

# ARM 모델을 활용한 한우의 활동량 데이터 수집과 발정 예측

조영준<sup>1</sup>, 김종원<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>한국기술교육대학교 전기전자정보통신과 대학원, <sup>2</sup>한국기술교육대학교 기전융합공학과

## Activity Data Acquisition and Estrus Prediction Hanwoo using The ARM Model

Youngjoon Cho<sup>1</sup>, Jongwon Kim<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Graduate school of Electrical, Electronics and Communication Engineering, Korea University of Technology and Education

<sup>2</sup>Department of Electromechanical Convergence Engineering, Korea University of Technology and Education

**요약** 대규모 축산 환경에서는 축산 자원을 효율적으로 관리하기 위해 다양한 작업이 수행된다. 그러나 축산업 종사자는 지속적으로 감소되어 축산자원의 안전한 관리를 위해 축산현장에 정보통신기술(ICT)을 접목한 지능형 시스템을 연구하고 있다. 본 연구에서는 사육되는 가축을 개별적으로 구분하여 개체별 활동특성을 실시간으로 감시할 수 있는 지능형 시스템을 제안한다. 연구된 시스템은 수집된 데이터를 기반으로 분석을 통해 한우의 행동 특성을 예측할 수 있는 인공지능 기반 동물 상태 예측을 위한 개선된 관찰 시스템이다. 개선된 시스템인 ARM(Augmented Recognition Model)은 비침습적 관찰이 가능한 방법을 기반으로 연구되었고, 대상 객체의 활동 데이터를 수집하여 이를 기반으로 발정 대상 한우의 예측 가능성을 실제 한우농가에 적용하여 검증하였다. 이런 지능형 시스템의 개발을 통해 안전한 가축자원의 관리를 위한 고도의 축산환경 개선에 활용될 수 있음을 보였다.

**Abstract** Large livestock environments require various jobs for the efficient management of individual livestock resources. However, the number of employees in the livestock industry is decreasing, so systems that combine information and communication technology (ICT) are being applied to industrial sites for safe management of livestock resources. This study presents an animal condition-prediction system based on artificial intelligence that can be used to predict animals' behavioral characteristics through analysis based on collected data. The system can monitor the activity characteristics of individual livestock in real time after dividing livestock being bred into individual objects. An improved augmented recognition model (ARM) was developed based on a method that enables non-invasive observation. The novel method was directly applied to a real breeding site for Hanwoo cattle, and activity data of target objects were collected. The activities of Hanwoo livestock were measured, and the possibility of predicting estrus in Hanwoo cattle was verified using the ARM. Image information and machine learning can be utilized in a variety of fields such as in the analysis of behavioral characteristics and health conditions of animals through a non-invasive method without human intervention.

**Keywords** : Animal Activities, Hanwoo, Estrus, Machine Learning, YOLOv5

본 논문은 2022년도 한국기술교육대학교 교수 교육연구진흥과제 지원에 의하여 연구되었음.

\*Corresponding Author : Jongwon Kim(Korea University of Technology and Education)

email: kamuiaj@koreatech.ac.kr

Received December 28, 2022

Revised February 3, 2023

Accepted March 3, 2023

Published March 31, 2023

## 1. 서론

최근 인간과 가축 모두에게 건강한 축산자원 확보를 위하여 축산환경은 대형화되고, 안전한 축산자원 관리를 위한 정보통신 기술이 접목된 시스템이 산업현장에 적용되고 있다. 대형화된 축산환경은 개별적인 축산자원의 효율적인 관리를 위하여 작업자의 다양한 직무를 요구하게 되고, 특히나 축산업에 종사하는 종사자의 수는 감소하면서 축산환경의 규모는 점차 거대해 지고 있다[1].

대형화된 축산농가의 작업자들은 본인 및 가축의 건강과 복지를 위하여 축산 환경을 정비하고, 가축의 건강 상태를 모니터링하기 위한 효과적인 기술 솔루션의 필요성을 강조하고 있다. 안전한 축산자원의 관리를 위하여 인공지능 기반의 비전기술은 대상 가축으로부터 관리에 필요한 데이터를 수집하는 비침습적 방법으로 인식되고 있으며, 지난 몇 년 동안 실제 축산 현장에 적용 가능한 다양한 연구들이 진행되고 있다[2-4].

