

잡음 환경에서 선로 전환기 이상 상황 탐지

최용주*, 이종욱**, 박대희**, 정용화**

*CJ 대한통운 정보전략팀, **고려대학교 컴퓨터융합소프트웨어학과
e-mail: eastwest9@korea.ac.kr[†]

Abnormal Detection of Railway Point-Machine Under Noise Conditions

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

*IT Strategy Team, CJ Logistics

**Department of Computer and Convergence Software, Korea University

요 약

센서 및 정보 통신 기술의 발전은 산업 현장에서 취득한 정보를 기반으로 다양한 연구를 수행할 수 있는 토대가 되었다. 본 연구에서는 철도의 진로 방향을 전환하는 선로 전환기 주변에 설치한 소리 센서에서 수집한 소리를 기반으로 선로 전환기의 이상 상황을 탐지하고자 한다. 이와 같은 소리 데이터 기반의 이상 상황 탐지 시스템을 실제 산업 현장에서 성공적으로 운용되기 위해서는 소리 취득 시 발생하는 다양한 잡음 환경에서도 이상 상황을 식별할 수 있는 강인함이 보장되어야 한다. 본 논문에서는 소리 음질을 향상시키기 위하여 SEGAN(Speech Enhancement Generative Adversarial Network)을 활용하며, CNN(Convolutional Neural Network)을 기반으로 선로 전환기의 이상 상황을 식별하는 시스템을 제안한다. 수집된 소리 데이터를 기반으로 제안한 시스템을 실험적으로 검증한 바 잡음에 강인한 성능을 확인하였다.

1. 서론

최근 정보 통신 기술(Information communication technology)과 센서의 발전은 산업 현장의 상황을 실시간으로 분석하기 위한 실용화 연구들의 토대가 되었다[1]. 특히 소리 정보는 다른 영상 센서들과 비교하여 저렴하면서 효과적으로 정보를 취득할 수 있다는 장점을 기반으로 다양한 산업 분야에 널리 사용되고 있다[2-6].

해당 연구들을 살펴보면, Lee 등[2]은 열차의 진로 방향을 전환 시키는 중요한 장비인 선로 전환기(railway point-machine)의 고장을 탐지하기 위하여, 선로 전환 시 발생하는 소리 정보로부터 MFCC(Mel-Frequency Cepstrum Coefficients) 특징 정보를 추출하고 SVM(Support Vector Machine)을 이용하여 선로 전환기의 이상 상황을 탐지하는 연구를 최초로 보고하였으며, Chung 등[3]은 돼지 호흡기 질병으로 인한 기침 여부를 MFCC 특징 정보와 단일 클래스 탐지기인 SVDD(Support Vector Data Description)를 이용하여 호흡기 질병을 탐지하고 SRC(Sparse Representation Classifier)를 이용하여 질병의 종류를 분류하는 이중 구조를 제안하였다. Lee 등[4]은 돼지의 호흡기 질병을 효과적으로 탐지하기 위하여, 시간 영역과 주파수 영역의 다양한 소리 특징 중 호흡기 질병 탐지에 유효한 특징들만을 선택 및 조합하는 방법에 관한 연구 결과를 발표하였다.

앞서 언급한 바와 같이 소리를 활용한 연구들이 활발하게 보고되고 있지만, 실제 현장 상황에서 발생하는 잡음에 의해 시스템의 성능이 저하되는 부분에 대한 고민은 미흡한 상황이다. 최근 이와 같은 잡음의 영향을 감소시키고, 안정적인 성능을 확보하기 위하여 최용주 등[5]은 이미지의 잡음을 개선 시키기 위해 제안된 DNS(Dominant Neighborhood Structure)를 소리 영역으로 확장하여 사용하는 방법을 제안하였으며, 이종욱 등[6]은 1차원의 소리 데이터를 2차원의 스펙트로그램으로 변환한 후에 CNN의 커널 기법을 이용하여 잡음 환경에서도 이상 상황을 효과적으로 탐지하는 연구 결과를 발표하였다. 그러나 위의 연구들은 원시 데이터 자체에서 잡음을 제어하는 것이 아닌 소리 신호를 다른 domain의 특징 정보로 변환한 이후에 잡음의 영향력을 최소화하는 시도였다.

