

巣箱内における複数ミツバチの 同時追跡システムに関する研究

井手翔大^{†1} 高橋伸弥^{†1} 前田佐嘉志^{†1} 鶴田直之^{†1}
{td132001@cis., {takahasi, maeda}@media.tl., tsuruta@fukuoka-u.ac.jp}

ミツバチの巣内における情報交換のメカニズムを解明するため、生物学分野では巣内を動画に撮り、目視により観察を行っている。目視での観察は時間と労力を必要とする。そこで我々は、巣内を撮影した動画に対し、複数個体同時追跡および「尻振りダンス」を同時検出するアルゴリズムを検討した。本稿では、実験結果に基づき有効性を示す。

A Recognition-based Simultaneous Tracking of Multiple Honey Bees in a Hive

SHOTA IDE^{†1} SHINYA TAKAHASHI^{†1}
SAKASHI MAEDA^{†1} NAUYUKI TSURUTA^{†1}

In order to analyze a mechanism of information exchange of honeybee, biologists usually take a video and observe it. Because the observation is a hard task for biologists, we developed an automatic tracking system of multiple honeybees based on image recognition. In this paper, we show experimental results of tracking bees and extracting waggle dances from tracking data.

1. はじめに

ミツバチに関する生物学分野の研究結果として、採餌して帰巢したミツバチ（採餌バチ）は、歩行軌跡の形状や大きさと蜜の所在地を仲間のミツバチに伝え、その蜜源に誘導することが知られている[1]。ミツバチの情報伝達の方法の1つとして、コロニー内で仲間のミツバチが採餌バチを見つける方法に関する知見が得られている。その知見とは sender（コロニー内で蜜源の匂いや方向の情報を伝えるミツバチ）が、尻振りダンスと呼ばれる動作を伴う歩行を行うことで、receiver（情報を受け取るミツバチ）に対して情報を発信し、receiver は sender の後を追従するように歩行するというものである。このような情報交換のメカニズムを解明することは、ミツバチの社会性を理解する上で、生物学では重要なテーマとなっている。

生物学分野の研究方法として、現在は、コロニー内を動画で撮影し、目視で観察を行っている。しかし、これには長い時間を要する。そのため、目視で収集可能な追跡のデータ数は、巣箱に存在するミツバチの数に対し少ないものとなる。また、非常に多くのミツバチが存在する上、各ミツバチは多様な動きを行う。そのため、複数のミツバチを同時に観察し、ミツバチ同士の関係を解明することは困難である。

本研究では、数百のミツバチを画像処理により自動的に、さらに同時に追跡することを目的とする。先行研究として、背景とミツバチ領域を分離し、時系列処理により個体検出

を行う方法が提案されている[2][3]。これまで我々は密集した巣内の動画の中から個々のミツバチを検出する研究を行ってきた[4]。本稿では、研究の概要を述べ、複数ミツバチの追跡、sender の追跡を実現するための手法の提案する。また、実験結果を通して各手法の有効性を示す。

2. 提案手法

各フレームで巣箱画像領域全体にミツバチ領域の検出を行い、隣接したフレームで検出された領域の対応付けを行う。

2.1 ミツバチ領域の検出

ミツバチの個体領域の検出には、Haar-Like 特徴を AdaBoost アルゴリズムで学習させたカスケード型分類器を用いる[5][6]。学習させるサンプルは、ミツバチの特徴的な模様でもある、腹部の縞模様を正解サンプルとする。また、今回は、検出対象となる画像が巣箱内部のみであるため、巣穴やミツバチの頭部を不正解サンプルとして学習させる。

2.2 複数ミツバチの同時追跡

時刻 t で検出されたミツバチ領域の集合を $B^{(t)}$ 、 i 番目の領域を $bi^{(t)}$ と表す。検出したミツバチの追跡は、 $B^{(t)}$ と $B^{(t+1)}$ の最適な対応付けにより行う。このとき、 $B^{(t)}$ と $B^{(t+1)}$ を二部グラフの最適マッチング問題と見なすことができるため、ハンガリー法[7]を用いて解くことが可能である。各フレームで検出される数は異なるが、ハンガリー法では、2つの集合の要素数が同じ数である必要があるため、隣接するフレームの要素数が同数になるようダミー領域を追加することとする。また、ハンガリー法を解くための類似度 s は、

^{†1} 福岡大学工学部電子情報工学科
Department of Electronics Engineering and Computer Science, Fukuoka

