



# [딥러닝 파이토치 교과서] 5장 합성곱 신경망2(5.3~5.5)

🕒 작성일시	@2024년 10월 14일 오후 10:22
📂 분야	DL
📌 주제	CNN
📄 type	필사
📅 날짜	@2024년 10월 14일

## 5.3 전이 학습

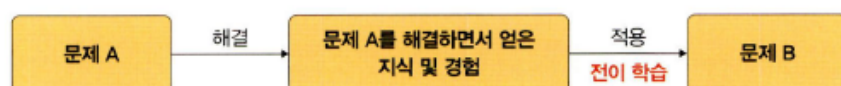
합성곱 신경망 기반의 딥러닝 모델을 제대로 훈련시키려면 많은 양의 데이터가 필요하다. 하지만 충분히 큰 데이터셋을 얻는 것은 쉽지 않다.

→ 전이 학습(transfer learning) : 이미지넷(ImageNet)과 같은 아주 큰 데이터셋을 써서 훈련된 모델의 가중치를 가져와 우리가 해결하려는 과제에 맞게 보정해서 사용하는 것이다.

- 사전 훈련된 모델(네트워크) : 아주 큰 데이터셋을 사용하여 훈련된 모델

결과적으로 비교적 적은 수의 데이터를 가지고도 우리가 원하는 과제를 해결할 수 있다.

▼ 그림 5-29 전이 학습



- 특성 추출
- 미세 조정 기법

### 5.3.1 특성 추출 기법

특성 추출(feature extractor) : ImageNet 데이터셋으로 사전 훈련된 모델을 가져온 후 마지막 완전연결층 부분만 새로 만든다. 학습할 때는 마지막 완전연결층(이미지의 카테고리를

결정하는 부분)만 학습하고 나머지 계층들은 학습되지 않도록 한다.

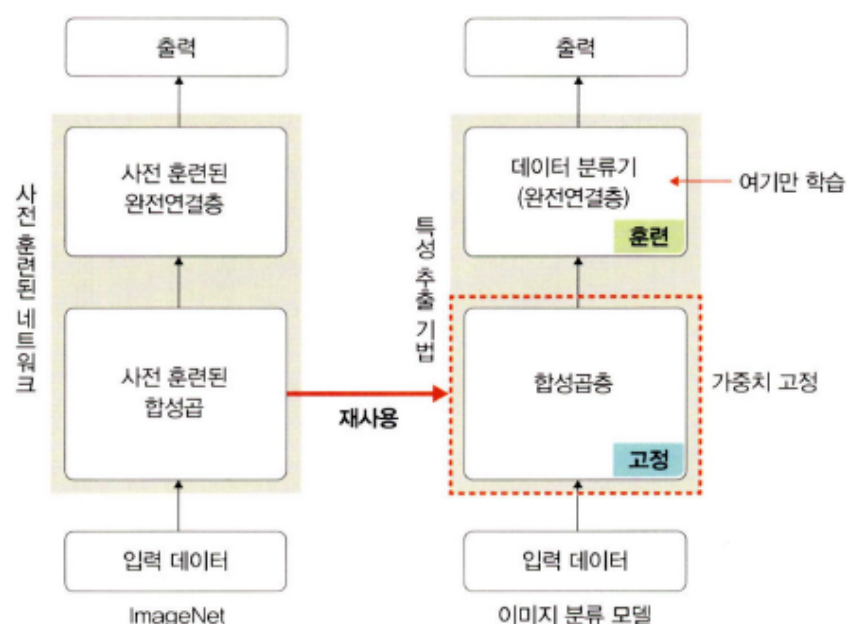
특성 추출은 이미지 분류를 위해 두 부분으로 구성된다.

- 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.

사용 가능한 이미지 분류 모델 : Xception, Inception V3, ResNet50, VGG16, VGG19, MobileNet

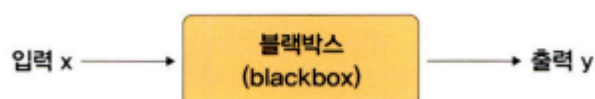
▼ 그림 5-30 특성 추출 기법



## 5.4 설명 가능한 CNN

딥러닝 처리 결과를 사람이 이해할 수 있는 방식으로 제시하는 기술.

▼ 그림 5-45 CNN의 블랙박스



CNN을 구성하는 각 중간 계층부터 최종 분류까지 입력된 이미지에서 특성이 어떻게 추출되고 학습하는지 시각적으로 설명할 수 있어야 결과에 대한 신뢰성을 얻을 수 있다.

## 5.4.1 특성 맵 시각화

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

특정 입력 이미지에 대한 특성 맵을 시각화한다는 의미는 특성 맵에서 입력 특성을 감지하는 바업을 이해할 수 있도록 돕는 것.