본 논문에서는 원시 데이터 소리를 다른 형태의 정보로 변형하는 것이 아닌 소리 시그널 자체에서 잡음을 제어하는 방법을 사용한 후, 잡음이 제어된 소리 데이터를 CNN에 입력하여 이상 상황을 식별하고자 한다. 이 때, 원본 신호에서 잡음을 제어하기 위하여 Pascual 등[7]이 제안한 SEGAN(Speech Enhancement Generative Adversarial Network) 모델을 활용한다. 제안된 시스템을 검증하기 위하여, 잡음이 발생하는 상황을 고려하여 선로 전환기 관련 소리 데이터를 수집하였으며, 잡음에도 강인하게 선로 전환기의 이상 상황을 식별할 수 있음을 모의 실험을 진행하여 확인하였다.

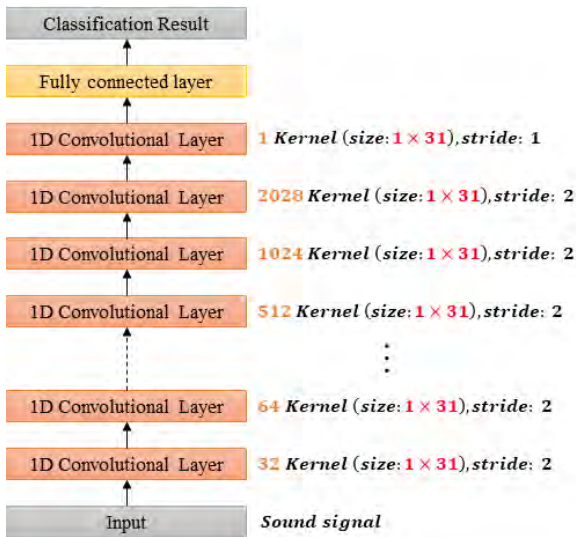
[†] 교신저자

2. 제안하는 시스템

본 논문에서 제안하는 잡음 환경에서 잡음을 제어한 후 선로 전환기의 이상 상황을 식별하는 시스템의 기본 구조는 다음 그림 1과 같으며, 소리 원본 시그널에서 잡음을 제어하기 위한 SEGAN은 최용주 등[8]이 발표한 구조를 활용하였다.



(그림 1) 선로 전환기 이상 상황 식별 시스템 구조



(그림 2) 이상 상황 식별을 위한 CNN 구조도

2.1 선로 전환기 이상 상황 분류기 구조

선로 전환기 이상 상황 분류기의 계층 구조는 12개의 convolutional 계층과 1개의 fully connected 계층으로 구성되며 모든 계층에서 커널의 크기는 1×31 로 고정, 커널의 개수는 {32, 64, 64, 128, 128, 256, 256, 512, 512, 1024, 2048, 1}로 설정하였다. 마지막 계층의 활성화 함수로는 소프트맥스(softmax) 함수를 사용하여 분류기에 입력된 소

리 정보를 식별할 수 있도록 설계하였다.

3. 실험 및 결과 분석

3.1 실험 데이터 획득

실험에 사용한 데이터는 2016년 1월 1일, (주)세화 연구소(대전시 유성구)에서 수집하였으며, 수집환경은 다음과 같다. 선로 전환기가 작동 시 발생하는 음향 신호를 선로 전환기에서 약 1m 떨어진 정중앙에서 마이크(SHURE SM137)를 활용했으며, 기상 상황은 약한 바람이 부는 $0 \sim 6^\circ\text{C}$ 의 환경이었다. 본 실험에서는 선로 전환기에 자갈 또는 얼음이 낀 경우와 나사가 풀어진 경우를 이상 상황으로 설정한 후 데이터를 수집하였다. 수집한 음향 이벤트는 잡음이 섞이지 않은 총 588개이며, 정상(normal) 이벤트 150개, 선로에 자갈이 낀(gravel) 이벤트 142개, 선로에 얼음이 낀(ice-covered) 이벤트 141개, 그리고 선로 전환기에 나사가 풀린(unscrewed) 이벤트 155개이다. 수집한 음향 이벤트들은 소리 파형을 보고 수작업으로 편집하였으며, 4.5~5.7초의 길이를 가졌다(44,100Hz, mono 타입).

