

Deep Neural Network를 이용한 산란계의 고온 스트레스 탐지

노병준*, 최장민*, 이종욱*, 박대희*[†], 정용화*, 장흥희**

*고려대학교 컴퓨터정보학과

**경상대학교 축산학과

e-mail : {powernoh, vertica, eastwest9, dhpark, ychungy}@korea.ac.kr, hhchang@gnu.ac.kr

A Heat Stress Detection on Laying Hens Using Deep Neural Network

Byeongjoon Noh*, Jangmin Choi*, Jonguk Lee*, Daihee Park*[†], Younghwa Chung*,
Hong-Hee Chang**

*Department of Computer Science, Korea University,

**Department of Animal Science, Gyeongsang National University

요 약

본 논문에서는 DNN(Deep Neural Network)의 dropout 기법을 이용하여 산란계가 고온 스트레스를 받고 있는지 여부를 닭의 울음소리 정보를 통해 탐지하는 방법을 제안한다. 실험에서는 21℃ 정상 온도에서 100개의 소리 데이터, 35℃ 고온에서 200개의 소리 데이터를 사용한다. 먼저, DNN의 학습을 위해서 취득한 울음소리에서 54개의 소리 특징 정보를 추출한다. 둘째, CFS(Correlation Feature Selection)을 이용하여, 추출된 특징 중 온도 구분을 위한 중요한 특징 10개를 선택한다. 셋째, 선택된 소리특징을 DNN에 적용하여 온도 환경을 구분하는 시스템이다. DNN의 과적합(over-fitting) 영향을 감소시키고, 성능 향상을 위하여 dropout 비율을 조정하여 실험을 진행하였다. 본 연구에서는 실제 계사에서 수집된 소리 정보를 이용하여 모의실험을 수행한 결과 매우 우수한 성능을 보임을 확인하였다.

1. 서론

최근 농·축산업계에서는 IT기술을 접목한 농·축산 융합 기술(Computer and Electronics in Agriculture)이라는 새로운 연구 분야가 대두됨에 따라[1], 인력이 아닌 IT기술을 이용하여 축산 농가의 생산성을 높이기 위한 연구가 활발하게 이루어지고 있다[2-4]. 이와 같은 연구 주제들 중에서, 본 논문에서는 계사에서 산란계의 더위 스트레스를 자동으로 탐지하는 시스템을 제안한다.

닭과 같은 가금류의 경우 땀구멍이 없어 체온 조절에 어려움을 겪는데, 특히 여름철의 일일 최고온도가 30℃가 넘는 고온 다습한 날씨 환경에서 고온에 의한 스트레스를 경험한다[5-6]. 이러한 고온 스트레스는 닭의 생체 항상성에 영향을 미칠 뿐 아니라[7], 계란의 생산량 감소, 계란의 무게 감소 등 계사의 생산성에 영향을 미치게 된다[8]. 따라서 산란계의 고온 스트레스를 효율적으로 조기에 탐지하고 관리하는 방법이 요구된다.

본 논문에서는 닭의 울음소리를 통해 고온 스트레스를 탐지하는 시스템을 제안한다. 제안하는 시스템은 닭의 울음소리로부터 다양한 소리 특징들을 추출한 후 CFS(Correlation Feature Selection)를 이용하여 고온 스트레스에 영향을 주는 중요한 소리 특징 벡터를 선택한다. 선

택된 소리 특징벡터를 기반으로 딥러닝(Deep Learning) 알고리즘 중 하나인 DNN(Deep Neural Network) 모델을 사용하여 고온 스트레스 여부를 탐지할 수 있도록 설계하였다. 딥러닝은 최근 음성인식과 영상인식을 비롯한 다양한 패턴 인식 분야의 성능 향상을 이끄는 중요한 인공지능 기술이다. 딥러닝의 장점은 기존 신경망과 달리 여러 층의 은닉 계층을 사용하여 데이터에 대한 표현 능력을 크게 증가시킬 수 있다는 것이다[9]. 본 논문에서는 딥러닝 알고리즘 중 하나인 DNN 모델을 사용하였다. DNN 모델은 특히 음성처리 분야에서 매우 좋은 성능을 보이며, DNN-Acoustic 모델을 활용한 연구들이 활발하게 진행되고 있다[10].

