

갠트리 크레인 호이스트의 건전성 평가를 위한 진동 모사시스템 구축과 데이터 통계 분석

장재원* · Zhiqiang Han** · Haiyang Zhang*** · 오대균****†

*, ***, 목포해양대학교 대학원 박사과정, ** 목포해양대학교 대학원 박사수료, **** 목포해양대학교 조선해양공학과 교수

Positioning-error Analysis of Vibration Sensors for Prognostics and Health Management in Rotating System

Jaewon Jang* · Zhiqiang Han** · Haiyang Zhang*** · Daekyun Oh****†

*, ***, Ph.D. course, Graduate School of Mokpo National Maritime University, Mokpo 58628, Korea

** Ph.D. candidate, Graduate School of Mokpo National Maritime University, Mokpo 58628, Korea

**** Professor, Department of Naval Architecture and Ocean Engineering, Mokpo National Maritime University, Mokpo 58628, Korea

요 약 : 최근 회전 회전기계의 건전성 관련 연구가 활발하게 진행중이며, 조선업의 대표적인 회전기계인 갠트리 크레인에도 이를 적용하고자 하는 연구가 활발하게 진행되고 있다. 하지만 조선업의 갠트리 크레인의 경우 상대적으로 낮은 RPM으로 구동되고 잦은 운전과 정지가 이루어지며 충격, 소음 등의 외부환경 인자가 측정 데이터에 영향을 크게 미쳐 오차를 발생시킬 수 있다. 본 연구에서는 조선업의 내업공정에서 사용되는 갠트리 크레인의 Hoist 모사장비를 제작하여, 운전조건(RPM) 변화와 데이터 획득 센서의 위치 차이가 획득 데이터에 미치는 오차를 통계적으로 분석하였다. 연구결과 상대적으로 낮은 운전조건에서는 센서 위치 차이에 따른 획득 데이터의 오차는 크게 발생하지 않았으나, 상대적으로 높은 운전조건에서는 획득 데이터의 오차가 크게 발생하는 것으로 확인하였으며, 회전 기계의 데이터 획득 시 운전조건과 획득 센서위치가 획득 데이터에 영향을 미치는 것으로 확인하였다.

핵심용어 : 회전기계, 건전성평가, 진동센서, 분산분석, 통계분석

Abstract : Recently, studies on the integrity of rotating machines, such as gantry cranes, which are used in the shipbuilding industry, have been actively conducted. Gantry cranes are driven at relatively low revolutions per minute (RPM), are frequently operated and stopped, and are impacted by external environmental factors, such as shock and noise in the measurement data. The purpose of this study was to construct a replica of a gantry crane hoist used in indoor shipbuilding and analyze the acquired data for errors caused by the shift in operating conditions (RPM) and the change in the position of the data acquisition sensor. Consequently, we observed that the error caused by differences in sensor positions did not occur significantly under low operating conditions but occurred significantly under relatively high operating conditions. Thus, we determined that both the operating condition and position of the acquisition sensor affected the data acquired by the rotary machine.

Key Words : Rotary machine, PHM (Prognostics and Health Management), Vibration sensor, ANOVA (Analysis of Variance), Statistical analysis

1. 서 론

회전기계는 현대사회에서 가전, 의료, 수송체 등 많은 분야에서 널리 사용되고 있다. 이와 같은 회전기계는 운용 중

마모, 균열 결함(Fault), 성능 저하(Degradation) 등으로 인하여 이상 조건이나 고장 등이 발생한다(Choi, 2013). 특히 산업분야에서 사용되는 회전기계는 중추적인 역할을 담당하기 때문에 고장이 발생되면 안전, 영업손실 등의 문제가 발생한다. 이러한 이유 때문에 최근 회전기계의 건전성 관련 연구가 활발하게 진행 중에 있으며, 특히 딥러닝(Deep Learning), 강화 학습(Reinforcement Learning) 등 알고리즘을 활용한 연구가 활발하게 진행되고 있다(Liu et al., 2018; Duan et al.,

* First Author : wodnjs1910@gmail.com, 061-240-7238

† Corresponding Author : dkoh@mmu.ac.kr, 061-240-7318

※ 이 논문은 2021년도 해양환경안전학회 추계학술발표회(부산)에서 저자가 발표한 자료를 기초로 하고 있음을 밝힙니다.

