応用論文

マーカレス・カメラ・トラッキングを強化する リハーサル・パス法とその実世界運用

一刈 良介[*1]　永仮 貴浩[*2]　津村 勇毅[*2]
北村 一博[*2*3]　柴田 史久[*2]　田村 秀行[*2]

Rehearsal Path Method: A Marker-less Camera Tracking Method Aiming for Robustness to the Real World

Ryosuke Ichikari[*1], Takahiro Nagakari[*2], Yuuki Tsumura[*2]
Kazuhiro Kitamura[*2*3], Fumihisa Shibata[*2], and Hideyuki Tamura[*2]

Abstract --- This paper describes a high-performance camera tracking method for filmmaking under the certain restriction on the camera path. The proposed method called "rehearsal path method" realizes real-time geometric registration using a landmark database which was constructed in advance. Furthermore, the rehearsal path method has three efforts against two actual problems of marker-less tracking methods: (1) the case of wide scene, and (2) the case of scene which has unstable feature points such as trees. Finally, some experimental results were shown in order to confirm and discuss convenience of use and performance improvement.

Keywords: Mixed Reality, Camera Tracking, Landmark Database, Rehearsal Path Method

1 はじめに

現実世界と仮想世界を継ぎ目なく融合する複合現実感（Mixed Reality; MR）において，現実世界と仮想世界の位置合わせを正しく行う幾何学的整合性の問題は最重要課題の 1 つであり，MR の研究分野において活発に研究がなされてきた[1]．これまでは物理的なセンサを用いる手法や人為的なマーカ[2,3]を用いる手法がよく用いられたが，近年では，対象となる光景中の自然特徴点を利用して位置合わせや追跡を実現する「マーカレス」の手法が主流となりつつある[4].

こうした提案手法は，研究的には百花繚乱であり，優れたアイディアの方法も少なくないが，実世界の多様な形態に適用できる万能な手法はなく，状況に応じてそれぞれの特性に応じた手法を使い分けざるを得ない．中には，少し適用条件が異なるだけで，全く役に立たない方法も存在する．仮想世界だけでなく，現実世界をも対象とする MR 技術にとって，実問題に対して効率的かつ安定して運用できる手法の確保は必須であり，そうした観点からの改良手法の研究や問題点の整理も価値があると考えられる．

筆者らの研究グループでは，映画制作の PreViz (Pre-Visualization) に MR 技術を活用する MR-PreViz 研究プロジェクト[5]を推進してきたが，本論文ではこのプロジェクトで生まれたマーカレス・トラッキング法に関する実運用上の工夫を紹介する．RPM (Rehearsal Path Method)と名付けたこの方法は，映画制作と用途に則して考案したものであるが，そこで課した制約条件や手法の調整・改善ポイントは，他の MR 実応用分野にも通じるものがあると考えるからである．

MR-PreViz 技術は，スタジオ内の大型セット，オープンセットやロケ地，スタジオなど屋内外の撮影現場において CG を実写背景に合成して PreViz 映像を得るものであるが，その要諦となるのは，撮影現場で 6 自由度のカメラワークに追随し，以下の条件を満足するトラッキング法であった．

1. 屋内外の様々なシーンで利用可能
2. 人為的なマーカを用いないマーカレスな手法
3. CG 配置のために世界座標系を任意に設定可能

上記の要件を満たす有力な手法として，我々は武富らの手法[6]を採用した．この手法では，MR 合成を行うシーン中に存在する自然特徴点の位置や周囲の情報を集めたランドマーク・データベース(以下，LMDB) を事前に構築しておくことで，様々な環境において自然特徴点追跡による位置合わせを実現している．しかし，この提案手法そのままでは，LMDB の構築に長い時間がかかることや，LMDB の大きさが膨大になるなどの欠点が存在した．また，高精度の測量方法で事前に LMDB を構築していない場合，実行時に安定した特徴点対応が得られないという問

*1 南カリフォルニア大学クリエイティブ・テクノロジー研究所
*2 立命館大学大学院理工学研究科
*3 現在，大日本スクリーン製造株式会社
*1 University of Southern California, Institute for Creative Technologies
*2 Graduate School of Science and Engineering Ritsumeikan University
*3 DAINIPPON SCREEN MFG. CO., LTD

表 1　従来手法と RPM の違い
Tab.1 Differences between the conventional method and RPM

	LMDBの構築方法	LMDBの規模	特徴点の対応付け	初期位置合わせの範囲	破綻からの復帰
手法[6]	手動	大規模（シーン全体）	画像テンプレート	広域	不可
RPM	自動	撮影シーンのみ	SIFT特徴量と画像テンプレート	カメラパス上	可

題も存在した.

こうした問題に直面しつつ，数々の実運用から生まれた改良が, LMDB 構築時とトラッキング時で近いカメラパスを辿るように制限することで，高速かつ高精度な LMDB 構築および位置合わせを実現する「リハーサル・パス法（RPM）」である. RPM は, MR-PreViz 研究プロジェクトの中で, 積極的に活用され，すでに劇場公開映画制作やコマーシャルフィルム（CF）の制作過程でも採用された実績をもつ. RPM は，考案・実装後直ちに所望の精度を達成した訳ではなく, 遭遇した実問題に対処するため, 様々な方策の考案や手法の改良を加え，実用性を高めてきた．実世界で遭遇した実問題は，RPM だけでなく，自然特徴点認識を用いたマーカレス・トラッキング法自体の特性に起因するものであった.

以上の経験に基づき，本論文では，マーカレス・トラッキング手法を実世界で運用する際に遭遇しうる問題を取り上げ，そのために我々がどのような方策を採ったかについても報告する.

2 RPM と関連研究

2.1 RPM の概要

前述のように，RPM は，LMDB を用いた従来手法[6]の概念を踏襲し，映像制作用途の特性を活かして，効率化や安定化を図った改良手法である．映像制作のワークフローでは，予め脚本や絵コンテによりシーンをどのように撮影するか想定されている.

RPM では，このような事前のカメラワークが想定できることを利用して, 効率的な LMDB の構築, LMDB を用いたトラッキング処理の高精度化・高速化を図る. 従来手法[6]と RPM の違いを**表 1** に示す.

RPM では，利用される環境や利用方法を，以下のように想定している.

・利用するシーンは，動物体の存在しない屋内外の任意のシーンである
・実運用（映画の場合は，本撮影）前に大まかなカメラパスが想定されている

これらの前提の下, 下記の 3 点の改善を行った.

(1) LMDB 構築の高速化

従来手法[6]では，特徴点の 3 次元位置を世界座標系で求めるために，あらかじめ基準点の 3 次元位置をレーザー測量機によって計測しておく必要があった．しかしこの計測には，大変時間と労力を必要とすることから，実運用を行う上では問題となった．そこで, RPM では事前に大まかなカメラパスが想定できる条件を課すことで，想定されるカメラパスでシーンを撮影するだけで, 自動的に LMDB を構築することで効率化を図る．また，事前撮影時には，人工矩形マーカを配置し，特徴点の 3 次元位置を世界座標系へと自動的に変換する．広いシーンの LMDB の構築を目指していた従来手法[6]と比べて，LMDB 構築対象も小さくなることから，特徴点の 3 次元位置の計算にかかる時間も短くなり，蓄積誤差も小さくなる．よってマーカを用いた簡便な方法での世界座標への変換が可能となり，結果として，LMDB 構築が高速化できる.

