



“DS/AI 프로그래밍”

1주차 *Introduction*

J.-K.- Seo
데이터과학원

수업개요

- 주로 딥러닝의 이론과 프로그래밍의 기초...
- 목표: 기계학습에서 주로 활용하는 딥러닝의 내용과 프로그래밍의 기초를 연습

머신러닝 배우지 마세요!

빵형이 딥러닝 공부한 방법

순 번	주제명
1	빅데이터란?: 우리의 삶이 데이터화 되고 있다.(지금은 데이터가 돈이 되는 세상이다)
2	빅데이터의 처리(특징추출, 전처리, ...): 데이터에 숨어 있는 특징 찾기
3	빅데이터의 쿼리(Query), 매칭(Matching): 데이터에 자기 소속을 찾아주어야 한다, 더 빠르게, 더 많이, -
4	빅데이터의 시각화(word-cloud, word-count, ...): 글의 내용을 한 단어로 요약한다면?
5	기계학습의 기초: 컴퓨터에게 일을 시키는 방법
6	사물의 인식: 컴퓨터가 세상을 이해하는 방식
7	인공신경망: 컴퓨터도 사람의 뇌를 모방할 때 최고가 된다
8	딥러닝: 용량(Depth)과 효율(Efficiency), 두 마리 토끼를 잡아야 한다
9	기계학습과 빅데이터: 4차 산업시대의 공략 방식(기술이 중요한가, 데이터가 중요한가)
10	딥러닝의 응용과 산업: 학습된 기계로 공장을 만든다

4차 산업혁명?

산업혁명이란 무엇인가?

- 1차산업 혁명: 화석연료의 사용/ **엔진**기관의 발명 + 혁신적인 무기개발 시작 (18~19세기)
- 2차산업 혁명: 에디슨/ **전기**의 발명 + 대량 생산개발 시작
- 3차산업 혁명: 컴퓨터/인터넷의 발전(**컴퓨터**를 기반으로 한 정보산업)
- 4차산업 혁명: ??

머신러닝 (Machine Learning)

- 정확한 프로그래밍의 한계를 극복!

어떻게?

Machine Learning(기계학습)

: 기계가 일일이 코드로 명시하지 않은 동작을 데이터로부터 학습하여 실행할 수 있도록 하는 알고리즘을 개발하는 연구 분야 - Arthur Samuel(1959)

- 알고리즘이란?

다음 중 어느 것이 좋은가? $(x + y)^2, x^2 + y^2 + 2xy$

머신 러닝의 종류

- 학습할 문제의 정답을 가르쳐 주면서 학습시키면 지도학습!
- 학습할 문제의 정답을 가르쳐 주지 않고 학습시키면 비지도학습!
- 준지도 학습도 있음.

Clustering
(군집화) 문제

Classifying
(분류) 문제

Regression
(회귀) 문제

지도 학습



- 레이블화(labeled)된 정해진 데이터를 가지고 학습한다.
- 사람이 직접적으로 개입하므로 정확도가 높은 데이터를 사용할 수 있으나 그 양이 적어진다.
- 크게 분류 문제와 회귀 문제로 나뉜다.

비지도 학습



- 컴퓨터가 사람의 개입 없이 스스로 레이블 되어 있지 않은 데이터에 대해 학습한다.
- 데이터간 거리에 따라 군집(Clustering)을 만들어 패턴이나 그룹을 파악한다.

머신러닝

지도 학습

비지도 학습

분류

회귀

군집화

SVM, 인공신경망, 나이브 베이지안, 히든 마코프 모델,
k-means, 등...

분류기 앙상블(Bagging, AdaBoost, 임의 숲)

특징이 중요하다!

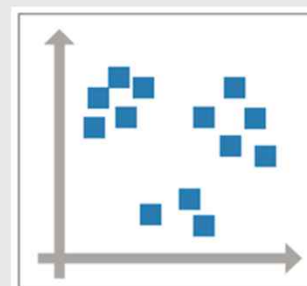
부류

학습집합



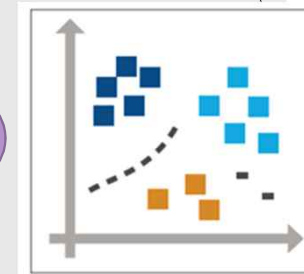
특징
추출

특징공간



학습

분류기



전처리
(Raw data 영역)

2차원 정지 영상

영상 처리

2차원 연속 영상

3차원 영상

특징추출
(목적 알고리즘에
최적화된
data로 변환,
차원 변환)

에지 검출

지역 특징 검출

영상 분할

특징 기술

모션 추출

3차원 복원

해석
(목적 알고리즘
적용, 결과도출)

매칭

기계학습

인식

모션 인식

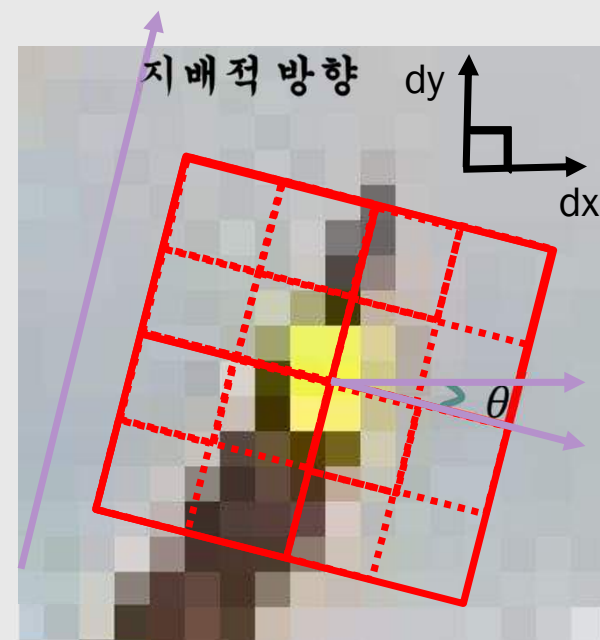
3차원 인식

장면 이해

Feature(특징)

ex) SIFT(Scale-Invariant Feature Transform) feature

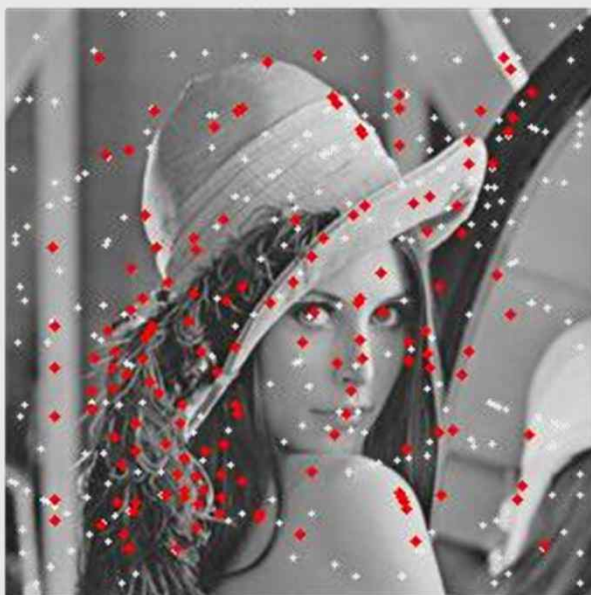
- SIFT 기술자는 scale(영상의 크기, 또는 smoothing 정도)에 불변적인 특성을 가졌으나 회전 변환에는 취약함.
- 방향 히스토그램(histogram in gradient)을 구해서 누적량이 가장 큰 방향을 지배적인 방향(dominant orientation)으로 설정함.
- 방향 히스토그램: SIFT 키 포인트를 기준으로 윈도우를 씌우고, 윈도우 내의 화소들의 gradient 방향을 조사하여 히스토그램 집계한다.(gradient 방향을 10도 간격으로 36개의 칸으로 양자화하여 집계함.)
- 14개의 sub-윈도우에 있는 화소의 gradient 방향을 8단계 양자화하여 모두 $4 \times 4 \times 8$ 크기의 vector로 나타낸다.(← 특징 벡터 x.)



