

Seeing Through Computation and Artificial Intelligence

Heung-No Lee, Ph.D.

Professor, GIST, KOREA

2016.09.22

Agenda

- ❖ Seeing Through Computation 기술과 AI
- ❖ StC 기술
- ❖ 센서지능화 기술

강의 요지 및 방향

❖ Seeing through Computation (StC)?

❖ Artificial Intelligence

특 · 집 · 편 · 집 · 기

압축센싱: Seeing through Computation



이윤노 편집위원
(GIST 정보통신공학과)

지난 2011년 1월에는 송실대학교 신요안 교수님께서 편집자로 수고해 주신 압축센싱에 관한 대한전자공학회 특집호가 출판되었습니다. 저기에서는 압축센싱 기술의 기초이론과 통신 및 초음파 시스템 응용에 대한 연구 동향을 살펴보는 기회를 가졌습니다. 지난 특집호 이후 삼년 여가 지난 지금 어떤 새로운 연구가 진행되었는지 되돌아 보며, 압축센싱이라는 주제를 다시 한 번 다루어 보고자 합니다. 이렇게 압축센싱이라는 연구분야가 계속해서 여러 연구자들의 관심을 끄는 이유는 압축센싱 분야에서 오랫동안 사용되어 온 전통적 방식의 신호 획득 방법 및 그에 의한 시스템 디자인 방식을 무너뜨리는 전혀 새로운, 와해적인(interruptive) 시스템과, 혁신적(breakthrough)인 결과들이 속속 발표되고 있기 때문입니다.

그 예로서, 렌즈가 필요 없어서 어디든지 부착하고 사용할 수 있는 초소형 Lens Free 카메라, 위치 측정 정확도의 전통적 한계를 무너뜨리는 레이더, 전기 코일 통속에 앉아서 기다리는 시간이 10배 이상 획기적으로 줄인 고해상도 fMRI, Shannon-Nyquist 표본화와 같은 전자공학 상식을 뛰어넘는 Analog-to-Digital Converter, 기존의 방식으로는 상상할 수 없을 만큼의 넓은 주파수 대역을 모니터링 할 수 있는 인지무선 라디오의 스펙트럼 센싱 방법, 광 대역 통신 시스템에서 간섭을 제거하는 방법, 정확도를 크게 향상시킨 무선 채널 추정 방법 등을 들이볼 수 있습니다.

이번호에서는 이런 여러 가지 연구결과들을 Seeing through Computation이라는 부제를 붙이고 바라보고자 합니다. 압축센싱 이론을 응용측면에서 간략히 말하면, 신호측정은 간결히, 신호복원은 신중하고 정확하게 라고 할 수 있습니다. 후 신호 처리 Computation을 통해 복원을 잘 할 수 있으므로, 신호 측정을 하는 센서부분은 상대적으로 훨씬 간결하게 만들 수 있다는 의미입니다. 즉, 센서 숫자를 줄이거나 측정시간을 줄이거나 하는데 쓰일 수 있습니다. 혹은 센서 수나 신호 측정량을 고정시킬 경우, 센서 수 대비 정보 해상도 또는 정확도를 향상시킬 수 있다는 것입니다. 현미경, 영상장치, ADC, 스트림 센싱, 무선 채널 추정, 간섭신호 추적 등은 사물을 보는 것, 즉 Seeing 을 의미합니다. 후 처리 연산을 통해 신호를 잘 복원할 준비가 되어 있으면, 즉 Computing 자원을 확보하고 있으면, 센서를 통해 사물을 보는 시스템을 간결하고 쉽게 만들 수 있다는 것입니다.

이번 특집호에서는 저의 연구실과 Seeing through Computation이라는 주제에 잘 맞는 연구를 진행해 오신 다섯 분의 연구자를 선별하여 초청하고 특집호를 구성 하였습니다. 먼저 최진호 교수님께서 "Compressed Sensing Radar 연구 동향"을 통해 압축센싱의 레이더 시스템 적용 및 레이더의 분해능 증대 방안 연구 동향을 살펴보았습니다. 전병우 교수님께서는 "압축센싱과 영상 처리 응용"의 제목으로, 단일 화소 카메라, Lens Free 카메라 등 압축센싱의 영상처리 응용 최신 동향을 살펴봐 주셨습니다. 황도식 교수님께서는 "다중변수 압축 MRI 기술 연구 동향"의 제목으로 다중변수 압축 MRI의 기본 원리와 관련 분야 연구 동향을 살펴 주셨습니다. 신요안 교수님께서는 "무선통신에서의 압축센싱 응용"이란 제목의 논문에서, 압축센싱이 무선 통신에서 Analog-to-Digital Conversion, 무선 채널 추정, 인지 라디오 스트림 센싱, 무선랜 다중 표적 무선 측위 등에서 정확도를 높일 수 있는 데 쓰일 수 있음을 보여주었습니다. 예종철 교수님께서는 "신호처리를 이용한 초고해상도 영상 현미경"이라는 제목의 논문에서 압축센싱이 영상 현미경의 해상도 증진에 쓰일 수 있음을 보여주었습니다. 마지막으로 저의 연구실에서 광 대역 통신 시스템의 핵심 대역 간섭 제거를 위한 압축센싱 기술 연구 동향을 살펴 보았습니다.

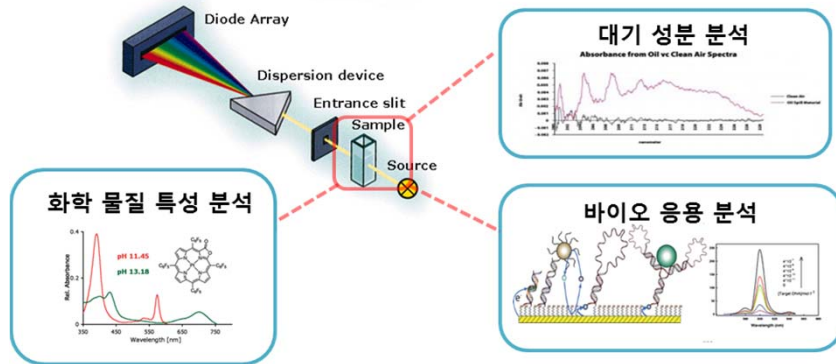
이 자리를 빌어 연구에 열심하느라 바쁘신 중에 저의 원고 초대에 흔쾌히 응대 주시고, 촉박한 일정에도 불구하고, 기한 내에 원고를 마감해주신 다섯 분의 교수님들과, 심의와 조업을 아끼지 않아 주신 강의실 학회성 편집위원장님과 편집위원님들께 감사의 말씀을 드립니다.

Seeing through Computation (StC)

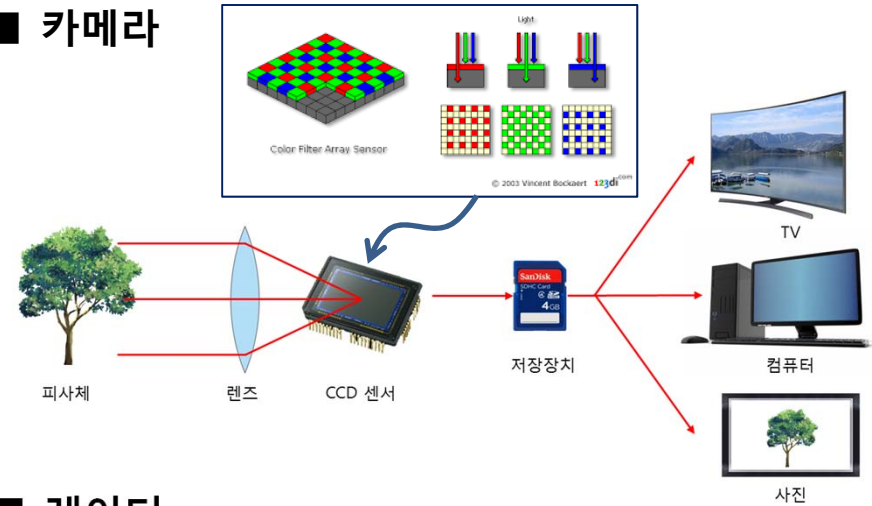
■ 분광기, 현미경, 카메라, 레이더 등 영상 센서의 성능을 크게 제고하는 Seeing thru Computation (StC) 기술을 개발하고, 시작품 제작을 통해 이론의 실제성을 입증 함.

- (전기전자컴퓨터공학부 이흥노 교수)
- StC 기술은 센서를 지능화 하는 신호 처리 수학을 중심으로 한 Software 시스템 기술 임.
- StC를 통해 Hardware의 성능이 극대화되기 때문에, Lensfree현미경, 곤충눈 카메라, 혹은 Grating없는 분광기 등 HW 구조가 매우 간략하면서도, 높은 성능을 유지 할 수 있는 매우 혁신적인 제품의 출현이 가능케 됨.

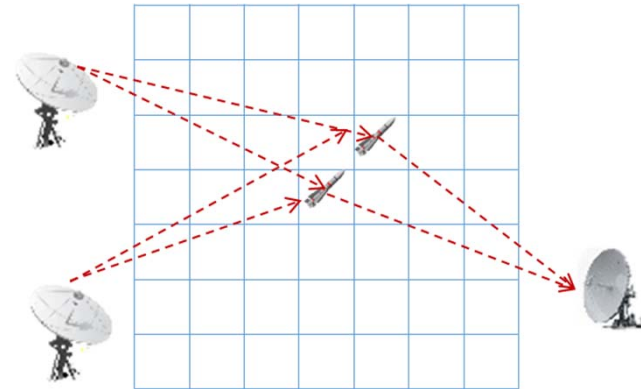
■ 분광기



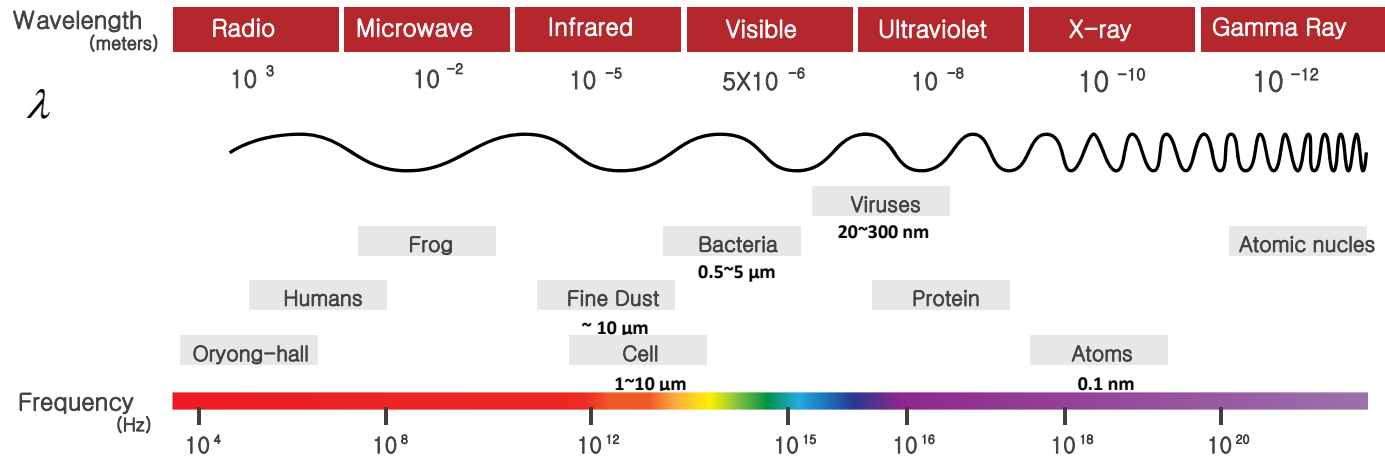
■ 카메라



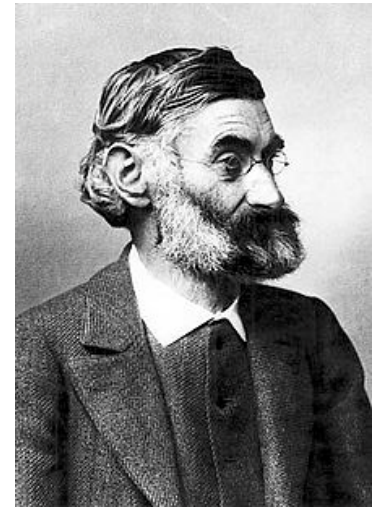
■ 레이더



빛의 성질

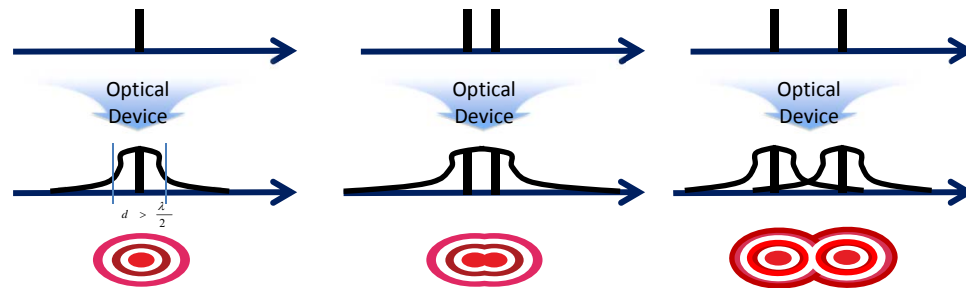


Ernst Abbe (1840 ~ 1905)



