^{CF} ではすべての他人被験者が道路印象値を評価していないために、5.5.2 節の step3 において道路印象推定値として強制的に 0.5 が割り当てられることが経路 R^{CF} にくらべて頻繁に起こる。

5.5.4 実験結果

表 5.8 は経路の主観的満足度を示している。経路 R^{FMI} が当該被験者自身のアンケートによる道路印象データベースにもとづいているのに対して、経路 R^{CF} は他者からの推定による道路印象データベースであるため、その満足度が上回ることはないが、各試行において経路 R^{FMI} の評価から 1 段階 (0.25) 以内の低下にとどまっている。本研究において、個人の好みは道路満足度評価モデルによって表現しており、経路の主観的満足度に寄与する度合いも道路印象データベースにくらべて道路満足度評価モデルの方が大きいと考えられる。したがって、道路印象データベースを他人からの推定によって獲得しても経路の満足度の低下が抑えられると言える。

経路 R^{FMI} が用いた道路印象データベースは、当該被験者自身のアンケートによるものであり、このことはつまり、当該被験者は移動環境中のすべての道路に対して事前に道路印象値を与えていることを意味し、実用に際しては不自然な仮定である。一方、経路 R^{CF} が用いた道路印象データベースは他人被験者からの推定にもとづいて構成されたものであり、当該被験者にとって移動環境は未知環境となる。当該被験者にとって移動環境についての事前評価データが存在せず、他人被験者からの評価データもその大部分が欠落しているという実用上の制約が課せられたなかでも、提案手法は当該被験者自身の事前評価が与えられる場合と同程度の満足度をもった経路を選択できると言える。

経路 R^{CF} と経路 $R^{CF'}$ の差は満足度だけでなく、選択される経路の種類にも見られる。本実験では選択される経路は全部で 924 個ある。実験 II の経路 R^{max} と本実験の経路 R^{FMI} は、当該被験者自身のアンケートによる道路印象データベースを用いて、経路をその主観的満足度で順位付けしたときに 1 位となる経路である。ここで、経路 R^{CF} と経路 $R^{CF'}$ がこの順位付けにおいて何位にあたるかを調べると、表 5.9 のようになる。経路 R^{CF} にくらべて経路 $R^{CF'}$ は低い順位の経路が選択されていることが多い。経路 $R^{CF'}$ は、移動環境中の 80% の道路に対して、協調フィルタリングモジュールにおいて強制的に 0.5 が割り当てられ、道路満足度評価モデルへの入力固定されるため、道路満足度評価モデルが有効に機能しないことがわかる。

これらのことから、他人からの評価データが存在しないときの対処法は今後の課題として残るが、少なくとも一人からの評価データが存在し、そのデータを用いて当該被験者の道路印象値を推定できるときは、道路満足度評価モデルが有効に機能することがわかる。

表 5.8: 経路の主観的満足度

Subject	Situation	\mathcal{R}^{FMI}	\mathcal{R}^{CF}	$\mathcal{R}^{\text{CF}'}$
1	\mathcal{S}_1	0.75	0.5	0.25
	\mathcal{S}_2	0.75	0.5	0.25
	\mathcal{S}_3	0.5	0.75	0.25
2	\mathcal{S}_1	1.0	1.0	0.75
	\mathcal{S}_2	0.75	0.5	0.5
	\mathcal{S}_3	1.0	0.75	0.75
3	\mathcal{S}_1	0.75	0.5	0.75
	\mathcal{S}_2	1.0	0.25	0.5
	\mathcal{S}_3	0.25	0.75	0.5
average		0.75	0.61	0.5

表 5.9: 経路の順位

Subject	Situation	\mathcal{R}^{CF}	$\mathcal{R}^{\text{CF}'}$
1	\mathcal{S}_1	73	762
	\mathcal{S}_2	458	870
	\mathcal{S}_3	580	788
2	\mathcal{S}_1	183	248
	\mathcal{S}_2	137	494
	\mathcal{S}_3	221	381
3	\mathcal{S}_1	59	59
	\mathcal{S}_2	164	817
	\mathcal{S}_3	178	908

5.6 まとめ

本章では、4種類の実験を通して提案手法の有効性を確認した。実験Iにおいて、主観的満足度の高い経路が選択されることと被験者ごとに多様な経路が選択されることの2点を示した。さらに、選択された経路の特徴をシャープレイ指標と相互作用指標を用いてファジィ測度の観点から検証し、提案手法によって選択された経路はファジィ測度で表された被験者の好みと似た特徴を持っていることを確かめた。また、距離感データベースの詳細な構築方法について説明し、経路誘導モジュールから出力される教示が被験者の距離感を反映しており、正しく道案内できることを示した。実験IIは道路満足度評価モデルの妥当性を検証することを主眼におき、道路満足度評価モデルの誤差が減少していること、被験者自身が選択した道路属性が道路満足度評価モデルに採用されていること、採用された道路属性が表す印象に近い印象を持った道路が高い満足度になることの3点から、被験者の好みを表現するのに必要な道路属性が選択されていることを確かめた。実験IIIでは、経路選択における主観的満足度と距離の関係について考察した。経路選択における主観的満足度と距離の間のトレードオフの存在を確認し、仮に経路長が長くなっても提案手法によって主観的満足度の高い経路が選択される場合があることを示した。個人にあわせて、主観的満足度と距離の間のバランスを取ることを今後の課題として挙げた。実験IVにおいて、道路印象データベースの獲得をアンケートで行うと、被験者にとっての未知環境では提案手法が利用できないという、実用に際しての問題点に着目し、道路印象データベースの半自動獲得を試みた。事前に他人が評価した道路印象値を利用し、協調フィルタリングによって被験者にとっての道路印象データベースを構築することで、未知環境においても提案手法が機能することを確かめた。

第6章 結論

6.1 まとめ

本論文では歩行ナビゲーションにおける個人の好みを反映させた経路選択手法を提案し、その評価を行った。

第2章では、道路の主観的満足度を評価する際に用いるファジィ測度とファジィ積分について説明した。また、ファジィ測度における属性の重要度を求めるシャープレイ指標と相互作用指標を定義した。

第3章では道路満足度評価モデルについて説明した。道路の主観的満足度を評価する上で必要だと考えられる要件を挙げ、ファジィ測度・積分モデルがそれに適していることを述べた。道路満足度評価モデルは、ファジィ測度・積分による多属性評価モデルを応用することで構成され、道路の印象が与えられたときに、ユーザの好みを反映して道路の満足度を出力する。また、モデルを構成する際に、シャープレイ指標によって定量化されるファジィ測度の優加法性を利用して、個人の好みを表すのに必要な道路属性を選び出す。選び出された必要な道路属性を用いてモデルを構成することによって、個人の好みをより強く反映することができる。

第4章では、提案手法の有効性を確認する被験者実験用に構築した歩行者ナビゲーションシステムの構成について説明した。本システムは、外界の印象を感じながらの歩行ナビゲーションを模した仮想的な移動環境内で動作する歩行者ナビゲーションシステムであり、個人の好みにあわせて経路を選択する経路選択モジュールと個人の距離感にあわせて経路誘導を行う経路誘導モジュールの2つから構成される。経路選択モジュールは、道路印象データベースと道路の主観的満足度を算出する道路満足度評価モデルとから構成される。経路誘導モジュールは内部に距離感データベースを持ち、ユーザの距離感を反映した言葉による道案内の指示を出力する。

第5章では提案手法の有効性を確認するために4種類の被験者実験を行った。実験Iでは、被験者や状況によって多様な経路が選択され、その主観的満足度も高いことを確かめた。経路を評価することが主眼であるため、経路選択の基礎となる道路満足度評価モデルはすべての被験者で共通の道路属性を用いて構成し、実験条件を揃えた。実験IIでは、道路満足度評価モデルが被験者の好みにあっていることを3つの観点から検証した。道路満足度評価モデルの誤差が減少し、被験者自身が選択した道路属性が道路満足度評価モデルにも採用されていることから、提案手法によって選

択された道路属性が被験者の好みを表すのに適切であることが確かめられた。また、道路満足度評価モデルに採用された道路属性が表す印象に近い印象を持った道路が高い満足度になることから、道路満足度評価モデルの構造が直感的にも理解できるものであることがわかった。実験 III においては、経路長が異なる場合でも提案手法によって満足度の高い経路が選択されることを確かめた。経路長は経路の主観的満足度に大きな影響を与えるため、実験 I と実験 II では経路長の等しい経路を用いて評価を行った。そこで実験 III では経路長についての制約をゆるめた経路選択アルゴリズムを導入して、遠回りを許容する経路選択を行った。その結果、最短経路にくらべて長い経路であっても、道路満足度評価モデルによって個人の好みを考慮することで、主観的満足度の高い経路が選択されることが示された。実験 IV においては、当該被験者にとって未知の環境であっても道路満足度評価モデルが機能することを示し、提案手法の実用への可能性を示唆した。他者による道路印象値から当該被験者にとっての道路印象値を推定する協調フィルタリングモジュールを用いて、当該被験者自身のアンケートによって獲得された道路印象データベースを用いた場合と同程度の満足度の経路が選択されることを示した。以上のことから、道路満足度評価モデルによって選択された経路は主観的満足度が高く、また獲得された道路満足度評価モデルはユーザの好みを反映したものであると言える。

