

匂い刺激を受けたミツバチの移動軌跡の分析

An Analysis of Locomotion Patterns of Honey Bee Induced by Learned Odors

高橋 伸弥^{*1}
Shinya Takahashi

河原 匡宏^{*2}
Masahiro Kawahara

鶴田 直之^{*1}
Naoyuki Tsuruta

^{*1} 福岡大学工学部
Faculty of Engineering, Fukuoka University

^{*2} (株)日興システムソリューションズ
Nikko Systems Solutions, Ltd.

In biology field, it is found that the honey bees, which had been conditioned to a reward associated odor, walk locally around the initial position with repeating change of direction from left/right to right/left, while bees conditioned to no reward associated odor walk widely and smoothly. To confirm this result, we report two methods, based on DP matching and Fourier descriptor, for clustering of bee's moving trajectory, and show experimental results.

1. はじめに

蜜を得て巣に帰ってきたミツバチは、歩行軌跡の形状や大きさで蜜の所在地を仲間のミツバチに伝えていることが知られている。この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うえで生物学では重要なテーマとなっている[Kimura2008,Ai2011]。また、ミツバチの生態を理解することにより、将来的には、ミツバチの行動を意図的に制御することができ、蜜の収穫率を上げることや、ミツバチの持つ社会性を工学的に応用した自律分散システムの構築をすることなどが期待できる。

本研究ではこれまで、生物学実験で得られたミツバチの移動軌跡データを分類するための工学的な手法を検討してきた[Kawahara2014]。本稿では、さらに分析を進めるために手法の改善、実験条件の検討を行った。

2. 生物学的研究の概要

報酬と連合学習した匂い情報を受け取る側のミツバチ(receiver)は、匂い情報の発信側のミツバチ(sender)が発した匂い刺激に誘発されて、刺激を受け取った位置の周囲で sender を探すようになる。sender を見つけた receiver は、両者間での蜜の授受により強化学習される。

これらの匂い刺激により誘発されるミツバチの歩行を解析するため、2個のレーザーマウス(時間分解能2ミリ秒)を備えたトラックボール歩行記録装置を使用して、ミツバチの動きで生じるボールの縦、横、回転の動きを記録する。この装置により得られたミツバチの移動軌跡の統計解析を行った結果、報酬で連合学習させた匂い刺激を与えた場合と報酬で連合学習させていない匂い刺激を与えた場合で、次の項目に有意な差があることが示されている[Ai2011]。

まず、未学習の匂い刺激を受けたミツバチは、移動速度も速く、広い範囲を動き回るのに対し、学習済みの匂い刺激を受けたミツバチは、刺激を受け取った地点の周囲を限定的に移動する。また、移動の方向性についても、初期状態に対する体軸の回転角、体軸に対する横方向の移動量、体軸に対する前方への移動量、いずれにおいても、未学習の匂い刺激を受けたときの方が大きい。移動軌跡の形状については、学習済みの匂い刺激を受け取ったミツバチは「局所探索歩行」と呼ばれる、左右交互に体の向きを変えながらの刻み動きをすることが示されている。これに対し、未学習の匂い刺激を受け取ったミツバチは、局所探索歩行パターンが見られない一方、多様な行動パ

ターンを取る。典型的なパターンとしては、一定方向にぐるぐる回る動きや、突然、大きく方向を転換する動きが観測される。

3. 軌跡の分類アルゴリズム

報酬で連合学習させた匂い刺激を与えた場合と報酬で連合学習させていない匂い刺激を与えた場合とで、それぞれ特徴的な行動パターンが存在するかを確認するため、軌跡間の類似度により各軌跡をクラスタリングすることを考える。

3.1 DP マッチングによる類似度評価

収集された移動軌跡のデータには、前述の実験装置によって計測された①前後方向の移動量、②左右方向の移動量、③体軸の回転角度が記録されている。2次元平面上での移動軌跡の座標は、これらの値から計算することが可能である。ここで、 n 番目の移動軌跡データを $X^{(n)} = x_1^{(n)}, x_2^{(n)}, \dots, x_i^{(n)}, \dots, x_l^{(n)}$ のような時系列データとして記述する。

