

ステレオ画像からの道路平面に対する射影変換行列の導出

野口 卓 奥富 正敏

東京工業大学 大学院情報理工学研究科 情報環境学専攻

あらし 自律走行車を実現するにあたり、走行環境の認識は、移動車を走行路に沿って誘導するために必要な技術であり、従来から様々な手法が提案されている。しかし、これらの手法では、一般に道路の関連知識を利用するため、高速道路などの限定された道路では有効であるが、一般道路のように、白線や横断歩道の有無が変化したり、障害物などによって白線が隠されたりするような場合には、道路領域を正確に抽出することは困難である。そこで、筆者らは、道路領域の抽出に対し、ステレオ画像を用いて道路平面を抽出する手法を提案する。本手法では、道路を近似的に平面であると仮定し、道路平面をステレオ画像間の射影変換行列で表現し、この射影変換行列をステレオ画像から自動的に導出することで道路領域の抽出を行う。また、本手法では、カメラ間やカメラと道路平面間の幾何学的関係を表す各種パラメータは事前に知る必要がない。本論文では主に、道路平面に対する射影変換行列の自動導出法について詳しく述べる。実画像に対し本手法を適用した結果、本手法が射影変換行列の導出に対し有効であることが示された。

Computation of Homography Matrix for Road Plane Using Stereo Images

Suguru Noguchi and Masatoshi Okutomi

Department of Mechanical and Environmental Informatics,
Graduate School of Information Science and Engineering,
Tokyo Institute of Technology

Abstract Extracting the road region in an image is an important technique for visual navigation of an autonomous vehicle. We propose a road extraction method using stereo images. We suppose that a road can be approximated by a plane. Then we can compute the homography matrix for the road plane using stereo images. In the proposed method, we don't have to know the geometric relation between two images and a road plane. In this paper, we describe mainly the method to compute the homography matrix of the road plane automatically. Also, some experimental results are presented to show the effectiveness of the method for real scenes.

1 はじめに

米国の ALV プロジェクト [13] や, CMU の NAVLAB に代表されるように, 自律走行車の移動視覚技術に関する研究はコンピュータビジョンの分野で, 近年盛んに行なわれている。その中で, 走行環境の認識は, 移動車を走行路に沿って誘導するために必要な技術であり, 従来から様々な手法が提案されている [2, 4]。例えば, 道路上の白線を利用し, その間を道路領域として抽出するという手法 [10], 高速道路の道路構造に関する拘束条件を利用し, 道路画像中の白線から道路エッジを自動抽出する手法 [7], カラー画像の色彩と明るさの変化率を利用し領域を分割する方法 [3] などが提案されている。しかし, これらの手法は, 白線等の道路の関連知識を利用するため, 高速道路などの限定された道路では有効であるが, 一般道路のように, 白線や横断歩道の有無が変化する場合や, 障害物などによって白線が隠れたりする場合には, 道路領域を正確に抽出することは困難である。

このような問題に対し, ステレオ画像を用いた道路領域抽出手法が提案されている [9]。これは道路を平面と仮定し, 道路平面上に左右画像を投影した時の差分画像において, 濃度値の低い領域を道路領域とみなす手法である。白線などの道路の関連知識が必要であるので, 一般道路においては有効な手法である。しかし, この手法は, 左右カメラと道路平面の関係が既知でなければならず, 振動等により走行中に平面とカメラの相対位置が変化する場合, ジャイロなど他の方法でこれらのパラメータを決定しなければならない。また, 道路の傾斜はジャイロを用いても測定できないので, 道路の傾斜が変化する場合には対応できない。また, 2台のカメラのキャリブレーションも容易な問題ではない。

筆者らは, 道路領域の抽出に対し, ステレオ画像を利用し道路平面を抽出する手法を研究している [8]。そこで, 上述の問題に対し, キャリブレーションが容易に行なえ, 道路平面とカメラの関係や道路の傾斜が走行中に変化しても, 画像中から自動的に平面を抽出する手法を提案する。

本手法では, 道路平面をステレオ画像間の射影変換行列で表現し, この射影変換行列を画像から自動的に導出することで道路領域の抽出を行う。また, キャリブレーションとして弱キャリブレーション (weak calibration) [6] を用いており, 左右カメラの内部, 外部パラメータ, そして, カメラと平面の相対位置は未知であってもよく, キャリブレーションも得られている画像間のみで行なわれる。すなわち, 本手法のすべての処理は完全に画像間においてのみ行な

