

# 全天周画像における特徴点追跡及び 離散球面画像における特徴抽出

2013年1月

秦 学 斌

鳥取大学大学院 工学研究科  
博士後期課程 情報エレクトロニクス 専攻

# 内 容

第一章 序論 .....	4
1.1 本研究の背景.....	4
1.2 本研究の目的.....	5
1.3 本研究の構成.....	6
第二章 全天周画像の獲得及び球面画像のフォーマット .....	9
2.1 はじめに.....	9
2.1.1 全天周画像の作成.....	9
2.1.2 魚眼画像から等距離射影方式で球面画像を表す.....	12
2.2 全天周画像を表現する球面画像のフォーマット.....	15
2.2.1 球面画像のフォーマットの原理.....	15
2.2.2 球面画像のフォーマットの表現.....	18
2.3 まとめ.....	18
第三章 全天周画像における特徴点追跡 .....	20
3.1 はじめに.....	20
3.2 関連研究.....	22
3.2.1 透視画像における特徴点追跡.....	22
3.2.2 全方位画像における特徴点追跡.....	23
3.3 全天周画像における特徴点追跡の提案方法.....	25
3.3.1 提案されたアルゴリズムの概要.....	25
3.3.2 NIP の生成.....	25
3.3.3 特徴点マッチングの範囲の決定.....	27
3.3.4 境界における特徴点の対処.....	28
3.3.5 Kalman フィルタを用いて球面上で追跡.....	29
3.4 実験結果.....	30
3.4.2 魚眼画像の境界上で特徴点追跡のパフォーマンス.....	34
3.4.3 KF との組み合わせのパフォーマンス.....	35
3.4.4 処理速度のパフォーマンス.....	36
3.4.5 マッチング率でのパフォーマンス.....	36
3.5 まとめ.....	38
第四章 離散球面画像における特徴抽出 .....	41
4.1 はじめに.....	41
4.2 関連研究.....	43
4.2.1 離散球面画像でスケールスペース画像の生成.....	43
4.2.2 SIF 画像上でハリスコーナー検出器の設計.....	43
4.2.3 ラプラシオペレータによる特徴点のロバスト性の向上.....	44
4.3 Harris コーナーの測度と特徴量.....	45
4.3.1 スケールスペース画像の構成.....	45
4.3.2 SIF 画像上でハリスコーナー検出器の設計.....	47
4.3.3 ラプラシアン演算子によって検出されるロバストな特徴点と適応スケール.....	48

4.3.4 特徴量.....	48
4.4 実験結果.....	50
4.4.1 平滑化した SIF 画像上でラプラシ演算子の有効性.....	50
4.4.2 構成特徴点と適応スケールを取得して SIFT 特徴量の生成.....	52
4.4.3 マッチング結果.....	53
4.4.4 性能評価.....	56
4.5 まとめ.....	57
第五章 結論.....	59
謝辞.....	61

# 第一章 序論

## 1.1 本研究の背景

近年のコンピュータ技術と情報機器の発達により、画像処理はロボットナビゲーション、物体認識、コンピュータグラフィックによる複合現実感など様々な分野における技術として用いられている。特に、ロボットには慣性センサー、レーザ、カメラなどの様々なセンサーが搭載され、ロボット自律走行の状態把握や環境認識などの多く情報を提供している。中でも魚眼カメラは180度以上の視野という広い画角から、移動物体のまわりを監視しやすく、これにより2台の魚眼カメラで全天周画像を獲得することができる。このような全天周カメラから特徴の検出、追跡、マッチングが課題である。

特徴追跡および特徴マッチングはコンピュータービジョンで一つの重要な研究領域になっている。例えば、特徴点追跡アルゴリズムは物体追跡[1]、運動推定[2]、カメラパラメータの推定[3]、障害物の回避などの様々な研究に利用される。しかし、普通のカメラは視野が狭く、ロボットに搭載しても移動中にまわりの障害物を監視しにくい。そのため、広い視野での特徴点追跡は重要な研究課題の一つである。本論文では、全天周カメラから撮影した全天周画像を用いた特徴点追跡の手法を提案する。二つの反対向きの魚眼カメラからなる全天周画像における歪みは著しい。本論文では、球面カメラモデルを介して、注目特徴点を中心とする、正規化された透視画像パッチに基づいて、全天周画像上で特徴点のローカル領域の歪みを補正して特徴点を追跡することができるようにする。

また、特徴ベースマッチングは非常に基本的な画像処理技術として知られている。一般的に特徴ベースマッチングの手法は2種類に分かれ、領域ベースマッチングと特徴ベースマッチングである。領域ベースマッチングでは探索したい画像をテンプレートとして用意し、探索対象の画像と逐一比較を行うことで類似領域を見つけ出す。例えば、SAD (Sum of Absolute Differences) や SSD (Sum of Squared Differences) や NCC (Normalized Cross Correlation) や POC (Phase-Only Correlation) などである。それに対して、特徴ベースマッチングは空間群変換の特性が一致しているものを見つけ出すものである。一般的に画像のローカル特徴を用いてマッチングすることができる。ローカル特徴は点、エッジ、直線、ローカル領域であり、画像上の大きい領域特徴は多角形または複雑な構造である。一般的に特徴ベースマッチングは点、線、エッジに基づく圧倒的多

数の局所特徴のマッチングを目指す。この方法は、まず、入力画像からエッジやコーナ一点などの特徴を抽出し、次にその周囲の領域から特徴量を計算することで画像間のマッチングを行う。例えば、特徴抽出として、DoG (Difference of Gaussian)やHarris-AffineやHessian-AffineやMSERなどがあり、局所記述子として、SIFT (Scale-Invariant Feature Transform)[4]やGLOH (Gradient Location-Orientation Histogram)[5]やPCA-SIFT (Principal Component Analysis)[6]やSURF (Supeeded-Up Robust Features)[7]やASIFT (Affine-SIFT)[8]などが提案されている。また1つのカメラで撮像された半球視野の全方位画像を仮想的な球面モデルを介して、特徴量を探索してマッチングする研究も報告されている [9-10]。

文献[9-10]のように、従来の視野の広い画像を処理する際に、仮想的な球面モデルを用いて行っている。その処理の入力はカメラで撮像され全方位画像で、画像処理の過程でその全方位カメラのパラメータが必要である。本研究では、一旦全天周カメラで撮像された全天周画像から離散球面画像を生成する。特徴の検出と記述などは、生成された離散球面画像上で行い、具体的な画像の撮像装置と無関係になる。離散球面画像のデータ構造は、文献[11]で提案されているフォーマットを用いる。本論文では、この球面画像フォーマットにおける新しいHarrisコーナ検出器を設計して、コーナ一点を検出した。また、検出されたコーナ一点に対する記述子を離散球面画像から生成した。その結果を、魚眼画像から抽出するSIFT特徴量と比較した。

要するに、本論文では、2つの魚眼カメラからなる全天周カメラから撮像された全天周画像における特徴点の追跡及び離散球面画像における特徴マッチングに関する新しい手法を提案した。

## 1.2 本研究の目的

本研究では2つの魚眼画像から合成した全天周画像を用いて特徴点を追跡し、マッチングすることを目指す。

まず、全天周画像における特徴点追跡を実現するために、以下の課題が挙げられる。

- 魚眼画像の歪みに対応できる特徴点の追跡と2つの魚眼画像の境界を通過するときの特徴点の追跡

本論文では、全天周センサーは車いすロボットに搭載し、画像情報は球面モデルに写像し、正規化したイメージパッチを提案することで特徴点の追跡を行う。

- 特徴点追跡の精度の向上と計算の効率化

本論文では、球面モデル上で Kalman フィルタを用いて球面モデルにおける特徴点の位置を予測して追跡を行うことで、特徴点追跡の精度の向上と計算の効率化をはかる。次に、離散球面画像における特徴マッチングを実現するためには以下の課題が挙げられる。

- 離散球面画像のスケールスペース画像及び特徴点の獲得

本論文では、離散球面画像のスケールスペース画像は離散球面画像と空間距離を用いるガウスカネールの畳み込みから得られる。その後、スケールスペース画像における新しい検出器を設計してコーナー点を獲得する。

- 離散球面画像上の特徴点の記述子の生成

本論文では、離散球面画像上で近似 Laplacian 演算子を用いて、偽の特徴点の削除と特徴点記述子のスケールを決定する。

### 1.3 本研究の構成

本論文の構成は以下に示すとおりである。

第一章 序論

第二章 全天周画像の獲得及び離散球面フォーマットの表現

第三章 全天周画像における特徴点追跡

第四章 離散球面画像における特徴検出

第五章 結論

**本章**では、すでに研究の背景と目的について述べた。

**第二章**では本論文で魚眼カメラを用いて撮影した魚眼画像から獲得する全天周画像と離散球面フォーマットについて述べる。まず、一般的なピンホールカメラの透視投影モデルと球面投影モデルについて述べる。その後、撮った魚眼画像と球面画像の等距離射影方式について説明する。次に、画像歪みを含む魚眼画像カメラの内部パラメータを校正して、反対向きの二つの半球視野をもつ魚眼画像により全天周画像を得る。更に、矩形二次元配列で表現した離散球面画像フォーマットの構成及び簡素化隣接点を探すアルゴリズムについて簡単に述べる。

**第三章**では提案した正規化イメージパッチにより全天周画像における特徴点追跡について述べる。まず、特徴点追跡の関連研究を紹介する。次に、正規化したイメージパッチ及び全天周画像の球面モデルについて述べたあと、球面モデル上で特徴点の追跡範囲の決め方や、相互の整合性チェック (Mutual consistency check)による対応点の決め方について述べる。更に、Kalman フィルタを用いて球面モデル上で特徴点の位置の予測法について述べる。最後に、実験結果を示す。

**第四章**では、提案した離散球面画像によるコーナー特徴の探索について述べる。はじめにコーナー特徴の探索の関連研究を紹介する。次に、離散球面画像上でスケールスペース画像を獲得し、それにより特徴点を検出し、Laplacian オペレータを用いて冗長データを削除し、特徴量を獲得する手法について述べる。最後に実験結果を示す。

最後に**第五章**では、研究結果を総括、検討し、残された課題について述べる。

## 参考文献

- [1] I. Ishii, R. Sukenobe, Y. Moriue, K. Yamamoto: Real-time Feature Point Tracking at 1000 fps, Proc. of the 2009 International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation (CIRA2009), pp515-520, 2009.
- [2] D. Nister, O. Narodisky and J. Bergen, “Visual Odometry”, Proc. Of CVPR(2004)
- [3] 横地裕次, 池田聖, 佐藤智和. 特徴点追跡と GPS 測位に基づくカメラ外部パラメータの推定, 情報処理学会論文誌, Vol.0, No.13, pp69-79, 2006
- [4] D. Lowe: “Distinctive image features from scaleinvariant keypoints”, Int’l. J. Computer Vision, vol.60, No.2, pp. 91 - 110 (2004).
- [5] K. Mikolajczyk and C. Schmid: “A performance evaluation of local descriptors” , IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell., Vol.27, No.10, pp. 1615 - 1630 (2005).
- [6] Y. Ke and R. Sukthankar. PCA-SIFT: “A More Distinctive Representation for Local Image Descriptors”, Proc. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 511-517, 2004.
- [7] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars and L. Gool: “Supeededup robust features (SURF)” , Computer Vision and Image Understanding, 110, pp. 346 - 359 (2008).
- [8] J.-M. Morel and G. Yu: “ASIFT: A new framework for fully affine invariant image comparison” , SIAM J. Imaging Sciences, 2, 2, pp. 438 - 469 (2009).
- [9] Hansen, P.I., Corke, P., Boles, W., Daniilidis, K., “Scale invariant feature matching with wide angle images”, Proceeding of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp. 1689–1694(2007)
- [10] Hicham Hadj-Abdelkader, Ezio Malis and Patrick Rives, “Spherical image processing for accurate visual odometry with omnidirectional cameras”, The 8th Workshop on Omnidirectional Vision, Camera Networks and Non-classical Cameras - OMNIVIS (2008).
- [11] Shigang Li, Ying Hai, “A full-view spherical image format”, 20<sup>th</sup> International Conference on Pattern Recongnition, pp. 2337-2340(2010)



## 第二章 全天周画像の獲得及び球面画像のフォーマット

本章では、全天周画像及び離散球面画像フォーマット[1]について述べる。全天周画像はロボットまわりの環境色情報を死角なく獲得するために有効な手法である。本論文では、二つの180度以上の視野を持つ魚眼カメラにより前後2方向の画像を接合すると全天周画像を獲得する。その全天周画像の処理には、魚眼カメラのキャリブレーションが必要である。以下では、まず、ピンホールカメラモデルと球面投影モデルを述べる。次に、離散球面画像のフォーマットを述べる。離散球面画像のフォーマットとしては、測地ドーム法によって球面構造に基づくコンパクトな矩形二次元配列で表すものである。最後に球面画像フォーマットを示す。

### 2.1 はじめに

#### 2.1.1 全天周画像の作成

近年、電子技術の発達に伴い、図2.1に示すように広い視野画像を持つ様々なカメラが提案され、全天周画像を獲得することができるようになってきている。以下では、まず、従来法のピンホールカメラの投影モデルを紹介する。次に全天周画像の取得で重要となる球面投影モデルについて説明する。

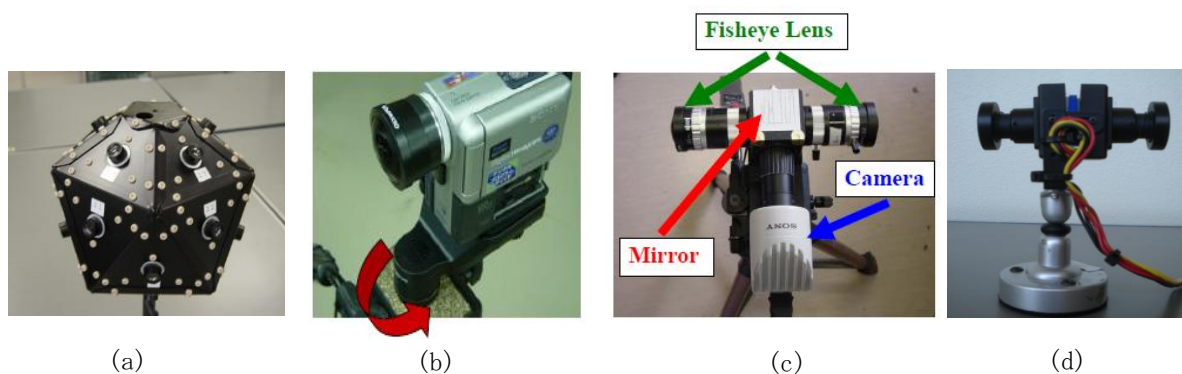


図 2.1 (a) カメラクラスター (b) 複数枚の画像合成 (c) (d) 全天周センサー

#### ピンホールカメラの投影モデル

一般的に平面画像はカメラレンズへの入射光を平面スクリーンに透視投影させて得られる。その透視投影は図2.2に示すようなピンホールカメラモデルにより説明される。カメラの座標系は

ピンホールカメラモデルの原点であり，光学中心を通り，画像面に直交する方向にZ軸を取るものとする，これはカメラの光軸と呼ぶ．この座標系のX-Y平面は焦点面となる．ある空間点 $P$ からの光線はピンホールモデルの原点 $C$ を通り画像面の $p$ に結像する．画像面と焦点面の間の距離は焦点距離 $f$ という．

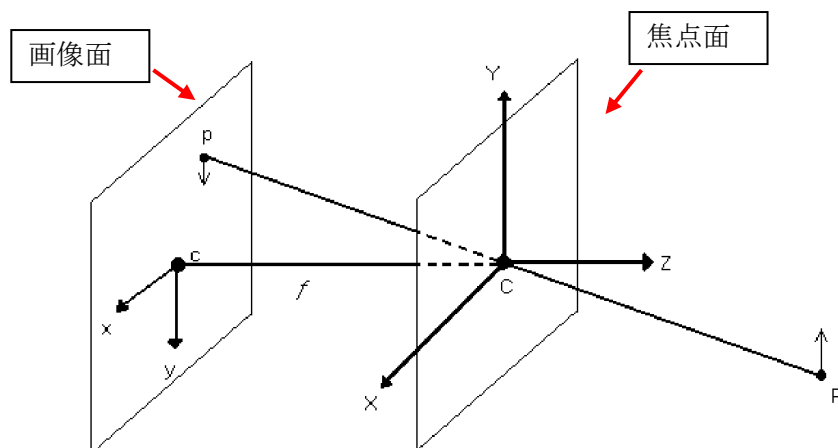


図 2.2 ピンホールカメラモデルの透視投影

ピンホールカメラモデルに基づく従来のカメラレンズの校正方法に関しては多くの研究がある[2]．しかし，ピンホールモデルは，半球以上の画像を表すことができない．以下では，広い視野を持つ全天周画像の球面投影モデルを紹介する．

### 球面投影モデル

広い視野をもつ画像の校正方法に関しても多くの研究が行われている[3-4]．以下では球面モデルに基づく魚眼カメラの校正方法を説明する[3]．レンズの射影方式には一般的に五つの種類，つまり，透視投影、等距離射影、正射影、立体射影、等立体角射影である[5]．以下では魚眼カメラの校正方法は等距離射影を用いて説明する．ここで球面画像は球面投影モデルに基づく投影によって得られる画像である．図2.3に示すように，球面モデルの球面投影を考える．空間に半径 $f$ の球と点 $P$ がある時， $P$ と球の中心を結ぶ直線が球面と交わる点 $p$ を，点 $P$ の球面への投影点とする．その周囲に見える点はこの球面モデルに投影して全視野を表現できるようになる．原点を球の中心としたカメラ座標系において点 $P$ の座標は以下の公式で表されることになる．

$$P_c = [X_c \ Y_c \ Z_c] \quad (2.1)$$

この点の球面画像への投影点 $P$ の座標は、投影光線の方角を表す二つの角度、天頂角 $\theta$ と方位角 $\varphi$ を用いて

$$P = [f \sin \theta \cos \varphi \ f \sin \theta \sin \varphi \ f \cos \theta]^T \quad (2.2)$$

