

# 拡張現実感用トラッキングのための自然特徴点自動計測手法

河村 尚寛\*<sup>1</sup> 顧 穎成\*<sup>1</sup> 下田 宏\*<sup>1</sup> 石井 裕剛\*<sup>1</sup>

An Automatic Measurement Method for Natural Features used in Augmented Reality Tracking

Takahiro Kawamura\*<sup>1</sup>, Insei Ko\*<sup>1</sup> Hiroshi Shimoda\*<sup>1</sup> and Hirotake Ishii\*<sup>1</sup>

**Abstract** – Natural features enable tracking for Augmented Reality. But the conventional method to measure features needs very high workload. Thus, in this study, we have developed a method to measure natural features automatically for tracking. In the developed method, the system gets images and shapes of the environment with a camera and a LRF (Laser Rangefinder). The system changes the position with a robot and it also calculate the location and the direction of the system using a registration method of pointclouds with ICP (Iterative Closest Point). We have conducted two experiments to evaluate the developed method.

**Keywords** : augmented reality, natural features, robot, automation, ICP

## 1. 序論

近年拡張現実感技術を利用した作業支援の研究が進められている。拡張現実感技術とは実世界の映像に、CG (Computer Graphics) 等の情報を重畳して表示することにより、現実世界を拡張する技術である。<sup>[1]</sup> これを用いることにより、例えばプラントなどの作業員の視野に作業指示などを表示することにより、作業員が作業指示を直感的に理解できるようになる。拡張現実感技術を利用するためにはトラッキングと呼ばれる技術が必要になる。トラッキングとは、センサを用いて、ユーザの視点の正確な位置・方向を取得する技術である。プラントなどの屋内環境でトラッキングを行う場合、人工マーカや自然特徴点を利用したビジョンセンサによるトラッキングを行うことが多い。自然特徴点を用いれば、マーカを貼り付ける場所を確保する必要がない、作業の邪魔にならない等の利点があるが、自然特徴点を利用してトラッキングを行う場合、現場環境の自然特徴点の位置を事前に計測しなければならない。これまでも、PTAM<sup>[2]</sup> などのように環境中の自然特徴点を撮影して計測する手法は存在した。しかし、従来の手法では、計測対象となる環境を様々な方向から撮影するようにカメラを移動させる必要があるなど、手法の特性を良く理解した人がある程度の時間をかけて作業を行う必要があった。そこで本研究では、原子力プラント内部のような屋内環境に存在する自然特徴点を自動的に計測・データベース化する手法を開発する。特に、複数箇所計測して得た結果を自動的に統合する手法を実現することにより、広く複雑

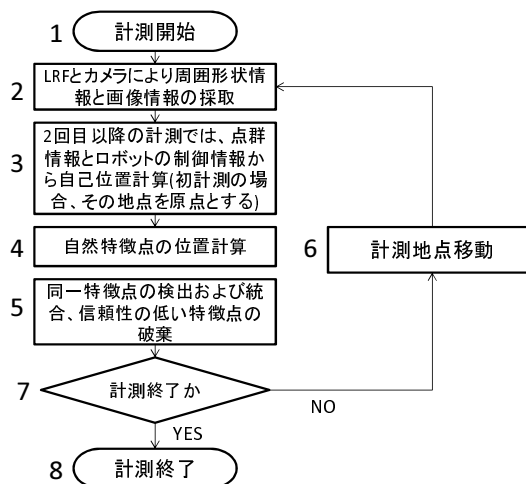


図1 本手法のフローチャート  
Fig.1 The flowchart of this measurement.

な構造をした環境でも、自然特徴点を用いたトラッキングを実行可能にすることを旨とする。

## 2. 開発した手法の概要

本研究で開発する手法の概要を述べる。本手法のフローチャートを図1に示す。

まず、環境中の一地点の周囲の形状情報と画像情報を取得する。形状情報はレーザーレンジファインダ (LRF) を用いて取得し、画像情報はカメラを用いて取得する。レーザーレンジファインダを電動雲台で動かし、レーザーを計測地点の周囲環境に高密度で照射することで、環境の形状を計測地点の集まりとして取得する。同時に、カメラも電動雲台で回転させ、計測地点の周囲の画像情報を取得する。図1のフローチャートでは処理2に相当する。

次に、カメラで取得した画像から、環境中に存在す

\*1: 京都大学大学院エネルギー科学研究科

\*1: Graduate School of Energy Science, Kyoto University

る自然特徴点を抽出し、その3次元位置を計算する。図1のフローチャートでは処理4に相当する。取得した画像からの自然特徴点抽出にはSURF<sup>[3]</sup>を用いる。自然特徴点の3次元位置計算には、計測した形状情報と電動雲台の制御情報を用いる。

ただし、カメラで撮影する際、繰り返し同じ個所を撮影する場合があるため、取得した画像すべての特徴点を認識すると、同じ特徴点が複数回抽出されることがある。よって、この地点での計測で得られた自然特徴点の情報から、自然特徴点の情報の重複をなくし、信頼性の低い自然特徴点の情報を破棄する。そのために、自然特徴点の特徴量と3次元位置の類似度を調べて、同一の自然特徴点を検出する。図1のフローチャートでは処理5に相当する。

