

修士論文

視覚障害者のための買い物支援システムの開発

大久保 達矢

奈良先端科学技術大学院大学

先端科学技術研究科

情報理工学プログラム

主指導教員: 清川 清 教授

サイバネティクス・リアリティ工学研究室（情報科学領域）

令和2年3月13日提出

本論文は奈良先端科学技術大学院大学先端科学技術研究科に
修士(工学) 授与の要件として提出した修士論文である。

大久保 達矢

審査委員：

清川 清 教授	(主指導教員, 情報科学領域)
加藤 博一 教授	(副指導教員, 情報科学領域)
酒田 信親 准教授	(副指導教員, 情報科学領域)
磯山 直也 助教	(副指導教員, 情報科学領域)

視覚障害者のための買い物支援システムの開発*

大久保 達矢

内容梗概

視覚障害者は店舗内の単独での買い物は難しく、基本的にはガイドヘルパーや店員の支援が必要である。実際に熊本県立盲学校の視覚障害者の教員2名（弱視1名と全盲1名）にヒアリング調査を行った結果、弱視者は「行き慣れた小規模の店舗での単独での買い物は可能であるが誤購入が多い」、「初めて訪れる店舗では、単独での買い物は難しい」と回答した。全盲者は、「行き慣れた小規模の店舗でも単独での買い物は不可能であり、店員やガイドヘルパーの助けが必要である」と回答した。また、両者から「可能ならば単独で気軽に買い物をしたい」という回答が得られた。

視覚障害者の買い物を支援する研究は存在するが、店舗での協力を要するために利用可能な場面に限られる。また、店舗の協力を要さないシステムでは、商品棚から目的の商品を取得することは可能でも、目的の商品が存在する棚までの誘導は実現されていない。そこで本研究では、弱視と全盲を含む視覚障害者の単独での買い物を支援するシステムの開発を目指す。提案システムは、3つの機能を有する。1つ目はユーザの現在地やどこにどのような商品が置かれているかを観測により記録した地図を作成することである。2つ目はユーザが未歩行の地点にどのような商品が置かれているか予測した地図を作成することである。3つ目は誘導する経路を算出し実際に誘導することである。

提案手法の有効性を検証するために、仮想空間上で弱視の見え方を再現し行った被験者実験では、提案手法の移動距離に関する有意差が確認できた。したがって、提案手法は人間の予測と同等かそれ以上の効率で目的の商品が存在する棚まで移動が可能であることが確認できた。

*奈良先端科学技術大学院大学 先端科学技術研究科 修士論文, 令和2年3月13日.

キーワード

視覚障害, 買い物支援, 画像センシング, 一般物体認識

Development of a Shopping Support System for Visually Impaired*

Tatsuya Okubo

Abstract

It is difficult for visually impaired people to go shopping alone, and usually they need assistance from guide helpers and clerks. I conducted an interview with two visually impaired teachers (one with low vision and one with total blindness) at Kumamoto School for the Blind. The blind teacher answered “I cannot shop alone at the store, so I always need help”, while the low vision teacher answered “I can shop alone at small stores, but it is not unusual that I get a wrong product”, and “If it is my first time at the store, I cannot shop alone”. There was also a shared answer, “If I could, I would like to shop by myself”.

Although there are studies about shopping assistance for the visually impaired, available use cases are limited because they require cooperation from the stores. In a system that does not require cooperation from the stores, it is possible to acquire products from the shelf, but guidance to the shelf where the target product is located is not realized. Consequently, we aim to develop a system that assists the visually impaired, including low vision and blind. The proposed system has three functions. The first one is to create a store map that records the user position and where and what category of products are located in the shelves he or she passes by. The second function is to create a prediction map that estimates what kind of products are located at places where the user has

*Master’s Thesis, Graduate School of Science and Technology, Nara Institute of Science and Technology, March 13, 2020.

not walked by yet. And the final one is to calculate the route and guide the user to the target shelf.

In order to verify the effectiveness of the prototype system, we conducted an experiment in which each subject needed to find the target product category in a virtual environment with simulated low-vision rendering. As a result, the effectiveness of the prototype system could be confirmed. Therefore, the prototype system can guide the user to the shelf where the target product is located with the same or higher efficiency than human prediction.

Keywords:

Visually Impaired, Shopping Support, Image Sensing, Object Recognition

目次

第 1 章	はじめに	1
第 2 章	関連研究	3
2.1	情報提示手法	3
2.2	歩行支援	4
2.3	買い物支援	8
2.4	本研究の位置づけ	11
第 3 章	提案システム	12
3.1	想定環境	12
3.2	システム設計	13
3.3	システム構成	14
3.4	システムフロー	17
3.5	まとめ	19
第 4 章	商品棚画像からのカテゴリ認識	20
4.1	データセット	20
4.2	学習方法	22
4.3	学習結果	23
4.4	まとめ	25
第 5 章	観測地図の作成	26
5.1	観測地図に用いるカテゴリ	26
5.2	観測地図のデータ構造	26
5.3	投票処理による観測地図の作成	28
5.4	観測地図からのカテゴリの重心の算出	29
5.5	仮想店舗での動作検証	31
5.6	まとめ	33
第 6 章	予測地図の作成	34

6.1	予測方法	34
6.2	コスト関数の定義	35
6.3	カテゴリ間の距離関係の調査	36
6.4	重みの算出と最適化	38
6.5	予測地図の作成結果	39
6.6	まとめ	40
第 7 章	商品棚までの経路誘導	41
7.1	目的地の算出	41
7.2	経路探索	43
7.3	経路誘導	43
7.4	まとめ	44
第 8 章	実験	46
8.1	実験 1-シミュレーションによる提案手法の有効性の検証	46
8.1.1	実験目的	46
8.1.2	実験条件	46
8.1.3	実験結果	47
8.1.4	考察	48
8.2	実験 2-被験者実験による提案手法の有効性の検証	49
8.2.1	実験目的	49
8.2.2	実験環境	50
8.2.3	実験条件	52
8.2.4	実験結果	53
8.2.5	考察	54
第 9 章	おわりに	57
	謝辞	58
	参考文献	59

第 1 章 はじめに

厚生労働省の調べによると、視覚障害者は平成 18 年時点で全国で約 31 万人いるとされており、目が見えにくい弱視と全く見えない全盲に分けられる [1]。その大半は弱視者であるが、弱視の見え方の特徴として、空間解像度の低下による見えづらさ (図 1.1) や視野の欠損による見えづらさ (図 1.2) などが存在する [2]。視覚障害者は、環境音から周囲の状況を把握したり、白杖を用いて歩行したり、点字を触ることで文字情報を得られるが、晴眼者に比べると生活の自由度は低く、ガイドヘルパーによる補助を必要とする機会が多い。厚生労働省の調査によると、視覚障害者は「外出する」や「日常の買い物をする」等の動作で介助を必要とする割合が高い。また、同省の「視覚障害者の移動支援の在り方に関する実態調査 [3]」では、ガイドヘルパーとの主な外出は「団体等の会議・催し」および「買い物」とされており、視覚障害者の単独での外出や買い物は困難である。しかし、市町村の条例によりガイドヘルパーの利用は一定期間中で回数や時間に上限が定められており、ガイドヘルパーを気軽に利用できないという問題や、居住地域にガイドヘルパー派遣の事業所が存在しなかったり、ヘルパーの人員的な不足により利用できないという問題がある。これまでに視覚障害者の外出時の移動を支援する試みは多くあるが [4][5][6]、買い物を支援する試みはまだ少なく、視覚障害者が自由に買い物できるまでには至っていない。そこで本研究では、弱視と全盲を含む視覚障害者の単独での買い物を支援するシステムの開発を目指す。

視覚障害者の買い物活動について、熊本県立盲学校の教員である視覚障害者 2 名 (全盲 1 名と弱視 1 名) に買い物に関するヒアリング調査を行った。全盲者は「単独での買い物は不可能であり、店員や介助者の助けが必要である」と回答した。弱視者は「行き慣れたコンビニエンスストア程度の規模の店舗であれば単独での買い物が可能であるが、購入した商品が欲しい商品とは異なっていたということも頻繁にある。しかし、初めて訪れる店舗では、単独での買い物は難しい」と回答した。さらに、両者から「可能ならば単独で気軽に買い物をしたい」、「ウィンドウショッピングを楽しんでみたい」という回答が得られた。また、ネットショッピングの利用については、「歯磨き粉や洗剤など不変なものに関しては利用するが、食料品や衣服などは自分で実際に確認して購入したい」と回答した。以上のような意見から、

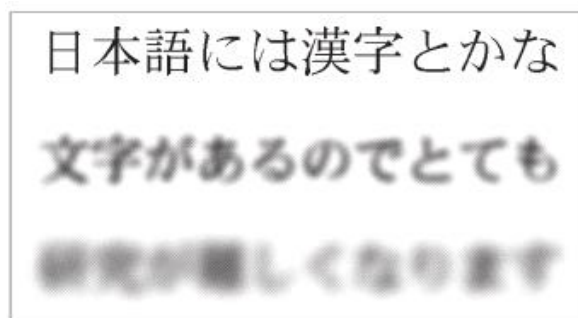


図 1.1 空間解像度の低下による見え方 [2]



図 1.2 視野の欠損による見え方. (左) 通常視野 (中央) 中心視野や周辺視野の欠損 (右) 周辺視野の狭窄 [2]

視覚障害者が単独で買い物が可能となるシステムが求められていることがわかる。

本研究で提案するシステムは，ユーザが事前に入力した欲しい商品のリストをもとに，店内の各商品が置かれた棚までユーザを誘導するが，ユーザが初めて訪れる店舗においても利用可能であることを目指す．誘導の際には，ユーザを不必要に歩き回らせないために，効率良いルートで歩行できるように誘導を行う．システムの実現のために，各棚にどのような商品が置かれているか認識すること，店内の地図を作成すること，ユーザが未歩行の地点にどのような商品が置かれているか予測した地図を作成すること，誘導する経路を算出し実際に目的地まで誘導することが必要となる．

本論文では，2 章で視覚障害者の歩行支援に関する関連研究を紹介し，本研究の位置づけと方針を述べる．3 章では，提案システムについて詳述する．4～7 章では，提案システムで実装した主要機能の詳細について述べる．8 章では，提案システムの有効性を示すために実施した評価実験とその結果について述べる．9 章では，本論文のまとめと今後の展望について述べる．

第 2 章 関連研究

本研究では，視覚障害者の買い物の支援を行う．買い物を行う際には，誘導の指示を受けること，歩行して移動すること，商品を取得することが必要となる．本章では，視覚障害者の歩行のための情報提示，歩行支援，買い物支援，それぞれの関連研究について紹介する．

2.1 情報提示手法

全盲の視覚障害者は視覚情報を全く得られず，弱視者は得られる視覚情報に個人差があり，視覚を用いた情報提示は汎用的に利用できない．したがって，視覚を除いた聴覚，味覚，触覚，嗅覚等による情報提示が必要であり，本研究で対象とするような視覚障害者への歩行時の情報提示としては，具体的な情報を提示できる聴覚や触覚を用いた方法が考えられる．

聴覚への情報提示として，音声情報が利用できる．例えば，Google 社が提供する Google Maps[7] では目的地までのルート検索の機能が備わっており，徒歩での利用時に視覚障害者向けの音声ガイドが利用できる．このような機能は，視覚障害者が家から店舗まで移動する際の支援となる．聴覚による情報提示として，イヤフォンを用いた音声提示が一般的で，視覚障害者の支援システムに関する研究で頻繁に利用される．

触覚への情報提示として，振動の提示が利用できる．振動を用いた情報提示として，把持型とウェアラブル型が存在する．

把持型の例として，「Buru-navi3[8]」というシステムが提案されている．Buru-navi3 は，連続的に引っ張っている感覚を提示し，あたかもユーザの手を引っ張って導いているような感覚を提示する手に収まるスタンドアロンの機器である (図 2.1)．これは，介助者の歩行時の同行支援と似たような支援が行えと考えられ，歩行支援として有効に機能すると考えられる．実際，Amemiya らが過去に開発した Buru-navi3 の前のシステムである「Orienting Kinesthetically[9]」では，視覚障害者に対する経路誘導の実証実験を行った結果，90% 以上の視覚障害者が所定の経路どおりに歩行できた．しかし，把持する必要があるため，白杖を利用しつつ，

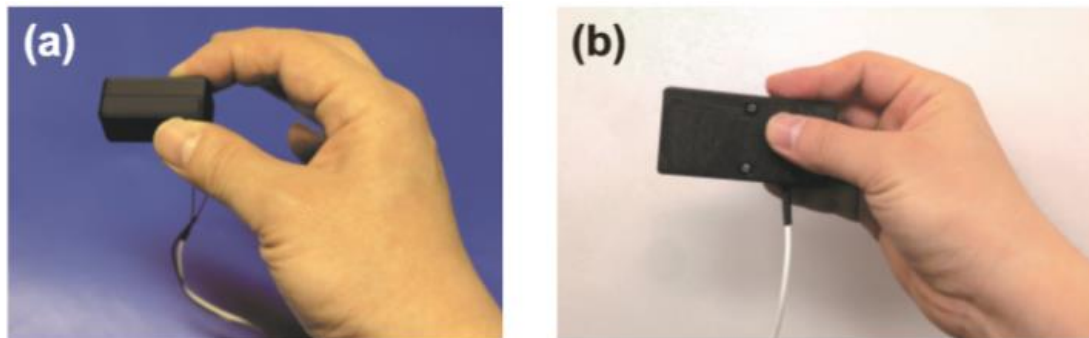


図 2.1 Buru-navi3. (左) 1 自由度の Buru-navi3 (右) 2 自由度の Buru-navi3[10]

買い物かごを持つ状況では利用が困難である。

ウェアラブル型の例として、「振動ベルト [11]」や「Active Belt[10]」が存在する。振動ベルトは、図 2.2 に示すゴム製のベルトに 8 個の振動モータを設置したウェアラブル機器である。進路方向を示す振動モータが振動することで、進路を提示する。振動ベルトを実際に視覚障害者 1 名に、情報提示に関する実証実験を行った結果、「進路の提示を受ける際に有効に利用できそうだ」という意見が得られた。Active Belt も同様に、振動モータをベルトに 8 個設置したウェアラブル機器である。6 人の被験者に対して、被験者が静止した状態で振動の方位を変化させ、変化した方向を回答させる実験を行った結果、全員がすべての変化を感じ取ることができた。また、歩行時に同様の実験を行った結果、全員がすべての変化を感じ取れた。振動ベルトや Active Belt は、把持型の問題点を解決した両手を塞がない情報提示が可能なことや直感的な情報提示が可能である。しかし、装着に手間がかかることや衣服によって振動が伝わりにくいという問題点があり、振動で提示可能な情報量には限界がある。

2.2 歩行支援

視覚障害者は、白杖や点字ブロックを利用したり、環境音から周囲の状況を把握したりすることで、歩行へと役立てているが、十分な情報は得られないため、歩行を支援するシステムが数多く提案されている。そこで、視覚障害者が店舗に到着するために屋外環境下で利用可能なシステム、店舗内で安全な移動のために屋内環境

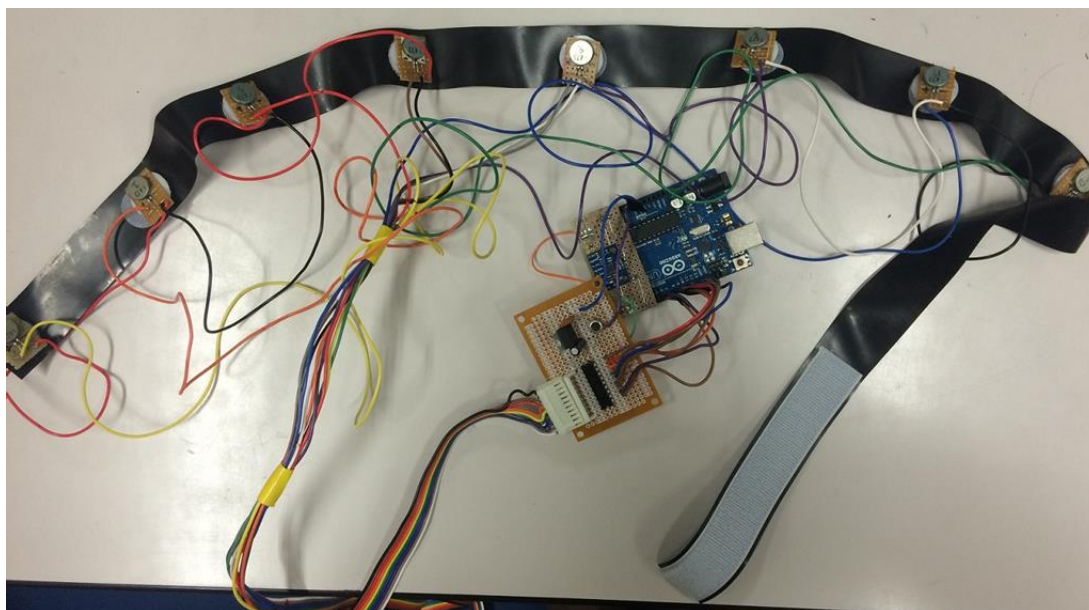


図 2.2 振動ベルト [11]

下で利用可能なシステムについて紹介する。

屋外環境下で利用可能なシステムとして、視覚障害者と歩行者の衝突を回避するためのスーツケース型システム「BBEEP[6]」が存在する。BBEEP は、既存の静止した障害物を検知しユーザに回避指示を与えるシステムではなく、動的に動く歩行者に対して警告音を用いて視覚障害者の存在を通知することにより、視覚障害者が進む道を譲るように促すシステムである。具体的には、図 2.3 に示すようにステレオカメラや RGB カメラの情報から、ユーザの将来位置や歩行者検出および歩行者との衝突位置の予測を行い、衝突が予測されるときに周囲へ警告を発する。空港で視覚障害者を対象に、衝突が予測されることをユーザのみに通知する場合と、周囲に警告音で通知する場合の歩行者との衝突回数（ユーザから 70cm 以内に歩行者が侵入した数を衝突とみなす）を測定する被験者実験を行った。その結果、ユーザのみに通知する場合と比較し、周囲に警告音で通知する場合の方が歩行者との衝突回数が減少し、周囲への考慮を促す方法が有効に機能することが判明した。

