

# Noise-Robust Porcine Respiratory Diseases Classification Using Texture Analysis and CNN

Yongju Choi<sup>†</sup> · Jonguk Lee<sup>\*\*</sup> · Daihee Park<sup>\*\*\*</sup> · Yongwha Chung<sup>\*\*\*\*</sup>

## ABSTRACT

Automatic detection of pig wasting diseases is an important issue in the management of group-housed pigs. In particular, porcine respiratory diseases are one of the main causes of mortality among pigs and loss of productivity in intensive pig farming. In this paper, we propose a noise-robust system for the early detection and recognition of pig wasting diseases using sound data. In this method, first we convert one-dimensional sound signals to two-dimensional gray-level images by normalization, and extract texture images by means of dominant neighborhood structure technique. Lastly, the texture features are then used as inputs of convolutional neural networks as an early anomaly detector and a respiratory disease classifier. Our experimental results show that this new method can be used to detect pig wasting diseases both economically (low-cost sound sensor) and accurately (over 96% accuracy) even under noise-environmental conditions, either as a standalone solution or to complement known methods to obtain a more accurate solution.

**Keywords :** Porcine Respiratory Diseases, Noise Robustness, Sound Analysis, Dominant Neighborhood Structure, Convolutional Neural Network

## 질감 분석과 CNN을 이용한 잡음에 강인한 돼지 호흡기 질병 식별

최 용 주<sup>†</sup> · 이 종 옥<sup>\*\*</sup> · 박 대 희<sup>\*\*\*</sup> · 정 용 화<sup>\*\*\*\*</sup>

## 요 약

집단으로 사육되는 돼지 농장에서 돼지 소모성 질환의 자동 탐지는 매우 중요한 문제이다. 특히, 밀집된 돈사에서 사육되는 돼지들의 호흡기 질환은 축산 농가의 막대한 경제적 손실을 야기하는 대표적 질병들 중 하나이다. 본 논문에서는 소리 신호 해석에 기반하여 돼지의 호흡기 질환을 조기 탐지 및 식별하는 잡음에도 강인한 시스템을 제안한다. 제안하는 시스템은, 먼저 1차원의 소리 신호를 2차원의 회색조 영상으로 변환한 후, DNS기법으로 질감 특징 정보를 갖는 이미지를 생성한다. 마지막으로, 이를 CNN에 입력함으로써 잡음에도 강인한 돼지 호흡기 질병 탐지 및 식별 시스템을 구현하고자 한다. 실제 국내 돈사에서 취득한 돼지의 발성음을 이용하여 제안하는 시스템의 성능을 실험적으로 검증한바, 제안된 시스템은 경제적인 비용(저가의 소리 센서)과 시스템 정확도(96.0% 정확도)로 다양한 잡음 환경에서도 돼지의 호흡기 질병들을 탐지할 수 있음을 실험적으로 확인하였다. 제안된 시스템은 독자적인 혹은 기존 방법들의 보완책으로 사용될 수 있다.

**키워드 :** 돼지 호흡기 질병, 잡음 강인성, 소리 분석, DNS, CNN

## 1. 서 론

좁은 공간에서 다수의 이유자돈들을 밀집 사육하는 국내

에서는 구제역 및 돼지의 호흡기 질병 등과 같은 전염병 발생 시, 그 피해가 빠르게 확산되는 매우 취약한 구조를 갖는다[1]. 대한한돈협회에서 전국 양돈장의 돼지 호흡기 질병 실태를 조사한 결과, 돈사들 중 47%에서 PRRS(Porcine Reproductive and Respiratory Syndrome)가 발병하였고, 21.1%에서 PMWS(Postweaning Multisystemic Wasting Syndrome)가 발병하였으며, 이로 인한 돼지 폐사율이 11.4%에 이른다고 보고하고 있다[2]. 국내 양돈 농가의 폐사에 따른 손실액은 연간 4,000억 원으로 추정되며, 면역력이 낮은 이유자돈들에게서 가장 많은 폐사가 발생하기 때문에 이유자돈들의 개별적인

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

<sup>†</sup> 준 회 원 : 고려대학교 컴퓨터정보학과 석사과정

<sup>\*\*</sup> 정 회 원 : 고려대학교 컴퓨터정보학과 초빙교수

<sup>\*\*\*</sup> 정 회 원 : 고려대학교 컴퓨터정보학과 교수

<sup>\*\*\*\*</sup> 종신회원 : 고려대학교 컴퓨터정보학과 교수

Manuscript Received : December 8, 2017

Accepted : January 24, 2018

\* Corresponding Author : Daihee Park(dhpark@korea.ac.kr)

질병 관리는 필수적이다. 그러나 관리인 당 약 2,000두의 돼지를 관리하는 국내 돈사 환경에서 관리인이 돈사 내의 모든 이상 상황들을 감시하는 것은 불가능하다[3].

