

# 特集 車載単眼カメラを使った移動物体検知\*

## Crossing Obstacle Detection with a Vehicle-Mounted Camera

佐藤 育郎  
Ikuro SATO

山野 千晴  
Chiharu YAMANO

柳川 博彦  
Hirohiko YANAGAWA

We propose a computer vision algorithm that detects obstacles crossing the vehicle's path with a monocular camera mounted on the vehicle. False positives are strongly suppressed even for low-resolution images by imposing constraints on feature-based optical flows. The constraints are derived from a model of crossing obstacle motion under perspective projection. A key concept in this model is the "Relative Incoming Angle", which is the angle between the relative velocity of a background object and the relative velocity of a crossing obstacle with respect to the camera. We show an ROC curve that has been obtained by varying the Relative Incoming Angle using our dataset consisting of 18 scenes, 1456 frames. A representative point on the curve yields a detection rate of 59.7% and false positive rate of 2.6% per image.

Key words : ADAS, optical flow, FOE, vanishing point, time-to-collision

### 1. はじめに

日本国内の近年の交通事故の統計<sup>3)</sup>によれば、低速域(20km/h以下)での歩行者死傷事故件数の割合は全体のおよそ2/3を占めている。また、統計から低速域の死亡事故の大多数が歩行者の道路横断中に起きていることが分かる。低速事故の発生時間帯をみると、70-80%が日中に発生しており、午前10時台をピークとした分布となっている。これは、通勤通学や買い物に出掛ける時間帯と重なっており、自動車の交通量と歩行者の数が共に多く、歩行者と低速の車両が交差するように行き交うケースが多いためと考えられる。本研究はこうした低速域の接触事故を回避するための、画像処理技術を応用したドライバの運転支援に関するものである。とりわけ、低速域事故の大きな割合を占めている車両の進路を横断する「進路横断物体」の動きの特徴に注目して、検出を行うことを目的とする。なお、パターン識別により横断物体の属性を判定することは考慮していない。

画像上の動きを解析するための要素技術として、時系列の画像から特徴点の動きベクトルを抽出する方法が知られている。特徴点とはコーナー点など、画像上でトラッキングしやすい点のことを指す。動きベクトルはオプティカルフローとも呼ばれ、あるフレームにおける点の位置を始点とし、別のフレームにおける同一の点の位置を終点とするようなベクトルのことを意味する。

オプティカルフローを使った移動物体検知の既存手

法を大別すると、衝突時間 (TTC : Time-To-Collision) の長さによって危険対象を検知する手法と、画像上の移動体の動きを背景の動きから分離して検知する手法の2種類が挙げられる。ここでTTCとは、物体が画像平面に到達するまでの時間と定義される。

前者の方法として、Elzeinら<sup>4)</sup>は、画像上の時間変動の大きい領域を抽出し、オプティカルフローから領域内の全ピクセルに対してTTCを求め、TTCの小さい領域を矩形化し、その領域に対して歩行者のパターン識別を行うものを提案した。一般的に、TTCの小さいもの全てが危険対象であるとは限らない(例えば、自車両の横のレーンを通る車などは小さいTTCを取りえるが、危険対象ではない)。このため、この手法では後段の処理においてウェーブレット特徴を用いた歩行者識別を行う構成になっており、TTCの小さな歩行者に対して警報を行うことが可能になっている。TTCに基づいた検知方法に内在する誤警報の問題を回避するために、Martinezら<sup>5)</sup>は検知対象をカメラの進行線上に限定する方法を論じている。カメラの進行線上にある物体のオプティカルフローは拡張焦点 (Focus Of Expansion : 以下FOEと略す) を中心として放射状に広がる方向を持つため、FOEを取り囲む様にTTCの小さな領域があれば衝突の危険があると考えられる。この方法では危険対象の領域をカメラの進行線上に制限しているため、横方向から飛び出してくる移動体等は検知の対象外となる。

後者の方法として、Yamaguchiら<sup>6)</sup>は、特徴点の

\*情報処理学会ならびにIEEEの規定に則り、画像の認識・理解シンポジウム2010<sup>1)</sup>ならびに2011 IEEE Intelligent Vehicles Symposium<sup>2)</sup>の発表論文より一部加筆して転載。

オプティカルフローから、三角測量の原理を使って特徴点の3次元座標を求め、エビポーラ拘束（静止物体上の点のオプティカルフローが満たす拘束）に従わない点のグループ化を行うことで、はずれ値に影響を受けにくい検出が行えることを示した。ここではグループ化の条件として、特徴点の位置とオプティカルフローの大きさと方向の情報が使用されている。

本提案手法は後者の検出方法に属するものである。自車両に接近する移動物体の相対的な進入角度を計算することにより、進路横断物体の判定を行う。同一の移動体領域内のオプティカルフローが満たす条件は、その大きさと方向の類似ではなく、地平線上における収束点（消失点）の一致とTTCの類似であることを示し、具体的な領域判定方法を提案する。

本稿の構成は以下の通りである。初めに2節において、進路横断物体上の点のオプティカルフローのモデルを示す。次に3節において、提案手法の処理について（1）背景分離のための運動パラメタのロバスト推定方法、（2）進路横断物体の候補点判定方法、（3）相対運動を記述するパラメタに基づいた候補点のグループ化の方法、に重点を置き説明する。実データを使った実験結果を4節に記載する。