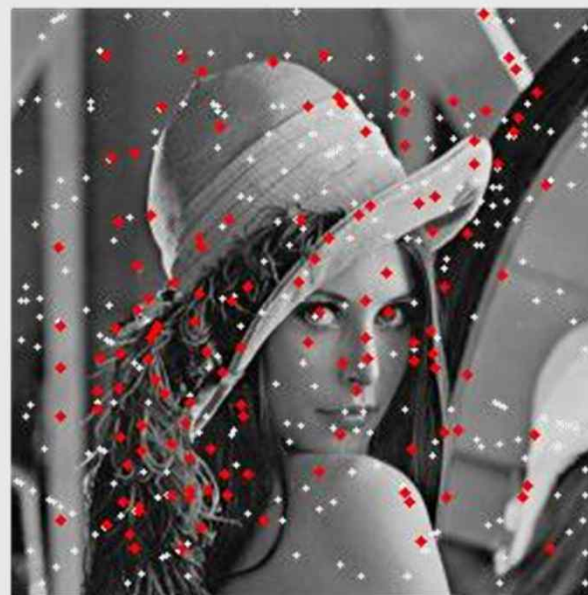
해상도가 다른 동일 이미지의 경우 SIFT 기술자 추출 및 매칭

- 붉은점은 임계값 이내의 두 이미지의 같은 SIFT 기술자

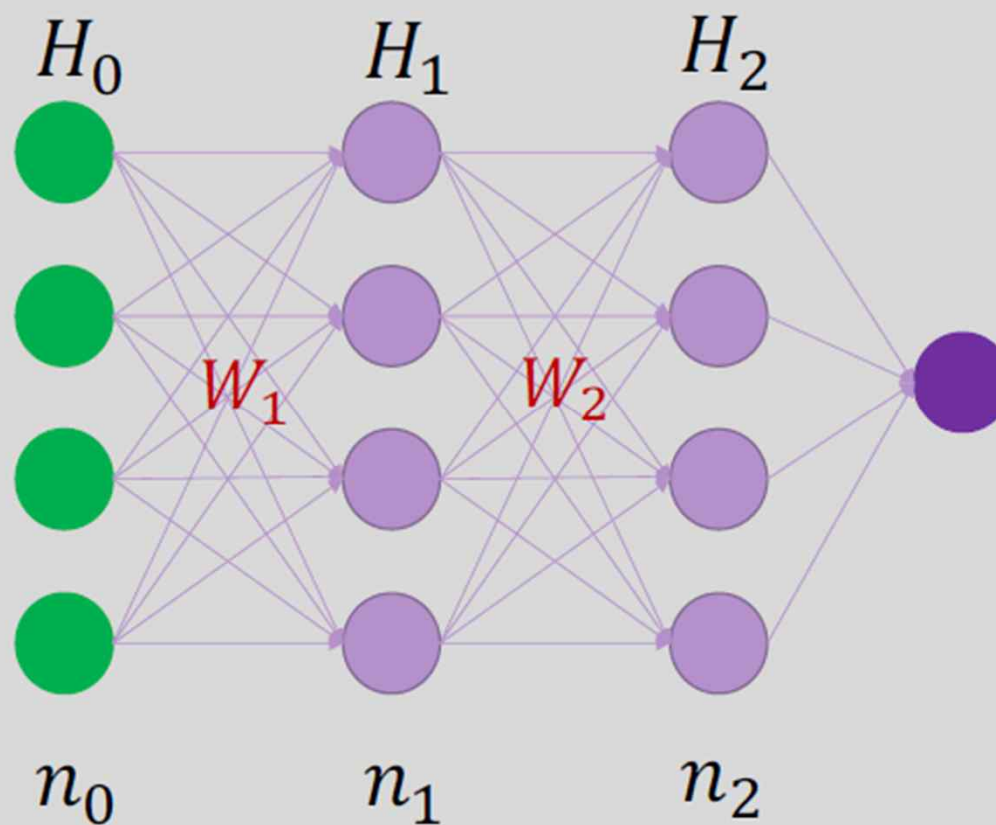
Image with key points mapped onto it



2nd image with key points mapped onto it

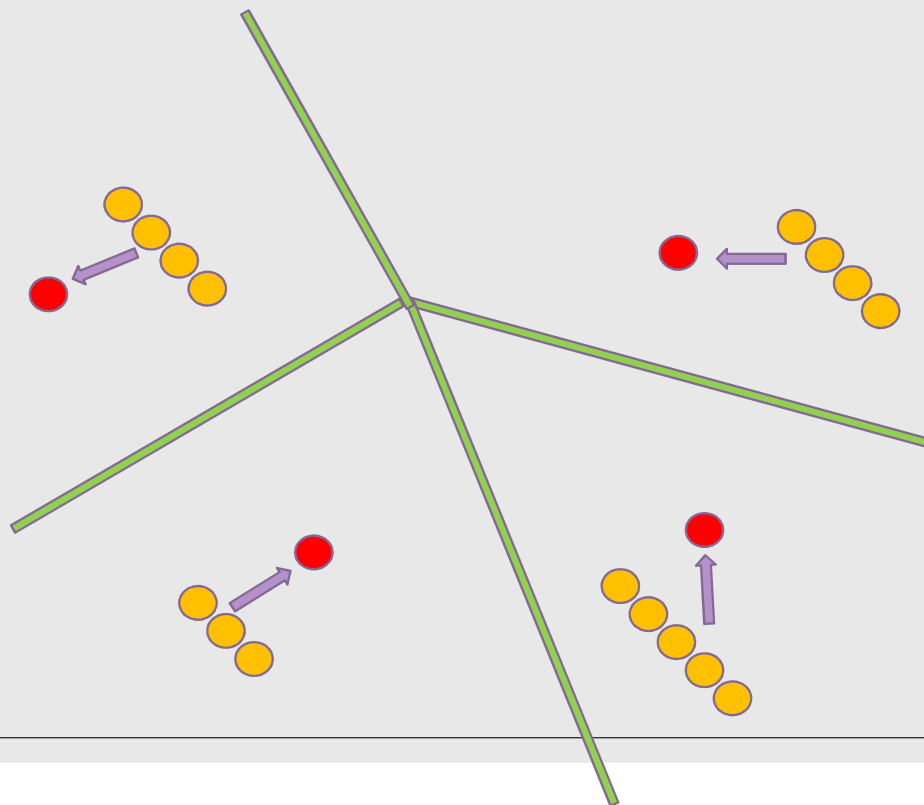


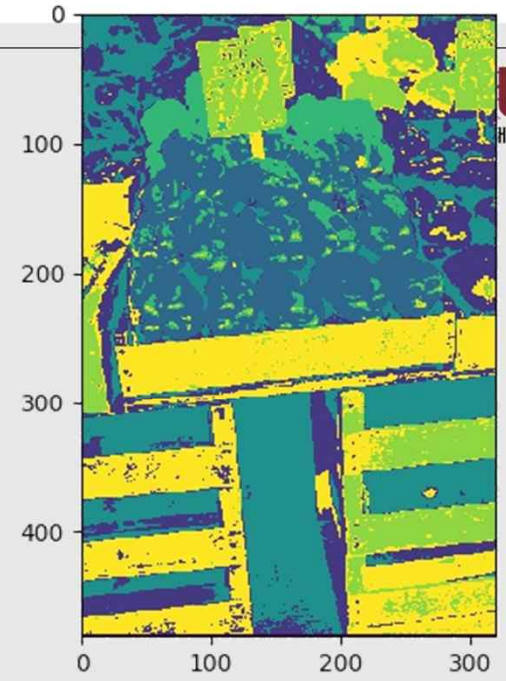
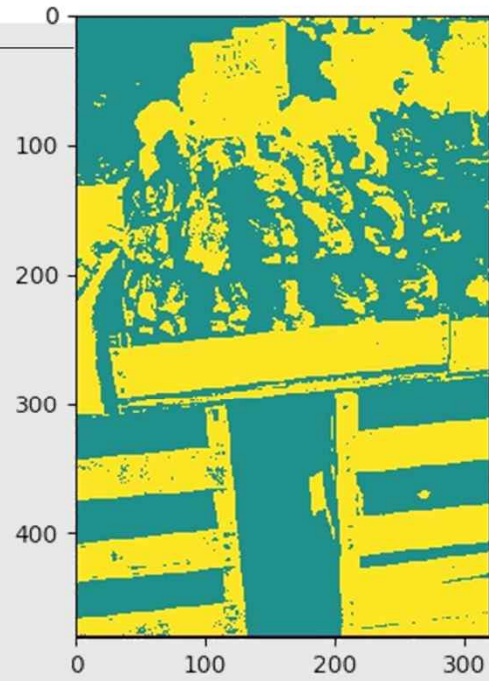
타 개발자의 Matlab SIFT 특징점 알고리즘 인용, 기술자는 수제작



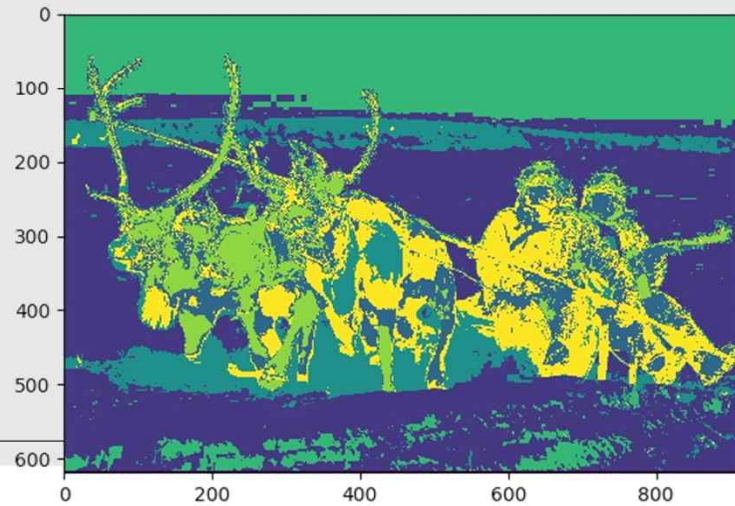
군집화를 이용한 영역분할

- k-means clustering : 화소값 간의 평균거리(RGB 3차원공간)가 가장 짧은 k개의 중심점을 기준으로 군집화





UIDS
대학교 데이터과학원

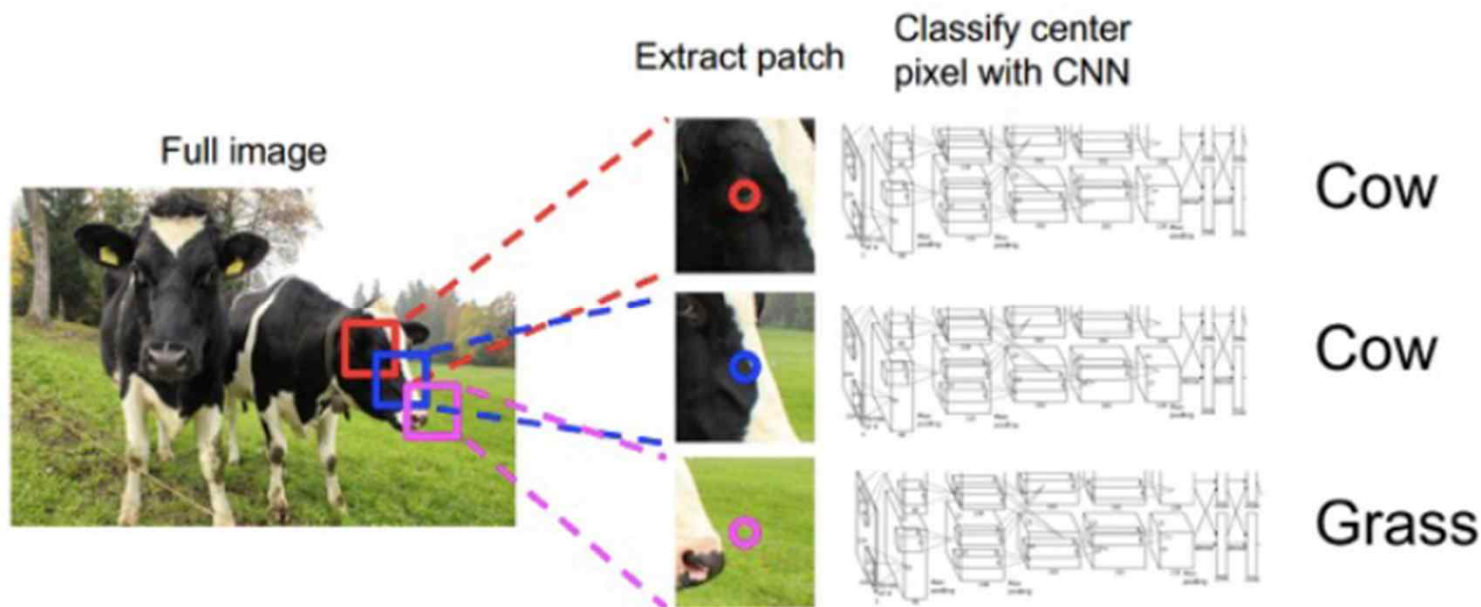


Semantic Segmentation

- Pixel-by-classification
- Commenting in images costs high, but simplify problem
- Real images consist of class labels for each pixel

Sliding window scheme

- Extract patches from original images
- Inferring the center pixel's class of a patch by feeding it into neural networks

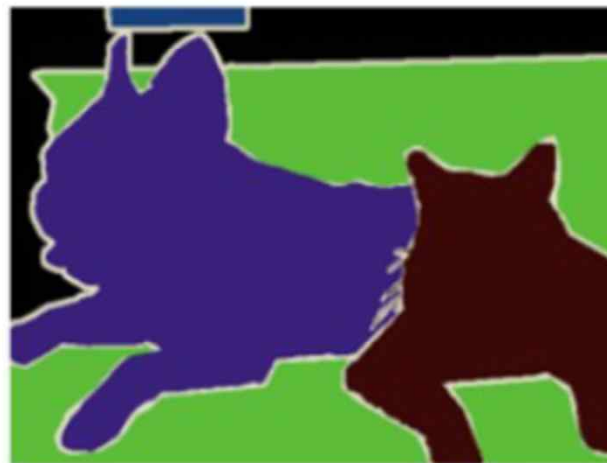


Semantic Segmentation

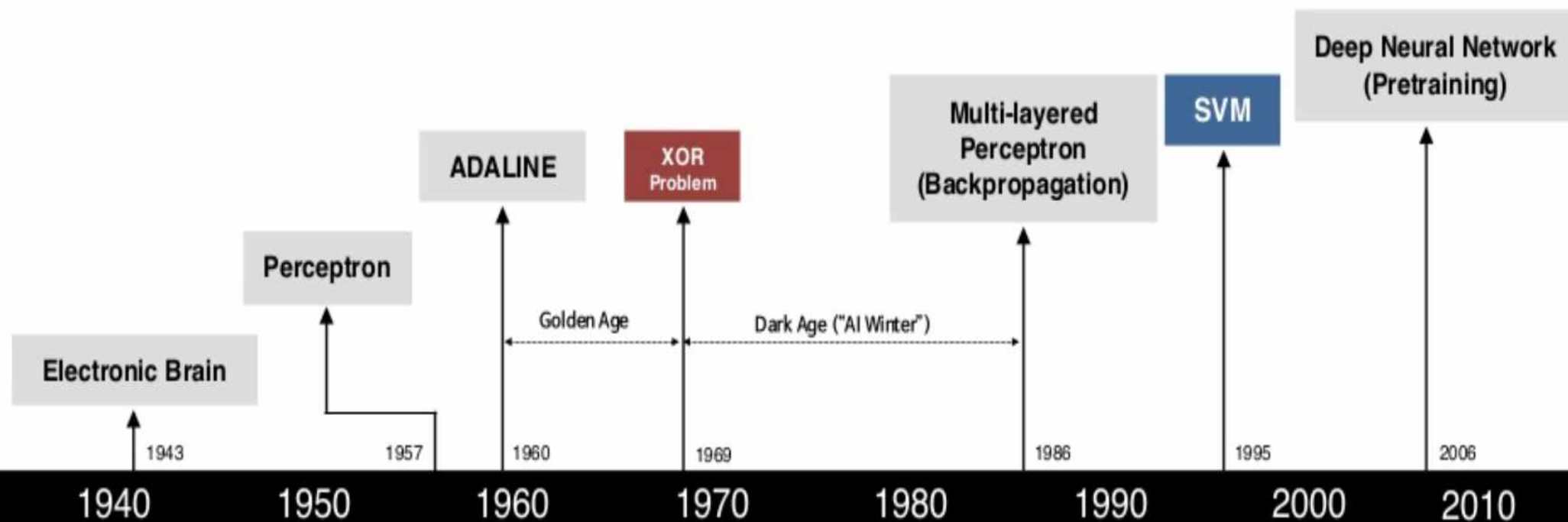
Fully Convolutional Networks

Without fully connected neural networks

Whole convolutional network infers whole pixels' categories



Semantic Segmentation



S. McCulloch - W. Pitts



F. Rosenblatt



B. Widrow - M. Hoff



M. Minsky - S. Papert



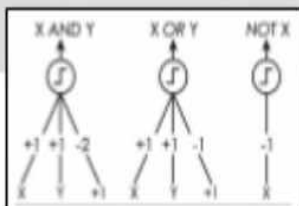
D. Rumelhart - G. Hinton - R. Williams



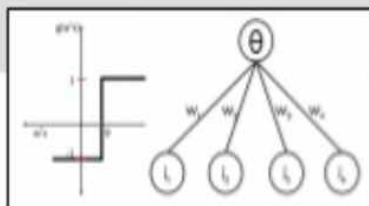
V. Vapnik - C. Cortes



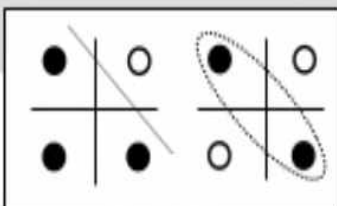
G. Hinton - S. Ruslan



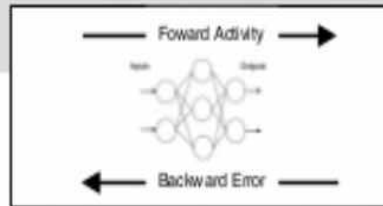
- Adjustable Weights
- Weights are not Learned



