

# A Study on Diagnosis of Vehicle Transmission Abnormalities using Deep Learning Technique

## 딥러닝 기법을 이용한 차량용 변속기의 이상상태 진단에 관한 연구

Myung-Ho Lee<sup>1</sup>, Jae-Woong Youn<sup>2</sup>

이명호<sup>1</sup>, 윤재웅<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Student, Department of Mechanical Engineering, Graduate School of Daegu University, Korea, [lmh8983@naver.com](mailto:lmh8983@naver.com)

<sup>2</sup> Professor, School of Mechanical Engineering, Daegu University, Korea, [jwyoun@daegu.ac.kr](mailto:jwyoun@daegu.ac.kr)

Corresponding author: Jae-Woong Youn

**Abstract:** A vehicle transmission is one of the key components that adjusts the power of a vehicle and performs shifting according to driving conditions. Since the smooth operation of the transmission has a very important effect on the performance and safety of the vehicle, it is very important to accurately detect and diagnose abnormal conditions in the transmission. In this study, among the abnormal conditions of transmission, two types of abnormal conditions, such as shaft misalignment and lack of oil in the transmission, which can often occur due to deterioration of the transmission, are intended to be detected. To this end, a test bed was built to diagnose abnormal conditions of the manual transmission for vehicles, and an experiment was performed while shifting. Vibration and noise signals were collected, and time-domain and frequency-domain signals were analyzed according to normal and abnormal conditions. A machine learning-based abnormal state diagnosis method was proposed using the characteristics of these signals. Learning was performed by dividing the measured signal into a time domain signal and a frequency domain signal, and as a result, each abnormal state could be clearly diagnosed with a high accuracy of at least 96% regardless of the signal type and area. The proposed machine learning-based approach is expected to improve the safety and reliability of vehicles by providing vehicle drivers and maintenance technicians with early warning and diagnostic support for abnormal transmission conditions.

**Keywords:** Vehicle Transmission, Vibration and Noise, Abnormality Diagnosis, Deep Learning

**요약:** 차량용 변속기는 자동차의 동력을 조절하고 주행 조건에 맞게 변속을 수행하는 핵심 구성 요소 중 하나이다. 변속기의 원활한 작동은 차량의 성능과 안전에 매우 중요한 영향을 미치므로, 변속기의 이상 상태를 정확하게 감지하고 진단하는 것은 매우 중요하다고 할 수 있다. 본 연구에서는 변속기의 이상 상태 현상 중 변속기 노후화에 따라 흔히 발생할 수 있는 축 오정렬과 변속기 내부 오일의 부족 상태 두 가지 형태의 이상 상태를 감지하고자 한다. 이를 위해 차량용 수동 변속기의 이상상태 진단을 위한 테스트 베드를 구축하여 변속을 진행하며 실험을 수행하였다. 진동과 소음 신호를 수집하여 정상상태와 이상 상태에 따른 시간영역 신호,

Received: May 17, 2023; 1<sup>st</sup> Review Result: June 21, 2023; 2<sup>nd</sup> Review Result: July 25, 2023  
Accepted: August 25, 2023

주파수 영역 신호 분석을 실시하였다. 이러한 신호의 특성을 이용하여 기계학습 기반의 이상 상태 진단 방법을 제안하였다. 측정된 신호를 시간영역 신호와 주파수영역 신호로 구분하여 학습을 수행하였고, 그 결과 신호 종류와 영역에 관계없이 최소 96%의 높은 정확도를 갖고 각각의 이상상태를 명확하게 진단할 수 있었다. 제안된 기계 학습 기반 접근 방법은 차량 운전자와 정비 기술자에게 변속기 이상 상태에 대한 조기 경고와 진단 지원을 제공함으로써 차량의 안전성과 신뢰성을 향상시킬 수 있을 것으로 판단된다.

**핵심어:** 차량용 변속기, 진동 및 소음, 이상상태 진단, 딥러닝

## 1. 서론

차량용 변속기는 자동차의 동력을 조절하고 주행 조건에 맞게 변속을 수행하는 핵심 구성 요소 중 하나이다. 또한, 최근 국제 사회의 환경 규제가 강화되면서 전기 자동차에 대한 수요가 증가하고 있다. 전기 자동차는 에너지 효율이 매우 중요하기 때문에 소형 전기차의 경우 기존의 구동 방식인 감속기를 통한 토크 조절이 아닌 변속기를 이용하여 모터의 효율을 높이고 있는 추세이다. 변속기의 원활한 작동은 차량의 성능과 안전에 매우 중요한 영향을 미치므로, 변속기의 이상 상태를 정확하게 감지하고 진단하는 것은 매우 중요하다고 할 수 있다. 이러한 이유로 변속기 이상 감지 기술에 대한 연구와 개발이 계속 진행되고 있다[1][2]. 기존의 변속기 이상 감지 방법은 기계적인 센서와 전기적인 신호처리를 결합한 방법들이 많이 사용되었다[2-9]. 그러나 이러한 방법은 주로 변속기 내부의 진동, 온도, 압력 등과 같은 물리적인 변수들을 측정하거나 변속기 작동 중 발생하는 전기 신호를 분석하는 방식이다. 이러한 방법은 일부 이상 상태를 감지할 수 있지만, 변속기 내부의 복잡한 구조와 다양한 동작 모드 때문에 모든 이상 상태를 정확하게 감지하기에는 한계가 있었다고 할 수 있다. 또한 기어박스과 터빈 등 다양한 회전 기계의 이상 상태에 따른 연구를 통해 이상 상태 진단을 위한 다양한 방법에 대한 연구가 진행되어 기계 이상 진단에 관한 기법 또한 상당한 연구를 진행한 상황이다. 최근에는 이상 진단에 관한 신호처리 기법과 머신러닝 기법을 함께 활용하여 회전 기계의 이상 상태 진단에 적용하고자 하는 연구들이 주목을 받고 있다[10][11].

변속기의 이상 상태는 대표적으로 기어의 파손, 축의 휨으로 인한 축 오정렬, 변속기 누유현상에 의한 오일 부족현상 등 다양하다. 하지만 현재까지 변속기의 이상 연구에서는 기어 파손에 대한 연구에 국한되어 있다[2][5][12-15]. 이러한 기어 파손은 현재의 변속기에서는 거의 발생되지 않는 이상 상태이기 때문에 현실적인 변속기의 상태 모니터링에는 다소 부적합하다.

