

動画像シーケンス中の色情報と多重解像度解析を用いた 照明条件・ノイズにロバストな速度ベクトル推定に関する研究

松岡 俊博[†] 小谷 一孔[†]

[†]北陸先端科学技術大学院大学 〒923-1292 石川県能美市旭台 1-1

E-mail: [†](matsu-t, ikko)@jaist.ac.jp

あらまし 速度ベクトル推定による動画像解析の代表的な手法の一つであるオプティカルフロー推定法は画素の輝度値を用いるため、照明条件により推定精度が低下するという問題点がある。

これに対して、Golland らは色情報を用いて照明条件にロバストな推定手法を与えている。しかしながら、照明に依存しにくい色成分である彩度や色相はその量子化誤差により低・高強度領域ではノイズの影響が大きくなり推定精度が低下する。

本研究では色情報とノイズの量子化特性が推定精度に与える影響を解析し、多重解像度解析を用いて照明条件・ノイズにロバストな速度ベクトル推定手法の検討を行った。

キーワード 速度ベクトル, オプティカルフロー, 多重解像度解析, 照明条件, 画像ノイズ

It researches concerning the robust estimation of velocity vector in the brightness condition and the noise that uses color information in the dynamic scene sequence and the multiple resolution analysis

Toshihiro MATSUOKA[†] and Kazunori KOTANI[†]

[†] School of Information Science, Japan Advanced Institute of Science and Technology

1-1, Asahidai, Nomi, Ishikawa 923-1292 Japan

E-mail: [†](matsu-t, ikko)@jaist.ac.jp

Abstract Optical flow based approaches for moving picture analysis use intensity values of pixels and thus have the problem of decreased accuracy under varying lighting conditions. Golland et al. proposed a robust scheme by including the color information. However, caused by the quantization error, those color components that are invariant in lighting, such as hue and saturation, may deteriorate the accuracy of estimation from noisy images under low/high brightness. By analyzing the influence by the quantization properties of color information and different noise levels on final estimation results, we consider a robust multi-resolution approach for estimation of velocity vectors in dealing with lighting conditions and noise.

Keyword velocity vector, optical flow, multi resolution analysis, brightness condition, image noise

1. はじめに

オプティカルフロー推定法は、連続する動画像フレーム間の画素の輝度値の変化から、動物体の画素毎の速度ベクトルを推定する[1]。この中で、勾配法によるオプティカルフロー推定[2]では、1画素の輝度値の変化だけからでは速度ベクトルを一意に導出できないため、サポート領域と呼ばれる周囲画素の領域内で動物体の動きの一様性を拘束条件に加えて速度ベクトルを推定する。このため、拘束条件を満足しない部分では速度ベクトルの分解能が低下した。また、輝度値を用いることから、照明の変化と動きによる輝度変化とが分離できない上、動物体が複数存在する場合、物体表面に生じる影の影響で速度ベクトル推定精度が低下する問題があった[3][4]。

上記問題に対して、P. Golland らはカラー動画像フレームを用いて、画素毎の彩度と色相の値から速度ベクトルを推定するイメージフロー推定法を提案している[5]。イメージフロー推定法は1画素で彩度と色相による拘束方程式を複数導出できるため、上記した分解能の低下を生ぜず、1画素毎に速度ベクトルを推定できる上、色相成分が強度成分と独立であることから、速度ベクトルが照明変化や影の影響を受けにくい特性を有している。

イメージフロー推定法は照明条件にロバストで高い分解能を有する速度ベクトル推定法であるが、彩度と色相成分を RGB 色空間で均等量子化した色成分から算出するため、変換式の特性により、彩度と色相上の量子化間隔は均等でなく、高強度、低強度部分で大きな量子化誤差が生じて、速度ベクトルの推定精度が低下

