3장 분류 (1부)

감사의 글

자료를 공개한 저자 오렐리앙 제롱과 강의자료를 지원한 한빛아카데미에게 진심어린 감사를 전합니다.

주요내용

- MNIST
- 이진 분류기 훈련
- 분류기 성능 측정

3.1 MNIST

MNIST 데이터셋

- 미국 고등학생과 인구조사국 직원들이 손으로 쓴 70,000개의 숫자 이미지로 구성된 데이터셋

- 사용된 0부터 9까지의 숫자는 각각 28x28= 784크기의 픽셀로 구성된 이미지 데이터
    - 2차원 어레이가 아닌 길이가 784인 1차원 어레이로 제공

- 레이블: 총 70,000개의 사진 샘플이 표현하는 값

문제 정의

- 지도학습: 각 이미지가 담고 있는 숫자가 레이블로 지정됨.

- 분류: 이미지 데이터를 분석하여 0부터 9까지의 숫자로 분류
    - 이미지 그림을 총 10개의 클래스로 분류하는 **다중 클래스 분류**(multiclass classification) **다항 분류**(multinomial classification)라고도 불림

- 배치 또는 온라인 학습: 둘 다 가능
    - 모델에 따라 처리 방법이 다름
        - 확률적 경사하강법(stochastic gradient descent, SGD): 배치와 온라인 학습 모두 지원
        - 랜덤 포레스트 분류기: 배치 학습

훈련 셋과 데이터 셋 나누기

- MNIST 데이터셋 이미 6:1 분류되어 있음
- 훈련 세트: 앞쪽 60,000개 이미지
- 테스트 세트: 나머지 10,000개의 이미지

3.2 이진 분류기 훈련

예제: 숫자 5-감지기

- 이미지 샘플이 숫자 5를 표현하는지 여부를 판단하는 이진 분류기

- 모든 레이블을 0 또는 1로 수정해야 함
    - 0: 숫자 5 이외의 수를 가리키는 이미지 레이블
    - 1: 숫자 5를 가리키는 이미지 레이블
    - 결과: `y_train_5`

SGD 분류기 활용 학습

- SGDClassifier(SGD 분류기)
  - **확률적 경사 하강법**(stochastic gradient descent) 분류기라고 불림.
  - 한 번에 하나씩 훈련 샘플 처리 후 파라미터 조정
  - 매우 큰 데이터셋 처리에 효율적이며 온라인 학습에도 적합함.

- 훈련: `fit()` 메서드 호출

```
from sklearn.linear_model import SGDClassifier

  sgd_clf = SGDClassifier(max_iter=1000, tol=1e-3, random_state=42)
  sgd_clf.fit(X_train, y_train_5)
```

3.3 성능 측정

성능 측정 세가지 방법

- 교차 검증을 활용한 정확도 측정
- 정밀도/재현율 조율
- AUC 측정

3.3.1 교차 검증을 사용한 정확도 측정

- 2장에서 배운 교차검증 기술을 이용하여 SGD 분류기의 성능을 측정
- 성능 측정 기준: 정확도
- 예제: 숫자 5를 표현하는 이미지를 정확하게 예측한 비율. `cross_val_score` 모델의 `scoring="accuracy"` 키워드 인자 지정

```
from sklearn.model_selection import cross_val_score

  cross_val_score(sgd_clf, X_train, y_train_5, cv=3, scoring="accuracy")
```

3.3.2 오차 행렬

- 교차 검증 결과가 95% 이상으로 매우 우수한 것으로 나옴.
    - 하지만 무조건 '5 아님'이라고 찍는 분류기도 90%의 정확도를 보임.
    - 훈련 세트의 샘플이 불균형적으로 구성되었다면, 정확도를 분류기의 성능 측정 기준으로 사용하는 것은 피해야 함

