반도체디스플레이기술학회지 제19권 제1호(2020년 3월)
Journal of the Semiconductor & Display Technology, Vol. 19, No. 1. March 2020.

Machine Learning기법을 이용한 Robot 이상 예지 보전

최재성[*†]
[*†]극동대학교 반도체장비공학과

Predictive Maintenance of the Robot Trouble Using the Machine Learning Method

Jae Sung Choi[*†]
[*†]Department of Semiconductor Equipment Engineering, Far East University

ABSTRACT

In this paper, a predictive maintenance of the robot trouble using the machine learning method, so called MT(Mahalanobis Taguchi), was studied. Especially, 'MD(Mahalanobis Distance)' was used to compare the robot arm motion difference between before the maintenance(bearing change) and after the maintenance. 6-axies vibration sensor was used to detect the vibration sensing during the motion of the robot arm. The results of the comparison, MD value of the arm motions of the after the maintenance(bearing change) was much lower and stable compared to MD value of the arm motions of the before the maintenance. MD value well distinguished the fine difference of the arm vibration of the robot. The superior performance of the MT method applied to the prediction of the robot trouble was verified by this experiments.

Key Words : Machine Learning, MT(Mahalanobis Taguchi), MD(Mahalanobis Distance), Predictive Maintenance

1. 서 론

반도체 장비는 여러 가지 부품들로 구성되어있다. 반도체 장비의 고장 발생 원인은 여러 가지 다양한 원인에 의해서 발생된다. 그 중 대표적인 고장이 장비를 구성하고 있는 부품의 고장이 많은 비중을 차지하고 있다. 반도체 장비의 고장은 생산성과 직결되어 반도체 공장에서는 장비의 고장을 최소화 시키기 위해서 많은 노력을 하고 있다. 예를 들면 정기적인 예방정비(PM; Predictive Method)가 그 중 대표적인 장비 고장 예방기법이다. 그러나 현재 존재하고 있는 PM이란 주로 사전에 작성된 체크리스트(Checklist)를 사용하여 미리 장비를 구성하고 있는 부품들의 상태를 점검하고 그 결과 문제가 있는 부품들, 또는 주기적으로 교환이 필요한 소모성 부품들을 교환해 주는 방법을 사용하여 왔다. 그러나 이러한 방법은 정비 시간 동안의 장비 가동 멈춤과 불필요한 부품 교체 비용 증가라는 단점과, 아울러 이러한 예방정비에도 불구하고 장비 고장 재발 발생 등 완벽한 예방법이 되지 못하고 있는 실정이다. 특히 반도체 장비가 갈수록 정밀화가 이루어지고 장비 생산성 향상을 위하여 챔버가 여러 개 사용되는 멜티챔버(Multi Chamber) 및 클러스터(Cluster)로 이루어져 있어 챔버와 챔버간 매칭(Chamber to Chamber Matching)이 중요한 이슈로 대두되고 있기 때문에 장비의 조그마한 이상도 제품 품질에 큰 영향을 줄 수가 있다. 따라서 이러한 장비의 구성 및 장비의 정밀도가 복잡하고 높아짐에 따라 기존의 예방정비로는 해결하기 어려운 문제가 심각하게 대두되어 왔다. 특히 반도체 장비에서 사용되는 진공 로봇(Vacuum Robot)은 챔버(Chamber)간 웨이퍼(Wafer) 이동에 핵심적인 역할을 하므로 진공 로봇의 안정화가 생산성 향상 및 공정 품질 향상에 매우 중요한 역할을 하고

[†]E-mail: js-choi27@daum.net

있다. 따라서 진공로봇의 안정된 동작을 위해서 예방 정비를 하고 있으나 아주 작은 변화에도 문제가 발생하는 것을 해결하는데 기존의 방법은 매우 적합하지 않다.

