

電気学会論文誌



電子・情報・システム部門誌

Vol.129 No.5 2009

特集：ビジョン技術の新たな潮流

IEEJ
Transactions on
Electronics,
Information and
Systems



社団法人 電気学会

The Institute of Electrical Engineers of Japan

動体の検知と輪郭抽出

正員 横山 正幸* 非会員 Tomaso Poggio**

A Contour-Based Moving Object Detection

Masayuki Yokoyama*, Member, Tomaso Poggio**, Non-member

We propose a fast and robust approach to the detection of moving objects. Our method is based on using lines computed by a gradient-based optical flow and an edge detector. While it is known among researchers that gradient-based optical flow and edges are well matched for accurate computation of velocity, not much attention is paid to creating systems for detecting objects using this feature. In our method, extracted edges by using optical flow and the edge detector are restored as lines, and background lines of the previous frame are subtracted. Contours of objects are obtained by using snakes to clustered lines. The experimental results on outdoor-scenes show fast and robust performance of our method. The computation time of our method is 0.089 s/frame on a 900 MHz processor.

キーワード：動体検知，輪郭抽出，オプティカルフロー，勾配法，背景差分法，スネーク

Keywords: motion detection, contour extraction, optical flow, gradient-based method, background subtraction, snakes

1. はじめに

動体検知は、監視カメラなど多くのカメラシステムのアプリケーションとして利用されている。特に動体検知した領域から顔や車などを識別する場合、識別処理の下位レイヤである動体検知の精度が後段の認識系の処理に大きく影響する。このため、領域判定のための動体検知を精度よく行うことが重要である。特に組込み系のアプリケーションでは、高速に動体検知を行うことも必要とされる。カルマン・フィルタ⁽¹⁾、CAM-Shift⁽²⁾、文献(3)のような動体の追跡手法と比較して、動体検知では対象物体の特徴や位置範囲を指定しないため画像フレーム全体を探索する必要がある。このため動体検知は動体の追跡と比較して一般的に処理量が大きい。

動体検知はコンピュータ・ビジョンにおいて長年研究されてきた分野である。既存の動体検知の手法は、領域ベースの手法と境界ベースの手法の二種類に大別される。また

それ以外にも、あらかじめ何らかの物体や背景のモデルを想定して検知する方法もある。

領域ベースの動体検知手法では、背景差分による手法とオプティカルフローによる手法がポピュラーである。背景差分法では、まず何フレームかの入力画像から背景モデルを計算し、入力画像と背景モデルの差分をとることで動体領域が得られる。この方法は照明の変化に弱く、また例えば木々の葉の領域など、背景の細かい動きも動体として検出されてしまうという問題がある。この問題を解決するために、多くの手法が提案されている⁽⁴⁾⁻⁽⁷⁾。例えば混合ガウス分布を使って背景をモデル化する手法⁽⁵⁾では、局所的な動きの推移も背景モデルに含めることが出来るので、上述した問題を解決するために有効である。しかし背景モデルをより正確に求めようとすると、背景モデルの構築に多くのフレーム数を要する。このためカメラが振動して位置がずれると、再度背景モデルを構築するまでの数秒間は動体検知が出来なくなる。なおオプティカルフローを用いた手法も、照明の変化に弱いという点は同じである。これは、通常オプティカルフローの計算に用いられる制約式が、時間的な照明の変化を考慮していないからである⁽⁸⁾。

一方境界ベースの動体検知手法では、エッジによるオプティカルフロー⁽⁹⁾⁻⁽¹¹⁾、レベルセット⁽¹²⁾、動的輪郭モデル⁽¹³⁾⁻⁽¹⁵⁾を使った手法が提案されている。エッジベースの手法は照明の変化の影響を受けにくいという点でロバスト性が高く、例えば文献(9)では、動エッジを検出する手法の提案と照明の変化に対するロバスト性が示されている。ただ

* ソニー（株）半導体事業本部 LSI 事業部

〒 141-0032 東京都品川区大崎 1-11-1

LSI Business Division, Semiconductor Business Group, Sony Corporation

1-11-1, Osaki, Shinagawa-ku, Tokyo 141-0032

** Center for Biological and Computational Learning, Computer Science and Artificial Intelligence Lab, Brain Sciences Department, Massachusetts Institute of Technology

Cambridge, MA 02139, U.S.A.

