YOLO를 이용한 개별 돼지 탐지 시스템

이준희*, 채희찬*, 이종욱*, 박대희*†, 정용화*
*고려대학교 컴퓨터정보학과
e-mail: watrtdc@korea.ac.kr

Individual Pigs Detection System using YOLO

Junhee Lee*, Heechan Chea*, Jonguk Lee*, Daihee Park*†, Younghwa Jung*
*Dept. of Computer Information Science, Korea University

요 약

국내 축산 농가에서는 효율적인 가축관리를 위하여 이유 자돈들을 따로 합사하여 관리한다. 이 과정에서 생기는 돼지들의 공격적인 행동은 다른 돼지들에게 물리적인 상처를 발생시킨다. 따라서 이를 방지하기 위해서는 실시간으로 돼지들의 행동을 분석하는 시스템이 요구된다. 본 논문에서는 돼지들의 행동분석 시스템 이전에 필수적으로 선행되어야만 하는 개별 돼지 탐지에 초점을 두었으며, 연구에 필요한 영상은 조명변화에 강인한 키넥트 카메라를 이용하여 취득하였다. 취득한 영상은 전처리과정을 거치게 되고, 전처리가 끝난 이미지는 YOLO에 적용되어 개별 돼지를 실시간으로 탐지한다. 실제 국내 돈사에서 취득한 영상을 이용하여 제안하는 시스템의 성능을 실험적으로 검증하였다.

1. 서론

현재 국내 축산 농가에서는 효율적인 가축관리를 위하여 어미에게서 젖을 땐 이유 자돈들을 분리하고, 이유 자돈들만을 따로 합사하여 관리한다. 이때 이유 자돈들은 모돈 으로부터 갑작스런 분리에 따른 사회적 변화, 젖으로부터 고형사료로의 전환, 면역시스템의 불안정 등 수많은 스트레스에 노출된다[1]. 이러한 심리적인 불안정은 돼지의 비정상적인 행동을 야기하는 것으로 알려져 있다. 비정상적인 행동 중 몇몇 행동들은 다른 돼지에게 물리적인 상처를 입히게 되고[2], 이 때 발생한 상처는 돼지의 스트레스 증가와 질병 감염에 원인이 되며, 심하면 폐사까지 이를 수 있다. 이는 돈사 경영에 경제적 악영향을 끼치게 되므로, 이러한 문제점을 미리 방지하고 만약 문제가 발생하더라도 빠르게 대처하는 시스템이 필요하다. 따라서 최근 이슈가 되고 있는 4차 산업혁명의 핵심기술인 ICT 융·복합 기술[3, 4]을 이용하여 실시간으로 돼지들의 행동을 분석하는 시스템이 요구된다.

본 논문에서는 실시간으로 돼지들의 행동을 분석하는 시스템 이전에 선행되어야만 하는 개별 객체 탐지에 대한 연구를 진행하였다. 우선, 제안하는 시스템에서는 물체의 깊이 정보를 제공하는 키넥트 카메라를 기반으로 영상을 취득한다. 둘째, 취득한 영상의 깊이 정보를 바탕으로 전처리과정을 진행한다. 전처리과정에서는 임계값을 바탕으로 누워있는 돼지와 서있는 돼지들을 분리한다. 마지막으로, 최근 사물을 인식하거나 분류하는데 그 성능이 입증된 [5, 6] 딥러닝 기술을 적용하여 돼지들을 탐지하였다. 특히, 딥러닝 기술 중에도 성능이 뛰어나고 다수의 객체를 실시간으로 탐지할 수 있는 YOLO(You Only Look Once)[7]를 사용하여 실험을 진행하였다.