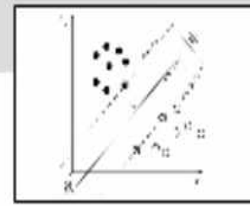
- Learnable Weights and Threshold



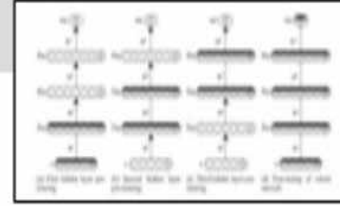
- XOR Problem



- Solution to nonlinearly separable problems
- Big computation, local optima and overfitting



- Limitations of learning prior knowledge
- Kernel function: Human Intervention



- Hierarchical feature Learning

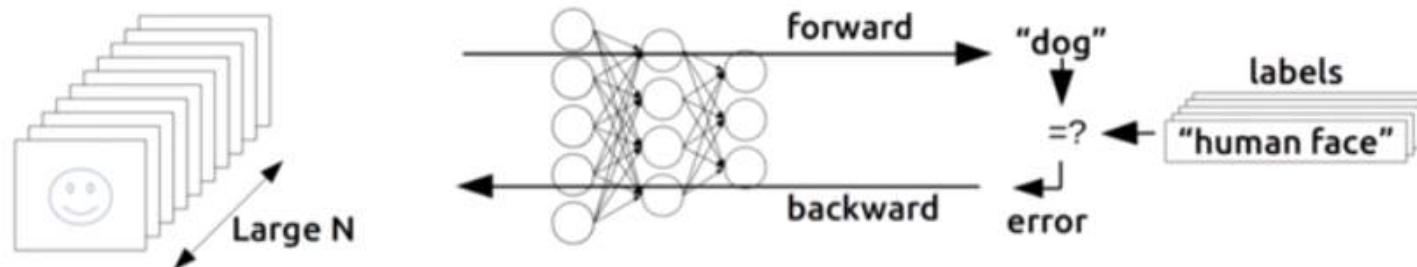
(Simple) XOR problem: linearly separable?



Backpropagation

(1974, 1982 by Paul Werbos, 1986 by Hinton)

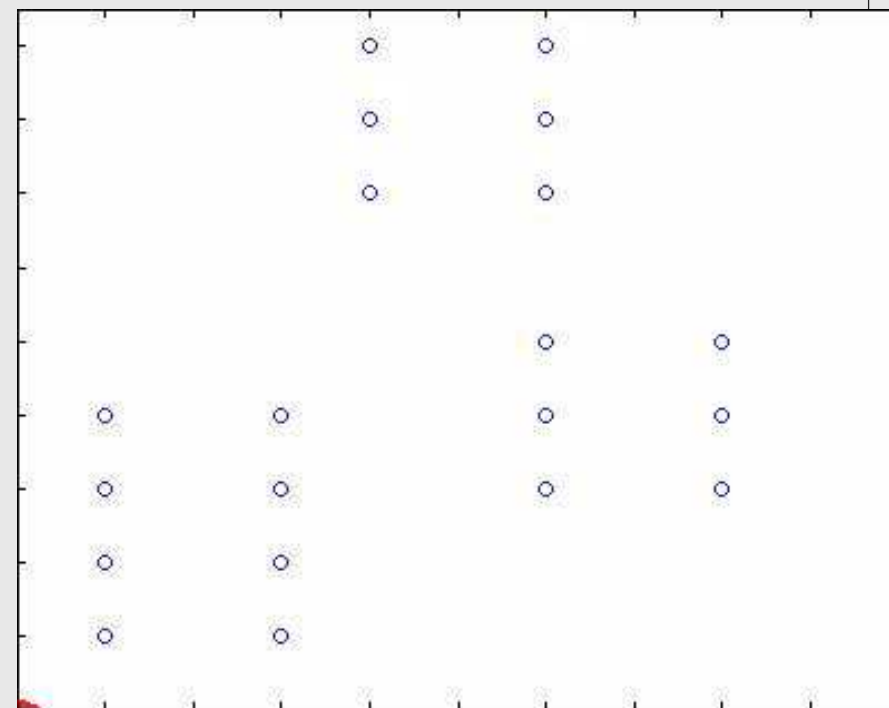
Training



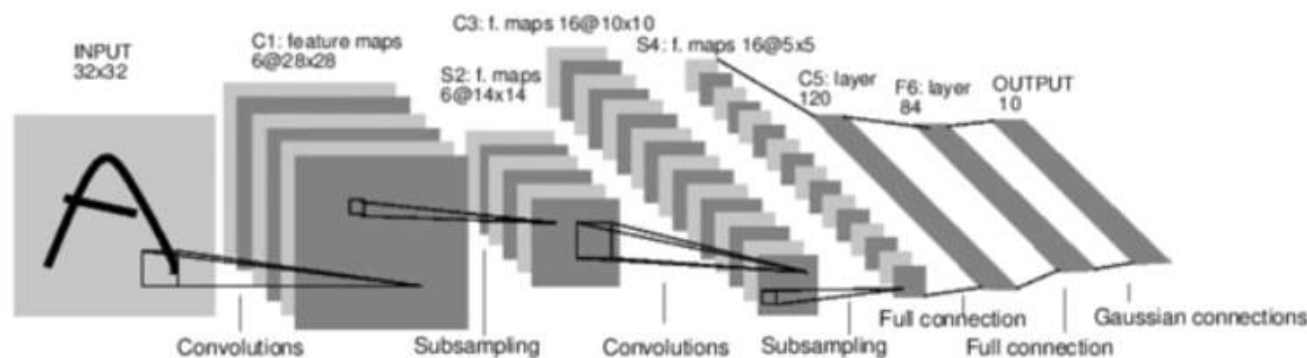
<https://devblogs.nvidia.com/parallelforall/inference-next-step-gpu-accelerated-deep-learning/>

인공신경망 XOR 문제 해결!

(Simple) XOR problem: linearly separable?



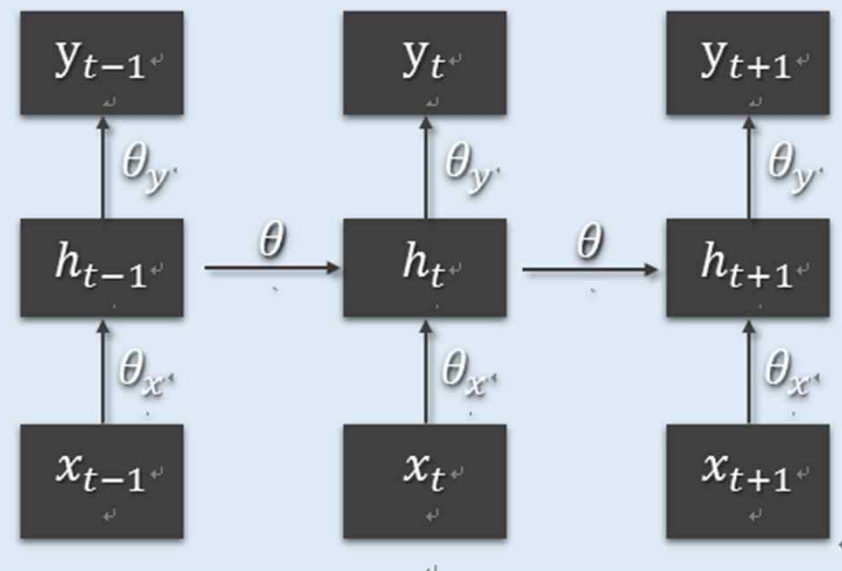
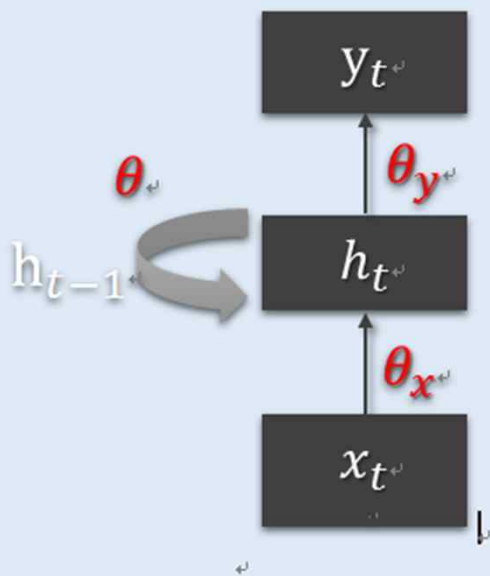
Convolutional Neural Networks



“At some point in the late 1990s, one of these systems was reading 10 to 20% of all the checks in the US.”

[LeNet-5, LeCun 1980]

시간 종속적인 문제

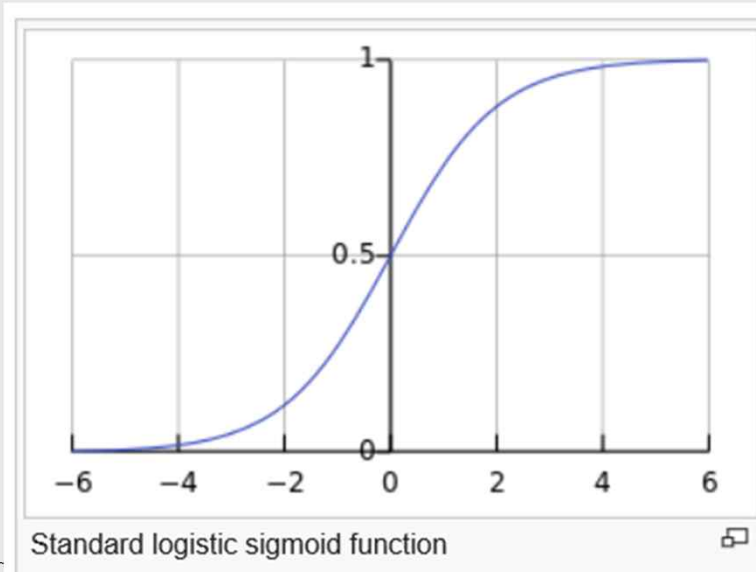


What is Activation function ?

- Definition from Wikipedia - the **activation function** of a node defines the output of that node given an input.
- For example, ① In **computer chip circuit** which can be seen as a **digital network of activation functions** that can be "ON" (1) or "OFF" (0), depending on input.

- A standard Logistic function :

$$\frac{1}{1 + \exp(-x)} \rightarrow$$



◦ Stochastic approximation

Hilbert space 상에서 정의된 함수 f 에 대하여 random하게 뽑힌 component 에 대해서 gradient descent 알고리즘을 적용한다.

