基礎論文

線分記述子(LEHF)を用いた実時間SLAM

廣瀬 圭佑*1 斎藤 英雄*1

Real-time SLAM Using New Line Descriptor (LEHF)

Keisuke Hirose*1 and Hideo Saito*1

Abstract – Simultaneous localization and mapping (SLAM) is a technique to simultaneously performs mapping of environments and localization of a camera in real-time. Most existing monocular vision based SLAM techniques use point features as landmarks. However, the use of line segments as landmarks has some advantages. We propose a novel method for a real-time SLAM system that uses line segments as landmarks and computes a Line-based Eight-directional Histogram Feature (LEHF), which is our new line descriptor, to achieve correct matching. LEHF is a fast and efficient way of describing features of line segments, which are detected by the line segment detector (LSD) method. The line-based orthogonal iteration (LBOI) method takes the confidence of each 3D line segment into consideration in order to estimate a camera pose from 2D-3D correspondences made by line descriptor matching. The RANSAC algorithm is applied for 2D-3D correspondences to estimate the correct camera pose. We conducted an experiment in order to test our SLAM system in a desktop environment and to perform augmented reality (AR). Mapped 3D line segments were also evaluated in a planar scene.

Keywords: SLAM, line segment detection, line descriptor, pose estimation, augmented reality

1 はじめに

SLAM は周囲の構造推定とカメラの位置・姿勢推定 を実時間で同時に行う技術であり、拡張現実感(AR) を目的とした研究などに用いられている [5,9]。

SLAM に関する従来研究の多くは、画像から特徴点を多数検出しそれらの 3 次元位置を mapping する。 Eade らは Rao-Blackwellized パーティクルフィルターと FastSLAM アルゴリズム [17] を用いて SLAM を行った [10]。 Klein らは、mapping と tracking を並列的に行い、数千もの特徴点に対しても実時間でカメラ位置・姿勢推定を行う parallel tracking and mapping (PTAM) を提案した [14]。

このような特徴点群の mapping に基づく SLAM に対して、本論文では特徴点ではなく対象環境中に含まれる線分の mapping に基づく SLAM を提案する。線分を使用する利点として、人工的環境においては線分は多く含まれ、またそのような環境においてはしばしば特徴が少なく特徴点が検出されにくいことがある。また視点変化に対して線分検出は特徴点検出に比べて頑健であり、線分マッチングは特徴点マッチングに比べて部分的なオクルージョンに頑健であることが挙げられる。

本論文では、線分の mapping に基づく SLAM 実

現のために、正しい 2 次元線分と 3 次元線分の対応 関係(2D-3D 対応)を作成するための新しい線分記 述子(LEHF:Line-based Eight-directional Histogram Feature)を提案し、この LEHF を用いた実時間 SLAM 手法を提案する。線分記述子とは、検出された線分が どのような線分であるかを記述したベクトルである。 本論文で提案する LEHF を用いることによって、線 分を使用した SLAM の従来研究 [1, 21] が不確実的に 行っていた 2D-3D 対応の作成を正しく行い、カメラ 位置・姿勢推定の失敗にも頑健なシステムを構築する。

また 2D-3D 対応からのカメラ位置・姿勢推定には RANSAC 法を適用し、各推定に対して再投影誤差を 計算し最も誤差の小さいものを選択する。そして推定 されたカメラの位置・姿勢を用いて再度再投影誤差を 計算し、各 3 次元線分の信頼度得て次回以降のカメラ 位置・姿勢推定でその信頼度を使用する。

2 関連研究

線分を使用した関連研究として、Chandraker らはステレオ画像から線分を検出することに基づいた SLAM 手法を提案した [4]。Elqursh らはオフラインで画像間の線対応から相対的なカメラ位置・姿勢を推定し、検出した線の3次元位置を推定する手法を提案した [11]。彼らの手法は、2本が平行で、残りの1本が直交するような3組の線対応から相対的なカメラの位置・姿勢

