

## 大局的最適化に基づくトラッキング——DP トラッキング——\*

藤村 一行<sup>†</sup> 内田 誠一<sup>††</sup>

Visual Tracking Based on Global Optimization——DP Tracking——\*

Ikko FUJIMURA<sup>†</sup> and Seiichi UCHIDA<sup>††</sup>

あらまし 映像中の物体のトラッキングは、その物体のフレーム間の移動量の最適推定問題として定式化される。本論文では、その大局的最適解を得るために、動的計画法 (DP) を用いたトラッキング手法を提案する。従来、幅優先探索の一種として扱われていた DP 最適化では、画像のサイズやパラメータの増加により、探索幅が非常に大きくなり計算量が増加するという問題がある。これに対し本論文では DP の解析的解法をトラッキング問題に適用する。これは、最適化の評価に用いられる局所的な誤差関数を二次関数近似することで、DP による最適化過程に微分による最適化を導入した手法である。幅優先探索なしに解析的にかつ高速に最適解を得ることができ、トラッキング問題には特に有効といえる。本論文では、本手法の定式化と実験結果を示す。

キーワード トラッキング, 動的計画法, 解析的解法

## 1. ま え が き

動画像中の物体のトラッキングは、総合的な画像理解問題の一つである。学術的興味と画像サーベイランスに対するニーズの高まりから、多くの研究者が様々な角度から取り組んでいる。数理的には、追跡対象物体のフレーム間移動量の最適推定問題として定式化される。そのため、用いる最適化手法によって様々なバリエーションが考えられる [1]。

従来のトラッキング法は、局所的最適化に基づくものと大局的最適化に基づくものに分けられる。前者は移動量を 2 フレーム間で局所的に最適化する手法である。オンライン型処理が可能のため、リアルタイム処理が必要なトラッキングに適している。その代表例に Lucas-Kanade のアルゴリズム [2] に基づく KLT tracker [3], [4] がある。この手法では、移動量に関する目的関数を線形近似した上でニュートン法により反復最小化する。

後者すなわち大局的最適化に基づく方法では、開始フレームから最終フレームまでの経路全体での評価を目的関数とし、その大局的最適解として経路全体を一括して求める。このために、リアルタイム処理が原理的に困難であり、局所的最適化に基づく手法に比べ圧倒的に少数派である。しかしながら、オクルージョンや見えの変化に対するロバスト性をもつため、高精度なトラッキング結果が期待できる。したがって、動作解析や店舗内における動態解析などオフライン処理が許される問題に対しては有望であると考えられる。

本論文では、動的計画法 (dynamic programming, 以下 DP) を用いた大局的最適化によるトラッキング手法を提案する。よく知られているように、DP は 2 パターン間のマッチング法として様々な利用されてきた [5]。これをトラッキングに応用した過去の研究 (以下、従来解法) も既にいくつか存在する [6] ~ [11]。これらは要するに 1 画像内のエッジや曲線抽出問題に対する DP アルゴリズム [12], [13] を時間方向に展開したものである。

本論文で提案する DP トラッキングは、同じ DP を基礎に置きながら以上の従来解法とは大幅に異なったアルゴリズムとなる。従来、トラッキング問題における DP は幅優先探索に基づく組合せ最適化法として扱われてきた。これに対し本手法では DP を解析的解法として利用する。具体的には、目的関数を部分的に連

<sup>†</sup> 九州大学大学院システム情報科学府, 福岡市  
Graduate School of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University, Fukuoka-shi, 819-0395 Japan

<sup>††</sup> 九州大学大学院システム情報科学研究院, 福岡市  
Faculty of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University, 744 Motoooka, Nishi-ku, Fukuoka-shi, 819-0395 Japan

\* 本論文は第 12 回画像の認識・理解シンポジウム推薦論文である。

続関数（二次関数）表現することで微分可能とし，その上で DP の再帰計算を適用することで高速に最適解を求める．この解法は，弾性マッチング問題の DP による解析解法 [14], [15] をトラッキング問題向けに変更・発展させたものとなっている．

以上を要するに，本論文の主眼は，トラッキング問題の大局的最適解が解析的解法により求まるという新規事実を理論的に示すことにある．これに加え，トラッキング実験の結果から，本手法の有効性を精度・計算量の両面から検証する．具体的には，本手法が従来解法の半分程度の計算時間で同程度の精度を得られることを実証する．また，他の手法との関係や優位性についても議論する．

## 2. トラッキング問題の定式化及び DP による従来解法

### 2.1 目的関数

本手法の基本となる考え方をできるだけ単純な状況で示すべく，本論文では平行移動する対象を扱う．この場合，一般的にトラッキング問題は，第  $i$  フレーム画像 ( $N \times N$  画像) での物体位置  $w_i = (x_i, y_i)^T$  を制御変数とする次の目的関数の最小化問題として定式化される．

$$\begin{aligned} F(w_1, \dots, w_T) \\ = \lambda \sum_{i=1}^T d_i(w_i) + \sum_{i=1}^{T-1} (w_{i+1} - w_i)^2 \end{aligned} \quad (1)$$

ここで，右辺第 1 項中の  $d_i(w_i)$  は第  $i$  フレームにおいて対象が位置  $w_i$  にあるとしたときのコスト（以下，局所コスト）である．図 1 (a) にその様子を示す．第 2 項は連続性評価項である．定数  $\lambda$  は，連続性評価のための重みである．したがって，(1) の最小化により，各フレームにおいてなるべく局所コストが小さく，かつ前フレーム位置との連続性を保った最適トラッキング経路  $\bar{w}_1, \dots, \bar{w}_T$  が求まる．

