Check for updates
Trans. Korean Soc. Noise Vib. Eng., 34(1) : 78~83, 2024
https://doi.org/10.5050/KSNVE.2024.34.1.078
한국소음진동공학회논문집 제 34 권 제 1호, pp. 78~83, 2024
ISSN 1598-2785(Print), ISSN 2287-5476(Online)

백래시에 대한 스퍼기어 진동 데이터 분석 및 딥러닝 기반 백래시 예측

Analysis of Spur Gear Vibration Data on Backlash and Prediction of Backlash Based on Deep Learning

김 지 훈* · 이 지 훈** · 김 태 완** · 이 승 철*** · 박 찬 일†
Jihoon Kim*, Jihun Lee**, Taewan Kim**, Seungchul Lee***, Chan Il Park†

(Received November 13, 2023 ; Revised December 28, 2023 ; Accepted December 29, 2023)

Key Words : Spur Gears(스퍼 기어), Backlash(백래시), Vibration(진동), Deep Learning(딥러닝)

ABSTRACT

Gears are critical in mechanical systems, but wear-induced vibrations pose challenges. It is difficult to experimentally verify gear wear through vibrations. This study proposes a method to simulate wear by manipulating the backlash size and enabling the analysis of vibration changes. Gears with varying backlash sizes, resembling worn gears, facilitate the effective analysis of vibration signals. Collected vibration data is used with AI models to predict the gear wear degree. A deep learning model classifies backlash amounts, whereas a regression model predicts specific backlash sizes. Accurate classification and prediction enhance gear wear monitoring. This data-driven approach and AI techniques contribute to gear wear analysis, improving the monitoring accuracy.

1. 서 론

기어는 기계 시스템의 동력을 전달하는 요소 중 하나로, 조립과 제작이 용이하고 동력 전달 효율이 높아서 많은 기계 분야에 채택되어 사용된다. 하지만 기어는 동력을 전달 할 때, 구동 기어와 피동 기어가 맞물리며 필연적으로 마찰이 발생한다[1]. 이러한 마찰로 인해 열이 발생하고[2], 마찰 열이 과도하게 유지될 경우 동력 손실과, 치의 마모 및 파손 스코링(scoring), 스커핑(scuffing), 또는 피팅(pitting)으로 이어진다. 기어의 마모와 파손은 기계 시스템 전체 효율에 큰 악영향을 끼치기 때문에, 기어의 결함을 파악하고 방지하는 것은 매우 중요하다. 이로 인한 기어의 결함을 탐지하는 방법은 여러가지가 있는데, 기어의 진동 신호를 측정해 주파수 스펙트럼에서 기어의 맞물림 주파수(mesh frequency)의 진폭과 측파대(sideband)를 식별하는 방법을 적용하여 분석한다. 백래시(backlash)는 제작치수오차, 이의 변형 등으로 두어야 하는 치면 사이의 틈새로, 너무 적으면

† Corresponding Author ; Member, Mechanical Eng., Gangneung-Wonju National University, Professor
E-mail : pci@gwnu.ac.kr
* Fellow Member, Mechanical Engineering, Gangneung-Wonju National University, Researcher
** Mechanical Engineering, POSTECH, Researcher
*** Mechanical Engineering, Member, KAIST, Professor

A part of this paper was presented at the KSNVE 2023 Annual Spring Conference
‡ Recommended by Editor Yunsang Kwak
ⓒ The Korean Society for Noise and Vibration Engineering

원활한 전동이 안될 수 있고, 너무 크면 심한 래틀 진동의 원인이 된다. 또한 백래시는 크기 변화와 백래시에서 기어의 초기 위치에 의해 동적 거동이 변화한다[3]. 기어의 마모는 기어의 치형의 변화와 백래시 증가를 발생시킨다[4]. 인공지능 관련논문으로 인공지능 기법을 엘리베이터에 적용하였고[5]. 인공지능 기반 논문으로 기기 결함 진단 관련 리뷰 논문과[6] 결함 진단 논문[7], 모터 전류 기반 기어 백래시 진단 인공지능[8], 동작 상태 데이터 기반 machine center의 백래시 수준 예측 인공지능[9] 논문이 있다. 그러나 마모에 의한 진동 변화를 재현하고 실험적으로 입증하기에는 현실적인 어려움이 존재한다. 따라서 이 연구에서는 기어의 백래시 크기를 조절함으로써 마모가 발생함에 따라 점진적으로 치 면이 깎여나가 치 틈새가 확장되는 것을 모사하는 방법을 제안한다. 다양한 크기의 백래시를 가지는 기어를 가공하고 백래시 변화에 따른 진동 변화를 분석한다. 그 후 주파수 스펙트럼의 진동 데이터를 입력으로 받아 백래시 크기를 역으로 예측하는 인공신경망 기반 모델을 구성한다.

