## 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 31 일 21 시 00 분 ~ 22 시 00 분		
장소	온라인 구글 미팅 <b>출석 인원</b> 3		
학습목표	<ul> <li>AI 정기 평가를 대비하여 AI 개론 과목 1 차시부터 20 차시까지의 범위를 기반으로, 주요 개념과 혼동되기 쉬운 내용을 중심으로 문제를 구성하고 이를 통해 개념의 정확한 이해를 달성한다.</li> <li>각자 작성한 문제를 사전 풀이하며 정답과 해설의 타당성을 검토하고, 풀이 중 모호한 부분을 공유하여 명확히 정리한다.</li> <li>문제 풀이 과정에서 발생한 질문, 어려웠던 개념 등을 중심으로 자유롭게 질의응답 및 토론을 진행하며 개념의 연결성과 응용력을 강화한다.</li> </ul>		
학습내용	<ul> <li>홍송은</li> <li>○ 텐서 연산 및 변환</li> <li>■ 브로드캐스팅: 차원이 다른 텐서 간 연산 자동 확장 적용됨</li> <li>■ .view()와 .reshape(): 변환 전 전체 요소 수가 변환 후에도 동일해야 하며, -1 은 자동 계산됨.</li> <li>○ 딥러닝 학습 안정화 기법</li> <li>■ Vanishing Gradient 완화: ReLU, BatchNorm, He 초기화 적절함</li> <li>■ BatchNorm: 내부 분포 정규화하여 학습 안정화</li> <li>■ Dropout: 뉴런 일부 비활성화 → 과적합 방지</li> <li>■ Early Stopping: 검증 성능 기준 조기 종료</li> <li>○ CNN 모델 구조</li> <li>■ Conv → ReLU → Pool → Flatten → FC 구성</li> <li>■ stride ↑ → 출력 크기 ↓</li> <li>■ padding='valid' → 출력 크기 ↓</li> <li>■ 파라미터 수 계산: (out_channels × in_channels × k</li> </ul>		

ernel size<sup>2</sup>) + bias

- 최적화 알고리즘
  - SGD + Momentum: 진동 억제, 수렴 가속
  - Adam: Momentum + RMSProp 결합
  - NAG: 미래 위치 기반 기울기 계산
- 전이학습(Transfer Learning)
  - Feature Extraction: 가중치 고정, 출력층만 학습
  - Fine-Tuning: 일부 또는 전체 가중치 재학습
  - VGG: Conv+ReLU 반복, FC 층 Dropout 사용
  - AlexNet: 큰 커널(11x11, 5x5) 사용
- 순환 신경망 (RNN, LSTM, GRU)
  - LSTM: Input, Forget, Output 게이트로 장기 의존성 해결
  - GRU: 구조 간소화로 파라미터 수 감소, 효율 개선
  - h n.shape: [num layers, batch size, hidden size]
  - 발전 이유: 장기 의존성 해결 + 효율 향상
- o Object Detection 모델
  - Faster R-CNN 순서: CNN → RPN → Rol Pooling → FC
- 전효재
  - 텐서 연산 및 변환
    - Reshape: 예시로 reshape(4, -1)에서 총 요소 수 유지하며 차원 변환 (-1 은 자동 계산)
  - 활성화 함수
    - Tanh
    - ReLU
    - Sigmoid
  - 경사 하강법
    - $\theta = \theta \alpha \nabla J(\theta)$  (학습률 α, 기울기  $\nabla J$ )
  - 모델 성능 평가
    - 정확도:(TP+TN)/전체
    - 재현율: TP/(TP+FN)
    - 정밀도:TP/(TP+FP)
  - 모델
    - ResNet
    - YOLOv3: 고정된 9개의 앵커박스로 학습
    - VGG
    - RNN: 시계열 예측, 문서 분류
    - LSTM
- 김사웅
  - PyTorch 에서 한 배치 학습 순서는 gradient 초기화 → 모델 예측
     → 손실 계산 → 역전파 → 파라미터 업데이트 순으로 이루어진다.
  - 경사하강법 코드는 수치 미분이 아닌 편미분 식을 직접 활용하며, 학습률이 크면 발산할 수 있고, 볼록함수라면 수렴 가능하다.