2016; Jung and Koh, 2015). 하지만 이와 같은 연구들은 실증이 매우 중요하기 때문에 Raw Data에 대한 분석이 선행적으로 필요하다.

조선업에서 사용하는 회전기계는 내업 공정과 옥외 공정에서 강제 및 블록을 옮기는 크레인이 대표적이다. 조선소의 규모에 따라 크레인의 권상하중(Hoisting Load)은 다양하며, 내업 공정의 경우 2~15 ton 급 크레인이 주로 사용되며 (Fig. 1), 옥외 공정의 경우 400~4,500 ton까지 사용된다. 조선소에서 이와 같은 크레인의 고장이 발생하면 안전 문제와 영업손실이 발생할 수 있다. 특히 선박 건조 초기 단계인 내업 공정에서 크레인과 같은 대형 장비의 고장이 발생하면 전체적인 일정에 문제가 발생하여 막대한 영업손실이 발생할 수 있다.

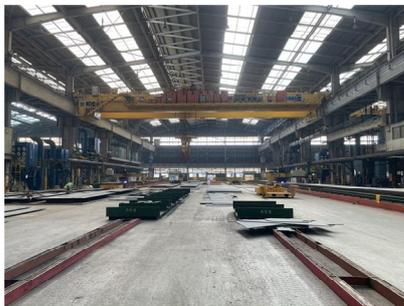


Fig. 1. 15 ton Class Gantry Crane in the Shipyard's Internal Work Plant (K Shipbuilding, 2021).

이와 같은 이유로 조선소 크레인의 고장예측 등과 같은 건전성 연구가 필요하다. 건전성 연구의 경우 획득된 Raw Data로부터 신호처리를 하여 패턴을 인식하고 고장을 예측하여야 한다. 하지만 조선소의 크레인은 상대적으로 낮은

RPM으로 구동되며, 운전과 정지가 수시로 이루어져 지속적이고 정규성이 보장된 대량의 데이터 획득이 어렵다. 또한 조선소는 충격, 소음 등의 외부환경 인자가 측정 데이터에 영향을 크게 작용하여 오차를 발생시킬 수 있다.

본 연구에서는 조선업에서 사용되는 대표적인 회전기계인 내업 공정 갠트리 크레인의 Hoist 모사 장비를 제작하였고, 해당 모사 장비를 활용하여 운전조건(RPM, Revolution per Minute) 변화와 데이터 획득 센서의 위치 차이가 획득 데이터에 미치는 오차를 통계적으로 분석하고자 한다. 이때의 획득 데이터는 회전기계에서 획득 가능한 여러 가지 데이터 중 회전기계의 거동을 가장 잘 나타내는 진동 신호(Yu et al., 2006; Ocak and Loparo, 2001; Li et al., 2000; Yang and Kim, 2006; Kowalski and Orłowska-Kowalska, 2003)를 획득하여 분석하고자 한다.

2. 연구방법

본 연구는 모사 장비 제작, 데이터 신호처리, 데이터 분석 순으로 크게 3단계로 진행하였다. 먼저 모사 장비 제작 단계에서는 조선소 내업 공정에서 사용되는 갠트리 크레인의 Hoist를 모사하였으며, 본 연구에서 활용 가능하도록 제작하였다. 두 번째 단계인 데이터 신호처리 단계에서는 모사 장비의 진동 데이터 측정 조건, 진동 데이터를 분석하는 방법, 획득된 데이터의 특징(Feature) 선정에 대하여 정의하였다. 마지막 단계인 데이터 분석 단계에서는 통계적 분석 방법을 활용하여 운전조건 변화와 데이터 획득 센서 위치 변화에 따른 진동 데이터의 오차 분석을 진행하였다. 이 단계들을 도식화하면 아래 Fig. 2와 같으며, 각 단계들은 다음 장들에서 자세히 다루었다.