われ, キャリブレーションのための外部ターゲットや, 道路平面とカメラの位置関係を知るための外部装置などは必要ない。

本手法で用いている仮定は, 道路が近似的に平面であることと, 画像中央下部が道路領域であり, そのテクスチャが道路領域中においてある程度の面積を持っていることである。また, 白線などによって道路領域がはっきりと規定されている必要はない。

本論文では主に, 道路平面に対する射影変換行列の自動導出法について詳しく述べる。以下, 2節では, 本手法で用いている弱キャリブレーションについてと, 射影変換行列の自動導出手法のあらましについて述べ, 3, 4節では本手法の具体的なアルゴリズムを詳しく説明する。5節では, シミュレーション実験により射影変換行列の推定法の比較を行なった結果について, 6節では, 実画像に本手法を適用した結果について述べ, 本手法の有効性を示す。

2 道路面射影変換行列導出法のあらまし

2.1 キャリブレーション

本研究ではキャリブレーションとして, 弱キャリブレーション (weak calibration) [6] を行なっている。

弱キャリブレーションとは, ステレオ視において最も基本的な拘束であるエピポーラ拘束のみを求めるものであり, 以下の式で表せる基礎行列 (Fundamental matrix) F を求めることと同等である。

$$m_r^T F m_l = 0 \quad (1)$$

ここで, m_l , m_r はそれぞれ左画像, 右画像上の点の齊次座標である。この式は左画像中の点 m_l が与えられたとき, 右画像中の対応点 m_r が, エピポーラ線 $l_r = F m_l$ 上にあることを示している。よって, F を求めることにより, 対応点の探索はエピポーラ線上に限定することができる。

基礎行列は理論上は左右画像間で8組以上の対応がとれば一意に求まり, それらが空間上のどの位置にあるかは知る必要がない。この基礎行列による弱キャリブレーションでは, キャリブレーションは得られている画像間だけで行なわれるため, 外部キャリブレーションターゲットは必要ない。このため, キャリブレーションが容易に行なえるという利点がある。一方, 空間中の絶対位置を知ることはできない。しかし, 本研究では, 平面領域を抽出することが目的のため, 絶対的距離を求める必要がなく, 本キャリブレーションで十分である。

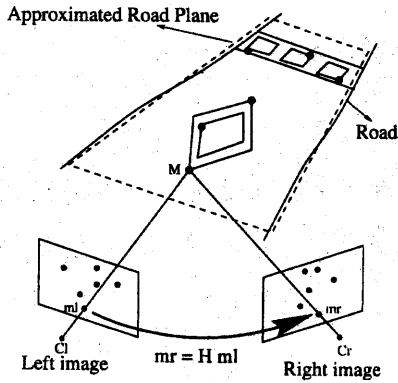


図 1: 道路平面に対する射影変換行列

本研究では、手動で左右画像から 8 組以上の対応点組を抽出し、非線形な繰り返し演算により、基礎行列を導出した。

2.2 射影変換行列の自動導出

図 1 のように、3 次元空間中に存在する平面上の点 M が、左右画像上の点 m_l , m_r に投影されたとき、射影変換行列 (Homography Matrix) H を用いて、

$$m_r = H m_l \quad (2)$$

と記述することができる [6]。ここで、 m_l , m_r はそれぞれ、左右の画像上の点の齊次座標である。射影変換行列 H は左右 2 枚の画像中で平面上に存在する 4 組以上の対応点があれば求めることができる。

1 節で述べたように、道路面を近似的に平面であると仮定すると、(2) 式で与えられる射影変換行列 H で表現することができる。道路平面の射影変換行列を得ることができれば、その射影変換行列によって関係付けられる左右画像点組の一致度を計算することにより、道路平面を抽出することができる。

射影変換行列の自動導出は、図 2 に示す 5 つのステップから成る処理によって行う。この処理は大きくステップ 1, 2 とステップ 3, 4, 5 の 2 つに分けることができる。前半のステップ 1, 2 では、射影変換行列を導出するために用いられる道路上の特徴点組の抽出を行なう。後半のステップ 3, 4, 5 では、得られた特徴点組から、ロバスト推定を利用して例外点の除去を行ない、残った点組を用いて射影変換行列を導出する。

