

位相限定相関法に基づく映像の高精度動き推定

沼 徳仁[†] ロイ フィチェン[†] 青木 孝文[†] 近藤 敏志^{††}

[†] 東北大学大学院情報科学研究科, 〒 980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-05

^{††} 松下電器産業株式会社, 〒 571-8501 門真市大字門真 1006

あらまし 本稿では, 位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC) に基づく映像の高精度動き推定について述べる. 動き推定は, 映像符号化, ステレオビジョン, 超解像イメージングなどに不可欠な処理である. 本稿では, POC に基づく階層探索と全探索の 2 つの動き推定手法を適応的に切り替えることで, 映像のグローバルな動きとローカルな動きを正確に検出する手法を提案する. 提案手法をメッシュベースの映像動き補償に適用し, その性能を定量的に評価した結果, 一般的によく用いられる差分絶対値和 (Sum of Absolute Differences: SAD) を用いた全探索と比較して高い精度とロバスト性を実現できることを示す.

キーワード 動き推定, 位相限定相関法, 動き補償, 映像符号化

High-Accuracy Motion Estimation for Video Sequences Based on Phase-Only Correlation

Norihito NUMA[†], Hui Chien LOY[†], Takafumi AOKI[†], and Satoshi KONDO^{††}

[†] Graduate School of Information Sciences, Tohoku Univ., 6-6-05 Aoba, Aramaki, Aoba-ku, Sendai-shi, 980-8579 Japan

^{††} Matsushita Electric Industrial Co., Ltd., 1006 Kadoma, Kadoma-shi, 571-8501 Japan

Abstract In this paper, we present a high-accuracy Phase-Only Correlation (POC)-based motion estimation method for video sequences. Robust motion estimation is indispensable for many applications such as mesh-based video coding, stereo vision, and super-resolution imaging. In our proposed method, the motion vector of a point in a video frame is adaptively switched between motion vectors obtained by two motion estimation methods: (i) POC-based hierarchical search and (ii) POC-based full search. This approach can reliably detect both global and local motion in video sequences. We evaluate the robustness of our proposed method in mesh-based motion compensation. Experimental results show that our proposed method performs significantly better than conventional full search using Sum of Absolute Differences (SAD).

Key words motion estimation, phase-only correlation, motion compensation, video coding

1. まえがき

画像処理, 動画像解析, 映像圧縮, コンピュータビジョンなどの分野において, 映像中のオブジェクトの運動を検出する動き推定は重要な基本処理である. 基準フレーム中の任意の点について, 参照フレーム中の対応点を探索し, その動きベクトルを求めることによって, フレーム中のオブジェクトの動きを把握することができる. 高精度な動き推定は, 動画像圧縮のためのメッシュベース動き補償 [1], ステレオビジョンを使った 3 次元計測 [2], 超解像イメージング [3] などの応用を実現するために重要である.

これまでにさまざまな動き推定手法が提案されているが, そ

の中でも処理が簡潔であることよりブロックマッチングを用いた手法が最も一般的に利用されている. ブロックマッチングとは, 基準フレームの探索点を中心とした画像ブロックと, 参照フレーム中の探索領域内にある画像ブロックとの間の類似度または非類似度を用いて, 画像ブロックの移動量から探索点の動きを推定する手法である. たとえば, 非類似度を使ったブロックマッチング手法として, 画像ブロック間の差分絶対値和 (Sum of Absolute Differences: SAD) を使った手法がある. 典型的な画像ブロックの探索手法として, 全探索と階層探索があげられる. 画像内にあるオブジェクトのローカルな動きの検出には, 全探索が向いており, 一方, グローバルな動きの検出には, 階層探索が向いている.

筆者らの研究グループでは、位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC) [4] を用いた高精度な対応点探索・移動量推定手法を開発してきた [5], [6]. 2 枚の画像間の POC 関数を計算することで、画像間の移動量と類似度を、相関関数のピークの座標と高さとして求めることができる. この手法を用いることで、例えば、画像サイズが 101×101 ピクセルのときに $1/100$ ピクセル精度で移動量を推定することができる [5]. 本稿では、POC に基づく映像の高精度動き推定手法を提案する. 提案する手法は、階層探索と全探索の特徴を組み合わせた手法である. POC に基づく階層探索と POC に基づく全探索から得られた 2 つの動き推定結果を適応的に切り替えることで、映像のグローバルな動きとローカルな動きをサブピクセル精度で正確に検出することができる. また、メッシュベースの動き補償に提案手法を適用することで、その性能を定量的に評価した結果、一般的によく用いられる SAD を用いた全探索と比較して高い精度とロバスト性を実現できることを示す.

