

http://dx.doi.org/10.17703/JCCT.2024.10.4.663

JCCT 2024-7-76

## 시간 영역 통계 기반 웨이퍼 이송 로봇의 고장 진단

### Fault diagnosis of wafer transfer robot based on time domain statistics

김혜진\*, 홍수빈\*\*, 이영대\*\*\*, 박아름\*\*\*\*

Hyejin Kim\*, Subin Hong\*\*, Youngdae Lee\*\*\*, Arum Park\*\*\*\*

**요약** 본 논문에서는 웨이퍼 이송 로봇의 고장 진단에 시간 영역에서의 통계적 분석 방법을 적용하고, 진동 및 토크 신호의 중요 특성을 파악하는 방법을 제안한다. 이를 기반으로 데이터의 차원을 축소하기 위해 주성분 분석을 사용하고, 유클리드 거리와 Hotelling의 T-제곱 통계량을 활용하여 고장 진단 알고리즘을 개발했다. 이 알고리즘은 관측된 데이터에 대해 고장 상태를 분류하는 결정 경계를 형성한다. 속도 파라미터를 고려한 데이터 분류는 진단 정확도를 향상시킴을 확인했다. 이러한 접근 방식은 고장 진단의 정확성과 효율성을 개선하는 데 기여한다.

**주요어** : 고장 진단, 통계, 주성분 분석, 유클리드 거리, Hotelling의 T-제곱, 결정 경계

**Abstract** This paper applies statistical analysis methods in the time domain to the fault diagnosis of wafer transfer robots, and proposes a methodology to discern the critical characteristics of vibration and torque signals. Subsequently, principal component analysis (PCA) is applied to diminish the data's dimensionality, followed by the development of a fault diagnosis algorithm utilizing Euclidean distance and Hotelling's T-square statistics. The algorithm establishes decision boundaries to categorize failure states based on the observed data. Our findings indicate that data classification incorporating velocity parameters enhances diagnostic accuracy. This approach serves to enhance the precision and efficacy of fault diagnosis.

**Key words** : Fault diagnosis, statistics, principal component analysis, Euclidean distance, Hotelling's T-square, decision boundary

#### 1. 서론

산업 분야에서 로봇 공학은 생산 과정의 자동화 및 최적화에 중대한 기여를 하고 있다. 특히, 웨이퍼 이송 로봇(Wafer Transfer Robot)은 반도체 제조 공정의 핵심 장치로서 중요한 역할을 수행한다. 반도체 웨이퍼의 정밀 이송은 높은 수준의 정밀도와 신뢰성을 요구하는 고난도 작업이다. 웨이퍼 이송 로봇의 기계적 결함은

생산 효율성 저하와 제품 수명 단축을 초래할 수 있다. 따라서, 웨이퍼 이송 로봇의 생산업체는 엄격한 품질 관리를 시행해야 한다.

과거에는 로봇의 물리적 상호작용을 모델링하여 결함을 감지하는 물리 모델 기반 방법이 주로 활용되었으나, 새로운 결함 유형의 탐지와 모델링의 복잡성 증가에 한계가 있다. 이에 대응하기 위해, 최근 연구에서는 데이터 기반 기계 학습 및 인공지능 기술을 활용하여

\*정회원, (주)나인벨

\*\*정회원, (주)나인벨

\*\*\*중신회원, (주)나인벨

\*\*\*\*중신회원, 서울사이버대학교

접수일: 2024년 4월 22일, 수정완료일: 2024년 5월 23일

게재확정일: 2024년 6월 15일

Received: April 22, 2024 / Revised: May 23, 2024

Accepted: June 15, 2024

\*Corresponding Author: penellope007@iscu.ac.kr

Dept. of AI Service Marketing, Seoul Cyber Univ, Korea

다양한 결함 유형을 효과적으로 탐지할 수 있는 새로운 방법론을 개발하고 있다[1].

현재까지 대부분의 진동 신호 분석 연구는 회전축 기계에 집중되어 있으며, 적외선 열화상 기법[2], 진동 데이터에서 특징을 추출하고 결정 경계를 활용한 분류 방법[3] 등이 제안되었다. 반면, 웨이퍼 이송 로봇의 진동 진단 연구는 상대적으로 부족하며, 기존 연구들은 주로 잔류 진동 저감[4], 예지 보수 기술 적용[5] 등에 초점을 맞춘 연구가 이루어졌다.

