

画像情報とカメラモーションの融合による新しい オプティカルフロー生成手法

平 健介^{*1}, 柴田 昌明^{*2}

A novel method for generating optical flow based on fusing
visual information and camera motion

Kensuke TAIRA^{*1} and Masaaki SHIBATA^{*2}

ABSTRACT: In this paper, we propose new method to generate velocity vector called optical flow. The method makes use of two constraint equations from a sequence of images that are obtained by a CCD-camera and camera motion that is obtained by robot control. The 2-DOF slider robot carries on the camera whose direction is controlled by the robot. Therefore, our proposal method is new approach to generate the optical flow as we use both information of camera motion and image sequence.

Keywords : optical flow, camera motion , gradient based approaches, constraint equations

(Received September 5, 2006)

1. まえがき

本論文ではロボットに搭載した CCD カメラから取得される連続画像の解析のための新しいオプティカルフロー生成手法を提案する。

従来から画像処理の分野においては連続画像の解析手法としてオプティカルフローが広く用いられてきた。オプティカルフローとは連続画像においてフレーム間で注目点がどの方向にどの程度移動するかを表す速度ベクトルである[1]。単純な複数枚の画像処理とは異なり、連続かつ時系列的な画像変化に焦点を当てている[2]。現在までに相関演算を用いた手法[3], カラー情報を用いた手法[4], 時系列的に演算を行う手法[5], その他数々のオプティカルフロー生成手法[6][7]が考案されてきた。そして、それらの手法を用いた応用展開として移動体検出, 物体認識, フローの高精度抽出など幅広い研究が行われている[8]~[11]。代表的なオプティカルフロー生成法としては、勾配法に基づく手法がよく知られている。勾配法では一つの基本拘束式ともう一つの別の拘束式を制約としてオプティカルフローを表す未知変数 u , v の値を算出する。

高精度なオプティカルフローを生成することができれば、対象物の三次元位置推定や形状認識などへの応用展開が期待できる。しかしながら、画像情報のみに依存する従来手法では位置推定などのために十分に高精度なフローを取得することは容易でない。その原因の一つとしては、元となる画像自体の乱れや誤差, ノイズ等の影響を完全には排除しきれない点が挙げられる。こうした画像の乱れには種々の要因が考えられ、前記のような各種手法が提案されて成果をあげているものの、いずれにしても画像情報のみに基づく拘束式を制約としてオプティカルフローを生成している。画像情報に加えて別の情報を活用することができればより精度の高いフロー生成が可能となると考えられる。

一方で産業応用分野の画像処理の例を見てみると、ロボットに CCD カメラを搭載して処理を行う研究が多数報告されている[12]。複数のカメラを搭載したステレオビジョンシステムや単眼カメラとロボットモーションによりステレオシステムを実現するモーションステレオシステム等では、カメラのモーション情報を用いたエピポラ拘束に基づき画像からの高精度な三次元情報の抽出を可能としている[13]。また、物体追従等の応用例も報告されている[14]。また、カメラの回転運動に焦点を当てたオプティカルフロー生成手法の研究報告もされてい

^{*1}: 工学研究科電気電子工学専攻 修士課程大学院

^{*2}: エレクトロメカニクス学科 助教授

(shibam@st.seikei.ac.jp)

る[15]。すなわち、ロボットに搭載したカメラから取得する画像を処理する際に、カメラモーション情報を有効に活用している。

そこで本論文ではモーション情報を用いた高精度なオプティカルフロー生成手法を提案する。従来の勾配法連にカメラモーション情報を付加することで新たなオプティカルフロー生成を実現する。

従来よりロボットと画像処理を用いた統合アプリケーションにおいては、たとえばステレオシステムではステレオ対応点問題を解決する必要がある、オクルージョンによる対応点の消失など本質的な課題がある[16]。また、ビジュアルトラッキングにおいては対象物に特徴点を物理的に付加する必要がある場合や、あるいは事前に対象物の形状モデルを必要とする場合などがある[17],[18]。