또한, 데이터 수집 시 발생했던 새 소리(bird chirping), 헬리콥터 소리(helicopter), 바람 소리(wind), 빗소리(rain)를 선로 전환기의 운행 시 발생할 수 있는 환경 잡음으로 설정하였으며, 인위적인 백색 잡음(SNR: Sound to Noise Ratio: 18, 15, 12, 9, 6, 3, 0dB)을 잡음이 없는 신호에 합성하여 잡음 데이터를 준비하였다. 수집한 환경 잡음들에 대한 기초 통계표는 표 1과 같으며, SNR 값은 수치가 작을수록 잡음의 세기가 강해짐을 의미한다.

<표 1> 잡음에 관한 기초 정보

	Bird chirping	Helicopter	Wind	Rain
SNR (dB)	38.1146	14.5317	11.332	8.4212
Mean intensity (dB)	-1.5×10^{-5}	4.2×10^{-6}	-1.9×10^{-5}	-1.3×10^{-5}
Max intensity (dB)	0.0097	0.2429	0.2849	0.2560
Min intensity (dB)	-0.0103	-0.2724	-0.2559	-0.2863

3.2 잡음 제어 실험 내용 및 결과

본 논문에서 제안하는 시스템을 검증하기 위해, 선로 전환 시 발생하는 소리를 수집한 후, 해당 데이터를 이용하여 잡음 제어를 위한 SEGAN 및 이상 상황 식별을 위한 CNN 모델을 학습하였으며, 실험은 Ubuntu 16.04, TensorFlow 0.12.1 환경에서 진행하였다. 모델 학습은 백색 잡음(SNR 18, 12, 6, 0)과 환경 잡음(weak footsteps, radio operation, strong footsteps, door opening)을 이용한, 총 8가지 잡음 상황을 추가한 데이터 4,704(588개 \times 8가지 잡음 상황)개를 이용하였다. SEGAN을 학습할 때 사

용한 하이퍼 파라미터 설정값은 최용주 등[8]의 연구 결과를 사용하였으며, 잡음이 제거된 정도를 정량적인 수치로 확인하기 위하여 PESQ(Perceptual Evaluation of Speech Quality)를 사용하였다. PESQ는 국제 전기 통신 연합 (ITU)의 P.862.2에서 권장하는 광대역 버전을 사용하여 소리 품질을 평가하는 객관적인 지표로 -0.5~4.5의 값을 가지며[9], 값이 클수록 비교 대상과 유사성이 높음을 의미한다 (표2 참조).

<표 2> 원본 신호(잡음이 없는)와 SEGAN 및 잡음 상황의 신호 사이의 유사도(PESQ) 측정 결과

Noise Conditions	Noisy	SEGAN 수행 후
SNR 0	1.9223	2.2094
Wind	1.9684	2.0310
Rain	1.8829	3.2802

3.3 이상 상황 식별 실험 내용 및 결과 분석

선로 전환 시 발생하는 음향 이벤트의 클래스를 분류하기 위하여, 잡음이 없는 깨끗한 신호 588개를 기반으로 그림 2의 분류기를 학습하였고, 학습을 위한 파라미터는 분류기 학습률: 0.0001, batch size: 100, Leaky ReLU(alpha = 0.2), dropout 비율: 50%, 신경망 전체 노드의 초기화는 Xavier 함수를 이용했으며, 전체 학습 횟수는 50,000회로 설정하였다.

