

ステレオ画像を使用した固有ベクトル照合法に基づく障害物検出

川江 宏明[†] 新森 雄太[†] 野村 順平[†] 岡田 正之[†]

[†]九州職業能力開発大学校

〒 802-0985 福岡県北九州市小倉南区志井 1665-1

E-mail: †{a06308,a06316,a06321}@apit.kyushu-pc.ac.jp, †tokada@kyushu-pc.ac.jp

あらまし 本論文は、固有ベクトル照合法を用いて自律航行装置の障害物検出に応用する手法を述べる。固有ベクトル照合法で2つの図形間の特徴点を対応する方法はすでに発表されているが、この方法をステレオ画像における多数の特徴点照合に使用するにはオクルージョンや反射光量の変化などによる画素欠損が発生し、対応づけが困難である。そこで、まず特徴点間の距離で選別を行い、その後で固有ベクトル照合法で特徴点を対応させることで欠損画素の問題を解決し、これによって、正確な障害物検出が可能であることも検証した。

キーワード 固有ベクトル照合法, Harris オペレータ, エピポーラ拘束, 距離画像

Obstacle detection based on Eigenvector approach in Stereo Image

Hiroaki KAWAE[†], Yuta SHUNMORI[†], Junpei NOMURA[†], and Masayuki OKADA[†]

[†] Kyushu Polytechnic College

Shii 16665-1, Kokuraminami-ku, Kitakyushu-shi, Fukuoka, 802-0985 Japan

E-mail: †{a06308,a06316,a06321}@apit.kyushu-pc.ac.jp, †tokada@kyushu-pc.ac.jp

Abstract This article describes technique to use for obstacle detection of the autonomous navigation system with an eigenvector approach. A manner of making feature points of two figures correspond has been published already. However, using this manner for check in a stereo image engenders pixel deficits by the occlusion or change of the reflection amount of light, and making them correspond might be difficult. Therefore, we sorted them in distance between feature points, and we solved the problem of pixel deficits by making feature points correspond in an eigenvector approach. And also, we inspected that accurate obstacle detection is possible hereby.

Key words eigenvector approach, harris operator, epipolar constraint, distance image

1. はじめに

地震や台風などの自然災害や危険を伴う観測には、衛星や小型飛行機、有人ヘリコプターなどが活用されてきた。衛星や小型飛行機による観測では、マクロ的な領域を観測できるが、観測点からの距離が離れているため、障害物（雲や木々など）が入り観測点の状況が把握できないことや、有人ヘリコプターでは操縦者の安全の為に必要な観測点まで到達できないことが発生しているが現状である。危険を伴う観測点に到達し観測するには、無人で自律航行できる観測装置が必要である。企業や大学でも既に開発に着手している例もあるが [1], [2], 開発コスト等の問題で低価格で高性能な製品はまだ開発されていない。そこで、現在われわれは低価格で高性能な自律航行装置 (図 (1) 参照) の開発に取り組んでいる。その開発の一環として障害物検出装置に組み込む手法を提案する。

本装置はステレオビジョンによる障害物検知を行う。移動

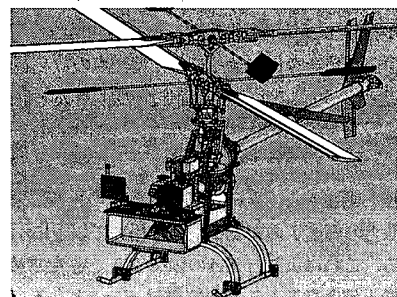


図 1 自律航行装置
(ステレオカメラ搭載例)

Fig. 1 the autonomous navigation system
(Stereo camera deployment example)

する装置から短時間に的確に障害物を検出には、画像データの削減が必要になる従来使用されている方法の1つとして特

特徴点抽出がある。この特徴点对応づけにより物体形状および距離を判断するものである。この方法で全方位カメラを用いた複数画像を合成して広範囲な3次元計測結果を得る方法[3]やRANSAC[4]やLMedS[5]を応用し基礎行列を求める方法も提案されている。どの方法も計算量が多く本システムでのCPU(SH2)では能力不足である。