- **Goal:** Minimizing a function f defined on a Hilbert space \mathcal{H}
 - given only unbiased estimates $f'_n(\theta_n)$ of its gradients $f'(\theta_n)$ at certain points $\theta_n \in \mathcal{H}$

Convergence는 다음과 같은 smoothness와 convexity가 만족할 때 결과가 나와있다.

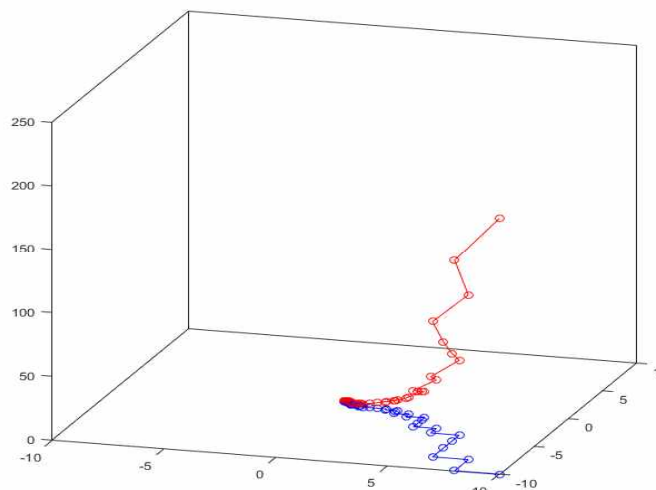
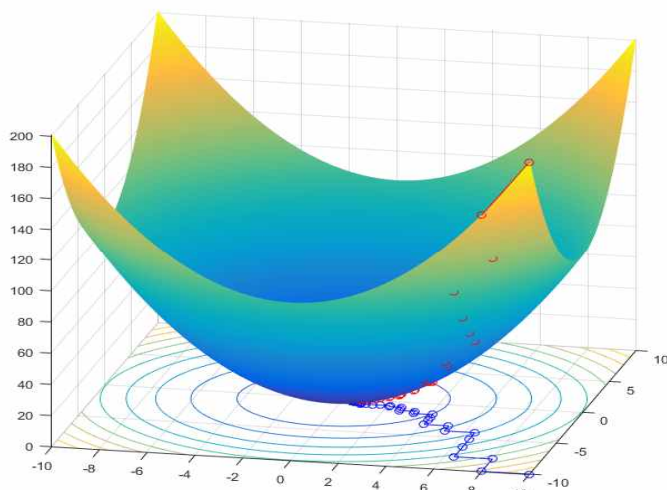
- **Key properties of f and/or f_n**
 - **Smoothness:** f B -Lipschitz continuous, f' L -Lipschitz continuous
 - **Strong convexity:** f μ -strongly convex

◦ Test (2) : minimize 시킬 함수 $f(X)$ 을 다음과 같이 정의하였을 때,

$f(X) : f(x, y) = 1 + x^2 + y^2$, 근사해를 구하기 위하여 다음과 같은 parameter 값을 적용하여 stochastic gradient descent 알고리즘을 이용하여 minimization 해인 $X_\infty = (0, 0)$ 에 접근하는 근사해를 구하였다.

Residual : $\|X_n - X_{n-1}\| < 10^{-4}$, $X_0 = (10, -10)$, $dx = 0.01$, $\gamma = 0.1$

➔ **Error : $\|X_n - X_\infty\| = 2.430e - 02$**



```
>> SGD(4,0.1)
=====
# of iteration = 58
Residue = 7.986110e-05
Error = 2.429499e-02
=====

x0 =

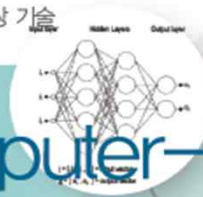
    0.0149
   -0.0192

ans =

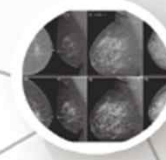
    1.0006

dx =

    0.0100
```



컴퓨터도움진단(Computer-Aided Diagnosis) 기술과 인공지능(AI)



서 정 권 | 가천대학교 의대 의공학교실
김 영 재 | 가천대학교 의대 의공학교실
김 광 기 | 가천대학교 의대 의공학교실

1. 서 론

최근

초고밀도 집적회로(VLSI, Very-Large-Scale Integration)를 비롯한 컴퓨터 시스템의 비약적인 발달은 과거에는 시도할 수 없었던 빠르고 정확한 계산과 여러 가지 컴

퓨터 처리를 가능하게 한 것은 물론, 최근에는 인공지능(AI) 기술의 발달로 인해 의료 분야에서도 컴퓨터를 활용한 진단 기술이 주목받고 있다.

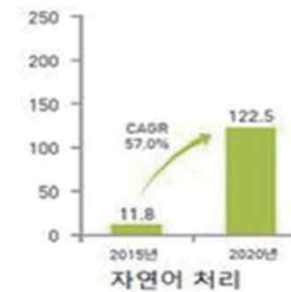
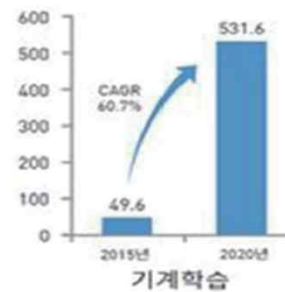




그림 2. 가천의대 길병원의 인공지능 의료시스템 왓슨(Watson, IBM)을 이용한 진료 장면(사진:길병원 제공)

본고에서는 의료 분야에서 발전되고 있는 인공지능 접목 기술 중에 이미지인식 인공지능 기술 영역에 대하여 살펴보고 국내·외 관련 연구 진행 상황을 간략히 소개하고자 한다.

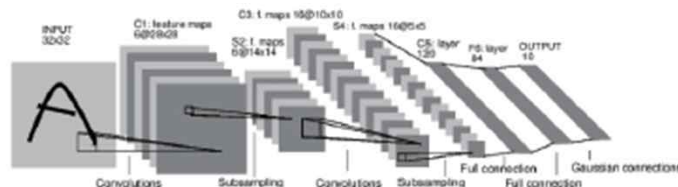


그림 3. Convolutional Neural Network 구조[4]

CNN 구조는 Yann Lecun 교수에 의하여 처음 소개 되었는데, 그것은 인공시냅스(Synapse) 구조내의 여러 개의 은닉층(hidden layer)들을 각각 그 이전의 입력치 layer들로부터 전해 받은 (분류대상이 되는 처음 image를 묘사하는) 입력 데이터에 관한 정보들에 대하여 순차적인 filter weight parameter 행렬(Filter or Kernel)들을 합성곱(convolution)하여 얻어진 값들을 적용하여 인공신경망 구조로 연결시킴으로써 인공지능 시스템을 학습시키는 방식이다.[3]

ANN 구조의 학습(Learning or Training)은 각 신경망 층들을 연결하는 시냅스들 간의 연결강도(weight parameter)를 순차적으로 입력되는 학습용 데이터(training sample data)들과 목적 데이터(target label data)들을 활용하여 계산하고 최종 확정함으로써 이루어진다. 학습방식은 목적 데이터와 설정된 인공신경망 구조를 통과하여 최종적으로 추정된 출력 근사값의 차이를 줄이는 것을 목표로 이루어진다, 이 때 설정되는 함수가 일종의 2차 함수(Quadratic function) 형태의 에너지 함수인데 여러 가지 가능한 반복학습 알고리즘(Iterative method)을 통하여 이 에너지 함수의 값이 줄어드는 방향으로 학습을 진행시킨다.[7]

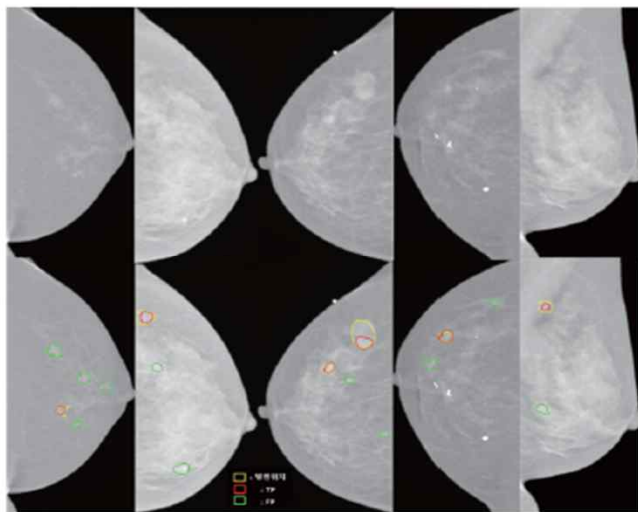


그림 7. 마모그램 영상에서의 종피 검출 결과 예

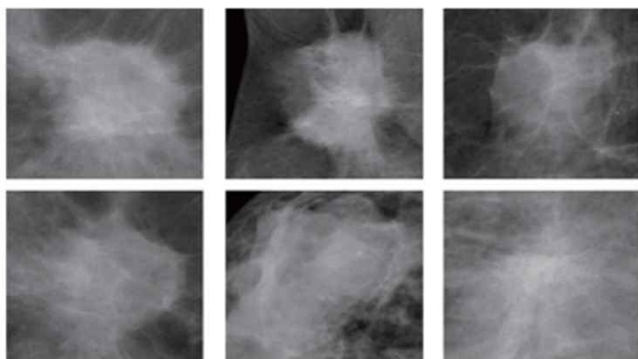


그림 8. 관심영역(ROI-TP) 검출 입력 학습 데이터 이미지 (.bitmap)

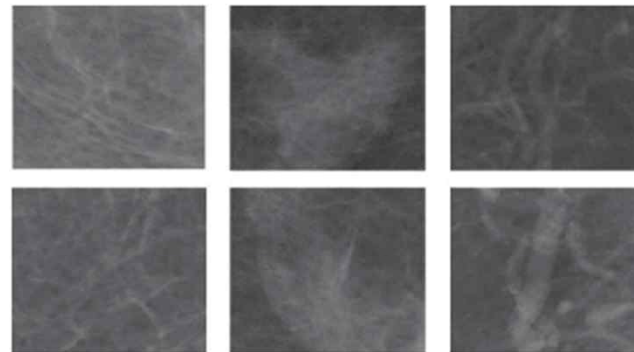


그림 9. ROI-FP입력 학습 데이터 이미지(.bitmap)

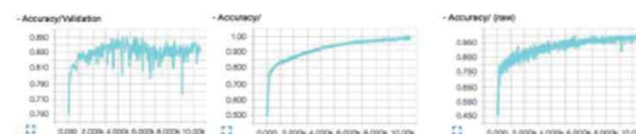


그림 10. 텐서플로우(Tensorflow)로 학습한 ROI 데이터의 학습양상(좌:시험 데이터(test data)의 정확성, 중앙:학습 데이터(training data)의 학습률, 우:검사 데이터(validation data)의 학습률) 예시

추론 방식 등으로 분류한 타 분류 방법 보다 다소 우수한 성능을 나타내었다. 특히, K-NN 방식에 의한 양악성 분류성능이 악성(Malignant)에 대하여 36.66%, 양성(Benign)에 대하여 80.00%의 분류 정확도를 나타낸 반면, ANN의 경우, 악성 93.33%, 양성 90.00%의 상대적으로 높은 분류 정확도를 나타낸 것으로 확인되었다.

