

累積投票特徴変換による Botts Dot 検知

A Botts Dot Marker Detection Using Cumulative Voting Feature Transform

吉見 航介 *
Kousuke Yoshimi櫻井 和之 *
Kazuyuki Sakurai高橋 勝彦 *
Katsuhiko Takahashi

1 はじめに

今日の自動車システムにおいて、安全性は最も重要視される要素の一つであり、Intelligent Vehicles (IV), Intelligent Transportation Systems (ITS) などの分野で様々な自動車運転支援システムの研究開発が盛んに行われている。車線逸脱警報 (Lane Departure Warning, LDW) システム [1, 2] はこの中でも重要な機能とみなされており、米国 New Car Assessment Program (新車安全性試験, US-NCAP) における試験項目への追加も見込まれている。今後、LDW システムの標準装備化の流れが加速することで、この技術の重要性がますます高まることが予想される。

安価かつ確実に LDW を実現する方法として、車載カメラ画像情報を用いて道路白線等のレーンマークを検知する、Vision-based な手法が広く研究されている [3]。US-NCAP が実施される北米の道路では、白線などの線状レーンマークの他、鋸状のレーンマーク (Botts Dot) が使用されているが、前方車載カメラ画像等による Botts Dot の検知は、一般に白線などの線状レーンマークよりも困難である [4]。本稿では、鋸状のレーンマーク (Botts Dot) を車載カメラ画像を用いてロバストに認識する手法を提案する。フレーム毎に専用の特徴抽出フィルタにより特徴点を抽出し、抽出した特徴点を直線パラメータ空間に投影して投票特徴空間を生成する際、過去の投票値を重み付け累積させた累積投票特徴空間を生成することにより、Botts Dot の描く軌跡の位置をロバストに検知できる。

2 Botts Dot 検知の概要

2.1 検知対象: Botts Dot について

Botts Dot は主に北米西海岸地域で用いられるレーンマークであり、直径 10[cm]、高さ 1~2[cm] 程の円形や方形の素子を、レーン境界に沿って決められたパターンで配置して用いられる [5]。図 1 で示されるように、白線等と比較して、一般に Botts Dot は小型かつ設置間隔が疎であることを特徴とする。

本稿では、このような特徴を持つ Botts Dot を、車載カメラ画像情報を用いてロバストに検知するために、以降で述べる Botts Dot 特徴フィルタと累積投票特徴変換を用いた手法を提案し、実験的に性能を評価する。

2.2 アルゴリズムの概要

Botts Dot 検知手法の概要を図 2 に示す。初めに、入力された画像に対し、Botts Dot 用特徴抽出フィルタを用いて特徴点の抽出を行う。次に Botts Dot がレーン境界上に沿って離散的に複数配置されていることに基づき、

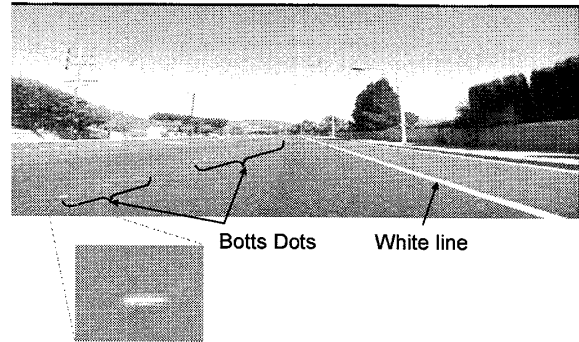


図 1 レーンマーク画像。

累積投票特徴変換によって、空間的および時系列的な配置から特徴点の軌跡となる近似直線を抽出する。抽出された近似直線の中から Botts Dot で示されるレーン境界線位置の候補を抽出し、時系列推定に基づく候補検定処理を行うことで検知器の出力するレーン境界線位置を決定する。また、出力された候補に対して時系列的に追跡することで次フレームの検定処理に用いる推定値を得る。