^{*1}慶應義塾大学

^{*1}Keio University

を推定し、RANSAC 法によってそのような線を検出 した。

単眼カメラから線分を検出することに基づいた実時間 SLAM の従来研究として、Gee らの手法 [1] と Smith らの手法 [21] がある。Gee らは Gates らの手法 [12] をもとに線分を検出し、virtual visual servoing (VVS) [7] によりカメラの位置・姿勢を推定した。さらに unscented Kalman filter (UKF) により 3 次元線分の初期化、推定を行った。Smith らは extended Kalman filter (EKF) と特徴点を使用した SLAM 手法 [8] を線分の使用に拡張した [21]。FAST[20] のコーナー検出と Sobel のエッジ検出を用いて、2 つのコーナー間にエッジが存在するかどうかで線分を検出し、カメラの位置・姿勢推定には EKF を用いた。

上記の線分を使用した SLAM 手法は線分記述子を計算していない。2D-3D 対応の作成には、単純に前フレームのカメラの位置・姿勢を用いて3次元線分を投影し、画像上で最も近くにある2次元線分と対応付けている。この手法は線分が多く検出される環境においては間違った対応付けを生みやすく、また一度カメラの位置・姿勢推定に失敗すると再対応付けをすることができない。本手法では、検出された線分それぞれに対して LEHF を計算することで、LEHF 同士の距離を計算することにより正しい 2D-3D 対応を作成し、mapping においては線分を画像間で正しくトラッキングするものである。

また 2D-3D 対応からカメラの位置・姿勢を推定する 手法としては、Christy らは線対応から弱射影や疑似射 影近似による線形の反復推定手法を提案し [6]、Ansar らは点対応もしくは線対応から線形的にカメラの位置・姿勢を推定する手法を提案した [2]。しかしなが ら、弱射影や疑似射影近似はノイズに弱いことが知ら れている。Qin らは Z 字のようになった 3 本の線を検 出して、カメラ位置・姿勢の閉形式解を得る手法を提 案した [19]。Qin らの手法は反復なしに高速に計算で きるが、常に Z 字の 3 本の線を検出する必要がある。 本手法ではノイズに頑健かつ大域解に収束する非線形 の最適化手法(LBOI)[23] を用いて、線分の 2D-3D 対応からカメラの位置・姿勢を推定する。

また線分記述子の関連研究に関しては、Bay らは特徴のない2画像間で線分のマッチングを行うために、カラーヒストグラムを使用して初期マッチングを行い、反復的にトポロジカルフィルターを用いてマッチング数を増やした[3]。Bay らの手法は2画像間の線分マッチングに特化した手法であるため、SLAM手法への適用は難しい。Wang らはSIFT[15]のような手法を用いて、線分周辺の微分値を計算し、線分方向に微分値の平均、標準偏差をとることで線分を記述す

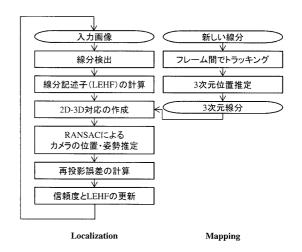


図 1 本手法の概要 Fig. 1 Overview of system

る mean-standard deviation line descriptor (MSLD) を提案した [22]。MSLD は精度よく線分のマッチングを行っているが処理時間がかかり、実時間システムへの適用は困難である。よって LEHF は、MSLD と同様に線分周辺で微分値を計算し、高速に計算するためにサンプル点をとり線分方向に8方向勾配ヒストグラムを作成することで線分を記述する。

3 本手法の概要

本章では、提案する SLAM 手法の概要について述べる。本手法の流れを図 1 に示す。

毎フレーム LSD[13] によって線分を検出し、検出された線分について LEHF を計算する。Localizationでは、LEHF マッチングにより 2D-3D 対応を作成し、LBOI によるカメラの位置・姿勢推定と再投影誤差の計算を行う。Mappingでは localization に使用されなかった新しい線分をトラッキングすることで線分の 3次元位置を推定する。推定された 3 次元線分は、次回以降の localization に使用する。

初期化について、PTAM は2画像間の点対応から基本行列を推定し、2画像間の並進ベクトルが10cmと仮定して特徴点の3次元位置を推定し、RANSAC法によりARを行うための最適な平面を推定している。線対応から相対的なカメラ位置・姿勢を推定する研究もなされている[18,3,11]。本手法では基準マーカを用いて、自動的に検出する。

