H-031

# 多峰型解析的 DP を用いた動画像中の物体追跡
# Object Tracking Using Multi-Modal Analytical DP

川野 裕希 † Hiroki Kawano　藤村 一行 † Ikko Fujimura　フォン ヤオカイ ‡ Yaokai Feng　内田 誠一 ‡ Seiichi Uchida

## 1. はじめに

動的計画法 (Dynamic Programming，以下 DP) による動画像中の物体追跡は，リアルタイム処理が可能なオンライン型の追跡手法に比べて高精度な追跡を行うことが可能である．ところが，従来法では DP を離散的すなわち組み合わせ最適化の枠組みにおいて利用しているので，多大な計算量を要すると言う問題があった．この計算量は画像サイズや追跡対象の変形パラメータの増加により，さらに顕著になる．

この問題を解決するべく，離散的 DP の代わりに解析的 DP[1] を利用することが検討されている．解析的 DP とは目的関数を部分的に微分可能とすることで，DP の再帰計算の過程から組み合わせ最適化処理を完全に排除し，その結果，高速に最適解を求めることを実現した手法である．しかし，文献 [2] では，微分可能とする際に各フレームの各位置において追跡対象が存在すると考えたときのコスト (以下，局所コスト) をフレーム全体で単一の２次関数で表現していたため，追跡精度の低下が起きている．

本論文では，各フレームの局所コストをより正確に表現するべく，複数の２次関数を用いた解析的 DP による動画像中の物体追跡手法 (以下，多峰型解析的 DP) について提案する．そして，提案手法が文献 [2] の手法 (以下，単峰型解析的 DP) より高精度な追跡が可能であることを実験により証明する．

## 2. 解析的 DP による追跡 [2]

### 2.1 局所コストの２次関数近似

単峰型解析的 DP では，局所コストすなわち追跡対象が時刻 $t$ において位置 $w_t = (x_t, y_t)^T$ にあると仮定した場合のコストを次の式のように $w_t$ を変数とした単一の２次関数で表現する．

$$d_t(w_t) = w_t^T P_t w_t + q_t^T w_t + r_t \qquad (1)$$

ここで $P_t$ は $2 \times 2$ の対称行列，$q_t$ は２次元ベクトル，$r_t$ はスカラーである．

これらの２次関数表現におけるパラメータ $P_t, q_t, r_t$ については，文献 [3] の手法を用いて予め与えられているものとする．具体的には，まず何らかの方法で求めた物体位置候補 $\tilde{w}_t$ の周辺で局所コストが最小となる位置 $\hat{w}_t$ を探索する．そして，その $\hat{w}_t$ と８近傍の局所コストを用いてテイラー展開の原理により２次関数近似を行う．なお，3.2 において $\tilde{w}_t$ の求め方を述べる．

† 九州大学大学院システム情報科学府, Graduate School of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University
‡ 九州大学大学院システム情報科学研究院, Faculty of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University

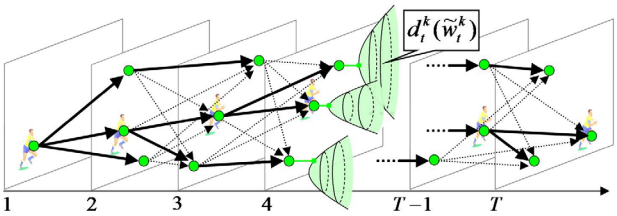


図 1: 本手法の概要

### 2.2 経路最適化

解析的 DP では，以下に示す第 $t$ フレームの累積コスト $g_t(w_t)$ を求めることで第 $t$ フレームの位置 $w_t$ に到るまでの経路を最適化することができる．

$$\begin{aligned} g_t(w_t) &= \left(w_t^T P_t w_t + q_t^T w_t + r_t\right) \\ &\quad + \min_{w_{t-1}} \left[g_{t-1}(w_{t-1}) + \lambda \|w_t - w_{t-1}\|^2\right] \qquad (2) \end{aligned}$$

