

Hough変換に基づく曲線路におけるレーンマーキングの 推定に関する考察

数井 誠人[†] 長谷山 美紀[†] 北島 秀夫[†]

[†]北海道大学 大学院 工学研究科
〒060-8628 札幌市北区北13条西8丁目

TEL (011)706-7369 E-mail kazui@media.eng.hokudai.ac.jp

あらまし 本研究では、運転支援システムが曲線路において走行可能領域を推定するための、Hough変換に基づくレーンマーキングの推定手法について提案する。提案手法では、レーン形状パラメータの直線成分を、複比を考慮した直線束を用いて推定する。また、変数変換後のエッジ座標から、レーン形状の曲率成分を角度ヒストグラムによって推定する。実際の道路画像に対して提案手法を適用し、走行レーン推定の安定性について検討する。

キーワード

レーンマーキング, 曲線路, 複比, ハフ変換

A Study of the Estimation of Curved Lane Markings Based on a Hough Transform

Masato Kazui[†], Miki Haseyama[†], and Hideo Kitajima[†]

[†]School of Engineering, Hokkaido University
Kita-ku Kita-13 Nishi-8 Sapporo, 060-8628 Japan

TEL (011)706-7369 E-mail kazui@media.eng.hokudai.ac.jp

Abstract This paper proposes a new method to estimate curved lane markings for vehicle steering. The proposed method is decomposed into two steps. First, it estimates the linear parameters of curved lane markings, then it fits lines that intersect at one point to the edges in a Hough space using cross ratio. Second, an angle histogram based on the Hough transform is used to estimate the curvature of the lane markings. We study the stability of the proposed method from experimental results using images of a real road scene.

key words

lane marking, curved road, cross ratio, hough transform

1 はじめに

近年、画像処理による道路走行環境における自律走行システムや運転支援システムに関する研究が活発になっている。これらの研究では、路面上のレーンマーキングを検出することにより、走行可能領域や路面上の自動車位置の推定、操舵角の決定などを行うことを目的とする。

走行レーンの推定のために、レーン形状を関数近似によりモデル化し、画像から計測された特徴量との誤差とモデルとの誤差の両者を最小化することによりレーン形状のパラメータを推定する手法がよく用いられている。この最小化計算には関数フィッティングを用いる手法 [1] やパラメータ空間で探索を行う手法 [2, 3] が提案されている。しかし、関数フィッティングを用いる場合、レーンマーキング以外のエッジが多数存在する状況ではパラメータ推定を安定して行うことができないという問題点がある。このような状況では、パラメータ空間の全探索や曲線検出 Hough 変換 [4] により安定した推定が可能となるが、計算コストがパラメータ数の冪乗に比例して増加するという問題点がある。

そこで本研究では、計算コストの低減とパラメータ推定の安定性を目的として、Hough 変換に基づく曲線路のレーンマーキングの推定手法について検討する。提案手法では、変数変換とパラメータの分離により、多次元の曲線パラメータの推定を、段階的な直線検出 Hough 変換に帰着させる。また、複比を考慮した直線束を用いることにより、背景エッジの影響を受けずに、安定したパラメータ推定を可能とする。

以下、2. で提案手法の原理について述べる。3. で変数変換とパラメータの分離による、レーンの直線成分と曲率成分の段階的な推定手法について述べる。4. で実際に一般道路で撮影した画像を用い、シミュレーションを行い、その結果から提案手法の有効性を示す。

2 提案手法の原理

提案手法では、図 1 のように画像の向下きに x 軸、画像の右向きに y 軸をとる。そして、路面上のレーンマーキングを放物線で近似し、画像上に射影変換した後、パラメータの整理をすると次式を得る [2, 3].

$$y - y_{offset} = \frac{c}{x - x_{offset}} + a_i(x - x_{offset}) \quad (1)$$

ここで、 x_{offset} 、 y_{offset} はそれぞれカメラのピッチ角、ヨー角に関するパラメータであり、 c はレーンの曲率に関するパラメータである。 a_i , $i = 1, \dots, I$ はレーンに対する車両の位置に関するパラメータであり、 I は推定するレーンの本数である。また、図 1 において、 $x = x_1$ における式 (1) の接線の傾きと、画像から求められるレーン