する[6][7].これは、単に量子化誤差の問題にとどまらず、実画像でのノイズによる推定精度に影響を及ぼす。更に、1画素の彩度と色相の値だけで速度ベクトルを推定するため、サポート領域を用いる手法に比べてノイズによる推定精度への影響が大きい。

本報告では、上記問題に対して、イメージフロー推定法での彩度と色相の量子化誤差特性の影響を示し、更に、ノイズによる速度ベクトルの推定精度の特性を実験により解析する。加えて、量子化誤差とノイズにより速度ベクトルの推定精度が低下している領域に対して、wavelet 変換による彩度と色相の多重解像度成分を適応的に用いて、推定精度の改善を試みる。本手法は、量子化誤差とノイズによる影響が小さい領域はイメージフロー推定を行い、影響が大きい領域は速度ベクトルの空間解像度を下げて推定精度を改善するものであり、イメージフロー推定法にサポート領域を適応的に適用したものを見なすことも出来る。

2. イメージフロー推定法

2.1. 彩度,色相成分による速度ベクトル推定

イメージフロー推定法はカラー動画の各画素の彩度と色相の値からフローの拘束方程式を導出し、速度ベクトルを推定する。ここでは、彩度と色相を RGB→HLS 変換[8]により与え、イメージフロー推定を説明する。今、HLS 色空間で、明度 ($L=0\sim 1$)、彩度 ($S=0\sim 1$)、色相 ($H=0\sim 359$) と表すと、次式で示すように彩度と色相の時・空間微分成分から拘束方程式を導出する。色相成分 $F(x, y, t)$ 、彩度成分 $G(x, y, t)$ とするとき x 方向の勾配

$$F_x(x, y, t) = \frac{\partial F(x, y, t)}{\partial x}, G_x(x, y, t) = \frac{\partial G(x, y, t)}{\partial x}$$

y 方向の勾配

$$F_y(x, y, t) = \frac{\partial F(x, y, t)}{\partial y}, G_y(x, y, t) = \frac{\partial G(x, y, t)}{\partial y}$$

t 方向の勾配

$$F_t(x, y, t) = \frac{\partial F(x, y, t)}{\partial t}, G_t(x, y, t) = \frac{\partial G(x, y, t)}{\partial t}$$

速度ベクトル \mathbf{v} の x, y 方向の成分

$$u(x, y, t) = \frac{dx}{dt}, v(x, y, t) = \frac{dy}{dt}$$

色相・彩度から導出される拘束方程式

$$\begin{cases} F_x(x, y, t)u(x, y, t) + F_y(x, y, t)v(x, y, t) + F_t(x, y, t) = 0 \\ G_x(x, y, t)u(x, y, t) + G_y(x, y, t)v(x, y, t) + G_t(x, y, t) = 0 \end{cases} \quad (2.1)$$

二つの拘束方程式からなる連立方程式より、速度ベクトルを1画素上で一意に決定できる。

2.2. イメージフローの特徴

イメージフロー推定法には以下のような特徴がある。

- ・ 明度に比べ、彩度、色相は照明条件、影の影響が小さいため、イメージフローは照明条件や影に対してロバスト
- ・ 1画素で彩度と色相の2成分より複数の拘束方程式が導出できるため、1画素の分解能の速度ベクトルが推定可能
- ・ 均等量子化された RGB 成分から算出する HLS 成分の量子化特性は均等でないため、量子化誤差が拡大される色領域では拘束方程式を満足せず、推定精度が低下する。
- ・ RGB 成分で撮像された画像にノイズが存在すると、上記量子化特性によりノイズの影響が増大する場合があります、推定精度が低下する。
- ・ サポート領域を使用するオプティカルフロー推定に比べ、1画素で速度ベクトルを推定するために、画像ノイズが推定精度に与える影響が大きい。