右辺の第三項は対象の位置変化の連続性評価項であり，定数 $\lambda$ はその重みである．この式では，局所コストと連続性評価項がともに位置 $w_t$ を変数とする２次関数となる．その結果，累積コスト $g_t(w_t)$ も２次関数で表現することができる．そのため微分による最小値探索を行うことができ，高速に最適解を求めることが可能である．

最適経路 $\bar{w}_1, \ldots, \bar{w}_T$ は，第 $T$ フレームの累積コスト (2) が最小となる状態 $\bar{w}_T$ からのバックトラック処理により求まる．求められる最適経路は，各フレームにおいて局所コスト $d_t(w_t)$ がなるべく小さく，かつ $w_t$ と $w_{t-1}$ との連続性が保たれた経路となる．

## 3. 多峰型解析的 DP

### 3.1 複数の２次関数の導入

単峰型解析的 DP は，本来複雑な局所コストを単一の２次関数で表現しているため，その追跡精度には限界があった．特に類似物体が存在すると誤追跡の可能性が高くなりがちであった．

そこで本手法では，各フレームで複数の２次関数を用いることでより正確に局所コストを表現する．その結果，類似物体の存在にも頑健に対応できる．

### 3.2 複数の物体位置候補の設定

複数の２次関数を用いるには，物体位置候補 $\tilde{w}_t$ を各フレームで複数設定する必要がある．当然ながらこの位置 $\tilde{w}_t$ が真の物体位置に近いほど２次関数近似の精度は良くなる．各フレームで独立に複数位置を求めるのであるから，そんなに簡単ではないが，できる限りよい位置が求められる．

本論文では，複数の物体位置候補の推定法として mean-shift[4] を用いている．mean-shift は色情報を基準とし

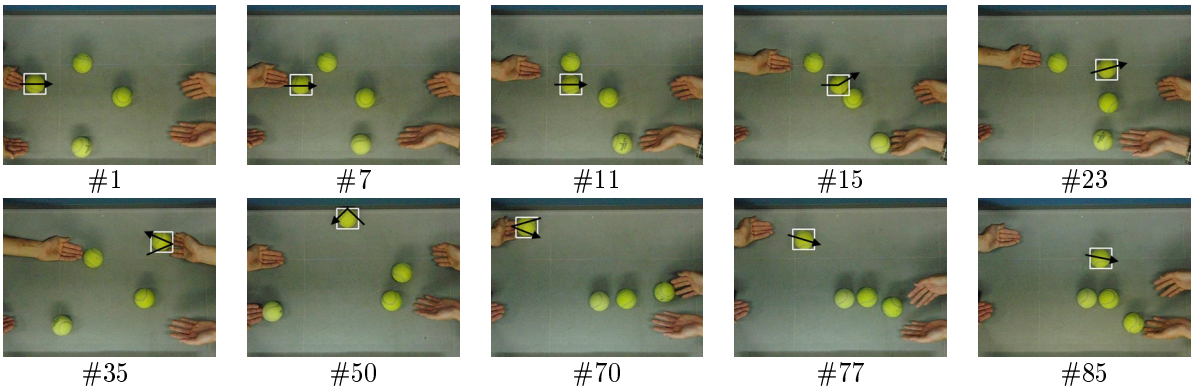


図 2: 本手法による追跡結果 (矢印は追跡対象の移動方向，白枠は追跡結果)

た評価を行いながら，勾配法によって追跡対象と類似した位置を探索する手法である．具体的な手順としては，まずフレームで等間隔に複数の初期位置を設定し，次に勾配法に基づき色ヒストグラムの類似度が増加する方向に逐次移動させる．そして，この逐次移動処理を反復し，その収束結果を物体位置候補とする．

