

学術・技術論文

# 全方位画像中の特徴点と直線エッジの同時拘束と 基線長の自動決定に基づく Structure from Motion による 三次 元環境モデル生成

川 西 亮 輔<sup>\*1</sup> 山 下 淳<sup>\*2</sup> 金 子 透<sup>\*3</sup>

## Construction of 3-D Environment Model based on Automatic Baseline Determined Structure from Motion Constrained by Point and Line Features by Using Omnidirectional Camera

Ryosuke Kawanishi<sup>\*1</sup>, Atsushi Yamashita<sup>\*2</sup> and Toru Kaneko<sup>\*3</sup>

In this paper, we propose a method for 3-D environment model construction based on structure from motion by using an omnidirectional camera. Map information is important for path planning and self-localization when mobile robots execute autonomous tasks. In an unknown environment, mobile robots should measure the environment and construct its map by themselves. Our proposed method uses point and line features to measure environments densely. Point and line feature-combined constraint condition make it possible to estimate camera movement precisely. Moreover, the proposed method optimizes baseline length for precision and robustness of camera movement estimation. The baseline optimization is invariant for environments, the number of features and camera movement. Experimental results show the effectiveness of our proposed method.

**Key Words:** Point and Line Feature, Baseline Optimization, Structure from Motion, Omnidirectional Camera

### 1. 序 論

近年、自律活動できる移動ロボットへの期待が高まっている。移動ロボットの自律活動を実現するための重要な課題として、未知環境における自己の位置姿勢推定と地図構築が挙げられる。

本研究では、これら2つの課題を解決するために、単眼カメラにより取得した画像列を利用した3次元環境モデル生成の手法を提案する。3次元環境モデルは、環境の3次元構造とテクスチャ情報を有する地図である。広範囲にわたる環境の地図構築をすることを考慮すると、広い視野を持つ撮像センサの利用が有効である。広い撮像センサを利用した計測の従来研究として、全方位カメラを用いた手法が数多く提案されている[1][2]。全方位カメラは広い視野を有するため、位置姿勢推定に有効である[3]。本研究で用いる全方位カメラは、双曲面ミラーを利用したもので(図1(a))、1枚の画像にロボットの周囲360度を撮像できる(図1(b))。

単眼カメラから取得した画像列から各撮影地点の位置姿勢推定

と周囲環境の計測を同時に行う枠組みの従来研究として、Structure from Motionに基づく手法[4][5]やSLAMによる手法[6]などが提案されている。これらの研究では、画像間でコーナ点などを追跡することで画像間の点対応情報を取得し、計測を行っている。また、物体の直線エッジ情報を利用する計測手法も多く提案されている[7][8][9]。点対応による手法と直線エッジ対応による手法には、それぞれ異なる利点、欠点がある。

点対応による手法と、直線エッジ対応による手法の利点と欠点の一例を以下に述べる。点対応による手法では、カメラ運動を線形的な演算によって算出できるという利点がある。しかし人工的な環境においては、カメラ運動推定に必要な数の対応点は取得することが可能であっても、環境をよく再現した3次元



**Fig. 1** Omnidirectional camera. (a) Camera with a hyperboloid mirror. (b) Acquired image.

原稿受付

<sup>\*1</sup>静岡大学創造科学技術大学院自然科学系教育部情報科学専攻

<sup>\*2</sup>東京大学大学院工学系研究科精密工学専攻

<sup>\*3</sup>静岡大学工学部機械工学科

<sup>\*1</sup>Graduate School of Science and Technology, Shizuoka University

<sup>\*2</sup>Department of Precision Engineering, The University of Tokyo

<sup>\*3</sup>Department of Mechanical Engineering, Shizuoka University

復元をするために十分な数の対応点が画像列で得られないことがある。一方、直線エッジ対応による手法では、対応点が得られにくい人工的な環境において非常に有効であるという利点がある。人工物は直線的な形状であることが多く、直線エッジの検出が容易である。しかし、直線エッジ対応によってカメラ運動推定を行うためには少なくとも3枚の画像が必要で、自由度の多い非線形問題を解く必要がある[10]。

自律移動ロボットの活動が期待される環境には、さまざまな物体が存在することが想定される。そのため、点对応のみ、あるいは直線エッジ対応のみの手法では適用可能な環境が極めて限定される。そこで、点と直線エッジの両方を利用した計測手法が効果的である。我々はすでに全方位カメラを用いた特徴点と直線エッジを併用した Structure from Motion に基づく環境地図生成手法を提案している[11]。特徴点と直線エッジを全方位画像列で対応付けることで、さまざまな環境において密な3次元地図生成が可能であることを示した。

我々の従来手法における問題点の1つとして、カメラ運動の推定において点と直線エッジの拘束条件を同時に用いていないことが挙げられる。我々の従来手法では、点对応によって得られたカメラ運動を初期値として、複数画像間の直線エッジ対応の幾何学的な拘束条件によってカメラ運動推定の誤差を最小化する。しかしこの手法では、十分な数の直線エッジが得られない環境においては、カメラ運動推定が不安定になる可能性がある。そこで、本研究では特徴点と直線エッジの両方の拘束条件を同時に用いてカメラ運動を推定する。

その他の問題点として、計測を行うカメラ間の距離(基線長)を手動で決定していたことが挙げられる。多くの従来手法において、カメラ運動推定および3次元計測の最適化のために、バンドル調整[12]のような非線形最適化アプローチにより誤差の最小化が図られる。一般に非線形最適化には初期値が必要であるが、与えられる初期値はできるだけ真値に近い値が望ましい。真値から離れた値であるほど、最適化の途中で局所解に陥る可能性が高まるからである。したがって、精度良く推定されたカメラ運動を初期値とすることが重要である。Structure from Motion においては、8点法[13]などの線型化による解法を用いて、複数枚の画像間で共通した対応点(あるいは直線)からカメラ運動の初期値が算出される。しかし、対応点の3次元位置に対して基線が過度に短い場合、算出されるカメラ運動の精度は保証されない。三角測量の観点からはできるだけ長い基線が良いとされる。しかし実画像を用いた計測においては、カメラの移動に伴って見え方の違いが大きくなり、画像間における特徴の対応付けの精度が保証されなくなることがある。また、共通視野内に存在する特徴の数が減少するなどの問題もある。したがって、実用上では長すぎる基線も好ましくない。以上のことから、安定したカメラ運動推定と3次元復元を行うためには、シーンとカメラ運動に対して適切な基線長を選択する必要がある。

基線長を自動的に決定する従来研究には、2枚の画像間の対応点群から算出されるカメラ行列の退化基準によって基線長を評価する方法[14]を用いた SLAM [15] や、各視点と特徴点を結ぶ線分の角度(視差とほぼ同義)によって評価する方法による Structure from Motion [16] などがある。

従来研究における基線長決定法は、大きく2つの考え方に分けられる。1つは、画像間で対応する特徴の数が閾値以上得られる範囲で、できるだけ長い基線を選択しようとするものである[17]。これは、カメラ移動に伴う視点変化によって特徴追跡が途切れる問題が頻発する通常の視野のカメラを用いる場合に対しては有効な手法であるが、全方位カメラのように視野の広いカメラを用いる場合、基線が過度に長くなるまで多数の特徴の追跡が行われる状況が考えられる。ここで過度に長い基線とは、特徴の見え方の違いが大きく対応付けの精度が保証されなくなるほどに視点間の距離が離れているような状態の基線を指す。このような基線を選択した場合、カメラ運動推定が不安定になることが考えられる。

もう1つは、シーンの奥行きに対し一定以上の基線が得られたとみなされた時点の基線を選択する手法である[16][18][19]。この手法では、閾値の設定次第で常に長い基線が選択されるようにすることが可能であるが、長い基線が必ずしも良い結果をもたらすとは限らない。そこで提案手法では、過度に長い基線となっている場合には視点間での特徴分布の変化が大きくなることを考慮する。過度に長い基線が選択されないよう制御することで、カメラ運動推定の精度向上および安定化を図る。

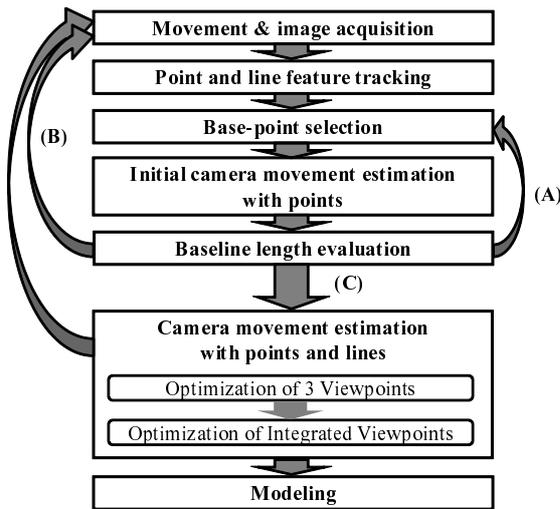
本研究では、全方位カメラを用いた計測手法に適用可能な基線長の自動決定手法を提案する。提案手法は、視点間の特徴分布の変化と、特徴の視差を評価し、基線長を自動的に決定する。このとき、評価基準を画像中の特徴の絶対数や、カメラ運動に対して不変な値とすることで、安定した基線長の自動決定を実現する。実験では、加減速やその場旋回などを含んだカメラ運動において、提案手法が有効に機能することを示す。本研究は、全方位カメラによる特徴点と直線エッジを併用した Structure from Motion に加え全方位カメラに対して有効な基線長の自動決定法を取り入れた、統合的な環境計測手法を提案する点で新規的である。