한우를 사육하는 축사에서 정확한 발정 관찰은 안전한 인공수정의 타이밍을 결정하는 중요한 요소이다. 관찰이 가능한 한우의 발정 징후로는 승가행위, 다른 한우의 냄새를 맡거나 핥는 행동, 보행량이 증가 되는 특성이 있다. 또한, 분만 간격 단축을 통해 송아지의 생산성과 이에 따른 농가소득 향상에 기여되기 때문에 한우의 발정 발현의 정확한 판단은 매우 중요하지만 이는 모두 현장 작업자의 경험과 의무에 기반 한 대상 한우의 관찰 결과와 그에 따른 판단에 의존하고 있다.

하지만 암소의 인공수정 적정기는 승가 행위 등의 특정 행동(발정 징후)이 시작된 후 약 20시간 내외이기 때문에 대형화된 축산 환경에서는 작업자가 담당해야 하는 대상 가축의 수가 많아 개별 한우에 대한 다양한 관찰과 관리가 어렵다.

또한 작업자의 직접적인 관찰이 어려운 야간시간대나 대형화된 축산 환경에서는 유사한 외형의 한우의 구분이 어려워 발정발현에 대한 감지율이 현저히 낮다[5,6].

안전한 축산자원 관리 및 효과적인 축산환경 구축을 위해서는 객관적인 동물 객체의 생활을 대변할 수 있는 정보의 정의, 수집, 공유가 필요하다. 이를 위하여 본 연구는 현장 작업자의 역할을 대신 할 수 있는 관찰시스템을 연구하였고, 유사객체 그룹에서의 개별객체 구분을 위한 정보통신 기술이 적용된 인공지능 기반의 기술을 접목시켰으며, 한우의 활동량 변화에 데이터뿐만 아니라 승가행위에 대한 가중치 적용을 포함시켜 정확한 발정 발현을 예측할 수 있는 시스템을 연구하였다.

2장 본문에서는 제안된 시스템에 적용되는 객체 구분과 수집기술에 대해 언급하였고, 3장 실험에서는 실제 축산환경에서의 실험 방법에 대해 기술하였으며, 4장 결과에서는 제안된 시스템이 적용된 실험 결과에 대해, 5장 결론에서는 실험에 대한 고찰과 향후 연구 방향 등에 대해 기술하고 있다.

## 2. 본론

### 2.1 유사형태의 가축군집 내에서의 개별객체 구분 기술

본 연구에서는 비침습적 영상정보를 활용한 모니터링 및 유사 가축의 개별객체를 구분을 위하여 기존에 개발되어진 인공지능 기반의 인식모델(YOLO: You Only Look Once)을 이용하였다[7].

하지만 YOLO 모델은 유사한 특징을 갖는 가축들에 대한 군집 내에서 Fig. 1(a)와 같이 종이 다른 특징의 객체는 개별 객체로 인식 가능하나 Fig. 1(b)와 같은 유사한 객체들은 고유성이 다른 형태로 인식되지 않는 구조로 구성되어 있다.

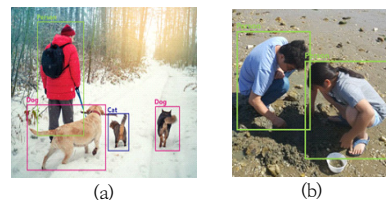


Fig. 1. Problem of securing uniqueness in a group of similar object  
(a) an individual object (b) a similar object

본 연구에서는 유사성이 높은 동물(가축)을 대상으로 군집 된 가축을 개별객체로 구분해야하기 때문에 YOLO 모델(YOLOv5)을 연구대상 환경에 맞게 인식 알고리즘과 새로운 구조변경 방법을 연구하고, 칼만필터 방식의 다중 객체 추적(Multiple Object Tracking) 기술을 접목하여[8], 대상 가축들에 대한 개별객체를 구분하여 ID를 부여하고, 이와 동시에 개별객체들의 활동량 데이터에 대해 구분된 ID를 통해 수집할 수 있도록 연구하였다. Fig. 2와 같이 구현된 ARM은 실제 한우 사육현장에 직접 적용하여 대상 객체들의 활동량을 수집하였고, 별도의 관찰자 없이 획득된 영상정보 속에서 대상객체를 인식하고 이를 구분하여 구분된 객체별로 활동량 정보를 저장할 수 있도록 하였다.

