

NAIST-IS-DD1361005

博士論文

ロボットサービスのための人環境情報地図の構成法と
計画法の研究

鮫島 一平

2015年 03月 12日

奈良先端科学技術大学院大学
情報科学研究科 情報システム学専攻

本論文は奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科に
博士(工学) 授与の要件として提出した博士論文である。

鮫島 一平

審査委員：

小笠原 司 教授	(主指導教員)
横矢 直和 教授	(副指導教員)
高松 淳 准教授	(副指導教員)
加賀美 聡 教授	(客員教授)

ロボットサービスのための人環境情報地図の構成法と 計画法の研究*

鮫島 一平

内容梗概

ロボット用地図の地図として、2次元・3次元の占有格子地図は広く研究されている。しかし、人と環境を共有するロボットは、決まった経路を移動する産業用ロボットとは異なり、周囲の環境を認識し、人や障害物を避けて安全に移動することが求められる。占有格子地図だけでは、人の生活環境のような環境下で高度な作業を行うことはできない。この問題に対するアプローチとして、地図に様々な情報を付与する方法があり、人由来の情報、物体由来の情報など様々な情報を付与する試みがなされてきている。しかし、サービスロボットでの使用を前提とし、人、物体由来の複数の情報を組み合わせ、屋内・屋外環境で地図を構築した例はない。複数の情報を用いて屋内・屋外で地図を構築し、環境情報を蓄積する手法は、ロボットサービスを普及させていく上で重要な課題である。そこで本研究では、人と環境を共有するサービスロボットにおいて、安全・効率的な移動と高度なサービス提供を実現するための地図を屋内外で構築する手法を提案する。本研究では、人の識別・分類に有用な指標として「人体寸法情報」に、ロボットの移動に有用な情報として「人の移動軌跡」「障害物の変化情報」に着目し地図の構築を行う。

人体寸法情報は、対象者の体型に合わせた服飾品を選んだり、体型から推定した対象者の嗜好に合わせたサービスを提供するなど、サービス提供において重要な指標となる。本研究では、まず、日本人成人男性の人体寸法のデータベースに

* 奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科 情報システム学専攻 博士論文, NAIST-IS-DD1361005, 2015年 03月 12日.

含まれる全身の 52 項目に対し、主成分分析を行った。その結果、第 1 主成分が「身体の大きさ」第 2 主成分が「肥満度尺度」であることを示した。さらに、距離画像センサで計測可能な項目からこれらの主成分得点を推定する回帰式を導出し、実験によりロボットの搭載センサで全身の人体寸法を復元できることを示した。

人の移動軌跡由来の情報は、ロボット搭載センサで直接計測できない、人の行動傾向を推定するのに重要な指標となる。本研究では、LRF を用いたクラスタベース SJPDAFs による歩行者追跡手法を用いて計測したデータに基づき、人の移動速度、人の移動確率分布、人の対流確率分布、人の移動速度分散を算出した。また、算出したパラメータに基づき、人の移動パターンにより通路・交差領域を分類する手法を述べた。また、人体寸法情報を移動軌跡情報と結び付けて行動解析に利用するために、3次元 Lidar センサを用いた歩行者の身長推定手法を提案した。実験により、屋内展示施設内で一度に多くの歩行者の身長を推定できることを示した。

障害物の変化情報は、従来のロボット用地図では反映しにくい、動的な障害物を考慮する上で重要な指標となる。本研究では、動的な障害物を考慮する手法として障害物の存在頻度・変化頻度情報を付与した地図を構築した。また、本研究で用いたドロネー三角形分割を用いた障害物の認識手法について解説し、認識結果から障害物の存在頻度・変化頻度を算出する方法を述べた。

さらに、ランドマークのない開けた環境や、多数の歩行者といった動的障害物が存在する実環境下頑健な位置推定、地図作成を実現するため、パーティクルの選択的更新手法を適用した位置推定・地図作成手法を提案し、この手法で構築した占有格子地図に前述の情報を付与する手法を示した。

本論文では、これらの要素から構成される人環境情報地図を屋内移動ロボット、屋外環境移動ロボットに適用し、屋内展示施設、遊歩道といった実環境において、人の活動情報を適切に地図に反映できていることを示し、本研究の有用性を示した。

キーワード

地図構築, 移動ロボット, 人体寸法, 人流解析, 経路計画

Construction and planning method of Human environment maps for mobile robot service*

Ippei Samejima

Abstract

Robotic mapping such as two dimensional occupancy grid map has been a field of study. However such occupancy maps are not enough for advanced tasks in our daily life environments. As approach to this problem, there is a way to give information on map. But there are no examples combined some information from a person and object on indoor and outdoor environment.

Therefore, this paper focus on the following three types of information,1) Human body property,2) human trajectories in 2D that represent how humans move in the environment,3) 3D environmental changes that represents human activities. In this study, this paper propose a environment maps that are comprised these information.

An important human body property is body dimensions. Body dimensions are utilized in many fields in the consumer market such as apparel manufacturing. If such parameters can be measured from a distance, then there should be many new application areas, such as identification and classification of people and subsequent provision of assistance to them. Principal Component Analysis(PCA) of the AIST anthropometric database that consists of 52 body dimensions for 83 subjects, shows first and second principal components are interpreted as scale and degree of obesity respectively. In addition, body dimensions of the whole body can be restored by a equipped sensor of a robot by an experiment.

* Doctoral Dissertation, Department of Information Systems, Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology, NAIST-IS-DD1361005, March 12, 2015.

Human trajectories data in 2D shows how visitors use the environment. In this study, cluster based SJPDAFs(Sample-based Joint Probabilistic Data Association Filters) method for detection are adopted from 2D LRF input. Pedestrian's velocity, pedestrian's movement probability distributions, pedestrian's convective probability distributions are calculated from human trajectories. In addition, this paper describe classify method to corridor area and crossing area by the movement pattern of the pedestrians.

Pedestrian's height estimation method using a three-dimensional Lidar sensor was proposed to use it for a behavior analysis. this paper showed that the height of many pedestrians can be presumed together in indoor exhibition facilities by an experiment.

Occupancy grid map that include walls and columns of buildings are relatively easy to construct. However, there are objects in the environment whose locations/states can change, such as doors, chairs and fence. Therefore, this paper construct 3D environmental changes map that shows obstacle existance rate. It was explained the method to recognize obstales with complex shape by delauney triangulation and Digital Elevation Map.

In this paper, Human environmental information map which consists of these elements is applied to indoor locomotive robot and outdoor environment robot. Experiments are conducted within "Miraikan" and street on "Tsukuba challange" and results are shown.

Keywords:

mapping, mobile robot, human body dimensions, pedestrian trajectories analysis, path planning

目次

1. 序論	1
1.1 研究の背景	1
1.2 研究の目的	3
1.3 研究の構成	7
2. 人体寸法項目の統計解析	10
2.1 人体寸法項目の主成分分析	10
2.2 Kinect センサを用いた主成分得点の推定	18
2.3 KinectSDK による人体寸法の計測	22
2.3.1 KinectSDK による計測項目	22
2.3.2 Kinect による計測項目に対する重回帰分析	23
2.4 Kinect を用いた人体寸法推定システム評価実験	28
2.4.1 人体寸法計測精度精度評価実験	28
2.4.2 主成分得点を用いた身長・体重・腹部厚径の推定	30
3. 人の移動軌情報	33
3.1 移動軌跡の計測手法	33
3.2 従来研究	33
3.3 移動軌跡からの情報抽出と投票	36
3.3.1 移動確率分布と滞留確率の算出	37
3.3.2 人の滞留頻度地図の生成	39
3.3.3 人の移動速度分散地図	39
3.3.4 立ち入り禁止領域の推定	40
3.4 通路領域・交差領域の分類	40
3.4.1 k-means 法	41
3.4.2 クラスタ重心とクラスタ重心・セル間距離の計算手法	42
3.4.3 クラスタの判別手法	44
3.5 3次元 Lidar センサを用いた広範囲の歩行者の身長推定	45

3.5.1	3次元 Lidar センサ HDL-32e	45
3.5.2	人追跡による点群の抽出と頭頂点の推定	47
3.5.3	歩行データベースの解析	48
3.5.4	歩行状態における頭頂点計測実験	50
3.5.5	歩行状態における身長推定実験	51
3.5.6	大規模計測データに対する適用	52
4.	実環境における占有格子地図作成手法	54
4.1	パーティクルフィルタの選択的更新	55
4.2	パーティクルの選択的更新を用いた KLD sampling AMCL	56
4.3	パーティクルフィルタの選択的更新を用いた SLAM	58
4.4	評価関数の設計	60
5.	障害物変化頻度情報	62
5.1	DEM とドロネー三角形分割による領域判定手法	63
5.2	領域判定結果投票	67
6.	ロボットによる複数の環境情報の利用	69
6.1	ロボットの経路探索手法	69
6.2	人環境情報地図を用いたコストマップの生成	71
6.2.1	人環境情報地図を用いたコストの生成	72
6.2.2	人環境情報地図を用いた進入禁止領域の設定	73
6.3	複数の環境情報を利用したロボットサービス	73
7.	ロボットシステム	76
7.1	屋内移動ロボット peacock	76
7.2	屋外移動ロボット emu	76
7.3	ナビゲーションソフトウェア構成	78
8.	屋内環境における人環境情報地図生成実験	81
8.1	多層型 2次元地図評価実験	81
8.1.1	地図作成結果	81

8.1.2	位置推定精度評価	82
8.1.3	スキャンデータ選択に対する評価	87
8.1.4	位置推定の精度評価	88
8.2	障害物変化頻度地図作成実験	88
8.2.1	障害物検出精度評価実験	90
8.2.2	障害物変化頻度地図更新実験	92
8.3	人の移動軌跡地図生成実験	92
8.3.1	人の移動軌跡計測実験	92
8.4	人の移動軌跡地図生成	94
9.	動的な屋外環境における人環境情報地図の構築	98
9.1	多層型2次元地図評価実験	98
9.1.1	位置推定精度評価	102
9.1.2	スキャンデータ選択に対する評価	104
9.2	障害物変化情報	106
9.3	人の移動軌跡地図の作成	107
10.	結論	110
10.1	本研究の総括	110
10.2	今後の展望	112
	謝辞	113
	参考文献	119

目 次

1	Proposed framework	6
2	The spatial relationship figure of bone	19
3	Height related measurement items with Kinect	21
4	Breath and Segment Length Measument items with Kinect	21
5	Estimate of the head top	23
6	Searched point (front view)	24
7	Searched point (side view)	24
8	Kinect Experiment	29
9	Define Direction	37
10	Voting Area	37
11	K-means Initialize	41
12	K-means Get Initial Center	41
13	K-means Reset Cluster	42
14	K-means Get Center	42
15	Crossing Area1	42
16	Crossing Area2	42
17	Passage Area1	43
18	Passage Area2	43
19	HDL-32e	46
20	Scan points or HDL-32e	47
21	Point clouds of pedestrian	48
22	height of pedestrian	49
23	Image of experiment	50
24	Sensor range and target height	51
25	Experiment in Miraikan	52
26	Point clouds of miraikan experiment	53
27	Selective update method	56
28	Selective update method for MCL using multiple sensors snd maps	57

29	3D point cloud	65
30	DEM and Delaunay edges	65
31	Local DEM	65
32	Cost Map	71
33	Mobile robot Peacock	77
34	Pioneer P3-DX	77
35	A mobile robot “EMU” based on Segway RMP200ATV	79
36	Robot and sensor arrangements	80
37	Navigation software components	80
38	Miraikan 1F floor plan	81
39	Multilayered 2D map generation with proposal method (in Miraikan 1F)	83
40	2D maps generation with conventional method (in Miraikan 1F)	84
41	Floor plan and maps generated by proposal method (in Miraikan 1F)	85
42	Floor plan and maps generated by conventional method (in Miraikan 1F)	85
43	Localization trajectory with proposal method (in Miraikan 1F)	86
44	Localization trajectory with conventional method (in Miraikan 1F)	86
45	Color maps generated by proposal method (in Miraikan 1F)	87
46	Color maps generated by conventional method (in Miraikan 1F)	88
47	CAD drawing of the 3rd floor of “Miraikan”(above) and 3D obstacles picture(below)	89
48	3D obstacle map	90
49	Placement of Stool	91
50	Detected obstacles	91
51	3D obstacle change map	93
52	Updated 3D obstacle change map	93
53	Sensors positions and their picture	95

54	Obtained pedestrian trajectories	96
55	Aggregated Pedestrian Stopping Position Map	96
56	Aggregated Pedestrian Velocity Map	97
57	Aggregated Variance of Pedestrian Velocity Map	97
58	Aerial photo of Tsukuba promenade	98
59	Multilayered 2D map generation with proposal method (in Tsukuba promenade)	99
60	2D maps generation with conventional method (in Tsukuba prom- enade)	100
61	Aerial photo and maps generated by proposal method (in Tsukuba promenade)	101
62	Aerial photo and maps generated by conventional method (in Tsukuba promenade)	102
63	Localization trajectory with proposal method (in Tsukuba prom- enade)	103
64	Localization trajectory with conventional method (in Tsukuba prom- enade)	104
65	Color maps generated by proposal method (in Tsukuba promenade)	105
66	Color maps generated by conventional method (in Tsukuba prom- enade)	106
67	obstacle change map($\delta t = 0.1sec.$):Triangle describe view point . .	106
68	obstacle change map($\delta t = 1day$):Triangle describe view point . . .	107
69	pedestrian path	108
70	average velocity map	108
71	stop rate map	109

表 目 次

1	List of body dimensions($n=83$)	13
---	---	----

2	PCA result of body dimension database	16
3	Factor loading of each body dimension	16
4	Measurement items used with Kinect	20
5	Result of multiple regression analysis (1/2)	25
6	Result of multiple regression analysis (2/2)	26
7	Accuracy of measurement items(10 males)	30
8	Accuracy of estimated body dimension(10 males)	31
9	Specification of HDL-32e	46
10	Parameters of database	49
11	Result of regression analysis	49
12	Accuracy of pedestrian's height	51
13	Algorithm Selective update method for Particle filter	57
14	Algorithm Selective update for KLD sampling AMCL	59
15	Differences of landmarks direction (in Miraikan 1F)	82
16	Long axis of 1σ covariance ellipsoid (in Miraikan 1F)	85
17	Usage rate of each scan data (in Miraikan 1F)	87
18	3D obstacle detection accuracy	92
19	Differences of landmarks direction (in Tsukuba promenade)	101
20	Long axis of 1σ covariance ellipsoid (in Tsukuba promenade)	103
21	Usage rate of each scan data (in Tsukuba promenade)	105

1. 序論

1.1 研究の背景

近年，施設案内ロボットや警備ロボット，福祉・介護ロボットのような人と直接関わり，サービスを提供するロボットの研究・開発が盛んに行われている．経済産業省の調査によれば，製造業をはじめとした現在市場が形成されている分野の成長に加え，サービス分野をはじめとした新たな分野へのロボットの普及により，ロボット産業の将来市場予測は，2035年には9.7兆円規模といわれている [1]．サービス分野のように，人のいる環境で動作するロボットは，決まった経路を移動する産業用ロボットとは異なり，周囲の環境を認識し，人や障害物を避けて安全に移動することが求められる．また，ロボットサービスにおいては，予め設定された動作・振る舞いを行うだけでなく，人や環境の情報を蓄積し，より適した振る舞いを行うよう行動を改善するといった，高度なサービスが求められる．

自律移動ロボットが所定の目的地まで到達するためには，ロボット自身に搭載されたセンサや，環境中に設置されたセンサから得た情報を元に自己位置推定を行い，目的地までの経路計画を行う必要がある．また，自己位置推定や経路計画にはマップが必要となるため，あらかじめロボットに知識としてマップを持たせるか，あるいはセンサからマップを構築するシステムが必要となる．

センサを搭載したロボットが移動しながら自己位置推定とマップ構築を同時に行う手法はSLAM(Simultaneous Localization and Matching) 問題として広く研究されている [2]．ロボットが搭載したセンサからマップを構築することで，あらかじめ人間が正確なマップを構築してロボットに与える必要がなく，一度移動した経路を再度移動することが可能となる．SLAMの解法としては，Dissanayakeらがカルマンフィルタを用いた手法を提案している [3] 他，FastSLAM[4][5]，GMapping[6]などの手法が提案されてきている [7]．Luらは，レーザーレンジファインダ (LRF) によるスキャンマッチングの結果からグラフ構造を作成し，累積誤差を極小化させる手法を提案した [8]．Hähnel[9]らは，前述のFastSLAMにおいてループクローズを行う手法を提案し，広大な環境での高精度な自己位置推定を実現している．また，加賀美らは，あらかじめ作成した高精度の3次元地図に対しLRFの2次元

スキャンをマッチングさせることで自己位置推定を行い、屋外での自律移動を実現した [10].

地図作成及び位置推定問題は、実環境において稼働するロボットにおいて基本的な機能である。しかし、これらのロボット用地図は、環境の形状や障害物の位置は参照できるが、それ以外の情報を参照することができない。

この問題に対するアプローチとしては、地図に形状以外の情報を付与する方法が挙げられる。Rusu らは、一般的な家庭内において 3 次元 LRF スキャンから棚や冷蔵庫などの人工物認識・抽出を行い、それらの物体を配置したマップを構築することに取り組んでいる [11]。Posnera らは、3 次元 LRF の形状特徴を用い、スキャンデータを Wall, Ground, Misc に分類した後、画像特徴を用いてそれらをさらに下位のクラスに分類している [12]。Knolidge らは、地図に人の活動の知識を与え、日々の環境変化を観察する lifelongmap を提案している [13]。このように、従来の形状情報だけでなく、様々な情報を地図に持たせることで、より高度なロボットの自律行動を目指す研究は多数行われている。

一方、サービス提供においては、環境中の人に関する情報は重要な指標である。小磯らは RFID を利用した歩行者動線解析システムを開発し、大型家電量販店において顧客・従業員の各エリアにおける滞在時間や動線のパターン分析を行っている [14]。大西らはステレオカメラを用いて移動軌跡を抽出し、ある場所を通った人数について時間ごとに算出している [15]。また、動線を軌跡と滞留に分割することによってクラスタリングすることで、救急隊の訓練の解析も行われている [16]。神田らは、RFID を用いた科学館来館者の移動軌跡の計測結果を k-means によってクラスタリングすることで、大局的な人の典型的移動パターンの分析を行っている [17]。

これらの研究は、人の作業の効率化やマーケティング情報の取得、非典型的行動者の検出など、様々なサービス向上のための情報解析を目的としている。

ロボットサービスにおいては、環境中の人に関する情報は、予測される行動に対応した振る舞いをとることで安全性や効率性の向上を図るといった利用がなされている。田中らは、歩行者の移動軌跡情報から人の通行可能領域を測定することで、乱雑な環境下においてもロボットが安全に移動できる移動可能領域

地図の生成を行っている [18]. 佐々木らは, ロボットにより人間を追跡することによって人間にとって意味のある領域を抽出し, それらをロボットの自律移動に利用する手法を提案している [19].

個人を識別・分類する研究には, 顔画像を用いたもの [20] や生体認証技術 [21] などが存在する. また, 大量の画像データを学習し, 個人の識別や異常動作の検出を試みる例も存在する [22][23]. これらの情報を行動解析技術と組み合わせることで, より詳細な環境情報を抽出することができ, それをロボットの振る舞いに応用することができる. 塩見らは, 個人の識別に RFID タグを利用し, 科学館において RFID タグをつけた人間の名前や行動履歴に応じて会話のシナリオを変えるなどといった相互作用を行うコミュニケーションロボットを開発している [24]. これらの研究は予め登録, 学習したデータに対しては有効であるが, 事前の登録が必要であったり, モデル構築のために大量のデータを計測する必要があるといった欠点がある,

このように, ロボットサービスを実環境で提供するには, サービス対象である人の属性などの情報を始めとした様々な環境情報をロボットが蓄積・参照する機能が必要となる.

1.2 研究の目的

ロボットサービスに必要な情報としては, サービス対象となる人の識別・分類に有用な情報や, 人が活動する環境下におけるロボットの移動に有用な情報など様々である. 前述のように様々な情報に着目した研究が行われているが, 個々の情報の計測とロボットでの利用に留まり, 複数情報を組み合わせることに関する議論は行われていない.

実環境で稼働するロボットの課題としては, 人をはじめとする動的な障害物への対応が挙げられる. Hähnel らは, SJPDAFs(Sample based Joint Probabilistic Data Association Filters)[25] を適用して移動物体を追跡することにより, 動的環境における SLAM を実現している [26]. このように, 動的障害物による地図作成精度の低下に対応するため, 動的障害物を除去し地図を生成している研究例はいくつか存在する. しかしながら, これらの手法により生成された地図には動的な

障害物の情報は付与されていないため、ロボットは動的な障害物の情報を予め参照することはできない。人の活動する空間においては、測定の度に位置の変わる障害物が散乱しているような領域がある。例えば、テーブル周辺や荷物置き場周辺といった領域では、椅子や荷物が散乱している。これらの移動障害物は地図作成時には存在しなかった障害物であるため、移動ロボットは経路探索時に障害物の情報を参照することができない。そのため、移動ロボットはこれらの障害物を発見するたびに経路の再探索を行う必要がある。経路の再探索は、ロボットの計算コストの増加に加え、ロボットの衝突可能性を高めてしまうため、人やロボットを危険に晒してしまう恐れがある。そのため、環境の形状情報だけでなく、環境の変化の情報を参照し、ロボットの経路計画に反映させる機能はロボットの移動の安全性の向上のために重要である。また、環境の変化と同じく、ロボットにとって動的な障害物となる歩行者の情報もロボットの安全性を議論する上で重要な情報である。田中らは[18]、ロボット搭載センサで直接計測できない環境の情報を推定するため、人の移動軌跡情報を利用している。同様に、予め人の行動傾向を参照することができれば、人が頻繁に移動するようなロボットにとって危険な領域を避けた経路を移動することや、何らかの障害物が存在したり、人が何らかの作業や鑑賞などの活動をしている可能性が高い領域では低速で移動するといった振る舞いをするのが可能となる。

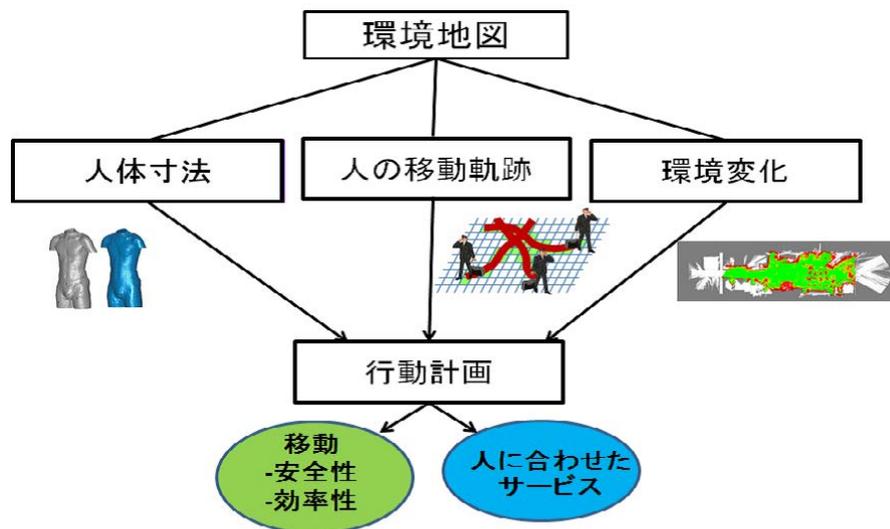
一方、これらの研究はロボットの移動の安全性や効率性にのみ着目しており、ロボットサービスの提供の指標となる情報については扱われていない。サービスロボットの基本機能として移動機能は極めて重要であるが、それに加えて実際に行うサービスの利便性が高まらなければサービスロボットは普及しない。そこで本研究では、ロボットがサービスを提供するに当たり重要な指標である環境中の人の属性や行動に関する情報を地図に付与する。塩見ら[24]の研究のように、サービス対象者の属性や特性、行動履歴に合わせたシナリオを行うためには、人の属性や特性をロボットが認識する手法が必要である。これらの情報をロボットが認識する手法としては、RFID タグなどの機器を用いて ID と関連付けられた情報を参照する方法がある。しかしながら、この手法は予め登録された人の情報しか参照できない。予めすべてのユーザーの情報を登録しておくことは困難であり、

ロボットがその場で人の属性を認識できれば、初めての利用者に対しても高度なサービスを提供することができる。また、人の属性や特性に関する情報を付与した移動軌跡情報を解析することで、推定される属性(大人・子供など)毎の行動傾向を抽出することが可能となる。このような大局的な行動傾向は、行動傾向に応じたサービスの改善、利用者の利便性向上等に利用でき、運用側のマーケティング情報としても活用できる。従来、歩行者として画一的に扱われていたこれらの情報に人の属性を付与することで、より詳細な行動傾向の把握と、各属性に応じた振る舞いの変更が可能となる。さらに、典型的な属性と行動が抽出できれば、ロボットはその典型行動に準じた行動をとることで人への親和性を高めることができるようになる他、ロボットのアシストやサービスを必要とする非典型的な行動をしている人をロボットが認識することが可能となる。

以上のように、従来個別に扱われてきた「環境の変化」、「人の属性・特性」、「人の移動軌跡」といった複数の情報を蓄積し参照可能な形で記録することは、ロボットサービスにおいて極めて重要である。そこで本研究では、人の属性・特性、人の移動軌跡、環境の変化といった複数の情報を用いて地図を構築する手法を提案するとともに、それらを用いることで実現できるロボットの行動計画について述べる。

本研究の枠組みを Fig.1 に示す。

本研究では、人の属性・特性に関する情報として人体寸法に着目する。人体寸法は工業製品の設計などで広く利用されており、サービス提供においては、対象者の体型に合わせた服飾品を選んだり、体型から推定した対象者の嗜好に合わせたサービスを提供するなど重要な指標となる。また、サービス対象者の身長や腕の長さといった身体特性を推定できれば、対象者にかかる負担の少ない位置に物を運んだり、対象者の手が届かない高所にある物体を代わりに掴んだり、身体特性に応じて補助が必要な動作のアシストをするといった支援サービスが実現可能となる。本研究では、産業技術総合研究所において公開されている日本人人体寸法データベース [27] を用いて統計解析を行い、ロボットの搭載センサから全身の人体寸法を推定する手法を提案する。本手法により、ロボットは搭載センサによる非接触・短時間の計測で人の全身の人体寸法を推定することが可能となる。す



4

Fig. 1 Proposed framework

なわち，ロボットは環境中の人に対し決められたサービスを提供するのではなく，対象の人体寸法に合わせたサービスを提供したり，人体寸法から推定できる人の属性に応じたサービスの提供が可能となる。

人の移動軌跡情報は，ロボット搭載センサで直接計測できない，人の行動傾向を推定するのに重要な指標となる．本研究では，クラスタベース SJPDAFs による追跡手法 [28] を LRF に適用することで，従来 LRF による追跡が困難であった歩行者の合流・分離問題やオクリュージョンに対し頑健に人の移動軌跡を計測することが可能となっている．こうして収集した歩行者の移動軌跡を解析し，人が頻繁に立ち止まる滞留領域，人の移動方向に規則性が見られる通路領域・交差領域を分類し地図に反映する．本手法の導入により，ロボットは地図に付与された領域の情報を参照し，領域毎に異なる動作を行うことが可能となる．また，人体寸法情報を付与した移動軌跡情報を解析することで，人体寸法から推定される属性(大人・子供など)による行動傾向の差を抽出することが可能となり，属性毎に行動解析を行うことができ，サービス改善に利用することができる。

障害物の変化情報は，従来のロボット用地図では反映しにくい，動的な障害物

を考慮する上で重要な指標となる。環境の変化をロボットに利用した研究として、荒井らにより環境を繰り返し計測してえられた、環境中の障害物の変化をコストとして利用する手法が提案されている [29]。本研究ではこれを発展させ、計測回数で単純に正規化するのではなく、時間スケールを導入することで短期的な変化、長期的な変化を抽出する。本手法により、ロボットは短期的、長期的な環境の変化を参照できるようになり、それらの領域を予め避けることで、変化経路の再探索をすることなく安全に移動することが可能となる。

これらの情報を組み合わせることで、人体寸法から推定される属性や特性に応じた高度な振る舞いやサービスを行うロボットが実現される。例えば、身長により大人・子供を判別し、その場でロボット自身の振る舞いを変えるとといった基本的な機能に加え、大人、子供毎の行動傾向を抽出することが可能となる。また、人の滞留頻度だけではそこで何か作業をしているのか、単純に立ち止まる場所なのか区別できないが、環境の変化情報を参照することができれば、環境の変化と人の滞留との相関を得ることができ、人の活動による環境の変化を抽出することができる。このように、従来個別に扱われてきた「環境の変化」、「人の属性・特性」、「人の移動軌跡」を組み合わせることで初めて抽出可能な情報があることから、複数由来の情報を同一座標上で扱う機能はロボットサービスにおいて有用である。

本論文ではこれらの情報を反映した人環境情報地図を屋内外の移動ロボットに実装し、屋内展示施設、屋外遊歩道といった実環境にて地図を構築し、その有用性を示す。本論文では、構築した移動ロボットシステムで用いているパーティクルの選択的更新手法を用いた位置推定・地図作成についても述べる。

1.3 研究の構成

本論文は、以下のように構成される。

第2章では、本論文において人の識別・分類に有用な指標として扱う「人体寸法情報」について論じた。本研究ではまず、産業技術総合研究所において公開されている日本人人体寸法データベース [27] に対し主成分分析を適用し、人体寸法の個人差がどのようなパラメータで表現できるかの知見を得た。さらに、ロボッ

トに搭載可能な距離画像センサである Kinect センサを用いて個人差を表すパラメータを推定する手法を提案した。本研究では計測可能な9項目を重回帰分析に利用して必要なパラメータの選別と回帰式の算出を行い、実験によりその推定精度を評価した。

第3章では、歩行者の移動軌跡情報を計測するために必要な移動物体を追跡する手法と、移動軌跡情報を地図に反映する手法について述べた。本手法により歩行者の滞留頻度・平均移動速度といった指標の抽出と、移動確率分布を用いた通路・交差領域を分類が可能となる。また、広範囲の歩行者の身体情報を行動解析に利用するために、移動体追跡手法に歩行者の身長情報を付与する手法について述べた。本手法により歩行者の身長情報を広範囲に計測することが可能となり、その有用性を屋内展示施設における実験により確認した。

第4章では、実環境におけるロボットの地図構築問題について述べるとともに、実環境において頑健な位置推定・地図作成を行うパーティクルの選択的更新手法を用いた地図作成手法について述べた。

第5章では、環境中の障害物を計測する手法と、そこから抽出できる障害物変化情報を抽出する手法を述べた。本手法により、様々な時間スケールでの環境変化を抽出できる。

第6章では、前章までで述べた環境情報をロボットの経路計画に利用する方法を述べた。様々な環境情報を用いてコストマップを作成することで、ロボットはより安全・効率的な経路を移動することができる。また、複数の環境情報を利用することで実現できるロボットサービスについて考察し、本研究の意義を改めて述べた。

第7章では、本研究で用いる屋内移動ロボット、屋外移動ロボットのシステム構成について述べた。

第8章では、屋内展示施設環境において行った人環境情報地図構築結果について述べた。人の活動を地図に反映できていることを示し、屋内環境における本手法の有用性を示した。

第9章では、屋外遊歩道環境において行った人環境情報地図構築結果について述べた。屋外環境において位置推定、地図作成を精度よく行うことができること

を示し、屋外環境においても人の活動情報を地図に反映できていることを示した。

第10章では、本論文を総括し、その成果と貢献、ならびに本論文の先にある課題を挙げ、今後の展望を述べた。

2. 人体寸法項目の統計解析

人体寸法情報は、人類学や人間工学分野で長年研究されており、様々な工業製品の設計などにも利用されている [30][31]. 人を体型によって分類する研究としては、Jun-Ming Lu らによる研究がある [32]. この研究では、3次元スキャナにより計測した3次元点群情報から人の体型情報を推定し、周囲長や臀部形状などを参照してで体型の分類を行っている. この手法は全方位から形状情報を計測する必要があり、専用の設備が必要かつ計測に時間がかかるという問題がある. そのため、ロボットでの計測には実用的ではない.