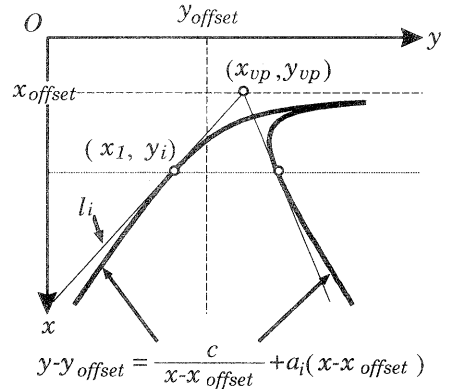
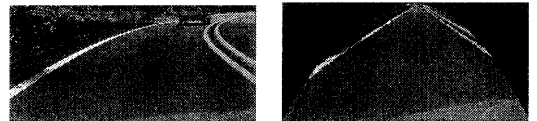


図 1: レーンモデル



(a) (x, y) 座標

(b) (X, Y) 座標

図 2: 変数変換の例

マーキングの接線 l_i の傾き b_i から a_i は次式で表される。

$$a_i = b_i + \frac{c}{(x_1 - x_{offset})^2} \quad (2)$$

式 (2) において、 b_i 及び x_{offset} は画像から抽出したエッジの Hough 変換により直接推定できる。 b_i , x_{offset} を分離して推定することにより、残りの曲率成分 c の推定が容易となる。

次に、 y_{offset} が既知であるとする、次式で示される変数変換

$$\begin{aligned} X &= (x - x_{offset})^2 \\ Y &= (y - y_{offset})(x - x_{offset}) \end{aligned} \quad (3)$$

により、式 (1) を次式のように線形方程式に変換できる。

$$\begin{aligned} Y &= c + a_i X \\ &= c + \left(b_i + \frac{c}{(x_1 - x_{offset})^2} \right) X \end{aligned} \quad (4)$$

上式のように、 (x, y) から (X, Y) へ変数変換することにより曲率成分 c の推定を直線パラメータの推定に帰着できる。よって、 c の推定を直線検出用 Hough 変換を用いて行うことができる。図 2 に式 (3) による変数変換の例を示す。

次章でレーンパラメータ x_{offset} , y_{offset} , b_i , c を推定する手法の詳細を述べる。

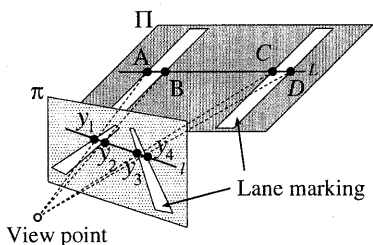


図 3: レーンマーキングの複比

3 レーン形状パラメータの推定

提案手法では、パラメータの分離により、まず x_{offset} と b_i を Hough 変換によって推定する。その詳細を 3.1 で述べる。次に変数変換を行うことにより曲率成分 c を線形方程式のパラメータとして Hough 変換に基づく角度ヒストグラム [5] によって推定する。但し、実際の計算では式 (3) の y_{offset} が未知であるので、パラメータ空間の探索によって c , y_{offset} を推定する。その詳細を 3.2 で述べる。

3.1 直線成分の推定

曲線路のレーンマーキングのエッジを Hough 変換すると $\theta - \rho$ 平面における投票値の極大点は曲線軌跡を示し、この曲線軌跡上の点はその曲線上の各点における接線を表す [4]。よって、曲線軌跡上の投票値の極大点を探すことにより、図 1 の接線 l_i の傾き b_i を推定できる。また、式 (1) の接線の方程式から、 $x = x_1$ でレーンに接する複数の接線は図 1 に示すように、点

$$(x_{vp}, y_{vp}) = (x_{offset}, \frac{2c}{x_1 - x_{offset}} + y_{offset}) \quad (5)$$

で交差する。よって、 $x = x_1$ でレーンマーキングに接する複数の接線 l_i を求めることにより b_i と x_{offset} を同時に推定できる。

ところが、曲率成分 c が大きい場合、曲線軌跡上の投票値のピークの尖鋭度は低くなる。また、背景や他車両のエッジの存在によりレーンマーキング以外の投票ピークが複数現れることがある。これらの理由により、ピーク検出を行ったとしても接線、及びそれらの交点を正しく推定できない場合がある。そこで、本手法では路面上のレーンマーキングの持つ複比がレーン以外のエッジが持つ複比と異なること [6]、複比が射影変換によって不変である性質を利用して $\theta - \rho$ 平面の投票値に一点で交差する直線束をフィッティングすることによって接線の傾き b_i と直線束の交点 (x_{vp}, y_{vp}) を同時に推定する。