し境界ベースの手法のみでは正確に境界を求めるのが難しく、精度を上げるためにはレベルセットや文献(15)のような多くの計算時間を要する処理が必要になる。

本稿では、領域ベースの手法と境界ベースの手法とを効率よく組み合わせることで、精度の高い動体領域の輪郭の検知を実現している。境界(エッジ)の速度情報を求めるのに領域ベースの手法を用いるため精度が良く、かつ照明の変化に対するロバスト性が高い。このためフレームレートが低い環境下においても、照明の変化の影響を受けずに正確に動体を検知できる。また本手法では、連続する2フレームから高速に動体を検知することができる。このため背景モデルを抽出するために数秒程度を要する従来の動体検知手法⁽⁵⁾に比べ、カメラの振動や急激な照明の変化からの復帰が容易である。本稿では、まず2章で勾配法によるオプティカルフローの算出、3章で輪郭抽出と線分補間、4章で実験結果について述べる。

2. オプティカルフロー

本章では、まず勾配法によるオプティカルフローの算出について説明する。二次元画像におけるオプティカルフロー、つまり動きベクトル算出のために、以下の近似式が用いられる。

$$I(\mathbf{x}, t) \approx I(\mathbf{x} + d\mathbf{x}, t + dt) \dots\dots\dots(1)$$

ここで $I(\mathbf{x}, t)$ は時間 t 、位置 \mathbf{x} の画素の輝度である。式(1)では時間 t と $t + dt$ での輝度は同じと仮定している。式(1)をテーラー展開して高次の項を無視すると、式(2)が得られる。

$$\nabla^T I \cdot \mathbf{v} + I_t = 0 \dots\dots\dots(2)$$

ここで $\nabla I = (I_x, I_y)^T$ は一次の空間微分、 I_t は $I(\mathbf{x}, t)$ の時間微分、 $\mathbf{v} = (u, v)^T$ は動きベクトルを表す。動きベクトルは二次元のため、式(2)だけでは動きベクトルを求めるための十分な制約条件が成り立たない。(この問題を「アパチャー問題」と呼ぶ。)式(2)に他の制約式を加えるため、多くの手法がこれまでに提案されてきた。Barronら⁽⁶⁾は、代表的な手法を比較した結果、LukasとKanadeによる手法⁽¹⁸⁾が最も高い精度を得ているとの評価を発表している。この手法では、ある局所領域内の動きベクトルが全て同じと仮定し、式(2)の自乗誤差関数 E が最小となる動きベクトルを求める。

$$E = \sum_{i \in R} |w_i| [\nabla^T I(\mathbf{x}_i, t) \cdot \mathbf{v} + I_t(\mathbf{x}_i, t)]^2 \dots\dots\dots(3)$$

式(3)において R は局所領域(例えば 5×5 の画素ブロック)、 $|w_i|$ は局所領域内の各画素の正の重みを表す。式(3)の誤差 E を最小化するために、 \mathbf{v} に関して式(3)を一次微分する。これにより、以下の $\hat{\mathbf{v}}$ を求める式が導出される。

$$\hat{\mathbf{v}} = -\mathbf{M}^{-1} \mathbf{b} \dots\dots\dots(4)$$

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \sum |w_i| I_x^2 & \sum |w_i| I_x I_y \\ \sum |w_i| I_x I_y & \sum |w_i| I_y^2 \end{bmatrix} \dots\dots\dots(5)$$

$$\mathbf{b} = \begin{bmatrix} \sum |w_i| I_x I_t \\ \sum |w_i| I_y I_t \end{bmatrix}$$

\mathbf{M} は可逆行列である。なお Horn と Schunk⁽¹⁹⁾ は、画像フレーム全体を平滑化する前処理を施し、動きベクトルの検出精度を上げている。

以上が勾配法によるオプティカルフローの原理であるが、上述した手法は全て時間的な輝度変化を無視した式(1)の上になり立っており、照明の変化に弱いという点は解決されていない。そこで本手法では、照明の変化に強い画素に対してのみ勾配法でオプティカルフローを計算し、動体の検知に用いる。照明の輝度変化量を n_t とすると、式(2)は次式のように置き換えられる。

$$\nabla^T I \cdot \mathbf{v} + I_t + n_t = 0 \dots\dots\dots(6)$$

速度 \mathbf{v} は $|I_t + n_t|$ に比例し、 $\nabla^T I$ に反比例する。このため照明の変化量 n_t が大きくても、除数である $\nabla^T I$ が大きければ、 n_t による \mathbf{v} の誤差は小さくなる。つまり、空間的な輝度差の大きな箇所は、勾配法によるオプティカルフロー算出において照明の変化にロバストだということが分かる。なお Simoncelli ら⁽²⁰⁾ は、勾配法によるオプティカルフローの信頼度が式(5)の \mathbf{M} の対角成分の和、つまり空間的な輝度差に非線形に比例することを実験的に示している。