2. 位相限定相関法

位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC) の定義を示す. 画像サイズ $N_1 \times N_2$ ピクセルの 2 つの画像を $f(n_1, n_2)$, $g(n_1, n_2)$ とする. 定式化の便宜上、離散空間のインデックスを $n_1 = -M_1, \dots, M_1$, $n_2 = -M_2, \dots, M_2$ とし、画像サイズを $N_1 = 2M_1 + 1$ ピクセル, $N_2 = 2M_2 + 1$ ピクセルとする. これらの画像の 2 次元離散フーリエ変換 (2D DFT) をそれぞれ $F(k_1, k_2)$, $G(k_1, k_2)$ として次式で与える.

$$\begin{aligned} F(k_1, k_2) &= \sum_{n_1 n_2} f(n_1, n_2) W_{N_1}^{k_1 n_1} W_{N_2}^{k_2 n_2} \\ &= A_F(k_1, k_2) e^{j\theta_F(k_1, k_2)} \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} G(k_1, k_2) &= \sum_{n_1 n_2} g(n_1, n_2) W_{N_1}^{k_1 n_1} W_{N_2}^{k_2 n_2} \\ &= A_G(k_1, k_2) e^{j\theta_G(k_1, k_2)} \end{aligned} \quad (2)$$

ここで、 $k_1 = -M_1, \dots, M_1$, $k_2 = -M_2, \dots, M_2$, $W_{N_1} = e^{-j\frac{2\pi}{N_1}}$, $W_{N_2} = e^{-j\frac{2\pi}{N_2}}$ であり、 $\sum_{n_1 n_2}$ は、 $\sum_{n_1=-M_1}^{M_1} \sum_{n_2=-M_2}^{M_2}$ である. $A_F(k_1, k_2)$, $A_G(k_1, k_2)$ は振幅成分であり、 $e^{j\theta_F(k_1, k_2)}$, $e^{j\theta_G(k_1, k_2)}$ は位相成分である.

合成位相スペクトル $\hat{R}(k_1, k_2)$ は次のように定義される.

$$\begin{aligned} \hat{R}(k_1, k_2) &= \frac{F(k_1, k_2) \overline{G(k_1, k_2)}}{|F(k_1, k_2) \overline{G(k_1, k_2)}|} \\ &= e^{j\theta(k_1, k_2)} \end{aligned} \quad (3)$$

ここで $\overline{G(k_1, k_2)}$ は $G(k_1, k_2)$ の複素共役を示す. また、 $\theta(k_1, k_2) = \theta_F(k_1, k_2) - \theta_G(k_1, k_2)$ である. POC 関数 $\hat{r}(n_1, n_2)$ は $\hat{R}(k_1, k_2)$ の 2 次元離散フーリエ逆変換 (2D IDFT) であり、次式で定義される.

$$\begin{aligned} \hat{r}(n_1, n_2) &= \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{k_1 k_2} \hat{R}(k_1, k_2) W_{N_1}^{-k_1 n_1} W_{N_2}^{-k_2 n_2} \end{aligned} \quad (4)$$

ここで、 $\sum_{k_1 k_2}$ は、 $\sum_{k_1=-M_1}^{M_1} \sum_{k_2=-M_2}^{M_2}$ である.