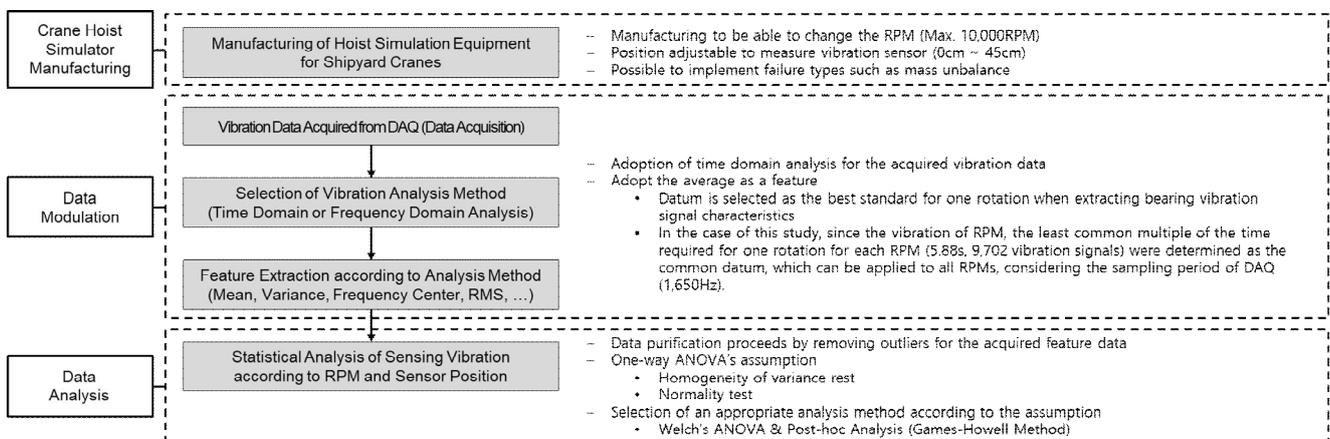


Fig. 2. Summary of Approach

4.2 획득된 진동 데이터의 신호처리

4.1절에서는 본 연구의 진동 데이터 획득 조건에 대해 정의하였으며, 본 절에서는 획득된 진동 데이터의 특징 추출 (Feature Extraction) 시 사용되는 신호처리 기술을 정의하고자 한다.

진동 신호의 센싱과 특징 추출에 사용되는 신호 처리 기법은 주파수 영역 분석(Frequency Domain Analysis), 시간 영역 분석(Time Domain Analysis), 시간-주파수 영역 분석(Time-Frequency Domain Analysis)이 대표적이다(Ju, 2020). 주파수 영역 분석 방법으로는 FFT(Fast Fourier Transform), Bispectrum, 통계적 모수를 특징으로 사용하는 방법이 있으며, 주파수 영역 분석에서 주로 사용되는 특징들은 아래 Table 3에 정리하였다. 시간 영역 분석 방법으로는 EMD (Empirical Mode Decomposition)이 있으며(Lei et al., 2013), 주파수 영역 분석과 마찬가지로 통계적 모수를 특징으로 사용하는 방법이 있다. 시간 영역 분석에서 주로 사용되는 특징들은 아래 Table 4에 정리하였다.

Table 3. Statical Features from Frequency Domain Signal

Statical Features	Equations
Mean	$F_1 = \frac{\sum_{m=1}^M y(m)}{M}$
Variance	$F_2 = \frac{\sum_{m=1}^M (y(m) - \bar{y}(m))^2}{M-1}$
Third Moment	$F_3 = \frac{\sum_{m=1}^M (y(m) - F_1)^3}{M(\sqrt{F_2})^3}$
Fourth Moment	$F_4 = \frac{\sum_{m=1}^M (y(m) - F_1)^4}{M(F_2)^2}$
Grand Mean	$F_5 = \frac{\sum_{m=1}^M f_m y(m)}{\sum_{m=1}^M y(m)}$
Standard Deviation	$F_6 = \sqrt{\frac{\sum_{m=1}^M (f_m - F_5)^2 y(m)}{M}}$

$y(m)$ ($m=1, 2, 3, \dots, M$)은 주파수 영역 데이터
 M 은 주파수 데이터 개수; f_m 은 m 번째 주파수

Table 4. Statical Features from Time Domain Signal

Statical Features	Equations
Mean	$T_1 = \frac{\sum_{n=1}^N x(n)}{N}$
Variance	$T_2 = \left(\frac{\sum_{n=1}^N \sqrt{ x(n) }}{N}\right)^2$
Standard Deviation	$T_3 = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - T_1)^2}{N-1}}$
RMS	$T_4 = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(n))^2}{N}}$
Skewness	$T_5 = \frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - T_1)^3}{(N-1)\sigma^4}$
Kurtosis	$T_6 = \frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - T_1)^4}{(N-1)\sigma^4}$
Peak value	$T_7 = \frac{1}{2} [\max(x(n)) - \min(x(n))]$
Crest Factor	$T_8 = \frac{T_7}{T_4}$
Shape Factor	$T_9 = \frac{T_4}{\frac{\sum_{n=1}^N x(n) }{N}}$

