Machine Learning

9장 다중 입출력, 병렬형, 그리고 비순환 딥러닝 아키텍쳐

고려대학교 통계학과

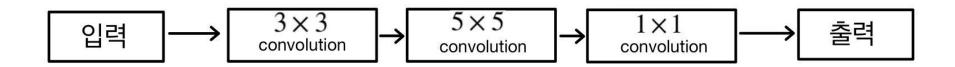


01 다중입력과 다중출력 딥러닝

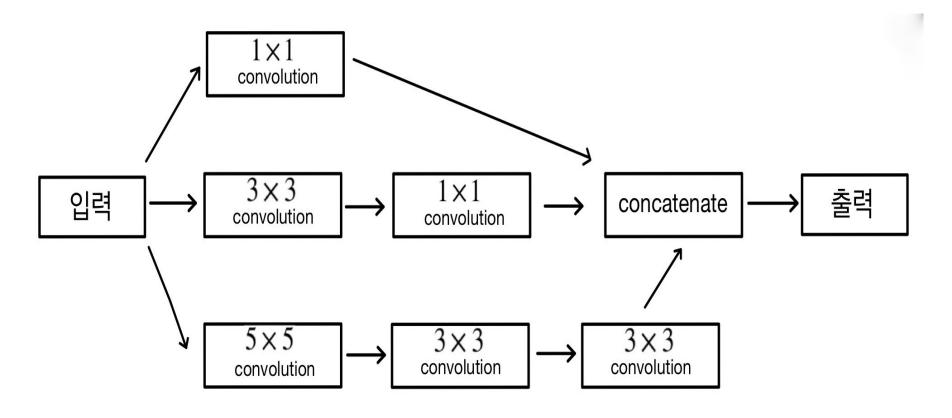
- Keas의 클래스 Sequential을 이용하면 딥러닝 아키텍쳐는 일방통행(one-way)적 구조를 가지고 있다.
- 입력층, 은닉층, 그리고 출력층이 일렬로 늘어서서 현재 층에서 출력은 다음 층에 입력으로 전달되는 구조로 되어 있다.
- 이러한 일방통행적 딥러닝구조는 2개 이상의 입력 또는 출력이 있을 경우나 입력 층, 은닉층, 그리고 출력층이 <mark>비순환적(acyclic)</mark>구조일 경우에는 적용이 불가능 하다.
- 중고차량의 가격을 예측하기 위해 입력자료가 차량사진, 전문가의 차량평가에 대한 텍스트자료, 연식 등 3가지가 있을 경우, 차량사진은 CNN, 텍스트자료는 RNN, 그리고 연식은 MLP를 독립적으로 각각 적용하여 아키텍쳐별 차량가격을 예측할 수 있을 것이다

- 3가지 가격예측치의 선택도 문제이지만, 차량사진, 텍스트자료, 연식은 상호간에 연관성이 높으므로 이들 3개의 입력자료를 하나의 딥러닝 모형에 입력하여 사용 하는 것이 좀 더 정도가 높은 차량가격 예측이 될 것이다.
- 통계적인 관점에서 주변분포(marginal distribution)보다는 결합분포(joint distribution)가 주는 정보를 이용하는 것이 정보의 손실을 최소화할 수 있기 때문이다.
- 출력이 2개 이상인 경우도 고려하여 보자. 차량사진이 입력자료이고 이 차량사진을 이용하여 차종, 메이커, 차량가격을 예측하고자 하면 입력은 1개이지만 출력은 3개가 된다.
- 차종, 메이커, 차량가격은 서로 간에 연관되어 있으므로 동시에 예측하는 것이 예측의 정밀도를 높일 수 있다.

- 일방통행형 CNN에서는 서로 다른 convolution을 직렬로 연결하지만
- 아래 그림과 같이 병렬로 연결할 뿐만 아니라 은닉층의 깊이도 다르게 하면 이미
 지 자료에 대한 특성을 직렬형보다 훨씬 유연하게 추출해 낼 수 있을 것이다.
- 직렬형 CNN 아키텍쳐 <9-2>는 병렬형 CNN 아키텍쳐를 보여주고 있다.



