

課題番号	Q19J-03
課題名 (和文)	潰れた蚊を含む画像からの蚊属種識別手法の基礎検討
課題名 (英文)	Basic Study on Mosquito Species Identification from Images of Smashed Mosquitoes
研究代表者	所属 (学部、学科・学系・系列、職位) 未来科学部 ロボット・メカトロニクス学科 教授 氏名 中村 明生
共同研究者	所属 (学部、学科・学系・系列、職位) 未来科学研究科 ロボット・メカトロニクス学専攻 大学院生 氏名 吉田 光太
	所属 (学部、学科・学系・系列、職位) 未来科学研究科 ロボット・メカトロニクス学専攻 大学院生 氏名 椿 稜介
	所属 (学部、学科・学系・系列、職位) ロボット・メカトロニクス学科 学部生 氏名 豊田 拓実
	所属 (学部、学科・学系・系列、職位) 東京電機大学 研究員 氏名 淵田 正隆

研究成果の概要 (和文)

蚊やその媒介する感染症に対する知識が乏しい一般の人への教育・啓蒙のために、画像から蚊の属種を識別し、ユーザに情報を提示することは熱帯病の権威もその重要性・必要性を認めている。当初の目的である、「潰れた蚊など、データ数や多様性を確保することが難しい画像の識別手法を提案する」ことに関しては、学術的な一般性を確保できたとは言いが、工学的には、「潰れた蚊を含む蚊の画像から属種識別する手法を確立する」ことに関して、三種分類が可能であることを確認できた。(A) 蚊の属種の詳細識別に関してはほぼ実現した。(B) 画像生成による潰す前後の蚊の生成・復元に関してはその効果は小さかったといえる。(C) 蚊のデータセット作成に関しては実現している。

研究成果の概要 (英文)

An authority of tropical diseases agrees to the importance and necessity of image-based mosquito species identification; which will give great helps to educate and enlighten the people with scarce knowledge regarding the risks of mosquitos or infectious diseases carried by mosquitos. The purpose of this research is to propose a mosquito species identification method from images of smashed mosquitos. Concerning academic contribution to propose image identification method with a smaller number of data or lacking in variety; for example, the data collection of smashed mosquitos is more difficult than that of live mosquitos with perfect shape, it is difficult to say that generality has been ensured. Concerning engineering contribution to establish a method to identify mosquito species with smashed mosquitos, we were able to confirm that the three species of mosquitos can be identified even when they are smashed.

1. 研究開始当初の背景

蚊は重大な感染症を媒介する危険生物であり、その属種によって活動時間帯、習性、媒介感染症が異なり、また、効率的な駆除の方法や、感染症に対する予防方法も異なるため、属種識別が重要となる。ところが、一般の人にとって属種識別は難しい。刺された後に手で潰した蚊は姿勢変化、身体欠損、体液漏出の影響でさらに難度が上がる。手で潰したものを含む蚊をモバイル端末のカメラで撮影し、その画像から属種を特定することができれば、特にアフリカや東南アジア、中南米など、感染症が多い地域において、蚊やその媒介感染症に対する知識が乏しい一般の人への教育・啓蒙に非常に役立つ。これは熱帯病の権威もその重要性・必要性も認めており、開発を促されている。

2. 研究の目的

本研究では、「潰れた蚊など、データ数や多様性を確保することが難しい画像の識別手法を提案する」ことで学術的な寄与をする。また、「潰れた蚊を含む蚊の画像から属種識別する手法を確立する」ことで工学的な寄与をする。(A) 蚊の属種の詳細識別、(B)画像生成による潰す前後の蚊の生成・復元、(C) 蚊のデータセット作成の3点を行う。

3. 研究の方法

(1)識別対象

人間を吸血する蚊の中でも特に感染症被害の大きい種三種を識別対象として取り扱う。デング熱や黄熱などを媒介するヤブカ属ヒトスジシマカ・*Aedes albopictus*、マラリアを媒介するハマダラカ属ステフェンシハマダラカ・*Anopheles stephensi*、日本脳炎やフィラリアを媒介するイエカ蚊アカイエカ・*Culex pipiens pallens* である (Fig. 1).



