

승강기 결함 진단을 위한 진동 신호 기반 특징 분석

Feature-based Analysis on Vibration Signals for Fault Diagnosis of Elevator

민 태 홍* · 박 동 희** · 이 정 준* · 서 상 윤*** · 강 성 우**** · 최 병 근†

Tae-Hong Min*, Dong-Hee Park**, Jeong-Jun Lee*,
Sang-Yoon Seo***, Sung-Woo Kang**** and Byeong-Keun Choi†

(Received June 30, 2022 ; Revised November 18, 2022 ; Accepted November 22, 2022)

Key Words : Elevator(승강기), Vibration Signal(진동 신호), Feature Extraction(특징 추출), Genetic Algorithm(유전 알고리즘), Machine Learning(머신러닝)

ABSTRACT

An elevator is a machine composed of various components. Extensive research has been conducted to determine the optimal life cycle of the components; however, there is a lack of methodological research on the diagnosis of the elevator condition. In this study, an efficient method for diagnosing faults through feature-based analysis on elevator vibration measurement three-axis sensor systems is proposed. The obtained data consists of normal and fault signals, and a sample is secured through a sampling process in a constant speed section of the signal. Subsequently, features with statistical and shape information are extracted from sampled signals and finally, machine learning consisting of Genetic Algorithm (GA)-based feature selection and Support Vector Machine (SVM) is applied to classify faults and evaluate diagnostic possibilities.

1. 서 론

승강기(elevator)는 건물 내의 중요한 이동 수단으로, 도심지를 중심으로 건물의 수요 증가 및 고층화에 따라 승강기의 수도 꾸준히 증가하고 있다. 승강기는 사람 및 화물의 운송에 중요한 역할을 하며, 고장이 발생하게 되면 경제적 손실이 발생하고 심하면 인명 사고까지 초래할 수 있으므로 지속적인 관리가 필요하다⁽¹⁾.

승강기의 관리는 일상점검 및 정기 점검과 같은 예방

정비(preventive maintenance)를 통해 사전에 이상 상태를 점검하고, 이상이 있으면 수리를 하는 방식으로 관리를 수행한다. 하지만, 예방정비는 설비의 상태와 고장 유무와는 무관하게 부품을 교체하는 무분별한 정비가 수행될 수 있으므로 경제적 손실이 발생할 뿐만 아니라 주기적인 정비에도 불구하고 갑작스러운 고장의 위험성이 존재한다.

승강기의 사고를 미연에 방지하고, 부품의 불필요한 교체 등의 개선을 위해 최근에는 이러한 인식에 따라 승강기 부품의 최적 수명 주기를 산출하는 등의 연구가⁽²⁻⁴⁾ 이루어지고 있으나, 승강기가 어떤 상태인지 실질적으로

† Corresponding Author ; Member, Department of Energy and Mechanical Engineering, Gyeongsang National University, Professor
E-mail : bgchoi@gnu.ac.kr

* Department of Energy and Mechanical Engineering, Gyeongsang National University, Student

** Daviss, Researcher

*** Korea Elevator Safety Agency, Research Engineer

**** Department of Industrial Engineering, Inha University, Assistant Professor

‡ Recommended by Editor Jin Woo Lee

© The Korean Society for Noise and Vibration Engineering

진단할 수 있는 방법적인 연구는 미흡한 상황이다.

4차 산업혁명과 더불어 4차 산업기술의 급격한 발전과 함께 머신러닝(machine learning) 기술은 최근 설비 진단 분야의 트렌드로 자리 잡았으며, 이에 대한 꾸준한 연구가 진행 중이다^(5,6). 예지 정비(predictive maintenance)는 머신러닝을 통해 설비의 상태를 미리 파악하여 상황에 맞게 정비를 수행하는 방법이며, 미국 연방 에너지 관리 프로그램(FEMP)에 의하면 예지 정비는 예방정비보다 8%~12%의 정비 비용 절감을 기대할 수 있는 것으로 나타났다.

특히, 머신러닝 기술 중 하나인 특징 기반(feature based) 머신러닝은 진동 신호의 특징 개체 등을 이용한 설비 진단에 최근 꾸준히 연구가 이루어지고 있다⁽⁷⁾. 이러한 기법을 현재 현장에서 데이터 측정에 활용되고 있는 승차감 진동 3축 센서 시스템⁽⁸⁾에 적용을 통해 진단 가능성을 파악해보고자 한다.

