

# 特集 レーザレーダによる車線認識技術\*

## Lane Recognition Using On-vehicle LIDAR

小川 高志  
Takashi OGAWA

高木 聖和  
Kiyokazu TAKAGI

This paper presents an approach to lane recognition using on-vehicle LIDAR. The LIDAR collects range and reflectivity data with high resolution through 2-dimensional scanning, and can simultaneously detect forward objects and lane markers. We developed a lane recognition algorithm using LIDAR. The lane curvature, yaw angle and offset are calculated using Hough transformation, and the lane width is calculated through a statistical approach. The lane parameters are tracked by an Extended Kalman Filter based on the movement of the ego-vehicle and the lane. Tests of the developed algorithm revealed good performance.

**Key words:** Sensor, Radar, Laser radar, LIDAR, Lane recognition, ADAS

### 1. はじめに

近年、ACC (Adaptive Cruise Control), LKA (Lane Keeping Assist), PCS (Pre-Crash Safety) などに代表される様々な運転支援システムが市場導入されている。これらのシステムを構築するための要素技術として、複数の周辺監視センサが各社から開発され、システムへ適用されている。例えば、レーザレーダやミリ波レーダはACCやPCSにおける前方物体検知用センサとして、画像センサはLKAにおける車線認識用センサとして使用されている。このように、使用するセンサがシステムごとに異なるため、複数のシステムを同時に搭載するには複数のセンサを使用する必要があり、結果的にシステムコストの増大に繋がる。すなわち、単一のセンサで走行環境に存在する様々なオブジェクトを認識できれば、より低コストで複数のシステムを構築可能となり、運転支援システムの更なる普及に繋がると考えられる。

ところで、多くの運転支援システムにおいて、走行車線に関する情報は非常に有用である。車線情報を活用することで、LKAが構築可能となるだけでなく、ACCにおける追従対象車両のより正確な特定、およびPCSにおけるより正確な衝突判定が可能となり、システムの性能を向上できる。

デンソーは、ACC向けにレーザレーダを開発しており、1997年から車両メーカーに供給している。デンソーのレーザレーダは高分解能で2次元スキャンが可能であり、車両や歩行者などの自車前方物体と路面上のレーンマークを同時に検知可能である。今回、これらの特徴を生かし、レーザレーダを用いた車線認識アルゴリズムを構築したので、アルゴリズムの概要を紹介

し、評価結果を報告する。

### 2. レーザレーダ

今回使用するレーザレーダは、ACCで使用されている2次元スキャン式レーザレーダをベースとし、量産品に対して上下方向検知エリアを2倍に拡大したものである。また、水平方向検知エリアは±18°、角度分解能は0.08°であり、画像センサ並の高分解能を有している。Fig. 1に、レーザレーダによる検知結果の一

