머신 러닝 훑어보기

머신 러닝의 특징에 대해 간략하게 설명

머신 러닝 모델의 평가

전체 데이터(Original Data)

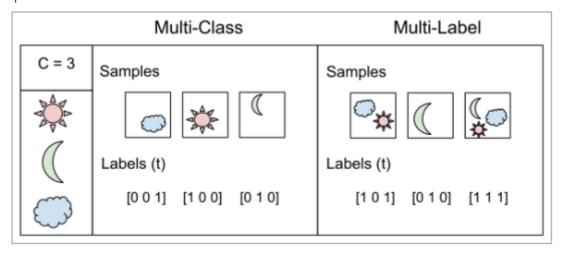


- 모델 평가를 위한 데이터 : 훈련 데이터, 검증 데이터, 테스트 데이터. (각 데이터를 비유하자면 훈련 데이터는 학습지, 검증 데이터는 모의고사, 테스트 데이터는 수능시험에 해당)
- 검증 데이터의 필요성 : 모델 성능을 조정하기 위한 용도 → 과적합이 되고 있는지 판단하거나 하이 퍼파라미터의 조정을 위한 용도
 - hyperparameter : 값에 따라서 모델의 성능에 영향을 주는 매개변수로 모델링할 때 사용자가 직접 세팅하는 매개변수
 - o parameter: weight와 bias와 같이 기계의 학습을 통해 바뀌는 변수
- 검증이 끝났다면, 테스트 데이터를 가지고 모델의 진짜 성능 평가
- 만약, 검증 데이터와 테스트 데이터를 나눌 만큼 데이터의 양이 충분하지 않다면, K-Fold Cross Validation을 사용하는 것이 좋음

분류(Classification)와 회귀(Regression)

머신 러닝의 많은 문제는 분류 또는 회귀에 속함

- 다중 클래스 분류 문제(Multi-class Classfication)
 두 개 이상의 정해진 선택지 중에서 주어진 입력에 대한 한 선택지를 답으로 정하는 문제
 example : 과학, 영어, IT, 만화, 수학이라는 분야 중에서 주어진 한 책이 어느 분야(class)에 해당되는지 판단
- 다중 레이블 분류 문제(Multi-label Classification) **두 개 이상의 정해진 선택지 중에서 주어진 입력에 대한 여러 개의 선택지를 답으로 정하는 문제**example: 로맨스, 스릴러, 액션이라는 분야 중에서 주어진 한 영화가 해당되는 모든 분야(class) 선



• 회귀 문제(Regression)

분류문제처럼 분리된 답이 아니라 **연속된 값을 결과**로 가짐. 즉, **연속적인 숫자(실수)를 예측.** example : 시계열 데이터를 이용한 주가 예측, 생산량 예측

지도 학습(Supervised Learning)과 비지도 학습(Unsupervised Learning)

머신러닝은 크게 지도 학습, 비지도 학습, 강화 학습으로 나뉨

- 지도 학습 레이블(label)과 함께 학습. (예측모델 등에 사용)
- 비지도 학습 레이블(label) 없이 학습. (군집화, 차원축소 등에 사용) LDA, Word2Vec 또한 비지도 학습이다.

지도 학습(Supervised Learning): 입력과 함께 '정답'을 알려주고 그 정답을 맞추도록 하는 학습 방법



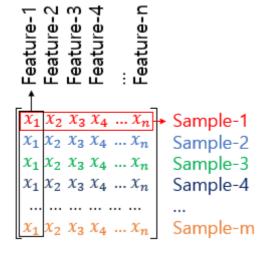
비지도 학습(Unsupervised Learning): 정답의 제공 없이 학습 데이터로부터 유용한 정보를 추출하는 학습 방법



• 강화 학습 시뮬레이션 반복 학습. (성능 강화 등에 사용)

샘플(Sample)과 특성(Feature)

인공신경망 모델은 연산을 주로 행렬 연산을 이용.