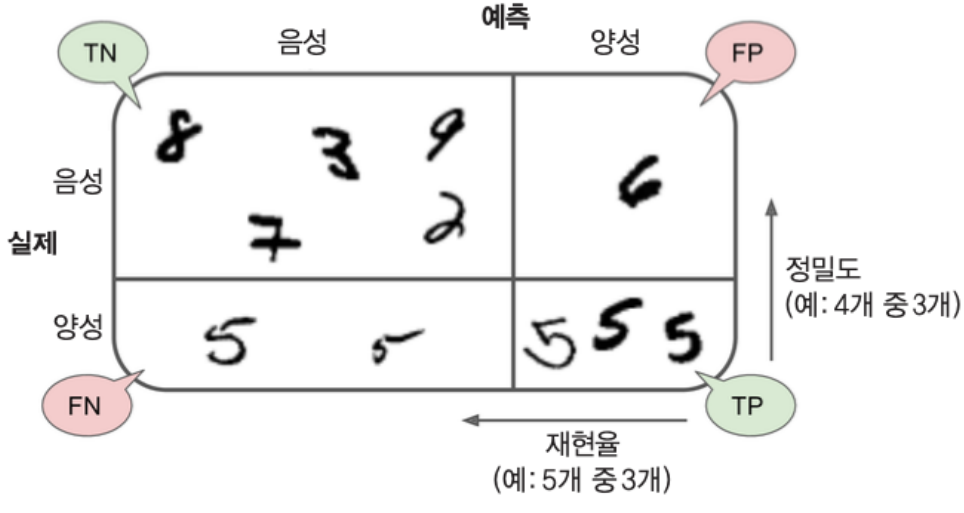
- 오차 행렬을 조사하여 분류기의 성능을 다르게 평가할 수 있음

- **오차 행렬**: 클래스별 예측 결과를 정리한 행렬

- 오차 행렬의 행은 실제 클래스를, 열은 예측된 클래스를 가리킴
    - 클래스 A의 샘플이 클래스 B의 샘플로 분류된 횟수를 알고자 하면 A행 B열의 값을 확인

- 예제: 숫자 5의 이미지 샘플을 3으로 잘못 예측한 횟수를 알고 싶다면?
    - 6행 4열, 즉, (6,4) 인덱스에 위치한 값을 확인 (0부터 9까지의 숫자임에 주의)

- 예제: '숫자 5-감지기'에 대한 오차 행렬은 `(2, 2)` 모양의 2차원 (넘파이) 어레이로 생성됨.
    - 레이블의 값이 0과 1 두 개의 값으로 구성되기 때문



3.3.3 정밀도와 재현율

정밀도(precision)

- 책 134쪽의 오차 행렬

```
array([[53057, 1522],
       [ 1325, 4096]])
```

- 양성 예측의 정확도

- 여기서는 숫자 5라고 예측된 값들 중에서 진짜로 5인 숫자들의 비율

$$\text{precision} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{4096}{4096 + 1522} = 0.729$$

재현율(recall)

- 정밀도 하나만으로 분류기의 성능을 평가할 수는 없음
    - 숫자 5를 가리키는 이미지 중에 숫자 5라고 판명한 비율인 **재현율**을 고려하지 않기 때문

- 양성 샘플에 대한 정확도, 즉, 분류기가 정확하게 감지한 양성 샘플의 비율

- 재현율을 **민감도**(sensitivity) 또는 **참 양성 비율**(true positive rate)로도 부름

$$\text{recall} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{4096}{4096 + 1325} = 0.756$$

F_1 점수

- 정밀도와 재현율의 조화 평균인 F_1 점수를 이용하여 분류기의 성능을 평가하기도 함.

$$F_1 = \frac{2}{\frac{1}{\text{정밀도}} + \frac{1}{\text{재현율}}}$$

- F_1 점수가 높을 수록 분류기의 성능을 좋게 평가하지만 경우에 따라 재현율과 정밀도 둘 중의 하나에 높은 가중치를 두어야 할 때가 있음.
    - 앞서 정의된 F_1 점수는 재현율과 정밀도의 중요도가 동일하다고 가정하였음.

