

Touching Pigs Segmentation and Tracking Verification Using Motion Information

Changhyun Park[†] · Jaewon Sa^{††} · Heegon Kim^{†††} · Yongwha Chung^{††††} ·
Daihee Park^{†††††} · Hakjae Kim^{††††††}

ABSTRACT

The domestic pigsty environment is highly vulnerable to the spread of respiratory diseases such as foot-and-mouth disease because of the small space. In order to manage this issue, a variety of studies have been conducted to automatically analyze behavior of individual pigs in a pig pen through a video surveillance system using a camera. Even though it is required to correctly segment touching pigs for tracking each pig in complex situations such as aggressive behavior, detecting the correct boundaries among touching pigs using Kinect's depth information of lower accuracy is a challenging issue. In this paper, we propose a segmentation method using motion information of the touching pigs. In addition, our proposed method can be applied for detecting tracking errors in case of tracking individual pigs in the complex environment. In the experimental results, we confirmed that the touching pigs in a pig farm were separated with the accuracy of 86%, and also confirmed that the tracking errors were detected accurately.

Keywords : Surveillance System, Behavior Analysis, Motion Information, Object Segmentation, Tracking Verification

움직임 정보를 이용한 근접 돼지 분리와 추적 검증

박 창 현[†] · 사 재 원^{††} · 김 희 곤^{†††} · 정 용 화^{††††} · 박 대 희^{†††††} · 김 학 재^{††††††}

요 약

좁은 공간에 돼지들을 밀집 사육하는 구조가 대부분인 국내 돈사의 환경은 구제역과 같은 전염병 확산에 취약하다. 이러한 밀집 사육의 문제를 해결하기 위한 방법으로 감시 카메라를 활용한 돈사 내 개별 돼지들의 행동을 자동으로 분석하는 연구가 진행 되고 있다. 그러나 공격 행동 등 복잡한 상황에서 개별 돼지들을 추적하기 위해서는 근접한 돼지들에 대한 올바른 분리가 우선적으로 수행되어야 하지만, 정확도가 떨어지는 키넥트 카메라의 깊이 정보를 이용할 경우 돼지들 간의 경계선이 정확히 추출되지 않는다는 문제가 있다. 본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위한 방법으로 움직임 정보를 활용하여 근접 돼지를 분리하는 방법을 제안한다. 또한, 제안된 방법은 혼잡한 돈방에서 개별 돼지를 추적하는 경우 추적 오류를 탐지하는 문제에도 적용될 수 있다. 실험 결과, 실제 돈사에서 획득한 두 개의 근접 돼지 시퀀스에 대하여 86%의 정확도로 분리 가능함을 확인하였고, 객체 추적에 대한 검증을 통하여 식별 번호가 잘못 부여된 객체를 정확히 탐지할 수 있음을 확인하였다.

키워드 : 감시 시스템, 행동 분석, 움직임 정보, 객체 분리, 추적 검증

1. 서 론

현재 대다수의 국내 돈사에서는 좁은 공간에 돼지들을 밀집 사육하는 환경으로 구성되어 있다. 이러한 환경은 돼지들에게 스트레스를 유발시키고, 면역력을 저하시키며, 전염병의 확산에 매우 취약하기 때문에, 모든 돼지들에 대하여 세밀한 관리가 요구된다[1]. 특히, 생후 1개월 된 이유자돈은 어느 정도 성장한 돼지에 비하여 상대적으로 면역력이 약하고, 돈방 내 서열 싸움으로 인한 공격적인 행동 등의 여러 가지 요인 때문에 발육저하나 치명적인 상처가 발생한다[2]. 즉, 이러한 국내 양돈 농가의 환경은 이유자돈의 폐사율을 높이며, 폐사

* 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).
* 이 논문은 2017년도 한국정보처리학회 추계학술발표대회에서 "움직임 정보를 이용한 근접 돼지 추적"의 제목으로 발표된 논문을 확장한 것임.
[†] 비 회 원 : 고려대학교 컴퓨터정보학과 학사과정
^{††} 준 회 원 : 고려대학교 컴퓨터정보학과 박사과정
^{†††} 준 회 원 : 고려대학교 컴퓨터정보학과 박사후과정
^{††††} 종신회원 : 고려대학교 컴퓨터정보학과 교수
^{†††††} 정 회 원 : 고려대학교 컴퓨터정보학과 교수
^{††††††} 비 회 원 : ㈜클래스엑트 대표이사
Manuscript Received : December 15, 2017
First Revision : March 19, 2018
Accepted : March 23, 2018
* Corresponding Author : Yongwha Chung(ychungy@korea.ac.kr)

로 인한 막대한 손실액이 발생하기 때문에 돈사 관리 측면에서 이유자돈의 세밀한 관리가 매우 중요하다.

그러나 국내 돈사 환경은 관리자 1명이 2,000두 이상의 돼지를 관리하고 있기 때문에, 모든 개별 돼지에 대하여 관리인이 직접 세밀하게 관리하는 것은 현실적으로 불가능하다는 문제점이 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여, 국내에서는 감시 카메라를 활용하여 영상 처리 기술 기반 돈사 내 개별 돼지들의 행동을 자동으로 관리하기 위한 다양한 연구가 보고되고 있다[3-5].

돈사 내 카메라를 이용한 감시 시스템에 대하여, 밀집한 돼지를 개별 돼지로써 분리시키는 것은 개별 돼지의 행동 분석을 위해 필수적인 요소이다. 이에 따라 영역을 기반으로 밀집한 돼지 사이에서 개별 돼지들을 분리하는 방법[6-8]이 연구되었다. 그러나 영역을 기반으로 밀집한 돼지를 개별로 구분하는 방법은 돼지 사이의 겹침과 같은 복잡한 상황에서는 돼지 분리가 어려운 문제점이 있다. 또한, 국내 돈사에서 돼지들은 공격 행동 등으로 인하여 좁은 공간에서 빠르게 움직이는 상황이 발생할 수 있기 때문에 객체의 추적 결과에 대하여 객체의 식별 번호가 잘못 부여(ID 변경)되는 등의 오류가 발생할 수 있다. 따라서 돈방 내 근접한 돼지들을 정확히 분리함으로써 각각의 개별 돼지로 탐지하고, 이를 활용하여 돼지들의 질병 감염으로 인한 특징적인 행동 혹은 공격적인 행동 등을 분석하기 위한 개별 추적 시스템이 요구된다.