본 논문에서는 반도체 제조 장비에 사용되는 웨이퍼 이송 로봇의 Z축 동작을 속도 파라미터 변동에 따라 분석한다. 이를 통해 기존의 시간 영역 통계 기반을 이용한 방법을 개선하여, 이상을 검출하기 위한 고장 진단 방법을 제안한다. 이상 상태의 검출에는 진동 신호를 주로 사용하나, 본 연구에서는 모터 동작에 따른 토크 신호에 대해서도 고장 진단 알고리즘을 적용한다.

논문의 구성은 다음과 같다. 진동 진단 방법과 이론적 배경을 설명하는 제 2 장, 실험 데이터 및 설계에 대한 제 3 장, 그리고 실험 결과를 담은 제 4 장, 결론 제 5 장으로 구성된다.

## II. 연구 방법

### 1. 데이터 수집

본 연구에 사용된 데이터 세트는 웨이퍼 이송 로봇의 서보 드라이버와 로봇이 장착된 프레임 부분으로부터 수집된 신호를 포함하고 있다. 서보 드라이버로부터 토크 신호를 직접 취득하였으며, 로봇 프레임에 설치된 가속도 센서를 통해 진동 신호를 획득하였다. 토크 신호는 각 실험 세트별로 15 초간 66.67 Hz의 샘플링 주파수를 적용하여 측정되었으며, 총 100개의 실험 세트를 통해 약 100,000 개의 데이터 표본이 수집되었다. 진동 신호의 수집은 각 실험 세트별로 15 초간 4,000 Hz의 샘플링 주파수를 적용하여 측정되었으며, 총 100 개의 실험 세트를 통해 약 6,000,000 개의 데이터 표본이 수집되었다. 이러한 데이터 수집 과정은 본 연구의 주요 목적인 웨이퍼 이송 로봇의 동작 특성 및 잠재적 결함을 분석하는 데 있어 필수적인 근거 자료로 활용되었다.

### 2. 통계적 특징 추출[6]

진동 및 토크 신호의 특성을 분석하기 위해 12 가지

통계적 파라미터를 사용하였다. 신호 X에 대한 분석을 통해 통계적 특성, 즉 절대 평균(Absolute Mean), 분산(Variance), 표준편차(Standard Deviation), 첨도(Kurtosis), 왜도(Skewness), 최댓값(Peak), 최대-최소 차이(Peak to Peak), 평균 제곱근 값(Root Mean Square, RMS), Crest Factor, Clearance Factor, Impulse Factor, Shape Factor를 계산하였다. 이러한 파라미터는 신호의 평균적인 세기, 변동성, 분포의 비대칭성 및 뾰족함 등 다양한 특성을 나타낸다. 정상 상태와 고장 상태 사이의 통계적 특성값의 차이를 비교해 차이를 보이는 값을 진단의 주요 특징으로 선정하였다. 토크 신호의 경우 절대 평균, 표준편차, Peak, RMS를 주요 변수로 선택하였으며, 진동 신호에서는 절대 평균, 분산, 첨도, Peak to Peak을 주요 변수로 채택하였다. 통계치는 표 1 과 같이 계산되었다.

표 1. 통계 매개변수(총 12개)  
Table 1. Statistical parameters (total: 12ea)

| Statistical features | Equations   | Statistical features | Equations   |
|----------------------|---|----------------------|---|
| Absolute Mean        | $\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N  X_i $  | Peak to Peak         | $Max(X_i) - Min(X_i)$                               |
| Variance             | $\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \frac{X_i - m}{\sigma} \right)^2$        | RMS                  | $\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_i^2}$             |
| Standard Deviation   | $\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \frac{X_i - m}{\sigma} \right)^2}$ | Crest Factor         | $\frac{Max( X_i )}{X_{rms}}$                        |
| Kurtosis             | $\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \frac{X_i - m}{\sigma} \right)^3$        | Clearance Factor     | $\frac{Max( X_i )}{X_{snr}}$                        |
| Skewness             | $\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left( \frac{X_i - m}{\sigma} \right)^4$        | Impulse Factor       | $\frac{Max( X_i )}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N  X_i }$ |
| Peak                 | $Max( X_i )$  | Shape Factor         | $\frac{X_{rms}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N  X_i }$    |