歩行経路の探索時に Google Maps を利用する際には GPS の情報が用いられるがその誤差により、車道や側溝などの危険な方へ誘導する可能性がある。そこで、

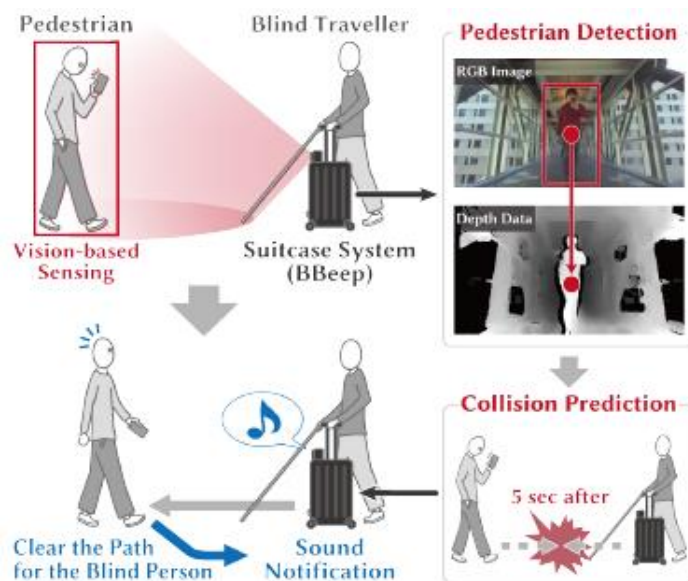


図 2.3 BBEEP の概要図 [6]

大久保らは Google Maps を視覚障害者が安全に利用できるシステムを提案しており，Google Maps から，現在地から目的地までの経路情報を取得し，振動ベルトで進路を提示するシステムを開発した [12]．さらに，深度センサを用いて前方の三次元情報を取得し，ユーザの足が地面と接する平面を RANSAC (Random Sample Consensus)[13] を用いて検出し，歩行可能領域としてリアルタイムに検出することで，Google Maps の持つ問題点の解決を目指した．誘導と歩行可能領域の検出を組み合わせた実験は行われていないが，このシステム構成により視覚障害者の安全な屋外ナビゲーションが実現できると考えられる．

次に屋外環境下で利用可能なシステムについて紹介する．森らは，障害物検知・経路生成・振動通知の 3 つの要素を持ち，リアルタイムに動作するナビゲーションシステムを開発している [4]．提案システムでは，ユーザに装着させた深度センサを用いて大久保らと同様の手法で歩行可能領域を検出する．検出された歩行可能領域から高さ方向に設けた閾値外を障害物として分類する．経路生成では，歩行可能領域を用いて目的地までの経路を計算する．経路は自律走行ロボットの経路生成で使われるポテンシャル法を利用して生成する．振動通知は，スマートフォンの振動を用いて提示する．実際に，視覚障害者 4 名に対して，図 2.4 の機材を使用し，経

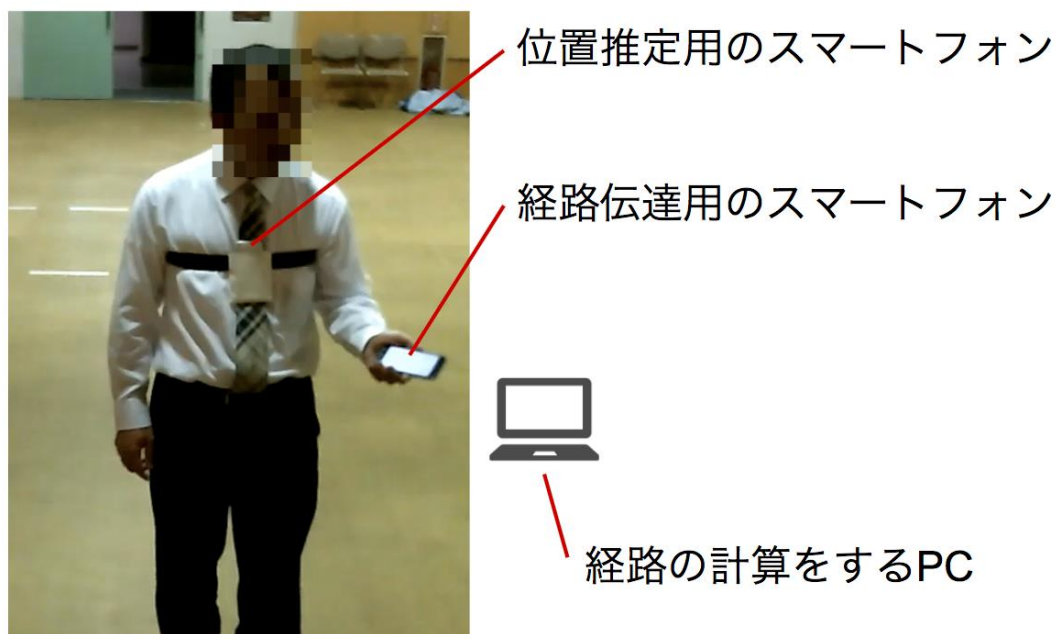


図 2.4 森らが経路誘導の実験で用いた機材 [4]

路生成と振動通知を組み合わせた経路誘導に関する実験を行った。実験結果では、仮想的な障害物を避け、目的地までに通過すべき地点を通過して目的地に到着しており、被験者からは、「非常に安心感がある」、「手がかりのない広いところでも歩けそう」といった意見が得られている。

Wang らは、障害物検出、目的地検出、振動通知の 3 つの要素を持ち、目的のオブジェクトや地点までの歩行を支援するシステムを開発している [5]。システムでは、ユーザに装着させた深度センサを用いて歩行可能領域と障害物領域を検出する。歩行可能領域は森らと同様の手法で検出し、障害物領域は、Stixel World[14] により検出する。検出した障害物領域は機械学習により、カテゴリ分類される。分類化した障害物や目的地は、ウェアラブル機器により方向を提示し、携帯型点字ディスプレイにより、分類結果を提示する。これらの機能を持つシステムのハードウェア構成を図 2.5 に示す、このシステムを用いて、迷路内で目的オブジェクトまでの経路誘導に関する実験を視覚障害者 11 名に対して行った結果、被験者全員が壁や障害物に接触することなく到着した。また、歩行者などの動的な移動物体が存在しうる

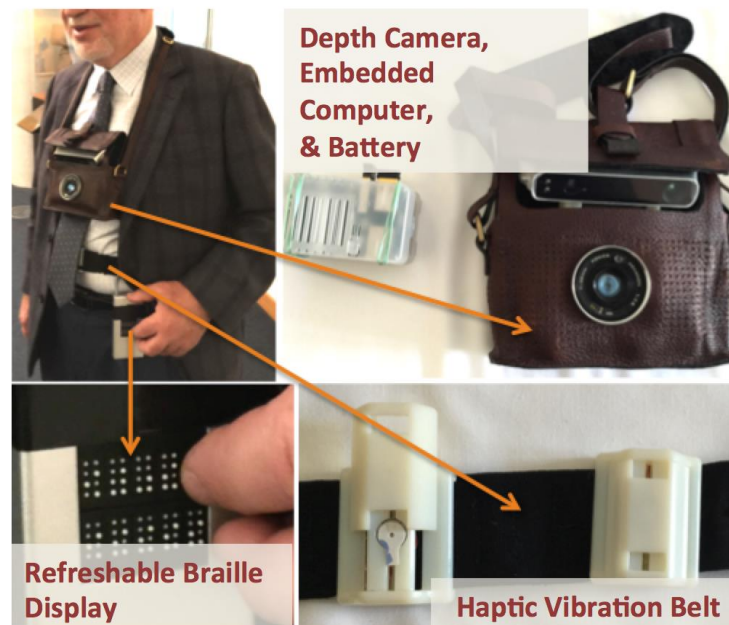


図 2.5 Wang らのシステムのハードウェア構成. (左上) システム利用時の装着例 (右上) 深度センサと処理端末, バッテリーを組み合わせたデバイス (左下) 点字ディスプレイ (右下) 振動で情報提示可能なウェアラブル機器 [5]

環境下での経路誘導に関する実験を 3 名の視覚障害者に対して行った結果, 歩行時間は白杖使用時と比較し, 増加したが, 障害物との接触回数は減少した.

本節で紹介した屋外および屋内で利用可能なシステムにより, 店舗までや店舗内での安全な移動が実現できる. 買い物支援のために紹介した屋内で利用可能なシステムを利用する際には, 店内の商品配置を知っており, 現在地から目的の商品が置かれている棚までの経路を算出する必要がある. そこで, 買い物支援に関する関連研究について紹介し, 関連研究で支援が足りていない部分についても述べる.

2.3 買い物支援

視覚障害者は店舗に到着した後に, 店内がどのような構造になっており, どこにどのような商品が置かれているかを把握する手段を持たない. また商品が置かれた位置がわかったとしても, 自身の購入したい商品を正しく手に取ることは難しい.



図 2.6 RoboCart[15]

そこで、それらを解決し、視覚障害者の買い物行動を支援する試みが行われている。

視覚障害者を商品棚まで誘導するシステムとして、「RoboCart [15]」が提案されている。RoboCart は、図 2.6 に示すカート型ロボットのハンドルを握ると、目的の商品棚までユーザを誘導する。ノートパソコン、レーザレンジファインダ、RFID リーダから構成されており、レーザレンジファインダはユーザ周辺の障害物を検出するために使用され、RFID リーダは店舗内の商品棚に設置した RFID タグの情報を読み取るために使用される。これにより、ユーザの自己位置および目的の商品棚の位置を知ることができる。ノートパソコンは、各センサのデータ処理や RoboCart の経路計画のために用いられる。このシステムを用いて、視覚障害者が買い物のタスクを行った結果、正常に完了し単独での買い物の支援に成功した。しかし、本システムを利用する際には RFID を商品棚に設置しておく必要があり、設置された店舗でしか利用ができない。

「ShopTalk[16]」は、店舗内の商品棚や通路にバーコードを設置し、ユーザがスキャナで読み取ることで目的の商品を探索するシステムで、図 2.7 に示すような構

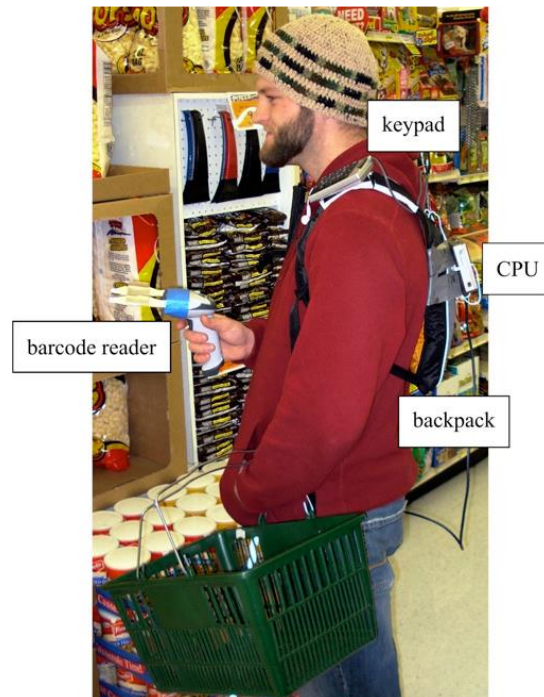


図 2.7 ShopTalk[16]

成となる．このシステムを用いて，視覚障害者 10 名に対して 3 個の製品の回収を 5 回試行するという被験者実験を行った結果，全員がタスクを完了し，単独での買い物の支援に成功した．しかし，本システムも RoboCart と同様に，店舗内にバーコードを設置する必要があり，ユーザはスキャンしながら歩行する必要がある．どこにどのような商品が置かれているかも把握できないため，ユーザは店舗内を歩き回る必要がある．

商品棚から目的の商品を手にするまでの誘導に関しては，「Third Eye[17]」が提案されている．Third Eye は，図 2.8 に示すように，カメラが搭載されたスマートグラスとカメラを装着した手袋により，取得したカメラ画像から一般物体認識を行うことで商品を特定する．手袋には振動子が装着されており，その振動刺激により，目的の商品を手にするまで誘導する．本システムは商品棚まで誘導する機能は持たないが，商品棚まで到着した際には購入したい商品を正しく手にとることが可能である．

紹介した RoboCart や ShopTalk は，店舗の協力を要するために利用可能な場面

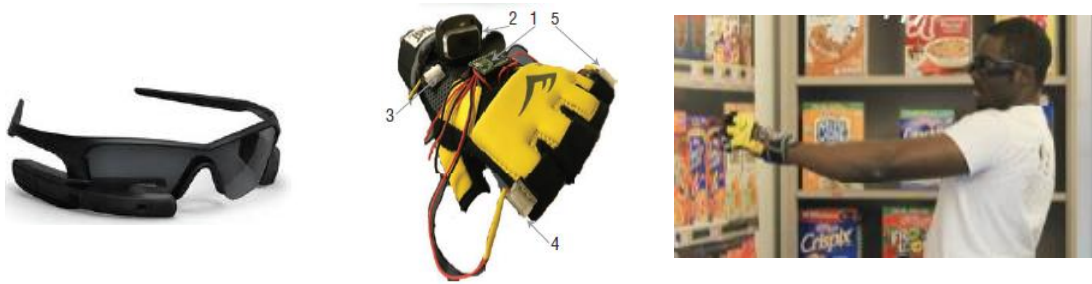


図 2.8 Third Eye の構成. (左) カメラ付きスマートグラス (中央) 振動で商品まで誘導する手袋 (右) Third Eye の利用例 [17]

が限られる. Third Eye は, 商品棚の前までの誘導は不可能である. したがって, 店舗の協力を要さず目的の商品が置かれている商品棚までの誘導は実現されていない.

2.4 本研究の位置づけ

本章では, 視覚障害者の歩行のための情報提示, 歩行支援, 買い物支援に関する研究について紹介した. 情報提示手法に関する研究では, 歩行のために聴覚や触覚を用いた情報提示手法が多く存在する. 聴覚への情報提示としてはイヤフォンを用いた音による提示が一般的である. 触覚への情報提示としては把持型とウェアラブル型が存在し, 必要に応じて使い分ける必要がある. 歩行支援に関する研究は数多く, 紹介したシステムを用いることで視覚障害者の外出に関する問題を解決できると考えられる. 買い物支援に関する研究も存在するが, 店舗の協力が必要であったり, そうでない場合でも店舗に到着してから商品棚までの誘導は実現されていない.

本研究では, 視覚障害者への買い物に関する支援は不十分であると考えている. RoboCart や ShopTalk は店舗の協力を必要とするため, 利用が限られる. 本研究では, 視覚障害者が単独で買い物が可能となる支援を行うために, RoboCart や ShopTalk の問題を解決し, 店舗の協力を要さずに店舗に到着してから商品棚までの誘導を行うシステムを開発する.

