



2016 한국빅데이터학회 / 한국지능정보시스템학회 추계공동학술대회

# 실시간 시계열 데이터 기반 예지보전을 위한 제조 설비 진단 기법: RSA와 Parzen Windows 적용

2016.11.25

건국대학교 경영관

경희대학교 산업경영공학과

박훈석, 오규협, 김영진, 정재윤

\* 본 연구는 산업통상자원부 및 한국산업기술평가관리원의 스마트공장고도화기술개발사업(No.10054508)과 미래창조과학부 및 한국연구재단의 기본연구지원사업(No. 20160613)의 지원을 받아 수행된 연구임.



I. 연구 개요

II. 설비 진단 기법

III. 실험 데이터

IV. 실험 결과

V. 결 론

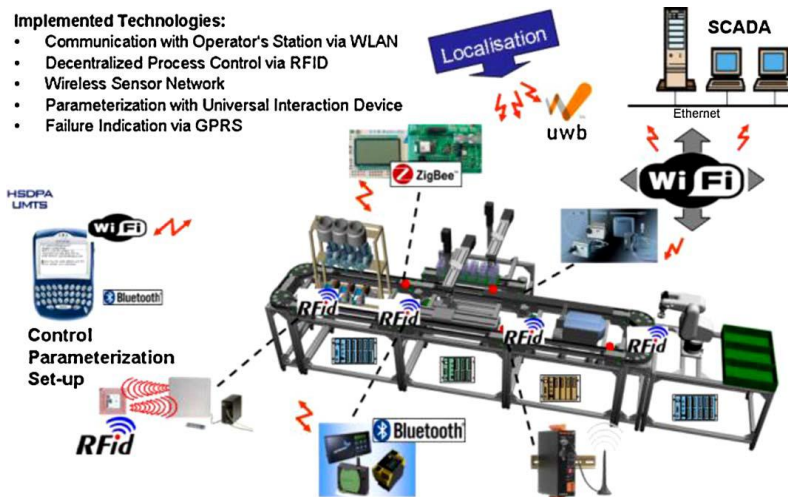
VI. 참고 문헌

## 1. 제조 산업 현장에서 빅데이터의 활용

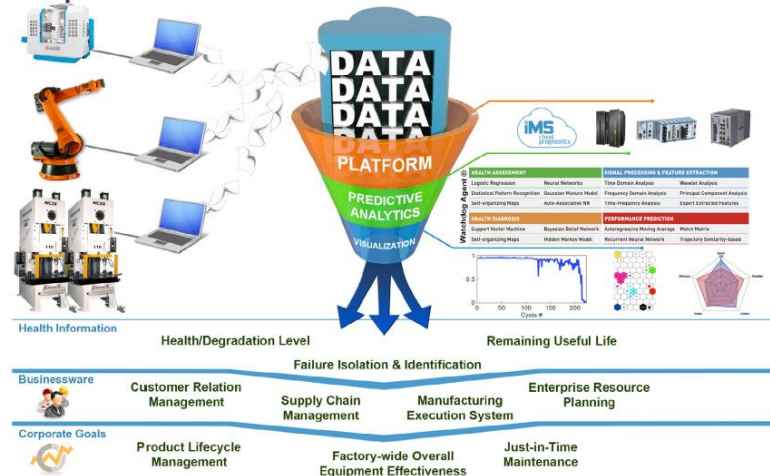
- 사물 인터넷(IoT: Internet of Things), 스마트 공장(Smart Factory) 등과 관련하여 제조 산업 현장에서 빅데이터를 수집하여 **설비 운영 효율과 제품 품질**을 향상시키려는 노력이 지속되고 있음
- 특히 다양한 **센서**와 정보 플랫폼의 발달로 설비와 관련된 빅데이터를 실시간으로 수집하고 관리할 수 있게 되었으며, 이를 분석하여 **의사결정에 반영**할 수 있음

### Implemented Technologies:

- Communication with Operator's Station via WLAN
- Decentralized Process Control via RFID
- Wireless Sensor Network
- Parameterization with Universal Interaction Device
- Failure Indication via GPRS



(Zuehlke, 2010)



(Lee 2013)



## 2. 설비 상태 진단을 위한 진동 데이터 분석

- 설비의 설계 수명은 운영 환경이나 부하에 따라 영향을 받음
- **예상치 못한** 설비의 고장은 부품 교체 과정에서의 시간과 비용 손실을 초래함