이 논문에서는 기어의 마모를 백래시를 조절함으로 모사하는 방법을 제안하고, 백래시 정도에 따른 진동 데이터를 직접 고안한 실험 장치를 통해 측정하고 분석한다. 또한 진동 데이터에 대해 fast Fourier transform(FFT) 변환을 수행하고 주파수 영역의 스펙트럼 데이터를 딥러닝 모델에 학습시켜 학습하지 않은 기어의 진동 신호에 대해 백래시 정도를 역으로 예측하는 마모 예측 시스템을 제안한다. 제안하는 마모 예측 시스템은 모델 결과 시각화 방법을 통해 그 유효성이 검증된다. 이러한 마모 예측 시스템을 통해 기어의 마모 정도를 조기에 진단하여 기어 시스템의 효율 손실을 최소화 할 수 있다.

2. 기어의 마모 모사

2.1 백래시와 마모의 연관관계

(1) 마모(gear wear)

Fig. 1은 마모가 진행됨에 따라 기어 치 틈새가 확장되는 모습을 시각적으로 나타낸 그림이다[10]. 검은색은 마모에 의해 제거된 치의 표면이며 마모 초기에는 기어 치 전체에 걸쳐 틈새가 발생하며, 마모가 심해지면 틈새가 점점 넓어지고 소성유동(plastic flow)과 피팅이 발생하여 기계적인 파손이 일어나게 된다. 이러한 마모가 점진적으로 진행되면 기어 치의 틈새가 넓어져 기계 시스템 전체의 효율이 크게 저하된다.

(2) 백래시(backlash)

Fig. 2는 기어 마모에 따른 백래시 수준을 모사하기 위해 기어의 백래시 치수를 점진적으로 크게 제작하여 치 틈새를 인위적으로 확장시키는 것을 나타낸 그림이며, 검은색은 백래시 크기 변화를 표시한다.

기어 마모가 진행됨에 따라 치 틈새가 점점 확장되며 그에 따라 백래시 수준이 증가된다. 이 연구에서는 기어의 마모에 따른 백래시를 인위적인 가공을 통해 모사하고자 한다. Table 1은 이 연구에서 사용한 기어의 제원을 정리한 표이며, 해당 제원을 가진 기어를 8가지 경우(case) 즉, 백래시 경우(0.03 mm, 0.09 mm, 0.18 mm, 0.21 mm, 0.30 mm, 0.50 mm, 0.69 mm, 0.84 mm)로 가공하여 실험을 진행한다.

3. 기어박스 진동 실험

3.1 실험장치 구성

스퍼기어의 진동을 측정하기 위한 실험 장치는

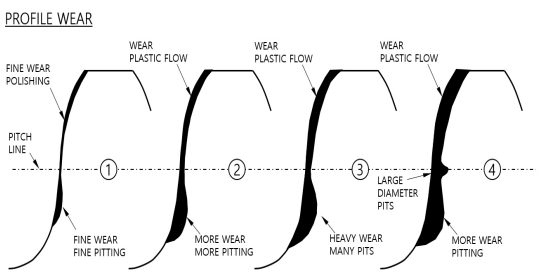


Fig. 1 Gear wear

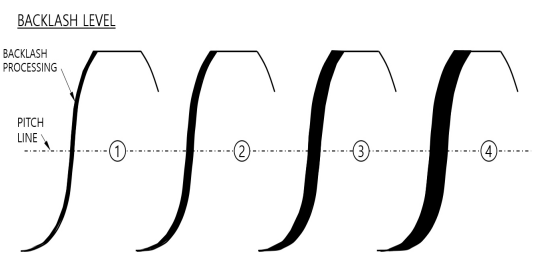


Fig. 2 Gear backlash

Fig. 3과 같이 구성하였다. 구동 축은 서보 모터와 토크 센서와 연결 되어 있으며, 피동 축은 브레이크 파우더로 연결되어 입력 토크를 일정하게 유지한다. 실험 조건은 400 r/min일 때 입력 토크는 3 N·m로 조절하여 데이터를 취득하였다. 진동을 측정하기 위한 가속도 센서는 3군대 부착되어 있으며 부착 위치에 따라 signal 1, 2, 3로 분류하고, 순서대로 구동 축 상단부, 기어박스 상단 부, 피동 축 상단 부에 위치한다. 이 실험에서는 구동축에서 취득된 신호(signal 1)를 분석하였다.