### 2.2 DP 漸化式の導出

この目的関数 (1) の大局的最適解  $\bar{w}_1, \dots, \bar{w}_T$  は，DP により求めることができる [6], [7]．まず (1) の第 1~ $i$  フレーム間で定義される部分的な最小化問題として次の関数を考える．

$$\begin{aligned} f_i(w_{i+1}) \\ = \min_{w_1, \dots, w_i} \sum_{k=1}^i [\lambda d_k(w_k) + (w_{k+1} - w_k)^2] \end{aligned} \quad (2)$$

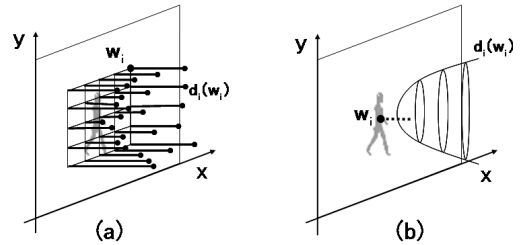


図 1 (a) 従来解法及び (b) 本手法における局所コスト  $d_i(w_i)$

Fig. 1 Local distance by (a) conventional method and (b) proposed method.

目的関数 (1) の最小値  $\min F$  はこの  $f_{i-1}(w_{i+1})$  を用いて以下のように与えられる．

$$\min F = \min_{w_T} [f_{T-1}(w_T) + \lambda d_T(w_T)] \quad (3)$$

最適性の原理から (2) は次のように表せる．

$$\begin{aligned} f_i(w_{i+1}) \\ = \min_{w_i} [f_{i-1}(w_i) + \lambda d_i(w_i) + (w_{i+1} - w_i)^2] \end{aligned} \quad (4)$$

上式は一般に DP 漸化式と呼ばれ， $i$  に関する再帰的關係を表現している．ただし  $i = 1$  の場合は，

$$f_1(w_2) = \min_{w_1} [\lambda d_1(w_1) + (w_2 - w_1)^2] \quad (5)$$

となる<sup>(注1)</sup>．

### 2.3 DP による従来解法

従来解法では，まず対象のフレーム画像内での位置  $w_i$  を，離散的すなわち  $N^2$  通りに考える．そして  $i = 1, 2, \dots, T$  の順に，漸化式 (4) ( $i = 1$  のときは (5)) をすべての  $w_{i+1}$  について求めていく．なお，この過程で局所コスト  $d_i(w_i)$  も各フレームで  $N^2$  回，全体では  $N^2 T$  回計算される．

最適トラッキング経路  $\bar{w}_1, \dots, \bar{w}_T$  はバックトラック処理により求まる．すなわち，まず (3) にて最小値を与えた  $w_T$  を  $\bar{w}_T$  とする．その後  $i = T-1, \dots, 1$  の順に，式 (4) 右辺の  $w_{i+1}$  に  $\bar{w}_{i+1}$  を代入し，その上で最小値を与える  $w_i$  を  $\bar{w}_i$  としていけばよい．

### 2.4 従来解法の計算量

従来解法の計算量は以下のとおり  $O(N^4 T)$  となる．まず式 (4) 1 回当たり  $N^2$  通りの最小値探索が必要であ

(注1): 初期物体位置  $w_1$  があらかじめ確定値として指定されれば，(5) の最小値選択処理は不要である．

る．そして (4) 自体は第  $i$  フレームにおいて  $w_{i+1}$  を変えながら  $N^2$  回計算される．更に以上の計算を全  $T$  フレームにおいて行うので，結局全体の計算量は  $O(N^2 \times N^2 \times T) = O(N^4 T)$  となる．なお， $w_{i+1}$  の範囲を窓 ( $W \times W$ ，ただし  $W < N$ ) により制限すれば，計算量は  $O(W^4 T)$  となる．

### 3. 解析的 DP によるトラッキング

#### 3.1 局所コストの二次関数表現

本手法では，局所コストを次のように二次関数でパラメトリック表現する (図 1(b))．

$$d_i(w_i) = w_i^T P_i w_i + q_i^T w_i + r_i \quad (6)$$

上式において， $P_{i,j}$  は  $2 \times 2$  対称行列， $q_{i,j}$  は二次元ベクトル， $r_i$  はスカラーであり，いずれも何らかの方法で既に決定済みの定数と考える．4. ではその具体的な決定法の例を示す．

図 2 は，局所コスト  $d_i(w_i)$  を二次関数表現した上で，変数  $w_1, \dots, w_i, \dots, w_T$  の最適化過程を表現したものである．多くの場合， $w_i$  の最適値  $\bar{w}_i$  は  $d_i(w_i)$  のピーク付近に存在する傾向があると思われるが，連続性評価項の効果により，必ずしもそうはならない．

なお，局所コスト  $d_i(w_i)$  の二次関数表現によって，アルゴリズムの高速化以外の効果も期待できる．すなわち  $w_i$  は従来解法のように離散値に限る必要がなくなる．すなわち  $w_i$  が実数値をとったとしても  $d_i(w_i)$  及び目的関数  $F$  を評価できるため，サブピクセル単位での探索が可能となる．二次関数 (6) の表現精度にもよるが，原理的には高精度なトラッキングが可能であることを示唆している．

#### 3.2 解析的解法

式 (6) の二次関数表現により，評価値  $d_i(w_i)$  及び連続性評価項  $(w_{i+1} - w_i)^2$  がいずれも  $w_i$  に関する二次

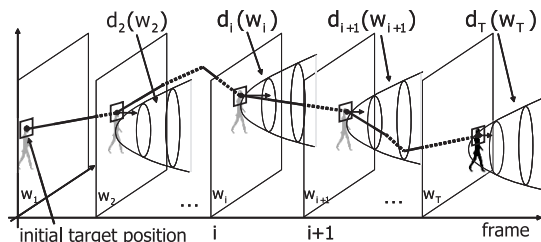


図 2 二次関数  $d_i(w_i)$  及び  $w_i$  の最適化過程

Fig. 2 Quadratic function  $d_i(w_i)$  and optimization process of  $w_i$ .