본 논문에서는 근접하는 집단 돼지를 개별 돼지로 분리하기 위하여 폐쇄된 돈방 내의 움직임 정보를 활용함으로써 근접 돼지를 분리하는 방법을 제안한다. 즉, 과거의 움직임 정보를 사용하여 현재 움직임을 계산하고, 이를 근거로 근접한 개별 돼지들의 현재 위치를 예측하여 근접 돼지를 분리한다. 또한, 예측한 개별 돼지의 위치를 이용하여 객체 추적 오류를 탐지하고 수정하는 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 관련 연구를 소개한다. 3장에서는 움직임 정보를 활용한 예측과 예측한 객체의 영역을 통해 근접 돼지를 분리하는 방법, 그리고 예측한 객체의 위치를 통해 추적된 결과를 검증 하는 방법을 제안한다. 4장에서는 제안 방법에 대한 실험 결과 확인 및 결과에 대한 분석을 수행하고, 5장에서 본 논문의 결론 및 향후 연구 계획에 대해서 서술한다.

2. 관련 연구

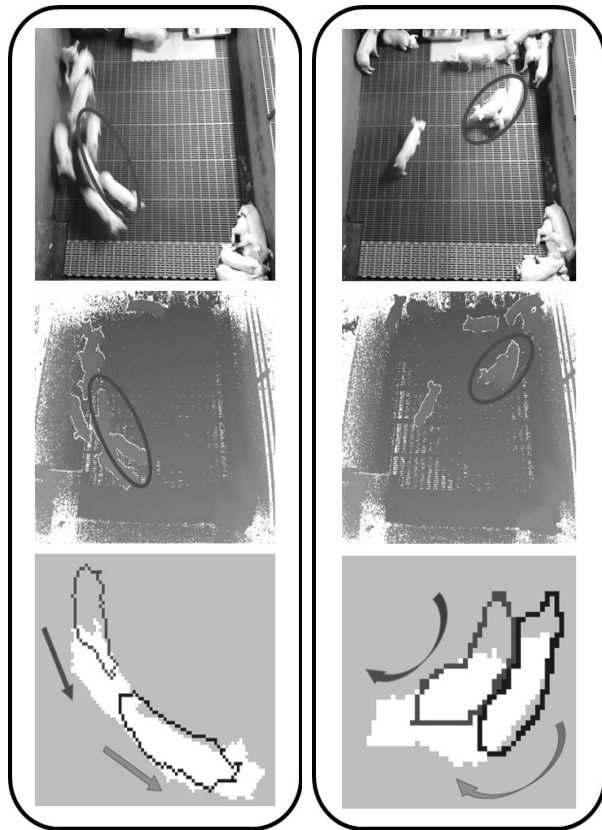
본 연구에서는 돈방의 천장에 저가의 키넥트 카메라를 설치한 후, 획득된 비디오 데이터를 분석하여 24시간 개별 돼지에 대한 관리를 최종 목표로 한다. 그러나 키넥트의 RGB 정보는 조명과 그림자의 변화에 취약한 문제점이 있기 때문에, 이러한 문제점을 해결하기 위하여 깊이 정보를 이용한다[9-11]. 키넥트 카메라는 깊이 정보를 수집하기 때문에 조명이 꺼진 야간에도 지속적으로 돼지를 탐지 및 관리할 수 있는 장점이 있지만, 깊이 정보의 정확도가 떨어져 근접한 돼지

들의 경계를 정확히 추출하기 어렵다는 문제가 있다.

즉, 탐지된 돼지가 근접하게 되면 2마리의 객체가 1마리의 객체로 인식될 수 있는데, 24시간 개별 돼지 추적을 위해서는 근접한 돼지를 개별로 반드시 분리해줘야 한다. 근접 객체를 분리하는 대표적인 방법으로는 영역 확장 기반의 워터셰드 기법[12, 13]과 클러스터링 기반의 K-평균 기법[14, 15]이 있다. 워터셰드 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 워터셰드 기법은 현재에도 의학/생물학 분야에서 근접한 세포 분리에 적극적으로 사용되지만, 근접한 부위가 넓으면 하나의 객체로 인식되는 문제와 과분할로 인한 추가적인 처리 때문에 돈사 환경에 적용하기 어렵다. 반면, K-평균 기법은 입력 데이터를 k개의 클러스터로 묶는 방법으로, 각 클러스터간 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 있다. 이외에도 액티브 컨투어 기법 등 최적화에 기반한 많은 분리 알고리즘들이 존재하지만, 비디오 스트림 데이터를 실시간으로 분석하기 위해서는 최적화 기반 알고리즘들은 적용하기 어렵다는 문제가 있다.

한편, 키넥트로부터 획득한 깊이 정보 데이터에 대하여 전 배경 분리를 수행함으로써 돈방 내 돼지만을 탐지할 수 있다. 여기서, 탐지된 돼지 중 두 마리 이상의 돼지가 근접하면 하나의 객체로 인식 될 수 있는 상황이 발생한다. 예를 들면, 한 마리의 돼지가 다른 한 마리의 돼지를 빠른 속도로 추적하거나 서로 근접하여 회전하는 등의 공격 행동을 할 때 한 마리의 객체로 탐지된다. 이 때, 이전 프레임의 분리된 정보를 이용한 영역 기반 근접 객체 분리 기법[6]을 수행한다면, 현재 프레임의 근접한 부분에서 다른 객체의 영역을 침범할 가능성이 높기 때문에 두 객체가 정확히 분리되지 않을 수 있다. 뿐만 아니라, 이러한 결과가 지속적으로 누적된다면 개별 돼지의 추적에 대하여 정확히 식별될 수 없다.

Fig. 1은 두 마리 돼지들의 공격 행동(한 마리는 공격하고 다른 한 마리는 피하려는 상황)에서 근접한 돼지들이 하나의 객체로 탐지된 결과를 보여주고, 이전 프레임에서 개별로 분리된 돼지들은 각각 빨간색과 파란색으로 표시하였다. (깊이 정보 영상의 해상도가 떨어져 조명이 있는 주간에 획득된 RGB 영상을 같이 보여주고 있다.) Fig. 1에서 볼 수 있듯이, 이전 프레임만을 활용하여 근접 돼지를 분리할 경우에는 이전 프레임의 영역 정보가 현재 프레임의 영역에 영향을 주어 정확한 객체 분리를 할 수 없는 문제가 발생한다. 따라서 본 논문에서는 바로 이전의 프레임만을 이용하여 근접 돼지를 개별로 분리하지 않고, 해당 객체의 과거 움직임 정보를 사용하여 현재 프레임에서 객체의 위치를 예측하고 이를 통해 근접한 객체를 분리한다.



