

混雑環境における複数個体の姿勢を高精度に追跡する新手法を確立

背景

動物の姿勢をトラッキングすることは、動物の位置だけでなく、そこでの詳細な行動を理解するために役立ちます。深層学習を用いた画像解析技術の進展によって、動画内のマーカーレスな動物や人間であっても、その関節や体部位の場所を推定し、姿勢をトラッキングする技術が飛躍的に向上しました。このマーカーレストラッキング技術は、物理的なマーカーやセンサーによる行動への影響を排除でき、自然な行動を追跡できるため幅広い分野で重要な役割を果たしています。そして近年では、複数個体のトラッキングも可能となっており、様々なトラッキングツール^{※1}がオープンソースとして公開されています。これらのツールは移動予測などの技術を使うことで個体を識別してトラッキングできるように設計されていますが、複数の個体が密集したり重なったりする混雑場面では、個体識別が困難となり、識別個体の入れ替わりによる誤りや、推定の欠落がしばしば起こります。そのため、これまではこのようなトラッキング結果の誤りやデータ欠損を手作業によって大規模に修正する必要がありました。このような不便さから、複数動物の姿勢トラッキング技術のユーザーにとって、低労力で精度を向上させる実用性の高い方法の確立は強く望まれていました。

研究手法と成果

単一個体トラッキングでは DeepLabCut (single-animal DeepLabCut: saDLC) が非常に高いパフォーマンスを発揮することに着目し、この性能を複数個体トラッキングのために活用することを考えました。そのためには、複数個体をあたかも単一個体の個々の体部位としてトラッキングできるようにすればよいのではないかと考えに至りました。そこで最初に、既存の複数個体マーカーレストラッキングツールを活用し、マーカーレス動画内の各個体を識別するためのバーチャルマーカーを付けました。そして次に、バーチャルマーカーの付いた動画を saDLC でトラッキングする、という2ステップによる「バーチャルマーカートラッキング (vmTracking)」の手法を考案しました (図1)。

ステップ1:バーチャルマーカーの作成

マーカーレス複数個体トラッキングツールを用いて複数個体のトラッキングを行います。これらのツールでは、フレーム間で個体 ID の一貫性を保つ機能はありますが、混雑した場面では個体識別が困難となり、しばしば ID が入れ替わります。そこで、トラッキング結果を確認して、ID の入れ替わりがあれば修正します。これにより、動画を通して各個体が一貫した ID でトラッキングされるようになります。ここでは姿勢トラッキングの正確さは不要であり、動画を通して各個体の ID が一貫していれば十分です。ここから得られた結果を視覚化して、各個体に追跡マーカーを付けた動画を得ます。このマーカーを「バーチャルマーカー」とし、個体識別の手掛かりとします。

ステップ2:saDLCによる追跡

バーチャルマーカー動画を、saDLC によって追跡します。しかし saDLC には複数動物を識別して追跡する機能はないので、バーチャルマーカーを個体識別の手掛かりとすることで、複数個体をあたかも単一個体の個々の体部位として見なして追跡します。図1の場合、

- ・青-頭、青-首、青-右肩、・・・、青-左足首、青-左足
- ・緑-頭、緑-首、緑-右肩、・・・、緑-左足首、緑-左足

・赤-頭、赤-首、赤-右肩、・・・、赤-左足首、赤-左足

といったように、トラッキングしたい体部位を設定し、これらの体部位の全てを単一個体と見なしてトラッキングします。

vmTracking の有効性は、マウス(図 2)、魚(図 3)、人間(図 4)を対象にした実験で検証しました。得られたトラッキング結果を別途準備しておいた正解データと比較し、どの程度一致しているのか調べました。vmTracking では、いずれの動物種のトラッキングにおいても、従来のマーカーレス複数個体姿勢トラッキング手法を大きく上回る精度を達成しました。例えば、5 匹のマウスをトラッキングした場合、従来のマーカーレストラッキング法で 50%以下の精度しか示さなかった場面であっても 90%以上の精度でトラッキングできるケースもありました(図 2)。そして、vmTracking では特に ID の入れ替わりがほとんど起こらないことも分かりました。この結果は、バーチャルマーカーが個体識別の手掛かりとして有効であり、個体ごとの特徴を一貫して捉えるだけで、各個体の姿勢トラッキングの安定性までも向上させていることを示しています。