3. イメージフロー推定法の特徴解析

ノイズ・量子化誤差に対するイメージフロー推定法の特徴解析をするため、モデル画像を作成し、速度ベクトル推定実験を行った。

3.1. 実験条件

(a)実験に用いるモデル画像

実験には色成分を空間的・時間的に微小変化させたモデル画像 (図 1) を用いる。画像サイズは 100×100 [pixel], RGB 各 255 階調の BMP カラー画像とする。

画像中の運動は

- ・ 並進 (translation) : x 方向 1[pixel/frame]
- ・ 拡大 (expansion) : x, y 方向 1.02[倍/frame]
- ・ 縮小 (reduction) : x, y 方向 0.98[倍/frame]
- ・ 回転 (rotation) : 1[degree/frame]

として、Affine 変換により運動後の画像を生成する。

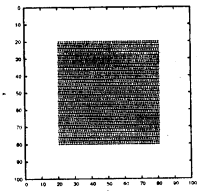
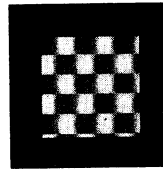


図 1: モデル画像 図 2: 速度ベクトルの正解値 (並進)

(b)速度ベクトル推定精度の評価方法

速度ベクトルの推定精度は、画像生成時の Affine 変換の値を正解値 (図 2) として実験により求めた速度ベクトルから平均二乗誤差 (MSE) を求める

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \|\mathbf{v}_e(i, j) - \mathbf{v}_o(i, j)\|^2 \quad (3.1)$$

M, N : x, y 方向の画像サイズ

$\mathbf{v}_e, \mathbf{v}_o$: 速度ベクトルの正解値, 推定値

(c)モデル画像に加えるノイズ

ノイズ付加時の推定精度を評価するため、運動前と後のモデル画像にそれぞれ等量のガウスノイズを付加する。ノイズは正規分布の確率密度関数 $P(n)$ で与え、

$$P(n) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{(n-m)^2}{2\sigma^2}\right], \sigma: \text{分散} \quad (3.2)$$

$$m: \text{平均}$$

ノイズ付加量を PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) で表す。

$$PSNR[\text{dB}] = 10 \log(S_{\max}^2 / e_n^2) \quad (3.3)$$

$$e_n^2 = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I(i,j) - I'(i,j))^2$$

S_{\max} : 最大信号電力, e_n^2 : 平均ノイズ電力
 $I(i,j)$: 原画像, $I'(i,j)$: ノイズ付加画像

3.2. 量子化特性による推定精度の特性

イメージフロー推定法では均等量子化された RGB カラー動画画像の各画素値から彩度と色相を計算し、拘束方程式に代入して速度ベクトルを推定する。RGB 色空間では量子化誤差は均等であるが、彩度と色相 (HLS 色空間) の量子化誤差は RGB→HLS の変換式の特性により、均等ではなくなる。

$$C_H = 6 \times S(x,y) \times (1 - |2L(x,y) - 1|) \times C_{RGB} \quad (3.4)$$

$$C_S = (1 - |2L(x,y) - 1|) \times \frac{C_{RGB}}{2}$$

C_H, C_S, C_{RGB} : 色相, 彩度, RGB の階調数

上式より明度の値が 0 または 1 に近づくほど、色相・彩度の階調数は減少する (図 3)。

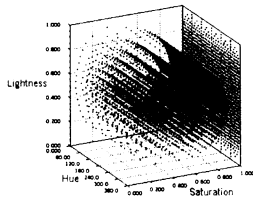


図 3: HLS 表色系の離散色空間 [7]

階調数が減少すると量子化間隔が広がり、量子化誤差が増大するため、色成分の勾配の滑らかさが失われて推定精度が低下する。

モデル画像の明度の値をパラメータとして速度ベクトル推定を行ったところ、図 4 に示すように低明度と高明度の部分で推定精度の低下が見られた。モデル画像の明度は画像中の全画素の平均明度 \bar{L} で表し、推定精度は MSE により評価した。

$$\bar{L} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N L(i,j) \quad (3.5)$$