図 3 に路面 Π 上のレーンと、画像 π 上へ投影されたレー

ンを示す。カメラのロール角が 0 で自車両近傍においてレーンが直線近似できると仮定すると、レーンマーキングの複比はレーンと交差する直線上の 4 点 A, B, C, D から線分間の比の比によって次式のように計算される [7]。

$$[ABCD] = \frac{\overline{AC}}{\overline{BC}} / \frac{\overline{AD}}{\overline{BD}} \quad (6)$$

複比はレーンが図 3 のように画像 π 上へ射影変換されても保存される。すなわち、画像上で $x = x_1$ におけるレーンマーキングのエッジの座標を $y_i, i = 1, \dots, 4$ とすると、

$$[ABCD] = [y_1 y_2 y_3 y_4] \quad (7)$$

である。

以下に、式 (7) の性質を利用した直線束の推定方法を示す。Hough 変換では点 (x, y) を通過する直線を極座標パラメータ (θ, ρ) を用いて次式のように表す。

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad (8)$$

式 (8) によって抽出エッジを $\theta - \rho$ 平面へ Hough 変換した後、しきい値処理により M 個のピークを抽出する。そして、 M 個のピークから 4 本の直線パラメータ $(\theta_i, \rho_i), i = 1, \dots, 4$ を選択し、これらの直線が画像上で点 (x_{vp}, y_{vp}) で交差する拘束条件を次式によって設定する。

$$e_{vp} = \sum_{i=1}^4 (\rho_i - (x_{vp} \cos \theta_i + y_{vp} \sin \theta_i))^2 \quad (9)$$

また、式 (7) において、 $[y_1 y_2 y_3 y_4]$ は次式で表される。

$$[y_1 y_2 y_3 y_4] = \frac{y_3 - y_1}{y_3 - y_2} \cdot \frac{y_4 - y_2}{y_4 - y_1} \quad (10)$$

但し、上式で $y_i, i = 1, \dots, 4$ は式 (8) から、

$$y_i = \frac{\rho_i - x_1 \cos \theta_i}{\sin \theta_i} \quad (11)$$

である。式 (7) から、レーンマーキングが射影変換によって不変である拘束条件を次式で表す。

$$e_{cr} = ([ABCD] - [y_1 y_2 y_3 y_4])^2 \quad (12)$$

そして、式 (9)(12) の線形和を最小化することによって、直線束 $l_i: (\theta_i, \rho_i)$ を推定し、 l_i の傾き $b_i, i = 1, \dots, 4$ と直線束の交点座標 (x_{vp}, y_{vp}) を得る。

$$e_{total} = e_{vp} + w e_{cr} \rightarrow \min \quad (13)$$

上式で、 w は e_{vp} と e_{cr} の重みを決める定数である。式 (6)~(13) に従い、複比を考慮した直線束を最適化することにより、レーンの接線以外の直線の誤検出を防ぎ、安定してレーンパラメータ $b_i, i = 1, \dots, 4$, x_{offset} を推定できる。次節で残りのレーンパラメータ c , y_{offset} の推定について述べる。

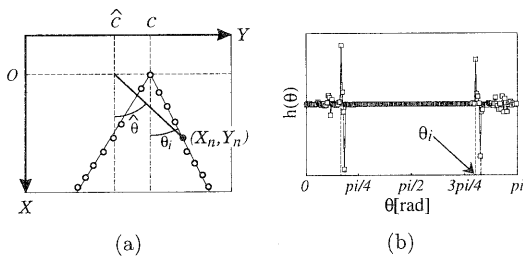


図 4: $X-Y$ 平面のエッジの角度ヒストグラム

3.2 曲率成分の推定

本節では、まず式 (3) において y_{offset} が既知である場合に c を角度ヒストグラム [5] によって推定する手法について述べる。式 (3) によって、画像上のレーンマーキングのエッジの座標は式 (4) の直線上に変換される。ここで、図 4(a) のように、ある \hat{c} を用いて $X-Y$ 座標上で点 $(0, \hat{c})$ から、角度 $\hat{\theta}$ 方向のエッジの個数をカウントすると、 \hat{c} がレーンマーキングの曲率成分 c と一致したときに、 $\hat{\theta}$ 方向のエッジの個数が最大となる。そこで、 $X-Y$ 座標上のエッジの座標 (X_n, Y_n) と点 $(0, \hat{c})$ が成す角度 $\hat{\theta}$ の計算を全てのエッジ $n = 1, \dots, N$ について行い、量子化された θ の角度ヒストグラム $h(\theta), 0 \leq \theta < \pi$ を作成する。 $\hat{\theta}$ の計算は次式で行われる。