また、vmTracking は、2 ステップから成る手法ですが、全体の作業効率も大きく向上しています。従来のマーカーレストラッキング手法では理想的な結果を得るために、トラッキング結果を正しく修正する必要がありました。vmTracking でもステップ 1 でマーカーレストラッキング手法を用いますが、個体識別のためのバーチャルマーカーを付けることが目的であるため、個体識別さえ可能であれば、厳密な修正を行う必要はありません。また、驚くべきことに、バーチャルマーカーに多少の誤りや欠損があっても高いトラッキング精度が得られることも確認されました。そして、ステップ 2 の saDLC では非常に高い精度のトラッキングが行われるため、修正作業をほとんど必要としません。

今回の発見

- マーカーレス動画内の複数個体にバーチャルマーカーを付けて姿勢トラッキングを行う vmTracking を確立
- vmTracking は混雑環境における様々な動物のマーカーレス複数個体の姿勢を効率的且つ高精度にトラッキングできるユーザーフレンドリーな手法

この研究の社会的意義

人間を含め生物の行動は他個体の行動に応じて複雑に変化しますが、そのような複雑な問題を理解することは容易ではありませんでした。vmTracking は、混雑環境における集団内の個々の行動データをより簡単且つ正確に得ることができるため、動物や人間の社会的行動や自然環境内での複雑な相互作用を解明するための強力な手法となります。野生動物の生態を知ることによる野生動物保全、群衆における人間の行動を知ることによる安全性向上、チームスポーツ分析による戦術研究など、集団行動に関するテーマに対して新たな可能性を切り開くことが期待されます。

研究者コメント

複数個体のトラッキングツールは画期的な技術であったものの、混雑状況で生じるトラッキングエラーはユーザーにとって悩ましい課題でした。本研究では、既存のトラッキングツールの長所を活かして、「できるだけ簡単に質の高いデータが欲しい」というユーザーのニーズに応える実用的な方法の基礎が確立できたと考えています。また、vmTracking では解析動画の撮影とトラッキング、いず

れにも特殊な装置を必要とせず、コンピューターが 1 台 (GPU を搭載していることが望ましい) あれば、あらゆる動画で複数個体トラッキングが可能です。このように導入コストが低いので、研究に留まらず、いろんな分野での活用もしやすいと考えています。

※1: マーカーレストラッキングツール

深層学習によって動画内の個体をトラッキングするツールで、idtracker.ai のように複数の個体そのものをトラッキングするツールだけでなく、DeepLabCut や SLEAP のように解析者がトラッキングしたい体部位を任意で設定して姿勢トラッキングが可能なツールもある。

論文情報

Azechi H, Takahashi S (2025) vmTracking enables highly accurate multi-animal pose tracking in crowded environments. PLoS Biol 23(2): e3003002.

<https://doi.org/10.1371/journal.pbio.3003002>

本研究は、日本学術振興会科学研究費助成事業 (24K15711, 21H04247, 23H00502, 21H05296)、および科学技術振興機構戦略的創造研究推進事業 (CREST) (JPMJCR23P2) による支援を受けて実施されました

