KAIST

HUMAN LAB
HUMAN-MACHINE INTERACTION

Human-Machine Interaction LAB

Research and Projects

Human Lab Research Introduction
@ ME KAIST, July 27th 2021

Human Lab Students and Researchers
Human-Machine iNteraction LAB
Dept. Mechanical Eng., KAIST

Property of KAIST, All Rights Reserved.

Human-Machine Interaction (HUMAN Lab)

(Department of Mechanical Engineering)

HUMAN LAB
HUMAN-MACHINE INTERACTION

Perceptive Human-Machine iNteraction with Smart Sensors

"**HUMAN Lab**에서는 인간과 기계가 **시각**, **청각**, 그리고 **촉각**을 통해서 서로 **인식**하는 소자, 시스템 응용 기술과 **진동음향**의 기반기술을 연구 개발합니다"



Human

우리 친해지고 싶어요~



Machine

Human lab 구성원

석사 과정: 6명
박사 과정: 13명
연구원: 1명

1. **(시각) 3D sensor and scene recognition** for autonomous robots and vehicles
2. **(청각) Vibration•Acoustic recognition** for classification, localization and separation
3. **(촉각) Biodynamic recognition** for human body monitoring and health sensors
4. **(진동음향) Structural Vibration/Acoustics,** structural heath monitoring

KAIST

Human-Machine Interaction (HUMAN Lab)

(Department of Mechanical Engineering)

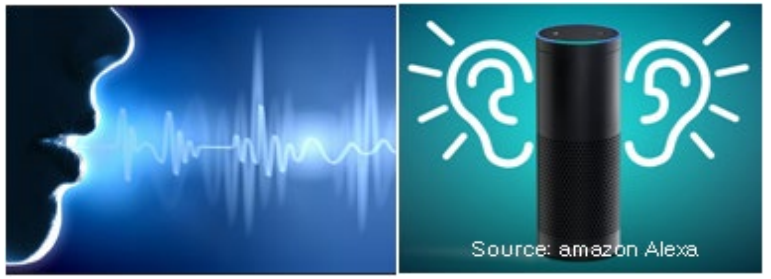
HUMAN LAB
HUMAN-MACHINE INTERACTION

3D sensor & scene recognition



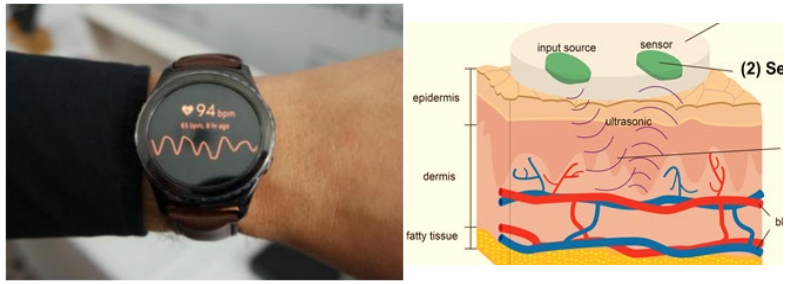
- High-definition, robust, compact 3D sensor system for autonomous vehicle and robots
- Time-of-Flight, Triangulation, Machine Learning based high-precision 3D information sensing
- A novel opto-mechanical signal processing methodology for depth extraction

Vibration • Acoustic recognition



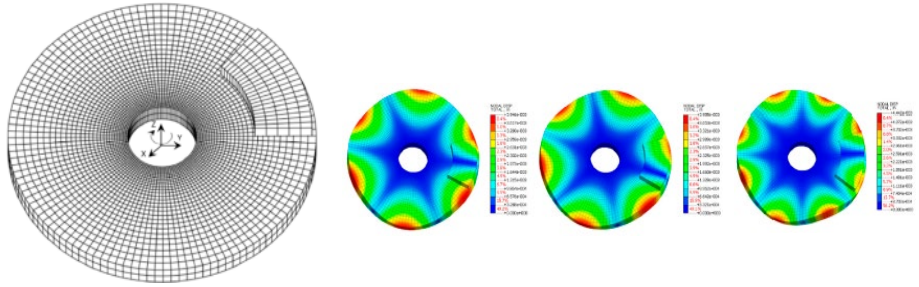
- Cocktail Party Problem: classification, localization and separation of the sound from real environment
- Event recognition by Machine Learning algorithm
- Human auditory system and vocal system analysis
- High-dynamic range, directional sound transducers for robust and accurate sound recognition

Biodynamic Recognition(health sensors)



- Non-invasive, wearable, continuous real-time health sensor for human body diagnosis (blood pressure, diabetes, skin etc.)
- Bio characteristics identification with human body vibration and Machine Learning
- Coupled-field analysis of Biodynamic systems
- A novel signal processing scheme with Machine Learning for biodynamic signal analysis

Structural Vibration/Acoustics



- Coupled field analysis including fluid-structure, biosystems, sub-structured systems
- Uncertainty quantification in structural dynamics
- Inverse Problems of structural vibration for identification of structural health monitoring
- Deep learning based data-driven modeling

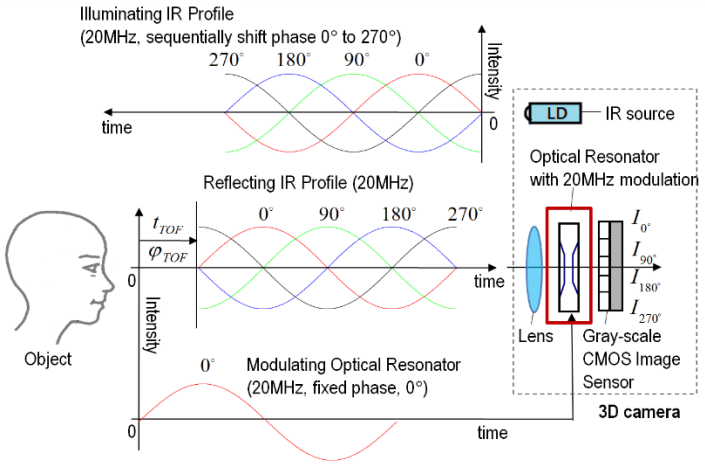
3D Scene Recognition – 3D sensor & vision

HUMAN LAB
HUMAN-MACHINE INTERACTION

3D ToF sensor team: Indirect ToF(Time-of-Flight) 센서 플랫폼의 개발과 함께 측정 성능 향상을 위한 신호처리 알고리즘 연구를 수행한다. 구체적으로 연속파형 변복조, 혹은 AMCW(Amplitude Modulated Continuous Wave) 방식의 간접적 ToF 추정 기법을 연구한다. 또한 각종 광학계와 모터 스캐너를 활용하여 실제 센서 플랫폼을 개발하여 AMCW 알고리즘과 연계한다. 이외에도 측정 성능의 향상을 위한 신호처리 알고리즘 개발을 목표로 하며, 물체 형상 인식 알고리즘 개발도 동시에 수행한다.

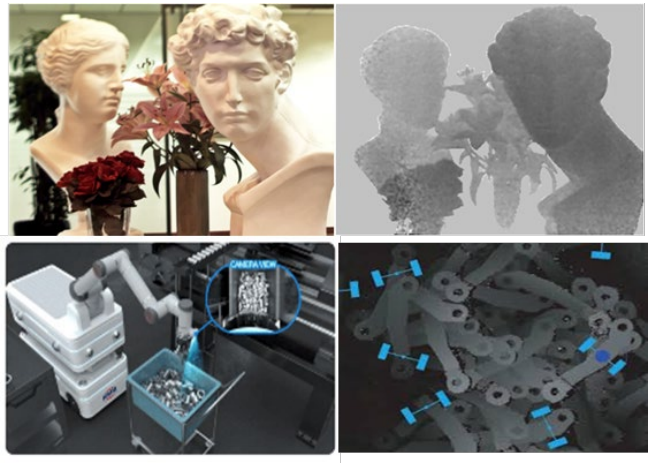
Computer vision/3D vision team: 2대 이상의 RGB 카메라를 활용하여 거리를 계측하는 양안 방식(STEREO) 알고리즘의 개선을 위한 연구를 진행한다. 구체적으로 STEREO 알고리즘의 입력 변수간의 상관 관계 및 sensitivity를 분석하여 알고리즘의 고도화 및 개선을 수행한다. 이와 동시에 RGB 카메라를 활용하여 물체의 윤곽과 모서리를 계측할 수 있는 geometric vision 인식 알고리즘을 개발하여 실제 산업 현장의 정도 계측 자동화에 적용하고자 한다. 이외에도 RGB-D카메라의 sensor fusion 연구도 진행 예정이다.

3D ToF sensor



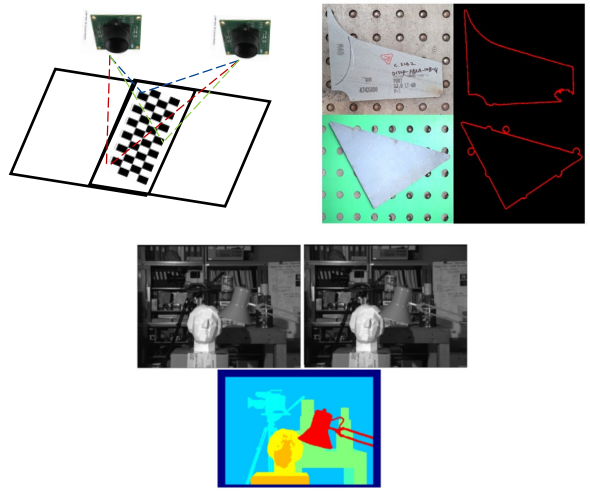
- High-definition, environmentally robust 3D scene recognition

3D sensing and recognition



- 3D recognition with compact, low-cost solutions

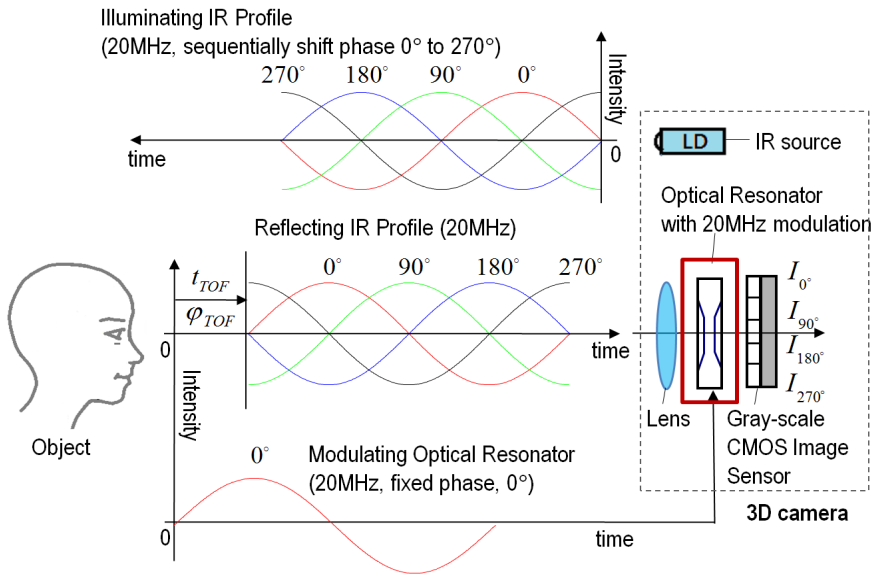
Computer vision/ 3D vision



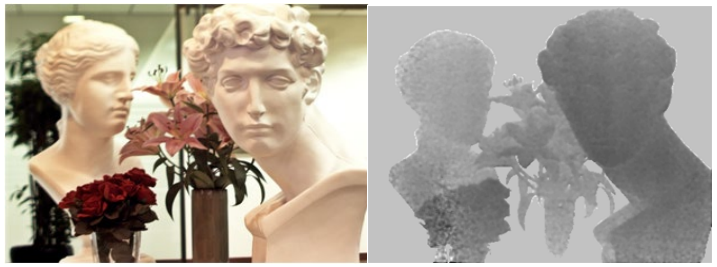
- High-precision stereo matching technique for object recognition

3D ToF (Time-of-Flight) sensor- Research overview

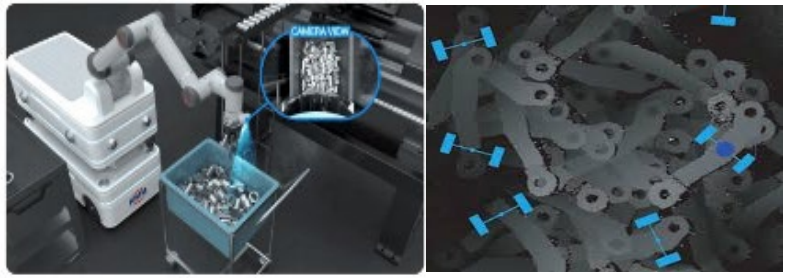
3D 영상 센서는 공간 상의 물체의 입체적인 형상 정보를 제공해주는 센서로서 현재 무인로봇의 Navigation, 3차원 지도 작성, 지능형 로봇의 장애물 감지, 각종 IT기기의 동작을 이용한 제어 등 다양한 분야에서 인간과 기계의 상호작용을 가능하게 한다. 이러한 3D 영상 센서를 만드는 방식은 크게 양안(Stereo) 방식, 구조광(Structured Light) 방식, 비행시간 측정(Time-of-Flight) 방식이 있다. 이러한 방식 중 **본 연구실에서는 비행시간 측정 기반의 센서 플랫폼 개발 및 관련 신호처리 연구를 목표로 한다**. 현재 본 연구실에서는 레이저 다이오드, 포토다이오드 등의 광학계와 함께 모터 기반 스캐너를 활용하여 **2D 스캐닝 기반의 삼차원 영상 이미지 추출 플랫폼을 개발하고 있다**. 이때 **연속파형 변복조 기반의 신호처리 기법을 통한 비행 시간의 간접적 측정**법을 활용하여 기존의 LIDAR와 달리 TDC(Time-to-Digital Converter) 등의 광전소자 활용을 최소화 하고자 한다. **신호처리 관점에서는 장거리 정밀도, 외광 및 노이즈에 대한 측정 강건성, 다른 센서와의 간섭, 다중 경로 반사, 움직임으로 인한 모션 블러 등의 해결을 위한 알고리즘 연구를 진행 중이다.** 본 연구실에서 개발하고있는 이러한 indirect-ToF 측정 센서 플랫폼은 광전소자 활용의 최소화를 통해 하드웨어 가격대의 인하를 가능하게 하며, 또한 **디지털 병렬 복조 방식을 활용**하기 때문에 한 점 거리 추출의 시간을 낮추어 모션 블러 등의 문제를 최소화 시킬 수 있다. 추후 센서 플랫폼의 개발 완성 이후 **자율 작업로봇과의 상호작용 및 물체 인식 알고리즘 등을 연구할 계획**이다.



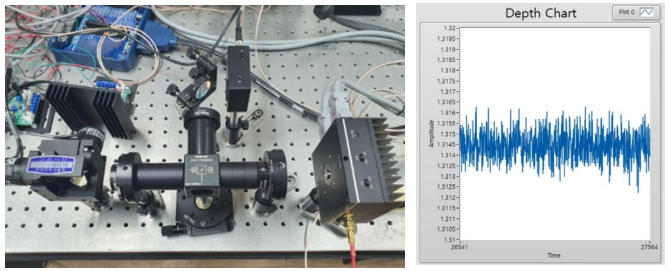
<연속파형 변복조 기반의 ToF 측정 모식도>



<컬러 및 3D depth 이미지 예시: (좌)-color image /(우)-3D depth image>



<3D ToF 센서의 활용 예시: 자율 물류 작업 로봇의 물체 인식>



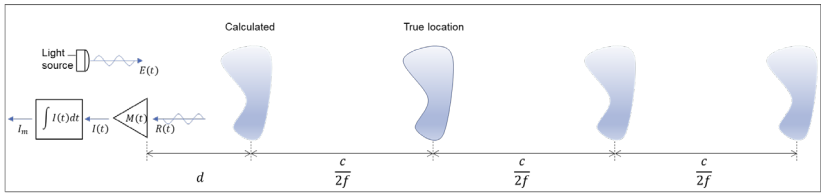
<좌: 센서 플랫폼 데모, 우: 1.3m 거리의 실시간 측정 (편차: 1mm이하)>



<연구실 개발 플랫폼의 3D depth image (좌: 측정물체, 우: 3D depth map)>

3D ToF (Time-of-Flight) sensor- Multi-frequency modulation

본 연구실에서는 **AMCW(Amplitude-Modulated Continuous Wave), 즉 연속파형 변복조 기반의 ToF 측정 방식**을 활용하여 거리를 측정한다. TDC(Time-to-Digital Converter)등의 광전소자를 활용하여 레이저 신호의 왕복 시간을 직접 측정하는 기존의 방식과 달리 AMCW 방식은 입사 신호와 반사 신호 사이의 위상 지연을 cross correlation을 활용하여 간접적으로 추정해낸다. 이러한 AMCW 기반의 거리 측정은 비교적 높은 SNR, 거리 측정의 정밀성 및 광전소자의 활용 최소화라는 관점에서 연구가 활발히 되고 있다. 하지만, 이러한 AMCW 방식은 입사 신호와 반사 신호 사이의 위상 지연이 360도를 넘어가게 되면 거리 측정값이 0으로 돌아가버리는 **phase-ambiguity 라는 본질적인 문제점**을 지니고 있다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 본 연구실에서는 **서로 다른 두 주파수를 활용한 신호 변복조 기법을 개발하였다**. 고주파수의 신호 변복조를 활용하여 거리 측정 정밀성을 늘리는 반면, 저주파수의 영역을 동시에 활용하여 최대 거리 측정값을 증가시켰다. 이러한 방식을 통해 **거리 측정 정밀성을 유지함과 동시에 최대 측정 가능 거리를 증가 시킬 수 있다**. 이 과정에서 기본적인 **신호처리, 최적화 알고리즘 등의 이론이 활용된다**.



$$\varphi_{TOF} = tan^{-1}\left(-\frac{\sum_{n=1}^{N} I_m(\delta_n)\sin\left\{\frac{2\pi(n-1)}{N}\right\}}{\sum_{n=1}^{N} I_m(\delta_n)\cos\left\{\frac{2\pi(n-1)}{N}\right\}}\right)$$

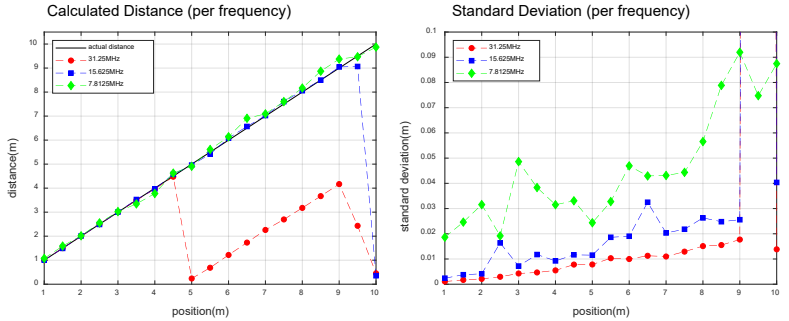
$$d = \frac{c}{4\pi f}\varphi_{TOF}$$

$\varphi_{TOF} > 2\pi$

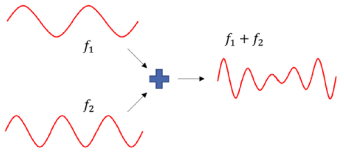
$$d_{max} = \frac{c}{2f}$$

$$d_{act} = d + \frac{c}{2f} \times k, where\ k = 0,1,2,\dots$$

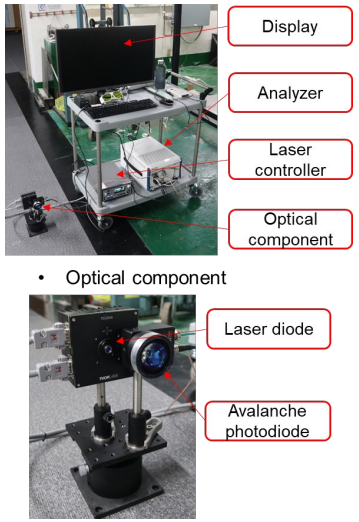
<phase ambiguity problem>



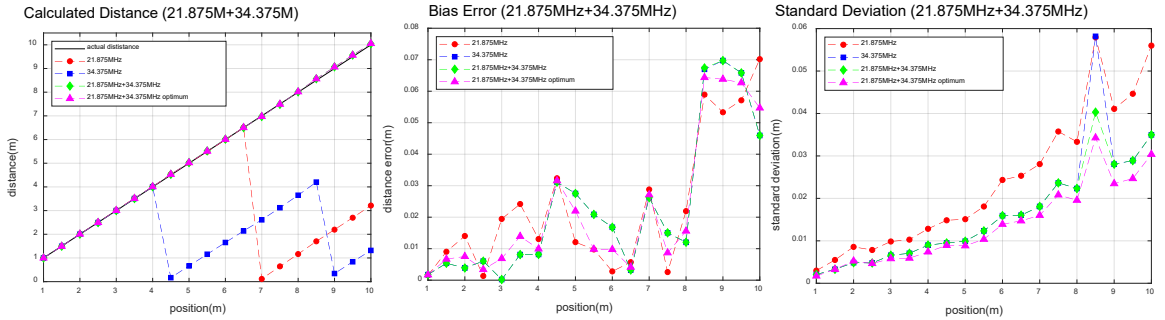
<단일 주파수 거리 측정 실험 결과: position(실제 거리), distance(측정 거리)>



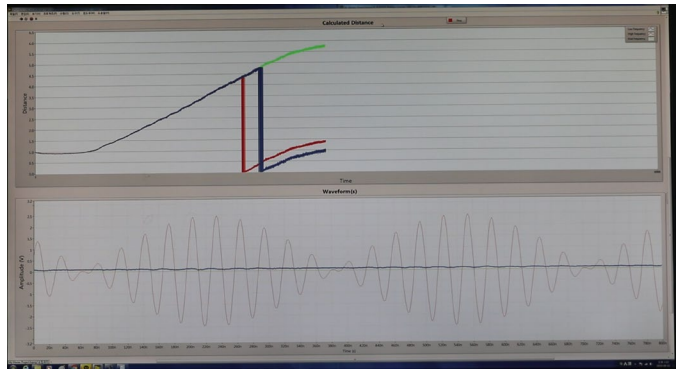
<이중 주파수 변복조>



<한 점 거리 측정 플랫폼>



<이중 주파수 거리 측정 실험 결과: position(실제 거리), distance(측정 거리)>



<실시간 거리 측정: 초록색(이중 주파수), 붉은색(고주파수), 푸른색(저주파수)>

3D ToF (Time-of-Flight) sensor- Sensor platform 개발 및 영상 처리

본 연구실에서는 **AMCW(Amplitude-Modulated Continuous Wave), 즉 연속파형 변복조 기반의 ToF 측정 방식**을 활용하여 거리를 측정한다. 이러한 간접 ToF 측정 기법은 비교적 높은 SNR, 거리 측정 정밀성 및 광전소자 활용의 최소화 등의 이점을 지니고 있어 오늘날 활발하게 연구되고 있다. 이러한 indirect- ToF 측정을 통해 한 점 거리를 정밀하게 측정할 수 있으나, 기존의 AMCW기반 ToF 측정 카메라는 센서 소자의 배열을 활용하므로 수 만개의 센서 소자를 필요로 한다. 이렇게 많은 센서 소자는 하드웨어의 가격대를 높이는 주범이며, 또한 인접 픽셀간 광 간섭등의 하드웨어적 한계를 지닌다. 본 연구실에서는 이러한 한계를 극복하고자 **한 점 거리 측정 시간을 극소화 한 디지털 병렬 복조 방식**을 활용한다. 그리고 모터 스캐너를 활용하여 **2D 스캐닝을 통해 레이저 신호를 분사하여 3D 이미지를 빠른 속도로 획득할 수 있는 raster-scanning 형태의 센서 플랫폼을 개발**하고 있다. 이렇게 개발한 3D 스캐닝 타입의 센서 플랫폼은 단 한 개만의 센서 소자를 활용하여 가격대의 인하에 기여하며, 또한 한 점 거리 측정 시간이 매우 짧아 스캐닝의 단점인 모션 블러 등에 강건하다는 장점을 지닌다. 한편 본 연구실에서는 자체적으로 개발한 플랫폼의 영상 이미지의 flying pixel등을 없애기 위해 **spatial denoising filter를 구현하고 영상 이미지를 개선하는 연구 역시 진행중**이다. **추후 adaptive noise filter등의 고도화된 영상 처리 필터를 활용하여 영상 이미지의 개선**을 더욱 확실히 하고자 한다.