以下、3 節では前半部分、4 節では後半部分について具体的なアルゴリズムを説明する。

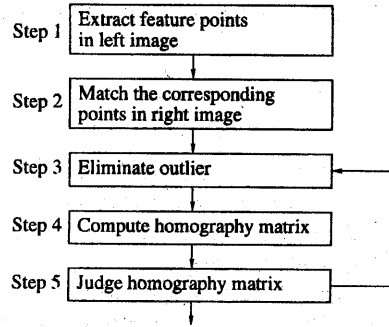


図 2: 処理の流れ

3 道路上の特徴点組の抽出

3.1 Step 1: 左画像中の特徴点の抽出

本節では、図 3(a), (b) のステレオ画像を例にして説明する。

道路平面の射影変換行列を求めるには、道路上に存在する 4 組以上の対応点の組が必要である。本手法では、この点に、道路のアスファルト中に存在する模様 (亀裂, 汚れ, 影等) や、ペイント等の特徴点を用いる。そこでまず、画像中心下部の $(2W+1) \times (2W+1)$ の小領域 (W はある整数) をサンプル領域として、この領域の濃度の平均値と、その分散値を利用して、アスファルトなどのテクスチャー様な領域とその近傍領域を求めることを考える。具体的には以下のように行なう。

まず、左画像を $(2W+1) \times (2W+1)$ の大きさの小領域に分割し、全ての小領域に対し、以下の式により、濃度の平均値 μ_{xy} と分散値 σ_{xy} を計算する。 (x, y は小領域の中心座標を表す。)

$$\mu_{xy} = \frac{1}{(2W+1)^2} \sum_{i=-W}^W \sum_{j=-W}^W I_l(x+i, y+j) \quad (3)$$

$$\sigma_{xy}^2 = \frac{1}{(2W+1)^2} \sum_{i=-W}^W \sum_{j=-W}^W (I_l(x+i, y+j) - \mu_{xy})^2 \quad (4)$$

ここで、 $2W+1$ は小領域の縦横の大きさの画素数、 $I_l(x, y)$, $I_r(x, y)$ はそれぞれ左画像、右画像上の点 (x, y) での濃度値である。

さらに、画像中央下部の小領域をサンプル領域とし、その平均値、分散値をそれぞれ、 μ_s , σ_s とする。そして、サンプル領域の平均値、分散値との誤差が、

以下の式の様に、ある許容範囲内の小領域をラベル付けする。

$$\mu_s - \Delta\mu < \mu_{xy} < \mu_s + \Delta\mu \quad (5)$$

$$\sigma_s - \Delta\sigma < \sigma_{xy} < \sigma_s + \Delta\sigma \quad (6)$$

ここで、 $\Delta\mu$ 、 $\Delta\sigma$ は、誤差の閾値である。ここで得られた領域はアスファルトなどのテクスチャー様な領域となる。図3(a)の左画像に対し、以上の処理を行なった結果が図3(c)である。

次にラベル付けされた小領域を隣接した8近傍の小領域まで拡大し、かつサンプル領域と連結した領域を求める。その結果が図3(d)である。この領域はアスファルトの近傍に存在するペイント類(横断歩道、白線等)を含んでいる。そして、その領域中から、SUSAN corner finder [12]を用い、特徴点を抽出する。その結果を図3(e)に示す。

ここで、特徴点が抽出される対象には2種類考えられる。一つは、道路上にペイントされた横断歩道、標識などである。もう一つは、道路脇の壁や道路上の人などの道路領域以外の物体である。もしこれらの領域のテクスチャが複雑であると、そこから密集した特徴点が抽出されることがある。このような場合次の2点の問題が生じる。1つは道路領域外の物体から非常に多くの特徴点が抽出される可能性があることである。もう1つは、密集した特徴点が道路領域内にあっても、その特徴点を用いて射影変換行列を求めると、その特徴点近傍の局所的傾きに依存してしまい、正しい行列が求められない可能性があることである。これは実際の道路面が厳密には平面でないために生じる。これらの問題はいずれも正確な射影変換行列を求める際に大きな弊害となる。そこで、特徴点同士の距離がある閾値よりも近い場合、その片方の点を取り除き、密集した特徴点を間引く。これにより、これらの問題をある程度回避することができる。この時の結果が図3(f)である。

