

## GPU を用いた動画像のリアルタイムぶれ補正

見崎翔<sup>†</sup> 白杵深<sup>††</sup> 三浦憲二郎<sup>†††</sup>

ビデオカメラによるぶれを含む動画像は見づらく不快であるとともに、画像処理を行うことが困難である。我々の研究では並列処理が可能な GPU を用いることでリアルタイムでのぶれ補正を達成しているが、大きな振動やノイズ、動物体等を含む場合ぶれ補正を行うことができなかった。これらの悪影響はローカルミニマム問題を発生させ、従来手法ではグローバルモーション推定に失敗していた。本稿では、この問題を解決する新しい手法として Simulated Annealing (SA)法及び Lucas-Kanade(LK)法を用いた手法を提案する。SA 法とは応用数学の大域的最適化問題において一般的に用いられる確率的メタヒューリスティクスであり、LK 法はオプティカルフロー推定のために広く用いられている手法である。これらの手法はローカルミニマム問題を解決することが可能であり、ぶれ補正に適用するとともに、新手法と従来手法とを組み合わせることを検討する。

### Real-Time Video Stabilization on GPU

Naturu Misaki<sup>†</sup>, Shin Usuki<sup>††</sup>, Kenjiro.T. Miura<sup>†††</sup>

Video sequences that include vibrations of the video cameras cause unpleasantness and are unsuitable to image processing. We have achieved real-time video stabilization by use of the graphical processing unit (GPU) which can perform parallel processing. However, we cannot remove vibrations which contain large amplitudes, awful noises, moving objects, etc. These adverse effects invoke the local minimum problem, so our previous technique failed global motion estimation. In this paper, We will propose a new methods to solve this problem. One is Simulated Annealing(SA) method and the other is Lucas-Kanade(LK) method. Simulated Annealing method is a generic probabilistic meta-heuristics for the global optimization problem of applied mathematics, and LK method is a widely used differential method for optical flow estimation. These methods can solve the local minimum problem, so we use them and combine previous method with new method.

## 1. 緒言

近年、集積化技術の進歩によりビデオカメラの小型化・低コスト化が進み一般に普及するようになり様々な場面でビデオカメラが使用されているが、動画像を撮影する際に大きな問題となるのが動画像のぶれである。この動画像のぶれ問題に対し、バネやジャイロセンサを用いたステディカム、レンズシフト方式やイメージセンサーシフト方式といった光学式、あるいは電子式等の手法が提案されている。これらの機構を搭載した製品は多くあるが、一般的なビデオカメラと比較してコストが高くなる上、撮影と同時にぶれ補正を行うので過去撮影された動画像には適応できない。また、近年では携帯電話やレスキューロボット、内視鏡といった様々な機器にビデオカメラが搭載されているが、これらのビデオカメラにぶれ補正機構を搭載するとコストの問題だけでなく搭載スペースや重量等の問題が生じる。以上のような背景から、汎用的な PC でぶれ補正を行う手法が数多く提案されている。過去に行った我々の研究でも PC 上でぶれ補正処理を行っており、その際に市販の GPU(Graphics Processing Unit)を用いることで画像サイズが 640×480pixel の動画像で約 30fps のリアルタイム処理を実現している[1]。しかしながら、動画像に大きなぶれが含まれる場合や、ワイパーなどの動物体が存在する場合、ノイズ等による劣化の激しい動画像では動画像の動きであるグローバルモーション推定が行えず、ぶれ補正に失敗していた。本論文ではグローバルモーション推定に失敗する原因を明らかにし、その解決手法として大域的探索法の一つである SA 法[2]を用いる手法と、LK 法[3]により画像フレーム間の特徴点对応付けを用いる手法を提案する。

## 2. 関連研究

ぶれ補正を行うためには動画像の動きであるグローバルモーションを推定する必要がある。推定したグローバルモーションは微小で高周波な振動であるぶれを含んでおり、このぶれを除去したグローバルモーションは緩やかで滑らかなものと仮定する。推定したグローバルモーションに対してガウスクアーネルやカルマンフィルタ等を用いて滑らかに補正することによりぶれの影響を除去することができる。従って、ぶれ補正を行うためにはグローバルモーションの正確な推定が必要不可欠である。