次に、レーザレンジファインダ等の計測機を別の計測地点に移動させる。図1のフローチャートでは処理6に相当する。計測地点移動にはコンピュータで走行を制御できる自動走行ロボットを使用する。自動走行ロボットの制御情報から、おおよその自己位置・方向を取得する。

また、2回目以降の計測では、自動走行ロボットの制御情報から得たおおよその位置・方向と、計測した環境の形状情報を用いて、正確な計測位置・方向を取得する。新たに計測した形状を、それまで取得した環境全体の形状に重ね合わせることで自己位置・方向を計算する。図1のフローチャートでは処理3に相当する。

以上に述べた一連の動作を繰り返し、最後に、環境中の全自然特徴点のデータベースを出力する。重複して自然特徴点の情報が存在しないようにデータベースを出力する。

計測の全体的な流れを図2に図示する。

### 3. 提案手法の概要

#### 3.1 自然特徴点の認識と位置の計測

環境中の自然特徴点の抽出方法とその位置の計算方法について述べる。本手法ではレーザレンジファインダとカメラを電動雲台で動かし、自然特徴点の抽出と位置計測を行う。図3に電動雲台とカメラ、レーザレンジファインダの位置関係を示す。

#### レーザレンジファインダによる環境形状取得

レーザレンジファインダとは、レーザを対象に照射し、反射してセンサに帰ってくるまでの時間を計測することで対象までの距離を取得する機器である。これを、電動雲台によりレーザ照射方向を変化させ、計測地点の周囲環境に高密度で照射することで、計測地点周囲の形状を点の集まりとして得る。以下、計測して得られた点の集合のことを点群と呼ぶ。

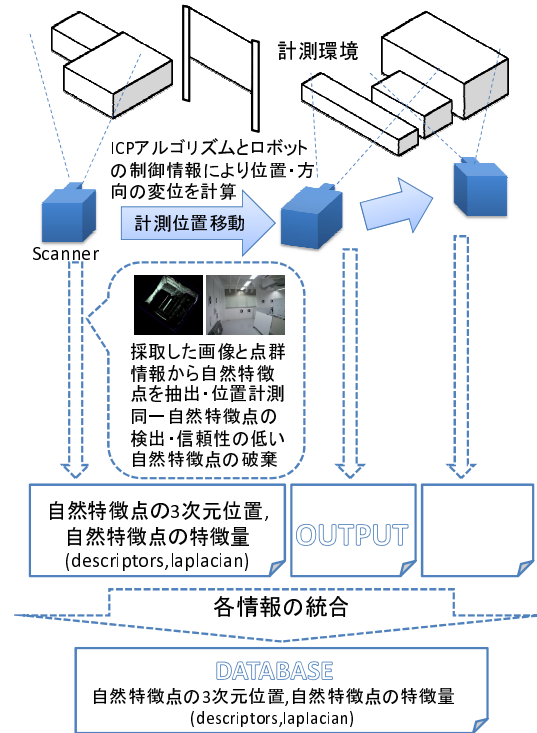


図2 計測の全体的な流れ  
Fig.2 The whole process of the proposed measurement.

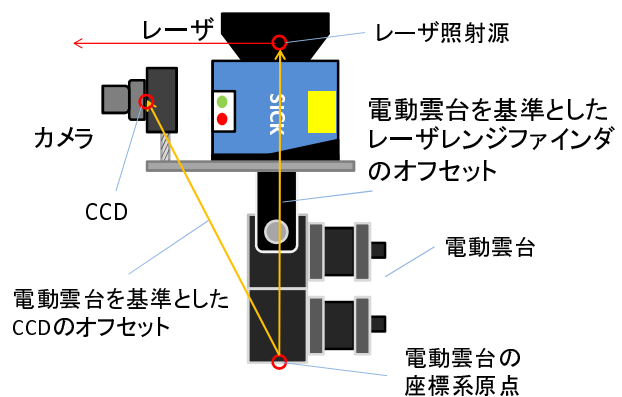


図3 計測機の断面図  
Fig.3 The cross-section view of the scanner.

#### SURFによる自然特徴点抽出

環境中の自然特徴点を抽出するために、計測地点周囲の画像を電動雲台に乗せたカメラにより取得する。自然特徴点を抽出する手法は多数存在するが、他の手法に比べ高速でロバスト性の高いSURF (Speeded-Up Robust Features)<sup>[3]</sup>を利用する。SURFにより抽出された自然特徴点の情報は128次元のベクトルと正(+1)または負(-1)のラプラシアンで構成される。ラプラシアンの異なる特徴点は別の特徴点とされる。また128次元のベクトル値のユークリッド距離が近い特徴点ほど類似した特徴点とされる。画像中でのピクセルサイズが小さな自然特徴点は、トラッキングの際に全く違

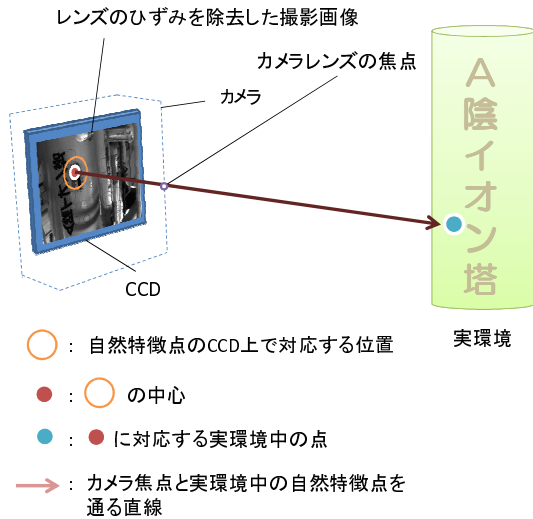


図4 カメラ焦点と実環境中の自然特徴点を通る直線の計算方法  
Fig.4 The method to calculate the straight line via the focus and the feature.