2. 관련 연구

본 연구의 주제인 돼지 모니터링 시스템에 관한 최신의 선행 연구들을 살펴보면 다음과 같다. Abozar 등[8]은 돼지들의 비정상적인 행동 중 하나로써 한 돼지가 다른 돼지의 몸이나 머리에 올라타서 부상을 줄 수 있는 장착 행동을 자동으로 탐지하는 연구를 진행하였다. Zhu 등[9]은 키넥트 카메라를 이용하여 돼지의 성장 정도를 자동으로 탐지해주는 시스템을 보고하였다. 또한 본 연구팀의 선행 연구로서 Choi 등[10]은 서서 움직이는 돼지들 사이에서 발생하는 근접문제를 영상처리 기법과 깊이정보를 이용한 등고선 기법을 제안·적용하여 돼지 객체 탐지를 수행하였다. 즉, 돼지 객체의 탐지 시, 가장 어려운 문제로 알려진 근접 돼지의 탐지문제를 돼지의 움직임 정보와 키넥트 카메라로부터 얻어지는 깊이 정보를 활용하여 보다 다루기 쉬운 문제로 변환하여 서서 움직이는 개별 돼지들을 탐지하였다.

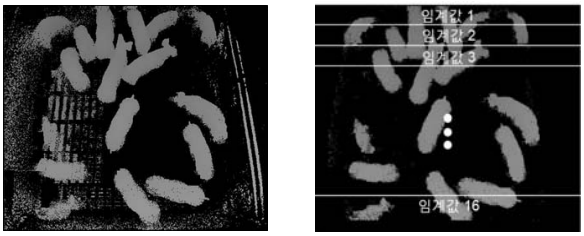
3. YOLO를 이용한 개별 돼지 탐지 시스템

대부분 돈사는 밝은 조명을 사용[11]하고 있다. 이로 인해 그림자가 생기고 왜곡이 발생하게 되며, 이는 객체 탐지에 어려움을 야기한다. 또한, 돈사는 밤이 되면 불을 끄기 때문에 일반적인 RGB카메라로는 영상 취득이 불가능하게 된다. 따라서 발생하는 문제를 해결하기 위해 조명변화에 강인하며, 조명 없이도 24시간 촬영이 가능한 키넥트

†교신저자

카메라를 이용하여 영상을 획득하였다.

3.1 서있는 돼지 탐지



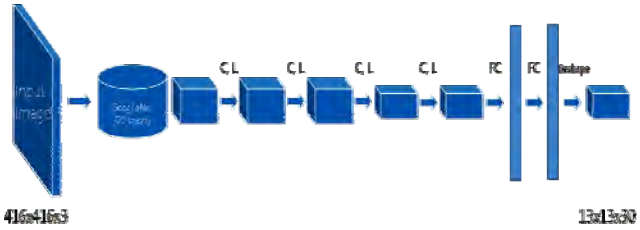
(a) Background Subtraction (b) Stranding Pigs

(그림 1) 배경분리와 서있는 돼지 탐지

$$(x,y)pig_{depth} = \begin{cases} (x,y)src_{depth}, & \text{if } (x,y)src_{depth} \geq threshold \\ 0 & , otherwise \end{cases} \quad (1)$$

본 절에서는 배경 차분 기법과 깊이 정보 임계값을 적용하여 엎드려 있는 돼지들은 제외하고 서있는 돼지만을 탐지하는 방법을 소개한다. 우선, 획득한 원본 이미지와 배경 이미지를 가지고 배경 차분 기법을 사용하여 (a)처럼 배경과 객체가 분리된 이미지를 생성하고, (a)의 이미지로부터 임계값을 이용하여 서있는 돼지와 엎드려있는 돼지를 분리한다. 키넥트 카메라로부터 멀리 위치한 영역은 가까이 위치한 영역보다 상대적으로 깊이 정보가 작게 측정되므로, (b)처럼 영역을 16개로 나누어 실험을 진행하였다. 서로 다른 임계값을 부여한 영역들은 식(1)에 따라 임계값이 넘으면 서있다고 판단하고 임계값 이하의 객체들은 엎드려있는 돼지로 판단하여 이미지 상에서 삭제하였다.

