

TCT-기술인증테스트

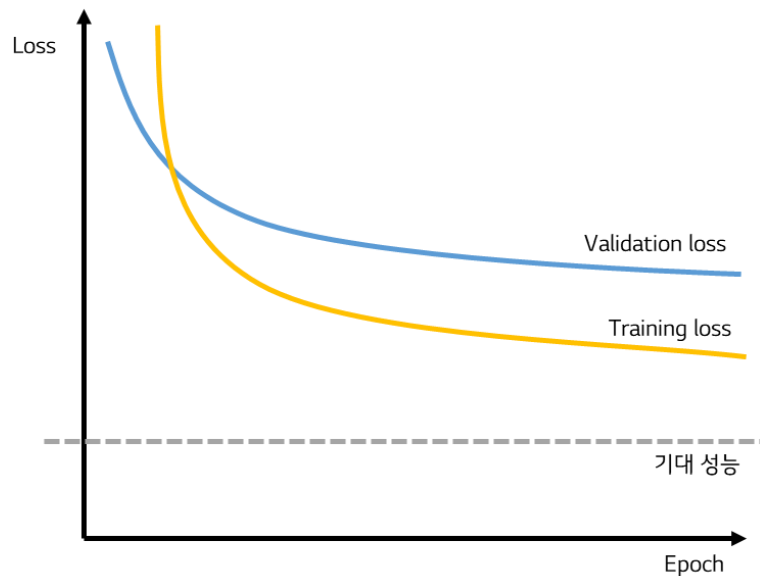
AI

[2020년 #차]

사번 : _____

성명 : _____

1. 다음은 강아지와 고양이 사진을 입력 데이터(input data)로 받아 분류하는 심층 신경망(Deep Neural Network) 모델의 학습 곡선(Learning Curve)이다. 주어진 학습 곡선으로부터 알 수 있는 문제 현상을 파악하고, 이를 해결하기 위해 다음 번 학습에서 네트워크를 수정할 방안으로 기대되는 것을 각각 골라 선택표로 구분하여 답안을 기입하시오. (5점)

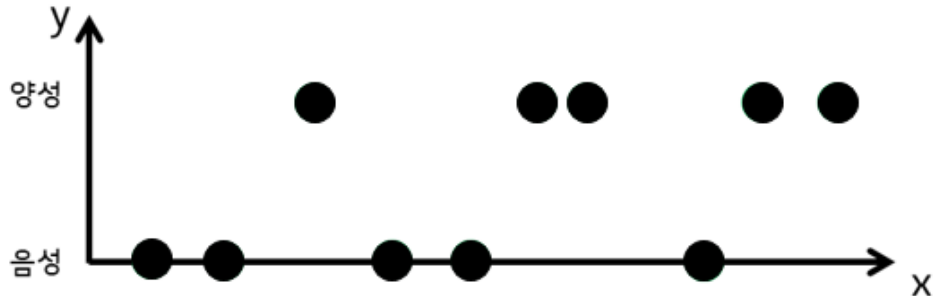


- ① 신경망의 종류가 FNN(Feedforward Neural Network)인 경우
- 레이어 당 노드 수를 조정하여 재학습하려고 한다면, 레이어 당 노드 수를 :
(늘린다 / 줄인다 / 상관없다)
 - Epoch 수를 조정하여 재학습하려고 한다면, epoch 수를 :
(늘린다 / 줄인다 / 상관없다)
 - 드롭아웃(Dropout) 적용 확률을 조정하여 재학습하려고 한다면, 드롭아웃 적용 확률을 :
(늘린다 / 줄인다 / 상관없다)
- ② 신경망의 종류가 CNN(Convolutional Neural Network)인 경우
- Convolution 커널 수를 조정하여 재학습하려고 한다면, 커널 수를 :
(늘린다 / 줄인다 / 상관없다)
 - Convolution 레이어 수를 조정하여 재학습하려고 한다면, 레이어 수를 :
(늘린다 / 줄인다 / 상관없다)
 - L2-Regularization term λ 를 조정하여 재학습하려고 한다면, λ 값을 :
(늘린다 / 줄인다 / 상관없다)

(정답) 늘린다 / 늘린다 / 줄인다 / 늘린다 / 늘린다 / 줄인다

(해설) 학습 곡선에서 Underfitting 이 발생함을 확인할 수 있다. 네트워크의 capacity 를 올리고 regularization 을 줄여야 한다.