関数となる．その結果，(2) で定義した関数  $f_i(w_{i+1})$  も二次関数

$$f_i(w_{i+1}) = w_{i+1}^T A_i w_{i+1} + b_i^T w_{i+1} + c_i \quad (7)$$

で表現できる (詳細は略すが帰納法により証明される)．ここで， $A_i$  は  $2 \times 2$  対称行列， $b_i$  は二次元ベクトル， $c_i$  はスカラーである．定数  $P_i, q_i, r_i$  とは異なり，いずれも変数であり， $w_i$  の最適化の過程で確定される．

(7) を (4) の右辺に代入すると，

$$f_i(w_{i+1}) = \min_{w_i} \left[ w_i^T A_{i-1} w_i + b_{i-1}^T w_i + c_{i-1} + \lambda (w_i^T P_i w_i + q_i^T w_i + r_i) + (w_{i+1} - w_i)^2 \right] \quad (8)$$

となる．ここで右辺が  $w_i$  について微分可能であることに注目する．すなわち，右辺 [ ] 内を  $w_i$  について偏微分して 0 とおくことで，以下のように  $w_i$  の最適値  $\bar{w}_i$  が解析的に求まる．

$$\bar{w}_i = [A_{i-1} + \lambda P_i + I]^{-1} (w_{i+1} - (b_{i-1} + \lambda q_i)/2) \quad (9)$$

この  $w_i = \bar{w}_i$  を (8) に代入して整理し，(7) と比較することで

$$\left. \begin{aligned} A_i &= I - [A_{i-1} + \lambda P_i + I]^{-1} \\ b_i &= (b_{i-1} + \lambda q_i)^T [I - A_i] \\ c_i &= -\frac{1}{4} b_i (b_{i-1} + \lambda q_i) + c_{i-1} + \lambda r_i \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

が得られる．上式 (10) は  $A_{i-1}, b_{i-1}, c_{i-1}$  から  $A_i, b_i, c_i$  を逐次計算する方法を与えている．

第 1 フレームでの追跡対象の位置  $w_1$  が与えられたとすると，(5) 中の  $w_1$  に対する最小値探索は不要となる．その上で左辺に (7)，右辺に (6) を代入し，両辺を比較することで， $(A_1, b_1, c_1)$  が次のように求まる．

$$\left. \begin{aligned} A_1 &= I \\ b_1 &= -2w_1 \\ c_1 &= \lambda d_1(w_1) + w_1^T w_1 \end{aligned} \right\} \quad (11)$$

以上により，(1) の最適化問題が解けたことになる．図 3，図 4 にアルゴリズムの全体像を示す．図 3 にあるように，まず (11) の後に (10) を反復適用することで， $\{A_i, b_i, c_i | i = 1, \dots, T-1\}$  が求まる．そして， $A_{T-1}, b_{T-1}, c_{T-1}$  を (3) の極値条件から求まる

**Input:**  
 Coefficients of local distance functions:  
 $\{P_i, q_i, r_i \mid i = 1, \dots, T\}$   
 Weight:  $\lambda \in \mathbb{R}^+$   
 Initial Position:  $w_1 \in \mathbb{R}^2$   
**Output:**  
 Optimal location:  $\bar{w}_2, \dots, \bar{w}_i, \dots, \bar{w}_T$   
 Minimum distance:  $\min F$

[Step 1: Initial condition]  
 Obtain  $A_1, b_1, c_1$  by (11).  
 [Step 2: DP recursion]  
 for  $i = 2$  to  $T - 1$  do  
 Obtain  $A_i, b_i, c_i$  from  $A_{i-1}, b_{i-1}, c_{i-1}$  by (10).  
 [Step 3: Termination]  
 Obtain  $\bar{w}_T$  and  $\min F$  by (12) and (3), respectively.  
 [Step 4: Backtrack]  
 for  $i = T - 1$  downto 2 do  
 Obtain  $\bar{w}_i$  from  $\bar{w}_{i+1}$  by (9).

図3 提案する DP トラッキングのアルゴリズム  
 Fig. 3 DP tracking algorithm.

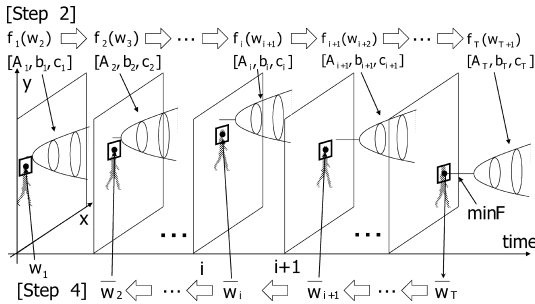


図4 アルゴリズム実行の様子  
 Fig. 4 Optimization of DP tracking.

$$\bar{w}_T = -\frac{1}{2}[A_{T-1} + \lambda P_T]^{-1}(b_{T-1} + \lambda q_T) \quad (12)$$

に代入することで  $\bar{w}_T$  が得られる。またこの  $\bar{w}_T$  を再び (3) に代入することで最小値  $\min F$  が求まる。その後、バックトラックすなわち (9) の逐次適用により、最適トラッキング経路  $\bar{w}_{T-1}, \dots, \bar{w}_2$  が得られる。

### 3.3 本手法の計算量

本手法すなわち図3に示したアルゴリズムの計算量は  $O(T)$  である。すなわち、アルゴリズムそのものは画像サイズ  $N$  によらない。このことは従来解法に比べて計算量的に優位であることを示している。