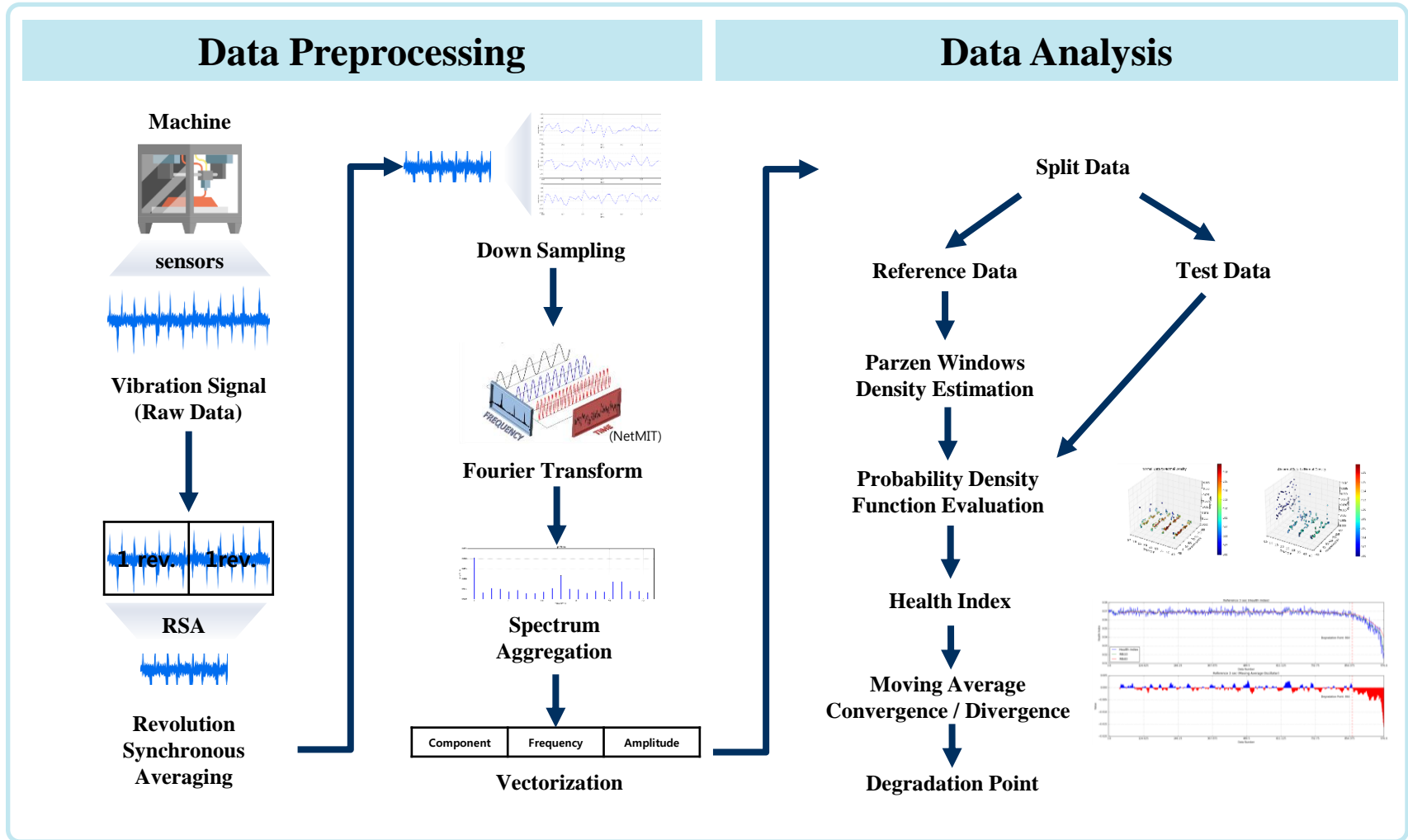


### 연구 목표

- 본 연구는 설비에 부착된 센서로부터 수집된 진동 데이터를 분석하여 설비의 상태를 자동으로 진단하는 방법론을 제안
- 진동 신호의 전처리를 위한 여러 신호 처리 기법(Signal Processing)과 분석을 위한 패턴 인식 기법(Pattern Recognition)을 적용함



## 1. 설비 진단 기법 프레임 워크

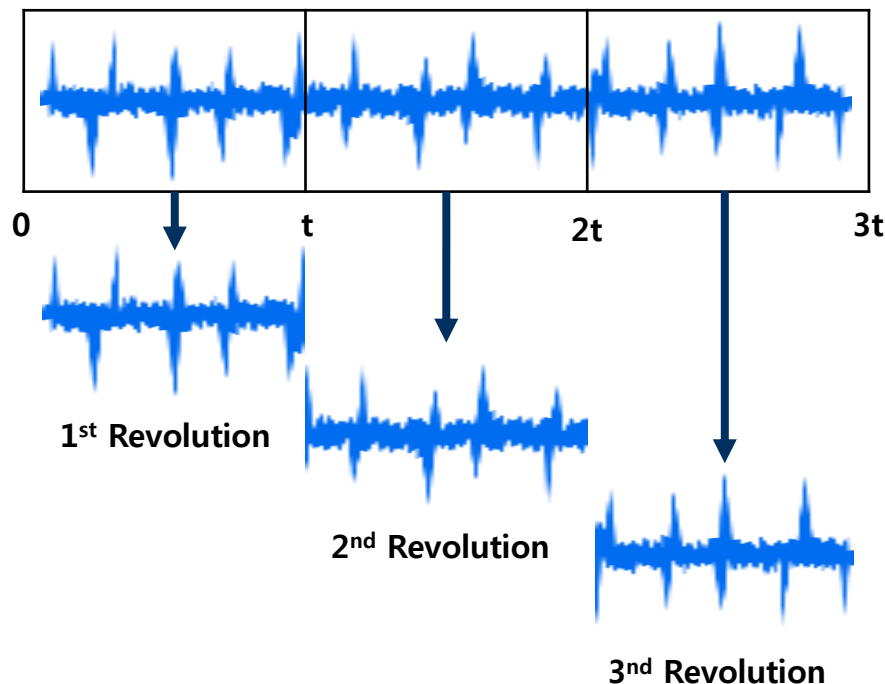




## 2. Revolution Synchronous Averaging (RSA)

- 회전체에서 발생한 진동 데이터를 1 회전 단위로 분할 후 시간 동기화하여 평균을 구함
- 랜덤 노이즈(Random Noise) 성분이 줄어들고 파형의 고유 성분이 명확해짐

[ Raw Data ]



Revolution  
Synchronous  
Averaging



[ RSA Data ]



노이즈 감소

고유 성분 명확화



## 3. Parzen Windows

- 비모수 확률 밀도 추정 기법 (Nonparametric Density Estimation)
- $d$  차원인  $N$ 개의 데이터가 있을 때, 샘플  $x$  를 기준으로 주변 샘플  $k$ 개가 초입방체  $V = h^d$ 에 들어가는 양을 통해  $x$ 에서의 확률 밀도 함수를 추정함

