

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*

高 橋 伸 弥**
 前 田 佐 嘉 志**
 橋 本 浩 二**
 鶴 田 直 之**
 藍 浩 之***

Detection of Honeybee Waggle Dance Based on Inter-Frame Difference Images

Shinya TAKAHASHI**, Sakashi MAEDA**, Koji HASHIMOTO**,
Naoyuki TSURUTA** and Hiroyuki Ai***

1. はじめに

採餌後、帰巢したミツバチは、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^[1]。ミツバチの尻振りダンスは、図1に示すような翅を振動させながら尻を振って歩く動き (尻振り走行) と右もしくは左に回転して戻って来る動き (リターン走行) から構成され、この尻振り走行の向きと距離が蜜源までの方角と距離を表している。

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^[2]。このシステムは、羽化後の個体に超小型の無線タグである RFID タグを取り付け、巣の出入り口につけた RFID 読み取り装置により、その出巣・帰巣行動を自動記録すると同時に、巣板を長時間撮影した映像から画像処理を用いて対象個体および周辺個体の歩行軌跡を検出することで、ダンスコミュニケーションの発達に関する行動を観察するものである。ここで使用している複数個体同時追跡アルゴリズムにより追跡した軌跡から、特徴

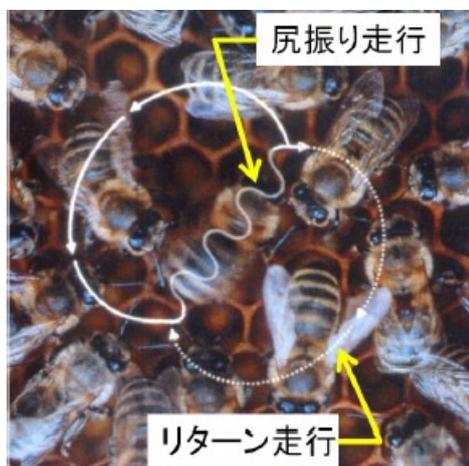


図1 尻振りダンス軌跡の例
(<http://dx.doi.org/10.1371/journal.pbio.0020216>)

的な激しい動きをしているもののみを抽出することで、尻振りダンス軌跡を検出することができる^[1]。しかし、尻振りダンス軌跡検出に要する時間は撮影時間の約10倍 (Intel Core i7-2700 使用時) となっており、大量に撮りためた膨大なデータに対して処理を行うには、更なる高速化が必要である。そこで本稿では、このアルゴリズム

* 平成 29 年 11 月受付
 ** 電子情報工学科
 *** 理学部地球圏科学科

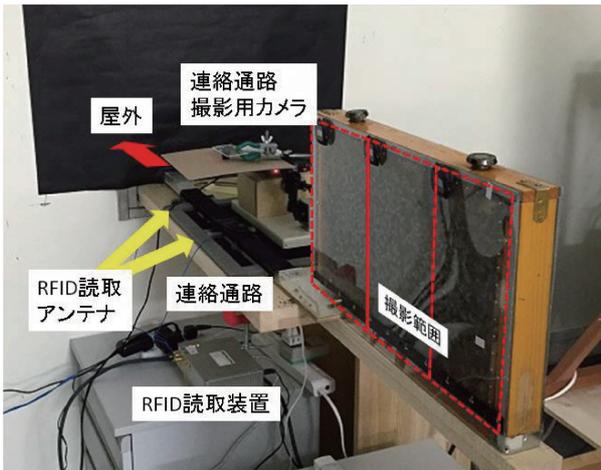


図2 ミツバチコロニーの巣内行動観察システム (2016年度版)

ムをより効率的・効果的に適用することを目的として、動的計画法による区間分割処理を用いて、ミツバチの尻振りダンス領域とその区間（時間範囲）を事前に切り出す方法を検討する。

2. ミツバチ巣内行動観察システムの概要

図2に、2016年度の実験に使用した観察巣箱とRFID読み取り装置を示す。外部へと通じる連絡通路の窓側と

巣箱側の2か所にそれぞれ1枚のアンテナを設置し、出巢・帰巣を自動記録する。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（f12mm 望遠ミニレンズを装着）により撮影する。観察巣箱を構成する巣板両面を透明なアクリル板で覆い、図2に示す撮影範囲および裏側のほぼ同じ範囲を両側から記録する。