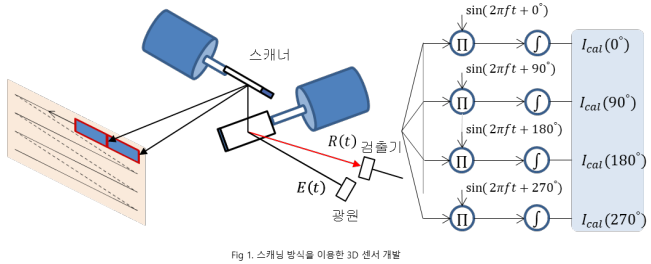
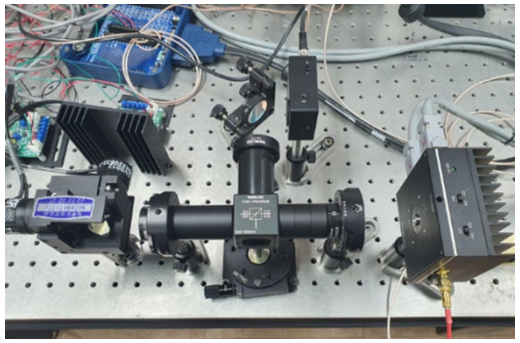
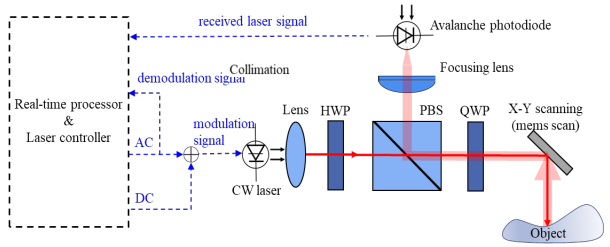


Fig 1. 스캐닝 방식을 이용한 3D 센서 개발

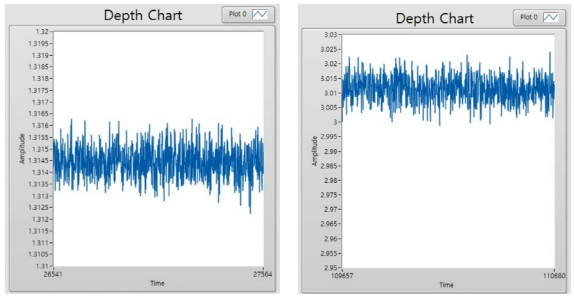
<스캐닝 기반의 3D 이미징 및 디지털 병렬 복조 기법>



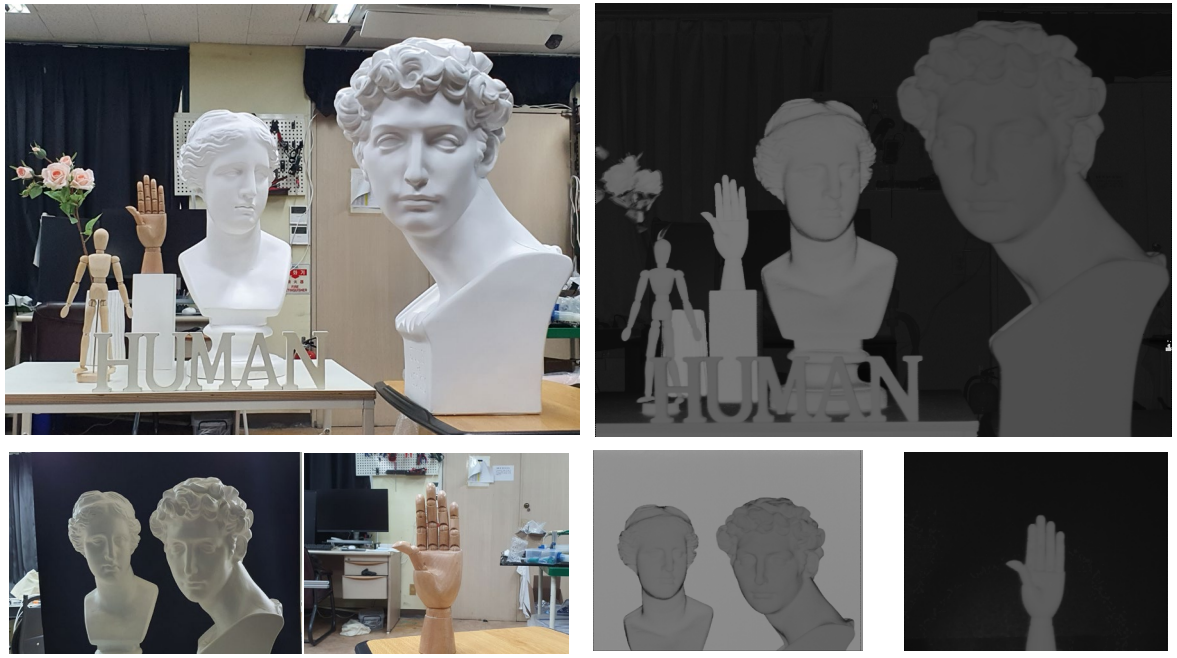
<2D 스캐닝 기반의 센서 플랫폼 데모>



<광학계 및 연산 모듈을 활용한 거리 측정 모식도>



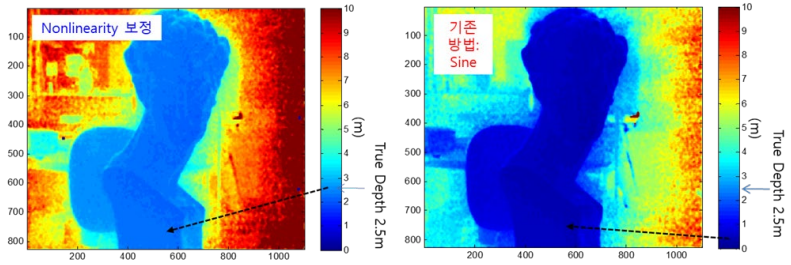
<실시간 거리 측정 모습: 1.3m(좌), 3m(우)>



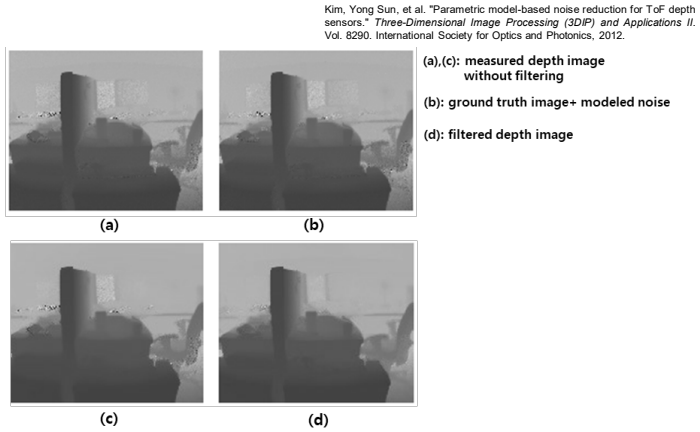
<연구실 개발 플랫폼의 3D depth image (좌: 측정물체, 우: 3D depth map)>

3D ToF (Time-of-Flight) sensor- Future plan for 3D ToF sensor

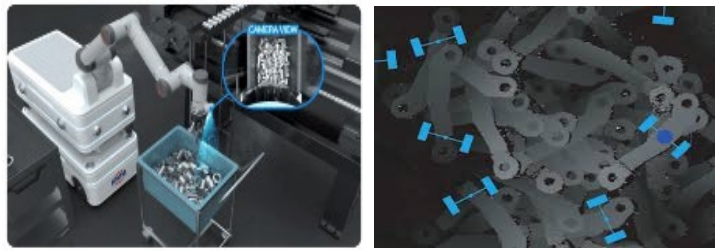
본 연구실에서 자체 개발한 3D 센서 플랫폼을 활용하여 얻은 **3D depth image의 정밀화 및 물체 인식을 추후 연구하고자 한다**. 구체적으로 외광 및 기타 비정형환경에서의 변수로 인해 **거리 측정 offset 오차가 발생하는데, 이러한 오차를 보정하기 위한 LUT을 설계하여 거리 측정 오차를 최소화** 한다. 한편, 3D depth image에서 물체 경계 근처에서 자주 발생하는 flying pixel 및 물체 측정 오차의 smoothing을 위한 **spatial denoising filtering을 고도화 한다**. 이렇게 개선된 3D 이미지를 자율 작업 로봇의 bin-picking 등과 같은 산업 현장에서 물체의 인식에 활용하는 연구 역시 진행할 계획이다. 구체적으로 물체의 3D 이미지를 학습 시켜 물체를 구분하는 **object segmentation 알고리즘을 개발하고자 한다**. 또한 3D depth image의 학습을 개선시키고자 3D ToF 카메라의 **노이즈 모델을 머신/딥러닝을 활용하여 개발하고**, 이를 실제 측정 이미지와 함께 학습 모델에 적용시킬 예정이다. 앞으로도 이와 같이 **3D depth image의 개선 및 이를 활용한 지능형 기계 시스템의 사물 인식 연구**를 진행할 예정이다.



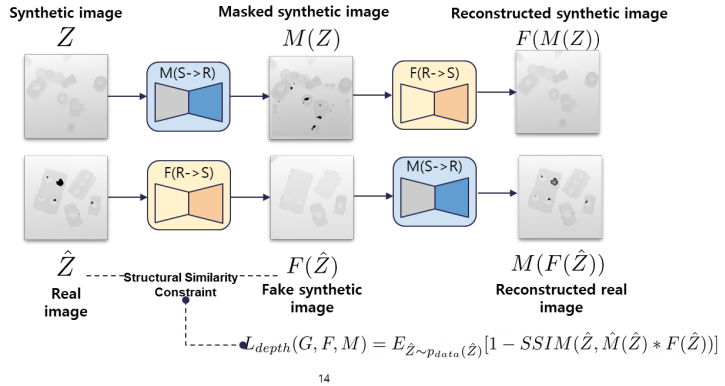
<LUT(Look-Up-Table)을 활용한 거리 측정 offset error의 보정>



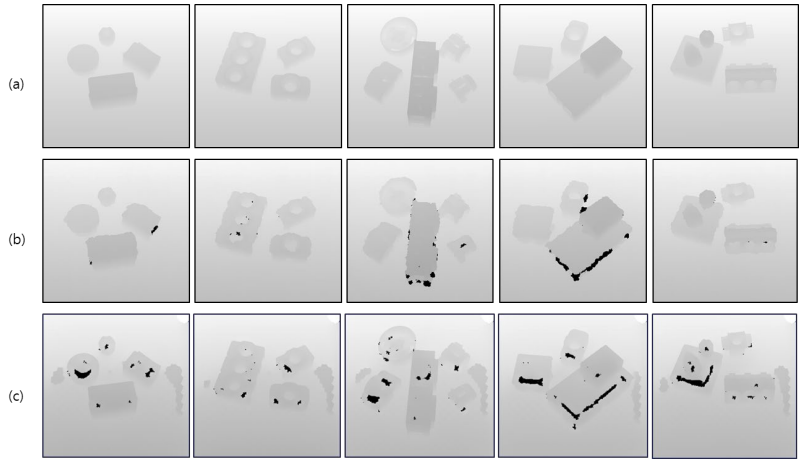
<Spatial denoising filter를 활용한 3D 영상 이미지 개선>



<자율 작업 로봇의 object-segmentation 알고리즘 개발>



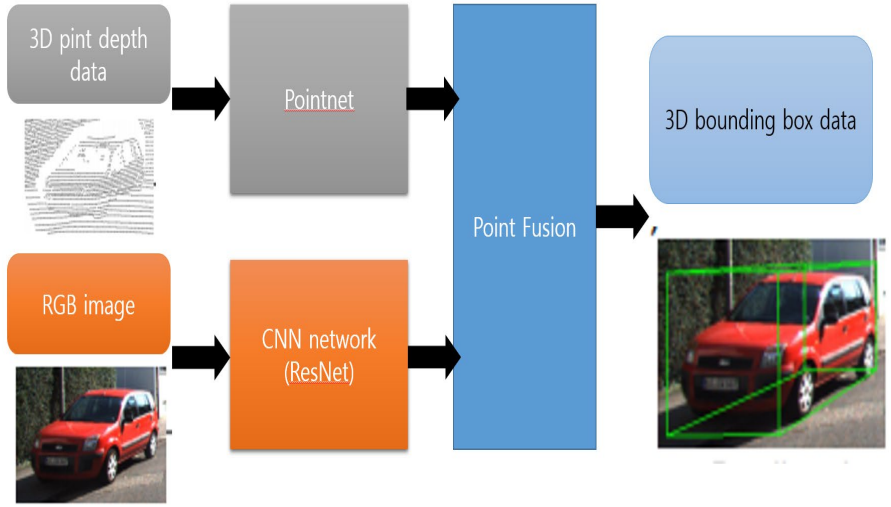
<머신/딥러닝 기반의 물체 측정 노이즈 모델 개발>



<noise 모델 구현 결과: (a)- synthetic image
(b)- real depth image
(c)- translated image>

3D Vision - RGB camera & 3D Depth Lidar Fusion

자율주행 자동차, 로봇, 드론 등에서 실시간 3차원 인식 기술의 수요가 증가함에 따라 실시간으로 외부 정보를 측정하고 분석할 수 있는 광 송수신 센서 개발의 필요성이 증가하고 있다. 특히 넓은 **저렴한 가격으로 사용이 가능한 RBG 카메라와 넓은 범위에서 3차원 입체 정보를 획득할 수 있는 Lidar 센서**는 실제 환경에서 발생할 수 있는 문제들을 극복할 수 있는 방법으로 각광받고 있다. RGB 센서는 2차원 평면으로 높은 해상도의 영상 데이터를 획득할 수 있으나 주변 광원의 영향에 따라 데이터의 값이 변하며 물리 기반으로 전방 객체의 위치를 파악하기 힘들다. 이에 반에 Lidar 센서는 중 장거리의 객체를 넓은 범위에서 상대적으로 높은 해상도로 검출할 수 있고, 신뢰할 수 있는 데이터의 획득이 가능하다. 그러나, 기후, 운행 조건 등의 환경요인에 따라 정확도가 떨어질 수 있다. **이 두 센서 또는 두가지 이상의 센서를 융합(Fusion)하여 객체인식 및 분류를 알고리즘 개발**을 목표로 하고 있으며, 해당 알고리즘을 이용하여 **주변환경 및 객체의 정확한 위치데이터를 얻을 수 있다.**



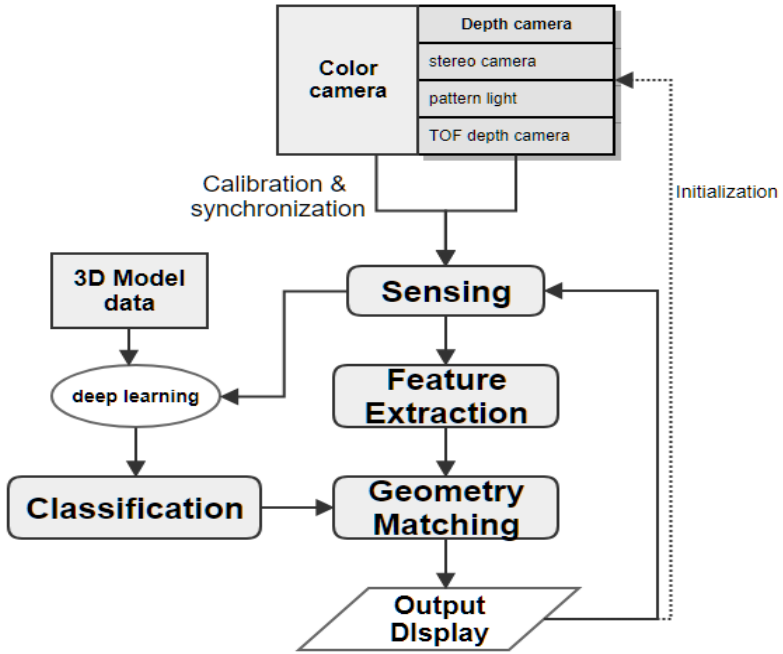
*PointFusion: Deep Sensor Fusion for 3D Bounding Box Estimation(2018)



Corner point extraction



Recognition Demo



- Object detection & classification algorithm

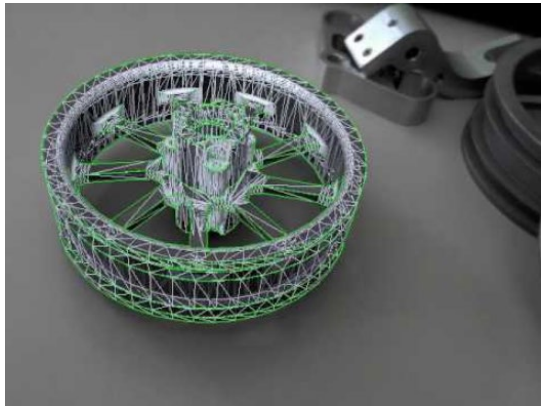
3D Vision - Geometry-based Shape and Pose Recognition

We develop mechanisms for **high-precision detection and recognition of the object shapes and poses** by looking for basic geometric profiles in real time. **Multi-modal 3D sensing technologies are assessed to create a fully automated process that tracks objects in manufacturing assembly plants**. Accurate sensing of shapes of machine elements is necessary, for example, in solving the problem of stress concentration that occurs on the edges of small machine members. Another example is **robotic navigation and mapping as well as enabling adaptive grip control of robotic arms** in assembly plants to adjust grip strength and orientation based on object pose and shape.

