

運動視による3次元奥行き分布の計測

三池 秀敏, 掛部 健, 平本 万佐生, 古賀 和利

山口大学工学部

〒755宇部市常盤台2557

あらし

受動視の立場で、現実の3次元シーンより奥行き分布を抽出するノイズロバストな信頼性の高い手法を提案する。その手法は、運動視の理論と、正確なオプティカルフロー検出の新アルゴリズムを基礎とする。ここでは、TVカメラの水平方向への並進運動に伴うオプティカルフローの場を、1) 動的空間パターン・マッチング(DSPM)、2) 積分形式のグラディエント法(IBGM)、3) 動的時空間相関法(STDC)の3つの新アルゴリズムを用いて検出する。各手法は従来提案されていた手法を発展させたもので、各々の手法において独自の提案がある。アルゴリズムのロバスト性と信頼性が、シミュレーション画像と現実の動画像を用いてテストされた。

和文キーワード 運動視, オプティカルフロー, 奥行き分布

Measuring Depth Map by Motion Stereo

Hidetoshi MIIKE, Takeshi KAKEBE, Masao HIRAMOTO and Kazutoshi KOGA

Faculty of Engineering, Yamaguchi University

Tokiwadai 2557, Ube-shi, 755 JAPAN

Abstract

Noise robust and reliable methods extracting depth map from a static real world scene by passive ranging are proposed. The methods are based on principle of the motion stereo and accurate new algorithms determining optical flow. An optical flow field generated by a horizontal translation of TV-camera is analyzed by pixel-based processing of 1)dynamic spatial pattern matching (DSPM), 2)integration-based gradient method (IBGM), and 3)spatio-temporal dynamic correlation analysis (STDC). Original developments are proposed in respective methods. Robustness and reliability of the new algorithms are tested through evaluation of simulation images and actual image sequences.

英文 key words Motion Stereo Optical Flow Depth Map

1. はじめに

静的な3次元シーンを捉えた画像より奥行き情報を抽出する代表的手法として、1)左右2台のテレビカメラの視差情報を利用する両眼立体視と、2)1台のカメラの既知方向への並進運動に伴うシーン中の物体の見かけの運動(オプティカルフロー)情報を利用する運動立体視が知られている^{1,2)}。両眼立体視では、左右2台のカメラの捉えた画像間の対応付けを、小領域パターン(テンプレート)の空間相互相関解析などにより実行し、視差分布を検出している。しかし、ミスマッチの問題や得られる視差のダイナミックレンジが小さいなど、この手法の限界がある。一方、カメラが右目の位置から左目に対応する位置まで並進移動したと考えれば、両眼立体視も運動立体視も解析すべき問題は等価となる。

従来、運動視の考えに立つ解析法においても、処理の高速性を主眼として2枚の動画像を用いるオプティカルフロー検出手法が中心であった。こうした検出法としては、A)連続する動画像間の対応付けを行なうマッチング法^{3,4)}の他、B)フーリエ変換を利用するスペクトル相関法^{5,6)}や、C)オプティカルフローと濃淡値の時間勾配、空間勾配の間に一定の関係があることを利用するとグラディエント法⁷⁻⁹⁾がある。しかし、いずれも基本的には2~3枚の動画像による瞬時オプティカルフローの検出を目的としているため、得られるフローの解析精度は十分とは言えない。そこで、運動立体視において、カメラが右目の位置から左目の位置に移動する間に多数枚の動画像をサンプリングし、この間の画像情報を十分利用すれば困難なミスマッチの問題を回避できる可能性があると共に、得られるオプティカルフローの解析精度もあがることが期待でき、最近注目されている^{10,11)}。

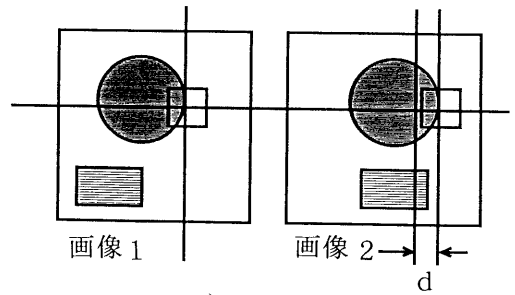
一方我々は、多数枚の動画像を用いるオプティカルフローの高精度決定法として、時空間相関法を提案して来た¹²⁻¹⁴⁾。本研究では、問題をカメラの水平方向の並進運動から三次元奥行き情報を計測する場合(単純運動視)に限定し、マッチング法、グラディエント法、及び我々が提案して来た時空間相関法をそれぞれ発展させた手法を提案し、各々の手法を比較検討することにより実用的な3次元奥行き分布計測法の確立を目指している。