돼지 호흡기 질병을 유발하는 환경인자 중, 양돈장의 주요 세균성 및 바이러스성 호흡기 질병의 원인체는 MH (Mycoplasma Hyopneumonia), PCV2(Porcine Circo Virus 2) 및 돼지 생식기 호흡기 증후군(PRRS) 바이러스가 주된 병원체이며, 이유 후 진신성소모성증후군(PMWS)을 유발하는데, 이는 특히 어린 돼지에게서 막대한 경제적 손실을 초래한다. 돼지 호흡기 질병에 따른 막대한 손실을 방지하기 위해서는 질병이 발병하기 전에 미리 질병을 차단하고 예방하는 작업이 요구된다. 그러나 현재 기술적, 경제적인 상황으로 인하여 돼지 호흡기 질병을 위한 조기 방제 시스템은 매우 제한적이며 따라서 이로 인한 경제적 손실은 날로 증가하고 있는 것이 현실이다.

이러한 축산 농가의 문제점에 대한 해결책 중 하나로 IT 기술과 농·축산업과의 융합 기술(Computer and Electronics in Agriculture)이라는 새로운 연구 분야가 신진 외국을 중심으로 활발하게 연구되고 있다[1, 4-11]. 예를 들면, 돼지들의 사료 소모량, 습도와 온도 확인 등의 돈사 관리를 위한 기본적인 모니터링을 시작으로 가축의 행동을 보다 심층적으로 분석하기 위하여 영상 및 소리 센서를 활용하는 다양한 스펙트럼의 연구들이 현재 진행 중이다. 이러한 연구들 중, 본 연구의 주요 관심 사항인 소리 신호 해석에 의한 돼지 호흡기 질병 탐지에 관한 연구들[9-11]도 최근 다양하게 보고되고는 있으나 실제 돈사 환경에서 발생하는 잡음의 영향력을 충분히 고려했다고는 볼 수 없다. 한편, 신호 해석학 학계에서는 잡음에 강인한 알고리즘의 연구가 주요 연구주제 중 하나로써, 최근 이미지 정보를 질감 정보로 변환하여 이미지의 잡음에 관한 문제점을 해결하고자 하는 DNS(Dominant Neighborhood Structure) 기법[12]이 매우 흥미롭다.

본 연구에서는 위와 같은 최근 학계의 연구 성과들을 참조하여, 다양한 잡음이 발생하는 실제 돈사 환경에서도 강인한 소리 정보 기반의 돼지 호흡기 질병 탐지 및 식별 시스템을 제안한다. 제안하는 시스템은 유독 잡음에 취약한 구조적 약점을 갖는 소리 신호의 문제점을 해결하는 차원에서 이미지를 대상으로 잡음 문제를 해결한 DNS 기법을 소리 신호에 새롭게 적용하여 소리 신호를 질감 정보를 갖는 이미지로 변환한 후, 이를 이미지 인식 및 분류에서 그 성능이 이미 검증된 딥러닝의 대표적 모델인 CNN(Convolutional Neural Network)에 입력함으로써, 잡음에도 강인한 돼지 호흡기 질병 탐지 및 식별 시스템을 구현하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 돼지 호흡기 질병 탐지 시스템과 관련한 최근의 연구 방법론들을 간략하게 소개하고, 3장에서는 본 연구에서 제안하는 다양한 잡음 환경에서의 돼지 호흡기 질병 탐지 및 분류 시스템에 대해 상세히 기술한다. 4장에서는 본 논문에서 제안하는 시스템의 실험 결과 및 성능 분석을, 마지막으로 5장에서는 본 연구의 결론 및 향후 연구를 언급한다.

## 2. 관련 연구

본 연구의 관심 대상인 돼지의 발성음을 기반으로 호흡기 질병을 탐지하는 최근의 연구 동향을 살펴보면 다음과 같다. Guarino 등[9]은 소리 주파수 대역에서 필터링 기법과 진폭 변조 등의 기법을 적용하여 특징 벡터를 생성한 후 DTW (Dynamic Time Warping) 기법을 이용하여 돼지의 호흡기 질병을 식별하는 연구를 수행하였으며, Chung 등[10]은 돼지 호흡기 질병으로 인한 기침 소리 여부를 MFCC 소리 특징 정보와 단일 클래스 탐지기인 SVDD(Support Vector Data Description)를 이용하여 호흡기 질병을 탐지한 후, SRC (Sparse Representation Classifier)를 이용하여 해당 기침의 질병 종류를 식별하는 이중 구조를 제안하였다. Lee 등[11]은 돼지의 호흡기 질병을 효과적으로 탐지하기 위하여, 시간 영역과 주파수 영역의 다양한 소리 특징들 중 돼지 호흡기 질병 탐지에 유효한 특징들만을 선택 및 조합하는 방법에 관한 연구 결과를 발표하였다. 이처럼 소리 정보를 이용하여 돼지 호흡기 질병의 탐지가 현실적으로 가능함을 확인하는 학술적 노력들이 일정 부분 성공적인 결과를 도출하였으나, 실제 돈사 환경에서 발생하는 잡음의 영향력을 충분히 고려했다고는 볼 수 없다. 학술적 프로토타입 시스템을 실제 돈사 환경에서 성공적으로 운용하기 위해서는 소리 취득 시 발생하는 다양한 잡음에서도 시스템의 강인함이 보장되어야만 한다. 실제 돈사에서는 돼지들이 돈사에서 움직이는 소리, 돼지 성장을 위해 음악을 틀어놓는 등의 환경 잡음과 소리 취득 시 소리 정보의 왜곡 등과 같은 인위적인 잡음 등이 존재한다.