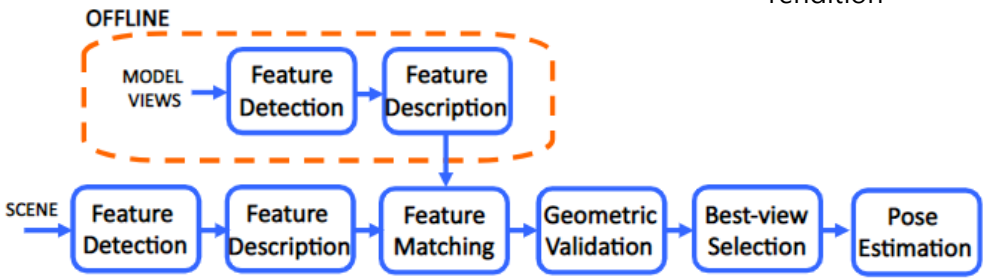
We study algorithms for processing raw point cloud data such as **denoising (temporally and spatially), and distance refinement as well as feature extraction and matching** using Scale Invariant Feature Transform (SIFT), Speeded Up Robust Features (SURF) or Oriented Brief (ORB) descriptors. With the constitutive features of the object in hand, CAD-based datasets are used to identify complete renditions of the objects based on **standard machine learning models.**

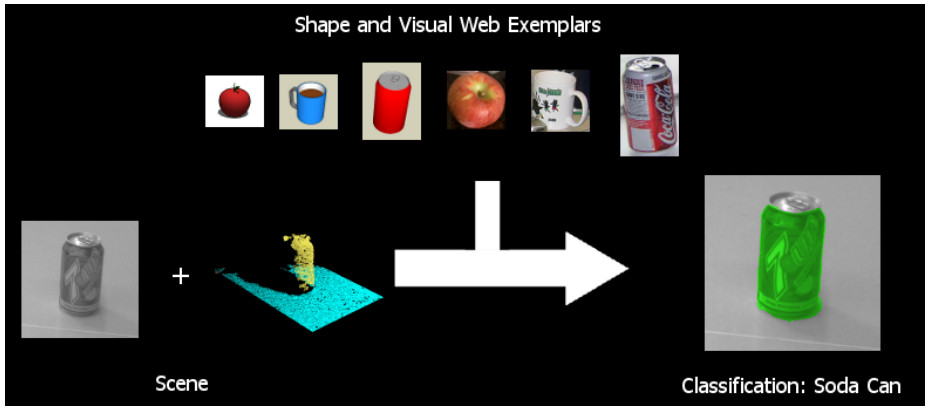


Robotic manipulation and grasping



CAD-based object tracking and rendition







Original depth data and RANSAC-based planar reconstruction

3D Vision – Human Identity and Pose Recognition for Silver Care

본 프로젝트는 **독거노인 등 고령자를 위한 서비스를 제공해주는 휴먼케어 로봇 기술 개발**을 목표로 한다. 본 연구실은 로봇 작업에서 가장 먼저 이루어지는, 고령자 개인의 신원과 특성을 인식하는 프로파일 부분을 수행하고있다. **개인 프로파일링이란 고령자의 외형 특성(얼굴, 키, 머리,...)과 그 외 특성(일상 행동, 개인 소지품,...)을 인식하여 서비스 해야 할 고령자를 찾아내는 기술**이다. **고령자를 검출하고 인식하는 데에는 인공지능 알고리즘이 사용**된다. YOLO v3알고리즘을 작동 환경과 고령자에 특화되도록 설계하여 학습시키면 **실시간으로 고령자를 검출해내어 정서 교감이나 상황 추론 등의 프로세스에 전달**해준다.

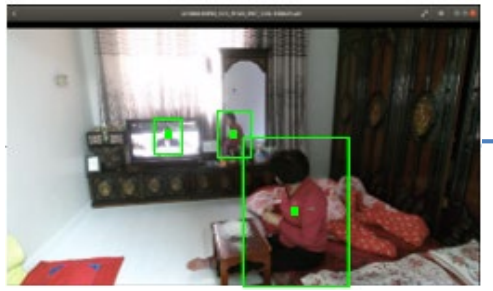
기존의 컬러 영상만으로는 고령자 검출에 많은 오류가 발생하는데, TV나 거울에 맺힌 사람 이미지에 의한 검출, 앉거나 누워있는 사람의 미검출 등은 3D 센서를 이용해 해결하고자 한다. TV나 거울에 맺힌 사람 이미지는 컬러 영상으로 찍으면 진짜 사람과 구분할 수 없지만, 3D 카메라로 찍으면 평면으로 보이게 된다. 따라서 3D 이미지에서 평면을 검출하여 사람 검출영역에서 제외시키면 컬러 영상을 이용한 사람 검출 오류를 수정할 수 있다.

US Patent under filing

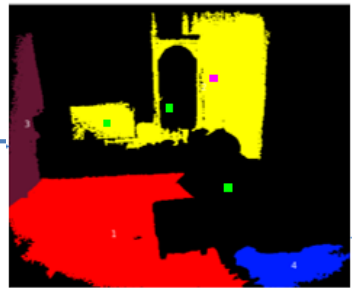




<YOLO를 사용한 인체 검출 결과>



<깊이 영상에서 검출된 평면>





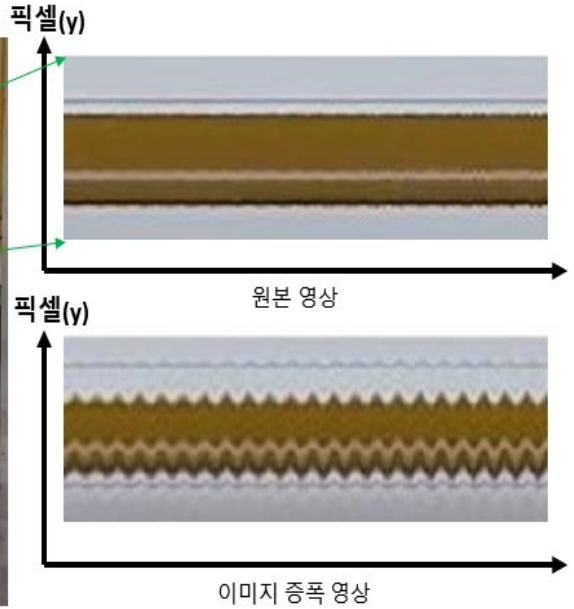
<거울, TV 이미지가 필터링된 결과물>

3D Vision – Motion Magnification

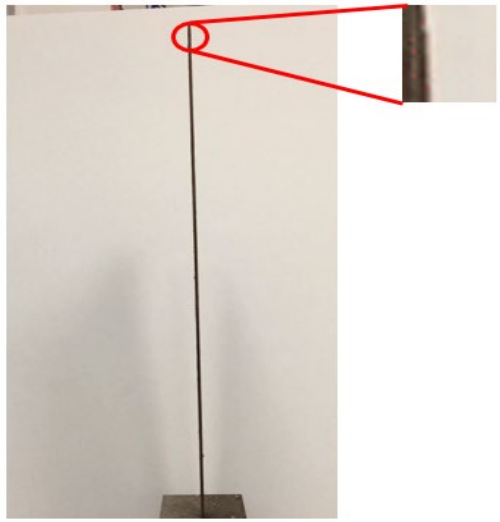
전통적으로 진동 감지 검사는 접촉식 가속도계 등 센서를 구조물에 직접 부착하여 데이터를 모니터링하는 방식으로 수행되어왔다. 이를 위해서는 다양한 지점에서의 진동 데이터를 취득하여야 하는데, 이 과정에서 구조물에 센서들을 탈 부착해야 하는 과정이 소요된다. 따라서 접근이 제한적이고 불가능한 시스템의 경우, 접촉식 센서를 가용하는 데 있어 명확한 한계가 존재한다. 또한, 접촉식으로 센서들을 설치하기 위해서는 기계의 작동을 중단 시켜야 하기 때문에 공정 차질로 인한 피해가 추가적으로 발생할 수 있다. 언급된 문제들을 해결하기 위해, 최근 **모션 증폭**을 활용한 **영상처리 알고리즘**이 개발되었으며, 다양한 구조물의 진동을 계측하는데 활용되고 있다. 이 기술은 영상의 **미세한 움직임을 증폭**하여 가시화함으로써 인간의 시각으로는 판별할 수 없는 많은 정보를 얻을 수 있다. 또한 기계의 작동 중단 없이 임의의 위치에 진동을 측정할 수 있으며, 관련된 모든 문제의 근본 원인을 **비디오에서 직접 확인**할 수 있기 때문에 일반 사용자와 전문 기술자 간의 소통 도구로도 활용 가능한 장점이 있다.



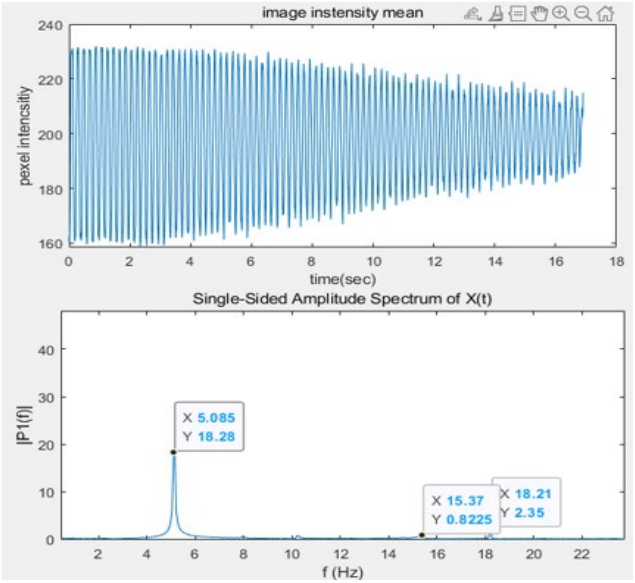
비디오 영상



영상 단편 적층이미지(좌측 빨간색 영역)



240fps/720p



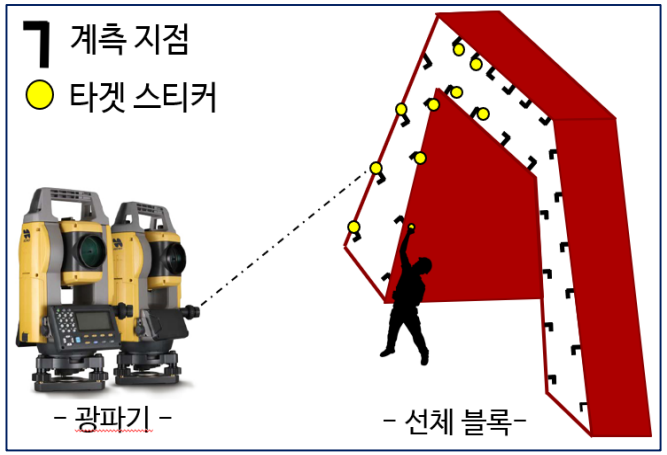
카메라 기반 진동 측정 및 주파수 분석

3D Vision – Stereo 계측

선체 블록의 정도 관리는 매우 중요한 요소이다. **이는 3mm 오차 이내 범위에서 이뤄져야 하는 매우 중요한 정밀 프로세스**이다. 현재 산업에서는 가장 우수한 정밀 3D 계측기인 광파기를 사용하여 선체 블록의 정도를 측정한다. 하지만 광파기는 계측하고자 하는 지점에 타겟 스티커를 **일일이 부착해야 하는 번거로움과 그에 따라 시간이 오래 걸린다는 단점**이 있다. 이를 개선하고자 본 연구실에서는 카메라 2대를 이용하는 STEREO 기술을 통해 선체 블록의 정도를 계측하는 프로젝트를 수행 중이다. 이는 카메라를 설치하여 이미지만 획득하면 간단하게 선체 블록의 정도를 계측할 수 있다.

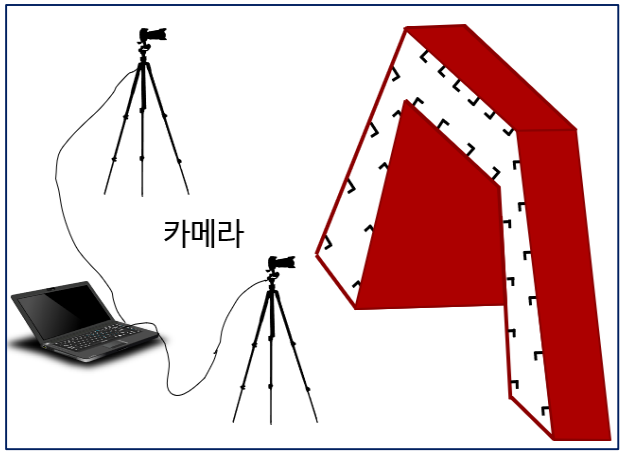
Stereo 기술이 정도 계측에 사용되지 않은 이유는 광파기보다 좋지 못한 정밀도(50mm) 때문이다. 본 연구실에서는 **구체적으로 STEREO 알고리즘의 입력 변수간의 상관 관계 및 sensitivity를 분석하여 정밀도의 고정밀화 및 개선**을 수행 중에 있다. 현재는 **10m 거리에서 10mm의 정밀도까지 확보한 상태이다**. 이 방법 외에도 체크보드의 모양 / 왜곡 보정 알고리즘 / 카메라 모델링 등의 방법 등을 추가하여 광파기의 정밀도인 3mm를 확보하고자 한다.

기존방법 <광파기>

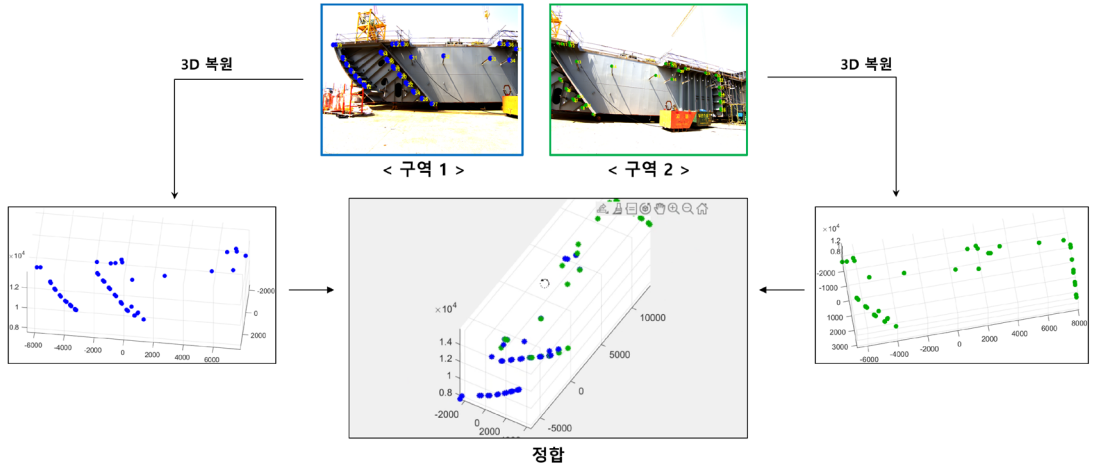


타겟 스티커를 일일이 부착

제안방법 <스테레오>



이미지 획득 후 3D 복원 손쉽게 가능



<3차원 복원 결과>

3D Scene Recognition – 영상 기반 해상 재난 구조

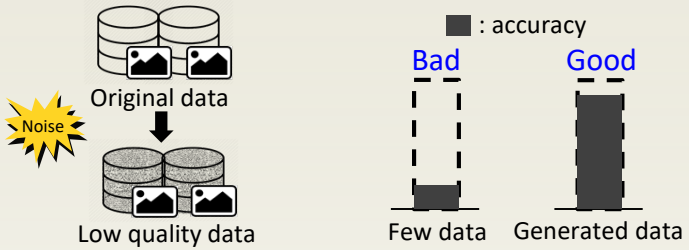
Objective

To develop target detection algorithm with deep learning applicable to maritime accidents.

Contents

Data Generation

▪ **Common problems of image recognition**



▪ **Data generation from commercial 3D game**



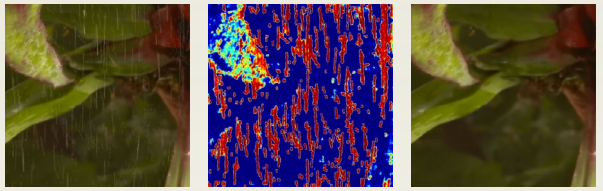
Commercial 3D game

Daytime/night situation
Rainy situation
Foggy situation
snowy situation
⋮

Various high quality data

Image Preprocessing

▪ **De-rain algorithm**



Rainy image | Attention map | Derain image

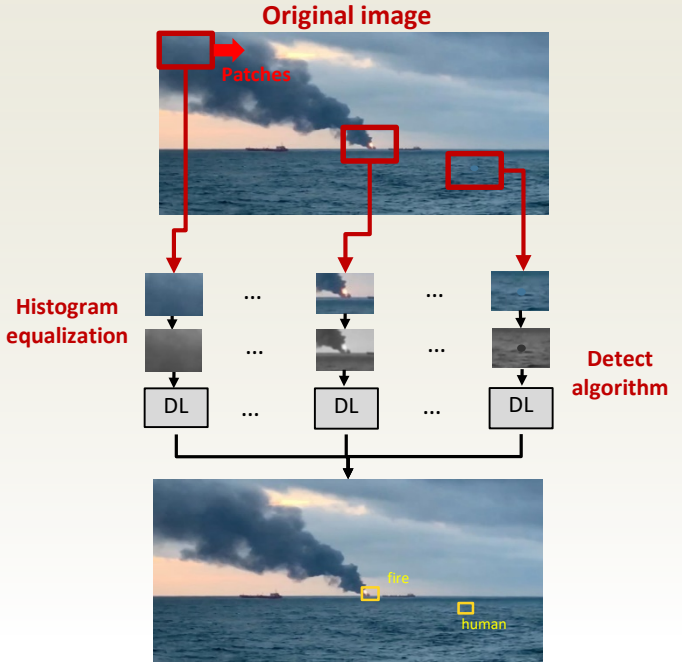
▪ **De-blur algorithm**



Blur image | Deblur image | Original image

Small Target Detection

▪ **Deep learning based target detection**



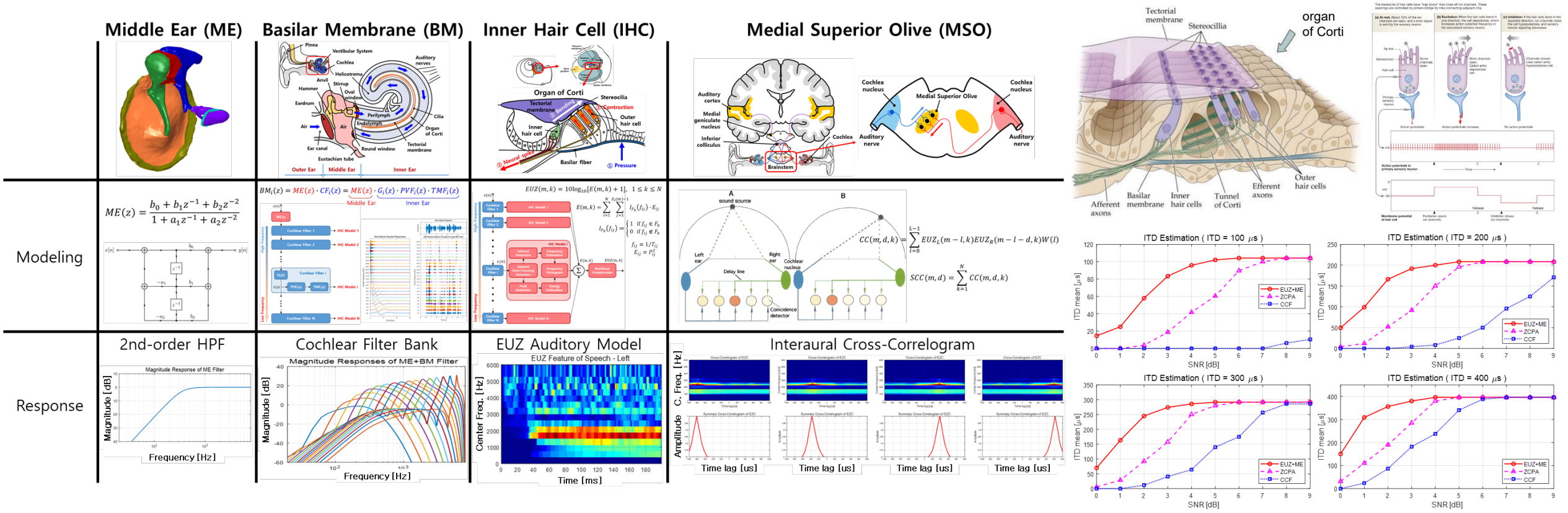
DL = Deep Learning

Expected Result

- An efficient deep learning architecture is developed for target detection.
- The technique can be used to monitoring maritime accidents for various environment situations.

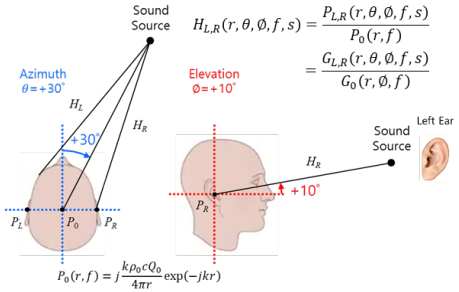
Acoustic Recognition – CASA (Computational Auditory Scene Analysis)

현재 음성인식률 향상을 위한 음성분리 방법은 1채널, 2채널 그리고 다채널 마이크로폰 기법으로 분류된다. 다채널 마이크로폰 기법은 효과적으로 음성신호를 분리할 수 있지만 공간적 제약이 많은 소형 단말기에서는 적용하기 어렵다. 그러나 **1채널 및 2채널 마이크로폰 기법들 중 전산 청각 장면 분석(Computational Auditory Scene Analysis, CASA) 기법은 인간의 청각인지 시스템을 모방하여 효과적으로 음성을 분리**할 수 있다. CASA 시스템은 **인간의 청각기관을 모사하여 음원의 위치를 추정하고, 이 위치 정보를 바탕으로 음성 분리를 수행한다.** CASA를 기반으로 하는 음성분리 시스템은 음성의 주기성 즉, 유성음을 근거로 이진 분리마스크를 생성한 후 음성과 간섭신호를 분리하기 때문에 주기성 성분의 특성 분리는 효과적으로 수행한다. 하지만 주기성을 보이지 않는 신호에 대해서는 분리 성능이 저하되는 문제를 지니고 있다. 최근, 분리 성능 개선을 위한 고 신뢰성의 마스크를 추정하기위해 더 많은 Deep Learning 방법이 소개되고 있는데, **Deep Learning-based CASA 방식**이 연구되고 있다.