2. 理論

2.1. 動的マッチング法

運動視の立場にたち、1台のカメラの光軸に垂直な水平方向への並進に伴うオプティカルフローを、多数枚の動画像情報より決定する動的マッチング法を提案する。基本的には、連続してサンプリングされた動画像のうち、隣合うフレームの動画像間の対応付け(ピクセル単位での)からスタートし、一枚ずつ時間の離れた画像間の対応付けへと拡張し、ミスマッチを防ぐと共に解析の精度やダイナミックレンジを確保する(図1参照)。ここで、物体の運動速度は α (pixel/frame:以下 p/f と略す)以内と仮定すると、隣合うフレーム間での対応付けのための探索範囲は0から α 画素以内で良いことになる。画像間の対応付けは、一方

(a) 2枚の画像間のテンプレート・マッチング



(b) 物体の運動速度の上限と、速度の情報を考慮した探索範囲の選択による対応付け

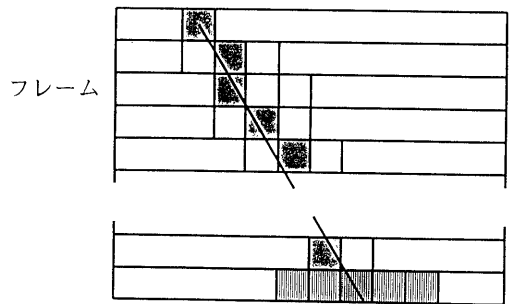


図1 動的マッチング法の原理

の画像中の小領域をテンプレートとして、もう一方の画像中の同一エッジロー線上的対応する小領域との空間相互相関を解析することで行なう。ただし、計算コストを押さえ、得られる光流動場の空間分解能を高くする為に、以下の計算法を採用した。

a) テンプレートとして $1 \times m$ ($3 \leq m$; m は奇数)画素の水平方向に細長い小領域を採用する、
b) マッチングのための評価関数(類似度) M は次式の様に定義し、探索範囲 d は画像中の物体の水平運動方向のみとする、

$$M_t(x, y; d) = \sum_{i=-n}^{+n} \{g(x+i, y, 0) - g(x+i+d, y, t)\}^2 \quad (1)$$

ここに M_t は t フレーム離れた動画像とのマッチングを意味し、 $g(x, y, t)$ は画素 (x, y) 時刻 t における画像の濃淡値で、 $n=(m-1)/2$ である。ここで M_1 に対し、最小値を与えるデジタル距離を d_1 とすると、解析の第2ステップとして2フレーム離れた動画像に対して M_2 を求める手順となる。この場合、探索範囲は視差 d_1 から $d_1 + \alpha$ 画素までで十分である。この操作を j フレーム離れた画像に達するまで次々に繰り返し、 M_1 から M_j の各々に対し最小値を与える視差を評価することでオプティカルフローを決定する(図1b参照)。なお、サブピクセル単位での高精度計測を実現するため、評価関数 $M_t(d)$ の真の最小値を与える視差位置を2次曲線補間により推定する。

2. 2 積分形式のグラディエント法

グラディエント法の基本的考え方は、Rigidな濃淡分布を持つ運動物体が、短い時間 δt 内では一定速度で運動し、A点： $p(x, y, t)$ からB点： $p(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t)$ に移動し、その間では物体上の濃淡値 g は変化しないという仮定より、

$$g(x, y, t) = g(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t) \quad (2)$$

が成立し、Taylor展開により一次の項までの近似で

$$g_x u + g_y v + g_t = 0 \quad (3)$$

が成立する。ここに、 $g_x = \partial g / \partial x$, $g_y = \partial g / \partial y$, $g_t = \partial g / \partial t$, $u = dx/dt = V_x$, $v = dy/dt = V_y$ である。ここで、未知数が光流動の速度 V の x 成分 u と、 y 成分 v であり、方程式が(3)式のみであることから、このままでは解けず、独立した拘束条件式を付加する必要がある。この手法としては、速度場が滑らかであるとして、画像全体で評価誤差の二乗和が最小となるよう最適化する手法(Global Optimization)⁷⁾と、近傍の領域内では速度場が一定と見なし、近傍各画素において(3)式に対応する n 個の式を立て($n \geq 2$)、Overdeterministicな複数の方程式から最小二乗法的な考え形で最適解を見出す手法(Local Optimization)⁹⁾が知られていた(図2参照)。

我々は最近、Local Optimizationの考え方を発展させ、同一画素で時間方向での複数の拘束方程式を立てることによる解法(Temporal Optimization)や¹⁵⁾、カメラと物体の相対的な運動方向を画像面に平行な方向(カメラの光軸に垂直な方向)に限定した場合、流体力学で用いられる保存の式を基礎とした(3)式の積分表現による解法が可能であることを示して来た¹⁹⁾。ここでは、提案している理論を簡単に紹介するとともに、今回対象とした光流動の方向が既知の場合についての解法について述べる。

