

レーン検出のための高速パターン照合装置の開発

太田 充彦[†] 高橋 新[†] 二宮 芳樹[†]

レーン検出を目的に、ロバスト性と高速性を両立させた投票方式によるパターン照手法(拡張 Hough 変換)をパイプライン処理方式のハードウェアとして実現し、実時間動作を確認した。さらに高速道路環境の評価実験において、課題となる雨天時の状況で従来手法と比較して、レーンマークの欠落や轍などによるレーンマーク類似パターン発生時のロバスト性向上を確認した。

Development of High Speed Pattern Matching Hardware for Lane Detection

Mitsuhiko OHTA[†], Arata TAKAHASHI[†] and Yoshiki NINOMIYA[†]

This paper describes *Real-time Voting Processor - I (RVP-I)* for lane detection. For robust and real-time detection in various environments, we propose the methods to use primitive image features and complete search of lane shape parameters using template matching. The performance of the proposed method has been investigated on selected bad condition 1,000 road images. Obtaining detection rate 95% in comparison with 81% of previous method, thus the proposed method is effective for robustness of lane detection.

1. はじめに

ITS(Intelligent Transport Systems)分野への画像認識の応用が期待されているが、この分野では、環境条件が制御できない、実時間での応答が要求されるという特徴があり、画像認識のロバスト性と高速性の両立が必要になる。

レーン検出は、特徴の空間的分布と道路モデルとの構造照合を行うことによって実現できる(図1)。レーン検出における特徴抽出は白線レーンマーク候補点を抽出することであり、構造照合はレーン形状を推定することである。

この構造照合の方法として、ロバスト性と高速性を併せ持つ投票型の照合方法(拡張 Hough 変換)を提案しており、その方法をレーン検出に応用したパターン照合装置を開発した。本稿では、開発したパターン照合装置について報告する。

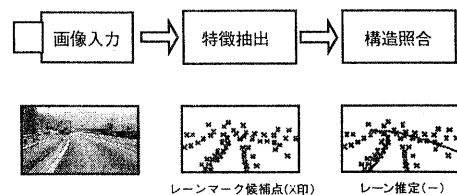


図1 レーン検出処理の流れ

[†](株)豊田中央研究所
[†]TOYOTA CENTRAL R&D LABS.,INC.

2. 構造照合法

2.1 レーン検出における構造照合法

レーン検出における構造照合は抽出した特徴（レーンマーク候補位置）から最も確からしいレーン位置を推定する問題である。高速道路、自動車専用道路のように規格化された道路は、その幾何学的構造と車両との位置関係を以下の5パラメータで記述できる。よって、レーン推定は以下のパラメータの最適値探索問題と考えられる。

- ・道路の幾何学的構造：曲率，レーン幅。
- ・車両との位置関係：位置偏差，ヨー角，ピッチ角。

構造照合を全パラメータ空間で行うと処理量が大きいため、探索するパラメータ空間の縮小化を行うのが一般的である。例えば、画面の下側、すなわち車の近傍のレーンマークを検出し、遠方へと探索する処理³⁾やパラメータを曲率と位置偏差に限定する方法^{3) 4)}である。このようなある種の探索の枝刈りは、特徴の欠落、ノイズの増加に伴い、ロバスト性低下、パターンとの照合精度低下の原因になる。

パラメータ空間を全探索する方法としては、Metropolis アルゴリズムを使用する方法⁵⁾があるが、高速性の点で問題がある。

2.2 投票方式による高速化

探索対象となる検出領域上に出現し得る全ての特徴パターンをN種類に離散化し、N個の特徴テンプレートとの照合を行う問題とする(図2)。特徴テンプレートの照合を1枚ずつN回行う方式では、 $m \times n$ の画像に対して、 $m \times n$ の大きさのテンプレート上の特徴点の占める割合をaとした場合、特徴照合回数pは $p = amnN$ となる。この計算量を削減するため、投票方式を導入する。予め検出領域内の各点に特徴点と照合する特徴テンプレートを投票先テンプレートデータとして与えておく方法である(図3)。