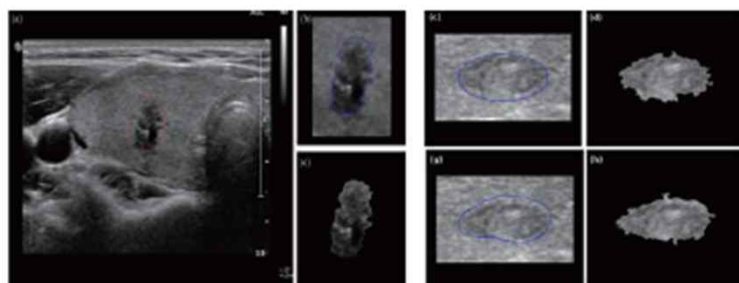


그림 11. 갑상선 결절 검출

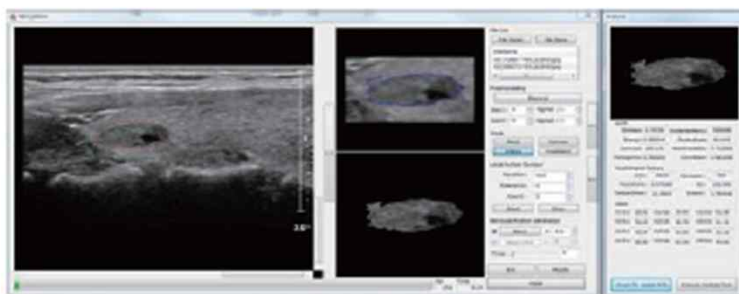
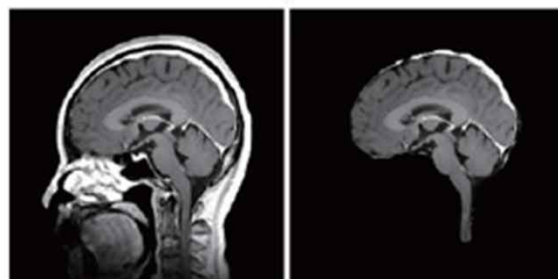


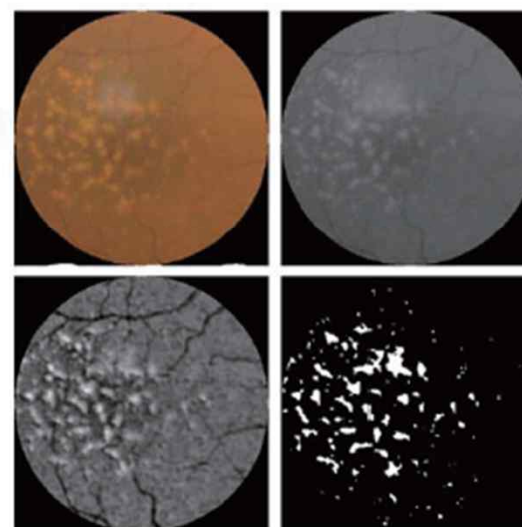
그림 12. 갑상선 결절 검출 후 ANN 적용 양악성 분류



Brain Segmentation : region growing algorithm using the 3D sphere mask



그림 14. CAD에 의한 뇌종양의 위치 확인



Process of drusen segmentation. A) original image. B) result of color split (green). C) result of illumination correction. D) result of FCM clustering result

ImageNet Challenge

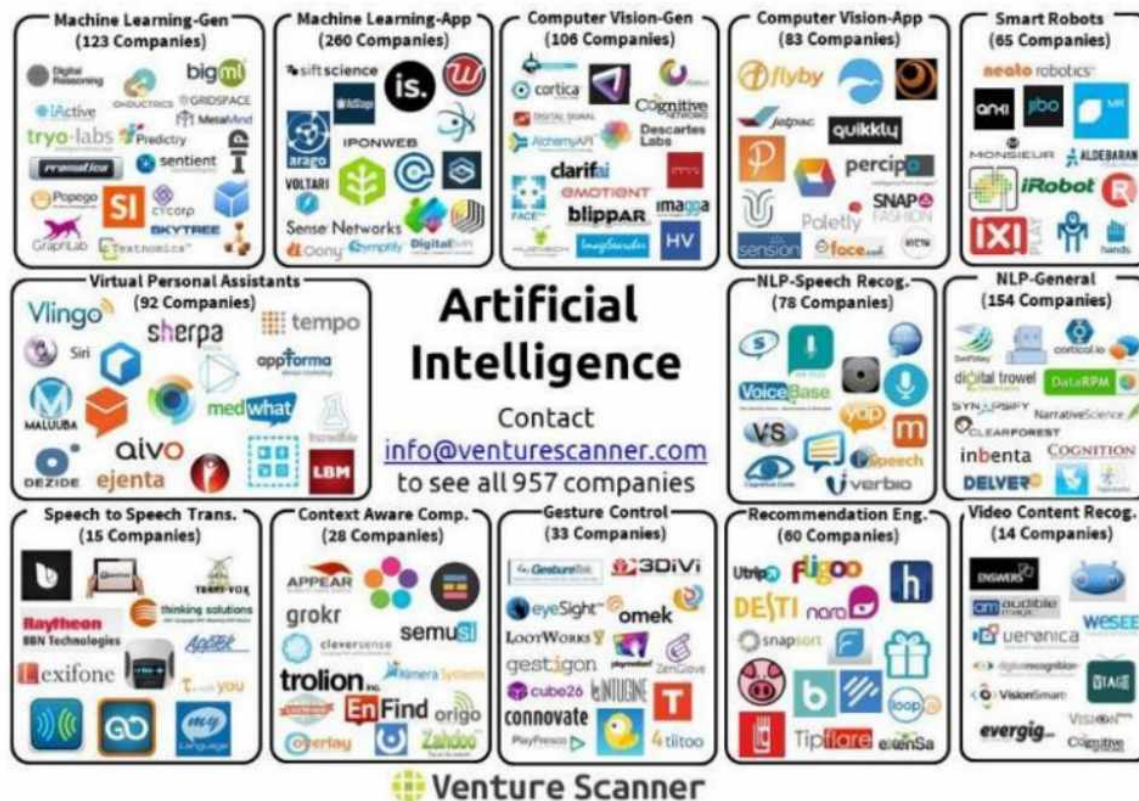
IMAGENET

- 1,000 object classes (categories).
- Images:
 - 1.2 M train
 - 100k test.

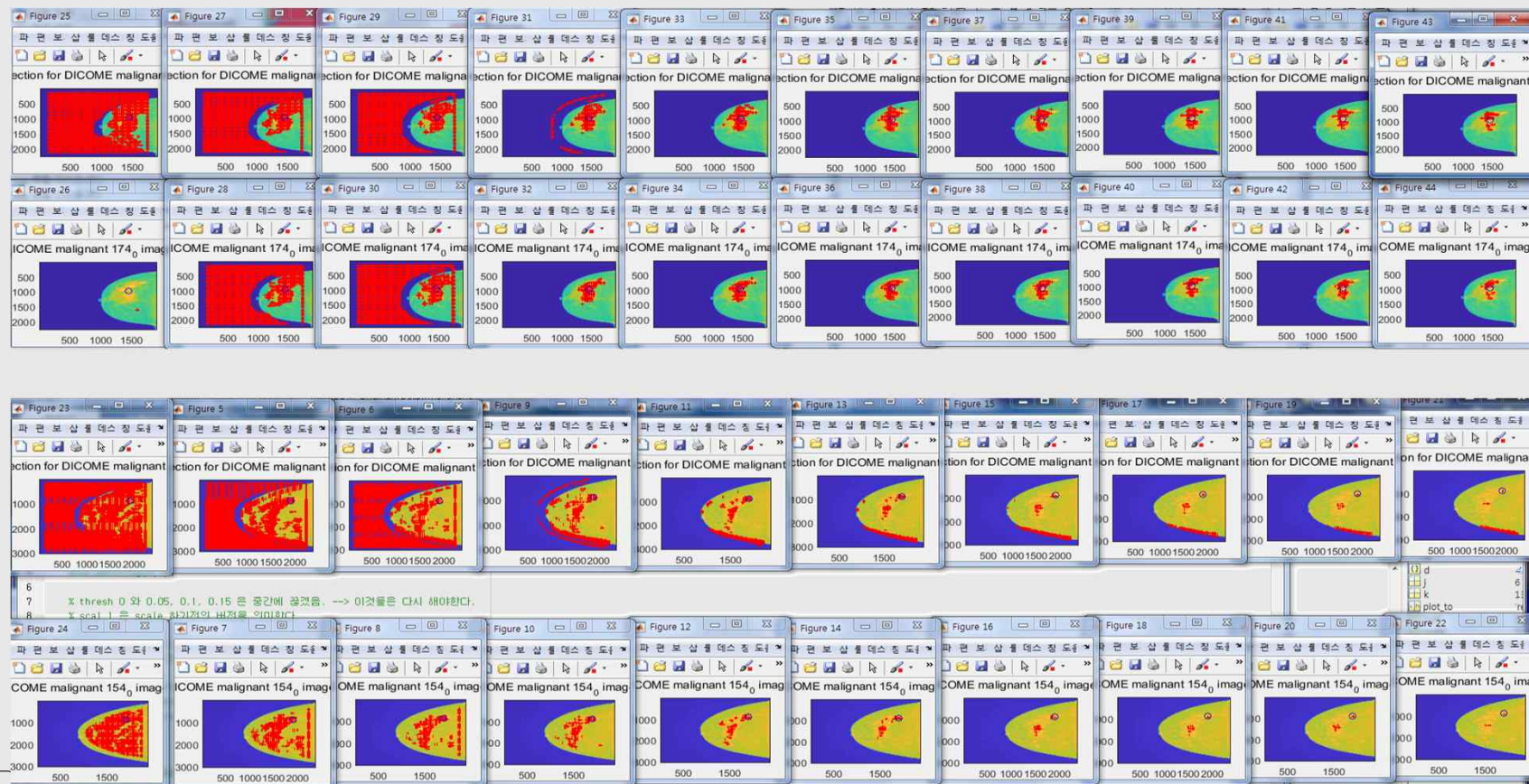


인공지능 기술 회사의 폭발적 증가

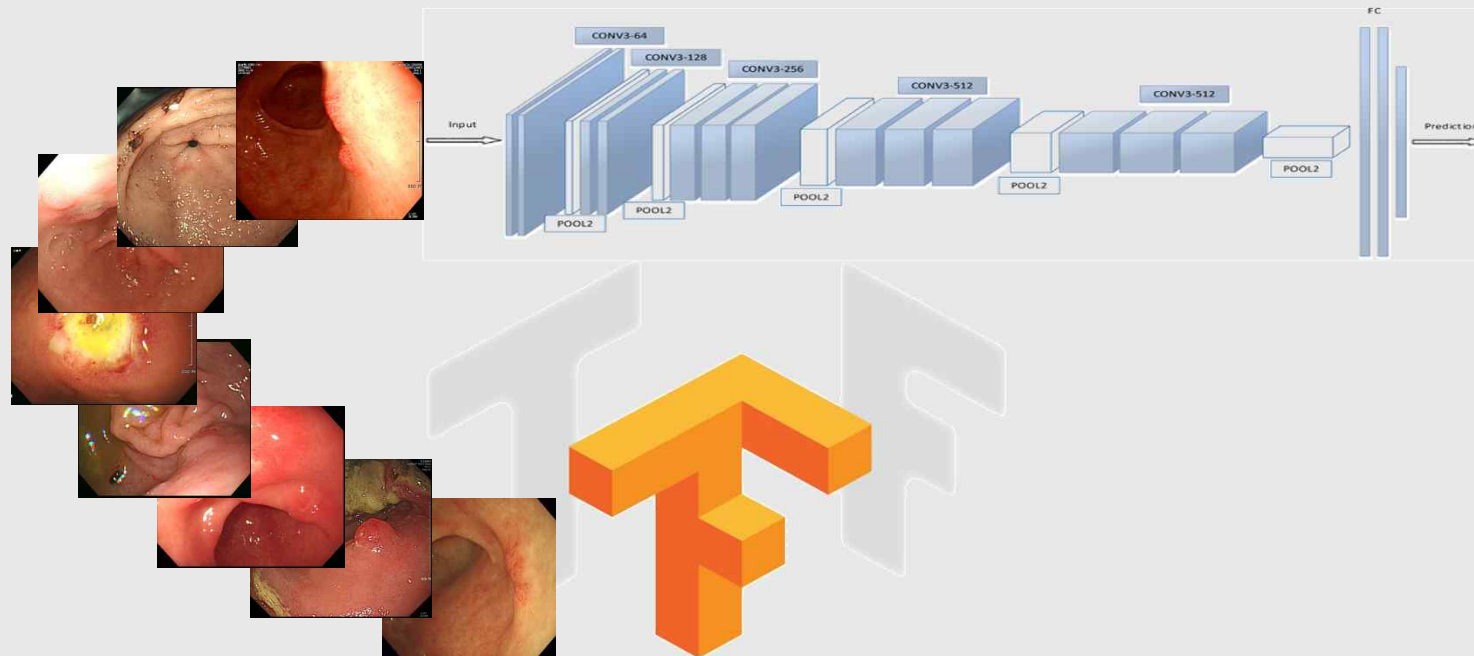
딥러닝을 필수 기술 요소로 포함하는 사례 증가



Detection & Segmentation Result

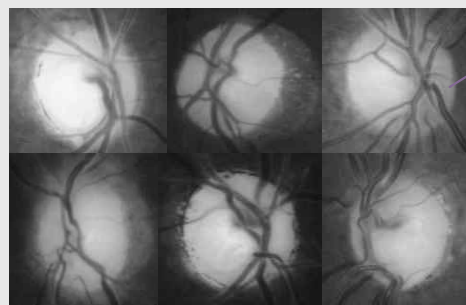


Endoscopy - Gastroenterology(Stomach)