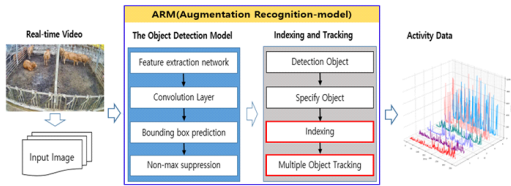


Fig. 2. Structure and form of the developed Augmented Recognition Model.

### 2.2 고유객체의 활동량 데이터 수집 기술

본 논문에서는 영상 획득을 위하여 가축의 난과 방법을 목적으로 축사에 설치된 무인감시 카메라를 통해 획득할 수 있는 영상정보를 활용한다. 유사 한우 군집 내에서 개별 한우객체를 정의하고, 개별 한우객체의 활동량 데이터를 수집하여, 승가행위 검출, 이동경로 추적, 활동량 특징 등의 분석을 위한 데이터를 확보 할 수 있다. 이때 ARM은 Fig. 2의 다중 객체 추적 기술을 적용하여 실시간으로 획득된 영상 속에서 개별객체로 구분한 한우에 대하여 단위시간에 대한 이미지 좌표를 실제계 위치정보(Real-world position)로 변환하고, ARM의 이미지 획득 프레임 시간에 대해 동기화 하여 누적 이동거리 정보로 변환시켜 객체의 활동량을 데이터화 하였다. 또한 개별 가축에 대한 위치정보 수집을 위해서 Fig. 3에서와 같이 6번 한우의 P1에서 P3까지의 이동은 획득된 좌표 (x, y)에서 (x1, y1)의 변화에 대한 유클리드 거리(Euclidean Distance) 방법을 사용하여 이동거리를 측정하였다.

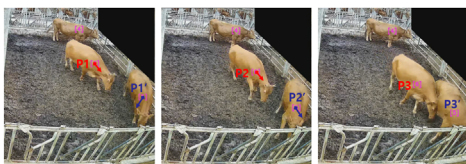


Fig. 3. Collection of location information for individual Hanwoos and information processing.

### 2.3 대상 객체의 행동특성 분석을 위한 고유정보의 학습

본 논문에서 제안한 가축(한우)의 활동량 측정은 영상 정보를 통해 얻어진 데이터를 기반으로 시간에 따른 이동량의 변화로 저장된다. 이렇게 측정된 이동량의 변화를 활용하여 획득된 데이터를 이용한 발정대상 개체 한우의 예측을 제안하는 시스템의 활용성을 검증하였다.

일반적으로 한우는 발정기에 활동량이 많이 증가되며, 보행 수 측정기를 이용한 기존 연구에서 측정 시 평

상시의 보행수에 비해 발정기의 보행수가 2.4~5배로 증가된다. 또한 한우가 침울한 상태에서는 움직이기 싫어하며 항상 홀로 누운 채 기립을 곤란해 하거나 계속해서 서있는 특징이 나타나며, 사료 급여 시 식욕이 감소하면 밖에 느릿한 행동특성을 보인다.

본 논문은 ARM을 이용한 한우의 발정 시간을 예측의 가능성을 추가로 실험하였다. 이를 위하여 발정 상태의 정의를 위한 소의 승가행위 이미지를 수집하고, 이를 인공지능 기반의 ARM에 학습하여 Fig. 4와 같이 소의 특정행위 검출을 위한 인식알고리즘을 추가하였다.

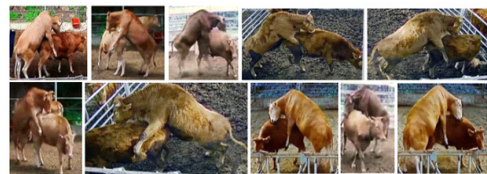


Fig. 4. Images for training mounting activity.