Diffraction Limit

$$d > \frac{\lambda}{2}$$

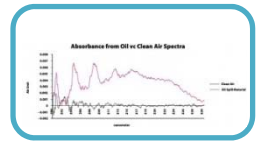


수학을 이용한 해상도 제고 방법

Interference free

$$\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1.0 \\ 1.0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1.0 & 0 & 0 & & & \\ 0 & 1.0 & 0 & 0 & & \\ & 0 & 1.0 & 0 & 0 & \\ & & 0 & 1.0 & 0 & 0 \\ & & & 0 & 1.0 & 0 \\ & & & & 0 & 1.0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1.0 \\ 1.0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{I} \mathbf{x}$$



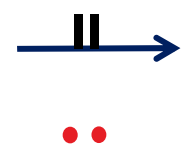
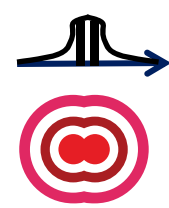
Interfered optics

$$\begin{pmatrix} 0.1 \\ 0.9 \\ 1.8 \\ 1.8 \\ 0.9 \\ 0.1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1.0 & 0.8 & 0.1 & & & \\ 0.8 & 1.0 & 0.8 & 0.1 & & \\ 0.1 & 0.8 & 1.0 & 0.8 & 0.1 & \\ & 0.1 & 0.8 & 1.0 & 0.8 & 0.1 \\ & & 0.1 & 0.8 & 0.1 & 0.8 \\ & & & 0.1 & 0.8 & 0.1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1.0 \\ 1.0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$$

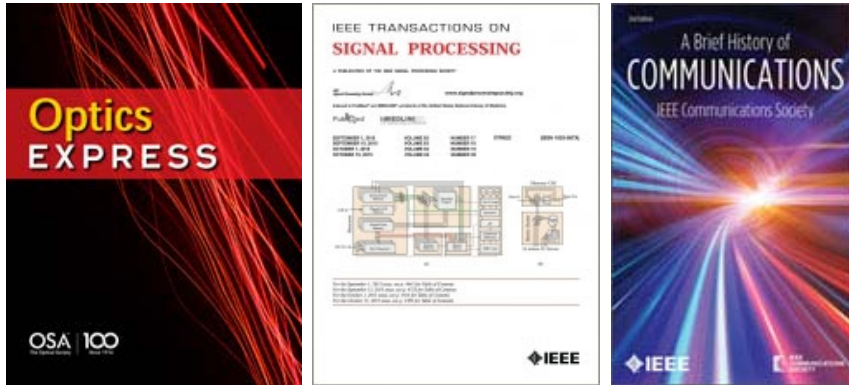
$$\mathbf{y}_1 = \mathbf{A} \times \mathbf{x}$$

$$\min \|\mathbf{x}\|_2 \quad \text{s. t.} \quad \mathbf{y}_1 = \mathbf{A} \mathbf{x}$$

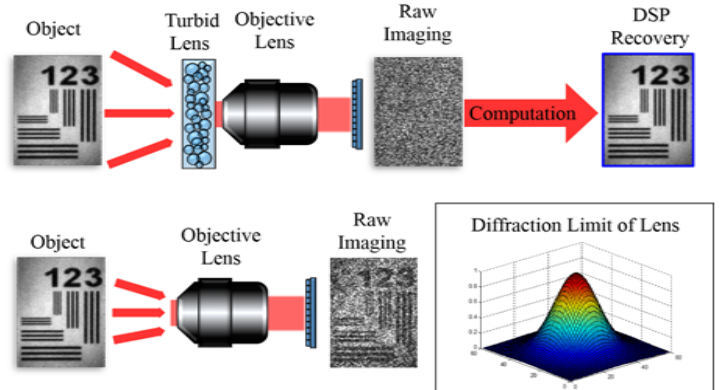
$$\Rightarrow \tilde{\mathbf{x}} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{y}_1$$



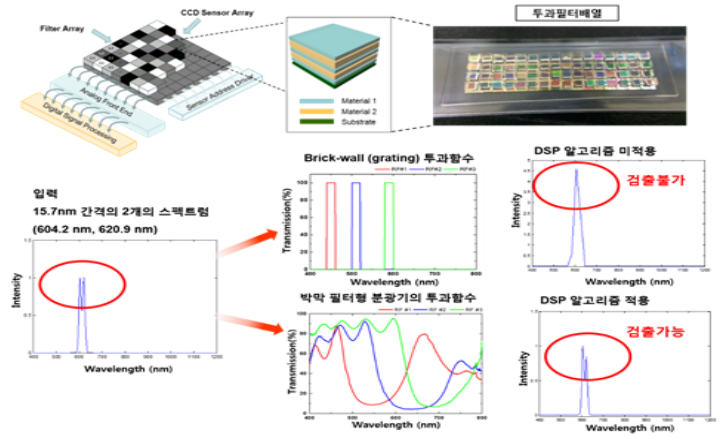
최근 4년 간 성과



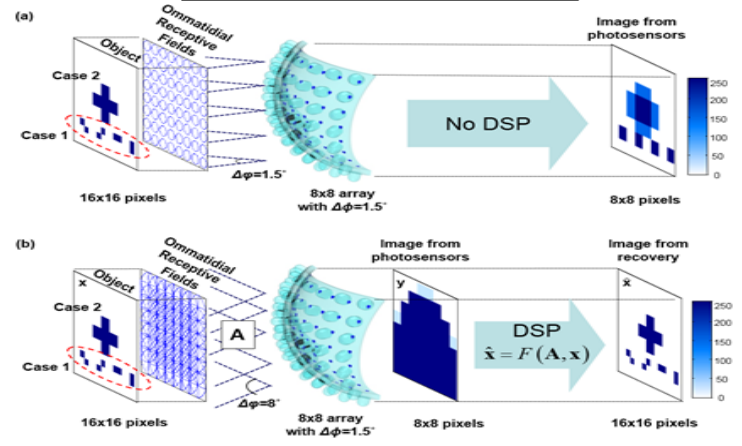
피부 속을 보는 현미경



Grating free 초소형 분광기



탈 부착형 근층눈



Artificial Intelligence

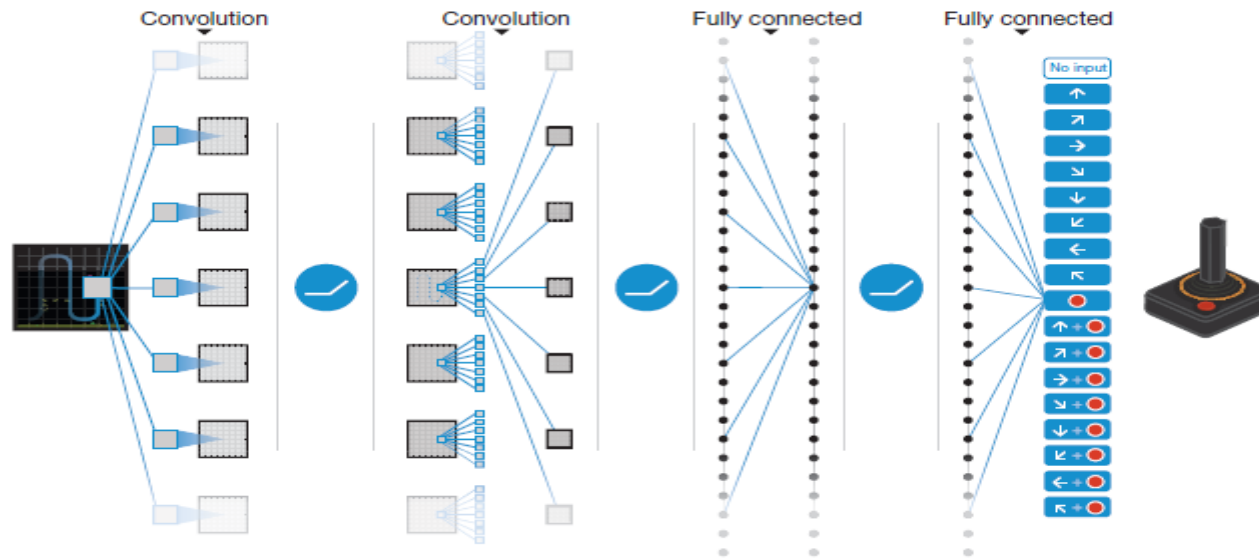
❖ 지능이란?