そこで本論文では、特徴点对応に固有ベクトル照合法[6]を用い、そのデータから基礎行列を求めることでロバストな特徴点对応と高速処理を実現した。

2. 障害物検知アルゴリズム

我々のシステムにおける障害物検知アルゴリズムは、ステレオ画像を利用した検知を考えているため、2枚の画像間の対応関係が必要になってくる。ただし、画像は膨大なデータを持っているため、データを削減し処理速度向上を考えなければならない。データの削減については、特徴点抽出で対応する。ここでは、Harrisオペレータ[10]を用いて特徴点を抽出を行い、各点の対応付けを以下のステップを行うことで対応づけ精度を上げていく。

- Step 1: Harris オペレータを持ちいた特徴点抽出
- Step 2: ミスマッチの除外
- Step 3: 固有ベクトル照合法による対応
- Step 4: 局所領域によるテンプレートマッチングで相関係数上位15点の対応点を選択
- Step 5: Step 4の対応点を基にエッジ線を求める
- Step 6: 外れ値を除去し、全ての特徴点を対応する

2.1 特徴点抽出

画像対応付けにおいて主要な箇所となるのは、角や色の変化するエッジ上の点といった特徴的な部分である。このような点を検出する手法としてHarrisオペレータがある。この特徴抽出アルゴリズムは、画像の拡大や回転といった変化に強くガウシアンフィルタによって平滑化処理行っておりガウシアンフィルタのスケール値を変化させることで特徴点の数を調整できる。

Harrisオペレータでは、入力画像上の座標 $\boldsymbol{x} = (x, y)$ の特徴量 $Fh(\boldsymbol{x})$ 算出のために、まずガウシアンオペレータによる入力画像の平滑化処理を行うが、ここでスケール値の操作により検出量を調整する。次に一定の大きさの正方形窓 \boldsymbol{W} において、画像上の輝度 I の勾配 I_x, I_y を用いて以下に示す行列 \boldsymbol{A} を算出する。これにより行列 \boldsymbol{A} の固有値 λ_1, λ_2 を求める。この固有値が最小値となるところが特徴量 $F(\boldsymbol{x})$ となる。

$$\boldsymbol{A} = \sum_{\boldsymbol{x} \in \boldsymbol{W}} \begin{pmatrix} I_x(\boldsymbol{x})^2 & I_x(\boldsymbol{x})I_y(\boldsymbol{x}) \\ I_x(\boldsymbol{x})I_y(\boldsymbol{x}) & I_y(\boldsymbol{x})^2 \end{pmatrix} \quad (1)$$

$$Fh(\boldsymbol{x}) = \min(\lambda_1, \lambda_2) \quad (2)$$

この特徴点をデータとして固有ベクトル照合法により画像間の特徴点对応を行い基礎行列の初期データとする。

2.2 固有ベクトル照合法

画像データ内の特徴点数を m 個とし各要素点の座標を \boldsymbol{x}_i で表すと $x_0 \dots x_{m-1}$ となり、各点からの距離で $m \times m$ の行列 \boldsymbol{H} を作成する。但し、各点からの距離にガウシアンによる重みを加えて

$$H_{ij} = e^{\frac{-r_{ij}^2}{2\sigma_x^2}} \quad (3)$$

$$\text{但し, } r_{ij}^2 = \|\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{x}_j\|^2 \quad (r_{ij} = r_{ji})$$

式(3)より、

$$\boldsymbol{H} = \begin{pmatrix} H_{00} & H_{01} & \dots & H_{0m-1} \\ H_{01} & H_{11} & \dots & H_{1m-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ H_{0m-1} & H_{1m-1} & \dots & H_{m-1m-1} \end{pmatrix} \quad (4)$$

式(3)の σ_x は特徴点間の相互作用パラメータであるが、画像間の相互作用を直接調整するものではなく、1枚の画像内での相互作用を調整するパラメータである。当然、2枚の画像では σ_x の値(分析値)は異なってくる。それゆえに2枚の画像では、 σ_1, σ_2 が存在することになる。

次に行列 \boldsymbol{H} から固有値 λ_i と固有ベクトル \boldsymbol{E}_i を求める。各固有値は該当の固有モードによる物質の固有振動になり、固有ベクトルは物質の該当の周波数での振動形状を表します。この固有の振動モードを画像に適応させてのクラスタ分割の例もあるが、本論文ではそれらを特徴点对応に拡張し利用した。

$$\boldsymbol{H}\boldsymbol{E}_i = \lambda_i\boldsymbol{E}_i \quad i = 0 \dots m-1 \quad (5)$$