## 3. 실험

유사객체의 구분을 통한 가축의 활동데이터를 수집하고 데이터를 활용하기 위한 ARM의 유용성을 검증하기 위하여 실제 한우사육장에 개발된 ARM을 설치하고 실제 데이터를 수집하고 확인 할 수 있는 비교 대조군을 구성하였다. Fig. 5와 같이 한우 축사를 대상으로 실제 축사환경을 관찰하고, A그룹에는 일반적인 한우 3마리 배치하고, B그룹에는 발정발현 한우 1마리와 일반적인 한우 2마리를 배치하였다. 실험은 실제 한우 사육장에 설치된 한 대의 관찰카메라를 통해 이미지를 획득하였고, 활동량이 많은 오전 6시부터 오후 6시까지의 활동량을 3일간 진행하였으며, ARM의 효과성을 검증하기 위하여, 발정발현이 특정된 대상 한우 1마리를 사전에 준비하였고 축사 B 그룹에 합사시켜서 개별객체의 활동데이터를 수집이 가능한 비교대조군을 환경을 조성하였다.

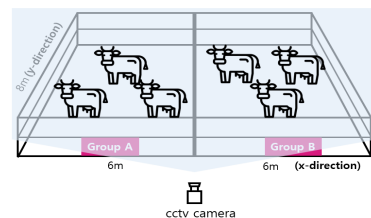


Fig. 5. Environment and image of a real barn.

또한 실제 작업자의 관찰 없이 비침습적 방법이 적용된 ARM이 스스로 발정발현 대상의 한우를 인식(Recognition)하여 발정발현이 된 한우를 구분해 낼 수 있는지 실험을 진행하였다.

Fig. 6 영상 속의 좌-우에 이웃한 축사의 외부환경에 대한 차단(black area)은 실험에 영향을 줄 수 있는 외부 영역의 변화에 대하여 ARM이 인식할 수 없도록 임의로 차단하였다. 한우 6마리에 대한 개별객체의 활동량이 수집되었고, ARM은 그룹 A의 한우를 1,2,3번으로 인식시켰고, 그룹 B의 한우를 4,5,6번 객체로 인식시켜 번호로 인덱싱(Indexing) 하였다.



Fig. 6. Operation of ARM: Collection of activity data of Hanwoo and detection of mounting activities.

ARM은 기존의 YOLO 모델에서 이미 학습되어 제공되는 객체들과 실험에서 요구하는 특정대상 가축인 한우에 대한 별도의 학습을 사전에 진행하였다. 또한 한우 객체들의 승가 이미지를 이용하여 ARM이 승가행위 인식을 위한 학습을 별도로 진행하여 2개의 클래스(class)로 구분하였다. 한우 객체 및 승가 행위에 대한 이미지 12,000장 중에서 10,000장은 학습을 위한 데이터로 사용하였으며, 2,000장은 검증을 위한 데이터로 사용하여 개발된 ARM의 발정상태 예측 대상가축 결정을 위한 가중치 데이터로 활용하였다. 실험을 위한 하드웨어 시스템은 i7-9700F CPU @3.0GHz, 32GB RAM, NVIDIA TITAN RTX이다.

#### 4. 결과

한우 군집 내에서의 개별객체 구분을 통한 비 침습적인 영상정보를 활용한 방법이 적용된 ARM을 통해 수집된 데이터를 확인 해 보면 Fig. 7과 같다.

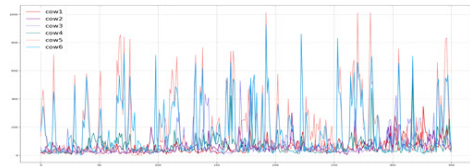


Fig. 7. Activities of individual Hanwoos.