尚、カメラは車両前方に設置してあり、光軸（Z軸）は車両の直進方向と一致し、Y軸は鉛直下方向と一致し、X軸は右手座標系により定義する。提案手法は、光軸が車両の直進方向と一致しない場合であっても適応が可能である。レンズ歪みは補正済みであり、ピンホールカメラモデルの適応が可能なものとし、その焦点距離は既知とする。本稿において移動体の「接近」とは、 $Z>0$ にある物体が $Z=0$ の平面へ接近する状態のことを指す。

## 2. 横断物体のモデル

本節では進路横断物体上の点のオプティカルフローのモデルを説明する。ある剛体のカメラに対する相対運動に回転移動が含まれない場合（並進移動のみの場合）、その剛体上の複数の点のオプティカルフローを延長すると1点の交点（消失点）を持つことが知られている。提案手法では消失点が重要な概念を持つ。議論の要点を明確にするため、本節ではカメラ自身（あるいは車両）の回転移動によって生じるオプティカルフローの成分が、観測されるオプティカルフローから除去されているものと仮定する。回転成分の除去方法

については次節で説明する。

### 2.1 オプティカルフローと相対的進入角度の関係

自車両と進路横断物体の速度の関係を考える。Fig. 1(a)に典型的な横断シーンを示す。自車両と横断物体の対地速度は矢印で示されている。Fig. 1(b)にカメラに対する歩行者の相対速度を示す。図からも明らかのように、歩行者の相対速度は、背景点（対地速度が0の点）の相対速度に対してある角度を持っていることが分かる。この角度を相対的進入角度と呼ぶこととする。Fig. 1(c)にこのシーンの透視投影図を示す。背景点のオプティカルフローの延長線は画像平面上のある1点に交点（FOE）を持つ。本稿では移動物体上の点のオプティカルフローの交点を消失点と呼び、FOEと区別する。

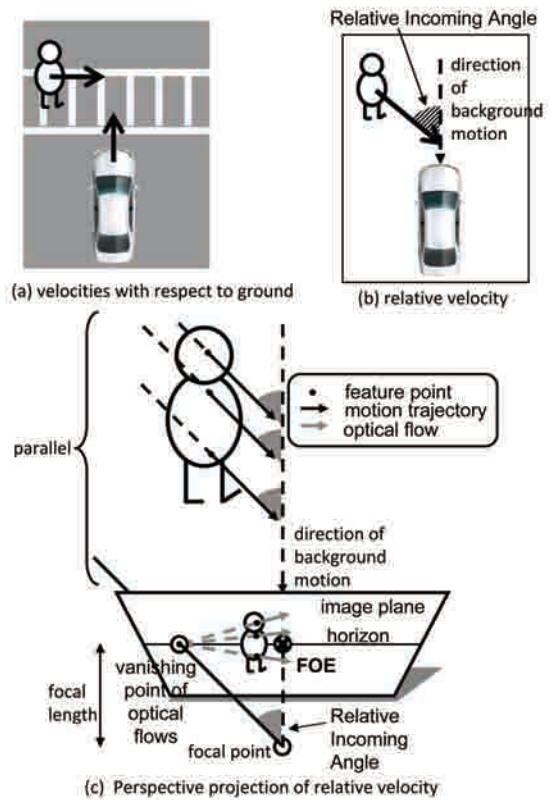


Fig. 1 The Relative Incoming Angle.

消失点とFOEの座標から、進路横断物体の相対的進入角度の推定方法を説明する。カメラの焦点とFOEを結ぶ3次元空間内の直線は背景点の相対速度ベクトルと平行である。一方、進路横断物体のオプティカルフローはFOEとは異なる位置に消失点を持ち、またカメラの焦点と消失点を結ぶ3次元空間内の直線は進路横断物体の相対速度ベクトルと平行である。これは次の

様に考えると理解しやすい。相対速度ベクトルと平行なあらゆる直線は、透視投影されたとき同じFOE/消失点を共有する。このため、これらの直線のなかでカメラの焦点を通る直線は、画像上の一点に透視投影されることから、この点がFOE/消失点となることが分かる。従って、FOEとカメラの焦点と消失点を頂点とする三角形の、カメラの焦点側の角度は相対的進入角度と一致する。相対的進入角度  $\theta$  は次の式から算出が可能である。

$$\theta = \cos^{-1} \left( \frac{P_F \cdot P_\infty}{|P_F| |P_\infty|} \right) \quad (1)$$

ここで、 $P_F=(x_F, y_F, f)^T$ はFOE座標、 $P_\infty=(x_\infty, y_\infty, f)^T$ は消失点座標、 $f$ は焦点距離である。ここでは車両も進路横断物体も平坦な地面と平行に進行しているものと仮定している。すなわちFOEのy座標と消失点のy座標は同一と置いている。このとき、FOE座標が既知である場合、消失点座標ならびに相対的進入角度は1つの特徴点とそのオプティカルフローから求めることが可能である。強調すべき点は、相対的進入角度は時系列画像のみの情報から推定が可能という点である。

### 2.2 進路横断物体の定義

本研究では、検知対象を進路横断物体に限定する。進路横断物体を以下の様に定義する。

- (i) 一定以上の相対的進入角度を持つものとする。
- (ii) Z座標が正であり、かつ時間と共に減少する物体に限定する。遠ざかる物体を検知対象としない理由は接触の危険性がないためである。
- (iii) 状態を pre-crossing と post-crossing に限定する。ここで、状態とは (i) と (ii) を満たす移動物体の相対速度と位置によって定まるもので、次の3つの種類に大別される (Fig. 2)。カメラと移動物体がともに等速直線運動をする仮定の下で、pre-crossingは移動物体がカメラの前方においてカメラの予測進行線を横切る前の状態、post-crossingは移動物体がカメラの前方においてカメラの予測進行線を横切り終えた状態、never-crossingは移動物体がカメラの後方においてカメラの進行線を横切る前の状態を指す。Pre-crossingとpost-crossingはともにカメラの前方において移動物体が