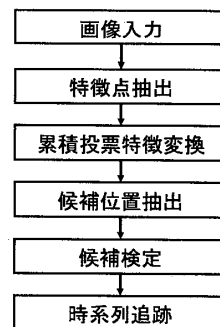


図 2 Botts Dot 検知アルゴリズムの概要。

3 Botts Dot 特徴抽出

入力画像から Botts Dot に類似した画像特徴を持つ領域を特徴点として抽出するために、内側領域、外側領域、ブランク領域の 3 重構造を持つ矩形フィルタカーネルを用いる (図 3)。図 3 のフィルタは、ブランク領域を除く内側領域と外側領域の画像輝度の統計量を比較することで、内側領域と外側領域に挟まれたブランク領域に境界が含まれるような画像領域を抽出する。カメラと道路面の相対位置モデルに基づき、道路面に設置された Botts Dot の画像上への写像に合わせて、フィルタカーネルの各領域の大きさを設計することにより、Botts Dot に類似した画像特徴を持つ領域位置を表す特徴点が抽出される。特徴点抽出処理の概略を図 4 に示す。入力画像の各ピクセルにおいて、適切な大きさに設定された図 3 のフィルタカーネルを適用することで、図 4 に示すように

*日本電気株式会社 システム IP コア研究所

特徴点が抽出される。この特徴抽出の段階では、Botts Dot 画像領域以外から抽出されたノイズが含まれるため、次に説明する近似直線抽出処理が必要となる。

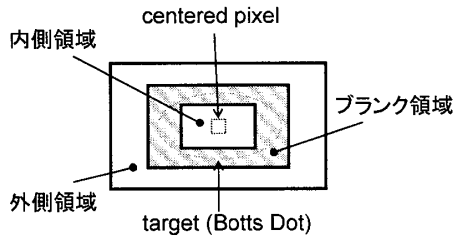


図3 Botts Dot 特徴フィルタカーネル。

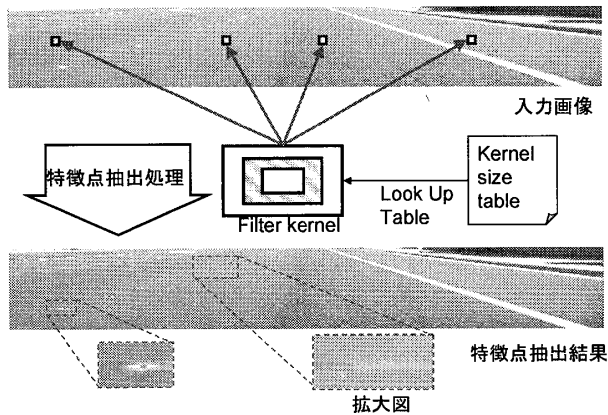


図4 特徴点抽出処理の概略。

4 累積投票特徴変換による Botts Dot 抽出

4.1 従来手法と課題

ある点群に沿った近似直線を求める一般的な手法として Hough 変換がある。Hough 変換を用いた近似直線抽出では投票の原理に基づいて候補が選択されるため、データ点群の個数がノイズに対して優位にあるような特徴に対して有効である。この性質を利用して、Sobel 等の勾配フィルタの出力によって抽出された特徴点群に対して、Hough 変換を用いることで道路白線のエッジ等を抽出する方法が知られている [6]。

一方、本論文で検知対象としている Botts Dot は、図 1 で示されるように決められたパターンに基づき離散的に敷設されている。このため、1 フレームの画像における Botts Dot 特徴点の検出個数の期待値は極端に小さく、ノイズの影響を大きく受けるため、上記のような白線検知と同様の枠組みで安定に Botts Dot によるレーン境界を検出することは困難である。

このような条件の下で、Botts Dot によるレーン境界を安定に検出する手法として、1 フレーム毎に抽出される特徴点から生成される投票特徴空間 (通常の Hough 空間) 上のデータ点を、Botts Dot の繰り返しパターンの周期を超える程度のフレーム区間において、時系列的に累積させることによって生成される特徴画像 (累積投票特徴空間と呼ぶ) を用いた手法を導入する。本稿ではこれを累積投票特徴変換と呼ぶ。累積投票特徴変換を用いることで、特徴点個数が時系列的に補間され、Botts Dot の軌跡によって表現されるレーン境界線をノイズに対して安定に抽出する効果が期待できる。

4.2 累積投票特徴変換

まず、現時刻 t の入力画像から抽出された特徴点群に対して、式 (1) を用いて Hough 変換を行い、投票特徴空間 (Hough 空間) $H(\lambda, \theta; t)$ を生成する。

$$\lambda = X - Z \cot \theta \quad (1)$$

ここで、画像上の特徴点 (u, v) は、道路平面とカメラの相対的な位置関係のモデルを仮定することで、実空間の道路平面座標 (X : ラテラル位置座標, Z : 前方向座標) に変換する。また、 λ は道路平面座標における X 座標切片、 θ は直線と X 座標のなす角を表すものとする。