2. [Crowd Sourcing] 철수는 다음 [그림]과 같이 10개의 샘플(●로 표시)을 포함하는 코로나 바이러스 관련 데이터셋에 대해 이진 분류(binary classification)를 적용하려 한다. 각각의 샘플은 스칼라(scalar) 값인 외부 활동 시간 x 와 감염 여부를 나타내는 이진 클래스 라벨(binary class label) y (음성 또는 양성)을 가진다. 철수는 과반수 분류기(majority classifier)를 적용하려 한다. 과반수 분류기는 입력값 x 에는 상관없이 학습 데이터셋(training set)의 샘플 중 과반수를 차지하는 클래스 라벨로, 검증 데이터셋(validation set)의 모든 샘플에 대해 동일하게 예측한다. 만약 학습 데이터셋의 샘플에 대해 음성과 양성 y 의 수가 동등이라면 양성으로 예측한다. 아래 물음에 답하시오. (총 5점)



[그림] 코로나 바이러스 관련 데이터셋. ●는 각각의 샘플을 나타낸다.

- (1) [그림]의 데이터셋을 학습 데이터셋(training set)이자 검증 데이터셋(validation set)으로 활용했을 때, 검증 데이터셋의 분류 정확도(accuracy)는 얼마인가? (1점)
- (2) [그림]의 데이터셋에 Leave-1-Out Cross-Validation 기법을 적용할 때 검증 데이터셋에 대한 분류 정확도는 얼마인가? (2점)
- (3) [그림]에서 x 값이 작은 5개 샘플이 첫 번째 fold이고, 나머지 5개 샘플이 두 번째 fold일 때, 2-fold Cross-Validation 기법을 적용하면 검증 데이터셋에 대한 분류 정확도는 얼마인가? (2점)

정답 : (1) _____% (2) _____% (3) _____%

(정답) 1) 50%, 2) 0%, 3) 20%

(해설)

(1) 두 클래스가 동등하므로 모든 샘플을 양성으로 예측하고, 그 경우 전체 검증 데이터셋에 대한 분류정확도는 $5/10 = 50\%$ 이다.

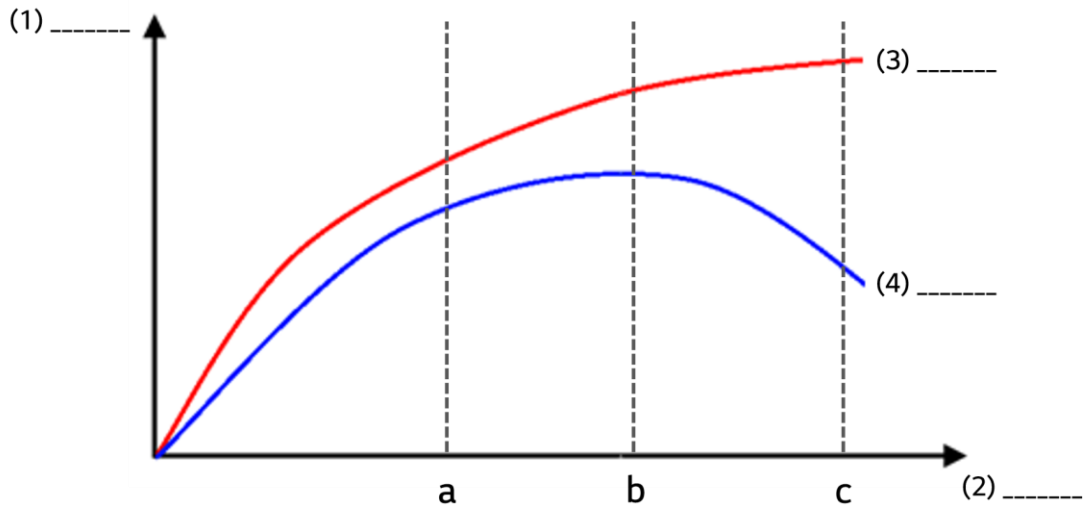
(2) 각각의 샘플에 대해 과반수 분류기의 기준을 적용하면, 각각의 샘플은 해당 샘플의 반대 클래스로 예측된다 (나머지 9개 샘플의 과반수가 반대 클래스이기 때문). 따라서 평균 분류정확도는 0%다.

