

Front Surface Detection of Vehicle Based on Shift of Feature Plane Using Affine Transform

Shintaro Arai Non-member (Aichi University of Technology, arai-its@aut.ac.jp)

Osamu Inoue Non-member (Keio University)

Shinji Ozawa Member (Aichi University of Technology, ozawa@aut.ac.jp)

Keywords: ITS, in-vehicle camera, vehicle extraction, vehicle tracking, image processing, affine transform

This paper considers a novel design of vehicle detection method using in-vehicle rear and side cameras. In our proposed method, we focus on feature points and an affine transform. The feature points are detected on the image obtained from the camera by using Lukas-Kanade (LK) method. In general, it is easy to detect the feature points of the vehicle because the form of vehicle has many edge components such as corners of windows and a bumper, etc. In addition, it is said that the feature points can perform stable vehicle detection since they are robust to weather and illumination changes. However, the feature points are also detected from artifacts which appear in the background image such as guardrails and signs. Thus, the removal of unnecessary feature points is required for detecting the feature points of the vehicle.

Here, we assume that the front surface of the vehicle is the feature plane consisted of the feature points. We find that this feature plane's movement can be defined by the affine transform, as shown in Fig. 1. The affine parameters of Eq. (1) are possible to calculate by using the optical flow of feature points of following vehicle.

$$\begin{pmatrix} x_k \\ y_k \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{k-\delta} \\ y_{k-\delta} \\ 1 \end{pmatrix} \dots \dots (1)$$

where x_k and y_k denote the coordinate of the feature point in frame at k , r_{11} - r_{23} denote the matrix of the affine parameters. If the feature plane of vehicle moves according to the

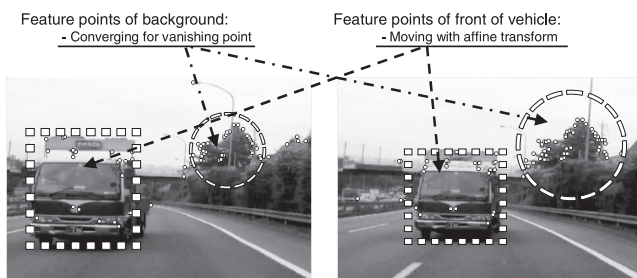


Fig. 1. Behavior of feature points.

affine transform, the affine parameters of this feature plane in frame at k and that of in frame at $(k - \delta)$ become almost the same. Namely, the optical flow of the plane is used to determine whether it belongs to the background or to a following vehicle. Therefore, our system can differentiate the front face of following vehicle and the background. Based on this concept, we propose a novel vehicle detection method using this feature plane's movement and the affine transform in this study.

Next, we perform experiments using the proposed method and evaluate the performance. Figure 2 shows the accuracy rates of vehicle detections using rear and side cameras. As one can see, the efficiency of each vehicle detection is very high. Especially, the rear and the left side vehicle detection achieve the efficiencies of 88% or more. Although the precision and the efficiency of the right side vehicle detection are lower than those of the rear and the left side vehicle detection, the right side camera's recall, which means a sensitivity of the vehicle detection, obtains the advantages of 97% or more. This means that the right side camera can perform the vehicle detection with low false negative. Therefore, we can say that our proposed system can locate and track the rear and side vehicles accurately and robustly.

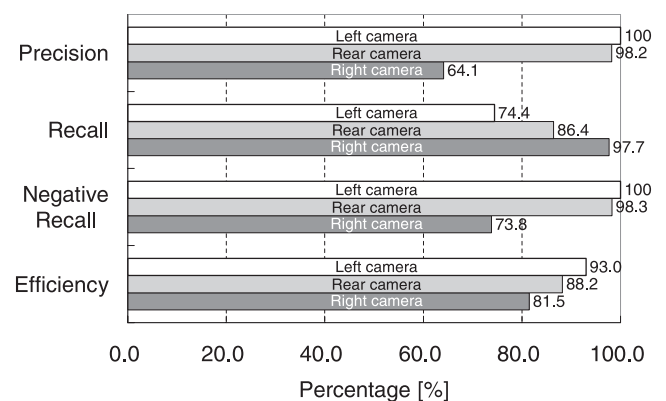


Fig. 2. Accuracy rates of vehicle detection using Left, Rear and Right cameras.

アフィン変換を用いた特徴平面の移動に基づく車両前面検出

非会員 荒井伸太郎* 非会員 井上 修**
正員 小沢 慎治*

Front Surface Detection of Vehicle Based on Shift of Feature Plane
Using Affine Transform

Shintaro Arai*, Non-member, Osamu Inoue**, Non-member, Shinji Ozawa*, Member

This paper proposes a novel vehicle detection method. It uses an affine transform to determine the planar of features visible on the vehicle front surface. The feature points are detected on the image obtained from an embedded camera. In general, it is said that the feature points can perform stable vehicle detection since they are robust to weather and illumination changes. However, the feature points are also detected from artifacts which appear in the background image. For removing unnecessary feature points, we consider the vehicle front surface as planar and assume it follows an affine transform. We find that this affine transform assumption is valid, and the optical flow of the plane is used to determine whether it belongs to the background or to a following vehicle. Namely, our system can differentiate the front face of following vehicle and the background. Our experiments confirm that our system can locate and track the rear and side vehicles accurately and robustly.

キーワード：ITS, 車載カメラ, 車両検出, 車両追跡, 画像処理, アフィン変換

Keywords: ITS, in-vehicle camera, vehicle extraction, vehicle tracking, image processing, affine transform

1. はじめに

昨今、日本での交通死亡事故発生件数は徐々に減少の傾向にあるが、それらは自動車の衝突に対する性能向上や救急医療の発達によるところが大きく、自動車交通システム自体をより安全なものとする機運が高まっている⁽¹⁾。これらの問題を解決する手段として、ITS（高度道路交通システム）が注目を集めている。ITSとは、情報通信技術を用いて人と道路と車両とを相互につなぐネットワークを構成し、道路交通問題の解決を目的に構築する交通システムのことである。現在実用化されているITSとしては、VICSやETCが広く知られている。しかしながら、交通安全に特化したITS関連システムの普及は進んでおらず、実用化に向けては未だ課題が多いのが現状である。そのため、自

動車企業や研究機関では、実用化に向けた研究開発が現在活発に行われている。

本論文では、ITS技術としてカメラを用いたマシンビジョン技術に注目した事故防止システム、特にドライバーの死角となる後方及び側方から接近する車両との接触事故を軽減するための後方車両接近警報システムをターゲットとした車載カメラによる車両検知技術の開発を行う。カメラを用いたITSは、画像認識・コンピュータビジョンにおける理論の成熟や、計算機の処理能力の飛躍的な向上によって現実的に可能になったことから、現在、多くの研究者によって、盛んに研究されている^{(2)~(11)}。また、カメラを用いた手法は、その設置場所で大きく2つに分けることができる。1つは道路側へ（路側カメラ）の設置^{(2)~(7)}、もう1つは本研究で注目する車両への設置（車載カメラ）^{(8)~(11)}である。前者は交通流計測や突発事象検出、後者はドライバーの安全性の確保や運転支援を主な目的としている。これら2つのカメラの設置場所における共通の問題として、天候の変化や時間帯の推移による照明条件によって画像処理による追跡が困難になる場合が発生する。