- 주어진 상황을 인지하고 목표를 효과적으로 달성하는 결정, 임무 수행 (한정된 자원하에)

❖ Machine learning

- Supervised Learning
- Unsupervised Learning
- Reinforcement Learning (RL)
- Deep Neural Network

AlphaGo Deep Neural Network



상황인지: Input: Screen
Output: Joystick Action

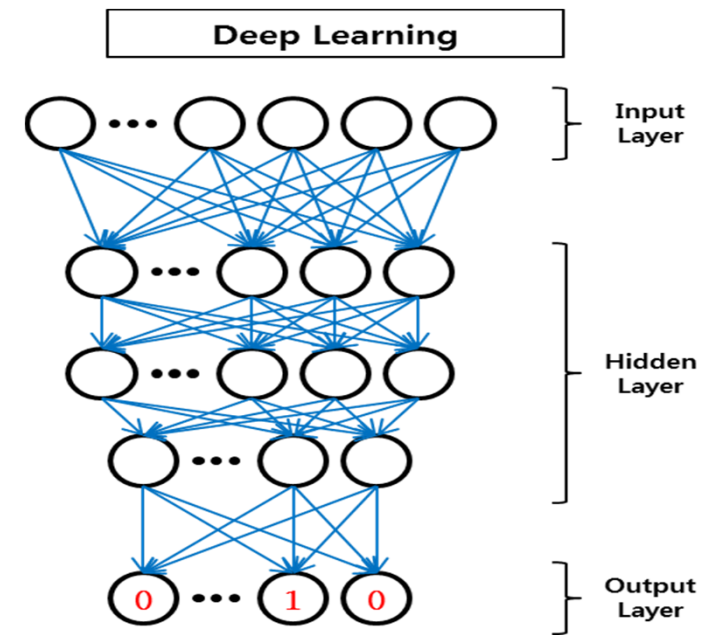
Deep Neural Network

❖ Deep Neural Network (DNN)

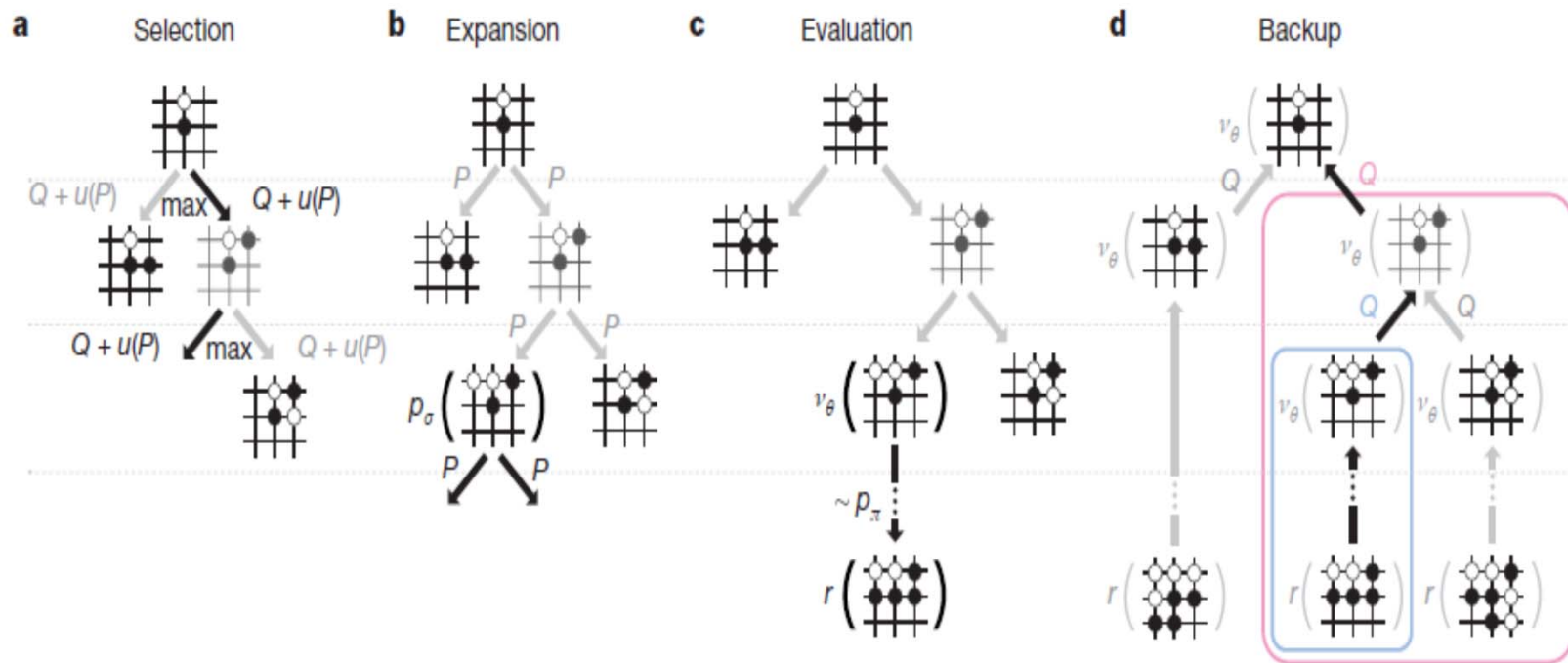
- 여러 개의 Perceptron들이 모여 다수의 입/출력 node를 지니는 layer를 구성함.
- DNN은 Input Layer와 Output Layer와 함께 하나 이상의 Hidden Layer을 지니는 인공 신경망(ANN)을 의미함.
- Training signal 에 대한 Backpropagation algorithm을 통해 Weight optimization을 수행함.

❖ Beginning of DNN

- DNN은 1980년에 소개된 Neocognitron 로부터 시작됨 [Fukushima 80].
- 초기에는 시간 복잡도, Local Minimum 수렴, Overfitting 문제 등 여러 기술 장벽으로 인해 기술의 상용화가 힘들었음.
 - E.g. 10개의 숫자를 인식하기 위해 Training하는 과정이 3일 걸림 [Jackel 89].



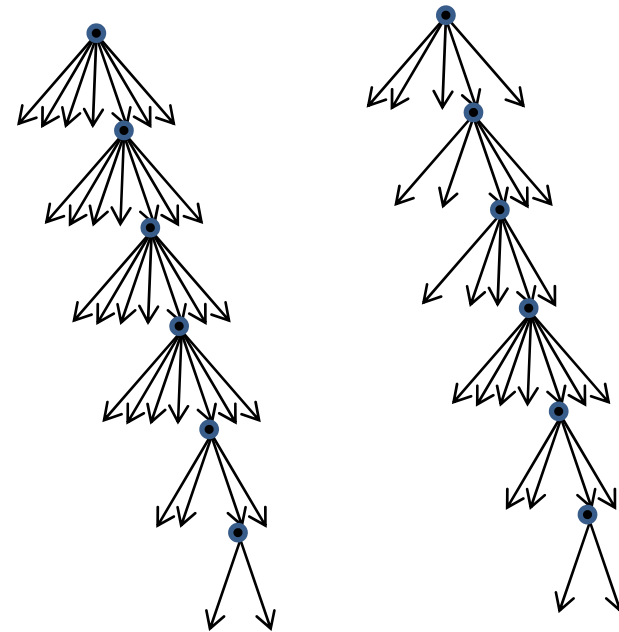
AlphaGo Tree Search



AlphaGo

- ❖ Tree Search
- ❖ Supervised (human players), Reinforced learning (Self-play 학습)
- ❖ Trim the possibilities with Deep Neural Network (총 action의 가지 수를 줄임)
- ❖ Breadth Search
- ❖ Depth Search
- ❖ Aim to make the best decision among sequences of actions, rather than single actions

RL 및 기보 학습의 결과



정보이론/신호 처리이론

- ❖ MIMO Channels
- ❖ Sphere-decoding
- ❖ Viterbi decoding
- ❖ Tree-search
- ❖ Tree pruning!
- ❖ Aim to make decision on the sequence of transmitted symbols, rather than on single symbol transmission

Robust Iterative Tree-Pruning Detection and LDPC Decoding

Heung-No Lee, *Member, IEEE*, and Xinde Hu, *Student Member, IEEE*

Abstract—A novel suboptimal low-complexity equalization and turbo-iterative decoding scheme is proposed in this paper. The scheme is developed for multiple transmit- and multiple receive-antenna systems operating over severe *frequency-selective fading intersymbol interference* channels. The signal-processing complexity may be of a concern for such systems. The complexity of a full-search equalization grows in a power-law manner $O(M^{N_t L})$, where M denotes for M -ary channel symbols, N_t the number of transmit-antennas, and L the number of delay channel taps. A low-complexity solution can be obtained by pruning an equalizer tree. The two main operations include a *sphere list detection* and a *threshold-based tree-search*. In the operation of extracting extrinsic messages from the pruned tree, a set of explored paths with different survival lengths poses a fairness problem: a longer-lived path naturally builds a larger discrepancy-metric than a shorter lived path does. A novel survival-length *compensation-rule* is devised so that all explored paths with different survival lengths are utilized fairly in generating the output message. Simulation results are obtained for multi-input and multi-output systems equipped with four transmit and four receive antennas. They indicate the performance of the receiver is very robust.

Index Terms—Joint equalization and decoding, low-density parity-check (LDPC) codes, maximum a posteriori (MAP), multi-input and multi-output (MIMO) systems, reduced complexity receiver, turbo-iteration.

single-input-single-output techniques [4]. In addition, this improvement is intended for dynamic urban nonline-of-sight multipath channel conditions, where the networked forces are frequently deployed for carrying out tactical missions. Among many design challenges for MIMO systems operating in such environment, the most notable issue relevant to this paper is how to design computationally efficient MIMO signal processing algorithms while maintaining a robust receiver performance. The appropriate size of an antenna-array is considered to be four transmit and four receive antennas for a vehicle mounted system.

The receiver studied in this paper uses a joint turbo-iterative equalization and decoding scheme with a low-density parity-check code (LDPC) as the coding scheme. The turbo-iterative receiver paired with the powerful outer block code at the transmitter for robust performance has a high potential for achieving the optimal capacity-diversity tradeoff performance. Several turbo-like code-based space-time coded modulation systems have been reported in the literature and their performances have been found to be robust [5]–[8]. However, for higher spectral-efficiency (obtained by increasing the constellation size) and for robust performance over intersymbol interference (ISI) limited channels, a new receiver scheme

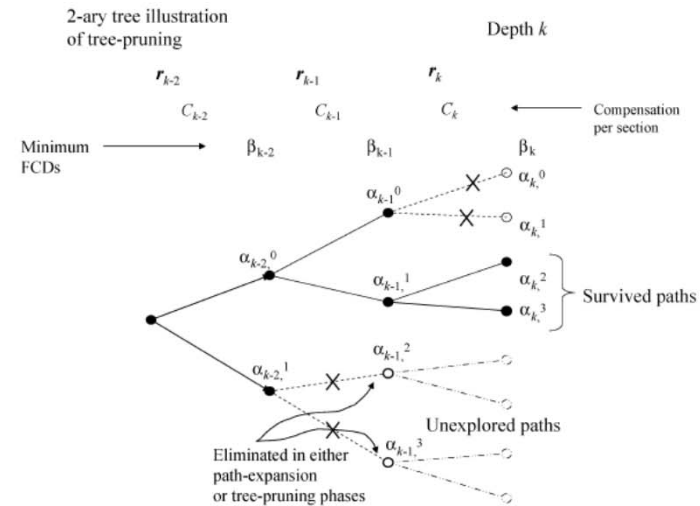
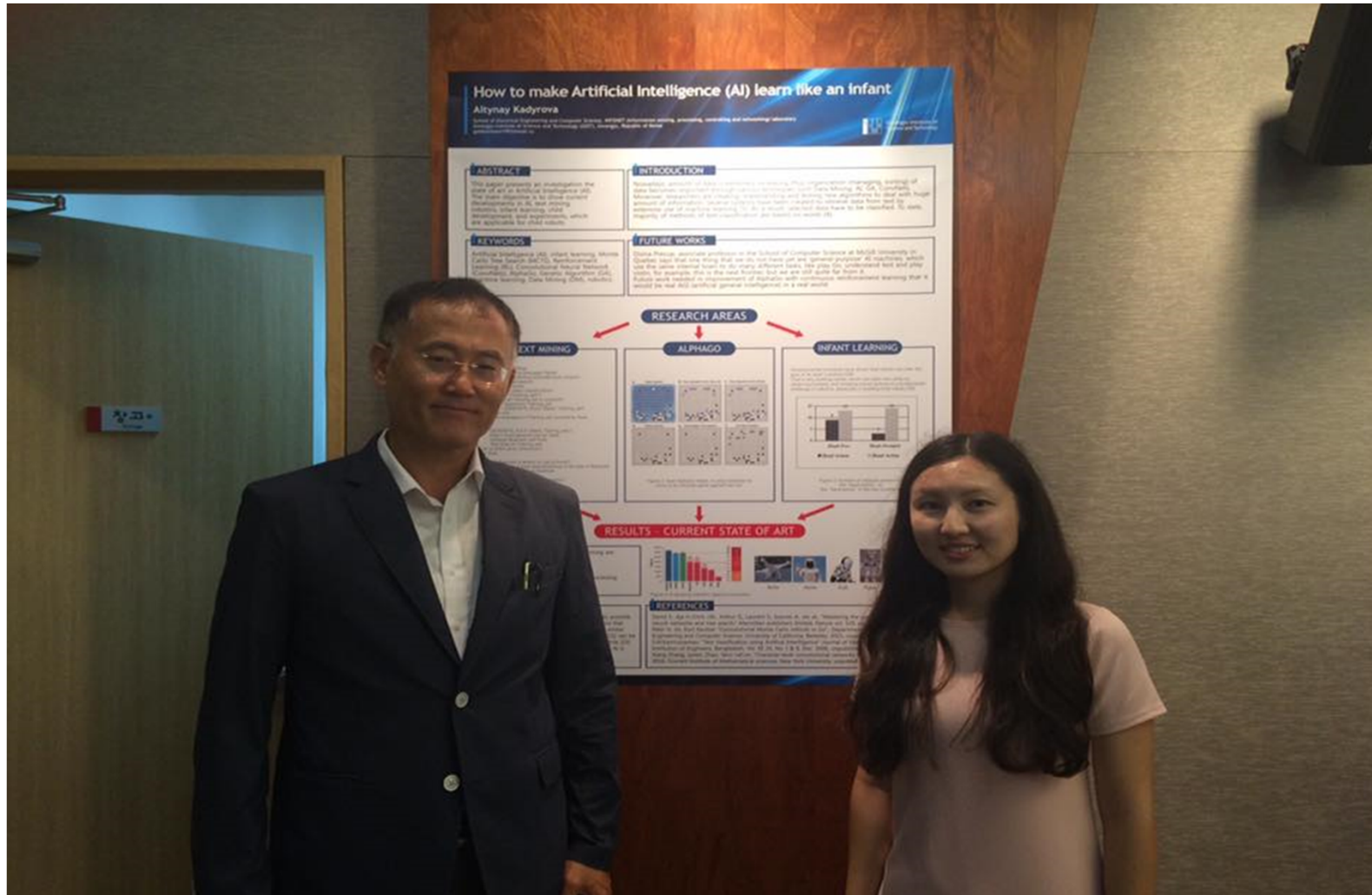


