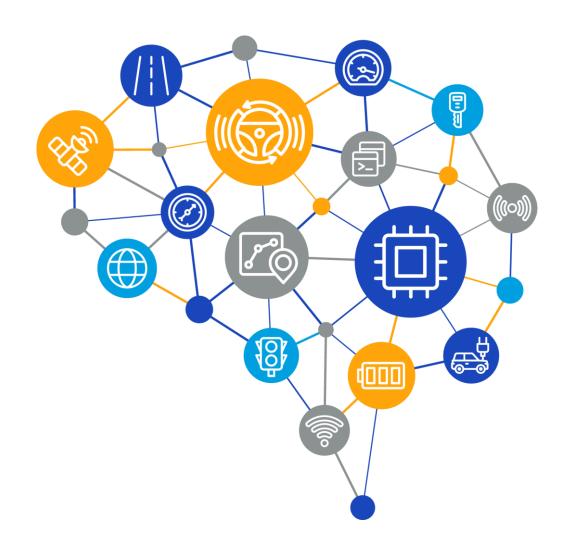
딥러닝의 다양한 유형

Perceptron and Neural Network

2022.05

강환수 교수







Al Experts Who Lead The Future

CONTENTS

01 | 딥러닝의 다양한 유형



Al Experts Who Lead The Future

01 ---딥러닝의 다양한 유형

다음 자료를 기반으로 제작 난생처음 인공지능 입문 (출판사: 한빛아카데미)

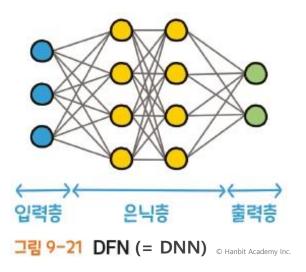
인공지능 활용 Python language

딥러닝의 유형

- ① 심층 신경망 (Deep Neural Network, DNN)
- ② 순환 신경망 (Recurrent Neural Network, RNN)
- ③ 장단기 메모리 (Long Short-Term Memory, LSTM)
- ④ 합성곱 신경망 (Convolutional Neural Network, CNN)
- ⑤ 워드 임베딩 (Word Embedding)
- ⑥ 적대적 생성 신경망 (Generative Adversarial Network, GAN)



- ① 심층신경망 (Deep Neural Network, DNN) (1/2)
 - 딥러닝에서 가장 기본으로 사용하는 인공신경망 (심층 순방향 신경망, Deep Feedforward Network, DFN이라고도 부름)
 - 순방향 (Feedforward)이라 부르는 이유
 - 데이터가 입력층 → 은닉층 → 출력층 순으로 전파되므로
 - DNN은 입력층, 은닉층, 출력층으로 이루어져 있음
 - 이때 중요한 것은 은닉층이 2개 이상이어야 한다는 점





- ① 심층신경망 (Deep Neural Network, DNN) (2/2)
 - 한계
 - DNN의 은닉계층이 수십 개에서 수백 개라고 할 때, 입력 데이터가 시간 순서에 따른 종속성을 가질 경우 시계열 데이터 (Time Series Data) 처 리에 한계가 있음 → 그래서 이러한 한계를 극복하기 위해 제안된 것이 순환 신경망 (Recurrent Neural **Network, RNN)**
 - 시계열 데이터란?
 - 시간에 따른 가정 내 전력 소비량
 - 일일 코스피 주식 가격
 - 시간에 따른 기온 및 습도
 - 일반 동영상



- ② 순환 신경망 (Recurrent Neural Network, RNN) (1/3)
 - 시계열 데이터와 같이 시간적으로 연속성이 있는 데이터를 처리하기 위해 고안된 인공신경망
 - 시계열 데이터: 일정한 시간 동안 관측되고 수집된 데이터

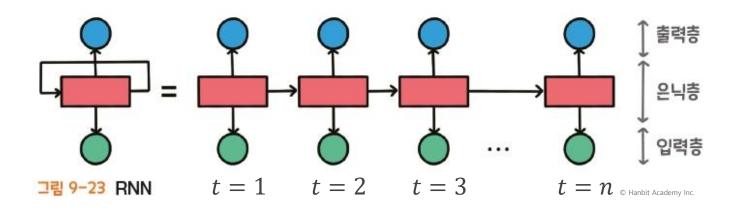


그림 9-22 시계열 데이터의 예 : 주식 데이터

C Hanbit Academy Inc.

