OUKA
The University of Osaka
Institutional Knowledge Archive

Title	集団環境における人とロボットの調和的相互作用に関する研究
Author(s)	城所, 宏行
Citation	大阪大学, 2015, 博士論文
Version Type	VoR
URL	https://doi.org/10.18910/52035
rights	
Note	

The University of Osaka Institutional Knowledge Archive : OUKA

https://ir.library.osaka-u.ac.jp/

The University of Osaka

集団環境における
人とロボットの調和的相互作用に関する研究

提出先　　大阪大学大学院情報科学研究科

提出年月　2015 年 1 月

城 所　宏 行

研 究 業 績 目 録

I. 学術論文

1. 城所宏行, 亀井剛次, 篠沢一彦, 宮下敬宏, 萩田紀博. 店舗内での顧客の停留領域系列に基づいたロボットからの商品推薦. 電子情報通信学会論文誌, Vol. J95-D, No. 4, pp. 790–798, 2012.

2. 城所宏行, 末廣芳隆, ブルシュチッチドラジェン, 神田崇行. 子供たちの引き起こす「ロボットいじめ行動」の回避. 情報処理学会論文誌, Vol. 56, No. 4, 2015（掲載決定）.

II. 国際会議

1. H. Kidokoro, T. Kanda, D. Brščić, and M. Shiomi. Will I bother here? a robot anticipating its influence on pedestrian walking comfort, In *Proceedings of the 8th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*, pp. 259–266, 2013.

2. H. Kidokoro, K. Kamei, K. Shinozawa, T. Miyashita, and N. Hagita. You stopped by there? I recommend this: changing customer behaviors with robots, In *Proceedings of the 13th International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp)*, pp. 569–570, 2011.

III. その他の研究会等発表論文

1. 城所宏行, 神田崇行, Dražen Brščić, 塩見昌裕, 街角におけるロボット周辺の混雑モデル. 第 31 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, Vol. 1J2, No. 2, pp. 1–2, 2013.

2. 城所宏行, 亀井剛次, 篠沢一彦, 宮下敬宏, 萩田紀博. 店舗環境内の停留位置系列から推定した顧客の興味に基づく誘導の実現. 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 111, No. 50, pp. 49–56, 2011.

内 容 梗 概

ロボットが人に代わって公共空間で道案内や商品推薦などのサービスを行うサービスロボットの研究開発が進んでいる．しかしながら，ロボットから利用者へのサービス内容や利用者のサービス受容性に関する研究開発が中心であり，サービスを受けないそれ以外の人々との関係を扱っている研究がほとんどなかった．

そこで，本論文は，ロボット，利用者，それ以外の人々（非利用者）との関係に着目した人とロボットの調和的相互作用を実現する手法を提案する．ここで,「調和的相互作用」とは，ロボットと人の間で「釣り合いのとれている相互作用」を実現することを意味する．すなわち，本研究の意義は，ロボットから人へのサービス提供が行われる場面において，ロボット，利用者，それ以外の人々（非利用者）との間で生ずる邪魔や妨害などの不快感，不利益となる問題を取り上げ，それぞれの問題を解決するような人とロボットの調和的相互作用の実現方法を明らかにする．これにより，ロボットができるだけ多くの人々に好まれるサービスを提供しながら，それ以外の人に邪魔であるという不快感や不利益を与えないように配慮し，逆に利用者の中にもロボットに対して危害を加える，いわゆる「ロボットいじめ」の可能性も想定したロボットサービスの実現をめざすことで，世の中にサービスロボットを普及する基礎技術を確立する．

第 1 の研究課題では，コンビニエンス・ストアでの商品推薦を行うサービスロボットを取り上げ，客の停留行動情報に基づく商品群嗜好推定モデルを提案する．実験用店舗で行った商品推薦実験により，ロボットが利用者の購買意欲（利益）を引き出すような商品推薦（サービス提供）を行うためのモデルの有効性を確認し，人とロボットの間に調和的相互作用を実現できることを明らかにする．

第 2 の研究課題では，実際のショッピングモールで催し物案内サービスを行うロボットの周りに集まる歩行者（利用者）が生み出す混雑状況と，そこを通り抜けたい歩行者（非利用者）に不快感や不利益を与えないように制御する方法を提案する．既存の歩行者行動モデルを組み合わせ，予め歩行者シミュレーション実験系を組み，実験から，案内サービスを積極的に行うプランとそのために起きる混雑状況を回避するように別場所に移動するプランとのバランスが予測できることを示す．この結果を実際のショッピングモール内センサーネットワークから得られる，歩行者一人ひとりの位置情報群に適用して，ロボッ

ト，利用者，非利用者との間で，混雑状況と移動プランとの調整によって，調和的な相互作用を実現できることを示す．

第 3 の研究課題では，上記の案内サービスの利用者の中で，ロボットに近づいてきて，道を塞ごうとするいじめ行動に対して，ロボットが利用者（歩行者）に道を空けるように発話を繰り返し，最後は別方向に移動することでこの状況を回避できる方法を提案する．ロボットいじめの生起を回避するために，上記の歩行者シミュレーションを用いて，いじめ発生の可能性を周囲環境や歩行者の移動速度などを用いて予めシミュレーションし，その結果を実際のショッピングモールでのフィールド実験により，提案手法が子供によって起きるロボットいじめを抑制できることを示す．これによって，ロボット，利用者（いじめ行動をする歩行者），利用者（それ以外の歩行者）との間に調和的な相互作用が実現できることを明らかにする．

これらの 3 種類の研究成果により，集団環境においてロボットから人へのサービス提供が行われる場面において，ロボット，利用者，非利用者との間で生ずる邪魔や妨害などの不快感，不利益となる問題を解決するような人とロボットの調和的相互作用の実現方法を明らかにする．最後にこの結論を踏まえて，今後の研究課題についても考察する．

目 次

第 1 章　緒論 **1**

1.1　本研究の背景 1

1.2　研究目的と意義 2

1.3　研究方針 3

1.4　論文構成 4

第 2 章　利用者の利害を考慮した人とロボットの調和的相互作用 **7**

2.1　序論 7

2.2　関連研究 8

2.2.1　実店舗における利用者の購買行動取得に関する関連研究 8

2.2.2　インターネット上の B2C における商品嗜好推定に関する関連研究 . 11

2.3　実店舗における商品群嗜好推定システム 14

2.4　利用者の停留行動情報の抽出 15

2.4.1　実験用店舗と人位置追跡システム 15

2.4.2　軌跡情報からの停留行動情報の抽出 18

2.5　停留行動情報を用いた商品群嗜好推定モデル 19

2.5.1　モデル化 19

2.5.2　商品推薦へのモデルの適用方法 20

2.5.3　実験用店舗におけるモデルパラメータの調整 21

2.6　実験と評価 26

2.6.1　実験方法 26

2.6.2　実験結果 29

2.7　議論 31

2.8　まとめ 33

第 3 章　非利用者の利害を考慮した人とロボットの調和的相互作用　35
3.1　序論 35
3.2　関連研究 36
3.2.1　集団環境における移動型ロボットの移動制御に関する関連研究 . . . 36
3.2.2　シミュレーションと他者視点に関する関連研究 37
3.3　邪魔になる行動を回避するためのアプローチ 38
3.4　歩行者シミュレーション 39
3.4.1　実験環境 40
3.4.2　歩行者の出現モデル 41
3.4.3　歩行者の移動軌跡モデル 43
3.4.4　歩行者のロボットとの相互作用モデル 45
3.4.5　パラメータの調整 47
3.5　歩く快適度合のモデル化 49
3.5.1　歩く時の快適さのデータ収集 49
3.5.2　解析とモデル化 50
3.5.3　歩行者シミュレーションへの歩く快適さの度合いモデルの利用 . . . 52
3.6　歩行者シミュレーションに基づく行動プランニング 53
3.6.1　歩行者の属性判別 54
3.6.2　ロボットの行動制御 58
3.6.3　システムの動作例 59
3.7　フィールドでの実験と評価 61
3.7.1　仮定と予想 61
3.7.2　評価方法 61
3.7.3　評価値の測定方法 62
3.7.4　実験結果 63
3.8　議論 66
3.8.1　目新しさの影響 66
3.8.2　別のアプローチ 66
3.8.3　制約と今後の課題 67

3.9 まとめ 68

第 4 章 無分別な利用者の回避を考慮した人とロボットの調和的相互作用 69

4.1 序論 69
4.2 関連研究 70
4.2.1 ロボットに対するいじめ行動に関する関連研究 70
4.2.2 人とロボットの相互作用におけるシミュレーションに基づいた行動プランニングに関する関連研究 71
4.3 本研究におけるロボットいじめの事例 72
4.3.1 環境と実験基盤 72
4.3.2 データ収集のための設定 72
4.3.3 ロボットいじめの場面 73
4.3.4 データコーディング 76
4.4 ロボットいじめを含む子供の行動モデル 77
4.4.1 相互作用時間モデル 78
4.4.2 ロボットいじめの生起モデル 80
4.4.3 ロボットいじめの影響モデル 82
4.4.4 歩行者シミュレーション 82
4.4.5 歩行者シミュレーションの実行結果 85
4.5 ロボットいじめ行動の回避システム 87
4.5.1 アーキテクチャ 87
4.5.2 人追跡とロボットの位置同定 88
4.5.3 人の属性付与 88
4.5.4 シミュレーションに基づいた行動プランニング 89
4.5.5 ロボットの行動 91
4.6 フィールドでの実験と評価 92
4.6.1 実験条件 92
4.6.2 実験方法 93
4.6.3 評価方法 93
4.6.4 実験結果 93

4.7 議論 95
4.7.1 いじめを回避するのではなく，克服できないか？ 95
4.7.2 一般化と制約 96
4.8 まとめ 96

第 5 章 結論 **99**

謝辞 **101**

参考文献 **105**

第1章　緒論

1.1　本研究の背景

ロボットが人に代わって，公共空間で道案内や商品推薦などのサービスを行うサービスロボットの研究開発が進んでいる[1]．日本では少子高齢化が進んでおり，内閣府の試算によると，2013年の労働力人口（15歳以上の人口のうち，就業者と完全失業者を合わせたもの）の推計は6,577万人に対し，2060年では5,407万人（1,170万人減）にまで低下するといわれている[1]．このような労働力の低下やそれに伴う経済成長の伸び悩みが懸念される日本においては，労働力を確保することと，新たな産業を産み出すことは喫緊の課題であり，それらを解決するものとしてサービスロボットが注目を集めている[2]．

現状，サービスロボットが実用に至るまでには，安全性[3]，技術開発コスト[4]，サービスの価値・質[2]など，まだまだ多くの課題を抱えている．本研究ではその課題の中で，サービスの価値・質として人とロボットの相互作用をどのようにデザインするかという課題に焦点を当てる．人とロボットの相互作用とは，人からロボットへ，あるいはロボットから人へ，身体動作や音声による対話などを駆使して，情報をやり取りすることである[5]．例えば図1.1のように，サービスロボットが施設利用者へ催し物を案内する場面がある．この場面には，ロボット，サービス利用者（ロボットサービスに興味を持っている人々・集団など），サービスの非利用者（行き交う人々やロボットサービスに興味の無い人々など）が存在する．催し物を案内するロボットは出来るだけ多くの人に案内をしようと，より人が密集した環境に近寄って行き，催し物を案内しようとする．その場合，ロボットの案内に興味のある利用者が，催し物の案内を聞くためにロボットの周りに集まり，立ち止まって，案内を聞こうとする．しかし，狭い通路でその行為が行われた場合，混雑した状況を生み出してしまうため，ロボットの近くを通る非利用者に邪魔という不快感や不利益を与えてしまう可能性がある．非利用者のように環境を行き来する人の歩く快

[1]International Federation of Robotics: “Service Robots”, http://www.ifr.org/service-robots/



図 1.1: 通行人を邪魔するロボット

適さは混雑と関係し，施設内の展示物のレイアウトを変えることによって，混雑が緩和されると歩く快適さが向上したという報告もある [6]．このように，ロボットの周りの混雑現象も，結果としてロボットの近くを行き来する非利用者の歩く快適さを低下させると考えられる．施設利用者数は施設利用の満足度と密接な関係があるため [7]，歩く快適さによる満足度の低下は，結果として施設利用者数を減らす要因となることも考えられる．

1.2　研究目的と意義

1.1 節の研究背景を反映して，本論文では，ロボットから人へのサービス提供が行われる場面において，ロボット，利用者，それ以外の人々（非利用者）との間で生ずる邪魔や妨害などの不快感，不利益となる問題を取り上げ，それぞれの問題を解決するような人とロボットの調和的相互作用の実現方法を明らかにする．ここで,「調和的相互作用」とは，ロボットと人の間で「釣り合いのとれている相互作用」を実現することを意味する．これにより，これまでできなかった，ロボットができるだけ多くの人々に好まれるサービスを提供しながら，それ以外の人に邪魔であるという不快感や不利益を与えないように配慮し，逆に利用者の中にもロボットに対して危害を加える，いわゆる「ロボットいじめ」の可能性も想定したロボットサービスの実現をめざすことで，世の中にサービスロボットを普及する基礎技術を確立する．

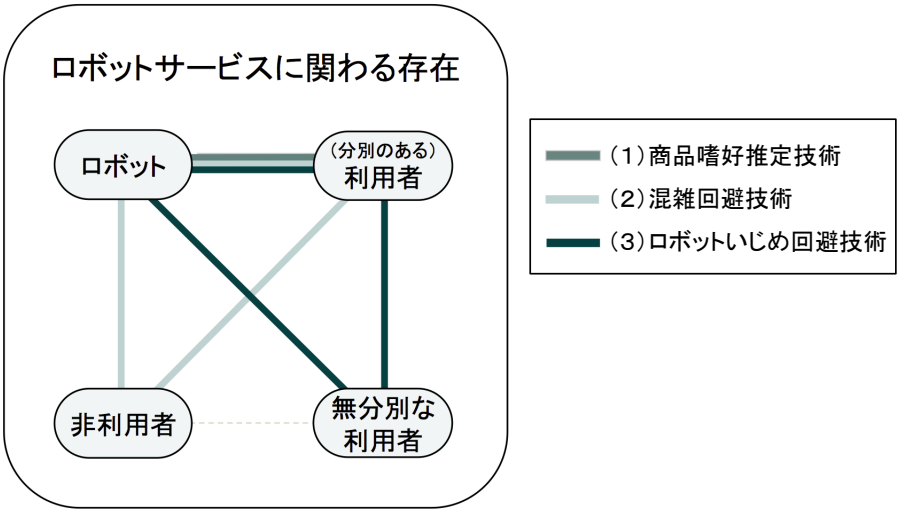


図 1.2: ロボットサービスを提供する場面に居合わせる存在

1.3 研究方針

1.2 節の研究目的を達成するためには，状況ごとに不快感や不利益などが生じる原因が異なり，同時に問題を解決する理想的な方法を見つけることが困難という性質上，1 つ 1 つの状況に分けてそれぞれの問題を解決する必要があるという理由によって,（1）ロボットと利用者のみが存在する状況と（2）ロボットと利用者と非利用者が存在する状況と（3）ロボットと利用者（いじめ行動をする歩行者）と利用者（それ以外の歩行者）が存在する状況，という視点で研究課題を行う必要がある．ここではまず（1）ロボットと利用者のみが存在する状況については，利用者の利益を従来以上に引き出すという方針で,（2）ロボットと利用者と非利用者が存在する状況については，非利用者の不利益が生じるのを回避するという方針で,（3）ロボットと利用者（いじめ行動をする歩行者）と利用者（それ以外の歩行者）が存在する状況については，利用者（いじめ行動をする歩行者）の行動によって生じる不快感を軽減するという方針で，実施することが重要である．これらの視点と各研究課題の対応関係を表すと図 1.2 のようになる．ここで，ロボットはサービスを提供しているロボット，無分別な利用者はいじめ行動をする利用者（「ロボットいじめ」する人ともいわれている [8]）,（分別のある）利用者はそれ以外の利用者，非利用者はそれ以外の人々を表す．図 1.2 に示した各研究課題の具体的な技術については 1.4 節で説明する．

人とロボットの調和的相互作用を実現するために，本研究では，単発の1つの要素技術で終わらせるのではなく，その後の研究が発展していくための足掛かりとなるように，次に示す3種類の機能を持つことを前提に研究を進める

- 発展性
  要素技術を組み合わせることで，より質の高いサービスに発展していける．
- 拡張性
  これまでのロボットサービスが特定の場所でしか提供できない，といった場所の制約を解決し，別の場所でも動作できる．
- 本質性
  ロボットやセンサ自体の性能が進化しても，変わらず使用することができる本質的な手法を備えている．

これらの条件を踏まえつつ，本研究では環境・用途のうち，複合商業施設において，従業員が従事している業務（販促，イベント告知，警備パトロールなど）を実施するサービスロボットを想定した場合を例に取り，人とロボットの調和的相互作用の研究を進めていく．

1.4 論文構成

本論文は全5章で構成される．本章では，研究の背景，目的と意義，方針について述べた．以降，第2章から第4章までは具体的な研究内容について述べ，第5章で本研究についてまとめる．

第2章では，公表した文献 [9, 10, 11] に基づき，図1.2で示した（1）ロボットと利用者のみが存在する状況という視点を考慮し，人とロボットの調和的相互作用技術を提案する．ここでは利用者の不利益が生じていた従来の人とロボットの相互作用の設計を見直し，提案技術によって利用者に利益をもたらすかどうかを検証する．サービスロボットは，コンビニエンスストアを模した店舗内における商品情報を推薦するロボットを例として取り上げる．その中で，まず従来の商品情報を推薦するサービスロボットに用いられる

要素技術について紹介し，従来手法の問題点について述べる．次に，センシングシステムおよびサービスロボットを配備した，コンビニエンスストアを模した実験設備についてあらかじめ説明し，従来手法における問題点の改善策として提案手法について述べる．提案手法としては，その利用者だけ，その時だけ，その場所だけの商品推薦を可能とする技術を提案し，要素技術として商品嗜好を購買行動から計算するモデル，およびモデルに基づいた商品推薦システムについて詳しく述べる．章の最後には，提案システムを利用した場合の商品推薦の効果を検証する実験を行い，本章で提案した人とロボットの調和的相互作用について議論するとともにまとめる．

第3章では，公表した文献[12, 13]に基づき，図1.2で示した（2）ロボットと利用者と非利用者が存在する状況という視点を考慮し，人とロボットの調和的相互作用技術を提案する．非利用者の不利益が生じていた従来の人とロボットの相互作用の設計を見直し，提案技術によって非利用者の不利益を軽減するかどうかを検証する．サービスロボットは，実際の複合商業施設において催し物を案内する移動型ロボットを例として取り上げる．その中で，まず移動型サービスロボットに用いられる要素技術について紹介し，従来手法で生じてしまうロボットの周りの混雑現象の問題について述べる．次に，この問題を軽減するための手法について述べた後に，その提案手法の要素技術として，歩行者シミュレーション，混雑の中を歩く時の快・不快の度合いを推定する計算モデル，およびシミュレーションと計算モデルに基づく行動プランニングシステムについて詳しく述べる．章の最後には，提案システムを利用した場合の非利用者の快・不快への影響を検証する実験を行い，本章で提案した人とロボットの調和的相互作用について議論するとともにまとめる．

第4章では公表した文献[14]に基づき，図1.2で示した（3）ロボットと無分別な利用者と（分別のある）利用者が存在する状況という視点を考慮し，人とロボットの調和的相互作用技術を提案する．無分別な利用者の行動によって（分別のある）利用者の不快感が生じていた従来の人とロボットの相互作用の設計を見直し，提案技術によって利用者の不利益となるいじめの発生の可能性を軽減するかどうかを検証する．サービスロボットは，実際の複合商業施設において巡回パトロールする移動型ロボットを例として取り上げる．その中で，まずロボットのサービスを妨害する行為「ロボットいじめ」の問題に関連する，無分別な利用者の行動についての従来研究を紹介し，本研究にて大量の事例データを収集した上で，ロボットいじめ行為を定義する．次に，ロボットいじめ行動を軽減するための

アプローチ方法についての概観を述べた後に，そのアプローチ方法の要素技術として，ロボットいじめの発生を再現する計算モデル，歩行者シミュレーション，およびシミュレーションと計算モデルに基づく行動プラニングシステムについて詳しく述べる．章の最後には，提案システムを利用した場合に無分別な利用者によるいじめの発生の軽減に対する効果を検証する実験を行い，提案した人とロボットの調和的相互作用について議論するとともにまとめる．

最後に第5章では，本論文全体の成果および今後の展望と課題についてまとめ，結論とする．

第2章　利用者の利害を考慮した人とロボットの調和的相互作用

2.1　序論

本章では，図1.2で示した（1）ロボットと利用者のみが存在する状況という視点を考慮し，人とロボットの調和的相互作用技術を提案する．サービスロボットは，コンビニエンスストアを模した店舗内における商品情報を推薦するロボットを例として取り上げる．

従来の商品情報を案内するロボットでは，Wizard of Oz法（操作者がシステムのふりをして遠隔で操作し，利用者はロボットが操作者によって操作されていることを知らないという状態）でロボットが商品案内した場合の影響の分析に関する課題の解決に取り組まれている [15, 16, 17]．これらの研究では，人の嗜好を推定し，利用者への商品案内を成立させるのは，すべて操作者に委ねられている．実店舗環境でのセンシングによって取得した購買行動情報から，利用者の商品嗜好を推定する研究はまだあまりなされていない．一方で，あらかじめ案内する商品情報を決めて，利用者に一律で同じ商品情報を案内する方法も考えられる．その場合，利用者によっては提供された商品情報にはあまり興味を持っていない場合も起こると考えられる．

このように，利用者にとって価値のない情報を与えられた場合，その利用者が得られる満足感や推薦システムへの信頼性が低下するという報告もある [18]．推薦システムへの利用者の信頼性は推薦後に商品に注目したか，購入したかどうかに強く関連しているという報告もある [19]．従って，利用者にとって価値のある情報を提供し，商品がより注目される，あるいは多く購入されることで，結果として利用者の満足感を満たし，提供者の利益も満たされることになる．

そこで本研究では，利用者にとって価値のある情報を考慮しつつ商品情報を提供するために，実店舗における利用者の購買行動から商品嗜好推定技術を提案し，商品情報を推薦

するロボットによる，人とロボットの調和的相互作用を実現する．

本章の構成は，まずどのような購買行動情報を取得して商品嗜好を推定するのが望ましいかを検討するために，2.2節でこれまでに研究されてきた実店舗における購買行動情報取得の要素技術について紹介する．そして実店舗における商品嗜好推定のヒントを得るために，市場が急成長を成し商品推薦について成功をおさめてきた，インターネット上のB2C（Buisness to Consumer，企業と個人消費者間の商取引）における商品推薦に使われる商品嗜好の推定手法についても紹介する．次に2.3節で，本章の研究におけるサービスロボットによる商品推薦のためのアプローチについての概観を述べる．このアプローチの要素技術として，2.4節で購買行動としての利用者の停留行動を取得する技術，2.5節で実店舗における利用者の停留行動から商品群の嗜好を推定する技術について述べる．さらに2.6節で，本研究による商品推薦の効果を検証する実験について述べる．最後に2.7節で実験結果および本研究の取り組みと今後の展望について議論し，2.8節でまとめる．

2.2 関連研究

2.2.1 実店舗における利用者の購買行動取得に関する関連研究

実店舗内においてレジで決済される時に取得する顧客の購買行動情報として，POS（Point-of-Sale）データがある．実際にコンビニエンスストア，百貨店，スーパーマーケットなど多くの小売店にPOSデータを取得するシステムが導入されている．POSデータは，顧客の商品購入時の購買行動を長期的なパターンで分析でき[20]，店舗内の棚や販売促進媒体の配置アレンジなどのマーケティングに利用されている[21]．斉藤らは，飲料のPOSデータからスーパーマーケット，コンビニエンスストア，自動販売機の各業態が他業態との差別化を図る戦略を立てるといった，マーケティングのための分析方法を提案している[22]．

POSデータのみではなく，決済時にクレジットカードやポイントカードのような個人情報を扱うサービスを併用することによって，その人の過去の購入した日時，店舗名，商品情報を購買行動情報として追跡することが可能となる[23]．この追跡によって，商品嗜好の動的変化や利用者個人の特性を分析することも可能である[24]．一度の買い物で同時に商品を買わない場合でも，長期的に取得した購買履歴によって購買商品間の関係性に関

する情報を抽出することも可能である [25].

ここまで POS データとポイントカードによる購買行動の取得方法を紹介したが，これらの技術は決済するまでの買い物行動の情報を取得できないため，買い物中のその時だけ，その人だけ，その場所だけの購買嗜好を推定するための情報としてはあまり向いていない．人の興味は刻々と変化しており，必ずしも今までに購入した商品を，別のある時，ある場所に行った時に所望するとは限らない．

その時だけ，その場所だけの商品嗜好を推定するには，利用者のその時の興味が行動となって現れる，買い物中の利用者の購買行動を追跡する必要がある．そこで買い物中の利用者の購買行動を取得する方法として，位置を追跡する方法 [26, 27]，注視している商品を判定する方法 [28]，手に取った商品を判定する方法 [29]，棚に近づく行動を検知する方法 [30]，買い物カゴに入れた商品を特定する方法 [31] が提案されている．

携帯端末を用いた位置追跡の方法 [26] では，携帯端末を所持した利用者の位置を様々な位置追跡システムにより取得することが可能である．この場合，購買行動を取得できる対象者は携帯端末を所持した利用者に限定され，なおかつ利用者が能動的にシステムを利用した場合に限られる．これらの問題を解消した方法として，Glas らは観測空間に複数のスキャナ式測域センサを配置し，全方位からレーザを照射した際に現れる人の形状を，粒子フィルタとパラメトリック形状モデリングによって特定することで位置追跡を実現している [27]．この手法では，個人情報を扱うことなく人の位置追跡を行うことが可能である．

注視している商品を判定する方法 [28] では，画像認識による視線推定によって注視している商品を推定している．これにより注視している商品を，利用者が現在嗜好している商品として扱うことが可能となる．ただし，判定精度はそれほど高くなく限界がある．これに関わらず，取得した購買行動情報の信頼性が低い場合，そのデータに基づいて推定した商品嗜好情報の信頼性も低くなる．

手に取った商品を判定する方法 [29] では，商品に RFID（Radio Frequency Identification）タグを取り付け，ある商品を手に取った時に RFID リーダから距離が離れた商品を手に取った商品として判定している．これにより手に取った商品を，利用者が現在嗜好している商品として扱うことが可能となる．この方法は極めて高い判定精度である．一方で，商品 1 つ 1 つに RFID タグを取り付ける必要があるため，手間や費用のコストが掛かるというデメリットがある．

棚に近づく行動を検知する方法 [30] では，RFID タグの付いたスリッパを履いた利用者が，棚の手前の床に設置した RFID リーダを踏むことによって，近づいたことを検知している．この場合，購買行動を取得できる対象者はスリッパを履いた利用者に限定され，なおかつ利用者が能動的にシステムを利用した場合に限られる．

買い物カゴに入れた商品を特定する方法 [31] では，RFID リーダを取り付けたショッピングカートと RFID タグを取り付けた商品を用意し，商品をカートに入れる瞬間にカートに入れた商品を特定することが可能である．一方で，商品 1 つ 1 つに RFID タグを取り付ける必要があるため，手間や費用のコストが掛かるというデメリットがある．この場合，購買行動を取得できる対象者はショッピングカートの利用者に限定される．

これら RFID を用いた方法では，RFID リーダを持つ第三者が，RFID タグの付いた商品を持った人の居場所を特定できてしまう．これにより例えば，ここの家の中には高価なものが置いてある，といった情報を第三者に与えてしまうなどの事態も懸念される．事実，アパレルメーカーのベネトンは商品に IC タグ取り付けを計画していたが，このようなプライバシー問題の観点で不買運動が起こり，社会問題へと発展した [32]．

商品嗜好とは別の，購買行動時の心の状態を推定する試みも行われている．荒木らは，カメラ映像により推定した棚の前に停留した経過時間と，RFID タグを用いて判定された商品を手に取る行動を対応付けることにより，買い物中の迷いを検出するシステムを構築している [33]．この方法では，迷いの判定について高い正解率を示している．この結果は，取得した購買行動情報から心の状態としての迷いを推定できることを示しており，同様に，本研究で心の状態として扱う，その場所その時の商品嗜好推定の可能性を予感させる．

商品嗜好を推定する手法も検討されている．柴田らは，カメラと fNIRS 装置を頭部に装着し眼球運動と脳活動の計測によって購買意思決定過程をモデル化することで，購買の興味を抽出している [34]．脳活動を計測することで高い精度で購買の興味を抽出することが期待できるが，現状ではすべての利用者にカメラと fNIRS 装置を装着させることは困難であるため，脳活動の計測による購買の興味抽出の普及・実用化が難しい．

以上のように様々な購買行動の取得手法が提案されているが，本研究ではこれらのメリット・デメリットを考慮し，利用者に不利益や不快感を与えないように，利用者が何も装置を持たなくても，買い物中の購買行動を観測でき，かつプライバシーを考慮するために個人を特定しない計測方法を用いる（本研究に用いる計測方法については 2.4 節で説明

する）.

2.2.2 インターネット上の B2C における商品嗜好推定に関する関連研究

ここでは，実店舗における利用者の商品嗜好推定のヒントを得るため，インターネット上の B2C における商品嗜好推定技術について紹介する．インターネット上の B2C では，センサなどの特別な設備がなくても，Web ページにアクセスした時点のサーバとの通信で，商品情報ページの閲覧情報など，利用者の購買行動情報を容易に取得することができる．利用者の閲覧行動自体がその閲覧ページが示す商品への興味に直結している．インターネット上の B2C と比べて実店舗では，取得した購買行動から興味をいかに抽出するかという難しさがある．例えば，利用者が店舗の中をウロウロしている行動情報を取得できたとして，それが何を意味するのか，いつどの時点で興味を行動で表しているのかを意味付けすることは，ある程度の困難が予想される．このように購買行動取得システムを導入する敷居が低いことと，購買行動から興味を抽出することが容易であるため，早くから商品嗜好推定技術の研究が行われてきた．世界最大のオンラインショップに成長した Amazon.com に導入されている商品推薦システム [35] の成功は，インターネット上の商品嗜好推定技術の研究・開発をますます加速させていった．

インターネット上の B2C における商品嗜好推定技術としては，商品の属性情報に基づく検索方式，コンテンツに基づくフィルタリング方式，協調フィルタリング方式がある．Shafer らは，利用者の長期的な購買履歴からの嗜好抽出には協調フィルタリング方式が有効であり，最近の購買履歴からの嗜好抽出には商品の属性情報に基づく検索方式が有効であると述べている [36].