追跡対象の回転や拡大縮小を許すことで  $w_i$  の次元  $D$  が増えると、この優位性は更に顕著なものとなる。すなわち従来解法では  $D$  の増加により解探索に要する計算量が指数的に増えてしまうのに対し、本手法では  $A_i$  などの行列の次元が  $D$  次元になるだけであるため多項式的な増加にとどまる。

ただし以上の見積りには、本手法において局所コスト

の二次関数表現に要する計算量が含まれていない。したがって本手法を真に計算量的に優位とするためには、二次関数表現における  $P_i, q_i, r_i$  を効率的かつ精度良く決定する必要がある。次章4.ではその一例を与える。

## 4. 局所コストの二次関数表現

### 4.1 テイラー展開による二次関数導出

3.の解析的解法の精度は、局所コスト  $d_i(w_i)$  の二次関数表現の精度に依存する。すなわち、局所コストがもともとテンプレートとのマッチングコスト

$$\delta_i(w_i) = \sum_{\epsilon} [I_i(w_i + \epsilon) - I_1(w_1 + \epsilon)]^2 \quad (13)$$

である場合、なるべく  $\delta_i(w_i) \sim d_i(w_i)$  となるように、 $P_i, q_i, r_i$  を定める必要がある。

本論文では、KLT tracker に倣い、テイラー展開により高速に局所コストの二次関数表現  $d_i(w_i)$  を求めることとする。具体的には、 $\delta_i(w_i)$  を位置  $\tilde{w}_i$  を中心としてテイラー展開する ( $\tilde{w}_i$  の求め方は後述)。その結果、 $w_i$  に対する  $\delta_i(w_i)$  の変化を二次関数表現できる。これを  $d_i(w_i)$  として用いればよい。

### 4.2 トラッキング経路の反復改善

テイラー展開を用いる場合、その近似中心  $\tilde{w}_i$  の設定は重要である。テイラー展開で求めた  $d_i(w_i)$  による  $\delta_i(w_i)$  の近似精度は  $w_i$  が近似中心  $\tilde{w}_i$  から離れるほど一般に低下する。このため、真の経路付近に近似中心  $\tilde{w}_i$  を設定することが望ましい。もちろん、真の経路は事前には不明であり、その妥当な設定には何らかの工夫が必要となる。

比較的単純で性能のよい設定法として、反復改善法を考える。これはまず何らかの方法でラフな初期トラッキング経路を求めておく、そしてこの経路を近似中心として  $d_i(w_i)$  の導出し、そして本手法により経路を求める。この経路の導出と経路周りでの二次関数近似を繰り返すことで、初期経路が多少間違っていたとしても、その影響は徐々に小さくなり、正しい経路に収束すると期待される。なお、6.1では、この反復改善処理と KLT tracker の関係、及び反復改善を導入した場合の最適化処理の考え方について述べる。また、6.2では、より工夫された反復改善法について述べる。

初期トラッキング経路として、以下本論文では特に断りのない限り、低解像度動画像上で求めた最適経路

を用いた．具体的には，すべてのフレーム画像を 1/16 に縮小した上で，2.3 の離散的 DP により最適経路を求め，これを初期トラッキング経路とした．他の方法としては，ユーザが指定したいくつかの通過位置の線形補間も考えられる．本手法はオフライントラッキング手法であるため，こうしたユーザ介入との相性もよい．なお 6.2 では，開始位置と終了位置を与えるだけで済む方法について述べる．

## 5. 実験結果及び考察

### 5.1 本手法によるトラッキング結果

本手法の有効性を検証すべく，いくつかの動画をを用いてトラッキング実験を行った．図 5 (a)(b) はその動画の例である．(a) は，手持ちカメラからの動画像において，机上に静止している物体を追跡した結果である．この動画像中では，追跡対象の前を歩行者が通過した際（第 100～120 フレーム並びに 200～220 フレーム）にオクルージョンが発生している．一方，

(b) は，やはり手持ちカメラからの動画像において，移動するコップを追跡した結果である．この動画像中では，他物体（本）によるオクルージョンが発生している（第 120～160 フレーム）．なお，いずれの追跡対象も画像中で（若干の拡大縮小・回転はあるが）ほぼ平行移動している．

経路の最適化にあたっては，それぞれの例の第 1 フレーム（#001）では，追跡対象の方形領域をテンプレート画像  $I_1$  として指定し，それを用いて各フレームにおいて  $\delta_i(w_i)$  を計算し，更に  $d_i(w_i)$  を求めた．また，4. で述べた方針に従い，トラッキング経路の反復改善を行った．特に断りのない限り，反復回数は 20 回とした．

図 5 中の黒枠が，本手法によるトラッキング位置を示している．このように同図 (a)(b) とともに対象物体を適切にトラッキングできていることが分かる．特に注目すべきは，図 5 (a) の第 210 フレーム付近と (b) の第 155 フレーム付近である．それぞれ追跡対象が別の