6.2 今後の展望

今後の展望として、提案手法の実環境への適用が挙げられる。実環境への展開においては、道路属性の再検討、距離の取り扱いなどの課題がある。

本研究では、既存手法では取り扱われていない道路の主観的な印象にもとづいて経路を選択することで、主観的満足度の高い経路が選択されることを示すことを主眼にした。そのため、通常の歩行ナビゲーションで考慮すると思われる属性（通行可能性、時間の制約など）を除いた形で道路満足度評価モデルを構成した。提案手法を実環境に適用する際には、今回扱わなかった属性を含めて道路満足度評価モデルに用いる道路属性を吟味する必要がある。

ナビゲーションにおいて距離は大きな位置を占めており、ナビゲーション支援においてもその重要性は変わらない。今回は仮想的な移動環境内でのナビゲーションであったため、抽象的な距離を利用したが、実環境では物理的な実距離を扱う必要があるため、コストの導出方法などを変更する必要がある。

謝辞

研究室配属の日から現在に至るまでの長い期間にわたり、研究の場と暖かい指導の眼差しを与えてくださった指導教員である筑波大学 システム情報工学研究科 鬼沢武久教授に心から感謝の意をさげます。本論文を作成するにあたり、筑波大学 システム情報工学研究科 葛岡英明教授、同 中内靖准教授、同 矢野博明准教授、同 延原肇講師にはお忙しいなか論文の審査をしていただき、貴重なご意見やご指摘をいただきました。ここに感謝の意を捧げます。筑波大学 鬼沢研究室の皆様、卒業生の皆様には本当にお世話になりました。ゼミや被験者実験において惜しみないご協力をいただいたことをここに感謝致します。岩下志乃さん、川村誠さん、林篤司さん、畦原宗之さん、加藤茂さん、金子望さん、Benhidour Hafida さんには研究を進める上での貴重なご意見をいただいたばかりでなく、同じ博士課程の学生・卒業生として、研究生活についても様々な助言をいただき大変励まされました。大石誠さん、木村泰子さん、櫻井涉さん、前田実香さんには研究室同期として研究において貴重なご意見をいただき、日々の研究室生活では楽しい時間を過ごすことができました。皆様に感謝致します。また、Tsukuba Official Staffs、特定非営利活動法人 日本サポーター協会、日本知能情報ファジィ学会 学生部会の皆様のおかげで、非常に有意義な学生生活を送ることができました。ここに感謝の意を表します。最後に、暖かくそして時には厳しく見守ってくれた両親に心から感謝致します。

参考文献

- [1] 新垣紀子, 野島久雄: “人はいつ道を尋ねるのか: ナビゲーションにおける外的資源としての他者”, 認知科学, Vol. 5, No. 3, pp. 49–58, 1998.
- [2] 山崎敏夫: “ナビゲーションシステム体系と今後の展開”, 人工知能学会論文誌, Vol. 15, No. 2, pp. 226–233, 2000.
- [3] 新垣紀子, 野島久雄: “方向オンチの科学”, 講談社, 2001.
- [4] 家永貴史, 松本三千人: “音声地図と遠隔支援の併用による視覚障害者の歩行支援”, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. J90-D, No. 3, pp. 724–731, 2007.
- [5] 国土交通省道路局 ITS ホームページ: <http://www.its.go.jp/ITS/j-html/ITSinJapan/navi.html>
- [6] 自動車用品小売業協会: http://www.apara.jp/member/PDF/m_salesdata/s_data_year/s_data_H18_y.pdf
- [7] 住友信託銀行: “調査月報”, 2005 年, 3 月号.
- [8] 森川高行: “日本発 ITS の進路”, ケータイ・カーナビの利用性と人間工学 2006 研究論文集, pp. 85–90, 2006.
- [9] 狩野均: “ITS セカンドステージにおける AI の役割”, 人工知能学会誌, Vol. 22, No. 4, pp. 502–509, 2007.
- [10] 富士通テン: “ECLIPSE”, <http://www.fujitsu-ten.co.jp/eclipse/index.html>
- [11] Hitoshi Kanoh: “Dynamic Route Planning for Car Navigation Systems Using Virus Genetic Algorithms”, Int’l J. of Knowledge-Based and Intelligent Engineering Systems, Vol. 11, No. 1, pp. 65–78, 2007.
- [12] Claude-Nicolas Fiechter and Seth Rogers: “Learning Subjective Functions with Large Margins”, Proc. of the 17th Int’l Conf. on Machine Learning, pp. 287–294, 2000.

- [13] 新都市ハウジング都市居住環境研究会：“歩きたくなるまちづくり 街の魅力の再発見”，鹿島出版会，2006.
- [14] 位寄和久，両角光男：“ファジィ解析を用いた都市内空地の心理評価構造分析：都市内空地の魅力度評価に関する研究”，日本建築学会計画系論文集，No. 467，pp. 105–112，1995.
- [15] Seong Yun Cho, Chan Gook Park and Hwa Young Yim: “Sensor Fusion and Error Compensation Algorithm for Pedestrian Navigation System”，Proc. of Int’ Conf. on Control, Automation and Systems, pp. 1001–1006, 2003.
- [16] Shohei Koide and Masami Kato: “3-D Human Navigation System Considering Various Transition Preferences”，Proc. of IEEE Int’l Conf. on Systems, Man and Cybernetics, pp. 859–864, 2005.
- [17] 津田雅之，磯田佳徳，太田賢，杉村利明：“ケータイコンピューティングへの展望”，人工知能学会論文誌，Vol. 16, No. 6, pp. 756–761, 2001.
- [18] 鬼沢武久，榊原真太郎：“感覚的地図とその言語表現について”，第17回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp. 109–112, 2001.
- [19] ジョルダン：<http://www.jorudan.co.jp/>
- [20] 新垣紀子：“なぜ人は道に迷うのか？：一度訪れた目的地に再度訪れる場面での認知プロセスの特徴”，認知科学，Vol. 5, No. 4, pp. 108–121, 1998.
- [21] 加藤義信：“ペアでの経路探索が後の単独移動時のパフォーマンスに及ぼす影響 移動中のコミュニケーションに注目して”，認知科学，Vol. 5, No. 3, pp. 36–48, 1998.
- [22] 笠原篤：“交通システム工学”，共立出版，1998.
- [23] 皆月昭則：“ユーザの主観や価値判断を利用した経路決定の研究”，北陸先端科学技術大学院大学博士論文，2003.
- [24] 丸山敦史，柴田直樹，村田佳洋，安本慶一，伊藤実：“P-Tour：観光スケジュール作成支援とスケジュールに沿った経路案内を行うパーソナルナビゲーションシステム”，情報処理学会論文誌，Vol. 45, No. 12, pp. 2678–2687, 2004.
- [25] 丸山加奈，山本雅人，大内東：“観光経路作成支援システムの提案と北大キャンパスへの適用に関する基礎研究”，第22回ファジィシステムシンポジウム講演論文集，pp. 735–738, 2006.
- [26] 矢入郁子，猪木誠二：“高齢者・障害者を含むすべての歩行者を対象とした歩行空間アクセシビリティ情報提供システムの研究”，情報処理学会論文誌，Vol. 46, No. 12, pp. 2940–2951, 2005.

- [27] Hartwig Hochmair: “Decision Support for Bicycle Route Planning in Urban Environments”, Proc. of 7th AGILE Conf. on Geographic Information Science, pp. 697–706, 2004.
- [28] グルメ情報検索サイトぐるなび: <http://www.gnavi.co.jp/>
- [29] 味八木崇, 山崎俊彦, 相澤清晴: “Wi-Fi 位置推定と映像のパーティクルフィルタによる広域人物追跡”, 電子情報通信学会技術研究報告, IE2007-28, MVE2007-31, pp. 49–53, 2007.
- [30] B. Golden: “Shortest-Path Algorithms – A Comparison”, Operations Research, Vol. 24, No. 9, pp. 1164–1168, 1976.
- [31] 天目健二: “ナビゲーションシステムと経路探索”, オペレーションズリサーチ, Vol. 45, No. 7, pp. 312–318, 2000.
- [32] 田中浩也, 有川正俊, 柴崎亮介, 仲谷武志, 柴田有子: “PC と携帯電話を用いた写真ベースの観光・施設案内”, エンタテインメントコンピューティング 2003 講演論文集, pp. 83–87, 2003.
- [33] 赤尾剛義, 大門樹, 川嶋弘尚: “歩行者の経路誘導における情報提供方法に関する研究”, ケータイ・カーナビの利用性と人間工学 2004 研究論文集, pp. 83–88, 2004.
- [34] 宮川英之, 大門樹, 川嶋弘尚: “カーナビゲーションシステムの経路誘導における視聴覚情報の動的配分の検討に関する研究”, ケータイ・カーナビの利用性と人間工学 2006 研究論文集, pp. 75–78, 2006.
- [35] 松平健, 吉井稔雄, 根岸弘幸, 川口宗良, 大口敬: “カーナビ経路誘導をサポートする交差点名称に変わる新標識の研究提案”, ケータイ・カーナビの利用性と人間工学 2004 研究論文集, pp. 61–66, 2004.
- [36] Guanling Chen and David Kotz: “A Survey of Context-Aware Mobile Computing Research”, Technical Report TR2000-381, Dept. of Computer Science, Dartmouth College, 2000.
- [37] Gregory D. Abowd, Christopher G. Atkeson, Jason Hong, Sue Long, Rob Kooper and Mike Pinkerton: “Cyberguide: A Mobile Context-Aware Tour Guide”, Wireless Networks Vol. 3, pp. 421–433, 1997.
- [38] Nigel Foreman: “Handbook of Spatial Research Paradigms and Methodologies”, Taylor & Francis, 1997.
- [39] 若林芳樹: “認知地図の空間分析”, 地人書房, 1999.

