

2008年度 修士論文

移動型レーザスキャナを用いた歩行者と
立ち止まっている人物の抽出に関する研究
Study on Extraction of Walking People and
Standing People Using Mobile Laser Scanner

岡田 尚樹

Naoki, Okada

東京大学大学院新領域創成科学研究科

社会文化環境学専攻

目次

第1章 序論	
1.1. 研究背景	1
1.2. 本研究の目的と既往研究	2
1.3. 論文構成	4
第2章 移動型レーザスキャナの位置追跡と歩行者計測	
2.1. 計測システム概要	5
2.2. SLAM による移動型レーザスキャナの位置追跡	9
第3章 立ち止まっている人物の抽出	
3.1. 複数フレームのレーザデータを使用した形状データの作成	16
3.2. Mean-Shift 法によるクラスタリング	19
3.3. 3次元テンプレートを用いたマッチング	21
第4章 本手法の適用結果	
4.1. 展示会場における実験概要	25
4.2. 歩行者抽出の結果	27
4.3. 立ち止まっている人物の抽出の結果	29
第5章 結論	
5.1. まとめ	36
5.2. 今後の展望	37
参考文献	38
謝辞	40

図目次

1.1	歩行者追跡の例	1
1.2	SLAM の概要	2
2.1	レーザのスキャン	5
2.2	SICK 社のレーザスキャナ LMS-291	6
2.3	北陽電機社のレーザスキャナ UTM-30LX	6
2.4	レーザスキャナを取り付けた状態の台車	7
2.5	水平レーザスキャナから得られるデータ	8
2.6	斜めレーザスキャナから得られるデータ	8
2.7	SLAM による台車の位置追跡のフローチャート	9
2.8	台車を静止させた状態で作成した背景地図	10
2.9	台車の位置姿勢の推定	11
2.10	歩行者のクラスタリング手順	11
2.11	ピラミッドマッチングを行う際のパラメータ	12
2.12	ループの閉合処理	13
2.13	同じ場所に戻ってきたことを判断するための格子地図	14
2.14	シードの識別条件	15
3.1	立ち止まっている人物の抽出のフローチャート	16
3.2	斜めレーザから得られるデータ	17
3.3	斜めレーザに合わせた台車位置姿勢の補間	17
3.4	Mean-Shift 法のフローチャート	19
3.5	クラスター中心候補の更新を行う際に参照するレーザポイントの範囲	20
3.6	3次元テンプレートマッチングのフローチャート	21
3.7	クラスターの正面方向の求め方	22
3.8	目視により識別された立ち止まっている人物のクラスターと作成された3次元テンプレート	22
3.9	クラスター正面方向の誤検出	23
3.10	マッチング時の条件	23
4.1	会場の全体図	25
4.2	データ計測を行った際のコース	26

4.3	データ計測時の会場の様子	26
4.4	ループ閉合処理を行わなかった場合と行った場合の台車の軌跡	27
4.5	背景地図と台車の軌跡	27
4.6	背景地図と歩行者データ	28
4.7	10分間で得られた斜めレーザデータから作成した3次元データ	29
4.8	3次元データの一部(1)	30
4.9	3次元データの一部(2)	30
4.10	3次元データの一部(3)	31
4.11	Mean-Shift法によるクラスタリングの様子	32
4.12	作成されたクラスタの例	32
4.13	クラスタリング失敗の事例	33
4.14	正面の向きを誤ったクラスタ	34
4.15	誤って人として識別されたクラスタ	34

表目次

4.1 立ち止まっている人物の抽出精度	33
---------------------	----

第1章 序論

1.1. 研究背景

人の位置や数を計測したり，歩行者の軌跡を計測したりすることは，セキュリティ，マーケティング，建築デザインなどの分野で有用とされていることである．駅構内や空港，オフィスビルなど様々な環境において計測が行われている．計測に使用される機器は，GPS，CCD カメラ，レーザスキャナなど多岐にわたる．これらの機器にはそれぞれに長所・短所が存在する．例えば，GPS は電波の受信できる場所であれば地球上のどこでも位置を知ることが出来る．しかし，位置追跡の対象となる人間が受信を行うための装置を持っていないと，屋内など電波の届かない環境においては対象を見失ってしまう短所がある．CCD カメラは形状データだけでなく，色情報を用いて人物の追跡を行うことが可能である．計測領域中に存在する人の数が少ない場合は精度良く追跡を行うことが出来るが，人数が増えると隠蔽部分が増加し追跡精度が低下してしまう．レーザスキャナの長所は計測範囲が広いこと，CCD カメラと比較した場合同時に追跡できる人数が多いことである．短所としては，平面状にデータを取得するため，物体の全体像を取得することが難しいということが挙げられる．図 1.1 に歩行者追跡の例を示す．

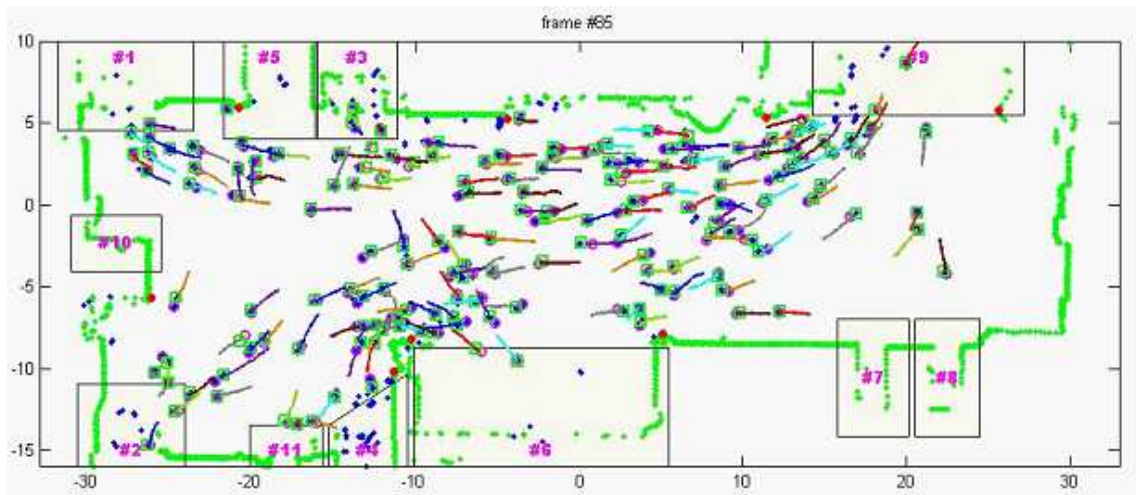


図 1.1 歩行者追跡の例

1.2. 本研究の目的と既往研究

本研究ではレーザスキャナを使用して歩行者と立ち止まっている人物の検出を行うことが目的とする。計測範囲が広いレーザスキャナであるが計測の対象となる範囲が広くなればレーザスキャナの台数が多く必要となってくる。しかし、台数が増加すればそれだけコストが増大する。そこで、少ないレーザスキャナ台数でも広域をカバーするために、レーザスキャナを台車に取り付け、台車を移動させながら計測を行うことが必要となる。そのため、台車の移動を正確に把握しつつ、周囲の物体の位置を計測していく必要がある。これを解決するためにSLAM(Simultaneously Localization And Mapping)という技術を利用することが出来る。SLAMは移動ロボット工学の分野で研究が行われているテーマである。SLAMの概念は1986年にカリフォルニア州サンフランシスコで開催されたIEEEのロボット工学と自動化に関する会議で生まれた。SLAMに関する最初期の研究はDurrant[1]やSmithら[2]によって成された。ロボットが自律的に行動するためには、ロボットが自身の周囲に存在する物体を認識していることと、そのような環境において自身がどこに位置しているかを知っている必要がある。事前にロボットが活動を行う領域の詳細な地図を持っていれば、ロボットに搭載されたセンサーを使用して周囲の状況を計測することにより、

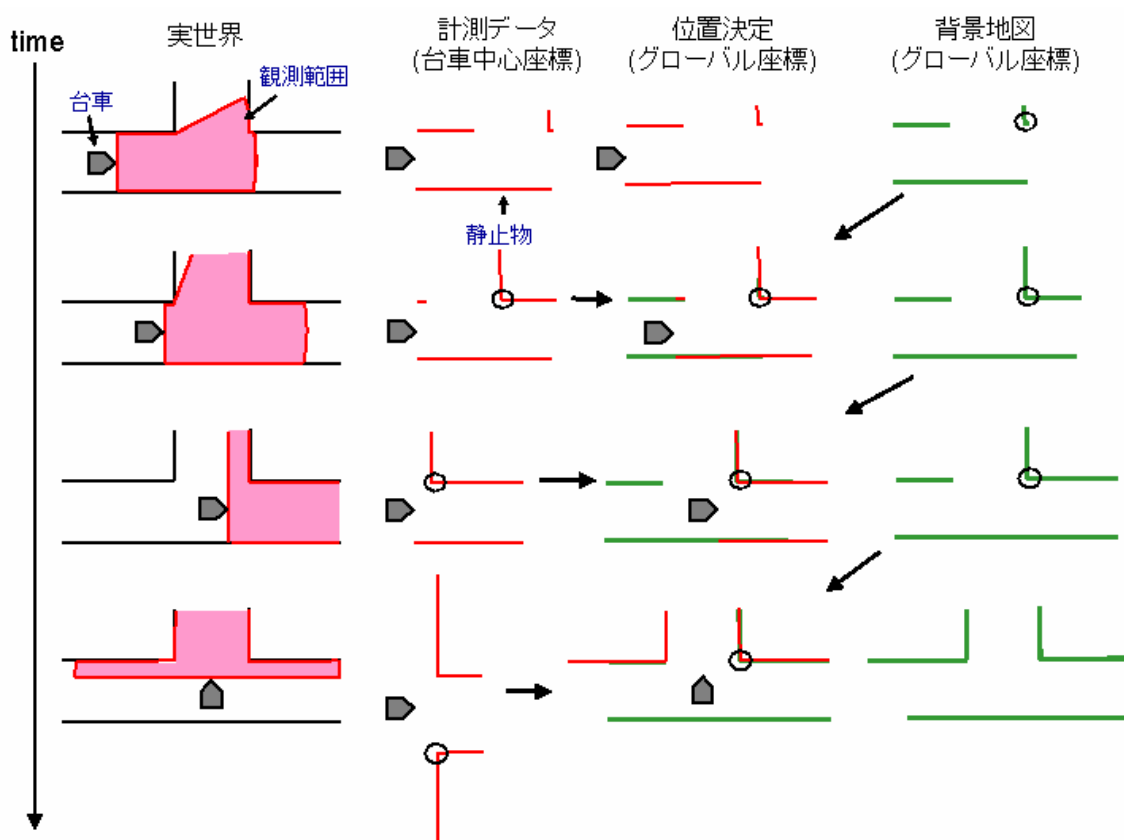


図 1.2 SLAM の概要

自身が地図中のどの位置に存在しているかを知ることが出来る。しかし、ロボットが未知の環境において活動を行う場合は、ロボットが自身のセンサーを用いて地図構築とその地図中における自身の位置推定を同時に行う必要が生じる[3]。本研究ではこの SLAM を用いて台車の位置追跡を行っていく。図 1.1 に SLAM の概要を示す。台車に搭載したレーザスキャナで計測されたデータは台車を中心とした座標系で表されており、台車と周囲の物体の間の相対位置関係を表している。計測を開始したら、最初に計測を行った台車の位置を中心としたグローバル座標を作成し、計測されたレーザデータを背景地図として登録する。台車を移動させて新しい計測データを得たら、前のフレームで作成した背景地図とマッチングを行い、グローバル座標系における移動後の台車の位置を決定する。台車の位置が決定したらレーザデータを背景地図に登録する。計測と位置決定を交互に繰り返していくことによって背景地図を更新していく。レーザスキャナを移動するプラットフォーム上に取り付け計測を行っている研究はこれまでに多く見られる。例えば Streller ら[4]はレーザスキャナを自動車に搭載し、走行中に周囲の車両と動きを検知する手法を開発した。また、Zhao ら[5]は自動車に搭載したレーザスキャナから周囲の車両、自転車、歩行者の検出を行った。Schulz ら[6]は屋内環境において、事前に作成した地図を使用して、地図との計測値との差を見ることによって移動体の抽出を行っている。Hahnel ら[7]は SLAM によって移動体が存在する未知の環境においてロボットを移動させ地図の構築を行い、さらに三次元データを取得しテクスチャーを貼り付けた三次元モデルの作成を行った。そして、その三次元データ中の移動体を検出し表示を行った。これら従来の研究では三次元データ中に存在する静止物体についてはまだ取り扱われていない。そのため、三次元データを用いて立ち止まっている人物の抽出を行うことが既往研究に対する本研究の独自性である。三次元データを用いて立ち止まっている人物を抽出した際の精度や精度向上のために改善すべき点を明らかにする。

1.3. 論文構成

第 2 章では、まず、本研究で使用了計測機器について説明を行う。次に、SLAM による台車に取り付けた移動型レーザスキャナの位置追跡方法について説明を行う。さらに、計測されたデータ中からの歩行者追跡法について紹介する。

第 3 章では、第 2 章で得られた台車の位置情報を元に、斜めを向けて取り付けたレーザスキャナから 3 次元の形状データを作成する方法を説明する。次に、3 次元形状データを Mean-Shift 法によりクラスタリングする方法を説明する。最後に、得られたクラスターデータから 3 次元テンプレートマッチングにより立ち止まっている人物を抽出する方法について論じる。

第 4 章では、展示会場で行ったデータ取得実験について説明する。得られたデータを第 2、3 章で紹介した手法によって処理した結果を示し、その結果について考察を行う。

第 5 章では、本研究の結論と今後の課題について論じる。

第2章 移動型レーザスキャナの位置追跡と歩行者計測

2.1. 計測システム概要

データ計測に使用する機器について説明をおこなう。データを取得するためのセンサーとしてレーザスキャナを用いる。レーザスキャナとは、レーザビームを照射し、周囲の物体に当たってから跳ね返って戻ってくるまでの時間を測定することによって、反射した位置までの距離情報を得ることが出来る装置である。レーザスキャナの内部にはミラーが内蔵されており、このミラーを回転させることによって図 2.1 に示すようにレーザを照射する方向を変化させることが出来る。本研究ではSICK 社製 LMS-291 と北陽電機社製 UTM-30LX という 2 種類のレーザスキャナを用いる。図 2.2 に LMS-291 の図 2.3 に UTM-30LX を示す。これらのレーザスキャナは平面状に一定の角度刻みでレーザを照射する。これを利用して、レーザスキャナからの距離と角度で位置が計測されたデータを点群として得ることができる。レーザスキャナを用いて得られるデータをレーザデータと呼ぶ。LMS-291 は 180 度の範囲を 0.5 度刻みでレーザを照射し、1 回のスキャンで 361 ポイントのデータを得ることが出来る。UTM-30LX は 270 度の範囲を 0.25 度刻みでレーザを照射し、1 回のスキャンで 1080 ポイントのデータを得ることが出来る。

レーザスキャナのプラットフォームとしては台車を用いる。台車は荷台面が上下に二つあ

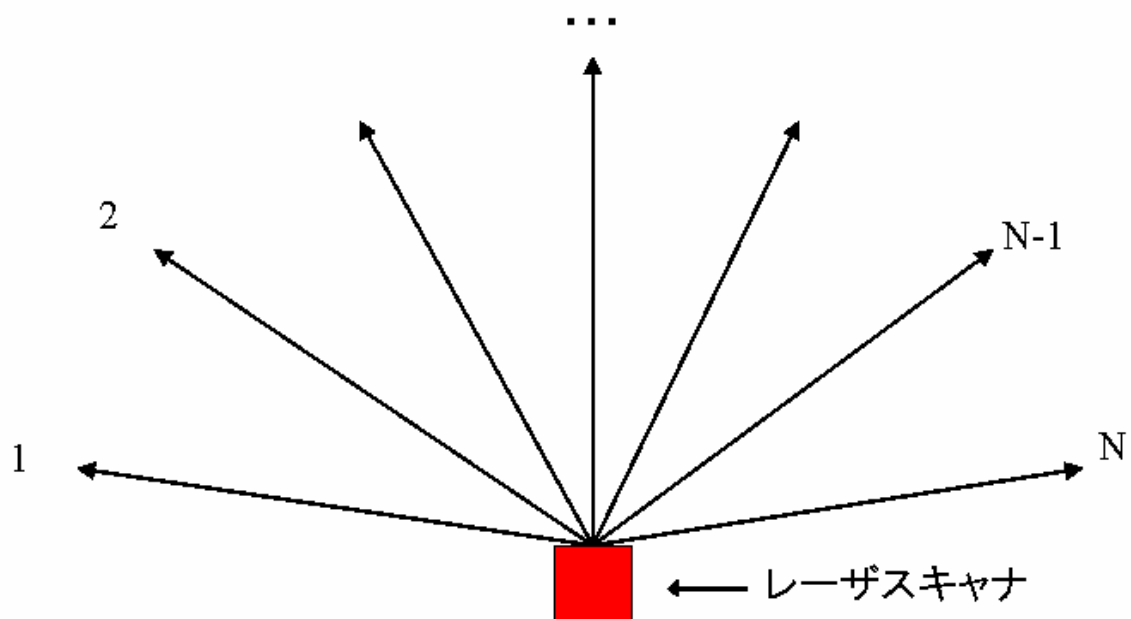


図 2.1 レーザのスキャン



項目	計測時の値
計測距離[m]	30
観測角[deg]	180
分解能[deg]	0.5
計測間隔[ms]	50
計測誤差[cm]	4.0
光の波長[nm]	905