## 2. 処理概要

提案手法の処理概要を以下に述べる(図2)。提案手法では、内部パラメータが既知である校正済みの全方位カメラを用いて処理を行う。

カメラの移動とともに画像を取得する。取得した画像中から特徴点と直線エッジ(合わせて画像特徴と呼ぶ)を抽出し、前画像で取得した画像特徴と対応付ける特徴追跡を行う。

現在地点で取得した画像と、それより以前に通過した地点で取得した画像の、2枚の画像間の対応点を用いて、8点法によりカメラ運動を推定する。このとき選択された移動前の地点を、計測の基準となる地点(以後、基点と呼ぶ)とする。これら2視点の画像を用い推定されたカメラ運動における基線長の評価を行う。基線長が評価基準を満たさない場合は、さらに以前の地点を基点とし、現在画像と基点画像間で上記の処理を繰り返す(図2(A))。ただし、移動開始直後などのように、カメラの移動距離が最大となる地点間を基線長としても評価基準を満たさず基線長が存在しない場合がある。そこで、基点が初期位置で、かつ基線長が評価基準を満たさない場合は、移動および画像取得のステップに戻る(図2(B))。



**Fig. 2** Procedure of our proposed method. (A) The evaluation value does not satisfy the condition and base-point is not first observation point. (B) The value does not satisfy it and base-point is first observation point. (C) The value satisfies it.

基線長が評価基準を満たした場合 (図 2(C)), 画像特徴の画像座標と算出された 3 次元座標との間の誤差を最小化するカメラ運動を推定する。ここで、直線エッジを計測するためには、少なくとも 3 枚の画像が必要となる。そこで、基点と現在地点に加え、これらの地点に対して並進距離的にほぼ等しくなる中間の地点 (以後、中間点と呼ぶ) のカメラ運動も同時に推定する。これら 3 視点で最適化された推定結果と、それまでに得られている全ての視点の推定結果を統合する。統合後も全体の最適化を図る。

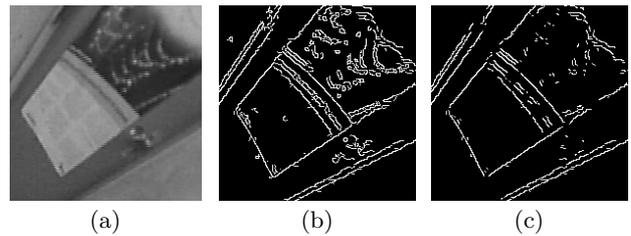
上記の処理を取得画像すべてで行うことで、動画画像全てを用いた最適化が可能であるが、画像枚数が増加するに従って処理時間が膨大となるため、実験では追加する現在地点を一定のフレ計測を終了する場合はそれを最適化に用いる画像座標を中間の計測結果をもとに 3 次元モデル生成を行い、環境地図生成を終了する。計測を続行する場合は移動および画像取得ステップに戻る。以上の手順で環境の 3 次元計測および地図生成を行う。

### 3. 画像特徴の追跡

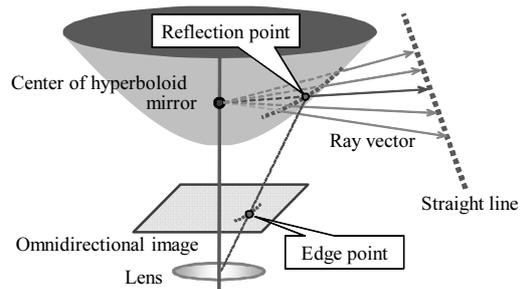
提案手法では、画像中から物体のコーナー点などの特徴点と、直線エッジを抽出し、画像間で追跡する。

#### 3.1 特徴点

特徴点の追跡には KLT 法 [20] に基づいた手法を用いる。KLT 法では、周囲の輝度勾配からなるヘッセ行列の最小固有値が閾値以上となる点が特徴点として抽出される。しかし、抽出される特徴点には、理想的なコーナー点だけではなく、画像間での対応がとりにくい直線的なエッジ上の点も含まれることがある。この問題を解消するため、提案手法では、ヘッセ行列の最小固有値に対する最大固有値の比 ( $> 1$ ) を算出し、その値が大きい特徴点を直線的なエッジ上の点と判定し、除去する。直線的なエッジ上の点では、上述の最小固有値と最大固有値との違いが大きくなることを利用している。実験的に、算出された比が



**Fig. 3** Edge segment extraction. (a) Input image. (b) Extracted canny edge points. (c) Edge points without rejected corner points.



**Fig. 4** Straight line and ray vector.

10 よりも大きい点をエッジ上の特徴点として除去した。

#### 3.2 直線エッジ

直線エッジの追跡には、Canny オペレータ [21] によるエッジ点検出を利用する。従来研究で直線エッジの端点を用いた直線検出手法が提案されているが、端点を用いる手法はノイズに弱い、全方位画像の歪みの影響を受けやすい、物体の両端点が常に見えている必要があるなどの問題点がある [4] [7]。また、消失点を利用した直線検出手法 [8] も提案されているが、この手法は適用可能な環境や抽出可能な直線が限定される問題がある。

この問題に対し、本研究の従来手法 [11] において、端点ではなく直線エッジ上の多数のエッジ点を用いた全方位画像からの直線エッジ抽出および追跡手法を提案している。これに加え本論文では、エッジ点に含まれるノイズにロバストな直線検出手法を適用する。

##### 3.2.1 Canny エッジ点のセグメント化

全方位画像中からエッジセグメントを取得する。Canny オペレータにより検出されたエッジ点のうち、コーナー点のみを除去する。コーナー点とエッジ上の点との判別は 3.1 節の方法で行う。Canny オペレータにより検出されたエッジ点の中からコーナー点を除去することで、連結していたエッジ点を分離できる。本論文では、コーナー点除去後の連結したエッジ点集合をエッジセグメントと呼ぶ。エッジのセグメント化の処理の流れを図 3 に示す。元画像 (図 3(a)) に Canny オペレータを施した画像が図 3(b) であり、Canny エッジ点の分離を行った結果が図 3(c) である。

##### 3.2.2 RANSAC を利用したアウトライア除去と直線検出

直線をなすエッジセグメントを検出する。直線検出には、双曲面ミラーの性質を利用する。3 次元空間からカメラに向かう光線は、双曲面ミラーを反射してレンズ中心を通る。このとき、双曲面ミラー上の反射点から 3 次元空間中のある点に向かう光

線（以後、光線ベクトルと呼ぶ）を延長すると、必ず双曲面の焦点を通る（図4）．したがって、直線をなすエッジセグメントの場合、光線ベクトルはすべて同一平面上に存在する．光線ベクトル  $\mathbf{r}$  は画像座標  $(u, v)$  から以下のように算出される（(1), (2) 式）．

$$\mathbf{r} = \begin{bmatrix} s(u - c_x)p_x \\ s(v - c_y)p_y \\ sf - 2c \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$s = \frac{a^2 \left( f\sqrt{a^2 + b^2} + b\sqrt{u^2 + v^2 + f^2} \right)}{a^2 f^2 - b^2(u^2 + v^2)} \quad (2)$$

ここで、 $f$  はカメラの焦点距離（像距離）、 $(c_x, c_y)$  は全方位画像の中心、 $p_x, p_y$  はピクセルサイズ、 $a, b, c$  ( $=\sqrt{a^2 + b^2}$ ) は双曲面のパラメータである．後の演算での光線ごとの偏差をなくすため、光線ベクトル  $\mathbf{r}$  を単位ベクトルに変換し、正規化する．

本研究では、直線検出に RANSAC [22] を利用し、ノイズの悪影響を低減する．エッジセグメント  $i$  に属する光線ベクトル群  $\mathbf{r}_{i,j}$  からランダムに  $m$  ( $\geq 2$ ) 個の光線ベクトルを選択する．選択された  $m$  個の光線ベクトルに対して、以下の (3) 式を満たす平面の法線ベクトル  $\mathbf{n}_i$  を最小二乗法で算出する．

$$\sum_{k=1}^m (\mathbf{r}_{i,k}^T \mathbf{n}_i)^2 \rightarrow \min \quad (3)$$

算出された法線ベクトル  $\mathbf{n}_i$  とエッジセグメント  $i$  に属する各エッジ点の光線ベクトル  $\mathbf{r}_{i,j}$  との誤差が閾値  $e_{th}$  より小さいエッジ点の数  $q$  を計数する ((4) 式)．

$$(\mathbf{r}_{i,j}^T \mathbf{n}_i)^2 < e_{th} \quad (4)$$

ここで閾値  $e_{th}$  は、算出された法線ベクトルを持つ平面を画像に投影した直線と画像エッジ点との距離が 0.5 ピクセル以内になるとき (4) 式を満たすように設定する．