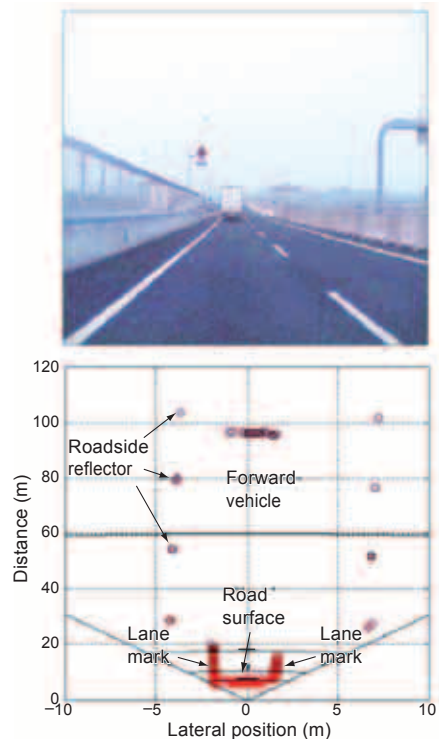


Fig. 1 Result of the detection by LIDAR

\* (社)自動車技術会の了解を得て、「2006年春季大会学術講演会前刷集」No.42-06, 200より一部加筆して転載

例を示す。自車前方の走行車両、路側リフレクタ、レーンマーク、路面などの様々なオブジェクトを検知している。

### 3. 認識アルゴリズム概要

#### 3.1 車線パラメータの算出

本アルゴリズムにより算出する車線パラメータは、Fig. 2に示すように、車線の曲率・ヨー角・オフセット・幅である。

まず、車速・ヨーレートなどの車両情報から、エゴモーションを計算する。次に、過去数スキャン分のレーザーレーダの測距データを、エゴモーションを用いて、現在時刻におけるレーザーレーダ座標系に変換する。測距データの現在値と過去履歴を同一座標系で表現することにより、レーンマークが安定的に検知可能となり、認識の安定性が向上する。レーザーレーダの測距データは、レーンマーク以外にも、車両・路側物・路面などからの反射に相当するデータも含んでいるため、レーンマークからの反射に相当するデータのみを抽出する必要がある。そこで、反射強度を用いてデータを限定した後、カルマンフィルタにより算出した車線パラメータの予測値および共分散値を用いて絶対座標上にROI (Region Of Interest) を設定し、ROIに存在するデータをレーンマークのデータとして抽出する。Fig. 3に、レーンマークデータの抽出結果を示す。車両・路側物・路面などからのデータを排除し、レーンマークに相当するデータのみを適切に抽出できている。

次に、車線中心線の曲率・ヨー角・オフセットを算出する。抽出した左右一組のレーンマークのデータを、カルマンフィルタにより算出した車線幅の予測値を用いて横位置をシフトすることで、車線中心線に相当するデータを生成する。車線中心線のデータと下記に示す2次曲線モデルを用い、ハフ変換により車線中心線の曲率・ヨー角・オフセットを算出する。

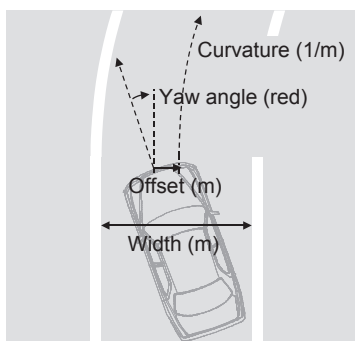


Fig. 2 Lane parameters

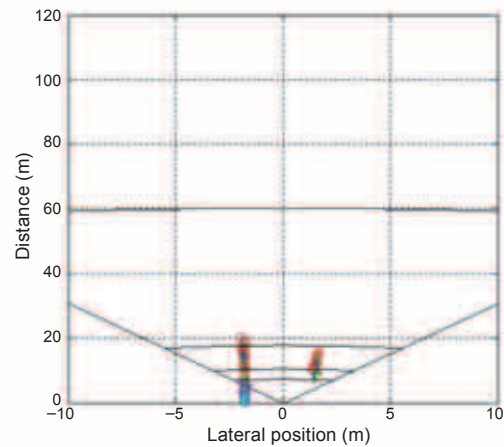


Fig. 3 Extraction of the lane marks

$$x = a_0 + a_1 y + a_2 y^2$$

$a_0$ : Offset (m)  $a_1$ : Yaw angle (rad)  $a_2$ : Curvature (1/m)

Fig. 4に、ハフ変換によるパラメータ空間への投票結果の一例を示す。輝度が高い部分が多く投票数を得ている。なお、本手法におけるパラメータ空間は3次元であるが、簡単のため2次元で表現している。データ抽出処理において排除できなかったレーンマーク以外の外乱に対するロバスト性を向上させるため、カルマンフィルタにより算出した車線パラメータの予測値および共分散値を用いてパラメータ空間にROIを設定し、ROIにおいて投票数を最大化し、かつ投票数が所定の値を上回るハフパラメータを、車線中心線の曲率・ヨー角・オフセットとする。

次に、車線幅の算出方法を述べる。左右一組のレーンマークのデータおよびカルマンフィルタにより算出した車線中心線の予測位置を用いて、車線中心線に対するレーンマークの相対横位置を計算し、相対横位置の度数分布を算出する。算出結果をFig. 5に示す。左右のレーンマークに相当する位置において度数が大きくなっている。