と書けるので、3次元空間のある点 $P_c$ とその投影点 $P$ との関係は、

$$\begin{aligned} P &= [f \sin \theta \cos \varphi \ f \sin \theta \sin \varphi \ f \cos \theta]^T \\ &= \frac{f}{\sqrt{X_c^2 + Y_c^2 + Z_c^2}} [X_c \ Y_c \ Z_c] \end{aligned} \quad (2.3)$$

と表すことができる。ここで $P_c$ はスケールファクタを除いて $P$ に等しい。

実際に画像処理を扱う際には、球面の半径 $f=1$ 、つまり、投影画像から単位球への投影である正規化座標を

$$p = [\sin \theta \cos \varphi \ \sin \theta \sin \varphi \ \cos \theta]^T \quad (2.4)$$

と表す。

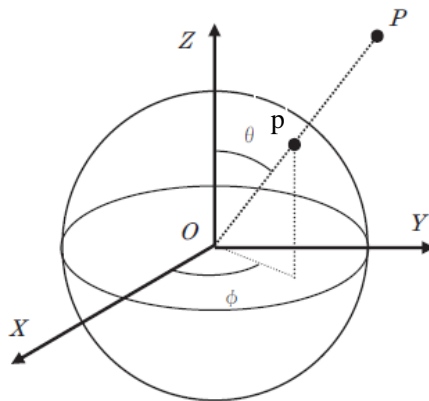


図 2.3 球面投影モデル

図2.4のように空間にある点 $p$ は球面投影により平面画像に投影され、天頂角 $\theta$ と方位角 $\varphi$ を用いて等距離射影方式で表される。

### 2.1.2 魚眼画像から等距離射影方式で球面画像を表す

図2.4のようにほとんどの魚眼レンズは、画面の中心からの距離と角度が比例する等距離射影方式を採用する。3次元空間の光線から魚眼レンズへの投射線方向 $(\theta, \varphi)$ を示す。球面画像座標 $p$ は等距離射影方式を用いて

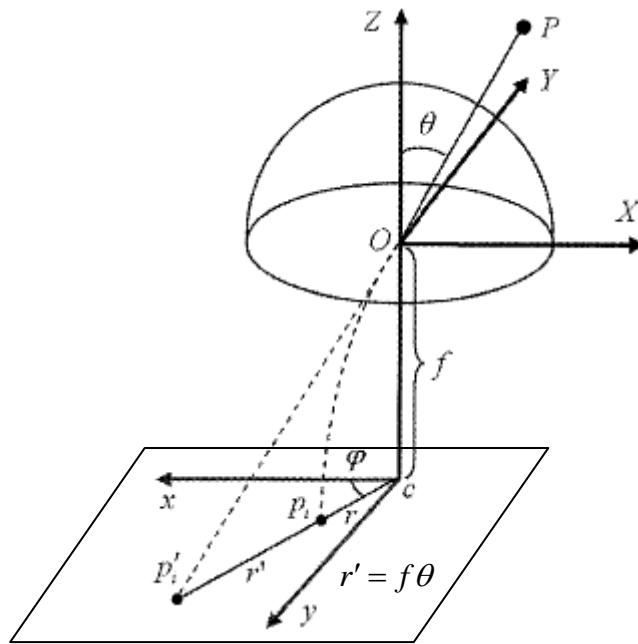


図2.4 レンズと画像平面の等距離射影方式

$$p = \left[ \sin \frac{r'}{f} \cos \varphi \quad \sin \frac{r'}{f} \sin \varphi \quad \cos \frac{r'}{f} \right]^T \quad (2.5)$$

として得られる。

カメラレンズは製造過程で発生する誤差などの影響のために、その投影は理想的な射影式に正確には従わない。文献[3]で魚眼カメラの歪みを補正して内部パラメータの校正を提案している。その際、三つの種類の歪みが考慮されている。

#### (1) 放射方向歪曲収差

魚眼レンズの放射方向歪曲収差 $r$ は理想的な射影式がテイラー展開で、実際に展開の前の3

項 $k_1, k_2, k_3$ を用いた

$$r \approx k_1 \theta + k_3 \theta^3 + k_5 \theta^5 \quad (2.6)$$

として近似される。

### (2) 光軸点のずれ

理想的にはレンズの光軸は画像中心を通るはずだが、実際には光軸は多少ずれている。撮影画像上での光軸点の位置を  $c(x_0, y_0)$ 、画像上の点を  $(x', y')$  とすると、この画像座標系での位置  $p_i$  は極座標形式では

$$\begin{aligned} r_i &= \sqrt{x^2 + y^2} \\ \phi_i &= \arctan(y, x) \end{aligned} \quad (2.7)$$

として表すことができる。ここで  $x = \alpha(x' - x_0)$ 、 $y = y' - y_0$ 、 $\alpha$  は撮影画像での単位距離当たりのx方向、y方向の画素数の比である。

### (3) 接線方向歪曲収差

接線方向歪曲収差は光軸が画像平面に直交しないことに起因する、放射方向歪曲収差と直交なほ方向に作用するひずみである。極座標形式で以下に表す

$$\begin{aligned} \Delta T_r(p_i) &\approx 3P_1 r_i^2 \cos \phi_i + 3P_2 r_i^2 \sin \phi_i \\ \Delta T_\phi(p_i) &\approx -P_1 r_i \sin \phi_i + P_2 r_i \cos \phi_i \end{aligned} \quad (2.8)$$

上記の3種類のひずみをまとめた、魚眼カメラの内部パラメータのひずみモデルは以下の式で表される。

$$\begin{aligned} k_1 \theta + k_3 \theta^3 + k_5 \theta^5 &= r_i + \Delta T_r(p) \\ \phi &= \phi_i + \Delta T_\phi(p) \end{aligned} \quad (2.9)$$

この式は魚眼カメラレンズの歪みを補正して、内部パラメータ  $x_0, y_0, \alpha, k_1, k_3, k_5, P_1, P_2$  を推定する。

以上により魚眼カメラを校正して球面モデルを用いて魚眼画像から全天周画像を作成できる。

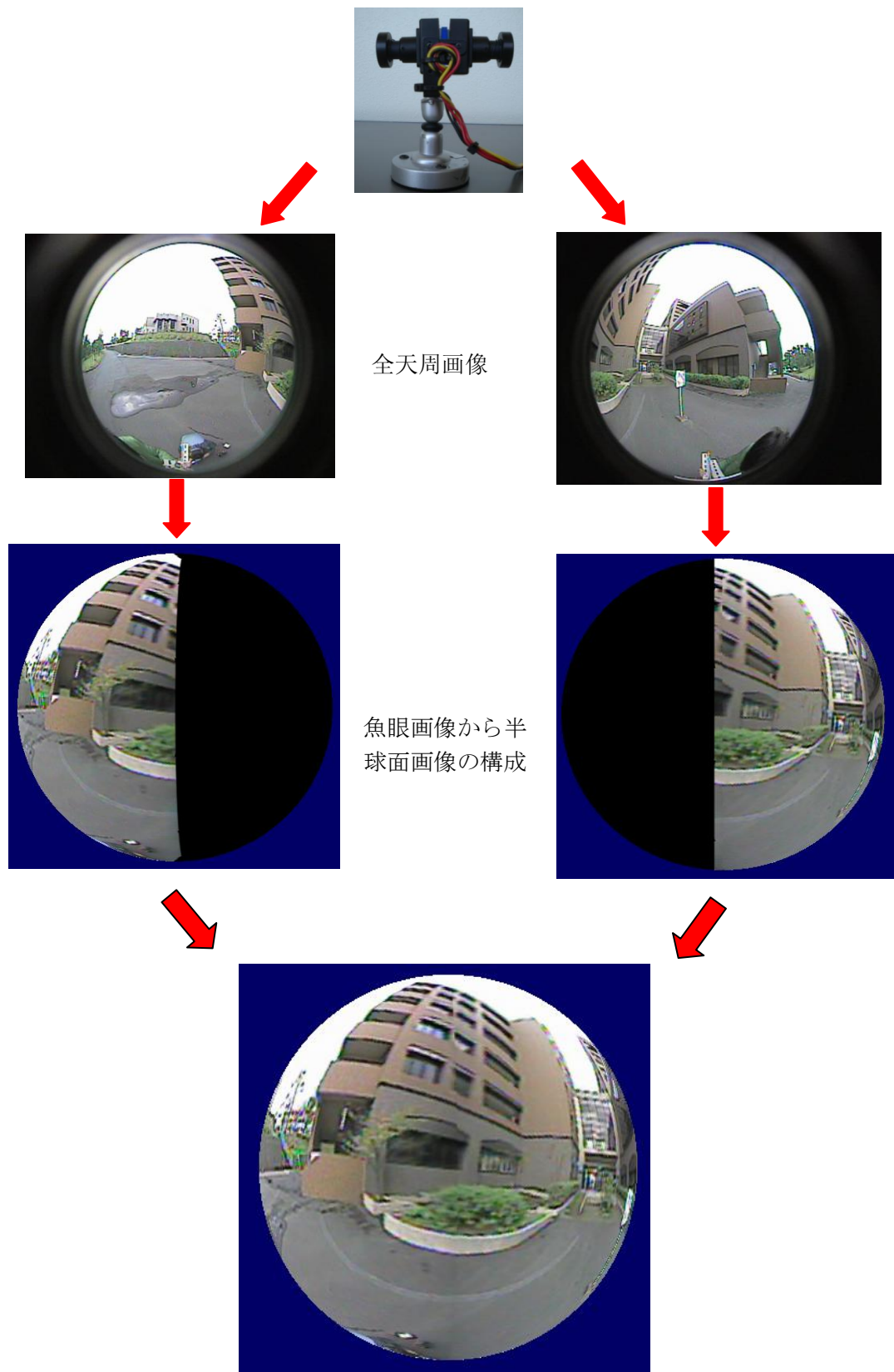


図 2.5 二つの魚眼画像から全天周画像の作成

図2.5に示すように、全天周センサーから二つの撮影した魚眼画像から二つの半球面画像を作り、次に反対向きの二つの半球面画像を接合すると一つの全天周画像が作成できる。

## 2.2 全天周画像を表現する球面画像のフォーマット

全天周画像を保存、圧縮、処理するために有効な全天周画像表現法が必要である。全天周画像は一般的に球面画像を用いて表現される。文献[6]では球面画像は焦点を中心とする球面状の画像面上に投影させることで得られるものであり、全天周球面画像は撮影地点から見えている周囲全ての点を同一球面上に投影することで得られる画像である。文献[1]では全天周画像は球面画像のフォーマットSIF : (Spherical Image Format) で表現される。SIFは測地学モデルの球面構造に基づくコンパクトな矩形二次元配列で表され、その二次元配列で隣接画素を算出できる上、球面座標と球面画像画素の間の写像を行うことも可能である。本研究はSIFに基づく特徴マッチングである。以下ではSIFを詳しく説明する。

### 2.2.1 球面画像のフォーマットの原理

二つの視野が180度以上の魚眼画像から取得した全天周画像は冗長なデータがある可能性が高い。従って冗長なデータがない全天周画像情報だけに着目し、図2.6に示すように、測地ドーム法に基づいた正二十面体から、その正二十面体のそれぞれの正三角形の各辺を測地線によって二等分することにより四個の小三角形を生成し、その操作を繰り返して分割することによりますます多い球面上の頂点が得られる。最初の二十面体の12頂点は5隣接点を持ち、他の分割点は6隣接

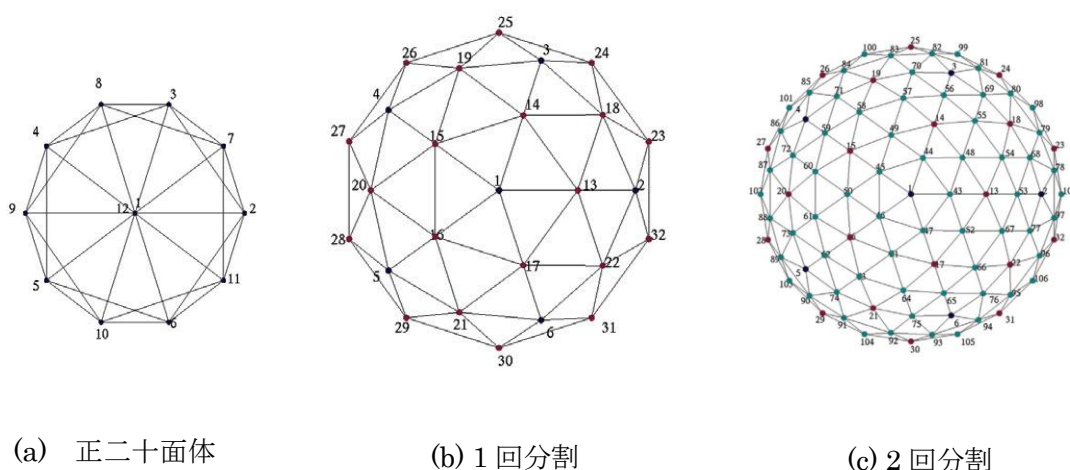


図 2.6 正二十面体からの測地ドーム分割

点を持つ。この方法を用いて近似の球面を取得することができるようになる。図2.6の(a)は正二十面体であり、図2.6の(b), (c)は正二十面体から1回分割と2回分割したものである。

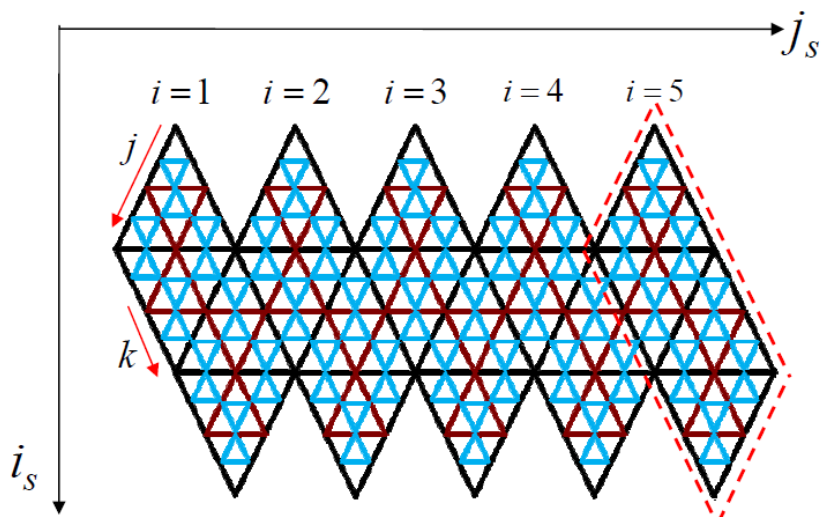


図 2.7 五つの平行四辺形で表した SCVT 画像のデータ構造

球面画像を取得するためには、球面を標本化する必要がある。以上のような手法を拡張ガウス画像[7]またはSCVT (Spherical Centroidal Voronoi Tessellation)画像[8]をといる。文献[9]では SCVT画像が展開される五つの平行四辺形として表される。図2.7のように、平行四辺形の数を*i*

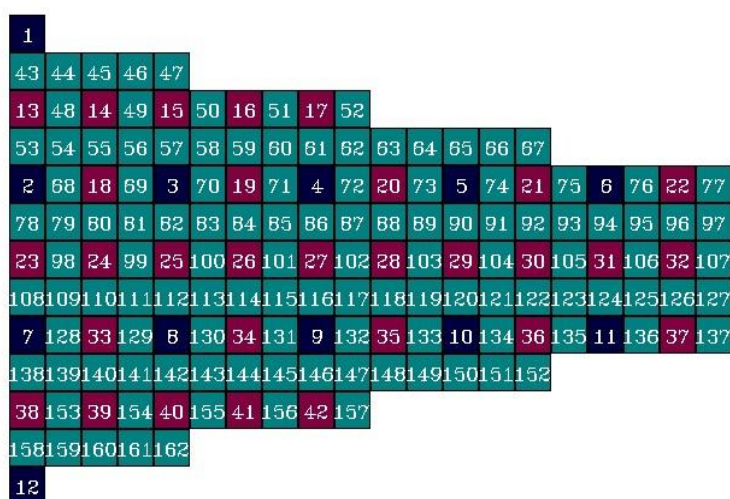


図2.8 正二十面体から二回分割して得られる二次元SCVT配列



で、平行四辺形内の要素位置を(j,k)で表すと、SCVT画像を3次元配列(i,j,k)で表現する。平行四辺形において画素の隣接関係が保存できるのが利点である。一つの平行四辺形は正二十面体の四つの三角形に対応する。

図2.8は正二十面体から測地ドーム分割で二回分割して得られる二次元SCVT配列。図上の数字は二回分割して得られた頂点である。このようなコンパクトなSCVT配列は二次元矩形配列へ簡単に変換できる。そのSCVT配列は二次元矩形配列を球面画像フォーマットとする。図2.9に示される二次元矩形配列は図2.8のSCVT配列から変換して得られる。これはSIF画像という。SIF画像はSCVT画像の五つの平行四辺形により得られる一つの二次元配列の構造を有し、二つの極点以外のすべてのSCVT配列頂点を含んでいる。