$x(n)$ ($n=1, 2, 3, \dots, N$)은 시계열 데이터
 N 은 시계열 데이터 개수; σ 는 표준편차

주파수 영역 분석의 경우 FFT와 같은 변환작업이 반드시 필요하고, 짧은 시간에 발생하는 변화를 감지하기 어렵다. 반면 시간 영역 분석의 경우 데이터를 시간의 흐름에 따라 분석하여, 변화 감지뿐만 아니라 시간에 대한 추세를 파악 가능하다(Hwang, 2020). 이러한 이유로 본 연구에서는 진동 데이터를 분석하는 방법으로 시간 영역 분석방법을 선정하여 평균을 특징으로 추출하였다.

4.2.1 데이텀 정의

본 연구에서 정의한 데이텀(Datum)은 획득된 진동 데이터의 특징 추출 시 기준이 되는 데이터의 길이를 의미한다. 데이터의 특징 추출 시 데이텀 기준에 따라 특징의 분류 성능이 달라질 수 있으며, 시간 영역 분석 시 특징 분류 능력은 장비의 1회전 기준으로 데이텀을 정의할 때 우수한 것으로 알려져 있다(Jeon et al., 2015). 본 연구는 운전 조건이 변화하기 때문에, 이를 대표하는 데이텀이 필요로 하다. 따라서 본

연구에서는 모든 운전조건을 대표하고 DAQ의 샘플링 주기 (1,650 Hz)를 고려하여, 각 운전 조건별 1회전 시 측정되는 진동 데이터(Table 5, Fig. 5)의 최소공배수(9,702개, 5.88초)를 공통 데이터로 선정하였으며, 케이스 당 50개의 공통 데이터를 대상으로 분석을 진행하였다.

Table 5. Datum for Feature Extraction

Operating Condition(RPM)	1 Cycle	
	Time(s)	Sample Size
500	0.12	198
1,000	0.06	99
2,000	0.03	49
3,000	0.02	33

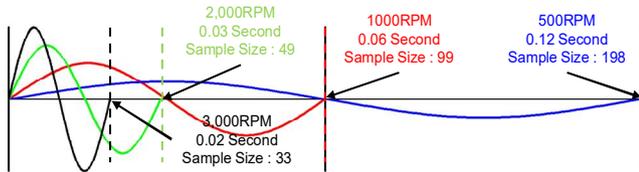


Fig. 5. Sample Size Obtained during 1 Cycle of the Crane Hoist Simulator.

5. 획득 데이터의 통계적 분석

본 연구에서는 운전조건 변화와 데이터 획득 센서의 위치 차이가 획득 데이터에 미치는 오차를 분석하고자 한다. 이를 위해 내업 공정 갠트리 크레인 Hoist 모사장비를 제작하였고, 이를 통해 획득된 진동 데이터를 대상으로 통계적 분석 방법 중 분산분석(ANOVA, Analysis of Variance)을 통하여 운전조건 변화와 센서 위치 차이에 따른 진동 차이의 유의성을 통계적으로 분석하였다.

ANOVA 분석에 앞서 획득된 20 케이스의 진동 데이터를 대상으로 Box Plot을 통하여 이상치(Outlier)를 제거하였으며, 그 결과 Table 6과 같다.

Table 6. Determined Sample Size for Analysis

RPM	Sensor Location				
	0cm	10cm	15cm	20cm	25cm
500	50	44	50	50	50
1,000	45	43	50	50	44
2,000	50	50	50	50	49
3,000	50	50	50	50	50

또한 이 정제된 데이터를 대상으로 ANOVA의 전제조건을 만족하는지를 가설검정을 통해 판단하였으며, 이를 통하여 획득 진동 데이터와 운전조건 변화, 센서 위치 변화와의 관계를 각각 파악하였다.