図3は、行動観察システムのネットワーク構成図である。撮影される動画はカメラ1台につき1日あたり約80GB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ヶ月記録するとおおよそ13.8TBになる。より長時間かつ広範囲な映像を複数台のカメラを用いて記録する場合には、膨大な量のデータとなることから、撮影時はローカルな外部記憶装置に保存し、撮影を行わない夜間に大容量のネットワークストレージへ自動転送する。

以上のシステムで撮影・保存される1ヶ月分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。そこで、長時間の動画像から尻振りダンスが発生している時間帯のみ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自動判別

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

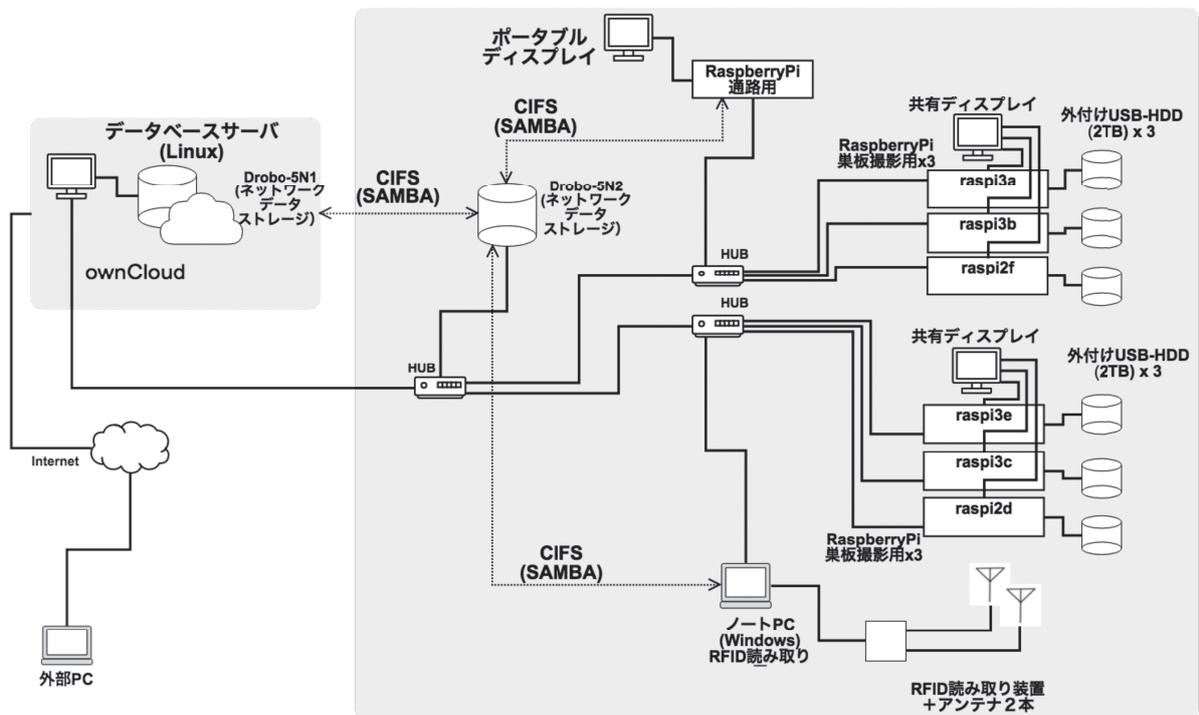
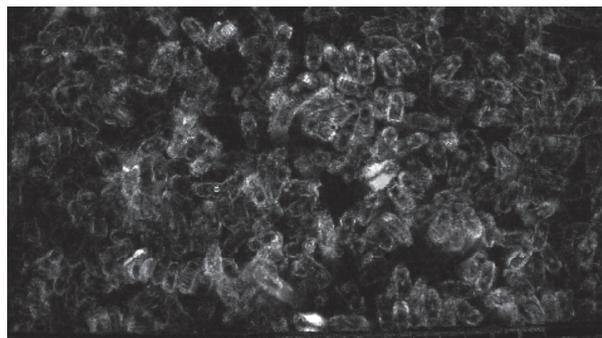


