

규칙기반진단 자동화를 위한 Signal Recognition 기술개발

Development of Signal Recognition Technology for Automation Rule Based Diagnosis

이 정 준* · 박 동 희* · 김 형 진* · 최 병 근†

Jeong-jun Lee*, Dong-hee Park*, Hyeong-jin Kim* and Byeong-keun Choi†

(Received March 28, 2022 ; Revised June 21, 2022 ; Accepted June 22, 2022)

Key Words : Signal Recognition(신호인식), Decision-tree(의사결정 나무), Automation(자동화), Rule Based Diagnosis(규칙기반진단), Attribute(속성)

ABSTRACT

Rule based diagnosis is a machine condition diagnostic technology, and the result obtain through its responses to attributes consists of expert knowledge and experience. Accordingly, unlike machine learning, data and general-purpose aspects have advantages as they do not require big data and learning. However, rule-based diagnosis requires the user to respond to attributes, resulting in individual errors or time costs. Hence, it needs to be performed automatically. This paper develops a signal recognition technique by analyzing the diagnostic parameters of the rule-based diagnostic attributes. The diagnostic parameter consists of two characteristics and is recognized using different techniques. It is based on signal recognition, confirming its diagnostic potential, Further, this study is expected to enhance the automation of this diagnosis.

1. 서 론

최근 급격하게 변화하는 산업발전에 따라, 다양한 분야에서 인공지능, 데이터처리 및 머신러닝 등을 적용한 4차 산업 기술개발이 이루어지고 있다. 이에 따라 설비진단 분야에서도 연구가 수행되고 있으며 특히, 취득한 데이터를 바탕으로 정상상태와 결함상태를 학습하여 머신러닝을 적용한 설비진단연구가 활발히 수행되고 있다^(1,2).

하지만 머신러닝은 데이터 및 범용적인 측면에서 어려움이 있다. 머신러닝에 대한 결과는 학습된 데이

터의 양과 질에 따라 학습 분류 모델의 성능이 결정되기 때문에 많은 데이터의 수가 필요하며, 이를 관리하기 위한 빅데이터의 관리 측면과 데이터를 처리하는 과정에서 경제적, 시간적 비용이 발생하게 된다. 또한, 각 설비마다 서로 다른 결함상태가 발생하기 때문에, 설비마다 학습 모델을 구성해야 하므로 범용적인 측면에서 어려움이 있다⁽³⁾.

반면, 규칙기반진단은 전문가의 지식으로 진단이 수행되기 때문에 머신러닝의 단점을 보완할 수 있다. 규칙기반진단은 설비의 상태진단 기술 중 하나로써, 전문가의 지식과 경험을 바탕으로 귀납적 추론을 통해 진단을 수행하게 된다^(4,5). 설비의 결함에 대한 규

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

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

A part of this paper is presented at the KSNVE 2021 Annual Autumn Conference

‡ Recommended by Editor Nam Keun Kim

© The Korean Society for Noise and Vibration Engineering

칙을 정의하고 평가를 통해 데이터의 상태를 판단하기 때문에 범용적인 측면을 해결할 수 있다. 또한, 질의에 대한 응답을 통해 결론이 도출되어 시간적 비용을 절감할 수 있으며, 정해진 규칙에 따라 수행하여 많은 양의 데이터가 필요하지 않게 된다.

현재, 규칙기반진단은 사용자가 FFT spectrum에서 나타나는 정보를 바탕으로 질의에 대한 응답을 수행하여 설비의 상태를 진단한다. 규칙기반진단의 수행 과정을 사용자가 아닌 컴퓨터가 자동으로 수행된다면, 시간적 비용을 절감할 수 있으며 또한, 인공지능화를 통해 질의에 대한 응답을 수행할 때 나타나는 사용자의 개인 오차를 줄일 수 있다. 따라서, 질의에 대한 응답을 사용자가 아닌 컴퓨터가 수행할 수 있는 기술개발이 필요하다고 판단된다.