(3)式は、 $\text{div}(\vec{V}) = 0$ の条件のもとで3次元に戻して考えると、次式のように変形できる。

$$g_t + \text{div}(g \vec{V}) = 0 \quad (4)$$

ここに、

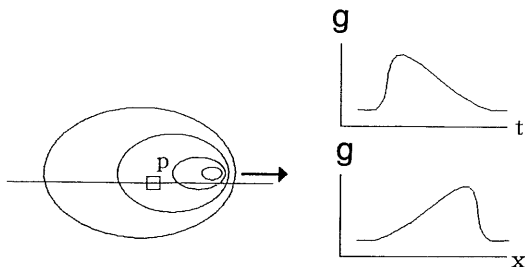


図2 グラディエント法の原理

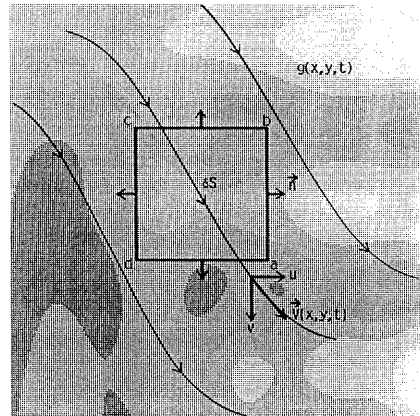


図3 積分形式のグラディエント法における、積分領域の選定とオプティカルフローの概念図

$$\begin{aligned} \text{div}(g \vec{V}) &= \text{grad}(g) \cdot \vec{V} + g \cdot \text{div}(\vec{V}) \\ &= \text{grad}(g) \cdot \vec{V} \end{aligned} \quad (5)$$

である。速度場 \vec{V} の発散が零であることは、オクルージョンが無く、画面内の物体の運動がカメラの光軸に垂直な方向に限定されていることを意味することが、指摘されている^{17), 18)}。(4)式を基に、2次元表現で微分表示から積分表示に改めると、

$$\oint_{\delta C} g \vec{V} \cdot \vec{n} dC = - \frac{\partial}{\partial t} \int_{\delta S} g dS \quad (6)$$

となり、ここで \vec{n} は閉路 δC の外向きの法線単位ベクトルを示す。流体力学では(6)式は連続の式として知られている。以下、オクルージョンや画面の奥行き方向の運動が無いことを前提として(6)式を提案し、カメラの水平方向への一定速度の運動による光流動を解析する手法を提案する。

実際の計算法は、速度ベクトル場が定常(時間的に一定)と仮定し、(6)式の拘束方程式を異なる複数の(n)の時点に対して立て、Over Deterministicな方程式群を最少二乗法を用いて解く方法を用いた(積分形の拘束条件式に対する Temporal Optimization)。図3は閉領域 δC として矩形領域をとり具体的な計算法を示している。光流動の速度ベクトルの方向を $+x$ とすれば、 $\vec{V} = (u, 0)$ であり(6)は次式のように変形できる。

$$u(A - C) = - \frac{\partial}{\partial t} G(t) \quad (7)$$

ここに、

$$A = \int_a^b g dx, \quad C = \int_c^d g dx \quad (8)$$

$$G = \int_{\delta S} g dx dy \quad (9)$$

ここで、Gは閉路 δC で囲まれた領域 δS 全体の輝度 g の総和である。

2.3 動的時空間相関法

この解析法は、定常な二次元の速度場を計測する独自の手法として提案して来たものであり¹²⁻¹⁴⁾、速度を求めたい任意の画素での輝度の時間変化の系列(以下、画素時系列と呼ぶ)と近傍の画素時系列との相互相関解析を基本とする(図4, 5参照)。すなわち、画素時系列を $g(x, y, t)$ としたとき、中心画素Cと近傍画素Lとの相互相関関数 $M_{c^L}(x, y, \tau)$ を次式のように定義する。

$$M_{c^L}(x, y, \tau) = (1/T)(1/S) \cdot \int_{-T/2}^{T/2} \{g_c(x, y, t) - \overline{g_c}\} \times \{g_L(x, y, t+\tau) - \overline{g_L}\} dt \quad (10)$$

ここで、Sは規格化定数で、ここでは画素C, Lの時系列の分散のうち大きい方を採用している。また、 $\overline{g_c}$, $\overline{g_L}$ はおのおの $g_c(x, y, t)$, $g_L(x, y, t)$ の時間平均値を示す。一方、同一運動物体が二つの画素C, Lを通過していることを確認し速度解析の信頼性を上げるため、画素Cに対しLと対称な位置にある画素をRとした時、次式のような相関関数の積 $M_{c^L \cdot R}$ を新たな評価関数とした。

$$M_{c^L \cdot R}(x, y, \tau) = M_{c^L}(x, y, \tau) \cdot M_{c^R}(x, y, -\tau) \quad (11)$$

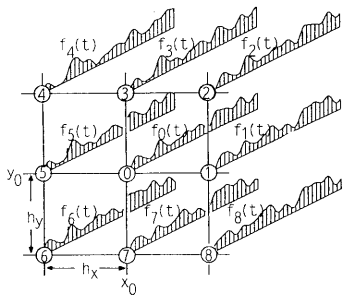


図4 時空間相関法の原理(解析対象となる中心画素0と近傍画素(1-8)との輝度時系列間の相互相関解析による速度計測)

