JKIICE Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering

한국정보통신학회논문지 Vol. 22, No. 11: 1421~1427, Nov. 2018

목걸이형 센서를 이용한 머신러닝 기반 가축상태 모니터링

이웅섭[1] · 박성민[2] · 반태원[1] · 김성환[1] · 류종열[1] · 성길영[1*]

Health Monitoring of Livestock using Neck Sensor based on Machine Learning

Woongsup Lee[1] · Seongmin Park[2] · Tae-Won Ban[1] · Seong Hwan Kim[1] · Jongyeol Ryu[1] · Kil-Young Sung[1*]

[1*]Department of Information and Communication Engineering, Institute of Marine Industry, Gyeongsang National University, 53064, Korea
[2]Dairy Science Division, National Institute of Animal science, Rural Development Administration, 55365, Korea

요 약

사물 인터넷 기술의 급속한 발전으로 다양한 종류의 스마트 센서들이 개발·보급되고 있다. 이러한 스마트 센서들은 주로 관리자의 경험에 의해서 관리되던 축산업에도 최근 적용되어 가축 개체에 웨어러블 센서를 달거나 사물인터넷 센서를 갖춘 스마트팜 사용을 통해서 가축관리의 효율성을 향상시키고 있다. 본 논문에서는 목걸이형 스마트 센서를 이용하여 젖소의 체온과 운동량을 측정하고 이를 기반으로 개체의 상태를 파악하는 방안을 개발하였다. 특히 젖소 관리에서 제일 중요한 요소인 젖소의 발정여부를 파악하는 방안을 다양한 머신러닝 방법을 이용하여 분석하였고 이를 통해서 높은 정확도로 발정여부를 예측할 수 있음을 보였다. 제안한 방안의 사용을 통해서 젖소의 발정여부를 빠르게 확인하고 이를 통해서 젖소 관리의 효율성을 향상시킬 수 있다.

ABSTRACT

Due to the rapid development of Internet-of-Things technology, different types of smart sensors are now devised and deployed widely. These smart sensors are now used in animal husbandry which was traditionally managed by the experience of farmers, such that wearable sensors for livestock, and the smart farm which is equipped with multiple sensors are utilized to increase the efficiency of livestock management. Herein, we consider a scheme in which the body temperature and the level of activity are measured by smart sensor which is attached to the neck of dairy cattle and the health condition is monitored based on collected data. Especially, we find that the estrous of dairy cattle which is one of most important metric in milk production, can be predicted with high precision using various machine learning techniques. By utilizing the proposed prediction scheme, estrous of cattle can be detected immediately and this can improve the efficiency of cattle management.

키워드 : 젖소, 헬스 모니터링, 기계학습, 웨어러블 센서

Key word : Dairy cattle, Health monitoring, Machine learning, Wearable sensor

Received 17 September 2018, **Revised** 25 September 2018, **Accepted** 10 October 2018

*** Corresponding Author** Kil-Young Sung (E-mail: kysung@gnu.ac.kr, Tel:+82-55-772-9175)
Department of Information and Communication Engineering, Gyeongsang National University, Tongyeong, 53064, Korea

Open Access http://doi.org/10.6109/jkiice.2018.22.11.1421 print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

ⓒThis is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(http://creativecommons.org/li-censes/by-nc/3.0/) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
Copyright ⓒ The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

Ⅰ. 서 론

최근 사물 인터넷 (Internet-of-Things)의 급격한 발전으로 다양한 종류의 스마트 센서들이 개발되어 사용되고 있다[1]. 이러한 스마트 센서는 다양한 분야에서 활발하게 사용되고 있다. 특히 이러한 스마트 센서로 부터 수집된 데이터를 통해 빅데이터 수집 및 구축이 가능하다[2]. 또한 스마트 센서의 확대보급을 통해서 센서의 가격이 점차 낮아지면서 전통적으로 스마트 센서를 많이 사용하지 않았던 분야에도 스마트 센서의 활용이 활발하게 고려되고 있다.