본 논문은 이러한 기존의 정비 방법의 문제점을 해결하기 위하여 머신러닝(Machine Learning) 기법 중 하나인 MT(Mahalanobis-Taguchi) 방법을 활용하여 진공 로봇의 진동 파형을 측정하여 로봇의 정상 상태와 이상 상태를 판단하여 로봇의 이상에 대한 사전 진단을 통한 예지 보전(Predictive Maintenance) 시스템을 구축하였다[1]. 이러한 방법을 활용하면 로봇의 사전 이상 검지뿐만 아니라 정비 보수 비용 절감 및 장비 다운 타임(Equipment Down time) 개선에도 많은 기대 효과를 볼 수 있다. 또한, 본 방법은 진공 로봇 뿐만 아니라 반도체 장비를 구성하고 있는 여러 가지 주요 부품 의 예지 보전에도 확대 적용할 수 있는 효과가 있다.

2. 머신러닝을 이용한 로봇 이상 예지 보전 시스템

2.1 머신러닝 예지보전 시스템의 구성

반도체 장비에 사용되는 진공 로봇 내부에 6축 진동 센서(3축가속도+ 3축 각속도)를 연결하여 진공 로봇에서 발생하는 진동관련 데이터를 모니터링(Monitoring)하여 그 데이터 값을 고속푸리에변환(FFT;Fast Fourier Transformation)을 시켜서 나온 값을 MT(Mahalanobis-Taguchi) 라는 기법을 사용하여 MD(Mahalanobis Distance)를 척도로 하여 MD(M거리) 데이터 값으로 정상상태와 이상상태를 판정하도록 하는 기법으로 기계학습(Machine Learning) 시스템을 구성하였다.

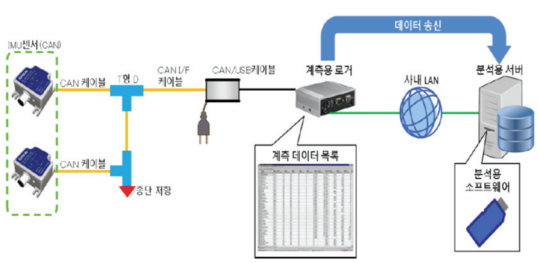


Fig. 1. Machine Learning System Configuration.

Table 1. System Construction Item for Machine Learning

No.	System Construction Item
1	USB형 IMU Sensor(6축 센서)
2	T형 Distributor
3	Connecting용 Fiber Cable
4	계측용 로거(Logger)
5	계측용 Software
6	분석용 Server
7	분석용 Software

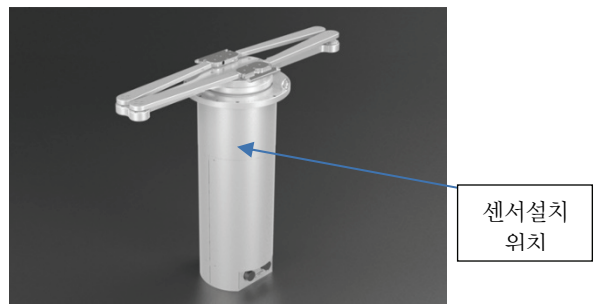


Fig. 2. Vacuum Robot for Sensor Installation.