정밀도 대 재현율

- 모델 사용의 목적에 따라 정밀도와 재현율의 중요도가 다를 수 있음.

- 재현율이 보다 중요한 경우: 암 진단 기준
    - 정밀도: 양성으로 진단된 경우 중에 실제로도 양성인 경우의 비율
    - 재현율: 실제로 양성인 경우 중에서 양성으로 진단하는 경우의 비율

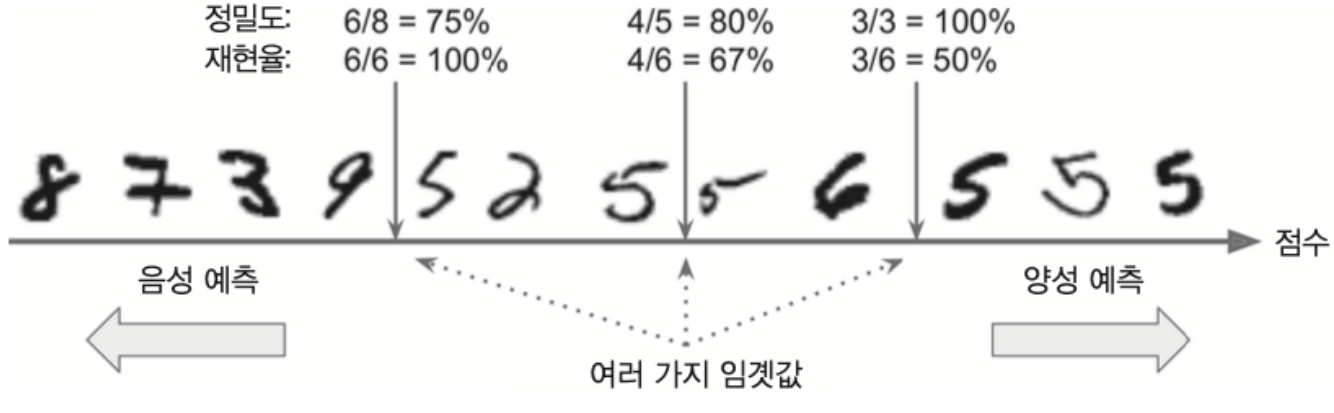
- 정밀도가 보다 중요한 경우: 아이에게 보여줄 안전한 동영상 선택 기준
    - 정밀도: 안전하다고 판단된 동영상 중에서 실제로도 안전한 동영상의 비율
    - 재현율: 실제로 좋은 동영상 중에서 좋은 동영상이라고 판단되는 동영상 비율