動画像のグローバルモーションを画像処理によって推定する研究は数多く存在し

<sup>†</sup>静岡大学大学院機械工学専攻  
Shizuoka University

<sup>††</sup>静岡大学若手グローバル研究リーダー育成拠点  
Shizuoka University

<sup>†††</sup>静岡大学創造科学技術大学大学院専攻  
Shizuoka University

ているが、中でも比較的多く用いられるのが動画像のグローバルモーションを隣接フレーム間での2次元アフィン変換として計算を行う手法である[4]。この手法は動画像のフレーム間の動きが微小であることや、シーンが大きく変化しないこと、動物体によるローカルモーションの影響が少ないこと等の前提があり、これらの条件が当てはまらない場合には適用できない。悪路を走行する自動車や自転車、小型のレスキューロボットなどは特にぶれが大きくなる傾向があり、ワイパー等動物体が映り込む場合も多くあるため安定したグローバルモーション推定を行えないことが多い。過去に行った我々の研究でも上記のような問題が生じていた。この章では従来手法の理論と生じた問題の原因について述べる。

### 2.1 従来手法

本節では従来手法で用いていた BFGS 法による手ぶれ補正の原理について述べる。隣接したフレーム  $I^n$  と  $I^{n+1}$  の間の変換をアフィン変換であると仮定すると、ピクセル座標  $\mathbf{x} = (x, y)$  の変化は次の式で表される。

$$\mathbf{x}_{n+1} = \begin{pmatrix} a_1 & a_2 \\ a_3 & a_4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \end{pmatrix} = \mathbf{A}_n \mathbf{x}_n + \mathbf{b}_n \quad (1)$$

アフィン変換パラメータ  $(\mathbf{A}_n^{n+1}, \mathbf{b}_n^{n+1})$  は、前フレームに対して後フレームにアフィン変換を行ったものとの輝度値の差の二乗和を最小にするようなパラメータとして求めることができる (図 1)。

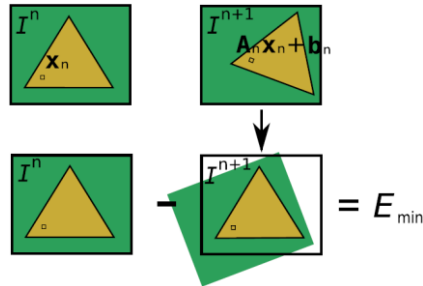


図 1 グローバルモーション推定

前後フレームの輝度値の差の二乗和は次の式で表される。

$$E(n, n+1) = \sum_{\mathbf{x} \in \mathcal{X}} \{I^n(\mathbf{x}_n) - I^{n+1}(\mathbf{A}_n^{n+1} \mathbf{x}_n + \mathbf{b}_n^{n+1})\}^2 \quad (2)$$

ここで、 $\mathcal{X}$  は画像平面上すべての座標値を表す。

目的関数の最小値の探索には NUMERICAL RECIPES[5] の BFGS 法 (準ニュートン法) のアルゴリズムを用いる。このアルゴリズムは目的関数とその導関数を用いて最

小方向の探索を行うので計算回数が少なく、収束に要する時間が短いことが特徴である。さらに、この手法では高速化のために動画像の動きを画像の幅と高さ方向の並進移動と回転移動のみであるとし、求めるパラメータを  $t_x, t_y, \theta$  の 3 つとしている。この場合  $a_1 = a_4 = \cos\theta, -a_2 = a_3 = \sin\theta, b_1 = t_x, b_2 = t_y$  となる。次に、グローバルモーションをもとにフレーム間の動きを滑らかにするため、Matsushita らの手法[6]を用いる。補正前のフレームから補正後のフレームまでの変換行列  $S$  は補正の対象となるフレームの前後  $k$  フレームのアフィン変換を用いて次式によって求めることができる。

$$S_n = \sum_{m=n-k}^{n+k} T_n^m * G(k) \quad (3)$$

ここで、 $T_n^m$  はフレーム  $n$  から  $m$  までのアフィン変換行列、 $G(k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-k^2/2\sigma^2}$  はガウスカーネル、 $*$  は畳み込み積分である。

### 2.2 問題点

従来手法では BFGS 法を用いているが、これは局所探索法であるため、解がローカルミニマムに捕捉されグローバルモーション推定に失敗することがある (図 2, 3)。



図 2 グローバルモーション推定結果 (左から前, 後, アフィン変換後フレーム)