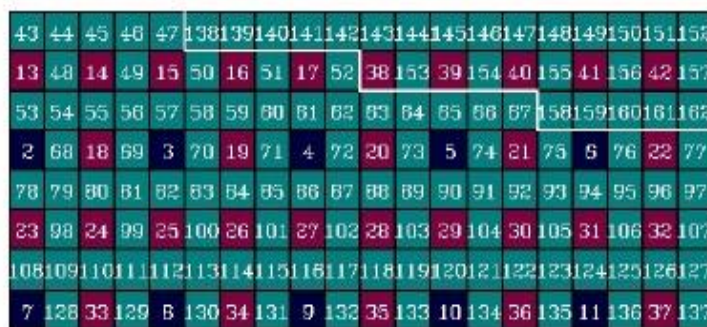


図 2.9 SCVT 配列を変換して得られる SIF の構造

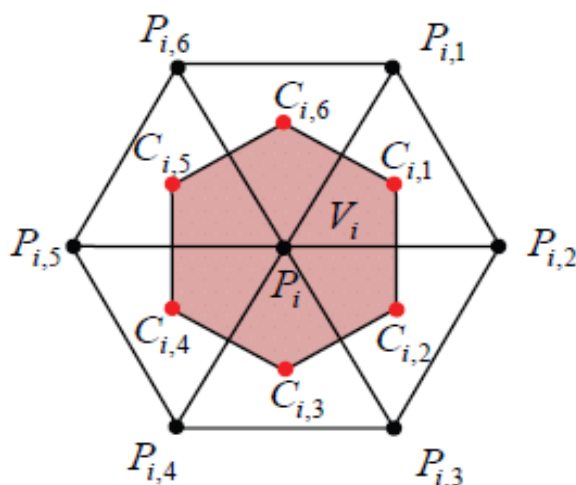


図2.10 一つのSIF画像上での画素の構成

SIF画像における任意の頂点は六角形画素で表現することができる。図2.10に示すように、SIF画像上である格子点を $P_i$ ，隣接点を $\{P_{i,j}\}$ とし，画素を $V_i$ とし，その面積を $A_i$ とし，コーナーを $\{C_{i,j}\}$ とする。ここで12個の正二十面体の頂点は五隣接点を除く。

### 2.2.2 球面画像のフォーマットの表現

二つの魚眼カメラから撮影して得られる魚眼画像に対して内部パラメータを校正することで得られる全天周画像は球面に写像して，SIF画像を構成することができる。全天周画像からSIF画像に変換して得られた画像を図2.11に示す。

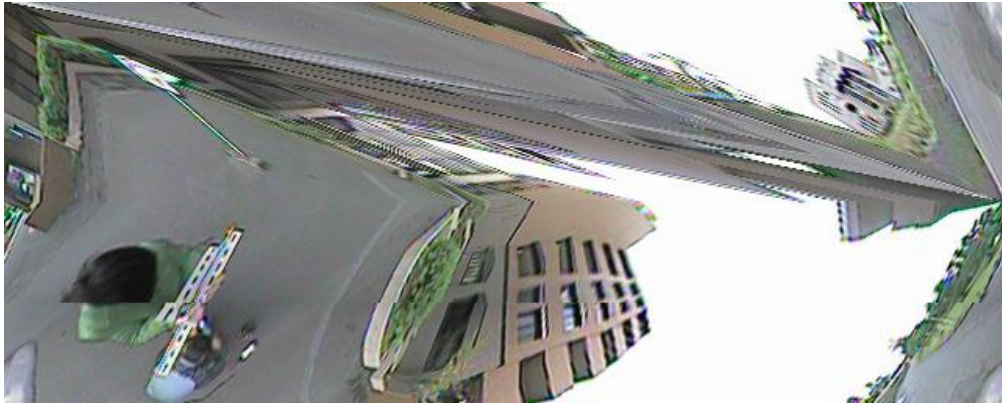


図 2.11 全天周画像からの SIF 画像の作成

## 2.3 まとめ

本章では，本研究で用いる全天周画像はカメラパラメータを校正することで球面モデルに投影できることについて述べた。また，SCVT配列からSIF画像を構成する方法についても述べた。

第三章では，全天周画像から得られた球面モデルを用いて特徴点を追跡する方法の有効性を実証する。第四章では，離散球面画像（SIF画像）から特徴抽出と広いベースラインの離散球面画像の特徴マッチングについて述べる。

## 参考文献

- [1] Shigang Li, Ying Hai, “A full-view spherical image format”, 20<sup>th</sup> International Conference on Pattern Recognition, pp. 2337-2340, 2010
- [2] Z.Zhang, “A flexible new technique for camera calibration”, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol.22, no.11, pp.276-285, 2002
- [3] 中野誠士, 李仕剛, 千葉則茂, “球面モデルに基づくしま模様パターンを用いた魚眼カメラの校正”, 電子情報通信学会論文誌, vol.J90-D, no. 1, pp. 73-82, 2007
- [4] 中野誠士, 李仕剛, 千葉則茂, “球面画像獲得のための魚眼カメラの校正”, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J88-D-II, No.9, pp. 1847-1856, 2005
- [5] K.Miyamoto, “Fish eye lens”, J.Optical Society of America, vol.54, no.8, pp.1060-1061, 1964
- [6] 木室義彦, 長田正, “球面六角形画像ピラミッドを用いた球面投影による全方位画像処理”, 日本ロボット学会誌, Vol.14, No.6, pp.809-819,1996
- [7] B. K. P. Horn, “Externed Gaussian Image”, Proc. IEEE, Vol.72, No. 12, pp.1671-1686, 1984
- [8] Q. Du, M. Gunzburger, and L. Ju, “Constrained centroidal Voronoi tessellations on general surfaces”, SIAM J. Sci. Comput., 2003
- [9] C.H. Chen and A.C. Kak, “A robot vision system for recognizing 3-D objects in low-order polynomial time”, IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Vol.19, No.6, pp.1535-1563, 1989.

## 第三章 全天周画像における特徴点追跡

本章では、2つの魚眼カメラからなる全天周センサーから取り込んだ全天周画像における高速の特徴点追跡の手法を提案する。全天周画像は二つの魚眼画像を含んでいる。それぞれの魚眼画像は半球より広い視野を持っている。特徴点の一つの強い歪みがあるサブ魚眼画像から別のサブ魚眼画像に移る時に、特徴点の局所領域の画像は急に変化する。本研究では、特徴点の追跡は球面モデルを介して正規化した画像パッチNIP (Normalize Image Patch)を用いて行う手法を提案する。特徴点の局所領域の類似性は球面モデルに基づく局所領域のNIPによって測定され、特徴点を追跡することができる。更に、追跡のプロセスでは、Kalmanフィルタは球面モデルに基づく特徴点の位置を予測するために使用される。実験では、1秒あたり14枚の全天周画像の処理速度がPC上で実現された。

### 3.1 はじめに

全天周センサーは周囲のシーンを観測できるので、ロボティクスで広く使用されている。動的な環境に対応するために、全天周センサーは通常複数のカメラ[1-2]又は一対の魚眼レンズをもつ単一のカメラ[3]から構成されている。図3.1 (a)では、車いすロボットに搭載する全天周センサーを示す。このセンサーは一対の魚眼カメラを含んでおり、それぞれの魚眼カメラは最大190度の視野を持っている。図3.1(b)で一つの全天周センサーから得られる画像のサンプルを示す。特徴点が魚眼画像の境界に現れる場合、特徴点はペアの魚眼カメラで同時に観察することができるかもしれない。しかしながら、特徴点を中心とする局所的な領域は魚眼カメラの投影タイプに応じて大きく歪んでいる。特徴点を中心とする正方形の局所領域はペアのサブ画像において大きく異なっている。同じ特徴点について、二つのサブ魚眼画像の局所領域の正規化相関値NCV(Normalized Correlation Value) は0.095372に過ぎない。このサンプルの相関値が小さい。

上記の事実は、サブ魚眼画像の局所領域に基づいて特徴点の類似度を測定する場合、特徴点が片方のサブ魚眼画像からもう片方のサブ魚眼画像に移動したときに、その追跡が失敗する可能性が高いことを意味する。しかし、全天周視覚センサーの動き推定や全天周画像から3D環境の再構築には、特徴点の正確な追跡が欠かせない。本研究では、球面モデルを介して図3.1(a)のセン

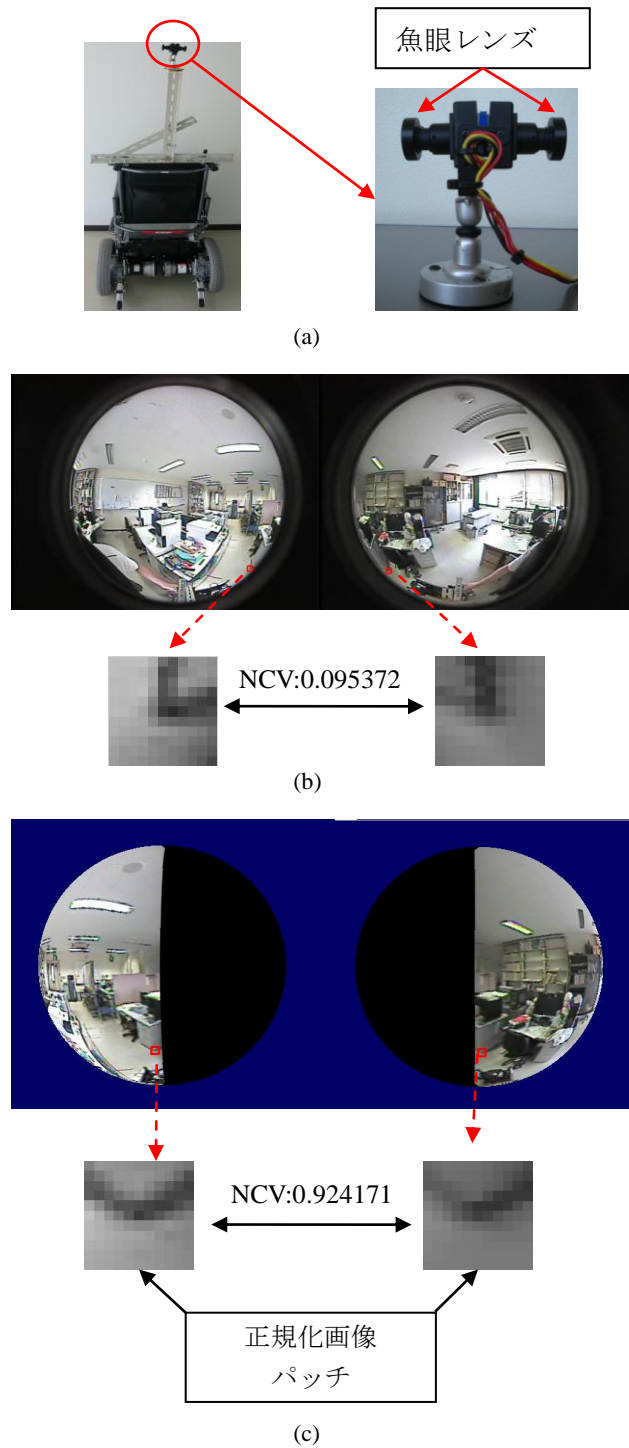


図 3.1 提案方法. (a) ペアの魚眼カメラを含む全天周センサーを移動ロボットに搭載する. (b) 全天周センサーから撮影する全天周画像のサンプル; 特徴点は魚眼カメラの境界に現れる場合, 特徴点の局所領域は全天周画像において強い歪みがある (c) 球面モデルによる正規化画像パッチを生成する. 二つの正規化された画像パッチは非常に似ている.

サーによって取得した全天周画像シーケンスにおける特徴点追跡のシンプルで実用的な方法を提案する。球が等方性を持っているので、全天周画像を球面画像にマッピングすることにより、魚眼画像における強い歪みがある局所領域を正規化することができる。特徴点の類似性は球面モデルにおける特徴点を中心とする画像パッチに基づいて測定することができる。図3.1(b)の画像パッチは全天周画像から何も処理を行わずに三次元空間で同じ特徴点を中心とする局所領域を取り出したものである。局所領域の歪みが大きくなっている。図3.1(c)では、全天周画像から球面画像にマッピングした画像を示す。図3.1(c)の下方の画像は図1(b)における同じ特徴点を中心とする正規化画像パッチを示している。よって、正規化画像パッチは等方性を持つ球面モデルを介して全天周画像から生成された局所領域の透視画像パッチとして定義されている。つまり、強い歪みがある局所領域は歪みがない透視画像パッチになる。図3.1(c)で二つの正規化画像パッチは球面モデルで同じ領域に対応するため、NCV (Normalized Correlation Value) (正規化相関値) が0.924171に達して、非常に高い類似度を得ている。

## 3.2 関連研究

カメラは移動ロボットにおいて重要なセンサーである。移動ロボットの運動および環境の構造はロボットに搭載されたカメラから推定することができる[4-5]。近年、コンピュータの処理能力とアルゴリズムの進歩のおかげで運動推定と構造推定はかなり高い精度を達成している[6-8]。特徴点追跡は画像から運動および構造を推定するための基礎的な技術の一つである。以下に処理される画像の種類により関連研究を紹介する。

### 3.2.1 透視画像における特徴点追跡

連続した画像シーケンスの場合、隣接するフレーム間の特徴点の変位は通常小さい。このようにして画像上で特徴点を中心とする局所領域の類似性はほぼ保持されている。連続した画像間の特徴点マッチングは一つの一般的な方法として、特徴点を中心としたローカル領域に対して領域ベース相関法でその類似性を測定するものである。マッチング処理の間に相互の整合性チェックが通常行われている。得られたメイトは有効なマッチとして受け入れられる。特徴点検出は通常Harrisコーナー検出器によって行われる。図3.2は魚眼画像におけるHarris特徴点を示すサンプルである。

二つの広いベースラインを持つ画像の場合、特徴点の変位量が大きくなる。大きな変位量はスケールと回転の大きな変化を生じさせることができるかもしれない。この問題に対処するために、スケール不変特徴量が広く使用されている[9-10]。しかしながら、キーポイントの特徴量の計算は領域ベース相関法と比較すると、多くの処理時間がかかる。



図 3.2 一つの Harris コーナー点のサンプル

### 3.2.2 全方位画像における特徴点追跡

全方位画像における特徴点追跡方法は、通常透視画像に基づいて開発したアプローチを用いる。連続した全方位画像シーケンスに対して、オプティカルフローはLucas と Kanadeの方法によって勾配を計算して推定される[11]。二つの広いベースラインを持つ全方位画像に対して、広い視野の画像上でスケール不変特徴量のマッチングが提案されている[12-13]。それと同時に複数平面のテンプレートは平面射影変換を介して追跡される[14-15]。本研究では、図3.1(a)に示すように、連続した魚眼画像から接合した全天周画像シーケンス中で特徴追跡が考慮される。隣接するフレーム間の特徴点の変位は小さいので、高速的な処理をできる領域ベース相関法は使用される。しかし、全天周画像はペアのサブ魚眼画像からなるので、図3.1(b)に示すように、従来の領域ベース相関法はサブ魚眼画像の境界をまたぐ特徴点を直接的に追跡することができない。

そのため本研究では全天周画像における特徴点を追跡するために、従来法の領域ベース相関

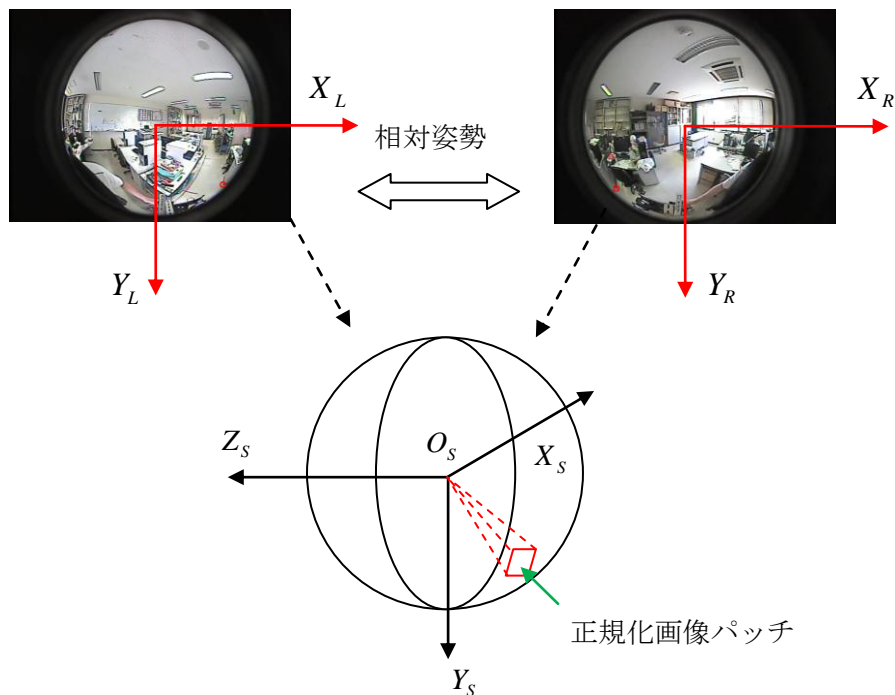


図 3.3 ペアの魚眼カメラ間の相対姿勢と内部パラメータを用いて全天周画像を球面画像にマッピングする.