上記の処理を一定回数だけ繰り返し行う．(4) 式を満たすエッジ点の最大数を  $q_{max}$  としたとき、 $q_{max}$  がエッジセグメントに属するエッジ点の過半数以上であった場合に、そのエッジセグメントを直線であると判定する．誤差の大きいエッジ点をアウトライアとして除き、残る  $q_{max}$  個のエッジ点を用いて再び法線ベクトル  $\mathbf{n}_i$  を算出する．このときの  $\mathbf{n}_i$  が 3 次元空間中の直線エッジ  $i$  を含む平面の法線ベクトルとなる．

以上のように、多数のエッジ点を用いることで画像の量子化誤差などのノイズの悪影響を低減し、さらに RANSAC によりエッジ点群中のアウトライアを除去することで、誤りの少ない直線検出が実現できる．

### 3.2.3 直線エッジの画像間の対応付け

直線エッジを画像間で対応付け、画像列で追跡を行う．現画像から検出された直線エッジ  $i$  上に、画像上で約 1 画素間隔になるようにサンプリング点を得る（図 5(a)）．次画像中でエッジセグメントを抽出する（図 5(b)）．サンプリング点と対応する次画像での点（以下、対応点）を KLT 法により取得する（図 5(c)）．次画像中で対応点とのユークリッド距離が最も短いエ

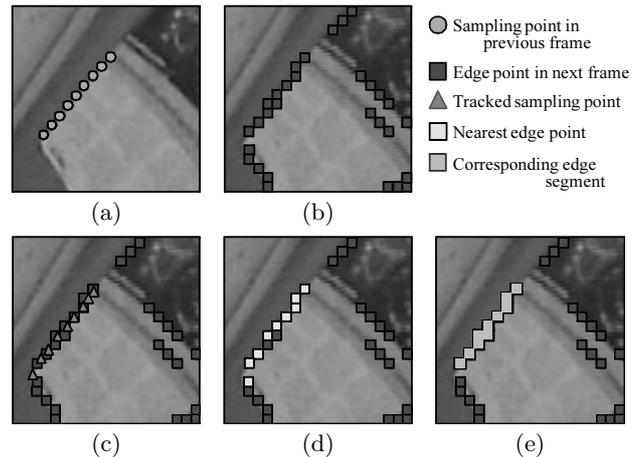


Fig. 5 Search for corresponding edge segment. (a) Sampling points in previous frame. (b) Edge points in next frame. (c) Tracked sampling points. (d) Points which are close to tracked sampling points. (e) Corresponding edge segment.

ジセグメント  $j$  を探索する．次画像中のエッジセグメント  $j$  の対応候補としてラベル  $i$  に投票する（図 5(d)）．すべてのサンプリング点の投票が終了したときの最多投票数のラベル  $i_{max}$  の直線エッジが、次画像のエッジセグメント  $j$  と対応しているとみなす（図 5(e)）．

ただし、投票数が現画像の直線エッジ  $i$  のサンプリング数の過半数に満たず、かつ次画像のエッジセグメント  $j$  のエッジ点数の過半数にも満たない場合には、次画像のエッジセグメント  $j$  に対応する現画像中の直線エッジ  $i$  は存在しないと判定する．以上の処理を画像間で繰り返すことで直線エッジを追跡する．

ここで、一般に直線エッジ上での対応付けには開口問題があるため、直線エッジの誤対応が発生することが考えられる [23]．しかし、KLT 法の探索ウィンドウサイズを十分な大きさに設定し、多数のサンプリング点で投票を行うことで、誤ったラベルの投票率を低減できる．

## 4. 環境計測

### 4.1 点对応によるカメラ運動の初期推定

選択された 2 枚の画像間の対応点 (3.1 節) を用いて 8 点法によるカメラ運動推定を行う．同時に RANSAC により明らかに誤対応と判断される点を除去する．このとき用いる画像対は、基点で取得した移動前画像と現在地点で取得した移動後画像である．

### 4.2 基線長の自動決定

シーンの奥行きに対する基線の相対的な長さは、2 視点からの画像間の特徴の対応関係を用いて評価することができる．そこで、2 枚の画像間で対応する画像特徴と、2 視点間のカメラ運動の初期推定結果を用いて、基線長の評価を行う．

提案手法では基線長の評価に、移動前後での画像特徴の空間的な分布の変化と、画像特徴の視差の 2 つの基準を用いる．ここで、画像特徴の空間的な分布とは、あるカメラ視点から見て特徴が 3 次元空間のどの方向に存在するかという分布である．カメラ視点に対して多方向に特徴が存在するという事は、そ

のカメラの位置や姿勢を推定するための拘束が十分に得られるということであり、カメラ運動推定の安定性が高いことを示している。直線エッジの場合、1枚の画像から得られる直線エッジからの拘束は、直線エッジを含む平面の法線ベクトル  $\mathbf{n}$  であるため、このベクトル  $\mathbf{n}$  の方向が空間的に多方向に向いているかどうかでカメラ運動推定の安定性を評価できる。本論文ではこれらを合わせ、画像特徴の空間的な分布と呼ぶ。

画像特徴の空間的な分布の変化は以下の (5)~(7) 式で表わされる。

$$g_p = \left\| \frac{\sum_i^{n_p} \mathbf{r}_{b,i}}{n_p} - \frac{\sum_i^{n_p} \mathbf{R}_{b,c}^T \mathbf{r}_{c,i}}{n_p} \right\|^2 \quad (5)$$

$$g_l = \left\| \frac{\sum_i^{n_l} \mathbf{n}_{b,i}}{n_l} - \frac{\sum_i^{n_l} \mathbf{R}_{b,c}^T \mathbf{n}_{c,i}}{n_l} \right\|^2 \quad (6)$$

$$G = \frac{g_p n_p + g_l n_l}{n_p + n_l} \quad (7)$$

ここで、 $b, c$  はそれぞれ基点と現在地点の画像番号を示し、 $n_p, n_l$  はそれぞれ画像間の対応点と対応エッジの数、 $\mathbf{r}_b, \mathbf{r}_c$  はそれぞれ基点と現在地点から対応点に向かう光線、 $\mathbf{n}_b, \mathbf{n}_c$  はそれぞれ基点と現在地点において直線エッジから算出された法線ベクトル (3.2.2 項)、 $\mathbf{R}_{b,c}$  は基点に対する現在地点のカメラ運動の回転行列である。

$g_p, g_l$  は視点間の画像特徴の空間的な分布の重心位置の変化量の 2 乗である。画像特徴の空間的な分布の変化が小さいときは、シーンに対し長すぎる基線になっている可能性が低いいため良い評価 (小さな値) を与え、逆に特徴分布の変化が大きいとき、すなわち特徴の分布が偏っているときには長すぎる基線を選択しないよう悪い評価 (大きな値) を与える。この評価では、移動後ベクトルに回転行列  $\mathbf{R}_{bc}$  の転置行列をかけることで、移動前後のカメラの回転運動の影響を排除している。(5), (6) 式にそれぞれ対応点数と対応エッジ数の比をかけて和をとった  $G$  ((7) 式) を基線が長すぎるかどうかの評価値として利用する。

視点間の画像特徴の視差は以下の (8)~(10) 式で評価する。

$$m_p = \sum_i^{n_p} \left\| \mathbf{r}_{b,i} - \mathbf{R}_{b,c}^T \mathbf{r}_{c,i} \right\| \quad (8)$$

$$m_l = \sum_i^{n_l} \left\| \mathbf{n}_{b,i} - \mathbf{R}_{b,c}^T \mathbf{n}_{c,i} \right\| \quad (9)$$

$$M = \frac{m_p + m_l}{n_p + n_l} \quad (10)$$

$m_p, m_l$  は、カメラ間の回転成分を排除した、並進成分のみに依存する画像特徴の空間的な位置の変化量の総和で、視差の総和と同義である (文献 [16])。視差が大きいほど、理想的には計測精度が向上するため、 $M$  ((10) 式) が大きいほど良い評価となる。

現在地点  $c$  に対する基点  $b$  における基線長の評価関数  $f(G(b))$  を、2つの評価基準  $G(b), M(b)$  を用いて以下のように定義する。

$$f(G(b)) = M(b)\{1 - G(b)\} \quad (11)$$

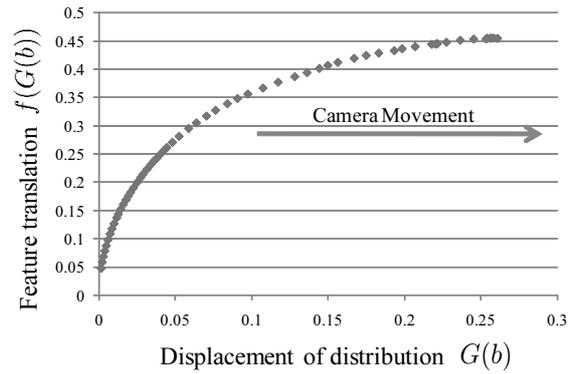


Fig. 6 Baseline evaluation.

