Yüksek Düzey Programlama Dönem Proje Ödevi

Ali Osman Öztürk - 202013171069 - Bilgisayar Mühendisliği - 4. Sınıf - 1. Öğretim

Seçilen Veri Seti: Cleaned vs Dirty

Bu veri setindeki tahminleme işlemleri görüntü işleme algoritmaları ile yapılabilmektedir. Görüntü işleme algoritmalarından YOLO-v11'i tercih ettim. Çünkü güncel bir teknoloji olarak en son nesil nesne tespiti yeniliklerini içermektedir. Hız ve doğruluk açısından optimize edilmiş bir mimariye sahiptir ve gerçek zamanlı uygulamalarda etkili performans sağlar.

Kod açıklaması

Algoritmamın eğitimi için daha önceden kullanımına aşina olduğum Google Colab platformunu tercih ettim. Bu platformda T4 GPU'lu çalışma zamanını kullandım. GPU'lu bir sistem tercih etmemin nedeni, YOLO gibi görüntü işleme algoritmaları için CPU'ya oranla GPU'nun çok daha performanslı olmasıdır.



Çalışmalarımın kaybolmaması adına veri setini Google Drive'ıma yerleştirdim. Sonrasında Colab çalışma dizinimi veri setimin olduğu YDP-Clean_and_Dirty klasörüme ayarladım.

Veri setimin olduğu plates.zip dosyasını unzip komutu ile ZIP arşivinden çıkardım.

```
Create classification dataset
[] import os
      def split_data(input_folder, output_folder, split_ratio=(0.8, 0.1, 0.1)):
             for split in ['train'.
                   folder_path = os.path.join(output_folder, split)
os.makedirs(folder_path, exist_ok=True)
             subfolders = [f for f in os.listdir(input_folder) if os.path.isdir(os.path.join(input_folder, f))]
                  or each subfolder, split its contents into train, test, and val
                   subfolder in subfolders:
                   subfolder_path = os.path.join(input_folder, subfolder)
output_subfolder_path_train = os.path.join(output_folder, 'train', subfolder)
output_subfolder_path_test = os.path.join(output_folder, 'test', subfolder)
output_subfolder_path_val = os.path.join(output_folder, 'val', subfolder)
                   os.makedirs(output_subfolder_path_test, exist_ok=True os.makedirs(output_subfolder_path_val, exist_ok=True)
                   image\_files = [f \ for \ f \ in \ os.listdir(subfolder\_path) \ if \ f.lower().endswith(('.jpg', '.jpeg', '.png'))] \ total\_image = len(image\_files)
                   train_size = int(split_ratio[0] * total_images)
test_size = int(split_ratio[1] * total_images)
                   # Shuffle the list of image
random.shuffle(image_files)
                   # Copy files to the respective folders
for i, file_name in enumerate(image_files):
    source_path = os.path.join(subfolder_path, file_name)
    if i < train_size:</pre>
                                destination_path = os.path.join(output_subfolder_path_train, file_name)
                         elif i < train_size + test_size:
    destination_path = os.path.join(output_subfolder_path_test, file_name)</pre>
                                destination_path = os.path.join(output_subfolder_path_val, file_name)
                         try:
    copyfile(source_path, destination_path)
                          except Exception as e:
    print(f"Error copying file: {e}")
      input_folder = r"/content/drive/MyDrive/YDP-Clean_and_Dirty/plates/train"
output_folder = r'/content/drive/MyDrive/YDP-Clean_and_Dirty/working'
split_data(input_folder, output_folder)
```

Buradaki split_data fonksiyonumuz ile veri setini eğitim, test ve doğrulama için ayırıyoruz.

- input_folder: Verilerin bulunduğu ana klasörün yolu (Örneğin az önce ZIP arşivinden çıkardığımız dosyalar).
- output folder: Eğitim, test ve doğrulama için oluşturulacak yeni klasörlerin kaydedileceği yol.
- split_ratio: Eğitim (%80), test (%10) ve doğrulama (%10) setlerine ayrılacak oranlar (varsayılan (0.8, 0.1, 0.1)).

