

施設園芸におけるミツバチの訪花解析を目的とした画像処理および機械学習の検討

服部 俊^{*}, 森本和邦^{**}, 杉村安都武^{***}, 北村八祥^{***}

A Study of Image Processing and Machine Learning for Analyzing Flower Visitation of Honeybee in Horticulture

Suguru HATTORI, Kazukuni MORIMOTO, Atomu SUGIMURA and Hatsuyoshi KITAMURA

We developed a system for recording the flower visitation time of honeybees, which affects the yield and quality of strawberries. The system consists of two functions of image processing and machine learning. We applied the system to videos that shot flower visitation behaviors of honeybees and revealed that there are differences in the daily visitation time among strawberry varieties.

Keywords: Horticulture, Strawberry, Flower Visitation of Honeybee, Image Processing, Machine Learning

1. はじめに

イチゴの施設園芸において、ビニルハウス内に放したミツバチは主に日中に活動し、採蜜により栄養を補給しながら、花から花へと花粉を運ぶ役割がある。このようなミツバチの訪花行動によってイチゴは結実し成長するが、その一方で、訪花が不足すれば受粉が不十分となり、また過剰であれば花や果実を傷つけるため、奇形果が発生する可能性がある（図 1a~1c）。以上から、ミツバチの行動分析や訪花時間を把握することは、奇形果の発生原因の追究に役立ち、イチゴの品質向上や収量の安定化、また適切なミツバチの管理への寄与が期待できる¹⁾。

ミツバチの行動分析に関する既存の文献については、ミツバチに電子タグを貼って行動を追跡した報告^{2,3)}や、画像処理で動きを分析した報告^{4,5)}などがあるが、訪花自体を記録したものについて

は報告が見られない。しかしながら、花を1株ずつ長期間にわたり監視してミツバチの訪花時間を記録することは現実的ではない。

そこで本研究では、ミツバチの訪花を解析し、訪花時間を自動的に記録することを目的に、画像処理と機械学習を組み合わせたシステムを作成した。具体的には、あらかじめ撮影したイチゴの花の動画に対し、まず画像処理によって花を探し、次に機械学習によってその花が訪花状態である（ミツバチが映り込んでいる）かどうかを識別するものである。本報では、システムの機械学習モデルの評価を目的とした実験および長時間にわたりシステムで記録した訪花時間をイチゴの品種別に比較した結果を報告する。

2. 実験方法

2.1 動画の撮影環境および方法

イチゴの花の撮影は、図2に示す三重県農業研究所のビニルハウス内の圃場（番号1および6の2列）で行った。圃場の列の長さは18.5mであり、「あきひめ（AKH）」「べにほっぺ（BNH）」「ひ