Fig. 2. Illustration of tree-pruning with ($Q = 2$) binary tree. For MIMO settings, the tree is $Q = M^{N_t}$ -ary.

Seeing Through Computation기술은

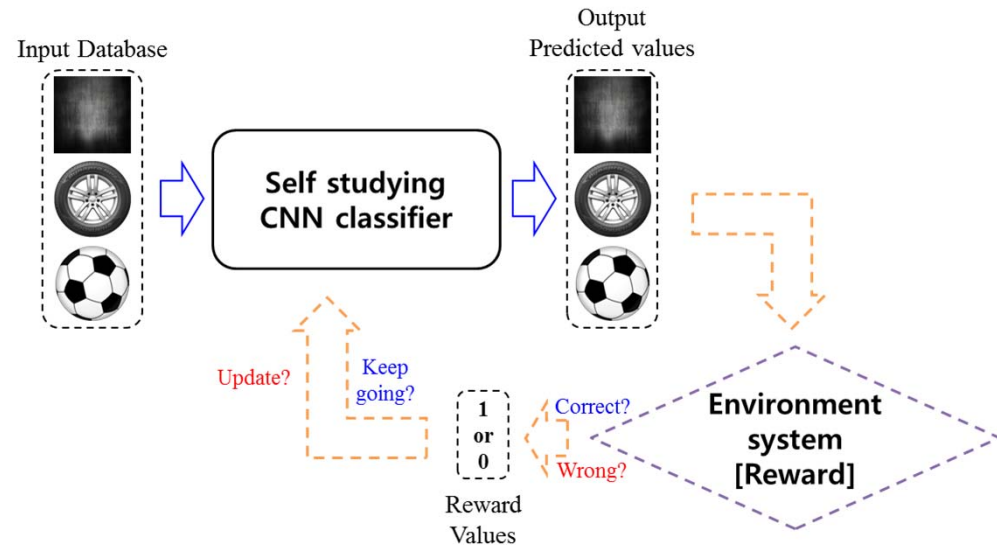
- ❖ 눈, 코, 귀, 촉각, 뇌파 등을 측정하는 센서를 DSP기술을 통해 그 성능을 향상 시키는 것에 초점을 맞추어 왔습니다.
- ❖ 최근 인공지능의 발전은, 시스템을 한 번에 최적화하려 하기 보다는, 스스로 학습할 수 있게 만들어 스스로 상황에 맞추어 개선할 수 있게 만드는 것이 더 좋다는 것을 시사 합니다.
- ❖ 이에, 센서가 스스로 학습을 통하여 성능을 개선 시키는 시스템으로 StC기술을 개발하고자 목표 합니다.

How to make sensors learn like an infant?



Self Learning CNN

- ❖ Reward Function을 통해 스스로 학습하는 CNN
- ❖ Self studying classifier : 'Scene → Action'에 해당하는 CNN 함수
- ❖ Environment system : 'Action → Reward'에 해당하는 환경 모델 함수
- ❖ Action에 따른 Reward 값을 모니터링 하고, 결과에 따라 CNN 재학습 수행
 - Step 1 : 변경된 Input population 입력
 - Step 2 : Reward 값 하락
 - Step 3 : Input population 변화 감지
 - Step 4 : CNN 재학습 결정
- ❖ Input population이 변경 되는 application에 적용 가능
- ❖ System Memory에 In/Output 저장 및 CNN 재학습













Self-Studying CNN machine

Self Learning CNN

Input Population

<Phase 1>
 $P(\text{soccer}) = \frac{1}{2}$
 $P(\text{blur}) = \frac{1}{2}$

<Phase 2>
 $P(\text{soccer}) = \frac{1}{2}$
 $P(\text{blur}) = \frac{1}{4}$
 $P(\text{wheel}) = \frac{1}{4}$

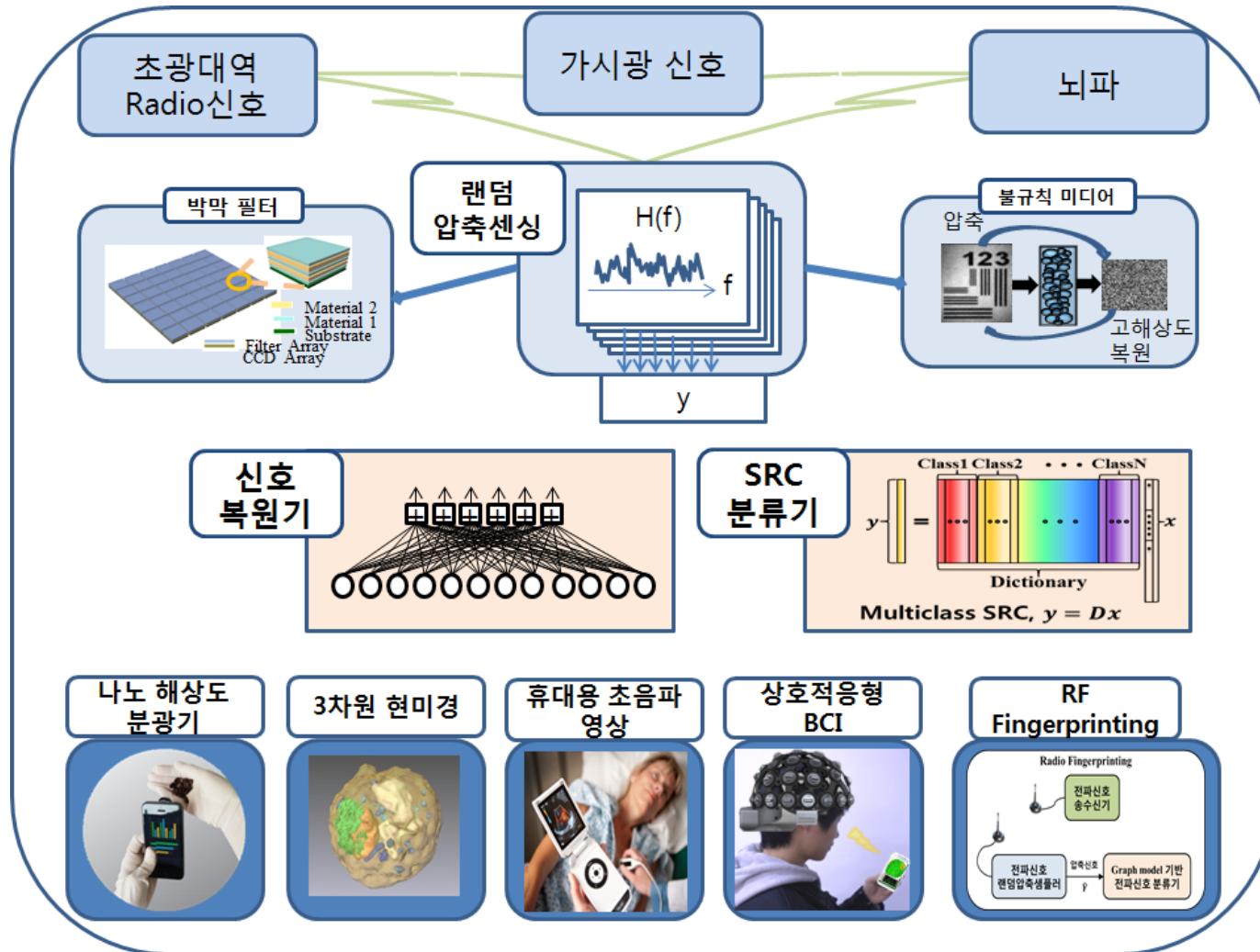
Input	Output	Reward	Optimized Weight
		1	W_1
		1	
	⋮		
		-1	$W_1 \rightarrow W_2$
		1	
		1	
	⋮		

Expected Reward values
(Calculation)

$$\begin{aligned}
 \text{Reward} &= E(R(\text{output}|\text{input})) \\
 &= P(\text{soccer}) \times R(\text{soccer}|\text{soccer}) + P(\text{blur}) \times R(\text{blur}|\text{blur}) \\
 &= \frac{1}{2} \times 1 + \frac{1}{2} \times 1 = 1
 \end{aligned}$$

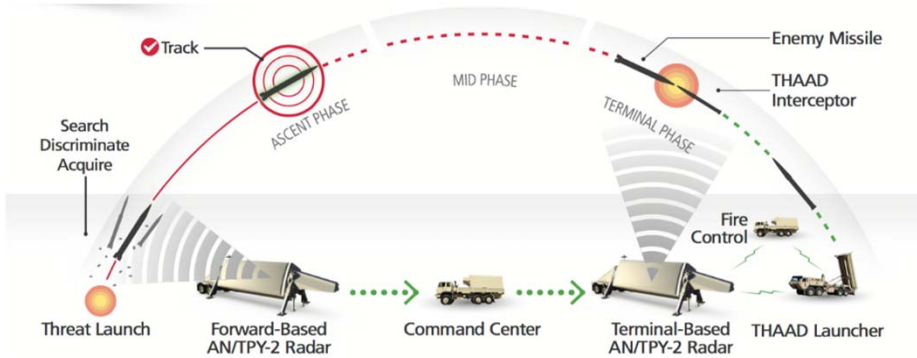
$$\begin{aligned}
 \text{Reward} &= E(R(\text{output}|\text{input})) \\
 &= P(\text{soccer}) \times R(\text{soccer}|\text{soccer}) + P(\text{blur}) \times R(\text{blur}|\text{blur}) \\
 &\quad + P(\text{wheel}) \times R(\text{wheel}|\text{soccer}) \\
 &= \frac{1}{2} \times 1 + \frac{1}{4} \times 1 + \frac{1}{4} \times (-1) = \frac{1}{2}
 \end{aligned}$$