法を改良する．球は全天周画像に対して中間モデルとして使用される．図3.3のように，それぞれの魚眼カメラの内部パラメータ及びペアの魚眼カメラ間の相対回転を用いて，全天周画像を球面モデルにマッピングすることができる．特徴点検出はHarrisコーナー検出器によって全天周画像で行われている場合，球を介した正規化イメージパッチは入力魚眼画像の局所領域の代わりに，特徴点の類似性を測定するために正規化相関値の計算に用いられる．正規化イメージパッチは球から生成され，それは全天周センサーのパラメータとは無関係であり，魚眼画像の歪みがない．図3.1(c)に示すように，正規化イメージパッチは特徴点がペアの魚眼画像の境界を通過するにもかかわらず，スムーズに変化する．本研究は他の各カメラの視野の境界に存在する特徴点を同じように追跡することができる．以後，正規化したイメージパッチ(Normalize Image Patch)はNIPという，従来の局所的な領域(Conventional Local Region)はCLRと省略して表す．

NIPは中間球面モデルから計算されるが，球面画像を実際に生成する必要はない．本研究では，NIPは魚眼カメラのパラメータを用いて入力サブ魚眼画像から直接計算される．更に計算はルックアップテーブルを使って迅速に行われる[16]．



### 3.3 全天周画像における特徴点追跡の提案方法

ここで、まず、全天周画像における特徴点追跡提案されたアルゴリズムの概要が与えられる。次に、提案されたアルゴリズムを詳しく説明する。

#### 3.3.1 提案されたアルゴリズムの概要

提案されるアルゴリズムの概要が以下である。

Step 1: ペアのサブ魚眼画像に対して、時刻  $t$  に  $I_{L,t}$  と  $I_{R,t}$  を取得した、 $I_{L,t}$  と  $I_{R,t}$  における特徴点は Harris コーナー検出器によって検出される。

Step 2: 球を介して検出した特徴点の球面極座標を計算し、また、特徴点の NIP を生成する。

Step 3: 同じ処理はペアの魚眼画像、時刻  $t+1$  に  $I_{L,t+1}$  と  $I_{R,t+1}$  を取得した、 $I_{L,t+1}$  と  $I_{R,t+1}$  において実装される。

Step 4: 球上で指定された範囲で  $I_{L,t+1}$  と  $I_{R,t+1}$  における  $I_{L,t}$  と  $I_{R,t}$  の特徴点  $p_t$  が対応する特徴点を見つける。対応する特徴点  $p_{t+1,max}$  は  $I_{L,t+1}$  と  $I_{R,t+1}$  において NIP 間の正規化相関値の最も高いスコアを持っている場合、優先メイトとして選ばれる。対応する特徴点の探索範囲は後述の Kalman Filter (KF) により決定される。

Step 5: 球上で指定された範囲で  $I_{L,t+1}$  と  $I_{R,t+1}$  における  $I_{L,t}$  と  $I_{R,t}$  の特徴点  $p_{t+1,max}$  の対応する特徴点を見つける。もし  $p_{t+1,max}$  によって得られたメイトが  $p_t$  であれば、つまり、 $p_{t+1,max}$  と  $p_t$  は相互に得られたメイトとし、このペアの特徴点  $p_{t+1,max}$  と  $p_t$  は有効なマッチとして受け入れられる。対応する特徴点の探索範囲は KF により決定される。

#### 3.3.2 NIP の生成

ペアのサブ魚眼画像の境界を超える特徴点の歪みに対処するために、前述したように、生成された特徴点の NIP を用いて特徴点の類似度を測定する。以下に詳細に NIP の生成を紹介する。NIP は特徴点を中心とした透視画像パッチであり、それで NIP を生成するために、焦点距離と画像サイズを決定する必要がある。ここで、最初に仮想球を決定し、この仮想球はペアのサブ魚眼画像と同じ解像度を持っており、その後球に基づく NIP を生成する。

ペアのサブ魚眼画像上で円形領域の半径は  $r_f$  ピクセルであると仮定する。有効な画素数、 $A_f$

は二つの円形領域を含んでおり、次の式のように計算される：

$$A_f = 2\pi r_f^2 \quad (3.1)$$

図 3.4 に示すように、球面の半径は  $r_s$  であり、球面の画素数は

$$A_s = 4\pi r_s^2 \quad (3.2)$$

と表す。

球面はペアのサブ入力魚眼画像と同じ解像度を持っていると仮定すれば、球の半径を決定するために、以下の式で

$$r_s = \frac{r_f}{\sqrt{2}} \quad (3.3)$$

と示す。

図3.4は球を介して生成するNIP,  $I_p$ , のスケッチを表現する。ペアの入力魚眼画像における一つの与える特徴点  $p$  は球上で対応する点  $m$  で計算される。特徴点  $p$  のNIPの画像サイズはNIPの視点方向を決定することによって生成することができる。この視野方向は  $m$  の球面座標  $(r_s, \theta, \phi)$  という点で軸  $X_s$  の周りに方位角  $\phi$  の回転及び軸  $Z_s$  の周りに極角  $\theta$  の回転によって決定することができるようになる。

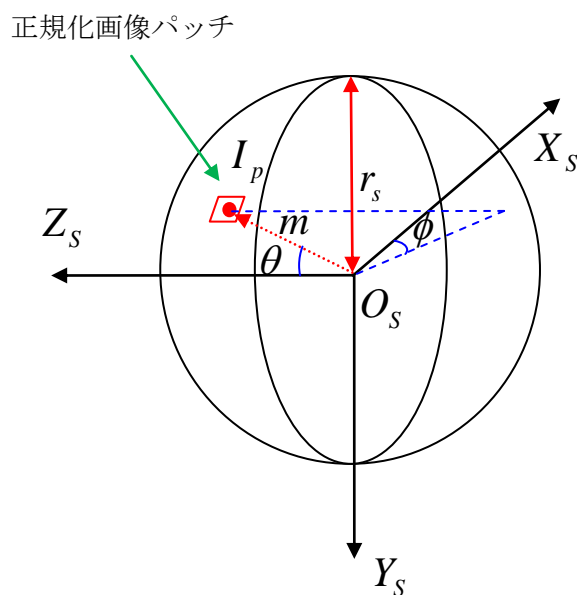


図 3.4 球面を介して特徴点の正規化された画像パッチを生成するスケッチ

球面がペアのサブ魚眼画像と同じ解像度を持っているので、NIP の画像サイズは入力画像から推定することができる。ここで、本研究は実際に球面画像を生成しないで、この球はただモデルであり、NIP は全天周センサーのパラメータを用いて、上記の球面モデルを介してペアの入力魚眼画像から生成される。

### 3.3.3 特徴点マッチングの範囲の決定

一般的に連続したシーケンス画像上の特徴点マッチングの範囲はカメラ運動の事前知識に依存する相違 $l$ 制限に応じて決定される。ここで、相違制限所定の球で対応する特徴点を検索する

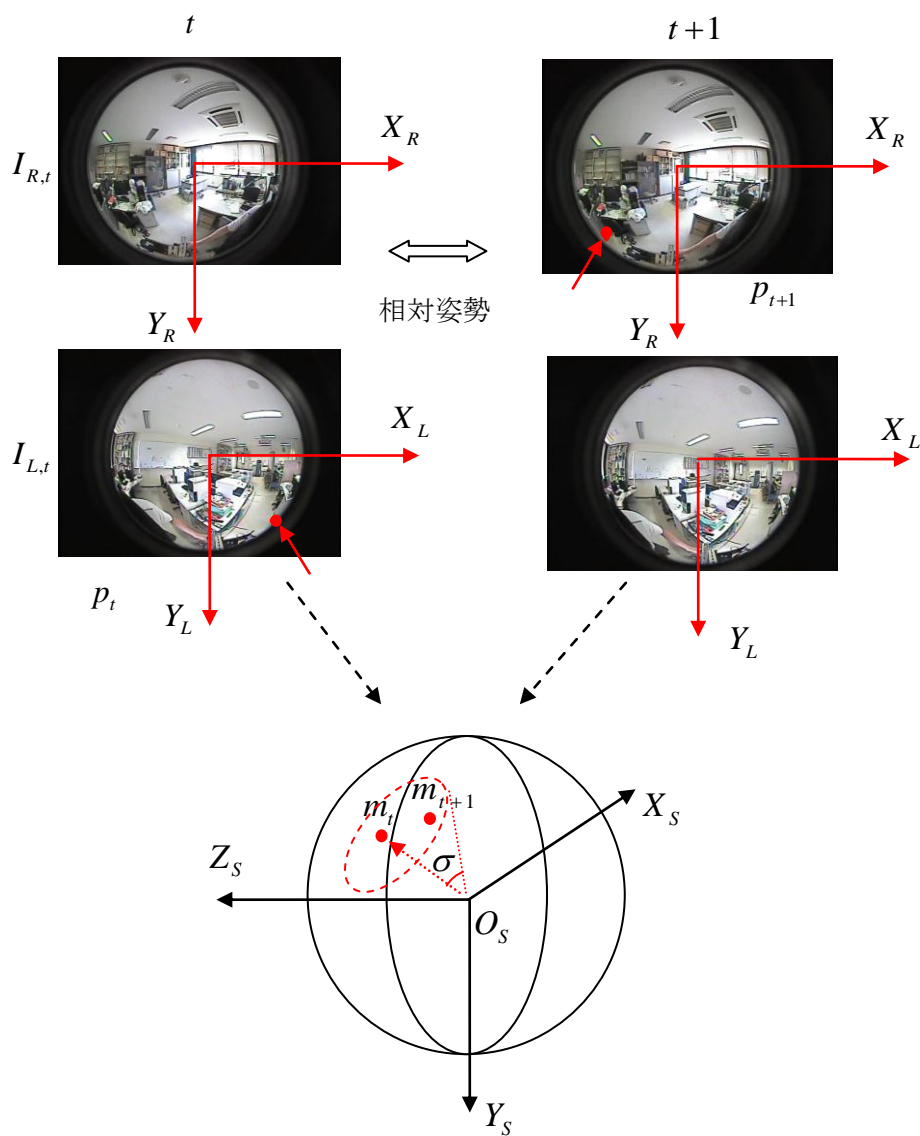


図 3.5 特徴マッチングの範囲の決定. 範囲のサイズは軸と円錐の母線との間の角度によって決定される.

ための範囲はどのように決定するかを検討する.

球上で特徴点  $p_t$  の対応するベクトルを  $m_t$  とする. 図3.5のように, 特徴点マッチングの範囲は円錐と球の交差点のように決定されており, この円錐の頂点が球の中心になり, 軸が  $m_t$  のベクトルと揃う. マッチング範囲は円錐の軸と母線の間角度  $\sigma$  によって決定される. こうして球における  $I_{L,t+1}$  と  $I_{R,t+1}$  の特徴点  $p_{t+1}$  に対応するベクトル  $m_{t+1}$  は円錐で囲まれている場合,  $p_{t+1}$  はマッチング点  $p_t$  の候補点として考えられている. すなわち, 対応する候補点は次の不等式を満たす.

$$\frac{m_t \bullet m_{t+1}}{|m_t| |m_{t+1}|} \leq \cos \sigma \quad (3.4)$$

球面上で特徴マッチングに対して相違制限の  $l$  を考えると, 角度  $\sigma$  は

$$\sigma = \frac{l}{r_s} \quad (3.5)$$

と表す.

角度  $\sigma$  は大きければ大きいほど処理時間が長くなっている.

### 3.3.4 境界における特徴点の対処

全天周センサーの外部パラメータと内部パラメータが精確に校正された場合, 仮定球面画像はペアの魚眼画像から得られている. 更に, 他の特徴点追跡は前述のような特徴点追跡の処理と同じであり, 球面モデルを介して行われる.

ペアの魚眼カメラの相対姿勢は精確に知られていないにもかかわらず, サブ魚眼カメラの境界における特徴点はペアのサブ画像の重複領域を用いて追跡することができるかもしれない. 二つのサブ画像の境界上で特徴点が同時に表示されるが, 境界上の対応する特徴点はペアのサブ魚眼画像が同時に見つかる. たとえば, 最初に左の魚眼カメラの境界線上に現れる特徴点を追跡する. 次のフレームを追跡するための相違制限によって決定された範囲は右の魚眼カメラの視野をカバーする場合, 左右の画像上で対応する特徴点が同時に表示する可能性がある. 特徴点マッチングはただ左の画像上で発見すれば, これは特徴点がまだ左の画像のままであることを意味する. マッチングが右の画像でわずかに発見された場合, これは特徴点を画像の境界を越えて右の画像

に移動することを意味する。マッチングを両方のサブ画像で発見したら、球面においてマッチング点の位置がチェックされ、このふたつの特徴点の位置は球上で近い場合(距離が閾値より小さい)、それぞれのサブ画像上で二つの存在するマッチポイントは境界で対応する特徴点と同じポイントとして考えられている。このふたつの特徴点の位置が球上で遠い場合(距離が閾値より大きい)、特徴点の追跡は失敗とみなされる。

### 3.3.5 Kalman フィルタを用いて球面上で追跡

特徴点追跡プロセスでは、Kalman filter(KF)は球面モデルに基づいて特徴点の位置を予測するために使用される。魚眼画像上で特徴点の位置を  $y_i = [x, y]^T$  と仮定し、球面モデルにおける位置  $X_i = [\theta, \phi]^T$  にマッピングする[3]。移動ロボットがフレーム間をスムーズに移動する動きは連続した画像シーケンスに対して非常に小さいので、等角速度モデルはKFの状態遷移モデルに適用される。KFの状態  $X$  は以下の式のように定義される。

$$X = [\theta \ \phi \ \dot{\theta} \ \dot{\phi}]^T \quad (3.6)$$

KFは時刻  $t$  の状態によって時刻  $t+1$  の状態を予測：

$$\begin{aligned} X_{t+1} &= AX_t + Bu_t + w_t \\ w_t &\sim N(0, Q_t) \end{aligned} \quad (3.7)$$

ここで、 $u_t$  ( $u_t=0$ )は制御入力ベクトルであり、 $w_t$ は時間遷移に関する雑音で、共分散行列  $Q_t$  かつ零平均の多変数正規分布に従う。 $A$ はシステムの時間遷移に関する状態遷移モデル行列である。次の式に

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3.8)$$

を示す。

ある時刻  $t$  において、観測量  $z_t$  は真の (すなわち観測不可能な) 状態  $x_t$  と、以下のような関係にある。

$$\begin{aligned} Z_t &= H_t x_t + v_t \\ v_t &\sim N(0, R_t) \end{aligned} \quad (3.9)$$

ここで、 $v$ は共分散行列  $R_t$ かつ零平均の多変数正規（ガウス）分布に従うような雑音である。  
 $H$ は観測モデルの行列であり、次式で与えられる：

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

時刻(t+1)に新たな特徴点  $P_{t+1}$ が検出され、もし時刻  $t$ の点  $P_t$ と時刻t+1の  $P_{t+1}$ がマッチングした場合、次に特徴点の初期状態変数を取得することができる。

$$\begin{aligned} \Delta\theta_{t+1} &= \theta_{t+1} - \theta_t \\ \Delta\phi_{t+1} &= \phi_{t+1} - \phi_t \end{aligned} \quad (3.11)$$

続いて時刻  $t+1$ で初期状態変数を用いて時刻  $t+2$ で点の位置を予測する。点の探索領域はKFによって高効率的に減少する。特徴点はマッチングされ、状態変数及び共分散は更新され、特徴点は画像シーケンスで消えるまで次のフレームで特徴点の位置を予測し続ける。

### 3.4 実験結果

図3.1(a)のように、本研究は移動ロボットに搭載された全天周センサーからキャプチャした連続画像シーケンスで特徴点を追跡するために、提案手法を適用する。このセンサーはペアの190度の視野を持つ魚眼カメラで構成される。それぞれの魚眼カメラから撮影された画像サイズは640x480ピクセルである。ここで一対の魚眼カメラの射影モデルは等距離射影を用いる。外部パラ

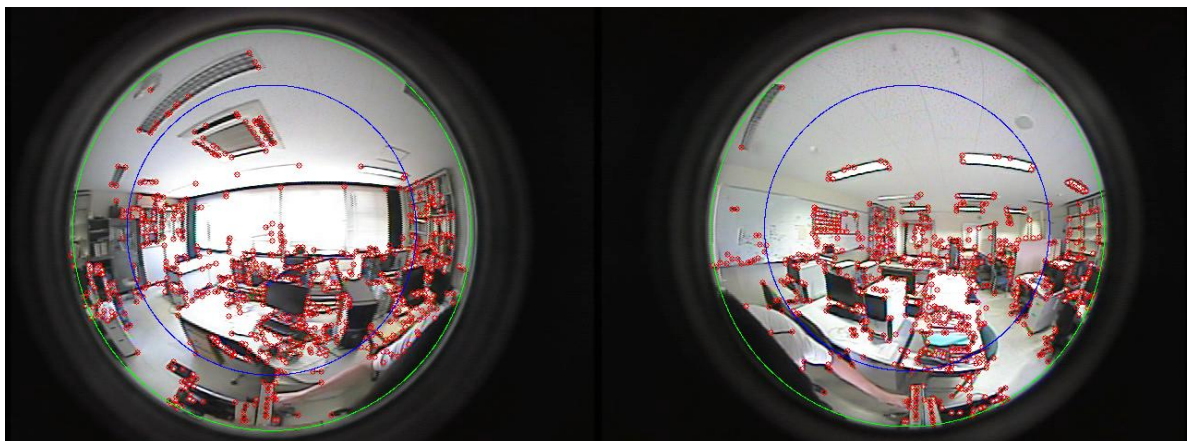


図 3.6 Harris コーナー検出器によって検出した特徴点は小さく赤い円で表示される。60度と90度の境界線はそれぞれの緑色の円と青い円で示される。

メータと外部パラメータを含むカメラパラメータはあらかじめ以前の研究を使用して校正されている[3].