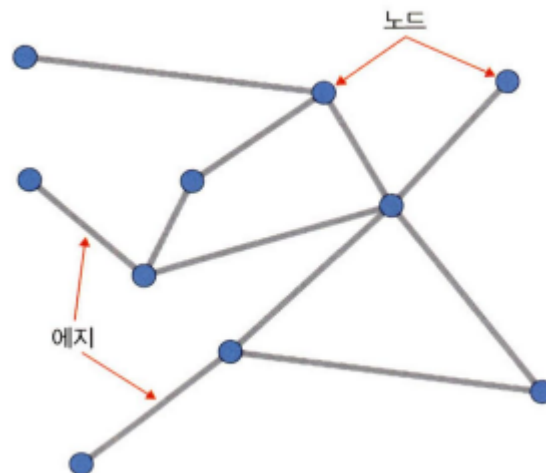
## 5.5 그래프 합성곱 네트워크

그래프 데이터를 위한 신경망.

### 5.5.1 그래프란

- 그래프 : 방향성이 있거나(directed) 없는(undirected) 에지로 연결된 노드(nodes)의 집합. 여기에서 노드와 에지는 일반적으로 풀고자 하는 문제에 대한 전문가 지식이나 직관 등으로 구성된다.
  - 노드(node) : 파란색 원. 원소
  - 에지(edge) : 두 노드를 연결한 선. 결합 방법(single, double, triple, aromatic 등)

▼ 그림 5-50 그래프



### 5.5.2 그래프 신경망(GNN)

그래프 구조에서 사용하는 신경망.

#### 1단계. 인접 행렬(adjacency matrix)

- 네트워크가 있을 때 노드  $n$ 개를  $n \times n$ 행렬로 표현한다.

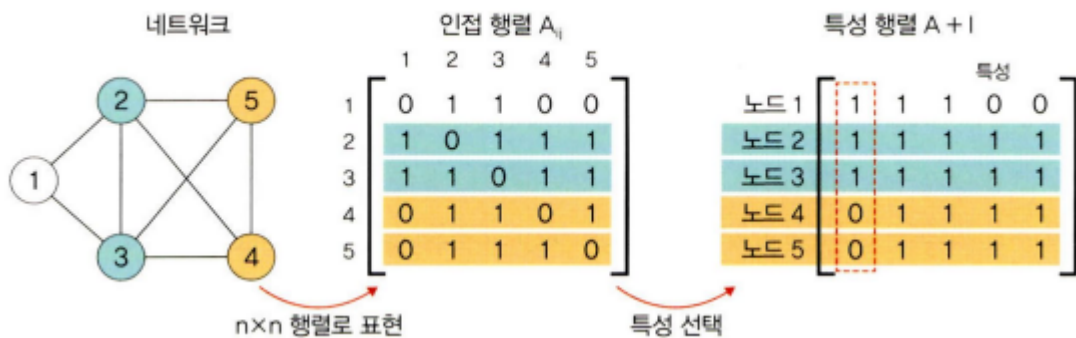
- 인접 행렬 내의 값은 ' $A_{ij}$ 는  $i$ 와  $j$ 의 관련성 여부'를 만족하는 값으로 채운다.

→ 컴퓨터가 이해하기 쉽게 그래프로 표현하는 과정

## 2단계. 특성 행렬(feature matrix)

- 인접 행렬만으로는 파악하기 어렵기 때문에 단위 행렬 적용.
- 각 입력 데이터에서 이용할 특성 선택
- 특성 행렬에서 각 행은 선택된 특성에 대해 각 노드가 갖는 값을 의미함(첫 번째 행은 첫 번째 노드의 특성 값).

▼ 그림 5-51 특성 행렬<sup>5</sup>

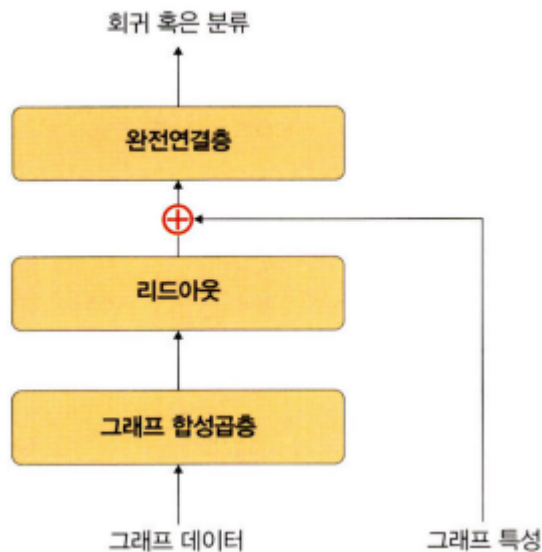


→ 그래프 특성 추출

## 5.5.3 그래프 합성곱 네트워크(GCN)

이미지에 대한 합성곱을 그래프 데이터로 확장한 알고리즘.

▼ 그림 5-52 그래프 합성곱 네트워크



- 리드아웃(readout) : 특성 행렬을 하나의 벡터로 변환하는 함수. 전체 노드의 특성 벡터에 대해 평균을 구하고 그래프 전체를 표현하는 하나의 벡터 생성.

GCN에서 가장 중요한 부분은 그래프 합성곱층이다. 그래프 합성곱층을 이용한 그래프 형태의 데이터는 행렬 형태의 데이터로 변환되어 딥러닝 알고리즘을 적용할 수 있기 때문이다. 또한, GCN은 다음과 같은 곳에서 활용된다.

- SNS에서 관계 네트워크
- 학술 연구에서 인용 네트워크
- 3D Mesh