

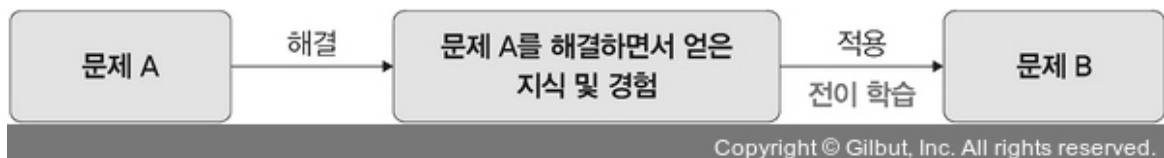


5.3 - 5.5

5.3 전이학습

전이학습 : 이미지넷(ImageNet)³처럼 아주 큰 데이터셋을 써서 훈련된 모델의 가중치를 가져와 우리가 해결하려는 과제에 맞게 보정해서 사용하는 것을 의미

- 이때 아주 큰 데이터셋을 사용하여 훈련된 모델을 사전 훈련된 모델(네트워크)이라고 함.
- 결과적으로 비교적 적은 수의 데이터를 가지고도 우리가 원하는 과제를 해결할 수 있음.



5.3.1 특성 추출 기법

특성 추출(feature extractor)은 ImageNet 데이터셋으로 사전 훈련된 모델을 가져온 후 마지막에 완전연결층 부분만 새로 만든다.

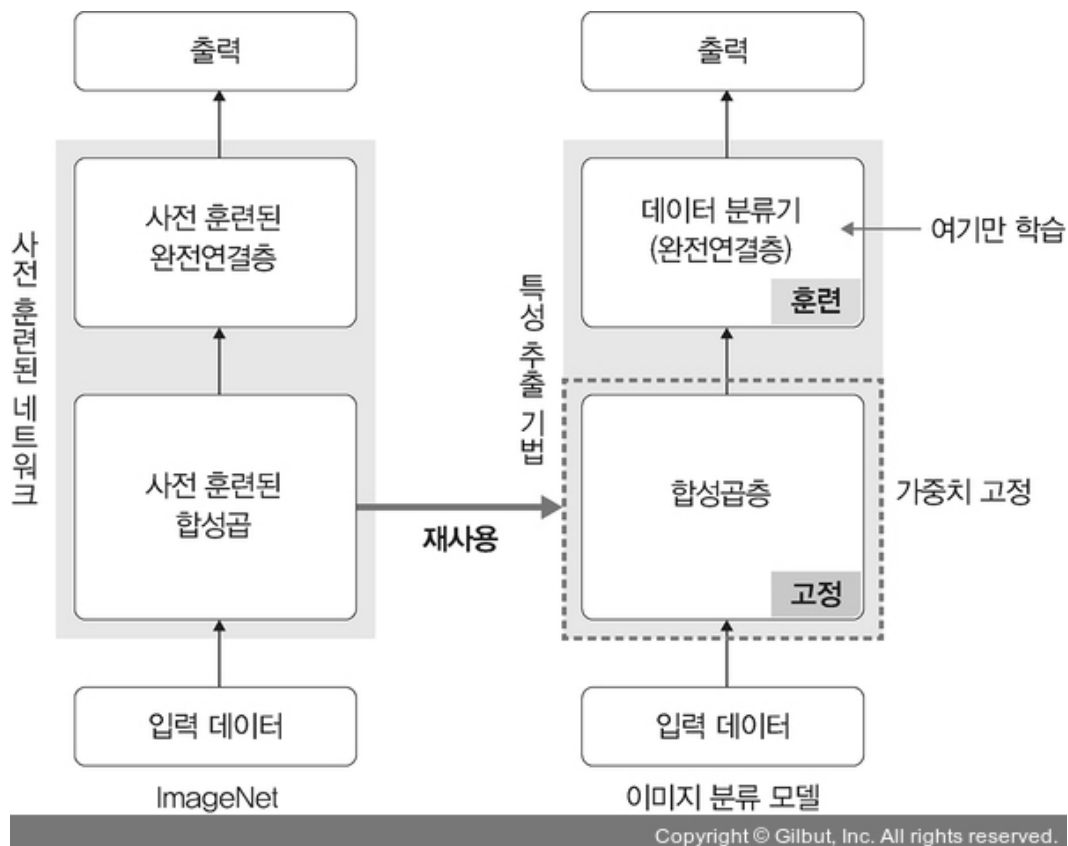
즉, 학습할 때는 마지막 완전연결층(이미지의 카테고리를 결정하는 부분)만 학습하고 나머지 계층들은 학습되지 않도록 한다.