第 3 章 提案システム

本章では、視覚障害者が単独で買い物可能なシステムについて述べる。提案システムでは、視覚障害者が初めて訪れる店舗において、店内の様子がわかっていない状態で、目的とする商品が置かれた棚の近くまで誘導を行う。

3.1 想定環境

本節では、提案システム利用時の想定環境について述べる。提案システムの条件や利用時の条件としては、まず、ユーザは全盲および弱視の視覚障害者を対象とし、ユーザは購入したい商品のリストを用意する。利用できる店舗はコンビニエンスストアやスーパーマーケットなどを対象とし、初めて訪れる店舗であっても利用可能とするが、店内がどのような棚の配置になっているかなどの地図は存在しない。ユーザは店舗の入口までたどり着けるものとする。

提案システムが持つ機能は、店内の様子（壁の位置、棚の配置）の把握、棚に置かれた商品の認識、未認識箇所にもどのような商品が置かれているかの予測、効率良いルート の算出、ユーザの誘導である。本論文では、店内の壁や棚がどのように配置されており、各棚にもどのような商品が配置されているかを観測により認識・記録した地図を観測地図と呼ぶものとする。観測地図はユーザが店内を歩行していく中で、随時作成されていく。また、観測されていない箇所にユーザを効率良く誘導するために、店内にどのように商品が配置されているかについて予測した地図（以降、予測地図）を作成する。予測地図の作成には、複数の他店舗の商品配置をもとに作成する。システムは観測地図をもとにユーザを誘導するが、観測地図が作成されていない地点への誘導は予測地図を用いるものとし、予測地図は観測地図が作成されていくに従い、予測結果が更新されていく。

店舗でユーザが買い物をする際の流れであるが、まずユーザは事前に購入したい商品のリストをシステムに入力しておき、店舗の入口でシステムを利用開始し、店舗の入口からシステムの指示をもとに移動を始める。システムは購入希望リストと予測地図内の商品の配置をもとに、ユーザを各商品の棚まで誘導する。誘導されている間、ユーザは身体にカメラを装着した状態で歩行する。システムは、取得され

たカメラ画像から、壁の位置や棚の配置を把握しつつ、各棚に置かれた商品の内容を認識することで、観測地図を作成していく。また、認識結果を予測地図に反映することで予測地図の更新も随時行う。

3.2 システム設計

3.1 節で述べた動作を行うシステムを開発するために、(1-1) 商品カテゴリの認識、(1-2) 観測地図の作成、(2) 予測地図の作成・更新、(3) 目的地までの経路誘導、それぞれの実装を行う。

(1-1) と (1-2) を実現するために、ユーザはウェアラブル型のカメラを身に付けた状態で店内を歩行し、店内の観測を行う。システムはカメラから取得された情報を用いて、SLAM (Simultaneous Localization and Mapping)[18] を行い、店内の壁の位置と棚の配置、ユーザの位置を取得する。同時に、カメラで撮影した商品棚画像から機械学習を用いて、各商品棚にどのような種類の商品（パン、本、アイスなど）が置かれているかといった商品カテゴリを認識し、商品棚の位置に認識したカテゴリを記録することで、観測地図を作成する。例えば、図 3.1(a) のようなレイアウトの店舗内をユーザが隅々まで歩行し店内の観測が完了した場合、同図 (b) のような実空間を一定間隔で分割した領域に対してカテゴリ分類した観測地図が作成される。本論文では、この分割した領域をセルと呼ぶ。同図 (b) において、(a) と同じ位置に対応するセルは、色によってカテゴリを表しており、黒色のセルはユーザの位置を示す。(1-1) については 4 章で詳述し、(1-2) については 5 章で詳述する。

(2) の予測地図の作成には、他店舗の商品の配置情報を用いる。他店舗においてどのような距離関係で各商品カテゴリが分布しているかを収集し、その距離関係をもとに予測地図を作成する。システム開始時は入口の位置からのみ予測地図が作成されるが、観測地図が作成され、実際の商品の位置が観測されていくごとに、その情報から予測地図は更新される。予測地図の作成は、例えば、図 3.2(a1) のように入口のみがわかっている場合の予測地図は、同図 (b1) のように未観測のカテゴリの予測を行った結果を反映させる。新たに 2 カテゴリが観測された場合の予測地図は、同図 (b2) のように未観測のカテゴリの予測を行うが、既に観測されているカテゴリは予測結果を誘導には用いないため、未観測のカテゴリのみ反映させる。本

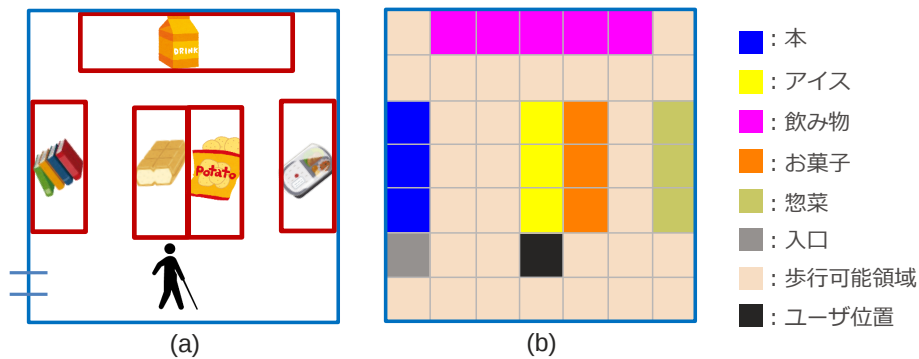


図 3.1 観測地図の例. (a) 実際の店舗のレイアウト (b) 観測地図の作成結果

(青色のセル)と飲み物(ピンク色のセル)のカテゴリが観測されている場合、観測結果をもとに同図 (b2) のように未観測領域のカテゴリの予測を行う．実装の詳細は 6 章に記述する．

(3) の経路探索時、誘導する地点は購入希望の商品のカテゴリが観測により観測地図に記録されている際には同一カテゴリが連続する重心位置とし、観測されていない際には予測地図で示されている地点とする．誘導地点決定後、経路探索を行い、ユーザに音情報を提示することで誘導を行う．実装の詳細は 7 章に記述する．

3.3 システム構成

システムを構成する際に、ユーザは視覚障害者であるため、白杖を把持しつつ移動することを留意する必要がある．片方の手は白杖を把持しつつ商品を手に取る必要があり、もう一方の手では買い物かごを持つため、ユーザが把持する必要がある機器は使用できない．提案システムが機器に対して必要とする機能としては、SLAM 機能・商品棚のカメラ画像取得機能・経路誘導のための情報提示機能・機械学習によるカテゴリ認識や経路探索機能である．

- SLAM 機能・商品棚のカメラ画像取得機能

提案システムでは、カメラ画像から SLAM を利用しユーザ位置や店舗の壁の位置、商品棚の配置の認識や機械学習を利用し商品棚にどのような商品が置いてあるかといった商品カテゴリの認識を行う．上述したように把持する機

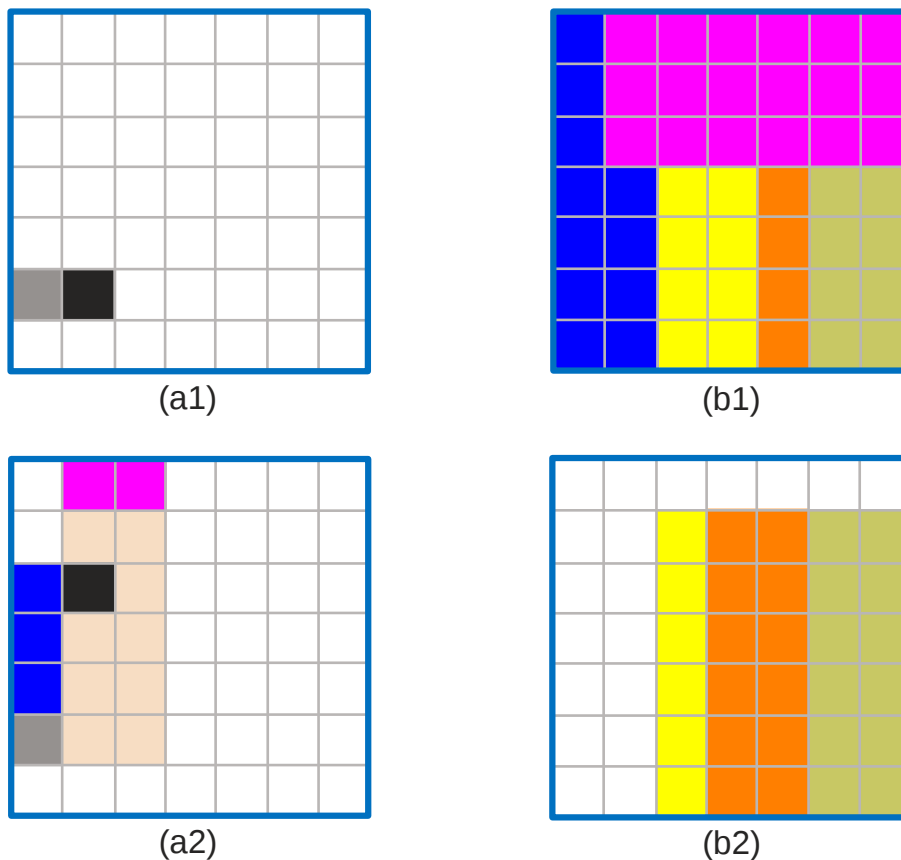


図 3.2 予測地図の作成例．(a1) 入口位置のみが記録された観測地図 (b1) 入口位置を用いた予測地図 (a2) 入口と観測された 2 カテゴリーの位置が記録された観測地図 (b2) 入口と観測された 2 カテゴリーの位置を用いた予測地図

器の使用は難しいため，ウェアラブル型のカメラを利用する．また，視覚障害者にとって周囲を見回す動作は一般的でないため，自ら周囲を見回す必要がない胸部や腰部に装着できるウェアラブルカメラであることが望ましい．

- 経路誘導のための情報提示機能

経路の誘導方法については，音と振動の 2 つの方法が考えられるが，提案システムでは音を採用する．振動を用いた方法の場合，把持型は片手を占有してしまい，ウェアラブル型の場合は装着の手間がある．さらに，両手法とも伝達可能な情報量は音声と比べたときに少ない．もし，振動で多くの情報を提示する場合，振動パターンの組み合わせが考えられるが，ユーザはパター



図 3.3 イヤホンの種類. (左) 密閉型 (中央) 開放型 (右) 骨伝導型

ンを記憶する必要がある、ユーザへの負荷が大きい。一方、音は周囲の環境音取得を阻害する問題点があるが、視覚障害者に対するヒアリング調査ではイヤフォンによる経路誘導を望む意見があった。したがって、片手を塞ぐことや装着の手間が少なく、伝達可能な情報量が多いイヤフォンを用いた音による経路誘導を行う。イヤフォンは図 3.3 に示す通り、大まかに 3 種類に分類できる。各特徴として密閉型は、装着時に耳の穴にしっかりフィットし、環境音を遮断し、音声を聞き取りやすい。開放型は、密閉型イヤフォンほど耳にはフィットせず、環境音が聞こえやすい。骨伝導型は、耳を塞がずこめかみ付近にスピーカを当て、頭骨を振動させることで鼓膜を通さず直接聴覚神経に聴覚情報を伝達させる。以上のイヤフォンの種類はユーザの好みによって選択可能とする。

- カテゴリ認識や観測地図作成のための高性能な処理端末の利用

観測地図をリアルタイムに作成する場合、1 秒間に数回機械学習でカテゴリ認識を行うために GPU を含む高性能な処理端末の利用が望まれる。提案システムでは、ユーザ側が携帯可能な処理端末では、処理性能に限界がある。そこで、カテゴリ認識および観測地図の作成に加え、予測地図の作成・更新、経路探索を処理する端末（サーバ）を外部に準備することで解決する。したがって、提案システムでは、ユーザ側の処理端末（ユーザ端末）とサーバが必要となる。

したがって、以上に述べた提案システムを実現するために必要な機器を用いたユーザのシステム利用例は、図 3.4 のようになる。

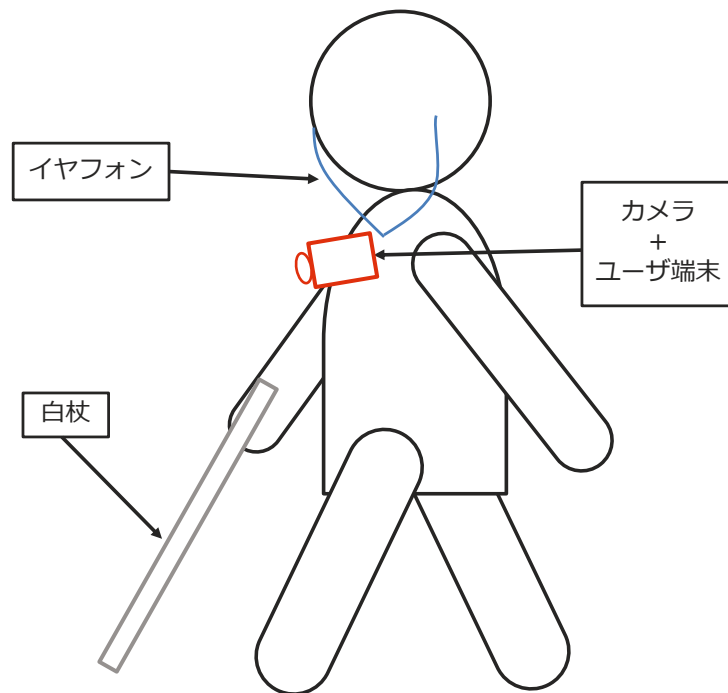


図 3.4 ユーザのシステム利用例

3.4 システムフロー

本システムの流れは、観測地図の作成フローと音声による誘導フローから構成される。観測地図の作成は常時実行され、音声による誘導はサーバ側の観測地図の予測や経路探索の処理負荷が大きいため、数秒間隔で行う。それぞれのフローについて述べる。

観測地図の作成フローを図 3.5 に示す。まず、ユーザ端末は SLAM により随時自己位置推定と三次元環境地図を更新する。一定時間間隔ごとに、ユーザ端末は正面方向にレイをキャストし、SLAM で作られた環境地図に衝突すると、商品棚画像を取得する。そして、ユーザ端末からサーバに取得した商品棚画像や自己位置の座標を送信する。サーバでは、受信した商品棚画像からカテゴリ認識を行い、観測地図の対応するセルにその結果を反映させることで、各セルのカテゴリを分類する。具体的な処理については、5 章で詳しく述べる。

次に、音による誘導フローを図 3.6 に示す。まず初めに、サーバ側で作成途中の

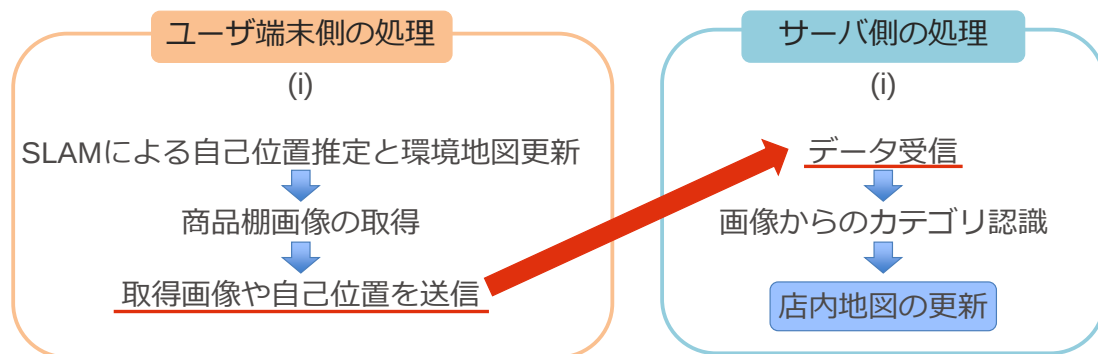


図 3.5 観測地図作成フロー

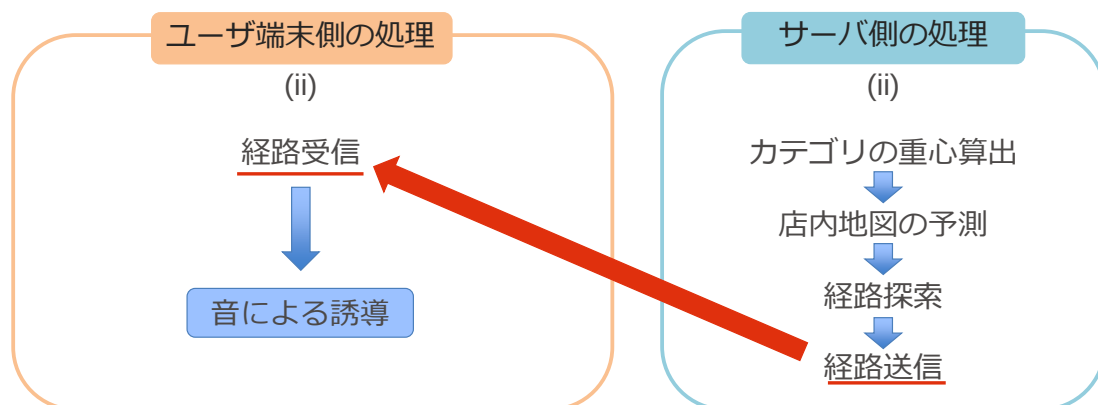


図 3.6 音による経路誘導フロー

観測地図から各カテゴリの重心位置を求める。これは、観測されたカテゴリが連続して認識されている領域を求め、その重心位置とする。当然、観測されていないカテゴリの重心は算出しない。求めたカテゴリの重心を用いて観測地図を予測する。予測後は、観測結果と予測結果から誘導地点を算出し、経路探索を行い、経路をユーザ端末に送信する。ユーザ端末は経路を受信すると、イヤフォンを介して音で目的地まで誘導する。このフローは数秒間隔で行う。それぞれの具体的な処理は、対応する章で詳述する。

3.5 まとめ

本章では、店舗からの協力を必要とすることなく、目的のカテゴリが存在する商品棚付近まで誘導するためのシステムについて提案した。

提案システムは、商品カテゴリの認識、観測地図の作成、予測地図の作成・更新、目的地までの経路誘導の機能を持ち、ユーザは本システム利用時に、経路誘導を受けるために必要なイヤフォンと観測地図作成に必要なウェアラブルなカメラとユーザ端末を装着する必要がある。カメラとユーザ端末の一例として、HoloLens が考えられる。HoloLens は一般的に光学透過型のディスプレイで、頭部に装着する機器であるが、単体で SLAM が可能である。これを頭部ではなく、何らかの方法で胸部付近に装着させることで、カメラとユーザ端末の役割を担う。その他にも、カメラとして Intel 社の RealSense、ユーザ端末として小型のコンピュータである Raspberry Pi を組み合わせる方法も考えられる。

また、本章で述べた提案システムを実現するために、商品棚画像からのカテゴリ認識、観測地図の作成、予測地図の作成、経路誘導を実現する必要がある。それぞれについて、4, 5, 6, 7 章で詳述する。

第 4 章 商品棚画像からのカテゴリ認識

商品棚に存在する商品カテゴリを認識する方法として、RFID による認識や商品棚画像から機械学習を用いたカテゴリ認識が考えられる．前者の方法は，店舗に RFID タグを設置する必要があるため，提案システムの要件を満たさない．一方，後者の方法は，商品カテゴリを認識するモデルを作成し，店舗でカメラによる周辺の撮影許可があれば実現できる．したがって，本研究では商品棚画像からの商品カテゴリ認識を目指す．本システムでは，機械学習のアルゴリズムとして，一般物体認識のタスクで高い精度を誇り，広く普及している CNN (Convolutional Neural Network) を採用する．

4.1 データセット

商品カテゴリの認識を行うモデルを作成するために，商品棚画像のデータセットを作成する必要がある．そこで，本研究では学内のコンビニエンスストアの協力を得て画像データセットを作成した．本研究では，商品カテゴリを本 (book)，パン (bread)，インスタント食品 (instant food)，日用品 (daily)，飲み物 (drink)，アイス (ice)，惣菜 (side dish)，お菓子 (snack) の 8 クラスに設定した．各クラスの画像例を図 4.1 に示す．同図は，商品棚を正面から撮影した画像データセットであり，撮影は HoloLens 内蔵のカメラを用いて行った．画像の解像度は 1216×684 [pixel] であり，学習時には 50×50 [pixel] に変換する．各クラスの画像数を表 4.1 に示す．



図 4.1 画像データセットの例

表 4.1 各クラスの画像数

クラス名	データ数 [枚]
本	579
パン	945
日用品	892
飲み物	2477
アイス	848
インスタント食品	1019
惣菜	1186
お菓子	2798

4.2 学習方法

CNN のモデルとして 18 層の ResNet (Residual Network) を利用する [19]. ResNet は, 2015 年に行われた画像認識の競技会である ILSVRC (ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge) で優勝したモデルである. 従来の CNN のモデルは, 多層化するにつれ勾配消失問題が生じていたが, 過去の層の出力を用いた残差を学習することで解決している. これにより, ResNet は勾配消失問題を解決し, 深い層の実現に成功した CNN のモデルである. 表 4.2 に学習に用いたデータの詳細, 表 4.3 に学習環境を示す. 学習データは, 訓練データ (7253 枚) とテストデータ (2686 枚) と検証データ (805 枚) に分割した. また, 学習を行うには十分なデータ数ではない恐れがあるため, 画像の平行移動・回転・垂直反転などによるデータ拡張を適用した. 実際の拡張例を図 4.2 に示す. 同図 (a) はデータ拡張前で, 拡張後の画像例は (b) のようになる. 今回用いた拡張処理では, 拡大縮小や回転に伴い生じる欠損領域については補間を行っている. 今回はデータ拡張なしとありの性能評価を行った.