## 3. 잡음에 강인한 돼지 호흡기 질병 식별 시스템

본 논문에서 제안하는 잡음에 강인한 돼지 호흡기 질병 식별 시스템은 Fig. 1과 같이 전처리 모듈(preprocessing module), 질감 추출 모듈(texture extraction module), 질병 탐지 모듈(disease detection module)로 구성된다.

### 3.1 전처리 모듈

전처리 모듈에서는 1차원의 소리 신호를 2차원의 정지 영상으로 변환한다. 먼저, 선형 변환(linear transformation)을 통해 소리 신호의 고유 형질을 유지하면서, 신호의 길이를 정규화 하는 과정을 수행한다. 이후, 선형 변환을 통해 동일한 길이로 정규화 된 소리 신호를 0에서 255 사이의 값을 갖는 2차원의 정지 영상으로 매핑(mapping)하여 Fig. 2와 같은 정사각형의 2차원 회색조 이미지를 생성한다.

### 3.2 질감 추출 모듈

질감 추출 모듈에서는 Khellah[12]가 제안한 DNS 알고리즘을 이용하여 회색조 이미지에서 질감 정보를 추출한다. DNS 방법은 잡음이 존재하는 이미지 처리 분야에서 강인한 성능이 이미 검증된 방법론[13]으로, 본 연구에서는 소리 신

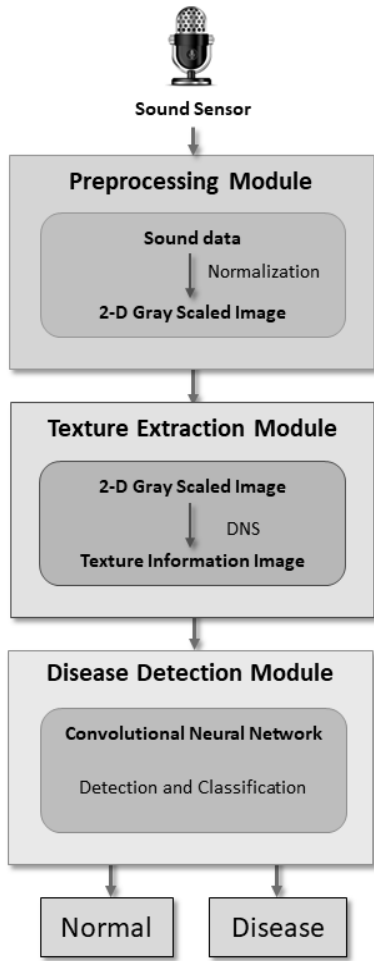


Fig. 1. Overall Structure of the Proposed System

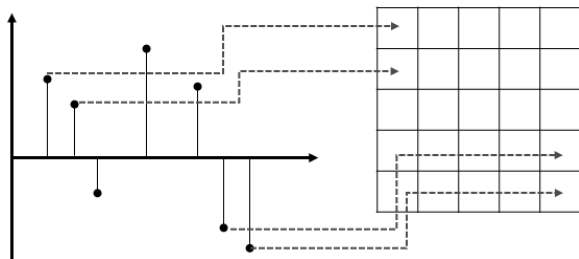


Fig. 2. Conversion of Sound Signal to 2-D Image

호에 이를 새롭게 적용함으로써, DNS의 응용 영역을 확장하고자 한다. Fig. 3은 DNS 지도 생성 과정을 그림으로 설명한다. DNS 지도 생성을 위해서는 검색 윈도우(searching window)와 이웃 윈도우(neighborhood window)를 정의해야하는데, 영상의 임의의 좌측 가장자리를 기준으로  $n \times n$  크기의 검색 윈도우를 씌우며, 검색 윈도우 내에 있는 중심 픽셀 주위로 크기가  $m \times m$  인 이웃 윈도우를 씌어 벡터  $V_s$ 를 생성한다. 또한, 검색 윈도우 내의 좌측 상단에 위치한 픽셀을 중심으로 이웃 윈도우를 씌어 벡터  $V_n$ 을 생성한 후,  $V_s$ 와  $V_n$  사이에 유클리드 거리(Euclidean distance)를 계산하여 새로운 빈 영

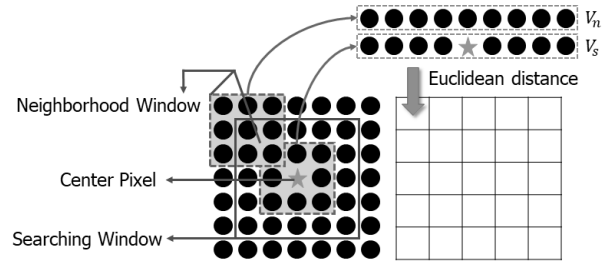


Fig. 3. Process of DNS Texture Image Generation

상의 좌측 상단부터 순차적으로 픽셀 값을 대체한다. 이와 같은 과정을 검색 윈도우 내에 있는 모든 픽셀들을 처리할 때까지 반복함으로써 최종적인 DNS 지도를 생성한다[14].