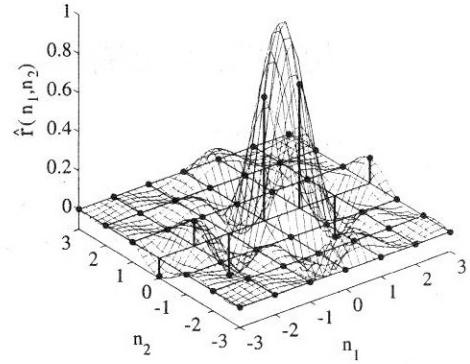


図 1 関数フィッティング

連続空間で定義された 2 次元画像 $f_c(x_1, x_2)$ を考える. ここで、 x_1, x_2 は実数である. δ_1, δ_2 をそれぞれ x_1, x_2 方向についての $f_c(x_1, x_2)$ の微小な移動量をあらわす実数とすると、微小にずれた画像は $f_c(x_1 - \delta_1, x_2 - \delta_2)$ と表現できる. $f_c(x_1, x_2)$, $f_c(x_1 - \delta_1, x_2 - \delta_2)$ を標準化間隔 T_1, T_2 で標準化した 2 次元画像をそれぞれ $f(n_1, n_2)$, $g(n_1, n_2)$ とおき、次式で定義する.

$$\begin{aligned} f(n_1, n_2) &= f_c(x_1, x_2)|_{x_1=n_1 T_1, x_2=n_2 T_2} \\ g(n_1, n_2) &= f_c(x_1 - \delta_1, x_2 - \delta_2)|_{x_1=n_1 T_1, x_2=n_2 T_2} \end{aligned}$$

ここで、 $n_1 = -M_1, \dots, M_1$, $n_2 = -M_2, \dots, M_2$ である. このとき、 $f(n_1, n_2)$, $g(n_1, n_2)$ に関する POC 関数 $\hat{r}(n_1, n_2)$ は次式で与えられる.

$$\begin{aligned} \hat{r}(n_1, n_2) &\approx \frac{\alpha \sin\{\pi(n_1 + \delta_1)\} \sin\{\pi(n_2 + \delta_2)\}}{N_1 N_2 \sin\{\frac{\pi}{N_1}(n_1 + \delta_1)\} \sin\{\frac{\pi}{N_2}(n_2 + \delta_2)\}} \end{aligned} \quad (5)$$

ここで、 $\alpha \leq 1$ である. 上式は、画像間に微小移動量 δ_1 と δ_2 がある場合の POC 関数の一般形を表している. 相関ピークの座標は画像間の移動量を表し、相関ピークの高さ α は画像間の類似度の指標となる. 画像の微小変化によって α の値が変化する. このように微小に位置ずれした 2 枚の同一の画像の POC 関数は 1 ピクセルの幅の急峻なピークを持つため、画像マッチングにおけるロバスト性と移動量推定の精度がきわめて高い.

POC 関数を用いた画像間のサブピクセル精度の移動量推定には、以下の高精度化手法が重要である [5]. 2 枚の画像間の POC 関数 (式 (4)) は、離散点のみで構成されるデータである. このとき、計算されたデータに相関ピークモデル (式 (5)) をフィッティングすることで、サブピクセル精度の移動量 δ_1, δ_2 と相関ピーク値 α を推定することができる. 図 1 は、真の相関ピーク座標と相関ピーク値を推定するために、式 (5) で与えられる相関ピークモデルをフィッティングした例である. その際に、移動量と相関ピーク値の推定精度を向上させるために、(i) 窓関数による画像端の不連続性の除去、(ii) 低域通過型のスペクトル重み付け関数の適用による信頼性の低い高周波成分の除去などが重要である.

3. 位相限定相関法に基づく動き推定

本稿で提案する POC に基づく動き推定手法について述べる。まず、POC に基づく全探索と POC に基づく階層探索について述べる。そして、2つの探索手法の結果を適応的に切り替えることで動きを高精度に推定する手法を提案する。

3.1 POC に基づく全探索

POC によるブロックマッチングにおいては、POC 関数が急峻なピークを持つことを利用して、ピークの座標からブロックの移動量を正確に検出することができる。この性質を利用して、POC に基づく全探索 (POC-based Full Search: POC-FS) では、一般的な全探索と比較して、探索回数を減少することができる。

ブロックサイズ $W \times W$ ピクセルの画像ブロックを考える。画像ブロックにハニング窓を適用すると、ハニング窓の半値幅が $\frac{W}{2}$ ピクセルであることより、2枚の画像ブロック間で高い信頼性をもって検出できる移動量は、縦横それぞれ最大 $\pm \frac{W}{4}$ ピクセル程度である。そこで、全探索を行う際には、探索領域の全候補ブロックを探索する代わりに、 $\frac{W}{4}$ ピクセルおきに探索すればよい。POC-FS の処理手順を以下に示す。

POC-FS の処理手順

入力:

基準画像 $I(n_1, n_2)$

参照画像 $J(n_1, n_2)$

基準画像 $I(n_1, n_2)$ 内の探索点座標 p

出力:

探索点 p の動きベクトル v_p^{FS}

ステップ 1: 基準画像 $I(n_1, n_2)$ から、探索点 p を中心とするブロックサイズ $W \times W$ ピクセルの画像ブロックを取り出す。

ステップ 2: 基準画像 $I(n_1, n_2)$ の画像ブロックと、参照画像 $J(n_1, n_2)$ の探索領域内で $\frac{W}{4}$ ピクセルおきに取り出した候補ブロックとの POC 関数を計算する。計算した POC 関数の離散点データに対して関数フィッティングを行い、ブロック間の移動量 (δ_1, δ_2) と相関ピーク値 α を求める。

ステップ 3: ステップ 2 で求めた各探索ブロックにおける相関ピーク値を比較し、上位 3 つのブロックを選択する。選んだ 3 つのブロックについて、求めた移動量を考慮して切り出し位置を正規化したうえで、候補ブロックを取り出し、再び POC 関数を計算する。計算した POC 関数に対して関数フィッティングを行い、ブロック間の移動量 (δ_1, δ_2) と相関ピーク値 α を求める。3 つのブロックのうち、最も相関ピーク値の高いブロックを選択し、そのブロック中心に移動量を加算した座標が対応点 q となる。

ステップ 4: 動きベクトル $v_p^{FS} = q - p$ を求める。

以下の実験においては、ブロックサイズを 32×32 ピクセルとし、探索領域をブロック中心が縦横 ± 32 ピクセルの範囲とした。

3.2 POC に基づく階層探索

POC に基づく階層探索 (POC-based Hierarchical Search: POC-HS) は、画像ピラミッドを使った coarse-to-fine 探索で

ある [6]。最も疎な画像から密な画像へ徐々に探索を進める。各階層で検出した移動量は、次のより密な画像階層での探索に伝播する。この手法の概略を図 2 に示す。そして、最終的に得られた移動量から動きベクトルを求める。POC-HS の処理手順を以下に示す。

POC-HS の処理手順

入力:

基準画像 $I(n_1, n_2)$ ($= I_0(n_1, n_2)$ とする)

参照画像 $J(n_1, n_2)$ ($= J_0(n_1, n_2)$ とする)

基準画像 $I(n_1, n_2)$ 内の探索点座標 p ($= p_0$ とする)

出力:

探索点 p の動きベクトル v_p^{HS} ($= v_{p_0}^{HS}$ とする)

ステップ 1: $l = 1, 2, \dots, l_{max}$ の階層において、 $I_0(n_1, n_2)$, $J_0(n_1, n_2)$ の縮小画像を以下のように作る。

$$I_l(n_1, n_2) = \frac{1}{4} \sum_{i_1=0}^1 \sum_{i_2=0}^1 I_{l-1}(2n_1 + i_1, 2n_2 + i_2)$$

$$J_l(n_1, n_2) = \frac{1}{4} \sum_{i_1=0}^1 \sum_{i_2=0}^1 J_{l-1}(2n_1 + i_1, 2n_2 + i_2)$$

実験においては、 $l_{max} = 3$ とした。一般的には、この値は、動きベクトルの大きさに依存して決定する必要がある。

ステップ 2: $l = 1, 2, \dots, l_{max}$ の各階層において、探索点座標 p_0 に対応する座標 $p_l = (p_{l1}, p_{l2})$ を以下のように求める。

$$p_l = \lfloor \frac{1}{2} p_{l-1} \rfloor = (\lfloor \frac{1}{2} p_{l-1,1} \rfloor, \lfloor \frac{1}{2} p_{l-1,2} \rfloor) \quad (6)$$

ステップ 3: $q_{l_{max}} = p_{l_{max}}$, $l = l_{max} - 1$ とする。

ステップ 4: l 層目の画像 $I_l(n_1, n_2)$, $J_l(n_1, n_2)$ から、それぞれ中心座標 p_l , $2q_{l+1}$, 画像サイズ $W \times W$ ピクセルの画像ブロック $f_l(n_1, n_2)$, $g_l(n_1, n_2)$ を取り出す。

