ミツバチの尻振りダンス軌跡およびダンス追従軌跡の自動検出手法の検討 Automatic Tracking of Honeybee Dancer' and Follower' Walking Trajectories

高橋 伸弥*	1 前田	佐嘉志*1	橋本	浩二*1	鶴田	直之*1	藍	浩之*2
Shinya Takahashi Sakashi Maeda		Koji Ha	Koji Hashimoto		Naoyuki Tsuruta		oyuki Ai	
*1 福岡大学工学部電子情報工学科 *2 福岡大学理学部地球圈科学科								
Dept. EECS, Fukuoka University				Dept. ESS, Fukuoka University				

Analyzing communications between the honeybee waggle dancers and their followers in their hive is one of the most important and interesting issues to reveal a mechanism of honeybee's language. In general, these behavior analyses have been usually conducted by extracting honeybee's walking trajectories from recorded long-time video data manually. To decrease the hard work of observers and their artificial errors, we have previously proposed an automatic tracking algorithm of multiple honeybee behaviors in an observation hive using several high-resolution camera modules connected to multiple small-size single board computers. Using this system, we recorded the hive and its corridor to the field from 6:30 am to 7:30 pm over 4 weeks in June 2016. The colony had about 800 honeybees including a queen. Finally, we obtained video data over 20TB per a month. Analyzing honeybee's behavior from this enormous amount of data is required an extremely long time even if using a high spec computer. In order to deal with this issue, we first extracted the area and time of waggle dance from the recorded video data using a preprocessing based on frame-difference approach. Then we applied our tracking algorithm for the extracted partial video data. In the preliminary experiment, we conducted the automatic tracking of the waggle dancers and their followers for 13-hour video data and confirmed that our approach can detect their trajectories.

1. はじめに

採餌後,帰巣したミツバチは,尻振りダンス(waggle dance)で 蜜源の位置を仲間に伝えることが知られている. このようなミツ バチ個体間での情報交換のメカニズムを解明するため,著者ら はこれまで、ミツバチの巣内における採餌関連行動を観察する システムを開発してきた[高橋 2017]. このシステムを使用して 記録した巣板上の観察動画像に複数個体同時追跡アルゴリズ ム[高橋 2015]を適用し,追跡結果の軌跡から特徴的な動きを しているもののみを抽出することで, 尻振りダンスおよび周辺個 体の軌跡を抽出すればミツバチの採餌関連行動の分析が可能 となる.このとき、巣箱を撮影した高解像度かつ長時間の動画 像に対して直接, 軌跡検出を行うと撮影時間の10倍以上(Intel Core i7-2700 使用時)の計算時間が必要であることから, 軌跡検 出処理の前処理として、ミツバチの尻振りダンス領域とその区間 (時間範囲)を事前に切り出しておき、切り出した部分動画像に 対して軌跡検出を行うことを考える.この前処理については既に [高橋 2018]で検討を行っているため、本稿では、前処理を行っ たあとのダンス軌跡および周辺個体の軌跡の検出について検 討する.

2. ミツバチ巣内行動観察システムの概要

巣板上の行動は複数台のシングルボードコンピュータ (Raspberry Pi)に接続された CMOS 小型カメラモジュールによ り、巣板の表側・裏側のほぼ同じ範囲を分割して両側から記録 した.動画は 1296×730 画素, 49fps で撮影されたものであり, 10 分ごとのファイルとして記録されている.

撮影される動画はカメラ1台につき1日あたり約80~100GB のファイル容量となることから,巣箱全体をカバーする範囲を撮 影する6台で1ヶ月記録すると20TB近くの量になる.これらの 動画像から尻振りダンス軌跡を自動検出することを考えると,1 台分の映像でも半年近く処理に時間がかかることになるため, 尻振りダンスが発生している領域とその区間(時間範囲)を予め 自動処理で切り出しておき,その後,詳細処理として軌跡検出 を行うことを考える.

3. 尻振りダンス区間の切り出し

尻振りダンスでは、翅を振動させ尻を振りながら蜜源を示す 方向へと直進歩行したのち、右または左にターンして元の位置 に戻り、再び直進歩行をするというサイクルを何度も繰り返す. 従って尻振りダンス軌跡は、大きな画素変化が断続的に含まれ ている軌跡であると考えられる.そこで、フレーム間の差分画像 を重み付け加算した画像に対し、2 値化処理、膨張収縮処理、 ラベリング処理を行い、最大面積の領域を尻振りダンス領域の 候補として検出する.

ここで、各フレームを複数領域(ブロック)に分割し、それぞれ に対して、画素変化量(検出された尻振りダンス候補領域の面 積)の時系列データを得ることとする.本実験では、各フレーム の左端及び上端を除去して1280×720 画素としたものを320× 240 画素の大きさのブロックで4×3の領域に分割し、それぞれ のブロックに対して動的計画法による区間分割を行い、分割さ れた領域全体での平均画素変化量が閾値以上の区間を尻振り ダンス区間として切り出した[高橋 2018].使用したデータは、 2015年9月に4週間撮影した動画のうち、比較的ダンスが多く 観察された、9/27の6:30から19:30までの13時間分のデータ である.ここでは、閾値を100画素、分割区間長の閾値を500フ レーム(約10秒)とした.

以上の前処理により切り出された 269 ブロックを対象に, 軌跡 検出を行った.