これまでの研究から、日本人の人体寸法は、その分布がほぼ正規分布に従うことがわかっており、平均値や標準偏差のような代表値で集団内の個人差を表現することができるということが統計解析から確認されている [33]. このことから、ロボット搭載センサから個人差を表現するパラメータを推定できれば、元の人体寸法のデータセットを復元することができる. そこでまず、人体寸法の個人差を表現する成分を検討するために、人体寸法データベースに対し主成分分析を適用し統計解析を行った.

2.1 人体寸法項目の主成分分析

主成分分析は多変量解析の一種であり、計測値から可能な限り変数の情報量の損失を抑えつつ、低い次元での合成変数を導き出す手法である. 少数の合成変数を導出することで、計測値の関係性や計測値全体が持っている特徴を解釈することができる. 総合的指標を抽出し、データの次元圧縮を行う用途で画像処理などでも用いられている.

主成分分析は数学的に固有値分解で求めることができる. 主成分分析の手順は以下のとおりである.

1. 相関行列 R を固有値分解を行い、固有値と固有ベクトルを求める.
2. 固有ベクトルと相関行列 R から主成分得点を求め、各主成分の寄与率を計算し、採用する主成分を決定する.

3. 各主成分スコアと各主成分の因子負荷量から、各主成分が表す指標を解釈する

以下、各手順の詳細を述べる。

1. 相関行列 R を固有値分解を行い、固有値と固有ベクトルを求める。

P 個の変数に対して N 個のデータがあるとき、その測定値を $X_p(p = 1 \sim P)$ とする。この時の平均 (式 1) と共分散 (式 2) 標準偏差 (式 3) を求める。

$$\bar{X}_p = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (X_{pi}) \quad (1)$$

$$S_{pq} = \frac{1}{N-1} \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n (X_{pi} - \bar{X}_p)(X_{qj} - \bar{X}_q) \quad (2)$$

$$\sigma_{X_p} = \sqrt{S_{pp}} \quad (3)$$

この際、変数のスケールの大きさによって分散値に差が生じてしまうため、それを防ぐために防ぐためにデータを標準化する。

$$\tilde{X}_p = \frac{X_p - \bar{X}_p}{\sigma_{X_p}} \quad (4)$$

そして第 m 主成分 z_m を標準化したデータを用いて式 5 と表す。

$$z_m = \sum_{p=1}^P w_{pm} \tilde{X}_p \quad (5)$$

この z_m の分散が最大の時の w_{pm} を求めればよい。この解は変数 $X_p(p = 1 \sim P)$ の相関関数 R の第 m 固有値 λ_m に対応する固有ベクトルとなる。

2. 求めた固有ベクトルと相関行列 R から主成分スコアを求め、各主成分の寄与率を計算し、採用する主成分を決定する。

求めた第 m 主成分の寄与率を算出する。第 m 主成分の寄与率は固有値 λ_m を用いて式 6 で表される。

$$C_m = \frac{\lambda_m}{\sum_{p=1}^P \lambda_p} \quad (6)$$

寄与率とは各主成分がもとのデータの特徴をどの程度表現できているかを示した指標である。主成分分析においてどこまでの主成分を採用するかという判断の一つとして各主成分の寄与率を足し合わせた累積寄与率が 70~80% という目安があり、それをもとに採用する主成分を決定する。

3. 各主成分スコアと各主成分の因子負荷量を見て、各主成分が表す指標を理解する。

採用する主成分が決定したら実際にその主成分スコアをグラフにプロットした値とその主成分に対する各変数の因子負荷量から各主成分の表している特徴を理解する。因子負荷量とは各変数とその主成分に影響を強く及ぼしているかどうかの指標であり、主成分と変数との相対係数として定義される。

第 m 主成分 z_m と変数 X_p との間の因子負荷量は式 7 で表される。

$$r_{z_m X_p} = \frac{\sigma_{z_m X_p}^2}{\sigma_{z_m} \sigma_{X_p}} \quad (7)$$

以上の手順から計測した項目に対して主成分分析を用いることで、計測項目全体が持っている特徴、意味づけを理解することができる。

最終的に算出される n 個の説明変数 x_n による主成分 PC_m を式 8 に示す.

$$\begin{aligned}
 PC_1 &= a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n \\
 PC_2 &= a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \cdots + a_{2n}x_n \\
 &\vdots \\
 PC_m &= a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \cdots + a_{mn}x_n
 \end{aligned} \tag{8}$$

式中の a_{mn} は各説明変数の係数であり, 相関関数 R の固有値 λ に対応する固有ベクトルである.

本研究では AIST 人体寸法データベース 91-92[27] に含まれる男性成人被験者 87 名, 人体寸法項目 52(高さ 23 項目, 肢長 6 項目, 幅 13 項目, 圧径 8 項目, 体重 1 項目) からなる寸法データを用いた. Table1 に利用した統計データを示す. このデータベースに対し主成分分析を行った結果を Table2, 3 に示す. 本研究では, 累積寄与率が 85% を超える第 5 主成分までを採用する.

また, Table3 に因子負荷量を示す. この結果から, 第 1 主成分は「全身の大きさ」, 第 2 主成分は「身体の細長さ (肥満度尺度)」, 第 3 主成分は「(肢長に対する) 胴部の長さ」, 第 4 主成分は「(胴部に対する) 腿の太さ」, 第 5 主成分は「殿部の大きさ」を表現していると解釈できる.

主成分分析を適用することにより, 多数の人体寸法データを少数の主成分にて表現することが可能であり, 対象者の主成分得点を推定することができれば元の人体寸法のデータセットを復元することができる.

本研究では, この特性を利用し, ロボット搭載センサから計測できる一部の人体寸法から主成分得点を推定し, その主成分得点を用いてデータを復元することで, 元の 52 項目の人体寸法推定を推定する.

Table 1: List of body dimensions($n=83$)

人体寸法項目	Avg.	Min	Max	S.D.
体重	62.8	47.8	91.0	8.6
身長	171.1	156.5	187.7	6.5

Continued on next page

continued from previous page

人体寸法項目	Avg.	Min	Max	S.D.
内眼角高	159.6	145.6	177.7	6.3
耳珠高	157.5	143.1	175.1	6.3
胸骨上縁高	138.7	125.3	155.3	5.6
乳頭高	124.1	113.2	138.7	5.1
頸椎高	145.5	131.9	160.7	6.0
腋窩高	125.9	114.0	139.3	5.4
腸骨稜高	101.9	92.2	113.5	4.5
胴囲高	103.3	94.9	114.6	4.4
臍高	100.3	90.4	111.2	4.5
上前腸骨棘高	93.2	82.5	103.7	4.5
転子高	87.7	79.4	97.7	4.0
殿溝高	74.5	67.0	82.5	3.7
股下高	78.6	70.3	88.5	3.7
肩峰高	137.9	125.5	153.3	5.8
橈骨点高	106.6	97.5	119.4	4.5
橈骨茎突高	82.0	74.3	92.3	3.8
指先端高	64.4	58.0	73.1	3.3
中指指節高	73.4	66.0	83.3	3.6
膝蓋骨中央高	46.1	41.9	52.0	2.3
上肢挙上指先端高	214.8	192.7	241.4	8.8
最大身長	171.9	157.2	188.3	6.4
握り軸高	75.2	67.3	85.3	3.7
上肢長	73.7	64.4	81.6	3.2
上腕長	31.2	26.8	35.0	1.6
前腕長	25.4	22.2	28.8	1.2
手長	18.9	16.8	20.9	0.9

Continued on next page

continued from previous page

人体寸法項目	Avg.	Min	Max	S.D.
大腿長	41.0	36.4	45.5	2.0
下腿長	39.4	35.3	45.2	2.0
頸付根幅	14.4	12.6	16.4	0.8
肩幅	45.6	41.4	52.1	2.3
胸部横径	28.9	25.9	33.9	1.6
下胸部横径	28.6	25.4	33.6	1.6
殿幅	32.8	29.2	37.2	1.7
肩峰幅	39.8	35.2	44.2	1.8
胴部横径	25.9	21.8	31.3	1.8
腸骨稜幅	27.1	23.9	31.6	1.6
大転子間幅	30.7	27.8	34.7	1.5
前腕最大幅	9.3	8.0	10.7	0.6
大腿幅	16.5	14.1	19.0	1.3
膝幅	10.7	9.4	12.5	0.6
下腿最大幅	11.2	9.4	12.9	0.8
下腿最小幅	5.8	4.9	7.0	0.4
胸部厚径	21.1	17.7	25.8	1.5
胴部厚径	19.1	16.4	24.4	1.8
腹部厚径	19.6	16.2	24.5	1.9
殿部厚径	23.1	19.0	26.4	1.8
大腿厚	16.5	12.8	20.8	1.5
膝厚	11.5	9.8	13.5	0.7
下腿最大厚	10.9	9.1	12.9	0.8
下腿最小厚	7.3	6.5	8.4	0.4

Table 2 PCA result of body dimension database

	寄与率 [%]	累積寄与率 [%]
PC ₁	59.92	59.92
PC ₂	16.95	76.87
PC ₃	3.92	80.79
PC ₄	3.11	83.90
PC ₅	2.05	85.95

Table 3: Factor loading of each body dimension

人体寸法項目	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5
体重	0.78	0.60	0.03	-0.03	0.00
身長	0.95	-0.25	0.07	0.08	0.03
内眼角高	0.95	-0.24	0.05	0.08	0.03
耳珠高	0.95	-0.26	0.06	0.08	0.03
胸骨上縁高	0.95	-0.26	0.07	0.04	0.01
乳頭高	0.92	-0.34	0.09	0.04	0.02
頸椎高	0.95	-0.26	0.06	0.04	-0.01
腋窩高	0.92	-0.34	0.12	0.03	-0.03
腸骨稜高	0.93	-0.27	-0.06	-0.12	-0.04
胴囲高	0.93	-0.30	-0.05	-0.07	0.00
臍高	0.92	-0.31	-0.08	-0.05	-0.01
上前腸骨棘高	0.87	-0.28	-0.13	-0.15	-0.03
転子高	0.92	-0.26	-0.15	-0.15	-0.02
殿溝高	0.85	-0.35	-0.23	-0.13	-0.04
股下高	0.85	-0.32	-0.19	-0.11	-0.06
肩峰高	0.95	-0.24	0.13	0.00	-0.02

Continued on next page

continued from previous page

人体寸法項目	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5
橈骨点高	0.93	-0.22	0.24	-0.01	-0.07
橈骨茎突高	0.88	-0.22	0.37	-0.02	-0.13
指先端高	0.78	-0.22	0.52	-0.03	-0.16
中指指節高	0.83	-0.22	0.44	-0.04	-0.14
膝蓋骨中央高	0.88	-0.22	-0.17	-0.15	-0.07
上肢拳上指先端高	0.94	-0.23	-0.10	0.06	0.03
最大身長	0.95	-0.27	0.06	0.08	0.03
握り軸高	0.84	-0.24	0.40	-0.03	-0.12
上肢長	0.88	-0.23	-0.31	-0.04	0.09
上腕長	0.81	-0.21	-0.17	-0.19	0.08
前腕長	0.80	-0.15	-0.34	-0.05	0.21
手長	0.69	-0.12	-0.39	0.04	-0.09
大腿長	0.84	-0.27	-0.15	-0.16	0.03
下腿長	0.86	-0.23	-0.18	-0.16	-0.07
頸付根幅	0.69	0.19	-0.21	0.22	-0.22
肩幅	0.69	0.56	-0.17	0.20	-0.12
胸部横径	0.58	0.59	-0.24	0.08	-0.03
下胸部横径	0.53	0.60	-0.27	0.05	0.00
殿幅	0.69	0.42	0.13	0.09	0.44
肩峰幅	0.70	0.15	-0.29	0.37	-0.11
胴部横径	0.55	0.66	-0.07	-0.24	0.07
腸骨稜幅	0.69	0.03	0.22	0.21	0.48
大転子間幅	0.79	0.17	0.10	0.03	0.45
前腕最大幅	0.53	0.66	-0.04	0.05	-0.10
大腿幅	0.56	0.71	0.04	-0.08	0.15
膝幅	0.64	0.51	0.20	0.07	0.15

Continued on next page

continued from previous page

人体寸法項目	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5
下腿最大幅	0.54	0.61	-0.02	0.25	-0.14
下腿最小幅	0.53	0.38	0.00	0.46	0.01
胸部厚径	0.42	0.61	-0.15	-0.38	0.05
胴部厚径	0.33	0.73	0.05	-0.45	-0.07
腹部厚径	0.31	0.72	0.14	-0.36	-0.12
殿部厚径	0.48	0.61	0.22	-0.25	-0.02
大腿厚	0.50	0.74	0.14	-0.16	-0.08
膝厚	0.73	0.46	0.00	0.18	0.06
下腿最大厚	0.59	0.61	0.06	0.13	-0.18
下腿最小厚	0.66	0.42	0.06	0.36	-0.23

2.2 Kinect センサを用いた主成分得点の推定

Kinect センサはステレオカメラのような視差による距離画像取得方法ではなく、StructureLight と呼ばれる赤外線を決められた点群パターンを照射し、対象に当たって歪んだパターンを赤外線カメラで撮影することで距離情報を取得する [34]。この Kinect を用いたマーカレスモーションキャプチャシステムが Microsoft が提供する KinectSDK である。KinectSDK は Fig.2 に示すような肘、膝などの合計 20 カ所の関節位置をマーカを用いることなく推定できる。この関節位置推定には Shotton らによる推定手法 [35] が用いられており、人の様々な姿勢に対して距離画像を大量に生成した多量のサンプルを機械学習を用いて学習させ、識別器から関節の位置を推定する。この大量の距離画像のデータによって腕などの体の一部分が見えていなくても確率的に位置を推定することができる。

本研究では KinectSDK を用いて得られた関節の 3 次元位置と距離画像の情報から算出可能な人体寸法を計測項目として利用する。本研究で使用しているデータベースに含まれる人体寸法は、その多くが体表面上に対応点が存在している。そのため、Kinect で推定している身体内部に存在する関節位置と直接対応する人

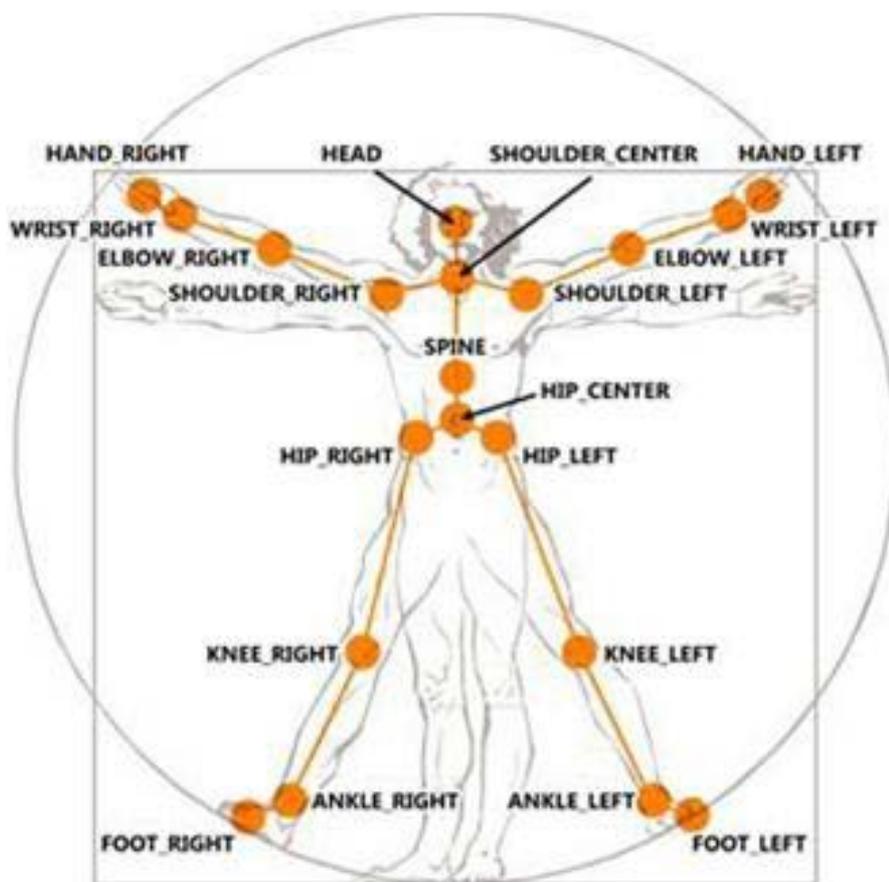


Fig. 2 The spatial relationship figure of bone

体寸法項目が少ない。そこで本研究では、KinectSDK から得られる骨格情報だけでなく、距離画像を用いて対応点を探索し、計測項目を追加している。

KinectSDK から得られる距離画像と骨格の推定位置を用いて算出する人体寸法項目を Table4 並びに Fig.3, 4 [33] に示す。計測項目としては、身長、頸椎高、肩峰高、腸骨稜点高、膝蓋中央高といった高さに関する寸法5項目、上腕長、前腕長といった肢長に関する寸法2項目、肩峰幅、殿幅といった幅に関する寸法2項目、胸部厚径、殿部厚径といった厚径に関する寸法2項目の計11項目の人体寸法を距離画像センサから推定する。

項目 2.-7. については KinectSDK で推定可能な骨格位置情報 20 点から算出し、項目 1 及び項目 8.-11. はそれに加えて Kinect から得られる骨格位置座標を元に距離画像上で対応点を探索することで算出した。尚、項目 10.-11. については、人の側面から測定する。

Table 4 Measurement items used with Kinect

番号	計測項目	算出方法	計測方向
1	身長	距離画像を併用	前面
2	頸椎高	KinectSDK のみ	前面
3	肩峰高	KinectSDK のみ	前面
4	腸骨稜点高	KinectSDK のみ	前面
5	膝蓋中央高	KinectSDK のみ	前面
6	上腕長	KinectSDK のみ	前面
7	前腕長	KinectSDK のみ	前面
8	肩峰幅	距離画像を併用	前面
9	殿幅	距離画像を併用	前面
10	胸部厚径	距離画像を併用	側面
11	殿部厚径	距離画像を併用	側面

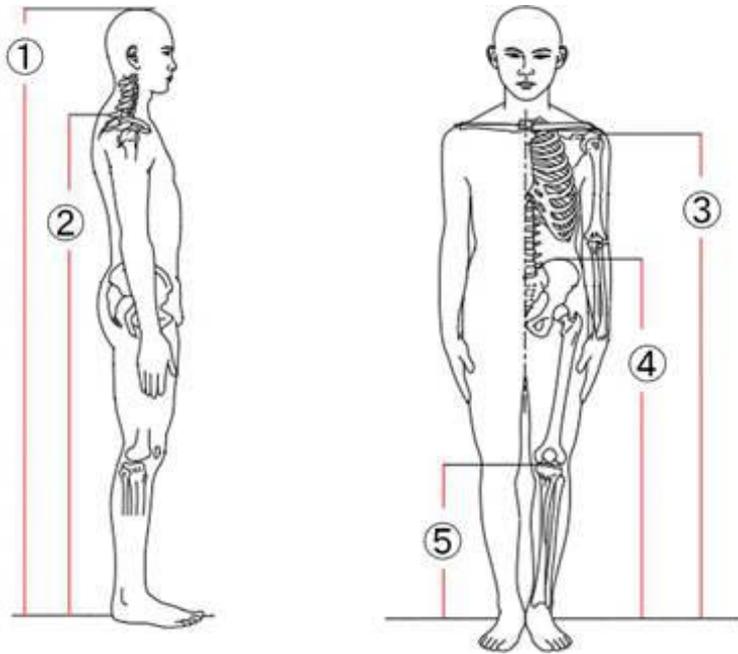


Fig. 3 Height related measurement items with Kinect

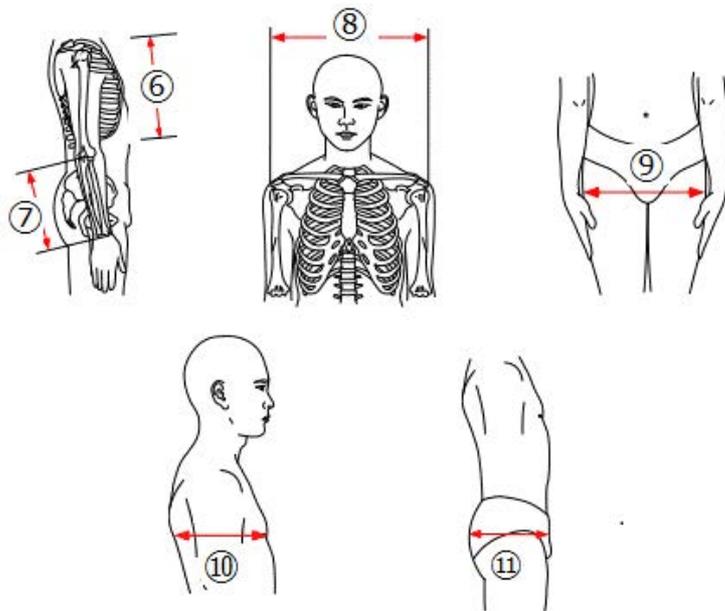


Fig. 4 Breath and Segment Length Measurement items with Kinect

2.3 KinectSDKによる人体寸法の計測

2.3.1 KinectSDKによる計測項目

本研究では，KinectSDKで推定可能な骨格情報だけでなく，それらを参照して距離画像上の対応点を探索することで計測項目を追加している．本節では追加した1.身長，8.肩峰幅，9.殿幅，10.胸部厚径，11.殿部厚径の5項目の算出方法について述べる．

1.身長，8.肩峰幅の算出には，KinectSDKで得られる20点の関節位置情報に加え，KinectSDKから得られる骨格リンクの延長線上の端点を距離画像から探索している．この際，前後方向の誤差を抑えるため，探索した距離画像中の頭部上端に対し距離画像センサの原点から直線を伸ばし，その直線と各リンクの延長線上の交点を対応点としている．身長で用いる頭頂点としては，センサ原点からの直線とHEAD-SHOULDER_CENTERの二点を通る直線との交点を頭頂点としている．(Fig.5)．この頭頂点と各リンクの長さを足し合わせ，身長を算出している．

同様に，SHOULDER_RIGHT-SHOULDER_LEFTの延長線上の端点を探索し，肩峰幅を算出している．

9.殿幅，10.胸部厚径，11.殿部厚径は，KinectSDKから得られる特定の関節位置を基準とし，一定範囲内の最突出点を探索して算出している．

9.殿幅は正面からの計測におけるHIP_RIGHT，HIP_LEFTの高さを基準とし，一定範囲内における最大幅を殿幅としている

10.胸部厚径は，側面からの計測におけるSHOULDER_RIGHT(またはSHOULDER_LEFT)の高さを基準とし，一定範囲内で最も前頭面に突出している点を乳頭位とし，その高さにおける幅から算出する．

11.殿部厚径は，側面からの計測におけるHIP_RIGHT(またはHIP_LEFT)の高さを基準とし，そこから一定範囲内のうち最も殿部が後方に突出している点を殿突点とし，その高さにおける幅から算出する．

Fig.6，Fig.7に，前面，側面時の対応点探索の様子を示す．図中のオレンジ色の点が距離画像上の対応点の探索結果である．

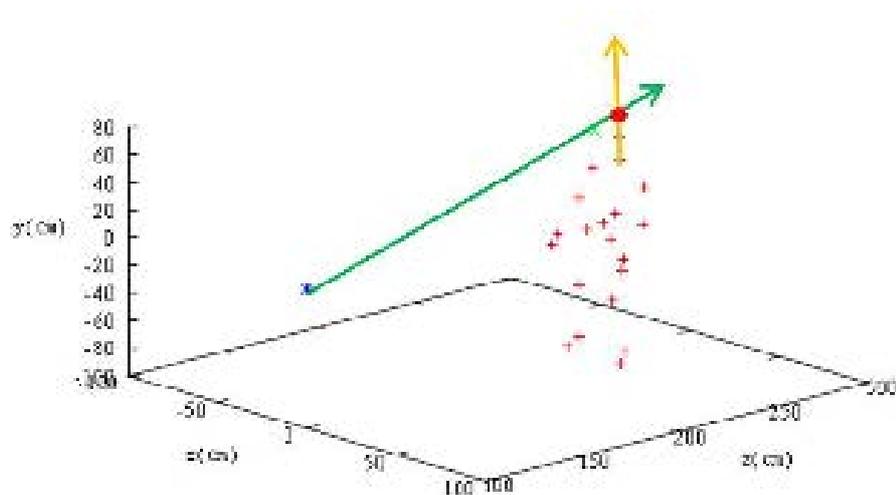


Fig. 5 Estimate of the head top

2.3.2 Kinect による計測項目に対する重回帰分析

距離画像センサ Kinect だけでは、主成分を直接計測できず、人体寸法 52 項目全てを計測することもできない。本研究では、少数の計測項目から主成分を推定するために重回帰分析を適用した。

重回帰式の線形モデル式を式 9 に示す。

$$y = \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \cdots + \beta_n x_n + \beta_{const} \quad (9)$$

y が目的変数、 x が説明変数、 β が回帰係数、 β_{const} が定数項である。

重回帰分析を行った結果を Fig.5, 6 に示す。

まず、KinectSDK から算出できる 6 項目 (Table 4 に示す計測項目 2.-7.) を説明変数とし、少数減少法により行った重回帰分析について述べる。第 1 主成分においては、2. 頸椎高 1 項目で自由度調整済み決定係数が 89.2% と高い値となっている。しかし、それ以外の主成分に関しては自由度調整済み決定係数が非常に低い。例えば、第 2 主成分においては、4. 腸骨稜点高 1 項目に対し自由度調整済み決定係数が 6.3% という低い値になっている。第 2 主成分は「身体の細長さ (肥満

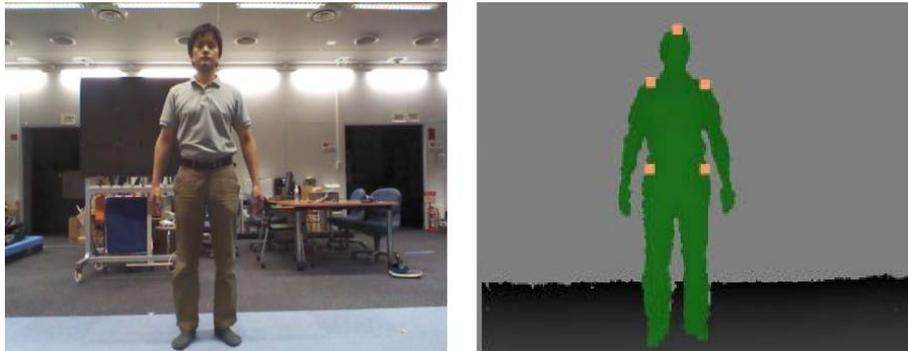


Fig. 6 Searched point (front view)

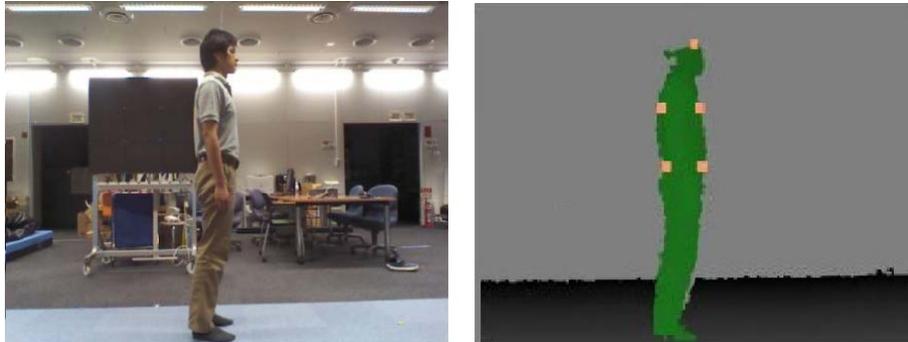


Fig. 7 Searched point (side view)

Table 5 Result of multiple regression analysis (1/2)

		Adj.R ²	説明変数	p
6 項目 (KinectSDK)	PC1	89.2	頸椎高	***
	PC2	6.3	腸骨稜点高	*
	PC3	0.1	前腕長	*
	PC4	0.1	膝蓋中央高	*
	PC5	0.3	肩峰高	*
9 項目 (前面方向)	PC1	93.9	身長	***
			肩峰幅	***
	PC2	51.3	腸骨稜点高	***
			肩峰幅	**
			殿幅	***
	PC3	24.6	前腕長	***
			肩峰幅	***
			殿幅	***
	PC4	17.5	頸椎高	***
			肩峰幅	*
	PC5	33.2	肩峰高	*
			肩峰幅	***
殿幅			***	

***:|p| <0.001, **:|p| <0.01, *:|p| <0.05

Table 6 Result of multiple regression analysis (2/2)

		Adj.R ²	説明変数	p
11 項目 (提案手法)	PC1	96.8	身長	***
			肩峰幅	***
			殿幅	*
			胸部厚径	***
			殿部厚径	***
	PC2	83.1	腸骨稜点高	***
			肩峰幅	***
			殿幅	***
			胸部厚径	***
			殿部厚径	***
	PC3	33.5	前腕長	**
			肩峰幅	***
			胸部厚径	**
			殿部厚径	**
	PC4	51.7	肩峰高	***
			肩峰幅	***
			殿幅	***
			胸部厚径	***
			殿部厚径	**
	PC5	42.1	肩峰高	*
肩峰幅			*	
殿幅			***	
殿部厚径			***	

***:|p| <0.001, **:|p| <0.01, *:|p| <0.05

度尺度)」を表す指標であるため、幅方向や厚さといった情報が不足しているためだと考えられる。また、第3, 4, 5主成分も第2主成分と同様に、相関関係のある項目が存在しないため自由度調整済み決定係数が低くなっていると考えられる。

次に、正面距離画像上の対応点を探索することで算出した1.身長, 8.肩峰幅, 9.殿幅の3つを加えた全9項目を説明変数とし、変数減少法により行った重回帰分析について述べる。第1主成分においては、1.身長, 9.殿幅の2項目で自由度調整済み決定係数が95.3%とより高い値となっている。また、第2-5主成分も自由度調整済み決定係数の改善がみられており、特に第2主成分においては51.3%と著しい改善みられている。これは、肥満度尺度と相関性の高い8.肩峰幅, 9.殿幅のといった幅に関する計測項目を加えたことでより正確に推定可能となったと考えられる。同様に、第5主成分は「殿部周りの幅」なので、9.殿幅が加わったことで改善し、自由度調整済み決定係数が33.2%となっている。

最後に、前面方向だけでなく、側面方向からも計測することによって得られる10.胸部厚径, 11.殿部厚径の2項目を加えた全11項目を説明変数とし、変数減少法により行った重回帰分析について述べる。第1主成分においては、1.身長, 8.殿幅, 10.胸部厚径, 11.殿部厚径の4項目で自由度調整済み決定係数が96.8%と高い割合を示している。第2主成分においては、4.腸骨稜点高, 8.肩峰幅, 9.殿幅, 10.胸部厚径, 11.殿部厚径の5項目に対し自由度調整済み決定係数が83.1%と、自由度調整済み決定係数のさらなる改善がみられた。肥満度尺度に相関のある厚径の項目が加わったことが、説明率の向上につながっていると考えられる。また、第4主成分においても、3.肩峰高, 8.肩峰幅, 10.胸部厚径, 11.殿部厚径の4項目で51.7%と大きく改善している。これも第2主成分と同様に、主成分得点と相関の高い厚径に関する項目が加わったためであると考えられる。一方、第3主成分においては7.前腕長, 8.肩峰幅, 10.胸部厚径, 11.殿部厚径の4項目で33.5%、第5主成分においては3.肩峰高, 8.肩峰幅, 9.殿幅, 11.殿部厚径の4項目で42.1%とこれらの主成分は依然として低い値を示している。

