



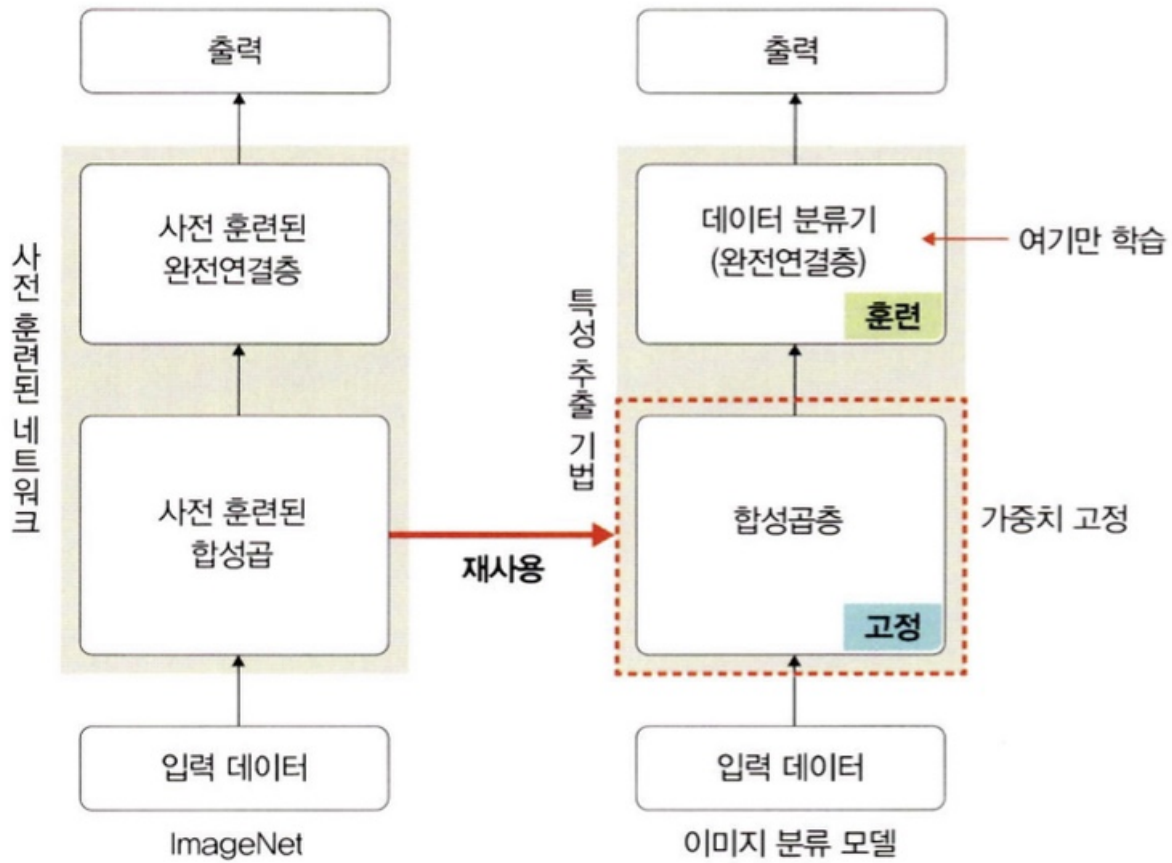
DLPyTorch CH.5 Part 2

5.3 전이 학습

- 전이 학습 (transfer learning) - '큰 데이터셋을 써서 훈련된 모델'의 가중치를 가져와서 우리의 과제에 맞추어 사용하는 것. 적은 수의 데이터를 가지고 해결해야하는 상황에서 유용하게 사용 가능
- 아주 큰 데이터셋을 사용하여 훈련된 모델을 '사전 훈련된 모델', '네트워크' 라고 한다.

5.3.1 특성 추출 기법 (Feature Extractor)