う自然特徴点と同一視されやすくなる。反対にピクセルサイズが大きな自然特徴点は、画像中に同一の自然特徴点が存在してもコンピュータが異なる特徴点として認識されやすくなる。そこで今回想定する環境の画像から抽出するのは半径3~5ピクセルの自然特徴点とする。この自然特徴点のピクセルサイズの制限は経験的に導き出した。

#### 自然特徴点の3次元位置計算

画像から抽出された自然特徴点の中心が、カメラのCCDのどの位置に対応するか計算する。ただし、実際のカメライメージはカメラレンズによるひずみが生じるため、事前にカメラのキャリブレーションを行う。次に、抽出した自然特徴点が存在する環境中の3次元位置を計算する。本手法では以下のように自然特徴点の位置を計算する。まず、抽出された自然特徴点の画像中での位置を用いて、カメラ焦点から自然特徴点へ方向を計算する。次に、図4に示すようにこの点とカメラ焦点を通る直線の延長線上に、実環境中の自然特徴点が存在するとして、カメラ焦点から自然特徴点へ方向を計算する。この時カメラのCCDとカメラレンズの焦点の位置を、電動雲台の制御情報から取得して計算する。最後に、図5のようにカメラ焦点と実環境中の自然特徴点を通る直線に最も近い3点を、環境形状の点群から選び出し、その3点が存在する平面と直線の交点を自然特徴点の3次元位置とする。

#### グリッドを用いた計算の高速化

この時、計測した形状の点群は数万点に及ぶことがあるため、点群全体から直線に近い最近傍3点を全探索で求めるのは、非常に時間がかかる。そこで、カメラから自然特徴点へ方向ベクトルと、原点から自然

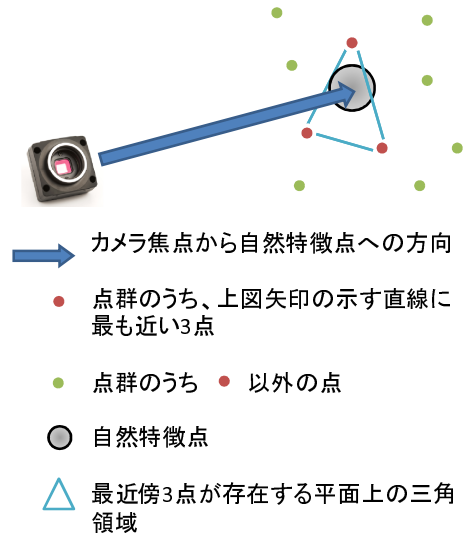


図5 画像情報と形状情報から自然特徴点の3次元位置を計算する方法  
Fig.5 The method to calculate the position of a feature from images and point-cloud.

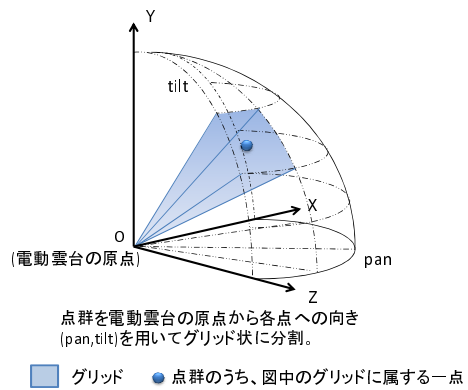


図6 点群のグリッド化  
Fig.6 The grid of pointcloud.

特徴点へ方向ベクトルは、ほぼ同じであることを利用して、計算を高速化する。すなわち、図6のように電動雲台を中心とした座標系を *pan* 値、*tilt* 値で一定数のグリッドに分割し、点群をグリッドに分ける。その後、カメラ焦点から自然特徴点へ方向 (*pan*, *tilt*) のグリッドとその周辺のグリッドの計9個のグリッドの中から、最近傍3点を探すことで、検索に要する時間を減らすことができる。

#### 自然特徴点情報の構成

自然特徴点のデータベースには自然特徴点の3次元的位置情報と特徴量情報(128次元のベクトル値と正または負のラプラシアン)が記述される。上述の処理により、これらの情報が得られる。

### 3.2 1地点での計測で抽出された全自然特徴点からの同一特徴点検出

画像取得時に、環境の一部が重複して撮影され、同一の特徴点が複数回抽出されることがある。これらを異なる特徴点であるとしてトラッキングを行うと処理負荷が大きくなる。一方で、撮影された全画像情報から一度しか抽出されなかった特徴点は、カメラの撮影姿勢の影響を大きく受けるため信頼性が低い特徴点である可能性がある。そこで、抽出された特徴点情報から、重複したものを検出し、1つの自然特徴点としてまとめ、さらには信頼性が低い自然特徴点を破棄する。