### 3.3 질병 탐지 모듈

질병 탐지 모듈에서는 돼지 호흡기 질병을 탐지 및 식별하기 위하여 이미지 분류에서 좋은 성능을 보이는 딥러닝의 대표적 모델인 CNN[15]을 본 연구의 목적에 맞게 설계하여 적용한다. CNN은 일반적으로 Convolution Layer, Pooling Layer, Fully connected Layer의 3가지의 계층으로 구성된다. Convolution layer는 필터 연산을 하는 계층으로, 입력 이미지에 합성곱 연산을 수행하여 적절한 특징들을 추출해주는 역할을 한다. 필터의 크기, 스트라이드(stride), 패딩(padding)

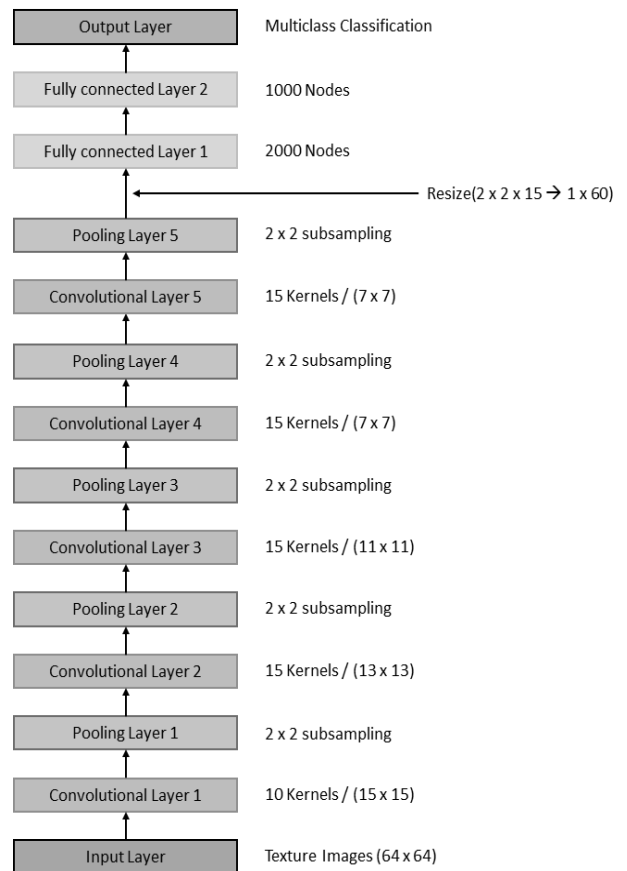


Fig. 4. CNN Structure for Porcine Respiratory Disease Detection

등의 파라미터를 조정함에 따라 원하는 convolution layer를 구성할 수 있다. Pooling layer는 convolution layer를 통해 얻은 특징 맵(feature map)의 크기를 줄이는 과정으로, 연산에 필요한 시간을 단축하는 역할을 수행한다. 마지막으로 fully connected layer는 여러 개의 뉴런으로 구성된 다중 신경망(multi-layer perceptron)으로, 소프트맥스(softmax) 함수를 이용하여 각각의 클래스에 속할 확률을 계산하고, 입력된 이미지의 클래스를 분류하게 된다. Fig. 4는 소리 신호에서 질감 정보로 변환된 DNS 지도를 입력 이미지로 받으며, 본 연구의 목적에 맞게 설계한 CNN 구조를 보여준다.

### 4. 실험 및 결과 분석

#### 4.1 실험 데이터

실험에 사용한 데이터는 충청남도에 위치한 4개의 돼지농장에서 평균적으로 25~30kg의 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(22마리) 및 질병에 걸리지 않은 돼지를 확인하였다.

환축 및 정상축의 음성 수집은 각 개체로부터 1m의 거리에서 디지털 캠코더(JVC GR-DVL520A, Japan)로 녹화하였다[9]. 수집된 소리 정보를 편집한 결과 돼지 소리들은 0.13~2.66초, 샘플링은 44,100Hz, mono 타입이다. 또한, 돈사에서 발생하는 실제 잡음인 돼지 발자국 소리, 라디오 소리, 문 여는 소리와 인위적인 백색 잡음(SNR 비율: 18, 15, 12, 9, 6, 3, 0dB)으로 합성한 데이터를 추가하였다. 실제 잡음들 중 돼지의 발자국 소리는 1~2마리가 움직일 때의 소리(weak footprint)와 여러 마리가 움직일 때의 소리(strong footprint)로 나누어서 수집하였고, 돼지의 안정을 위해 틀어주는 라디오 소리(radio), 그리고 돈사 관리인이 사료를 주거나 배설물 청소를 할 때 돈사의 문을 여닫는 소리(door)를 수집하였다. 수집한 환경 잡음에 대한 기초 통계표는 Table 1과 같으며 여기서 SNR 값은 수치가 작을수록 잡음의 세기가 강하다. 돼지의 정상 소리와 호흡기 질환 소리의 종류별 신호 형태의 예는 Fig. 5와 같으며, 정상 소리 중 하나인 grunt (풀풀거리는 소리)와 호흡기 질병 소리인 PMWS, PRRS 그리고 MH 질환은 소리 시그널 자체로는 육안으로 쉽게 구분하기 어려움을 알 수 있다.