이 연구에서는 규칙기반진단의 질의에 대한 응답을 자동으로 수행하기 위한 signal recognition 기술 개발 연구를 수행하였다. 질의에 대한 응답을 수행하기 위해 구성된 질의를 바탕으로 응답에 필요한 성분을 분석하여 인식대상을 선정하였으며, 필요한 정보만 이용하여 응답을 수행할 수 있도록, 특성을 고려하여 인식에 필요한 2가지의 signal recognition 기술을 개발하였다. 개발된 signal recognition 기술을 바탕으로 결합데이터 및 시물레이션 데이터에 적용하여 신뢰성을 확인하였다.

2. 진단변수 정립 및 분류

설비 진단 시, 주파수 분석법은 스펙트럼에서 나타나는 성분을 분석하여 설비의 이상 상태 유/무를 판단한다. 회전설비의 정상상태에서는 주로 운전되는 성분인 1X 성분이 지배적으로 나타나지만 결합이 발생하게 되면 이상 신호가 발생하게 되며, 운전 성분의 배수 성분이나 특정 주파수에서 진폭이 커지거나 발생하게 된다⁽⁶⁾.

Table 1은 펌프를 대상으로 진단을 수행하기 위한 구성된 질의를 표로 정리하여 나타내었다. Table 2는 질의에서 진단변수와 형태를 3가지로 구분하여 나타내었다. Peak component는 운전 및 설비정보에 따라 변화하는 1X, 2X 등 특정 주파수에서 하나의 peak로 판단되는 진단변수이며, peak of range는 0.4X - 0.48X와 같이 특정 구간에서 하나의 peak로 구분되는 진단변수이다. 마지막으로 haystack은 고주파 또는 저주파

Table 1 Attribute list of rule based diagnosis

No.	Attribute
1	Is there predominant frequency of 1X?
2	Is there predominant frequency of 2X?
3	Are there harmonics of 1X?
4	Are there predominant odd harmonics of 1X?
5	Is there prominent vane passing frequency?
6	Are there multiples of vane passing frequency?
7	Is there a natural frequency?
8	Is there a prominent frequency in range of 0.4X-0.48X?
9	Is there a line frequency?
10	Are there prominent sub harmonics?
11	Is there a prominent frequency in range of 0.74X-0.78X?
12	Is there intense noise at the low frequency area?
13	Is there intense noise at the high frequency area?

Table 2 Diagnostic parameter according to attribute

No.	Diagnostic parameter	Type of criteria
1	1X	Peak component
2	2X	Peak component
3	Harmonics of 1X	Peak component
4	Odd harmonics of 1X	Peak component
5	Vane passing frequency	Peak component
6	Multi - Vane passing frequency	Peak component
7	Natural frequency	Peak component
8	0.4X-0.48X?	Peak of range
9	Line frequency?	Peak component
10	Sub harmonics of 1X	Peak component
11	0.74X-0.78X	Peak of range
12	Intense noise frequency	Haystack
13	Intense noise frequency	Haystack

에서 에너지 더미 형태로 나타나며, 에너지값으로 구분되는 진단변수이다.