図3 巣内行動観察システム・ネットワーク構成図

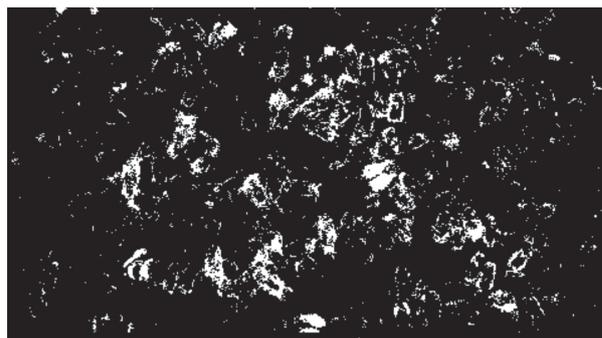
して元の位置に戻り、再び直進歩行をするというサイクルを何度も繰り返す。従って尻振りダンス軌跡は、大きな画素変化が断続的に含まれている軌跡であると考えられる。そこで、フレーム間の差分画像を重み付け加算した画像に対し、2 値化処理、膨張収縮処理、ラベリング処理を行い、最大面積の領域を尻振りダンス領域の候補として検出する (図 4)。図より、尻振りダンスに伴う羽ばたきの動きの領域が、画素変化量最大の領域に一致することがわかる (図 4(c))。

さらに、断続的な画素変化が生じている区間のみを切り出すため、画素変化量 (検出された尻振りダンス候補領域の面積) の時系列データを分割することを考える。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、時系列データを得ることとする。図 5 は、10 分間の動画像における、あるブロックでの画素変化量最大領域の面積 (画素数) の時間変化の様子をプロットしたものである。縦軸は領域画素数、横軸はフレーム番号を示す。

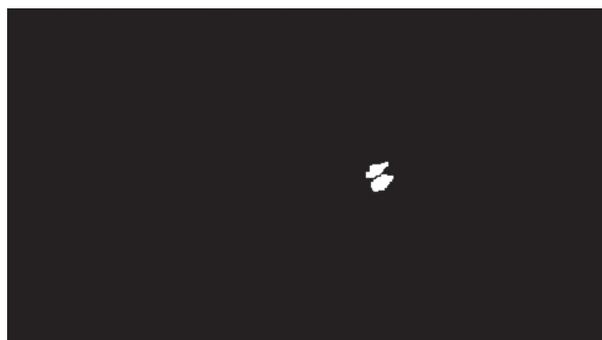
ここでの目的は、図 5 に示したような時系列データを、尻振りダンス領域として検出された面積の大きい領域が断続的に現れる区間と、あまり動きの見られない区間に分割することである。この問題は、分割区間に対する評価値を求め、全体の評価値が最適になるような分割箇所を求めるといような最適化問題として定式化できるため、動的計画法を用いて解くことができる^[4,5]。具体的には、画素変化量の時系列データ $x(t)$ に対して、以下のような漸化式を解けばよい。



(a) 重み付け加算画像



(b) 2 値化画像



(c) 膨張・収縮処理+小領域除去

図 4 尻振りダンス領域の検出の例

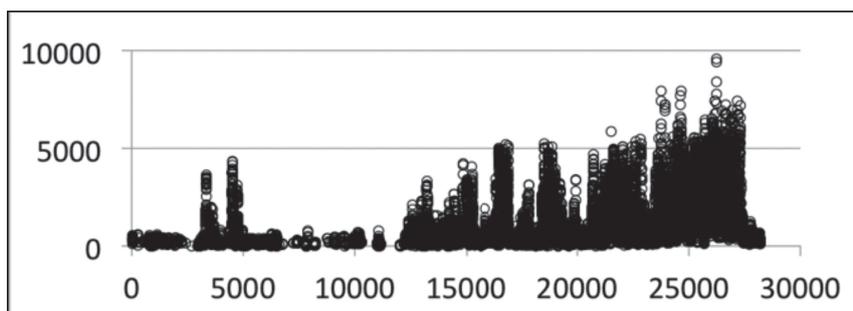


図 5 画素変化量最大領域の時間変化 (縦軸: 画素変化量, 横軸: フレーム番号を示す)

$$g_n(t) = \min_{t'} \left[g_{n-1}(t') + \sum_{l=t'+1}^t |x(l) - \mu_{t',t}| \right],$$

$$g_1(t) = \sum_{l=0}^t |x(l) - \mu_{0,t}|.$$

ここで、 n は分割数を示し、 t はフレーム番号を示している。 $g_n(t)$ はフレーム t において n 分割した際の最適評価値を表す。また $\mu_{t',t}$ は対象区間 $t'+1 \sim t$ における平均画素変化量である¹。最終的には、入力データの長さ（フレーム数） T に対し、 $N \in [N_{min}, N_{max}]$ の範囲において、最小となるような $g_N(T)$ を求め、最適な分割位置を決定する。