Fonksiyon öncelikle train, test ve val adlı klasörler oluşturur. Daha sonra klasördeki görüntü dosyalarını filtreler, toplam dosya sayısını hesaplar ve belirlenen oranlara göre dosyaları sırasıyla bu setlere ayırır. Dosyalar karıştırılarak rastgelelik sağlanır ve her biri belirlenen setlere atanır. Tüm bu işlem sonucunda veriler, working klasörüne kaydedilir. Veri setinde "cleaned" ve "dirty" sınıfları zaten ayrılmış olduğundan, bu işlem sırasında elle bir ayrım yapılmaz. İşlem sonunda klasör yapısı şu şekilde görünür:

```
/working/
train/
clean/
dirty/
test/
clean/
dirty/
val/
clean/
dirty/
```



Ultralytics kütüphanesini indirip import ediyoruz; bu kütüphane adını YOLO algoritmasının yapımcılarından almıştır. Ardından YOLO sınıfını import ederek model yükleme ve eğitim gibi işlemler için hazır hale getiriyoruz. Ayrıca, Jupyter Notebook ortamında görselleri ve içerikleri görselleştirmek amacıyla kullanılan IPython.display kütüphanesini de import ediyoruz.

Bu kod, görüntülerin bulunduğu klasörlere göre her bir resim için otomatik olarak etiket dosyası (.txt) oluşturur. Klasör isimlerini sınıf etiketi olarak kullanır ve etiket dosyasına bu sınıf ID'sini yazar. Veri setimiz zaten halihazırda cleaned ve dirty olarak geldiğinden dolayı böyle bir yöntem izleyebiliyoruz.

```
Users > aliosmanozturk > Desktop > ! data.yaml

train: /content/drive/MyDrive/YDP-Clean_and_Dirty/working/train

val: /content/drive/MyDrive/YDP-Clean_and_Dirty/working/val

test: /content/drive/MyDrive/YDP-Clean_and_Dirty/working/test

names:

0: Clean

1: Dirty
```

Train, val ve test klasörlerinin yolları data.yaml dosyası aracılığıyla YOLO'ya tanıtılmıştır. Clean 0, Dirty 1 etiketli olarak belirlenmiştir.

Burada eğitim sürecini hızlandırmak için hafif bir model olan yolo11n.pt dosyası kullanılmıştır. Epoch sayısının 100 olarak belirlenmesi, modelin yeterince öğrenmesini sağlarken aynı zamanda eğitim süresini makul seviyede tutarak hız ve doğruluk arasında bir denge kurulmasını sağlamıştır.

Çıktı:

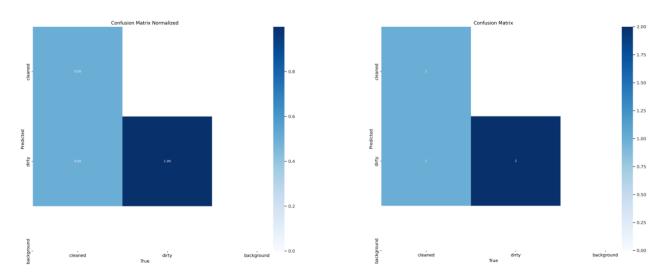
0000	cleaned	0035	dirty	0070	dirty	0105	cleaned
	dirty		dirty		dirty		dirty
	dirty		cleaned		cleaned		dirty
	dirty	0038	dirty		dirty		dirty
	dirty	0039	dirty		dirty	0109	dirty
	cleaned	0040	cleaned	0075	dirty	0110	cleaned
0006	cleaned	0041	dirty	0076	dirty	0111	dirty
0007	dirty	0042	dirty		dirty	0112	dirty
	dirty	0043	dirty		dirty	0113	dirty
	dirty	0044	dirty		dirty	0114	dirty
	dirty		dirty		dirty		cleaned
	dirty		cleaned		dirty		cleaned
	dirty	0047	cleaned		dirty		dirty
	dirty		cleaned		dirty		dirty
	dirty		dirty		dirty		cleaned
	cleaned		dirty		dirty		cleaned
	cleaned		dirty		dirty		cleaned
	cleaned		cleaned		dirty		dirty
	dirty		dirty		cleaned		dirty
	cleaned		dirty		dirty		dirty
	dirty		dirty		cleaned		dirty
	dirty		dirty		dirty		dirty
	dirty		cleaned		cleaned		dirty
	cleaned		cleaned		dirty		dirty
	cleaned		cleaned		dirty		cleaned
	cleaned		dirty		cleaned		cleaned
	cleaned		dirty		dirty		dirty
	dirty		cleaned		dirty		cleaned
	cleaned		cleaned		cleaned		dirty
	dirty		dirty		dirty		cleaned
	dirty		dirty		dirty		dirty
	dirty		dirty		dirty		dirty
	dirty		dirty		dirty		dirty
	dirty		dirty		dirty		dirty
0034	dirty	0069	dirty	0104	dirty	0139	dirty