(3) 1 번째 fold로 학습 시 음성 클래스로 예측하므로 2 번째 fold에서는 5개 중 하나의 샘플만 올바른 분류로 인정되고, 2 번째 fold로 학습 시 양성 클래스로 예측하므로 1 번째 fold에서도 5개 중 하나의 샘플만 올바른 분류로 인정되므로 평균 정확도는 20%다.

3. 철수는 자신이 진행한 실험에서 얻은 아래 [그림]을 이용하여 영희에게 early stopping 개념을 설명해주려고 한다. a, b, c 중 early stopping에 가장 적합한 포인트(point)를 b라고 했을 때, [보기] 중 적절한 단어를 골라 [그림]의 빈칸을 채우시오. (3점)
- (철수가 진행한 실험에서 데이터셋은 학습(training)/검증(validation)/테스트(test) 데이터셋으로 구분되었다. (1)과 (2)는 그래프의 축이고, (3)과 (4)는 curve의 대상을 지칭한다.)

[보기]

Iteration Loss	학습 데이터셋 Accuracy	검증 데이터셋 hidden layers의 수	테스트 데이터셋 hidden units의 수
-------------------	---------------------	-----------------------------	-----------------------------



[그림] Early stopping 개념을 설명하기 위한 도식.

정답 : (1) _____ (2) _____ (3) _____ (4) _____

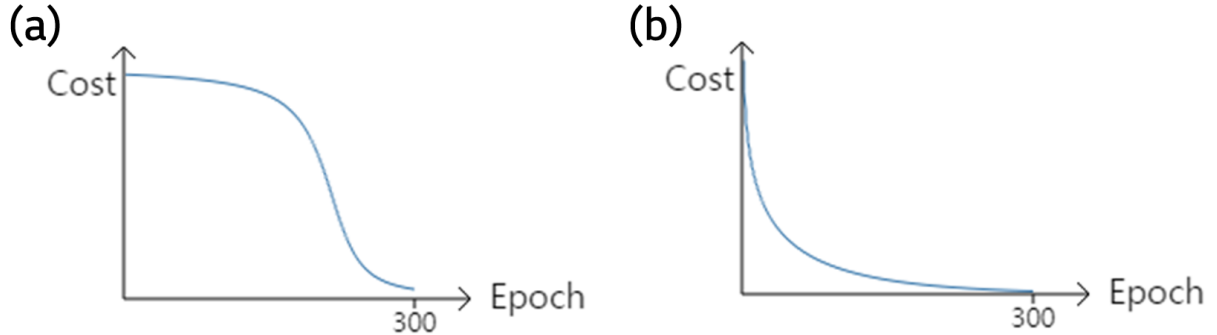
(정답) (1) Accuracy. (2) Iteration. (3) 학습 데이터셋. (4) 검증 데이터셋.

(해설) early stopping 은 모델 학습 도중 training loss 개선이 있으나 validation loss 의 개선이 없을 때 학습을 중단하는 것으로, (1)은 높아지는 성능인 Accuracy, (2)는 Iteration, (3)은 학습 데이터셋, (4)는 검증 데이터셋이다.

4. [기출] 아래 [그림]은 MNIST 데이터¹⁾ 분류 과제를 수행한 두 가지 다층 순전파 신경망(Multi-layer Feedforward Neural Network)의 학습 곡선(learning curve)이다. (a)와 (b) 두 모델 모두 출력층(output layer)에 시그모이드(sigmoid) 함수를 사용하였으며, 300 epoch을 학습시켰고 이 때 최종 training cost값이 두 모델 모두 비슷하였다.

아래 [보기]는 두 네트워크의 가중치 초기화(weight initialization) 기법, 활성화 함수(activation function), 비용함수(cost function)의 설정을 나열한 것이다. [보기]에 주어진 조건 외 두 네트워크를 구성하는 조건이 동일하다고 할 때, [보기]의 조건을 아래 주어진 경우의 각 모델에 알맞게 배치하시오. (총 6점, 문항당 2점)

1) 손으로 쓰여진 0~9의 숫자 이미지.



