

# 기계학습을 적용한 회전체 고장진단에 관한 연구

## A study on the fault diagnosis of rotating machine by machine learning

전향규,<sup>1</sup> 김지선,<sup>1</sup> 김봉주,<sup>1</sup> 김원진<sup>1,2†</sup>

(Hang-Kyu Jeon,<sup>1</sup> Ji-Sun Kim,<sup>1</sup> Bong-Ju Kim<sup>1</sup>, and Won-Jin Kim<sup>1,2†</sup>)

<sup>1</sup>계명대학교 기계공학과, <sup>2</sup>계명대학교 기계자동차공학과

(Received May 28, 2020; revised June 25, 2020; accepted July 16, 2020)

**초 록:** 본 논문에서는 정상상태와 8가지의 고장이 재현가능한 회전체를 제작하고 진동 데이터를 취득하였다. 취득한 데이터로 특징을 계산하여 인공신경망과 유전알고리즘을 적용한 고장진단을 통해 정확성을 분석한다. 최적의 시간과 높은 정확성의 구현을 위해 특징을 3가지 영역으로 구분하여 고장진단에 적용하였다. 설정변수는 학습수로 설정하였다. 회전체 고장진단의 결과는 다른 영역보다 주파수영역에서 높은 정확성을 보였으며 학습수 5000, 8000회에서 10회의 구동 모두 정확한 고장진단을 하였다. 시간의 효율성을 고려하였을 경우, 학습수가 5000회일 때 가장 우수하다고 판단하였다.

**핵심용어:** 회전체, 기계학습, 인공신경망, 유전알고리즘, 고장진단

**ABSTRACT:** In this study, a rotating machine that can reproduce normal condition and 8 fault conditions were produced, and vibration data was acquired. Feature is calculated from the acquired data, and accuracy is analyzed through fault diagnosis using artificial neural networks and genetic algorithms. In order to achieve optimal timing and higher accuracy, features by three domains were applied to the fault diagnosis. The learning number was selected as a setting variable. As a result of the rotating machine fault diagnosis, high precision was found in the frequency domain than in others, and precise fault diagnoses were accomplished through all of 10 operations, at the learning number of 5000 and 8000. Given the efficiency of time, it was estimated to be the most efficient when the number of learning was 5000.

**Keywords:** Rotating machine, Machine learning, Artificial neural network, Genetic algorithm, Fault diagnosis

**PACS numbers:** 43.40.At, 43.40.Vn

### 1. 서 론

회전체는 대부분 기계 설비의 핵심 요소로 자동차 산업, 제조산업, 터빈시스템 등의 여러 분야에서 사용되고 있다. 최근 에너지 수요 급증으로 인한 산업의 발전으로 인해 설비가 고속화, 고효율화, 대용량화되는 경향을 가지므로, 개발 및 운용 중 빈번히 발생하는 진동 등의 문제를 생각하지 않을 수 없다.

또한 구조적인 복잡성과 기능의 향상으로 인해 회

전체의 구동조건은 점차 가혹해지고 있다. 가혹해진 환경에 따른 회전체의 고장은 파급사고와 함께 생산 정지를 발생시켜 막대한 경제적 손실을 초래한다. 그러므로 고장 초기에 회전체의 수리를 통한 손실의 최소화에 따른 고장진단의 필요성도 같이 증대되고 있다.

이러한 고장진단의 연구동향을 살펴보면, 기계학습을 사용하는 연구가 진행되고 있다. Lee와 Joh<sup>[1]</sup>는

†Corresponding author: Won-Jin Kim (wjkim@kmu.ac.kr)

Department of Mechanical and Automotive Engineering, Keimyung University, 1095 Dalgubeol-daero, Dalseo-gu, Daegu 42601, Republic of Korea

(Tel: 82-53-580-5265, Fax: 82-53-580-5165)



Copyright©2020 The Acoustical Society of Korea. This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