(a) Case of chasing pigs (b) Case of rotating pigs
Fig. 1. Difficulty of Segmentation for Aggressive Behavior

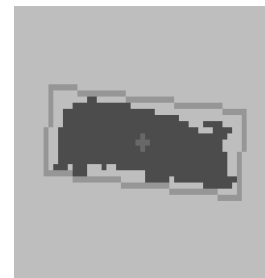
3. 제안 방법

본 연구에서는 다수의 이유자돈(생후 25일령)들이 한 달 동안 폐쇄된 돈방에서 관리되는 환경을 가정한다. 따라서 두 마리의 돼지가 근접하기 전에는 각각의 개별 돼지로 분리되어 있고, 정확히 추적 되고 있다고 가정할 수 있다. 제안 방법에서 사용되는 정보는 이전 프레임에서의 객체 좌표를 통해 얻은 움직임 정보이다. 즉, 과거 프레임으로부터 추적이 완료된 객체의 움직임 정보를 계산한다. 먼저, 근접한 두 마리 돼지를 분리하기 위해서 두 돼지가 불기 이전 3개 프레임에서의 위치를 통해 현재 프레임에서의 해당 돼지가 위치할 영역을 예측하고, 예측한 영역을 근거로 근접 돼지를 분리한다. 또한, 객체 추적에 대한 검증을 위하여 현재 프레임에서 개별 돼지들의 예측된 중심 좌표 주변 식별 정보 분포를 확인함으로써 객체 추적이 정상적으로 수행되었는지 확인할 수 있다.

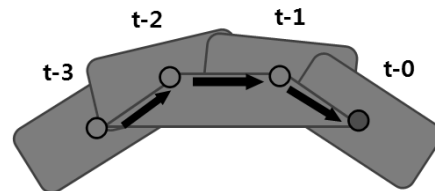
3.1 움직임 정보를 활용한 돼지 위치 예측

돈사에 설치된 키넥트로부터 획득된 비디오 데이터를 분석한 결과, 돼지들의 움직임은 불규칙적으로 변하지 않고, 앞으로 전진, 정지, 좌측으로 회전, 우측으로 회전하는 네 가지 움직임으로 분류 할 수 있음을 확인하였다.

개별 돼지의 움직임 정보를 활용하기 위해서는 개별 돼지의 위치를 표시할 기준이 요구된다. 돼지의 위치는 Fig. 2A와 같이 돼지를 감싸는 최소 사각형의 중심점 좌표, 각도, 사각형 크기를 사용하여 나타낼 수 있다. 과거 3개의 프레임($t-1$, $t-2$, $t-3$)동안 돼지의 위치를 최소 사각형을 통해 파악하고, 현재 프레임($t-0$)에서의 해당 돼지 위치를 예측한다. 즉, 현재 프레임에 해당하는 $t-0$ 에서의 돼지 중심점 위치는 Fig. 2B와 같이 등변사다리꼴을 활용하여 예측한다.



(a) Minimum square for predicting a pig's position



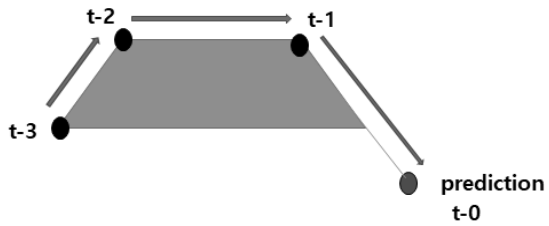
(b) Movement of a single pig ($t-3 \sim t-0$)

Fig. 2. Prediction of a Pig's Position in the Current Frame

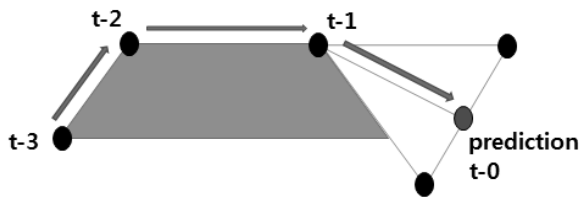
먼저, 돼지의 이동 방향은 $t-3$ 과 $t-2$ 사이에 이동하는 방향과 $t-2$ 에서 $t-1$ 사이에 이동하는 방향을 통해, $t-1$ 에서 $t-0$ 사이에 이동하는 방향을 예측할 수 있다. 이후, 세 프레임 동안의 중심 좌표를 통해 돼지의 이동거리를 예측할 수 있다. $t-3$ 에서 $t-2$ 로 이동하는 동안 돼지의 이동 거리가 $t-2$ 와 $t-1$ 사이의 이동한 거리보다 더 크면, 돼지의 이동 속도가 감소하고 있음을 의미한다. 반면에, $t-3$ 에서 $t-2$ 로 이동하는 동안 돼지의 이동 거리가 $t-2$ 와 $t-1$ 사이의 이동한 거리보다 더 작으면, 돼지의 이동 속도가 증가하고 있다고 예측할 수 있다. 이를 통해, $t-1$ 에서 $t-0$ 사이의 이동 거리는 $t-2$ 에서 $t-1$ 사이의 이동한 거리와 유사함을 확인할 수 있다. 즉, Fig. 3A에서와 같이 $t-0$ 에서의 중심점 좌표는 등변사다리꼴 모형에서 $t-1$ 과 $t-0$ 중심점 사이 선분의 연장선상에 있으며, $t-1$ 의 중심 좌표로부터 $t-1$ 과 $t-2$ 사이에 이동한 거리만큼 떨어진 지점을 $t-0$ 의 중심점으로 예측한다.

그러나 돼지들의 실제 이동 방향은 등변사다리꼴 모형보다 더 완만한 각도로 움직인다. 과거 세 개의 프레임에서 한 쪽 방향으로 이미 몸을 회전하고 있는 돼지는 현재 프레임에서 현재 회전 방향의 반대 방향으로 급격하게 회전하는 움직임을 보이지 않는다. 즉, 자세를 구부려 시계 방향으로 회전하다 반시계 방향으로 회전 전환 시 자세가 펴지는 중간 단

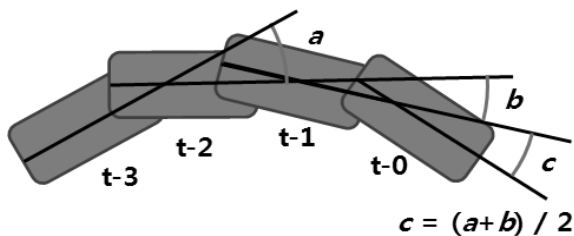
계를 거친다. 따라서 직선으로 이동하거나 회전 중인 방향을 유지하여 움직인다고 판단할 수 있고, 이 두 가지의 움직임을 포괄하는 예측 점이 필요하다. 이러한 예측 점은 Fig. 3B와 같이 계산할 수 있다. Fig. 3B에서 계산된 예측 점은 t-1에서 진행되는 방향으로 진전하는 위치와 등변사다리꼴 모델을 사용하여 계산된 회전하는 위치 사이의 중심점이며, 최종적으로 현재의 위치를 예측하는데 사용된다.