[그림] 두 다층 순전파 신경망의 학습 곡선.

[보기]

Tanh, Xavier, Cross-entropy cost, ReLU, Gaussian, Quadratic cost

- (1) 활성화 함수만 다르게 구성되었을 경우, 각 모델에 적용된 활성화 함수: (2점)

모델 (a) _____ / 모델 (b) _____

- (2) 가중치 초기화 기법만 다르게 구성되었을 경우, 각 모델에 적용된 가중치 초기화 기법: (2점)

모델 (a) _____ / 모델 (b) _____

- (3) 비용함수만 다르게 구성되었을 경우, 각 모델에 적용된 비용함수: (2점)

모델 (a) _____ / 모델 (b) _____

(정답)

- (1) Activation 함수만 다르게 구성되었을 경우:

모델 (a) ___Tanh___ / 모델 (b) ___ReLU___

- (2) Initialization 방식만 다르게 구성되었을 경우:

모델 (a) ___Gaussian___ / 모델 (b) ___Xavier___

- (3) Cost function 만 다르게 구성되었을 경우:

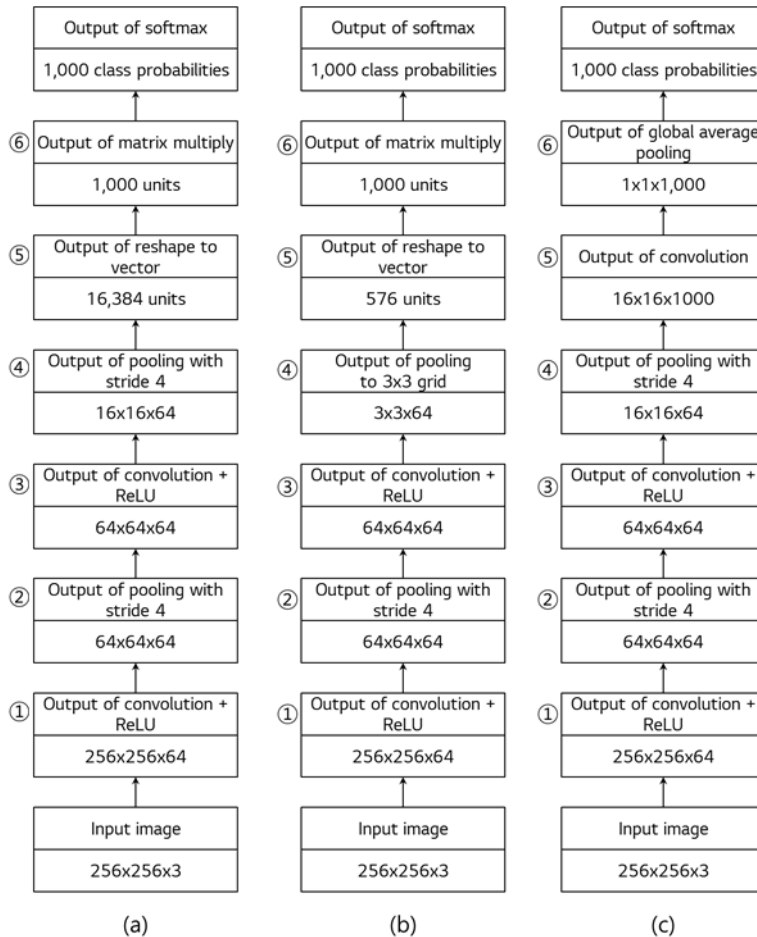
모델 (a) ___Quadratic cost___ / 모델 (b) ___Cross-entropy cost___

(해설) tanh 활성화 함수는 sigmoid 와 비슷한 모양으로, 마찬가지로 입력 logit 이 극단적인 값을 가질수록 포화될 가능성이 크다. sigmoid + quadratic cost 는 학습속도가 저하될 우려가 있다. 단순 Gaussian distribution 을 이용하면 다음

레이어(layer)에서의 값 분포가 매우 넓어져 sigmoid 뉴런이 포화할 가능성이 높아지고 이는 학습속도 저하를 가져올 수 있다.