- [40] 伊藤精英: “どのようにして盲人は環境内を移動するのか: ウェイファインディングに対する生態心理学的アプローチ”, 認知科学, Vol. 5, No. 3, pp. 23–25, 1998.
- [41] 柳瀬亮太: “建築空間内における認知距離に影響する環境要因の検討”, 認知科学, Vol. 5, No. 3, pp. 15–24, 1998.
- [42] Akinori Minazuki, Taketoshi Yoshida and Susumu Kunifuji: “Control of Vehicle Movement on the Road Traffic”, Proc. of IEEE Int’l Conf. on Systems, Man and Cybernetics, pp. 1366–1371, 2001.
- [43] Kosuke Sekiyama and Yasuhiro Ohashi: “Self-organizing Route Guidance Systems”, Proc. of Joint 2nd Int’l Conf. on Soft Computing and Intelligent Systems and 5th Int’l Symposium on Advanced Intelligent Systems, TUE-4-1, 2004.
- [44] Abdelsalam (Sumi) Helal, Steven Edwin Moore and Balaji Ramachandran: “Drishti: An Integrated Navigation System for Visually Impaired and Disabled”, Proc. of 5th Int’l Symposium on Wearable Computers, pp. 149–156, 2001.
- [45] 警視庁犯罪発生マップ: <http://www.keishicho.metro.tokyo.jp/toukei/yokushi/yokushi.htm>
- [46] Katrina Information Map: <http://www.scipionus.com/katrina.html>
- [47] 鈴木恵二, 高橋大介: “古写真アーカイブを用いたナビゲーションシステム”, 第22回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp. 749–752, 2006.
- [48] 梅垣壽春, 大矢雅則, 塚田真: “測度・積分・確率”, 共立出版, 1987.
- [49] 日本ファジィ学会編: “講座ファジィ第3巻 ファジィ測度”, 日刊工業新聞社, 1993.
- [50] Michel Grabisch: “ k -order Additive Discrete Fuzzy Measures and Their Representation”, Fuzzy Sets and Systems, Vol. 92, No. 2, pp. 167–189, 1997.
- [51] Michel Grabisch and Marc Roubens: “Application of the Choquet Integral in Multicriteria Decision Making”, Fuzzy Measures and Integrals, Michel Grabisch, Toshiaki Murofushi and Michio Sugeno, eds., Physica-Verlag, pp. 348–374, 2000.
- [52] 神原浩, 松下裕, 宮腰淳一: “主観的評価過程の分割型ファジィ積分モデル”, 日本ファジィ学会誌, Vol. 9, No. 1, pp. 52–61, 1997.
- [53] 長町三生: “言葉の響きに関する感性工学”, 日本音響学会誌, Vol. 49, No. 9, pp. 638–644, 1993.

- [54] 岩本直子, 領家美奈, 中森義輝: “都市環境主観評価のファジィモデル”, 日本ファジィ学会誌, Vol. 9, No. 2, pp. 279–286, 1997.
- [55] 孫京廷, 宗本順三, 吉田哲, 石原清行: “金沢景観形成地区の居住者の満足度と転居意向のファジィ分析”, 日本建築学会計画系論文集, No. 568, pp. 1–7, 2003.
- [56] Divakaran Liginlala and Terence T. Owb: “Modeling Attitude to Risk in Human Decision Processes: An Application of Fuzzy Measures”, Fuzzy Sets and Systems, Vol. 157, pp. 3040–3054, 2006.
- [57] 竹内光男, 稲継成文, 加藤俊明, 伊藤誠宏, 藪下幸久, 末廣祥一, 小谷内郁宏, 高橋亮一: “数理科学的認知分析を用いた HLW 処分事業におけるコミュニケーション分析手法の構築に関する研究 - (4) アンケートを用いた FMIA 解析の検証 (2) -”, 日本原子力学会 2007 年秋の大会講演論文集, p. 28, 2007.
- [58] 宮田嘉枝子, 加藤佳子, 平井智美, 金澤理栄子, 村野喜彦, 天野貴司, 山下一也: “ファジィ測度論による乳房ファントム画像の総合評価 クロスグリッドとシングルグリッドの性能比較”, 日本放射線技術学会雑誌, Vol. 58, No. 8, pp. 1055–1060, 2002.
- [59] 白井治彦, 小高知宏, 小倉久和: “コマンド入力連鎖による認証におけるファジィ測度的手法の検討”, 日本知能情報ファジィ学会誌, Vol. 17, No. 6, pp. 705–718, 2005.
- [60] Lloyd Stowell Shapley: “A Value for n -person Games”, Contributions to the Theory of Games, Harold W Kuhn and Albert William Tucker, eds., Princeton University, pp. 307–317, 1953.
- [61] 室伏俊明: “ファジィ測度を読む技術 (I) ファジィ測度の Shapley 値”, 第 2 回ファジィワークショップ, pp. 39–48, 1992.
- [62] 室伏俊明, 曾根田聖一: “ファジィ測度を読む技術 (III) 相互作用指標”, 第 9 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp. 693–696, 1993.
- [63] 小橋康章: “決定を支援する”, 東京大学出版会, 1988.
- [64] 小川圭一: “ファジィ積分型効用関数を用いた経路選択行動モデル”, 日本ファジィ学会誌, Vol. 11, No. 4, pp. 690–694, 1999.
- [65] 中島信之: “ファジィ数学のおはなし”, 培風館, 1997.
- [66] 中森義輝: “感性データ解析 感性情報処理のためのファジィ数量分析手法”, 森北出版, 2000.
- [67] Michel Grabisch: “A Graphical Interpretation of the Choquet Integral”, IEEE Transaction on Fuzzy Systems, Vol. 8, No. 5, pp. 627–631, 2000.

- [68] 室伏俊明, 浜田英嗣: “ファジィ測度を読む技術 (II) 視覚的表示”, 第9回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp. 689–692, 1993.
- [69] Michel Grabisch: “A New Algorithm for Identifying Fuzzy Measures and Its Application to Pattern Recognition”, Proc. of IEEE Int’l Conf. on Fuzzy Systems, pp. 145–150, 1995.
- [70] Robin J. Wilson : “グラフ理論入門”, 斉藤伸自, 西関隆夫訳, 近代科学社, 1985.
- [71] Terry C. Daniel and Michael M. Meitner: “Representational Validity of Landscape Visualizations : The Effects of Graphical Realism on Perceived Scenic Beauty of Forest Vistasd”, Journal of Environmental Psychology, Vol. 21, pp. 61–72, 2001.
- [72] Thomas R. Stewart, Paulette Middleton, Mary Downtown and Daniel Ely: “Judgments of Photographs vs. Field Observations in Studies of Perception and Judgment of The Visual Environmnet”, Journal of Environmental Psychology, Vol. 4, pp. 283–302, 1984.
- [73] 本多中二, 大里有生: “ファジィ工学入門”, 海文堂, 1989.
- [74] K. Ishii, Michio Sugeno: “A Model of Human Evaluation Process Using Fuzzy Measure”, Int’l Journal Man-Machine Studies, Vol. 22, pp. 19–38, 1985.
- [75] 石川馨, 米山高範: “分散分析法入門”, 日科技連, 1976.
- [76] 高萩栄一郎: “ファジィ積分による多属性特性値の総合評価法”, 第10回ファジィシステムシンポジウム講演論文集, pp. 813–816, 1994.
- [77] 米谷一心, 鈴木聡士, 東本靖史, 五十嵐日出夫: “意識距離の短縮効果を有する歩行空間の創出に関する基礎的研究”, 地域学研究, Vol. 32, No. 1, pp. 173–188, 2002.
- [78] 石川徹也, 宇田隆幸: “情報フィルタリングの利用システム : 情報推薦システム”, 情報の科学と技術, Vol. 56, No. 10, pp. 458–463, 2006.
- [79] Paul Resnick, Neophytos Iacovou, Mitesh Suchak, Peter Bergstrom and John Riedl: “GroupLens: An Open Architecture for Collaborative Filtering of Netnews”, Proc. of ACM 1994 Conf. on Computer Supported Cooperative Work, pp. 175–186, 1994.
- [80] 大杉直樹, 門田暁人, 森崎修司, 松本健一: “協調フィルタリングに基づくソフトウェア機能推薦システム”, 情報処理学会論文誌, Vol. 45, No. 1, pp. 267–278, 2000.
- [81] Jonathan L. Herlocker and Joseph A. Konstan and John Riedl: “Explaining Collaborative Filtering Recommendation”, Porc. of the 2000 ACM Conf. on Computer Supported Cooperative Work, pp. 241–250, 2000.