また、全11項目を説明変数として得られた回帰式を以下に示す。

$$PC_1 = \beta_{11}x_1 + \beta_{18}x_8 + \beta_{18}x_{10} + \beta_{19}x_{11} + \beta_{const1} \quad (10)$$

$$PC_2 = \beta_{24}x_4 + \beta_{28}x_8 + \beta_{29}x_9 + \beta_{210}x_{10} + \beta_{211}x_{11} + \beta_{const2} \quad (11)$$

$$PC_3 = \beta_{37}x_7 + \beta_{38}x_8 + \beta_{310}x_{10} + \beta_{211}x_{11} + \beta_{const3} \quad (12)$$

$$PC_4 = \beta_{43}x_3 + \beta_{48}x_8 + \beta_{49}x_9 + \beta_{410}x_{10} + \beta_{411}x_{11} + \beta_{const4} \quad (13)$$

$$PC_5 = \beta_{53}x_3 + \beta_{53}x_3 + \beta_{28}x_8 + \beta_{29}x_9 + \beta_{511}x_{11} + \beta_{const5} \quad (14)$$

この回帰式を用いることで、前面、側面方向からの計測される6項目より第1主成分を説明率96.8%、第2主成分を説明率83%、第3主成分を説明率33.5%、第4主成分を説明率53.6%、第5主成分を説明率42.1%で推定することができる。なお、これらの主成分得点と計測項目の相関はあくまで統計的な値であり、人類学的な相関を保証するものではない。

主成分得点を推定することができれば、採用した各主成分に対して因子負荷量の大きな人体寸法を統計学的に推定することができる。これを利用することで、体重のような Kinect では直接できない人体寸法項目や対応点の探索が難しい人体寸法項目に関しても推定することができる。

例として、人体寸法項目のうち第1主成分 PC_1 、第2主成分 PC_2 に対する因子負荷量が共に大きく正であった体重 W について、第1主成分 PC_1 、第2主成分 PC_2 より推定する回帰式を式15に示す。

$$W = s_w \times (a_{w_1}PC_1 + a_{w_2}PC_2) + \bar{W} \quad (15)$$

a_{w_1} 、 a_{w_2} は式8に示す逆行列の固有値で、 \bar{W} は平均体重、 s_w は体重の標準偏差である。

体重だけでなく、主成分分析に用いた52項目の人体寸法項目のうち、各主成分に対する因子負荷量が大きいのに関しても同様に推定可能である。

2.4 Kinect を用いた人体寸法推定システム評価実験

2.4.1 人体寸法計測精度精度評価実験

本研究で提案した11の計測項目について身長165~185cm、体重55~80kgの20代日本人男性被験者10名に対し距離画像センサ Kinect を用いて人体寸法計測を行った。測定は腕を体から離れた直立姿勢で行い、Kinect センサからの距離

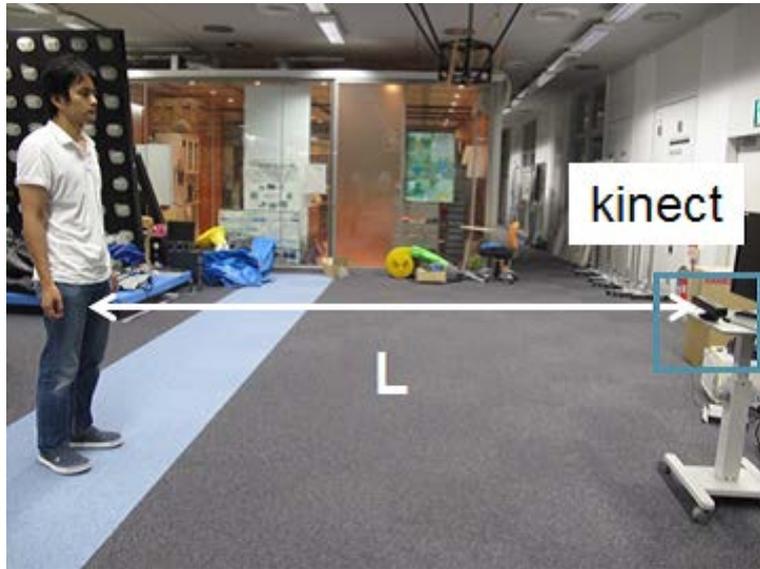


Fig. 8 Kinect Experiment

$L = 2.5\text{m}$, 3.0m , 3.5m を変化させて各 100 回ずつ計測する．測定時の姿勢の条件として，以下の条件を設定した．

1. 背中が曲がっていない ($Head - Shoulder_center - spine$ 関節角)
2. 左膝が曲がっていない ($Hip_left - Knee_left - Foot_left$ 関節角)
3. 右膝が曲がっていない ($Hip_right - Knee_right - Foot_right$ 関節角)
4. 左手先が体側部に接していない ($Shoulder_right - hand_right$ の位置関係)
5. 右手先が体側部に接していない ($Shoulder_left - hand_rleft$ の位置関係)
6. 側面計測時, 手先が体側部にある ($Spine$ と $hand_rleft, hand_rleft,$ の位置関係)

実験の様子を Fig.8 に示す．評価は，データ解析に用いた人体寸法データベースを作成した計測技能保持者が，人間工学的な方法で計測した寸法を真値とし，誤差を評価することで行った．

結果を Table7 に示す. Table 7 において, 上腕長を除く計測項目において誤差率が 10%未満となっており, 身長, 頸椎高や肩峰高といった高さに関する項目の誤差が特に小さくなっている. これは, 高さ方向の寸法が他の寸法に比べて真値が大きく, Kinect の解像度により発生する誤差の影響が小さいからと考えられる.

その他の原因として, 本稿で用いたデータベースは着衣の影響を考慮しておらず, 計測点が服で隠れてしまう項目についてはデータベースと差異がでてしまうことが考えられる. 今後は, 着衣の影響を考慮した計測手法が課題となる.

Table 7 Accuracy of measurement items(10 males)

計測項目	平均二乗誤差率 [%]
身長	1.16
頸椎高	1.74
肩峰高	2.53
腸骨稜点高	4.47
膝蓋中央高	8.99
上腕長	11.97
前腕長	3.21
肩峰幅	6.34
殿幅	6.26
胸部厚径	7.07
殿部厚径	7.29

2.4.2 主成分得点を用いた身長・体重・腹部厚径の推定

人体寸法推定システムを評価するために, 主成分分析に用いたデータベースに含まれない身長 165~185cm, 体重 55~80kg の 20 代男性被験者 10 名に対し実験を行い, その結果算出された主成分得点を用いて身長・体重・腹部厚径の推定を

行なった。Kinectによる人体寸法の計測条件は、前述の人体寸法計測精度精度評価実験に準じる。

身長は対応点探索により直接計測できるが、本節では算出した主成分を用いて推定した値について述べる。評価は、データ解析に用いた人体寸法データベースを作成した計測技能保持者が、人間工学的な方法で計測した寸法を真値とし、誤差を評価することで行った。

主成分得点の推定には、前面方向からの計測項目9つを用いた回帰式、前面・側面方向からの計測項目11つを用いた回帰式で行った。また、計測項目11つを用いた推定では比較のため、説明率の高かった第1,2主成分得点のみを用いた身長・体重・腹部厚径の推定、第5主成分までを用いた身長・体重・腹部厚径を推定を行なった。推定結果をTable 8に示す。

Table 8 Accuracy of estimated body dimension(10 males)

	対象項目	平均二乗誤差	平均二乗誤差率 [%]
9項目 (前面のみ) (第2主成分まで)	身長	7.1[cm]	4.1
	体重	8.1[kg]	11.2
	腹部厚径	5.2[cm]	29.0
11項目 (第2主成分まで)	身長	3.3[cm]	1.9
	体重	7.2[kg]	10.1
	腹部厚径	4.5 [cm]	23.7
11項目 (第5主成分まで)	身長	3.3[cm]	1.9
	体重	6.5[kg]	9.6
	腹部厚径	4.7 [cm]	25.0

まず、第2主成分までを用いた推定に関して説明する。身長・体重に関しては誤差率10%程度で推定できており、前面方向から計測できる9項目を用いて算出した主成分を用いて推定した場合と比べ、側面方向からの計測項目を含む11項目を用いて推定した場合の方が精度が高いことがわかる。一方、腹部厚径は20%近

い誤差率となっている。これは、計算に用いられていない第4主成分に対する腹部厚径の負の因子負荷量が大きく、第1, 2主成分まででは十分説明できないためであると考えられる。そのため、第1, 2主成分得点の推定精度が向上しただけでは、これらの項目の推定精度は向上しないと考えられる。

続いて、推定に用いる主成分を加えた場合に関して説明する。第5主成分まで用いた場合、身長・体重の推定精度向上は僅かな上、腹部厚径に関しては精度が悪化している。これは、第3主成分、第4主成分、第5主成分に対して適用した重回帰分析において自由度調整済み決定係数の値が低かったことから、主成分得点の推定誤差が生じたためであると考えられる。身長・体重に関して大きく精度が下がらなかったのは、第1, 第2主成分と比べ第3, 4, 5主成分に対する因子負荷量が小さかったためであると考えられる。

以上の結果から、身長や体重など主成分得点と相関の高い人体寸法について、適切に推定できていることがわかる。人体寸法項目の推定精度向上には、Kinectによる計測項目を増やし、主成分得点を求める重回帰式の説明率向上と、推定対象と相関の高い主成分得点を適切に利用する必要がある。

3. 人の移動軌情報

本項では、LRF スキャンデータを用いた環境中に存在する歩行者の位置を計測する手法と、それにより得られた人の移動軌跡に基づいた「人の移動軌跡地図」を生成する手法について述べる。

人と環境を共有するロボットはサービス対象である人の活動を妨げないように行動することが望ましい。そのためには、環境がどのような使われ方をしているか認識し、それに合わせて行動する必要がある。しかし、環境の使われ方を直接センサで計測することは難しく、人の行動から推定する必要がある。人の行動解析としては、RFID タグや GPS(Global Positioning System) 測位、カメラなどを用いて計測された人の移動軌跡を利用した研究が存在する。Denurdjian らは、日常行動における人の位置と速度を用いてクラスタリングを行い、ActivityMap と呼ばれる行動パターンの抽出を行っている [36]。また、Sparacino らは博物館学で知られた基本パターンを定義しておき、ウェアラブルデバイスを用いて行動パターンを分類するプロジェクトを行っている [37]。これらのように、人の移動軌跡に基づく行動解析は広く行われており、移動軌跡情報とそこから得られる情報を用いてロボットは環境認識を行うことができる。

本研究では、移動ロボットによる経路計画への応用を前提とし、人の移動軌跡情報から得られる情報を地図に付与する。歩行者の移動軌跡から得られる情報としては、各グリッドにおける人の平均移動速度、移動確率分布、通過回数、滞留頻度といった直接算出される情報と、それらの情報を元に交差領域・通路領域の分類について扱う。

3.1 移動軌跡の計測手法

3.2 従来研究

移動物体の認識・識別手法は広く研究されている。行動解析に利用するための移動軌跡の計測には、RFID タグを利用したもの [14][17] や環境中に設置したカメラ [15][22] などのユビキタスネットワークを利用している研究が存在する。RFID

を用いた手法は、ある領域周辺であるといった定点での観測には有効であるが、多数のセンサを設置すると読み取り範囲が互いに重なってしまい、センサ出力に対し特定の場所であると意味づけすることが困難である。神田ら [17] は複数の RFID タグリーダによるタグ位置推定を行っているが、タグリーダの設置数により位置精度が変わってしまうため、大域的な計測には有効であるがロボットナビゲーション用の占有格子地図と組み合わせるには精度が低い。カメラを用いた手法では、カメラの視野角が限られるため環境中をくまなく計測するのは難しい。そこで本研究では、LRF を用いた移動体追跡手法により移動軌跡の計測を行う。

LRF を用いた移動体追跡手法は、これらの手法と比べて1つのセンサで広範囲の計測を行えるという特徴がある。LRF を用いた移動体追跡では、移動物体から得られた LRF スキャンの形状を用いて物体を識別する [38][39]。これらの方法は LRF スキャンを分割する必要があるが、手と胴体といった1つの移動体から複数のセグメントが得られることや、歩行者がつかれて歩いている場合などでセグメントを適切に分割できないという問題が或る。森らは、複数フレームの LRF スキャンを占有格子地図に描画し、AdaBoost を用いて形状を分類することにより移動物体を検出・識別する方法を提案している [40]。この手法により、セグメント分割の問題や LRF スキャン形状の不安定さは解決できるが、移動物体が他の物体の近くを動いている場合に識別率が下がるという問題が或る。

また、歩行者の移動を予測することは困難であるため、複数の歩行者追跡を実現する手法としてパーティクルフィルタが用いられることが多い。複数の対象を追跡する際には、単純なパーティクルフィルタではパーティクルの分布に偏りが発生してしまうため、それを避ける手法が提案されている。Vermaak らは、全体の確率密度分布を個別の対象の状態の確率密度分布の重み付き和で表現する Mixture Particle Filter を提唱し、動画像中から人抽出と追跡を行った [41]。また、倉爪らは、SIR (Sequential Importance Resampling) パーティクルフィルタ、MCMC (Markov Chain Monte Carlo) パーティクルフィルタの2種類を結合することで、複数のカメラとレーザーレンジファインダからの移動体追跡を実現した [42]。

このように、歩行者同士が近傍にいる際、形状情報から歩行者を区別し、個別に歩行者追跡を行うことは難しいため、人数にかかわらず歩行者グループとして

抽象的に扱われることが多い [43].

これを解決するため、本研究ではクラスタベース SJPDAFs[44] による追跡手法 [28] を用いた。SJPDAFs は誤検出やオクリュージョンに頑健であり、パーティクルフィルタにより柔軟な追跡が可能である。SJPDAFs では、複数仮説を導入することで、追跡対象と対応する LRF セグメントをクラスタに分割し、各クラスタを歩行者グループと分類する。分類された各クラスタ内の歩行者の人数は独立に推定され、各歩行者は個別に追跡される。本手法ではクラスタを、対応しうる特徴を共有する追跡対象の集合と、それらの集合と対応しうる全ての特徴を合わせたものと定義し、歩行者の人数推定と分類は各クラスタ毎に実行される。これにより、従来区別することが困難であった移動軌跡の合流・分離問題に対し頑健であるという特徴がある。

本手法は、以下の手順で行われる。

1. 直前の数フレームの LRF データを用いて、移動物体候補を抽出する。また、移動物体候補のグルーピングを行う。
2. 各クラスタのパーティクルを更新し、各クラスタと対応する LRF セグメントを列挙する。
3. LRF セグメントに基づきクラスタの合流と分割を行う。
4. SJPDAFs クラスタ毎に追跡処理を行う。
5. SVM(Support Vector Machine) を用いてクラスタ内の人数推定及び分類を行う。
6. 追跡対象となっていない移動物体候補グループに対し SJPDAFs クラスタの初期化を行う。

各クラスタ内の人数推定と分類には SVM を用いている。LRF データはオクリュージョンや物体の反射率の差などの影響により、形状が不安定となるため、ある時刻における単一のデータを用いるのではなく、時系列データを用いた識別手法を導入している。時刻 t におけるクラスタ内の特徴ベクトルを $z_f(t)$ 、時刻 0

から t までのクラスタ内の特徴ベクトルの集合を $Z_f^t = z_f(0) \cdots z_f(t)$ とし、移動物体分類のクラス c_n を c_0 : 誤検出, c_1 : 歩行者 1 人, c_2 : 歩行者 2 人, \dots c_5 : 歩行者 5 人と定義している. 推定したい値は $P(c_n|Z_f^t)$ であり, 式を変換することで以下が得られる.

$$P(c_k(t)|Z_f^t) = \alpha \cdot P(z_f(t)|c_k(t)) \cdot P(c_k(t)|Z_f^{t-1}) \quad (16)$$

$$P(c_k(t)|Z_f^{t-1}) = \sum_n [P(c_k(t)|c_k(t-1) = n) \cdot P(c_k(t-1) = n|Z_f^{t-1})] \quad (17)$$

さらにベイズの公式から以下が得られる.

$$\begin{aligned} P(z_f(t)|c_k) &= \frac{P(c_k|z_f(t))P(z_f(t))}{P(c_k)} \\ &= \alpha \frac{P(c_k|z_f(t))}{P(c_k)} \end{aligned} \quad (18)$$

$P(c_k|z_f(t))$ は SVM から推定可能であり, $P(c_k)$ は学習データから推定できる. SVM で用いた特徴を以下に示す.

- z_{f0} : LRF セグメントの個数
- z_{f1} : LRF セグメントの長さの総和
- z_{f2} : 速度の平均値
- z_{f3} : バウンディングボックスの方向と
速度ベクトル平均の向きの差
- z_{f4} : バウンディングボックスの長辺の長さ
- z_{f5} : バウンディングボックスの短辺の長さ

本手法を適用することにより, 歩行者グループの追跡だけでなく, 歩行者グループ内に含まれる 5 人までの歩行者を個別に検出, 追跡することが可能である.

3.3 移動軌跡からの情報抽出と投票

歩行者追跡システムにより得られた移動軌跡情報から移動速度・移動方向分布・通過回数・滞留回数を投票する手法について述べる.

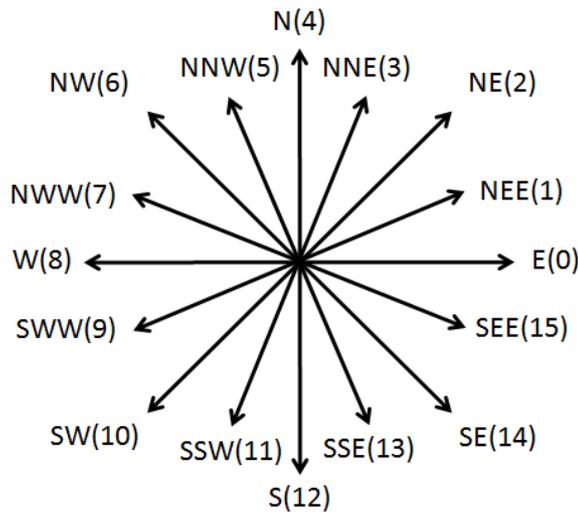


Fig. 9 Define Direction

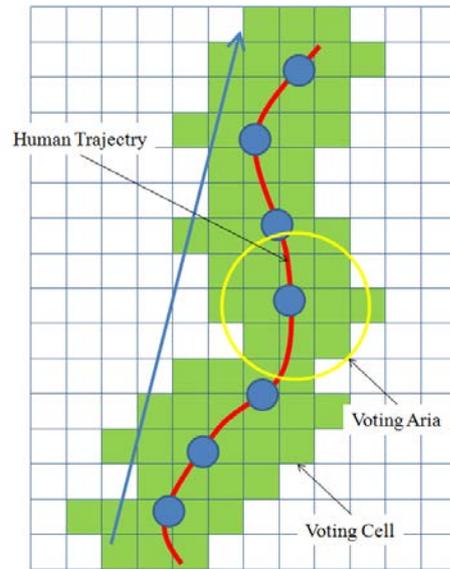


Fig. 10 Voting Area

歩行者の情報をセルに投票する際、歩行者は測定されている位置だけでなく、空間中の一定範囲を専有していると考えられる。そのため、Fig.10に示すように、歩行者の測定位置を中心とした半径 $r[m]$ 以内にあるグリッドにも投票を行う。

本研究で地図に投票するのは、移動速度・移動方向分布・通過回数・滞留回数である。これらのパラメータは歩行者の検出された地図上のセル $c(i, j)$ に投票され、地図上の全てのセルがこれらの情報を持つ。移動方向分布は、歩行者の速度ベクトルに対応する移動方向 k への移動回数 $P_{NUMc(i,j)}(k)$ を投票する。さらに、人軌跡上の全ての測定点はそれぞれの投票範囲内のセルに対して通過回数 $N_{c(i,j)}$ を投票する。また、移動速度が閾値 $v[m/s]$ になった場合を滞留状態と定義し、滞留回数 $S_{NUMc(i,j)}$ を投票する。

3.3.1 移動確率分布と滞留確率の算出

本項では、各セルに投票した情報から移動確率分布・滞留確率・移動速度分散を算出する手法について述べる。

移動確率分布 $P_{c(i,j)}(k)$ は、人の移動軌跡情報を用いて投票した移動方向分布

$P_{\text{NUM}c(i,j)}(k)$ から、以下のように算出される.

$$P_{c(i,j)}(k) = \frac{P_{\text{NUM}c(i,j)}(k)}{\sum_{k=0}^{15} P_{\text{NUM}c(i,j)}(k)} \quad (19)$$

滞留確率 $S_{c(i,j)}$ は、滞留回数 $S_{\text{NUM}c(i,j)}$ と通過回数 $N_{c(i,j)}$ から、以下のように算出される.

$$S_{c(i,j)} = \frac{S_{\text{NUM}c(i,j)}}{N_{c(i,j)}} \quad (20)$$

移動速度分散 $V_{c(i,j)}$ は、各セル上で n 回目に計測された人の移動速度 $v_{c(i,j),n}$ とセルの平均移動速度 $\bar{v}_{c(i,j)}$ 分散から、以下のように算出される.

$$V_{c(i,j)} = \sqrt{\frac{\sum_{n=0}^{N_{c(i,j)}} (v_{c(i,j),n} - \bar{v}_{c(i,j)})^2}{N_{c(i,j)}}} \quad (21)$$

投票したグリッドマップは各セル上を通った人軌道の情報しか持っていない. しかし、各セルの環境情報を推定するためには、ある一定の範囲の人の、移動確率分布と滞留確率、通過回数、速度分散を考慮する必要がある. そこで、セル周辺の環境情報を統合するために、投票したグリッドマップに対して平均化処理を行う. その結果、各セルの移動確率分布と滞留確率、通過回数、速度分散は以下のようになる.

$$\left\{ \begin{array}{l} P'_{c(i,j)}(k) = \frac{\sum_{\sqrt{d_i^2+d_j^2} \leq D} P_{c(i+d_i, j+d_j)}(k)}{\sum_{\sqrt{d_i^2+d_j^2} \leq D} 1} \\ S'_{c(i,j)} = \frac{\sum_{\sqrt{d_i^2+d_j^2} \leq D} S_{c(i+d_i, j+d_j)}}{\sum_{\sqrt{d_i^2+d_j^2} \leq D} 1} \\ N'_{c(i,j)} = \frac{\sum_{\sqrt{d_i^2+d_j^2} \leq D} N_{c(i+d_i, j+d_j)}}{\sum_{\sqrt{d_i^2+d_j^2} \leq D} 1} \\ V'_{c(i,j)} = \frac{\sum_{\sqrt{d_i^2+d_j^2} \leq D} V_{c(i+d_i, j+d_j)}}{\sum_{\sqrt{d_i^2+d_j^2} \leq D} 1} \end{array} \right. \quad (22)$$

本研究では $D = 1.0[\text{m}]$ として、直径 $2[\text{m}]$ の範囲で平均化する. 以上ののように投票した移動確率分布、滞留確率、通過回数を用いて、各セルの環境情報の推定を行う.

3.3.2 人の滞留頻度地図の生成

本項では、人の滞留頻度に関する情報の必要性和、滞留頻度地図生成手法について述べる。

人がよく滞留する領域は、何か特定の作業を行う場所周辺であると考えられる。例えば、作業デスク周辺であったり、休憩場所などではそこに滞在する傾向が高いと考えられる。これらの領域では、人が何か作業を行っていたり、リラックスしていることが多いため、これらの領域をロボットが横断することは人の活動の妨げになる可能性が高く、ロボットはこれらの領域を横断するのは望ましくない。また、何か他の作業に気を取られている人の周辺を通過することは、ロボットが人に衝突する可能性が高く危険であると考えられる。そのため、これらの領域を移動する際は追加の安全マージンをとるべきである。

このような領域は、前述の滞留確率を参照することで推定することができる。移動ロボットの経路探索時には、滞留確率に閾値を設け、一定以上の領域を滞留領域として立ち入り禁止にするか、滞留確率に応じたコストを設定することで、これらの領域を考慮した経路を生成することができる。

3.3.3 人の移動速度分散地図

本項では、人の移動速度分散に関する情報の必要性和、人の移動速度分散地図生成手法について述べる。

移動速度分散地図は、人が立ち止まり後続と合流するような通路領域を認識するのに役立つ。例えば、屋内展示施設において、展示物間を移動する人々は、後続を待つために展示物のない開けた場所で停止することがある。このような領域は障害物が少なく、ロボットの移動に適した広いスペースがあるだけでなく、立ち止まったとしても他者の行動を妨げないような場所を意味するため、ロボットはこれらの領域を優先して通過するべきである。

このような領域は、前述の人の移動速度分散を参照することで推定することができる。立ち止まる人、そのまま素通りする人などがいることから、速度分散が大きくなるためである。

移動ロボットの経路探索時には、移動速度分散の大きいこれらの領域のコストを小さくすることで、積極的にこれら領域を通る経路を生成することができる。

3.3.4 立ち入り禁止領域の推定

本項では、立ち入り禁止領域を推定する必要性と、その生成手法について述べる。

人軌跡情報を長期間計測したにも関わらず、人軌跡が検出されない領域が存在する。例えば、机・テーブルの下や、柵で区切られた展示スペースなどがそれに当たる。このような領域は、普段から人が立ち入らない領域であり、何らかの危険が存在しうると考えられる。そのため、移動ロボットはこれらの領域に立ち入るべきではない。そのような領域を抽出することができれば、ロボットはより安全に移動できる。

本研究では、前述の領域を立ち入り禁止領域として次のように定義した。

立ち入り禁止領域 人が普段通らない領域

立ち入り禁止領域は、前述の通り普段人が通らない領域である。そのため、立ち入り領域は人の通過回数から推定することができる。本研究では、各グリッドの通過回数 $N_{c(i,j)}$ が閾値以下であれば立ち入り禁止領域とした。

3.4 通路領域・交差領域の分類

通路領域・交差領域を分類する必要性と、各セルの移動確率分布を用いて通路・交差領域の二つの領域のクラスタリングを行う手法について述べる。

実環境において、ロボットに対する衝突可能性が高い障害物として歩行者が挙げられる。ロボットがすべての領域で歩行者が飛び出してきても十分対応できるような速度を維持することは効率的とは言えない。廊下のような環境では、人の流れが一定であるため人の行動が予測しやすく、ロボットにとっては危険度は低いといえる。しかし交差路のような人の流れが様々な方向を向いている場合、左右から飛び出してくる歩行者などにも注意を払う必要がある。人の移動軌跡情報

から得た移動確率分布を用いて通路・交差領域の分類を行うことで、ロボットが人に備えて低速で動くべき領域とそうでない領域が規定できるため、ロボットの移動の効率性・安全性を高めることができる。

本稿では、通路・交差領域をそれぞれ次のように定義した。

通路領域 人が一定方向に移動しているような領域

交差領域 人の軌跡が交差しているような領域

3.4.1 k-means 法

本研究では、通路・交差領域を推定するためのクラスタリング手法として、k-means 法を用いている。本節では、k-means 法のアルゴリズムと移動確率分布への適用について述べる。

初期化 地図上で、立ち入り禁止領域、作業領域以外の各セルにランダムにクラスタを割り振り (Fig.11), 各クラスタの重心を計算する。(Fig.12)

再配置 各セルについて、各クラスタ重心とセル間の距離を求め、各セルを最も近いクラスタ重心のクラスタに割り当てる。(Fig.13)

重心計算 クラスタの重心の計算を行う。(Fig.14) 重心が変化しなければ処理を終了する。

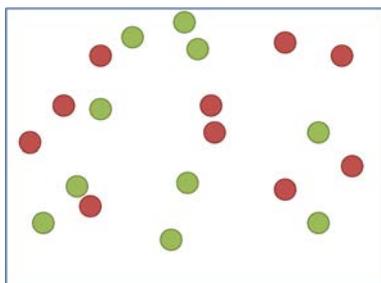


Fig. 11 K-means Initialize

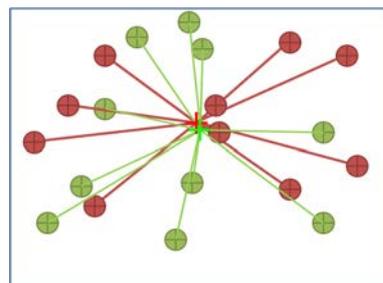


Fig. 12 K-means Get Initial Center

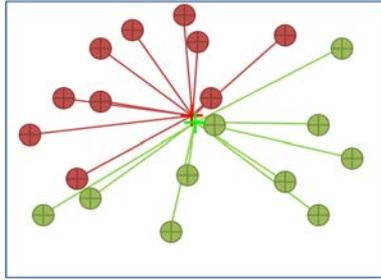


Fig. 13 K-means Reset Cluster

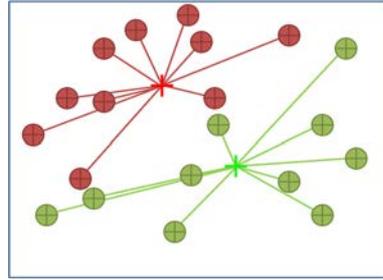


Fig. 14 K-means Get Center

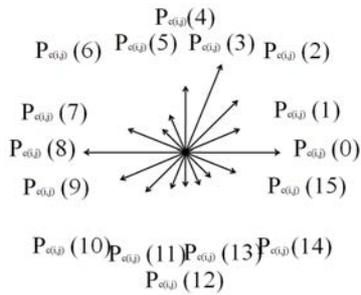


Fig. 15 Crossing Area1

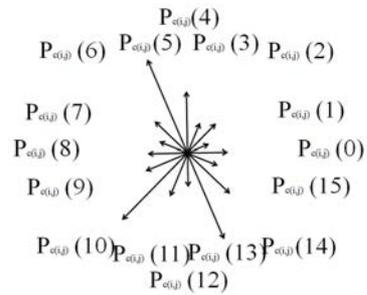


Fig. 16 Crossing Area2

3.4.2 クラスタ重心とクラスタ重心・セル間距離の計算手法

通路・交差領域の各クラスタは次式のようにと表される.

$$\mathbf{g}(m) = \{c(i_1, j_1), c(i_2, j_2), \dots, c(i_n, j_n)\} \quad (23)$$

また, クラスタ $\mathbf{g}(m)$ の重心の移動確率分布は次式のように表わされる.

$$P_{\mathbf{g}(m)} = \{P_{\mathbf{g}(m)}(0), P_{\mathbf{g}(m)}(1), P_{\mathbf{g}(m)}(2), \dots, P_{\mathbf{g}(m)}(k), \dots, P_{\mathbf{g}(m)}(15)\} \quad (24)$$

Fig.15, 16, 17, 18 にいくつかの移動確率分布の例を示す.

本研究では, 交差領域, 通路領域を移動確率分布の形状によって分類することを目的としている. Fig.15, 16, 17, 18 に示すように, 同じような移動確率分布の形状をしたセル同士でも, セルごとに分布の方向が異なる. そのため, 単純に各移動方向ごとの平均から重心を求めただけでは, 移動方向分布の形状の特徴がつぶれてしまう.

