

単一準周期画像列の位相合わせによる時間超解像

榎原 靖[†] 森 敦史[†] 八木 康史[†]

[†] 大阪大学

〒 567-0047 大阪府茨木市美穂ヶ丘 8-1

E-mail: †{makihara,mori,yagi}@am.sanken.osaka-u.ac.jp

あらまし 本論文は単一の低フレームレート準周期画像列からの時間超解像手法を提案する．画像列の複数周期間に存在するサブフレーム単位の位相合わせデータに基づいて，いわゆる再構成型の手法により一周期の高フレームレート画像列を復元する．最初に，復元すべき周期画像列を位相によるパラメトリック固有空間法による多様体で表現する．入力画像列が与えられると，データ項及び多様体と位相進行の平滑化項からなるエネルギー最小化の枠組みにおいて，位相合わせと多様体復元の繰り返し更新を行う．エネルギー最小化の過程においては，局所最適解を避けるために，3段階の Coarse-to-fine アプローチを導入する．合成画像列及び実画像列を用いた実験により，単一画像列からの時間超解像が可能であることを示す．

キーワード 時間超解像，準周期画像列，位相，多様体，パラメトリック固有空間法，エネルギー最小化

Temporal Super Resolution from a Single Quasi-periodic Image Sequence based on Phase Registration

Yasushi MAKIHARA[†], Atsushi MORI[†], and Yasushi YAGI[†]

[†] Osaka university

8-1 Mihogaoka, Ibaraki, Osaka, 567-0047

E-mail: †{makihara,mori,yagi}@am.sanken.osaka-u.ac.jp

Abstract This paper describes a method of temporal super resolution from a single quasi-periodic image sequence. A so-called reconstruction-based method are applied for constructing one period of image sequence with high frame-rate based on phase registration data in sub-frame order among multiple periods of the image sequence. First, the periodic image sequence to be reconstructed is expressed as a manifold in the parametric eigenspace of the phase. Given an input image sequence, phase registration and manifold reconstruction are iteratively executed in turns within an energy minimization framework considering data fitness, and the smoothness of both the manifold and the phase evolution. The energy minimization problem is solved through three-step coarse-to-fine procedures to avoid local minima. The experiments using simulation and real data show the possibility of the temporal super resolution from a single image sequence.

Key words Temporal super resolution, quasi-periodic image sequence, phase, manifold, parametric eigenspace, energy minimization

1. はじめに

画像超解像技術は，画像の空間解像度を向上させる重要な画像処理技術の一つである [1]．超解像手法は，主に，サブピクセルオーダーで位置合わせさせた複数枚の低解像度画像から高解像度画像を再構成する手法 (RBM) [2] [3] [4] と，低解像度画像と高解像度画像間のパッチの学習に基づいて単一画像からの超解像を行う事例ベースの手法 [5] [6] [7] に分類される．更に，画像中に現れる繰り返しパターンを活用することで，両方の手法

を組み入れた手法も提案されている [8]．

これらの手法が静的なシーンを対象としているのに対して，動的な画像列の情報を対象としている手法もいくつか提案されている．そのような手法としては，例えば，画像列に対する準実時間処理を実現する手法 [9] や，画像列中の大気揺らぎによる位置ずれを活用した手法 [10]，モーションブラーを考慮した超解像手法 [11] [12] などが挙げられる．しかし，これらの手法は空間解像度の向上を目的として手法であり，時間軸方向の超解像については扱っていない．

それに対して、Shechtman ら [13] は、同一の動的シーンを撮影した複数の低時空間画像列の位置合わせ [14] に基づく、時空間の超解像手法を提案している。この手法は、いわゆる再構成型の超解像手法に分類されることから、サブフレームオーダーの時間ずれがある複数の画像列を必要とする。

一方、画像中の繰り返しパッチを活用した超解像手法 [8] に着目すると、単一画像列に現れる時間的な繰り返しパターンを時間超解像に応用することが考えられる。特に、周期画像列が与えられた場合には、複数周期の部分画像列に存在するサブフレームオーダーの位相差が時間超解像に利用可能である。もし、その周期画像列が周期単位の部分画像列に分割でき、かつ、その各々にある程度のフレーム数が含まれている場合には、時空間の画像列位置合わせ手法 [14] を適用することで、時間超解像に必要な位置合わせ情報を得ることができる。しかし、そのような周期単位の位置合わせをする場合には、周期間の位相連続性の情報を捨てることとなり、各部分画像列に単一ないし少数フレームしか含まれないような極めて低いフレームレート画像列に対しては、周期単位への分割や位置合わせの精度が落ちることが予想される。更に、サンプリングレートの揺らぎや画像列中の対象の動作揺らぎ (例えば歩行の揺らぎ) が存在する場合には、位相位置合わせはより困難な問題となる。

そこで、本論文では、低フレームレートの単一準周期画像列から、一周期分の高フレームレート画像列を復元する手法を提案する。周期間の位相の連続性を有効活用するため、画像列全体の周期単位の部分画像列への分割をせず、代わりに画像列全体の各フレームに対する位相割り当て問題を解くものとする。また、一周期分の画像列を位相をパラメタとするパラメトリック固有空間における多様体として表現し、その多様体を位相合わせ情報に基づいて復元する。位相合わせと多様体復元は互いの結果に依存することから、データ項及び多様体と位相進行の両方の平滑項を考慮したエネルギー最小化問題の枠組みにおける反復法により最適化する。

2. 問題設定

2.1 仮定

本論文では位相合わせによる時間超解像に焦点を当てるために、二つの仮定を導入する。一つは、画像列の空間的な位置合わせについては事前に済んでいると仮定する。これは、例えば、周期的なジェスチャー、歩行機上での歩行、扇風機の羽のような回転物体など、同じ場所で行われる周期運動については概ね成り立つ仮定である。それ以外にも、地面上での歩行や走行などに対しても、ある程度の精度で対象物体の追跡ができる場合には、従来の空間的位置合わせ手法を適用することができる。