또한 측정 구간 내에서의 개별 한우들의 활동량을 비교해 보면, Fig. 8과 같이 A 그룹에 있는 3마리의 한우가 B 그룹의 한우들에 비하여 활동량이 현저하게 떨어져 있음을 알 수 있다. B 그룹의 내에는 발정발현이 된 한우(6번)가 포함되어 있다. ARM은 B 그룹 내에 있는 3마리의 한우들 중 활동량을 정보를 기반으로 발정발현을 판단하기 위해 활동량이 급격한 변화를 나타내는 대상 한우 2마리를 임계값을 이용하여 특정하였다. ARM은 발정발현 대상 한우 객체로 예측되는 대상한우를 획득된 데이터와 판단 기준(임계값)을 기반으로 결정하여 예측할 수 있다.

Fig. 8의 활동량 데이터에서 A 그룹의 한우의 활동량을 살펴보면, 1번 한우와 2번 한우는 전체적으로 활동량이 적고, 3번 한우의 경우에는 특정 시간에 활동량이 높아진 것을 확인 할 수 있다. 이 구간에서의 영상을 직접 살펴보면 먹이 활동 등의 활동이 확인되었다. 반면에 B 그룹의 한우 중에서 4번 한우는 활동량이 급격하게 변화하는 구간이 많지 않지만, 5번 한우와 6번 한우는 전체 데이터 구간의 활동량 변화가 급격하게 변화하는 특징이 확인되었다.

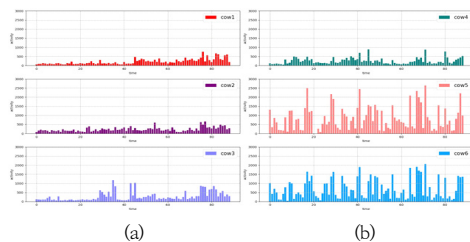


Fig. 8. Activity data of individual Hanwoos  
(a) Group A; (b) Group B.

앞서 언급했던 것처럼 B 그룹 내에는 발정발현이 예측되는 한우 객체가 합사되어 있기 때문에 B그룹 내에 활동량의 변화가 클 것으로 예측할 수 있었다. 또한, B 그룹에서 5번 한우와 6번 한우의 활동량 변화를 살펴보면, 활동량이 증가하는 구간이 유사하다는 것을 확인할 수 있는데, 이는 Fig. 9와 같이 5번, 6번 두 한우에 대해서 비교해 보면 뚜렷한 변화의 특징이 유사하다는 것을 확인할 수 있다.

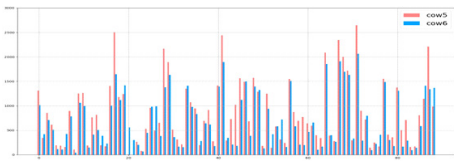


Fig. 9. Changes in activities of estrous Hanwoo (no.5) and non-estrous Hanwoo (no.6) in group B.

앞서 활동량의 변화가 발정발현을 판단할 수 있는 주요 조건으로 정의하였기 때문에 획득된 데이터를 기반으로 발정발현 가능성이 높은 한우를 예측해 보면 전체 관찰시간에 대한 한우 객체의 이동거리를 이용한 누적활동량의 비교데이터를 통해 Fig. 10과 같이 5번과 6번 한우객체가 발정발현 대상 한우임을 데이터를 통해 예측 할 수 있다. 실험을 통해 획득된 데이터를 기반으로 Fig. 9의 누적 활동량을 비교 해 보면 발정발현 예상 한우(6번과)와 상호작용 하는 5번 한우가 발정발현 대상 한우로 판단될 수 있다.

Fig. 11과 같이 ARM은 사전 학습을 통해 승가행위에 대한 인식이 가능하기 때문에 본 실험을 통해서 6번 한우가 5번 한우에 대해 지속적으로 승가행동을 보였고 ARM을 통해 인식되었다. 따라서 ARM은 승가행위의 반복적인 인식과 전체적인 활동량의 증가데이터 비교를 통해 발정대상 한우를 최종적으로 결정할 수 있음을 보였다.

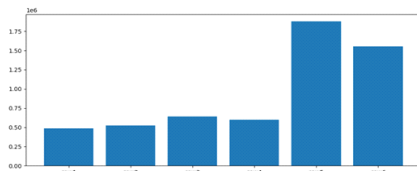


Fig. 10. Cumulative activity data.