- [82] Badrul Sarwar, George Karypis, Joseph Konstan and John Riedl: “Item-based Collaborative Filtering Recommendation Algorithms”, Proc. of the 10th Int’l Conf. on World Wide Web, pp. 285–295, 2001.
- [83] Michel Grabisch, Jean-Luc Marichal and Marc Roubens: “Equivalent Representations of Set Functions”, Mathematics of Operations Research, Vol. 25, No. 2, pp. 157–178, 2000.
- [84] 藤本勝成: “ファジィ測度の相互作用指標”, 日本知能情報ファジィ学会誌, Vol. 16, No. 4, pp.303–310, 2004.

著者文献

学術雑誌に発表した論文

1. 赤坂優太, 鬼沢武久: “経路選択に個人の好みを反映させた歩行者ナビゲーション -ファジィ測度・積分モデルの妥当性評価-”, 日本知能情報ファジィ学会誌, Vol. 18, No. 6, pp. 900–910, 2006.
2. 赤坂優太, 鬼沢武久: “主観情報を取り入れた歩行者ナビゲーションシステムの構築”, ヒューマンインターフェース学会論文誌, Vol. 7, No. 2, pp. 121–130, 2005.

国際会議で発表した論文 (査読付き)

1. Yuta Akasaka and Takehisa Onisawa: “Individualized Route Selection for Pedestrian Using Fuzzy Measures and Integrals”, Proc. of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC 2006), pp. 4778–4783, 2006.
2. Yuta Akasaka and Takehisa Onisawa: “Individualized Pedestrian Navigation Using Fuzzy Measures and Integrals”, Proc. of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics (SMC 2005), pp. 1461–1466, 2005.
3. Yuta Akasaka and Takehisa Onisawa: “Construction of Pedestrian Navigation System and Its Evaluation”, Proc. of IEEE International Conference on Fuzzy Systems (FUZZ-IEEE 2004), #1392, 2004.
4. Yuta Akasaka and Takehisa Onisawa: “Pedestrian Navigation System Reflecting Users’ Subjectivity and Taste”, Proc. of International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS 2003), pp. 995–1000, 2003.

その他の公表論文

1. Yuta Akasaka and Takehisa Onisawa: “Personalized Pedestrian Navigation System with Subjective Preference based Route Selection”, Intelligent Decision and Policy Making Support Systems, Da Ruan and Frank Hardeman, eds., Springer. (to appear)
2. 赤坂優太, 鬼沢武久: “ユーザの好みと経路の長さを考慮して経路選択を行う歩行者ナビゲーション手法”, 第 11 回曖昧な気持ちに挑むワークショップ講演論文集 (HM 2006), pp. 11–16, 2006.
3. 赤坂優太, 鬼沢武久: “ファジィ測度・積分によって個人の好みを反映した歩行者ナビゲーション”, 第 21 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集 (FSS 2005), pp. 211–216, 2005.
4. 赤坂優太, 鬼沢武久: “経路選択にユーザの好みを反映させた歩行者ナビゲーションシステム”, ヒューマンインタフェースシンポジウム 2004 講演論文集 (HIS 2004), pp. 171–176, 2004.
5. 赤坂優太, 鬼沢武久: “主観と好みを反映した歩行者ナビゲーションシステム”, ヒューマンインタフェースシンポジウム 2003 講演論文集 (HIS 2003), pp. 97–100, 2003.
6. 赤坂優太, 高野枝里, 鬼沢武久: “顔表情表現を用いた大学案内システム”, 第 22 回ファジィシステムシンポジウム講演論文集 (FSS2006), pp. 461–466, 2006.
7. Yuta Akasaka, Eri Takano and Takehisa Onisawa: “University Guidance System with Facial Expressions”, Proc. of Joint 3rd International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems and 7th International Symposium on advanced Intelligent Systems (SCIS & ISIS 2006), pp. 1578–1583, 2006.

付録 A HLMS (Heuristic Least Mean Squares)

付録 A では、道路満足度評価モデルの構築に用いるファジィ測度同定アルゴリズムである HLMS (Heuristic Least Mean Squares) [69] について説明する。なお、表記の簡単のためファジィ測度 $g(x_i)$ と属性値 $f(x_i)$ をそれぞれ g_i と f_i のように書く。

A ファジィ測度のラティス表現

ファジィ測度の図示方法としてラティス表現がある。図 A.1 は集合 $X = \{x_1, \dots, x_4\}$ 上で定義されるファジィ測度 g のラティス表現の例である。集合 $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ 上のファジィ測度 g のラティス表現は、ファジィ測度を構成する 2^n 個のパラメータを表すノードが属性数ごとに 1 つのレイヤーに収められ、複数のレイヤーを並べることで得られる。

レイヤーは全部で $(n+1)$ 個あり、属性数に応じて 0 から n までの番号が付けられる。0 番目のレイヤーには g_0 を表すノードのみが、 n 番目のレイヤーには g_X を表すノードのみがそれぞれ含まれる。レイヤー間でノードを結ぶ線はリンクと呼ばれ、0 番目のレイヤーから n 番目のレイヤーまでノードを結んだ一続きのリンクをパスと呼ぶ。図 A.1 ではノード $g_0, g_3, g_{23}, g_{234}, g_{1234} = g_X$ を通るパスが太線で示されている。 q 番目のレイヤーに含まれるノードを基準にしたとき $(q-1)$ 番目と $(q+1)$ 番目のレイヤーに含まれるノード集合をそれぞれ lower neighbors と upper neighbors と呼ぶ。

B アルゴリズム

ファジィ測度・積分による多属性評価モデルに照らしあわせると、HLMS は n 個の属性値 f_i ($i = 1, \dots, n$) と 1 個の総合評価値 z からなる学習データを与えたときに、誤差の絶対値 $|(C) \int f dg - z|$ が最小となるファジィ測度 g を同定する。

HLMS のアルゴリズムは 2 つのステップに大別される。

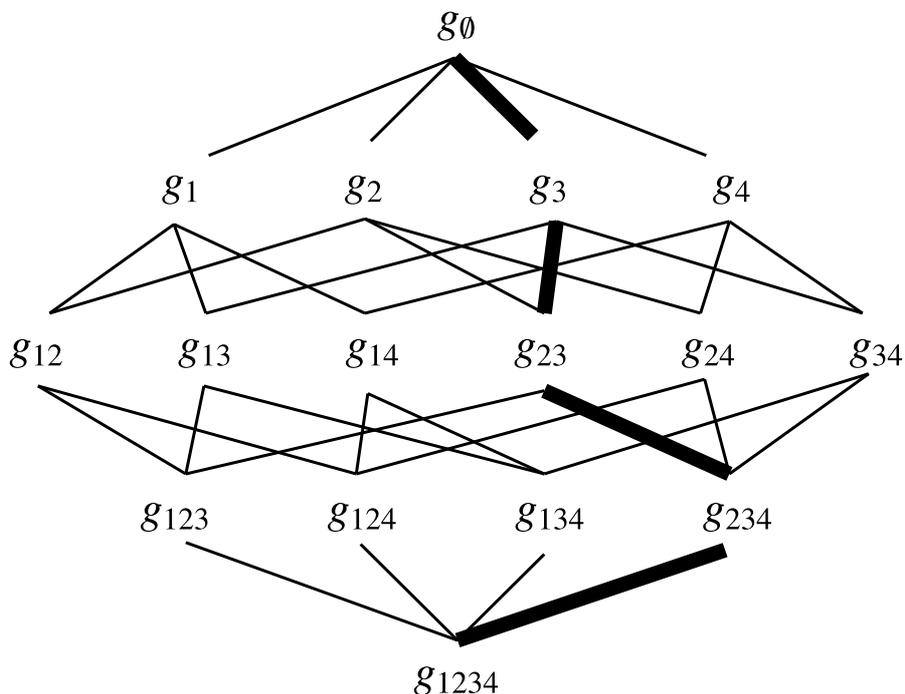


図 A.1: ファジィ測度のラティス表現

step1: 勾配法による誤差最小化

学習データに対してシヨケ積分を行うと、属性値 $f_i (i = 1, \dots, n)$ の大小関係に応じて n 個のノードが選択され、それらを結ぶパスが 1 つ定まる。パスに含まれるノードに対して、誤差が減少するように勾配法でファジィ測度の値を調整する。調整はパス内での単調性を維持して行われる。

step2: 未調整ノードの補正

step1 はシヨケ積分に使用されるノードのみを調整するため、学習データの数や偏りによっては、調整されないノード (未調整ノード) が存在する。同定されるファジィ測度 g が均衡状態 $g_i = \frac{1}{n}$, $g_S = \sum_{x_i \in S} g_i (S \subseteq X)$ に近づくように未調整ノードを補正する。