これらに対して、オプティカルフローに基づく環境認識手法では、取得された連続画像の変化に着目するので特定の特徴点を追従視する必要がない。すなわちオクルージョンによる特徴点の消失などの課題が存在しないという利点を有する。また、対象物に関する事前準備や事前知識も必要としない。提案手法ではこのような汎用性の高さに加え、ロボットに搭載したカメラから取得される連続画像とカメラモーションを利用することでより精度の高いオプティカルフローの生成を狙いとしている。本論文では、提案手法と従来手法によるオプティカルフロー生成の比較実験を行い、提案手法の評価に基づいてその有効性を確認する。

2. オプティカルフロー生成

本手法では画像情報から取得するオプティカルフローの第一拘束式とカメラモーション情報から取得する第二拘束式の2つの式を融合してオプティカルフローを生成する。

2.1 勾配法

画像中の点 (x, y) の時刻 t における注目画素が時刻 $t + \Delta t$ までの間に $\Delta x, \Delta y$ の微小移動をし、その間の輝度値 $f(x, y)$ が不変だとする仮定のもとで(1)式が成り立つ。

$$f_t(x, y) = f_{t+\Delta t}(x + \Delta x, y + \Delta y) \quad (1)$$

(1)式の右边を Taylor 展開して $\Delta x, \Delta y, \Delta t$ に関する2次以上の項を ε とすることで(2)式を得る。

$$\frac{\partial f}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial f}{\partial y} \Delta y + \frac{\partial f}{\partial t} \Delta t + \varepsilon = 0 \quad (2)$$

ここで両辺を Δt で割り、高次の項を微小であるとして切り捨てることで近似式(3)式を得る。

$$\frac{\partial f}{\partial x} \frac{\Delta x}{\Delta t} + \frac{\partial f}{\partial y} \frac{\Delta y}{\Delta t} + \frac{\partial f}{\partial t} = 0 \quad (3)$$

(3)式において $\Delta t \rightarrow 0$ とすると $\frac{\Delta x}{\Delta t}, \frac{\Delta y}{\Delta t}$ は速度ベクトル u, v を表し、画像情報からのオプティカルフロー u, v の基本拘束式は(4)式となる。

$$f_x u + f_y v + f_t = 0 \quad (4)$$

ここで f_x, f_y は空間的な、 f_t は時間的な輝度勾配である。(4)式だけでは u, v の2つの未知変数を決定することができないため第2の拘束式を導入する必要がある。そこで次節ではカメラモーションに焦点をあて第二拘束式を導く。

2.2 カメラモーションからの拘束式

従来手法では画像情報からオプティカルフローを生成するために、画像情報に基づく派生条件を第二拘束式に用いていた。一方、本手法では CCD カメラを搭載したロボットを姿勢制御することで、カメラモーション情報に基づく第2の拘束式を得る。

カメラ中心を原点にとる3次元カメラ座標系において任意の点 $X = [X \ Y \ Z]^T$ が $X' = [X' \ Y' \ Z']^T$ に回転並進移動したとすれば、原点回りの回転を表す回転行列 R と平行移動を表す並進ベクトル t を用いて(5)式の関係が成り立つ[19]。

$$X' = R \cdot X + t \quad (5)$$

各軸まわりの回転角を α, β, γ で表すとき、画像フレーム間での微小回転では、 $\cos \alpha = 1, \sin \alpha = \alpha$ とみなすことができる。そこで(5)式の微小回転による変位成分 RX は(6)式に置き換えることができる。

$$\begin{aligned} RX &= \begin{pmatrix} 1 & -\gamma & \beta \\ \gamma & 1 & -\alpha \\ -\beta & \alpha & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} X + (\beta \cdot Z - \gamma \cdot Y) \\ Y + (\gamma \cdot X - \alpha \cdot Z) \\ Z + (\alpha \cdot Y - \beta \cdot X) \end{pmatrix} \quad (6) \\ &= X + d\delta \times X \end{aligned}$$