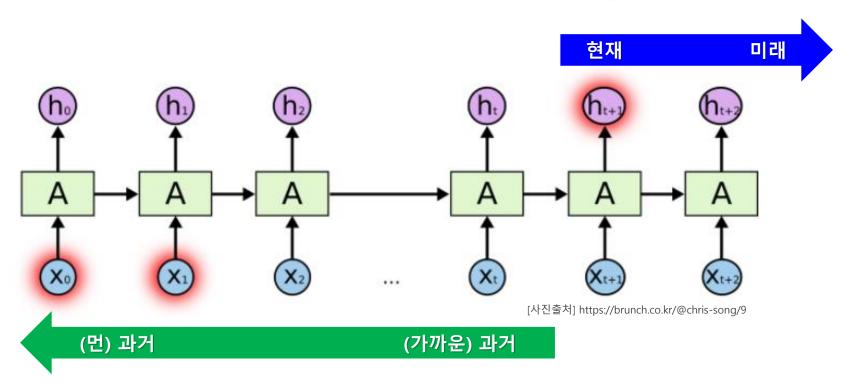


- ② 순환 신경망 (Recurrent Neural Network, RNN) (2/3)
 - 시계열 데이터가 딥러닝 신경망의 입력값으로 사용될 때, 데이터의 특성상 앞에 입력된 데이터가 뒤에 입력된 데이터에 영향을 미침
 - 그래서 DNN으로는 시계열 데이터를 정확히 예측할 수 없음
 - RNN 구조와 DNN의 차이점
 - RNN은 은닉층의 각 뉴런에 순환 구조를 추가하여 이전에 입력된 데이터가 현재 데이터를 예측할 때 다시 사용될 수 있도록 함
 - 따라서 현재 데이터를 분석할 때 과거 데이터를 고려한 정확한 데이터 예측이 가능





- ② 순환 신경망 (Recurrent Neural Network, RNN) (3/3)
 - 한계
 - 하지만 RNN 역시 신경망 층이 깊어질수록 (은닉층 수가 많아 질수록) 먼 과거의 데이터가 현재에 영향을 미치지 못하는 문제가 발생함
 - 이를 "장기 의존성 (Long-Term Dependency)" 문제라고 하며, 이를 해결하기 위해 제안된 것이 LSTM임
 - (가까운) 과거는 현재 상태에 영향을 줌
 - (먼) 과거는 현재 상태에 영향을 거의 못 줌



- ④ 합성곱 신경망 (Convolutional Neural Network, CNN) (1/12)
 - 인간의 시각 처리 방식을 모방한 신경망
 - 이미지 처리가 가능하도록 합성곱 (Convolution) 연산 도입

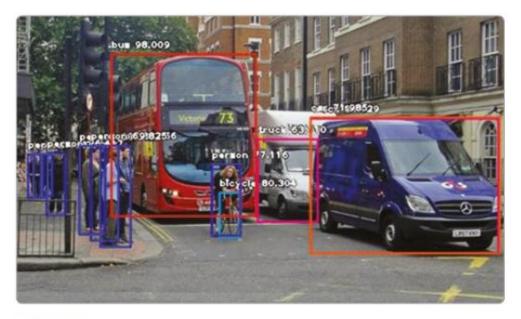
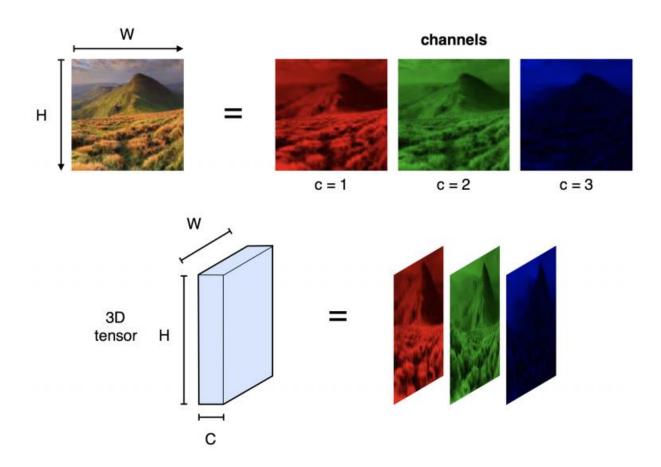


그림 9-25 이미지 인식 © Hanbit Academy Inc



- ④ 합성곱 신경망 (Convolutional Neural Network, CNN) (2/12)
 - 3D 텐서 (Tensor)