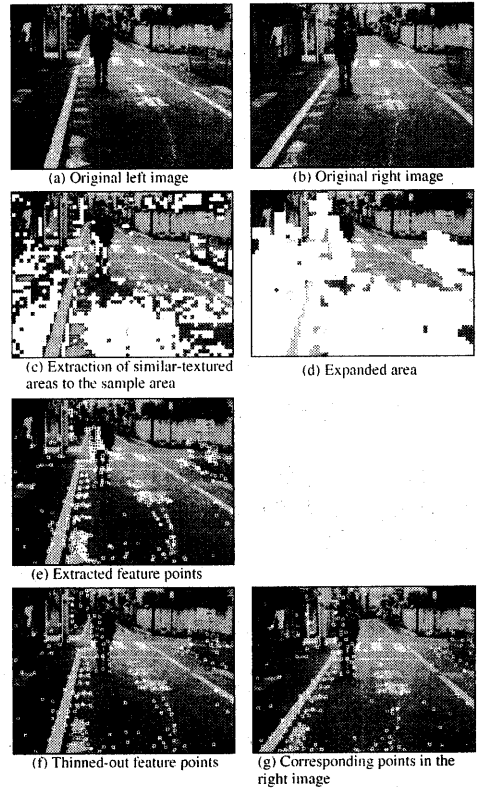


図3: 特徴点組の抽出結果

ここで、 (x, y) は左画像の点の座標、 (u, v) は右画像のエピポーラ線上の点である。

そして、エピポーラ線上の点の中で最大の相関値を持つ点を右画像上の対応点とする。図3(f)の左画像上の特徴点に対する右画像上の対応点を示した結果が図3(g)である。

3.2 Step 2: 右画像中の対応点の導出

前節で求めた左画像中の特徴点に対し、右画像中のエピポーラ線を、基礎行列を用い、 $l_r = Fm_l$ により求める。この線上の点に対し正規化相互相関値を以下の式で計算する。

$$C_{x,y}(u, v) = \frac{\sigma_{l,r}^2(x, y, u, v)}{\sigma_{l,l}(x, y, x, y)\sigma_{r,r}(u, v, u, v)} \quad (7)$$

$$\sigma_{p,q}^2(x_1, y_1, x_2, y_2) = \sum_{i=-W}^W \sum_{j=-W}^W I_p(x_1 + i, y_1 + j) I_q(x_2 + i, y_2 + j) \quad (8)$$

4 ロバスト推定を利用した射影変換行列の導出

4.1 Step 3: 誤対応点組の除去

前節では、ステレオ画像で、なるべく道路面上に存在する特徴点組を抽出する手法を述べた。しかしながら、得られた特徴点組には次の2種類の例外点が存在している。

1つ目の例外点は、特徴点を得る際に用いた領域に、真の道路領域以外の領域が含まれているために抽出された道路領域以外の特徴点である。2つ目の

例外点は、道路領域内の特徴点であるが、前節の対応点の導出の際に誤対応をおこし、右画像上のまったく違う点に対応してしまった点である。これらの例外点が含まれた特徴点組は、最小自乗法などでは対応できず、射影変換行列の推定に大きな誤差をもたらす。

この例外点を除くロバスト推定手法として最小自乗メディアン法 (LMedS) [11, 1, 5] が提案されている。LMedSは例外点が全体の半数以下の場合に、その例外点を取り除くことができる非常にロバストな手法であるが、例外点が半数以上の時には対応できない。しかし、前節までで得られた特徴点組には、半数以上の例外点が存在している可能性もある。

そこで、例外点が半数以上の場合でも対応できるように、中央値以外の値をも最小化するように拡張する。ここではそれを、拡張最小自乗メディアン法 (E-LMedS) と呼ぶことにする。具体的には以下の基準を用いる。

$$E-LMedS = \min(d^2)_{\lambda:n} \quad (9)$$

ここで、 $(d^2)_{\lambda:n}$ は n 個の自乗誤差を小さい順に並べたときの λ 番目の値である。この E-LMedS 基準では、 λ 番目の自乗誤差が最小になるようにパラメータを推定するため、 λ 番目以降が大きな誤差を含む例外点であっても、その例外点に影響されないパラメータが推定できる。 $\lambda/n = 0.5$ の時は、中央値を最小化することになるため、E-LMedS と LMedS は同じ基準になる。

本手法では、この E-LMedS 基準において λ/n の値を変化させることにより、シーンに対し適応的に例外点を取り除き、道路面に対する正しい射影変換行列を求める。具体的には以下を行なう。