### 3. 상관 분석(Correlation analysis) [7]

변수 간의 상관 계수가 높을 경우, 해당 변수들이 종속 변수에 대해 유사한 설명력을 가지게 되어 다중공선성 문제(Multicollinearity)가 발생하거나 모델의 복잡성이 증가하여 모델 성능이 저하될 수 있다. 변수 간의 상관 관계를 분석하기 위해 실시한 상관 분석(Correlation analysis)을 통해, 그림 2 와 같이 특정 변수 쌍에서 높은 상관관계를 나타내는 것을 확인하였다.

|                    | Mean     | Standard Deviation | RMS      | Max      |
|--------------------|----------|--------------------|----------|----------|
| Mean               | 1        | 0.498417           | 0.854671 | 0.302286 |
| Standard Deviation | 0.498417 | 1                  | 0.876028 | 0.945839 |
| RMS                | 0.854671 | 0.876028           | 1        | 0.735115 |
| Max                | 0.302286 | 0.945839           | 0.735115 | 1        |

그림 1. 정상 상태 토크 신호의 상관 계수 히트맵  
 Figure 1. Correlation coefficient heat map of steady-state torque signal

#### 4. 주성분 분석(Principal Component Analysis)

주성분 분석(Principal Component Analysis, PCA)은 다차원 데이터 내에서 중요한 정보를 요약하고 차원을 축소하기 위한 통계적 방법으로 널리 활용된다[7]. PCA의 첫 단계는 모든 변수를 같은 스케일로 조정하는 데이터 표준화 과정이다. 수학적으로 표준화는 식 (1) 과같이 표현된다.

$$z = \frac{(X - \mu)}{\sigma} \quad (1)$$

여기서  $X$ 는 진동 신호,  $\mu$ 는 평균,  $\sigma$ 는 표준편차를 나타낸다.

본 연구에서는 정상 상태의 데이터에 대해 표준화와 주성분 분석을 수행하여, 3 개의 주성분으로 차원 축소하였다. 새로운 데이터 포인트는 이 모델에 투영되어, 각 포인트가 축소된 차원 공간 내에서 어떻게 위치하는지를 나타낸다. 토크 신호의 정상 및 고장 전체 데이터의 PCA 공간에서의 산점도는 그림 3 과 같다.

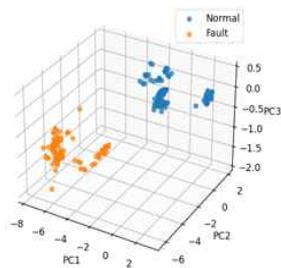


그림 2. PCA 결과의 3D 분산  
 Figure 2. 3D Scatter of PCA Results

#### 5. 유클리드 거리

유클리드 거리는 다차원 공간에서의 두 점 사이의 직선거리를 측정하는 가장 기본적인 방법이다. 본 연구에서는 정상 상태의 데이터 클러스터 중심을 기준점으

로 하여, 새로운 데이터와의 거리를 계산한다. 이 거리가 사전에 정의된 임계값보다 큰 경우, 새로운 데이터를 고장 상태로 분류한다.  $N$  차원에서 두 점  $P(p_1, p_2, \dots, p_N)$ 와  $Q(q_1, q_2, \dots, q_N)$  사이의 유클리드 거리  $d$ 는 식 (2) 와 같이 표현된다[8].

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^N (q_i - p_i)^2} \quad (2)$$

여기서,  $q_i - p_i$ 는  $i$ 번째 차원에서의 두 점 사이의 차이를 뜻한다.

