



YOLO 기반 외곽 사각형을 이용한 근접 돼지 분리

Separation of Touching Pigs using YOLO-based Bounding Box

저자 (Authors)	서지현, 주미소, 최윤창, 이준희, 정용화, 박대희 J. Seo, M. Ju, Y. Choi, J. Lee, Y. Chung, D. Park
출처 (Source)	멀티미디어학회논문지 21(2) , 2018.2, 77-86 (10 pages) Journal of Korea Multimedia Society 21(2) , 2018.2, 77-86 (10 pages)
발행처 (Publisher)	한국멀티미디어학회 Korea Multimedia Society
URL	http://www.dbpia.co.kr/Article/NODE07402518
APA Style	서지현, 주미소, 최윤창, 이준희, 정용화, 박대희 (2018). YOLO 기반 외곽 사각형을 이용한 근접 돼지 분리. 멀티미디어학회논문지, 21(2), 77-86.
이용정보 (Accessed)	한성과학고등학교 118.221.173.*** 2018/11/01 18:40 (KST)

저작권 안내

DBpia에서 제공되는 모든 저작물의 저작권은 원저작자에게 있으며, 누리미디어는 각 저작물의 내용을 보증하거나 책임을 지지 않습니다. 그리고 DBpia에서 제공되는 저작물은 DBpia와 구독계약을 체결한 기관소속 이용자 혹은 해당 저작물의 개별 구매자가 비영리적으로만 이용할 수 있습니다. 그러므로 이에 위반하여 DBpia에서 제공되는 저작물을 복제, 전송 등의 방법으로 무단 이용하는 경우 관련 법령에 따라 민, 형사상의 책임을 질 수 있습니다.

Copyright Information

Copyright of all literary works provided by DBpia belongs to the copyright holder(s) and Nurimedia does not guarantee contents of the literary work or assume responsibility for the same. In addition, the literary works provided by DBpia may only be used by the users affiliated to the institutions which executed a subscription agreement with DBpia or the individual purchasers of the literary work(s) for non-commercial purposes. Therefore, any person who illegally uses the literary works provided by DBpia by means of reproduction or transmission shall assume civil and criminal responsibility according to applicable laws and regulations.

YOLO 기반 외곽 사각형을 이용한 근접 돼지 분리

서지현^{*}, 주미소^{**}, 최윤창^{***}, 이준희^{****}, 정용화^{*****}, 박대희^{*****}

Separation of Touching Pigs using YOLO-based Bounding Box

J. Seo^{*}, M. Ju^{**}, Y. Choi^{***}, J. Lee^{****}, Y. Chung^{*****}, D. Park^{*****}

ABSTRACT

Although separation of touching pigs in real-time is an important issue for a 24-h pig monitoring system, it is challenging to separate accurately the touching pigs in a crowded pig room. In this study, we propose a separation method for touching pigs using the information generated from Convolutional Neural Network(CNN). Especially, we apply one of the CNN-based object detection methods(i.e., You Look Only Once, YOLO) to solve the touching objects separation problem in an active manner. First, we evaluate and select the bounding boxes generated from YOLO, and then separate touching pigs by analyzing the relations between the selected bounding boxes. Our experimental results show that the proposed method is more effective than widely-used methods for separating touching pigs, in terms of both accuracy and execution time.

Key words: Pig Monitoring, Touching Pigs, Segmentation, Convolution Neural Network, YOLO

1. 서 론

2017년 농림수산물통계[1]에 의하면, 우리나라 양돈업의 2016년도 총생산액은 약 6조 7천억 원으로 전체 농업에서 가장 많은 부분을 차지하고 있다. 또한, 우리나라 양돈 농가의 사육규모는 2017년 현재 1,043만 여두이며, 중·대규모 사육농가가 급격히 증가하는 추세에 있다. 그러나 우리나라 농가의 60세 이상 농업종사자의 비중이 2015년에 62.2%로 심각한 고령화 및 영농 인력 부족 현상이 발생하고 있다[2]. 즉, 양돈 농가의 대형화 및 인력 부족 현상에 따

라 관리인 1인당 관리 두수가 급격하게 증가(2017년 현재 약 2,000두)되었기에, 개별 돼지의 건강을 보장하기 위한 세밀한 관찰 및 관리는 현실적으로 어려운 상황이다. 결국, 이로 인한 구제역이나 호흡기 질병 등 돼지의 질병 발생 가능성은 증가할 것으로 예상되며, 이러한 현실은 우리나라만의 문제가 아닌 전 세계 양돈 농가의 공통적인 문제이다.

이러한 문제를 해결하고자 하는 노력의 일환으로, ICT 기술과 농·축산업과의 융합 기술(Computers and Electronics in Agriculture)이라는 새로운 연구 분야가 국내외에서 활발하게 진행되고 있다[3-10].

* Corresponding Author: Yongwha Chung, Address: (30019) Korea University Sejong Campus, Sejong-ro 2511, Sejong City, Korea, TEL: +82-44-860-1343, FAX: +82-44-860-1584, E-mail: ychungy@korea.ac.kr

Receipt date: Jan. 12, 2018, Approval date: Jan. 22, 2018

^{*} Dept. of Computer Convergence Software, Korea University (E-mail: luneberry07@naver.com)

^{**} Dept. of Computer Convergence Software, Korea University (E-mail: misoalth@nate.com)

^{***} Dept. of Computer Convergence Software, Korea University (E-mail: ycc4477@korea.ac.kr)

^{****} Dept. of Computer Convergence Software, Korea University (E-mail: watrtdc@korea.ac.kr)

^{*****} Dept. of Computer Convergence Software, Korea University

^{*****} Dept. of Computer Convergence Software, Korea University (E-mail: dhpark@korea.ac.kr)

* This research was supported by the Basic Science Research Program through the NRF funded by the MEST (2015R1D1A1A09060594) and the Leading Human Resource Training Program of Regional Neo Industry through the NRF funded by the MSIP (2016H1D5A1910730).