(a) Prediction of a pig's position using t-3, t-2, and t-1



(b) Prediction of a center point considering pig's motion



(c) Prediction of a pig's angle in the current frame

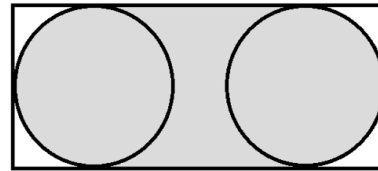
Fig. 3. Prediction Method of Pig's Center and Angle

마지막으로, 과거 프레임으로부터 개별 돼지의 이동 방향과 이동 거리를 계산한 이후에는 t-0에서 위치한 돼지의 현재 방향을 예측한다. 예측 사각형의 각도는 Fig. 3C와 같이 t-3와 t-2 사이, 그리고 t-2와 t-1 사이에서 변화한 각도의 크기의 평균만큼 t-1과 t-0 사이에서 변화했을 것이라고 예측할 수 있다. 따라서 앞서 예측한 좌표와 각도를 통해 t-0에서 돼지의 위치와 방향을 예측할 수 있게 된다.

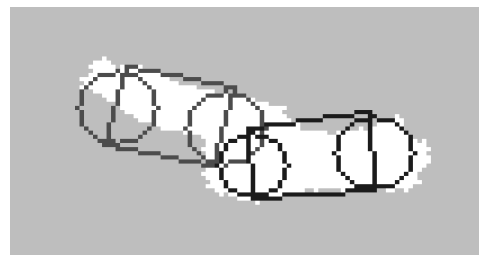
3.2 예측한 영역을 이용한 근접 돼지 분리

예측하는 영역의 표시를 위해서, 돼지를 포함하는 최소 사각형의 네 모서리에 대한 추가적인 작업을 수행한다. 실제로 돼지 객체는 돈사의 천장에서 아래를 내려다본 영상이기 때문에, 사각형이 아닌 타원과 유사하다. 이러한 특성에 근거하여 근접한 돼지의 분리에 이용되는 최소 사각형을 타원형으로 변형시킨다. 즉, 근접한 돼지의 정확한 분리를 위해, Fig.

4A와 같이 3.1절로부터 돼지의 위치가 예측된 최소 사각형의 네 모서리 영역을 제거함으로써 현재 프레임의 돼지 영역을 예측한다. Fig. 4B는 수정된 최소 사각형을 사용하여 돼지의 위치를 예측하는 방법을 보여준다.



(a) Modified ellipse from the minimum bounding box



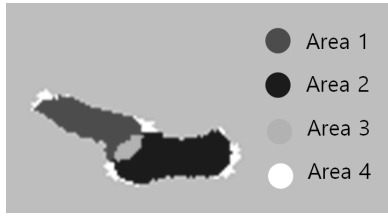
(b) Projection of the ellipse on the touching pigs

Fig. 4. Modification of the Bounding Box for Correct Segmentation

이러한 방법으로 예측된 두 마리 돼지의 위치는 두 마리 돼지의 상대적인 위치로 활용된다. 이후 근접한 돼지의 중심 좌표와 두 돼지의 중심점이 일치되도록 예측된 두 영역을 이동시키고 예측 영역과 근접 돼지 영역을 비교함으로써 분리를 수행한다.

우선 첫 번째 돼지는 빨간색, 두 번째 돼지는 파란색의 고유한 색을 가지고 있다고 가정하고, Fig. 4B와 같이 예측한 두 영역을 탐지된 근접 돼지 영역과 비교한다. 이후 Fig. 5A와 같이 첫 번째 돼지의 예측 영역에만 포함되는 경우(Area (1)로 표시)는 빨간색으로, 두 번째 돼지의 예측 영역에만 포함되는 경우(Area (2)로 표시)는 파란색으로 표시한다. 만약 두 영역이 겹쳐지는 부분(Area (3)으로 표시)이 있다면, 해당 부분의 색을 Fig. 5A의 하늘색과 같은 별도의 색으로 표시하고, 첫 번째 돼지와 두 번째 돼지가 겹쳐있는 공통 영역으로 분류한다.

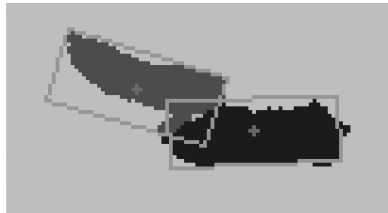
Fig. 5A의 흰색 영역과 같이 각각의 돼지 영역으로 결정되지 않은 영역(Area (4)로 표시)에 대해서는 팽창 연산을 활용하여 처리한다. 즉, Fig. 5B에 나타난 바와 같이 예측한 영역을 단계적으로 팽창함으로써 결정되지 않은 부분이 최종으로 결정된다. 마지막으로 Fig. 5C처럼 분리가 완료된 두 돼지는 그 다음 프레임의 근접 돼지를 분리하기 위한 t-1에서의 데이터로 사용된다. 이 때, 두 돼지의 공통 영역으로 결정된 영역에 의하여 각 객체의 크기가 점점 커짐을 막기 위해, 최소 사각형의 크기는 객체들의 평균 크기보다 커지지 않도록 제한한다.



(a) Initial segmentation using the bounding boxes



(b) Post-processing for segmentation using dilation operator



(c) Bounding boxes for next prediction

Fig. 5. Segmentation of Touching Pigs based on the Predicted Bounding Boxes

3.3 예측 점 주변 픽셀을 이용한 추적 검증

1) 정확도 점수 계산

Fig. 6은 분리된 돼지에 대하여 추적 결과의 한 프레임을 보여준다. 추적 초기에 특정 색상으로 할당된 각각의 돼지들은 추적에 성공할 때마다 각 돼지들에 할당된 색상이 매번 다음 프레임에 반복적으로 할당된다. 여기서, 해당 결과 프레임에서 개별 돼지의 위치는 3.1절에서와 같이 계산하여 예측 점을 도출할 수 있다. 계산된 예측 점은 추적 결과와 비교함으로써, 정확도 점수를 이용한 개별 돼지 위치를 검증한다.