もう一つは、モーションブラーは無視できる程度に小さいという仮定である。これは、高速物体を含むシーン

に対しては当てはまらないが、低フレームレートでもモーションブラーが小さい場合がいくつか考えられる。例えば、街頭の防犯カメラ映像を考えると、通信帯域幅や映像記憶装置容量の制限から低フレームレートで映像が保存されていることがしばしばある。一方、撮影対象は主に街頭の歩行者であり、通常、歩行動作の速度に比べてシャッタースピードが十分に速いことから、モーションブラーはそれ程大きくないと考えられる。

2.2 位相と準周期画像列

本節では、本論文で扱う位相と準周期画像列について定義する。最初に、ある画像列の時刻 t における画像を多次元ベクトル $x(t)$ で表現する。その画像列が周期 P の周期画像列である場合には、以下の性質を満たす。

$$x(t+P) = x(t) \quad \forall t, \quad (1)$$

次に、時間の無次元量である位相 s と相対位相 \tilde{s} を以下のように導入する。

$$s = s_P(t) = \frac{t}{P} \quad (2)$$

$$\tilde{s} = s - \lfloor s \rfloor, \quad (3)$$

ここで、 s_P は位相進行関数、 $\lfloor \cdot \rfloor$ は床関数である。周期画像列をこの位相によって表現すると以下ようになる。

$$x_s(s) = x(s_P^{-1}(s)). \quad (4)$$

これより、周期画像列は相対位相 $\tilde{s} \in [0, 1]$ をパラメタとする多様体として表現され、またその多様体は $x_s(1) = x_s(0)$ を満たす。

一方、 N^{in} 枚の離散的に観測された入力画像列を $X^{in} = \{x_i^{in}\} (i = 0, \dots, N^{in} - 1)$ として定義する。入力画像列のシーンが完全に周期的で、かつフレームレート f も完全に一定である場合には、入力画像列 X^{in} 、各フレームの時間列 $t = \{t_i\}$ 、位相列 $s_P = \{s_{P,i}\}$ は以下で表現される。

$$x_i^{in} = x(t_i) = x_s(s_{P,i}) \quad (5)$$

$$t_i = t_0 + \frac{i}{f} \quad (6)$$

$$s_{P,i} = s_P(t_i) = s_0 + \frac{1}{fP}. \quad (7)$$

しかし、フレームレートの揺らぎや対象物体の運動の時間に関する揺らぎによって、周期画像列の仮定は満たされないことがある。その場合には、入力画像列は以下で定義される準周期画像列 $X_Q^{in} = \{x_{Q,i}^{in}\}$ になる。

$$x_{Q,i}^{in} = x_s(s_{Q,i}) \quad (8)$$

$$s_{Q,i} = s_{P,i} + \Delta s_i, \quad (9)$$

ここで、 $\{\Delta s_i\}$ は周期位相列からの揺らぎであり、 $s_Q = \{s_{Q,i}\}$ はその揺らぎが加わった準周期位相列である。

よって、本論文の問題設定は、与えられた入力の準周期画像列 X_Q^{in} から、入力の位相列 s_Q の推定と多様体 x_s の復元を行う問題として定義される。ここで、多様体 x_s は先にも述べた通り周期画像列に対応し、適当な位相間隔で多様体上の点を再標本化することで高時間解

像度の周期画像列を作成できる点に注意されたい。

また、空間解像度に関する超解像処理と対比すると、位相列推定と多様体復元は、それぞれ画像位置合わせとその位置合わせ情報に基づく高解像度画像の再構成処理に相当する。加えて、本手法では単一画像列を用いるものの、その単一画像列中に存在する複数周期の情報が複数観測に対応することから、本手法がいわゆる複数観測に基づく再構成型的手法 (RBM) に分類されることに注意されたい。

2.3 多様体表現

前節で定義した周期画像列の多様体 x_s を、パラメトリック固有空間法 [15] により表現する。パラメトリック固有空間法を用いると、入力画像から多様体への投影により対応する位相が求まることから、位相合わせを効果的に行うことができる。具体的には、固有空間中における多様体を、位相をパラメタとする 3 次自然スプライン関数により表現する。まず、 M 次元の固有空間における N^{cp} 点の制御点 $\{y_j^{cp}\}$ とそれに付随する位相を $\{s_j^{cp} (= j/N^{cp})\}$, ($j = 0, \dots, N^{cp} - 1$) とする。次に、 j 番目の区間 $[s_j^{cp}, s_{j+1}^{cp}]$ の k 次項 ($k = 0, 1, 2, 3$) に対するスプラインパラメタベクトルを $a_{j,k}^{sp} \in \mathbb{R}^M$ として定義し、 j 番目の区間に対するスプラインパラメタベクトルを並べた部分行列 A_j^{sp} とその部分行列を並べた全体行列 A^{sp} を、各々 $A_j^{sp} = [a_{j,0}^{sp}, \dots, a_{j,3}^{sp}]^T \in \mathbb{R}^{4 \times M}$, $A^{sp} = [A_0^{spT}, \dots, A_{N^{cp}-1}^{spT}]^T \in \mathbb{R}^{4N^{cp} \times M}$ として定義する。すると、 j 番目の区間に含まれる相対位相 \tilde{s} に対する固有空間中の補間点 $\hat{y}(\tilde{s})$ は以下によって表現される。

$$\hat{y}(\tilde{s}) = A^{spT} \mathbf{w}(\tilde{s}) \quad (10)$$

$$\mathbf{w}(\tilde{s}) = [0, \dots, 0, 1, w, w^2, w^3, 0, \dots, 0]^T \quad (11)$$

$$w = \frac{\tilde{s} - s_j^{cp}}{s_{j+1}^{cp} - s_j^{cp}}, (s_j^{cp} \leq \tilde{s} \leq s_{j+1}^{cp}) \quad (12)$$