* ものづくり研究課

** プロジェクト研究課

*** 三重県農業研究所生産技術研究室



(a) 正常な花

(b) 過剰訪花により変色した花

(c) 奇形果

図1 訪花の状況による花および果実

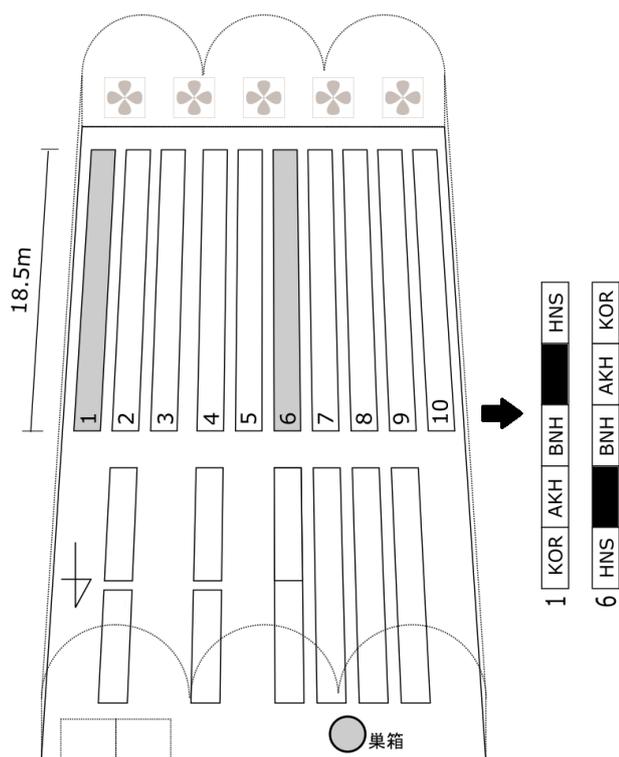


図2 ビニルハウスのレイアウト

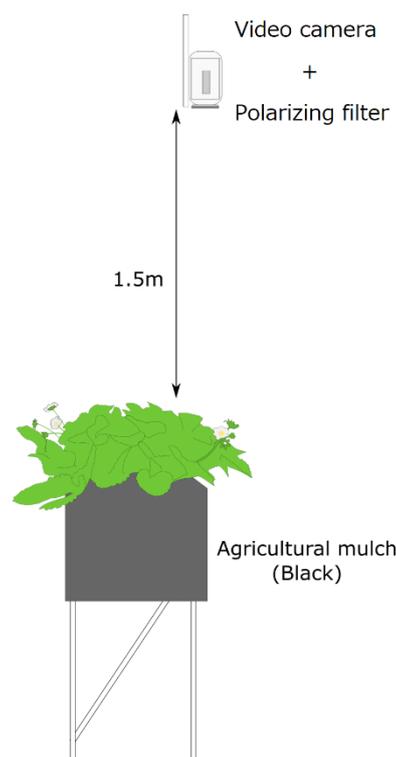


図3 イチゴの花の撮影方法



図4 ビデオカメラで撮影した動画の一フレーム

のしずく (HNS)」「かおり野 (KOR)」の4品種が分けて栽培されている。図3に示すように、

それぞれの品種について圃場の真上 1.5 m の位置にビデオカメラを固定し、レンズには偏光フィルムを取付けて撮影した。また、隣接する品種によりミツバチの訪花回数が増えるか調べるため、圃場を2列使用し、1品種につき同時に2箇所にて撮影を行った。

動画の解像度を 1280×720 [px], フレームレートは 30 [/s] に設定し、露光およびホワイトバランスは自動調整とした。撮影後に動画のフレームレートを 2 [/s] に落とし、1秒間に2枚の画像を取り出し、解析システムに供した。撮影した動画の例を図4に示す。