3. 提案手法

本手法では、以下の処理フローにより動体の輪郭抽出を実現する。

- (1) 動領域エッジを検出する。
- (2) エッジ線分を復元し、背景差分をとる。これにより、より精度の良い動エッジを抽出する。
- (3) 動エッジをクラスタリングし、オブジェクトごとにグループ化する。
- (4) 動的輪郭モデルにより、各オブジェクトの輪郭を抽出する。

領域ベースまたは境界ベースどちらか一方のみを重視した従来手法では、ノイズ耐性が低い、または誤検出が多いといった問題があった。例えば文献(9)では、各画素の輝度の履歴を保持し、時間方向に二次微分してゼロ交差する箇所を動エッジとして検出している。この手法は時間微分した値を検出に用いているため照明の変化にロバストだが、空間方向の近傍画素の情報を使わないため、検出結果の精度が悪い。本手法では、動エッジの検出に領域ベースの手法⁽¹⁸⁾と境界ベースの手法⁽²¹⁾とを組み合わせ、エッジ周辺の近傍画素の情報も動き検出に使用し、動エッジ検出の精度を上げている。また動エッジを精度良く検出できるため、後段のノイズ除去やクラスタリング処理に重い処理を

用いる必要がなく、高速に精度良く動体を検出することが出来る。

以下、本手法の各ステップについて説明する。

〈3・1〉 動領域エッジの検出 本稿による手法では、信頼度の高い動領域を検出するために、まず前章で説明した Lukas と Kanade⁽¹⁸⁾ による勾配法で各画素の動きベクトルを算出し (図 1(b)), 動きベクトルの大きさとエッジ強度がともに一定値以上の領域を抽出する (図 1(c))。エッジ検出には, Canny⁽²¹⁾ によるエッジ検出器を用いた。Canny によるエッジ検出器では, エッジ方向と, 近傍画素のエッジ強度との相関度から, 最終的なエッジを 1 ピクセル幅の線分で得ることができる。

〈3・2〉 線分の復元と背景差分 前ステップによって求めた動エッジの線分は, 主にオプティカルフローの局所性により, 以下の二種類の誤検出要因を含む。

(1) 局所領域内に動きを求めるための情報が存在しない。(アパチャー問題。例えば, 局所領域内で水平バーが水平に移動する場合など)

(2) 局所領域内に, 動エッジと静止エッジが混在する。これらの誤判定により, 検出された動エッジは断片化されてしまう (図 1(c))。線分が断片化されたままでは輪郭の抽出に都合が悪いので, 線分を復元する。前ステップでの Canny によるエッジ検出器⁽²¹⁾ によって 1 ピクセル幅の線分が既に得られているので, 後は動エッジの端点同士が接続されていてかつ交点を含まない線分を動エッジとして再検出してやればよい。この復元処理により, 動領域のエッジをより鮮明に得ることができる (図 1(d))。

しかし復元された線分は動エッジのみでなく, 次の理由により背景エッジをも含んでしまう可能性がある。

(1) 反射光がしばしば動エッジとして誤検出される。反射光による誤検出は, 例えばビルの角部分や波などに現れる。

(2) オプティカルフロー計算時の局所領域に動体と背景とが混在する場合, 動体周囲の背景エッジが誤検出される。

上述したノイズは, 動画シーケンス中の直前フレームで求めた背景エッジとの背景差分をとることで除去できる (図 1(e))。(ただし, 例えば波のように変形する物体の反射光によるノイズを取り除くことはできない。) 復元された線分 S_{mv} を画素の集合 $\{p_1, \dots, p_n\} \in S_{mv}$ とし, 直前フレームの背景エッジの集合を S_{bg} とすると, S_{mv} が一定数以上の背景エッジを含む場合, その線分を誤検出された背景エッジとして除去する。つまり,

$$\sum_{k=1}^n b_k > \mu, \dots \dots \dots (7)$$

ここで $\mu (0 \leq \mu \leq 1)$ は定数で, b_i は次式で定義される。

$$b_i = \begin{cases} 1 & \text{if } p_i \in S_{bg} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \dots \dots \dots (8)$$