この問題を解決する手法の1つとして、特徴点を用いた車両追跡手法が提案された^{(4)~(6)}。車両のような人工物はエッジ成分を多く含んでいるため、窓の四隅や車体の角、バ

* 愛知工科大学 工学部 ITS 研究所
〒443-0047 愛知県蒲郡市西迫町馬乗 50-2
ITS Laboratory, Faculty of Engineering, Aichi University of Technology

50-2, Manori, Nishihasama-cho, Gamagori, Aichi 443-0047
** 慶応義塾大学 理工学研究科
〒223-8522 神奈川県横浜市港区北区日吉 3-14-1
Graduate School of Science and Technology, Keio University
3-14-1, Hiyoshi, Yokohama, Kanagawa 223-8522

ンパーの両端やタイヤの周辺などで高い微分値を示すので、どの方向から撮影しても角点らしき明度パターンが数多く表れる。また、特徴点は夜間においても比較的検出しやすい特徴量であるため、天候や時間帯に依存せず、安定した車両検出を行うことができる。

しかしながら、特徴点は車両以外の物体、例えばガードレールや道路標識といった人工物からも抽出されてしまうため、車両以外の不要な特徴点を削除する必要がある。路側カメラから得た特徴点を用いた、文献(4)–(6)では、カメラが固定されて設置されているため、背景を固定物として捉え、背景由来の特徴点の排除を行っている。一方、車載カメラの場合、自車の走行に依存して走行環境及び背景が変化するため、路側カメラのような背景由来の特徴点の削除法を用いるのは困難である。

そこで、本研究では車両前面を「特徴点で構成された平面(特徴平面)」であると見做し、その平面の移動による変化に着目する。まず、後方画像及び側方画像に映った車両前面を特徴平面と考えれば、その平面はアフィン変換をしながら移動し、車両前面の特徴点はフレームが進み、車両が移動しても、アフィンパラメータがほぼ同等となることを見出し、車両前面の検出を可能とする。

本論文では、このアフィン変換の特徴を利用した特徴平面の移動に基づく車両前面検出システムの提案を行う。そして、提案するシステムの性能を、後方及び側方カメラで撮影した走行実験の動画像を用いた実験により評価を行う。

本論文は以下のように構成される。2章において、本論文で注目する特徴点とアフィン変換の関係について詳しく述べる。次に、3章で実験に用いる車両とカメラの設置位置を示し、4章で提案する後方及び側方車両検出システムについて説明する。そして、5章では、提案手法を用いた動画像実験について述べ、6章で性能を評価・考察を行う。最後に、7章において本論文をまとめる。

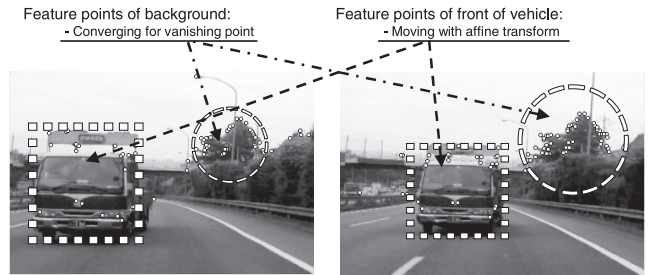
2. 特徴点とアフィン変換

本研究では、特徴点抽出の代表的手法である Lucas-Kanade 法(LK 法)を用いる⁽¹²⁾。LK 法は局所勾配法による微分演算に基づいた特徴点抽出を行う。車両のような人工物は形状に直線的な部分が多いため、窓の四隅や車体の角、バンパーの両端やタイヤの周辺などで高い微分値を示すので、車両から抽出する特徴量として用いることが出来る。しかしながら、特徴点は車両以外の人工物からも抽出されてしまうため、できるだけ不要な特徴点は削除する必要がある。例として、図1に後方カメラを用いて接近車両を撮影した画像を示す。ここで、図1(a)はフレーム(k)、(b)はそれよりδだけ過去のフレーム(k-δ)の画像を表している。さらに、(k-δ)から(k)までの画像に対して、LK 法を適用して抽出した特徴点を図2に示す。図2が示すように、接近車両以外に、背景画像からも特徴点が抽出されていることが確認できる。不要な特徴点を排除し、車両前面検出を行うため、本研究ではアフィン変換と呼ばれ



(a) Frame at k (b) Frame at $(k - \delta)$

Fig. 1. Approaching vehicle.



(a) Frame at k (b) Frame at $(k - \delta)$

Fig. 2. Behavior of feature points.

る画像処理の手法を用いる。

今、図2(a)と(b)が映す後方車両の前面を一枚の平面と仮定する。2つの車両前面を比較すると、(k-δ)フレームでの車両前面の形状をほとんど変形させることなく、kフレームの自車に接近しているの、車両前面はアフィン変換に従って移動していくと考えることができる。同様に、図2の車両前面以外の特徴点に注目する。自車は前方に向かって走行しているの、(k-δ)フレームにおいて静止している物体や背景の特徴点は自車から遠ざかる。つまり、消失点に向かって収束していく様子が分かる。このように、車両前面とそれ以外の特徴点はそれぞれ振る舞いが異なっていると云える。

アフィン変換は、(1)式によって行われる。

$$\begin{pmatrix} x_k \\ y_k \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_{k-\delta} \\ y_{k-\delta} \\ 1 \end{pmatrix} \cdots \cdots (1)$$

ここで、 (x_k, y_k) は時間kでの座標、δは遅延量、 r_{ij} はアフィンパラメータであり、アフィンパラメータは次式に示すアフィン行列Pとして表される。

$$\mathbf{P} = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \cdots \cdots \cdots (2)$$

車両前面がアフィン変換に従って移動していると見做した場合、フレーム間では多少の拡大・縮小が行われ、回転はほとんど行われないと考えることができる。すなわち、車両前面の特徴点から求まるアフィン行列Pの回転のみに関わる r_{12}, r_{21} の平均値は0、拡大縮小に関わる r_{11}, r_{22} の平均値はほぼ1となり、各分散値は非常に小さくなる。したがって、抽出された特徴点が車両前面かどうかを、アフィ