進路を横断する状態であるため、never-crossingと比べてより接触の危険性が高いと考えられる。また、歩道を通行する歩行者などは never-crossingの状態になりやすく、これらの接触の危険性の低い移動物体を検知するのは好ましくない。以上のことから検知対象を pre-crossingと post-crossingに限定することとする。

### 2.3 進路横断物体上の点満たす条件

進路横断物体の点満たす3つの条件を記載する。

- (i) 進路横断物体は必ず非零の相対的進入角度を持つ。一方、背景点は理想的には0の相対的進入角度を持つ。このため閾値  $\theta_{th}$  を導入することで背景点と進路横断物体上の点を分離することが出来る。具体的には  $\theta > \theta_{th}$  を満たす点を進路横断物体上の点の候補とする。
- (ii) 進路横断物体はそのZ座標が時間と共に減少する物体に限定されている。Zが正である物体が画像平面に接近するとき、その物体上の点のオプティカルフローは消失点を中心に放射状に広がる方向を持つ。つまり検知対象の点は  $u \cdot (p - p_\infty) > 0$  を満たす。ここで  $u$  はオプティカルフロー、 $p$  は画像平面上の特徴点の位置ベクトル、 $p_\infty$  は画像平面上の消失点の位置ベクトルである。
- (iii) Pre-crossingと post-crossingの物体上の点の位置、消失点、FOEの関係は、Fig. 2の中央の段に図示されている通りの画像平面上の幾何関係を持つ。これらの関係はFig. 2の下

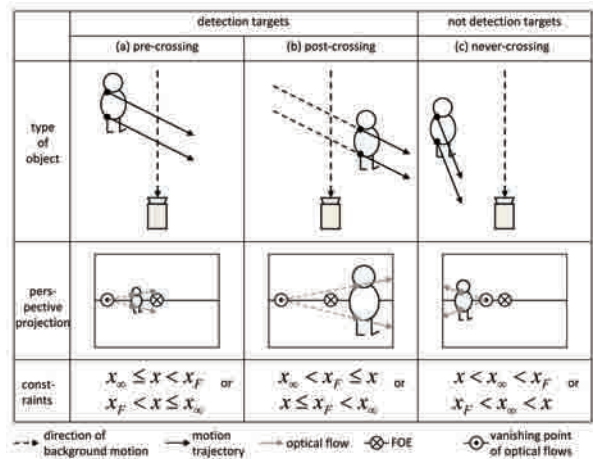


Fig. 2 States of Approaching Objects with Nonzero Relative Incoming Angle.

に示されている不等式によって記述される。  
よって進路横断物体上の点はこれらの不等式を満たす。

### 2.4 同一の進路横断物体上の点群が満たす条件

進路横断物体はカメラに対して並進移動をしているものと仮定する。このとき、同一の進路横断物体上の点群が満たす条件は次の3つである。

- (i) 点群が画像平面上において互いに近い。
- (ii) 同一の相対的進入角度を持つ。
- (iii) 点ごとに算出されたTTCは互いに近い値を持つ。物体表面の点が複数個観測されている場合、各点のTTCは一致または互いに近い値を持つと考えられる。なお、消失点が既知である条件下で、点ごとにTTCを算出する方法は次節において説明する。

## 3. 処理の流れ

処理フロー図をFig. 3に示す。処理は、特徴点抽出とオプティカルフローの算出を除いて、主に3つのブロックから成り立っている。第一に、運動パラメタのロバスト推定ならびにカメラの回転移動によって生じるオプティカルフローの成分の除去を行う。第二に、全特徴点から進路横断物体上の候補点を抽出する。第三に、候補点を同一の進路横断物体ごとにまとめるグループ化を行う。以下、それぞれの処理ブロックについて説明する。

### 3.1 運動パラメタのロバスト推定

3次元の点 $(X, Y, Z)$ がカメラの並進移動 $(V_x, V_y, V_z)$ と微小な回転移動 $\Omega = \Omega(\Omega_x, \Omega_y, \Omega_z)$ によって相対速度を持つとき、誤差を無視するとオプティカルフロー $(v_x, v_y)$ は次式により記述できる。

$$\begin{cases} v_x = x \frac{V_z}{Z} - f \frac{V_x}{Z} + v'_x(\Omega) \\ v_y = y \frac{V_z}{Z} - f \frac{V_y}{Z} + v'_y(\Omega) \end{cases} \quad (2)$$

ここで、画像座標 $(x, y)$ はピンホールカメラモデルによって規定される。すなわち、 $x = \frac{fX}{Z}, y = \frac{fY}{Z}$ である。また、 $(v'_x, v'_y)$ はカメラの回転移動によって発生するオプティカルフローの成分であり、次式で定義される。

$$\begin{cases} v'_x(\Omega) = \frac{xy}{f} \Omega_x - \frac{x^2 + f^2}{f} \Omega_y + y \Omega_z \\ v'_y(\Omega) = \frac{y^2 + f^2}{f} \Omega_x - \frac{xy}{f} \Omega_y - x \Omega_z \end{cases} \quad (3)$$