図 2.2 SICK 社のレーザスキャナ LMS-291



項目	計測時の値
計測距離[m]	30
観測角[deg]	270
分解能[deg]	0.25
計測間隔[ms]	25
計測誤差[cm]	5.0
光の波長[nm]	870

図 2.3 北陽電機社のレーザスキャナ UTM-30LX

る。下段部には LMS-291 を台車の進行方向に対して水平に 90 度回転させ、背中合わせで 2 台取り付ける。1 台で 180 度の範囲を計測することが出来るため、2 台取り付けることによって隠蔽となる台車後方を除いた範囲を計測することが出来る。レーザ射出部の高さは床から 20cm である。この高さで水平方向に人間を観測すると足首の部分にレーザがぶつかる。足首は胴体や大腿部と比較して直径が小さいため隠蔽部を少なくすることが出来る。また、頭部や頸部と比較して個人による高さの差が小さいため、身長差を考慮に入れる必要がなくなる利点がある。上段部には UTM-30LX を台車の進行方向に対して鉛直上向き 45 度の角度で 1 台取り付けた。レーザ射出部の高さは床から 65cm である。台車を移動させながら計測を行うことによって、物体の三次元形状を得ることが出来る。また、台車の押手部分にビデオカメラを取り付けて計測中の様子を撮影した。図 2.4 にレーザスキャナを取り付けた台車を示す。この台車を移動させながらデータ計測を行う。図 2.5 に LMS-291



図 2.4 レーザスキャナを取り付けた状態の台車

から得られる水平レーザデータを示す。図中の青い点が 2 台の LMS-291 の位置を示し、白い点がレーザポイントの反射が起こった点を示している。一定の角度刻みでレーザを射出していくため、レーザスキャナからの距離が大きくなるほどレーザ間の感覚は広がっていく。レーザが当たった点よりも後ろ側は隠蔽部となるため情報を得ることは出来ない。図 2.6 に UTM-30LX から得られる斜めレーザデータを示す。図中の黄色い点が UTM-30LX の位置を示し、赤い点が反射の起こった点を示している。斜め方向に射出されたレーザは反射が起きる点までの距離によって高さが変わるため 1 フレームから得られるデータだけでは物体の形状を知ることは困難である。しかし、複数のフレームのデータを統合することにより物体の立体的な構造を知ることが出来る。

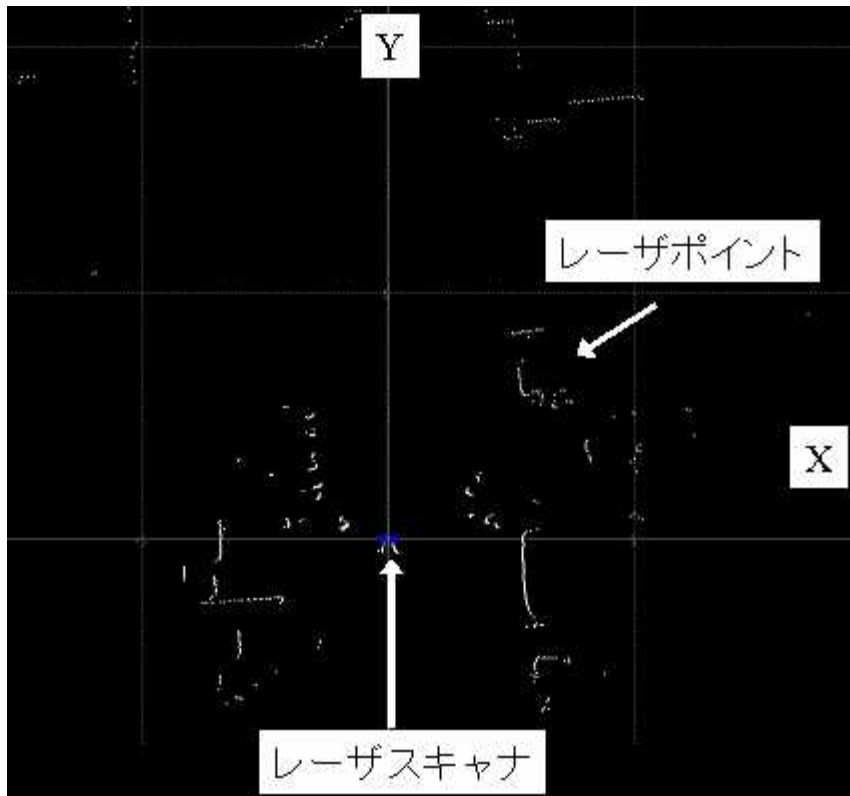


図 2.5 水平レーザーキャナから得られるデータ

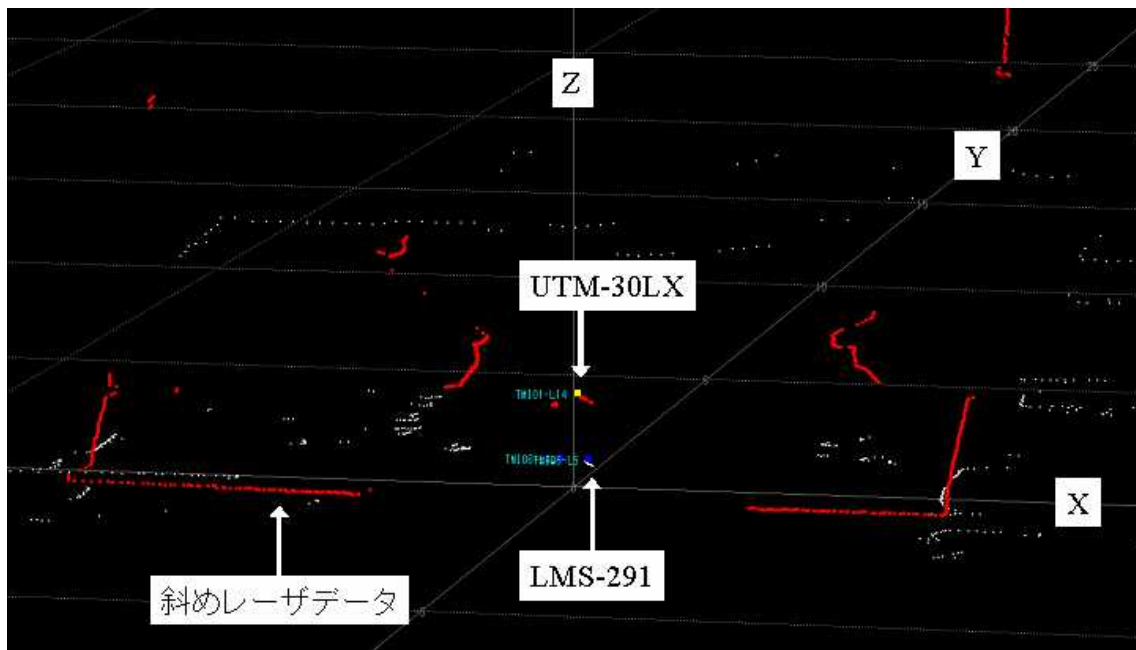


図 2.6 斜めレーザーキャナから得られるデータ

2.2. SLAM による移動型レーザスキャナの位置追跡

移動するレーザスキャナから得られるデータを用いて、移動する歩行者を観測するためにはレーザスキャナの移動量を正確に知る必要がある。移動量推定の誤差が大きくなってしまうと計測している物体の位置のずれが物体の移動によるものか、レーザスキャナ自身の移動によるものか判別がつかなくなってしまうためである。

レーザスキャナから得られる距離データと角度データは、レーザスキャナからレーザの反射が起きた点までの相対的な位置関係を示すものである。したがって、台車を移動させながら計測を行うと、時間によってレーザスキャナの位置が変わってしまうために各フレームにおけるレーザポイントを同一の座標系で扱うことが出来なくなってしまう。そこで、本研究ではSLAM(Simultaneously Localization And Mapping)を適用してレーザスキャナを搭載した台車の位置追跡と周囲の地図構築を行う。SLAM を用いることにより、台車の位置を追跡しながら、台車の位置決定のために必要な地図を構築していくことが出来る。

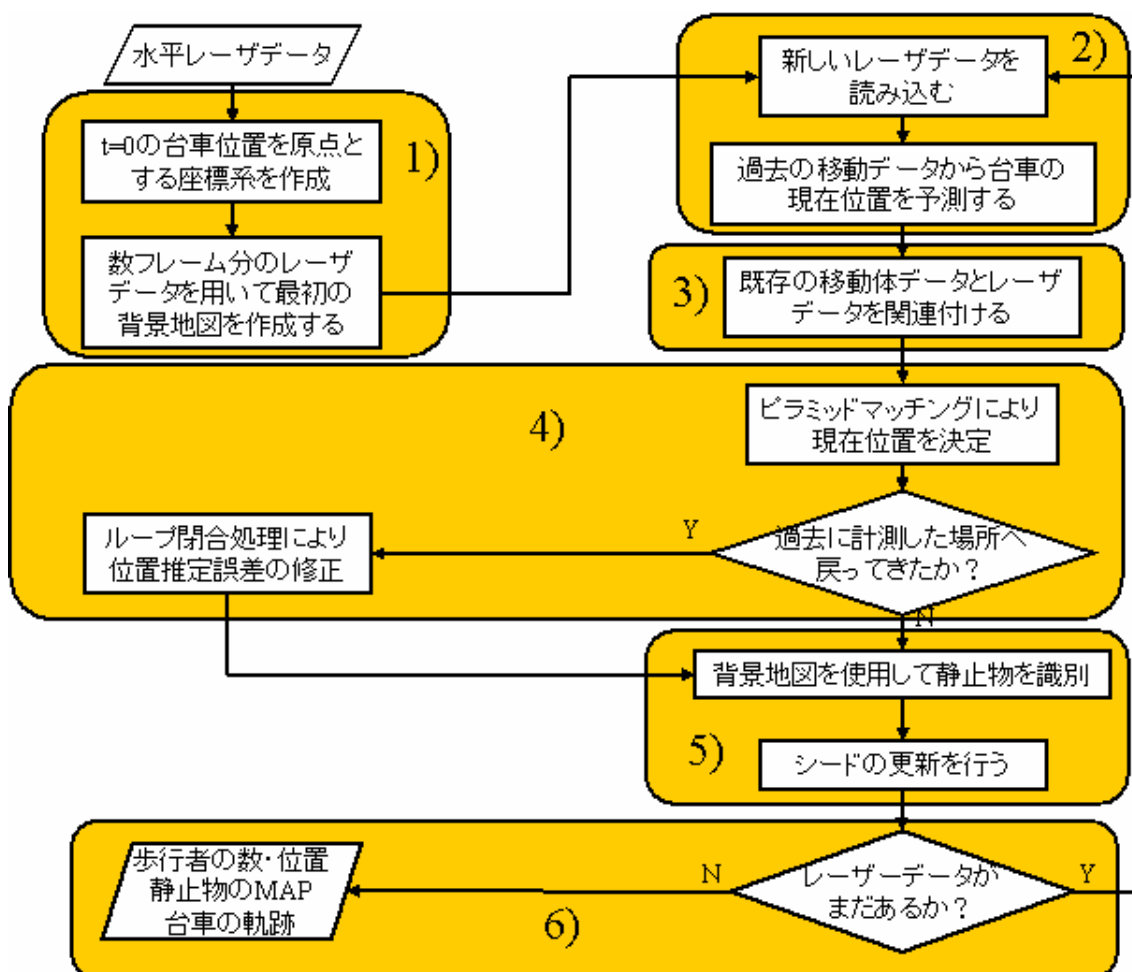


図 2.7 SLAM による台車の位置追跡のフローチャート

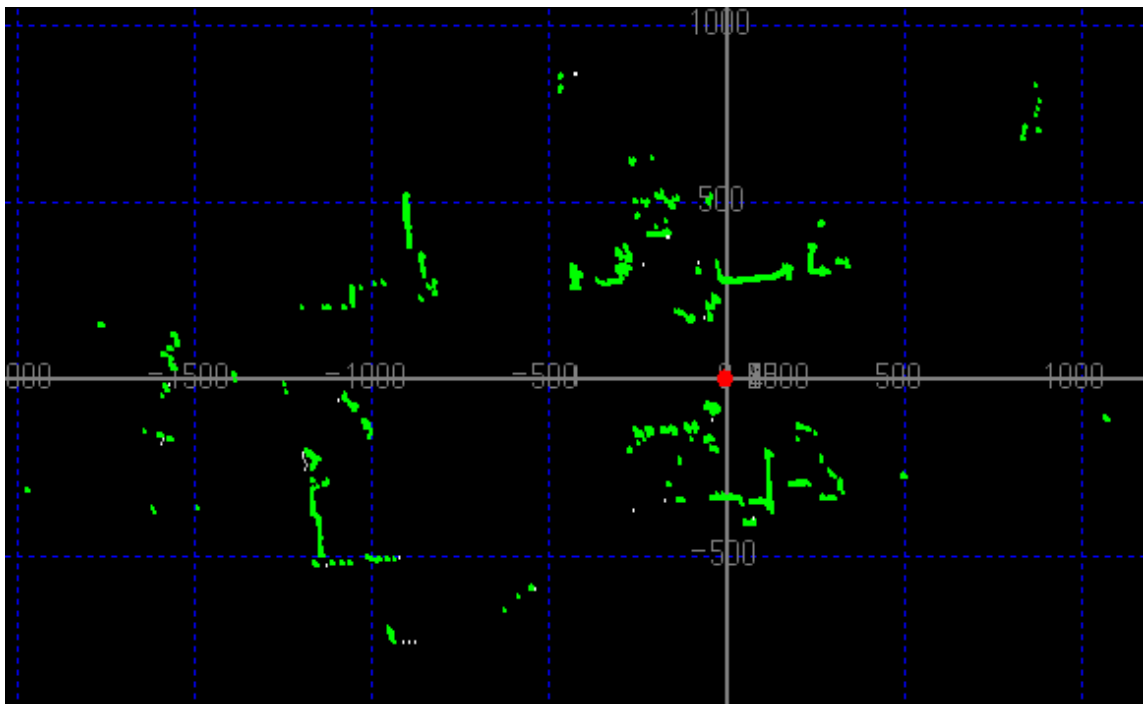


図 2.8 台車を静止させた状態で作成した背景地図

以下に，SLAM の処理手順を示す．図 2.7 は SLAM のフローチャートである．SLAM では LMS-291 によって計測される水平レーザデータを入力データとして使用した．

1) 初期の背景地図の作成

レーザスキャナによる観測を開始したら，最初の数フレームの間は台車を動かさないで置く．この時の台車の位置を原点とした座標系を作成する．この座標系をその計測におけるグローバル座標系とする．ある時刻 k における台車の位置姿勢を \mathbf{x}_k で表す． \mathbf{x}_k は台車の x 座標， y 座標，向き の三つの変数から成っている．台車の位置が決定するので得られた数フレーム分のレーザデータを用いて最初の背景地図を作成する．図 2.8 に台車を静止させた状態で作成した背景地図を示す．赤い点が台車の位置であり，緑色の点群が背景地図を示している．台車の背景地図を作成したら，台車を移動させながら計測を続ける．

2) 台車の現在位置姿勢の予測値を得る

新しいレーザデータが得られたら，台車の移動量 \mathbf{u}_k を計算し，図 2.9 に示すように台車の現在位置姿勢の予測値 $\bar{\mathbf{x}}_k$ を得る．つぎに，既存の歩行者データと計測されたレーザデータの対応付けを行う．現在の台車位置が予測できたので，計測されたレーザデータをグローバル座標系へと変換する．変換されたレーザデータを背景地図と重ね合わせて，背景地図に登録されている物体から 20cm 以内に存在するレーザデータを静止物と見なして除外する．