$x_i^{(n)}$ は、時刻 i における移動方向を示すチェーンコード $c_i^{(n)} \in \{0 \sim 8\}$ と体軸回転の向き $r_i^{(n)} \in \{-1, 0, 1\}$ を要素とした、2次元特徴ベクトル $x_i^{(n)} = (c_i^{(n)}, r_i^{(n)})^T$ である。ここで、チェーンコード $0 \sim 7$ は体軸を中心に前方から時計回りに符号化したものとし、8は停止状態を表す。また、 -5 度以上の回転(左旋回)で $r_i^{(n)} = -1$ とし、 5 度以上の回転(右旋回)で $r_i^{(n)} = 1$ 、それ以外を 0 とした。

次に、軌跡データ間での類似度評価のために、以下の漸化式による DP マッチングを行ってパターン間距離 $D_{DP}(X^{(m)}, X^{(n)}) = g_{i,j}^{(m,n)}$ を求める。

$$g_{i,j}^{(m,n)} = d_{i,j}^{(m,n)} + \min[g_{i-1,j}^{(m,n)}, g_{i,j}^{(m,n)}, g_{i,j-1}^{(m,n)}]$$

ここで、局所距離 $d_{i,j}^{(m,n)}$ はベクトル $x_i^{(m)}, x_j^{(n)}$ 間の距離であり、以下の式で求めている。ここで、 $c_i^{(n)}$ が8の場合は、どちらも8の場合は距離0、それ以外は2とした。

$$d_{i,j}^{(m,n)} = \begin{cases} |c_i^{(m)} - c_j^{(n)}| + |r_i^{(m)} - r_j^{(n)}|, & \text{if } |c_i^{(m)} - c_j^{(n)}| < 4 \\ 8 - |c_i^{(m)} - c_j^{(n)}| + |r_i^{(m)} - r_j^{(n)}|, & \text{otherwise} \end{cases}$$

3.2 フーリエ記述子を用いた特徴記述

移動軌跡のフーリエスペクトルを特徴量とすることを考える。測定結果から計算した、ミツバチが動き回る2次元平面上の、 x 座標を実数部、 y 座標を虚数部とおき、1型フーリエ記述子を用いて周波数分析を行う[Kawamura2005]。

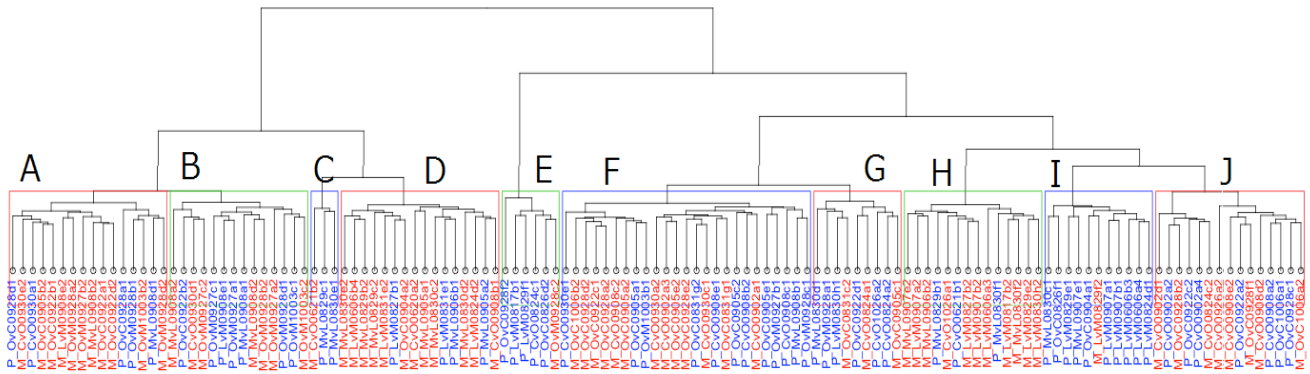


図1 Ward 法によるクラスタリング結果

軌跡データを $f_0, f_1, \dots, f_{N-1}$ と表すとすると、以下のような複素フーリエ係数 F_k ($k = 0, 1, \dots, N-1$) を求めることができる。

$$F_k = \sum_{n=0}^{N-1} f_n e^{-j \frac{2\pi n k}{N}}$$

ミツバチの総移動距離は得られたフーリエスペクトルの大きさの総和、局所探索歩行は高周波成分の大きさとして表れると考えられる。

スペクトル間のパターン間距離は以下の式で求めた。

$$D_{FFT}(X^{(m)}, X^{(n)}) = \sum_{k=0}^{K-1} (\log F_k^{(n)} - \log F_k^{(m)})^2$$