ただし, $d\delta = [\alpha \ \beta \ \gamma]^T$, $\times$ は外積演算子を表す。このような微小回転角 $d\delta$ と微小平行移動 dt によって点 X が $X' = X + dX$ へ移動したとすると(5)式は

$$X + dX = X + d\delta \times X + dt \quad \dots\dots\dots (7)$$

となり, 微小変位 dX は(8)式で表すことができる。

$$dX = d\delta \times X + dt \quad \dots\dots\dots (8)$$

次にカメラが回転並進移動する場合を考える。このとき, カメラ座標系はカメラと共に移動する。ワールド座標系に固定された点 P をカメラ座標系における点 X として表せば, P の座標は不変だが, カメラ座標系が回転並進すると X の座標は変化する。カメラ座標系が速度 $\dot{D}$ で並進し座標軸回りに角速度 ω で回転するとき, 点 X はカメラ座標系において速度 $-\dot{D}$ で並進し座標軸回りに $-\omega$ で回転する。このとき, 点 X の移動速度 $\dot{X}$ は(8)式において $d\delta = -\omega$, $dt = -\dot{D}$ を代入することで $\dot{X} = dX$ として求めることができる。

$$\dot{X} = -\dot{D} - \omega \times X \quad \dots\dots\dots (9)$$

また, これら2つの3次元座標系に加えて2次元の画像座標系の関係を図1のように定義する。画像座標 $x = [x \ y \ 1]^T$ はカメラ座標系で表す3次元座標 X と(10)式で対応する。

$$x = \frac{X}{Z} \cdot f \quad \dots\dots\dots (10)$$

ここで f はカメラの焦点距離である。(10)式を両辺で時間微分すれば(11)式を得る。

$$\dot{x} = \left(\frac{\dot{X}}{Z} - X \cdot \frac{\dot{X} \cdot \hat{Z}}{Z^2} \right) \cdot f \quad \dots\dots\dots (11)$$

$\hat{Z}$ は Z 軸(カメラ光軸)方向の単位ベクトルである。(9),(11)式より画像上の動き成分は(12)式で表すことができる。

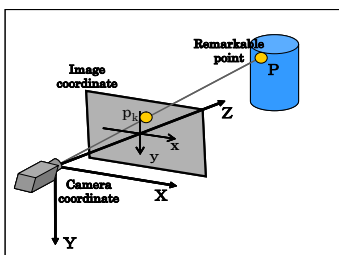


図1 カメラ座標系と画像座標系

$$\begin{aligned} \dot{x} &= \frac{f}{Z} \left(\dot{X} - X \frac{\dot{X} \cdot \hat{Z}}{Z} \right) \quad \dots\dots (12) \\ &= \frac{1}{Z} \left(f \cdot (-\dot{D} - \omega \times X) - x(-\dot{D} - \omega \times X) \cdot \hat{Z} \right) \end{aligned}$$

ここで(12)式を各成分に分解し, オプティカルフローを $u = \dot{x}, v = \dot{y}$ と置けば(13),(14)式となる。

$$u = \frac{1}{Z} \left(f \cdot (-\dot{D}_x - \beta \cdot Z + \gamma \cdot \frac{y}{f} \cdot Z) - x \cdot (-\dot{D}_z - \alpha \cdot \frac{y}{f} \cdot Z + \beta \cdot \frac{x}{f} \cdot Z) \right) \quad \dots (13)$$

$$v = \frac{1}{Z} \left(f \cdot (-\dot{D}_y - \gamma \cdot \frac{x}{f} \cdot Z + \alpha \cdot Z) - y \cdot (-\dot{D}_z - \alpha \cdot \frac{y}{f} \cdot Z + \beta \cdot \frac{x}{f} \cdot Z) \right) \quad \dots\dots (14)$$