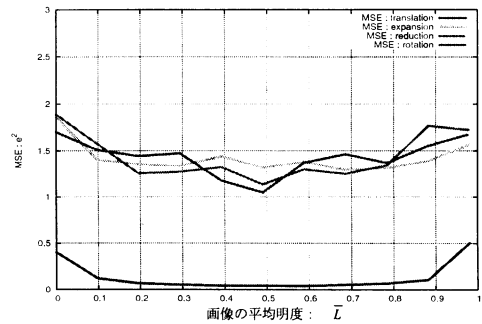


図 4: 量子化特性による推定精度の特性

3.3. 量子化特性によるノイズの影響

RGB データ上にノイズ成分がある場合、前述の量子化誤差の特性により HLS データ上でノイズ成分が拡大される部分がある。このため、ノイズによる色成分の勾配の変化が大きくなり推定精度が低下する。

ここではモデル画像の明度の値を変化させて速度ベクトル推定を行い、量子化特性によるノイズの影響を解析する。

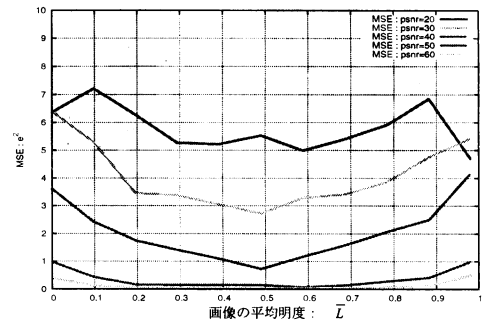


図 5: 量子化誤差とノイズの拡大による推定精度

図 5 に示す実験結果から、低・高明度領域ではノイズの増加による推定誤差が大きくなっていることがわかる。このことから、イメージフロー推定法ではカラー動画画像にノイズが存在するとき、低明度と高明度の部分、あるいはこのような照明条件のとき、速度ベクトルの推定精度が低下してしまう。

4. 彩度, 色相の多重解像度成分による速度ベクトル推定

イメージフロー推定法は速度ベクトルを画素毎に与えることが出来るが、前述のように低明度と高明度の画像部分では量子化誤差の増大とノイズの影響が増加し、推定精度が低下する問題が見られた。この内、ノイズの影響について彩度と色相の低解像度成分から速度ベクトルを推定することにより推定精度の改善を試みる。更に、速度ベクトルの分解能と推定精度との間にはトレードオフ関係があるため、彩度と色相の多重解像度成分を量子化誤差の特性に基づいて適応的に選択す

ることにより、高分解能と高推定精度の両立を目指す手法について検討する。

4.1. 彩度,色相の多重解像度成分

輝度画像を用いるオプティカルフロー推定法において多重解像度分解による低解像度画像の利用が推定精度の向上に有効である[9][10]. このことから, 色情報を用いる速度ベクトル推定において多重解像度解析による低解像度画像を用いて推定精度の改善を試みる.

ここでは, 解像度の異なるモデル画像を用いて速度ベクトル推定を行い, 各解像度におけるイメージフロー推定の特性を解析する.

入力画像の多重解像度分解(図6)には Haar 関数による Wavelet 変換[11][12]を用いた.

Wavelet 関数 $\psi^{(l)}$, (l : 分解レベル, wavelet level) により, 画像 $I(x, y, t)$ の多重解像度分解は次式のように表される.

$$I^{(l)}(x, y) = \iint \psi^{(l)}(x, y) I(x, y) dx dy \quad (4.1)$$

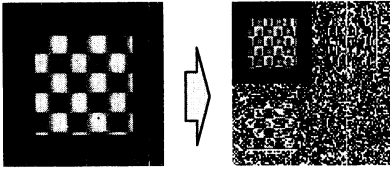


図6: モデル画像の Wavelet 変換画像 ($l=1$)