この場合は、投票回数qは、各特徴点から投票するテンプレート数が均一の場合、 $q = abmnN$ となる。bは検出領域内に特徴点の出現する割合であり、レーン検出の場合は0.05程度なので、投票方式で20倍程度の高速化が達成できる。

2.3 多解像度処理による高精度化

この方式で高精度なパターン形状を得るには、特徴テンプレートの形状精度を上げる、すなわち特徴テンプレートを数多く用意する必要がある。これは記憶すべきデータ量や処理時間の増大となる。そこで構造照合処理を多解像度化する。最初に低解像度で構造照合

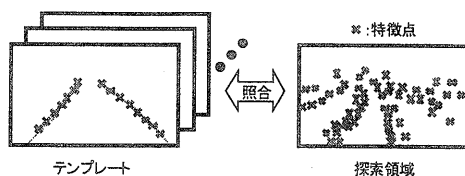


図2 特徴テンプレートとの照合

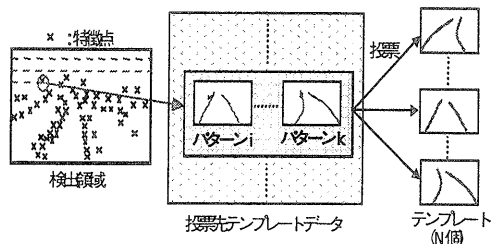


図3 投票方式による高速化

を行い、照合した特徴テンプレート部分を更に高解像度で構造照合する方法である。今回は低解像度で構造照合した時に、投票元の特徴点座標を高解像度で記憶しておき、その特徴点に基づくモデル照合により、パターン形状を推定する方法とした。

3. 高速パターン照合装置

投票方式による構造照合は、予め算出した投票先リストを利用するので、ソフト処理、ハード処理に関わらず高速化が期待できる。最新のパソコンを用いれば、ソフト処理で実時間処理も可能である。しかしながら、商品として考えると消費電力やサイズの点で専用ハードウェアに一日の長があり、コスト的にも専用ハードウェアの方が安くなる可能性が高い。そこで、そのプロトタイプとなるハードウェア(RVP-I:Realtime Voting Processor - I)を開発した(図4)。

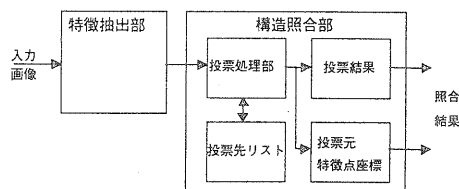


図4 高速パターン照合装置の構成

表1 開発したハードウェアの仕様

最大テンプレート数	16,383
特徴点画像の解像度	512 × 128
構造照合部の解像度	128 × 64
投票能力 [票/フレーム]	200,000 以上

3.1 仕様

ハードウェアを設計するためには、必要な処理能力(投票能力)を見積もる必要がある。高速道路環境を想定し、30m前方で0.2mの精度になるようテンプレートを分割すると、テンプレート数は14,080になった。ソフトウェアによるシミュレーションにより、走査線あたりの特徴点数(図5)と票数(図6)を調べた。これらの結果から、特徴点は1フレームあたり300点~1,000点程度、特徴点1点からの投票先は平均して100~200テンプレートであることが判った。

以上の結果をもとに定めたハードウェアの仕様を表1に示す。投票能力は1フレームあたり1,000点の特徴点それぞれから200テンプレートに投票するとして、200,000投票/フレームを設計目標とした。

3.2 投票パイプライン

投票処理の基本動作は次の3つの動作で構成される(図7)。

- ①特徴抽出部で抽出した特徴点の座標から投票先リストを得る。
- ②投票先リストにしたがって、得票数を更新する。
- ③それぞれのテンプレートに対応する場所に投票元の特徴点座標を記録する。