3.3.4 정밀도/재현율 트레이드오프

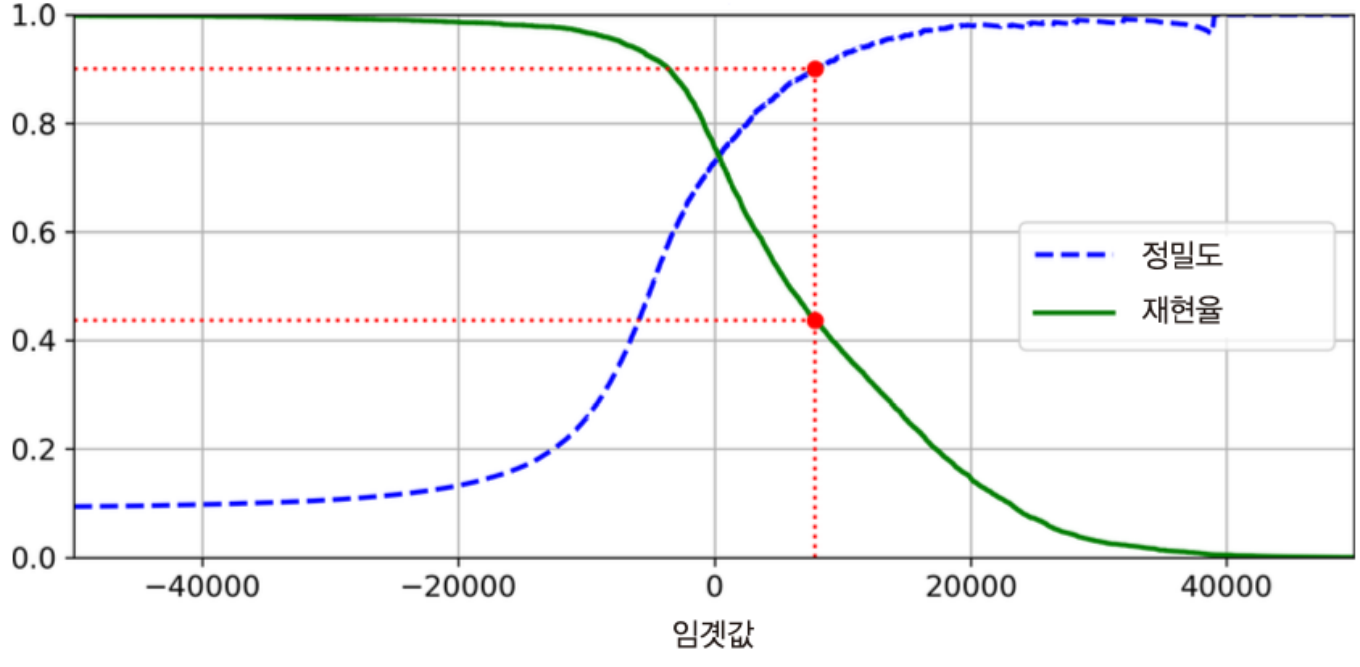
- 정밀도와 재현율은 상호 반비례 관계임.
- 정밀도와 재현율 사이의 적절한 비율을 유지하는 분류기를 찾아야 함.
- 적절한 **결정 임곗값**을 지정해야 함.