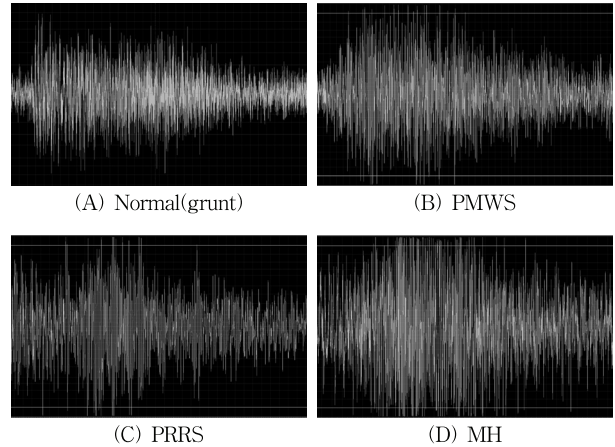


Fig. 5. Sample Waveform of Pig Sounds

#### 4.2 질감 분석

선형 변환을 통해 정규화 된 소리 신호를 158×158 크기의 2차원 회색조 이미지로 변환하고 DNS 기법을 이용하여 질감 정보를 추출하였다. DNS 실험에서, 검색 윈도우의 크기는 64, 이웃 윈도우의 크기는 32로 고정하였으며, 그 결과 64×64 크기의 질감 이미지를 생성하였다. DNS 특징 정보를 생성하는데 소요된 평균 시간은 0.0979초이며, 소리 신호의 길이에 따라 0.0905~0.1349초의 수행 시간이 걸렸으며 표준 편차는 0.0063이다. Fig. 6은 돼지의 정상 소리와 호흡기 질환 소리의 종류별 신호 형태를 질감 이미지로 변환한 실험 결과로써, Fig. 5에서는 구분하기 힘든 돼지 호흡기 질감 소리 파형들이 Fig. 6에서는 각자의 고유한 질감 정보를 갖는 것으로 확인된다. Fig. 6A는 이미지의 중심 좌표를 기준으로 가로로 길게 뻗은 질감 특징을 가지며, Fig. 6B는 수평으로 촘촘하게 배열되어있는 질감 특징, Fig. 6C는 중심 좌표를 기준으로 수평의 질감 정보, 그리고 Fig. 6D는 대각선의 고유한 특징 정보를 보여준다.

Fig. 7은 정상 소리 중 하나인 grunt 소리에 백색 잡음과 환경 잡음을 합성한 후, DNS를 적용한 실험 결과를 예시로 보여준다. 잡음의 SNR 강도에 따라 순차적으로 비교한 Fig. 7의 질감 이미지 결과로부터, 백색 잡음과 환경 잡음의 대부분이 DNS를 통해 제거됐으며 각자 고유한 질감 정보는 지속적으로 유지하고 있음을 시각적으로 확인할 수 있다. 이를 정량적 수치로 확인하기 위하여 SSIM(Structural Similarity,

Table 1. Basic Statistics of Environmental Noise Data

	Footprint (Weak)	Radio	Footprint (Strong)	Door
SNR(dB)	9.1172	8.7971	7.4681	4.682
Mean Intensity	$2.8860 \times 10^{-5}$	$-9.5293 \times 10^{-5}$	$-1.1332 \times 10^{-4}$	$-3.7309 \times 10^{-5}$
Max Intensity	0.4594	0.3682	0.9198	0.8978
Min Intensity	-0.5862	-0.3615	-0.9794	-0.8593
Standard Deviation	0.0811	0.0706	0.1328	0.0761