表 4.2 学習に用いたデータの詳細

データ数	10744 [枚]
訓練データ数	7253 [枚]
テストデータ数	2686 [枚]
検証データ数	805 [枚]
画像サイズ	50×50 [pixel]

表 4.3 学習環境

CPU	Core i5-7500
GPU	GTX 1080Ti
RAM	24[GB]
開発言語	Python 3.6
フレームワーク	Keras



(a)



(b)

図 4.2 データ拡張の適用. (a) データ拡張適用前の画像例 (b) データ拡張適用後の画像例

4.3 学習結果

データ拡張なしとありの両結果を表 4.4 に示す. また, 多クラス分類の性能評価に用いられる混同行列による性能評価結果を図 4.3 に示す. データ拡張なしの学習では, 99.81% と非常に高い精度のモデルが得られた. 本システム構築のために,

表 4.4 モデルの性能評価

データ拡張なし		データ拡張あり	
精度	0.9981	精度	0.9885
損失値	0.0555	損失値	0.2391

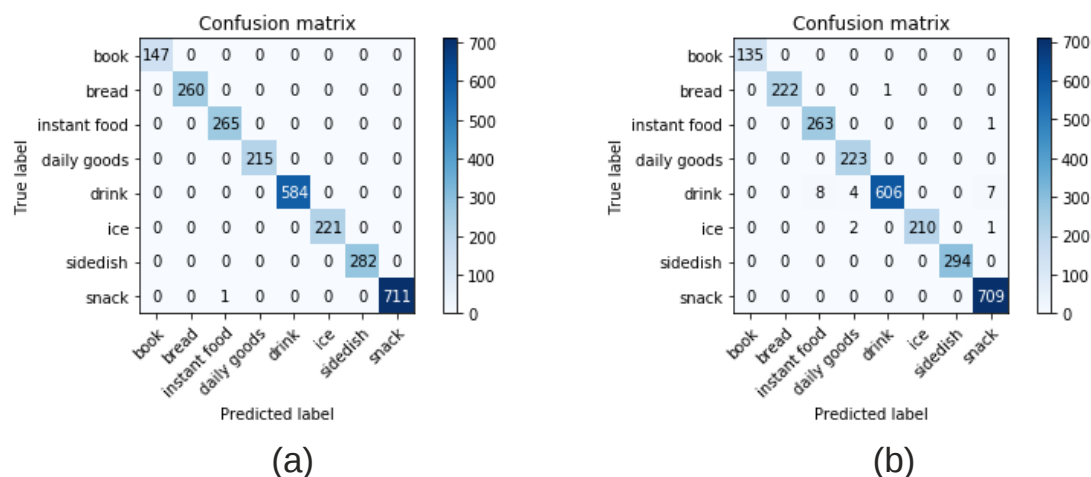


図 4.3 混同行列によるモデルの評価. (a) データ拡張なしの結果 (b) データ拡張ありの結果

100% の認識精度を持つモデルを作成することが理想である. しかし, 商品棚を通り過ぎる際に複数回カテゴリ認識を行い, 投票数の最も多いカテゴリに決定するなどの処理を行うことで, 今回得られた精度でも十分利用できると考えられる. また, データ拡張ありの結果が拡張なしと比べて認識精度が悪化した要因として, データセット撮影の際にカメラはヨーとピッチ方向に回転させて撮影を行ったが, ロール方向に対する回転は加えていなかった. そのため, データ拡張により回転した画像は実際の入力画像として有り得ない画像となったため, データ拡張なしの場合と比べて認識精度が悪化した可能性がある.

4.4 まとめ

本章では，商品棚画像から商品カテゴリの認識を行うことを決定し，一般物体認識で高精度な CNN として知られる ResNet を採用した．認識モデルを学習させるために，学内のコンビニエンスストアから協力を得て，8 カテゴリの画像データセットを作成した．実際に 18 層の ResNet を学習させた結果，非常に高性能な認識モデルが得られた．提案システムで利用するためには，100% の認識精度を持つことが理想であるが，投票処理を行うことにより，得られた精度でも十分に利用できると思われる．

第 5 章 観測地図の作成

提案システムにおいて観測地図の作成は、最も重要な課題である。観測地図を作成することにより、店舗からの協力なしに商品棚の位置や各カテゴリの配置を知ることができる。そして、作成途中の結果を用いて、観測地図の予測や経路探索を可能とする。本章では、この観測地図の作成方法について詳述し、仮想店舗で行った動作検証について述べる。

5.1 観測地図に用いるカテゴリ

観測地図は、二次元のグリッド状の地図の各セルに対してカテゴリを分類することで作成する。観測地図を作成するために、今回は全部で 12 カテゴリを用いる。その内の 8 カテゴリは 4 章で述べた商品カテゴリで、残りの 4 カテゴリである「入口」、「歩行可能領域」、「ユーザ位置」、「未計測領域」について以下のように定義する。

「入口」は、店舗の入口で原点とし、システム起動時を入口に設定する。「歩行可能領域」は、ユーザが歩行可能な領域を指す。歩行可能領域の分類方法については、5.3 節で述べる。「ユーザ位置」は、ユーザの現在地とし、SLAM で得られる自己位置を示す。「未計測領域」は、まだ観測されていない、どのカテゴリが存在するか未知な領域である。初期状態では、各セルは未計測領域に分類される。以上に述べたカテゴリを用いる。また、可視化のために用いたカテゴリと色の対応を表 5.1 に示す（以降もこの色の対応を利用する）。

5.2 観測地図のデータ構造

観測地図は、あらかじめ観測地図の最大の領域とグリッドの縦横の分割間隔を定義する。例えば、図 5.1 のように観測地図の縦横の長さを 8.0m、縦横の分割間隔を 0.2m と定義した場合、縦横のセル数は 40 個となり、総数は 1600 個となる。分割した領域である各セルに対してカテゴリを分類することで観測地図を作成する。セルのカテゴリは、図 5.2 のように各セルに各カテゴリに対する投票数を持たせ、投

表 5.1 カテゴリと色の対応表

色	カテゴリ	色	カテゴリ
■	本	■	惣菜
■	パン	■	お菓子
■	インスタント食品	■	入口
■	日用品	■	歩行可能領域
■	飲み物	■	ユーザ位置
■	アイス	■	未計測領域

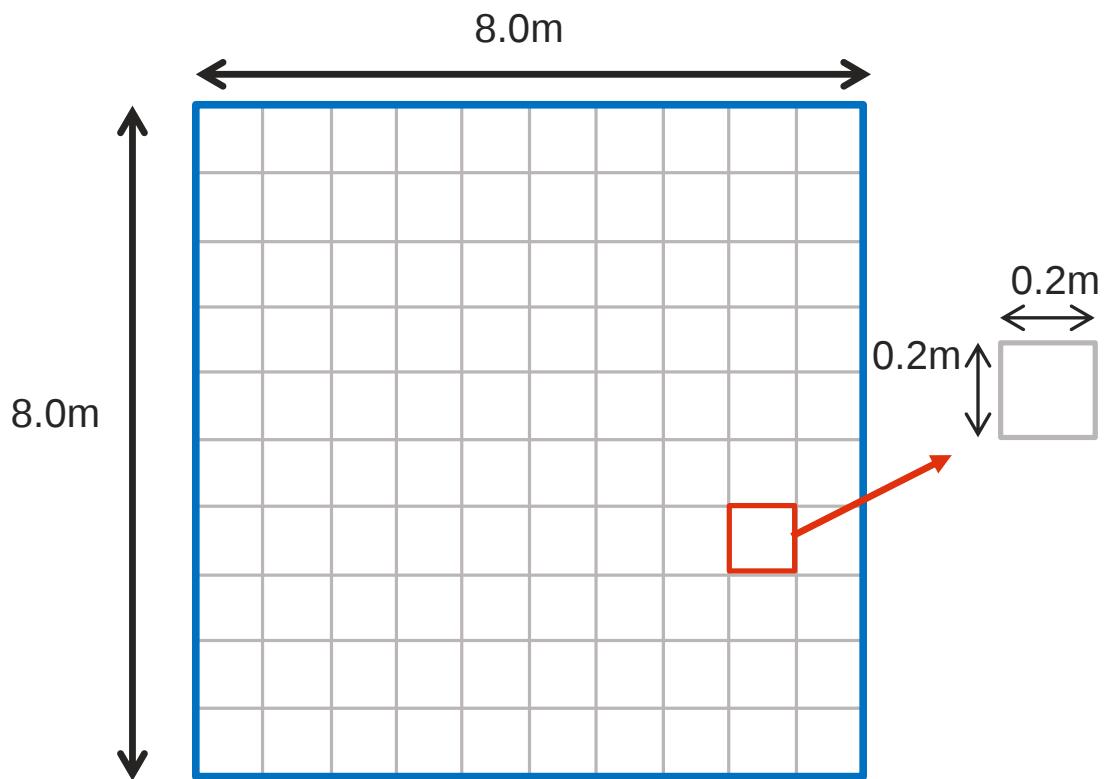


図 5.1 観測地図の分割例

票数の最も多いカテゴリに分類する．同図の場合，セルは最も投票数の多い「本」に分類される．また，各セルの投票数の初期値は，「未計測領域」に微小に投票されている状態にすることで「未計測領域」に分類されるようにする．各セルに対する投票処理については次節で述べる．

セル 	カテゴリ	投票数
	本	30
	パン	15
	日用品	17
	⋮	⋮
	歩行可能領域	0
	ユーザ位置	0
	未計測領域	1

図 5.2 セルが持つ投票数のデータ構造

5.3 投票処理による観測地図の作成

提案システムでは，実空間上の座標を取得するために SLAM を利用し，システムの起動地点である「入口」を原点とする．一秒間に数回，図 5.3(a) のようにユーザに装着させたカメラの位置から画像中心の方向にレイをキャストする [20]．キャストしたレイが SLAM で作成された環境地図に衝突すると，画像を取得し，取得した画像，レイが衝突した座標，自己位置座標をサーバに送信する．サーバ側では，受信した画像から商品カテゴリの認識を行った後，SLAM で得られる実空間上のレイが衝突した座標およびユーザが位置する座標と対応するセルの位置を算出する．SLAM で得られる実空間上の実数値の座標 x, y から，求めたいセルの横方向の位置を $Cell(x)$ ，縦方向の位置を $Cell(y)$ とする．算出式は，セルの横幅を W_{cell} ，縦幅を H_{cell} とし，店内の縦方向，横方向への最小値をそれぞれ x_{min}, y_{min} とおくと，(5.3.1)，(5.3.2) 式で求まる．この変換式によりレイが衝突した座標と対応するセルの位置が求まり，認識されたカテゴリに投票を行う．また，ユーザ位置からレイが衝突した位置までの空間は，障害物が存在しない歩行が可能な領域と定義する．したがって，図 5.3(b) のようにレイが衝突するまでに通過したセルをブレンハムのアルゴリズム [21] により算出し，「歩行可能領域」に投票を行う．また，ユー

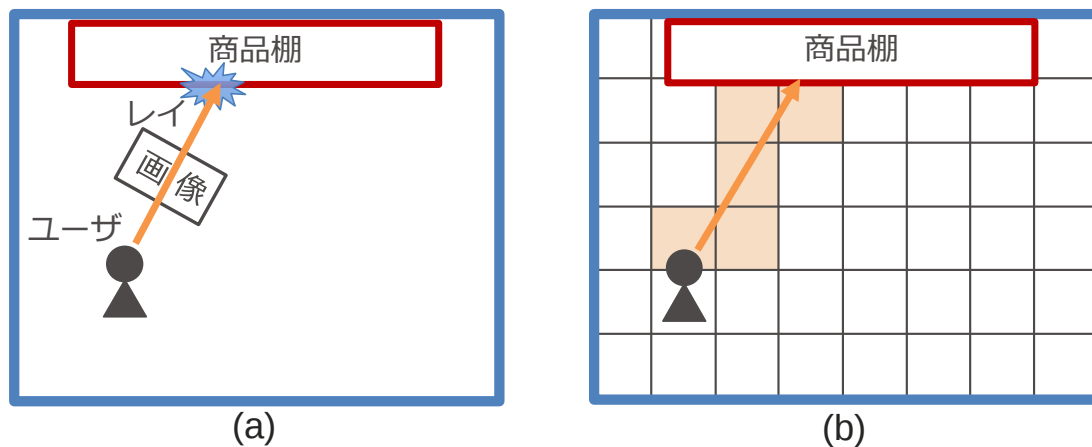


図 5.3 レイキャストと歩行可能領域. (a) ユーザの現在地からレイキャストにより商品棚の位置や商品棚画像を取得する様子 (b) ユーザの現在地からレイが衝突したセルまでを歩行可能領域として検出する様子

ザの位置するセルは、「ユーザ位置」の投票数を同セルの中で一時的に一番多くすることで、そのセルを「ユーザ位置」に分類させる。投票処理の利点として、画像の撮影角度や撮影距離によりカテゴリ認識が誤り、本来とは異なるカテゴリにセルが分類されたとしても、正しく認識できる画像がより多く撮影され、本来のカテゴリに投票が積み重なることで修正されることが期待できる。

$$Cell(x) = \lfloor \frac{x - x_{min}}{W_{cell}} \rfloor \quad (5.3.1)$$

$$Cell(y) = \lfloor \frac{y - y_{min}}{H_{cell}} \rfloor \quad (5.3.2)$$

5.4 観測地図からのカテゴリの重心の算出

カテゴリの重心位置は、図 3.6 に示すタイミングで各商品カテゴリの重心を求める。重心位置を誘導の目的地とし、カテゴリ間の距離関係を利用した予測地図の作成にも用いる。重心位置の算出方法は、同一カテゴリが連続する領域の中心位置と

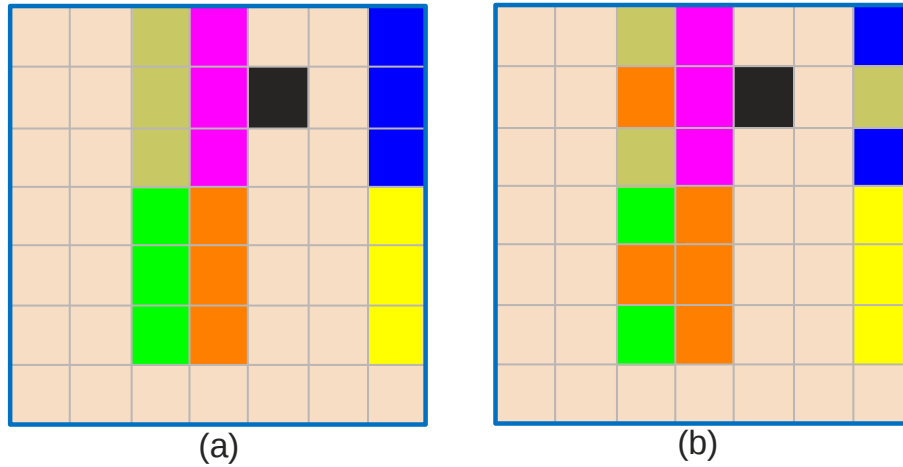


図 5.4 理想的な観測地図と誤認識を含む観測地図の例. (a) 理想的な観測地図の例 (b) 誤認識を含む観測地図の例

する．重心を求めるために，図 5.4(a) のように作成途中の観測地図において同一カテゴリが連続して存在することが望まれるが，実際には誤認識（カテゴリ認識の誤り）を含むため，同図 (b) のように同一カテゴリが断続して認識される場合がある．そこで，縦方向と横方向に誤認識除去を適用した地図から重心を求める．縦方向の誤認識除去は，図 5.5 を用いて説明する．基準のセル（同図中の水色のセル）を設定し，上下方向に M セル内のカテゴリを調べ，計 $2M + 1$ 個のセルの中で最も多く含まれるカテゴリに基準のセルを修正する．横方向は左右方向に同様の処理を行う．その後，縦方向に誤認識除去を適用した地図は縦方向に，横方向に誤認識除去を適用した地図は横方向に，最も同一カテゴリが連続する領域を求める．これを，認識カテゴリ分行い，誤認識除去を適用した 2 つの地図ごとに各カテゴリの重心を調べる．店舗には同一カテゴリは複数存在しないという制約を設け，両地図でカテゴリが重複する場合は，連続する領域が大きい方の重心を，そのカテゴリの重心とする．

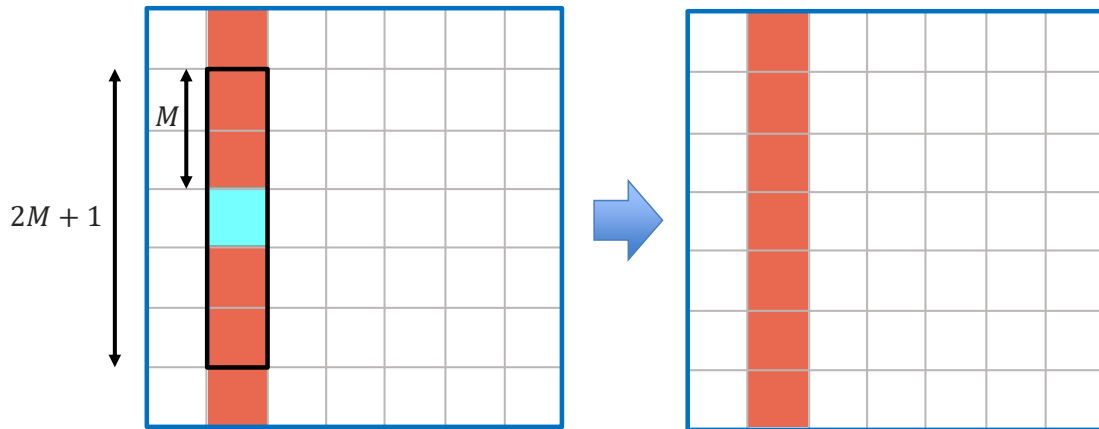


図 5.5 誤認識の修正.