色相・彩度の分解レベル l の多重解像度成分は

$$\begin{aligned} F^{(l)}(x, y, t) &= \psi^{(l)}(x, y) F(x, y, t) \\ G^{(l)}(x, y, t) &= \psi^{(l)}(x, y) G(x, y, t) \end{aligned} \quad (4.2)$$

と表し, 多重解像度成分による拘束方程式を

$$\begin{cases} F_x^{(l)}(x, y, t)u^{(l)}(x, y, t) + F_y^{(l)}(x, y, t)v^{(l)}(x, y, t) + F_t^{(l)}(x, y, t) = 0 \\ G_x^{(l)}(x, y, t)u^{(l)}(x, y, t) + G_y^{(l)}(x, y, t)v^{(l)}(x, y, t) + G_t^{(l)}(x, y, t) = 0 \end{cases} \quad (4.3)$$

とする. このとき, 分解レベル l の速度ベクトルは

$$v^{(l)}(x, y, t) = (u^{(l)}(x, y, t), v^{(l)}(x, y, t)) \quad (4.4)$$

4.2. 彩度,色相の多重解像度成分による速度ベクトル推定実験

ノイズ付加時の明度をパラメータにした推定精度の特性を解像度別に測定した(図7は $PSNR = 30[\text{dB}]$).

この結果から, 高解像度の色成分は, ノイズの影響を受けやすく, 低解像度の色成分はノイズの影響を軽減する特性があることがわかる. しかしながら, 解像度を下げすぎると安定した推定結果が得られないため, 本研究では解像度レベルの上限を3とする.

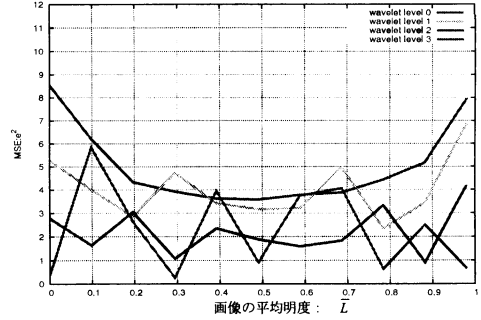


図7: 各解像度におけるイメージフローの推定精度

5. 彩度,色相の多重解像度成分を適応的に選択する速度ベクトル推定

前述の実験により, 量子化誤差の特性によって増大するノイズの影響は彩度, 色相の低解像度成分により速度ベクトルを推定することで軽減できることが分かった. しかしながら, 低解像度成分を用いると, イメージフロー推定の特長であった高分解能な速度ベクトル推定が損なわれる. これは, いわゆるノイズの影響の軽減と速度ベクトルの分解能との間のトレードオフ問題とみなすことができる. この問題に対して, 本報告では量子化特性に基づいて多重解像度成分を適応的に選択し, 全体として分解能の低下を抑えつつ, 精度の高い速度ベクトル推定法を検討する.

5.1. 明度により解像度を適応的に選択する方法 (手法1)

低明度と高明度の画像部分で推定精度が低下する問題を改善するため, 原画像の明度の値により多重解像度成分を適応的に選択する手法を検討する(図8).

前述のように, イメージフロー推定法は明度の値が0または1に近づくほど, 量子化誤差とノイズの影響により推定精度が低下する. そこで,

$$L'(x, y) = 1 - |2L(x, y) - 1| \quad (5.1)$$

を注目画素の明度の評価値として

$Th_L = \{Th_{L1}, Th_{L2}, Th_{L3}\}$: 明度による評価の閾値

$$l(x, y) = \begin{cases} 0 & : 1 \geq L'(x, y) > Th_{L1} \\ 1 & : Th_{L1} \geq L'(x, y) > Th_{L2} \\ 2 & : Th_{L2} \geq L'(x, y) > Th_{L3} \\ 3 & : Th_{L3} \geq L'(x, y) > 0 \end{cases} \quad (5.2)$$

により, 各画素の推定に用いる解像度を決定する.

