바코드 영역 검출

김성영교수 금오공과대학교 컴퓨터공학부

개요

● 문제 설명

- □ 바코드 영상으로부터 바코드 영역(수평 및 수직 방향)만을 분리하여 검출
- □ 분리한 바코드 영역은 결과 영상에 사각형으로 위치 표시하고 검출 위치는 detect.dat 파일에 저장
- □ 제시한 정확도 계산 프로그램을 사용하여 정확도 계산
- □ 개별 진행

검출 프로그램 실행 방법

● 형식

- python detect.py --dataset dataset
 - --detectset result --detect detect.dat
- □ --dataset: 검출할 바코드 영상을 포함하는 **폴더**
- □ --detectset: 검출 결과 영상을 포함하는 **폴더**
 - · 결과 영상에서 검출된 바코드 영역은 색상 사각형으로 표시
- □ --detect: 검출한 바코드 위치 저장 **파일**
 - 각 필드는 공백 문자로 구분하며 공백 문자의 개수는 무관
 - 반드시 utf-8 형식으로 저장해야 함
 - 형식: (fileID는 파일 확장자를 제외한 순수 파일명을 사용) fileID lefttopx lefttopy rightbottomx rightbottomy

정확도 계산 프로그램 실행 방법

● 형식

```
python accuracy.py --reference ref.dat
 --detect detect.dat
□ --reference(-r): 바코드의 기준 위치를 포함하는 파일
□ --detect(-d): 검출 결과를 포함하는 파일
□ accuracy.dat 생성
  fileID precision recall f-measure iou
 · 개별 영상 파일에 대한 정확도 계산 (Precision, Recall, <u>F-Measure</u>, <u>IOU</u>)
□ ref.dat 형식:
  fileID lefttopx lefttopy rightbottomx rightbottomy
```

정확도 계산 프로그램 실행 화면

```
>> python accuracy.py -r ref.dat -d detect.dat
total number of list: 73
total number of list: 73
Accuracy data in accuracy.dat
average Precision: 0.7
average Recall: 0.87
average F1 Score: 0.75
average IOU Score: 0.65
```

Dataset 폴더에서 특정 파일만 리스트

- Glob 모듈 사용
 - ☐ finds all the pathnames matching a specified pattern
 - □ results are returned in arbitrary order

```
import glob
dataset = "..\images"
glob.glob(dataset + "\\*.jpg")
```

```
['..\\images\\ani1.jpg', '..\\images\\ani2.jpg', '..\\images\\ani3.jpg',
'..\\images\\circle.jpg', '..\\images\\coins.jpg', '..\\images\\document.jpg',
'..\\images\\document2.jpg', '..\\images\\gull_color.jpg', '..\\images\\hand2.jpg',
'..\\images\\hand2.jpg', '..\\images\\nature.jpg',
'..\\images\\nature_grayscale.jpg', '..\\images\\pumpkin.jpg',
'..\\images\\pumpkin_dim.jpg', '..\\images\\receipt.jpg',
'..\\images\\rectangle.jpg']
```

String.rfind()

- rfind()
 - □ returns the last index where the substring str is found
 - □ or -1 if no such index exists

```
path = 'D:\\tt\\Dol-Guldur-001.png'
k = path.rfind("\\")
```

5

```
path = 'D:\\tt\\Dol-Guldur-001.png'
fname = path[path.rfind("\\")+1:]
```

Dol-Guldur-001.png

파일 이름 구분

● 파일 경로의 목록에서 파일 이름만 분리하여 구분

```
import glob
dataset = "..\\images"
for imagePath in glob.glob(dataset + "\\*.jpg"):
    # extract our unique image ID (i.e. the filename)
    fname = imagePath[imagePath.rfind("\\") + 1:]
    print(imagePath)
    print(fname)
path: ..\images\ani1.jpg
name: ani1.jpg
path: ..\images\ani2.jpg
name: ani2.jpg
path: ..\images\ani3.jpg
name: ani3.jpg
path: ..\images\rectangle.jpg
name: rectangle.jpg
```

