

Retina Kan Damarlarını Çıkarmak İçin Esikleme Temelli Morfolojik Bir Yöntem

BESTE KOCAOĞLU

02190201076

- Diyabete baęlı retina bozuklukları kiřilerde k rl ę e sebep olan ve Diyabetik Retinopati (DR) olarak adlandırılan en  nemli hastalıklardan biridir. Bu hastalıęın erken teřhis edilmesi, kiřilerde g rme yetisinin kaybolmaması a ısından  nemlidir. DR hastalıęının erken ve doęru teřhis edilmesi i in retina damarlarının doęru bir řekilde b l tlenmesi gerekir. Retina g r nt lerinin tespit edilmesi i in bilgisayar destekli sistemler geliřtirilmiřtir. Bu sistemler yenilik i y ntemler kullanarak s rekli geliřtirilmektedir.

Morfolojik İşlemler

$$T_{hat}(g) = g - (g \circ SE) \quad (1)$$

$$B_{hat}(g) = (g \bullet SE) - g \quad (2)$$

- Morfolojik işlemlerin temel amacı, görüntünün temel özelliklerini korumak ve görüntüyü basitleştirmektir. Bu çalışmada, üst-şapka ve alt-şapka dönüşümleri kan damarlarına belirginlik kazandırmak için kullanılır. Üst-şapka dönüşümü, bir giriş görüntüsüne morfolojik açma işlemi uygulandıktan sonra uygulama sonucunun orijinal giriş görüntüsünden çıkarılması işlemidir. Bu işlemin matematiksel ifadesi Denklem (1)'de verilmiştir. Alt-şapka dönüşümü, bir giriş görüntüsüne morfolojik bir kapama işlemi uygulandıktan sonra uygulama sonucunun orijinal giriş görüntüsünden çıkarılması işlemidir. Bu işlemin matematiksel ifadesi Denklem (2)'de verilmiştir.

Esikleme Yöntemleri

- Görüntü esikleme sadeliği ve sağlamlığı nedeni ile en sık kullanılan görüntü bölütleme yöntemlerinden biridir. Esikleme işlemi, gri ölçekli bir görüntünün yoğunluk seviyesine göre sınıflara ayrıldığı bir işlemdir. Bu sınıflandırma işlemi için tanımlanmış kurallara uygun bir eşik değeri seçmek gerekir. Bu çalışmada kullanılan esikleme yöntemleri şöyledir;

Çok seviyeli esikleme

Gri ölçekli görüntüyü birkaç farklı bölgeye ayırabilen bir işlemdir [18]. Bu işleme ait uyulması gereken kural Denklem (3)'de matematiksel olarak ifade edilmiştir.

$$T_{hat}(g) = g - (g \circ SE) \quad (1)$$

$$B_{hat}(g) = (g \bullet SE) - g \quad (2)$$

Maksimum Entropi Tabanlı Eşikleme

- Entropi yöntemlerine bağlı eşikleme işlemi araştırmacılar tarafından tercih edilen bir yöntemdir [19]. Otsu'nun eşikleme algoritmasından farklı olarak sınıflar arasındaki varyansı maksimize etmek ya da sınıf içi varyansı minimize etmek yerine sınıflar arası entropi maksimize edilir. Bu yöntemde göre, bir görüntüdeki yoğunluk değerlerinin olasılık dağılımına katkı veren ön ve arka plan görüntüsüne ait entropi değerleri ayrı ayrı hesaplanır ve toplamı maksimize edilir. Ardından, entropinin toplamını maksimize eden bir optimum eşik değeri hesaplanır .

$$H_b(t) = -\sum_{i=0}^t \frac{P_i}{P_t} \log_e \left(\frac{P_i}{P_t} \right) \quad (4)$$

$$H_w(t) = -\sum_{i=t+1}^{l-1} \frac{P_i}{1-P_t} \log_e \left(\frac{P_i}{1-P_t} \right) \quad (5)$$

$$t^* = \underset{t \in G}{\text{ArgMax}} \{H_b(t) + H_w(t)\} \quad (6)$$

Bulanık Mantık Tabanlı Eşikleme

- Bulanık kümeleme bir yumuşak kümeleme tekniğidir. Bu kümeleme yöntemi, nesnelerin kümelere olan aitliğini ifade etmek için bir derece kavramı kullanır. Her nesne için, toplam derece 1'dir. Denklem (7) her pikselin üyelik değerini hesaplamak için kullanılır.

$$u_{i,j} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left[\frac{\|x_i - c_j\|}{\|x_i - c_k\|} \right]^{\frac{2}{m-1}}} \quad (7)$$

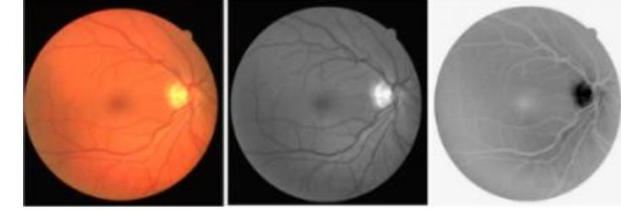
Bölütleme görüntülerini ikili görüntülere dönüştürmek için kullanılacak eşik hesaplaması Denklem (8) ve Denklem (9) da verildiği gibidir.