5.5 仮想店舗での動作検証

観測地図のリアルタイム作成の動作検証を行うために，図 5.6 に示す仮想の店舗を作成した．同図 (a) は，壁面と棚面に商品棚画像のテクスチャを貼り付けた簡易的な仮想店舗で，白壁は商品が設置されていない箇所を表している．また，左下付近に存在する立方体は入口の場所を表している．この仮想店舗の商品カテゴリの配置は，同図 (b) のような実際のコンビニエンスストアを模倣した．また，仮想店舗内に設置したカメラから見た一人称視点の例は同図 (c) である．動作検証で用いた仮想店舗は，大きさは x 方向 6.0m， y 方向 7.2m とした．作成する観測地図は，システム起動時の位置である入口を原点とし，負の実数値に対応できるように， x, y 方向に -1.0m から 7.0m までの 8.0m の領域を定義しており，仮想店舗よりも大きい領域とした．したがって，定義した領域を 0.2m 間隔で分割するため，セル数は 40×40 個存在する．

仮想店舗での観測地図作成の途中経過を図 5.7(a) に示す．同図において，●印のセルは今回の仮想店舗でテクスチャの存在しない白色の壁を表し，このカテゴリは重心位置は求めず，システムの挙動に影響は与えない．また，「未計測領域」のセルは，レイの衝突もしくはレイの通過が一度も無く，投票が行われなかったセルである．仮想店舗外の領域のセルも「未計測領域」となる．観測地図の作成精度は，SLAM の三次元再構築および自己位置推定の精度と，商品棚画像からのカテゴリ認識の精度に依存する．本動作検証では，仮想店舗でのカテゴリ認識のためデータ

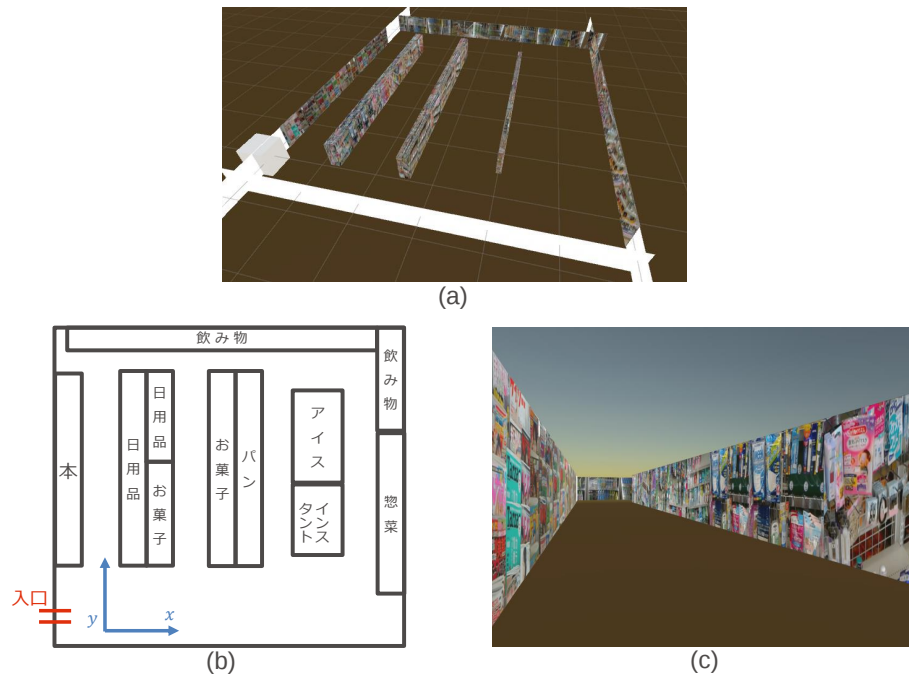


図 5.6 仮想店舗. (a) 作成した仮想店舗の外観 (b) 模倣したコンビニエンスストアのレイアウト (c) 仮想店舗での一人称視点

セットを再度作成し，画像データ数 5165 枚に対して訓練データ (3486 枚) とテストデータ (1292 枚) と検証データ (387 枚) に分割し学習させ，精度：97.45%，損失値：0.28 となった認識モデルを使用した．仮想店舗上での観測地図は，図 5.6(b) と比較して，再現度高く観測地図が作成できていることが確認できる．

次に，作成途中の観測地図から，縦方向と横方向に誤認識除去を適用した結果と重心を求めた結果について述べる．縦方向と横方向に誤認識除去を適用した結果をそれぞれ図 5.7(b), (c) に示す．両結果とも，若干の誤認識は残っているが，誤認識除去前と比較すると格段に誤認識が少ない．また，両図に示す十印は，求めたカテゴリの重心位置を表している．この結果から，誤認識除去前の観測地図に重心位置を示した図は，同図 (d) になる．(b), (c) とともに「飲み物」の重心が求まっているが，連続するカテゴリが大きい方を重心と採用するため，横方向のノイズ除去で求めた重心が採用される．

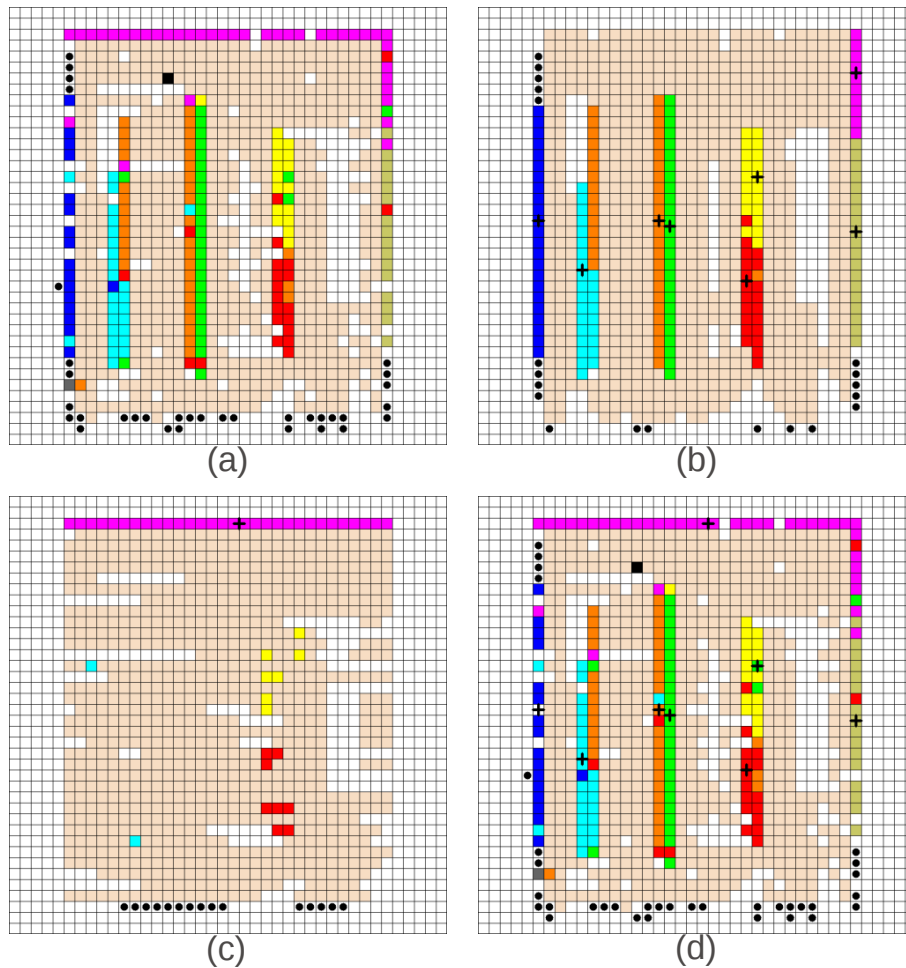


図 5.7 観測地図の作成結果. (a) 観測地図作成の途中経過 (b) 縦方向に誤認識除去を適用し重心を求めた結果 (c) 横方向に誤認識除去を適用し重心を求めた結果 (d) 縦方向と横方向に誤認識除去を適用し重心を求めた結果から各カテゴリの重心位置を一意に決定し，観測地図に重心位置を描画した結果

5.6 まとめ

本章では，本システムで鍵となる商品棚の位置やカテゴリを記録した観測地図の作成方法について述べ，作成した仮想店舗でのリアルタイムの観測地図作成の動作検証を行った．その結果，再現度が高い地図が作成でき，システムに十分利用できそうな結果となった．

第 6 章 予測地図の作成

予測地図の作成は、ユーザの探索負荷を軽減するために重要な課題である。リアルタイムに作成する観測地図を用いた誘導の場合、ユーザは目的の商品が存在する棚を自力で観測する必要がある。これは店舗からの協力は必要としないが、ユーザの探索負荷が大きい。そこで本研究では、初めて訪れる店舗であっても、無闇に歩き回る必要なく買い物を行えるための予測地図の作成に取り組んだ。予測地図は、カテゴリ間の距離関係を用いたコスト関数により作成することを目指す。

6.1 予測方法

予測は、観測地図と同様のデータ構造で、各セルに対してカテゴリを予測する。予測するために、既に観測されているカテゴリの重心とカテゴリを予測したいセルの横 (x) 方向、縦 (y) 方向の距離を算出する。本論文では、カテゴリ間距離はカテゴリの重心間距離とする。一般的な店舗のカテゴリ間の距離関係と比較し、最も一致度が高いカテゴリをそのセルの予測カテゴリとする。例えば、図 6.1(a) は、「入口」からすぐ右側もしくは左側に「本」が配置されており、そのまま直進すると「飲み物」が存在する。「入口」や「本」と反対側の壁際に「惣菜」が配置されている一般的な商品配置のコンビニエンスストアである。一方、同図 (b) はシステム動作中に作成途中の観測地図であり、既に「入口」と「本」が観測済みである。このとき、予測したいセルと「本」、「入口」の x , y 方向の距離を算出する。同様に、(a) で「本」と「入口」から各カテゴリへの距離算出する。このとき、「惣菜」との距離関係が (b) で求めた距離関係と一致度が最も高くなる。したがって、予測したいセルの予測カテゴリを「惣菜」に決定する。以上のように、距離関係を比較することで予測を行い、これを各セルに対して行う。一致度が高いカテゴリのコストが最小となるようなコスト関数を定義する。6.2 節でコスト関数の定義を行う。

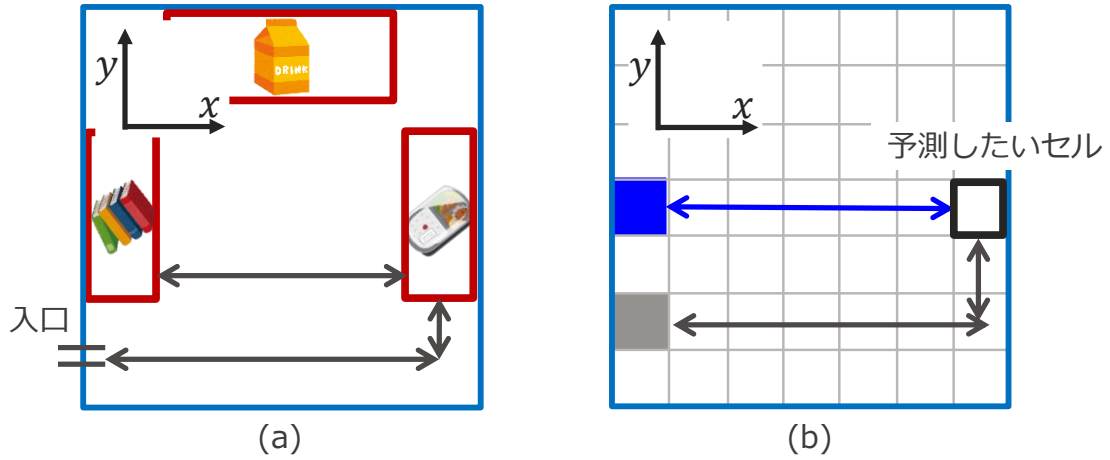


図 6.1 距離関係の比較のイメージ. (a) 一般的な商品配置の店舗 (b) システムが動作している環境で「本」と「入口」の位置が観測された状態の観測地図

6.2 コスト関数の定義

コスト関数を定義する前に、各変数を定義する。まず、コストを算出する 2 つのカテゴリを i, j とする。カテゴリ i, j の添え字とカテゴリの対応を表 6.1 に示す。カテゴリ i, j は、商品棚画像からカテゴリを認識を行う 8 カテゴリと「入口」を含む予測に用いる 9 カテゴリとする。カテゴリ i, j の x 方向への一般的なカテゴリ間距離を $\overline{x}_{ij}$, y 方向への一般的なカテゴリ間距離を $\overline{y}_{ij}$ とし、それぞれ 0 から 1 の間に正規化した実数値とする。 $\overline{x}_{ij}, \overline{y}_{ij}$ は、複数のコンビニエンスストアの各カテゴリの距離を実際に歩測で調査し、平均する。また、システムが作成する観測地図から求めたカテゴリ j の重心を g_{x_j}, g_{y_j} とする。カテゴリ i と j のコストに関する信頼度を w_{ij} とする。 w_{ij} は、カテゴリ i, j 間の距離関係が店舗ごとで変化が小さく、距離関係が保たれている場合は、値を大きくする。店舗ごとで変化が大きい場合は、値を小さくする。重みの求め方については 6.4 節で説明する。これらの変数を用いたコスト関数を (6.2.1) 式のように定義する。 N は商品カテゴリ数であり、今回は商品棚画像から認識を行う 8 カテゴリである。同式の X_j, Y_j をそれぞれ、(6.2.2), (6.2.3) 式に示す。 (6.2.2), (6.2.3) 式に含まれる、 W_{store}, H_{store} はそれぞれ、店舗の x, y 方向への大きさを示す。したがって、 $|\frac{x-g_{x_j}}{W_{store}}|, |\frac{y-g_{y_j}}{H_{store}}|$ はそれぞれ、0 から 1 の実数値となり、対応するセルの実数の座標とカテゴリ j の重心の

距離を店舗の大きさで正規化している．したがって，一般的なカテゴリ i, j 間の距離と一致しているほど， X_j, Y_j は 0 に近づくため， $cost_i$ の値は小さくなり， x, y の位置はカテゴリ i である可能性が高くなる．(6.2.4) 式を満たすカテゴリ $pred$ を x, y に対応するセルの予測カテゴリとする．ただし， $i = j$ の場合は，同カテゴリの位置関係なため，計算しない．

$$cost_i(x, y) = \sum_{j=0}^N w_{ij} \sqrt{X_j^2 + Y_j^2} \quad (6.2.1)$$

$$X_j = \overline{x_{ij}} - \left| \frac{x - g_{xj}}{W_{store}} \right| \quad (6.2.2)$$

$$Y_j = \overline{y_{ij}} - \left| \frac{y - g_{yj}}{H_{store}} \right| \quad (6.2.3)$$

$$pred = \arg \min_{0 \leq i \leq N} cost_i(x, y) \quad (6.2.4)$$

6.3 カテゴリ間の距離関係の調査

実際のコンビニエンスストア 5 店舗で，入口を原点 (0,0) とし，図 5.6(b) に示すように入口正面方向を x ，それと直交する方向を y とし，カテゴリ間の距離関係の調査を行った．各カテゴリの重心位置は，商品が連続して並んでいる棚の中心位置とし，入口から x, y 方向への歩数で測定した．求めた 5 店舗分の各カテゴリの入口からの歩数を用いて，各カテゴリ間の x 方向， y 方向への距離を求めた．この距離を，それぞれ， x 方向， y 方向への店舗の大きさで正規化し，平均することで $\overline{x_{ij}}$ ， $\overline{y_{ij}}$ を求めた． $\overline{x_{ij}}$ の算出結果を表 6.2， $\overline{y_{ij}}$ の算出結果を表 6.3 に示す．現在，「レジ」のカテゴリは観測地図や予測地図の作成に利用していないが，今後加える可能性があるため，調査を行った．表 6.2 では，「パン」と「アイス」の値は小さく，「本」と「惣菜」の値は大きい．これは， x 方向への「パン」と「アイス」の距離は