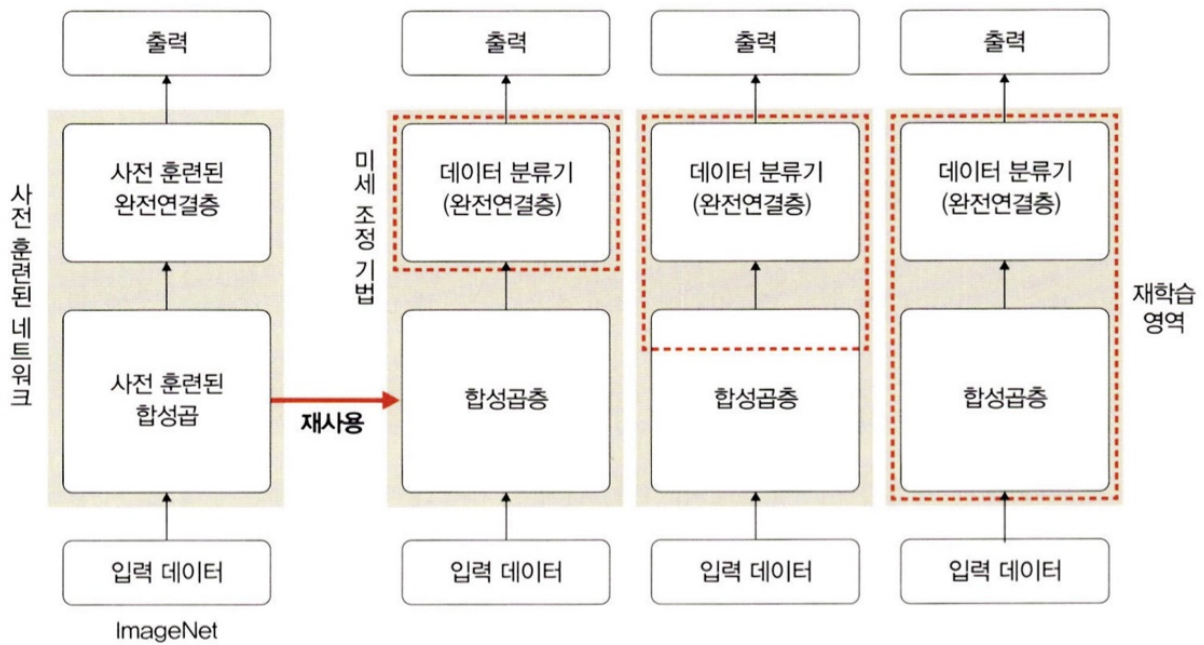
- 사전 훈련된 모델을 가져온 후 마지막에 **완전연결층 부분만** 새로 만들.
- 우리가 해결하려고 하는 과제 시에 **완전연결층 부분만 학습**시키고 나머지 계층은 학습시키지 않음.
- 두 부분으로 구성됨
 - 합성곱층: 합성곱층&풀링층
 - 완전연결층 (데이터 분류기): 추출된 특성을 입력받아 최종적으로 이미지에 대한 클래스를 분류하는 부분



5.3.2 미세 조정 기법

- 특성 추출 기법에서 더 나아가 사전 훈련된 모델과 합성곱층, 데이터 분류기의 가중치를 업데이트하여 훈련시키는 방식
- 특성이 잘못 추출된 경우 미세 조정 기법으로 새로운 이미지 데이터를 사용하여 네트워크의 가중치를 업데이트해서 특성을 다시 추출할 수 있음.
- 사전 학습된 모델을 목적에 맞게 재학습시키거나 학습된 가중치의 일부를 재학습시키는 것
- 즉, 사전 훈련된 네트워크를 미세 조정하여 분석하려는 데이터셋에 잘 맞도록 모델의 파라미터를 조정하는 기법임. 많은 연산량이 필요함.
- 데이터셋에 따른 전략
 - 데이터셋이 크고, 사전 훈련된 모델과 유사성이 작을 경우: 모델 전체를 재학습시킴.

- 데이터셋이 크고, 사전 훈련된 모델과 유사성이 클 경우: 합성곱층의 뒷부분과 데이터 분류기를 학습시킴. 강한 특징이 드러나는 부분만 학습시키는 것임
- 데이터셋이 작고, 사전 훈련된 모델과 유사성이 작을 경우: 합성곱층의 일부분과 데이터 분류기를 학습시킴. 미세 조정 기법 적용해도 효과 없을 가능성이 있기 때문에 일부만 학습시킴
- 데이터셋이 작고, 사전 훈련된 모델과 유사성이 클 경우: 데이터 분류기만 학습시킴. 오버피팅이 우려되기 때문에 완전연결층에 대해서만 미세 조정 기법을 적용함.



5.4 설명 가능한 CNN

- 딥러닝을 사람이 이해가능한 방식으로 제시하는 기술

5.4.1 특성 맵 시각화

- 특성 맵을 시각화 → 특성 맵에서 입력 특성을 감지하는 방법을 이해할 수 있도록 도움

5.5 그래프 합성곱 네트워크

- 그래프 데이터를 위한 신경망

5.5.1 그래프

- 노드와 �지의 집합.
- 노드 - 원소
- �지 - 두 노드를 연결한 선, 결합 방법

5.5.2 그래프 신경망(GNN)

- 그래프 구조에서 사용하는 신경망
- 그래프 데이터에 대한 표현
 - 1단계: 인접 행렬 (Adjacency Matrix)
 - 노드를 $n \times n$ 행렬로 표현
 - 인접 행렬 내의 값을 ' A_{ij} 는 i 와 j 의 관련성 여부'를 만족하는 값으로 채워줌
 - 2단계: 특성 행렬(feature matrix)
 - 인접 행렬만으로는 특성을 파악하기 어렵기 때문에 단위 행렬 적용
 - 각 입력 데이터에서 이용할 특성 선택
 - 각 행 \rightarrow 선택된 특성에 대해 각 노드가 갖는 값



5.5.3 그래프 합성곱 네트워크(GCN)

- 이미지에 대한 합성곱을 그래프 데이터로 확장한 알고리즘
- 그래프 데이터 → 그래프 합성곱층 → 리드아웃 → 완전연결층 → 회귀/분류
- 그래프 합성곱층을 이용한 그래프 형태의 데이터는 행렬 형태의 데이터로 변환되어 딥러닝 알고리즘을 적용할 수 있음