連続道路画像を用いた車両前方監視

非会員 堀江宏仁 (慶應義塾大)

正員 小澤慎治 (慶應義塾大)

Recognition of Forward Environment on Highway from Monocular Road Image Sequences

Hirohito Horie, *Non-Member*, Shinji Ozawa, *Member* (Keio University)

Recently, ITS(Intelligent Transport Systems)project is widely developed for increasing traffic congestions and accidents. Various kinds of methods have been proposed by many researchers. In this thesis, as one of these works, we propose an image processing system mounted on a vehicle that gives informations such as the shape of roads, ego-position of the vehicle and the distance to preceeding vehicles.

We realized the system with the use of new proposed method which uses voting along the time axis to get a high degree of robustness.

The system is evaluated by the experiment with real road image sequences.

キーワード フレーム間投票, 車両の定常性, 確率的ハフ変換

1 緒言

近年, ITSに見られるように, 運転者を支援しその負担を軽減することで, より安全で円滑な交通運営を図ろうとする動きが高まっている. その代表例が, 本稿で対象とする車両からみた道路像の解析と呼ばれる分野である.⁽¹⁾ ~⁽¹⁾ 車載カメラから得られる画像を解析し, 運転支援に役立つ情報を抽出する. この分野の研究は概括すると, 【走行レーン認識】^{(1)~(5)}, 【自車両位置推定】⁽¹⁾⁽⁶⁾⁽⁹⁾, 【先行車両検出】⁽⁷⁾⁽⁸⁾に分類できる. 従来より, 走行レーンの認識には, 道路境界線として敷設が定められているレーンマーカの画像上への投影から, 静止画像処理により2次元点列(以下道路エッジと呼ぶ.)を抽出する方法が数多く提案されている. これらは, 静止画像処理を利用する為, 立体交差等による影, 路面の凹凸やレーンマーカの種類の影響を受け易く, フレーム間の安定性に欠けている. また, 道路形状を表すモデルとして, 様々なものが提案されているが⁽¹⁾⁽²⁾, 代表的なものに円弧と直線がある.^{(8)~(10)} しかしモデルに適合しない形状の道路においては, 良好な近似結果が得られなかった. そして, これが自車両位置の算出結果や先行車両の検出結果を著しく悪化させる原因となっていた.⁽⁸⁾

そこで本稿では, 単眼連続道路画像の時間方向の相関

に着目する. 新たに隣接フレーム間の投票を導入したハフ変換を提案し, これを用いてレーン認識と自車両位置推定を行なう. また, 同時にフレーム間の投票を用いて先行車両の検出を行なう. 動画処理の本質的な問題点である"対応点マッチング"を回避した上で, 従来よりノイズに強い安定したシステムの構築を目指す.

2 システム構成

<2.1> 設定条件

本研究では, 高速道路を道路の代表的なモデルと捉え, これを走行中の車両に敷設したカメラで撮影した図1の様な時系列画像を解析する. 対象とする道路は, 道路構造令により定められた設計指針に従い建設されたものとする. この様な高速道路においては一般的に, 車両は常にその直下の路面と近似的に平行であり, 車両近傍において道路エッジは直線と見なせる. 走行環境は, 昼夜を問わないが, 道路境界線として走行レーンを示すマーカが設置されており, 画像上にその一部が投影されているとする.

図1 対象画像例
Fig.1 Example of Road Image

<2.2> 座標系

使用する2つの座標系[車両座標系, 画像座標系]を定義する。車両座標系 (X_n, Y_n, Z_n) は、図2に示すように、車両に固定されたカメラのレンズ中心を原点とする3次元左手座標系である。 Z_n 軸は $Z_n = 0$ の道路平面に平行な車両の直進進行方向である。路面と車両が近似的に平行なら、車両座標系と画像座標系の関係は、式(1),(2)のような射影変換式で表される。

$$x_n = \frac{FX_n}{Z_n \cos \theta_p - Y_n \sin \theta_p} \quad (1)$$

$$y_n = \frac{F(Y_n \cos \theta_p + Z_n \sin \theta_p)}{Z_n \cos \theta_p - Y_n \sin \theta_p} \quad (2)$$