まず、得られた n 組の対応点の組から 4 組をランダムに選ぶ。これを 1 つのサブサンプル j とし、全部で m 組のサブサンプルを抽出する。サブサンプル数 m は、例外点組の存在確率を ε とおいた時、 m 組のサブサンプルの内、少なくとも 1 組が、例外点が含まれない点組である確率、 $P = 1 - [1 - (1 - \varepsilon)^4]^m$ を考えることにより決定できる。ここでは、 $P = 0.999$ の時の m の値を用いた。この時 m は、以下の式で表される。

$$m = \frac{-3}{\log(1 - (1 - \varepsilon)^4)} \quad (10)$$

そして、1 つのサブサンプル j に対し射影変換行列は一意的に求めることができ、これを H_j とおく。得られた H_j を使って全ての左画像の点について右画像の対応点を探し、前節で求めた右画像中の対応点との自乗距離を以下の式で計算する。

$$d_{ji}^2 = (m_{ri} - H_j m_{li})^2 \quad (i = 1, \dots, n) \quad (11)$$

さらに、 n 個 ($i = 1, \dots, n$) の d_{ji}^2 の小さい方から λ 番目の値を求め、それを $(d_j^2)_{\lambda:n}$ とする。この $(d_j^2)_{\lambda:n}$ を m 組 ($j = 1, \dots, m$) のサブサンプル全てに対し求め、その最小値 d_M^2 と、それを与えるサブサンプル $j = M$ を求める。

$$d_M^2 = \min_j (d_j^2)_{\lambda:n} \quad (12)$$

$$M = \arg \min_j (d_j^2)_{\lambda:n} \quad (13)$$

そして n 組の対応点組の内、 $d_M^2 \leq d_i^2$ を満たすもののみを残し、その他の点組は取り除く。これは、 d_M^2 の小さい方から λ 番目の特徴点までを残し、それ以上の点を取り除くことに相当する。

4.2 Step 4: 射影変換行列の導出

残った対応点の組に対して、線形最小自乗法により最終的な射影変換行列 H の各成分を決定する。これは、以下の基準式により行う。

$$\min_H \sum_{i=1}^{n_1} (m_{ri} - H m_{li})^2 \quad (14)$$

ここで、 n_1 は Step 3 で残された点の数である。

4.3 Step 5: 射影変換行列の判定

特徴点中に含まれる実際の例外点の割合が、Step 3 の λ/n 値で想定される割合よりも大きい時には、全ての例外点を取り除くことができない。例えば、 $\lambda/n = 0.5$ で、実際の例外点の割合が 0.6 の場合、0.1 分の例外点が残ることになる。

そこで、得られた H を用い、

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n_1} \sum_{i=1}^{n_1} (m_{ri} - H m_{li})^2} \quad (15)$$

により平均自乗誤差 $RMSE$ を求めることにより、例外点が正しく除かれたか否かを判定する。

本手法においては、まず始めに Step 3 で $\lambda/n = 0.5$ と設定しておき、この $RMSE$ がある閾値以上の場合には、例外点が十分に除かれていないと判定し、 λ/n 値をさらに 0.1 だけ小さくして、再び Step 3 に戻る。今回は、例外点の割合が最大 0.7 であっても、最終的に道路領域上の点のみを抽出することができるように、 λ/n が 0.3 まで減少するようにした。

λ/n の値を 0.5 から始め 0.3 で終えた理由を述べる。図 4 は、筆者らが取得した実画像 14 枚に対し、抽出された特徴点中の例外点の割合を調べ、例外点

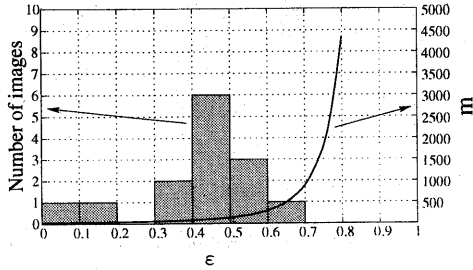


図 4: 例外点の割合に対する画像数とサブサンプル数

の割合に対する画像数をヒストグラムで表したものと、(10)式より計算されるサブサンプル数 m の曲線を示したものである。横軸が例外点の割合、左縦軸が画像数、右縦軸はサブサンプル数を示している。この図の例外点に対する画像数のグラフから、例外点の割合が 0.5 以下の画像が全体の 7 割であり、残りの画像は全て例外点の割合が 0.7 以下であることがわかる。また、サブサンプル数のグラフから、サブサンプル数は 0.7 を超えると急激に大きくなることがわかる。最終的に終える λ/n の値には、ほとんどの画像において例外点が除去でき、かつ、計算量もなるべく少ない値を選ぶ必要がある。以上の考察から、最終的な λ/n の値を 0.3 に設定した。