また、FOE座標 $P_F = (x_F, y_F) = (fV_x/V_z, fV_y/V_z)$ を導入し、 $V_z/Z$ の因子を除去すると式(4)を得る。FOEの座標の求め方についてここで解説を加える。FOEは背景点が $t \rightarrow \text{sgn}(V_z)\infty$ の極限において特徴点が近づく点であることから、 $x_F = \lim_{t \rightarrow \text{sgn}(V_z)\infty} f(X - tV_x)/(Z - tV_z) = fV_x/V_z$ と与えられる。Y座標についても同様の求め方が適応できる。なお $\text{sgn}(\cdot)$ は符号関数である。

$$\begin{aligned} R(p_F, \Omega) &= u_x(y - y_F) - u_y(x - x_F), \\ u_x &= v_x - v'_x, \quad u_y = v_y - v'_y \end{aligned} \quad (4)$$

式(4)の $R$ はパラメタ空間内の残差を表す関数であり、理想的には0を取る。別の見方をすると、カメラの回転移動によって生じるオプティカルフローの成分を差し引いたオプティカルフローの延長線はFOEと特徴点を通過することが分かる。カメラが並進移動をするとき、背景点のオプティカルフローが放射状に広がって見えるのはこのためである。

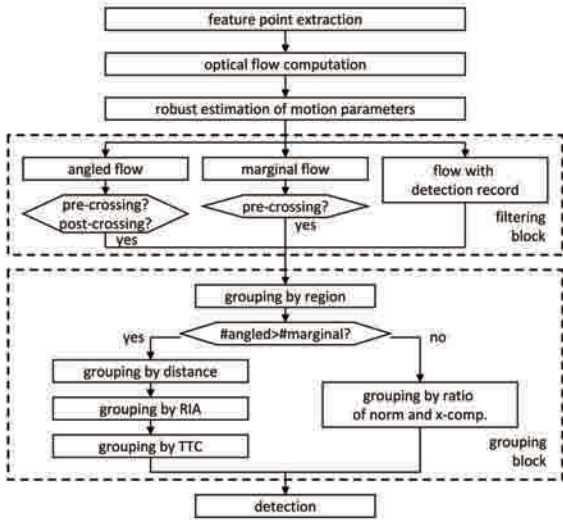
式(4)に現れる5つのパラメタの推定方法について述べる。式(4)は特徴点数分の連立方程式として解くことができる。背景点の式は小さな残差を取るが、移動物体上の点や誤ってトラッキングされた点に関しては残差の絶対値は大きな値を取り得る。このため一般によく使われる最小二乗法はこの問題設定には不向きな解法である。連立方程式の一部の式に大きな残差がのっても、ロバストにパラメタを推定可能な方法としてM推定<sup>7)</sup>が知られており、本研究ではこの推定方法を適応する。次の最適化問題を解くことで所望の解を得る。

$$(p_F, \Omega) = \arg \min_{p_F, \Omega} \rho(R(p_F, \Omega)) \quad (5)$$

ここで、 $\rho$ は正かつ、 $R=0$ に関して対称な関数である。連立方程式の内の残差の大きな式の割合に対する解の頑健性は、 $\psi(R) = dp/dR$ で与えられる影響関数によって特徴づけられる。本研究では次式で定義されるCauchyの影響関数を用いることとした。

$$\psi_C(R) = \frac{R}{1 + (R/C)^2} \quad (6)$$

この影響関数は  $|R| \rightarrow \infty$  の極限において0に収束する。このため、残差の絶対値の大きなデータが解に与える影響を小さくすることができる。定数Cは、実験では2.385とおいた。この値は、平均0のガウス分布に従うデータの入力に対して、95%の推定効率を与えるものである。式(5)の解は、 $w_c(R) = \psi_c(R)/R$  で定義される重み関数を使い、反復再重み付き最小二乗法を適応することで求めることが可能である。



RIA: Relative Incoming Angle

Fig. 3 The Process Flow Diagram.

### 3.2 候補点抽出

ここでは全特徴点から進路横断物体上の点の候補となるものを抽出する方法を説明する。消失点はFOEと同じY座標を持つと仮定すると、特徴点ごとにその消失点座標を計算することが可能である。特徴点座標、消失点座標、オプティカルフローを使い、Fig. 3の不等式の関係からpre-crossingとpost-crossingの候補点を抽出することが候補点抽出の原則である。ただし、オプティカルフローのY成分が誤差の範囲で符号を変え得る点については、消失点が精度よく算出できないため、注意が必要である。

まず、オプティカルフローが取り得る誤差を定義する。回転成分を除去したオプティカルフロー  $(u_x, u_y)$  から真値  $(u_x^{true}, u_y^{true})$  を差し引いた誤差を  $(du_x, du_y)$  とする。誤差には2つの種類があり、1つはオプティカルフローの計算誤差、もう1つは回転成分の推定誤差に起因する誤差である。前者の分布の形状は画像座標に拠らず一定である。ここでは平均が(0, 0)であるような等方性の正規分布とする。一方、後者の分布の形状は、式(3)から明らかなようにパラメタの係数に画像座標が