〈3・3〉 クラスタリング 最終的な動体の輪郭を得る

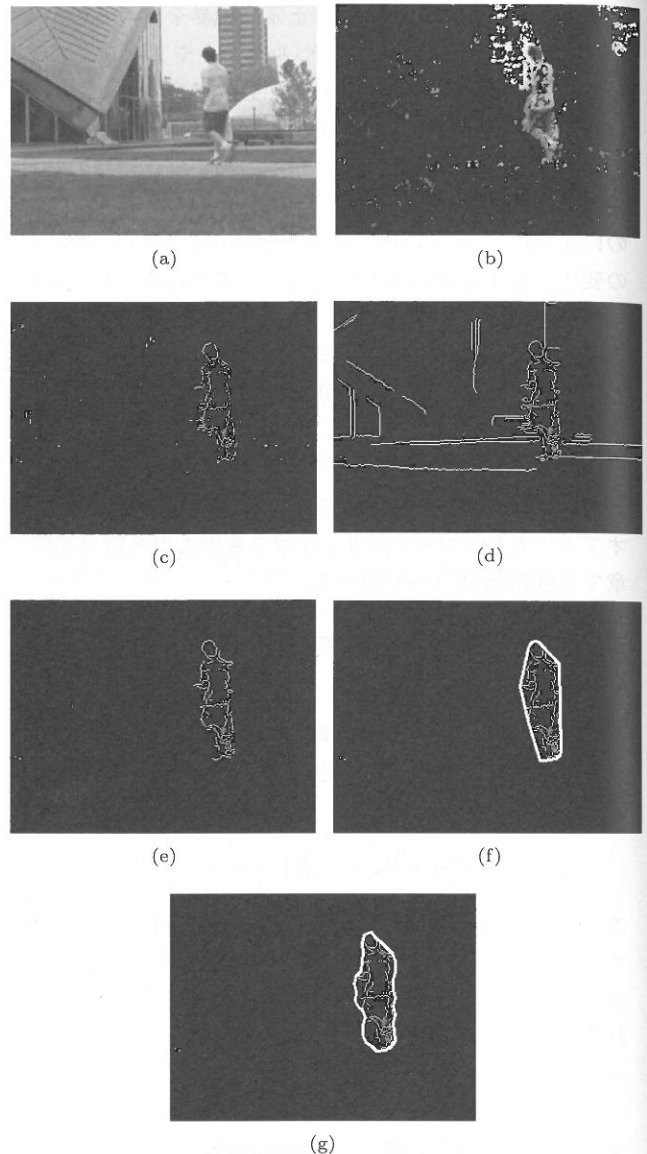


Fig. 1. The flow of detection of moving objects. (a) Original image. (b) Moving region by optical flow. (c) Moving edges. (d) Restored lines. (e) Background lines of the previous frame are subtracted. (f) Convex hull. (g) Finally detected contours.

ために, 前ステップにより得られた線分同士をクラスタリングする。線分のクラスタリングには, 各線分の速度と線分間の距離による NN(Nearest-Neighbor) 法を用いる。次式を満たすとき, 二つの線分 $\{p_1, \dots, p_m\} \in S_1$ と $\{q_1, \dots, q_n\} \in S_2$ とを同じグループとみなす。

$$\begin{aligned} \min_{i \in \{1, \dots, m\}, j \in \{1, \dots, n\}} \{ |x_{p_i} - x_{q_j}| + |y_{p_i} - y_{q_j}| \} &\leq \alpha_d \\ \min_{i \in \{1, \dots, m\}, j \in \{1, \dots, n\}} \{ |u_{p_i} - u_{q_j}| \} &\leq \alpha_u \\ \min_{i \in \{1, \dots, m\}, j \in \{1, \dots, n\}} \{ |v_{p_i} - v_{q_j}| \} &\leq \alpha_v \end{aligned} \dots \dots \dots (9)$$

ここで (u_p, v_p) は位置 (x_p, y_p) の画素 p の動きベクトルを表す。また $\alpha_d, \alpha_u, \alpha_v$ は閾値定数である。