- ④ 합성곱 신경망 (Convolutional Neural Network, CNN) (3/12)
 - CNN의 구조
 - 1) 합성곱층 (Convolutional Layer)
 - 2) 풀링층 (Pooling Layer)
 - 3) 완전연결층 (Fully-connected Layer)

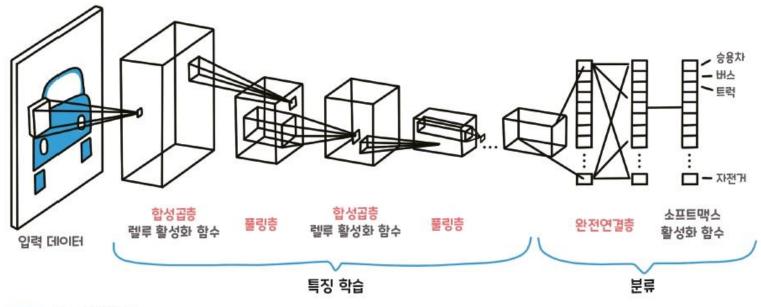


그림 9-26 CNN 구조

© Hanbit Academy Inc.



인공지능 활용 Python language

- ④ 합성곱 신경망 (Convolutional Neural Network, CNN) (4/12)
 - 1) 합성곱층 (Convolutional Layer)
 - 이미지를 분류하는 데 필요한 특징 (Feature) 정보들을 추출하는 역할
 - 특징 정보는 필터 (Filter)를 이용해 추출
 - 합성곱층에 필터가 적용되면 이미지의 특징들이 추출된 "특성 맵 (Feature Map)"이라는 결 과를 얻을 수 있음

입력 이미지



필터 적용

특성 맵

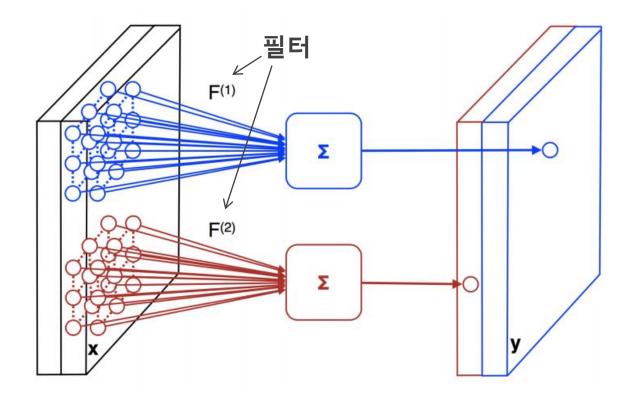


그림 9-27 필터가 적용된 합성곱층

C Hanbit Academy Inc.

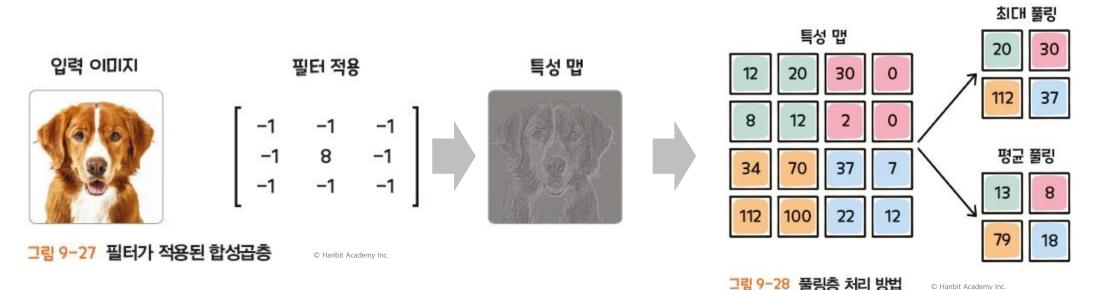


- ④ 합성곱 신경망 (Convolutional Neural Network, CNN) (5/12)
 - 1) 합성곱층 (Convolutional Layer)
 - 1개의 필터 → 1개의 출력 채널 (Channel, y)