ン行列 \mathbf{P} の閾値判定で行えると考え、本研究における車両検出の原理とする。

3. 実験車両

本研究では、セダンタイプの車両の後部座席の上部付近、及び車両左右のドアミラーにカメラを設置し、後方と側方の車両観測を行う(図3参照)。カメラの位置は、市販されている車両の中でカメラを用いた安全運転支援システムを搭載しているものを参考にして設置する。カメラの向きはやや下向きにし、市販車両に搭載されているカメラの画角に出来る限り近づける。また、本実験で使用する視野角を後方カメラは 110° 、側方カメラは 70° とした。

上記のように設置したカメラから取得した本研究の撮影画像例を図4に示す。

4. 特徴点とアフィンパラメータを用いた車両観測システム

本章では、2章で述べた特徴点とアフィンパラメータの関係を利用して、特徴平面の移動に基づく車両観測システムを提案する。本研究で提案するシステムは、図4で示すように、後方及び側方カメラによって撮影された画像を用いるが、車両検出の原理は共通である。

本稿では初めに側方と後方で共通する処理について述べ、その後、側方車両検出と後方車両検出において僅かに異なるアルゴリズムについて述べる。

〈4・1〉 提案する車両観測システム 図5に本稿で提案する車両観測システムの流れを示す。図中に注記したように、まず、(a) 入力画像の処理領域を制限する範囲を決め、(b) 制限された領域からLK法を用いて特徴点を抽出する。そして、(c) 抽出された特徴点が車両前面の点かそれ以外の物体の点かどうかの判定をアフィンパラメータの

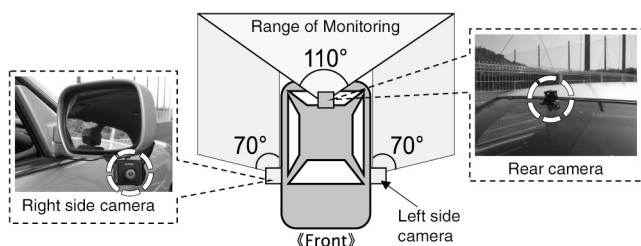


Fig. 3. Experimental vehicle with in-vehicle cameras.



(a) Right



(b) Rear



(c) Left

Fig. 4. Images by in-vehicle camera.

特徴を利用して行い、(d) 車両前面領域の検出を行う。その際、もし車両を見落としてしまったら、(e) 過去の検出結果を利用した線形補間による外挿によって、車両推定を行う。最後に、(f) 検出された、または推定された車両の観測とトラッキングを行う。

また、各処理で用いる閾値などの最適なパラメータは図5のフローにしたがって順次定めることとした。以下に項に分けて処理の詳細およびパラメータの設定について述べる。

〈4・1・1〉 処理領域の制限 提案手法では、車載カメラ画像から特徴点を抽出し、車両の検出を行うが、画像上には、車両が通過存在しない領域が多く存在する。検出原理を全体に適用すると処理に時間がかかるので、特徴点の抽出を行う前処理として、特徴点を抽出する領域を制限する。この処理領域の制限は、側方と後方の車両検出システムでそれぞれ異なる。それぞれの処理領域の制限については、〈4・2・1〉と〈4・3・1〉で述べる。

本処理は、特徴点の数を制限するものであり、本処理を適用しない場合でも、適用する場合とほぼ同様の車両検出性能を達成できる。

〈4・1・2〉 特徴点の抽出 処理領域を制限した画像に対し、図5の(b)でLK法を用いて特徴点を抽出し、現在のフレームより δ 前のフレームとの対応点を求める。ここで δ は、車両前面検出特性を左右する重要なパラメータで

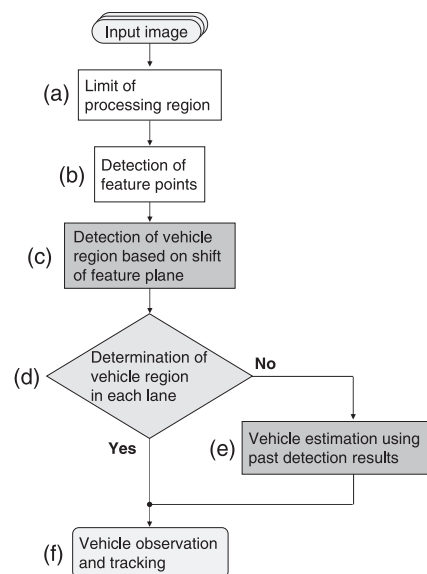


Fig. 5. Flowchart of side vehicle detection.

ある。そこで、予備実験を行い、本研究の環境での車両検出に最適な δ を決めることとした。予備実験では、対応点を“1. 車両前面”、“2. 車両以外”に分け、それぞれのオプティカルフローを求め、フローの長さの分布を調べた。 δ を変えて行った結果、 $\delta = 5$ の時、次段以降で行う車両前面検出に最適であることを見出した。この結果より、以下では $\delta = 5$ としている。

〈4・1・3〉 アフィンパラメータを利用した車両前面領域の検出

図5の(c)で抽出された特徴点を数フレームにわたって追跡し、現在のフレームでの任意の3点の特徴点と、それに対応する δ だけ過去のフレームの3点の特徴点から、(1)式を用いてアフィンパラメータを算出する。今、時間 k のフレームで検出された特徴点の総数を M とし、 m 番目の特徴点を $p_m^k = (x_m^k, y_m^k)$ で表すとき、時間 k と $(k - \delta)$ のフレームで検出された特徴点の集合 \mathbf{F}^k と $\mathbf{F}^{k-\delta}$ はそれぞれ次式のように表される。

$$\mathbf{F}^k = \{p_0^k, p_1^k, \dots, p_m^k \dots, p_{M-1}^k\} \dots \dots \dots (3)$$

$$\mathbf{F}^{k-\delta} = \{p_0^{k-\delta}, p_1^{k-\delta}, \dots, p_m^{k-\delta} \dots, p_{M-1}^{k-\delta}\} \dots (4)$$

これら2つの集合から、特徴点をそれぞれ3点ずつ全ての組み合わせで、アフィン行列 \mathbf{P}_j ($j = 0, 1, \dots, MC_3 - 1$) を求める。2章で述べたように、車両前面とそれ以外では求まるアフィンパラメータが異なるので、閾値処理により判定を行う。

アフィンパラメータの閾値は予備実験により決定した。アフィン行列 \mathbf{P} を求めるために用いる3点の特徴点は、“1. すべて車両前面由来”、“2. すべて近傍の背景由来”、“3. 混合”、の3タイプに分類できる。そこで、目視により、車両前面の特徴点由来“1”、それ以外“2, 3”に分類して、アフィン行列 \mathbf{P} をそれぞれ算出し、各々の $r_{11}, r_{12}, r_{21}, r_{22}$ の平均と分散を求める。算出した平均と分散を表1と2にそれぞれ示す。2章の原理で述べたように、車載カメラ画像の物体は回転はしていないと見做せるので、 r_{12} と r_{21} の平均値はほぼ0、したがって r_{11} と r_{22} は拡大・縮小のみを表し、平均値は1に近い値となることを表1は示している。一方、表2が示す分散は車両前面の場合は小さく、車両以外の場合は大きくなっている。これに基づいて車両を見落とすことがないようにアフィンパラメータの閾値 $Br_{11}, Br_{12}, Br_{21}, Br_{22}$ を決定した。