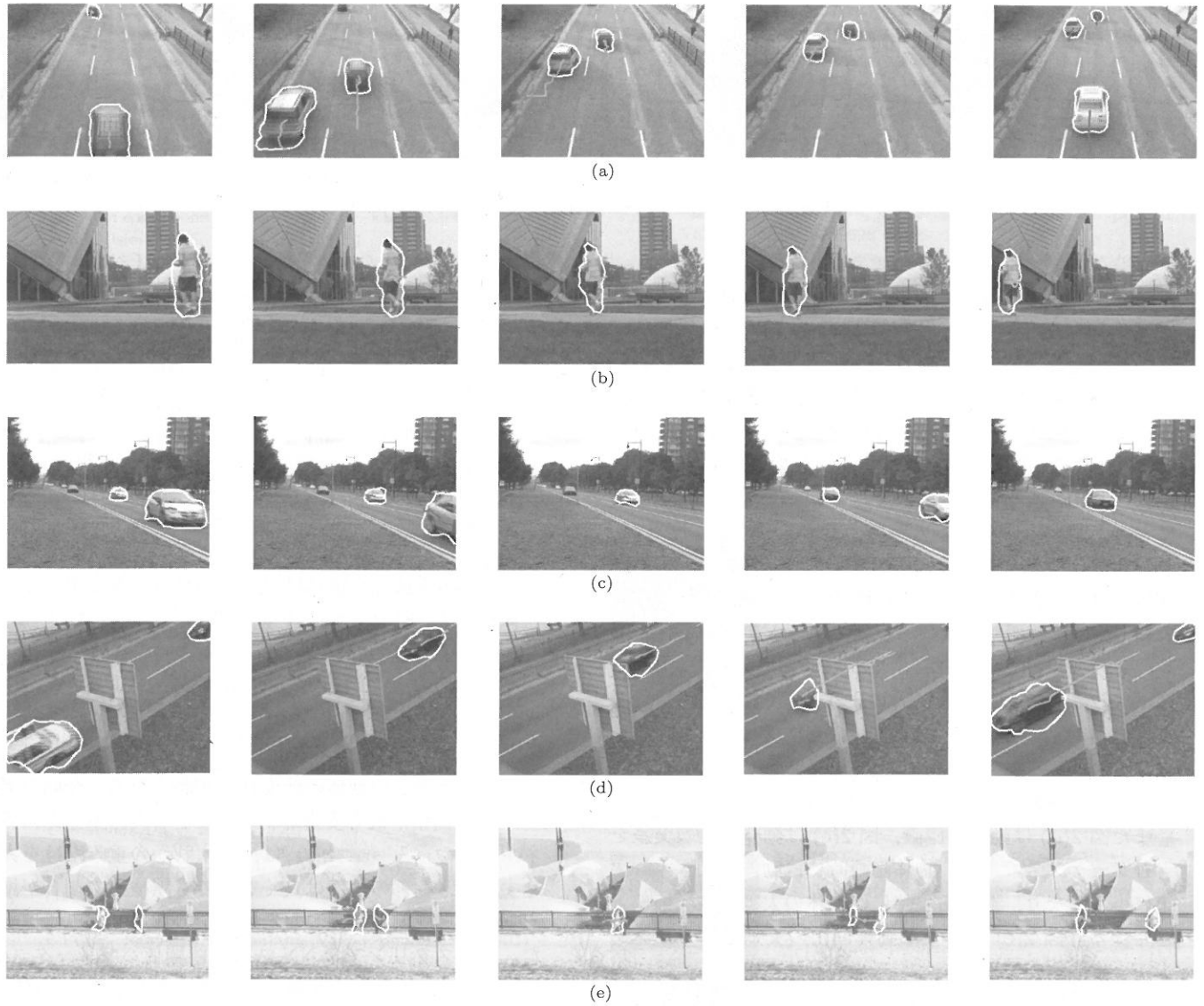


Fig. 2. Results of the detection. (a) car1. (b) pedestrian1. (c) car2. (d) car3. (e) pedestrian2.