提案手法では、 $M(b)$  によって画像特徴の視差量を評価する。画像特徴の空間的な分布重心の変化量  $G(b)$  を用い、 $\{1 - G(b)\}$  を評価関数にかけることで、画像特徴の空間的な分布が偏りすぎる場合に悪い評価を与える。カメラ座標系の原点と画像特徴の空間的な分布重心との距離が 1 になるとき、基線長に関わらずカメラ運動は推定できない (カメラ行列の退化 [14])。理論上では  $G(b)$  の最大値は 4 であるにも関わらず  $\{1 - G(b)\}$  としているのは、退化が発生する可能性があるのは  $G(b)$  の値が 1 以上のときだからである。評価関数  $f$  を視点間のフレーム数の関数ではなく、視点間の並進量の増加に伴って増加する  $G(b)$  の関数とすることで、カメラの加減速による悪影響を低減した評価が可能となる。

評価関数  $f$  は、カメラの並進量が小さい場合には  $G(b)$  による制御があまり働かないため、 $M(b)$  の増加が支配的となる。基線が長くなるにつれ、画像特徴の偏りによる  $G(b)$  の制御が強くなることで、評価関数  $f$  の増加が緩やかになる。基線が一定以上の長さになると、評価関数  $f$  はピークに達し、いずれ減少傾向を示すようになる。実験で得られた評価関数  $f$  のグラフの例を図 6 に示す。

評価関数がピークに達したとき、画像特徴の視差の増加量よりも画像特徴の空間的な分布の偏りによる制御が強く働いている、すなわち視点間の距離が長すぎる基線に近い状況にある可能性が高まっていると考えられる (ただし、画像特徴の分布によってはそうでない可能性も当然ある)。したがって、評価関数が増加傾向を示している範囲で基線長を選択するのが望ましい。そこで提案手法では、評価関数  $f(G(b))$  を累乗近似 ( $f(x) = ax^b$ ) し、その傾きが閾値以下になったときの基線長を自動的に選択する。

この評価関数は、閾値が小さいほど (評価関数の傾きが小さいほど)、シーンに対し相対的に長い基線が選択されるようになる。ここで、安定して近似曲線を算出するためには、一定数以上の基点における基線長の評価結果が得られた段階で基線長の判定を開始する必要がある。その数は実験的に 5 点とした。

### 4.3 特徴点と直線エッジの同時拘束によるカメラ運動の推定

本研究では、対応点と対応エッジの拘束を同時に用いてカメラ運動を推定する。我々の従来手法 [11] では、画像間の対応点によってカメラ運動の初期値を取得し、最終的なカメラ運動推

定は対応エッジのみで行っていた。しかし、対応エッジのみを用いてカメラ運動推定を行うと、環境によっては十分な数の対応エッジが得られず、システムが不安定になることが考えられる。そこで本研究では、両方の特徴の拘束条件を同時に用いてカメラ運動を推定する。

対応エッジを用いてカメラ運動を推定する場合、少なくとも3枚の画像が必要である。そこで提案手法では、選択された視点間の中間点を選出する。まず基点と中間点、現在地点の3視点において4.3.2項以降で述べるカメラ運動の最適化を行う。3視点あれば直線を含めてのカメラ運動の最適化が可能であるほか、2視点では除去できない配置にある誤対応も除去することができる。3視点で最適化された推定結果を、それまでに得られている全ての視点の推定結果と統合する。3視点のみで最適化された結果が動画像全体で最適化であるとは限らないため、統合後にも全体の最適化を図る。

#### 4.3.1 中間点の選出とカメラ運動推定

基点と現在地点との中間に位置する地点（中間点）を選出する。中間点は、その地点における基線長の評価関数の値が、4.2節で算出された基線長の評価値の半分となる地点として定義する。基点から中間点までのカメラ運動の初期値は2視点の画像を用いて8点法によって算出する。

#### 4.3.2 回転運動の最適化

対応エッジを用いたカメラ運動では、回転成分のみを独立に算出することができる。そこで提案手法ではカメラの回転運動のみを独立に最適化する。回転行列に対する対応エッジの3次元方向ベクトルの誤差と、回転行列に対する特徴点の軌跡の誤差[24]を算出する。回転行列の初期値は、4.1節で得られるカメラ運動を用いる。

まず、対応点とカメラの回転運動との誤差を算出する。地点  $m-1$ ,  $m$  から対応点  $i$  に向かう光線ベクトル  $\mathbf{r}_{i,m-1}$ ,  $\mathbf{r}_{i,m}$  と、地点  $m$  の  $m-1$  に対するカメラ運動の回転行列  $\mathbf{R}$  および並進ベクトル  $\mathbf{t}$  との間には以下の(12)式が成り立つ[24]。

$$(\mathbf{r}_{i,m-1} \times \mathbf{R}^T \mathbf{r}_{i,m})^T \mathbf{t} = 0 \quad (12)$$

(12)式には並進ベクトルが含まれているが、地点間の複数の光線ベクトル対を用いて  $\mathbf{t}$  についての連立方程式として解くことで、光線ベクトルと回転行列を用いて並進ベクトルを暫定的に算出できる。このようにして算出された並進ベクトルは、与えられた回転行列がカメラ運動と等しく光線ベクトルに誤差が含まれない場合、カメラ運動の並進方向と一致する。対応点と回転行列との誤差  $E_{R_p}$  は以下のように算出される。

$$E_{R_p} = \sum_m \sum_i [(\mathbf{r}_{i,m-1} \times \mathbf{R}^T \mathbf{r}_{i,m})^T \mathbf{t}]^2 \quad (13)$$

次に、対応エッジとカメラの回転運動との誤差を算出する。1枚の画像から得られる対応エッジ  $i$  の情報は、地点  $m$  から直線エッジに向かう光線群のなす平面の法線ベクトル  $\mathbf{n}_{i,m}$  として表わされる(3.2.2項)。 $\mathbf{n}_{i,m}$  は、対応エッジ  $i$  の3次元方向  $\mathbf{e}_i$  と地点ごとの世界座標系におけるカメラ運動の回転行列  $\mathbf{R}_m$  との間で以下の(14)式が成り立つ。

$$(\mathbf{R}_m^T \mathbf{n}_{i,m})^T \mathbf{e}_i = 0 \quad (14)$$

複数の法線ベクトル  $\mathbf{n}_i$  を用いた連立方程式を解くことで、直線エッジの3次元方向  $\mathbf{e}_i$  を算出できる。対応エッジと回転行列との誤差  $E_{R_l}$  は以下のように算出される。

$$E_{R_l} = \sum_m \sum_i [(\mathbf{R}_m^T \mathbf{n}_{i,m})^T \mathbf{e}_i]^2 \quad (15)$$

対応点との誤差  $E_{R_p}$  と対応エッジとの誤差  $E_{R_l}$  の和を最小化する回転行列を探索することで、カメラの回転運動を推定する。

#### 4.3.3 並進運動の最適化

前節で最適化された回転運動と、対応点から得られる並進ベクトルの初期値を用いて、画像特徴の計測誤差を最小化する並進運動を推定する。提案手法は、バンドル調整に基づき対応点と対応エッジの3次元計測結果の再投影誤差を最小化する。

まず、対応点とカメラの並進運動との誤差を算出する。対応点は再投影誤差を最小化するバンドル調整[12]に基づいて誤差の最小化を図る。本研究で用いる全方位画像で再投影誤差を最小化することは、各地点から対応点の3次元座標に向かう光線の単位ベクトル  $\mathbf{r}'_i$  と世界座標系に変換した対応点の光線ベクトル  $\mathbf{R}_m^T \mathbf{r}_{i,m}$  との角度誤差を最小化することとほぼ同義である。このときの誤差  $E_{t_p}$  は世界座標系におけるカメラ運動の回転行列  $\mathbf{R}_m$ 、並進ベクトル  $\mathbf{t}_m$  を用いて以下の(16)式で表わされる。

$$E_{t_p} = \sum_m \sum_i \|\mathbf{r}'_i - (\mathbf{R}_m^T \mathbf{r}_{i,m} + \mathbf{t}_m)\|^2 \quad (16)$$

次に、対応エッジとカメラの回転運動との誤差を算出する。対応エッジの3次元位置を表す位置ベクトル  $\mathbf{p}_i$  と、カメラ運動の並進ベクトル  $\mathbf{t}_m$ 、各カメラ位置  $m$  から対応エッジ  $i$  の3次元方向ベクトル  $\mathbf{e}_i$  に対して垂直なベクトル  $\mathbf{g}_{i,m}$  の間には、以下の関係がある。

$$(A_{i,m} \mathbf{g}_{i,m} + \mathbf{t}_m) + (B_{i,m} \mathbf{e}_i + \mathbf{p}_i) = 0 \quad (17)$$

ここで、 $\mathbf{g}_{i,m}$  は  $\mathbf{g}_{i,m}^T \mathbf{e}_i = 0$  かつ  $\mathbf{g}_{i,m}^T (\mathbf{R}_m^T \mathbf{n}_{i,m}) = 0$  の単位ベクトルである。また、 $A_{i,m}$ ,  $B_{i,m}$  は  $\mathbf{g}_{i,m}$  と3次元エッジが最短距離となるときの係数で、(17)式中の各ベクトルを用いて算出できる。このとき、並進ベクトルと直線エッジの間の誤差  $E_{t_l}$  は以下のように表わされる。

$$E_{t_l} = \sum_m \sum_i (1 - \mathbf{g}_{i,m}^T \mathbf{p}'_i)^2 \quad (18)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{g}'_{i,m} &= (A_{i,m} \mathbf{g}_{i,m} + \mathbf{t}_m) / \|\mathbf{g}_{i,m} + \mathbf{t}_m\| \\ \mathbf{p}'_i &= (B_{i,m} \mathbf{e}_i + \mathbf{p}_i) / \|\mathbf{e}_i + \mathbf{p}_i\| \end{aligned} \quad (19)$$

