

1 画素マッチングによる動き検出と奥行き推定

小林 富士男* 小林 宏次† 豊田 正樹‡
森 克己* 服部 進* 坪井 始* 田中 始男*

The Motion Detection of the Object Using Pixel-Wise Matching and Estimation of Depth

Fujio KOBAYASHI* Koji KOBAYASHI† Masaki TOYOTA‡
Katsumi MORI* Susumu HATTORI* Hajime TSUBOI* Motoo TANAKA*

ABSTRACT

The detection of motion information is a fundamental research in the field of computer vision or moving picture analysis. In this paper, the precisely detecting method of optical flow is described. First, the optical flow constraint of gradient is calculated and optical flow vector is estimated using the pixel-wise matching procedure. Next, motion of the object is approximated using the parameter of affine-model. The use of this parameter improves the precision of optical flow. The validity of this method is confirmed by computer simulation. It is also examined that this method is further applied to the estimation of distance in depth.

キーワード: オプティカルフロー, 勾配法, 1画素マッチング, アフィンモデル

Keywords: Optical Flow, Gradient Method, Pixel-wise Matching, Affine model

1. まえがき

時系列画像からの動き情報(オプティカルフロー)の検出は, コンピュータビジョン及び動画像処理の分野において基本的な研究課題となっている. この検出された動き情報は, 画像中の物体の運動解析, 移動物体の探索, 3次元情報の抽出, また3次元再構成などに応用される. 動き情報を検出する手法としては, 濃度勾配を利用した勾配法, 相関法 [1], ブロックマッチング法 [2,3] など多数提案されている. それらの中で, 代表的なものは勾配法である. この方法は, 時系列画像の動きが微小で, 濃淡パターンが時空間的に滑らかに変化することを前提に, 濃度値の時空間勾配の関係を表す拘束式を用いて動き情報を検出するものである. 従来の勾配法では, 複数画素の拘束式を用いて最小自乗法などにより, 解析的に動き情報を導き出している. そのため動きが不連続となる物体の境界などでは検出結果が極めて信頼性の低いものとなる傾向にある. さらに濃淡の空間的・時間的な変化(勾配)にのみ着目しているため雑音に敏感で, 三次元計測

などに応用する際, 良好な精度を得ることは困難である.

そこで, 本研究では, 勾配法の原理を基にした1画素毎のマッチング情報を利用した動き情報の検出法. さらに物体の動きにアフィンモデルを用いて, 動き情報の検出精度を向上させる方法を提案する. この方法により, 各画素において独立に動き情報を求めることができ, 従来の勾配法にみられるような動きの不連続部での検出精度の劣化が解消される. 次に, この手法を応用して, カメラの運動によって得られるオプティカルフローから奥行き距離を推定する方法を検討する.

まず, 各画素において勾配法での拘束式を求め, この式に基づいて1画素単位でのマッチングを行い, 動き情報を検出する. 次に, この動き情報を用いて移動する物体を抽出する. また, 物体の動きをアフィンモデルで表し, 物体を構成する画素の動き情報からアフィンパラメータを算出する. さらに, このパラメータを使用して, 物体の動き情報の精度を向上させている.

奥行き距離の推定においては, カメラの運動によって

*情報処理工学科

†富士ソフト ABC

‡大学院情報処理工学専攻

得られる画像全体の変化をアフィンモデルで表し、1画素マッチングによって得られた各画素での動き情報から、高い信頼性があると考えられる画素を用いてアフィンパラメータを算出する。このパラメータを使用したオプティカルフローから奥行き距離を算出している。

2. 時空間拘束式を利用した1画素マッチング

2.1 勾配法の基本拘束式

画像中の点 (x, y) の時刻 t における濃度値を $E(x, y, t)$ とする。微小時間 δt 経過した後にその点が座標 $(x + \delta x, y + \delta y)$ に移動し、濃度値が不変であると仮定すれば次式が成り立つ。

$$E(x, y, t) = E(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t) \dots\dots\dots (1)$$

ここで、濃度値が x, y, t に関して線形に変化するならば、式(1)の右辺はテイラー級数展開できるので、

$$\frac{dx}{dt} = u, \quad \frac{dy}{dt} = v$$

$$\frac{\partial E}{\partial x} = E_x, \quad \frac{\partial E}{\partial y} = E_y, \quad \frac{\partial E}{\partial t} = E_t \dots\dots\dots (2)$$

の表示に従えば、次式(3)が得られる。

$$E_x u + E_y v + E_t = 0 \dots\dots\dots (3)$$

上式(3)は、時系列画像の濃度値の時間・空間に関する偏微分(勾配)とオプティカルフロー (u, v) とを関係づける式である。偏微分 E_x, E_y, E_t は x 軸、 y 軸、時間軸方向への濃淡変化量であり、実際の画像から計算される。時系列画像中の各点において得られるこの拘束式には、オプティカルフローの2つの成分が含まれる。実際にこの2つの成分を求めるには、さらに、1つ以上の拘束条件が必要となる。