이 연구에서는 승차감 진동 측정 시스템을 통해 확보된 데이터에 머신러닝 알고리즘의 적용 가능성을 확인한다. 확보된 데이터의 경우 정상과 결함 신호가 존재하며, 신호의 등속 구간에서의 샘플링(sampling) 과정을 거쳐 샘플을 확보한다. 그 이후에, 샘플링된 신호에서 통계적, 형상적 정보를 가지는 특징을 추출한 후 유전 알고리즘(genetic algorithm, GA)⁽⁹⁾ 기반 특징 선택과 및 서포트 벡터 머신(support vector machine, SVM)⁽¹⁰⁾으로 구성된 머신러닝 알고리즘을 적용하여 결함을 분류하는 과정으로 연구를 수행하였다.

2. 대상 모델 및 데이터

2.1 승강기의 구조 및 진동 신호

승강기의 종류 중 가장 많이 쓰이는 구조인 권상식 로프 승강기의 구조도를 Fig. 1에 나타내었다. 대상 모델 또한 권상식 로프 승강기이며, 현재 경기도 지역의 주거지역에서 운용 중인 상태이다.

승강기의 진동 신호는 X, Y, Z축 방향으로 나타나게 되며, 각 축의 의미는 사람이 타는 공간인 카(car) 내부에서 바라볼 때 X축은 좌/우, Y축은 앞/뒤, Z축은 상/하를 의미한다. 또한, 가속 및 감속 구간을 제외하고 등속 구간에서는 주기적인 신호가 나타나게 되며, 이에 대한 예시를 Fig. 2에 나타내었다.

Fig. 3은 측정 시스템을 활용하여 대상 모델의 데이터 취득 방법에 대한 예시를 나타낸 것이다. 승강기의 카 상부에 3축 센서를 부착하고, 카의 내부에서 운

행 중인 상태의 승강기의 진동 신호를 취득하게 되며, 설정된 sampling rate는 256 Hz이다.

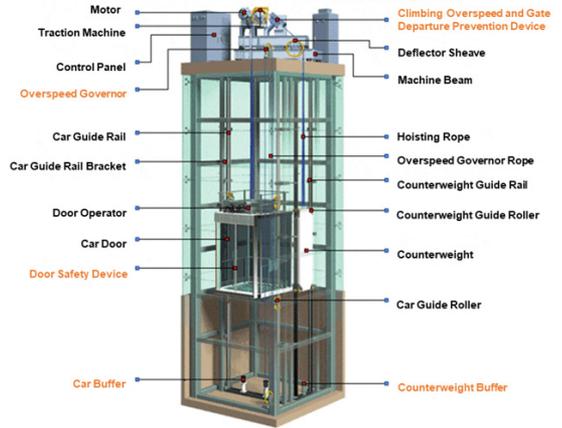


Fig. 1 Structural diagram of an elevator

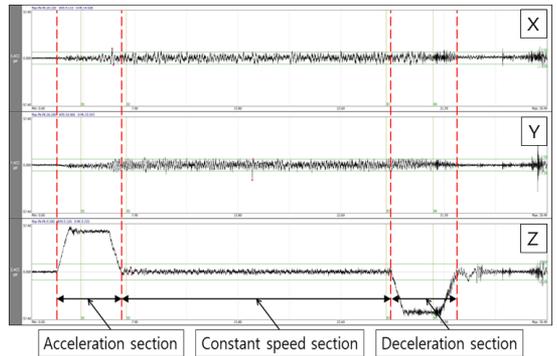


Fig. 2 Example of vibration signal

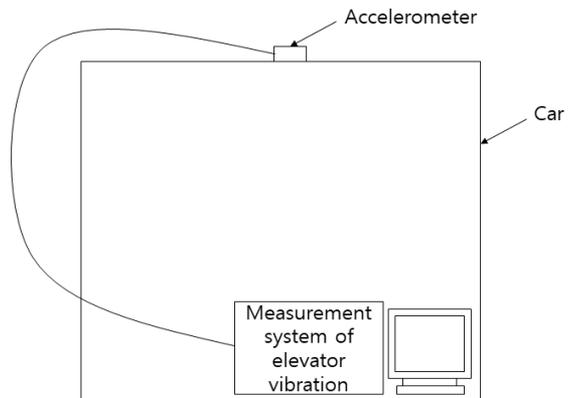


Fig. 3 Conceptual diagram of the measurement system

2.2 결함 종류 및 분석 데이터 선정

승강기에서 발생할 수 있는 기계적인 결함의 경우 승강기는 모터나 펌프와 같은 일반적인 회전체 설비와는 다르게 다양한 부품들이 결합 되어 있어, 구조 특성상 각각의 축에 따라 신호의 특성과 발생하는 결함이 다르게 나타난다. 결함의 종류는 Table 1로 정리 하였으며, 각각의 축에 대해 나타날 수 있는 결함을 나누어서 표시하였다.