商品の属性情報に基づく検索方式では，キーワード検索方式 [37]，ディレクトリ（カテゴリ）検索方式 [38]，フォークソノミ（タグ検索）方式 [39] などがある．キーワード検索方式 [37] では，ある利用者が現在閲覧している商品情報から，商品の属性を表すキーワードを元に，そのキーワードに合致した商品をその利用者の商品嗜好として抽出する．キーワードとしては例えば，“備長炭かまど羽釜の真空圧力 IH 炊飯器” という商品では，“備長炭かまど羽釜”，”真空圧力炊き”，“IH 炊飯器” などがキーワードとなる．ディレクトリ検索方式 [38] では，商品のカテゴリに使われる分類に属する商品を，その利用者の商品嗜好として抽出する．例えば，炊飯器は，キッチン＞家電＞炊飯器・精米器＞炊飯器という

ディレクトリ分類の属性を持っている．フォークソノミ方式 [39] では，あらかじめ商品情報に様々な利用者が自由に付けたタグ情報から，そのタグ名と合致したタグ名を持つ別商品を商品嗜好として抽出する．商品の属性情報に基づく検索方式は，高い精度で嗜好商品を抽出することができる．しかしながら，キーワード，カテゴリ，タグに合致しない商品は嗜好商品推定の対象とならないので，それ以外の商品で，かつ利用者が潜在的に興味を示す商品情報に触れることができないといったデメリットがある．

コンテンツに基づいたフィルタリング方式では，利用者の興味に関する情報を表す利用者プロファイル，コンテンツの内容を加工したコンテンツモデルの 2 つの情報に基づいて商品嗜好を推定する．多くの研究で用いられている手法は，ベクトル空間モデル [40] に基づき，閲覧文書を用いて適合性フィードバック [41] を行うものである．コンテンツに基づくフィルタリングを利用したシステムとして，代表的なものに WebWatcher[42] や WebMate[43] がある．岩濱らは，ベクトル空間モデルの代わりに決定木を用いたフィルタリングシステムを提案している [44]．ベクトル空間に基づく方法に比べて，決定木を用いた方法は利用者が思う重要度の特徴量をうまく表現でき，利用者の嗜好をより絞り込むことができると述べている．コンテンツに基づくフィルタリング方式は，商品嗜好推定が利用者の数に影響されないというメリットがある．新しくデータベースに登録された商品であっても即座に推定の対象に含まれるという利点もある．一方で，すべての購買行動履歴を同等に扱っているため，その時だけの急な興味の変化に対応した，商品嗜好推定をすることは難しいというデメリットがある．利用者が過去に高い評価をした商品に類似した商品ばかりが高い嗜好推定値を示すため，新しい別の商品を探すことには向いていない．

協調フィルタリング [45] 方式では，ある利用者 A が過去に購入した商品群と，多数の他利用者から各利用者が過去に購入した商品群から算出した，利用者間の嗜好の類似度を用いて，A にとっては未知の商品の嗜好度合いを推定する．協調フィルタリングは，コンテンツ自体を解析する必要がないため，マルチメディア情報にも対応できることが利点である．

協調フィルタリングは性質上，様々な問題を抱えている．ここでは主な問題として，sparsity，first-rater，cold-start の 3 つの問題を取り上げる．sparsity 問題では，全体の利用者数と商品数に対して，利用者と商品の関係の数が少なすぎると，嗜好推定の質が低下してしまう．first-rater 問題では，新規に登録された商品は初めに誰かが評価をしない

限り，嗜好推定の候補に入らなくなる．cold-start 問題では，新規のサービス利用者はある程度の購買履歴がない限り，嗜好推定ができなくなる．cold-start 問題に関して McNee は，新しい利用者には最初に推定精度の高い嗜好商品リストを提示することが，システムに対する信頼感を高める上で重要であると述べている [46]．同じような商品ばかりが高い嗜好推定値を示すため，新しい別の商品を探すことには向いていない．そこで加藤らは，商品嗜好推定の精度とセレンディピティのトレードオフを考慮した商品嗜好推定を提案している [47]．利用者特徴ベクトルと商品特徴ベクトルを比較する処理を行う過程で，順マッチングと交差マッチングを行う回数を確率的に変化させることで，精度を保ちつつ，かつ未知の商品においても高い嗜好推定値を示すことが可能であると述べている．

協調フィルタリングは，すべての購買行動履歴を同等に扱っているため，その時だけの急な興味の変化に対応した，商品嗜好推定をすることは難しいというデメリットがある．そこで協調フィルタリングに加え，最新のその時だけの嗜好を考慮した手法が提案されている [48, 49]．川前らは，利用者ごとの嗜好の時系列性と，利用者間の行動の先行性に着目し，各情報を重み付けした協調フィルタリングを提案している [48]．マルコフ連鎖を用いた最近の興味と，協調フィルタリングの両方を組み合わせる手法も提案されている [49]．これらの手法では，一般的な協調フィルタリングと比較した結果として，最近の嗜好をよく反映した商品嗜好推定を実現している．

インターネット上の主な商品嗜好推定の本質は，利用者の嗜好を情報として扱い，別の利用者の嗜好情報と結びつけて商品嗜好を推定しているということにある．そのためには，あらかじめ別の複数の利用者に関する購買履歴をデータベースとして保管しておく必要がある．本節の調査から，ある利用者に商品推薦する時点で，そのデータベースを参照し，特定の計算モデルに基づいて商品の嗜好度合いを推定することによって，嗜好に合った商品を提示できることがわかった．さらに，その場所その時での購買行動情報から抽出した，その場所だけその時だけの嗜好を考慮することによって，その人だけ，その時だけ，その場所だけの嗜好商品を推薦できるという知見を得た．

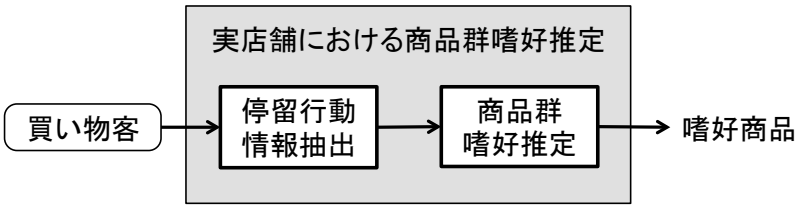


図 2.1: 実店舗における商品群嗜好推定システムの流れ

2.3　実店舗における商品群嗜好推定システム

2.2 節の知見を踏まえて，本研究では過去の他の利用者の購買行動だけでなく，その場所その時での購買行動の両方を考慮して，実店舗においてサービスロボットによる嗜好に合った商品推薦手法を提案することで，利用者の購買意欲（利益）を引き出すような，人とロボットの調和的相互作用技術を実現する．そこで，利用者の嗜好に合った，その場所だけ，その時だけの嗜好商品を推薦するために，購買行動として軌跡情報から停留行動情報を抽出し，停留行動情報に基づいて商品群の嗜好を推定するためのプロトタイプシステムを開発する．図 2.1 は実店舗における商品群嗜好推定システムの流れを示す．主な構成要素は「停留行動情報抽出」と,「商品群嗜好推定」モジュールである．

「停留行動情報抽出」モジュールでは，利用者の購買行動として停留行動情報を抽出する．店舗内の移動をセンシングにより追跡し，その間に停留した位置と時系列を軌跡情報から抽出する．停留行動情報抽出については 2.4 節で詳しく述べる．

「商品群嗜好推定」モジュールでは，停留行動情報から利用者が嗜好する商品群を推定する．初来店した利用者にも適用でき，なおかつその場所の行動に応じたその時だけの商品群嗜好を推定することを重視し，商品群嗜好推定をモデル化する．商品群嗜好推定については 2.5 節で詳しく述べる．

システムの流れとしては，まず「停留行動情報抽出」モジュールで，来店したターゲットとなる買い物客の停留行動情報を抽出する．その停留行動情報から嗜好商品群推定モデルで，その買い物客が嗜好する商品群を推定する．



図 2.2: 実験用店舗

2.4 利用者の停留行動情報の抽出

2.4.1 実験用店舗と人位置追跡システム

サービスロボットによる商品推薦を実施する環境として，コンビニエンスストアを模した実験用店舗（図 2.2）を用意する．図 2.3 は実験用店舗内の各棚，商品，機器の配置図面を示す．機器としては，主に 2 種類の役割に分けられる．狭い店舗内においても停留行動系列を追跡し取得するために，入店から退店までの一連の購買行動を追跡でき，かつ高い精度での停留行動の抽出が可能な人位置追跡用機器を選んだ．狭い店舗内でも配置でき，かつ効果的に情報提供するために，小型で情報提供の効果が高い [50] 情報提示用機器を選んだ．

- 人位置追跡用機器
  北陽電機製スキャン式測域センサ UTM-30LX 6 台，URG-04LX 12 台．
- 情報提示用機器
  サービスロボット Robovie-mR2 3 台，デジタルサイネージ 3 台．

人位置追跡用機器として複数台のスキャン式測域センサ（北陽電機製 UTM-30LX と URG-04LX）を使用する．UTM-30LX は観測周期が短く，高速に対象を追跡することができる．URG-04LX は観測周期が長いが小型軽量という利点がある．店舗内環境においては，障害物の少ない広場を対象とする場合とは異なり，商品棚のために死角が生じやす

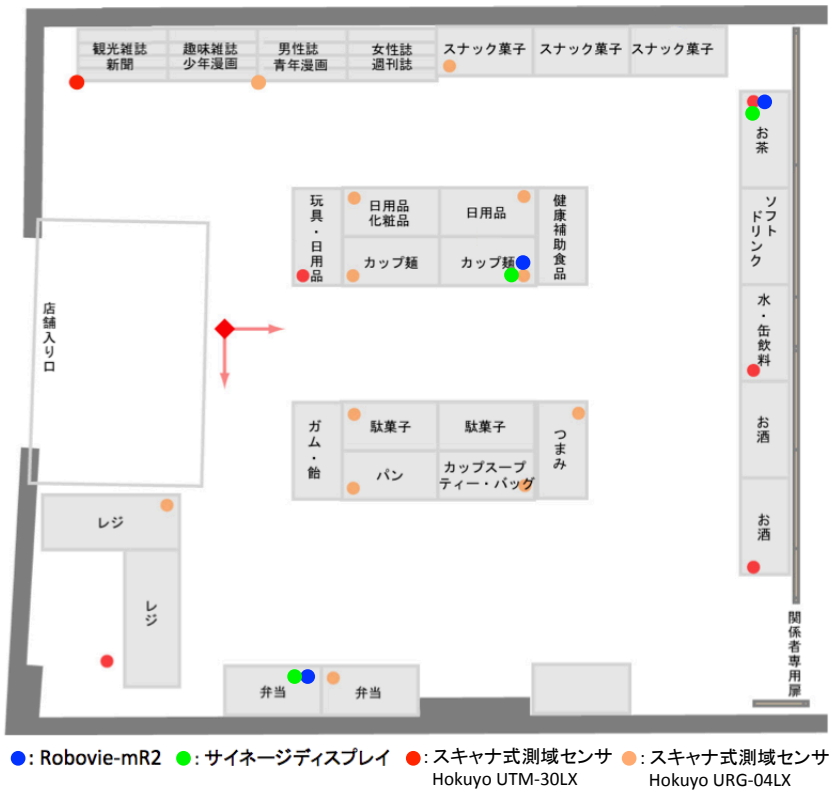
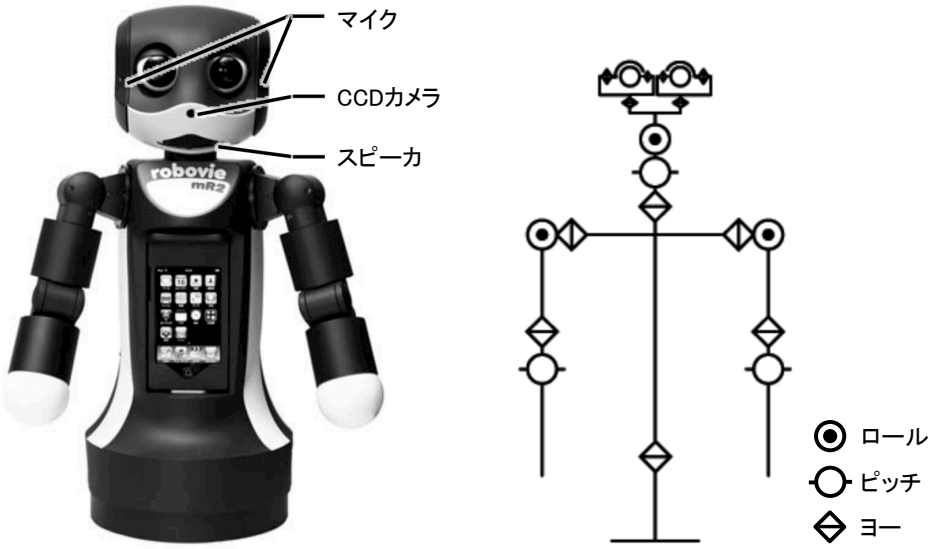


図 2.3: 実験用店舗内の各棚，商品，機器の配置図面

くなる．棚の間の狭い通路を人が通行することで，人によるオクルージョンが生じて別の人の追跡が途中で途切れたり，近距離ですれ違った人同士の追跡を取り違えやすくなるなど，追跡の連続性が損なわれるという問題が発生する．そこで実験用店舗内には高密度でスキャン式測域センサを配置し，オクルージョンを減らすことでこれらの問題を解決する．スキャン式測域センサは，人が密集しやすい場所に高速な UTM-30LX を配置し，その他の領域は小型の URG-04LX 配置している．

人位置を追跡する手法として，Glas らは複数のスキャン式測域センサを配置し，粒子フィルタとパラメトリック形状モデリングを用いて対象空間中に存在する人の位置を検出し，その位置の時系列データから移動軌跡を追跡する技術を提案している [27]．実空間を人の腰あたりの高さの水平面（地面から 85cm 程度）による 2 次元平面として捉え，全方位からレーザで照射した際に，人の腰あたりの高さの形（胴と 2 本の腕）として計測できたものを人として識別している．これらにより，店舗内のすべての観測領域で，すべての



(a) 外観 (b) 軸配置

図 2.4: 卓上サイズ据え置き型ロボット：“Robovie-mR2”

人の位置（誤差約 5cm 以内）を 10Hz の周期で追跡することが可能である．本論文で用いた実験用店舗内では，棚の間の顧客の詳細な移動経路を取得するために，この Glas らの手法を用いる．この手法の利点として，利用者は観測領域内に入った際に付与される一時的な ID（Identification）を用いて観測領域内でのみ識別されるため，購買行動から個人情報を取得，参照することが無いという点も挙げられる．

情報提示用機器として，卓上サイズ据え置き型ロボット Robovie-mR2 とデジタルサイネージを用いる．Robovie-mR2 は発話やジェスチャを通して人と相互作用することが可能であり，人間のような身体的特徴をいくつか有している．Robovie-mR2 の外観および軸配置を図 2.4 に示す．Robovie-mR2 の高さは 42cm，胴の断面の直径は 18cm であり，人の上半身を模してデザインされている．1 つの CCD カメラ，2 つのマイク，1 つのスピーカを装備している．各眼球に 2 自由度，各瞼に 1 自由度，首に 3 自由度，各腕に 4 自由度，腰部に 1 自由度の合計 18 自由度を持つ．眼球や瞼の自由度による表情，首や各腕や腰部による頷き，指差しなど，人が行う動作に似たジェスチャを行うことが可能である．

Robovie-mR2 とデジタルサイネージは，推薦商品を顧客に伝え，顧客が商品を見つけるのを手助けするエージェントとして機能している．神田らは，実体を持ったサービスロボットは，顧客にとってのインタラクションエージェントとして認識されやすく，顧客

からは有用な情報 (案内や推薦だけでなく詳細な商品情報も含む) を提供することが期待される傾向があると述べている [51]．神田らによる店舗へ客引きするサービスロボットに関する実験では，実際にロボットに人がよく集まり，お店の情報を聞き入れていたと述べられている．ディスプレイ上の CG（Computer Graphics）エージェントと比べて実体を持ったロボットは，実世界に置かれた対象物を直接的に指示することが容易である [52]．店舗内で情報を提示するデバイスとして，デジタルサイネージ技術が発展しているが，デジタルサイネージの画面内に提示される情報と，画面の外に存在する実体とを結びつけるのは人の解釈にゆだねられる．Kamei らは，サイネージのみ，ロボットのみの商品推薦と比較して，サイネージ上に提示された情報に対応する商品をロボットが推薦する方が推薦の効果が高いことを示している [50]．そこで本章の研究では，情報提示用に robovie-mR2 とデジタルサイネージを連携し，サービスロボットが推薦する商品をデジタルサイネージ上で表示する．

2.4.2　軌跡情報からの停留行動情報の抽出

本章の研究では，購買行動として利用者の停留行動を用いる．停留行動としては，利用者が停留した位置系列を利用する．

停留位置情報は，観測領域内で取得した人位置情報から取得する．人位置計測中に，ある ID の軌跡が半径 25cm 以内に 1 秒以上停留した時点で，その位置に停留したと判定する．停留の判定距離として半径 25cm 以内とした理由は，センシングによる計測誤差を考慮した上で，できるだけ正確な位置を計測するためと，一方で判定距離を短くしすぎると停留中の人のわずかな動きでも停留判定距離から外れて停留状態を誤認識しやすくなるためである．停留判定時間に関しては，距離範囲半径 25cm を考慮しつつ，買い物中のゆったりとした動きと停留を区別するために適当な閾値として 1 秒以上と設定している．

2.5 停留行動情報を用いた商品群嗜好推定モデル

2.5.1 モデル化

一度の買い物中に停留したすべての停留領域集合のうち，ある停留領域の組合せおよび時系列遷移と，他に停留する停留領域が共起して起こる確率を算出し，商品群嗜好推定モデルとして提案する．停留行動情報を用いた心の状態の推定として，荒木らは迷いを判定する手法 [33] を提案しているが，商品の嗜好を推定する手法はまだない．停留領域としては店舗内で，売っている商品がジャンル分けされている各棚ごとに，停留領域を分割する．棚の前での停留行動は，目の前の棚にある商品群へ興味を示していることを直接的に示している．このことを前提に，ある停留領域内で停留している場合，その停留領域の目の前にある棚にある商品群への興味として扱う．つまり，本モデルでは棚単位での複数の商品群を嗜好推定の対象とする．停留領域間の関係の扱い方によって，時系列を考慮せず停留領域の組み合わせに着目したものを停留領域の組，停留領域の遷移として時系列を考慮したものを停留領域の列と定義する．本モデルでは，“来店した買い物客は嗜好に沿って複数の商品棚の前で立ち止まる” という心理学の知見 [53] から,「利用者間で嗜好が似ていれば，似たような場所で立ち止まる」という仮説を立て，複数の利用者の購買データを一律に扱い，一般化したモデルとして作成する．

店舗内に定義されたすべての停留領域（全停留領域）の個数を n とする．例として，停留領域 A,B,C,D,E からなる ($n = 5$ の) 店舗で，停留領域間の関係として組を扱った場合を考える．ある利用者 P が $A \to B \to A \to C \to D$ の順に停留して，買い物を終えたとする．利用者 P の停留領域系列 SA_p を，重複を考えない組み合わせとして考えると $SA_p = \{A, B, C, D\}$ と表せる．この SA_p の真部分集合を停留領域の組として，組に含まない別の停留領域の 1 つの共起確率を考える．列の場合も含め，この組や列の真部分集合を推定クエリ，組や列に含まない別の停留領域の 1 つを推定停留領域，ある推定クエリとその推定停留領域の組合せの 1 つを推定セットと定義する．

ここでは，推定クエリで停留領域の組の要素数が m の場合を取り上げて説明する．上記の例で $m = 3$ とした場合を考えると，推定クエリが (A, B, C) で推定停留領域の候補が D という推定セットや，推定クエリが (A, B, D) で推定停留領域が C という推定セットを抽出することができる．一般に，停留領域系列の長さを j とすると (例では $j = |SA_p| = 4$),

すべての組は ${}_jC_m$ 通り，各組に対するすべての推定停留領域は $j-m$ 通りとなるため，すべての推定セットは ${}_jC_m \times (j-m)$ 通りとなる（$j \leq m$ の場合，推定セットは取得できない）．この方法で，事前に取得したすべての利用者の停留領域系列から，推定セットを抽出し，その発生頻度を数える．推定クエリ c の発生頻度を f_c とし，推定セット r の発生頻度を f_r とする．f_r，f_c を用いて，予測移動率 $P(r|c)$ は次のように定義できる．

$$P(r|c) = f_r/f_c \tag{2.1}$$

式 2.1 は，推定クエリ c のすべての停留領域に停留した顧客が，その後に実際に推定停留領域を訪問する確率として解釈できる．

モデルを評価する指標として，全ての推定セットに対して予測移動率を f_c で加重平均することで，全体としての予測正答率 P_w を以下のように定義する．

$$P_w = \frac{\sum_{n=1}^{N} f_{cn} P(f_{r_c n}|f_{cn})}{\sum_{n=1}^{N} f_{cn}} \quad (f_{r_c n} \in F_{r_c}, f_{cn} \in F_c) \tag{2.2}$$

n は全停留領域，m は推定クエリの要素数，N はすべての推定セット数 $(={}_nC_m)$，f_{r_c} は r_c の発生頻度，F_{r_c} は f_{r_c} の全体集合，F_c は f_c の全体集合を表す．

ここでモデル化のためのデータ数が少ない場合，考えられる全推定セットをデータから全てカバーできるとは限らない．一度の買い物で停留する停留領域の数は利用者によっては 3，4 つと少ないため，推定クエリの要素数が大きい場合，あるいは推定クエリに停留領域の列を用いる場合には，ますますカバーできる推定セットが少なくなる．この影響のため，全体としての正確な予測移動率を算出することができない可能性がある．

そこで，別の評価指標として，考えられるすべての推定セットの総数に対する，モデル化に用いたデータに出現した推定セットの割合を推定機会カバー率 P_c と定義する．停留領域数が増えるほど，推定確率が高くなり，一方で推定機会カバー率が低下する事が予想される．よって，推定クエリに用いる要素数が増すほど推定精度が高まるが，推定が行われない推定セットが増加するため，予測正答率と推定機会カバー率はトレードオフの関係にあるといえる．

2.5.2　商品推薦へのモデルの適用方法

事前に作成した商品群嗜好推定モデルを用いて，買い物中に嗜好推定する時点までに利用者が停留した領域系列（既停留領域系列）に基づいて，他に停留する可能性の高い停留

領域（嗜好停留領域）を推定する．実店舗でのサービスロボットによる商品推薦では，嗜好推定する時点は推薦する時点である．さらに推薦する時点とは，サービスロボットが居る棚の目の前の停留領域（推薦実行領域）で停留を開始した時点を意味する．

2.2 節で説明したように，インターネット上における B2C では，過去の興味だけでなく，最近の興味に重み付けした商品推薦手法が提案されており，その有効性が示されている [49]．このことから実店舗での買い物においても，現在停留している停留領域というのは，その時点での利用者の嗜好に最もよく関連しているため特に重要だと考えられる．

ある利用者 P が推薦実行領域に停留した時点で，既停留領域系列に k 個の領域が含まれていたとする．この既停留領域系列から，推薦する時点の推薦実行領域を含む要素数 m の部分集合 ($_{k-1}C_{m-1}$ 個存在する) を推定クエリとして抽出し，商品群嗜好推定モデル から推定セットと各推定セットに対する予測移動率を取得する．すなわち，生成されたすべての推定クエリ c に基づいて，その発生頻度 f_c，推定セット r およびその発生頻度 f_r を得る．続いて，得られた複数の推定セットから，フィルタリングにより低頻度の推定セットを除外し，データの信頼性を高める．フィルタリングとして具体的には，まず推定セットに含まれる推定クエリの発生頻度 f_c が下位 50 %のものを除外する．次に残った推定セットのうち，$f_r = 1$ のものを除外する．最後に残った推定セットの中から，予測移動率が最も高い推定セット r_c を選択し，嗜好停留領域として決定する．f_c，f_r が少ない推定セットをある程度除外するのは，少数の利用者の購買行動に左右され信頼性が低くなることを避けるためと，一方で半数ほどの多様な推定セットを残すことにより，同じ推定セットばかりが選択されるのを防ぐためである．

2.5.3 実験用店舗におけるモデルパラメータの調整

2.5.3.1 予備実験による推定クエリの要素数，組および列の検討

2.5.1 項で説明したように，予測正答率と推定機会カバー率のトレードオフのため，推定クエリの適当な要素数 m を予備実験によって検討する．

まず実在するコンビニエンスストアに 2.4 節で説明した人位置追跡システムを設置して，顧客の行動軌跡および停留領域系列を取得する．計測場所は複合商業施設 ATC（Asia and Pacific Trade Center，大阪府住之江区）内にあるコンビニエンスストア（ローソン南港

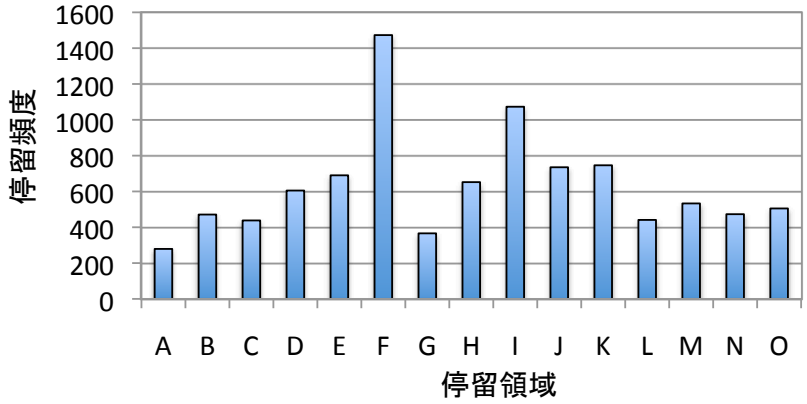


図 2.5: 各停留領域ごとの頻度分布

ATC-ITM 店）で，計測時間帯は 11-15 時，計測期間は 10 日間である．全停留領域数は実験用店舗と同じ数 $n = 15$ である．

人位置計測システムで計測したデータから誤って計測した，人以外の物体，棚の商品が目的で来店していない商品推薦の対象とならない人，店員を対象から除外するために，移動軌跡の発生地点が入り口付近でない ID，移動軌跡が一度も停留領域に停まっていない ID を除くと，全停留領域のうち 1 つ以上の停留領域で停まった利用者は 2832 ID あり，これらの利用者が立ち止まった停留領域数は平均 3.42 であった．図 2.5 に各停留領域ごとに停留した頻度分布を示す．頻度分布から停留領域間で停留頻度に偏りがあることがわかる．これは，計測時間帯が正午周辺の時間帯であり，利用者は弁当や飲料などの棚の前の停留領域によく停留したためだと考えられる．

予備実験で取得したデータから抽出した，推定クエリの要素数が 1 から 3 領域の組および列の各推定クエリにおいて，予測移動率上位の推定セットを比較した結果を図 2.6 に示す．この結果を比較したところ，推定クエリに用いる停留領域の数が多いほど上位の予測移動率が高く，また組よりも列の方が予測移動率が高いことが明らかになった．

予備実験で取得したデータから抽出した，推定クエリの要素数が 1 から 5 領域の組および列の各推定セットにおいて，組および列ごと，あるいは要素数ごとの推定機会カバー率と予測移動率の関係を図 2.7 に示す．この結果，推定クエリの要素数が増えるほど，予測移動率が高くなり，一方で推定機会カバー率が低くなることがわかった．停留領域の列と組では，予測移動率は列の方が高く，推定機会カバー率は組の方が高いことがわかった．

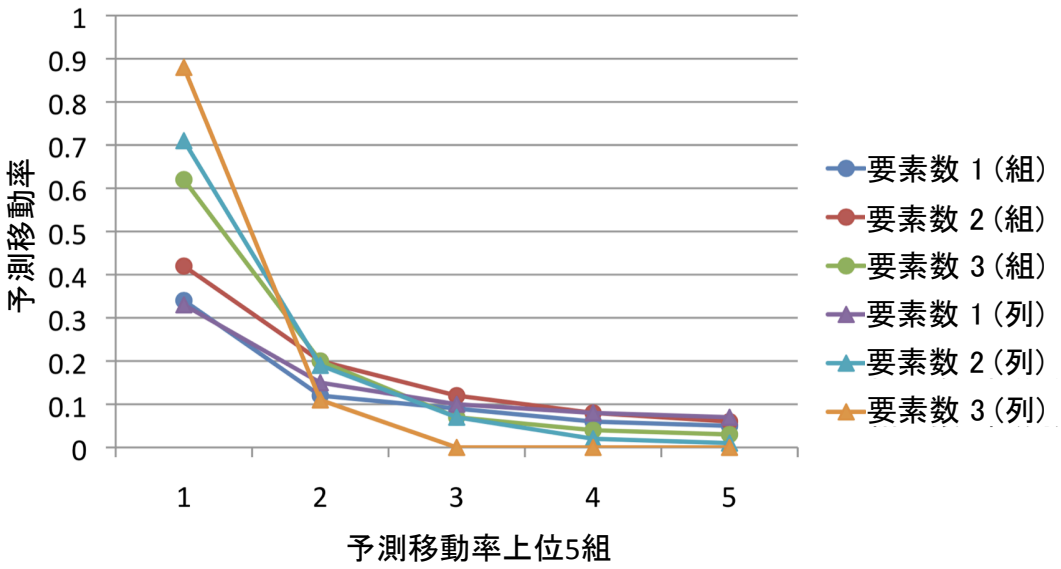


図 2.6: 推定クエリの要素数ごと，組および列ごとの予測移動確率上位

組よりも列を用いた方が推定精度が高いことが明らかになったが，列を用いる場合には推定クエリの数が膨大になる．そのため，推定クエリが列の場合，ある程度のデータ量がないと推定セットの信頼性が低下したり，推定機会カバー率がさらに低下し，ほとんどの推定セットが適用されなくなることが懸念される．例えば，季節ものの商品や新商品を取り扱う店舗では商品の入れ替えや陳列形態のレイアウト変更のサイクルが短く，サイクル内ではデータが十分に収集できない場合もある．そのため停留領域から利用者の興味を抽出する場合，このような短いサイクルにも対応できる組の方が望ましいと考えられる．

予備実験のデータを使用して推定セットを抽出したところ，全停留領域数 $n = 15$ において 5460 通りだった．推定クエリの発生頻度の多い順に並べた発生頻度確率および累積確率を図 2.8 に示す．抽出した推定クエリの全組合せ数 455 組のうち上位 10 組で約 10 %を占めており，上位 30 %の組み合わせで 60 %だった．

2.5.3.2 実験用店舗における推定クエリおよび推定セットの作成

実験用店舗における推定クエリおよび推定セットを作成するために，実験用店舗における予備実験を行う．推定クエリには 2.5.3 項の検討により，停留領域の列ではなく組を用いる．図 2.9 に実験用店舗内の停留領域の区分け ($n = 15$) を示す．停留領域は異なる種類