5 シミュレーション実験による推定法の比較

前節では、例外点を多く含むデータから、平面の射影変換行列を求める手法を提案した。本節では、その効果を検証するために行なったシミュレーション実験の結果を示す。

以下に、シミュレーション実験の具体的な方法を述べる。

1. 400cm(横) × 1200cm(縦) × 1400cm(奥行き)の空間を作り、奥行き方向に 30 度傾いた平面を設定する。空間中にランダムに 100 点を発生し、そのうち例外点の割合を ε とする。すなわち、 $100(1 - \varepsilon)$ 個を空間中の平面上にランダムに発生させ、 100ε 個を平面上方の空間中からランダムに発生させる。
2. 空間中の点を、この空間から奥行き方向に 100cm 後方、高さ 200cm に位置する基線長 50cm の光軸が共に奥行き方向に平行な 2 枚の画像 (画角 45°) に投影する。画像上に投影する際、その

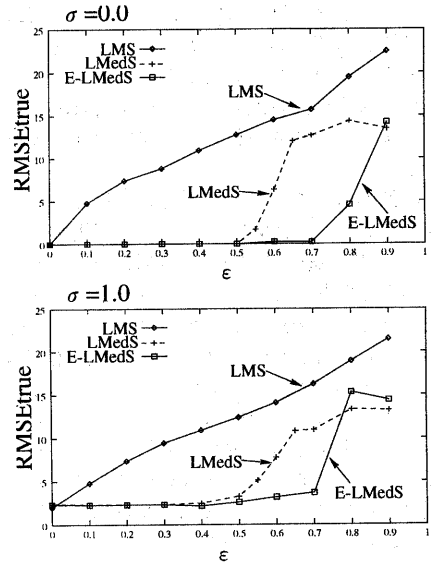


図 5: シミュレーション結果

投影位置に標準偏差 σ (pixel) の正規白色雑音を加える。

3. (2) で生成された 2 枚のステレオ画像から、射影変換行列 H を導出する。
4. 求めた H により、平面上に発生させた点の投影点のみに対し、(15)式と同様に平均自乗誤差を計算し、これを $RMSE_{true}$ とする。
5. (1)~(4) を、一つの ε に対し 50 回繰り返し、 $RMSE_{true}$ の平均を計算する。
6. ε を変化させ、(1)~(5) を繰り返す。

上記(3)における射影変換行列の導出には、最小自乗法 (LMS)、最小自乗メディアン法 (LMedS)、本論文で提案する拡張最小自乗メディアン法 (E-LMedS) を用いて比較を行なった。それぞれの手法に対する結果を図 5 に示す。図で上が $\sigma = 0.0$ 、下が $\sigma = 1.0$ の時の結果である。

予想されるように、最小自乗メディアン法は $\varepsilon = 0.5$ まで精度良く射影変換行列を推定することができるが、 ε がそれ以上になると誤差が急激に大きくなっていることがわかる。一方、拡張最小自乗メディアン法では、 $\varepsilon = 0.7$ まで良好に射影変換行列を推定していることがわかる。

6 実画像による実験結果

次に、実画像に本アルゴリズムを適用した結果を示す。図3(a), (b)に示す左右適当な位置から撮影されたステレオ画像に対し、2.1節の弱キャリブレーションを行なった後、本アルゴリズムを適用した。3節で既に、左右画像から特徴点組を抽出した結果(図3(f), (g))を示したが、そこから4節で述べた例外点の除去を行なった結果が図6(a), (b)である。図3(f), (g)上の特徴点には障害物上の点や誤対応点などの例外点が含まれているが、図6(a), (b)において、これらの例外点を取り除かれていることがわかる。この画像において抽出された特徴点中の例外点の割合を調べた結果、例外点が0.52の割合で含まれていた。一方、E-LMedS適用結果は、 $\lambda/n = 0.4$, すなわち6割の点を除かれ、平面上に正確に対応している点のみが残ったことがわかる。