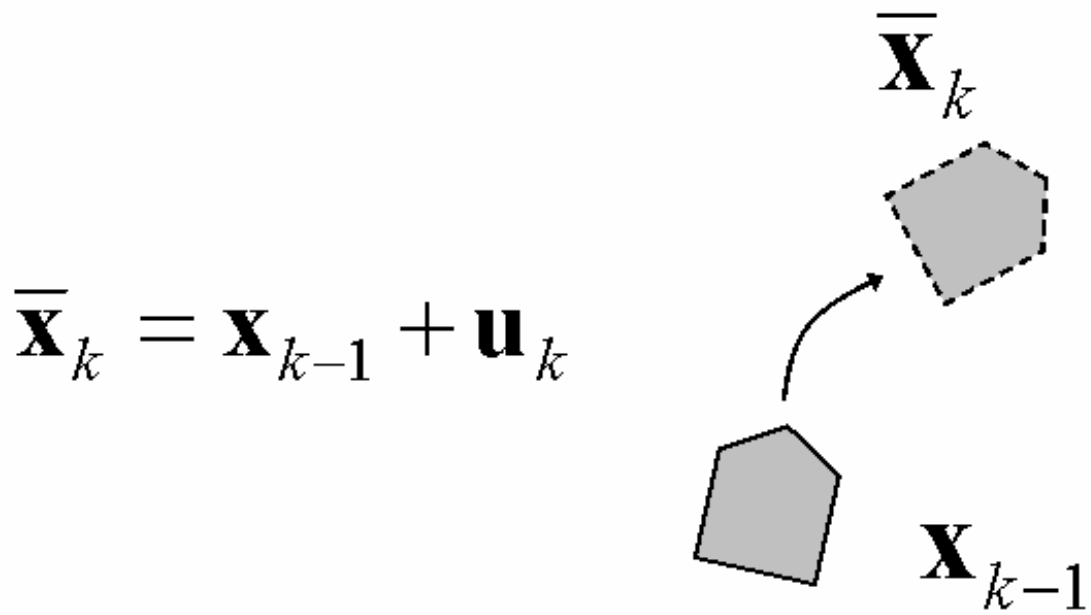


図 2.9 台車の位置姿勢の推定

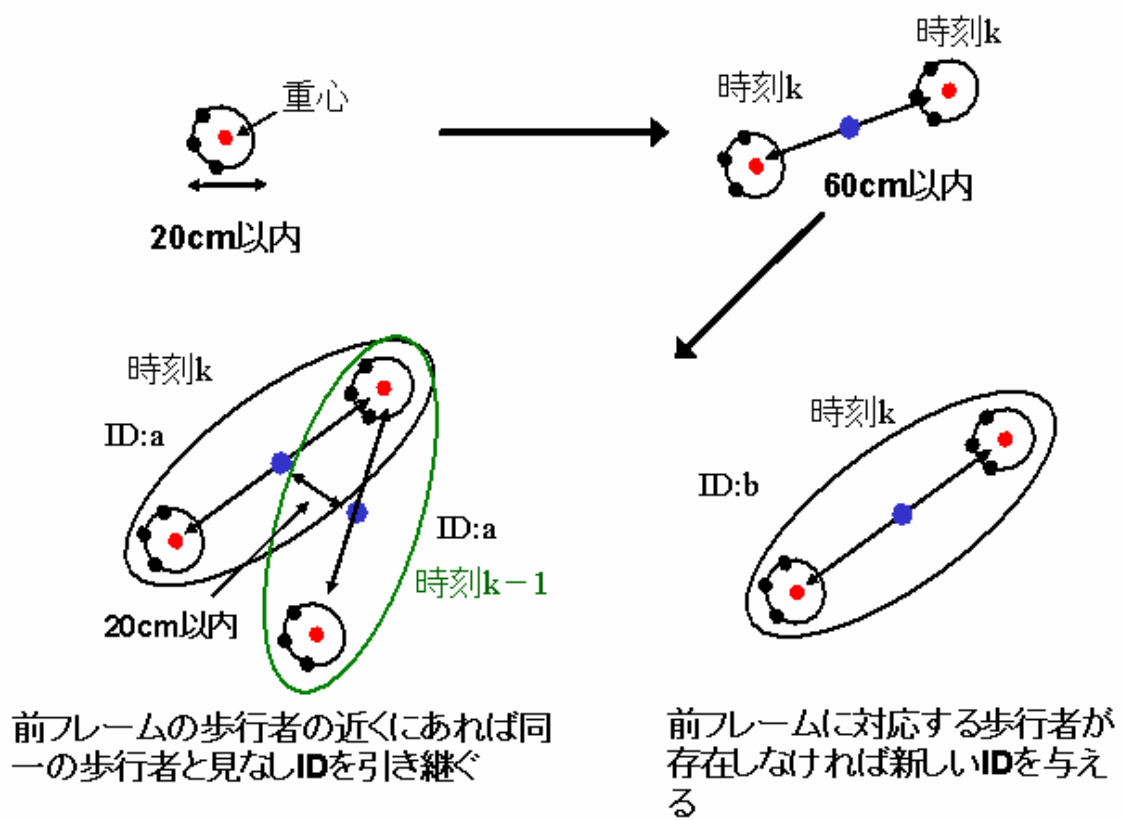
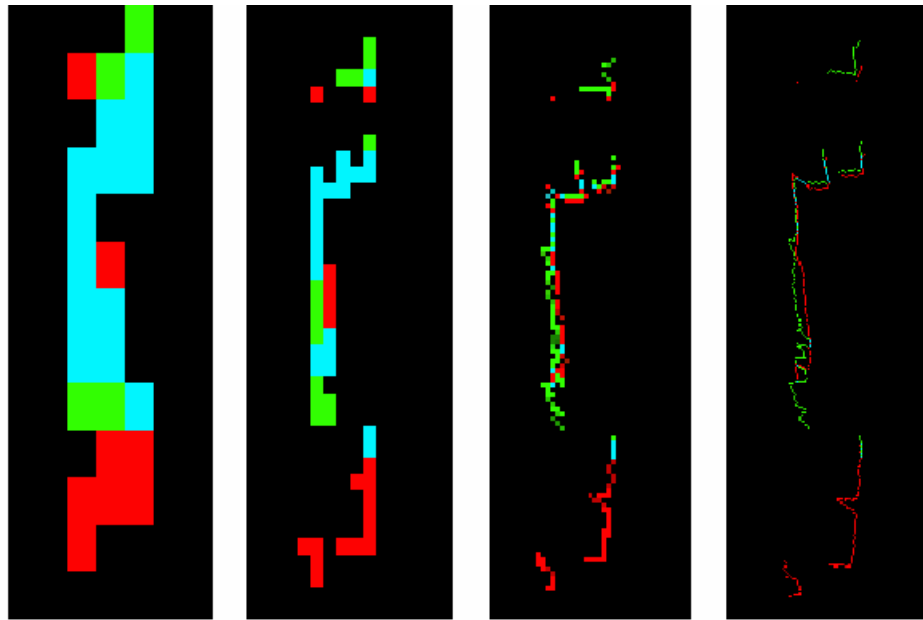


図 2.10 歩行者のクラスタリング手順



マッチング順	Layer 1	→	Layer 2	→	Layer 3	→	Layer 4
ピクセルサイズ	1.0		0.333		0.1		0.03
Yaw回転角度	3.333		1.0		0.333		0.1
XY移動量	0.333		0.1		0.033		0.01
繰返し回数	3*3*3		3*3*3		3*3*3		3*3*3

図 2.11 ピラミッドマッチングを行う際のパラメータ

3) 歩行者の抽出

Zhao ら[8]によるクラスタリング手法を用いて、残ったレーザデータから歩行者の抽出を行う。ここでは 15cm 以内に存在する点群をクラスタリングし、一本の足候補とする。さらに、60cm 以内に存在する足候補のうち最も近い二つを一組として、一人の歩行者候補とする。ここで、前フレームにおける歩行者データの速度から現在のフレームにおける歩行者の位置を推定する。歩行者候補の位置と前フレームの速度から推定した歩行者位置が 20cm 以内に存在している場合、同一の歩行者として ID を引き継がせる。過去の歩行者と対応付けられなかった歩行者候補に対しては、新しい ID を割り振り歩行者として扱う。図 2.10 に歩行者のクラスタリング手順を示す。

4) 台車の現在位置姿勢の決定

計測されたレーザデータから歩行者として認識されたものを取り除き、マッチングによって正確な台車の位置を決定する。台車の位置は Zhao[5]らによる式を用いて決定される。

$$\mathbf{x}_k = \arg \max_{x_k} \{p(\mathbf{z}_k - \mathbf{z}_k^{(y)} | \bar{\mathbf{x}}_k, \hat{\mathbf{m}}(\mathbf{x}_{k-n:k-1}, \mathbf{z}_{k-n:k-1}^{(m)+(s)}))\} \quad (2.1)$$

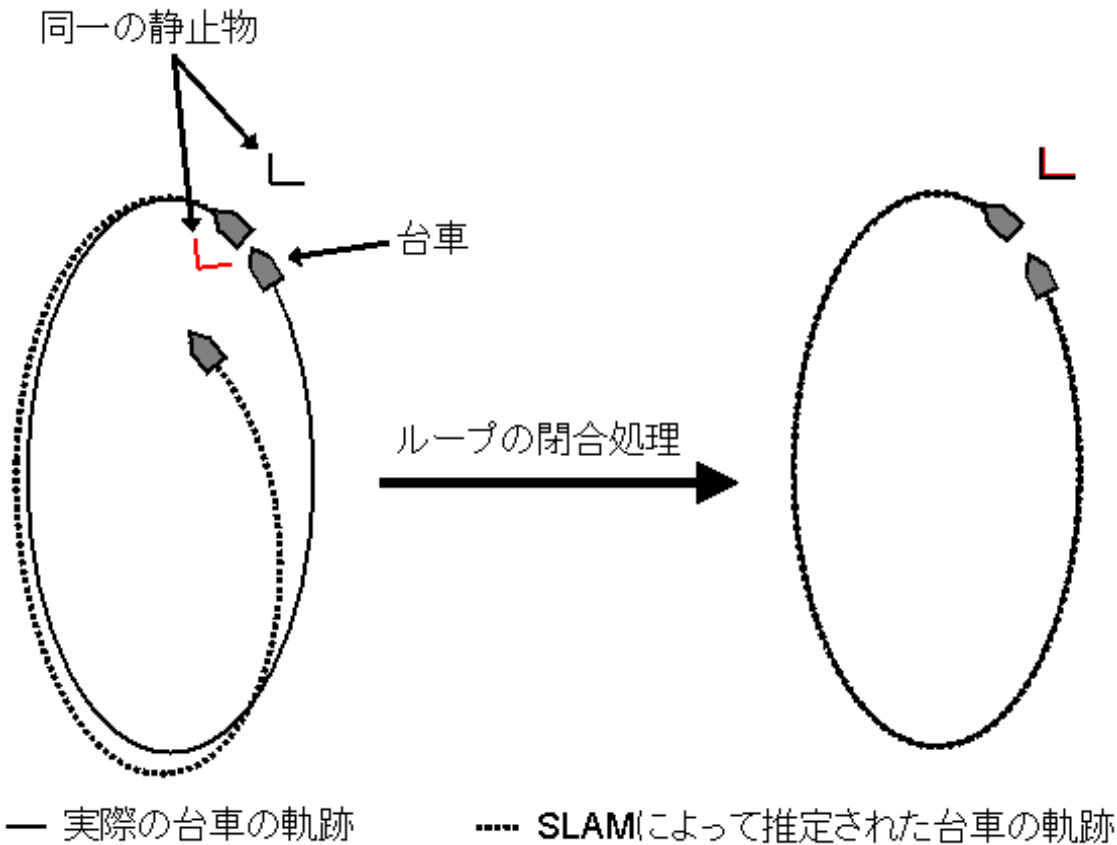


図 2.12 ループの閉合処理

ここで \mathbf{x}_k : 時刻 k における台車の位置姿勢, \mathbf{z}_k : 計測されたレーザデータ, $\mathbf{z}_k^{(y)}$: 歩行者データ, $\bar{\mathbf{x}}_k$: 台車位置の予測値, $\hat{\mathbf{m}}(\mathbf{x}_{k-n:k-1}, \mathbf{z}_{k-n:k-1}^{(m)+(s)})$: $k-n$ から $k-1$ までの台車位置姿勢と計測データから得られる背景地図, $\mathbf{z}_k^{(m)}$: 静止物データ, $\mathbf{z}_k^{(s)}$: 未分類のレーザデータである .2)において前フレームにおける台車の移動速度 u_{k-1} から予測した台車の位置姿勢を初期値として台車の位置姿勢 $\bar{\mathbf{x}}_k$ を少しずつずらしながら歩行者データを除いたレーザデータ $\mathbf{z}_k - \mathbf{z}_k^{(y)}$ と時刻 $k-1$ までに得られた背景地図 $\hat{\mathbf{m}}(\mathbf{x}_{k-n:k-1}, \mathbf{z}_{k-n:k-1}^{(m)+(s)})$ をマッチングを行い, マッチングの度合いが最も良かった $\bar{\mathbf{x}}_k$ を時刻 k における台車の位置姿勢として扱う. マッチング方法としてピラミッドマッチングを用いた. ピラミッドマッチングでは, マッチングを行う際に元のデータよりもピクセルサイズの大きいレイヤーを作成する. 最もピクセルサイズが大きいレイヤーから小さいレイヤーへと順にマッチングを行うことによって通常よりも少ない探索回数でマッチングを行うことが出来る. ピラミッドマッチングを行う際のパラメータを図 2.11 に示す. 図中の緑色の点群が背景地図, 赤い点群が新しく計測されたレーザデータ, 水色の点群が新しく計測されたレーザデータのうち背景地図と重なったものを示す. マッチングでは台車の X 座標, Y 座標, 向きの 3 つの変数を変化させていく. 各変数について 3 回ずつ値を変化させるため, 各ピクセルサイズのレイヤーにおいて 9 回, 背景地図とレーザデータの重ね合わせを行うこととなる. 最終的に, 最もピクセルサイズ

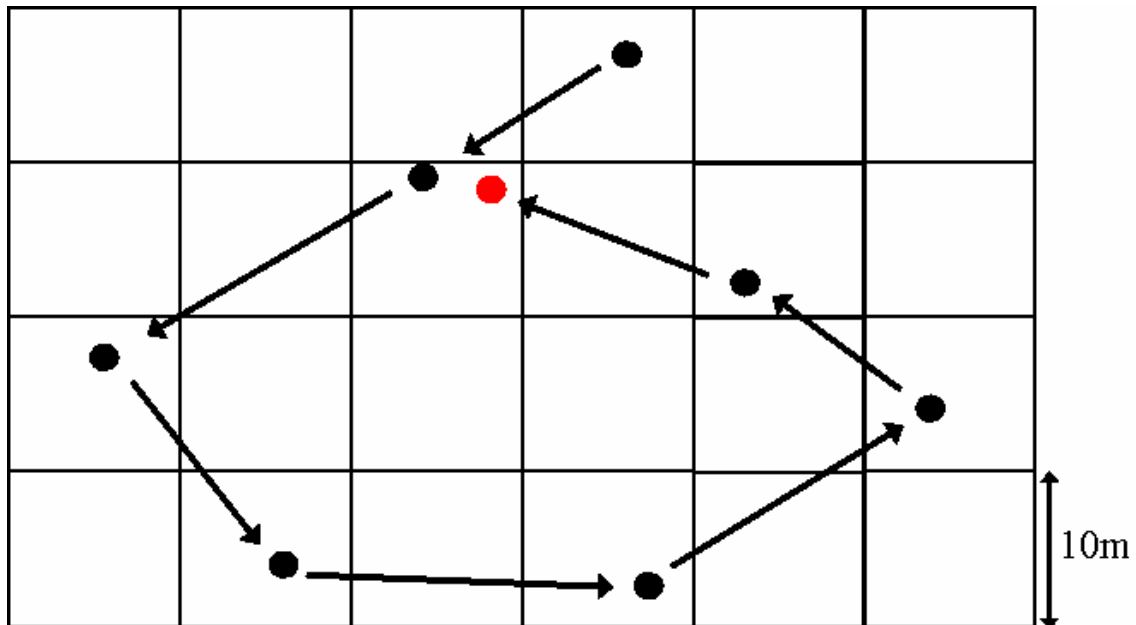


図 2.13 同じ場所に戻ってきたことを判断するための格子地図

が小さいレイヤーにおいてマッチングのスコアが最大となった台車位置を現在の台車位置として扱う。SLAM による位置追跡を続けていくと徐々に誤差が蓄積していく。そのため図 2.12 に示すように、台車が長い距離を移動して以前計測を行った領域に再び戻ってきた場合、実際の台車の位置と推定している台車の位置がずれてしまっているために、以前計測した物体が前回とは異なる位置に別の物体として登録されてしまう。すると、背景地図と実際の環境との間に差が生じてしまうために SLAM が失敗して台車の位置を見失ってしまう原因となる。したがって、SLAM が以前計測を行った領域に戻ってきた場合にループの閉合処理を行うことによって誤差を修正する必要がある。ここで、ループとはある地点を通過した台車が再び同じ地点に戻ってくるまでの軌跡のことを指す。本研究では、Newman ら [9] による手法を用いて、図 2.13 に示すように 10m 間隔の格子地図を作成して台車が通過したピクセルを登録していった。台車が以前通過したピクセルに戻ってきた時に同じ場所へ戻ってきたと判断しループの閉合処理を行った。ループの閉合処理では、過去に通過した時のフレームの前後 100 フレームにおいて得られたレーザデータから作成した背景地図と最新のレーザデータを用いてマッチングを行い台車の位置を決定する。ここで得られた台車位置と 4) で得られた台車位置との差を計算し、このループによって蓄積した位置推定誤差の合計とする。位置推定誤差の合計をループ中のフレーム数で割り、各フレームにおける台車位置の修正量として補正を行う。