この閾値処理においては3点の特徴点を作る平面を評価しているが、対応点 p_m^k と $p_m^{k-\delta}$ が含まれた平面のアフィンパラメータが1度でも閾値を満たしていれば、これらの対応点は適合と判定し、それ以外は不要な特徴点として除去する。

次に、(5)式によって、アフィンパラメータで予測された $\mathbf{F}^k (= \mathbf{P}_j \times \mathbf{F}^{k-\delta})$ と、 \mathbf{F}^k との距離 D_j を求める。

$$D_j = |\mathbf{P}_j \mathbf{F}^{k-\delta} - \mathbf{F}^k| \dots \dots \dots (5)$$

もし車両前面がアフィン変換に従って接近しているならば、 $\mathbf{P}_j \times \mathbf{F}^{k-\delta}$ の値は、 \mathbf{F}^k とほぼ等しくなるため、 \mathbf{P}_j が車両

Table 1. Average of affine parameters.

	Average of affine parameters			
	r_{11}	r_{12}	r_{21}	r_{22}
Front of vehicle	0.973	-0.019	0.013	0.829
Others	1.029	-0.116	0.026	0.838

Table 2. Variance of affine parameters.

	Variance of affine parameters			
	r_{11}	r_{12}	r_{21}	r_{22}
Front of vehicle	0.019	0.005	0.008	0.016
Others	2.492	10.921	1.535	7.921

前面の特徴点から算出された場合、(5)式はゼロに近づく。そこで、算出された全ての D_j の中で、 D_j を最小値にさせたアフィン行列 \mathbf{P}_j を \mathbf{P}_{best} として選ぶ。

最後に、 \mathbf{P}_{best} を用いて(6)式を満足する p_m^k を時間 k のフレームでの車両前面の特徴点と判断し、それ以外は不要な特徴点として排除する。

$$\theta \geq |\mathbf{P}_{best} \cdot p_m^{k-\delta} - p_m^k| \dots \dots \dots (6)$$

ここで、(6)式の閾値 θ は、2章の結果を利用して、予備実験により決めておく。

〈4・1・4〉 車両領域判定

前項において、車両前面の見落としがない(過検出される)ように設定されているので、図5の(d)で、現在のフレームでの検出結果と過去の数フレームの検出結果を用いて、最終的な車両領域判定を行う。

車両領域判定は、車両前面として判定された特徴点から形成される矩形のサイズの変化量を観測し、その変化が閾値以内であることが f_{th} フレーム以上連続すれば車両領域と判定する。ここで、 f_{th} は予備実験より事前に決めておく。予備実験は、前項までと同様に目視により車両と判定された領域のフレーム間でのサイズ差を調べて決定した。すなわち、車両が存在する場合、サイズの変化は少なく、車両が存在しない場合、過検出した場合でもサイズのフレーム間の変化は大きく、サイズ差が少ないフレームは5フレーム以上連続しないことが分かった。この結果より、 $f_{th} = 5$ とした。

〈4・1・5〉 線形外挿近似による車両推定

前項の処理で、車両前面領域検出における過検出はなくなったが、走行中に背景の影響で画像の明度が極端に低くなる場合に、フレームによっては車両を検出できない場合もある。そこで、フェールセーフの立場で車両未検出を防ぐために、図5の(e)で、過去のフレームで検出に成功したデータを用いて線形外挿近似により車両推定を行う。

車両検出に成功した動画のフレーム番号 f_{sk} と、それに対応する検出に成功した車両と自車との相対距離 d_k 、及び、その車両の中心の座標 X_{ck} 、それぞれで線形近似を行う。算出された近似直線を利用して、車両検出に失敗した時に、そのフレーム番号から推定される d'_k と X'_{ck} を求め、その位置を推定車両距離、及び、推定車両中心座標として用いる。フレーム番号 f'_k で車両を検出できなかった場合、



Fig. 6. Detection of approaching side vehicle: (a) Input image, (b) Image detected feature points without limit of processing region, (c) Image detected feature points with limit of processing region, (d) Detected front vehicle region.

d_k から求まる傾き a_d と切片 b_d とし, d'_k は次式で求まる。

$$a_d = \frac{n \sum_{k=1}^n f s_k d_k - \sum_{k=1}^n f s_k \sum_{k=1}^n d_k}{n \sum_{k=1}^n f s_k^2 - \left(\sum_{k=1}^n f s_k \right)^2} \dots\dots\dots (7)$$

$$b_d = \frac{\sum_{k=1}^n f s_k^2 \sum_{k=1}^n d_k - \sum_{k=1}^n f s_k d_k \sum_{k=1}^n f s_k}{n \sum_{k=1}^n f s_k^2 - \left(\sum_{k=1}^n f s_k \right)^2} \dots\dots (8)$$

$$d'_k = a_d \cdot f'_k + b_d \dots\dots\dots (9)$$

ここで、式中の n は近似に用いるフレーム数を表しており、過去のフレームで車両検出に成功したフレームを記録して近似に用いている。 X'_{ck} についても、 d'_k と同様に求まる。

線形近似において、近似に用いるフレーム数 n は過去 n_{max} フレームまでの検出結果を用いる。そして、 n_{max} フレームまでの検出結果の中で5フレーム以上検出が成功していれば近似計算を行う。ここで5フレームとした理由は、 $\langle 4.1.4 \rangle$ で述べた、車両判定を行う連続フレーム数より決めた。車両の判定は車両と判定された矩形のサイズの変化量が一定の大ききで5フレーム以上連続するかどうかで行われている。つまり、車両と判定された領域は5フレーム以上続いていれば車両のデータとしての信頼性が高く、外挿近似に用いるのに適していると考えられるので、 n の最低値 n_0 を5とした。ゆえに、近似に用いるフレーム数 n の取り得る範囲は、 $(5 \leq n \leq n_{max})$ となる。ここで、 n_{max} の値は側方と後方の車両検出システムでそれぞれ異なる。それぞれの n_{max} については、 $\langle 4.2.2 \rangle$ と $\langle 4.3.2 \rangle$ で述べる。

線形近似により、車両検出を失敗した時でも、検出漏れを補うことができ、後方車両位置をシステムは監視し続けることが可能となる。

$\langle 4.1.6 \rangle$ 車両前面領域の追跡と観測 車両前面として認識された領域に対して、図5の(f)において、フレーム間で車両追跡と観測を行う。車両追跡には、明度変動による影響を受けにくい正規化相関を用いた可変テンプレートマッチングを用いる。本研究では、テンプレートの更新を検出された車両領域からフレームごとに行う。