$$\hat{\theta} = \arctan \left(\frac{Y_n - \hat{c}}{X_n} \right) \quad (14)$$

$h(\theta)$ の例を図 4(b) に示す。但し、図 4(b) では、近接ピークの分離を容易にするために、水平方向の輝度勾配の符号を用いた符号付き投票を行っている。そして、角度ヒストグラムにおいて式 (4) の a_i がなす角 θ_i 方向の度数の絶対値の和 $\sum_{i=1}^4 |h(\theta_i)|$ が最大になる \hat{c} を探索することによって、レーンモデルの曲率成分 c を推定する。 θ_i は次式で計算される。

$$\theta_i = \arctan \left(b_i + \frac{\hat{c}}{(x_1 - x_{offset})^2} \right) \quad (15)$$

ここまでは、 y_{offset} が既知である場合の c の推定手順であった。しかし、実際の計算では y_{offset} は未知であるため、 $y_{offset} - c$ 平面において 2 次元探索を行う。このとき、 y_{offset} は y_{vp} の近傍で探索を行う。

4 計算機シミュレーション

提案手法の有効性を示すために、実際に一般道路で撮影した画像を用い、提案手法と従来手法によるレーン推定の比較実験を行った結果を述べる。従来手法として、ロ

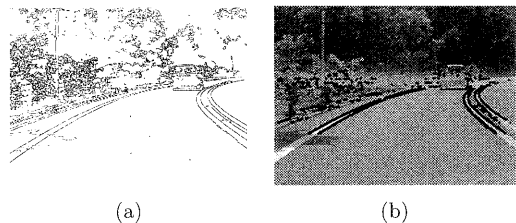


図 5: (a) Canny フィルタによるエッジ抽出結果. (b) 複比によるエッジ抽出結果.

バスト推定の一手法である最小 2 乗中央値 (Least Median of Squares:LMS) 法 [8] を用いた式 (1) の関数フィッティングによるレーン推定法 [9] を用いた。

4.1 提案手法のパラメータ設定

シミュレーションに用いる画像は、車にカメラを固定して一般道路を撮影したもので 640×480 pixel, 8bit/pixel の濃淡画像である。Canny フィルタ [10] を用いて原画像からエッジ検出を行い、抽出エッジを Hough 変換した後、3.1 で述べた直線束により b_i, x_{offset} を推定する。この際、式 (12) の $[ABCD]$ は、走査線上の 4 点を用いて計算された複比のヒストグラム [6] から求める。また、式 (11) で $x_1 = 480$ とする。

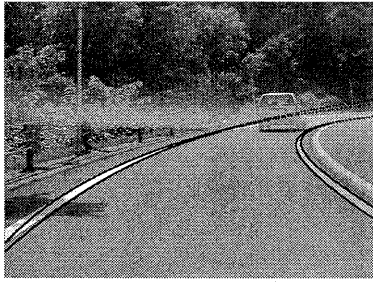
式 (13) の最小化は $\theta - \rho$ 平面で抽出された M 個の投票ピークから 4 個の組合せ ${}_M C_4$ の総当たりによって行う。但し、 M が大きくなると計算量が大きくなるので、3.2 の角度ヒストグラムと同様に符号付き投票を行い、投票ピークを符号によって分類することにより組合せの数を減らす。

3.2 で述べた角度ヒストグラムによるパラメータ推定において、 y_{offset} , c の 2 次元探索における量子化幅は、それぞれ 4 pixel, 200 とする。また、角度ヒストグラムによる y_{offset} , c の推定において、 $x = x_{offset}$ 付近のエッジの影響により、パラメータ推定を誤ることがある。そこで、角度ヒストグラムへの投票に用いるエッジは Canny フィルタの出力ではなく、複比のヒストグラムから求めた値とほぼ同じ複比を持つ 4 点の組み合わせを抽出したものとすると [6]。複比によるエッジ抽出例を図 5 に示す。