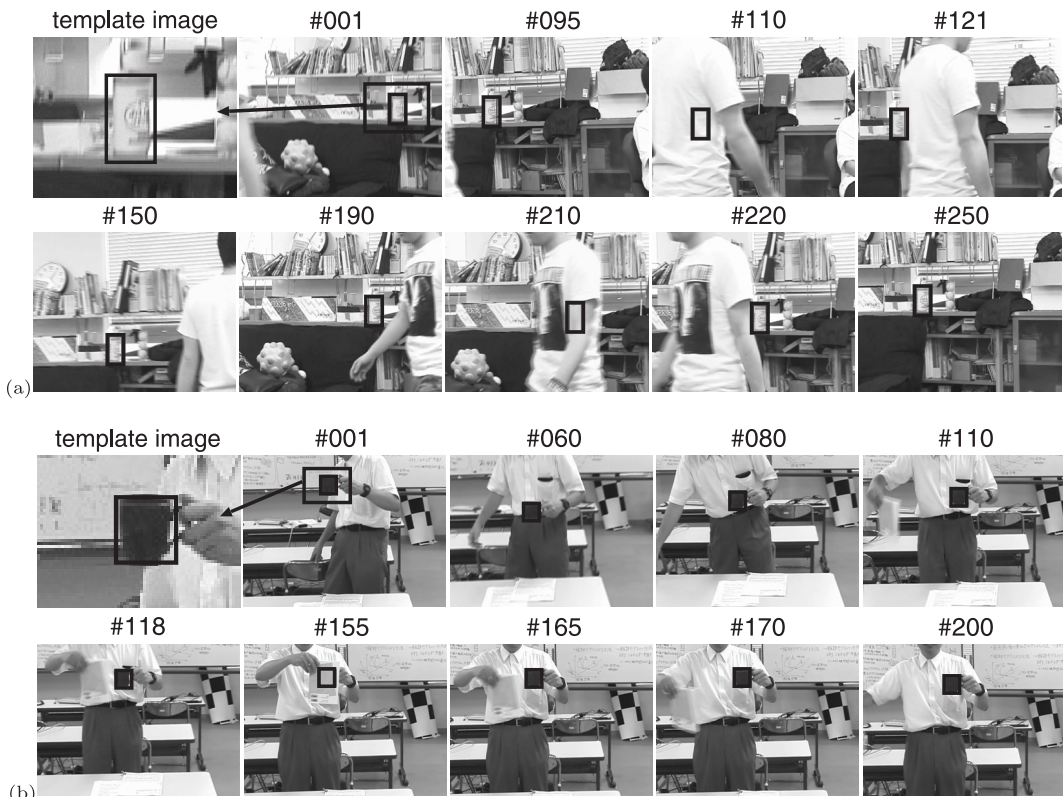


図 5 本手法によるトラッキング結果

Fig. 5 Tracking results.



物体により完全に遮へいされているが、本手法は破綻なくトラッキングしている．これは、本手法が DP による大局的最適化に基づいているためにオクルージョンに対して頑強なことを実証している．

図 6 に、反復改善による局所コストの変化を示す．これは図 5 (a) の動画像に対する結果である．低解像度画像で求めた初期経路 (“iteration 0”) では、局所コストが振動しており、オクルージョン以外の部分でも、大きな値を示すフレームが多い．これに対し、反復改善を行うことで、各フレームの局所コストは単調に減少した．そして 20 回反復の後には、当然大きな値となるオクルージョンの領域を除いて、ほぼ一定して小さな値となった．すなわち高精度なトラッキング結果が得られていることが分かる．

5.2 従来解法との計算量と精度の比較

図 7 は本手法と従来解法の 1 フレーム当りの計算時間の比較結果である (Pentium D 搭載の計算機使

用)．比較を公平なものとするため、従来解法についても計算量をできる限り減らすための工夫をした．すなわち、本手法と同様に低解像度画像上での初期トラッキング経路を求め、次にその初期経路を中心とした幅  $W \times W$  の窓内で最適経路探索を行った．こうした 2 段階最適化を行わずに、最初から通常の解像度で経路探索を行うと、膨大な計算量 ( $O(N^4T)$ ) が必要となる．なお、図 7 において、初期経路を求めるための計算時間は、両手法に共通として除かれている．

この結果より、本手法の計算量的優位性が確認できる．実際、従来解法では窓幅  $W$  に対して二次関数的に計算量が増えている．本手法 (窓とは無関係のためにグラフ上では一定値) となっているが、その計算量の絶対的な少なさは見取れる．結果の観察から、本手法 (第 20 回反復) と同程度の精度を得るには、従来解法において  $W = 15$  以上が必要であることが分かっており、そのことから結局本手法の方が半分程度の計算量で済んだといえる．

図 8 に図 5 (a) の動画像における真値からの距離と計算時間のグラフを示す．ただし、オクルージョンが発生しているフレームの値は真値が不明なため除外している．解析的 DP を用いた本手法 (反復回数は 1, 5, 10, 15, 20, 25, 30 とした) の結果に加え、計算量的に不利にならないように探索窓を設けた場合 ( $W = 5, 10, 15, 20, 25, 30$ ) と、探索窓なしの場合の従来の離散的 DP を用いた最適化の結果、かつ低解像度画像による初期経路の結果を表示している．真値は目視により与えた．それぞれの記号は全フレームの平均値を表している．この図からも分かるように、本手法の場合、反復処理を施すことで初期経路より高精度なトラッキング結果が得られ、なおかつ従来の離散的 DP

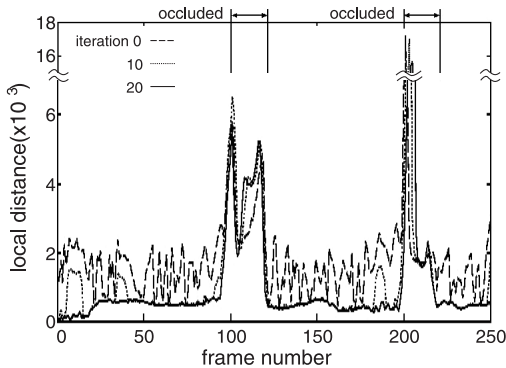


図 6 反復処理による局所コストの推移 (図 5 (a) の動画像)

Fig. 6 Transition of local distance by iteration process.