특성 추출은 이미지 분류를 위해 두 부분으로 구성

- **합성곱층**: 합성곱층과 풀링층으로 구성

- **데이터 분류기(완전연결층):** 추출된 특성을 입력받아 최종적으로 이미지에 대한 클래스를 분류하는 부분

사전 훈련된 네트워크의 합성곱층(가중치 고정)에 새로운 데이터를 통과시키고, 그 출력을 데이터 분류기에서 훈련시킨다.



ResNet18

ResNet18은 50개의 계층으로 구성된 합성곱 신경망

ImageNet 데이터베이스의 100만 개가 넘는 영상을 이용하여 훈련된 신경망으로 전이 학습에 사용되도록 사전 훈련된 모델을 제공하고 있다. 하지만 ResNet18은 입력 제약이 매우 크고, 충분한 메모리(RAM)가 없으면 학습 속도가 느릴 수 있는 단점이 있다

5.3.2 미세 조정 기법

미세 조정(fine-tuning) 기법: 특성 추출 기법에서 더 나아가 사전 훈련된 모델과 합성곱층, 데이터 분류기의 가중치를 업데이트하여 훈련시키는 방식

사전 훈련된 네트워크를 미세 조정하여 분석하려는 데이터셋에 잘 맞도록 모델의 파라미터를 조정하는 기법 → 미세 조정 과정에서 많은 연산량이 필요하기 때문에 CPU보다는 GPU를 사용하길 권장

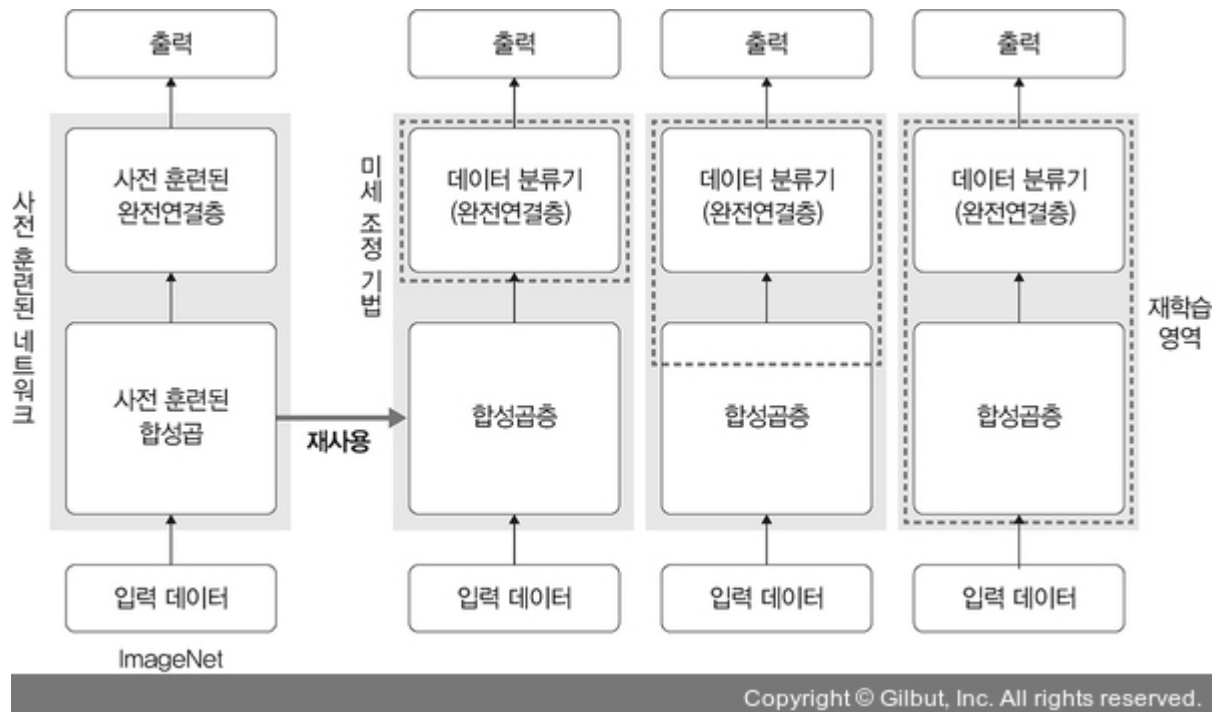


데이터셋이 크고 사전 훈련된 모델과 유사성이 작을 경우: 모델 전체를 재학습시킨다. 데이터셋 크기가 크기 때문에 재학습시키는 것이 좋은 전략.