以上の処理によって分割された各区間に対し、平均画素変化量および分割区間長が閾値以上となる区間を尻振りダンス区間として判別する。なお、次節の実験においては、平均画素変化量の閾値を100画素、分割区間長の閾値を500フレーム（約10秒）とした。

4. 実験

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時間分のデータに対して実験を行った。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。本実験では、図6に示すように、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、閾値以上の区間を尻振りダンス区間として切り出した。

実験の結果、13時間分の全データ78ファイルに対し3時間分の18ファイルに関してダンス行動がないものと判定した。目視により確認した結果、ごく短い尻振りダンスが4回含まれていたが、それ以外は全て非ダンス行動であった。全13時間を目視で確認することを考えた場合、確認作業を約23%削減できたことになる。またダンス区間として切り出されたブロックは269ブロックであり、1ブロックあたりの平均フレーム数は約4900フレーム（約100秒）となった。これらは総計で約132万フレームとなり、対象全ブロック約2700万フレームに対して、95%の計算量低減が見込まれる結果となった。これは、1ヶ月分の撮影データ（カメラ1台分として13時間×30日≒400時間）の処理に、従来手法では半年近く必要としていたのに対し、提案手法を使用すれば10日弱（200時間）で完了する計算となる。

切り出された区間の中には、1ブロックあたり平均17.3回の尻振り走行が含まれる結果となった。ダンス以外の振身ダンス（tremble dance）と呼ばれる行動が誤って検出されていたブロック数は20であり、誤検出率は7.4%となった。これらは移動量が少ないため、後段の歩行軌跡検出アルゴリズムを用いて、除外することが可能である。

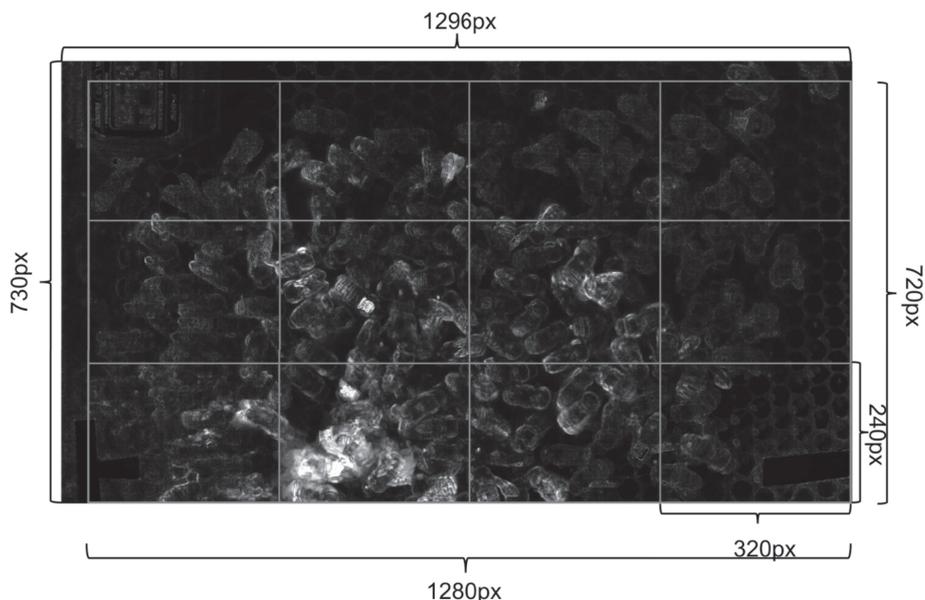


図6 入力画像の分割

¹ここで、評価値の計算方法としては、平均画素変化量との差の絶対値だけでなく、例えば、検出された尻振りダンス領域の重心の平均からの距離を用いるなど、各種のヴァリエーションを考えることが可能である。