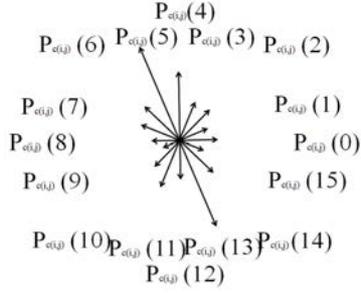


Fig. 17 Passage Area1

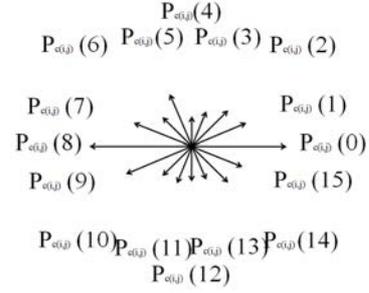


Fig. 18 Passage Area2

そこで次式を用いて重心と要素間の距離を計算する.

$$f(\mathbf{g}(m), c(i, j), \theta) = \sum_{k=0}^{15} \sqrt{(P_{\mathbf{g}(m)}(k) - P'_{c(i,j)}((k + |\theta|) \bmod 16))^2} \quad (25)$$

$$\text{distance}(\mathbf{g}(m), c(i, j)) = \min_{\theta=-16}^{15} f(\mathbf{g}(m), c(i, j), \theta) \quad (26)$$

式 25 は, クラスタ $\mathbf{g}(m)$ と移動確率分布を θ 回転させたセル $c(i, j)$ との要素間距離を示す. θ が正のときは, 単純に移動確率分布を θ 回転させたセル $c(i, j)$ とクラスタ $\mathbf{g}(m)$ との要素間距離を示し, θ が負のときは逆順にした移動確率分布を θ 回転させたセル $c(i, j)$ とクラスタ $\mathbf{g}(m)$ との要素間距離を示す.

また, クラスタ重心と各セルとの距離も, 単純にユークリッド距離を用いて計算したのでは, セルごとの分布の方向によって値が変わってしまう. そこで, 次式を用いてクラスタ $\mathbf{g}(m)$ の重心の方向 k に対する移動確率 $P_{\mathbf{g}(m)}(k)$ を算出する.

$$P_{\mathbf{g}(m)}(k) = \frac{\sum_{c(i,j) \in \mathbf{g}(m)} P_{c(i,j)}(k + |\operatorname{argmin}_{\theta=-16}^{15} f(\mathbf{g}(m), c(i, j), \theta)| \bmod 16)}{N_{\mathbf{g}(m)}} \quad (27)$$

$N_{\mathbf{g}(m)}$ はクラスタ $\mathbf{g}(m)$ に属するセル数を示す. この式に示すように, クラスタ $\mathbf{g}(m)$ の, 各セル $c(i, j)$ をクラスタ重心からの距離が最小となるよう移動確率分布を回転させた状態で重心を求めた.

以上のように, クラスタ重心とクラスタ重心・セル間距離を求めることで, 分布の方向が異なる, 同じような移動確率分布をしたセル, クラスタ重心同士でも, 方向が一致するように回転・反転した状態でクラスタ重心とクラスタ重心・セル間距離を求めることができる.

3.4.3 クラスタの判別手法

最後に、各クラスタが、交差領域・通路領域のどちらを示しているのか判定を行う。前述したように、交差領域は人の軌跡が交差しているような領域、通路領域は人が一定方向に移動しているような領域である。そのため、交差領域の移動確率分布は全方向に対して均等に広がっていると考えられる。逆に、通路領域の移動確率分布は同じ直線上の方向を中心に分布していると考えられる。そこで、移動確率分布の分散の大小からクラスタの環境情報の判定を行う。

各セルの移動確率分布の分散を次式を用いて算出する。

$$f(\mathbf{P}_{\mathbf{g}(m)}, \mathbf{k}) = P_{\mathbf{g}(m)}(k) + P_{\mathbf{g}(m)}(k + 8) \quad (28)$$

$$E(\mathbf{P}_{\mathbf{g}(m)}) = \sum_{k=0}^7 \{k f(\mathbf{P}_{\mathbf{g}(m)}, \mathbf{k})\} \quad (29)$$

$$V(\mathbf{P}_{\mathbf{g}(m)}) = \sum_{k=0}^7 \left\{ (k - E(\mathbf{P}_{\mathbf{g}(m)}))^2 f(\mathbf{P}_{\mathbf{g}(m)}, \mathbf{k}) \right\} \quad (30)$$

ここで、 $E(\mathbf{P}_{\mathbf{g}(m)})$ 、 $V(\mathbf{P}_{\mathbf{g}(m)})$ はそれぞれ、クラスタ $\mathbf{g}(m)$ の移動確率分布の期待値と分散を示す。また、 $f(\mathbf{P}_{\mathbf{g}(m)}, \mathbf{k})$ はクラスタ $\mathbf{g}(m)$ の同一直線上の移動確率を示す。

この分散 $V(\mathbf{P}_{\mathbf{g}(m)})$ が大きいクラスタを交差領域、小さいクラスタを通路領域とする。

3.5 3次元 Lidar センサを用いた広範囲の歩行者の身長推定

人の人体寸法の計測に Kinect センサを用いる場合、複数の主成分得点を良い精度で推定できるが、Kinect センサの計測範囲で停止した人物にしか適用できない。移動軌跡情報と組み合わせて利用する場合には、より広範囲に存在する多数の歩行者の人体寸法を計測する必要がある。中でも身長は、高い次元圧縮率を持つ第一主成分得点と相関が非常に高く、身長は大人・子供といった属性の識別にも役立つため、この項目を広範囲に計測する手法が必要となる。

広範囲の3次元計測が行えるセンサとして、3次元 Lidar センサがある。3次元 Lidar センサは、ステレオカメラや Kinect センサと比べて広範囲の3次元計測を行うことができる。しかし、センサからの距離が離れるほど空間解像度が小さくなるという問題がある。そこで本研究では、前述の人追跡手法と3次元 Lidar センサを組み合わせ、歩行者の身長を推定する。

3.5.1 3次元 Lidar センサ HDL-32e

本研究では、3次元 Lidar センサとして Velodyne 社が開発した HDL-32e を用いる (Fig.19)。このセンサは、32個のレーザー送受信センサを内蔵し、水平方向360°と垂直視野41.3°の範囲を計測することができる3次元 Lidar センサである。本研究では HDL-32e を水平方向に設置し、歩行者の検出・追跡及び身長の推定を行う。Table9 に HDL-32e の仕様を示す。

身長の定義は、直立姿勢における床面から頭頂点までの垂直距離である。そのため、身長を算出するためには直立姿勢における頭頂点を計測する必要がある。しかし、HDL-32e は広範囲の3次元計測が可能だが、センサから距離が離れるほど空間解像度は小さくなる。そのため、センサから被験者までの距離によっては計測して得られた点群内の最高点は頭頂点と一致せず、実際の頭頂点は隣り合う計測線との間に存在する (Fig.20)。計測点と頭頂点が一致する距離は計測対象の身長により異なるため、静止状態の対象の身長を直接計測することは困難である。そこで本研究では、直立姿勢の人ではなく、歩行中の人を歩行者追跡手法により追跡し、身長を推定する。



Fig. 19 HDL-32e

Table 9 Specification of HDL-32e

水平視野角度	360°
垂直視野角	41.3° (+10.6° ~ -30.67°)
角度分解能 (水平)	0.16° @ 600rpm (10Hz)
角度分解能 (垂直)	1.33°
測定距離	70m (1m~70m)
測定周期	10Hz
測定点数	約 700,000 points/s
測定精度	± 2cm (1 σ @25m)
距離測定方式	LiDAR TOF 方式

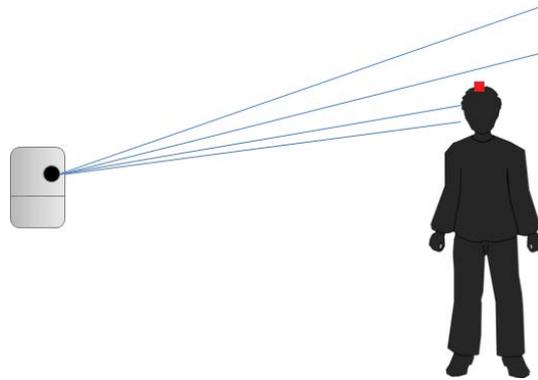


Fig. 20 Scan points or HDL-32e

3.5.2 人追跡による点群の抽出と頭頂点の推定

計測点と頭頂点が一致する距離は計測対象の身長により異なるため、その距離を一意に決定することはできない。しかし、一定区間を移動する間に3次元Lidarセンサの計測点と歩行者の頭頂点が一致する場所を通過することが考えられる。そこで本研究では、SJPDAFsを用いた歩行者追跡手法により歩行者を追跡して取得できる最高点の高さを用いて身長を推定する。

本研究では、歩行者の最高点更新は以下の手順で行われる。

1. 直前のNフレームのLRFデータを用いて背景差分処理を行い、移動物体由来の点群を抽出する。
2. ユークリッドクラスタリングを用いて移動物体由来の点群をクラスタリングする。
3. SJPDAFsを用いた歩行者追跡手法により、歩行者の位置を推定する。
4. 歩行者追跡手法により推定した歩行者の位置情報を用いて、クラスタリングされた点群に歩行者IDを割り振る。
5. クラスタリングされた点群に含まれる最高点の高さを求める。
6. 1-5を繰り返し、各歩行者IDの最高点の高さを更新する。

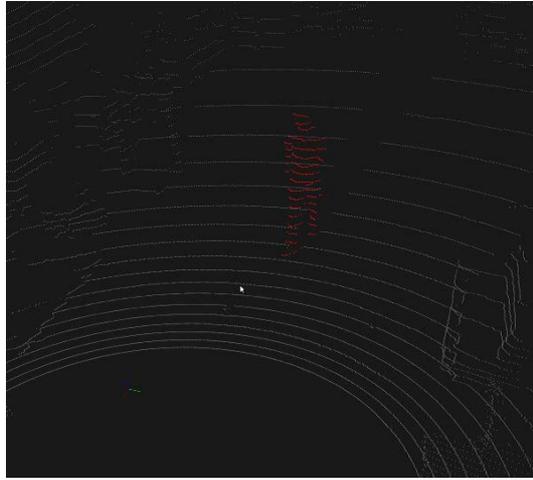


Fig. 21 Point clouds of pedestrian

Fig.21 に歩行者点群の抽出例を示す. 静止物体由来の点を灰色, 抽出された歩行者の点群を赤色で表している.

歩行者追跡手法により歩行者を長期間追跡することで, 3次元 Lidar センサにより頭頂点に近い計測点を得ることが実現できる.

3.5.3 歩行データベースの解析

歩行は人の基本的動作であり, 歩行解析・歩行研究はスポーツ科学, 人間科学の分野において古くから行われている [45]. 人の歩行は周期運動であり, 足が地面に設置している立脚相と, 地面から足が離れている遊脚相を繰り返す. この際, 人の頭頂点は歩行状態の遷移に伴い上下するため, 床面から頭頂点までの距離は周期的に変化すると考えられる (Fig.22). そのため, 歩行中に計測される床面から頭頂点までの垂直距離は身長とは一致しない.

そこで本研究では, AIST 歩行データベース 2013[46] に含まれる頭頂点のデータに対し単回帰分析を行うことで, 歩行中の頭頂点と直立姿勢における身長との関係性を求めた.

AIST 歩行データベース 2013 は, 身長 1477mm~1890mm, 体重 41kg~124kg

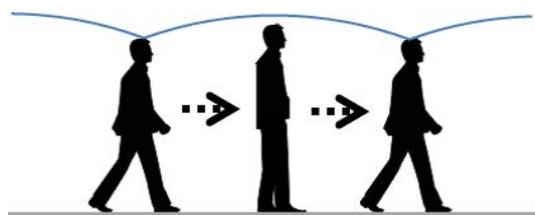


Fig. 22 height of pedestrian

Table 10 Parameters of database

	平均値	標準偏差	最大	最小
身長 [cm]	166.1	10.3	188.6	152.0
頭頂点高 [cm]	164.0	10.3	186.5	148.6

の男性76名(19~73歳), 女性63名(13~72歳)の全身の歩行パターンのデータからなるデータベースである. 本研究では, データベースに含まれる身長1522mm~1890mmの男女のモーションキャプチャーデータ20名分を用いた.

本研究では, 目的変数を身長とし, 歩行中の頭頂点の平均高さを説明変数として単回帰分析を行った. その結果をTable11に示す. また, 算出した回帰式を式に示す.

$$\text{身長 [m]} = 0.028 + 0.995 * \text{頭頂点高 [m]} \quad (31)$$

自由度調整済み決定係数 (Adj.R²) が0.989と高く, 検定結果も良好であるため,

Table 11 Result of regression analysis

Adj.R ²	p
0.989	***

***:|p| <0.001, **:|p| <0.01, *:|p| <0.05

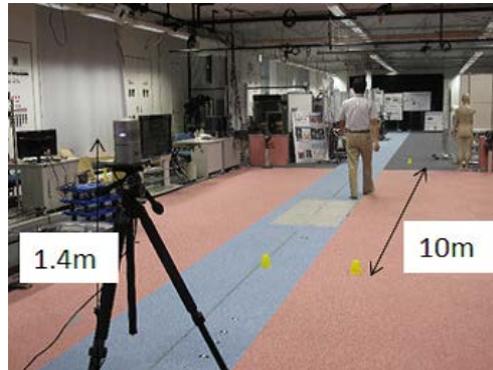


Fig. 23 Image of experiment

歩行中の頭頂点高さから身長は強い相関関係があることがわかる。

3.5.4 歩行状態における頭頂点計測実験

基礎実験として、歩行状態における3次元Lidarセンサの計測精度評価実験を実施した。Fig.23に実験の様子を示す。実験は身長175cmの30代成年男性に対し実施した。被験者には、歩行データベース2013におけるデータ計測と同じく、「日常でいつも歩いているように真っ直ぐ歩いて下さい」と指示し、センサから距離3m-13mの範囲約10mを歩行する中計測を行った。センサは床面から高さ1.3mの位置にレーザー送受信部が来るように設置した。Fig.24にセンサ距離と抽出した点群内部の最高点の高さを示す。

結果から、抽出した点群内の最高点は多くの領域で頭頂点よりも低い値を取っていることが確認できる。このことから、単純に抽出した点群の最高点を頭頂点とみなすことは不適であることがわかる。また、センサから距離が離れる程計測線間の距離が大きくなり、頭頂点近傍を計測線が通過する位置を計測するためには、距離が離れる程長期間歩行者を追跡する必要があることがわかる。

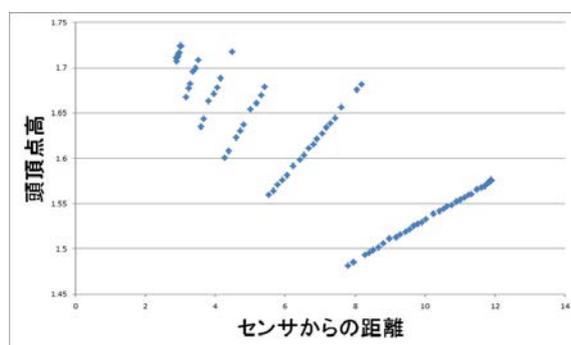


Fig. 24 Sensor range and target height

Table 12 Accuracy of pedestrian's height

	3-6m	6-9m	9-12m	3-12m
平均誤差	0.4cm	4.0cm	10.0cm	0.4cm
標準偏差	1.0cm	0.7cm	3.0cm	2.0cm
最大誤差	1.5cm	2.0cm	15.7cm	1.5cm
最小誤差	0.4cm	0.6cm	5.2	0.4cm

3.5.5 歩行状態における身長推定実験

身長169~185cmの20-30代成年男性5名に対し、身長推定実験を実施した。被験者には、歩行データベース2013におけるデータ計測と同じく、「日常でいつも歩いているように真っ直ぐ歩いて下さい」と指示し、センサから距離3m-13mの範囲約10mを歩行する中計測を行った。センサは、前節の実験同様、床面から高さ1.3mの位置にレーザー送受信部が来るように設置した。

実際の環境下において、人は常にセンサ近傍を通過するとは限らず、また長距離を歩くとは限らない。そのため、計測したデータを3m毎に分割し、それぞれの区間での身長推定精度を評価した。推定結果をTable12に示す。

センサからの距離が近いほど頭頂点近傍を通過する計測線間の距離が近くなるため、3-6mの範囲のデータが最も精度が良くなっている。一方、9-12mの範囲で



Fig. 25 Experiment in Miraikan

は、センサの計測線間の距離が大きく、真の頭頂点が計測線間に存在するため、精度が悪くなっている。この結果から、頭頂点近傍を計測線が通る位置を歩行者が通過すれば、精度よく身長を推定できることがわかる。

3.5.6 大規模計測データに対する適用

日本科学未来館 3F 展示エリアに 3 次元 Lidar センサを設置し、歩行者の計測実験を行った。実験の様子を Fig.25 に示す。計測は、日本科学未来館の開館時間である午前 10 時から 20 分間実施した。身長推定を実施する範囲は距離 10m とした。点群抽出結果を Fig.26 に示す。背景の点群は灰色、それ以外の色の点群が抽出した人の点群を表している。

結果として、のべ 2000 本の移動軌跡と、軌跡に対し身長 138cm~178cm の身長に関する情報を得た。この際、同時に検出した歩行者の最大人数は 28 名であった。この結果から、実際の環境下において、大規模な身長情報付きの人の移動軌跡を収集可能であることが確認できた。

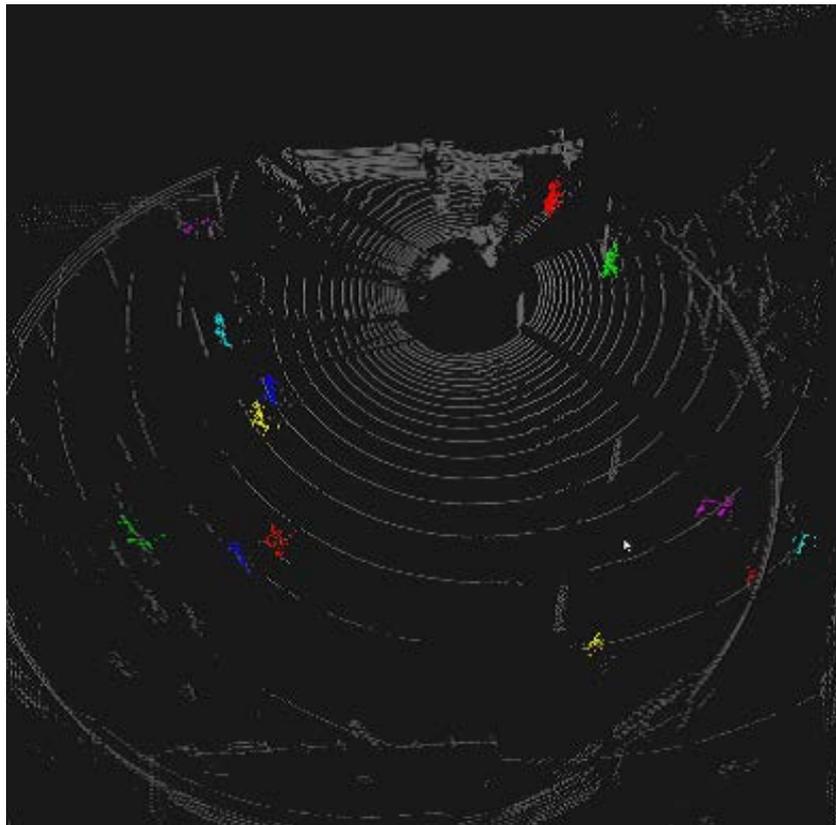


Fig. 26 Point clouds of miraikan experiment

4. 実環境における占有格子地図作成手法

地図作成及び位置推定問題は、実環境において稼働するロボットにおいて基本的な機能である。ロボット用の地図には、ロボットの行動範囲内の複数の地点をノードとしその間をアークでつなぐことで、全体をグラフ構造で表現するトポロジカルマップと、地形形状を正確に表現することを試みたメトリックなマップが存在する。

トポロジカルマップは、メトリックなマップと比べてメモリ使用量が極めて小さく、短い計算時間での経路計画が可能である。このことから、計算機が低性能であった時代から用いられている [47]。トポロジカルなマップ表現機能を持つロボットとしては、旧電総研で開発された事情通ロボット (Jijo-2) が存在する [48]。このロボットは、音声対話によって現在自分が置かれている場所を学習し、廊下の角や部屋の入り口をノードとして持つトポロジカルマップを生成する。また、カメラを用いてトポロジカルな自己位置推定を行う手法も多く提案されている [49]。これらの手法では実際のロボット座標や障害物の位置推定は不可能ではあるが、計算負荷が軽く、動的環境や照明変化に対してより頑健にすることが可能となる。メトリックなマップの代表例としては、占有格子地図が存在する。占有格子地図は、等しい大きさを持つ格子から成り、それぞれのグリッドは障害物が存在するか、空き領域か、あるいは不明かという情報を持っている。この形式の利点としては、グリッド空間から経路計画のためのグラフ構造が容易に作成できる点、実際の地形形状と地図の構造が単一平面上で一致する点が挙げられる。本研究では、様々な環境情報を組み合わせるために、実際の地形形状と地図の構造が同じである占有格子地図による位置推定と、各占有格子に様々な情報を付与し経路計画に用いる。

実環境における地図生成及び位置推定の課題としては、人をはじめとする動的な障害物への対応が挙げられる。Hähnelらは、SJPDAFs(Sample based Joint Probabilistic Data Association Filters)[25] という手法を適用して移動物体を追跡することにより、動的環境におけるSLAMを実現した [26]。Wangらは、SLAMと移動物体追跡を同時に行う手法を提案し、自動車などが含まれる屋外環境においてSLAMに成功した [50]。Wulfらは、3次元LRFスキャンを用いて天井を観

測することで、5日間に渡り動的障害物が存在する環境下で自己位置推定及び自律移動を行うことに成功した [51].

また、複雑な地形の形状や段差などへの対応のため、傾きを変えた複数台の LRF を搭載したり、LRF をアクチュエータを用いてスイング・回転させることで3次元なつづを構築する研究が数多く存在する。Thurun らは、水平と垂直に取り付けた2つの LRF を搭載したロボットを用い、廃坑において3次元地図を構築している [52]. Newman, Cole らは3次元 LRF を用いて SLAM を実施し、カメラ画像を用いてループクローズを行うことで、正確な屋外3次元マップを構築している [53]. 大野らは、3次元 LRF を用いて仙台駅にて3次元地図を構築している [54]. この研究では、ロボットを静止させた状態で3次元 LRF のスキャンを行うもので、同じ部分を2度スキャンすることで移動障害物を分離し、静止障害物だけの地図を作成している。

本研究では、人が不適切なランドマークとして計測されるとともに、後ろに存在する物体を隠蔽してしまうという問題と、周囲にランドマークが少ない開けた環境においてセンサの計測可能範囲に存在するランドマークの数が少なく、ランドマークを安定して計測できない問題を解決するため、従来のパーティクルフィルタを用いた位置推定 [55] を拡張し、各時刻のパーティクルフィルタの更新において鉛直方向に多層のスキャンデータから最適なものを選択して位置推定に利用する。本手法により、外乱や計測失敗の発生が少なく位置推定に最適な高さを用いて位置推定を行うことができる。また、本手法を用いることにより得られた高精度の自己位置推定結果を用いることで、高精度な多層2次元地図を生成することができる。この手法を用いることで、3次元 SLAM と比べて計算を抑えつつ、環境を2.5次元でとらえることが可能となるとともに、頑健な位置推定を行うことが可能となる。

4.1 パーティクルフィルタの選択的更新

選択的更新手法の概念図を Fig.27 に示す。選択的更新手法では、各時刻において複数の状態推定を行う。これらの状態推定から得られた事後確率分布の候補を評価し、評価値が最も高い推定結果を最新の事後確率分布として採用する。選択

的更新手法の概念はベイズフィルタを始めとする多様な更新アルゴリズムに適用することができる。本研究では、パーティクルフィルタを用いることを前提とした位置推定問題及び SLAM 問題を扱う。

Table13に本手法の基本的なアルゴリズムの疑似コードを示す。入力は、パーティクルのセット \mathcal{X}_{t-1} 、最新の制御 u_t 、及び最新の計測 z_t である。また、出力は最新のパーティクルのセット \mathcal{X}_t である。3行目に示した **Conditional Particle filter** 関数は、条件を示す変数 $condition_i$ を用いてパーティクルフィルタの一回の更新を行う関数である。本手法で最も重要となるものは4行目に示した関数 **evaluate** であり、この評価関数に基づいてパーティクルフィルタのパフォーマンスを評価し、最も評価が高いパーティクルのセットを選択する。

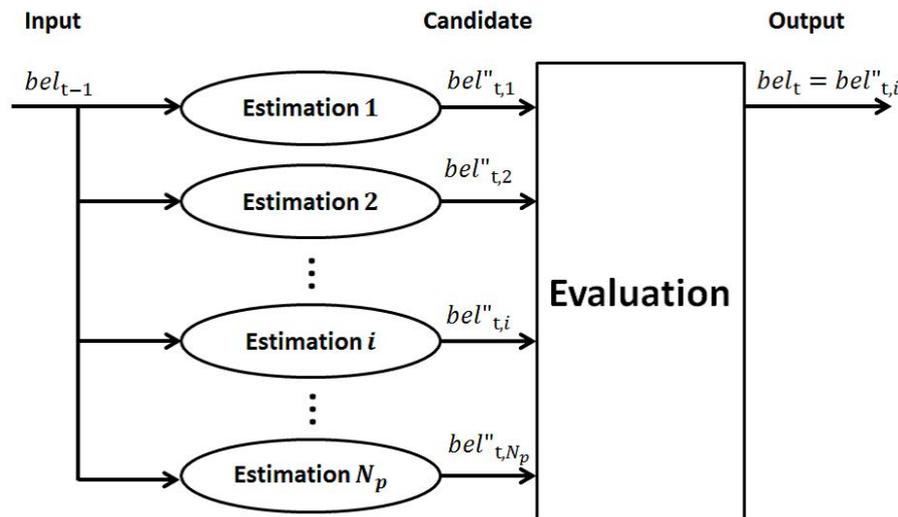


Fig. 27 Selective update method

4.2 パーティクルの選択的更新を用いた KLD sampling AMCL

本研究では、KLD sampling MCL に Augmented MCL におけるランダムパーティクルを組み込んだ手法に対して、パーティクルフィルタの選択的更新を適用する。KLD sampling AMCL は、パーティクルの数を可変にできるという KLD sampling MCL の長所と、ロボットが誘拐される小さい確率を考慮する Augmented

Table 13 Algorithm Selective update method for Particle filter

<p>1: Algorithm Selective_update_method_for_Particle_filter $(\mathcal{X}_{t-1}, u_t, z_t)$:</p> <p>2: for $i = 1$ to N_p do</p> <p>3: $\mathcal{X}''_{t,i} = \mathbf{conditional_Particle_filter}(\mathcal{X}_{t-1}, u_t, z_t, condition_i)$</p> <p>4: $v_i = \mathbf{evaluate}(\mathcal{X}''_{t,i}, \mathcal{X}_{t-1}, u_t, z_t)$</p> <p>5: endfor</p> <p>6: $i'' = \arg \max_i(v_i)$</p> <p>7: $\mathcal{X}_t = \mathcal{X}''_{t,i''}$</p> <p>8: return \mathcal{X}_t</p>
--

MCLの長所をあわせ持ち、ロバストな位置推定を行う事ができる手法である。本手法では異なる条件を与えた KLD sampling AMCL を選択的に更新する。

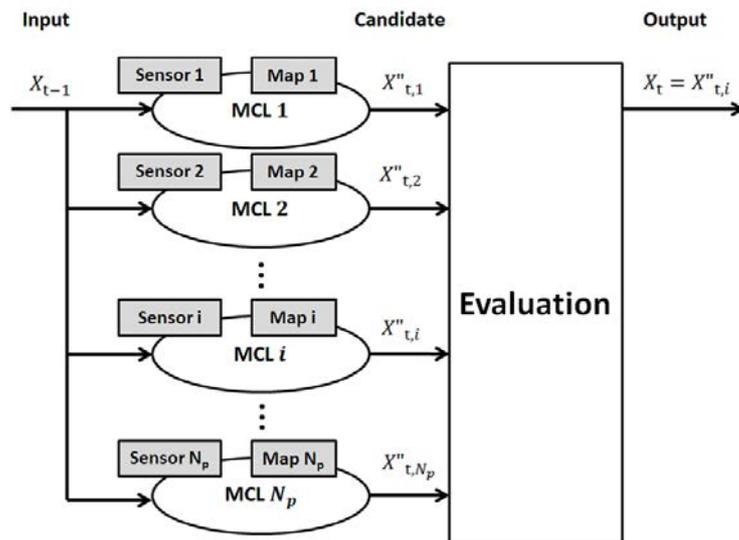


Fig. 28 Selective update method for MCL using multiple sensors and maps

本手法の処理の流れを以下に示す.

1. パーティクルのサンプル \mathcal{X}_{t-1} 及び制御 u_t に加え, 異なる複数のセンサから得られた最新の計測値 $\mathcal{Z}_t = \{z_{t,1}, z_{t,2}, \dots, z_{t,j}\}$ 及びそれらに対応した複数の地図 $\mathcal{M} = \{m_1, m_2, \dots, m_j\}$ を入力する.
2. N_p 個の KLD sampling AMCL を行う. 各 KLD sampling AMCL の入力は, パーティクルのセット \mathcal{X}_t , 最新の制御 u_t , 最新の計測のセット \mathcal{Z}_t , 地図のセット \mathcal{M} に加えて, それぞれの条件となる変数 $condition_i$ を与える. なお変数 $condition_i$ は, KLD sampling MCL の通常の入力パラメータ ε 及び δ を包括する. 各 KLD sampling AMCL の状態推定の結果としてパーティクルのセットの候補 $\mathcal{X}''_{t,i}$ を得る.
3. 各状態推定結果のパフォーマンスを, 評価関数 **evaluate** を用いて評価する.
4. 評価が最も高いパーティクルのセットの候補 \mathcal{X}''_{t,i^*} を新しいパーティクルのセット \mathcal{X}_t として採用する.

本手法の疑似コードを Table14 に示す. **conditional_KLD_sampling_AMCL** アルゴリズムは, KLD sampling AMCL アルゴリズムの固有のパラメータを, 条件を示す変数 $condition_i$ から決定するものである. 評価には, 計測確率とパーティクルの候補の共分散を用いる. このため, 効率的な実装方法として **conditional_KLD_sampling_AMCL** の内部で計算される計測確率を保存しておき, 評価に用いる.

4.3 パーティクルフィルタの選択的更新を用いた SLAM

パーティクルフィルタの選択的更新手法を用いた位置推定を SLAM に拡張することで地図を作成する. 本手法における主な処理の流れを以下に示す.

1. N_p 個のサンプル $\{\mathcal{S}_{t-1}\} = \{\mathcal{S}_{t-1,1}, \mathcal{S}_{t-1,2}, \dots, \mathcal{S}_{t-1,N_p}\}$ 及び制御 u_{t-1} に加え, 異なる複数のセンサから得られた最新の計測値 $\mathcal{Z}_t = \{z_{t,1}, z_{t,2}, \dots, z_{t,j}\}$ を入力する. N_p 個の SLAM 全てにおいて, k 番目のパーティクルは常に姿勢及び尤度が一致する.