제안하는 시스템의 분류기 성능 테스트는 학습에 사용되지 않은 백색 잡음 데이터(SNR 18, 15, 12, 9, 6, 3, 0)와 실제 환경 잡음 데이터(bird chirping, helicopter, wind, rain)가 합성된 데이터(588개 × 11가지 잡음 상황 = 6,468)를 생성자에 입력한 후, 잡음이 제거된 음향 신호를 분류기에 전달하여 분류 성능을 확인하였으며, f1-score를 음향 이벤트 분류 성능을 정량적으로 평가하기 위한 성능 지표로 사용하였다. F1-score는 precision과 recall의 조화 평균으로 계산[10]되며, f1-score는 1에 가까울수록 식별 성능이 좋음을 의미한다.

표 3은 제안한 알고리즘에 의해 각각의 잡음 상황에서도 4가지 클래스(정상, 선로 전환기 이상 상황 3가지)에 대한 식별 여부 결과를 f1-score로 나타내었다. 다양한 잡음 상황에서도 선로 전환기의 상태를 효과적으로 식별하는 것을 확인할 수 있다.

<표 3> 잡음 상황에서 선로 전환기 이상 상황 식별 결과

Noise Conditions	SNR 0	Bird Chirping	Helicopter	Wind	Rain
F1-score	0.98	0.99	0.99	0.99	0.98

4. 결론

본 논문에서는 소리 정보에 포함된 다양한 잡음의 영향을 감소시키기 위하여, 소리 시그널 자체에서 잡음을 제어할 수 있는 SEGAN 방법론을 도입하였다. 또한, SEGAN에 의해 잡음이 개선된 소리 시그널을 활용하여, 선로 전환기의 이상 상황을 CNN 기법을 활용하여 식별하는 구조를 제안하였다. 테스트 환경에서 수집한 소리 데이터를 활용하여 본 시스템을 검증한 결과, 잡음 상황에서도 안정적으로 선로 전환기의 이상 상황을 식별함을 검증하였다.

감사의 글

본 연구는 2018년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2018R1D1A3B07044938).

참고문헌

- [1] I. Ozer, Z. Ozer, and O. Findik, "Noise Robust Sound Event Classification with Convolutional Neural Network," *Neurocomputing*, Vol. 272, pp. 505-512, 2018.
- [2] J. Lee, H. Choi, D. Park, Y. Chung, H. Kim, and S. Yoon, "Fault Detection and Diagnosis of Railway Point Machines by Sound Analysis," *Sensors*, Vol. 16, No. 4, pp. 549, 2016.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 최용주, 이종욱, 박대희, 정용화, "질감 분석과 CNN을 이용한 잡음에 강인한 돼지 호흡기 질병 식별", *정보처리학회논문지: 소프트웨어 및 데이터 공학*, Vol. 7, No. 3, pp. 91-98, 2018.
- [6] 이종욱, 최용주, 박대희, 정용화, "CNN 기반의 소리 잡음에 강인한 돼지 호흡기 질병 탐지 및 식별 시스템", *한국정보기술학회논문지*, Vol. 16, No. 5, pp. 1-13, 2018.
- [7] S. Pascual, A. Bonafonte, and J. Serra, "SEGAN: Speech Enhancement Generative Adversarial Network," *arXiv preprint, arXiv:1703.09452*, 2017.
- [8] 최용주, 이종욱, Huasang Wang, 박대희, 정용화, "잡음 환경에서 Generative Adversarial Network를 이용

한 소리 음질 향상”, 한국정보처리학회 추계학술발표대회, pp. 673-676, 2018.

- [9] A.W. Rix, J.G. Beerends, M.P. Hollier, and A.P. Hekstra, “Perceptual Evaluation of Speech Quality (PESQ)-A New Method for Speech Quality Assessment of Telephone Networks and Codecs,” IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol. 2, pp. 749-752, 2001.
- [10] D.M. Powers, “Evaluation: From Precision, Recall and F-Factor to ROC, Informedness Markedness and Correlation,” Journal of Machine Learning Technologies, Vol. 2, No. 1, pp. 37-63, 2011.