

Kurs Adı: Görüntü İşleme

Kurs Grubu: Grup 1

Öğretim Üyesinin Adı: M. Elif Karslıgil

Öğrenci Adı ve Soyadı: Arda Kaşıkçı

Öğrenci Numarası: 18011092

Video Linki: https://youtu.be/4ANUWKP4qwY

Yöntem

Problemin çözümü train klasörü altındaki farklı doku özelliklerine sahip görüntülere Uniform Local Binary Pattern uygulanıp histogramlarının çıkarılması ile başlar. Train klasöründeki her görüntü için çıkarılan LBP histogramlarının, test görüntüsü histogramıyla karşılaştırılması ile en yakın doku benzerliğine sahip 3 görüntünün tespit edilmesi işlemi ile sonlanır.

- 1- Görüntü Okuma: Ödevde öncelikle resim gerekli kütüphaneler aracılığıyla okunur.
- 2- Gri Dönüşümü: LBP ile doku benzerliği bulurken renk bilgisine ihtiyacımız olmadığından renkli resim, YCbCr uzayına aktarılarak Y (Lüminans) matrisi üzerinden işlem yapılmıştır. Lüminans matrisi 'rgbtogray' fonksiyonu içinde, '0.299 * R[i, j] + 0.587 * G[i, j] + 0.114 * B[i, j]' formülü ile hesaplanmış ve resmin gri bilgisi cıkarılmıştır.
- 3- Uniform-LBP: Renkli resimden çıkarılan gri bilgisi matrisi üzerinden LBP işlemi uygulanmıştır. Bu işlem için LBPImagetoHist ve LBPCompare fonksiyonları yazılmıştır. LBPCompare fonksiyonu merkez piksel ile çevre piksellerin karşılaştırılması için kullanılır. Merke piksel büyük ise 1 değil ise 0 sonucu döndürmektedir. LBPImagetoHist fonksiyonu içinde gri görüntü üzerinde gezilmiştir. Burada görüntünün kenar satır ve sütun pikselleri hariç tutularak işlem yapılmıştır. Piksellerin 3x3lük kerneldeki komşularına bakılır ve büyük-küçük ilişkisine göre her kernel için 8 bitlik bir binary değer ortaya çıkar. Bu binary değer üzerindeki 0-1 ve 1-0 geçiş sayısı hesaplanır ve değerin decimal karşılığı çıkarılır. Sonrasında bu binary değerdeki geçiş sayısına bakılır. Geçiş sayısı 2'den fazla ise bu değer Uniform-LBP'ye uymaz ve histograma koyulurken adet girişi 0 olarak yapılır yani histogramda yer almaz. Değerin geçiş sayısı 2'den fazla değilse değer histogramın indeksi olarak alınır ve histogramın o değeri bir arttırılır. Sonrasında histogram, LBP matris boyutuna (row-2 * column-2) bölünerek normalize edilir.
- **4- Dosya İşlemleri:** Bu işlemler train klasöründeki bütün görüntülere uygulanır. Görüntüler histogramları ve pathleri ile objeleştirilir. Ardından tekrar tekrar hesaplanmaması için bir dosyaya kaydedilir. Kod tekrar çalıştığında bu dosyadan histogram değerleri okunarak işlem yapılır. Bu işlemler için 'readFromFile' ve 'writeToFile' fonksiyonları yazılmıştır.
- 5- En Benzer 3 Görüntü Tespiti: Train klasöründeki resimler üzerinden, verilecek test görüntüsüne en yakın doku benzerliğine sahip 3 görüntü elde edilecektir. Bu işlem için 'find3Closelmg' ve 'Manhattanof2Hist' fonksiyonları yazılmıştır.

 Manhattanof2Hist fonksiyonu temel olarak iki histogramı alıp bunların farklarının alınması işlemine dayanır. find3Closelmg fonksiyonunda first_min, second_min ve third_min olmak üzere temel olarak 3 değişken bulunur. Verilen test görüntüsü ile önceden hesaplanan train görüntüleri histogramları karşılaştırılır ve uzaklık değerleri bulunur. Uzaklık değerleri en düşük olan 3 train görüntüsü değişkenlere kaydedilir ve tespit edilen görüntüler ekranda gösterilir.