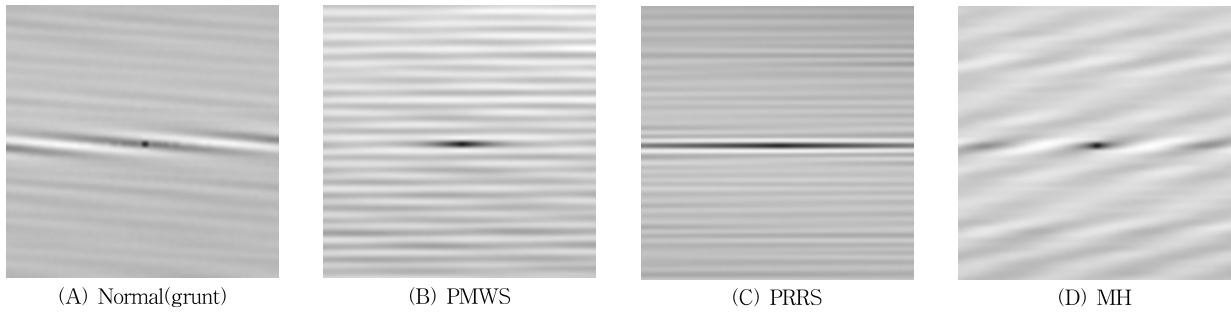


Fig. 6. Sample Texture Images of Sound Data using DNS

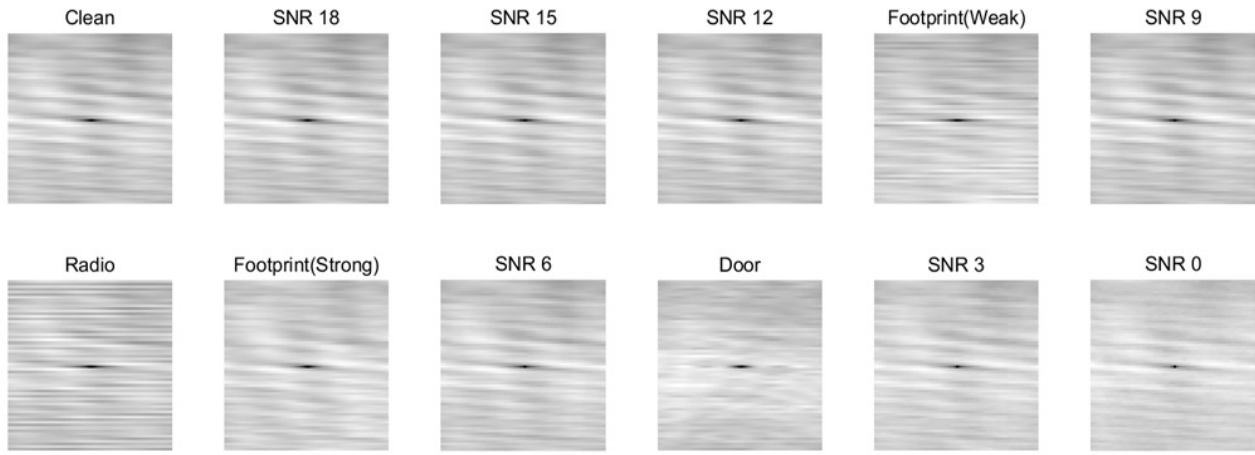
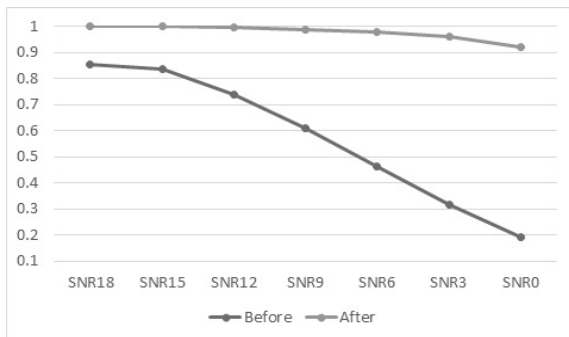
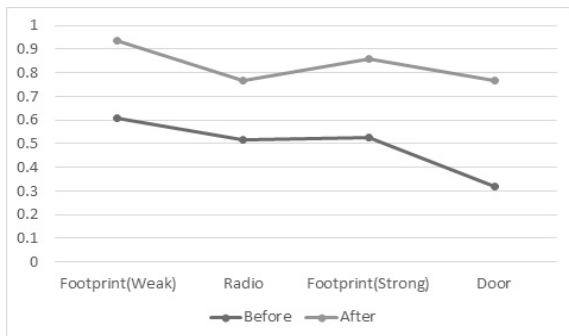


Fig. 7. Texture Images of Grunt Signal in a Noise Environment



(A) White gaussian noise



(B) Environmental noise

Fig. 8. Graph of SSIM in various noise conditions

구조적 유사성) 지표를 사용하였다(Fig. 8 참조). SSIM은 영상 품질의 손실은 영상 신호 자체의 구조적 왜곡에 의해 발생한다는 가정에 따라, 영상의 압축 및 변환에 의해 발생하는 왜곡에 대하여 원본 영상에 대한 유사도를 측정하는 방법이다. SSIM은 0부터 1 사이의 수치로 표현되며 원 영상과 화질 차이가 작을수록 1에 가까운 수치를 보인다[16, 17]. Fig. 8에서 파란색으로 표현된 그래프는 DNS를 적용하기 전의 SSIM 수치이고, 주황색으로 표현된 그래프는 DNS를 적용한 후의 SSIM 유사성 수치이다.

#### 4.3 돼지 호흡기 질병 탐지 및 분류

정상 돼지 소리 350개와 호흡기 질병 소리 360개의 질감 정보 이미지를 대상으로, 최근 구글(Google)에서 개발한 오픈 소스 기계학습 엔진인 TensorFlow 1.21[18]을 활용하여 CNN 모델을 설계하였다(Fig. 4 참조). CNN 실험에서는 전체 데이터의 80%를 무작위로 선택하여 학습하였고, 나머지 20%를 테스트 데이터로 사용하였다. CNN 학습에 사용한 옵션들은 Xavier.initializer, 학습률은 0.0005, 활성화 함수는 ReLU, 학습 횟수는 4000회, drop out 비율은 hidden layer는 70%, fully connected layer는 50%로 설정하였다. 또한 컨볼루션 연산에 필요한 커널의 크기는 15×15로 시작하여 계층이 깊어질수록 점차 작아지는 구조로 설계하였다.