Fig. 6의 추적 결과 프레임에서 12마리 돼지들의 위치는 성공적으로 예측되었지만, 결과 프레임의 5시 방향에서 한 마리의 돼지 위치(타원으로 표시된 ⑪번 돼지)는 예측에 실패하였다. 이와 같이 예측에 실패하는 경우가 발생하면, 다음의 알고리즘과 같이 정확도 점수 계산을 수행한다. 정확도 점수는 예측 점의 좌표를 중심으로 계산된다. 먼저, 예측 점을 중심으로 8방향의 점이 예측에 실패한 객체 영역에 포함되는지 확인한다. 여기서, 8방향에 있는 점들 중 거리가 1, 2, 4, 6인 좌표를 통해 예측 점 주변을 살피고, 검증할 객체에 어느 정도 포함되는지 확인한다. 이 때, 해당 좌표들이 포함되는 객체에 1점 씩 더한다. 이후, 계산된 점수로부터 최댓값을 가지는 객체의 식별 번호를 구하고, 최댓값을 가지는 객체가 예측을 수행한 객체와 동일한지 확인한다. 만약, 동일한 객체이면, 추적결과에서 해당 객체는 추적이 올바르게 수행됨으로 추정

할 수 있다. 반면에, 계산된 점수가 다른 객체에서 최댓값을 갖는다면 추적이 잘못 되었음을 추정할 수 있으며, 해당 객체는 예측을 수행한 객체로 수정되어야 함을 추정할 수 있다. Fig. 7은 정확도 점수를 계산하는 알고리즘을 의사코드로 나타낸 것이다.

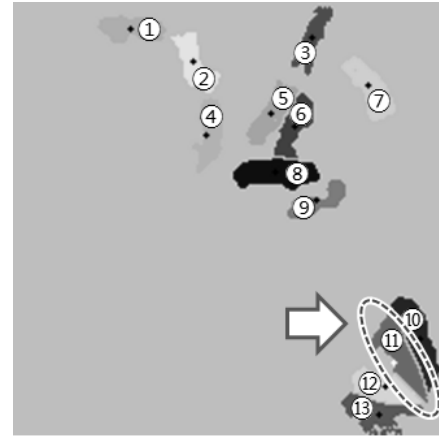


Fig. 6. Example of the Tracking Result and a Failure Case of the Prediction

Score Calculation Algorithm

Input

I_{cur} : Input current frame
 $Pred_i$: i coordinates of the predicted point

Output

$Score_Table$: Buffer where calculated scores are saved

Algorithm

```

distf[1] = 1
distf[2] = 2
distf[3] = 4
distf[4] = 6
for i ← 1 to # of pigs do
  if  $Pred_i \notin Region(Pig_i)$  then
     $Pt = \{p | p \text{ are points in 8 direction of } Pred_i\}$ 
    for j ← 1 to 4 do
      for k ← 1 to # of  $Pt$  do
        if  $Pt_k(distf[j]) \subset Region(Pig_x)$  then
          Increase  $Score\_Table$  by one in for  $Pig_x$ 
return  $Score\_Table$ 
    
```

Fig. 7. Score Calculation Algorithm

Fig. 8과 같이, 예측 점을 중심으로 같은 거리에 있는 8개 픽셀의 위치를 추적 결과 이미지에서 분석한다. 객체 추적 검증의 오류를 제거하기 위하여 예측 점의 인접 픽셀뿐만 아니라 인접하지 않은 주위의 픽셀 정보도 동시에 사용한다. 인접 픽셀은 거리가 1(Fig. 8A)인 픽셀 정보를 사용하고, 주위의 픽셀 정보는 거리가 2(Fig. 8B), 거리가 4(Fig. 8C), 거리가 6(Fig. 8D)인 픽셀 정보를 사용한다. 각 픽셀 거리마다 예측 점 좌표를 포함한 9개 픽셀을 확인하기 때문에 최고 정확도

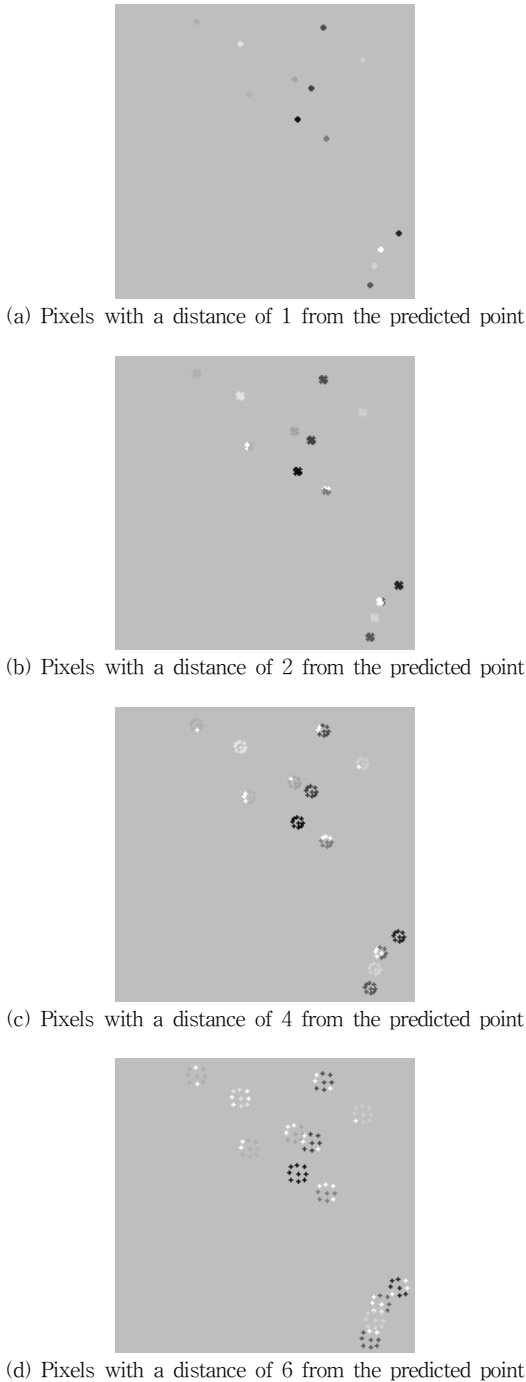


Fig. 8. Score Calculation Using Pixels Around the Predicted Point

점수는 36점이 된다. 예측 점에 해당하는 부분은 비중을 크게 두기 위해 여러 차례 확인하고, 확인한 점들은 누적되어 추적 결과를 검증하는 기준인 정확도 점수로 활용된다. 결과적으로, 한 예측 점에 해당하는 객체 추적 정확도 점수는 Table 1과 같이 나타날 수 있다.