(2)初期位置合わせの高速化

初期フレームにおけるカメラ位置推定の範囲をデータベース構築時のカメラパス付近に限定することで, 実用に耐えうる時間内で初期化を行う. 従来手法[6]では LMDB のサイズが膨大なため処理時間も数十秒要しており, GPS 等のセンサによる絞込みも必要であった. 本手法では, 領域が限定されるため, GPS 等のセンサが必要なく, 初期位置合わせ処理を 1 秒程度で行える.

(3)追跡処理の高速化および破綻からの復帰

従来手法[6]では，ランドマークと入力画像中の自然特徴点の対応付けに多重スケール画像テンプレートを用いていたため，計算コストが大きかった．RPM では, ランドマークと入力画像中の自然特徴点の対応付けに，高い識別性能を持つ局所不変特徴量の 1 つである SIFT 特徴量[7]を利用する．これにより特徴量の高速な記述・対応付けが可能となり，追跡処理の高速化と追跡破綻からの復帰が実現される. RPM 法の流れを**図 1** に示す．まず，先に実行するリハーサルフェーズでは，想定されたカメラパスに沿ってシーンを撮影し，LMDB を構築する．次に実行フェーズでは，構築された LMDB を用いてカメラトラッキングを行う．詳しい処理の流れについて

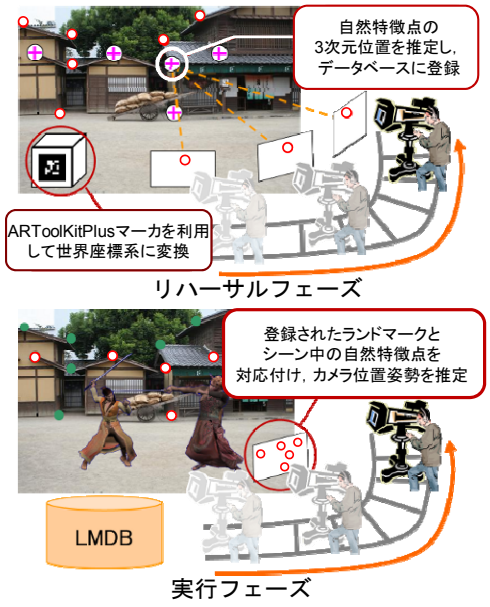


図 1　RPM のワークフロー
Fig. 1 Workflow of RPM

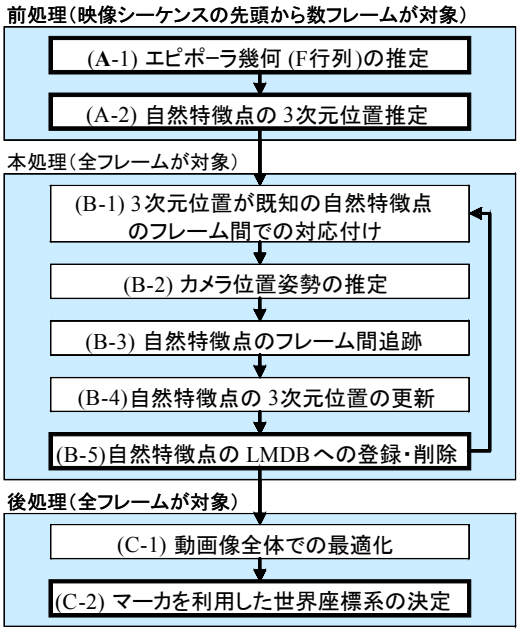


図 2　リハーサルフェーズの処理手順
Fig. 2 Flowchart of the rehearsal phase

は，2.3 節以降で詳細に述べる．

2.2 関連研究と RPM の位置づけ

MR 分野でこれまでに開発されてきた幾何位置合わせ手法は大きく分けると，物理センサベースの手法，画像ベースの手法，またはそれらのハイブリッド手法に分けられる．画像ベースの手法もまた，人工マーカを用いたものと自然特徴を用いたものに分けられる[4]．RPM は，画像ベースで自然特徴を用いた手法に位置付けられる．自然特徴ベースの手法の中には，シーンの CAD データなどの 3 次元モデルを事前に準備しておく手法が存在する[8,9]．しかし多くの場合，一般の広域な対象に対しては，モデル構築の際の人的コストが問題となり，この観点では自然特徴点を用いるのが有効であると思われる．RPM もこの自然特徴点ベースの手法である．

自然特徴点を用いた手法において，必要となる自然特徴点の 3 次元位置推定法としては，人工マーカを用いた手法[10]，Structure-from-Motion（SfM）法により推定する手法[11]がある．人工マーカを用いるものは，マーカを常に映し続ける必要があるが，推定された特徴点の位置はマーカの座標系によって求まる．一方，SfM を用いる手法ではマーカを映す必要はないが，特徴点の座標はスケールが不確かな相対座標系で求まるため，現実世界のスケールにあった世界座標を用いるためには，別の方法により基準点を計測する必要がある．従来手法[6]も SfM を利用した手法の 1 つであり，光学計測器を基準点の計測のために利用していた．RPM は，人工マーカと SfM の両方を組み合わせたものである．SfM により推定された特徴点の座標を，マーカにより定義する座標系に自動的に変換することを行っている．マーカを常に映す必要はなく，LMDB 構築用の映像に一度でも映れば，特徴点の座標系をマーカ座標系へ変換できる．

また，自然特徴点を用いるが，事前の知識を用いないものとして，カメラ映像によりシーンの特徴点の 3 次元位置とシーン中での自己位置姿勢推定を実時間で同時に行う Visual-SLAM（Simultaneous Localization and Mapping）の一種である PTAM[12]が注目を集めている．PTAM では，インタラクティブな初期化処理を行い，さらに並列化処理を行うことで，高精度なカメラ位置姿勢推定と新たな特徴点の登録を実現している．しかし，特徴点の位置の推定の枠組みは，SfM と同様であり，単体では世界座標系を定義する機構を持たず，MR-PreViz 用途での利用は難しい．

2.3 リハーサルフェーズ

従来手法[6]も RPM も事前に対象空間の特徴点の情報を集めた LMDB を構築しておくことは共通している．どちらも SfM 法を用いて自然特徴点の 3 次元位置を求めているが，SfM 法の座標系と世界座標系とを対応付ける方法が異なっている．従来手法[6]では大規模なデータベースを構築するために，多数の基準点の絶対座標系を手動で光学測量器により求める方法をとっていた．RPM におけるリハーサルフェーズでは，想定されるカメラパスに限定することで，人工的なマーカを配置しながら一度シーン

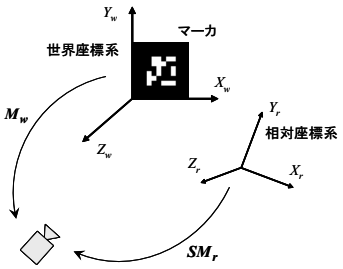


図 3 相対座標系と世界座標系の関係
Fig. 3 Relationship between relative and world coordinates

を撮影することで，SfM により LMDB を自動構築する方法をとっている．リハーサルフェーズの処理は，**図 2** に示すように，前処理，本処理，後処理の 3 つに分けられ，以降それぞれの処理を説明していく．図 2 では，従来手法[6]からの変更が顕著な個所を太字の四角形で強調している．

2.3.1　前処理

前処理では，本処理で必要となる何点かの特徴点の 3 次元位置を取得する. RPM では，一般的なステレオ視に基づく手法により 3 次元位置推定を行う.