以降、localization、mappingの詳細について述べる。

4 Localization

本章では、2D-3D対応からカメラの位置・姿勢を推定する localization について述べる。

廣瀬・斎藤 :線分記述子(LEHF) を用いた実時間 SLAM

4.1 線分の検出

本手法ではLSD[13] によって毎フレーム線分を検出する。LSD は勾配画像において、勾配方向が近しい画素をグループ化し、矩形領域を当てはめることで線分を検出する。

4.2 線分記述子(LEHF)

本論文では検出された線分に対して、正しい 2D-3D 対応を作成するために線分の特徴を表す新たな記述子(LEHF)を提案する。本論文で提案する LEHF は MSLD[22] のコンセプトをもとにしている。MSLD はそれぞれ線分に対して独立的に平均と標準偏差をもとにしたベクトルを計算するもので、そのコンセプトは SLAM の手法において有用であるが、処理時間がかかり実時間システムへの適用は難しい。LEHF は線分方向に対して8方向勾配ヒストグラムを作成し線分を記述する。計算時間の高速化のため、線分周辺においてサンプル点をとり、サンプル点においてx方向とy方向の微分値を計算する。また、画像の回転には処理時間がかかるので、計算された勾配ベクトルの角度を線分の角度だけ引くことで勾配ベクトルを修正し、回転不変を得る。

図 2 に LEHF を図示する。W は j 方向(線分方向)にとるサンプル点の数で、V は i 方向(線分と直交する方向)にとるサンプル点の数である。ここでサンプル点を p_{ij} とする。 p_{ij} における x 方向の微分値を dx_{ij} 、y 方向の微分値を dy_{ij} とし、 dx_{ij} と dy_{ij} から長さ L_{ij} と角度 θ_{ij} をもった勾配ベクトルを算出する。 p_{ij} の座標を (px_{ij},py_{ij}) とし、その座標における画素値を $I(px_{ij},py_{ij})$ とすると、 $dx_{ij}=I(px_{ij}+1,py_{ij})-I(px_{ij}-1,py_{ij})$ 、 $dy_{ij}=I(px_{ij},py_{ij}+1)-I(px_{ij},py_{ij}-1)$ となる。また、 $L_{ij}=\sqrt{dx_{ij}^2+dy_{ij}^2}$ 、 $\theta_{ij}=\arctan(dy_{ij}/dx_{ij})$ であり、 ϕ は線分の角度である。

図 2 に示すように、それぞれ i に対して、W の数の 勾配ベクトルを足し合わせた 8 方向勾配ヒストグラム $(\mathbf{h_i} = (h_{i,0}, h_{i,1}, \cdots, h_{i,6}, h_{i,7}))$ を作成する。また、計算した勾配ヒストグラムを並べて得られる LEHF を $\mathbf{d} = (\mathbf{h_1}, \mathbf{h_2}, \cdots, \mathbf{h_i}, \cdots, \mathbf{h_{(V+1)}})$ とする。ここで、線分上の勾配ベクトルに対する勾配ヒストグラムに関しては 2 つ計算しているため、(V+1) 個の勾配ヒストグラムを得ている。

しかしながら単純に全ての $\mathbf{h_i}$ を並べて \mathbf{d} を作成してしまうと、180 度回転した画像とマッチングをとるときに、勾配方向が一致せずにマッチングをとることができない。よって本手法では、線分 (i の中点)を中心に \mathbf{d} を対称に設計する。図 2 に示すように上側の勾配ヒストグラムと下側の勾配ヒストグラムの定義する方向の \mathbf{id} を反転させることで、180 度回転した

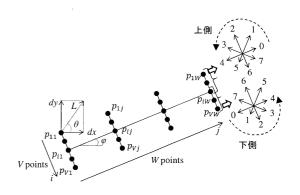


図 2 LEHF の概要 Fig. 2 Overview of LEHF

場合にも勾配方向を一致させる。これら全ての $\mathbf{h_i}$ を つなげて \mathbf{d} を作るときに、前述したように線分上の点 については両方向の勾配ヒストグラムを計算するため (V+1) 個の $\mathbf{h_i}$ を計算している。