Focus Areas in this talk



미래 응용 분야

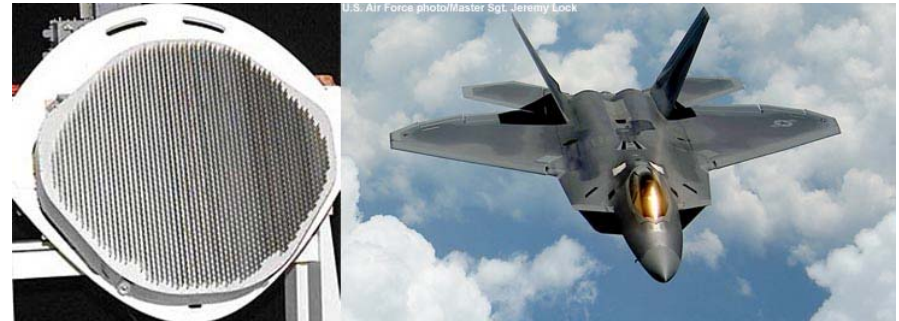
Thaad Radar



분광기

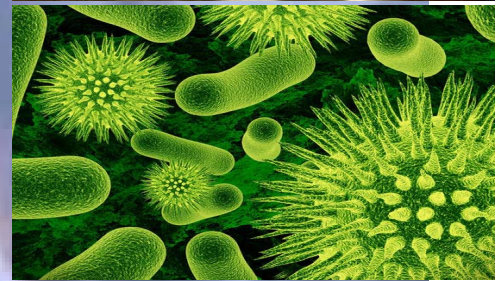
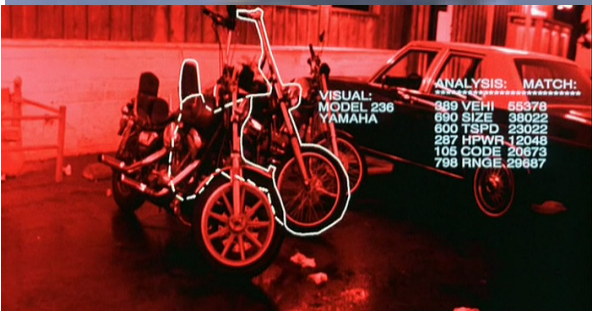


Raptor 22



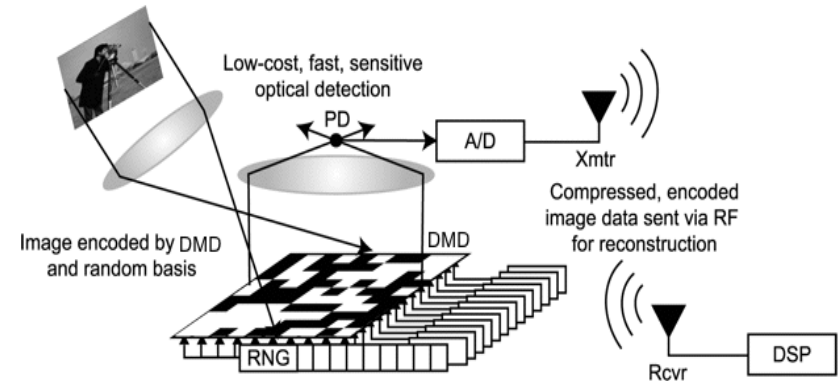
360 VR





Background

- ❖ Compressed sensing (CS)
 - New signal acquisition techniques [Donoho06], cited >4000 times.
 - MIT 2007 Tech Review, “Top 10 Emerging Technologies”
- ❖ CS is to find sparse solution from an under-determined linear system.
 - Real, complex field
- ❖ Many application areas: Cameras, Medical Scanners, ADCs, Radars, ...

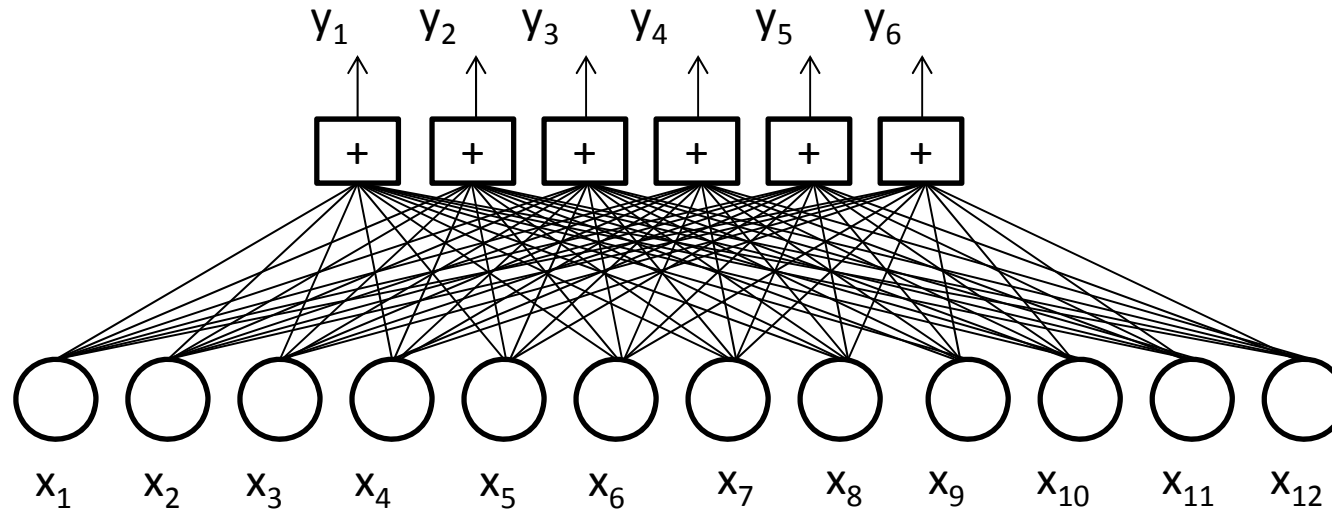


$$M < N$$

$$\begin{array}{c}
 \boxed{y} = \boxed{F} \boxed{x} \\
 y \in \mathbb{R}^M \\
 F \in \mathbb{R}^{M \times N} \\
 x \in \mathbb{R}^N
 \end{array}$$

$$\hat{x} = \arg \min_x \|x\|_{\ell_1} \quad \text{subject to } Fx = y$$

Have you seen this before?



- ❖ We can draw a graph for $y = Fx$, shown above.
- ❖ Yes!!!
- ❖ Channel codes—Syndrome decoding!

- ❖ Two applications:
 - Compressed measurement \mathbf{y} and recovery of uncompressed data \mathbf{x}
 - Super-resolution of hidden \mathbf{x} from limited measurement \mathbf{y}

전세계적 연구 동향

- ❖ (압축센싱이란) 2006년 정보이론과 신호처리 분야에 소개된 압축센싱이론은 응용 측면에서 한 마디로 요약하면 '영상 및 음성 등의 자연신호를 압축적으로 **센싱(Encoding)** 할 수 있으며, 그렇게 했을 때 **적은 량의 측정샘플 만으로도 신호를 복원(Decoding)**할 수 있다' 정도로 표현 할 수 있음.
 - 2008 Rice대학 Single-Pixel Camera, 단 한 개의 포토센서로 영상을 압축하고 복원할 수 있음 시연하고 이론의 실제성 입증.
- ❖ 압축적 샘플링(Encoding)과 신호 복원(Decoding) 문제는 하나의 간단한 연립방정식 $y = Ax$ 으로 표현 가능함.
 - $A \sim M \times N$ 측정행렬이라 칭함.
 - $M < N$ 일 때 압축이 일어남.
- ❖ **신호복원은 측정행렬 A 를 알고 있는 상황에서, y 로부터 x 를 찾아내는, 즉 역문제를 푸는 문제임.**
- ❖ 이 역문제가 잘 풀리는 경우는?

혁신 기술 출현

- ❖ (혁신기술 출현) 압축센싱은 또한 “적은 수의 센서로도” 혹은 “짧은 시간 동안의 측정으로도” 신호를 높은 해상도로 복원하는데에도 응용 가능성이 밝혀졌음.
- ❖ 레이더, fMRI, 현미경등 영상장치들은 신호가 센서에 도달하기까지 어떻게 변화하는지를 나타내는 광물리학적 전달 함수가 잘 알려져 있는데, 이 점을 사용하여 Decoding에 필요한 측정행렬 A 를 만들어내고, Diffraction Limit등을 돌파하는 초고해상도 신호복원이 가능함이 알려짐.
- ❖ 이런 응용연구 결과의 발표는, 2010년 전후로부터 현재까지 지속적으로 이루어지고 있으며, 초고해상도 레이더, 초광대역 신호 측정, 촬영시간이 크게 단축된 fMRI 머신, 초고해상도 현미경 등의 혁신 기술의 출현을 가능케 하고 있음.

Sparse Representation

- ❖ 압축센싱분야에서 개발된 Decoder 알고리즘은 또한 신호를 희소하게 표현 하는 방법 (Sparse Representation) 으로도 응용되어 왔음.
- ❖ 즉, 신호의 고유정보를 잃지 않고 신호의 Dimensionality를 크게 Reduction 하는 방법으로 쓰이고 있음.
- ❖ 나아가, 신호를 알려진 몇 가지의 클래스로 구분하는데 뛰어난 성능을 보임이 보고됨.
- ❖ CCTV 카메라에 찍힌 사람의 이상 행동 양식 구분, 사람의 얼굴 검색 등 Big Data 처리 및 분석 등에도 Sparse Representation Classification이라는 이름으로 응용되고 있음.
- ❖ 한 예로, 사용자의 뇌파 신호를 구분하여 컴퓨터 명령을 내릴 수 있는 Brain-Computer Interface 용 분류알고리즘을 들 수 있음.

Encoding 연구의 혁신성

- ❖ 압축센싱의 Encoding 문제는 아날로그 신호 $x(t)$ 를 아날로그 도메인 상에서 압축적으로 샘플링하여 디지털 샘플 벡터 y 를 얻는 전기/전자/재료 공학적 장치를 만들어 내야하는 문제임.
- ❖ 다시 말해, 압축센싱이론 논문에서 흔히 다루는, 이미 디지털 샘플링이 완료된 신호 벡터 x 를 측정행렬 A 와 곱하여 y 를 얻는 것은 Encoding 문제가 아님.
- ❖ 아날로그 도메인에서 연속적인 신호 $x(t)$ 를 랜덤한 반응 패턴을 가진 함수와 곱하고, 그 결과를 더해서 샘플을 취하는 장치를 만드는 연구 및 실제 구현이 혁신적 성과를 내기 위해 꼭 필요함.

