

잡음 환경에 강인한 돼지 호흡기 질병 탐지

이중욱*, 최용주**, 이준희**, 박대희*, 정용화*

*고려대학교 컴퓨터융합소프트웨어학과

**고려대학교 컴퓨터정보학과

e-mail: eastwest9@korea.ac.kr

Robust-Detection of Pig Respiratory Diseases in the Noisy Environment

Jonguk Lee*, Yongju Choi**, Junhee Lee**, Daihee Park*, Yongwha Chung*

*Dept. of Computer Convergence Software, Korea University

**Dept. of Computer and Information Science, Korea University

요 약

국내 축산 농가들은 대부분 돼지우리의 구역을 나눈 후 해당 구역별로 30여 마리의 돼지들을 함사하여 사육하고 있다. 따라서 전염성이 강한 호흡기 질병이 발병하게 되면 돼지우리 전체로 확산되어 심각한 피해가 발생하게 된다. 본 논문에서는 돼지우리에서 발생하는 다양한 소음에도 강인한 소리 기반의 호흡기 질병 탐지 시스템을 제안한다. 제안된 시스템은 먼저, 소리 신호에서 스펙트로그램 정보를 추출하고, 이를 CNN을 기반으로 돼지 호흡기 질병에 효과적인 특징 벡터를 생성한다. 마지막으로, 추출된 특징 벡터를 MLP에 적용하여 해당 호흡기 질병을 탐지 및 식별과정을 수행한다. 본 연구의 실험 결과, 다양한 잡음 환경에서도 돼지 호흡기 질병 탐지 및 식별이 가능함을 확인하였다.

1. 서론

2017년 농림수산물식품부 통계[1]에 의하면, 우리나라 양돈업계의 생산액은 약 6조 7천억 원으로 전체 농업에서 단일 업종으로는 벼 생산 다음으로 매우 큰 분야이다. 또한, 우리나라 양돈 농가의 사육규모는 2017년 현재 1,043만 여두이며, 소규모 사육농가는 급격히 감소하는 반면 중·대규모 사육농가는 급격히 증가하고 있다. 특히, 우리나라 농가의 60세 이상 농업종사자의 비중이 2000년 44.1%에서 급격히 증가하여, 2015년에는 62.2%로 고령화가 심화되어 영농인력의 부족현상이 발생하고 있다[2]. 즉, 양돈농가의 규모가 전업화·기업화·대형화 및 고령화에 따라 관리인 1인당 관리 두수가 급격하게 증가되었기에, 돼지의 건강을 보장하기 위한 세밀한 관찰 및 관리는 현실적으로 어려운 상황이다. 결국, 이로 인한 돼지의 질병 발생 가능성은 증가할 것으로 예상되며, 돼지 열병, 브루셀라, 호흡기 질병 등이 발생 시 대규모로 확산될 가능성이 매우 높은 것이 현실이다.

돼지 호흡기 질병을 유발하는 환경인자 중, 양돈장의 주요 세균성 및 바이러스성 호흡기 질병의 원인체는 Mycoplasma Hyopneumonia(MH), Porcine Circo Virus 2(PCV2) 및 돼지생식기호흡기증후군(Porcine Reproductive and Respiratory Syndrome: PRRS) virus가 주된 병원체이며, 이유후전신성소모성증후군(Postweaning Multisystemic Wasting Syndrome: PMWS)을 유발한다. 이는 돼지의 체중감소, 만성 호흡기 질환, 설사, 황달 등의 심각한 질환으로 나타나며, 돼지의 폐사로까지 이어지게 된다[3]. 결국 이와 같은 질병들은 축산농가에 막대한 경

제적 손실을 초래함으로써, 질병을 조기에 탐지할 수 있는 현실적인 방안이 요구되지만, 기술적, 경제적 문제 등으로 인하여 돼지 호흡기 질병을 위한 방재 시스템은 전무한 실정이다.