ここで、 $\mathbf{w}(\tilde{s})$ は、 $4j$ 成分から $(4j + 3)$ 成分までが $[1, w, w^2, w^3]$ で、その他が 0 となる補間係数ベクトルであり、 w は区間両端の制御点からの補間比率である。

一方、制御点ベクトルを並べた行列 $Y^{cp} = [y_0^{cp}, \dots, y_{N^{cp}-1}^{cp}]^T$ とスプラインパラメタ行列 A^{sp} の間には、制御点における 2 次微分までの連続性の制約より以下の関係が成り立つ。

$$CA^{sp} = DY^{cp} \quad (13)$$

$$C = \begin{bmatrix} C_1 & C_2 & O & \dots \\ \ddots & \ddots & \ddots & \ddots \\ C_2 & O & \dots & C_1 \end{bmatrix}$$

$$C_1 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 2 & 3 \\ 0 & 0 & 2 & 6 \end{bmatrix}, C_2 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -2 & 0 \end{bmatrix}$$

$$D = \begin{bmatrix} D_1 & D_2 & O & \dots \\ \ddots & \ddots & \ddots & \ddots \\ D_2 & O & \dots & D_1 \end{bmatrix}, D_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, D_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

よって、制御点列 Y^{cp} が与えられると、スプラインパラメタ行列 A^{sp} が線形的に $A^{sp} = C^{-1}DY^{cp}$ として解ける。このことは、制御点列 Y^{cp} が与えられると、式 (10)(13) を用いることで、任意の相対位相 \tilde{s} に対する固有空間中の補間点 $\hat{y}(\tilde{s})$ が求まることを意味する。よって、次節からは、周期画像列の多様体 $x_s(s; Y^{cp})$ の復元問題を、制御点列 Y^{cp} の復元問題として見なす。

3. エネルギー最小化

3.1 エネルギー関数

空間超解像の場合と同様に、本論文ではエネルギー最小化の枠組みにより時間超解像処理を行う。まず、入力の準周期画像列の固有空間中における既知ベクトル列を $Y_Q^{in} = \{y_{Q,i}^{in}\}$ とする。それに対する未知位相列が $s_Q = \{s_{Q,i}\}$ であり、その i 番目の位相 $s_{Q,i}$ に対する補間係数ベクトルを式 (11) と同様にして $\mathbf{w}(s_{Q,i})$ として定義する。この時、 i 番目の位相 $s_{Q,i}$ に対応する多様体上の点、即ち補間点は以下となる。

$$\hat{Y}(Y^{cp}, s_{Q,i}) = A^{spT} \mathbf{w}(s_{Q,i}) = Y^{cpT} (C^{-1}D)^T \mathbf{w}(s_{Q,i}). \quad (14)$$

エネルギー関数は以下の 3 項を考慮して、式 (15) のように構成する。

(1) データ項 (第 1 項): 補間点 $\hat{y}(Y^{cp}, s_{Q,i})$ と入力点 $y_{Q,i}^{in}$ の距離

(2) 多様体の平滑化項 (第 2 項): 固有空間における多様体 $y_s(s; Y^{cp})$ の曲率

(3) 位相進行の平滑化項 (第 3 項): 位相列 s_Q の進行速度と大域的な位相進行速度の差

$$E(Y^{cp}, s_Q) = \frac{1}{N^{in}} \sum_{i=0}^{N^{in}-1} \|Y^{cpT} (C^{-1}D)^T \mathbf{w}(s_{Q,i}) - y_{Q,i}^{in}\|^2 + \lambda_m \frac{1}{N^{cp}} \int_0^1 \left\| \frac{d^2 y_s(s; Y^{cp})}{ds^2} \right\|^2 ds + \lambda_s \frac{1}{N^{in}} \sum_{i=1}^{N^{in}-1} \left(s_{Q,i+1} - s_{Q,i} - \frac{1}{P'} \right)^2, \quad (15)$$

ここで、 P' はフレームを単位とするグローバルな周期であり、フレームレート f と時間単位の周期 P の積として $P' = fP$ で表される。第 2 項における積分計算は各区間の補間比率 w について事前に計算しておくことができることから、以下のように制御点列 Y^{cp} に関する 2 次形式に整頓される。

$$\int_0^1 \left\| \frac{d^2 y_s(s; Y^{cp})}{ds^2} \right\|^2 ds = Y^{cpT} (C^{-1}D)^T B (C^{-1}D) Y^{cp} \quad (16)$$

$$B = \begin{bmatrix} B_{sub} & \dots & O \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ O & \dots & B_{sub} \end{bmatrix}, B_{sub} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 4 & 6 \\ 0 & 0 & 6 & 12 \end{bmatrix} \quad (17)$$

よって、エネルギー関数 $E(Y^{cp}, s_Q)$ が多様体の制御点列 Y^{cp} に関する 2 次形式になり、ある固定の位相列 s_Q の下では、多様体の制御点列 Y^{cp} が線形解法によって求まる。一方、位相列 s_Q については、スプライン曲線が位相により区分的に切り替わり、かつ、ある区間における補間比率 w がデータ項において 6 次式として現れることから、エネルギー関数中では非常に複雑な形で現れることになる。この強い非線形最適化問題を解くために、以降の節では 3 段階の coarse-to-fine 解法を導入する。