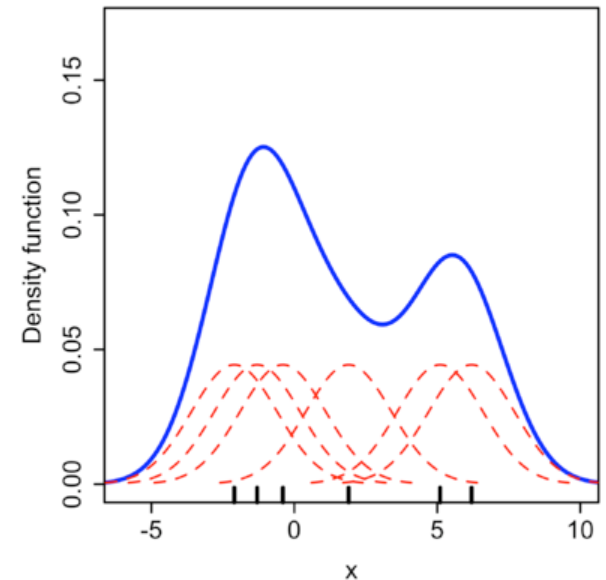
$$p(x) \cong \frac{k}{NV}$$

$V$  :  $x$  둘러싼 체적의 범위 (Hypercube,  $h^d$ )  
 $N$  : 총 표본 수  
 $k$  :  $V$  내의 표본 수

$$k = \sum_{n=1}^N K\left(\frac{x - x_i}{h}\right) \quad K(x) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^d} \exp\left(-\frac{1}{2}x^T x\right)$$

$$p(x) = \frac{1}{Nh^d} \sum_{i=1}^N \frac{1}{(\sqrt{2\pi})^d} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x - x_i}{h}\right)^2\right)$$

$h$  : Smooth Parameter



(Wikipedia)



## 4. Moving Average Convergence Divergence (MACD)

- 이동 평균은 후행성의 특징을 가지고 있음
- MACD는 이동 평균값의 현재 시점 추세 변화(상승, 하강)를 관측하는데 활용할 수 있음
- 금융 분야에서는 Oscillator 값이 0이 될 때 주식의 매매 또는 매입을 수행함



$$MACD = \text{단기 이동 평균} - \text{중기 이동평균}$$

$$signal = MACD \text{의 } n \text{ 이동 평균}$$

$$Oscillator = MACD - signal$$

(네이버 금융)





## ❖ Intelligent Maintenance Systems 베어링 데이터 – 2<sup>nd</sup> Test

- 기록 기간: 2014.02.12 10:32:39 ~ 2014.02.19 06:22:39 (약 7일)
- Sampling rate: 20,480 Hz (1초에 20,480번 기록)
- 기록 간격: 10분 간격으로 1초 동안 측정
- 파일 수: 984개
- 총 기록 횟수: 20,152,320회
- 축 회전속도: 2,000 RPM (1초에 약 33.3 회전)
- 출처: NASA Ames Prognostics Data Repository

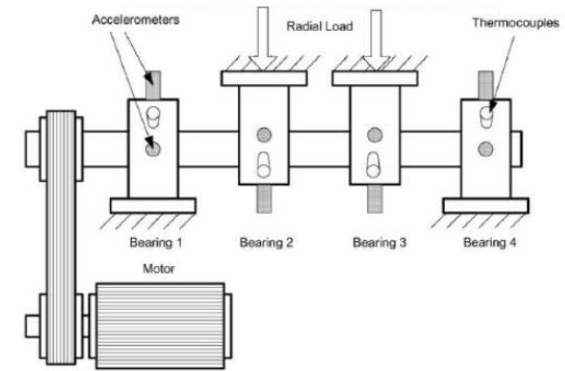
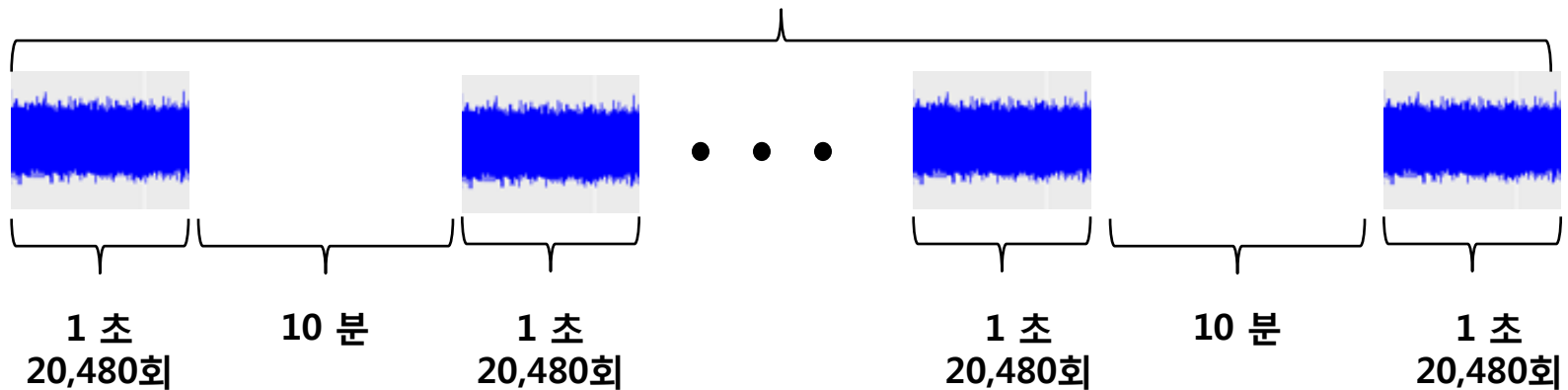


Figure 1 – Bearing test rig and sensor placement illustration [Qiu et al., 2006]