획득된 진동 데이터의 정규성(Normality)과 등 분산성(Homogeneity of Variance)를 확인한 결과 모든 케이스에서 정규성은 만족하나 이분산의 형태를 나타내고 있음을 확인하였다(Fig. 6). 이는 3,000 RPM에서 기준센서와 상대적으로 멀리 떨어져 있는 20, 25cm에서 측정된 진동의 분산의 폭이 크게 발생했기 때문으로 판단된다. 이와 같은 전제조건에 따라 본 연구에서는 이에 적합한 Welch's Test(Wilcox, 2003)를 통해 ANOVA를 진행하였으며, 사후 검정은 보편적으로 많이 사용되는 Games-Howell 방법(Shingala and Rajyaguru, 2015)을 적용하였다.

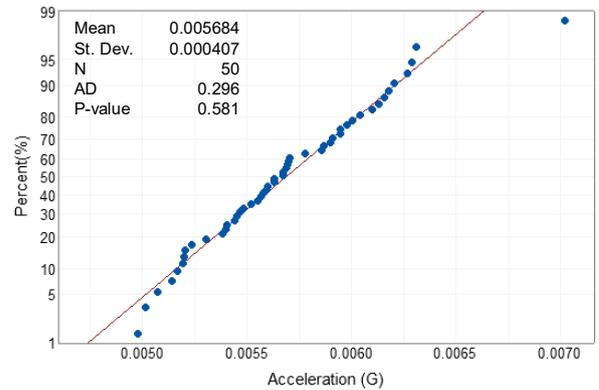


Fig. 6. (a) Testing the Normality of the Vibration (500 RPM, 0cm).

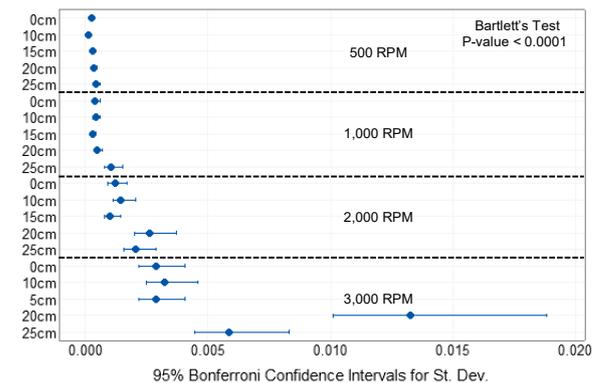


Fig. 6. (b) Testing the Homogeneity of Variance in Vibration of Each Case.

5.1 운전조건 변화에 따른 진동 데이터의 분산분석

운전조건 변화에 따른 진동 데이터의 ANOVA 분석은 동일한 위치에서 서로 다른 운전조건으로 측정된 케이스들을

갠트리 크레인 호이스트의 건전성 평가를 위한 진동 모사시스템 구축과 데이터 통계 분석

그룹 지어 총 5번의 ANOVA를 진행하였다. ANOVA 분석 시 귀무 가설(Null Hypothesis)는 운전조건 변화에 따라 획득되는 진동 데이터의 평균은 동일할 것으로 정의하였으며, 대립 가설(Alternative Hypothesis)는 운전조건 변화에 따라 적어도 하나 이상의 케이스에서 획득된 진동 데이터의 평균은 다를 것으로 정의하였다. 이때의 유의수준(Significance Level)은 0.05로 진행하였다.

운전조건 변화에 따른 ANOVA 분석 결과 센서 위치와 관계없이 모든 운전조건에서 P-value가 거의 0에 가까운 것으로 확인되었다. 이는 4가지 운전조건에 따른 획득된 진동 데이터의 평균이 통계적으로 차이가 있는 것으로 판단할 수 있다. 아래 Fig. 7은 20cm 그룹의 ANOVA 결과를 예로 도식화한 것이며, Table 7은 운전조건 변화에 따른 모든 그룹의 ANOVA 결과이다.

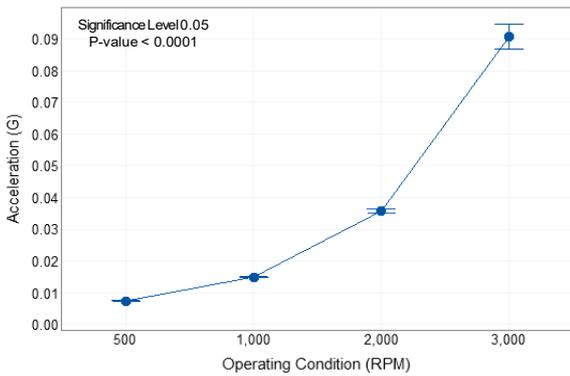


Fig. 7. ANOVA Test Result (20cm).