(18), (19)式は、各地点から見た対応エッジの画像位置と、対応エッジの3次元位置から画像に再投影した画像位置の誤差と同義である。すなわち、直線エッジも特徴点と同様にバンドル調整に基づいて誤差を最小化する。

対応点との誤差  $E_{t_p}$ 、対応エッジとの誤差  $E_{t_l}$  を最小化する並進ベクトルを探索することで、カメラの並進運動を推定する。なお、本章での誤差の最小化処理では、RANSACにより誤差

の大きい画像特徴を除外している。

再投影誤差が大きいと判定された画像特徴は、その時点で追跡を中止し、以降の処理には用いない。一方、再投影誤差が小さくとも、その画像特徴が基線の延長上にあるなどの理由で潜在的に計測誤差、特に奥行き方向の誤差が大きいものがある。このような画像特徴は追跡を継続し、次回以降の計測にも用いる。カメラが移動することで基線と画像特徴との位置関係が変化し、奥行き誤差が低減される可能性があるからである。

#### 4.3.4 画像特徴の3次元計測

特徴点と直線エッジの3次元計測を行う。提案手法では、4.3.2項の処理と同時に、画像特徴の最適な3次元位置を探索的に算出する。画像特徴の3次元位置の探索にはレーベンバーグ・マーカート法を用いる。それまでにカメラ運動が得られたすべての地点  $m$  におけるカメラ運動の回転行列と並進ベクトルを用いて、以下の式を満足する特徴点と直線エッジの3次元位置を算出する。

$$\sum_m \|\mathbf{r}'_i - (\mathbf{R}_m^T \mathbf{r}_{i,m} + \mathbf{t}_m)\|^2 \rightarrow \min \quad (20)$$

$$\sum_m \|(A_{i,m} \mathbf{g}_{i,m} + \mathbf{t}_m) + (B_{i,m} \mathbf{e}_i + \mathbf{p}_i)\|^2 \rightarrow \min \quad (21)$$

### 5. モデリング

得られた計測点群から3次元のドロネー分割により三角網を構築する。しかし、ドロネー分割によって得られる多面体構造は計測対象の形状を考慮していないため、物理的な辺に矛盾する三角網が生成されることがある。そこで提案手法では、計測対象の物理的な形状に適合するように三角網を最適化する手法 [25] を適用することで、より実際の環境を忠実に再現したモデルを生成する。さらに、各観測点で撮影した画像のテクスチャを三角網の各面に貼り付けることで、モデルに色情報を付加する。

### 6. 実験

本論文の実験では、すべて 2496×1664 ピクセルの全方位画像列を使用した。また、本研究はすべての処理をオフラインで行っている。

#### 6.1 基線長の自動決定

本研究が提案する基線長の自動決定手法の検証を行った。まず、同じ等速直線運動でフレーム間の並進速度が異なる場合に、提案手法によって同じ基線長が選択されるかどうかを検証する。この実験では、ある同じ動画からフレームレートを変えて取り出した画像列を使用することで、擬似的にフレーム間の並進速度を変化させている。

基線長が決定されるまでの評価関数の推移を示す (図 7)。フレームレートが遅い場合 (図 7(a)) と早い場合 (図 7(b)) とでは、フレームレートは 2 倍異なる。すなわち、並進速度が 2 倍異なることと等価である。フレームレートが早い場合は最初の画像から 44 フレーム後の画像までの基線長が選択され、フレームレートが遅い場合は 84 フレーム後の基線長が選択された。つまり、フレームレートが異なってもほぼ同じ移動距離

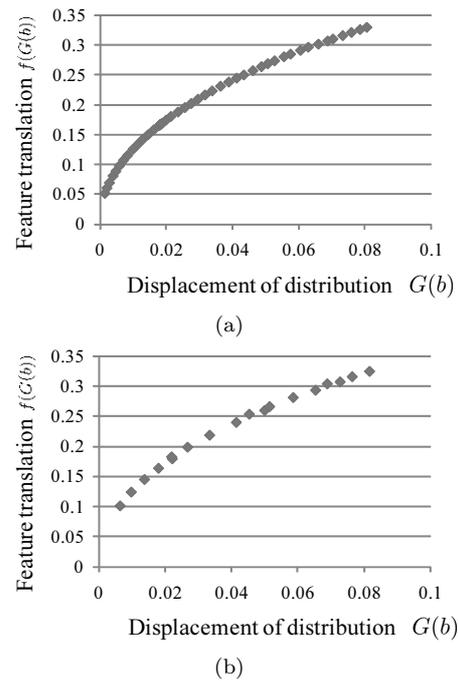


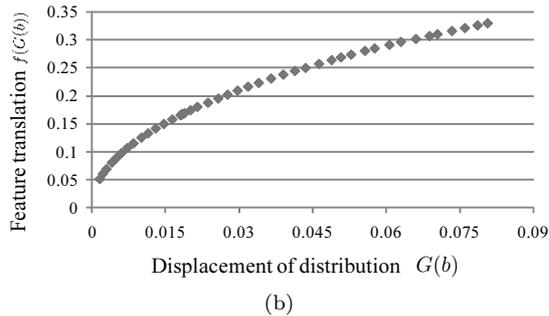
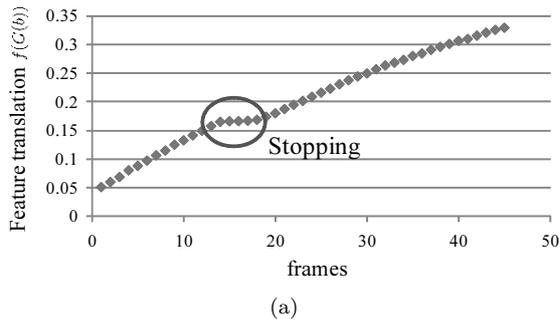
Fig. 7 Baseline estimation with slow and fast camera movement. (a) Slow movement (98 frames). (b) Fast movement (44 frames).

になるように基線長が選択された。累乗近似の結果はフレームレートが遅い場合は  $f(G(b)) = 1.10 \times G(b)^{0.473}$ 、早い場合は  $f(G(b)) = 1.09 \times G(b)^{0.469}$  となった。これらの評価関数がほぼ同様の推移を示したことから、提案手法は移動速度に依らない評価が可能であることが分かる。ここで、選択された基線長が (絶対距離で) 同じにならなかったのは、フレームレートが違うため、画像特徴の追跡結果が完全に同じにならなかったことが原因として挙げられる。

次に、カメラ運動中に加減速 (一旦停止を含む) が起こる場合の基線長決定の検証を行った。基線長が決定されるまでの評価関数の推移を図 8 に示す。画像特徴の視差による評価値を縦軸とし、横軸を移動開始時からのフレーム数としたグラフ (図 8(a)) と、提案手法による評価関数のグラフ (図 8(b)) を比較する。

視差の変化量のみを見た場合、カメラが一時停止するとフレーム数が増大しても視差量が変わらないためグラフが横ばいとなる (図 8(a) の円)。一方、提案手法ではグラフの横軸をカメラの並進運動の指標となる評価値  $G(b)$  としているため、カメラ運動の速度変化の影響を受けず、等速直線運動の場合と同様な推移を示している。これは、画像特徴の視差変化量は、カメラの移動速度に依らずカメラの並進移動量に対して決まるからである。累乗近似の結果は  $f(G(b)) = 1.03 \times G(b)^{0.459}$  であった。以上のことから、提案手法はカメラ運動の速度変化に対しても不変であることが分かる。

次に、カメラが回転運動 (約 90 度のその場旋回) を含む場合の基線長決定の検証を行った。基線長が決定されるまでの評価関数の推移を図 9 に示す。先程と同様に、フレーム数を横軸に



**Fig. 8** Baseline evaluation with camera movement including stopping. (a) Evaluation value per frame. (b) Proposed method.