Fig. 1은 규칙기반진단을 수행하는 전체적인 프로세스를 나타내었다. 설비진단을 수행하기 위해서는 운전 및 설비정보를 통해 진단변수를 파악하고

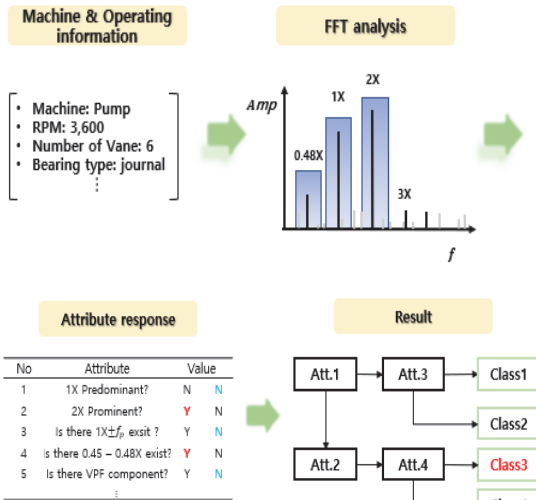


Fig. 1 Rule base diagnosis process

FFT(fast Fourier transformation) spectrum을 확인하여 질의에 대한 응답을 통해 과정을 거친다⁽⁷⁾. 이러한 진단과정을 자동으로 수행하기 위해서는 운전 및 설비정보를 통해 발생하는 결합 성분인 진단변수가 인식되어야 한다⁽⁶⁾. 또한, 계산된 진단변수가 기존의 질의를 고려하여 자동적으로 응답하는 과정이 필요하기 때문에 진단변수의 특성을 파악하여야 한다.

Peak component와 peak of range로 판단되는 진단변수는 운전 및 설비정보에 따라 달라지며 FFT spectrum에서 각각의 성분을 구분하는 것이 중요하다⁽⁷⁾. Haystack은 공동현상이나 난류현상에 의해 무작위의 주파수 성분이 가진되어 에너지 더미 형태로 나타나기 때문에 peak가 아닌 특정 대역의 에너지 값을 보고 판단한다⁽⁸⁾. 따라서, 진단변수는 FFT spectrum에서 결합에 의해 나타나는 특성에 따라 2가지로 구분되며, 각각 다른 방법으로 signal recognition 기술이 개발되어야 한다.

3. Signal Recognition 기술개발

3.1 Peak 탐색기술개발

Fig. 2는 FFT spectrum에서 발생하는 주파수 성분의 진폭 값에 대한 기준을 나타낸 그림이며, 결합을 진단할 때에는 진단변수의 진폭 값을 기준으로 판단하게 된다⁽⁹⁾. 발생하는 진단변수는 운전 및 설비정보

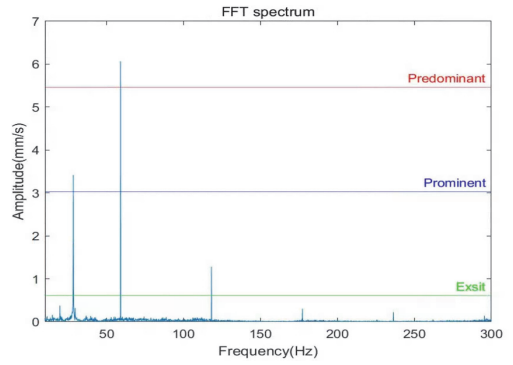


Fig. 2 Criteria of peak

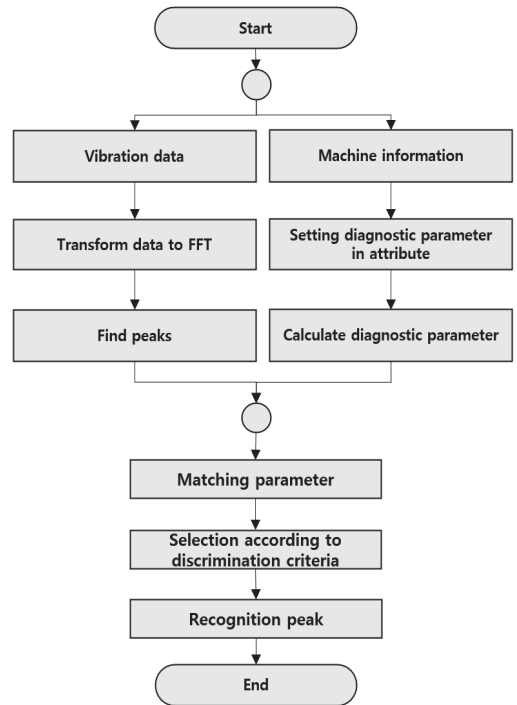


Fig. 3 Recognition peaks of algorithm

에 따라 다르게 나타나기 때문에 정보를 바탕으로 계산하여 FFT spectrum에서 발생하는지 확인해야 한다. 진폭값은 가장 높은 진폭을 기준으로 predominant, prominent, exist로 구분되며 진단변수가 어느 구간에 속해있는지 판단하여 질의를 응답하게 된다.