固有ベクトル行列 \boldsymbol{V} を求める。

$$\boldsymbol{H} = \boldsymbol{V}\boldsymbol{D}\boldsymbol{V}^{-1} \quad (6)$$

固有ベクトル行列 \boldsymbol{V} は、その列ベクトルとして $\boldsymbol{V} = \boldsymbol{E}_0 \dots \boldsymbol{E}_{m-1}$ を、行ベクトルは各特徴点の特徴ベクトル $\boldsymbol{F}_i (i = 0 \dots m-1)$ が含まれることになる。よって \boldsymbol{V} は、

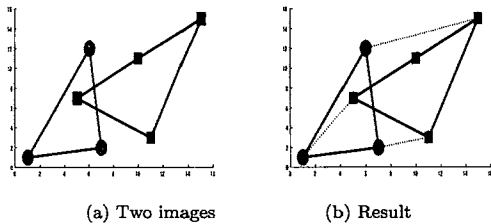
$$\boldsymbol{V} = \begin{pmatrix} \boldsymbol{E}_0 & \boldsymbol{E}_1 & \dots & \boldsymbol{E}_{m-1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} F_0 \\ F_1 \\ \vdots \\ F_{m-1} \end{pmatrix} \quad (7)$$

この処理において画像 I_1 (特徴点 m 個) と画像 I_2 (特徴点 m) の対応させることである。画像 I_1 からの作成された行列を $\boldsymbol{H}_1 = \boldsymbol{V}_1 \boldsymbol{D}_1 \boldsymbol{V}_1^{-1}$ 、画像 I_2 を $\boldsymbol{H}_2 = \boldsymbol{V}_2 \boldsymbol{D}_2 \boldsymbol{V}_2^{-1}$ とする。各々の特徴ベクトル $\boldsymbol{F}_{1,1}$ (画像 I_1)、 $\boldsymbol{F}_{2,2}$ (画像 I_2) とする。 $\boldsymbol{F}_{1,1}$ 、 $\boldsymbol{F}_{2,2}$ に対応行列 \boldsymbol{Z} を作成する。

$$Z_{ij} = \|\boldsymbol{F}_{1,1} - \boldsymbol{F}_{2,2}\|^2 \quad (8)$$

式(8)より、

$$\boldsymbol{Z} = \begin{pmatrix} Z_{00} & Z_{01} & \dots & Z_{0m-1} \\ Z_{10} & Z_{11} & \dots & Z_{1m-1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Z_{m-10} & Z_{m-11} & \dots & Z_{m-1m-1} \end{pmatrix} \quad (9)$$



(a) Two images

(b) Result

図 2 2 図形における対応

Fig. 2 Two images to be matched

式 (9) の Z の結果より, 例えば行列 Z の 1 行目の $Z_{00} \dots Z_{0m-1}$ で Z_{01} が最小なら画像 I_1 の $x_{0,1}$ と画像 I_2 の $x_{1,2}$ が対応していることになる. 行列 Z の行が画像 I_1 の特徴点 $(0 \dots m-1)$ に列が画像 I_2 の特徴点 $(0 \dots m-1)$ となり, 各行 (または列) の最小値を探せば全ての特徴点の対応ができる.

また, 特徴点が画像 I_1 が m 個, 画像 I_2 が n 個の場合も対応可能である. その時は, $k = \min(m, n)$ の k 個の特徴点が対応可能となる.

例として:

図 (2) において 3 点の特徴点図形を I_1 , 4 点の特徴点図形を I_2 とする. この各点で式 (3) より H_1, H_2 を求める. ここで, $\sigma_1 = 36.019, \sigma_2 = 29.554$ としている.