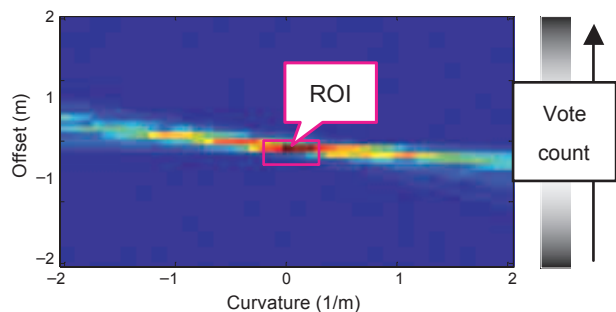


Fig. 4 Result of Hough transformation

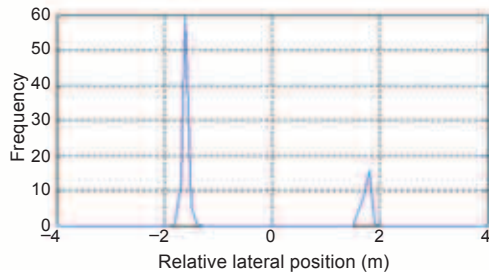


Fig. 5 Distribution of the relative lateral position

算出した度数分布に対して、相対横位置をシフトパラメータとする自己相関関数を計算する。

$$R_{xx}(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1-k} x(n) \cdot x(n+k)$$

$x(n)$ : Frequency  $N$ : Number of bin  $k$ : Shift parameter

Fig. 6に、自己相関関数の算出結果を示す。ロバスト性向上のため、カルマンフィルタにより算出した車線パラメータの予測値および共分散値を用いてシフトパラメータに関してROIを設定し、ROIにおいて自己相関係数を最大化し、かつ自己相関係数が所定の値を上回るシフトパラメータ値を、車線幅とする。

### 3.2 トラッキング

上記処理により算出した車線パラメータを、拡張カルマンフィルタを用いてトラッキングする。状態変数は、次のように設定する。

$$\bar{x} = \begin{pmatrix} y_{off} \\ \Psi_{rel} \\ c_0 \\ c_1 \\ W \end{pmatrix} \begin{matrix} y_{off} : \text{offset (m)} \\ \Psi_{rel} : \text{Yaw angle (rad)} \\ c_0 : \text{Curvature (1/m)} \\ c_1 : \text{Curvature changing rate (1/m}^2\text{)} \\ W : \text{Width (m)} \end{matrix}$$

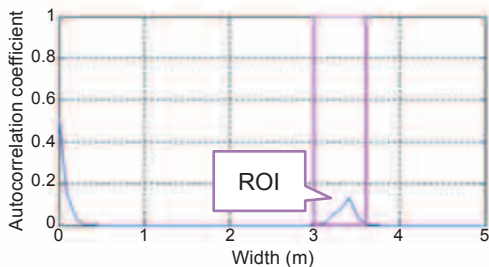


Fig. 6 Calculation result of autocorrelation function

オフセットとヨー角の状態遷移モデルは、Fig. 7に示すように、自車運動と車線形状変化の相対的關係に基づいて構築する。また、曲率はクロソイド曲線に従って変化するとし、車線幅は急激に変化しないとする。

ヨー角の絶対値が十分小さいとき、連続時間におけるシステムモデルは、以下に示す線形の微分方程式で近似できる。

$$\begin{aligned} \dot{y}_{off} &= v\Psi_{rel} \\ \dot{\Psi}_{rel} &= \dot{\Psi}_{abs} + vc_0 \\ \dot{c}_0 &= vc_1 \\ \dot{c}_1 &= 0 \\ \dot{W} &= 0 \end{aligned}$$

上式をTaylor展開することで、離散時間のシステムモデルを得る。

本アルゴリズムでは、上述した処理により、状態変数のうち曲率・ヨー角・オフセット・幅が直接観測可能である。よって、観測モデルは、以下のように記述できる。

$$\begin{aligned} a_0 &= y_{off} \\ a_1 &= \Psi_{rel} \\ a_2 &= c_0 \\ w &= W \end{aligned}$$

$a_0$  : Measured curvature (1/m)  
 $a_1$  : Measured yaw angle (rad)  
 $a_2$  : Measured offset (m)  
 $w$  : Measured width (m)