初期フレームとある程度ベースラインが確保できるフレームとの間で，カメラの相対的な姿勢 R と位置移動 t と特徴点の 3 次元位置 $\mathbf{P}_r=[x_r, y_r, z_r]^T$ を求めるためにエピポーラ幾何（F 行列）を推定する．

RPM では RANSAC 法[13]を使って，8 点の対応関係から **F** 行列を線形的に解く Eight-Point Algorithm[14]を用いて **F** 行列を求める．対応関係は，後述する本処理と同様の特徴点追跡処理によって与えられる．**F** 行列はカメラの内部パラメータ **A** と **R**，t によって式 (1) のように記述される．

$$\mathbf{F} = \mathbf{A}^{-\mathrm{T}}[\mathrm{t}]_{\times}\mathbf{R}\mathbf{A}^{-1} \tag{1}$$

A は事前のカメラキャリブレーションによって既知であるため，**F** 行列から **R**，t が求まる．したがって，2 フレーム間の姿勢から三角測量の原理を用いて特徴点の 3 次元位置 $\mathbf{P}_r$ を決定することができる．なお，スケールが未知なためカメラ間距離 $\|\boldsymbol{t}\|$ は 1 とする．

上記のような前処理により，従来手法[6]が手動で計測していた基準点の計測処理を用いずに，基準となる自然特徴点の 3 次元位置を暫定的な座標系で推定できる．この基準点は，以降の本処理において他の自然特徴点の 3 次元位置を推定する基準点として用いられ，後処理において世界座標系に変換される．

2.3.2　本処理

本処理では，前処理で求めておいた自然特徴点の 3 次元位置を用いてカメラ位置姿勢を求め，フレーム毎に SfM を行うことで新たな自然特徴点の 3 次元位置を推定していく．具体的には以下の手順で達成される．

(B-1) 3 次元位置が既知の自然特徴点のフレーム間での対応付け

Harris オペレータ[15]で検出された特徴点に対し，画像テンプレートを用いて 3 次元位置 $\mathbf{P}_r$ が既知の特徴点をフレーム間で対応付ける．テンプレート間の相関は各画素間の差の 2 乗和（以下 SSD）で計算する．探索窓は，前フレームのカメラ位置姿勢を用いて，特徴点ごとの投影座標を中心に設定される. そのため，前フレームから現フレームへのカメラの移動量は小さいと見なせるので，15×15[pixels]と探索窓を小さくする. なお，3 次元位置が推定されていない特徴点は 25×25[pixels]と探索窓を大きくしている.

(B-2) カメラ位置姿勢の推定

得られた 3D-2D の対応関係から PnP 問題[16]を解くことでカメラ位置姿勢 $\mathbf{M}_r$ を求める.

(B-3) 自然特徴点のフレーム間追跡

3 次元位置が未知の点を追跡するため，まず画像全体で主要なオプティカルフローを文献[17]で利用される手法を用いて推定し，点の予測位置とする．フローにより予測された点の出現位置を中心に探索窓を設定してマッチングを行うことで，前フレームと現フレーム間での特徴点の追跡が可能となる.

(B-4) 自然特徴点の 3 次元位置の更新

規定したフレーム数以上追跡された特徴点に対し，追跡されたフレームのカメラ位置姿勢からマルチベースラインステレオ法[18]で 3 次元位置を推定する. ここでの規定した追跡フレーム数は登録される特徴点数や点の位置推定精度に影響し，現在は，経験則から，10 フレームと規定している.

(B-5) 自然特徴点の LMDB への登録・削除

ランドマークの登録の条件として，特徴点追跡時に得られる視差を基準として登録する. その視差は，異なる時刻における同一の特徴点の追跡結果において，同一の空間に投影した際に，あるカメラ位置–特徴点位置–別の時刻のカメラ位置で構成される視差を示す角度で表され，ある点を追跡した際に得られた視差の角度の最大値を基準とする．また，再投影誤差の標準偏差が閾値以上の LM は 3 次元位置の推定精度が低いとみなしデータベースから削除する.

2.3.3　後処理

本処理で推定された特徴点の 3 次元位置は相対的な値であるため，実世界とのスケールを合わせ，絶対座標へ変換する必要がある．そこで後処理ではバンドル調整[19]による LMDB の 3 次元位置とカメラパスの全体最適化を行った後(図 2（C-1))，シーン中に配置されたマーカを利用し，相対座標系から世界座標系への変換，およびスケール合わせを行う．本手法では，マーカには ARToolKitPlus[3]を用い，

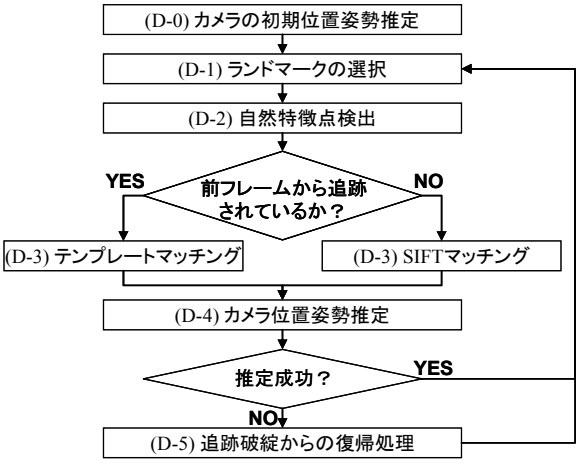


図 4 実行フェーズの処理手順

Fig. 4 Flowchart of the tracking phase

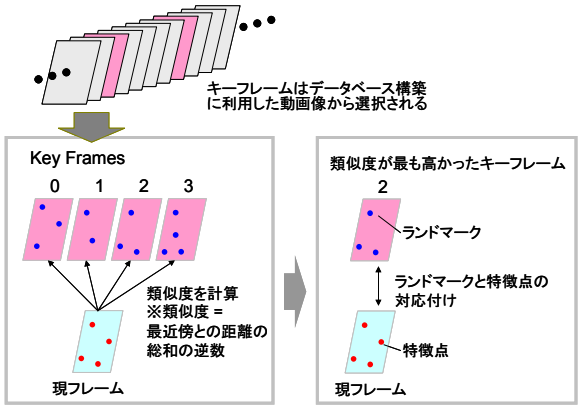


図 5 カメラ初期位置姿勢推定

Fig. 5 Initializing camera position and posture

マーカ座標系を世界座標系とする（図 3）．相対座標系における座標 $\mathbf{P}_r$ から世界座標系における座標 $\mathbf{P}_w$ への変換は，マーカが検出されたフレームにおける相対座標系でのカメラ位置姿勢行列 $\mathbf{M}_r$ とマーカ座標系でのカメラ位置姿勢行列 $\mathbf{M}_w$，そしてスケール変換行列 $\mathbf{S}$ を用いて以下の式（2）で表される．

$$\begin{bmatrix} x_w \\ y_w \\ z_w \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{M}_w^{-1}\mathbf{S}\mathbf{M}_r \begin{bmatrix} x_r \\ y_r \\ z_r \\ 1 \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{S} = diag(s, s, s, 1) \qquad (2)$$