0140	dirty	0204	cleaned	0268	dirty	0332	dirty
0141	dirty	0205	dirty	0269	cleaned	0333	cleaned
	dirty		cleaned		dirty		dirty
	<u> </u>						
	dirty		dirty		cleaned		dirty
0144	cleaned	0208	dirty	0272	dirty	0336	dirty
0145	dirty	0209	dirty	0273	cleaned	0337	dirty
	dirty		cleaned	0274	cleaned		dirty
	cleaned		dirty		dirty		dirty
	dirty		dirty		dirty		cleaned
0149	cleaned	0213	cleaned	0277	dirty	0341	dirty
	dirty		cleaned	0278	cleaned		dirty
	cleaned		cleaned		dirty		dirty
	dirty		dirty		dirty		cleaned
0153	dirty	0217	dirty	0281	dirty	0345	cleaned
0154	dirty	0218	cleaned	0282	dirty	0346	dirty
	dirty		cleaned		dirty		cleaned
	cleaned		dirty		dirty		dirty
	dirty	0221	dirty	0285	dirty		dirty
0158	cleaned	0222	dirty	0286	dirty	0350	dirty
	dirty		cleaned		dirty		dirty
	cleaned		dirty		dirty		cleaned
					_		
	cleaned		dirty		dirty		cleaned
0162	dirty	0226	dirty	0290	dirty	0354	cleaned
	dirty		dirty	0291	dirty	0355	cleaned
	dirty		cleaned		dirty		dirty
	_						
	dirty		dirty		dirty		dirty
0166	cleaned		cleaned	0294	dirty		dirty
0167	dirty	0231	dirty	0295	dirty	0359	cleaned
0168	dirty	0232	dirty	0296	cleaned	0360	cleaned
	dirty		dirty		dirty		dirty
	dirty		dirty		cleaned		cleaned
			_				
	dirty		dirty		cleaned		dirty
0172	dirty	0236	cleaned	0300	cleaned		cleaned
0173	dirty	0237	cleaned	0301	dirty	0365	dirty
0174	dirty	0238	dirty	0302	dirty		dirty
	dirty		dirty		cleaned		dirty
-	- 1						
	dirty		dirty		dirty		dirty
0177	dirty		dirty	0305	cleaned	0369	cleaned
0178	dirty	0242	dirty	0306	dirty	0370	dirty
	dirty		cleaned		cleaned		cleaned
	dirty		dirty		dirty		dirty
	dirty		dirty		dirty		cleaned
	dirty	0246	dirty		dirty		dirty
0183	dirty	0247	dirty	0311	cleaned	0375	dirty
0184	dirty	0248	cleaned	0312	cleaned	0376	dirty
	cleaned		cleaned		dirty		cleaned
	dirty		cleaned		dirty		dirty
	_				_		
	dirty		dirty		dirty		dirty
	dirty		dirty		dirty		dirty
0189	cleaned	0253	dirty	0317	dirty	0381	cleaned
0190	dirty	0254	dirty	0318	cleaned	0382	cleaned
	dirty		cleaned		dirty		dirty
					_		
	cleaned		cleaned		dirty		cleaned
	dirty		dirty		dirty		dirty
0194	cleaned		cleaned	0322	cleaned		dirty
0195	cleaned	0259	dirty	0323	dirty	0387	dirty
	cleaned		cleaned		dirty		dirty
	cleaned		cleaned		cleaned		dirty
	cleaned		dirty		dirty		dirty
	cleaned		dirty		dirty		dirty
0200	cleaned	0264	cleaned		dirty		cleaned
0201	dirty		dirty	0329	cleaned		dirty
	dirty		cleaned		dirty		cleaned
	cleaned		cleaned		dirty		cleaned
0203	Cicanea	0207	Cleaned	0331	alley	0333	creamed

