

SMT 장비의 동작 상태 분류를 위한 음향 스펙트럼 비교에 관한 연구

나종호^{1,2}, 신휴성², 박영현¹, 윤일동^{1*}

¹한국외국어대학교 컴퓨터전자시스템공학과, ²한국건설기술연구원 미래스마트건설연구본부

A Study on Comparison of Sound Spectrum for Classification of Operation Status of SMT Equipment

Jongho Na^{1,2}, Hyusoung Shin², Younghyun Park¹, Ildong Yun^{1*}

¹Department of Computer and Electronic Systems Engineering, Hankuk University of Foreign Studies

²Department of Future and Smart Construction Research, Korea Institute of Civil Engineering and Building Technology

요 약 SMT(Surface Mount Technology) 장비는 PCB(Printed Circuit Board) 기판에 각종 소형 전자 부품을 장착하고 납땜하는 자동화 장비를 의미한다. SMT 장비를 주기적으로 유지보수하지 않으면 장비의 고장이 발생하여 막대한 경제적 손실을 가져올 수 있으므로 SMT 장비의 동작상태 진단은 매우 중요하다. 본 논문에서는 데이터 전처리 단계에서 신호처리 기법인 시간-평균 스펙트럼의 특징 추출을 위한 새로운 기법을 제안한다. 데이터는 학습데이터와 실험데이터로 구분되며, 학습데이터를 이용하여 각 동작(소자 마운트, 실린더 에어 분출, 내부 부품 흔들림, 정지)의 정상신호를 정의한다. 그리고 시간-평균 스펙트럼 특징을 유사도 비교 기법(Histogram Intersection, KL-Divergence, Earth Mover Distance)으로 정상 임계치 범주에 속하는지 판단한다. 마지막으로, 모든 동작의 임계치 범주에 속하지 않는다면 새로운 동작이 발생하였고 비정상신호라 판단하는 시스템을 제안한다. 실험을 통해 검증 결과, 제안한 유사도 비교 방법이 상대적으로 적은 학습시간으로 인공신경망과 유사한 분류 성능을 얻을 수 있다.

Abstract Surface Mount Technology (SMT) devices, referred to as automated equipment, are used to mount and solder various small electronic parts of PCB boards. If the SMT equipment is not regularly maintained, the equipment may malfunction, leading to enormous economic damage. Thus, diagnosing the operating state of SMT devices is very important. In this paper, we propose a new technique for feature extraction of time-averaged spectra, which is a signal processing technique in the data preprocessing stage. The data is split into training data and testing data, and the normal signal of each operation (Element Mount, Cylinder Air Blowout, Oscillation, Stop) is defined using the learning data. Then, the signal is examined to see whether the time-averaged spectral feature belongs to the normal threshold range by using a similarity comparison technique (Histogram Intersection, KL-Divergence, Earth Mover Distance). Lastly, if the signal does not belong to the threshold range of all motions, a new motion is said to have occurred and a proposed system decides that the signal is abnormal. As a result of the verification through experiments, the proposed similarity comparison method was able to obtain classification performance similar to that of an artificial neural network with relatively less learning time.

Keywords : Sound Classification, SMT, Histogram Intersection, KL-Divergence, Earth's Mover Distance

본 논문은 한국건설기술연구원 주요사업으로 지원을 받아 수행된 연구(극한건설 환경구현 TRL6 이상급 극한건설 핵심기술 개발)로 이에 감사합니다.

*Corresponding Author : Ildong Yun(Hankuk University of Foreign Studies.)

email: yun@hufs.ac.kr

Received July 21, 2021

Accepted November 5, 2021

Revised August 25, 2021

Published November 30, 2021

1. 서론

SMT는 PCB 기판에 각종 소형 전자 부품을 장착하고 납땜하는 일련의 자동화 기술을 의미한다[1]. 생산 라인을 운영하는 기업들은 납땜의 자동화를 통해 단시간 동안 최대의 이윤을 얻기 위해 SMT 자동화 장비를 가동하고 있다. SMT 장비에 대해 유지보수를 철저하게 하지 않으면 장비의 고장이 발생하여 정지하는 상황까지 초래될 수 있다. 따라서 기업에서는 장비의 고장이 발생하기 전에 미리 파악하기 위하여 검사 및 정비를 일정 주기로 수행하고 있다.