3.2 YOLO의 계층 구조



(그림 2) YOLO의 계층 구조

YOLO는 딥러닝의 한 종류로서 본 연구에서 핵심이 되는 부분이다. 그림 2에서 보는 것과 같이 YOLO의 네트워크 구조는 GoogLeNet에서 제안한 이미지 분류 모델을 기반으로 만들어 졌으며, 이후 4회의 convolutional layer(C, L), 2회의 fully connected layer(FC)를 거친 뒤 마지막으로 Reshape를 통해 $13\times13\times30$으로 변환된다. 마지막 $13\times13\times30$에는 $13\times13=169$개의 grid cell대한 정보가 포함된다. 이 정보는 grid cell 각각의 중심좌표(x, y)와 가로 세로(w, h) 정보이며, 객체일 확률 c를 가지고 있으며, 어떤 class에 속하는지에 대한 예측 값이 담겨있다.

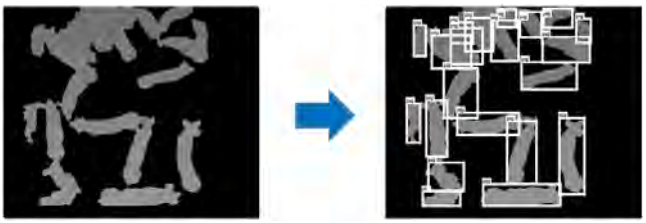
4. 실험 및 결과 분석

4.1 실험 환경 및 영상 데이터

본 논문에서 사용한 데이터는 세종에 위치한 한 돈사에서 취득한 깊이 영상 정보를 이용하여 실험하였다. 설치된 키넥트 카메라는 돈사의 바닥으로부터 약 3m 높이의 천장에 설치하였으며, 한 돈방에는 21마리의 돼지가 사육된다. 영상은 512×424의 해상도로 초당 30프레임으로 획득하였다. 실험에 사용한 컴퓨터의 사양은 Ubuntu 16.04, Intel i7-6700k 프로세서와 32GB메모리, 그리고 GTX 1080 그래픽 카드이다.

4.2 YOLO 학습 환경

본 실험에서는 전처리를 끝낸 이미지 1,000장 중 800장을 학습 이미지로 사용하였으며, 200장을 검증 데이터로 사용하여 실험하였다. 학습을 진행할 때 사용한 파라미터 값들은 다음과 같다. 학습율은 0.001, momentum은 0.9, decay는 0.0005이며, 활성화 함수는 leaky ReLU 함수를 이용하였고, 학습 반복 횟수는 40,000회로 학습시간은 약 40시간이 소요되었다. 그림 3은 200장의 검증 데이터의 한 예제로 21마리의 모든 돼지가 서있을 때를 보여주고 있으며, 모든 돼지가 성공적으로 탐지됐음을 보여준다.



(그림 3) 서있는 모든 돼지가 탐지된 경우

4.3 성능지표

본 논문에서 제안한 시스템을 정량적으로 평가하기 위하여 일반적으로 객체 탐지 알고리즘을 평가할 때 사용되는 성능 지표[12]를 사용하여 성능을 평가 하였다.

$$recall = \frac{tp}{tp+fn} \quad (2)$$

$$missing\ rate = 1 - \frac{tp}{tp+fn} \quad (3)$$

$$precision = \frac{tp}{tp+fp} \quad (4)$$

$$false\ alram\ rate = 1 - \frac{tp}{tp+fp} \quad (5)$$

Recall은 입력 데이터에 있는 객체들 중에서 성공적으로 검출된 객체들의 비율을 의미하고, missing rate는 recall의 상반되는 개념으로 검출되지 못한 객체들의 비율을 나타낸다. Precision은 검출한 결과들 중에서 객체를 올바르게 선택한 정검출 비율을 나타내고, false alarm rate는

precision과 상반되는 개념으로 검출한 결과들 중에서 올바르게 선택하지 못한 오검출 비율을 나타낸다.