ここで，スケール s は式（3）より決まる．

$$s = \frac{l_w}{l_r} \qquad (3)$$

ただし，l_w は世界座標系におけるマーカ 1 辺の長さであり，既知とする．相対座標系におけるマーカ 1 辺の長さ l_r はマルチベースラインステレオで推定されたマーカ 2 頂点の 3 次元距離として計算される．

従来手法[6]において，LMDB に登録する情報としては，3 次元位置情報だけではなく、特徴点のマッチング用として，特徴点の周囲の画像パッチを記録していた．RPM では，その考えを踏襲しつつも，より登録する情報量を少なく，かつ高精度にマッチングできる SIFT 特徴量を 3 次元位置が求まった特徴点に対して算出する．SfM における特徴点の 2 次元上での追跡結果と特徴点周辺の画像情報を用いて SIFT 特徴量を計算する．この際同一の特徴点に対して，視点位置毎に別々に SIFT 特徴量を求めることで，単一視点の SIFT 特徴量を用いることよりもマッチング精度を増すことができる．

2.3.4 LMDB の構成要素

データベースは，複数の LM によって構成され，各 LM は以下の情報を持つ．

(1) LM の 3 次元位置 $\mathbf{P}_w$

(2) 撮影地点ごとの情報

(2-a) SIFT 特徴量（128 次元ベクトル **V**）

(2-b) SIFT スケール決定係数 α

(2-c) 登録時のカメラ位置姿勢 $\mathbf{M}_w$

(2-a)は追跡時に高精度な LM の対応付けを実現するためのものである．(2-b) は LMDB 構築時と実行時で同じ SIFT 特徴量を抽出するための値である．実際には，カメラと LM 間の 3 次元距離と SIFT スケールを乗じた値である．なお，SIFT スケールとは画像上での特徴量記述領域の大きさとする．(2-c) は LM の選択時に用いる．

2.4 実行フェーズ

本節では，実行フェーズ時の LMDB を用いたトラッキング手法について述べる．図 4 に処理手順を示し，以下に各処理を詳述する．

2.4.1 トラッキングアルゴリズム

(D-0) カメラの初期位置姿勢推定

初期フレームでは，前フレームでのカメラ位置姿勢がないため，他のフレームでの追跡処理とは異なる初期化処理が必要である．LMDB を用いた初期化処理では，一般的に LMDB 全体を探索して、入力フレームとマッチング処理を行う．従来手法[6]では，LMDB を構築した広域な範囲で初期化が可能であるが，探索対象の LM 数が多くなるために計算時間が問題になっていた．RPM では、LMDB 構築での画像シーケンスから任意のフレーム間隔において設定されたキーフレームを利用することで，LMDB 構築時のカメラパス付近での高速なカメラ位置姿勢推定を実現する．このフレーム間隔は，カメラワークの速さに依存するものであるが，基準値は，20 フレーム間隔であり，カメラの速さに応じて変更する．

この処理は図 5 に示すように，2 つのステップから構成される．第 1 ステップはキーフレームの選択であり，入力画像と最も類似度が高くなるキーフレ

ームを複数のキーフレームの中から選択する．そのため，類似度 c を下記のように定義し，

$$c = \sum_{i=1}^{N} \frac{1}{\mathrm{SSD}\,(V_i, V')} \tag{4}$$

類似度 c が最大のキーフレームをマッチングしたキーフレームとする．ここで，N は各キーフレーム内に存在する LM 数，$\mathbf{V_i}$は各 LM の SIFT 特徴量であり，V'は $\mathbf{V_i}$ の最近傍である入力画像中の特徴点の SIFT 特徴量を表す．この際に用いる特徴点数は 100 個に限定することで高速化を図る．第 2 ステップでは，マッチングしたキーフレームの LM と入力画像中の自然特徴点を，kd 木を用いた最近傍探索[7]によって対応付けることで，カメラの初期位置姿勢を推定する．第 2 ステップのマッチングでは，入力画像の特徴点すべてをマッチング対象とする．

(D-1) ランドマークの選択

利用する LM を限定するため，多数の LM から以下の条件を全て満たすものを選択する．

- 視野内に存在
- LM 撮影時のカメラ位置と前フレームのカメラ位置の距離が閾値（200[mm]）以下
- 入力画像における LM 同士の距離が閾値(15[pixels])以上

各フレームの計算量を一定にするため，選択される LM 数に上限(80[個])を設けている．上限を超える場合，前フレームで対応済みのものを優先させ，フレーム間で用いる LM に連続性を持たせる．これにより，カメラ位置姿勢推定のジッタを抑えられる．なお，閾値は目安であり，状況に応じて変更する．

(D-2) 自然特徴点検出

リハーサルフェーズと同様に，Harris オペレータを用いて入力画像から自然特徴点を検出する．

(D-3) ランドマークの対応付け

まず，入力画像中の探索窓内で検出された自然特徴点を各 LM の対応付け候補とする．探索窓には，前フレームで LM が検出された画像上の座標を中心とした円を用いる．現フレームで新たに検出された自然特徴点は，SIFT 特徴量により LMDB の LM に対応付けられる．前フレームから追跡中の自然特徴点は，テンプレートマッチングで対応付けを行う．

(D-4) カメラ位置姿勢推定

得られた 3D-2D の対応関係から PROSAC 法[20]によって誤対応を排除し，カメラ位置姿勢を求める．

2.4.2 対応付けの高速化

従来手法[6]では LM の対応付けにおいて，画像テンプレートのマッチングが用いられていたが，RPM では，現フレームで新たに選択された LM に対し，高速化した SIFT 特徴量によるマッチングを一度だけ行い、以降のフレームでの追跡を，フレーム間でのテンプレートマッチングに切り替える方法をとる．よって，SIFT 特徴量により高精度マッチングとフレーム間でのマッチングを用いた追跡処理による高速性とを両立できる．一般的に SIFT 特徴量は識別性能が非常に高い一方で，特徴量記述領域決定のためのスケール算出に Difference of Gaussian (DoG) を用いるため計算コストが高く実時間処理に向かないため，RPM では，DoG の代わりに LM とカメラ位置から SIFT スケール $\mathbf{L}_{\mathrm{SIFT}}$ を求める．$\mathbf{L}_{\mathrm{SIFT}}$ は以下の式 (5) から算出できるため，高速な特徴量記述を実現している．

$$\mathbf{L}_{\mathrm{SIFT}} = \frac{\alpha}{d} \tag{5}$$

α は LMDB に登録された SIFT スケール決定係数，d はカメラ位置と LM の 3 次元距離である．各 LM に対し，LMDB 内の SIFT 特徴量と入力画像から上記の方法で得た SIFT 特徴量を比較し，SIFT ベクトル間のなす角が最小の候補を対応付ける．

2.4.3 トラッキング破綻からの復帰

従来手法[6]では，トラッキングが破綻した際の対策については論じられていなかったが，RPM では，追跡処理が破綻した際，カメラの位置と光軸方向の破綻前からの変化は小さいと仮定することで，モーションブラー等により瞬間的に生じる追跡破綻からの復帰を実現している．

まず，LM と入力画像から検出された自然特徴点との照合による計算コストを抑えるため，対応付けに用いる LM は，追跡処理が破綻する直前まで視野内に存在していたものに限定する．次に，各 LM に対して破綻前後で同じ SIFT 特徴量を抽出するため，破綻前に求めた各 LM の SIFT のスケールの平均を用いて特徴量を抽出する．カメラ位置の変化が破綻前後で小さければ，SIFT 特徴量が有する回転不変性により，カメラの姿勢情報が無くとも同じ特徴量を記述可能である．最後に，効率的に対応付けるため得られた特徴量群において特徴量空間内で kd 木により照合を行い，破綻からの復帰を実現している．