図7に示すように、同一自然特徴点の検出は、特徴点の特徴量と3次元位置を用いて以下に示すアルゴリズムにより行う。

まず最初に、グループを1つ作成し、全自然特徴点のうちの1つをこれに加える。次に、別の自然特徴点を、各グループ中の全自然特徴点と比較する。この時、特徴量と3次元位置が一定値以上近い自然特徴点が存在した場合、その特徴点の属するグループに新たにその自然特徴点を加える。類似した特徴点が存在しなかった場合、新たにグループを作成してその自然特徴点を加える。これを繰り返し、全自然特徴点をグループに分け、グループ内の自然特徴点の3次元位置の加算平均を算出する。この平均値をグループ中の自然特徴点の3次元位置とする。また、画像の中心ほどカメラレンズによるひずみの影響が少ないと考えられるので、そのグループ内の特徴点のうち最も画像の中心に存在していたものの特徴量をグループ中の全自然特徴点の代表値とする。一方で、1つの自然特徴点しか属さないグループが存在した場合、その自然特徴点は信頼性が低いものとみなし、削除する。各グループの自然特徴点の情報を、1地点の計測で得られた1つの自然特徴点情報として出力する。

### 3.3 自動走行ロボットとそのトラッキング

広い環境や形状が複雑な環境では、1地点での計測で環境全体の自然特徴点の抽出・位置計測が行えないため、計測地点を変えて複数回計測を行う必要がある。そこで本節では、複数地点で計測を行うために、どのように計測位置・方向を自動で変化させるかについて述べる。

本研究では人の作業負担を減らすために自動走行ロボットを電動雲台の台車とし、台車を自動走行させることで複数地点での計測を行う。本手法では、想定する環境の床は平らであるとし、図8のようなタイヤで走行するロボットを使用することを想定する。自動走行ロボットは制御情報から現在の位置・方向を推測できる。ここで推測した位置方向情報は、3.4項で述べる繰り返し計算による2つの形状の重ね合わせ処理の

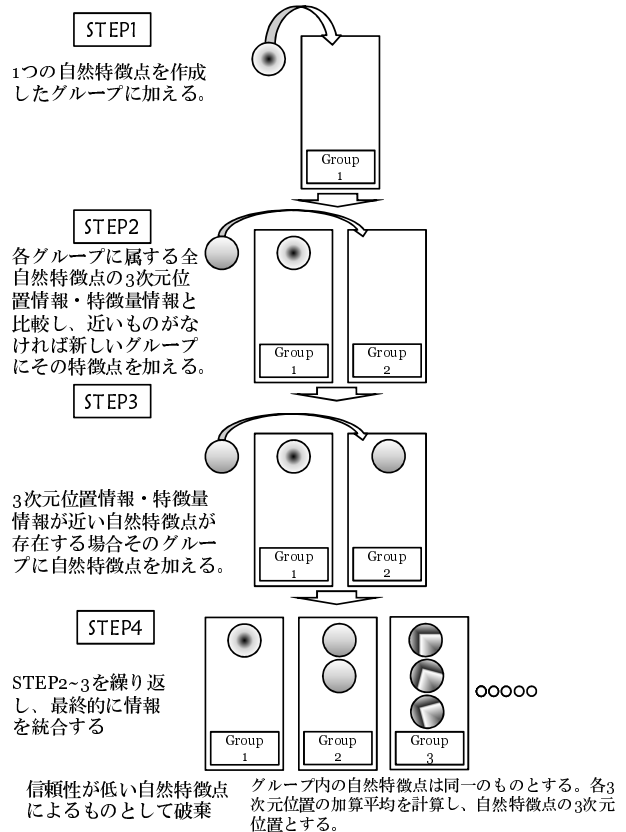


図7 同一自然特徴点の検出アルゴリズム  
Fig.7 The algorithm for detecting the same features.



図8 計測に用いる自動走行ロボット  
Fig.8 The robot for the measurement system.

初期値として用いる。

### 3.4 計測した環境形状の ICP アルゴリズムを用いた重ね合わせ手法

自動走行ロボットから得られる現在の計測位置・方向情報は誤差を含んでいる。そのため、これをそのまま複数地点で計測した結果の統合に用いると、結果に大きな誤差が含まれることになる。そこで、レーザレンジファインダで得られた環境の計測形状を使用して、計測機の正確な位置・方向を求める。

計測地点間の距離が短い時、各計測でレーザレンジファインダにより得られる形状は重複する部分が多くなる。この重複した部分を重ね合わせることで、形状間の実世界での位置・方向関係を取得することができる。そこで、このように取得した形状間の相対的位置・方向関係から、各計測の相対的位置・方向を求める。ICP アルゴリズム