기계의 상태를 점검하는 지표로는 대표적으로 진동 신호와 음향 신호가 있다. 진동 신호의 에너지 크기는 기계의 상태와 상관관계가 매우 높기 때문에 기계의 상태를 평가할 수 있다[2,3]. 하지만 진동신호로는 동작 상태를 분류 하는 것은 매우 어렵고 진동신호를 측정하기 위한 센서들의 높은 비용이 요구된다[4,5]. 운전 중 차량에서 기존의 음성 소리와 다른 것이 발생했을 때 운전자는 즉시 문제를 인지할 수 있다. 즉 음향 신호가 기계의 동작 상태를 구분하는데 진동 신호보다 더 강한 지표임을 알 수 있다[4].

따라서, 본 연구에서 사용하는 데이터는 진동 신호보다 상대적으로 취득하기 쉬운 음향 신호로 선정하였다. 기존의 음향신호를 이용한 연구는 시간 및 주파수 영역에서 음향신호의 진폭의 변화를 주성분 분석을 통해 샘플링 하여 특징을 추출하였다[4]. 또한 음성인식이나 화자인식에서 주로 사용하는 MFCC(Mel-Frequency Cepstral Coefficient) 특징을 추출하여, 분류기를 통해 기계 결함을 판단하였다[5]. 주성분분석이나 MFCC 방법으로 특징벡터를 추출한다면 기존의 데이터를 축소하여 계산 시간에 따른 이점을 얻을 수 있지만 높은 영향을 주는 정보까지 손실되는 문제가 많이 발생한다. 또한 MFCC 특징은 낮은 주파수에서 작은 변화에도 민감하게 반응하기 때문에 SMT 장비 음성데이터와 같이 주파수 범위가 복잡한 데이터에는 적합하지 않다고 판단하였다.

따라서, 본 연구에서는 SMT 음향신호를 일정 구간으로 이동하면서 시간-평균 주파수 변환을 하여 얻은 스펙트럼을 특징벡터로 선정하였다.

또한, 각 동작 상태를 분류하는 방법은 시간-평균 스펙트럼간의 유사도 비교 기법을 사용하였다. 각 동작마다 학습데이터, 실험데이터의 비율을 8:2로 구분하고 동작 별로 표본 평균 스펙트럼을 정의하여 실험데이터가 순차적으로 입력될 때 기준이 되는 유사도 임계 범위에 속하

면 동일한 동작 그 외에는 다른 동작으로 분류 하였다. 입력 된 실험 데이터가 정의된 모든 동작의 표본 스펙트럼의 유사도 임계 조건에 만족하지 않는다면 새로운 동작이 발생하였고 기계의 결함이라 판단하도록 설계하였다.

2. 연구 내용

2.1 데이터 취득

본 연구에서 사용하는 음성데이터는 크래비스 회사의 생산라인에서 가동되는 SMT 장비로부터 취득하였다. Fig. 1처럼 SMT 장비에 왼쪽, 오른쪽 채널을 가진 스테레오 녹음기를 장착하였으며, 녹음 데이터의 종류는 정상동작 상태, SMT 장비 실린더 에어 분출 소리, 내부 부품 흔들림으로 인한 추가된 잡음으로 3종류로 녹음했다.

각 데이터의 총 오디오 길이는 정상동작(30분), 실린더 에어 분출 (29분), 내부 부품 흔들림(17분)으로 구성된다.

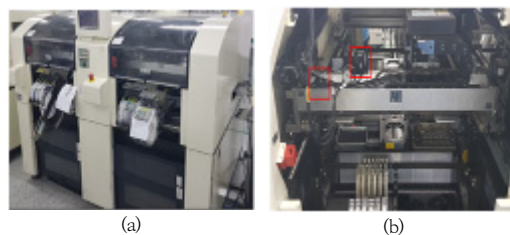


Fig. 1. SMT(Surface Mounting Technology) Equipment
(a) Full View (b) Location of Recorder in Equipment

정상동작에 따른 표본 스펙트럼을 정의하기 위해서는 전체 데이터로부터 구분 동작 한 데이터 취득이 필요하다. 총 오디오 데이터로부터 음성 분석을 위한 공개 소프트웨어 Praat를 이용하여 구분동작에 따라 2초 단위로 나누었다. 각각의 동작은 기판에 장비를 부착하는 실장(Mount), 기판의 먼지를 제거하는 에어 분출(Air), 부품의 흔들림 잡음(Oscillation), 장비의 정지 상태(Rest)로 정의하였으며 Table 1은 구분동작으로 나눈 데이터의 설명이다.