5. [기출] 철수는 256x256 픽셀의 컬러 이미지를 처리할 수 있는 CNN(Convolutional Neural Network) 모델 세 가지((a), (b), (c))를 보유하고 있다.

512x512 픽셀의 컬러 이미지를 처리하려고 할 때, 각 모델 그대로 처리가 가능한지 여부(가능/불가능)을 작성하고, 처리 가능한 경우 어떤 레이어(layer) 때문인지 박스 번호 하나를 함께 명시하시오. (총 3점, 문항당 1점)



- (a) _____
 (b) _____
 (c) _____

(정답)

- (a) 불가능.
 (b) 가능. 4,
 (c) 가능. 6.

(해설)

- (b) 어떤 입력이 들어와도 출력이 3*3 이 되게 pooling 한 후 1000 개의 노드에 fully connected.
 (c) 어떤 입력이 들어와도 출력이 1*1 이 되게 pooling.

6. [TEC] 토마토 이미지를 잘 만드는 GAN(Generative Adversarial Networks) 모델이 있다고 하자. 다음 중 옳지 않은 것을 고르시오. (4 점)

- ① Generator 는 실제 토마토 이미지들의 분포(distribution of apple images)를 학습하는 것을 목표로 한다.
- ② Discriminator 는 이미지에 토마토가 존재하는지/존재하지 않는지를 분류하는데 사용될 수 있다.
- ③ 주어진 GAN 모델을 학습한 후 discriminator loss 는 결국 일정한 값에 수렴한다.
- ④ Generator 는 가상의 토마토의 이미지들을 만들 수 있다.
- ⑤ Generator 와 discriminator 의 cost 값은 상호간의 파라미터(parameter)에 대한 의존성이 있다.

(정답) 2

(해설) Discriminator 의 목적은 진짜 토마토와 만들어진 토마토 이미지를 구분하는 것으로, 토마토의 존재 유무를 구분하지 않는다.

7. 다음은 자연어 처리(Natural Language Processing)와 관련된 서술이다. 다음 보기 중 옳지 않은 것을 고르시오. (4점)

- ① RNN 모델에 어텐션 메커니즘(Attention mechanism)을 추가로 적용하려면 RNN 모델 학습을 위해 준비했던 데이터셋을 수정하지 않고도 사용 가능하다.
- ② '맑음/뒤/흐림' 문장과 '흐림/뒤/맑음' 문장은 RNN에서 다르게 인코딩된다.
- ③ 텍스트 문장을 Bidirectional RNN 레이어에 통과시키면 모든 time step에서 문장 전체를 아우르는 feature를 얻을 수 있다.
- ④ 자연어 문장에 1D-CNN(Convolutional Neural Network)을 적용할 때, 컨볼루션 연산의 출력 크기(output shape)는 문장의 길이에 따라 달라진다.
- ⑤ 최대 입력 가능 길이를 초과한 두괄식 문장을 RNN으로 처리할 경우, 문장의 앞부분을 Truncate하여 입력하는 것이 모델 추론에 도움이 된다.

(정답) 5

(해설) 두괄식이라면 문장 앞부분에 중요한 내용이 담기므로 뒷부분을 truncating 하는 것이 좋다.

8. 강화학습(Reinforcement Learning)은 기계학습(Machine Learning)의 한 영역으로, 어떤 환경(Environment) 안에서 정의된 에이전트(Agent)가 현재의 상태(status)를 인식하여 선택 가능한 행동(action)들 중 보상(reward)을 최대화하는 행동을 선택하는 방법이다. 하지만 상태와 행동, 보상을 제대로 지정하지 않은 경우 인간이 의도하지 않은 방식으로 목적을 달성하기도 한다. 다음 [보기]에 등장한 강화학습 실패 사례는 보상을 잘못 지정한 사례이다. 각 사례의 문제를 해결할 수 있도록 보상을 어떻게 수정해야 하는지 간략히 서술하시오. (단, 상태와 행동은 학습이 가능하도록 정의되었다고 가정한다) (총 6점, 문항당 2점)

[보기]

- (1) 사과 농장에서 마트에 사과를 납품하기 전 로봇으로 상한 사과를 골라내는 작업을 하려고 한다. 상한 사과를 많이 찾을수록 높은 보상을 주었더니 품질에 상관없이 모든 사과를 골라내도록 학습되었다.
- (2) 지뢰찾기 게임에서 지는 경우(지뢰를 클릭한 경우) 마이너스(-) 보상을 강하게 주었더니 게임을 시작하고 아무 것도 클릭하지 않고 가만히 있도록 학습되었다.
- (3) 두 다리를 가진 로봇에게 직립보행을 하게 하려고 한다. 넘어지지 않고 걷는 시간이 길수록 높은 보상을 주었더니 같은 자리에서 제자리 걸음만을 반복하고 앞으로 나아가지 않았다.