2.2 1画素マッチング

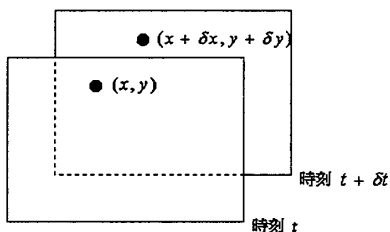


図1 移動点の対応

図1のように濃度値を一定に保ったままで、時刻 t において座標 (x, y) にある点が δt 時間経過した後に座標 $(x + \delta x, y + \delta y)$ に移動するという仮定に基づき、それらの2点の対応付けを基本として、オプティカルフローの検出を行う。

まず、時刻 t における画像の座標 (x, y) にある画素が、時刻 $t+1$ において座標 $(x+u, y+v)$ に移動したと仮定した場合、1画素マッチングの誤差関数を次のように定義する。

$$e(u, v) = |E(x+u, y+v, t+1) - E(x, y, t)| \dots\dots\dots (4)$$

この $e(u, v)$ は時刻 t における座標 (x, y) の画素と、時刻 $t+1$ における座標 $(x+u, y+v)$ の画素との濃度差分値を表すため、 $e(u, v) \approx 0$ となる変位量 (u, v) がオプティカルフローと推定できる。

そこで、画素 (x, y) で拘束式を求め、その拘束式上で u, v を変化させて、式(4)を最小とする u, v をその画素でのオプティカルフローとして検出する。しかし、あまり誤差が大きいと信頼性に欠けてしまうため、次式(5)によって判定を行う。

$$e(u, v) \leq T_1 \dots\dots\dots (5)$$

すなわち、その画素において最小の誤差 $e(u, v)$ が閾値 T_1 以下の場合には、 (u, v) をその画素でのオプティカルフローとして検出し、それ以外は検出不能とする。

2.3 サブピクセルの対応

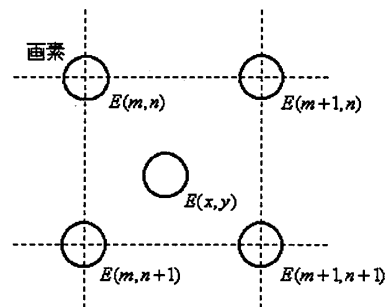


図2 画素間の濃度値

拘束式(3)に基づいた画素の対応付けにおいては、サブピクセル(画素間の濃度推定値)での対応付けが不可欠となる。これは、拘束式上を線形に変化させているため、 u, v 値は必ずしも整数値とはならないからである。よって、時刻 t の画像と時刻 $t+1$ の画像の各画素同士の比較だけでは不十分であり、画像上の各画素間の濃度値を推定したうえでの対応が必要になる。この濃度値の推

定は次のような線形補間で行う。

図2に示すような画像上の座標 (x, y) における濃度値 $E(x, y)$ を推定する。但し、ここでは、各時刻 t について $E(x, y, t)$ を単に $E(x, y)$ と表す。 m, n は整数値を示し、画素の位置を示す。また、 $m \leq x < m+1, n \leq y < n+1$ である。これより、 $E(x, y)$ を次式(6)によって推定する。

$$\begin{aligned} E(m, y) &= E(m, n) + (y-n) \{E(m, n+1) - E(m, n)\} \\ E(m+1, y) &= E(m+1, n) + \\ &\quad (y-n) \{E(m+1, n+1) - E(m+1, n)\} \\ E(x, y) &= E(m, y) + (x-m) \{E(m+1, y) - E(m, y)\} \quad (6) \end{aligned}$$

拘束式(3)が成り立つ条件は濃度の空間的変化が線形で無ければならないため、濃度値の推定を線形補間で行うことは妥当であると考えられる。

3. アフィンモデルを用いた動き情報の精度向上

各画素において拘束式(3)に基づきオプティカルフローの検出を行うが、求めた拘束式には量子化誤差やノイズ等により誤差が含まれる。また、1画素マッチングによって求めたフロー自身にも誤差が含まれる。しかし、これらの誤差は各画素独立であると考えられるので、アフィンモデルを用いて画像中の物体の動きを近似し、そのアフィンパラメータを算出して、動き情報の精度を向上させる方法について述べる。

3.1 Hough変換によるアフィンパラメータの算出

画像において移動物体の動きをアフィン変換では、画素 (x, y) の動き量を $(\delta x, \delta y)$ 、その移動物体の重心画素 (x_0, y_0) の動き量を $(\delta x_0, \delta y_0)$ とすれば、次式で表される。

$$\delta x = a(x - x_0) + b(y - y_0) + \delta x_0 \quad \dots\dots\dots (7)$$

$$\delta y = c(x - x_0) + d(y - y_0) + \delta y_0 \quad \dots\dots\dots (8)$$

ここで、 a, b, c, d は変形・回転を表すパラメータである。式(7)は、 $(a, b, \delta x_0)$ のパラメータ空間内の1平面に対応する。そこで、Hough変換を用いて $a, b, \delta x_0$ の算出を行う。まず、式(4)で求めた誤差から適当な閾値 T_2 を用い、次式に従って2値化を行う。

$$f(u, v) = \begin{cases} 1 & (e(u, v) < T_2) \\ 0 & (e(u, v) \geq T_2) \end{cases} \quad \dots\dots\dots (9)$$