まず，特徴点はHarrisコーナー検出器によって全天周画像で検出される．全天周画像においてHarrisコーナー点を検出し，小さく赤い丸で表示する．図3.6は一つの例である．

全天周センサーから得られた画像シーケンスのサンプル画像は図3.1(b)に示されている．魚眼画像上で半球の視野に対応する円形領域の半径 $r_f$ は212ピクセルである．ほぼ同じ解像度で球の半径 $r_s$ は150ピクセルである．NIPのサイズは11x11ピクセルであり(図3.7のように一つの例を示す)，相違制限は15ピクセルである．提案手法の有効性を示すために，同じ画像シーケンスの特徴点は従来の方法で追跡され，つまり，ペアのサブ魚眼画像においてCLRから正規化相関値が計算される．以下の実験結果が提示される：CLR方法と提案するNIP方法とのパフォーマンス比較，魚眼画像の境界上で追跡した特徴点のパフォーマンス，NIPに基づいてKF追跡のパフォーマンス，及び全天周画像のシーケンス上での処理速度．

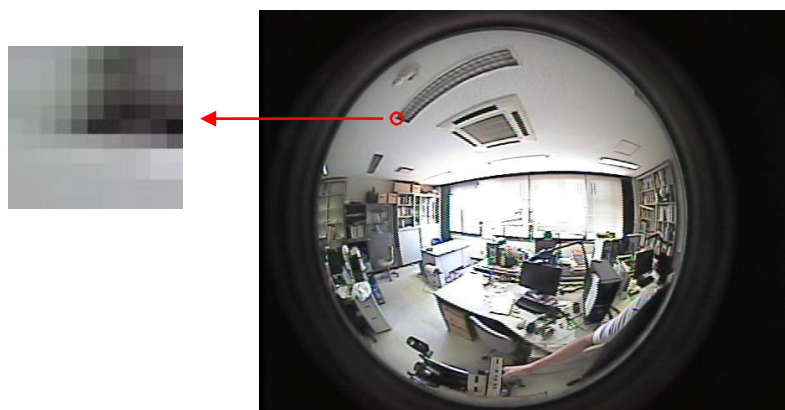


図 3.7 一つの正規化イメージパッチのサンプルである．11x11 ピクセルの画像パッチは球面モデルで小さな円形の領域から生成する．

### 3.4.1 CLR方法と提案するNIP方法とのパフォーマンス比較

表3.1の上位の2行は提案された球面の領域ベース相関法のパフォーマンスと全天周画像において特徴点を追跡する従来の領域ベース相関法を示す．202フレームの全天周画像シーケンス上での特徴点が追跡される．全体のプロセスの間にマッチングした特徴点の数は116175であり，この

数は正規化相関値NCV(normalized correlation value)によって特徴点のCLRの類似性を測定して算出される。提案法NIPによって全体のプロセスの間にマッチングした数は120635である。CLR方法は提案されたNIP方法により多くの特徴点がうまくマッチングしたことを意味する。更に、提案されたNIP方法はNCVの統計的指標で従来のCLRメソッドよりも有利である。表3.1に示すように、NIP方法は従来のCLRメソッドより、算出された相関値の平均値、最小値と最大値が大きく、標準偏差と分散が小さい。提案されたNIP法が高い類似性を実現していることを示している。一方、NIP-KF法はNIP法より、マッチングした特徴点の数が多くて、NCVの平均値、最小値、最大値が大きくて、標準偏差と分散が小さい。ここで、KFを用いて二つの連続フレームの間に対して特徴点の球面上で移動範囲を予測する。それにより、特徴点のマッチング率が向上することを旨とする。表3.1が示すように、NIP-KF法によるマッチング率は少しだけ改善された。その改善が小さいことは、連続画像列において画像上の特徴点の移動量が小さく、連続フレーム間の特徴点の局所領域の変化も小さく、近傍探索でも十分に特徴点の追跡に対処できることを示唆している。

表 3.1 CLR 方法, NIP 方法と NIP-KF 方法のパフォーマンス比較

	202フレーム で追跡した特 徴点マッ チングの 総数	マッ チン グ率	NCV の平 均値	NCV の最 小値	NCV の 最大値	NCV の標 準偏差	NCV の 共分散
CLR 法 (従来法)	116175	81.05%	0.901125	0.42 000	0.999667	0.105884	0.011211
NIP 方法	120635	84.17%	0.925234	0.45 0166	0.999816	0.091071	0.008294
NIP-KF 方法	121321	84.65%	0.925586	0.450166	0.999816	0.090642	0.008216

図3.8は提案方法による全天周画像シーケンス上での特徴点追跡の例である。図3.1(a)のように、全天周センサーは電動いすに搭載する。この電動いすはカーブに沿って移動し、それ故に全天周センサーの運動は並進と回転を含んでいる。図3.8の上の図は一つの全天周画像シーケンス





図 3.8 提案手法により全天周画像シーケンスの特徴点追跡の出力. 異なる特徴点の軌跡が異なる色で示される.



図 3.9 入力画像における選んだ特徴点の軌跡をプロットされている.

のサンプルであり、下の図は追跡された特徴点の軌跡を表示する。異なる特徴点の軌跡は異なる色で示される。純粹な並進の場合に、全天周画像の水平方向の上で特徴点の軌跡は∩のような凸状の曲線に沿って移動し、水平方向の下で特徴点の軌跡は∪のような凹状の曲線に沿って移動する。純粹な回転の場合に、全天周画像における特徴点の動きが逆の方向である。図3.8の下の図に示すように、円形は異なる円弧で構成されており、異なる色は異なる特徴点の軌跡に対応する。特徴点の軌跡は並進と回転を含むカメラ運動だけではなく、3次元空間で特徴点の位置によって決定される。特徴点からカメラまでの距離が近ければ近いほど、回転角度が大きくなり、特徴点の軌跡は円弧になる。すなわち、各特徴点の軌跡の曲率が大きくなっている。しかし、特徴点がカメラから離れていると、回転角度が大きければ、各特徴点の軌跡の曲率はかなり小さい。軌跡は緩やかなカーブになっている。より明確に特徴点の軌跡を表示するために、図3.9のように、いくつかの特徴点を選んで、入力画像上で軌跡をプロットした。また、画像シーケンスで特徴点の追跡アクセスのビデオ[19]が与えられる。

### 3.4.2 魚眼画像の境界上で特徴点追跡のパフォーマンス

上記の全天周画像シーケンスに対して、二つの魚眼画像の境界上に特徴点を追跡した結果を確認した。提案するNIP方法によって境界上の特徴点はうまく追跡されたものの、CLR法を用いて

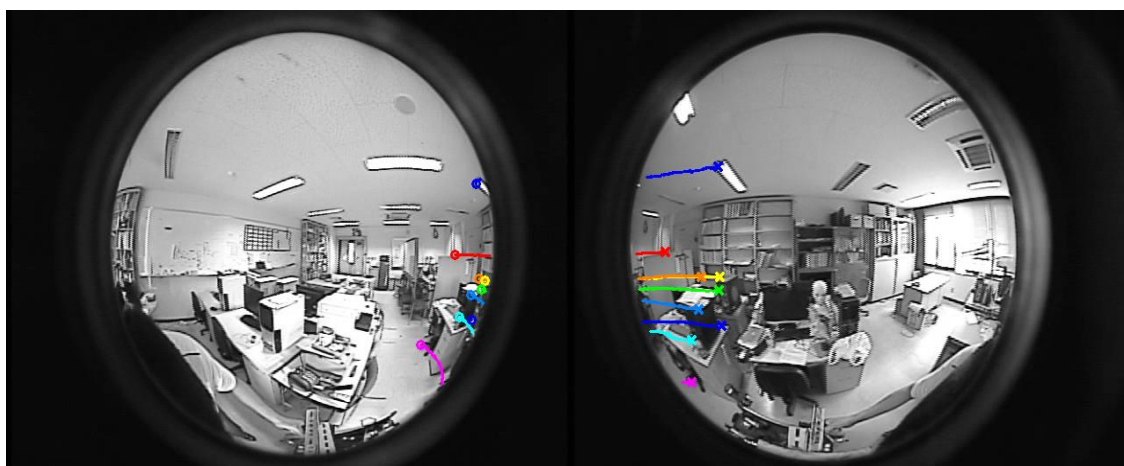


図 3.10 提案手法によってペアの魚眼画像の境界に特徴点を追跡する出力。9 個の特徴点は左のカメラの境界から右のカメラの境界に正常に追跡した。異なる特徴点の追跡は異なる色で示す。

ほとんど特徴点ないは追跡することができる。

図3.10に示すのは、提案手法によるペアの魚眼画像の境界を越えた特徴点追跡のサンプルであり、9特徴点は左のカメラの境界から右のカメラに正常に追跡した。特徴点の軌跡の出発点は”O”で示されており、さらに特徴点の軌跡のエンドポイントは”X”で示されている。違う特徴点の軌跡は違う色で示される。しかしながら、従来法では同じデータを処理してもただ一つの特徴点だけを正常に追跡した。提案手法を用いて一つの追跡結果のビデオが与えられる[20]。

提案手法で魚眼レンズの歪みを克服できることを定量的に示すため、図3.6のように画像上で60度から92度の間に存在し提案手法によってサブ魚眼画像上でうまく追跡した特徴点（60度と92度の境界線はそれぞれの緑色の円と青い円で示される）に対して、特徴点のNCVの統計指標を従来法と提案法でそれぞれ算出した。表3.2のように、まず、提案方法によって全天周画像における60度から92度の間の特徴点のNCV統計指標を計算する。次に、従来法を用いてこれらの特徴点のNCV統計指標を計算する。NIP法は従来法より、NCVの平均値、最小値、最大値が大きく、標準偏差と分散値が小さい。

表 3.2 60度と92度の間の境界領域に存在する特徴点のNCVの統計指標 (202のフレームで40838の特徴点)

	NCVの平均値	NCVの最小値	NCVの最大値	NCV標準偏差	NCVの分散値
提案方法 (NIP)	0.927318	0.450167	0.999816	0.088284	0.007794
従来法(CLR)	0.822623	0.015138	0.999667	0.220494	0.048617

### 3.4.3 KFとの組み合わせのパフォーマンス

対応する特徴点の探索範囲を狭くするために、セクション3.5で説明されるように、KFは提案方法NIPと組み合わせられている。ここで、この組み合わせはNIP-KFという。表1の下の行はNIP-KFを用いて特徴点追跡のパフォーマンスを示す。NIP-KF方法はNIPメソッドよりマッチング精度を向上させ、大きい平均値、小さい標準偏差と分散値が取得できる。図3.11はKFにより予測された移動方向が矢印で指示されているサンプル画像である。NIP-KF方法は球面モデルを介して、画像シーケンスで次のフレーム内の特徴点の位置を有効的に予測する。具体的に、対応す

る特徴点の探索範囲は 10 ピクセルを直径とする円形に限定される．一つの特徴点の予測方向のビデオが与えられる[21]．



図 3.11 全天周画像シーケンスで特徴点の移動方向は KF により予測する．各特徴点の移動過程で各の予測方向を持っている．

#### 3.4.4 処理速度のパフォーマンス

処理速度は移動ロボットに対して一つの重要なファクターである．サブ魚眼画像の境界を越えると，突然現れる歪みに対処する代替方法は[12-13]のように球面スケール不変なマッチングを使用することである．しかし，ガウスフィルタと調和関数分解と畳み込みは多くの時間がかかった．文献[13]で球面と球面ガウス導関数の畳み込みを計算する時間は帯域幅が512のときに17秒必要である．

本研究では，二つのビデオストリームで構成されている全天周画像シーケンス(202フレーム)で特徴点を追跡した．ルックアップテーブルは[17]で特徴点を中心とした透視画像パッチを生成するために使用される．このプログラムはPC上で開発された．実行環境はIntel(R) Core(TM) 2 3.00GHz と 3.25GB RAM, OPENCV2.0のRELEASE modeを使う[19]．ディスプレイ時間を考慮せずに，毎秒約14全天周画像がNIP-KF法による特徴点追跡に達する．したがって提案方法は高速な処理速度を必要とする移動ロボットに対していくつかのタスクに適用される．

#### 3.4.5 マッチング率でのパフォーマンス

特徴点のマッチング率を調査するために，表3.3のように，本研究では，画像シーケンスでラ

ランダムに40フレームの間隔で5ペアの画像を抽出し、提案方法のマッチング精度をチェックする。表の最初の行の提案手法によるマッチングペアの数は502であり、RANSAC法を用いて残る特徴点の数は462であり、だから、マッチング率は $462/502=92.0\%$ である。他の画像ペアの処理方法は同じである。五つの画像ペアの平均値は約479である。ここで、画像間のカメラ運動は外れ値を除去するために、RANSAC方法によってマッチング特徴点から推定され、正対応(inlier)の特徴点は正確にマッチングしているものとして扱われる。残るペアは430である。この実験は表3.3のように示す、平均マッチング率は約 $430/479=89.7\%$ に達する。外れ値に属する特徴点がミスマッチと見なされる。特徴点は以下の3種類のものを含んでおり、移動ロボットから見かけた特徴点、物体間の遮蔽を生じた偽の特徴点およびトラッキングエラーが許容範囲を超えている特徴点である。第一種の特徴点は正しくマッチされるかもしれない；偽の特徴点は最初から破棄されるべきである。図3.12に示すように、左側の図は連続画像シーケンスにおけるt時刻の全天周画像であり、右側の図はt+1の全天周画像である。提案方法によりいくつかのマッチング特徴点を示す。赤い”1”は移動ロボットから見た特徴点であり、赤い”2”は物体間の遮蔽を生じた偽の特徴点マッチのサンプルである。第三種類の特徴点では、どのように特徴点のマッチング率を向上させるかが今後の課題である。

表 3.3 ランダムに 5 組の選択された全天周画像のマッチング率

ペア画像	NIP 方法により特徴マッチングの数	RANSAC を用いて残る特徴点の数	マッチング率 (%)
(4, 5)	502	462	92.0%
(44, 45)	411	370	90.0 %
(84, 85)	427	379	88.7%
(124, 125)	516	447	86.6%
(164, 165)	537	490	91.2 %
平均値	479	430	89.7%

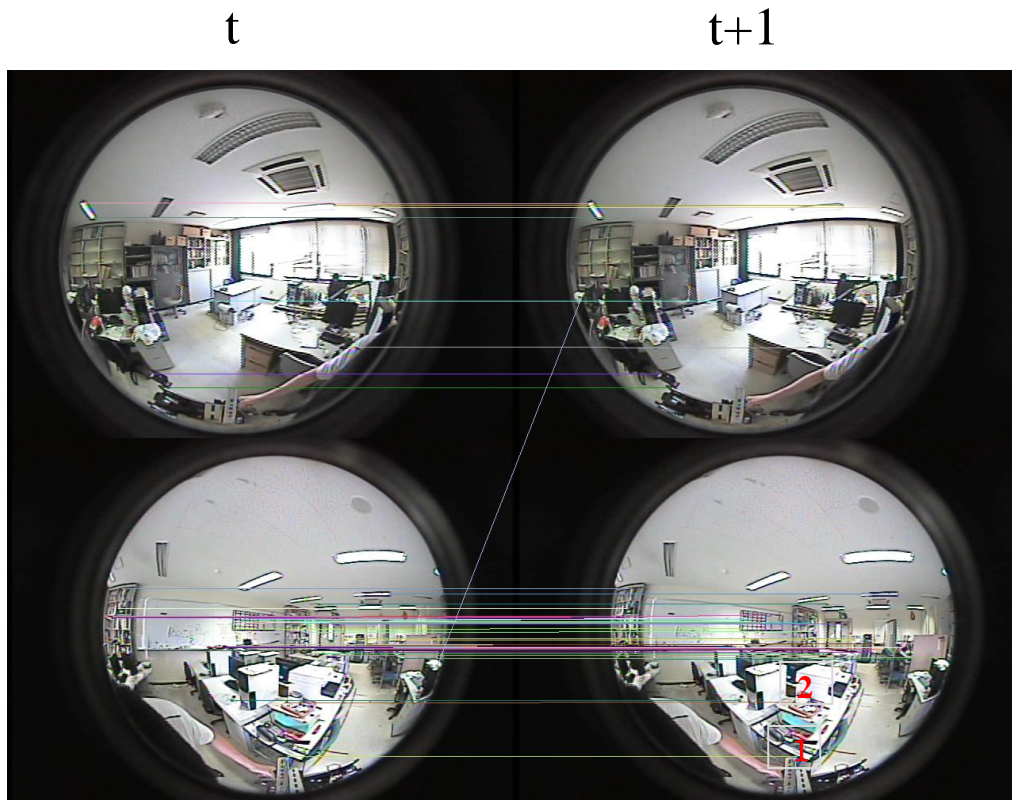


図 3.12 提案方法によりいくつかのマッチング特徴点を示す．赤い”1”は移動ロボットから見た特徴点であり，赤い”2”は物体間の遮蔽を生じた偽の特徴点マッチのサンプルである．

### 3.5 まとめ

本章では，ペアの魚眼画像を含む全天周画像において特徴点を高速でトラッキングする簡単な方法を提案している．魚眼カメラの強い歪みに対処するために，全天周画像における特徴点の追跡は球面モデルを介して行われる．局所領域の類似性は球面上のNIPによって測定される．提案するNIP方法はペアのサブ魚眼画像の境界で特徴点を追跡することが可能になる．探索範囲を小さくし，マッチング精度を向上させるために，KFとNIPが組み合わせられており，特徴点の位置を予測する．実験結果は提案手法の有効性を示す．

全天周画像の歪みに対処する方法は他の方法[12-13]と比較すると，球面モデルを介しての特徴点追跡の高速処理は本研究の特徴となっている．全天周画像シーケンスに追跡した特徴点から魚眼カメラの運動推定は今後の課題である．

