

## 大域的な対応付け最適化による魚の複数個体追跡

村上 友一<sup>1</sup> 新里 高行<sup>2</sup> 川嶋 宏彰<sup>3</sup> 波部 斉<sup>4,5</sup>近畿大学大学院総合理工学研究科<sup>1</sup> 筑波大学システム情報系<sup>2</sup>兵庫県立大学情報科学研究科<sup>3</sup> 近畿大学情報学部<sup>4</sup> 近畿大学情報学研究所<sup>5</sup>

## 1. はじめに

生物学の領域で生態を分析する上では、対象生物の移動軌跡は非常に有益な情報の一つである。移動軌跡を取得するために、専用のソフトウェアを使用するが、複数個体を追跡する場合は図1のように魚の交差時に個体識別IDが変化することが原因で、追跡に失敗するため、同一個体の軌跡が途切れることがある。

広く用いられているソフトウェアではリアルタイム性を重視し、計算量が少ない一対一マッチングのハンガリアンアルゴリズムが採用することで対応付けを行う際の組み合わせの数を制限している。そのため、物体の交差時に追跡の失敗が起りやすい。そこで本研究では、大域的な最適化を用いて、軌跡のデータを再度対応付け、正しい移動軌跡を得る。

## 2. 大域的な対応付けでの複数個体追跡

既存手法と大域的最適化との差異を図2に示す。図2内の時刻aにID1とID2の個体が存在し、次のフレームから検出できず、追跡不可能となる。時刻b(b>a)、c(c>b)で1匹ずつ再検出された場合、既存手法では時刻b時点までの情報で対応付けが行われるのに対し、大域的な対応付けは時刻c以降の情報も考慮し、対応付けを行う。

本研究では始めに入力映像をTRex[1]を用いて検出と追跡を行い、移動軌跡を取得する。通常の機械学習を用いた手法と異なりTRexは

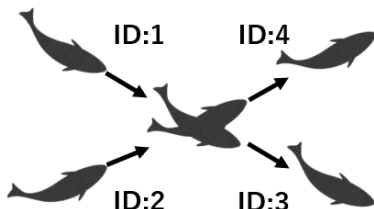


図1 交差時の追跡

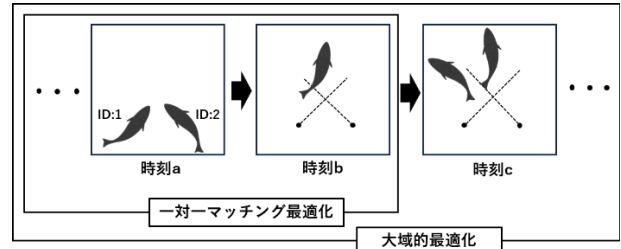


図2 既存手法と大域的最適化の差異

検出にアノテーション画像を必要とせず、直接映像を渡すことで検出ができる。また、フレーム間での検出結果の対応付けでは単純なハンガリアンアルゴリズムを使用する。これによってリアルタイムに近い処理が可能となっているが、先に述べたとおり交差する際には追跡に失敗して同一個体の軌跡が途切れることが起こる。そこで、本研究ではTRexで得られた断片的な移動軌跡(以降、トラックレットと呼ぶ)に対して大域的な最適化を適用して正しい移動軌跡を得る。

## 2.1. 時系列での予測

TRexをはじめとする多くのトラッキングソフトウェアでは時系列の予測にカルマンフィルタが採用されている。通常は入力値として、位置座標と速度を与え、予測する。しかし、予測が直線的となり、激しく動く魚に対しては精度が下がる可能性がある。そこで、本実験では入力値に加速度を加え、より表現力の高いモデルに改良する。状態ベクトル $x$ は式(1)の通りに設定する。

$$x = [p_x, p_y, v_x, v_y, a_x, a_y]^T \quad (1)$$

$p$ 、 $v$ 、 $a$ はそれぞれの位置座標、速度、加速度を表す。

## 2.2. 大域的な対応付け

本研究で使用する大域的な対応付け手法は備瀬ら[2]の手法をベースとして構築する。最適化手法の概要を図3に示す。まず、プロセス $P$ を作成する。プロセス $P$ の種類はトラックレットの出現、トラックレットの接続、トラッ

Global Correspondence Optimization for Multiple Fish Tracking

1 YUICHI MURAKAMI, Graduate School of Science and Engineering, Kindai University.

2 TAKAYUKI NIIZATO, University of Tsukuba.

3 HIROAKI KAWASHIMA, University of Hyogo.

4 HITOSHI HABE, Kindai University.

| $p$      | $s$ | $C$   |   |   |   |   |       |   |   |   |   | $x$ |   |   |   |
|----------|-----|-------|---|---|---|---|-------|---|---|---|---|-----|---|---|---|
|          |     | $N_T$ |   |   |   |   | $N_T$ |   |   |   |   |     |   |   |   |
| Init → 1 | 1.0 | 0     | 0 | 0 | 0 | 0 | 0     | 1 | 0 | 0 | 0 | 0   | 0 | 0 | 1 |
| Init → 2 | 0.9 | 0     | 0 | 0 | 0 | 0 | 0     | 0 | 1 | 0 | 0 | 0   | 0 | 0 | 1 |
| Init → 3 | 0.5 | 0     | 0 | 0 | 0 | 0 | 0     | 0 | 0 | 1 | 0 | 0   | 0 | 0 | 0 |
| 1 → 4    | 0.9 | 1     | 0 | 0 | 0 | 0 | 0     | 0 | 0 | 0 | 1 | 0   | 0 | 0 | 1 |
| 1 → 3    | 0.7 | 1     | 0 | 0 | 0 | 0 | 0     | 0 | 0 | 1 | 0 | 0   | 0 | 0 | 0 |
| 2 → 3    | 0.9 | 0     | 1 | 0 | 0 | 0 | 0     | 0 | 0 | 1 | 0 | 0   | 0 | 0 | 1 |
| 3 → 5    | 0.9 | 0     | 0 | 1 | 0 | 0 | 0     | 0 | 0 | 0 | 0 | 1   | 0 | 1 | 1 |
| 5 → end  | 0.9 | 0     | 0 | 0 | 0 | 1 | 0     | 0 | 0 | 0 | 0 | 0   | 0 | 0 | 1 |
| 4 → 6    | 0.8 | 0     | 0 | 0 | 1 | 0 | 0     | 0 | 0 | 0 | 0 | 0   | 1 | 0 | 1 |
| 6 → end  | 1.0 | 0     | 0 | 0 | 0 | 0 | 1     | 0 | 0 | 0 | 0 | 0   | 0 | 0 | 1 |