次に求めた射影変換行列を視覚的に確かめる。そのためにまず、射影変換行列 H を用い、右画像の点全てを(2)式の逆変換

$$m'_r = H^{-1}m_r \quad (16)$$

により変換する。すると、射影変換行列が正確であれば、道路平面上の点の視差が0になり、その他の点の位置はずれた画像を得る事ができる。その結果が図6(c),(d)であり、(c)は左原画像、(d)は(16)式により変換した後の右画像を表している。次に、左原画像と得られた変換後の右画像に対し、Sobelフィルタをかけエッジ画像を作成する。そして、2枚の画像を重ねて表示する。図6(e)~(i)は、その時の結果を示しており、(e), (f)は(c), (d)の画像からエッジを抽出した画像、そして、(g)は両エッジ画像を重ねた結果である。道路平面上のエッジは正確に重なり、その他のエッジはずれており、射影変換行列が正しく求められていることがわかる。また、比較のため、(h)に左右の原画像のエッジ画像を重ねた結果、(i)にLMedS手法により例外点を取り除いた後、右画像の変換を行ない、同様にエッジ画像を重ねた結果を示す。LMedSでは、全ての例外点を除去しきれておらず、白線のエッジ等がわずかにずれていることがわかる。これより、本手法により射影変換行列を正確に導出されており、実画像における本手法の有効性が示された。

また、その他の画像において、本手法を適用した結果を図7, 8, 9, 10に示す。それぞれの図において(a), (b)は左右原画像、(c)は(16)式により変換した後の右画像、(d)は左エッジ画像と変換後の右エッジ画像の重ね合わせ結果を表している。これらの結果においても、エッジ重ね合わせ画像より、射影変換行列が正確に導出されていることがわかる。

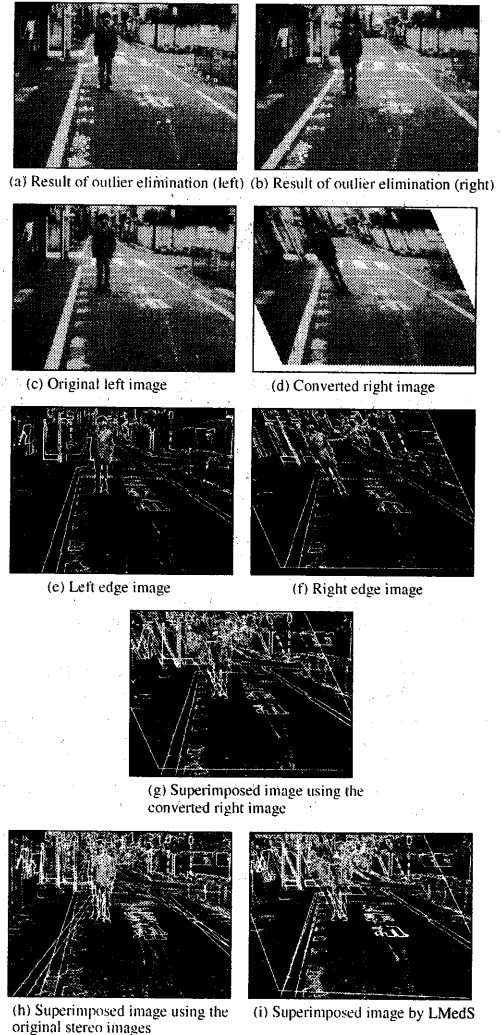


図6: 実験結果 1

7 おわりに

本研究では、弱キャリブレーション、すなわち基礎行列のみが分かっているステレオ構成において、道路平面的射影変換行列を導出する手法を提案した。シミュレーション画像、実画像それぞれについて、本手法を適用した結果、安定に射影変換行列が導出され、本手法が有効であることがわかった。

今回は射影変換行列の導出までを行ない、道路領域の抽出は行なわなかったが、今後はこの射影変換行列を用い、道路領域の抽出を行なう予定である。その際、射影変換行列による平面抽出とテクスチャによる領域抽出を組合せたり、時系列の前の画像を利