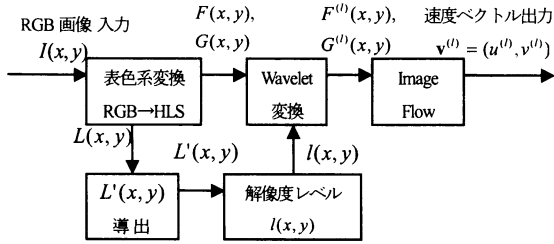


図 8 : 手法 1 のブロック図

5.2. 速度ベクトルの分散により解像度を適応的に選択する方法(手法 2)

前述の実験で示したように低明度, 高明度の部分はノイズにより速度ベクトルの推定誤差が増大する. 推定誤差の増大を速度ベクトルのばらつきが増大と見なして, 速度ベクトルの分散に応じて解像度レベル $l(x, y)$ を選択する手法を検討する (図 9) .

$$\sigma^{(l)} = \frac{1}{n} \sum \left\| \bar{v}^{(l)} - v_o^{(l)}(i, j) \right\|_{i, j \in \Omega} \quad (5.3)$$

$\sigma^{(l)}$: 考慮領域内の速度ベクトルの分散

Ω : 考慮領域, n_{Ω} : 考慮領域内の画素数

ただし, $\bar{v}^{(l)} = \frac{1}{n_{\Omega}} \sum v_o^{(l)}(i, j)_{i, j \in \Omega}$

$\sigma^{(l)}$ により (x, y) における $l(x, y)$ を選択する.

$$l(x, y) = \begin{cases} 0 & : 0 \leq \sigma^{(l)}(x, y) < Th_{\sigma_1} \\ 1 & : Th_{\sigma_1} \leq \sigma^{(l)}(x, y) < Th_{\sigma_2} \\ 2 & : Th_{\sigma_2} \leq \sigma^{(l)}(x, y) < Th_{\sigma_3} \\ 3 & : Th_{\sigma_3} \leq \sigma^{(l)}(x, y) \end{cases} \quad (5.4)$$

$Th_{\sigma} = \{Th_{\sigma_1}, Th_{\sigma_2}, Th_{\sigma_3}\}$: 分散による評価閾値

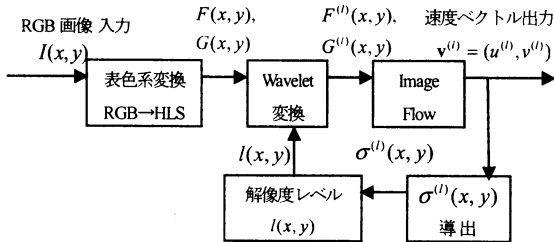


図 9 : 手法 2 のブロック図

5.3. 手法 1, 2 による速度ベクトル推定実験

5.3.1. モデル画像によるシミュレーション実験

本手法の有効性を検討するため, モデル画像を用いて従来手法との精度比較実験を行った.

(a) 実験条件

モデル画像としてノイズの影響を強く受ける低・高明度のノイズ付加画像を作成し, 各解像度におけるイメージフローと本手法による速度ベクトル推定の精度

を MSE で評価する. また, 空間分解能を評価するため, 本手法による各画素における解像度の平均値 \bar{l} により従来手法の空間分解能と比較する.

$$\bar{l} = E\{l(x, y)\}, E\{\cdot\} \text{ 内の期待値} \quad (5.5)$$

(b) 実験結果

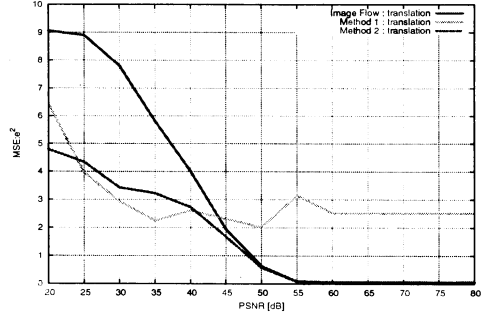


図 10 : モデル画像による精度比較 ($\bar{L} = 0.1$)