さらに、こうして得られる $f(u, v)$ に Hough変換を適用する。式(7)は $a-b-\delta x_0$ 空間の1平面に対応するため、 $(x-x_0, y-y_0, \delta x)$ で、 $f(u, v) = 1$ となる平面を求め、

それらの集積点として、 $a, b, \delta x_0$ を算出することができ、式(8)の $c, d, \delta y_0$ についても同様に算出できる。

実際の計算は次のように行っている。まず、パラメータ空間を十分細かな格子に分割し、各格子を通る平面の数を数える。この結果に基づいて、離散点の近傍での平均を計算し、その最大頻度を与える点を集積点として算出する。

4. 移動物体の抽出

移動物体を含む画像を静止カメラから入力して、これまで述べてきた手法を適用する場合、移動している物体(画素の領域)を検出する作業が必要となる。なぜならば、アフィンパラメータの算出は、移動物体(領域)に対して行うものであり、その領域と重心が分かっている場合、算出することができないからである。いま、説明の簡単化のため、画像中には1つの移動物体しか存在していない場合について記述する。

まず、2.で述べた1画素マッチングによって、画像全体で動き情報を検出する。この動き情報では、静止環境における画素にはオプティカルフローは存在せず、移動物体を構成する画素(以後、移動画素と呼ぶ)にのみフロー(動き)が生じる。しかし、これだけでは、誤差を含んだ画素も移動画素として検出されてしまう。そこでさらに、移動物体は画像上においてある程度の大きさを有し、移動画素のオプティカルフローは隣接する移動画素のフローとその方向に関して接近した値を持つという仮定を付加して、移動画素の抽出を行う。そこで次の条件を付加する。

条件：移動画素はオプティカルフローを有し、その近傍に、似た方向のフローを持つ画素が複数個存在する。

上記条件を満たす移動画素を求め、それらの集合を動き領域をして検出する。

次にこのような条件より、移動物体抽出の具体的処理手順を示す。

手順1：2.で示した1画素マッチングにより、画像全体でオプティカルフロー (u, v) を求める。

手順2：各画素について、次の式(10),(11)のいずれかを満たすものを移動画素の候補とする。

$$u \neq 0 \quad \dots\dots\dots (10)$$

$$v \neq 0 \quad \dots\dots\dots (11)$$

手順3：手順2で移動画素の候補となった画素 c に注目し、その8近傍に存在する移動画素の候補画素 r との間でフローの向きを比較する。注目画素のフロー

の向きを θ_c 、近傍画素のフローの向きを θ_r とし、次式(12)を満足する近傍画素 r が複数個(本論文では2個以上)存在すれば、注目画素 c 及び近傍画素 r を移動画素とする。ただし、 T_3 は閾値である。

$$|\theta_c - \theta_r| \leq T_3 \dots\dots\dots (12)$$

5. 動き情報検出実験

実験用の画像を作成し、これまでに述べた処理に従い、シミュレーションによって評価を行う。本実験では、画像全体が一樣に線形変換されている場合と、画像の一部のみが線形変換されている場合の2種類の画像に対してシミュレーションを行う。

5.1 実験 1

画像全体が線形変換されている画像を想定する。

5.1.1 実験手順

手順1：全体を1組のアフィンパラメータで変換した実験用の画像1, 2(図3)を作成する。画像の大きさは 256×256 (pixel)、濃度レベルは256階調である。使用したアフィンパラメータを表1に示す。(128, 128)画素において動き量が0になるように作成している。

手順2：2.の1画素マッチングにより、画像全体でオプティカルフロー (u, v) を求める。式(5)の閾値 T_1 は1.0とした。

手順3：3.の方法でアフィンパラメータを算出する。このとき、式(9)の閾値 T_2 は1.0、パラメータを算出するときの離散化については、 a, b, c, d をそれぞれ0.01間隔とし、 $\delta x_0, \delta y_0$ については0.1間隔とした。

手順4：算出したアフィンパラメータを用いて式(7),(8)より、オプティカルフローを求める。

表1 実験画像作成に用いたパラメータ値

	a	b	c	d
実験画像1	-0.1	0	0	-0.1
実験画像2	-0.1	-0.1	0.1	-0.1

5.1.2 実験結果

図4に真のオプティカルフローと本手法により得られたフローを示す。フローの表示は15画素おきに示してい



原画像

実験画像 1



原画像

実験画像 2

図3 全体が線形変換されている実験画像

る。また、表2に各パラメータの推定誤差(平均2乗誤差)及び、このパラメータを用いた予測画像のPSNR(Peak Signal to Noise Ratio:画像品質)誤差を示す。表3には画像全体のフローに対するベクトル量と角度量に関する平均誤差を示している。表3から、双方の画像とも、全体のフローは90%以上の精度で求まっていることがわかる。また、表2から、良好なオプティカルフローが求められていることがわかる。