5) レーザデータの分類

台車の正確な位置を決定することが出来たので、レーザデータをグローバル座標系へと変

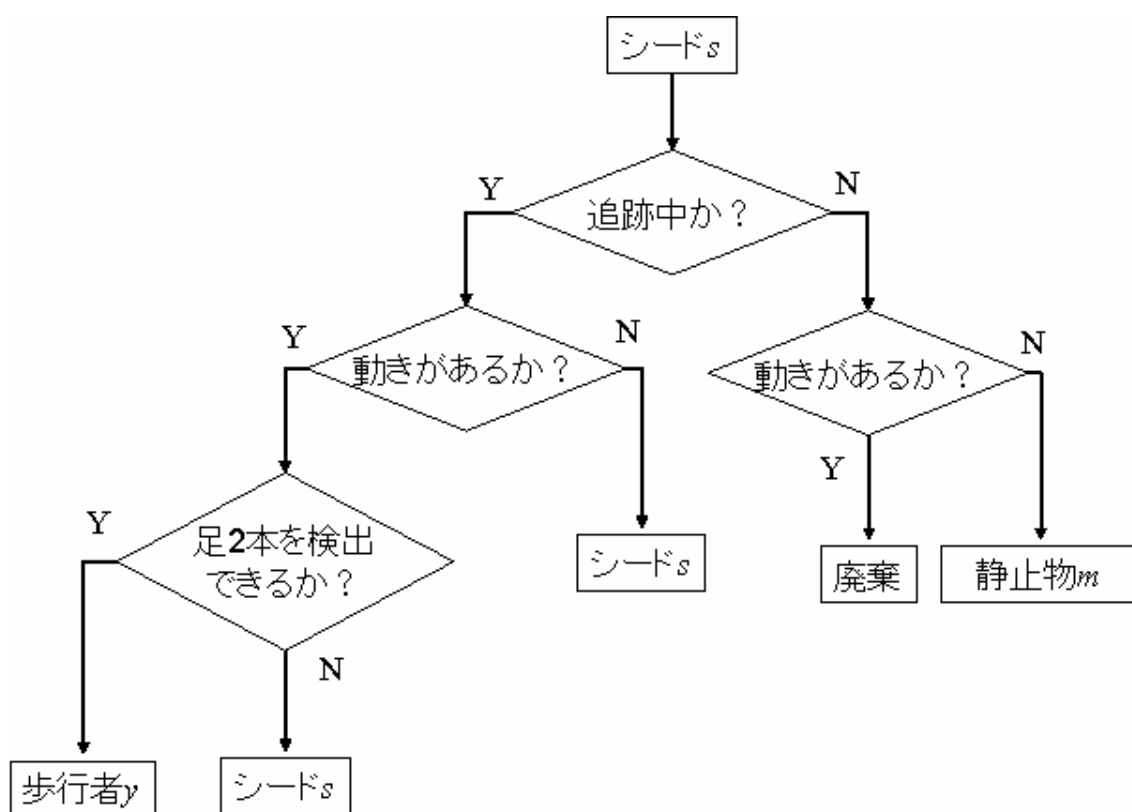


図 2.14 シードの識別条件

換する．ここで，座標変換を行ったレーザデータを背景地図と重ね合わせ，背景地図中の物体から 6cm 以内に存在する物体を静止物として地図に登録する．3)で歩行者として識別されず，ここで静止物としても認識されなかったレーザポイントは未識別のシードとして取り扱う．シードは図 2.14 に示すような手順で識別が行われる．シードは最大 30 フレームまで追跡される．その間に動きが認められるもので，クラスタリングによって足候補が作成でき，さらに足候補を 2 本一組の歩行者としてグループ化できるものについては歩行者データとして ID を与えて追跡を行う．30 フレームの間動きが認められなかったシードについては静止物として背景地図に登録を行う．30 フレームの間動きが認められたが歩行者としてグループ化できなかったシードについては識別不可能なデータとして登録し，それ以上の追跡は行わない．

6) 終了処理

新しい計測データが得られる場合は 2)へと戻り同様の手順で SLAM を行っていく．これ以上データがない場合は，各フレームにおける歩行者の数・位置，静止物が登録された背景地図，台車の軌跡を出力して処理を終了する．

第3章 立ち止まっている人物の抽出

SLAM によって得られた歩行者の位置データ，台車の軌跡データ，UTM-30LX で計測された斜めレーザデータを用いて立ち止まっている人物の抽出を行う．立ち止まっている人物の抽出の処理フローチャートを図 3.1 に示す．

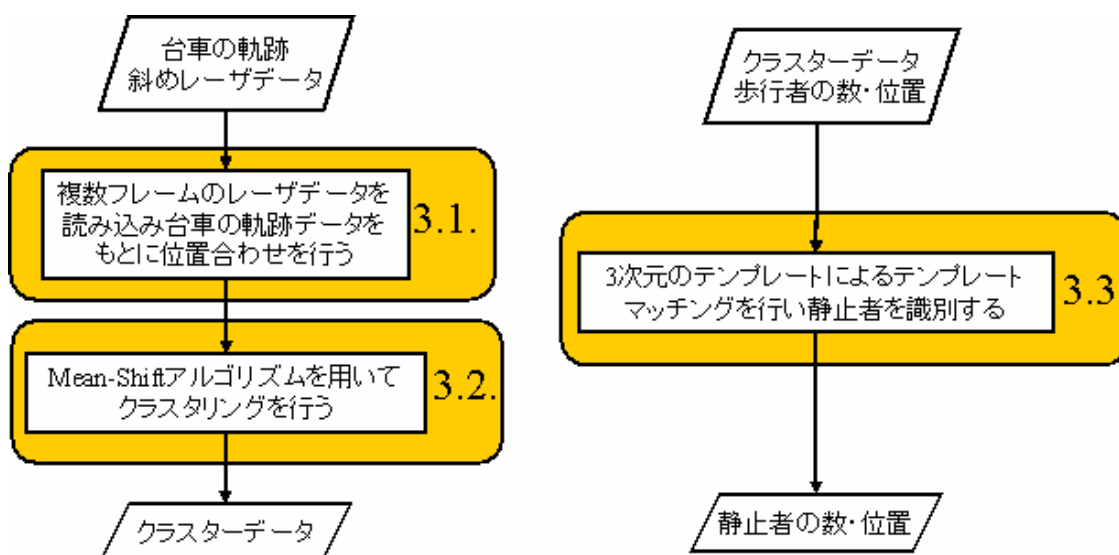


図 3.1 立ち止まっている人物の抽出のフローチャート

3.1. 複数フレームのレーザデータを使用した形状データの作成

立ち止まっている人物を抽出するために UTM-30LX で計測された斜めレーザデータ(図 3.2)を用いた．台車を移動させながら計測を行うとレーザスキャナから照射されたレーザは異なる場所から反射を起こす．そこで，SLAM によって得られた台車の軌跡データを使用してグローバル座標系へと変換することによって物体の三次元形状を得ることが出来る．SLAM は LMS-291 で計測されたレーザデータを使用していたが，LMS-291 の計測間隔が 50ms なのに対して UTM-30LX は計測間隔が 25ms なので，得られた台車の軌跡データに対して時間に対する線形補間を行い UTM-30LX が計測された時刻と同期させた．補間の式は以下の通りである．

$$\mathbf{x}_{ks} = \frac{\Delta t_2 \mathbf{x}_{kh} + \Delta t_1 \mathbf{x}_{kh+1}}{\Delta t_1 + \Delta t_2} \quad (3.1)$$

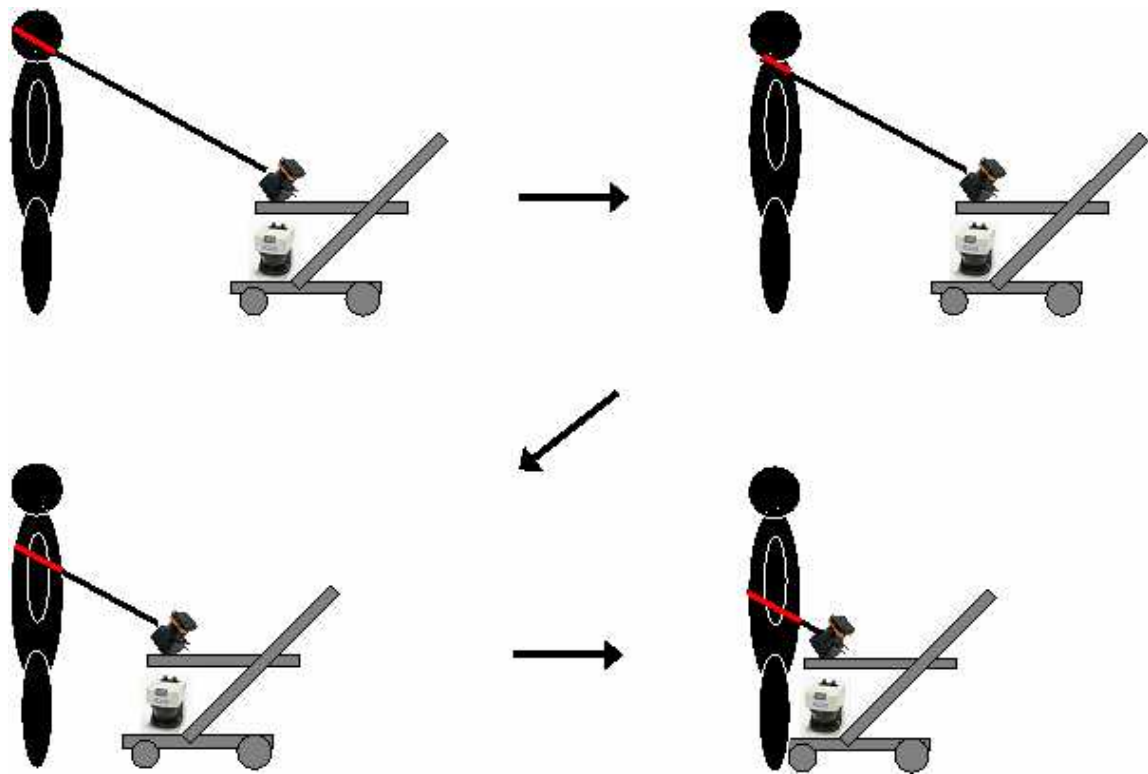
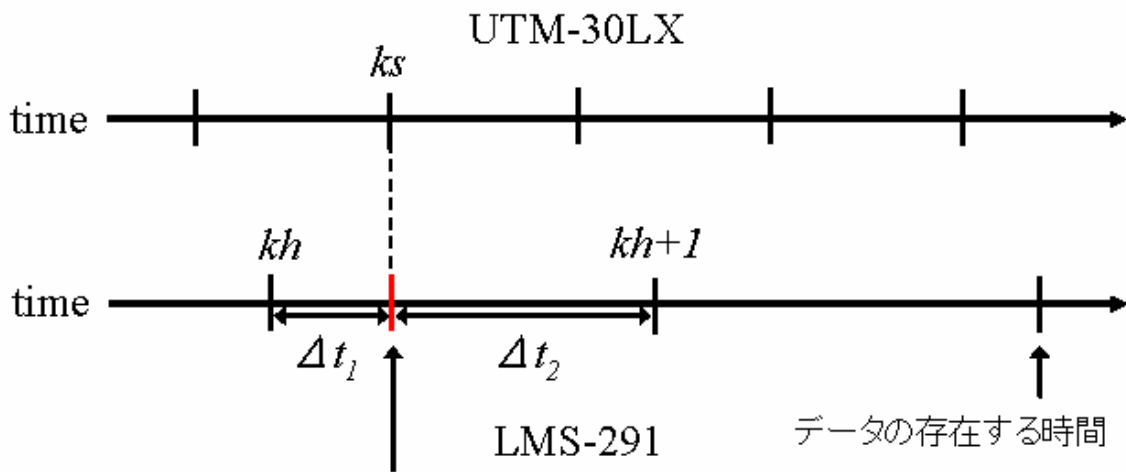


図 3.2 斜めレーザから得られるデータ



斜めレーザにあわせてデータを補間する

図 3.3 斜めレーザに合わせた台車位置姿勢の補間

ここで \mathbf{x}_{ks} : 時刻 ks における台車の位置姿勢, Δt_1 : 時刻 kh と ks の差, Δt_2 : 時刻 $kh+1$ と ks の差, \mathbf{x}_{kh} : 時刻 kh における台車の位置姿勢, \mathbf{x}_{kh+1} : 時刻 $kh+1$ における台車の位置姿勢である. グローバル座標系へと斜めレーザデータを変換できたら SLAM で得られた歩行者の位置データを用いて歩行者の位置から 30cm に存在する点群を歩行者から得られ

たものとして除外する。

3.2. Mean-Shift 法によるクラスタリング

斜めレーザを台車の軌跡データからグローバル座標系へと変換できたら，Dorin ら[10]による Mean-Shift 法を用いてクラスタリングを行う．以下に Mean-Shift 法による処理手順を解説する．

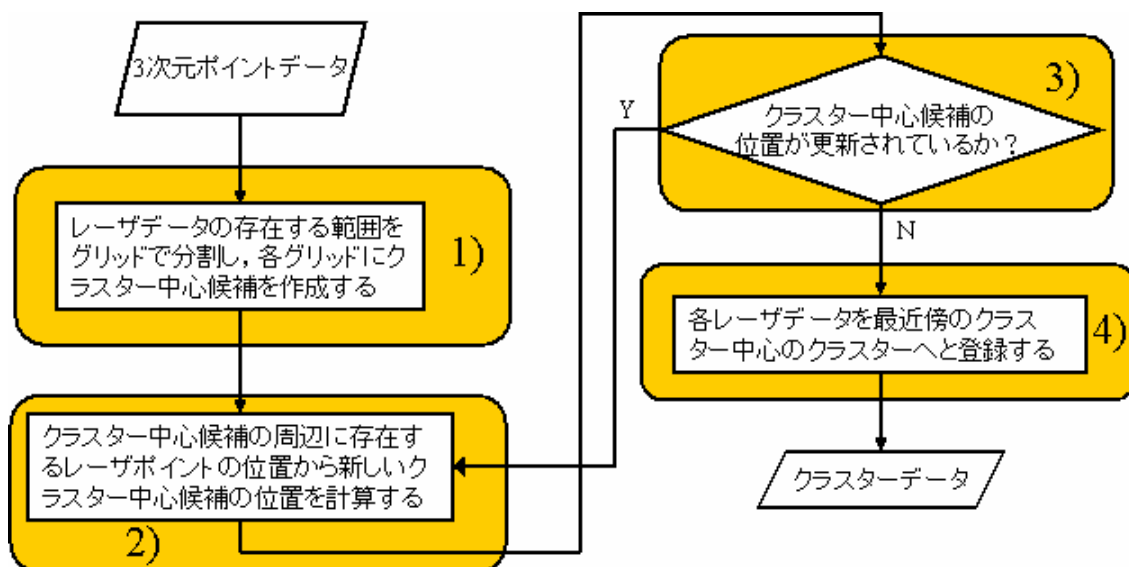


図 3.4 Mean-Shift 法のフローチャート

1) クラスタ中心候補の作成

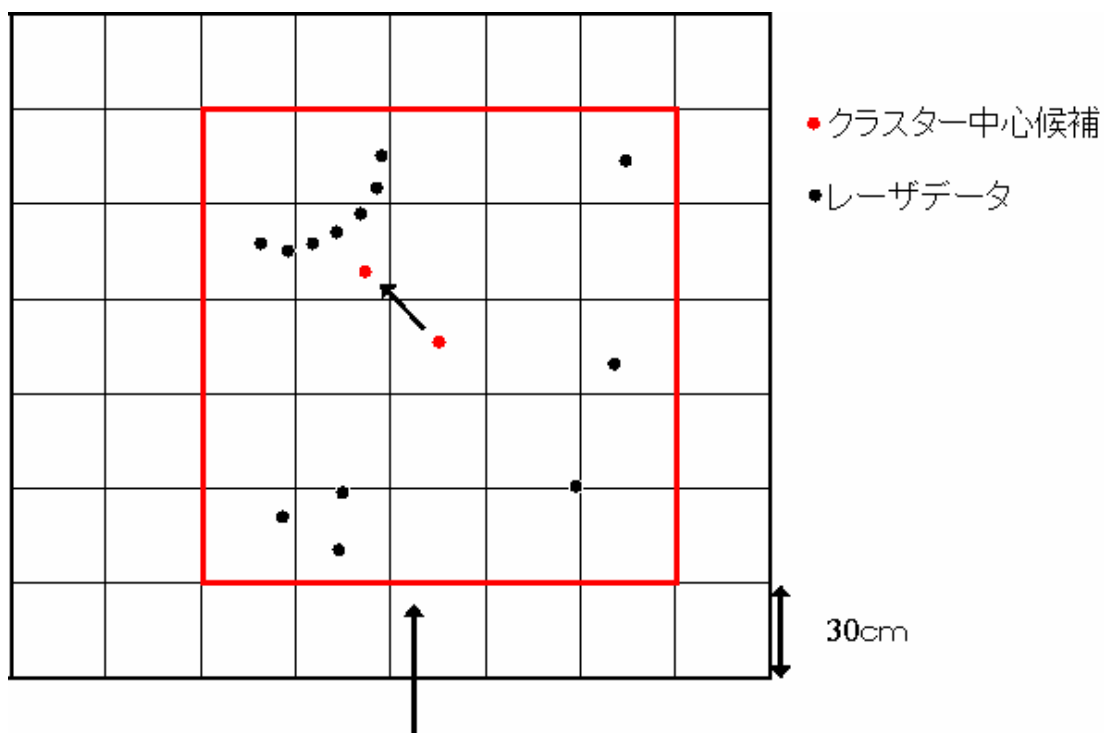
グローバル座標系へと変換したレーザデータを XY 平面へと投影する．ここで，レーザポイントが存在する領域を 0.3m のグリッドで分割する．各グリッドの中心にクラスタ中心の候補を作成する．