時刻 t において現時刻の画像による特徴点のみから生成される投票特徴空間 $H(t)$ に対し、累積投票特徴空間 $S(t)$ を式 (2) で与える。

$$\begin{aligned} S(t) &= w_0 H(t) + w_1 H(t-1) + \dots + w_T H(t-T) \\ &= \sum_{i=0}^T w_i H(t-i) \end{aligned} \quad (2)$$

ただし、 w_i は時刻 $t-i$ における特徴点の現時刻への寄与を表す重みであり、区間 $[t-T, t]$ を累積区間として、累積区間 $[t-T, t]$ の間に取得された投票特徴 $H(t)$ の重み付き和を累積投票特徴空間 $S(t)$ とする。この場合、累積区間 $[t-T, t-1]$ における投票特徴空間 $H(t-1), \dots, H(t-T)$ をメモリに記憶しておき、時刻 t において読み出す必要がある (図 5(a))。

また別の定式化として、過去の特徴点程寄与が低く、等比的に寄与が減衰すると仮定したモデルの元で、一つの忘却係数 $0 \leq w < 1$ を用いて式 (3) のようにすることもできる。

$$S(t) = H(t) + wS(t-1). \quad (3)$$

この場合、累積投票特徴空間における過去時刻の寄与率を個々に定められない点と、累積区間を厳密に設定できないという制限があるが、予めメモリに保持する必要がある過去情報は一つ前の累積投票特徴空間 $S(t-1)$ のみであるため、メモリ消費量を大幅に低減できるという実装上の利点がある (図 5(b))。

本稿では、リソースが限定された車載システムにおける実行を想定し、メモリ消費のより少ない式 (3) の手法を採用する。

通常の Hough 変換による特徴画像と、式 (3) の手法による累積投票特徴画像の例を図 6 に示す。図 6(a) は 1 フレーム毎に生成された投票特徴画像 (通常の Hough 空間画像) であり、図 6(b) は累積投票特徴画像である。(a), (b) の各特徴画像の左半面を比較すると分かるように、累積投票特徴画像では離散的に検出される Botts Dot 特徴の軌跡位置が各フレームで安定したピークとして投票特徴画像に表れる。

5 候補の検定と時系列追跡

上記累積投票特徴空間から、閾値以上の投票値をもつ座標を Botts Dot によるレーン境界位置候補として抽出する。上記抽出された複数の候補に対し、Kalman filter [7] に基づく時系列推定を用いて、過去の推定値か

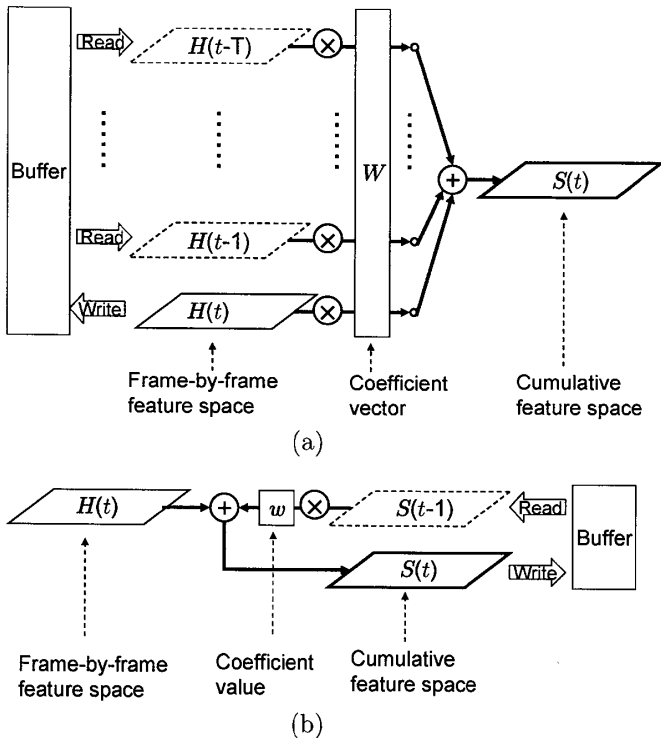


図5 累積投票特徴空間.