## 参考文献

- [1] Y. Hai, S. Li and Y. Mizuno, “Synchronization of full-view image and GPS data for route map building”, IAPR International Conference on Machine Vision Application,(2009)
- [2] Point Gray Research Inc., “Ladybug”, <http://www.ptgrey.com/products/ladybug/>
- [3] S. Li, “Monitoring around a vehicle by a spherical image sensor”, IEEE Trans. On ITS, Vol. 7 No. 4, pp.541-550(2006)
- [4] R. Hartley and A. Zisserman, Multiple view geometry in computer vision, Cambridge University Press(2000)
- [5] Makadia,A., Sorgi, L. : “Rotation estimation from spherical images”, International Conference on Pattern Recognition, Cambridge,2004.
- [6] D. Nister, O. Narodisky and J. Bergen, “Visual Odometry”, Proc. Of CVPR(2004)
- [7] A.J. Davision, N.D. Molton, I. Reid and O. Stasse, “MonoSLAM Real-time single camera SLAM”, IEEE Trans. On PAMI, 29(6), pp.1052-1067(2007)
- [8] G. Dubbelman and F.C.A. Groen, “Bias reduction for stereo based motion estimation with applications to large scale visual odometry”, Proc. of CVPR(2009)
- [9] D.Lowe, “Distinctive image features from scale-invariant keypoints,” *International Journal of Computer Vision*, vol. 60. no. 2, pp. 91–110( 2004)
- [10] Bay, H. and Tuytelaars, T. and Van Gool, L. “SURF: Speeded Up Robust Features”, 9th European Conference on Computer Vision(2006)
- [11] R. Vassallo, J. Santos-Victor, “A general approach for egomotion estimation with omnidirectional images,” Proc. of IEEE Workshop on Omnidirectional Vision, pp. 97-103, June 2002.
- [12] Hansen, P.I., Corke, P., Boles, W., Daniilidis, K., “Scale invariant feature matching with wide angle images”, Proceeding of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp. 1689–1694(2007)
- [13] Hicham Hadj-Abdelkader, Ezio Malis and Patrick Rives, “Spherical image processing for accurate visual odometry with omnidirectional cameras”, The 8th Workshop on Omnidirectional Vision, Camera Networks and Non-classical Cameras - OMNIVIS (2008)
- [14] Mei, C., Benhimane, S., Malis, E., Rives, P.: Constrained multiple planar template tracking for central catadioptric cameras. In: British Machine Vision Conference(2006)

- [15] C. Mei, S. Benhimane, E. Malis, and P. Rives, "Efficient homography-based tracking and 3-d reconstruction for single-viewpoint sensors," IEEE Transactions on Robotics, vol. 24, no. 6, pp. 1352–1364, Dec. 2008
- [16] Shigang Li and Y. Hai, "Fast generation of view-direction-free perspective display from distorted fisheye image", IEICE Transactions on Information and Systems, Vol. E92-D, No. 8, pp.1588-1591(2009)
- [17] Shigang Li and Y. Hai, "Fast generation of view-direction-free perspective display from distorted fisheye image", IEICE Transactions on Information and Systems, Vol. E92-D, No. 8, pp.1588-1591(2009)
- [18] <http://sourceforge.net/projects/opencvlibrary/>
- [19] [http://www.skybird.ele.tottori-u.ac.jp/long\\_trajectoryFP\\_tracking.html](http://www.skybird.ele.tottori-u.ac.jp/long_trajectoryFP_tracking.html)
- [20] [http://www.skybird.ele.tottori-u.ac.jp/BorderPoint\\_Tracking.html](http://www.skybird.ele.tottori-u.ac.jp/BorderPoint_Tracking.html)
- [21] [http://www.skybird.ele.tottori-u.ac.jp/KFilter\\_Prediction.html](http://www.skybird.ele.tottori-u.ac.jp/KFilter_Prediction.html)



## 第四章 離散球面画像における特徴抽出

本章では、離散球面モデルに基づいて全天周からスケール不変コーナー特徴を見つける方法を提案する。まず、全天周画像は離散球面画像にマッピングされ、次に、Harrisコーナー点は離散球面上で検出されており、更に、発見されたコーナーポイントのスケールを決定した後、特徴量はコーナー点の位置とスケールによって決まる透視画像パッチが生成される。最後に、全天周画像から検出した特徴と従来法の特徴を比較すると、提案手法はより安定した特徴を見つけて、画像において高い特徴マッチング率を達成することができる。

### 4.1 はじめに

近年、コンピュータビジョン、パターン認識、画像処理などの幅広い分野において、特に広い視野を持つ画像のマッチングは重要な基本処理である。例えば、全天周視覚センサーは広く周囲のシーンを観察するためのロボットに使用されている。一つの全天周視覚センサーは複数のカメラを含んでいて態動な環境を処理する[1-3]。Fig. 1(a)は従来の研究した全天周視覚センサーを示し[1]、このセンサーは2つの魚眼カメラで構成されている。2つの魚眼カメラセンサーは最大190度の視野を持っているが、反対向きに接する。このセンサーによって取得された全天周画像のサンプルはFig. 1(b)に示されている。

なお、Fig. 1(b)のシーンで直線は魚眼画像では曲線になって、曲線の曲率は画像上で直線的位置によって決定される。つまり、魚眼画像上で特徴の歪みはそれらの位置によって変化する。

全天周画像の理想的な特徴量はカメラの回転に対して不変でなければならない。この問題に対処するために、まず、離散球面画像を得るように球に全天周画像をマッピングする。球面画像フォーマットというのはFig. 1(b)から変換された離散球面画像Fig. 1(c)で示されている。離散球面画像では、魚眼画像上に現れる歪みが正規化されている。例えば、すべてのシーンの直線は球面の円として描写される。従って球面画像上で特徴を検出する場合、生成された特徴量はカメラの回転に対して不変である。安定した特徴量は特徴ベースの運動推定、シーン認識などでパフォーマンスを向上させる。

本研究では離散球面モデルに基づいて全天周画像からスケール不変のコーナー特徴量を抽出

する方法を提案する。まず、全天周画像は離散球面画像にマッピングされる。次に、ハリスコーナーは離散球面画像で検出される。その後、検出したコーナーポイントのスケールが決定され、コーナーの特徴量は位置とスケールによって決定される透視画像パッチから生成される。本手法を用いて検出した特徴と従来法5)を比較すると、提案手法はより安定した特徴を見つけることができると共に、画像における特徴量の位置とペアの全天周画像を独立して高いマッチング率を実現することができる。最後に、本手法と従来法を評価すると、本手法は広いベースラインの特徴

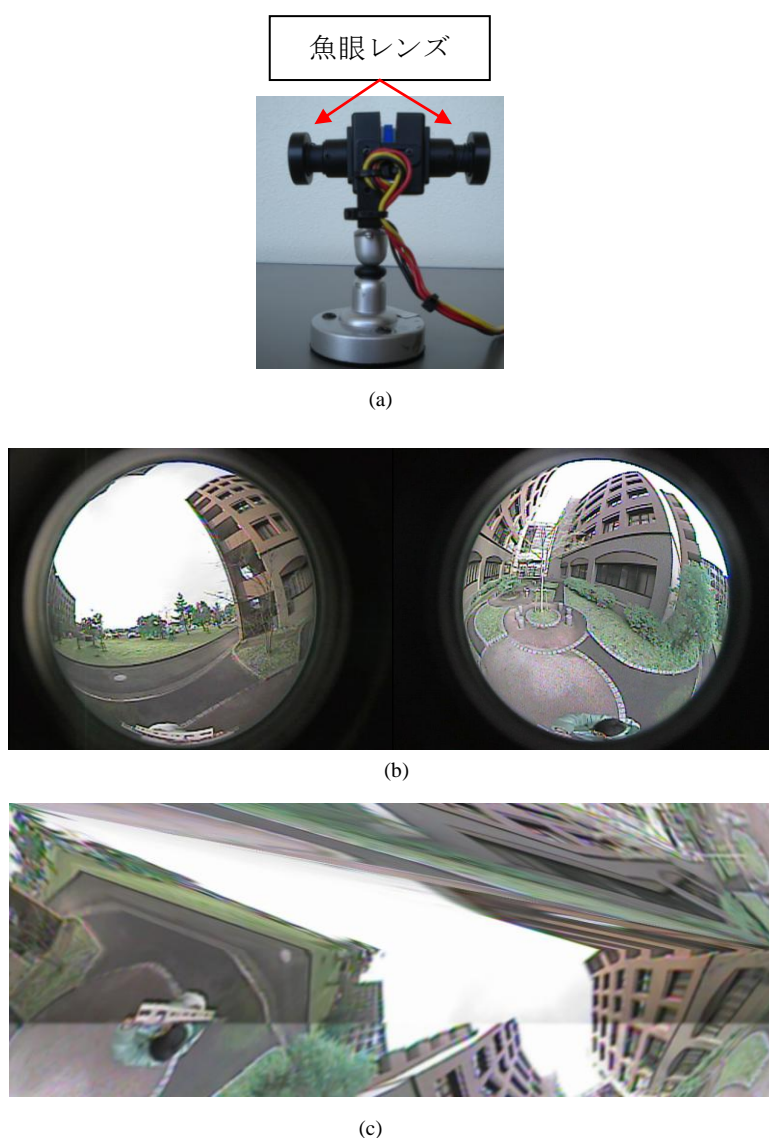


図 4.1 球面画像フォーマット. (a) 一對の魚眼レンズ含む全天周センサー. (b) 全天周センサーから撮影した全天周画像のサンプル. (c) 離散球面画像の表現

マッチングに対して高いロバスト性を示している。

## 4.2 関連研究

特徴の検出と記述はコンピュータビジョンやパターン認識の基本的な手法である。特徴点の検出と最適なスケールの探測などは画像マッチングに対して非常に重要な課題である。本論文では、提案されている特徴ベースマッチングについて関連研究に分けて概説する。

### 4.2.1 離散球面画像でスケールスペース画像の生成

一般的に、計算の第一ステージでは全てのスケールを検索する。スケールスペース画像はガウス関数と元画像の畳み込みを用いて効率的に取得される。本論文ではスケールスペース画像は離散球面フォーマット画像上で作成される。全天周画像は単純な2Dの配列で表現される[9]。その後、球面画像フォーマットの画像はSIF画像として簡略化される。異なるレベルの分割はSIF画像の異なるサイズを持っている。例えば、7-分割SIF画像の幅と高さはそれぞれの6-分割SIF画像の幅と高さの2倍になる。つまり、7-分割SIF画像のサイズは6-分割SIF画像の4倍になる。一方、SIF画像上で各ピクセルは測地線分割球の頂点である。すべての画素セルは頂点で六角形の形状である(12の頂点の五角形を除く)。六角形の隣接特性の利点は異なるレベルの分割SIF画像でスケールスペース画像を得るために適切に使用されていることである。スケール $\sigma$ でスケールスペース画像 $L(x, y, \sigma)$ はガウス関数 $G(x, y, \sigma)$ とSIF画像の畳み込みによって得られる。

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (4.1)$$

### 4.2.2 SIF画像上でハリスコーナー検出器の設計

特徴ベースマッチング方法は主に広いベースライン画像に適用される。本研究では、新しいハリスコーナー検出器はSIF画像で設計されている。ハリスコーナー検出器の理論[10]によって、本研究は一階偏微分と積分ウィンドウを決定しなければならない。単純な差分平均化法であるSobelオペレータを六角形画素[14]に変更したものをを用いると図2のように示される。このSobelオペレータはSIF画像上で一階偏微分を計算するために使用されている。図2(a)はSobelオペレータのx-勾配方向であり、図2(b)はSobelオペレータのy-勾配方向である。積分ウィンドウはSIF画像上で六角形画素によって効率的に実装されている。しかしながら、自動的に検出した特徴点と

対応に選択したスケールは画像の冗長情報があるかもしれない。それでLaplacianオペレータを用いてこの問題を解決する。

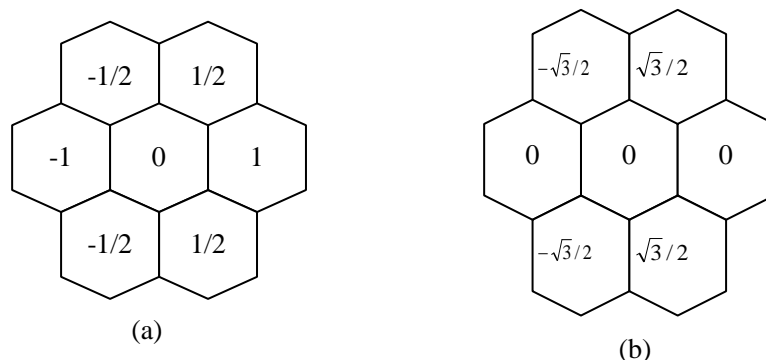


図 4.2. 単純な平均差分 Sobel オペレータの六角形画素の表示. (a) X 方向の勾配. (b) Y 方向の勾配

### 4.2.3 ラプラシオオペレータによる特徴点のロバスト性の向上

ハリスコーナー検出器を用いて自動的に特徴点とスケールを検出できるが、冗長情報を含む可能性があるため、スケールスペース画像上で特徴点とスケールを検出した後で、ラプラシオオペレータを用いて冗長情報を減少させる。文献[15]で選択したスケールの特性は広く研究されている。ラプラシオオペレータの中心は対称的であるため、それはブロック領域を検出するために非常に適している。一方で、球が等方性であることから、SIF画像は単純な球状に表現したものである。SIF画像のスケールスペース上で近似のラプラス演算子を六角格子で示してラプラシ演算子とする。図4.3のように、六角格子上でラプラス演算子の近似値は六つの隣接セルの平均値から6倍の

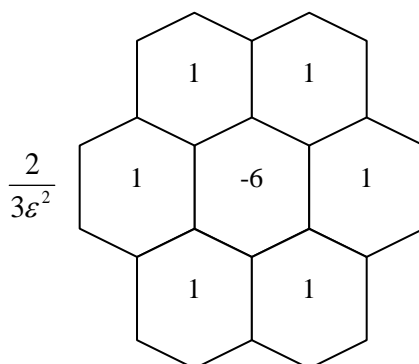


図 4.3 六角形のグリッド上で優れた近似ラプラス演算子

中央値を差し引くことによって得られる。結果は格子間隔の  $\epsilon$  に依存する定数で乗算される。実際に、実験の中では  $\epsilon=1$  である。

### 4.3 Harrisコーナの測度と特徴量

本節では、まず、SIF 画像からスケールスペース画像を生成する方法について説明し、次に、スケールで自動的に二次モーメント行列を検討する。更に、よりロバストな特徴点を取得するために、近似のラプラシオペレータを用い、最後に、SIFT 特徴量を用いてマッチングする。以下に詳しく提案手法を説明する。

#### 4.3.1 スケールスペース画像の構成

一般的にスケールスペース画像はガウス関数と元画像の畳み込みによって得られる。ここでは、六角形のピクセルの性質を使用する。各頂点は12の頂点を除いた他は六角形のピクセルを持っている(本研究では、12の五角形に属している頂点を無視する)。離散球面上で小さなローカル領域は一つの近似の小さな平面と見なされる。一つの六角形はこの小さな平面上での一層ガウシアンカーネルと見なされる。五層のガウスカーネルは隣接の関係を通じて、六角形のピクセルを拡張することによって形成される。その後、五層のガウスカーネルは正規化される。提案するアルゴリズムの概要は以下で与えられる。

**Step 1.** 5層のガウスカーネルは六角形画素の隣接関係によって形成される。

**Step 2.** 中心と各隣接点の間の空間距離を計算し、さらに、正規化した空間距離をガウスカーネルの距離とする。

**Step 3.** 中心画素値はガウスカーネルと SIF 画像の畳み込みによって計算される。

スケールスペース画像の各オクターブに対して、本研究はSIF画像の6,7,8,9-分割を用いる。ここでは、6-分割 SIF 画像のサイズは 320x128 である。分割のルールに従うと、7-分割 SIF 画像のサイズは 640x256 である。他もこのルールに従う。

選択したスケールは従来法の SIFT アルゴリズムに基づいている。まず、2つのサブ魚眼画像の円形領域が  $r_f$  ピクセルであると仮定する。有効な画素数  $A_f$  は二つの円形領域に含まれて以下のように

$$A_f = 2\pi r_f^2 \quad (4.2)$$

計算される。

SIF 画像のサイズは  $A_{s_i}$  ( $i=6,7,8,9$ ) である。  $T$  は SIF 画像と魚眼画像の間のサイズ関係で

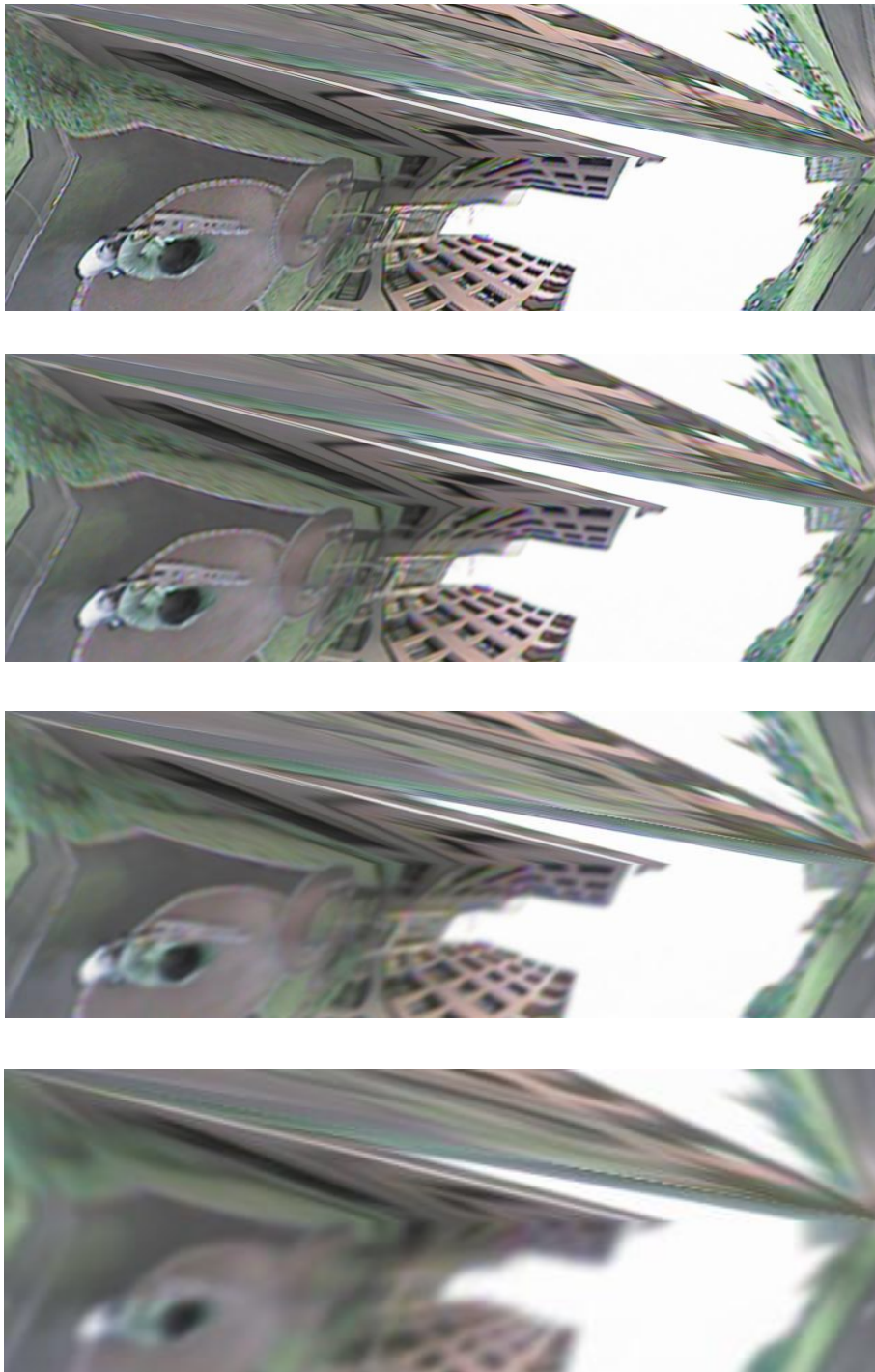


図 4.4 SIF 画像のスケールスペース画像

あり、以下のように計算されている：

$$T = A_{si} / A_f \quad (4.3)$$

SIFT アルゴリズムでは最初に 4 倍の元画像は 9-分割 SIF 画像で表される．前処理のスケールは  $\sigma = 1.6$  である．連続したスケールを得るために，各層の分割画像は六つのスケールを用いて，つまり，各層の分割画像には六つのスケール画像がある．スケールのセットは各層の分割画像上で次のように

