

動画像からの動物体の発見と追跡

嶺 直道 八木 康史 谷内田 正彦
大阪大学基礎工学部情報工学科

近年ハードウェアの低コスト化、高速化にともない、大量のメモリや高速の演算を必要とする動画像処理が盛んに研究されるようになってきた。動画像処理の前処理のうち本報告では、動画像から動領域を検出する方法として、動領域の存在する画像と背景画像との差分画像に、動領域の存在する画像の微分画像を結合させ、よりよい動領域抽出を行なう方法を提案する。これにより、ほぼ動領域を正確に検出できた。

また、連続差分画像を用いることにより、効率的にオプティカル・フローを求める方法を提案する。この方法を用いることにより信頼性の高い結果を得た。

Finding and tracking moving objects from image sequences

Naomichi Mine, Yasushi Yagi and Masahiko Yachida
Department of Information & Computer Sciences
Osaka University
1-1 Machikaneyama-cho, Toyonaka, Osaka 560, Japan

In this paper, we propose two methods for dynamic scene analysis; 1) separating moving objects from the background, and 2) tracking moving objects in consecutive images. By taking subtraction between an input image including moving objects and a background image, it is easy to find candidate regions of moving objects, but it cannot find moving regions precisely. Thus, we propose a method for detecting the precise moving regions and their boundary by integrating subtraction between two images. Next, we propose a method for tracking moving objects and computing optical flows. The corresponding points in consecutive images are found by the correlation in the restricted search field. The subtracted region between consecutive two images moves at the same speed as the object image. Thus, in order to estimate optical flows efficiently, the search field is determined by the velocity of objects in consecutive subtracted images.

1. まえがき

近年ハードウェアの低コスト化、高速化にともない、大量のメモリや高速の演算を必要とする動画像処理が盛んに研究されるようになってきた。われわれ人間は、テレビを見たときに、画面上での“見かけ”の形や動きから、もとの3次元空間における形状や動きを頭に描くことができるが、このような人間の持つ高度な画像理解の能力をいかにしてコンピュータで実現するかという研究が動画像理解である¹⁾。

動画像理解を行なう際には、以下の3つの基本的な処理が必要である。(1)動画像中から動領域を抽出する処理、(2)動領域が2次元画像中でどのような動きをするかを追跡する処理、(3)2次元画像中の動きから3次元空間中の動きを推定する処理。

本報告では、このうち(1)と(2)の処理について述べる。(1)では、動領域の写っている画像(以下、物体画像と呼ぶ)と背景画像との差分を取る方法が従来からある²⁾。我々は、この方法に物体画像の微分画像を結合させる事により、よりよい動領域抽出を行なう方法を提案する。また、(2)では、従来から移動物体の対応付けを行なう方法として、基準となる画面上で特徴的な点を選び出し、次の画面上でその点に対応する点を選び出す方法がある³⁾。この際の次画面での探索範囲を限定する方法として、各画面間での連続する差分画像を用いる方法を提案する。

2. 微分画像と差分画像の結合による動領域抽出法

2-1. 微分画像と差分画像の結合

侵入監視等の固定カメラを用いた視覚システムでは、背景が一定の場合が多い。従ってあらかじめ背景画像を撮像しておき、この画像と検出したい物体を含む物体画像との差分をとることで、容易に動領域を検出する事ができる²⁾。しかし、この方法では、背景と動物体との明るさが類似している部分では、差分値が小さく動領域として検出されず、虫食いのある結果が得られることがある。そのため、正確な動領域の検出は困難である。

そこで我々は、この虫食いをうめ、しかも正確な輪郭を保った動領域を得るため、物体画像の微分画像を利用する方法を提案する。空間微分オペレーターをほどこした微分画像は、動物体の輪郭エッジをあらわしているのので、差分処理により検出された動領域は、輪郭エッジの内側となる。そこで、虫食いのある動領域をこのエッジにあたるまで膨張させれば、エッジ位置の正確な動領域が検出できる。