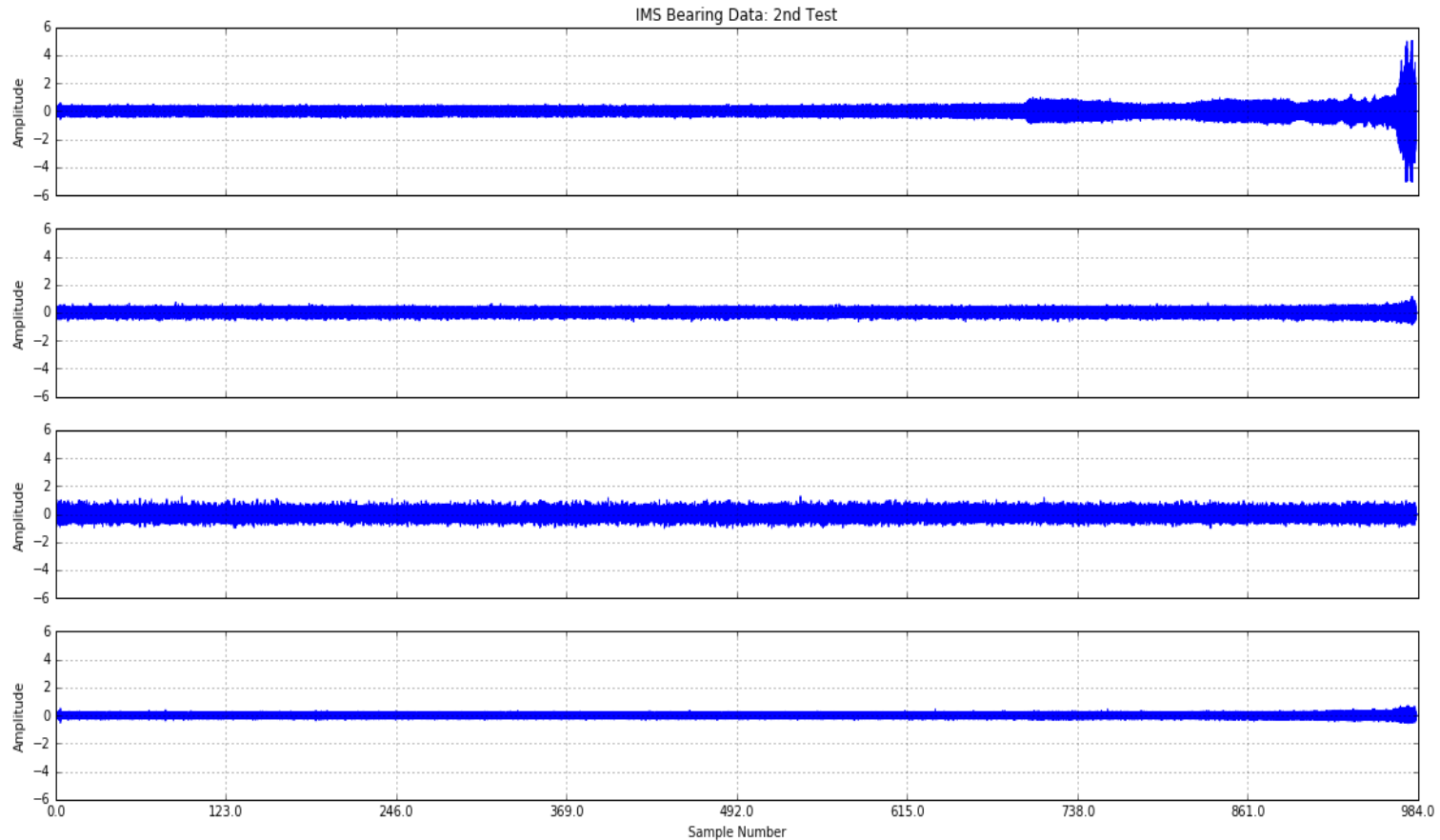
20,152,320회 기록, 약 7일





## ❖ 베어링 데이터 파형

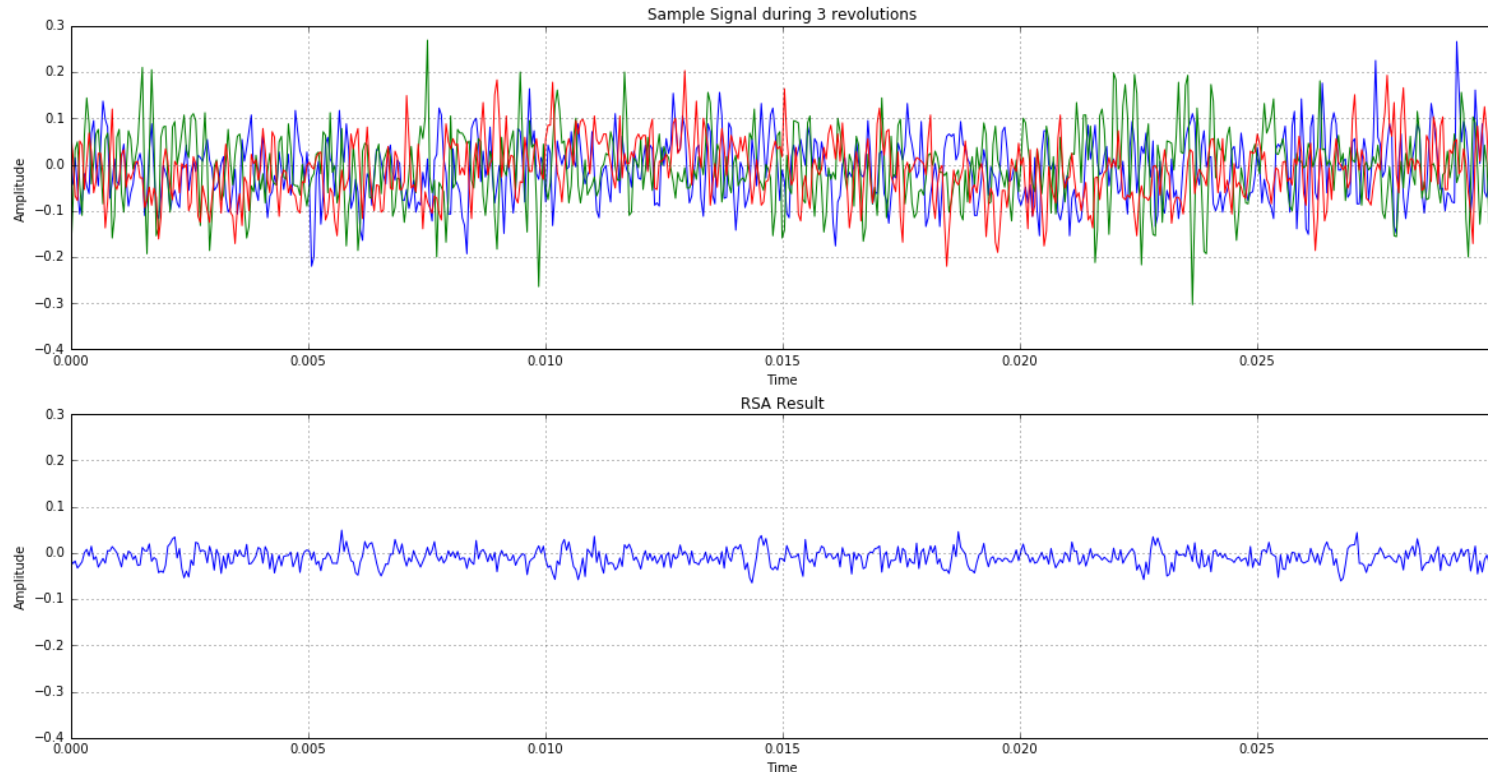
- 1번 베어링에서 Outer Race Failure가 발생할 때까지 작동시킨 실험 (Test-to-Failure)
- 약 700번 때 데이터에서 1번 베어링의 진폭이 달라짐을 관측할 수 있음