FFT spectrum 상에서 peak가 나타나지만, exist 기준값 이하의 성분은 진단에 큰 영향을 주지 않기 때문에 exist 기준값 이상의 peak만이 고려되어도 진단

이 가능하다. 즉, 설비진단 시 FFT spectrum 상에서 지배적으로 나타나는 성분이 가장 중요하기 때문에 FFT spectrum 상에서 나타나는 peak가 우선적으로 탐색되어야 하며, 그 peak가 어떤 진단변수인지 확인 되는 과정으로 peak 탐색기술이 구성되어야 한다. 진단변수의 진폭을 고려하게 되면 peak가 없더라도 진폭 값이 진단에 영향을 줄 수 있기 때문에 peak를 찾고 peak가 나타나는 주파수 성분을 진단변수와 비교 하는 과정으로 구성되어야 한다.

Fig. 3은 peak 탐색기술의 전체적인 알고리즘을 나타낸 그림이다. 설비 및 운전정보로부터 질의에 응답해야 하는 진단변수를 계산하는 과정을 거친다. 또한, 취득된 데이터는 FFT spectrum으로 변환하여 국소 최대값을 탐색한다. 탐색된 peak 성분과 계산된 진단변수를 비교하여 각각의 진단변수가 어느 기준값 내에 있는지 판단하여 인식을 수행하게 된다. 진단변수가 포함된 기준 범위에 따라서 질의에 대한 응답 값을 구할 수 있으며 진단에 활용된다.

3.2 에너지 더미 탐지 기술개발

Fig. 4는 FFT spectrum에서 발생하는 에너지 더미에 대한 예시이다. 에너지 더미는 intense noise 형태로 나타나기 때문에 주파수 범위나 성분의 크기가 일정하지 않아 peak에 비해 인식하는데 어려움이 있다. 에너지 더미는 잡음성분과 구별이 되어야 하며 더미 형태로 나타난다. 즉, 잡음성분과 구분되는 일정 기준값 이상의 성분이 연속되어 나타나는지 더미 형태인지 확인하여 인식되어야 한다. Fig. 5는 에너지 탐색 기술의 과정을 알고리즘 순서도로 나타내었다. 에너지 더미와 잡음 성분을 구별하기 위해서 최소 임계값과 더미 형태로 나타나는 연속된 영역을 확인하기 위해 최대 임계값을 이용하여 에너지 더미를 탐색하는 원리로 알고리즘을 개발하였다.

우선 잡음과 구별하는 최소 임계값을 초과하는 범위에 대해 최소범위를 설정하고 연속된 범위를 에너지 더미에 대한 후보 범위로 구하였다. 최소 임계값을 이용하여 얻은 후보 범위에 대해 최대 임계값을 초과하는 범위를 탐색하였으며, 그 범위의 최소범위를 만족하는 범위를 에너지 더미라고 판단하였다. 즉 최소 범위를 초과하는 값은 잡음이 아니라고 판단하도록 최대 범위를 초과하는 값은 FFT 상에서 결함으로 판단될 수 있는 기준을 각각의 임계값으로 설정하

여 에너지 더미를 구분하도록 알고리즘을 구성하였다. 따라서 알고리즘을 탐색된 더미의 에너지 값을 구하고 기준값을 초과한 경우 에너지 더미가 존재한다고 판단할 수 있다. 또한 에너지 더미가 존재하는 범위에 대한 정보를 바탕으로 질의에 대해 응답할 수 있다.