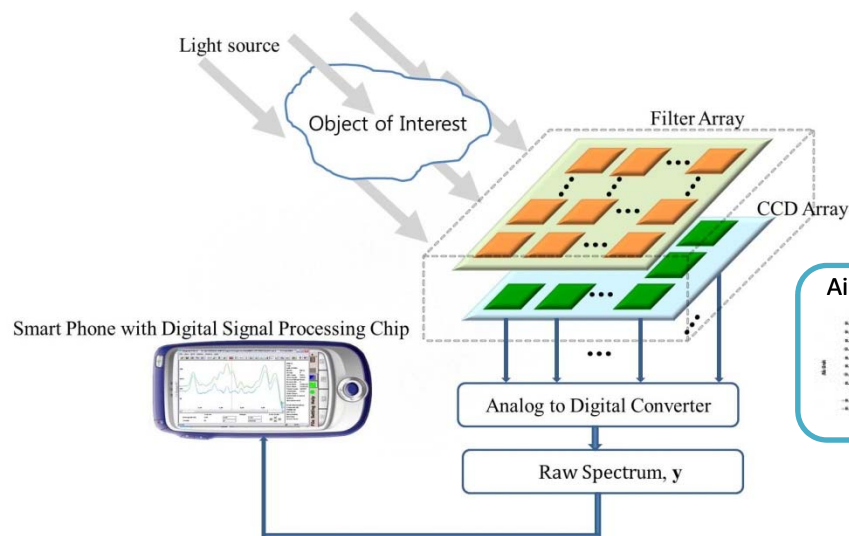
Decoding 연구 지속의 중요성

- ❖ 많은 Decoder가 현재 개발 되었음
 - Gaussian, FFT, Bernoulli 센싱등 문제가 수학적으로 잘 알려진 형태 일 때
- ❖ 특정 문제에 특화된 Decoder 개발 필요 함
 - Photonics, Spectrometers, Electronic Eyes, ...
 - Non negative signal sensing
 - No general sensing matrices

Compressive Spectrometers for Super Resolution

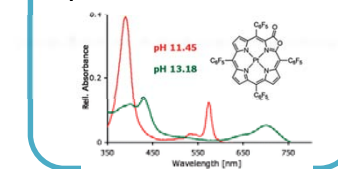
- ❖ Spectrometer: Used to find the spectrum of an optical signal
- ❖ It takes in the light, breaks it into its spectral components, and displays them in a portable device such as smart phones.

State-of-the art portable spectrometers

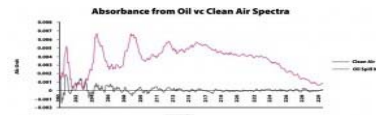


Applications

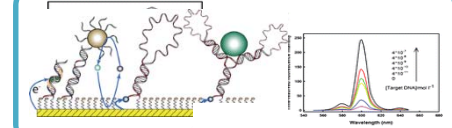
Analysis of Behavior of Chemicals



Air quality monitoring in oil spills



Biomedical DNA detection



- ❖ The ability of the spectrometer in revealing fine information is determined by its **“Resolution”**
- ❖ **Problem:** Resolution is limited by the number of filters

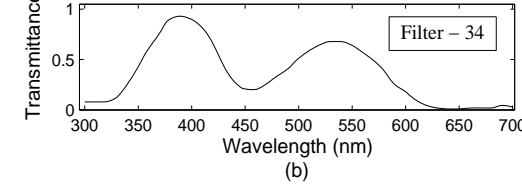
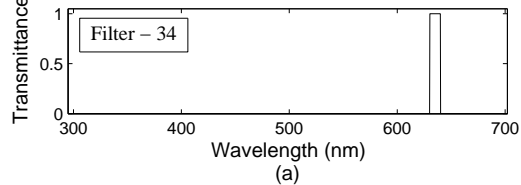
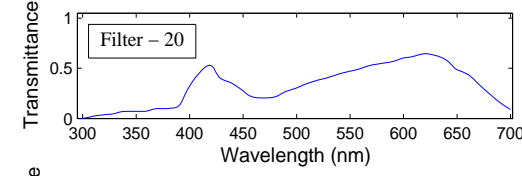
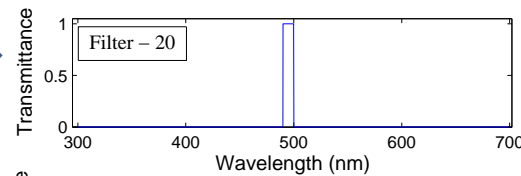
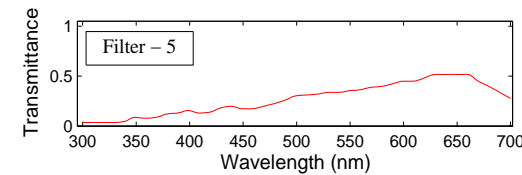
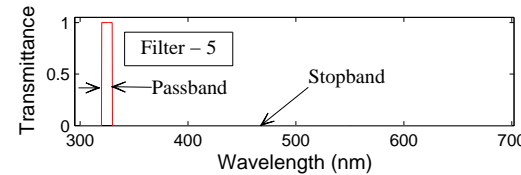
Compressive spectrometers Contd.

- ❖ How to improve the resolution for a fixed set of filters in a spectrometer?
- ❖ Solution: Compressive Spectrometers!!!
- ❖ Innovations
 - ❖ Spectrum acquisition using random filters design (using thin-films) [Lee13s]
 - ❖ Analog domain acquisition (Our design is first of a kind)
 - ❖ A set of M filters with good auto and cross covariance
 - ❖ Spectrum reconstruction using a new L_1 algorithm [Lee12s]
- ❖ We model the spectrometer output as underdetermined linear system $\mathbf{y} = D\mathbf{x}$
- ❖ The matrix D is transmittance matrix is determined from the filter manufacturing process
 - MEMS, non-ideal filters (conventional)
 - Thin-film, random filters (our method)

Various Transmittance Functions

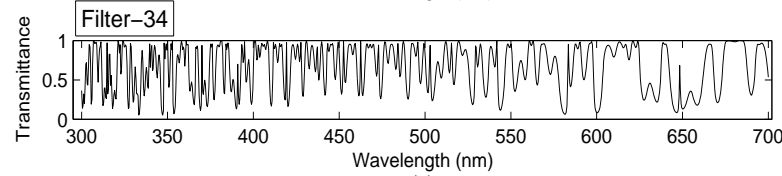
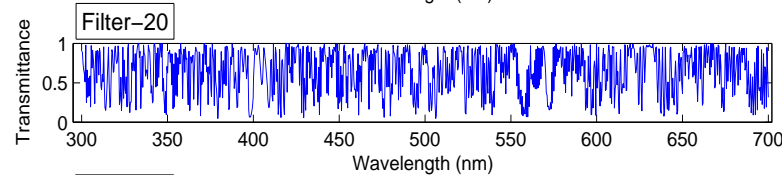
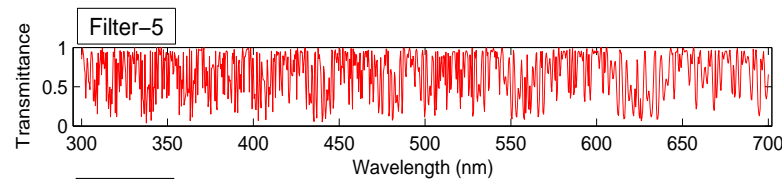
Conventional Design

1. Stringent filter design
2. Local sampling



Our approach

1. Ease of filter design
2. Holistic sampling



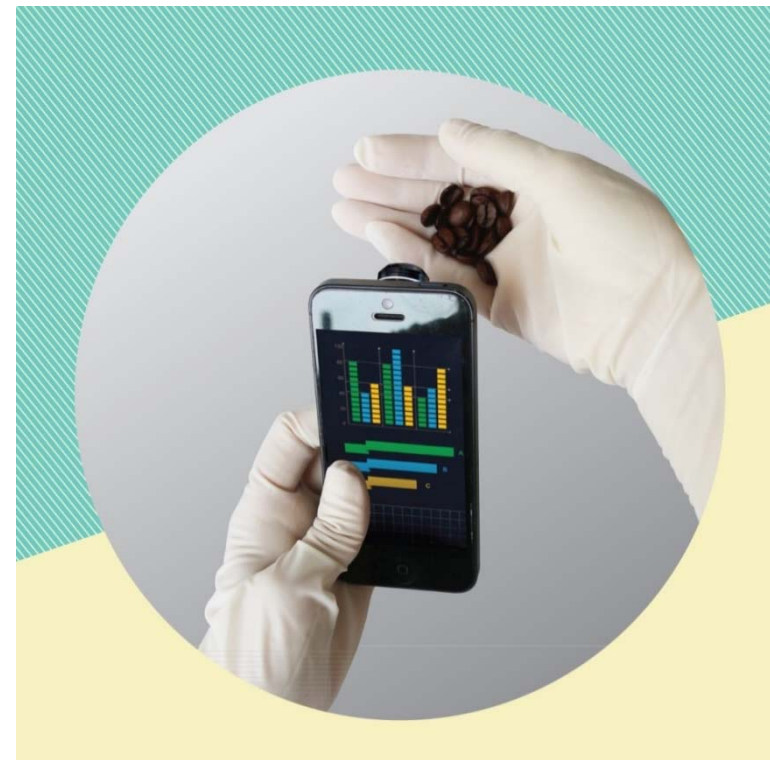
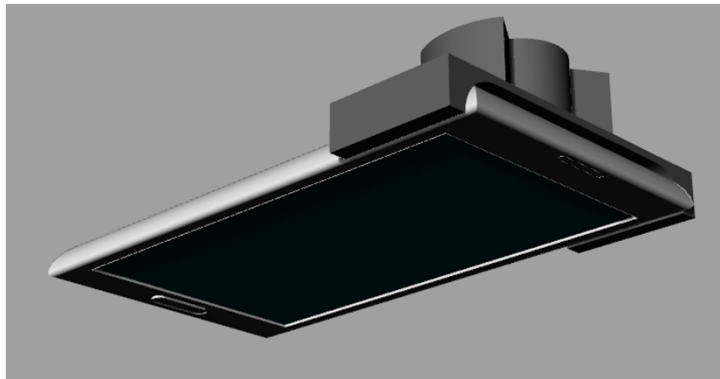
(a)

Summary

- ❖ 신호처리로 hardware의 단점을 보완하는 시스템 개발 Needs가 증가 함.
- ❖ 좋은 신호 처리 알고리즘을 사용하여 센서 및 센서 시스템을 간단하면서도 정확하게 작동할 수 있게 할 수 있음.
- ❖ Lensfree camera, single pixel camera 등의 application 등 이 있음.

Future works

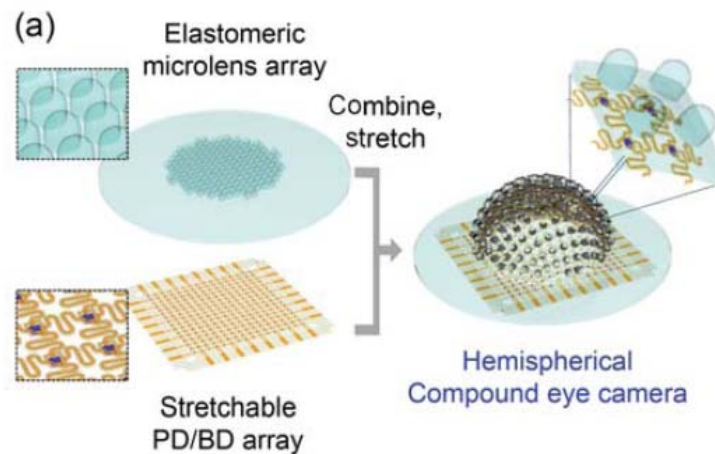
- ❖ Implementing random filters with thin-film technology varying thickness and reflective indices
- ❖ Ultimate Goal: Smartphone attachable high resolution spectrometers and microscopes



COMPUtational Compound EYE (COMP-EYE) imaging system

Hemispherical Apposition Compound Eyes

- ❖ Implemented by stretchable microlens array and photodiodes
- ❖ Limitation: 180 pixels (16x16 photo diodes)