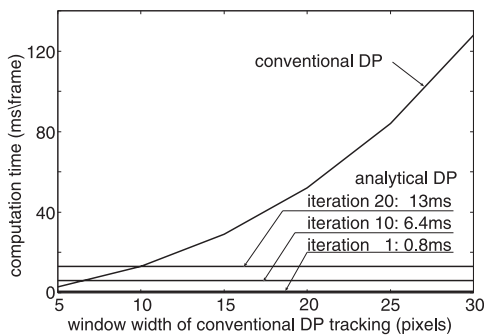


図 7 本手法と従来解法の計算量比較

Fig. 7 Computation time.

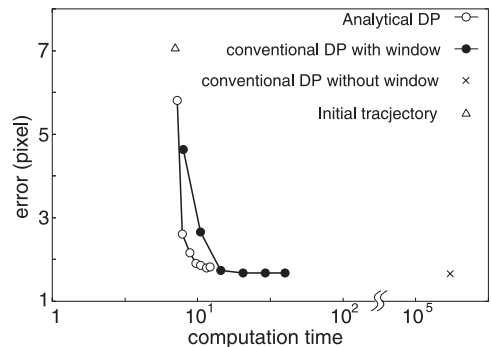


図 8 本手法と従来解法の計算時間と精度の比較

Fig. 8 Computation time and accuracy.

と比べてより短い計算時間で同程度の精度を実現している。

3.3でも述べたように、追跡対象の回転や拡大縮小まで考慮した場合、本手法の計算量的優位性は原理的に劇的に大きくなる。すなわち、自由度の増加に伴う  $w_i$  の次元  $D$  の増加に応じて、従来解法では解探索に要する計算量が指数的に増えてしまうのに対し、本手法では原理的に多項式的な増加にとどまるので、本手法の計算量的優位性はより顕著になると考えられる。逆にいえば、平行移動だけで本手法の有効性が示せたということは、それだけ本手法が効率的であることを意味している。

## 6. 議 論

### 6.1 KLT tracker との関連

本論文では、目的関数を二次関数近似することで微分による最適化を可能にし、高速に大局的最適解を求める方法を提案している。この目的関数の二次関数近似により解析的に最適解を求める手法は、KLT tracker [3] と類似の処理である。KLT tracker が 2 フレーム間で最適な移動量を逐次的に求めていく局所的最適化手法であるのに対し、本手法はそれを大局的に一括して解いていることになる。

図 9 に本手法と KLT tracker の違いを示す。このようにフレーム単位で見るとどちらも局所的最適化を行っているように見える。しかしながら、本手法では全フレームの状態を考慮した各フレームに閉じた

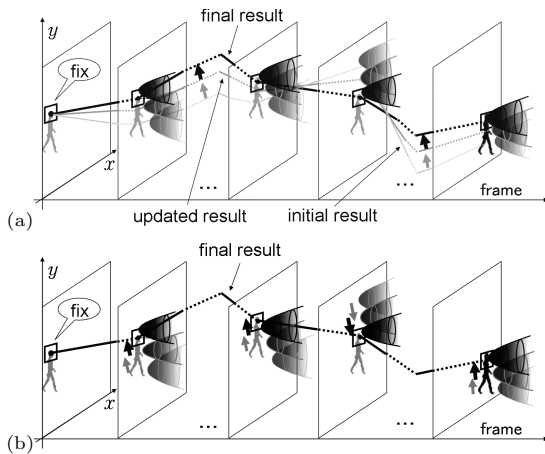


図 9 反復改善による最適化の様子 (a) 本手法 (b) KLT tracker

Fig.9 Iterative optimization of (a) analytical DP tracker and (b) KLT tracker.

一括型最適化を行っている点が大きく異なる。このように本手法は、KLT tracker と同様に微分に基づく最適化により、組合せ探索不要な高速処理を実現すると同時に、DP による大局的最適化により安定したトラッキングを実現した手法であるといえる。

KLT tracker では、テイラー展開の近似能力を補償すべく、各フレームにおいてニュートン反復を行う。この考えを本手法に援用することも可能である。実際に、4.2 で述べたトラッキング経路の反復改善は、まさにこのニュートン反復を、各フレーム独立ではなく全フレーム一括で行っていると考えられる。

### 6.2 双方向戦略の導入

4.2 では低解像度動画上で経路を初期経路とした反復改善法を述べた。実験でも十分な精度の経路が得られた。しかし今後追跡対象に拡大縮小・回転を許すと、たとえ低解像度であっても、従来の離散的 DP で初期経路を求めるのは計算的に困難になると予想される。

そこで、この 4.2 の反復改善法の代わりに、初期経路を必要としない手法として、以下に述べる双方向戦略を導入する。これも一種の反復改善法であるが、第 1 フレームと第  $T$  フレームの両方においてユーザが物

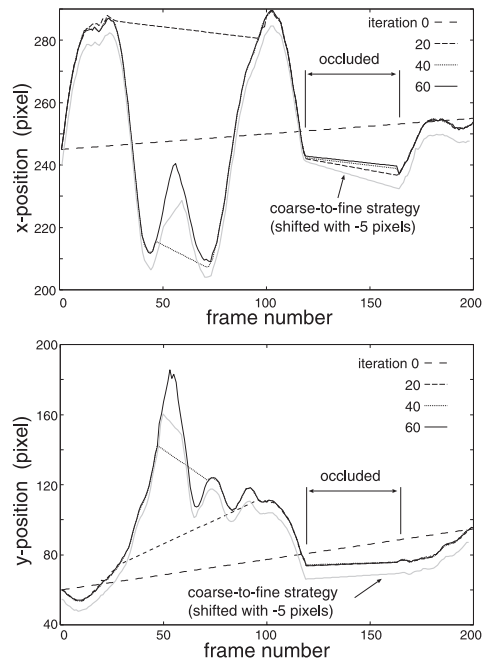


図 10 双方向戦略を伴った反復改善による経路の推移 (図 5 (a) の動画)

Fig.10 Tracking result by bi-directional strategy.