仮にV=5とすると、6個の勾配ヒストグラムを作成し、dを式1に示すように対称に設計する。しかしながら LEHF 同士の距離計算をする場合は、単純な距離計算に加えて、片方の LEHF を反転したものとの距離も計算する必要がある。

$$\mathbf{d} = (h_{1,0}, \cdots, h_{1,7}, h_{2,0}, \cdots, h_{2,7}, h_{3,0}, \cdots, h_{3,7}, h_{4,7}, \cdots, h_{4,0}, h_{5,7}, \cdots, h_{5,0}, h_{6,7}, \cdots, h_{6,0})$$
 (1)

 p_{ij} と $p_{i+1,j}$ 間の距離を 3 ピクセルとし、i に対する重みを $wt_i = G_{\sigma}((i-\frac{V+1}{2})3)$ とする。 G_{σ} は分散 σ の正規分布であり、引数は中心からの距離である。

d を計算するアルゴリズムを以下に示す。

- 1. まず、全ての勾配ヒストグラム $(\mathbf{h_1},\cdots,\mathbf{h_{(V+1)}})$ をゼロで初期化
- 2. p_{ij} において dx_{ij} と dy_{ij} を計算
- 3. dx_{ij} と dy_{ij} から、長さ L_{ij} 、角度 θ_{ij} の勾配ベクトルを算出
- 4. θ_{ij} から線分の角度 ϕ を引いて方向を修正
- 5. θ_{ij} を 8 方向に量子化して $id(0 \sim 7)$ を得る。
- 6. $h_{i,id} \leftarrow h_{i,id} + wt_i \times L_{ij}$ として、勾配ヒストグラムを更新
- 7. 全てのサンプル点 $(p_{11} \sim p_{VW})$ において、ステップ $2 \sim 6$ を行う。
- 8. 全ての勾配ヒストグラム $(\mathbf{h_1}, \cdots, \mathbf{h_{(V+1)}})$ を対称になるように合わせて \mathbf{d} を得て (式 1)、ノルムが 1 になるように \mathbf{d} を正規化

本論文では W=30、V=13 としている。よって $8\times(13+1)=112$ より、112 次元の LEHF を得るものとしている。

4.3 2D-3D 対応の作成

本手法では LEHF を用いて 2D-3D 対応を作成し localization を実現する。まず前フレームのカメラ位置・姿勢を用いて 3 次元線分を画像上に投影する。そして画像上に投影された 3 次元線分の近くにある線分と LEHF の距離を計算し、最小距離の線分と対応付ける。

図3に、単純に画像上の最も近くにある線分と対応付ける従来手法と、LEHFの距離を計算し最小のものと対応付ける提案手法の比較を示す。線分1が描かれている上4枚の画像は、それぞれ下4枚の画像の前フレームの画像である。線分1は3次元線分を前フレームのカメラ位置・姿勢を使用して投影したものである。線分2と線分3は下の4枚の画像において検出された線分である。線分3は画像上で最も近くにある線分と対応付ける従来手法によって対応付けられたものであり、線分2は、LEHFの距離を計算し最小のものと対応付ける提案手法によって対応付けられたものである。図に示すように、従来手法の線分3は間違ったものに対応付いたのに対し、提案手法の線分2は正しく対応付いている。

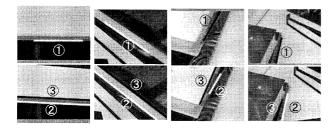


図3 LEHF による対応付けと最近傍対応付け の比較

Fig. 3 Examples comparing a nearest neighbor search with LEHF matching.

4.4 カメラの位置・姿勢推定

カメラの位置・姿勢推定には LBOI[23] を用いる。 LBOI は Zhang らが OI アルゴリズム [16] を線対応に 拡張したもので、非線形の最適化手法であり、大域解 にロバストに収束する。また LBOI においては線分で はなく無限に長い直線として計算を行う。

4.3 節に述べるようにして得られた 2D-3D 対応からのカメラ位置・姿勢の推定には RANSAC 法を適用し、それぞれ RANSAC 法の推定に対して 3 次元線分の信頼度を考慮した LBOI を適用する。 3 次元線分の信頼度は再投影誤差によって計算され $0\sim1$ の値を持つ。 LBOI はそれぞれ 3 次元線分の信頼度を考慮して推定する。これにより信頼度の低い線分(誤差の大きい線分)の推定への影響を小さくすることで、推定精度を向上させている。

3次元線分の信頼度は、推定したカメラ位置・姿勢



図4 3次元線分と2次元線分のペアに対して計算される距離 M と角度差 N

Fig. 4 Distance M and angular difference N are computed for a pair of 3D and 2D line segments.