Compound eye camera



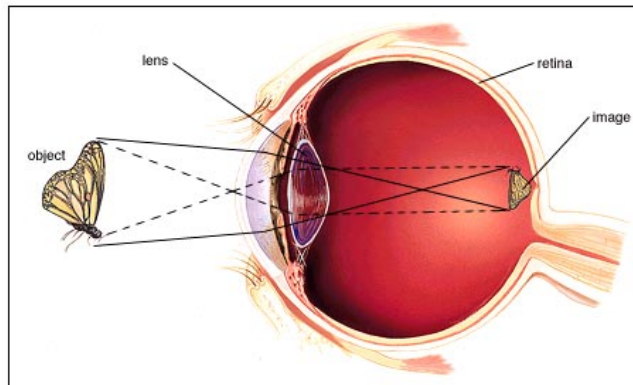
— 2 mm

Computational Compound EYE imaging system

❖ Eyes in nature

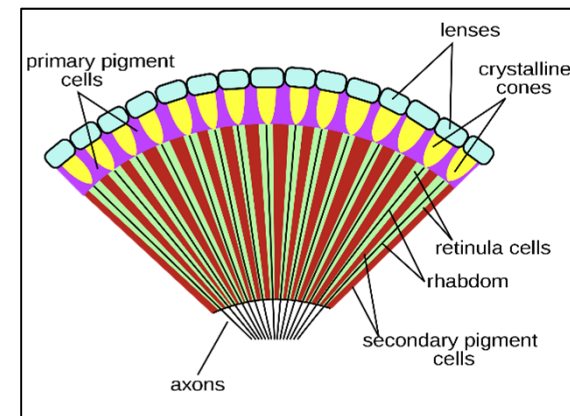
- Camera-type eye vs. Compound eye

Camera-type Eye



- Single lens system
- High resolution
- Pattern recognition

Compound Eye



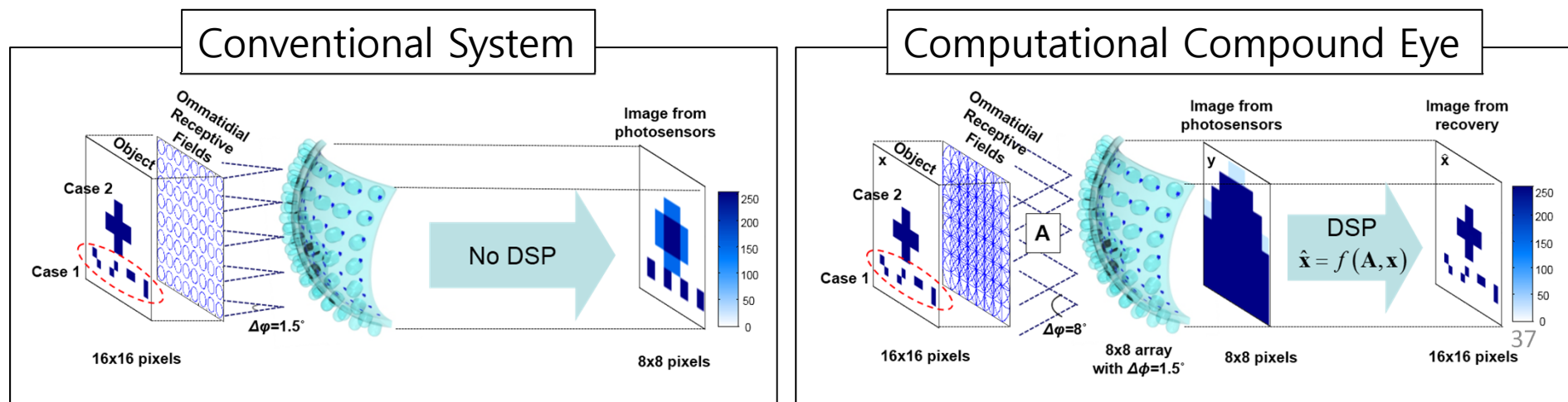
- Multi-lens system
- Wide field of view (FOV),
Infinite depth of field (DOF)
- Motion detection

- ❖ Due to diffraction limit and low density of photoreceptors, **the resolution of compound eyes is limited.**

Computational Compound EYE imaging system

❖ COMP-EYE

- We aim to improve the resolution of the compound eye imaging system by **designing larger acceptance angles** of ommatidia and **using a digital signal processing (DSP) technique**
- Larger acceptance angles enable each ommatidium to observe multiple pieces of information all at once.
- Each piece of information is observed multiple times by multiple ommatida each with different perspectives.
- By exploiting this, the DSP technique recovers the object image with high resolution.



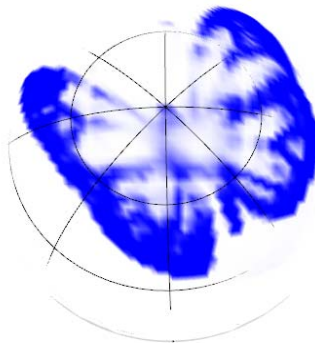
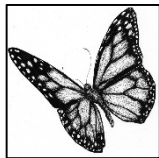
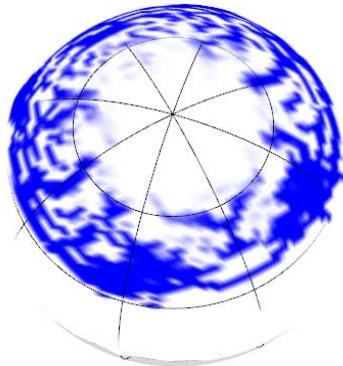
Computational Compound EYE imaging system

❖ Simulation results

– M=80 x 80 ommatidia, N= 160 x 160 pixels

Conventional Compound Eye

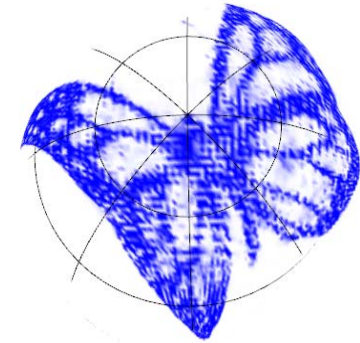
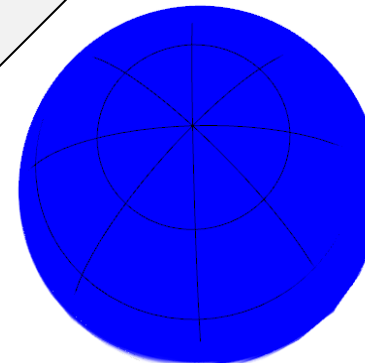
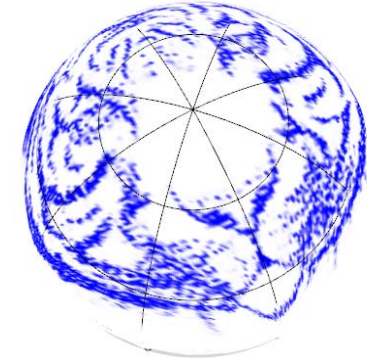
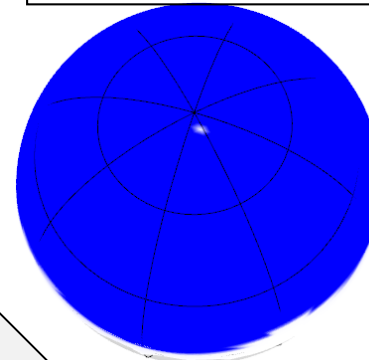
$\Delta\varphi = 2.25^\circ$



Observed Image

Computational Compound Eye

$\Delta\varphi = 60^\circ$



Observed Image

Recovered Image

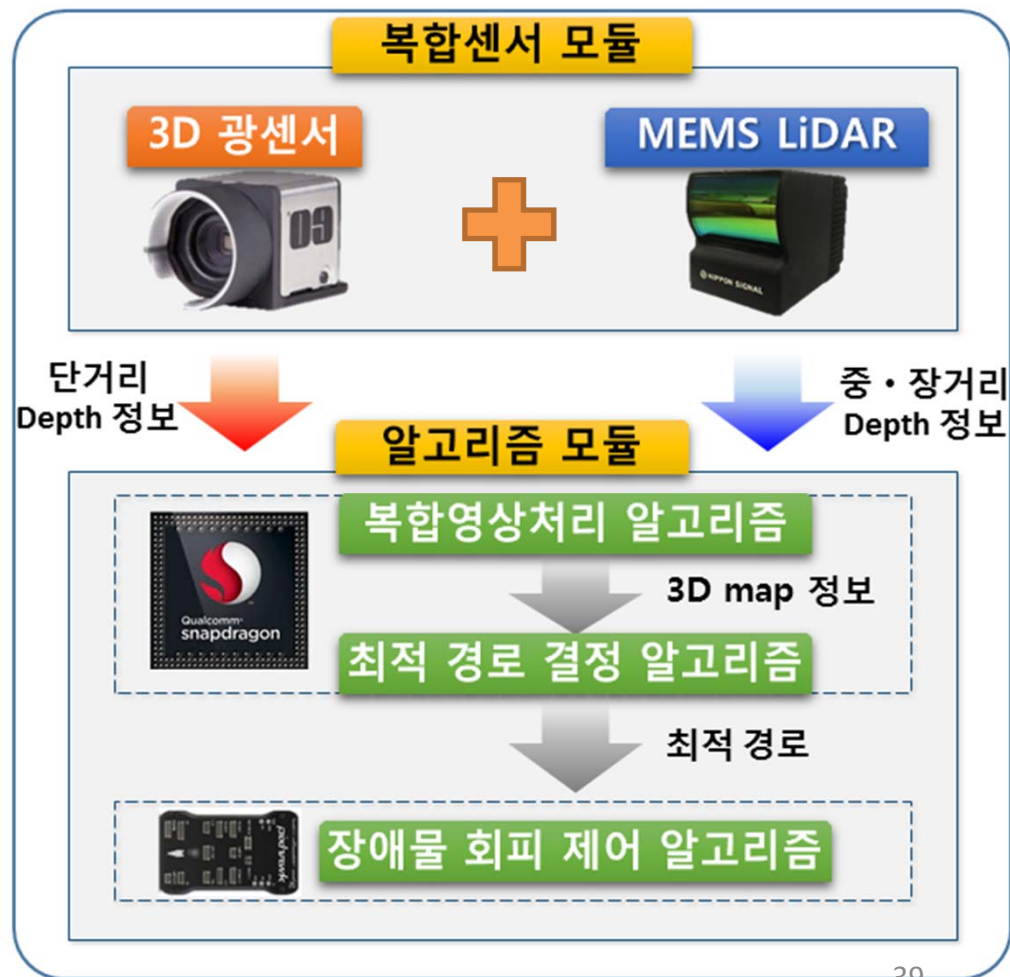
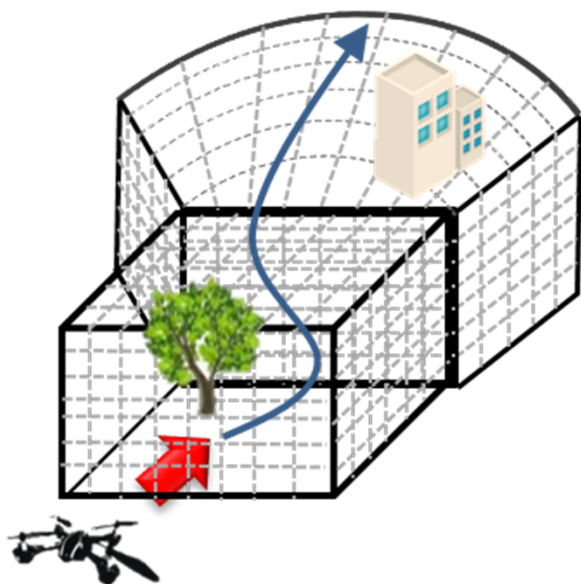
**4 times
Resolution
Improvement !**