テンプレートの更新は、車両判定された領域を用いて行わ

れるが、側方と後方の車両検出システムで更新のプロセスが異なる。それぞれのテンプレート更新については、 $\langle 4.2.3 \rangle$ と $\langle 4.3.3 \rangle$ で述べる。

もしテンプレートマッチングで車両追尾を見逃してしまった場合、 $\langle 4.1.5 \rangle$ で述べた、線形近似による車両推定を行い、車両検出の見落としを防ぐ。

$\langle 4.2 \rangle$ 側方車両検出システム

$\langle 4.2.1 \rangle$ 側方での処理領域の制限 側方システムでは、カメラを設置した際に予め分かっているカメラの撮影角度及び撮影画像から事前に求めた道路レーンの位置を基準に、撮影画像の上部や道路レーン付近から抽出される特徴点、自転車周辺に現れる特徴点を背景由来のものとして削除する。

側方で処理制限しない場合及び処理制限した場合の結果を図6に示す。図6(a)の入力画像全体から処理制限を行わずに特徴点を抽出すると、図6(b)のように背景にある車両以外の物体からも特徴点が抽出されてしまう。一方、処理制限を行った場合、図6(c)のように、接近車両前面及びその周辺に特徴点が抽出されていることが分かる。さらに、図6(c)に対して、車両前面領域検出を行った結果を図6(d)に示す。図6(d)から分かるように、車両前面を検出していることが確認出来る。

$\langle 4.2.2 \rangle$ 側方での車両推定 側方を走行する車両の多くは自車に接近もしくは離反車両であるため、自車との相対速度は大きい場合が多く、画像上での動きも常に変化している。つまり、側方カメラに写る車両が動画に写る時間は短いと考えられるので、観測時間も短い時間が望ましいと考え、 n_{max} を30と設定し、推定時よりも30フレーム(1秒)以上前の検出結果は利用しないこととした。ゆえに、側方システムでの n の取り得る範囲は、 $(5 \leq n \leq 30)$ となる。

$\langle 4.2.3 \rangle$ 側方での車両の追跡と観測 側方車両の場合、遠方では車両の前面しか見えないが、図7のように車両が接近するに従って接近車両の側面が見えてしまうため、車両領域からのテンプレート更新が単純には行えない。そこで、側方のテンプレート更新にアフィン変換を用いる。図8に、側方でのテンプレート更新の例を示す。まず、現フレーム f_k での車両領域と過去のフレーム f_{k-1} の車両領域との対応点を抽出し、アフィン行列 \mathbf{P} を算出する。算出

された \mathbf{P} と f_{k-1} の車両領域の画像と掛け合わせ、テンプレート画像を作成する。この処理を1フレームごとに行い、遠方で検出した車両前面からアフィン変換による更新により、接近による見え方の変化に対応する。

〈4・3〉 後方車両検出システム

〈4・3・1〉 後方での処理領域の制限 後方カメラには複数のレーンが映るため、車線が多いほど、車両後方には接近車両が多数存在する可能性が高くなる。さらに、道路上には車両以外の物体が側方画像よりも多く存在するため、側方システムで行っている処理領域の制限だけでは、不必要な特徴点の抽出を抑えるのは困難で、処理時間も多くなってしまふ。

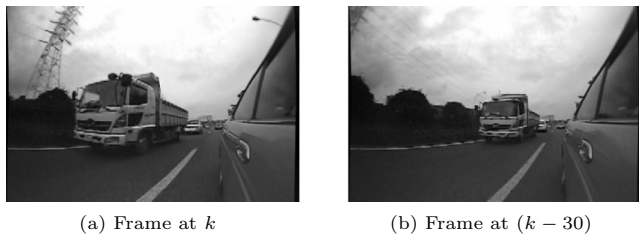


Fig. 7. Side vehicle.

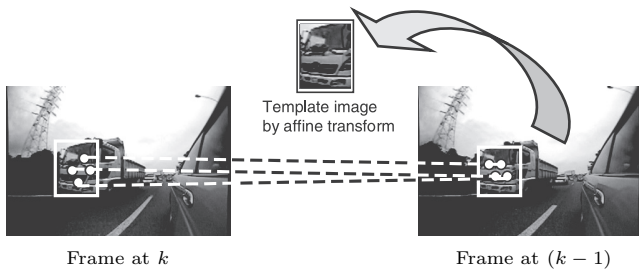


Fig. 8. Update of template of side vehicle by affine transform.

そこで、画像処理を用いて車両の候補をある程度決めておき、その後、特徴平面を用いて車両の判定を行う。本研究では、後方画像のエッジ成分を検出することで車両候補領域を決める [参考:安増⁽¹¹⁾]。まず、後方画像(図9(a))の下部から消失点に向かって水平エッジを水平方向に加算していき、その値が閾値を超えた位置を探索範囲の下部とする(図9(b))。この時、車両と背景との境界線には垂直エッジが存在することから、垂直エッジの強度を求めて図9(c)のように領域を分割することができる。そして分割された領域内で、車両前面に存在する水平エッジの強度の高い領域を車両候補領域として図9(d)のように車両候補として決定する。

後方での処理領域を制限した結果を図10に示す。図10(a)の後方の入力画像に対して車両候補領域を検出すると、図10(b)のようにいくつかの候補が現れる。この候補領域の中で車両前面判定を行い、車両と判定された結果が図10(c)である。このように、画像内のエッジ成分を利用することで、車両の候補領域を決めることが出来る。

〈4・3・2〉 後方での車両推定 後方車両との相対速度が0に近い場合、車両前面のオプティカルフローが求まりにくく、しばしば車両前面検出に失敗することが起こる。また、後方カメラは側方カメラよりも車両以外の物体が多く写るため、画像の明度が極端に低くなる頻度も多く、背景によっては車両を見失うフレームが一時的に多くなってしまふ場合がある。そこで、後方では n_{max} を150と設定し、車両の存在しない場面は150フレーム以上継続すると考え、その間に何回か車両が検出されたら、車両が存在すると判定する。ゆえに、後方での n の取り得る範囲は、 $(5 \leq n \leq 150)$ となる。

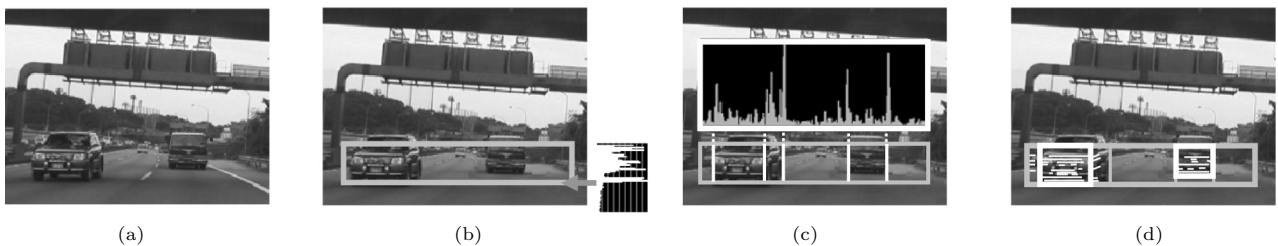


Fig. 9. Detection of candidate vehicle region using edge component: (a) Input image, (b) Vehicle search range by horizontal edge, (c) Partition based on vertical edge, (d) Candidate vehicle region.