相対的な位置と方向が分かっていない 2 つの形状を重ね合わせる手法として ICP (Iterative Closest Point) アルゴリズムがある [4]。ICP アルゴリズムは、2 つの形状のうち、一方の形状を回転・平行移動させ、もう一方の形状の重複する部分に重ね合わせる手法である。ここでは、回転・平行移動させる形状を「データ形状」と呼び、もう一方の形状を「モデル形状」と呼ぶ。両形状の重複する部分で、データ形状上の一点  $\vec{x}$  に最も近い、モデル形状上の  $\vec{y}$  を求める。これらの対応点同士の総距離  $f(R, \vec{T})$  が最小となる、データ形状の回転成分  $R$  と平行移動成分  $\vec{T}$  を求める。 $f(R, \vec{T})$  は以下の式で定義される。

$$f(R, \vec{T}) = \sum_i \|R\vec{x}_i + \vec{T} - \vec{y}_i\|^2 \quad (1)$$

#### RANSAC アルゴリズム

しかし、今回想定した環境は形状が複雑で、一度の計測では陰になってしまう部分が悪い、計測間距離が大きくなると各計測間で得られる環境形状が大きく異なる可能性がある。このような違いの大きな形状間で、対応する部分をコンピュータに判断させて、ICP アルゴリズムによる重ね合わせを行うのは難しい。そこで、無作為抽出結果のうち最良の結果を採用する RANSAC (RANDOM SAMPLE CONSENSUS) アルゴリズム [5] を用いて、データ形状とモデル形状間での重複する部分を見つけ出し、それらを重ね合わせるための回転・平行移動変換を求める。そして、その無作為抽出から得られた回転・平行移動を、データ形状全体に適用した場合に、最適に重ね合わせができるものを採用する。

#### 開発した形状重ね合わせ手法の詳細

本研究で用いる形状重ね合わせアルゴリズムのフローチャートを図 9 に示す。ただし、 $M$ 、 $N$  は一定の自然数であり、点群の一部を  $M$  は抽出する回数、 $N$

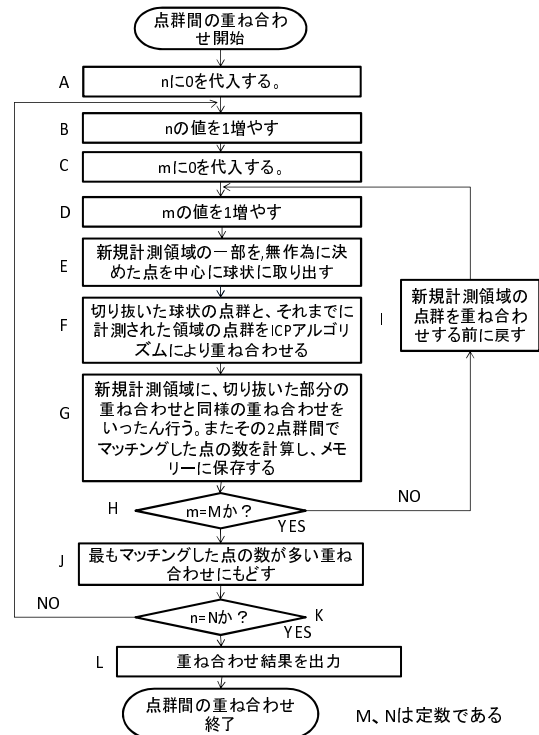


図 9 本手法における形状情報重ね合わせアルゴリズムのフローチャート

Fig. 9 The flowchart of registering pointcloud for the proposed method.

は。

まず、新規計測領域の点群の一部を球状に抜き取る (図 9 処理 E)。この時抜き取る球の中心は無作為に選ぶ。これをそれまで計測した領域の形状全体に対し、ICP アルゴリズムにより重ね合わせを行う (図 9 処理 F)。次にその重ね合わせを新規計測領域の形状全体にも行い、マッチングした点の数を計算する (図 9 処理 G)。マッチングとはデータ形状の点群中の点の一定距離内に、モデル形状の点群のうち点が、一点以上存在することをいう。新規計測領域の形状を ICP アルゴリズムにより位置・方向を変換する前にもどす (図 9 処理 I)。そして、点群中の別の一部を抜き出し同様のことを行う。 $M$  回この重ね合わせを繰り返し、その中で新規計測領域とそれまでの計測領域でマッチングした点の数が最大の重ね合わせ結果を採用し、新規計測領域の形状を回転・平行移動させる (図 9 処理 J)。さらに、この回転・平行移動後の形状情報に対して図 9 中の処理 C ~ J を行い、この一連の動作を  $N$  回行い、最終的な重ね合わせ結果をもとに計測位置・方向を導き出す。

### 4. LRF とカメラを利用した自然特徴点計測手法の評価

本実験では開発した手法の 1 地点での計測精度を評価することを目的とする。自然特徴点の位置がどの程

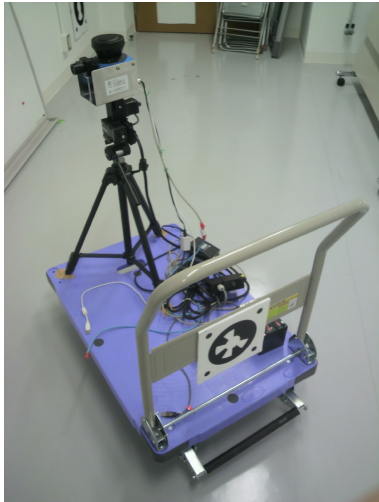


図 10 実験に用いた計測スキャナー<sup>[6]</sup>と台車  
Fig.10 The scanner used in the experiment.