2-2. 処理の手順

処理の手順を以下に示す。

- (1) 物体画像に空間微分オペレータをほどこして、微分画像を得る。
- (2) 物体画像と背景画像との差分をとり2値化することにより、動領域を得る。
- (3) (2)で求めた動領域を数回収縮させる。このことにより小さな雑音を消し、動領域を輪郭エッジの内側にくるようにする。
- (4) (2)で求めた動領域を数回膨張させ、その領域内に入る輪郭エッジのみを取り出す。このことにより動領域の輪郭エッジのみをとりだす。
- (5) (3)で求めた動領域を数回膨張させる。この際、輪郭エッジに動領域がぶつかった場合には、その点からの膨張は行なわない。

しかし、エッジが得られない部分では、領域もれが発生する問題点が生じる。そこで、輪郭エッジは連続した閉ループを描くと仮定し、エッジにぶつかった部分(画素)がある場合はその近傍ではとびぬけて領域が変化することはないと仮定し、膨張を中止する。

2-3. 実験結果及び検討

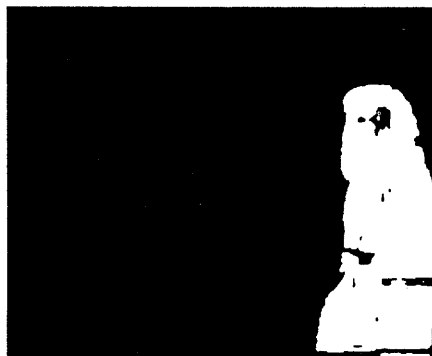
本実験では512×432(pixel)点、各点256階調の白黒濃淡画像を用いた。上記(3)での収縮回数は3回、(4)での膨張回数は3回、(5)での膨張回数は15回とした。また、空間微分オペレーターにはCanny filterを採用した³⁾。

実験の結果を図2.1に示す。この方法を用いることにより、動領域の虫食いは埋めることがで

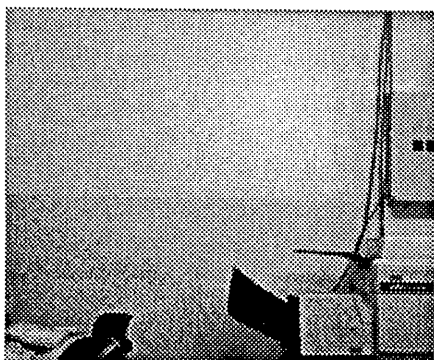
き、ほぼ動領域を正確に検出できた。



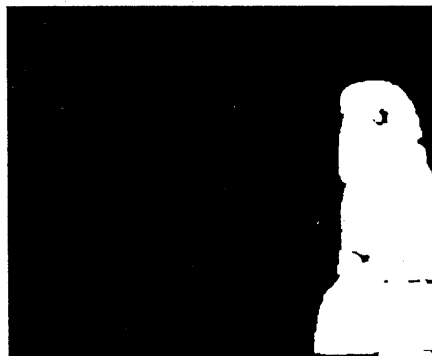
(a) 物体画像



(d) (a)と(b)の差分画像を2値化したもの



(b) 背景画像



(e) (d)を3回膨張させたもの

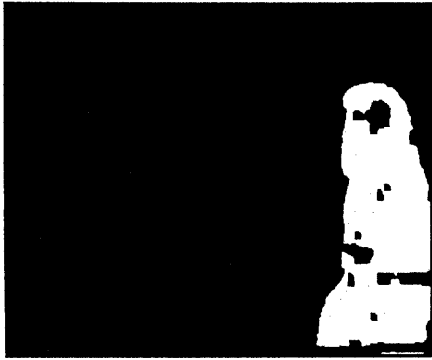


(c) (a)にCanny filterをかけた2値化したもの

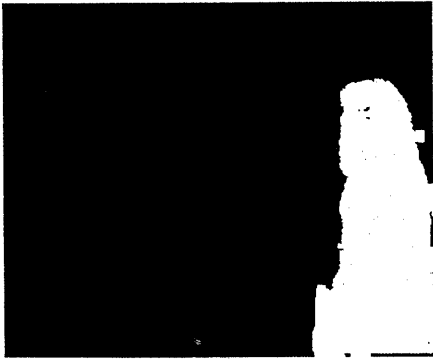


(f) (c)と(e)から、輪郭エッジを取り出したもの

図2.1 微分画像と差分画像の結合



(g) (d)を3回収縮させたもの



(h) (g)を(f)に当たるまで膨張 (max15回)