アルゴリズムの詳細を以下に示す。

- step0

ファジィ測度を均衡状態に初期化する。

- step1.1

1 個の学習データに対して誤差 $e = (C) \int f dg - z$ を計算する。ここで、シヨケ積分によって生じたパスに含まれるノードが表すファジィ測度の値を属性数の少ない順に $g(0), g(1), \dots, g(n)$

とする．例えば図 A.1 の場合は $g(0) = g_0$, $g(1) = g_3$, $g(2) = g_{23}$, $g(3) = g_{234}$, $g(4) = g_{1234}$ である．

- step1.2

誤差 e に応じて (A.1) 式で表される勾配法によりファジィ測度の値を調整する．

$$g^{\text{new}}(i) = g^{\text{old}}(i) - \alpha \frac{e}{e^{\text{MAX}}} (f_{(n-i-1)} - f_{(n-i-2)}) \quad (\text{A.1})$$

ただし, $\alpha \in [0, 1]$ は学習係数であり, e^{MAX} は誤差の最大値である．本研究では (C) $\int f dg$, $z \in [0, 1]$ ゆえ $e^{\text{MAX}} = 1$ である．また, $f_{(i)}$ は, 属性値 f_i の値が $f_{(1)} \leq \dots \leq f_{(n)}$ となるように f_1, \dots, f_n を並び換えたものである．

- step1.3

step1.2 によって単調性が崩れた場合は単調性をみたすようにファジィ測度の値を修正する．なお, 修正は step1.2 によって調整されたノードのみについて行う．誤差 $e > 0$ のときは lower neighbors に対して, 誤差 $e < 0$ のときは upper neighbors に対してそれぞれ修正を行う．例えば図 A.1 において $e > 0$ のとき, $g_{23} = g(2) < \max(g_2, g_3)$ ならば単調性が崩れているため, $g_{23} = \max(g_2, g_3)$ と修正する．

誤差 $e > 0$ のときは $g(1), \dots, g(n-1)$ の順に, 誤差 $e < 0$ のときは $g(n-1), \dots, g(1)$ の順に step1.2 と step1.3 を行う．

step1.1 から step1.3 をすべての学習データについて繰り返す．繰り返し回数 $\#^{\text{step1}}$ は任意である．

- step2.1

step1 で調整されなかったすべてのノードについて, 単調性が崩れている場合は step1.3 の方法で修正する．

- step2.2

step1 で調整されなかったすべてのノードについて, 同定されるファジィ測度が均衡状態に近

づくように (A.2) (A.3) 式によって補正する .

$$\begin{aligned} & \bar{g}(i) + \underline{g}(i) - 2g(i) > 0 \text{ のとき} \\ g^{\text{new}}(i) &= g^{\text{old}}(i) + \beta \frac{(\bar{g}(i) + \underline{g}(i) - 2g(i))\bar{d}_{\min}(i)}{2(\bar{g}(i) + \underline{g}(i))} \end{aligned} \quad (\text{A.2})$$

$$\begin{aligned} & \bar{g}(i) + \underline{g}(i) - 2g(i) \leq 0 \text{ のとき} \\ g^{\text{new}}(i) &= g^{\text{old}}(i) + \beta \frac{(\bar{g}(i) + \underline{g}(i) - 2g(i))\underline{d}_{\min}(i)}{2(\bar{g}(i) + \underline{g}(i))} \end{aligned} \quad (\text{A.3})$$

ただし, $\bar{g}(i)$ と $\underline{g}(i)$ は $g(i)$ を基準にしたときにそれぞれ upper / lower neighbors に含まれるファジィ測度の値の平均であり, $\bar{d}_{\min}(i)$ と $\underline{d}_{\min}(i)$ はそれぞれ $g(i)$ とその upper / lower neighbors の間の距離である . また, $\beta \in [0, 1]$ は調整係数である .

すべての未調整ノードに対して step2.1 と step2.2 を適用する . 適用回数 $\#\text{step}^2$ は任意である .

なお, 第 5 章の実験では, 予備実験の結果から HLMS に必要な 4 種類のパラメータを $\alpha = \beta = 0.1$, $\#\text{step}^1 = 1000$, $\#\text{step}^2 = 10$ と設定した .

付録 B 道路満足度評価モデルと非加法性

付録 B では、道路満足度評価モデルとファジィ測度の非加法性の関係について説明する。

A 関連研究における非加法性の扱い

ファジィ測度の応用研究として、人間の主観評価モデリングが広く行われている [14] [51] [52] [53] [54] [55] [56] [57] [58]。これらの研究では人間の主観評価の特徴として、その非加法性に着目し、アンケートデータなどからファジィ測度・積分モデルを獲得している。獲得されたファジィ測度・積分モデルは、主観的満足度の推定に用いられるだけでなく、人間の主観評価構造を明らかにするための解析の材料として利用されることが多い [14] [51] [52] [54] [56] [57] [55]。これらの解析はファジィ測度の非加法性に着目して行われ、ある属性と別の属性を組み合わせたときにそれらの重要度がどのように増減するかといった属性間の相互作用についての考察がなされる。相互作用指標 $I(g)(x_i, x_j)$ は属性間相互作用の定量化手法として、これらの解析において広く用いられている。

一方、提案手法ではシャープレイ指標 $\varphi(g)(x_i)$ を通して、単独の属性に着目してその属性の取捨選択を吟味しており、評価モデルにおける属性間相互作用を相互作用指標 $I(g)(x_i, x_j)$ によって明示的に扱うことはしていない。以下では、ファジィ測度の非加法性を定量化するための概念として S-偏導関数 [83] を導入し、S-偏導関数を通してシャープレイ指標を解釈することで、提案手法における非加法性の位置づけを明らかにする。

B シャープレイ相互作用指標

数学的準備としてシャープレイ相互作用指標 [50] を定義する (2.9) 式と (2.12) 式の類似性から、シャープレイ指標と相互作用指標の一般化が考えられる。属性部分集合 $S \subset X$ とその外部 $T \subseteq X \setminus S$ の間の相互作用を表すものとしてシャープレイ相互作用指標 [50] が定義されている。

定義6: 属性集合 $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ 上のファジィ測度 g に対する属性部分集合 $S \subset X$ の相互作用指標

$ShI(g)(S)$ は (B.1) (B.2) 式で定義される [50] .

$$ShI(g)(S) = \sum_{T \subseteq X \setminus S} \zeta(T, S) \sum_{L \subseteq S} (-1)^{|S \setminus L|} g(T \cup L) \quad (B.1)$$

$$\zeta(T, S) = \frac{(|X| - |T| - |S|)! |T|!}{(|X| - |S| + 1)!} \quad (B.2)$$

$\varphi(g)(x_i) = ShI(g)(\{x_i\})$ かつ $I(g)(x_i, x_j) = ShI(g)(\{x_i, x_j\})$ であるから , シャープレイ相互作用指標はシャープレイ指標と相互作用指標の拡張になっている .

C S-偏導関数

ファジィ測度の非加法性を数理的に取り扱うために , ファジィ測度の S-偏導関数を定義する .

定義7: 属性集合 $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ 上のファジィ測度 g と X の任意の部分集合 $S \subseteq T \subseteq X$ とについて , 集合 T におけるファジィ測度 g の S-偏導関数 $\Delta_S[g(T)]$ は (B.3) (B.4) 式によって帰納的に定義される¹ [83] .

$$\Delta_{\{x_i\}}[g(T)] = g(T) - g(T \setminus \{x_i\}) \quad (B.3)$$

$$\Delta_S[g(T)] = \Delta_{\{x_i\}}[\Delta_{S \setminus \{x_i\}}[g(T)]] \quad (B.4)$$

ただし , $\Delta_\emptyset[g(T)] = g(T)$ とする .

(B.3) 式から $\Delta_{\{x_i\}}[g(T)]$ は属性 x_i によるファジィ測度の値の増分であり , $\Delta_{\{x_i\}}[g(T)]$ と $g(\{x_i\})$ の大小関係によって属性 x_i の非加法性が表される . また , $\Delta_S[g(T \cup S)]$ は (B.5) 式で表される [83] .

$$\Delta_S[g(T \cup S)] = \sum_{L \subseteq S} (-1)^{|S \setminus L|} g(T \cup L) \quad (B.5)$$

以下では (B.5) 式を集合 $T \cup S$ における g の S-偏導関数と再定義して議論する² .

