

ULUDAĞ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
2021-2022 Güz Dönemi
BM 5113 Bilgisayarla Görme
FİNAL SINAVI KISIM I

Son Teslim Tarihi: 23 Ocak 23:59

- 1) Edinburgh mutfak eşyaları veri setini kullanarak bölütleme amaçlı bir derin transfer öğrenme modeli eğitip başarılarını değerlendiriniz. Bunun için ekte verilen transferLearning.py dosyasında aşağıda açıklanan değişiklikleri yapınız. Uygulamayı çalıştırmak için tensorflow kütüphanesine ek olarak imutils ve scikit-learn kütüphanelerini şu komutlarla kurunuz.

```
conda install -c conda-forge imutils  
conda install -c conda-forge scikit-learn
```

- a. Uygulamanın ilk kısmında load_data() fonksiyonu, all dizini içerisinde yer alan tüm RAW dosyalarını okuyup 3-1 oranında eğitim ve test olarak ikiye ayırmaktadır. Bölütleme sürecinin taban gerçeklik maskelerini oluşturabilmek için aynı zamanda her bir test örneğinin BINARY klasörleri altındaki görüntülerini okuyunuz. Her örnek için okunan bu görüntüleri sınıf etiketine göre uygun bir indekste yerleştirerek 3 boyutlu ikili (binary) bir maske oluşturunuz. Örneğin arka plan pikselleri için ayrıca bir sınıf etiketi oluşturunuz. Bu taban gerçeklik maskeler hem modelin eğitiminde hem de değerlendirilmesinde kullanılacaktır.
- b. İkinci adımda get_transfer_model() fonksiyonunu girdi görüntülerde bir bölütleme çıktısı alacak şekilde değiştiriniz. Bu fonksiyonda nakil öğrenme (transfer learning) için VGG-16 modeli imagenet üzerinden öğrenilmiş ağırlıklar ile giriş katmanı (224, 224, 3) boyutlu görüntüleri alacak şekilde yüklenmiştir. Yüklenen bu VGG-16 modelinin tüm bağlı (fully connected) katmanları include_top = False seçeneğiyle çıkartılarak ağına amaca uygun değiştirilmesine imkân tanınmıştır. Yine VGG-16 modelinin katmanlarında öğrenme devre dışı bırakılarak filtrelerin yeterince ayırt edici özellikler çıkarabiliyor olmasından faydalanılacaktır. Bu modelin sonuna uygun gördüğünüz conv2D, conv2DTranspose, AveragePooling2D, MaxPooling2D, Dropout, BatchNormalization vb. katmanları ekleyerek modeli toplamda 10 farklı mutfak eşyasını bölütleyecek şekilde dönüştürünüz.
- c. Üçüncü adımda train_model ve evaluate_model fonksiyonları yine bölütleme problemine uygun şekilde değiştirilecektir. Model eğitimi sürecine tercihen veri zenginleştirme (data augmentation) eklenebilir. Yalnız bölütleme amaçlı modelde kullanılan veri zenginleştirme safhası girdi görüntüsüne uygulanan dönüşümlerin aynısının çıktı maskeye de uygulanmasını gerektirir. Bölütleme modeline uygun veri zenginleştirme ve başarı değerlendirme safhaları ile uygun model eğitim parametreleri için referans olarak verilen unet.py uygulamasını inceleyebilirsiniz. Bu uygulama sadece 2 sınıflı bir bölütleme problemini çözmektedir. Çok etiketli bölütlemelerde maske oluşturma ve değerlendirme süreçleri için aşağıdaki bağlantılardan faydalanılabilir.
- <https://towardsdatascience.com/a-machine-learning-engineers-tutorial-to-transfer-learning-for-multi-class-image-segmentation-b34818caec6b>
https://github.com/sohiniroych/U-net-for-Multi-class-semantic-segmentation/blob/main/code/U-net_multi-class_DB1.ipynb
- d. Geliştirdiğiniz bu derin transfer öğrenme modelinin detaylarını şematik olarak açıklayınız. Test verisi üzerinde elde ettiğiniz başarıları değerlendiriniz. Değerlendirmenin hep aynı eğitim ve test kümesi kullanılarak gerçekleştirilmesini garantilemek için train_test_split fonksiyonundaki random_state=42 seçeneğini değiştirmeyiniz.

Not: Mevcut bilgisayar alt yapınız dolayısıyla eğitimin gerçekleşmesi zaman alabilir. Bunun için oluşturduğunuz modellerdeki parametre sayılarının fazla yüksek olmamasına, devir (epoch) değerinin çok büyük olmamasına, eğitim sürecinde kullanılan öğrenme oranının yeterince büyük olmasına dikkat edebilirsiniz. Modelin öğrendiğini gösteren uzunlukta bir çıktı ve genel bir değerlendirme kâfidir. Tercihen Kaggle veya Google Colab ortamında çalışmayı düşünebilirsiniz. Uygulama hiç çalıştırılmadığı takdirde modelin ne derece doğru tasarlandığı değerlendirilecektir. **(10 puan)**