#### 6. Hotelling's T-Squared

Hotelling's T-Squared 통계량은 다변량 데이터의 평균 벡터가 특정 값과 유의미한 차이 여부를 검정하는데 사용된다. Hotelling's T-Squared 통계량은 다변량 데이터의 변동성과 상관관계를 모두 고려하기 때문에, 유클리드 거리보다 더 정교한 분석을 가능하게 한다. Hotelling T2의 검정통계량은 일표본 검정통계량을 제곱한 형태로 식 (3) 과 같다[8].

$$T^2 = (X - \mu)^T S^{-1} (X - \mu) \quad (3)$$

여기서  $X$ 는 진동 신호를,  $\mu$ 는 정상 상태 데이터의 평균 벡터를, 그리고  $S^{-1}$ 은 정상 상태 데이터의 공분산 행렬의 역행렬을 의미한다. 값이 크면 클수록, 정상 상태의 데이터 군집으로부터 멀리 떨어져 있음을 나타낸다. 특정한 유의 수준에서,  $\alpha$ 의 값이 임계값을 초과하면 새로운 데이터를 이상치로 간주하고 고장으로 분류한다. 이상치를 감지하기 위한 상한값(Upper Critical Limit, UCL)은 식 (4) 를 통해 F 분포를 이용하여 계산된다.

$$UCL = \frac{m(n+1)(n-1)}{n(n-m)} F_{(\alpha, m, n-m)} \quad (4)$$

여기서  $m$ 은 변수의 수,  $n$ 은 데이터의 수,  $F_{\alpha}(m, n-m)$ 는 유의 수준  $\alpha$ 에서 자유도가  $m$ 과  $n-m$ 인 F-분포의 분위수를 뜻한다.

### III. 실험 설계

#### 1. 실험 장치 및 데이터 구성

실험 장치는 그림 3 과 같이 웨이퍼 이송 로봇이 부착된 프레임에 가속도 센서를 부착하여 진동 신호를 측정하고, 서보 드라이버를 통해 토크 값을 수집하였다. 가동 범위가 300 mm인 볼 스크류의 Z축의 상하 운동을 대상으로 15초간 속도 200 mm/s, 300 mm/s, 400mm/s, 500 mm/s에 대하여 실험을 수행했다. 고장 데이터는 볼 스크류 축이 0.4 mm 어긋난 상태를 나타낸다. 그림 4, 그림 5 는 정상 상태와 볼 스크류 축이 어긋난 경우에 대한 가속도 및 토크 신호를 나타낸다.

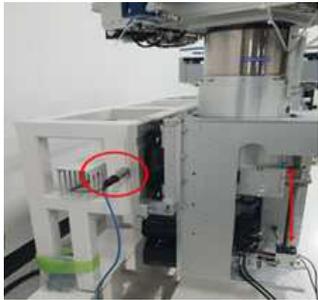


그림 3. 실험 설정  
Figure 3. Experimental setup

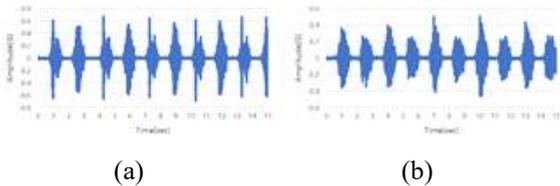


그림 4. 가속도 원신호 (a) 정상 (b) 볼 스크류 어긋남  
Figure 4. Acceleration original signal (a) Normal (b) Ball screw misalignment

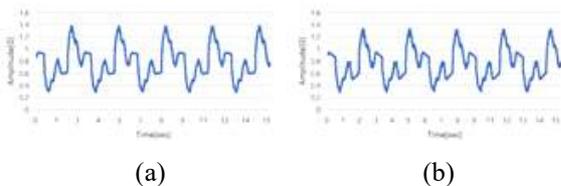


그림 5. 토크 원래 신호 (a) 정상 (b) 볼 스크류 어긋남  
Figure 5. Torque original signal (a) Normal (b) Ball screw misalignment

## 2. 시간 영역 기반 결함 진단 알고리즘

먼저, 정상 상태 데이터의 중요한 통계적 특성을 추출한 후 주성분 분석을 활용하여 정상 데이터의 주성분 공간을 구성하였다. 이 공간에서 추출된 정상 데이터 주성분들의 평균값을 기준점으로 삼아 결정 경계를 설정한다. 새로운 데이터 기준점의 유클리드 거리와

Hotelling's T-Squared 값을 계산하여 미리 정해진 임계값을 초과할 때 고장으로 분류한다. 이 방법론은 정상 범위를 벗어난 데이터를 효과적으로 식별하여, 잠재적 고장 상태를 조기에 발견할 수 있다.