図2 車両座標系と画像座標系の関係
Fig.2 Coordinate System

3 レーン認識

<3.1> 従来法の問題点

従来より、車両に搭載したカメラの画像から、自車の前方の走路認識を直線検出により行なった研究が、数多く報告されている。⁽³⁾⁽⁹⁾⁽¹⁰⁾ これらの手法は、明度の判別分析法やハフ変換等の、単なる静止画像処理に依っている為、車両振動成分などのノイズの影響を受け易くフレーム間の安定性に欠けていた。又道路曲率とモデルとが適合しない場合は、良好な近似結果が得られなかった。⁽¹⁰⁾ 故に妥当な道路領域を抽出することが困難であり、このことが、先行車両検出結果を著しく悪化させる原因となっていた。そこで本研究においては、まず隣接フレーム間の投票を用いて安定したレーン認識を行なう。

<3.2> 提案する手法

本稿で提案する手法の流れを以下の図3に示す。レーン認識モジュールの一部の出力を、自車両位置推定、先行車両検出両モジュールにて使用する。

図3 本手法の流れ
Fig.3 Flow of the Proposed Method
次節以降で、各処理について詳細に述べる。

<3.3> ハフ変換

レーンマーカーは、画像上で観測された場合、画面水平方向に明瞭な明度変化を持つ。この属性を利用し、各フレームの道路画像に対し、極大値フィルタ⁽⁵⁾によるエッジ検出を行なう。この結果得られた画像にハフ変換を行なうことで、直線を観測する。初期状態においては、必ず車両最近傍のレーンマーカーの直線成分をとらえる為に、数フレーム間エッジ検出した画像のorを取り、これを初期入力として図4の様な範囲で投票を行い、左右の直線対を得る。(w:90[pixels])

図4 初期状態の投票の範囲
Fig.4 Initial Voting Area

初期状態以降はこの直線対をたよりに直線を探索する。検出範囲を決定するパラメータwは道路形状の変化に不感にならない程度に、初期状態以降減少させていく。文献⁽⁶⁾によれば、レーンチェンジの際であっても、道路に対する自車両の方向は5度程度であるので前フレームからの変化分は、それ以下と考えられる。従って、前フレームの $\theta_h \pm 5^\circ$ 範囲でのみ投票を行なう。

<3.4> フレーム間投票

従来から、固定カメラによってある限られた空間における移動物体を検出する場合には、背景画像を生成し、これと現フレームの画像との差分を観測するという手法が頻繁に使用されていた。この際用いられる手法として、フレーム積分が知られている。本研究においては、車両近傍の直線成分を安定して検出する為に、このフレーム

積分の概念をハフ空間に導入する。即ち、ハフ空間における投票の分布の時間的な重なりを考慮することによって、各フレームにおけるノイズを軽減し、定常的に存在する成分のみを抽出する。本手法におけるフレーム積分は、ハフ空間上の投票の分布に対して行なわれ、理論式は以下の様になる。

$$B_{f_n}(\rho, \theta_h) = k_n H_n(\rho, \theta_h) + (1 - k_n) B_{f_{n-1}}(\rho, \theta_h) \quad (3)$$

各変数は以下のパラメータを表す。

B_{f_n} : 現フレームまでのバッファ空間の投票数

$B_{f_{n-1}}$: 前フレームまでのバッファ空間の投票数

H_n : 現フレームのハフ空間の投票数

k_n : 重み

直線のパラメータを時間軸に対しても投票することにより、フレームが進むにつれて、より存在確率の高い成分を抽出することができる。

k_n は過去と現在の投票の分布をどのように考慮するかを決定するファクターである。システムがノイズに対してはロバストであり、同時に自車の位置変化に対しては感度良く反応する為、次のような対策を講じる。

今、各時刻 $t=n$ において、 $t=n-1$ のバッファ空間の最大投票数 $\max B_{f_{n-1}}(\rho, \theta_h)$ と、 $t=n$ のハフ空間の最大投票数 $\max H_n(\rho, \theta_h)$ を探索するものとする。これらの $\max B_{f_{n-1}}(\rho, \theta_h)$ と $\max H_n(\rho, \theta_h)$ の値より、次のような $k_{n, \max}$ を算出する。

$$k_{n, \max} = \frac{\max H_n(\rho, \theta_h)}{\max H_n(\rho, \theta_h) + \max B_{f_n}(\rho, \theta_h)} \quad (4)$$

通常 H_n は $B_{f_{n-1}}$ に比べて、より明瞭なピークを持つ為、もし $k_n = k_{n, \max}$ とすれば、現フレームの情報を十分考慮したことになり、画面上のレーンマーカーの位置変化に感度良く追従する。しかし同時に、ノイズに対してのロバスト性は失われる。