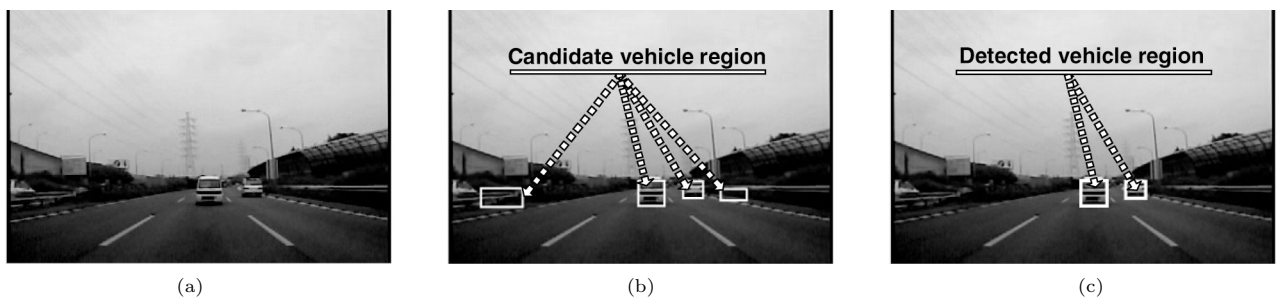


Fig. 10. Detection of approaching rear vehicle: (a) Input image, (b) Candidate vehicle region, (c) Detected vehicle region.

〈4・3・3〉 後方での車両の追跡と観測 後方車両の前面領域は図1のように見え方がほとんど変化しない。ゆえに、車両と判定された領域をそのままテンプレートとして用いる。

5. 実験

〈5・1〉 実験諸元と評価方法 本システムの有用性を確認するため、図3の車両を使用した道路実験を行う。図11に、本実験での実験環境を示す。本論文で提案する車両検出方法は、ドライバーの死角となる後方及び側方から接近する車両との接触事故を軽減するための後方車両接近警報システムを想定している。この立場から、自車より後方に位置する車両のうち、自車から離反していく車両よりも、自車に接近してくる車両を危険車両として検出する必要があると考えている。そこで、自車に接近もしくは離反する車両が多く存在する実験環境として、3車線ある高速道路を選び、走行しながら側方及び後方カメラで自車の側方と後方の動画を撮影する。本実験では、実験車両は3車線ある内の中央レーンを走り、車線変更はしない条件で行う。これは、左右のレーンにおいて、自車に接近もしくは離反する車両を左右に設置した側方カメラで撮影するためである。また、実験車両の速度は80km/h一定走行を行うものとする。本研究における実験環境及び使用したコンピュータのスペックを表3と表4にそれぞれ示す。撮影した動画をハードディスクに記録しておき、それを動画処理で車両検出及び車両観測を行う。

動画処理では、左右の側方カメラは各々のレーンのみを観測するが、後方カメラは図4(b)のように3車線全てを写るため、全てのレーンの観測を行う。車両検出は動画全フレームが対象であり、システムが車両検出した時に、車両の前面を図10(c)に示す様な四角い枠を囲むように設計

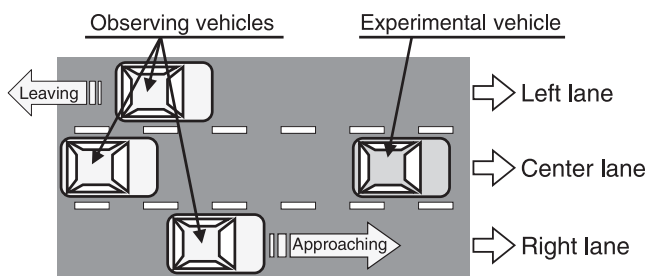


Fig. 11. Experimentation environment.

Table 3. Experimental environment.

Experimental Object	2500 frames
Size of Image	360 × 240 pixel
Frame Rate	30 frame/sec

Table 4. Specification of desktop computer.

CPU	Core i7 2.66GHz
Memory	3.0GB
OS	WindowsXP Pro(SP3)
Compiler	Visual C++ .NET 2003
Platform	VC++ and OpenCV

している。

本実験では、システムが車両検出に成功したか否かを、True Positive (TP, システムが車両を検出した枠が、動画上で車両を囲んでいる：成功), False Negative (FN, システムが車両を検出しなかったが、動画には車両が存在する：未検出), False Positive (FP, システムが車両を検出したが、動画には車両が存在しない場足：過検出), True Negative (TN, システムが車両を検出しなかった時に、動画にも車両が存在しない：成功) の4つの指標で各レーンの検出結果を計測する。さらに、本研究では提案手法による接近車両の検出精度を詳しく調べるため、検出の正確性を示す“Precision (P)”, 検出の感度を示す“Recall (R)”, 非検出の感度を示す“Negative Recall (NR)”, 検出処理全体の有効性を示す“Efficiency (E)”の4つの値を算出する。それぞれの算出方法を次式に示す。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \dots\dots\dots (10)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \dots\dots\dots (11)$$

$$NR = \frac{TN}{TN + FP} \dots\dots\dots (12)$$

$$E = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \dots\dots\dots (13)$$

〈5・2〉 実験結果 表5と6に計測結果、図12と13に計測結果から算出した車両検出精度を示す。また、図12には提案手法を他の車両検出手法と比較するため、文献(11)で提案された後方画像のエッジ成分を利用した車両検出手

Table 5. Detection result of Rear camera.

	TP	FN	FP	TN
Left Lane	1712	291	0	497
Center Lane	2049	418	0	33
Right Lane	1135	118	63	1184

Table 6. Detection result of Left and Right side cameras.

	TP	FN	FP	TN
Left side	506	174	0	1820
Right side	793	19	443	1245

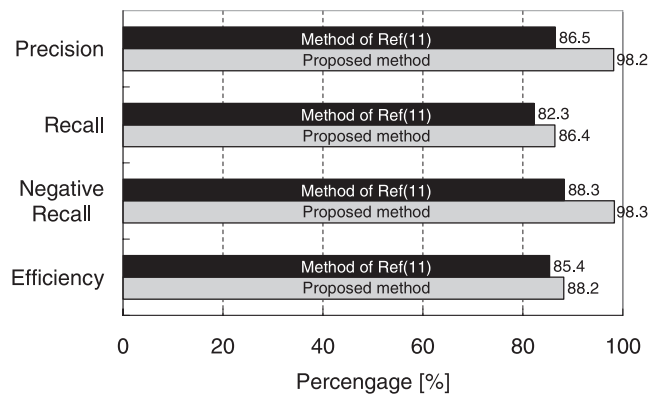


Fig. 12. Accuracy rate of vehicle detection using Rear camera.