体位置を指定する点が異なる．具体的には，まずそれら二つの位置を結んだ直線を初期経路とする．そして両端フレームでは正確な位置とテンプレートが与えられていることを利用し，反復ごとに両端付近から経路を順次収束させていく．詳細は別の機会に述べるが，この処理の実現のためには，両端フレームだけでなく，前後どちらかのフレームの情報も使いながら，二次関数近似を行う．

図 10 は，この双方向戦略により得られた経路を， $x$  方向と  $y$  方向に分解して示したものである．最初は始末端を結ぶ直線であった経路が，反復に従って徐々に両端付近から正確な位置に収束している．そして最終的には，低解像度画像を用いた反復改善法による経路とほぼ同じ経路が得られている．この双方向戦略を入れても，反復 1 回当たりの計算量は 4.2 の反復改善法のそれとほとんど同一であるため，離散的 DP が不要な分，計算効率が改善されることになる．

図 11 は双方向戦略を用いた場合の結果を示している．これは，手持ちカメラからの動画像においてボールをトラッキングした結果である．この動画像中では，追跡対象の前を歩行者が通過した際（第 1400 フレーム付近）にオクルージョンが発生している．

図 11 中の黒枠が，本手法によるトラッキング位置を示している．このように，双方向戦略を用いた場合も対象物体を適切にトラッキングできていることが分かる．特に注目すべきは，図 11 の第 1400 フレーム付近である．追跡対象が別の物体により完全に遮られているが，本手法は破綻なくトラッキングしている．

### 6.3 二次関数表現の拡張

二次関数  $d_i(w_i)$  を  $i = 1$  で設定した追跡対象テンプレートとのマッチングコスト  $\delta_i(w_i)$  の近似として考える場合，次の二つの限界がある．すなわち，(i) 本来  $w_i$  に応じて複雑に変化する  $\delta_i(w_i)$  を単峰の二次関数で表現することによる限界，並びに (ii) 追跡対象が常にテンプレートと類似した見えをもつと仮定していることによる限界，がある．以下ではこれら限界への対処法について論ずる．

#### 6.3.1 複数の二次関数の利用

第 1 の限界については，各  $i$  において  $L$  個の二次関数  $d_i(w_i)$  を用いて  $\delta_i(w_i)$  を表現し，それらのうち最も適切なものを選んで利用する対処法が考えられる．要するに，二次関数  $d_i(w_i)$  をガウス関数の対数ゆー度と考えれば，各  $i$  において単峰ガウス分布を用いる代わりに  $L$  峰の混合ガウス分布を用いることに相当す

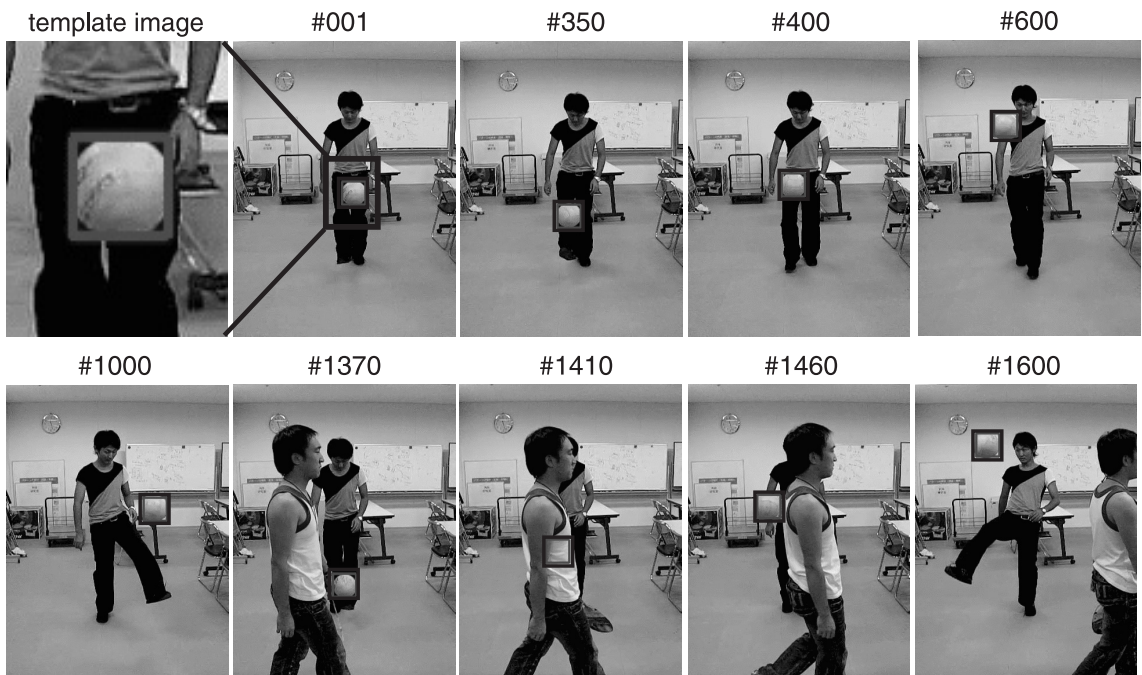


図 11 双方向戦略を用いたトラッキング結果

Fig. 11 Tracking results with bi-directional procedure.