この2式がオプティカルフローを表す式となるが, 双方の式にはカメラから点 X までの奥行きを表す未知変数 Z が含まれている。そこで, 両式から Z を消去し一つの式にまとめると(15)式を得る。

$$\begin{aligned} u \cdot (-f \cdot \dot{D}_y + y \cdot \dot{D}_z) - v \cdot (-f \cdot \dot{D}_x + x \cdot \dot{D}_z) &= C \quad \dots (15) \\ C &= -\dot{D}_x \cdot \left((f^2 - y^2) \cdot \alpha + x \cdot y \cdot \beta - f \cdot x \cdot \gamma \right) \\ &\quad + \dot{D}_y \cdot \left(-x \cdot y \cdot \alpha + (f^2 + x^2) \cdot \beta - f \cdot y \cdot \gamma \right) \\ &\quad + \dot{D}_z \cdot \left(f \cdot x \cdot \alpha - f \cdot y \cdot \beta + (y^2 - x^2) \cdot \gamma \right) \end{aligned}$$

上式をカメラモーション情報から得るオプティカルフローの第二拘束式として利用する。

2. 3 画像情報とカメラモーション情報の融合

(4)式と(15)式よりオプティカルフローを生成するための2つの拘束式を得た。両式をまとめると(16)式となる。

$$F \cdot \dot{x} + g = 0 \quad \dots\dots\dots (16)$$

$$F = \begin{bmatrix} f_x & f_y \\ -f \cdot \dot{D}_y + y \cdot \dot{D}_z & f \cdot \dot{D}_x - x \cdot \dot{D}_z \end{bmatrix}, \quad g = \begin{bmatrix} -f_t \\ C \end{bmatrix}$$

この行列 F はカメラモーション情報と画像情報を融合させた係数行列であり, その要素はすべて既知の変数で表されている。最終的にオプティカルフローは(17)式で生成される。

$$\dot{x} = -F^{-1} \cdot g \quad \dots\dots\dots (17)$$

以上より(17)式が画像処理情報とロボット制御から得るカメラモーション情報を融合したオプティカルフロー生成手法である。

3. 提案手法の評価実験

実験に基づき提案手法によって生成されるオプティカルフローの方向成分精度，強度精度，処理時間を評価する。従来手法との比較を通じて，提案手法の有効性を確認する。

3. 1 実験環境

実験では図2に示すスライダロボットを使用する。同ロボットは CCD カメラを搭載し，左右並進と Pan 回転動作の2自由度が制御可能である。制御用 PC とロボット間でフィードバック系を構成し，モータ制御により駆動させる。ロボットの制御系には関節空間外乱オブザーバーに基づく位置制御系を用いた。また，CCD カメラを接続した画像処理用 PC と制御用 PC との間で双方向通信を行うことでオプティカルフロー生成に必要な情報を共有する。

実験時は図3に示すように Pan 回転軸にはオフセット角として固定角 θ (60[deg])を与える一方で，スライド方向への並進動作を指令した。並進移動中に回転動作を伴わずカメラは1次元に制約された並進動作となるが，対象物体に対しては横方向と接近方向への2次元的な移動動作となる。これにより対象物画像については水平移動と拡大が同時に生じる。ロボットのスライド微小距離を dD とすれば移動速度 $\dot{D}$ は(18)式となる。



図2 2自由度スライダロボット

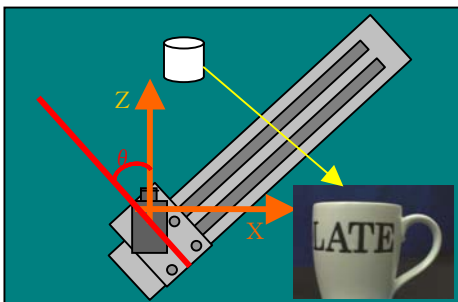


図3 実験の俯瞰図

$$\dot{D} = \begin{bmatrix} \frac{dD}{dt} \cos \theta & 0 & \frac{dD}{dt} \sin \theta \end{bmatrix}^T \dots\dots\dots (18)$$