2) クラスタ中心位置の計算

図 3.5 に示すように，各クラスタ中心候補に対して XY 各方向に 2 グリッドの範囲内にあるレーザポイントの位置から新しいクラスタ中心候補の位置を計算する．位置計算の方法は式(3.2)の通りである．2 つ以上のクラスタ中心候補が 10cm 以内に位置している場合はそれらを併合して一つのクラスタ中心候補として扱う．

$$\mathbf{y}_{j+1} = \frac{\sum_i \mathbf{z}_i g(\mathbf{y}_j, \mathbf{z}_{s_i})}{g(\mathbf{y}_j, \mathbf{z}_{s_i})} \quad (3.2)$$

$$g(\mathbf{y}_j, \mathbf{z}_{s_i}) = e^{-\frac{(\mathbf{y}_j - \mathbf{z}_{s_i})^2}{2h^2}}$$



クラスター中心候補の位置更新を行う際に
参照するレーザーデータの範囲

図 3.5 クラスター中心候補の更新を行う際に参照するレーザーポイントの範囲

ここで、 y : クラスター中心候補の位置、 z_{s_i} : クラスター中心候補から 2 グリッド以内の範囲に存在するレーザーポイントデータ、 h : カーネルサイズである。

3) 繰り返し計算の判定

クラスター中心候補の位置が 1cm 以上移動していたら位置が更新されたと判断する。クラスター中心候補の位置が一つでも更新されていたら 2)へ戻り位置の更新を続ける。クラスター中心候補の位置が一つも更新されていないか、位置の更新を 20 回繰り返した場合は現在のクラスター中心候補の位置をクラスター中心とする。

4) レーザデータのクラスタリング

レーザーデータを最近傍のクラスター中心へと登録し、クラスターデータを得る。

3.3. 3次元テンプレートを用いたマッチング

Mean-Shift 法によりレーザデータのクラスタリングが出来たら, 3次元テンプレートを用いたマッチングによって立ち止まっている人物の抽出を行う. ここで言う「立ち止まっている人物」とは立っている人物でレーザスキャナによって計測を開始されてから, 台車が移動することによってレーザスキャナの計測範囲外へ出るまでの間に移動を行わなかった者のことである. 図 3.6 に示す 3次元テンプレートマッチングのフローチャートに沿って手順の説明を行う.

1) 各クラスタの正面方向の探索

クラスタデータの中に存在する, 立ち止まっている人物は様々な方向を向いている. そこで, まずはクラスタの正面方向を探して全てのクラスタを正面方向の向きに回転させて保存する. 図 3.7 に示すように, 各クラスタを重心を中心として回転させ, その形状を XZ 平面に投影していく. XZ 平面に投影した平面図の幅が最大となる時の角度をそのクラスタの向きとする.

2) 3次元テンプレートの作成

つぎに, 立ち止まっている人物の 3次元テンプレートを作成する. 正面方向を向かせて出

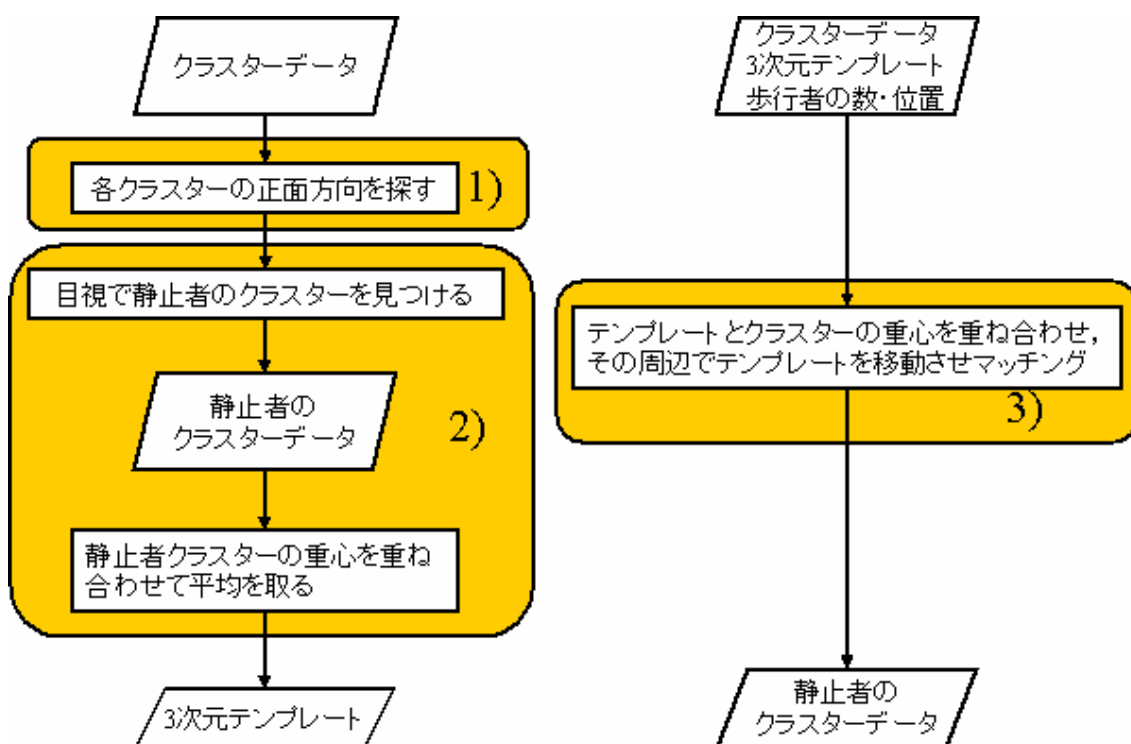


図 3.6 3次元テンプレートマッチングのフローチャート

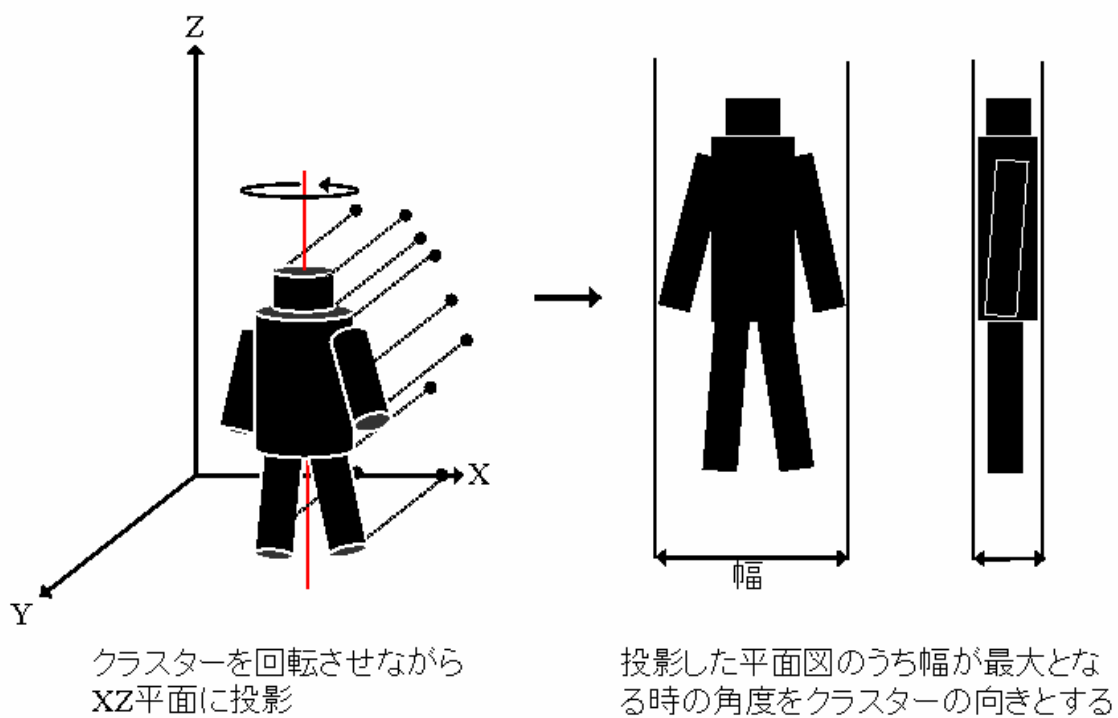


図 3.7 クラスターの正面方向の求め方

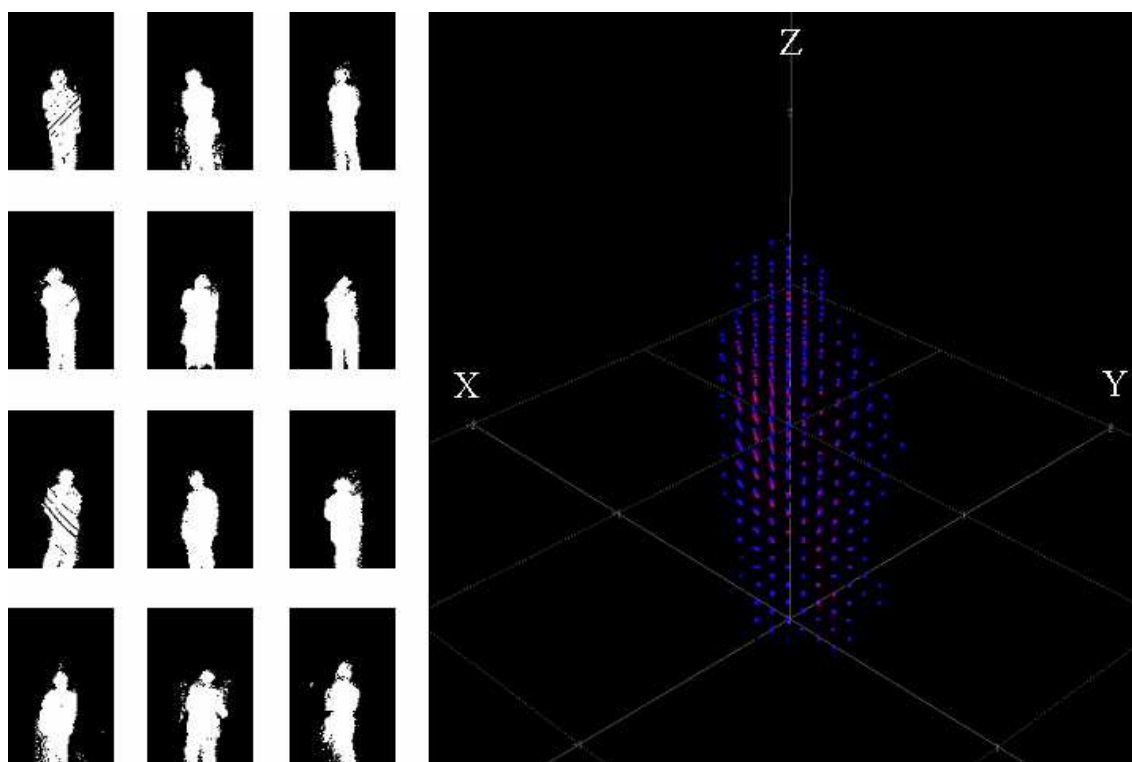


図3.8 目視により識別した立ち止まっている人物のクラスターと作成された3次元テンプレート

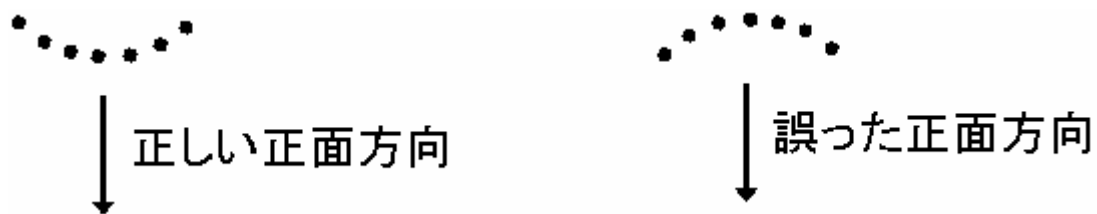


図 3.9 クラスタ正面方向の誤検出

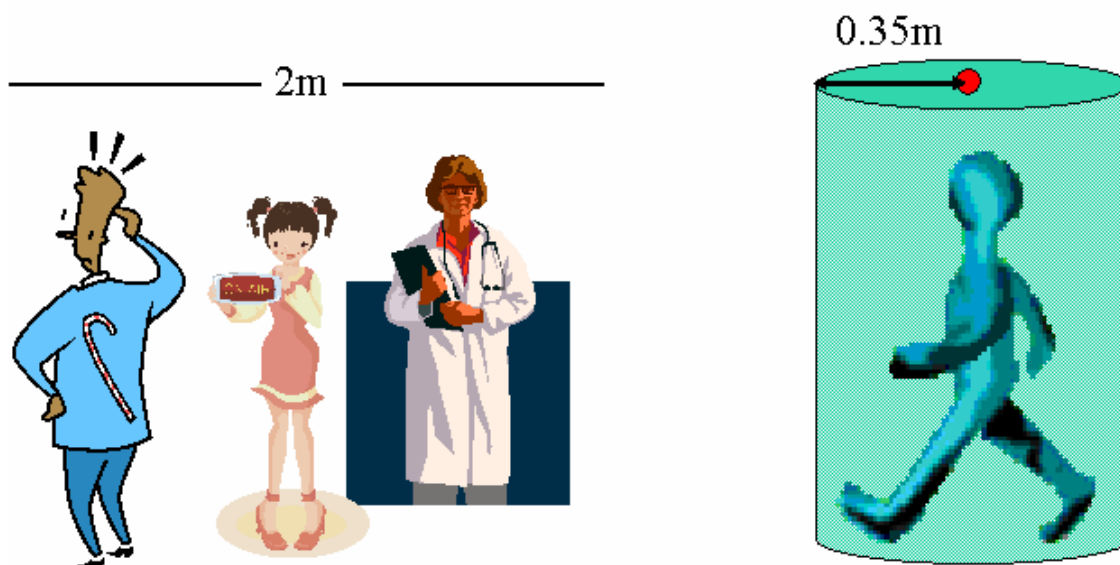


図 3.10 マッチング時の条件

力したクラスターから目視で立ち止まっている人物のクラスターを選び出す．それぞれのクラスターの重心を重ね合わせる．クラスターの存在する領域を 0.08m のグリッドで分割し，それぞれのグリッド内に存在するレーザポイントの数を計算する．最後に，重ね合わせたクラスターの個数でそれぞれのグリッド内のレーザポイント数を割り，重み付きの 3 次元テンプレートを作成する．図 3.8 に目視識別によって得られた，立ち止まっている人物のクラスターと作成された 3 次元テンプレートを示す．本研究では 12 個の立ち止まっている人物クラスターを使用して 3 次元テンプレートの作成を行った．右図の 3 次元テンプレートでは赤い点ほど重みが大きく，青い点ほど重みが小さくなっている．

3) テンプレートマッチングによる立ち止まっている人物の抽出

各クラスターと 3 次元テンプレートの重心を重ね合わせ．その時のテンプレートの位置を始点として XY 方向への平行移動と回転を組み合わせるテンプレートマッチングを行う．本研究では，XY 方向に 1 グリッドずつと，0, 3, 6, 174, 177, 180, 183, 186, 354, 357 度回転させてマッチングを行った．マッチング率の評価式を式(3.3)に示す．

$$R = \frac{\sum_{k=0}^{TH} \sum_{j=0}^{TD} \sum_{i=0}^{TW} \{T(i, j, k)CL(i + nx, j + ny, k + nz)\}}{N_{CL}} \quad (3.3)$$

ここで R : マッチング率 , TH, TD, TW : テンプレートの高さ , 奥行き , 幅 , T : テンプレート , CL : クラスタ , nx, ny, nz : クラスタ中における現在のテンプレートの位置 , N_{CL} : クラスタのポイント数である . テンプレートを回転させる際に , 0 度の周辺だけでなく 180 度の周辺でも回転させた . その理由は以下である . クラスタの正面方向を求める際に , クラスタを回転させてその幅が最大となる角度を正面として定義した . レーザポイントは物体の表面から反射してくるために , クラスタは放物線を描くような点群として得られる . 正面方向に凸の時に正しい正面方向であるが , そこから 180 度回転した正面方向に凹の時に幅が最大と判断されてしまう場合がある . そのため , クラスタを 180 度回転させてその周辺でもマッチングを行った . 図 3.10 に示すように , 人の身長が 2m を超えることはごくまれであるため , 高さが 2m 以上ある物体は立ち止まっている人物ではないと判断した . また , 歩行者抽出によって得られた歩行者の位置から半径 0.35m 以内に存在するクラスタは歩行者のクラスタと判断し , 立ち止まっている人物とはしなかった .