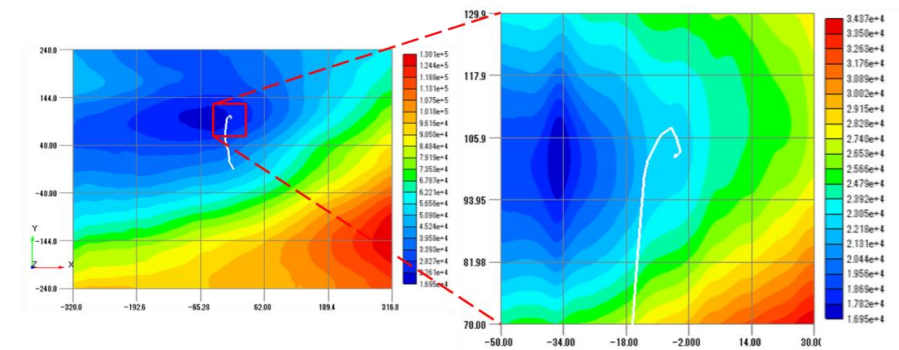


図 3 BFGS 法による解探索の様子

図2は左から前フレーム画像，後フレーム画像，グローバルモーション推定により求めたアフィン変換を後フレーム画像に対して適用した画像である．アフィン変換を適用した画像では前フレーム画像の上に後フレーム画像をアフィン変換したものを重ねているが，境界部分で違和感があり，大きくずれてしまっている．また，図3はBFGS法による解探索の様子である．x軸に画像の幅方向の並進移動量 $t_x$ を，y軸に画像の高さ方向の並進移動量 $t_y$ ，z軸（紙面方向）に目的関数値を取っており，初期点（並進・回転0）から出発した解が白線の軌跡を描いて解を探索していく様子がわかる．ここで，図3では白線はすべてのパラメータを変化させ解を探索しているのに対し，背景の等値線は回転量 $\theta$ をグローバルモーション推定により求めた解に固定し， $t_x, t_y$ のみ変化させて目的関数値計算をしているため，3変数すべてを変化させた場合の等値線とは厳密には異なることに留意する．このグラフにおける解探索の様子を見ると，解の初期点から出発し最小方向に向かって解が移動しているが，途中に存在するローカルミニマムに捕捉されグローバルミニマムに到達できていないことがわかる．

グローバルモーション推定において，BFGS法などの局所探索法ではグローバルミニマムに到達する途中に存在するローカルミニマムに捕捉される可能性がある．特にノイズが多い，動物体が存在する等の場合でローカルミニマムが発生しやすくなる傾向がある．解の初期点の近くにグローバルミニマムが存在する場合，ローカルミニマムが存在してもそれに影響されずグローバルモーション推定に成功するケースが多いが，大きなぶれを含む場合では初期点とグローバルミニマムが離れているため途中に存在するローカルミニマムに捕捉されることが多い．従って，そのような動画像でグローバルモーションを推定する事は従来の局所探索法では困難となる．

### 3. 提案手法

この章では，従来手法で生じたローカルミニマム問題を解決する手法としてSA法とLK法による手法について述べる．両者ともローカルミニマム問題を回避するために有効な手法であると考えられ，ここでは各々の手法の理論について述べる．

#### 3.1 Simulated Annealing(SA)法

##### 3.1.1 理論

SA法は大域的探索法の1つであり，対象とする問題に依存しないメタヒューリスティクスである．SA法は焼き鈍し法ともよばれ，金属の焼き鈍しという物理現象を模した最適化手法である．局所探索法では常に目的関数値が小さくなる方向へ解が遷移していくが，SA法では改悪方向の遷移も確率的に認めることでローカルミニマムから抜け出しグローバルミニマムを求めることを可能にしている．SA法は単純なアルゴリズムながら頑強性，汎用性に優れた手法であるが，その反面計算時間が長い，パラメータ調整が困難であるという問題がある．SA法は主に巡回セールスマン問題