なお、ミツバチの巣箱は圃場から 20 m 程度離

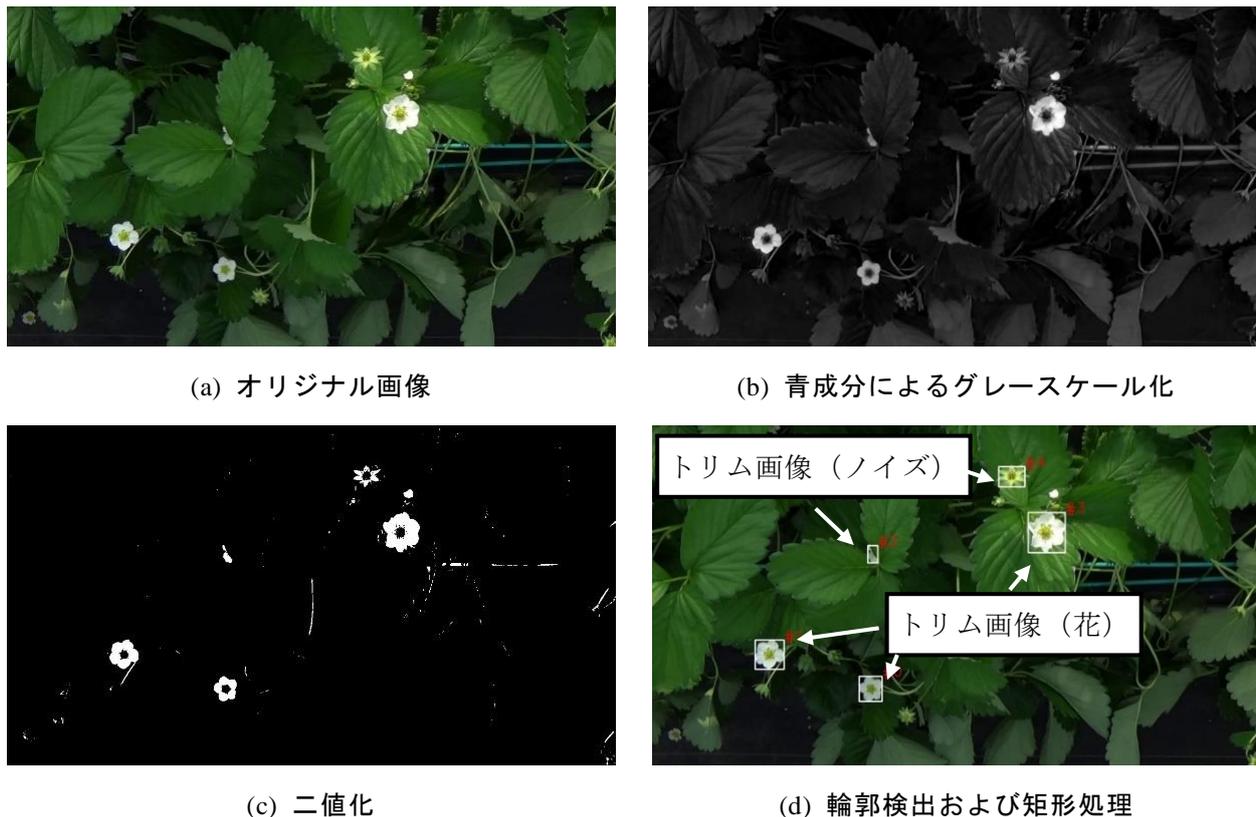


図5 花を検出するために行った画像処理

れた位置にあり、毎日、午前8時ごろに巣箱を開扉し、午後5時ごろに閉扉した。

2.2 解析システムの作成

本報で提案する解析システムは、画像処理を用いて動画のイチゴの花を検出する部分と、機械学習（推論）によってその花が訪花状態であるかどうかを識別する部分で構成される。以下に各部分の詳細を述べる。ここでは、白い花卉の残っている花のみを検出・認識するものとした。

2.2.1 画像処理による花の検出

訪花時間を記録するための準備として、プログラミング言語に Python、画像処理には OpenCV を用いて、同一のイチゴの花を動画の第一フレームから最後まで追跡した動画（以下、「トリム動画」という）を作成した。以下にその手順を示す。

まず、動画フレーム（図 5a）に対して、青（B）色成分の抽出によるグレースケール化（図 5b）、二値化（図 5c）、幾何形状によるフィルタリングを含めた輪郭検出と矩形処理（図 5d）を順に行い、花などの周囲を切出した画像（以下、「トリム画像」という）を作成した。

最後に、動画フレームを進めながらこの処理を繰り返す行い、前後のフレームで矩形座標が最も近いトリム画像の組を繋いでいきトリム動画を作成するトラッキング処理を行った。

2.2.2 機械学習による訪花の識別と時間の記録

トリム画像には、イチゴの花を捉えた画像（以下、「花画像」という）を得る目的があるが、実際には、イチゴの葉や白飛び部分などが検出された画像（以下、「ノイズ画像」という）も含まれる。また、花画像はさらにミツバチが映っているもの（以下、「訪花画像」という）とそうでないもの（以下、「未訪花画像」という）に分類される。訪花時間を記録するためには、ノイズ画像を除外し、かつ花画像から訪花画像のみを識別しなければならない。以下にその手順を示す。

まず、Microsoft Lobe を用いて機械学習を行った。学習用画像として、図 6a~6c に例示するような訪花／未訪花／ノイズ画像を用意して、入力画像をこれら3種類に分類することができるよう機械学習モデルを作成した。