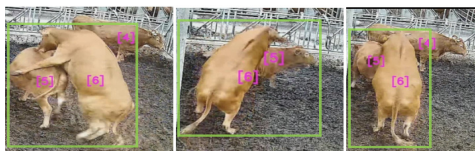


Fig. 11. ARM's detection of mounting activity.

발정대상 한우의 승가 행동은 발정대상 객체를 결정하는 고유의 행동 특성이므로 활동량의 증가 보다 발정에 예측을 위한 가중치가 매우 높다. 따라서 최종적으로 ARM은 발정발현 예상 한우를 결정하기 위한 예측도를 고려하여 승가행동 검출에 대한 가중치를 결합하여 최종 발정발현 대상 한우객체를 결정하였고, [Table 1]은 앞선 실험 환경과 동일한 사육장에서 3마리씩 A, B 그룹으로 나누었으며, 발정발현 한우 한 마리를 B그룹에 사육하는

방식으로 실험을 진행한 결과이며, 첫 번째는 앞선 실험의 결과이며, 두 번째와 세 번째 결과는 누적 활동량과 승가행위의 검출이 동일한 한우 객체에서 검출이 되었으며, 네 번째 결과는 승가행위에 의한 가중치로 ARM은 발정발현 대상 한우객체를 정확히 결정하였다.

Table 1. Experiment Result

Barn No.	Estrus Hanwoo	Cumulative Activity	Mount Behavior	ARM Prediction
1	No.6	No.5	No.6	No.6
2	No.5	No.5	No.5	No.5
3	No.6	No.6	No.6	No.6
4	No.4	No.6	No.4	No.4

따라서 개선된 인식 모델은 지속적으로 관찰되는 기간 동안에 누적 활동량과 승가행위 검출 데이터의 정량화를 통해 발정발현 대상 한우임을 예측할 수 있고, 작업자의 세밀한 가축상태 확인을 위한 관찰 업무를 대신할 수 있는 가능성을 보였다.

## 5. 결론

본 논문에서는 활동이 제한된 범위의 축사에서 실시간 영상정보와 머신러닝 기법이 적용된 객체인식 알고리즘인 YOLO를 기반으로 한 ARM을 개발하여 한우 가축의 활동량을 측정하고 발정대상 한우에 대한 예측 가능성을 검증하였다. 발정 발현이 확인되는 동안 활동량이 증가하는 한우의 특징은 이전 연구 결과에서도 확인할 수 있으며, 한우의 발정을 판단함에 있어서 승가행위 보다 활동량 데이터를 활용하는 것이 발정 초기 및 발정기 대상 한우를 사전에 예측하기 위한 유용한 지표로 활용된 바가 있다[9].

기존의 연구[10]에서 동물들의 외형적 특징이 비슷하여 객체 구분에 대한 어려움으로 인해 단일 대상 객체에 대한 추적 활동의 특성 연구가 이루어졌다면, 본 연구는 다중 객체에 대한 상호작용과 연관된 자료를 수집할 수 있는 가능성을 보였다. 특히나 인공지능 기반의 비침습적이며 별도의 작업자의 개입 없이도 특정 목적의 정보수집 활동의 가능성 검증이 매우 중요한 요소라고 할 수 있다.

일반적인 가축의 사육 환경에서는 다중 객체로 구성되어 있고, 객체들 간의 상호 관계를 통해 확보할 수 있는 정보를 다양한 근거와 자료의 가공을 통해 판단할 수 있

다. 본 연구에서와 같이 대상가축에 대한 발정발현이 나타나는 한우는 축사 내의 다른 한우들의 행동에 영향을 주기 때문에 가축의 상호작용으로 인한 활동량의 증가 현상을 확인할 수 있었고, 다중 객체 간의 상호 작용에 대한 다양한 연구도 가능할 것으로 판단된다.

또한, 영상정보와 머신러닝 기술의 활용은 인간의 개입이 없고 비침습적 방식을 통해 동물의 행동 특성, 건강 상태 확인 등과 같이 다양한 분야에서 활용이 가능하며, 물리적인 센서 등을 부착하여 데이터를 취득했던 방식에 비해 동물복지 문제를 위한 대안이 될 수 있으며 이는 인간과 동물의 지속발전 가능성의 문제를 해결하기 위한 좋은 예로 이용될 수 있다.