以下の式を用いる。

$$s(i, j) = (1 - h(i, j)) \times \exp\left(-\frac{d(i, j)^2}{2\sigma^2}\right)$$

ここで、 $h(i, j)$ は検出領域のヒストグラム類似度、 $d(i, j)$ は検出領域のユークリッド距離とする。

ハンガリー法により、隣接する全てのフレームの対応付けを求めた後、それらの関係を繋ぎ合わせることで追跡処理を実現する。しかし、領域検出の失敗が要因となり、断片的な軌跡になる場合がある。その解決方法として、全ての軌跡の始点と終点をハンガリー法で対応付け、軌跡同士を接続する、階層的な手法を採用する。

2.3 尻振りダンスの検出

sender ミツバチの行う尻振りダンスの検出を行う。尻振りダンスは特徴として、腹部の移動量が大いことと、断続的に行われることがある。これを画素変化の大いものを断続的に捉えることで検出する。具体的には、フレーム間の差分画像を重み付けし加算することで実現する。重み付け加算を行った画像に閾値処理し二値化した後、膨張収縮処理とラベリング処理後に小領域を除去することで検出する。

2.4 sender ミツバチの軌跡抽出

ミツバチの同時追跡によって得られた追跡データと、尻振りダンスの検出によって得られた尻振りダンスの領域を組み合わせる。追跡データの座標に沿って検出窓を移動させ、検出窓内に、尻振りダンスの領域が一定割合以上あった場合は、尻振りダンスのタイミングと見なす。また、尻振りダンスは断続的に行われることから、尻振りダンスのタイミングが連続している追跡データを尻振りダンスの軌跡として抽出する。

3. 実験

3.1 複数ミツバチの同時検出

ミツバチ検出に使用するカスケード型分類器は OpenCV2 の traincascade を用いて学習した。サンプル枚数は、正解画像、不正解画像をそれぞれ 2000 枚である。サンプルの取得方法は、実験に使用するミツバチ巣箱内の動画から数フレーム抜き出し、腹部を切り出すことで正解サンプルを作成した。また、今回は巣箱外を対象としないことから、巣穴を背景としている。

提案手法を用いて、30 秒間 900 フレームの入力画像に対して実験を行った。カスケード型分類器を用いてミツバチ領域の検出を行った例を、図 1 に示す。図 1 で検出された 385 の領域のうち、腹部を検出できたものが 274、誤って背景を検出したものが 47、胸部を検出したものが 64 であった。また、検出が出来なかったものが 17 頭あった。その多くは、フレームの枠にミツバチの身体が隠れ全て見えていないものであった。他 3 フレームに対し、同様の実験を行った結果、ミツバチ領域の平均検出正解率は 92.4%、平均

検出精度は 74.0%であった。

3.2 複数ミツバチの同時追跡

歩行軌跡同時追跡実験の結果を図 2 に示す。ここでは、追跡結果の中から、追跡フレームの長い上位 50 個の軌跡を示している。また、特定のミツバチを目視で追跡した正解となるデータと照合を行った結果を図 1 に示す。正解軌跡全長に対し、断片的にでも追跡できた割合を存在率として評価する。図 2 の軌跡を正解とした時、存在率は 84.7%となった(図 3)。同様の検証を他に 3 回行った。その結果、平均存在率は 91.4%となった。

3.3 尻振りダンスの検出と sender 軌跡の抽出

動画に対し差分画像の重み付け加算画像を行った結果、図 4 のようになった。これに閾値処理を行い、尻振りダンス領域を抽出した結果、図 5 のようになった。全てのフレームに対し、同様の処理を行い、追跡結果と照合を行った。追跡結果から sender ミツバチの軌跡抽出を行ったところ、11022 個の軌跡から 28 個がシステムによって尻振りダンスであると判断された。そのうち、25 個の軌跡が尻振りダンスをしている sender であった。誤抽出となった 3 個の軌跡は全て sender に追従するミツバチであり、連続した移動が続くものであった。結果、抽出正解率は 89.3%となった。

4. 結論

カスケード型分類器を使用し、画像領域全体に対してミツバチ個体領域の検出を行った。全フレームに検出を施した後、ハンガリー法での対応付けにより追跡処理を行った。また、追跡結果の応用として、尻振りダンスを行う sender ミツバチの抽出を差分画像により行った。