ここで、投票先リスト用メモリ(特徴点の座標毎に投票先テンプレートを記憶)と投票元特徴点座標用メモリ(テンプレート毎に投票した特徴点の座標を記憶)は、その必要メモリ容量からD-RAMを、得票数用メモリ(テンプレート毎の得票数を記憶)はS-RAMを使用することにした。得票数の更新にはリード、+1、ライト

の3ステップが必要であるため、いわゆる高速S-RAMを使用し、3クロックで1投票処理を実現した。3クロックあればD-RAMのアクセスに必要なタイミングも生成できる。

この3クロックを1動作サイクルとし、投票先リード、得票数更新、特徴点座標ライトの3ステージのパイプライン動作を実現した(図8)。

動作クロックは入力画像のサンプリングクロックの2倍の20MHzとした。したがって1投票処理は150nsとなり、1フレームあたりに換算すると約220,000票の処理が可能である。これは目標の200,000票をクリアしている。

3.3 実装

ロジックは、特徴抽出、構造照合、結果表示の3機能に分割し、それぞれ1個のFPGAを割り当てた。特に構造照合部のパイプライン動作実現のためには3メモリが独立していることが必要である。さらに得票数リストと、逆引きリストは結果読み出しのためのアクセスも必要のため、ダブルバッファ構成でアクセスの競合を回避したいところである。しかしながら、ピン数の制約から得票数リストのダブルバッファ構成は見送らざるを得なかった。各FPGAの諸元を表2に示す。また、ボードの外観を図9に示す。

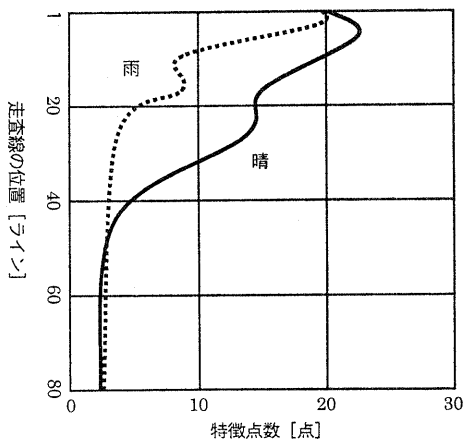


図5 走査線あたりの特徴点数(一例)

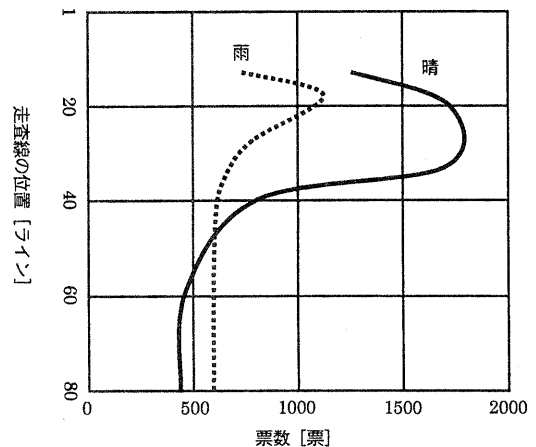


図6 走査線あたりの票数(一例)