$$H_1 = \begin{pmatrix} 1.0 & 0.99 & 0.99 \\ 0.99 & 1.0 & 0.99 \\ 0.99 & 0.99 & 1.0 \end{pmatrix}, V_1 = \begin{pmatrix} 0.57 & 0.81 & 0.013 & 0 \\ 0.57 & -0.42 & 0.70 & 0 \\ 0.57 & 0.39 & -0.71 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (10)$$

$$H_2 = \begin{pmatrix} 1.0 & 0.99 & 0.99 & 0.99 \\ 0.99 & 1.0 & 0.99 & 0.99 \\ 0.99 & 0.99 & 1.0 & 0.99 \\ 0.99 & 0.99 & 0.99 & 1.0 \end{pmatrix}, V_2 = \begin{pmatrix} 0.49 & 0.71 & 0.25 & 0.40 \\ 0.50 & 0.01 & 0.28 & -0.8 \\ 0.50 & -0.03 & -0.86 & 0.003 \\ 0.49 & -0.69 & 0.32 & 0.40 \end{pmatrix} \quad (11)$$

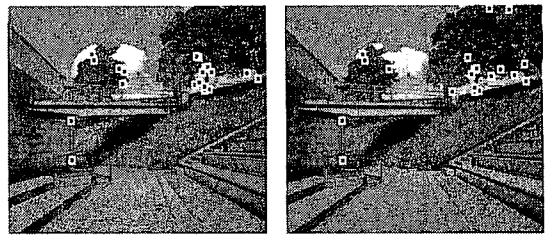
$$Z = \begin{pmatrix} \boxed{0.24} & 1.39 & 1.51 & 2.54 \\ 1.66 & 1.03 & 2.59 & \boxed{0.38} \\ 2.36 & 1.84 & \boxed{0.15} & 1.33 \\ 1.0 & 1.0 & 1.0 & 1.0 \end{pmatrix} \quad (12)$$

図形 I_1 の 3 点より H_1 を作成. V_1 は図形 I_2 が 4 点より成り立っているため Z を求めるためのに足りないデータ箇所には 0 を挿入している. 図形 I_2 の 4 点で H_2 を作成. 行列 Z は, 行方向に図形 I_1 の対応点を列方向には図形 I_2 の対応点となっている. 対応結果を図 (2)(b) に表示している. 良好な結果が出ていることとなっている.

2.3 外れ値除去

しかし, この手法を平行ステレオ法で撮影した画像から抽出された特徴点 (図 (3)) に適応すると対応結果 (図 (4) 参照) が対応点と関係ない点に影響を受け, 明らかに対応付けができていないという問題発生した.

そこで, 我々は予め明らかに適応外データとなるデータを整



(a) Left image

(b) Right image

図 3 ステレオ画像の特徴点抽出

Fig. 3 Feature points sampling of stereo image

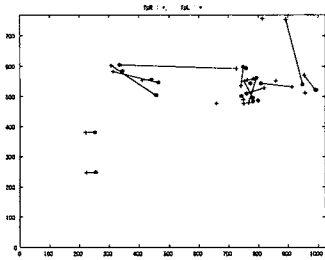


図 4 固有ベクトル照合法適応結果

Fig. 4 Eigenvector approach adapting result

理することで問題の解決を試みた. ステレオ画像において右画像の特徴点座標 (x_{ri}, y_{ri}) , 左画像の特徴点座標 (x_{lj}, y_{lj}) として制御パラメータを α, β とする. t は閾値である.

$$c((x_{ri}, y_{ri}), (x_{lj}, y_{lj})) = e^{(\alpha \|x_{ri} - x_{lj}\|^2 + \beta \|y_{ri} - y_{lj}\|^2)}$$

と定義し

$$O((x_{ri}, y_{ri}), (x_{lj}, y_{lj})) = \begin{cases} 1 & c((x_{ri}, y_{ri}), (x_{lj}, y_{lj})) > t \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

を用いて右画像の各特徴点を基準とし, ある範囲外にある点を左右画像より除去する. 平行ステレオ法においては, $O((x_{ri}, y_{ri}), (x_{lj}, y_{lj}))$ の条件を $0 \leq x_{ri} - x_{lj} < t_x$ and $0 \leq y_{ri} - y_{lj} < t_y$ としても問題はなく処理時間の短縮が図れる. 結果を図 (5) に示す.

固有ベクトル照合法において外れ値を除外することは有意義ではあるが, 特徴点量が増加すると外れ値も指数関数的に増加してくる. そこで, 特徴量を段階的に増やしていき固有ベクトル照合法で 15 点程度の対応を行ったところでエピポーラ幾何を使用し特徴点对応を行った. エピポーラ方程式を導く過程において RANSAC 等 [8], [9] で算出されている例はあるが, 初期値を適当な値から出発しているため演算に負荷がかかる. 初期値が適切な値の場合演算負荷が軽減される. これは, 非線形処理においても初期値がその後の演算に多大な影響があるのは一般的に言われていることである.