る。この場合、各  $i$  で用いるガウス分布  $l_i \in [1, \dots, L]$  を最適選択する必要があり、したがって連続的な  $w_i$  と離散的な  $l_i$  の同時最適化問題を解くことになる。この問題は、 $l_i$  について幅優先探索すなわち従来の離散的 DP 最適化を利用することで解くことができる。

### 6.3.2 見えの連続性評価

第 2 の限界については、隣接フレームにおける見えの連続性を評価するという対処法が考えられる。すなわち、KLT tracker を含めた多くのトラッキング法で見られるように、テンプレートとのマッチングコスト  $d_i(w_i)$  の代わりに、第  $i-1$  における  $w_{i-1}$  を中心とした領域と第  $i$  フレームにおける  $w_i$  を中心とした領域のマッチングコスト

$$e_i(w_{i-1}, w_i) = \sum_{\epsilon} \|I_i(w_i + \epsilon) - I_{i-1}(w_{i-1} + \epsilon)\| \quad (14)$$

を用いればよい。もちろん上式のようなテンプレートマッチングコストではなく、領域の色ヒストグラム間のマッチングコストでもよい。

3. の解析的解法の枠組みにおいて  $e_i(w_{i-1}, w_i)$  を扱うためには、 $e_i(w_{i-1}, w_i)$  を  $w_i$  と  $w_{i-1}$  に関する二次関数で表現し直す必要がある。このためには  $I_i(w_i)$  及び  $I_{i-1}(w_{i-1})$  を、テイラー展開によりそれぞれ  $w_i$  及び  $w_{i-1}$  の線形関数として近似表現すればよい。

## 7. む す び

本論文では、映像中の物体のトラッキング問題の大局的最適解が、DP に基づく解析的解法により、安定かつ効率的に求まることを示した。本手法の性能を検証するためにいくつかの動画画像を用いた追跡実験を行った。その結果、大局的最適化の効果により、オクルージョンが発生した場合でも、破綻することなく安定したトラッキング結果が得られることが分かった。このオクルージョンへの耐性は、DP を従来のように組合せ解法として用いた場合にも期待できる。しかしながら、この従来解法は計算量の面で本手法に劣る。実際、平行移動のみに限定した場合すなわち計算量的に差が出にくい場合であっても、本手法は従来法よりも高速に解が求まることが示された。

今後の課題としては、本手法の追跡対象が平行移動だけでなく拡大縮小や回転などを行った場合への対応が挙げられる。この場合、本手法の計算量優位性が更

に顕著になると考えられる。また 6. で述べた双方向戦略や二次関数表現の拡張についても、更に実験的な検討が必要である。

謝辞 本研究の一部は、科学研究費補助金（萌芽研究 19650042）並びに JST イノベーションプラザ福岡シーズ発掘試験によった。

## 文 献

- [1] 加藤丈和, 深尾隆則, 羽下哲司, “対象追跡—フレーム間の類似度に着目した手法から動きモデルに着目した手法まで” 情報研資, no.2005-CVIM-150, 2005.
- [2] B.D. Lucas and T. Kanade, “An iterative image registration technique with an application to stereo vision,” Proc. DARPA Image Understanding Workshop, pp.121–130, 1981.
- [3] C. Tomashi and T. Kanade, “Detection and tracking of point features,” Technical Report, CMU-CS-91-132, Carnegie Mellon University, 1991.
- [4] J. Shi and C. Tomashi, “Good features to track,” Proc. CVPR, pp.593–600, 1994.
- [5] 内田誠一, “DP マッチング概説—基本と様々な拡張,” 信学技報, PRMU2006-166, 2006.
- [6] Y. Barniv, “Dynamic programming solution for detecting dim moving target,” IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol.AES-21, no.1, pp.144–156, 1985.
- [7] J. Arnold, S. Shaw, and H. Pasternack, “Efficient target tracking using dynamic programming,” IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst., vol.29, no.1, pp.44–56, 1993.
- [8] M. Han, W. Xu, H. Tao, and Y. Gong, “An algorithm for multiple object trajectory tracking,” Proc. CVPR, pp.864–871, 2004.
- [9] J. Sun, W. Zhang, X. Tang, and H. Shum, “Bi-directional tracking using trajectory segment analysis,” Proc. ICCV, pp.717–724, 2005.
- [10] P. Dreuw, T. Deselaers, D. Rybach, D. Keysers, and H. Ney, “Tracking using dynamic programming for appearance-based sign language recognition,” Proc. FGR, pp.293–298, 2006.
- [11] A. Buchanan and A. Fitzgibbon, “Interactive feature tracking using k-d trees and dynamic programming,” Proc. CVPR, pp.626–633, 2006.
- [12] U. Montanari, “On the optimal detection of curves in noisy pictures,” Commun. ACM, vol.14, no.5, pp.335–345, 1971.
- [13] D. Geiger, A. Gupta, and J. Vlontzos, “Dynamic programming for detecting, tracking and matching deformable contours,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol.17, no.3, pp.294–302, 1995.
- [14] 内田誠一, 迫江博昭, “解析的 DP マッチング” 信学論 (D), vol.J90-D, no.8, pp.2137–2146, Aug. 2007.
- [15] 内田誠一, 迫江博昭, “二次元パターンの解析的 DP マッチング” MIRU2007, OS-A4-01, 2007.

(平成 20 年 10 月 14 日受付, 21 年 3 月 2 日再受付)



藤村 一行 (学生員)

2007 福岡教育大・環境情報教育課程卒。  
現在、九州大学大学院システム情報科学府  
に所属し、画像中の移動体追跡に関する研  
究に従事。



内田 誠一 (正員)

1990 九大・工・電子卒。1992 同大大学  
院修士課程(情報)了。セコム(株)勤務  
を経て、現在、同大システム情報科学研究  
院知能システム学部門教授。博士(工学)。  
画像パターン・時系列パターンの解析・認  
識に関する研究に従事。2003 本会 PRMU  
研究奨励賞, 2006 MIRU 長尾賞, 2007 IAPR/ICDAR Best  
Paper Award, 2009 本会論文賞各受賞。IEEE, 情報処理学  
会各会員。