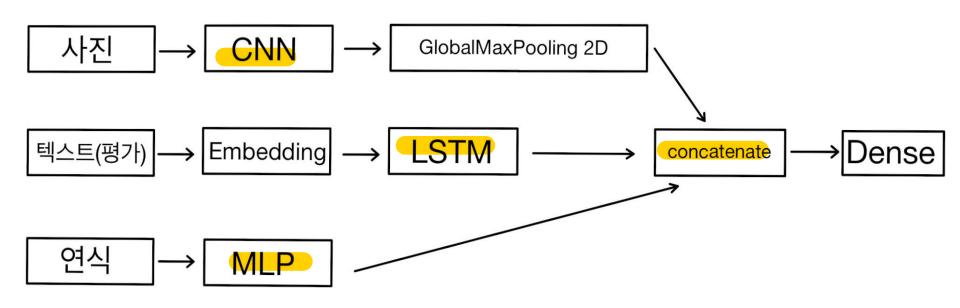
■ 병렬형 CNN 아키텍쳐



- 이미지 자료에서 2개 이상의 채널이 있을 때 채널별로 독립적인 convolution을 적용할 수 있다.
- 각 채널내의 이미지가 상관관계가 높고 채널간은 독립적인 이미지 정보를 가질 때 사용하는 convolution 방법이다.
- 이러한 convolution은 개념적으로 <mark>병렬형 convolution</mark>에 해당한다.
- 이와 같은 유연한 딥러닝 아키텍쳐를 가능하게 하는 도구가 keras의 함수적 API 이다.
- 말 그대로 입력층, 은닉층, 출력층의 연결을 파이썬의 함수처럼 사용하게 만든 응용프로그램 인터페이스이다.
- 다음 세 개의 프로그램은 동일한 프로그램이다. 첫 번째 프로그램은 기존의 Sequential 클래스를 이용한 MLP 아키텍쳐이고 나머지 2개의 프로그램은 함수적 API로 구현한 MLP 아키텍쳐이다.

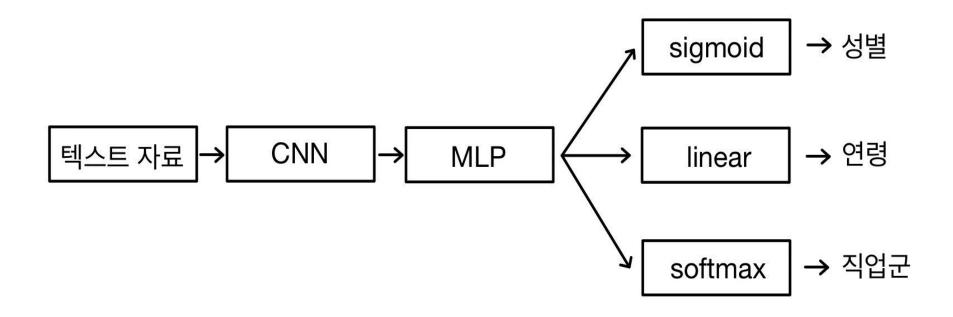
01 다중입력(multi-input)과 다중출력(multi-output) 딥러닝

입력자료가 중고차의 사진, 전문가 평가, 연식이며 목적변수가 중고차 가격이면
 다중입력 모형이 되며 다음 그림과 같은 아키텍쳐를 구성할 수 있다.



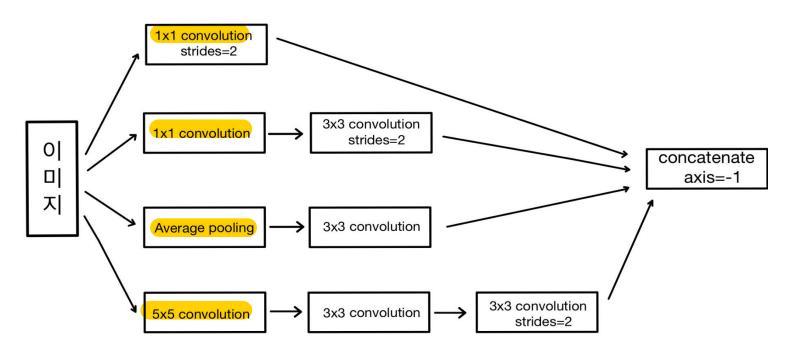
01 다중입력(multi-input)과 다중출력(multi-output) 딥러닝

■ <mark>다음 그림은 다중출력 모형</mark>으로, 소셜미디오의 게시글로 글쓴이의 성별, 연령, 그리고 직업을 예측하는 딥러닝 아키텍쳐이다.



- MLP모형에서 사용하는 2D텐서는 열(column)이 특성변수를 나타내고, RNN 의 3D텐서 자료에서 word embedding에 해당하는 마지막 축(axis)이 특성변수를 나타내듯이, CNN의 4D텐서에서 마지막 축인 채널(channel)이 특성변수 역할을 한다.
- 지금까지 CNN에서는 2D convolution을 이용하여 공간적 정보(spatial information) (즉, (height, width)를 convolution하여 획득한 정보)만을 사용하였으나,
- (1,1) 2D convolution을 사용하면 채널이 가지고 있는 정보를 구할 수 있다.
 (3,3) 나 (5,5) 2D convolution과 달리 (1,1) 2D convolution은 공간정보는
 전혀 이용하지 않고 오직 채널만을 convolution하기 때문이다.

- 예를 들어, (1,1) 2D convolution은 채널이 3개이면 각 픽셀에 대해 3개의 모수로 3개의 채널을 선형결합한다.
- 이미지자료의 공간정보뿐만 아니라 채널정보를 동시에 이용하는 CNN모형을 구축하고자 할 때 아래와 같이 병렬형 CNN 아키텍쳐를 구성하게 된다.



- 병렬형 CNN 아키텍쳐의 특성을 separable 2D convolution으로 구현할 수 있다.
- separable 2D convolution은 4D텐서로 제공되는 이미지자료에 대해 채널별로 독립적인 convolution을 적용한 후, 채널별 convolution 결과를 (1,1) 2D convolution를 적용한다.
- 그러므로 채널별 2D convolution에 의해 공간정보를 추출하고 (1,1) 2D convolution에 의해 채널정보를 추출해 낸다.
- 채널별로 convolution을 적용할 때는 활성함수가 없지만 (1,1) 2D convolution에는 할성함수를 사용한다.

Q & A