自車両の位置が変化して、その変化が画像上に投影される時、左右双方のレーンマーカーは、同時に移動する。そこで、図5の様に、各フレームにおいて左右両エッジ対の画像下端の端点の x 座標を求め、その中点の動きを観測することで、自車両位置が変化した場合のみ、式4の状態に近づけ、感度特性を上げることにする。

$$x_{n,m} = (x_{n,l} + x_{n,r})/2 \quad (5)$$

$$d_n = x_{n,m} - x_{n-1,m} \quad (6)$$

システムが自車両の位置変化に対して、応答性を失わない為に、 $0.5 < k_n < 1$ の範囲に重みを設定する。

$$k_n = d_n / d_{n, \max} (k_{n, \max} - 0.5) + 0.5 \quad (7)$$

ここで、 $d_{n, \max}$ は現フレームまでの d_n の最大値である。

以上のような方法により、振動成分等のノイズに対応し、安定して直線成分を抽出することができる。又同時に、画面上のレーンマーカーの位置や形状の変化に感度良

く追従し、自車両の位置の変動に対応することができる。

図5 中点の観測

Fig.5 Observation of Midpoint

<3.5> 直線の存在確率

ρ - θ_h 空間への投票の分布は、言い替えればその直線が存在する確率を表す確率密度分布である。故に本来、その分布に従って直線を決定すべきである。本報告では、 ρ - θ_h 空間上の確率密度分布にしたがって、直線のパラメータを決定する。即ち、ハフ空間において各パラメータ値のモーメントを用いて重心を算出する。対象とする空間上の点は最大投票数の80パーセント以上の投票数を持つ点とする。まず各 θ_h 軸上で ρ の重心とその軸上の投票数を算出する。

$$\rho(\theta_h) = \sum_{i=0}^{\rho_{\max}} i N_{votes}(i, \theta_h) / \sum_{i=0}^{\rho_{\max}} N_{votes}(i, \theta_h) \quad (8)$$

$$M(\rho(\theta_h)) = \sum_{i=0}^{\rho_{\max}} N_{votes}(i, \theta_h) \quad (9)$$

次にこの投票数 $M(\rho(\theta_h))$ を用いて、 θ_g を決定する。

$$\theta_g = \sum_{\substack{i=\theta_{h,t=n-\delta\theta_h} \\ \theta_{h,t=n+\delta\theta_h}}} i M(\rho(i)) / \sum_{\substack{i=\theta_{h,t=n-\delta\theta_h} \\ \theta_{h,t=n+\delta\theta_h}}} M(\rho(i)) \quad (10)$$

$$\rho_g = \sum_{i=\theta_{h,t=n-\delta\theta_h}} \rho(i) M(\rho(i)) / \sum_{i=\theta_{h,t=n-\delta\theta_h}} M(\rho(i)) \quad (11)$$

<3.6> 確率的ハフ変換

ハフ変換の計算量は膨大であり、実時間性を有するような、高速な処理を行なうのは容易ではない。しかし今回のように、角度においても対象とする画面上の領域においても、ある限られた範囲内の投票ならば、それだけ計算量は減少し、その分高速な処理が望める。本報告においては、このような観点から確率的ハフ変換⁽¹²⁾を用いて、高速化を図る。

確率的ハフ変換では、ハフ空間上の投票を乱数を用いてカットする。通常は空間的にランダムな投票カットを指すが、本報告のような時系列画像を扱うシステムの場合、その対象は時間的な処理にも及ぶ。つまり、システムの対応し得る時間的、空間的欠損確率が高ければ高いほど、高速性が望める。予備実験における検出性能を損なわない空間的欠損確率の上限は、レーンマーカーの種類に依存し、連続白線で3/5、破線で1/3程度であった。時間的欠損確率は、空間的欠損確率が小さい場合には、約1/3でも、十分な応答をみせた。ハフ変換の処理時間は空間欠損確率1/2、時間欠損確率0で0.07sec/frameを確認した。(Sun-SPARC IU/FPU 40MHz 28.5MIPS)

<3.7> レーンマーカーの抽出

ハフ変換への入力となる画像には、先行車両等が存在する場合、レーンマーカー以外のエッジ成分が含まれる。この中から、レーンマーカーのみを抽出する為に、まずエッジ検出した画像にラベリングを施す。予備実験で、これらのエッジに対して様々な特徴量を算出した結果、その重心位置が前節までの処理で検出した直線対の近傍で、且つ重心位置での x 方向、 y 方向の幅が微小であるものを選択すれば良いことがわかった。レーンマーカーの幅に対する考察は、極大値フィルタのパラメータ設定で行なった。ここでは、その値の $1/2$ の幅を用い、且つ y 軸方向については、その値を用いて閾値とする。