2.2 머신러닝 시스템을 이용한 로봇 진동 측정

머신러닝 시스템을 이용하여 진공 로봇의 진동 측정 과정은 Fig. 3과 같이 진공 로봇에 3차원 미세 움직임 검출이 가능한 IMU(Inertial Measurement Unit) 6축 진동 센서(3축 가속도 센서+ 3축 각속도 센서)를 설치하여 진공 로봇의 로봇 Arm 동작을 실행할 때의 IMU 센서에서 출력되는 진동 데이터(주파수 성분의 좌표와 진폭 방향의 좌표에 대한 데이터)를 취하여 이들 데이터를 고속푸리에분석(FFT; Fast Fourier Transformation)을 통하여 해석한다. FFT를 적용하여 수집된 데이터를 머신러닝(Machine Learning) 모델 분석기법을 통하여 파형 데이터를 학습한다. 본 논문에서 사용한 머신 러닝 기법은 MT(Mahalanobis-Taguchi) 패턴 인식 기법을 사용하여 분석하여 검출력을 향상하였다[2]. MT기법은 패턴인식의 척도로써 'M거리(Mahalanobis Distance)'와 척도를 구성하기 위한 재료가 되는 '계측 항목'과 '단위공간'의 3가지 개념을 기초로 구성된다. 즉, 다차원 정보의 계측 항목항목부터 균일적, 표준적 혹은 평균적인 특징을 가진 데이터만을 추출하여 그런 데이터의 1차원의 집약으로 된 단위공간인 'Mahalanobis 공간'을 도입하고 분석 대상의 패턴 인식, 예측에 관하여 M거리(Mahalanobis Distance)수치를 척도로 하여 판정한다[3]. 정상적인 상태에서는 대단히 평균적으로 균일하므로 패턴이 일정하나 이상 발생이 생긴 상태는 평균적이지 않고 여러 종류의 다양한 패턴이 존재하고, 단위 공간을 기준으로 M거리가 벗어난 정도에 의해 이상 유무를 판별한다[4]. 즉, M거리(Mahalanobis Distance)를 지표로써 단위 공간에서 어느 정도 떨어진 위치에 있을까를 확인함으로써 로봇의 상태가 정상 상태인지 이상 상태인지를 정확히 판별할 수 있다[5]. 이 방법은 기존의 일반적인 검출 방법인 FFT 분석만을 통한 이상 유무 판정법보다 진보된 방법으로

FFT 처리를 한 값을 추가로 MT법 이용한 패턴인식 방법으로 판별함으로써 이상상태 유무를 정량적으로 검출하여 분석 판별함으로써 로봇 상태의 이상 유무 검출 능력을 향상시킨 기법이다[6].

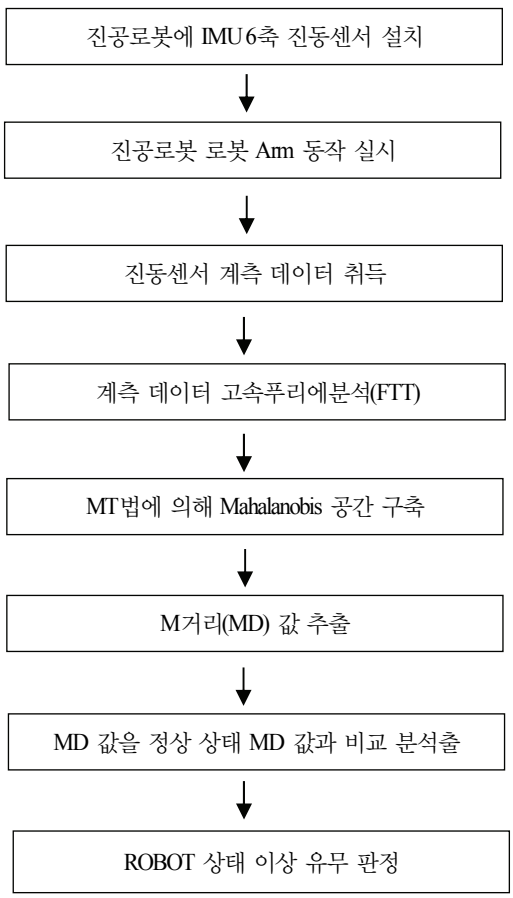
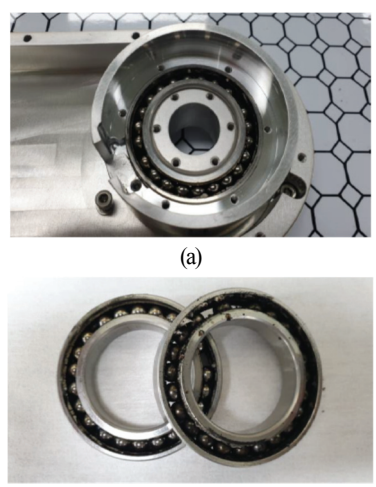