Table 1. Experimental Dataset

Class Name	Total Data	Slice Size
Mount	500	2sec
Air	500	2sec
Oscillation	500	2sec
Rest	500	2sec
Total	2,000	

총 오디오의 길이는 76분이지만 구분동작 별로 500 개씩만 추출한 이유는 내부 부품 흔들림 데이터가 17분으로 다른 데이터에 비해 적기 때문에 500개의 데이터만 추출이 가능했다. 따라서 데이터 불균형 문제로 인해 내부 부품 흔들림 데이터의 개수로 동일하게 추출하였다.

2.2 데이터 전처리

SMT 음성 신호 데이터로부터 동작에 따른 특징을 추출하기 위해서는 전처리과정이 필수적이다. 본 실험에서는 연속적인 음성 신호에 대한 지역적인 주파수 변환으로써, 단시간 동안 윈도우 함수에 따라 주파수 변환을 수행하는 방법인 STFT(Short Time Fourier Transform)[6]을 활용해 특징을 추출하였다. STFT의 주요 파라미터인 FFT크기는 2048, Overlap을 512로 설정하였고 해닝 윈도우를 적용하였다. 적절한 샘플링 비율의 판단을 위해 스펙트럼 분석을 진행하였으나, 데이터가 일정 주파수 이상 신호가 발생하지 않아 샘플링 비율이 실험에 큰 영향을 미치지 않으므로 44,100Hz로 설정하였다.

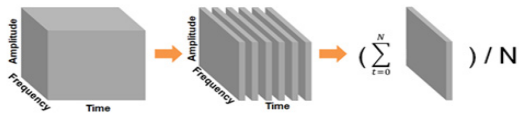


Fig. 2. Spectrogram to Time Averaged Spectrum Conversion

Fig. 2는 음성신호로부터 얻은 스펙트로그램을 시간-평균 스펙트럼으로 변환하는 과정이다. 스펙트로그램은

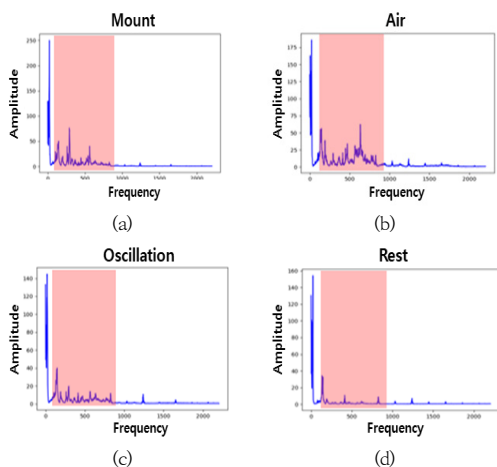


Fig. 3. Time-averaged Spectrum according to Class
(a) Mount (b) Air (c) Oscillation (d) Rest

일정 구간으로 나뉜 다수의 스펙트럼이 연결되어 있는데 각 구간의 스펙트럼을 시간 축으로 투영하여 평균을 구하면 하나의 시간-평균 스펙트럼을 얻을 수 있다. Fig. 3은 동작별로 시간 평균 스펙트럼을 도식화 하였다.

2.3 데이터 특징 추출

본 논문에서는 다음 Fig. 4와 같이 특징 추출 프로세스를 제안한다. SMT 음성 데이터가 입력으로 주어지면 데이터 전처리를 통해 시간-평균 스펙트럼을 계산하게 된다. 그 후 기법에 따라 유사도 비교를 위한 추가적인 프로세스가 진행하게 된다. 본 연구에서 사용하는 유사도 비교 기법은 Histogram Intersection[7,8], Earth Mover's Distance[9,10], KL-Divergence[11]을 사용한다.

Histogram Intersection[7,8]은 Target과 Query 입력에 각각 히스토그램을 구하여 두 히스토그램이 일치하는 정도를 나타내는 척도이며 시간-평균 스펙트럼을 그대로 유사도 비교 기법에 적용한다.