現れるため、画像座標に依存する。簡単のため  $\Omega_x, \Omega_y, \Omega_z$  それぞれ、平均0、標準偏差が定数である独立な正規分布に従うものとする。以上をまとめると、分散の足し合わせから、 $(du_x, du_y)$  の標準偏差  $(\sigma_x(x, y), \sigma_y(x, y))$  が求められる (平均は(0, 0)である)。これをFig. 4に図示する。回転成分の除去されたオプティカルフローのy成分が  $|u_y| > m\sigma_y(x, y)$  となるものを「角度付きフロー」、 $|u_y| \leq m\sigma_y(x, y)$  となるものを「境界フロー」と呼ぶこととする。ここで、mはあらかじめ定めておく正の定数とする。(なお、本来  $(du_x, du_y)$  の共分散行列の非対角項は非零を取り得るが、簡単のため非対角要素を無視している。)

角度付きフローに関しては消失点を比較的安定的に求めることが出来る。このため、角度付きフローに対しては、Fig. 2にある不等式の関係から状態を決定する。

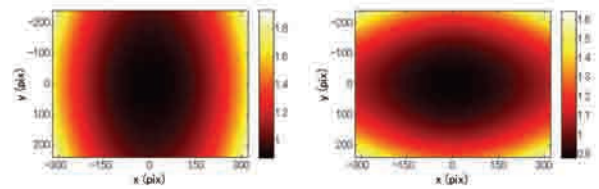


Fig. 4 The Standard Deviation of  $du_x$  (left) and  $du_y$  (right) in Pixels.

境界フローに関しては、消失点の推定精度が悪い。このため、以下のような特別な措置を取ることとする。境界フローはFig. 5にあるような2つの状況のうちどちらかを取る。左の図は、回転除去後のオプティカルフローがFOEの方向を指す状況である。もし、移動物体が自車両に対して接近すると仮定するならば、その消失点は、特徴点からみてオプティカルフローと逆方向に存在するはずである。すなわち消失点は  $(x, y_F)$  に上(下)限を持つと言える。このとき、この点の相対的進入角度  $\theta$  は

$$\theta_{margin} = \cos^{-1} \left( \frac{P \cdot P_F}{|P| |P_F|} \right) \quad (7)$$

を上回る。このため、 $\theta_{th} \leq \theta_{margin}$  を満たす点はpre-crossingの候補点と考えられる。一方、回転除去後のオプティカルフローがFOEの方向を指す(x成分がFOEのx座標に近づく)状況でありながらもこの条件を満たさないものや、Fig. 5の右の図にあるような、回転除去後のオプティカルフローがFOEとは反対の方

向を指す状況にあるものは、背景点との分離が難しいため、候補点としない。

以上、幾何学的な条件に基づく候補点抽出方法をしたが、時系列にトラッキングされた特徴点の検知の履歴に基づく補足的な候補点抽出方法について説明する。過去のフレームにおいて進路横断物体上の点として検知された特徴点は、現在のフレームにおいてもそうである可能性が高い。このため特徴点ごとに検知履歴を保持させ、検知履歴があるものを候補点とみなすことにしてもよい。具体的には、特徴点*i*が抽出されたフレームにおいて、その履歴  $h_i$  を0と初期化し、検知がなされた場合  $h_i \rightarrow h_i + 1$ 、そうでなければ  $h_i \rightarrow \max(h_i - 1, 0)$  と毎フレーム更新する。そして、 $h_i > 0$  である点を候補点と見なす。

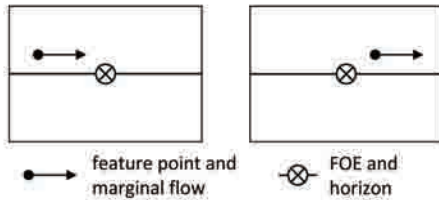


Fig. 5 Two Patterns in Marginal Flow.

### 3.3 候補点のグループ化

オプティカルフローの計算とは2フレーム間の対応点探索に他ならないが、誤対応の生じる可能性を排除することは難しいため、物理的な拘束に基づき候補点をグループ化することで、誤対応点を除去するとともに、同一の移動物体をひとまとまりのものとして検知することが可能となる。以下、剛体の並進移動モデルを用いた、pre-crossingならびにpost-crossingの候補点のグループ化の方法について述べる。複数個の候補点がグループを形成する条件は、(1) 画像平面上における距離が互いに近いこと、(2) 同一の相対的進入角度を持つこと、(3) 類似したTTCを持つこと、の3点である。ただし、オプティカルフローの誤差を考慮した上で、条件の合致を決定することが重要である。

グループ化の最初の処理では、(1) の条件を次の方法で確認する。候補点を中心とする正方形の領域を与え、その領域が重複する点群を (1) の条件を満たすものとする。領域Aと領域Bが重複し、Bと領域Cが重複し、AとCが重複していない場合はこの3点は (1) を満たすものとする。重複により繋がっている候補点集合  $a$  と  $\beta$  があり、 $a$  と  $\beta$  の間に共通する領域がない

とき、これらは別のグループ (の候補) とみなす。

以下の処理は各グループ候補に対して独立に行われる。

2つ目の処理では、(2) の条件を次の方法で確認する。もし角度付きフローの個数が境界フローの個数よりも多い場合は、そのグループの消失点の座標  $P_\infty = (x_\infty, y_\infty)$  のうち  $x_\infty$  をM推定により求める。消失点のy座標は  $y_\infty = y_F$ 、回転移動量は  $\Omega = 0$  と固定する。反復再重み付き最小二乗法に使う重み関数は3.1と同様でよい。次に、回転成分の除去されたオプティカルフローの延長線がその許容誤差の範囲で消失点を通過するか否かを確認し、通過しないものをグループから除外する。ここでの許容誤差とは、 $(du_x, du_y)$  の分布のある1つの等高線上において取り得る任意の値を意味している。この等高線は  $(du_x, du_y) = (0, m \sigma_y(x, y))$  を通るものとして規定される。