表2 パラメータの推定誤差と予測画像のPSNR誤差

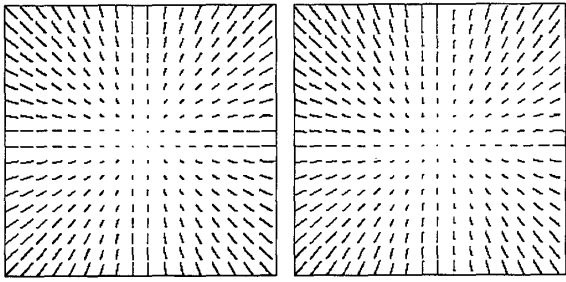
	a, b, c, d の 平均2乗誤差 ($\times 10^{-3}$)	$\delta x_0, \delta y_0$ の 平均2乗誤差	予測画像の PSNR誤差 [dB]
実験画像1	3.54	0.32	32.29
実験画像2	5.73	0.51	30.56

表3 フローのベクトル平均誤差と角度平均誤差

	ベクトル平均誤差	角度平均誤差
実験画像1	7.67 %	8.86 %
実験画像2	9.87 %	8.28 %

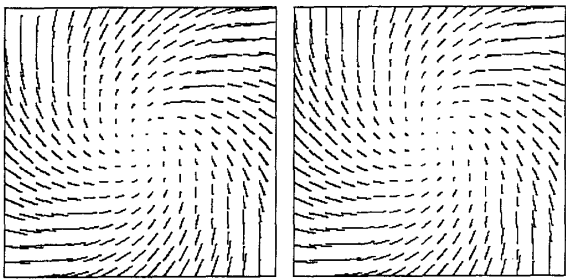
5.2 実験 2

画像の一部が線形変換されている画像を想定する。



真のフロー 得られたフロー

(a) 実験画像 1 に対する結果



真のフロー 得られたフロー

(b) 実験画像 2 に対する結果

図 4 実験画像に対する真のフローと得られたフロー

5.2.1 実験手順

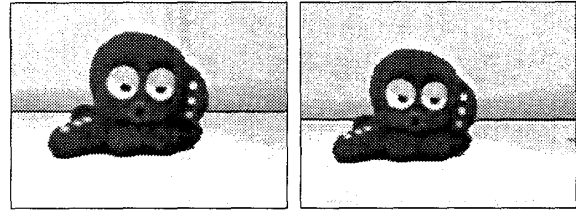
手順 1 : 実画像から一部を切り取った画像を線形変換し, 適当な背景画像に貼り付けたものを実験画像 1, 2 (図 5) として作成する. 画像の大きさは 400×300 (pixel), 濃度レベルは 256 階調である. 線形変換に用いたアフィンパラメータは先の実験で用いたものと同じもの (表 1) を使用した.

手順 2 : 画像全体に対して, 2. に記述した 1 画素マッチングを行い, オプティカルフロー (u, v) を求める. このとき, 式 (5) の閾値 T_1 は 1.0 とした.

手順 3 : 4. に記述した方法で移動物体 (領域) を抽出し, そのエッジ・重心を求める. このとき式 (12) の閾値 T_3 は 10 度とした.

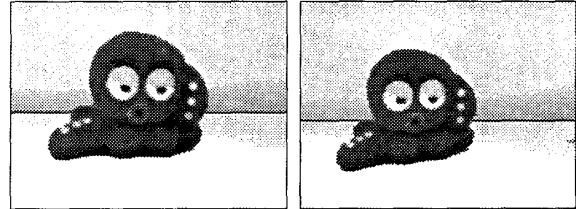
手順 4 : 抽出した移動物体に対して, 3. の方法でアフィンパラメータを算出する. 式 (9) の閾値 T_2 は 1.0 とし, パラメータを算出するときの離散化は a, b, c, d をそれぞれ 0.01 間隔とし, $\delta x_0, \delta y_0$ については 0.1 間隔とした.

手順 5 : 算出したアフィンパラメータを用いて式 (7), (8) より, 移動物体のオプティカルフローを求める.



原画像

実験画像 1



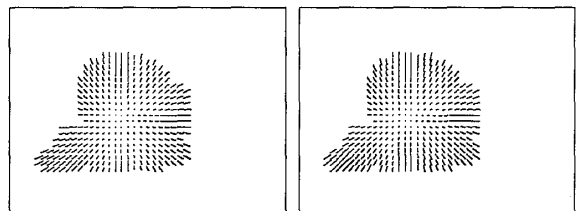
原画像

実験画像 2

図 5 一部が線形変換されている実験画像

5.2.2 実験結果

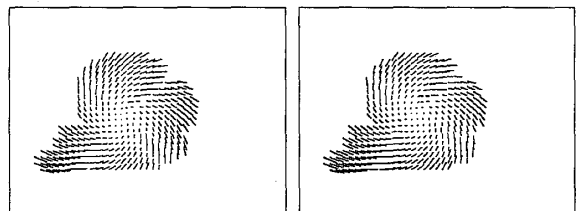
図 6 に真のオプティカルフローと本手法により得られたフローを示す. フローの表示は 9 画素おきに示している. また, 表 4 に各パラメータの推定 (平均 2 乗) 誤差及び, 予測画像の PSNR 誤差を示す. 同表から両者の画像に対して, 良好なオプティカルフローが求まっていることがわかる. さらに, 表 5 に得られたフローのベクトル量と角度量に対する平均誤差を示す. 同表より, 両者の画像とも 90% 以上の精度で求まっているとわかる.