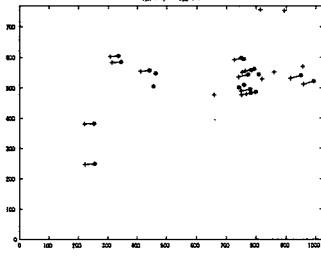


図5 固有ベクトル照合法適応結果 (外れ値除去後)
Fig. 5 Eigenvector approach adapting result
(after outlier discharge)

2.4 領域マッチング

固有ベクトル照合法で対応された特徴点周辺の局所領域は、左右のステレオ画像間での類似度は高くなっていることが考えられる。そこで、対応箇所を中心点とした一定領域を正規化相関係数を求める。その相関係数の上位8つの対応点を選択後、エビポラ方程式によりその他の対応点を抽出する。

$$R(x, y) = \frac{R_1}{R_2 R_3} \quad (14)$$

$$R_1 = \sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} (W(x+i, y+j) - \bar{W}) \cdot (W_1(x_1+i, y_1+j) - \bar{W}_1)$$

$$R_2 = \sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} (W(x+i, y+j) - \bar{W})^2}$$

$$R_3 = \sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} \sum_{j=0}^{M-1} (W_1(x_1+i, y_1+j) - \bar{W}_1)^2}$$

R :正規化相関係数

W :特徴領域の濃淡値

W_1 :対応箇所領域、サイズ: $M \times N$

\bar{W} :特徴領域の濃淡値の平均

\bar{W}_1 :対応箇所の濃淡値の平均

x, y :特徴点座標, x_1, y_1 :対応点座標

3. エビポラ幾何

3.1 基礎行列

特徴点の対応からどのようにして、エビポラ方程式を導くことが可能であるのか。今、2台のカメラから、同一の3次元空間上の点を撮影した場合、その点とカメラ及び画像への投影点は、エビポラ平面と呼ばれる同一の平面上に位置する。ここで2台のカメラ間の幾何関係が与えられれば、片方の画像の投影点に対応する点は、他方の画像とエビポラ平面とが交わってできるエビポラ線上に限定することができる。2画像

において、第1画像の点 (x_1, y_1) と第2画像の点 (x_2, y_2) が同一点であれば、式(15)のエビポラ方程式が成り立つ。[10]

$$\begin{pmatrix} x_1 \\ y_1 \\ f_0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} F_{11} & F_{12} & F_{13} \\ F_{21} & F_{22} & F_{23} \\ F_{31} & F_{32} & F_{33} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_2 \\ y_2 \\ f_0 \end{pmatrix} = 0 \quad (15)$$

行列 F は、基礎行列と呼ばれ2台のカメラの相対的位置とその内部パラメータのみによって定まるRank2の行列である。式(15)の中の f_0 は任意の定数である。基礎行列の要素をベクトルとして並べると、次式が成り立つ。

$$f = (F_{11}, F_{12}, F_{13}, F_{21}, F_{22}, F_{23}, F_{31}, F_{32}, F_{33})^T \quad (16)$$

$$u_i = (x_1 x_2, x_1 y_2, x_1 f_0, y_1 x_2, y_1 y_2, y_1 f_0, f_0 x_2, f_0 y_2, f_0^2) \quad (17)$$

対応点が n 点与えられたとき

$$U = (u_1^T \dots u_n^T)^T \quad (18)$$

$$Uf = 0 \quad (19)$$

式(18)によって n 組の対応点を得られたとき、それらから9元ベクトルに変換したものを U_α とする。基礎行列の計算は U_α から式(19)を満たす9次元ベクトル f を推定する問題となる。基礎行列の計算法として菅谷ら[11]によって高精度の計算法が発表されている。