Table 7. ANOVA Test Results Summary for All Cases (RPM)

Group	DF Numerator	DF Denominator	F-Value	P-value
0cm	3	88.913	1350.241	< 0.0001
10cm	3	80.361	4235.988	< 0.0001
15cm	3	99.525	1217.218	< 0.0001
20cm	3	95.493	5057.111	< 0.0001
25cm	3	86.502	23454.756	< 0.0001

또한 각 그룹 내에서 어떤 케이스 때문에 획득된 진동의 평균 차이가 존재하는지 확인하기 위하여 사후 검정을 진행하였다. 그 결과 각 그룹 내의 모든 케이스에서 평균 차이의 검정 결과 모두 P-value가 유의수준(0.05)보다 작게 나타남을 확인할 수 있었다. 모든 그룹의 모든 케이스는 센서의 위치에 관계없이 운전조건 변화에 따라 측정되는 진동의 평균 차이가 통계적으로 유의미한 것으로 판단되었다. 또한 모든

그룹은 운전조건이 증가할수록 발생하는 진동은 커지는 경향을 나타냄을 확인하였다.

5.2 센서의 위치 차이에 따른 진동 데이터 분산분석

센서의 위치 차이에 따른 획득된 진동 데이터에 미치는 오차를 분석하기 위하여 동일한 운전조건에서 서로 다른 위치에서 측정된 케이스들을 그룹 지어 총 4번의 ANOVA를 진행하였다. 이때의 귀무가설은 센서 위치의 변화에 따라 획득되는 진동 데이터의 평균은 동일할 것으로 정의하였으며, 대립 가설은 센서 위치 변화에 따라 적어도 하나 이상의 케이스에서 획득된 진동 데이터의 평균은 다를 것으로 정의하였다. 유의수준은 동일하게 0.05로 진행하였다.

센서의 위치 차이에 따른 ANOVA 분석 결과 모든 그룹에서 센서 위치 변화에 따라 획득된 진동 데이터의 평균이 통계적으로 차이가 있는 것으로 확인되었다. 아래 Fig. 8은 3,000 RPM 그룹의 ANOVA 결과를 예로 도식화한 것이며, Table 8은 센서 위치 변화에 따른 모든 그룹의 ANOVA 결과이다.

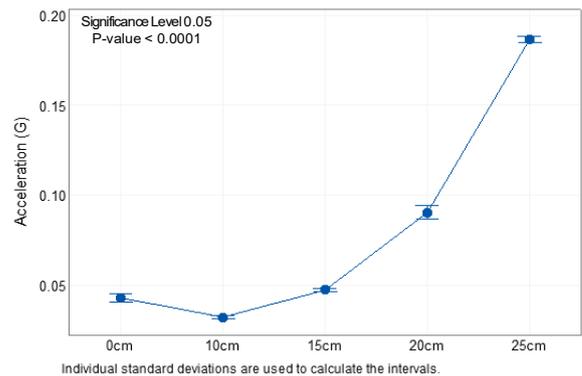


Fig. 8. ANOVA Test Result (3,000 RPM).

Table 8. ANOVA Test Results Summary for All Cases (Sensor Location)

Group	DF Numerator	DF Denominator	F-Value	P-value
500 RPM	4	105.057	54440.011	< 0.0001
1,000 RPM	4	106.704	14579.108	< 0.0001
2,000 RPM	4	116.930	2511.314	< 0.0001
3,000 RPM	4	117.128	6989.383	< 0.0001

앞서 진행한 운전조건 변화에 따른 ANOVA와 마찬가지로 각 그룹 내에서 어떤 케이스에서 획득된 진동의 평균 차이가 존재하는지 확인하고자 사후 검정을 진행하였다. 그 결과 1,000 RPM 그룹에서 10cm 위치에서 측정된 진동 데이터

와 기준 위치에서 측정된 진동 데이터와 통계적으로 동일한 것으로 분석되었다. 이는 본 모사장비의 축 정렬 특성 문제로 10cm 위치에서 측정되는 진동 데이터가 상대적으로 낮게 측정되어 발생한 것으로 사료된다. 이를 제외한 모든 그룹 내의 모든 케이스들의 평균 차이는 모두 P-value가 유의수준보다 낮게 나타남을 확인할 수 있었다.