결정 함수와 결정 임곗값

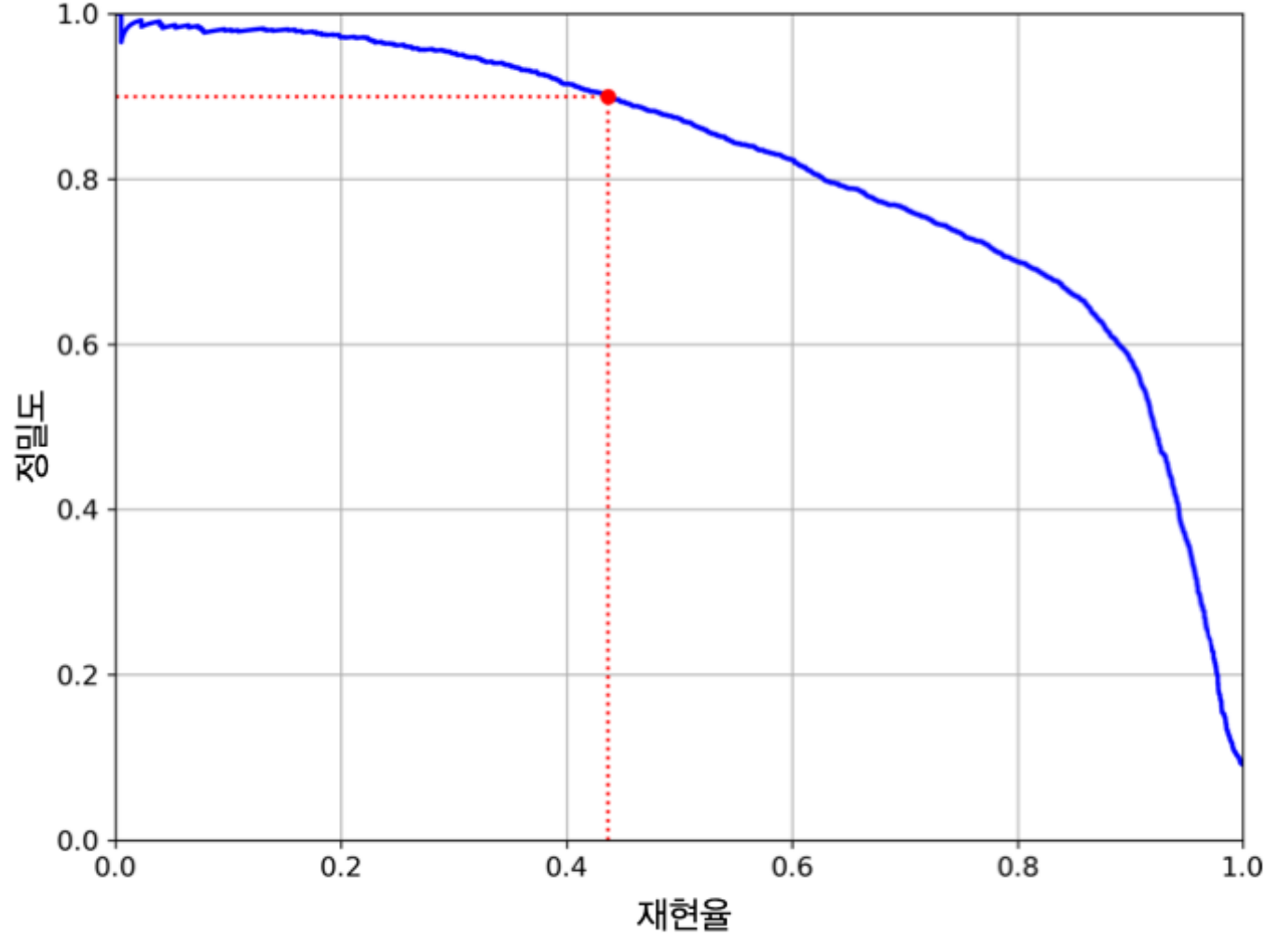
- **결정 함수**(decision function): 분류기가 각 샘플의 점수를 계산할 때 사용
- **결정 임계값**(decision threshold): 결정 함수가 양성 클래스 또는 음성 클래스로 분류하는 데에 사용하는 기준값
- 임곗값이 커질 수록 정밀도는 올라가지만 재현율은 떨어짐.



