# Chapter3. Classification

신준호

## 목표

- 1. MNIST 예제를 통해 분류기법이해
- 2. 어떤 분류모델이 있고, 어떻게 정확하게 분류할 것인지 학습.

### 목차

- 1.Classifier 가 무엇이고 어떤게 있는지.
- Binary Classifier
- Multi Class Classification
- Multi Label Classification
- Multi Output Classification
- 2.Performance Measure를 하는 방법.
- Cross Validation
- Confusion Matrix
- Precision and Recall Trade-off
- F1 Score
- ROC Curve
- Error Analysis

- Classifier란 ?
  - : 인풋에 대한 예측값을 어떻게 분류하는 시스템
- Classifier 종류

Binary Classifier

Multi Class Classification

Multi Label Classification

Multi Output Classification

- Binary Classifier 란 ?
- : 인풋에 대한 예측값이 ~인지 혹은 ~아닌지 두 가지의
- 클래스로 분류하는 방법
  - Ex) 인풋 이미지가 5인지, 5가 아닌지.

• Multi Class Classification 란 ? :Binary와 다르게 두 개 이상의 클래스로 분류를 한다.

방법

- OvA(One-Versus-All)
  - : 인풋에 대한 모든 경우의 클래스를 분류하는

Ex)1이라는 이미지가 1~10의 숫자를 분류하는 10개의 클래스로 분류하는 방법

- OvO(One-Versus-One)
  - : 인풋에 대한 구분하고자 하는 두 개의 클래스로 분류
- Ex) 1이라는 이미지가 1인지, 2인지 두 개의 클래스로 분류하는 방법

• Multi Label Classification 란 ?

: 인풋에 대한 예측값이 하나의 클래스에만 할당되는게 아니라 여러 클래스로 출력하도록 하는 분류

Ex) 단체사진의 인풋 인스턴스에 각 인물들의 Label을 붙어 주는 것

• Multi Output Classification 란 ?

: 각 라벨이 Multiclass 를 가질 수 있는 Multi Label Classification의 일반화이다.

라벨이 2개 이상의 값을 가질 수 있다.

(값에 Range가 있을 경우 Range 범위안에서 값을 가짐.)

Ex) Noise removing System이 있다면 인풋 이미지에서 Noise를 없앤 깨끗한 이미지로 출력을 한다.

각 라벨은 이미지의 1Pixel & Pixel value Range(0 ~ 255)

- Performance Measure 라?
  - : Classifier의 예측 정확도를 측정하는 것

더 좋은 Classifier를 만들기 위한 것

방법

**Cross Validation** 

**Confusion Matrix** 

Precision and Recall Trade-off

F1 Score

**ROC Curve** 

**Error Analysis** 

• Cross Validation방법

: 주로 K-Fold Cross validation 을 활용해 Train Dataset을 K개의 Folder로 나눠놓고 모델을 학습시키고 평가하는 방법

• Confusion Matrix 방법

: True / False는 실제 값이 1인지 0인지를 맞췄는지, 못 맞췄는지.

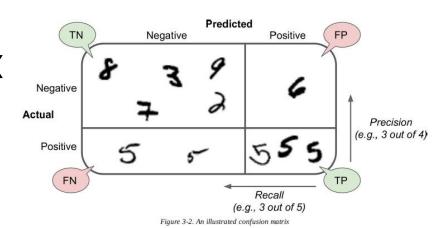
Positive / Negative 예측한 값이 맞았는지 안 맞았는지.

TP: 예측한 값이 5, 실제로 5

TN: 예측한 값이 X, 실제로 X

FP: 예측한 값이 5, 실제로 X

FN: 예측한 값이 X, 실제로 5



- Precision and Recall Trade-off 방법
  - : 정확도(Precision)란 맞다고 예측한게 실제로 맞았는지의 지표
- , 재현율(Recall)란 실제 정답의 True중 얼마나 많은 예측한게 실제로 맞았는지의 지표

Trade-off : Precision 과 Recall의 임계값(ThreshHold)을 조정해주는 역할

F1 Score : 조화평균 ( Presicion과 Recall을 하나로 결합)