본 연구에서는 변속기 이상 상태 감지를 위해 진동 및 소음 신호를 측정하고 분석하여 정상상태와 이상상태의 신호차이를 분석하고자 한다. 먼저, 변속기의 이상 상태 현상 중 변속기 노후화에 따라 흔히 발생할 수 있는 축 오정렬과 변속기 내부 오일의 부족 상태 두 가지 형태의 이상 상태 진단을 목표로 하고, 적절한 신호처리 및 분석을 수행하고자 한다. 한편, 다양한 환경변화까지 나타나는 진동 및 소음 신호만으로는 진단의 정확도에 한계가 있을 것으로 판단되어 딥러닝 기법을 이용한 진단을 수행하고자 한다. 제안된 기계 학습 기반 접근 방법은 차량 운전자와 정비 기술자에게 변속기 이상 상태에 대한 조기 경고와 진단 지원을 제공함으로써 차량의 안전성과 신뢰성을 향상시킬 수 있을 것으로 판단되며, 자동차 산업에서 기계 학습과 인공지능의 활용 가능성을 보여줄 수

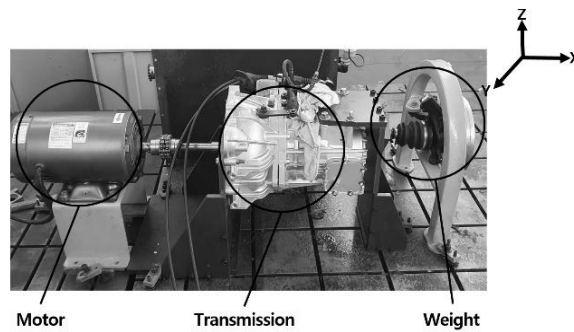
있을 것으로 기대된다.

## 2. 진동 및 소음신호 분석

### 2.1 실험 방법

본 연구에서는 변속기의 소음 및 진동을 측정하기 위해 [그림 1]에서 볼 수 있듯이 일반 내연기관용 수동 5단 변속기를 이용하였다. 신호 측정을 위해 변속기 및 구동모터는 주철 정반 위에 견고하게 부착하였으며, 1,750RPM의 회전속도를 가진 AC단상모터를 사용하여 구동하였다. 또한 실차 주행과 비슷한 조건을 위해 출력부에 20Kg 가량의 질량을 부착하였고, 주행 중 변속이 가능하도록 클러치부를 설치하였다. 실험에서 이용한 변속은 중립단에서부터 3단까지 활용하였다.

한편, 변속기의 진동과 소음 신호를 수집하기 위한 센서는 PCB사의 3축 가속도 센서인 356A02와 PCB사의 마이크로폰 센서 130F22이다. 진동과 소음신호는 Labview를 이용하여 프로그래밍하였으며, 수집한 진동 및 소음 신호들을 시간 영역(Time-Domain)과 주파수 영역(Frequency-Domain)신호로 변환하여 분석하였다. [그림 2]는 진동 및 소음 수집 신호의 처리 과정을 나타내고 있다.



[그림 1] 실험장치

[Fig. 1] Experimental Setup



[그림 2] 진동 및 소음의 신호처리 알고리즘

[Fig. 2] Noise & Vibration Signal Analysis Algorithm

### 2.2 실험 방법

본 연구에서는 일반적으로 발생할 수 있는 변속기의 이상 상태로서 축 오정렬 상태(Misalignment)와 변속기 내부 오일 부족 상태(Lack of transmission oil)로 정하고 실험을 수행하였다. 축 오정렬 상태의 경우 차량의 사고나 외부 충격에 의해 갑작스럽게 혹은

노후화에 따라 서서히 생길 수 있는 결함으로 변속기 뿐만 아니라 다른 모든 회전 기계의 이상 상태에서 가장 기본적으로 확인하는 부분이다. 내부 오일 부족 상태는 변속기의 노후화 혹은 지속적인 충격에 의한 체결 불량이나 변속기 하우징의 깨짐에 의해 생길 수 있는 누유 현상을 의미한다. 본 실험에서는 앞서 설명한 두 가지 이상 상태에서 변속기의 진동·소음을 수집하여 정상상태와 비교하여 신호적인 변화가 있는지 관찰하였다.

진동 신호 분석에 활용한 가속도 센서는 3축 가속도 센서이지만 분석에는 가장 변화가 두드러지게 나타난 X축 신호 위주로 분석을 실시하였으며, X축은 [그림 1]에서와 같이 그림을 관통하는 방향으로 봤을 때 좌우로 흔들리는 방향이다. 진동 신호 분석에는 시간영역 신호와 주파수변환(FFT)을 진행한 후 나온 주파수 영역 신호로 분석을 진행하였다.

소음 수집은 소음측정실이 아닌 일반 실험실에서 진행되어 시간영역 신호에는 다양한 잡음(Noise)이 섞여 있어 분석에 어려움이 있었다. 따라서 소음 신호의 분석은 주로 주파수 영역 신호만을 이용하여 진행하였다.

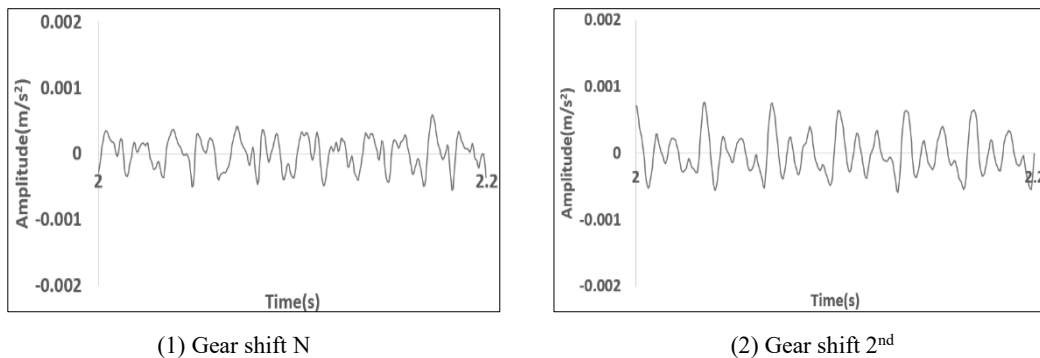
변속기와 같은 회전체에서는 진동과 소음의 주파수 영역 신호에서 입력 속도에 따라 회전 주파수가 나타난다. 회전주파수는 입력속도에 따라 일정한 간격을 두고 피크를 가지는 하모닉 성분을 뜻하며 진폭(Amplitude)의 변화로 이상 진단 분석을 진행하였다.

### 3. 신호 분석

#### 3.1 진동 신호 분석

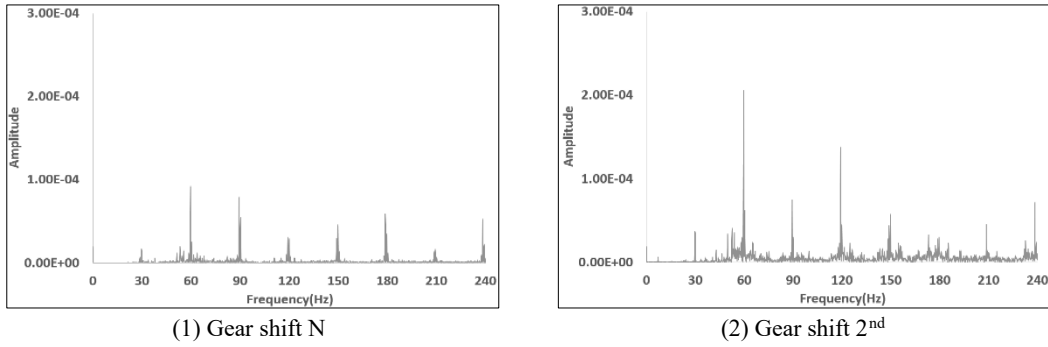
##### 3.1.1 정상 상태 신호 분석

본 실험에 활용한 구동 모터는 1,750RPM(30Hz)의 회전 주파수를 가진다. 본 논문에서 주파수 영역 분석을 위해 진동 신호의 변화가 가장 두드러지게 나타나는 0Hz ~ 180Hz의 주파수 영역과 240Hz ~ 720Hz까지의 주파수 영역에 대해 분석하였다. 시간 영역의 신호 분석에서는 진동 신호의 가시성을 높이기 위해 변화가 가장 두드러지게 나타난 180Hz 이내로 필터링을 실시하여 분석을 실시하였다. 실험은 중립단에서 3단까지의 실험을 진행하였으나, N단과 1단의 신호가 매우 흡사하였고, 2단과 3단의 신호의 양상이 흡사하여 대표되는 신호로 중립단인 N단과 2단으로 본 논문에서 분석에 활용하였다