(a) *Aedes albopictus* (b) *Anopheles stephensi* (c) *Culex pipiens pallens*

Fig. 1 蚊の三種

潰れた蚊は潰れていない蚊と比較して、形状が変化するとともに体液が漏出して、体幹周囲に光沢が見られる。潰れていない蚊は二酸化炭素麻酔で殺さずに撮影できるのに対し、潰れた蚊は叩き潰して撮影する必要がある。蚊とは言い心理的葛藤が生じることにも触れておきたい。

(2)手法比較

本研究では、潰れた蚊を対象として、種識別を行うために、CNN ベースの深層学習手法を利用した手法の調査・比較を行い、学習に必要な画像枚数や識別精度を確認する。

調査・比較を行う手法として学習(Training)と識別 (Test) の観点から分類した、以下の3つを提案する。なお、画像生成には敵対的生成ネットワーク Generative Adversarial Networks (GAN) を利用する。

蚊を撮影した画像をオリジナル画像 (Or: original), オリジナル画像から生成したものを生成画像 (Ge: generated)とする。また、蚊の状態により、潰れていない正常な蚊 (N: normal), 潰れた蚊 (S: smashed) とする。

この組み合わせにより、Original-Normal (Or-N), Generated Normal (Ge-N), Original-Smashed (Or-S), Generated Smashed (Ge-S) の4種類の画像が考えられる。

・手法 1: Ge-S/Or-S

学習: 潰れていない蚊のオリジナル画像 Or-N から潰れた蚊の画像 Ge-S を生成して学習。

識別: 潰れた蚊のオリジナル画像 Or-S を対象として識別。

データの多様性を企図して GAN によって生成した画像を CNN に学習させた研究にヒントを

得たものである。なお、通常画像を学習データとした場合と比較して識別精度が低下する傾向が報告されており、GAN によって生成した画像の多様性の欠如によるものであると考察されている。

• 手法 2: Or-N/Ge-N

学習: 潰れていない蚊のオリジナル画像 Or-N を学習。

識別: 潰れた蚊のオリジナル画像 Or-S から潰れていない蚊 Ge-N を生成してそれを対象として識別。

手法 1: Ge-S/Or-S に対して、提案するものである。CNN のネットワークは、潰れていない蚊のオリジナル画像 Or-N を使用して学習するため、データ数や多様性の確保が期待できる。画像生成された蚊の画像 Ge-S, Ge-N に関して、手法 1: Ge-S/Or-S では学習に使用するに対し、手法 2: Or-N/Ge-N では識別対象として使用するという点が異なる。

• 手法 3: Or-S/Or-S

学習: 潰れた蚊のオリジナル画像 Or-S を学習。

識別: 潰れた蚊のオリジナル画像 Or-S を対象として識別。

潰れた蚊のオリジナル画像 Or-S を学習し、それを識別対象とするもので、データ数が確保できれば生成の過程がない分もっとも精度が高いと考える。

(3) データセット構築

蚊に二酸化炭素麻酔をかけ、動きを鈍化させたものを手のひらに乗せ、潰れていない蚊として撮影する。また、その後、手で叩き潰して 1 回、再度叩き潰して 1 回、計 2 回潰れた蚊として撮影する。

照明条件に多様性をもたせるため、研究室内で照度 240-1,340 lux の間で変化させて撮影を行った。200-400, 400-600 lux といったおおよそ 200 lux 刻みを 1 つの範囲として、その範囲内で三種類の蚊を数十枚～数百枚ずつ撮影した。

また、学習画像と識別画像は、撮影日程 (のべ 5 日)、被撮影者 (のべ 10 名)、撮影対象の蚊、がすべて

別となるように配慮した。

撮影した画像内の蚊を 1 匹ずつ手で切り取り、まとめたものからランダムに学習画像として 300 枚、識別画像として 200 枚選んだものをデータセットとする。TABLE I にデータセット中の画像枚数を示す。

TABLE I 蚊のデータセット内の画像枚数

Species	Original Smash		Original Normal	
	Training	Test	Training	Test
<i>Aedes albopictus</i>	300	200	300	200
<i>Anopheles stephensi</i>	300	200	300	200
<i>Culex pipiens pallens</i>	300	200	300	200

なお、上記を含めて、2021 年 4 月までに、蚊の切り出し、及び画像に対してその情報・記述を付与するアノテーション作業が終了して、データセットとして利用できる画像枚数は以下の通りである。

• ネットアイシマカ・*Aedes aegypti* 1,175 枚 (正常な蚊・白色背景: 1,175 枚)

• ヒトスジシマカ・*Aedes albopictus* 5,449 枚 (正常な蚊・白色背景: 3,920 枚 / 正常な蚊・手のひら背景: 654 枚 / 潰れた蚊・手のひら背景: 875 枚)