(i) 結果

図 2. 1 微分画像と差分画像の結合

3. 連続差分画像を用いた、オプティカル・フロー生成法

動画像間での物体のオプティカル・フローを求める方法に現在の画面上で特徴点を求めて、その特徴点に対応する点を次の画面上で見つける方法がある^{3) 4)}。しかし、この方法では、次画面上での探索範囲が画面全体におよぶと時間的効率が悪く、しかも偽の対応付けが生じる可能性が高い。そこで我々は、連続する画像間の差分画像を利用して、次画面での探索範囲を限定し、オプティカル・フローを効率的に検出する。

3-1. 運動追跡

1つの剛体が3次元空間内を運動している場合を考える。図3.1に示すように連続画像が密にサンプリングされていると仮定すると、連続する差分画像を時間順に並べると、差分領域は、動物体の動きと同じ動きをする。しかも、差分領域は連続したものとして得られる。このことから、動物体の移動ベクトルを予想する。この予想移動ベクトルを求める方法は、次節で詳しく説明する。

また、図3.2に示すように差分領域の周辺には、動物体の輪郭エッジが存在する。このため、輪郭エッジ上の点は、連続差分領域から予想した移動ベクトルに類似した移動成分をもつ。

従って、動物体の輪郭エッジ上でのオプティカル・フロー抽出は、次画面での対応点の探索範囲を連続差分画像から予想した移動ベクトルの近傍の領域に限定することにより求める。

動画像の場合、2点間の対応付けには幾何学的拘束条件がないため、物体の角のような強い特徴を見つけ、特徴形状の類似度から対応付けを行なう必要がある。今回、特徴点抽出法として、MoravecのInterest operatorを利用した⁶⁾。また、対応付けの方法としては、Bameaらによって提案されたS.S.D.A (残差逐次検定法)を用いた⁷⁾。この方法は、各画素ごとの差の絶対値の和 (残差)を対応付けの尺度として用いる手法である。このため、計算時間が加算だけであり処理時間が短縮できる。実際には15×15(pixel)の大きさのウィンドウをテンプレートとして、対応付けを行

なった。

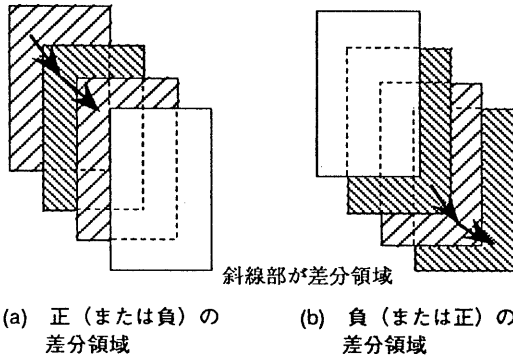


図 3. 1 動物体の大局的な動き

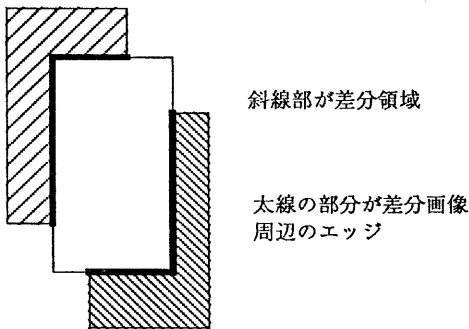


図 3. 2 差分画像周辺の輪郭エッジ

3.2 連続差分画像による移動ベクトルの予想

この節では、対応付けの探索範囲を限定するために必要となる予想の移動ベクトル推定方法について述べる。

動物体の動きに対して画像間でのサンプリング時間が十分密な時、連続画像間での動きは局所的に類似する。このため、3枚の連続する画像を考えた場合、1-2枚目間の差分画像と2-3枚目間の差分画像を取ると、同一の動きをする物体では、形状及び面積等の類似した差分領域が連続してえられる (図3.1)。