## 1. Revolution Synchronous Averaging

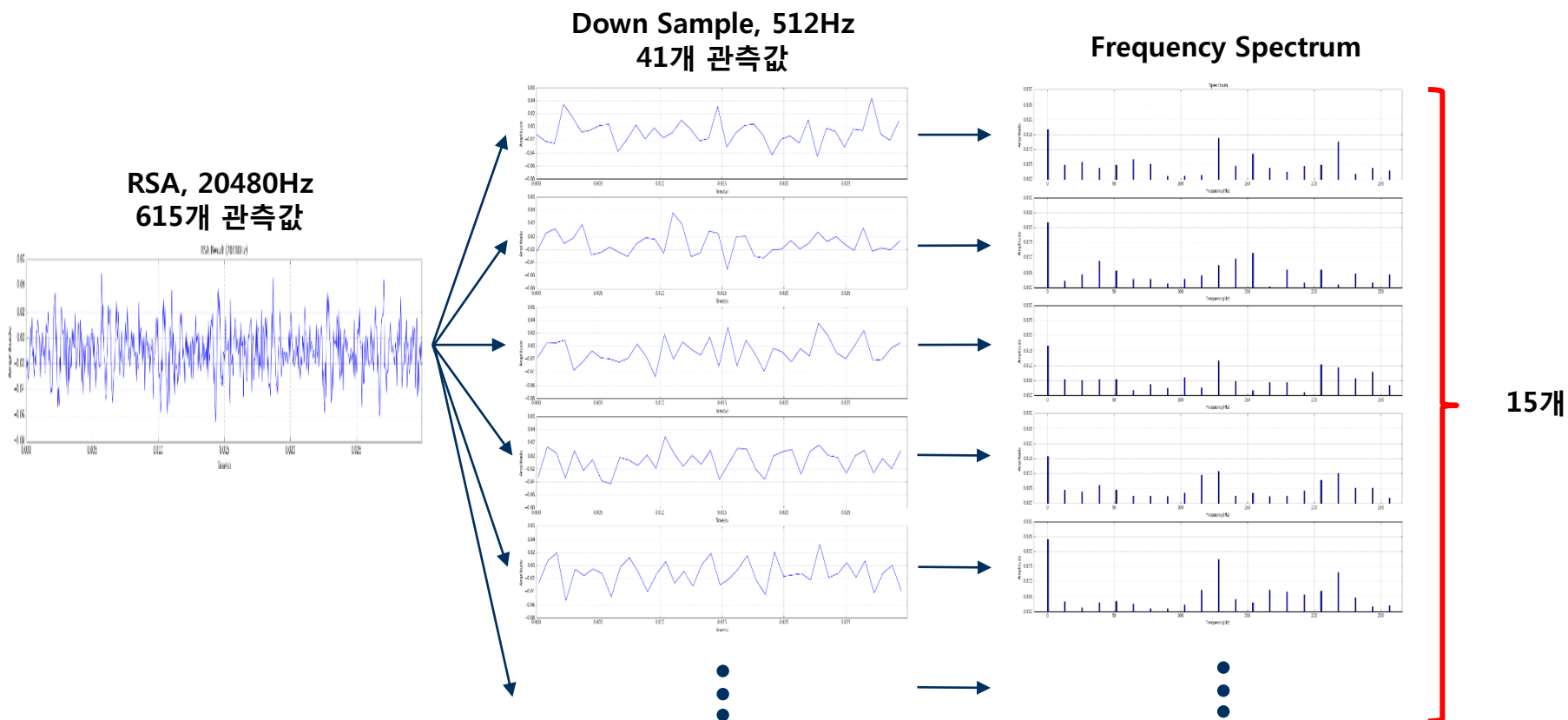
- 각 진동 데이터 별 RSA를 적용해 노이즈 제거
- 1개 데이터 파일은 1초 동안 약 33번 회전한 진동 데이터 → 33회전의 RSA 계산