Earth Mover's Distance[9,10]은 두 확률 분포가 주어질 때 한 분포를 다른 분포로 채우는데 필요한 최소 작업량으로 정의되며, 스펙트럼을 확률분포로 변경하여 유사도 비교를 진행하게 된다.

KL-Divergence[11]는 확률분포 p 가 존재할 때, 샘플

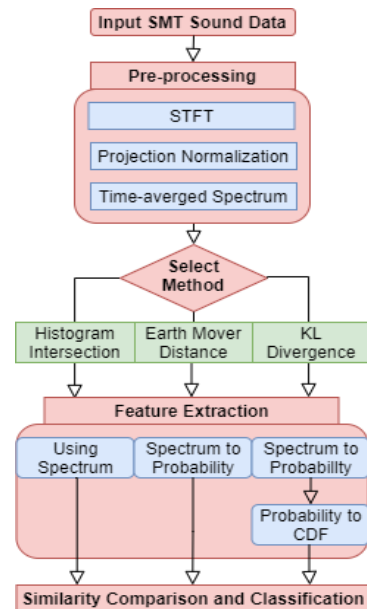


Fig. 4. Feature Extraction Process

플링 과정에서 그 분포를 근사적으로 표현하는 확률분포 q 를 p 대신 사용할 경우 엔트로피의 변화를 의미하는데 스펙트럼을 확률 분포로 변경 후 누적 분포 함수로 변경하여 유사도 비교를 최종적으로 진행한다.

2.3.1 Histogram Intersection 기반 유사도 비교

Histogram Intersection 기법에서는 Fig. 3과 같이 데이터 전처리 단계에서 구한 시간-평균 스펙트럼을 사용하여 비교한다. Fig. 5처럼 동일동작에 대한 두 히스토그램의 일치도는 94% 이상, 다른 동작의 경우 70% 정도로 일치도가 상대적으로 낮은 결과를 보인다.

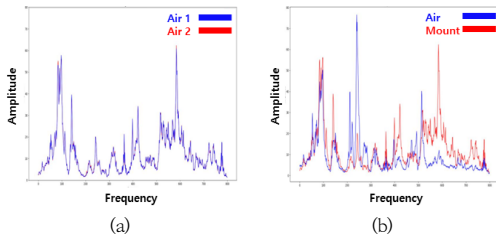


Fig. 5. Comparison of Result using Histogram Intersection
(a) Identical Operations (b) Different Operations

2.3.2 KL-Divergence 기반 유사도 비교

KL-Divergence 기법은 평균 스펙트럼의 진폭 합이 1이 되도록 누적 확률 분포로 변경하여 분포의 차이를 비교한다. Fig. 6은 air와 mount 데이터의 스펙트럼을 확률 분포로 변환하여 출력한 결과다. 스펙트럼에서 총 진폭 값을 구하고 각 주파수 인덱스마다 총 진폭 값을 나누어 진폭의 총합이 1이 되도록 확률분포로 변경하였다.

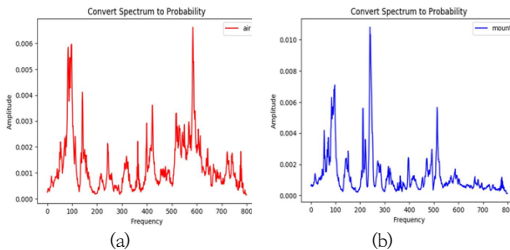


Fig. 6. Convert Spectrum to Probability Distribution
(a) Air Distribution (b) Mount Distribution

동일한 Air 데이터의 KL-Divergence의 값은 0.012, Air-Mount의 다른 동작의 KL-Divergence 값은 대략

0.2346로 값이 도출되었다. 다른 동작 데이터 값은 동일한 동작 데이터일 경우보다 상대적으로 높게 발생하였다. 따라서 엔트로피의 차이가 적을수록 두 확률 분포는 일치하고 엔트로피 차이가 커질수록 두 확률 분포는 다른 동작이라 판단할 수 있다.

2.3.3 Earth Mover's Distance 기반 유사도 비교

EMD기법은 평균 스펙트럼을 확률 분포로 변경 한 후 누적 분포 함수로 변경하여 비교 한다. 1차원 EMD는 두 확률 분포의 누적분포 차이에서 총 면적으로 나눈 값으로 정의된다.