$$\sigma_i = T\sigma * 2^{i/2}, i \in \{-1, 0, \dots, 4\} \quad (4.4)$$

示されている．

図4のように，7-分割画像上で違うスケールによってSIF画像とガウス関数の畳み込みを用いてスケールスペース画像が得られる．

#### 4.3.2 SIF画像上でハリスコーナー検出器の設計

ハリスコーナー検出器は二次モーメント行列に基づいている．特徴点はコーナー特徴の強さを測度することによって画像上で抽出されている．この行列はスケール変換に適応するだけでなく，画像解像度とは無関係である．ここでは，図 4.2 に示すように導関数が計算される．積分ウィンドウは六角形のピクセルによって実装されている．二次モーメント行列は次式のように設計されている：

$$u(X, \sigma_I, \sigma_D) = \sigma_D^2 G(\sigma_I) \begin{bmatrix} L_x^2(X, \sigma_D) & L_x L_y(X, \sigma_D) \\ L_x L_y(X, \sigma_D) & L_y^2(X, \sigma_D) \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

$X = [x, y]^T$  はスケールスペース画像上でのある点の座標であり， $\sigma_D$  と  $\sigma_I$  はそれぞれの積分スケールと微分スケールであり， $L_x$  と  $L_y$  は提案方法によって SIF 画像上で一階導関数である．ハリスの測度は行列のトレースと行列式を兼ね備えている．ローカルな極大値のところは特徴点の位置である．

更に，Laplacianオペレータによってロバストな特徴点及び適合したスケールが得られる．

### 4.3.3 ラプラシアン演算子によって検出されるロバストな特徴点と適応スケール

ラプラシアン演算子はその特性によってブロック領域を検出することに非常に適している [11]. 本研究では, 透視画像で用いられる Laplacian オペレータは離散球面画像に拡張する. 一方, Laplacian オペレータはノイズに非常に敏感であり, それ故にガウスカーネルは画像を平滑してスケールスペース画像を形成し, 次に SIF 画像のエッジ Laplacian オペレータで検出し, すなわち, Gaussian-Laplace オペレータは SIF 画像において適応ブロック領域を検出するために使用されている. そこでラプラシアンオペレータは特徴点を中心とする適応領域の検出に使用される. 以下に示すステップで実装される:

Step 1: スケールスペース画像上でハリス特徴検出器によって検出した特徴点を期値とする.

Step 2: 図 4.3 に示すように六角形のピクセルでスケールスペース画像における各点のラプラシアン値を計算する.

Step 3: 図 4.5 に示すように各点に対してスケールスペース画像上でラプラシアン値のローカルな極大値を見つけ, それ以外の点は除外する.

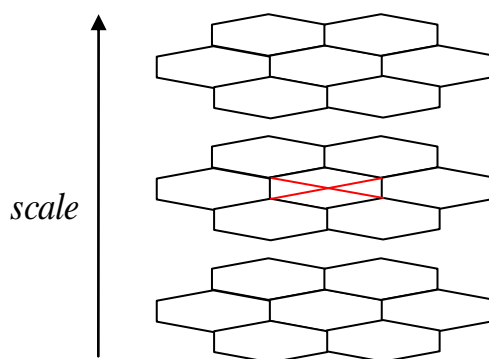


図 4.5 最寄り 20 近所に比べてスケールスペース画像におけるローカル極値の表示

### 4.3.4 特徴量

ローカルな特徴量[6-8]は幅広く画像マッチングの面で研究されている. 本研究では, マッチング処理は SIFT 特徴量によって実装されている. この特徴量は以下のように生成される. 検出し



た特徴スケールを用いて抽出した特徴点を中心とする円形の領域が定義される。この領域は透視画像パッチを生成する。透視画像パッチを生成するために、透視角度と画像サイズを決定することが必要である。ここでは、固定サイズ 41x41 の画像パッチを選択する[4-5]。透視角度に対して、焦点距離と球面モデルでカバーする円弧の長さを決定することが必要である。

2つの魚眼画像の有効な画素数は式(4.2)のように記載されている。球の半径が  $r_s$  のピクセルであると仮定すると、図 4.6 のように、球のピクセル数、 $A_s$  を示す：

$$A_s = 4\pi r_s^2 \quad (4.6)$$

球は2つの魚眼画像と同じ解像度を持つと仮定すると、球の半径を決定するために、次式のように示す：

$$r_s = \frac{r_f}{\sqrt{2}} \quad (4.7)$$

弧の長さは特徴点の検出したスケールと SIFT 特徴量の選択領域半径の関係によって決定す

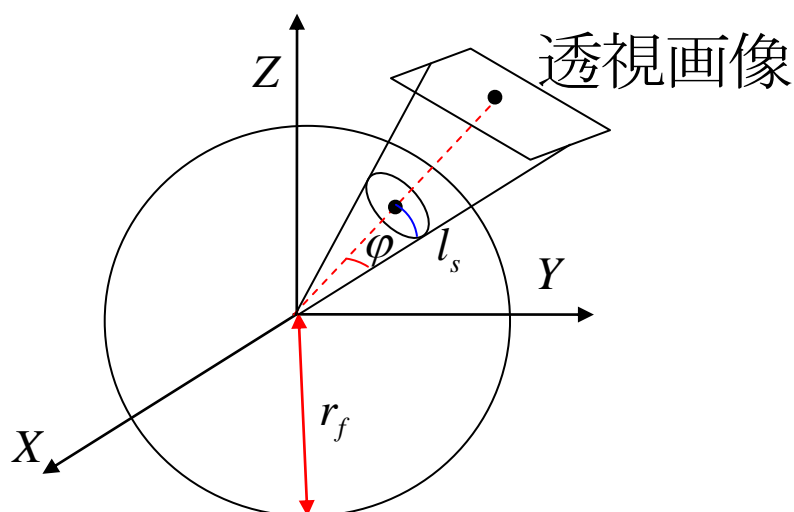


図 4.6 生成する特徴量. Harris 特徴点の検出したスケールは特徴点を中心とする球面上で円形の領域を決定するために使用される。従来法 SIFT 特徴量で検出されたスケールと円形領域の関係によると、焦点距離、透視角度と透視画像の関係が示されている。

る[6]. 弧の長さ,  $l_s$ , ピクセル値は図4.6のように示す. 透視角度,  $\varphi$ は次式として得られる:

$$\varphi = \frac{l_s}{r_s} \quad (4.8)$$

球面上で円形領域は図4.7のようにハリス特徴点を中心として固定画像平面に投影される. SIFT特徴量は右の画像上で実装される.

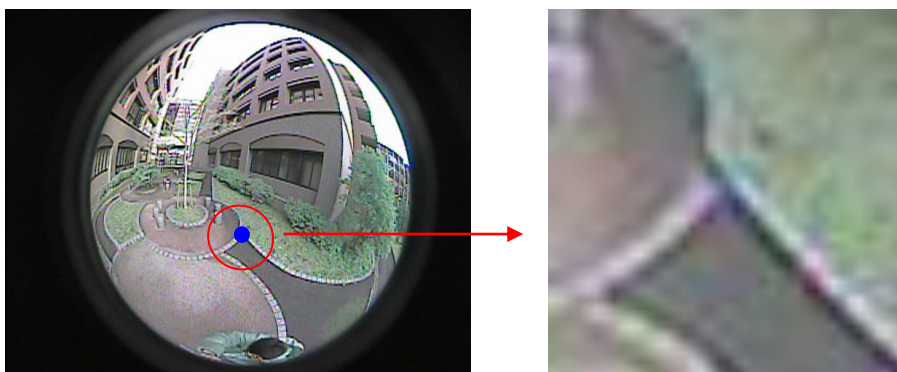


図 4.7 一つの透視画像のサンプルである. 右の画像で円形領域をサンプリングしてこの領域は固定サイズ 41x41 ピクセルの画像に投影される.

## 4.4 実験結果

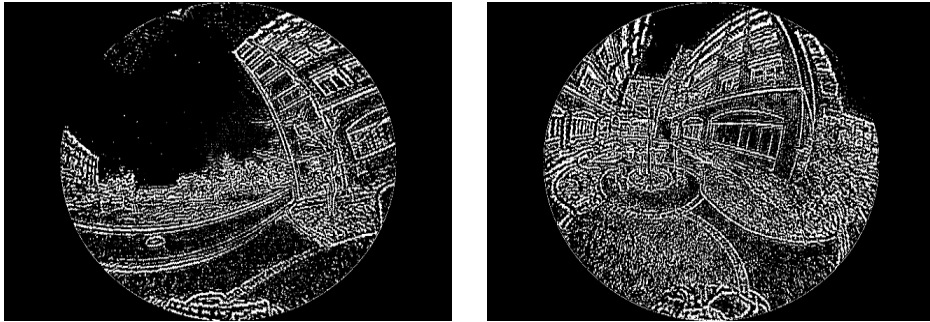
本節では, 図4.1(a)に示すように, 全天周センサーを用いて全天周画像を撮る. このセンサーは2つの魚眼カメラで構成されていて, それぞれの視野が190度である. 一つの全天周画像サンプルが図1(b)に示されている. 各魚眼カメラを用いて撮影された画像サイズは640x480ピクセルである. カメラパラメータは内部パラメータと外部パラメータを含んであらかじめ校正されている[17]. そして, 図1(c)に示すSIF画像に提案手法を実装する.

### 4.4.1 平滑化したSIF画像上でラプラス演算子の有効性

ラプラス演算子はノイズに非常に敏感である. 一般的に, ガウシアンカーネルを使って画像を平滑し, 次にラプラス演算子を用いて画像エッジを検出する. ここで, 平滑したSIF画像でラプラス演算子の有効性を示す. 実験結果は図4.8に示される. 図4.8(a)のように, SIF画像エッジは直接的にラプラス演算子で検出される. SIF画像の球面投影画像は図4.8(b)に示す. 画像ノイズ



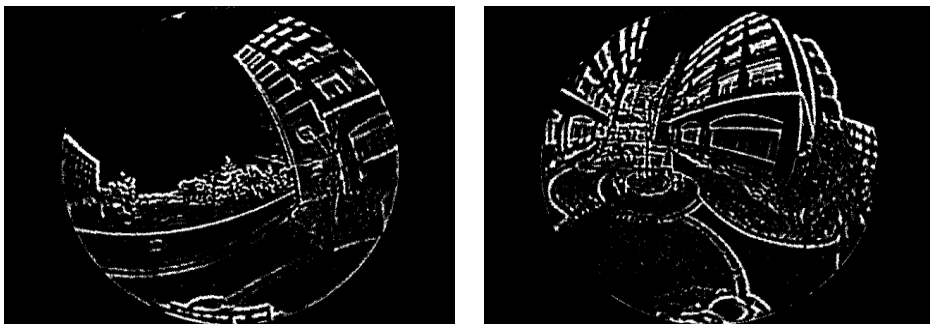
(a) ラプラス演算子を用いて SIF 画像エッジの検出



(b) SIF 画像の球面投影画像



(c) ガウス-ラプラス演算子を用いて SIF 画像エッジの検出



(d) SIF 画像の球面投影画像

図 4.8 スケールが違ってラプラス演算子で検出された SIF 画像エッジの比較

の影響を大きく受ける. 図4.8(c)のように, まず, ガウス関数はSIF画像(scale=1.5)が平滑化され, 次に, ラプラス演算子はSIF画像のエッジを検出するために使用されている. その結果は雑音抑圧の良好なパフォーマンスを示している. 画像図4.8(c)の球面投影画像は図4.8(d)のように表す.

#### 4.4.2 構成特徴点と適応スケールを取得してSIFT特徴量の生成

SIFT特徴量に対して, まず, SIF画像を生成する. 次に, 6,7,8,9-分割SIF画像を使ってスケールスペース画像の各オクターブとする. 特徴点はハリス特徴検出器によってスケールスペース画像上で検出される. 検出した特徴点と適応スケールを初期値とする. 更に, スケールスペース上で各点のラプラシアン値はSIF画像に六角形の格子上で近似のラプラス演算子によって計算される. ロバストなハリス特徴点と適応スケールはラプラス演算子を使用してスケールスペース上

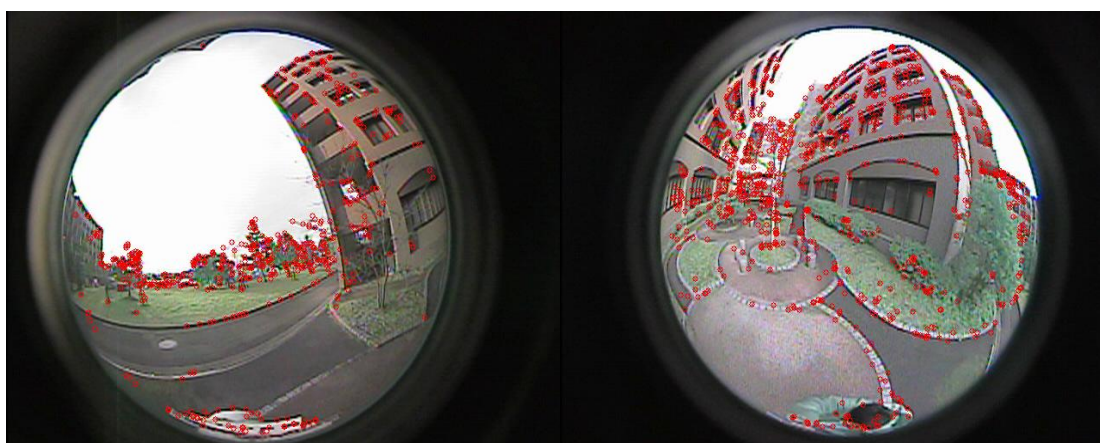


図4.9 提案手法により全天周画像で検出された特徴点は表示されている.

の局所的極値によって決定される. 一つのサンプルは図4.9に示されている.

実験では, 各サブ画像上で円形領域の半径,  $r_f$  は半球状の視野に対応して213ピクセルである. 同じ解像度を持つ球の半径,  $r_s$  は150ピクセルである. 弧の長さ,  $l_s$  は検出したスケールとSIFT特徴量の選択領域半径の関係によって得られる. 透視角度,  $\varphi$  は式(4.8)によって計算される. 最後に, 41x41の画像パッチが生成され, SIFT特徴量を取得している.