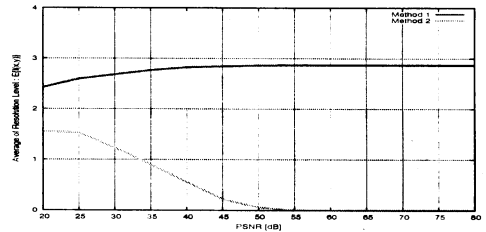
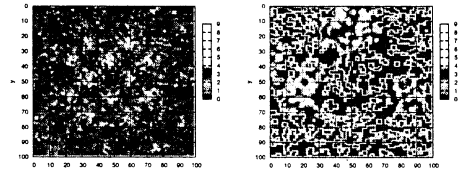


図 11 : 本手法のノイズ付加時の平均解像度レベル



(a) 手法 1

(b) 手法 2

図 12 : 解像度適応選択の分布図 (PSNR=30[dB])

図 10 に付加ノイズ量をパラメータとして手法 1, 2 及びイメージフロー推定法の速度ベクトル推定精度 (明度の平均値が 0.1 の場合) を示す. 図より, 手法 1, 2 共にイメージフローに比べてノイズ量大きい領域で推定精度が改善されている. しかしながら, ノイズ量が少ない領域で手法 1 はイメージフロー推定法に比べて推定誤差が大きい. これは, 手法 1 がノイズの量ではなく, 明度を評価して彩度と色相の解像度成分を選択しているため, ノイズの量が少ないにも関わらず, 低明度と高明度の領域の分解能を下げたことにより生じた推定誤差である. 一方, 手法 2 は速度ベクトルの分散により推定誤差を評価して間接的に低明度と高明度の領域を推定し, 解像度成分を選択するため, 他の明度の領域であっても速度ベクトルの分散が大きい部分では低解像度成分を選択してしまう. これは, 厳密には量子化特性による推定精度への影響を軽減するだけの

ものではないが、手法1で問題となった低ノイズ量域での速度ベクトル推定の分解能の低下が生じない。

図11に手法1,2について選択した解像度の平均値を付加ノイズ量をパラメータにしたグラフを示す。明度の平均値が0.1の場合について示している。手法1では低い解像度成分が大部分選択されている。一方、手法2はノイズ量に応じた解像度成分を選択している特性が表れている。更に、図12は各解像度成分が画像のどの部分で選択されたかを可視化したもので、手法1では画像全域に渡り低解像度成分を選択し、手法2では推定誤差が大きい部分で低解像度成分を選択している様子が表れている。

5.3.2. 実画像による速度ベクトル推定実験

実画像に対して先に示した本手法を適用し、速度ベクトル推定実験を行った。

(a) 実験条件

実験に用いる画像は、d65標準光源を用いて撮影し、モデル画像の場合と明度の平均値が等しい実画像を作成した。図15に実験に用いた実画像の例を示す。



図15：実画像例（明度 $\bar{L}=0.2, 0.5, 0.8$ ）

撮影した実画像から主観評価による正解の速度ベクトル場（図15）を作成し、推定精度を評価した。

(b) 実験結果

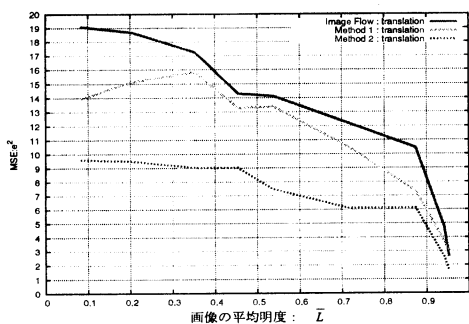


図16：従来手法と本手法の実画像による精度比較

図16に撮影時に照明の強度を変えて平均明度をパラメータとした実画像に対する手法1,2及びイメージフロー推定法による速度ベクトルの推定精度を示す。図より、手法1はイメージフロー推定法よりも低明度部分での推定精度が大きく改善されているが、全体に渡り、手法2の方が速度ベクトル推定精度が高いことが分かる。動画像の撮影条件によりノイズ量や平均明度が大きく変わるので、この結果だけでは結論を導くことは難しいが、手法1は量子化特性による推定精度