축산농가의 경우 주로 농장 관리자들의 경험을 통해 관리되었다. 특히 각 농장의 출하 실적 등은 데이터로 관리되지만 실제 농장에서의 가축 관리는 농장주인의 경험에 의존하는 경우가 많다. 예를 들어 젖소농가의 경우 효율적인 우유생산을 위해서는 젖소의 임신이 매우 중요한데 언제 젖소가 발정기(Estrous)에 도달했는지를 파악하는 것은 많은 수의 농장에서 관리인의 경험 혹은 감에만 의존한다. 젖소의 발정을 놓치게 되면 임신을 실패할 수 있고 이 경우 다음 발정이 오기까지 한 달간의 시간을 기다려야하기 때문에 농장의 손실이 크다[1].

이러한 축산분야에도 다양한 스마트센서 기술을 적용하면서 축사관리의 효율성을 향상시키는 방안이 최근 고려되고 있다. [2-4]의 연구에서는 스마트 센서등을 이용하여 가축의 활동량을 파악하는 방안과 이를 통해서 질병이 발생할 개체를 빠르게 발견할 수 있는 방안을 제안하였고 [5-6]의 연구에서는 다양한 센서가 설치된 스마트돈사를 활용한 돼지의 효율적 관리를 고려하였다.

현재 스마트 센서를 활용하는 젖소농가의 경우 그림 1에서 볼 수 있는 이스라엘의 SCR 사에서 개발한 목걸이형 웨어러블 스마트 센서를 많이 사용하고 있다[7]. 본 웨어러블 센서는 vocal tag을 사용하여 젖소의 반추 상태를 파악하고, 젖소의 체온도 주기적으로 측정한다. SCR 장비는 이를 기반으로 젖소의 건강 모니터링을 하고 문제가 발생하거나 발정이 왔을 경우 이를 농장주에게 즉각 알림으로써 문제를 해결할 수 있게 한다. 이러한 원격 건강 모니터링을 통해서 농장 관리에서 인력사용을 줄일 수 있고 농장의 경제적 효율성을 극대화 할 수 있다. 하지만 SCR 장비의 경우 외산 장비로써 가격이 비싸고 문제가 발생하였을 경우 이를 해결하기 어렵다. 또한 실시간으로 수집되는 젖소의 생체 데이터가 농장에 저장되는 것이 아니라 이스라엘에 위치한 SCR에 저장이 되므로 농장주가 스마트 센서를 사용하면서 자신만의 데이터 수집이 어렵고 빅데이터 구축[2]을 통한 농장의 최적화가 힘들다. 특히 이렇게 SCR 장비를 지속적으로 활용하면 외산기술에 의존도가 커지고 식량주권을 위협당할 수 있으므로 이러한 웨어러블 센서 기술의 국산화가 필요하다.

Fig. 1 Wearable sensor for dairy cow by SCR.

본 연구에서는 이러한 문제를 해결하기 위해서 젖소의 목에 부착 가능한 웨어러블 디바이스를 통해서 젖소의 운동량과 표피체온을 측정하고 이를 통해서 젖소의 발정정보를 파악하는 방안을 분석하였다. 이를 위해서 딥러닝을 비롯한 다양한 머신러닝방안을 활용하여 발정확률을 예측하는 regression (회귀) 알고리즘과 발정여부를 예측하는 classification (분류) 알고리즘을 분석하였다.

본 논문의 2장은 연구에서 사용한 데이터 및 분석 방안에 대해서 설명하고 3장에서는 본 연구에서 고려한 머신러닝 기반의 젖소 발정예측에 대해서 기술하고 각 방안의 성능을 알아본다. 끝으로 4장에서는 논문을 마무리 한다.

1) 실제 농장에서는 이러한 임신실패의 확률을 줄이기 위해서 인공수정의 횟수를 늘리기도 하는데 이 경우에도 우유 생산비가 증가하는 문제가 발생한다.

2) 실제 SCR 사는 젖소에서 수집된 생체데이터를 자신들의 서버로 전송하여 분석을 하고 결과 값만을 농장에 알려준다. 이를 통해서 SCR사는 젖소와 관련된 빅데이터를 확장하고 있고 이렇게 구축된 빅데이터를 통해서 자신들의 장비의 정확도를 높이고 있다.