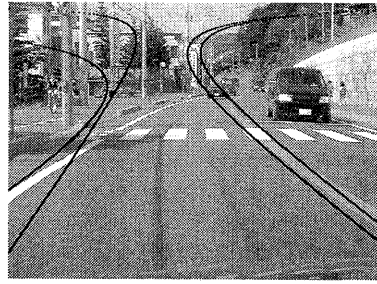
4.2 LMS 法によるパラメータ推定

p 個の線形パラメータ $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_p)$ を持つ関数を $(\alpha, \mathbf{u}) = 0$, $\mathbf{u} = (u_1, \dots, u_p)^T = 0$ とすると LMS 法は次式で表される。

$$S(\alpha) = \text{median}\{(\alpha, \mathbf{u}_n)^2\} \rightarrow \min \quad (16)$$

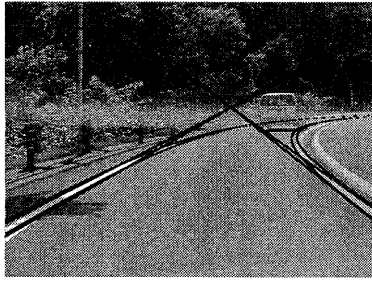


(a) outlier=44.74[%], MAE=4.067[pixel]

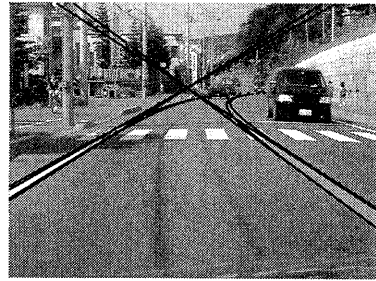


(b) outlier=71.23[%], MAE=58.74[pixel]

図 6: 従来手法の推定結果



(a) MAE=9.147[pixel]



(b) MAE=9.63[pixel]

図 7: 提案手法の推定結果

但し, (\cdot, \cdot) は内積を表し, \mathbf{u}_n は N 個の観測データを表す. 式 (16) の最小化は以下の手順で行われる.

1. N 個のデータの中から, q 個をランダムサンプリングする.
2. サンプリングされた q 個のデータからレーンのパラメータを推定し, 得られたパラメータを用いて, 全データの残差の 2 乗の中央値を求める.
3. 1.2. を K 回繰り返す, 残差の 2 乗の中央値が最小となるパラメータを求める.

LMS 法によりレーンパラメータを推定する際, 式 (1) は非線形パラメータ x_{offset} を含むので, 式 (3) の変数変換によりパラメータを線形化し, 次式で表される α 及び \mathbf{u}_n を用いて LMS 法を適用する.

$$\begin{aligned}
 \alpha_1 &= a_i \\
 \alpha_2 &= -1.0 \\
 \alpha_3 &= c + a_i x_{offset}^2 - x_{offset} y_{offset} \\
 \alpha_4 &= x_{offset} \\
 \alpha_5 &= y_{offset} - 2a_i x_{offset}
 \end{aligned} \quad (17)$$

$$\mathbf{u}_n = (x_n^2, x_n y_n, x_n, y_n, 1.0)^\top \quad (18)$$

\mathbf{u}_n は, 4.1 で述べた, レーンの複比によって抽出されたエッジとする. このとき, \mathbf{u}_n は 4 つのグループに分類されるので, 各グループ毎に LMS 法を適用して $\alpha_p, p = 1, \dots, 5$ を推定する. その後, 式 (17) から逆算して $x_{offset}, y_{offset}, c, a_i (i = 1, \dots, 4)$ を求める. サンプリングするデータ数は $q = 4$ とし, ランダムサンプリングの回数は, LMS が適切に動作するように経験的に決め, $K = 1.0 \times 10^4$ とした.

4.3 シミュレーション結果

図 6 に LMS 法によるレーンの推定結果を, 図 7 に提案手法によるレーンの推定結果を示す. 図 7 に, $x = 480$ における接線 $l_i, i = 1, \dots, 4$ からなる直線束を同時に示す. 図 6, 7 中, outlier は複比を用いた抽出エッジ中のレーンマーキング以外のエッジの割合を示す. レーンマーキングのエッジはマウスで抽出する. そして, MAE は推定されたレーンとマウスで抽出されたレーンマーキングのエッジ座標との水平方向の平均絶対値誤差である.