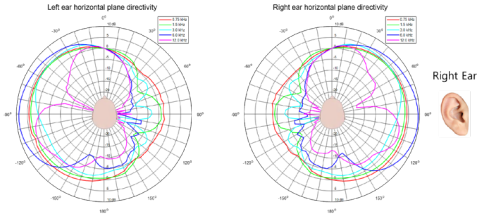
Acoustic Recognition – HRTF (Head-Related Transfer Function)

인간형 로봇(humanoid) 및 원격 현장감(telepresence) 기술에서 인간과 동일한 시각(vision), 청각(audition), 촉각(haptic)을 구현하기 위해서는 센서가 인간과 동일한 방식으로 구성되어야 한다. 이 중, 청각은 두 귀에 전달된 소리를 이용하여 음원의 위치 파악 및 분리 그리고 인식을 통해 주변의 음향 환경을 지각한 결과다. 음원의 위치를 추정하기 위한 주요 단서는 두 귀의 시간차(interaural time difference, ITD), 두 귀의 레벨차(interaural level difference, ILD), 그리고 주파수 응답 패턴(spectral pattern) 이다. 머리전달함수(head-related transfer function, HRTF)는 머리, 귓바퀴 및 몸통에 의해 음원의 방향에 따라 변경되는 음향전달경로를 전달함수로 나타낸 것이다. 향후 기계의 청각 구현 기술에 머리전달함수의 패턴 변화를 활용할 것이다.

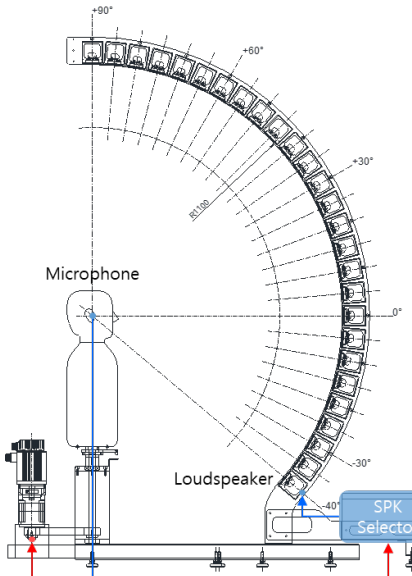


$$H_{L,R}(r,\theta,\emptyset,f,s) = \frac{P_{L,R}(r,\theta,\emptyset,f,s)}{P_0(r,f)} = \frac{G_{L,R}(r,\theta,\emptyset,f,s)}{G_0(r,\emptyset,f)}$$

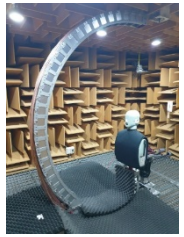
$$P_0(r,f) = j\frac{k\rho_0 c Q_0}{4\pi r}\exp(-jkr)$$



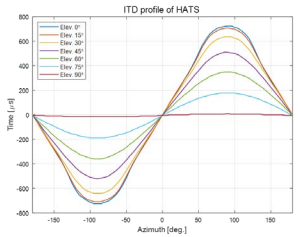
$$D_{L,R}(\theta,f) = 20\log_{10}\left|\frac{H_{L,R}(\theta,0,f)}{H_{L,R}(0,0,f)}\right|$$

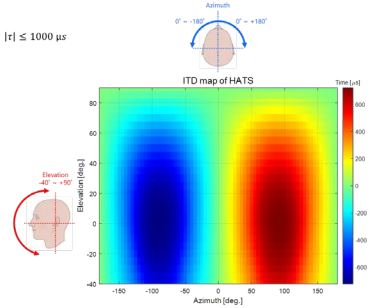


- Subject : B&K HATS Type 4100
- Speaker : Peerless PLS-P830986 + Sealed Enc. (0.8 L)
- Speaker distance : 1.1 m from HATS Ref. point
- Azimuth : 0° ~ 360° (72 points w/ 5° resolution)
- Elevation : -40° ~ +90° (27 points w/ 5° resolution)
- Total measurement : 72 x 27 x 2 (L/R) = 3,888
- Sampling rate : 48 kHz
- Sample size : 4,096
- Average : 8
- Window : rectangular
- Input signal : maximum length sequence (MLS)

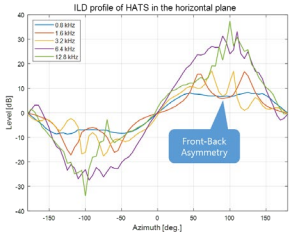


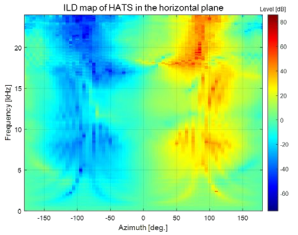
$$ITD_{cor}(\theta,\phi) = \underset{\tau}{\operatorname{argmax}} \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} h_L(\theta,\phi,t)h_R(\theta,\phi,t-\tau)dt}{\sqrt{\left[\int_{-\infty}^{+\infty} h_L^2(\theta,\phi,t)dt\right]\left[\int_{-\infty}^{+\infty} h_R^2(\theta,\phi,t)dt\right]}} \quad |\tau| \le 1000\ \mu s$$

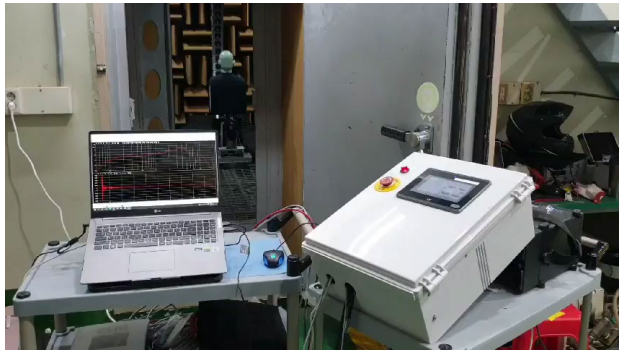


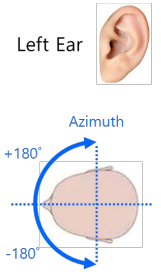


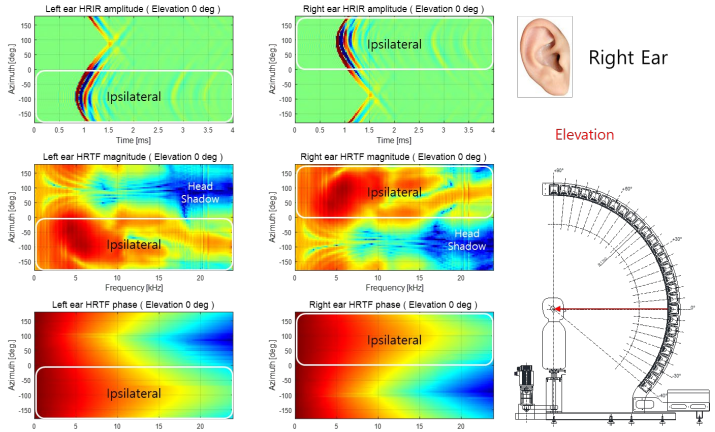
$$ILD(\theta,\phi,f) = 20\log_{10}\left|\frac{H_R(\theta,\phi,f)}{H_L(\theta,\phi,f)}\right|, \quad r > 1\ \mathrm{m}$$

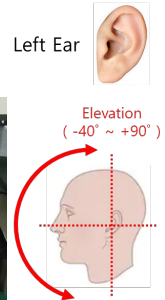


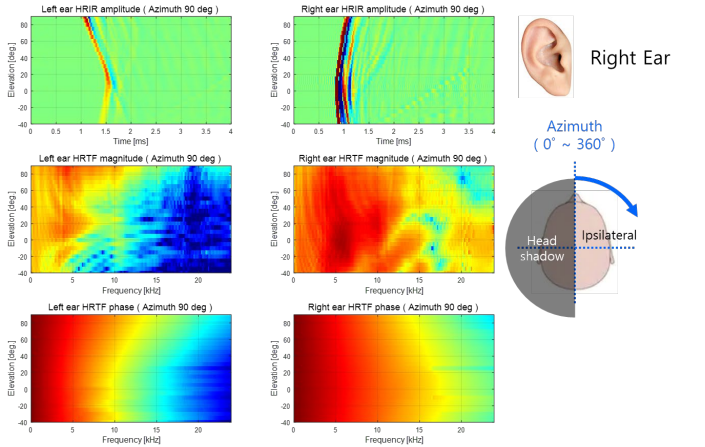










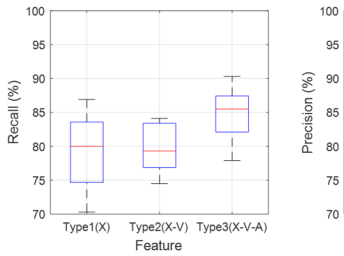


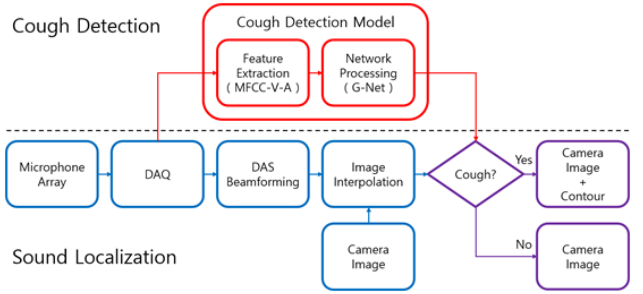
Acoustic Recognition – Deep Learning-based Cough Detection Camera

HUMAN LAB
HUMAN-MACHINE INTERACTION

코로나19의 대표적인 증상이 발열과 기침인데, 본 연구에서는 배경소음이 있는 일상적인 환경에서 기침 소리를 인식할 수 있는 딥러닝 모델을 개발하여 음향 카메라에 적용하였다. 기침 인식 모델의 개발을 위해 합성곱 신경망(CNN)을 기반으로 학습 하였다. 입력은 2초 음향신호의 특징, 출력은 0: else 또는 1: cough 인 2진 분류 모델이다. 학습된 모델은 음향 카메라에 적용되었다. 입력된 데이터는 음원의 위치를 계산하는 빔 형성 과정을 거친 후, 기침 인식 모델이 기침 소리로 인식했을 경우, 촬영된 이미지 상에서 기침 소리가 난 위치에 등고선과 라벨로 표시된다. 시험 결과, 잡음 환경에서도 기침과 그 이외의 소리를 구분하고 기침한 사람과 그 위치 그리고 횟수 등을 실시간으로 추적하여 향후 적용 가능성을 확인할 수 있었다.

Data Name	Folder	Type	Class	Description	Total (wav-files)	Length (seconds)
HUMAN20200923	HUMAN20200923_1	Sound event	Cough, dish, doorbell, general, glass, knock, phone, snoring, toilet	Provided by KAIST (home sounds)	246	1,580
SMI-office	SMI_Cough	Sound event	Cough, speech, etc.	Provided by SMI (office sounds)	1	439
FluSense-data[1]	AudioSet_Cough	Sound event	Cough, sneeze, sniffle, throat-clearing, speech, etc.	FluSense GitHub data (Audioset labeled)	1,171	50,920
NIGENS[2]	NIGENS	Sound event	Alarm, baby, crash, dog, engine, female scream, female speech, fire, footsteps, general, knock, male scream, male speech, phone, piano.	Provided by TU Berlin (database for CASA)	898	16,759
DCASE2016-2[3]	DCASE2016_2_train	Sound event	Clearing throat, cough, door slam, drawer, keyboard, keys, knock, laughter, page turn, phone, speech.	DCASE 2016 - Task2 (office sounds)	220	265
DCASE2019-2[4]	DCASE2019_2_select	Sound event	Applause, cheering, chink & clink, clapping, crowd, dishes & pots & pans, fart, finger snapping, knock, shatter, slam, sneeze.	DCASE 2019 - Task2 (impulsive sounds)	888	4,336
DCASE2018-5[5]	DCASE2018_5_dev	Background noise	Absence, cooking, dishwashing, eating, other, social activity, vacuum cleaning, watching TV, working.	DCASE 2018 – Task5 (home environments)	72,984	729,837

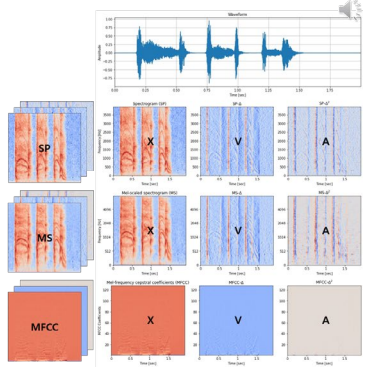


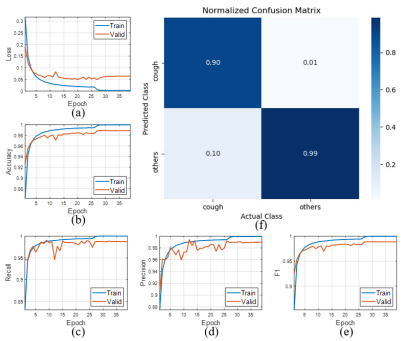


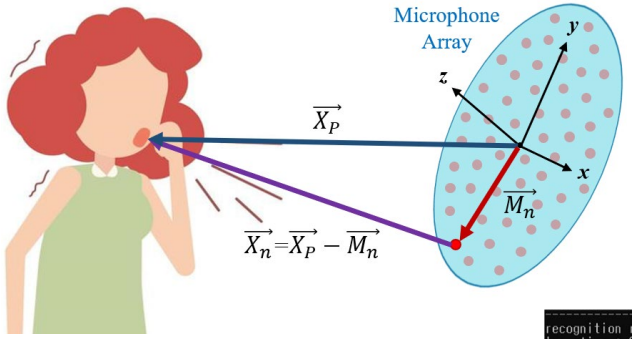
- Three features were extracted for model training.
- Fs = 16 kHz, nfft = 512, window = 30 ms, hop = 15 ms
- Feature size = 3 (C) x 128 (H) x 128 (W)
- SP : [X, V, A] x [0 ~ 4 kHz] x [0 ~ 2 s]
- MS, MFCC : [X, V, A] x [0 ~ 8 kHz] x [0 ~ 2 s]

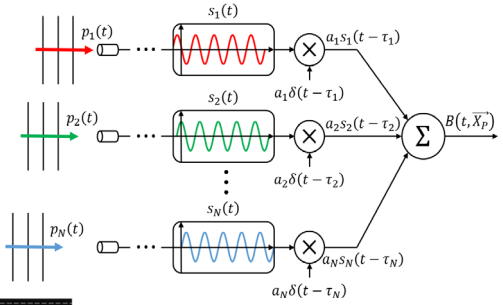
$$V(t) = \frac{X(t+1) - X(t-1)}{2} \qquad A(t) = \frac{V(t+1) - V(t-1)}{2}$$

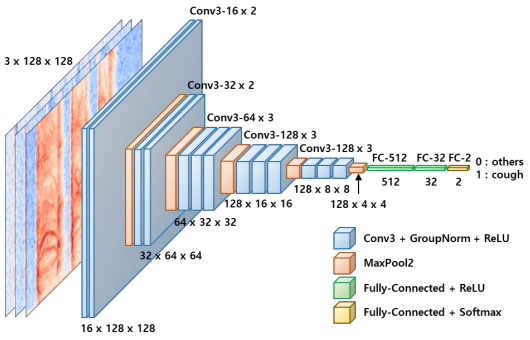
1. Spectrogram (SP) : spectrum of frequencies of a signal as it varies with time.
2. Mel-scaled spectrogram (MS) : difference from the plain spectrogram is that its frequency range is mel-scaled and its magnitude is log-scaled. Since the frequency domain is mel-scaled, the gaps between the harmonic components are equally spaced even if the pitch moves.
3. Mel-frequency cepstral coefficients (MFCC) : difference between cepstrum and mel-frequency cepstrum (MFC) is that in the MFC, the frequency bands are equally spaced on the mel scale, which approximates the human auditory system's response more closely than the linearly-spaced frequency bands used in the normal cepstrum.

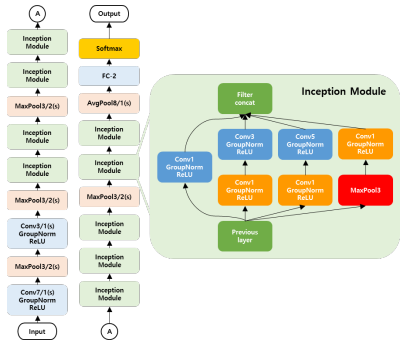


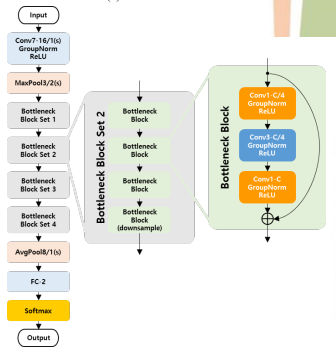




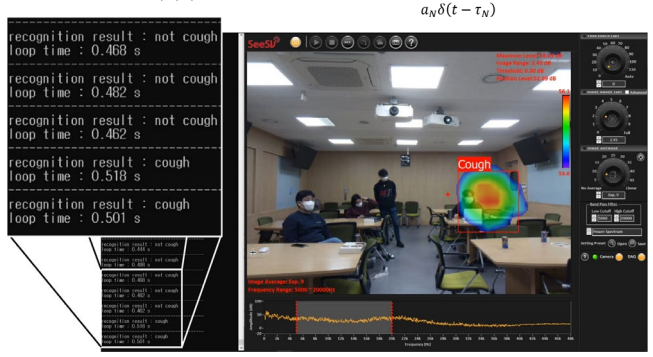








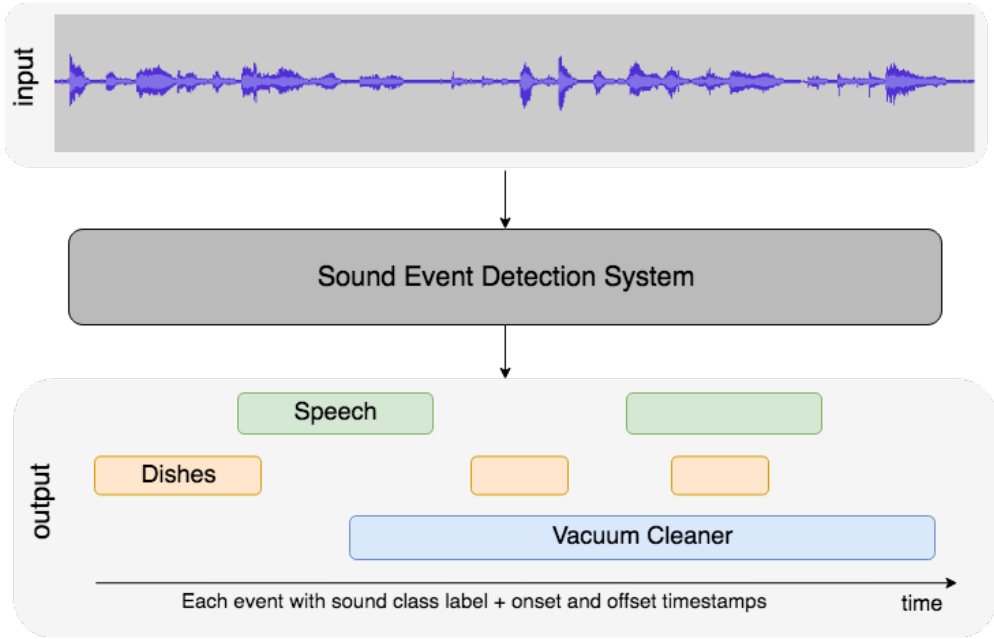




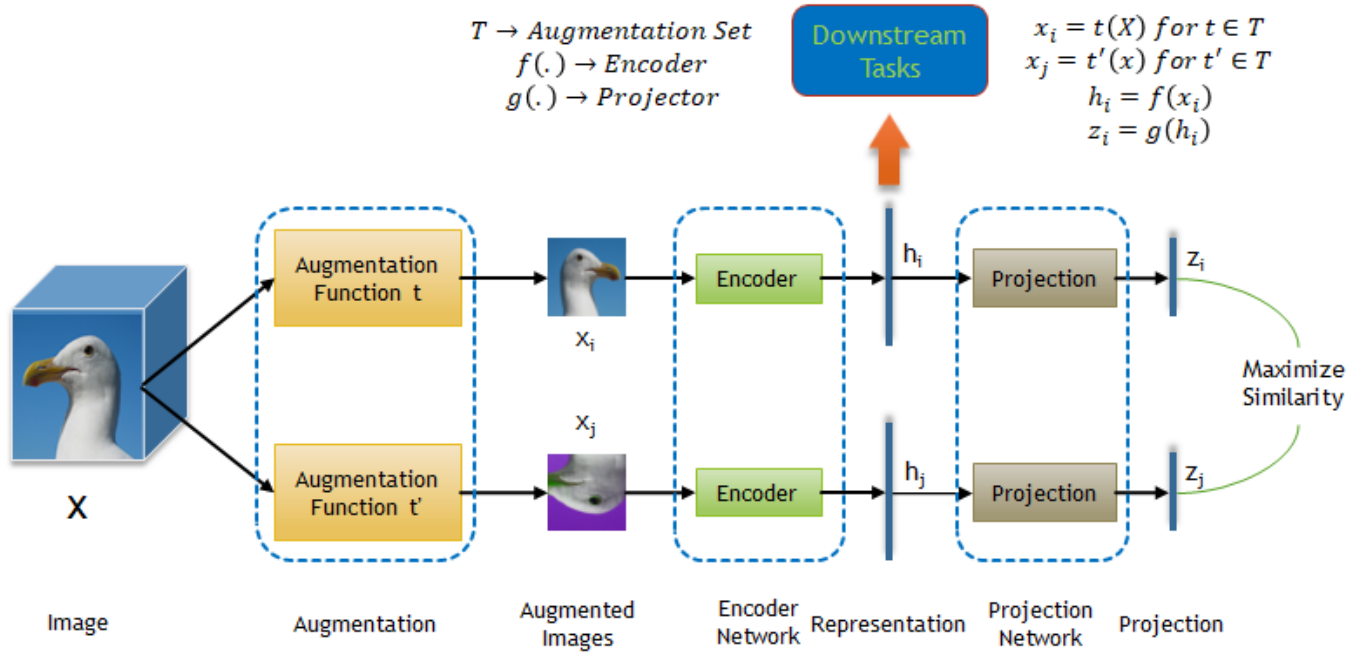
NOVIC KAIST

Acoustic Recognition – Self-supervised Sound Event Detection

음향 이벤트 인식(Sound Event Detection)은 딥러닝을 활용하여 음향신호 내에서 몇 초부터 몇 초 사이에 어떠한 음향 이벤트가 발생했는지를 인식하는 연구분야이다.
음향 이벤트 인식 모델을 학습시키기 위해서는 데이터셋 내의 각 음향신호마다 몇 초부터 몇 초까지 무슨 소리가 나는지에 대한 라벨(label)이 필요한데, 학습을 위해 정확한 라벨을 가진 데이터셋을 구축하는 것은 시간과 노동이 매우 많이 드는 문제를 지니고있다.
본 연구실에서는 위의 문제를 해결하기 위해 라벨이 없는 데이터셋(unlabeled dataset)을 활용하여 **자기지도학습(Self-supervised learning)을 통해, 음향 이벤트에 대한 audio representation을 사전학습(pre-train)할 수 있는 연구**를 진행중이다. 사전학습된 음향모델(acoustic model)은 학습에 사용된 데이테셋의 성질에 따라 음향 이벤트 인식 뿐만 아니라, 음원 위치 추적(sound source localization), 음향 분리(sound source separation), 음향장면분류(acoustic scene classification), 음성 인식(speech recognition), 화자인식(speaker recognition) 등 다양한 음향, 음성분야의 딥러닝 모델 학습에 사용될 수 있을 것으로 기대된다.
본 연구실은 해당 연구분야에서 제일 파급력있는 대회인 DCASE 2021 (IEEE 주관) Challenge Task 4에 참여하여 3위을 기록하였다.