NN法は、ノイズの少ない環境下では、物体同士が交差する場合を除いては最も精度が高いクラスタリング手法であることが知られている⁽²²⁾。本手法では前ステップにおいて多くのノイズが除去されているため、クラスタリング手法にNN法を用いることにした。

〈3・4〉 動的輪郭モデルによる輪郭抽出 本手法では、動的輪郭モデルの代表的な手法であるスネーク⁽¹³⁾⁽²²⁾を用いて、前ステップまでに求めた線分のグループから輪郭を抽出する。スネークでは、エネルギー関数を最小化するように輪郭の位置を移動していく。輪郭を複数の離散点の集合 $\{p_1, \dots, p_N\} \in S$ で定義し、次式のエネルギー関数を最小化する。

$$E = \sum_{i=1}^N (\alpha_i E_{cont} + \beta_i E_{curv} + \gamma_i E_{image}) \dots \dots (10)$$

ここで E_{cont} は輪郭の連続性を表すエネルギー、 E_{curv} は輪郭の滑らかさを表すエネルギー、 E_{image} は輪郭がエッジ

付近にあることを表すエネルギー、 $\alpha_i, \beta_i, \gamma_i \geq 0$ は各エネルギーの重みを表す。輪郭を構成する点 p_i における各エネルギーは、次式によって求められる。

$$\begin{aligned} E_{cont} &= \|p_i - p_{i-1}\|^2 \\ E_{curv} &= \|p_{i-1} - 2p_i + p_{i+1}\|^2 \dots \dots \dots (11) \\ E_{image} &= -\|\nabla I_{p_i}\| \end{aligned}$$

∇I_{p_i} は p_i の位置での輝度の空間微分値を表す。なおスネークを計算するためには輪郭の初期位置が必要になる。本手法では線分のグループから輪郭の初期位置を求めるために、凸法 (convex hull) と呼ばれる手法⁽²³⁾を用いている (図1(f))。凸法とは、ある点の集合に対し、その集合上の点同士を結ぶ線分で構成する、全ての点を含む凹みのない多角形を得る手法である。

4. 実験結果

主にノイズの多い屋外の環境下において、車 (図2(a)),

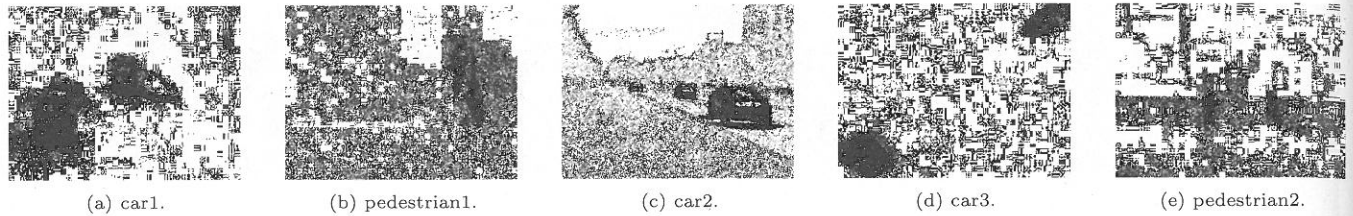


Fig. 3. Illumination changes (shown as black parts).

(c), (d)), 歩行者 (図 2(b), (e)) を中心に, カメラ視点を変えて多くの動画シーケンスについて動体の輪郭抽出を行った。図 2 のシーケンスでは, 空, 草木, 建物, 雪などにより, 反射光, 照明の変化, 背景物体の動きなどが含まれる。例えば図 2(a), (d) の画像は路面反射光, 図 2(b), (c) では空の輝度のゆらぎや草木の動きと反射光, 図 2(e) は雪面の反射光を含んでおり, いずれのシーケンスも動体検知にとって誤検出要素の多い環境のものを選んだ。図 3 に, 各シーケンスごとに連続する 2 フレーム間で輝度差のある箇所を黒色で表示した。例えば図 3(a) では車の影, (b) および (c) では地面や背景物の反射のゆらぎがフレーム間の輝度差の要因となっている。このような環境下では, 領域ベースの手法だけでは図 1(b) のように多くのノイズを含んでしまうが, 本手法では領域ベースと境界ベースの手法を組み合わせることで, 照明の変化の影響を受けずに動体の検知とその輪郭を抽出することができている。

また図 2(d) は動体の隠蔽, 図 2(e) は動体同士の交差を含むシーケンスである。物体隠蔽時には動体の大きさは次第に小さくなり, 逆に出現時には動体の大きさは次第に大きくなる。図 2(e) のような動体同士の交差では, 動体同士が一定距離内に近づくと, 二つの動体が併合して一つの動体として検出される。動体同士の距離差が大きくなると, 再び分離して二つの動体として検出される。

