

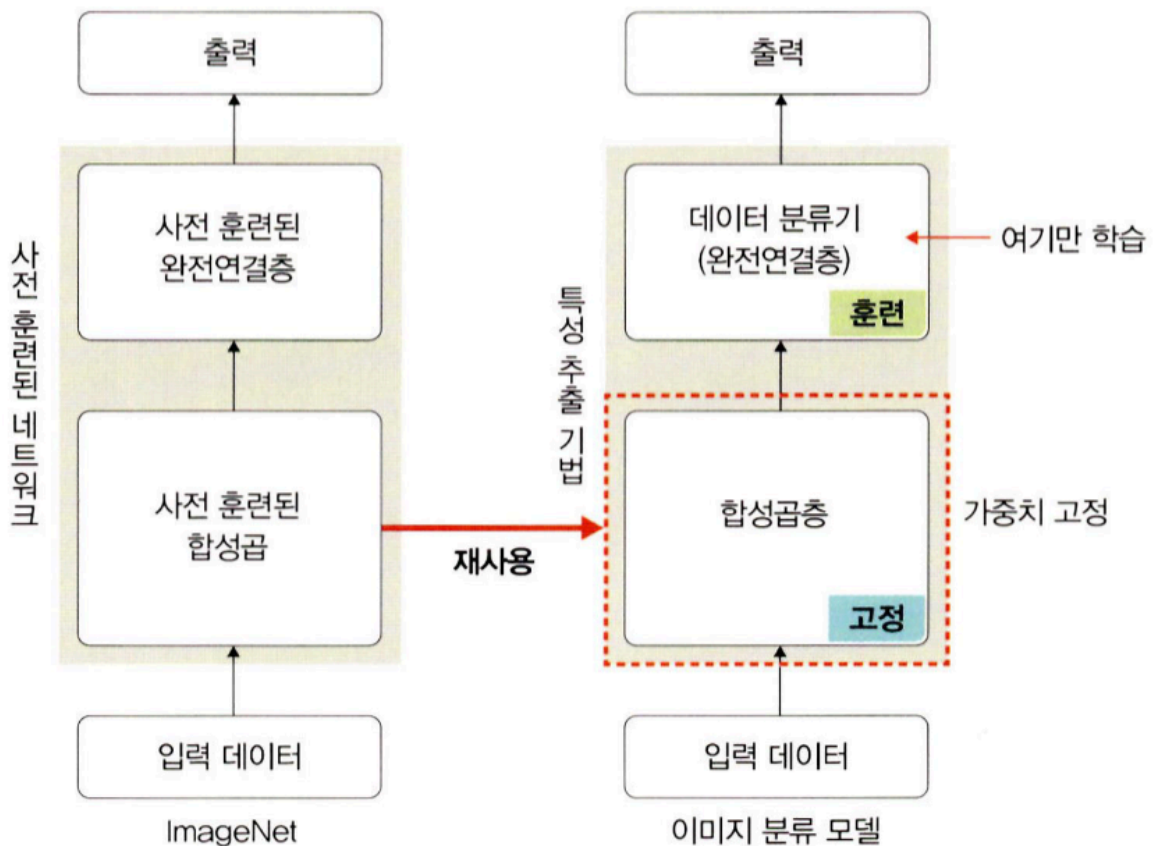
전이 학습

- **전이 학습** : 아주 큰 데이터셋을 써서 훈련된 모델의 가중치를 가져와 해결하려는 과제에 맞게 보정해서 사용하는 것

특성 추출 기법

- ImageNet 데이터셋으로 사전 훈련된 모델을 가져온 후 완전연결층 부분만 새로 만듦

▼ 그림 5-30 특성 추출 기법

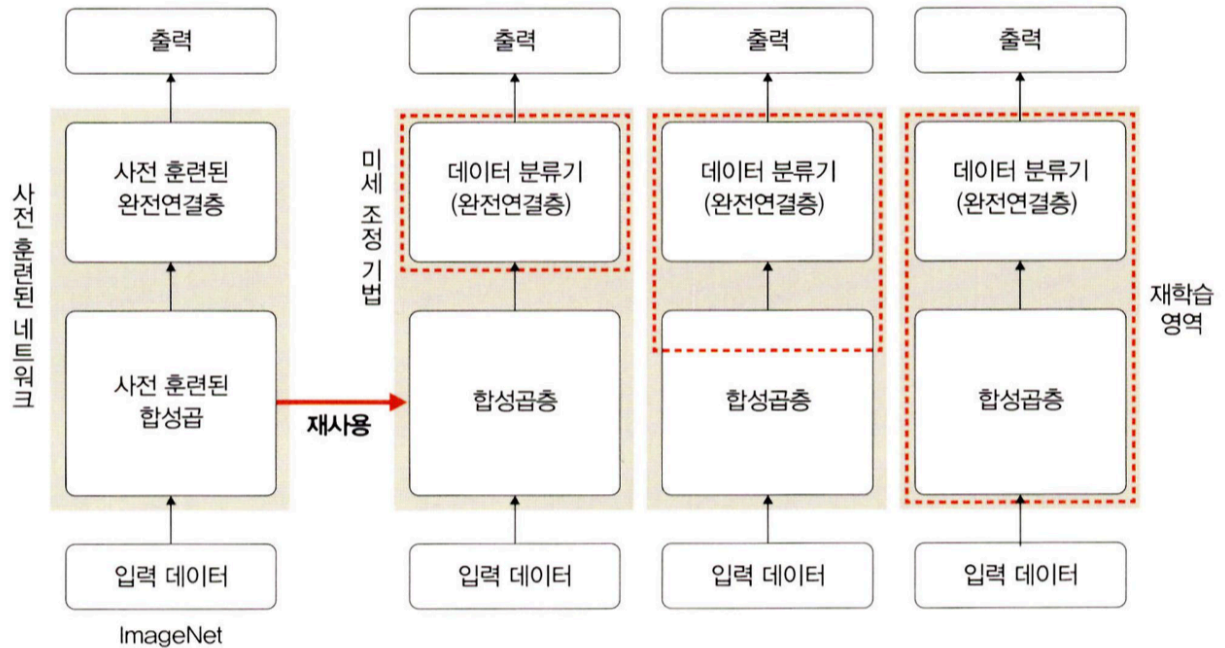


미세 조정 기법

- 사전 훈련된 모델과 합성곱층, 데이터 분류기의 가중치를 업데이트하여 훈련시키는 방식
- 사전 학습된 모델을 목적에 맞게 재학습시키거나 학습된 가중치의 일부를 재학습시키는 것
- 훈련시키는 데이터셋의 크기와 사전 훈련된 모델에 따라 전략이 다름
 - **데이터셋이 크고 사전 훈련된 모델과 유사성이 작을 경우** : 전체를 재학습
 - **데이터셋이 크고 사전 훈련된 모델과 유사성이 클 경우** : 합성곱층의 뒷부분과 데이터 분류기를 학습 (데이터셋이 유사하기 때문에 전체를 학습시킬 필요 없음)

- **데이터셋이 작고 사전 훈련된 모델과 유사성이 작을 경우** : 합성곱층의 일부분과 데이터 분류기를 학습 - 데이터셋이 작으므로 미세 조정 기법이 효과가 없을 수 있음.
- **데이터셋이 작고 사전 훈련된 모델과 유사성이 클 경우** : 데이터 분류기만 학습 (과적합 발생 가능)