真のフロー

得られたフロー

(a) 実験画像 1 に対する結果



真のフロー

得られたフロー

(b) 実験画像 2 に対する結果

図 6 実験画像に対する真のフローと得られたフロー

表4 パラメータの推定誤差と予測画像のPSNR誤差

	a, b, c, d の 平均2乗誤差 ($\times 10^{-3}$)	$\delta x_0, \delta y_0$ の 平均2乗誤差	予測画像の PSNR誤差 [dB]
実験画像1	5.59	0.39	30.61
実験画像2	6.73	0.65	29.72

表5 フローのベクトル平均誤差と角度平均誤差

	ベクトル平均誤差	角度平均誤差
実験画像1	7.52 %	7.61 %
実験画像2	6.98 %	9.15 %

5.3 考察

以上2つの実験によって、どちらの実験用の画像に対しても、90%以上の精度で、オプティカルフローが得られていることが確認された。このことは、フローの向き
の精度が必要となる移動物体の検出、フローの大きさの
精度が必要となる奥行き情報の推定にも適用できると考
えられる。そこで、次節では、本手法を用い精度良い奥
行きの距離を推定することを試みる。

なお、今回の実験では、画像中に1つの移動物体しか
存在しないとする。2つ以上の移動物体が存在する場
合には、それらが同じ動きをしているとは限らないため、
個別にアフィンパラメータを算出する必要がある。別々
の移動物体を検出する場合、動き情報(向き及び動き量)
により、違う物体であると識別することが可能である。
また、動き情報が似ている物体でも、お互いが離れてい
れば、同一物体の移動画素に領域の条件を付加するか、
画像のコントラスト情報からでも別々に検出できる。し
かし、重なりあい似たコントラストを持ち、さらに似た
動きをする物体に対しては、以上の条件では困難であり、
他の手段により検出せざるをえない。

6. 奥行き距離の推定

並進運動する1台のカメラで撮影した移動物体を含む
画像から奥行き距離の推定を行う。

6.1 移動物体の抽出

後述するが、カメラの並進運動によって求まるオプティ
カルフローから、奥行き距離の推定が可能である。しか
し、移動している物体(画素)では、カメラの運動以外の
動き(フロー)が生じているため、奥行き情報を推定す

るには困難をとまらう。そこで、移動物体を抽出する必
要がある。先に移動物体の検出法について述べたが、そ
こでの条件は、動きを持つ画素を移動画素として検出し
ている。撮影カメラが運動している場合には、全ての画
素において動きが生じるため、前述の条件を適用するこ
とができない。そこで、新しい条件が必要となる。

ここでも、1画素マッチングによって求めた動き情報
を利用して画像内の移動物体の検出を行う。図7に示す

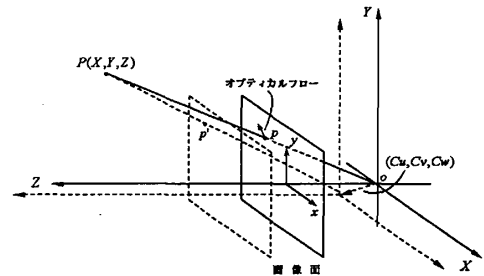


図7 カメラの移動とオプティカルフローの関係

ように、対象環境内の点 $P(X, Y, Z)$ がカメラの移動前は
画像面上の点 $p(x, y)$ に投影され、カメラの移動後は画
像面上の点 $p'(x', y')$ に投影されるものとする。カメラの
並進運動量 (C_u, C_v, C_w) によって発生するオプティカル
フロー (u, v) と奥行き距離 Z の関係は、カメラの焦点距
離を f とすると次式で表される [4].

$$Z = Z_u = \frac{C_w \cdot x - f \cdot C_u}{u} + C_w$$

$$Z = Z_v = \frac{C_w \cdot y - f \cdot C_v}{v} + C_w \dots \dots \dots (13)$$

奥行き距離はカメラの並進運動量が明らかであれば、オ
プティカルフローにより式(13)で推定できる。

式(13)で奥行き距離を推定する場合、オプティカルフ
ローの要素 u, v それぞれに関して推定でき、推定した奥
行き距離をそれぞれ Z_u, Z_v とすると理論的には $Z_u = Z_v$
となるはずである。しかし、移動画素においては常に成
り立つとは限らず、お互いが離れた値をとることも予想
される。さらに、奥行き距離は常に正であるが、移動し
ているために、 Z_u もしくは Z_v が負となることも予想さ
れる。そこで、移動画素のオプティカルフロー (u, v) か
ら計算される Z_u, Z_v はいずれかが負であるか、お互いが
離れた値を示すという仮定も設定する。しかし、この仮
定だけでは、オプティカルフローの誤差が大きい画素も
移動画素として検出されてしまうことが予想される。そ
こでさらに3.と同様に、移動物体は画像上においてある
程度の大きさを有し、移動画素のオプティカルフローは
隣接する移動画素のフローとその方向に関して近接した
値を持つという仮定を付加して、移動物体の抽出を行う。
そこで、次の条件を付加する。

条件：移動画素のオブティカルフロー (u, v) は, Z_u, Z_v いずれかが負となるか, お互いが離れた値を示し, その近傍に同じ条件で, かつ似たフローの方向を有する画素が存在する.

