

날갯짓 신호 스펙트로그램 이미지 기반 모기 분류 시스템 구현

이태훈, 고선재, 정찬호, 정지원, 최병조

인천대학교 임베디드시스템공학과

krng0111, dlem1227, jjccoo11, wwh0402, bjc97r@inu.ac.kr

Mosquito Classification System based on Wingbeat Spectrogram

Lee Tae Hun, Go Seon-Jae, Jeong Chan Ho, Jeong Ji Won, Choi Byoung Jo

Embedded Systems Engineering, Incheon National University

요약

모기 날갯짓 신호를 수집하기 위해 선형 레이저와 포토트랜지스터를 활용하여 2차원 막을 형성하였다. 포토트랜지스터에서 수집된 날갯짓 신호 파형을 스펙트로그램 이미지로 변환한 후 이미지 분류를 위한 딥러닝 모델에 전이 학습을 적용하여 모기 종을 구분하는 실험을 진행 하였다. 흰 줄 숲모기와 빨간 집모기 두 종의 모기에 대하여 암수를 구분하여 총 4가지 모기들의 날갯짓 신호를 획득하여 스펙트로그램 이미지를 생성하였다. 이 이미지들을 대상으로 5가지 합성곱신경망을 적용한 이미지 분류 딥러닝 모델에 전이학습을 적용한 후 학습에 사용되지 않은 이미지들을 대상으로 분류 정확도를 측정하였다. 그 결과 모든 모델이 96% 이상의 분류 정확도를 나타내었으며, 과적합 모델을 제외하면 DenseNet의 정확도가 약98%로 가장 높았다.

I. 서론

모기들은 그 종과 암수에 따라 날갯짓 특성이 다르다. 이러한 날갯짓 특성은 그 소리를 통해 나타나지만, 소리를 측정할 때 삽입되는 주변 잡음 및 거리 차에 의한 신호의 세기 변화 등 변인이 상당하다. 이러한 변인의 영향을 최소로 하기 위해 광학계를 이용한 모기 날갯짓 신호 획득이 연구되어 왔다. 이렇게 획득된 날갯짓 신호 파형을 기반으로 모기를 구분하기 위해 신호의 특징을 추출하는 연구도 진행되어 왔다. 이러한 연구들은 대부분 신호 처리 관점에서 적용되어 왔다.

본 논문에서는 모기 날갯짓 신호의 시간영역 파형의 특징을 추출하는 대신에 시간에 따른 주파수 성분의 변화를 나타내는 스펙트로그램을 대상으로 딥러닝을 적용하여 모기를 분류하는 실험을 진행하고 그 결과를 나타내었다. 이러한 모기 분류는 전염병을 유발하는 모기들의 조기 발견에 유용하게 응용될 수 있을 것으로 기대된다.

II. 실험 구성 및 절차

2.1 모기 날갯짓 신호 수집 시스템

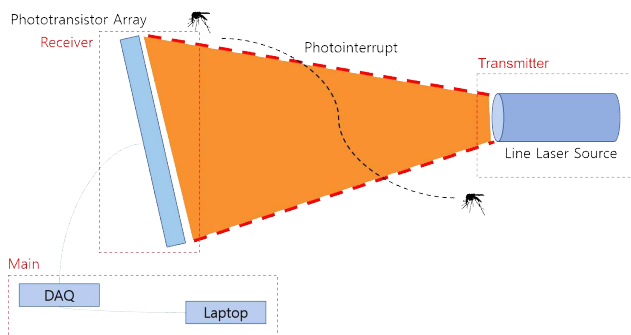


그림 2.1. 모기 날갯짓 신호 수집 시스템 개념도

그림 2.1은 모기 날갯짓 신호 수집을 위해 제작한 시스템의 개념도를 나타낸 것이다. 라인 레이저로 얇은 레이저 막을 만들고, 그 반대편에 포토

트랜지스터를 배열하고 그 출력 신호를 NI DAQ를 통해 수집하였다. 모기가 이 얇은 레이저 막을 통과할 때 그 날갯짓에 따라 수신되는 광량의 차이가 발생한다. 이 신호를 기록한 후 매트랩에서 오프라인으로 신호 처리를 수행하여 실험을 진행하였다.