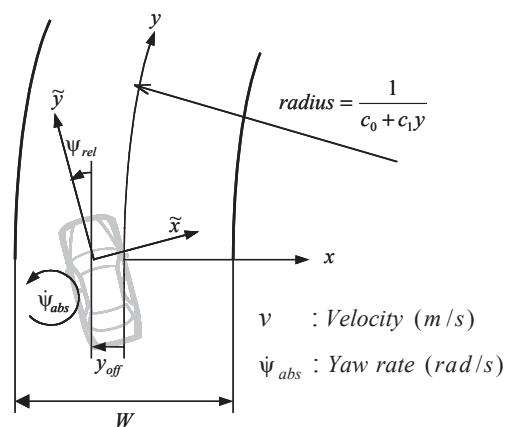


Fig. 7 Relationship between the ego-vehicle and the lane

これらのモデルを用いて拡張カルマンフィルタの演算を実行することにより、車線パラメータの補正および予測を行う。

#### 4. 結果

高速道路走行時において、本アルゴリズムを用いたレーザレーダによる車線認識の性能を評価した。Fig. 8に認識結果を示す。上図は、カメラで撮影した前方画像上にレーザレーダによる車線認識結果を重畳表示した図であり、画像上のレーンマーク位置と比較して、よく一致している。下図は、レーザレーダの検知結果を鳥瞰図で示しており、自車前方100m先の走行車両、路側物、レーンマークを検知できている。また、レーザレーダによる車線認識結果を用いることにより、自車前方の二台の並走車両から、自車線を走行する先行車両を正確に特定できている。

5分間の高速道路走行時において、レーザレーダによる車線パラメータの算出結果を、カメラを用いた画像処理結果と比較した結果をFig. 9に示す。曲率の算出結果は、カメラを用いた認識結果とほぼ類似してお