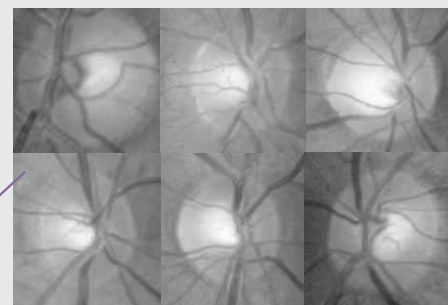


TensorFlow

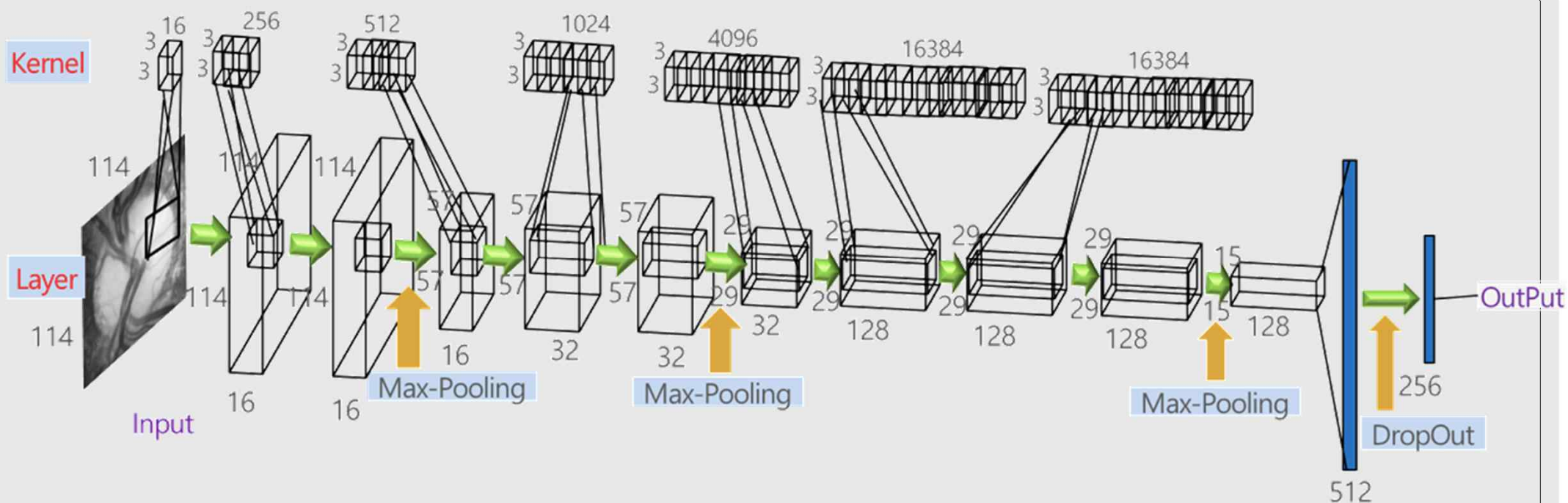
❖ CNN-VGG-net 이용해서 분류 시도.



Optic Atrophy

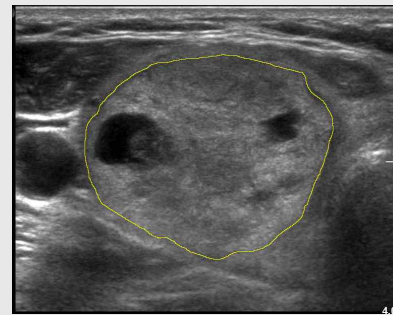
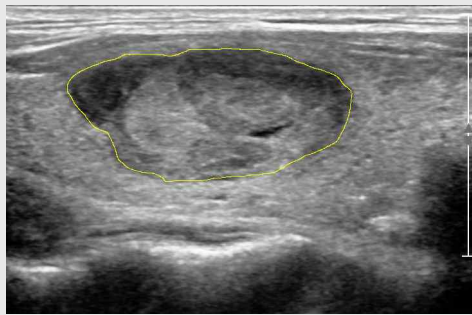


Normal

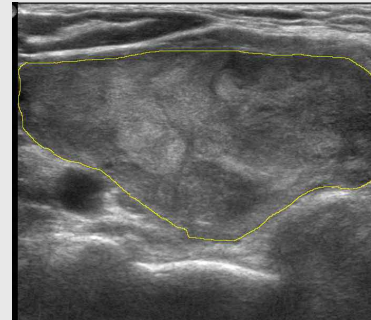


Differentiation of Thyroid Follicular Neoplasm

Benign

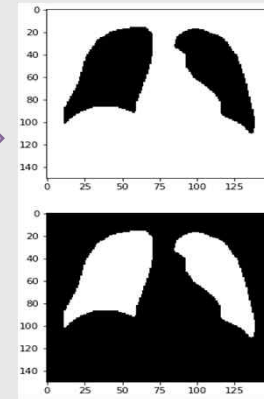
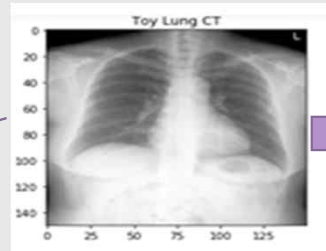


Malignant



Toy phantom Lung (semantic) segmentation

Input image



output image

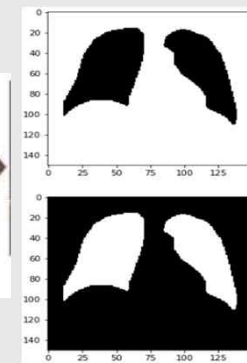
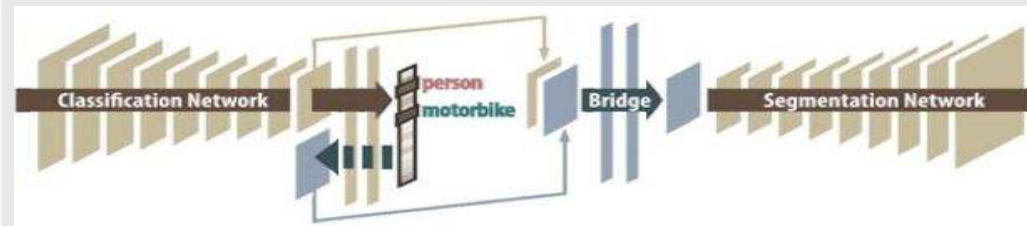
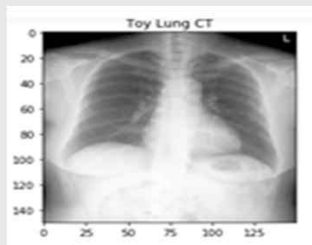
Decoupled Deep Neural Network for Semi-supervised Semantic Segmentation

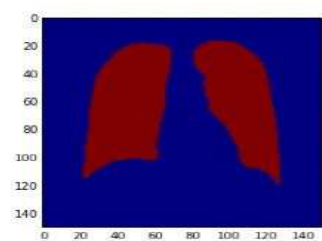
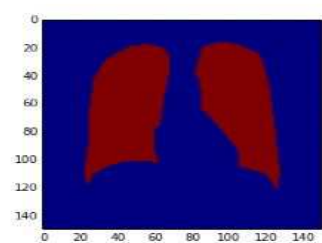
*Seunghoon Hong, *Hyeonwoo Noh, Bohyung Han
In Proceedings of NIPS, 2015.



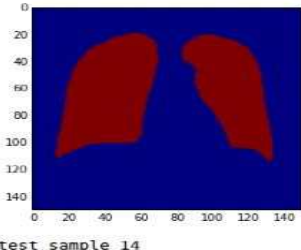
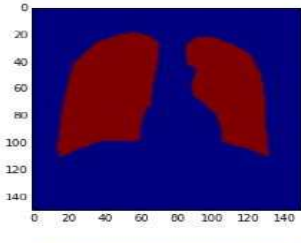
[arxiv preprint]

```
@inproceedings(hong2015decoupled,  
  title={Decoupled Deep Neural Network for Semi-supervised Semantic Segmentation},  
  author={Hong, Seunghoon and Noh, Hyeonwoo and Han, Bohyung},  
  booktitle={Advances in Neural Information Processing Systems 28},  
  year={2015})
```

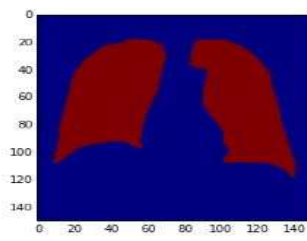
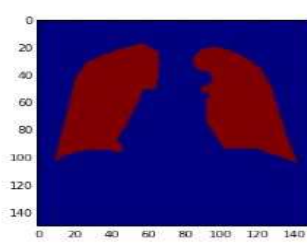




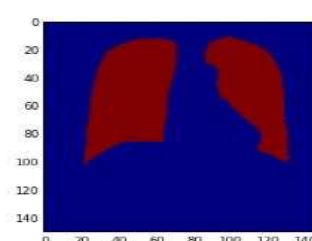
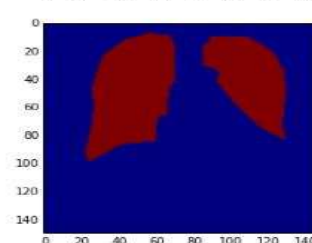
test sample 13



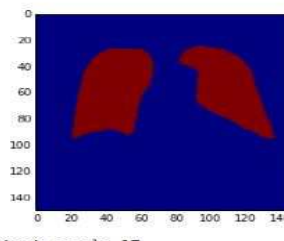
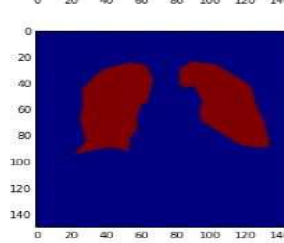
test sample 14



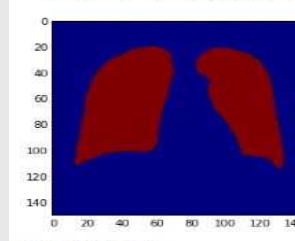
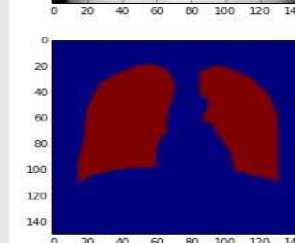
test sample 15



test sample 16

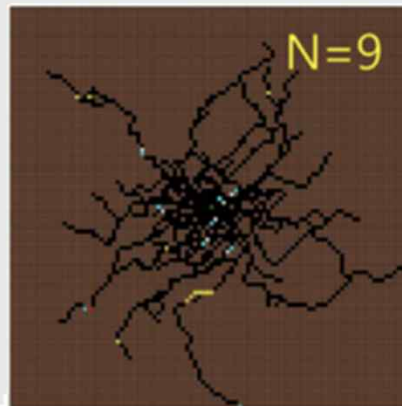
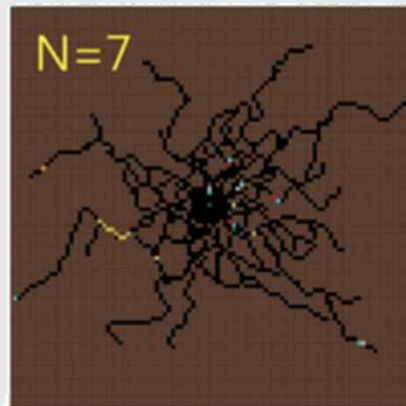
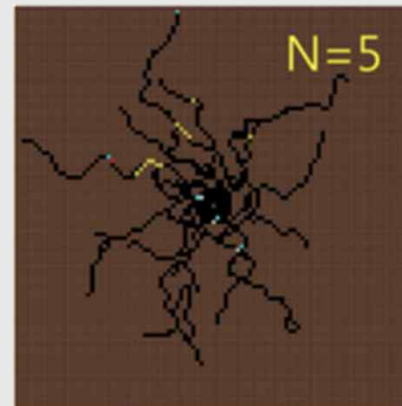
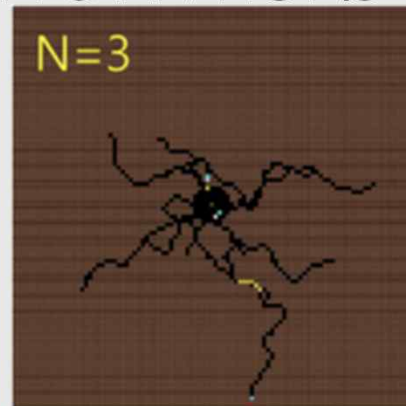


test sample 17



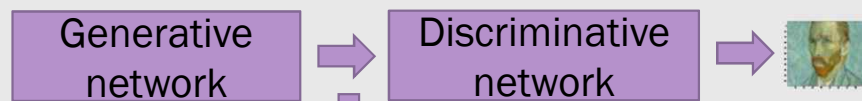
test sample 18

Termite Tunnels



Tone-mapping by Generative-Adversarial Network

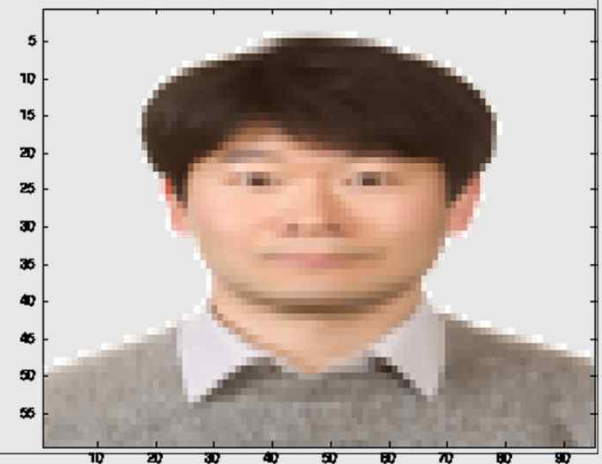
(Explicit-Implicit Network)