<3.8> 円弧モデルの安定性

前節の処理により、抽出されたエッジをハフ変換により検出された直線対の下端からトレースする。そしてその点列に対し、最小自乗法⁽⁸⁾を適用し、曲率半径と中心座標を算出する。算出されたパラメータの時間的な動向を観測し安定かどうかを判定する。具体的には予備実験で検討した結果、10 フレーム間曲率半径と中心位置が 200[m] 以上変動しない時、円弧モデルによる近似が妥当で安定と判定し、この条件を満たさない時は不安定とすることにした。

<3.9> 道路モデルの自動選択

本システムは、道路領域の限定時の近似誤差解消の為、道路のモデルを自動的に選択する機能を有する。この時、

- 観測エッジ点列と両モデル近似点列との残差の総計
- 円弧のモデルパラメータの時間的安定度

を評価基準としている。モデルの選択は、円弧近似が上述の評価を満たした時に円弧モデルを選択し、それ以外の場合は直線モデルを選択している。

4 自車両位置推定

<4.1> 自車両位置パラメータ

ここで言う自車両位置とは、道路に対する自車の位置と姿勢を意味する。自車両と道路（境界線）の相対位置関係は、図 6 に示すように、車両中心の位置と進行方向を表す角度により一意に記述できる。まず、車両座標系原点における道路接線に平行で走行レーンの中心を通る仮想中心線を考える。この仮想中心線と車両進行方向 (Z_n 軸) のなす角度 (Vehicle's Direction) を、方向パラメータ γ_n [rad] と定義する。そして、仮想中心線からの

左右方向の横ずれ (Lateral Offset) として、仮想中心線と車両 (カメラのレンズ中心) の距離を位置パラメータ L_{sn} [m] と定義する。

図 6 自車両位置パラメータ
Fig.6 Ego-Position Parameter

<4.2> 推定機構

車両座標系 $X-Z$ に対する 3 次元上の直線とこれに対応する画面上の直線は、以下の様に表せる。 ($t:left, r:right$)

$$X_n = A_t Z_n + B_t \quad (12)$$

$$x_n = a_t y_n + b_t \quad (13)$$

a_t, b_t をハフ変換のパラメータ ρ_h, θ_h で表すと、

$$a_t = -\tan \theta_h, b_t = \rho_h / \cos \theta_h \quad (14)$$

となり、ハフ変換により、画面上で観測される自車両近傍の直線のパラメータを得ることができる。(12) 式と (13) 式の間の関係は、逆射影変換により、次のように表される。

$$A_t = \frac{F a_t \sin \theta_p + b_t \cos \theta_p}{F} \quad (15)$$

$$B_t = H \frac{-a_t \cos \theta_p + b_t \sin \theta_p}{F} \quad (16)$$

(但し θ_p : ピッチ角, H : カメラの高さ, F : 焦点距離)

ここで、2 直線 $x_n = a_l y_n + b_l, x_n = a_r y_n + b_r$ をカメラ直下の車両と平行な地面に逆射影変換した 2 直線は平行なので、 $A_l = A_r$ となり、方向パラメータ γ_n は、以下のよう

$$\gamma_n = -\text{Arctan}(A_l + A_r)/2 \quad (17)$$

次に、位置パラメータ L_{sn} は、図 6 中の M_l, M_r を

$$M_l(p_{lx}, p_{lz}) = \left(\frac{B_l}{A_l^2 + 1}, \frac{-A_l B_l}{A_l^2 + 1} \right) \quad (18)$$

$$M_r(p_{rx}, p_{rz}) = \left(\frac{B_r}{A_r^2 + 1}, \frac{-A_r B_r}{A_r^2 + 1} \right) \quad (19)$$

と媒介変数表示することにより、前述した方向パラメータ γ_n の算出結果を用いて、次の様に算出する。

$$L_{sn} = -(p_{lx} + p_{rx})/2 \cos \gamma_n \quad (20)$$

5 先行車両検出

<5.1> 車両の特徴

車両のリアビューはその構造から、エッジ検出時に水平方向に繋がった成分を顕著に示す。また、車両は運転者が乗車するので路面に対しある程度の高さがある。従ってそのリアビューは鉛直方向にも有形な繋がりを持つ。加えて時系列道路画像で観測した場合、車両の動きは定常的であり、その存在領域の大部分は隣接フレーム間ではほぼ変化しない。本報告においては、これらの特徴を利用する。