2.5 節での議論から , ファジィ測度における属性 x_i の非加法性を定量化するときには , すべての $T \subseteq X \setminus \{x_i\}$ との組み合わせを考慮する必要がある . 集合 T に着目するとき , $T \cup S$ における g の

¹ (B.4) 式において $\{x_i\}$ の選び方は複数あるが , 例えば $S = \{x_\alpha, x_\beta\}$ とすると

$$\begin{aligned} \Delta_S[g(T)] &= \Delta_{\{x_\alpha\}}[\Delta_{S \setminus \{x_\alpha\}}[g(T)]] \\ &= \Delta_{\{x_\beta\}}[\Delta_{S \setminus \{x_\beta\}}[g(T)]] \\ &= g(T) - g(T \setminus \{x_\alpha\}) - g(T \setminus \{x_\beta\}) + g(T \setminus \{x_\alpha, x_\beta\}) \end{aligned}$$

となることから , $\{x_i\}$ の選び方によらず $\Delta_S[g(T)]$ の値は一意に定まる .

² (B.6) 式で表される集合 X 上の集合関数 $möbius^g$ は , ファジィ測度 g のメビウス変換とよばれる [50] .

$$möbius^g(S) = \sum_{T \subseteq S} (-1)^{|S \setminus T|} g(T) \quad (B.6)$$

S-偏導関数が、 T に組み合わせる S のすべての部分集合 $L \subseteq S$ についてファジィ測度の値の和をとっているのはこの要請の一般化にあたる。集合 T を $\{x_i, x_j\}$ とすれば、2.6 節についても同様の議論が成り立つ。したがって、S-偏導関数はファジィ測度における属性（または属性集合）の非加法性を定量化する一般的な手続きであるといえる。

D S-偏導関数によるシャープレイ指標の解釈

S-偏導関数にもとづいてシャープレイ指標と属性間相互作用の関係を明らかにする [84]。シャープレイ相互作用指標 $ShI(g)(S)$ を表す (B.1) 式は、S-偏導関数を用いて (B.9) 式のように書き換えられる。

$$\begin{aligned} ShI(g)(S) &= \sum_{T \subseteq X \setminus S} \zeta(T, S) \sum_{L \subseteq S} (-1)^{|S \setminus L|} g(T \cup L) \\ &= \sum_{T \subseteq X \setminus S} \zeta(T, S) \cdot \Delta_S [g(T \cup S)] \end{aligned} \quad (B.9)$$

ここで $\zeta(T, S)$ は (B.2) 式より、着目している集合 S の外側の集合 $X \setminus S$ の中から、 S と組み合わせる集合として、集合 T が選ばれる確率と解釈できる [84]。集合 $T \subseteq X \setminus S$ が選ばれる確率 $\zeta(T, S)$ を $\mathcal{P}(X \setminus S)$ 上の確率分布 $\{p_S^X(T)\}_{T \subseteq X \setminus S}$ として表記すると、シャープレイ相互作用指標は、確率分布 $\{p_S^X(T)\}_{T \subseteq X \setminus S}$ に関する S-偏導関数 $\Delta_S g(T \cup S)$ の期待値とみなせる。このように確率分布 $\{p_S^X(T)\}_{T \subseteq X \setminus S}$ に関する S-偏導関数の期待値によって定義される相互作用指標は一般に確率相互作用指標 [84] とよばれ、確率分布を変更することでパンザフ相互作用指標 ($\{p_S^X(T)\}_{T \subseteq X \setminus S} = \frac{1}{2^{|X \setminus S|}}$) やチェイニング相互作用指標 ($\{p_S^X(T)\}_{T \subseteq X \setminus S} = \frac{|S|!(|X|-|T|-|S|)!|T+|S|-1!}{|X|!}$) など様々な相互作用指標が定義できる [84]。シャープレイ指標と相互作用指標はシャープレイ相互作用指標の特殊形であるから、両者とも確率相互作用指標の一種である。

メビウス変換 $möbius^g$ からファジィ測度 g は (B.7) 式によって復元できる [50]。

$$g(S) = \sum_{T \subseteq S} möbius^g(T) \quad (B.7)$$

この変換は可逆ゆえ、 X 上の集合関数全体の上の全単射を与える [50]。したがって、 $möbius^g$ は g と等価な表現といえる。(B.5) 式で表される g の S-偏導関数は、 g のメビウス変換 $möbius^g$ を用いて (B.8) 式のように簡単に記述できる。

$$\Delta_S [g(T \cup S)] = \sum_{L \subseteq T} möbius^g(L \cup S) \quad (B.8)$$

なお、文献 [84] では S-偏導関数を (B.8) 式のように記述しているが、本論文の議論ではメビウス変換は必要ないため、(B.5) 式の記述を用いる。

E シャーププレイ指標による属性選択

以上の議論より、シャーププレイ指標 $\varphi^{(g)}(x_i)$ は着目した属性 x_i とそれ以外のすべての属性集合 $T \subseteq X \setminus \{x_i\}$ との間に生じる相互作用を S-偏導関数の期待値という形で定量化していることがわかる。したがって、提案手法は相互作用指標 $I^{(g)}(x_i, x_j)$ を用いていないが、シャーププレイ指標によって属性間相互作用にもとづいた属性選択を行っており、具体的には、自身以外の属性集合 $T \subseteq X \setminus \{x_i\}$ に対して優加法的すなわち相補的にはたらく属性 x_i を選択している。2.4 節より、互いに相補的な属性は両方ともが評価モデルに含まれていることが望ましいゆえ、他者に対して相補的にはたらく属性を選択する提案手法は、ファジィ測度の非加法性にもとづき、その属性が評価モデルを構成するのに必要かどうかという観点から属性を取捨選択していると言える。

付録C 協調フィルタリング

A 協調フィルタリング

協調フィルタリングは、大量の情報の中から有用な情報を選び出す情報フィルタリング [78] の一手法であり、書籍、ウェブページ、音楽、映画など個人によってその有用度が異なるもの（アイテム）の推薦アルゴリズムとして広く用いられている [79] [80] [81] [82]。協調フィルタリングはクチコミを模擬した推薦アルゴリズムであり、「自分と嗜好が似ている他人が高い評価を与えているアイテムは、自分も高い評価を与える」という経験則にもとづいている。その特徴として、他人による評価値を利用することから、アイテムの内容についての情報（書籍における本文や書誌情報、音楽における楽譜情報やアーティスト名など）に關与することなく推薦を行える点が挙げられる。

図 C.1 は協調フィルタリングの概要を表している。ユーザの集合を $USER = \{user_1, \dots, user_k, \dots, user_{|USER|}\}$ 、アイテムの集合を $ITEM = \{item_1, \dots, item_j, \dots, item_{|ITEM|}\}$ とする。また、推薦を受けるユーザ（当該ユーザ）は $user_a \in USER$ と表す。ユーザ $user_k$ によるアイテム $item_j$ に対する評価値を $vote_{k,j}$ とし、その取りうる値は $[0, 1]$ の実数値 [80] や $[1, 5]$ の整数値 [79] など様々である。どのユーザからも評価値が与えられていないアイテム $item_j$ の評価値は $vote_{k,j} = null$ とする。当該ユーザ $user_a$ と他人ユーザ $user_k$ の類似度を $sim(a, k)$ とする。類似度 $sim(a, k)$ にも種々の算出方法がある [80]。協調フィルタリングは評価値 $vote_{k,j}$ を要素とする評価値行列 $VOTE$ が与えられたときに、当該ユーザ $user_a$ と他人ユーザ $user_k$ ($k \neq a$) との類似度 $sim(a, k)$ にもとづいて、当該ユーザが評価値を与えていないアイテム $item_j$ ($vote_{a,j} = null$) への評価値 $\hat{vote}_{a,j}$ を推定し、当該ユーザにとっての未評価アイテムに順位付けする手法である。

ユーザ間の類似度計算と未評価アイテムへの評価値推定には様々なアルゴリズムが提案されているが、ここでは一般的に用いられている研究 [79] のアルゴリズムについて述べる。