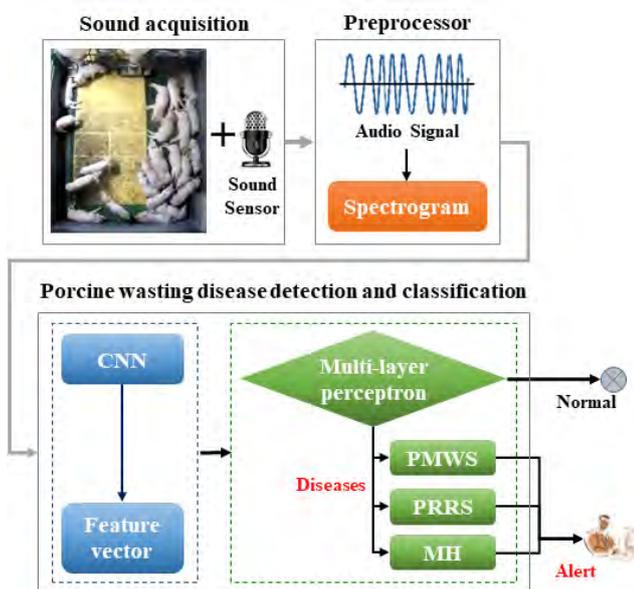
최근 축산 분야에도 ICT(Information and Communication Technology)와 IoT(Internet of Thing)를 융합한 연구가 선진 외국을 중심으로 활발하게 진행되고 있다[4-6]. 특히, 동물의 생체 정보를 효과적으로 담고 있다고 알려진 소리 신호를 이용한 연구들도 다수 발표되고 있다. 예로써, 산란계가 스트레스로 인한 계란 품질의 저하를 방지하기 위하여, 산란계의 발성음을 MFCC(Mel-Frequency Cepstrum Coefficeint) 소리 특징으로 변환 후 산란계의 스트레스를 탐지하는 연구[4], 닭의 발성음을 신호처리기법과 기계학습으로 질병을 탐지하는 연구[5], 암소의 발성음을 기반으로 발정기를 탐지하는 방법[6]들이 수행되고 있다.

본 논문에서는 소규모의 농장에서도 저비용으로 구축이 가능한 소리 센서 환경에서의 돼지 호흡기 질병 탐지 및 식별 시스템을 제안한다. 또한, 실제 돈사 환경에서 발생하는 다양한 잡음에 강인하도록 시스템을 설계한다. 제안된 시스템은 소리 신호에서 스펙트로그램 특징을 추출한 후 이를 최근 각광을 받고 있는 CNN(Convolutional Neural Network)의 입력 정보로 사용한다. 이 때, CNN의 커널 및 구조를 CNN 계층(layer)의 학습 과정을 거치면서 적응적으로 잡음에 강인하며 호흡기 질병을 식별하기 좋은 특징 벡터가 생성되도록 설계하였으며, 추출된 특징 벡터를 호흡기 질병 탐지 및 식별기인 MLP(Multi

Layer Perceptron)에 입력함으로써, 정상소리와 호흡기 질병 소리들 중 하나로 식별한다. 실제 돈사에서 취득한 소리 신호를 이용하여 본 연구에서 제안하는 시스템의 성능을 실험적으로 검증한다.

2. 잡음에 강인한 돼지 호흡기 질병 탐지 시스템

본 논문에서 제안하는 돼지 호흡기 질병의 탐지 및 식별 시스템의 구조는 그림 1과 같이 크게 3개의 모듈로 구성 된다: 1) 소리 센서로 부터 소리를 취득하는 모듈, 2) 취득한 소리 데이터에서 스펙트로그램 정보를 추출하는 모듈, 3) 잡음 상황에도 강인하게 돼지의 호흡기 질병을 탐지 및 식별하는 CNN 모듈.