Table 1. Accuracy Score (AS) of Tracking Results

	AS of object #3	AS of object #4
Object #1	0	0
Object #2	25	2
Object #3	5	5
Object #4	3	23
...
Object #13	1	2

2) 정확도를 통한 추적 오류 탐지

Table 1과 같이 얻은 결과를 통하여, 객체 추적이 정상적으로 이루어 졌는지 판단할 수 있다. 예를 들어, 총 13개의 객체가 있는 경우, 4번 객체에 해당하는 정확도 점수가 23점으로 가장 높게 나타나므로, 해당 객체는 정확히 추적되었음을 판단할 수 있다. 그러나 3번 객체의 경우 가장 높은 정확도 점수가 2번 객체(25점)로 계산되므로, 해당 객체는 추적에 실패했다고 결정한다. 즉, 3번 객체가 위치해야 할 부분을 추적의 오류로 2번 객체로 잘못 표시됨을 판단할 수 있다. 따라서 2번으로 식별된 추적 결과를 3번으로 수정하고, 수정된 결과를 통해 계속해서 추적 검증을 수행하게 된다.

4. 실험 결과

4.1 예측한 영역을 통한 근접 돼지 분리 결과

본 논문에서는 실험을 위해 돈방의 바닥으로부터 약 4m 높이의 천장에 키넥트2 카메라를 설치하였고, 설치된 카메라를 통해 획득한 깊이 정보 데이터는 512×424의 해상도와 30 fps(frame per second)를 갖는다. 이렇게 획득된 깊이 정보 데이터는 수행시간의 단축을 위해 해상도가 200×200이고 10 fps의 깊이 정보 데이터로 변환하였다. 축소 변환된 깊이 정보 데이터는 전·배경 분리 알고리즘을 수행하였고[11], 처리된 영상에서 돼지로 탐지된 데이터에 제안 방법을 적용하였다. 실험은 AMD Ryzen 5 1600, 8GB RAM, Visual Studio 2015, 영상처리 라이브러리 OpenCV 2.4[16]의 환경에서 실시하였다.

먼저 깊이 정보 카메라로부터 수집한 영상에서 깊이 정보를 이용하여 누워있는 돼지를 제외하고 배경 차이를 이용하여 움직이지 않는 돼지를 제외하였다. 그리고 두 마리 간 공격 행동에 해당하는 대표적인 두 개의 시퀀스(즉, 20개 프레임으로 구성된 sequence #1과 28개 프레임으로 구성된 sequence #2)를 획득하였고, Fig. 9, Fig. 10과 같이 근접 돼지를 개별 돼지로 분리할 수 있음을 보여주었다.

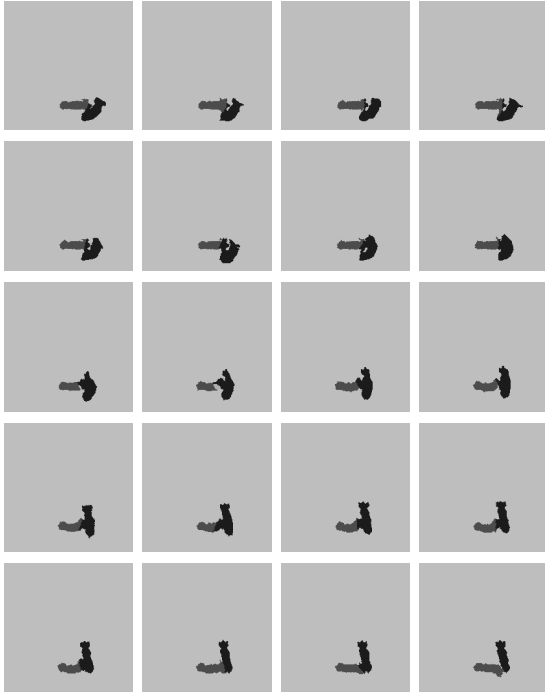


Fig. 9. Segmentation Results of Sequence #1



Fig. 10. Segmentation Results of Sequence #2

본 논문에서 제안하는 방법의 근접 돼지 분리 성능을 정량적으로 판단하기 위하여 워터셰드 기법[12, 13]과 K-평균 기법[14, 15]의 정확도를 제안방법의 정확도와 비교하였다. (2장에서 언급하였듯이, 액티브 컨투어 기법 등 수행시간이 오래 걸리는 최적화 기반 방법들은 실시간 처리를 위하여 비교 방법에서 제외하였다.) 워터셰드 기법, K-평균 기법, 그리고 제안 방법으로 얻은 분리 결과를 픽셀 단위로 정답지 영상과 비교하여 정확도를 측정하였다. 두 시퀀스에 대해서 분리 정확도를 계산한 결과, Table 2와 같이 워터셰드 기법의 정확도는 평균 58.72%, K-평균 기법의 정확도는 평균 55.01%, 그리고 제안 방법의 정확도는 85.87%로, 기존의 방법보다 정확한 근접 돼지의 분리가 가능함을 확인하였다. 수행시간을 측정한 결과, 제안 방법은 한 프레임을 처리하는데 걸리는 시간이 23ms로, 입력 영상인 초당 10 프레임의 비디오를 실시간으로 처리 가능함을 확인하였다.

Table 2. Comparison of Segmentation Accuracy and Average Execution Time

Method	Accuracy of Sequence #1	Accuracy of Sequence #1	Average execution time
Watershed [10,11]	62.15%	56.61%	36ms/frame
K-Means [12,13]	52.09%	57.54%	280ms/frame
Proposed method	88.15%	83.99%	23ms/frame

4.2 예측 점 주변 픽셀을 이용한 객체 추적 검증 결과

먼저 가장 간단한 추적 방법인 중심점 기반 추적기[5,17]를 이용하여 돈방 내 13마리 돼지에 대한 추적 결과에 대한 검증을 진행하였다. 사용된 비디오 시퀀스는 관리자가 접근하면서 많은 돼지들이 놀라 서로 부딪치면서 빠르게 위에서 아래로 내려왔다가 다시 위로 올라가는 움직임을 보이는 400개 프레임 분량이고, 개별 돼지는 분리되었다고 가정한다. 먼저 움직임 정보를 이용하여 객체에 대한 현재 위치를 예측하였고, 현재 위치 예측을 사용한 객체 추적 검증을 통하여 객체의 식별 번호에 대한 확인을 수행하였다.