Description of Sound Event Detection System

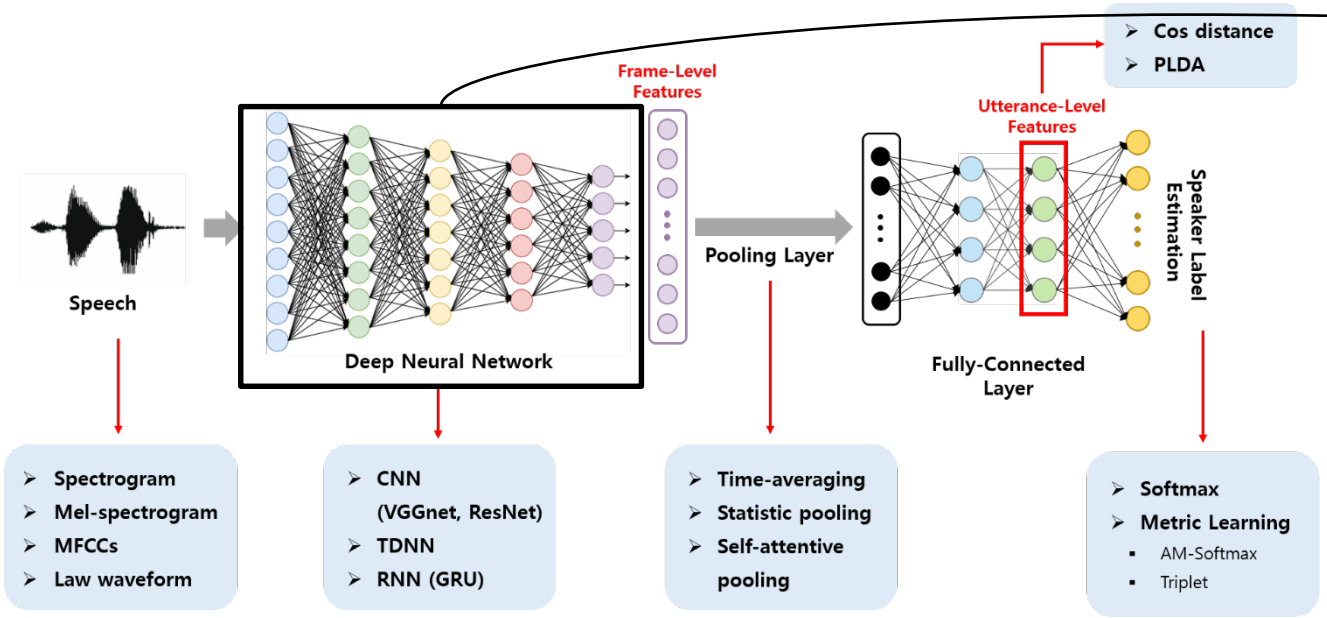


Self-supervised Learning

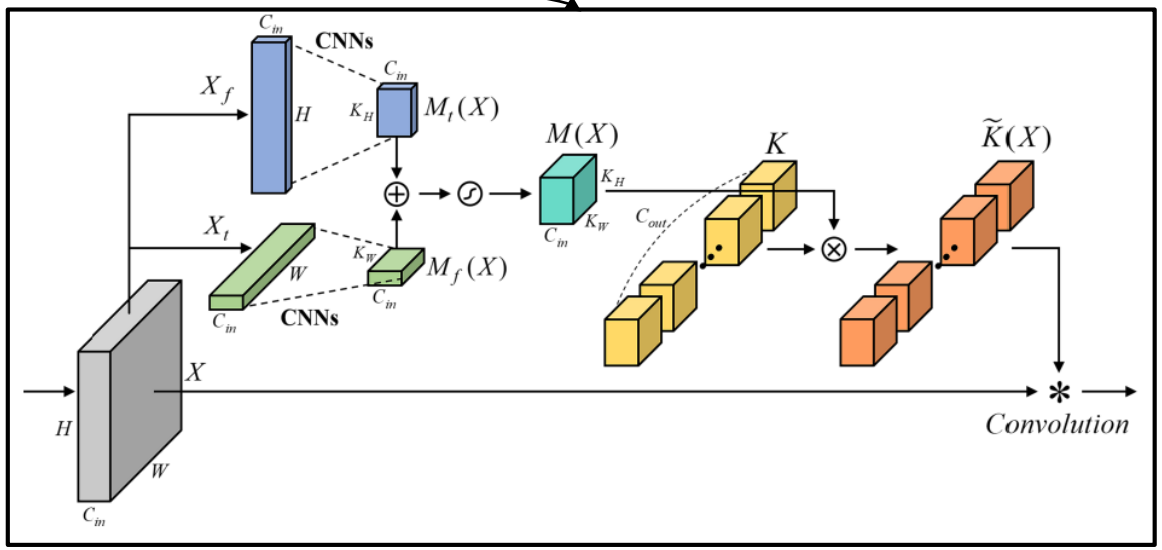
Acoustic Recognition – Text-Independent Speaker Recognition

문장 독립형 화자 인식(Text-Independent Speaker Recognition)은 딥러닝을 기반으로 테스트 발화로부터 등록된 화자와 비교하여 서로 같은 화자인지 구분 또는 인식하는 연구분야이다. 특히, 문장 독립형은 발화 내용에 상관없이 화자 인식을 해야 한다. 하지만 음성은 사람에 따라 바뀌는 것 뿐만 아니라 발화 내용이 바뀜으로써 시간의 흐름에 따라 변한다. 기존의 화자 인식 모델은 이러한 time-variant characteristic을 반영하지 못하고 있다.

따라서 본 연구실에서는 시간에 따른 특징을 고려하기 위해서 사람 발음에 따라 특징을 다르게 추출할 수 있도록 **Adaptive Convolutional Neural Network(ACNN)** 또는 **Dynamic Convolutional Neural Network(DY-CNN)**을 화자 인식에 적용한다. 이를 기반으로 화자 인식 성능을 향상시킬 뿐만 아니라, 발음에 따라서 모델이 어떻게 화자 정보를 추출하는지 분석하고자 한다. 그리고 각 발음에 적합한 특징을 추출할 수 있도록 화자 인식에 적합한 새로운 학습모델을 제안한다.



Overall System of Speaker Recognition



Adaptive Convolutional Neural Network

Biometric recognition - Non-invasive bio-ID

HUMAN LAB
HUMAN-MACHINE INTERACTION

피를 뽑지 않고 간편하게 혈당, 콜레스테롤, 체지방 등의 생체 성분을 실시간, 연속적으로 측정할 수 있는 휴대용 기기 구현을 위한 원천 기술을 연구 개발 한다. 본 연구에서는 기존의 Infra Red 기반의 대규모 시스템을 이용한 광학 방식이 아닌 진동 또는 초음파 기반의 Micro 시스템을 이용한 기계적인 방법, 또는 연구 결과에 따라, 광-기계의 복합적인 측정 방법 (Photo-acoustic)을 구현한다. 초음파 방법은 IR 광 대비 생체 내 깊이 침투하여 생체정보 취득이 용이하다. 기계 구조물에 적용하는 비파괴 검사 기법 (System ID, Health monitoring)을 생체에 적용한다. 장기적으로 인체의 구성 성분(근육, 체지방, 골밀도, 콜레스테롤) 측정으로 확장 적용한다. 본 연구는 System ID, wave propagation (기계공학), 생체 역학 (바이오미케닉스) 및 센서의 소형화를 위한 센서 구조 (기계) 및 재료공학 분야의 융합 연구이다.

US Patent under filing

Sensors:

- Bio-compatible vibration transducers (array)
- Compact/high power PZT micro structure

Identification Scheme:

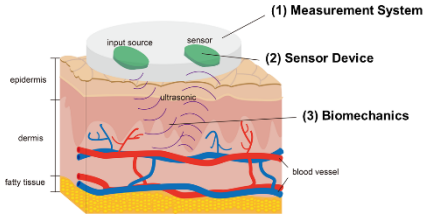
- Bio index identification with vibration measurements (diabetes, cholesterol, fat,..)
- Bone, muscles, joints health monitoring

Interpretation and Service:

- Health condition assessment, report/alarm
- Connectivity to tele-Medicare (inward/outward)

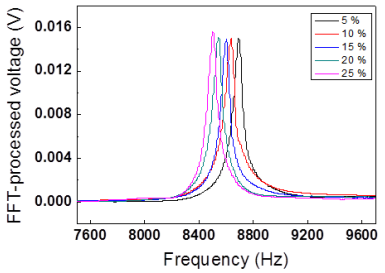
Wearable health sensors

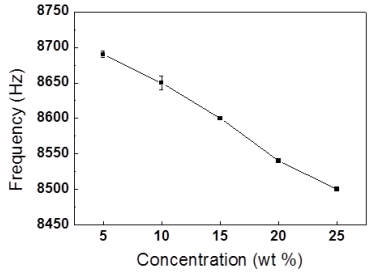




- Non-invasive, Portable, Realtime, Continous monitoring
- A novel design and signal processing scheme of ultrasound microsystem transducers

Vibration measurements (test)





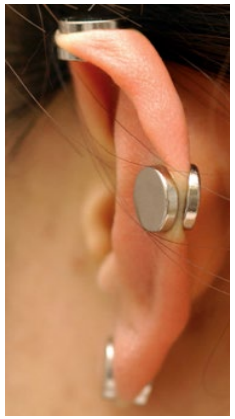
KAIST

Biometric Recognition –Non-invasive Glucose Measurement using Dynamic Responses

혈당은 당뇨병의 주요 생체 지표로 대부분의 당뇨병 환자가 손끝 채혈을 통해 혈당을 측정하고 있다. 채혈 과정의 고통과 위생 문제로 비침습적인 혈당 측정 기술이 꾸준히 연구되고 있으나 아직까지 상용화에 성공하지 못하였다. 현재 개발되고 있는 다수의 비침습 혈당 측정 기술들은 낮은 투과율과 낮은 SN비를 가지며 측정 환경에 따른 오차가 크다는 문제를 가지고 있다. 이와 같은 한계를 극복하기 위해 **진동 신호를 이용한 시스템 규명법을 혈당 측정에 적용**하고자 한다.

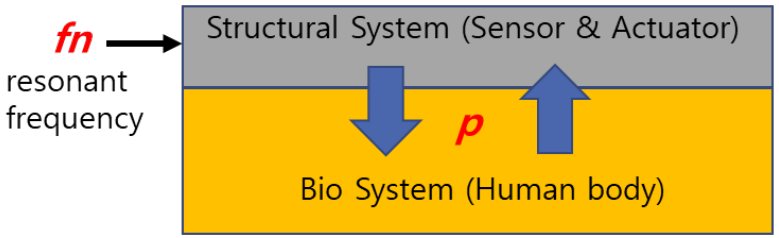
사람의 손가락이나 팔목 부위에 부착되어 피부를 감싸는 구조를 만들고 구조에 진동을 가하여 응답을 확인한다. 얻어낸 응답을 분석하여 생체 내 물질 변화를 측정한다. 현재는 유체-구조 시스템에서의 검증을 마친 단계로 앞으로 피부 조직을 모사한 팬텀을 이용한 팬텀-구조 시스템에서 검증을 진행하고자 한다.

US Patent under filing



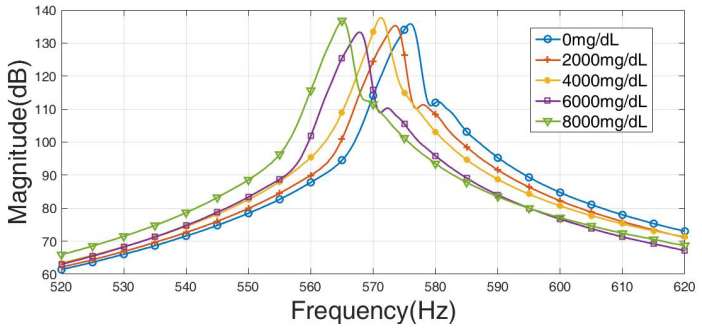


Using structural vibration

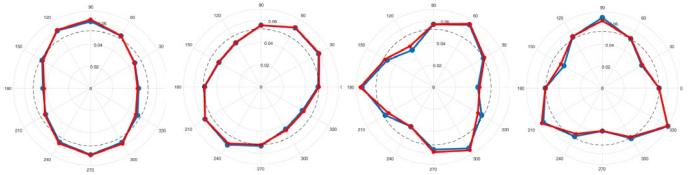


p: concentration of glucose in human body

Frequency response function(2nd mode)

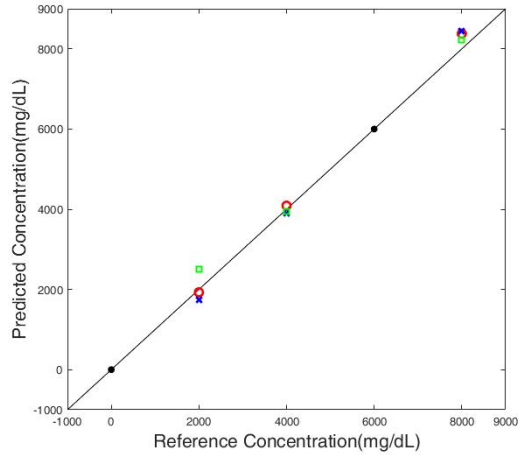


Mode shape analysis



Mode	1st	1st(2)	2nd(1)	2nd(2)
MAC	0.99	0.99	0.94	0.96

Glucose Concentration extraction result



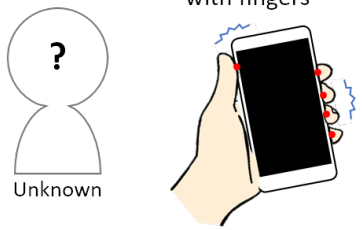
Biometric Recognition – Bioauthentication using vibrational characteristics of human finger

모바일 디바이스가 발전함에 따라 기기 내에서 개인을 식별하기 위한 인증기술도 함께 발전하고 있다. **생체인증(Bio-Authentication)**은 번거로운 패스워드 방식을 제치고 인증기술 분야의 새로운 핵심기술로 떠오르고 있으며 삼성, 애플 등이 내놓은 최신 기기에는 이미 지문이나 3D 얼굴 정보를 이용한 생체인증 센서가 탑재되고 있다. 효과적인 생체인증 기술을 개발하기 위해서는 적절한 생체 시스템을 선정하고, 시스템으로부터 다양한 특징(feature)을 뽑아낼 수 있는 최적의 알고리즘을 적용하는 것이 중요하다. 이러한 생체정보(Biometric)는 모든 사람들로부터 추출 가능해야 하며, 변별력이 높고 시간이 지나도 영구히 형태가 유지되며, 모방이 어려워야 한다.

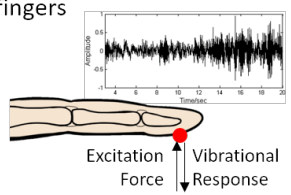
기존의 지문, 지정맥, 2D/3D 얼굴인식 기술은 이미지 어레이 센서를 사용하기 때문에 소형화가 어렵고 곡면이 많거나 Flexible Display를 탑재한 웨어러블 기기에는 적용하기 어렵다는 단점이 있으며, 빛을 사용하기 때문에 주변 환경에 의해 신호가 오염되기 쉽다. **기존 기술의 단점을 보완하기 위해 인체의 진동 응답 신호를 활용한 새로운 생체인증 기술을 제시**하였으며 현재는 손가락의 끝에서 추출된 진동 응답 신호로부터 생체역학적인 특징들을 추출하고. 사람을 인식하는 연구를 진행 중이다.