等の組合せ最適化問題によく用いられているが，本研究のような複雑な多峰性を有する目的関数の連続最適化問題にも有効な解法とされている．

SA法の基本的なアルゴリズムと解探索の様子を図4に示す．

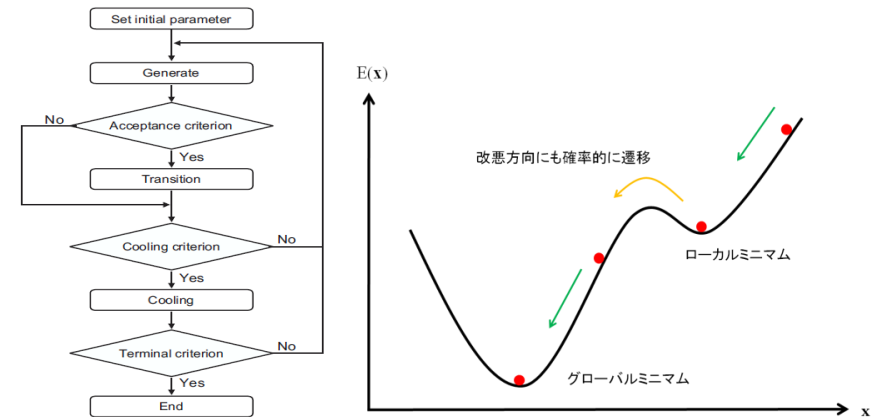


図4 SAのアルゴリズム

まず温度パラメータ  $T$  を設定した後，解 $\mathbf{x}$ でのエネルギー $E$ を計算する． $\mathbf{x}$ の近傍に次解 $\mathbf{x}'$ をランダムに1つ生成し，そのエネルギー（目的関数値） $E'$ を計算する．エネルギーの差分 $\Delta E(=E' - E)$ と  $T$  に応じて受理を行うかどうかを確率的に決定し，受理する場合は次解へ遷移する．この処理を繰り返す，現在の温度パラメータで十分繰り返し解を探索した後， $T$ を減少させる．これを繰り返して十分温度が低下し終了条件に達すれば解の探索を終了する．温度パラメータは改悪方向の遷移確率に影響する重要なパラメータであり，大きいほど改悪方向の遷移確率が大きくなる．このため，解探索初期の温度パラメータが高い時は大域的探索を行い，温度パラメータが低いときは局所的探索を行うことになる．このため，改悪方向の遷移確率を最適な探索が行えるように設定することが非常に需要である．本研究では改悪方向の遷移確率を決定する基準として，Metropolisの基準[7]を用いる．

$$A(E, E', T) = \begin{cases} 1 & \text{if } \Delta E \leq 0 \\ \exp\left(-\frac{\Delta E}{T}\right) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

解探索の終了条件は様々なものが提案されているが，本研究では改悪方向への遷移確率が閾値以下になるのが連続して続いた場合，温度が一定以下になった場合，及びエネルギー $E$ が十分0に近づいた場合を終了条件とする．

### 3.1.2 ぶれ補正への適用

本研究では探索を行う解を従来手法と同様に画像の幅と高さ方向の並進移動と回転移動であるアフィン変換パラメータ  $t_x, t_y, \theta$  とし、前フレームと後フレームにアフィン変換をした画像の輝度値の差の二乗和をエネルギー関数値  $E$  として、 $E$  が最小となる解を求めることでグローバルモーション推定を行う。SA 法のアルゴリズムは主に次解の生成、次解のエネルギー関数値計算、次解の受理判定、次解への遷移であるが、この処理の中でボトルネックとなるのがエネルギー関数値計算である。本研究ではこのエネルギー関数値計算に GPU を用いることで高速化を図る。

SA 法で最も重要なのがパラメータの設定である。十分な解探索を行ない、グローバルミニマムに到達するためには多くの繰り返し回数が必要であり、解探索を行う目的関数に最適なパラメータを設定する必要がある。繰り返し実験を行った所、最適と思われるパラメータに調節することができ、グローバルミニマム周辺に到達することはできたが、グローバルミニマム付近で無駄な探索を繰り返していた場合が多かった。グローバルミニマム付近で確率的な探索を行うのは無駄であり、また解の精度がばらつくという問題があった。そこで本研究では、SA 法を単体で用いるだけでなく、従来の局所探索法と組み合わせることで高速化と精度の向上を図る。具体的には、探索の初期段階を SA 法で行うことでローカルミニマムによる解の捕捉を回避する大域的探索を行ない、グローバルミニマムに近づいたら BFGS 法による効率的な探索を行うという手法である。この手法ならばローカルミニマム問題を解決しつつ効率的な探索を行ない、解の精度のばらつきを抑えることができると考えられる。