제안 방법을 적용하기 이전에, 객체 추적 중에 두 개의 객체 또는 다수의 객체에 대한 식별 번호가 뒤바뀐(ID 변경) 다섯 번의 프레임을 육안으로 확인하였다. 이를 토대로 중심점 기반 추적기의 추적 정확도는 Equation (1)[18]을 이용하여 계산되었다. 여기서 mme_t 는 현재 프레임 t 에서 잘못 식별된 객체의 개수이고, g_t 는 현재 프레임 t 에서의 모든 객체의 개수이다. 이러한 식별 오류는 시퀀스가 종료될 때까지 지속됨으로써 최종적으로 중심점 기반 추적기는 73.15%의 추적 정확도를 보였고, 제안 방법은 ID 변경이 발생한 다섯 번 프레임 모두를 정확히 탐지하였다.

$$Accuracy = 1 - \frac{\sum_t mme_t}{\sum_t g_t} \quad (1)$$

예를 들어, Fig. 11(두마리간 ID 변경)과 Fig. 12(여러 마리간 ID 변경)는 식별 번호가 바뀐 경우들을 보여주고, 본 논문에서 제안한 방법을 통하여 바뀐 식별 번호를 정확한 식별 번호로 수정함으로써 지속적인 추적이 가능함을 확인하였다. Table 3 및 Table 4는 각 식별 오류의 경우에 대하여 계산된 정확도 점수를 보여준다. 예를 들어, Table 3에서는 3번 객체의 정확도 점수가 5번 객체에서 가장 높고, 5번 객체의 정확도 점수가 3번 객체에서 가장 높은 것을 확인할 수 있다. 이것은 5번 객체가 현재 프레임에서 3번으로 식별 번호를 잘못 부여받았고, 3번 객체가 5번으로 식별 번호를 잘못 부여받은 것으로 판단할 수 있었다.

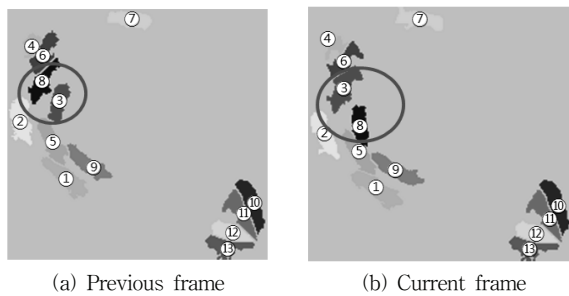


Fig. 11. Illustration of a Tracking Failure (case #1)

Table 3. Results of Accuracy Score (AS) of case #1

	AS of object #3	AS of object #5
Object #1	0	0
Object #2	0	0
Object #3	0	33
Object #4	0	0
Object #5	34	1
Object #6	0	0
Object #7	0	0
Object #8	0	0
Object #9	0	0
Object #10	0	0
Object #11	0	0
Object #12	0	0
Object #13	0	0

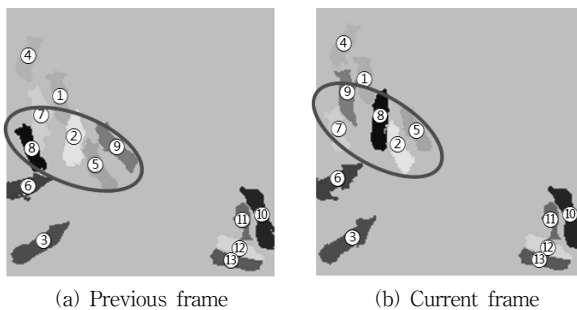


Fig. 12. Illustration of a Tracking Failure (case #2)

Table 4. Results of Accuracy Score (AS) of Case #2

	AS of object #2	AS of object #5	AS of object #7	AS of object #8	AS of object #9
Object #1	0	0	0	0	0
Object #2	0	33	0	0	0
Object #3	2	0	0	0	0
Object #4	0	0	0	0	0
Object #5	0	0	0	0	30
Object #6	0	0	0	0	0
Object #7	0	0	0	30	0
Object #8	34	0	0	0	0
Object #9	0	0	30	0	0
Object #10	0	0	0	0	0
Object #11	0	0	1	0	0
Object #12	0	0	0	0	0
Object #13	0	0	0	0	0

반면, Table 5에서는 5개의 객체 식별 번호가 서로 뒤바뀐 것을 확인할 수 있다. 2번 객체의 정확도 점수가 8번 객체에서 가장 높고, 5번 객체의 정확도 점수가 2번 객체에서 가장 높다. 또한, 7번 객체의 정확도 점수가 9번 객체에서 가장 높고, 8번 객체의 정확도 점수가 7번 객체에서 가장 높으며, 9번 객체의 정확도 점수가 5번 객체에서 가장 높은 것을 확인할 수 있다. 이것은 현재 프레임에서 2번 객체가 8번으로, 5번 객체가 2번으로, 7번 객체가 9번으로, 8번 객체가 7번으로 9번 객체가 5번으로 식별 번호가 잘못 부여된 것으로 판단할 수 있고, 잘못 부여된 식별 번호를 수정하여 정확히 객체 추적을 할 수 있음을 확인하였다.

또한, 제안 방법의 정확도를 판단하기 위해 육안 확인하여 생성한 정답지 영상의 추적 결과를 검증한 경우에는, 400개 프레임 모두에서 추적 오류가 없었다고 판단(프레임당 검증 시간은 평균 26ms)하였다. 즉, 복잡한 돈방에서 대부분의 돼지들이 부딪치면서 같은 방향으로 빠르게 움직이는 어려운 비디오 시퀀스에 대하여, 중심점 기반 추적 결과와 정답지 영상의 추적 결과에 대한 검증 결과 오탐지(false positive, 추적이 제대로 되었지만 오류로 탐지)와 미탐지(false negative, 추적의 오류가 발생했지만 탐지하지 못함)가 발생하지 않았다. 뿐만 아니라 정탐지(true positive, 돼지들 간 ID 변경)에 대하여 잘못 부여된 ID 변경을 정확히 수정함으로써 추적기에 대한 높은 성능을 검증하였다.

5. 결론

효율적인 돈사 관리를 위해 감시 카메라 환경에서 돈사 내 개별 돼지 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, 바로 이전 프레임 결과만을 이용하여 현재 프레임에 대한 정확한 분리를 수행하는 것은 쉽지 않은 문제이다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 움직임 정보를 사용하여 다음 움직임을 예측하고, 예측한 정보를 기반으로 근접해 있는 두 마리 돼지를 분리하는 방법과 이를 확장하여 추적 오류를 탐지하는 방법을 제안하였다. 실험 결과, 공격 행동에 해당하는 대표적인 두 개의 근접 돼지 시퀀스에 대해서 평균 86%의 정확도로 분리가 가능하고, 관리자가 접근하면서 많은 돼지들이 같은 방향으로 빠르게 이동하는 시퀀스에 대하여 오탐지없이 추적 오류를 탐지할 수 있음을 확인하였다.