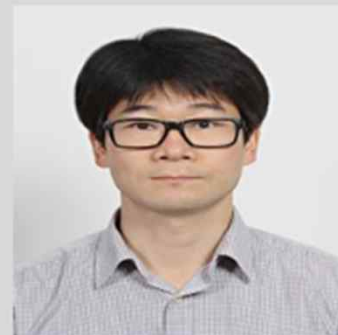


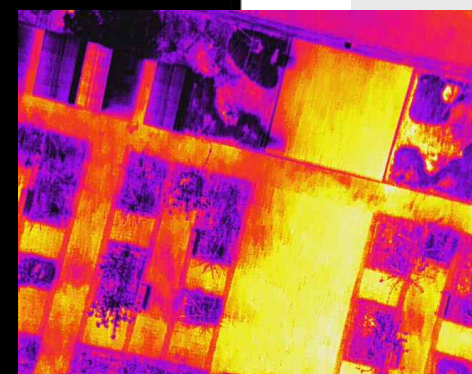
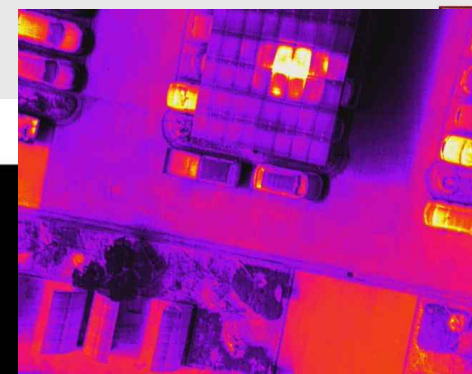
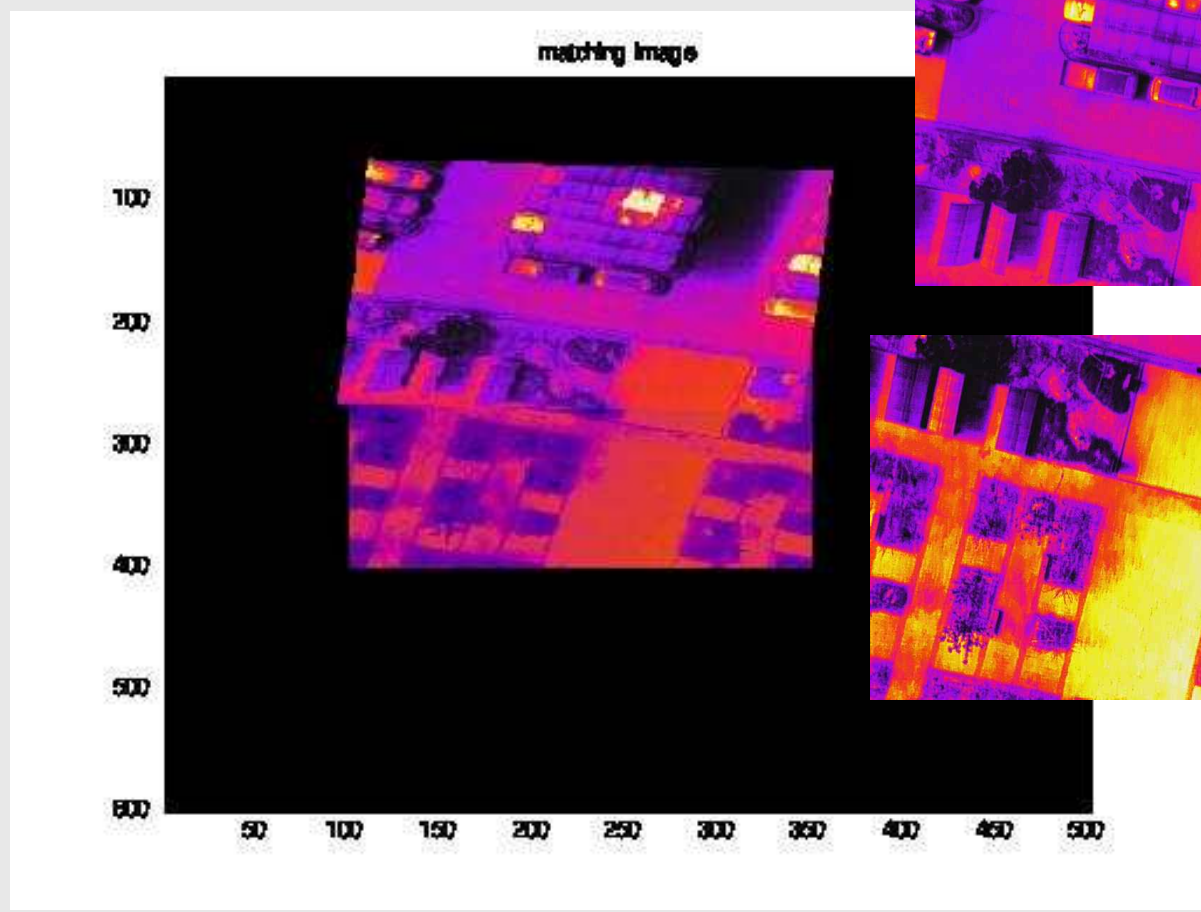
Tone-mapping
module