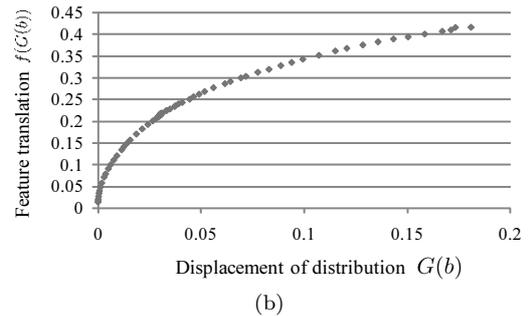
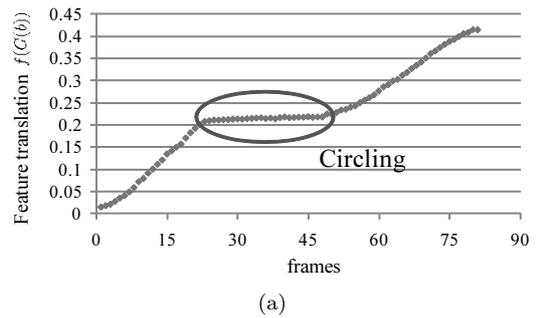
とった場合のグラフ (図 9(a)) と、提案手法による評価関数のグラフ (図 9(b)) とを比較する。

カメラがその場旋回する場合、カメラは一時停止した状態になるため、旋回中はグラフが横ばいになる (図 9(a) の円)。また、カメラが回転運動をした場合、視差変化量が変化せず画像中の特徴の分布が変化 (全方位画像の中心を軸とした回転移動) することが考えられる。しかし提案手法では、各評価値を算出する際に回転の影響を排除している。そのため結果的に提案手法のグラフ (図 9(b)) は等速直線運動の場合と同様な推移を示した。累乗近似の結果は  $f(G(b)) = 1.00 \times G(b)^{0.450}$  であった。

上記の実験では、いずれも異なる環境、カメラ運動で行ったにもかかわらず、累乗近似の結果がほぼ同じ値となった。これは提案手法が、環境や並進以外のカメラ運動の変化に対して不変な評価値を用いることによって、常にカメラ運動の並進成分のみの等速直線運動として評価することが可能だからである。したがって、事前に基線長を選択する際の閾値 (近似曲線の傾き) を設定することによって、常に撮像対象との相対距離に対して一定の長さの基線を選択できる。

ただし、実際の環境ではカメラと物体の位置関係は複雑であり、厳密な意味で最適な基線長を選択することは非常に困難である。提案手法は基線長の最適性を論じるものではなく、周囲の物体との距離に対して相対的に一定な基線長を安定的に選択する手法である。

一旦停止を含むカメラ運動およびその場旋回を含むカメラ運動の実験における周囲環境の計測結果を図 10, 11 に示す。地面に対して高い位置にある計測結果ほど濃く表示されている。いずれもカメラの並進量が各フレーム間で一定でないため、基線長の選択を誤ると計測が破たんする可能性のある状況である。



**Fig. 9** Baseline evaluation with camera movement including circling. (a) Evaluation value per frame. (b) Proposed method.

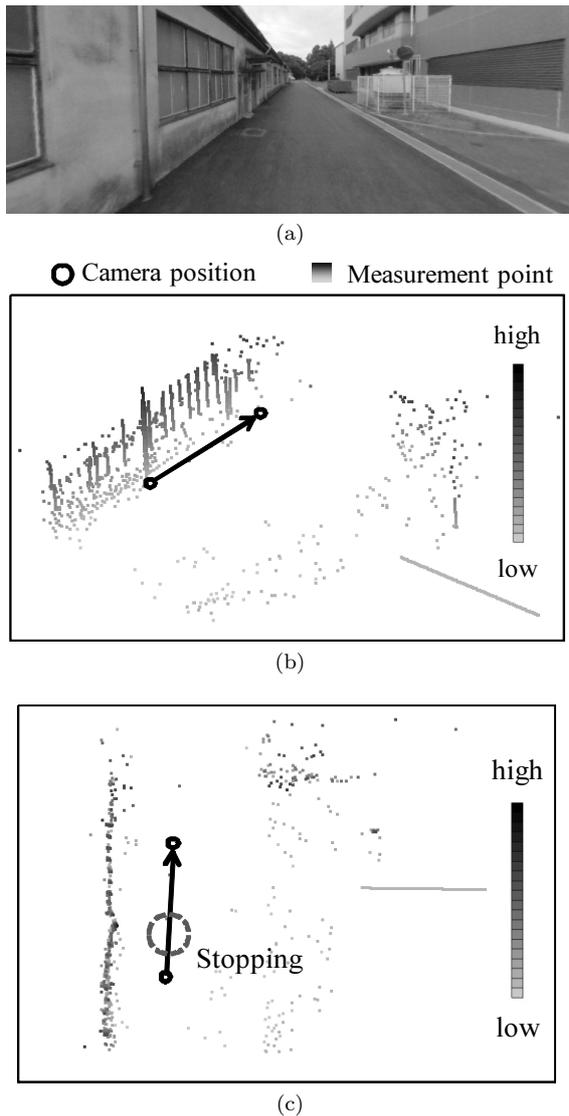
一旦停止は図 10(c) の円内、その場旋回は図 11(c) の円内でそれぞれ発生している。しかし、提案手法により一定の並進量となる基線長が選択されたため、安定してカメラ運動推定が行えた。撮像物体 (主に建物) の計測結果を処理画像に投影した画像座標と、対応する特徴の画像座標の誤差は最大 8 ピクセル以下であった。この結果からも、カメラ運動が精度良く推定できたことが分かる。

## 6.2 特徴点と直線エッジを用いたカメラ運動推定

本研究の提案するカメラ運動推定の精度を評価する。実験は図 12(a) に示す環境で行った。カメラ位置の推定結果及び計測結果を図 12(b), (c) に示す。カメラは図 12(c) 中の小円で示した位置から移動を開始し、4 回の 90 度旋回を経て出発地点に戻る運動をした。走行距離はおよそ 60m で、移動中に得られた 1055 枚の全方位画像を入力とする。ここで、出発地点の画像を画像列の最初と最後の画像とした。これにより、出発地点と到着地点が厳密に一致するため、これを真値として評価を行う。

手でフレーム数を設定して計測を行った場合と、提案手法により基線長を自動決定した場合との比較を行った結果を表 1 に示す。左から、設定されたフレーム数、初期値点と最終地点との位置誤差 (提案手法によって最初に選択された視点間の距離を 1 としてスケールされた値。理想的には 0 となる。)、算出された位置誤差を実際の走行距離を用いて実スケールに換算した値である。

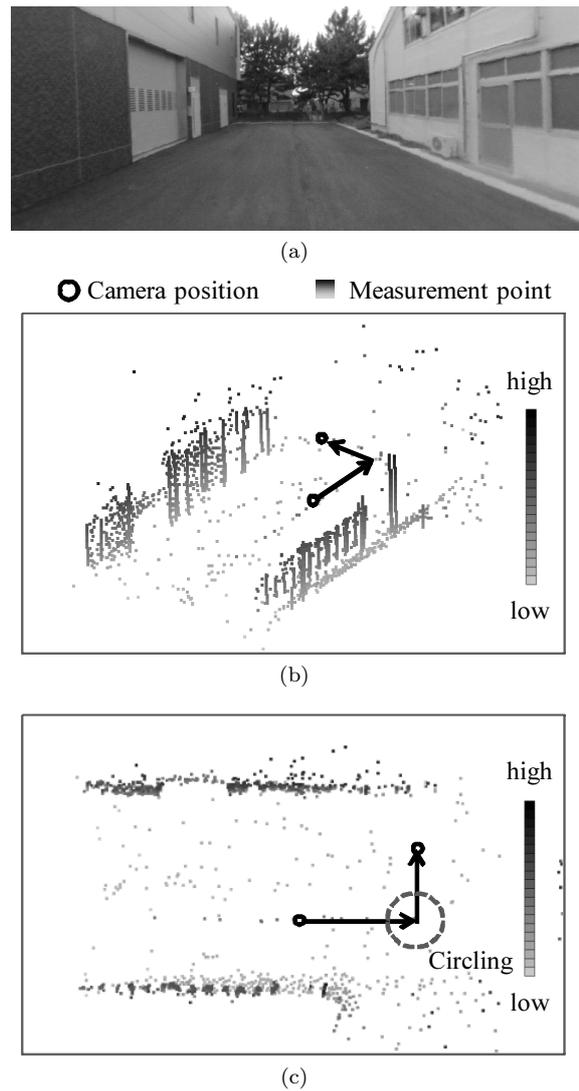
フレーム数を 20 以下に設定した場合、カメラが一時停止を行った地点で、選択された 2 視点間の並進量がゼロに近くなり処理が破綻した。また、フレーム数を 300 以上に設定した場合、長すぎる基線長が選択されたため、それまでの計測結果と統合するのに必要なスケール合わせのための特徴数が不足し、処理が



**Fig. 10** Measurement results with camera movement including stopping. (a) Environment. (b) Bird's-eye view. (c) Top view.

破綻した。それ以外のどのフレーム数に設定した場合と比較しても、基線長を自動決定した場合の推定結果の方が最終的な誤差が小さくなり、提案手法により安定して基線長を選択できたことでカメラ運動推定の安定性および精度向上が確認できた。

基線長を自動決定して計測を行った際の位置誤差は、出発地点の座標を  $(0, 0, 0)$  とした場合の到着地点の座標は  $(-0.008, -0.016, 0.021)$  で、出発地点と到着地点の距離誤差は  $0.028$  であった。ただし Structure from Motion はカメラ運動の絶対スケールが未知であるので、これは最初に計測を行った基線長を  $1$  とした場合の値である。このスケールでの走行距離は  $11.8$  であり、実際の走行距離 (約  $60\text{m}$ ) からスケールを算出して実スケールに換算すると、誤差は約  $14\text{cm}$  となった (図 13)。移動距離との比で  $0.24\%$  となり、精度の良いカメラ運動推定が行えたといえる。また、今回はクローズングループ処理による最適化を行っていないため、今後さらなる安定化および



**Fig. 11** Measurement results with camera movement including circling. (a) Environment. (b) Bird's-eye view. (c) Top view.