2.2 날갯짓 영역 선택 및 스펙트로그램 생성

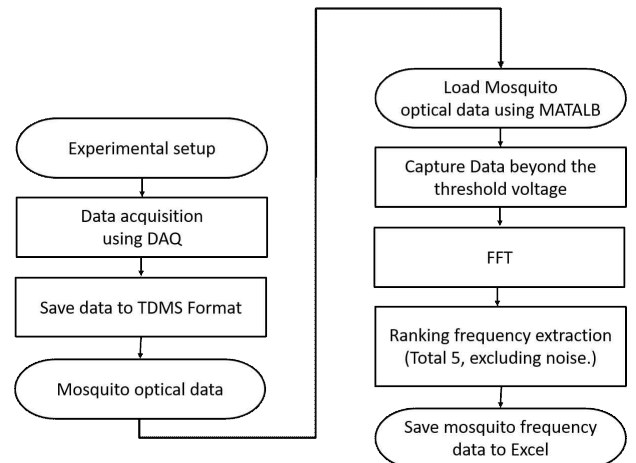


그림 2.2. 모기 날갯짓 영역 데이터 수집 순서도

모기 사육 실험실에서 30분 단위로 모기 날갯짓 데이터를 수집하여 저장하였다. 이 파일들을 대상으로 신호의 변화가 있는 시점을 기준으로 전후의 500ms로 구성된 1초 신호 파형을 생성하였다. 이 신호에 FFT를 적용하여 60Hz의 전원 노이즈 성분 및 하모닉을 제거한 후 전력이 높은 상위 5개의 주파수를 추출하여 그 분포를 관찰하였다. 그러나 이 분포의 특징만으로는 2종의 암수 모기를 구분하기 어려웠다. 그 대신 이 신호의 스펙트로그램 이미지를 저장하여 모기 분류 대상으로 활용하였다. 그림 2.3은 이러한 이미지 가운데 하나를 나타낸 것이다.

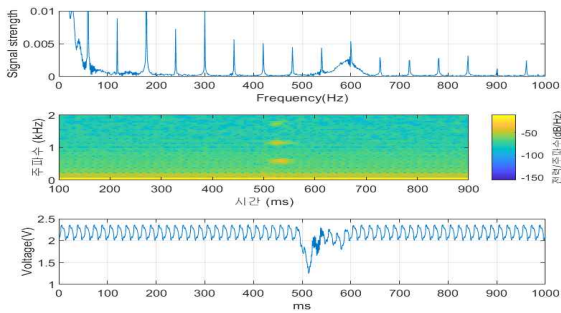


그림 2.3 모기 날갯짓 신호의 스펙트로그램

그림 2.3에서 상단 그림은 1초 구간 전체에 대한 FFT결과를 나타낸 것이다. 전원 주파수인 60Hz의 하모닉이 많은 것을 관찰할 수 있는데, 이것은 신호 수집 시스템에 유입되는 전원 잡음과 형광등의 조도 변화의 영향 때문에 발생하는 것으로 추정된다. 맨 하단 그림은 다채널 신호의 합의 파형으로 모기가 얇은 레이저 막을 통과하면서 발생시키는 날갯짓 신호가 가운데 부분에 있는 것을 관찰할 수 있다. 가운데 그림은 이 신호의 스펙트로그램 이미지이다.

2.3 딥러닝 학습 모델

수집된 스펙트로그램 이미지를 이용하여 모기 종 분류를 수행하기 위해 매트랩에서 제공하는 사전학습된 다음 5가지의 딥러닝 모델을 이용하여 각각의 특징은 다음과 같다.

- 1) SqueezeNet: 실험에 사용된 딥러닝 모델 가운데 복잡도가 가장 낮은 모델로서 2016년 11월에 발표되었다 [2]. ImageNet을 대상으로 할 때 기존의 AlexNet과 유사한 수준의 정확도를 나타내지만 매개변수는 50배 적고, 저장 용량도 500배 정도 적은 모델이다.
- 2) VGG16: 기존의 AlexNet과 비교하여 합성곱 필터의 사이즈를 3x3로 고정하고 레이어를 16개로 늘린 딥러닝 모델로 2014년 ImageNet 대회에서 소개되었다.
- 3) DarkNet19: YOLOv2 기반의 새로운 분류 모델로써 VGG 모델과 유사하게 대부분 3x3 필터를 사용하며 최종 모델에는 19개의 컨볼루션 레이어와 5개의 풀링 레이어를 포함하는 모델이다.
- 4) DenseNet201 (Densely Connected Convolutional Networks[4]): 레이어 사이의 연결을 피드 포워드 방식으로 다른 모든 레이어에 연결하는 DenseNet(Dense Convolutional Network): L 계층의 L개의 연결이 있는 기존 네트워크와는 달리 $L(L+1)/2$ 개의 연결이 있는 모델이다.
- 5) MobileNetV2 [5]: 모바일 디바이스와 같은 제한된 컴퓨팅 파워를 갖는 환경에서도 사용하기에 적합한 신경망 모델이다.