3.2 位相進行の線形近似による解法

第 1 段階では、位相列 s_Q を完全に周期的なもの、即ち、周期 P を変数とする線形進行の位相列 s_P に限定する。ここで、初期位相 s_0 は本問題設定では本質的な意味を持たないことから、ここでは 0 として解くものとする。よって、第 1 段階におけるエネルギー関数を周期 P についての関数として以下のように定義する。

$$E_{init}(P) = E(Y_P^{cp}, s_P) \quad (18)$$

$$Y_P^{cp} = \arg \min_{Y^{cp}} E(Y^{cp}, s_P) \quad (19)$$

$$s_{P,i} = \frac{i}{fP}. \quad (20)$$

ここで、式 (19) にある各周期 P の仮説に対する多様体の制御点列 Y_P^{cp} は 3.1 節で述べたように線形解法によって容易に求まることに注意されたい。また、式 (20) にあるように位相が線形進行であることから、エネルギー関数の線形進行に関する平滑化項は 0 となる。一方、周期 P を変数とするエネルギー関数 $E_{init}(P)$ は多数の局所解を持つことから、多点初期値からの勾配法を適用することで、最適な周期 P^* とそれによる位相進行 s_{P^*} 及び多様体の制御点列 $Y_{P^*}^{cp}$ を求める。

3.3 動的計画法による解法

第 2 段階では、周期画像列から準周期画像列へ拡張するため、連続動的計画法 [16] を適用する。まず、第 1 段階で得られた多様体の制御点列 $Y_{P^*}^{cp}$ に対して、最適な非線形位相列を求めることを考える。ここで、位相の探索範囲は、第 1 段階で得られた位相列 s_{P^*} の近傍に限定し、 $R_i^{cdr} = \{s | s_{P^*,i} - s^{cdr} \leq s \leq s_{P^*,i} + s^{cdr}\}$ として設定する。動的計画法の事前準備として、位相の状態空間を制御点の位相間隔 $(1/N^{cp})$ で量子化する。これにより、 j 番目の位相状態に対応する多様体上の点が、ちょうど j 番目の制御点 $y_{P^*,j}^{cp}$ に一致することになり、また j 番目と k 番目の位相状態における位相差が $(j-k)/N^{cp}$ として表されることになる。次に、 i 番目の入力フレームに j 番目の位相状態を割り当てた場合の累積コストと前ステップ $(i-1)$ における最適遷移状態をそれぞれ $c(i, j)$, $p(i, j)$, 最適位相状態パスを $\{p^*(i)\}$ として定義すると、以下の動的計画法の手順によって最適位相列が求まる。

(1) 初期コスト行列の設定

$$c(0, j) = \|y_{P^*,j}^{cp} - y_0^{in}\|^2, \quad \forall j \in R_0^{cdr} \quad (21)$$

(2) 累積コストと前ステップ最適状態の逐次更新

$$p(i, j) = \arg \min_{k \in R_{i-1}^{cdr}} \{c(i-1, k) + \lambda g_{P^*}(j, k)\} \quad (22)$$

$$c(i, j) = c(i-1, p(i, j)) + \lambda g_{P^*}(j, p(i, j)) + \|y_{P^*,j}^{cp} - y_i^{in}\|^2, \quad \forall j \in R_i^{cdr} \quad (23)$$

$$g_{P^*}(j, k) = \left(\frac{\min\{|j-k|, |j-k+N^{cp}|\}}{N^{cp}} - \frac{1}{fP^*} \right)^2 \quad (24)$$

(3) 最終ステップでの最適位相状態の決定

$$p^*(N^{in}-1) = \arg \min_j c(N^{in}-1, j), \quad j \in R_{N^{in}-1}^{cdr} \quad (25)$$

(4) バックトラック

$$p^*(i-1) = p(i, p^*(i)), \quad \forall 1 \leq i \leq N^{cp} - 1 \quad (26)$$

最終的に、得られた最適位相状態パス $\{p^*(i)\}$ から最適位相列 s_{DP}^* を設定し、その位相列に基づいて多様体の制御点列の最適解 Y_{DP}^{cp} を線形解法により求める。

3.4 位相項の 2 次近似による反復解法

第 3 段階では、前ステップによって得られた最適な位相列の近傍において、エネルギー関数のデータ項の位相項に関する 2 次近似を行うことで、位相列についても線形解法により算出する。まず、初期の位相列 s_Q^0 と多様体の制御点列 $Y^{cp,0}$ に、第 2 段階の動的計画法によって得られた位相列 s_{DP}^* と多様体の制御点列 Y_{DP}^{cp} を代入する。次に、 r 回目の反復における位相列の探索範囲を、前ステップの解の近傍 $R_i^r = \{s | |s_{Q,i}^{r-1} - s^{tol}| \leq s \leq s_{Q,i}^{r-1} + s^{tol}\}$ として設定する。更に、 i 番目の位相 $s_{Q,i}$ に対して、探索範囲 R_i^r が含まれる全ての区間に対して、データ項の最小値をニュートン法により算出し、その大域最適解を $s_{Q,i}^{data,r,*}$ とする。ここで、式 (15) のエネルギー関数における i 番目の入力画像に対するデータ項を、テイラー展開により 2 次近似する。

$$\begin{aligned} \hat{E}_i^{data,r}(s_{Q,i}) &= E_i^{data,r}(s_{Q,i}^{data,r,*}) \\ &+ \left. \frac{dE_i^{data,r}}{ds_{Q,i}} \right|_{s_{Q,i}=s_{Q,i}^{data,r,*}} (s_{Q,i} - s_{Q,i}^{data,r,*}) \\ &+ \frac{1}{2} \left. \frac{d^2E_i^{data,r}}{ds_{Q,i}^2} \right|_{s_{Q,i}=s_{Q,i}^{data,r,*}} (s_{Q,i} - s_{Q,i}^{data,r,*})^2. \end{aligned} \quad (27)$$