Ⅱ. 데이터 수집 및 분석방안

본 연구에서는 국립축산과학원 실험축사에서 2018년 4월간 발정이 발생한 젖소에게서 수집된 데이터를 사용하였다. 젖소의 생체 데이터는 그림 2에서 볼 수 있는 새로 개발된 목걸이형 센서를 이용하여 측정되었고, 측정된 데이터는 체온, X, Y, Z 축의 활동량, 총 활동량, 외기온도, 외기습도이다. 또한 발정 기준 값을 설정하기 위해서 SCR 장비를 활용하여 발정확률(Estrous) 및 발정여부를 측정하였다.

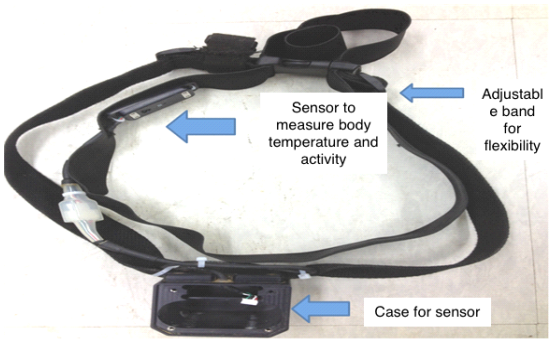

Fig. 2 Wearable sensor for dairy cow to predict estrous.

목걸이형 센서에서 측정되는 데이터는 2분 간격으로 측정이 되었고 SCR 데이터는 2시간 간격으로 측정이 되었다. 따라서 목걸이형 데이터에서 2시간동안 수집된 데이터를 기반으로 발정확률을 예측하도록 알고리즘을 구성하였다. 또한 센서의 통신실패로 에러가 발생한 경우 분석에서 제거하였다. 본 연구에서 활용한 데이터의 통계적 특성은 표1에 나타내었다.

Table. 1 Attribute of data for dairy cattle.

Explanation	Average	Standard deviation
Body temperature	33.98	2.59
Ambient temperature	22.15	3.82
Humidity	39.08	11.15
Temperature- Humidity Index	66.94	3.85
Movement (X)	90.34	13.83
Movement (Y)	21.83	16.14
Movement (Z)	30.82	12.73
Movement (Sum)	100.26	3.51
Estrous	23.66	35.4

표 1의 데이터에서 확인할 수 있듯이 젖소의 평균 표피온도는 34도로 실제 체온(젖소의 평균 체온은 38도정도를 유지함)보다 낮게 측정된 것을 확인할 수 있는데 이는 표피의 온도를 측정하였기 때문에 측정치가 외기의 영향을 받았기 때문이다. 또한 습도는 평균 40% 정도를 유지하고 외부 온도에 비해서 변화량이 큰 것을 확인할 수 있다.

다음으로 체온/총운동량/발정 확률의 산점도 (Scatter plot)를 그림 3에 표시하였다. 산점도의 주대각선 (diagonal)에는 누적분포함수를 표시하였다. 산점도에서 확인할 수 있듯이 체온이 일정 이상인 경우에 발정확률이 높은 것을 확인할 수 있고 운동량과 발정확률의 상관도는 명확하게 확인되지 않았다.

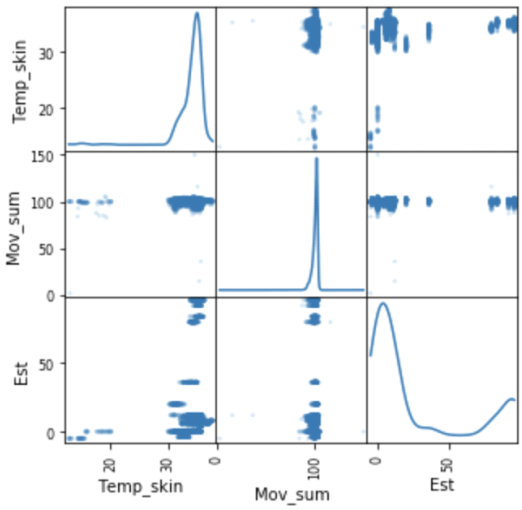

Fig. 3 Scatter plot of Body temperature, Average movement and Estrous.

마지막으로 그림 4에는 젖소의 표피 체온, 총 운동량 및 발정확률을 hexagonal graph로 표시하였다. 그림에서 확인할 수 있듯이 총 운동량보다는 표피 온도가 발정확률에 관련이 있음을 확인할 수 있고 특히 표피 온도가 35도 근처에서 발정이 발생할 확률이 높은 것을 확인할 수 있다.