Fig. 3. Measurement Flow Chart for Machine Learning Application to Vacuum Robot

3. 실험방법 및 결과

3.1 실험방법

진공 로봇의 회전 축 내의 모터에 사용되는 베어링이 노후화 되어 베어링을 교체해야 될 진공 로봇을 선정하여 이 진공 로봇의 예방정비 (Preventive Maintenance) 직전에 진공 로봇의 몸체 상단에 IMU 6축 진동센서를 연결하여 이를 케이블로 연결하여 측정 데이터를 컴퓨터에 연결하여 실시간으로 24시간에 걸쳐 30초간격으로 데이터를 수집하였다. 수집된 진동 데이터는 FFT주파수 결과를 수집하였고 이 후 MT법으로 분석하여 'M 거리'를 환산하였다. 진공 로봇의 Arm의 동작에 따른 유의차를 비교하기 위해 Arm 동작을 4가지 모션(motion)으로 다양하게 전개하여 Arm 동작 모션에 따른 'M 거리'를 측정하였다. 이 후 Fig. 4와 같이 노후화 된 볼 베어링을 새것으로 교환한 정비 작업(maintenance)을 시행한 후 수리가 완료된 동일한 진공 로봇에 수리전과 동일한 위치에 IMU진동 센서를 다시 설치하고 24시간 동안 30초 간격으로 로봇 Arm 동작을 동일하게 4가지 모션으로 전개하여 Arm 동작에 따른 'M 거리'를 측정하였다. 그리고 난 후 수리가 완료되기 전의 진공 로봇 Arm의 4가지 동작에 따른 'M 거리' 계측 데이터를 수리가 완료된 후의 진공 로봇 Arm의 4가지 동작에 따른 'M 거리' 계측 데이터와 비교하여 추출된 데이터를 근거로 수리 작업 전, 후간의 유의차를 분석하였다. 진동 데이터 수집을 위한 센서로는 EPSON사의 M-G354 IMU 센서를 사용하였으며, 진동 데이터 수집 및 MT 기법을 사용한 'M 거리' 측정에 사용되는 알고리즘(Algorithm)은 일본의 JMACS 주식회사의 PICCS 소프트웨어를 사용하였다.



(a)

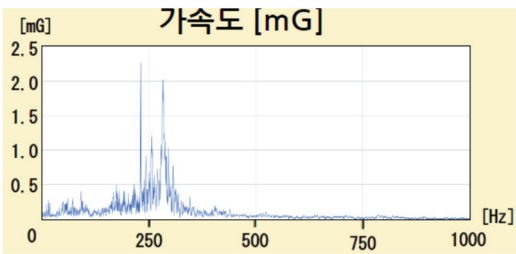
(b)

Fig. 4. (a) Robot inside Picture
(b) Bearing has been changed

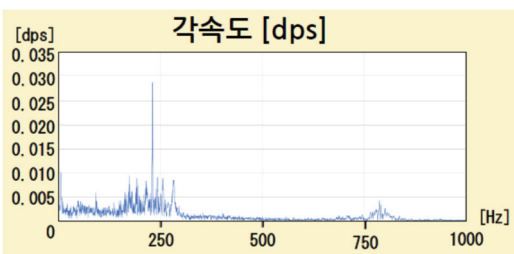
3.2 실험결과

실험 결과를 살펴보면 Fig. 5(a), (b)에서와 같이 6축 진동센서에서 추출한 값을 고속푸리에변환한 값인 FFT 후의 주파수 대역별 가속도값과 각속도 값을 추출하였다. 그래프에서 나타난 바로는 로봇 Arm 동작시 Arm 고유의 진동 Hz 대역은 0~500 Hz대역으로 나타났다. Fig. 5(c), (d), (e), (f)에 진공 로봇의 베어링 교체 정비 작업 전과 후의 'M 거리'