- ユーザ間の類似度計算

当該ユーザ $user_a$ と他人ユーザ $user_k$ ($k \neq a$) の類似度 $sim(a, k)$ は両ユーザによる評価値の相関

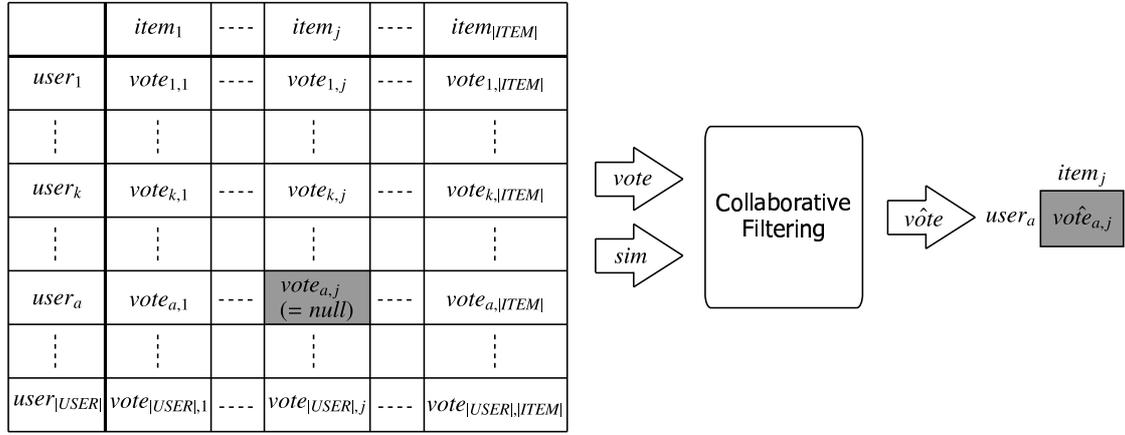


図 C.1: 協調フィルタリングの概要

係数として定義され (C.1) (C.2) 式で求められる .

$$sim(a, k) = \frac{\sum_{item_j \in ITEM_a^* \cap ITEM_k^*} (vote_{a,j} - \overline{vote}_a)(vote_{k,j} - \overline{vote}_k)}{\sqrt{\sum_{item_j \in ITEM_a^* \cap ITEM_k^*} (vote_{a,j} - \overline{vote}_a)^2} \sqrt{\sum_{item_j \in ITEM_a^* \cap ITEM_k^*} (vote_{k,j} - \overline{vote}_k)^2}} \quad (C.1)$$

$$\overline{vote}_k = \frac{1}{|ITEM_k^*|} \sum_{item_j \in ITEM_k^*} vote_{k,j} \quad (C.2)$$

ただし, $ITEM_k^*$ はユーザ $user_k$ が評価値を与えたアイテムの集合である ($ITEM_k^* \subseteq ITEM$ かつ $item_j \in ITEM_k^* \Leftrightarrow vote_{k,j} \neq null$) . 類似度 $sim(a, k)$ の範囲は $[-1, 1]$ であり, その値が大きい (小さい) ほど当該ユーザ $user_a$ と他人ユーザ $user_k$ は評価の傾向が似ている (似ていない) ことを表す .

- 未評価アイテムへの評価値推定

未評価アイテム $item_j \notin ITEM_a^*$ に対する当該ユーザ $user_a$ の推定評価値 $v\hat{ote}_{a,j}$ は (C.3) 式で定める .

$$v\hat{ote}_{a,j} = \overline{vote}_a + \frac{\sum_{user_k \in USER} sim(a, k)(vote_{k,j} - \overline{vote}_k)}{\sum_{user_k \in USER} sim(a, k)} \quad (C.3)$$

(C.3) 式の右辺第 2 項は, 他人ユーザ $user_k$ によるアイテム $item_j$ への評価値 $vote_{k,j}$ と他人ユーザ $user_k$ による評価値の平均値 \overline{vote}_k との差分を類似度 $sim(a, k)$ で重み付けして, 全ユーザに対して総和をとっている . したがって, 類似度が高い他人ユーザが高い評価値を与えているアイテムほど高い推定評価値が与えられる .

未評価アイテム $item_j \notin ITEM_a^*$ の中からその推定評価値 $v\hat{ote}_{a,j}$ が高いアイテムを当該ユーザへの推薦アイテムとする .

B 道路印象値推定

実験 IV では、協調フィルタリングを応用して道路印象値を推定する。なお、通常の協調フィルタリングで推定される評価値 $vote$ は、アイテム $item$ の満足度であるが、本研究においてアイテム $item$ に相当するのは道路 $road$ であり、その満足度 sd は道路満足度評価モデルによって算出される。したがって、実験 IV での道路印象値推定は、そのアルゴリズムこそ協調フィルタリングにもとづいているが、推定される評価値は道路満足度評価モデルへの入力である道路の印象値である点異なる。

図 C.2 は道路印象値推定の概要を示している。移動環境中の道路の集合を $ROAD = \{road_1, \dots, road_j, \dots, road_{|ROAD|}\}$ 、移動環境中に含まれないサンプルの道路の集合を $ROAD^{sample} = \{road_1^{sample}, \dots, road_j^{sample}, \dots, road_{|ROAD^{sample}|}^{sample}\}$ とする。なお、サンプルの道路は道路満足度評価モデルの構築に用いたものであり、移動環境中には含まれない ($ROAD \cap ROAD^{sample} = \emptyset$)。共通道路属性 $x_i^{general}$ についてのユーザ $user_k$ による道路 $road_j, road_j^{sample}$ に対する評価値をそれぞれ $f_{i,k,j}, f_{i,k,j}^{sample} \in [0, 1]$ とする。当該ユーザと他人ユーザを含むすべてのユーザは道路満足度評価モデルを構築する際に、すべての道路属性についてすべてのサンプルの道路に対する評価値を与えているため、 $f_{i,\forall k,\forall j}^{sample} \neq null$ である。

本手法は以下の 2 点において通常の協調フィルタリングとは異なるアルゴリズムである。

- 複数の評価値行列

共通道路属性集合 $X^{general}$ に含まれる $|X^{general}|$ 個の共通道路属性 $x_1^{general}, \dots, x_{|X^{general}|}^{general}$ のそれぞれについて印象値を $f_{1,a,j}, \dots, f_{|X^{general}|,a,j}$ を推定するため、 $|X^{general}|$ 個の評価値行列 $VOTE_1, \dots, VOTE_{|X^{general}|}$ が並列に存在する。

- 類似度計算

ユーザ間類似度 sim を計算する際には、道路満足度評価モデルの構築に用いる学習用データを利用する。通常の協調フィルタリングでは、類似度計算と評価値推定を 1 つの評価値行列内で行うのに対して、本手法では評価値行列とは別のデータを用いて類似度計算を行う。

本手法における類似度計算と印象値推定はそれぞれ次のように行う。ただし、印象値 $f_{i,k,j}, f_{i,k,j}^{sample}$ からなるベクトルをそれぞれ $imp_{k,j}, imp_{k,j}^{sample}$ とし、ベクトルの内積を $(imp_{a,j}, imp_{k,j})$ 、ベクトルのノルムを $|imp_{k,j}|$ とする。

step1: 類似度計算

当該ユーザ $user_a$ と他人ユーザ $user_k (k \neq a)$ の類似度 $sim(a, k)$ は (C.4) (C.5) ,

(C.6) 式によって求める .

$$\text{sim}(a, k) = \frac{1}{|\text{ROAD}^{\text{sample}}|} \sum_{j'=1}^{|\text{ROAD}^{\text{sample}}|} \text{sim}_{j'}(a, k) \quad (\text{C.4})$$

$$\text{sim}_{j'}(a, k) = 1 - \frac{2\theta_{j',a,k}}{\pi} \quad (\text{C.5})$$

$$\cos \theta_{j',a,k} = \frac{(\text{imp}_{a,j'}, \text{imp}_{k,j'})}{|\text{imp}_{a,j'}| |\text{imp}_{k,j'}|}, \quad (0 \leq \cos \theta_{j',a,k} \leq 1) \quad (\text{C.6})$$

類似度 $\text{sim}(a, k)$ はサンプルの道路に対する印象値ベクトルのなす角の平均を表している .

step2: 印象値推定

当該ユーザ $user_a$ にとっての道路 $road_j$ の道路属性 x_i^{general} についての印象推定値 $\hat{f}_{i,a,j}$ は (C.7) (C.8) (C.9) 式で表される .

$$\hat{f}_{i,a,j} = \overline{f_{i,a}^{\text{sample}}} + \frac{\sum_{user_k \in USER} \text{sim}(a, k)(f_{i,k,j} - \bar{f}_{i,j})}{\sum_{user_k \in USER} \text{sim}(a, k)} \quad (\text{C.7})$$

$$\overline{f_{i,a}^{\text{sample}}} = \frac{1}{|\text{ROAD}^{\text{sample}}|} \sum_{road_{j'} \in \text{ROAD}^{\text{sample}}} f_{i,a,j'} \quad (\text{C.8})$$

$$\bar{f}_{i,j} = \frac{1}{|\text{USER}_{i,j}^*|} \sum_{user_k \in \text{USER}_{i,j}^*} f_{i,k,j} \quad (\text{C.9})$$

ただし, 他人ユーザの集合を $USER = \{user_1, \dots, user_k, \dots, user_{|USER|}\}$ ($subject_a \notin USER$) とし, $USER_{i,j}^* \subseteq USER$ は道路 $road_j$ に対して道路属性 x_i^{general} についての印象値 $f_{i,j}$ を与えたユーザの集合である. なお, $\hat{f}_{i,a,j} < 0$ のときは $\hat{f}_{i,a,j} = 0$ とし, $\hat{f}_{i,a,j} > 1$ のときは $\hat{f}_{i,a,j} = 1$ とする .

step3: 欠損値への対応

step2 の印象値推定において, 印象値推定の対象である道路 $road_j$ がある道路属性 x_i^{general} についてどの他人ユーザ $user_k$ からも印象値を与えられていない場合は $USER_{i,j}^* = \emptyset$ ゆえ $\bar{f}_{i,j}$ を計算できず, 印象値を推定できない. このときは $\hat{f}_{i,a,j} = 0.5$ とする. これは, 他人ユーザによる評価データがまったく得られずその印象値に関しては無知であることを表すために, 印象値の範囲 $[0, 1]$ の中間にあたる 0.5 を採用している .