5.3 운전조건 및 센서 위치 변화에 따른 획득 진동의 오차 경향 분석

앞서 지금까지 모사장비를 활용하여 획득한 진동 데이터를 대상으로 운전조건 변화와 센서의 위치 변화에 따른 획득 데이터의 차이를 통계적 분석방법을 통해 확인하였다. 본 절에서는 앞서 확인한 결과들을 활용하여 조건 변화에 따른 획득 진동의 오차 경향에 대해 분석하고자 한다. 오차는 기준 위치에서 측정된 진동과의 차이로 정의하였으며, 각 위치에 따른 오차를 대상으로 회귀분석(Regression Analysis)하여 경향을 파악하였다.

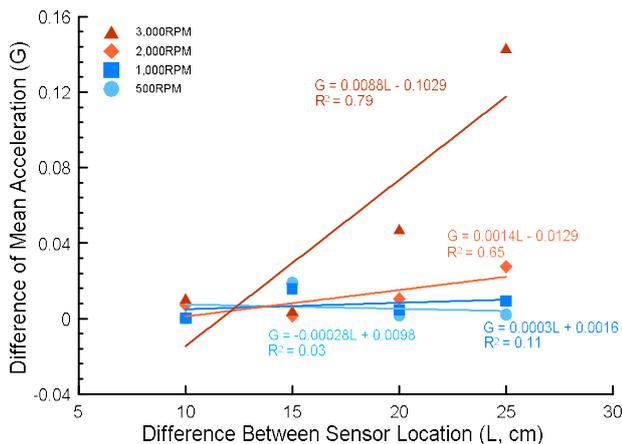


Fig. 9. Regression of Acquired Vibration According to Operating Conditions and Sensor Location.

Fig. 9에 따르면 상대적으로 낮은 운전조건(500, 1,000 RPM)에서는 낮은 결정계수(R^2 : 0.03 ~ 0.11)를 가지며 선형 관계가 유의미하지 않은 것으로 확인되었다. 반면 상대적으로 높은 운전조건(2,000, 3,000 RPM)에서는 높은 결정계수(R^2 : 0.65 ~ 0.79)를 가지며 강한 양의 선형 관계를 가지는 것으로 확인되었다. 또 2,000 RPM과 3,000 RPM의 회귀선의 기울기를 비교해 본 결과 3,000 RPM이 약 6.3배 큰 것으로 확인되었다. 이와 같은 결과에 따르면 유효한 진동 데이터를 획득하기 위해서는 운전조건과 센서 위치 모두 고려하여 데이터를 측정해야 할 것으로 판단된다.

6. 결론

본 연구에서는 회전기계에서 데이터 획득 시 운전조건과 데이터 획득 센서의 위치 차이가 획득 데이터에 미치는 오차를 분석하기 위하여, 조선업의 내업공정 갠트리 크레인 Hoist 모사장비를 제작하여 운전조건과 센서 위치를 변화시켜가며 분석하였다.

모사장비의 운전조건과 센서 위치 변화가 측정 진동 데이터에 영향을 미치는 것을 통계적 분석방법을 통하여 확인하였다. 운전조건이 증가함에 따라 획득 데이터는 증가하였으며, 센서 위치의 경우 기준에서 먼 위치에서 측정할수록 오차가 크게 발생함을 확인하였다. 실험결과 500, 1,000 RPM과 같은 상대적으로 낮은 운전조건에서는 진동 측정 시 센서의 위치 차이에 따른 획득 진동 데이터의 오차는 크게 발생하지 않으나, 2,000, 3,000 RPM과 같은 상대적으로 높은 운전조건에서는 진동 데이터를 측정하고자 하는 위치에서 10cm 이내로 측정하여야 유효한 진동 데이터를 획득할 수 있는 것으로 확인되었다.

또한 데이터 획득 시 운전조건과 데이터 센서의 위치와 같은 측정 조건이 측정결과에 유의미한 영향을 주는 것으로 확인되었으며, 이는 회전기계의 정확한 건전성 평가를 위해서는 운전조건뿐만 아니라 센서의 위치 차이와 같은 변인을 사전에 면밀히 검토해야 할 필요가 있다는 것을 의미한다.