• ステフェンシハマダラカ・*Anopheles stephensi* 6,890 枚 (正常な蚊・白色背景: 4,495 枚 / 正常な蚊・手のひら背景: 1,064 枚 / 潰れた蚊・手のひら背景: 1,331 枚)

• アカイエカ・*Culex pipiens pallens* 3,759 枚 (正常な蚊・白色背景: 1,908 枚 / 正常な蚊・手のひら背景: 812 枚 / 潰れた蚊・手のひら背景: 1,039 枚)

(4) 画像生成

本研究では、GAN で画像生成する。GAN は、生成ネ

ネットワークと判別ネットワークで構成されている。生成ネットワーク および判別ネットワーク を交互に学習することで最適化する。本研究では、GAN の発展型である CycleGAN を採用する。

(5)CNN による識別

CNN ベースの深層学習手法として、一般的に使用されているアーキテクチャ三種類 AlexNet, Visual Geometry Group Network (VGG), Deep residual network (ResNet)を比較する。

CNN の学習方法は確率的勾配降下法で行い、学習率のスケジューリングは焼きなまし法で行う。また、ImageNet の事前学習済みの重みを初期重みとして用いる。過学習の抑制のために適切な画像拡張(image argumentation)を施す。

4. 研究成果

本研究では、潰れた蚊を対象として、蚊の種識別を行うために、CNN ベースの深層学習手法を利用した手法の調査・比較を行い、学習に必要な画像枚数や識別精度を確認した。

手法 1: Ge-S/Or-S, 手法 2: Or-N/Ge-N を提案し、手法 3: Or-S/Or-S を準備して比較検討を実施した。潰れていない蚊の画像から潰れた蚊の画像を生成してそれらを学習あるいは識別へ使用できるかという点に関しては、CycleGAN で生成した画像を学習に使用しても(手法 1: Ge-S/Or-S)、識別に使用しても(手法 2: Or-N/Ge-N)、ほぼ同等の精度であった。オリジナルの画像を学習したネットワークによる識別 (手法 3: Or-S/Or-S) の場合の 95%にはやや劣るものの、最高 91.2%以上の精度となり、実用に供する可能性を示唆できた。ただし、画像生成のために学習に際して、潰れていない蚊、潰れた蚊、本研究ではそれぞれ三種計 900 枚程度の画像を要した。

潰れた蚊そのものを学習に利用した場合と比較して必要な画像枚数や識別精度はどう変化するかという点に関しては、学習枚数を変化させていくと、手法 3, 手法 2, 手法 1 といった序列は変

化しないものの、どの手法でも識別精度は低下した。手のひら上の潰れた蚊三種分類において、識別精度 90%以上を要求される場合は、種識別時の学習枚数は 1,200 枚・実質三種計 300 枚程度を要した。

当初の目的である、「潰れた蚊など、データ数や多様性を確保することが難しい画像の識別手法を提案する」ことに関しては、学術的な一般性を確保できたとは言い難いが、工学的には、「潰れた蚊を含む蚊の画像から属種識別する手法を確立する」ことに関して、三種分類が可能であることを確認できた。

(A) 蚊の属種の詳細識別に関してはほぼ実現した。(B) 画像生成による潰す前後の蚊の生成・復元に関しては手法 1, 2 で実施したが手法 3 とほぼ同等性能で、その効果は小さかったといえる。(C) 蚊のデータセット作成に関しては実現した。

5. 主な発表論文等

(研究代表者、共同研究者には下線)

[雑誌論文] (計 1 件)

- ① Kazushige Okayasu, Kota Yoshida, Masataka Fuchida and Akio Nakamura, "Vision-Based Classification of Mosquito Species: Comparison of Conventional and Deep Learning Methods," MDPI Applied Sciences, vol.9, issue 18, pp.(1-11), September 2019.査読あり.

[学会発表] (計 2 件)

(国際会議)

- ① Ryousuke Tsubaki, Takumi Toyoda, Kota Yoshida, and Akio Nakamura, "Vision-Based Classification of Mosquito Species: Data Augmentation by Background Replacement for Convolutional Neural Network-based Species Classification of Smashed Mosquitoes," Quality Control by Artificial Vision (QCAV2021), pp.(1-8), May 2021.オンライン

(口頭発表)

- ② 吉田 光太, 淵田 正隆, 中村 明生, “潰れた蚊の種識別手法の基礎検討”, ビジョン技術の実利用ワークショップ (ViEW2019), pp.(1-4), December 2019.横浜.