Fig. 7의 좌측은 air동작 데이터에서 2개 샘플 데이터를 추출한 누적분포를 보여준다. 우측은 air, mount데이터의 누적분포를 보여주고 있다. 분홍색 부분은 누적 분포간의 차이를 나타내며 동일한 데이터의 경우 누적분포의 차이가 적고 다른 데이터는 누적분포의 차이 크다는 것을 확인할 수 있다. 같은 동작일 경우 EMD 결과 값은 0.0049, 다른 동작일 경우 EMD 결과 값은 0.0698가 나왔다.

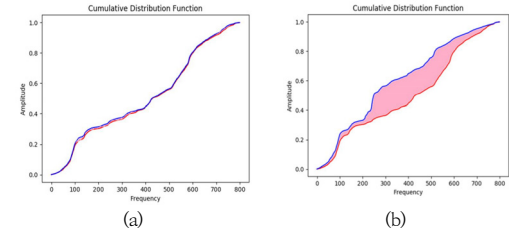


Fig. 7. Comparison of CDF using Earth Mover's Distance
(a) Identical Operations (b) Different Operations

3. 실험 결과

3.1 SMD 데이터 동작 상태 분류기 구조

Fig. 4. 프로세스와 같이 입력 데이터가 주어졌을 때, 데이터 전처리 단계를 거치고 유사도 비교 기법을 선택하여 그에 맞는 특징을 추출하는 프로세스를 진행하게 된다. 이후 특징 벡터를 사용하여 유사도 비교 및 분류를 추가적으로 진행해야 한다. Fig. 8은 동작상태 구분 분류기의 전체 구조이다. 음성 신호 비교(comparison) 프로세스에는 Air, Mount, Rest, Oscillation 4개의 동작상태의 샘플이 있다. 실험에서 사용하는 데이터는 동작 별

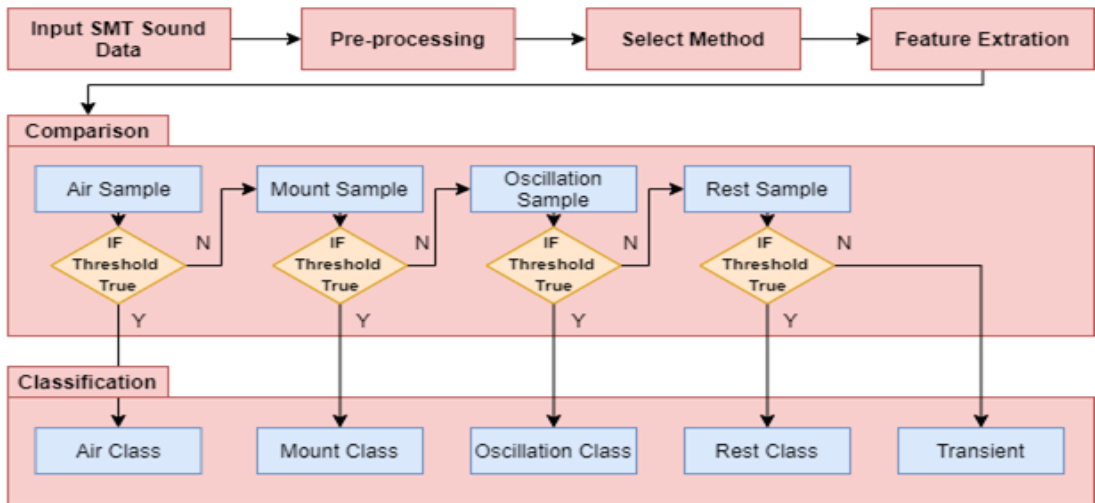


Fig. 8. Operation Status Classifier Architecture

로 500개씩 가지고 있다. 각 동작마다 500개 데이터에서 100개의 샘플을 추출한다. 샘플을 추출한 이유는 각 Class마다 스펙트럼의 표본을 정의해야 유사도 비교를 통해 데이터를 분류 할 수 있기 때문이다. 추출 된 데이터들은 스펙트럼, 스펙트럼 확률 분포, CDF로 변경한 후 얻어진 평균값을 각 샘플 Class에 표본으로 선정하였다. 샘플 데이터의 학습 후에 동작 별로 남은 400개씩 총 1,600개의 데이터들의 분류작업을 재귀적으로 진행한다. 분류 작업에는 임계치 조건을 만족하고 가장 유사한 Class로 분류하는 전제 조건을 설정하였다. 1,600개의 데이터에서 무작위로 한 개의 데이터를 추출한다. 추출 된 데이터와 샘플 Class간에 유사도 비교를 진행하는데