を用いてその3次元線分を再投影した際に、対応付い ている2次元線分との重なりの程度で計算する。具体 的には、再投影された3次元線分と2次元線分との間 に距離がある、または角度差がある場合には信頼度は 低くなり、距離も角度差もなく重なっている場合は信 頼度は高くなる。図4に線分間の距離 M と角度差 N を示す。計算の高速化のため M は、再投影された線分 の中点をとり、中点から垂直に伸びる線と2次元線分 との交点までの距離とする。Nは互いの線がなす角度 とする。式 2,3 に、それぞれ M と N をそれぞれの閾 値 M_{th} と N_{th} を用いて $0 \sim 1$ に正規化したものであ る M_n 、 N_n の計算方法を示す。正規化するのは信頼 度を0~1の値に設定するためである。また閾値を用 いているのは、一定以上距離が離れていたり、角度差 が生じている場合は信頼度をゼロにするためである。 ここで信頼度を L_c とおき式4によって L_c を得る。

RANSAC 法において、3 次元線分の信頼度を考慮した各 LBOI のカメラの位置・姿勢推定結果を用いて、毎回各 3 次元線分に暫定的な L_c を計算する。計算した全ての 3 次元線分の暫定的 L_c の平均値をとり、それが最大となるカメラ位置・姿勢推定結果を選択する。つまり、再投影誤差が最小となるようなカメラ位置・姿勢を RANSAC 法によって推定する。

$$M_n = \begin{cases} 1 & (M \ge M_{th}) \\ \frac{M}{M_{th}} & (M < M_{th}) \end{cases}$$
 (2)

$$N_n = \begin{cases} 1 & (N \ge N_{th}) \\ \frac{N}{N_{th}} & (N < N_{th}) \end{cases}$$
 (3)

$$L_c = \begin{cases} 1 - M_n & (M_n \ge N_n) \\ 1 - N_n & (M_n < N_n) \end{cases}$$
 (4)

4.5 信頼度と LEHF の更新

本手法では各3次元線分が信頼度とLEHFを保持しており、それらは毎フレーム計算される新しい信頼度とLEHFによって更新される。本節では、LEHFの

廣瀬・斎藤 :線分記述子(LEHF) を用いた実時間 SLAM

更新と 4.4 節で推定したカメラ位置・姿勢を用いて再計算された信頼度の更新について述べる。

各 3 次元線分は信頼度を保持しており、また毎フレーム各 3 次元線分に対して推定したカメラ位置・姿勢を用いて改めて再投影誤差を計算し、式1によって新しい信頼度を計算する。そして 3 次元線分が保持している信頼度と新しく計算された信頼度の平均をとることで、3 次元線分の信頼度を更新する。また LEHF について、本手法では1つの3次元線分が3つの LEHFを保持しており、それらを一定フレームごとに古いものから更新する。よって一定フレーム経過し、その際に計算された新しい信頼度(更新された信頼度ではない)が閾値以上であれば LEHF の更新を行う。

5 Mapping

Mapping は一定フレームの間隔で行い、初期フレームで検出した線分のうち localization に使用されなかった新しい線分を選択する。選択された新しい線分は以降のフレームで LEHF のマッチングによりトラッキングする。本手法では 15 フレームにおいて線分をトラッキングし、10 フレーム以上トラッキングされた線分のみの 3 次元位置推定を行う。

本手法では、エピポーラ幾何を利用することにより2画像間の線分対応から3次元線分の位置推定を行う。図5では、画像1と2の線分対応とそれぞれ画像の射影行列を入力とする。線分は端点不定性があるため、本手法においての3次元線分は方向ベクトルと位置ベクトルによって表される。画像1の線分の端点2点それぞれのエピポーラ線(e1,e2)を画像2に引き、画像2における線分を直線と考えたときに、e1,e2との交点を選択し3次元線分を得る。本手法では15枚でトラッキングを行っており、画像1と画像2、画像1と画像3、画像1と画像4・・・のようにペアを作り、14本の3次元線分を得る。これらの3次元線分を、推定に使用したカメラ位置・姿勢の平均の信頼度を重み付けして方向ベクトル、位置ベクトルそれぞれ平均をとり、最終的な3次元線分を得る。