これにより、エネルギー関数全体が位相列 s_Q に関する 2 次形式になるので、最適な位相列 s_Q は以下で与えられる。

$$s_Q^r = \arg \min_{s_Q} \left\{ \frac{1}{N^{in}} \sum_{i=0}^{N^{in}-1} \hat{E}_i^{data,r}(s_{Q,i}) + \lambda_s \frac{1}{N^{in}} \sum_{i=1}^{N^{in}-1} \left(s_{Q,i+1} - s_{Q,i} - \frac{1}{fP^*} \right)^2 \right\} \quad (29)$$

$$\text{s.t.} \quad s_{Q,i}^{r-1} - s^{tol} \leq s_{Q,i} \leq s_{Q,i}^{r-1} + s^{tol} \quad (30)$$

$$s_{Q,i+1} \geq s_{Q,i}, \quad (31)$$

ここで、式(30)(31)は位相の探索範囲の上限・下限に関する制約条件、及び位相の単調増加性に関する制約を表す。結局、上記の問題は凸2次計画問題になっており、有効制約法により最適解 s_Q^r を算出する。そして、その位相の最適解 s_Q^r に基づいて、 r 回目の反復における多様体の制御点列の最適解 $Y^{cp,r}$ を線形解法により求める。

これらの処理を解が収束するまで繰り返すが、その際、多様体を徐々にデータに合わせるように、多様体の平滑化係数 λ_z を段階的に緩和する。

基本的には、上記の3ステップにより最適解を求めるが、線形位相進行からの非線形の位相揺らぎが十分小さく、線形位相近似の解に基づく位相項の2次近似が大域最適解に一致する場合には、第2段階の動的計画法の手順を省略して、第3段階の手順に進むことも考えられる。しかし、位相揺らぎがある程度大きい場合には、位相項の2次近似が局所最適解に落ちる可能性が高いため、大域最適解にたどり着くには第2段階の動的計画法のステップが必要となることに注意されたい。

4. 実験

4.1 実験条件

本節では、いくつかの低フレームレートの準周期画像列に対して、提案手法を適用することでその有効性について検討する。実験に用いる画像列は、円錐振り子を斜め上から見たCG(図1(上段))、及び歩行機上で歩く被験者シルエットの実画像列データ(図1(下段))とした。実データに関しては、画像サイズの正規化を含む空間的な位置合わせを事前に行い、一歩行周期に相当する部分画像列を手動で抽出し、その部分画像列を繰り返すことで周期画像列を構成する。これら二つの画像列の画像サイズ、撮影時のフレームレート、周期を表1に示す。

次に、元の周期画像列からダウンサンプルして低フレームレートの画像列を生成するが、その際、サンプリング間隔にランダムノイズを加えることで、準周期画像列を作成する。本実験では、ノイズのレベルを線形位相進行からの最大位相誤差として規定する。例えば、位相ノイズ20%の場合は、線形進行から ± 0.2 の範囲で位相が変動し得るものとする。図2は円錐振り子の6fpsと1fpsの準周期画像列の例である。

最後に、エネルギー最小化の枠組みで用いられるパラメタを次のように実験的に決めた。固有空間には入

表1 Image sequence properties

画像列	画像サイズ [pixel]	フレームレート [fps]	周期 [sec]
円錐振り子	64 × 64	- (任意)	1.17
歩容	88 × 128	60	1.17

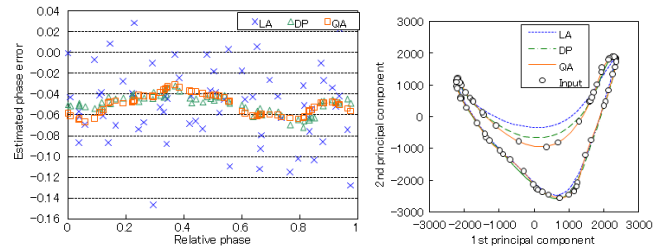


図3 相対位相に対する位相の推定誤差(左)と固有空間の第1, 第2主成分における多様体復元結果(右)。

力画像列毎の主成分分析の結果を用い、次元圧縮による情報損失率が1%以下、即ち、固有値の累積寄与率が99%を超えるように次元を決めた。多様体の制御点数は $N^{cp} = 100$ 、動的計画法の位相探索幅 s^{cdr} 及び位相項の2次近似における探索幅 s^{tol} は、それぞれ0.25と0.02に設定した。平滑化項の係数は $\lambda_z = 50.0$ 、 $\lambda_s = 1.0$ とし、 λ_z については第3段階の2次近似による反復法の中で半分減らして最終的には最小で1.0に設定する。

4.2 漸近過程

本節では、エネルギー最小化の3ステップ: 位相進行の線形近似(以下、LA)、動的計画法(以下、DP)、位相項の2次近似(以下、QA)による解の漸近的な改善過程を見るために、フレームレート3fps、使用画像枚数67枚、位相ノイズ20%の円錐振り子画像列の例について着目する。

まず、真値(GT)に対する位相の推定誤差を図3(a)に示す。LAが非線形な位相ノイズを吸収できないために位相の推定誤差が大きくなっている一方、DPやQAにおいてはその誤差が小さな範囲に収まっており、またその誤差点がある種の周期関数に乗っていることが分かる。真値と比較すると-0.05程度の偏差があるが、時間超解像像にとっては入力画像のフレーム間の相対的な位相合わせ情報が分かれば十分であることから、本論文では本質的には重要ではないものとする。つまり、位相の推定誤差については、誤差の標準偏差によって評価されるべきである。

次に、位相の推定誤差の影響をより視覚的な方法で示すために、入力画像列を推定された相対位相によって並び替えた画像列を図4に示す。結果として、LAにおいてはいくつかのフレームにおいて重大な逆行現象が見られる。よって、LAの範囲での多様体復元時には平滑化係数 λ_z を十分に大きな値に設定する必要があるが、小さな値に設定すると復元した多様体にこのような逆行現象が含まれてしまい、更なる位相推定の誤りへと繋がってしまう。一方、DPやQAの位相順序は真値とほぼ一致