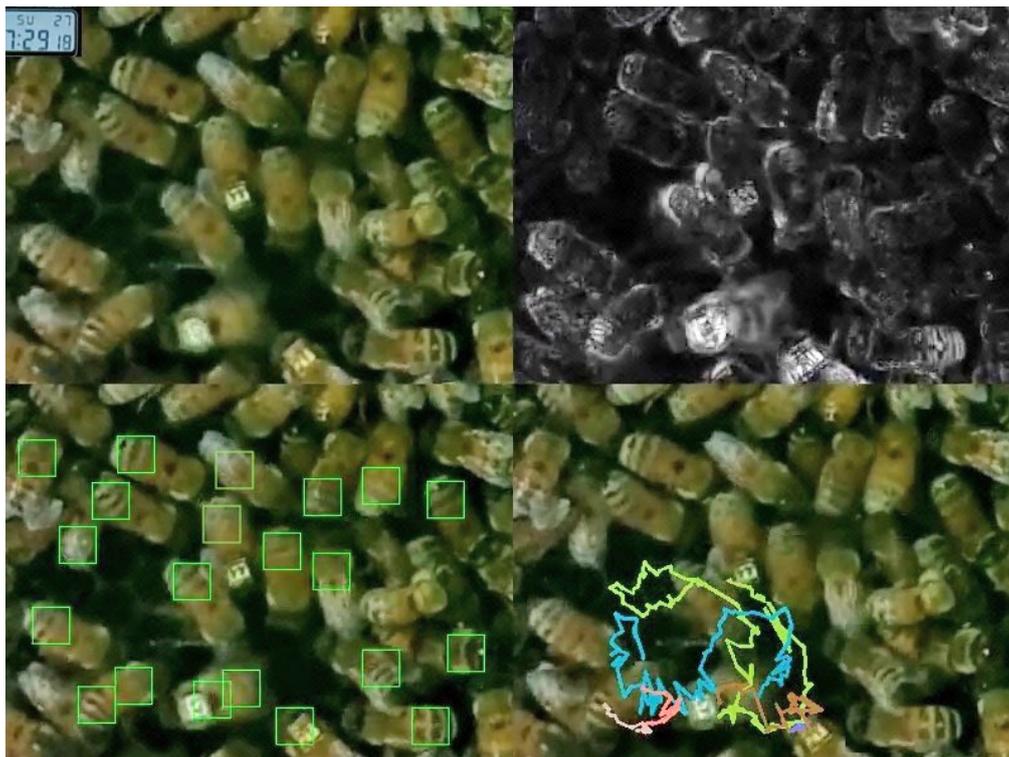


図7 尻振りダンス軌跡の検出例（左上：入力画像，右上：重み付き差分画像，左下：ミツバチ個体検出結果，右下：軌跡検出結果（色の違いは断続した複数の軌跡であることを示す）

図7に、提案手法により切り出した尻振りダンス区間を対象として、尻振りダンス軌跡検出を試みた例を示す。図左上は、軌跡検出アルゴリズムに入力した分割動画像から1フレームを切り出したものであり、同右上はフレーム間差分画像に重み付けをした画像、左下は左上のフレームに対してミツバチ個体領域検出を行った結果の図である。図では誤ってミツバチ腹部ではなく頭部につけたタグ領域も検出している箇所もあるが、軌跡検出アルゴリズムでは動画中の全フレームに対して同様の処理を行い、最終的に連続した領域を軌跡として検出するため、フレーム単位での誤検出は修正可能となっている。図右下が検出結果の軌跡の一部を左上の画像に重ね合わせた図である。図より、ジグザグの軌跡を描いた後、ターンしている個体の軌跡と、それに追従する付近の個体の軌跡が検出されている様子がわかる。

5. まとめ

本稿では、ミツバチ巢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領域と、ダンスを行っている区間を事前に自動抽出することを目的として、フレーム間差分動画像から得られた画素変化量の時系列を動的計画法により最適分割することを検討した。実験の結果、尻振りダンス領域およびその区間を高精度に切り出すことができ、大幅に計算量を低減できること

を示した。

今回の実験では、予め 4×3 の領域に分割した画像に対して処理を行ったが、領域分割の境界付近における尻振りダンスも散見された。提案手法により、これらの尻振りダンス区間を検出することは可能だが、軌跡検出する際には問題となる。

この問題への対策としては、境界付近をカバーできるようにオーバーラップして領域分割する方法や、境界付近で尻振りダンス候補領域が見つかった際には領域を拡大するなどの方法が考えられる。いずれの方法にせよ、今後、軌跡検出と併せて実験的に性能評価を行う必要があると考えている。

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】

- [1] K. von Frisch, “The tail-wagging dance as a means of communication when food sources are distant,” in K. Frisch, ed., *The dance language and orientation of bees*, Cambridge, MA, pp. 57–235, Belknap Press of Harvard

University, 1967.

- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] R. Bellman, “On the approximation of curves by line segments using dynamic programming,” Commun. ACM, 4(6), pp.284-286, 1961.
- [5] 内田他, “オートマトン制御付き最適セグメンテーション法とその実環境文字認識への応用”, 信学論D, 90(8), pp.1966-1976, 2007.