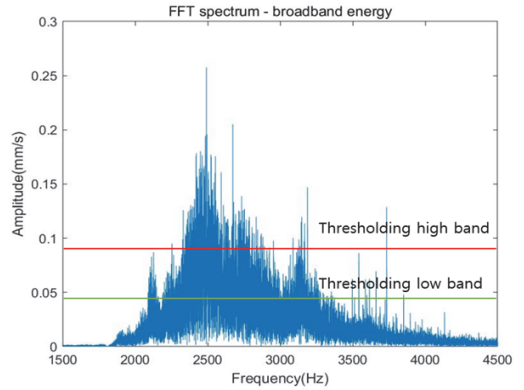


Fig. 4 Example of haystack in FFT spectrum

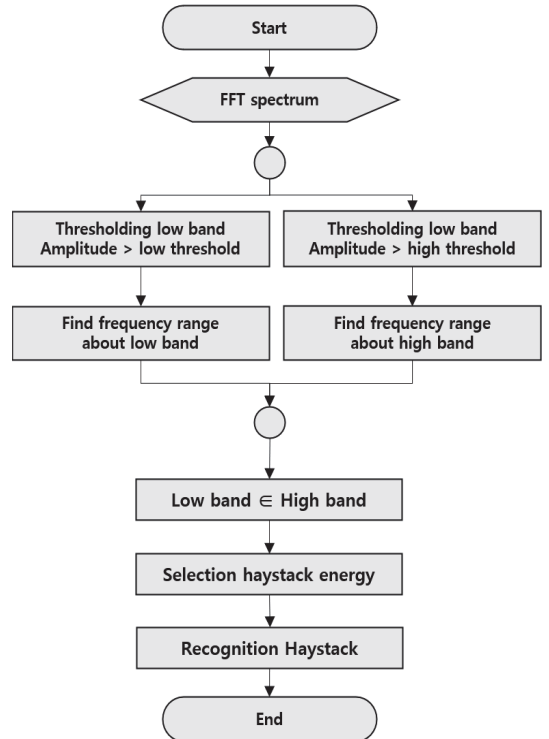


Fig. 5 Recognition haystack of algorithm

4. Signal Recognition 기술 검증

Signal recognition 기술을 규칙기반진단에 적용하였을 경우, 진단변수가 명확하게 인식되어 판별식에 의해 응답을 수행하는지 검증하였다. 검증을 수행하기 위한 데이터의 경우에는 다양한 결함에 따라 검증이 되어야 하지만 결함이 있는 실제 설비에 대한 데이터의 확보가 어려워 시뮬레이션 데이터를 생성하여 사용하였다. 시뮬레이션 데이터의 구성은 실제 데이터를 바탕으로 결함 성분을 인가하여 생성하였다⁽⁶⁾. 정상데이터에 대한 운전정보 및 FFT spectrum은 Table 3과

Table 3 Specification of simulation data

No.	Information
Operating frequency	29.38 Hz
Sampling rate	5120 Hz
Time	1.6 s

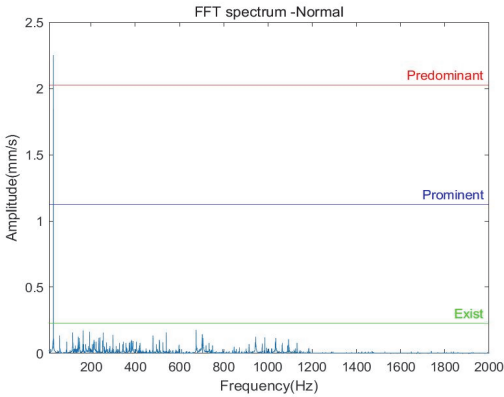


Fig. 6 FFT spectrum of normal (case 0)

Table 4 Information of simulation data

Case	Condition	Added component
Case 0	Normal	-
Case 1	Misalignment	2X, 3X
Case 2	Mechanical looseness	Sub-harmonics / harmonics of 1X
Case 3	Oil whirl	0.4 ~ 0.48X
Case 4	Cavitation	Random high band vibration / vane passing frequency

Fig. 6에 나타내었으며 각 case와 시뮬레이션 데이터에 인가된 결함 성분은 Table 4에 나타내었다.