특징 분석에 활용할 데이터를 선정하기 위해 특정 날짜에 주거지역의 A~E동의 총 12개 호기에 대해 측정된 데이터를 활용하였으며, 이들 중 정상 데이터와 결함 데이터를 선정하여 각각 Figs. 4~6에 나타내었다. Fig. 4는 A-1호기의 상승 구간에서 Y축에서 발생된 가이드 레일 및 지지부 정렬 불량 신호이며, Fig. 5는 B-1호기의 하강 구간에서 Y축에서 발생된 가이드 롤러 부하 신호, Fig. 6은 C-4호기의 상승 구간에서의 정상 신호이다.

Table 1 Mechanical faults of the elevator

Fault type	Axis
Guide roller load	X or Y
Guide roller misalignment	
Guide rail misalignment	
Guide rail and supports misalignment	
Rope tension unstableness	X or Y or Z
Rope resonance	
Bearing fault	
Twisted car	
Roll up	
Roll back	Z
Inverter matching poor	
Traction machine unbalance	
Traction machine misalignment	
Traction machine mechanical looseness	
Synchronous motor eccentricity	
Synchronous motor looseness	
Gear misalignment	
Gear backlash	
Gear eccentricity	
Gear looseness	
Gear tooth load	

2.3 취득 데이터 분석

분석 수행 방법은 진동 신호에서 진동 값(max pk-pk)이 threshold 값보다 초과하는지 확인하고, 초과 시 해당 축의 시간 파형에서 충격 성분 또는 FFT spectrum을 통해 결함 성분이 존재하는지 확인한다. 각 축의 threshold는 X 및 Y축은 15 gal이며, Z축은

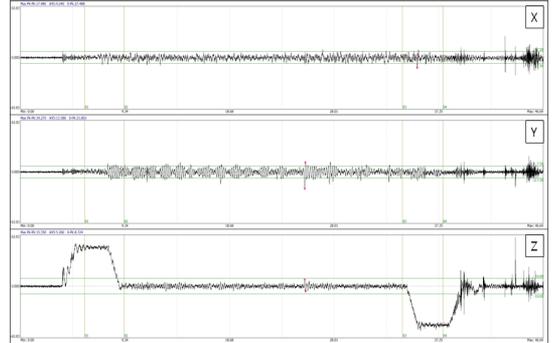


Fig. 4 Guide rail and supports misalignment (A-1, Y axis fault)

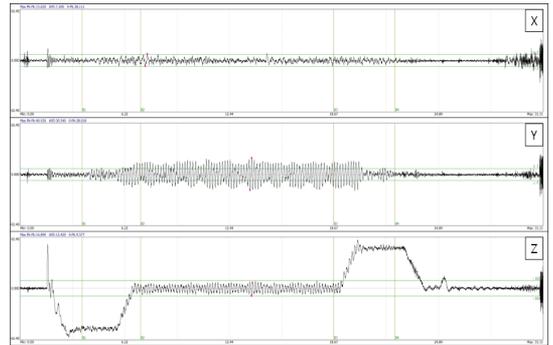


Fig. 5 Guide roller load (B-1, Y axis fault)

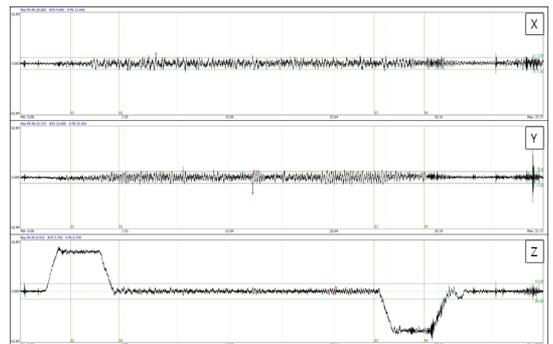


Fig. 6 Normal (C-4)