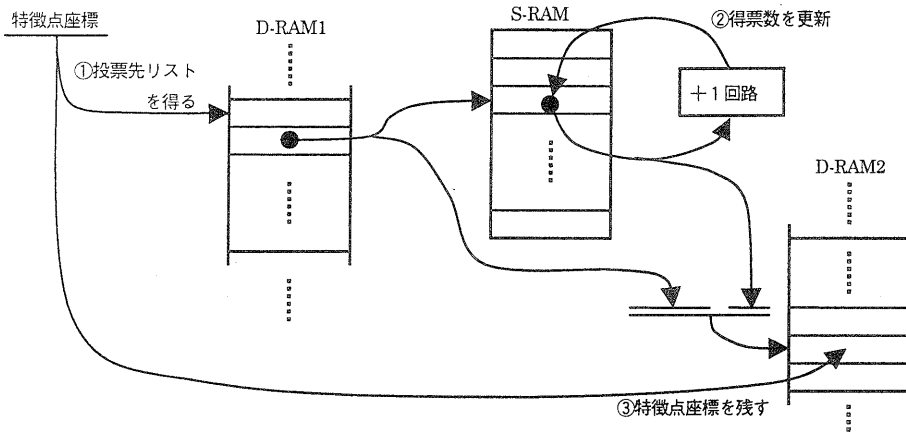


図7 投票処理の流れ

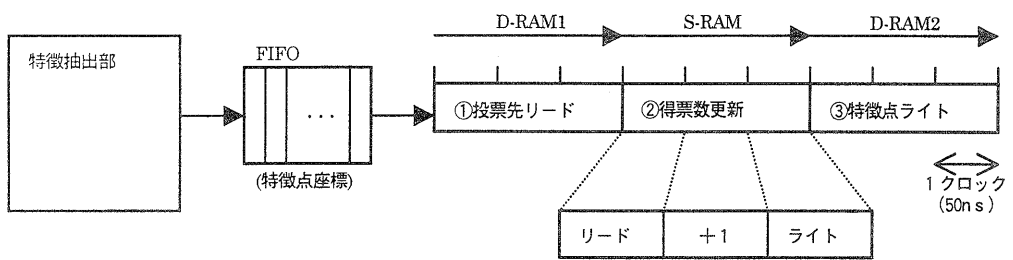


図8 投票パイプライン

表2 FPGA 諸元

	特徴抽出	構造照合	結果表示
記述言語	Verilog-HDL	Verilog-HDL	Verilog-HDL
ソース行数	約 360 行	約 800 行	約 360 行
ゲート数	約 5,000 ゲート	約 16,000 ゲート	約 5,700 ゲート
信号本数	127 本	193 本	126 本
パッケージ	QFP 160 pin	QFP 240 pin	QFP 160 pin

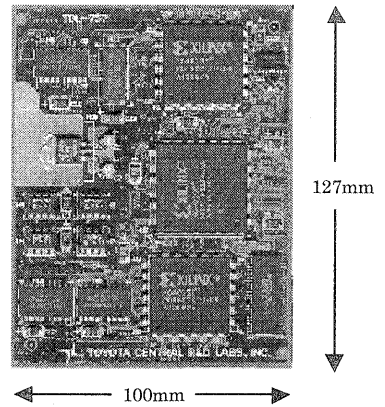


図9 ハードウェア(RVP-I)の外観

4. 評価実験

4.1 方法

レーン検出は自動車のラテラル制御や車線逸脱警報に必要な車載ビジョンの重要機能であり、その課題の1つは、雨天でのロバスト性の向上である。そこで雨天でのレーン検出における検出率を従来方法と比較する。

テンプレートは、高速道路環境を想定した表3に示すレーンパラメータの範囲を網羅し、30m前方で0.2mの精度になるように分割した(テンプレート数は14,080)。

多くの得票値を得たテンプレートの投票元の特徴点座標を用いて、レーン形状の推定を行う。

表3 適用範囲

位置偏差	- 3.75 ~ 3.75 [m]
ヨー角	- 0.09 ~ 0.09 [rad]
ピッチ角	- 0.03 ~ 0.03 [rad]
曲率	- 1/300 ~ 1/300 [1/m]

4.2 結果

雨天時湿潤路面を中心に1000シーンの評価シーンを選択した。従来方式の代表例として車両近傍のレーンを直線近似して推定し、遠方へと探索していく方式⁶⁾を選択し、提案している拡張Hough変換方式と比較する。レーン検出は通常、連続シーン間の時空間的な拘束条件を利用できるが、今回は、より厳しい条件であるレーン発見処理の比較を行った。