- 하나의 데이터, 즉 하나의 행을 샘플(sample)이라고 부름 (데이터베이스에서 레코드라고 부르는 단위)
- 종속 변수 y를 예측하기 위한 각각의 독립 변수 x를 특성(feature)라고 부름

혼동 행렬(Confusion Matrix)

• 머신러닝 성능 평가를 위한 지표

	positive (predicted)	negative(predicted)
positive (actual)	True Positive	False Negative
negative(actual)	False Positive	True Negative

- o False Positive는 양성이라고 대답하였는데 실제 값이 음성이라서 틀린 경우
- o False Negative는 음성이라고 대답하였는데 실제 값이 양성이라서 틀린 경우
- o False Positive와 False Negative에 각각 초점을 맞춘 성능평가방법 : Precision, Recall (각각 False Positive, False Negative가 많아질수록 성능이 낮아짐)

• 정밀도(Precision)

- \circ TP/(FP+TP)
- \circ TP: 실제 Positive를 잘 판단한 경우
- \circ (FP+TP): 예측을 Positive로 한 모든 경우
- 잘못된 positive를 줄이는 데에 초점
- o example: 스팸메일 분류
 - 스팸을 스팸메일로 분류하지 않는 것(FN)은 큰 문제가 없음
 - 스펨메일이 아닌 것을 스팸메일로 분류하면(FP) 업무 차질 발생
 - 이와 같이 FN보단 FP를 줄이는 것이 중요한 경우 Precision 사용

• 재현율(Recall)

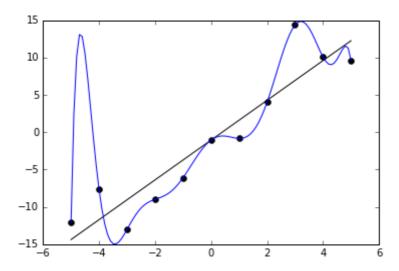
- \circ TP/(FN+TP)
- \circ TP: 실제 Positive를 잘 판단한 경우
- \circ (FN+TP): 실제 값이 Positive인 모든 경우
- 잘못된 Negative를 줄이는 데에 초점
- o example : 악성코드 판별
 - 악성코드가 아닌데 악성코드로 분류하면(FP) 사용자가 확인하고 예외처리 하면 됨

- 악성코드인데 악성코드가 아닌 것으로 분류하면(FN) 악성코드에 감염되어 위험 노출
- 이와 같이 FP보단 FN을 줄이는 것이 중요한 경우 Recall 사용

과적합(Overfitting)과 과소 적합(Underfitting)

● 과적합: 모델이 훈련 데이터에 너무 잘 맞지만 일반성이 떨어지는 경우. 이러한 모델은 테스트 데이터에 대해 높은 성능을 보여줄 확률 낮음 ← **훈련데이터에 너무 맞쳐져 훈련 데이터 이외의 다양** 한 변수에는 대응하기 어렵.

•



파란색 선은 overfitted model을 보여주고, 검은색 선은 regularized model을 의미

- 과소적합: 테스트 데이터의 성능이 올라갈 여지가 있음에도 훈련을 덜 한 경우, 모델이 너무 단순 해서 데이터의 내재된 구조를 학습하지 못하는 경우
- 과"적합", 과소"적합"이라고 부르는 이유 \rightarrow 머신러닝에서 학습 또는 훈련 과정을 적합(fitting)이라고 부를 수 있기 때문.
- 과적합예방법
 - Drop out
 - ㅇ 더 많은 훈련데이터
 - o 조기종료(Early Stopping)
 - ㅇ 정규화

출처

- https://wikidocs.net/32012
- http://itwiki.kr/w/혼동_행렬
- https://mc.ai/building-a-multi-label-text-classifier-using-bert-and-tensorflow/
- https://heung-bae-lee.github.io/2019/12/08/deep_learning_02/
- https://en.wikipedia.org/wiki/Overfitting