▪ 생체인증 시나리오

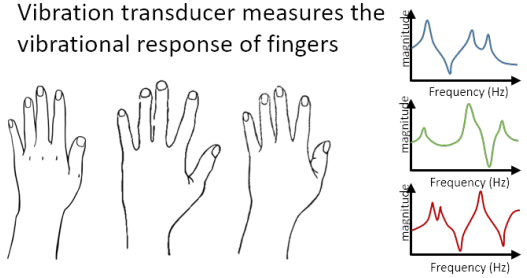
① Contact the device with fingers



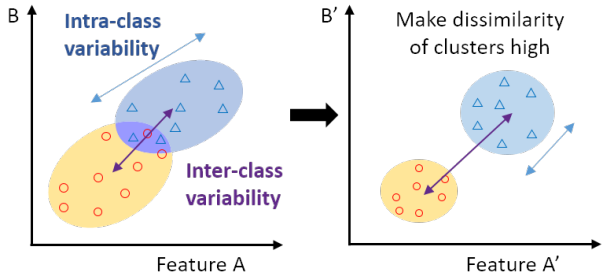
② Vibration transducer measures the vibrational response of fingers



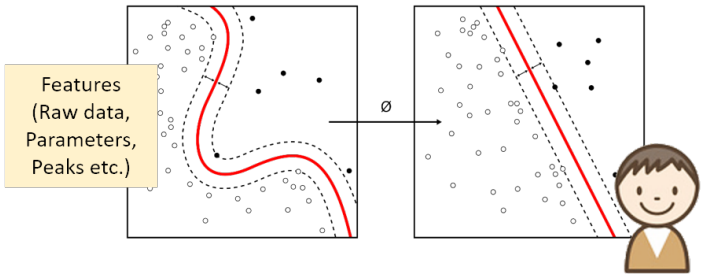
③ Vibration transducer measures the vibrational response of fingers



④ Find appropriate features which maximize the inter-class variability and minimize the intra-class variability

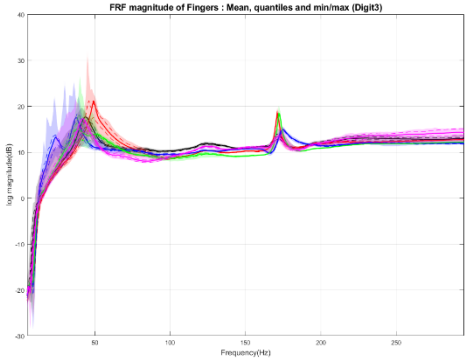


⑤ Gather features and apply the classification algorithms

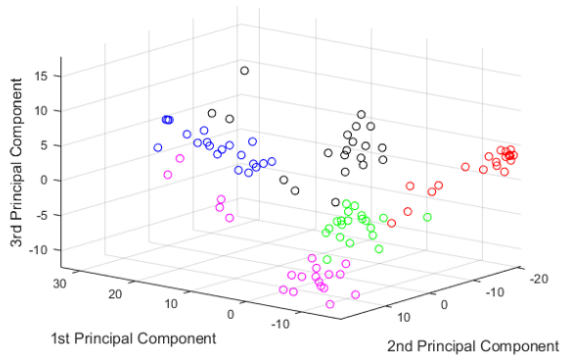


▪ 진동 응답 신호 추출 및 인증

US Patent under filing



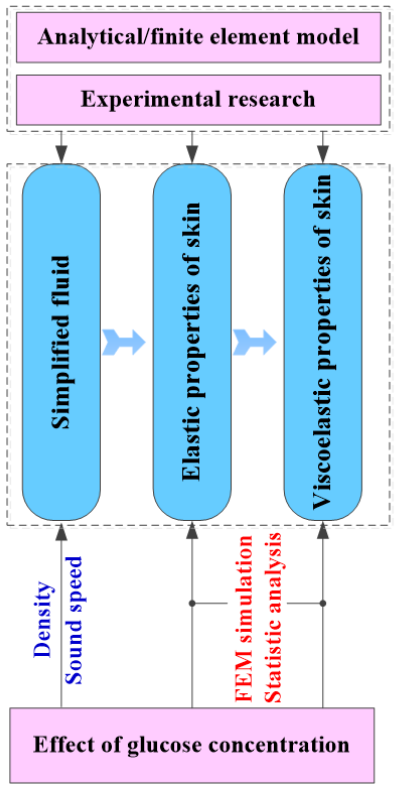
진동실험을 통해 측정한 다섯 사람의 중지손가락의 진동 응답 신호(좌)와 classification 결과(아래)

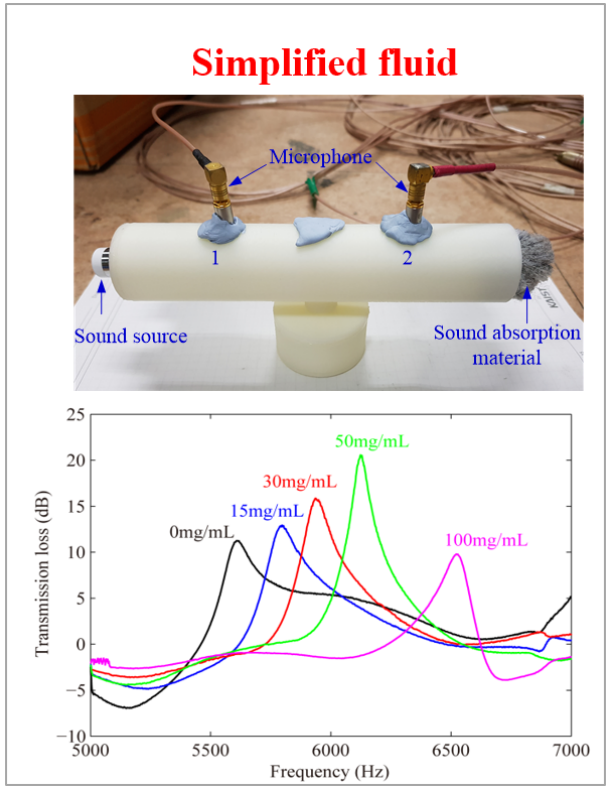




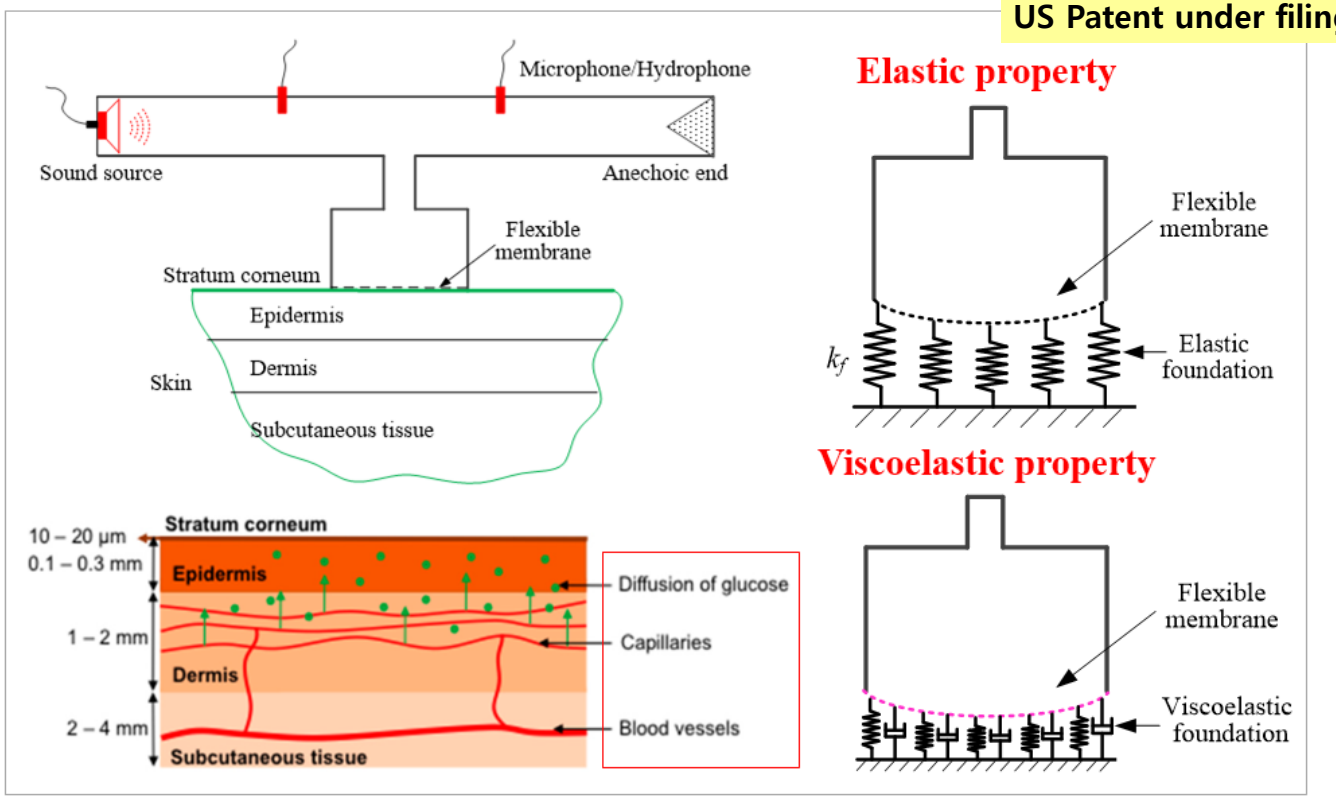
Biometric Recognition – Non-invasive Health Sensors (Glucose / Skin)

We explore the core technologies for realization of **credible, highly sensitive noninvasive health sensors** that can measure **biometric indexes, such as blood glucose, cholesterol, and body fat (real-time, continuous measure).** Generally speaking it's a parameter identification problem, so both **mathematical/numerical modeling and experimental researches** are usually needed for this research. Taking blood glucose monitoring as example, to overcome the inaccuracy as well as low reliability which stems from the low signal to noise ratio and high interference of operating signals of existing methods, we proposed a **sensing method based on the coupled vibration of mechanical system and bio-system**. The studies indicated below are based on the **resonant frequency of Helmholtz resonator**, which is related to the mechanical parameters of the fluid inside (as a simplified form of bio-system) and the contacted skin. **This study requires strong collaborative research between mechanical dynamics and vibration of couple field, testing and signal processing technology, system parameters identification, material and sensor structure engineering.**





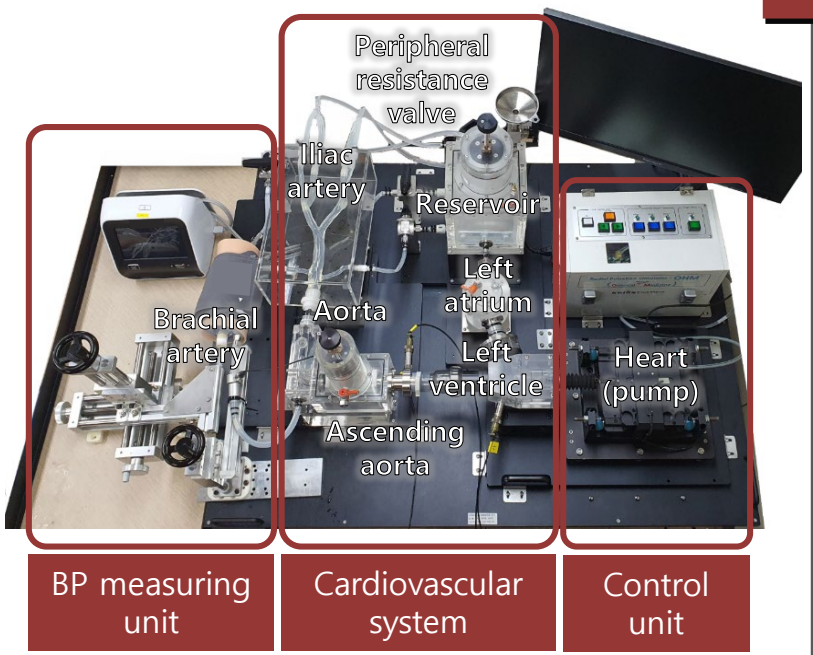
US Patent under filing



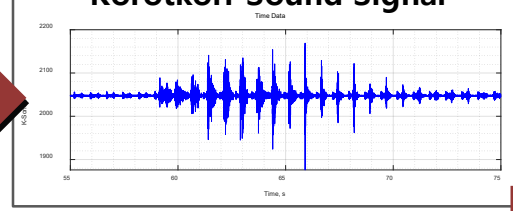
Biometric Recognition – Non-invasive Health Monitoring (Blood Pressure)

Cardiovascular diseases (CVDs) are the number one cause of death globally. In this regard, **blood pressure (BP)** is one of the most frequently monitored index related to CVDs. As the life expectancy gets longer, the blood pressure become even more important due to the high risks of CVDs in old age. The golden standard of measuring BP is using mercury sphygmomanometer with **Korotkoff sound (K-Sound).** On the other hand, the automatic blood pressure measuring device is based on the **oscillometric method which measures pressure oscillation inside the cuff induced by the blood pressure pulse.** Those two signals are expected to be related to the cardiovascular parameters including blood pressure, and thickness and elasticity of the blood vessel, which are directly related to the development of CVDs. The ultimate goal of this research is to non-invasively measure the cardiovascular parameters with K-sound and oscillometric signal, by extracting the correlation between cardiovascular parameters and those two signals.

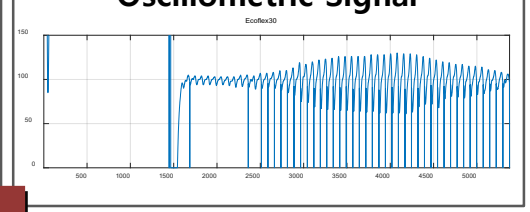
Mock Circulatory Simulator



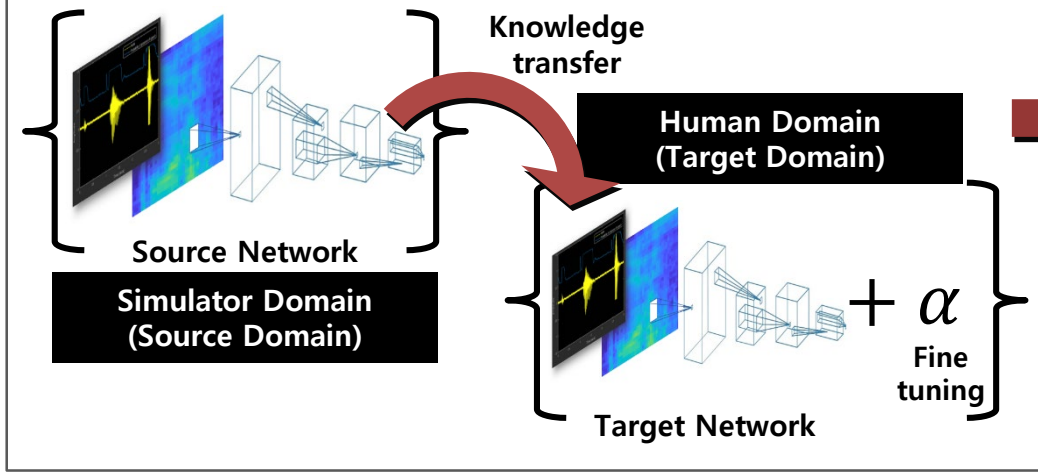
Korotkoff Sound Signal



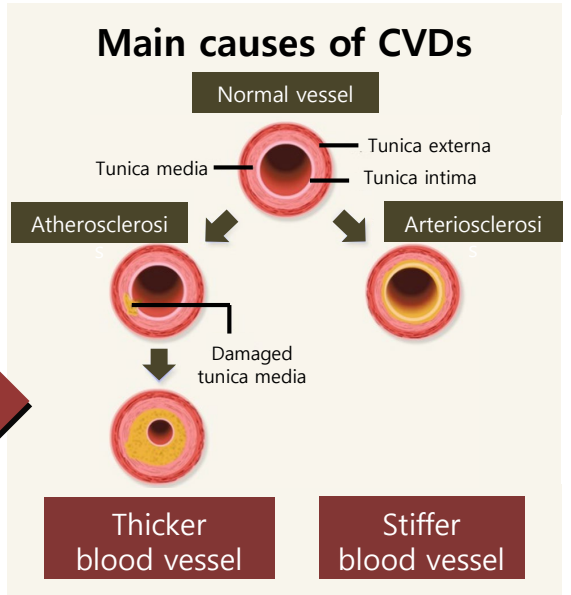
Oscillometric Signal



CNN and Transfer Learning



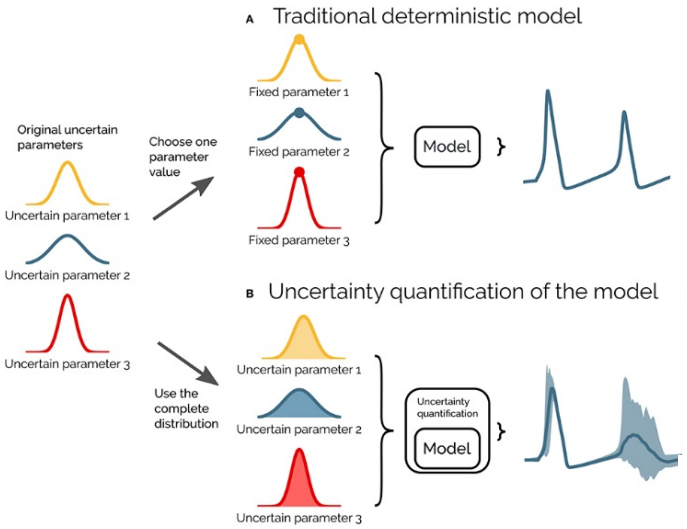
Related cardiovascular parameters

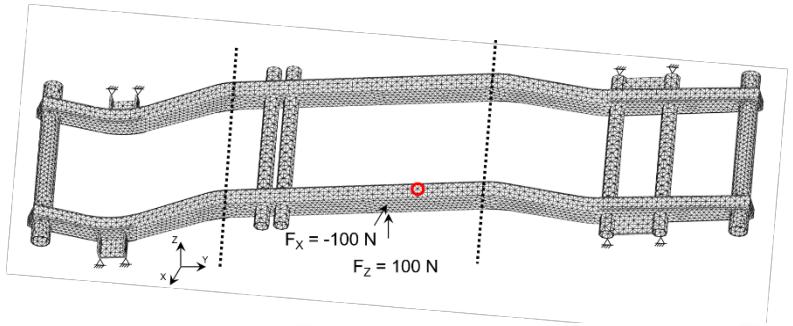


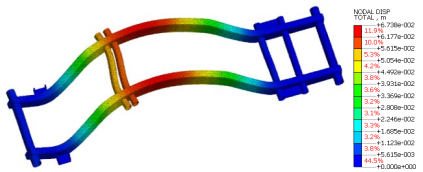
Blood pressure, vessel thickness, vessel stiffness, blood viscosity, etc.

Structural Dynamics – Uncertainty quantification in structure dynamics

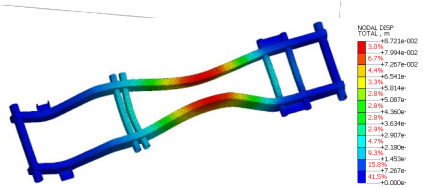
많은 구조 시스템은 재료, 기하학적 형상, 하중 등 많은 불확실성을 포함하고 있다. 보다 신뢰성 높은 결과를 얻기 위해서는 이러한 복잡한 물질계와 불확실성을 규명, 반영해야 한다. 하지만 많은 수치해석 알고리즘과 관련 소프트웨어는 결정론적인 해석 기법으로써, 고정된 시스템 변수에 대한 하나의 결과를 도출하고 있다. 따라서 많은 입력 불확실성에 대한 결과를 얻기 위해서는 불필요한 노력과 시간이 소요되고 있는 상황이다. 이러한 문제를 해결하기 위해, 본 연구실에서는 **확률론적 구조해석 기법(Stochastic finite element framework)를 적용하여 다양한 불확실성을 반영하는 모델링에 대한 연구**를 진행, 프로그램을 개발 중에 있다. 이를 통해 불확실성에 대한 규명과 전파 (Uncertainty quantification and propagation)를 파악하고. 최종적으로 신뢰도 분석 (Reliability analysis)을 통해 구조물 응답에 대한 보다 명확한 이해를 하고자 한다. 그리고 이러한 개념을 **Bio-system 등 복잡한 다중 물리 해석 (Multi-physics system)과 통합적 분석 시스템(Integrated forward + inverse system) 으로 확장**할 것이다.



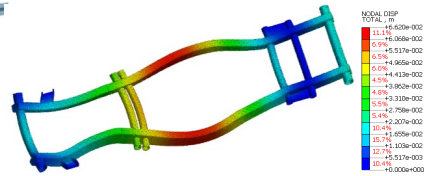




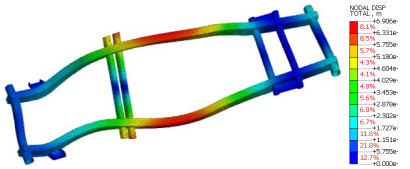
(a) 1st natural frequency 57.55 Hz



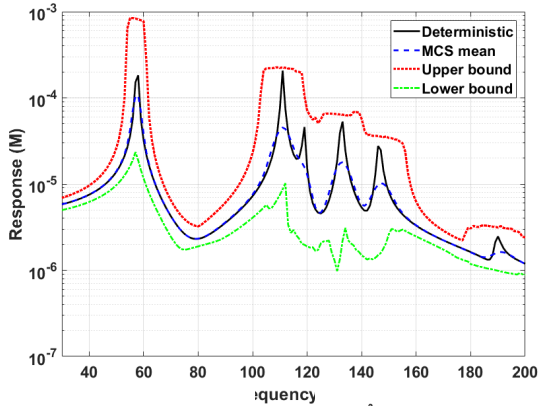
(b) 2nd natural frequency 110.97 Hz

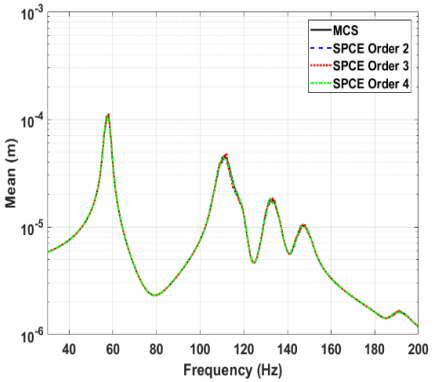


(c) 3rd natural frequency 118.90 Hz

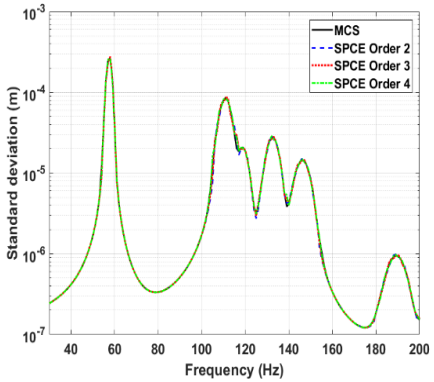


(d) 4th natural frequency 132.65 Hz





(a) Mean



(b) Standard deviation

Structural Dynamics – Modal Test & Validation of the Nuclear Reactor

원자로 안정성 확보는 원자력 연구소의 최우선 과제로 설계 단계부터 다양한 환경과 재해에 대비해야 한다. 따라서, 설계된 모델을 가지고 동적 해석을 수행하여 실제 원자로의 거동을 예측할 수 있어야한다. 다수의 핵연료봉 배열이 원자로에 들어있는 가압수형 원자로는 핵연료봉 사이의 간극이 좁으며 내부는 물로 가득차 있어, **일반적인 기계 구조물 해석과 달리 유체의 연성 효과를 고려한 동적 해석**을 수행해야한다.

유체 연성 효과를 고려한 시스템의 문제점은 크게 두 가지로 나눌 수 있으며 첫 번째는 **구조물의 복잡도에 따른 유체 연성 효과 해석의 어려움**이다. 이를 해결하기 위해, 원자로 핵연료봉 사이의 매우 좁은 간극과 같이 극단적인 유체-구조 시스템에 대한 실험을 진행하여 이론식과 대조한다. 비교, 대조를 통해 **간극의 변화에 따른 정확한 유체 연성 효과를 계산**한다면, 원자로의 거동을 정확히 예측할 수 있다. 두 번째는 **유체 연성 시스템의 해석 시간이 너무 길다는 문제**이다. 유체 연성 시스템은 단순 구조에 비해 기하급수적으로 증가하는 자유도와 유체 시스템과 구조 시스템을 커플링하는 과정에서 생기는 비효율성으로 인한 해석 시간 증가가 매우 크다. **동적 모델을 작성하여 유한 요소 모델을 단순화**한다면 자유도와 해석 시간을 크게 줄일 수 있다.