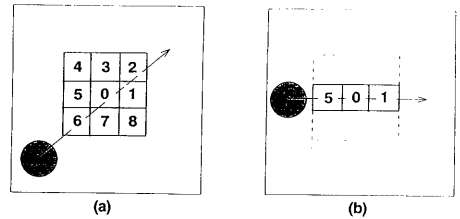


図5 方向が未知の場合(a)及び、既知の場合(b)の物体運動と並傍画素の並び

近傍の画素のうち積の相関が最大となる方向より、速度ベクトル $\vec{V}(x, y)$ の方向に関する情報が得られ、その方向での相関のラグタイム(相互相関関数がピークとなる遅れ時間)より速度の絶対値の情報が得られる。この際問題となるのは、計算機で取り扱う動画像が、連続なシーンを時間・空間的にデジタル化したものであり、そのままでは方向及び速さの解析精度が低いことである。こうしたデジタル誤差を解消し、高精度の解析手法とすることを目的に、1)画像関数のモデルによる理論的アプローチ¹⁴⁾や、2)真の最大相関方向と真のラグタイムを、評価関数の離散データより二次曲線補間等を用いて推定する近似的アプローチ¹²⁾を提案して来た。ここでは、基本的には2)の方法に従い、運動方向が水平方向と確定している場合に、できる限り速度の解析精度を上げダイナミックレンジを大きくする解析法の提案を行なっている(動的時空間相関法)。具体的には、以下の手順に従う。

- 1)最隣接の左右の画素時系列(距離1(p))との相互相関を計算し、速度の第一候補を計算する、
- 2)先の解析で得た速度の情報に基づき、相関を計算する相手の画素との最適距離Dを決定する、
- 3)2)と同様1)で得た速度の情報に基づき、相関計算に必要な時系列窓長Tを選定する。
- 4)相関計算は、従来の積和の形(10式参照)ではなく、次式で与える差の2乗和を採用する。

$$M_{c^L}(x, y, \tau) = \int_{-T/2}^{T/2} \{g_c(x, y, t) - g_L(x, y, t+\tau)\}^2 dt \quad (12)$$

5)式(12)に基づき、Mの最小値を与えるラグタイムを二次曲線補間によりサブフレームの精度で決定する。ここで、1)から3)の手順で相関をとる際に、近傍画素との距離(D)や必要な時系列窓長(T)を最適化することで、速度の解析精度とダイナミックレンジを高く保ちながら、得られる速度場の空間分解能と時間分解能をあげる工夫を行なっていることになる。具体的には、表1に従いオプティカルフロー速度Vに応じてDやTを動的に変化させている。なおこの際、 $V \cdot T$ がほぼ一定値(約10画素)となるように設定している。(12)式を新たに採用するのは、経験的に(12)式による評価が、通常の積和による相関と比較した時、画素時系列間の類似度の判定感度が高いことによる。なお、差の絶対値和を評価関数として用いることもできるが、ラグタイムを精度良く推定する際には、関数形を考慮した補間の仕方に工夫が必要となる。

2. 4 運動立体視の理論と校正曲線

得られた光流動の速度ベクトル場より、3次元情報解析に関する手法にはいろいろな提案があるが¹⁹⁾、ここでは最も単純な、1つのカメラの水平方向への並進運動により得られる動画を基にした、運動立体視(Motion Stereo)の手法により奥行き情報を計算する。図6(a)に示すように、移動するカメラが捉えたシーンにおいて点Pの奥行きDは、

$$D = h \cdot (\Delta X / \Delta U) = h \cdot (V_0 / V') \quad (13)$$

で与えられる^{20, 21)}。ここで、 ΔX は一定時間 Δt 中にTVカメラの平行移動する距離、 $\Delta U(u_3 - u_1)$ はTVカメラの移動による画面内の点Pの位置の変化量を示す。また、 h は点Pが十分離れていればTVカメラのレンズの焦点距離に相当する。一方、 V_0 はカメラの移動速度、 V' は物体Pの光電変換素子上の光流動の速度である。実際に得られる、画像上の光流動の値 $V(p/f)$ を用いれば(13)式は

$$D = h \cdot (V_0 / V) (I / F) \quad (14)$$

となる。ここに、 $F(f/s)$ は動画のサンプリング周波数(一秒当たりのフレーム数)、 $I(p/f)$ は装置定数で光電素子上の1画素当たりのサイズの逆数に相当する。このように、光流動 V を計測することにより、奥行きDの情報が得られることになる。