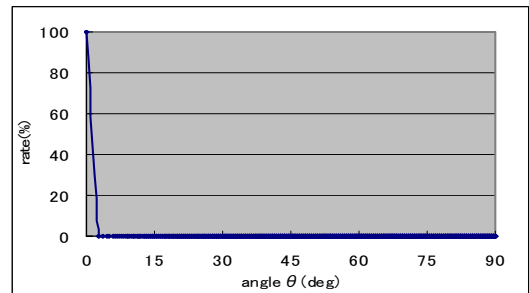
(10)式の焦点距離 f の値は(19)式を用いて実画像から逆算して $f = 1100[\text{pix}]$ (ピクセル換算値)とした。

$$f = \frac{\text{画像中での定規の長さ}[\text{pix}] \times \text{カメラから定規までの距離}[\text{m}]}{\text{画像に映った定規の長さ(実寸)}[\text{m}]} \dots\dots\dots (19)$$

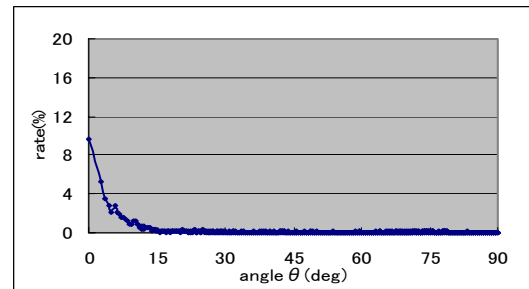
また，(17)式に含まれる空間的輝度勾配微分 f_x, f_y の算出には Sobel フィルタを使用し，時間的輝度勾配 f_t には2枚の画像による単純時間差分を利用した。

3. 2 オプティカルフローの方向成分評価

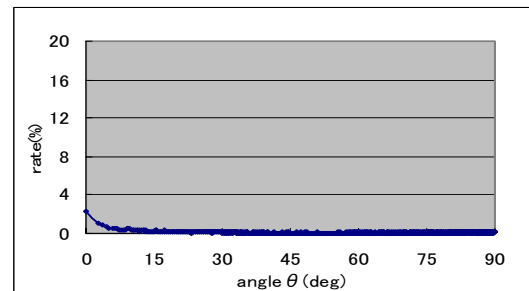
オプティカルフローの方向成分精度を評価する。(13)，(14)式より算出されるオプティカルフローの理論値を従来手法および提案手法と比較した。理論値と各手法より生成されたオプティカルフローの成す角の算出結果を図4に示す。またその際のオプティカルフローの生成結果



(a) proposed method



(b) block matching method(conventional)



(c) spatial local optimization method(conventional)

図4 各手法と理論値によるフローの成す角

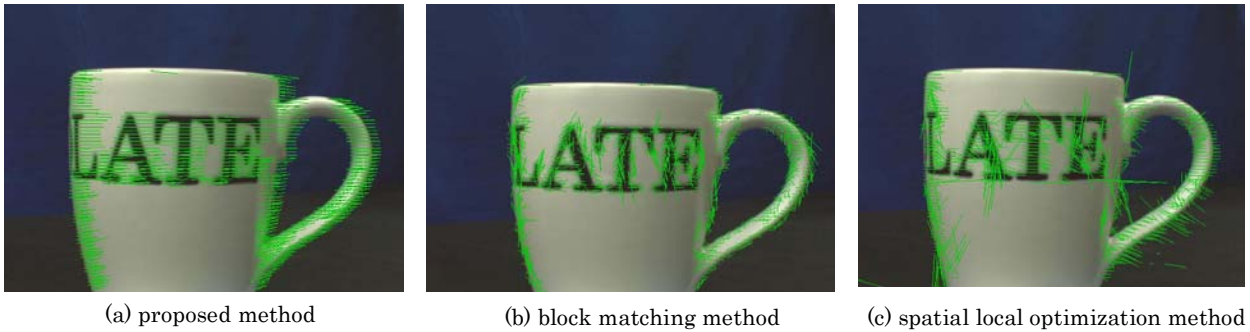
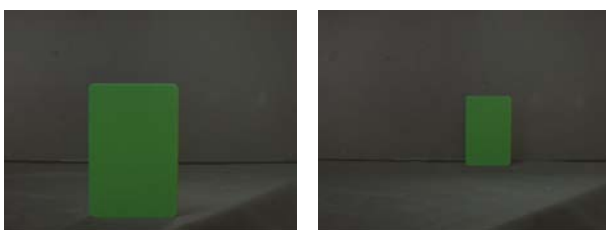