#### 4.4.3 マッチング結果

以下は提案手法と SIFT 法を比較すると、ペアの全天周画像のマッチングは提案手法によっ

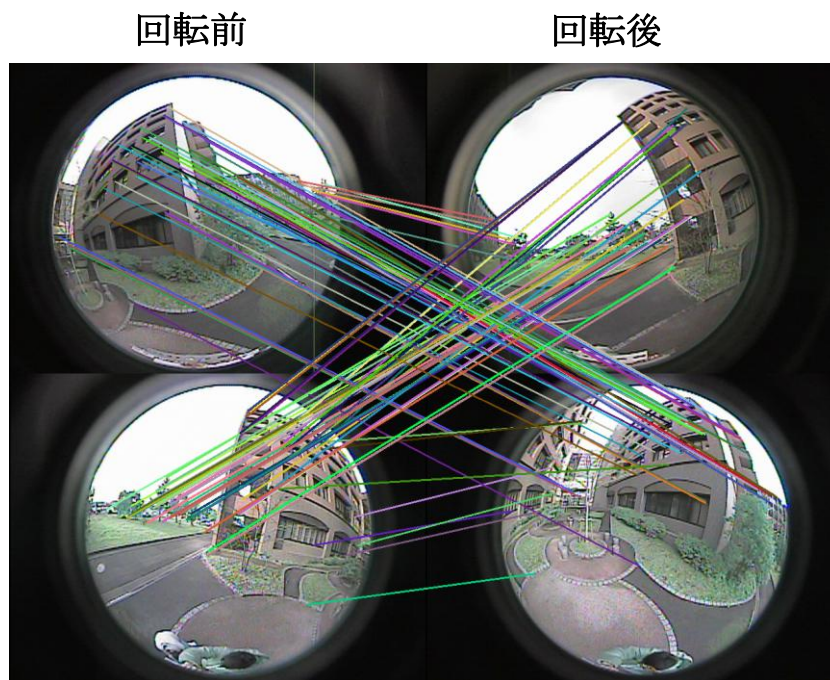


図 4.10 提案手法によってマッチング結果

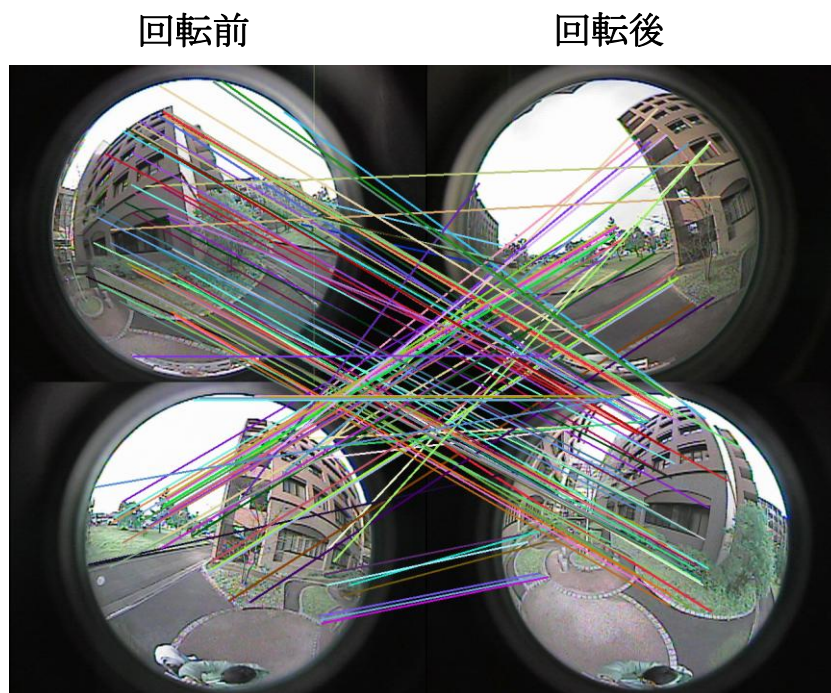


図 4.11 従来法によってマッチング結果.

て図 4.10 に示されている. 図 4.10 の左側の画像は全天周センサーで撮影した全天周画像であり, 右側の画像は全天周センサーが任意の角度に回転して撮影した全天周画像である. 提案方法によるマッチングペアの数は 120 である. 一方, 従来の SIFT アルゴリズムによって図 4.10 の画像を用いたマッチング結果は図 4.11 に示されており, マッチングペアは 125 である. 次に, RANSAC 法を用いて, 画像間の特徴から算出される基礎行列  $E$  に基づいて, 外れ値を削除する [13]. 提案手法に対して RANSAC 法を適用したあとのマッチングペア数は 97 で, 従来の SIFT 法に対して RANSAC 法を適用したあとのマッチングペア数は 61 である. 本論文では, RANSAC 法を適用したあとのマッチングペアが正しいマッチングペアとし, RANSAC 法を適用する前後のマッチングペアの数の比を正しいマッチング率と定義する. 図 4.12(a),(b),(c)左側は, 三つの全天周画像で, 右側は, 全天周センサーを回転して撮影したものである. 対応する全天周画像ペアは提案手法によって外れ値を除去して提案方法の有効性を検証する. 表 4.1 は, 提案手法と従来法のマッチング性能が比較される結果を示す. 例えば, 表の最初の行の提案手法によるマッチングペアの数は 120 であり, RANSAC 手法を用いたマッチングペアの数は 97 である. ここで, 残るマッチングペアの数は正しいマッチングペアの数と見なす. 従って提案手法による適合率は  $97/120=80.8\%$  であるが, 従来法による適合率は  $61/125=48.8\%$  である. また, ペア 2 とペア 3 は同じ処理方法であ

表 4.1 提案手法と従来法の適合率の比較

	提案手法			従来法		
	マッチング ペアの数	RANSAC (マッチング ペアの数)	適合率(%)	マッチング ペアの数	RANSAC (マッチング ペアの数)	適合率(%)
ペア 1	120	97	80.8%	125	61	48.8%
ペア 2	330	205	62.5%	256	72	28.1%
ペア 3	328	262	79.3%	313	187	59.7%
平均値	259	188	72.5%	231	106	46.1%

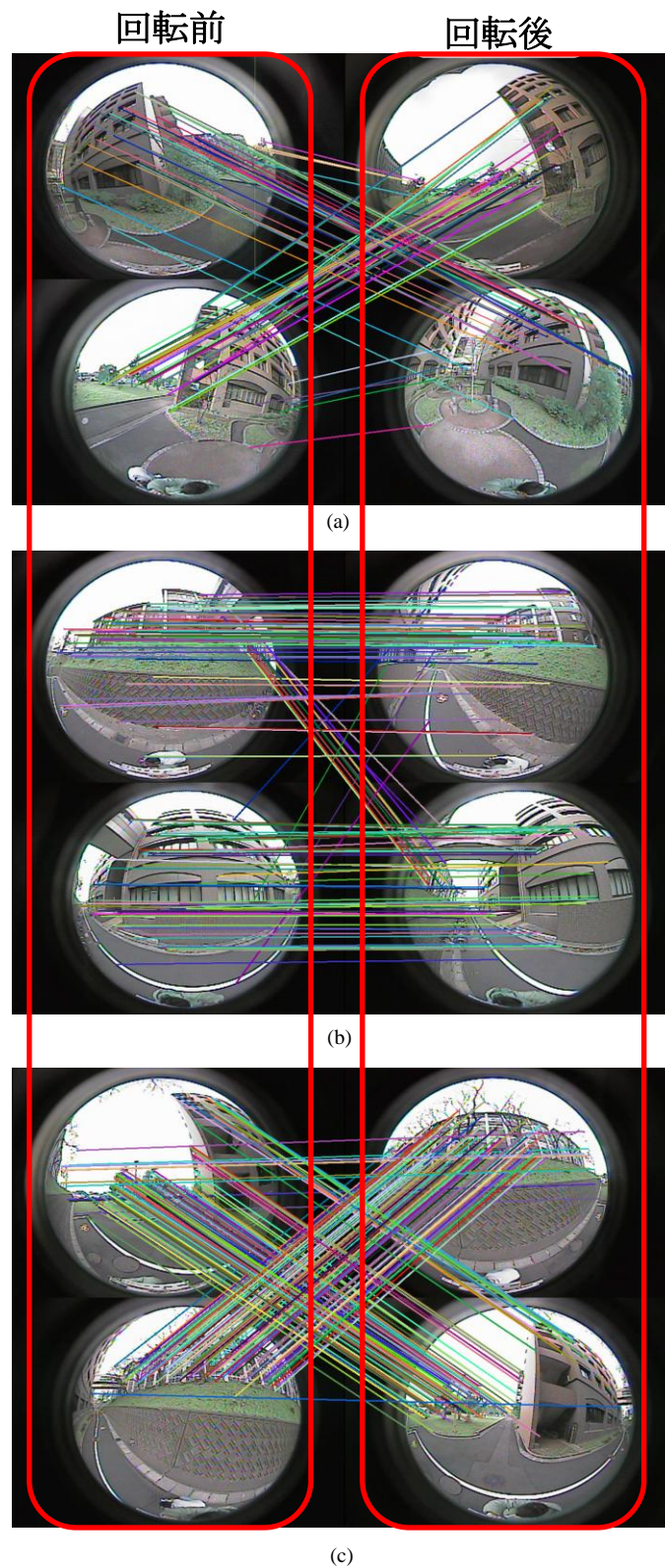


図 4.12 三つの任意マッチングペアの全天周画像が表示され、RANSAC 手法を用いてそれらのペアで外れ値は除去され、残りのペアは正しいペアを考えられる。

る. 最後に, 表 4.1 にマッチングペアの数の平均値と RANSAC 法を用いたマッチングペアの数と適合率を示している. この表によると, 本手法で適合率は従来の SIFT 法より高い. また, 実験で用いた 2 つの全天周画像は大きい歪みと大きな相対的な回転であったが, 高いマッチング性能が示された.

#### 4.4.4 性能評価

文献[4]で提案されたものと同様の基準を用いて, 二つのアプローチを比較するために, ここで再現率(recall) と適合率(1-precision)を使う. 再現率と適合率は以下の式(4.9)(4.10)のように定義されている.

$$recall = \frac{\text{number of correct matches}}{\text{total number of correct matches}} \quad (4.9)$$

$$1 - precision = \frac{\text{number of false matches}}{\text{total number of all matches}} \quad (4.10)$$

特徴マッチが正しいかどうかを判断するために, エピポーラ制約が操作環境は剛体であると仮定すると使用されている. ペア画像の間にRANSAC[13]を用い, 外れ値を除去し, 基礎行列E

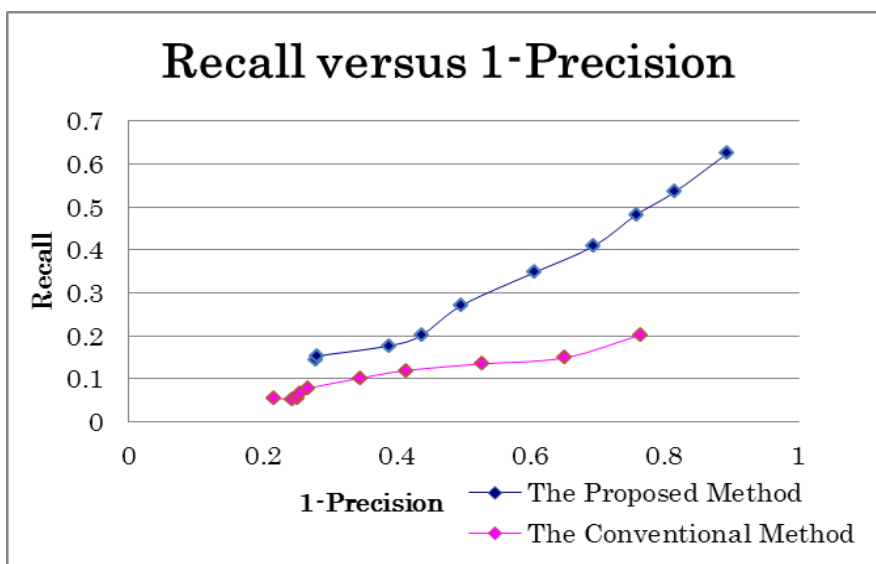


図 4.13 広いベースライン画像に対して再現率 Recall と適合率(1-precision) の比較, このグラフは図 12(a)と一致している.



を求める。基礎行列を見つけた後、最も良い特徴マッチは最初の外れ値の数を減らすために使用されている。

広いベースライン画像は図4.10のように表示されている。図4.13に示す、式(4.9)(4.10)を用いて提案手法とSIFT法を比較する。一つのグラフは図4.13に示されており、提案手法のロバスト性を表示する。この二つの式によって、提案手法またはSIFT法によって得られたマッチングのペアが正しいマッチの総数として考えられている。提案手法またはSIFT法の間、RANSACによって得られた残りのマッチングペアは正しいマッチの数として考えられている。基礎行列Eは提案手法によってRANSACを用いて算出することができる。各画像で二つの任意の特徴XとX'、 $|X'EX| < T$ (閾値)の場合、一つのマッチは正しいと見なされる。条件を満たすマッチングペアは正しいマッチの数として考えられている。更に、異なる閾値によって異なる基本行列Eを得ることができる。図4.13は二つの方法のマッチング性能を比較し、その結果は提案手法が従来法よりも大きな相対回転に対してより良い性能であることを示している。

#### 4.5 まとめ

本章では、全天周画像がSIF画像の形式にして画像マッチングを行う手法を提案した。本手法は回転が大きく広いベースライン画像に対して有効なアルゴリズムである。本手法では、まず、SIF画像とガウス関数の畳み込みでスケールスペース画像を生成する、次に、ハリス特徴検出器はSIF画像のスケールスペース画像上で設計されている。更に、ロバストな特徴点と適応スケールはスケールスペース画像上でラプラシアンローカル極値の位置で選択されている。最後に、SIFT特徴量を用いて特徴点をマッチングすることができる。実験結果では提案方法は従来法よりも優れたパフォーマンスを示している。

将来の課題として、更に以下のような取り組みを行っていく予定である。

1. 計算時間の高速化
2. マッチング精度の向上

## 参考文献

- [1] Y. Hai, S. Li and Y. Mizuno, "Synchronization of full-view image and GPS data for route map building", IAPR International Conference on Machine Vision Application, 2009.
- [2] N.D. Jankovic and M.D. Naish, "Developing a modular active spherical vision system", ICRA, 2005.
- [3] S. Nayar, Catadioptric Omnidirectional Camera. In Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1997.
- [4] Hansen, P.I., Corke, P., Boles, W., Daniilidis, K., "Scale invariant feature matching with wide angle images", Proceeding of IEEE/RSJ Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems, pp. 1689–1694(2007)
- [5] Hicham Hadj-Abdelkader, Ezio Malis and Patrick Rives, "Spherical image processing for accurate visual odometry with omnidirectional cameras", The 8th Workshop on Omnidirectional Vision, Camera Networks and Non-classical Cameras - OMNIVIS (2008).
- [6] D.G.Lowe. Distinctive image features from scale-invariant key-points. International Journal of Computer Vision, 2004.
- [7] Y.Ke, and R. Sukthankar, "PCA-SIFT : A more distinctive representation for local image descriptors", Proc. CVPR`04, vol.2, pp.506-513, 2004.
- [8] K. Mikolajczyk and C. Schmid, "A Performance evaluation of local descriptor," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.27,no.10,pp.1615-1630, October 2005.
- [9] Shigang Li and Ying Hai, "A Full-view Spherical Image Format". ICPR`2010
- [10]C.Harris and M. Stephens, "A combine corner and edge detector", Proc. Of Fouteh Alvey Vision Conference, pp.147-151(1988)
- [11]Bretzner L, Lindeberg T, "Feature tracking with automatic selection of spatial scales". Computer Vision and Image Understanding, 1998, 71(3) : 385-392.
- [12]K. Mikolajczyk and C. schmid, "Scale & Affine Invariant Interest point Detectors", Jan. 2004
- [13]H.Stewenius, C.Engles, D. Nister, "Recent developments on direct relative orientation,"ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol.60, no.4 pp.284-294, June 2006.
- [14]Y. Kimuro and T. Nagata, "Image processing on an omni-directional view using a spherical hexagonal pyramid: vanishing points extraction and hexagonal chain coding", Proc. of IROS, pp.3356-3361, 1995.
- [15]Tony Lindeberg, "Feature Detection with automatic Scale Selection". Technical report ISPN KTH/NA/P-96/18-SE, Int. J. of Computer vision. 1998.
- [16]Berthold K. P. Horn, Robot Vision, pp. 164-169, March 1986.
- [17]S. Li, "Monitoring around a vehicle by a spherical image sensor", IEEE Trans. On ITS, Vol. 7 No. 4, pp.541-550(2006)

## 第五章 結論

本論文では魚眼画像から合成した全天周画像を用いて特徴抽出を目指し、特徴点追跡及び特徴マッチングに関する研究について述べた。具体的には、全天周画像で仮想の球面モデルを介して特徴点を追跡することができる。また、全天周画像を表現する球面画像フォーマットSIFにおいて適応的特徴量を求める。画像の歪みが強いにもかかわらず、特徴マッチング率が高い手法を提案した。主な成果は次の通りである。

### (一) 全天周画像における特徴点追跡

全天周画像における正規化したイメージパッチを提案して、仮想の球面を介して特徴点を追跡できると共に、Kalmanフィルタを使って仮想の球面上での特徴点の領域を限定することで精度が向上する。

- 魚眼画像から合成した全天周画像で正規化したイメージパッチにより相互の整合性チェック方法を用いて優先メイトは有効なマッチとして受け入れられる。歪みが大きい全天周画像で特徴点追跡が可能である。
- マッチング精度を向上するために、Kalmanフィルタを使って球面モデルにおける特徴点の位置を予測することができる。

### (二) 離散球面画像における特徴点検出

SIF画像においてHarrisコーナー点を検出してラプラーシーガウス演算子を使って適応的特徴量を求め、SIFTアルゴリズムによってこの特徴量を検証することを提案する。

- SIF画像においてスケールスペース画像を形成し、スケールスペース画像で近似Sobel演算子を用いて新しいHarrisコーナー点検出器を設計する。
- 検出した特徴点は冗長データが入っているので、近似Laplacian演算子を用いて離散球面画像上に拡張され、冗長データを削除することができる。すなわち、ロバストな特徴点のみが残る。

### (三) 今後の課題

第三章では、全天周画像上での特徴点追跡は運転推定および環境の構造に対して基礎的な技術である。更に、移動ロボットでこの方法を使った運動推定が課題として残されている。

第四章では、SIF画像上で特徴マッチングを実現した。しかし、このアルゴリズムに対して処理時間の短縮が必要であり、加えてカメラ運動推定は将来の課題である。

## 謝辞

本研究は、鳥取大学大学院工学研究科李仕剛教授の御指導のもとに行われたものです。常日頃から昼夜を問わず、熱心な御指導、御鞭撻を賜りました。心より感謝し、厚く御礼申し上げます。李仕剛教授からは、研究内容のみならず、研究者として必要な豊かな創造力、行動力、粘り強さ、そして熱い情熱を持ち続けることの大切さを学ばせて頂きました。心から感謝しております。

更に、本論文を作成するにあたり、鳥取大学大学院工学研究科近藤克哉教授と同研究室中西功准教授からは丁寧かつ熱心なご指導を賜りました。ここに深く感謝の意を表します。

また、本研究を進めるにあたり、終始ご協力を頂きました鳥取大学工学部電気電子工学科信号処理工学研究室の皆様方に深く感謝いたします。特に舟木氏には論文を直していただきました。誠にありがとうございました。

最後に、応援してくれた家族に、この場を借りて心からお礼を言います。