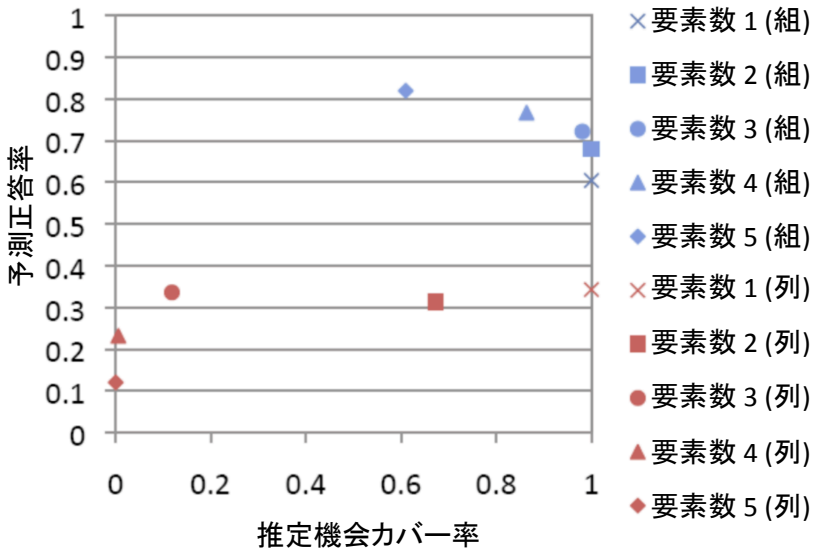


図 2.7: 推定機会カバー率と予測移動率の関係

の商品がある棚ごとに区分けしている．予備検討では顧客が棚の下の方の商品を見る場合，棚の前面から 50cm から 1m 離れていたため，停留領域を棚の前面から 1m としている．今回構築した人位置計測システムでは停留している利用者がどちらを向いているのか判定できないため，向かい合っている棚の停留領域を統合している．

予備実験では，被験者に昼食を買いに来たことを想定して自由に買い物を行うようにあらかじめ教示し，買い物をしてもらった．被験者は 121 名 (20 代から 50 代の女性 59 名，男性 62 名) であり，各被験者には謝礼を支払った．計測の結果，これらの利用者が立ち止まった停留領域数は平均 5.80 であった．これに対して，2.5.3.1 項での実際のコンビニエンスストアでの停留領域数は平均 3.42 であった．この理由として，実際のコンビニエンスストアでは様々な目的を持った来店客が訪れるが，実験用店舗では目的を限定し昼食を買いに来たという設定で買い物をしているため，その違いが影響していると考えられる．実際のコンビニエンスストアの分析（2.5.3.1 項）では列と組のどちらを使うべきかという検討を行っており，推定セット作成に用いるデータ量による信頼性の低下という問題（組より列の方が推定クエリの数が膨大になるため予測移動率が大幅に減少する）のみを取り上げているため，その問題に関しては，実験用店舗でも実際のコンビニでも共通した問題となると考えられる．

推定クエリの要素数 m については，平均の停留領域数に依存するため，今回は実験用

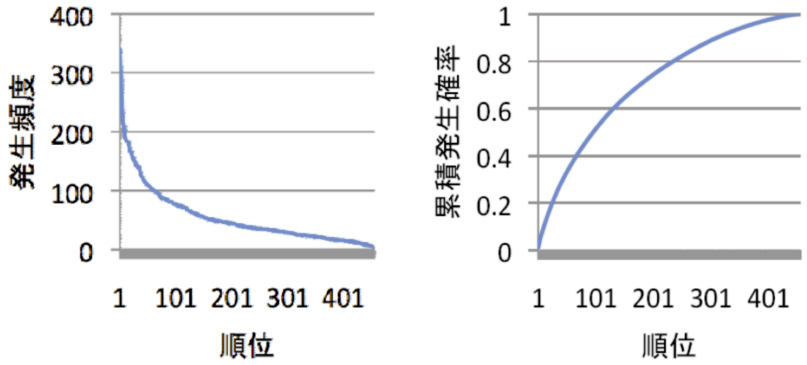


図 2.8: 発生頻度順にみた推定クエリの発生頻度と累積発生確率

店舗における平均の停留領域数に合わせて，推定クエリの要素数 m を検討する．要素数 $m = 1, 2, 3, 4, 5$ の各推定クエリにおいて，式 (2.2) に基づいて予測正答率を算出したところ，m が増えるほど予測正答率が高くなった．一方，m が増えるほど，立ち止まった停留領域数を m が上回る被験者が増え，推定する機会を失う利用者数が減少した．$m = 4$ 以上においては，m が増えると急激に推定する機会を失う利用者数が減少した．

一般に m が大きいほど嗜好が明確になり，嗜好停留領域の候補を絞り込むことができることから，推薦精度の向上が期待される．しかしながら，m が大きいときには，推定クエリに対する推定セットの数が少なくなり，限られた推定セットに基づいて嗜好停留領域を決定することになり推薦の信頼性が低下する．一方で， m が小さい場合には推薦の精度が低下するが，推定セットの数が多様になり推薦の信頼性が向上する．このことから，本実験では経験的に $m = 3$ を用い，推定クエリ，および推定セットを作成した．

商品群嗜好推定の例として，停留領域 O(弁当，パン) →停留領域 E(男性誌，青年漫画) →停留領域 H(ソフトドリンク，健康補助食品) →停留領域 M(ガム，飴) →停留領域 A(お茶，スナック菓子) に停留した場合，O,E,H,M,A から 3 つの停留領域の組合せによる推定クエリを作成する．表 2.1 は作成した推定クエリの一部で検索した推定セットおよび予測移動率を示す．推定クエリから商品群嗜好推定モデルにおける推定セットを検索によって取得し，フィルタリングにより選別したのち，最終的に最も予測移動率が高い，推定クエリ E,H,A に基づいた停留領域 K が嗜好停留領域として推定される．

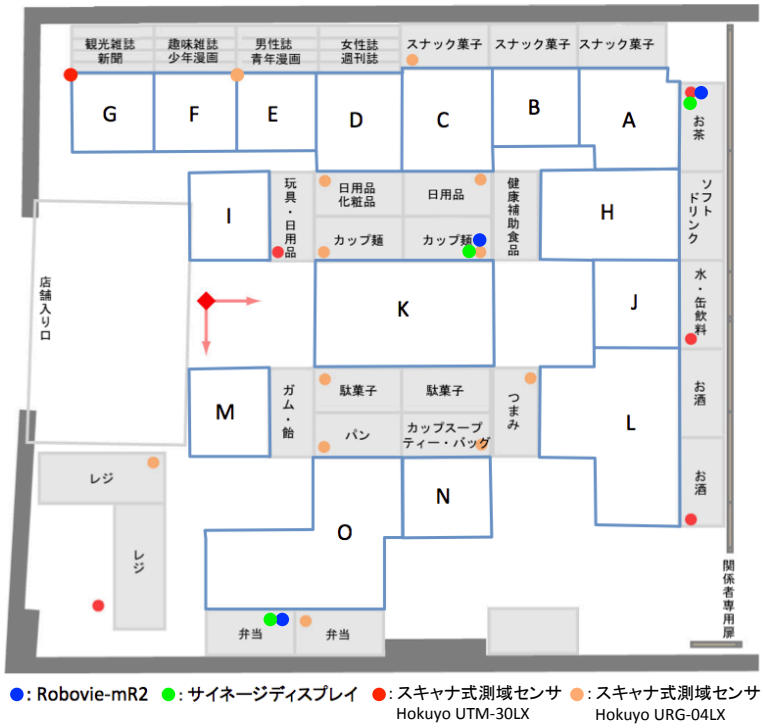


図 2.9: 実験用店舗内の停留領域の区分け

2.6　実験と評価

複合商業施設内のコンビニエンスストアを想定した実験環境において，サービスロボットによる商品推薦実験を実施し，商品群嗜好推定モデルを用いた場合の商品推薦への効果を検証する．これにより，本アプローチによるサービス利用者への利益が向上していることを示す．以下，実験の設定，実験結果について述べる．

2.6.1　実験方法

サービスロボットと接触する機会のある実験用店舗内で，被験者に買い物を実施してもらう実験を行う．この実験は，店舗外と店舗内に設置したネットワークロボットによる店舗内外の連携シナリオ，店舗内の割り込みシナリオを行う実験 [54] の一部として行う．以下，被験者に提示したタスクと，サービスロボットとデジタルサイネージによる情報提示の手順，実験結果および分析とその考察について述べる．

表 2.1: 実験用店舗環境で作成した推定セットの一部

推定クエリ	推定クエリの発生頻度 (%)	予測移動率が高い停留領域 1 位	予測移動率が高い停留領域 2 位	予測移動率が高い停留領域 3 位
E,O,A	23 (0.568 %)	B,0.652	D,0.652	K,0.652
H,O,A	54 (1.33 %)	K,0.722	B,0.574	J,0.556
L,O,A	42 (1.04 %)	B,0.586	C,0.586	D,0.448
E,H,A	42 (1.04 %)	K,0.778	B,0.722	C,0.667
E,L,A	13 (0.321 %)	C,0.692	D,0.692	F,0.692
H,L,A	20 (0.494 %)	B,0.750	K,0.750	C,0.700

被験者は 50 名 (20 代から 50 代の女性 25 名，男性 25 名) であり，各被験者には謝礼を支払った．50 名の被験者を 2 名ずつ 25 組の実験グループに分け，各人が 1 回ずつ実験に参加することとした．各組の中では，1 名が先行して入店し，その後に 1 分程度遅れてもう 1 名が入店することとし，それぞれに対して異なるタスクを提示した. 先行する顧客には昼食を購入するためにコンビニエンスストアに来店する状況を想定した上で，昼食に限ることなく買い物を行なうよう教示した．一方，後から入店する顧客に対しては，紫のボールペンを施設内の店舗で急いで調達する状況を想定して行動するよう教示した．本論文の商品推薦では，主に前者の 25 名が推薦の対象となることを想定した（後者の 25 名は [54] の研究のための解析対象として扱い，本論文では対象外としている）．そのため本実験では，評価対象の前者の 25 名に対して，被験者に行動の選択肢を限定し過ぎないことを意図して，顧客に買い物という行動を取ってもらうために，昼食を購入するという目的のみを与えた．被験者にそれ以外の教示は与えずあとは自由に店舗内で買い物をしてもらう．これらの買い物のあとは，実際に金銭を支払う必要はなく，店舗内のレジで商品を渡し，退店することでタスクが終了すると伝えておいた．なお，被験者には教示していないが，店舗内には被験者以外にも顧客を装った実験者を 2 名配置した．その目的は 2 つあり，1) 被験者が到着した時点ですでに顧客が存在する状況を作り出すこと，2) 適当な時点で退出することで被験者が退出できなくなることを防ぐことである．



図 2.10: デジタルサイネージに表示する商品情報の例

図 2.3 で示したように，停留領域 A に隣接するお茶の棚，停留領域 K に隣接するカップ麺の棚，停留領域 O に隣接する弁当の棚上にサービスロボット 1 台とデジタルサイネージ 1 台をセットとして 3 セット設置し，コンテンツを提示した．顧客が推薦実行領域である停留領域 A,K,O のどれかで停留した時点で，推薦実行領域も含む既停留領域系列の要素数 k が $k \geqq 3$ でかつ推定セットが存在する場合，商品群嗜好推定モデルから嗜好停留領域を決定し，その嗜好停留領域に基づいたコンテンツ提示を行う（モデルに基づく推薦条件）．$k \leqq 2$ の場合または $k \geqq 3$ かつ推定セットが存在しなかった場合，本モデルを適用できないため，提案手法に基づいて嗜好停留領域を決定することはできない．しかしながら，本実験設定においてロボットが情報を提示しないことは適当ではないため，$k \leqq 2$ の場合には，全停留領域数 n のうち k 個の既停留領域を除く $n-k$ 個の停留領域から，無作為に 1 個を選択して嗜好停留領域として提示（ランダムな推薦条件）することとした．

推薦実行領域で被験者が停留し，嗜好停留領域が選択された時点で，嗜好停留領域に隣接する棚の商品情報を提示するコンテンツをロボットの音声と身振りで提示し，同時に対象となる商品情報をデジタルサイネージにも提示した．デジタルサイネージには，ロボットが被験者に話し始めるのと同時に，嗜好停留領域に隣接する棚の商品情報を 1 秒毎に計 3 商品提示した（図 2.10）．商品広告には嗜好停留領域の棚にあるすべての商品から，無作為に抽出した 3 商品を用いた．

被験者が推薦実行領域に停留した時のロボットの発話内容を以下に示す．括弧内は既停留領域や嗜好停留領域の内容によって変更される．

- (停留領域 K に停留した場合)「お弁当」も見てたよね．



図 2.11: 実験時の様子

- それなら「お茶」もよく一緒に買われていておすすめだよ.
- (身体と頭を停留領域 A の方向に回転し，指を差しながら) あっちの棚にあるから見ていってね.

推薦実行領域での停留判定後から，ネットワークの遅延を含めても 100ms 程度の遅延時間で，コンテンツ提示が実行される．商品推薦の一連の処理はすべて自動で行われる.

2.6.2 実験結果

図 2.11 は実験時の様子を示す．店舗内で買い物している間に，ロボットが設置された棚の前の停留領域に被験者が立ち止まった場合，ロボットによる商品推薦が行われた．推薦を最後まで聞いたすべての被験者は商品案内時にロボットの指差し動作によって推薦された商品のある場所の方向を向いていた．被験者のうちの何名かは，商品推薦後に実際にロボットに推薦された商品の場所に向かった.

推薦の試行回数と推薦に対して被験者が行動した結果を表 2.2 に示す．実験時に撮影していたカメラ映像から，ロボットが推薦を行った時に，被験者が推薦を最後まで聞いたか否かを判定し，さらに，商品推薦後に，嗜好停留領域の棚に訪れたか，手に取ったか，購入したか否かを判定した．判定は実験に参加していない 3 名で各々行ったところ，すべてにおいて同じ判定結果であった．ロボットが話しかけるタイミングで，顧客が停留していた停留領域から離れ，商品推薦に注目されなかった事例を除外すると，モデルに基づく推

表 2.2: 推薦後の被験者の行動

	推薦の実施回数	推薦を最後まで聞いた回数	嗜好停留領域に向かった割合	嗜好停留領域の商品を手に取った割合	嗜好停留領域の商品を購入した割合
モデルに基づく推薦条件	27	17	0.76 (13/17)	0.24 (4/17)	0.12 (2/17)
ランダムな推薦条件	7	6	0 (0/6)	0 (0/6)	0 (0/6)

薦条件では 27 件中 17 件が注目されていた．推薦後，顧客が嗜好停留領域に停留した割合は 0.76(13/17) であった．推薦後に嗜好停留領域の商品を手に取ったり，購入した事例は少数だが確認できた．これらの事例の中では年齢や性別による影響は見られなかった．一方で，顧客の既停留領域系列が少ない場合に行った，ランダムな推薦条件では，7 件中 6 件が注目されていたが，商品推薦後，嗜好推定領域に停留した事例はなかった．

推薦後に嗜好停留領域に停留した割合 0.76(13/17) を予測正答率と比較する．式 (2.2) により，2.5.3 項でモデル化した時のデータを用いて，商品推薦が行われていない通常の買い物時の予測正答率を算出したところ，$P_w = 0.48$ であった．すなわち，この店舗環境における商品群嗜好推定モデルは，昼食を買いにきた利用者については，3ヶ所以上の停留領域に停留した利用者が別に停留する停留領域を 0.48 の正答率で予測する．実際に使われる推定セットは推薦実行領域を必ず 1 つ含むことを考慮して，推薦実行領域を少なくとも 1 つ含む推定セットのみからなる予測正答率を算出したところ 0.53 であった．

モデルに基づく条件での 17 回の推薦に対して，被験者が嗜好停留領域に停留した回数は 13 回であり，推薦の効果の有無を予測正答率 0.48 および 0.53 に対して二項検定により検証したところ，それぞれ $p = 0.016(p < .05)$ および $p = 0.043(p < .05)$ であった．これにより推薦を行わない場合と比較して，有意に被験者が嗜好停留領域に向かっていたことが確認できる．すなわち，利用者の興味に合った商品を推定し推薦することにより，利用者の購買意欲を引き出したと考える事ができる．

モデルに基づく推薦条件とランダムな推薦条件において，推薦が成功した割合についてフィッシャーの正確確率検定 (または直接確率検定 Fisher's exact test) により検定したところ，$p = 0.003(p < .01)$ であった．このことから，モデルに基づく推薦条件の方が推薦の成功割合が高いことが明らかになった．

各被験者の買い物の時間幅を等間隔の 3 つに分け，それぞれ買い物の序盤，中盤，終

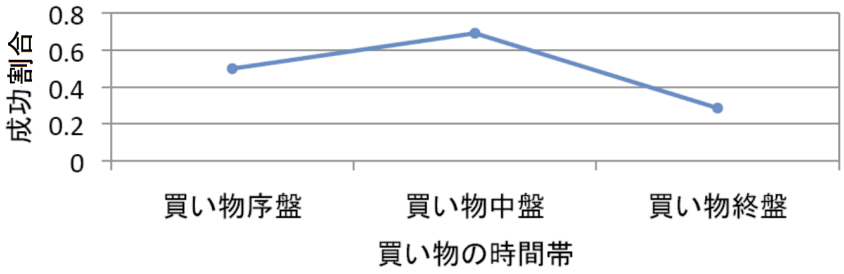


図 2.12: 買い物の時間帯別にみた推薦の成功割合

盤とし，それぞれの時間帯で，$k \geqq 3$ での商品推薦後に嗜好停留領域に停留した割合を図 2.12 に示す．その結果，商品推薦後に嗜好停留領域に停留した割合は，買い物の中盤が最も高く，買い物終盤で最も低いことが分かった．このことから，買い物の中盤に商品推薦を行うことが効果的だと考えられる．

2.7 議論

本研究では，顧客の購買の興味を推定するために，購買行動のうち停留行動に着目した．提案手法では，停留行動を単純化し，1 秒以上立ち止まった場合に停留行動が 1 度起きたとカウントしている．しかし，停留行動にもいろいろなパターンがあり，必ずしもすべての停留行動が同じ心理状態を表しているとは考えにくい．例えば，停留行動において停留の時間の長さが変われば購買の興味の強さが変わってくることが予想される．長い時間立ち止まっている場合は，目の前の棚の商品を見比べたり，商品を手に取って詳細を確かめたりする場合が多い．一方，短い時間だけ立ち止まっていた場合は，その棚にある商品を見渡し，興味がある商品が無いのですぐに立ち去ろうとする場合が多い．このように，停留行動の他の要素を抽出することで，顧客の購買の興味をさらに精度良く推定できることが期待される．

停留行動以外にも，顧客の購買の興味を表している購買行動があると考えられる．例えば，棚の商品を手に取る行動や，商品や商品コーナーの方向を注視する行動が挙げられる．棚の商品を手に取る行動は，その商品をそのまま買うか，一度手にとって確かめたうえで買うのをやめる行動がある．買おうと思って手に取っていたが，他にさらに購買の興味をそそる商品があったために，元の場所に戻す行動もある．このような購買行動データ

は，手に取ったか取らないかという非常に単純な行動であるため，購買行動データとしてシンボル化しやすく，商品にRFIDタグを取り付ければ取得できる．ただし，RFIDタグを使う場合は，プライバシーの問題を考慮する必要がある．商品や商品コーナーの方向を注視する行動は，今後の研究の発展により精度よくその視線移動や注視方向，注視時間が取得できるようになることが考えられる．商品への注視が長いが手に取らなかった場合，手に取るまではいかなかったものの，興味を示している行動だと考えられる．これらの購買行動を単に別々に用いて購買の興味を推定するよりも，停留行動，手に取る行動，注視行動を計測し，それぞれのデータを一緒に用いて購買の興味を推定することで，さらに推定精度が高まることが期待できる．

提案手法の推定クエリの要素数は，店舗において滞在する平均の停留領域数に合わせて設定した．実験用店舗での平均停留領域数が5.80であったのに対し，実際のコンビニエンスストアでは3.42と大きく違っていた．このように各店舗によって平均の停留領域数が異なることが想定される．その場合，推定クエリの要素数は平均の停留領域数に依存するため，各店舗ごとに調整する必要があると考えられる．

提案手法では，3つの停留領域を推定クエリに用いたことで，2つ以下の停留領域に基づいた推定クエリに比べて，より予測移動率が高い商品推薦を行えることがわかった．2つ以下の停留領域に基づいた推定クエリでも，ランダムな推薦条件による推定よりも予測精度が高い商品推薦が行えると考えられる．モデル化に用いるデータ量をもっと増やし，4つ以上立ち止まった顧客に対し，4つ以上の停留領域から成る推定クエリに基づいて商品推薦を行えば，より予測精度の高い商品推薦ができると考えられる．すなわち，要素数が異なる推定クエリと推定セットをそれぞれ用意しておき，入店してから商品推薦時点までの停留領域系列をすべて用いた推定クエリを用いることで，より精度の高い商品群嗜好推定が期待できる．

提案手法では単純化するために，顧客の興味の推定に場所の持つ意味（集まりやすい場所や通路となりやすい場所など）を考慮せず，行動の意味（停留を表す行動）を考慮して商品群嗜好推定をモデル化した．場所によっては，停留が盛んに起こる場所，通路として使われることが多い場所，年齢・性別によって通過したり，停留する確率が異なる場所など様々な意味が考えられる．そのため，場所の意味についても考え，行動と場所の両面から考えることで，さらに予測精度の高い商品推薦ができると考えられる．

今回，サービスロボットの動作は，あらかじめ作成し固定された動作を用いて，推薦コンテンツを提示した．私たち人間は，相手とコミュニケーションする時に，言葉だけでなく相手のしぐさなどを観察して，その人の心理状態を推定し，その心理状態に合った次の行動を計画し，相手と円滑にコミュニケーションすることができる．このことから，サービスロボットも人と同様のプロセスを設計し，相手の心理状態に応じた行動の計画を行えば，今まで以上に効果的な商品推薦をするようになることが期待できる．

今回の商品推薦実験の事例の中には，推薦を始めた時にすでに顧客がその場所を離れ始めていて，推薦の際の話しかけそのものが失敗に終わった事例があった．このことから，顧客が推薦実行領域に停留してからコンテンツを提示するまでの時間も，商品推薦が成功するかどうかに影響していると考えられる．つまり，推薦のタイミングの計画が必要ということができる．本章の研究による商品推薦では，これらのタイミングを考慮していないが，AIDMA（Attention, Interest, Desire, Memory, Action）モデル [55] で表されているように，顧客が商品購入を検討する際のどのフェーズにあるかということをふまえて推薦のタイミングを計画することで，より効果的な商品推薦を提供可能になると考えられる．

今回は固定設置型サービスロボットと個人の間のコミュニケーションの場面を扱った．固定型コミュニケーションロボットの場合，相手がロボットが居る場所に来た時に初めてコミュニケーションが起こるため，比較的単純なロジックを用いた心理状態の推定でも，十分に効果を見ることができたと考えられる．一方で，移動型サービスロボットは，相手にアプローチする場所や，ロボットとの位置関係に対する相手の心理状態なども考えなければならず，心理状態の推定に関わる環境情報がより複雑になる．これは今後，移動型サービスロボットと個人のコミュニケーション場面を対象としたときの課題となると考えられる．

2.8 まとめ

本章の研究では，ロボットと利用者のみが存在する状況における，人とロボットの調和的相互作用を実現するための手法について検討した．その一例として，商品推薦を行うサービスロボットを取り上げ，利用者の嗜好に合った商品推薦を行うために，停留行動に基づいた商品群嗜好推定モデルを提案した．このモデルでは，停留領域系列に基づいて，

次に停留する可能性が最も高い停留領域を推定する．実験用店舗で行った商品推薦実験により，商品群嗜好推定モデルに基づいた商品推薦では，被験者が推薦に注目した 17 件のうち 13 件で推薦した停留領域を訪れていた．推薦の効果の有無を予測正答率に対して検証したところ，被験者は有意に推薦した停留領域に向かっており，利用者の購買意欲を引き出すような商品推薦を行えたことを確認できた．

実験では，場所に関する経験的な知識に基づいて人手により恣意的に停留領域を分割した．このような場所の環境情報を抽出し，その場所の環境情報と，本研究で用いた停留行動などの行動情報の両方を考慮することで，より拡張性のある，調和的な相互作用技術として発展することが期待できる．

第3章　非利用者の利害を考慮した人とロボットの調和的相互作用

3.1　序論

本章では，図1.2で示した（2）ロボットと利用者と非利用者が存在する状況という視点を考慮し，人とロボットの調和的相互作用技術を提案する．サービスロボットは，複合商業施設の店舗外において催し物を案内する移動型ロボットを例として取り上げる．従来の催し物を案内する移動型ロボットでは，ロボットと利用者の間の相互作用をいかに成り立たせるかということを重視して要素技術の研究・開発が取り組まれている [56, 57, 58].

一方で，サービスを受けずにロボットの近くを通り過ぎるような，ロボットサービスの非利用者への配慮は考慮されていない．例えば，催し物を案内するロボットは出来るだけ多くの人に案内をしようと，より人が密集した環境に近寄って行き，催し物を案内しようとする．その場合，ロボットの案内に興味のある利用者が，催し物の案内を聞くためにロボットの周りに集まり，立ち止まって，案内を聞こうとする．しかし，狭い通路でその行為が行われた場合，混雑した状況を生み出してしまうため，ロボットの近くを通る非利用者の通行を邪魔してしまう可能性がある．非利用者のように環境を行き来する人の歩く快適さは混雑と関係し，施設内の展示物のレイアウトを変えることによって，混雑が緩和されると歩く快適さが向上したという報告もある [6]．このように，ロボットの周りの混雑現象も，結果としてロボットの近くを行き来する非利用者の歩く快適さを低下させるといった害を与えてしまうと考えられる．施設利用者数は施設利用の満足度と密接な関係があるため [7]，歩く快適さによる満足度の低下は，結果として施設利用者数を減らすといった提供者の害になることも考えられる．

ゆえに，ロボットの周りの非利用者の通行を邪魔しないように，催し物案内をすることが重要となってくる．しかしながら，ロボットが歩行者の邪魔になる行動を理解し，さら

にそれを回避するために将来の行動を計画する研究は，まだなされていない．そこで本研究では，非利用者の歩く快適さを向上させつつサービスを提供するために，歩行者の歩く快適さを推定する技術，および歩行者シミュレーションに基づいて歩行者の邪魔にならない行動を計画する技術を提案し，人とロボットの調和的相互作用を実現する．

本章の構成は，まず集団環境での移動型サービスロボットの移動制御に関してどのような課題が解決され，どのような視点の課題が残されているかを検討するために，3.2 節でこれまでに研究されてきた集団環境における移動型サービスロボットの移動制御の要素技術について紹介する．そして歩行者の感じる歩く快適さを理解し邪魔になる行動を回避するために，他者視点で相手のことを理解する研究，シミュレーションによる行動の計画に関する研究についても紹介する．次に 3.3 節で，本章の研究におけるサービスロボットが邪魔になることを回避する行動を計画するためのアプローチについて述べる．このアプローチの要素技術として，3.4 節で歩行者シミュレーションを実行可能にする技術，3.5 節で他者の歩行時の快適度合を推定する技術について述べる．さらに 3.6 節で，歩行者シミュレーションに基づく行動プランニング，およびその行動プランニングシステムを用いて邪魔な行動を回避した場合の効果を検証する実験について説明する．そして実験結果および本研究の取り組みについて議論する，最後に，3.9 節でまとめる．

3.2　関連研究

3.2.1　集団環境における移動型ロボットの移動制御に関する関連研究

街角で集団環境の中を移動するロボットは，将来，日常的にサービスを提供することが期待されている．従来研究では，買い物支援ロボット [59]，パトロールロボット [60]，ゴミ清掃ロボット [61] などのアプリケーションに関する探索的な実証実験がなされており，利用者はそれらのサービスロボットに対して好意的な反応を示していることが述べられている．

集団環境における安全な移動制御に関しては，衝突を回避する経路を計画するという視点で研究がなされてきた．Fox らは，動的に人の動きが変化する環境での衝突回避の計画 [62] を提案している．

最近では人の認知や行動をモデル化する研究も行われ始めている．Trautman らは人の

動作プランニングを計算機的に再現するアイデアによって，人の将来の動作の評価に基づいた衝突回避手法を提案している [63, 64].

人間の行動モデル化については様々な研究がされているが，移動制御の研究では，主として集団環境でどのように移動することができるかという問題のみが考慮されており，ロボットが引き起こす混雑をどうやって回避するかという研究はなされていない.

3.2.2 シミュレーションと他者視点に関する関連研究

シミュレーションはしばしば物理法則を再現するために，ロボティクス分野で広く使用されている．いくつかの研究では，人とロボットの相互作用における現象を扱ったシミュレーションにも取り組み始めている．例えば，強化学習では，多くの反復試行が必要であり，それゆえ，実世界で用いることは難しい．Henry らは，衝突回避における効果的な行動を獲得するため，人とロボットの相互作用における現象を扱ったシミュレーションをシミュレートされる歩行者エージェントに対して利用している [65]．Garrell らはソーシャル・フォース・モデルを歩行者エージェントに用い，複数のロボットが人のグループを案内する時の連携方法を検証している [66]．しかしながら，これらの研究では，ただ衝突回避問題について取り組まれている．人同士の空間的な関係の研究として，Hall は社会的な快適距離のフレームワークに関する研究を行っている [67].

いくつかの研究では効率的な連携のために，ロボットが人の視点を考慮するといった，(空間的な）他者視点の重要性を明らかにしている [68, 69, 70]．Hoogendoorn らは，実世界での検証や調整を行ってはいないが，概念的に歩く時の快適さを扱っている [71].

一方で，Hoffman らは動的な人とロボットの相互作用を可能にするために予測計算を扱い，そのような知覚の類似性は知覚シミュレーションで再現できると考えた [72]．予測計算はロボットと人が一緒に歩くタスクに関する研究においても用いられている [73]．これらの研究ではただ一人の利用者を扱っており，集団を扱った予測計算には取り組まれていない．集団の予測計算では，複数の人間が相互作用することによって生じる複雑な創発現象を扱わなければならない.