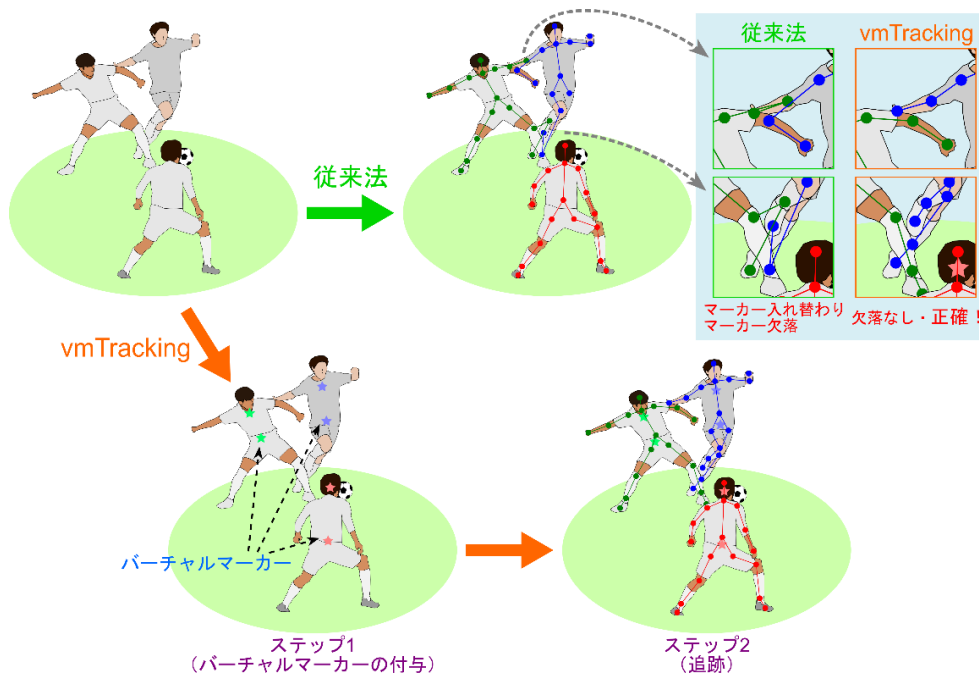


図1. vmTracking の概要

従来のマーカーレス複数個体姿勢トラッキング法では個体が接近・重複した際に体の一部を別の個体と混同して推定したり、推定しないことがあった。vmTracking では既存の複数個体トラッキングツールを活用してマーカーレス動画内の各個体にバーチャルマーカーを付ける(ステップ1)。次に、バーチャルマーカー動画を単一動物用の DeepLabCut でトラッキングする(ステップ2)。この vmTracking を用いると、個体が接近・重複した際に見られる個体を混同した推定や、推定の欠損が大きく改善される。従来法(上)では、接近した2個体間で誤った個体の腕や脚を検出したり、一部の体部位を全く推定できなかったりすることがある(この例では、脚の追跡点が少ない)。しかし、vmTracking(下)ではこれらの問題を解決できている。

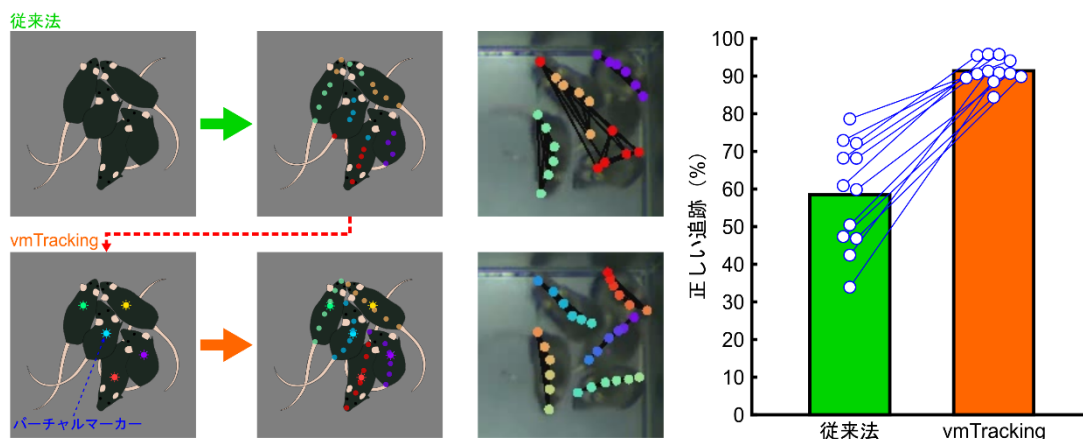


図2. 5匹のマウス追跡実験の結果

従来のマーカーレス複数個体姿勢追跡法では、混雑環境で各個体のラベルが入れ替わったり、部分的に欠損したりする(左図右上、中央列写真上段)。しかし、この結果から一部のマーカーを出力したバーチャルマーカー動画を作成し(左図左下)、単一動物用 DeepLabCut で追跡することで、追跡結果が大きく改善する(左図右下、中央列写真下段)。右グラフの各プロットは12の動画クリップでの正しい追跡率で、棒はその平均値を示している。