3つ目の処理では、(3) の条件を次の方法で確認する。まず、同一グループ内の全点からTTCをロバスト推定し、これを  $\Delta T_G$  とおく。これは次の連立方程式を反復再重み付き最小二乗法を適応して解くことで得られる。

$$u_i^2 \Delta T_G = u_i \cdot (p_i - p_\infty), \quad i = 1, \dots, n_G \quad (8)$$

下付きの数字はグループ候補Gの候補点の番号を示しており、EMBED Equation.3 はグループ候補Gの候補点の個数である。反復再重み付き最小二乗法に使う重み関数は3.1と同様でよい。次に、各候補点毎に回転除去されたオプティカルフローの許容誤差を使って、式 (9) よりTTCの値  $\Delta T_i$  の取り得る範囲を求める。

$$u_i^2 \Delta T_i = u_i \cdot (p_i - p_\infty) \quad (9)$$

こうして得られたTTCの範囲に  $\Delta T_G$  が存在しない場合、その候補点をグループから除外する。

以上が3つ目の処理の概要であるが、次のような工夫も有効である。  $\Delta T_i$  の範囲と  $\Delta T_G$  の重複を見る代わりに、  $\Delta T_i$  の範囲と、  $\Delta T_G$  を中央の値とするある幅を持ったTTCの範囲の重複を検査するようにしてもよい。これは、同一の移動物体のTTCは、物体表面の位置により値に広がりを持つのが自然であるため、このTTCの広がりを  $\Delta T_G$  を中央の値とするTTCの範囲で表現することに相当している。

一方、角度付きフローの個数が境界フローの個数以下の場合は、消失点の一致判定が困難であるため、TTCの類似判定のみを行う。これには、まず

$r_i \equiv u_{ix} / |u_i|^2$  の値と,  $median(\{r_{ij}\})$  を計算する. つぎに, 各点においてオプティカルフローの許容誤差の範囲で  $r_i$  が取り得る値の範囲を求め, この範囲の中に  $median(\{r_{ij}\})$  が含まれないものをグループから除外する. グループの中で境界フローの個数が過半数を占めている場合,  $|x_\infty| \gg |x_i|, \forall i \in \{1, \dots, n_G\}$  が仮定できる. この時のTTCの類似の条件は, 式 (8) から  $r_i$  の一致の条件に置き換えることが出来る.

以上の処理の結果, グループの候補点の数が所定の個数を上回った場合は, それらの候補点は同一の進路横断物体上の点であるとし, 逆に上回らなかった場合は, グループを消滅させる.

#### 4. 実験

本提案手法を市街地の走行データを用いて評価した. 実験条件と実験結果を以下に示す.

##### 4.1 実験条件

水平画角120度のカメラを車両のフロントバンパーに取り付けた. 画像はフレームレート30fps, サイズ640x480, 歪みなしで取得した. 曇りの日の市街地での低速走行シーンを収集した. 自車両の速度は20km/h以下とした. 画像中央を横切る移動体を目視で判定し, その移動体の領域を二値化画像として保存し正解データとした. ただし, 検知率 (True Positive Rate: TPR) と誤検知率 (False Positive Rate: FPR) の母数を等しくする目的で, 1フレームにつき進路横

断物体は1つに限定し, それ以外の移動体は評価の対象外とした. なお進路横断物体は縦幅30ピクセル以上のものに限定した. データ数は計18シーン, 1456フレームである.

プログラム側の条件は以下の通りである. 特徴点抽出とオプティカルフローはKLTトラッカを使用した<sup>8) 9)</sup>. オプティカルフローの計算誤差の標準偏差は0.1ピクセルとおき, 各軸の回転量の推定誤差を0.00025ラジアンとおいた.  $m=6.0$ とおいた. 運動パラメタの推定は毎フレーム行った. 候補点抽出とグループ化の処理は4フレーム分連結したオプティカルフローに対して行った. グループ化の処理である近傍判定では, 30x30のピクセル領域を用いた.

##### 4.2 実験結果

正答例をFig. 6に示す. 図から, 解像度の低い画像でありながらも, 進路横断物体を正しく検知できていることが分かる. 進路横断する歩行者の場合, 体の部位によって検出の良否に差があることが定性的に確認された (Fig. 6にの右下の例). 頭を含む胴体部分は, 腕や脚よりも安定的に検出が可能である. これは, 前者の運動が剛体の並進移動のよい近似であるのに対し, 後者の運動は回転移動を含むためモデルの当てはめが常に成立しないことが理由と考えられる. 本研究の第一目的は進路横断物体の存在をドライバーに対して警告することであるため, 物体表面の部分的な検知で