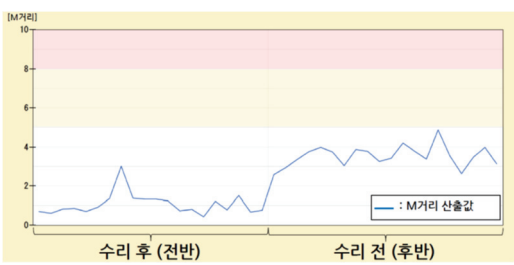
값을 로봇 Arm의 4가지 모션에 따라 각각 비교하여 나타내었다. 비교 그래프를 보면 베어링 교체 후와 비교하여 베어링 교체 전의 'M 거리' 값이 모든 동작 모션에서 높은 수치를 보였으며, 특히 '모션2', '모션3'에서는 다른 모션과 비교하여 'M 거리' 상승 폭이 다소 큰 값을 보였다. 수리 전, 후 데이터에서 Arm 이외의 거동에 의해 생긴 peak이 관찰되었으나 peak이 지속적이지 않고 순간적인 peak로 노이즈(Noize)에 의한 영향으로 무시할 수 있다고 사료된다.



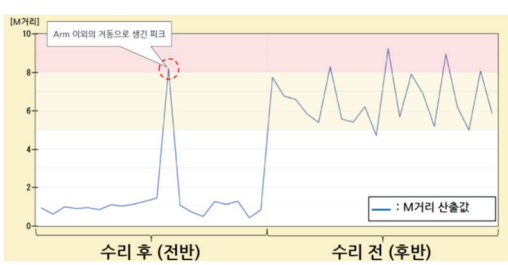
(a)



(b)

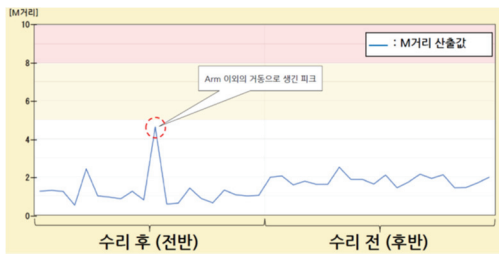


(c)



(d)

(e)



(f)

Fig. 5. (a) Acceleration according to frequency bandwidth after FFT,
(b) Angular velocity according to Frequency bandwidth after FFT,
(c) M Distance with Arm motion 1 before and after bearing change of Robot,
(d) M Distance with Arm motion 2 before and after bearing change of Robot,
(e) M Distance with Arm motion 3 before and after bearing change of Robot,
(f) M Distance with Arm motion 4 before and after bearing change of Robot.

*1 G = 1,000 mG = 9.80665(m/sec^2); 가속도

* 1 dps(degree per second); 각속도

* Arm 모션1: 1번 스테이지로의 웨이퍼 pick (들어올림) & place(내려놓음) 모션(로봇 Arm 관절이 접혀있는 상태에서 뻗어주는 일련의 동작 임)

* Arm 모션 2: 2번 스테이지로의 웨이퍼 pick & place 모션

* Arm 모션 3:3번 스테이지로의 웨이퍼 pick & place 모션

* Arm 모션 4:4번 스테이션으로의 웨이퍼 pick & place 모션

로봇 베어링 교체 전, 후의 Arm 모션 1,2,3,4 동작에 대한 'M거리(MD)' 값을 비교한 결과 수리 전에 큰 값의 M

거리 및 심한 편차가 수리 후에 'M거리' 가 낮아지며 편차가 감소된 결과가 나타났다. 수리 전Arm 모션간의 M 거리 값의 정도 차이는 베어링 열화에 따른 스테이지 동작 간 차이로 나타나는 것이라 판단된다.

이와 같은 실험 결과를 근거로 'M거리' 값 모니터링(monitoring)이 장비의 이상 유무를 사전에 예지(prediction)할 수 있는 수단으로 유효하게 사용될 수 있음을 충분히 입증할 수 있었다.

4. 결 론

본 논문에서는 머신 러닝(Machine Learning) 기법 중 MT(Mahalanobis Taguchi) 기법을 사용하여 로봇의 이상 발생 유무를 사전에 예지할 수 있는지에 대한 연구를 진행하였다. 측정의 검출력 향상을 위하여 'M 거리(MD; Mahalonobis Distance)라는 계측치를 사용하여 로봇의 수리(베어링 교체) 전,후에 따른 로봇 Arm 동작시의 'M 거리' 를 중점적으로 비교 분석하였다. 본 연구를 통하여 다음과 같은 결론을 도출할 수 있었다.