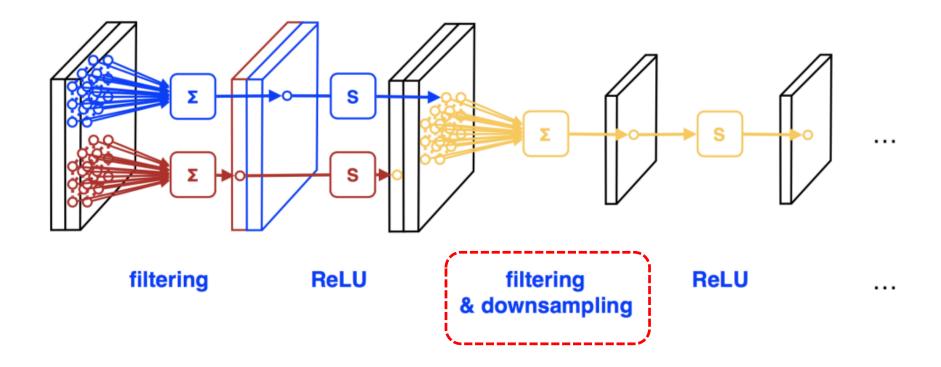




- ④ 합성곱 신경망 (Convolutional Neural Network, CNN) (6/12)
 - 2) 풀링층 (Pooling Layer)
 - 합성곱층의 출력 데이터 (= 특성 맵)를 입력으로 받아서
 - 출력 데이터인 활성화 맵의 크기를 줄이거나
 - 특정 데이터를 강조하는 용도로 사용
 - 풀링층을 처리하는 방법: 최대 풀링, 평균 풀링, 최소 풀링 (Min Pooling)
 - [그림 9-28]과 같이 정사각행렬의 특정 영역에서
 - 최댓값을 찾거나 평균값을 구하는 방식으로 동작함



- ④ 합성곱 신경망 (Convolutional Neural Network, CNN) (7/12)
 - 2) 풀링층 (Pooling Layer)





인공지능 활용 Python language

- ④ 합성곱 신경망 (Convolutional Neural Network, CNN) (8/12)
 - 3) 완전연결층 (Fully-connected Layer)
 - 합성곱층과 풀링층으로 추출한 특징을 분류하는 역할
 - 최근에는 CNN의 강력한 예측 성능과 계산상의 효율성을 바탕으로 이미지뿐만 아니라 시계열 데이터에도 적용해 보는 연구가 활발히 진행되고 있음

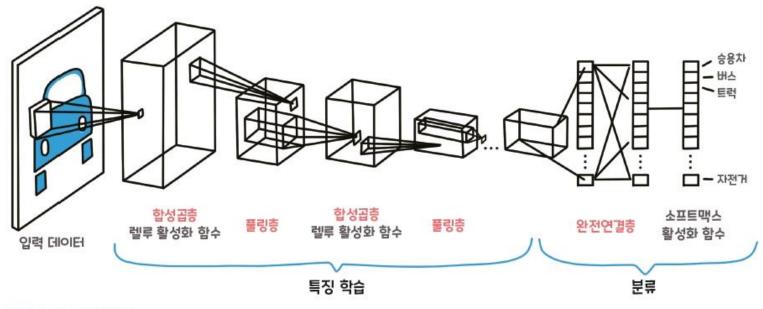


그림 9-26 CNN 구조

© Hanbit Academy Inc



- ⑥ 적대적 생성 신경망 (Generative Adversarial Network, GAN) (1/2)
 - 2개의 신경망 모델이 서로 경쟁하면서 더 나은 결과를 만들어 내는 강화학습
 - 특히 이미지 생성 분야에서 뛰어난 성능을 보이고 있음
 - 기존 인공신경망과는 다르게 두 개의 인공신경망이 서로 경쟁하며 학습 진행
 - 이를 생성 모델 (Generator Model)과 판별 모델 (Discriminator Model)이라고 하며, 각각은 서로 다른 목적을 가지고 학습
 - 생성 모델 (Generator Model)
 - 주어진 데이터와 최대한 유사한 가짜 데이터를 생성
 - 판별 모델 (Discriminator Model)
 - 진짜 데이터와 가짜 데이터 중 어떤 것이 진짜 데이터인지를 판별



- ⑥ 적대적 생성 신경망 (Generative Adversarial Network, GAN) (2/2)
 - GAN의 동작 방식은 [그림 9-30]의 위조지폐범 판별 문제로 이해 가능
 - 위조지폐범은 판별 모델을 속이기 위한 진짜 같은 위조지폐를 만들고, 판별 모델은 위조지폐범이 만든 위조 지폐를 찾아내기 위해 서로 경쟁적으로 학습함
 - 이 과정을 통해 두 모델의 성능은 꾸준히 향상됨





© Hanbit Academy Inc.