본 논문에서 제안하는 시스템의 성능을 정량적으로 평가하

기 위하여 정밀도(precision), 재현율(recall), f-measure를 성능 지표로 이용하였다. precision은 검출된 결과들 중에서 정검출의 비율을 의미하며, recall은 입력 데이터 중에서 성공적으로 검출된 데이터의 비율을 의미한다[19]. f-measure는 precision과 recall간의 트레이드오프(trade off)를 고려하여 precision과 recall의 조화 평균으로 계산되며 각각의 수식은 다음과 같다. 여기서,  $tp$ ,  $fn$ ,  $fp$ 는 true positive, false negative, false positive를 의미한다.

$$Precision = \frac{tp}{tp + fp} \times 100 \quad (1)$$

$$Recall = \frac{tp}{tp + fn} \times 100 \quad (2)$$

$$F\text{-measure} = \frac{2 \times precision \times recall}{precision + recall} \quad (3)$$

실험 결과는 Table 2와 같으며, 본 연구에서 제안한 시스템의 성능을 살펴보면, 평균 precision은 97.72%, recall은 94.88%, f-measure는 96.28%의 매우 안정적인 탐지 및 식별 성능을 확인하였다. 한편, 본 연구에서 초점을 두고 있는 잡음에도 강한 시스템을 확인하기 위하여 잡음이 없는 데이터로 CNN을 학습하고, 백색 잡음 데이터(SNR 18, 15, 12, 9, 6, 3, 0)와 실제 환경 잡음 데이터(발자국 소리, 라디오 소리, 문 여는 소리)로 CNN의 성능을 테스트하였다. 실험 결과는 Table 3과 같으며 인위적인 잡음에서뿐만 아니라 실제 환경 잡음에서도 본 연구에서 제안한 시스템의 안정적인 성능 결과 값을 실험적으로 확인하였다. 마지막으로, Table 4는 소리 정보를 이용하여 돼지의 호흡기 질병을 식별한 대표적인 기존 연구들과 본 연구에서 제안한 기법을 정량적/정성적으로 비교 분석한 내용을 정리하였다.

Table 2. Classification Results of Porcine Respiratory Diseases

Class	Precision	Recall	F-measure
Normal	94.59%	100%	97.22%
PMWS	96.30%	86.67%	91.23%
PRRS	100%	100%	100%
MH	100%	92.86%	96.30%
Average	97.72%	94.88%	96.28%

Table 3. Classification Results of Porcine Respiratory Diseases in Noise Condition

Noise Condition	Precision	Recall	F-measure
SNR 18	99.65%	99.14%	99.39%
SNR 15	99.65%	99.14%	99.39%
SNR 12	99.65%	99.14%	99.39%
SNR 9	99.58%	98.93%	99.25%
SNR 6	99.33%	98.61%	98.97%
SNR 3	97.63%	96.55%	97.09%
SNR 0	86.13%	86.73%	86.43%
Footprint(Weak)	99.11%	98.43%	98.77%
Radio	95.52%	92.73%	94.10%
Footprint(Strong)	98.34%	96.64%	97.48%
Door	91.92%	92.01%	91.96%

Table 4. Performance Comparison with Existing Methods

	Guarino et al.[9]	Chung et al.[10]	Lee et al.[11]	Proposed method
Feature extraction	Filtering method and AM demodulation	MFCC	Time and frequency sound features	DNS
Detector and classifier	DTW	SVDD and SRC	SVM	CNN
Consideration of noise	No	No	No	Yes
Number of normal data	433	200	449	350
Number of abnormal data	Cough: 159	PMWS: 150 PRRS: 120 MH: 30	PMWS: 146 PRRS: 126 MH: 31	PMWS: 150 MRRS: 140 MH: 70
Disease detection rate	85.50%	94.00%	97.70%	97.88%
Precision	82.16%	90.80%	N/A	97.72%
Recall	86.07%	92.00%	N/A	94.88%
F-measure	84.07%	91.40%	N/A	96.29%

5. 결론 및 향후 연구

돼지의 발성음을 기반으로 호흡기 질병을 탐지하는 최근의 연구 결과들에 의하면, 소리 신호 해석에 의한 돼지 호흡기 질병의 탐지가 현실적으로 가능하다는 학술적 결과를 도출하였으나, 실제 돈사 환경에서 발생하는 잡음의 영향력을 충분히 고려했다고는 볼 수 없다. 본 논문에서는 잡음 환경에서도 우수한 성능을 보이는 돼지 호흡기 질병 탐지 및 분류 시스템을 새롭게 제안하였으며, 실제 돈사에서 수집한 돼지의 기침 소리를 이용하여 제안된 시스템의 유효성을 실험적으로 검증하였다.