### 3.3 離散的 DP による物体位置候補の最適選択

解析的 DP で用いる 2 次関数は，基本的に各フレーム一つずつである．これに対し本手法では，図 1 のように各フレームに複数の 2 次関数を考えるので，それらをどう選択していくかが次の課題となる．最も単純には，2 次関数の全ての組み合わせ，すなわち図 1 における $t = 1$ から $T$ までのすべての経路について，独立に単峰型解析的 DP を適用する方法が考えられる．しかし容易にわかるように，この経路の総数は，各フレームに $K$ 個の 2 次関数があったとすれば，$K^T$ にもなってしまう．

そこで，本手法では離散的 DP の考え方を導入する．すなわち，各フレームの 2 次関数 (物体位置候補) の選択問題を図 1 のトレリス構造上での最適経路問題として扱う．第 $t$ フレームの $k$ 個目の 2 次関数 $d_t^k(\tilde{w}_t^k)$ に到達する経路を選択する際には，解析的 DP で求めた前フレームの全ての累積コスト $g_{t-1}^1, ..., g_{t-1}^K$ の中から位置 $\tilde{w}_t^k$ でコストが最小となる $g_{t-1}^{k'}$ を選択する．そして，選ばれた $g_{t-1}^{k'}$ と $d_t^k(\tilde{w}_t^k)$ を用いて式 (2) すなわち解析的 DP の計算式により，累積コスト $g_t^k$ を得る．このように，離散的 DP の中で解析的 DP が並列進行していく手法となっている．

## 4. 実験および考察

本手法を用いて追跡実験を行い，その有効性を検証した．図 2 は，類似物体が複数存在する場合において実験を行った結果である．ここで $T = 85$ であり，$K = 5$ とした．

図 2 より本手法が類似物体の接近があってもテニスボールを正しく追跡できていることがわかる．同様の実験を単峰型解析的 DP を用いて実行したところ，類似物体を誤追跡してしまった．これは，途中フレームで誤って追跡対象外のボールを物体位置候補として選択してしまったためである．一方，複数の 2 次関数を用いている本手法では，各フレームで物体位置候補が一つに限定されておらず，追跡対象が $K$ 個の候補の一つに含まれている限り，正しく追跡することが可能であった．

計算時間に関しては，単峰型解析的 DP の計算時間と比べて 1.1 倍となった．複数の物体位置候補があるにも関わらず，離散的 DP の経路最適化の導入により，ほとんど計算量を増やさずに済んでいる．なお，計算量が $K(= 5)$ 倍にならなかったのは，計算量の大部分は，物体位置候補の設定に要したためである．

## 5. まとめ

本論文では，多峰型解析的 DP による物体追跡手法について提案し，実際に実験を行うことでその有効性を検討した．実験の結果，各フレームで複数の 2 次関数を用いることで類似物体に対しても頑健に追跡が可能であることが証明された．また，本論文の実験結果には記していないがオクルージョンについても正しく追跡できる結果も得られいる．

今後の課題としては，追跡対象の変形パラメータの増加に対応することが考えられる．本論文では対象の変化を平行移動のみとしているが，今後はさらに拡大縮小を加える予定である．また，物体位置候補の設定に処理が高速であり，拡大縮小回転に不変な局所特徴を用いることも検討している．

## 参考文献

[1] 内田誠一，迫江博昭，“解析的 DP マッチング，” 信学論, vol.90-D, no.8, pp.2137-2146, 2007.

[2] 藤村一行，内田誠一，“大局的最適化に基づくトラッキング - DP トラッキング -，” 信学論, vol.92-D, no.8, pp.1279-1288, 2009.

[3] M. Etoh, “Promotion of Block Matching: Parametric Representation for Motion Estimation,” Proc. ICPR, vol. 1 of 2, pp. 282-285, 1998.

[4] Jian Sun, Weiwei Zhang, Xiaoou Tang, and Heung-Yeung Shum, “Bi-directional Tracking Using Trajectory Segment Analysis,” Proc. ICCV, pp. 717-724, 2005.