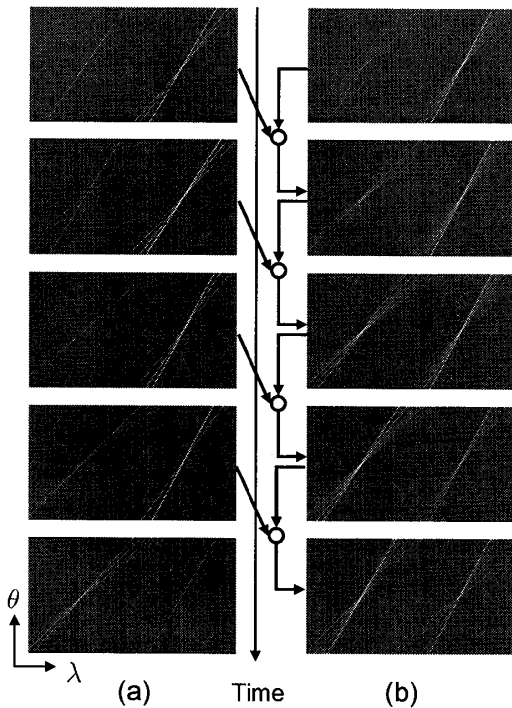


図6 投票特徴空間画像の例.

らの距離が閾値以内の最も近い候補を検出器の出力として選択し、それ以外の候補を棄却するような候補検定処理を行なう。出力された候補は Kalman filter によって時系列的に追跡され、次フレームにおける推定に用いられる。

6 評価実験

累積投票特徴を用いた提案手法による Botts Dot 検知性能を評価するための実験を行った。特徴抽出・時系列追跡等は同様の方法を用いて、累積投票特徴変換の処理部のみ通常の Hough 変換に置き換えた場合を比較用の対照手法とし、提案手法と対照手法のそれぞれの検知性能を評価し比較した。

6.1 評価データ

評価用の入力画像には、車両のフロントガラス付近に進行方向にほぼ水平に取り付けられたカメラから 30[fps] で取得した画像を使用した。正解データは、予め手で画像の各フレームにおけるレーンマーク位置を取得し、検出アルゴリズムで用いたのと同じモデルを利用して道路平面に投影した座標から求めた近似直線のラテラル位置を登録した。同一の入力画像に対する正解データと検出器の出力結果を、次で説明する方法で比較することで評価を行った。

本稿の実験で用いた評価データ画像の具体的な属性を表 1 に示す。

表 1 評価データ画像の属性.

シーン	シーン 1, 2, 3
サイズ	4500(=1800+900+1800)[frame]
時間帯	昼
天候	晴天/曇天
走路種別	Freeway (コンクリート)
レーンマーク	左右両側に Botts Dot が敷設

6.2 評価方法

提案手法として、式 (3) における忘却係数を $w = 7/8$ に設定した検出器を構成し、累積投票特徴変換の処理部のみ通常の Hough 変換に置き換えた場合の検出器を構成し、同一の前記評価データに対するそれぞれの検知性能を評価した。各検出器の出力結果は以下のように分類した。

1. 検出器の出力に関して、現時刻にレーン境界線を検出した場合 True、検出しなかった場合 False と分類する。
2. データベース側に正解がある場合、上で True と分類された出力について、ラテラル位置の差の絶対値が閾値 $ThresPos = 30[cm]$ 以下ならば「正検知 (True Detection)」, それ以外を「誤検知 (False Detection)」と分類する。上で False と分類された出力について、「検知漏れ (False Reject)」と分類する。
3. データベース側に正解がない (つまり画像中に対応するレーンマークがない) 場合、上で True と分類された出力について、「過検知 (False Positive)」と分類し、False と分類された出力については「未分類」とする。

この結果の分類方法について表 2 にまとめる。

6.3 結果

通常の Hough 空間を用いた場合 (対照手法) と、累積投票特徴を用いた場合 (提案手法) について、前記条件

表2 検出器出力の分類方法.

出力	True		False
正解有	(< ThresPos <)		False Reject 検知漏れ
	True Detection 正検知	False Detection 誤検知	
正解無	False Positive 過検知		- 未分類

で実験を行なった結果, 誤検知率に対する検知漏れ率として表3の結果を得た. 対照手法と比較して提案手法では, 誤検知率, 検知漏れ率共に改善されており, 検知のロバスト性に関して提案手法の有効性が示されている.

実験における入力画像の例(図7), 対照手法による検知結果例(図8), 提案手法による検知結果例(図9)を示す. この例では, 図7の入力画像に点線の枠で示された位置にBotts Dotが映っている. 図8の対照手法による検知結果では, 左隣接車線の車体部に抽出されたノイズ特徴点の影響で左側に誤検知が見られ, 右側には検知漏れが見られる. 一方で, 図9の提案手法による検知結果では, 正しくレーン境界線が検知されている.