샘플 데이터는 유사도가 가장 가까운 Class에 분류된다. 여기서 전제조건을 만족하지 않고 모든 샘플 Class와 유사도가 낮아 어느 샘플 데이터에도 속하지 않는 데이터 Transient Class로 분류하도록 하였다. 또한, Transient Class는 기존의 SMT 데이터에서 표본으로 학습되지 않은 데이터이며, 새로운 동작 Class라 정의하겠다. 즉 Transient Class로 구분되는 데이터가 반복적으로 발생한다면 기계 결함이 발생한 가능성이 높다고 판단할 수 있다.

3.2 각 동작 데이터 별 유사도 비교 결과

실험에서 사용한 데이터는 Air, Rest, Mount,

Table 2. Similarity Result according to similarity Comparison Techniques

	Method	Operation			
		Air	Rest	Mount	Oscillation
Air	HI	0.9426	0.6439	0.7768	0.7127
	KL	0.0121	0.0326	0.2346	0.1071
	EMD	0.0049	0.1356	0.0795	0.0698
Rest	HI	0.6439	0.9662	0.6415	0.6398
	KL	0.3726	0.0105	0.3592	0.3623
	EMD	0.1356	0.0132	0.0662	0.0682
Mount	HI	0.7768	0.6415	0.9236	0.8998
	KL	0.2346	0.3592	0.0212	0.0324
	EMD	0.0795	0.0662	0.0131	0.0098
Oscillation	HI	0.7127	0.6398	0.8998	0.9365
	KL	0.1071	0.3623	0.0324	0.0167
	EMD	0.0698	0.0682	0.0098	0.0117

Oscillation로 동작마다 500개씩 가지고 있다.

Histogram Intersection 비교 기법은 두 스펙트럼의 일치하는 정도를 나타내는 결과기 때문에 유사한 동작일 경우 높은 값이 나온다.

결과를 보면 동작이 동일한 데이터의 유사도 결과는 0.9236 이상의 값이 나왔고 동작이 다른 데이터는 0.78 이하 값이 나온다.

KL Divergence 비교 기법은 두 확률 분포의 차이를 나타내는 척도이다. 따라서 유사한 데이터일 경우 낮은 값이 나온다. KL-Divergence의 결과 값은 동일한 데이터일 경우 0.0212 이하 값이 나오고 동작이 다른 데이터는 높은 경향을 나타낸다.

Earth Mover's Distance는 한 분포를 다른 한 분포로 채우는데 발생하는 일의 양으로 정의되기 때문에 결과 값 또한 동일한 데이터에 대해 낮은 값이 도출되고 다른 데이터에 대해서는 높은 값이 나온다. 다른 동작들의 유사도보다는 높고 동일한 동작보다 유사도가 낮은 임계치 구간을 설정한다면 분류가 가능하다. 따라서 최적의 임계치를 찾는다면 동작 별 데이터를 분류하는 성능이 개선될 것이라 판단된다.

3.3 Threshold에 따른 분류 정확도

Fig. 9는 Histogram Intersection 기법의 Threshold 값에 따른 정확도이다. Threshold가 값이 1인 경우에는 정확도가 상대적으로 낮지만 0.9에서 0.95 범위에서 분류 성능이 상대적으로 정확하게 계산되는 것을 확인할 수 있었다.

Threshold 값이 0.835이하에서는 오분류 발생 빈도가 높아져 정확도가 감소하는 것을 확인 가능하다.

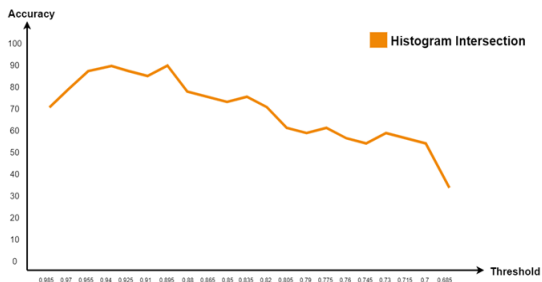


Fig. 9. Histogram Intersection Accuracy

Fig. 10은 KL-Divergence와 EMD(Earth Mover's Distance) 기법의 Threshold 값에 따른 정확도를 도식화하였다. Histogram intersection 기법과 반대로 임계

치가 낮을수록 정확도가 높다고 할 수 있다.