上記条件を満たす移動画素を求め, その領域を移動物体として抽出する. ただし, 移動物体がカメラの運動方向と平行に移動している場合にはこの条件は成立せず, 他の手段により抽出せざるをえない.

この条件より移動物体を抽出する具体的処理手順を示す.

手順 1 : 2. で示した 1 画素マッチングにより画像全体でオブティカルフロー (u, v) を求める.

手順 2 : 求めたフロー (u, v) より, Z_u と Z_v を画像全体で計算する.

手順 3 : 各画素について, 次式 (14), (15) のいずれかを満たすならば, その画素を移動画素の候補とする.

$$Z_u < 0 \dots\dots\dots (14)$$

$$Z_v < 0 \dots\dots\dots (15)$$

上式を満足しなかった場合, 次式 (16) を満足すれば移動画素の候補とする. ただし, T_4 は閾値である.

$$\frac{\min(Z_u, Z_v)}{\max(Z_u, Z_v)} \leq T_4 \dots\dots\dots (16)$$

手順 4 : 手順 3 において移動画素の候補となった画素 c に注目し, その 8 近傍に存在する移動画素の候補画素 r とのフローの向きを比較する. 注目画素のフローの向きを θ_c , 近傍画素のフローの向きを θ_r とし,

$$|\theta_c - \theta_r| \leq T_5 \dots\dots\dots (17)$$

とする. ここで, T_5 は閾値である.

上式 (17) を満足する近傍画素 r が複数個 (本論文では 2 個以上) 存在すれば, 注目画素 c 及び近傍画素 r を移動画素として抽出する.

6.2 奥行き距離の推定

奥行き距離は式 (13) より, カメラの並進運動量とそのオブティカルフローから推定可能である. しかし, 拘束式に誤差が含まれるので, 1 画素マッチングによって検出されたフローの精度がよいという保証がなく, 得られる奥行き距離の精度は必ずしも十分とはいえない. そこで, 信頼度が高いと考えられる画素を用いて, 画像全体のアフィンパラメータを算出して, 画像全体のフローの精度を向上させ, 奥行き距離を推定する.

6.2.1 信頼度判定

6.1 の処理により, 移動物体と考えられる画素を抽出し除去する. 残りの画素のオブティカルフローは静止環境におけるカメラの運動によるフローであり, このフローに対して奥行き距離 Z_u, Z_v を計算する. ここで, 信頼度の高いオブティカルフローは Z_u, Z_v が接近した値を示すと仮定する. しかし, フロー値が大きな誤差を含み, 真の奥行き距離でなくても, 偶然 Z_u, Z_v の値が近い値を示すことがある. そこで, 注目する画素の周囲に近接した奥行き距離を示す画素が存在するという仮定を付加する. これらの仮定を満たすフローを信頼度の高いオブティカルフローと判定する.

次に具体的な処理手順を示す.

手順 1 : 移動画素を除いた画素に対して, 式 (13) より, Z_u, Z_v を計算する.

手順 2 : 各画素に対して, 次式 (18) を満足する画素を高い信頼度のフローを有する画素の候補とする. ここで, T_6 は閾値である.

$$\frac{\min(Z_u, Z_v)}{\max(Z_u, Z_v)} \geq T_6 \dots\dots\dots (18)$$

手順 3 : 手順 2 で候補となった画素 c に注目し, その 8 近傍の中で候補となった画素 r が存在すれば, 推定奥行き距離 Z_{ur}, Z_{vr} の平均を Z_r とする. さらに, 注目画素の推定奥行き距離 Z_{uc}, Z_{vc} の平均を Z_c とし て両者を比較する. すなわち,

$$Z_c = \frac{Z_{uc} + Z_{vc}}{2} \dots\dots\dots (19)$$

$$Z_r = \frac{Z_{ur} + Z_{vr}}{2} \dots\dots\dots (20)$$

とする. さらに, 次式 (21) を満足すれば, 画素 c のフローを信頼度の高いフローとする. また, そのフローから推定された奥行き距離 Z_c を信頼度の高い推定奥行き距離と判定する. ただし, T_7 は閾値である.

$$\frac{\min(Z_c, Z_r)}{\max(Z_c, Z_r)} \geq T_7 \dots\dots\dots (21)$$

6.2.2 アフィンモデルを用いた奥行き情報の精度向上

6.2.1 で信頼度が高いと判定されたオブティカルフローを有する画素を積極的に活用し, 画像全体でのアフィンパラメータを算出して, 奥行き情報の精度を向上させる. しかし, 移動物体以外の物体が全て, 同じ距離にあるとは考えられない. そこで, 画像のコントラストから得られる物体のエッジを利用して, それらの物体 (領域) に対して個別にアフィンパラメータの算出を行う必要がある.