第4章 本手法の適用結果

4.1. 展示会場における実験概要

2008年6月20日、神奈川県横浜市のパシフィコ横浜 Hall-D で開催されていた地理空間情報システム展の会場においてデータ計測実験を行った。計測で使用した機器は第2章2.1節で紹介した通りである。会場の全体図を図4.1に示す。データ計測を行ったのは図4.1において黒枠で囲まれている部分である。図4.2に黒枠部分を拡大し、データ計測を行ったコースを書き加えたものを示す。図中の赤いラインが台車のコースを示しており丸い端がスタート地点、矢印となっている端がゴール地点を示している。スタートしてからブースの周りを反時計回りに二周して再び同じ地点へと戻ってきた。データ計測の所要時間は10

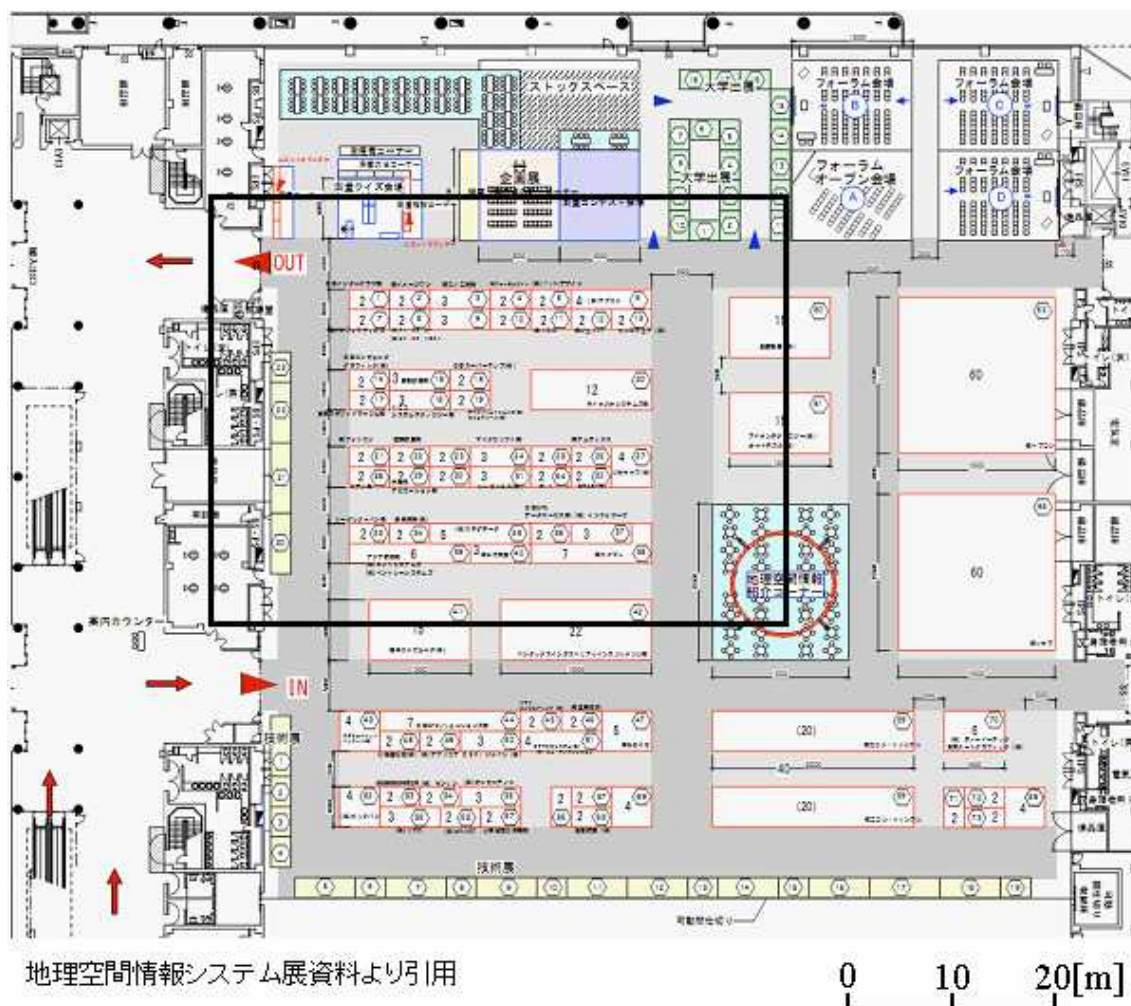
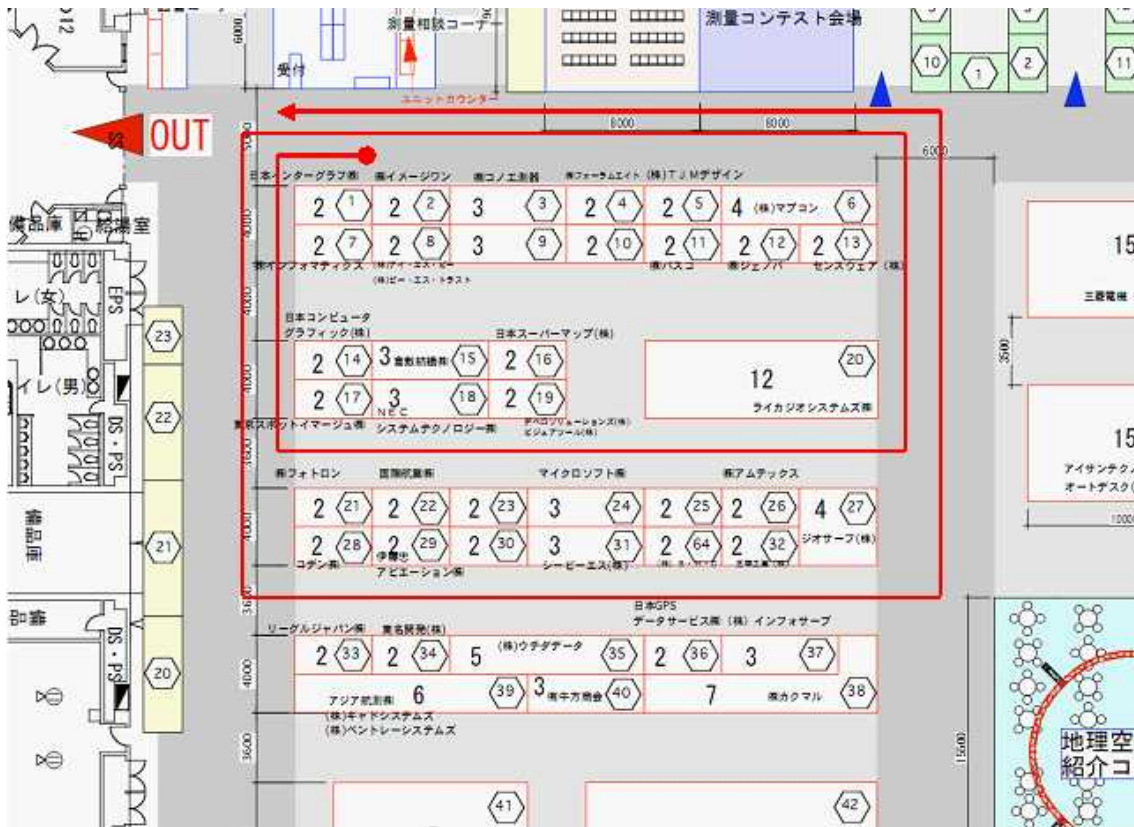


図 4.1 会場の全体図



地理空間情報システム展資料より引用

0 5 10[m]

図 4.2 データ計測を行った際のコース



図 4.3 データ計測時の会場の様子

分である。図 4.3 にデータ計測時の会場の様子を示す。左図に示すように台車を後ろから手で押して計測を行った。右図は台車の押手部分に取り付けたビデオカメラから撮影された映像の 1 コマである。台車の周辺に多くの人やブースの壁などが存在していたことが分かる。

4.2. 歩行者抽出の結果

実験により計測されたデータに本論分の手法を適用した結果を以下に示す。

図 4.4 は、2.2 で説明したループの閉合処理を行わなかった場合と行った場合の台車の軌跡を示している。図中の黄色いラインが台車の軌跡であり、赤い点が現在の台車の位置を示している。ループの閉合処理を行わなかった場合は徐々に軌跡がずれて、最終的に元の



図 4.4 ループ閉合処理を行わなかった場合と行った場合の台車の軌跡

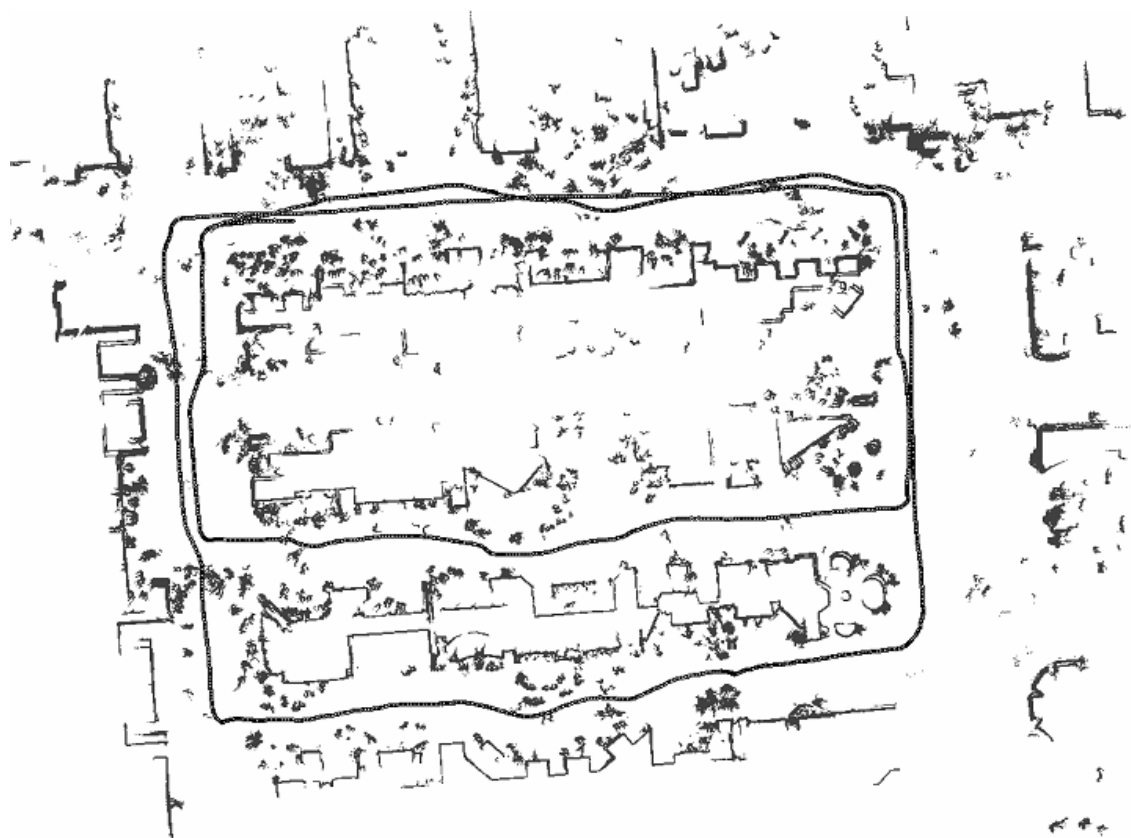


図 4.5 背景地図と台車の軌跡



図 4.6 背景地図と歩行者データ

位置からずれた位置に台車が認識される．それに対して，ループの閉合処理を行った台車の位置推定の誤差が修正されており，もとの位置へ台車が戻っていることが分かる．図 4.5 は SLAM によって作成された背景地図と計測中の台車の軌跡を示している．未知の環境において，台車の位置追跡と地図構築を同時に行うことが出来た．図 4.6 は背景地図と歩行者データを示す．黒い点群が背景地図，その他の色は歩行者から得られたレーザデータを示している．つぎに歩行者抽出の精度を示す．本手法を適用することによって抽出された歩行者数は 255 人，レーザデータを目視判別することによって得られた歩行者数は 322 人であり，その精度は 79.2%であった．歩行者抽出の失敗は，混雑しており片足しか見えなかった場足に発生した．一つのフレーム中で同時に追跡された歩行者の最大人数は 9 人であった．移動している台車から移動している歩行者を追跡するため，台車と歩行者の相対的な位置関係から識別を行う必要があったが，台車の位置追跡を正確に行うことが出来たため，歩行者追跡ができた．

4.3. 歩行者抽出の結果

SLAM によって得られた台車の軌跡情報から複数の斜めレーザデータをグローバル座標系へと変換した。計測を行った 10 分間で得られたデータを登録して 3 次元表示したものを図 4.7 に示す。図中の一つのグリッドの大きさは 5m である。台車の位置追跡が正確に行われていたため、ブースの壁など静止物の形状は正確に再現できている。また、台車が通過する間、床を表示させると画面が白く塗りつぶされてしまうため 3 次元データのうち高さ 0.2m 以下のポイントは表示しないようにしている。また、壁ばかりが表示されてしまうため、高さ 2.4m 以上のポイントも除外してある。図 4.7 中の右上部分には台車が 3 回通過したため、移動体が存在している部分では複数個の物体が重なっているように見える。

図 4.8, 4.9, 4.10 に一部分のデータのみを読み込んで表示した 3 次元データを示す。図 4.8 では台車の周辺に複数の立ち止まっている人が存在していたことが分かる。台車が通過していくごとにレーザの当たる高さが変化していくため、全身のデータを得ることが出来た(図 4.8 中の A)。また、計測に使用した UTM-30LX の計測範囲が 270 度と広範囲だったため、UTM-30LX を取り付けた台車の一部分にレーザが当たり、計測データとして残ってしまった(図 4.8 中の B)。そのため、つぎの処理である Mean-Shift 法を適用する際にレーザスキャナから一定距離以下に存在するポイントを削除するよう設定し、これらのデータ