図5 オプティカルフロー結果

を図5に示す。従来手法であるブロックマッチング法で生成したオプティカルフローでは方向が理論値と一致している割合は10%ほどしかなく、空間的局所最適化法においては大部分が誤った方向を示している。それに対して提案手法はすべてのフローが理論値と同方向を示す結果となり、方向成分に関して100%の信頼性を達成している。これは関節空間外乱オブザーバーに基づく位置制御系によるカメラモーションからの情報の精度が極めて高く、その効果が反映された結果といえる。つまり、提案手法の狙いであった画像情報とカメラモーション情報の融合が有効に作用している。

3.3 オプティカルフローの強度評価

次に提案手法によって取得されるオプティカルフローの強度成分精度を評価した。ロボットを制御し、図6に示す対象物体に対する奥行き Z を40[cm]から80[cm]まで変化させた。その際、40[cm]と80[cm]の2箇所提案手法によるオプティカルフローのデータを評価した。提案手法による生成フローと理論値の誤差比率を表すグラフを図7に示す。このグラフより90%以上のフローが理論値に対して10%以内の誤差に留まっていることがわかる。しかしながら、理論値との誤差が10%を越えるフローも存在する。これはオプティカルフロー生成に用いた第一拘束式に要因があると考えられる。すなわち、(17)式の空間的微分 f_x, f_y および、時間微分 f_t がノイズ



(a) distance from camera:40(cm) (b) distance from camera:80(cm)
図6 距離推定に用いた対象物体

の影響を受け、誤差を発生させていると考えられる。そこで2つの微分処理を見直し、ノイズの影響を緩和して、精度向上を図る。次節では画像処理性能向上に基づくオプティカルフローの精度向上の確認実験を行った。

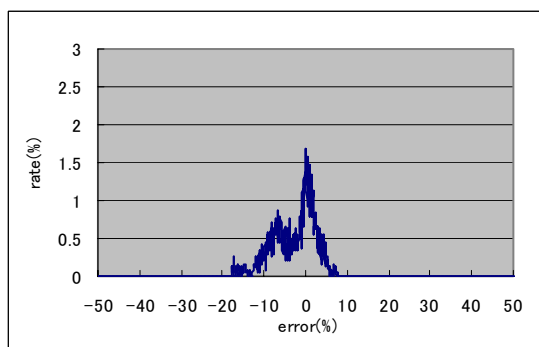
3.4 画像処理性能の向上

第一拘束式の2種類の微分に誤差を抑え安定した値を用いるために入力画像に対して平滑化処理を施す2種類の画像処理フィルタを導入する。空間的微分処理にはDericheフィルタを使用する[20]。このフィルタはCannyフィルタを拡張した微分フィルタであり、再帰的な微分平滑化演算を行うのでノイズに対してロバストな特徴を有する。また、時間的微分処理においては入力画像に対してガウシアンフィルタを適用した差分処理を用いる。これら2種類の微分平滑化処理を施した後にオプティカルフローを生成し、理論値との誤差を求めた結果を図8に示す。図より平滑化前と比較すると精度が向上しているのがわかる。すなわち本手法におけるオプティカルフローの精度は画像処理の精度向上によって改善するという結果を得た。