인공신경망(Artificial Neural Network, ANN)을 사용하여 조립식 소형 모터의 고장진단 시스템을 개발하였고, Ruonan *et al.*<sup>[2]</sup>은 회전체 고장진단 시 인공지능(Artificial Intelligence, AI) 활용에 대한 이점과 한계점을 기술하였다. 그리고 Kankar *et al.*<sup>[3]</sup>은 시간 영역 데이터 특징과 기계학습을 사용하여 볼 베어링의 고장 진단을 하였다. Paya *et al.*<sup>[4]</sup>은 웨이브릿 변환(wavelet transform)을 이용한 특징을 인공신경망에 활용하여 회전체 결함을 진단하였다. Saravanan *et al.*<sup>[5]</sup>은 베벨 기어 박스의 결함을 분류하기 위해 인공신경망과 근접 서포트 벡터 머신(Proximal Support Vector Machine, PSVM)을 사용하여, 성능을 분석하였다.

기계학습의 특징을 선택하는 알고리즘은 대표적으로 거리평가기준과 유전알고리즘(Genetic Algorithm, GA)이 있다. 선택 알고리즘과 관련한 연구동향으로 Ha *et al.*<sup>[6]</sup>은 유전알고리즘과 서포트 벡터 머신을 활용한 축정렬불량을 진단하였고, Kim *et al.*,<sup>[7]</sup> Ann *et al.*<sup>[8]</sup>은 동일한 특징선택 알고리즘과 기계학습 알고리즘을 사용하여 각각 기어박스와 가스터빈의 고장 진단을 하였다.

유전알고리즘을 이용한 기계학습 모델의 최적화에 대한 연구동향은 다음과 같다. Samanta *et al.*<sup>[9]</sup>은 베어링 결함 진단을 위해 유전알고리즘을 활용하여 인공신경망과 서포트 벡터 머신을 최적화하였다. Unal *et al.*<sup>[10]</sup>은 유전알고리즘을 사용하여 인공신경망의 은닉층과 노드수를 최적화하여 베어링 결함을 진단하였다.

하지만, 대부분의 연구들은 단일 고장에 대해 기계학습을 통한 고장진단을 진행하였다. 그러므로 회전체의 부품과 위치에 따른 고장진단에 관한 연구는 부족한 실정이다.

본 논문에서는 다양한 고장이 재현가능한 회전체를 설계하고, 정상상태와 8가지의 고장에 대한 진동 데이터를 취득한다. 이 데이터를 이용하여 시간 및 주파수 영역에 대한 특징을 계산한다. 회전체의 고장을 진단하기 위해 기계학습 알고리즘인 인공신경망과 유효한 특징을 선택하기 위해 유전알고리즘을 사용한다. 또한 인공신경망을 이용하여 정상상태와 8가지의 고장 데이터를 모두 입력하여 고장진단 알고리즘을 학습시킨다. 학습이 완료된 고장진단 알고리즘을 활용하여 무작위로 입력되는 정상 및 고장 데이터에 대한 결과를 산출한다. 인공신경망의 변수 중 하나인 학습수를 변경하여 각 고장에 대한 진단이 가능한 회전체 고장진단 알고리즘의 성능을 판별하고자 한다.

## II. 이론적 배경

인공신경망은 단순한 계산을 주로 하는 컴퓨터를 보완해주기 위해 뉴런의 집합을 모델링하여 개발된 알고리즘이다.

Fig. 1은 다층 퍼셉트론(Multi-Layer Perceptron, MLP)이며, 입력층과 은닉층, 출력층으로 구분되어 있는 구조로, 각 층의 노드(node)를 연결시켜주는 가중치( $w$ )가 있다. 이 알고리즘의 특징은 시그모이드 함수(sigmoid function)를 활성화함수로 채택하고, 가중치를 학습시키기 위해 오류역전파 알고리즘(back-propagation algorithm)을 사용하는 것이다.