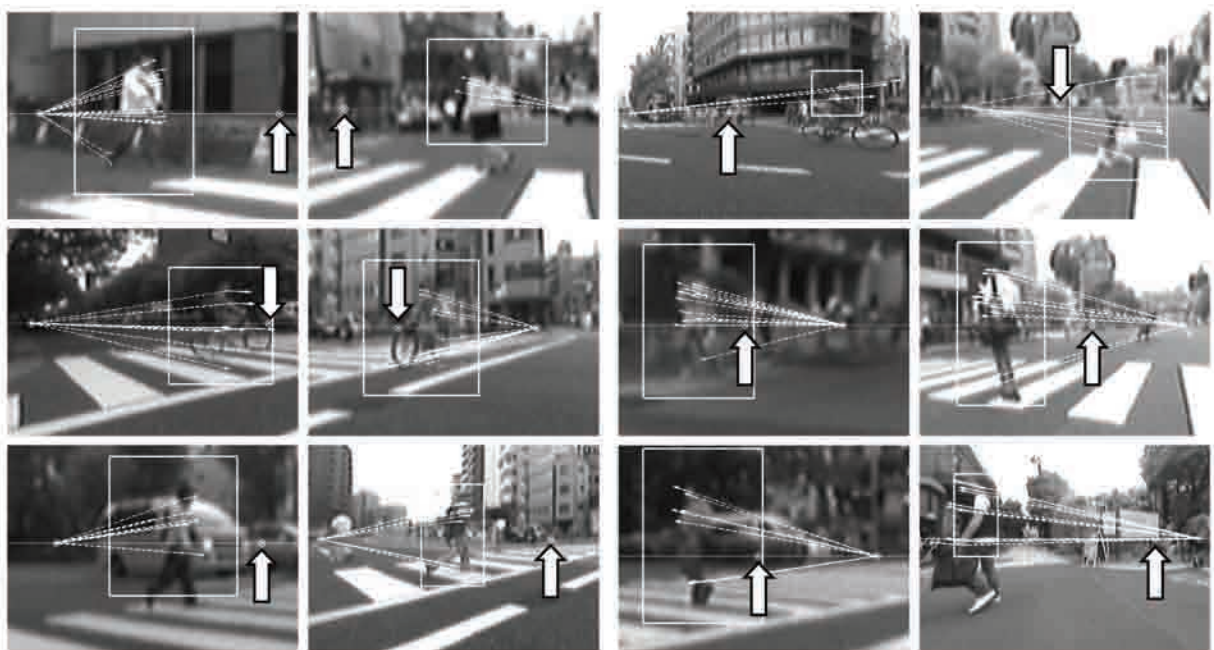


Fig. 6 True positive examples (images are cropped). The six figures on the left are pre-crossing and others are post-crossing. Block arrows indicate FOEs. Optical flows whose rotational components are subtracted are shown by (thin) arrows.

あっても不都合はないと考える。一方、進路横断する自転車の場合、進路横断する歩行者よりも定性的にみて検知が良好であった。これは自転車の場合、歩行者に特有な上下方向の移動量が少なく、並進移動モデルの当てはめが良いためと考えられる。

相対的進入角度の閾値  $\theta_{th}$  を変化させることで、検知率と誤検知率のカーブ (ROCカーブ) を得た (Fig. 7)。評価結果によると、検知性能は、進路横断物体の状態と検知履歴の使用/不使用により著しく異なることが分かった。大局的な見方ではpre-crossingはpost-crossingよりも、また検知履歴使用時の方が不使用時よりも検知性能が良好であった。

検知履歴不使用時の検知率の結果について詳しく考察する。 $\theta_{th} = 10^\circ$  の時の検知率はpre-crossingが61%、post-crossingが9%であった。この結果の著しい違いは、後者では境界フローを候補点として抽出しないためと考えられる。FOEから遠ざかる方向を持つ境界フローは、背景点のオプティカルフローの挙動に似ているため、候補点と見なさないのは3.2で説明した通りである。カメラから比較的遠い位置に存在する進路横断物体は像の拡大率が小さいことから境界フローを持ちやすい傾向にあるため、このような物体がpost-crossingにある場合の検知が困難となる。

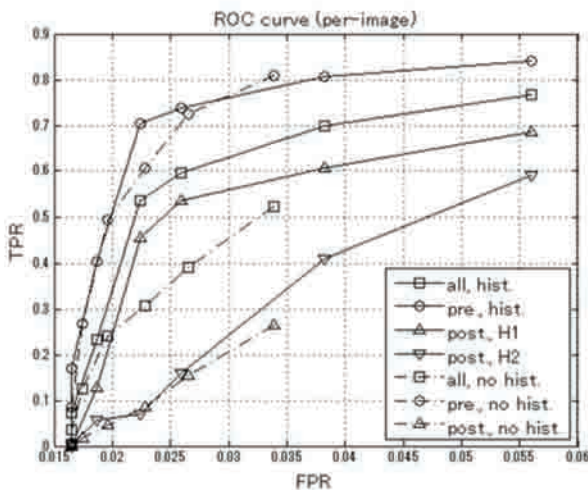


Fig. 7 The ROC curve (per frame). The set of threshold values of Relative Incoming Angle is: {0.5, 5, 10, 15, 25, 40, 60} (degrees). In the figure, “all” means evaluating all available data; “pre./post.” means evaluating data containing only a pre-/post-crossing state; “hist.” means detection histories used; “no hist.” means no detection histories used. As for “H1” and “H2”, a description is given in the text.