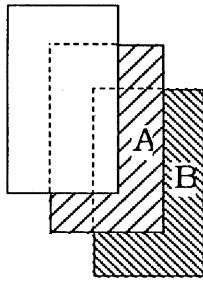
従って、得られた差分領域間の移動ベクトルは、物体の動きに類似していると思われる。

実際の処理の手順を以下に示す。

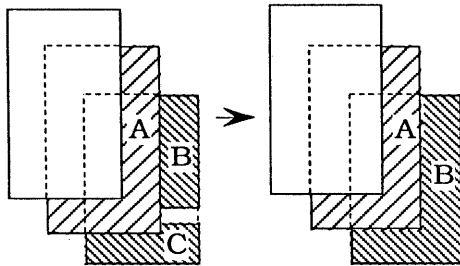
- (1) 連続する3枚の画像を用い、1-2枚目間

および2-3枚目間で差分を取る。この際、正の値を取る画像と負の値を取る画像を区別しておく。すなわち、ここで4枚の差分画像が得られる。

- (2) (1)で得られた正の値を取る2枚の差分画像を2値化して、各領域にラベル付けを行なう。
- (3) 各領域に対して面積、フィル径および重心を求めておく。
- (4) 2枚の差分画像を比べ、領域が連続していて1対1に対応しているしかもフィル径及び面積が類似しているものに関しては、同一物体の移動領域であるという認識を行ない、重心間を結ぶ事により、動物体の予想の移動ベクトルとする。しかし、領域が1対1に対応するとは限らない。2値化の閾値の関係上本来1つの差分領域が複数の領域に分裂する場合がある。1つの領域に複数の領域が対応する場合には、複数の領域を1つの領域とした上で、(3)以降の処理を再度おこなう (図3.3)。
- (5) (2)から(4)までの処理を負の値を取る2枚の差分画像についても行ない、動物体の予想の移動ベクトルを抽出する。



(a) 連続領域が1対1に対応する場合



領域統合が行なわれる

(b) 連続領域が1対1に対応しない場合

図 3. 3 領域統合

3.3 対応付けにおける探索範囲の限定

現在の画面上で、3.3節で述べた方法により、ある特徴点での移動ベクトルが予想されるため次画面でのおおよその対応位置が予測できる。さらに、特徴点としては物体の輪郭エッジ上の点を利用しているため、次画面での対応点も輪郭エッジ上の点としてあらわれる。このため、探索範囲は、予測点の近傍でかつ輪郭エッジ上の点として限定できる。

3.4 輪郭エッジの抽出

3.4節で動物体の輪郭エッジを利用しているが、ここでは動物体の輪郭エッジのみを抽出するために現在の画面のエッジ画像とその前後の画面のエッジ画像の合計3枚のエッジ画像を用いた。現在の画面のエッジ画像と前の画面のエッジ画像の正の差分画像を2値化したものと、現在の画面のエッジ画像と次画面のエッジ画像の正の差分画像を2値化したものの論理積を取る事により、動物体のエッジ画像のみを取り出す事ができる。

3.5 実験結果及び検討

本実験では512×432(pixel)点、各点256階調の白黒濃淡画像を用いた。図3.4に実験結果を示す。図3.4(a),(b),(c)と連続する3枚の画像から、(a)から(b)への移動ベクトルを求めた。まず、それぞれ連続する2画面間で差分を取って移動領域を出しておく。これらの移動領域を重ね合わせ連続領域を見つけだす(図3.4(d),(e))。連続した領域間で移動ベクトルを求め、さらに移動領域近傍のエッジ上で、特徴点を見つけだす。図3.4(f)は、特徴点からの予想される移動ベクトル及びその探索範囲を示したものである。実際には、探索範囲には30×30(pixel)のウィンドウ内のエッジ上を対応点の候補領域とした。図3.4(g)が最終的な結果であり、対応位置が検出された。比較のため図3.4(h)に、探索範囲を全画面にした場合の結果を示す。図3.4(h)の向かって左の頭部のオプティカル・フローの抽出に失敗している。しかし、図3.4(g)では同位置のオプティカル・フロー抽出に成功している。また、探索を全画面にした場合の探索時間は約0.85秒であるのに対し、探索範囲を限定した場合は約0.08秒と改善された。

