

프로그램 개요 (딥러닝 과정)

강사 : 강성희 대표

수강료 : 1,043,000원

1. 딥러닝반 1 회차 : Introduction + Single-layer neural network for regression problem

첫 수업에서는 딥러닝이 정확하게 어떤 알고리즘이며, 왜 현재의 인공지능 붐을 주도하게 되었는지 설명합니다.

강의에 대한 소개가 끝나면, 먼저 가장 기본적인 딥러닝 알고리즘인 Single-layer neural network 알고리즘을 배우고 이를 직접 구현해 봅니다. 가장 단순한 구현방식(ex: Randaom Search)부터 시작해, 가장 효과적이며 모든 딥러닝 알고리즘의 기본이 되는 Gradient Descent 알고리즘까지 직접 구현합니다.

Single-layer neural network 의 원리와 구현 방법을 배웠으면, 보스턴의 부동산 관련 정보를 데이터로 정리한 Boston housing dataset 을 활용해 부동산의 집값을 예측하는 알고리즘을 Single-layer neural network 로 구현합니다.

2. 딥러닝반 2 회차 : Single-layer neural network for classification problem

이번 회차에는 1 회차에서 배운 내용을 응용하여, 예측하려는 값이 어느 분류에 속하는지를 판단하는 Classification problem(상품 카테고리 분류, 폐암의 양성/음성 여부 등)을 해결하는 Single-layer neural network 를 구현합니다.

이후 우편번호의 필기체 이미지를 정리한 MNIST 데이터셋을 활용하여, 이미지에 아무런 사전 처리(preprocessing)를 거치지 않은 채 픽셀과 RGB 값만 넣으면 그 안에 그려져 있는 숫자를 스스로 인식하는 숫자 인식 알고리즘을 Single-layer neural network 로 구현합니다.

3. 딥러닝반 3회차 : Multi-layer neural network

Single-layer neural network 는 굉장히 강력한 알고리즘이지만, 몇 가지 문제점을 가지고 있습니다. 이번 시간에서는 Single-layer neural network 가 가지고 있는 가장 큰 문제점 중 하나인 XOR problem 에 대해서 살펴보고, 이를 해결할 수 있는 다양한 방법, 그리고 이 방법을 활용해 Single-layer neural network 에 Hidden Layer 이라는 개념을 도입함으로써 알고리즘의 성능을 크게 개선한 Multi-layer neural network 에 대해서 배웁니다.

이후 Multi-layer neural network 를 활용하여 Single-layer neural network 보다 더 강력한 이미지 인식 알고리즘을 구현해보고, 이 알고리즘을 2 회차에서 사용한 MNIST 데이터셋에 적용한 뒤 그 결과를 기존 방식과 비교합니다.

4. 딥러닝반 4 회차 : Convolutional neural network + Recent trend of Image Recognition

이번 시간부터는 딥러닝을 이미지에 적용하는 방법을 본격적으로 배웁니다.

Multi-layer neural network 를 이미지에 적용할 때 생기는 여러 가지 문제점(과다한 메모리 사용, 비효율적인 연산 등)을 살펴보고, 이 문제점을 Convolutional Layer 와 Pooling Layer 라는 개념을 도입하여 해결한 Convolutional neural network(이하 CNN)에 대해 배웁니다. 이후 CNN 을 활용하여 MNIS 데이터셋을 적용한 뒤, 이 결과를 Multi-layer neural network 와 비교합니다.

CNN 을 배웠으면, 마지막으로 딥러닝을 활용한 이미지 분류의 발전사를 간략하게 살펴봅니다. CNN 이라는 개념이 처음 공개되었던 1998 년부터 지금까지 CNN 을 활용한 이미지 분류(Image Recognition)의 가장 기본이 되는 LeNet5(1998)부터, 딥러닝 혁명을 이끈 초기 모델인 AlexNet(2012), 이어지는 GoogleNet(2014)과 ResNet(2015)을 살펴보고, 마지막으로 ResNet 을 더 개선한 WideResNet(2016), ResNeXt(2016), SENet(2017)등에 대해서도 살펴봅니다.

5. 딥러닝반 5회차 : Activation function

오늘부터는 4회차에서 프리뷰한 내용을 바탕으로 CNN을 개선할 수 있는 구체적인 팁과 노하우를 하나하나 배웁니다.

먼저 우리가 지금까지 사용했던 sigmoid 라는 Activation Function 의 단점을 알아봅니다. sigmoid 함수의 양 끝에 도달하면 기울기(gradient)가 죽어버리는 현상, 그리고 Gradient Descent 알고리즘을 돌리면 우리가 업데이트해야 하는 weight 가 지그재그로 업데이트되는 현상 등을 살펴봅니다. 이후 이 단점을 해결한 다른 대안들(tanh, ReLU, LReLU, PReLU, Leaky ReLU, ELU, Maxout, SReLU)과 그 구체적인 효과에 대해서도 배워봅니다.