評価結果を表4に示す。従来方法と比較して、誤検出を1/4に削減できた。図10, 11, 12に従来方法では困難であった状況で提案方法で正しくレーンが検出できた例を示す。レーンマーク部分の特徴が欠落している場合と、路面の轍がレーンマーク類似パターンとなる場合である。提案方法で誤検出となった例は、片側のレーンマークが検出不能の場合(図13)や、隣接する類似パターンとの区別が困難な場合(図14)であった。

表4 レーン検出評価結果

従来方法	81%
提案方法	95%

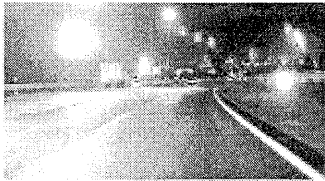
5. まとめ

レーン検出を目的に、ロバスト性と高速性を両立させたパターン照合方法(拡張Hough変換)をパイプライン処理方式のハードウェアとして実現し、実時間動作を確認した。また、高速道路環境の評価実験においてロバスト性の向上を確認した。

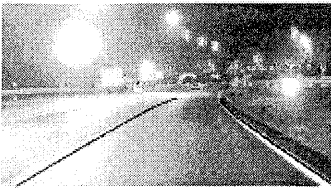
一般道などへ適用範囲を拡大するためには、テンプレート総数増大が問題となるが、この問題は、今後のメモリの大容量化と多重解像度処理により解決できると考えている。

参考文献

- 1) 二宮芳樹, 高橋新, 太田充彦, "高速パターン照合手法とレーン検出への応用", 第5回画像センシングシンポジウム, pp.331-334, 1999
- 2) E. D. Dickmanns, B. Mysliwetz, T. Christians, "An integrated spatio-temporal approach to automatic visual guidance of autonomous vehicles", IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Vol.20, No. 6, pp.
- 3) Dean Pomerleau, "RALPH : Rapidly adapting lateral position handler", Proceeding of Intelligent Vehicle '96, pp.506-511, 1996.
- 4) 玉井透友, 長谷川為春, 小沢慎治, "雨天時における走行レーンの認識", 電学道路交通研資, Vol. RTA-95-16, pp.21-28, 1995.
- 5) K. Kluge, Sridhar Lakshmanan, "A Deformable-template approach to lane detection", Proceeding of Intelligent Vehicle '95, pp.54-59, 1995.
- 6) 高橋新, 二宮芳樹, "画像による自転車位置・姿勢とレーン形状の計測", 第1回画像センシングシンポジウム, pp.251-254, 1995.



入力画像

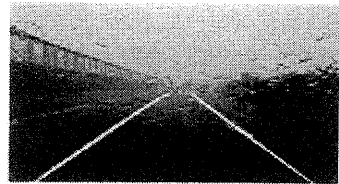


レーン推定結果

図 10 レーン検出例（レーンマークの欠落）

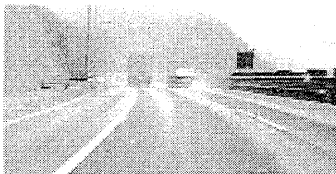


入力画像

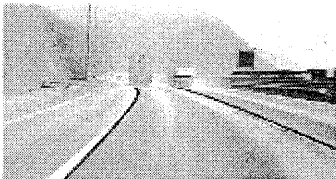


レーン推定結果

図 11 レーン検出例（レーンマークの欠落）



入力画像



レーン推定結果

図 12 レーン検出例（レーンマーク類似パターン）

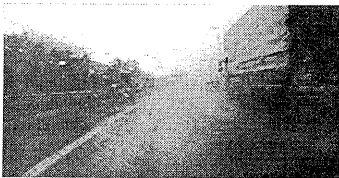


図 13 レーン誤検出例（右側レーンの全体欠落）

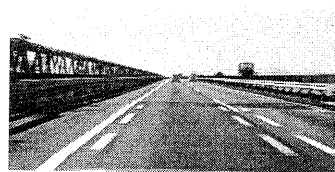


図 14 レーン誤検出例（複合レーンマーク）