(정답)

- (1) 멀쩡한 사과를 고를 경우 -보상을 추가한다.
- (2) 지는 경우의 -보상 대신 이길 경우 +보상을 주도록 한다 / 지뢰를 찾은 스코어(+보상)로 보상을 대신한다. / 게임 진행시간이 길어질수록 -보상을 추가한다.
- (3) 단순 보행 시간으로 판단하지 말고 보행 거리에 따른 +보상을 반영한다.

(해설) 최근 AI 트렌드가 되는 강화학습의 보상 개념에 대해 이해한다.

9. 아래 [표]는 구글의 'AI & Machine Learning Product'에서 제공하는 API의 목록 일부이다. 철수가 [보기]에 주어진 애플리케이션 혹은 프로그램을 만들려고 할 때, 학습 데이터를 수집하거나 모델을 직접 학습하지 않고도 활용할 수 있는 API를 [표]에서 찾아 명칭을 기입하시오. 단, 꼭 필요한 기능에 한하여 가능한 API 명칭을 모두 적으시오. (총 6점, 문항당 1.5점)

[표]

VISION	이미지의 텍스트/필기 입력 감지(OCR) API	Natural Language	감정 분석 API
	자르기 힌트 감지 API		항목 분석 API
	얼굴 감지 API		항목 감정 분석 API
	이미지 속성 감지 API		구문 분석 API
	라벨 인식 API		콘텐츠 분류 API
	특징 감지 API	Translate	텍스트 번역 API
	로고 감지 API		언어 감지 API
	여러 객체 감지 API	음성	speech-to-text API
	유해성 콘텐츠 감지(세이프서치) API		text-to-speech API

[보기]

- ① 내장 카메라를 이용하여 시각 장애인에게 종이로 인쇄된 메뉴판을 읽어주는 휴대폰 애플리케이션

- ② 브라우저로 전송되는 이미지가 유해할 경우 화면에 표시하기 전에 차단하는 웹 브라우저 플러그인

- ③ 수신된 email의 작성 언어가 영어인 경우 자동으로 한국어로 번역해주는 email client 프로그램

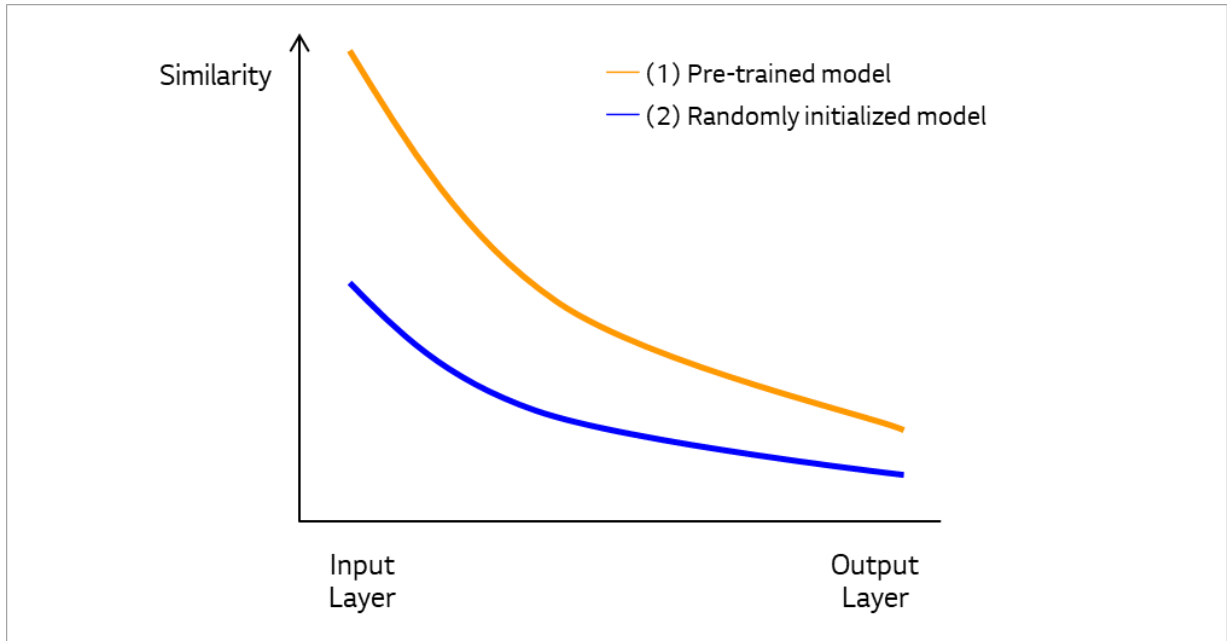
- ④ 온라인 쇼핑물의 제품 후기에 불만이 등록되면 실시간으로 알림을 주는 쇼핑몰 프로그램