Threshold 값이 0.06에서 0.1까지는 분류 성능이 90% 이상 확인 할 수 있었다. 하지만 Threshold값이 0.16 이상으로 높아질수록 오분류 비율이 상당히 발생하여 정확도가 떨어지는 경향을 확인 할 수 있다.

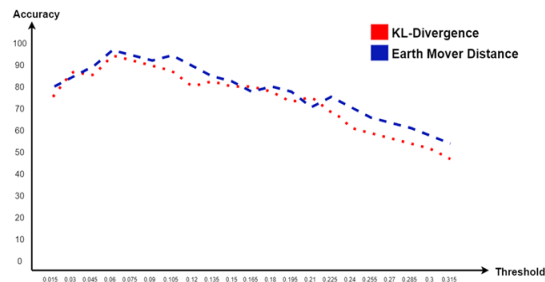


Fig. 10. KL-Divergence, Earth Mover Distance Accuracy

즉 구간 별 동작데이터는 Threshold에 따라 정확도가 변화하는 것을 확인할 수 있다. 따라서 최적의 Threshold 값을 찾는다면 모든 음성 데이터에서 유사도 비교 방법을 통해 동작 상태를 구분 할 수 있고 표본으로 학습되지 않는 데이터가 입력이 되었을 때 새로운 동작이 발생하였다는 것을 확인할 수 있다.

4. 결론 및 향후 계획

본 논문에서는 제안한 방법은 SMT 장비에서 동작하는 연속적인 음향 신호로부터 기계의 동작을 판별하고 각 동작 별 표본데이터를 학습하여 기존에 발생했던 동작 외에 새로운 동작이 발견되었을 때 빠른 시간에 감지하는 연구를 진행하였다.

과정은 크게 전반부와 후반부로 구분되는데, 전반부는 입력된 음향 신호를 데이터 전처리 기법을 통해 특징을 추출하는 과정이다. 관련 연구에서 MFCC 기법으로 음성 데이터의 차원을 축소하여 특징 벡터를 추출했는데 높은 영향을 주는 정보까지 손실되는 문제점이 발생하였다. 따라서, 본 논문에서는 데이터 전처리 과정에서 STFT 알고리즘을 사용하여 일정 구간에 따라 시간-평균 스펙트럼을 특징 벡터로 추출하는 기법을 제안한다. 후반부는 시간-평균 스펙트럼 특징벡터를 유사도 비교 방법을 통해 최적의 임계치 범위를 찾고 유사도 값에 따라 동작을 구분하는 단계다.

새로운 데이터가 입력되면 유사도 비교를 진행하는데,

사전에 정의된 전체 클래스 범주에 속하지 않는다면 새로운 클래스로 분류하도록 설계하였다. 새로운 클래스로 분류된 데이터는 기존 학습데이터의 동작과 상이하므로 비정상 신호로 분류될 수 있다. 유사도 비교 방법에는 Histogram Intersection, Earth Mover's Distance, KL-Divergence 기법이 있다. 각 유사도 비교 방법을 이용하여 Threshold에 따라 음성 데이터 동작을 분류하였을 때 정확도를 평가하였다.

모든 유사도 비교 방법들은 최적의 Threshold 범위 안에서 동작을 분류 했을 때 좋은 성능을 보였다. 그러나 Threshold의 조건이 높을 때 동작 분류는 가능하지만 동일한 동작 데이터도 Transient 클래스로 분류하는 문제가 발생하였다. 따라서 Threshold의 조건이 너무 높거나 낮지 않은 최적의 Threshold 범위를 정의하는 것이 중요하다.

향후 연구계획은 현재까지 실험에서 사용된 데이터는 음성 데이터의 동작 수와 동작별 데이터의 수가 한정적이므로 다수의 데이터를 추가하여 실험할 필요성이 있다. 또한, 유사도 기법에 따라 음성 신호를 분류했지만, 제안된 기법을 결합한 실험을 진행한다면 더욱 강인한 음성 분류 결과를 얻을 것이라 예상된다.