0006 11	0.4.6.0	0504 11	0.5.0.0.11
0396 dirty	0460 cleaned	0524 dirty	0588 dirty
0397 dirty	0461 dirty	0525 dirty	0589 dirty
0398 dirty	0462 dirty	0526 dirty	0590 dirty
0399 dirty	0463 dirty	0527 cleaned	0591 dirty
0400 dirty	0464 dirty	0528 dirty	0592 dirty
0401 dirty	0465 cleaned	0529 dirty	0593 cleaned
0402 dirty	0466 dirty	0530 dirty	0594 dirty
0403 dirty	0467 dirty	0531 cleaned	0595 dirty
0404 dirty	0468 cleaned	0532 dirty	0596 dirty
0405 cleaned	0469 dirty	0533 cleaned	0597 cleaned
	_		
0406 cleaned	0470 dirty	0534 dirty	0598 dirty
0407 dirty	0471 dirty	0535 cleaned	0599 dirty
0408 cleaned	0472 cleaned	0536 dirty	0600 dirty
0409 cleaned	0473 dirty	0537 dirty	0601 dirty
0410 dirty	0474 dirty	0538 cleaned	0602 dirty
0411 dirty	0475 dirty	0539 cleaned	0603 dirty
0412 dirty	0476 cleaned	0540 dirty	0604 dirty
-			
0413 dirty	0477 dirty	0541 dirty	0605 cleaned
0414 dirty	0478 cleaned	0542 cleaned	0606 dirty
0415 cleaned	0479 dirty	0543 dirty	0607 dirty
0416 cleaned	0480 dirty	0544 dirty	0608 cleaned
0417 dirty	0481 dirty	0545 dirty	0609 dirty
0418 dirty	0482 dirty	0546 dirty	0610 cleaned
0419 dirty	0483 dirty	0547 dirty	0611 dirty
0420 cleaned	0484 dirty	0548 cleaned	0612 dirty
0421 dirty	0485 dirty	0549 dirty	0613 dirty
0422 dirty	0486 cleaned	0550 dirty	0614 cleaned
-	0487 dirty		
0423 cleaned		0551 dirty	0615 cleaned
0424 dirty	0488 dirty	0552 dirty	0616 dirty
0425 dirty	0489 cleaned	0553 dirty	0617 dirty
0426 dirty	0490 cleaned	0554 cleaned	0618 dirty
			_
0427 cleaned	0491 dirty	0555 dirty	0619 dirty
0428 cleaned	0492 dirty	0556 dirty	0620 cleaned
0429 dirty	0493 dirty	0557 dirty	0621 dirty
0430 dirty	0494 dirty	0558 cleaned	0622 dirty
0431 dirty	0495 cleaned	0559 dirty	0623 cleaned
0432 dirty	0496 dirty	0560 dirty	0624 dirty
0433 dirty	0497 cleaned	0561 dirty	0625 cleaned
		_	0025 Cleaned
0434 dirty	0498 cleaned	0562 dirty	0626 dirty
0435 dirty	0499 dirty	0563 dirty	0627 dirty
0436 dirty	0500 dirty	0564 cleaned	0628 cleaned
-			
0437 cleaned	0501 cleaned	0565 cleaned	0629 cleaned
0438 cleaned	0502 dirty	0566 dirty	0630 dirty
0439 dirty	0503 cleaned	0567 cleaned	0631 cleaned
0440 cleaned	0504 cleaned	0568 dirty	0632 dirty
		-	
0441 dirty	0505 cleaned	0569 dirty	0633 dirty
0442 dirty	0506 cleaned	0570 dirty	0634 dirty
0443 dirty	0507 dirty	0571 dirty	0635 dirty
0444 dirty	0508 dirty	0572 dirty	0636 cleaned
0445 cleaned	0509 cleaned	0573 cleaned	0637 dirty
0446 dirty	0510 dirty	0574 cleaned	0638 dirty
0447 dirty	0511 dirty	0575 dirty	0639 dirty
_			
0448 dirty	0512 dirty	0576 cleaned	0640 dirty
0449 dirty	0513 cleaned	0577 dirty	0641 dirty
0450 cleaned	0514 dirty	0578 dirty	0642 dirty
0451 dirty	0515 cleaned	0579 cleaned	0643 cleaned
0452 cleaned	0516 dirty	0580 dirty	0644 dirty
0453 dirty	0517 dirty	0581 dirty	0645 cleaned
0454 dirty	0518 dirty	0582 dirty	0646 dirty
0455 cleaned	0519 dirty	0583 cleaned	0647 cleaned
0456 dirty	0520 cleaned	0584 dirty	0648 dirty
0457 dirty	0521 dirty	0585 cleaned	0649 dirty
0458 cleaned	0522 dirty	0586 cleaned	0650 dirty
0459 dirty	0523 dirty	0587 cleaned	0651 dirty