예를 들면, 돼지들의 사료 소모량, 습도와 온도 확인 등의 돈사 관리를 위한 기본적인 모니터링을 시작으로 가축의 행동을 보다 심층적으로 분석하기 위하여 영상 센서를 활용하고 있다. RGB 카메라를 이용하여 돼지의 크기를 측정하여 무게를 추정하는 연구[3], 분만실의 새끼 돼지수를 확인하는 연구[4] 등이 국내외에서 발표되었다. 또한, 국내에서는 RGB 카메라를 이용한 돈사의 이상상황 모니터링에 대하여, 돈사 내 근접한 돼지를 개별로 구분하는 연구[5]와 GMM(Gaussian Mixture Model)을 적용하여 개별 돼지를 정확히 탐지하는 연구[6]가 진행되었다. 뿐만 아니라, RGB 카메라의 단점인 빛에 의한 영향을 보완하고 야간에도 돼지를 모니터링 할 수 있는 키넥트 카메라를 기반으로 개별 돼지를 탐지하는 학술적 연구[7] 등이 발표되었다. 이와 관련된 예로, 키넥트 카메라를 이용하여 이유자돈 사이의 이상행동 중 하나인 공격적인 행동을 탐지하기 위한 연구[8], 컨볼루션 신경망을 이용하여 영상정보에 나타난 개별 돼지를 탐지하는 방법[9], 키넥트 카메라로 획득된 깊이 정보 중 야간에 발생하는 노이즈에 대한 해결 방법[10]들이 보고되고 있다.

본 연구에서는 24시간 개별 돼지에 대한 자동 감시 시스템을 구축하기 위하여 저가의 키넥트 카메라를 돈방의 천장에 설치하고, 이로부터 획득된 비디오 데이터를 분석하는 환경을 가정한다. 특히 야간의 조명을 소등하는 경우 키넥트 카메라의 깊이 정보를 이용한 지속적인 관리를 구현하기 위하여 저가 키넥트 카메라의 깊이 정보 정확도가 떨어지는 문제가 해결되어야 한다. 예를 들어, 생후 1개월 된 이유자돈들이 하나의 돈방으로 합사될 때 서열 싸움으로 인한 공격적인 행동들이 발생하는데, 이를 카메라로 자동 추적 및 분석하기 위해서는 근접한 돼지(touching pigs)들에 대한 정확한 분리 과정을 실시간으로 처리해야 한다. 그러나 키넥트 카메라로부터 획득되는 깊이 정보는 정확도가 낮기 때문에 근접한 돼지들을 정확히 분리하는 것은 쉽지 않은 문제이다.

본 논문에서는 최근 사물을 인식하거나 분류하는데 그 성능이 입증된 딥러닝 기술[11]을 적용하여 근접한 돼지들을 분리하는 방법을 제안한다. 특히, 딥러닝 기술 중에서도 성능이 뛰어나고 실시간 처리가 가능한 You Only Look Once (YOLO)[12]가 생성하는 외곽 사각형(bounding box)을 이용한다. 먼저 폐

쇄된 돈방에서 한 달 동안 생활하는 이유자돈의 관리 형태를 가정하여, YOLO를 통한 현재 프레임의 외곽 사각형의 위치 정보를 획득하고, 획득한 외곽 사각형 내부의 픽셀 수 정보를 계산한다. 이러한 정보들은 결합되어 현재 프레임에서 YOLO가 생성하는 외곽 사각형(즉, 객체 탐지의 결과물)에 대한 적합성 여부 판단 시 사용된다. 즉, 적합하지 않은 위치에 외곽 사각형이 생성되었는지를 판단하거나 근접 돼지보다 많은 수의 외곽 사각형이 생성되었을 경우 선별하는 방법 등을 제안함으로써, 단순히 YOLO의 출력을 그대로 이용하는 수동적인 입장이 아니라 YOLO 출력을 평가하고 선별하는 능동적인 입장에서 근접 돼지 분리 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 근접 객체 분리와 관련한 기존 연구들을 간략하게 소개하고, 3장에서는 본 연구에서 제안하는 YOLO의 외곽 사각형을 이용한 근접 돼지 분리 방법에 대해 기술한다. 4장에서는 제안한 알고리즘으로 실험한 결과를 객관적인 지표로 검증 및 성능을 평가하고, 마지막으로 5장에서 결론 및 향후 연구에 대해 언급한다.

2. 관련 연구

카메라로부터 획득된 영상으로부터 근접 객체를 분리하는 대표적인 방법으로는 영역 확장 기반의 Watershed 기법[13]과 클러스터링 기반의 K-means 기법[14]이 있다. Watershed 기법은 영상의 픽셀 값을 하나의 지형으로 간주하여 영상에서 나타나는 2차원의 지형의 높낮이를 분석한다. 영상 내 2차원 지형에 물방울을 떨어뜨려 지형의 골짜기(valley)를 채웠을 때 하나의 윤곽선으로 둘러싸인 물웅덩이를 기반으로 근접한 객체의 영역을 분리한다. 이러한 watershed 기법은 현재에도 의학/생물학 분야에서 근접한 세포 분리에 적극적으로 사용되지만, 객체 간 근접한 부위가 넓으면 하나의 객체로 인식되는 문제와 과분할로 인한 추가적인 처리 때문에 돈사 환경에 적용하기 어렵다. 반면, K-means 기법은 입력 데이터를 k개의 클러스터로 묶는 방법으로, 각 클러스터 간 거리 차이의 분산이 최소화되는 거리를 계산하여 입력 데이터를 분리하는 기법이다. 그러나 돈방 내 밀집 사육되는 돼지들 간의 복잡한 근접 경우에 대하여 클러스터링이 정확히 수행되지 않으므로, 근접한 돼지가 개별 돼지로 분리되지 않는다는 문제점이 있

다. 이외에도 active contour 등 최적화에 기반을 둔 많은 분리 알고리즘들이 존재하지만, 비디오 스트림 데이터를 실시간으로 분석하기 위해서는 최적화 기반 알고리즘들은 적용하기 어렵다는 문제가 있다.