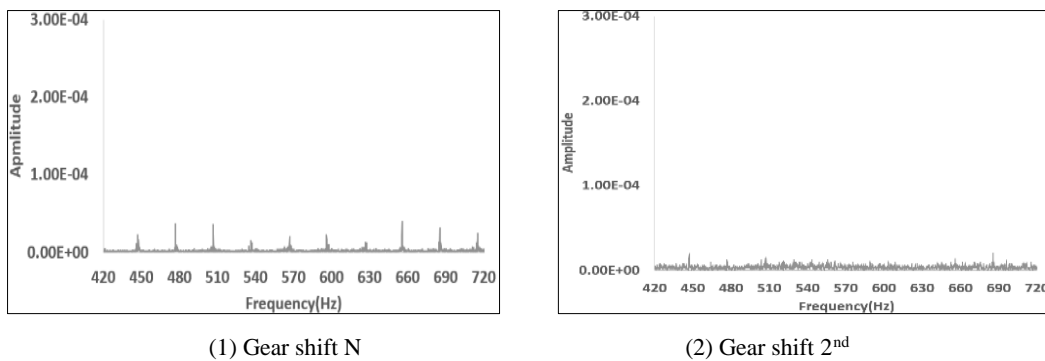
[그림 3] 시간영역에서의 정상상태 신호(진동)

[Fig. 3] Time Domain Signal for Normal Signal (Vibration)



[그림 4] 0 ~ 240Hz 주파수 영역에서의 정상상태 신호(진동)

[Fig. 4] FFT Signal for Normal State State in 0 ~ 240Hz (Vibration)



[그림 5] 420 ~ 720Hz 주파수 영역에서의 정상상태 신호(진동)

[Fig. 5] FFT Signal for Normal State in 420 ~ 720Hz (Vibration)

정상 신호의 시간영역 신호는 [그림 3]에서 확인할 수 있다. 시간영역 신호에서는 기어 단에 관계없이 일반적인 회전 기계의 특징과 마찬가지로 변속기의 진동 신호에서 일정한 패턴이 반복되어 나타나는 것을 확인하였다. 기어 단이 높아짐에 따라 회전 주파수 성분 주변으로 영역이 넓어져 다소 패턴의 형태 변화는 있었으나, 패턴을 찾을 수 없을 정도로 일그러지는 부분은 관찰되지 않았다.

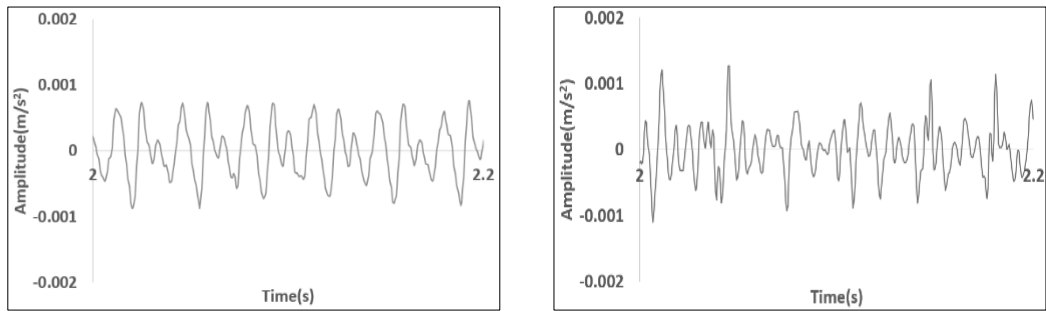
정상상태에서 0Hz ~ 240Hz 영역의 주파수 영역 신호는 [그림 4]에서 확인할 수 있다. N단과 1단에서 회전 주파수에 따라 신호의 피크가 관찰되었다. 2단과 3단에서는 회전 주파수 중 주로 240Hz 이내의 회전 주파수의 피크가 증가하였다. 특히 2단과 3단에서는 30~90Hz 사이에서 증가가 가장 두드러지게 관찰되었다.

정상상태에서의 420Hz ~ 720Hz 영역은 [그림 5]에서와 같이, 단순 변속에 대한 신호의 변화를 분석하였을 때 N단과 1단에서는 앞서 [그림 4]에서 관찰된 피크들과 같이 회전 주파수에 따라 피크들이 관찰되었다. 2단이 되며 이러한 피크들은 크게 감소한 것을 알 수 있다.

### 3.1.2 축 오정렬 신호 분석

축 오정렬의 시간영역 신호 결과는 [그림 6]에서 확인할 수 있다. 분석 결과 정상 상태와 비교하여 높은 진폭을 가진 것을 알 수 있다. 시간영역 신호를 봤을 때, 크기 측면에서는 다소 차이점을 발견할 수 있었으나, 패턴의 형태의 변화나 다른 특별한 특징을 찾을 수는 없었다. [그림 7]에서 볼 수 있듯이, 축 오정렬 실험의 결과 240Hz

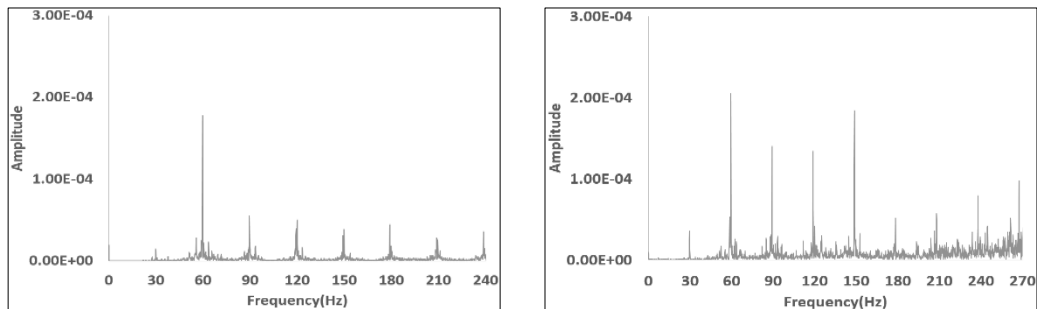
이내에서 정상상태와 매우 흡사한 형태로 나온 것을 확인할 수 있으나, 정상상태에 비해 평균적으로 약 1.5배 진폭이 증가하였다. [그림 8]은 420Hz~720Hz에 해당하는 신호영역을 볼 수 있다. 그래프를 통해 확인할 수 있듯이 정상 상태와 비교하여 N단에서는 특별한 차이를 볼 수 없으나, 2단에서 420 ~ 720Hz에 해당하는 고주파수 성분의 크기들이 증가하고 회전 주파수에 관계없이 피크들이 높은 영역이 생겼다. 주파수 신호에서는 크기와 별개로 특징이 나타나는 영역을 관찰할 수 있어 시간 영역 신호보다는 이상 상태 진단에 용이하다고 판단된다.