の低下に限定して作用するのにに対して、手法2は、これを含めて広い範囲の推定誤差を軽減し、更にモデル実験の結果から分解能の低下が少ない特長が見られた。

6. おわりに

本研究ではイメージフロー推定法における色成分の量子化誤差によるノイズの影響の増加について検討し、多重解像度解析を用いた照明条件・ノイズにロバストな速度ベクトル推定手法を検討した。

- ・ イメージフローの量子化誤差による低・高明度領域における精度低下についてモデル画像を用いて実験し、RGB→HLS変換の量子化特性によりノイズの影響が拡大される問題点について解析した。
- ・ 低解像度画像を用いてノイズの影響を軽減することを試み、解像度低下のトレードオフ問題を改善するため多重解像度解析を用いた手法を検討した。
- ・ 多重解像度の適応的選択による速度ベクトル推定手法を用いて、モデル画像によるシミュレーションと実画像による速度ベクトル推定実験を行い、従来手法と比較してノイズの影響に対する精度の向上と空間分解能低下の抑制効果が見られた。

今後の課題として

- ・ 手法2に手法1を統合し、画像の量子化特性・明度値により分散の閾値を決定する手法の検討。
- ・ 本手法の運動物体の境界部における特性の解析
- ・ 色成分・速度空間上の精度低下要因を解析し、本手法と合わせて推定精度の改善を試みる。

文献

- [1] Horn “ロボットビジョン”第12章 “動き場とオプティカルフロー”，朝倉書店，pp.305-322, 1993.
- [2] B. Horn and B. Schunck “Determining optical flow” Artificial Intelligence, 17, pp. 185-203, 1981.
- [3] 今村，剣持，小谷 “外挿予測を用いた遮蔽・発生領域におけるオプティカルフロー推定”，映像メディア処理シンポジウム(IMPS99)，pp.65-66, 1999.9.
- [4] 今村，剣持，小谷 “証明条件の変化を考慮した3次元投票空間を用いたオプティカルフロー推定” 信学技報，PRMU99-60, pp. 81-88, 1999.7.
- [5] P. Golland and A.M.Bruckstein “Motion from Color” Computer Vision and Image Understanding, 68(3), pp.346-362, 1997.
- [6] 宮脇，石橋，岸野 “色彩情報を用いたカラー画像の領域分割” 信学技報，IE89-50, pp.43-48, 1989.
- [7] 鈴木，小谷 “カラー動画像シーケンス中の動物体の色情報とその信頼性に基づく照明条件変化にロバストな速度ベクトル推定法” 信学技報 CS2003-127, 2003.12.
- [8] 町田，井澤，吉良 “コンピュータイメージング” コロナ社，pp.110-116, 1984
- [9] “高野，新島 “ウェーブレット変換を用いた高速なオプティカルフロー計算法” 情報処理学会第62回全国大会，2001.
- [10] 岡崎，小谷 “Wavelet 変換を用いた投票法による動物体の速度ベクトル推定法に関する研究” 信学技報 CS2004-117, pp.25-30, 2004.12.
- [11] 仲野，山本，吉田 “ウェーブレットによる信号処理と画像処理” 共立出版，pp.49-77, 1999.
- [12] 新井 “ウェーブレット解析の基礎理論” 森北出版株式会社，pp.80-82, 2000.