図6(b)は、(14)式の理論式と、実際に現実のシーン($V_0 = 12.5(mm/s)$ で並進するカメラが捉えた、コップの移動シーン)を解析して得られたオプティカルフロー V と奥行きDの関係を示す実験値を比較したものである。詳細は、文献(17)に譲るが、両者は良く一致しており、解析法の妥当性及び理論の正当性を保証している。ここで用いたオプティカルフローの解析法は、2.3節で提案した動的時空間相関法である。図6(b)の V とDの関係を示す曲線を校正曲線として用いることで、現実のシーンを解析したオプティカルフロー場 $V(x, y)$ より奥行き分布 $D(x, y)$ に変換することができる。

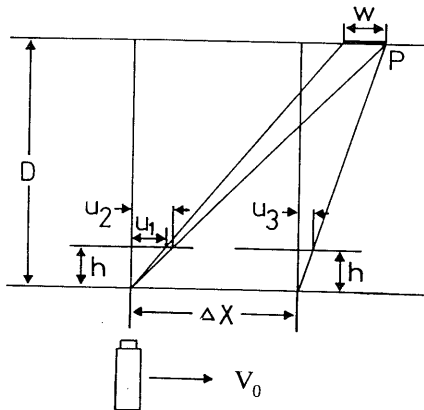


図6(a) 運動立体視の原理図

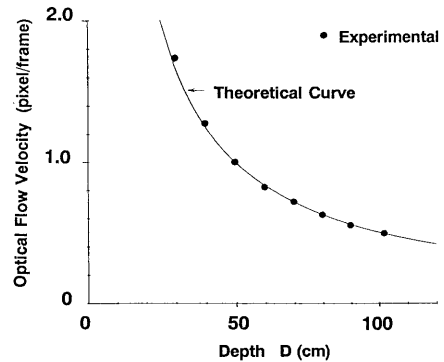


図6(b) オプティカルフロー速度 V と奥行きDの関係(理論値:実線, 実験値:●)

3. 実験結果及び議論

3.1 シミュレーション画像の解析

まず計算機シミュレーションによって作成した人工的な動画画像を用いて、前章で示した3種類の新アルゴリズムにより解析し、比較検討することで、各手法の解析精度やノイズロバスト性等を定量的に調べた。作成した動画画像は、水平1ラインに正弦波状の輝度分布を持つパターン(振幅240, 波長約30p)が一定速度で右水平方向に並進運動するものである。画面内の速度分布 $V(x, y)$ は、 $V = y/128(p/f)$ と設定され、 y が増大するに連れ線形に増大する。動画画像の枚数は31枚で、一枚の画像は $128 \times 128(p)$ で構成されている。また、ノイズの影響を調べるため、原画像に1%, 5%及び10%のノイズ(輝度値255)をランダムに加えた動画画像についても併せて解析を行っている。

シミュレーション画像に対する各手法の解析結果を図7-図9にまとめて示す。各図は立体的にオプティカルフローの絶対値(V)の空間分布を表しており、 V 軸が $0 p/f$ から $1 p/f$ まで線形に増大していれば良いことになる。図7は動的マッチング法による計算結果で、(a)はノイズの無い場合、(b), (c)は各々1%, 及び5%ノイズを加えた場合の結果を示す。ここでは(1)式で $m = 5$, $j = 30$ と選んでいる。図8は積分形式のグラディエント法による計算結果を示し、図7と同様に(a)はノイズの無い場合、(b), (c)は各々1%, 及び5%の場合の結果である。今回の解析では、図3に示した矩形領域のサイズをマッチング法で取り扱った 1×5 画素と実質的に同等にするため 1×3 画素を選んでいる。これは(8)式のA及びCを求める演算において、矩形の右端及び左端の境界線上の輝度を求めるのに、相隣合う二つの画素を用いることによる。図9は動的時空間相関法によるシミュレーション画像の解析結果を示し、(a)はノイズの無い場合、(b), (c)は各々1%, 及び5%ノイズを加えた場合の結果を示す。最隣接画素との相関計算による予備解析の結果(ラグタイム)を参考に、表1に従いオプティカルフローの速度に応じて相関をとる近傍画素との距離Dや、計算に用いる時系列窓長Tを変化させて解析した。