6 実時間 SLAM 手法の実験と評価

6.1 LEHF マッチング

図6に2画像間でLEHFを用いて線分マッチングを 行ったものを示す。手動で正しいものと間違っている ものをカウントした。画像間で回転が生じていても、 ほとんど正しくマッチングを行うことができた。

6.2 実時間 SLAM 手法の実験

本節では、本手法に関して行った以下の3つの実験 について述べる。

1. 机上環境で AR を行う。

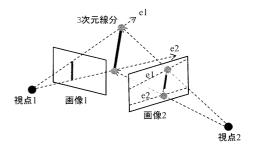


図 5 2 画像間の線分対応からの 3 次元線分位置 推定

Fig. 5 Reconstruction of a 3D line segment from 2 images.

- 2. 平面環境で推定された3次元線分の精度測定
- 3. 特徴のない空間において、特徴点を使用した手 法である PTAM[14] との比較

実験ではウェブカメラ (Logicool Webcam Pro 9000) を使用し画像サイズは 640 × 480 である。またデス クトップ PC (CPU:Intel(R) Core(TM) i3 CPU 3.07 GHz, Memory: 2.92 GB) を使用した。

図 7,8,9 に机上環境で実験を行った結果を示す。本手法では、mapping されたばかりの 3 次元線分は localization の計算に使用しない。mapping された 3 次元線分が 30 フレーム高い信頼度を維持した場合は、信頼ある線分として以降の localization の計算に使用する。図 7 は推定された 3 次元線分と推定されたカメラ位置・姿勢を示し、図 8 に実行中の画像を示す。本手法は図 8 の最初の画像に示す基準マーカを自動的に検出して初期化を行う。また AR を行っている画像を図 9 に示し、この実験における処理時間を図 10 に示す。1448 フレームにおいて平均処理時間は 11.62fpsであった。

次に平面環境で推定された 3 次元線分の精度測定の実験について述べる。この実験では、本手法を図 11 に示すような平面環境において実行し、xy 平面を対象平面に設定しているため推定された 3 次元線分は xy 平面に平行に、z 値は 0 になるはずである。それぞれ 3 次元線分に対して 2 つの誤差を計算した。1 つは、各 3 次元線分の中点の z 値の絶対値をとり、全ての 3 次元線分で平均をとったものである。2 つ目は、3 次元線分は xy 平面に平行であるべきなので、平面との角度差は 0 になるべきである。よって、3 次元線分上の点から xy 平面に垂直に下ろした点と、平面と 3 次元線分との交点で作る三角形において、平面と 3 次元線分との間の角度を誤差とし、全 3 次元線分で平均をとる。図 11 に示す推定された 3 次元線分数は 42 本である。

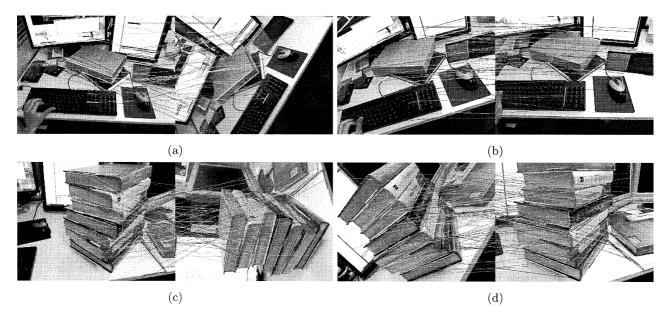


図 6 LEHF マッチングを行った結果画像。 (a) Correct: 61, incorrect: 0. (b) Correct: 73, incorrect: 0. (c) Correct: 80, incorrect: 3. (d) Correct: 120, incorrect: 16.

Fig. 6 Results of LEHF matching.



図 11 平面環境と推定された 3 次元線分 Fig. 11 Mapped 3D line segments in the plannar scene.