各動画で検知されたエッジの構成を表 1 に示す。表 1 では, 検知された動体のエッジ (Objects), 除去された静止エッジ (Masked Edges), 背景差分により除去されたエッジ (Background Edges), その他動体の大きさが小さすぎることにより除去されたエッジ (Others) それぞれを画像中に含む割合を表している。クラスタリングまでに除去されなかった誤検出エッジ (Others) の割合がいずれのシーケンスにおいても 0.0-0.4% と少ない値を示している。

今回は, QVGA(320x240) の動画を Pentium-M 900 MHz プロセッサ, 512MB メモリ の環境で本手法をテストした。平均計算時間は 0.089 秒/フレームであり, モバイル機器向けのプロセッサで 11fps 程度で処理できる。他の手法では, 例えば文献 (24) の手法では, 128x128 の画像 1 フレーム中の動体の輪郭抽出に 15 秒から 1 分 16 秒を要している (299MHz CPU, 128MB メモリを使用)。文献 (24) では測地的動的輪郭やレベルセットを動体の輪郭抽出に応用しているが, 本手法の方がより高速に輪郭を抽出でき, リアルタイム処理に適していると言える。

Table 1. The Composition of Edges(%).

	Objects	Masked Edges	Background Edges	Others
(a)	11.9	74.2	13.5	0.4
(b)	4.0	78.7	17.2	0.0
(c)	5.3	90.1	4.5	0.1
(d)	9.0	78.1	12.6	0.3
(e)	1.7	88.7	9.6	0.0

なお, 本手法の実験には以下のパラメータを用いた。

- 勾配法ブロックサイズ = 5x5
- $\mu = 0.5$ (式 (7))
- $\alpha_d = 17, \alpha_u = 1.0, \alpha_v = 1.0$ (式 (9))
- $\alpha = \beta = \gamma = 1.0$ (式 (10))

勾配法のブロックサイズは小さすぎると情報量が少なく, 大きすぎると小さい動体の検出精度が悪くなる。今回の実験では 5x5 画素が最も妥当と判断した。またスネークの各エネルギーの重み (α, β, γ) は, いずれかの重みだけを大きくすると, 輪郭の精度は良くなっても誤検出の割合が増加するといった問題が生じたため, 全て均等の重み付けとした。クラスタリングの NN 法の距離閾値パラメータ ($\alpha_d, \alpha_u, \alpha_v$) は, 被写体の距離と大きさに応じて変える必要がある。本実験では, 被写体の大きさが歩行者や車程度, 被写体までの距離がある程度遠い (3m 以上) ことを想定したパラメータ設定としている。背景エッジ除去の閾値 (μ) については, $\mu = 0.5$ に近い値とすることで, どのベクタでも多くの背景エッジを除去できた。

5. おわりに

本稿では, 動体検知と輪郭抽出の手法を提案した。既存の動体検知は矩形や楕円で動体領域を検知する手法が多いが, 本手法では輪郭を抽出することで, 動体のより正確な情報を取得することを可能にした。また実験により照明の変化の多い環境下でのロバスト性を示すとともに, 高速に計算可能な処理であることを実証した。本手法を応用することで, 屋外のような照明の変化が多い環境下でも, 動体の検出を精度良く行える。また連続する 2 フレームのみを用いて処理できるため, 背景モデルの構築に数秒程度の時間を要する一般的な背景差分法よりも振動に対してロバストである。

(平成 20 年 9 月 24 日受付, 平成 20 年 12 月 16 日再受付)