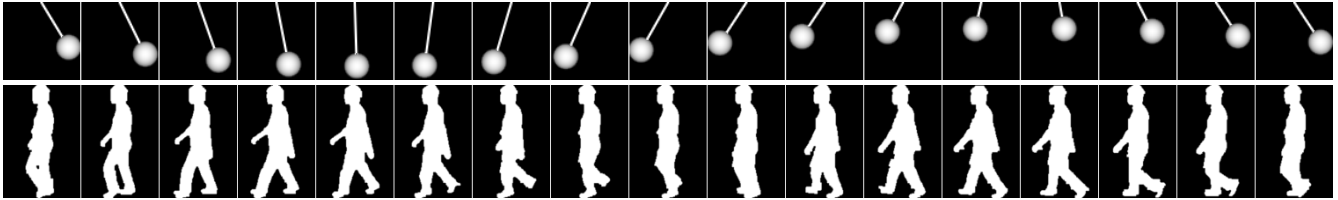


図 1 円錐振り子 (上段) と歩容シルエット (下段) の 1 周期分の画像列の例

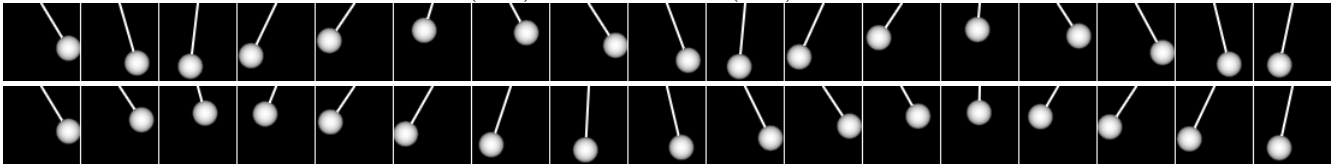


図 2 円錐振り子の入力準周期画像列の例。(生成条件: 位相ノイズ 10%, フレームレート: 6 fps(上段), 1 fps(下段))

していることから、徐々に平滑化係数 λ_z を緩和することができる。

最後に、固有空間の第 1, 第 2 主成分における多様体復元結果を図 3(b) に示す。データ点への当てはまり具合が 3 段階のステップを通して徐々に良くなっていることが確認できる。特に、QA においては、多様体の平滑化係数 λ_z が反復計算において緩和されるため、最も良く当てはまっていることが分かる。

4.3 性能評価

本節では、多様体復元誤差及び位相の推定誤差に関する評価を行う。まず、多様体復元については、1 周期分の真値画像列を低フレームレートの準周期画像列から復元した多様体に投影し、それを画像空間に逆投影したものと、元の真値画像の間の Peak Signal to Noise Ratio (PSNR) を評価する。位相推定については、入力画像列に対する真値位相と推定位相の間の誤差の標準偏差を評価する。また、位相のランダムノイズは 10 通りの試行を行い、その際の平均性能を評価する。

上記の二つの量を、(a) 位相ノイズレベル、(b) フレーム数、(c) フレームレートの三つの変動要因に対して評価した結果を、図 5 に示す。尚、変動要因の基準値はそれぞれ 10%, 67 フレーム、3 fps とした。

まず、位相ノイズレベル (図 5(a)) については、極めて低いノイズレベルにおいては LA の位相推定精度が良いものの、ノイズレベルの上昇に比例して位相推定精度・多様体復元精度のいずれもが悪化している。それに対して、DP や QA においては精度悪化が比較的小さい範囲で収まっている。

次に、フレーム数 (図 5(b)) については、DP や QA については使用するフレーム数が増えるに従って性能が向上していることが分かる。一方、LP の場合においては性能の改善が見られない。これは、非線形な位相ノイズを含んだデータが増えても、LA ではその誤差を吸収できず位相の推定誤差が残るため、結局、多様体復元の精度についても上がらないことが原因であると考えられる。

最後に、フレームレート (図 5(c)) については、フレー

ムレートの減少に伴う多様体復元精度の低下は極めて小さい範囲に収まっている。一方、位相推定については、極めて低いフレームレート (1 fps や 2 fps) において、重大な精度低下が見られる。この点については、次節において考察する。

5. 考察

本節では、提案手法の適用の際の前提条件及び限界について考察する。周期画像列がその周期に比べて同等程度の粗いサンプリング間隔で観測された場合には、文献 [13] で報告されているように、(1) ストロボ効果 (時間エリアシング) 及び (2) ワゴンホイール効果について考える必要がある。

ストロボ効果は、サンプリング間隔と対象物体の運動周期が一致する際に生じる現象であり、実際には対象物体が周期的に動いているにもかかわらず、毎回同じ位相の画像が観測されるために、あたかも対象物体が静止しているかのように見える現象である。

この現象の考え方を拡張すると、単一の周期画像列 (準周期画像列は除く) の場合の時間超解像の理論限界を導出することができる。直観的には、ある周期の各位相が別の周期において全く同じ位相になってしまう場合、即ち、周期間で得られる部分画像列が全く同じ場合には時間超解像は不可能となることが分かる。これは、フレームを単位とする周期が、サブフレームオーダーではなく、整数値で表されるフレームオーダーのものと一致する場合に生じる現象である。そこで、低フレームレートの周期画像列がフレームを単位とする周期 P' を持つものとして、その周期 P' が互いに素な自然数 m と n を用いた有理数で表されるものとする。

$$P' = \frac{m}{n} \in \mathbb{Q}, m, n \in \mathbb{N}. \quad (32)$$

ここで、 n が 1 の場合には、周期 P' は有理数から自然数になる、即ち、周期がフレームオーダーになり時間超解像が不可能となる。これに対して、 n が 1 以上になる場合には、周期 P' がサブフレームオーダーになることから異なる位相の画像が複数周期間で観測でき、時間超