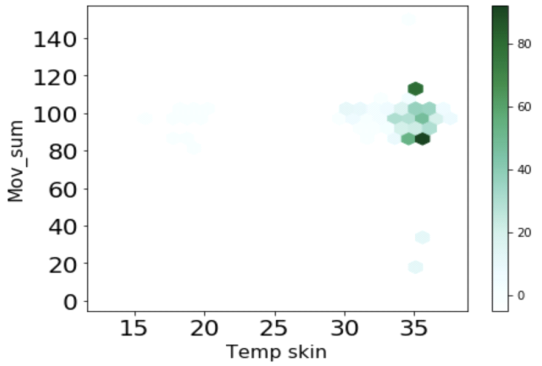

Fig. 4 Hexagonal graph of body temperature, average movement and probability of estrous.

본 연구에서는 회귀방식(Regression)과 분류방식(Classification)의 머신러닝(Machine learning) 방안을 이용하여 젖소의 발정분석을 진행하였다. 회귀방식 분석에서는 목걸이형 센서에서 수집된 데이터를 이용하여 SCR 에서 측정한 발정확률을 정확하게 예측하는 것을 목표로 하였고 분류 분석에서는 이진 데이터인 발정여부를 정확하게 예측하는 것을 목표로 하였다. 실제 발정 데이터는 2시간에 한번 씩 생성이 되고 목걸이에서 수집되는 데이터는 2분에 한번 씩 생성이 되므로 전체 raw data를 다 사용하지 않고 수집된 데이터의 통계적 특성만을 사용하였다. 구체적으로 수집된 데이터의 평균, 최대, 최소, 표준편차, 중간 값만을 추출하여 기계학습의 feature로 활용하였고 학습의 효율을 높이기 위해서 각 feature 요소들을 정규화(normalize) 하여 사용하였다. 또한 앞서 기술한 바와 같이 SCR장비에서 측정된 발정확률 데이터를 label 데이터로 사용하였다.

회귀방식 분석에는 선형회귀 (Linear regression), 회귀트리방식 (Regression Tree), 아다부스트 (AdaBoost regression) 회귀방안 및 딥러닝 (Deep learning) 기반 회귀를 고려하였다. 선형회귀 방식은 선형방정식을 이용하여 회귀알고리즘을 도출하는 방식이고, 회귀트리방식은 트리구조를 기반으로 한 회귀 방식이다[8]. 또한 아다부스트 회귀방안은 잘못 예측된 값들을 적응적으로 고려하는 성능을 향상시키는 앙상블 알고리즘이다[8]. 본 연구에서 고려한 아다부스트 회귀방안에서는 base classifier로 회귀트리를 사용하였다. 딥러닝 기반 회귀방안은 fully connected 기반 deep neural network (DNN)를 이용하여 회귀분석을 하였다[9]. 구성한 DNN은 4개의 레이어를 갖고 각 레이어의 hidden node 수가 각각 20개인 경우를 고려하였고 activation function으로 ReLU (Rectifier Linear Unit)를 사용하였다[4]. 회귀방식 분석에서는 평균제곱근 오차 (Mean Squared Error, MSE) 및 R2-score를 성능지표로 사용하였다. 실제 발정확률이 E이고 예측된 발정확률이 $\hat{E}$일 때 평균 제곱근 오차는 아래의 식 1과 같이 계산할 수 있는데 여기서 m은 전체 샘플의 수를 의미한다. 예측의 정확도가 높을수록 MSE의 값은 0에 가까워진다[8].

$$\frac{1}{m}\sum|E-\hat{E}|^2 \tag{1}$$

또한 R2-score는 아래의 식2와 같이 계산할 수 있는데 여기서 Mean[]은 평균을 의미한다. 예측방안의 정확도가 높을수록 R2-score는 1에 근접하게 되고 평균으로 예측할 경우 이 값은 0이 된다.

$$1-\frac{\sum|E-\hat{E}|^2}{\sum|E-Mean[E]|^2} \tag{2}$$

분류방식 분석에는 로지스틱 분류(Logistic classification), 결정트리 (Decision tree), 서포트 벡터 머신 (Support vector machine, SVM) 및 딥러닝 방안을 사용하였다[8]. 로지스틱 분류방식은 로지스틱 함수를 이용하여 0/1의 바이너리 결과를 예측하고 결정트리는 트리알고리즘을 분류에 사용한 방식이다. 또한 서포트 벡터 머신 방안에서는 선형커널을 사용하여 분류를 하도록 학습시켰다. 딥러닝 기반 분류방안은 회귀방안과 동일하게 4개의 레이어를 갖고 각 레이어의 hidden node 수가 20인 경우를 고려하였고 activation function으로 ReLU를 사용하였다[4]. 그리고 분류 방안의 성능분석 지표로는 정확도를 고려하였다.