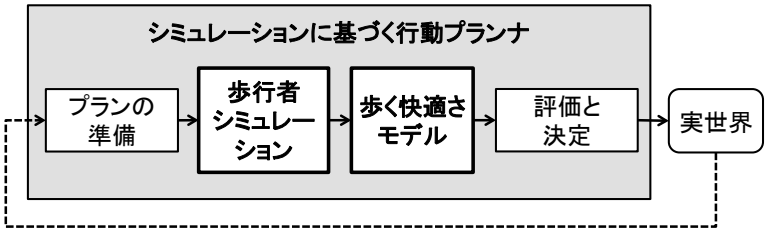


図 3.1: 邪魔になる行動を回避するための提案システムの流れ

3.3　邪魔になる行動を回避するためのアプローチ

従来のロボットは混雑現象を理解する能力がないため，その状況を回避することができない．さらに一度ロボットの周りに利用者が集まり囲まれると，ロボットは混雑を回避するために場所を移動することが困難になる．そのため，本研究のアプローチでは将来起こり得る混雑をあらかじめシミュレートし，あまり混雑しないと想定される場合には積極的にサービスをする行動プランを選択し，混雑が起こると想定される場合には混雑を起こさない場所に移動する行動プランを選択して，事前に混雑を回避する．

図 3.1 は，本章の研究のアプローチに基づいた提案システムの流れを示す．主な要素技術は「歩行者シミュレーション」と,「歩く快適さモデル」モジュールである．

「歩行者シミュレーション」モジュールでは，候補となる複数の行動プランを受けて，各行動プランを実行した時の歩行者の行動をシミュレートする．歩行者シミュレーションについては，3.4 節で詳しく説明する．さらに，本章の研究では，人が環境を歩く時の歩きやすさの主観的な印象を表す「歩く快適さ」の概念を導入する．この概念を扱う「歩く快適さモデル」モジュールでは，歩く快適さモデルを用いて，歩行者の歩く快適さを評価する．歩く快適さモデルについては，3.5 節で詳しく説明する．

歩行者シミュレーションと歩く快適さは「シミュレーションに基づく行動プランナ」で用いる．シミュレーションに基づく行動プランナでは，まず「プランの準備」モジュールで，与えられた特定のサービスのために複数の行動プランを準備する．それぞれのプランについて,「歩行者シミュレーション」モジュールで，複数の歩行者シミュレーションを実行する．シミュレーションはいくつかの歩行者モデル（3.4 節で説明）に基づいている．次に「歩く快適さモデル」モジュールで，歩行者シミュレーションから出力された歩行者とロボットの軌跡情報を用いて，歩く快適さを算出する．最後に「評価と決定」モジュー

ルで，歩行者シミュレーションから出力された歩行者とロボットの軌跡情報を用いて，特定のサービスのためのサービスを提供する効率を算出する．そして，歩く快適さの値とサービスを提供する効率の評価値の 2 つの値のトレードオフを考慮して，最適なロボットの行動プランを選択する.「シミュレーションに基づく行動プランナ」については，3.6 節で詳しく説明する．

3.4 歩行者シミュレーション

行動プランニングシステムのために，歩行者の行動をシミュレートする歩行者シミュレーションを作成する．歩行者シミュレーションは，人とロボットの相互作用を含む環境における，歩行者の移動を再現する．

図 3.2 は歩行者シミュレーションの構成要素を示す．歩行者シミュレーションは 3 つの要素で構成される．

- 歩行者の出現
  歩行者の出現モデル（3.4.2 項で説明）に基づいて，出現させる時間と位置，グループの構成を設定し，新しい歩行者エージェントを作成する．歩行者の出現モデルは，人位置追跡システム（3.4.1 項で説明）によって観測した，歩行者の軌跡の統計的な特徴によってモデル化している．

- 歩行者の移動軌跡
  歩行者エージェントが作成された後，歩行者の移動軌跡モデル（3.4.3 項で説明）に基づいて，歩行者エージェントの移動軌跡を計算する．

- 歩行者のロボットとの相互作用
  歩行者エージェントがロボットの近くにやって来た場合，歩行者のロボットとの相互作用モデル（3.4.4 項で説明）に基づいて，歩行者エージェントとロボットとの相互作用がシミュレートされる．

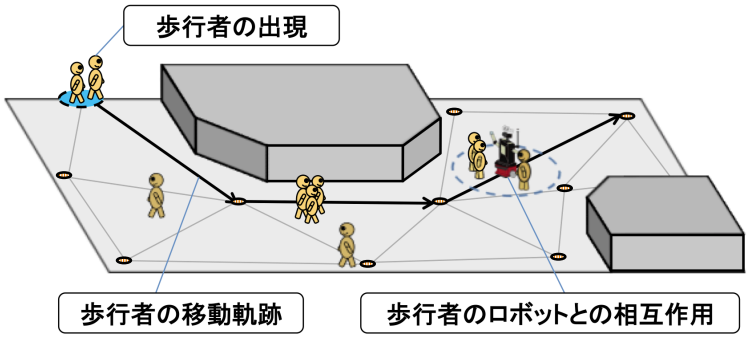


図 3.2: 歩行者シミュレーションの構成要素

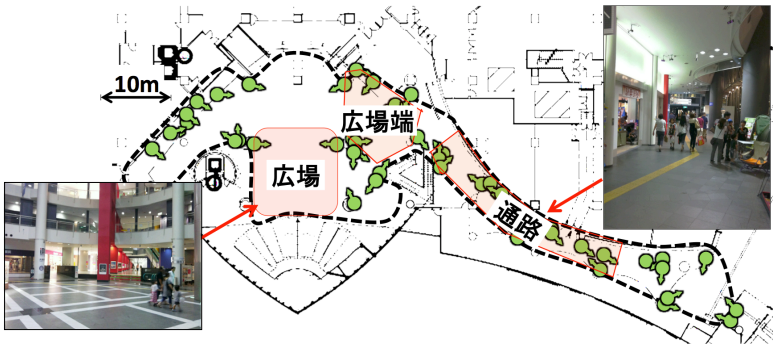


図 3.3: 実験環境の複合商業施設

3.4.1　実験環境

実験場所は複合商業施設 ATC（2.5.3 項）の ITM 棟 2 階エリアの一部である．実験エリアには，4 つの店舗が隣接する幅 3 – 6 m 長さ 70 m の通路と，約 300m^2 の大きな広場がある（図 3.4.1）．通路と広場は，広場端で連結している．通路は広場と鉄道の駅をつないでおり，広場と比較して相対的に，より多くの歩行者で混み合っている．観測範囲外である広場の北側には，上階にあるオフィスや店へ連絡するためのエスカレータやエレベータが設置されている．この環境における主な人の流れは，人の平均密度が最も高い東の通路を通り抜ける人の流れである．この東の通路を広場側に通りぬける人の流れは，東の通路と広場が連絡する広場端において，北に向かう流れと，広場を通って西の通路に向かう流れに分かれる．東の通路は混雑することが多いが，広場中央はほとんど混雑することはない．広場の東側には，いくつかのベンチや椅子が配置されている．

通路と広場には，実験エリア全体の人位置追跡を行うために，天井に 49 台の 3D 距離

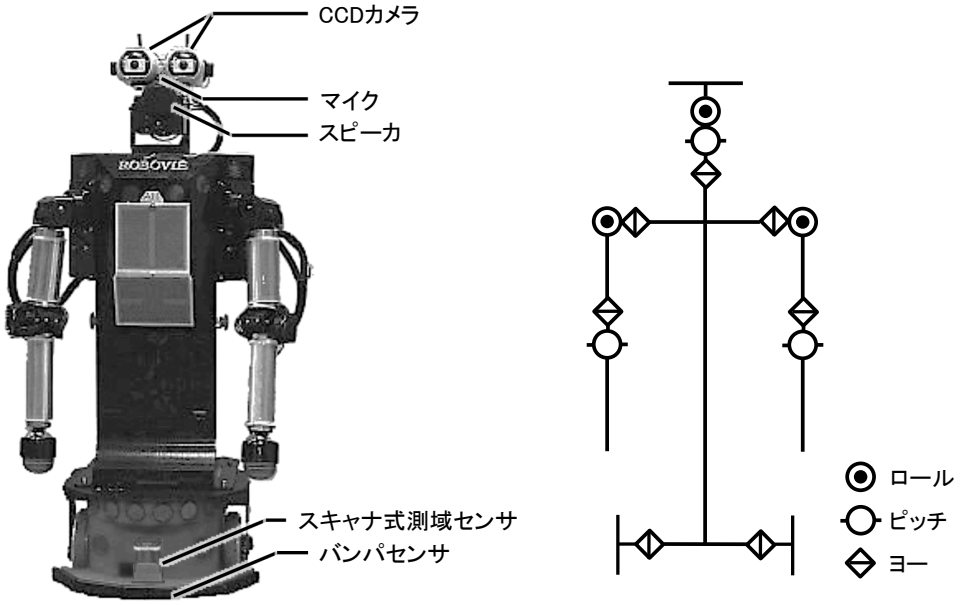
画像センサ（飛行時間測定カメラ，パターン照射カメラ，回転式レーザスキャナ）が設置されており，30Hz で人位置を計測する．合計の観測可能範囲は約 $900m^2$ である．人位置計測システムの設定に関する詳細は [74] で報告されている．

本章の実験では人間よりひとまわり小さい移動型ロボット Robovie-II を用いる．Robovie-II はは発話やジェスチャを通して人と相互作用することが可能であり，人間のような身体的特徴をいくつか有している．Robovie-II の外観および軸配置を図 3.4 に示す．Robovie-II の高さは 120cm，胴の断面の直径は 40cm である．上半身は人の上半身を模してデザインされている．下半身には自立移動型台車 Pioneer 3-DX を装備しており，走行距離を計測するためにエンコーダ付モータを有している．上半身には 2 つの CCD カメラ（SONY 製 EVI-G20），1 つのマイク，1 つのスピーカを装備している．下半身には 30m まで計測可能な 2 つのスキャナ式測域センサ（北陽社製 UTM-30LX）をそれぞれロボットの前後，地面から高さ 8cm の位置に取り付けており，ロボットの位置同定に用いている．位置同定は，グリッドマップを利用したレイトレーシングのアプローチによるパーティクルフィルタを用いて行っている [75]．同じく下半身には，2 つのバンパセンサがそれぞれロボットの前後に備え付けられており，障害物への物理的な接触の検出を行っている．これは安全面を考慮し，人や壁などの障害物に接触した場合に移動を停止するために用いている．最高移動速度は人のゆっくりとした歩行速度と同程度の 700mm/秒に設定している．他にもいくつかのセンサが備え付けられているが，本研究では使用しないため説明は省略する．首に 3 自由度，各腕に 4 自由度，移動台車に 2 自由度の合計 13 自由度を持つ．首と各腕の自由度によって，頷き，指差しなど人が行う動作に似たジェスチャを行うことが可能である．

ロボットの位置同定は，グリッドマップを利用したレイトレーシングのアプローチによるパーティクルフィルタを用いて行っている [75].

3.4.2 歩行者の出現モデル

3.4.1 項で説明した人位置計測システムを用いて計測した，歩行者の移動軌跡データに基づいて，実験環境における歩行者の出現モデルを作成する．実験環境における歩行者の移動軌跡データを収集するために，人位置計測システムで平日と休日の各 1 日の午前 8 時から午後 8 時までのデータ収集を行った．合計で 66,035 の歩行者の移動軌跡を収集した．



(a) 外観　　(b) 軸配置

図 3.4: 移動型ロボット：“Robovie-II”

収集した移動軌跡データから，以下の情報を抽出する．

- グループの構成

  グループで移動する歩行者は．群衆力学に影響を及ぼす [76]．それゆえ，歩行者同士の関係に関する解析技術 [77] を用いて，(家族や友達などで構成される）グループを抽出し，その分布を得る．解析により実験環境では 46.4%が 1 人，41.0% が 2 人のグループ，10.2%が 3 人のグループ，1.5%が 4 人のグループ，0.8%が 5 人のグループで構成されていた．

- 出現確率

  環境を 1m 四方のセルに分ける．それぞれのセルごとに新しい歩行者グループが出現する確率を移動軌跡データより算出する．この情報は，歩行者シミュレーションにおいて，各セルごとに歩行者エージェントの出現する頻度を規定するために使われる．

シミュレーションの各時間ステップで，新しい歩行者グループが「出現確率」によって確率的に各セルごとに生成される．それぞれの作成されたグループに含まれる歩行者エー

ジェントの構成人数は,「グループの構成」に基づいて規定される.

3.4.3 歩行者の移動軌跡モデル

歩行者が作成された後，歩行者シミュレーションの各時間ステップでの各歩行者の位置の移動が歩行者の移動軌跡モデルに基づいて計算される．3.4.2 項で収集した移動軌跡データを用いて，以下の情報を抽出する.

- 好まれる移動速度（v_p）
  歩行者の歩く速度を定義する．歩行者の好まれる移動速度の統計データは，歩行者シミュレーションにおける歩行者エージェントの移動速度を定義するために使われる．収集したデータから平均移動速度 $1.12m/s$（標準誤差 0.16）を得た.

- サブゴール遷移
  サブゴールは最終的なゴールに行く途中に歩行者が向かう環境の地点として定義されている．最終的なゴールまでに向かったサブゴール系列は環境内での歩行者の広範な移動軌跡を定義する（図 3.2）．サブゴール遷移確率モデルと同様，サブゴールの位置は，[78] で詳細に報告されている技術に基づいて複数の軌跡データから抽出される.

歩行者エージェントは，環境から退出するまで,「サブゴール遷移」によって規定されたサブゴール系列内のサブゴールに向かって順番に移動し続ける.「好まれる移動速度」は歩行者エージェントの移動速度を規定するために用いられる．同じグループ内のすべての歩行者エージェントは同じサブゴール，好まれる移動速度を持つ.

歩行者はお互いに衝突を避けるため，歩行者の移動軌跡は周囲の歩行者から影響を受けている．このことをモデル化するために，ソーシャル・フォース・モデルと呼ばれるモデルを用いる．ソーシャル・フォースを計算するモデルがいくつか存在するが，それらのほとんどはパニックや避難のような高密度の状況のために用いられている．そこで，本章の歩行者の移動軌跡モデルでは，商業施設のような公共空間での低い密度の状況のために提案されたモデル [79] を用いる,

本章の歩行者の移動軌跡モデルでは，歩行者シミュレーション上で歩行者エージェントがサブゴールに向かっている間に，あらかじめ将来の衝突を予測しコースを変えるため

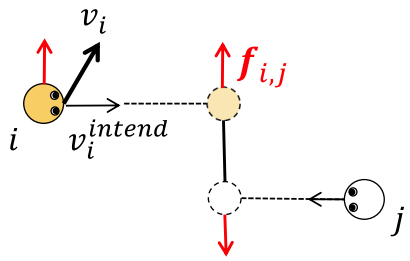


図 3.5: 歩行者 i と j の間のソーシャル・フォース

に，ソーシャル・フォース・モデルを用いる．

もし他の歩行者との相互作用が存在しない場合，歩行者 i は好まれる移動速度ベクトル v_i^intend でサブゴール（または，ロボットの影響（3.4.4 項で説明）によるロボットの近くの場所）に向かう．しかしながら，他の歩行者との衝突を回避するために，歩行者エージェントに影響を与えるフォースによってコースを変える．このソーシャル・フォース f_i^s は以下のように定義される．

$$\boldsymbol{f}_i^s(t) = k(\boldsymbol{v}_i^{intend}(t) - \boldsymbol{v}_i(t)) + \Sigma_{j \neq i} \boldsymbol{f}_{i,j}(t) \tag{3.1}$$

v_i は歩行者 i の現在の移動速度，k は加速度におけるフィードバックゲインのための定数を表す．$f_(i,j)$ は [79] に用いられている歩行者 i と j の間のソーシャル・フォース（図 3.5）を表し，以下のように定義される．

$$\boldsymbol{f}_{i,j} = A \frac{v_i}{t_i} e^{-d_{ij}/B} \frac{d_{ij}(t_i)}{d_{ij}(t_i)} \tag{3.2}$$

t_i は歩行者 i と j が最も接近する将来の予測時刻，$d_ij(t_i)$ は時刻 t_i における歩行者 j との相対的な距離ベクトルを表す．[79] において歩行者の移動軌跡データを用いて調整された定数の値は，それぞれ $k = 1.52$，$A = 1.13$，$B = 0.71$ である．歩行者 i の全体的な移動速度のための式は以下で与えられる．

$$\boldsymbol{v}_i(t + \Delta\, t) = \boldsymbol{v}_i(t) + \boldsymbol{f}_i^s(t)\, \Delta\, t \tag{3.3}$$

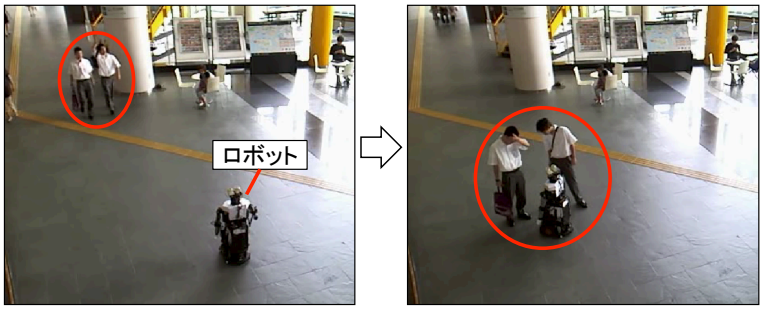


図 3.6: ロボットと相互作用する歩行者

3.4.4 歩行者のロボットとの相互作用モデル

多くの歩行者は，ロボットに遭遇した時に移動行動を変えるため（図 3.6），このような行動をモデル化することも重要である．歩行者はロボットの近くにいる時にいくつかのタイプの反応を示す．歩行者の一部はロボットに近づいてロボットと相互作用をし，一部は近づかずにロボットを少し離れたところで観察し，一部はロボットからの影響を受けずにそのまま歩き続けるだけである．これらのロボットに対する歩行者の反応を，[64] で定義される反応のカテゴリを用いてモデル化する．実験環境において収集したデータから各カテゴリの割合を分析する．

3.4.4.1 人とロボットの相互作用に関するデータ収集

実験環境内におけるロボットの行動に対する歩行者の反応を観察する．このデータ収集は休日の午後 2 時から午後 2 時半の間に実施した．

データ収集では，ロボットに 2 地点間を反復して移動させた時の歩行者の移動を観察した．ロボットの前に歩行者（具体的にはロボットの前方方向から 30 度以内でロボットから 50cm 以内にいる歩行者）がいる時，ロボットは移動を停止し，操作者が会話する行動を開始した．その時ロボットは以下のように発話した：「こんにちは，僕はこのショッピングモールのイベントを案内するロボット，ロボビーです．（日付）に，（イベント名）のイベントが開催されるよ．（イベントについての 2，3 文の簡単な説明）．よかったらぜひチェックしてみてね．それじゃあ今日も ATC を楽しんでいってね．ばいばい」．最終的にデータ収集によって，歩行者とロボットの移動軌跡とビデオ映像を収集した．

3.4.4.2　モデル化

歩行者行動は，[64] で詳細にまとめられた 4 つのカテゴリに分類することができる．

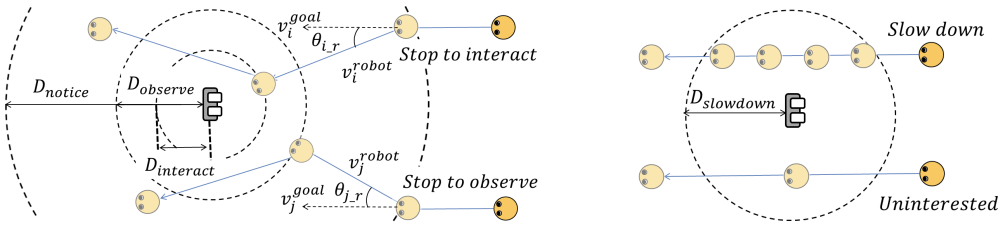
- Stop to interact
  このカテゴリの歩行者はロボットに近づき，社会的な距離で相互作用するために停止し，しばらくの間停留する（図 3.7(a)）．これは以下のようなモデルである：歩行者が前方方向に視認距離 D_{notice} 以内でロボットを見つけた時，その歩行者はコースを変えて，ロボットから距離 $D_{interact}$ に到達するまで近づく．時間 T_{stop} の間停留した後，歩行者はロボットから離れ，元のゴールに向かって再び移動し続ける．

- Stop to observe
  歩行者は社会的領域の外でロボットを観察するために立ち止まる（図 3.7(a)）．“stop to interact” の行動と同様，このカテゴリの歩行者はロボットに近づき立ち止まる．しかしながら，その立ち止まる距離はロボットからより離れた距離 $D_{observe}$ であるため，彼らはロボットから少し離れたところでロボットを観察するだけである．

- Slow down to look
  歩行者はロボットを見るために歩く速度を落とすが，コースは変えず，止まることなく通り過ぎる（図 3.7(b)）．彼らはロボットからの距離が $D_{slowdown}$ 以内の間は，重み $\alpha_{slowdown}$ によって速度を低下する．

- Uninterested
  一般的に多くの歩行者はロボットに興味を示さない．彼らは他の歩行者を避けるのと同じ要領でロボットを避ける．そのような衝突回避行動を除けば，歩行者の移動コースと移動速度は影響を受けない．

以上より，歩行者シミュレーションでは，各歩行者の位置は上記のモデルに基づいて周期的に更新される．例えば，相互作用カテゴリが”stop to interact”の歩行者 i の場合，i の現在の位置 x_i，ロボットの現在の位置 x_r とすると，歩行者 i の将来の移動速度ベクト



(a) ”stop to interact”と”stop to observe” (b) ”slow down”と”uninterested”

図 3.7: 歩行者のロボットとの相互作用モデル

ルは以下のように計算される：

$$\boldsymbol{v}_i^{intend} = \begin{cases} 0 & (|\boldsymbol{x}_r - \boldsymbol{x}_i| \leq D_{interact} \; and \; t_{in} \leq Tstop) \\ v_p \cdot (\boldsymbol{x}_r - \boldsymbol{x}_i)/|\boldsymbol{x}_r - \boldsymbol{x}_i| & (D_{interact} \leq |\boldsymbol{x}_r - \boldsymbol{x}_i| \leq D_{notice} \; and \; t_{in} \leq T_{stop}) \\ v_p \cdot (\boldsymbol{x}_s - \boldsymbol{x}_i)/|\boldsymbol{x}_s - \boldsymbol{x}_i| & (|\boldsymbol{x}_r - \boldsymbol{x}_i| \geq D_{notice} \; or \; t_{in} > T_{stop}) \end{cases} \quad (3.4)$$

x_s は歩行者 i の現在のサブゴールの位置，t_{in} は D_{notice} 以内で停留する間の時間を表す．

3.4.5 パラメータの調整

各 4 つのカテゴリの割合とパラメータ（$D_{interact}$，$D_{observe}$ など）はロボットの行動に依存すると考えられる．サービスロボットの行動は大別すると 2 つに分類できると考えられる：移動（環境をあちこち移動する），会話（人に話す）．よって，ここではこれら 2 つのロボットの行動ごとに相互作用カテゴリを調査する（実証実験するアプリケーション（3.6 節）も移動と会話の行動で構成される）．

データ収集の間のロボットの行動について，1 人のコーダが保存したビデオ映像と移動軌跡データを確認し，ロボットの会話の開始時刻と，移動を開始する時刻を推定することによって移動と会話の行動に分割した．次に，そのコーダが保存したビデオ映像と移動軌跡データを確認し，すべての歩行者の移動軌跡を 4 つの相互作用カテゴリに分類した．

表 3.1 は各カテゴリごとの取得した割合を示す．移動の列はロボットが移動をしている間に検知した歩行者の行動の結果，会話の列はロボットが会話をしている間の歩行者の行動の結果を表している．2 人目のコーダが無作為に 10%のデータを選びコーディングすることで，1 人目のコーダのコーディング結果を検証した．各コーダの分類は高い一致率を示していた（コーエンのカッパ係数は 0.991 だった）．

表 3.1: 相互作用カテゴリごとの歩行者の割合

ロボットの行動	Stop to interact	Stop to observe	Slow down to look	Uninterested
移動	12.5%(41/328)	12.2%(40/328)	7.3%(24/328)	68.0%(223/328)
会話	21.3%(47/221)	14.9%(33/221)	5.0%(11/221)	58.8%(130/221)

ここで，ロボットから D_{notice} 以内に入ったすべての歩行者に対する，ロボットと相互作用した歩行者の割合に焦点を当てる．この割合が高い場合は混雑した機会がより多くなるため，特にこの割合がロボットの行動の違いによって有意に影響を受けるかどうかを検証する．もし移動と会話の間で相互作用カテゴリの割合に違いがある場合，ロボットの行動の移動か会話かの選択は，ロボットの周りの混雑，すなわち歩行者の歩く快適さに大きな影響を及ぼすと考えられる．

実際に移動と会話の間で相互作用カテゴリの割合の違いを検証したところ，“uninterested” カテゴリ（$p = 0.028$）と “stop to interact’（$p < 0.001$）” で，移動と会話の間に大きな違いが見られた．よって，会話行動の場合ロボットはより歩行者を引き寄せるといえる．歩行者シミュレーションのために，ロボットの行動に会話や発話が含まれる時に会話条件における相互作用のカテゴリの割合を用い，一方で，ロボットが移動し回っている間は移動条件の割合を用いる．

コーディングの後に，歩行者がロボットと相互作用している時点における，ロボットとその歩行者の距離を観察し，“stop to interact” カテゴリと “stop to observe” カテゴリの移動軌跡データから $D_{interact}$ と $D_{observe}$ を計算した；平均するとこれらのカテゴリの歩行者は，ロボットから $0.92m$（標準誤差 0,25），$1.51m$（標準誤差 1.18）の距離で，それぞれ立ち止まった．“slow down to look” カテゴリでは，移動速度の変化を分析したところ，ロボットから $3m$ 以内では平均すると 76% の移動速度となることがわかった；そのため，$D_{slowdown}$ を $3.0m$，$\alpha_{slowdown}$ を 0.76 に設定した．最後に，相互作用が起こる十分な距離の上限として，D_{notice} を $10m$ と設定した．

取得した相互作用カテゴリの割合とパラメータは歩行者シミュレーションで用いる．歩行者シミュレーション上で歩行者エージェントが生成された時，1 つの相互作用カテゴリが前述の割合によって確率的に割り当てられる．同じグループ内の歩行者エージェントに

は，同じ相互作用カテゴリが割り当てられる．

3.5 歩く快適度合のモデル化

周りの歩行者や障害物によって影響を受ける各歩行者の歩く快適さの度合いをモデル化する．この歩く快適さの度合いのモデルは，実際に観測した歩行者の軌跡データを用いてモデル化する（環境にロボットが居る場合，ロボットの移動軌跡も含む）．ロボットの行動によってロボットの周りにいる非利用者に（邪魔としての）害を与えたかどうかを評価するためには，ロボットの近くを通り過ぎた歩行者の歩く快適さの度合いを計算可能にする必要であるが，このモデルはそれを可能にさせる．そのためには歩行者視点から歩く快適さの度合いを計算することが必要である．そこでモデル化のために，被験者が混雑した環境を歩く実験を実施し，その時の歩く快適さの主観評価と移動軌跡データから，歩く時の快適さの度合いをモデル化する．

3.5.1 歩く時の快適さのデータ収集

データ収集を室内のアリーナで実施した（図 3.8）．被験者は 16 名（男性 8 名，女性 8 名，平均年齢 21.2 歳）で，各被験者には謝礼を支払った．被験者には各自の好まれる移動速度で自然に環境内を歩くように教示した．各被験者には，各セッションで混雑の状況が異なる，20 回のセッションで歩行してもらった．具体的には，各セッションごとに，別の歩行者の人数，それらの歩行者の移動開始位置や目的地，歩き始める時刻（同時に，あるいは 2 秒遅れて歩き始める），環境の障害物（オープンスペース，あるいは膝丈程度のパーティションを用いた 1.5m 幅の通路の交差路），急に立ち止まる歩行者の存在などの条件を変化させた．

この実験では歩行者の移動軌跡を記録するために，10 台のスキャン式測域センサ（Hokuyo 製 UTM-30LX）を用いた人位置追跡システム [27] を使用した．各セッションごとの終了直後に，被験者は 7 がポジティブ評価 (快適) の 1-7 段階のリッカート尺度を用いて，以下の項目について評価した：“歩いている時に邪魔に感じたか”，“あなたの歩行が他の人によって妨げられたか”，“もし妨げられなかったらもっと快適に歩けたと思うか”．歩く快適さの度合い（$comfort$ で表される）は，後の計算のために，3 つ質問に対する回答の平



(a) 歩く快適さの度合いが高い状況（平均の $comfort = 0.79$）



(b) 歩く快適さの度合いが低い状況（平均の $comfort = 0.15$）

図 3.8: 歩く快適さの度合いをモデル化するためのデータ収集

均評価値として計算し，[0, 1] の範囲に変換した．3 つの質問に対する回答の間の評価値の違いについて，各被験者の各セッションごとに分析したところ，3 つの質問の間では，ほぼ同じ評価をしていた（クロンバックの α 係数 0.96）．

3.5.2　解析とモデル化

移動軌跡から歩く快適さの度合いを予測するためのモデルを作成するという目的のために，快適さに大きな影響を及ぼすと考えられる以下に示す要因を提案し，快適さの度合い $comfort$ を目的変数として重回帰分析する．

- 距離

  近くにいる人の距離が遠いほど，歩く時に歩行者はより快適になると推測した．これは，歩行者の衝突回避行動のモデルと類似している．一般的に衝突回避モデルでは，他の歩行者の影響を計算するために，距離の減少関数を用いている [80]．距離の要因の場合，このアイデアに基づいて歩行者 i の時刻 t における快適さの度合いを以下のように定義する．

$$c_{dist}(i, S, t) = \min_{j \in S}(a/d(i, j, t) + b) \tag{3.5}$$

$d(i,j,t)$ は歩行者 i と j の間の体の中心からの距離，S は i の周りを歩く歩行者群，a と b は回帰式のパラメータを表している．

- 移動速度
  歩行者は可能ならば一定の速度で歩くことを好むため [73]，混雑によって強制的に移動速度を変化させられることは，歩く快適さを低下させると考えられる．そのため，移動速度の変化量を考慮した．

- 歩行者密度
  狭い空間での高い歩行者密度は快適さをより低下させるとして，歩行者は混雑を知覚していると考えられる．そのため，近くにいる歩行者の数を要因の 1 つとして考慮した，

- 好まれる移動速度
  最後に好まれる移動速度から逸脱することは歩く快適さを害すると考えられる．そのため，各被験者の好まれる移動速度を，環境内を歩く別の施行によって計測し，セッション中の移動速度との差を調査した．

以上の要因について，セッション中の全体の快適さの度合いは，セッション中の各要因の最小の値と同等であると仮定した．例えば距離の要因の場合，歩く快適さの度合いは以下のように定義される．

$$comfort(i,T) = \min_{t \in T} c_{dist}(i,S,t) \tag{3.6}$$

T は各セッションの時間区分（この時間区分の間で邪魔された印象はすぐには忘れられることがないと仮定した），S はそのセッションに存在したすべての歩行者を表している．この値は，元の評価値と数値範囲を合わせるために，$[0,1]$ の範囲に変換した．

表 3.2 に回帰分析の結果を示す．距離の要因は最も高い決定係数（$adjusted\ R^2 = 0.64$）だった．よって，歩く快適さの度合いモデルとして $c_{dist}(i,S,t)$ を使うことにした．回帰分析の結果から式 3.5 のパラメータとして $a = -508.88$，$b = 1.180$ を得た．

式 3.6 のような最小値に加えて平均値や中央値などの他のアイデアを検証したが，最小値が最もフィットしていることを確認した．すべての要因を用いた回帰式を試したが，改善はごくわずかであった（$adjusted\ R^2 = 0.69$）．

表 3.2: 回帰分析の結果

	距離	移動速度	歩行者密度	好まれる移動速度
調整済み決定係数	0.64	0.42	0.28	0.10

最後にロボットの行動プラン p による歩行者シミュレーション q を実行したときの，ロボットの行動の影響による総合的な歩く快適さの度合いを定義する．この総合的な歩く快適さの度合いとして，ロボットを視認し，かつ相互作用カテゴリが $uninterested$ の歩行者群 $S_{uninterested}$ による $comfort(i,T)$ の平均値を取り上げる．その理由として，ロボットに興味のある歩行者（相互カテゴリが “stop to interact”，“stop to observe”，“slow down to look” の歩行者）は，ロボットを邪魔な存在だとみなさないと考えられるためである．よって，本章の研究では，すべての歩行者の平均的な快適さを改善することを目的とするために，ロボットの行動の影響による総合的な歩く快適さの度合いとして，以下のような，すべての “uninterested” の歩行者の歩く快適さの度合いの平均値で表す．

$$comfort(p,q) = average_{i \in S_{uninterested}}(comfort(i,T)) \tag{3.7}$$

3.5.3　歩行者シミュレーションへの歩く快適さの度合いモデルの利用

図 3.9 は歩行者シミュレーションのシーン例を示す．ロボット（赤い破線の丸）は相互作用カテゴリが “stop to interact” の 3 人の歩行者エージェント（黒い実線の丸）に囲まれている．青い丸の歩行者エージェントは “uninterested” カテゴリの歩行者であり，各歩行者の瞬間的な歩く快適さの度合い $c_{dist}(i,S,t)$ を色の濃淡で示している（濃い青色は低い快適さ，淡い青色は高い快適さ）．“uninterested” カテゴリに属する歩行者の快適さの度合いのみ表示している．そしてそれらの快適さは，ロボットの周りの群衆によって減少させられると推測できる．“uninterested” 以外のカテゴリの歩行者はロボットに興味を示しているため，ロボットの周りの群衆によって煩わされることはないと考える．

快適さの度合いは t_1 では相対的に高い値を示している（図 3.9 (a)）．t_2 では，ある “uninterested” の歩行者 i_1 が右下からロボットの周りの群衆に近づいてくる（$c_{dist}(i_1,S,t_2) = 0.61$）．そして最後に t_3 では，i_1 は群衆に歩行を妨害され，その快適さの度合いは極端に

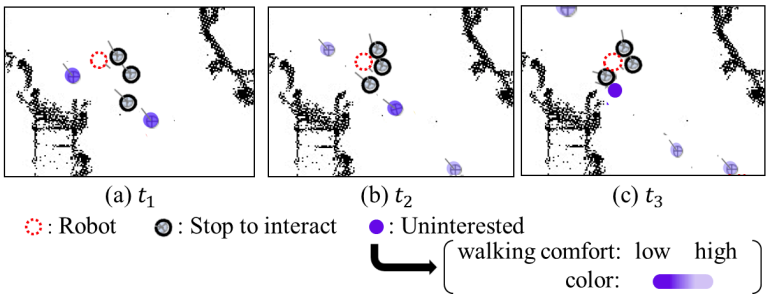


図 3.9: シミュレートされた歩行者の快適さの度合いの例

低下している（$c_{dist}(i_1, S, t_3) = 0.38$）.