▼ 그림 5-44 미세 조정 기법



설명 가능한 CNN

- 딥러닝 처리 결과를 사람이 이해할 수 있는 방식으로 제시하는 기술
- CNN의 처리 과정을 시각화해서 나타냄

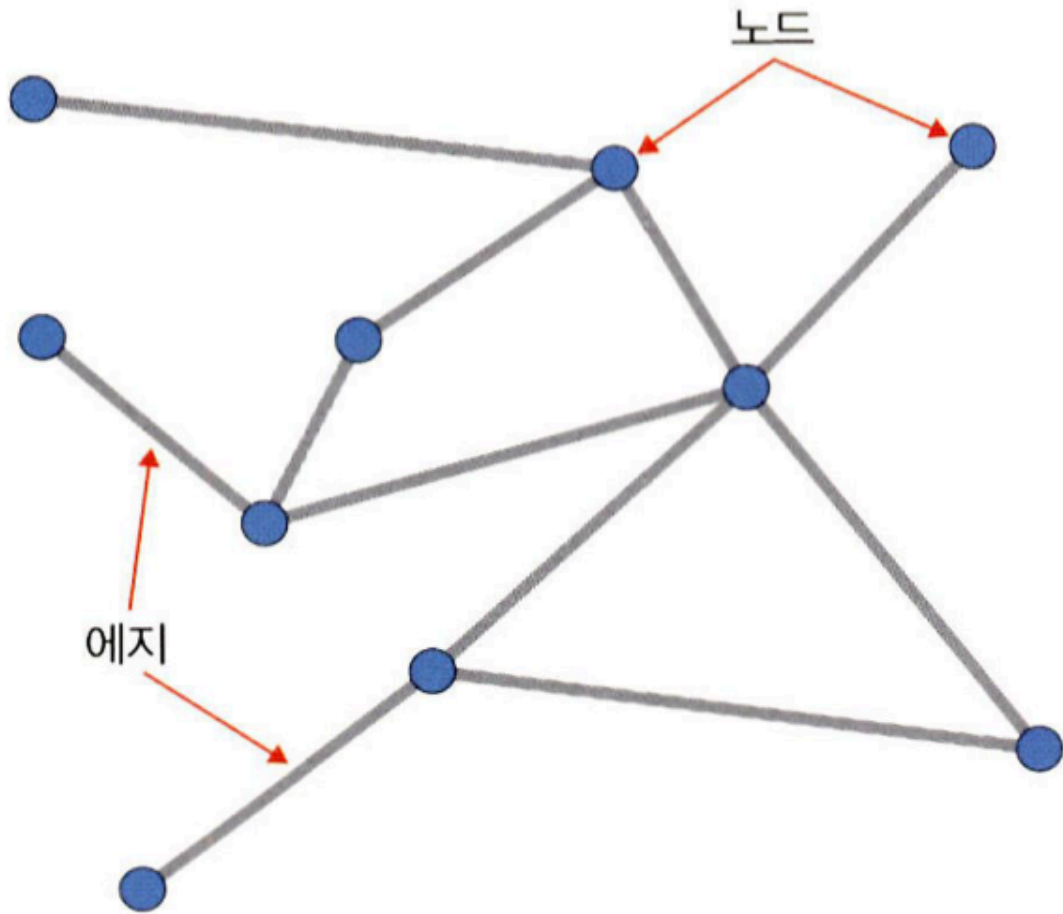
특성 맵 시각화

- **특성 맵** : 입력 이미지 또는 다른 특성 맵처럼 필터를 입력에 적용한 결과
- 필터와 특성 맵을 시각화함으로써 CNN 결과의 신뢰성을 확보할 수 있음.