## 2. Down Sampling & FFT & Spectrum Aggregation

- Down Sampling으로 저대역의 데이터를 남기고 분리된 각 데이터에 FFT를 적용함

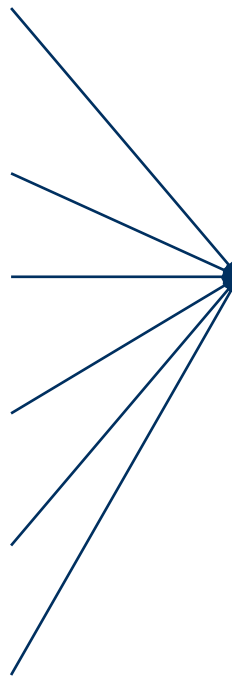
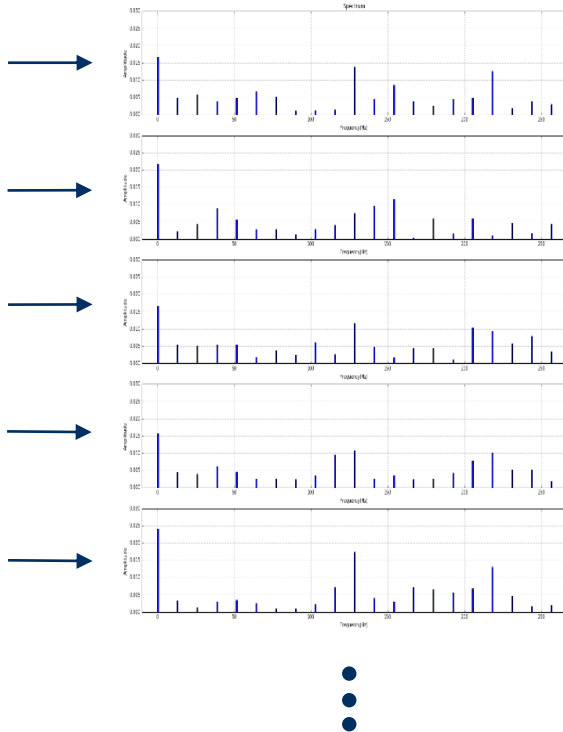




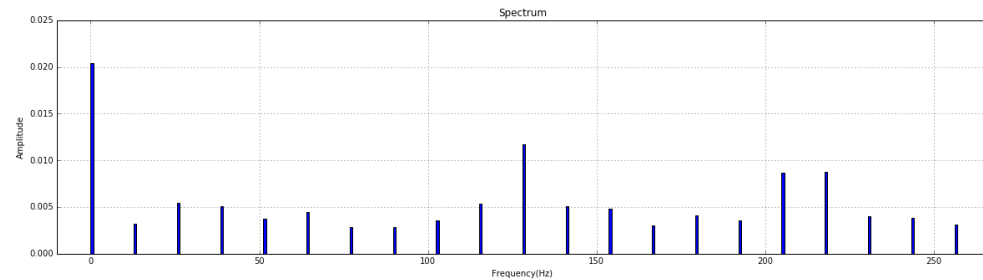
## 2. Down Sampling & FFT & Spectrum Aggregation (Cont.)

- 각 Spectrum을 하나의 Spectrum으로 집계하여 진동 데이터의 특징을 추출함

Frequency Spectrum



Aggregate Frequency Spectrum (Mean)





## 3. Vectorization & Data Split

- 베어링 번호(Bearing #)와 주파수(Frequency), 진폭(Amplitude)을 가지는 벡터로 구성
- X1 = Bearing, X2 = Frequency, X3 = Amplitude
- 시작 지점부터 일정 기간의 데이터를 Normal Reference Data로 사용
- 종료 지점부터 일정 기간의 데이터를 Abnormal Reference Data로 사용

[ Normal Reference Data (10초) ]

Data #	Bearing #	Frequency	Amplitude
1	1	0	0.020
1	1	12.8	0.003
1	1	25.6	0.005
1	1	38.4	0.005
1	1	51.2	0.003
...			
10	4	204.8	0.004
10	4	217.6	0.004
10	4	230.4	0.002
10	4	243.2	0.004
10	4	256.0	0.002

[ Abnormal Reference Data (10초) ]

Data #	Bearing #	Frequency	Amplitude
973	1	0	0.011
973	1	12.8	0.011
973	1	25.6	0.011
973	1	38.4	0.012
973	1	51.2	0.011
...			
982	4	204.8	0.004
982	4	217.6	0.004
982	4	230.4	0.013
982	4	243.2	0.003
982	4	256.0	0.004

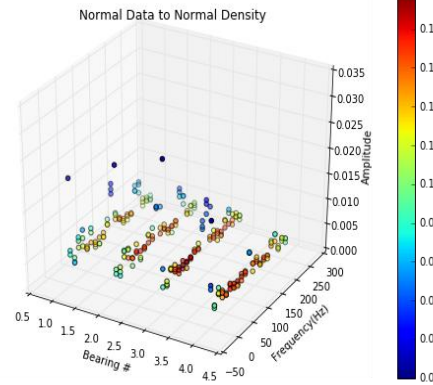


## 4. Parzen Windows를 활용한 확률 밀도 추정

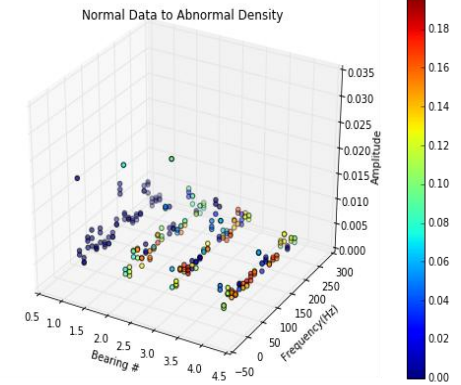
Mean of Prob.	Normal (Density)	Abnormal (Density)
Normal (Data)	0.122	0.072
Abnormal (Data)	0.049	0.055