り、エゴモーションから算出した曲率と比較して、高い応答性を有している。また、ヨー角・オフセットは、カメラによる算出結果とよく類似しており、車両が急

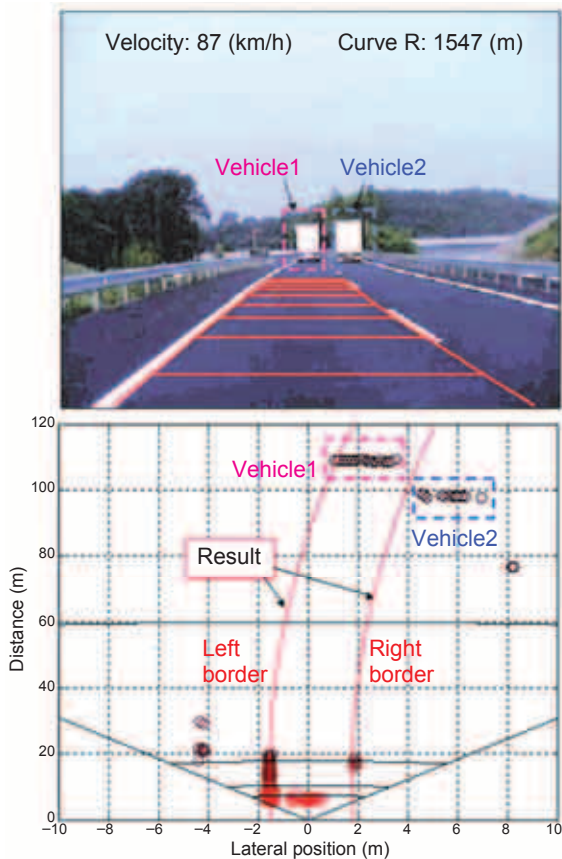


Fig. 8 Result of the lane recognition

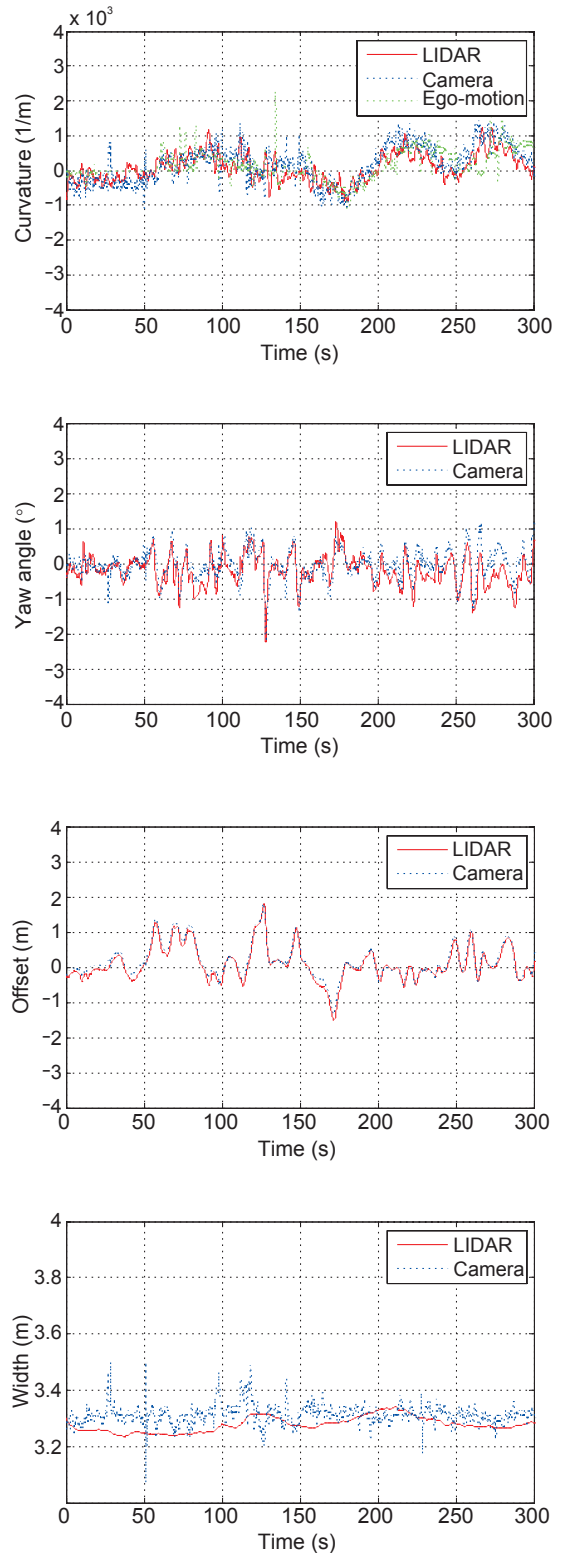


Fig. 9 Estimation result of the lane parameters

激に旋回運動をした状況下においても、よくトラッキングできている。更に、車線幅は、道路規格である3.5mにほぼ安定して認識できている。

### 5. おわりに

今回、2次元スキャン式レーザーレーダを用いた車線認識技術について述べた。構築したアルゴリズムは、レーザーレーダの距離データのみを用いた処理であるが、十分にレーンマークを検知可能な状況においては、安定して車線認識が可能であることを確認した。今後、更なる認識性能の向上を目指し、反射強度データを用いた認識アルゴリズムを構築し、今回構築した手法と認識結果を統合する。また現在、レーザー光に対する反射率の小さいレーンマークに対しては、検知距離が十分でなく、車線認識の性能が劣化する。よって今後、ハードウェアの改良によるS/Nの向上を通じて、レーザーレーダによる車線認識の適用範囲拡大を目指す。

### <参考文献>

- 1) Andreas Eidehall et. al: The Marginalized Particle Filter for Automotive Tracking Applications, IEEE (2005).
- 2) Jan Sparbert et. al: Lane Detection and Street Type Classification using Laser Range Images, IEEE (2001).
- 3) Alexander von Reyher et. al: A Lidar-Based Approach for Near Range Lane Detection, IEEE (2005).
- 4) Basel Fardi et. al: Multi Modal Detection and Parameter based Tracking of Road Borders with a Laser Scanner, IEEE (2003).



### <著者>



小川 高志  
(おがわ たかし)  
システム開発部  
レーザーレーダの認識アルゴリズム  
開発に従事



高木 聖和  
(たかぎ きよかず)  
システム開発部  
レーザーレーダを使用した車両周辺  
認識アルゴリズム開発に従事