<5.2> 前処理

画像系列の各フレームに対し、以下の前処理を行なう。図7には各処理の流れを示してある。

1. Prewitt-Operator を用いて、エッジ検出を行なう。
2. レーン認識で求めたマーカー画像の整形処理を行なう。孤立点除去後、膨張処理を行なう。
3. Prewitt オペレータでエッジ検出した画像から整形処理されたレーンマーカーを除去する。
4. 3の処理画像を用いて水平成分の連結を行なう。
5. 前フレームの3の画像と現フレームの3の画像との差分をとる。これは画面上で有効な移動成分を抽出する為の処理である。
6. 5の処理画像に対し鉛直方向の連結を行なう。

第3章で求められた道路領域とその近傍に存在する水平エッジと鉛直エッジを抽出する。これを各フレームにおける障害物データとする。

図7 前処理の流れ
Fig.7 Preprocess Flow

<5.3> 障害物データの投票

図8左図は、道路真横からの断面図である。High(Low)は障害物が高い(低い)例を示してある。道路画像は図8のAの矢印の向きに投影される。前方の道路領域は、ほぼ平面に近似できると仮定し、 X_n-Z_n 平面上の点を画素に対応づけて、この画像を式(1),(2)に基づき逆射影する。この時障害物の高さは $d_z(H)$ ($d_z(L)$)のように解釈される。図8右図はHighの場合の変換結果例である。上記の処理を X_n-Z_n 平面への障害物データの投票と呼ぶ。この時、路面上の高さのある物体は、低い物体と比較して、画面上で、鉛直(y軸)方向により長い繋がりをもつエッジ成分となり、投票したデータ上では奥行き方向に、より長く分布する。単純な比例関係が成立しているのではないが、道路領域内では、このような傾向を示す。

図8 逆射影の効果と障害物データ投票結果

Fig.8 Effect of the Inverse Projection and its Result

<5.4> フレーム間投票

前項の処理により、 X_n-Z_n 平面に対して投票されたデータの分布を $D_n(X_n, Z_n)$ とすると、 $D_n(X_n, Z_n)$ は、道路上の有形な物体の分布を表している。これを時間軸方向にフレーム積分すれば、投票したデータが重なりを生じ、相対距離変化が(静止外界に対して)比較的小さい定常的に存在する物体を検出することができる。この様子を図9,10に示す。用いる式は式(3)と同様に以下のとおりで、 $B_n^D(X_n, Z_n)$ は $D_n(X_n, Z_n)$ の時刻 $t=n$ までの積分結果を表す。

$$B_n^D(X_n, Z_n) = k_n^D D_n(X_n, Z_n) + (1 - k_n^D) B_{n-1}^D(X_n, Z_n) \quad (21)$$

又 $k_n^D = 0.5$ とする. 高速走行時には, 更にこの傾向が顕著になり, 安定して車両を捉えることができる.

図9 フレーム間投票の様子
Fig.9 Voting along the Time Axis

図10 フレーム間投票の効果と結果
Fig.10 Effect of Voting and its Result

<5.5> 探索法

投票の積分結果の分布 $B_n^D(X_n, Z_n)$ から, 最近傍に位置する先行車両を抽出する. まず $B_n^D(X_n, Z_n)$ を各レーン毎に分割する. 分割した $B_n^D(X_n, Z_n)$ の各々を見ると, 投票数が高い箇所に車両が存在すると考えられる. そこでこの分布中で最大投票数を示す平面上の点を, 遠方から近傍へ探索する.

更に X_n-Z_n 平面上の先行車両に対応する領域の中でも, 最も接近した部分を求める為に, 単なる一般的な最大値探索と並列に, 以下の処理を行なう.

参照している点が, 現在の最大投票数の7割以上の値で, 且つその周囲に実際の大きさに換算して, X軸方向の幅が50cm以上, Z軸方向に5[m]以上の連続した分布が存在すれば, 現時点の最大投票数以下でも, その参照点に, 車の成分が存在するとし, 探索結果を更新する. この探索を投票の分布の上端から下端に向かって行ない, 自車両に最も接近している先行車両のリアビューの下方部を検出する. 完全に先行車両の下端を捉えれば, 先行車と路面との接点が決まり, 距離を算出できる.