文 献

- (1) R. E. Kalman: "A new approach to linear filtering and prediction problems", *Trans. ASME - J. Basic Engineering*, Vol.82, pp.35-45 (1960-3)
- (2) G. R. Bradski: "Computer vision face tracking for use in a perceptual user interface", *Intel Technology Journal* (1998)
- (3) M. Isard and A. Blake: "Contour tracking by stochastic propagation of conditional density", In *Proc. European Conf. Computer Vision*, 1996, pp.343-356 (1996)
- (4) L. Li, W. Huang, I. Y. H. Gu, and Q. Tian: "Foreground object detection in changing background based on color co-occurrence statistics", in *Proc. IEEE Workshop on Applications of Computer Vision* (2002)
- (5) C. Stauffer and W. E. L. Grimson: "Adaptive background mixture models for real-time tracking", in *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition* (1999)
- (6) A. Mittal and N. Paragios: "Motion-based background subtraction using adaptive kernel density estimation", in *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol.2, pp.302-309 (2004)
- (7) A. Elgammal, D. Harwood, and L. Davis: "Non-parametric model for background subtraction", in *Proc. European Conf. Computer Vision*, Vol.II, pp.751-767 (2000-5)
- (8) J. L. Barron, D. J. Fleet, and S. S. Beauchemin: "Performance of optical flow techniques", *Int'l J. Computer Vision*, Vol.12(1), pp.43-77 (1994-2)
- (9) J. H. Duncan and T.-C. Chou: "On the detection of motion and the computation of optical flow", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.14, No.3, pp.346-352 (1992-3)
- (10) V. Caselles and B. Coll: "Snakes in movement", *SIAM J. Numerical Analysis*, Vol.33, pp.2445-2456 (1996)
- (11) S. S. Beauchemin and J. L. Barron: "The computation of optical flow", *ACM Computing Surveys* (1995)
- (12) J. Sethian: "Level set methods and fast marching methods", *Cambridge Univ. Press* (1999)
- (13) M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos: "Snakes: Active contour models", *Int'l J. Computer Vision*, pp.321-331 (1988)
- (14) D. Cohen: "On active contour models and balloons", *CVGIP: Image Understanding*, Vol.53, pp.211-218 (1991)
- (15) V. Caselles, R. Kimmel, and G. Sapiro: "Geodesic active contours", in *Proc. IEEE Int'l Conf. Computer Vision*, pp.694-699 (1995)
- (16) L. Qiu and L. Li: "Contour extraction of moving objects", in *Proc. IEEE Int'l Conf. Pattern Recognition*, Vol.2, pp.1427-1432 (1998)
- (17) N. Paragios and R. Deriche: "Geodesic active contours and level sets for the detection and tracking of moving objects", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.22, No.3, pp.266-280 (2000-3)
- (18) B. D. Lucas and T. Kanade: "An iterative image registration technique with an application to stereo vision", in *Proc. Int'l Joint Conf. Artificial Intelligence*, pp.674-679 (1981)
- (19) B. K. P. Horn and B. G. Schunk: "Determining optical flow", *Artificial Intelligence*, Vol.17, pp.185-203 (1981)
- (20) E. P. Simoncelli, E. H. Adelson, and D. J. Heeger: "Probability distributions of optical flow", in *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pp.310-315 (1991)
- (21) J. Canny: "A computational approach to edge detection", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.8, No.6, pp.679-698 (1986-11)
- (22) E. Trucco and A. Verri, *Introductory Techniques for 3-D Computer Vision*, Prentice Hall (1998)
- (23) J. Sklansky: "Measuring concavity on a rectangular mosaic", *IEEE Trans. Computers*, No.12, pp.1355-1364 (1972-11)
- (24) N. Paragios and R. Deriche: "Geodesic active contours and level sets for the detection and tracking of moving objects", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.22, No.3, pp.266-280 (1986-11)

横山正幸 (正員) 2000年早稲田大学大学院電気・電子情報学修士課程修了。同年ソニー(株)入社。以後低消費電力向けLSIやコンパイラ、アプリケーションの開発に従事。2004年から2005年にかけてマサチューセッツ工科大学CBCL(Center for Biological and Computational Learning)に客員研究員として在籍。現在ソニー(株)半導体事業本部において、組み込みシステム向けの画像処理アプリケーションとプラットフォームLSIの開発に従事。



Tomaso Poggio (非会員) マサチューセッツ工科大学(MIT)のBCS(Brain and Cognitive Sciences), McGovern Institute, CSAIL(Computer Science and Artificial Intelligence Lab.)においてEugene McDermott Professorを務める。また同MITのCBCL(Center for Biological and Computational Learning)でディレクターを務め、特に視覚野における生物の学習機能について生体的、工学的に研究。研究プロジェクトは統計学習の理論、コンピュータ・ビジョン、CG、UI、機械学習システム、バイオインフォマティクス、ニューロサイエンスなど多岐の分野に及び、数多くの成果を上げている。