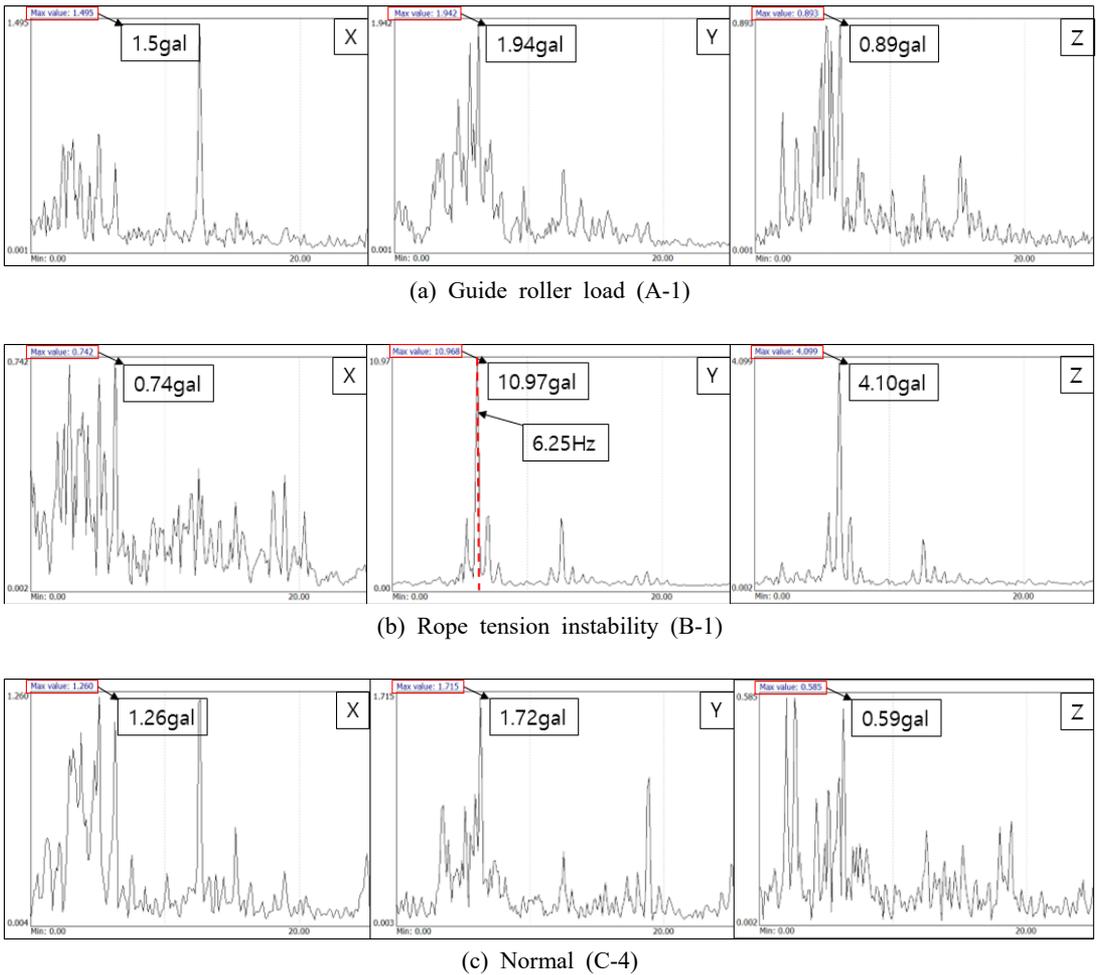


Fig. 7 FFT spectrum of vibration signal

20 gal이다. 정상 및 결함 데이터의 FFT spectrum을 Fig. 7에 표시하였으며, 각 축의 진동 값은 Table 2에 나타내었다.

Fig. 7의 (a)는 A-1호기의 FFT spectrum을 나타낸 것이다. X 및 Y축에서 threshold를 초과하였으나, 해당 축에서 결함 성분으로 판단되는 고 진동이 발생한 성분은 존재하지 않았다. 하지만 Y축의 시간 파형에서 일정한 간격으로 충격 성분이 발생한 것으로 나타났으며, 이를 확인한 결과를 Fig. 8에 나타내었다. 2.5 m 간격으로 충격 성분이 발생하는 것을 확인할 수 있었으며, 이 간격으로 충격 성분이 발생하게 되면 승강기의 가이드 레일과 지지부가 정렬 불량인 상태이다.

Fig. 7의 (b)는 B-1호기의 FFT spectrum을 나타낸 것이다. X 및 Y축에서 15 gal을 초과하였으나, X축에

Table 2 Values of the vibration signal

No.	Axis	Value (max pk-pk, gal)
A-1	X	17.48
	Y	34.27
	Z	15.35
B-1	X	15.62
	Y	40.93
	Z	16.89
C-4	X	20.85
	Y	25.57
	Z	8.91