図11 各レーン毎の探索
Fig.11 Search at Each Lane

6 実験及び結果

高速道路 (東名川崎-沼津間) 走行中に収録した VTR 画像を用いて本システムの性能試験を行なった. 実験は表1の様な条件のもとに, 56 シーンについて行なった. その代表的な例を以下に示す.

表1 撮像条件とカメラパラメータ
Table 1 Condition and Camera's Parameter

Image Size	256 × 240	pixel
Intensity Level	8	bit
Sampling Rate	T	1/30 sec
Focal Length	F	worth 480 pixel
Camera Height	H	1.4 m
Vehicle's Speed	V	100 km/h
Lane Width	W	3.75 m
Depression Angle	θ_p	-2.5 deg

図12 検出結果例
Fig.12 A Sample Result

図12について説明する. 十字とその交点を中心とする円を使ったマークは道路消失点を表している. 又, その左右に位置する円は選択されたモデルが, 円弧であることを示している. 4つの矢印は, その中心に先行車両が検出されたことを表している.

図13は直線的な道路から, カーブに差し掛かるシーンに対する出力結果である. 急峻なカーブの接近に伴い, 直線から円弧へと選択されるモデルが変化している.

図 13 レーン認識結果

Fig.13 Results of Lane Recognition

図 17 (図 21) に本手法による方向 (位置) パラメータの算出結果を示す。ここでは結果のみを示し、検討は第 7 章で述べる。図 14, 15, 16 (図 18, 19, 20) は比較対象とした従来法の結果である。図 14, 15 (図 18, 19) は判別分析法による 2 値化で道路エッジを検出⁽⁹⁾ し、3 次元空間上の平面の上に逆射影して、最小自乗近似により求めたモデル曲線のパラメータから算出したものである。直線近似を用いた結果が図 14 (図 18) 円弧近似を用いた結果が図 15 (図 19) である。図 16 (図 20) は、画像上の道路エッジの下端 1 点をテンプレートマッチングにより検出し、その点の座標を追跡することで、自車両位置パラメータを RLS 法で適応推定した⁽⁶⁾ 結果である。

これらの比較対象の算出法は合成道路画像を用いて試験され、3 つの推定法の中で、RLS 法が道路形状に依存しない最も良好な結果を与えると報告されている⁽⁶⁾。

方向パラメータ算出結果

図 14 直線近似による方向パラメータ γ_n 推定結果
Fig.14 Experimental Result of γ_n by Line Model

図 15 円弧近似による方向パラメータ γ_n 推定結果
Fig.15 Experimental Result of γ_n by Arc Model

図 16 RLS 法による方向パラメータ γ_n 推定結果
Fig.16 Experimental Result of γ_n by RLS Method

図 17 本手法による方向パラメータ γ_n 推定結果
Fig.17 Experimental Result of γ_n by New Method

位置パラメータ算出結果

図 18 直線近似による位置パラメータ L_{sn} 推定結果
Fig.18 Experimental Result of L_{sn} by Line Model

図 19 円弧近似による位置パラメータ L_{S_n} 推定結果
Fig.19 Experimental Result of L_{S_n} by Arc Model

図 21 本手法による位置パラメータ L_{S_n} 推定結果
Fig.21 Experimental Result of L_{S_n} by New Method

図 20 RLS 法による位置パラメータ L_{S_n} 推定結果
Fig.20 Experimental Result of L_{S_n} by RLS Method

先行車両の検出についても同様に試験を行なった。様々な走行環境下で実験を行なったので、検出結果の例を幾つか図 22 に示す。

図 22 様々な走行環境での検出結果
Fig.22 Sample Results for Various Road Images

7 検討

数万フレームに及ぶ様々な時系列道路画像を入力とし、本システムを試験した結果、正常な動作が確認された。

<7.1> レーン認識

本システムでは第3章で述べたレーン認識モジュールからの道路領域の情報が先行車両検出モジュールに送られ、これにより処理範囲が限定される。デフォルトで選択されるモデルは直線であるため、自車両近傍約53[m]の道路領域は安定して抽出できる。更にカーブに差し掛かると、モデル変更時に、直線と円弧が交互に選択される若干の過渡状態があるが、最終的には安定して円弧を選択する。天候状況やレーンマーカーの敷設状況が良好であれば、前方70[m]前後の範囲で検出が可能で、更にその遠方はモデルの近似により予測している。目視確認によりシステムの選択したモデルを検証した結果、非常に多様な環下で、画像中のほぼ大半の道路領域を抽出できている。従って、レーン認識モジュールの性能は先行車両の検出に十分対応できるものである。図13を見るとカーブが近づくにつれ、円弧モデルが選択されている様子が窺える。