<u>Uygulama</u>

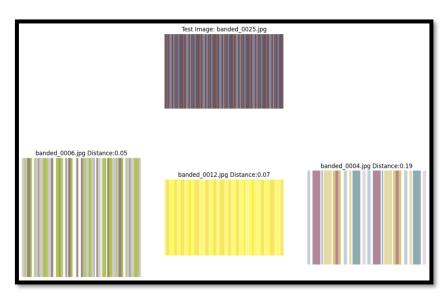
1)

Ortalama Başarı: 0.56

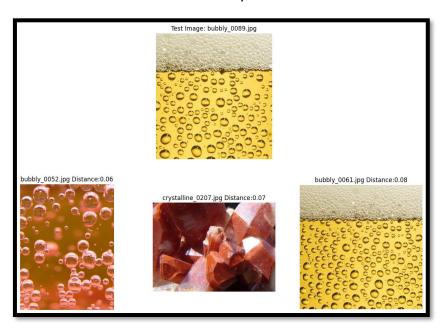
Banded	Bubbly	Chequered	Cobwebbed	Crystalline	Dotted	Honeycombed	Striped	Zigzagged
0.66	0.66	0.33	0.33	0.66	0	0.66	1	0.66

2)

Banded



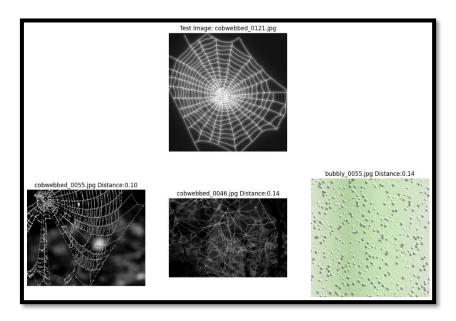
Bubbly



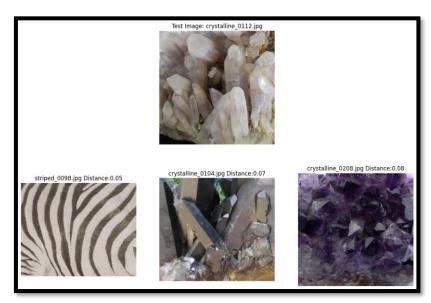
Chequered



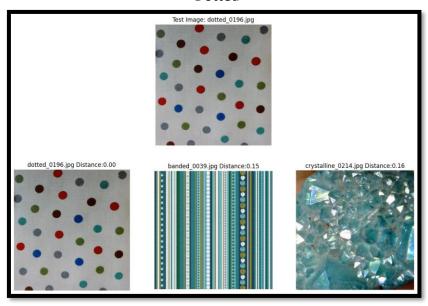
Cobwebbed



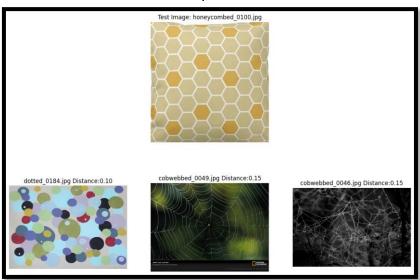
Crystalline



Dotted



Honeycombed



Striped



Zigzagged



Sonuç

Sonuç olarak genel başarısı %56 olan bir problem çözümü sunulmuştur. Sınıfların doğruluklarını değerlendirecek olursak %100 başarıya ulaşan bir sınıf bulunurken, %66 başarıya sahip 5 sınıf, %33 başarıya sahip 2 sınıf, %0 başarılı 1 sınıf bulunmuştur. Doku özelliği belirgin olan sınıflar için CIBR doku benzerliği kullanmak mantıklı bir çözümdür. Çünkü sınıfların çoğunda %60 üzeri başarı sağlanmıştır. Günümüzde bu tip doku benzerliği ile görüntü öneri uygulamaları genelde derin öğrenme yöntemleri ile kullanılmaktadır. Karmaşık görüntüler için bizim problem çözümümüz doğruluk açısından zayıf kalabilir ve bu tip karmaşık görüntüler derin öğrenme yöntemlerinde daha başarılı sonuçlar verebilir fakat bizim kullandığımız çözüm doku özelliği belirgin görüntüler için hız ve maliyet açısından optimize bir çözümdür. Kısacası doku özelliği belirgin görüntülerde başarılı çalışmaktadır.