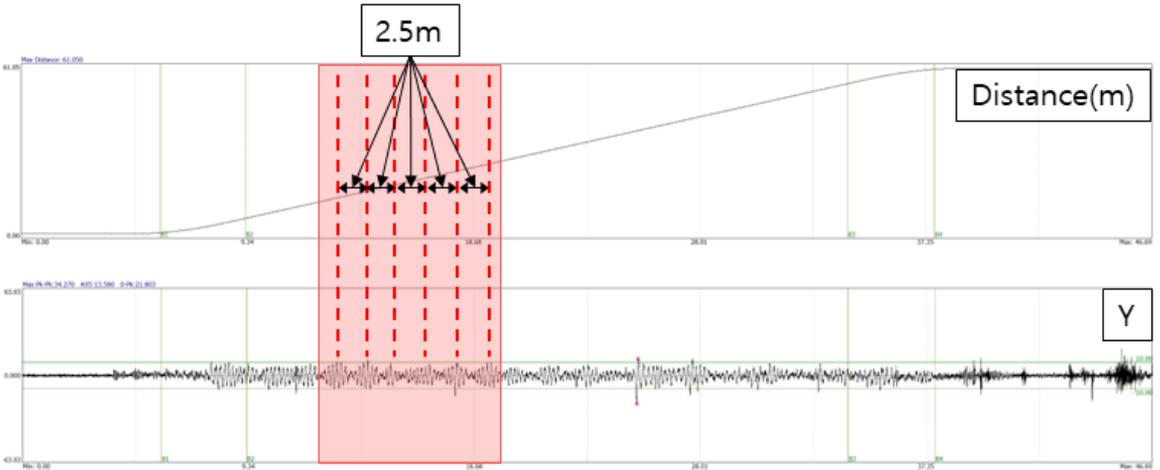


Fig. 8 FFT spectrum of A-1 data (Y axis)

서는 결함 성분이 나타나지 않았으며, Y축에서 가이드 롤러 회전속도 성분(6.25 Hz)에 약 10.97 gal의 고진동이 발생하였다. 가이드 롤러 회전속도 성분은 승강기의 속도와 가이드 롤러 지름을 활용하여 구할 수 있다. X축 및 Y축에는 기본적으로 가이드 롤러 성분이 발생하지만, 가이드 롤러 측에 부하가 많이 작용하게 되면 가이드 롤러 1X 성분이 높게 나타나게 된다.

Fig. 7의 (c)는 C-4호기의 FFT spectrum을 나타낸 것이다. X 및 Y축에서 15 gal을 초과하였으나, 해당 축에서 결함 성분으로 판단되는 고진동이 발생한 성분은 존재하지 않았으며, 모든 축에서 max value 값은 1.8 gal 이하로 비교적 안정적인 것으로 나타났다.

3. 특징 분석

머신러닝 기술이 반영된 특징 기반 머신러닝의 과정을 Fig. 9에 나타내었다. 특징 기반 머신러닝 과정은 크게 설비의 데이터 셋 구축과 신호처리, 특징 추출/선택 과정을 거쳐 최종적으로 분류기 모델을 학습하여 새로운 데이터의 진단을 수행한다. 특징 기반 머신러닝에 적용할 데이터 셋은 2.2절에서 선정한 정상 및 결함 신호를 통해 형성하였다.

형성된 데이터 셋의 샘플 확보를 위해 신호의 샘플링 (sampling) 과정이 필요하다. 샘플링은 비교적 적은 양의 모집단 데이터를 일정 간격으로 나누어 충분한 양의 표본 데이터를 확보하기 위함이다. 샘플링 과정에서 등속 구간만을 활용하였으며, 설비의 상태정보를

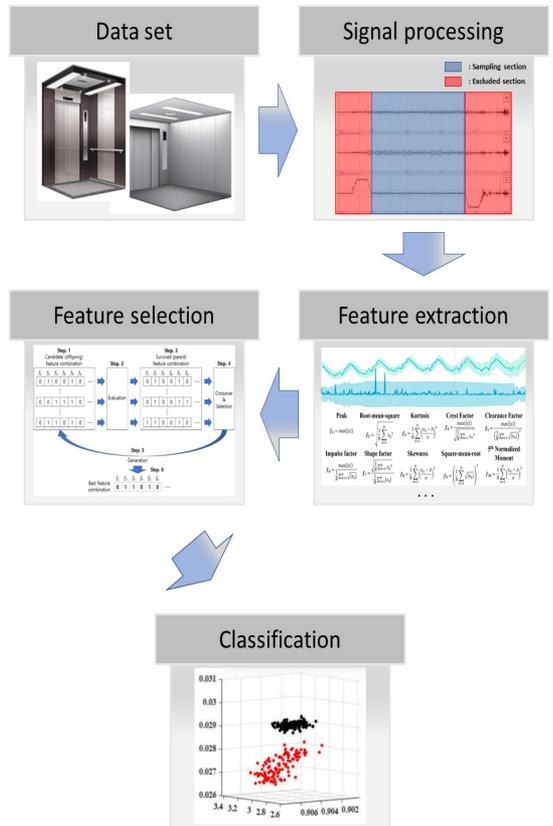


Fig. 9 Feature based machine learning process

충분히 반영할 수 있는 시간인 1초 간격으로 샘플링을 수행하였고 이에 대한 예시를 Fig. 10에 나타내었다.