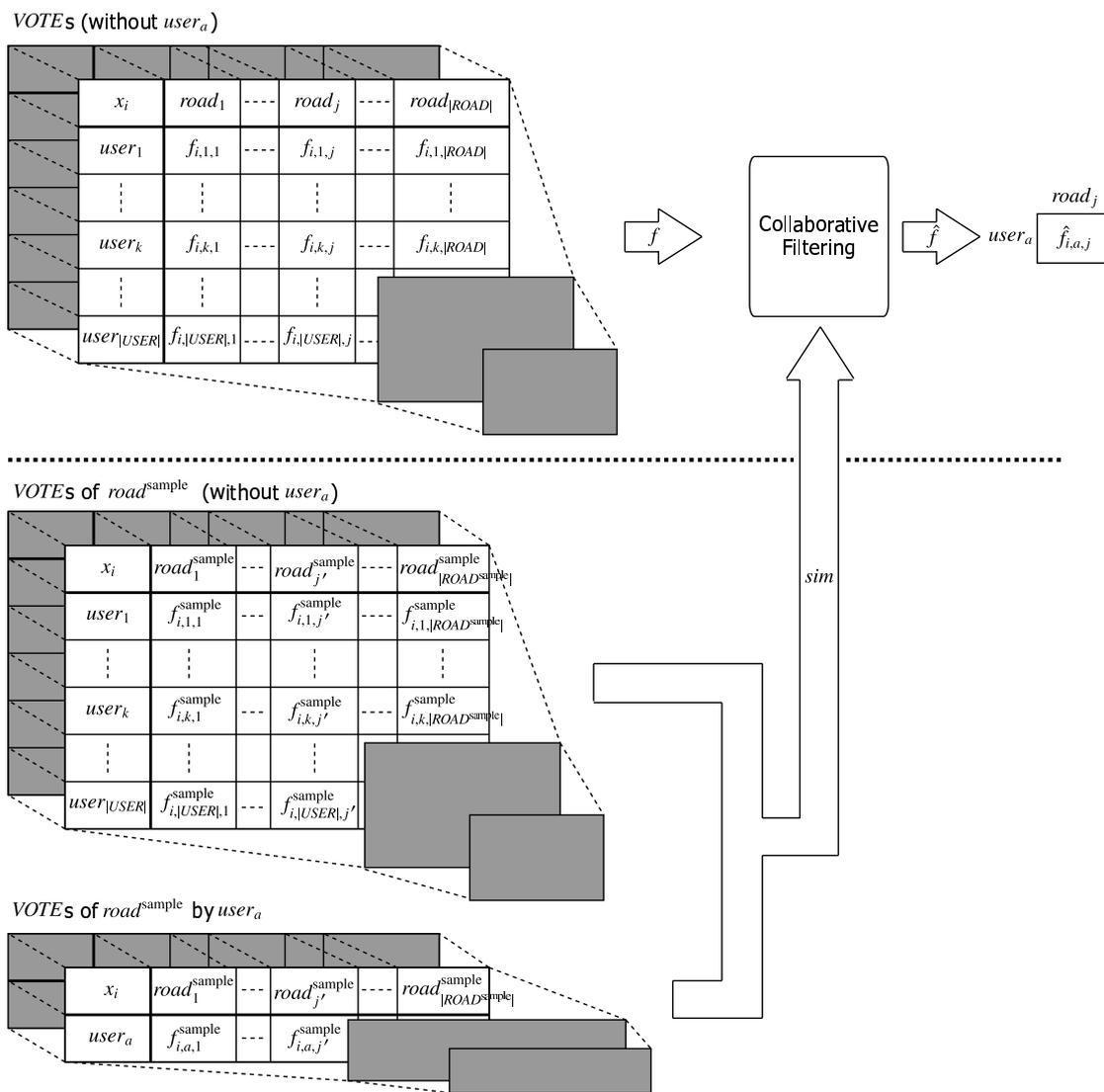


図 C.2: 道路印象値推定の概要

付録D 実験に用いたランドマークの写真

付録Dでは、第5章での4種類の実験に用いた移動環境の詳細を示す。図D.1は実験に用いた移動環境を示している。説明のために、ランドマークを表す黒い点は削除している。道路沿いの数字は道路 $road_j$ ($j = 1, \dots, 84$) の番号 j を表している。表D.1は各道路 $road_j$ ($j = 1, \dots, 84$) を通ったときに表示される写真を示している。各道路にはそれぞれ2つのランドマークが設置されているため、写真も2枚ずつ対応づけられている。本研究ではランドマークではなく道路を評価対象としているため、同じ道路に対応づけられる2枚の写真はできるだけ似通ったものとしている。実験に用いた168枚の写真は、街の風景の写真をインターネット上から約900枚取得し、その中から以下の条件にあうものを選び出して決定した。

- 視点：地上を歩いている時の視点（高いビルから地上を見下ろしている写真や車内からの写真を除外）
- 天候：晴れまたは曇り（通行人が傘をさしているなど雨天・降雪時の写真を除外）
- 時間帯：日中（夜景などの写真を除外）
- 被写体：実際の場所が特定できない（東京タワーや都庁舎などの写真を除外）

「視点」条件は、歩行時の道路上からの風景であることを保証するためのものであり、「天候」「時間帯」条件は、出発地から目的地までの間に環境が唐突に変化しないようにするためのものである。「被写体」条件は、被験者がその場所に行った時の体験など写真から受ける印象以外の要素によって評価することを防ぐために用意した。

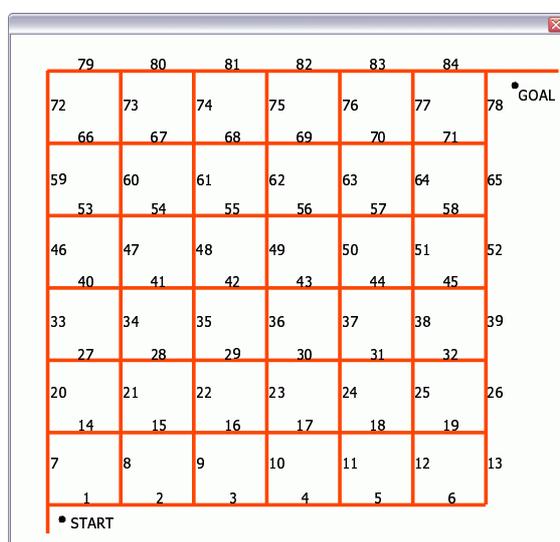


図 D.1: 実験に用いた移動環境

表 D.1: 実験に用いたランドマークの写真

道路 $road_j$	写真	
1		
2		
3		
4		
5		
6		

表 D.1: 実験に用いたランドマークの写真 (続き)

道路 $road_j$	写真	
7		
8		
9		
10		
11		
12		

表 D.1: 実験に用いたランドマークの写真 (続き)

道路 $road_j$	写真	
13		
14		
15		
16		
17		
18		

表 D.1: 実験に用いたランドマークの写真 (続き)

道路 $road_j$	写真	
19		
20		
21		
22		
23		
24		

表 D.1: 実験に用いたランドマークの写真 (続き)

道路 $road_j$	写真	
25		
26		
27		
28		
29		
30		

表 D.1: 実験に用いたランドマークの写真 (続き)

道路 $road_j$	写真	
31		
32		
33		
34		
35		
36		

表 D.1: 実験に用いたランドマークの写真 (続き)

道路 $road_j$	写真	
37		
38		
39		
40		
41		
42		

表 D.1: 実験に用いたランドマークの写真 (続き)

道路 $road_j$	写真	
43		
44		
45		
46		
47		
48		

表 D.1: 実験に用いたランドマークの写真 (続き)

道路 $road_j$	写真	
49		
50		
51		
52		
53		
54		

表 D.1: 実験に用いたランドマークの写真 (続き)

道路 $road_j$	写真	
55		
56		
57		
58		
59		
60		

表 D.1: 実験に用いたランドマークの写真 (続き)

道路 $road_j$	写真	
61		
62		
63		
64		
65		
66		

表 D.1: 実験に用いたランドマークの写真 (続き)

道路 $road_j$	写真	
67		
68		
69		
70		
71		
72		

表 D.1: 実験に用いたランドマークの写真 (続き)

道路 $road_j$	写真	
73		
74		
75		
76		
77		
78		

表 D.1: 実験に用いたランドマークの写真 (続き)

道路 $road_j$	写真	
79		
80		
81		
82		
83		
84		