Table 14 Algorithm Selective update for KLD sampling AMCL

```

1: Algorithm Selective_update_for_KLD_sampling_AMCL
   ( $\mathcal{X}_{t-1}, u_t, \mathcal{Z}_t, \mathcal{M}$ ):
2:   for  $i = 1$  to  $N_p$  do
3:      $\mathcal{X}''_{t,i} = \mathbf{conditional\_KLD\_sampling\_AMCL}(\mathcal{X}_{t-1}, u_t, \mathcal{Z}_t, \mathcal{M}, \mathit{condition}_i)$ 
4:      $v_i = \mathbf{evaluate}(\mathcal{X}''_{t,i}, \mathcal{X}_{t-1}, u_t, \mathcal{Z}_t, \mathcal{M}, \mathit{condition}_i)$ 
5:   endfor
6:    $i'' = \arg \max_i (v_i)$ 
7:    $\mathcal{X}_t = \mathcal{X}''_{t,i''}$ 
8:   return  $\mathcal{X}_t$ 

```

2. N_p 個の位置推定を行う。入力は各パーティクルのサンプル $\mathcal{S}_{t-1,i}$, 制御 u_{t-1} , 及び最新の計測 $z_{t,i_{\text{sens}}}$ である。ここでセンサのインデックス i_{sens} は, 条件 $\mathit{condition}_i$ により決定される。各位置推定から, ロボットの姿勢及び尤度の候補 $\langle \mathcal{X}''_{t,i}, \mathcal{W}''_{t,i} \rangle$ が得られる。
3. 各位置推定のパフォーマンスを, 評価アルゴリズム **evaluate** を用いて評価する。全ての位置推定の中から, 評価が最も高いロボットの姿勢及び尤度の候補 $\langle \mathcal{X}''_{t,i''}, \mathcal{W}''_{t,i''} \rangle$ を得る。
4. $\mathcal{X}''_{t,i''}$ をもとに格子地図生成を行う。新たなサンプルは, パーティクルのインデックスを $k = 1, 2, \dots, N$, 各 SLAM のインデックスを $i = 1, 2, \dots, N_p$ として, 次式のように生成される。

$$s_{t,i}^{[k]} = \langle x_{t,i''}^{[k]}, w_{t,i''}^{[k]}, m_i^{[k]} \rangle \quad (32)$$

ここで, 新たなサンプルは $\mathcal{S}_{t,i} = \{s_{t,i}^{[1]}, s_{t,i}^{[2]}, \dots, s_{t,i}^{[N]}\}$, 新たなサンプルのセットは $\{\mathcal{S}_t\} = \{\mathcal{S}_{t,1}, \mathcal{S}_{t,2}, \dots, \mathcal{S}_{t,N_p}\}$ で与えられる。

5. リサンプリングを行う.

これを3次元 Lidar センサから切り出した複数面の LRF スキャンデータに適用することで、複数の地図を同時に作成することができる.

4.4 評価関数の設計

位置推定及び SLAM で用いる評価関数の設計について述べる. 本研究では, 3次元 Lidar センサから切り出した複数面の LRF スキャンデータへ適用するため, 位置推定に用いるセンサを全てレンジファインダモデルとする. MCL のパフォーマンス低下の原因を考慮し, 次の二つの評価指標を用いる.

- 計測値と地図との適合度合 V_m

この評価指標は, レンジファインダの尤度場計測モデルを用いて次式で与える.

$$V_m = z_{\text{fail}}^{K_{\text{fail}}} \prod_k^{K-K_{\text{fail}}} \left(z_{\text{hit}} (2\pi\sigma_{\text{hit}}^2)^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} \frac{\text{dist}_k^2}{\sigma_{\text{hit}}^2}\right\} + \frac{z_{\text{rand}}}{z_{\text{max}}}\right) + V_{m0} \quad (33)$$

ここで, K_{fail} は $z_k = z_{\text{max}}$ を満たす k の個数を表す. V_{m0} は定数項であり, V_m の最小値は V_{m0} となる.

- 事後確率分布の共分散の大きさ V_c

この評価指標は, 1σ の共分散楕円の長軸, 短軸の半径 r_{long} , r_{short} を用いて次式で与える.

$$V_c = \exp\left\{-\gamma(r_{\text{long}}^2 + r_{\text{short}}^2)\right\} + V_{c0} \quad (34)$$

ここで, γ は共分散の大きさに対する評価指標 V_c の変化量を決定する定数である. この評価指標は楕円に外接する長方形の対角線 $d = 2\sqrt{r_{\text{long}}^2 + r_{\text{short}}^2}$ の長さが短いほど高い評価を得る. V_{c0} は定数項であり, V_c の最小値は V_{c0} となる.

なお, 1σ の共分散楕円の長軸, 短軸の長さは, 共分散行列の要素 σ_{xx} , σ_{xy} ($=\sigma_{yx}$), σ_{yy} を用いて次式で表せる.

$$r_{\text{long}} = \frac{1}{2} \sqrt{\frac{1}{2} \left(\sigma_{xx} + \sigma_{yy} + \sqrt{(\sigma_{xx} + \sigma_{yy})^2 - 4\sigma_{xy}^2} \right)} \quad (35)$$

$$r_{\text{short}} = \frac{1}{2} \sqrt{\frac{1}{2} \left(\sigma_{xx} + \sigma_{yy} - \sqrt{(\sigma_{xx} + \sigma_{yy})^2 - 4\sigma_{xy}^2} \right)} \quad (36)$$

これらの指標を調整するパラメータを α , β として, 評価関数 **evaluate** を次式で与える.

$$\mathbf{evaluate} = V_m^\alpha V_c^\beta \quad (37)$$

評価関数 **evaluate** は α の値が大きいほど地図との適合率を, β の値が大きいほど共分散を重視した評価関数となる. また, この評価関数は常に正の値を取る.

計測値と地図の適合度合 V_m は尤度場計測モデルを用いて表現されるため, 動作モデルによって予測されたパーティクル $\bar{\mathcal{X}}_t$ 及び最新の計測 $z_{t,j}$, 地図 m_j に依存する. パーティクルの予測 $\bar{\mathcal{X}}_t$ は最新の制御 u_t 及びパーティクル \mathcal{X}_{t-1} から得られる. このため V_m はパーティクル \mathcal{X}_{t-1} 及び最新の制御 u_t , 最新の計測 $z_{t,j}$, 地図 m_j に依存する. 一方で, 事後確率分布の共分散の大きさ V_c は, 最新のパーティクルの候補 \mathcal{X}_t にのみ依存する.

この評価指標を用いることにより, 計測モデルから得られる尤度が高く収束しているパーティクルが選択されると考えられる. そのため, ランドマークがより多く計測される高さのパーティクルや, 人が多数存在する環境において人由来のスキャンデータがない高さのパーティクルが選択される,

5. 障害物変化頻度情報

本項では、本研究における障害物の3次元情報の取得と領域判定手法と、障害物変化頻度を算出する手法について述べる。

柱や壁、建物といった静的障害物を占有格子地図に反映させるのは比較的容易であるが、実際の環境においては移動中の歩行者、ベンチで休む人、駐車中の車など、時間の経過とともに変化する障害物が存在する。これらの障害物は予め地図に記入できないため、ロボットはセンサ情報に基づく局所計画を行うことで回避する軌道を生成する [56]。しかし、ロボットが典型的な環境の変化を捉えることができれば、予めそれらの領域を避ける経路を探索するなど、ロボットの自律行動に有用であると考えられる。

そこで本研究では、複数回の走行により計測した情報から環境の変化を抽出した障害物変化地図を構築する。

本研究が対象とする環境中には、2次的に記述できる単純な形状の障害物だけでなく、複雑な形状をした障害物が存在する。また、スロープや段差など、人が通路として利用していても、車輪移動ロボットにとっては障害となる領域が存在する。それらを認識するために、本研究ではDEM(Digital Elevation Map)とドローネー三角形分割によって領域の判定を行っている。さらに、この領域判定を繰り返し行い、その情報を地図に投票することで、障害物の変化頻度情報を算出する。

障害物変化頻度の算出は、以下の手順に従って行われる。

1. 環境を3次元センサによって計測し、通行可能領域と通行禁止領域の情報を持つローカルマップを生成する。
2. ロボットの自己位置推定結果を用いてローカルマップの情報をグローバルマップに投票する。
3. グローバルマップに投票された情報に基づき各セルのコストを計算する。

5.1 DEMとドローネー三角形分割による領域判定手法

環境中には面で構成された単純な形状ではなく、曲面などで構成された複雑な形状の障害物が存在する。また、段差や机など、水平に設置された LRF では検出できない障害物が多数存在する。そのため、障害物を 2 次的にはなく 3 次的に計測した情報を用いて領域の判定を行う必要がある。本研究では DEM(Digital Elevation Map) とドローネー三角形分割による領域判定手法 [57] を採用し、3 次元センサに実装することでそれらの障害物を検出している。

ローカルマップの作成は、以下の手順で行われる。

1. 環境を 3 次元センサによって計測し、3 次元点群情報を取得する。
2. 取得した 3 次元点群の内、ロボットの全高よりも高い点を除去する。
3. 残った 3 次元点群から Digital Elevation Map(DEM) を構築する。
4. DEM に登録された各点を鉛直高さ $z=0$ の平面に投影し、ドローネー三角形分割を用いて三角形パッチを張る。
5. ドローネー分割線の長さ、ドローネー分割線の地面に対する傾きから領域の分類を行う。
6. 障害物領域と認識された領域を拡大し、ロボットの中心が侵入できない領域を求める。

まず、環境を 3 次元センサによって計測し、3 次元センサで取得した 3 次元点群のうち、ロボットの全高よりも高い点を除去する。ロボットの全高より高い位置の障害物は通過時の障害にならないためである。

続いて、残った 3 次元点群から Digital Elevation Map(DEM) を構築する。DEM は 2 次元のグリッドに対し高さの情報を付与したマップである。DEM を用いることで、点群の不必要に密な部分や、縦方向に複数の計測点を得られている部分の点数を削減することができる。本研究では、同一のグリッドに複数の点が存在する場合、もっとも鉛直方向の高さが高い点をそのグリッドの高さとした。

DEM だけでは 3 次元空間を表現し、領域の判定を行うには不十分である。ロボットの現在地と計測対象である障害物との距離が遠いとき、センサの空間解像度が DEM のグリッドの間隔より大きくなってしまふことがあるためである。また、特定の高さを閾値に設定してしまふと、スロープなど本来通過可能な領域まで障害物と判定されてしまふ恐れがある。そこで、ドロネー三角形分割を用いて各グリッド間に三角形パッチを張ることでデータが得られなかつた領域をカバーするとともに、ドロネー分割線の傾きを判定条件に用いることで通行可能、通行不可能の判定を行う。

高さ情報を付与されなかつたグリッドのうち、ドロネー三角形分割により張られた三角形パッチの存在する点は、そのグリッドを通るドロネー分割線の midpoint の高さを DEM の代表情報として付与する。

次に、ドロネー三角形分割を用いて作成された三角パッチ群から、障害物領域の選別を行う。まず、ドロネー分割線に通っていない領域をは領域判定行えないため、“判別不可能領域”とする。続いて、ドロネー分割線が通るセルに対しては、地面に対する傾きと高さの双方が閾値を上回っていた場合、分割線の両端の双方高さが高いグリッド分割線の勾配が閾値以下のセルは“地面領域”、閾値以上のセルは“障害物領域”となる。

最後に、“地面領域”“不明領域”のうち、“障害物領域”からロボットの半径以内の領域を“障害物近傍”と分類する。

ロボットの局所経路計画の際は、こうして分類された“地面領域”、“障害物領域”、“障害物近傍領域”、“判別不可能領域”のうち、“地面領域”を通行可能、それ以外の“障害物領域”、“障害物近傍領域”、“判別不可能領域”を通行禁止として経路計画を行う。こうすることで、ロボットの走破可能な斜面をきちんと通行可能な“地面領域”と判断できる。また、3次元点群の有無だけでは判断できない下り段差などの領域もきちんと進入禁止であるとは認識できる。

Fig.29,30,31 に Local DEM 生成例を示す。Fig.30,31 では緑色の領域が“地面領域”、赤色の領域が“障害物領域”、ピンク色の領域が“障害物近傍領域”を表している。本研究で使用するロボットは、前述のローカルマップを常に更新しながら移動する。局所経路計画には最新のローカルマップを参照し、領域判定結果のう

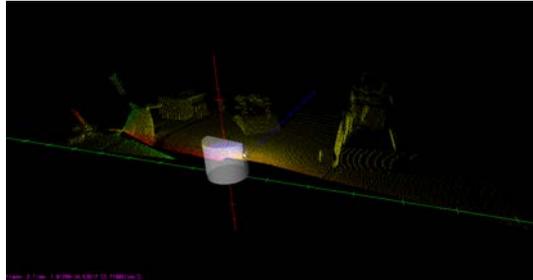


Fig. 29 3D point cloud

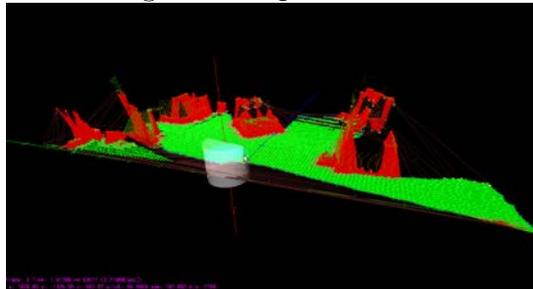


Fig. 30 DEM and Delaunay edges

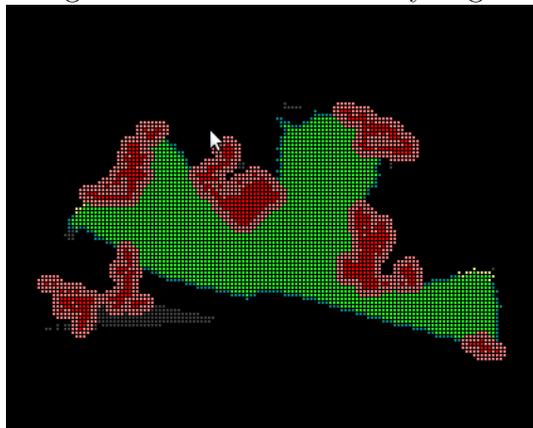


Fig. 31 Local DEM

ち”障害物領域”，”障害物近傍領域”，”判別不可能領域”を進入禁止領域，”地面”を通行可能領域として経路探索を行っている．このように最新の Local DEM を参照することで，地図上に存在しない障害物や歩行者のような動的障害物の回避を実現している．

5.2 領域判定結果投票

「障害物変化頻度地図」は、過去の障害物の存在頻度情報に基づく地図である。そのため、ロボットは地図の各グリッドに生じた変化を投票する必要がある。本研究では、前節で述べた DEM とドロネー三角形分割法による領域判定により生成されたローカルマップの情報を自己位置推定結果を用いて座標変換し、地図に投票することで各グリッドの変化を蓄積してコストを生成する..

ローカルマップにより分類される領域の種類は、“地面領域”、“障害物領域”、“障害物近傍領域”、“判別不可能領域”の4つである。これらのうち、“障害物近傍領域”は、“障害物近傍領域”と判別される前の“地面領域”、“Free 領域”に変更される。“判別不可能領域”は障害物が存在するか判定できなかったグリッドなので、“判別不可能領域”の情報は投票されない。

領域判定された回数を計測回数とし、計測回数と障害物領域と判定された回数から障害物が存在する確率を算出することができる。この存在確率が一定以上のグリッドを障害物の存在するグリッドとして、 δt 毎に地図を記録する。障害物変化地図は、生成された n 枚の地図を用いて、式 39 に従って環境の変化回数を算出することで生成される。

$$cost = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n \|M_i - M_{i-1}\| \quad (38)$$
$$t_i - t_{i-1} > \delta t$$

M 地図データ

(障害物領域なら 1, 通行可能領域なら 0)

n 地図の更新回数

δt を小さくすることで短期的な環境の変化を、 δt を大きくすることで長期的な環境の変化を求めることができる。例えば、 δt をセンサの計測周期と一致させることで、歩行者といった動的な障害物の存在した領域を抽出することができる。一方、 δt を一日にすることで、駐車中の車の有無など、日々の環境の変化を抽出することができる。このように、 δt を導入することで、様々な時間的スケールでの環境変化を抽出することが可能となる。

この情報を元にコストを設定し、経路計画を行わせることで、ロボットは障害

物が存在する可能性が高い場所や環境の変化があった場所をを予め避けて移動することができるようになる。経路の再探索を行う必要がなくなるために計算コスト抑えられ、障害物がよく変化するような危険な領域を避けられるようになることから、障害物変化頻度地図はロボットの安全・効率的な経路探索の実現に有用であると考えられる。

6. ロボットによる複数の環境情報の利用

6.1 ロボットの経路探索手法

本項では、移動ロボットが現在位置から目的地までの経路を探索する手法について述べる。

移動ロボットが現在地から目的地まで移動するためには、安全かつ効率的な経路を探索する必要がある。自律移動ロボットにとって経路探索は必要不可欠な技術であるため、非常に多くの手法が提案されている。

探索空間を作成して決定論的に経路を求める手法の例としては、Fraichardはあらかじめ決められた経路上を辿るロボットについて、加減速によって動的障害物を回避する手法を提案している [58]。それを応用し、Bergらは、静的な障害物のみを考慮した複数の経路をあらかじめ生成し、移動障害物との衝突を加減速で避ける手法を提案している [59]。移動障害物を回避する軌道は生成できない外、静的な障害物が多く、とれる経路が少ない場合は有効である。坪内らは、移動平面と垂直に時間軸を配置した空間 (“時空”) を用いる経路生成手法を提案している [60]。また、山本らはこの手法を拡張し、PWS型のロボット”EMIEW”を用いて実世界でのナビゲーションに成功した [61]。ただし、これらの研究では動的な障害物の回避を対象としており、静的な障害物については触れられていない。

ランダムに探索枝を伸ばしていく手法としては、Probabilistic Road Map (PRM) [62]、Rapidly-exploring Random Tree (RRT) [63] などが挙げられる。これらの手法は、探索空間を作成する手法と比べ非常に短い時間で計算が可能であるが、蛇行の多い経路が生成されてしまう。このような経路はスムージングされるのが一般的である [64][65]。

また、短期的な経路生成を繰り返す手法としては、Dynamic Window Approach [66]、Potential Field [67] などが挙げられる。これらの手法を動的な環境で利用するためには、現在のセンサデータを用いるだけでは不十分であり、移動障害物の軌道を推定する必要がある。井上らは、移動物体の軌道を予測しながら、短時間ごとに行動計画を更新する手法を提案した [68]。また、Marquessらは、ロボットサッカー競技において、画像による自己位置推定とソナーを用いた Reactive な障害物

回避によるナビゲーション手法を提案した [69]. これらの手法は, 経路計画にかかる時間が非常に短いという利点があるが, 局所最適解に落ち込み, ゴールまで辿りつけない可能性がある. その欠点を補うため, あらかじめ移動物体や未知の物体を考慮せずにグローバルな経路を作成し, 経路上に衝突しそうな物体が存在した場合に経路を修正する方法も提案されている [70][67].

本研究における経路探索手法では, 探索空間を作成して決定論的に経路を求める手法を利用する. 複数の環境情報を付与した環境地図を保持することができるため, これにより適切に探索空間を規定することで, ロボットは複数の環境情報を反映した経路をとることができる. 経路探索をする手法としては, これまで A* 法 [71] やポテンシャル法 [72] をベースとした経路探索手法が存在する. 本研究では, A* 法を用いて二次元占有格子地図上で経路探索を行う. A* 法は, スタートからゴールまでの予想コストを計算し, そのコストが常に最小になるような経路を選ぶことで, コストが最小となるような経路を探索する.

ロボットのスタート地点のセルを c_{start} , ゴール地点のセルを c_{goal} , その途中で通過するあるセルを c_n とする. この際, 最短距離の予想コスト $f^*(c_n)$ は, スタート地点 c_{start} から通過するあるセル c_n までの最小予想コスト $g^*(c_n)$, セル c_n からゴール地点 c_{goal} までの最小予想コスト $h^*(c_n)$ を用いて, 以下のように表される.

$$f^*(c_n) = g^*(c_n) + h^*(c_n) \quad (39)$$

A* 法では, セル c_n からゴール c_g までの予想コスト $h^*(c_n)$ が

$$0 \leq h^*(c_n) \leq h(c_n) \quad (40)$$

の条件を満たす際, 求まる経路のコストが最小となることを保証している.

2次元グリッドマップを用いた経路探索では, 周囲8セルへの移動コストを持った環境情報コストマップを用いて以下のようにコストが計算される.

$$g^*(c_n) = \sum_{i=1}^{n-1} (D(c_i, c_{i+1}) + k_{\text{cost}} C_{c_i}(k)) \quad (41)$$

$$h^*(c_n) = D(c_n, g) \quad (42)$$

ここで, k_{cost} は任意の定数を表している. スタート c_{start} からセル c_n までの予想コスト $g^*(c_n)$ には, 経路上の各セル間のコストと直線距離 $D(c_i, c_{i+1})$ を足し合

わせたものを用いている。また、セル c_n からゴール c_{goal} までの予想コスト $h^*(c_n)$ として、セル c_n からゴール c_{goal} までの直線距離 $D(c_n, c_{\text{goal}})$ を用いている。

Fig.32 にコストマップの例を示す。

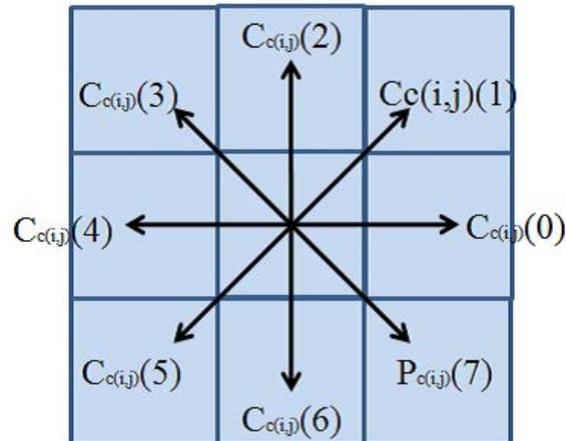


Fig. 32 Cost Map

従来の移動ロボット研究では、コストを与える際に2次元障害物情報とスタートからゴールまでの距離のみを参照している。例えば、ある方向 k の隣接セルが、障害物が存在するセルだった場合には、そのコスト $C_{c(i,j)}(k)$ は以下のように設定される。

$$C_{c_i}(k) = \infty \quad (43)$$

こうすることで、障害物の存在するセルを避ける経路が生成される。このように、適切なコストを設定することで、ロボットは安全で効率的な経路を探索することができる。

6.2 人環境情報地図を用いたコストマップの生成

本項では、人環境情報地図で参照できる情報から、前項で述べた経路探索手法に用いるコストを生成する手法について述べる。

本研究で提案した人環境情報地図が持つ環境情報のうち、コスト生成に利用するものを以下に示す。

障害物変化頻度情報 環境中の障害物の存在頻度，領域判定回数

人の移動軌跡情報 移動確率分布，平均移動速度，通過回数，各セルの滞留確率，各セルの移動速度分散

これらの情報を適切にコストに反映させることができれば，移動ロボットはこれらの情報を考慮した経路を探索することが可能となる．本研究では，これらの情報を元に周囲8セルへの移動コストを持つコストマップを生成し，経路探索を行う．

6.2.1 人環境情報地図を用いたコストの生成

本節では，地図の各グリッドが有する障害物の存在頻度・変化頻度，人の移動確率分布，人の平均移動速度，人の滞留確率，人の速度分散を用いたコスト生成手法について述べる．

障害物検出結果由来のセル $c(i, j)$ における障害物の存在頻度 $O_{c(i,j)}$ ，人の移動軌跡由来のセル $c(i, j)$ における方向 k の隣接セルへの人の移動確率分布 $\mathbf{P}_{c(i,j),k}$ と平均移動速度 $\bar{V}_{c(i,j),k}$ ，滞留確率 $S_{c(i,j)}$ ，人の速度分散 $V_{c(i,j)}$ を用いて，以下のようにコスト $C_{c(i,j)}(k)$ は計算される．

$$C_{c(i,j)}(k) = a_{obstacle}O_{c(i,j)} + a_{pass}P_{c(i,j)}(k)\bar{V}_{c(i,j)}(k) + a_{stop}S_{c(i,j)} + a_{variance}V_{c(i,j)} \quad (44)$$

a は各環境情報に対する係数である．

ただし，方向 k の隣接セルが，壁や柵などの物理的な障害物，もしくは次節で示す進入禁止領域と設定されている場合は

$$C_{c(i,j)}(k) = \infty \quad (45)$$

として扱う．

6.2.2 人環境情報地図を用いた進入禁止領域の設定

本節では、人環境情報地図の環境情報を利用した進入禁止領域の設定方法について述べる。

障害物の存在頻度が高い領域は、静的障害物が存在する領域であると考えられる。本研究では障害物の存在頻度 $O_{c(i,j)}$ に閾値 O_T を設け

$$O_{c(i,j)} > O_T \quad (46)$$

を満たすとき、そのセル $c(i,j)$ を進入禁止領域とする。

人の滞留頻度が高い領域は、人が何か特定の作業をしている領域であり、ロボットは侵入するべきではない。本研究では人の滞留頻度 $S_{c(i,j)}$ に閾値 S_T を設け、

$$S_{c(i,j)} > S_T \quad (47)$$

を満たすとき、そのセル $c(i,j)$ を進入禁止領域とする。

人の通過が見られない領域は、通路として用いられていない領域であると考えられる。このような何らかの理由から出入りに制限が設けられていると考えられ、ロボットもそれに準拠する必要がある。本研究では人の通過回数 $N_{c(i,j)}$ に閾値 N_T を設け、

$$N_{c(i,j)} < N_T \quad (48)$$

を満たすとき、そのセル $c(i,j)$ を進入禁止領域とする。

これにより、危険な領域を回避した経路を探索できる。

6.3 複数の環境情報を利用したロボットサービス

これまで、施設内を案内するロボット、ビルの中を掃除するロボット、警備をするロボットなどのサービスロボットが開発されてきている。屋内展示施設において案内を行うロボットとしては”Deutsches Museum Bonn”で稼働していた”RHINO”[73]や”Smithsonian’s National Museum of American History”で稼働していた”Minerva”[74]などが存在する。施設案内ロボットであるこれらのロボットは2次元地図を参照し自己位置推定や経路計画をすることができる。しかし、

ここで用いられる地図は静的な環境を想定しており，障害物の位置変化や人に関する環境情報を参照することはできない．博物館のような屋内環境には様々な展示物があり，移動ロボットは展示物の情報や訪問者の情報を参照して安全・効率的に移動することが望ましい．

ロボットの安全性・効率性を高めるためのアプローチとして，マップに対して意味(セマンティクス)を付与し，そこから推論を行うことで，移動体との接触リスクが低く，社会ルールに則った移動ロボットの自律移動を実現させるセマンティックマップといった研究アプローチが存在する．マップにセマンティクスを付与する研究はいくつかの例があり，ロボットが行動する環境に応じて多様な種類のセマンティクスが用いられる．単純なセマンティックマッピングの例として，岡田らによる Plane Segment Finder(PSF)[75]が挙げられる．この手法では，ハフ変換 [76] を 3次元空間に拡張することで，ステレオカメラから得られた3次元形状から地面や階段のステップなどの平面を検出している．これにより，地面，階段，壁といった平面を抽出でき，ヒューマノイドロボットはその情報を用いた経路計画や，階段昇降計画で利用できる．Anguelovらは，AMN(Associative Markov Networks)[77]を用いて屋外環境において3次元 LRF スキャンから自動車の領域を切り出すことに成功している [78]．Nüchterらは，3次元 LRF データによって作成された屋内マップを，Wall, Floor, Door, Ceiling などのクラスの分類とを行っている [79]．Posneraらは，人工的な屋外環境において，画像と3次元 LRF スキャンを用いて物体をクラスタリングする手法を提案した [12]．セマンティックマップを実際のロボットの行動に役立てている先行研究としては，以下のものが挙げられる．Mozosらは，LRF から構築した屋内のマップを Room, Corridor, Door などのセマンティックな要素に分類し，トポロジカルな構造でそれらを結合する手法を提案した [80][81]．この手法により，ロボットが自己位置推定や探索の計算コストを減らすことができるとともに，これらの情報を自然言語によるロボットへのインタラクション等に利用できる．Galindoらは，セマンティックな知識を付加したマップを用い，セマンティックな情報からの推論によりプランナの能力を向上させ，かつ広い領域におけるプランニングの効率を向上させている [82]．このように，ロボット技術の発展により，ロボットが認識できる環境情報は今後も

増えていくと思われる。

一方、ロボットの搭載センサの能力は限られており、実環境においてはロボットの搭載センサのみでは環境全域を常に計測することは困難である。そこで、環境内に設置したユビキタスセンサにより人の行動を観測し、ロボットの行動を支援する研究アプローチが存在する [83][84]。ロボットサービス提供にするための手法としては、人位置計測に基づく環境情報構造化法が提案されている [85]。塩見らは、人の位置情報を利用したピラ配りなどのサービスを行うロボットを開発している [86]。これらの研究では、ユビキタスセンサにより人の位置情報を解析した結果を知識として持ち、により取得した対象の位置情報によりそれに基づいてロボットのインタラクション行動を決定している。

本研究で着目した「人体寸法情報」、「人の移動軌跡情報」、「環境の変化情報」も、従来の研究のように経路計画への利用や、ロボットと人のインタラクション行動に利用できる。また、それぞれ独立した利用が考えられるだけでなく、組み合わせることによって初めて実現できるサービス行動がいくつか考えられる。例えば、「人体寸法情報」と「環境の変化情報」を参照することで、子供と思われる特定の身長以下の歩行者が環境の変化が激しい領域へ侵入する前に注意する、といった行動をロボットはとることができる。また、「移動軌跡情報」と「環境の変化情報」を組み合わせることで、環境の変化前と変化後と人の行動の関係を抽出できる。

7. ロボットシステム

本項では、本研究で用いたロボットシステムについて述べる。本研究では、屋内用移動ロボット peacock と屋外用移動ロボット emu 上に、willowgarage の ROS を用いてシステムを構築した [87].