ここで、 $F_k^{(n)}$ は n 番目の移動軌跡データの k 次の周波数成分の大きさ、 $F_k^{(m)}$ は m 番目の移動軌跡データの k 次の周波数成分の大きさである。

3.3 Ward 法による階層的クラスタリング

上記2種の手法による距離行列を最大値で正規化した後、以下のような重み付き線形和によって得られる行列を入力として、Ward 法によりクラスタリングを行う。

$$D(X^{(m)}, X^{(n)}) = p D_{FFT}(X^{(m)}, X^{(n)}) + (1-p) D_{DP}(X^{(m)}, X^{(n)})$$

Ward 法は、クラスタ内の分散が小さくなるように階層的にクラスタリングを行う手法である。階層的クラスタリングを行うことにより、各軌跡データ間の類似関係だけでなく、クラスタ間の関係も視覚的に確認することができる。

4. 実験と結果

実験には、学習済みの匂い刺激を与えたサンプル数が 61 個、未学習の匂い刺激を与えたサンプル数が 68 個、総サンプル数 129 個のミツバチの軌跡データを用いる。またそれぞれの軌跡データには、刺激を与えた直後から 12 秒間のデータを 0.01 秒間隔 (DP マッチングでは 0.1 秒間隔) でリサンプリングしたものを用いた。

図1に DP マッチングとフーリエ記述子による距離行列に対してクラスタリングを行った結果を示す。ここで線形和の重みは $p=0.95$ とした。ツリーの葉にあたる部分に記述したラベルは、各軌跡の番号であり、学習済みの匂い刺激を有する記号 (P で始まる青いラベルが CS+, M で始まる赤いラベルが CS-)、実験に用いた匂い刺激の組を表す記号、実験の日付、個体番号と

なっている。また距離を考慮して A~J までの10個のクラスタに分類した。

図から分かるように、元々のデータには判別が難しいものが相当数含まれており、CS+, CS- が混在してクラスタを形成している (図1の B, C, F)。一方で、CS+ もしくは CS- である程度固まっているものも見られた (図1の E, H, I など)。特に同一の匂い刺激を与えた軌跡で比較的距离に近いものがあることがわかる。

5. おわりに

本稿では、生物学研究の支援を目的として、ミツバチの移動軌跡を生物学的な知見と一致するような分類を自動化する方法について検討を行った。生物学的知見としての、報酬と連合学習した匂い刺激を受けたミツバチの移動は範囲が限定され、局所探索歩行をすることを念頭に置き、移動軌跡の DP マッチングによる類似度評価を用いた方法と、フーリエ記述子による類似度評価を用いた方法を組み合わせ、軌跡間の距離行列を Ward 法によりクラスタリングすることで、軌跡の分類を試みた。実験の結果、判別が難しい軌跡がある一方で、いくつかの軌跡においては類似性が存在する可能性が示唆された。今後は、個々の軌跡に関して、さらに分析を進めていく予定である。

謝 辞

本研究の機会を頂き、貴重なデータをご適用いただきました福岡大学理学部地球圏科学科の藍先生ならびに、同研究室の関係各位に深く感謝の意を表します。

参考文献

- [Kimura2008] 木村 他：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, 信学技報 MBE, vol. 107, no. 541, pp. 113-116, 2008.
- [Ai2011] H. Ai, et.al.: Two types of odor-triggered walking behaviors of honeybees controlled by classical olfactory conditioning, International Congress of Neuroethology, Nagoya, Japan, 2011.
- [Kawahara2014] 河原 他: 匂い刺激を受けたミツバチの移動軌跡の分類に関する研究, 信学技報, vol. 113, no. 431, PRMU2013-164, pp. 177-182, 2014.
- [Kawamura2005] 河村, 横田: 開曲線に適した新たなフーリエ記述子「I 型フーリエ記述子」, 信学論(D-II), vol. J88-D-II, no.10, pp. 2021-2028, 2005.