(1) Gear shift N (2) Gear shift 2<sup>nd</sup>

[그림 6] 시간영역에서의 축 오정렬 신호(진동)

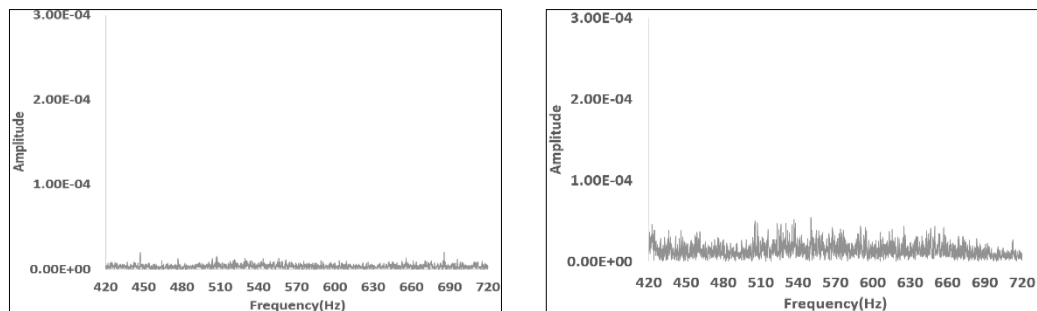
[Fig. 6] Time Domain Signal for Misalignment State (vibration)



(1) Gear shift N (2) Gear shift 2<sup>nd</sup>

[그림 7] 0 ~ 240Hz 주파수 영역에서의 축 오정렬 신호(진동)

[Fig. 7] FFT Signal for Misalignment State in 0 ~ 240Hz (Vibration)

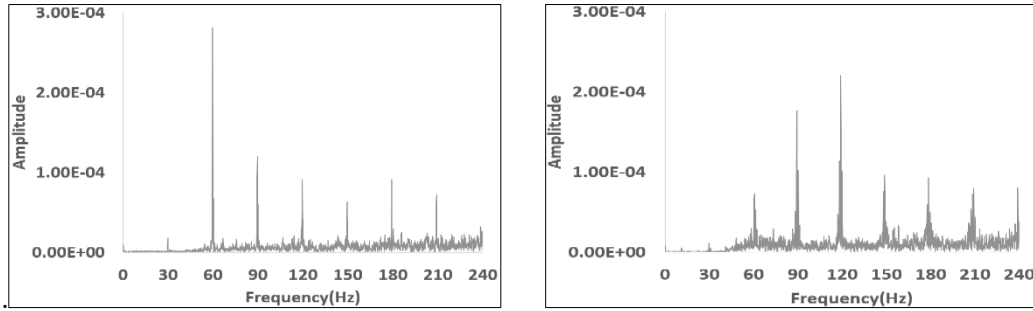


(1) Gear shift N (2) Gear shift 2<sup>nd</sup>

[그림 8] 420 ~ 720Hz 주파수 영역에서의 축 오정렬 신호(진동)

[Fig. 8] FFT Signal for Misalignment State in 420 ~ 720Hz (Vibration)

### 3.1.3 오일 부족 신호 분석

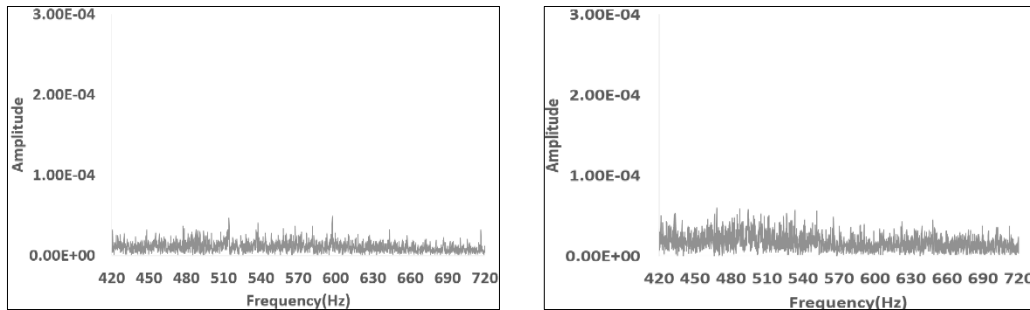


(1) Gear shift N (0 ~ 240Hz)

(2) Gear shift 2<sup>nd</sup> (0 ~ 240Hz)

[그림 9] 0~204Hz 주파수 영역에서의 오일부족 신호(진동)

[Fig. 9] FFT Signal for Lack of Oil State (0 ~ 240Hz) (Vibration)



(1) Gear shift N (420 ~ 720Hz)

(2) Gear shift 2<sup>nd</sup> (420 ~ 720Hz)

[그림 10] 420 ~ 720Hz 주파수 영역에서의 오일부족 신호(진동)

[Fig. 10] FFT Signal for Lack of Oil State (420 ~ 720Hz) (Vibration)

오일 부족의 시간영역 신호 결과는 [그림 6]과 매우 유사하게 나타나서 별도의 신호 모습을 그림으로 나타내지는 않았다. [그림 9]에서 0~240Hz의 주파수 영역 역시 축 오정렬과 유사하게, 정상상태보다 높은 진폭을 가진 것을 확인할 수 있었으며 축 오정렬 신호와 비교하였을 때, 진폭의 증가 및 패턴의 변화는 발견하기 어려웠다.

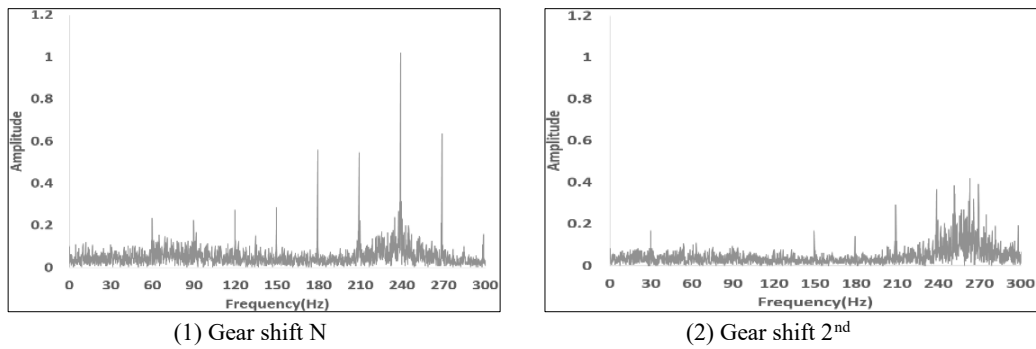
[그림 10]에서 보이는 N단의 420Hz~720Hz 사이 신호에서 일부 피크의 증가를 확인할 수 있었다. 하지만 2단에서는 비슷한 크기가 된 것을 알 수 있었다. 주파수 영역의 신호 분석 결과 정상 상태와 차이를 일부 보였지만 축 오정렬과는 진단할 수 있는 특징을 관찰할 수는 없었다.