7. 奥行き距離の推定実験

実際にカメラから入力した画像に対して、これまでに述べてきた手法を適用して奥行き距離の推定を行う。本立て、本、ペン立てを置いている台を壁の前に置き、それらを実験対象とした。カメラから壁までの距離は3040mm、本立て及びペン立てまでの距離は2740mm、台までの距離は2640mmである。それらを並進運動するCCDカメラで撮影した。焦点距離 $f=20$ で、並進運動量は(0mm,0mm,-15mm)である。画像の大きさは 400×300 (pixel)、濃度レベルは256階調である。

7.1 実験手順

手順1：2.の1画素マッチングにより、画像全体でオブティカルフロー (u, v) を求める。このときの閾値 T_1 は1.0とした。

手順2：求めたオブティカルフローを用いて、6.1に示した方法で、移動物体(移動画素)を抽出する。このときの閾値 T_4, T_5 はそれぞれ0.5, 10度とした。

手順3：抽出した移動物体(画素)を取り除き、残りの画素に対して6.2.1に示した方法により、各画素の信頼度を判定する。このときの閾値 T_6 を0.9とし、 T_7 は極めて信頼度が高い値とするため0.95とした。

手順4：入力画像から、エッジフィルタ(ソーベルフィルタ)を用いて物体のエッジを検出し、各物体の領域を抽出する。

手順5：手順3で信頼度が高いと判定されたフローを用いて、移動物体を除いた各領域を対象に3.のアフィンパラメータを算出する。このとき、式(9)において、信頼度が高いと判定された画素の $f(u, v)$ を1とした。パラメータを算出するときの離散化は、 a, b, c, d をそれぞれ0.001間隔とし、 $\delta x_0, \delta y_0$ については0.01間隔とした。

手順6：算出したアフィンパラメータにより、各領域のオブティカルフローを求める。

7.2 実験結果

実験に使用した画像を図8に示す。なお、次フレーム(カメラ並進運動後の画像)では、本が少し左に平行移動している。次に、各ラインでの1画素マッチングにより得られたフローを用いた推定奥行き距離を図9に示し、精度向上処理を行った推定奥行き距離を図10に示す。ここでは、5画素おきに表示している。この奥行き距離 Z は、式(13)から Z_u, Z_v を計算し、次式より求めた。



図8 実験に用いた撮影画像

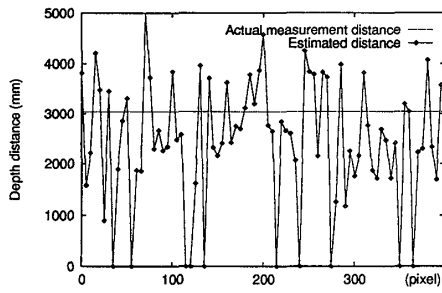
$$Z = \begin{cases} \frac{Z_u + Z_v}{2} & Z_u \geq 0 \text{ and } Z_v \geq 0 \\ 0 & Z_u < 0 \text{ or } Z_v < 0 \end{cases} \dots\dots (22)$$

図9と図10を比較すると、各ラインとも奥行き距離の精度が向上していることが顕著に表れている。特に、112ラインのデータでは、背景の壁とペン立て、また、38ラインのデータに関しては背景と台との奥行き距離の差が認識できている。さらに背景の壁のみの262ラインのデータにおいて、図9では推定誤差がかなり大きくなっているが、精度向上の処理により、図10では良好な推定結果が得られている。

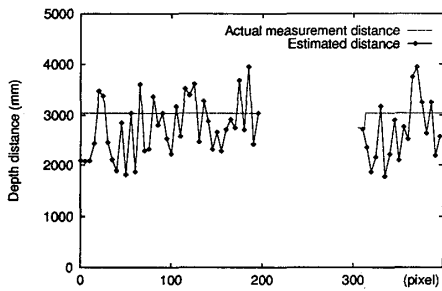
8. むすび

勾配法の原理を基にした1画素単位のマッチング情報を利用する動き情報検出法、さらに物体の動きをアフィンモデルで表し、そのパラメータを算出して動き情報の精度を向上させる手法について記述した。本手法の有効性を確認するため、2種類の実験用の画像を使用して、シミュレーションによって評価を行った。その結果、どちらの実験用の画像においても、オブティカルフローのベクトル量、角度量ともに90%以上の精度が確保された。次に、本手法を奥行き情報の推定に応用する方法について記述し、実際の入力画像によって実験を行った。その結果、高精度な奥行き距離が推定された。

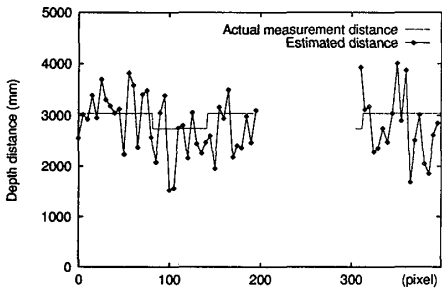
本研究では、多くの閾値を用いているが、その値は、ほぼ経験から決定している。今後の課題として、これらの閾値を自動的に最適値を求める方法を開発することが挙げられる。なお、本研究では、256階調のグレー画像を対象としたが、本手法をカラー画像に適用すれば、各画素の情報量増加により、検出精度がより向上することが期待される。



