두산 Rokey Boot Camp

스터디 주간 활동 보고서

팀명	Robo:Loop	제출자 성명	홍송은	
참여 명단	전효재, 홍송은, 김사웅			
모임 일시	2025 년 05 월 24 일 21 시 00 분 ~ 22 시 00 분			
장소	온라인 구글 미팅	출석 인원	3	
학습목표	 기울기 소실 문제를 해결한 Residual 구조를 이해한다. One-Stage Detector 와 Two-Stage Detector 의 차이를 이해한다. Transformer(ViT)의 구조와 CNN 과의 차이 이해한다. RCNN, YOLO, SSD 의 구조와 차이점을 이해하여 객체 탐지의 발전 흐름을 파악한다. 			
학습내용	컴퓨터비전 5 주차 강의 기반 핵심 개념 및 중요 부분 정리 및 공유			

구분	대표 모델	특징
One-	YOLO, SSD,	빠름, 실시간 처리 가능, 구조
Stage	RetinaNet	단순
Two-	R-CNN, Fast/Faster	정확도 높음, 속도 느림, Region
Stage	R-CNN	Proposal 존재

- One-Stage: CNN 한 번으로 위치 + 클래스 예측
- Two-Stage: 먼저 후보 영역 생성 → 분류 및 박스 보정
- o R-CNN (2014)
 - 과정:
 - ① Selective Search → ② CNN 으로 특징 추출 → ③ SVM 으로 분류 → ④ BBox Regression
 - 문제점:
 - 느림 (region 마다 CNN 수행)
 - End-to-End 학습 불가 (단계별 따로 학습)
 : Ene-to-End 학습 입력부터 출력까지 하나의
 네트워크로 연결, 전체를 한 번에 학습
- Fast R-CNN (2015)
 - 특징
 - 전체 이미지에 CNN 한 번만 수행
 - ROI Pooling 으로 region 별 특징 추출
 - Softmax + BBox regression 연결
 - 개선점
 - 속도 개선 + End-to-End 학습 가능
 - 하계
 - Region Proposal(Selective Search)은 여전히
 느리고 학습 불가
- o Faster R-CNN (2015)
 - 특징
 - Region Proposal 마저도 CNN 내부에서 수행
 → RPN (Region Proposal Network)
 - Anchor 기반 박스 예측 + 위치 보정

- 개선점
 - 전체 구조가 완전히 End-to-End 학습 가능
 - 정확도 높고, 속도도 매우 향상(~200ms)
- 전효재
 - o SSD/Yolo 와 Masked RNN 차이
 - SSD/Yolo : 빠름 = 실시간 탐지에 적합 but 작은 객체나 정교한 경계 처리에 약점
 - Masked RNN : 정확도는 높으나 속도가 느리고 복잡한 구조
 - o SSD / Yolo
 - One stage detector
 - 。 학습 데이터
 - Feature : 원본 이미지
 - Label : 원본 이미지에 직접 GT (Ground Truth) 표시한
 이미지
 - 。 학습 과정
 - SSD : Anchor Box 와 IoU 스코어를 이용
 - Yolo : Grid cell, Anchor Box 와 IoU 스코어를 이용
 - Anchor Box
 - 미리 정의된 여러 가지 크기와 비율의 기준 박스
 - o loU
 - IoU 스코어를 기준으로 높은 IoU 이면 객체인 것으로 학습
 - IoU 의 임계 수치(파라미터)를 설정해주면 된다.
 - 이 수치를 이용해서 Loss 값을 추출하고 학습이 된다.
 - o Grid cell
 - 빠르게 필요한 부분만 학습이 가능하다
 - 그리드 셀로 나눠서 대략적인 물체를 구분
 - 구분된 구역을 중심으로 Anchor Box 사용
 - Multi-Scale Feature Map
 - 다양한 크기의 물체를 탐지하기 위해서
 - 다른 크기의 그리드 셀로 학습
 - Non-Maximum Suppression(NMS)
 - 결과출력 단계