본 분석에서 활용한 딥러닝 기반 분류 및 회귀방안에서는 gradient descent 방식[9]으로 학습을 하였고 50000 epoch만큼 학습을 진행하였다. 또한 딥러닝의 과적합(overfitting)을 막기 위해서 dropout을 사용하였고 dropout rate는 0.8로 설정하였다[9].

Ⅲ. 결과분석

본 장에서는 머신러닝 방안을 이용하여 개발된 젖소 발정 예측방안의 성능을 분석한다. 수집된 전체 데이터 중 90%는 학습에 사용하고 나머지 10%의 데이터를 이용하여 성능을 분석하였고, 정확도 분석에는 10-Fold 교차검증을 사용하였다. II장에서 기술한 바와 같이 수집된 환경 및 생체 데이터를 그대로 활용하지 않고 통계값을 이용하여 발정여부를 예측하도록 구현하였다. 머신러닝 분석은 Python의 Scikit- learn과 Tensorflow 패키지를 이용하여 진행하였다.

우선 회귀방식의 성능분석을 진행하였다. 테스트 셋에 대한 회귀 방안의 예측 발정확률과 실제 SCR에서 측정된 발정확률을 그림 5에 표시하였다. 결과에서 볼 수 있듯이 아다부스트 회귀방식과 딥러닝 기반 방식의 성능이 실제 측정치와 가장 근접함을 확인할 수 있다.

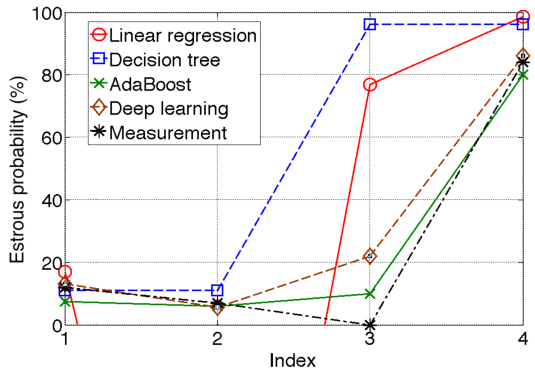

Fig. 5 Performance comparison of regression algorithms for estrous prediction.

다음으로 선형회귀기반의 발정확률 예측의 성능을 표2에 나타냈다. 표에서 확인할 수 있듯이 전반적으로 예측의 정확도가 매우 낮은 것을 확인할 수 있다. 또한 평균제곱근 오차와 R2-score 모두에서 딥러닝 기반의 방식이 다른 방식보다 높은 정확도를 보이지만 유의미한 발정확률 예측은 거의 불가능 한 것을 확인할 수 있다. 이는 현재 분석을 위해서 사용한 데이터 셋의 크기가 작아서일 것으로 예측되므로 추가적인 데이터 확보를 통해서 제안 방안의 성능을 향상시킬 계획이다[3].

3) 현재 더 많은 젖소데이터를 수집하고 있고 이를 통해서 발정

Table. 2 Accuracy of regression algorithms for estrous prediction.

Algorithm	MSE	R2-score
Linear regression	277.37	-1.1
Regression tree	32.94	-15.57
Adaboost regression	19.47	-29.74
Deep learning	0.72	0.03

다음으로 분류방안의 성능분석을 진행하였다. 테스트 셋에 대한 분류 방안의 예측 발정여부과 실제 SCR에서 예측된 발정여부를 그림 6에 표시하였다 (발정이 발생하였을 경우의 값이 1, 발생하지 않았을 경우의 값이 0). 처음 3개의 샘플에 대해서는 모든 방식이 동일한 성능을 보이지만 마지막 샘플에 대해서는 딥러닝 기반 방식만 1을 예측하고 다른 방안들은 0을 예측하는 것을 확인할 수 있다. 즉 딥러닝 기반 방식의 성능이 실제 값과 가장 근접함을 확인할 수 있고 나머지 방식의 성능은 동일하게 측정되었다.