3 マーカレス・トラッキング法における実問題

これまでに数々の撮影実験や実映像制作内で，2 章で述べた手法を利用して，MR-PreViz 撮影を行ってきた．しかし，全ての場合において高精度にカメラトラッキングを行えたわけではなく，実問題を対象にすることで以下に示す場合に問題があった．

(A) 撮影シーンが広範囲であり，特徴点の 3 次元位置とカメラ位置姿勢に推定誤差が蓄積する場合

(B) 樹木などの不安定な特徴点が多数ある場合

本稿では，以上の場合において，対処法を検討し，体系的に整理し．その解決策を述べる．また，ここ

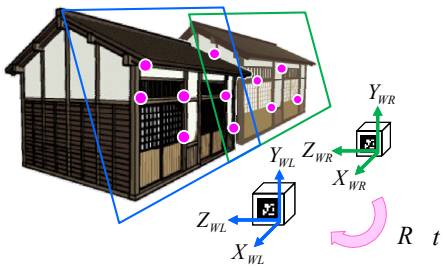


図 6 LMDS 統合の概念
Fig. 6 Concept of LMDS integration

で示す問題は，RPM 法だけでなく，人工特徴点を事前に登録しておく手法共通の問題であり，その解決策も一般性を有していると思われる．

3.1 撮影シーンが広範囲の場合

撮影シーンが広範囲にわたり，カメラパスが長くなると，LMDB 構築時に求める特徴点の 3 次元位置とカメラ位置姿勢に推定誤差が蓄積し，蓄積誤差が増大し，低精度な LMDB が構築されてしまう．そうして，構築された LMDB を用いてトラッキングを行った場合，CG を所望の位置に合成できなくなり，破綻し続けてしまう．蓄積誤差の発生は，マーカレス・トラッキング法の共通の問題である．

3.2 樹木などの不安定な自然特徴点が存在する場合

自然特徴点のみを利用した 2 章の手法では，木の葉などがシーンに多く存在する場合，木の葉などから自然特徴点が多数検出されるが，推定されるカメラ位置姿勢と自然特徴点の 3 次元位置に誤差が蓄積してしまう．誤差が蓄積する原因として以下の項目が挙げられる．

・見る角度や風で検出位置や SIFT 特徴量が変動
・似た色によりフレーム間の誤対応が数多く発生

これらの原因で特徴点の追跡が正確にできず，LMDB を構築できなかったり，低精度な LMDB が構築されたりしてしまう．そのため，トラッキング時には LMDB に登録された LM と実際に撮影しているシーン中の自然特徴点との対応付けに誤りが頻発する．よって，カメラ位置姿勢を高精度に推定できず，CG を所望の位置に合成することが難しい．

4 マーカレス・トラッキング法の実問題の対処法

4.1 撮影シーンが広範囲の場合

3.1 節で述べた問題に対する解決策として，なるべく短い移動距離で取得した局所的な特徴点群を統合して，全体の LMDB の累積誤差を軽減することを試みる．統合後の完成したものを LMDB と呼ぶために，統合前の特徴点群はランドマークデータセット（以下 LMDS）と呼ぶものとする．短い移動距離の LMDS の利用で蓄積誤差を小さくし，同時に複数の LMDS を統合することでトラッキング可能な範囲を拡大する．

LMDS の統合手法の処理手順は次の通りである．

(1) LMDS 間で対応している点を選択
(2) LMDS 間のスケールを調整
(3) LMDS 間の変換行列を推定
(4) LMDS の統合

以下に，各処理について詳述する．

4.1.1 対応点の選択

本手法では LMDS の統合を実現するために図 6 のように共通の特徴点を含む LMDS を事前に構築しておく．この各 LMDS に共通して登録されている点をこれ以降，対応点と呼ぶ．まずは LMDS 間で対応点の選択を行う．現在は手動で 3 点以上選択する．

4.1.2 スケールの調整

各々で構築された LMDS の統合を行うには LMDS 間でスケールを合わせる必要がある．そこで，選択した対応点間の 3 次元ユークリッド距離で，LMDS 間のスケール合わせを行う．対応点数を n とすると，対応点間を結ぶ距離の数が ${}_nC_2$ あるので，LMDS 間でこれらの距離をそれぞれ比較することでスケール比を算出する．

4.1.3 変換行列の推定

各 LMDS は図 6 に示すように，別の位置に配置したマーカにより，異なる世界座標系で構築されている．そのため，統合する際には座標系間の位置関係，つまりマーカ間の相対的な位置関係を推定し，1 つの座標系へ統一する必要がある．

本手法では LMDS 間の変換行列の推定に，2 つの 3 次元形状データ間の位置合わせ手法としてよく用いられる Iterative Closest Point（以下 ICP）アルゴリズム[21]を用いる．このアルゴリズムは，異なる座標系で記述された 3 次元形状データに対し，点の座標値のみを用いて形状の統合ができる．そのため，対応点の 3 次元座標を使用することで LMDS の統合が可能となる．それぞれの集合の対応する 2 点 x_i, y_i は以下のように関係付けられる．

$$y_i = Rx_i + t \tag{6}$$

次に，選択した対応点の 3 次元座標値を初期値として与えることにより，変換行列推定問題を簡単化させ，以下の関数に適用する．対応点同士が完全に一致することはないため，以下の関数を最小化することで，位置合わせ残差が最小となる回転行列 $\boldsymbol{R}$ と並進ベクトル t を推定する．なお，本手法は $\boldsymbol{R}$ の推定方法として特異値分解（Singular Value Decomposition; SVD）を用いた方法[22][23]を利用する．

$$\min_{(R,t)\in SE(3)} \sum_{i=1}^{n} \left\| y_i - (Rx_i + t) \right\|^2 \tag{7}$$



図 7 人工特徴点マーカによる LMDB 構築
Fig. 7 LMDB construction using artificial markers



図 8 LMDB 構築に用いたシーン
Fig. 8 Scene used for LMDB construction

4.1.4 LMDS の統合

推定した変換行列で座標系の統一，および LMDS の統合を行う．LMDS は複数の LM によって構成され，構成要素に関しては 2.3.4 項と同様である．
統合にあたり，統合する側の LMDS の LM に対しては変換行列を掛け，もう片方の座標系での 3 次元座標に変換し，1 つの LMDB として出力する．

4.2 樹木などの不安定な自然特徴点が存在する場合

3.2 節で述べた問題に対する解決策として，意図的に安定した特徴を作り出す物体を配置するなど，シーン側に変更を加える手もある．しかし，ここでは，問題を抜本的に解決するため手法側での対処法として，正三角形の人工特徴点マーカ[24]を援用した LMDB 構築手法を提案する．

人工特徴点マーカは，LMDB 構築時のみに，LMDB 構築精度向上のためにのみ利用し，実行フェーズには，取り除くこととする．LMDB 構築時に，人工特徴点マーカを配置することで，特徴点が少ないシーンでも，マーカの 3 つの角から安定して特徴点が検出され，それを追跡することでカメラ位置姿勢の精度を増すことができる．これにより，木の葉などの不安定な自然特徴点のノイズが推定されたカメラ位置姿勢に混じるのを防ぐ．LMDB 登録の際，木の葉などの不安定な自然特徴点は，推定された 3 次元位置の精度が低いため，再投影誤差を用いて閾値以下の自然特徴点は LMDB に登録されないよう排除する．ここでは ARToolKitPlus マーカを 2 面用いることで，世界座標変換の精度を向上させている．