그래프 합성곱 네트워크

그래프

- 방향성이 있거나 없는 에지로 연결된 노드의 집합

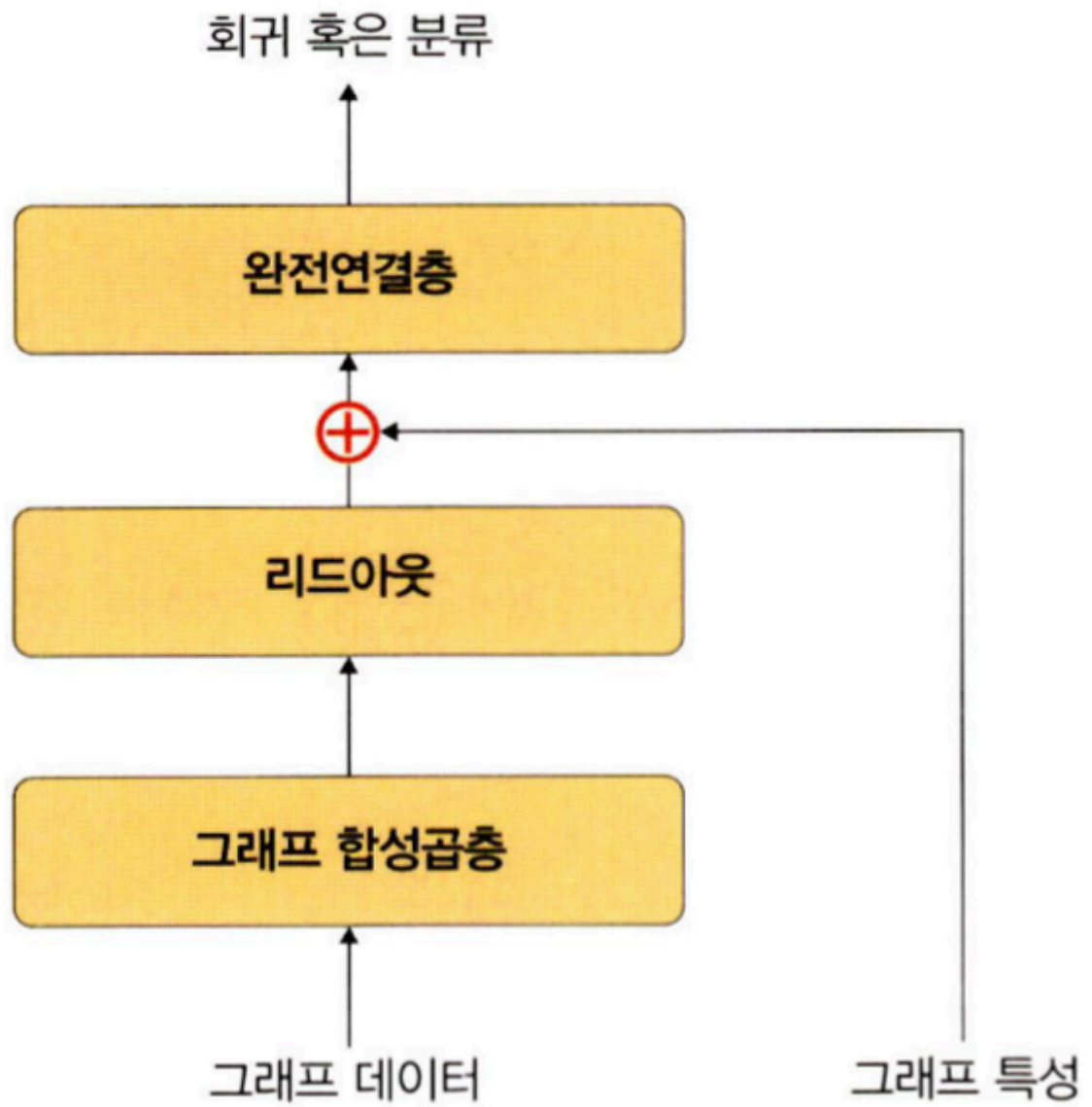


그래프 신경망

- 그래프 구조에서 사용하는 신경망
- 두 단계로 이루어짐
 - **1단계. 인접 행렬**
 - 노드 n 개를 $n \times n$ 행렬로 표현
 - A_{ij} : i 와 j 의 관련성 여부를 의미.
 - **2단계. 특성 행렬**
 - 인접 행렬만으로는 특성을 파악하기 어렵기 때문에 적용.
 - 각 입력 데이터에서 이용할 특성을 선택
 - 각 행은 선택된 특성에 대해 각 노드가 갖는 값을 의미

그래프 합성곱 네트워크

- 이미지에 대한 합성곱을 그래프 데이터로 확장한 알고리즘



-
- **리드아웃** : 특성 행렬을 하나의 벡터로 변환하는 함수
- **그래프 합성곱층** : 그래프를 행렬 형태의 데이터로 변환해줌 -> 딥러닝 알고리즘 적용 가능