7.1 屋内移動ロボット peacock

屋内移動ロボット peacock を Fig.33 に示す。peacock の寸法は $0.55[\text{m}] \times 0.55[\text{m}] \times 1.03[\text{m}]$ であり、3次元 LIDAR センサを高さ $0.80[\text{m}]$ に設置した。peacock は移動機構として Adept Technology 社によって開発された 3輪移動ロボット Pioneer P3-DX を利用しており、その上に 3次元 LIDAR センサ HDL-32E, マイクロフォンアレイ, 停止スイッチ機能を持つ外装を搭載している。

移動機構として用いた Pioneer P3-DX を Fig.34 に示す。Pioneer P3-DX は、前方に 2つの駆動輪, 後方に 1つのキャスターを持つ屋内用の 3輪移動ロボットである [88]。Pioneer P3-DX の寸法は $0.51[\text{m}] \times 0.42[\text{m}] \times 0.24[\text{m}]$, 重量は $16.5[\text{kg}]$ であり, 車輪径は $190[\text{mm}]$ である。制御方法はシリアル通信を用いている。

7.2 屋外用移動ロボット emu

屋外用移動ロボット emu の外観を Fig.35, 概略図とセンサ設置位置を Fig.36 に示す。ロボットは Segway RMP200ATV をベースとしており, 著者らのグループでは移動ロボットの研究に用いてきた [89, 90]。このロボットをつくばチャレンジ 2013 のレギュレーションに合わせて変更した。主要な改良点は, $100[\text{kg}]$ の重量制限に対応するための可動脚の取り外し, $75[\text{cm}]$ の幅制限に対応するための不整地用タイヤを舗装路用タイヤへの交換, 人がいる環境で位置認識するために $150[\text{cm}]$ の高さ制限の上限近くに設置した LIDAR スキャナ等である。

搭載センサは, LIDAR として Velodyne 社製 HDL-32E, 日本信号社製 FX8 (2台), およびパンチルトズームカメラとして AXIS 社製 P5512 である。またジャイロセンサとして Segway に搭載されているものを利用した。



Fig. 33 Mobile robot Peacock



Fig. 34 Pioneer P3-DX

地図作成と位置認識のために Velodyne を上限高さ付近に設置しているため、ロボットの周辺に死角が発生する。そこで2台の日本信号 FX8 センサを利用し前方の近接障害物を検出する。リサージュ走査型レーザースキャナである FX8 は、横方向に約 60[deg]、縦方向に約 50[deg] の四角錐に近い形状の領域で物体の3次元形状を取得することが可能なセンサである。解像度は動作周波数に応じて可変であるが、つくばチャレンジ 2013 においては、解像度 65x40[pixel]、動作周波数 10[Hz] のモードを利用した。最大検出距離は約 15[m] である。

AXIS COMMUNICATIONS 社の P5512 固定ドーム型ネットワークカメラを太陽光の直射をなるべく避けるために下向きに設置した。P5512 は解像度 704x480[pixel] の画像を 30[Hz] で取得できる。また P5512 は、パン方向に ± 180[deg]、チルト方向に 0 ~ 90[deg]、ズーム方向に 12 倍（ただし本研究では利用していない）の制御が可能である。

7.3 ナビゲーションソフトウェア構成

Fig.37 に自律移動のためのソフトウェア構成を示す。あらかじめ人間がロボットを操縦しながら移動して作成した多層型 2 次元地図を用いて自己位置認識を行い、あらかじめ与えたウェイポイントを遷移しながら自律移動する。また静止障害物発見および動的な障害物の発見からの進路の推定にもとづく障害物回避を合わせて行った。これらのソフトウェアは、Willow Garage の ROS 上に構築されている。



Fig. 35 A mobile robot “EMU” based on Segway RMP200ATV

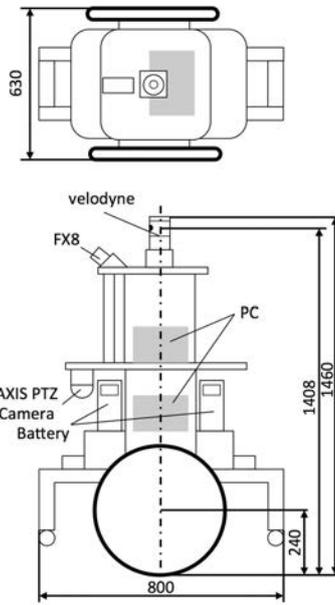


Fig. 36 Robot and sensor arrangements

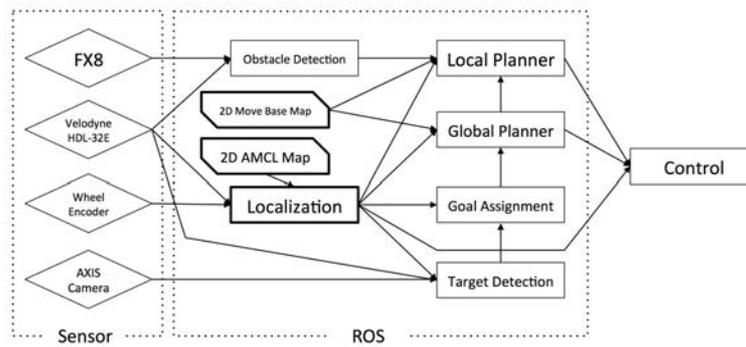


Fig. 37 Navigation software components

8. 屋内環境における人環境情報地図生成実験

実験は日本科学未来館 1F 及び 3F にて実施した。多層型 2 次元地図評価実験は 1F フロアにて、それ以外の実験は 3F フロアにて実施した。実験環境は、約 100 x 25[m²] の静的な屋内環境である。

8.1 多層型 2 次元地図評価実験

日本科学未来館 1F のおおよその間取りを Fig.38 に示す。ランドマークとなり得る展示物が設置された状態で、人のいない時間帯において地図作成実験を行った。ロボットは赤い点で示された初期位置から環境の巡回を開始し、1[m/s] 程度で環境中を反時計回りに巡回した。

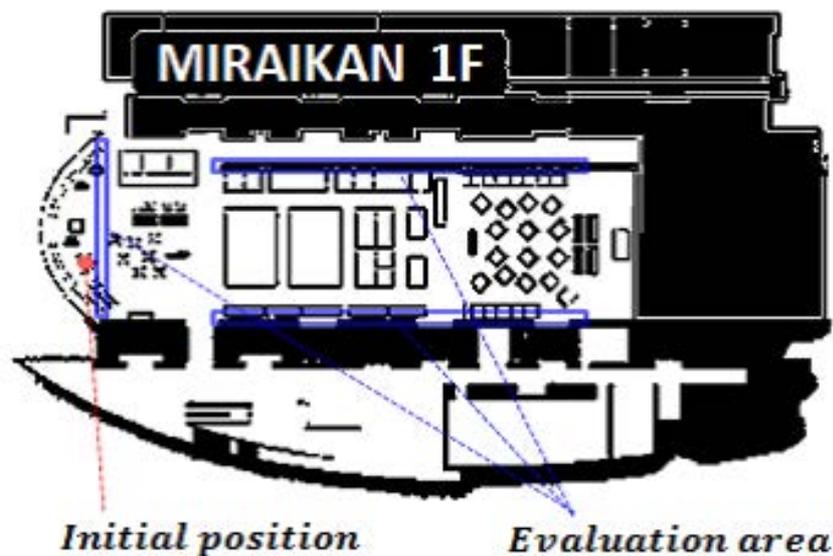


Fig. 38 Miraikan 1F floor plan

8.1.1 地図作成結果

本実験において、多層型スキャンデータを 5 つ生成した。天井の高い屋内であることから、高さの最大値を 3.0[m] 最小値を 0.2[m] に制限した。また、環境の

短手方向が 25[m] であることから、3次元 LIDAR の高さより上の高さの範囲については、計測失敗が発生しない程度に十分な高さの幅 0.6~0.7[m] に設定した。これらより、多層型スキャンデータを生成する際に特定範囲投影手法にて用いる床からの高さの許容範囲は、scan0 から scan4 までそれぞれ [0.2, 0.4], [0.4, 1.0], [1.0, 1.7], [1.7, 2.4], [2.4, 3.0][m] で与えた。

提案手法を用いて作成した多層 2次元地図 5枚を、Fig.39(a), (b), (c), (d), (e) に示す。また、従来手法を用いて作成したそれぞれの高さに対応する 2次元地図 5枚を Fig.40(a), (b), (c), (d), (e) に示す。これらの地図はランドマークを白色、物体が存在しない空間を黒色、計測を行っていない未知の領域を濃い灰色で示している。

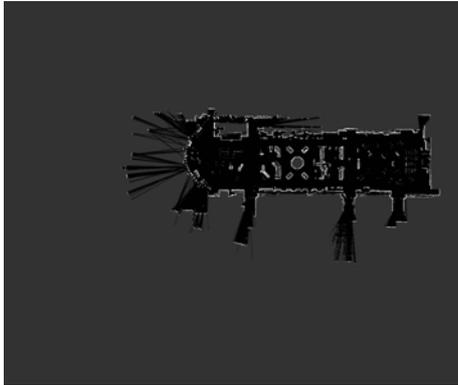
Table15 に、各地図における角度の誤差を示す。提案手法を用いて作成した地図を間取り図に重ねたものを Fig.41、従来手法を用いて作成した地図を間取り図に重ねたものを Fig.42 に示す。作成した地図を赤色にて示す。

Table 15 Differences of landmarks direction (in Miraikan 1F)

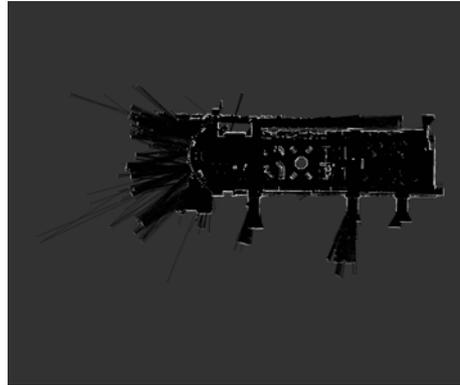
	proposal method	conventional method					[deg]
	scan0-4	scan0	scan1	scan2	scan3	scan4	
upside wall	0.4	0.5	0.2	0.2	0.3	0.4	
downside wall	0.4	0.5	0.2	0.2	0.3	0.4	
arcuate chord	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	

8.1.2 位置推定精度評価

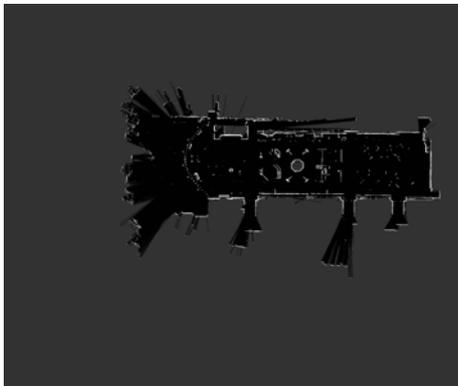
共分散の大きさを Table16 に示す。従来手法、提案手法を用いた地図作成における位置推定結果の軌跡をそれぞれ Fig.43 及び Table44 に示す。軌跡の色は、各高さに対応している。Fig.43 では、提案手法により多層型スキャンデータを切り替えた結果及びその時の位置推定結果の軌跡 1 本を表示している。一方、Fig.44 では、それぞれの高さのスキャンデータを用いた位置推定の軌跡を計 5 本を表示している。ここで、低い高さのスキャンデータを用いた軌跡から順に重ねて表示している。



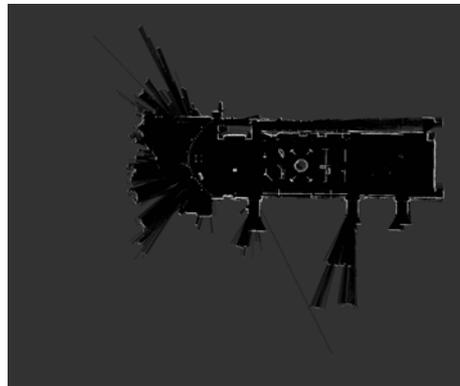
(a)Map generation using scan0



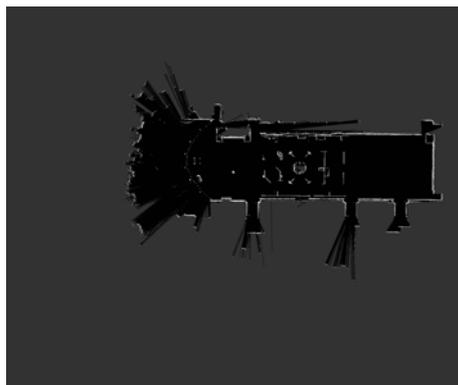
(b)Map generation using scan1



(c)Map generation using scan2

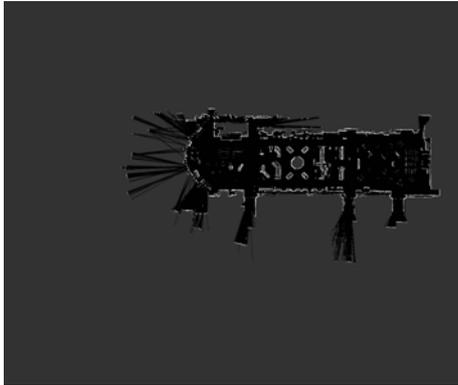


(d)Map generation using scan3

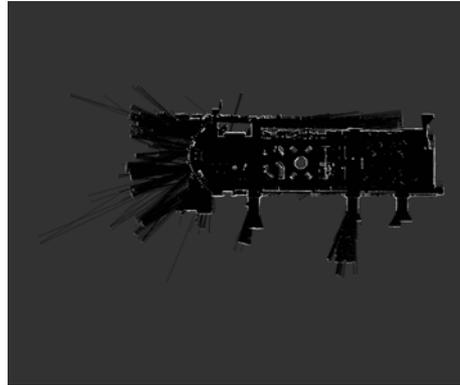


(e)Map generation using scan4

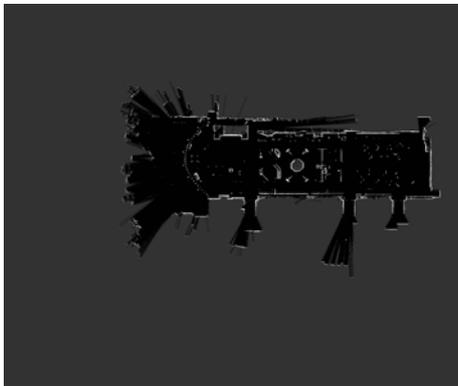
Fig. 39 Multilayered 2D map generation with proposal method (in Miraikan 1F)



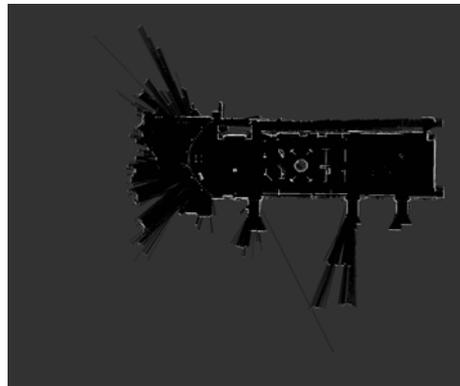
(a)Map generation using scan0



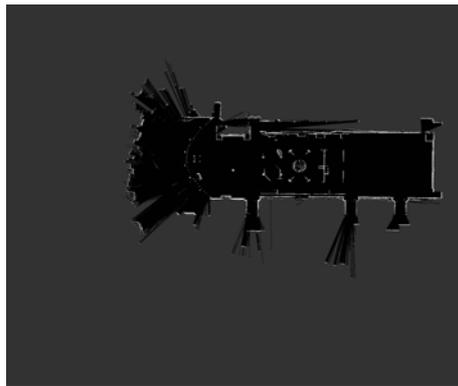
(b)Map generation using scan1



(c)Map generation using scan2



(d)Map generation using scan3



(e)Map generation using scan4

Fig. 40 2D maps generation with conventional method (in Miraikan 1F)



Fig. 41 Floor plan and maps generated by proposal method (in Miraikan 1F)



Fig. 42 Floor plan and maps generated by conventional method (in Miraikan 1F)

Table 16 Long axis of 1σ covariance ellipsoid (in Miraikan 1F)

		max	average	standard deviation	
proposal method	scan0-4	0.13	0.02	0.02	
conventional method	scan0	0.06	0.01	0.02	
	scan1	0.07	0.01	0.01	
	scan2	0.04	0.01	0.01	
	scan3	0.13	0.02	0.01	
	scan4	0.29	0.03	0.03	[m]

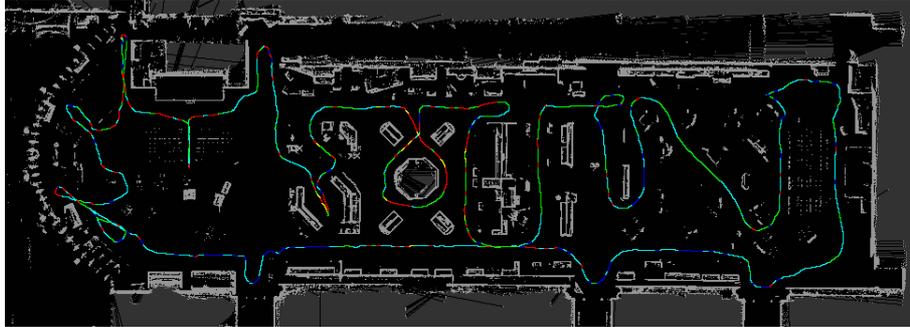


Fig. 43 Localization trajectory with proposal method (in Miraikan 1F)

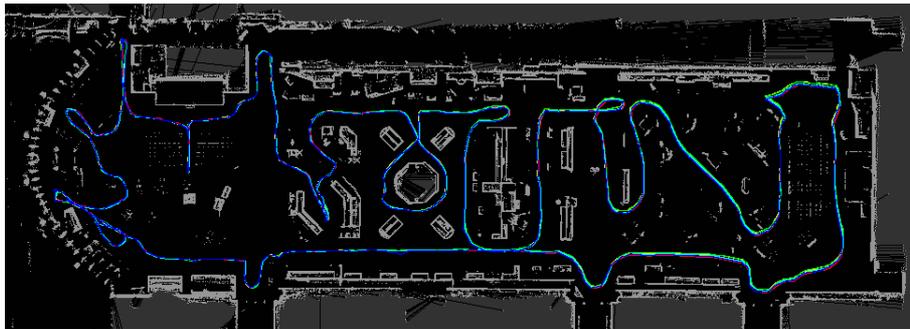


Fig. 44 Localization trajectory with conventional method (in Miraikan 1F)

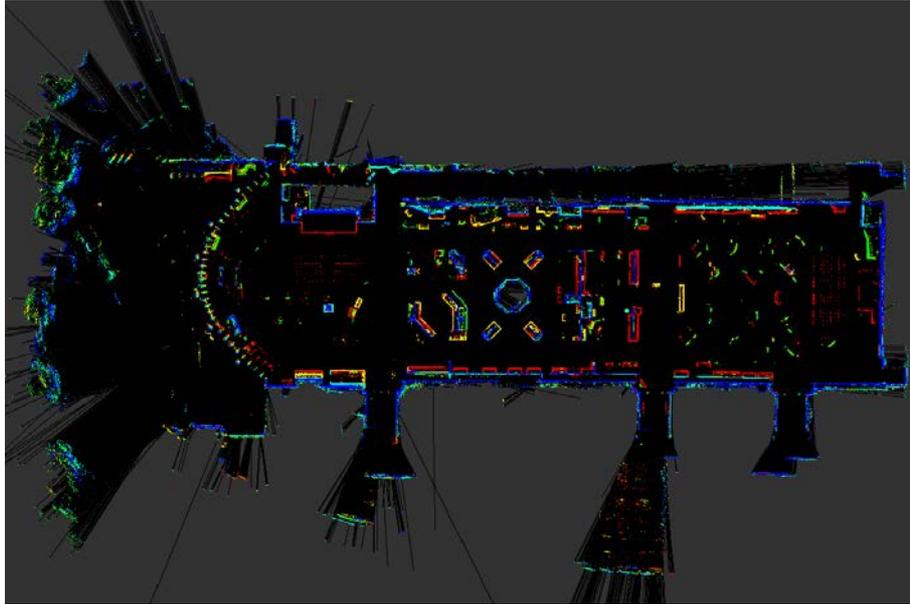


Fig. 45 Color maps generated by proposal method (in Miraikan 1F)

8.1.3 スキャンデータ選択に対する評価

各スキャンデータを位置推定に使用した割合を Table17 に示す. 提案手法を用いて作成した地図を高さの低い順に重ねたものを Fig.45 に示す. 同様に従来手法のものを Fig.46 に示す. ここで, 各ランドマークの色は高さを示しており, 低いほど赤色, 高いほど青色で表されている. すなわち, scan0 が赤色, scan1 が黄色, scan2 が緑色, scan3 が水色, scan4 が青色で示されている.

Table 17 Usage rate of each scan data (in Miraikan 1F)

proposal method	number of uses[times]	usage rate[%]
scan0	153	17.7
scan1	17	2.0
scan2	221	25.5
scan3	375	43.4
scan4	99	11.4

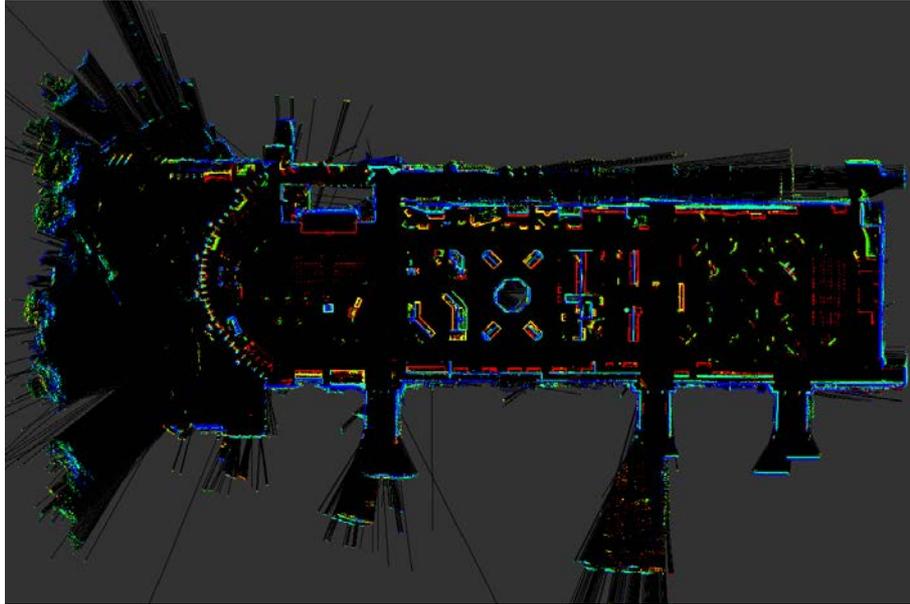


Fig. 46 Color maps generated by conventional method (in Miraikan 1F)

8.1.4 位置推定の精度評価

Table16 より，従来手法，提案手法とも 1σ の共分散楕円の長軸の径の平均値は，地図の解像度 $0.1[\text{m}/\text{pixel}]$ に対し十分小さい値を示した．このことから，本実験環境のような静的な屋内環境においては，従来手法，提案手法とも高い精度で自己位置推定ができていることを確認した．

8.2 障害物変化頻度地図作成実験

日本科学未来館 3F の CAD 図と写真を Fig.47 に示す．

環境中には Fig.47 に示すような複雑な形状の展示物が存在する．また，身長の高い子供用に踏み台が存在し，これらの場所は不定である．これらの展示物が設置された状態の人のいない時間帯において，ロボットに手動でゴール地点を与え，自律移動させながら障害物変化頻度地図の生成を行った．ロボットの総走行距離は $1014.9[\text{m}]$ であった．DEM の解像度は元となる 2 次元地図と同じく $5 \times 5\text{cm}$ グリッドとし，領域判定の条件となるドロネー分割線の勾配は $10[^\circ]$ とした．領域

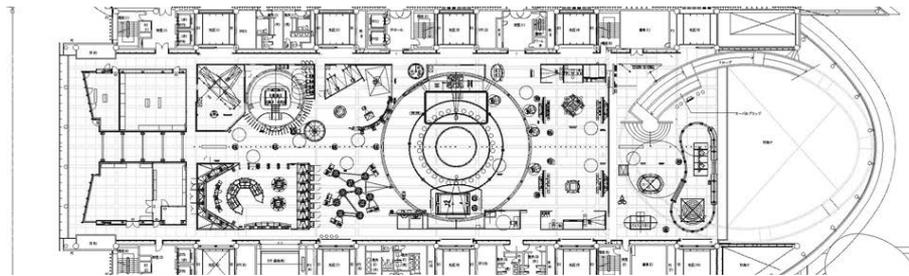


Fig. 47 CAD drawing of the 3rd floor of “Miraikan” (above) and 3D obstacles picture(below)

判定結果の投票は計測距離が5m以内のものを用いた。

地図の生成結果を Fig.48 に示す。この地図は障害物の存在頻度を表しており、緑の領域ほど存在頻度が低く、赤い領域ほど存在頻度が高い。2次元地図の黒い領域と比べ、赤い領域が大幅に増加していることが確認できる。この結果から従来の2次元地図では記述できなかった固定障害物が検出されていることがわかる。また、環境計測中、意図的に障害物が存在する領域周辺にゴールを設定しても、走行中に経路を再探索し、障害物を避けて移動したため、ロボットが障害物に衝突することはなかった。このことから実験環境中に存在する障害物を検出し、適切に回避行動がとれていることがわかる。

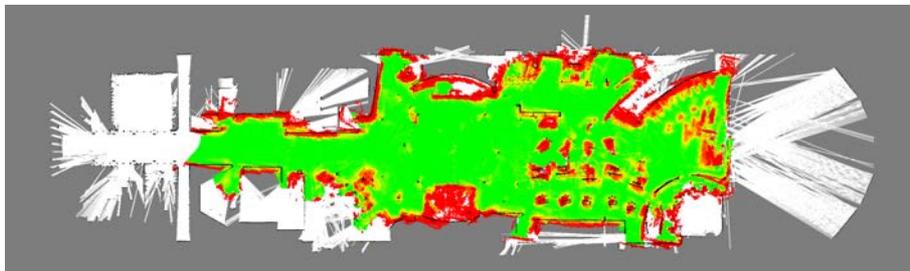


Fig. 48 3D obstacle map

Fig.48 に示す地図はまだ環境の変化は捉えていない。障害物領域 (赤い領域) 周辺が黄色くなっているのは、ロボットによる自己位置推定の誤差によるものである。障害物変化頻度地図の更新に関しては後述の実験にて評価する。

8.2.1 障害物検出精度評価実験

本節では、Delauney triangulation と DEM を用いた障害物領域判定手法の精度評価実験について述べる。

本実験環境における位置不定な障害物として、踏み台を対象に精度評価実験を行った。実験環境を Fig.49 に示す。

環境中の子供用踏み台を規定の位置に動かし、検出された障害物領域の面積、重心位置を比較することで障害物検出の精度を評価する。実験は閉館後、訪問者

のない環境下にて行った。DEMの解像度は元となる2次元地図と同じく5×5cmグリッドとし、領域判定の条件となるドローネー分割線の勾配は10°とした。領域判定結果の投票は3D Swing LRFの計測距離が5m以内のものを用いた。

地図生成結果をFig.50に示す。この地図は3次元障害物の存在頻度を表しており、緑の領域ほど存在頻度が低く、赤い領域ほど存在頻度が高い。

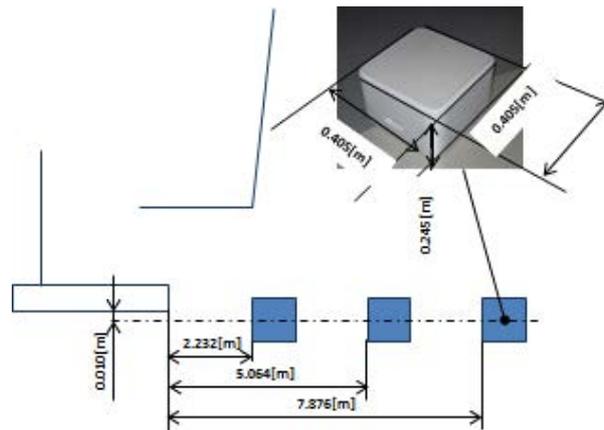


Fig. 49 Placement of Stool

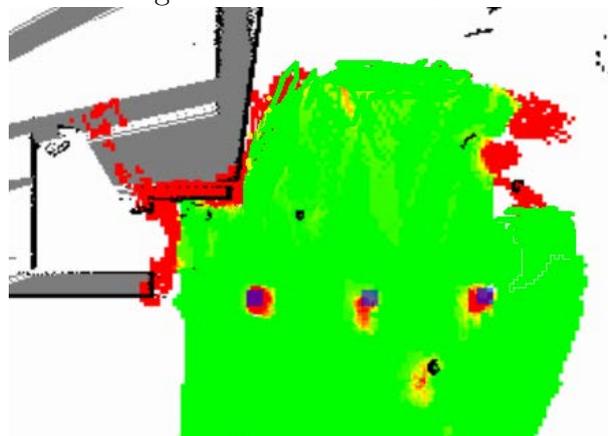


Fig. 50 Detected obstacles

Table 18に各踏み台の検出領域と重心位置の誤差について示す。自己位置推定精度とDEMの解像度が5cmであることを考慮すれば、十分な精度で障害物を検出できていると考えられる。

Table 18 3D obstacle detection accuracy

	平均誤差	標準偏差
重心距離 [m]	0.19	0.06
障害物領域の面積 [m^2]	0.11	0.10

8.2.2 障害物変化頻度地図更新実験

本節では、環境中の障害物の位置を変化させ、障害物変化頻度地図の更新を行う実験について述べる。

前節の精度検証実験で計測した障害物情報を障害物変化頻度地図の更新に用いて、適切に障害物変化頻度情報が更新されているか評価を行った。実験は踏み台周辺にて、踏み台のある状態で5回、踏み台のない状態で5回計測を行った。

元々踏み台が存在しなかった際の障害物変化頻度地図を Fig.51 に、計測により更新された障害物変化頻度地図を Fig.52 に示す。この地図は3次元障害物の存在頻度を表しており、緑ほど存在確率が低く、赤いほど存在確率が高い。踏み台周辺のコストが更新され、黄色くなっていることが確認できる。この結果より、障害物変化頻度地図は環境中の障害物位置変化を反映できていることがわかる。

8.3 人の移動軌跡地図生成実験

本項では、人の移動軌跡地図生成のための人の移動軌跡計測実験と、その情報を用いた人の移動着せち地図生成結果について述べる。

8.3.1 人の移動軌跡計測実験

本節では、日本科学未来館開館中に行った訪問者の移動軌跡計測実験について述べる。

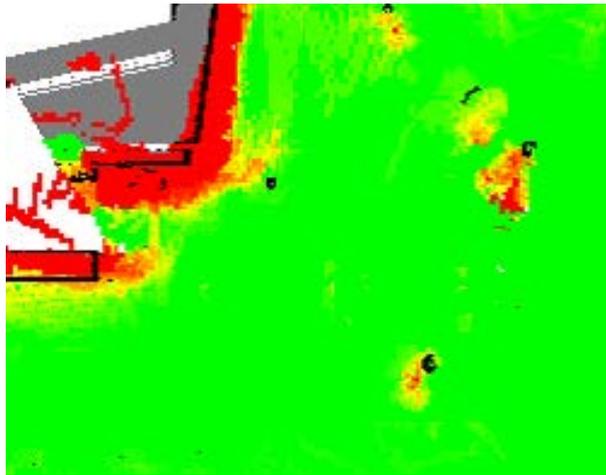


Fig. 51 3D obstacle change map

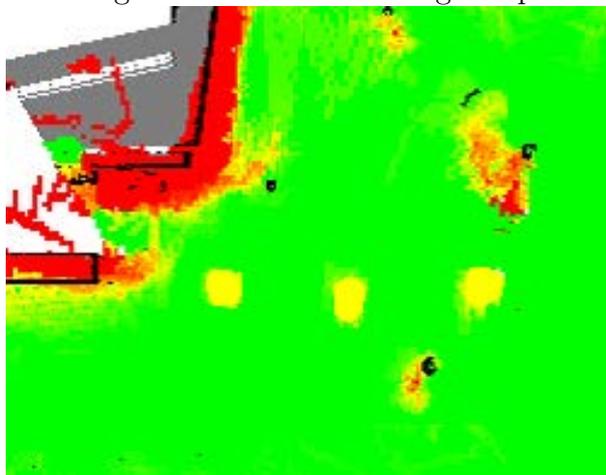


Fig. 52 Updated 3D obstacle change map

Fig.53 に示す地点に三脚に固定した LRF を設置し，人の移動軌跡の計測実験を行った．計測用 LRF として，B, C, D 地点は SICK LMS200, A, E, F 地点は Hokuyo UTM-30LX を用い，計測高さはロボットと同じく床面から 0.9[m] の高さに設置した．Fig.53 に示すように LRF の計測範囲が重なるよう，各 LRF の計測範囲は 20m とした．計測は日本科学未来館 3F 展示エリアにて実施し，開館時間である 10 時～17 時まで計測を行った．

Fig.54 に得られた移動軌跡を示す．色は速度を示している．得られた軌跡の計測本数はのべ 126,839 本である．オクリュージョンやノイズによる誤検出を排除するため，検出時間が 5s 以内の軌跡は除去した．訪問者が移動可能な領域をすべてをカバーしていることが確認できる．