Fluid-Structure Interaction Analysis

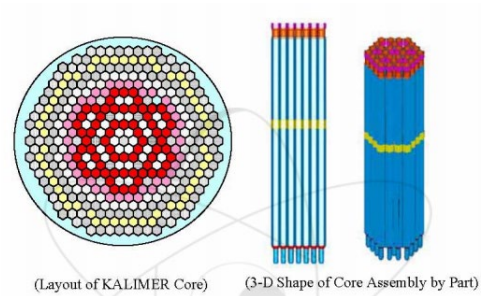


Fig. 3 Core Configurations of Liquid Metal Reactor

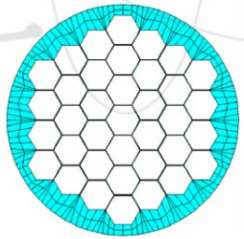
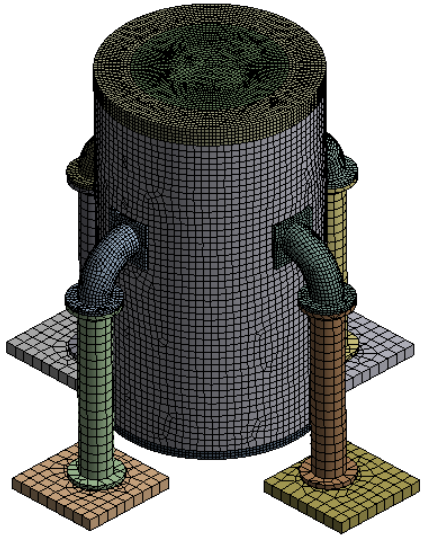
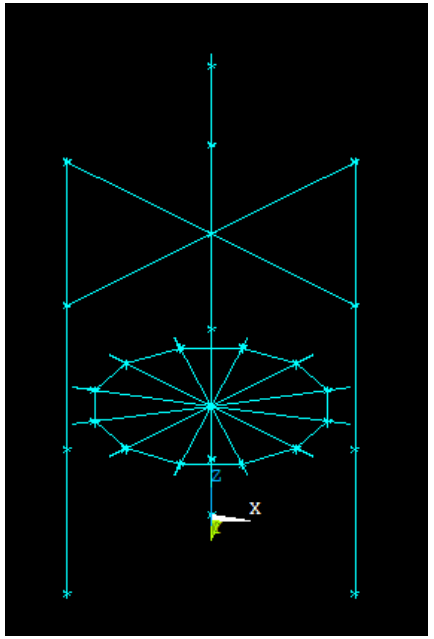


Fig. 4 FE Model for Calculating the Fluid Added Mass Matrix Core Duct System

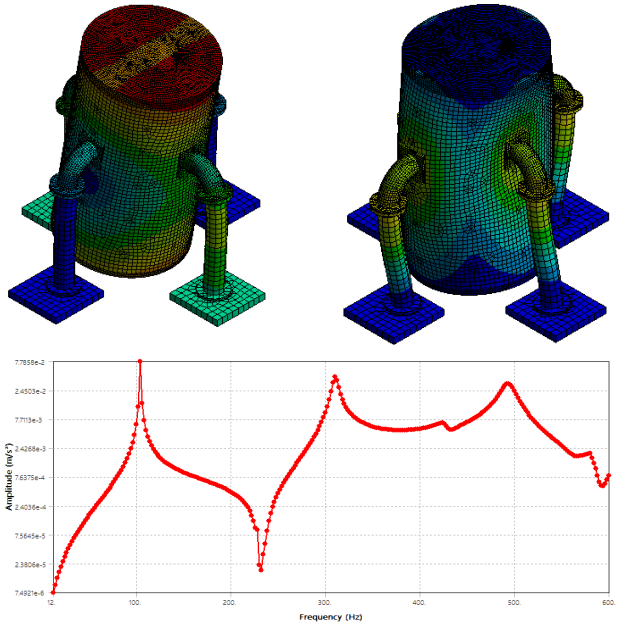
Model of Reactor



Beam-Stick Model



Modal Analysis of Reactor



Prognostics and Health Management (PHM) – PHM 필요성



- 포항 해병대 헬기 추락사고 (2018년 7월)
  - 원인: 메인로터 기어박스 결함
  - 결과: 5명 사망 및 1명 부상

- 1000MW급 당진 발전소 화재 (2015년 12월)
  - 원인: 터빈 블레이드 결함
  - 결과: 1,400여억원 물적피해





- 부산 지하철 화재 (2012년 8월)
  - 원인: 전력소자 결함
  - 결과: 승객 40여명 입원

✓ 시스템 유지보수를 위해 연간 2,000억 달러를 소모*

*M. G. Pecht, "Prognostics and Health Management of Electronics," UK: Wiley, 2018, pp. 589-590

Prognostics and Health Management (PHM) – PHM 개요

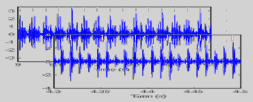
- **연구 내용**
  - 고안전 및 고신뢰성이 요구되는 발전소, 생산설비, 항공기, 철도차량 등의 대형 시스템은 고장으로 인한 작동 중단이 매우 치명적임.
  - Prognostics Health Management (PHM)은 기계시스템의 고장을 진단하고 사전에 예측하여 관리 비용과 고장을 줄이고 기계시스템의 신뢰성, 안정성과 가용성 향상을 목표로 함.
- **PHM 진행 단계**
  - **빅데이터 수집 및 분석**: 기계시스템에 부착된 다양한 센서에서 취득한 데이터(진동, 음향, 온도 등)를 취득하는 단계.
  - **고장 특질 추출**: 고장 진단에 유의미한 특질을 추출하는 단계.
  - **고장 진단 및 잔류 수명 예측**: 추출된 특질을 바탕으로 정상과 고장을 판별하고 잔류 수명을 예측하는 단계.

Data driven PHM



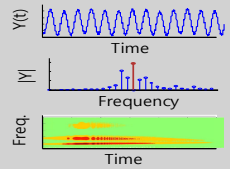
Massive run-to-failure sensor data

Data acquisition



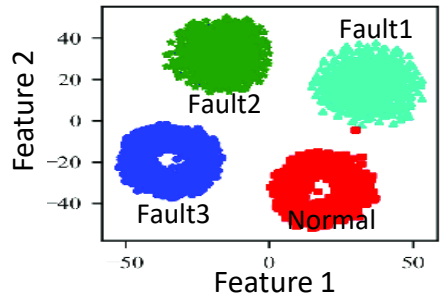
- Vibration
- Pressure
- Current
- Acoustics

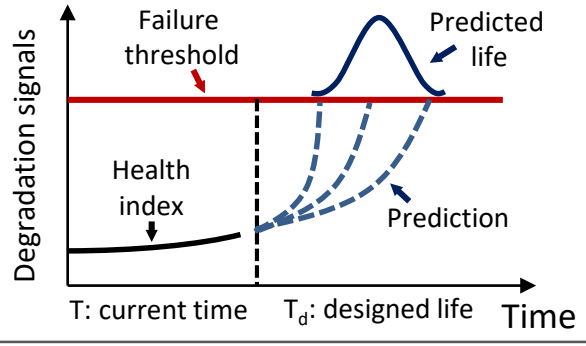
Signal processing



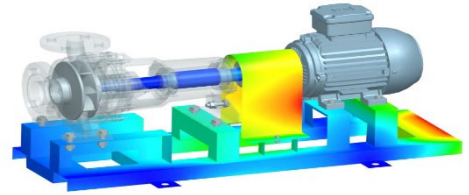
- Statistical analysis
- Deep learning

Diagnosis and Health Prediction



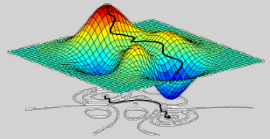


Model based PHM



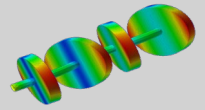
Physical failure knowledge

Estimation



- Update parameters
- Project health index

Simulation model

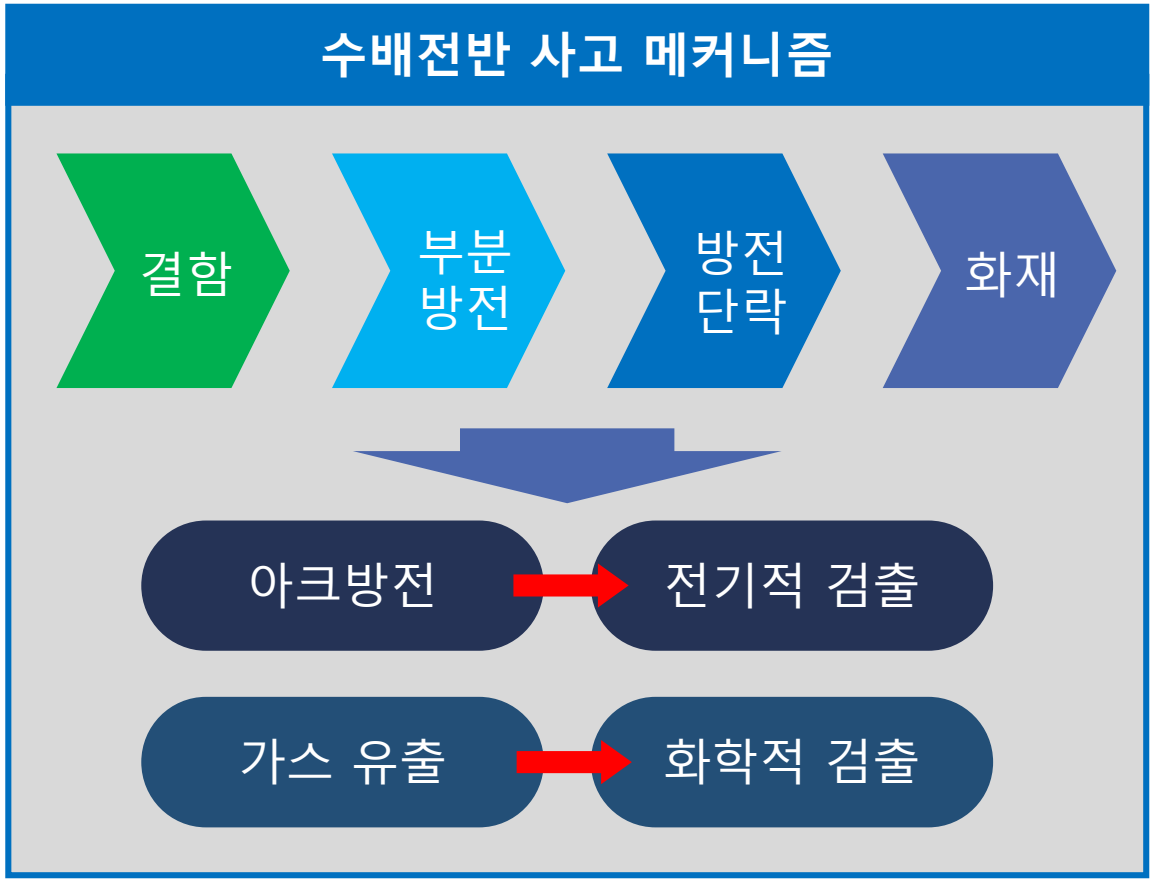


- Identify model
- Simulate with loading

Acoustic Recognition – 발전소 수배전반 이상진단

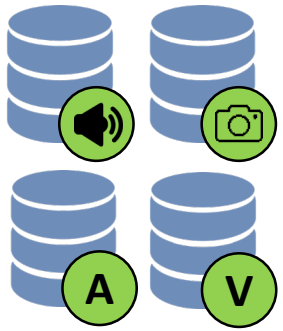
- 수배전반 사고는 절연 열화로 일어나는 경우가 대다수.
- 수배전반 사고는 "**아크 방전**"과 "**가스 유출**"이 전조현상으로 발생.

수배전반 고장 모드	전조 현상
지락	지락 아크
다이오드 단락	역방향 과전류
바이패스 회로 개방	직렬 아크
모듈 내의 접촉불량	직렬 아크
모듈 외의 접촉 불량	직렬 아크
대지 SPD의 단락	지락 아크
대지 SPD의 개방	과전압 소손
선간 단락	병렬 아크
셀 균열	직렬 아크

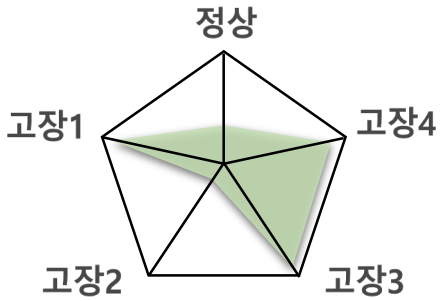


Acoustic Recognition – 발전소 수배전반 이상진단

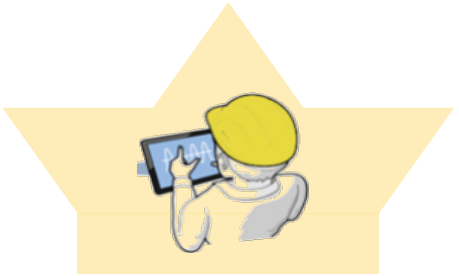
- **배전반 이상감지 알고리즘 개발**
  - 데이터 수집 및 전처리를 통한 학습 및 외부환경 강건성 확보.
  - 데이터 증강을 통한 이상데이터 생성하여 데이터 불균형 문제 해결.
  - 딥러닝 기반 진단 알고리즘을 개발하여 진단 정확도 향상.
- **배전반 이상 위치추정 알고리즘 개발**
  - 데이터 전처리 및 딥러닝 기반 위치추정 알고리즘을 개발하여 진단 효율성 향상.



데이터베이스 구축
(예: 음향 데이터 등)



이상감지 시각화



이상진단 알고리즘



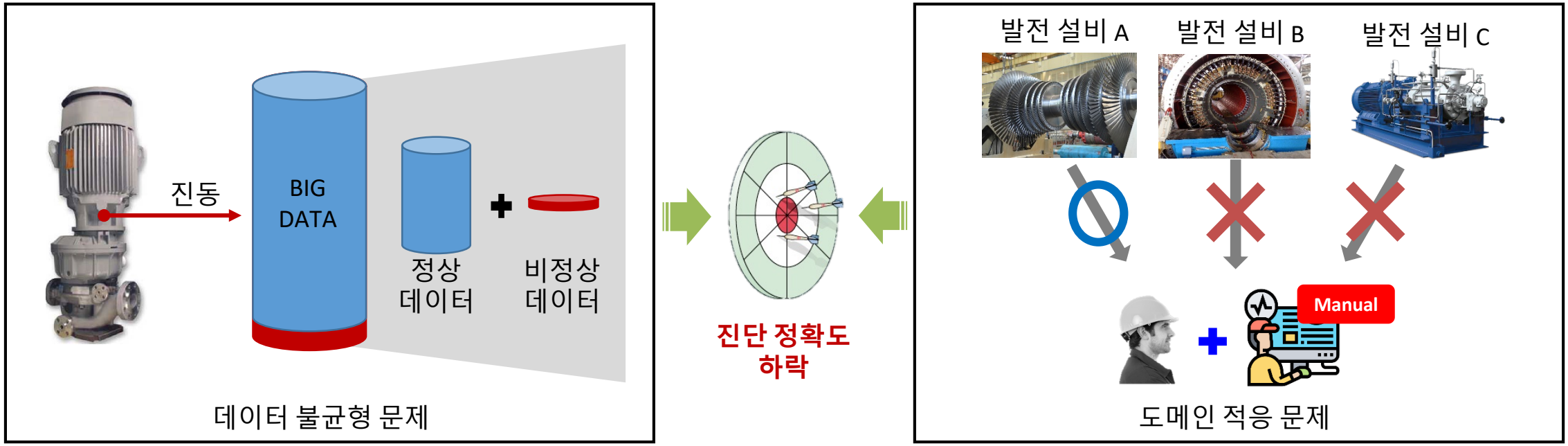
아크발생 위치추정

Arc Detection log
* Arc discharge detected at
(x, y, z) = (0.42, 0.12, 0.3)m,
time = 15:44:14, date = 2023/04/05

* Arc discharge detected at
(x, y, z) = (0.19, 0.24, 0.6)m,
time = 11:12:08, date = 2023/05/23

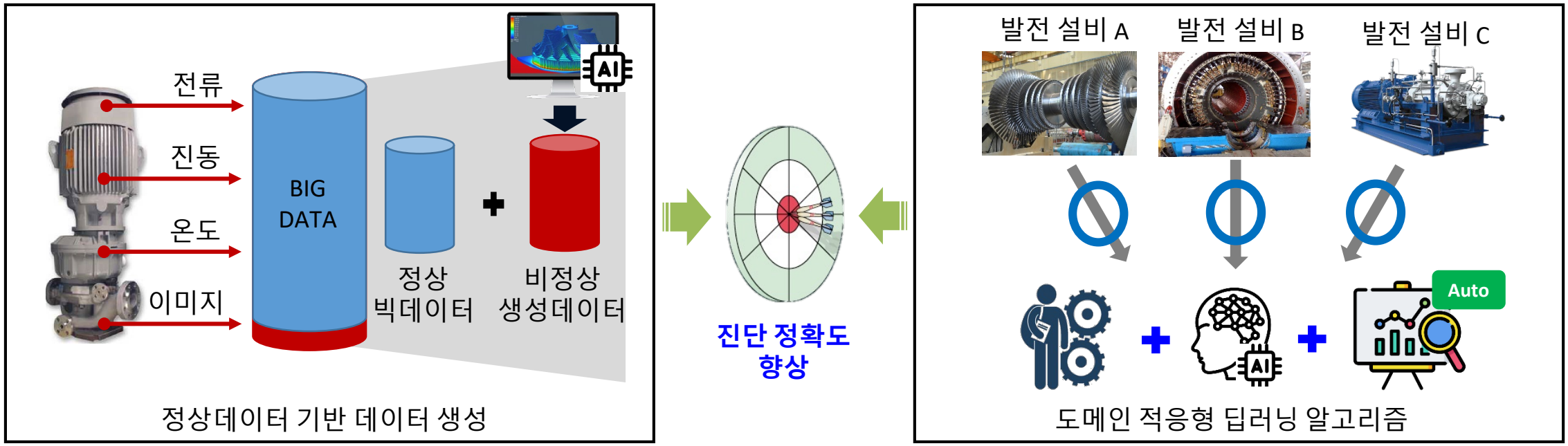
...

- **데이터 관련 문제**
  - 진동 데이터만 주로 이용하여, **진동 외 특성을 고려하지 않아** 대상체 복합 진단의 한계가 존재.
  - **데이터 불균형** (정상 데이터 수 >>> 고장 데이터 수)로 인한 **진단 정확도 하락**.
- **도메인 적응 문제**
  - 진단기술이 **특정 대상에만 최적화**되어 있고 여러 대상/ 운용조건(모터, 펌프 등)에 대한 복합진단 기술 부재.
  - 이상 기준치 선정을 **현장 전문가 기반으로 결정**하여 매번 보정 작업이 필요.