3.2 진동 데이터

가속도 센서 신호(signal 1)에서 10초간 측정된 진동 데이터에 대해 0.25초 간격으로 고속 푸리에 변환을 수행하여 백래시 케이스 별 진동 데이터에 대한 40개의 주파수 스펙트럼을 추출하였다. Fig. 4는 각 경우 별로 400 r/min일 때 신호 1에서 추출한 주파수 영역의 파워스펙트럼 데이터로 백래시가 증가함에 따른 주파수 진폭의 변화를 파악할 수 있다. Table 2는 Fig. 4에서 나타나는 진동 피크점을 나타낸 것이다.

Table 1 Gear data

	Driving	Driven
Normal module [mm]	2	
Normal pressure angle	20°	
Center distance [mm]	58	
Whole depth [mm]	4.26	
Face width [mm]	13	
Number of teeth	30	26
Outside radius [mm]	32.9	28.86
Pitch radius [mm]	30	26
Root radius [mm]	28.64	24.6
Addendum mo. co.	0.57	0.55

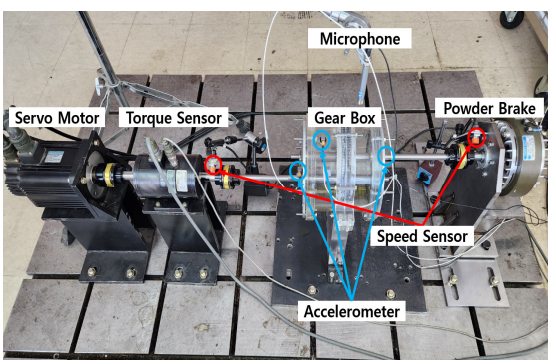


Fig. 3 Experimental set-up

4. Proposed Method and Results

4.1 인공지능 모델 구성 및 학습

이 연구에서 사용한 인공지능 모델은 ANN 기반의 모델로 가속도 센서로부터 수집된 진동 데이터에 FFT 변환을 수행한 결과(FFT amplitude)를 입력으로 받아 백래시 크기를 예측하는 모델이다[11]. 모델의 구성은 Fig. 5와 같다. 모델의 layer는 총 6층으로 각각의 node는 1600-1024-512-256-128-64-1이며 각 layer의 활성화 함수로 rectified linear unit(ReLU)를 사용하였다. 모델의 학습은 7 경우의 백래시 가공 한 기어

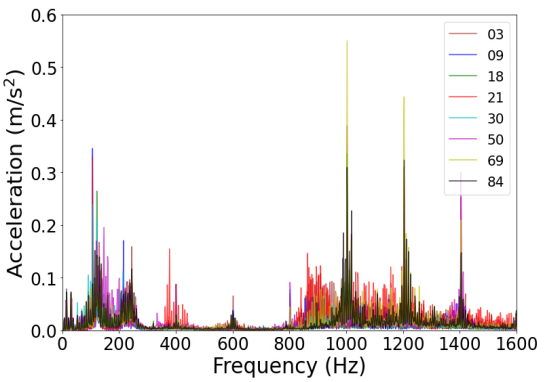


Fig. 4 Vibration comparison by backlash(400 r/min)

Table 2 Maximum vibration point for backlash

Backlash [mm]	Maximum vibration [m/s²] / Frequency [Hz]	Average vibration [m/s²] (3 peak average)
0.03	0.390245 / 1004 Hz	0.283879
0.09	0.345520 / 107 Hz	0.238271
0.18	0.340241 / 1004 Hz	0.256886
0.21	0.329922 / 108 Hz	0.301093
0.30	0.248916 / 108 Hz	0.219612
0.50	0.302334 / 1405 Hz	0.244437
0.69	0.544688 / 1004 Hz	0.473819
0.84	0.321933 / 1205 Hz	0.285103

로 진행 한 실험 중 백래시 크기가 0.03 mm, 0.18 mm, 0.21 mm, 0.50 mm, 0.84 mm인 5 경우 중 70 %의 데이터만을 학습에 사용하였으며(경우 당 28개의 FFT 데이터), 학습에 사용하지 않은 백래시 경우 3(0.09 mm, 0.30 mm, 0.69 mm)로 테스트 하였다. 또한 모델의 학습 과정에서 수렴 정도를 확인하기위해 검증 데이터로 학습 경우 중 학습에 사용되지 않은 30 %의 데이터를 사용하였다(학습 경우 2개의 FFT 데이터).