度の精度で計測できるのかを、自然特徴点と計測地点の距離を変えて評価した。計測の際の環境の形状情報と画像情報の採取は、図 10 に示す計測システム<sup>[6]</sup>を台車に乗せて行った。今回は自動走行ロボットの代わりとして、台車を用いた。それらの制御は Microsoft Visual C++ 2008 で開発したソフトウェアで行った。開発には VTK(Visualization Toolkit) ライブラリ<sup>[7]</sup>や OpenCV ライブラリ<sup>[8]</sup>を利用した。

#### 4.1 実験の条件と方法

ホワイトボード上に自然特徴点と認識されやすい円形のマグネットを図 11 のように約 20cm 間隔で計 20 個置き、それぞれの位置計測を開発した手法で行った。また図 12 に示すように、ホワイトボードを移動させることで、計測地点と特徴点との距離により自然特徴点の位置計測精度がどのように変化するかを調べた。マグネットの 3 次元位置は楊らの開発したマーカ 3 次元位置自動計測システム (MAMS :Marker Auto-Measurement System) を利用して計測した<sup>[9]</sup>。

計測システムとホワイトボードの間の距離は、約 1.6m、2.2m、2.4m、3.0m、3.4m、4.2m の 6 通りに変化させた。以降、それぞれの距離での計測を第 1 計測～第 6 計測と呼ぶ。

特徴点間の 3 次元距離が 5cm 以下であり、また特徴量のユークリッド距離が 0.3 以下なら同一とした。マグネット間が最低でも 10cm 以上離れているので 3 次元位置距離の閾値はその半分の値にした。ユークリッド距離の閾値は経験的に求めた。

#### 4.2 実験結果

計測結果の一部を図 13 に示す。XY 座標系における結果については、第 1 計測、第 2 計測では MAMS と計測システムの差は 6～20mm と小さいが、第 3 計

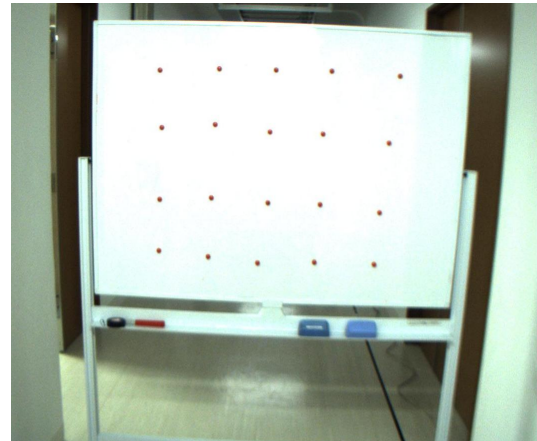


図 11 ホワイトボードとマグネットの様子  
Fig.11 The image of the whiteboard and magnet.

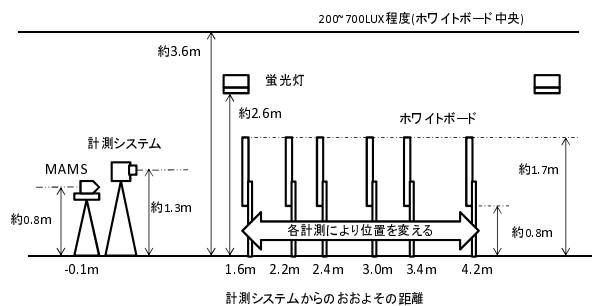
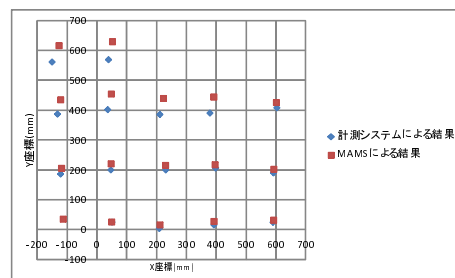


図 12 計測時のホワイトボードと計測機の配置  
Fig.12 The position of whiteboard and the scanner.



第 5 計測結果

図 13 XY 平面上での精度実験結果  
Fig.13 The experiment result of XY dimensional accuracy.

測になると 50mm 程度の差が生じる計測点も存在してくる。また、第 5 計測になると 50～60mm 程度の差が生じる点が存在した。第 6 計測になると 80～95mm の差が生じた。

XZ 座標系における結果については、第 1 計測に関しては平均して 13.1mm の差が MAMS と計測システムの間で生じた。また第 2 計測では 21.4mm、第 3 計測では 29.4mm、第 4 計測では 28.4mm、第 5 計測で

は 31.9mm、第 6 計測では 67.6mm の差が生じた。

実験の結果から、本手法で得られる自然特徴点の位置精度は計測地点と自然特徴点の距離に大きく依存することが分かった。これは、カメラ画像から自然特徴点の存在する方向を計算する際に誤差が生じ、その影響が計測地点から離れるほど大きくなるためと考えられる。よって、カメラのキャリブレーションの精度向上により、本手法の精度をさらに高めることができると考えられる。また、点群の 3 次元座標を計算する際に使用しているレーザと電動雲台の間の座標変換、特徴点と点群の間の対応付けをする際に使用しているカメラとレーザの間の座標変換の値の誤差の影響を受けたとも考えられる。