表 6.1 添え字とカテゴリの対応表

i, j	カテゴリ
0	本
1	パン
2	インスタント食品
3	日用品
4	飲み物
5	アイス
6	惣菜
7	お菓子
8	レジ
9	入口

表 6.2 $\overline{x_{ij}}$ の算出結果

	本	パン	インスタント食品	日用品	飲み物	アイス	惣菜	お菓子	レジ	入口
本	-	0.62	0.52	0.23	0.50	0.52	0.92	0.45	0.40	0.08
パン	-	-	0.09	0.39	0.11	0.09	0.31	0.16	0.22	0.69
インスタント食品	-	-	-	0.29	0.02	0.00	0.40	0.07	0.13	0.60
日用品	-	-	-	-	0.27	0.29	0.69	0.22	0.17	0.31
飲み物	-	-	-	-	-	0.02	0.42	0.05	0.11	0.58
アイス	-	-	-	-	-	-	0.40	0.07	0.13	0.60
惣菜	-	-	-	-	-	-	-	0.47	0.53	1.00
お菓子	-	-	-	-	-	-	-	-	0.06	0.53
レジ	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.47
入口	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

近いため値が小さく、「本」と「惣菜」の距離は遠いため値が大きくなっている。このように各カテゴリ間の距離関係を歩測で求めた。

表 6.3 $\overline{y_{ij}}$ の算出結果

	本	パン	インスタント食品	日用品	飲み物	アイス	惣菜	お菓子	レジ	入口
本	-	0.21	0.01	0.06	0.43	0.01	0.30	0.16	0.57	0.53
パン	-	-	0.22	0.15	0.64	0.20	0.09	0.05	0.36	0.32
インスタント食品	-	-	-	0.07	0.42	0.02	0.31	0.17	0.58	0.54
日用品	-	-	-	-	0.49	0.05	0.24	0.10	0.51	0.47
飲み物	-	-	-	-	-	0.44	0.73	0.59	1.00	0.96
アイス	-	-	-	-	-	-	0.29	0.15	0.56	0.52
惣菜	-	-	-	-	-	-	-	0.14	0.27	0.22
お菓子	-	-	-	-	-	-	-	-	0.41	0.36
レジ	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.04
入口	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

6.4 重みの算出と最適化

カテゴリ i, j の重心間距離の分散が大きいほど、店舗によって位置関係にばらつきがあるため、信頼度を小さくする必要がある。実際に調査したカテゴリ間の距離関係の分散を用いることで、カテゴリ間距離の店舗によるばらつきを調べることができ、これを重み w_{ij} として用いる。具体的には、 $\overline{x_{ij}}, \overline{y_{ij}}$ の分散を、それぞれ $V_{\overline{x_{ij}}}, V_{\overline{y_{ij}}}$ とし、重みを (6.4.1) 式で求める。この式により、カテゴリ間距離の店舗によるばらつきが小さければ小さいほど、重みが大きくなりコストの計算に影響を与える。実際に歩測した 5 店舗の各カテゴリ間の距離の分散を計算し、重みの行ごとの和が 1 になるように (6.4.2) 式で正規化した結果を表 6.4 に示す。同表では、全体的に「インスタント食品」、「アイス」は重みが小さい。実際、これらのカテゴリは店舗ごとに配置が大きく異なる傾向が見られるため、予測の際に算出される「インスタント食品」と「アイス」の X_j, Y_j は信用できない。したがって、考案した店舗ごとの各カテゴリ間距離の分散を用いた重みの算出方法により、目的通り重みが小さくなっている。

実際に予測地図を作成する際は、(6.4.2) 式の重みの正規化はカテゴリ j の重心が観測されていない場合は、計算の対象から除外する。

表 6.4 カテゴリ間の重み

	本	パン	インスタント食品	日用品	飲み物	アイス	惣菜	お菓子	レジ	入口
本	0.000	0.001	0.000	0.212	0.491	0.000	0.272	0.010	0.003	0.011
パン	0.000	0.000	0.001	0.030	0.005	0.000	0.005	0.647	0.297	0.014
インスタント食品	0.000	0.019	0.000	0.018	0.839	0.031	0.022	0.059	0.011	0.000
日用品	0.194	0.040	0.001	0.000	0.285	0.000	0.037	0.079	0.052	0.312
飲み物	0.111	0.002	0.008	0.071	0.000	0.000	0.238	0.109	0.073	0.387
アイス	0.000	0.000	0.081	0.022	0.000	0.000	0.000	0.897	0.000	0.000
惣菜	0.155	0.004	0.001	0.023	0.599	0.000	0.000	0.031	0.057	0.130
お菓子	0.004	0.371	0.001	0.034	0.193	0.006	0.022	0.000	0.345	0.024
レジ	0.001	0.135	0.000	0.018	0.102	0.000	0.032	0.273	0.000	0.439
入口	0.003	0.005	0.000	0.091	0.455	0.000	0.061	0.016	0.369	0.000

$$w'_{ij} = 2^{-(V_{x_{ij}} + V_{y_{ij}})} \quad (6.4.1)$$

$$w_{ij} = \frac{1}{\sum_{j=0}^N w'_{ij}} w'_{ij} \quad (6.4.2)$$

6.5 予測地図の作成結果

予測の動作結果を確認するために、5.5 節で述べた仮想店舗を用いる。作成する予測地図の大きさは、仮想店舗より大きい領域を定義していた。したがって、仮想店舗の範囲外のセルも予測が行われるが、今回はあらかじめ予測範囲を仮想店舗の大きさと定義し、予測を行い可視化した。

入口位置のみが判明している際の予測地図を図 6.2(a) に示す。同図において、「アイス」や「インスタント食品」の位置は、仮想店舗とは異なるが、それ以外のカテゴリについては予測の位置とほぼ一致した位置に存在している。しかし、「アイス」や「インスタント食品」の予測位置は店舗によっては同様の位置に存在する場合もあるため、一般的な店舗に基づいた予測結果だと言える。また、実際には入口位置は予測はされないが、後処理にて追加した。

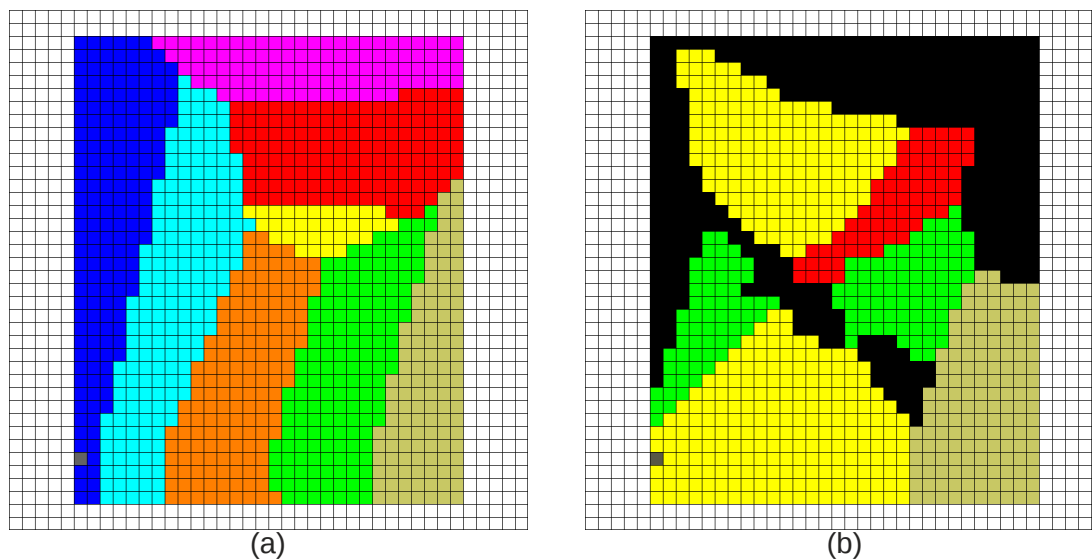


図 6.2 予測地図の作成結果. (a) 「入口」の位置から求めた予測地図 (b) 「入口」と「本」, 「日用品」, 「お菓子」, 「飲み物」の4カテゴリの重心位置から求めた予測地図

次に, 「本」, 「日用品」, 「お菓子」, 「飲み物」の4カテゴリの重心観測後の予測地図を同図 (b) に示す. 同図で黒色のセルは, 既に観測されたカテゴリを指す. また, 予測地図は入口のみで行った予測結果と異なる予測結果となっている. これは, 定義したコスト関数の特性上観測されたカテゴリの位置や数が変化すると予測も変わるためである.

6.6 まとめ

本章では, 各カテゴリ間の距離関係を用いた予測地図の作成方法について述べ, 定義したコスト関数により予測地図作成の動作検証を行った. その結果, 入口のみや配置位置が一般的であるカテゴリの重心を観測した場合の予測結果は, 一般的なコンビニエンスストアのレイアウトと似た結果となった. また, 上述したように観測が進むと予測地図は変化する. 以上の予測地図を用いることで効率的な誘導が期待できる.

第 7 章 商品棚までの経路誘導

経路探索は、現在地から目的地までの道順を決定するために必要不可欠である。したがって、経路を探索するためには目的地が既知である必要がある。目的のカテゴリが観測されていれば、カテゴリの重心位置へと誘導するが、観測されていない場合は予測結果を用いる。6 章で示した予測結果は、目的地のセルが明らかになっていないため、本章では目的地の算出方法について述べる。次に、目的地が明らかになった後、経路探索を行う必要があるが、本システムが想定する利用状況では算出された経路上に未知な商品棚や障害物が存在する可能性がある。これらを考慮した経路探索アルゴリズムを採用する必要がある。また、経路算出後は、ユーザに通知し誘導を開始する。本システムでは、音の出力を進路方向に応じて変化させることで、直感的な提示を試みる。

7.1 目的地の算出

目的のカテゴリが未観測の時に、予測結果から目的地を算出する方法について述べる。まず、図 7.1 に示すように予測結果からカテゴリごとに領域を抽出し、当該カテゴリ領域とそうでない領域に二値化する。二値化した結果から、ラベリング処理によりカテゴリが連続する領域を調べ、重心位置も算出する（同図中央部に示すカテゴリ領域抽出結果に示す赤い点）。複数の連続する領域が存在する場合、領域が大きい方を採用し、カテゴリごとに求めた重心位置を記録した地図を作成する。次に、図 7.2 に示すように予測結果から求めた各カテゴリの重心位置と観測で求まっているカテゴリの重心位置を組み合わせ、目的地を算出する。目的地は、観測から重心位置が求まっているカテゴリはその重心位置を採用し、求まっていない場合は予測結果から求めたカテゴリの重心位置を採用する。

また、観測されていないかつ現時点での予測地図作成時にどのセルにおいてもコストが最小とならなかったカテゴリは観測地図と予測地図に記録されないため、目的地が存在しない場合がある。その場合は、歩測で求めたカテゴリ間の距離関係から、目的のカテゴリと最も近い位置に存在するカテゴリの重心を目的地とする。これは、ユーザを近い位置に存在するカテゴリ位置へ誘導する道中で、目的のカテゴリ

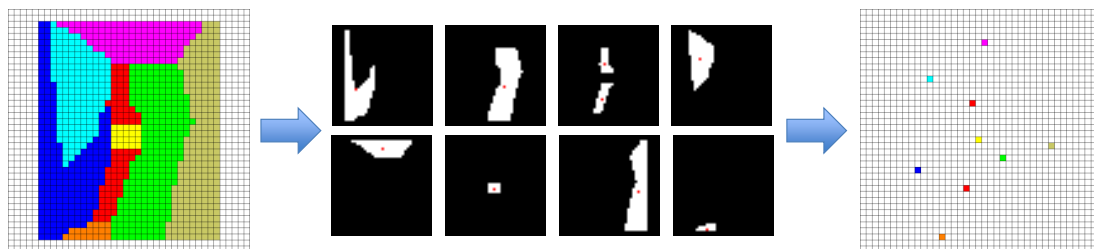
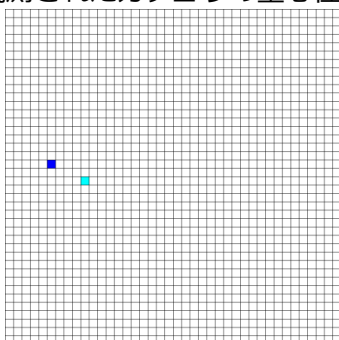
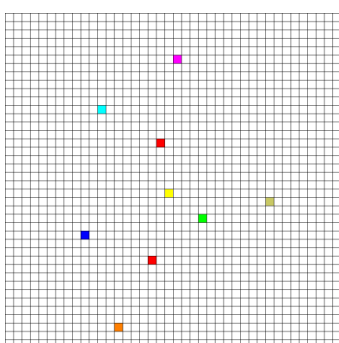


図 7.1 予測結果からカテゴリの重心位置を算出する流れ

観測されたカテゴリの重心位置



予測されたカテゴリの重心位置



各カテゴリの誘導地点

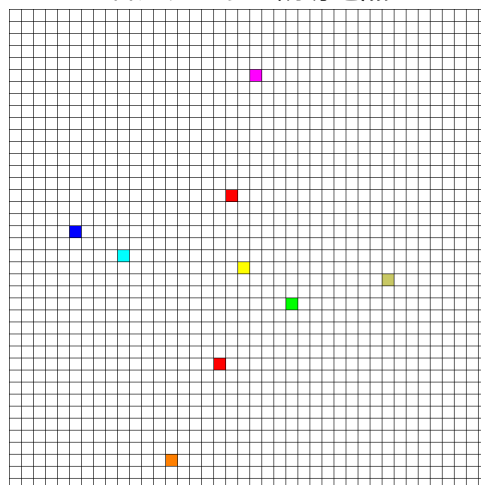


図 7.2 観測結果と予測結果を組み合わせた目的地の算出

りが観測されることを期待するためである。

7.2 経路探索

本システムの経路探索の条件は2つ存在する。1つめは、ユーザの位置と目的地が既知であること。2つめは、歩行が可能な領域と壁や商品棚などの歩行が不可能な領域が未知であること。この2条件に対して適用できる経路探索アルゴリズムとして、マイクロマウス競技で有名な足立法が存在する [22]。足立法について、図 7.3 を用いて説明する。目的地が既知であるため、例として同図 (a) のような状況を考える。同図では、ユーザの現在地を黒塗りのセル、目的地を星印とする。(b) で、目的地からすべてのセルまでの歩数であるマンハッタン距離を求め、ユーザの現在地から歩数が小さい方へと辿ることで目的地までの経路が算出できる、(c) でユーザが経路に沿って歩行している途中で、商品棚などの歩行不可能な領域を観測する。すると、(d) のように歩行が不可能な領域を回避した目的地までの歩数を求め、再度経路を計算する。以上のように、現在地と目的地のみが既知であり、動的に障害物を検出しても足立法は経路探索が可能である。したがって、本システムでは足立法を採用し、経路探索を行う。

7.3 経路誘導

経路探索により求めた経路に従ってユーザを誘導する必要がある。本研究では、イヤフォンを用いた音による誘導を行う。具体的には、進路方向に応じて音の出力を変化させることで、ユーザが直感的に理解しやすい提示を試みる。音の出力パターンを6パターンとし、図 7.4 を用いて説明する。まず、振動音のような連続音でかつ高い音と低い音を用いて、前後方向を区別する。高い音を同図赤色に示す前方に進路が存在するときに用いる。一方、低い音を同図青色に示す後方に進路が存在するときに用いる。また、左右方向は、スピーカの出力を正面方向に進路が存在するときは両側から、右方向のときは右側からのみ、左方向のときは左側からのみとする。

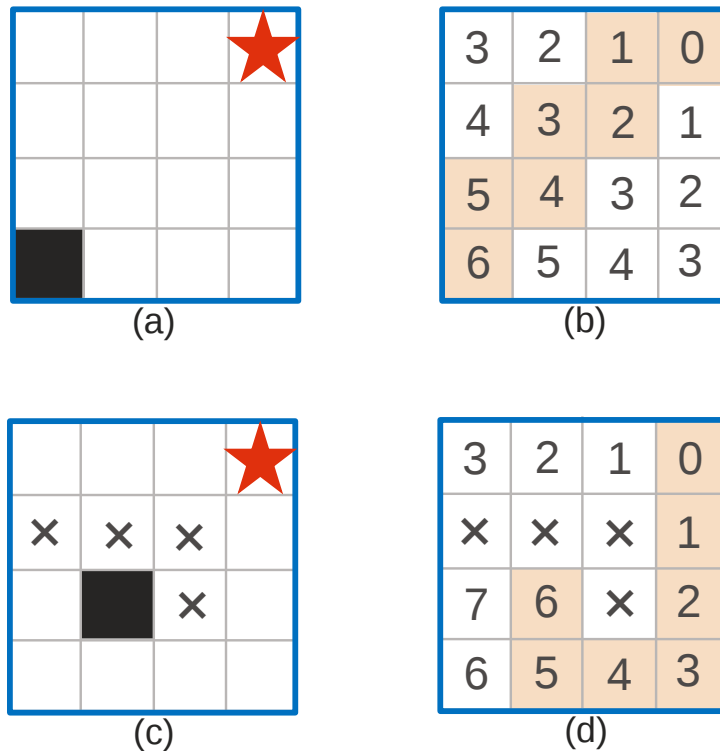


図 7.3 足立法による経路の算出 (a) ユーザの現在地（黒塗りのセルと目的地（星印）の位置を示した地図 (b) 目的地から各セルへの歩数と経路の可視化 (c) 経路に沿って移動したユーザの現在地と目的地の位置を示した地図 (d) 歩行不可能な領域が観測され、再度足立法により算出した歩数とセルの可視化

7.4 まとめ

本章では、観測結果と予測結果から目的地を算出する方法について述べ、目的地を記録した地図を作成した。現在地から目的地までの経路を足立法を用いて算出することで、歩行可能領域や障害物領域が未知な場合でも目的地までの到着が期待できる。また、経路誘導では、音の出力を変化させることで進路方向をユーザに提示する。本章までの内容を用いて提案システムを試作し、提案システムの有効性を検証するために行った実験を 8 章で述べる。