## 3.2 Lucas-Kanade(LK)法

### 3.2.1 理論

LK 法は画像間の特徴点の対応付けを行う場合によく用いられる手法である。特徴点とは画像中のエッジやコーナー等際立って輝度値変化の大きい部分のことであり、イメージモザイクやステレオマッチング等多様な画像処理に用いられる重要な要素である。本研究においては隣接するフレーム間で複数の特徴点の対応付けを行い、各々の特徴点の動き（ローカルモーション）を求めることで画像全体の動きであるグローバルモーションを推定する。

まず、隣接するフレーム画像の内、前フレームから特徴点を Harris オペレータ [8] を用いて複数個抽出する。抽出された特徴点の周辺の領域をテンプレートとして切り出し、次フレームで切り出したテンプレートの周辺との相違度を評価する。相違度の評価には輝度値の差の二乗和を用いる。この時、テンプレートを無作為に動かすのではなく、輝度値の微分変化量を考慮しながら計算を行うことで高速に探索を行うことができる (図 5)。

特徴点の動きが大きい場合は対応付けが難しい場合があるが、LK 法を改良したピラミッド再帰 LK 法 [9] では、画像ピラミッドを構築し解像度の低い方から順に対応付

けを行うことで動きが大きい場合でも対応付けを行うことができるため、本研究ではこの手法を特徴点の対応付けに用いる。

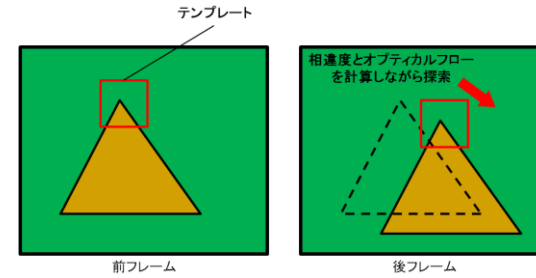


図 5 Lucas-Kanade(LK)法

### 3.2.2 ぶれ補正への適用

抽出した複数の対応点からグローバルモーションを推定する。従来手法と同じくフレーム間の動きを画像の並進・回転の 3 変数のアフィン変換パラメータ  $t_x, t_y, \theta$  で表せるとし、複数の対応点から最小二乗法によりパラメータを求める。そのために、まず式(1)から以下のような連立方程式を考える。

$$\begin{cases} F_x(t_x, \theta) = x_n \cos \theta - y_n \sin \theta + t_x - x_{n+1} \\ F_y(t_y, \theta) = x_n \sin \theta + y_n \cos \theta + t_y - y_{n+1} \end{cases} \quad (5)$$

式(5)のような非線形連立方程式は、そのままでは最小二乗法を適用できない。そこで、テイラー展開を使って繰り返し計算を行うことにより近似解を求める。各パラメータの近似解を  $t'_x, t'_y, \theta'$  とおき、補正量を  $\Delta t_x, \Delta t_y, \Delta \theta$  とすると求める解は次のようになる。

$$\begin{cases} t_x = t'_x - \Delta t_x \\ t_y = t'_y - \Delta t_y \\ \theta = \theta' - \Delta \theta \end{cases} \quad (6)$$

$F_x, F_y$  において、近似解周りにテイラー展開を行うと次式になる。

$$\begin{cases} F_x(t_x, \theta) \approx F_x(t'_x, \theta') - \Delta t_x + (x_n \sin \theta + y_n \cos \theta) \Delta \theta \\ F_y(t_y, \theta) \approx F_y(t'_y, \theta') - \Delta t_y - (x_n \cos \theta - y_n \sin \theta) \Delta \theta \end{cases} \quad (7)$$

複数の対応点から最小二乗法により近似解の補正量を求めるには次の式の誤差関数  $E$  が最小となるような  $\Delta t_x, \Delta t_y, \Delta \theta$  を求める。

$$E = \sum_{i=1}^n \{F_x(t'_x, \theta') - \Delta t_x + (x_n \sin \theta + y_n \cos \theta) \Delta \theta\}^2 + \{F_y(t'_y, \theta') - \Delta t_y - (x_n \cos \theta - y_n \sin \theta) \Delta \theta\}^2 \quad (8)$$