## 5. 環境形状の重ね合わせ手法の評価実験

本実験では、ロボットによる計測位置方向推定精度に対する、形状重ね合わせ手法のロバスト性を評価することを目的とする。

### 5.1 実験の条件と方法

実験に用いる形状情報の採取は京都大学内の実験室と廊下で行った。実験全体の形状が 1 地点での計測で取得できないように、実験室中には障害物としてホワイトボード等を配置した。周回コース上の 36 地点で計測を行った。各地点で計測した形状情報は Scan1 ~ 36 とする。各 Scan のおおよその計測点を図 14 に示す。

本実験では、計測システムを台車の上に乗せて各計測を行う。台車と電動雲台の間の相対的な位置・方向はあらかじめ MAMS で計測した。また台車の位置・方向を知るために台車には人工マーカを張り付け、計測時の位置・方向を MAMS で計測した。

また、Visual C++ で開発した ICP アルゴリズムを利用した重ね合わせソフトウェアを用いて計測で得た形状情報の重ね合わせを行った。この時、計測間距離に対する形状の重ね合わせ結果の変化を調べるために、採取した情報の全部または一部を利用して以下の重ね合わせを行った。

- 36 地点で計測した形状の重ね合わせ (基準計測間距離重ね合わせ)
- 18 地点で計測した形状の重ね合わせ (2 倍計測間距離重ね合わせ)
- 12 地点で計測した形状の重ね合わせ (3 倍計測間距離重ね合わせ)
- 9 地点で計測した形状の重ね合わせ (4 倍計測間距離重ね合わせ)

$n$  倍計測間距離重ね合わせとは、36 地点で計測した情報のうち、 $n$  回おきに計測して得られた形状を重ね合わせることである。尚、各計測地点間の平均距離は、基準計測間距離重ね合わせ、2~4 倍計測間距離重ね

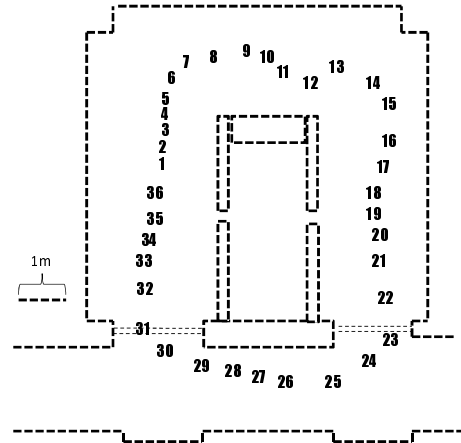


図 14 重ね合わせ手法の評価実験における各 Scan のおおよその計測地点

Fig.14 The position of scan for the experiment of pointcloud registration.

合わせでそれぞれで約 680mm、1,330mm、1,940mm、2,440mm であった。

本実験では、MAMS で計測したスキャナーの位置・方向情報を真値として、これに誤差を加える。各計測間の平行移動成分にその 2%、5%、10%、20%、40% 分だけ誤差として加算し、位置情報誤差に対する本手法のロバスト性を評価した。また同様に、方向情報は、1°、2°、5°、10°、15° だけ、各地点間の回転成分に誤差を含めさせることで評価した。

### 5.2 実験結果

重ね合わせの結果の一部を図 15、16 に示す。マッチング率とは新規計測領域の点群全体のうち、それまでの計測領域全体の点群に対しマッチングする点の割合を示す。グラフ中の各点は重ね合わせを始める前のマッチング率と、図 9 のフローチャートにおいて、処理 K の時のマッチング率を示している。横軸にはその時重ね合わせを行った形状の計測番号を示す。

計測間距離、または計測方向の情報に誤差を加えると廊下の形状 (Scan22 以降) を正しく重ね合わせなかった。この理由として、廊下の形状に特徴的な部分が少ないため、間違った重ね合わせをしてもマッチングする点の数が多くなり局所解に陥ってしまったためと考えられる。

全体的に観察して、今回の実験では計測間距離が 2m 程度ならば、計測方向情報が誤差が 2° 以下、または計測間距離情報が誤差 20% 以下で、実験室での形状の重ね合わせには成功している。すなわち、廊下のように形状に特徴が少ない環境での利用を除き、一定精度以上のトラッキングができるロボットを用い、適切な計測地点移動を行えば、この形状重ね合わせ手法は有用であると考えられる。