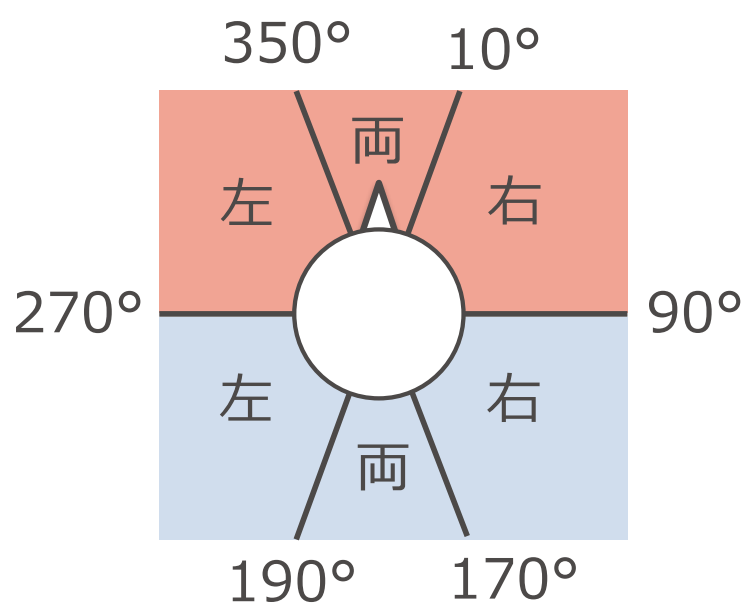


図 7.4 進路方向に対する音の出力パターン

第 8 章 実験

本章では、提案手法の有効性を検証するために行った 2 つの実験について述べる。1 つめの実験は、仮想店舗の各通路を 1~2 回通る全探索手法と提案手法で各カテゴリの商品棚の前までに要した移動距離をシミュレーションで調査し、提案手法の有効性を検証する。2 つめの実験は、弱視者の見え方を再現し、提案手法のなしとありの条件で仮想店舗内で商品カテゴリを探索する被験者実験を行い、提案手法の有効性を検証する。

8.1 実験 1-シミュレーションによる提案手法の有効性の検証

8.1.1 実験目的

実験 1 では、提案手法が目的の商品が存在する棚の前までの誘導に有効であるかを検証するために、シミュレーションを用いて実験を行う。入口から仮想店舗内の各通路を 1~2 回通過する全探索手法と提案手法で、目的の商品が存在する棚の前に移動するのに要した距離を比較し、有効性を検証する。

8.1.2 実験条件

全探索手法と提案手法で、8 カテゴリ（本、パン、インスタント食品、日用品、飲み物、アイス、惣菜、お菓子）の棚の前までの移動に要した距離を求め、比較を行う。実験環境は、図 5.6 の仮想店舗を用いる。今回移動させるオブジェクトは、仮想空間内のカメラとする。両手法ともにサーバから経路を受信し、カメラは受信した経路を元に仮想店舗内を移動する。図 8.1 を用いて両手法の移動例について説明する。

全探索手法

図 8.1(a) は全探索手法による移動例を示す。

- (a1) カメラは入口から y 方向に直進し、一定間隔移動するたびに観測地図の作成を進めるために一回転し、周囲の観測を行う。

- (a2) カメラが壁に衝突すると、まだ探索が行われていない x 方向に一定距離移動する。
- (a3) (a1) と反対方向に直進し、同様に観測地図の作成を進める。
- (a4) 移動途中で目的の商品カテゴリが観測されると、観測された位置に移動する。

このような探索方法により必ず目的の商品カテゴリの棚の前まで辿り着く。今回は、60cm 移動するたびにカメラを一回転させ周囲を観測させる。壁に衝突した際の x 方向への移動量も 60cm とした。これにより、仮想店舗の各通路を最低 1 回、最高 2 回移動する。

提案手法

図 8.1(b) は提案手法による移動例を示している。

- (b1) カメラは入口時点で予測位置までの経路を受信し移動を行う。全探索同様に一定間隔移動するたびに一回転し、周囲の観測を行い、観測地図の作成を進める。
- (b2) 移動途中に経路上に商品棚などの歩行不可能な領域が観測されると新たな経路を受信し、移動を行う
- (b3) 移動途中で目的の商品カテゴリが観測されると、観測された位置に移動する。

予測では x または y 方向に 20cm 移動するたびにカメラを一回転させ周囲を観測させる。これは、足立法で探索された経路はセルに沿っているため、移動量をセルの大きさと同様にするためである。

8.1.3 実験結果

表 8.1 と図 8.2 に、全探索手法と提案手法で、仮想空間内のカメラが各カテゴリの商品棚の前までの移動に要した距離を示す。移動距離は、8 カテゴリ中 5 カテゴリ（パン、インスタント食品、日用品、アイス、惣菜）において提案手法利用時に移動距離が短縮された。また、短縮されなかった 3 カテゴリ（本、飲み物、お菓子）においては提案手法の方が移動距離は長くなったが、その差は小さい。提案手法は全探索手法と比較し、8 カテゴリの平均で 5.63m 移動距離が短縮された。全体的に、全探索手法の移動距離が短い場合は提案手法の方が移動距離は長くなるもしく

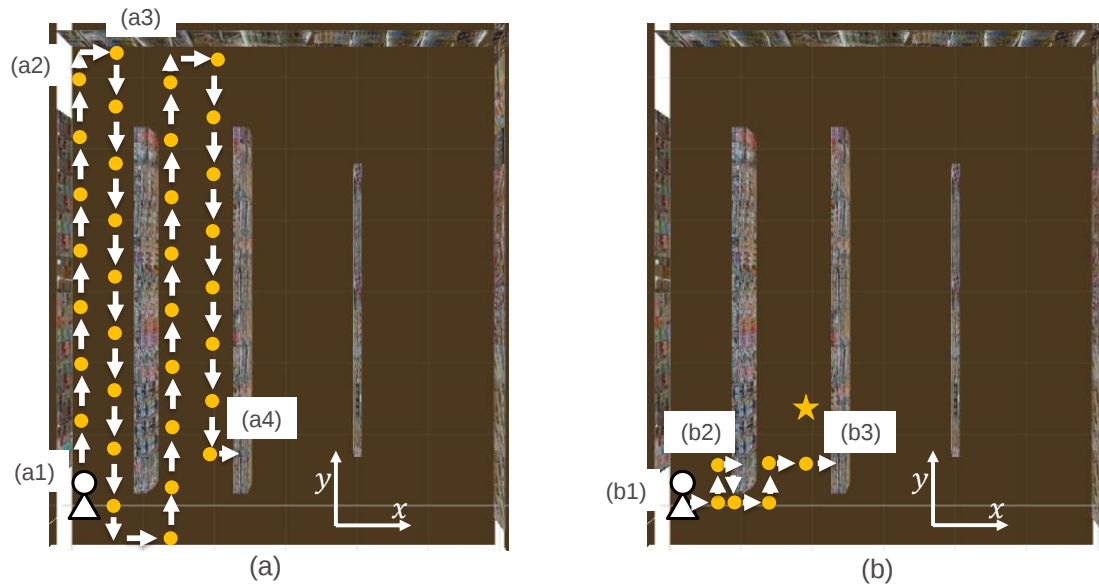


図 8.1 移動例. (a) 全探索手法 (b) 提案手法

は差は小さくなる傾向がある．一方，全探索手法の移動距離が長いほど提案手法の移動距離は短縮される傾向がある．

8.1.4 考察

実験結果から，提案手法により移動距離は，全探索手法と比較して短縮される傾向が確認できたため，提案手法は有効に機能すると考えられる．また，より規模の大きい店舗ではさらに顕著な有効性が得られると考えられる．本実験ではシミュレーションを用いて検証を行い，人の探索とは異なる挙動をしたと考えられるため，被験者実験により有効性を検証する必要がある．そこで，実験 2 として被験者実験を行ったので次節で報告する．

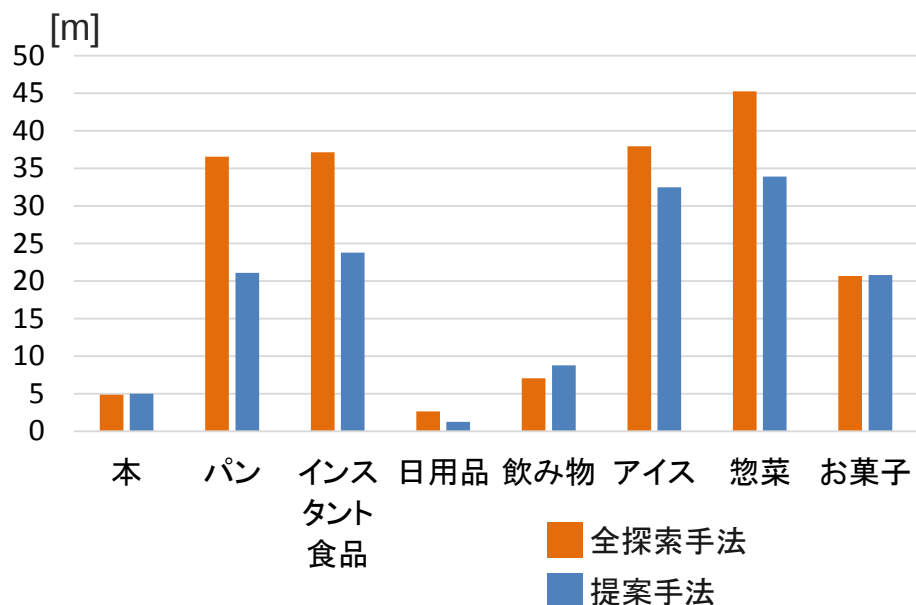


図 8.2 各カテゴリの商品棚を探索するのに要した移動距離

表 8.1 各カテゴリの商品棚を探索するのに要した移動距離と短縮率

	本	パン	インスタント食品	日用品	飲み物	アイス	惣菜	お菓子
全探索手法	4.86	36.57	37.13	2.62	7.06	37.95	45.25	20.67
提案手法	5.01	21.09	23.77	1.25	8.76	32.50	33.92	20.80
短縮率	-3%	73%	56%	110%	-19%	17%	33%	-1%

8.2 実験 2-被験者実験による提案手法の有効性の検証

8.2.1 実験目的

実験 1 により，仮想店舗内を全探索する場合に比べて提案手法を用いた場合に目的の商品カテゴリまでの移動距離が短縮された．これを受け実験 2 では，晴眼者が弱視の見え方を模擬体験している状態で提示した商品カテゴリを探索する実験を行う．実験 2 の目的は，提案システムを弱視者が利用した場合に，仮想店舗における商品カテゴリの探索に有効性を調査することである．具体的には，探索させる商品

カテゴリを提示し、提案手法を用いた場合と用いない場合で目的の商品カテゴリに到達するまでに要した距離と時間を調べ、評価を行う。

8.2.2 実験環境

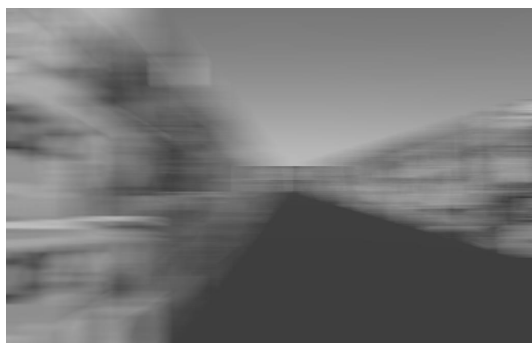
今回、商品探索は仮想環境を用いて実験を行うため、HMD (Head Mounted Display) である HTC VIVE Pro を利用する。HTC VIVE Pro のスペックを表 8.2 に示す。被験者は、この HMD を用いて、再現した弱視の見え方で仮想店舗内を見る。実装した弱視のレンダリングは、周辺に並んでいる商品カテゴリの推測を困難にさせるために、色を知覚不可能な全色盲に加え空間解像度を低下させた。見え方は、通常時が図 8.3(a) の見え方であるのに対し、本実験では同図 (b) のような見え方とした。このような弱視者の見え方のままでは、被験者が提示した商品カテゴリの位置に到着したかどうか判断できないため、商品棚に極端に近づくと図 8.4 のように弱視のエフェクトを中心領域のみ解除することで商品カテゴリの確認を可能とした。これは、弱視者が商品を確認する際に、商品を目に極端に近づける動作を再現している。本実験では、被験者が商品棚の 40cm 以内に近づいたときにエフェクトを解除する。

被験者は仮想環境内のユーザ視点のカメラを移動させることで、目的の商品カテゴリを探索する。操作には、図 8.5 に示すゲーム用のコントローラを用いる。ユーザ視点のカメラは同図に示すスティックを前後に倒すことで前後方向のみに移動する。移動する向きを変える場合は、コントローラのトリガを引くことで左右に回転する、もしくは、首を振って HMD の向きを変えることで、ユーザ視点のカメラは左右に回転し、進行方向を変えることができる。以上から、被験者は図 8.6 のように、HMD を装着し HMD 付属のスピーカを両耳にあて、操作用のコントローラを保持した状態で実験を行う。

観測地図はカメラで取得した画像からカテゴリ認識を行うことで作成を進めるが、実際の買い物時の動きでは、正面方向に設置したユーザ視点のカメラから商品棚に正対した画像を撮影できないため、観測地図の作成精度が悪化する。そこで、今回は正面方向に加え、正面方向から ± 80 度の位置に新たにカメラを追加し、正対に近い商品棚画像を効率よく撮影するように観測用のカメラを追加する。



(a)



(b)

図 8.3 再現した弱視の見え方. (a) 通常時 (b) 再現した弱視

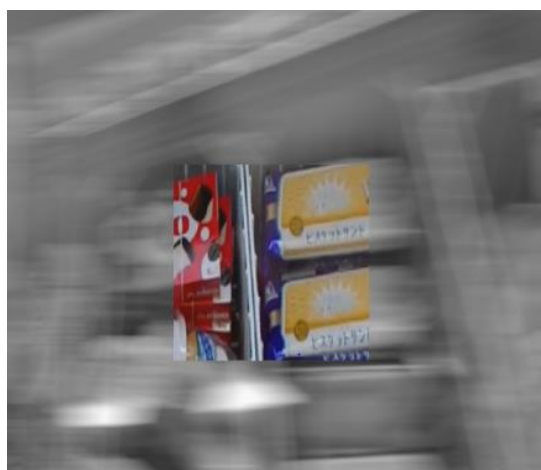


図 8.4 商品棚に近づいたときの見え方



図 8.5 移動に用いるコントローラ

表 8.2 HTC VIVE Pro のスペック.

ディスプレイ	有機 EL (90Hz)
解像度	2880 × 1600 (片目あたり 1440 × 1600)
水平画角	100 度
対角画角	110 度
センサ	SteamVR トラッキングセンサ, 加速度センサ, ジャイロ스코プ, 近接センサ, IPD センサ
重量	765g



図 8.6 実験環境

8.2.3 実験条件

実験 2 では, 実験 1 と同一の仮想店舗を用いる. 本実験では, 提案手法なしの場合とありの場合の 2 条件で実験を行う. 仮想店舗のレイアウトを記憶している可能性があるため, 各被験者はいずれか 1 条件のみを行う. 実験は, 商品棚画像からカテゴリ認識を行う 8 カテゴリについて説明を行ったのちに, 操作練習用の仮想環境で被験者は十分操作に慣れるまで練習を行う. このとき, 提案手法ありの条件の被験者は音の提示による誘導の練習タスクも行う. その後, 仮想店舗に切り替え, 探

索するカテゴリを提示する．今回探索させるカテゴリは，入口の位置から遠い位置に存在し，コンビニエンスストアで配置場所が想像しにくい「アイス」とした．この時，提案手法なしの被験者には自由に探索を行わせ，提案手法ありの被験者には提案手法の誘導に従った方が効率よく探索しやすいことを伝え，タスクを開始する．タスク終了後に，被験者にアンケートを行う．以下の 4 つの質問に 7 段階のリッカート尺度で回答する．Q1 は「全く認識できなかった」を 1，「非常によく認識できた」を 7 とする．Q2 は「全くできない」を 1，「非常によくできる」を 7 とする．Q3 は「全くわからなかった」を 1，「非常にわかりやすかった」を 7 とする．Q4 は「全く役に立たなかった」を 1，「非常に役に立った」を 7 とする．また，Q1, Q2 は被験者全員，Q3, Q4 は提案手法ありの被験者に回答させる．

- Q1. 白黒でぼけた画像から商品棚のカテゴリは認識できたか
- Q2. 実験時の見え方になった場合に実際の店舗でのスムーズな買い物は可能か
- Q3. 進路の提示はわかりやすかったか
- Q4. 本手法の誘導が役に立ったか

8.2.4 実験結果

被験者は男性で 22 歳から 26 歳までの大学院生 19 名と女性で 40 歳の社会人 1 名で，提案手法なしの被験者は 10 名，ありの被験者は 10 名であった．移動距離の結果を図 8.7(a) に示す．平均値は，提案手法なし（10 名）の場合は 25.1m，ありの場合は 22.5m となり，中央値は提案手法なし（10 名）の場合は 24.4m，ありの場合は 19.1m となり提案手法を用いることで移動距離が短縮された．この結果を Brunner-Munzel 検定を用いて検定を行った結果， $p < 0.05$ を満たさず有意差や有意傾向は確認できなかった．また，移動距離のデータから両手法ともに最大値や最小値は極端に外れている傾向が確認された．そこで，両手法のデータ数は 10 個であるため，10% トリム平均により両手法の最大値と最小値を除去した．その結果を同図 (b) に示す．平均値は，提案手法なし（8 名）の場合は 30.1m，あり（8 名）の場合は 18.2m となり，中央値は提案手法なしの場合は 24.4m，ありの場合は 17.3m となり提案手法を用いることで移動距離が短縮された．この結果を Brunner-Munzel

