

DeepLabCut을 활용한 넙치의 위치 추적

윤소희¹, 김석윤¹, 임한규², 손현승³

¹국립목포대학교 컴퓨터공학과 학부생

²국립목포대학교 해양수산자원학과 교수

³국립목포대학교 컴퓨터공학과 교수

{ysh9139, skdwnansrn, limhk, hson}@mokpo.ac.kr

Tracking the Position of *Paralichthys olivaceus* using DeepLabCut

Sohee Yoon¹, Seokyeon Kim¹, Han Kyu Lim², Hyun Seung Son³

¹Dept. of Computer Engineering, Mokpo National University

²Dept. of Marine & Fisheries Resources, Mokpo National University

³Dept. of Computer Engineering, Mokpo National University

요 약

양식장에서 넙치의 감염성 질병으로 인한 폐사율이 높아 넙치의 행동을 모니터링하고 질병을 조기에 진단할 수 있는 기술 개발이 중요해졌다. 이 문제를 해결을 위해, 본 논문에서는 딥러닝 기반의 DeepLabCut 모델을 활용하여 넙치의 위치를 추적을 실험한다. 실험 결과, 학습된 모델은 3마리의 넙치가 포함된 제한된 환경에서 안정적인 추적 성능을 보였으나, 다수의 넙치가 있는 복잡한 환경에서는 위치 추적 성능이 저하되었다. 특히, 움직이는 넙치보다는 정지된 넙치의 위치를 더 잘 인식하는 경향이 있었고, 위치를 잘못 인식하거나 추적이 중단되는 문제도 발생하였다. DeepLabCut는 제한된 환경에서 효과적이거나 실제 양식 환경에서 다수의 넙치를 정확하게 추적하기 위해서는 모델의 성능 향상과 더 다양한 데이터 확보가 필요하다.

1. 서론

넙치는 한국 주요 양식 어종으로 2021년 기준, 국내 양식업에 약 51%를 차지한다. 특히 넙치는 다른 어종과 비교하였을 때 양식과정 중 21.7%가 폐사하였으며, 이중 약 70%가 감염성 질병에 의한 폐사율이 가장 높은 것으로 확인되었다[1]. 국가수산물품질관리원 국가수산물품질정보[2]에 따르면 어병의 발생 주요 원인은 병원성이 강한 병원체(기생충, 세균, 바이러스)가 수중에 서식하여 감염 기회가 많은 병원체의 증식에 의해 일어난다고 한다. 넙치의 주요 병원체는 스쿠티카병, 비브리오패혈증, 림포시스티스가 있다. 병원체의 주요 공통점은 넙치의 행동이 저조해지는 경향을 보인다는 점이다.

본 논문에서는 넙치의 위치로 행동을 분석하기 위해서, 딥러닝 모델 중 하나인 DeepLabCut[3]을 사용한다. DeepLabCut를 통해 넙치의 움직임을 정확하게 추적하고 분석이 가능한지 평가한다. 비디오에서 넙치의 위치를 지속적으로 추적함으로써 넙치의 질병상태를 확인하고 객체 탐지를 통한 학습 성능을 알아본다.

2. 관련 연구

DeepLabCut[3]은 동물의 자세 추정 및 행동 분석을 위한 딥러닝 기반 도구로, 이 연구에 적합한 이유는 여러 가지가 있다. DeepLabCut는 비디오나 이미지에서 특정 동물의 신체 부위를 정밀하게 추적할 수 있도록 설계되어 있으며, 마커 없이도 동물의 자세를 추적할 수 있어 실험 환경을 방해하지 않으면서도 매우 높은 정확도로 자세를 분석할 수 있다.

또한, DeepLabCut는 동물 외에도 다양한 해양 생물에 성공적으로 적용된 사례가 있다. 예를 들어, NACA 익형 모델을 이용한 수영 물고기의 자세 추정 및 집단 행동을 분석한 연구에서는 수족관에서 촬영된 비디오 데이터를 활용하여 물고기 떼의 이미지를 분석하고, 각 물고기의 머리, 몸 중앙, 꼬리, 지느러미와 같은 신체 부위를 수동으로 포인트를 지정하여 라벨링 하였다. DeepLabCut를 통해 이들 신체 부위를 정확하게 감지할 수 있었으며, 특히 머리와 꼬리, 지느러미에 비해 몸 중앙 부분의 추적이 다소 모호할 수 있지만, 전반적으로 매우 높은 정확도의 추적 결과를 보여주었다.