<7.2> 自車両位置推定

自車両位置パラメータの算出結果から各手法間の3つの従来法と比較検討を行なった。その例を示す。

従来法と本手法の比較 (R=(平均)691.67[m])

表2 γ_n [deg] についての各手法の比較
Table 2 Comparison between 4 Methods of γ_n

*	差の平均	差の分散
本手法-RLS法	1.51×10^{-3}	1.25×10^{-2}
直線近似-RLS法	2.45×10^{-3}	2.01×10^{-2}
円弧近似-RLS法	3.52×10^{-2}	2.30×10^0
円弧近似-本手法	3.96×10^{-2}	2.27×10^0
直線近似-本手法	3.37×10^{-2}	1.09×10^{-2}

表3 L_{sn} [m] についての各手法の比較
Table 3 Comparison between 4 Methods of L_{sn}

*	差の平均	差の分散
本手法-RLS法	2.69×10^{-1}	3.04×10^0
直線近似-RLS法	5.51×10^{-1}	5.40×10^0
円弧近似-RLS法	2.97×10^{-1}	6.72×10^1
円弧近似-本手法	2.71×10^{-1}	6.55×10^1
直線近似-本手法	1.81×10^{-2}	1.65×10^{-2}

図11と図15を見ると、算出結果自体の時間的な分散が高く、フレーム間の一貫性がない。従って判別分析法を用いた最初の2つの直線近似と円弧近似は、安定した算出結果を与えるとはいえない。特に円弧近似による算出

結果は不安定で、通常画像処理のノイズを除去するのがモデル近似の役割であるが、その効果が見られず、破線、影や路面の凹凸の影響を相当受けている。同様のことが、程度の差があるが、直線近似についても言える。(図18、図19参照。)

これに対し、本手法の自車両位置パラメータのフレーム間の動向をみると、フレーム間の一貫性のとれた安定した結果が得られている。言い替えると、低周波成分では直線近似や円弧近似と類似した特性をもち、高周波成分では、RLS法による同定に、似た特性を持っている。更に個々に比較すると、表2からRLS法に最も類似した結果が得られていることがわかる。(車線変更を行なう終りの60フレームを除けば表3を算出するのに用いたデータからも同様のことがいえる。)これは次のようなことに起因している。直線近似と円弧近似による方法は、画像中の遠方迄のレーンマーカーを検出し、その2次元点列を入力としている。又、RLS法は自車両近傍の一点(画像下端)の動きのみから、パラメータを算出している。これらに対し、本手法は幅をもったレーンマーカーのエッジを入力としている。画像上では近傍のマーカーのエッジほど太く観測されるので、これをハフ変換することで、本手法では近傍の道路エッジに重みのついた直線成分を観測している。従って、近傍の一点のみからパラメータの推定を行なうRLS法と似通った特性を持つ。

しかし図16,20を見るとRLS法は路面に凹凸等が存在した場合、一点のみの入力のため、その影響をまともに受けて算出結果に不連続を生じているのがわかる。又、一つの車線内を走行することを設定条件としている為、車線変更の際(440[frame]以降)に、破綻をきたしている。

これに対し図17,21からは、本手法が凹凸を通過する間、過去の投票結果に基づいて ρ, θ_k の値を補間し、安定した算出結果を得ていることがわかる。又、本手法は車線変更の際にも有効に動作しているため、3つの従来法と比較して、更にロバストである。

<7.3> 先行車両検出

先行車両検出モジュールは100[m]前方までの先行車両データを保持するバッファ機能を持ち、常に80[m]前方までのデータを取得している。フレーム間の投票データから危険領域を決定する際には、各レーン毎の投票の分布を探索している。従って、前方に位置する車両が複数台であるような場合にも、各レーン毎に自車両に最も接近している車両を検出し、これに対応している。

画像上で観測される車両の一般的な形状の特徴を利用したエッジの連結や、定常性を利用したフレーム間投票のような、個々の車両による依存性を極力排した手法を採用した為、車種により、検出不能となることは無く、また検出結果の車両のカラーリングによる依存性もな