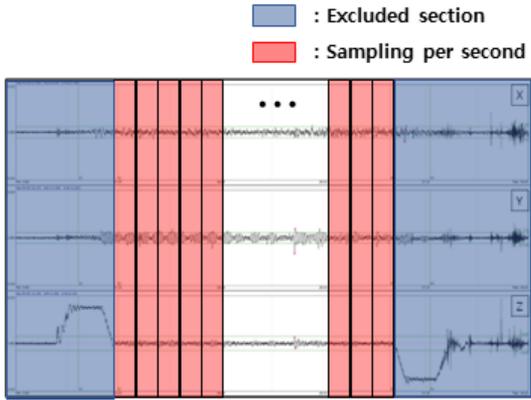


Fig. 10 Sampling of vibration signal

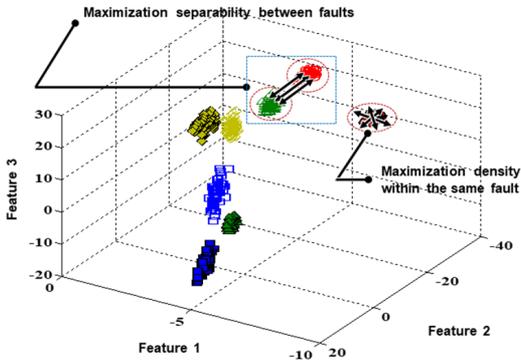


Fig. 11 GA-based feature selection method

샘플링된 신호에서 통계적, 형상적 특징을 추출하기 위하여 Table 3에 나타난 30개의 특징⁽¹¹⁾을 사용하였다. 이러한 특징들은 신호처리 분야에서 주로 많이 사용되고 있으며, 추출되는 특징의 개수는 3축이므로 90개가 추출된다. 90개의 특징 가운데 정상과 결함에 대한 변별력이 높은 특징을 선별하기 위하여 GA 기반 특징 선택 기법을 활용한다.

GA 기반 특징 선택은 결함 진단에 폭넓게 활용되는 Peak, RMS, Kurtosis 등을 포함한 특징들을 활용하여 형성한 특징 공간에서 서로 다른 상태 간의 패턴 및 군집성 비교를 통해 특징을 선택한다. 이러한 특징 공간에서 서로 다른 상태 간의 비교 분석을 위해서는 Fig. 11과 같이 각 상태 간의 충분한 변별성을 가지고, 동일한 상태 내의 밀집도가 높은 특징일수록 비교 분석이 용이하다. 다른 결함 상태 간의 변별성이 떨어지는 것과 동일 결함 내의 밀집도가 낮은 것

Table 3 The features for extracting statistical and shape information

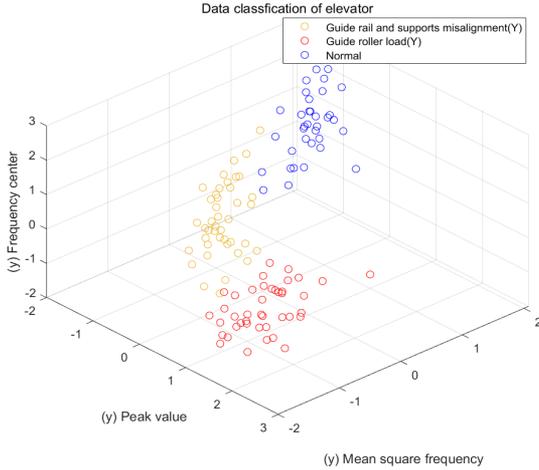
No.	Features
Time domain	
1	Peak
2	Root mean square
3	Kurtosis
4	Crest factor
5	Clearance factor
6	Impulse factor
7	Shape factor
8	Skewness
9	Square mean root
10	5th normalized moment
11	6th normalized moment
12	Mean
13	Shape factor
14	Peak to peak
15	Kurtosis factor
16	Standard deviation
17	Smoothness
18	Uniformity
19	Normal negative log-likelihood
Entropy domain	
20	Entropy estimation value
21	Entropy estimation error value
22	Histogram upper bound
23	Histogram lower bound
Frequency domain	
24	Frequency center
25	Mean square frequency
26	Rms of frequency
27	Variance frequency
28	Root variance frequency
29	Overall frequency
30	Overall rms frequency

은, 다른 결함 상태의 데이터라도 같은 상태로 판단될 수 있기 때문이다.