- 1) 각 상태의 Reference Dataset에 Parzen windows를 적용해 확률 밀도 함수를 추정
- 2) 구해진 확률 밀도에 각 상태의 데이터를 교차로 입력하여 분류 능력 확인함
- 3) 각 점은 관측값을 나타내며, 색상은 각 관측값들에 대한 확률 밀도 값을 나타냄
- 4) 정상 상태를 Reference로 했을 때 정상 데이터와 비정상 데이터를 구분하는 능력이 더 뛰어났음

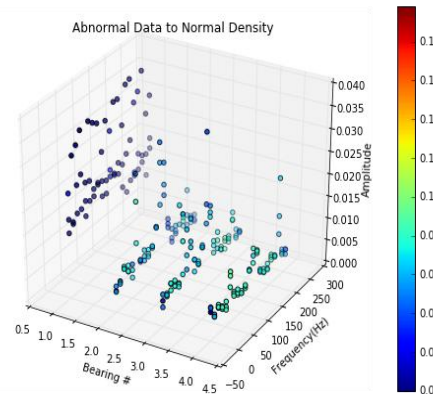
Normal Ref. Density (3초)



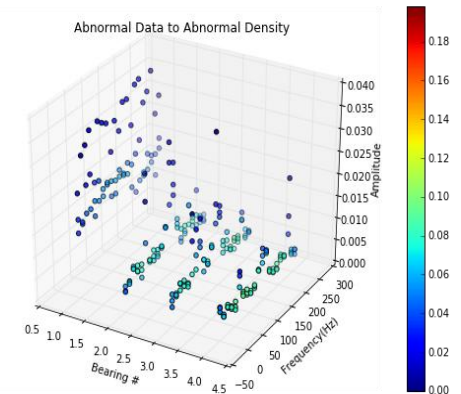
Abnormal Ref. Density (3초)



Abnormal Data to Normal Density



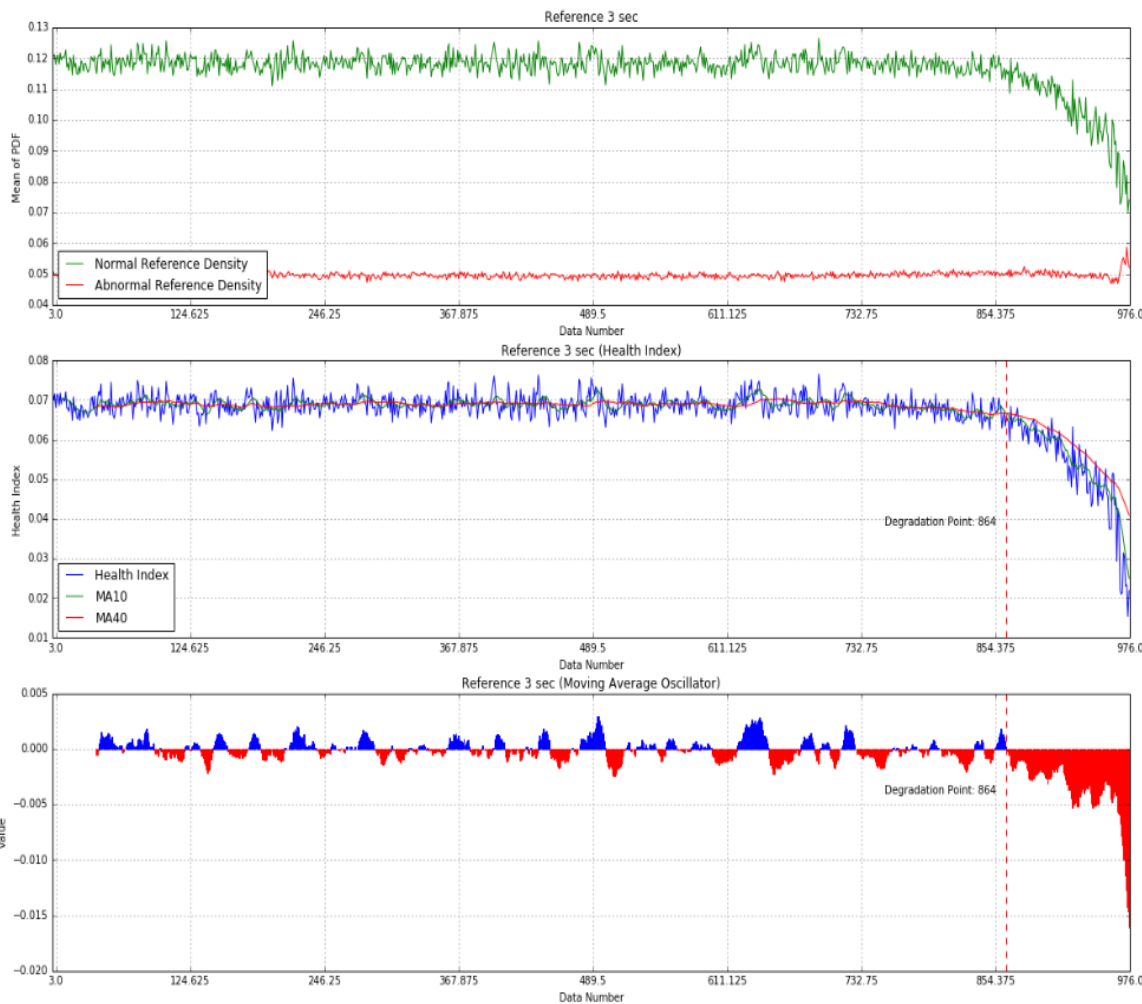
Abnormal Data to Abnormal Density





## 5. Health Index 추세 변화와 성능 저하 지점 추정

- 1) Test Data를 각 상태의 Reference Density로 평가하고 평균을 계산하여 각 상태와의 유사도 측정
- 2) 정상 상태의 평균값과 비정상 상태의 평균값 차이로 Health Index를 구함
- 3) MACD를 적용해 Health Index의 추세 변화를 확인하고, MACD 값이 특정 임계값 이하로 감소했을 때를 기준으로 성능저하지점 추정