表3 評価実験結果.

	検知漏れ率	誤検知率
対照手法	0.459	0.132
提案手法	0.054	0.024

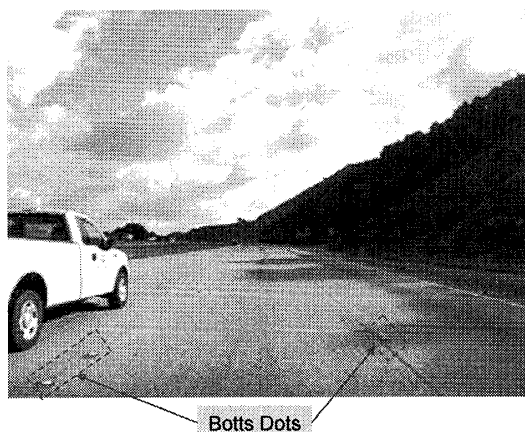


図7 入力画像の例.

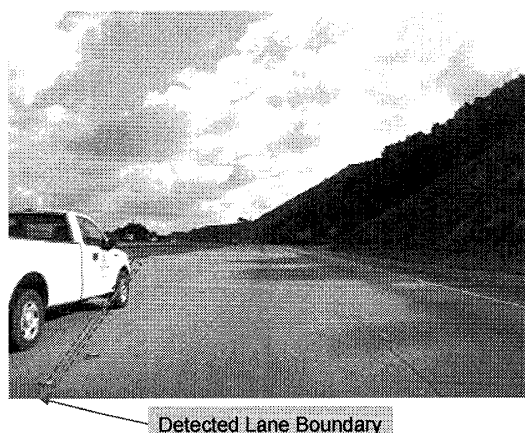


図8 対照手法による検知結果の例.

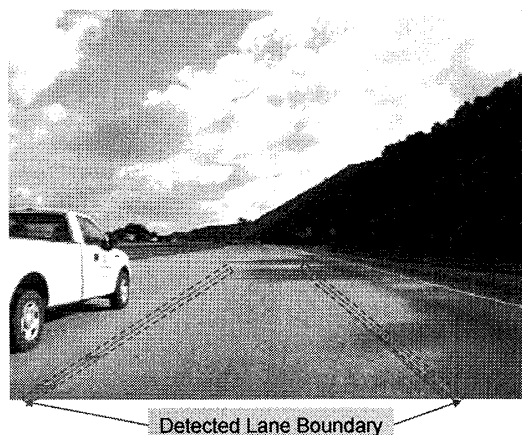


図9 提案手法による検知結果の例.

7 結論

本論文では, 鉤状のレーンマーク(Botts Dot)についてロバストに認識する手法として累積投票特徴を用いた手法を提案した. 通常のHough変換を用いた場合と比較した評価実験の結果, 検知率における提案手法の優位性が確認された.

参考文献

- [1] ISO 17361. *Intelligent Transport Systems - Lane Departure Warning Systems - Performance Requirements and Test Procedures*, 2007.
- [2] Office of Vehicle Safety and Office of Crash Avoidance Standards. *Lane Departure Warning Confirmation Test*. Room W43-478, NVS-120 1200 New Jersey Avenue, SE WASHINGTON, DC 20590, 2007.
- [3] Joel C. McCall and Mohan M. Trivedi. Video-based lane estimation and tracking for driver assistance: Survey, system, and evaluation. *IEEE Transactions on intelligent transportation systems*, Vol. 7, No. 1, pp. 20-37, 2006.
- [4] Stefan K. Gehrig, Axel Gern, Stefan Heinrich, and Bernd Woltermann. Lane recognition on poorly structured roads - the bots dot problem in california. In *Proc. of IEEE International Conference of Intelligent Transportation Systems*, pp. 67-71, September 2002.
- [5] John Gizinos and Santo Wong. *Standard Plans*. State of California Department of Transportation Publications Distribution Unit 1900 Royal Oaks Drive Sacramento, California 95815-3800, May 2006.
- [6] J.B. MacDonald. Detecting and tracking road markings using the hough transform. In *Proc. Irish Machine Vision and Image Processing Conf.*, pp. 1-9, 2001. Maynooth, Ireland.
- [7] R.E. Kalman. A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Basic Engineering*, Vol. 82, No. 1, pp. 35-45, 1960.