3D 영상센서와 초소형 라이다(LiDAR)를 결합한 차세대 3D인식 복합센서모듈 기술개발

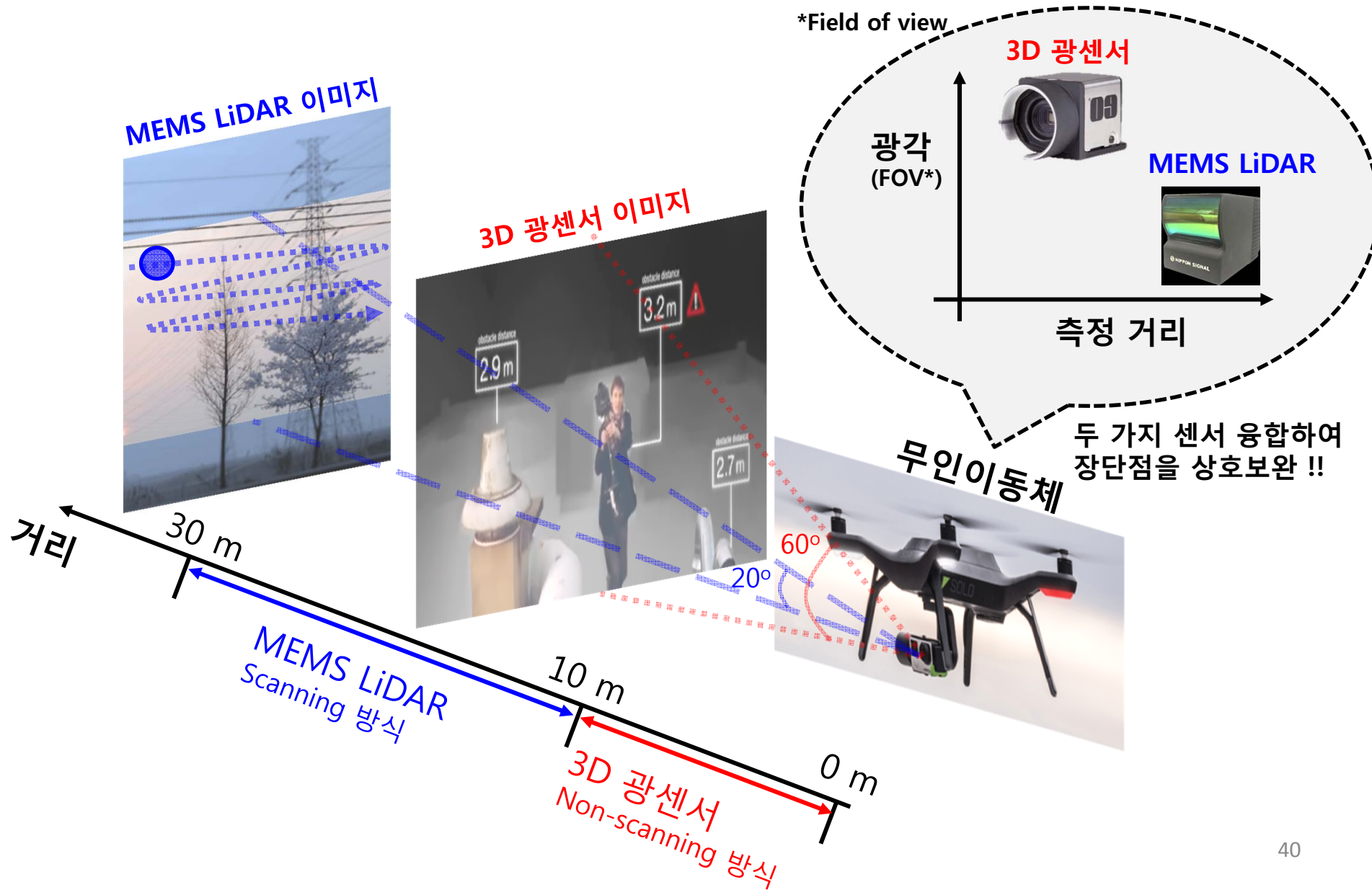
• 최종 연구 목표

✓ 차세대 3D 인식 복합센서 및 장애물 충돌 회피 알고리즘 개발

- 3D 광영상 센서와 초소형 LiDAR를 결합한 복합센서 개발
 - 3 Lows: 무게, 부피, 소비전력
- 복합영상처리 알고리즘 및 최적 경로 결정 알고리즘 개발
 - 탑재 가능 영상/신호 처리 알고리즘
- 장애물 충돌회피 알고리즘 개발
- 소형 드론 테스트베드 개발

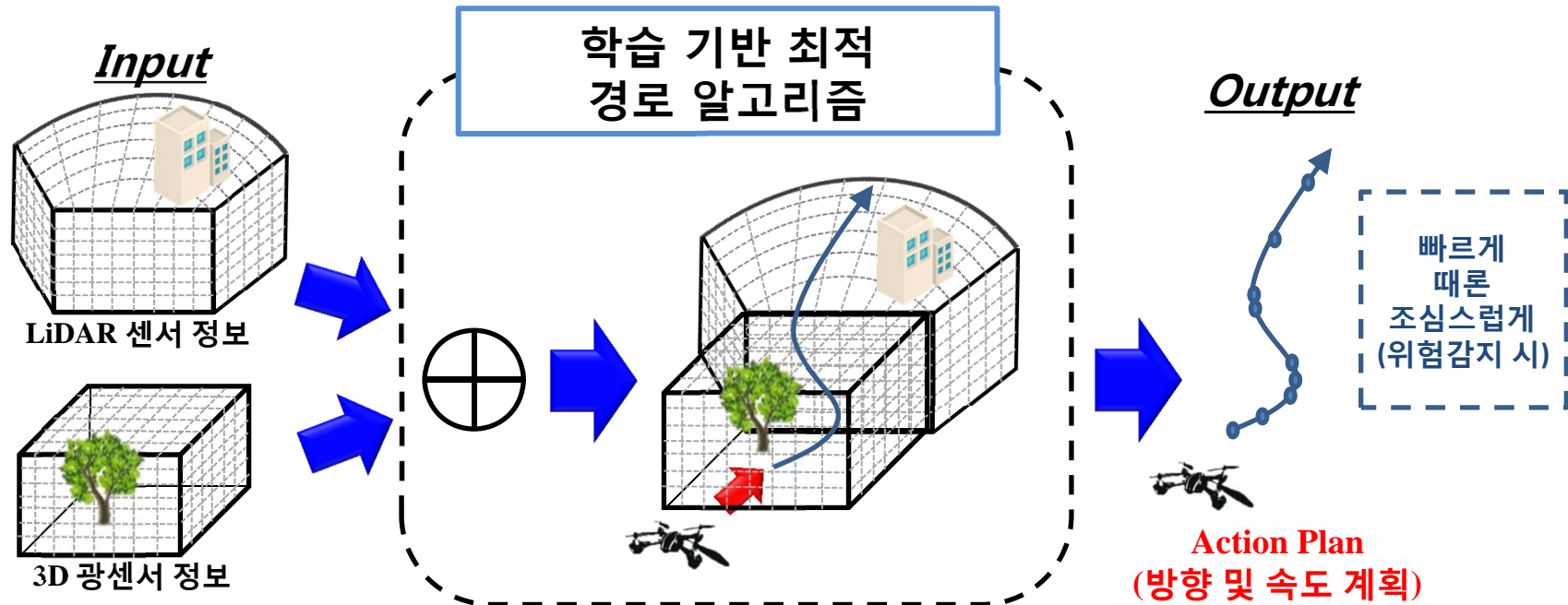


복합영상센서 개요



영상 통합 및 경로 설계 알고리즘 개발 1/2

- 목표: 해상도/제어불확실성/객체추적 속도 등이 변화하는 조건하에 충돌확률을 최소화하며 목적지에 가장 빠르게 도착하는 스스로 학습하여 성능을 개선하는 최소시간 경로 추적 알고리즘 개발 및 탑재 Test



y_L = LiDAR 센서 정보, y_O = 3D 광센서 정보, x = possible action

$$\text{Action} = \arg \max_x f(x | y_O, y_L, \text{past 정보})$$

- 단기 Action 계획은 3D 광센서, 장기적 시선은 LiDAR 정보를 활용 최적 경로 계산
- 외부 환경 요소 및 제어 불확실성을 고려
- 매 프레임 당 최적 경로 선택
- HD해상도(1Mpixels) * (거리범위 / 거리해상도 $\approx 11\text{bits}$) * 프레임율(10) = 110Mbps의 정보처리

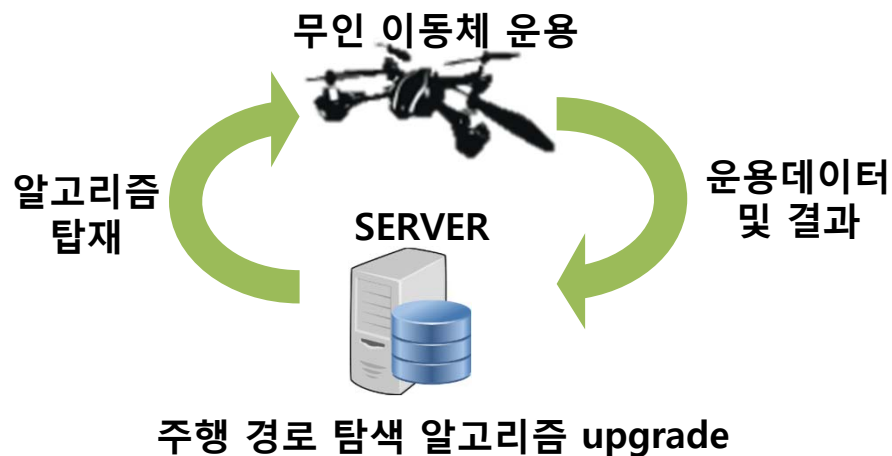
영상 통합 및 경로 설계 알고리즘 개발 2/2

✓ Tree Search 주행 경로 탐색 알고리즘

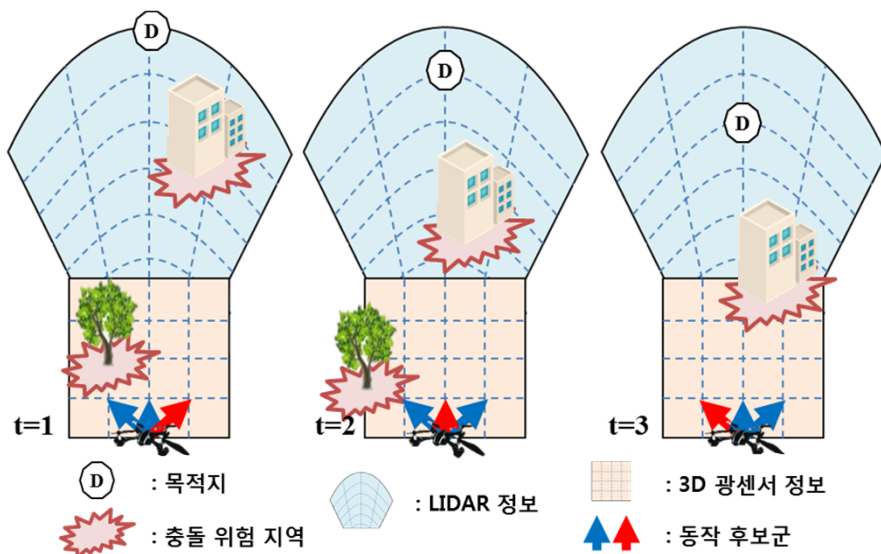
- **Tree search 문제** 모델링
 - 위치(p_t), 동작(a_t), 충돌 확률(v_{p_t})
- **Breadth 감소 방법** 개발 (**3D 광센서**)
 - 가능한 동작 제한 → Breadth 복잡도 감소
- **Depth 감소 방법** 개발 (**MEMS LiDAR**)
 - 충돌 확률 Regression → Depth 복잡도 감소

➔ 제한된 컴퓨팅 자원 및 외부 방해 요소 하에서 경로안정성 유지

✓ Reinforcement Learning (RL)



✓ 주행 경로 탐색 알고리즘 예제



✓ Tree search 예제