임곗값, 재현율, 정밀도



재현율 대 정밀도



3.3.5 ROC 곡선과 AUC 점수

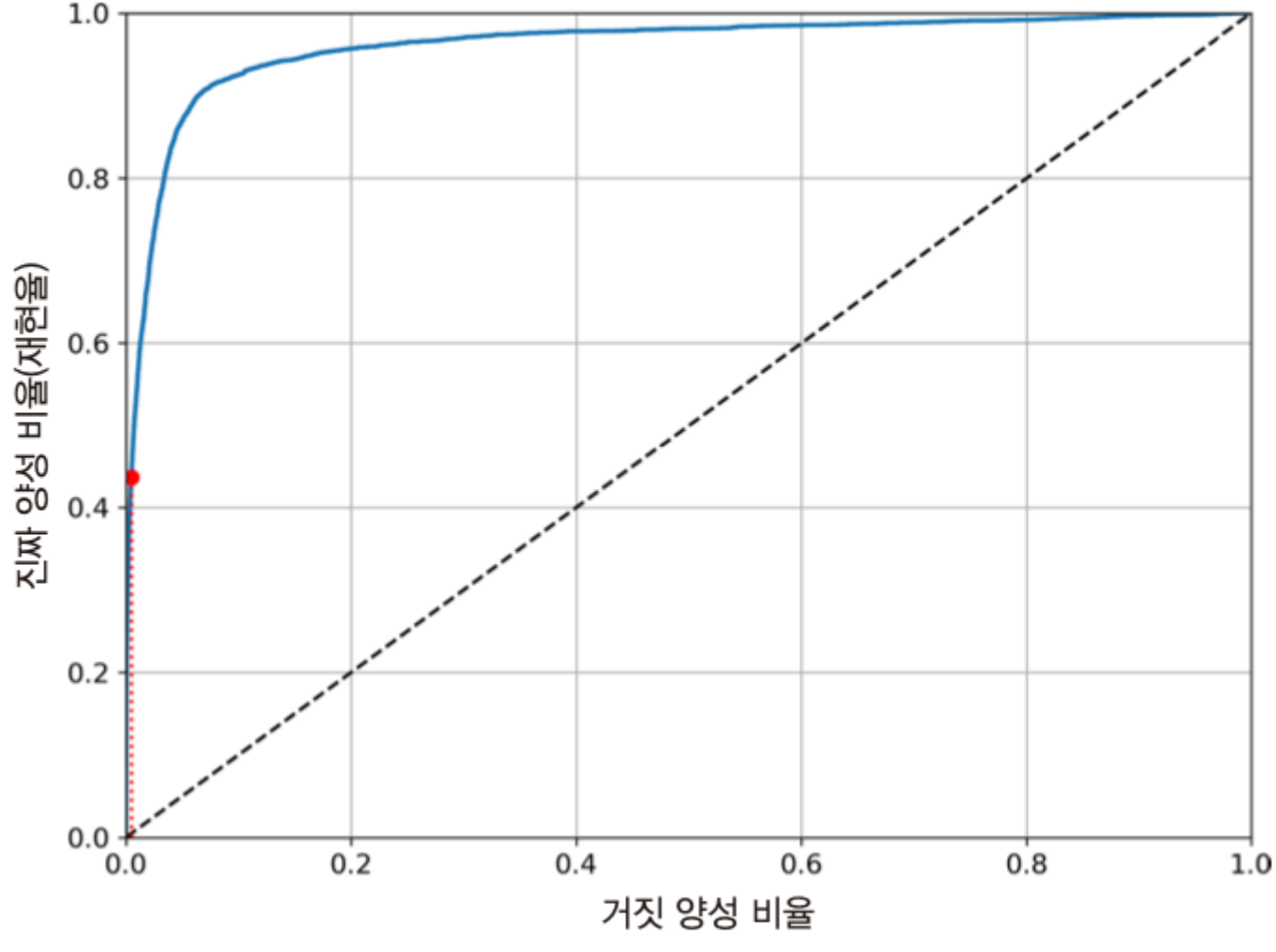
- **수신기 조작 특성**(receiver operating characteristic, ROC) 곡선을 활용하여 이진 분류기의 성능 측정 가능

- ROC 곡선: **거짓 양성 비율**(false positive rate, FPR)에 대한 **참 양성 비율**(true positive rate, TPR)의 관계를 나타내는 곡선
    - 결정 임곗값에 따른 두 비율의 변화를 곡선으로 보여줌.
    - 참 양성 비율: 재현율

- 거짓 양성 비율: 원래 음성인 샘플 중에서 양성이라고 잘못 분류된 샘플들의 비율. 예를 들어, 5가 아닌 숫자중에서 5로 잘못 예측된 숫자의 비율

$$\text{FPR} = \frac{FP}{FP + TN}$$

TPR 대 FPR



AUC와 분류기 성능

- 재현율(TPR)과 거짓 양성 비율(FPR) 사이에도 서로 상쇄하는 기능이 있다는 것을 확인 가능
    - 재현율(TPR)을 높이고자 하면 거짓 양성 비율(FPR)도 함께 증가

- 따라서 좋은 분류기는 재현율은 높으면서 거짓 양성 비율은 최대한 낮게 유지해야함

- ROC 곡선이 y축에 최대한 근접하는 결과가 나오도록 해야함.

- **AUC**(ROC 곡선 아래의 면적)가 1에 가까울 수록 성능이 좋은 분류기로 평가됨.

SGD와 랜덤 포레스트의 AUC 비교