結果、検出正解率は 92.4%、検出精度は 74.0%となり、提案手法が検出の面では有効であることが示唆できた。カスケード型分類器の強化学習により誤検出を削減できることが期待できる。追跡処理では、91.4%をカバーすることができたが、現在は分断されている軌跡を今後どのように接続するかを検討する必要がある。尻振りダンス軌跡の抽出では、抽出正解率が 89.3%となり、有効であることが示唆できた。今後は誤抽出を削減する工夫として、差分画像だけでなく、形状特徴を併用することを検討している。

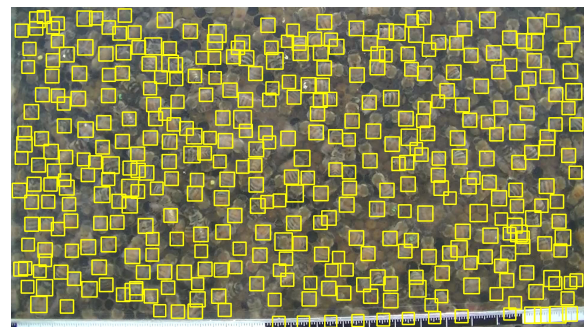


図 1：カスケード分類器による検出結果

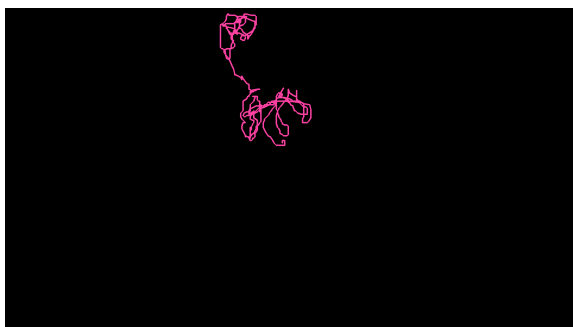


図 2 : 目視で追跡した軌跡



図 3 : 正解として抽出した軌跡群

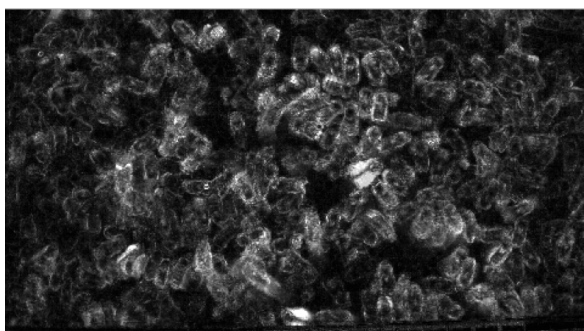


図 4 : 差分画像を重み付け加算した結果

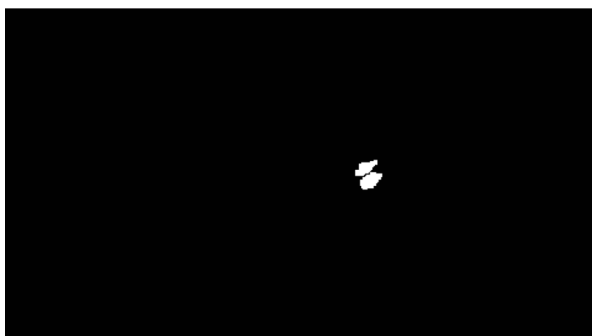


図 5 : 閾値処理による尻振りダンスの抽出

参考文献

- 1) 岡田 龍一: ミツバチの尻振りダンスと採餌行動における効果. 比較生理生化学, 29(3):121-130, 2012
- 2) Ryuichi Okada, Hidetoshi Ikeno, Toshifumi Kimura, Mizue Ohashi: A new approach for the simultaneous tracking of multiple honeybees for analysis of hive behavior, INRA, DIB-AGIB and Springer Science+Business Media B. V., pages 607-617, 2011.
- 3) 大橋 溝江, 岡田 龍一, 伊藤 悦郎, 木村 敏文, 池野 英利: ベクトル量子化分類法を用いたミツバチ個体追跡のための基礎研

- 究. IEICE Technical Report MBE2007-133, (3):113-116, 2008.
- 4) 高橋他: カスケード型識別器を用いたミツバチの歩行軌跡検出手法の検討, 電気情報関係学会九州支部連合大会講演資料集, 10-2A-08, 2014
- 5) Michael Jones Paul Viola: Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. Proc. IEEE Conf. CVPR, Vol.1:511-518, 2001.
- 6) 三田 雄: Adaboost の基本原理と顔検出への応用. IPSJ SIG Technical Report, pages 265-272, 2007.
- 7) Harold W. Kuhn: The Hungarian method for the assignment problem. Naval Research Logistic Quarterly, 2:83-97.