향후 연구 과제로는 본 연구에서 제안한 프로토타입의 시스템을 실제계에서 구현 및 운용하기 위한 실용화 차원의 후속 연구들이 요구되며, 소리 신호뿐만 아니라 영상 신호를 동시에 사용하는 멀티 모달 기반의 융합 연구를 후속 연구로 진행할 계획이다. 또한, 돼지의 호흡기 질병 탐지를 위한 개별화(localization) 연구도 기대된다.

References

[1] 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," *Journal of Korea Multimedia Society*, Vol.19, No.2, pp.215-223, 2016.

[2] I. H. Seo, I. B. Lee, O. K. Moon, and K. S. Kwon, "Aerodynamic approaches for estimation of waste disease spread in pig farm through airborne contaminants," *Journal of Korean Society of Agricultural Engineers*, Vol.56, No.1, pp.41-49, 2014.

[3] D. Huh and B. J. Woo, "Impact of swine wasting disease on farm income," *Journal of Rural Development*, pp.77-88, 2008.

[4] J. Choi, J. Lee, D. Park, and Y. Chung, "Individual pig detection using kinect depth information," *KIPS Transaction on Computer and Communication Systems*, Vol.5, No.10, pp.319-326, 2016.

[5] M. Rizwan, B. T. Carroll, D. V. Anderson, W. Daley, S. Harbert, D. F. Britton, and M. W. Jackwood, "Identifying rale sounds in chickens using audio signals for early disease detection in poultry," *Signal and Information Processing on IEEE Global Conference*, pp.55-59, 2016.

[6] 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, pp.592-598, 2015.

[7] 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.

[8] J. Vandermeulen, C. Bahr, D. Johnston, B. Earley, E. Tullo, I. Fontana, and D. Berckmans, "Early recognition of bovine respiratory disease in calves using automated continuous monitoring of cough sounds," *Computers and Electronics in Agriculture*, Vol.129, pp.15-26, 2016.

[9] M. Guarino, P. Jans, A. Costa, J. M. Aerts, and D. Berckmans, "Field test of algorithm for automatic cough detection in pig houses," *Computers and electronics in agriculture*, Vol.62, No.1, pp.22-28, 2008.

[10] Y. Chung, S. Oh, J. Lee, D. Park, H. Chang, and S. Kim, "Automatic detection and recognition of pig wasting diseases using sound data in audio surveillance," *Sensors*, Vol.13, No.10, pp.12929-12942, 2013.

[11] J. Lee, L. Jin, D. Park, Y. Chung, and H. H. Chang, "Acoustic features for pig wasting disease detection," *International Journal of Information Processing and Management*, Vol.6, No.1, pp.37-46, 2015.

[12] F. Khellah, "Texture classification using dominant neighborhood structure," *IEEE Transaction on Image Processing*, Vol.21, No.11, pp.3270-3279, 2011.

[13] F. Khellah, "Textured image denoising using dominant neighborhood structure," *Arabian Journal for Science and Engineering*, Vol.39, No.5, pp.3759-3770, 2014.

[14] M. Kang, I. Jeong, B. Choi, and J. Kim, "Multiple faults diagnosis in induction motors using two-dimensional texture features and support vector machine of vibration signals," *Korean Institute of Next Generation Computing Journal*, Vol.9, No.6, pp.24-34, 2013.

[15] I. Choi, H. Song, S. Lee, and J. Yoo, "Facial expression classification using deep convolutional neural network," *Journal of Broadcast Engineering*, Vol.222, pp.162-172, 2017.

[16] Z. Wangm, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, and E. P. Simoncelli, "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity," *IEEE Transaction on Image Processing*, Vol.13, No.4, pp.600-612, 2014.

[17] J. Jang and Y. Kim, "The study of image quality evaluation and compression method using contourlet transform," *Journal of the Semiconductor and Display Technology*, Vol.9, No.4, pp.57-61, 2010.

[18] TensorFlow ver.1.21. <http://www.tensorflow.org> (Accessed: 09. Aug. 2017)

[19] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, "Data mining: concepts and techniques," 3rd ed., San Francisco, Morgan Kaufmann Pub., USA, 2012.



최용주

<http://orcid.org/0000-0003-4661-6196>  
 e-mail : aaa928@korea.ac.kr  
 2017년 고려대학교 컴퓨터정보학과(학사)  
 2017년~현 재 고려대학교  
 컴퓨터정보학과 석사과정  
 관심분야 : 기계학습, 딥러닝,  
 데이터마이닝, 인공지능, 융합IT



### 이 종 욱

<http://orcid.org/0000-0002-2077-4850>

e-mail : eastwest9@korea.ac.kr

2002년 고려대학교 전산학과(학사)

2005년 고려대학교 전산학과(석사)

2014년 고려대학교 전산학과(박사)

2014년~현 재 고려대학교

컴퓨터정보학과 초빙교수

관심분야: 딥러닝, 데이터마이닝, 융합 IT, 음향분석



### 정 용 화

<http://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



### 박 대 희

<http://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: 빅데이터, 데이터마이닝, 인공지능, 융합 IT