い、本システムは昼夜間を問わず、動作可能であり、曇天や小雨の天候下であっても、正常に作動した。又、自車両を他の車両が追い越していく際に見られる、不意の車両の出現に対しても、4.5 フレームで対応し、十分な速応性を見せている。これは次のようなことに起因する。隣接フレーム間の 1/30 秒という短い時間間隔においては、たとえ前方の先行車両との相対速度が、100[km/h] であっても、先行車両と自車両との相対距離の変化はおよそ 90[cm] と、 $B_n^D(X_n, Z_n)$ 上の車両成分の分布に比べて非常に微小である。通常、高速道路を走行中の車両はこのような定常性を有する。本手法のフレーム間投票は正に、この定常性に着目したものであり、この点で本手法は従来の動画像処理による手法と大きく異なる。

先行車両の距離算出結果を確認する為、手動データとの比較検討を行なった。その結果、前方約 50[m] までは、妥当な距離を算出できることがわかった。更に、先行車両の検知という観点から検討を行なった結果、前方約 70[m] の範囲で有効に動作することが確認された。

8 結 言

単眼連続道路画像から、前方の道路の状況を分析し、運転者に有効な情報を提供するシステムを開発しその有効性を実験により確認した。今後、路車間 車々間通信を通した、道路交通システムの一環としての応用が期待される。

(平成 8 年 3 月 25 日受付, 同 8 年 11 月 8 日再受付)

文 献

- 1) E.D.Dickmanns and B.D.Mysliwetz, "Recursive 3-D Road and Relative Ego-State Recognition", IEEE Trans. on PAMI, Vol 14, No.2, pp199-213, (1992)
- 2) Jill D. Crisman and Charles E. Thorpe: "SCARF(A Color Vision System that Tracks Road and Intersections)", IEEE Trans. on Robotics and Automation, Vol 9, No.1, pp19-58, (1993).
- 3) M.Elalbi, M.Dufaut and R.Husson, "A Vision System for Mobile Robot Navigation", Robotica, Vol 12, pp77-89, (1994).
- 4) S.J.Dickinson and L.S.Davis: "A Flexible tool for Prototyping ALV Road Following Algorithms", IEEE Transaction on Robotics and Automation, Vol 6, No.2, pp.232-242, (1990).
- 5) 玉井, 長谷川, 小澤:"雨天時における走行レーン認識", 電学会道交研資料, RTA-95-016, (1995)

- 6) 根岸, 小澤:"連続道路画像からの自車両位置推定", 信学会全大秋期, D-335, 6-340, (1993)
- 7) 糸永, 千葉, 小澤:"夜間的高速道路における先行車の認識", 電学会道交研資料, RTA-91-016, (1991)
- 8) 高嶋, 糸永, 小澤:"道路画像からの自車位置検出および先行車両の認識", 信学会全大春期, D-601, 7-362, (1993)
- 9) 小樽, 青木:"車載カメラ画像から得られた自車位置のセンサデータによる検証", 電学会道交研資料, RTA-95-003, (1995)
- 10) 農宗, 小澤, "高速道路走行画像からの消失点推定に基づく実時間白線検出", 電学論 C, 113, 2, (1993)
- 11) Robert Schneider, Gerd Wanielik and Josef Wenger, "Millimeter-Wave Imaging of Traffic Scenarios", IEEE Pro. of IVS pp327-332, (1996)
- 12) N.Kiryati, Y.Eldar and A.M.Bruckstein, "A Probabilistic Hough transform", IEEE Trans. on PAMI, Vol 21, No.4, pp303-316, (1991)
- 13) 堀江, 長谷川, 小澤:"連続道路画像を用いた車両前方監視", 電学会道交研資料, RTA-96-002, (1996)

堀江 宏仁

(非会員) 昭和 47 年 1 月 1 日生, 平成 6 年 3 月慶應義塾大学電気工学科卒業, 同年 4 月同大学大学院後期修士課程入学, 平成 8 年 3 月慶應義塾大学大学院理工学研究科卒業, 現在に至る。主としてコンピュータビジョン, 画像処理に関する研究に従事。

小澤 慎治

(正員) 昭和 18 年 5 月 31 日生, 42 年 慶應義塾大学大学院博士課程修了, 工学博士, 45 年同大学助手, 専任講師, 助教授を経て, 現在同大電気工学科教授, その間, 昭 59 米メーランド大訪問助教授, デジタル通信および画像音声のデジタル信号処理の研究に従事, 電気学会, 情報処理学会, IEEE 各会員