계산 방법은 첫째, Eq. (1)과 같이 노드( $x_i$ )와 가중치( $w_{ij}$ )를 곱한 합과 편향값( $w_0$ )을 합한 값이 가중합( $s$ )이라 하며, 이를 활성화함수에 대입하여 다음 층으로 전달하는 과정이 반복되어 출력값을 계산한다.

$$s = w_0 + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} x_i. \quad (1)$$

둘째, Eq. (2)는 활성화함수( $\tau$ )인 하이퍼볼릭 탄젠트

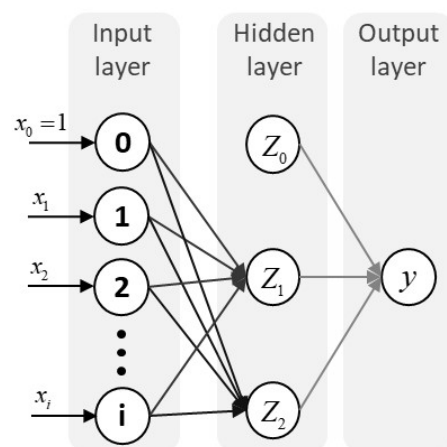


Fig. 1. Structure of multi-layer perceptron.

시그모이드 함수이다.

$$\tau(s) = \frac{2}{1 + e^{-s}} - 1. \quad (2)$$

셋째, Eq. (3)과 같이 평균제곱오차(Mean Square Error, MSE)를 이용하여 출력값( $O_k$ )과 기댓값( $T_k$ )의 차이를 비교한다.

$$MSE = \frac{1}{n_t} \sum_{k=1}^{n_t} (T_k - O_k)^2. \quad (3)$$

넷째, 오차를 줄이기 위해 오류역전파를 사용한다. 오류역전파는 출력층에서 입력층 방향으로 각 층을 연결하는 가중치와 편향값을 조절하는 방법이다. 그에 따라 경사하강법을 사용하여 가중치와 편향값을 최적화한다. Eqs. (4)와 (5)에 목적함수( $J(w)$ )와 경사하강법을 나타내는 관계식을 제시하였다. 여기서  $\rho$ 는 학습률을 의미한다.

$$J(w) = \frac{1}{2} \| T_k - O_k \|_2^2. \quad (4)$$

$$w^{\neq w} = w^{old} - \rho \frac{\partial J}{\partial w}. \quad (5)$$

이 순서로 인공신경망을 계산하고 지정한 최대 학습 수만큼 실행한다.

여기서 유전알고리즘에서 고장진단 알고리즘의 집단은 50개로 선정하였다. 유전알고리즘의 연산방법은 첫째, 무작위 또는 경험적 방법으로 집단 중 유전자를 선택한다. 둘째, 최상의 특징을 탐색하기 위해 적합도 함수를 Eq. (6)으로 계산한다. 여기서의 적합도 함수는 인공신경망의 출력값과 기댓값의 일치 개수( $N_m$ )에 대한 전체 시험 데이터 개수( $N_t$ )의 비를 최대화하는 함수로 사용하였다.

$$f(x) = maximize \left( \frac{N_m}{N_t} \right). \quad (6)$$

셋째, 적합도 값이 높은 유전자를 선택하여 교배

급원으로 선택될 확률을 높이기 위해 선택을 실행한다. 선택 연산 방법은 룰렛 휠 선택을 활용하여 적합도의 합과 각 염색체의 선택확률을 계산하고 확률별로 룰렛에 배치하여 집단의 수만큼 휠을 돌려 하나의 염색체를 선택한 후 교배급원에 복제한다.

넷째, 자연의 교배를 묘사하기 위해 교배급원의 염색체 중 무작위로 부모의 염색체 쌍을 선정한 후 교배확률(crossover rate)을 토대로 교배 유무를 결정하고 교배점을 기반으로 부모의 유전자를 교환하게 하여 교배 연산을 진행한다. 여기서는 하나의 교배점만 사용하는 일점교배(one-point crossover)를 채택하였다.

마지막으로 진화과정 중에 염색체의 변이를 통해 새로운 염색체를 생성시키는 돌연변이 과정이다. 집단 내의 염색체에서 유전자 하나씩 돌연변이가 확률인 0.03로 돌연변이 유무를 결정하며 이 과정을 순차적으로 반복하여 최적의 해를 도출한다.