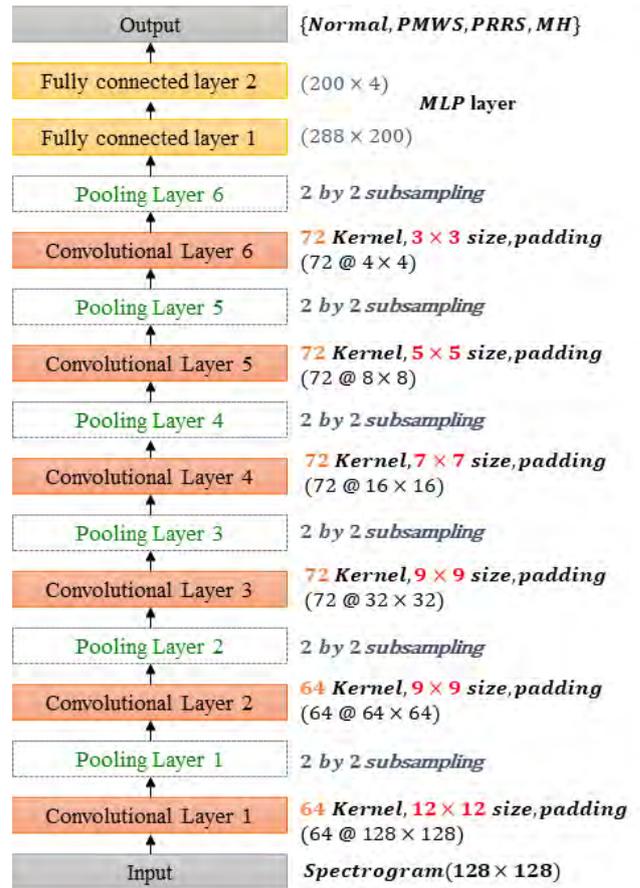
(그림 1) 돼지 호흡기 질병 탐지 및 식별 시스템

본 논문에서 식별하고자 하는 돼지 소리는 정상인 경우의 소리와 호흡기 질병들 중 하나인 PMWS, PRRS, MH이며, 제안한 CNN 구조는 다음 그림 2와 같다.

3. 실험 결과 및 분석

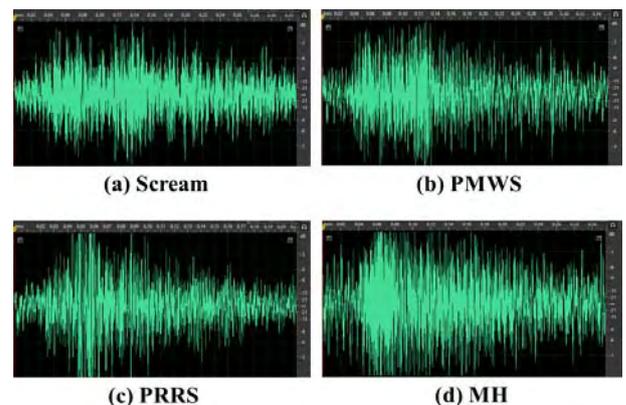
3.1 돼지 소리 취득 환경

실험을 위한 데이터는 충청남도에 위치한 4개의 돼지농장에서 평균적으로 25~30 kg의 총 36마리의 돼지 (Yorkshire×Landrace×Duroc)를 대상으로 호흡기 질병으로 의심되는 돼지의 혈액을 채취한 후, virus 분리와 serological analysis로 PMWS, PRRS, 그리고 MH에 감염된 개체 및 질병에 걸리지 않은 돼지를 확인하였다. 환축 및 정상축의 음성 수집은 각 개체로부터 1m의 거리에서 디지털 캠코더(JVC GR-DVL520A, Japan)로 녹화하였다. 돼지의 정상소리(grunt, health cough, scream)와 호흡기



(그림 2) 돼지 호흡기 질병 탐지 및 식별을 위한 CNN 구조

질환 소리의 종류별 신호 형태의 예는 그림 2와 같으며, 정상소리 중 하나인 scream과 호흡기 질병 소리인 PMWS, PRRS 그리고 MH 질환은 소리 시그널 자체로는 육안으로 쉽게 구분하기 어렵다.



(그림 3) 정상과 호흡기 질병 소리의 시그널 예제

수집된 소리 정보를 편집한 결과 돼지 소리들은 0.13~2.66초, 샘플링은 44,100Hz, mono 타입이다. 이와 같이 수집된 소리 신호 원본에 현장에서 발생하는 실제 환경 잡음(돼지가 1~2마리가 움직일 때 발생하는 발자국 소리