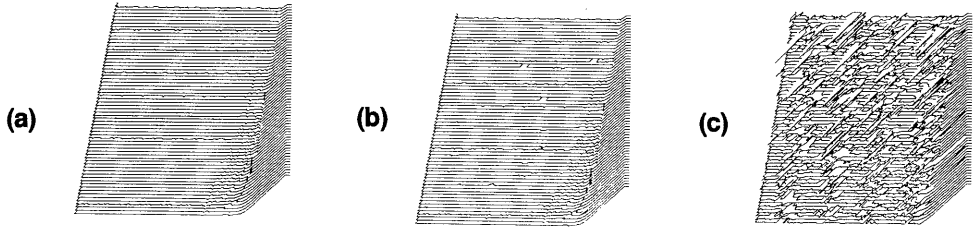


図7 動的マッピング法によるシミュレーション画像の解析結果：(a) ノイズ0%，(b) ノイズ1%，(c) ノイズ5%

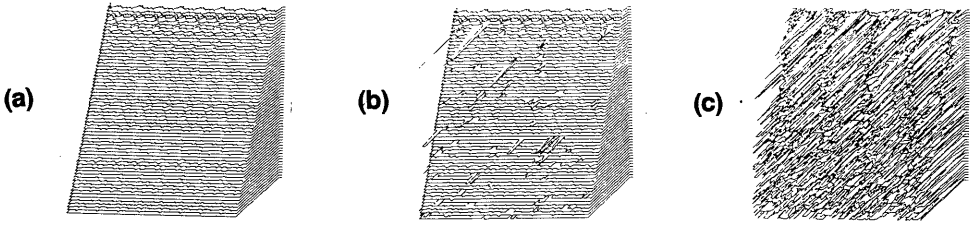


図8 積分形式のグラディエント法によるシミュレーション画像の解析結果：(a) ノイズ0%，(b) ノイズ1%，(c) ノイズ5%

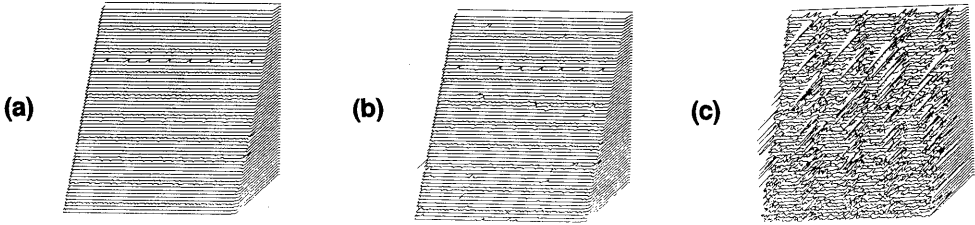


図9 動的時空間相関法によるシミュレーション画像の解析結果：(a) ノイズ0%，(b) ノイズ1%，(c) ノイズ5%

各手法ともノイズがないか、1%のノイズ程度まではほぼ正確にオプティカルフローが推定されている。ただ、グラディエント法では他の方法に比べノイズの影響を受け易いと言える。この傾向は、ノイズ5%の場合により顕著に現われている。また、ノイズの無い場合にも、グラディエント法の解析精度は他の方法に比べ多少悪いといえる。マッピング法と時空間相関法はほぼ同程度の解析精度を与えている。違いをあえて指摘すれば、マッピング法の解析精度がいずれのノイズの場合においても多少優っているようである。ただ、ここでのマッピング法は、対応付けする画像を時刻0と $t (> 0)$ を対象としたため、時刻0の画像の右端の部分に対応する領域が時刻 t の画像中に見出せないため（正弦波は右方向に運動）、右端の部分で誤差が大きくなっている。この問題を解決するには、画面の右半分の領域の対応付けは時刻 $-t$ の画像を採用するなどの工夫が必要となる。

3. 2 実画像の解析

実画像の解析は2種類の動画像について行なった。いずれも、静止した物体のシーンをカメラを水平方向

に一定速度 ($V_0=12.5\text{mm/s}$) で並進運動させて撮影したものである。1つは奥行き異なる位置に静止した3つの物体（紙コップ、カップ、テニスボール）のシーン、もう1つはビーナス石膏像である。いずれも背景は暗く、前者は大きな奥行きの違いやオクルージョンの影響を調べるため、後者は滑らかな奥行きの変化をどの程度再現できるかを調べるために対象とした。解析結果を各々図10、図11に示す。図10は得られたオプティカルフローの大きさを立体的に表示し、図11では擬似カラー表示でビーナス像の奥行き分布を表現している。図中、(a)–(c)は撮影した動画像の連続シーン、(d)、(e)、(f)は各々動的マッピング法、積分形式のグラディエント法及び動的時空間相関法による解析結果を示している。

なお、実画像の処理であることを念頭に、1) 平滑化フィルタ処理、2) 振幅しきい値の導入等により、ノイズの軽減や信頼性の低いオプティカルフローの除去を行なっている。