図3 最適化の概要

クレットの消失の3つである。その後 $P$ に対応するスコア $s$ を求めて式(2)を満たすようにプロセス行列 $C$ 、選択行列 $x$ を求める。最適化手法はスコア、プロセス行列、選択行列を使用して、式(2)のように定義される。

$$\max_x s^T x \quad \text{s.t.} \quad C^T x = [1]^{2N_T} \quad (2)$$

プロセス行列の左半分はトラックレットの始点、右半分はトラックレットの終点を表し、それぞれ対応する箇所は1とする。選択行列は選択されたプロセスに対応した箇所を1とし、それ以外の箇所は0とする。また、それぞれのスコアの算出式を式(3)から(8)に示す。スコアはトラックレットの出現では式(3)、接続では式(5)、消失では式(4)を使用し、0から1の範囲で算出される。

$$s = P_{init} = e^{-\frac{t_{init}}{\lambda_{init}}} \quad (3)$$

$$s = P_{end} = e^{-\frac{t_{tailend} - t_{end}}{t_{tailend} - t_{end}}} \quad (4)$$

$$s = P_{cor} = \frac{\left(1 - e^{-\frac{\lambda_{cor}}{T}}\right)}{2} (P_{dis} + P_{\theta}) + e^{-\frac{\lambda_{cor}}{T}} P_{kalman} \quad (5)$$

$$P_{dis} = e^{-\frac{d(x_i, y_i, x_j, y_j)}{\lambda_{dis}}} \quad (6)$$

$$P_{\theta} = e^{-(1 - \cos(|\theta_{i,j}|))} \quad (7)$$

$$P_{kalman} = e^{-\frac{d_{kalman}}{\lambda_{kalman}}} \quad (8)$$

$P_{init}$ 、 $P_{end}$ 、 $P_{cor}$ はプロセススコアの出現、継続、消失を示す。 $P_{init}$ 、 $P_{end}$ はそれぞれトラックレットの始点が映像の初めに近いほど、終点が映像の終わりに近いほどスコアが高くなるように設定している。 $P_{cor}$ 内の $P_{dis}$ 、 $P_{\theta}$ 、 $P_{kalman}$ は距離、方向ベクトル、移動予測を表し、各トラックレット間のフレーム数が小さいほど距離、方向ベクトルを重視するように、大きいほど移動予測を重視するように設定している。 $t_{init}$ 、 $t_{end}$ 、 $t_{tailend}$ はトラックレットの初めのフレーム、最後のフレーム、全トラックレットの最後のフレームである。 $d()$ は2

点間の距離、 $d_{kalman}$ は予測データの最終座標と欠損後の観測座標との距離、 $\theta_{i,j}$ は前後のトラックレットの方向ベクトルのなす角を表す。 $\lambda_{init}$ 、 $\lambda_{cor}$ 、 $\lambda_{dis}$ 、 $\lambda_{kalman}$ はそれぞれの可変パラメータである。

### 3. 実験

本実験では、アユの遊泳映像を用いて追跡を行い、水槽の大きさは3m×3mである。映像はGoproで撮影したものを使用する。フレームレートは30fpsに設定する。

### 4. 結果

3章で設定した条件で再度対応付け・追跡を行った結果を表1に示す。さらに、修正することができたパターン例の1例を図4に示す。

表1 再追跡の結果

| 交差時の個体数 | 2匹  | 3匹以上 |
|---------|-----|------|
| 修正可能数   | 81  | 43   |
| 修正不可数   | 149 | 78   |

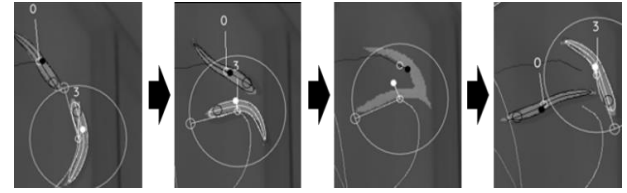


図4 修正成功例

### 5. 評価・考察

4章の結果より、TRexでの追跡結果から新たに再対応付けされたものの内、2匹、3匹以上での交差で共に約1/3ほどの修正に成功した。

本実験では、追跡の成功・失敗を映像と取得したトラックレットを目視で判断しているため、今後は自動的に判別する仕組みが必要である。

本研究の一部は科研費JP21H05302、JP23K11158の補助を受けて行った。

### 参考文献

- [1] Tristan Walter, Iain D Couzin (2021) TRex, a fast multi-animal tracking system with markerless identification, and 2D estimation of posture and visual fields eLife 10:e64000
- [2] Bise, R., Yin, Z. and Kanade, T.: Reliable cell tracking by global data association, 2011 IEEE international symposium on biomedical imaging: From nano to macro, IEEE, pp. 1004–1010(2011)