밀집된 돈사 내에서 근접 돼지를 구분하는 선행 연구는 대부분 RGB 카메라 정보를 이용한다. 그러나, 근접 돼지로부터 생성되는 외곽선에서 Convex Hull 알고리즘을 적용하여 획득한 근접 돼지 간 경계선 근처의 오목점(Concave Point) 등의 정보를 추출하는 방법[5]은 키넥트 카메라의 깊이 정보 정확도가 컬러 정보 정확도에 비해 많이 떨어진다는 문제가 있다. 특히, 키넥트 카메라로부터 획득한 깊이 정보는 거리 제공에 반비례하여 정확도가 감소하며, 생후 1개월의 이유자돈들이 공격 행동을 하면서 근접한 경우 깊이 차이를 이용하여 그 경계선을 정확히 탐지하는데 한계가 있다. 예를 들어, Fig. 1처럼 획득된 깊이 정보의 콘트라스트(contrast)를 개선하기 위하여 의료 영상에서 적용하는 contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE)[15]를 적용해도 돼지들 사이의 경계선을 찾기 어려우며, Canny 에지 검출기[16] 등 다양한 에지 검출기를 적용해도 경계선 검출에 크게 도움이 되지 않는다(깊이 정보의 해상도가 떨어져 조명이 있는 주간에 획득된 RGB 영상을 같이 보여주고 있다.). 본 연구에서는 이러한 어려움을 극복하고 실시간에 근접 돼지들을 분리하기 위하여, 딥러닝 기술 중에서도 성능이 뛰어나고 실시간 처리가 가능한 객체 탐지 기법인 YOLO [12]가 생성하는 외곽 사각형을 활용하는 방법을 제안한다.

3. YOLO의 근접 외곽선을 이용한 근접 돼지 분리

본 논문에서는 키넥트 카메라로부터 수집한 영상

에서 깊이 정보를 이용하여 누워있는 돼지를 제외하고 배경 차이를 이용하여 움직이지 않는 돼지를 제외한 결과가 근접 돼지를 포함하는 경우를 가정하고, YOLO가 1개 이상의 박스를 생성한다는 것을 가정한다. 제안하는 근접 돼지에 대한 분리 방법의 구조는 아래의 Fig. 2와 같다. 먼저 YOLO에서 근접 외곽 사각형을 취득한 후 외곽 사각형 개수에 따라 근접 돼지 분리 방법을 결정한다. 이후, 픽셀 개수를 통한 적합한 외곽 사각형 선택하고, 적합하다고 선택된 외곽 사각형 내 겹침 부분을 탐지함으로써 근접 돼지를 분리한다.

3.1 YOLO 모듈

CNN 기반의 YOLO는 기존 방법에서 최종 출력층의 유닛 구성과 입력 영상에 대한 고정 분할에 따른 추정 방식을 사용한 후 객체 검출과 객체 인식을 하나의 통합 시스템으로 통합하였다. 객체의 검출과 인식을 하나의 통합 시스템으로 통합함으로써 기존에 널리 사용되는 딥 러닝 기반의 객체 탐지 방법인 R-CNN(Regions with CNN)[22]에 비하여 1,000배, Fast R-CNN[23]에 비하여 100배 이상 빠른 속도로 객체 탐지가 가능하며 인식을 또한 우세하다.

YOLO는 입력된 이미지를 임의의 $S \times S$ 크기의 그리드 셀로 분할하고, 각 셀을 기준으로 B 개의 외곽 사각형과 각 외곽 사각형이 객체를 포함할 확률을 계산한다. 이후 외곽 사각형이 객체를 포함할 확률을 기준으로 임계값을 넘는 경우의 외곽 사각형을 출력함으로써 YOLO를 이용한 객체 탐지 결과를 나타낸다.

따라서 본 논문에서는 YOLO를 이용하여 근접 돼지의 외곽 사각형을 개별 탐지하도록 학습시키고, 테스트를 수행함으로써 개별 돼지에 대한 외곽 사각형을 획득한다. 즉, YOLO 모듈의 입력 영상으로 누워

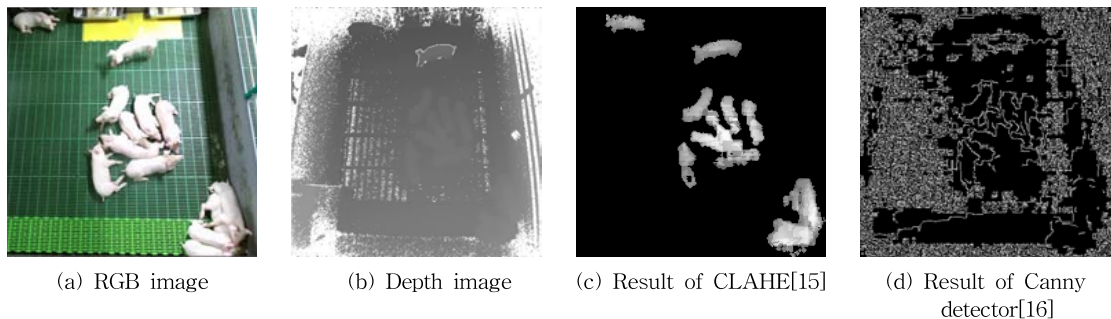


Fig 1. Difficulty of segmentation for touching pigs.