$$Seviye\ 0 = \frac{\max(I(c1 == 1)) + \min(I(c2 == 2))}{2} \quad (8)$$

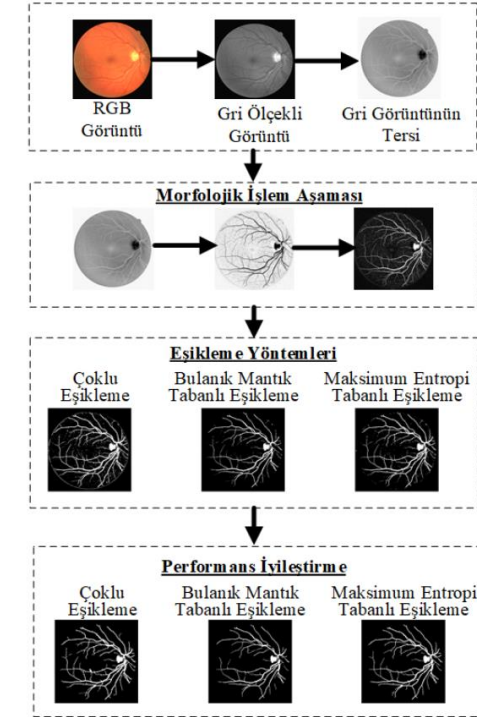
$$Seviye\ 1 = \frac{\max(I(c2 == 1)) + \min(I(c3 == 3))}{2} \quad (9)$$

Kullanılan Yöntem

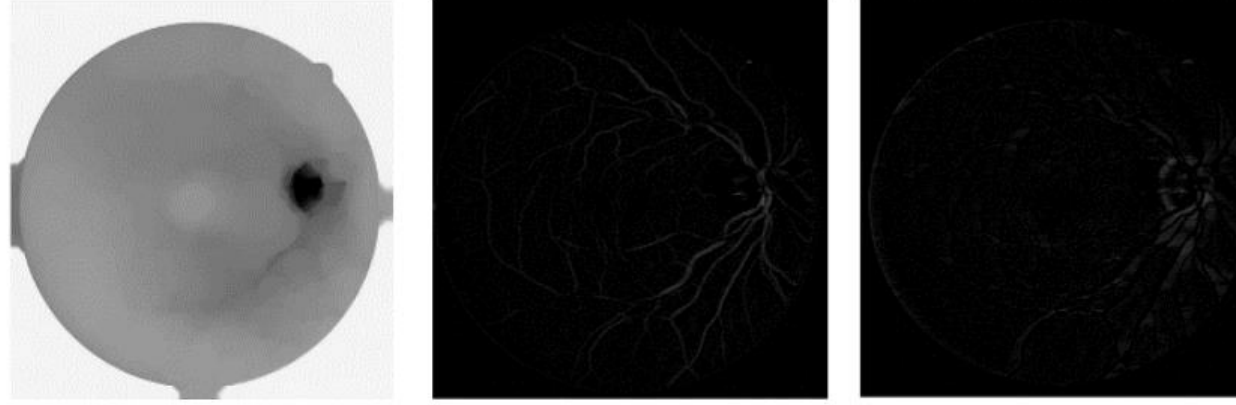
- Önerilen yöntemde, veri setinde bulunan fundus görüntülerine ait damarların bölütlenmesi sağlanmıştır. Öncelikle, veri setinde bulunan görüntüler RGB renk uzayından gri ölçekli görüntülere dönüştürülür. Gri ölçekli görüntülerin tersi üzerinde önerilen sistem uygulanır. Şekil 1’de veri setine ait bir görüntü ve bu görüntüye ait gri ölçekli görüntü ile gri ölçekli görüntünün tersi verilmiştir. Önerilen sistemin genel yapısı ise Şekil 2’de verildiği gibidir.



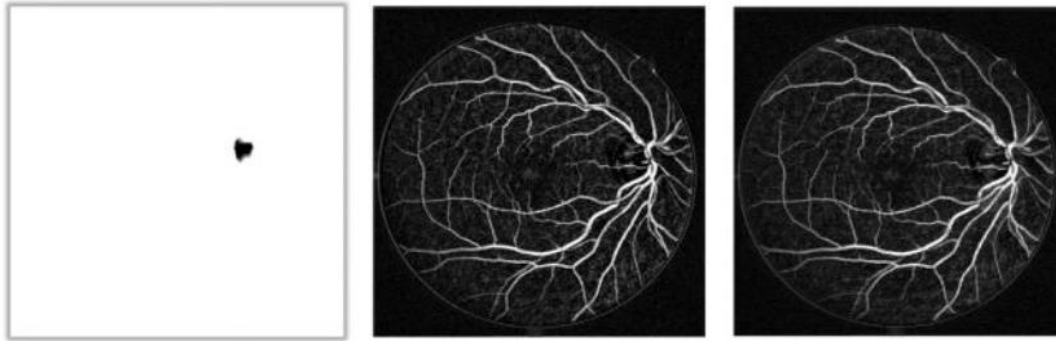
Şekil 1. Örnek veri seti görüntüsü, Sırasıyla, orijinal RGB görüntü, Gri-Ölçekli görüntü, Gri-Ölçekli görüntünün tersi