基準マーカに含まれる初期線分を除く 42 本の線分から、平均の z の絶対値と平均の角度差を計算する。平均の z の絶対値は 2.9 mm となり、平均の角度差は 2.0° となった。

最後に特徴のない空間において、本手法と特徴点 SLAM の代表的な手法である PTAM[14] との比較結果を図 12 に示す。図 12(a) は初期化した画像である。他の図において、カメラが物体に近づいた時(図 12(b,c,f))や、カメラを大きく傾けたとき(図 12 (d,e))は PTAM は特徴点が検出できず推定に失敗している(座標系を示すグリッドパターンが初期化時とずれている、または Attempting recovery(推定失敗状態)となっている)のに対し、本手法は適切に推定を行えている。

7 結論

本論文では新しい線分記述子(LEHF)を使用した 実時間 SLAM 手法を提案した。従来の線分を使用した SLAM が不確実的に行っていた 2D-3D 対応の作成を、線分記述子(LEHF)の使用によって適切に作成 し、カメラ位置・姿勢推定失敗に対しても頑健なシステムを構築した。また特徴のない空間においては、特徴点 SLAM が推定に失敗しているのに対し、線分を使用することによって適切に推定を行うことができた。本手法では初期化に基準マーカを用いているが、基準マーカを用いずに初期化を行うことを考えている。

参考文献

- [1] P.G.Andrew, W.Mayol-Cuevas: Real-Time Model-Based SLAM Using Line Segments; 2nd International Symposium on Visual Computing (2006)
- [2] A.Ansar, K.Daniilidis: Linear pose estimation from points or lines; IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 578-589 (2003)
- [3] H.Bay, V.Ferrari, L.V.Gool: Wide-Baseline Stereo Matching with Line Segments; Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, vol.1, 329-336 (2005)
- [4] M.Chandraker, J.Lim, D.Kriegman: Moving in stereo: Efficient structure and motion using lines; IEEE 12th International Conference on Computer Vision, 1741-1748 (2009)
- [5] D.Chekhlov, A.Gee, A.Calway, W.Mayol-Cuevas: Ninja on a Plane: Automatic Discovery of Physical Planes for Augmented Reality Using Visual SLAM; International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR) (2007)
- [6] S.Christy, R.Horaud: Iterative Pose Computation from Line Correspondences* 1; Computer vision and image understanding, 73(1), 137-144 (1999)
- [7] A.I.Comport, E.Marchand, M.Pressigout, F.Chaumette: Real-time markerless tracking for augmented reality: the virtual visual servoing framework; IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 615-628 (2006)

廣瀬・斎藤 :線分記述子(LEHF)を用いた実時間 SLAM

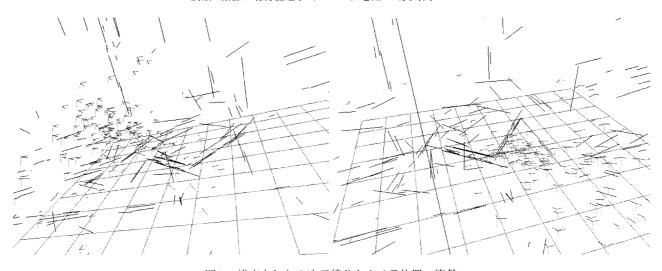


図 7 推定された 3 次元線分とカメラ位置・姿勢 Fig. 7 Mapped 3D line segments and estimated camera poses.

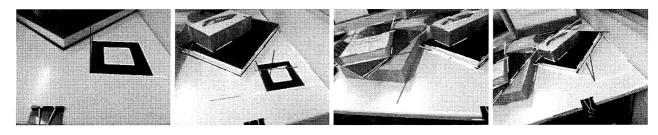


図 8 机上環境における実行結果画像 Fig. 8 Results of our SLAM system in desktop environment.

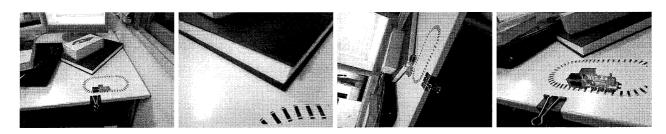


図 9 AR を行っている結果画像 Fig. 9 Some augmented reality scenes.

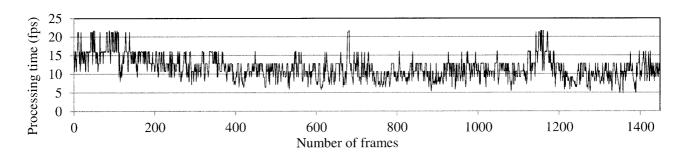


図 10 処理時間 Fig. 10 Processing time of our SLAM system.