References

- [1] G. Ping, Z. Zhang, X. Jianzhong, "CIMS Technique Should be used for SMT Production Line [J]," *Electronics Process Technology*, vol. 4, 1997.
- [2] J. Chen, R. Patton, "Robust model-based fault diagnosis for dynamic systems," *Springer Science & Business Media*, vol. 3, 2012.
- [3] F. Li, G. Meng, L. Ye, P. Chen, "Wavelet transform-based higher-order statistics for fault diagnosis in rolling element bearings," *Journal of Vibration and Control*, vol. 14, no. 11, pp. 1691-1709, 2008.
DOI: <https://doi.org/10.1177/1077546308091214>
- [4] C. Vununu, K. Moon, S. Lee, K. Kwon, "Sound Based Machine Fault Diagnosis System Using Pattern Recognition Techniques," *Journal of Korea Multimedia Society*, vol. 20, no. 2, pp. 134-143, 2017.
DOI: <https://doi.org/10.9717/kmms.2017.20.2.134>
- [5] J. Lee, H. Choi, D. Park, Y. Chung, H. Kim, S. Yoon, "Fault detection and diagnosis of railway point machines by sound analysis," *Sensors*, vol. 16, no. 4, pp. 549-561, 2016.
DOI: <https://doi.org/10.3390/s16040549>
- [6] D. Griffin, J. Lim, "Signal estimation from modified

short-time Fourier transform," *IEEE Transactions on Acoustics, Speech*, vol. 32, no. 2, pp. 236-243, 1984.
DOI: <https://doi.org/10.1109/TASSP.1984.1164317>

- [7] M. Swain, D. Ballard, "Color indexing," *International journal of computer vision*, vol. 7, no. 1, pp. 11-32, 1991.
- [8] M. Swain, D. Ballard, "Indexing via color histograms," In *Active Perception and Robot Vision* Springer, Berlin, Heidelberg, vol. 83 pp. 261-273, 1992.
DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-642-77225-2_13
- [9] Y. Rubner, C. Tomasi, L. Guibas, "The earth mover's distance as a metric for image retrieval," *International journal of computer vision*, vol. 40, no. 2, pp. 99-121, 2000.
DOI: <https://doi.org/10.1023/A:1026543900054>
- [10] O. Pele, M. Werman, "Fast and robust earth mover's distances," *IEEE 12th international conference on computer vision*, pp. 460-467, 2009.
DOI: <https://doi.org/10.1109/ICCV.2009.5459199>
- [11] S. Amari, A. Cichocki, H. Yang, "A new learning algorithm for blind signal separation," In *Advances in neural information processing systems*, pp. 757-763, 1996.
DOI: <https://dl.acm.org/doi/10.5555/2998828.2998935>

나 종 호(Jong-Ho Na)

[정회원]



- 2018년 2월 : 한국외국어대학교 글로벌다행지식융합전공 공학석사
- 2020년 3월 ~ 현재 : 한국외국어대학교 컴퓨터·전자시스템공학과 (컴퓨터공학전공 박사과정)
- 2020년 4월 ~ 현재 : 한국건설기술연구원 연수연구원

<관심분야>

인공지능, 멀티미디어 신호처리, 영상처리

신 휴 성(Hyu-Soung Shin)

[정회원]



- 1996년 3월 : 한양대학교 자원공학과 암반공학전공 공학석사
- 2002년 1월 : 영국 University of Wales Swansea, 토목공학과(전 산지반공학전공 공학박사)
- 2003년 6월 ~ 현재 : 한국건설기술연구원 선임연구위원

〈관심분야〉

수치모델링, 지반공학, 인공지능, 영상 및 신호처리

박 영 현(Young-Hyun Park)

[정회원]



- 2018년 2월 : 한국외국어대학교 디지털정보공학과 공학학사
- 2020년 2월 : 한국외국어대학교 컴퓨터·전자시스템공학과 공학석사

〈관심분야〉

기계학습, 신호처리, 영상처리

윤 일 동(II-Dong Yun)

[정회원]



- 1991년 2월 : 서울대학교 제어계측공학과 공학석사
- 1996년 2월 : 서울대학교 제어계측공학과 공학박사
- 1997년 3월 ~ 현재 : 한국외국어대학교 컴퓨터공학과 교수
- 2020년 1월 ~ 현재 : 한국컴퓨터비전학회 부회장

〈관심분야〉

인공지능, 멀티미디어 신호처리, 영상처리