(정답)

1. 이미지의 텍스트/필기 입력 감지(OCR), Text-to-speech
2. 유해성 콘텐츠 감지(세이프서치)
3. 언어 감지, 텍스트 번역
4. 감정 분석

(해설) CSP에서 제공하는 기능 중 API에 해당하는 것을 알맞게 찾아야 한다. 커스터마이징이 필요한 부분은 AutoML에서 지원하나, 학습데이터를 확보해야 하므로 문제 조건 상 활용할 수 없다.

10. 고객은 A 공장의 회로 양품/불량 판정을 자동화하기 위해 심층 신경망(Deep Neural Network) 모델을 적용하고자 한다. 이를 위해 철수는 ImageNet으로 사전 학습(pre-trained)한 ResNet 모델 (1)과 랜덤하게 초기화한(randomly initialized) ResNet 모델 (2) 두 가지를 놓고 A공장의 회로 데이터에 적용하는 실험을 진행해보았다. 두 모델 모두 동일한 하이퍼파라미터를 사용하여 동일한 epoch만큼 학습하였다. 아래 그래프는 두 모델 각각에 대해 회로 데이터를 학습하기 전/후 파라미터의 변화가 얼마나 진행되었는지를 유사도(similarity)를 활용하여 그려 본 것이다. 유사도는 레이어별로 파라미터의 코사인(cosine) 유사도를 계산하였다. 이 그래프를 토대로 유추할 수 있는 내용으로 옳지 않은 것을 고르시오. (4점)



- ① 두 모델 모두 특정 태스크를 수행하기 위해 출력층(Output layer)쪽에서 학습 전후 파라미터가 더 많이 변화됨을 알 수 있다.
- ② (1) 모델은 (2) 모델에 비해 사전에 ImageNet 데이터를 이용해 이미지의 기본적인 특징(Edge, Color 등)을 미리 학습해 두었으므로, 새로운 데이터가 들어와도 기본적인 특징을 새로 배워갈 필요가 없기 때문에 파라미터에 많은 변화가 일어나지 않는다.
- ③ (2) 모델은 이미지의 기본적인 특징부터 익혀가야 하기 때문에 상대적으로 모든 레이어에서 파라미터 변화가 크다.
- ④ 입력 레이어(Input layer)와 가까울수록 (1) 모델은 특정 태스크에서 새로이 배울 특징이 많지 않아 변화가 거의 없는 반면 (2) 모델은 기본 특징부터 학습해야하기 때문에 상대적으로 학습량이 많아 전후의 변화가 크다
- ⑤ 회로 양품/불량 판정이라는 특정 태스크를 위한 학습은 출력층에서 가장 크게 일어나며, 출력층에 가까워질수록 모델간 유사도 갭이 줄어들어 두 모델은 비슷한 파라미터를 갖게 된다.

(정답) 5

(해설) 위 그래프만으로는 두 모델의 파라미터간 유사성은 알 수 없다. 위 그래프는 동일 모델의 학습 전후 파라미터의 유사도만을 알려준다.



Copyright © 2020 by LG CNS All rights reserved.