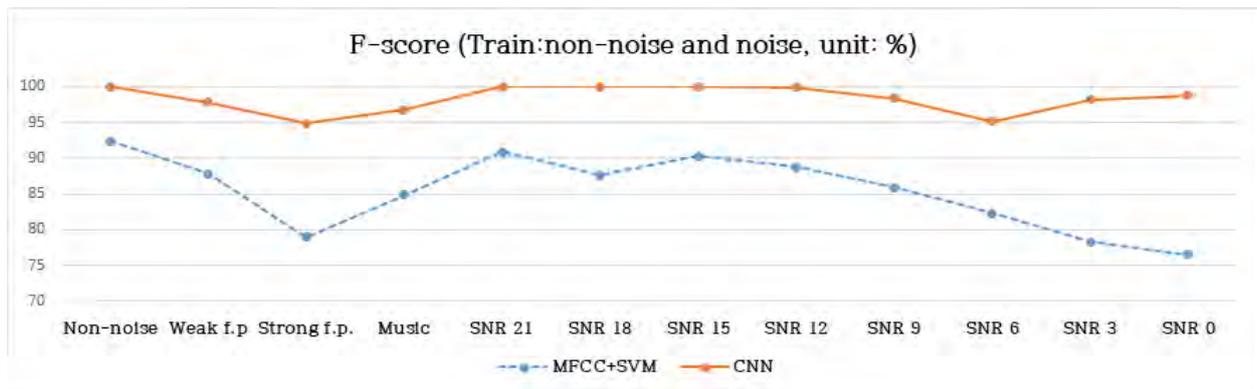
(weak footprint), 3마리 이상의 돼지들이 뛰면서 발생하는 보다 시끄러운 발자국 소리(strong footprint), 돼지 성장에 도움을 준다고 알려진 음악을 틀어둔 상태(music)과 인위적인 백색 잡음을 SNR(Signal-to-Noise Ratio) {0, 3, 6, 9, 12, 15, 18, 21}dB로 합성한 데이터를 추가하였다. 이때 weak footprint, music, strong footprint의 SNR 값은 각각 9.1, 8.7, 7.4dB이며, SNR 수치가 작을수록 잡음의 강도는 강하다.

실험에 사용한 컴퓨터의 사양은 Windows 10, Intel® i7-7700K CPU@4.2GHz, 32GB 램, GeForce GTX 1080Ti 이다. 실험을 위하여 취득한 정상소리는 총 350 {grunt 110, healthy cough 100, scream 140}, 호흡기 질병 소리는 총 360 {PMWS 150, PRRS 140, MH 70}이다. 이 때 CNN구조는 학습 데이터의 양이 크면 클수록 잡음 환경에서도 식별 성능이 좋아진다는 연구 결과[7][8]에 따라, 본 논문에서는 Zhang 등[8]이 사용한 소리 데이터 확장 방법 중 하나인 데이터 이동(data shift) 기법을 이용하여 학습 데이터를 확장하였다. 소리 데이터 이동 기법은 소리 시그널의 데이터 취득 시작 위치를 미세하게 이동하여 데이터를 취득하는 방법으로서, 본 연구에서는 5번의 이동을 거쳐 데이터를 5배 확장하였다.

최종 커널의 크기는 3×3 이다.

실험의 목적은 잡음이 제어된 또는 추가되지 않은 깨끗한 데이터와 잡음이 합성된 잡음 데이터로 학습된 CNN이 적응적인 특징 벡터를 생성하고, 그 결과 다양한 잡음 환경에서도 강인한 호흡기 질병 식별 성능을 보장하는지의 여부를 확인하기 위함이다. 본 연구에서 제안한 CNN 기반의 돼지 호흡기 질병 식별 성능 비교를 위하여, 대표적인 소리 특징인 MFCC와 이진 분류에 탁월한 성능을 보이는 SVM(Support Vector Machine) 분류기를 이용하여 돼지 호흡기 질병을 식별 실험을 수행하였다. 본 실험에서는 백색 잡음(SNR0, SNR12, SNR21)으로 합성된 데이터를 CNN 학습 과정에 추가하여 실험을 수행하였다(그림 4와 표 1 참조).

그림 4를 살펴보면, 백색 잡음의 강도가 가장 강하게 합성된 SNR0 뿐만 아니라 환경적인 잡음이 합성된 모든 테스트에서의 f-score 성능이 매우 높게 향상되었음을 확인할 수 있다. 결국, 추가된 일정 부분의 잡음 데이터로 학습된 CNN이 적응적인 특징 벡터를 자동 생성함으로써, 다양한 잡음 환경에서도 강인한 호흡기 질병 식별 성능을 보장할 수 있음을 실험적으로 확인하였다.