シミュレーションの解析結果と同様、実画像の場合もグラディエント法の解析精度が十分ではないことが図10、11より判る。いずれも、特に物体の運動境界で

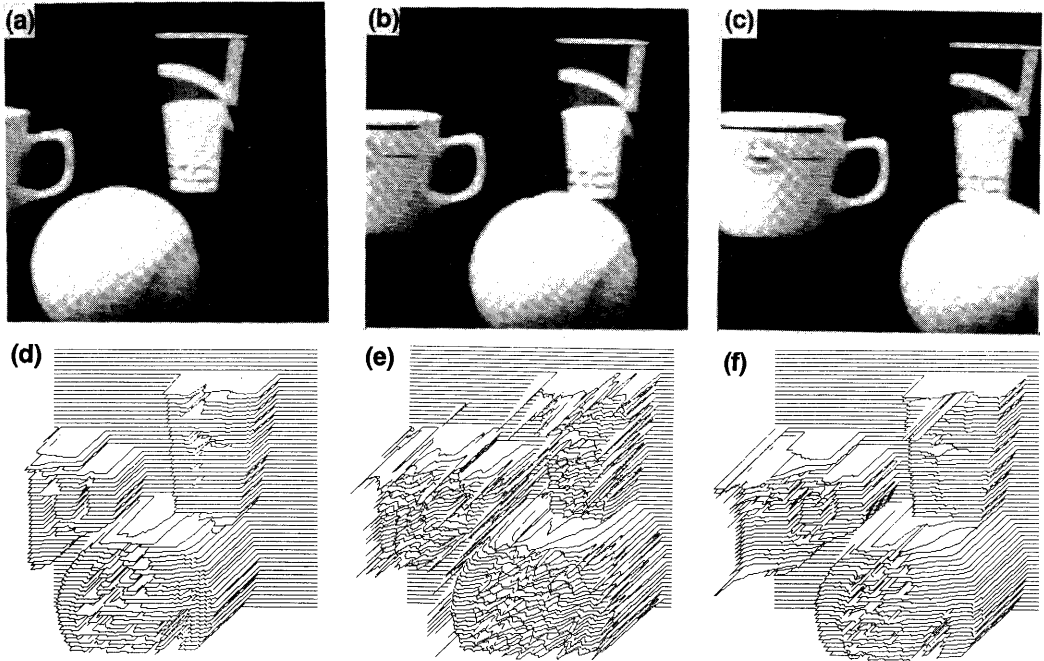


図10 3物体の実画像シーンからの、オプティカルフローの検出とその3次元表示：
 (a) 動的マッチング法，(b) 積分形式のグラディエント法，(c) 動的時空間相関法

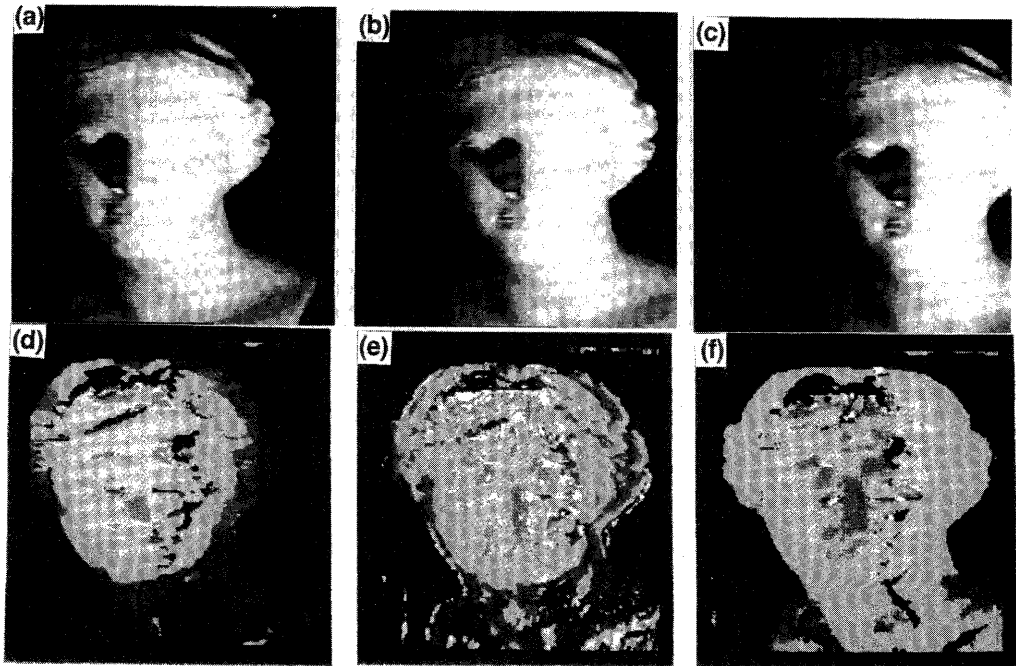


図11 ビーナスの実画像シーンからの、オプティカルフローの検出とその擬似カラー表示：
 (a) 動的マッチング法，(b) 積分形式のグラディエント法，(c) 動的時空間相関法

オブティカルフローの誤りが目立つ。これは、グラディエント法が基本的に画像間の時間・空間的連続性を仮定していることに起因すると考えられる。本研究で提案した積分形式のグラディエント法では、 1×3 画素を積分領域とし、考えている時間内で速度ベクトル場は一定と仮定し時間的局所最適化法を採用している。この解析例は、グラディエント法の1つの適用例に過ぎず、今後積分領域の工夫や式(6)を更に一般化して輝度の生成消滅の項を考慮するなど、改良の余地が多く残されている。