**Table 1** Evaluation of camera movement estimation.

	Frames	Estimation error [-]	Absolute distance [m]
Proposed method	-	0.0024	0.14
Fixed frames	20	Failed	
	30	0.0128	0.77
	50	0.0092	0.55
	70	0.0143	0.86
	100	0.0038	0.23
	150	0.0058	0.35
	200	0.0082	0.49
	300	Failed	

精度向上が見込める。

### 6.3 3次元計測および環境モデル生成

より広い環境で3次元計測および環境モデルの生成を行った結果を以下に示す。環境は図 14(a) に示したような屋外 (静岡大の構内) である。走行距離は約  $150\text{m}$  で、取得した約  $2500$  枚

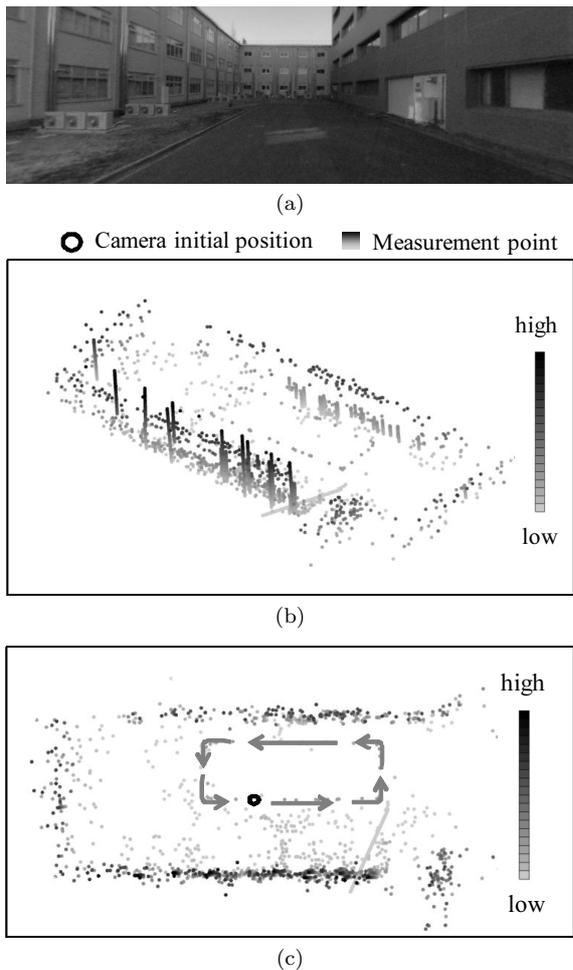


Fig. 12 Measurement and camera movement estimation results. (a) Environment. (b) Bird's-eye view. (c) Top view.

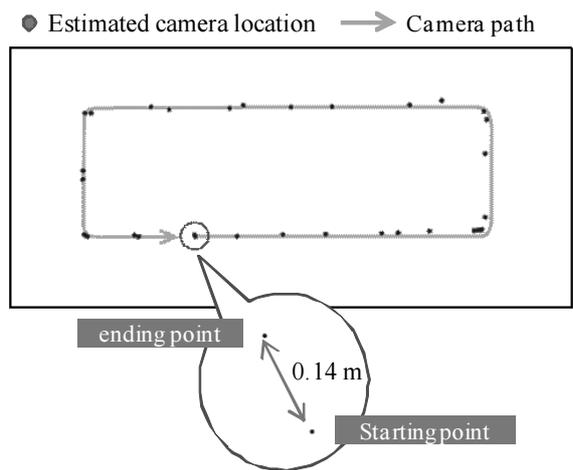


Fig. 13 Estimated camera positions. Our proposed baseline determination provides an improvement in the estimation.

の全方位画像を入力とした。3次元計測の鳥瞰図を図14(b)に、側面からみた図を(c)に、上からみた図を(d)にそれぞれ示す。建物のエッジ部分では直線エッジが計測され、テクスチャのある部分は特徴点によって計測されており、特徴点と直線エッジ

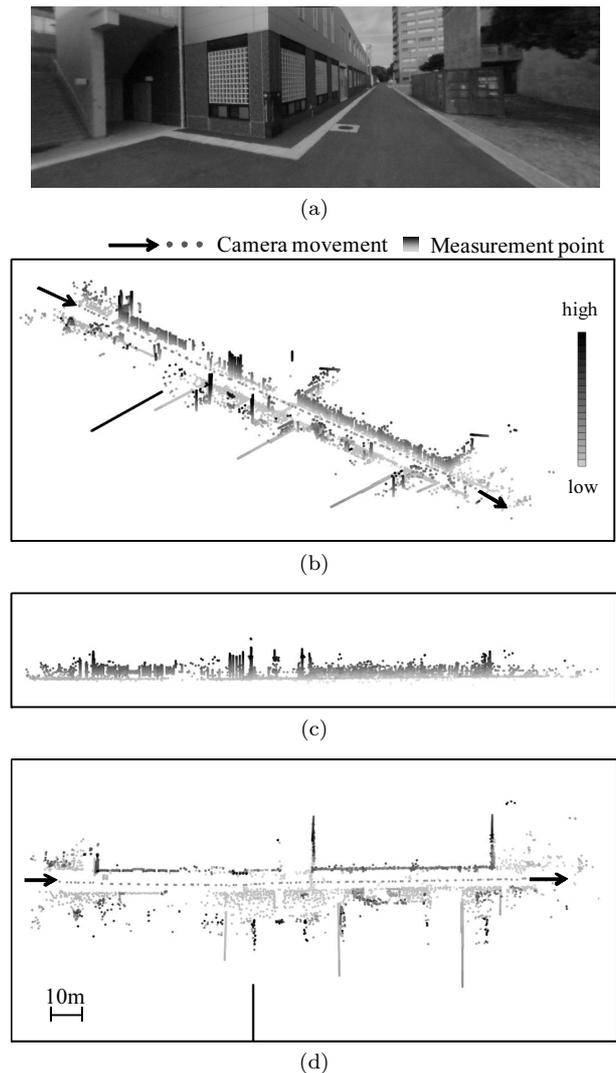


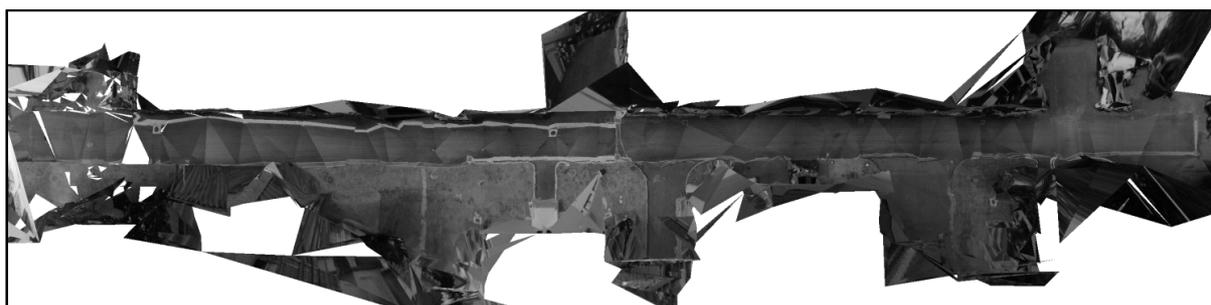
Fig. 14 Measurement and camera movement estimation results in a large environment. (a) Environment. (b) Bird's-eye view. (c) Side view. (d) Top view.

が相補的に働いたことで密な3次元計測が行えた。

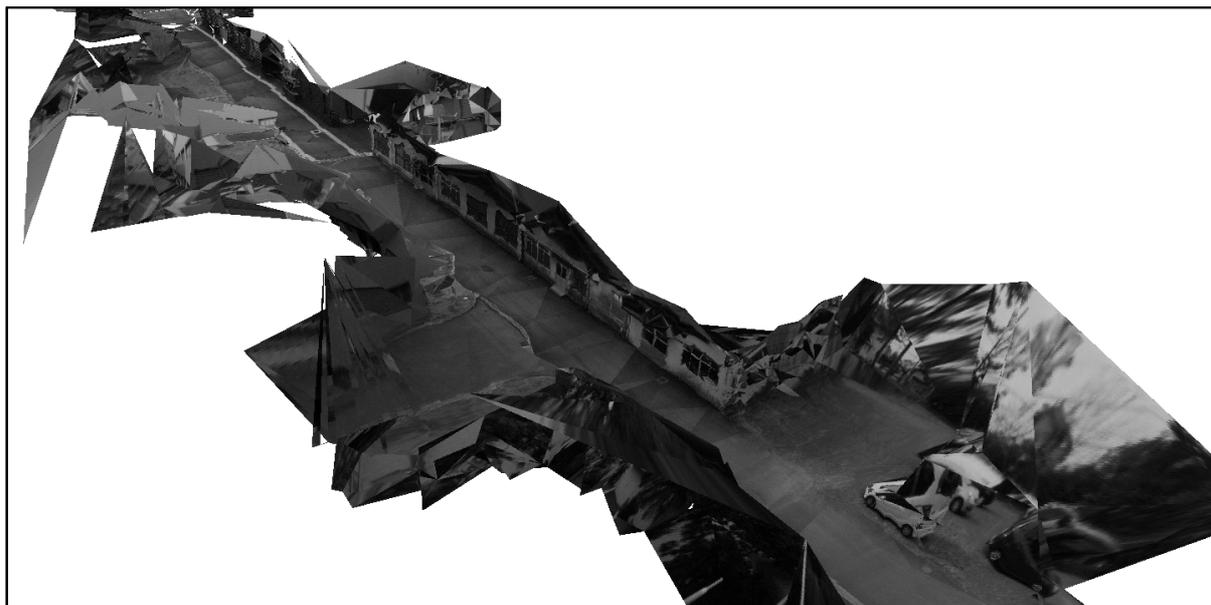
生成された環境モデルを図15((a)上視点図, (b)鳥瞰図)に示す。3次元構造とテクスチャとの整合性が取れており、実際の環境に近いモデルが生成できている。また、建物の角など色合いの変化に乏しく特徴点が得られにくい部分に関しては直線エッジが計測されているため、より建物の形状を再現したモデルとなっている。