ステップ 5: $f_l(n_1, n_2)$, $g_l(n_1, n_2)$ の間の移動量を POC により推定する (ピクセル精度で推定)。推定した移動量を δ_l とおくと、 l 層目の対応点座標 q_l は以下のように決まる。

$$q_l = 2q_{l+1} + \delta_l \quad (7)$$

ステップ 6: $l = l - 1$ として $l \geq 0$ となるまで、ステップ 4 からステップ 6 を繰り返す。

ステップ 7: q_0 を考慮して切り出し位置を正規化したうえで、画像ブロック $g(n_1, n_2)$ を取り出し、 $f(n_1, n_2)$ ($= f_0(n_1, n_2)$)

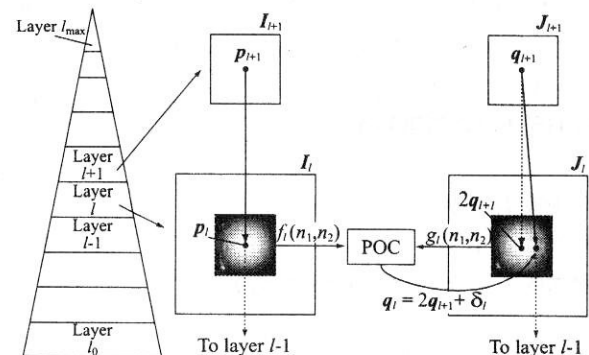


図 2 POC に基づく階層探索の概要

との POC 関数を計算する。計算した POC 関数に対して関数フィッティングを行い、移動量をサブピクセル精度で推定する。推定した移動量を δ とおくと、対応点座標 \mathbf{q} は以下のように決まる。

$$\mathbf{q} = \mathbf{q}_0 + \delta \quad (8)$$

ステップ 8: 動きベクトル $\mathbf{v}_p^{HS} = \mathbf{q} - \mathbf{p}_0$ を求める。

高精度なマッチングには、ある程度の画像ブロックサイズが必要となる。実験では 32×32 ピクセルの画像ブロックを用いた。

3.3 適応的探索手法

映像中にあるグローバルな動きとローカルな動きの両方に対応するために、POC-HS と POC-FS を適応的に切り替えて正確な動きを検出する POC に基づく適応的探索 (POC-HS/FS) を提案する。

POC-HS と POC-FS を切り替える場合、以下の 2 点を考慮する必要がある。第 1 に、対応する画像ブロックの類似性である。これは、POC 関数の相関ピーク値 α として得られる。第 2 に、探索点 \mathbf{p} における動きベクトル \mathbf{v}_p とその周辺の点集合 \mathbf{S}_p における動きベクトルとの相関の程度である。ここでは、動きベクトル \mathbf{v}_p と \mathbf{S}_p における動きベクトルとの違いを表す尺度 D を導入する。 D は次式で定義される。

$$D(\mathbf{v}_p) = \sum_{s \in \mathbf{S}_p} |\mathbf{v}_p - \mathbf{v}_s| \quad (9)$$

なお、 \mathbf{S}_p は、探索点座標 \mathbf{p} と隣接している必要はなく、 \mathbf{p} からのなんらかの距離尺度を定義し、その範囲内であればよい。

POC-FS は、独立したオブジェクトのローカルな動きの検出に効果的である。しかし、グローバルな画像情報を用いないため、似たようなブロックと間違っってマッチングする可能性が高い。一方、POC-HS は、信頼性を増すために上位階層においてより大きな画像領域をマッチング対象として使用する。しかし、ブロック内で複数のローカルな動きが重なっている場合には、正しい動きの検出に失敗する可能性がある。そこで各点 \mathbf{p} における POC-HS と POC-FS の探索結果を選択する判定基準 Z を以下のように定める。

$$Z = \frac{\alpha_p^{FS}}{\alpha_p^{HS}} \times \frac{D(\mathbf{v}_p^{HS})}{D(\mathbf{v}_p^{FS})} \quad (10)$$

ここで、 α_p^{FS} 、 α_p^{HS} は、それぞれ POC-FS、POC-HS における POC 関数の相関ピーク値である。 $Z \geq 1.0$ の場合には、 \mathbf{v}_p^{FS} が選ばれ、 $Z < 1.0$ の場合には、 \mathbf{v}_p^{HS} が選ばれる。