후 기

본 연구는 2021년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술진흥원의 지원(20006978, IoT 및 AI 기반 블록 조립 공정용 디지털 트윈 기술개발)과 2022년도 정부(산업통상자원부)의 재원으로 한국산업기술진흥원의 지원(P0017006, 2022년 산업혁신인재성장지원사업)을 받아 수행된 연구이며, 이에 감사드립니다.

References

- [1] Choi, J. H.(2013), Introduction of Failure Prediction and Prognostics and Health Management Technology, The Korean Society of Mechanical Engineers, Vol. 53, No. 7, pp. 24-34.
- [2] CMAK(2021), <https://cmakusa.com/catalog/FLEXY-KITS.pdf>.
- [3] Duan, L., M. Yao, J. Wang, T. Bai, and L. Zhang(2016), Segmented Infraed Image Analysis for Rotating Machinery Fault Diagnosis, Infrared Physics and Technology, Vol. 77, pp. 267-276.

- [4] Hwang, H. S.(2020), Study on Fault Detection Algorithms Based on Time-Domain Statistical Analysis for Rolling Bearing, Master Thesis, Dong-A University.
- [5] Jeon, B. C., J. H. Jung, B. D. Youn, Y. W. Kim, and Y. C. Bae(2015), Evaluation of Datum Unit for Diagnostics of Journal-Bearing Systems, Transactions of the Korean Society of Mechanical Engineers, Vol. 39, No. 8, pp. 801-806.
- [6] Ju, Y. J.(2020), Evaluation of Machine Learning Methods for Abnormality Detection and Diagnosis of Rotating Machine, Master Thesis, Inha University.
- [7] Jung, U. and B. H. Koh(2015), Wavelet Energy-based Visualization and Classification of High-dimensional Signal for Bearing Fault Detection. Knowledge and Information Systems, Vol. 44, No. 1, pp. 197-215.
- [8] Kowalski, C. T. and T. Orłowska-Kowalska(2003), Neural Networks Application for Induction Motor Faults Diagnosis, Mathematics and Computers in Simulation, Vol. 63, No. 3-5, pp. 435-448.
- [9] K Shipbuilding(2021), http://www.kshipbuilding.com/service/kor/yard_2020/yard.aspx.
- [10] Lei, Y., J. Lin, Z. He, and M. J. Zuo(2013), A Review on Empirical Mode Decomposition in Fault Diagnosis of Rotating Machinery, Mechanical Systems and Signal Processing. Vol. 35, No. 1-2, pp. 108-126.
- [11] Li, B., C. Mo-Yuen, Y. Tipsuwan, and J. C. Hung(2000), Neural-Network-Based Motor Rolling Bearing Fault Diagnosis, IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 47, No. 5, pp. 1060-1069.
- [12] Liu, R., B. Yang, E. Zio, and X. Chen(2018), Artificial Intelligence for fault Diagnosis of Rotating Machinery: A Review, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 108, pp. 33-47.
- [13] NI(2021), NI 9234, https://www.ni.com/pdf/manuals/374238a_02.pdf.
- [14] Ocak, H. and K. A. Loparo(2001), A New Bearing Fault Detection and Diagnosis Scheme Based on Hidden Markov Modeling of Vibration Signals, IEEE International Conference Proceedings on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol. 5, pp. 3141-3144.
- [15] PCB(2021), PCB352C33, <https://www.pcb.com/products?m=352C33>.
- [16] Shingala, M. C. and A. Rajyaguru(2015), Comparison of Post Hoc Tests for Unequal Variance, International Journal of New Technologies in Science and Engineering, Vol. 2, No. 5, pp. 22-33.
- [17] Wilcox, R. R.(2003), Applying Contemporary Statistical Techniques, pp. 299-301.
- [18] Yang, B. S. and K. J. Kim(2006), Application of Dempster-Shafer Theory in Fault Diagnosis of Induction Motors Using Vibration and Current Signal, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 20, No. 2, pp. 403-420.
- [19] Yu, Y., D. Yu, and C. Junsheng(2006), A Roller Bearing Fault Diagnosis Method Based on EMD Energy Entropy and ANN, Journal of Sound and Vibration, Vol. 294, No. 1-2, pp. 269-277.

Received : 2021. 12. 29.

Revised : 2022. 01. 17.

Accepted : 2022. 04. 27.