3.6 歩行者シミュレーションに基づく行動プランニング

本研究で提案する邪魔になる行動を回避するための手法を，一例として具体的にアプローチと催し物案内シナリオに適用する [81]．このシナリオにおけるサービスロボットのタスクは，催し物の告知のような情報を歩行者に提供することである．よって，サービスロボットは可能な限り多くの人と相互作用することが必要である．佐竹らの研究 [81] では，到達可能であまり急いでいないターゲットとなる歩行者を見つけ，予測した将来の位置に向かって移動することによって積極的にアプローチするといった，効率的に歩行者にアプローチする方法について報告している．

このシナリオではロボットは告知をより多く提供することを目的として，より歩行者密度の高い場所に向かって移動する傾向があるため時に混雑を引き起こす（図 3.10）．そのため，ときどき混雑が発生することを回避する必要があると考えられる．よって，ロボットには 2 つの行動の選択肢を与える：告知のための歩行者への積極的なアプローチ，混雑を回避するための別の場所への移動.

図 3.11 は提案手法に基づいた行動プランニングシステムのアーキテクチャを示す．まず，歩行者シミュレーションを実行するにあたり，現在の状況の情報を把握する必要があるため,「人の属性判別」モジュールで相互作用カテゴリのような歩行者の属性パラメータを推定する．歩行者モデル（3.4 節）と「歩行者の属性判別」モジュール（3.6.1 項で説明する）から出力した情報に基づいて，シミュレーションに基づいた行動プランナを実行



図 3.10: 狭い空間でのロボットの周りの群衆によって引き起こされる混雑

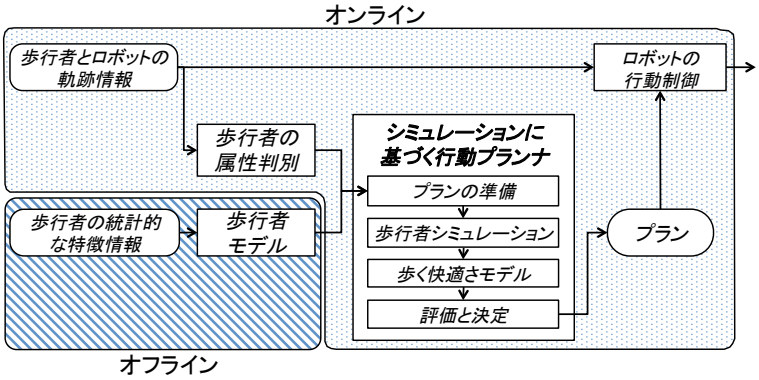


図 3.11: 行動プランニングシステムのアーキテクチャ

する（歩行者シミュレーションによる評価によって最適な行動プランが決定される）．最後に，決定した行動プランに基づいて「ロボットの行動制御」モジュールでロボットの行動を制御する．シミュレーションに基づいた行動プランナは T_1（秒）ごとに実行され，行動プランが更新される．

3.6.1　歩行者の属性判別

このモジュールは，歩行者シミュレーションに現在の歩行者の状態を反映することを目的として，歩行者の現在までの移動軌跡から歩行者の属性情報を抽出するために用いられる．そして，歩行者シミュレーションの初期化のために歩行者の属性情報から歩行者エージェントを作成し，シミュレーションの初期状態に反映する．ロボットと歩行者の現在ま

での移動軌跡データから以下の情報が抽出される.

- 現在の位置
  現在時刻 t_c における歩行者の位置.

- 好まれる移動速度（v_p）
  （ロボットの相互作用している期間を除く）t_c までの歩行者の平均移動速度．歩行者シミュレーションにおけるその歩行者エージェントの好まれる速度として利用される.

- サブゴール遷移
  t_c までにその歩行者が経由したサブゴール情報に基づいて，将来に経由するサブゴール系列の予測が計算される [78].

- 相互作用カテゴリ
  この情報は既に相互作用した歩行者の相互作用カテゴリ（“stop to interact”，“stop to observe”，“slow down to look”）に関する情報を表す．相互作用カテゴリは計測周期の各時間ステップごとに以下の基準によって判別される：“stop to interact” は $|x_r(t) - x(t)| \leq D_{observe}$ かつ $t_{stop} \geq t_{th}$ の場合（x_r はロボットの位置，x は歩行者の位置，t_{stop} は現在歩行者が停留している場合にロボットから D_{notice} 以内の範囲で停留を開始した時刻から現在時刻までの時間，t_{th} は時間の閾値），“stop to observe” は $D_{observe} \leq |x_r(t) - x(t)| \leq D_{notice}$ かつ $t_{stop} \geq t_{th}$ の場合，“slow down to look” は $v_{in} \leq \alpha_{slowdown} \cdot v_{out}$ の場合（v_{in} はロボットからの距離が $D_{slowdown} \geq |x_r(t) - x(t)|$ である間の歩行者の平均移動速度，v_out はそれ以外にいる間の歩行者の平均速度.

上記の基準に基づいて相互作用カテゴリが決定されなかった場合（その歩行者がまだロボットの近くに到着していない場合など），歩行者のロボットとの相互作用モデルを用いて確率的に相互作用カテゴリが割り当てられる.

シミュレーションに基づく行動プランナにおける各構成要素の詳細を以下に説明する.

- プランの準備
  プランナは 2 つのタイプの行動プラン P を用意する：単体の「積極的なアプローチ」プラン，n_{escape} 通りの「混雑回避」プラン．積極的なアプローチプランでは，[81]

の手法に基づいて到達可能で急いでいない歩行者にロボットは積極的にアプローチし，告知行動を開始する．混雑回避プランでは，ロボットはアプローチせず，別の場所に移動する（この場合，歩行者の方からロボットにアプローチした場合のみ告知行動を開始する）．

混雑回避プランの目的はロボットに混雑を回避させることである．もしロボットが積極的なアプローチプランに基づいて歩行者密度の高い場所へ常に移動する場合，混雑を引き起こし始めるだろう．とりわけ一度ロボットの周りに群衆ができると，そこから逃れることは困難である．そのため，特にロボットの周りの群衆が問題を引き起こしかねない狭い場所にいるような歩行者の方へと向かうことを状況によって回避する必要がある．しかしながら，たとえ混雑回避プランであっても完全に向こうからアプローチしてきた歩行者を無視することはロボットの行動として望ましくないと考えられる．従って，最初に歩行者の方から意図的にアプローチしてきた場合のみ，ロボットに相互作用することを許可することにする．よってここでは，混雑回避プランを，ロボットの現在位置から近くで，かつ障害物が無い位置ような無作為な位置に移動するプランとして実装する．

- 歩行者シミュレーション
  各プラン p $(p \in P)$ ごとに，ロボットに特定の行動プランを設定した場合の環境の状態をシミュレートする．具体的には，システムは複数の歩行者シミュレーション Q_p を実行する．各歩行者シミュレーションでは現在から T_2 秒間，歩行者の将来の行動をシミュレートする．各歩行者の行動は予測が困難であるため，統計的に特徴を捉える必要がある．そのため，プラン p により実行した複数の歩行者シミュレーションの各結果の平均を最終的な結果として得る．歩行者シミュレーション q $(q \in Q_p)$ 内のシミュレーション開始時刻で，すべての初期配置される歩行者エージェントが，現在の歩行者の位置としてシミュレーション上の同じ座標位置に配置され，「歩行者の属性判別」モジュールによって推定された属性を与えられる．歩行者シミュレーションの開始以降は，歩行者の出現モデルに基づいて新しい歩行者エージェントが生成され，3.4節で説明したように，各歩行者とロボットのエージェントの位置が周期的に更新される．

- 歩く快適さモデル
  $comfort(p,q)$ の値（式 3.7 で計算される）がプラン p における各歩行者シミュレーション q ごとに算出される（歩行者の移動軌跡うち，ロボットから距離 D_{notice} 以内の区間の移動軌跡データだけを考慮する）.

- 評価と決定
  最後に，すべてのプランにおける評価値が計算される．各プランの評価値は，そのプランにおけるすべての歩行者シミュレーションの平均の評価値である．そして，すべてのプランの評価値を比較し，最も評価値の高いプランを新しいプランとして決定する.

  もし [81] の研究のアイデア（i.e. ロボットは出来るだけ多くの人と相互作用をするべきである）のみを考慮した行動プランニングによってプランの評価値を算出する場合，プラン p による歩行者シミュレーション q $(q \in Q_p)$ において，以下のサービス効率の評価関数が与えられる.

$$efficiency(p,q) = advertisement(p,q) \tag{3.8}$$

  $advertisement(p,q)$ はシミュレーション q の間に（歩行者エージェントにアプローチし会話する）ロボットから情報を与えられた歩行者エージェントの数を表す．この数を，告知ユニット（3.6.2 項で説明する）のすべてを伝える間にロボットから D_{notice} 以内に滞在する歩行者の数として計算機的に扱う．プラン p の評価値は複数のシミュレーション Q_p の平均の評価値である．以上より，この基礎的な手法におけるプランの評価値として，以下の評価関数が与えられる

$$U_{basic}(p) = average_{q \in Q_p}(efficiency(p,q)) \tag{3.9}$$

  ロボットは式 3.9 の評価値が最も高い行動プランを選択する．具体的には，最終的に決定されるプラン $\bar{p}_{selected}$ は以下のように計算される.

$$\bar{p}_{selected} = argmax_{p \in P)}\, U_{basic}(p) \tag{3.10}$$

  式 3.10 がプラン選択において単純な解決策を与える一方で，前述したようにこの方法では混雑現象を引き起こし，ロボットの近くを通ろうとする “uninterested” の歩

行者の歩く快適さを低下させる．そのため，以下のように評価関数 3.9 に歩く快適さの要因を加えた評価値に拡張し，サービス効率と歩く快適さのバランスを考慮する．

$$U_{anticipation}(p) = average_{q \in Q_p}(efficiency(p,q) + \alpha \cdot comfort(p,q)) \tag{3.11}$$

$comfort(p,q)$ は式 3.7 によって算出される．

α はアプリケーション依存のパラメータであると考えられる．もし歩行者の歩く快適さをあまり考慮しないアプリケーションの場合，α の値は小さくなる，あるいは 0 になり，式 3.9 の評価関数に近づいていく．一方で，もし歩行者の歩く快適さを重視するアプリケーションの場合，α の値は非常に大きくなる．$\alpha = 1$ とした場合，100% の歩く快適さは，ロボットは 1 人の歩行者に情報を与えたというサービス効率と同等に評価値に影響があることを意味する．ロボットは式 3.11 の評価値が最も高い行動プランを選択する．具体的には，最終的に決定されるプラン $\bar{p'}_{selected}$ は以下のように計算される．

$$\bar{p'}_{selected} = argmax_{p \in P}\, U_{anticipation}(p) \tag{3.12}$$

3.6.2　ロボットの行動制御

システムがサービスロボットの行動を制御するとき，シミュレーションに基づいた行動プランナから得られた最新のプランに基づいて行動を制御される．ロボットがプランに従った行動を実行する間，歩行者がロボットの目の前に立ち止まった場合，その歩行者が離れるまで自動的に移動を停止する．この検知は 3.4.1 項で説明した人位置追跡とロボット位置同定システムによって取得した位置情報に基づいている．ロボットの前方方向から 90 度以内，かつロボットから 50cm 以内の距離範囲に歩行者がいる場合に検知され，ロボットは移動を停止する．ロボットが移動を停止した後，歩行者への発話が自動的に開始される．ロボットの発話は以下のようになされる：「こんにちは，僕はこのショッピングモールのイベントを案内するロボット，ロボビーです.（日付）に,（イベント名）のイベントが開催されるよ.（イベントについての 2，3 文の簡単な説明）．よかったらぜひチェックしてみてね．それじゃあ今日も ATC を楽しんでいってね．ばいばい」．この一連の発話を告知ユニットとする．1 つの告知ユニットはおよそ 40 秒間である．もしロボットが発

話している間にその歩行者がロボットから離れた場合，ロボットはその発話を止め，以下のように発話する：「それじゃあ今日も ATC を楽しんでいってね．ばいばい」．そして再び現在のプランに基づいた行動の実行を再開する．ロボットは（不測の事態を除いて）完全に自律制御される．不測の事態が生じた場合，遠隔で監視している操作者がその状況から回復することを助ける．3.7 項の実証実験では，1 時間に 2 回程度この状況が発生した．

3.6.3 システムの動作例

システムの動作を説明するために，実験環境でアプローチと催し物案内シナリオ [81] を実行するサービスロボット（図 3.12 (a) の左図）を例として取り上げる．ここでは，図 3.12 (a) の時刻 $t = 0$ における，シミュレーションに基づく行動プランニングの実行について説明する．図 3.12 (b) と 3.12 (c) はそれぞれ，積極的なアプローチプラン，1 つの混雑回避プランの歩行者シミュレーションを実行した時の時間遷移を示している．

各歩行者シミュレーションの開始時刻 $t = 0$ において，環境に存在する歩行者の現在位置に基づいて歩行者エージェントが配置される．例えば，図 3.12 (a) でタグを付けた歩行者 $p1$，$p2$，$p3$ は，図 3.12 (b) と 3.12 (c) の歩行者シミュレーション内の同じ位置に配置される．各歩行者シミュレーションの $t = 0$ 以降の時刻では，シミュレーションの各ステップごとに，各行動プランに従ってロボットエージェントの移動軌跡が計算され，歩行者モデルに基づいて歩行者エージェントの移動軌跡が計算される．積極的なアプローチプランを用いる場合，図 3.12 (b) のようにロボットエージェントは歩行者エージェントにアプローチしようと試み，結果として，狭い通路（地図の右）の方向へ向かった．一方で図 3.12 (c) のように，混雑回避プランでは，ロボットは現在位置から離れた場所に移動し，その場所で待機した．その結果として，広い空間が確保された広場（地図の左）の方向へ向かった．

各歩行者シミュレーションの $t = 30$ では，ロボットが歩行者の群衆によって囲まれているが，“uninterested” の歩行者の歩く快適さの度合いにかなりの違いがみられた：積極的なアプローチプランでは 0.297，混雑回避プランでは 0.619．この理由として，図 3.12 (b) の積極的なアプローチプランでは歩行者は狭い通路を通らなければならず，図 3.12 (c) の混雑回避プランでは歩行者はロボットを容易に避けるために十分な広い空間がある，ということが挙げられる．複数の歩行者シミュレーションが実行された後，$\alpha = 10$ として式

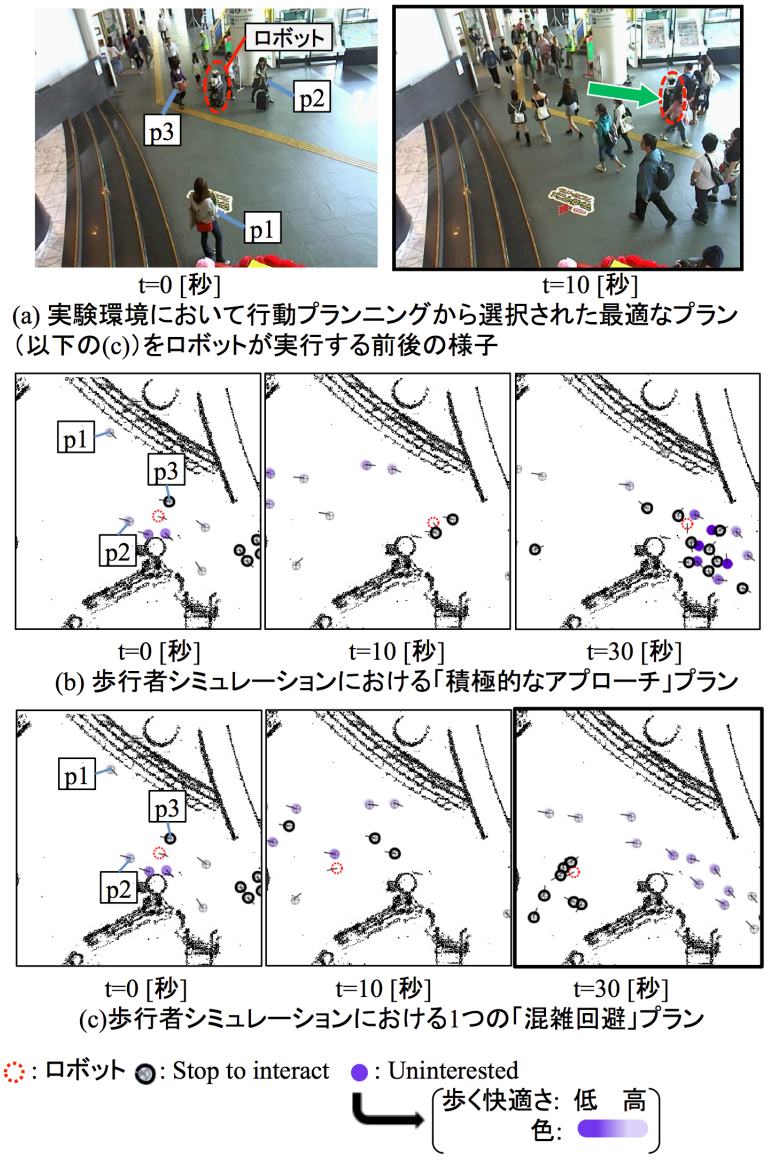


図 3.12: 各プランごとの歩行者シミュレーションの時間遷移

3.11 によって計算された評価値は，9.20（積極的なアプローチプラン），11.68（混雑回避プラン）だった．そのため，混雑回避プランが最終的に選択される．混雑回避プランを実行することにより，ロボットは歩行者の群衆に囲まれる前に広い空間が確保された広場の方へ移動することに成功した（図 3.12 (a) の $t = 10$）．

3.7 フィールドでの実験と評価

実証実験によって提案手法の効果を検証する．ここでは，2 つの条件の下で実験を実施した：1 つ目の条件はサービス効率のみを考慮した場合，2 つ目はサービス効率とロボットの周りを通る “uninterested” の歩行者の歩く快適さの度合いの双方を考慮した場合．その結果からロボットの周りの歩く快適さを比較評価した．この実験におけるシステムのパラメータは，プランを更新する時間間隔 $T_1 = 10$（秒），歩行者シミュレーションの時間の長さ $T_2 = 1$（分），各プランの歩行者シミュレーションの数を 10，混雑回避プランの数 n_{escape} を 9 に設定した．

3.7.1 仮定と予想

ロボットは単純に出来るだけ多くの歩行者にアプローチし相互作用しようとすると，時にロボットの周りで混雑が発生する．一方で，提案手法では混雑が発生することを回避するために歩く快適さの予測を考慮している．もし提案手法によってよい効果がみられる場合，ロボットの周りの快適さが向上しているべきである．具体的には以下のことが予想される．

- 予想 1
  提案手法を用いた場合のロボットの周りの “uninterested” の歩行者は，サービス効率のみを最大化させた場合よりも歩く快適さを高く感じる．

3.7.2 評価方法

2 つの条件を以下のように設定した．

- 快適さの予測（提案手法）
  行動プランニングにおいて，システムは評価関数として $U_{anticipation}(p)$（式 3.11）を用いる．つまり，ロボットのイベント告知の効率と同様に歩行者の歩く快適さを考慮する．

- 告知の最大化
  行動プランニングにおいて，システムは評価関数として $U_{basic}(p)$（式 3.9）を用いる．つまり，ロボットのイベント告知の効率のみを考慮する．

実験時間として，休日の午後 0 時から午後 5 時の間で，4 つの 30 分間の時間区分を用意した．各条件下の実験における環境の状態（歩行者の数，グループの割合，相互作用カテゴリの割合など）を一致させるため，各時間区分での条件を 2 区分ずつとなるように無作為に割り当てた．

3.7.3　評価値の測定方法

評価値の測定として以下 2 つの測定を実施した．

- 予測した歩く快適さ
  歩行者の移動軌跡データを人位置計測システム（3.4.1 項）を用いて記録し，そのデータから歩く快適さの度合いを推定した．ロボットから D_{notice} 以内を通った “uninterested” のすべての歩行者 $O_{uninterested}$ に関して，歩く快適さの度合いは以下のように計算される．

$$estimatedComfort = average_{o_i \in O_{uninterested}}(comfort(o_i)) \tag{3.13}$$

- 主観評価による歩く快適さ
  街頭にて歩行者にはボランティアでアンケート調査に協力してもらった．調査員は視覚的に “uninterested” と推定され，ロボットから D_{notice} 以内を通った歩行者に対してのみ尋ねた．アンケートでは 2 つの項目について尋ねた：ロボットからの妨害（「ロボットを邪魔に感じましたか？」-ロボットの影響による快適さの主観評価），ロボットの周りの群衆からの妨害（「ロボットの周りの人を邪魔に感じましたか?」-周囲の人の影響による快適さの主観評価）．



(a) 告知の最大化条件　　(b) 快適さの予測条件

図 3.13: 各条件ごとの相互作用の様子

3.7.4 実験結果

3.7.4.1 相互作用の様子

図 3.13 に実験中に観測された，各条件ごとの相互作用の様子を示す．告知の最大化条件では，催し物の告知を提供するために，ロボットは歩行者にアプローチし続けた．その結果として，ロボットは多くの歩行者がいる場所へ向かって移動し，頻繁に狭い通路へ移動していた．これによって，ロボットの周りに歩行者が集まり，図 3.13 (a) のように狭い空間のために混雑を引き起こしていた．そのような状況では，ロボットの周りの群衆との衝突を避けるために，通り抜けたいと思っている歩行者は強制的に移動速度を低下させられた．

一方で，図 3.13 (b) は快適さの予測条件の間の相互作用の様子を示す．この条件では通常，ロボットはイベントを告知するために歩行者にアプローチしたが，図 3.13 (b) のように，ときどき広い空間に避難した．これによって，ロボットの周りの群衆によって通りたいと思っている “uninterested” の歩行者はほとんど妨害されることはなかったため，混雑を回避するためには効果があったと考えられる．

3.7.4.2 仮説の検証

実験の間，3680 名の歩行者がロボットから D_{notice} 以内の範囲を通り過ぎた．そのうち，10.7%の人がイベントの告知を聞くことを受け入れた（快適さの予測条件では 9.9%(175/1774),

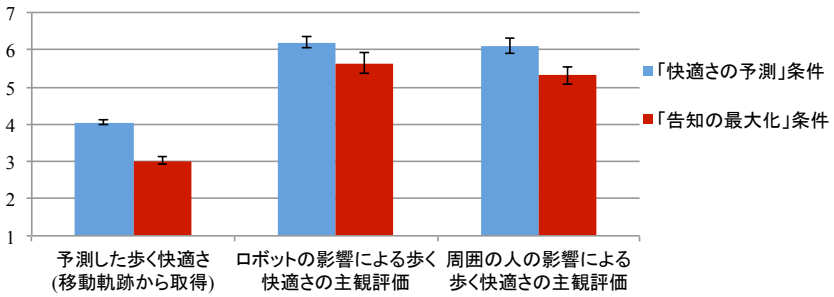


図 3.14: 歩く快適さの度合いの区分ごとに積極的なアプローチプランが実行された割合

告知の最大化条件では 11.4%(217/1906)). 3680 名のうち 2311 名の歩行者が “uninterested” な歩行者に分類され，70 名がアンケートに回答した．図 3.14 は計測した結果を示す（予測した歩く度合いはアンケートにおける 1-7 のリッカート尺度に合わせるために $[1, 7]$ の範囲に変換した）．t 検定の結果，計測したすべての項目について有意に差が見られた：予測した歩く快適さ（$p < 0.001$），ロボットの影響による快適さの主観評価（$p < 0.05$），周囲の人の影響による快適さの主観評価（$p < 0.05$）．これにより，提案手法を用いた条件の方が歩く快適さが高かったことが明らかになった．よって，予想 1 の正しさを確認できたといえる．

予測した歩く度合いと快適さの主観評価の結果は，双方とも予想 1 を満たしているが，2 つの結果の値の間には顕著な差がみられた．この理由の 1 つとして，歩く快適さモデルのためのデータ収集（3.5 節）では，被験者は様々な快適さの環境条件を経験したのに対し，実証実験におけるアンケートの回答者は，主観評価に比較基準がなく，絶対評価で評価したためだと考えられる．別の理由として，アンケートの自由記述（約 35% の回答者が記述していた）には「ロボットを良いと思った」という意見のように，ほぼすべての回答がロボットに対して好印象な記述だったことが挙げられる．このことから，おそらく回答者はネガティブな評価を付けることを控えたためだと考えられる．

3.7.4.3　システムの動作

各条件による結果の違いをさらに調査するために，各条件におけるシステムの動作について分析した．特に，混雑に関係すると考えられる，積極的なアプローチプランと混雑回

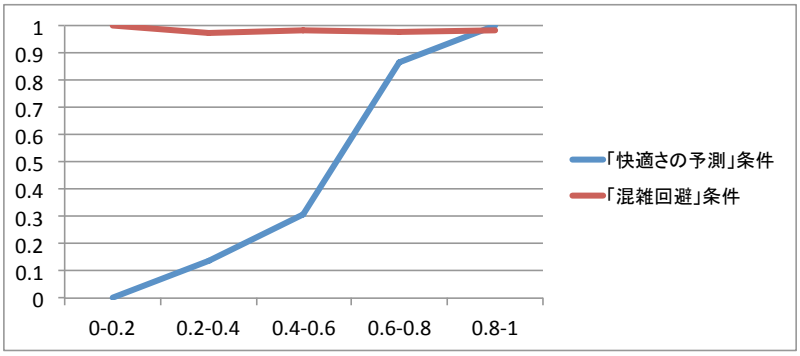


図 3.15: 実験の間に計測された歩く快適さの度合い

避プランが実行された割合について計測した．システムは歩行者の歩く快適さの近い将来の度合いを評価可能であり，これにより将来予期される混雑を計測した．

図 3.15 は分析の結果を示す．縦軸は実行された全プランに対して積極的なアプローチプランが実行された割合を示す．横軸はロボットエージェントが積極的アプローチプランを実行した場合の歩行者シミュレーションの結果から計算した，将来予期される歩く快適さの度合いを示す．

快適さの予測条件では，歩く快適さが低いと予期された時，システムはほとんど積極的なアプローチプランを実行することはなかった．その状況では，ロボットはアプローチする代わりに，歩行者の歩く快適さが高いと予期される場所によく移動した．歩く快適さが高いと予期された時は，ロボットは積極的なアプローチプランをよく実行した．一方で告知の最大化条件では，予期された歩く快適さの度合いに関わらず，高い割合で積極的なアプローチプランを実行していた．そのためこの条件の場合，ロボットはどのような時でも歩行者にアプローチしていたといえる．

混雑回避プランを実行した場合，まれに混雑を事前に回避できない場合があった．回避できなかった要因として，人位置計測の計測範囲の端のうち，ロボットのすぐ近くに位置する計測範囲の端で歩行者が出現した場合に，ロボットが回避を計画したのちに回転し移動するよりも先に，その歩行者に囲まれてしまうことが観測から明らかになった．シミュレーション上でも同様の現象が起きており，どのプランを実行しても，ロボットのすぐ近くで出現した歩行者によって囲まれた場合，回避できないという状況がまれに発生していた．この解決策として，プランの評価（式 3.11）の時に「場所ごとの囲まれやすさ」の要

因も考慮に入れることが考えられる．

3.8 議論

3.8.1 目新しさの影響

歩行者がロボットに寄ってくる現象について，目新しさの影響が確実にあると考えられる．ロボットは目新しく好奇心を刺激する存在であるため，歩行者はロボットの周りで立ち止まる．歩行者のロボットとの相互作用モデルにおける相互作用カテゴリの割合は，時間と共に変化していくと予想されるため，長期的な使用においては定期的に観測し，モデルのパラメータを更新する必要がある．将来的にロボットが歩行者にとって一般的なものになってくると，ロボットの周りに寄ってくる歩行者の数は減るかもしれない．そしてその結果として，ロボットの周りに集まりが起こらないかもしれない．著者の経験では，3年間ショッピングモールでロボットを使用した後でも，まだロボットの周りに歩行者が集まってくることから，そのような変化は近い将来では起こらないかもしれない．

さらに，遠い未来においても，ロボットによっては集まりが起こっていると考えられる．例えば，アニメ映像のキャラクタを模した着ぐるみのように，アミューズメントパークにおけるマスコットキャラクタの役割を持ったロボットも，同様に歩行者をひきつけ，集まりが起こると考えられる．以前に行った観測では，(名称の無いうさぎのような）あまり有名でないキャラクタの着ぐるみの周りでも，子供たちの集まりができた．未来においても，いくつかのロボットは親しみやすい印象，楽しい雰囲気を提供するために使われることが予想されるため，提案手法は非常に利用価値がある研究であると考えられる．