8.4 人の移動軌跡地図生成

本節では，前節の実験で得られた人の移動軌跡を用いた人の移動軌跡地図生成実験について述べる．

前節の実験で得られた人の移動軌跡を用いて地図の生成を行った．人の停止頻度地図，移動速度地図，移動速度分散地図をそれぞれ Fig.55, Fig.56, Fig.57 に示す．

Fig.55 では赤い領域ほど停止頻度が高いことを表している．図中の領域 A は展示物周辺，領域 B は休憩場所であり，これらの領域では停止頻度が高くなっている．一方，領域 C は一般的に通路として使われており，これらの領域では停止頻度が低くなっている．

Fig.56 では赤い領域ほど平均移動速度が高いことを表している．図中の領域 D では，中央部ほど早く移動していることがわかる．このように障害物が少なく，周りに展示物も存在しない領域において人の移動速度が速くなる傾向が反映されていることがわかる．

Fig.57 では赤い領域ほど移動速度分散が大きいことを表している．図中の領域 E は周辺に障害物や展示物がなく，通路として利用されている場所である．これらの領域では人が立ち止まり後続と合流しているため，これらの領域で分散が大きくなっている．

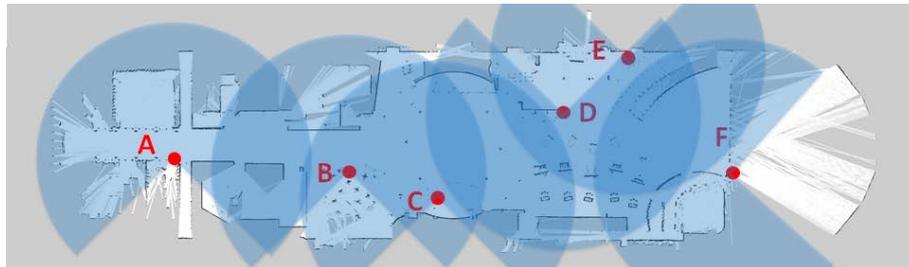


Fig. 53 Sensors positions and their picture

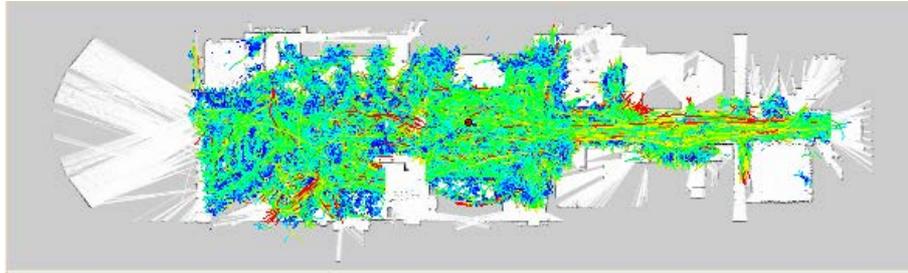


Fig. 54 Obtained pedestrian trajectories

一方、領域Fは展示物の周辺であるにも関わらず分散が大きくなっている。この領域は展示物周辺であると同時に、別の階へ続くスロープの前でもあるため、速度分散が大きくなっていると考えられる。

これらの結果から、環境の使われ方が地図に反映されていることがわかる。これら複数の情報を参照することで、ロボットは環境の認識を行うことが可能であると考えられる。

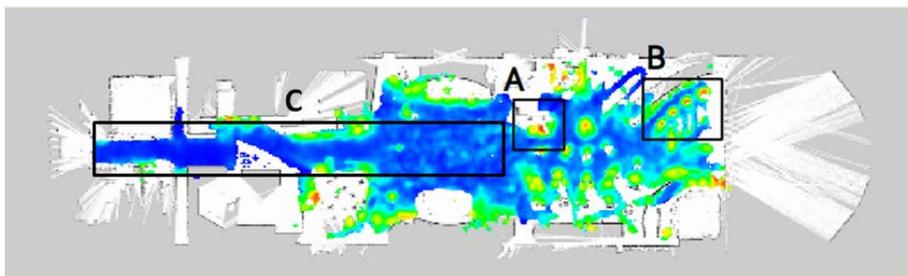


Fig. 55 Aggregated Pedestrian Stopping Position Map

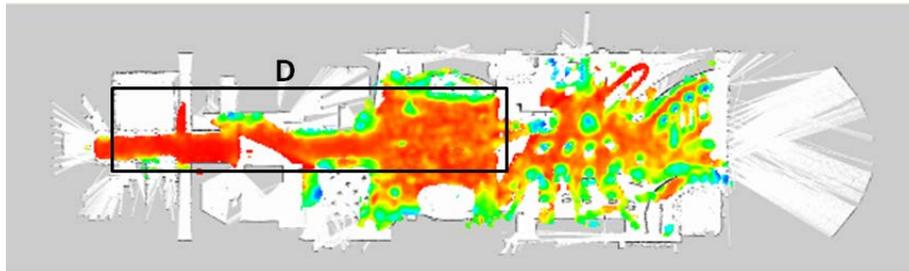


Fig. 56 Aggregated Pedestrian Velocity Map

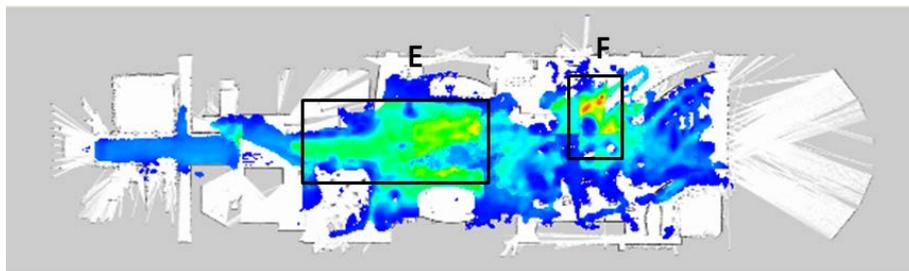


Fig. 57 Aggregated Variance of Pedestrian Velocity Map

9. 動的な屋外環境における人環境情報地図の構築

本実験は茨城県つくば市の大清水公園にて実施した。実験環境は 100×400 [m²] の遊歩道である。実験環境の航空写真を Fig.58 に示す。屋内環境と同様に、ロボットは赤い点で示された初期位置から巡回を開始し、1[m/s] 程度で移動しながら地図作成用のデータを収集した。

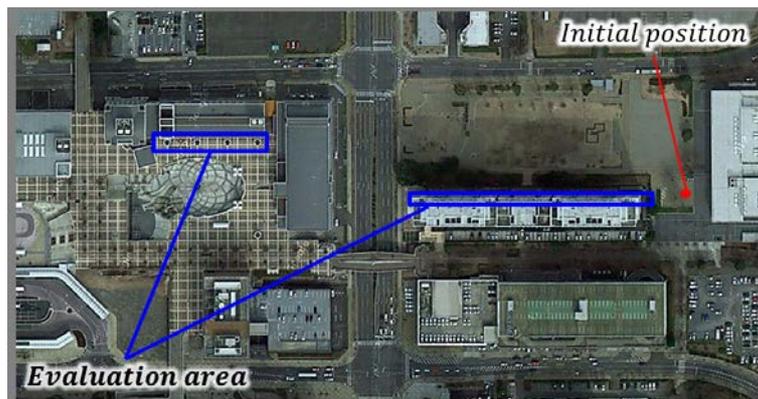


Fig. 58 Aerial photo of Tsukuba promenade

9.1 多層型 2次元地図評価実験

屋外ではあるが、複雑な環境であるため、高さは $[0.2, 3.0]$ の範囲に制限した。3次元 LIDAR の高さより上の高さの範囲については、計測失敗が発生しない程度に十分な高さの幅 $0.6 \sim 0.7$ [m] に設定した。これらより、多層型スキャンデータを生成する際に特定範囲投影手法にて用いる床からの高さの許容範囲は、scan0 から scan4 までそれぞれ $[0.2, 0.4]$, $[0.4, 1.0]$, $[1.0, 1.7]$, $[1.7, 2.4]$, $[2.4, 3.0]$ [m] で与えた。

提案手法を用いて作成した多層 2次元地図 5 枚を、Fig.59(a), (b), (c), (d), (e) に示す。また、従来手法を用いて作成したそれぞれの高さに対応する 2次元地図 5 枚を Fig.60(a), (b), (c), (d), (e) に示す。地図中の色は、ランドマークを白色、物体が存在しないフリーな空間を黒色、計測を行っていない未知の領域を濃い灰色で示している。



(a)Map generation using scan0



(b)Map generation using scan1



(c)Map generation using scan2



(d)Map generation using scan3



(e)Map generation using scan4

Fig. 59 Multilayered 2D map generation with proposal method (in Tsukuba promenade)



(a)Map generation using scan0



(b)Map generation using scan1



(c)Map generation using scan2



(d)Map generation using scan3



(e)Map generation using scan4

Fig. 60 2D maps generation with conventional method (in Tsukuba promenade)



Fig. 61 Aerial photo and maps generated by proposal method (in Tsukuba promenade)

Table19 に、各地図における角度の誤差を示す。提案手法を用いて作成した地図を航空写真に重ねたものを Fig.61, 従来手法を用いて作成した地図を航空写真に重ねたものを Fig.62 に示す。作成した地図を赤色にて示す。

Table19 より、従来手法, 提案手法とも、各壁の角度の誤差は $0.4[\text{deg}]$ 未満であり、歪みの小さい地図を生成できていることが確認できた。特に scan4 を用いた従来手法と提案手法における角度の誤差は肉眼では確認できなかった。また、Fig.61, Fig.62 より、従来手法, 提案手法とも、橋の欄干, 植え込み, ビルなどのランドマークから、どちらも間取り図と一致していることがわかる。これらのことから、本実験環境は動的な屋外環境であるが、従来手法, 提案手法ともに高精度な地図を生成する結果となった。

Table 19 Differences of landmarks direction (in Tsukuba promenade)

	proposal method	conventional method					[deg]
	scan0-4	scan0	scan1	scan2	scan3	scan4	
left wall	0.0	0.4	0.1	0.1	0.1	0.0	
center wall	0.0	0.1	0.1	0.1	0.0	0.0	



Fig. 62 Aerial photo and maps generated by conventional method (in Tsukuba promenade)

9.1.1 位置推定精度評価

提案手法、従来手法を用いた地図作成における位置推定結果の軌跡をそれぞれ Fig.63 及び Fig.64 に示す。軌跡の色は、各高さに対応している。Fig.63 では、提案手法により多層型スキャンデータを切り替えた結果及びその時の位置推定結果の軌跡1本を表示している。一方、Fig.64 では、それぞれの高さのスキャンデータを用いた位置推定の軌跡を計5本を表示している。ここで、低い高さのスキャンデータを用いた軌跡から順に重ねて表示している。

各手法における位置推定結果を Table20 に示す。Table20 より、従来手法、提案手法とも 1σ の共分散楕円の長軸の径の平均値は、地図の解像度 $0.1[\text{m}/\text{pixel}]$ に対して十分小さい値を示した。このことから、本実験環境においては、従来手法、提案手法とも高精度に自己位置推定する結果となった。

Table 20 Long axis of 1σ covariance ellipsoid (in Tsukuba promenade)

		max	average	standard deviation
proposal method	scan0-4	0.46	0.02	0.02
conventional method	scan0	0.56	0.05	0.05
	scan1	0.12	0.02	0.01
	scan2	0.14	0.02	0.01
	scan3	0.13	0.03	0.02
	scan4	0.19	0.03	0.02

[m]

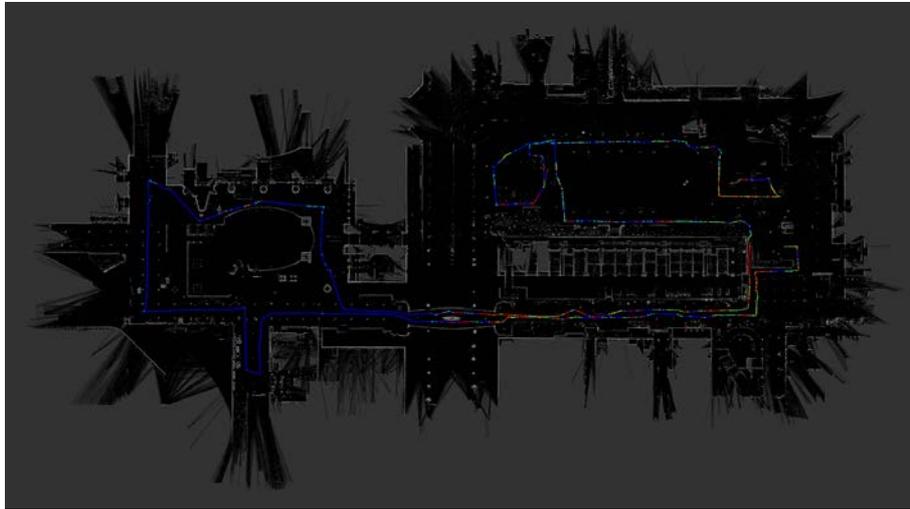


Fig. 63 Localization trajectory with proposal method (in Tsukuba promenade)

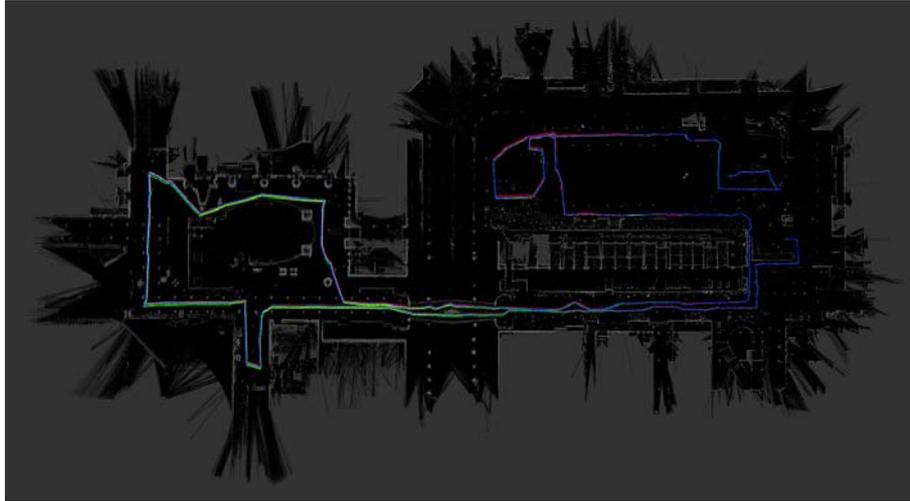


Fig. 64 Localization trajectory with conventional method (in Tsukuba promenade)

9.1.2 スキャンデータ選択に対する評価

提案手法にて各高さのスキャンを位置推定に用いた割合を Table21 に示す. 提案手法を用いて作成した地図を高さの低い順に重ねたものを Fig.65 に示す. 同様に従来手法のものを Fig.66 に示す. ここで, 各ランドマークの色は高さを示しており, 低いほど赤色, 高いほど青色で表されている.

Table21 の結果から, 提案手法では位置推定に scan4 を多用しており, 次に scan0, scan3 を用いて位置推定を行っていたことがわかった. Fig.63 より, スキャン高さの切り替えが行われていることがわかる. また, Fig.65 より周囲の物体の高さがわかる. 多くの場合に高さ $[2.4, 3.0][\text{m}]$ の scan4 が選択されたが, 木の周辺などで高さ $[0.2, 0.4][\text{m}]$ の scan0, 開けた空間では高さ $[1.7, 2.4][\text{m}]$ の scan2 が選択されたことがわかる.

また, 従来手法の位置推定精度, 地図精度を総合すると, 位置推定に最適なスキャンデータは scan4 であった. これは, 提案手法において最も多く用いたスキャンデータと一致する.

このことから, 提案手法は本実験環境において適切にスキャンデータを切り替えることができたといえる.

Table 21 Usage rate of each scan data (in Tsukuba promenade)

proposal method	number of uses[times]	usage rate[%]
scan0	552	18.5
scan1	202	6.8
scan2	203	6.8
scan3	337	11.3
scan4	1688	56.6

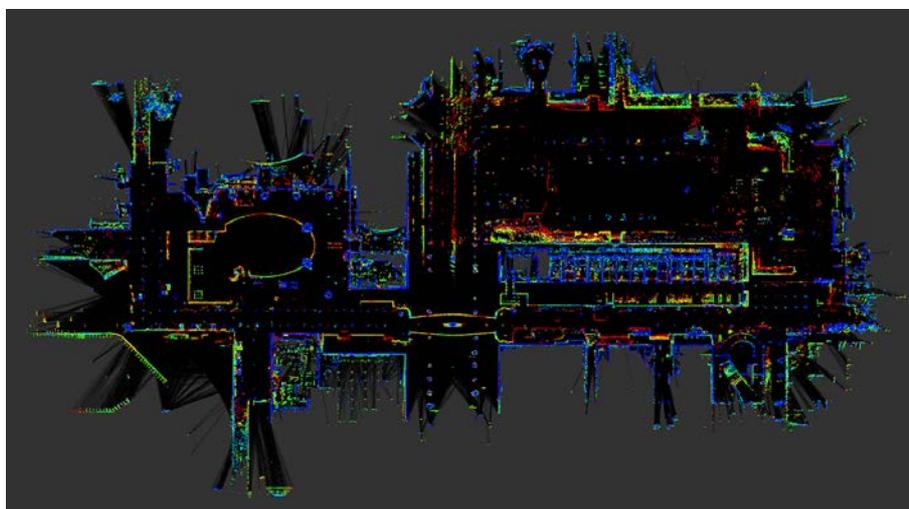


Fig. 65 Color maps generated by proposal method (in Tsukuba promenade)

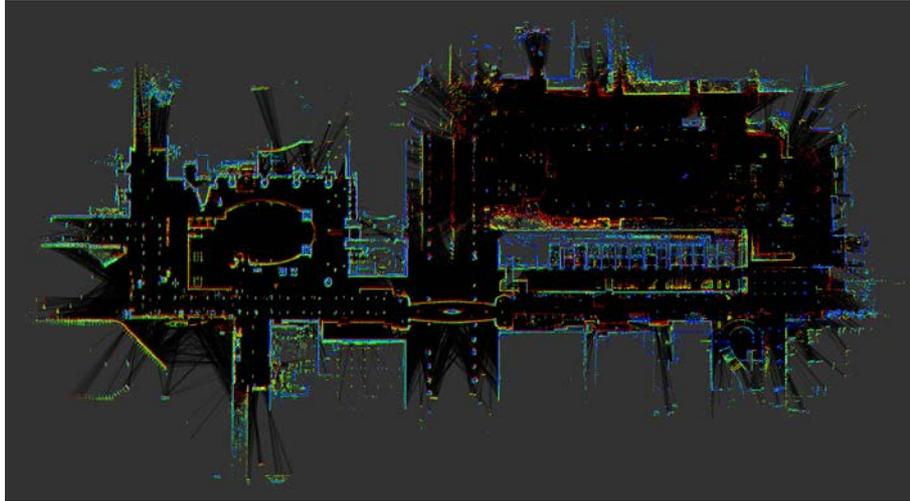


Fig. 66 Color maps generated by conventional method (in Tsukuba promenade)



Fig. 67 obstacle change map($\delta t = 0.1\text{sec.}$):Triangle describe view point

9.2 障害物変化情報

複数回行った自律移動の記録を用いて、障害物変化地図の作成を行った。地図の更新周期 δt は、レーザースキャナの更新周期と同じ $\delta t_1 = 0.1[\text{sec}]$ に加え、各試験走行会毎の差を確認するために $\delta t_2 = 1[\text{day}]$ とした。

各地図の作成結果をそれぞれ Fig.67, Fig.68 に示す。

$\delta t_1 = 0.1[\text{sec}]$ の時は、自己位置推定の誤差による計測誤差などに敏感になる他、風で揺れる木などを検出した。一方、 $\delta t_2 = 1[\text{day}]$ の地図では、駐車中の車やテントなど、走行会毎に変わる環境を検出できていることがわかる。この結果から、 δt を導入することで、このように様々な時間スケールにおける環境の変化を抽出できることがわかる。



Fig. 68 obstacle change map($\delta t = 1day$):Triangle describe view point

9.3 人の移動軌跡地図の作成

つくばチャレンジにおいては、ロボットのために環境に何らかの準備を加えることは許されておらず、環境中へセンサを設置することはできない。そのため、障害物変化地図同様、自律移動の記録を用いて、人の移動軌跡地図の作成を行った。

Fig.69 に計測した人の移動軌跡を示す。実験走行会2日分、合計5回の自律走行のデータを用いて人の移動軌跡を得た。計測した人の歩行軌跡の本数はのべ27397本であった。計測された歩行軌跡には随行中のオペレータも含まれているが、それ以外にも自転車で通行中の歩行者、子供連れの親子などの軌跡情報も計測している。

計測した人の移動軌跡を用いて、人の平均移動速度、滞留頻度情報を可視化した地図をそれぞれ Fig.70, Fig.71 に示す。平均移動速度は道の中央付近で高くなっており、人がどの領域をどの程度の速度で移動しているのか推定するのに役立つと考えられる。

一方、人の停止頻度は、交差点など人の合流がある場所で高くなっていることがわかる。特に、つくばチャレンジのスタート地点のスロープ周辺は道が狭くロボットとのすれ違いなどのために人が停止する頻度が高くなっている。このように、実際の屋外環境においては、人の移動軌跡に環境の使われ方が反映されることがわかる。

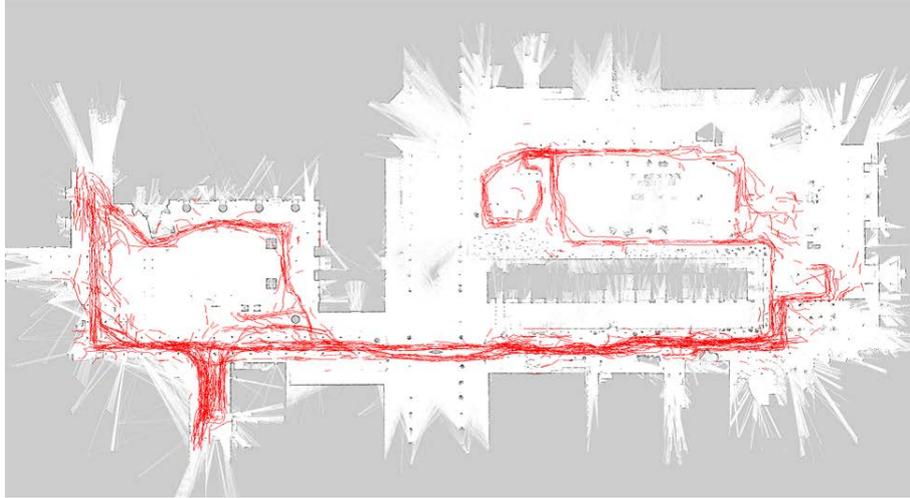


Fig. 69 pedestrian path

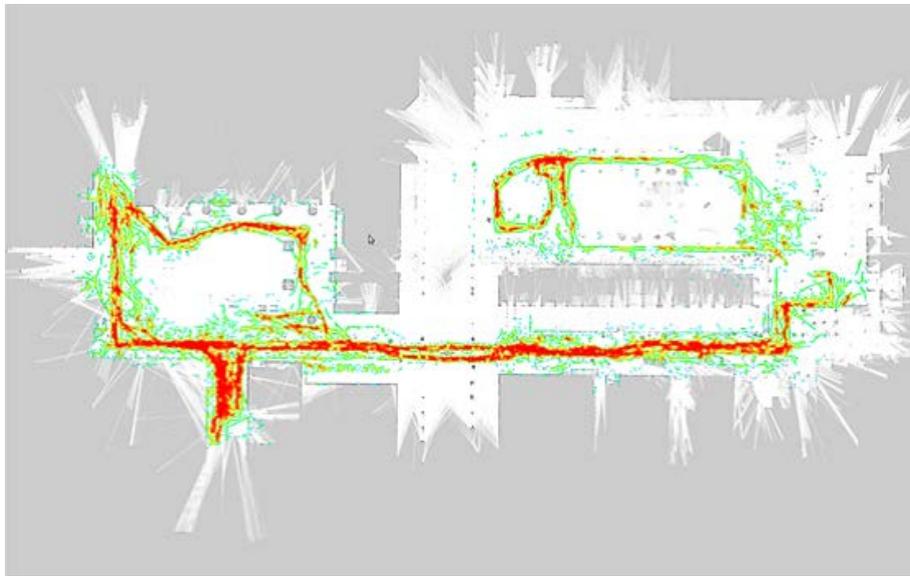


Fig. 70 average velocity map

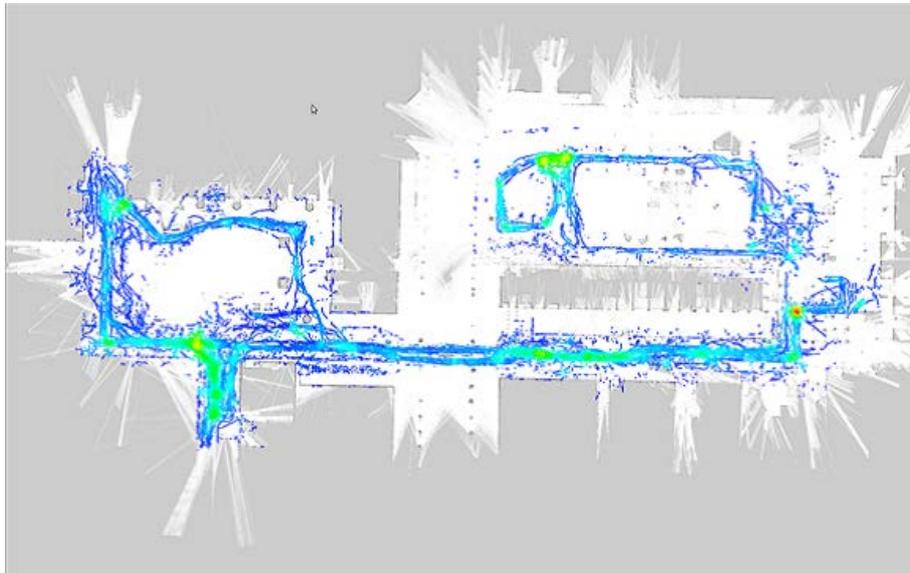


Fig. 71 stop rate map

10. 結論

10.1 本研究の総括

本研究では、サービスロボットでのロボットサービス提供のために、従来個別に扱われてきた人、物体由来の複数の情報を組み合わせた屋内・屋外環境での地図構築と利用方法について取り組んだものである。

1章では、研究の背景として、従来のロボット用地図の研究について述べ、サービスロボット利用にはロボットの移動に有用な複数の情報に加え、サービス対象となる人の識別・分類に有用な情報を合わせて扱う有用性について述べた。また、「人体寸法情報」「人の移動軌跡」「障害物の変化情報」に着目した理由について述べた。

2章では、サービス提供における人体寸法の有用性を述べるとともに、従来別の目的で蓄積されたデータベースのロボットへの適用について述べた。さらに、本研究にて筆者が行った統計解析について述べ、全身の人体寸法が少数の説明変数にて表現可能なことを示した。また、これらの形跡結果を用いた、ロボットに搭載可能なセンサである Kinect センサからの全身の人体寸法を推定するシステムについて述べた。評価実験として、データベースに登録されていない被験者に対する計測精度評価と、身長・体重の推定精度評価を述べた。実験結果から、センサの計測精度に対し十分な精度で復元できることを示した。

3章では、人の移動軌跡情報を利用した従来の環境認識手法について紹介し、人の移動軌跡由来の環境情報の重要性を述べた。また、2D LRF を用いたクラスタベース SJPDAFs による歩行者追跡手法を紹介し、人の移動速度、人の移動確率分布、人の対流確率分布、人の移動速度分散の抽出手法とそれによる滞留・交差領域の分類について述べた。さらに、人の移動軌跡情報と人体寸法を関連付ける上で、2章で述べた人体寸法推定システムの欠点を述べ、それを解決するための3次元 Lidar センサを用いた身長推定手法を提案した。屋内展示施設における実験を説明し、その結果から大規模歩行者計測に利用可能であることを示した。

4章では、移動ロボットにおける従来の地図作成手法を紹介し、実環境で発生する問題について述べた。また、この問題を解決するためのパーティクルの選択

的更新手法を適用した位置推定・地図作成手法を提案した。

5章では、実環境中における動的な障害物について紹介し、動的な障害物を考慮する手法として障害物の存在頻度・変化頻度情報の重要性を述べた。また、本研究で用いたドロネー三角形分割を用いた障害物の認識手法について解説し、認識結果から障害物の存在頻度・変化頻度を算出する方法を述べた。

6章では、ロボットの経路計画手法について紹介し、4-7章までの環境情報を適用する方法について述べた。

7章では、本研究で用いたロボットのシステムについて述べ、屋内・屋外移動ロボットの構成を解説した。本ロボットシステムは屋内、屋外移動ロボットにおいて同一のフレームワークで構成されており、本システムが屋内外で利用可能であることを示した。

8章では、本研究で提案した手法を用いて人環境情報地図を実際の屋内展示施設にて構築し、各情報の算出結果を地図上に可視化することで屋内環境における本手法の有用性を示した。9章では、本研究で提案した手法を用いて人環境情報地図を市街地という実際の屋外環境にて構築し、各情報の算出結果を地図上に可視化することで屋外環境における本手法の有用性を示した。

本研究の成果をまとめる。本研究は、人と環境を共有するサービスロボットにおいて、安全・効率的な移動とより高度なサービスの提供を実現するため、複数の環境情報を持つ地図の構築法と、それを用いた経路計画、サービス設計について提案した。これの実現のため、実際の屋内外環境において利用可能な位置推定手法、地図作成手法、サービス対象となる人の識別・分類に有用な「人体寸法情報」とロボットの移動に有用な情報として「人の移動軌跡」「障害物の変化情報」をロボットの各種センサで計測し地図に付与する手法を提案した。

本手法を利用することで、従来個別に扱われていた人・物由来の環境情報を同一座標上で扱うことが可能となり、複数の環境情報を考慮した安全・効率な移動や、複数の環境情報を用いた領域の領域・抽出が可能となる。複数の環境情報により抽出・分類された領域は、ロボットの振る舞いの変更や、サービスの設計へ利用できる。実験結果より、本研究で提案した手法は、人間の活動に則した環境情報を屋内外問わず地図に反映できていることが示されており、様々なロボットサー

ビスへの利用が考えられる。様々な環境情報を一つのロボットプラットフォームから計測・収集し位置情報に紐づけて記録・蓄積することは、今後ロボットサービスが普及し、サービスが高度化していくためには極めて重要であり、本研究はロボットサービスの普及や発展に貢献するものである。

10.2 今後の展望

本研究では、サービスロボットにとって有用である環境情報として、「人体寸法情報」と、「人の移動軌跡」「障害物の変化情報」に着目した。また、人環境情報地図を利用した例として、人環境情報地図を用いた移動ロボットのナビゲーション機能について述べている。しかし、これらの環境情報だけでは全ての人、全ての環境活動を説明することはできず、より多様な環境情報の収集システムが必要となる。

例えば、AIST 人体寸法データベースを用いた人体寸法推定手法は、現在適用範囲は現在日本人成人男性のみである。女性や高齢者、子供といったモデルへの適用は可能であるが、評価実験は行えていない。そのため、本手法を拡張し、女性や高齢者、子供に対する人体寸法推定手法を開発するとともにその実証実験を行う必要がある。また、回帰式が導出できても、被計測者をどのモデルに適用するのかロボットが推定する必要がある。性別・世代推定に関しては顔画像と機械学習を用いた手法 [91] が提案されている。人体寸法とは別の指標を用いて、人の属性の判別の実現を目指す必要がある。

さらに、本研究ではロボットによる人環境情報の収集・蓄積方法を提案しているが、情報の収集・蓄積はバックグラウンドで動作する。収集した情報を元にどのようにサービスを提供するのか、またサービス改善にはどのような情報がどの程度のデータ量あれば正しい改善行動に結びつくか検討する必要がある。これらを考慮したロボットに特化したサービス改善フレームワークを作成することが望ましい。

謝辞

本研究は、奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科に在学中、デジタルヒューマン学連携講座にて行った研究をまとめたものです。

小笠原司教授には、学外の研究拠点にて研究する機会を頂き、学外で研究する筆者に対しても懇切なご指導と助言を頂きました。心より感謝しております。

奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科 ロボティクス講座のスタッフの皆様、学生の皆様には、研究拠点が学外ということで遠隔より様々な協力を頂きました。こころより感謝いたします。

産業技術総合研究所 臨海都市センターデジタルヒューマン工学研究センター 金出武雄 産総研非常勤フェロー には、御自身が大変お忙しい中でも、合宿等で研究における助言や研究者としての在り方、姿勢、物事の見方や考え方など多くの御指導をして頂きました。心より深く感謝致します。

産業技術総合研究所 臨海副都心センターデジタルヒューマン工学研究センター 持丸正明 研究センター長には、デジタルヒューマン工学研究センターの技術研修生として受け入れて頂き、心より感謝致します。また、御自身が持つ豊富で貴重な知識や経験談から、研究を行う上で必要不可欠となる研究者としての心構えや物事の捉え方、伝え方など、数多くの御手本を示して頂きました。心より深く感謝致します。

産業技術総合研究所 臨海副都心センターデジタルヒューマン工学研究センター 加賀美聡 元副研究センター長兼スマートアシスト技術研究チーム長には、私の受け入れ担当として、直接御指導して頂きました。研究の環境作りから研究方針、目標設定、考え方や主張の仕方など、研究に関するあらゆる点に於いて、多くのことを学ばせて頂き、大変有意義な時間を過ごすことが出来ました。心より深く感謝致します。

産業技術総合研究所臨海副都心センターデジタルヒューマン工学研究センター 河内まき子 上席研究員には、所属するチームの垣根を越え、日本人の人体寸法データベースに関して大変丁寧にご指導いただきました。大変感謝感謝致します。

産業技術総合研究所臨海副都心センターデジタルヒューマン工学研究センター Simon Thompson 研究員には、私のつたない英語にも根気よく対応していただき、

移動ロボットに関する深い知識から、制御技術、地図作成技術に関してご指導して頂きました。心より深く感謝致します。

産業技術総合研究所臨海副都心センターデジタルヒューマン工学研究センター 佐々木洋子研究員には、学習モデルに関して助言を頂きました。心より深く感謝致します。

産業技術総合研究所臨海副都心センターデジタルヒューマン工学研究センター 畑尾直孝 元特別研究員には、環境の三次元復元手法や移動物体追跡手法など、移動ロボットの主要コンポーネントについてご指導いただきました。心より深く感謝いたします。

産業技術総合研究所臨海副都心センターデジタルヒューマン工学研究センター 市村梨香 テクニカルスタッフ、河合祐子 テクニカルスタッフにはお忙しい中、人体寸法計測に関する指導の他、実験にご協力いただき大変感謝しております。

同研究センターに所属する研究者の方々、学生の方々には、各々の研究や考え方、物の見方など、お話や意見交換をすることによって様々な刺激を受けることが出来ました。そこから学ばせて頂いた事は非常に多く、大変感謝しております。

最後に、ここには挙げられませんでした。いつも私を支えて下さる家族は勿論のこと、数多くの意見交換や研究以外にも有意義な時間を一緒に過ごして下さった友人に深く感謝し論文の結びとしたいと思います。

著者研究業績

学術雑誌論文

1. 鮫島一平, 加賀美聡, 溝口博, 河内まき子, Kinect を用いた少数の計測項目からの人体寸法推定, 日本ロボット学会誌, 第31巻, 8号, pp.761-768, Oct., 2013.