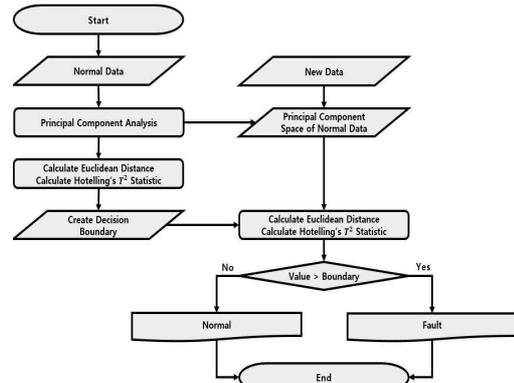


그림 6. 시간 영역 통계 기반 고장 진단 시스템  
Figure 6. Time-domain statistics-based fault diagnosis system

이상 검출 문제는 다음과 같이 구분해야 할 클래스의 수를 5 가지로 나누어 결정 경계를 생성하였다. 고장 데이터는 볼 스크류 축이 0.4 mm 어긋난 상태이고, 정상 데이터와 고장 데이터 모두 각 속도 별로 25 개씩 측정하였다. 유클리드 거리 기반 알고리즘은 기준점과 정상 상태 주성분의 각 거리의 최댓값으로 설정해 주어 고장 데이터에 대해서만 실험하였고, Hotelling's T-Squared 기반 알고리즘은 정상 데이터, 고장 데이터 모두 실험하였다. 사용한 실험용 데이터 셋은 표 2 와 같다.

### 1) 2 Classes type 1: 정상/비정상

- type 2: 정상/볼 스크류 유격 이상[200mm/s]
- type 3: 정상/볼 스크류 유격 이상[300mm/s]
- type 4: 정상/볼 스크류 유격 이상[400mm/s]
- type 5: 정상/볼 스크류 유격 이상[500mm/s]

표 2. 실험용 데이터 셋

Table 2. Data sets for experiments

| System              | Speed | # Test data |       |
|---------------------|-------|-------------|-------|
|                     |       | Normal      | Fault |
| Euclidean distance  | 200   | 0           | 25    |
|                     | 300   | 0           | 25    |
|                     | 400   | 0           | 25    |
|                     | 500   | 0           | 25    |
| Hotelling T-squared | 200   | 25          | 25    |
|                     | 300   | 25          | 25    |
|                     | 400   | 25          | 25    |
|                     | 500   | 25          | 25    |

## IV. 연구 결과

### 1. 결정 경계 생성

유클리드 거리 기반 알고리즘의 임계값은 표 2와 같으며, Hotelling's T-squared 기반 알고리즘의 임계 값은 표 3과 같다.

표 3. 유클리드 거리 기반 결정 계수

Table 3. Euclidean distance based coefficient of determination.

| Sensor type         | Problem type     | Coefficient of determination |
|---------------------|------------------|------------------------------|
| Acceleration sensor | 2 Classes type 1 | 3.8333                       |
|                     | 2 Classes type 2 | 3.2977                       |
|                     | 2 Classes type 3 | 3.2167                       |
|                     | 2 Classes type 4 | 3.1442                       |
|                     | 2 Classes type 5 | 0.8632                       |
| Torque sensor       | 2 Classes type 1 | 3.1610                       |
|                     | 2 Classes type 2 | 3.2726                       |
|                     | 2 Classes type 3 | 3.1157                       |
|                     | 2 Classes type 4 | 3.7858                       |
|                     | 2 Classes type 5 | 5.1728                       |

표 4. Hotelling T-squared 통계량 기반 결정 계수

Table 4. Hotelling T-squared based coefficient of determination.

| Sensor type         | Problem type     | Coefficient of determination |
|---------------------|------------------|------------------------------|
| Acceleration sensor | 2 Classes type 1 | 8.3478                       |
|                     | 2 Classes type 2 | 10.4576                      |
|                     | 2 Classes type 3 | 10.4576                      |
|                     | 2 Classes type 4 | 10.4576                      |
|                     | 2 Classes type 5 | 10.4576                      |
| Torque sensor       | 2 Classes type 1 | 8.3478                       |
|                     | 2 Classes type 2 | 10.4576                      |
|                     | 2 Classes type 3 | 10.4576                      |
|                     | 2 Classes type 4 | 10.4576                      |
|                     | 2 Classes type 5 | 10.4576                      |