$E$  の最小値を求めるためにこの関数を  $\Delta t_x, \Delta t_y, \Delta \theta$  でそれぞれ偏微分し、その値が 0 となる解を、連立方程式を解く事により求める。求めた補正量により近似解を更新し、補正量が閾値以下となった時に計算を終了する。ここでパラメータの近似解の初期値は任意の対応点 2 組を用いて次のように設定している。

$$\begin{cases} t'_x = x_{n+1} - x_n \\ t'_y = y_{n+1} - y_n \\ \theta' = \tan^{-1} \left( \frac{y_{m+1} - y_{n+1}}{x_{m+1} - x_{n+1}} \right) - \tan^{-1} \left( \frac{y_m - y_n}{x_m - x_n} \right) \end{cases} \quad (9)$$

上述のように抽出した複数の特徴点から最小二乗法によりアフィン変換パラメータを求めることができるが、特徴点の中には誤った対応付けによるアウトライアも含まれるためこのままでは正確な推定が行えない。そこで本研究ではこのアウトライアを除去するために RANSAC[10]を用いる。RANSAC とは RANdom SAMple Consensus であり、ロバスト推定によく用いられる手法である。RANSAC のアルゴリズムは、まず複数のデータの中からランダムにいくつかのサンプルを抽出し、最小二乗法に当てはめ、解の推定を行う。次に推定した解をサンプルとして抽出したデータ以外の全てのデータに当てはめ、許容誤差範囲内にあるデータの数に応じた解の評価を行う。これを繰り返し行い、評価の最も高い解を正しい解とする。最後に解に従わないデータをアウトライアとして除外することで、その影響を除去した解を得ることができる。

#### 4. 実験

この章では従来手法でグローバルモーション推定が行えなかった図 2 の動画像に対し SA 法を単体で用いた手法、SA 法と BFGS 法を組み合わせさせた手法、LK 法による手法を適用し、推定の正しさと処理時間について実験を行った結果について述べる。その結果が表 1 であり、図 6 から 8 はそれぞれの手法でのグローバルモーション推定結果、図 9 は SA 法と、SA 法と BFGS 法を組み合わせさせた手法での解探索の様子である。



図 6 SA 法による結果



図 7 SA 法+BFGS 法による結果



図 8 LK 法による結果

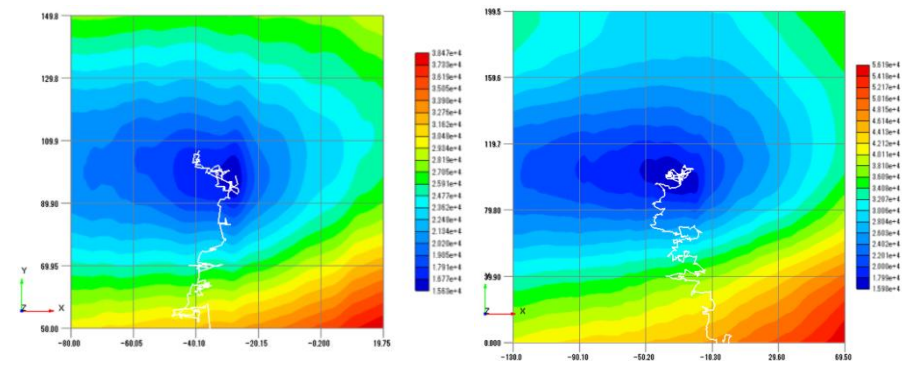


図 9 解探索の様子(左が SA 法, 右が SA 法+BFGS 法)

表 1 実験結果

	$t_x$ pixel	$t_y$ pixel	$\theta$ rad	相関係数	解探索回数	計算時間[ms]
BFGS 法	-5.4	102.9	0.06	0.86	56	32
SA 法	-27.5	98.7	0.022	0.93	771	848
SA+BFGS 法	-27.9	97.6	0.022	0.94	539 (529+10)	778
LK 法	-33.0	93.4	0.001	0.94		56

図 6 から 8 は、左の画像が前フレーム画像、右の画像が推定したグローバルモーションを用いて後フレーム画像をアフィン変換したものである。表 1 の相関係数は、前フレーム画像とアフィン変換後フレーム画像の相関係数である。表 1 を見ると、BFGS 法は計算時間が少ないもののグローバルモーション推定に失敗しているため相関係数も低くなっている。SA 法は計算時間が長いがグローバルモーション推定には成功していると考えられ相関係数が高い。SA+BFGS 法を組み合わせた手法では、計算前半の SA 法のパラメータを探索の終了温度を引き上げることで大域的探索だけを行うようにしており、結果は SA 法のみの場合とほぼ同様であるが、若干計算時間が改善されている。LK 法による手法では、相関係数は SA 法を用いた手法と同様に高く、計算時間は BFGS 法の倍程度となっている。