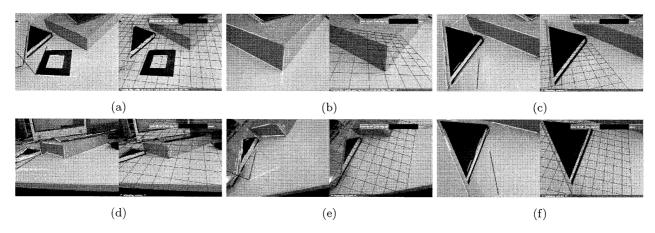


図 12 特徴のない空間において、PTAM と本手法の比較を行った。各画像における左側が本手法であり、右側が PTAM である。

Fig. 12 Comparison of results of our SLAM system with those of PTAM in a low texture scene. Left images of each pair show our SLAM results.

- [8] A.J.Davison: Real-time simultaneous localisation and mapping with a single camera; Ninth IEEE International Conference on Computer Vision, 1403-1410 (2003)
- [9] A.J.Davison, W.W.Mayol, D.W.Murray: Realtime localisation and mapping with wearable active vision; The Second IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality, 18-27 (2003)
- [10] E.Eade, T.Drummond: Scalable Monocular SLAM; IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, vol.1, 469-476 (2006)
- [11] A.Elqursh, A.Elgammal: Line-Based Relative Pose Estimation; IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 3049-3056 (2011)
- [12] J.Gates, M.Haseyama, H.Kitajima: A New Conic Section Extraction Approach and Its Applications; IEICE - Trans. Inf. Syst., vol.E88-D, 239-251 (2005)
- [13] R.Grompone von Gioi, J.Jakubowicz, J.M.Morel, G.Randall: LSD: A fast line segment detector with a false detection control; IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 32(4), 722-732 (2010)
- [14] G.Klein, D.Murray: Parallel Tracking and Mapping for Small AR Workspaces; Proc. Sixth IEEE and ACM International Symposium on Mixed and Augmented Reality (ISMAR'07) (2007)
- [15] D.G.Lowe: Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints; International journal of computer vision, 60(2), 91-110 (2004)
- [16] C.P.Lu, G.D.Hager, E.Mjolsness: Fast and globally convergent pose estimation from video images; IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 22(6), 610-622 (2000)
- [17] M.Montemerlo, S.Thrun: Simultaneous localization and mapping with unknown data association using FastSLAM; IEEE International Conference on Robotics and Automation, vol.2, 1985-1991 (2003)
- [18] O.Pellejero, C.Sagüés, J.Guerrero: Automatic computation of the fundamental matrix from matched lines; Current Topics in Artificial Intel-

- ligence, 197-206 (2004)
- [19] L.Qin, Y.Hu, Y.Wei, Y.Zhou, H.Wang: A new closed-form method for pose estimation from three Z-like lines; 7th World Congress on Intelligent Control and Automation, 4217-4221 (2008)
- [20] E.Rosten, T.Drummond: Machine learning for high-speed corner detection; Computer Vision-ECCV 2006, 430-443 (2006)
- [21] P.Smith, I.Reid, A.Davison: Real-time monocular SLAM with straight lines; British Machine Vision Conference, vol.1, 17-26 (2006)
- [22] Z.Wang, F.Wu, Z.Hu: MSLD: A robust descriptor for line matching; Pattern Recognition, 42(5), 941-953 (2009)
- [23] X.Zhang, K.Wang, Z.Zhang, q.Yu: A new line-based orthogonal iteration pose estimation algorithm; Information Engineering and Computer Science, 1-4 (2009)

(2012年2月27日)

[著者紹介]

廣瀬 圭佑



2011 年慶應義塾大学理工学部卒業。 2011 年同大学大学院理工学研究科修士課程に入学、現在に至る。単眼カメラを使用した SLAM、およびそれによる拡張現実感(AR)の研究に従事。

斎藤 英雄 (正会員)



1987 年慶應義塾大学理工学部電気工学科卒業。1992 年同大学院理工学研究科博士課程電気工学専攻修了。同年同大学理工学部助手、2006 年より同大学理工学部情報工学科教授。1997 年から 99 年までカーネギーメロン大学ロボティクス研究所訪問研究員。コンピュータビジョンや、それを仮想現実感や3次元映像メディア処理等に応用する研究に従事。