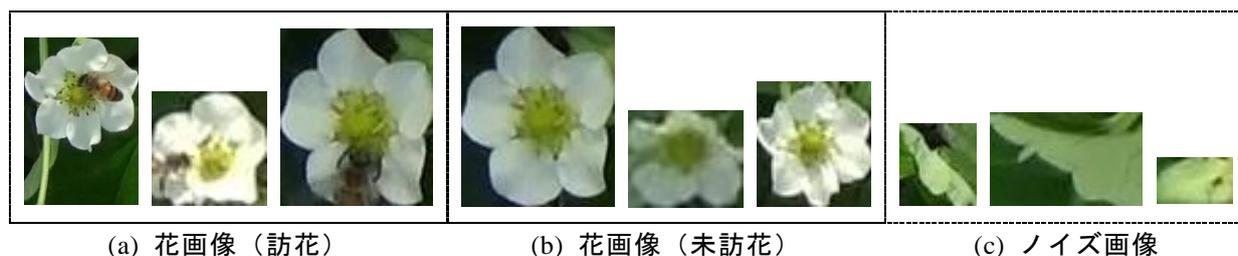


図 6 機械学習モデル作成に用いた学習用画像の例

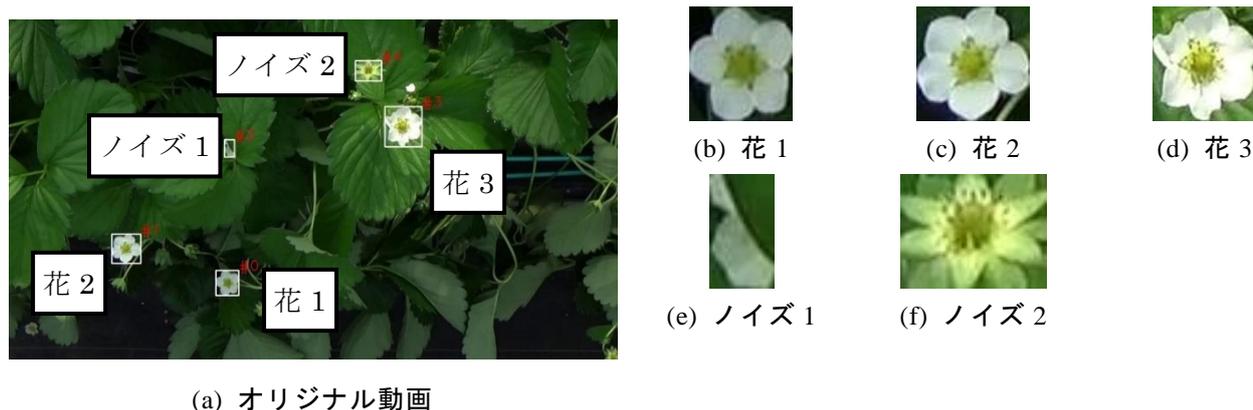


図 7 動画フレームから得られた花画像およびノイズ画像

次に、プログラム言語に Python，推論に Tensorflow を用いて、先述の機械学習モデルを読み込み、トリム動画を構成する各フレーム（トリム画像）を推論により分類しながら、花画像のみで構成されるトリム動画を選別し、訪花時間を記録・蓄積していくプログラムを作成した。なお、トリム動画ごとに、訪花時間は、(1) 式で計算される。

$$\text{訪花時間 [s]} = \frac{\text{訪花画像に分類された画像の枚数}}{\text{フレームレート [1/s]}} \quad (1)$$

2.2.3 撮影動画における訪花識別への機械学習の適用

訪花を識別する動画として、「あきひめ」「べにほっぺ」「ひのしずく」「かおり野」の花を毎朝 9 時から撮影した。圃場 2 列を使い、撮影は 4 日間連続で 1 日に 1 品種（2 箇所）ずつ撮影を行った。

学習用画像として、1 日の撮影データから、分類毎に特徴が出ている画像を任意に抽出し、これらの品種の訪花画像を合計で 791 枚、未訪花画像を 911 枚、ノイズ画像を 298 枚用意し、Lobe によって新たな機械学習モデルを作成した。前節と

同様に解析システムによって画像処理と機械学習の推論を行い、得られた花画像のみで構成されるトリム動画すべてについて訪花時間を記録し、その結果を品種別に整理した。

3. 実験結果

解析システムによって、4 日間の撮影で各品種合計 9～21 株の花を識別することができ、それぞれのトリム動画を作成して訪花時間を解析することができた。解析システムの精度評価は、各品種から花 1 株をランダムで抽出した 1 日の動画のトリム画像を機械学習および目視にて分類し、正解率、再現率、適合率、F 値を以下の (2)～(5) 式から算出した。

$$\text{正解率 (accuracy)} = \frac{\text{TP} + \text{TN}}{\text{TP} + \text{TN} + \text{FP} + \text{FN}} \quad (2)$$

$$\text{再現率 (Recall)} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FN}} \quad (3)$$

$$\text{適合率 (Precision)} = \frac{\text{TP}}{\text{TP} + \text{FP}} \quad (4)$$

$$\text{F 値 (F-measure)} = \frac{2 \cdot \text{Recall} \cdot \text{Precision}}{\text{Recall} + \text{Precision}} \quad (5)$$

表 1 混同行列

		真の値	
		真	偽
予測値	真	真陽性 TP (True Positive)	偽陽性 FP (False Positive)
	偽	偽陰性 FN (False Negative)	真陰性 TN (True Negative)