## 3.2 소음 신호 분석

### 3.2.1 정상상태 신호 분석

앞에서도 언급한 바와 같이 소음 측정 실험은 별도의 방음실에서 수행하지 않아 시간영역에서의 소음 신호에는 다양한 잡음이 실려있어 시간 영역의 소음신호는 별도로 분석하는 것이 의미가 없었으며, 신호의 분석은 주파수 영역에서만 수행하였다. 소음 신호의 경우는 주로 300Hz 미만의 대역에서 의미있는 신호가 나타남을 확인할 수

있었다.

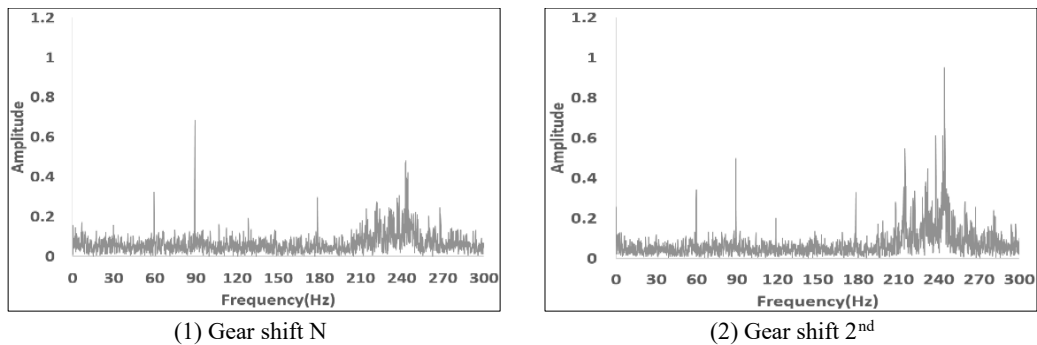


[그림 11] 주파수 영역에서의 정상상태 신호(소음)

[Fig. 11] FFT Signal for Normal State (Noise)

정상 상태의 소음 신호는 [그림 11]에서 확인할 수 있으며, 300Hz 내의 영역에서 분석을 진행했다. 기어 단수가 높아짐에 따라 240Hz에서 300Hz 영역의 진폭이 증가하여 신호의 영역이 넓게 나타나는 것을 확인할 수 있다.

### 3.2.2 축 오정렬 신호 분석



[그림 12] 주파수 영역에서의 축 오정렬 신호(소음)

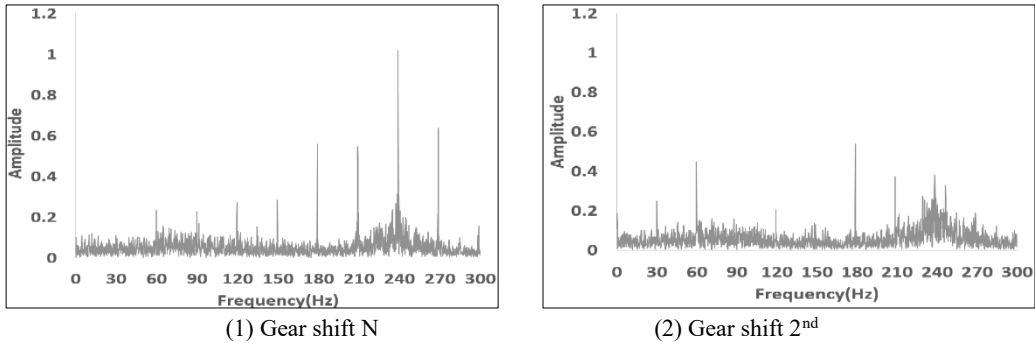
[Fig. 12] FFT Signal for Misalignment State (Noise)

축 오정렬 신호의 결과는 [그림 12]에서 확인할 수 있으며, 신호는 정상상태와 비교하여 매우 높은 진폭을 가지는 것을 확인할 수 있다. 특히, 60Hz와 90Hz의 신호에서 높은 피크가 관찰되었으며, 정상상태와 비교하였을 때 2단 이상에서 270Hz 주변으로 보이던 피크들이 240Hz 주변에서 관찰할 수 있었다.

### 3.2.3 오일 부족 신호 분석

변속기 오일의 부족에 대한 결과 신호는 [그림 13]에서 확인할 수 있다. 300Hz 이하의 신호에선 일부 정상상태와 흡사한 진폭이 나타나는 것을 볼 수 있고, 기어 2단에서 60Hz의 주파수 진폭이 정상 상태에 비해 증가한 것을 확인할 수 있다. 그러나 축 오정렬 신호와 비교하였을 때 신호 상의 큰 차이점을 따로 관찰하기는 어려웠다.





[그림 13] 주파수 영역에서의 오일부족 신호(소음)

[Fig. 13] FFT Signal for Lack of Oil State (Noise)

### 3.3 신호 분석 결과

[표 1] 각각의 상태에서 진동신호 특징

[Table 1] Vibration Signal Features for Each State

	FFT Signal Features of vibration	Time Domain Signal of vibration
Normal State	0Hz ~ 180Hz, 60Hz	-
Misalignment State	0 ~ 180Hz, 420Hz ~ 720Hz, 60Hz & 90Hz	Increase of sinal amplitude
Lack Of Oil State	0Hz~ 180Hz, 420Hz ~ 720Hz, 60Hz & 90Hz	Unable to Extract Feature of Signal

[표 2] 각각의 상태에서 소음신호 특징

[Table 2] Noise Signal Features for Each State

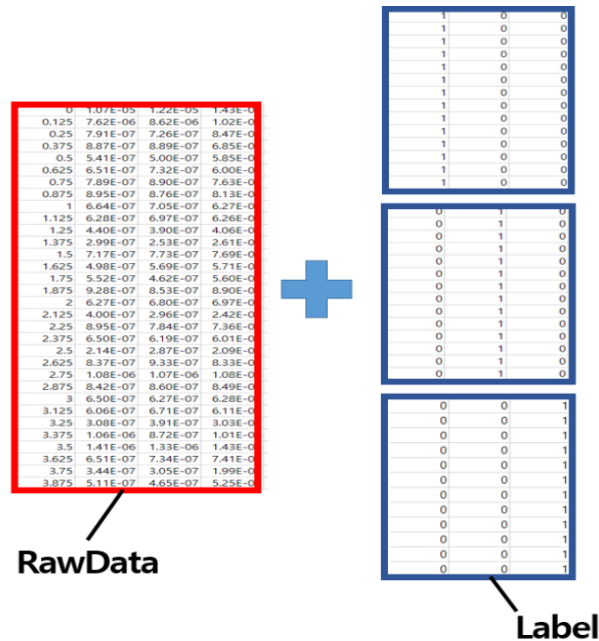
	FFT Signal Features of noise
Normal State	0Hz ~ 300Hz
Misalignment State	0 ~ 300Hz, 420 ~ 720Hz, 60Hz & 90Hz
Lack Of Oil State	0 ~ 300Hz, 420Hz ~ 720Hz, 60Hz & 90Hz