### III. 회전체 제작 및 데이터 취득

Fig. 2는 베어링 결함, 축정렬불량(misalignment), 불평형(unbalance), 회전체 조립 불량과 위치에 따른 고장이 재현이 가능하게 설계한 회전체이다.

장착한 모터의 분당 회전수는 최대 3300 r/min이며, 제어 박스를 통해 분당 회전수 조절이 가능하게 설계하였다. 커플링은 완전 일체형 슬릿가공 구조이며 비틀림 강성이 뛰어난 제품으로 선정하였다. 베어링은 강철 재질의 볼 베어링을 사용했다. 회전체의 재질은 알루미늄으로 선정하였다. 밀판은 바닥진동이 발생하지 않게 강철과 원목을 이용하여 무거운 중량으로 구성하였고, 베이스 하부의 양측 베어링하우징 고정부의 구멍을 길게 제작하여 축정렬불량의 재현이 가능하게 설계하였다.

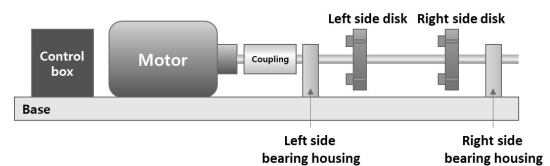


Fig. 2. A schematic diagram of the rotating machine used for vibration measurements.

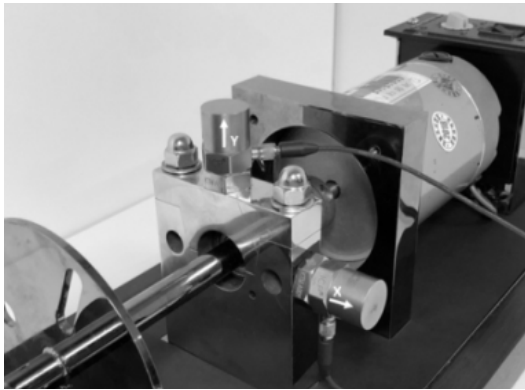


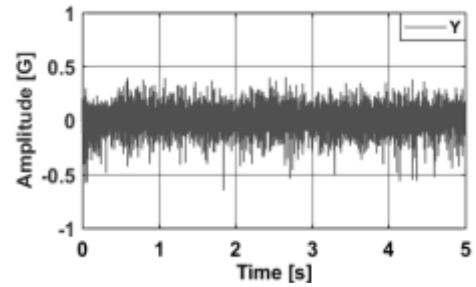
Fig. 3. Vibration measurement points.

디스크를 2 개로 구분하여 좌측, 우측, 양측 전부 질량을 부착하여 불평형을 구현하였고 좌, 우측 베어링 조립부의 너트를 0.5 mm 유격을 주어 조립불량을 재현하였다. 추가적으로 베어링 조립 불량을 재현하기 위해 정상 상태 대비 2 mm의 유격을 주었으며, 총 고장의 개수는 정상 상태 외 8가지이다.

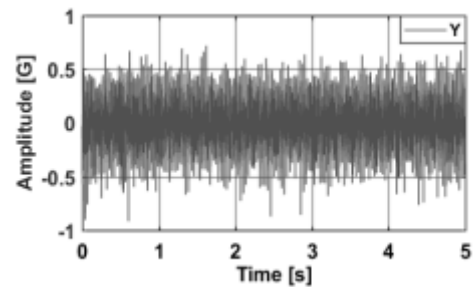
측정 방법은 Fig. 3과 같이 좌측 베어링 하우징의 측면(X축 방향)과 상단(Y축 방향)에 단축 가속도계를 부착하였다. 회전체의 속도는 1620 r/min으로 고정하였고, 데이터는 초당 샘플링 개수 2560개로 5 s 간 취득하였다. 고장별 데이터는 트레이닝 데이터 100개, 유전알고리즘의 검증 데이터 100개와 고장진단 알고리즘의 검증 데이터 1000개를 측정하였다.

측정 데이터는 정상상태를 포함하는 9가지의 고장에 대해 X축과 Y축에 대해 측정하였고, 그 중 대표적인 정상상태와 불평형에 대한 시간영역의 데이터 예시는 Fig. 4에 주파수영역에 대한 스펙트럼 예시는 Fig. 5에 나타내었다.