3. 실험 및 실험 결과

본 논문에서 사용된 데이터는 제주대학교의 넙치 실험장에서 수집된 카메라 영상 데이터를 기반으로 하였다. 수집된 데이터는 3가지 유형으로 구성된다. 첫 번째 유형은 질병에 걸리지 않은 건강한 넙치 여러 마리가 있는 영상, 두 번째 유형은 질병에 걸린 넙치 여러 마리가 양식장에 있는 영상, 세 번째 유형은 양식장에 넙치 3마리만 존재하는 영상이다.

수집된 3가지 유형의 넙치 영상 데이터를 가지고 여러 개의 프레임으로 나누어 라벨 데이터셋을 만들었다. 넙치의 위치를 지속적으로 추적하기 위해 DeepLabCut 도구상자를 사용하여 각 넙치의 신체 부위(예: 머리, 오른쪽 몸, 왼쪽 몸, 꼬리)를 정확하게 감지할 수 있도록 해당 부위에 포인트를 지정하였다. 이를 통해 시간에 따라 넙치의 자세 및 움직임의 변화를 세밀하게 분석할 수 있는 넙치의 라벨 데이터를 확보할 수 있다.

라벨링을 수행한 후, DeepLabCut의 특정 모델인 dlcnet_ms5를 사용해 학습을 진행한다. 이 모델은 DeepLabCut에서 사용하는 네트워크 중 하나로, ResNet 기반의 신경망이다. 넙치를 학습하는 과정에서 3가지 유형의 넙치 영상을 각각 따로 나누어 학습한다.

첫 번째 학습은 넙치 3마리만 포함된 영상 데이터를 사용하여 모델을 훈련한다. 이 단계에서는 총 101장의 라벨링된 이미지를 사용하였으며, 10,000번의 반복 학습을 통해 넙치의 기본적인 움직임 패턴을 인식하는 데 초점을 맞춘다. 두 번째 학습에서는 여러 마리의 건강한 넙치가 포함되어 있는 영상 데이터를 사용하였으며, 라벨링된 이미지는 총 96장으로 10,000번의 반복학습을 통해 여러 마리의 넙치들 사이에서 단 하나의 객체가 정확히 추적되는지를 확인해 보았다. 마지막 학습은 질병에 걸린 여러 마리의 넙치가 포함되어 있는 영상 데이터를 가지고 학습한다.

실험 결과, 기존에 학습시킨 영상에서는 그림 1과 같이 넙치의 위치를 지속적으로 잘 추적하는 것을 확인할 수 있다. 그러나 새롭게 투입된 테스트 영상에서는 움직이는 넙치의 위치를 제대로 추적하지 못하고, 오히려 가만히 있는 넙치가 더 잘 인식되는 경향을 보였다. 또한, 넙치가 없는 위치에 잘못 인식되는 경우도 발생한다. 반면, 3마리만 포함된 새로운 영상에서는 넙치의 위치를 상대적으로 정확하게 추적한다. 다만, 중간에 잠시 위치 추적이 끊기는 현상

이 있었으나, 여러 마리가 있는 영상에서의 결과보다는 향상된 성능을 보였다.



(그림 1) DeepLabCut를 이용한 넙치의 위치 추적 결과.

4. 결론

본 논문에서는 DeepLabCut를 활용하여 넙치의 행동을 지속적으로 추적하여 넙치의 움직임 확인하였다. 실험 결과, 학습된 모델이 제한된 환경에서는 비교적 안정적인 성능을 보였으나, 넙치의 수가 많아질수록 위치 추적 성능이 저하되는 문제가 발생하였다. 특히, 다수의 넙치가 포함된 영상에서 움직이는 넙치의 위치를 지속적으로 추적하는 데 어려움을 겪었으며, 가만히 있는 넙치를 더 잘 인식하는 경향이 나타났다.

이러한 결과는 DeepLabCut의 성능이 제한된 환경에서는 유효하지만, 실제 양식장과 같이 복잡한 환경에서는 추가적인 개선이 필요함을 시사한다. 특히, 다수의 넙치가 포함된 상황에서의 정확한 위치 추적을 위해서는 모델의 고도화와 데이터의 다양성 확보가 필요하다.

감사의 글

이 논문은 2024년도 해양수산부 재원으로 해양수산과학기술진흥원의 지원을 받아 수행된 연구입니다 (RS-2022-KS221673, 빅데이터 기반 양식생산성 향상기술).

참고문헌

- [1] 심재동, 황성돈, 장수영, 김태완, 정지민 “한국 양식 넙치 폐사피해 모니터링”, 한국어병학회지, 32(1), pp. 29-35, 2019.
- [2] <https://www.nifs.go.kr/fishguard/>
- [3] A. Mathis, P. Mamidanna, K.M. Cury, T. Abe, V.N. Murthy, M.W. Mathis, M. Bethge, “DeepLabCut: markerless pose estimation of user-defined body parts with deep learnin”, Nature Neuroscience, 21(9), pp. 1281-1289, 2018.