데이터셋이 크고 사전 훈련된 모델과 유사성이 클 경우: 합성곱층의 뒷부분(완전 연결층과 가까운 부분)과 데이터 분류기를 학습시킨다. 데이터셋이 유사하기 때문에 전체를 학습시키는 것보다는 강한 특징이 나타나는 합성곱층의 뒷부분과 데이터 분류기만 새로 학습하더라도 최적의 성능을 낼 수 있다.

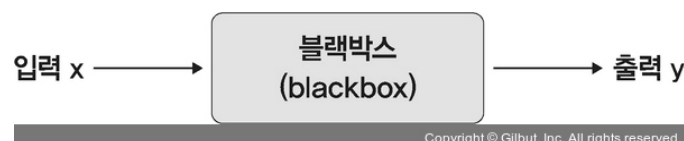
데이터셋이 작고 사전 훈련된 모델과 유사성이 작을 경우: 합성곱층의 일부분과 데이터 분류기를 학습시킨다. 데이터가 적기 때문에 일부 계층에 미세 조정 기법을 적용한다고 해도 효과가 없을 수 있다. 따라서 합성곱층 중 어디까지 새로 학습시켜야 할지 적당히 설정해 주어야 한다.

데이터셋이 작고 사전 훈련된 모델과 유사성이 클 경우: 데이터 분류기만 학습시킨다. 데이터가 적기 때문에 많은 계층에 미세 조정 기법을 적용하면 과적합이 발생할 수 있다. 따라서 최종 데이터 분류기인 완전연결층에 대해서만 미세 조정 기법을 적용.



5.4 설명 가능한 CNN

설명 가능한 CNN(explainable CNN): 딥러닝 처리 결과를 사람이 이해할 수 있는 방식으로 제시하는 기술.



- CNN을 구성하는 각 중간 계층부터 최종 분류까지 입력된 이미지에서 특성이 어떻게 추출되고 학습하는지를 시각적으로 설명할 수 있어야 결과에 대한 신뢰성을 얻을 수 있음

5.4.1 특성 맵 시각화

특성 맵(feature map)(혹은 활성화 맵): 입력 이미지 또는 다른 특성 맵처럼 필터를 입력에 적용한 결과.

- 따라서 특정 입력 이미지에 대한 특성 맵을 시각화한다는 의미는 특성 맵에서 입력 특성을 감지하는 방법을 이해할 수 있도록 돕는 것.
- 출력층에 가까워질수록 원래 형태는 찾아볼 수 없음, 이미지 특징들만 전달되는 것 확인

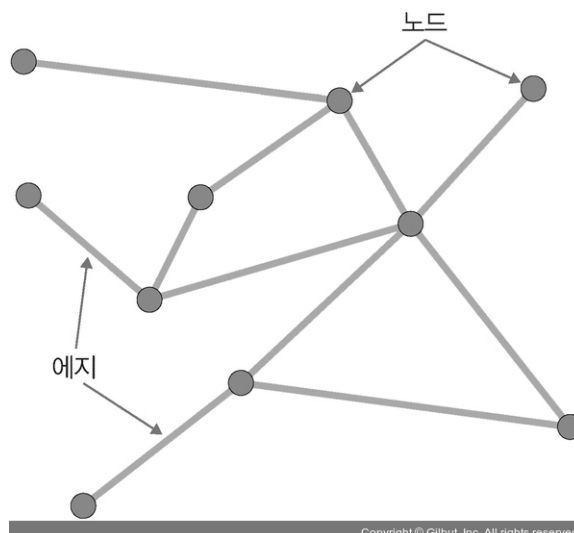
5.5 그래프 합성곱 네트워크

그래프 합성곱 네트워크(graph convolutional network): 그래프 데이터를 위한 신경망

5.5.1 그래프란

그래프: 방향성이 있거나(directed) 없는(undirected) 에지로 연결된 노드 (nodes=vertices)의 집합

- 노드와 에지는 일반적으로 풀고자 하는 문제에 대한 전문가 지식이나 직관 등으로 구성
- 에지(edge): 두 노드를 연결한 선을 의미
- 노드는 원소들을 의미하고, 에지는 결합 방법(single, double, triple, aromatic 등)을 의미