用したりしたロバストな手法を検討する予定である。

参考文献

- [1] R. Deriche, Z. Zhang, Q. T. Luong, and O. Faugeras. Robust recovery of the epipolar geometry for an uncalibrated stereo rig. In *Proc. ECCV*, pp. 567-576, 1994.
- [2] 早松一弥, 渡辺武司. 運転支援システムにおける走行環境認識の現状と課題. *信学技報*, Vol. PRMU-97, No. 33, 1997.
- [3] 胡振程, 官平聡, 内村圭一. 道路領域認識自動抽出法の提案. *情報処理学会全国大会予稿集*, 第2巻, p. 415, May 1997.
- [4] 伊藤敏夫, 山田憲一. 走行環境認識のための画像処理手法の検討. *信学技報*, Vol. PRMU-97, No. 25, 1997.
- [5] 栗田多喜夫, 赤穂昭太郎. *Cvcc-wg 特別報告: コンピュータビジョンにおける技術評論と将来展望 (xv) - 画像理解における統計的手法 -*. *情処学研報*, Vol. CVIM-105, No. 9, 1997.
- [6] Q. T. Luong and O. D. Faugeras. The fundamental matrix: Theory, algorithms, and stability analysis. *International Journal of Computer Vision*, Vol. 17, No. 1, pp. 43-76, 1996.
- [7] 根岸慎治, 千葉昌孝, 小沢慎治. 高速道路における車両姿勢推定に基づく道路エッジの自動追跡. *信学論 (D-II)*, Vol. J77-D-II, No. 5, pp. 931-939, 1994.
- [8] 野口卓, 奥富正敏. ステレオ画像による道路領域の抽出. *電子情報通信学会ソサイエティ大会予稿集*, 第 D-12-84 巻, September 1997.
- [9] 小野口一則, 武田信之, 渡辺陸. 平面投影ステレオ法を用いた道路領域抽出. *情処学研報*, Vol. CV-93, No. 7, 3 1995.
- [10] Tohru Ozaki, Mayumi Ohzora, and Keizou Kurahashi. An image processing system for autonomous vehicle. In *SPIE Mobile Robots IV*, pp. 256-266, 1989.
- [11] R. J. Rousseeuw and A. M. Leroy. *Robust Regression and Outlier Detection*. John Wiley & Sons, 1987.
- [12] S.M. Smith and J.M. Brady. SUSAN - a new approach to low level image processing. *International Journal of Computer Vision*, Vol. 23, No. 1, pp. 45-78, May 1997.
- [13] Matthew A. Turk, David G. Morgenthaler, Keith D. Gremban, and Martin Marra. VITS-A vision system for autonomous land vehicle navigation. *IEEE Trans. PAMI*, Vol. 10, No. 3, pp. 342-361, May 1988.

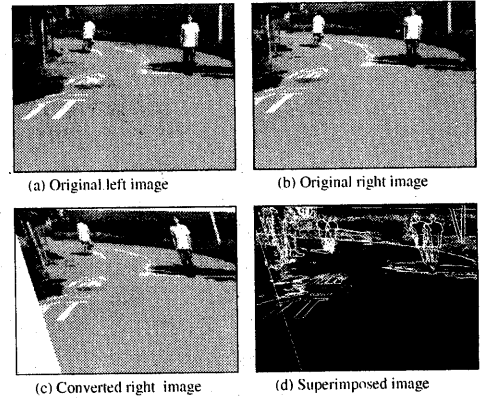


図 8: 実験結果 3

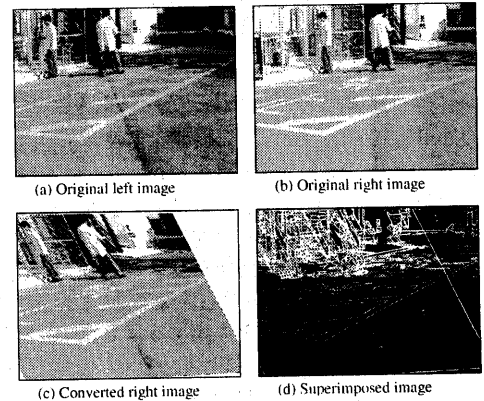


図 9: 実験結果 4

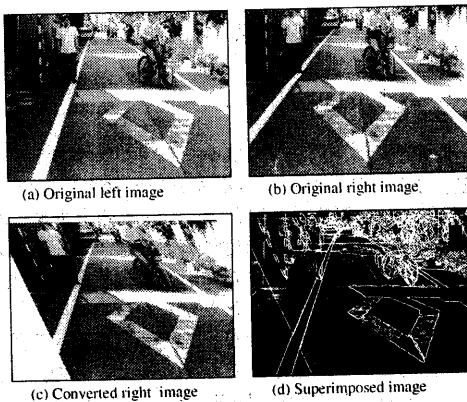


図 7: 実験結果 2

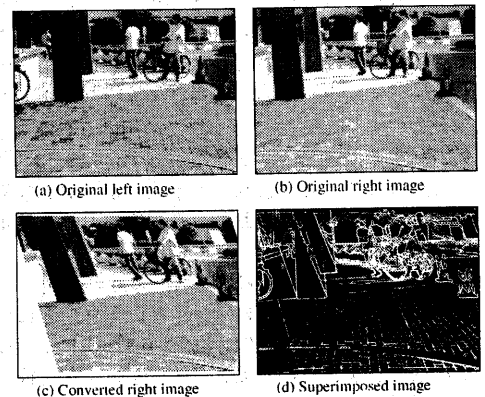


図 10: 実験結果 5