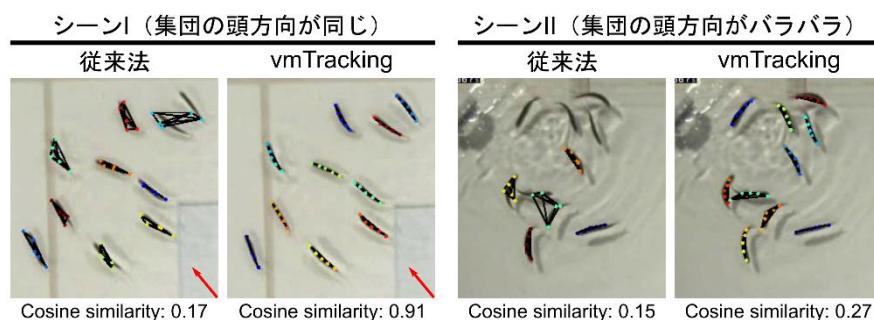


図 3. 10 匹の魚群追跡実験の結果

魚群はしばしば同じ方向に統一された動きをしながら密集して泳ぐスクーリング (schooling) 行動を示す。頭方向の類似性の指標として、Cosine similarity (コサイン類似度: 値が 1 に近いほど類似性が高い) を評価した。シーン I は集団の頭方向が同じ場面 (写真内の赤矢印が集団の大まかな向き)、シーン II は集団の頭方向が一定ではない場面であり、vmTracking はシーン I で高い頭方向の類似性を示している。また、vmTracking では全ての魚をトラッキングできているのに対して、従来法では全ての魚をトラッキングできていない。

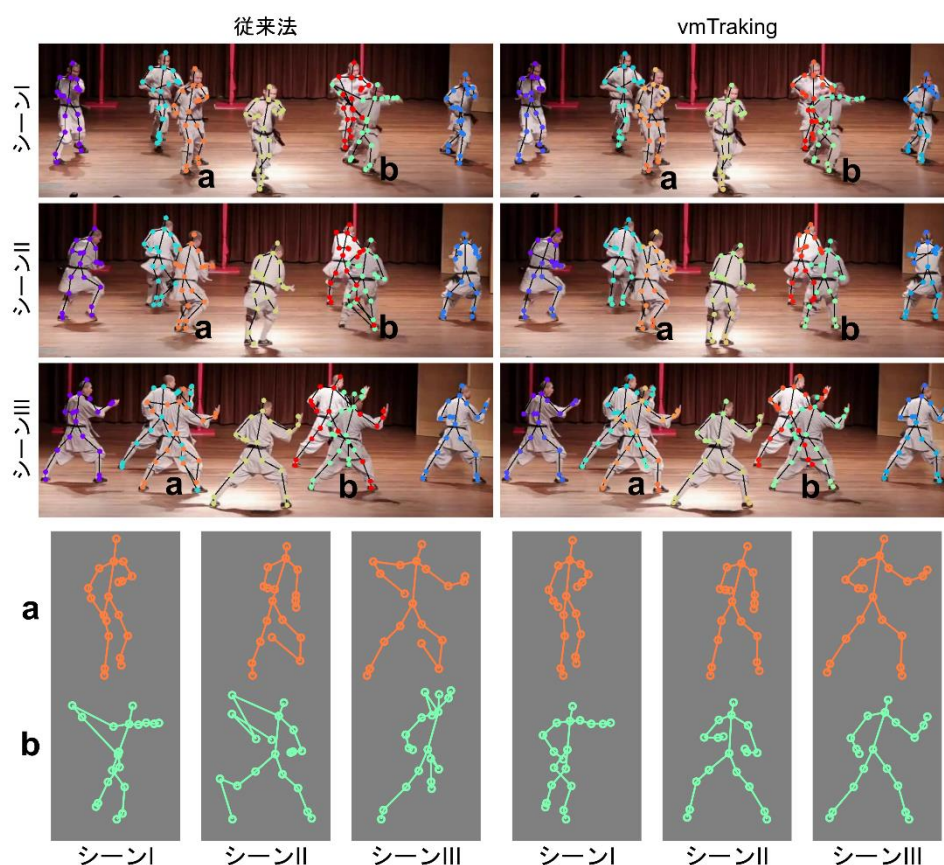


図 4. 7 人のダンサー追跡実験の結果

7 人のダンサーのトラッキング結果から、3 つのシーン (上写真) と、その中の 2 人のスケルトンによる姿勢 (下図) を示した。vmTracking では、実際のポーズと一致する自然なスケルトンが得られている。一方、従来法ではしばしば体の一部が正しくトラッキングできておらず、不自然なスケルトンとなっている。また、従来法のシーン III では、b のダンサーのトラッキング結果が、重なっているもう 1 人のダンサーと部分的に入れ替わってしまっている。