- 선형 회귀의 기울기 공식은 평균 제곱 오차(MSE)를 최소화하기 위해 유도되며, 분자는 공분산의 의미를 가진다.
- o PyTorch 텐서는 GPU 연산, 자동 미분, 차원 추가/제거(squeeze/unsqueeze) 지원하며, RGB 이미지는 3 차원으로 표현된다.
- 딥러닝 학습에서는 연산 그래프 위에 손실 계산이 이루어지고, 자동 미분으로 파라미터에 대한 기울기가 계산된다. nn.Linear(1, 10)은 입력 1개에 대해 10개의 가중치 조합을 통해 10차원 출력 생성하며, 활성화 함수는 별도로 추가해야 한다.
- 주요 함수 그래프의 시각적 특성은 MSE 는 U 자형, ReLU 는 0 기준 꺾임, Sigmoid 는 S 자, Tanh 는 중앙 대칭 형태를 가진다.
- CrossEntropyLoss 는 입력은 float 타입, 정답 라벨은 long 타입이어야 하며, 자동 softmax 포함되어 활성화 함수 없이도 동작한다.
- 합성곱 출력 크기는 커널, 패딩, 스트라이드에 따라 계산되며, 일반적으로 패딩을 통해 입력과 같은 크기를 유지할 수 있다.
- 다양한 최적화 알고리즘은 모멘텀, 적응적 학습률, 기울기 이력 등으로 수렴 속도 및 안정성을 향상시킨다.
- He 초기화는 ReLU 함수에 적합하며, 입력 노드 수를 고려해 가중치 분산을 조정하여 기울기 소실을 방지한다.
- 정규분포는 평균과 분산을 중심으로 대칭적인 분포를 가지며, 중심극한정리는 표본 크기 증가 시 정규분포로 수렴함을 설명한다.
- AdaptiveAvgPool2d 는 출력 크기만 지정하면 자동으로 커널과 스트라이드를 조정하여 입력 크기에 무관하게 고정된 출력 제공이 가능하다.
- R-CNN 계열은 점진적으로 속도와 정확도를 개선했으며, Faster R
   -CNN 은 RPN 도입으로 End-to-End 학습 구조를 완성하였다.
- RNN 과 LSTM 은 시퀀스 처리에 사용되며, LSTM 은 셀 상태와 게이트 구조로 긴 시퀀스에서도 정보 유지가 가능하다.
- ViT 는 이미지를 패치로 나눈 후 임베딩하여 Transformer 에 입력하며, 위치 인코딩과 self-attention 으로 전역 정보를 학습한다.
- 객체 추적에서 Camshift 는 창 크기까지 동적으로 조절하며, Opti cal Flow 기법은 밝기 불변성과 국소 근사를 기반으로 동작한다.
- OpenCV 의 엣지 검출 알고리즘은 Sobel, Canny, Hough 등이며, 각 기법은 밝기 변화나 누적 공간 등을 활용한다.
- GAN 은 생성자와 판별자가 경쟁 구조를 이루며, DCGAN 은 Trans posed Convolution 을 이용한 해상도 확장이 핵심이다.
- 학습률, 에폭, 드롭아웃, 조기 종료 등은 일반화 성능에 영향을 주며, 하이퍼파라미터 설정은 과적합 방지에 중요하다.

## 활동평가

	전효재	문제를 풀다보니 개념적인 부분부터 막히는 문제가 많았. 모델의 특징, 사용된 개념이나 작동방식을 학습하였으며 파라미터의 수 구하기, 모델 구성 코드에서 어려움을 겪음. 스터디를 진행하며 내가 문제를 만들며 다시 공부하고, 추가적으로 공부해야하는 부분을 알 수 있어서 좋았음.	
	홍송은	모델의 파라미터 수, 피처맵 크기, 커널 사이즈 등 구조 관련 계산이특히 어려웠기에 모델 summary 를 예측하고 스스로 분석하는연습이 필요하며, LSTM 등 다양한 구조에 대한 계산 문제를 통해반복 학습이 요구됨. 이번 정기평가는 이전보다 양과 난이도가 모두높아져 꼼꼼한 복습이 필요했고, 다음 스터디에서는 다양한 선지를구성해 응용력을 높이는 방향으로 문제를 구성할 예정임.	
	김사웅	딥러닝의 전반적인 흐름을 깔끔하게 정리하였음. 개념을 익힌 학습자에게도 방향을 제시해주었음. 복잡한 수식이나 구조 속에서도 본질이 무엇인지 파악하려고 노력하였음. AI 는 파이썬보다 전체적으로 양이 많아보임. 수식과 구조에 대한 이해가 AI 학습에 크게 도움이 될 것이라고 생각함.	
과제	<ul> <li>AI 응용 1 차시~14 차시 공부 후 핵심적인 부분, 헷갈릴 수 있는 부분 등을 고려하여 20 문제 이상 작성</li> <li>지난 시험대비 스터디 피드백을 적용하여 각 차시별 1 문제가 아닌 1~20 차시 내에서 자유롭게 문제 작성</li> <li>작성한 문제는 미리 풀어볼 수 있도록 6월 6일 금요일 오후 11 시 59 분까지 슬랙에 공유</li> <li>스터디 시 꼼꼼히 설명할 수 있도록 해당 파트 복습 및 정리</li> </ul>		
향후 계획	<ul> <li>AI 응용 시험 대비 예상 문제 작성 및 풀이</li> <li>작성한 문제는 사전 풀이를 통해 정확성을 검토하고, 설명이 필요한 항목은 별도로 정리</li> <li>시험 대비를 위해 출제 가능성이 높은 개념과 자주 혼동되는 내용을 반복적으로 학습</li> </ul>		