생성된 시뮬레이션 데이터를 개발된 signal recognition을 수행하여 인가된 성분이 진단변수에 맞게 되는지 확인하였다. 확인한 결과 진단변수의 peak값은 인가한 성분에 대비하여 5% 오차를 이내였다. 이는 FFT spectrum의 분해능과 주파수 성분에 따라 발생하는 차이로 판단된다. Fig. 7은 case 4의 FFT spectrum이며, 인가된 성분은 에너지 더미 성분과 peak 형태로 나타나는 VPF(vane passing frequency) 성분이다. Peak 탐색기술을 적용한 결과는 Table 5에 나타내었으며, FFT spectrum상에서 가장 높은 진폭을 기준으로 10%에 부합하는 성분인 1X, 2X 성분과 VPF 성분에 대해 탐색이 수행된 것이 확인된다. 에너지 더미 탐색기술을 적용한 결과는 Table 6에 나타내었으며, 고주파에서 발생하는 주파수 범위를 탐색한 것으로 확인된다.

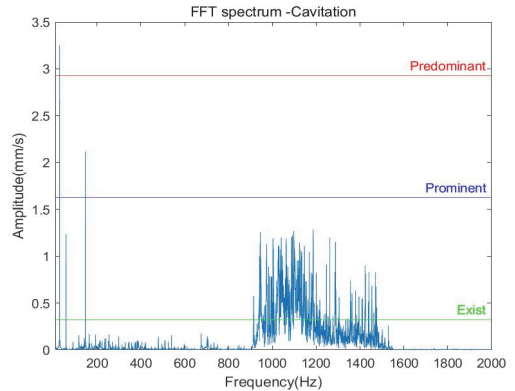


Fig. 7 FFT spectrum of cavitation (case 4)

Table 5 Result of recognition peaks (case 4)

Rank	Amplitude	Frequency	Component	Criteria
1	3.25	29.38 Hz	1X	Predominant
2	2.11	146.90 Hz	VPF	Prominent
3	1.23	58.76 Hz	2X	Exist

Table 6 Result of recognition haystack (case 4)

	Haystack frequency range	
Haystack	902.61 Hz ~ 1518.30 Hz	High frequency

탐색된 성분을 바탕으로 질의에 대한 응답을 수행한 결과를 Table 7에 나타내었다. 1, 5, 13번에 대한 응답이 yes로 표시된 것으로 확인된다. Peak 탐색기술에서는 3개의 성분을 탐색하였으나, 2X 성분은 질의 2번의 진단변수에 응답 되는 성분이지만, predominant 이하의 기준값에 위치하기 때문에 no로 나타나는 것

Table 7 Result of attribute response (case 4)

No.	Attribute	Response
1	Is there predominant frequency of 1X?	Y
2	Is there predominant frequency of 2X?	N
3	Are there harmonics of 1X?	N
4	Are there predominant odd harmonics of 1X?	N
5	Is there prominent vane passing frequency?	Y
6	Are there multiples of vane passing frequency?	N
7	Is there a natural frequency?	N
8	Is there a prominent frequency in range of 0.4X-0.48X?	N
9	Is there a line frequency?	N
10	Are there prominent sub harmonics?	N
11	Is there a prominent frequency in range of 0.74X-0.78X?	N
12	Is there intense noise at the low frequency area?	N
13	Is there intense noise at the high frequency area?	Y

Table 8 Result of attribute response (real data)

Data	Fault	Result
Real fault data	Unbalance	Unbalance CF = 1.00
	Vane passing vibration	Vane passing vibration CF = 1.00
Simulation data	Misalignment	Misalignment CF = 1.00
	Mechanical looseness	Mechanical looseness CF = 1.00
	Oil whirl	Oil whirl / whip CF = 1.00
	Cavitation	Cavitation CF = 1.00

으로 확인된다. 이를 통해, 진단변수인 peak 탐색기술과 에너지 더미 탐색기술이 명확하게 인식되어 질의에 응답하는 것을 확인했다.

Table 8은 실제 결함데이터와 시뮬레이션 데이터를 바탕으로 signal recognition을 적용하여 규칙기반진단을 수행한 결과이다. 진단 결과는 질의를 바탕으로 인식대상과 부합하여 모든 결함상태와 동일하게 나타나는 것으로 확인된다. 이를 바탕으로 규칙기반진단에 signal recognition 기술을 적용 가능할 것으로 판단된다.