	<u> </u>	<u> </u>	
0652 dirty	0678 cleaned	0704 dirty	0730 dirty
0653 dirty	0679 cleaned	0705 dirty	0731 dirty
0654 cleaned	0680 cleaned	0706 cleaned	0732 dirty
0655 dirty	0681 dirty	0707 cleaned	0733 dirty
0656 cleaned	0682 dirty	0708 dirty	0734 cleaned
0657 dirty	0683 dirty	0709 cleaned	0735 dirty
0658 dirty	0684 dirty	0710 dirty	0736 dirty
0659 cleaned	0685 dirty	0711 dirty	0737 dirty
0660 cleaned	0686 cleaned	0712 dirty	0738 dirty
0661 dirty	0687 cleaned	0713 cleaned	0739 dirty
0662 dirty	0688 cleaned	0714 dirty	0740 dirty
0663 dirty	0689 dirty	0715 cleaned	0741 cleaned
0664 cleaned	0690 dirty	0716 dirty	0742 cleaned
0665 dirty	0691 dirty	0717 dirty	0743 dirty
0666 cleaned	0692 dirty	0718 cleaned	
0667 dirty	0693 dirty	0719 dirty	
0668 cleaned	0694 dirty	0720 dirty	
0669 dirty	0695 dirty	0721 dirty	
0670 dirty	0696 dirty	0722 dirty	
0671 dirty	0697 cleaned	0723 dirty	
0672 dirty	0698 dirty	0724 dirty	
0673 dirty	0699 dirty	0725 dirty	
0674 dirty	0700 dirty	0726 dirty	
0675 cleaned	0701 dirty	0727 dirty	
0676 dirty	0702 dirty	0728 dirty	
0677 dirty	0703 dirty	0729 dirty	
oorr alley	oros arrey	O/20 GIICY	I

Bunun sonucunda aşağıdaki karmaşıklık matrisleri elde edilmiştir.



Bu matrisler sonucunda bu veri setinin zorlu bir yarışma, challenge olduğunu daha net anlayabiliyoruz. Veri setindeki clean ve dirty veri sayısı eşit olmasına rağmen train için yalnızca 38 veri olması, test için 744 veri olması bu veri setiyle doğru sonuç almayı epey zorlaştırmaktadır. 38 veriyle ne kadar iyi eğitim yapılırsa yapılsın, 744 test verisi üzerinden pek başarılı bir sonuç üretemeyecektir.