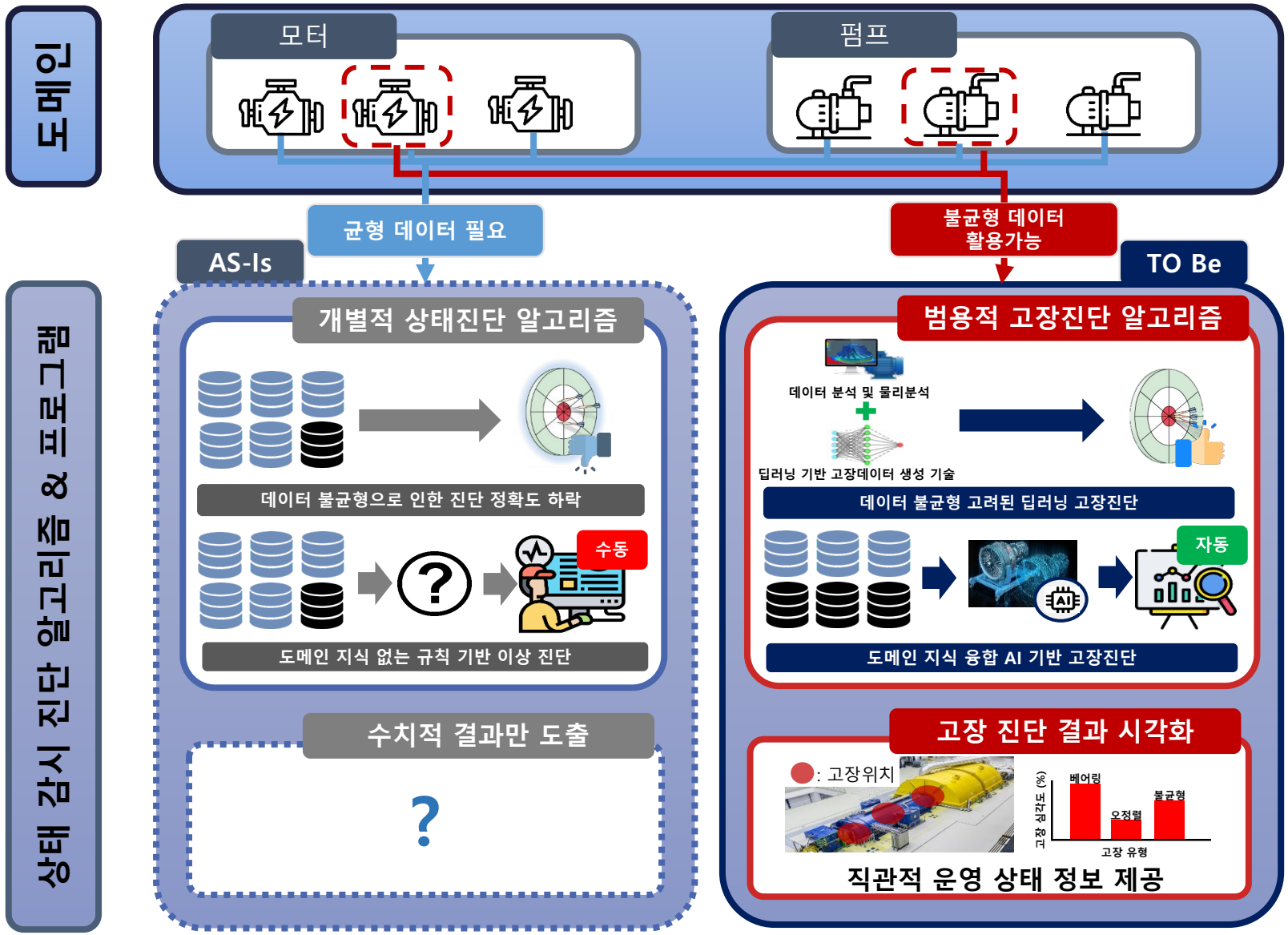


Prognostics and Health Management (PHM) – 제안 방법

- **데이터 관련 문제 해결**
  - 다변수 데이터(예: 전류, 진동, 온도, 이미지) 기반 **인공지능 고장진단예측 기법을** 개발하여 진단 정확도 향상.
  - **정상 데이터 기반 데이터 생성 알고리즘**(예: 시뮬레이션, AI기반 알고리즘)을 개발하여 데이터 불균형 문제 해결.
- **도메인 적응 문제 해결**
  - **확장형 특성인자 추출** 인공지능 기반 알고리즘을 개발하여 도메인 적응 문제 해결.
  - 머신러닝 기반 알고리즘을 이용하여 **이상 기준치 자동 선정**.

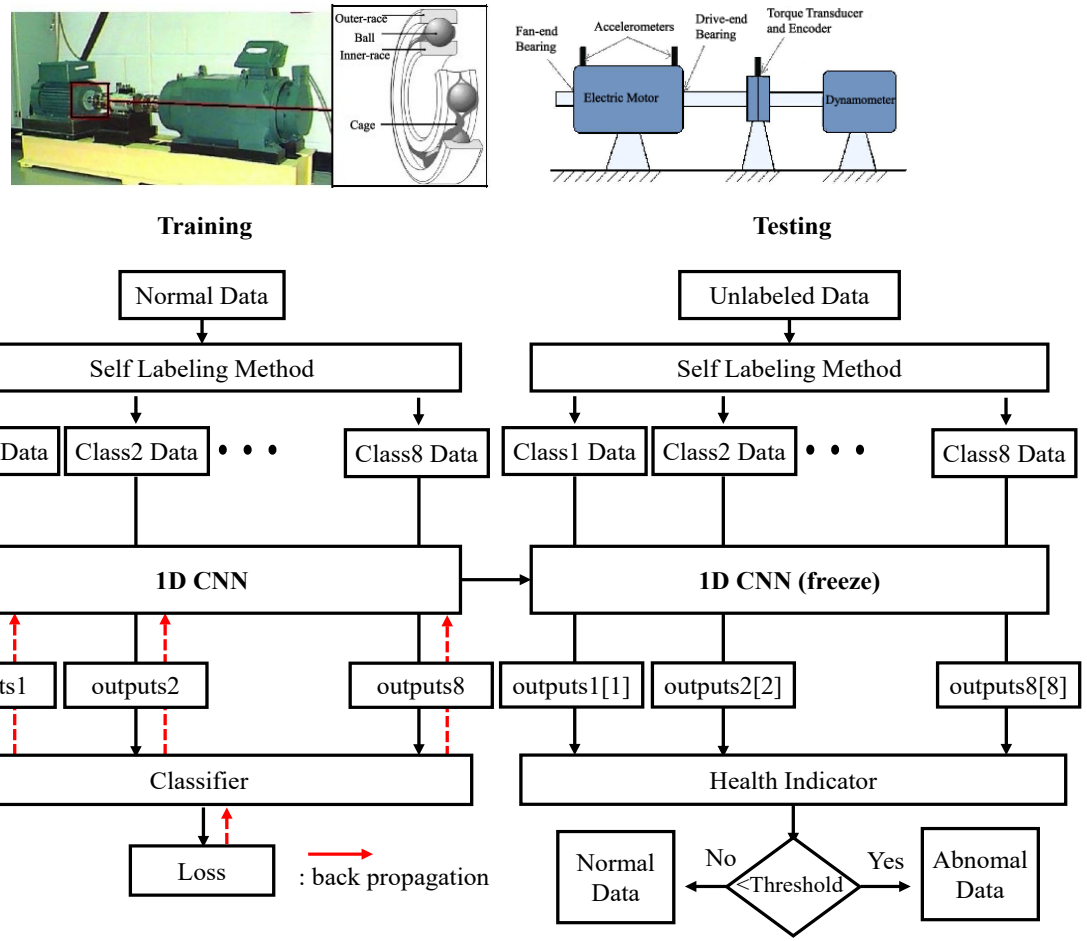


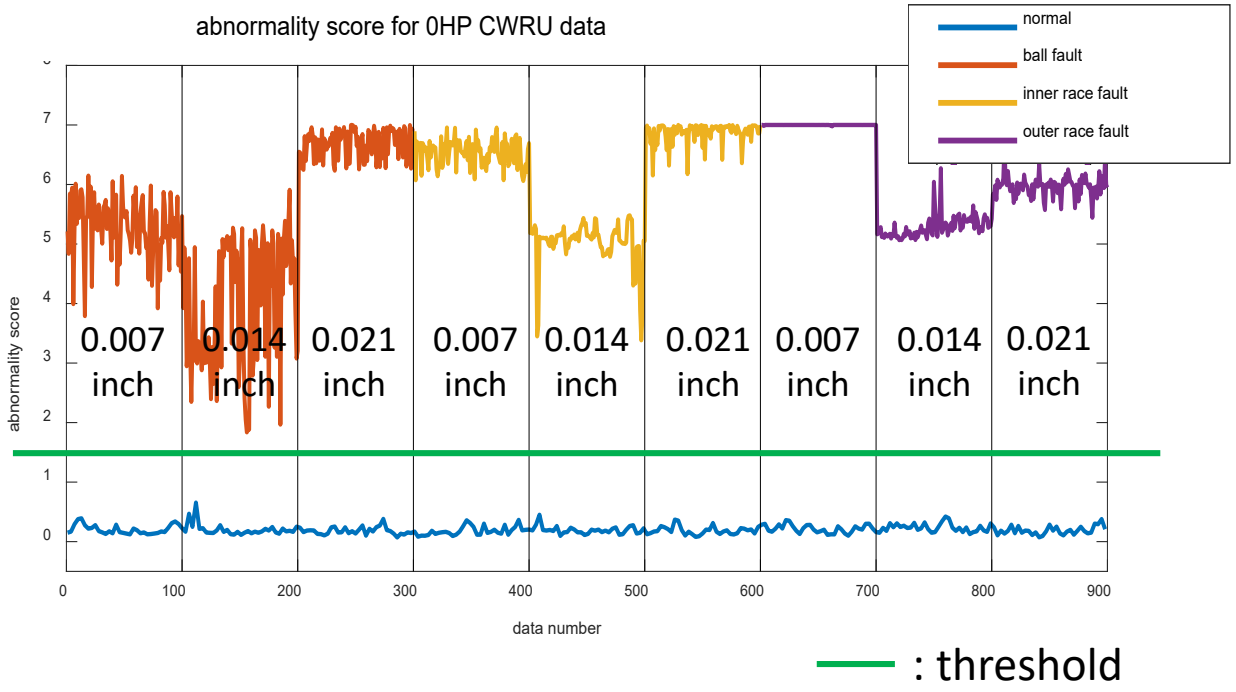
Prognostics and Health Management (PHM) – 제안 방법



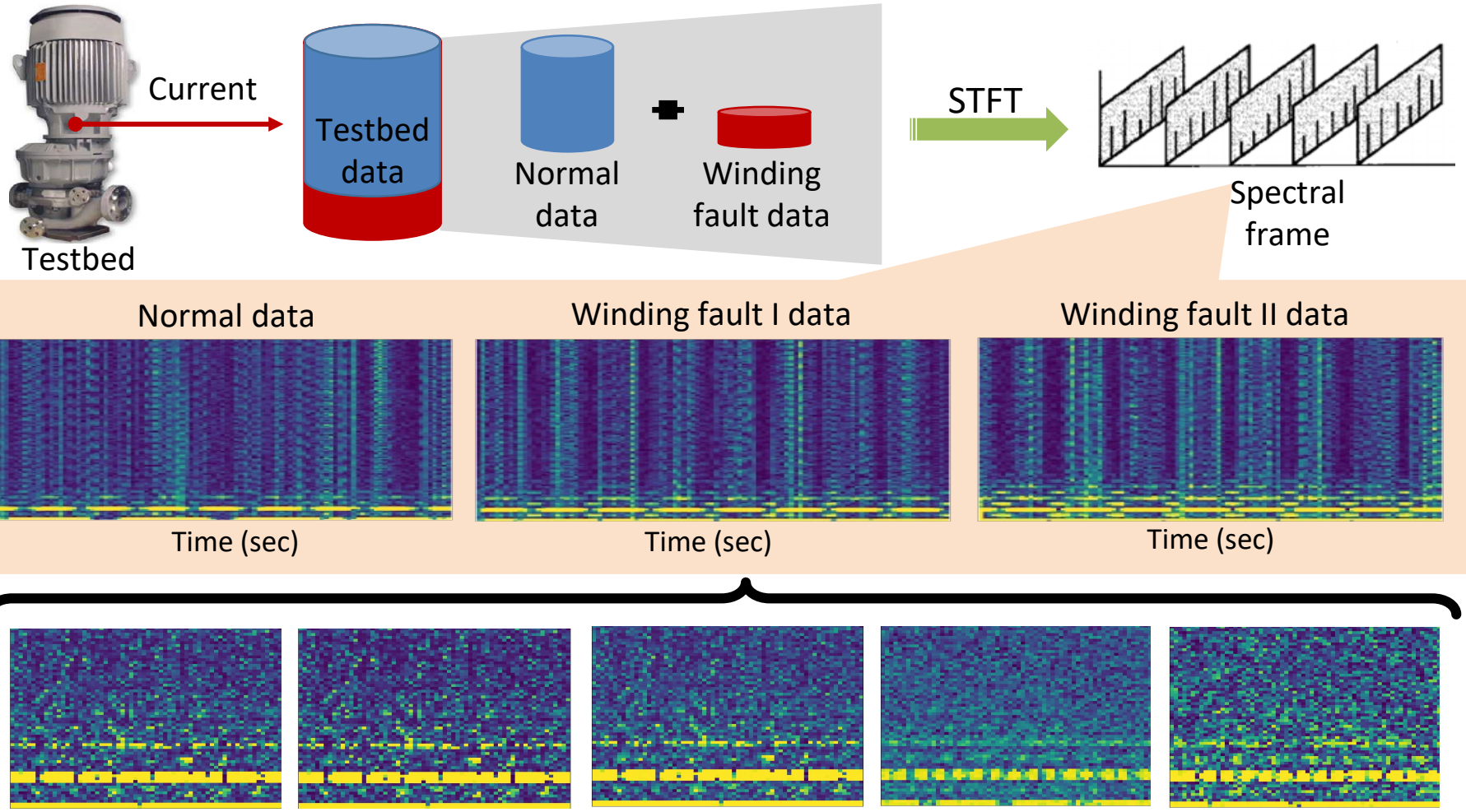
Prognostics and Health Management (PHM) – 연구성과

- Our proposed method show that it is possible to diagnose abnormalities **using only normal vibration data**.
- Proposed model **classify normal and abnormal data regardless of motor condition, fault size, fault type**.



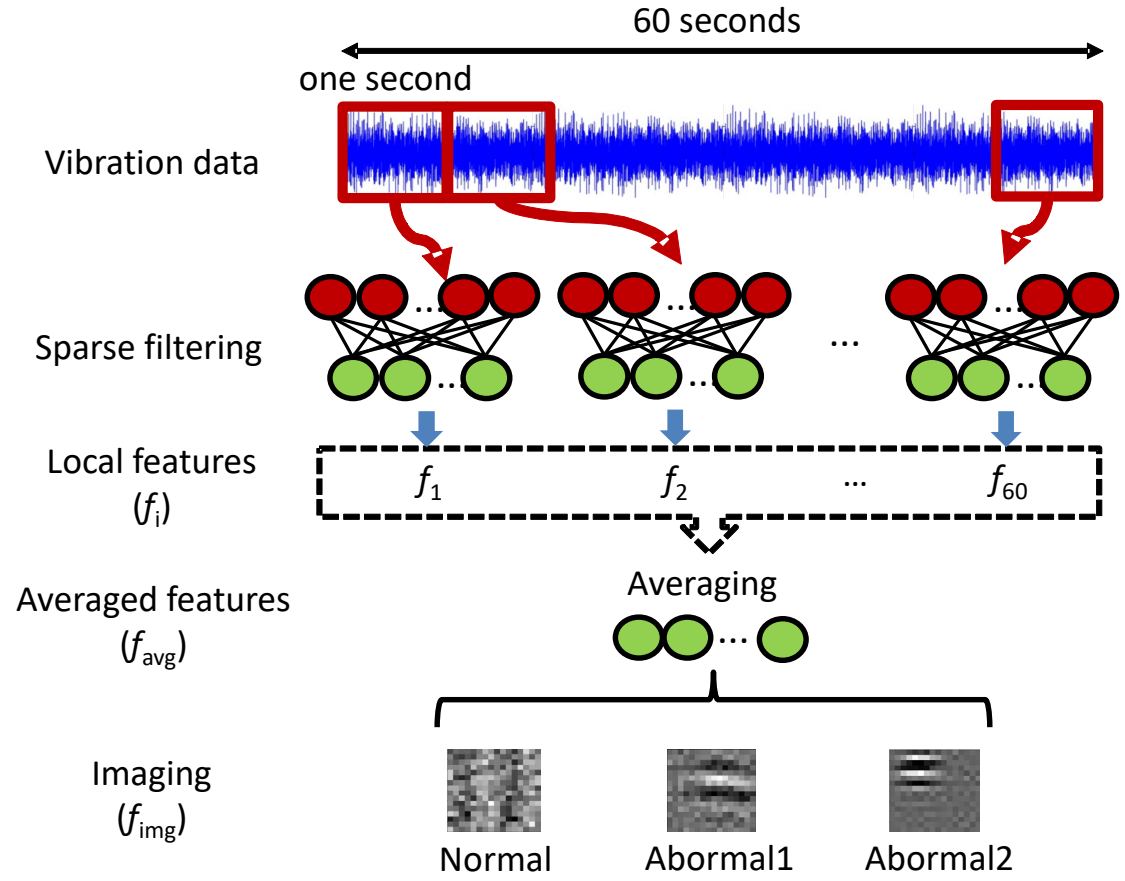


Data generation using deep generative neural network (motor winding fault data)

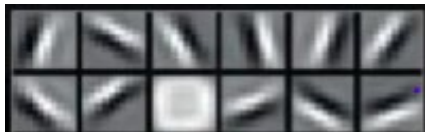


Machine-independent diagnosis using vibration data imaging

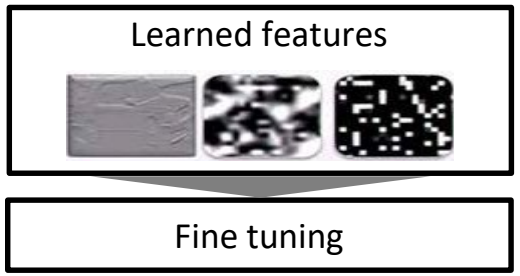
Vibration Data Imaging



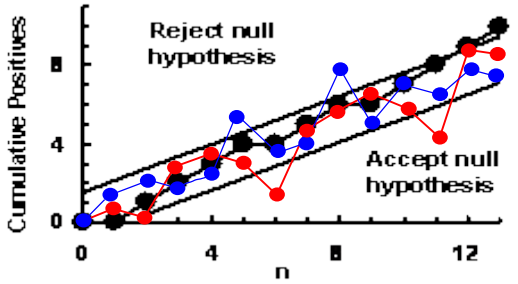
Machine-Independent Diagnosis



Vibration imaging



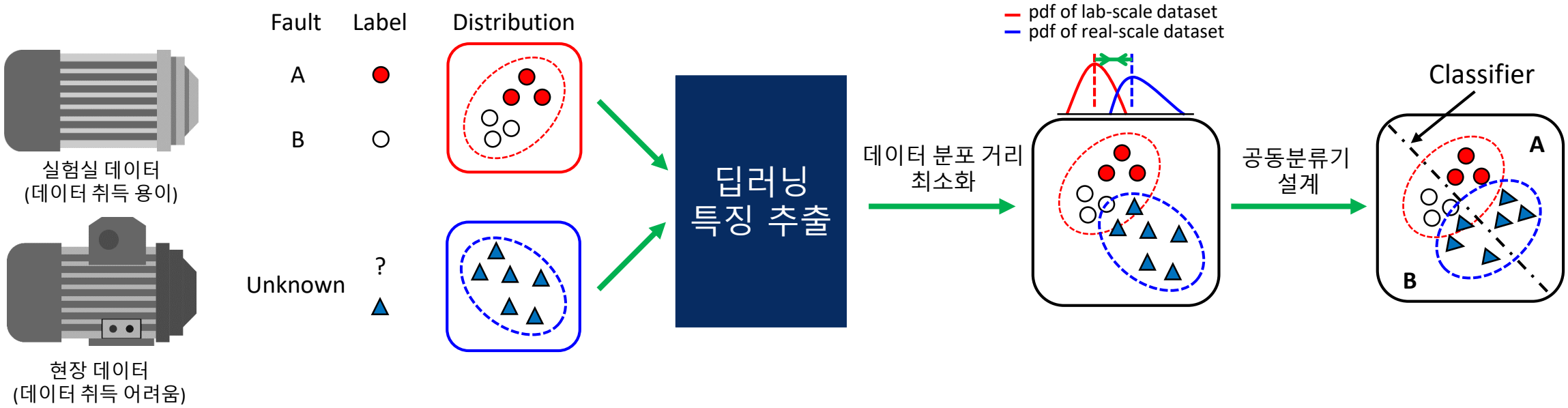
Transfer learning



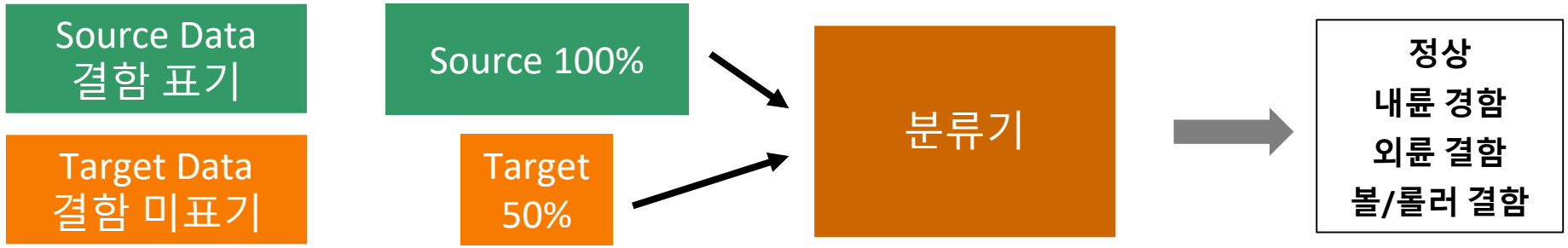
Anomaly detection

Prognostics and Health Management (PHM) – 연구성과

- 실험실 데이터와 현장 데이터를 이용하여 현장 데이터의 결함 검출
  - 현장 데이터는 정상 데이터만 사용
  - 두 데이터의 분포의 거리를 줄임으로써 도메인 적응
  - 동일한 분류기를 사용함으로써 서로 다른 도메인에 적용 가능



- 전이학습을 활용하면 작동조건이 다른 데이터도 분류 가능.
- 타겟 데이터의 결함여부를 표기하지 않아도 분류 가능.



Source Domain

Target Domain	HP 0	HP 1	HP 2	HP 3
HP 0	N/A	80%	75%	76%
HP 1	59%	N/A	88%	91%
HP 2	60%	97%	N/A	80%
HP 3	65%	82%	84%	N/A

전이학습 반영 전

Source Domain

Target Domain	HP 0	HP 1	HP 2	HP 3
HP 0	N/A	81%	74%	73%
HP 1	81%	N/A	99%	95%
HP 2	90%	97%	N/A	96%
HP 3	94%	97%	96%	N/A

전이학습 반영 후

KAIST HUMAN-MACHINE INTERACTION LAB

THANK YOU

Yong-Hwa Park, yhpark@kaist.ac.kr