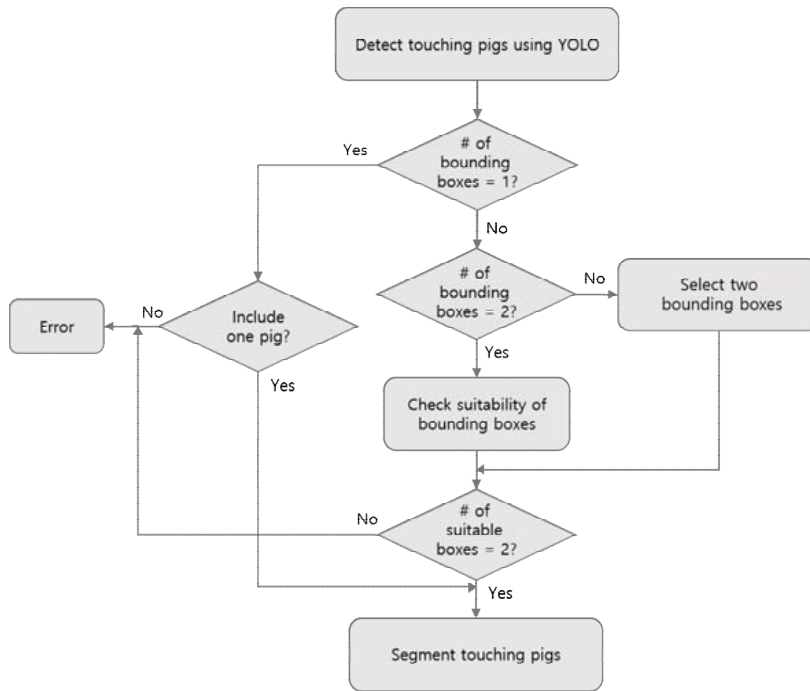


Fig. 2. Proposed architecture for YOLO-based touching pigs separation.

있는 돼지와 움직이지 않는 돼지가 제거된 근접 돼지 깊이 영상을 사용하고, 출력으로는 개별 돼지 탐지 결과에 해당하는 외곽 사각형의 가로, 세로, 너비, 높이 정보를 획득한다. 이러한 외곽 사각형 정보는 적합도 판정 모듈과 외곽 사각형 수정 모듈에서 검증 및 수정이 용이하도록 텍스트 파일로써 취득한다. Fig. 3은 본 논문에서 사용한 YOLO의 구조 및 YOLO를 이용하여 획득 가능한 근접 돼지의 외곽 사각형을 나타낸다.

3.2 외곽 사각형의 개수에 따른 분리 결정 모듈

YOLO를 통해 획득한 각 프레임의 외곽 사각형들의 위치 정보를 토대로 외곽 사각형의 개수를 파악한

다. 두 마리의 근접 돼지가 생성됨을 전제로 하기 때문에 정상적인 경우라면 YOLO를 통해 두 개의 외곽 사각형을 획득할 수 있다. 또한 그 이외의 상황이 발생했을 경우, Segmentation이 불가능하다고 판단하는 것이 아닌, 적합하지 않은 외곽 사각형들을 제외하는 등의 방법을 통해 근접 돼지를 더 효과적으로 분리할 수 있다.

본 논문에서는 YOLO에서 얻어지는 외곽 사각형의 개수를 크게 3가지로 분류하였다. 첫 번째 경우(Case 1)는 외곽 사각형이 근접 돼지 수보다 적게 나오는, 즉 한 개의 외곽 사각형이 생성되는 경우이다. 두 번째 경우(Case 2)는 외곽 사각형의 개수가 근접 돼지 수와 같은 두 개의 외곽 사각형을 획득하는 경

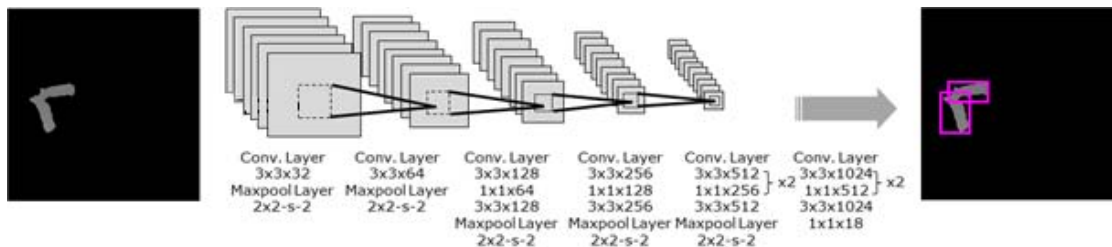


Fig. 3. Basic structure of YOLO[12].

우이다. 세 번째 경우(Case 3)는 외곽 사각형의 개수가 근접 돼지 수보다 많은 경우이다. 이 중 Case 1과 Case 3의 경우는 픽셀 개수를 통해 적합한 외곽 사각형을 선택하는 과정(3.3절)을 거치게 되며, Case 2의 경우는 직접 분리 과정(3.4절)으로 넘어가게 된다.

3.3 픽셀 개수를 통한 적합한 외곽 사각형 선택 모듈

이전 단계에서 외곽 사각형이 하나가 나오는 Case 1의 경우와 외곽 사각형이 3개 이상 나오는 Case 3의 경우는 각각 다른 방법을 통해 YOLO 외곽 사각형의 적합성을 평가한다. 우선 Case 1의 경우, 모든 근접 돼지의 픽셀 수와, 외곽 사각형 내부의 픽셀 수를 각각 계산 한 후 외곽 사각형 내부의 픽셀 개수가 전체의 일정 비율 이상이라면 한 개의 외곽 사각형이더라도 올바르게 잡아낸 것으로 간주한다. 즉, 두 마리의 근접 돼지 중 한 마리를 정확하게 잡아내었다고 판단하여 근접 돼지를 분리한다.