6. 딥러닝반 6 회차 : Weight initialization, Batch normalization

이번 회차는 weight를 어떻게 초기화해야 하는지에 대해서 알아봅니다. weight는 우리가 딥러닝 알고리즘을 통해 실질적으로 구해야 하는 값이라고 볼 수 있는데, 이 weight를 올바르게 초기화한 뒤 업데이트를 시작하지 않으면 어떠한 문제가 일어나는지 간략하게 살펴봅니다.

이후 weight 초기화를 하는데 있어서 가장 중요한 요소 중 하나인 fan-in과 fan-out의 개념을 이해하고, 이 fan-in과 fan-out을 활용해 weight를 적절한 값으로 초기화할 수 있는 다양한 공식(Xavier Initialization, ReLU Initialization, etc)에 대해서 살펴봅니다. 마지막으로 위 방식과는 전혀 다른 개념으로 weight를 조정하여 딥러닝을 올바르게 학습시킬 수 있는 또 다른 알고리즘인 batch normalization에 대해 배웁니다.

7. 딥러닝반 7회차 : Optimizer, Ensemble, Dropout

오늘은 딥러닝 알고리즘을 빠르게 학습할 수 있는 Optimizer에 대해서 배웁니다. 이전까지 우리가 사용했던 알고리즘은 가장 기본적인 Optimizer인 Stochastic Gradient Descent(SGD)라고 볼 수 있습니다. 이번 시간에는 이 알고리즘에 가속도(momentum)라는 개념을 추가하는 방법, 그리고 변수(Feature)마다 학습 속도를 다르게 줌으로서 딥러닝 알고리즘이 다른 방향으로 튀지 않고 빠르게 학습하는 방법 등을 알아봅니다. 그리고 이 개념을 종합한 다양한 Optimizer(Momentum, Nesterov momentum, AdaGrad, RMSProp, Adam)에 대해 배워봅니다.

이후 여러 개의 딥러닝 모델을 섞어 씌우으로써 결과적으로 딥러닝 모델의 한 층 끌어올릴 수 있는 Ensemble 방식과 그 원리에 대해 살펴보고, 이 개념을 응용하여 모델을 학습할 때마다 모델의 weight를 강제로 배제함으로써 Ensemble과 유사한 효과를 얻는 Dropout 알고리즘에 대해 배워봅니다.

8. 딥러닝반 8회차 : Recent trend of Image Detection, Segmentation, Generation

마지막 수업에서는 딥러닝을 이용한 이미지 분류(Image Recognition)를 넘어서서, 우리가 찾길 원하는 이미지가 전체 이미지에 어느 부분에 있는지를 찾는 이미지 위치 탐색(Image Detection, Segmentation) 문제, 그리고 기존 데이터를 활용해 이미지를 새롭게 생성하는 이미지 생성(Image Generation) 문제에 대해 간략하게 살펴봅니다.

Image Detection 알고리즘은 우리가 찾고자 하는 이미지가 전체 이미지의 어떤 부분에 있는지를 찾는 일종의 위치 탐색 알고리즘입니다. 우선 딥러닝 이전에 쓰인 이미지 위치 검색 알고리즘과 이 알고리즘에서 발전한 Two-Stage Method(R-CNN, Fast R-CNN, Faster R-CNN, etc)에 대해서 살펴봅니다. 이후 딥러닝 이전에 쓰인 알고리즘을 배제한 채, 철저하게 딥러닝만으로 이미지의 위치를 탐색하는 One-Stage Method(YOLO, SSD, etc)를 살펴보고, One-Stage Method와 Two-Stage Method 방식의 장단점, 어떤 상황에서 어떤 알고리즘을 사용해야 하는지에 대해 배워봅니다.

Image Segmentation은 Image Detection과 유사합니다. 차이점은 Image Detection은 결과를 사각형 박스로 표현하지만, Image Segmentation은 결과를 픽셀 단위로 표현하기 때문에 더 디테일한 위치 표현이 가능합니다. 이번 시간에는 Mask R-CNN을 포함해, 딥러닝으로 구현한 다양한 Image Segmentation 알고리즘에 대해서도 살펴봅니다.

마지막으로 Image Generation에서는 이미지 생성 알고리즘의 시초가 되었던 Autoencoder와 Variational Autoencoders, 그리고 2010년도 이후 가장 혁신적인 딥러닝 알고리즘이라 평가받는 GANs(Generative Adversarial Networks)의

개념과 그 원리를 살펴봅니다. 이후 GANs에서 발전한 몇몇 응용 알고리즘(DCGANs, LSGANs, Wasserstein GANs, Pro Gans, Cycle Gans, etc)을 하나하나 살펴보며 그 장단점, 어떠한 상황에서 어떤 알고리즘을 사용해야 하는지 이해합니다.