### 2. 고장 분류 정확도

유클리드 거리 기반 알고리즘은 가속도계 진동 신호를 적용했을 때 단순히 정상과 고장을 분류할 때는 59%라는 낮은 정확도를 보이지만, 속도 파라미터에 따라 나누어 분류했을 경우 각 속도 별로 88%, 100%, 100%, 96%의 정확도를 보였다. 토크 신호를 적용했을 때는 모든 문제에서 100%라는 높은 정확도를 보였다.

Hotelling T-squared 통계량 기반 알고리즘은 가속도계 진동 신호를 적용했을 때 단순히 정상과 고장을 분류할 때는 60%정확도로 매우 낮았다. 속도 파라미터에 따라 나누어 분류했을 경우 각 속도 별로 100%, 100%, 100%, 98%의 정확도를 보였다. 토크 신호를 적

용했을 때는 정확도 98%인 속도 500mm/s일 때를 제외한 모든 문제에서 100%라는 높은 정확도를 보였다. 표 5, 표 6 에 각 알고리즘에 대한 토크, 가속도계 정확도를 나타내었다.

표 5. 유클리드 거리 기반 정확도

Table 5. Euclidean distance diagnosis accuracy.

| Sensor type         | Problem type     | Accuracy % |
|---------------------|------------------|------------|
| Acceleration sensor | 2 Classes type 1 | 59         |
|                     | 2 Classes type 2 | 88         |
|                     | 2 Classes type 3 | 100        |
|                     | 2 Classes type 4 | 100        |
|                     | 2 Classes type 5 | 96         |
| Torque sensor       | 2 Classes type 1 | 100        |
|                     | 2 Classes type 2 | 100        |
|                     | 2 Classes type 3 | 100        |
|                     | 2 Classes type 4 | 100        |
|                     | 2 Classes type 5 | 100        |

표 6. Hotelling T-squared 통계량 기반 정확도

Table 6. Hotelling T-squared diagnosis accuracy.

| Sensor type         | Problem type     | Accuracy % |
|---------------------|------------------|------------|
| Acceleration sensor | 2 Classes type 1 | 60         |
|                     | 2 Classes type 2 | 100        |
|                     | 2 Classes type 3 | 100        |
|                     | 2 Classes type 4 | 100        |
|                     | 2 Classes type 5 | 98         |
| Torque sensor       | 2 Classes type 1 | 100        |
|                     | 2 Classes type 2 | 100        |
|                     | 2 Classes type 3 | 100        |
|                     | 2 Classes type 4 | 100        |
|                     | 2 Classes type 5 | 98         |

정상 데이터 주성분 공간 상에서 유클리드 거리 알고리즘(ED), Hotelling T-squared 알고리즘(T2)의 데이터 위치, 결정 경계를 그림 7, 그림 8 과 같이 나타내었다. 이해를 돕기 위해 주성분 두 개의 그래프로 나타내었지만, 실제 실험은 3개의 주성분으로 이루어졌다.

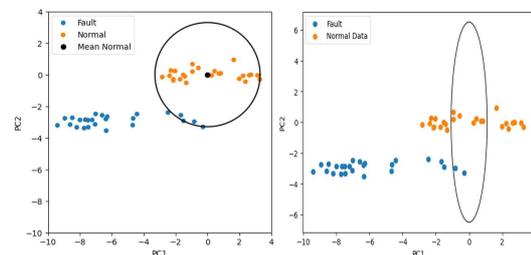


그림 7. 가속도 데이터 사례의 PCA 그래프

Figure 7. PCA graph of acceleration data case

(a) ED type 2 (b) T2 type 2

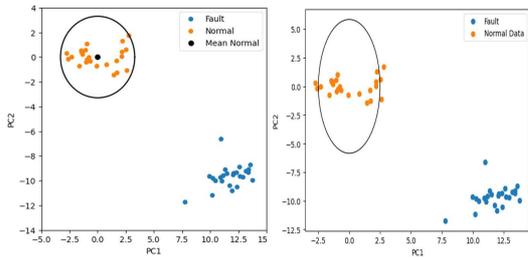


그림 8. 토크 데이터 사례의 PCA 그래프  
 Figure 8. PCA graph of torque data case  
 (a) ED type 2 (b) T2 type 2