인공신경망에 측정 데이터를 입력하기 위해 시간영역과 주파수 영역으로 특징을 계산하였다. 시간영역에서는 평균(mean), 표준편차(standard deviation), 분산(variance), 첨도(kurtosis), 왜도(skewness), 실효치(Root Mean Square, RMS), 피크 투 피크(peak to peak), 파고율(crest factor), 형상계수(shape factor)를 특징으로 선정하였고, 주파수영역은 1차에서 10차까지 조화성분의 크기를 이용하였다. 또한 학습의 속도와 고장진단의 성공률을 높이기 위해 Eq. (7)과 같이 정규화를 사용한다.  $N_i$ 는  $i$ 번째 특징의 정규화 값이며,

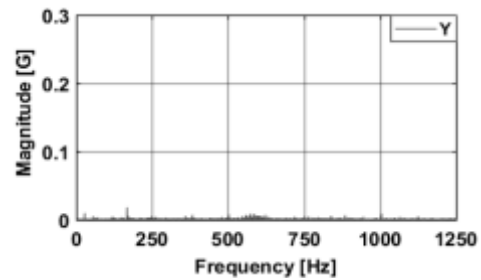


(a)

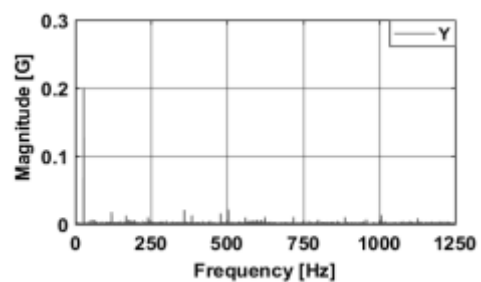


(b)

Fig. 4. Vibration signal of Y axis (a) normal condition (b) unbalance on the left side disk.



(a)



(b)

Fig. 5. Vibration spectrum of Y axis (a) normal condition (b) unbalance on the left side disk.

$f_{ij}$ 는  $j$ 번째 데이터 세트에서  $i$ 번째 특징값,  $f_{i\max}$ 는 특징의 최대값,  $f_{i\min}$ 은 특징의 최소값을 말한다.

$$N_i = 2 \times \left( \frac{f_{ij} - f_{i\min}}{f_{i\max} - f_{i\min}} \right) - 1. \tag{7}$$

### IV. 인공신경망과 유전알고리즘을 적용한 회전체 고장진단

유효한 특징을 선택하는 유전알고리즘과 인공신경망을 사용하여 고장진단을 실행하였다. 고장진단 알고리즘의 구동방법은 집단 개수만큼 시간, 주파수, 시간 및 주파수 3가지 영역의 특징 집합을 만들어 인공신경망에 전달한다. Fig. 6과 같이 특징을 인공신경망의 모델에 입력하여 출력값을 계산한다. 그리고 오류역전파 알고리즘을 실행하여 가중치와 편향값을 학습시킨다. 인공신경망의 최종 모델에 유전알고리즘의 검증데이터를 입력하여 정답 및 오답 개수를 산출한다. 산출된 결과를 적합도 함수에 대입하여 계산하고, 선택, 교배, 돌연변이의 과정을 거쳐 새로운 집단을 생성하고, 세대변화의 수만큼 변화한다. 마지막 세대에서 최대의 적합도 함수 계산 결과를 나타낸 모델을 산출하고 고장진단 알고리즘의 검증데이터를 모델에 입력하여 정답률을 산출한다. 이때, 인공신경망의 학습수는 설정변수이며, 최소시간을 소요하여 높은 정확도를 도출하는 학습수를 찾기 위해 1000, 3000, 5000, 8000, 10000회로 설정하였다. 또한 알고리즘의 정확도 분석을 위해 학습수별 고장진단 알고리즘을 10회씩 구동하였다.