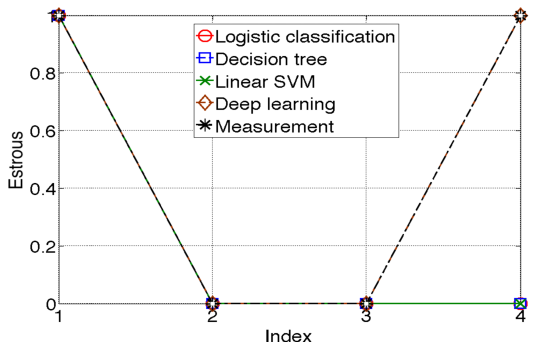

Fig. 6 Performance comparison of classification algorithms for estrous prediction.

마지막으로 고려한 머신러닝 기반의 발정예측 방안의 성능을 표3에 나타냈다. 표에서 확인할 수 있듯이 전반적으로 70% 이상의 높은 확률로 발정여부를 예측하는 것을 확인할 수 있다. 특히 딥러닝 기반의 방식의 경우 86%의 높은 정확도로 발정여부를 예측 가능한 것을 확인할 수 있다. 이를 통해서 제안방안이 실제 젖소 농가에서 젖소들의 발정여부를 파악하는데 효율적으로

예측의 정확도를 향상시키고 개발된 웨어러블 센서 및 예측 시스템을 젖소 농가로 실제 보급할 계획이다.

활용될 수 있을 것으로 예상할 수 있다. 특히 발정 확률 값을 정확히 예측하는 것 보다는 발정여부를 파악하는 방안이 더 효율적인 것을 확인할 수 있다.

Table. 3 Accuracy of classification algorithms for estrous prediction.

Algorithm	Precision (%)
Logistic classification	74
Decision tree	80
Linear SVM	78
Deep learning	86

Ⅳ. 결 론

본 연구에서는 목걸이형 웨어러블 센서로부터 수집된 환경 및 생체 데이터를 기반으로 다양한 기계학습 방안을 이용하여 젖소의 발정여부를 예측하는 방안을 제안하였다. 이를 위해서 선형회귀, 회귀트리, 아다부스트 및 딥러닝 회귀방식을 이용하여 발정확률을 예측하는 방안과 로지스틱 분류, 결정트리, 서포트 벡터 머신 및 딥러닝 기반 분류를 통해 발정여부를 예측하는 방안을 분석하였다. 성능 분석을 통해 발정여부를 비교적 정확하게 예측할 수 있음을 확인하였다. 제안 방안의 사용을 통해서 젖소들 중 발정이 발생한 개체를 빠르고 정확하게 발견할 수 있고 이를 통해서 임신실패 확률을 줄여서 농가의 경제성을 향상시킬 수 있다.

ACKNOWLEDGEMENT

This work was supported by Rural Development Administration(RDA) through Cooperative Research Program for Agriculture Science & Technology Development, funded by Ministry of Agriculture, Food and Rural Affairs (MAFRA) (Project No.PJ012299032018). This work was also supported by the fund of research promotion program, Gyeongsang National University, 2017.

REFERENCES

[1] A. Whitmore, A. Agarwal, and L. Da Xu, “The Internet of Things－A Survey of Topics and Trends,” *Information Systems Frontiers*, vol. 17, no. 2, pp. 261-274, Apr. 2015.

[2] W. Lee, S. Kim, J. Ryu, and T. Ban, “Fast Detection of Disease in Livestock based on Deep Learning,” *Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 21, no. 5, pp. 1009-1015, May 2017.

[3] M. A. Kashiha, C. Bahr, S. Ott, C. P. Moons, T. A. Niewold, F. Tuyttens, and D. Berckmans, “Automatic Monitoring of Pig Locomotion Using Image Analysis,” *Livestock Science*, vol. 159, no. 1, pp. 141-148, Jan. 2014.