査読付国際会議発表

1. Ippei Samejima, Keitaro Maki, Satoshi Kagami, Makiko Kouchi, Hiroshi Mizoguchi: "A Body Dimensions Estimation method of subject from a few Measurement Items using Kinect", Proceedings of 2012 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics(SMC 2012), Oct., 2012.
2. Satoshi Kagami, Simon Thompson, Ippei Samejima, Tsuyoshi Hamada, Shinpei Kato, Naotaka Hatao, Yuma Nihei, Takuro Egawa, Kazuya Takeda, Hiroshi Takemura, Hiroshi Mizoguchi, Autonomous Vehicle Navigation by Building 3D Map and by Detecting Human Trajectory using LIDAR, Proceedings of the 1st IEEE International Conference on Cyber-Physical Systems, Networks, and Applications, Taipei, Taiwan, Aug., 2013.
3. Naruyuki Hisatsuka, Ippei Samejima, Satoshi Kagami, Makiko Kouchi, Hiroshi Takemura, A Hand Grasped Object Segmentation Method using Kinect Sensor and Body Dimension Database, Proceedings of the 2013 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, pp.3102–3107, Manchester, UK, Oct., 2013.
4. Takuro Egawa, Ippei Samejima, Yuma Nihei, Satoshi Kagami, Hiroshi Mizoguchi, A Tabletop Objects Observation Method from Mobile Robot using Kinect Sensor, Proceedings of the 2013 IEEE International Conference

on Systems, Man, and Cybernetics, pp.2771–2776, Manchester, UK, Oct., 2013.

5. Ippei Samejima, Yuma Nihei, Naotaka Hatao, Satoshi Kagami, Hiroshi Mizoguchi, Hiroshi Takemura, Akihiro Osaki: “Building Environmental Maps of Human Activity for a Mobile Service Robot at the ”Miraikan” Museum”, Proceedings of The 9th Conference on Field and Service Robotics(FSR 2013), Brisbane, Australia, Dec., 2013

査読付国内発表

1. 鮫島一平, 仁瓶雄真, 畑尾直孝, 加賀美聡, 竹村裕, 溝口博, 大崎章弘, 日本科学未来館におけるサービスロボットのための人環境情報地図の構築, 第18回ロボティクスシンポジウム予稿集, pp.270–277, Mar., 2013.
2. 畑尾直孝, 鮫島一平, 加賀美聡, 角度ベース複数仮説を用いたLRFによる複数種類・複数個の移動体追跡手法, 第19回ロボティクスシンポジウム予稿集, pp.23–30, 兵庫県神戸市, Mar., 2014.
3. 鮫島一平, 江川拓良, 仁瓶雄真, 栴澤光隆, 畑尾直孝, サイモントンプソン, 加賀美聡, 竹村裕, 溝口博, 屋外環境における人環境情報地図の構築, 第19回ロボティクスシンポジウム予稿集, pp.612–617, Mar., 2014.

国内発表

1. 鮫島一平, 濱田薫, 福島安秀, 加賀美聡, 溝口博, 人環境情報地図の生成とそれを用いた移動ロボットナビゲーション, 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会2011講演論文集, pp.2P2-K16(1)–(4), 岡山コンベンションセンター, May 2011.

2. 仁瓶 雄真, 鮫島 一平, 畑尾 直孝, 竹村 裕, 加賀美 聡, LRF と Kinect を用いた人の軌跡, 着座, 立位位置の地図情報統合, ロボティクス・メカトロニクス講演会 2012 講演論文集, pp.2P1-P10(1)-(4), 静岡県浜松市, May 2012.
3. 牧 桂太郎, 鮫島 一平, 加賀美 聡, 河内 まき子, 溝口 博, 距離画像センサを用いた形状データによる個人特徴量推定, ロボティクス・メカトロニクス講演会 2012 講演論文集, pp.2P1-P11(1)-(4), 静岡県浜松市, May 2012.
4. 仁瓶 雄真, 鮫島 一平, 畑尾 直孝, 竹村 裕, 加賀美 聡, LRF と Kinect を統合した人の体幹軌跡および着座・立位情報の地図化手法, 日本ロボット学会第 30 回記念学術講演会講演論文集, pp.2J3-6, 北海道, 札幌, Sep. 2012.
5. 鮫島 一平, 加賀美 聡, 河内 まき子, 竹村 裕, 溝口 博, 5) Kinect を用いた二方向からの人体寸法推定, 日本ロボット学会第 30 回記念学術講演会講演論文集, pp.3M2-4, 北海道, 札幌, Sep. 2012.
6. 久塚 愛之, 鮫島 一平, 竹村 裕, 河内 まき子, 加賀美 聡, Kinect と人体寸法データベースを用いた人の把持物体の情報取得, ロボティクス・メカトロニクス講演会 2013 講演論文集, pp.1P1-K01(1)-(4), つくば国際会議場, 茨城県, May 2013.
7. 江川 拓良, 鮫島 一平, 仁瓶 雄真, 加賀美 聡, 溝口 博, 3次元視覚と環境地図を用いた移動ロボットの机上物体観測システムの構築, ロボティクス・メカトロニクス講演会 2013 講演論文集, pp.1P1-L04(1)-(4), つくば国際会議場, 茨城県, May, 2013.
8. 畑尾 直孝, 鮫島 一平, 加賀美 聡, LRF を用いた複数移動体の隠れと接近に頑健な追跡手法, 第 31 回日本ロボット学会学術講演会論文集, pp.1F3-04, 首都大学東京 南大沢キャンパス, 東京都, Sep. 2013.
9. 鮫島 一平, 加賀美 聡, 畑尾 直孝, 多層型レーザースキャナによる人追跡にもとづく身長推定, 第 31 回日本ロボット学会学術講演会論文集, pp.3I2-06, 首都大学東京 南大沢キャンパス, 東京都, Sep. 2013.

10. 畑尾 直孝, 鮫島 一平, 加賀美 聡, LRF を用いた複数移動体の隠れと接近に頑健な追跡手法, 第31回日本ロボット学会学術講演会論文集, pp.1F3-04, 首都大学東京 南大沢キャンパス, 東京都, Sep. 2013.
11. 加賀美 聡, 鮫島 一平, 佐々木 洋子, 畑尾 直孝, サイモン トンプソン, 仁瓶 雄真, 江川 拓良, ロボットの自律移動機能と音環境理解, 第38回人工知能学会 AI チャレンジ研究会予稿集, 早稲田大学西早稲田キャンパス, Dec. 2013.
12. 江川 拓良, 鮫島 一平, 仁瓶 雄真, サイモン トンプソン, 畑尾 直孝, 梶澤 光隆, 加賀美 聡, 竹村 裕, 溝口 博, 3次元LIDARを用いた2次元環境地図の作成手法とそれを利用したナビゲーション, 第14回計測自動制御学会システムインテグレーション部門講演会予稿集, pp.70-73, 神戸国際会議場, Dec. 2013.
13. 仁瓶 雄真, 江川 拓良, 鮫島 一平, 畑尾 直孝, サイモン トンプソン, 加賀美 聡, 竹村 裕, 溝口 博, パーティクルフィルタの選択的更新手法を用いた多層型2次元地図生成及び位置推定, ロボティクス・メカトロニクス講演会'14 講演論文集, pp.2A2-T04(1)-(4), 富山市総合体育館, May 2014.

受賞

1. 若手奨励賞, 鮫島 一平, 仁瓶 雄真, 畑尾 直孝, 加賀美 聡, 竹村 裕, 溝口 博, 大崎 章弘, 日本科学未来館におけるサービスロボットのための人環境情報地図の構築, 第13回公益社団法人計測自動制御学会システムインテグレーション部門, Dec. 2013
2. 優秀論文賞, 畑尾 直孝, 鮫島 一平, 加賀美 聡, 角度ベース複数仮説を用いたLRFによる複数種類・複数個の移動体追跡手法, 第19回ロボティクス・シンポジウム, Mar. 2014

参考文献

- [1] NEDO ロボット白書 2014. http://www.nedo.go.jp/library/robot_hakusyo.html. Accessed: 2014-12-03.
- [2] J. J. Leonard and H. F. Durrant-Whyte. Simultaneous map building and localization for an autonomous mobile robot. In *Proc. of International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS'91)*, pp. 1442–1447, 1991.
- [3] M. W. M. G. Dissanayake, P. Newman, S. Clark, H. F. Durrant-Whyte, and M. Csorba. A Solution to the Simultaneous Localization and Map Building (SLAM) Problem. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 17, No. 3, pp. 229–241, 2001.
- [4] M. Montemerlo, S. Thrun, D. Koller, and B. Wegbreit. FastSLAM: A factored solution to the simultaneous localization and mapping problem. In *Proc. of the AAAI National Conference on Artificial Intelligence (AAAI-2002)*, pp. 593–598, 2002.
- [5] M. Montemerlo, S. Thrun, D. Koller, and B. Wegbreit. FastSLAM 2.0: An Improved Particle Filtering Algorithm for Simultaneous Localization and Mapping that Provably Converges. In *Proc. of the Sixteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI)*, pp. 907–913, 2003.
- [6] G. Grisetti, C. Stachniss, and W. Burgard. Improved techniques for grid mapping with rao-blackwellized particle filters. *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 23, pp. 34–46, 2007.
- [7] S. Thrun, W. Burgard, and D. Fox. *Probabilistic Robotics*. The MIT Press, 2005.
- [8] F. Lu and E. Milios. Globally consistent range scan alignment for environment mapping. *Autonomous Robots*, Vol. 4, No. 4, pp. 333–349, 1997.

- [9] D. Hähnel, D. Fox, W. Burgard, and S. Thrun. A highly efficient FastSLAM algorithm for generating cyclic maps of large-scale environments from raw laser range measurements. In *Proc. of the Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS'03)*, 2003.
- [10] 加賀美聡, 花井亮, 畑尾直孝, 稲葉雅幸. 平面に着目した大規模屋外三次元地図作成および倒立二輪型ロボットPMRの経路追従. 第15回ロボティクスシンポジウム予稿集, 2010.
- [11] R. B. Rusu, Z. C. Marton, N. Blodow, M. Dolha, and M. Beetz. Towards 3d point cloud based object maps for household environments. *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 56, No. 11, pp. 927–941, 2008.
- [12] I. Posnera, D. Schroeter, and P. Newman. Online generation of scene descriptions in urban environments. *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 56, No. 11, pp. 901–914, 2008.
- [13] K. Konolige and J. Bowman. Towards lifelong visual maps. *Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS '09)*, 2009.
- [14] 小磯貴史, 服部可奈子, 吉田琢史, 今崎直樹. 歩行者動線分析システムを用いた大型家電量販店での行動分析 (位置情報・動線解析 (2)). 情報処理学会研究報告. UBI, [ユビキタスコンピューティングシステム], Vol. 2003, No. 115, pp. 61–66, Nov. 2003.
- [15] 大西正輝, 依田育士. 大型複合施設における長期間にわたる人流比較と可視化手法 (画像認識, コンピュータビジョン). 電子情報通信学会論文誌. D, 情報・システム, Vol. 93, No. 4, pp. 486–493, Apr. 2010.
- [16] 大西正輝, 依田育士. 動線の軌跡と滞留に着目した動作解析 (テーマ関連セッション8, コンピュータビジョンとパターン認識のための学習理論). 電子情報通信学会技術研究報告. PRMU, パターン認識・メディア理解, Vol. 108, No. 484, pp. 293–298, Mar. 2009.

- [17] 神田崇行, 塩見昌裕, 野村竜也, 石黒浩, 萩田紀博. Rfid タグを用いた科学館来館者の移動軌跡の分析. 情報処理学会論文誌, Vol. 49, No. 5, pp. 1727–1742, May 2008.
- [18] 田中完爾, 岡田伸廣, 近藤英二. 移動ロボットによる歩行者観察に基づく地図作成と自律移動のための一手法. 日本機械学会論文集 C 編, Vol. 70, No. 693, pp. 1356–1362, 2004.
- [19] 佐々木毅, 橋本秀紀. 歩行経路観測に基づく重要点抽出による移動ロボットナビゲーション. 計測自動制御学会論文集, Vol. 44, No. 4, pp. 368–376, 2008.
- [20] 山口純平, 嶋田和孝, 榎田修一, 江島俊朗, 遠藤勉. 顔特徴とコンテキスト情報に基づく顔の隠れに頑健な人物識別 (テーマ関連, 顔・人物・ジェスチャ・行動). 電子情報通信学会技術研究報告. PRMU, パターン認識・メディア理解, Vol. 109, No. 470, pp. 25–30, Mar. 2010.
- [21] J. Daugman. How iris recognition works. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol. 14, pp. 21–30, 2002.
- [22] 鈴木直彦, 平澤宏祐, 田中健一, 小林貴訓, 佐藤洋一, 藤野陽三. 人物動線データ分析による逸脱行動人物の検出 (テーマ関連/オーガナイズドセッション1). 情報処理学会研究報告. CVIM, [コンピュータビジョンとイメージメディア], Vol. 2007, No. 31, pp. 109–115, Mar. 2007.
- [23] 南里卓也, 大津展之. 複数人動画像からの異常動作検出. 情報処理学会論文誌. コンピュータビジョンとイメージメディア, Vol. 46, No. 15, pp. 43–50, Oct. 2005.
- [24] 塩見昌裕, 神田崇行, イートンダニエル, 石黒浩, 萩田紀博. Rfid タグを用いたコミュニケーションロボットによる科学館での展示案内. 日本ロボット学会誌, Vol. 24, No. 4, pp. 489–496, May 2006.
- [25] I. J. Cox. A review of statistical data association techniques for motion correspondence. *International Journal of Computer Vision(IJCV)*, Vol. 10,

No. 1, pp. 53–66, 1993.

- [26] D. Hähnel, D. Schulz, , and W. Burgard. Mobile robot mapping in populated environments. *Journal of the Robotics Society of Japan*, Vol. 17, No. 7, pp. 579–598, 2003.
- [27] 河内まき子, 持丸正明, 岩澤洋, 三谷誠二. 日本人人体寸法データベース 1997-98. 通商産業省工業技術院くらしと JIS センター, 2000.
- [28] 畑尾直孝, 時田陽一, 加賀美聡. クラスタベース SJPDAFs を用いた移動物体追跡・識別手法. 日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス講演会 2012 講演論文集, 2P1-O06, 2012.
- [29] 荒井優輝, 加賀美聡. 移動ロボットの速度と安定性を両立する経路探索のための地図情報に関する研究. ロボティクス・メカトロニクス講演会講演概要集, Vol. 2009, pp. 2A2-F04(4), May 2009.
- [30] M. Mochimaru and M. Kouchi. Statistics for 3d human body forms. *SAE Digit Human Modeling for Design and Engineering*, 2000.
- [31] M. Kouchi and M. Mochimaru. Analysis of 3d human face forms and spectacle frames based on average forms. In *Proc. of Digital Human Modeling Conference*, pp. 69 – 89, 2002.
- [32] J.M.Lu and M.J.J. Wang. Automated anthropometric data collection using 3d whole body scanners. *Expert Syst. Appl.*, pp. 407–414, 2008.
- [33] 河内まき子, 持丸正明. 2005 AIST 人体寸法データベース. 産業技術総合研究所 H16PRO 287, 2005.
- [34] Z. Zhang. Microsoft kinect sensor and its effect. *IEEE MultiMedia*, Vol. 19, No. 2, pp. 4–10, April 2012.
- [35] J. Shotton, A. Fitzgibbon, M. Cook, T. Sharp, M. Finocchio, R. Moore, A. Kipman, and A. Blake. Real-time human pose recognition in parts from

- single depth images. In *Proceedings of the 2011 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR '11*, pp. 1297–1304, Washington, DC, USA, 2011. IEEE Computer Society.
- [36] D. Demirdjian, K. Tollmar, K. Koile, N. Checka, and T. Darrell. Activity maps for location-aware computing. In *Applications of Computer Vision, 2002.(WACV 2002). Proceedings. Sixth IEEE Workshop on*, pp. 70–75. IEEE, 2002.
- [37] F. Sparacino. The museum wearable: real-time sensor-driven understanding of visitors' interests for personalized visually-augmented museum experiences. In *Proceedings of Museums and the Web (MW2002)*, pp. 17–20, 2002.
- [38] H. Zhao, Q. Zhan, M. Chiba, R. Shibasaki, J. Cu, and H. Zha. Moving object classification using horizontal laser scan data. In *Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation(ICRA'09)*, pp. 2424–2430, 2009.
- [39] K. Dietmayer, J. Sparbert, and D. Streller. Model based object classification and object tracking in traffic scenes from range images. In *Proc. of the IEEE Intelligent Vehicle Symposium IV*, 2001.
- [40] 森武俊, 佐藤崇浩, 野口博史, 下坂正倫, 福井類, 佐藤知正. グリッドマップ上における lrf スキャンデータの軌跡を用いた移動体識別・追跡. 第15回ロボティクスシンポジウム予稿集, pp. 443–448, 2010.
- [41] J. Vermaak and A. Doucet. Maintaining multi-modality through mixture. In *Proc. of 9th IEEE International Conference on Computer Vision(ICCV'03)*, pp. 1110–1116, 2003.
- [42] 倉爪亮, 山田弘幸, 曾我部光司, 村上剛司, 岩下友美, 長谷川勉. SIR/MCMC パーティクルフィルタを用いた分散カメラとレーザによる複数移動体の同時追跡. 日本ロボット学会誌, Vol. 27, No. 1, pp. 65–76, 2010.

- [43] 帷子京市郎, 鈴木智之, 中村克行, 趙卉菁, 柴崎亮介, 仲川ゆり. レーザスキャナを用いた群集の追跡および流動の可視化 (テーマ関連セッション 3). 情報処理学会研究報告. CVIM, [コンピュータビジョンとイメージメディア], Vol. 2007, No. 31, pp. 229–236, mar 2007.
- [44] Y. Bar-Shalom. Extension of the probabilistic data association filter to multi-target tracking. In *Proc. of the 5th Symposium on Nonlinear Estimation*, pp. 16–21, 1974.
- [45] J. B. dec. M. Saunders, Verne T. Inman, and Howard D. Eberhart. The major determinants in normal and pathological gait. *The Journal of Bone & Joint Surgery*, Vol. 35, No. 3, pp. 543–558, 1953.
- [46] 小林吉之, 持丸正明. Aist 歩行データベース 2013. <http://www.dh.aist.go.jp/database/gait2013/>, 2013.
- [47] B. J. Kuipers and T. S. Levitt. Navigation and mapping in large-scale space. *AI MAGAZINE*, Vol. 9, pp. 25–43, 1988.
- [48] 松井俊浩. 自律学習機能と事情通ロボットの研究. 電子技術総合研究所彙報, Vol. 64, No. 4, pp. 15–21, 2000.
- [49] F. Dayoub and T. Duckett. An adaptive appearance-based map for long-term topological localization of mobile robots. In *Intelligent Robots and Systems, 2008. IROS 2008. IEEE/RSJ International Conference on*, pp. 3364–3369, Sept 2008.
- [50] C. Wang, C. Thorpe, and S. Thrun. Online simultaneous localization and mapping with detection and tracking of moving objects: Theory and results from a ground vehicle in crowded urban areas. In *Proc. of International Conference on Robotics and Automation(ICRA'03)*, 2003.
- [51] O. Wulf, D. Lecking, and B. Wagner. Robust self-localization in industrial

- environments based on 3d ceiling structures. In *Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS'06)*, 2006.
- [52] S. Thrun, D. Hähnel, D. Ferguson, M. Montemerlo, R. Triebel, W. Burgard, C. Baker, Z. Omohundro, S. Thayer, and W. L. Whittaker. A system for volumetric robotic mapping of abandoned mines. In *Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA'03)*, 2003.
- [53] P. Newman, D. Cole, and K. Ho. Outdoor slam using visual appearance and laser ranging. In *Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA'06)*, 2006.
- [54] K. Ohno, T. Kawahara, and S. Tadokoro. Development of 3d laser scanner for measuring uniform and dense 3d shapes of static objects in dynamic environment. In *Proc. of the 2008 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*, 2009.
- [55] A. Doucet, N. de Freitas, K. P. Murphy, and S. J. Russell. Rao-blackwellised particle filtering for dynamic bayesian networks. In *Proceedings of the 16th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence, UAI '00*, pp. 176–183, San Francisco, CA, USA, 2000. Morgan Kaufmann Publishers Inc.
- [56] 園浦隆史, 十倉征司, 田崎豪. 周囲環境に適応するロバストなロボット移動技術 (特集ロバスト性を向上するロボット技術). 東芝レビュー, Vol. 64, No. 1, pp. 19–23, jan 2009.
- [57] N. Hatao, Kagami S., Hanai R., Yamazaki K., and Inaba M. Construction of semantic maps for personal mobility robots in dynamic outdoor environments. In Kazuya Yoshida and Satoshi Tadokoro, editors, *FSR*, Vol. 92 of *Springer Tracts in Advanced Robotics*, pp. 281–296. Springer, 2012.
- [58] T. Fraichard. Trajectory planning in a dynamic workspace: a 'statetime space' approach. *Advanced Robotics*, Vol. 13, No. 1, pp. 75–94, 1999.

- [59] J. van den Berg and M. Overmars. Kinodynamic motion planning on roadmaps in dynamic environments. In *Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS2007)*, pp. 4253–4258, 2007.
- [60] 坪内孝司, 浪花智英, 有本卓. 平面を移動する複数の移動障害物とその速度を考慮した移動ロボットのプランニングとナビゲーション. 日本ロボット学会誌, Vol. 12, No. 7, pp. 1029–1037, 1994.
- [61] 山本健次郎, 柄川索, 一野瀬亮子, 玉本淳一, 細田祐司, 李在勲, 坪内孝司, 油田信一. 人間共生ロボット “emiew” の衝突回避ナビゲーション. 第24回ロボット学会学術講演会予稿集, p. 2G21, 2005.
- [62] L. Kavraki, P. Svestka, J. C. Latombe, and M. Overmars. Probabilistic roadmaps for path planning in high-dimensional configuration spaces. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 12, No. 4, pp. 566–580, 1996.
- [63] J. Kuffner and S. LaValle. RRT-connect : An efficient approach to single-query path planning. In *Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA2000)*, pp. 995–1001, 2000.
- [64] V. Delsart and T. Fraichard. Navigating dynamic environments using trajectory deformation. In *Intelligent Robots and Systems, 2008. IROS 2008. IEEE/RSJ International Conference on*, pp. 226–233, Sept 2008.
- [65] C. Stachniss and W. Burgard. An integrated approach to goal-directed obstacle avoidance under dynamic constraints for dynamic environments. In *Intelligent Robots and Systems, 2002. IEEE/RSJ International Conference on*, Vol. 1, pp. 508–513 vol.1, 2002.
- [66] 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.

- [67] V. Delsart and T. Fraichard. Navigating dynamic environments using trajectory deformation. In *Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems(IROS2008)*, pp. 227–233, 2008.
- [68] 井上晃, 井上健司, 大川義邦. 複数移動障害物の行動予測に基づく自律移動ロボットのオンライン回避行動生成. *日本ロボット学会誌*, Vol. 15, No. 2, pp. 249–260, 1997.
- [69] C. Marques and P. Lima. Avoiding obstacles. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, Vol. 11, No. 3, pp. 70–82, 2004.
- [70] C. Stachniss and W. Burgard. An integrated approach to goal-directed obstacle avoidance under dynamic constraints for dynamic environments. In *Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS2002)*, pp. 508–513, 2002.
- [71] P.E. Hart, N.J. Nilsson, and B. Raphael. A formal basis for the heuristic determination of minimum cost paths. *Systems Science and Cybernetics, IEEE Transactions on*, Vol. 4, No. 2, pp. 100–107, July 1968.
- [72] E. Rimon and D.E. Koditschek. Exact robot navigation using artificial potential functions. *Robotics and Automation, IEEE Transactions on*, Vol. 8, No. 5, pp. 501–518, Oct 1992.
- [73] W. Burgard, A. B. Cremers, D. Fox, D. Hhnel, G. Lakemeyer, D. Schulz, W. Steiner, and S. Thrun. The interactive museum tour-guide robot. pp. 11–18, 1998.
- [74] 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 *Robotics and Automation, 1999. Proceedings. 1999 IEEE International Conference on*, Vol. 3, pp. 1999–2005 vol.3, 1999.

- [75] K. Okada, S. Kagami, M. Inaba, and H. Inoue. Plane Segment Finder : Algorithm, Implementation and Applications. In *Proc. of International Conference on Robotics and Automation (ICRA'01)*, pp. 2120–2125, 2001.
- [76] P. V. C. Hough. Method and Means for Recognizing Complex Patterns. In *U.S. Patent No. 3,069,064*, 1962.
- [77] B. Taskar, V. Chatalbashev, and D. Koller. Learning associative markov networks. In *Proc. of the twenty-first international conference on Machine learning (ICML'04)*, 2004.
- [78] D. Anguelov, B. Taskar, V. Chatalbashev, D. Koller, D. Gupta, G. Heitz, and A.Y. Ng. Discriminative learning of markov random fields for segmentation of 3D scan data. In *Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, 2005.
- [79] A. Nüchter and J. Hertzberg. Towards semantic maps for mobile robots. *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 56, No. 11, pp. 915–926, 2008.
- [80] O. M. Mozos, C. Stachniss, and W. Burgard. Supervised learning of places from range data using adaboost. In *Proc. of International Conference on Robotics and Automation (ICRA'05)*, 2005.
- [81] O. M. Mozos. *Semantic Place Labeling with Mobile Robots*. Springer Tracts in Advanced Robotics, 2010.
- [82] C. Galindo, J. Fernández-Madrigal, J. González, and A. Saffiotti. Robot task planning using semantic maps. *Robotics and Autonomous Systems*, Vol. 56, No. 11, pp. 955–966, 2008.
- [83] 萩田紀博. ネットワークロボットの今昔 (災害対応クラウドネットワークロボット・その他一般). 電子情報通信学会技術研究報告. CNR, クラウドネットワークロボット, Vol. 112, No. 338, pp. 7–12, nov 2012.

- [84] 大場光太郎, 北垣高成, 谷川民生, 金奉根, ルメアオリビエ, 友國伸保, 大原賢一, 平井成興. 8406 ユビキタス・ロボティクス構想 (os8 持続可能な建築物の設計・生産). 生産システム部門講演会講演論文集, Vol. 2006, pp. 85–86, jun 2006.
- [85] 神田崇行, Glas Dylan F., 塩見昌裕, 萩田紀博. 移動する人にサービス提供するロボットのための環境情報構造化. 日本ロボット学会誌, Vol. 27, No. 4, pp. 449–459, May 2009.
- [86] M. Shiomi, D. Sakamoto, T. Kanda, C. Ishi, H. Ishiguro, and N. Hagita. Field trial of a networked robot at a train station. *International Journal of Social Robotics*, Vol. 3, No. 1, pp. 27–40, 2011.
- [87] M. Quigley, K. Conley, B. P. Gerkey, J. Faust, T. Foote, J. Leibs, R. Wheeler, and A. Y. Ng. Ros: an open-source robot operating system. In *ICRA Workshop on Open Source Software*, 2009.
- [88] Adept technology inc. <http://www.mobilerobots.com/ResearchRobots/PioneerP3DX.aspx>. Accessed: 2014-12-03.
- [89] 椛澤光隆, サイモントンプソン, 加賀美聡, 岡嶋雅史. 倒立二輪ロボットのための台形リンク式能動脚の開発. ロボティクス・メカトロニクス講演会 2012 講演論文集, pp. 1A2–H08(1)–(3), 静岡県浜松市, 5 2012.
- [90] S. Thompson, S. Kagami, and M. Okajima. An autonomous mobile inspection robot for an electric power sub-station. In *Proceedings of 10th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics*, pp. 300–306, Reykjavik, Iceland, 7 2013.
- [91] 林田輝英, 植木一也, 小林哲則. 顔画像による性別・年齢層推定への複数識別器の統合手法の検討 (テーマセッション, 顔・ジェスチャーの認識・理解). 電子情報通信学会技術研究報告. PRMU, パターン認識・メディア理解, Vol. 105, No. 375, pp. 19–24, oct 2005.