결과에 대한 제출물 목록

- 결과 보고서
 - □ 문제 분석, 설계 및 구현 (알고리즘 포함), 실험 결과, 느낀 점 등
 - accuracy.py의 실행 결과 화면 포함
 - □ 정확도 분석 (원인 분석, 평균 정확도 제시 등)
 - 정확도 90%이상, 70%이상 90%미만, 70% 미만의 영상 각 3개 이상 제시
 - · 각 영상에 대한 중간 처리 결과 제시
 - □ 모든 영상을 처리하는데 소요 시간 제시
- 소스코드
- 바코드 검출 결과
 - □ 검출 결과 파일: accuracy.dat, detect.dat
 - □ 검출 결과 영상 (바코드는 사각형으로 표시하여 구분)

평가 기준

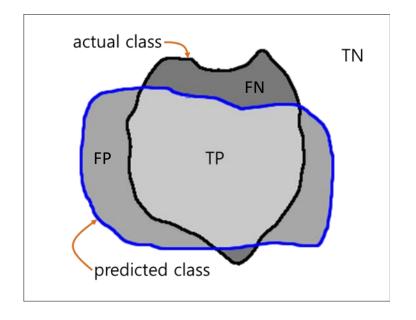
- 정확도: 20점
 - □ F1-Measure를 기준으로 사용 (IOU 참조)
 - □ 90%이상: 20점, 85%이상 90%미만: 17점, 80%이상 85%미만: 13점, 75%이상 80%미만: 10점, 70%이상 75%미만: 6점, 65%이상 70%미만: 3점, 65% 미만: 0점
- 방법의 타당성: 5점
- 프로그램 완성: 5점

최대: 0.93, 평균: 0.78

참고: 혼동 행렬

● 혼동 행렬(confusion matrix): 오류 경향 분석

예측 실제	$ω_1$ (YES)	$\omega_2(NO)$
$ω_1$ (YES)	n_{11} TP	n_{12} FN
$ω_2$ (NO)	n_{21} FP	n_{22} TN



분류에서의 기준: 정확도accuracy

$$P = \frac{n_{11} + n_{22}}{n_{11} + n_{12} + n_{21} + n_{22}}$$

예측 실제	ω_1 (YES)	$ω_2$ (NO)
$ω_1$ (YES)	n_{11} TP	n_{12} FN
$\omega_2(NO)$	n_{21} FP	n_{22} TN

검출에서의 기준: 참 긍정율true positive rate과 거짓 긍정율false positive rate

TPR =
$$\frac{n_{11}}{n_{11} + n_{12}}$$
 FPR = $\frac{n_{21}}{n_{21} + n_{22}}$

fall-out

검색에서의 기준: 정밀도precision과 재현률recall

$$P = \frac{n_{11}}{n_{11} + n_{21}}$$

positive predictive value

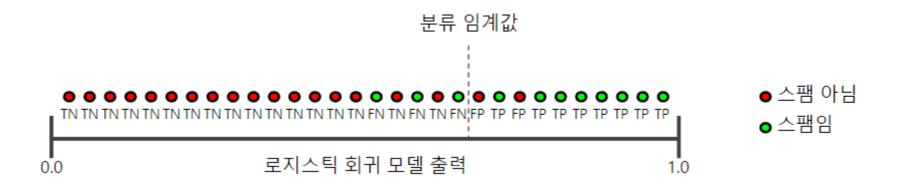
$$F1 = 2 \times \frac{P \times R}{P + R}$$

정밀도와 재현율의 조화평균

$$R = \frac{n_{11}}{n_{11} + n_{12}}$$
sensitivity

예측 실제	ω_1 (YES)	$ω_2$ (NO)
$ω_1$ (YES)	n_{11} TP	n_{12} FN
$\omega_2(NO)$	n_{21} FP	n_{22} TN

정밀도와 재현률의 관계 ~ trade off (1)