3.2 特徴点の対応

この基礎行列が正しければ、対応点はここから求められるエビポラ線上にあるはずである。我々が求めた初期値8点は、可なりの確率で正確な画像間の特徴点対応が行われていると仮定でき、この8点から導かれた基礎行列も同様な評価ができる。この基礎行列からエビポラ線を求める。一方の画像における対応点座標 (x_i, y_i) とすると。

$$a_1 = F_{11}x_i + F_{21}y_i + F_{31} \quad (20)$$

$$a_2 = F_{12}x_i + F_{22}y_i + F_{32} \quad (21)$$

$$a_3 = F_{13}x_i + F_{23}y_i + F_{33} \quad (22)$$

エビポラ線は、上記方程式より式(23)になる。

$$a_1x + a_2y + a_3 = 0 \quad (23)$$

他の対応点を使用して誤差修正を行い基礎行列を最適解へ近づけるが、本手法の場合はほとんど必要ない。

その求めた基礎行列を用い、各特徴点においてエビポラ線を算出し、ある一定距離内に対応する点がなければ外れ値として扱うことで外れ値と対応点の選別を行う。この手法で図(3)のステレオ画像に対して特徴点数を200点に拡張し、本手法で求めた基礎行列からエビポラ線を求めて対応点を検出した結果を図(6)に示す。対応点は200点中138点対応している。RANSAC等のように基礎行列を最適解に収束するような繰り返し処理をしていない結果である。

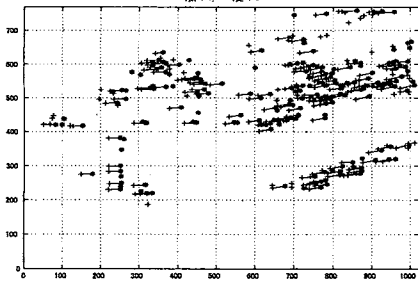
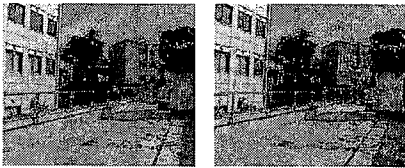


図 6 適応結果例
Fig. 6 An adapting result example

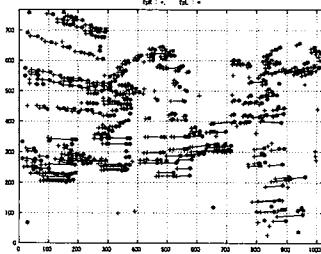
4. シミュレーション

4.1 特徴点对応結果

本手法の前提条件として、自律航行装置に装備する障害物検知装置である。ゆえにカメラは図(1)のように固定され、障害物までの距離計算は平行ステレオ法による処理となる。シミュレーション結果を以下に示す。図(7)のシミュレーション例1では、左右画像で各特徴点数は373点、415点を抽出している。対応できた点数は、308点である。図(9)では、左右画像それぞれで408点、422点で対応点数は304点となった。



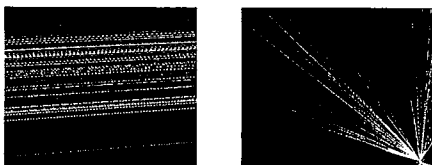
(a) Left image (b) Right image



(c) Result

図 7 シミュレーション例 1

Fig. 7 Simulation example 1

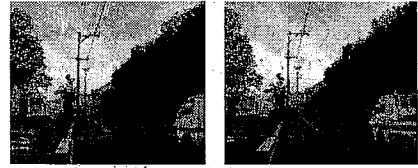


(a) Suggestion method (b) Eigenvector approach

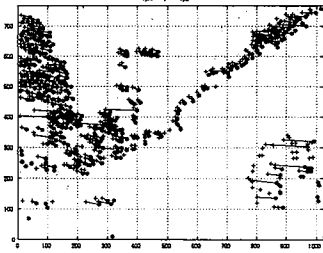
図 8 図(7)のエピポーラ線

Fig. 8 Epipolar line of Fig.7

図(7)は、前述した平行ステレオ法で撮影した画像である。本手法結果図(10(a))ではエピポーラ線が平行線になっているのに対して図(10(b))の固有ベクトル照合法で求めた直線は平行線ではなく明らかに違った軌跡を描いている。