検定を用いて検定を行った結果、 $p < 0.05$ を満たし有意差が確認できた。

次に、移動時間の結果を図 8.8(a) に示す。平均値は、提案手法なし（10 名）の場合は 117.4 秒、あり（10 名）の場合は 84.8 秒となり、中央値は提案手法なしの場合は 99.1 秒、ありの場合は 84.3 秒となり提案手法を用いることで移動時間も短縮された。この結果を Brunner-Munzel 検定を用いて検定を行った結果、 $p < 0.05$ を満たさず有意差や有意傾向は確認できなかった。移動距離と同様に、10% トリム平均により両手法の最大値と最小値を除去した結果を同図 (b) に示す。平均値は、提案手法なし（8 名）の場合は 107.4 秒、あり（8 名）の場合は 85.5 秒となり、中央値は提案手法なしの場合は 99.1 秒、ありの場合は 84.3 秒となり提案手法を用いることで移動距離が短縮された。この結果を Brunner-Munzel 検定を用いて検定を行った結果、 $p < 0.05$ を満たさず有意差や有意傾向は確認できなかった。

また、アンケートの結果を図 8.9 に示す。Q1, Q2 の結果から再現した弱視の見え方では、商品カテゴリの認識が難しく、実店舗での買い物が難しいという結果が得られ、日常的に行っている視覚情報に依存した買い物が困難な状況を再現できた。Q3 の結果から進路の提示は、より直感的でわかりやすい提示方法を考案し改善する必要があることがわかる。また、3（わかりにくい）と回答した被験者の移動距離は 44.5m と最も長く、移動時間も 118.7 秒と二番目に長い結果となったため、誘導のわかりやすさと移動距離・移動時間には相関があるのではないかと考えられる。Q4 の結果から、誘導は役に立つ傾向がみられる。また、3（役に立たない）と回答した被験者は、Q3 で提示がわかりにくいと回答した被験者と同一であった。また、口頭で提案手法なしの被験者に、「予測を立てて探索を行ったか」と質問をした結果、10 名中 8 名が「予測を立てた」と回答した。提案手法ありの被験者に、「誘導通りに探索を行ったか」と質問をした結果、10 名中 10 名が「誘導通りに探索した」と回答した。

8.2.5 考察

10% トリム平均により極端に離れた外れ値を除去した結果、移動距離において有意差が確認でき、提案手法を用いることで移動距離の短縮に有効に機能するといえる。また、実験後のインタビューにより、提案手法なしの被験者は 10 名中 8 名が

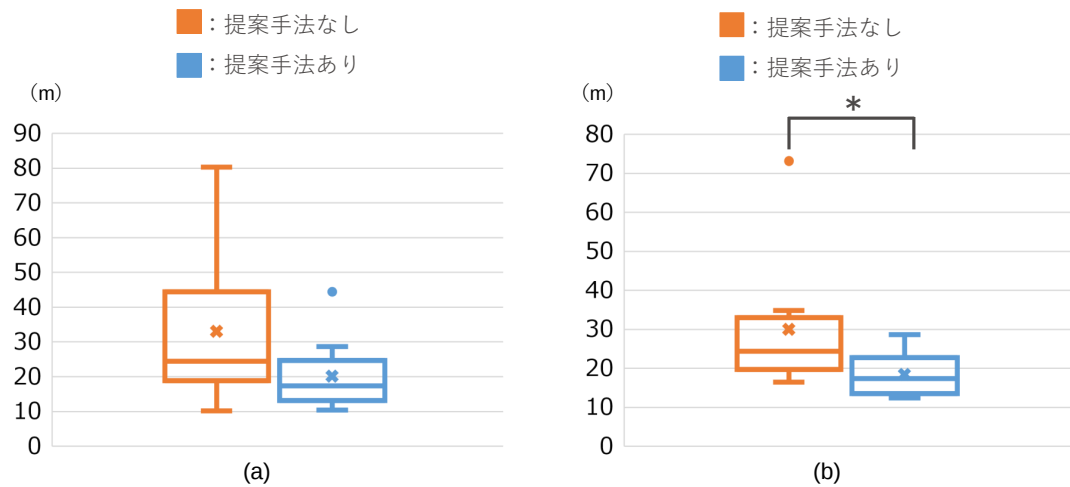


図 8.7 移動距離の結果. (a) 10% トリム平均適用前 (b) 10% トリム平均適用後

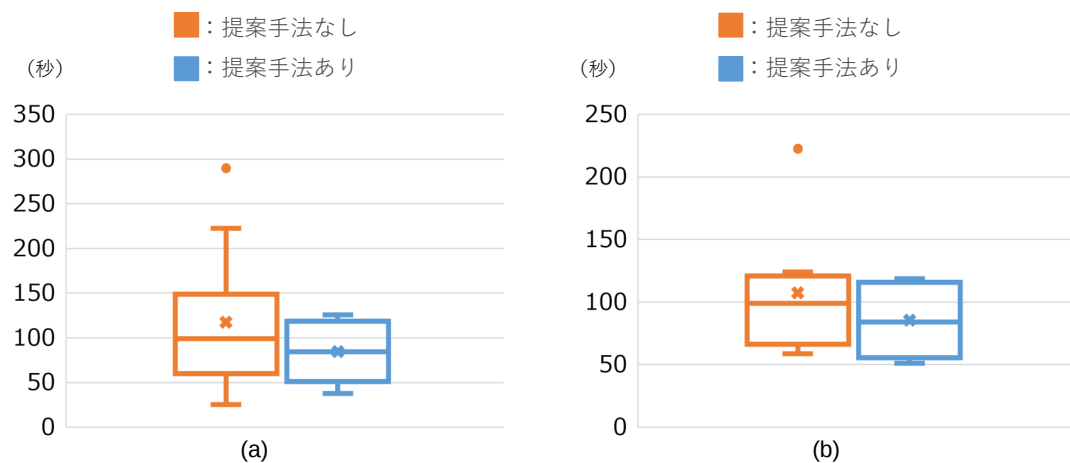


図 8.8 移動時間の結果. (a) 10% トリム平均適用前 (b) 10% トリム平均適用後

予測を立てて探索を行い．提案手法ありの被験者は 10 名全員が誘導通りに探索を行った．今回はコンビニエンスストアの商品カテゴリ配置を模倣しており，被験者の脳内で一般的なコンビニエンスストアの商品配置の知識があり，提案手法なしの被験者は知識と照らし合わせて探索を行ったといえる．もし，予測が立てられないような状況の場合は，提案手法なしの被験者の移動距離や移動時間は悪化していた可能性がある．以上のことから，提案手法を用いることで人間の予測と同等またはそれ以上の効率で買い物が行えるといえる．

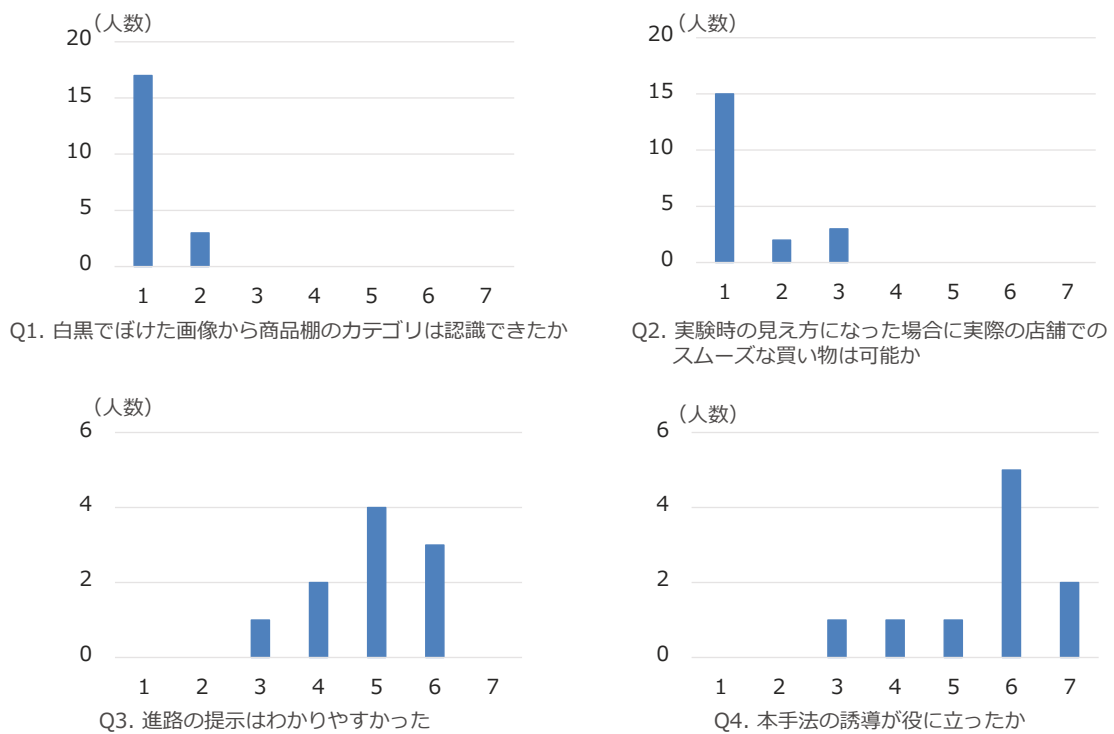


図 8.9 アンケート結果

第 9 章 おわりに

視覚障害者の単独での買い物を支援するために，入店後に目的の商品が存在する棚まで誘導するシステムを提案した．提案システムは，観測地図の作成，予測地図の作成，経路誘導の 3 つの機能を持つ試作したシステムを用いて，弱視者の見え方を再現した被験者実験では，移動距離において外れ値を除去した結果，有意差が確認できた．したがって，提案手法は人間の予測と同等かそれ以上の効率で目的の商品が存在する棚まで移動可能であることが確認できた．

今後の課題として，より規模が大きく商品の配置を予測しにくい仮想店舗でのシステムの有効性の検証が挙げられる．今回利用した仮想店舗はコンビニエンスストアを模倣しており，予測が立てやすい状況であった．したがって，予測が役に立たない状況で提案システムの有効性を検証する必要がある．また，今回実装した観測地図の作成，予測地図の作成，経路誘導について改善を加え，実店舗での視覚障害者に対する被験者実験を行う必要がある．実店舗で動作する問題点や実際の視覚障害者がシステムを利用する際の問題点を明らかにし，改善を行う必要がある．

謝辞

本研究の遂行、及び論文の作成にあたっては、多くの方々のご指導、ご協力をいただきました。

本研究に関して終始ご指導ご鞭撻を頂いたことに加え、私が学校を辞めようとしたときや私生活面で問題を抱えている際にはいつも相談に乗って頂いた清川清教授に心より感謝の意を表します。清川清教授のご指導の下、研究を行ったことは私にとって最高の財産であり、かけがえのない思い出です。

本研究の遂行にあたり、有益で的確な御助言を頂いたインタラクティブメディア設計学研究室 加藤博一教授に深く感謝申し上げます。

本研究に関して多角的な視点から助言を頂き、研究室を盛り上げて下さった酒田信親准教授に心より厚く御礼申し上げます。

本研究に関して新たな角度から助言を頂き、優しく学生に近い目線で接して頂いた磯山直也助教に深く御礼申し上げます。

私生活面での相談や研究を円滑に進めるためにご支援を頂き、日常の何気ない雑談を楽しませて下さった中村美奈女史に深く感謝申し上げます。

熊本高等専門学校在学時からお世話になっており、卒業後もお助言を頂きました熊本高等専門学校三好正純名誉教授に深く感謝申し上げます。

視覚障害を持つ方々の抱える問題を調査するために、快く調査を引き受けて下さり、話し合いの場を設けて頂いた熊本県立盲学校林様、自身の抱える悩みを懇切丁寧に回答して頂いた熊本県立盲学校田畑様、小川様に心から御礼申し上げます。

また、研究生活で日々お世話になった研究室の先輩方、辛く忙しい時期もともに励ましあった同期の方々、お互いに助け合ったり支えあった後輩方に深く感謝しており、皆様のおかげで楽しく研究室で過ごすことができました。

本研究は、多くの方々に支えられ、皆様には心から感謝しております。

苦しいこともそれなりにありましたが、心から楽しいと感じることができた2年間でした。

最後に、いつも落ち込んでいるときに励ましてくれた母に心から感謝致します。

参考文献

- [1] 厚生労働省. 平成 18 年身体障害児・者実態調査結果.
<https://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/shintai/06/dl/01.pdf>, 最終
アクセス 2019 年 1 月 1 日.
- [2] 小田浩一. ロービジョンの視機能とモノの見え. 光学, Vol. 37, pp. pp511–517,
2008.
- [3] 厚生労働省. 厚生労働省平成 26 年度障害者総合福祉推
進事業視覚障害者の移動支援の在り方に関する実態調査
. [https://www.mhlw.go.jp/file/06-Seisakujouhou-12200000-
Shakaiengokyokushougaihokenfukushibu/0000099353.pdf](https://www.mhlw.go.jp/file/06-Seisakujouhou-12200000-Shakaiengokyokushougaihokenfukushibu/0000099353.pdf), 最終アクセ
ス 2019 年 1 月 1 日.
- [4] 森大輝, 入江英嗣, 内原正一, 荒川明宏, 坂井修一. リアルタイム経路生成と振動
通知による視覚障害者の歩行支援システム. *Workshop on Interactive System
and Software*, 2018.
- [5] Hsueh-Cheng Wang, Robert K. Katzschmann, Santani Teng, Brandon
Araki, Laura Giarre, and Daniela Rus. Enabling Independent Navigation
for Visually Impaired People through a Wearable Vision-Based Feedback
System. *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp.
6533–6540, 2017.
- [6] Seita Kayukawa, Keita Higuchi, João Guerreiro, Shigeo Morishima, Yoichi
Sato, Kris Kitani, and Chieko Asakawa. BBeep: A Sonic Collision Avoid-
ance System for Blind Travellers and Nearby Pedestrians. *In Proceedings of
the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 2019.
- [7] Google. Google Maps. <https://www.google.co.jp/maps>, 最終アクセス 2019
年 1 月 25 日.
- [8] Amemiya Tomohiro and Hiroaki Gomi. Buru-Navi3: Behavioral Naviga-
tions Using Illusory Pulled Sensation Created by Thumb-sized Vibrator.
ACM SIGGRAPH 2014 Emerging Technologies, 2014.
- [9] Amemiya Tomohiro and Hisashi Sugiyama. Orienting Kinesthetically: A

- Haptic Handheld Wayfinder for People with Visual Impairments. *ACM Transactions on Accessible Computing*, Vol. 3, pp. 1–23, 2010.
- [10] 塚田浩二, 安村通晃. Active Belt: 触覚情報を用いたベルト型ナビゲーション機構. 情報処理学会論文誌, Vol. 44, pp. 2649–2658, 2003.
 - [11] 大久保達矢, 三好正純. 屋外ナビゲーションシステムにおける視覚障害者用情報提示機器の開発. 日本福祉工学会九州支部発足記念大会講演論文集, pp. 26–27, 2016.
 - [12] 大久保達矢. 覚障害者用屋外ナビゲーションシステムの開発. 熊本高等専門学校電子情報システム工学専攻 専攻科特別研究論文, 2018.
 - [13] Fischler Martin A and Robert C Bolles. Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography. *Readings in Computer Vision*, pp. 726–740, 1987.
 - [14] Badino Hernán, Uwe Franke, and David Pfeiffer. The Stixel World - A Compact Medium Level Representation of the 3D-World. *Joint Pattern Recognition Symposium*, pp. 51–60, 2009.
 - [15] Vladimir Kulyukin, Chaitanya Gharpure, and John Nicholson. RoboCart: Toward Robot-Assisted Navigation of Grocery Stores by the Visually Impaired. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 2845–2850, 2005.
 - [16] John Nicholson, Vladimir Kulyukin, and Daniel Coster. ShopTalk: Independent Blind Shopping through Verbal Route Directions and Barcode Scans. *The Open Rehabilitation Journal*, Vol. 2, pp. 11–23, 2009.
 - [17] Peter A. Zientara, Sooyeon Lee, Gus H. Smith, Rorry Brenner, Laurent Itti, Mary B. Rosson, John M. Carroll, Kevin M. Irick, and Vijaykrishnan Narayanan. Third Eye: A Shopping Assistant for the Visually Impaired. *Computer*, Vol. 50, pp. 16–24, 2017.
 - [18] Durrant-Whyte Hugh and Tim Bailey. Simultaneous Localisation and Mapping: Part I. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, Vol. 13, pp. 99–110, 2006.
 - [19] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun. Deep Residual

- Learning for Image Recognition. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 770–778, 2016.
- [20] Scott D Roth. Ray Casting for Modeling Solids. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol. 18, pp. 109–144, 1982.
- [21] J. E. Bresenham. Algorithm for Computer Control of a Digital Plotter. *IBM Systems journal*, Vol. 4, pp. 25–30, 1965.
- [22] 井谷優. マイクロマウスの歩んだ路. 日本ロボット学会誌, Vol. 4, pp. 979–982, 2009.

発表リスト

- [1] 大久保達矢, 三好正純, 酒田信親, 清川清. RGB-D カメラを用いた安全歩行領域のリアルタイム推定. 日本福祉工学会第 22 回学術講演会講演論文集, pp. 21–22, 2018.
- [2] 大久保達矢, 酒田信親, 清川清. 視覚障害者のための買い物支援システムの提案. システム制御情報学会研究発表講演会講演論文集 63, pp. 116–119, 2019.
- [3] 大久保達矢, 磯山直也, 酒田信親, 清川清. 視覚障害者のための買い物支援システムの開発. 第 60 回 複合現実感研究会, 2020.