人工特徴点マーカを援用した LMDB 構築（**図 7**）の処理手順は次の通りである．なお，トラッキングは 2 章の手法と同様である．

(1) 景観中に人工特徴点マーカと ARToolKitPlus マーカを配置し，LMDB 構築用の動画像を撮影
(2) 人工特徴点マーカの認識には[24]の手法を利用し，そこから検出された人工特徴点を用いて，SfM により木の葉などのノイズが混じらないカメラ位置姿勢を推定
(3)推定されたカメラ位置姿勢を用いて人工特徴点以外の自然特徴点の 3 次元位置を推定
(4)推定した自然特徴点の 3 次元位置を ARToolKit Plus マーカで世界座標系に変換したのち，データベースに登録

以上の流れで高精度に構築した LMDB を用いることで，樹木が多数存在する景観中でも景観を乱さず，マーカレスのトラッキングが可能となる．また，対象の特徴点があまりにも少なくて，人工特徴点マーカを取り除いては，実行フェーズのトラッキングが成り立たない場合は，隠消現実感(Diminished Reality; DR)技術を用いて，人工特徴点マーカを視覚的に除去する方法もある[25]．当研究グループでは，RPM 法利用の際に，意図的に配置した物体や，人工物を視覚的に除去する手法も提案している[26]．

5 実験

提案手法の有効性を検証するため，本章では，実世界での利用を想定した複数の撮影実験を行う．まず 5.1 節では，屋内の撮影現場を想定して，RPM の基本部分を用いた手法の性能評価を行う．屋内であるので，別の位置姿勢推定機構を用いたリファレンスとの比較も行うことで，世界座標系での手法の出力値の評価を行う．5.2 節，5.3 節では，屋外シーンを想定した実験を行う．5.2 節では撮影対象が広い場合の対処法としての LMDS の統合に関する評価実験，5.3 節では不安定な特徴点しか得られない場合の人工特徴点マーカの援用手法に関する評価実験を行った．

5.1 屋内シーンでの性能評価

【実験内容】 屋内の**図 8** に示す撮影シーンにおいて RPM の性能を評価するため，LMDB 構築と，構築した LMDB を利用して，MR-PreViz 撮影実験を行った．その際のカメラパスは，**図 9** に示すように，和室のセットに対して平行にレールを使って移動するものであった．MR-PreViz の実験機材としては，カメラ（SONY PMW-EX3，解像度：720×486 [pixels]，プログレッシブ形式，30[FPS]）と計算機（CPU: Core i5 2.80GHz,メモリ：4GB）を用いた．カメラは三脚用ドリーに載せて，映画撮影用の直線レールの上を約 3m 動かした（150 フレーム）．RPM が映画撮影現場での運用に耐え得る手法であるか確

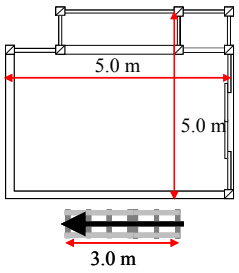


図 9 撮影実験時のカメラパス
Fig. 9 Camera path during the experiment

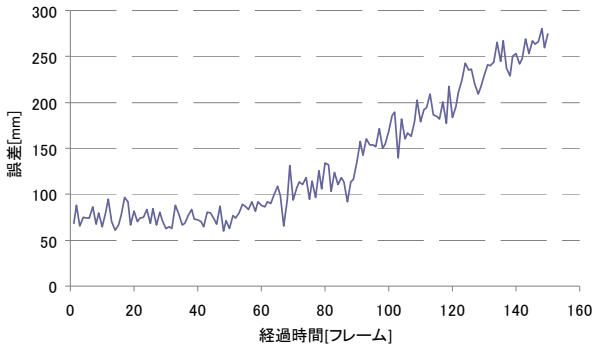


図 10 リファレンス値との誤差の推移
Fig. 10 Amount of error during the tracking

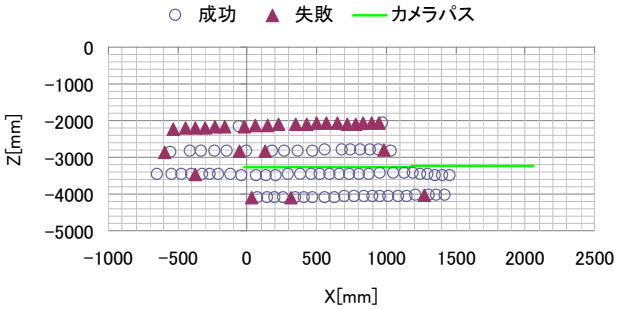


図 11 初期化可能位置
Fig. 11 Result of initialization

かめるため，主に運用の時間コスト，精度，処理速度の観点から，以下の 4 つの項目に関して実験した．

- LMDB の構築時間[sec]
- 登録された LM の再投影誤差平均[pixels]
- トラッキングのフレームレートの平均[FPS]
- トラッキング時の CG の合成精度[pixels]

尚，性能評価のため ARToolKitPlus マーカを景観中にトラッキング時も残し，ARToolKitPlus マーカの右下の角を合成位置とする．そして，マーカの右下の角の 2 次元位置と合成された CG の 2 次元位置とのズレの平均を CG の合成精度として用いる．

より客観的な評価として，世界座標系での誤差や移動可能範囲を求める．世界座標での精度計測を行う場合，カメラ位置姿勢の真値を別の機構で求める必要がある．真値を求めるのは容易ではないが，屋内環境において，比較的精度よくカメラ位置姿勢を計測できる Vicon 社製 Bonita をリファレンスデータとして利用する．初期化可能位置に関しては，LMDB 構築時のカメラパス付近の位置で初期化可能な位置を調べた．なお，初期化ができた条件としては，リファレンスデータと距離が 500mm 以内の値が求まった場合，初期化成功と判定した．

【結果と考察】 結果は以下の通りである．

- LMDB の構築時間：49.42[sec]
- 登録された LM の再投影誤差平均：0.73[pixels]
- トラッキングのフレームレート：27.68[FPS]
- トラッキング時の CG の合成精度：3.65[pixels]

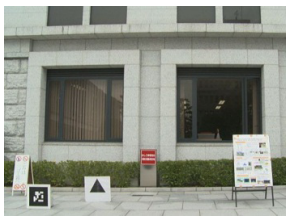
これらの結果から，時間的制約があり，且つ高精度な CG 合成が求められる映画撮影現場での運用に十分耐え得る，LMDB の構築時間，LMDB に登録された LM の再投影誤差平均，トラッキングのフレームレート，CG の合成精度を，RPM は有していると考えられる．

リファレンスデータとの比較結果を**図 10** に示す．ここでは，トラッキング時に RPM から求まるカメラ位置姿勢とそのフレームでのカメラ位置姿勢のリファレンス値とのユークリッド距離の推移を記載している．この際，誤差の平均は，135.698[mm]，誤差の標準偏差：67.06[mm]であった．初期化可能位置の実験結果を**図 11** に示す．図 11 より，カメラパス付近や，前後に 50cm ほど移動した点でも，初期化が可能なことがわかり，その程度の距離ならカメラパスから離れることが可能なことがわかる．