この重ね合わせ手法は局所解に陥った場合抜け出せ

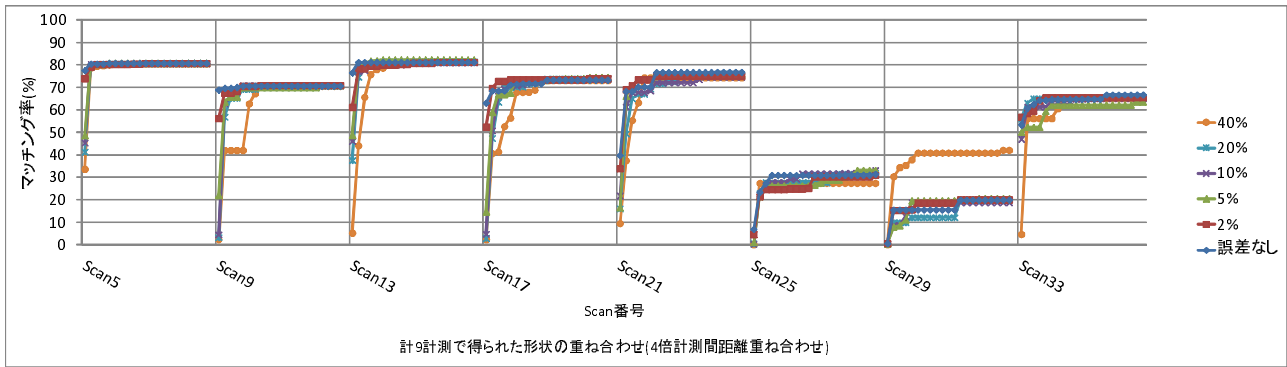


図 15 計測間距離に誤差を含めさせた、4 倍計測間距離重ね合わせの結果  
 Fig. 15 The result of pointcloud registration added moving distance error.

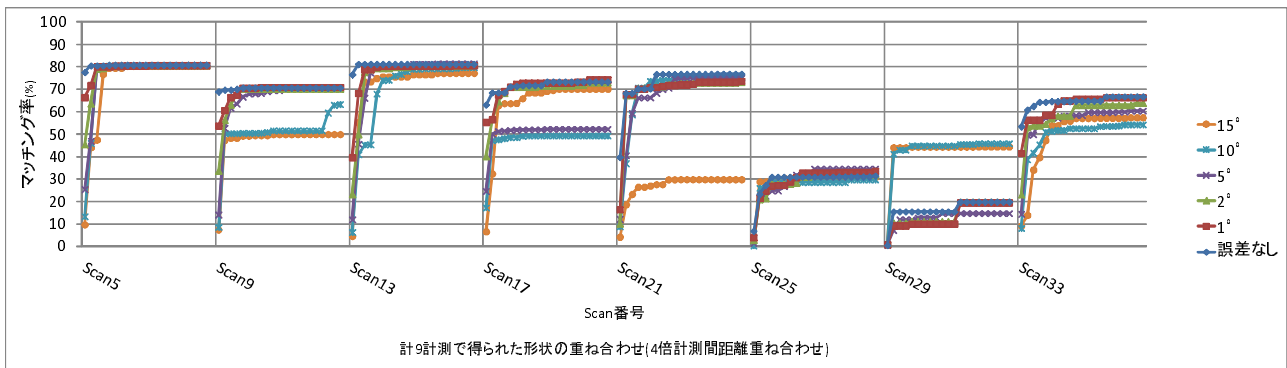


図 16 計測方向に誤差を含めさせた、4 倍計測間距離重ね合わせの結果  
 Fig. 16 The result of pointcloud registration added direction error.

ないという欠点があると考えられる。局所解に陥った例として、天井、床や壁を区別せず重ね合わせたものを解とすることがある。今後はこのような局所解に陥らないよう、環境の特徴に合った制限を重ね方につけるなどの工夫が必要だと考えられる。

## 6. まとめ

今後の課題として、実際にロボットに計測機を搭載して環境中の自然特徴点計測を自動で行うシステムを実現することが挙げられる。そのために今回の実験結果を用いて、ロボットの移動アルゴリズムを開発することが挙げられる。最終的に実際に出力されたデータベースを用いてトラッキングを行うことを今後の目標とする。

本研究で開発した自然特徴点の自動計測手法を利用することで、人の作業負担なく、拡張現実感トラッキングを実現できると考えられる。

## 参考文献

- [1] P. Milgram, F. Kishino: A Taxonomy of Mixed Reality Visual Displays, IEICE Transactions of Information System, Vol.E77-D, No.12, pp.1321-1329 (1998).
- [2] G. Klein, D. Murray: Parallel Tracking and Mapping on a Camera Phone, 8th IEEE International Symposium on Mixed and Augmented Reality, pp.83-86 (2009).
- [3] H. Bay, T. Tuytelaars, L. V. Gool: SURF : Speeded Up Robust Features, Computer Vision-ECCV 2006, Vol.3951, pp.404-417 (2006).
- [4] P. J. Besl, N. D. McKay: A Method for Registration of 3-D Shapes, IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.14, No.2, pp.239-256 (1992).
- [5] M. A. Fischler, 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, Issue 6, pp.381- 395 (1981).
- [6] Weida Yan, Shuhei Aoyama, Hirotake Ishii, Hiroshi Shimoda, Tran Sang, Solhaug Inge, Toppe Lygren, Johnsen Terje, Masanori Izumi: Development and Evaluation of a Temporary Placement and Conveyance Operation Simulation System Using Augmented Reality, Nuclear Engineering and Technology, Vol.44, No.5, pp.507-522 (2012).
- [7] Visualization Toolkit ホームページ: <http://www.vtk.org/>
- [8] OpenCV Wiki ホームページ: <http://opencv.willowgarage.com/wiki/Welcome>
- [9] 石井 裕剛, 楊 首峰, 顔 偉達, 下田 宏, 泉 正憲: 拡張現実感用遠近両用マーカの自動登録システムの開発と評価, 保全学, Vol.8, No.3, pp.60-68 (2009).