[4] S. J. Roberts, R. Cain, and M. S. Dawkins, “Prediction of Welfare Outcomes For Broiler Chickens Using Bayesian Regression on Continuous Optical Flow Data,” *Journal of the Royal Society interface*, vol. 9, no. 77, pp. 3436-3443, Sep. 2012.

[5] K. Han, W. Lee, and K. Sung, “Development of a Model to Analyze The Relationship Between Smart Pig-farm Environmental Data and Daily Weight Increase Based on Decision Tree,” *Journal of Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 20, no. 12, pp. 2348-2354, Dec. 2016.

[6] W. Lee, J. Ryu, T. Ban, S. Kim, and H. Choi, “Prediction of Water Usage in Pig Farm based on Machine Learning,” *Journal of Korea Institute of Information and Communication Engineering*, vol. 21, no. 8, pp. 1560-1566, Aug. 2017.

[7] A. Madureira, B. Silper, T. Burnett, L. Polsky, L. Cruppe, D. Veira, J. Vasconcelos, and R. Cerri, “Factors Affecting Expression of Estrus Measured by Activity Monitors and Conception Risk of Lactating Dairy Cows,” *Journal of Dairy Science*, vol. 98, no. 10, pp. 7003-7014, Oct. 2015.

[8] I. H. Witten, E. Frank, M. A. Hall, and C. J. Pal, *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*. 4th ed. Burlington, MI: Morgan Kaufmann, 2016.

[9] Y. LeCun, Y. Bengio, and G. Hinton, “Deep Learning,” *Nature*, vol. 521, no. 7553, pp. 436-444, May. 2015.

이웅섭(Woongsup Lee)

2006년 한국과학기술원 전기및전자공학과 학사
2011년 한국과학기술원 전기및전자공학과 박사
2012년 2월~2013년 2월 한국과학기술원 박사후 연구원
2013년 2월~2014년 2월 독일 FAU 박사후 연구원
2014년 3월~2018년 2월 경상대학교 정보통신공학과 조교수
2018년 3월~현재 경상대학교 정보통신공학과 부교수
※관심분야 : 차세대 이동통신 시스템, 인지 라디오 시스템, 스마트 그리드, 빅 데이터 분석, 딥러닝

박성민(Seongmin Park)

2012년 전남대학교 동물자원학 학사
2016년 충남대학교 낙농학과 석사
2011년 10월~현재 국립축산과학원 연구사
※관심분야 : 축산 스마트팜, 동물 생체정보 수집 · 분석

반태원(Tae-Won Ban)

1998년 2월 경북대학교 전자공학과 학사
2000년 2월 경북대학교 전자공학과 석사
2010년 2월 KAIST 전기및전자공학 박사
2009년 6월~2010년 10월 KT 연구 엔지니어
2011년 2월~2012년 8월 KT Project Manager
2012년 9월~2016년 8월 경상대학교 정보통신공학과 조교수
2016년 9월~현재 경상대학교 정보통신공학과 부교수
※관심분야 : 차세대 이동통신, 무선 자원 관리, Cognitive Radios, Relay Systems, OFDM/MIMO

김성환(Seong Hwan Kim)

2006년 8월 고려대학교 전기전자전파공학부 학사
2008년 8월 KAIST 전자전산학과 석사
2013년 2월 KAIST 전기전자공학과 박사
2013년 8월~2016년 2월 맥길대학교 박사후 연구원
2016년 3월~ 국립경상대학교 정보통신공학과 조교수
※관심분야 : 차세대 이동통신 시스템, 사물인터넷

류종열(Jong Yeol Ryu)

2008년 2월 충남대학교 전기정보통신공학부 학사
2010년 2월 KAIST 전기및전자공학과 석사
2014년 2월 KAIST 전기및전자공학과 박사
2014년 4월~2016년 8월 싱가포르기술디자인대학교 박사후 연구원
2016년 9월~국립경상대학교 정보통신공학과 조교수
※관심분야 : 보안 통신 시스템, 차세대 이동통신 시스템, 사용자 릴레이 통신 등

성길영(Kil-Young Sung)

1980년 경북대학교 전자공학과 학사
1985년 건국대학교 전자공학과 석사
2000년 부경대학교 전자공학과 박사
현재 경상대학교 정보통신공학과 교수
※관심분야 : VLSI Array, Computer Architecture, Image Compression