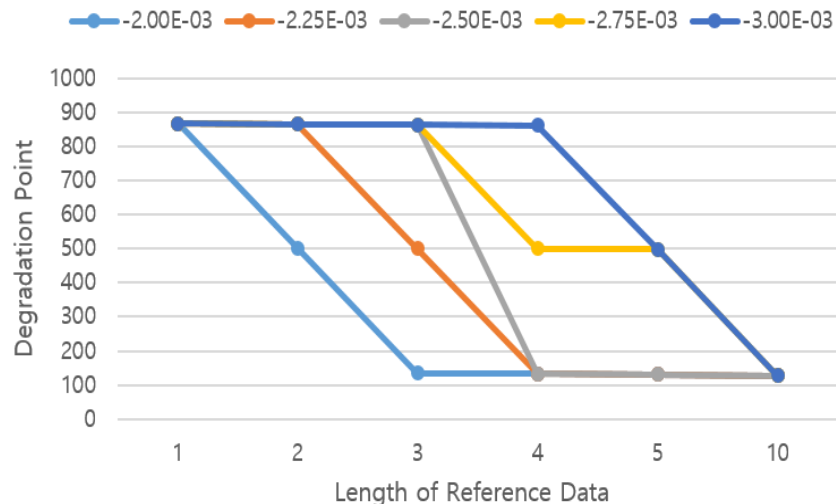




## 6. Reference Data 길이와 임계값 변경 실험 결과

- Reference Data 길이가 증가하고 임계값의 절대값이 감소할 수록 성능 저하 지점은 시작점(정상 상태)에 가까워졌음
- 많은 데이터가 Parzen Windows에 사용될 수록 MACD의 진폭이 커지는 현상을 관측
- 작은 크기의 임계값을 사용할 수록 MACD 증감에 민감하게 반응함
- 적절한 임계값을 사용한다면 적은 양의 Reference Data로도 데이터가 많은 경우와 유사한 성능을 보임을 확인함

		Reference Data 길이 (초)					
		1	2	3	4	5	10
임계값	-0.00300	868	866	864	863	498	127
	-0.00275	868	866	864	500	498	127
	-0.00250	868	866	864	133	131	127
	-0.00225	868	866	501	133	131	127
	-0.00200	868	502	134	133	131	127





## 1. 설비 진단을 위한 진동 데이터의 전처리와 Parzen Windows의 활용

- 센서와 정보 플랫폼의 발전으로 설비와 관련된 빅데이터를 수집할 수 있게 되었음
- RSA, Down Sampling, FFT와 같은 다양한 신호처리 기법들을 활용해 시간 차원으로 수집된 진동 데이터의 특징들을 추출할 수 있었음
- Parzen Windows로 정상 상태와 비정상 상태의 확률 밀도 함수를 추정하여 각 Test Data의 상태 소속 확률을 Health Index로 사용하여 상태를 진단하였음

## 2. 실시간 분석 알고리즘에 적용 기대

- 1초 동안 측정된 진동 데이터만으로 해당 시점의 설비 상태를 진단할 수 있었음
- 실시간으로 수집되는 진동 데이터를 분석하여 설비 상태 알림 가능

## 3. 다양한 패턴인식 및 머신러닝 알고리즘 대체 적용

- 인공신경망(Artificial Neural Network), k-근접이웃(k-Nearest Neighbor) 등의 알고리즘들을 분석에 적용하여 성능 비교 및 개선



- [1] 이수학, 김병동, "Industry 4.0과 고장예지 및 건전성관리 기술(PHM)의 방향", 소음진동, 제25권, 1호, 2015, pp.22-28
- [2] Appel, G., "Become Your Own Technical Analyst: How to Identify Significant Market Turning Points Using the Moving Average Convergence-Divergence Indicator or MACD", The Journal of Wealth Management, Vol. 6. No.1, 2003, pp. 27-36.
- [3] Braun, S., "The synchronous (time domain) average revisited.", Mechanical Systems and Signal Processing Vol. 25, No. 4, 2011, pp. 1087-1102
- [4] Duda, R. O., Peter E. H., David G. S., "Pattern Classification, 2nd Edition", John Wiley & Sons, 2012, pp.161-214
- [5] Lebold, M., McClintic, K., Campbell, R., Byington, C., Maynard, K, "Review of vibration analysis methods for gearbox diagnostics and prognostics.", Proceedings of the 54th Meeting of the Society for Machinery Failure Prevention Technology, Vol. 634, 2000, p.16
- [6] Lee, J., Lapira, E., Bagheri, B., Kao, H. A., "Recent advances and trends in predictive manufacturing systems in big data environment". Manufacturing Letters, Vol. 1, No. 1, 2013, pp. 38-41.
- [7] Lee, J., Qiu, H., G. Yu, Lin, J., and Rexnord Technical Services, "Bearing Data Set", IMS. University of Cincinnati, 2007, NASA Ames Prognostics Data Repository (<http://ti.arc.nasa.gov/project/prognostic-data-repository>)
- [8] Zuehlke, D., "SmartFactory-Towards a factory-of-things", Annual Review in Control, Vol. 34, No. 1, 2010, pp.129-138



# 감사합니다

박 훈 석

[evolvephs@gmail.com](mailto:evolvephs@gmail.com)

**Business Process Management Lab.  
Dept. of Industrial & Management Engineering  
Kyung Hee University**