외곽 사각형이 3개 이상 나오는 Case 3의 경우는, Case 1의 경우와 동일하게 모든 근접 돼지의 픽셀 수와 각 외곽 사각형 내부의 픽셀 수를 계산한다. 이후 외곽 사각형을 두 개 씩 짝을 지어 외곽 사각형 내부의 픽셀 개수의 합집합을 계산한다. 이 정보는 이전에 구한 모든 근접 돼지의 픽셀 수에서 차를 구하는 데 이용되며, 차가 가장 적은 두 개의 외곽 사각형을 적합한 외곽 사각형이라고 판단하고 선택한다.

3.4 근접 돼지 분리 모듈

이 단계에서는 이전 단계에서 이미 분리가 끝난 한 개의 외곽 사각형이 있는 Case 1의 경우를 제외한, 2개의 외곽 사각형을 획득한 Case 2와 Case 3의 경우만 진행하게 된다. 두 외곽 사각형이 생성할 수 있는 위치 관계는 1) 겹침 사각형을 생성하며 겹치는

Relation 1, 2) 선을 생성하며 겹치는 Relation 2, 3) 겹치지 않는 Relation 3 등 세 가지로 구분된다. 그러므로 현재까지 획득한 외곽 사각형의 좌측 상단 위치 정보와 우측 하단 위치 정보를 활용한다.

두 사각형의 위치 정보를 크기순으로 정렬했을 경우, 먼저 겹침 사각형이 생성되는 경우에는 한 외곽 사각형의 우측 하단 위치와 다른 외곽 사각형의 좌측 상단 위치의 크기 순서에 변동이 생기게 된다. 이를 통해 획득한 겹침 사각형의 위치정보를 추출하고, 두 외곽 사각형의 형태에 따라 나누는 방향을 결정하게 된다. 두 번째로 선을 통해 겹치게 될 경우, 같은 x축에 존재할 경우 y 좌표에 겹침이 있는지, 또는 같은 y축에 존재할 경우 x 좌표에 겹침이 있는지 판단하는 방법을 통해 겹침이 있음을 판단한 후, 선분을 분리한다. 마지막으로 두 외곽 사각형이 근접하지 않았을 경우, 한 외곽 사각형의 좌측 하단 좌표와 다른 외곽 사각형의 우측 상단 좌표의 중간 값을 이용하여 근접 돼지를 분리한다.

4. 실험 및 결과 분석

4.1 실험 환경

본 연구에서는 돈사 내 모니터링 시스템 환경을 가정한 근접 객체 분리 실험을 수행하였다. 이를 위해 충청남도 세종시 조치원읍에 위치한 돈사 내 13마리의 돼지가 활동하는 2.7m × 2.4m 크기의 돈방에 512 × 424의 해상도를 갖는 초당 30 프레임의 깊이 카메라 Kinect Version 2.0을 설치하여 촬영하였다.

제안 방법에서 근접 객체의 전경만 나타나는 전처리 영상은 돈방의 크기와 일치하도록 200 × 200의 크기로 관심 영역을 설정한 후, Fig. 6과 같이 기존의

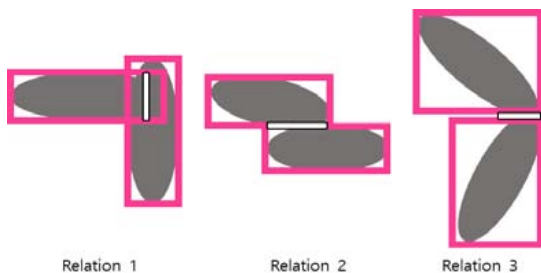


Fig. 4. Boundary edges with selected bounding boxes.

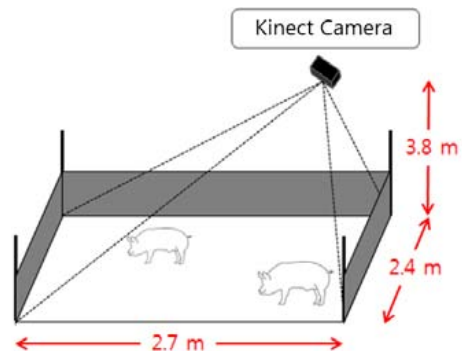


Fig. 5. Experimental setup with a Kinect camera.

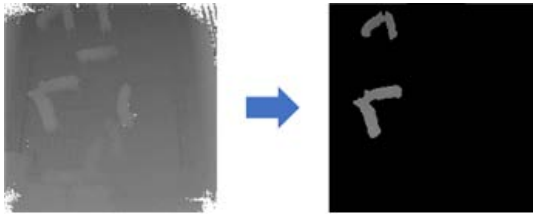


Fig. 6. Preprocessing of an input image for touching pigs separation.

전배경 분리 방법[10]을 통하여 획득하였다. 즉, 원 영상과 배경 영상에 대하여 각각 인접한 네 개의 픽셀을 하나의 픽셀로 보간한 후, 원 영상으로부터 배경 영상의 차를 이용하여 객체 전경에 해당하는 차이 값을 추출하였다. 또한 프레임 차이를 이용하여 누워서 휴식을 취하는 돼지 등 움직임이 없는 돼지는 제외하고 서 있으면서 움직임이 있는 돼지만을 객체 전경으로 처리하였다. 따라서 배경에 해당하는 값이 0으로 설정하되, 객체 전경에 해당하는 값이 값은 보존함으로써 전처리 영상을 획득하였다.

본 연구에서는 움직이는 근접 객체를 대상으로 개별 분리를 수행한다. 따라서, 취득한 돈방의 영상 데이터 중 돼지들이 활발하게 활동하여 두 돼지 객체가 근접하는 상황이 108회 발생한 약 10분간의 값이 영상에 대하여 딥러닝 데이터셋과 근접 객체 시퀀스를 생성하고, 딥러닝 기법과 영상 처리 기법을 적용하여 전반적인 실험을 진행하였다. 촬영한 값이 영상의 딥러닝 Train은 Intel Core i7-7700K 4.20GHz (8-코어 CPU), 32GB RAM, Ubuntu 16.04.2 LTS, OpenCV 3.2의 환경에서 수행하였고, 딥러닝 Test와 영상 처리 실험은 Intel Core i5-750 2.67GHz (4-코어 CPU), 8GB RAM, Windows 10, OpenCV 3.0 환경에서 수행하였다.