## 7. 結 論

本研究では、特徴点と直線エッジの両方の拘束条件を用いたカメラ運動推定および計測手法を適用した。実験により、人工物が存在する環境において安定したカメラ運動推定と密な3次元計測が行えることを示した。また、全方位カメラに適用可能な基線長の自動決定法として、従来の視差に基づく評価に加え、画像特徴の空間的な分布を考慮した評価値を用いた基線長の自動決定手法を提案した。実験により、カメラ運動の加減速、その



(a)



(b)

Fig. 15 Modeling result in a large environment. (a) Top view. (b) Bird's-eye view.

場巡回などの、計測が不安定になるカメラ運動においても、安定した基線長の選択が行えることを示した。

今後の課題としては、より広範囲の環境計測を効率的に行うための手法の構築が挙げられる。視野外に外れた画像特徴が再び視野内に現れる際の対応付けや、計測のクロージング処理なども含まれる。また、複数視点による利点を生かした計測手法（例えばマルチベースラインステレオ法 [26] など）を取り入れることで計測精度の向上を図ることなどが考えられる。

#### 謝 辞

本研究の一部は、科研費若手研究 (A)22680017 の助成を受けたものである。

#### 参 考 文 献

- [1] R. Bunschoten and B. Krose: "Robust Scene Reconstruction from an Omnidirectional Vision System", *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, Vol. 19, No. 2, pp. 351-357, 2003.
- [2] C. Geyer and K. Daniilidis: "Omnidirectional Video", *The Visual Computer*, Vol. 19, No. 6, pp. 405-416, 2003.
- [3] J. Gluckman and S. K. Nayar: "Ego-motion and Omnidirectional Cameras", *Proceedings of the 6th International*

*Conference on Computer Vision*, pp. 999-1005, 1998.

- [4] A. Bartoli and P. Sturm: "Multi-View Structure and Motion from Line Correspondences", *Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 207-212, 2003.
- [5] A. Murillo, J. Guerrero, and C. Sagues, "SURF Features for Efficient Robot Localization with Omnidirectional Images", *Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 3901-3907, 2007.
- [6] A. J. Davison: "Real-Time Simultaneous Localisation and Mapping with a Single Camera", *Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Computer Vision*, Vol. 2, pp. 1403-1410, 2003.
- [7] P. Smith, I. Reid and A. Davison: "Real Time Monocular SLAM with Straight lines", *Proceedings of the 2006 British Machine Vision Conference*, pp. 17-26, 2006.
- [8] G. Schindler, P. Krishnamurthy and F. Dellaert: "Line-Based Structure from Motion for Urban Environments", *Proceedings of the 3rd International Symposium on 3D Data Processing, Visualization, and Transmission*, pp. 846-853, 2006.
- [9] M. Chandraker, J. Lim and D. Kriegman: "Moving in Stereo: Efficient Structure and Motion Using Lines", *Proceedings of the 12th IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 1741-1748, 2009.
- [10] L. A. Spacek: "Edge Detection and Motion Detection", *Image and Vision Computing*, Vol. 4, Issue 1, pp. 43-56, 1986.

- [11] 川西 亮輔, 山下 淳, 金子 透: “全方位画像列からの特徴点および直線エッジ情報を併用した Structure from Motion による 3 次元環境モデル生成”, 電気学会論文誌 C, Vol. 130-C, No. 9, pp. 1494-1503, 2010.
- [12] B. Triggs, P. McLauchlan, R. Hartley and A. Fitzgibbon: “Bundle Adjustment - A Modern Synthesis”, *Proceedings of the International Workshop on Vision Algorithms: Theory and Practice*, Springer-Verlag LNCS 1883, pp.298-372, 1999.
- [13] R. Hartley: “In defense of the eight-point algorithm”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, No. 6, pp. 580-593, 1997.
- [14] R. Hartley and A. Zisserman: “Multiple View Geometry in Computer, Vision”, *Cambridge University Press*, 2000.
- [15] M. Tomono: “3-D Localization and Mapping Using a Single Camera Based on Structure-from-Motion with Automatic Baseline Selection”, *Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 3353-3358, 2005.
- [16] A. Torii, M. Havlena, T. Pajdla, and B. Leibe: “Measuring Camera Translation by the Dominant Apical Angle”, *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 1-7, 2008.
- [17] D. Nister: “Reconstruction From Uncalibrated Sequences with a Hierarchy of Trifocal Tensors”, *Proceedings of the 6th European Conference on Computer Vision*, Vol. 1, pp. 649-663, 2000.
- [18] E. Eade and T. Drummond: “Monocular SLAM as a Graph of Coalesced Observations”, *Proceedings of the 11th IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 1-8, 2007.
- [19] G. Klein and D. Murray: “Parallel Tracking and Mapping for Small AR Workspaces”, *Proceedings of the 6th IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality*, pp. 225-234, 2007.
- [20] J. Shi and C. Tomasi: “Good Features to Track”, *Proceedings of the 1994 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 593-600, 1994.
- [21] J. F. Canny: “A Computational Approach to Edge Detection”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-8, No. 6, pp. 679-698, 1986.
- [22] M. A. Fischler and R. C. Bolles: “Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography”, *Communications of the ACM*, Vol. 24, No. 6, pp. 381-395, 1981.
- [23] K. Nakayama and G. Silverman: “The Aperture Problem - I. Spatial Integration of Velocity Information Along Contours”, *Vision Research*, Vol. 28, No. 6, pp. 747-753, 1988.
- [24] R. Kawanishi, A. Yamashita and T. Kaneko: “Estimation of Camera Motion with Feature Flow Model for 3D Environment Modeling by Using Omni-Directional Camera”, *Proceedings of the 2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, pp. 3089-3094, 2009.
- [25] A. Nakatsuji, Y. Sugaya, and K. Kanatani: “Optimizing a Triangular Mesh for Shape Reconstruction from Images”, *IEICE Transactions on Information and Systems*, Vol. E88-D, No. 10, pp. 2269-2276, 2005.
- [26] M. Okutomi and T. Kanade: “A Multiple-Baseline Stereo”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 15, No. 4, pp. 353-363, 1993.

---

#### 川西 亮輔 (Ryosuke Kawanishi)

2006年3月静岡大学工学部機械工学科卒業。2008年3月静岡大学工学研究科修士課程修了。現在、同大学創造科学技術大学院自然科学系教育部情報科学専攻博士後期課程在学中。2008年8月Third Asia International Symposium on MechatronicsにてBest Student Paper Award, 2009年10月IEEE Robotics and Automation Society Japan Chapter Young Awardを受賞。2010年9月精密工学会秋季大会にてベストポスタープレゼンテーション賞を受賞。全方位カメラを用いた環境モデル生成に関する研究に従事。(日本ロボット学会学生会員)

#### 山下 淳 (Atsushi Yamashita)

1996年3月東京大学工学部卒業。1998年3月東京大学大学院工学系研究科修士課程修了。2001年3月同博士課程修了。2001年4月静岡大学工学部機械工学科助手。2008年4月静岡大学工学部機械工学科准教授。2011年10月東京大学大学院工学系研究科精密工学専攻准教授。現在に至る。この間、2006年11月～2007年12月カリフォルニア工科大学客員研究員。2004年映像情報メディア学会研究奨励賞。2006年電気学会優秀論文発表賞。日本ロボット学会研究奨励賞。2010年第15回ロボティクスシンポジウム最優秀論文賞。2011年日本機械学会ロボティクス・メカトロニクス部門 ROBOMECH 表彰。船井情報科学振興財団船井学術賞など受賞。画像処理、コンピュータビジョン、ロボットの知能化などの研究に従事。博士(工学)。(日本ロボット学会正会員)

#### 金子 透 (Toru Kaneko)

1974年3月東京大学大学院工学系研究科修士課程修了。1974年4月日本電信電話公社(現NTT)入社。1997年4月静岡大学工学部機械工学科教授。現在に至る。画像処理、ロボットビジョンの研究に従事。工学博士。(日本ロボット学会正会員)