一方、動的マッチング法と動的時空間相関法に関しては、実画像の解析においてもほぼ同程度の解析精度を与えている。特徴を比較すると、三物体のシーンの様に比較的単純で、ミスマッチを生じにくい画像ではマッチング法の方が誤差の少ない結果を与えている(図10参照)。ピーナス像では奥行き滑らかな変化があるが、いずれの手法も現段階では十分な解析精度となっているとは言えないが、時空間相関法の結果の方がより自然な奥行き分布を与えている(図11参照)。

表1 画素間隔D, 時系列窓長Tの選択基準表

Velocity V(p/f)	Distance D(p)	Temporal Window F(f) Size
0.1 ~ 0.25	1	15
0.25 ~ 0.50	2	15
0.50 ~ 0.75	3	13
0.75 ~ 1.00	4	11
1.00 ~ 1.25	5	9
1.25 ~ 1.50	6	9
1.50 ~ 1.75	7	7
1.75 ~ 2.00	8	5
2.00 ~	9	5

4. まとめ

本研究では、静止したシーンからの奥行き空間分布の計測を目標に、運動視の理論を背景に、水平方向に運動するカメラが捉えた動画像よりオブティカルフローの高精度検出を試みた。提案した3種類のオブティカルフロー検出法の改良については、解析精度的には動的マッチング法と動的時空間相関法がほぼ同程度であり、大まかな奥行き分布の計測には利用可能であろう。グラディエント法についてはまだ改良の余地がある。いずれの手法も、現時点では、ロボットビジョンを念頭においたリアルタイム処理には程遠く、かなりの計算時間を要する。今回のようにオブティカルフローの方向が決まっており、その大きさだけが問題となる場合においては、計算コストの面でマッチング法が有望と考えられる。

今後の課題としては、

- 1) グラディエント法において、積分領域のサイズの検討、時空間局所最適化の検討、及び輝度の生成消滅項の導入などによる解析精度の改良、
- 2) 動的時空間相関法において、距離Dと時系列窓長Tの関係の最適化、解析に必要な画像枚数の削減(精度を落とさずに)、及び計算コストの低減、
- 3) マッチング法において、解析精度の向上及び2次元オブティカルフローの解析手法の確立、などが挙げられる。特に、より一般的な2次元オブティカルフロー場の検出を考える時、今回提案したグラディエント法が他の手法と同等の解析精度を持つようになれば、アルゴリズムの明快さ、計算コストの面から有力な手法となることが期待される。今後、それぞれの手法の特徴を活かしながら、実用的な解析法を確立していく必要があるだろう。

参考文献

- 1) デビッド・マー: ビジョン (産業図書: 乾敏郎, 安藤広志訳, 1987) .
- 2) 江尻正員: 工業用画像処理 (昭光堂, 1988) .
- 3) S. T. Barnard and W. B. Thompson, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., PAMI-2, (1980) 333.
- 4) F. Glazer, G. Reynolds and P. Anandan, Proc. IEEE (1983) 432.
- 5) T. Kobayashi and M. Hino, in "Flow Visualization VI", eds. Y. Tanida and H. Miyashiro, Springer-Verlag (1992, Yokohama) pp. 807-811.
- 6) 嶋田浩, 村田滋, 木瀬洋: 日本機械学会論文誌 (B編), 58巻552号, pp. 148-154.
- 7) B. K. P. Horn and B. Schunck, Artif. Intell., 17, (1981) 205.
- 8) H.-H. Nagel and W. Enkelmann, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., PAMI-8, (1986) 565.
- 9) J. K. Kerney, W. B. Thompson and D. L. Boley, IEEE Trans. Pattern Ana. Mach. Intell., PAMI-9, (1987) 229.
- 10) M. Subbarao, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 11 (1989) pp. 266-278.
- 11) 奥富正敏, 金出武雄: 電子情報通信学会論文誌, D-II, J75-D-II (1992), pp. 1317-1326.
- 12) H. Miike, K. Kurihara, H. Hashimoto and K. Koga, Trans. IEICE Japan, E69, (1986) 877.
- 13) 古賀和利, 三池秀敏, 電子情報通信学会論文誌, J72D, (1989) 507.
- 14) K. Koga and H. Miike, Proc. ISSSE' 89, (1989) 517.
- 15) A. Nomura, H. Miike and K. Koga, submitted to Pattern Recogn. Letter.
- 16) B. G. Schunck, Proc. Workshop Motion: Representation and Analysis, Charleston S. C., (1986) 88.
- 17) J. M. Fitzpartrick, Proc. IEEE Conf. Comput. Vision Pattern Recogn., (1985) 78.
- 18) H.-H. Nagel, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 11, (1989) 12.
- 19) 金谷健一: 画像理解 - 三次元認識の数理 - (森北出版, 1990) .
- 20) 服部哲郎, 中田誠, 久保克巳, 第19回画像工学コンファレンス論文集, (1988) 157.
- 21) 野村厚志, 古賀和利, 三池秀敏, 電子情報通信学会論文誌, J73D-2, (1990) 728.