DNN의 학습 방법에는 크게 사전학습(pre-training)방법과 미세조정(fine-tuning)방법이 있다. 사전학습은 신경망의 초기값을 최적해 근처로 이동하여 신경망의 해가 지역해로 수렴하는 것을 방지하는 신경망 모델의 최적화를 위한 방법이다. 미세조정은 과적합을 피하는 방법으로써, 대표적으로 dropout 기법이 있다. Dropout은 학습 과정에서 임의의 노드를 배제한 후 학습을 진행하는 방법으로써, 과적합의 영향을 감소시키고, 신경망 모델 노드들 간의 상호적응(co-adaptation)을 피하여 성능을 향상시키는 효과가 있다[11]. 본 논문에서는 dropout 비율에 따른 닭의 고온 스트레스 탐지 여부의 성능을 accuracy,

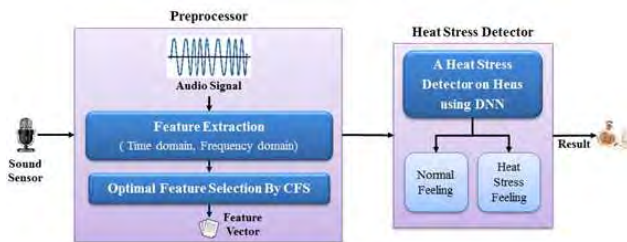
[†] 교신저자

precision, recall을 통하여 평가한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 본 논문에서 제안하는 닭의 소리 정보 기반의 DNN을 사용한 고온 스트레스 탐지 시스템을 소개하고, 3장에서는 실험결과 및 성능 분석, 마지막으로 4장에서는 결론 및 향후 연구 과제에 대해 논한다.

2. DNN을 이용한 산란계 고온 스트레스 탐지 시스템

본 논문에서 제안하는 DNN 기반의 산란계의 고온 스트레스 탐지 시스템은 크게 2개의 모듈로 구성되며, 시스템 구조는 그림 1과 같다: 1) Preprocessor 모듈에서는 계사의 소리센서를 이용하여 닭의 울음소리를 취득 후 취득한 소리 데이터로부터 소리 특징들을 추출한 후 CFS를 이용하여 고온 스트레스에 영향을 주는 중요 소리 특징들을 선택하여 특징 벡터를 생성한다. 2) Heat Stress Detector 모듈에서는 딥러닝 알고리즘 중 하나인 DNN 모델을 통하여 정상 상황의 소리와 고온 스트레스 상황의 소리를 구분하고, 그 결과를 관리자에게 즉시 알려 고온 스트레스에 대한 능동적인 대처를 가능하게 한다.



(그림 1) Deep Neural Network을 이용한 산란계 고온 스트레스 탐지 시스템

2.1 DNN 모델 기반의 고온 스트레스 탐지

본 논문에서는 딥러닝 알고리즘 중 하나인 DNN 모델에 닭의 울음소리 특징 정보들을 입력으로 하여 고온 스트레스를 경험하는지의 여부를 판단한다. DNN 모델은 기존의 인공 신경망과 달리 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 은닉층을 가지는 구조를 가지는 신경망 모델이다. 이렇게 하나 이상의 은닉층을 가지는 깊은 신경망은 많은 수의 가중치를 포함하여 학습 수용력(capacity)이 증가하기 때문에 매우 많은 수의 학습 데이터가 사용 가능한 경우는 그로부터 많은 정보를 학습 할 수 있게 된다[12]. 따라서 본 논문에서는 닭의 고온 스트레스 탐지를 위하여 학습 능력이 좋고 분류 및 예측 성능이 검증된 DNN 모델을 사용하였다.