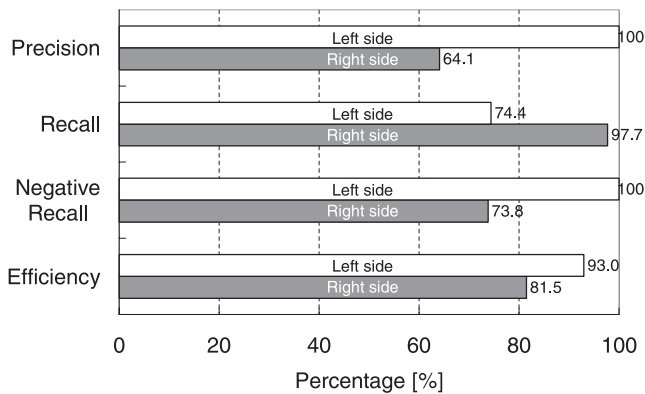


Fig. 13. Accuracy rate of vehicle detection using Left and Right side cameras.

法を従来手法として記載する。計算処理時間は、車載カメラ3台の画像を用いて車両検出を表4のPC1台で行った結果、1フレームあたり約1.2秒かかった。

6. 実験結果の考察

〈6・1〉 車両検出特性 図12と13から分かるように、後方と側方カメラで提案手法の検出精度が異なっている。これは、後方と側方でカメラの画角、及びカメラに写る観測車両の振る舞いが異なっているためだと考える。そこで、車両検出特性を“後方”と“側方”に分けて検討する。

〈6・1・1〉 後方車両検出結果について 図12が示すように、検出の正確性 P 、検出の感度 R 、非検出の感度 NR 、有効性 E の全ての項目において、文献(11)の手法よりも高い数値を示した。特に、検出の正確性 P 及び非検出の感度 NR は著しく高い数値を示した。これは、表5の FP 、つまり未検出が非常に小さいためである。後方カメラの車両画像は側面が写ることはなく、常に前面が写っている状態であるといえる。したがって、車両の形状はほとんど変化しないので、本手法が有効で未検出が少なく、 P 及び NR が著しく高くなったと考えられる。しかしながら、表5が示すように、中央レーンの未検出 FN が他レーンよりも多く計測されている。理由として、自車と同じレーンを走行する後方車両の相対速度が小さくなり、したがって、車両前面検出の精度が良くないと考えられる。後方車両システムの未検出 FN を抑えるためには、相対速度が小さいときには静止画像処理と協調することが必要である。

ここで、実験結果の R と NR に注目する。これらの値は実験動画像に依存しない検出特性を示す評価データである。これら2つの評価値はどちらも提案手法の方が高い数値を示していることから、提案手法は文献(11)の手法より検出漏れが少ない、つまり、危険車両の接近の見落としが少ないと言える。ゆえに、提案する後方車両検出システムは、ドライバーへ後方車両の接近と位置を高い精度で知らせることができると言える。

〈6・1・2〉 側方車両検出結果について 図13のように、左カメラの検出結果では P と NR が非常に高く、誤検出が

少ないが、表6が示すように未検出 FN が多いことから、 R が小さくなり、検出漏れが多く生じてしまっている。一方、右カメラの検出結果では、検出の感度 R が非常に高く、検出漏れが少ないが、過検出 FP が多く計測されてしまい、 P と NR が少なくなるといった左のカメラと正反対の特性を示した。

これらの理由は、本実験において、自車両が第2走行レーンを走行しているため、左側方カメラ側は第1走行レーンとなり、走行車両は自車に追い越されることが多く、反対に、右側方カメラ側は追い越し車線となり、走行車両は自車を追い越すこととなる。

前者の走行車両が自車両を追い抜く場合、車両前面が徐々に拡大していくため、遠方から車両の検出を早く行うことができる。さらに、自車よりも速度が早いため、特徴点のオプティカルフローを求めやすいことから、検出漏れが少なく、検出感度 R が高くなったと考えられる。一方、右カメラの車両検出結果では、過検出 FP が多く、 P と NR に影響を与えてしまった。過検出が多くなってしまった原因として、側方カメラにおいては車両が存在しないことがあり、そのときに線形近似などによる車両推定の推定誤りを発生してしまったと考えられる。

後者の自車両が走行車両を追い抜く場合、まず車両の側面が写り、徐々に車両前面が写りだす。提案手法は車両前面を検出しようとするため、主として車両の側面が写っているときに未検出が生じる。しかし、一度車両領域を検出すると、車両を見逃すことなく安定して追跡が行えるため、 TP が多く、誤検出が少なくなったと考えられる。

ゆえに、相対速度の違いによる車両検出方法の検討と、車両推定を行う線形近似の条件の再検討による過検出の低減が、側方車両検出システムにおける今後の課題である。

〈6・2〉 設定したパラメータ 設定したパラメータの妥当性を1. 自車速、2. 後続車両との相対速度、3. 後続車両の交通量(常に存在するか、存在しない時間が長いかな)、の3つの観点で考察する。

〈6・2・1〉 自車速について 本論文では自車速を80km/h一定速度の元で実験を行ったが、本論文で決めた遅延量 δ などのパラメータ値は本論文の走行環境を考慮した予備実験より決めた値であり、自車速が変化するとパラメータ値を変える必要がある。これについては車内LANなどから自車速データを得て、速度に適したパラメータを設定することが可能であると考えている。

〈6・2・2〉 相対速度について 相対速度の相違については、対応点探索に影響する。〈4・1・2〉で述べたように、 δ は対応点のオプティカルフローの分布より決めた。ここで、オプティカルフローのベクトルの向きを、自車に接近する方向を“+”、自車から離反していく方向を“-”と考えると後続車両の速度が自車より速い場合は高い確率で“+”オプティカルフローが求まるので、アフィンパラメータの閾値による車両かそれ以外かの判定を行うことができ、ロバストであるといえる。一方で、自車の速度が後続車両より

速い場合は、車両の前面はカメラから遠ざかるため、車両から求まるオプティカルフローのほとんどは“ $-$ ”のベクトルとなり、背景のオプティカルフローと同じベクトルとなる。ベクトルの向きが同じで相対速度が変わった場合、本論文で設定したパラメータでは抽出された特徴点が車両由来のものか背景由来のものかの判定が困難になる可能性があり、車両検出に影響を及ぼすかもしれない。しかしながら、フェールセーフの立場で考えると、自車に接近する危険車両を、このパラメータ値で検出ができるロジックになっていると考えられる。