5.2 統合した LMDS の性能評価

【実験内容】 2 つの LMDS を統合することにより蓄積誤差が軽減できるかを実験にて確認した．5.1 節と同じカメラを手持ちで撮影した屋外シーンにおいて，比較的長い移動距離（13[m]）の長いカメラパス 1 回で構築した LMDS ($LMDS_{Once}$) と，シーンの左側（**図 12 (A)**）と右側（**図 12 (B)**）で分けた 2 つの短いカメラパス（移動距離 7[m]）でそれぞれ LMDS（左側：$LMDS_L$，右側：$LMDS_R$）を構築して統合した LMDS ($LMDS_{Regi}$) で，LMDS 構築時の蓄積誤差の平均値をそれぞれ計測した．

ここでは，$LMDS_R$ の座標系から $LMDS_L$ の座標系への変換行列を推定した．それぞれの LMDS 構築に用いた画像シーケンスのフレーム数は，100（$LMDS_L$），100（$LMDS_R$），300（$LMDS_{Once}$）となっている．蓄積誤差の計測には，LM の 3 次元位置を，手動で計測した真値と比較する作業を計 6 点にて行った．**【結果と考察】** **図 13** に示すように，それぞれの LMDS（$LMDS_L$:赤，$LMDS_R$:黄）を統合した LMDB は，対応する点はうまく重なっていることが分かる．**表 2** の結果より，$LMDS_{Regi}$ の方が




（A）シーンの左側　　（B）シーンの右側

図 12　LMDS 統合に用いたシーン

Fig. 12 Scene used for LMDS integration

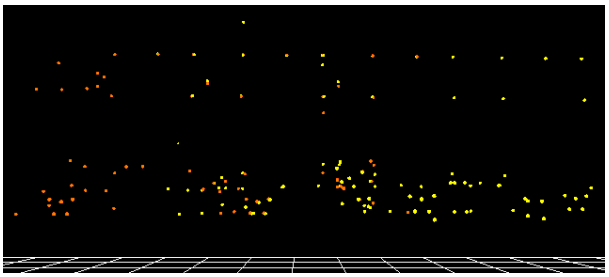


図 13　統合したランドマーク

Fig. 13 Integrated LMDSs

$LMDS_{Once}$ よりも蓄積誤差が少なく，誤差が軽減されていることがわかる．以上の結果より，累積誤差がたまらない適切な長さのカメラパスで構築した LMDS を統合することで，LMDB の構築精度を向上できた．また LMDB を分割することは，バンドル調整により，全体最適化をかける場合においても，適用対象範囲を狭くすることで，局所的な高精度な最適化により誤差も少なくなると予想されることから，最適化の観点からも，LMDB の分割は効果があると考えられる．

5.3 人工特徴点マーカを援用した LMDB の性能評価

【実験内容】 10 個の人工特徴点マーカを配置したシーン（**図 14**）に対して LMDB を，人工特徴点マーカを援用しない手法と援用した手法とでそれぞれ構築する．画像シーケンスのフレーム数は 180 フレームとする．そして，構築されたそれぞれの LMDB を用いてトラッキングを行い，精度比較することで人工特徴点マーカを援用した手法が，樹木などの不安定な自然特徴点が存在する場合においても有効であるか検証する．なお，精度比較のため ARToolKitPlus マーカは景観中にそのまま残し，マーカの左面右下の 2 次元座標とそこに再投影される世界座標系の原点との誤差で比較した．ここでの ARToolKitPlus マーカは，評価のためだけに用いており，本マーカの認識は行っていない．また，マーカから特徴点が検出されデータベースに登録されるが，比較に用いるシーンは比較対象である人工特徴点マーカを援用しない手法と援用した手法とで統一されているため，データベースに特徴点が登録されたとしても問題ないと考える．

表 2　蓄積誤差の比較

Table. 2 Comparison of accumulated errors

LMDS	蓄積誤差（mm）
$LMDS_{Once}$	928.158
$LMDS_{Regi}$	534.723
$LMDS_{L}$	197.893
$LMDS_{R}$	263.769




LMDB 構築時　　トラッキング時

図 14　樹木の多いシーン

Fig. 14 Scene which has some trees

表 3　トラッキングでの再投影誤差結果

Table. 3 Result of errors in tracking

LMDB の種類	再投影誤差の平均[pixels]	再投影誤差の標準偏差[pixels]
援用あり	1.77	0.95
援用なし	96.57	30.39

【結果と考察】 LM の再投影誤差の結果を**表 3** に示す．結果から，人工特徴点マーカの援用によって構築された LMDB を用いた手法が，再投影誤差の平均，標準偏差ともに精度向上していることが分かる．人工特徴点マーカの援用により，トラッキング処理がまともに動作しておらず，大変精度が悪かったシーンも，十分な精度で動作できるようになっていることがわかる．そのため，人工特徴点マーカを利用することで樹木などの不安定な自然特徴点が多数存在する場合でも有効であると考えられる．

6 むすび

本論文では，複合現実感における位置合わせ手法において，映画撮影のカメラワークという制約をうまく用いることで，LMDB 法を高速化・高精度化し，且つマーカレス・トラッキング法における実問題に対応させた位置合わせ手法「リハーサル・パス法」を提案した．本手法では，カメラパスの限定により，(1) LMDB 構築の効率化および高速化，(2) 初期位置合わせの高速化，(3) 追跡処理の高速化および追跡破綻からの復帰の 3 点に加え，マーカレス・トラッキング法自体の限界に起因した問題として，蓄積誤差の問題とシーンの特徴点の不足の問題の 2 つをあげ，その対処法を紹介した．

本研究の価値は，原理及び基礎的実験結果のみが報告されていたLMDBを用いた従来手法に対して，事前にカメラパスが想定できるという制約を用いることで，精度・動作速度・事前準備の人的コストなどの観点において，実用性を高める改良を加えたことである．また，映像制作というような実世界での利用の中で，手法を改良していくことで，一般的に特徴点ベースの位置合わせ手法が遭遇すると思われる実問題への解決策を提案できたことである．

また，「事前にカメラパスが想定できる」という前提は，映像制作以外のMR技術の利用現場においても，設定することが可能であると思われる．このように，映像制作をきっかけに考案されたRPM法では，実世界の実問題に遭遇することにより，従来手法の実用性を著しく向上できたと思われる．また，特徴点のマッチング精度や特徴点追跡の精度が向上すれば，元のカメラパスから離れてもトラッキング可能となり，この制約も緩和していくことは可能である．

今後の展開としては，RPM 全体の精度向上は勿論のこと，未解決なマーカレス・トラッキング法の実問題に１つ１つ対処していく事で，RPMの実用性をより一層高めていくことを予定している．

参考文献

[1] 佐藤清秀, 内山晋二, 田村 秀行:“複合現実感における位置合わせ手法”, 日本VR学会論文誌, Vol. 8, No. 2, pp. 171 - 180, 2003.

[2] 加藤博一, M. Billinghurst, 浅野浩一, 橘啓八郎: “マーカー追跡に基づく拡張現実感システムとそのキャリブレーション”, 日本VR学会論文誌, Vol. 4, No. 4, pp. 607 - 616, 1999.