따라서, GA 기반 특징 선택 수행 시 목적함수를 설정하고 이에 가장 잘 부합하는 변별성 있는 특징들을 선택하게 된다. 목적함수의 경우 다른 개체 간 거리가 최대화되고, 동일 개체 내의 밀집도가 가장 높은 특징들을 선택하도록 설정하였으며, 이 논문에서

Table 4 The features selected by the GA

No.	Selected features
1	(Y) Peak value
2	(Y) Mean square frequency
3	(Y) Frequency center

**Fig. 12** The result of classification of elevator

GA에 의해 선택되는 특징은 3개로 설정하였다.

선택된 특징들은 형성된 특징 공간상에서 최종적으로 SVM에 적용하여 결함 분류 가능성을 판단하게 된다. 이를 위해 분류성능 평가를 수행하며, 확보된 데이터 상에서 샘플 중 2/3는 학습에 사용하고, 나머지 1/3은 학습된 SVM 평가에 활용하였다. 샘플의 1/3을 학습된 SVM 평가에 활용하는 이유는 해당 데이터를 새로운 데이터로 가정하고 학습된 머신러닝 모델의 평가에 활용하기 위함이며, 이러한 과정을 통해 특징 기반 머신러닝의 진단 가능성을 확인할 수 있다.

GA에 의해 선택된 대표 특징은 Table 4에 나타내었다. 특징 선별 결과 진동 데이터 내에서 최대 진폭치 특성을 추출하는 peak value, 평균 제곱 특성을 추출하는 mean square frequency, 밀도의 중심 특성을 추출하는 frequency center가 선택되었다. Fig. 12는 선택된 특징을 3차원 특징 공간을 형성하여 시각화한 것으로, 특징 공간에서 정상과 가이드 롤러 부하(Y축), 가이드 레일 및 지지부 정렬 불량(Y축)이 서로 식별이 가능할 정도로 분류된 것으로 확인된다. GA 기반 선택된 대표 특징은 Y축 신호에서 추출된 특징

으로, 이는 가이드 롤러 부하와 가이드 레일 및 지지부 정렬 불량이 Y축 신호에서 결함이 발생하여 해당 특징들이 GA 기반 특징 선택에 효과적으로 작용하였기 때문에 판단된다. 분류성능은 97.5%의 높은 정확도로 평가되었다.

4. 결 론

이 논문에서는 실제 주거지역에서 운용 중인 승강기를 승차감 진동 3축 센서 시스템을 통해 확보된 데이터에 머신러닝 알고리즘을 적용하는 연구를 수행하였다. 정상과 결함 신호를 샘플링 과정을 거쳐 샘플을 확보한 뒤, 샘플링된 신호에 대한 특징 추출 및 GA 기반 최적의 특징을 선택하여 결함을 효과적으로 분류할 수 있는 특징들을 선택하고, SVM을 통한 분류성능을 평가하여 진단 가능성을 확인하였다.

특징 선택 결과를 분석했을 때, 가이드 롤러 부하와 가이드 레일 및 지지부 정렬 불량은 Y축에서 결함이 발생한 데이터이며, GA를 통해 선택된 대표 특징은 Y축에서 추출된 특징으로 이는 결함이 발생한 축과 특징 분석 결과가 부합한다는 것을 확인할 수 있었다. 또한, SVM을 통한 분류성능 평가 결과 97.5%의 높은 정확도로 정상과 결함 신호를 분류할 수 있음을 확인하였다.

승차감 진동 데이터의 경우 결함들이 축마다 다르게 나타나기 때문에, 각각의 축마다 분석을 일일이 수행해야 하지만, GA-SVM으로 구성된 특징 기반 머신러닝의 경우 3차원 특징 공간으로 나타나는 결과를 통해 설비 상태 변화를 직관적으로 파악할 수 있으며, 분류 결과를 통해 어느 축에서 결함이 발생했는지 유추할 수 있을 것으로 판단된다.

추후 추가적인 데이터 취득을 수행하여 학습모델의 신뢰성을 확보하고 이를 분석에 활용할 예정이며, 이 연구의 결과는 향후 진동 신호를 기반으로 한 승강기 조기 결함 진단 시스템의 개발에 효과적으로 적용될 수 있을 것으로 판단된다.

References

- (1) Jang, S. W. and Kim, Y. J., 2022, A Study on Safety Management Measures for Accident Prevention through User Error Analysis Among Elevator Accident

Cases, Journal of the Korea Academia-Industrial cooperation Society, Vol. 23, No. 3, pp. 549~558.

(2) Sohn, S. H., Sohn, H. J., Kim, S. J., Yang, B. S. and Yoon, M. C., 2010, Reliability Assessment of Elevators using Life Data of the Components, The Korean Society for Power System Engineering, Vol. 14, No. 6, pp. 61~66.