## V. 결론

본 연구는 웨이퍼 이송 로봇의 고장 진단을 위해 진동 및 토크 신호 분석을 기반으로 한 새로운 방법론을 제시하였다. 속도 파라미터별로 구분하여 분류한 결과와 속도 파라미터를 고려하지 않고 분류한 결과를 비교함으로써, 속도 파라미터에 따른 분류가 고장 진단의 정확도를 크게 향상하는 중요한 요소임을 발견하였다. 속도 파라미터를 나누어 분석할 경우, 진동 및 토크 신호 모두에서 높은 진단 정확도를 보여주었으나, 속도 파라미터를 고려하지 않으면 특히 가속도계 진동 신호에 현저히 떨어지는 결과를 보였다.

또한, 토크 신호가 가속도계 신호보다 평균적으로 약 8% 더 높은 진단 정확도를 나타내었다. 이는 토크 신호가 웨이퍼 이송 로봇의 고장 상태를 반가 속도계 신호보다 더 민감하거나 유의한 정보를 제 의미한다.

본 연구는 웨이퍼 이송 로봇과 같은 산업 기계의 고장 진단 분야에 있어 중요한 시사점을 제공한다. 속도 파라미터별 구분, 토크 신호의 중요성, 그리고 Hotelling's T-Squared 기반 알고리즘의 효율성은 향후 고장 진단 연구 및 시스템 개발의 기초로서 중요한 고려 사항이 될 것이다.

## References

[1] S. Hong, Y. Lee, and C. Moon, "Transfer Learning-Based Vibration Fault Diagnosis for Ball Bearing," *The journal of the convergence on culture technology*, vol. 9, no. 3, pp. 845-850, May 2023. doi:10.17703/JCCT.2023.9.3.845.  
 [2] J.R. Władysiak and T. Pacyniak, "Infrared thermography as a tool to elaborate procedures for predictive maintenance of ball mills

equipment," 2018. doi: 10.21611/qirt.2018.093.  
 [3] Hae Seong Hwang, Hyung Joon Park, Hyo Lim Kang, Kwang Ki Lee, and Seung Ho Han, "Study on Fault Detection Algorithms for Rolling Bearing based on Multivariate Statistical Analysis," *Transactions of the Korean Society of Mechanical Engineers - A*, vol. 46, no. 6, pp. 601-609, 2022, doi: 10.3795/KSME-A.2022.46.6.601  
 [4] Moon, Sung Bae and Rim, Kyung-Hwa, "Method of Reducing Residual Vibration at the LCD Transfer Robot," *Journal of the Semiconductor & Display Technology*, vol. 16, no. 2, pp. 98-105, 2017.  
 [5] Hee-Seung Yoon, Hyeong-Gyun Kim, Hyun-Il Yoon, Ji-Hyun Yoo, and Seung-Soo Han, "Development of Predictive Maintenance System for Wafer Transfer Robot Using DBSCAN Algorithm," in *INFORMATION AND CONTROL SYMPOSIUM*, 2018, pp. 180-181.  
 [6] Seung-il Kim, Noh Yoojeong, KANG YOUNG-JIN, Sunhwa Park, and Byungha Ahn, "Fault Classification Model Based on Time Domain Feature Extraction of Vibration Data," *J. Comput. Struct. Eng. Inst. Korea*, vol. 34, no. 1, pp. 25-33, 2021. doi:10.7734/COSEIK.2021.34.1.25  
 [7] K. Pearson, "LIII. On Lines and Planes of Closest Fit to Systems of Points in Space," *The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science*, vol. 2, no. 11, pp. 559-572, 1901.  
 [8] R. De Maesschalck, D. Jouan-Rimbaud, and D. L. Massart, "The Mahalanobis Distance," *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, vol. 50, no. 1, pp. 1-18, 2000.

※ 이 논문 또는 저서는 2023년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2023S1A5A8080527).