4. 尻振りダンス軌跡とダンス追従軌跡の検出

前処理により切り出した,尻振りダンス区間を含む動画像に 対して,複数個体同時追跡アルゴリズム[高橋 2015]を適用し, 歩行軌跡を求める.このアルゴリズムは,各フレームにおいて,

連絡先:高橋伸弥,福岡大学工学部電子情報工学科,福岡市 城南区七隈8-19-1,takahasi@tl.fukuoka-u.ac.jp



図1 検出された軌跡の諸元に対するヒストグラム

事前に学習しておいた分類器によりミツバチの腹部領域を検出 し、フレーム間でそれぞれの領域の対応付けをとることにより、 軌跡を追跡するものである.ここで、入力とした動画像は隣接す る分割領域との境界付近の軌跡を検出するため、上下左右に 重なりを持たせ480×360 画素の大きさとした.各ブロックにおい て検出された軌跡のうち、3節で示した処理により計算したミツ バチ腹部領域の画素変化量の平均を求め、この値が閾値 θ_v 以 上のものをダンス軌跡とする.次に、求めたダンス軌跡と同時間 帯において検出された軌跡のうち、ダンス軌跡全体の α %で距 離r以内に軌跡が存在し、かつ、フレーム長が閾値 θ_d 以上のものを周辺個体軌跡として抽出する.

上記の手順によって求められたダンス軌跡には、尻振りダン スだけではなく、その場で羽を震わせる行動や体を前後に激し く動かす行動なども含まれることが予想されるが、ここでは区別 することはせず、特異な行動として同時に検出することとした.ま た周辺個体軌跡についても明確にダンスに追従している個体 ばかりではなくたまたま周辺にいた個体の軌跡も含まれると予 想されるが、今回の実験ではそれらの相違を確認することとした.

5. 実験結果

前処理によって切り出された 269 の動画(平均フレーム数 4900)に対して,複数個体同時追跡アルゴリズムを適用し,最小 フレーム数 10以上の軌跡を検出した結果,総数にして 65 万の 軌跡が検出された.1 動画あたりの平均は 2410 であり,最小で 309,最大で7963となった.これらの軌跡のフレーム長の平均は 57.4 フレーム,移動距離の平均は185.0 画素となった.図1は, これらの軌跡に対するフレーム数等諸元のヒストグラムである. フレーム数の分布から,65 万のうち8割近くは短時間で細切れ になった軌跡だったことが分かる.

これらの軌跡の中から、画素変化量の平均が $\theta_v = 1000$ 以上で、かつフレーム長が $\theta_d = 100$ 以上の軌跡だけを抽出すると、その総数は16302(1動画あたり60.6個)となり、軌跡のフレーム長の平均は45.5フレーム、移動距離の平均は304.4 画素となった.また平均画素変化量の平均は1222 画素であったことから、多くは短時間の軌跡ではあるものの、激しい動きを伴って移動する軌跡が抽出できていることがわかる.次に、以上のダンス軌跡に対して、距離r = 100(画素)、 $\alpha = 40\%, \theta_d = = 100$ として周辺個体の軌跡を抽出した結果、総数9320(1動画あたり34.6)の軌跡が抽出された.軌跡のフレーム長の平均は231.4 フレーム、移動距離の平均は780.3 画素、平均画素変化量の平均は383 画素となった. 一般に、尻振りダンスを行なっている個体には複数の追従個体が見られることから、今回の実験結果では、ダンス個体の検出が過剰であること、また周辺個体の軌跡検出が不十分であることが推測される.



図2 ダンス軌跡およびダンス追従軌跡の検出例 (左:成功例、右上:失敗例、右下:振身ダンス)

図2に、提案手法により検出した尻振りダンス軌跡とその周辺 個体軌跡の検出結果を示す.図左は、ダンス個体(赤色)に対 して、その周辺を回り込むように追従している軌跡(青色)が検 出できていることがわかる.図右上は、追従個体の軌跡も、その 画素変化量が大きくなっているため、ダンス個体と混同してしま っている結果である.また右下は、画素変化量が大きい軌跡だ が移動量が少ない場合ということで、その場で体を激しく震わせ る振身ダンスの個体が検出されている様子である.閾値のの値 を調整することで、ダンス軌跡の過検出を抑制することが可能だ と考えられるが、より高精度な判定を実現するには、閾値ではな く軌跡の特徴を利用すべきだと考えられる.

6. まとめ

本稿では、ミツバチ巣内の行動を長時間撮影した入力動画 像からミツバチの尻振りダンス軌跡とダンス追従軌跡とを検出す ることを目的として、ダンスを行っている区間を事前に分割して おき、それらに対して詳細な軌跡検出処理を行うことを試みた. 実験の結果、ダンス軌跡とその周辺個体の軌跡を検出できるこ とが確認できたが、ダンス追従軌跡や振身ダンス軌跡を判別す るには、異なるアプローチが必要であることが示唆された.しか し、今回試行した手法により、観察者の目視による詳細な分析 の手がかりを示すことは可能だと思われる.今後は、軌跡検出 の高精度化と合わせ、有用な観察ツールとして提供することも 検討したい.

謝辞

本研究は, JSPS 科研費 17K00422 および福岡大学研究推進 部の研究経費(課題番号:171031)の助成を受けた.本研究の データ分析に協力頂いた,楠目晃大氏,目崇志氏,田中聡至 氏,牛島実佑氏に深く感謝する.

参考文献

- [高橋 2015] 高橋他, "ミツバチ歩行軌跡の複数個体同時追 跡アルゴリズムを用いた尻振りダンス軌跡の抽出",人工知 能学会全国大会論文集,第29巻, pp.1-4, 2015.
- [高橋 2017] 高橋他: "ミツバチコロニーの巣内行動観察シス テムの開発",人工知能学会論文誌, 32(4), pp. B-GC2_1-11, 2017.
- [高橋 2018] 高橋他: "フレーム間差分動画像を用いたミツバ チ尻振りダンス自動検出手法の検討", 福岡大学工学集報, Vol.100, (in press), 2018.