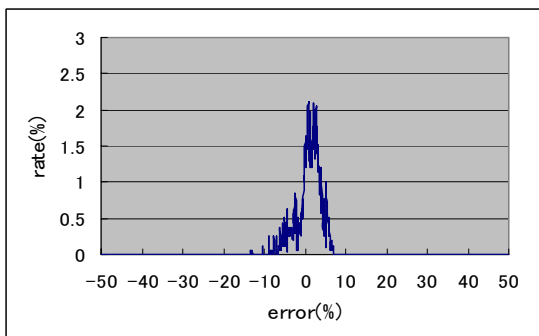
また、取得フローより対象物体までの奥行きを算出した。その結果の平均値および標準偏差を表1, 2に示す。表より提案手法が従来手法に対して高精度であることがわかる。

3.5 処理時間の比較

次に提案手法の処理速度に注目する。表3に提案手法および従来手法の処理速度の比較を示す。処理時間計測の実験環境としてはPentium4-3.0[GHz]、開発環境はVisual C++6.0において評価を実施した。なお、オプティカルフローは5[pixel]間隔に1本ずつ、1画像あたり128×96本を生成した。表には100回計測した処理時間の平均値を示した。同時にオプティカルフロー1本あたりの生成に要する処理時間も示す。表3より提案手法の処理



(a) 40(cm)from the object



(b) 80(cm)from the object

図7 提案手法による対象物体の距離推定

表1 対象物体までの平均推定距離(40cm)

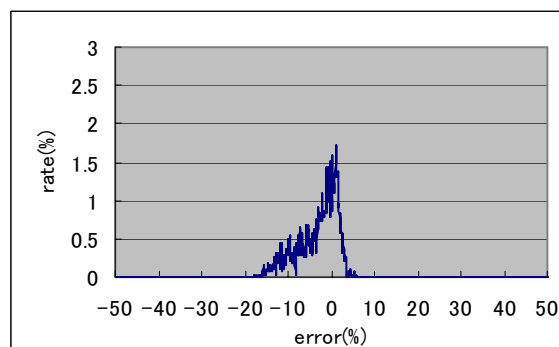
Table1 Results of estimated distance(40cm)

	Average of estimated distance(cm)	Standard deviation
Block matching method	35.48	16.31
Spatial optimization method	49.78	25.39
Proposal method	39.94	19.57
Proposal method (with smoothing)	37.93	11.72

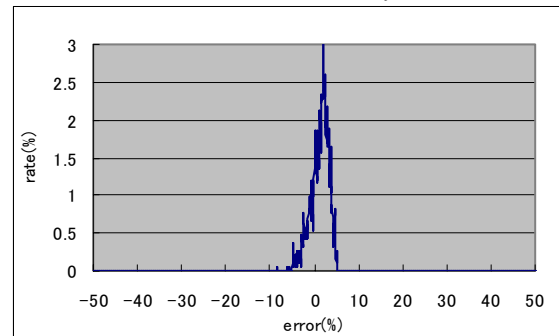
速度は従来手法(特に高速処理と言われる空間的局所最適化法)と比較しても遜色ない結果を示している。このことから提案手法はリアルタイム処理に応用できる有効な手法だといえる。

4. 結 論

本論文では画像情報とカメラモーションから得る2つの拘束式に基づいた新しいオプティカルフロー生成手法を提案した。提案手法によって生成されるオプティカルフローの方向成分は100%の信頼性を得たことから、従来手法と比較しても極めて高い精度を達成した。一方で、画像処理の精度向上がそのままオプティカルフローの強



(a) 40(cm)from the object



(b) 80(cm)from the object

図8 平滑化処理付加時の対象物体の距離推定

表2 対象物体までの平均推定距離(80cm)

Table2 Results of estimated distance(80cm)

	Average of estimated distance(cm)	Standard deviation
Block matching method	62.18	19.18
Spatial optimization method	35.88	23.14
Proposal method	60.12	20.54
Proposal method (with smoothing)	76.51	10.59

表3 各手法の処理時間結果

Table3 Results of processing time

	Processing time (msec)	Time per one flow (μ sec)
Block matching method	232.12	18.88
Spatial optimization method	40.18	3.27
Proposal method	24.84	2.02