POC-HS/FS の処理手順を以下に示す。

POC-HS/FS の処理手順

入力:

基準画像 $I(n_1, n_2)$

参照画像 $J(n_1, n_2)$

基準画像 $I(n_1, n_2)$ 内の探索点座標 \mathbf{p}

出力:

探索点 \mathbf{p} の動きベクトル \mathbf{v}_p

ステップ 1: POC-HS を用いて、動きベクトル \mathbf{v}_p^{HS} と相関

ピーク値 α_p^{HS} を求める。

ステップ 2: \mathbf{v}_p を求めるために以下の操作を行う。

If $\alpha_p^{HS} > \kappa$ then

$$\mathbf{v}_p = \mathbf{v}_p^{HS}$$

else

POC-FS を用いて、動きベクトル \mathbf{v}_p^{FS} と

相関ピーク値 α_p^{FS} を求める。

判定基準 Z を求める。

If $Z \geq 1.0$ then

$$\mathbf{v}_p = \mathbf{v}_p^{FS}$$

else

$$\mathbf{v}_p = \mathbf{v}_p^{HS}$$

end

end

ここで、 κ は閾値であり、本実験では $\kappa = 0.5$ とした。

動画 *flower garden* に対して、POC-FS、POC-HS、POC-HS/FS を使って動き推定した例を図 3 に示す。POC-FS は、木の境界付近でオクルージョンが生じているためにいくつかのブロックで動き推定に失敗している。一方、POC-HS は、上位階層においてブロック内に木と背景の 2 つ動きが存在するために木の内部でいくつか失敗している。POC-FS と POC-HS を適応的に切り替えることで、それぞれを独立で用いるよりもよい結果が得られる。

4. 実験

いくつかの標準動画を用いて、メッシュベース動き補償を行い、動き補償画像と原画像との PSNR を計算することで、POC-HS/FS の精度を評価する。

フレーム t における動き補償画像の生成処理を以下に示す。画像を正方ブロックに分割するように 16 ピクセルおきにノードを配置する。動き補償の処理では、境界領域でのオクルージョンの影響を避けるためにフレーム境界の 16 ピクセルの領域を除外する。各ノードについて、基準フレーム t から参照フレーム $t-1$ への動き推定をする。フレーム t 上の点 (n_1, n_2) とフレーム $t-1$ 上の点 (n'_1, n'_2) の対応を射影変換で表すと次式となる。

$$\begin{pmatrix} n'_1 \\ n'_2 \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h_1 & h_2 & h_3 \\ h_4 & h_5 & h_6 \\ h_7 & h_8 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} n_1 \\ n_2 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (11)$$

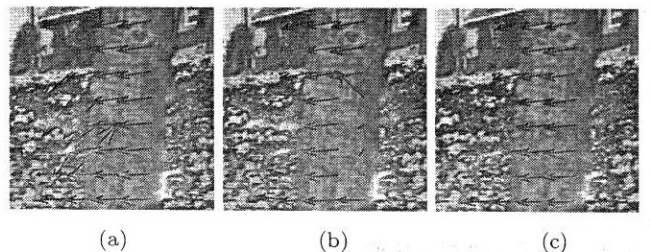


図 3 *flower garden* に対する動き推定の例: (a) POC-FS, (b) POC-HS, (c) POC-HS/FS

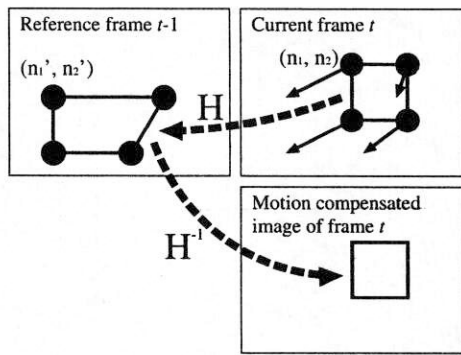


図4 動き補償画像ブロックの生成方法

ここで $h_1 \sim h_8$ は、射影変換行列 H のパラメータである (図4). フレーム t における4つの隣接ノードとそれに対応するフレーム $t-1$ における4つのノードのそれぞれの座標を用いて H を計算する. 次に, H^{-1} を用いて, フレーム t に対する動き補償画像ブロックを生成する (図4). すべてのブロックについてこの処理を繰り返し行い, フレーム t に対する動き補償画像を生成する.