Fig. 6과 같이 전처리 영상에서 두 객체로 이루어진 근접 객체가 추출된 부분만을 활용하였고, YOLO Train 이미지 개수와 Test 이미지 개수는 6:4 비율로 구성하였다. 구성된 데이터셋에서 먼저 2260장의 Train 이미지를 이용하여 YOLO의 학습을 진행하였으며, 1500장의 Test 이미지를 이용하여 YOLO의 테스트를 진행하였다. YOLO의 학습 시 학습과 예측 결과의 정확성을 좌우하는 학습률은 0.001, 누적된 과거 그래디언트에 따라 현재 그래디언트를 보정하는 계수인 momentum은 0.9, 오버피팅을 줄이기 위해 큰 가중치에 대한 패널티인 decay는 0.0005로 설정

하였다. 또한, 활성화 함수는 leaky ReLU 함수를 이용하여 그래디언트 값을 일정하게 유지하여 학습 속도를 유지하였고, 학습 반복 횟수는 50,000회까지 진행하여 모델을 생성하였다.

4.2 실험 및 결과 분석

실험은 근접 돼지에 생성된 외곽 사각형에 대해 세 가지 케이스로 나뉘어 진행되었으며, 두 마리의 근접 돼지에 대해 각각 한 개의 외곽 사각형(Case 1), 두 개의 외곽 사각형(Case 2), 세 개 이상의 외곽 사각형(Case 3)이 형성되었음을 의미한다.

Fig. 7은 학습이 완료된 YOLO의 외곽 사각형을 통해 Case 2의 근접 돼지 분리를 성공적으로 진행한 결과의 예를 보여준다. Fig. 7(a)와 Fig. 7(b)의 경우 두 마리의 돼지들이 머리를 맞대며 근접 돼지를 형성하며 겹침 사각형을 형성하는 경우이다. 두 경우에는 근접 돼지의 외곽 사각형들이 형성하는 겹침 사각형의 크기가 작은 편에 속한다. 따라서 실험 한 1500장의 영상에서 가장 많은 경우를 차지하며, 외곽 사각형의 형태에 따라 많은 경우 겹침 사각형 내부의 분리가

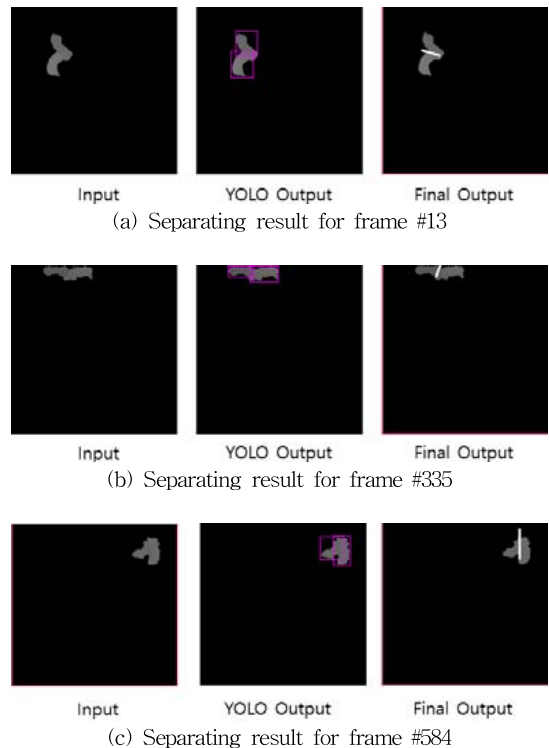


Fig. 7. Results with Case 2.

용이하였다. 그러나 드물게 Fig. 7(c)의 경우(두 마리의 돼지들이 몸통을 맞대며 세로로 긴 근접 돼지들 형성)와 같은 겹침 사각형 모양이 만들어지는 경우도 있으나, 이러한 경우에도 제안 방법을 통하여 성공적으로 근접 돼지를 분리할 수 있음을 확인하였다.

다음으로 Case 2에 비해 상대적으로 빈도수가 높지 않은 Case 1과 Case 3에 대해서도 제안 방법이 동작할 수 있음을 실험하였다. 우선 Case 1의 경우는 YOLO가 두개의 외곽 사각형을 생성하지는 못하지만, Fig. 8과 같이 전체 픽셀 수와 해당 외곽 사각형 내의 픽셀 수를 고려함으로써 생성된 하나의 외곽 사각형만으로도 돼지의 ID가 바뀌지 않는 범위에서 근접 돼지를 구분할 수 있음을 확인하였다.

마지막으로 빈도수는 떨어지지만 Case 3의 경우(Fig. 9와 같이, 주로 머리 부분이나 꼬리 부분에서 추가적인 외곽 사각형이 발생)에도 제안 방법이 동작할 수 있음을 실험하였다. 먼저 근접 돼지를 형성하는 픽셀 수를 계산한 뒤, 두 외곽 사각형 내부의 픽셀 수 합집합을 통해 가장 적합한 두 외곽 사각형을 선택함으로써 근접 돼지를 구분하였다.