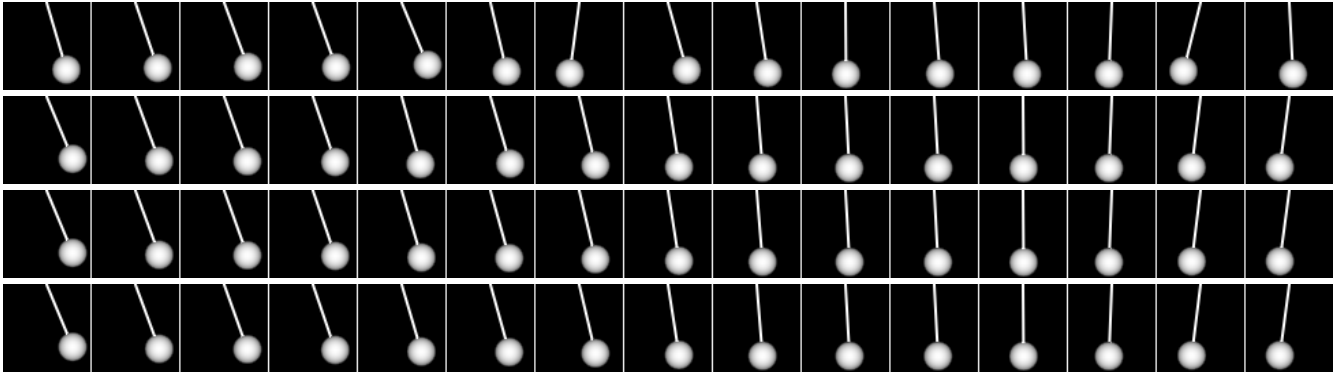


図4 推定相対位相による並び替えを行った入力画像列の一部．各行は，上から LA, DP, QA, 真値を表す．

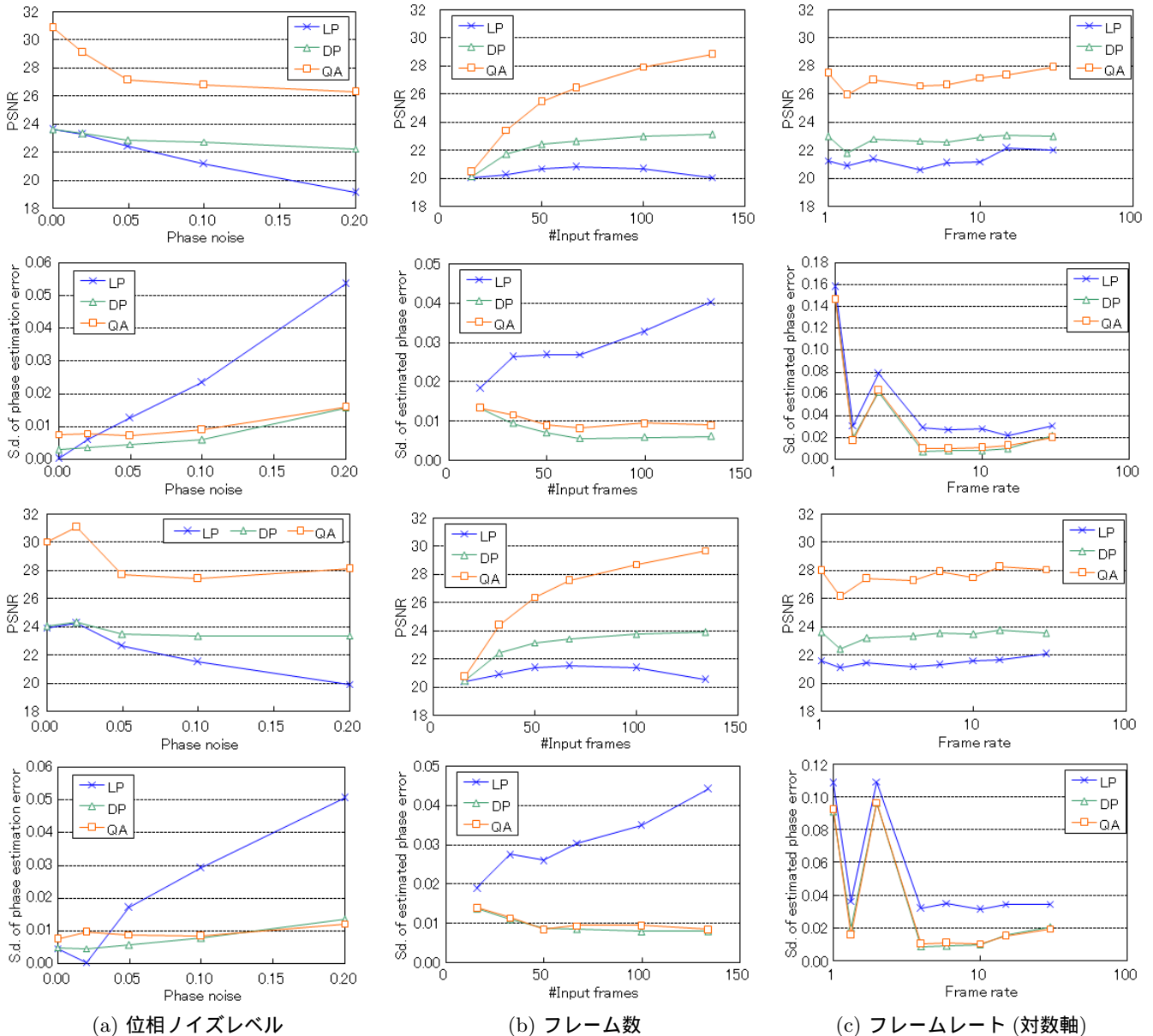


図5 多様体復元の PSNR と位相誤差の標準偏差に関する評価．上から円錐振り子の PSNR と標準偏差，歩容シルエットの PSNR と標準偏差を表す．水平軸は各評価項目を表す．

解像が可能となる．またこの時， m 枚の入力画像が与えられると， n 倍まで時間超解像が可能であることが分かる．これは，ハッシュテーブルからの検索問題において，テーブルサイズ n と検索ステップ幅 m を互いに素にす