表 2 解析システムの判別精度の検証

品種	正解率 accuracy	再現率 recall	適合率 precision	F 値 F - measure
あきひめ (AKH)	0.99	0.87	1.00	0.77
べにほっぺ (BNH)	0.98	0.46	1.00	0.63
ひのしずく (HNS)	0.98	0.39	0.99	0.57
かおり野 (KOR)	0.99	0.62	1.00	0.77

表 3 訪花時間の検証

品種	訪花時間 (システム) [s]	訪花時間 (目視) [s]	誤差
あきひめ (AKH)	374	372	+ 0.5 %
べにほっぺ (BNH)	347	244	+ 42.2 %
ひのしずく (HNS)	400.5	388	+ 3.2 %
かおり野 (KOR)	357	327.5	+ 9.0 %

ここで、算出には表 1 に示す混同行列を用いて、目視による結果を真とし、システムによる分類結果を予測値とした。

解析システムの精度評価結果を表 2 に示す。分類した画像全体に対する正解の割合である正解率は 98~99 % と高かった。ミツバチが訪花していると識別し正解だった割合である適合率は、39~87 % とバラつきがあり、ミツバチが訪花していない場合でも訪花と認識している場合が一定数あった。一方、ミツバチが実際に訪花している場合にシステムが訪花していると認識できた割合である再現率は、99~100 % と高かった。また、再現率と適合率から計算される F 値は、57~77 % であった。適合率にバラつきがあった理由として、切り出した花の背景が、日照の変化や時間とともに花が傾くことで変化するため、その変化をミツバチと誤認識していると推測される。そこで、今回は連続する 2 フレーム (1 秒間に相当) 以上訪花がない場合は訪花時間に積算しないこととした。

算出した各品種の訪花時間を表 3 に示す。訪花時間の誤差はべにほっぺ (約 40 %) を除いて 9 % 程度以内にとどまり、限られた条件下での検証ではあるものの、今回の実験においては実用的な精度の分類手法であることが確認できた。

最後に、4 日間の撮影で識別できた各品種合計 9~21 株の花に対して解析システムを適用した結果を品種別に整理して図 8 に示す。図 8 は品種毎に最大値、平均値、最小値を示している。また、それぞれの品種において認識された花の株数と、最終的な花 1 株あたりの訪花時間の平均値、最小値および最大値を表 4 に示す。なお、動画ごとに収録できた長さが異なることから、全ての解析について、撮影開始から 5 時間行うものとして統一した。