実験においては, SAD に基づく全探索による動き推定手法 (SAD-FS) を提案手法の比較対象とした. SAD-FS のブロックサイズは 16×16 ピクセルであり, これは, POC を用いた 32×32 ピクセルのブロックマッチングを行うときのハニング窓の半値幅に対応する. SAD-FS における移動量推定は, 双線形補間を用いて 0.25 ピクセル精度まで推定する.

映像には, ミスマッチングの原因となる一様な領域やテクスチャのない領域が存在する場合がある. 例えば, *shinjuku* や *flower garden* における空の領域などである. このような領域でのミスマッチングを防ぐために, 各ノード周辺における輝度値の標準偏差が低い領域を検出し, 動きベクトルを 0 とする.

動き補償画像の平均 PSNR を表1に示す. SAD-FS の平均 PSNR よりも POC-HS/FS の平均 PSNR の方が高いことがわかる. POC-HS/FS は, SAD-FS よりもロバストな動きベクトルを生成することができるので, より高精度な動き補償画像を生成することができる. *shinjuku* や *mobile calendar* のように類似したテクスチャがある映像に対して, POC-HS/FS は, SAD-FS よりも平均 PSNR が 4.3dB~11.4dB も高く, よりロバストであることがわかる. *kiel harbour* のように徐々にズームしている映像に対して, POC-HS/FS は, SAD-FS よりも平均 PSNR が少し高いことがわかる.

図5, 6はそれぞれ *mobile calendar* と *shinjuku* の各フレームに対する PSNR をグラフとして表したものである. どちらの映像の場合も, POC-HS/FS の PSNR が SAD-FS の PSNR よりも常に高いことがわかる. 図7, 8は, これらの動き補償画像を作成した例である. POC-HS/FS を用いて作成した動き補償画像は, SAD-FS を用いたものと比較して原画像に近い画像となっていることがわかる.

5. まとめ

本稿では, 位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC)

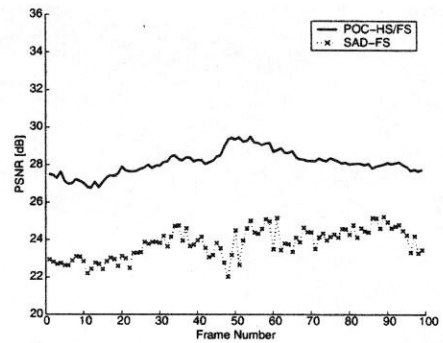


図5 動き補償画像の PSNR: *mobile calendar*

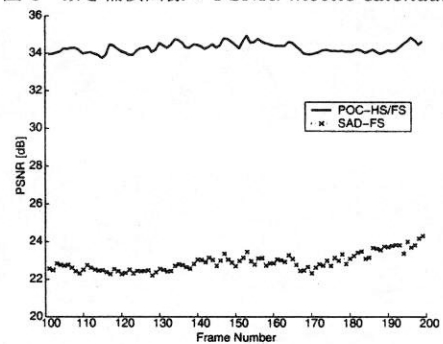


図6 動き補償画像の PSNR: *shinjuku*

表1 POC-HS/FS, SAD-FS を使った場合の平均 PSNR [dB]

Sequence	POC-HS/FS	SAD-FS
<i>shinjuku</i>	34.31	22.91
<i>kiel harbour</i>	28.20	26.79
<i>flower garden</i>	28.27	26.59
<i>foreman</i>	36.06	33.34
<i>mobile calendar</i>	28.12	23.80

に基づく映像の高精度動き推定手法を提案した. 提案手法は, POC に基づく全探索と階層探索を適応的に切り替えることで, 映像におけるグローバルな動きとローカルな動きの両方に対応した高精度な動き推定を行うことができる. また, 高精度な動き推定を必要とするメッシュベース動き補償に適用することで, 提案手法の推定精度を評価した. 実験結果より, SAD に基づく全探索を用いた動き推定手法よりも, 高精度な手法であることを示した.

今後は, 高精度な動き推定が必要であるステレオビジョンや超解像イメージングなどの応用に対しても, 提案手法と SAD に基づく手法とを比較する予定である.