3.8.2 別のアプローチ

歩く快適さモデルは，現在時刻のロボットの周りの現象を推定するために使うこともできるため，なぜ現在起こっている混雑に応じて回避する方法を用いないのかという疑問を持つ読者もいるかもしれない．この方法を用いない理由は，混雑が起こった後に解決するのではなく，混雑の問題自体が起こることを回避したかったためである．すでに言及した

ように，この場合の別の難しさとしては，ロボットは群衆に一度囲まれてしまったらそこから逃れることが困難になることが挙げられる．

$advertisement(p, q)$ においては，歩く快適さを損ねず，かつ効率的な告知を行うことができる最適な閾値の値をみつけることができると考える読者もいるかもしれない．しかし，これには環境の制約の問題があるため簡単にはいかない．例えば，幾つかの場所では，通路がより狭くなり，より混雑が起こるなどの変化があることが考えられる．

3.8.3 制約と今後の課題

提案手法は多くのパラメータを含んでいる．一見すると違うロボットごと，あるいは違う環境ごとに調整する必要があるように思える，ロボット依存や環境依存のパラメータがある．本章の研究における行動プランニングシステムは，1 つの環境でのみ検証した．ロボットが歩き回るような行動プランでは大きな環境が必要であるため，複数の環境で提案手法を検証することが難しかった．しかしながら，環境依存パラメータを再調整することによって，別の環境でも提案手法が適用できると考えている．さらに，パラメータ調整のプロセスは例えば，歩行者のロボットとの相互作用カテゴリを判別するための単純なパターン認識のような技術によって自動化することができると考えている．このことは提案手法における今後の課題となりうる．

3.5 節における歩く快適さモデルの導出に用いた主観評価のデータの数には限りがあり，そのために実施した実験では起こりうるすべての状況を網羅していなかった．このことは，実証実験において推定した歩く快適さと主観評価の間に顕著な差があった理由の 1 つと考えられる．将来的に実行されるアプリケーションにおいてよりよい効果を得るためには，様々な状況を網羅した大きなデータセットを用いてモデル化し，可能ならばモデル自身を拡張することで改善することが必要になると考えられる．

本章の研究では，1 日のうちの時間帯の影響を考慮しなかった．しかし例えば，環境によっては日中に施設利用者で混み合い，夜間はまばらになることもある．そのような時間帯ごとの傾向も，例えば移動軌跡情報から一時的なパターンを発見する技術 [82] を用いてモデル化する必要があると考えられる．

3.9　まとめ

本章の研究では，ロボットと利用者と非利用者が存在する状況という視点を考慮し，人とロボットの調和的相互作用技術を提案した．その一例として，催し物を案内するサービスロボットを取り上げた．

ロボットが歩き回るショッピングモールでは，ロボットによって生じる混雑の問題が発生する．ロボットの周りに集まる歩行者（利用者）にとって情報を得られるため利益になるが，一方でその集まりを通り抜けたい歩行者（非利用者）にとっては歩く快適さを阻害されるため不快感や不利益が生じる．そこでこの問題を解決する，非利用者の邪魔にならないような行動を計画するために，歩行者の歩く快適さを推定する技術，および歩行者シミュレーションに基づいて歩行者の邪魔にならない行動を計画する技術の創出に取り組んだ．歩行者シミュレーションでは，複数の歩行者行動モデルを組み合わせることにより，混雑のような複雑な創発現象を再現可能にした．これらの技術により，ロボットは歩行者の歩く快適さとサービス効率の双方のバランスを考慮して，サービスを提供することが可能になる．実証実験では，提案手法に基づいてサービスを行うことにより，ロボットの周りを通る非利用者の歩く快適さの度合いを向上できることを確認した．

第4章　無分別な利用者の回避を考慮した人とロボットの調和的相互作用

4.1　序論

本章では，図1.2で示した（3）ロボットと無分別な利用者と（分別のある）利用者が存在する状況という視点を考慮し，人とロボットの調和的相互作用技術を提案する．サービスロボットは，複合商業施設の店舗外において巡回パトロールする移動型ロボットを例として取り上げる．従来の巡回パトロールロボットでは，ロボットと（分別のある）利用者の間の相互作用をいかに成り立たせるかということを重視して要素技術の研究・開発が取り組まれている [60]

一方で，興味を引かれてロボットと相互作用を始めた子供たちの行動が，時に行き過ぎ，ロボットに対して攻撃行動を起こすことが報告されている [83]．本研究の観察実験（4.3節で後述）においても，ロボットに関心を示した子供のうち，合計で117回の執拗な攻撃行動を観測した．子供たちはロボットに暴言を吐き，蹴り，叩くなどの行動でロボットの活動を執拗に妨害していた．このような特に子供にみられるロボットのサービスを妨害するような無分別な利用者がサービスロボットを攻撃している様子は，他の分別のある利用者を不快にさせるという報告もある [84]．施設利用者数は施設利用の満足度と密接な関係があるため [7]，妨害行動による不快感の増加（満足度の低下）は，結果として施設利用者数を減らすといった提供者の不利益になることも考えられる．

ゆえに，無分別な利用者による妨害行動の回避を考慮して，巡回パトロールをすることが重要となってくる．しかしながら，ロボットに対する執拗な攻撃行動を回避するために将来の行動を計画する研究は，まだなされていない．そこで本研究では，子供がロボットをいじめる行動をモデル化し，ロボットがモデルを用いてロボットいじめ行動を事前にシミュレートし回避可能にさせることで，無分別な利用者の回避を考慮した人とロボットの

調和的相互作用を実現する手法を提案する．

本章の構成は，まず無分別な子供がロボットをいじめる行動についての知見を得るために，4.2 節でロボットいじめ行動に関する従来研究について紹介する．ロボットが将来の行動を計画するための要素技術として，人とロボットの相互作用におけるシミュレーションに基づいたプランニングについても紹介する．そして 4.3 節で，従来研究においては曖昧であった，ロボットに対する執拗な攻撃行動を観察するためのデータ収集を行い，それらの行動を分析した上で「ロボットいじめ」行動として定義する．4.4 節で，ロボットいじめ行動を計算機で扱えるようにするための，ロボットいじめ行動を含む子供の行動モデルについて説明する．4.5 節では，ロボットいじめを回避する行動を計画するための，歩行者シミュレーションに基づいた行動プランニングシステムについて述べる．次に 4.6 節で，行動プランニングシステムを用いてロボットいじめを回避した場合の効果を検証する実験について説明し，その結果について述べる．最後に，4.7 節で実験結果および本研究の取り組みとについて議論し，4.8 節でまとめる．

4.2　関連研究

4.2.1　ロボットに対するいじめ行動に関する関連研究

公共の場でのサービスにおいて，ソーシャルロボットを導入する試みが始まっている．たとえば，ミュージアム [85]，展覧会 [86]，スーパーマーケット [87]，駅 [88]，歩道 [89] といった場所での情報提供，案内といった利用成果が報告されている．こういった，ソーシャルロボットの利用では，大人たちよりも子供たちの方がロボットに興味を示し，積極的にアプローチしていたという報告が多い．

目新しい存在であるロボットは，人の目を引き，周りに多くの人を引き寄せる．特に子供たちが多く集まるが，親が付き添っている限りは，大抵の子供たちはロボットに対して行儀よく振舞う．一方で，親が付き添っていない子供たちは，ロボットに対していじめるような攻撃行動を見せることが明らかになってきた．

こうした子供の攻撃行動は，公共の場でソーシャルロボットが利用されるための障壁となると考えられる．攻撃行動は，ロボットの仕事の妨げになるのはもちろんのこと，その行動を目撃した人を不快にさせ [84]，子供の健全な成長に害をなす [90, 91]．すなわち，子

供のロボットへの攻撃行動の問題が未解決であれば，ソーシャルロボットが攻撃行動を誘発する有害な存在とみなされ，社会に受け入れられなくなる可能性がある．

ロボットに対するいじめに関して，いくつかの先行研究がある．Bartneck らは，最初に「robot abuse（ロボットいじめ/ 虐待)」という言葉を使い始めた [8]．いじめの加害者は大抵，ロボットいじめを人に対するいじめほど悪いことだと思っていないが，ロボットに知性があると感じ取ると，途端にロボットへの破壊行為をためらうことを明らかにしている [92]．他にも，ロボットが苦痛を与えられる状況を映したビデオを見た人は，不快感やロボットへの同情心を抱いたという報告もある [84]．

Salvini らは，公共空間でロボットいじめ行動（虐待行動）が起きた事例を報告している [83]．その公共空間で行ったデモンストレーションにおいて，人は好奇心からロボットに近づくが，まれに蹴る，殴る，叩くなどの攻撃行動にエスカレートした事例も観測されている．そのようなロボットいじめ行動は，近くで人間のオペレータが監視していない時だけ発生している．この状況は本章の研究で観測したロボットいじめの状況と類似していると考えられる．

以上のように，ロボットいじめに関していくつか報告されているが，ロボットいじめの発生パターンを分析し，ロボットいじめの状況を理解する方法はまだ明らかにされていない．そのため，ロボットいじめが生起していることをロボットが理解し扱えるようにするためには，ロボットいじめ行動を分析し，計算機で扱えるようにモデル化する必要がある．

4.2.2 人とロボットの相互作用におけるシミュレーションに基づいた行動プランニングに関する関連研究

人の行動は非常に複雑であり，将来取る行動を正確に予測することは難しい．その予測の難しさは，人と相互作用するロボットにおける行動プランニングを，より一層難しくしている．

最近の研究では，人とロボットの相互作用の行動プランニングのために，シミュレータが用いられている．たとえば，Hoffman らは，人の将来行動の予測が円滑な相互作用を可能にすることを明らかにしている [72]．Morales らは，二人のエージェントが並列で歩行するシミュレータを作成し，エージェントの移動の予測計算に用いている [73]．

ロボットと歩行者との相互作用に関して，歩行者の行動を予測する方法が研究されるようになってきた．いくつかの研究では，行動プランニングのために歩行者シミュレータが用いられている．たとえば，Bennewitz らは，ロボットが歩行者との衝突回避を計画するために，歩行者の移動軌跡から歩行者同士の相互作用モデルを開発し，モデルを用いた歩行者シミュレーションを行っている [93]．Henry らは，歩行者シミュレータ上で学習させる方法により，衝突回避アルゴリズムを実現している [65]．Garrell らは，歩行者のグループを認識する能力を検証するために，歩行者シミュレータを用いた [66]．他にも，衝突回避の最適な位置を計算するために歩行者シミュレータが用いられている [94]．

本章の研究では，以上の先行研究と同様に，人とロボットの相互作用に対して，シミュレーションに基づいた行動プランニングを適用する，というパラダイムで研究を進める．そのため，ロボットいじめの問題を緩和させるための行動プランニングに，歩行者シミュレーションを用いる．従来研究に対して，本章の研究では複雑な創発現象である子供のロボットいじめの生起を計算可能にするという点に新規性がある．

4.3　本研究におけるロボットいじめの事例

4.3.1　環境と実験基盤

実験環境は複合商業施設 ATC（2.5.3 項）内の ITM 棟 2 階エリアの一部である（3.4.1 項の図 3.3）．観測範囲は，中央の広場，通路と広場をつなぐ場所（広場端），広場から東に連絡する長い通路，広場から西に連絡する短い通路で構成される．3.4.1 項で説明した人追跡システムを用いて人追跡を行っている．

実験では 3.4.1 項で説明した Robovie-II を使用する．最高移動速度は人のゆっくりとした歩行速度と同程度の 700mm/秒に設定している．

4.3.2　データ収集のための設定

3.4.2 項の観測実験から人の行動と流れが異なっていた 2 つの場所（広場，広場端）において，週末に 2 時間ずつロボットによるパトロールを実施しデータを収集する．パト

ロールタスクとして，いくつかの固定された地点間を往復移動させる．その際に操作者がロボットを遠隔操作する．

歩行者がロボットの前に立ち止まった場合，ロボットは移動を停止し，その歩行者に道を開けるように依頼する．まず始めに,「ロボビーです．今はパトロール中なので前を開けて下さいね」と発話する．その後 3 秒間，歩行者がまだ立ち止まっている場合,「前を通りたいので，道を開けて下さいね」と発話する．さらに，その後 3 秒間，歩行者が立ち止まったままの状態の場合，以前通った地点に方向を変え，ロボットを動かすことを試みる．それでも再び進路を塞がれた場合，上記の過程を始めから繰り返し行う．歩行者が道を開けた場合,「ありがとう」と発話する．

データ収集においては，人追跡システムを用いてビデオ映像と移動軌跡を収集する．

4.3.3 ロボットいじめの場面

データ収集を行った結果，117 回のロボットいじめ行動を観測した（ロボットいじめの抽出方法は 4.3.4 項を参照）．ロボットが道を開けるように依頼した時，大抵の歩行者はその要求に従い道を開けたが，時々無視や拒絶を示す子供がいた．ロボットに興味を示し接近してきた歩行者のうち，ほとんどの歩行者は，一度か二度ほどロボットに接近し，ロボットの依頼に従って道を開けた．しかし一部の子供たちは，ロボットが数回依頼した後でもロボットに執拗にまとわりつき，故意にロボットを妨害していた．さらにいくつかの事例では，その行動がロボットに対する暴力的な行動へと徐々にエスカレートしていった．以下では，ロボットいじめ行動についての典型的な事例 3 例について説明する．

4.3.3.1 事例 1：執拗な妨害

攻撃的な発言や暴力こそないが，パトロールをする，というロボットの役割を妨害する行動が観測された．たとえば，ある子供がロボビーに興味を示し，その前に立ち止まったため，ロボビーは「ロボビーです．今はパトロール中なので前を開けて下さいね」と発話した．その子供は一旦その要求に従い離れたが，すぐにロボビーの目の前に戻ってきた．繰り返し同じ行動を取ったので，ロボビーはその度に前を開けるように依頼した．この状況が 7 分間続いた後，その子供は前を開けることさえしなくなり，ロボビーの目の前に立

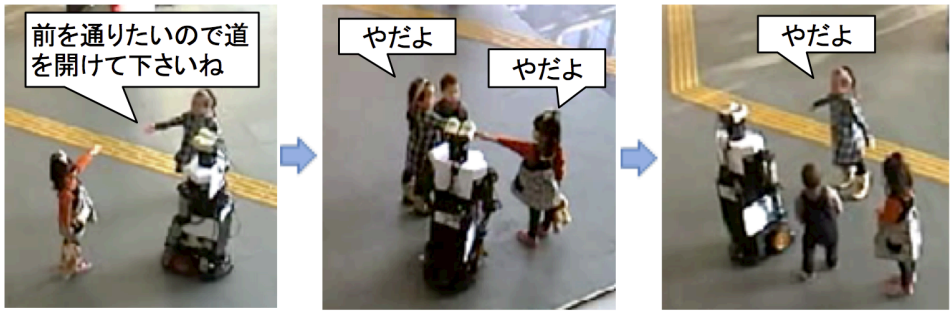


図 4.1: 執拗な妨害行動

ち続けた．さらに 6 分以上経過した後，その行動はさらにエスカレートし，妨害の意図を発話で表現し始めた．ロボビーがその子供に道を開けるように依頼した時，その子供は「だめです」や「やだよ」と発話した．さらに，他の子供がこの妨害行為に加わり,「やだよ」と妨害の意図を発話し，ロボビーの周りに立ち続けた（図 4.1）．ロボビーが何度も道を開けるように依頼しても，その子供たちはかたくなに道を開けることを拒絶した．相互作用が始まってから 19 分間が経過した後，子供の母親が買い物から戻り，その子供が両手を広げてロボビーを妨害している状況を見つけた．母親はその子供を叱り，ロボビーから遠くに連れて行った．最終的にロボビーが道を開けるように 45 回要求した 19 分間の相互作用の間，27 回ロボビーの要求を完全に無視し，目の前に立ち続けた．

4.3.3.2　事例 2：攻撃的な発言

言語による執拗な攻撃行動が起きる事例も何度も観測された．ある事例では，最初 4 人の子供たちがロボットを囲んでいた．始めのうちはロボビーの要求に従ったが，繰り返し道を開ける依頼を受けた後に，道を塞ぐようになった．ロボビーからの 5 回目の依頼の後，4 人のうちの 1 人がロボビーに近づき，突然いくつかの暴言を吐いた．彼はしばらくの間,「お前は馬鹿か」と 8 回,「いやです」と 2 回,「どっかいけ」と 1 回発言した．さらにその子供は「囲もうぜ」と言って，他の子供たちがロボビーに攻撃的になるように扇動した．その扇動に従い，他の子供たちはロボビーをしばらくの間執拗に囲い，ロボビーの移動を妨害した．



図 4.2: ロボットに対する子供の暴力行為

4.3.3.3 事例 3：暴力

ロボットに対して物理的攻撃が行われる事例もいくつか観測された．たとえば，事例 2 と同様，ある子供はロボビーから何度か道を開けるように依頼された後，ロボビーの要求を拒むようになった．その後，他の子供が集まり，妨害行為に参加した．そしてしばらくした後，暴力的な行動が起きた．ある子供はロボビーの首を無理やり曲げ（図 4.2 (a)），別の子供はロボビーの頭をペットボトルで叩いた（図 4.2 (b)）．ただし，ロボビーのハードウェアにはダメージは無かったため，それらの暴力行為はあくまでロボビーを脅すためであり，ロボビーを壊すためではないように思われた．

データ収集日以外の日に行った予備観測においても，いくつかの暴力的な行動を観測している．たとえば，ある子供はロボビーの頭部を手で叩き，「どっかいけおら」と発言した．さらに，その子供はロボビーの頭部にサッカーボールを投げつけた（図 4.2 (c)）．他の事例では，3 人の男の子が，中身が空のペットボトルでロボットを叩きはじめた．その

行動は，力の限りペットボトルをロボビーに投げつける程にまで，徐々にエスカレートしていった（図 4.2 (d)）.

4.3.3.4　事例のまとめ

ロボットいじめの深刻さの度合いには相違があるが，上記の事例における共通点は，子供は単なる好奇心による行動の範疇を超えて，意図的にロボットの道を塞ぎ，パトロールを妨害し続けたということである．本章の研究の目的は，ロボットが行う仕事を妨げるようなロボットいじめの生起を抑制することであるため，この観点から上記のすべての事例で，ロボットいじめと判定される閾値を超えている．3 つの事例を紹介したが，本章の研究では，これらの事例をいずれもロボットいじめ現象として扱う.

さらにいくつかの予備観測を行ったが，すべての事例において，ロボットをいじめたのは子供であった．大人は子供ほどロボットの周りに寄って来ず，一度もロボットいじめを起こすことはなかった．多くの歩行者が通る廊下よりも，歩行者が少ない広場や広場端でロボットいじめがよく起こった．そこで本章の研究では，ロボットいじめの緩和を目的とするため，いじめが起きなかった廊下で収集したデータを分析から除外する．これらの予備観測から分析した，ロボットいじめ行動を 4.3.4 項で詳しく説明する.

4.3.4　データコーディング

収集したデータから，ロボットいじめ行動をコーディングした．人とロボットの相互作用の各事例に対して，特別な専門知識がなく，計算機による事務処理技能を持った一人のコーダーが相互作用の開始時点から終了時点までのビデオ映像を観察し，ロボットいじめに該当するかどうかを判定した．ロボットいじめの判定基準は以下のように定めた.

- ロボットいじめ
  言語や振る舞いによる執拗な攻撃や物理的攻撃によって，ロボットが有している役割や人間的（動物的）性質を侵害すると考えられる行動.

人間的（動物的）性質とは具体的に，発声可能，姿勢・状態を自律的に変化可能，人間・動物に似た容姿，存在している等を指す．人はロボットが擬人的な姿をし，擬人的に振る

舞う様子を見ると，実際には無生物であるロボットを思い思いに擬人化する擬人観を持ち合わせている（あるいは，動物的なロボットの場合には擬動物化が起きる）．コーダーは，ビデオを観察するなかで，この擬人観によって擬人化したロボットに対して，上記基準に基づいてロボットいじめの有無を判定した．たとえば，4.3.3 項の事例 1 は，ロボビーが子供の執拗な攻撃行動により妨害されている，すなわちその役割（パトロール）が果たせないため，コーダーによってロボットいじめだと判定される．事例 2 は，コーダーがロボビーをある程度擬人的にとらえた結果，ロボビーが耐え難い程度の執拗な攻撃的言動を受けている，すなわちロボットの人間的性質が侵害されたと判定された．コーディング結果の妥当性を確認するため，前述のコーダーによって抽出された相互作用の事例のうち，ランダムに選ばれた 10% の事例に対して，二人目のコーダーが同じコーディングタスクを行った．二人のコーダーの間のロボットいじめ判定の一致度を計算したところ，コーエンのカッパ係数は 0.714 と高い一致度を示す結果となった．すなわち，上記のコーディング結果は妥当であると考える．なお，すべての相互作用の事例に対して，同時に相互作用している子供の人数，その親が近くに居るかどうか，のコーディングも行った．その定義については 4.4 節で述べる．

4.4 ロボットいじめを含む子供の行動モデル

本章では，歩行者シミュレーション上でロボットいじめを再現するために，子供の行動をモデル化することを目的とする．4.3 節のデータ収集で観測した事例では，子供のみがロボットいじめを行っており，大人はロボットいじめを行うことはなかった．そこで子供の行動に焦点を当てて，子供の行動をモデル化する．ロボットいじめには言葉によるもの，暴力を伴うもの，など様々な事例があるが，本章の研究の目的には十分であるため，いずれもロボットいじめと単純化したモデルを作成する．

本モデルは，ロボットとの相互作用において，子供によるロボットいじめの生起確率を推定する統計的なモデルである．モデルは相互作用時間モデル，ロボットいじめの生起モデルの 2 つのサブモデルで構成される．図 4.3 はサブモデル間の関係を表している．相互作用時間モデルは，ある子供がロボットと相互作用する時間を表している．ロボットいじめの生起モデルは，ある子供がロボットいじめ行動をしているかどうかを表しており，そ

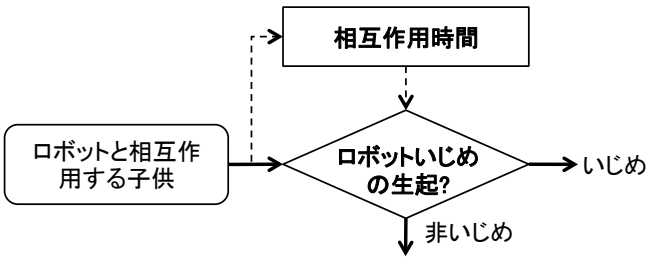


図 4.3: 作成したサブモデルの間の関係

のいじめ行動の生起確率を推定するための要因に相互作用時間を含んでいる．各サブモデルを以降の項で説明する．

4.4.1　相互作用時間モデル

4.3 節のデータ収集で抽出した，ロボットに対する子供の相互作用時間を統計的に分析した．図 4.4 は子供が相互作用を開始してから終わるまでの時間のヒストグラムを表している．縦軸は相対度数，横軸は相互作用時間を表している．ここではロボットが行う相互作用の行動ユニットの周期（依頼 2 回とその場所での半回転）の時間である，15 秒ごとの相互作用の頻度を数えた．分布の形状は指数分布に近いため，指数分布を用いて相互作用時間をモデル化することにした．つまり，ある子供 c は 15 秒ごとに確率 $\lambda(c)$ でロボットに対する相互作用を終了すると仮定する．相互作用時間の確率密度関数は以下で与えられる．

$$p_{int}(t, c) = \lambda(c) \cdot e^{-\lambda(c)t} \tag{4.1}$$

図 4.4 では最小二乗法により $\lambda = 0.032$ でフィッティングした時の指数分布を曲線で表している．

収集したデータから各場所に対して，ロボットいじめが起こっているかどうか，どのくらい相互作用が続いたか，他に何人の子供が同時に相互作用をしていたか，親が近くに居るかどうか，についての情報をデータセットとして抽出した．抽出したデータの平均値を表 4.1 に示す．相互作用時間は場所ごとに異なっており，流量などの影響があることを示唆している．そこで，これらの要因を関数として λ をモデル化した．まず以下 3 つの変数を考慮してモデル化を試みた．

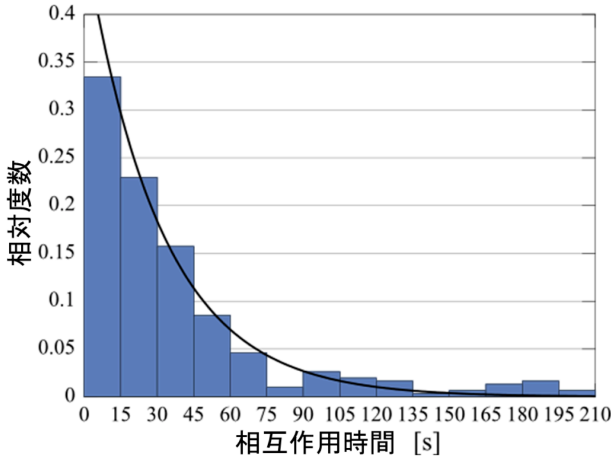


図 4.4: 相互作用時間のヒストグラム

表 4.1: 子供の相互作用に関する統計

	いじめの生起確率	相互作用時間 [秒]	流量 [人/分]	同時滞在子供人数 [人/15 秒]	近くに親がいるか [%]
広場端	0.085(±0.0104)	45.2(±10.70)	40.6(±1.17)	0.78(±0.074)	54.1(±0.054)
広場	0.139(±0.0110)	72.6(±10.60)	12.6(±0.28)	1.52(±0.122)	50.0(±0.05)

- 流量（*density*）
  相互作用が起こった場所における人の密度を表す．ただし，この変数はその場所において，ロボットが存在しない通常時の人の密度である．

- 近くに親がいるか（*parent*）
  親が子供の近く（子供から 3m 以内）に居る場合は 1 とし，居ない場合は 0 とする．

- 同時滞在子供人数（*child*）
  子供がロボットと相互作用する時に，同時に相互作用している他の子供の平均人数を表す．

始めに上記 3 つの変数を用い，収集した相互作用時間のデータについてフィッティングを行った結果，それぞれの標準偏回帰係数は，*density* が 0.01235，*child* が -0.0003622，*parent* が 0.005770 であり，*child* の影響が小さかったため，これを除外した．最終的に λ

のためのモデル式は以下で与えられる．

$$\lambda(c) = a_{density} \cdot density + a_{parent} \cdot parent + b_1 \tag{4.2}$$

フィッティング後のそれぞれの値は，$a_{density} = 0.000219$，$a_{parent} = 0.0116$，$b_1 = 0.0725$ である．

すなわち，相互作用時間モデルは，周囲の人が多い場所ほど，あるいは親と一緒に滞在している場合ほど，子供が単位時間あたりにロボットから立ち去る確率（λ）が高く，相互作用が短時間で終わる傾向を表している．a_{parent} の値が大きいことから，親がそばにいる影響は大きい，と考えられる．

歩行者シミュレーションにおいて，子供がロボットと相互作用を開始した場合（4.4.4 項に後述する相互作用タイプが *Stop to interact* の場合），その相互作用時間は式 4.1 と式 4.2 を用いて計算される．

4.4.2　ロボットいじめの生起モデル

ロボットいじめが起きた事例，起きなかった事例の間の統計的な特徴を比較分析する．表 4.2 に各データの平均値を示す．近くに親がいるかのデータに関しては，一人の子供のロボットとの相互作用の開始から終了までの間に近くに親がいるか（いない場合は 0, いる場合は 1）のパーセンテージを時間平均で算出し，各カテゴリのすべての子供で平均値を算出している．平均値に差があるか t 検定を行った結果，すべての変数で有意差が見られた（最も t 値が小さかった同時滞在子供人数では，$t = 1.970$，$df = 285$，$p < 0.05$）．それゆえ，子供の相互作用時間が長いほど，同時滞在子供人数が多いほど，子供の親が近くに居ない場合ほど，ロボットいじめが起こる傾向があることがわかる．

上記の統計的な特徴に基づいて，いじめの生起をモデル化した．モデルには，ロジスティック回帰モデルを用いた．これは，本論文の目的であるロボットいじめを抑制・回避する行動プランニングのために，いじめの有無の 2 値の出力ではなく，ロボットいじめの生起を確率的に表すことが望まれるためである．

モデルに含める変数については，さらに 4.4.1 項で用いた 3 つの変数に加えて，下記の変数を考慮した．

表 4.2: いじめと非いじめの事例における比較

	相互作用時間 [s]	同時滞在子供人数	近くに親がいるか [%]
いじめ	232.5	4.58	16.7
非いじめ	35.0	2.34	58.6

- 相互作用時間（$interact$）
  相互作用（子供がロボットに接近し，ロボットからの距離 $D_{interact}$（ロボットと相互作用する距離）以内の範囲に入っている状態）の開始時点から終了時点までの時間を表す．

4 つすべての変数を用い，コーディングしたロボットいじめの有無のデータについてフィッティングを行ったところ，$parent$ と $density$ の影響が極めて小さかったため，これを除外した．この二つの変数の影響が小さかった理由として，既に相互作用時間に反映されているためだと考える．たとえば，子供が親と一緒に居る場合あるいは人の密度が高い場所に居る場合は子供の相互作用時間がより短くなる傾向がある．子供が親と一緒に居ない時に，子供の所に親が戻って来た場合，その子供は相互作用をやめる傾向がある．こういった影響は，すでに相互作用時間のモデルに反映されている．それゆえ parent 変数は直接的にロボットいじめの生起モデルに影響しなかったのであろう．最終的に，ロボットいじめの生起モデルの式は以下で与えられる．

$$p_{abuse}(t,c) = 1/(1+\exp(-(a_{child}\cdot child + a_{interact}\cdot interact + b_2))) \tag{4.3}$$

フィッティング後のそれぞれの値は，$a_{child} = 0.5935$，$a_{interact} = 0.003218$，$b_2 = -3.084$ である．

すなわち，得られたロボットいじめの生起モデルによると，同時に滞在する子供の人数が多いほど，相互作用時間が長いほど，ロボットいじめの生起確率（p_{abuse}）が大きくなる．a_{child} の値を考えると，同時に滞在する子供の人数の影響が大きい，と考えられる．たとえば，($child = 2$ で）相互作用時間が 30 秒から 60 秒になった場合，p_{abuse} の値は 0.142 から 0.154 とわずかに上昇するが，($interact = 30$ で）同時に滞在する子供が 2 人から 5 人になった場合，p_{abuse} の値は， 0.142 から 0.495 とかなり上昇する．

歩行者シミュレーションにおいて，子供がロボットと相互作用を開始した場合（4.4.4 項に後述する相互作用タイプが *Stoptointeract* の場合），ロボットいじめの生起確率を推定するために式 4.3 が用いられる．