ると全テーブル内容が参照可能であるという性質との間に類似性があり，そのことからこのような理論限界が導かれることは明らかである．

一方，ワゴンホイール効果は，典型的にはサンプリン

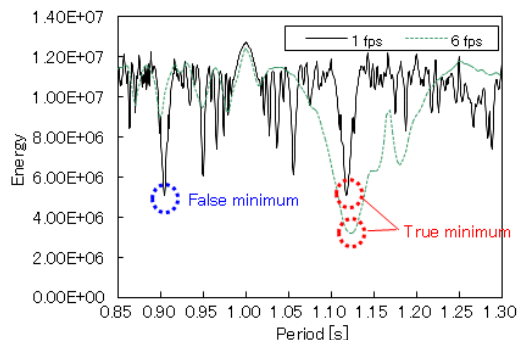


図 6 第 1 段階におけるワゴンホイール効果による周期の誤検出．水平軸及び垂直軸はそれぞれ周期とエネルギー関数値を表す．1 fps においては，逆再生の誤った局所最適解（青破線円）が，順再生の大域最適解（赤破線円）と殆ど見分けがつかなくなっているのに対して，6 fps では順再生の大域最適解が明確である．

グ間隔が周期と比べて僅かに短いときに起こる現象であり，物体の運動があたかもゆっくりと逆再生されているかのように錯覚する現象である．例えば，図 2(下段)の 1 fps の例においては，サンプリング間隔が 1.0[sec] に対して，周期が 1.17[sec] となっており，元のシーケンスと比べて逆回転しているかのように見えることが分かる．このような場合には，ワゴンホイール現象に対応する誤った局所最適解に対するエネルギーが，順方向再生の正しい大域最適解に対するエネルギーと殆ど変わらなくなり，そのために，図 6 に示すように，第 1 段階において誤った局所最適解が採用されることがある．これが図 5(c) において生じた，ワゴンホイール効果が起こるような低フレームレートでの位相の推定精度の極端な悪化の原因である．

6. ま と め

本論文では単一の準周期画像列からの時間超解像手法を提案した．時間超解像を入力画像列の位相推定と位相のパラメトリック固有空間法による周期画像列の多様体復元問題と考え，それをデータ項と多様体及び位相進行の平滑化項を考慮したエネルギー最小化の枠組みにおいて定式化した．そのエネルギー最小化問題において，局所最適解を回避するために 3 段階の coarse-to-fine 戦略を取った．円錐振り子の CG 及び歩容シルエットの実画像を用いた実験を行い，位相のイズム，フレーム数，フレームレートに関して，多様体復元精度の PSNR と位相推定誤差の標準偏差を評価した．

今回は主に位相合わせに焦点を当てるためにモーションブラーの影響を無視したため，今後は多様体復元にモーションブラーの影響を考慮することが課題である．また，実応用を考えると，位相揺らぎに加えて，周期間での画像変形（例えば，歩容の場合の方向や速度変化による見えの変化）についても考慮していく必要がある．

謝 辞

本研究は科研費 21220003 の助成を受けたものである．

文 献

- [1] J. van Ouwkerk, "Image super-resolution survey," *Image and Vision Computing*, vol. 24, no. 10, pp. 1039–1052, Oct. 2006.
- [2] S. Borman and R. Stevenson, "Spatial resolution enhancement of low-resolution image sequences: A comprehensive review with directions for future research," Technical report University of Notre Dame, 1998.
- [3] M. Irani and S. Peleg, "Improving resolution by image registration," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 53, no. 3, pp. 231–239, May 1991.
- [4] M. Tanaka and M. Okutomi, "A fast map-based super-resolution algorithm for general motion," *Proc. of SPIE-IS & T Electronic Imaging 2006, Computational Imaging IV*, 6065, 1B, pp. 1–12, Jan. 2006.
- [5] W. Freeman, T. Jones, and E. Pasztor, "Example-based super-resolution," *IEEE Trans. on Computer Graphics and Applications*, vol. 22, no. 2, pp. 56–65, 2002.
- [6] C. Liu, H. Shum, and C. Zhang, "A two-step approach to hallucinating faces: Global parametric model and local non-parametric model," *IEEE Int. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 192–198, 2001.
- [7] S. Baker and T. Kanade, "Limits on super-resolution and how to break them," *IEEE Trans. Pattern Anal. and Machine Intelligent*, vol. 24, no. 9, pp. 1167–1183, 2002.
- [8] D. Glasner, S. Bagon, and M. Irani, "Super-resolution from a single image," *Proc. of the 12th Int. Conf. on Computer Vision*, 2009.
- [9] M. Tanaka and M. Okutomi, "Near-real-time video-to-video super-resolution," *Proc of 8th Asian Conference on Computer Vision (ACCV2007)*, Demo-A, p. 1, Nov. 2007.
- [10] M. Shimizu, S. Yoshimura, M. Tanaka, and M. Okutomi, "Super-resolution from image sequence under influence of hot-air optical turbulence," *Proc. of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 1–8, 2008.
- [11] A. Blake, B. Basclé, and A. Zisserman, "Motion deblurring and super-resolution from an image sequence," *Proc. European Conf. Computer Vision*, pp. 312–320, 1996.
- [12] M. Sezan, A. Patti, and A. Tekalp, "Superresolution video reconstruction with arbitrary sampling lattices and nonzero aperture time," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 6, no. 8, pp. 1064–1076, Aug. 1997.
- [13] E. Shechtman, Y. Caspi, and M. Irani, "Space-time super-resolution," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 27, no. 4, pp. 531–545, Apr. 2005.
- [14] Y. Caspi and M. Irani, "Spatio-temporal alignment of sequences," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 24, no. 11, pp. 1409–1425, Nov. 2002.
- [15] H. Murase and S. K. Nayar, "Parametric eigenspace representation for visual learning and recognition," *Proc. of SPIE*, 2031, 1993.
- [16] R. Oka, "Spotting method for classification of real world data," *Computer Journal*, vol. 41, no. 8, pp. 559–565, 1998.