検知履歴使用時の検知率の結果について詳しく考察する。 $\theta_{th} = 10^\circ$  の時、pre-crossingの検知率は、検知履歴使用時が74%であり、履歴不使用時と比べると13%の向上が見られた。この上昇分は、 $\theta_{marg} < \theta_{th}$  であるような境界フローと  $h > 0$  を持つ特徴点の存在によって説明づけられる。

Post-crossingの検知率において履歴の効果を調べるために次の2種類の実験を行った。1つ目は、pre-crossingからpost-crossingへ移行する物体のpost-crossing状態での検知率を集計した。ここで検知の履歴はpre-crossing状態から保持することとした (この履歴の使い方をH1と呼ぶ)。2つ目は、終始post-crossingである物体の検知率を集計した。当然履歴はpost-crossing状態の時に初期化されている (H2)。 $\theta_{th} = 10^\circ$  の時のH1の検知率は53%、H2の検知率は16%であった。H1の検知率がH2の検知率を大きく上回る理由はこれまでの考察から明らかである。なぜなら、pre-crossingはpost-crossingと比べて検知が容易であるため、pre-crossingの検知履歴の数値は比較的高く、post-crossing状態に移行したのちも連続的な検知が容易となる条件を与えるためである。一般に、進路横断物体はpre-crossingからpost-crossingへ移行することが多く、このため履歴を使った検知方法は多くの場合において有効に働くと考えられる。

誤検知率の結果について詳しく考察する。履歴の使用は誤検出をも不可避免的に増大させる。なぜなら、複数の誤対応点がひとたび検知されると、それらの点は無条件にグループ化の処理に入力されるためである。しかしながら、実際は検知履歴の使用によって増加される誤検知率は  $\theta_{th} = 10^\circ$  において0.3%に過ぎないことが実験から明らかとなった。この悪化は検知性能を損なうものではない。なぜなら、全データ使用時における、履歴使用時と不使用時のROCカーブを比較した場合、前者の検知性能の方が後者を上回っているためである (カーブが左上に行くほど性能がよい)。経験的に、誤対応点の発生確率は数パーセント程度と低く、また、たとえ誤対応点が発生したとしても通常それらは他の対応点よりもはるかに短い時間間隔のみしかトラッキングされない。つまり、複数の誤対応点互いに近傍に存在し、同一の消失点を共有し、類似したTTCを持つことは稀であることに加え、たとえそれらがグループ化されたとしても、それらが長いフレームに渡ってグループ化されることは極めて稀と言える。



## 5. おわりに

車両前方に設置した単眼カメラによって、車両の進路を横断する移動体を検知するアルゴリズムを考案した。本提案手法では車両や歩行者などのパターンマッチングを行うことなしに、透視投影の幾何学的な拘束から移動体の相対的進入角度を計算することにより、進路横断体の検出が可能である。FOEと消失点座標から、移動物体の自転の経路に対する相対的進入角度の推定が可能であることを示し、これに基づいた画像特徴点のグループ化の方法を考案した。

低速走行時の実データを使い、本検出器の性能をROCカーブを描くことで評価した。自転車進路を通過する前の状態にある歩行者は自転車進路を通過した後の状態にある歩行者よりも検知が良好であること、また検知履歴を使った検知方法を試験したところ後者の検知性能を大きく改善できることを確認した。

本手法は、カメラを高解像度化することにより、より高速な自転車速度にも適応可能である。つまり、想定する検知対象の相対的進入角度に割り当てられるピクセルの長さが、FOEと消失点の位置を分離するのに十分であれば、提案する検出原理はそのまま適応可能である。

### <参考文献>

- 1) 佐藤育郎, 山野千晴, 柳川博彦: “車載単眼カメラからの進路横断物体の検知”, 画像の認識・理解シンポジウム (2010), IS1-7.
- 2) I. Sato, C. Yamano, H. Yanagawa, “Crossing obstacle detection with a vehicle-mounted camera,” IEEE Intelligent Vehicles Symposium (2011), pp. 60-65.
- 3) <http://www.itarda.or.jp/> “イタルダ・インフォメーション『低速域歩行者死亡事故の特徴』,”財団法人交通事故総合分析センター, no. 79, May. (2009).
- 4) H. Elzein, S. Lakshmanan, and P. Watta. “A motion and shape-based pedestrian detection algorithm,” IEEE Intelligent Vehicles Symposium (2003) pp. 500-504.
- 5) E. Martinez, M. Diaz, J. Melenchon, J.A. Montero, I. Iriondo, J. C. Socoro, “Driving assistance system based on the detection of head-on collisions,” IEEE Intelligent Vehicles Symposium (2008), pp.913-918.

- 6) K. Yamaguchi, T. Kato, Y. Ninomiya, “Moving obstacle detection using monocular vision,” IEEE Intelligent Vehicles Symposium (2006), pp.288-293.
- 7) P. J. Huber and E. M. Ronchetti, “Robust Statistics, second edition,” John Wiley & Sons, Inc. (2009) .
- 8) Jianbo Shi and Carlo Tomasi. “Good Features to Track,” IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (1994), pp. 593-600.
- 9) B. D. Lucas and T. Kanade, “An iterative image registration technique with an application to stereo vision,” International Joint Conference on Artificial Intelligence (1981), pp.674-679.

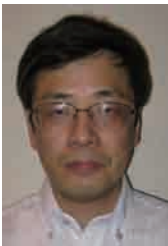
<著 者>



佐藤 育郎  
(さとう いくろう)  
(株)デンソーアイティーラボ  
ラトリ 研究開発グループ  
理学博士  
画像処理を応用した安全支援ア  
ルゴリズムの研究開発に従事



山野 千晴  
(やまの ちはる)  
(株)デンソーアイティーラボ  
ラトリ 研究開発グループ  
センサ信号処理の研究開発に従  
事



柳川 博彦  
(やながわ ひろひこ)  
情報通信機器開発部 第1開発室  
車載カメラを利用した運転支援  
システムの開発に従事