향후 연구로 공격 행동 외에 다른 움직임을 포함한 모든 경우의 근접 돼지 분리와 다수의 돼지들이 근접해있는 경우의 분리가 가능하도록 연구를 진행할 예정이다. 또한, 중심점 기반 추적기외에 다양한 추적기에 대하여 추적 결과를 검증할 예정이고, 전체 과정을 실시간에 처리할 수 있도록 병렬 처리 방법[19]도 적용할 예정이다.

References

- [1] Y. Chung, S. Oh, J. Lee, D. Park, H. -H. Chang, and S. Kim, "Automatic Detection and Recognition of Pig Wasting Diseases Using Sound Data in Audio Surveillance Systems," *Sensors*, Vol.13, No.10, pp.12929-12942, 2013.
- [2] I. Camerlink, S. P. Turner, W. W. Ursinus, I. Reimert, and J. E. Bolhuis, "Aggression and Affiliation during Social Conflict in Pigs," *PLoS ONE*, Vol.9, No.11, pp.e113502, 2014.
- [3] L. Jin, S. Zuo, J. Lee, D. Park, and Y. Chung, "Aggressive Behavior Detection of Weaning Pigs," in *Proc. of the KSII Fall Conference*, pp.325-326, 2014.
- [4] J. Lee, L. Jin, D. Park, and Y. Chung, "Automatic Recognition of Aggressive Behavior in Pigs by using a Kinect Depth Sensor," *Sensors*, Vol.16, No.5, p.631, 2016.
- [5] S. Zuo, L. Jin, Y. Chung, and D. Park, "An Index Algorithm for Tracking Pigs in Pigsty," in *Proc. of ICITMS*, pp.797-803, 2014.
- [6] J. Sa, S. Han, S. Lee, H. Kim, S. Lee, Y. Chung, and D. Park, "Image Segmentation of Adjoining Pigs Using Spatio-Temporal Information," *KIPS Tr. Software and Data Eng.*, Vol.4, No.10, pp.473-478, 2015.
- [7] 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," *J. of Korea Multimedia Society*, Vol.19, No.2, pp.215-223, 2016.
- [8] H. Baek, Y. Chung, M. Ju, Y. Chung, D. Park, and H. Kim, "Pig Segmentation using Concave Points and Edge Information," *J. of Korea Multimedia Society*, Vol.19, No.8, pp.1361-1370, 2016.
- [9] J. Choi, J. Lee, Y. Chung, and D. Park, "Individual Pig Detection Using Kinect Depth Information," *KIPS Tr. Comp. and Comm. Sys.*, Vol.5, No.10, pp.319-326, 2016.
- [10] J. Choi, J. Lee, Y. Chung, and D. Park, "Individual Pig Detection using Fast Region-based Convolution Neural Network," *J. of Korea Multimedia Society*, Vol.20, No.2, pp.216-224, 2017.
- [11] 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, pp.2757, 2017.
- [12] S. Lee, K. Kim, and T. Yoon, "Individual Tooth Image Segmentation by Watershed Algorithm," *Trans. Korean Inst. Elect. Eng.*, Vol.59, No.1, pp.210-216, 2010.
- [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] G. Kim, G. Lee, and S. Lee, "An Edge Extraction Method Using K-means Clustering In Image," *Journal of Digital Convergence*, Vol.12, No.11, pp.281-288, 2014.
- [15] 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.
- [16] G. Bradski and A. Kaehler, *Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library*, O'Reilly Media, Sebastopol, California, 2008.
- [17] R. Ghosh and W. Webb, "Automated Detection and Tracking of Individual and Clustered Cell Surface Low Density Lipoprotein Receptor Molecules," *Biophysical Journal*, Vol. 66, No.5, pp.1301-1318, 1994.
- [18] K. Bernardin and R. Stiefelhagen, "Evaluating Multiple Object Tracking Performance: The CLEAR MOT Metrics," *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, Vol. 2008, No.1, pp.1-10, 2008.
- [19] J. Kim, Y. Choi, J. Kim, Y. Chung, Y. Chung, and D. Park, "Efficient Task Distribution for Pig Monitoring Applications using OpenCL," *KIPS Tr. Comp. and Comm. Sys.*, Vol.6, No.10, pp.407-414, 2017.

박 창 현



<https://orcid.org/0000-0001-9927-7410>

e-mail : bch0322@korea.ac.kr

2012년~현 재 고려대학교 컴퓨터정보학과

학사과정

관심분야 : 영상처리

사 재 원



<https://orcid.org/0000-0002-6470-3341>

e-mail : sjwon92@korea.ac.kr

2015년 고려대학교 컴퓨터정보학과(학사)

2017년 고려대학교 컴퓨터정보학과(석사)

2017년~현 재 고려대학교 컴퓨터정보학과

박사과정

관심분야 : 병렬처리, 영상처리



김 희 곤

<https://orcid.org/0000-0002-7560-7996>
e-mail : khg86@korea.ac.kr
2011년 고려대학교 컴퓨터정보학과(학사)
2013년 고려대학교 컴퓨터정보학과(석사)
2018년 고려대학교 컴퓨터정보학과(박사)
2018년~현 재 고려대학교
컴퓨터정보학과 박사후과정

관심분야: 병렬처리, 영상처리



박 대 희

<https://orcid.org/0000-0003-4726-4508>
e-mail : dhpark@korea.ac.kr
1982년 고려대학교 수학과(학사)
1984년 고려대학교 수학과(석사)
1989년 플로리다 주립대학 전산학과(석사)
1992년 플로리다 주립대학 전산학과(박사)
1993년~현 재 고려대학교 컴퓨터정보학과 교수

관심분야: 데이터마이닝, 인공지능, 축산 IT



정 용 화

<https://orcid.org/0000-0001-6539-167X>
e-mail : ychungy@korea.ac.kr
1984년 한양대학교 전자통신공학과(학사)
1986년 한양대학교 전자통신공학과(석사)
1997년 U. of Southern California(박사)
1986년~2003년 한국전자통신연구원
생체인식기술연구팀(팀장)

2003년~현 재 고려대학교 컴퓨터정보학과 교수

관심분야: 병렬처리, 영상처리, 융합 IT



김 학 재

<https://orcid.org/0000-0002-6728-0727>
e-mail : krunivs@gmail.com
2007년 고려대학교 전산학과(학사)
2009년 고려대학교 전산학과(석사)
2009년~2012년 한국전자통신연구원
서버플랫폼연구팀 연구원

2013년 (주)엔텍 기업부설연구소 연구소장

2014년~현 재 (주)클래스엑트 기업부설연구소 연구소장

2014년~현 재 (주)클래스엑트 대표이사

관심분야: 병렬처리, 영상처리, 고성능컴퓨팅, 축산 IT