■ 중복 박스를 제거하는 알고리즘 ■ IoU 가 가장 높은 박스를 선정 그 박스와 IoU 가 높은 박스들을 제거 김사웅 o CNN 기본적인 구조는 합성곱과 풀링의 비슷한 개념이 1980 년대에 구성됨 ■ 합성곱 2 개와 풀링 FC 2 개로 이루어짐 Resnet ■ 층을 깊게 쌓을 수록 생기는 문제인 기울기 소실 문제를 해결함 ■ ResNet 은 입력값을 다음 층에 더해주는 skip connection(잔차 연결)을 도입해서 수백 층의 깊은 네트워크도 안정적으로 학습할 수 있게 하였음 Alexnet ■ GPU 병렬 처리를 할 수 있게 설계함 VGG ■ 구조가 단순하고 통일감 있어서 전이학습(Transfer Learning) 용으로 가장 널리 쓰였음. One stage detector 와 Two stage detector 의 차이를 알고 각각 어디서 사용되는지 알 수 있었음. 그 중 One stage detector 의 대표적인 SSD 와 Yolo 를 정리했고 두 모델의 차이와 학습 과정에 전효재 대해 이해함. 학습 과정에서 사용되는 여러 개념이나 방식에 대해 정리함. 코드적 난이도가 올라가다보니 코드분석보다는 대략적인 원리나 사용한 개념에 대해 공부하는 것이 좋다고 생각됨. 활동평가 객체 검출의 흐름과 R-CNN 계열 모델을 정리함. Two-Stage 구조에 대한 개념과 전통적인 방식과의 차이를 비교하며 발전 과정을 이해함. R-CNN 의 구조를 정확히 파악하고. Fast R-CNN 과 Faster R-CNN 에서 어떤 점이 개선됐는지 흐름을 중심으로 정리함. 수업 홍송은 시간에 코드를 구현할 때는 헷갈리는 부분이 있었지만, 구조를 먼저 이해하니 훨씬 명확해졌음. 실제로 구현할 때도 각 단계의 역할을 파악하며 스스로 구현할 수 있을 것 같음. 정리 과정에서 강의자료

		외에도 블로그, 유튜브 등을 참고하며 깊이 있게 학습함. 시간은 오래 걸렸지만 더 잘 이해할 수 있었고, 시험 대비 방향도 잡을 수 있는 계기가 됨.
	김사웅	Resnet, VGG, Alexnet, CNN 에 대해 공부하였음. 각각의 발전하는 점과 Layer 에 대해 다시 복습 하였음. 구조의 차이를 명확히 인지하면 더 나은 레이어 설계를 해볼 수 있을거 같음. 왜 Relu 를 사용하였는지 Relu 보다 더 나은 설계가 있을지와 같은 원초적인 질문에 대답을 할 수 있는 개발자가 되고 싶다. 그전에 Simple CNN 에서 Alexnet 후에 VGG, Resnet 과 각 차이점에 대해더 인지하고 있어야 할 것 같다. 각각의 구조적 차이를 한 번더 공부하는 시간을 가지고 싶다. 아직 이해가 부족하다고 생각함
과제	 AI 개론 1 차시~20 차시 공부 후 핵심적인 부분, 헷갈릴 수 있는 부분 등을 고려하여 20 문제 이상 작성 지난 시험대비 스터디 피드백을 적용하여 각 차시별 1 문제가 아닌 1~20 차시 내에서 자유롭게 문제 작성 작성한 문제는 미리 풀어볼 수 있도록 5 월 31 일 토요일 오전 10 시까지 슬랙에 공유 스터디 시 꼼꼼히 설명할 수 있도록 해당 파트 복습 및 정리 	
향후 계획	 AI 개론 시험 대비 예상 문제 작성 및 풀이 작성한 문제는 사전 풀이를 통해 정확성을 검토하고, 설명이 필요한 항목은 별도로 정리 시험 대비를 위해 출제 가능성이 높은 개념과 자주 혼동되는 내용을 반복적으로 학습 	