3. 실험 및 결과 분석

본 논문에서 제안하는 DNN 기반의 닭의 고온 스트레스 탐지 시스템에 대한 성능평가를 위하여 44주령 하이브라운종 산란계 135수를 대상으로 하여, 정상 환경(2

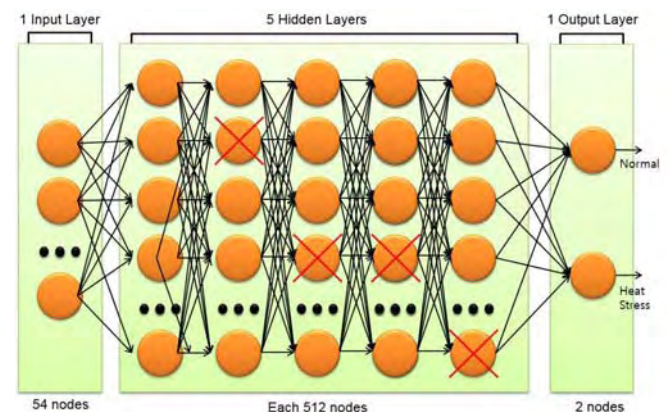
1℃)과 고온 환경(35℃)에 각각 45수씩 한 달 동안 배치하여 울음소리를 취득하였다. 취득한 울음소리는 mp3 소리 파일로 변환하여 Cool Edit(Adiobe, San Jose, CA) 프로그램을 사용하여 닭의 울음소리가 발생하였을 때 나타나는 시그널 모양과 울음소리를 직접 듣고 수동으로 울음소리 부분만 획득하였다. 그 결과 정상 환경(21℃)에서의 소리 100개와 고온 스트레스 환경(35℃)에서의 소리 200개를 획득하였다.

3.1 특징 추출 및 특징 선택

취득한 닭의 울음소리에서 소리 특징을 추출하였다. 추출을 위한 프로그램은 PRAAT 5.3.52를 사용하였으며 Time Domain 특징 11개와 Frequency Domain 특징 43개를 추출하였다. 추출한 소리특징 정보들 중에서 고온 스트레스 탐지에 적합한 소리 특징을 CFS를 통하여 선택하였다. 선택된 소리 특징은 총 10개이며 다음과 같다.

· CFS를 통하여 선택된 소리 특징 10개:

Formant F1, Formant F2, Formant F4, Mean Pitch, Maximum Pitch, Shimmer, Jitter, PSD1, PSD33, PSD39.



(그림 2) Dropout 기법을 사용한 Deep Neural Network의 예시

3.2 고온 스트레스 탐지 및 탐지 결과

본 실험에서는 CFS를 통하여 선택된 10개의 소리 특징을 사용하여 딥러닝 알고리즘 중 하나인 DNN에 적용하였다. DNN은 R 프로그램 3.1.1 버전에서, H2O 오픈소스 패키지를 사용하여 실험을 수행하였다. DNN 설정 조건 중 Activation Function은 hyperbolic tangent를 사용하였고, 학습 반복(epoch)는 300회 실시하였다. 은닉 계층의 구조는 그림2와 같이 5개의 은닉층과, 각 은닉층당 512개의 유닛으로 구성된 신경망을 구성하였다. 위와 같이 신경망을 구성한 후 dropout 비율을 달리하여 성능을 측정하였다. dropout 비율은 not dropout, 10%, 20% 30%, 40%로 5가지 경우에 대하여 실험을 진행하였다. 또한, 학습에는 정상 상황 데이터의 50%(50개), 고온 상황 데이터의 50%(100개)를 사용하였고, 테스트에는 정상 상

황 데이터의 나머지 50%(50개), 고온 상황 데이터의 50%(100개)를 사용하였다. 신경망의 특성상 초기 가중치가 임의로 초기화되고, 실험 결과가 매번 바뀌게 된다. 따라서 본 실험에서는 학습 시 10-folds cross validation 기법을 적용하여 실험 결과의 일반성을 확보하였다.

실험 결과 아래 표1과 같이 dropout 비율이 10%일 때, accuracy 96.6%, precision 97.0%, recall 98.0%로 가장 좋은 고온 스트레스 탐지 결과를 보임을 확인하였다.