4.4.3　ロボットいじめの影響モデル

ロボットいじめが起こると，子供が目の前に立ち塞がるためにロボットの移動が妨げられ，移動の効率が著しく低下する．このような，ロボットいじめによるロボットの移動速度への影響をモデル化した．他にもロボットに対するロボットいじめからの様々な影響があると考えられるが，ここでは行動プランニング（4.5 節を参照）のために，ロボットが行うタスク効率（平均移動速度）に対する影響のみに単純化し，ロボットいじめの影響をモデル化することにした．そのために，4.3 節で収集したデータから，ロボットが移動する間の移動速度系列を抽出し，この移動速度系列データと，コーディングされたロボットいじめの生起のデータセットを用いた．

移動の間にロボットいじめが起こると平均速度がより遅くなると仮定し，この影響のモデル化を試みた．時刻 t におけるロボットの移動速度 $v_r(t)$ は，すべての子供からのロボットいじめの生起確率の総和によって低下すると仮定した場合，ロボットいじめの影響のモデル式は以下で与えられる．

$$v_r(t) = a_{abuse} \cdot \Sigma_{s \in N} p_{abuse}(t, c) + v_0 \tag{4.4}$$

最小二乗誤差によりフィッティングした後の，それぞれの値は，$a_{abuse} = -115$，$v_0 = 297mm/s$ である．

4.4.4　歩行者シミュレーション

歩行者の移動を再現する歩行者シミュレーションを作成する．歩行者シミュレーションでは，実環境を上空から見た 2 次元平面と捉えた時の歩行者の移動の中で，ロボットに遭遇した一部の歩行者がロボットに接近し，さらにその一部がロボットをいじめる行動を再現する．本シミュレーションには，3.4 節で説明した歩行者シミュレーションのフレームワークを用いる．歩行者シミュレーション上の歩行者は，4.3 節で取得した歩行者の移動

軌跡データに基づいて生成される．歩行者モデルは3.4節と同様に，以下3つの基本要素（図3.2）で構成される：歩行者の出現，歩行者の移動軌跡，歩行者のロボットとの相互作用．各要素を以下で説明する．

歩行者の出現

3.2節と同様に歩行者の出現モデル（3.4.2項）に基づいて新しい歩行者エージェントが生成される．歩行者の出現モデルにおける出現確率およびグループの構成の情報の抽出には，4.3節のデータ収集から取得した歩行者の移動軌跡データを用いる．さらに本章での歩行者シミュレーションには，以下の情報を追加する．

- グループ内の子供の割合
  グループ構成人数ごとの子供の人数の分布である．4.3節で収集したデータから取得される．たとえば，4人グループでは7%のグループが子供を含まない，16%が1人の子供を含む，といった統計情報が含まれている．

歩行者の移動軌跡

3.2節と同様に，歩行者が生成された後，歩行者の移動軌跡モデル（3.4.3項）に基づいて歩行者の軌跡がシミュレーションの1ステップごとに計算される．

歩行者のロボットとの相互作用

3.2節と同様に歩行者のロボットとの相互作用モデル（3.4.4項）に基づいて，毎ステップ更新される歩行者の位置が，ロボットから距離D_{notice}（ロボットを視認可能な距離）の範囲に入った場合，その歩行者はロボットと相互作用するように軌跡が再計算される．相互作用を終えた後は，前述の歩行者の移動軌跡の基本要素により，軌跡が再計算される．本章での歩行者シミュレーションには，3.4.4項で用いた相互作用タイプの情報を，以下のように修正する．

- 相互作用タイプ
  実環境において，歩行者のロボットに対する行動を大別すると，ロボットを見ると近

づいてくる歩行者 “*Stoptointeract*”，ロボットに全く影響を受けず（興味を示さず）移動を続ける歩行者 “*Uninterested*” に分けることができる．“*Stop to interact*” と “*Uninterested*” の行動は 3.4.4 節で用いた相互作用タイプの移動モデルを用いる．ただし，本研究では “*Stop to interact*” の移動モデルのみ，以下のように修正する：歩行者はロボットと遭遇した（ロボットから距離 D_{notice} 以内に入った）時点で，ロボットに接近するために移動経路をロボットの方向に変更し，ロボットから距離 $D_{interact}$ を保つようにロボットの周りに停留する（停留時間は 4.4.1 項で説明した相互作用時間モデル）．

4.3 節でのデータ収集で記録されたデータから，ロボットに遭遇したすべての歩行者の相互作用タイプを 2 人のコーダーによってコーディングした結果，2 人のコーディングは高い一致率を示しており（コーエンの一致係数は 0.818），“*stop to interact*” タイプの割合は子供で 35.48%，大人で 4.21% であった．

- 親子関係

  さらに本研究では子供の行動が親に影響される，という点が重要であるため，親子関係を含むように 3.4.4 項で用いた歩行者のロボットとの相互作用モデルを拡張する．実際には子供が相互作用するためにロボットに接近する場合，親は子どもが相互作用を終えるまで，少し離れた場所から観ていることが多い（図 4.5 左）．この親の行動を以下の方法でモデル化する．まず親子は独立で相互作用タイプを統計的に割り当てられる．この中で，子供の相互作用タイプが “*Stop to interact*” である場合のみ，親子関係を考慮した行動を設定する．その場合，子供がロボットから距離 D_{notice} に入ったあと，親は子供が視界から外れる（子供が親の移動方向から 90 度以上に居る）ようになった時，移動をその地点で停止し，子供が相互作用を終えるまで待機する (図 4.5 右)．その後，現在のサブゴールに向かって移動を再開する．

全体として，歩行者シミュレーションでは上記の基本要素を組み合わせたモデルを用いて，各歩行者の位置が 1 ステップごとに更新される．たとえば，相互作用が “*Stop to interact*” の子供の場合，その子供の現在の位置を x，ロボットの現在の位置を x_r とすると，その

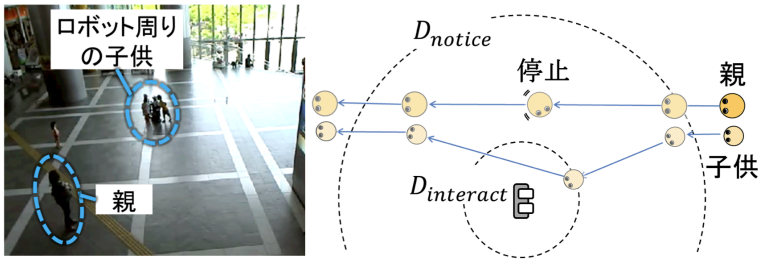


図 4.5: 子供が *Stop to interact* の場合の親の行動のシミュレーション

子供の移動速度 v は以下のように計算される．

$$\boldsymbol{v} = \begin{cases} 0 & (0 \leq D_{interact} \; and \; p_{int}(t_{int}, c) \leq p_r) \\ v_p \cdot (\boldsymbol{x}_r - \boldsymbol{x})/|\boldsymbol{x}_r - \boldsymbol{x}| & (D_{interact} \leq |\boldsymbol{x}_r - \boldsymbol{x}| \leq D_{notice} \; and \; p_{int}(t_{int}, c) \leq p_r) \\ v_p \cdot (\boldsymbol{x}_s - \boldsymbol{x})/|\boldsymbol{x}_s - \boldsymbol{x}| & (|\boldsymbol{x}_r - \boldsymbol{x}| \geq D_{notice} \; or \; p_{int}(t_{int}, c) > p_r) \end{cases} \quad (4.5)$$

p_{int} は式 4.1 に従う．t_{int} は距離 $D_{interact}$ 以内に停留している時間，p_r $(p_r \in R \mid 0 \leq p_r \leq 1)$ は実数乱数，x_s は現在のサブゴール s の位置である．4.3 節のデータ収集の分析から，“*Stop to interact*” の歩行者がロボットに接近した時のロボットからの平均距離 $0.89m$（標準誤差 $0.23m$）を $D_{interact}$ に設定し，十分に相互作用が起こる距離の上限値として，D_{notice} を $10m$ に設定する．最終的に，シミュレートされる子供がロボットと相互作用する場合，ロボットいじめの生起モデル（4.4.2 項を参照）は，その子供がロボットをいじめているかどうかを推定するために用いられる．

4.4.5 歩行者シミュレーションの実行結果

図 4.6 は実行した歩行者シミュレーション結果の例を示している．この例では，親子が出現し（図 4.6 (a)），親が待っている間に子供がロボットと相互作用し（図 4.6 (b)），相互作用が終わった後に親子が離れる状況（図 4.6 (c)）が再現されている．このような行動は実環境で観測された状況と類似しており，歩行者シミュレーションが実際の相互作用の状況を再現できていると考えられる．

歩行者シミュレーションの再現性を確認するために，ロボットによるパトロールについて，広場と広場端の 2 つの場所において，2 時間のシミュレーションを 20 回実行した．各シミュレーションでは，データ収集から統計的に作成した歩行者モデルに基づき，歩行者

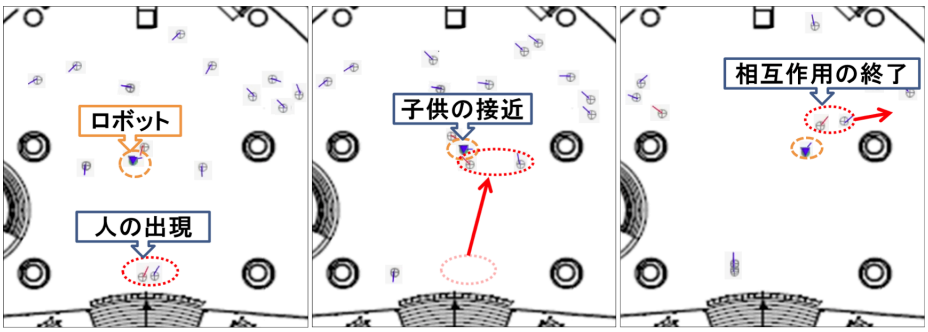


図 4.6: 歩行者シミュレーションの時系列の例

表 4.3: シミュレーション結果

	いじめの生起確率	相互作用時間 [秒]	流量 [人/分]	同時滞在子供人数 [人/15 秒]	近くに親がいるか [%]
広場端	0.094	44.6	41.6	0.78	55.6
広場	0.134	69.6	12.6	1.43	51.5

が生成される．歩行者の単位時間辺りの出現人数は，データ収集を行った日における，環境内に出現する単位時間当たりの人数（広場端で収集した実験日では 23 [人/分]，広場で収集した実験日では 37 [人/分]）に合わせた．パトロールタスクとしては，データ収集で行った時と同じ固定された地点間をロボットに移動させた．

シミュレーション結果を表 4.3 に示す．表 4.1 の実環境で計測したデータと比較すると，すべての項目において，その平均値と実環境での計測値の平均値の差は，標準誤差以内に留まっていることが確認できた．従って，この歩行者シミュレーションによって，ロボットいじめの生起をある程度シミュレーション内に再現できたと考える．

4.5 ロボットいじめ行動の回避システム

4.5.1 アーキテクチャ

4.4節で作成したロボットいじめを含む子供の行動モデルを含めた歩行者シミュレーションを用いて，子供のロボットいじめ行動をシミュレート可能にし，シミュレーションに基づいて将来起こりうるロボットいじめを回避するためのプロトタイプシステムを開発する．作成した歩行者シミュレーションは，シミュレーションに基づいた行動プランニングに用いられる．

ロボットのタスクは，環境内を動き回り，限られた時間内に出来るだけ効率的に長い距離を移動（出来るだけ平均移動速度を上げて移動）することとする．このタスクは単純ではあるが，たとえば効率的な移動が要求される，パトロール，探索（たとえば迷子になった子供を探すこと），ユーザに対する目的地への案内，運搬，などのような様々な将来期待されるサービスに容易に拡張することができる．

図4.7にシステムのアーキテクチャを示す．主な構成要素は,「シミュレーションに基づいた行動プランニング」モジュールである．このモジュール内では，実環境における近い将来をシミュレートするために，現在の実環境の状態を反映した歩行者シミュレーションを繰り返し実行する．実環境における現在の状態の情報としては,(「人追跡」モジュールと「位置同定」モジュールによって取得される) 現在観測している歩行者とロボットの位置と高さ,「人の属性付与」モジュールによって付与される現在観測している歩行者の属性，の各情報が取得される.「シミュレーションに基づいた行動プランニング」では，これらの情報と，事前に取得した「歩行者モデル」モジュールを用いてシミュレーションが実行され，行動プランが決定される．

最終的に,「ロボットの行動」モジュールにおいて,「シミュレーションに基づいた行動プランニング」によって選択された行動プランと,「位置同定」モジュールによるロボットの位置に基づいて，ロボットのナビゲーションが実行される．

この一連の過程はT_1秒ごとに行われ，決定された行動プランに従って，ロボットの行動がその都度変えられる．T_1は1秒に設定されている．

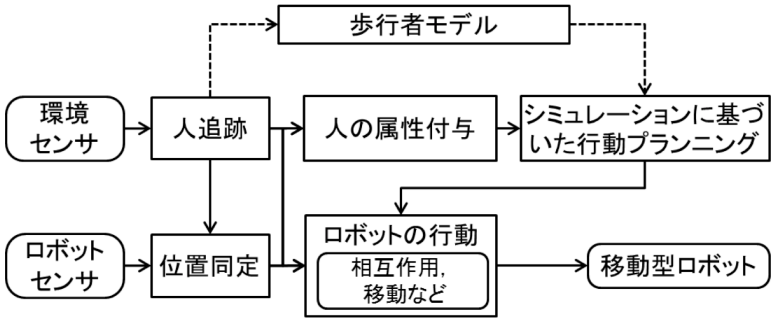


図 4.7: システムアーキテクチャ

4.5.2　人追跡とロボットの位置同定

「人追跡」モジュールとロボットの「位置同定」モジュールには，4.3 節で説明したセンシング基盤を用いる．ただし，ショッピングモール内の多くの物の配置が頻繁に変わる，あるいは歩行者が頻繁にセンシングのオクルージョンを引き起こす場合に，位置同定が時々失敗する．そこで，ロボットが位置同定に失敗し危険な状況下にある場合には，操作者によってロボットの位置同定の失敗を修復する．位置同定の失敗は状況により異なるが，位置同定の失敗が起こり，操作者が補助するのはおよそ一時間に一回程度である．

人追跡については，歩行者の行動を早くから察知できるような広い範囲での人追跡が本研究の目的にとって望ましい．そこで，ロボットに搭載されているセンサの代わりに，4.3 節で説明したように，ショッピングモールの すべての観測可能範囲 $900m^2$ をカバーするように取り付けられた環境センサを用いる．

4.5.3　人の属性付与

「人の属性付与」モジュールでは,「人追跡」モジュールで観測した歩行者の軌跡から,「シミュレーションに基づいたプランニング」モジュールへの入力情報ために，以下の属性を推定する．

- 集団の帰属関係

  [77] のアルゴリズムに従い，観測された時間のうち，3m 以内に 60% 以上の時間で一緒に居る人たちは同じグループのメンバーであると推定される．

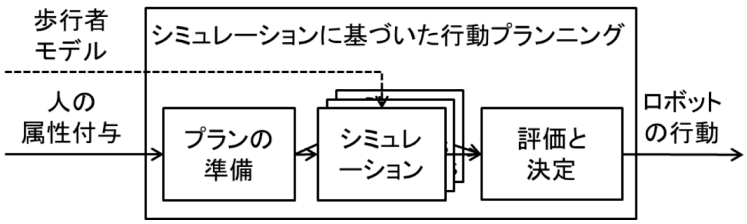


図 4.8: シミュレーションに基づいた行動プランニングにおける情報の流れ

- 子ども/大人
  観測された人の高さから，単純な閾値（$1.38m$）を設けることで大人か子供かが推定される．子供と大人が同じグループに属している場合，大人はその子供の親として属性を付与される．

- 相互作用タイプ
  歩行者がロボットから D_{notice} 以内の距離に来るまでは，4.3 節で計測された統計的な確率分布に沿って，暫定的に *"Stop to interact"* タイプを割り当てる．歩行者が一度ロボットから D_{notice} 以内の範囲にやって来た場合，その歩行者の実際の行動に基づいて相互作用タイプを更新する．その歩行者がロボットの近くに立ち止まった場合，その相互作用タイプは *"Stop to interact"* として推定される．

4.5.4 シミュレーションに基づいた行動プランニング

「シミュレーションに基づいた行動プランニング」モジュールは，いくつかのサブモジュールを含んでいる．図 4.8 は「シミュレーションに基づいた行動プランニング」モジュールにおけるサブモジュールと情報の流れを示している．まず「プランの準備」モジュールにおいて，ロボットいじめの回避行動を含む複数の行動プランが準備される，次に,「シミュレーション」モジュールにおいて，各行動プランの行動を取った場合の将来の状況をシミュレートするために，歩行者シミュレーションが繰り返し実行される．最終的に「評価と決定」モジュールにおいて，実行されたシミュレーション結果に基づいて，ロボットの平均移動速度を評価して，最も平均移動速度が高いプランの行動が選択される．各サブモジュールを以下で説明する．

- プランの準備

  各行動プランの内容は，ある決められた目的地点までの移動，である．その移動先 $D = \{d_1, d_2, \cdots, d_{|D|}\}$ として，以下 3 種類の地点を準備する：(1) 現在の目的地，(2) 無作為に選んだ 10 通りの目的地，(3) 相互作用が “*Stop to interact*” でかつ現在ロボットの周りに居る子供の親（ロボットの近くに立っている大人も親のような存在として含む）から 1m 離れ，かつロボットから最短距離にある地点．プラン 3 は 4.4.2 項の分析から，ロボットいじめの生起において親の存在の影響が大きいことが明らかであるため，プランに含める．

- シミュレーション

  目的地のプラン d_i について，同時に複数の歩行者シミュレーションが実行される．すなわち，ロボットは行動プランを実行した場合の，現時刻 t から近い将来（$t + T_2$）までの状況を繰り返しシミュレートする．まず，シミュレーションの初期状態として，実環境の現在の状況（現在観測されている歩行者の位置と推測した属性）をシミュレーション上に反映させるために，推測した属性を与えられた歩行者を同じ位置に配置させる．この初期状態で配置した歩行者が向かっている現在のサブゴールは，サブゴールモデル [78] のアルゴリズムによって推定される．初期状態で配置した歩行者が将来通るサブゴール系列は，ロボットが居ない通常時の歩行者の軌跡データから事前に計算されたサブゴール遷移モデル [78] を用いて，確率的に割り当てられる．初期状態の次のステップ以降は，4.4.4 項の歩行者モデルに従って歩行者が生成される．シミュレーション上のすべての歩行者の移動およびロボットとの相互作用は 4.4.4 項の歩行者モデルに従って計算され更新される．最終的にシミュレートされたロボットが歩き回った時のシミュレーション結果の速度の分布（$v_1^{d_i}, v_2^{d_i}, \cdots, v_{|Q|}^{d_i}$）がシミュレーションの出力として計算される．1 ステップは 100 ミリ秒，T_2 は 60 秒，シミュレーションの回数 $|Q|$ は 50 回に設定されている．

- 評価と決定

  式 4.4 よりロボットいじめの度合いと移動速度は従属関係にあるため，ここでは移動速度を用いてプランの評価をする．プラン d_i に対して，ロボットの移動速度 V^{d_i}

は，以下のように計算される．

$$V^{d_i} = 1/|Q| \cdot \Sigma_{q=1}^{|Q|} v_q^{d_i} \tag{4.6}$$

ただし，目的地が頻繁に切り替わると，かえって進路方向を変えるための回転動作による移動ロスが起きるため，現在選択されている目的地への移動速度の値は，重み α によって乗算することで重み付けされる．最終的に，最も速い移動速度 V^d となった目的地プラン d が行動プランとして決定される．α は目的地が頻繁に切り替わらず，かついじめの影響によって目的地を切り替えられる値となるように経験的に 1.25 に設定した．

4.5.5 ロボットの行動

「ロボットの行動」モジュールは,「シミュレーションに基づいた行動プランニング」モジュールで決定された目的地プランを受取り，与えられた目的地へロボットをナビゲートする．データ収集同様，Robovie-II の最高移動速度は 700mm/秒に設定されている．ロボットの前方方向がブロックされない限り，ロボットは目的地へ直進する．そしてロボットの目の前に人が立ち止まった場合，その移動を一時停止する．

本システムでは,「パトロール」→「一時停止」→「発話ユニットの実行」→「パトロール」の切り替えおよび実行はすべて自動化されている．パトロールでは，ロボットは現在のプランニング結果で選択されている地点に方向を変え，その方向に動こうと試みる．一時停止では，ロボットの目の前に居る歩行者の検出は,「人追跡」モジュールによって取得された人の位置に基づいている．具体的には，ロボットの中心から 50cm 以内で，かつロボットの前方方向から 90 度以内に人が居る場合，移動を一時停止する．発話ユニットの実行では，ロボットが移動を一時停止した後，その歩行者に道を開けるように依頼する．発話ユニットは，4.3 節のデータ収集の時と同一の言葉が使用される．始めにロボットは「ロボビーです，今はパトロール中なので前を開けて下さいね」と発話する．3 秒後にまだ人が目の前に居る場合,「前を通りたいので，道を開けて下さいね」と発話する（目の前に居なくなった場合パトロールを再開する）．さらに 3 秒後にまだ人が妨害をし続けている，あるいは道を塞いでいる場合，パトロールの再開を試みる（パトロールを開始した時点で目の前に人がいる場合，即座に一時停止に移行する）．再びその道を塞がれた場合,

上記の過程を一時停止から繰り返し行う．発話ユニットの実行の間，人が道を開けた場合には「ありがとう」と発話し，その時点でパトロールに切り替えられる．

4.6 フィールドでの実験と評価

実際のショッピングモールにおいて評価実験を実施する．この評価では，本論文で提案する，将来のロボットいじめの生起をシミュレーションにより予測しロボットいじめを回避する，というプランニング方法の効果を調査することを目的とする．

評価基準はロボットいじめの生起である．この基準において，将来を予測しプランニングした場合に改善されることを目指す．

4.6.1 実験条件

ロボットいじめをシミュレートし回避する能力を評価するために，以下2つの条件を比較する．

- シミュレーションに基づいたプランニング
  ロボットは4.5.4項で説明したシミュレーションに基づいた行動プランニングを用いて目的地を決定する．
- 移動速度に基づいたプランニング
  ロボットは歩行者からのいかなる影響も計算することなしに移動速度のみを考慮する単純なプランニングを行う．すなわち，目的地に到達するごとに，最大の移動速度（回転の回数がより少なく，目的地までの距離がより長い直線経路）となる次の目的地を選択する．

仮説として，シミュレーションに基づいたプランニングの条件が，将来の状況をロボットにシミュレートさせることを確かに可能にする場合，ロボットはロボットいじめの生起の機会を減らすことが可能になると考える．

4.6.2 実験方法

4.6.1 項の両方の条件において実験条件を平等にするために，評価の各条件が無作為に割り当てられた複数の時間割の組を用意する．これにより，環境の条件（たとえば，歩行者の数，子供の割合，歩行者が暇な時間を持つ傾向があるかどうか，など）は条件ごとに平等に調整される．合計で 1 時間 20 分の評価実験を行う．

4.6.3 評価方法

評価基準であるロボットいじめの生起は，具体的に以下のように計測される．

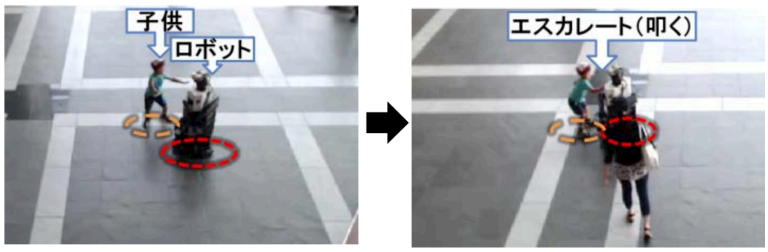
- ロボットいじめの生起
  ロボットいじめを起こしている子供の人数．ロボットいじめが起きたかどうかは，4.3.4 項で説明したコーディングの基準に基づいて，人のコーダーによって判断される．

4.6.4 実験結果

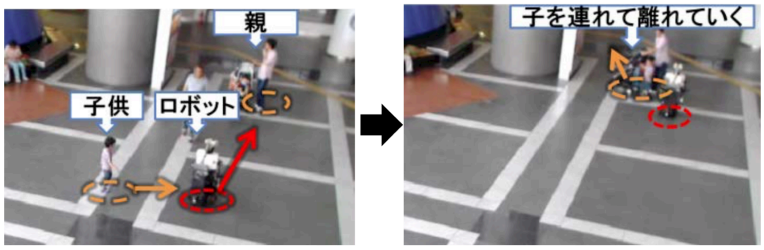
全体の傾向

移動速度に基づいたプランニング条件では，ロボットは移動速度を高めるためにできるだけ回転が少なく済み，直線距離を稼げる広場の端から端までを移動していた．そのため，時々人の流量の少ない場所を通ることがあり，その場所で 4.3 節のデータ収集で観測されたものと類似した，ロボットいじめがいくつか発生した．たとえば，人の流量の少ない広場中央において，子供がロボットの目の前で両腕を広げて立ち塞がり，ロボットの進路を妨害した（図 4.9 (a) 左）．その子供の行動はさらにエスカレートし，ロボットを叩く攻撃行動に発展した（図 4.9 (a) 右）．この攻撃行動は母親が買い物から戻ってきて，子供がロボットを叩く状況を見て，子供を叱り，連れて行くまで続いた．

一方で，シミュレーションに基づいたプランニング条件では，子供が環境に居ない場合は移動速度に基づいたプランニング条件と同様，ロボットは広場の端から端までを移動していた．子供が出現しロボットに接近してくると，ロボットは人の流量が多い場所に移動，あるいは子供の親が居る地点に向かう行動を取った．親が子供を連れて行く，あるい



(a)「移動速度に基づいたプランニング」条件



(b)「シミュレーションに基づいたプランニング」条件

図 4.9: ロボットの周りで起きた事例

は人通りが多いところでは，相互作用にかかる時間が少なくなる傾向が見られ，ロボットいじめはほとんど起きなかった．たとえば，始めにロボットは広場の端から端までを移動し，時には人の流量の少ない広場の中央を移動することもあった．ある時点で子供が環境に出現し，ロボットの方に近づきつつあったが（図 4.9 (b) 左），ロボットは先読みしその子供の親が居る地点に向かった．最終的に，子供のロボットへの相互作用はロボットいじめに発展することなく，親が子供を連れてロボットから離れて行った（図 4.9 (b) 右）．

定量評価

評価実験の間，4064 人（移動速度に基づいたプランニング条件で 2147 人，シミュレーションに基づいたプランニング条件で 1917 人）が 4.3 節における人追跡システムの観測可能範囲 $900m^2$ に現れた．57 人（シミュレーションに基づいたプランニング条件で 26 人，移動速度に基づいたプランニング条件で 31 人）がロボットの近くで立ち止まった．ロボットいじめの生起をコーディングした結果，このコーディングによるコーダ 2 名でのコーエンの一致係数は 0.818 と高い一致率であった．

ロボットいじめの生起の評価結果を表 4.4 に示す．移動速度に基づいたプランニング条

表 4.4: ロボットいじめの生起

	いじめ回数	非いじめ回数
移動速度に基づいたプランニング	7	24
シミュレーションに基づいたプランニング	1	25

件，シミュレーションに基づいたプランニング条件の各いじめ率を用いてカイ二乗検定した結果，有意差が確認できた（$\chi^2 = 4.11$，$df = 1$，$p < 0.05$）．それゆえ，シミュレーションに基づいたプランニングを行うことでいじめを抑制・回避できていることがわかった．

4.7 議論

4.7.1 いじめを回避するのではなく，克服できないか？

本章の研究では，ロボットいじめが起きることを未然に回避した．これに対して，ロボットいじめが起きてから，それを克服する方法を考えることはできないのか?，という問題提起も可能であろう．しかし，実際には，我々もまずロボットいじめの克服を試みたものの，簡単にはいかなかった．ロボビーにとって，ロボットいじめをしないように子供を説得することは非常に難しいと考えられる．予備観察において，ロボットいじめが起きた時に，威圧的な言語表現，感情的な言語表現，より丁寧な言語表現など多くの言語表現をロボットにさせたが，どの方法も成功しなかった．

ロボットいじめの克服方法をいくつか試行した中で唯一部分的に成功した方法としては，ロボットが物理的に子どもを押しのけることであった．具体的には，ロボビーの道が塞がれた際に,（実際はぶつからないが）子供にぶつかっていくかのように，その子供を強制的に押しのけるようロボビーを操作した（この方法では操作者からの厳重な監視によって行われている）．その際，子供は一度ロボビーの要求を受け入れ一旦脇に避けた．しかし，その後すぐにその子供はロボビーよりも強いことを学習した（ロボビーを押し返す，安全目的のために取り付けられたバンパースイッチを押す，などの行為でロボビーを止めることができることを理解した）．一度ロボビーに勝てる方法を発見すると，その子供はロボビーを再びいじめ始めた．一方で，社会的に受け入れられるようになるために，ソー

シャルロボットは恐らく子供を打ち負かすような力を備えることは安全面から難しいと考えられる．したがって，ロボット自身によってロボットいじめの状況を克服することは容易ではないと考えられる．

4.7.2　一般化と制約

本章の研究では，ロボットが単純に歩き回る状況のみをモデル化した．ソーシャルロボットが将来的に使われる際には，たとえば会話のような異なるタスクを行う状況も考慮されるべきだと考えられる．そのためには少なくとも各モデルのパラメータを調整することが必要である．たとえば，ロボットからの反応やタスクの種類に応じて，人がロボットの近くに滞在する時間がかなり異なってくると考えられる．さらに，本システムでは，人々の位置のみを観測し，相互作用時間からロボットいじめの生起を推定したが，ロボットいじめの種類や状況が異なる場合，センシングはより難しくなるが，暴力や暴言のようなロボットいじめ行動を直接的に観察する必要がある場合も生じるであろう．

本章の研究で行ったロボットのタスクの他にも，タスクが異なれば，子供が寄ってくる行動やロボットのタスクに対するロボットいじめの影響モデル等に違いが出てくることが考えられる．ただその場合でも，子供のロボットに対する相互作用時間モデルにおけるパラメータを変えることでロボットいじめを再現することができる．さらに本章で用いたロボットいじめの影響モデルでは，ロボットいじめをロボットの移動速度対する影響としてモデル化したが，他にも移動によってできるだけ多くの利用者にアプローチすることが目的である，チラシ配りロボット [95] や，3 章で扱った催し物案内ロボットに関しても適用できる．これらのサービスでは，できるだけ多くの人にサービスを提供する効率が求められる一方で，ロボットいじめによる移動速度の低下によって人へのアプローチに間に合わずに失敗し，効率が低下する．そのため，本章で用いた移動速度へのロボットいじめの影響モデルを利用可能である．