5.5.2 그래프 신경망

그래프 신경망(Graph Neural Network, GNN): 그래프 구조에서 사용하는 신경망을 의미

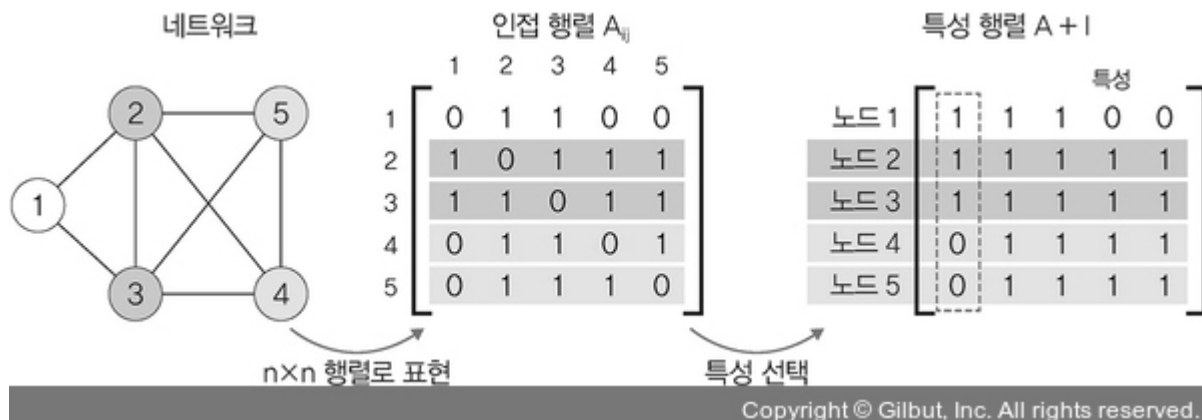
1단계 : 인접 행렬

- 네트워크 존재 시 노드 n 개를 $n \times n$ 행렬로 표현
- 인접 행렬 내의 값은 A_{ij} 는 i 와 j 의 관련성 여부'를 만족하는 값으로 채워짐

→ 인접 행렬 과정은 컴퓨터가 이해하기 쉽게 그래프로 표현하는 과정

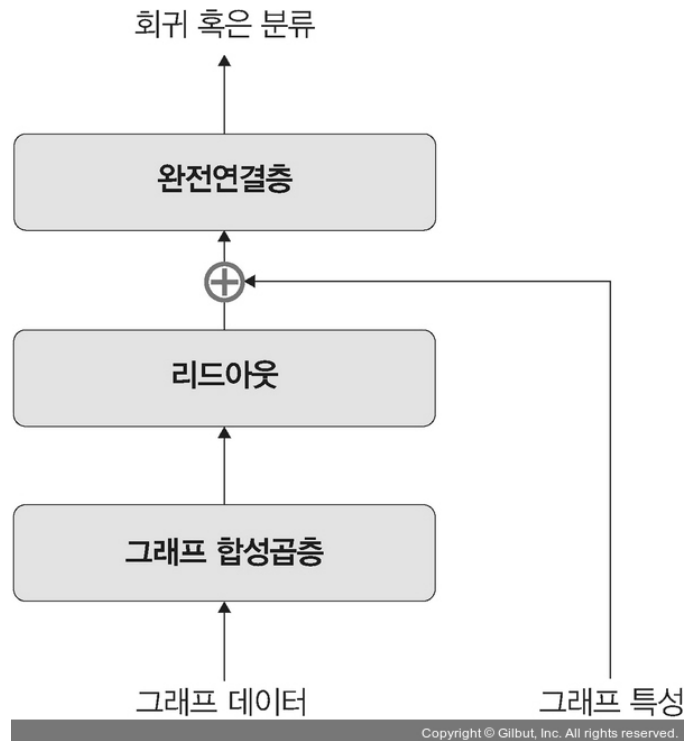
2단계 : 특성 행렬

- 인접 행렬만으로 특성을 파악하기 어렵기에 단위 행렬 적용
- 각 입력 데이터에서 이용할 특성 선택
- 특성 행렬에서 각 행은 선택된 특성에 대해 각 노드가 갖는 값을 의미



5.5.3 그래프 합성곱 네트워크

그래프 합성곱 네트워크(Graph Convolutional Network, GCN): 이미지에 대한 합성곱을 그래프 데이터로 확장한 알고리즘



- **리드아웃(readout)**은 특성 행렬을 하나의 벡터로 변환하는 함수, 전체 노드의 특성 벡터에 대해 평균을 구하고 그래프 전체를 표현하는 하나의 벡터를 생성.



GCN에서 가장 중요한 부분은 **그래프 합성곱층(graph convolutional layer)**.

그래프 합성곱층을 이용한 그래프 형태의 데이터는 행렬 형태의 데이터로 변환되어 딥러닝 알고리즘을 적용할 수 있기 때문(기존 그래프 형태의 데이터로는 딥러닝 알고리즘을 적용할 수 없다).