<표 1> Dropout 비율에 따른 고온 스트레스 탐지 결과

	Dropout 비율	Accuracy	Precision	Recall
실험 1	0%	94.6%	95.1%	97.0%
실험 2	10%	96.6%	97.0%	98.0%
실험 3	20%	95.3%	95.1%	98.0%
실험 4	30%	93.3%	90.9%	100%
실험 5	40%	94.7%	92.6%	100%

4. 결론

본 논문에서는 소리 센서를 통하여 실시간으로 유입되는 산란계의 울음소리 정보를 DNN 모델에 적용하여, 산란계의 고온 스트레스 여부를 판단하는 프로토타입 시스템을 제안하였다. 제안된 시스템은 닭의 울음소리 데이터로부터 다양한 특징값들을 추출한 후, CFS를 이용하여 고온 스트레스를 탐지하는 적합한 특징들을 선택하였다. 선택된 특징들로 구성된 특징 벡터를 dropout 비율에 따른 DNN 모델에 적용한 실험 결과, dropout 비율이 10%일 때 가장 안정적인 닭의 고온 스트레스의 탐지 성능을 확인하였다. 추후에는 딥러닝의 비교사학습(unsupervised learning) 방법 중 하나인 auto-encoder를 통하여, 소리의 특징을 수동으로 추출하는 방식이 아닌, 자동으로 주요 특징들을 추출하여 DNN에 적용하는 심층적인 연구를 진행하고자 한다.

감사의 글

본 연구는 BK21 플러스 사업으로 수행된 연구결과임.

참고문헌

[1] 오승근, 인경준, 정용화, 장홍희, 박대희, “A/V 센서 기반의 실시간 돈사 모니터링 시스템”, 한국정보처리학회 추계학술 발표대회 논문집, vol. 19, no.2, pp. 1162-1165, 2012.

[2] Y. Chung, J. Lee, S. Oh, D. Park, H. Chang, and S. Kim, “Automatic Detection of Cow’s Oestrus in Audio Surveillance System”, Asian-Australasian

Journal of Animal Sciences (AJAS), vol. 26, no. 7, pp. 1030-1037, 2013.

[3] B. Robert, B. J. White, D. G. Renter, and R. L. Larson, “Evaluation of three-dimensional accelerometers to monitor and classify behavior patterns in cattle,” Computers and Electronics in Agriculture, vol. 67, no. 1, pp. 80-84, 2009.

[4] A. S. Voulodimos, C. Z. Patrikakis, A. B. Sideridis, V. A. Ntafis, and E. M. Xylouri, “A complete farm management system based on animal identification using RFID technology,” Computer and Electronics in Agriculture, vol. 70, no. 2, pp. 380-388, 2010.

[5] 이종욱, 노병준, 장수인, LONG JIN, 장홍희, 정용화, 박대희, “소리정보를 이용한 산란계의 고온 스트레스 탐지”, 한국정보과학회 학술발표논문집, pp. 692-694, 2014.

[6] J. A. Nienaber and G. L. Hahn, “Livestock production system management responses to thermal challenge,” International Journal Biometeorology, vol. 52, pp. 149-157, 2007.

[7] R. A. Donker, M. Neeuwend, A. J. Van Der ZIJPP, “Heat-stress influences on antibody production in chicken lines selected for high and low immune responsiveness,” Poultry Science, vol. 69, no. 4, pp. 599-607, 1990.

[8] J. Lee, B. Noh, S. Jang, D. Park, Y. Chung, and H.-H. Chang, “Stress Detection and Classification of Laying Hens by Sound Analysis,” Asian-Australasian Journal of Animal Sciences (AJAS), vol. 28, no. 4, pp. 592-598, 2015.

[9] 최희열, 민윤홍, “딥러닝 소개 및 주요 이슈”, 정보처리학회지, vol. 22, no. 1, pp. 7-21, 2015.

[10] G. E. Dahl, T. N. Sainath, and G. E. Hinton. “Improving deep neural networks for LVCSR using rectified linear units and dropout,” Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2013 IEEE International Conference on. IEEE, pp. 8609-8613, 2013.

[11] J. Li, X. Wang, and B. Xu, “Understanding the dropout strategy and analyzing its effectiveness on LVCSR,” Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2013 IEEE International Conference on. IEEE, pp. 7614-7618, 2013.

[12] 김인중, “Deep Learning: 기계학습의 새로운 트렌드”, 한국통신학회지, vol. 31. no. 11, pp. 52-57, 2014.