앞서 수행한 변속기의 상태에 따른 진동 및 소음실험 결과로 각각의 상태별 신호 특성이 주파수 영역과 시간 영역에 따라 나타난 부분을 [표 1]과 [표 2]에서와 같이 정리할 수 있었다. 위의 두 표에서 볼 수 있듯이, 정상 상태와 이상상태에 대한 주파수 신호는 특정 대역의 주파수 영역에서 신호가 다소 차이점을 보이긴하였지만, 두 가지 이상 상태를 판별하기에는 신호 영역이 매우 흡사한 것을 알 수 있다. 한편, 시간 영역의 신호는 진폭의 크기 변화가 나타나는가 하면 신호의 특성이 잘 나타나지 않는 부분도 존재하여 육안으로는 신호의 특정한 경향성을 찾기가 어려운 부분이 있었다.

이와 같은 신호의 특징 분석 결과에서 알 수 있듯이 진동 및 소음신호의 영역별 신호 특징으로 객관적인 관계식을 설정하여 이상상태를 명확히 파악하는 것은 불가능하다고 판단된다. 따라서 본 연구에서는 변속기의 이상 상태 진단에 딥러닝 기법을 활용함으로써 모호한 신호들의 이상상태를 진단하여 신호 판별의 정확도를 높이고자 한다.

## 4. 딥러닝 기법을 활용한 이상 진단

### 4.1 딥러닝 시스템의 설계



[그림 14] 학습데이터의 예

[Fig. 14] Training Data Example

이상 상태 분석에 사용한 진동 및 소음 신호의 시간 영역 진폭값과 주파수 영역의 진폭값 총 4가지의 데이터를 이용하여 [그림 14]에서와 같이 학습데이터를 제작하였다. 진동 신호의 경우 시간 영역과 주파수 영역에 수집된 X, Y, Z 3축에 대한 모든 신호의 크기들을 사용하였으며, 소음신호의 경우 역시 수집된 신호의 크기들을 모두 사용하였다. 앞서 육안으로 분석할 때에는 주파수 신호의 영역의 경우 신호의 영역을 특정하여 분석을 실시하였으나, 신호 분석과정에서 차이점이 분명히 나온 특정한 영역 외에도 육안으로 관찰되기 힘든 미세하게 변화되는 다른 영역에 대한 신호 분석 역시 필요할 것이라고 판단되어 학습모델에서는 1,020Hz에 해당하는 모든 영역의 주파수 성분의 크기들을 사용하였다. 시간 영역 신호의 경우 180Hz 이내로 저주파 필터링을 진행하여 학습 데이터를 제작하였다.

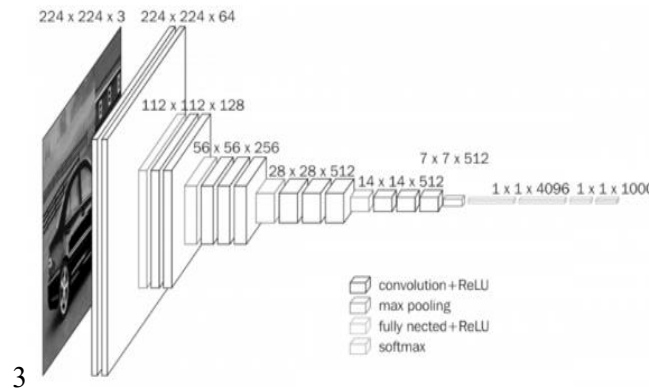
한편, 소음의 시간영역 신호는 앞서 진행한 육안으로 했던 분석에서는 특정한 특징들을 파악하지 못했으나, 딥러닝 기법을 활용하면 더욱 미세하게 관찰이 가능할 것이라고 판단되어 딥러닝 학습모델에는 활용을 하였다. 시간 영역에서 소음 신호의 경우는 신호의 특징이 잘 나타나는 주파수 영역이 존재한다고 보기 어려워 저주파 필터링을 따로 진행하지 않고 학습 데이터를 제작하였다.

변속기의 상태에 따라 위에서 설명한 4가지 종류의 학습 데이터들의 라벨링(Labeling)을 진행하였으며, 라벨은 [그림 14]에서 확인 할 수 있듯이 앞서 설정한 변속기의 정상 상태, 축 오정렬 상태, 오일 부족 상태에 따라 라벨을 하였다. 정상 상태일 경우 다섯 번째 열에 해당하는 모든 행에 “1”을 넣었고, 축 오정렬의 경우는 여섯 번째 열에 있는 모든 행에 “1”로 라벨링을 진행하였다. 마지막으로 오일 부족의 경우 일곱 번째 열에 해당하는

모든 행에 “1”을 넣어 학습 데이터를 제작하였다.

학습데이터는 앞서 신호 분석에 활용한 데이터에서 라벨링부분만 추가하여 제작하였으며, 각 상태별로 한 파일당 16,384개로 이루어진 진동과 소음의 크기가 저장되어 있는 파일이다. 추가적으로 딥러닝 모델의 검증에 위해 이상상태의 특징인 노후화에 따라 이상 상태 정도의 심화에 따른 특징을 적용하기 위해 이상 상태 정도에 따른 학습데이터 역시 제작하였다. 학습에 활용한 데이터 파일의 진동과 소음의 파일 개수는 같으며, 정상상태에서는 단수별(N단 ~ 3단) 80개, 축 오정렬의 경우 0.05mm와 0.1mm의 오차에 따른 단수별 10개의 데이터 총 80개, 오일 부족 또한 0L 마다 변속기 오일의 최적 용량인 6.4L와 비슷한 6L까지 단수별 5개의 데이터로 총 80개를 활용하였다. 각 상태별 학습 데이터 파일은 학습의 편향성 방지를 위해 80개로 동일하게 하였으며, 제작한 학습데이터에서 80%는 학습 데이터로 나머지 20%는 테스트 데이터(Test Data)로 활용하여 프로그램의 정확도를 측정하였다.

### 4.2 학습 모델 제작



[그림 15] VGG-16 모델

[Fig. 15] VGG-16 Model

학습에 사용한 모델은 CNN 기법에서 주로 사용하는 VGG-16모델을 모티브로 [그림 15]와 같이 제작하였다. [그림 15]에서 볼 수 있듯이 많은 양의 합성곱(Convolution)계층을 생략한 후 제작하여 진동의 시간영역 신호 학습데이터를 가지고 시험 학습을 하였다. 그러나 각 신호의 특성에 따라 60% ~ 86%로 낮은 학습을 정확도를 갖는 것을 확인할 수 있었다. 낮은 학습율을 보이는 경우, 생략된 합성곱 계층을 보완할 수 있도록 학습 모델의 최적화를 진행할 필요성이 있다. 딥러닝 학습을 위해서는 다양한 조건들이 필요하다. 그 중에서 딥러닝 프로그래밍을 할 때 정확도에 영향을 줄 수 있으며, 프로그래머의 경험적인 데이터에 의존하는 조건들을 하이퍼 파라미터(Hyperparameter)라고 한다. 하이퍼파라미터의 종류로는 Batch Size, Learning Rate, Epoches 등 다양하게 존재하며, 이 하이퍼파라미터를 최적화하기 위한 다양한 방법이 존재하고 있다.