[3] D. Wagner, and D. Schmalstieg: “ARToolKitPlus for pose tracking on mobile devices,” Proc. Computer Vision Winter Workshop, pp. 139 - 146, 2007.

[4] 佐藤智和, 横矢直和: “AR/MR における幾何位置合わせ手法の現状 －自然特徴を使った手法の研究動向と課題”, 日本VR学会大会論文集, 3C2-2, 2009

[5] 一刈良介, 川野圭祐, 天目隆平, 大島登志一, 柴田史久, 田村秀行: “映画制作を支援する複合現実型プレビジュアリゼーションとキャメラワーク・オーサリング”, VR学会論文誌, Vol.12, No.3, pp. 343 - 354, 2007.

[6] 武富貴史, 佐藤智和, 横矢直和:“拡張現実感のための優先度情報を付加した自然特徴点ランドマークデータベースを用いた実時間カメラ位置・姿勢推定”, 信学論(D), Vol. J92-D, No. 8, pp. 1440 - 1451, 2009.

[7] D. G. Lowe: “Distinctive image features from scale-invariant keypoints,” Int J. Comput.Vision, Vol. 60, No. 2, pp. 91 - 100, 2004.

[8] G. Reitmayr, and T. W. Drummond: “Going out: Robust model-based tracking for outdoor augmented reality,” Proc. ISMAR 06, pp. 109 - 118, 2006.

[9] L. Vacchetti, V. Lepetit, and P. Fua: “Combining edge and texture information for real-time accurate 3D camera tracking,” Proc. ISMAR 04, pp. 48 - 57, 2004.

[10] Y. Genc, S. Riedel, F. Souvannavong, C. Akınlar, N. Navab; "Marker-less tracking for AR: A learning-based approach," Proc. ISMAR 02, pp. 295 - 304, 2002.

[11] I. Skrypnyk, and D. G. Lowe; "Scene modelling, recognition and tracking with invariant image features," Proc. ISMAR04, pp. 110 - 119, 2004.

[12] G. Klein and D. Murray: “Parallel tracking and mapping for small AR Workspaces,” Proc. ISMAR 2007, pp. 225 - 234, 2007.

[13] M. A. Fischler, and R. C. Bolles: “A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography,” Comm. of the ACM, Vol. 24, pp. 381 - 395, 1981.

[14] R. Hartley: “In defense of the eight-point algorithm,” IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 19, No. 6, pp. 580 - 593, 1997.

[15] C. Harris and M. Stephens: “A combined corner and edge detector,” Proc. Alvey Vision Conf., pp. 147 - 151, 1988.

[16] F. Moreno-Noguer, V. Lepetit, and P. Fua: “Accurate non-iterative O(n) solution to the PnP problem,” Proc ICCV ’07, pp. 1 - 8, 2007.

[17] D. Wagner, T. Langlotz, and D. Schmalstieg: “Robust and unobtrusive marker tracking on mobile phones,” Proc. ISMAR, pp. 121 - 124, 2008.

[18] M. Okutomi and T. Kanade: “A multiple-baseline stereo,” IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 15, No. 4, pp. 353 - 363, 1993.

[19] 岡谷貴之:“バンドルアジャストメント”, 情報処理学会CVIM研究会チュートリアルセッション, 2009.

[20] O. Chum, and J. Matas: “Matching with PROSAC - progressive sample consensus,” Proc. Conf. on CVPR, Vol. 1, pp. 220 - 226, 2005.

[21] P. Besl and N. McKay: “A method for registration of 3D shapes,” IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 14, No. 2, pp. 239 - 256, 1992.

[22] K. S. Arun, T. S. Huang, and S. D. Blostein: “Least squares fitting of two 3-D point sets,” IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 9, No. 5, pp. 698 - 700, 1987.

[23] P. H. Schonemman: “A generalized solution of the orthogonal procrustes problem,” Psychometrika, Vol. 31, No. 1, pp. 1 - 10, 1996.

[24] 増川照道, 樋下航, 一刈良介, 天目隆平, 柴田史久, 田村秀行:“人工特徴点マーカの援用による AR/MR 追跡法の位置合わせ精度の向上”, 第 72 回情処全大 (4), 2ZJ-2, 2010.

[25] 森尚平, 一刈良介, 柴田史久, 木村朝子, 田村秀行: “隠消現実感の技術的枠組と諸問題～現実世界に実在する物体を視覚的に隠蔽・消去・透視する技術について～”, 日本VR学会論文誌, Vol. 16, No. 2, pp. 239 - 250, 2011.

[26] 杉本一平, 一刈良介, 柴田史久, 木村朝子, 田村秀行: “複合現実感のための隠消現実感:トラッキング性能向上目的で配置した人工物の視覚的除去", 第 16 回日本VR学会大会論文集, 14D-1, pp. 318 - 321, 2011.

（2012 年 2 月 27 日受付）

[著者紹介]

一刈 良介（正会員）



2005 年立命館大学理工学部情報学科卒. 2010 年同 大学院理工学研究科博士後期課程修了．博士（工学）．同総合理工学研究機構ポストドクトラルフェローを経て，2012 年 4 月より，南カリフォルニア大学 Institute for Creative Technologies, Postdoctoral Research Associate．複合現実感，コンピュータ・グラフィックス等の研究に従事．IEEE，ACM SIGGRAPH，電子情報通信学会，映像情報メディア学会の会員.

永仮 貴浩（学生会員）



2011 年立命館大学情報理工学部メディア情報学科卒．現在，同大学院博士前期課程在学中．複合現実感における位置合わせに関する研究に従事．電子情報通信学会学生会員.

津村 勇毅（学生会員）



2011 年立命館大学情報理工学部情報コミュニケーション学科卒．現在，同大学院博士前期課程在学中．複合現実感における位置合わせに関する研究に従事．電子情報通信学会学生会員.

北村 一博



2010 年立命館大学情報理工学部メディア情報学科卒．2012 年同大学院理工学研究科博士前期課程修了．同年 4 月，大日本スクリーン製造（株）入社．2010 年より 2012 年まで複合現実感における位置合わせに関する研究に従事.

柴田 史久（正会員）



1996 年大阪大学大学院基礎工学研究科博士前期課程修了．1999 年同研究科博士後期課程修了．大阪大学産業科学研究所助手を経て，2003 年 4 月より立命館大学理工学部助教授．現在，同情報理工学部情報コミュニケーション学科准教授．博士（工学）．モバイルコンピューティング，複合現実感等の研究に従事.本学会複合現実感研究委員会委員．IEEE，電子情報通信学会，日本ロボット学会，情報処理学会等の会員．本学会学術奨励賞・論文賞を受賞.

田村 秀行（正会員）



1970 年京都大学工学部電気工学科卒. 工業技術院電子技術総合研究所, キヤノン（株）等を経て，2003 年 4 月より立命館大学理工学部教授．現在，同情報理工学部メディア情報学科教授．工学博士．1997 年より 2001 年まで，MR システム研究所にて「複合現実感研究プロジェクト」を率いた. 本学会フェロー, 元理事, 現在，評議員，複合現実感研究委員会顧問. 編著書「Mixed Reality」(Ohmsha & Springer)「コンピュータ画像処理」（オーム社）など. 電子情報通信学会フェロー，IEEE，ACM，情報処理学会，人工知能学会，映像情報メディア学会等の会員．本学会及び情報処理学会論文賞，人工知能学会功労賞等を受賞.