実際に、図 13 の側方車両検出結果を観測すると、追い越し車線である右側方レーンの車両のほとんどが危険車両であることが出来る。そして、右側方の結果では R が非常に高く誤検出が少ないことを示していることから、危険車両の接近の見落としが非常に少ないと言える。この結果からも、フェールセーフの立場で危険車両の検出に対して非常に頑健なシステムであると言える。

〈6・2・3〉 交通量について 交通量については後続車両が存在して相対速度がゼロの場合と、後続車両が存在しない場合との判別の閾値にトレードオフがあったと考えている。本論文では、フェールセーフの立場で前者を見逃さない設定になっている。

しかし、実際には、計測結果や評価値などの値はパラメータの設定に依存して変化するので、設定したパラメータを変化したときの FN や FP などの値を解析する必要がある。本研究では頑健な車両検出を実行するため、 δ などの個々のパラメータ設定を行っているが、今後はパラメータを変化させて実験を行い、検出感度など、より詳細に解析することが課題である。

〈6・3〉 計算処理時間について 最後に、本論文で設定したパラメータを用いた時の 1 フレームあたりの計算処理速度の評価を行う。〈5・2〉で述べたように、3 台の車載カメラ画像を用いて表 4 の PC1 台で提案手法を実行した場合、1 フレームあたり約 1.2 秒かかった。本研究で用いたカメラのフレームレートは 30frame/sec であるので、リアルタイムには及ばないが、ハードウェア・ソフトウェアのカスタマイズ、アルゴリズムを改良することでリアルタイム可が可能と考えている。

7. むすび

本研究では、車両走行中における後方及び側方車両監視システムのための、特徴平面に基づく車両検出システムを提案・評価した。提案車両検出システムは、LK 法による特徴点で構成された特徴平面と見做し、その特徴平面が、後方画像及び側方画像に写る車両前面においてアフィン変換をしながら移動することに着目し、車両前面の検出を行う。

提案手法の性能を走行実験の動画を用いた実験により評価した結果、後方システムでは、接近車両の誤検出が少なく、安定した車両検出が行えることを確認した。側方システムでは、自車と左右のレーンの車両との相対速度の違

いが車両検出に影響することが分かった。さらに、自車に接近する危険車両の見落としが少ないことから、自車両に近づく車両の検出にはロバストなシステムが構築できたとと言える。以上の実験結果から、後方及び側方車両検出・追跡における有効性を確認するとともに、誤認識の原因を明らかにして、さらに高精度とするための示唆が与えられたものと考えられる。

(平成 21 年 12 月 25 日受付, 平成 22 年 5 月 18 日再受付)

文 献

- (1) S. Tsugawa: “[Tutorial Paper]Issues on Intelligent Transport Systems”, *IEICE Fundamentals Review*, Vol.2, No.3, pp.59-65 (2009-1) (in Japanese)
- (2) Y. Taniguchi, A. Seki, H. Furusawa, S. Kuroda, and S. Ikehata: “A Method of Motion Analysis Using Spatio-Temporal Image—Directional Temporal Plane Transform—”, *IEICE Trans. Inf. and Syst.*, Vol.J77-D-II, No.10, pp.2019-2026 (1994-10) (in Japanese)
- (3) K. Maeda, M. Akamine, and N. Kase: “Onboard Multimedia”, *Toshiba Review*, Vol.55, No.1, pp.15-18 (2000-1) (in Japanese)
- (4) M. Ambai and S. Ozawa: “Robust Tracking Algorithm for Traffic Monitoring in Various Environments”, *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol.J88-A, No.8, pp.983-993 (2005-8) (in Japanese)
- (5) M. Ambai and S. Ozawa: “Robust Vehicle Tracking Method for Various Traffic Situations Using Feature Points Extraction and Graph Cuts”, *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol.J90-A, No.1, pp.54-65 (2007-1) (in Japanese)
- (6) M. Ambai and S. Ozawa: “Occlusion Robust Tracking Using Constrained Graph Cuts”, *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol.J90-A, No.12, pp.948-959 (2007-12) (in Japanese)
- (7) F. Lamosa, Z. Hu, and K. Uchimura: “Vehicle Detection Using Probability Fusion Maps Generated by Multi-camera Systems”, *J. Information Processing*, Vol.17 pp.1-13 (2009-1)
- (8) A. Benschraier, M. Bertozzi, A. Broggi, P. Miche, S. Mousset, and G. Moulminet: “A Cooperative Approach to Vision-Based Vehicle Detection”, *IEEE Intell. Transport. Syst.*, pp.209-214 (2001-8)
- (9) Y. Miyamoto, Y. Taniguchi, and T. Miyamori: “Automobile Collision Avoidance System Utilizing System LSI for Images”, *Toshiba Review*, Vol.58, No.12, pp.54-57 (2003-1) (in Japanese)
- (10) R. Okada, K. Jurukawa, Y. Taniguchi, and K. Onoguchi: “Single-Camera-Based On-Board Surveillance for Automobiles Using Cross Ratio and Vanishing Lines”, *IEICE Trans. Inf. and Syst.*, Vol.J87-D-2, No.12, pp.2165-2175 (2004-12) (in Japanese)
- (11) T. Yasumasu and S. Ozawa: “Detection of Dangerous Vehicles from Rear Scene”, *IEEJ Trans. Electronics, Information and Systems*, Vol.125, No.4, pp.570-575 (2005-4) (in Japanese)
- (12) J. Shi and C. Tomasi: “Good features to track”, *Proc. CVPR*, pp.593-600 (1994-6)

荒井 伸太郎 (非会員) 2004 年 徳島大学工学部電気電子工学科卒業。2006 年 同大学大学院工学研究科電気電子工学専攻修士課程修了。2009 年 同大学大学院先端技術科学教育部システム創生工学専攻博士課程修了。博士 (工学)。同年、愛知工科大学工学部 ITS 研究所勤務。現在に至る。カオスの通信システムへの応用、可視光通信システムの ITS への応用、マシンビジョン技術を用いた ITS に関する研究に従事。電子情報通信学会、IEEE 各会員。



井上 修 (非会員) 2007年慶應義塾大学理工学部情報工学科, 2009年同大学院開放環境科学専攻修士課程修了。現在, 野村総合研究所に在籍。在学中にITSに関する画像処理の研究に従事。



小沢 慎治 (正員) 1967年慶應義塾大学工学部電気工学科卒業。1974年同博士課程修了(工学博士)。1970年同電気工学科助手, 同教授, 同理工学部情報工学科教授を経て, 現在, 愛知工科大学工学部情報メディア学科教授及び同ITS研究所所長。画像と音声のデジタル情報処理に従事。道路画像の解析, スポーツ映像の解析に興味を持っている。電気学会ITS技術委員会委員長。2006年映像情報メディア学会会長, などを歴任, IEEE, 電子情報通信学会, 画像電子学会など会員。