제안 방법의 성능을 정성적으로 확인하기 위하여, 근접 객체 분리에 자주 사용되며 OpenCV에서 구현된 watershed 기법[13]과 K-means 기법[14]의 비교를 수행하였다. 통상 watershed 기법은 over-segmentation 문제가 있다고 알려져 있으나, Fig. 10에 나타난 바와 같이 근접 돼지 경우에 over-segmentation 또는 under-segmentation 문제가 발생하였다. Fig. 10을 통해 정성적으로 제안 방법이 기존 방

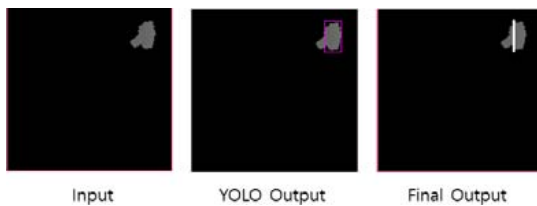


Fig. 8. Results with Case 1 (for frame #434).

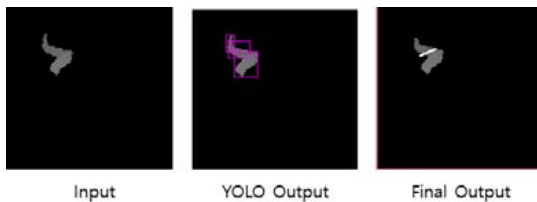


Fig. 9. Results with Case 3 (for frame #31).

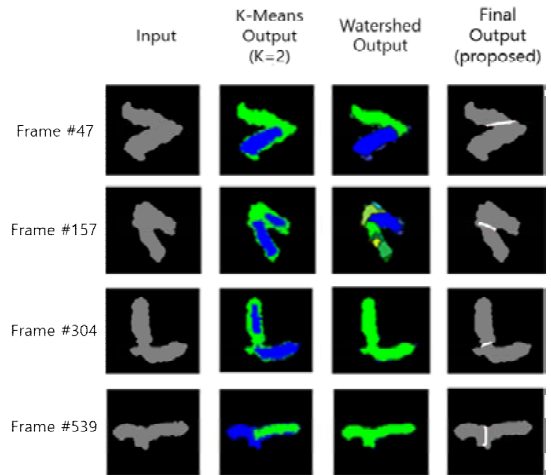


Fig. 10. Comparison of separation results.

Table 1. Comparison of accuracy and execution time

	Accuracy (Avg)	Execution Time (Avg)
Watershed [13]	49.28 %	1.96 msec
K-Means [14]	67.49 %	11.36 msec
Proposed	92.50 %	0.97 msec

법에 비하여 우수한 분리 결과(Final Output(proposed))를 나타냄을 확인하였고, Table 1을 통해 제안한 방법의 성능을 정량적으로도 비교하였다. 근접 객체 분리 문제는 주어진 근접 객체 영역의 각 픽셀에 ID를 부여하는 문제로 해석할 수 있으므로, 일반적인 객체 탐지 성능 지표로 이용되는 precision/recall 등의 지표 대신 “ground-truth 대비 주어진 근접 영역에서 정확히 ID가 부여된 픽셀의 비율”로 정확도(Accuracy)를 정의하였다. 이렇게 정의된 정확도와 측정된 수행 시간을 각 프레임에 대한 평균치로 계산하면 Table 1과 같다. 즉, 정량적으로도 제안 방법이 기존 방법에 비하여 우수한 지표를 나타내며 수행 시간도 빠르다는 장점이 있다. 특히, 픽셀 단위로 계산된 분리 정확도 값이 90% 이상이라는 의미는, 본 연구가 궁극적인 목표로 하는 24시간 연속 추적의 관점에서 가장 중요한 ID switch가 발생하지 않을 수 있다는 면에서 매우 고무적이다.

5. 결론 및 향후 연구

효율적인 이유자돈 관리를 위해 감시 카메라 환경

에서 돈사 내 개별 돼지에 대한 관리 자동화는 중요하고, 근접한 돼지를 정확하게 분리하는 것은 이를 위해 필수적이다. 그러나 정확도가 떨어지는 키넥트 카메라의 깊이 정보를 이용하여 공격 행동 등 복잡한 근접 경우에 대하여 근접 돼지들을 정확히 분리하는 것은 쉽지 않은 문제이다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 최근 사물을 인식하거나 분류하는데 그 성능이 입증된 딥러닝 기술 중에서도 성능이 뛰어나고 실시간 처리가 가능한 YOLO를 활용하였다. 먼저 YOLO를 활용하여 두 마리의 근접 돼지를 형성한 영상의 외곽 사각형 위치정보를 획득한 후, 외곽 사각형의 개수에 따라 한 개의 외곽 사각형이 생성되는 Case 1, 두 개의 외곽 사각형이 생성되는 Case 2, 세 개 이상의 외곽 사각형이 생성되는 Case 3로 구분한다. Case 1과 Case 3의 경우는 전체 픽셀 수를 이용하여 외곽 사각형이 유효한지 판단하는 과정을 거치며, Case 3의 경우 추가로 적합한 두 개의 외곽 사각형을 선택하는 과정을 거친다. 마지막으로 Case 2와 Case 3의 경우, 최종 선택된 두 외곽 사각형이 생성하는 겹침 사각형을 이용하여 최종적으로 근접 돼지를 분리한다. 실제 돈사에서 획득한 1500개의 근접 시퀀스로 실험한 결과, 제안 방법은 YOLO 외곽 사각형의 적합성을 판단하는 과정을 거치면서 1500개의 근접 시퀀스를 92.5%의 정확도로 분리할 수 있음을 확인하였다.

즉, 본 논문에서는 객체 탐지 문제에 뛰어난 성능을 보이는 YOLO를 활용하여 근접 객체 분리 문제에 적용할 수 있는지 확인하였다. 특히, 단순히 YOLO의 출력을 그대로 이용하는 수동적인 입장이 아닌, YOLO 출력에 대한 적합성 여부를 평가하고 선별하는 능동적인 입장에서의 근접 돼지 분리 방법을 제안하였다. 향후 연구로 다수의 돼지들이 근접해있는 경우의 분리도 가능하도록 확장할 예정이고, 감시 시스템 전체가 실시간에 처리할 수 있도록 병렬 처리 방법[19] 적용 또한 고려하고 있다.