(1) 진공 로봇의 동작의 이상 유무 판단을 사전에 예지(Prediction)하기 위하여 머신러닝(Machine Learning)을 적용하는 방법을 연구하였다. 로봇의 이상 유무는 로봇 Arm 동작시의 미세한 진동을 측정할 수 있는 6축 진동 센서를 로봇에 부착하여 로봇 Arm 동작시 발생하는 미세한 진동 데이터를 MT법을 적용하여 분석하였다.

(2) MT 법은 'M 거리(MD)'라는 측정치를 추출하여 검출력을 높였다. 로봇의 수리(베어링 교체)작업 전, 후의 'M 거리' 값을 중점적으로 비교하였으며 비교 결과 로봇의 수리 전의 'M 거리' 값과 비교하여 수리 후의 'M 거리' 값이 현저히 낮고 안정적임을 확인하였다.

(3) 본 실험 결과를 근거로 로봇 Arm의 동작 시의 'M 거리' 모니터링을 통하여 로봇 이상의 예후를 사전에 감지(Prediction)할 수 있음을 입증하였다.

(4) 본 실험의 결과를 통하여 이를 로봇뿐만 아니라 반도체 장비 요소 요소에 확대 적용 시 장비의 정기적인 예방 정비(preventive maintenance)를 위한 인력 투입 및 불필요한 파트(part) 교환 비용(cost)을 절감할 수 있을 뿐만 아니라, 미숙련 장비 엔지니어의 판단에 의한 장비 에러 발생을 방지하여 장비 다운타임(downtime)의 감소와 생산량(throughput) 극대화에 기여할 수 있을 것이다.

참고문헌

1. Zhi Peng Chang, Yan Wei Li, Nazish Fatima, "A theoretical survey on Mahalanobis-Taguchi system," *Elaevier, Measurement*, 136, pp. 5011-510, (2019).
2. Boby John, R.S.Kadadevarmath., "A Methodology for quantitatively managing the bug fixing process using Mahalanobis Taguchi System", *Measurement Science Letters*, 5, pp. 1081-1090, (2015).
3. Xiaohang Jin, Yu Wang, Tommy W.S. Chow, Y. Sun, "Mahalanobis Distance Based Approaches for System Health Monitoring", *IET Science Measurement & Technology*, 11, pp. 371-379, (2017).
4. Taguchi. G., Rajesh. J., "New Trends in Multivariate Diagnosis", *Indian Journal of Statistics, Series B*, 62(2), pp. 233-248, (2000).
5. Wu. Y., "Pattern Recognition using Mahalanobis Distance", *Journal of Quality Engineering Forum*, 12(5), pp. 787-795, (2004).
6. Sahoo. A.K., Rout. A.K., Das. D.K., "Response surface and artificial neural network prediction model and optimization for surface roughness in machining", *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 6, pp.229-240, (2015).
7. T. Riho, A. Suzuki, J. Oro, et al, "The yield enhancement methodology for invisible defects using the MTS+ method", *IEEE Trans. Semicond. Manuf.*, I8(4), pp. 561-568, (2005).
8. Yang, T. Cheng, Y.T., "The use of Mahalanobi-Taguchi System to improve flip-chip bumping height inspection efficiency", *Microelectron. Reliab.*, 50(3), pp. 407-414, (2010).
9. F. Provost, T. Fawcett, "Robust classification for imprecise environments", *Machine Learning*, 42(3), pp.203-231, (2001).
10. Jardine, A.K.S., Lin. D., Banjevic. D., "A Review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance", *Mech. Syst. Signal Process.*, 20, pp. 1483-1510, (2006).

접수일: 2020년 1월 31일, 심사일: 2020년 3월 11일,
게재확정일: 2020년 3월 18일