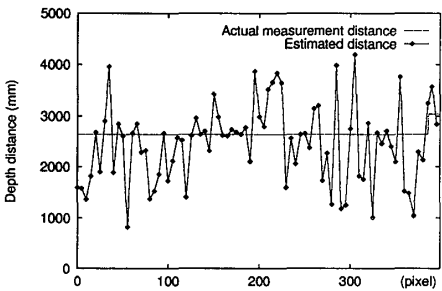
(a) 262 line



(b) 188 line

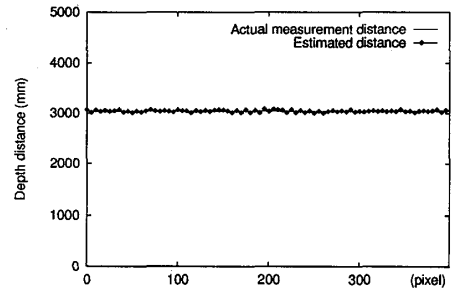


(c) 112 line

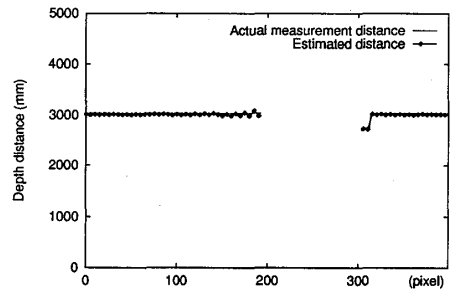


(d) 38 line

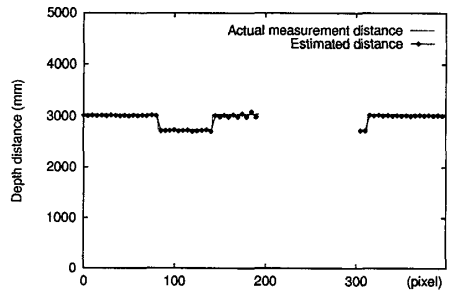
図9 推定奥行き距離



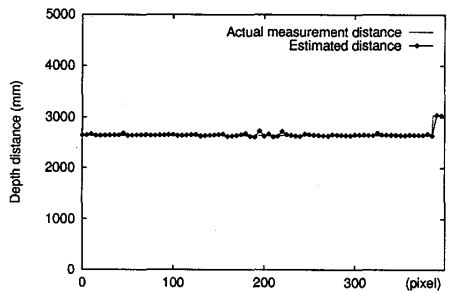
(a) 262 line



(b) 188 line



(c) 112 line



(d) 38 line

図10 精度向上処理によって得られた奥行き距離

参考文献

- [1] 古賀和利, 三池秀敏: 動画像の時空間相関に基づく
オブティカルフローの解析, 信学論, Vol.J72-D-II,
No.4, pp.507-516, (1989)
- [2] 小松隆, 斎藤隆弘: 複数の動きを推定可能なブロック
マッチング法, テレビジョン学会誌, Vol.49, No.3,
pp.328-335, (1995)
- [3] 季美愛, 伊東敏夫, 金田悠紀夫: 仮想濃度勾配法を用
いた時系列画像における動き推定, システム制御情
報学会論文誌, Vol.11, No.9, pp.483-490, (1998)
- [4] 石川哲, 米田政明, 長谷博行, 酒井充: オブティカ
ルフロー法による移動物体を含んだ画像からの奥
行き情報の推定, 画像電子学会誌, 28, pp.48-55,
(1999)
- [5] 大網亮磨, 佐藤真樹, 相澤清晴, 羽鳥光俊: 1画素マッ
チングによる誤差平面を利用した動き推定, テレビ
ジョン学会誌, Vol.49, No.3, pp.319-327, (1995)
- [6] 前泰志, 白井良明, 三浦純, 久野義徳: オブティカル
フローとエッジを用いた三次元運動物体の複数面近
似による抽出と追跡, 日本ロボット学会誌, Vol.17,
No.7, pp.959-965, (1999)
- [7] 呉本, 塚本壮輔, 古賀和利: 勾配マッチングによる速
度場の推測, 信学技報, PRMU99-188, pp.79-86,
(1999)
- [8] 小林富士男, 小林宏次, 尾関孝史: 動画像のオブティ
カルフロー推定法の研究, 第8回計測自動制御学会
中国支部学術講演会論文集, pp.238-239, (1999).
- [9] 小林富士男, 小林宏次, 豊田正樹: 1画素マッチン
グとエッジを用いたオブティカルフロー推定法, 電
気・情報関連学会中国支部第51回連合大会講演論
文集, p.190, (2000).
- [10] 阪口富弥: 技術シリーズ 写真, pp.33-42, (1982),
朝倉書店