본 논문에서는 케라스 튜너(Keras.Tuner)를 활용하여 최적화 기법들 중 가장 흔하게 사용되는 하이퍼 밴드(Hyperband)기법을 이용하여 최적화를 진행하였다. 본 논문에서는 하이퍼파라미터들 중 Batch Size와 Learning Rate 두 가지 조건을 조절하여 최적화를 진행하였다. Batch Size의 경우 하이퍼 밴드 기법에 적용한 범위는 128 ~ 512이며, Learning Rate의 경우  $1 \times 10^{-6}$  ~  $1 \times 10^{-2}$  로 범위를 선정하였다. 각 단계별 반복학습의 횟수의 차이는

3회로 초기 4회 반복하여 뽑은 상위 50%에 해당하는 조건을 다음 단계에서는 2번 학습이 아닌 4번 학습한 후 높은 정확도를 보이는 상위 50%의 조건을 산출하는 반복과정을 하도록 설정하여 최적화를 진행하였다. 또한 최종적으로 남은 두 가지의 조건에서는 20회의 반복 학습을 하여 최종적으로 가장 높은 정확도를 보이는 하이퍼 파라미터 조건을 선정하도록 하였다.

### 4.3 딥러닝 모델 최적화 결과

[표 3] 최적화 결과

[Table 3] Optimization Result

Input Data	Input Domain	Batch Size	Learning rate	Accuracy
Vibration	Time	128	1 X 10 <sup>-6</sup>	98%
	Frequency	128	1 X 10 <sup>-5</sup>	98%
Noise	Time	128	1 X 10 <sup>-6</sup>	96%
	Frequency	128	1 X 10 <sup>-5</sup>	98%

최적화의 결과 학습데이터별 최적의 Batch Size와 Learning Rate는 [표 3]에서 확인할 수 있다. 학습 데이터의 신호 영역에 상관없이 Batch Size는 같으나, Learning Rate의 경우는 달라지는 것을 알 수 있다. 이는 최종적으로 나온 하이퍼 파라미터들을 이용하여 반복학습을 진행하면서 주파수 영역 신호의 경우 시간 영역 신호에 비해 학습율이 매우 높아 시간 영역 신호의 경우는 50번 반복학습을 진행하였으나, 주파수 영역 신호의 경우 20번 반복 학습으로도 충분한 정확도를 보였기 때문이다. 반복학습을 완료한 결과 데이터의 종류에 관계없이 최소 96%로 매우 높은 정확도를 가지는 것을 확인할 수 있다.

### 4.4 딥러닝 모델 검증

[표 4] 축 오정렬 양에 따른 진단 결과(옳은 진단/테스트 파일 수)

[Table 4] Diagnosis Results according to the Misalignment Offset(Correct diagnosis / Number of Test Files)

Input Data	Input Domain	0.1mm misalignment	0.05mm misalignment
Vibration	Time	10/10	0/10
	Frequency	10/10	0/10
Noise	Time	10/10	0/10
	Frequency	10/10	0/10

[표 5] 오일 양에 따른 진단 결과(옳은 진단/테스트 파일 수)

[Table 5] Diagnosis Results according to the amount of Oil(Correct diagnosis / Number of Test Files)

Input Data	Input Domain	2L Oil	4L Oil	6L Oil
Vibration	Time	10/10	10/10	0/10
	Frequency	10/10	10/10	0/10
Noise	Time	10/10	10/10	0/10
	Frequency	10/10	10/10	0/10

위에서 학습한 모델을 이용하여 검증을 진행하였다. 검증에 활용한 데이터는 오정렬의 정도와 내부 오일 양의 정도에 따른 신호를 수집 학습데이터화 즉, 라벨링이 되어 있지 않은 로우 데이터 상태의 파일이다. 수집방식은 학습데이터와 동일하고 각 상태별 정도별 10개를 수집 검증 데이터로 활용하였다. 축 오정렬에서 정도에 따른 신호 분석을 육안으로 진행한 결과 0.05mm이하에서 정상상태와 매우 비슷한 형태로 신호가 나타났으며, 오일 부족의 경우는 6L 이상에서 정상 상태와 매우 매우 흡사한 형태로 신호가 나타난 것을 확인할 수 있었다. 그러므로 축 오정렬 상태 0.05mm이하 오일 부족은 6L이상일 경우 정상 상태로 기준을 잡아 검증을 진행하였다.

검증 결과는 [표 4]와 [표 5]에서 확인할 수 있다. [표 4]에 나와있는 오정렬의 경우 축이 연결되는 커플링으로 결합이 가능한 최대 범위인 0.1mm에서 0.05mm 두 가지 조건에서 진동.소음의 시간영역과 주파수 영역 신호를 수집하여 검증에 활용하였다. 그 결과 변속기 축 오정렬의 경우 0.05mm이하의 경우에선 10개의 파일 모두 정상 상태라고 판단하였으며, 0.1mm일 경우 10개의 파일 모두 오정렬 상태라고 판단하였다.

[표 5]에서 볼 수 있듯이, 오일 부족 상태의 경우 2L, 4L에서는 모든 검증 파일에 대해서 오일 부족으로 판단하였고, 6L이상에서 모두 정상 상태라고 판단하였다. 이렇듯 딥러닝 기법을 활용하여 이상 진단에 활용할 경우 오정렬 상태와 오일 부족 상태 모두에 대해 높은 정확도를 가지며 이상 상태의 정도에 따른 진단에도 매우 민감하게 반응하여 판별할 수 있다는 것을 확인하였다.

## 5. 결론

본 연구에서는 변속기의 축 오정렬 및 오일 부족을 이상상태로 정의하였고, 진동 및 소음신호를 측정하여 이상상태를 진단하는 방법을 제안하였고 다음과 같은 결론을 얻을 수 있었다.

먼저, 차량용 수동 변속기의 이상상태 진단을 위한 테스트 베드(Testbed)를 구축하여 변속을 진행하며 실험을 수행하였다. 진동과 소음 신호를 수집하여 정상상태와 이상 상태에 따른 시간영역 신호, 주파수 영역 신호 분석을 실시하였다.

시간 영역의 신호 분석을 진행한 결과 정상 상태와 이상 상태 진단에서는 크기로 진단이 가능하였지만, 이상 상태를 특정하기에는 무의미한 차이를 보였다. 시간 영역의 패턴 변화 분석을 위해 필터링을 한 후 분석을 진행하였으나, 패턴의 변화 부분에서는 특별히 진단을 위한 특징을 관찰할 수 없었다.