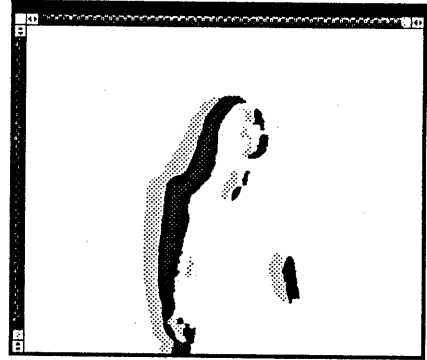


(a) 画像1

図 3. 4 オプティカル・フローの抽出



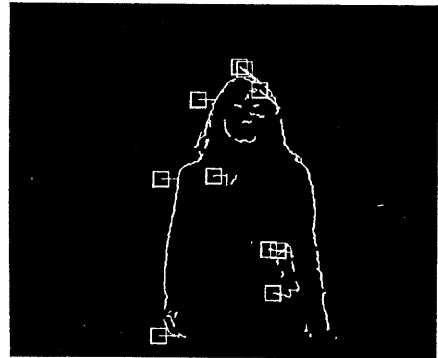
(b) 画像2



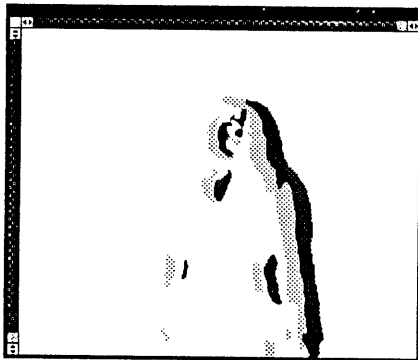
(e) 差分画像の重ね合わせ (負の領域)



(c) 画像3



(f) 特徴点と予想の移動ベクトル



(d) 差分画像の重ね合わせ (正の領域)



(g) オプティカル・フロー
(探索範囲限定を行なった場合)

図 3. 4 オプティカル・フローの抽出



(h) オプティカル・フロー
(探索範囲限定を行わない場合)

図 3. 4 オプティカル・フローの抽出

4. 結論

本論文では、前半部でよりよい動領域を検出するために、差分画像に微分画像を結合させた。これにより動領域の虫食いは埋めることができた。また後半部では、差分画像間の移動ベクトルと微分画像を結合することにより、オプティカル・フローを求める際の探索範囲を減らすことができ、信頼性の高い結果を得た。今後は複数の異なった移動物体が存在する環境下で各々のオプティカル・フローを抽出する方法について検討し、さらに得られたオプティカル・フローから3次元運動を復元する予定である。

なお、本研究は文部省科学研究費重点領域「知識科学」の援助を受けた。

参考文献

- 1) 谷内田 "多重画像を利用したシーンの理解" 情報処理学会誌Vol.24, No.12, pp.1429-1436, 1983
- 2) 谷内田 "ロボットビジョン" 昭晃堂, 1990
- 3) H.P.Moravec "Obstacle avoidance and navigation in real world by a seeing robot rover", Stanford Artificial Intelligence Laboratory Memo AIM-340 Sept.,1980
- 4) L.Derschler and H.H.Nagel "Volumetric model and 3D-trajectory of a moving car derived from

monocular TV-frame sequence of a street scene", Proc. of 7th Inter. Joint Conf. Artificial Intelligence, pp.692-697, 1981

- 5) J.Canny "A Computational Approach to Edge detection", IEEE Trans, Vol.PAMI-8, No.6, pp.679-698, 1986
- 6) H.P.Moravec "The Stanford Cart and The CMU Rover", Proc.IEEE, Vol.71, No.7, pp.872-884, 1983
- 7) D.J.Barnea & H.F.Silverman "A class of algorithms for fast digital image registration", IEEE Trans. on Computers, Vol.C-21, No.12, pp.179-182, 1972