실험에서는 매트랩의 Deep Learning Toolbox가 제공하는 위 다섯가지 딥러닝 모델을 사용하였으며, 각 모델들은 ImageNet 데이터베이스로 사전 훈련된 신경망이다. 각 신경망에 대한 크기 및 파라미터 정보는 다음과 같다.

네트워크	심도	크기	파라미터(단위:백만)	영상 입력 크기
SqueezeNet	18	4.6	1.24	227
DarkNet19	19	72.5	21.0	256
DenseNet201	201	77	20.0	224
VGG16	16	515	318	224
MobileNetV2	53	13	3.5	224

표 2.1. 사전 훈련된 신경망 비교

III. 실험 결과

모기 날갯짓 신호 데이터 수집을 위해 각 종별로 실험을 진행하였고 각 실험은 해당 종과 성에 대해 2~3마리씩 8시간동안 4회 수행하였다. 이렇게 얻어진 신호를 대상으로 매트랩에서 날갯짓 신호 구간을 추출하였으며, 각 1초 분량의 신호에 대하여 스펙트로그램 이미지를 생성하여 전이학습에 사용하였다.

각 모델별 정확도 성능 비교를 위해 모델 학습에 사용하지 않은 새로운 검증 데이터(800장)를 이용하여 실험을 진행 하였으며 모델의 학습 파라미터는 InitialLearnRate:0.0001, ValidationFrequency:5, MaxEpochs:5, MiniBatchSize:20으로 설정하였다.

실험 결과 각 모델별 정확도는 다음과 같다.

모델	Squeeze Net	VGG16	Dark Net19	Dense Net201	MobileNet V2
정확도 (%)	96%	99.75%	99.5%	98.12%	96.37%

표 3.1 신경망 모델별 종 분류 정확도

가장 정확도가 낮은 모델은 SqueezeNet으로 96%의 정확도를 보였고 가장 높은 모델은 VGG16으로 99.75%의 정확도를 보여주었다. VGG16모델은 학습 데이터 부족으로 인한 과적합(Overfitting)이 발생한 것으로 추정된다. 실험 결과 DenseNet이 정확도 98.12%로 과적합 오류없이 가장 높은 정확도를 보였다.

III. 결론

본 논문에서는 날갯짓 신호 데이터를 광학적으로 추출하고 스펙트로그램을 적용하여 이미지 신호로 변환한 후, 이미 잘 알려진 기존의 이미지 분류용 딥러닝 신경망 모델을 기반으로 전이학습을 시킨 후 모기 종 분류에 활용한 결과를 나타내었다. 실험결과 사용된 5개의 이미지 분류 딥러닝 모델들의 모기 종분류 정확도가 모두 96% 이상이었다. 실험에서는 2종의 모기에 대하여 암수를 구별하여 모두 4가지 모기를 분류 대상으로 이용하였다.

ACKNOWLEDGMENT

본 연구는 국립 인천대학교 교육부 지정 대학중점연구소인 매개곤충자원 융복합연구센터의 지원으로 수행되었습니다.

참 고 문 헌

- [1] 이현주, 신동일, 신동규, “뇌파를 활용한 사용자의 감정 분류 알고리즘”, 한국통신학회논문지 39(2), 2014. 2, 122-129
- [2] 이수민, 오성찬, 정찬호, 김창익, “딥러닝을 이용한 시작적 의류 분석 기술: 서베이”, 한국통신학회 논문지 45(7), 2020.7, 1174-1182
- [3] Jinlei Wang, Shiming Zhu, Yueyu Lin, et al. 2020, “Mosquito counting system based on optical sensing”, Applied Physics B volume 126, Article number: 28 (2020)
- [4] Forrest N. Iandola, et al. 2016, “SqueezeNet: AlexNet-level accuracy with 50x fewer parameters and <0.5MB model size”, arXiv.org > cs > arXiv:1602.07360 <https://arxiv.org/abs/1602.07360>
- [5] Joseph Redmon, Ali Farhadi, 2016, “YOLO9000: Better, Faster, Stronger”, arXiv.org > cs > arXiv:1612.08242v1, <https://arxiv.org/abs/1612.08242v1>
- [6] Gao Huang, et al., 2016, “Densely Connected Convolutional Networks”, arXiv.org > cs > arXiv:1608.06993, <https://arxiv.org/abs/1608.06993>