図 6(a), 7(a) から, 背景エッジが少ない画像では LMS

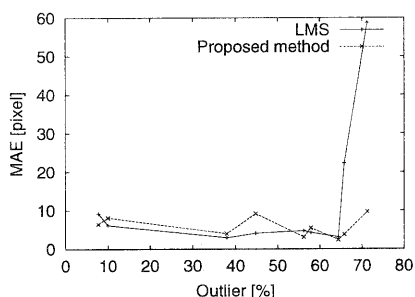


図 8: 推定レーンモデルの誤差

法, Hough 変換に基づく提案手法ともにレーンの推定を良好に行っていることが分かる. しかし, 図 6(b), 7(b) のように, 背景エッジが多数存在する画像では, LMS 法はレーンの推定に失敗しているのに対し, 提案手法ではレーンが正しく推定されていることが分かる. 図 8 に複数の画像を用いて, outlier に対する MAE の傾向を調べた結果を示す. outlier が 60% 未満では, LMS, 提案手法ともに MAE が 10 画素以内に収まっており, 良好な推定が行われているが, MAE が 60% を越えると, LMS では急激に推定精度が悪くなる. これに対し, 提案手法では, outlier が 60% を越えても MAE の値は大きく変化せず, 安定した推定が可能であることが分かる.

5 考察

図 8 から分かるように, outlier が 60% を越えると LMS 法の推定精度が急激に悪くなる. この理由は, LMS 法などのロバスト推定法が高々 50% 未満の異常データしか含まないことが前提条件となっているためであると考えられる. 図 5 のように, レーンのエッジが良好に抽出され, outlier の割合が 50% 以下の場合, ロバスト推定法は Hough 変換に基づく提案手法より高速かつ, 高精度にレーンのパラメータを推定できる. しかし, 一般道路では図 6(a) のように outlier が 50% を越えることがしばしば起こるため, ロバスト推定を用いる場合は高精度なレーンのエッジ抽出が必要となる.

一方, Hough 変換のような「投票+多数決」に基づく手法は outlier の割合に依存しない. そのため, Hough 変換に基づく提案手法は図 6(b), 7(b) のように背景エッジが多い状況においても安定して動作する.

Hough 変換の欠点として投票操作に要する計算コストが関数フィッティングによる手法と比べて多くなるという問題点がある. しかし, 提案手法ではパラメータの分離推定と変数変換により, レーンの各パラメータを直線検

出用の Hough 変換を用いて推定できる. よって, 従来提案されている直線検出用の高速 Hough 変換を適用することで全体の処理速度を上げることができると考えられる.

6 おわりに

本研究では, パラメータの分離と変数変換により, 曲線路のレーン推定を直線検出用 Hough 変換を用いて行う手法について提案した. 提案手法では, 関数フィッティングによる従来手法と比較して, 安定したレーン推定を行うことができた. 今後は, 直線検出用の高速 Hough 変換を適用することで, 処理速度を上げることが課題である.

参考文献

- [1] 農宗 千典, 小沢 慎治: “連続道路画像からの道路構造とカメラ姿勢の同時推定”, 信学論, **J76-D-II**, 3, pp.514-523 (1993).
- [2] C. Kreucher and S. Lakshmanan, “LANA: A Lane Extraction Algorithm that Uses Frequency Domain Features”, IEEE Trans. on Robotics and Automation, Vol. 15, No. 2, pp. 343-350, 1999.
- [3] 高橋 新, 二宮 芳樹, 太田 充彦, 丹下 幸一: “レーン検出におけるロバスト性向上の検討”, PRMU98-93, pp.9-14 (1998).
- [4] 藤本 公三, 岩田 剛治, 仲田 周次: “ $\theta - \rho$ ハフ変換平面からの 2 次曲線のパラメータ抽出”, 信学論, **J74-D-II**, 9, pp.1184-1191 (1991).
- [5] 皆川 明洋, 後藤 俊行: “扇型受容野をもつオペレータを用いた消失点検出法”, 信学論, **J80-D-II**, 6, pp.1415-1422 (1997).
- [6] 数井 誠人, 長谷山 美紀, 北島 秀夫: “複比を用いたレーンマーキングのエッジ抽出”, 電気関係学会北海道支部連合大会講演論文集, p.268(2000).
- [7] K. Kanatani: “Geometric Computation for Machine Vision”, Oxford Science Publications (1993).
- [8] 佐藤 嘉伸: “画像処理における統計モデル利用に関する最近の動向: ロバスト推定法と MDL 基準”, Medical Imaging Technology, Vol.12, No. 1, pp.48-58 (1994).
- [9] Kluge, “Representation and recovery of road geometry in YARF”, Proceeding of Intelligent Vehicle '92, pp.114-119, 1992.
- [10] J. F. Canny: “A computational approach to edge detection”, IEEE Trans. PAMI, Vol. 8, No. 6, pp. 679-698, 1986.