4.4 실험 결과

표 1은 앞에서 설명한 성능지표를 토대로 본 연구에서 제안한 개별 돼지 탐지 시스템의 성능을 평가한 실험 결과이다. 아래의 표를 보면 본 연구에서 제안한 개별 돼지 탐지 시스템의 성능이 99.0%로 매우 우수한 탐지 성능을 보임을 확인 할 수 있으며, 한 장의 이미지 처리 속도는 0.016초로 제안한 개별 돼지 탐지시스템이 실시간으로 개별 객체 탐지가 가능하다는 사실을 실험적으로 검증하였다.

<표 1> 개별 돼지 탐지 시스템의 실험 결과

Recall (%)	Missing rate (%)	Precision (%)	False alarm rate (%)	Test time per image (sec)
99.0%	1.0%	99.0%	1.0%	0.016sec

5. 결론

본 논문은 가축의 행동 분석 이전에 필수적으로 선행되어야만 하는 개별 돼지 탐지에 관한 연구로서 딥러닝 기술 중 하나인 YOLO를 이용하여 돼지를 실시간으로 탐지하는 새로운 시스템을 제안하였다. 제안한 시스템을 통해 실험한 결과 높은 탐지율을 확인하였으며, 실시간으로 객체 탐지가 가능함을 실험적으로 검증하였다.

6. 감사의 글

본 연구는 2015년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임. (NRF-2015R1D1A3A01018731)

참고문헌

[1] Campbell, J., Crenshaw, J., and Polo, J., “The Biological Stress of Early Weaned Piglets,” Journal of Animal Science and Biotechnology, 2013.

[2] 문영길, 하덕민, 정중환, 김두환, “동물복지 평가를 위한 돼지의 특정 행동 선별에 관한 연구”, 농업생명과학연구 Vol. 48, No. 5, pp. 63-73, 2014.

[3] 최영찬, 장익훈. “양돈산업 정보화의 현황과 전망”, 한국통신학회지(정보와통신), Vol. 31, No. 5, pp. 67-72, 2014.

[4] 정보통신정책연구: www.kisdi.re.kr

[5] Krizhevsky, A., Sutskever, I., and Hinton, G., “Imagenet Classification with Deep Convolutional Neural Networks,” Advances in Neural Information Processing Systems, pp. 1092-1105, 2012.

[6] He, K., Zhang, X., Ren, S., and Sun, J., “Spatial Pyramid Pooling in Deep Convolutional Networks for Visual Recognition,” European Conference on Computer Vision, pp. 346-361, 2014.

[7] Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., and Farhadi, A., “You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection,” Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 779-788, 2016.

[8] Nasirahmadi, A., Hensel, O., Edwards, S., and Sturm, B., “Automatic Detection of Mounting Behaviours Among Pigs using Image Analysis,” Computers and Electronics in Agriculture, pp. 295-302, 2016.

[9] Zhu, Q., Ren, J., Barclay, D., McCormack, S., and Thomson, W., “Automatic Animal Detection from Kinect Sensed Images for Livestock Monitoring and Assessment,” Computer and Information Technology; Ubiquitous Computing and Communications; Dependable, Autonomic and Secure Computing; Pervasive Intelligence and Computing (CIT/IUCC/DASC/PICOM), IEEE International Conference, pp. 1154-1157, 2015.

[10] 최장민, 이종욱, 정용화, 박대희, “키넥트 깊이 정보를 이용한 개별 돼지의 탐지”, 정보처리학회논문지, Vol. 5, No. 10, pp. 319-326, 2016.

[11] Kittawornrat, A. and Zimmerman, J., “Toward a Better Understanding of Pig Behavior and Pig Welfare,” Animal Health Research Reviews, Vol. 12, No. 1, pp. 25-32, 2011.

[12] Han, J., Kamber, M., and Pei, J., “Data Mining Concepts and Techniques,” Third Edition, Morgan Kaufmann Publishers, 2012.