## References

[1] M. H. Han, "A Study on the Appropriate Breeding Area in Terms of convergence Designing the Space for Animal Welfare Through Observation of the Behavioral Characteristics of Beef Cattle (Korean Native Cattle)," The Korean Society of Science & Art, 39, 261-271, 2021.  
DOI: <https://doi.org/10.17548/ksaf.2021.12.30.261>

[2] S. J. Kim, M. H. Lee, G. H. Yang, H. Yoe, "A Study on the Interface Specification between Smart Livestock Big Data Service Provider and Smart Livestock Barn System", The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences, 46, 2429-2438, 2021.  
DOI: <https://doi.org/10.7840/kics.2021.46.12.2429>

[3] G. M. Kim, "A Case Study on Smart Livestock with Improved Productivity after Information and Communications Tech-nologies Introduction", International Journal of Advanced Culture Technology, 9, 177-182, 2021.  
DOI: <https://doi.org/10.17703/IJACT.2021.9.1.177>

[4] Su, W.T., Jiang, L.Y., O, T.H., Lin, Y.C., Hung, M.H., Chen, C.C., "AIoT-Cloud-Integrated Smart Livestock Surveillance via Assembling Deep Networks with Considering Robustness and Semantics Availability", IEEE Robotics and Automation 6, 6140-6147, 2021.  
DOI: <https://doi.org/10.1109/LRA.2021.3090453>

[5] Higaki, S., Horiata, K., Suzuki, C., Sakurai, R., Suda, T., Yoshioka, K., "Estrus Detection Using Background Image Subtraction Technique in Tie-Stralled Cows", Animals 11, 1795, 2021.  
DOI: <https://doi.org/10.3390/ani11061795>

[6] Arcidiacono, C., Porto, S.M.C., Mancino, M., Cascone, G., "Development of a threshold-based classifier for real-time recogni-tion of cow feeding and standing behavioral activities from accelerometer data", Computers and Electronics in Agriculture, 134, 124-134, 2017.

[7] Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., Farhadi, "A,

You only look once: Unified, real-time object detection", In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition(CVPR), Las Vegas, NV, USA, 27 June 2016.

DOI: <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>

[8] G. C. Kim, S. H. Son, M. S. Kim, J. W. Jeon, I. J. Lee, J. H. Cha, H. C. Choi, "Object Tracking Method using Deep Learning and Kalman Filter", Journal of Broadcast Engineering, 24, 495-504, 2019.  
DOI: <https://doi.org/10.5909/JBE.2019.24.3.495>

[9] Silper, B.F, Robles, I., Madureira, A.M.L., Burnett, Reis, de Passille, A.M.; Rushen, J., Cerri, R.L.A., "Automated and visual measurements of etrous behavior and their sources of variation in Holstein heifers, I: Walking activity and behavior fre-quency". Theriogenology, 84, 312-320, 2015.

[10] Schütz, A.K., Schöler, V, Krause, E.T, Fischer, M., Müller, T., Freuling, C.M., Conraths, F.J., Stanke, M., Homeier-Bachmann, T., Lentz, H.H.K. "Application of YOLOv4 for Detection and Motion Monitoring of Red Foxes". Animals, 11, 1723, 2021.  
DOI: <https://doi.org/10.3390/ani11061723>

### 조 영 준(Youngjoon Cho)

[정회원]



- 2000년 2월 : KOREATECH 전기 전자공학과 공학석사
- 2020년 8월 ~ 현재 : KOREATECH 전기전자통신공학과 대학원

<관심분야>

지능제어, 머신비전, 로봇

### 김 종 원(Jongwon Kim)

[정회원]



- 2007년 8월 : KOREATECH 전기 전자공학과 (공학박사)
- 2007년 8월 ~ 2016년 9월 : 개도 국기술이전연구소 책임연구원
- 2016년 9월 ~ 현재 : KOREATECH 기전융합공학과 조교수

<관심분야>

지능제어, 융합기술, 산업응용 시스템