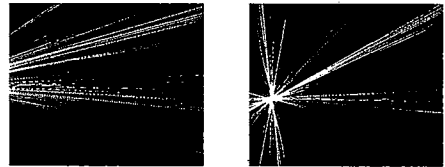
(a) Left image (b) Right image



(c) Result

図 9 シミュレーション例 2

Fig. 9 Simulation example 2



(a) Suggestion method (b) Eigenvector approach

図 10 図(9)のエピポーラ線

Fig. 10 Epipolar line of Fig.9

画像から求めた障害物までの距離と実測した結果は例1, 例2ともに計測値と計算値とも一致した。

参考として: 基礎行列データを本手法と固有ベクトル照合法で求めた図(7)での結果を示す。

本手法は,

$$\begin{pmatrix} -3.47e-009 & -2.19e-006 & 2.97e-003 \\ 2.82e-006 & 2.02e-006 & -5.15e-002 \\ 2.82e-006 & 2.02e-006 & -5.15e-002 \end{pmatrix}$$

固有ベクトル照合法では,

$$\begin{pmatrix} -3.64e-006 & -1.87e-005 & 3.94e-003 \\ 1.47e-005 & -1.96e-007 & -1.38e-002 \\ 6.25e-004 & 1.48e-002 & -9.99e-001 \end{pmatrix}$$

4.2 距離画像

図(7)から求めた特徴点対応から距離画像に変換した結果を図(11)に示す。特徴点の対応づけが行われていることから図(11)のような距離画像に変換することも正確に且つ容易できる。

また、障害物回避をする際に演算に必要な距離イメージを図(12)に示す。図(12)において白から黒になるにつれて距離が離れて行き、白ブロックを避けながら航行するように制御することで障害物回避が可能となる。



図 11 距離画像結果
(シミュレーション例 1)
Fig. 11 Distance image result
(Simulation example 1)



図 12 演算用障害物イメージ
Fig. 12 An obstacle image for computing

5. おわりに

特徴点対応により自律航行装置に最低限必要な認識処理が可能であることをシミュレーションによって示した。また、本論文で使用した Harris オペレータや固有ベクトル照合法は、図形の回転や変形に影響されることがないため姿勢制御等に拡張できる。ただし、本装置搭載予定の CPU ではメモリや外部記憶装置の容量不足があるために拡張が難しい。しかし、この物理的な問題が解決できれば拡張可能である。

この自律航行装置は機体、制御装置のほとんどの部分を我々が独自設計を行い実用化を目指している。3年計画での開発を進めおり、今年度はその初年度にあたる。機体設計等も順調に進んでいるところである。来年度は実機に搭載した結果を報告できると思う。

文 献

- [1] 森川 泰, 小森谷 清, 安達 弘典, “自律型無人ヘリコプターの試作機体開発,” ロボティクス・メカトロニクス講演会誌, pp.126, 2003.
- [2] 中澤大輔, 幸振玉, 藤原大悟, FERNANDO Dilshan, 于振宇, 野波健蔵, “自律小型無人ヘリコプタの複合慣性航法,” 機械学会, 7, pp.263-264, 2005.
- [3] 山下淳, 原田知明, 川西亮輔, 金子透, “全方位カメラ搭載移動ロボットによる Structure from Motion を用いた 3 次元環境モデリング,” 日本機械学会論文集 (C 編), Vol.73, No.726, pp.512-519, 2007.
- [4] M.A.Fischler and R.C.Bolles, “Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography,” Commun.ACM, vol.24, no.6, pp.381-395, June 1981.
- [5] P.J.Rousseeuw and A.M.Leroy, “Robust Regression and Outlier Detection,” Wiley, New York, U.S.A., 1987.
- [6] Larry S Shapiro and J Michael Brady, “Feature-based correspondence: an eigenvector approach,” image and vision computing, vol.10, no.5, pp.283-288, June 1992.
- [7] C.Harris and M.Stephens, “A Combind Corner and Edge Detector,” Proc.Alvey Vision Conf., pp.147-151, 1988.
- [8] 鈴木孝典, 佐治斉, “建築物の画像特製を用いた特徴点追跡手法,” WiNF2004, pp.73-82, 2004.
- [9] 小林慎悟, 出村裕英, 橋本樹明, 斎藤潤, “小惑星形状モデリングと衝突地形,” 日本惑星科学誌, Vol.13, No.2, pp.80-86, 2004.
- [10] R.I.Hartley and A. Zisserman, “Multiple View Geometry in Computer Vision,” Cambridge University Press, Cambridge, U.K., 2000.
- [11] 菅谷保之, 金谷健一, “最高精度の基礎行列計算法,” 情報処理研究報告, 2007-CVIM-159-29, pp.225-232, 2007.