Tables 1~3은 인공신경망과 유전알고리즘을 적용한 회전체 고장진단의 결과이다. 시간영역의 고장진단 결과는 Table 1과 같이, 학습수에 따라 최대 7회의 정확한 고장진단을 하여 인공신경망만 사용한 고장진단보다는 우수한 결과를 보였지만, 나머지 구동에서 정확한 고장진단을 하지 못하였다. 이는 유효하지 못한 특징으로 인해 학습수가 증가하여도 진단

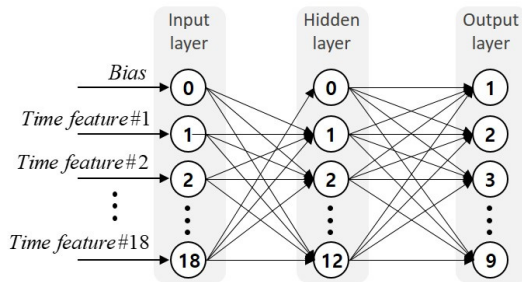


Fig. 6 ANN model of features calculated in time domain.

Table 1. Results of fault diagnosis using time domain features.

Run	Correct answer rate [%]				
	The number of learning				
	1000	3000	5000	8000	10000
1	100	100	100	100	0.02
2	0.04	100	0.17	0.02	100
3	0.01	100	100	100	0.01
4	100	0.08	0.03	0.04	100
5	0.01	100	100	100	100
6	100	100	100	27.72	19.71
7	100	100	28.89	100	0.84
8	0.01	0.02	100	100	100
9	0.62	100	100	100	100
10	100	0.01	100	100	100

Table 2. Results of fault diagnosis using frequency domain features.

Run	Correct answer rate [%]				
	The number of learning				
	1000	3000	5000	8000	10000
1	100	100	100	100	100
2	0.01	100	100	100	0.01
3	100	0.02	100	100	100
4	100	100	100	100	100
5	100	100	100	100	100
6	100	100	100	100	100
7	100	100	100	100	100
8	100	100	100	100	100
9	100	100	100	100	100
10	100	100	100	100	100

Table 3. Results of fault diagnosis using time and frequency domain features.

Run	Correct answer rate [%]				
	The number of learning				
	1000	3000	5000	8000	10000
1	6.27	7.72	10.20	100	100
2	100	100	3.79	0.02	100
3	100	100	100	100	0.01
4	100	100	100	100	100
5	100	100	100	100	100
6	0.18	100	100	100	100
7	0.08	100	100	0.24	100
8	100	9.78	100	100	100
9	0.07	0.01	0.01	10.94	100
10	100	0.01	100	100	100

정확도가 증가하지 않았다고 판단하였다.

Table 2와 같이, 주파수영역에서는 학습수 1000, 3000, 10000회에서 9회, 5000, 8000회에서 10회 전부 정확한 고장진단을 하였다. Table 3에 나타낸, 시간 및 주파수 영역에서는 최대 9회의 정확한 고장진단 성능을 하였다. 주파수 영역의 특징이 시간영역과 시간 및 주파수 영역 대비 유효한 특징을 가지기 때문에 정확도가 높다고 판단하였다. 따라서 시간 및 성능을 최적화한 회전체 고장진단은 인공신경망의 학습수 5000회, 주파수 영역의 특징을 이용하는 것이 가장 우수하다고 판단하였다.

## V. 결 론

본 논문에서는 회전체의 다양한 고장 및 결함에 대한 고장진단의 성능 분석의 검증을 위해 정상상태 포함 9가지의 고장이 재현가능한 회전체를 설계 및 제작하고, 진동 데이터를 취득하였다. 고장진단의 높은 정확도와 최적의 시간을 구현하기 위해 3가지 영역인 시간, 주파수, 시간 및 주파수 영역에 따라 총 38가지의 특징을 계산하였다. 고장진단 알고리즘은 기계학습의 인공신경망과 유효한 특징을 선택하기 위해 유전알고리즘을 사용하였다. 또한 인공신경망을 이용하여 정상상태와 8가지의 고장의 데이터를 모두 입력하여 고장진단 알고리즘을 학습시켜 무작위의 고장 데이터에 대한 고장진단을 실시하였다. 고장진단의 결과는 주파수영역에서 인공신경망의 학습수가 5000, 8000회일 때 10회 구동 모두 정확한 고장진단에 성공하였다. 구동시간을 고려하였을 때, 학습수 5000회, 주파수 영역에서 회전체 고장진단의 정확도 및 효율이 우수하였다. 향후, 고장진단 알고리즘을 활용하여 고장예지에 관한 연구가 필요할 것으로 판단되며, 이를 통해 전문지식이 없는 비전문가도 회전체 시스템에의 고장 유무에 대한 판단이 가능할 것으로 기대된다.