度の精度向上につながることを確認した。また、処理速度に関して従来手法と比較しても遜色ない結果を達成した。すなわち提案手法はロボットに搭載したカメラから取得する連続画像の解析において高速で高精度なオプティカルフロー生成手法だといえる。

参考文献

- [1] “InformationScience&Engineering-T6 画像処理” 鎌田清一郎 2003,3,25 発行 サイエンス社 pp.78-88
- [2] “動画解析の数理: オプティカルフロー計算の過去現在未来” 第10回画像センシングシンポジウム, 井宮 淳 (千葉大学)
- [3] 金丸利文, 北島秀夫, 白川智昭, 小川吉彦, “ブロックマッチング法による画素毎の動きベクトル検出法”, 信学技報, CS92-69, IE92-91, pp.63-70, 1992
- [4] John Barron and Reinhard Klette, “Experience with Optical Flow in Colour Video Image Sequences”, Computer Science Department of The University of Auckland CITR at Tamaki Campus, CITR-TR-102, October 2001
- [5] B. K.P. Horn and B. G. Schunck. Determining optical flow. Artificial Intelligence, 17(1-3):185-203, August 1981.
- [6] 布施孝志, 清水英範, 堤盛人: “オプティカルフロー推定における勾配法の比較分析”, 応用測量論文集, Vol.11, 2000, pp.45-52.
- [7] B.D. Lucas and T. Kanade. An iterative image registration technique with an application to stereo vision. In Proc. of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence, pages 674-679, 1981.
- [8] 前 泰志, 白井良明, 三浦 純, 久野義徳, “オプティカルフローとエッジを用いた複雑背景下での移動物体の追跡”, 日本ロボット学会誌, Vol. 15, No. 1, pp. 103-108, 1997.
- [9] 山根剛志, 白井良明, 三浦 純, 久野義徳, 島田伸敬, “オプティカルフローと明度一様領域を統合した人間の実時間追跡”, 日本ロボット学会誌, Vol. 18, No. 4, pp. 521-528, 2000.
- [10] J.Chamorro-Martínez and J.Fdez-Valdivia, “Optical flow estimation based on the extraction of motion patterns”, Department of Computer Science and Artificial Intelligence, University of Granada, Spain, IEEE. ICIP 2003 0-7803-7750
- [11] H. Wang and D. Suter “Variable Bandwidth QMDPE and Its Application in Robust Optical Flow Estimation” 9th IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), Nice, France, pages 178-183, October 2003.
- [12] ロボット工学ハンドブック 1990 年 10 月 20 日発行 (社)日本ロボット学会編/コロナ社
- [13] 杉本和英, 富田文明 “ステレオによる幾何モデリング” 日本ロボット学会誌 Vol.15 No.3 pp.431~438 1997
- [14] 石山 豊, 角保志, 富田文明 “ステレオビジョンによる三次元物体の三次元運動追跡” ロボット学会誌 Vol.18. No.2 pp.213~220 2000
- [15] Kenichi Kanatani, Transformation of Optical Flow by Camera Rotation, IEEE Transaction on pattern analysis and machine intelligence, Vol.10, No.2, MARCH 1988
- [16] 奥富正敏 “解説・ステレオがなぜ難しいか” 日本ロボット学会誌 Vol.16 No.6 pp.773~777 1998
- [17] 出口光一郎 “解説・ハンドアイの立場から見たコンピュータビジョンの研究”, 日本ロボット学会誌 Vol.20 No.4 pp.364~368 2002
- [18] T.W. Drummond and R. Cipolla “Real-time visual tracking of complex structures” IEEE Trans..on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 24(7) 932-946, 2002
- [19] 白井良明 谷内田正彦 1998.4.20 発行 オーム社
- [20] Rachid Deriche “Using Canny’s Criteria to Derive a Recursively Implemented Optimal Edge Detector”, International Journal of Computer Vision, pp.167-187 (1987)