모델 파라미터 학습은 확률적 경사 하강법 중 하나 Adam optimization을 통해[12] 진행되었으며 전체 학습 과정을 100 epoch 진행하였다. 학습 epoch에 따른 loss의 변화는 Fig. 6과 같다. 100 epoch 까지 학습을 진행하였을 때 학습 loss와 검증 loss 모두 낮은 수준까지 수렴하였음을 알 수 있다.

4.2 마모 예측 회귀 성능

Fig. 7은 학습된 ANN 모델이 예측한 학습된 케이스에 대한 백래시 예측 결과와 학습하지 않은 백래시 케이스에 대한 예측 결과이다. 학습된 케이스에 대한 ANN 모델의 예측은 0.99 이상의 결정계수(R^2 score) 수준으로 백래시를 예측하였으며, 학습에 사용하지 않은 케이스에 대해서는 예측값과 실제값 간의 평균 제곱 오차가 0.0037에 0.94의 결정계수로 높은 정확도로 백래시 수준을 예측하였다. 이러한 결과는 제안하는 방법의 측정 데이터에 대한 우수한 분석 및 예측 능력을 보여주며, 특히 백래시 현상에 대한 수준 높은 인지 능력을 보여준다.

4.3 Layer-wise Relevance Propagation 검증

Layer-wise relevance propagation(LRP)는 인공지능 모델의 결과를 역 추적 하여 각 입력에 대한 기여도(relevance score)를 계산하는 방법으로[13], 이를 통

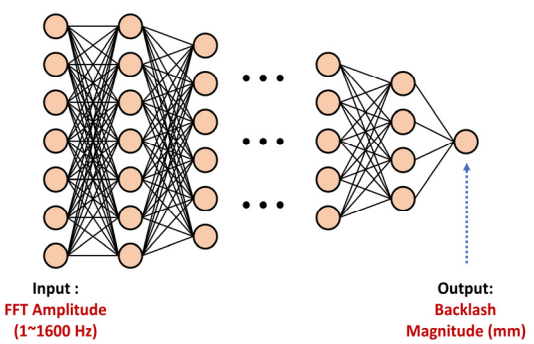


Fig. 5 Backlash regression model

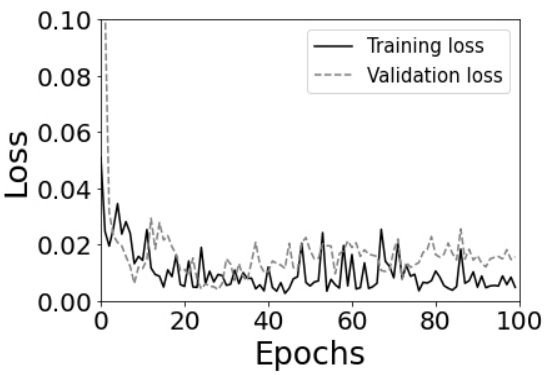
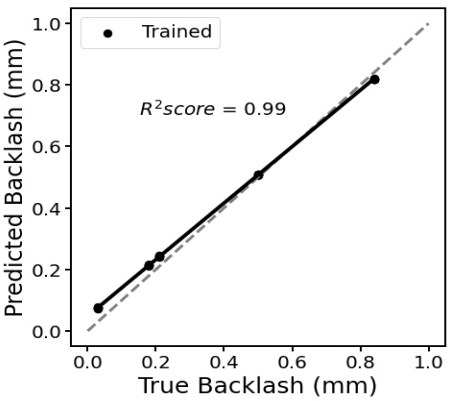
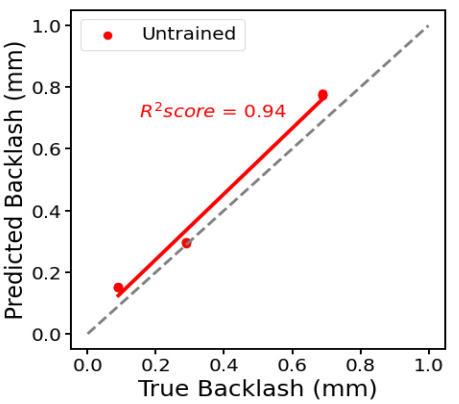