REFERENCE

- [1] Ministry of Agriculture, Food and Rural Affairs. <http://www.mifaff.go.kr>, (accessed Oct., 24, 2017).
- [2] B. Kim, Y. Lee, Y. Kim, T. Kim, J. Park, S. Lee, and et al., *Top 10 Agriculture Issues in 2017*, Korea Rural Economic Institute, Focus on agricultural affairs, Vol. 142, pp. 1-27, 2017.
- [3] A. Wongsriworaphon, B. Arnonkijpanich, and S. Pathumnakul, "An Approach Based on Digital Image Analysis to Estimate the Live Weights of Pigs in Farm Environments," *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol. 115, pp. 26-33, 2015.
- [4] M. Oczak, K. Maschat, D. Berckmans, E. Vranken, and J. Baumgartner, "Automatic Estimation of Number of Piglets in a Pen during Farrowing, using Image Analysis," *Bio-systems Engineering*, Vol. 151, pp. 81-89, 2016.
- [5] H. Baek, Y. Chung, M. Ju, Y. Chung, D. Park, and H. Kim, "Pig Segmentation using Concave Points and Edge Information," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 19, No. 8, pp. 1361-1370, 2016.
- [6] M. Ju, H. Baek, J. Sa, H. Kim, Y. Chung, and D. Park, "Real-Time Pig Segmentation for Individual Pig Monitoring in a Weaning Pig Room," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 19, No. 2, pp. 215-223, 2016.
- [7] J. Choi, L. Lee, Y. Chung, and D. Park, "Individual Pig Detection Using Kinect Depth Information," *KIPS Transactions on Computer and Communication Systems*, Vol. 5, No. 10, pp. 319-326, 2016.
- [8] L. Lee, L. Jin, D. Park, and Y. Chung, "Automatic Recognition of Aggressive Behavior in Pigs using a Kinect Depth Sensor," *Sensors*, Vol. 16, No. 5, pp. 631, 2016.
- [9] J. Choi, L. Lee, Y. Chung, and D. Park, "Individual Pig Detection using Fast Region-based Convolution Neural Network," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol. 20, No. 2, pp. 216-224, 2017.
- [10] J. Kim, Y. Chung, Y. Choi, J. Sa, H. Kim, Y. Chung, D. Park, and H. Kim, "Depth-based Detection of Standing-Pigs in Moving Noise Environments," *Sensors*, Vol. 17, No. 12, pp. 2757, 2017.

- [11] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. Hinton, "Imagenet Classification with Deep Convolutional Neural Networks," *Advances in Neural Information Processing Systems*, pp. 1097–1105, 2012.
- [12] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, "You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection," *Proceeding of Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 779–788, 2016.
- [13] C. Koyuncu, S. Arslan, I. Durmaz, R. Cetin-Atalay, and C. Gunduz-Demir, "Smart Markers for Watershed-Based Cell Segmentation," *PLoS one*, Vol. 7, No. 11, pp. e48664, 2012.
- [14] J. Peng, Y. Chen, M. Green, S. Sabatinos, S. Forsburg, and C. Hsu, "PombeX: Robust Cell Segmentation for Fission Yeast Transillumination Images," *PLoS one*, Vol. 8, No. 12, pp. e81434, 2013.
- [15] B. Singh and S. Patel, "Efficient Medical Image Enhancement using CLAHE and Wavelet Fusion," *International Journal of Computer Applications*, Vol. 167, No. 5, pp. 1–5, 2017.
- [16] J. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 8, No. 6, pp. 679–698, 1986.
- [17] R. Girshick, J. Donahue, T. Darrell, and J. Malik, "Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation," *Proceeding of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 580–587, 2014.
- [18] R. Girshick, "Fast R-CNN," *Proceeding of the IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 1440–1448, 2015.
- [19] J. Kim, Y. Choi, J. Kim, Y. Chung, Y. Chung, and D. Park, "Efficient Task Distribution for Pig Monitoring Applications using OpenCL," *KIPS Transactions on Computer and Communication Systems*, Vol. 6, No. 10, pp. 407–414, 2017.



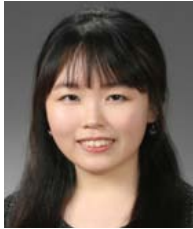
서 지 현

2015년~현재 고려대학교 컴퓨터
정보학과 학사과정
관심분야 : 병렬처리, 영상처리



이 준 희

2012년~현재 고려대학교 컴퓨터
정보학과 학사과정
관심분야 : 데이터마이닝, 영상처리



주 미 소

2016년 고려대학교 컴퓨터정보학
과(학사)
2017년~2018년 고려대학교 컴퓨
터정보학과 석사과정
관심분야 : 병렬처리, 영상처리



정 용 화

1984년 한양대학교 전자통신공학
과(학사)
1986년 한양대학교 전자통신공학
과(석사)
1997년 University of Southern
California(박사)



최 윤 창

2017년 고려대학교 컴퓨터정보학
과(학사)
2017년~2018년 고려대학교 컴퓨
터정보학과 석사과정
관심분야 : 병렬처리, 영상처리

1986년~2003년 한국전자통신연구원 생체인식기술연구
팀(팀장)

2003년~현재 고려대학교 컴퓨터정보학과(교수)
관심분야 : 병렬처리, 영상처리, 축산 IT



박 대 희

1982년 고려대학교 수학과(학사)
1984년 고려대학교 수학과(석사)
1989년 플로리다 주립대학 전산
학과(석사)
1992년 플로리다 주립대학 전산
학과(박사)

1993년~현재 고려대학교 컴퓨터정보학과(교수)
관심분야 : 데이터마이닝, 인공지능, 축산 IT