文献

- [1] G. J. Sullivan and R. L. Baker, "Motion compensation for video compression using control grid interpolation," *Proc. IEEE ICASSP*, Vol. 4, pp. 2713–2716, May 1991.
- [2] O. D. Faugeras, *Three-Dimensional Computer Vision*, MIT Press, 1993.
- [3] C. P. Sung, K. P. Min, and G. K. Moon, "Super-resolution image reconstruction: A technical overview," *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol. 20, No. 3, pp. 21–36, 2003.
- [4] C. D. Kuglin and D. C. Hines, "The phase correlation image alignment method," *Proc. Int. Conf. on Cybernetics and Society*, pp. 163–165, 1975.
- [5] K. Takita, T. Aoki, Y. Sasaki, T. Higuchi, and



(a)



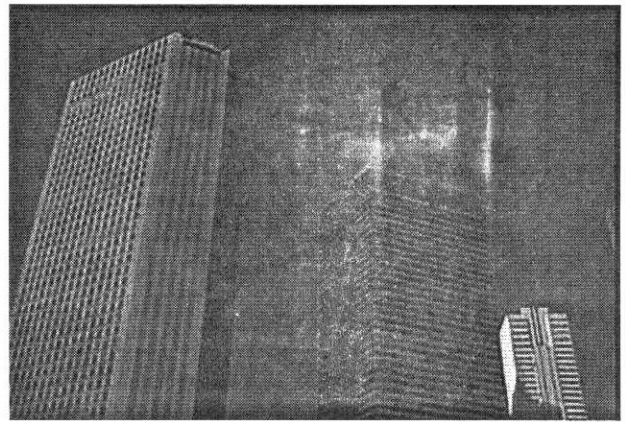
(b)



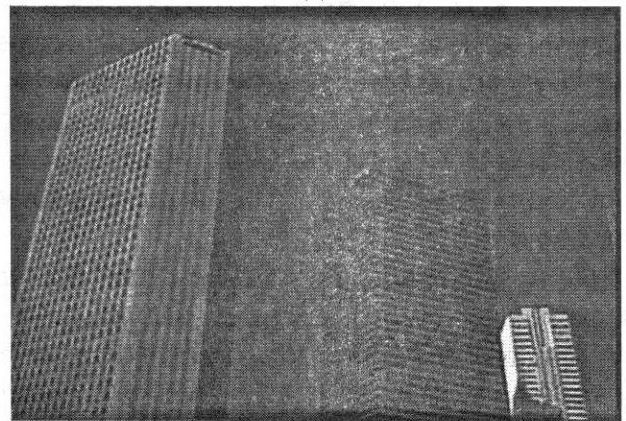
(c)

図 7 動き補償画像: *mobile calendar*

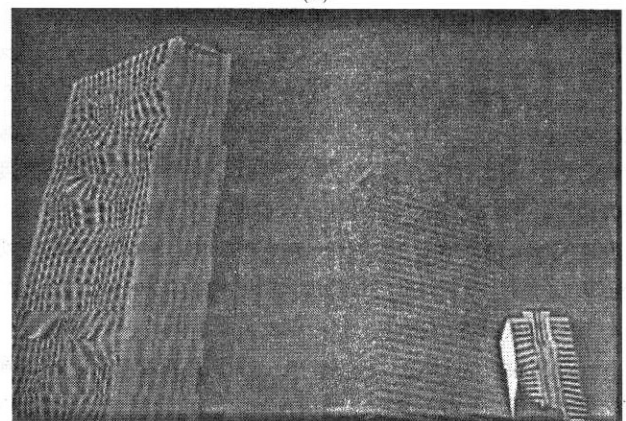
(a) 原画像, (b) POC-HS/FS, (c) SAD-FS



(a)



(b)



(c)

図 8 動き補償画像: *shinjuku*

(a) 原画像, (b) POC-HS/FS, (c) SAD-FS

No. 8, pp. 1913-1923, August 2004.

K. Kobayashi, "High-accuracy subpixel image registration based on phase-only correlation," *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol. E86-A, No. 8, pp. 1925-1934, August 2003.

[6] K. Takita, M. A. Muquit, T. Aoki, and T. Higuchi, "A subpixel correspondence search technique for computer vision applications," *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol. E87-A,