(3) Kim, H. J., Hwang, M. S., Choi, O. M., Lee, A. K. and Kim, J. C., 2010, A Study on the Estimation of the Optimum Lifetime of Elevator Components for Elevator Accident Prevention, Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers, Vol. 66, No. 8, pp. 1278~1284.

(4) Kim, S. H., Kim, S. B., Kim, S. H. and Ham, S. H., 2017, Life Estimation of Elevator Wire Ropes using Accelerated Degradation Test Data, The Korean Society of Mechanical Engineers, Vol. 41, No. 10, pp. 997~1004.

(5) Kang, S. B., Lee, H. H., Oh, J. S. and Choi, K. S., 2020, Fault Prediction of a Heavy Oil Combined Heat and Power Boiler Using Machine Learning, The Korean Society of Mechanical Engineers, Vol. 44, No. 5, pp. 341~346.

(6) Lee, C. H., Kim, C. H., Choi, Y. W., Kang, B. K., Lee, J. H., Lee, J. W. and Lee, S. W., 2021, Development of a Bearing Fault Diagnosis Model Using Machine Learning Algorithms, Proceedings of the KSMTE Annual Autumn Conference, pp. 196~196.

(7) Ha, J. M., Ahn, B. H., Yu, H. T. and Choi, B. K., 2017, Feature Analysis based on Genetic Algorithm for Diagnosis of Misalignment, Transactions of the Korean Society for Noise and Vibration Engineering, Vol. 27, No. 2, pp. 189~194.

(8) Seo, S. Y., Bae, D. M., Lee, J. K. and Choi, B. K., 2013, Optimum Design of 3-Axis Sensor System for Vibration Measurement using Piezoresistive Type MEMS Sensor, Transactions of the Korean Society for Noise and Vibration Engineering, Vol. 23, No. 12, pp. 1082~1089.

(9) Kang, M. S., Kim, J. Y., Kim, J. M., Tan, A. C., Kim, E. Y. and Choi, B. K., 2015, Reliable Fault Diagnosis for Low-speed Bearings using Individual Trained Support Vector Machines with Kernel Discriminative Feature Analysis, IEEE Transactions on Power Electronics, Vol. 30, No. 5, pp. 2786~2797.

(10) Widodo, A. and Yang, B. S., 2007, Support Vector Machine in Machine Condition Monitoring and Fault Diagnosis, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 21, No. 6, pp. 2560~2574.

(11) Kim, J. M., Ahn, B. H., Lee, J. M., Yu, H. T. and Choi, B. K., 2017, Feature Analysis of Vibration and Acoustic Emission According to Pipe Cracking and Valve Opening/Closing, Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers, Vol. 27, No. 7, pp. 857~862.



Tae-Hong Min is unified Master's and Doctor's Course degrees at the Department of Energy and Mechanical Engineering at Gyeongsang National University in Korea. Areas of research are dynamic analysis of the rotor and machine fault analysis.



Dong-Hee Park received his Ph.D. degree in Energy and Mechanical Engineering from Gyeongsang National University. His areas of research are dynamic analysis of the rotor and machine fault analysis. He is a CEO at the Daviss Corp. in Korea.



Jeong-Jun Lee is Doctor's Course degrees at the Department of Energy and Mechanical Engineering at Gyeongsang National University in Korea. Areas of research are dynamic analysis of the rotor and machine fault analysis.



Sang-Yoon Seo received his Ph.D. degree in Sound and Vibration Engineering from Pukyong National University in 2013. He is currently a Deputy manager at Research and Development Department at Korea Elevator Safety Agency. His research interests are in vibration analysis, machine diagnosis and prognosis, development of sound and vibration equipment.



Sung-Woo Kang is an Assistant Professor in Industrial Engineering at Inha University. Dr. Kang focuses on the optimization of systems where it can actually make advantages in the real world. Dr. Kang received his Ph.D. and M.E.

(Industrial Engineering) from The Pennsylvania State University in the US, and M.S. (Industrial Engineering) from Myongji University in Korea while working as a task force team leader at Hynix semiconductor in Korea. He had his B.S. in Industrial Engineering from Inha University in Korea.



Byeong-Keun Choi is a Professor at the Department of Energy and Mechanical Engineering, Gyeong-sang National University in Korea. He received his Ph.D. degree in Mechanical Engineering from Pukyong National University, Korea,

in 1999. From 1999 to 2002, Dr. Choi worked at Arizona State University as an academic researcher. Dr. Choi's research interests include vibration analysis and optimum design of rotating machinery, machine diagnosis, and prognosis and acoustic emission. He is listed on Who's Who in the World, among others.