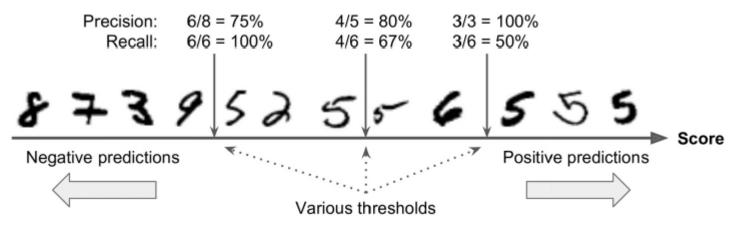


Figure 3-3. Decision threshold and precision/recall tradeoff

- Precision and Recall Trade-off 방법
  - : 정확도(Precision)란 맞다고 예측한게 실제로 맞았는지의 지표
- , 재현율(Recall)란 실제 정답의 True중 얼마나 많은 예측한게 실제로 맞았는지의 지표

Trade-off : Precision 과 Recall의 임계값(ThreshHold)을 조정해주는 역할

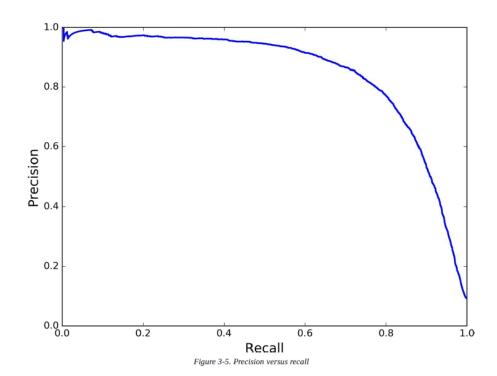
F1 Score : 조화평균 ( Presicion과 Recall을 하나로 결합)

precision = 
$$\frac{TP}{TP + FP}$$
  
recall =  $\frac{TP}{TP + FN}$ 

Equation 3-3. F<sub>1</sub> score

$$F_1 = \frac{2}{\frac{1}{\text{precision}} + \frac{1}{\text{recall}}} = 2 \times \frac{\text{precision} \times \text{recall}}{\text{precision}} = \frac{TP}{TP + \frac{FN + FP}{2}}$$

- Precision/Recall Curve 방법
  - : precision/recall trade-off 의 적정한 Threshold 값을 갖기위한 분석 방법



• ROC Curve 방법

: Receiver Operation Characteristic Curve의 약자로

*True Positive rate* (another name for recall) against the *False Positive rate* 

FPR = 1 - TNR (specificity)

Hence the ROC curve plots *sensitivity* (recall) versus 1 – *specificity*.

• ROC Curve 방법

```
민감도(Sensitivity): 5인 케이스에 대해 5이라고 예측
특이도(Specificity): X인 케이스에 대해 X이라고 예측
```

- -민감도 = True Positive = Recall
- -특이도 = True Negative
- -False Positive = 1 특이도 = 1 TNR

• ROC Curve 방법

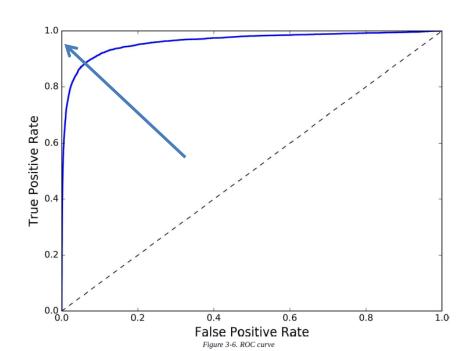
TPR ( recall sensitivity )

FPR = 1 - TNR ( specificity )

ROC curve plots

sensitivity (recall) versus 1 - specificity.

잘 분류된 모델일 수록 Top Left 쪽으로 간다.



#### ROC Curve 방법

ROC Curve와 PR Curve가 유사해서 언제 어떤걸 써야할지 궁금할 수 있는데. Positive class가 드물거나 False Negative보다 False Positive에 대해 유의해야 되는 상황이면 Precision/Recall 커브를 사용해야 한다.

그렇지 않으면 ROC Curve를 사용한다.

Fp: 5가 아닌데 5라고 예측

TP: 5인데 5라고 예측

Fn: 5인데 5가 아니라고 예측한거

TN: 5가 아닌데 5가 아니라고 예측한거

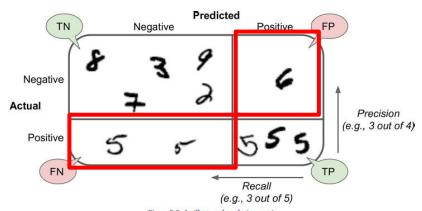


Figure 3-2. An illustrated confusion matrix

- Error Analysis 방법
  - : 모델의 성능을 향상시키는 방법으로 오류유형을 분석.

Confusion Matrix를 확인 하면서

각 값의 해달 클래스 별 에러율을 확인하고 데이터를 확인 해 오류를 줄일 수 있는 방법을 찾아내는 것이다.