4.8　まとめ

本章の研究では，ロボットと無分別な利用者と（分別のある）利用者が存在する状況という視点を考慮し，人とロボットの調和的相互作用技術を提案した．その一例として，巡

回パトロールするサービスロボットを取り上げた．

長期的な観測から，我々のロボットが子供によっていじめられることを発見した．そこで，ロボットいじめがどのように起こるのかを分析し，その統計的な特徴を明らかにした．分析から，子供だけがロボットいじめを起こしており，子供の親が近くに居なくて，近くを通る歩行者が少ない場合に子供はより長くロボットの近くに滞在する傾向があることがわかった．子供はより長く滞在することによって，より高い可能性でロボットいじめを引き起こす傾向にあることがわかった．このロボットいじめ行動をモデル化し，ロボットいじめの特徴を再現する歩行者シミュレータを作成した．さらに，ロボットいじめの生起を回避するために，シミュレーションに基づいたプランニングを行うシステムを開発した．フィールド実験により，提案方法によってロボットいじめが抑制されることを確認した．

第5章　結論

本論文では，ロボット，利用者，それ以外の人々（非利用者）との関係に着目した人とロボットの調和的相互作用を実現する手法を提案した．

第 1 の研究課題では，コンビニエンス・ストアでの商品推薦を行うサービスロボットを取り上げ，客の停留行動情報に基づく商品群嗜好推定モデルを提案した．実験用店舗で行った商品推薦実験により，ロボットが利用者の購買意欲（利益）を引き出すような商品推薦（サービス提供）を行うためのモデルの有効性を確認し，人とロボットの間に調和的相互作用を実現できることを明らかにした．

第 2 の研究課題では，実際のショッピングモールで催し物案内サービスを行うロボットの周りに集まる歩行者（利用者）が生み出す混雑状況と，そこを通り抜けたい歩行者（非利用者）に不快感や不利益を与えないように制御する方法を提案した．既存の歩行者行動モデルを組み合わせ，予め歩行者シミュレーション実験系を組み，実験から，案内サービスを積極的に行うプランとそのために起きる混雑状況を回避するように別場所に移動するプランとのバランスが予測できることを示した．この結果を実際のショッピングモール内センサーネットワークから得られる，歩行者一人ひとりの位置情報群に適用して，ロボット，利用者，非利用者との間で，混雑状況と移動プランとの調整によって，調和的な相互作用を実現できることを示した．

第 3 の研究課題では，上記の案内サービスの利用者の中で，ロボットに近づいてきて，道を塞ごうとするいじめ行動に対して，ロボットが利用者（歩行者）に道を空けるように発話を繰り返し，最後は別方向に移動することでこの状況を回避できる方法を提案した．ロボットいじめの生起を回避するために，上記の歩行者シミュレーションを用いて，いじめ発生の可能性を周囲環境や歩行者の移動速度などを用いて予めシミュレーションし，その結果を実際のショッピングモールで のフィールド実験により，提案手法が子供によって起きるロボットいじめを抑制できることを示した．これによって，ロボット，利用者（い

じめ行動をする歩行者），利用者（それ以外の歩行者）との間に調和的な相互作用が実現できることを明らかにした．

これらの 3 種類の研究成果によって，集団環境においてロボットができるだけ多くの人々に好まれるサービスを提供しながら，それ以外の人に邪魔であるという不快感や不利益を与えないように配慮し，逆に利用者の中にもロボットに対して危害を加える，ロボットいじめの可能性も想定したロボットサービスを実現したことによって，世の中にサービスロボットを普及する基礎技術を確立したといえる．

本研究で扱った各提案手法は多くのパラメータを含んでおり，一見すると違うロボットごと，あるいは違う環境ごとに調整する必要があるように思える，ロボット依存や環境依存のパラメータがある．本研究における各技術の有効性は，それぞれ 1 つの環境でのみ検証された．しかしながら，環境依存パラメータを再調整することによって，別の環境でも提案手法が適用できると考えている．さらに，パラメータ調整のプロセスは例えば，歩行者のロボットとの相互作用カテゴリを判別するための単純なパターン認識のような技術によって自動化することができると考えている．このことは今後の課題となる．

各モデルの導出に用いたデータの数には限りがあり，そのために実施した実験では起こりうるすべての状況を網羅していなかった．将来的に実行されるアプリケーションにおいてよりよい効果を得るためには，様々な状況を網羅した大きなデータセットを用いてモデル化し，また可能ならばモデル自身を拡張することで改善することが必要になると考えられる．

各モデル化には 1 日のうちの時間帯の影響を考慮しなかった．しかし例えば，環境によっては日中に利用者で混み合い，夜間はまばらになることもある．そのような時間帯ごとの傾向も，例えば移動軌跡情報から一時的なパターンを発見する技術 [82] を用いてモデル化する必要があると考えられる．

謝辞

本研究をまとめるにあたって懇切なる御指導，御助言と格別なる御配慮を賜りました，大阪大学大学院情報科学研究科の萩田紀博教授（ATR 知能ロボティクス研究所長）に深く感謝申し上げます．本研究を推進するにあたり，長時間に渡る討論の機会を日頃より賜りました．研究生活全般においても惜しみない御助言を賜り，研究者の視野だけでなく，ビジネスの視野についても御教授いただき，ものを創作することのいくつかの着眼点に気づくきっかけを与えてくださいました．ATR 知能ロボティクス研究所にて研究する環境を御提供いただき，国籍，世代，業種の垣根を超えたあらゆる価値観を持った方々から直接学ばさせていただける貴重な機会を賜りました．

本研究をまとめるにあたって惜しみない御助言，御協力，研究活動を進めるにあたっての多大なる御支援を賜りました，同研究科の薦田憲久教授に深く感謝申し上げます．博士後期課程最後の 1 年間，薦田教授の研究室への所属を快く認めてくださいました．研究科の博士論文申請の取り決めや事務手続きについてあまり知識がなく手続きに戸惑っていた時にも御声を掛けてくださり，終始懇切な御指導，御支援を賜りました．本論文執筆に関しても終始懇切な御助言を賜りました．

本研究をまとめるにあたって惜しみない御助言，御協力，研究活動を進めるにあたっての多大なる御支援を賜りました，同大学院基礎工学研究科の細田耕教授（元情報科学研究科教授）に深く感謝申し上げます．博士前期課程の 2 年間，博士後期課程の 2 年間，細田教授の研究室への所属を快く認めてくださり，他分野における研究の機会をも賜りました．海外での研究の機会を望んでいた著者に対し，チューリッヒ大学人工知能研究室のロルフ・ファイファー教授への御推薦，ならびにスイス・ドイツの長期滞在中に終始御支援を賜りました．基礎工学研究科の教授になられた後でも，著者の博士後期課程の研究に対して最後まで面倒を見るよとおっしゃってくださり，博士後期課程を終えるまで終始御支援を賜りました．

本研究を推進するにあたって惜しみない御討論，御助言を賜りました，同大学院情報科学研究科の西尾章治郎教授，藤原融教授，鬼塚真教授，下條真司教授に深く感謝致します．西尾教授，藤原教授には，ヒューマンウェアイノベーション博士課程プログラムにおいて，海外インターンシップでの研究滞在に関して終始御支援を賜りました．鬼塚教授，下條教授には，本研究に関して幅広く懇切なる御討論を賜りました．

研究活動全般に渡って多大なる御支援を賜りました，同研究科の宮下敬宏准教授に深く感謝申し上げます．ATR 知能ロボティクス研究所における研究活動について終始御支援を賜り，様々なプロジェクトにおいて研究する機会を賜りました．研究機関のシステム，会社のシステム，プロジェクトリーダーとしてプロジェクトを立ち上げる過程，プロジェクトを運営する過程などを身近で観察できる貴重な機会を賜りました．

本研究を推進するにあたって多大なる御助言，御支援を賜りました，同研究科の神田崇行准教授に深く感謝申し上げます．本研究の第 2 課題，第 3 課題に関して終始懇切なる御助言，御支援を賜りました．日頃よりプロジェクトや研究を推進する継続性，スピード感，研究態度に関して御教示を賜り，身近に体感する貴重な機会を賜りました．

本研究を推進するにあたって多大なる御助言，御支援を賜りました，ATR 知能ロボティクス研究所の亀井剛次室長，大阪教育大学大学院教育学研究科の篠沢一彦教授（元 ATR 知能ロボティクス研究所室長）に深く感謝申し上げます．本研究の第 1 課題に関して終始懇切なる御助言，御支援を賜りました．

本研究を推進するにあたって多大なる御助言，御支援を賜りました，ATR 知能ロボティクス研究所の塩見昌裕室長，ドラジェン・ブルシュチッチ研究員に深く感謝申し上げます．本研究の第 2 課題，第 3 課題に関して終始懇切なる御助言，御支援を賜りました．

日頃から暖かいご支援を賜りました，大阪大学大学院基礎工学研究科細田研究室（元情報科学研究科細田研究室）の安永美樹秘書に深く感謝申し上げます．学部 4 回生から 6 年間に渡り，研究生活のあらゆる面で親身な御支援を賜りました．基礎工学研究科へ移られた後も，研究生活についていつも気に掛けて頂きました．

日頃から暖かいご支援を賜りました，同大学院情報科学研究科薦田研究室の金田美穂子秘書に深く感謝申し上げます．博士後期課程最後の 1 年間，研究生活のあらゆる面で親身な御支援を賜りました．研究室が遠く離れているため，ついに直接お会いする機会はありませんでしたが，メールの文面からでも十分人柄が伝わるくらい，とても温かい言葉を掛

けて頂きました.

本研究に関する有益な御討論，研究生活における多大なる御支援を賜った ATR 知能ロボティクス研究所の諸氏に深く感謝申し上げます．日々の研究生活を共に過ごさせていただく中で多くのことを学ばさせていただきました.

最後に，研究生活を送る上で，常に暖かい御支援と多大なるご理解を頂いた，両親を始めとする家族と親族に心から感謝と御礼を申し上げます.

参考文献

[1] 内閣府. 労働力人口と今後の経済成長について. 内閣府「選択する未来」委員会第 4 回会議資料, 2014.

[2] 浅間一. サービス工学とサービスロボティクス. 精密工学会誌, Vol. 78, No. 3, pp. 196–200, 2012.

[3] 田村雄介, 浅間一. サービスロボット：人間・ロボット共存環境におけるサービスロボットの振る舞い. 精密工学会誌, Vol. 78, No. 8, pp. 666–669, 2012.

[4] K. L. Su, T. L. Chien, and Jr H. Guo. Design a low cost security robot applying in family. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Autonomous Robots and Agents (ICARA)*, pp. 367–372, 2004.

[5] M. A. Goodrich and A. C. Schultz. Human–robot interaction: a survey. *Foundations and Trends in Human-Computer Interaction*, Vol. 1, No. 3, pp. 203–275, 2007.

[6] M. Okada, Y. Motegi, and K. Yamamoto. Human swarm modeling in exhibition space and space design. In *Proceedings of the 24th IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 5021–5026, 2011.

[7] 北島由実, 森本章倫, 古池弘隆, 長田哲平. 大規模小売店舗における日来客数原単位の変動に関する研究. 土木計画学研究・論文集, Vol. 21, pp. 473–478, 2004.

[8] C. Bartneck, C. Rosalia, R. Menges, and I. Deckers. Robot abuse – a limitation of the media equation. In *Proceedings of an Interact 2005 Workshop on Abuse: the Darker Side of Human-Computer Interaction (INTERACT)*, pp. 54–57, 2005.

[9] 城所宏行, 亀井剛次, 篠沢一彦, 宮下敬宏, 萩田紀博. 店舗内での顧客の停留領域系列に基づいたロボットからの商品推薦. 電子情報通信学会論文誌, Vol. J95-D, No. 4, pp. 790–798, 2012.

[10] H. Kidokoro, K. Kamei, K. Shinozawa, T. Miyashita, and N. Hagita. You stopped by there? I recommend this: changing customer behaviors with robots. In *Proceedings of the 13th International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp)*, pp. 569–570, 2011.

[11] 城所宏行, 亀井剛次, 篠沢一彦, 宮下敬宏, 萩田紀博. 店舗環境内の停留位置系列から推定した顧客の興味に基づく誘導の実現. 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 111, No. 50, pp. 49–56, 2011.

[12] H. Kidokoro, T. Kanda, D. Brščić, and M. Shiomi. Will I bother here? a robot anticipating its influence on pedestrian walking comfort. In *Proceedings of the 8th ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*, pp. 259–266, 2013.

[13] 城所宏行, 神田崇行, Dražen Brščić, 塩見昌裕. 街角におけるロボット周辺の混雑モデル. 第 31 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, Vol. 1J2, No. 2, pp. 1–2, 2013.

[14] 城所宏行, 末廣芳隆, ブルシュチッチドラジェン, 神田崇行. 子供たちの引き起こす「ロボットいじめ行動」の回避. 情報処理学会論文誌, Vol. 56, No. 4, 2015（掲載決定）.

[15] 村川賀彦, 十時伸. サービスロボットによる「ふるまい」の評価 -商業施設での試験運用. 情報処理学会研究報告, Vol. 2006, No. 131, pp. 31–36, 2006.

[16] Y. Hato, T. Kanold, K. Ishii, and M. Imai. Showing awareness of humans' context to involve humans in interaction. In *Proceedings of the 18th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, pp. 663–668, 2009.

[17] K. Kamei, T. Ikeda, H. Kidokoro, M. Shiomi, A. Utsumi, K. Shinozawa, T. Miyashita, and N. Hagita. Effectiveness of cooperative customer navigation from robots around

a retail shop. In *Proceedings of the 3rd International Conference on Social Computing (SocialCom)*, pp. 235–241, 2011.

[18] P. Pu, L. Chen, and R. Hu. A user-centric evaluation framework of recommender systems. In *Proceedings of the 5th ACM International Conference on Recommender System (RecSys)*, pp. 157–164, 2011.

[19] S. Grabner-Kräuter and E. A. Kaluscha. Empirical research in on-line trust: a review and critical assessment. *International Journal of Human-Computer Studies*, Vol. 58, No. 6, pp. 783–812, 2003.

[20] 石垣智徳, 小沢佳奈. 百貨店 POS データによる顧客の店舗内空間行動分析. オペレーションズ・リサーチ：経営の科学, Vol. 50, No. 3, pp. 181–186, 2005.

[21] 岸本有之, 高橋徹, 高橋雅和, 山田隆志, 津田和彦, 寺野隆雄. エージェント・シミュレーションによる店舗内顧客行動と販売促進策の分析. 情報処理学会研究報告, Vol. 2009, No. 16, pp. 87–92, 2009.

[22] 斎藤雄三, 朝日弓未, 山口俊和. 飲料の購買履歴データを用いた同時購買分析　ー隠れマルコフモデルを用いた購買行動のモデル化. 日本行動計量学会大会発表論文抄録集, No. 35, pp. 337–339, 2007.

[23] 五十嵐健太. ビッグデータのビジネスアナリティクス. 日本統計学会誌, Vol. 43, No. 1, pp. 113–121, 2013.

[24] 長谷川翔平, 照井伸彦. 消費者選好の動的変化の可視化と消費者ポジショニング. 日本統計学会誌, Vol. 41, No. 1, pp. 201–217, 2011.

[25] 中原考信, 森田裕之. 百貨店のクレジット購買データを用いた関連購買による顧客特徴分析. オペレーションズ・リサーチ：経営の科学, Vol. 50, No. 7, pp. 488–494, 2006.

[26] Z. Farid, R. Nordin, and M. Ismail. Recent advances in wireless indoor localization techniques and system. *Journal of Computer Networks and Communications*, Vol. 2013, Article ID 185138, pp. 1–12, 2013.

[27] D. F. Glas, T. Miyashita, H. Ishiguro, and N. Hagita. Laser-based tracking of human position and orientation using parametric shape modeling. *Advanced Robotics*, Vol. 23, No. 4, pp. 405–428, 2009.

[28] K. Higuchi, S. Sea-Ueng, Y. Watanabe, T. Saito, T. Kanamori, H. Sekihara, K. Hamatani, and T. Kato. Modeling KANSEI through real world interaction with ubiquitous information environment - smart sphere and smart store -. In *Proceedings of the 6th Asian Design Conference*, 2003.

[29] C. Decker, U. Kubach, and M. Beigl. Revealing the retail black box by interaction sensing. In *Proceedings of the 23rd International Conference on Distributed Computing Systems Workshops (ICDCSW)*, pp. 328–333, 2003.

[30] 今村直生, 荻野晃大, 加藤俊一. ユビキタスインタフェースを用いた消費者の行動パターンの理解. 日本感性工学会論文誌, Vol. 8, No. 3, pp. 741–747, 2009.

[31] L. Spassova, G. Kahl, and A. Krüger. User-adaptive advertisement in retail environments. In *Proceedings of the 3rd Workshop on Pervasive Advertising and Shopping*, pp. 1–9, 2010.

[32] 井上創造, 安浦寛人. RFID を用いたデジタルネーミング社会とそのセキュリティ技術. 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 103, No. 144, pp. 73–78, 2003.

[33] 荒木貴好, 米澤拓郎, 中澤仁, 高汐一紀, 徳田英幸. 商品購買時の迷い検出システムの構築. 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 109, No. 338, pp. 13–18, 2009.

[34] 柴田智広. 購買意思決定過程の測る化-ニューロエコノミクスからニューロマーケティングへ-. 電子情報通信学会誌, Vol. 96, No. 8, pp. 632–637, 2013.

[35] G. Linden, B. Smith, and J. York. Amazon.com recommendations: item-to-item collaborative filtering. *IEEE Internet Computing*, Vol. 7, No. 1, pp. 76–80, 2003.

[36] J. B. Schafer, J. A. Konstan, and J. Riedl. Meta-recommendation systems: user-controlled integration of diverse recommendations. In *Proceedings of the 11th In-*

ternational Conference on Information and Knowledge Management (CIKM), pp. 43–51, 2002.

[37] J. B. Schafer, J. A. Konstan, and J. Riedl. E-commerce recommendation applications. *Data Mining and Knowledge Discovery*, Vol. 5, No. 1–2, pp. 115–153, 2001.

[38] H. Chen and S. Dumais. Bringing order to the web: automatically categorizing search results. In *Proceedings of the 18th SIGCHI International Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI)*, pp. 145–152, 2000.

[39] R. Jäschke, L. Marinho, A. Hotho, L. Schmidt-Thieme, and G. Stumme. Tag recommendations in folksonomies. In *Proceedings of the 11th European conference on Principles and Practice of Knowledge Discovery in Databases (PKDD)*, pp. 506–514, 2007.

[40] G. Salton and M. J. McGill. *Introduction to modern information retrieval.* McGraw-Hill, 1986.

[41] C. T. Meadow. *Text information retrieval systems.* Academic Press, 1992.

[42] T. Joachims, D. Freitag, and T. Mitchell. WebWatcher: a tour guide for the world wide web. In *Proceedings of the 15th International Joint Conferences on Artificial Intelligence (IJCAI)*, pp. 770–775, 1997.

[43] L. Chen and K. Sycara. WebMate: a personal agent for browsing and searching. In *Proceedings of the 2nd International Conference on Autonomous Agents (AGENTS)*, pp. 132–139, 1998.

[44] 岩濱数宏, 土方嘉徳, 西田正吾. 決定木を用いた音楽情報フィルタリングシステムとその有効性の検証. 電子情報通信学会論文誌, Vol. J88-D-I, No. 3, pp. 642–656, 2005.

[45] Y. Koren. Collaborative filtering with temporal dynamics. In *Proceedings of the 15th International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD)*, pp. 447–456, 2009.

[46] S. M. McNee, J. Riedl, and J. A. Konstan. Being accurate is not enough: how accuracy metrics have hurt recommender systems. In *Proceedings of the 24th ACM SIGCHI International Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI)*, pp. 1097–1101, 2006.

[47] 加藤由花, 川口賢二, 箱崎勝也. オンラインショッピングを対象とした正確性と意外性のバランスを考慮したリコメンダシステム. 情報処理学会論文誌, Vol. 46, No. 13, pp. 53–64, 2005.

[48] 川前徳章, 坂野鋭, 山田武士, 上田修功. ユーザの嗜好の時系列性と先行性に着目した協調フィルタリング. 電子情報通信学会論文誌, Vol. J92-D, No. 6, pp. 767–776, 2009.

[49] S. Rendle, C. Freudenthaler, and L. Schmidt-Thieme. Factorizing personalized markov chains for next-basket recommendation. In *Proceedings of the 19th International Conference on World Wide Web (WWW)*, pp. 811–820, 2010.

[50] K. Kamei, K. Shinozawa, T. Ikeda, A. Utsumi, T. Miyashita, and N. Hagita. Recommendation from robots in a real-world retail shop. In *Proceedings of the 12th International Conference on Multimodal Interfaces and the 7th Workshop on Machine Learning for Multimodal Interaction (ICMI-MLMI)*, No. 19, pp. 1–8, 2010.

[51] T. Kanda, D. F. Glas, M. Shiomi, H. Ishiguro, and N. Hagita. Who will be the customer?: a social robot that anticipates people's behavior from their trajectories. In *Proceedings of the 10th International Conference on Ubiquitous Computing (UbiComp)*, pp. 380–389, 2008.

[52] K. Shinozawa, F. Naya, J. Yamato, and K. Kogure. Differences in effect of robot and screen agent recommendations on human decision-making. *International Journal of Human-Computer Studies*, Vol. 62, No. 2, pp. 267–279, 2005.

[53] P. Underhill. *Why we buy: the science of shopping.* Simon & Schuster, 2000.

[54] 亀井剛次, 池田徹志, 塩見昌裕, 城所宏行, 内海章, 篠沢一彦, 宮下敬宏, 萩田紀博. ユビキタスマーケットプラットフォームにおける店舗内外連携による顧客案内動作の

実現. 情報処理学会研究報告, Vol. 2010, No. 6, pp. 1–8, 2010.

[55] E. K. Strong Jr. Theories of selling. *Journal of Applied Psychology*, Vol. 9, No. 1, pp. 75–86, 1925.

[56] 宮下善太, 神田崇行, 塩見昌裕, 石黒浩, 萩田紀博. 顧客と顔見知りになるショッピングモール案内ロボット. 日本ロボット学会誌, Vol. 26, No. 7, pp. 821–832, 2008.

[57] M. Bennewitz, F. Faber, D. Joho, M. Schreiber, and S. Behnke. Towards a humanoid museum guide robot that interacts with multiple persons. In *Proceedings of the 5th IEEE/RAS International Conference on Humanoid Robots*, pp. 418–423, 2005.

[58] Y. Kuno, K. Sadazuka, M. Kawashima, K. Yamazaki, A. Yamazaki, and H. Kuzuoka. Museum guide robot based on sociological interaction analysis. In *Proceedings of the 25th ACM SIGCHI International Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI))*, pp. 1191–1194, 2007.

[59] H. M. Gross, H. Boehme, C. Schroeter, S. Mueller, A. Koenig, E. Einhorn, C. Martin, M. Merten, and A. Bley. TOOMAS: Interactive shopping guide robots in everyday use – final implementation and experiences from long-term field trials. In *Proceedings of the 22nd IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 2005–2012, 2009.

[60] K. Hayashi, M. Shiomi, T. Kanda, and N. Hagita. Friendly patrolling: a model of natural encounters. In *Proceedings of the 7th Annual International Conference on Robotics: Science and Systems Conference (RSS)*, pp. 121–128, 2011.

[61] G. Ferri, A. Manzi, P. Salvini, B. Mazzolai, C. Laschi, and P. Dario. DustCart, an autonomous robot for door-to-door garbage collection: from DustBot project to the experimentation in the small town of Peccioli. In *Proceedings of the 28th IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 655–660, 2011.

[62] D. Fox, W. Burgard, and S. Thrun. The dynamic window approach to collision avoidance. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, Vol. 4, No. 1, pp. 23–33, 1997.

[63] P. Trautman and A. Krause. Unfreezing the robot: navigation in dense, interacting crowds. In *Proceedings of the 23rd IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 797–803, 2010.

[64] M. Shiomi, F. Zanlungo, K. Hayashi, and T. Kanda. A framework with a pedestrian simulator for deploying robots into a real environment. In *Proceedings of the 3rd International Conference on Simulation, Modeling, and Programming for Autonomous Robots (SIMPAR)*, pp. 185–196, 2012.

[65] P. Henry, C. Vollmer, B. Ferris, and D. Fox. Learning to navigate through crowded environments. In *Proceedings of the 27th IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 981–986, 2010.

[66] A. Garrell and A. Sanfeliu. Model validation: robot behavior in people guidance mission using DTM model and estimation of human motion behavior. In *Proceedings of the 23rd IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 5836–5841, 2010.

[67] E. T. Hall. *The hidden dimension.* Anchor Books, 1966.

[68] J. G. Trafton, N. L. Cassimatis, M. D. Bugajska, D. P. Brock, F. E. Mintz, and A. C. Schultz. Enabling effective human-robot interaction using perspective-taking in robots. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 35, No. 4, pp. 460–470, 2005.

[69] M. Berlin, J. Gray, A. L. Thomaz, and C. Breazeal. Perspective taking: an organizing principle for learning in human-robot interaction. In *Proceedings of the 21st National Conference on Artificial Intelligence (AAAI)*, pp. 1444–1450, 2006.

[70] L. F. Marin-Urias, E. A. Sisbot, A. K. Pandey, R. Tadakuma, and R. Alami. Towards shared attention through geometric reasoning for human robot interaction. In *Proceedings of the 9th IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots (Humanoids)*, pp. 331–336, 2009.

[71] S. Hoogendoorn and P. H. L. Bovy. Simulation of pedestrian flows by optimal control and differential games. *Optimal Control Applications and Methods*, Vol. 24, No. 3, pp. 153–172, 2003.

[72] G. Hoffman and C. Breazeal. Effects of anticipatory perceptual simulation on practiced human-robot tasks. *Autonomous Robots*, Vol. 28, No. 4, pp. 403–423, 2010.

[73] Y. Morales, S. Satake, R. Huq, D. F. Glas, T. Kanda, and N. Hagita. How do people walk side-by-side?: using a computational model of human behavior for a social robot. In *Proceedings of the 7th Annual ACM/IEEE International Conference on Human-Robot Interaction (HRI)*, pp. 301–308, 2012.

[74] D. Brščić, T. Kanda, T. Ikeda, and T. Miyashita. Person tracking in large public spaces using 3-D range sensors. *IEEE Trans. on Human-Machine Systems*, Vol. 43, No. 6, pp. 522–534, 2013.

[75] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox. *Probabilistic robotics (intelligent robotics and autonomous agents)*. The MIT Press, 2005.

[76] M. Moussaïd, N. Perozo, S. Garnier, D. Helbing, and G. Theraulaz. The walking behaviour of pedestrian social groups and its impact on crowd dynamics. *PLoS one*, Vol. 5, No. 4, 2010.

[77] T. Kanda, M. Shiomi, L. Perrin, T. Nomura, H. Ishiguro, and N. Hagita. Analysis of people trajectories with ubiquitous sensors in a science museum. In *Proceedings of the 24th IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 4846–4853, 2007.

[78] T. Ikeda, Y. Chigodo, D. Rea, F. Zanlungo, M. Shiomi, and T. Kanda. Modeling and prediction of pedestrian behavior based on the sub-goal concept. In *Proceedings of the 8th Annual International Conference on Robotics: Science and Systems Conference (RSS)*, pp. 137–144, 2012.

[79] F. Zanlungo, T. Ikeda, and T. Kanda. Social force model with explicit collision prediction. *Europhysics Letters*, Vol. 93, No. 6, pp. 1–6, 2011.

[80] D. Helbing, I. Farkas, and T. Vicsek. Simulating dynamical features of escape panic. *Nature*, Vol. 407, pp. 487–490, 2000.

[81] S. Satake, T. Kanda, D. F. Glas, M. Imai, H. Ishiguro, and N. Hagita. A robot that approaches pedestrians. *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 29, No. 2, pp. 508–524, 2013.

[82] T. Kanda, D. F. Glas, M. Shiomi, and N. Hagita. Abstracting people's trajectories for social robots to proactively approach customers. *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 25, No. 6, pp. 1382–1396, 2009.

[83] P. Salvini, G. Ciaravella, W. Yu, G. Ferri, A. Manzi, B. Mazzolai, C. Laschi, S. R. Oh, and P. Dario. How safe are service robots in urban environments? bullying a robot. In *Proceedings of the 19th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, pp. 368–374, 2010.

[84] A. M. R. Pütten, N. C. Krämer, L. Hoffmann, S. Sobieraj, and S. C. Eimler. An experimental study on emotional reactions towards a robot. *International Journal of Social Robotics*, Vol. 5, No. 1, pp. 17–34, 2013.

[85] S. Thrun, M. Bennewitz, W. Burgard, A. B. Cremers, F. Dellaert, D. Fox, D. Hahnel, C. Rosenberg, N. Roy, J. Schulte, and D. Schulz. MINERVA: a second-generation museum tour-guide robot. In *Proceedings of the 16th IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, Vol. 3, pp. 1999–2005, 1999.

[86] R. Siegwart, K. O. Arras, S. Bouabdallah, D. Burnier, G. Froidevaux, X. Greppin, B. Jensen, A. Lorotte, L. Mayor, M. Meisser, R. Philippsen, R. Piguet, G. Ramel, G. Terrien, and N. Tomatis. Robox at expo.02: a large scale installation of personal robots. *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 42, No. 3–4, pp. 203–222, 2003.

[87] H. M. Gross, H. J. Boehme, C. Schroeter, S. Mueller, A. Koenig, C. Martin, M. Merten, and A. Bley. ShopBot: progress in developing an interactive mobile shopping assistant for everyday use. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*, pp. 3471–3478, 2008.

[88] M. Svenstrup, T. Bak, O. Maler, H. J. Andersen, and O. B. Jesen. Pilot study of person robot interaction in a public transit space. *Research and Education in Robotics - EUROBOT*, Vol. 33, pp. 96–106, 2009.

[89] A. Weiss, R. Bernhaupt, M. Tscheligi, D. Wollherr, K. KuhnLenz, and M. Buss. A methodological variation for acceptance evaluation of human-robot interaction in public places. In *Proceedings of the 17th IEEE International Symposium on Robot and Human Interactive Communication (RO-MAN)*, pp. 713–718, 2008.

[90] E. Gullone and N. Robertson. The relationship between bullying and animal abuse behaviors in adolescents: the importance of witnessing animal abuse. *Journal of Applied Developmental Psychology*, Vol. 29, No. 5, pp. 371–379, 2008.

[91] C. Miller. Childhood animal cruelty and interpersonal violence. *Clinical Psychology Review*, Vol. 21, No. 5, pp. 735–749, 2001.

[92] C. Bartneck and J. Hu. Exploring the abuse of robots. *Interaction Studies - Social Behaviour and Communication in Biological and Artificial Systems*, Vol. 9, No. 3, pp. 415–433, 2008.

[93] M. Bennewitz, W. Burgard, G. Cielniak, and S. Thrun. Learning motion patterns of people for compliant robot motion. *International Journal of Robotics Research*, Vol. 24, No. 1, pp. 31–48, 2005.

[94] G. Ferrer, A. Garrell, and A. Sanfeliu. Robot companion: a social-force based approach with human awareness-navigation in crowded environments. In *Proceedings of the 26th IEEE/RSJ International Confefence on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, pp. 1688–1694, 2013.

[95] C. Shi, M. Shiomi, C. Smith, T. Kanda, and H. Ishiguro. A model of distributional handing interaction for a mobile robot. In *Proceedings of the 9th Annual International Conference on Robotics: Science and Systems Conference (RSS)*, pp. 55–62, 2013.