SA 法と SA+BFGS 法では、実験を繰り返し行ない安定して解を求めることのできるパラメータを設定したが、確実に解を求めるために多くの計算時間が必要となることがわかった。また、あらゆる動画に対応できる最適なパラメータ調節を行うことは困難であり、動画ごとパラメータを調節する必要がある事は大きな欠点である。しかしながら、ローカルミニマムを回避する性能は高く、本研究におけるローカルミニマム問題に対し有効な手法であることが確認できた。LK 法による特徴点对応付けを用いる手法では、ローカルミニマム問題を解決した上で従来手法に迫る処理時間になっている。今回の実験では CPU で計算を行なっているため、これを GPU 上で実装すれば十分リアルタイム処理が可能であると考えられる。実際に、LK 法を用いた特徴点对応付けはすでに GPU で実装されており[11]、CPU で処理を行う場合に比べて 10 から 15 倍高速になったと報告されている。

## 5. 結言

本稿では従来手法で問題となっていたローカルミニマム問題を明らかにし、SA 法による大域的探索法や LK 法による特徴点对応付けによる手法が有効であることを確認した。その結果、従来手法ではグローバルモーション推定に失敗していたぶれの大きい画像に対してもグローバルモーション推定を行うことが可能となった。SA 法による手法は計算速度とパラメータ調節に難があるが、LK 法による特徴点对応付けを

用いる手法は高速かつ高ロバストにグローバルモーション推定を行えることが確認できた。また、SA 法については GPU を用いた高速化を行ない、LK 法については GPU による高速化によってリアルタイムぶれ補正が行える可能性があることがわかった。

今後の課題としては、LK 法を GPU で実装することでリアルタイム処理を行うことが挙げられる。特徴点の抽出・対応付けと RANSAC による解の推定で合計 56ms の計算時間であるが、そのうち特徴点の抽出と対応付けは全体の約 85% である。そのため GPU による高速化は大きな効果が期待できる。また、動画像中に動物体が存在する場合についての実験を行い、動物体に対するロバスト性の調査を行いたい。

## 参考文献

- 1) K. Takahashi, K. T. Miura: Video Stabilization and Motion Deblurring on GPU, Proc. of the 2009 ACM SIGGRAPH Asia, Poster & Sketches, 2009.
- 2) Kirkpatrick, S., Gelett Jr. C. D., Vecchi, M. P. Optimization by Simulated Annealing. Science, 220, pp. 671-679, 1983.
- 3) Lucas, B. D. and Kanade, T.: An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision, Proc. of 7<sup>th</sup> International Joint Conference on Artificial Intelligence, pp.674-679, 1981.
- 4) A. Litvin, J. Konrad, and W. Karl: Probabilistic video stabilization using kalman filtering and mosaicking, Image and video Communications, 2003.
- 5) Teukolsky, S. A., Vetterling, W. T. and Flannery, B.P.: Numerical Recipes in C [日本語版] - C 言語による数値計算レシピ, 技術評論社, 1993.
- 6) Y. Matsushita, E. Ofek, W. Ge, X. Tang, and H.-Y. Shum: Full-Frame Video Stabilization with Motion Inpainting, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 28(7), pp.1150-1163, 2006.
- 7) Metropolis, N., Rosenbluth, A., M., Teller, A., Teller, E., Equation of State Calculation by fast Computing Machines. Journ. of Chemical Physics, vol.21, pp.1087-1092, 1953.
- 8) C. Harris and M.J. Stephens: A combined corner and edge detector, Alvey Vision Conference, pp.147-152, 1988.
- 9) J. Y. Bouquet: Pyramidal Implementation of the Lucas Kanade Tracker Description of the Algorithm, Intel Corporation, 2000.
- 10) M. A. Fischler and R. C. Bolles: Random Sampling Consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography, Comm. Of the ACM 24, pp.381-395, 1981.
- 11) Sudipta N Shinha, Jan-Michael Frahm, Marc Pollefeys and Yakup Genc: GPU-Based Video Tracking and Matching, EDGE 2006, workshop on Edge Computing Using New Commodity Architectures, Chapel Hill, 2006.