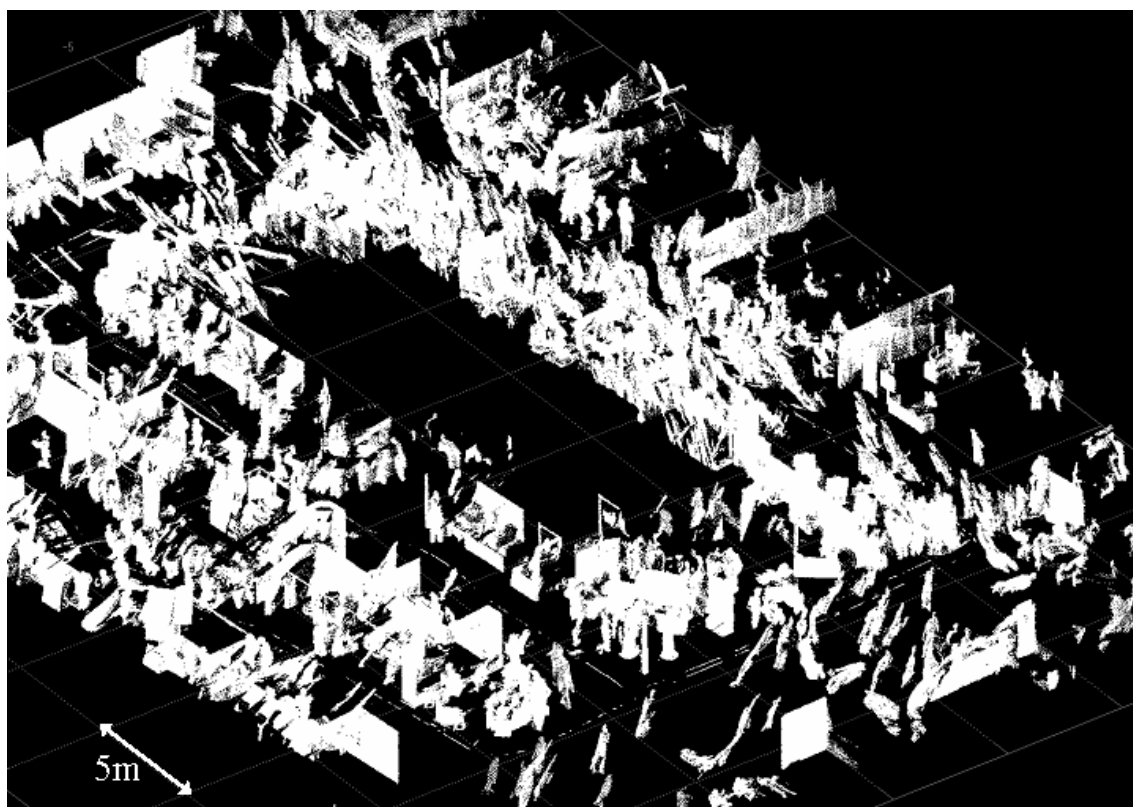


図 4.7 10 分間で得られた斜めレーザデータから作成した 3 次元データ

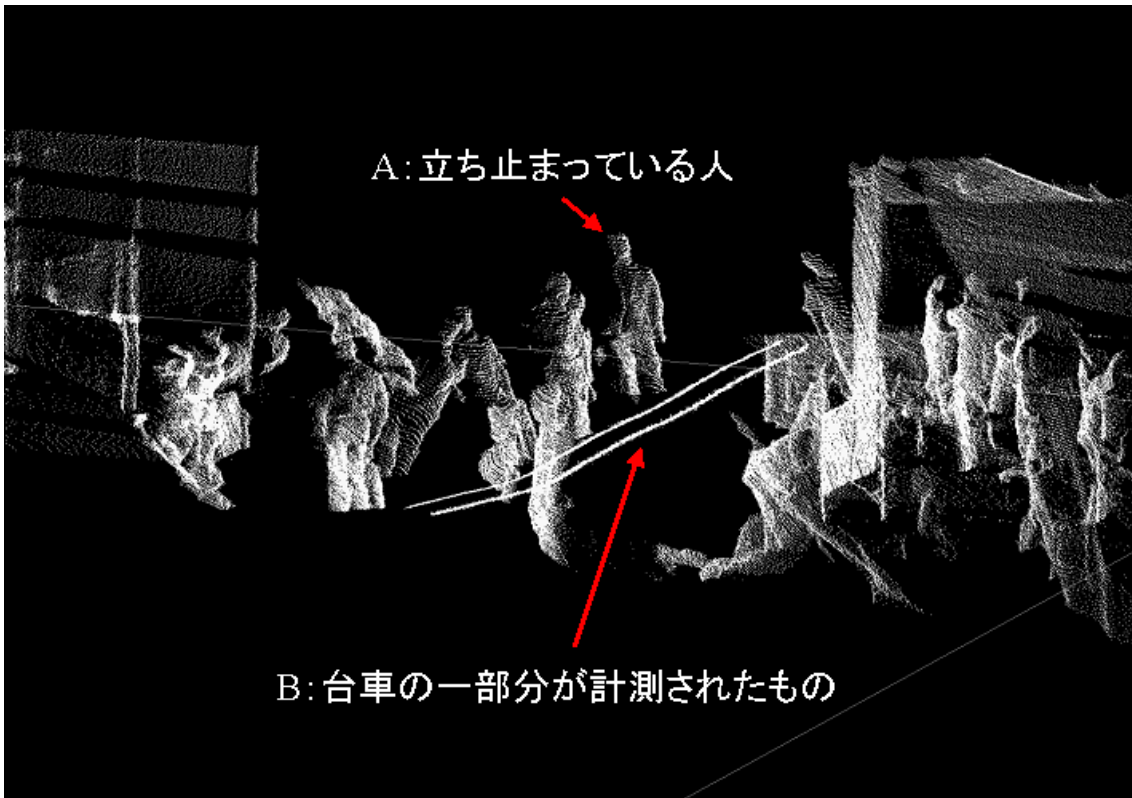


図 4.8 3次元データの一部(1)

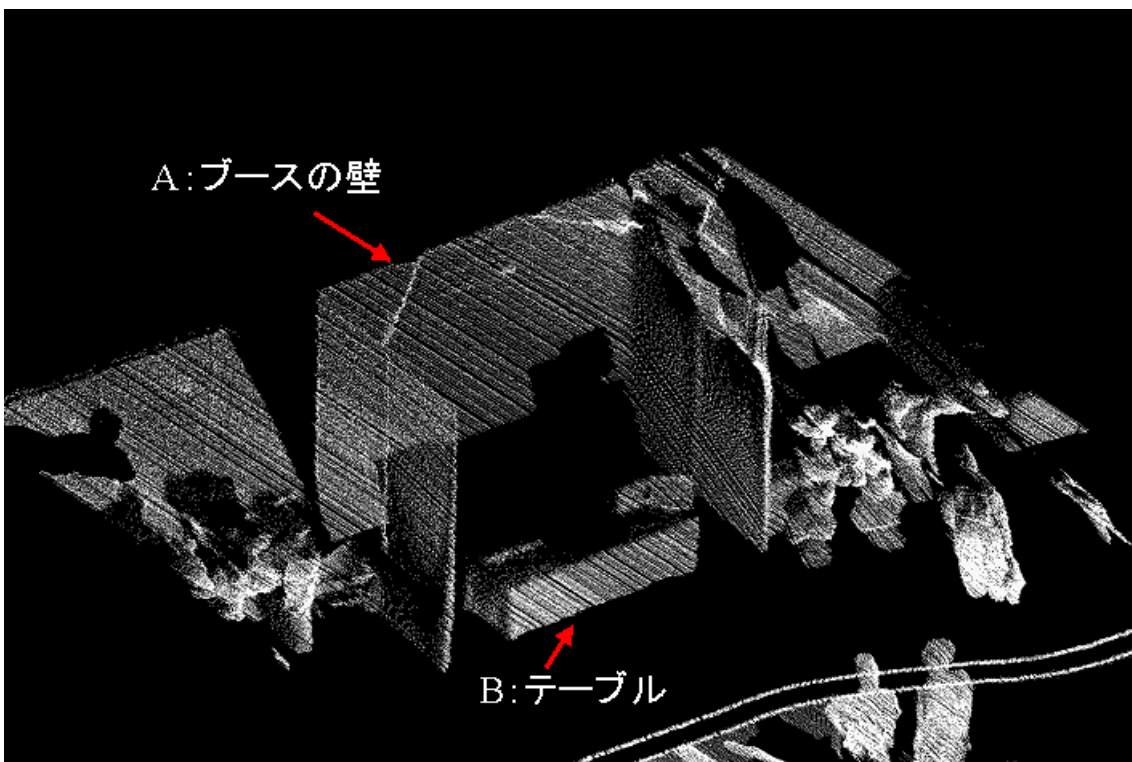


図 4.9 3次元データの一部(2)

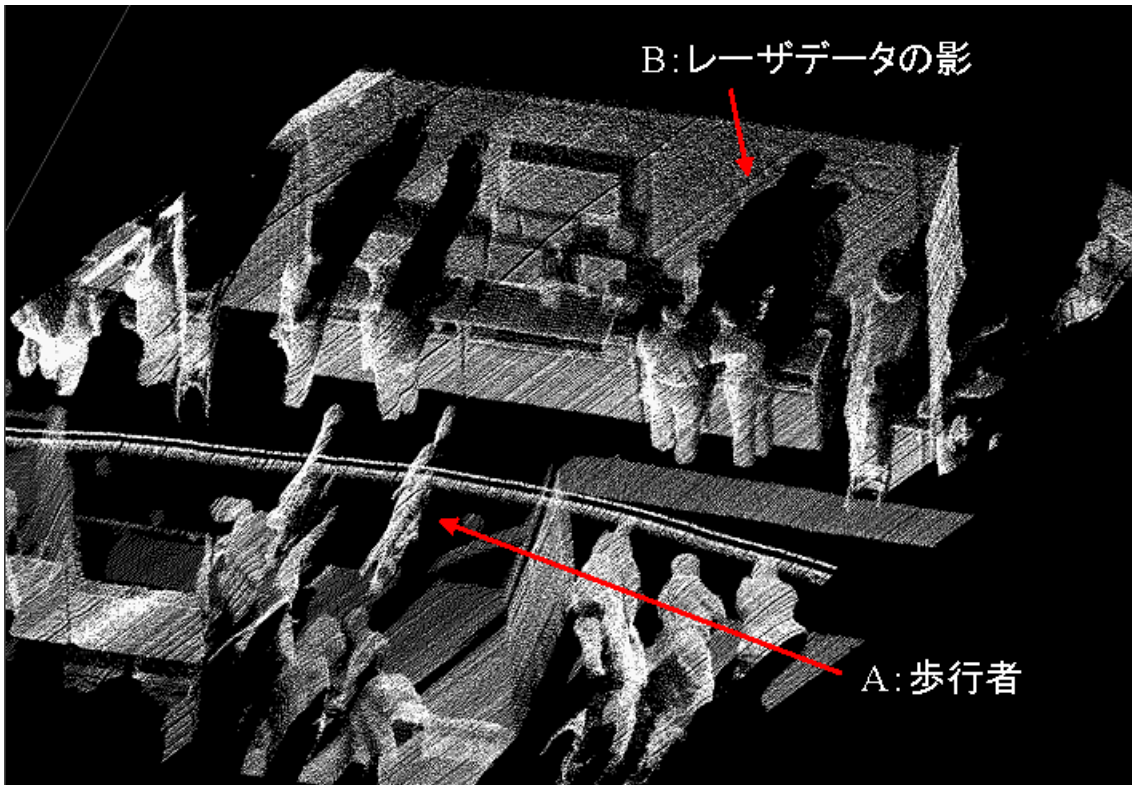


図 4.10 3次元データの一部(3)

を除外した．図 4.9 にはブースの壁(図 4.9 中の A)やテーブル(図 4.9 中の B)の 3 次元データが示されている．これらの物体は全く移動しないため，手押しの台車のような移動速度の遅いプラットフォームから計測されたレーザデータにより，形状を正確に再現することが出来ている．図 4.10 では歩行者の 3 次元データ(図 4.10 中の A)が示されている．歩いて移動することによって歩行者の位置が変化し，同時にレーザの反射する高さが徐々に変化していくため，斜めに倒れている人型の形状として表示されている．また，レーザデータは物体に当たるとその場所で反射を起こすため，そこよりもレーザスキャナから離れた領域を計測することが出来ない．したがって，そのような場所は物体が存在していても影の部分(図 4.10 中の B)となってしまう．

これらの 3 次元データを Mean-Shift 法によってクラスタリングを行っている様子を図 4.11 に示す．図中の赤いラインが Mean-Shift 法によって求められたクラスタリングの中心位置を示している．各レーザポイントを最も近い位置に存在しているクラスター中心へと対応付けてクラスタリングを行い色分け表示を行っている．図 4.12 に作成されたクラスターの一部を示す．完全に静止している物体の形状はどれも正確に再現できた．しかし，人の場合はそれが立ち止まっている人であっても形状がやや崩れてしまうものも多かった．台車は人が手で押しながら移動を行ったため，その移動速度は人の通常の歩行速度と同等か，それよりもやや遅い程度である．したがって，台車が移動することによって一人の立

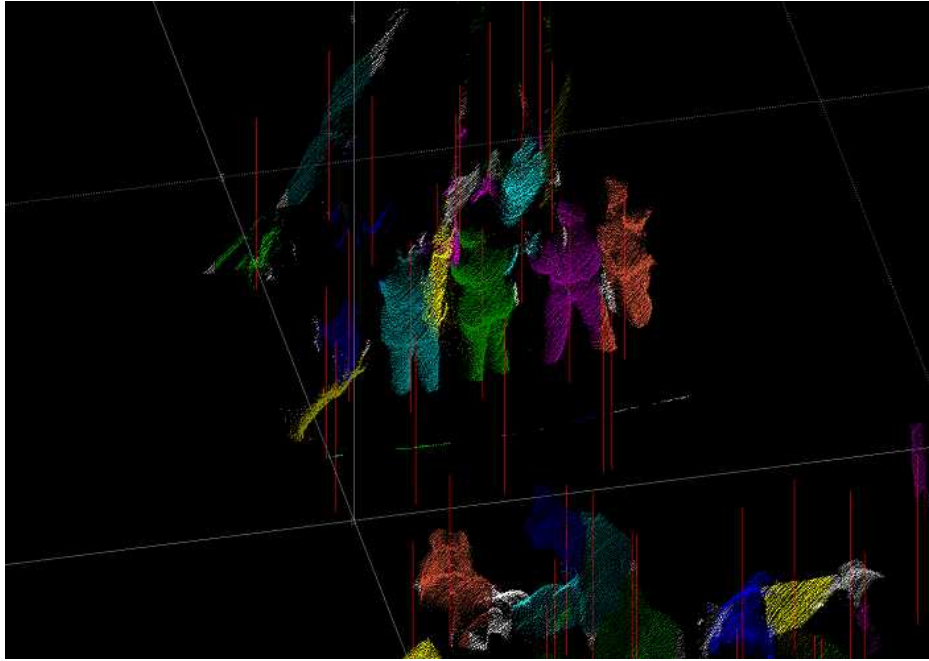


図 4.11 Mean-Shift 法によるクラスタリングの様子

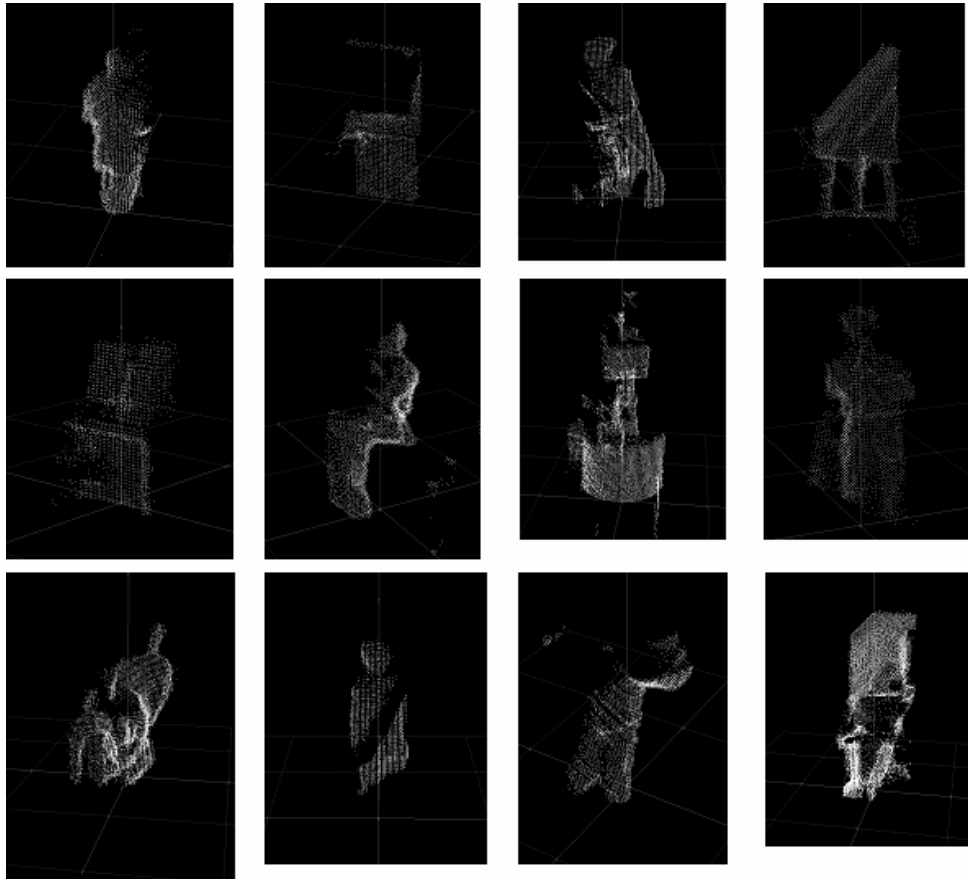


図 4.12 作成されたクラスターの例

表 4.1 立ち止まっている人物の抽出精度

目視\自動	人	人以外	合計	精度[%]
人	156	101	257	60.7
人以外	135	2,005	2,140	93.7
合計	291	2,106	2,397	
精度[%]	53.6	95.2		