(그림 4) 실험 결과 비교 그래프(학습: non-noise, SNR0, SNR12, and SNR12, 테스트: non-noise, 다양한 잡음 합성 데이터를 각각 사용)

3.2 실험 내용 및 결과

잡음 환경에도 강인한 돼지 호흡기 질병 식별을 위한 실험에서는 최근 구글(Google)에서 개발한 오픈소스 기계 학습 엔진인 TensorFlow 1.02[9]을 활용하여 실험을 진행하였으며, 전체 데이터의 80%를 무작위로 선택하여 학습하였고, 나머지 20%를 테스트 데이터로 사용하였다. 모든 데이터는 동일한 크기인 128×128 스펙트로그램 크기로 조정된 후 CNN의 입력으로 사용하였다. CNN 학습에 사용한 옵저버는 Xavier.initializer, 학습률은 0.001, Max pooling, 각각의 컨벌루션 계층의 경우 padding 기법을 적용하였으며, drop out 비율은 50%, activation 함수는 ReLU(Rectified Linear Unit)로 설정하였다. 커널의 크기는 12×12 로 시작한 후 점차 작은 크기로 설정하였으며,

<표 1> 제안한 학습 구조에 'SNR0' 테스트용 데이터를 적용한 실험 결과 (단위 %)

	MFCC + SVM				Proposed method			
	PMWS	PRRS	MH	Normal	PMWS	PRRS	MH	Normal
Precision	70.3	73.1	72.7	95.6	99.3	98.6	95.9	100
Recall	86.7	67.9	57.1	92.9	98.7	98.6	100	99.4
f-score	77.6	70.4	64.0	94.2	99.0	98.6	97.9	99.7

4. 결론

본 논문에서는 실제 심각한 잡음이 발생하는 돈사에서 수집한 돼지의 소리 데이터를 이용하여, 잡음에 강인한 돼

지 호흡기 질병 탐지 시스템을 제안하였다. 제안된 시스템은 먼저 센서로 유입되는 소리를 취득한 후, 해당 소리에서 시간-주파수 대역의 대표적인 특징인 스펙트로그램을 추출하였다. 추출된 특징은 잡음에 강인하며 돼지의 호흡기 질병을 식별하기 좋은 특징을 추출할 수 있도록 제안된 CNN 구조에 적용되어 특징 벡터를 생성한 후, CNN의 최종 계층인 MLP에 적용되어, 호흡기 질병을 효과적으로 탐지 및 식별할 수 있음을 확인하였다.

Ability on Raw Vibration Signals,” *Sensors*, Vol. 17, No. 2, 425, 2017.
 [9] TensorFlow ver.1.02. <http://www.tensorflow.org>

감사의 글

본 연구는 2015년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2015R1D1A3A01018731).

참고문헌

- [1] 농림수산물부, <http://www.mifaff.go.kr> [Accessed Oct. 24, 2017]
- [2] 김병률, 이용선, 김연중 등, “2017년 10대 농정이슈”, 한국농촌경제연구원 농정포커스, Vol. 142, pp. 1-27, 2017.
- [3] 추금숙, 강미선, 조영숙, 이정원, “돼지 폐렴병변에서 PCR을 이용한 썬코바이러스 2, 돼지생식기호흡기증후군, 마이코플라즈마 폐렴 감염실태 조사”, 한국가축위생학회지, Vol. 31, No. 1, pp. 71-77, 2008.
- [4] 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*, Vol. 28, No. 4, 592, 2015.
- [5] M. Rizwan, B. T. Carroll, D. V. Anderson, W. Daley, S. Harbert, and D. F. Britton et al., “Identifying Rale Sounds in Chickens using Audio Signals for Early Disease Detection in Poultry,” *Proceeding of Global Conference on Signal and Information Processing*, pp. 55-59, 2016.
- [6] Y. Chung, J. Lee, S. Oh, D. Park, H.H. Chang, and S. Kim, “Automatic Detection of Cow’s Oestrus in Audio Surveillance System,” *Asian-Australasian Journal of Animal Sciences*, Vol. 26, No. 7, pp. 1030-1037, 2013.
- [7] J. Salamon and J.P. Bello, “Deep Convolutional Neural Networks and Data Augmentation for Environmental Sound Classification,” *Signal Processing Letters*, Vol. 24, No. 3, pp. 279-283, 2017.
- [8] W. Zhang, G. Peng, C. Li, Y. Chen, and Z. Zhang, “A New Deep Learning Model for Fault Diagnosis with Good Anti-Noise and Domain Adaptation