주파수 영역에서의 분석 결과 주파수 영역 역시 시간 영역과 마찬가지로 크기를 활용하여 정상상태와 이상상태간의 구분은 일부 가능하였다. 이상상태에 따른 신호영역 변화 분석에서는 대부분 0Hz~240Hz과 420 ~ 720Hz 해당하는 주파수 영역이 변화하여 관찰할 수 있었다. 크기들과 변화들을 통해 정상상태와 이상상태 판별은 일부 가능하였으나, 이상상태 특징을 위한 특징 파악은 어려웠다. 사람의 육안으로 신호 분석을 진행한 결과 정상상태와 이상 상태를 크기와 구분할 수 있는 영역을 특정하긴 하였으나 다량의 실험 데이터를 필요로 하며 이 경우 진동과 소음에 대한 전문인력이 아닌 경우 판별의 정확도가 떨어질 수 있다.

정상상태에 비해 두 이상상태의 진동 및 소음신호가 일부 변화함을 알 수 있었으나, 명확하게 각각의 이상상태를 진단하기 어려우므로 본 연구에서는 딥러닝 기법을 적용하여 변속기의 이상 진단에 활용하고자 하였다. 측정된 신호를 시간영역 신호와

주파수영역 신호로 구분하여 학습을 수행하였고, 그 결과 신호 종류와 영역에 관계없이 최소 96%의 높은 정확도를 갖고 각각의 이상상태를 명확하게 진단할 수 있었다. 또한 좀 더 현실적인 딥러닝 기법의 활용 검증을 위해 축 오정렬과 변속기 오일의 정도에 따른 진동과 소음의 신호들을 수집하여 학습 모델의 추가 검증을 진행하였다. 그 결과 축 오정렬의 경우 축이 0.1mm에서 나온 모든 신호들을 오정렬 상태로 판단하였으며, 오일 부족의 경우 2L, 4L에서 나온 모든 데이터를 오일 부족 상태라고 판단하였다. 이를 통해 이상 진단에 딥러닝 기법을 적용함으로써 더 높은 정확도와 민감도를 가지는 것을 확인하였다.

제안된 기계 학습 기반 접근 방법은 차량 운전자와 정비 기술자에게 변속기 이상 상태에 대한 조기 경고와 진단 지원을 제공함으로써 차량의 안전성과 신뢰성을 향상시킬 수 있을 것으로 기대된다.

## 6. 감사의 글

이 논문은 2020학년도 대구대학교 학술연구비 지원에 의한 논문임

## References

- [1] A. Aherwar, An investigation on gearbox fault detection using vibration analysis techniques: A review, *Australian Journal of Mechanical Engineering*, (2012), Vol.10, No.2, pp.169-183.  
DOI: <https://doi.org/10.7158/M11-830.2012.10.2>
- [2] D. Giorgio, et al. Gear fault monitoring: comparison of vibration analysis techniques, *Proceedings of the 3rd International Conference on Acoustical and Vibratory Surveillance Methods and Diagnostic Techniques*, pp.623-637, (1998)
- [3] Min Su Kim, A Falut Diagnosis On The Rotating Machinery Using Signal Processing Technology, Hanyang University, Master Thesis, (2011)
- [4] Abdulragman S. Sait, I. Yahya, A Review Of Gearbox Condition Monitoring Based On Vibration Analysis Techniques Diagnostics And Prognostics, *Rotating Machinery, Structural Health Monitoring, Shock and Vibration, Conference Proceedings of the Society*, (2011)  
DOI: [http://dx.doi.org/10.1007/978-1-4419-9428-8\\_25](http://dx.doi.org/10.1007/978-1-4419-9428-8_25)
- [5] Vamsi Inturi, N. Shreyas, Karthick Chetti, G. R.Savareesh, Comprehensive fault diagnostics of wind turbine gearbox through adaptive condition monitoring scheme, *Applied Acoustics*, (2021), Vol.174, No.5, 107738.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apacoust.2020.107738>
- [6] Zhipeng Feng, Aoran Gao, Kagqiang Li, Haoqun Ma, Planetary gearbox fault diagnosis via rotary encoder signal analysis, *Mechanical Systems and Signal Processing*, (2020), Vol.149, No.15, 107325.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2020.107325>
- [7] Daniel Fritz Plöger, Philipp Zech, Stephan Rinderknecht, Vibration signature analysis of commodity planetary gearboxes, *Mechanical Systems and Signal Processing*, (2019), Vol.119, No.15, pp.255-265.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2018.09.014>
- [8] N. Baydar, A. Ball, Detection Gear Failures Via Vibration And Acoustic Signals Using Wavelet Transform, *Mechanical Systems and Signal Processing*, (2003), Vol.17, No.4, pp.787-804.  
DOI: <https://doi.org/10.1006/mssp.2001.1435>
- [9] Jaecheol Cho, Woojung Kim, Jaeduk Jang, Siyoul Jang, Characteristic Dynamics Torque Vibration of Behavior in Wet Clutch Engagement for Dual Clutch Transmissions, *Transactions of the Korean Society of Automotive Engineers*, (2016), Vol.24, No.2, pp.183-190.

DOI: <http://dx.doi.org/10.7467/KSAE.2016.24.2.183>

- [10] Jiseon Back, Seon-Won Kim, Sang-Kwon Lee, Changho Lee, Conditioning Monitoring In Chin Sprocket Drive Unit System Based On Artificial Neural Network, *Trans. of The Korean Society For Noise And Vibration Engineering*, (2020), Vol.30, No.3, pp.286-293.  
DOI: <http://dx.doi.org/10.5050/KSNVE.2020.30.3.286>
- [11] Oliver Mey, Willi Neudeck, Andre Schneider, Olaf Enge-Rosenblatt, Machine Learning-Based Unbalance Detection of a Rotating Shaft Using Vibration Data, *25th IEEE International conference on Emerging Technologies and Factory Automation*, IEEE, pp.1610-1617, (2020)  
DOI: <http://dx.doi.org/10.1109/ETFA46521.2020.9212000>
- [12] Jiri Tuma, *Transmission and Gearbox Noise and Vibration Prediction and Control*, 16th international congress on sound and vibration, (2009),  
Available from: <https://www.researchgate.net/publication/281006345>
- [13] Ruo-Bin Sun, Zhi-Bo Yang, Konstantinos Gryllias, Xue-Feng Chen, Cyclostationary modeling for local fault diagnosis of planetary gear vibration signals, *Journal of Sound and Vibration*, (2020), Vol.471, No.14, 115175.  
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jsv.2020.115175>
- [14] G. Diwakar, M. R. S. Satyanarayana, P. Ravi Kumar, Detection of Gear fault using vibration analysis, *International Journal of Research in Engineering and Science*, (2015), Vol.3, No.2, pp.45-53.
- [15] Yeong-il Park, Young-seog Kim, Dynamic Characteristics of Automatic Transmission System Due to the Change of Planetary Gear Ratio, *Journal of the Korean Society for Precision Engineering*, (1998), Vol.15, No.10, pp.120-127.  
DOI: <https://doi.org/10.1177/003685042110356>