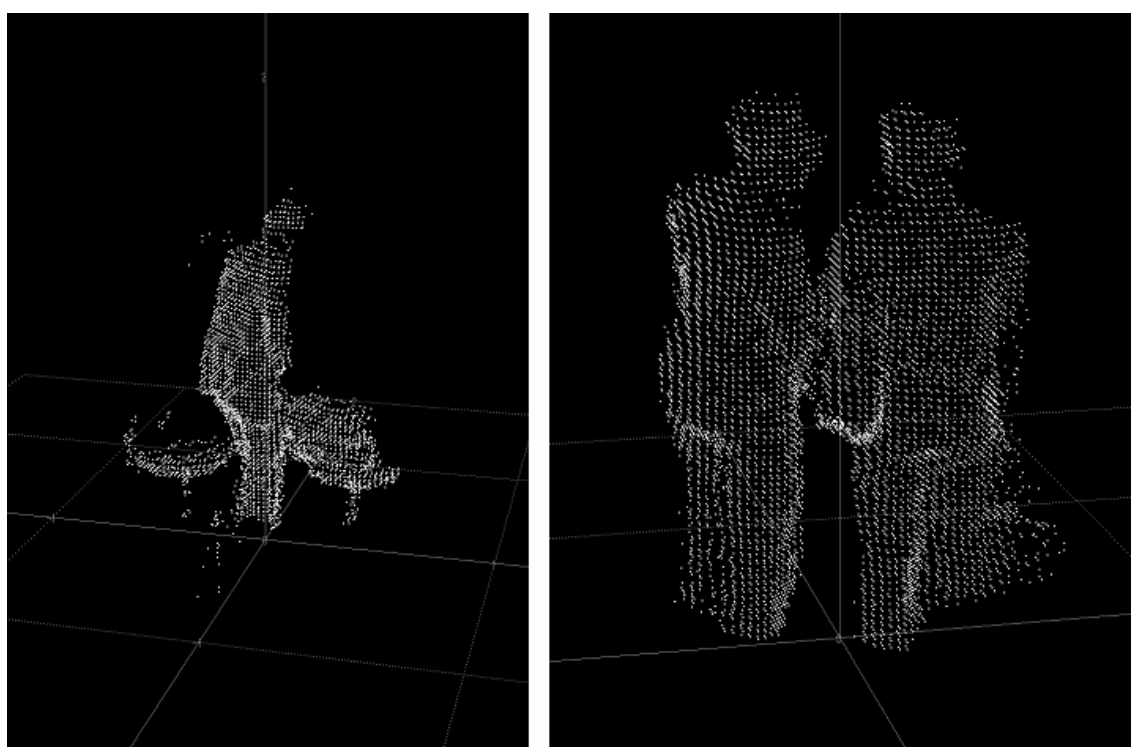


図 4.13 クラスタリング失敗の事例

立ち止まっている人間が斜めレーザスキャナの計測領域に入ってから、外れるまでの間に 10 秒前後の時間を要する。そのため、立ち止まっている人といっても完全に静止しているわけではないので少しのずれが生じてしまい、結果として形状が崩れてしまうこととなった。

3次元プレートマッチングによる立ち止まっている人物の抽出結果を表 4.1 に示す。全クラスター数は 2397 個であった。目視判別により識別された人の数は 257 人、自動抽出によって識別された人の数は 291 人であった。目視で人と識別された 257 人のクラスターのうち自動抽出でも識別できたのが 156 人、人以外と識別されてしまったものが 101 人で抽出率は 60.7%であった。自動識別で人と識別された 291 個のクラスターのうち、目視でも人として識別されたクラスターは 156 個、人以外として識別されたクラスターは 135 個

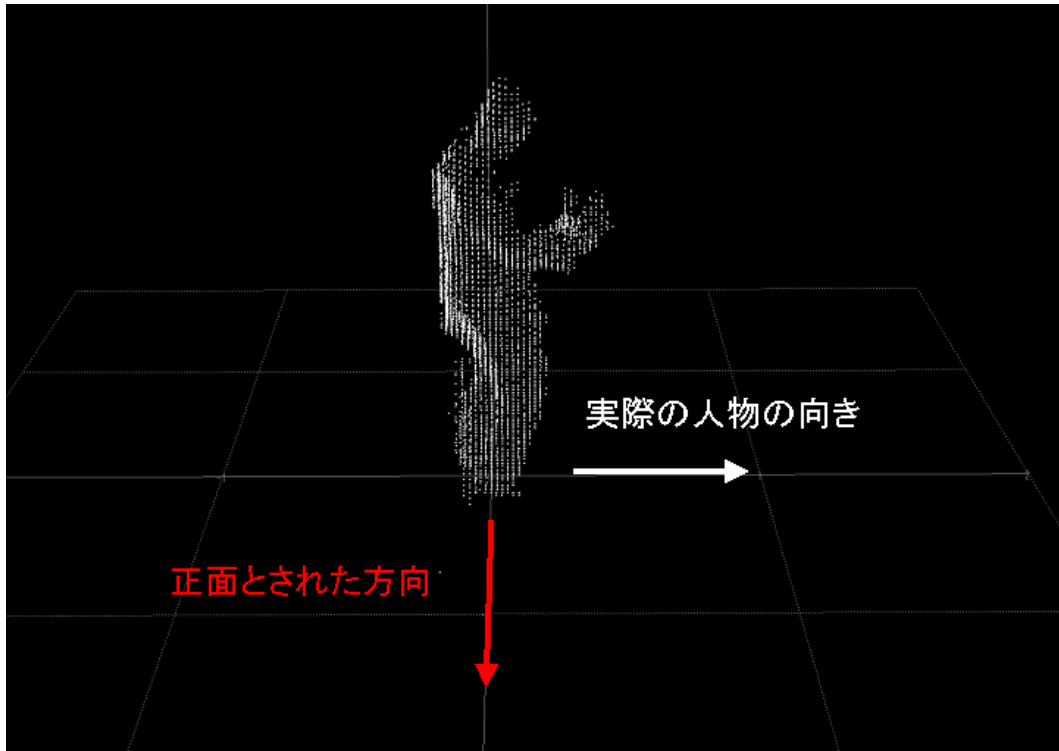


図 4.14 正面の向きを誤ったクラスター

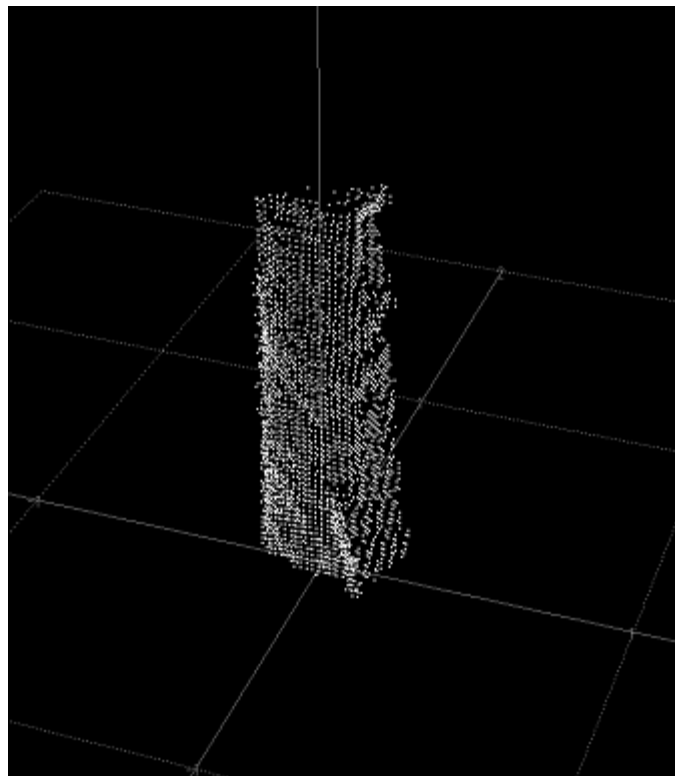


図 4.15 誤って人として識別されたクラスター

あった．正答率は 53.6%であった．

抽出が失敗してしまった原因として以下のものを挙げる事が出来る．目視で人として識別されたものが自動抽出で人として識別されなかった原因として図 4.13 に示すようなクラスタリングの失敗によるものがある．左の図では人と椅子が一つのクラスターと認識されてしまっており，右の図では近くに立っていた二人の人間が一つのクラスターと識別されてしまっている．その結果，3次元テンプレートとの形状の差が大きくなり，テンプレートマッチングでの抽出に失敗してしまった．図 4.14 のように，クラスターの正面方向を誤って決定してしまったクラスターも存在していた．クラスターを回転させて，最も幅が大きい時の角度をクラスターの正面方向として扱った．しかし，人間は腕を挙げることによって上半身の形状が変化するため，クラスターの向きを誤ってしまった．誤って人として識別されてしまったクラスターを図 4.15 に示す．このように縦に細長い物体は，3次元テンプレートで重みの大きい人間の胴体部分と形状が似ているためにマッチング率が良くなってしまう誤識別されてしまっていた．

第5章 結論

5.1. まとめ

レーザスキャナを用いて歩行者と立ち止まっている人物の抽出を行うための手法の開発を行った。2008年6月20日、神奈川県横浜市のパシフィコ横浜 Hall-D で開催されていた地理空間情報システム展の会場においてデータ計測実験を行い、得られたデータに開発した手法を適用して結果の考察を行った。レーザスキャナを取り付けるプラットフォームとして台車を使用した。台車には SICK 社製 LMS-291 と北陽電機社製 UTM-30LX という2種類のレーザスキャナを取り付けた。LMS-291 は水平方向にレーザを照射し、得られたデータは SLAM による台車の位置追跡、静止地図の作成、歩行者の抽出に使用された。UTM-30LX は斜め方向にレーザを照射し、得られたデータは立ち止まっている人物の抽出に使用された。

SLAM によって台車の位置追跡と地図の構築を行うことが出来た。SLAM の途中でループの閉合処理を行うことによって、蓄積していく誤差を修正し正確な位置追跡を行うことが出来た。歩行者抽出により抽出された歩行者は 255 人、目視判別により得られた歩行者の人数は 322 人であり、その精度は 79.2%であった。また、一つのフレームにおいて同時に追跡できた歩行者の最大数は 9 人であった。台車の位置追跡を正確に行うことが出来たため、歩行者抽出を行うことが出来た。

SLAM によって得られた台車の軌跡情報から複数の斜めレーザデータをグローバル座標系に変換し 3 次元ポイントデータを作成した。そのデータを Mean-Shift 法を用いてクラスタリングを行い、クラスターごとにテンプレートマッチングを行って立ち止まっている人物の識別を行った。クラスタリングによって作成されたクラスターの個数は 2397 個であった。目視判別により識別された人の数は 257 人、自動抽出によって識別された人の数は 291 人であった。目視で人と識別された 257 人のクラスターのうち自動抽出でも識別できたのが 156 人、人以外と識別されてしまったものが 101 人で抽出率は 60.7%であった。自動識別で人と識別された 291 個のクラスターのうち、目視でも人として識別されたクラスターは 156 個、人以外として識別されたクラスターは 135 個あった。正答率は 53.6%であった。

5.2. 今後の展望

会場は非常に混雑した状況であった．そのため，歩行者抽出においては片足しか計測できなかった場合に抽出の失敗が発生した．精度向上のためには，片足しか見えない状況においても識別を行えるような手法の開発が必要である．

三次元データを用いて立ち止まっている人物を抽出を試みたが，抽出の精度はまだ十分といえるものではなかった．抽出に失敗した事例から今後の研究において改善していくべき点について述べる．

目視で立ち止まっている人物として識別されたものが自動抽出で立ち止まっている人物として識別されなかった原因としてクラスタリングの失敗によるものがあつた．立ち止まっている人が近くにある椅子などの静止物と同じクラスターにされてしまったり，近くに立っている二人の人が一つのクラスターにされてしまったりした結果，3次元テンプレートとの形状の差が大きくなり，テンプレートマッチングでの抽出に失敗してしまった．そのため，クラスタリング法を変更しクラスタリングの失敗を減少させる必要がある．あるいは，一つのクラスターの中に立ち止まっている人物以外の物体や，複数の人物が存在する場合においても正確に人数を知ることが出来る識別手法の導入が必要となる．

クラスターの正面方向を誤って決定してしまったクラスターも存在していた．クラスターを回転させて，最も幅が大きい時の角度をクラスターの正面方向として扱った．しかし，人間は腕を挙げることによって上半身の形状が変化するため，クラスターの向きを誤ってしまうことがあつた．クラスターの正面方向から一定範囲内の角度でテンプレートを回転させるようにマッチングを行うと，このようなクラスターが立ち止まっている人として識別されない．テンプレートを 360 度回転させてマッチングを行えばこのようなクラスターも識別することが可能である．しかし，計算時間が大幅に増加してしまうため，人の正面方向を正確に識別することも今後重要となってくる．

立ち止まっている人以外の物体で誤って人として識別されるものとして，縦に細長いクラスターが挙げられる．このようなクラスターは，3次元テンプレートのうちで重みの大きい人間の胴体部分と形状が似ているためにマッチング率が良くなってしまい誤識別されてしまつていた．そのため，胴体以外の頭部や腕部などの形状に注目した識別方法を導入してこのような誤抽出を防ぐことが必要となる．

参考文献

- [1] H.F. Durrant-Whyte, "Uncertain geometry in robotics", *IEEE Trans. Robot. Automat.*, Vol.4, No.1, pp. 23-31, 1988.
- [2] R. Smith and P. Cheesman, "On the representation of spatial uncertainty", *Int. J. Robot. Res.*, Vol.5, No.4, pp. 56-68, 1987.
- [3] Hugh, D., and Tim, B., "TUTORIAL Simultaneous Localization and Mapping: Part ", *IEEE2006, IEEE Robotics & Automation Magazine*, pp. 99-108, 2006.
- [4] Streller, D., K. Furstenberg, and K.C.K. Dietmayer, "Vehicle and object models for robust tracking in traffic scenes using laser range images", *IEEE 5th International Conference on Intelligent Transportation System*, pp. 118-123, September, 2002.
- [5] Huijing Zhao, Chiba, M., Shibasaki, R., Xiaowei Shao, Jinshi Cui, Hongbin Zha, "SLAM in a dynamic large outdoor environment using a laser scanner", *ICRA2008*, pp. 1455-1462, 2008.
- [6] Schulz, D., Burgard, W., Fox, D., Cremers, A., "People tracking with a mobile robot using sample-based joint probabilistic data association filters", *Int. Journal of Robotics Research*, 22(2), 2003.
- [7] Hahnel, D., Triebel, R., Burgard, W., Thrun, S., "Map Building with Mobile Robots in Dynamic Environments", *ICRA2003*, pp. 1554-1563, 2003.
- [8] Huijing Zhao, Shibasaki, R., "A Novel System for Tracking Pedestrians Using Multiple Single-Row Laser-Range Scanners", *IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS*, Vol. 35, No. 2, pp. 283-291, 2005.
- [9] Newman, P., Cole, D. and Ho, K., "Outdoor SLAM using Visual Appearance and Laser Ranging", *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 1180-1187, 2006.

- [10] Dorin, C. and Peter, M., "Mean Shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis", IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE, Vol.24, No.5, pp. 603-619, 2002.

謝辞

多くの方々のご協力があり、この論文の執筆を行うことが出来ました。ご指導、ご協力を頂いた方々に、ここでお礼を述べさせていただきます。

指導教官である柴崎亮介教授には、ご多忙を極める中、多くのアドバイスをいただき、研究を進める上での大きな手がかりとなるだけでなく、研究に対する楽しさを知ることができました。また、企業との共同研究や海外で学会発表参加などの機会を提供していただき、貴重な経験を積むことが出来ました。これらの経験は、本論文執筆に対してだけではなく今後の私の人生においても有益なことであると考えております。

副指導教官・副査をご担当していただいた瀬崎薫准教授、丸山祐造准教授には本研究に関する貴重なご意見をいただき、広い視点から研究の完成度を高めることが出来ました。

北京大学の趙卉菁教授には、SLAMに関する多くのアドバイスをいただきました。SLAMについて何も知らなかった私ですが、趙先生の根気強く丁寧なご指導のおかげで、研究を行う上での基礎を作り上げることが出来ました。

柴崎研究室の邵肖偉助教には、クラスタリングやテンプレートマッチングに対する様々なアドバイスをいただきました。

柴崎研究室博士課程の帷子京市郎氏には、各種のライブラリを提供していただき、プログラムの開発を効率的に行うことが出来ました。また、本研究で行った実験においてもハード・ソフト両面からご協力をいただきました。

柴崎研究室秘書の木田ミキさん、秋枝久美子さん、高野かおるさんには出張手続きや経理手続きなど研究を円滑に行う上で多大なサポートをいただきました。

柴崎研究室メンバーの皆様には、様々な行事や研究室生活においてお世話になりました。柴崎研究室における2年間の研究生活を楽しく送ることが出来たのも、皆様のおかげであると考えています。

最後に、精神面・経済面の両面において支えとなり、不自由なく研究を行うための環境を与えてくれた両親に心より感謝いたします。

2009年1月26日

岡田 尚樹