4. 結論

本研究ではミツバチの訪花解析を目的として、画像処理 (OpenCV) と機械学習 (Microsoft Lobe,

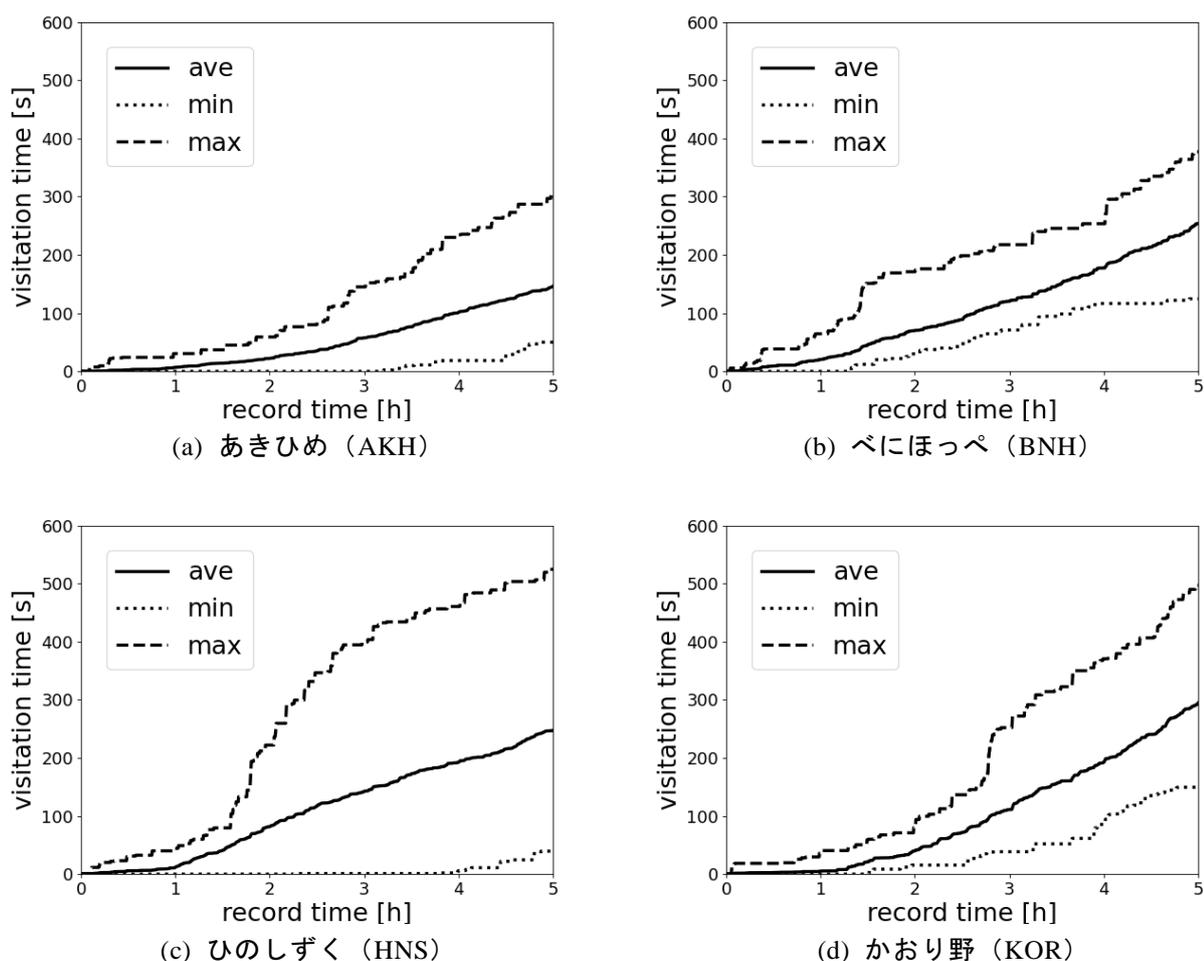


図 8 撮影時間（5 時間）に対するそれぞれの品種の訪花時間

表 4 撮影終了時点における各品種の訪花時間の比較

品種	(撮影した花の株数)	花 1 株あたりの訪花時間 [s]		
		平均値	最小値	最大値
あきひめ (AKH)	21 株	146	50	305
べにほっぺ (BNH)	9 株	254	125	377
ひのしずく (HNS)	14 株	247	40	525
かおり野 (KOR)	12 株	295	150	497

Tensorflow) を組合せた解析システムを開発した。機械学習部分の評価を行ったところ、解析システムは訪花時間の記録について「べにほっぺ」の誤差が目立つ一方、他の品種は精度よくミツバチの

訪花を検知し、訪花時間を記録できる事が確認できた。

しかし、イチゴの栽培のピークである冬期に撮影を行うと、午後早くから光量が不足することが

予想される。光量が不足した花画像に対して、今回作成した機械学習モデルは間違っただけの推論を行い、結果的に訪花時間を正しく記録できない可能性がある。「べにほっぺ」の解析結果と同様、長時間の撮影に対応するための再学習が必要となるなど、モデルの作成にはまだ改善の余地がある。

「かおり野」をはじめとする三重県産イチゴの品種向上のためには、解析システムで訪花時間を解析するだけでなく、品種間の差について、イチゴの収量、花粉の成分、圃場の配置、天候やハウス内の温湿度、ミツバチの活動時間帯など、農学、生物学的見地とも関連した考察が必要であり、これらは今後の課題となる。

参考文献

- 1) 宮本雅章ほか：“促成イチゴ栽培における花粉媒介昆虫の訪花活動数の適正範囲”。群馬県農業技術センター研究報告, 10, p25-30 (2013)
- 2) 高橋伸弥ほか：“ミツバチコロニーの巣内行動観察システムの開発—RFID センサと画像処理を併用したコミュニケーション行動の自動検出—”。人工知能学会論文誌, 32, 4, p1-11 (2017)
- 3) 高橋伸弥ほか：“AR タグを用いたミツバチ歩行軌跡同時追跡アルゴリズムの検討”。第15回情報科学技術フォーラム講演論文集, 3, p51-54 (2016)
- 4) T. Kimura et al.: “A new approach for the simultaneous tracking of multiple honeybees for analysis of hive behavior”. *Apidologie*, 42, p607-617 (2011)
- 5) 高橋伸弥ほか：“ミツバチコロニーにおける巣内行動観察システムとコミュニケーション行動の検出”。システム／情報／制御, 62, 12, p490-495 (2018)