Fig. 6 Training and validation loss graphs



(a) Validation data (trained cases)



(b) Test data (untrained cases)

Fig. 7 Prediction results

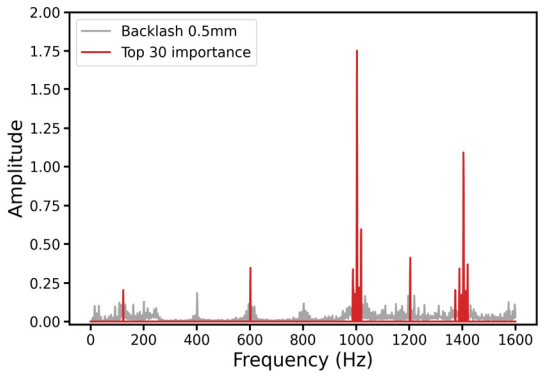


Fig. 8 Top 30 relevance score frequencies

해 인공지능 모델의 예측 결과에 대한 입력 데이터에서의 상대적인 중요성에 대해 계산할 수 있다. 이 연구에서는 LRP 기법을 활용하여 FFT 스펙트럼 입력에 대한 백래시 예측에서 입력 주파수의 상대적인 중요성을 확인하고자 하였다. Fig. 8은 백래시 0.5 mm case에서의 LRP 분석 결과이다. Fig. 8의 결과를 보면, 학습한 ANN 모델은 백래시 크기를 예측하는데 있어 200 Hz 마다 발생하는 주파수 성분들을 주로 주목하였다. 이는 회전 속도와 기어 잇수로 인해 결정되는 '조화 주파수'에 해당하는 성분과 일치하는 결과이며, 이러한 결과를 통해 ANN 모델이 회전 설비의 조화 성분을 가진 진동 영역에 집중하여 정확한 백래시 예측을 수행하고 있음을 알 수 있다. 또한 이러한 분석은 기존 블랙박스 인공지능 방법들에 비해 백래시 예측에 대한 근거를 제공할 수 있으며 그에 따라 이러한 방법은 더 신뢰도 있는 인공지능 예측 모델로서 활용될 수 있다.

3. 결 론

이 연구에서는 기어의 마모를 백래시로 모사하는 방법을 제안하며, 다양한 백래시를 가진 기어의 진동 데이터를 실험을 통해 측정하고 ANN 기반 모델에 학습시켜 백래시 크기를 예측하는 시스템을 구축 하였다. 백래시 크기에 따른 주파수영역의 진동 데이터가 비선형적인 특징을 가짐에도, 인공지능 모델은 기존에 학습되지 않은 진동 신호가 입력 되었을때, 0.94의 R^2 score의 회귀 정확도로 백래시의 크기를 예측했다. 또한 회전 기계 시스템의 고유 진동수와 조화 주파수 대역에서 인공지능 모델이 높은 relevance score를 가지는 것을 확인 하였다. 이는 기어의 회전 속도에 따른 조화 주파수 영역, 즉 진동 피크점을 정확히 파악하여 학습한다는 것을 의미하고, 이를 통해 인공지능을 기반으로 한 마모 모니터링이 충분히 가능하다는 것을 증명한다. 다만 현재의 결과는 학습 영역 사이에서의 내삽에 대한 검증만을 수행하였으며, 이후 연구에서는 학습 영역 밖의 데이터에 대한 외삽을 수행할 수 있는 인공지능 모델의 가능성을 확인해보고자 한다.

후 기

이 논문은 2020년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구 사업임 (NRF-2020R1I1A3A04036 891).

References

(1) Park, C. I., 2019, Tooth Friction Force and Transmission Error of Spur Gears Due to Sliding Friction, Journal of Mechanical Science and Technology, Vol. 33, No. 3, pp. 1311~1319.