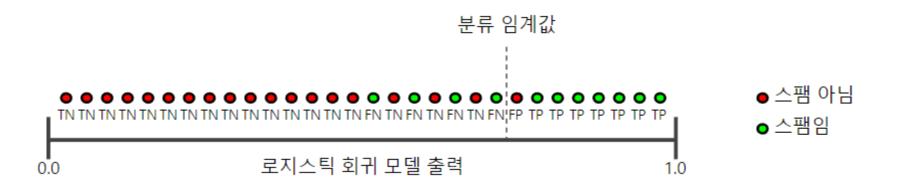
n ₁₁	n ₁₂
TP: 8	FN: 3
n ₂₁	n ₂₂
FP: 2	TN: 17

$$P = \frac{n_{11}}{n_{11} + n_{21}} = \frac{8}{8 + 2} = 0.8$$

$$R = \frac{n_{11}}{n_{11} + n_{12}} = \frac{8}{8+3} = 0.73$$

https://developers.google.com

정밀도와 재현률의 관계 ~ trade off (2)



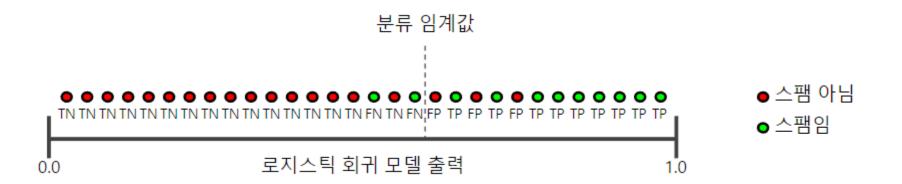
n ₁₁	n ₁₂
TP: 7	FN: 4
n ₂₁	n ₂₂
FP: 1	TN: 18

$$P = \frac{n_{11}}{n_{11} + n_{21}} = \frac{7}{7 + 1} = 0.88$$

$$R = \frac{n_{11}}{n_{11} + n_{12}} = \frac{7}{7 + 4} = 0.64$$

https://developers.google.com

정밀도와 재현률의 관계 ~ trade off (3)



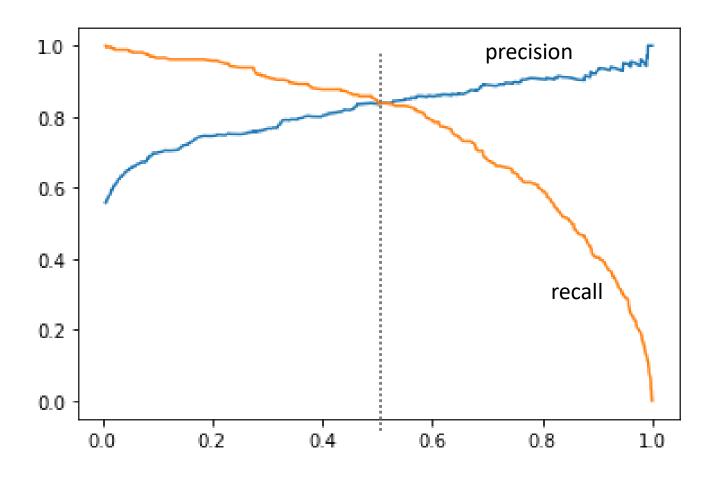
n ₁₁	n ₁₂
TP: 9	FN: 2
n ₂₁	n ₂₂
FP: 3	TN: 16

$$P = \frac{n_{11}}{n_{11} + n_{21}} = \frac{9}{9+3} = 0.75$$

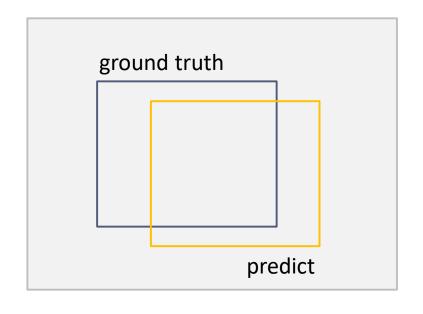
$$R = \frac{n_{11}}{n_{11} + n_{12}} = \frac{9}{9+2} = 0.82$$

https://developers.google.com

Precision vs. Recall



IoU (Intersection over Union)



$$IoU = \frac{area(B_{gt} \cap B_p)}{area(B_{gt} \cup B_p)}$$

0.5 이상이면 제대로 검출(TP)되었다고 판단