## References

1. S. M. Lee and J. S. Joh, "Development of a fault diagnosis system for assembled small motors using

ANN" (in Korean), JKSP. **18**, 124-131 (2001).

2. R. Liu, B. Yang, E. Zio, and X. Chen, "Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery: A review," *Mechanical Systems and Signal Processing*, **108**, 33-47 (2018).
3. P. K. Kankar, S. C. Sharma, and S. P. Harsha, "Fault diagnosis of ball bearings using machine learning methods," *Expert Systems with Applications*, **38**, 1876-1886 (2011).
4. B. A. Paya, I. I. Esat, and M. N. M.Badi, "Artificial neural network based fault diagnostics of rotating machinery using wavelet transforms as a preprocessor," *Mechanical Systems and Signal Processing*, **11**, 751-765 (1997).
5. N. Saravanan, V. N. Siddabattuni, and K. I. Ramachandran, "Fault diagnosis of spur bevel gear box using artificial neural network (ANN), and proximal support vector machine (PSVM)," *Applied Soft Computing*, **10**, 334-360 (2010).
6. J. M. Ha, B. H. Ahn, H. T. Yu, and B. K. Choi, "Feature analysis based on genetic algorithm for diagnosis of misalignment" (in Korean), *Trans. Korean Soc. Noise Vib. Eng.* **27**, 189-194 (2017).
7. H. J. Kim, B. H. Ahn, D. H. Park, and B. K. Choi, "Feature analysis for fault diagnosis according to gearbox failure" (in Korean), *Trans. Korean Soc. Noise Vib. Eng.* **27**, 312-317 (2017).
8. B. H. Ahn, H. T. Yu, and B. K. Choi, "Feature-based analysis for fault diagnosis of gas turbine using machine learning and genetic algorithms" (in Korean), *JKSP. 35*, 163-167 (2018).
9. B. Samanta, K. R. Al-Balushi, and S. A. Al-Araimi, "Artificial neural networks and support vector machines with genetic algorithm for bearing fault detection," *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, **16**, 657-665 (2003).
10. M. Unal, M. Onat, M. Demetgul, and H. Kucuk, "Fault diagnosis of rolling bearings using a genetic algorithm optimized neural network," *Measurement*, **58**, 187-196 (2014).

## 저자 약력

### ▶ 전 항 규 (Hang-Kyu Jeon)



2015년 2월: 계명대학교 기계자동차공학과 학사  
 2020년 2월: 계명대학교 기계공학과 석사  
 2020년 3월~현재: 계명대학교 대학원 연구원

▶ 김 지 선 (Ji-Sun Kim)



2009년 8월 : 계명대학교 기계자동차공학과 학사  
2013년 2월 : 서울대학교 기계항공공학전공 석사  
2015년 3월 ~ 현재 : 계명대학교 기계공학과 박사과정

▶ 김 봉 주 (Bong-Ju Kim)



2016년 2월 : 계명대학교 기계자동차공학과 학사  
2018년 2월 : 계명대학교 기계공학과 석사  
2018년 3월 ~ 현재 : 계명대학교 기계공학과 박사과정

▶ 김 원 진 (Won-Jin Kim)



1987년 2월 : 부산대학교 정밀기계공학전공 학사  
1989년 2월 : KAIST 기계공학전공 석사  
1993년 8월 : KAIST 기계공학전공 박사  
1990년 ~ 1997년 : 삼성중공업(주) 기계전자연구소 선임연구원  
1997년 ~ 현재 : 계명대학교 기계자동차공학과 교수