(2) Park, C. I. and Kim, J. H., 2021, Effect of Tooth Profile on the Bulk Temperature of Spur Gears, Transactions of the Korean Society of Mechanical Engineers A, Vol. 45, No. 12, pp. 1127~1135.

(3) Park, C. I., 2020, Dynamic Behavior of the Spur Gear System with Time Varying Stiffness by Gear Positions in the Backlash, Journal of Mechanical Science and Technology, Vol. 34, No. 2, pp. 565~572.

(4) Park, C. I., 2023, Influence of Tooth Profile and Surface Roughness on Wear of Spur Gears Considering Temperature, Journal of Mechanical Science and Technology, Vol. 37, No. 10, pp. 5297~5306.

(5) Min, T.-H., Park, D.-H., Lee, J.-J., Seo, S.-Y., Kang, S.-W. and Choi, B.-K., 2022, Feature-based Analysis on Vibration Signals for Fault Diagnosis of Elevator, Transactions of the Korean Society for Noise and Vibration Engineering, Vol. 32, No. 6, pp. 535~543.

(6) Tama, B. A., Vania, M., Lee, S. and Lim, S., 2022, Recent Advances in the Application of Deep Learning

for Fault Diagnosis of Rotating Machinery Using Vibration Signals, Artificial Intelligence Review, Vol. 56, pp. 4667~4709.

(7) Lee, N., Kim, S., Jeong, I., Sohn, S. and Lee, S., 2020, Ensemble Method Using Rule-based and Deep-learning Algorithms for Rotating-machine Diagnostics, Transactions of the Korean Society for Noise and Vibration Engineering, Vol. 30, No. 2, pp. 129~135.

(8) Zhang, Z., Wu, X., Liu, T. and Liu, X., 2022, Fault Diagnosis of Planetary Gear Backlash Based on Motor Current and Fisher Criterion Optimized Sparse Autoencoder, Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, Vol. 236, No. 13, pp. 7529~7545.

(9) Li, Z., Wang, Y. and Wang, K., 2020, A Data-driven Method Based on Deep Belief Networks for Backlash Error Prediction in Machining Centers, Journal of Intelligent Manufacturing, Vol. 31, No. 7, pp. 1693~1705.

(10) Townsend, D. P., 1992, Dudley's Gear Handbook, 2nd Edition, Chapter 12, McGraw-Hill, New York, United States.

(11) Little, M. A., 2019, Machine Learning for Signal Processing, Oxford University Press, Oxford, U.K.

(12) Kingma, D. P. and Ba, J., 2014, Adam: A Method for Stochastic Optimization, Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations (ICLR 2015).

(13) Bach, S., Binder, A., Montavon, G., Klauschen, F., Müller, K.-R. and Samek, W., 2015, On Pixel-wise Explanations for Non-linear Classifier Decisions by Layer-wise Relevance Propagation, PLoS ONE, Vol. 10, No. 7, e0130140.

Jihoon Kim received the B.S. and M.S degrees from Gangneung-wonju National University in 2021 and 2023, respectively. His research interests include vibration, noise, and thermal analysis of gears.

Jihun Lee received the B.S. and M.S degrees from Kyung Hee University in 2021 and from POSTECH in 2023, respectively. His research interests include generative neural networks in industrial applications.

Taewan Kim received the B.S. degree from POSTECH, Pohang, South Korea, in 2020. He is currently pursuing the M.S./Ph.D. degrees with the Industrial Artificial Intelligence Laboratory, POSTECH. His research interests include industrial artificial intelligence with mechanical systems and applications of AI-based smart manufacturing.

Seungchul Lee received the B.S. degree from Seoul National University, Seoul, South Korea; the M.S. and Ph.D. degrees from the University of Michigan, Ann Arbor, MI, USA, in 2008 and 2010, respectively. He has been an Associate Professor with the Department of Mechanical Engineering, Korea Advanced Institute of Science and Technology, since 2023. His research focuses on Industrial Artificial Intelligence for Mechanical Systems, Smart Manufacturing, Materials, and Healthcare.

Chan Il Park who received B.S., M.S. and Ph.D. degrees in mechanical engineering at Seoul National University, worked at Hyundai Motor Company for eight years. He was a dean of the College of Engineering at Kangnung National University and the president of KSME. He is a professor in the mechanical engineering at Gangneung-wonju National University. His research interests are gears, plate, shell, optimal design, thermal analysis, wear, noise and vibration.