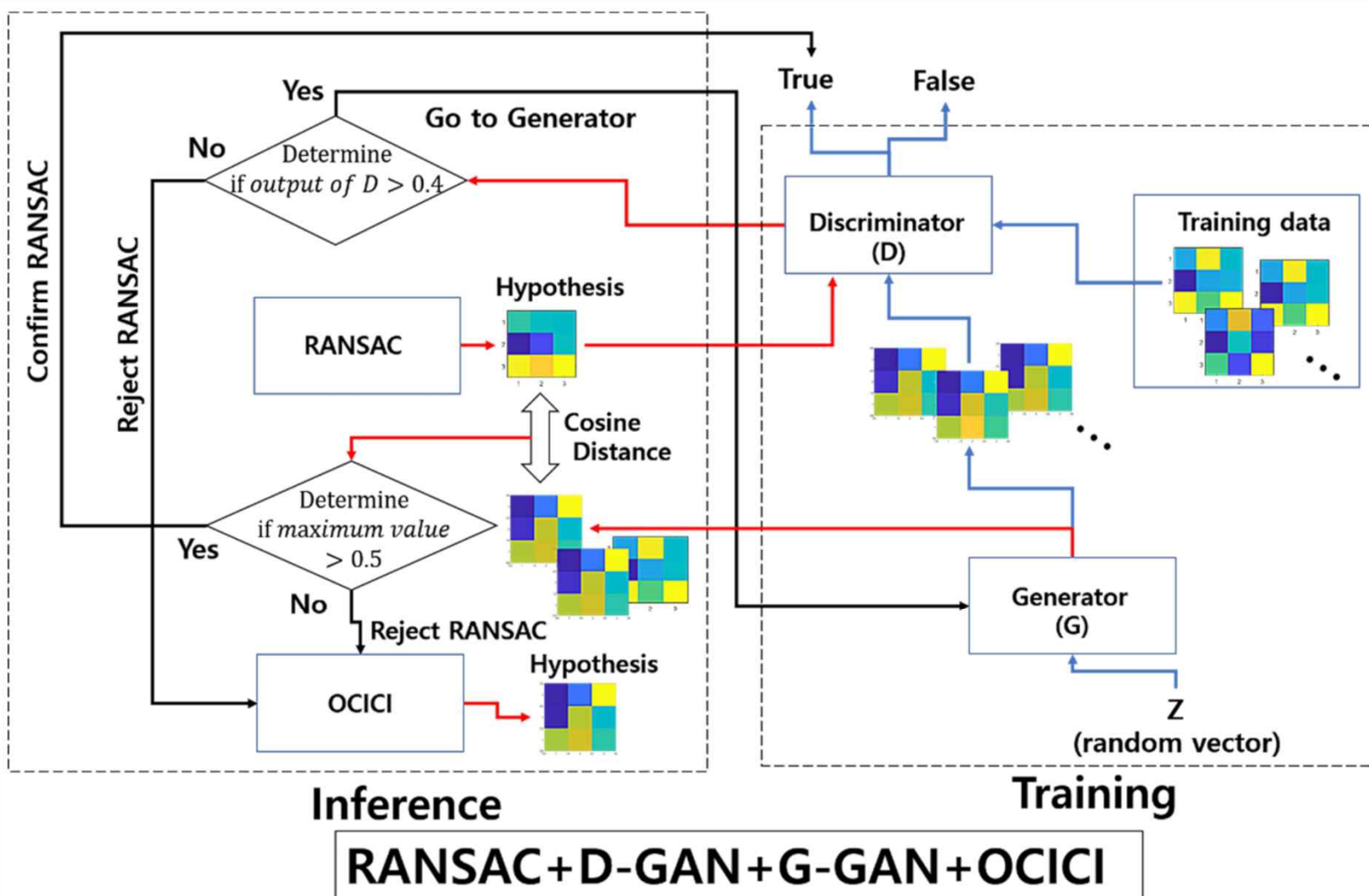


Generating





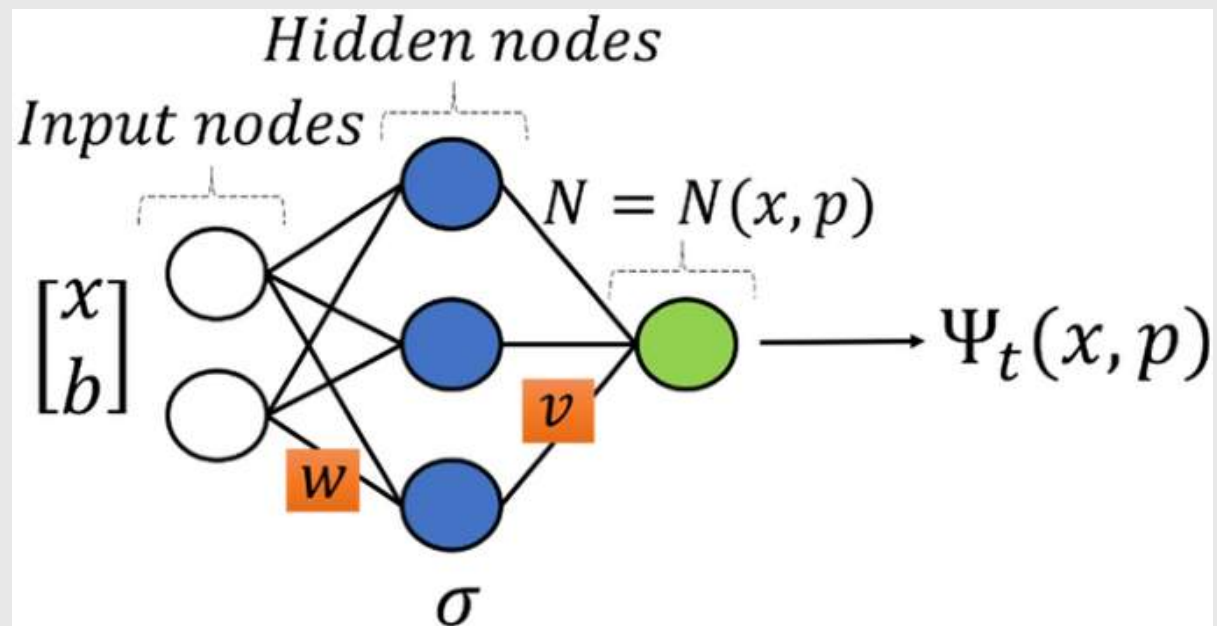


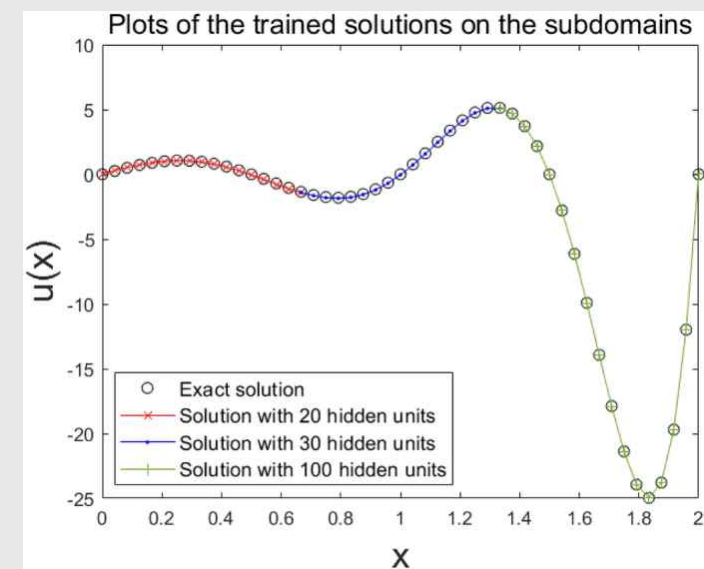
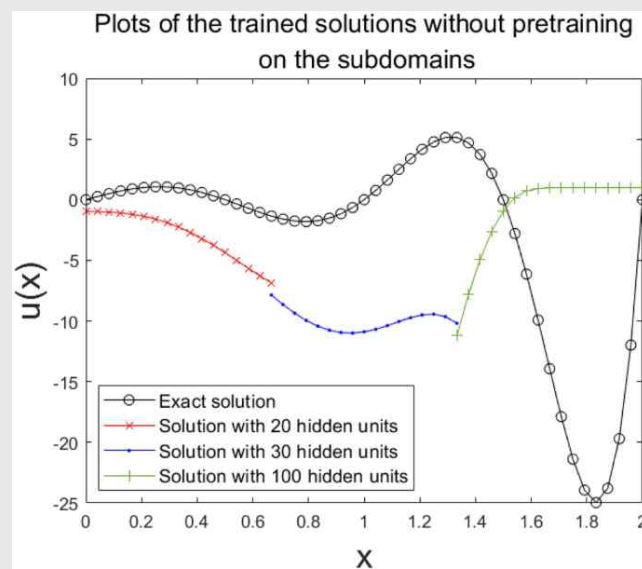
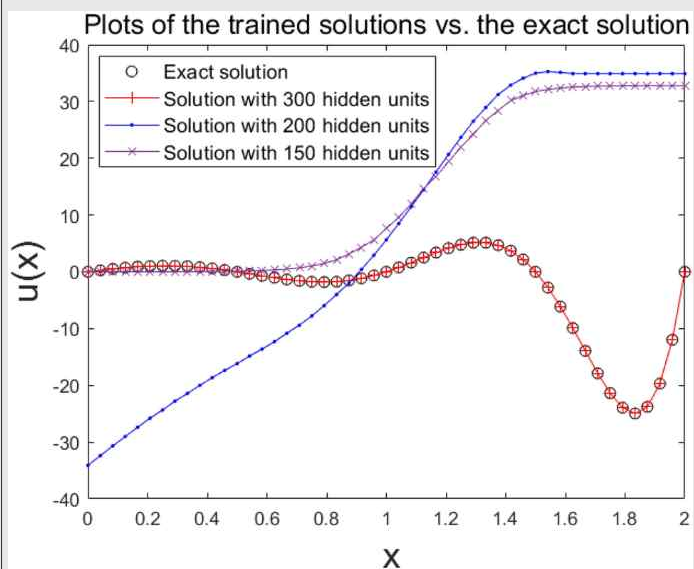


As for our example problem of Eq. (2), the Poisson equation is given as follows:

$$\begin{cases} -\nu \nabla^2 \Psi(x) - F(x) = 0, & x \in \Omega \\ \Psi(x) = 0, & x \in \partial\Omega \end{cases},$$

where $F(x)$ is the source function.





2. Properties of proper orthogonal decomposition

Suppose that X be a Hilbert space with inner product $(\cdot, \cdot)_X$, and we define a space of snapshots \mathcal{S}_X as

$$\mathcal{S}_X = \text{span}\{x_1, \dots, x_n\}$$

where $x_1, \dots, x_n \in X$. Let us assume that $\{\phi_i\}_{i=1}^d$ is an orthonormal basis of \mathcal{S}_X with $d = \dim \mathcal{S}_X$. For $x \in \mathcal{S}_X$, x can be expressed with $\{\phi_i\}_{i=1}^d$ as

$$x = \sum_{i=1}^d (x, \phi_i)_X \phi_i.$$

For the optimization of $\{\phi_i\}_{i=1}^d$ in \mathcal{S}_X , we set the problem that minimizes the error $E\{\|x - x(l)\|^2\}$ as,

$$\min_{\phi_i} \epsilon^2(l) = E\{\|x - x(l)\|_X^2\}$$

$$\text{s.t. } (\phi_i, \phi_j)_X = \delta_{ij}, \quad i, j = 1, 2, \dots, d,$$

$$\text{where } x(l) = \sum_{k=1}^l (x, \phi_k)_X \phi_k \quad (l \leq d).$$

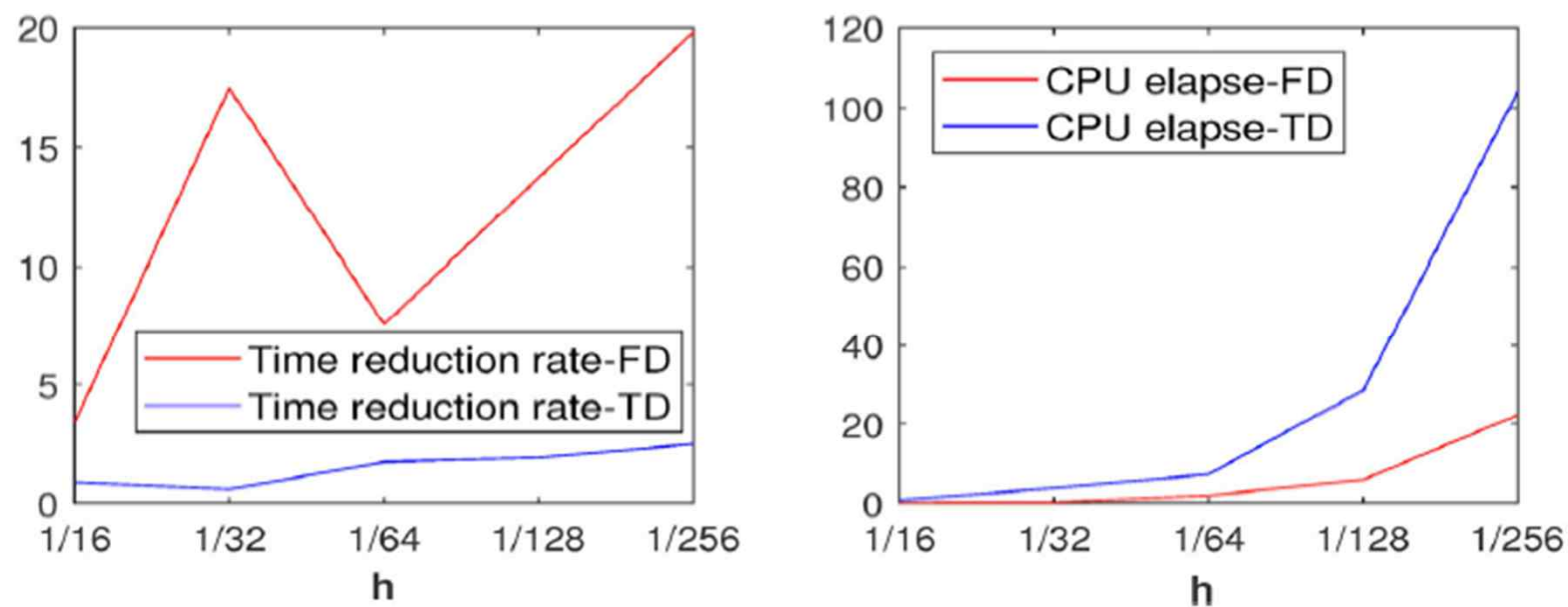


Figure 1. Relative time-reduction rate (left) and the CPU elapse to solve the ROM system (right); the plots in red represent the ones solved by the FD method, and the blue color for the Euler discretization scheme by the time-domain method.

<https://www.youngjoonhong.com/>

Machine Learning and Scientific Computing (MLSC)

HOME

Professor

Publication

Research

ML-PDE Seminar

welcome to the machine Learning and Scientific Computing (MLSC) Lab at Sungkyunkwan University!

We have openings for graduate students (대학원 지원), and undergraduate interns (학부인턴). If interested, email us at [hongyj at skku dot edu](mailto:hongyj@skku.edu). Scholarship and stipend are provided to graduate students and outstanding undergraduate students. To find more about our team, visit our [Basic Research Lab \(기초연구실\)](#)

We are tackling interesting problems in machine learning and scientific computing.

Ongoing research project:

- Machine learning in numerical PDEs
- Numerical method in machine learning
- Deep learning for computational material
- Graph Neural Network

<https://sites.google.com/site/shinmathematics/>

Yeonjong Shin

Assistant Professor of Mathematical Sciences at KAIST

Contact

Office: Rm 1405, E6

Phone : +82-42-350-2748

Email: yeonjong_shin AT kaist DOT ac DOT kr

Employment

- Assistant Professor (tenure-track), July 2022 - Present

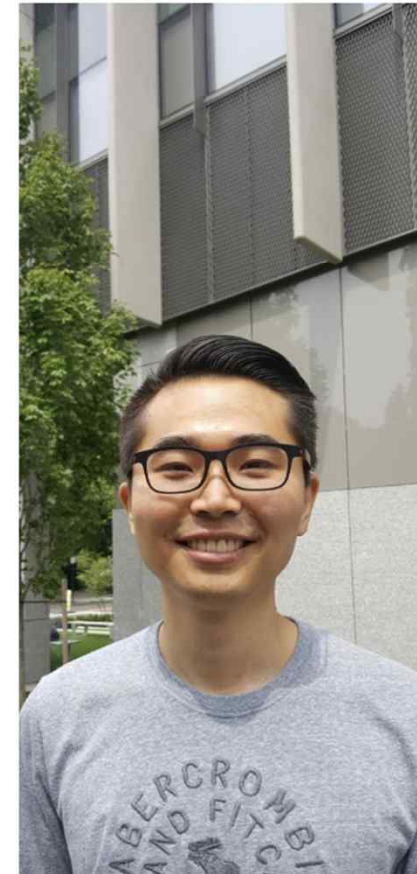
Department of Mathematical Sciences,

KAIST, Daejeon, Korea

- Prager Assistant Professor, July 2018 - June 2022

Division of Applied Mathematics,

Brown University, Providence, RI, USA



The End

Reference

- J. Long, E Shelhamer, T. Darrell, **Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation**, UC Berkeley.
- Seunghoon Hong, Hyeonwoo Noh, Bohyung Han, **Decoupled Deep Neural Network for Semi-supervised Semantic Segmentation**, In Proceedings of NIPS, 2015.
- S. Hochreiter, J. Schmidhuber, Long Short-Term Memory, Neural Computation 9(8):1735-1780, 1997



KUIDS
고려대학교 데이터과학원