5. 결 론

이 연구에서는 규칙기반진단을 자동화로 수행하기 위한 signal recognition 기술개발 연구를 수행하였다. 규칙기반진단 질의에 대한 응답하기 위해 인식이 필요한 성분에 대한 분석을 수행하였다. 인식대상은 진단변수이며, 이에 대한 특성을 고려하여 peak 탐색기술과 에너지 더미 탐색기술을 개발하였다. Peak 탐색기술은 모든 국소 최대값을 탐색하여, 질의의 진단변수와 일치하는 성분이 기준값에 응답 여부를 통해 필요한 성분만 탐색을 수행하였다. 또한, 에너지 더미 탐색기술은 최대 임계값과 최소 임계값을 이용하여 에너지 더미의 발생 여부와 구간을 탐색하여, FFT spectrum에서 나타나는 에너지 더미를 탐색하였다.

이 연구의 신뢰성을 확인하기 위해 시뮬레이션 데이터 및 결함데이터를 바탕으로 검증을 수행하였다. Signal recognition이 수행된 결과로부터 질의에 부합하는 인식대상을 명확하게 불러오는지 확인하였으며, 규칙기반진단에 적용하여 질의에 대한 응답을 수행한 결과, 확인된 결함 성분과 같은 결과가 도출되는 것을 확인하였다. 따라서 이 연구에서 제시한 signal recognition 기술을 규칙기반진단에 적용하여 자동화 진단을 수행할 수 있을 것으로 판단된다. 이러한 기술이 구현된다면 설비진단 분야에서 머신러닝이나 딥러닝 등 다른 인공지능 알고리즘에 비해 탁월하게 시간이 줄어드는 장점이 생긴다. 또한, 구현되는 컴퓨터, 서버 등의 용량이 비교적 적게 이용되기 때문에 경제적인 이점이 있을 것이라고 기대된다.

References

(1) Kim, H. J., Ha, J. M., Ahn, B. H., Park, D. H.

and Choi, B. K., 2018, Failure Classification of Gearbox using Ultrasonic Signal Characteristics, Transactions of the Korean Society for Noise and Vibration Engineering, Vol. 28, No. 1, pp. 57~63.

(2) Cheong, D. Y., Ahn, B. H., Park, D. H., Kim, H. J. and Choi, B. K., 2019, Feature-based Trend Monitoring of Vibration Signals according to Severtiy of Gear Tooth Breakage, Transactions of the Korean Society for Noise and Vibration Engineering, Vol. 29, No. 2, pp. 199~205.

(3) Cho, S. J. and Kang, S. H., 2016, Industrial Applications of Machine Learning, Industrial Engineering Magazine, Vol. 23, No. 2, pp. 34~38.

(4) Mitchell, T. M., 1997, Machine Learning, McGraw Hill, New York, NY, pp. 52~77.

(5) Lee, T. W., Lee, Y. B., Kim, S. J., Kim, C. H. and Rhim, Y. C., 2001, Development of Knowledge based Expert System for Fault Diag Industrial Rotating Machinery, Proceedings of the KSNVE Annual Autumn Conference, pp. 633~639.

(6) Alsalaet, J., 2012, Vibration Analysis and Diagnostic Guide, pp. 30~57.

(7) Yang, B. S., Lim, D. S. and Tan, A. C. C., 2005, Vibex: An Expert System for Vibration Fault Diagnosis of Rotating Machinery using Decision Tree and Decision Table, Expert System with Applications, Vol. 28, No. 4, pp. 735~742.

(8) Kim, T. H., Kim, H. S., Kim, D. G., Kim, W. T. and Han. B. S., 2009, The Vibration Impact Assessment for Long-term Damage Mechanism of a Pump, Proceedings of the KSNVE Annual Autumn Conference, pp. 441~445.

(9) Lee, G. Y., 2007, Rotating Equipment Diagnosis Case, Proceedings of the KSNVE Annual Autumn Conference, pp. 1095~1099.



Dong-hee Park 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.



Hyeong-jin Kim 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.



Byeong-keun Choi is a Professor at the Department of Energy and Mechanical Engineering, Gyeongsang 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.



Jeong-jun Lee 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.