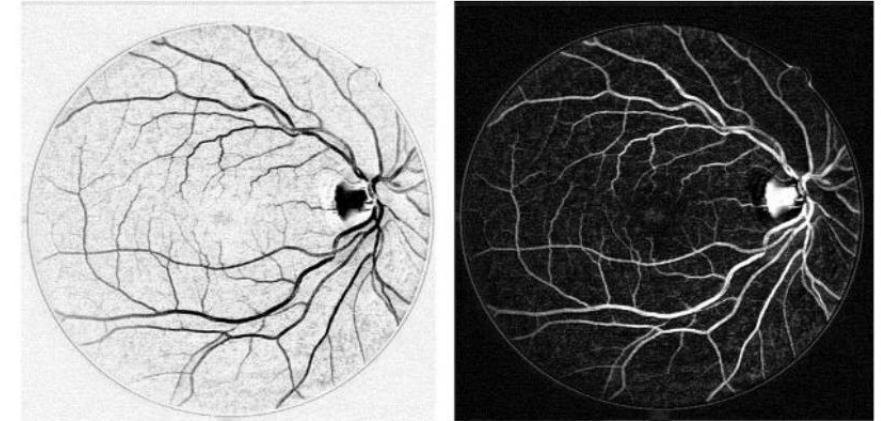
Şekil 2. Akış şeması



Şekil 3. Morfoljik işlemler. Sırası ile morfoljik açma, üst şapka ve alt şapka işlemleri



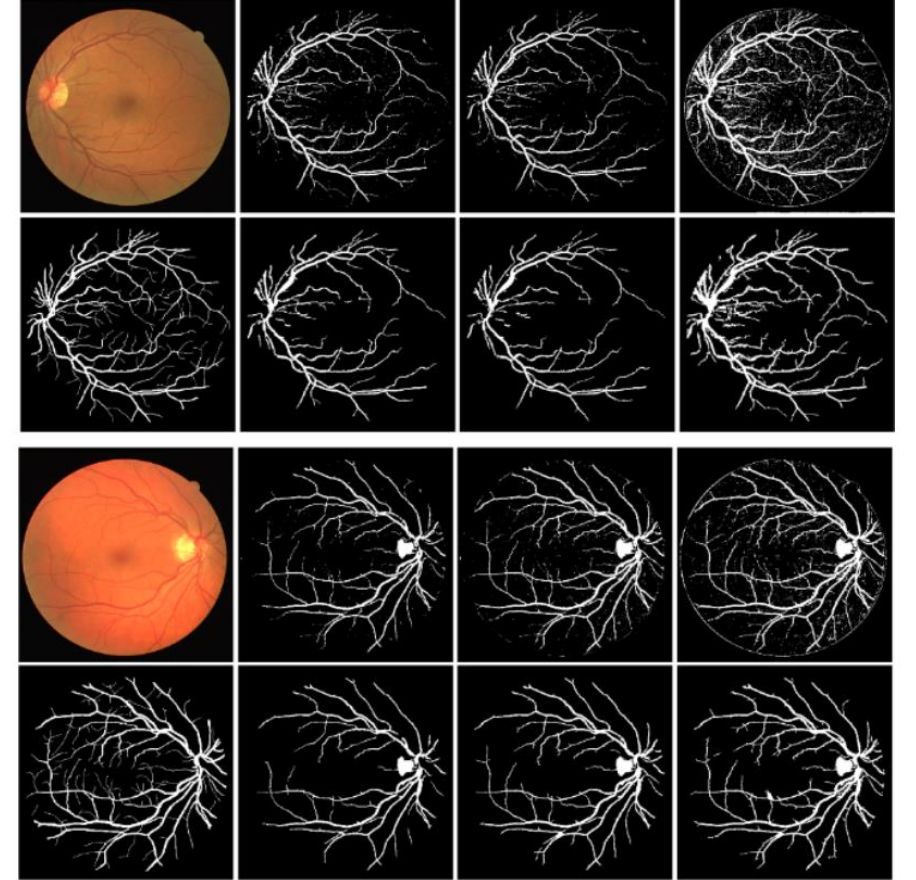
Şekil 4. Morfoljik işlem döngü sonucu. Sırasıyla morfoljik açma, üst-şapka ve alt-şapka sonuçları. (Bkz. [Denklem \(10\)](#))



Şekil 5. Önerilen yöntem sonucu. İlk görüntü [Denklem \(11\)](#) sonucu, İkinci görüntü ilk görüntünün tersi alınmış halidir.

Bulgular ve Tartışma

Uç farklı eşikleme algoritması iyileştirilmiş fundus görüntüleri üzerinde uygulanarak damar piksellerinin bölütlenmesi sağlanmıştır. İyileştirilmiş görüntüler eşikleme işlemine tabi tutulduktan sonra çıktı görüntüleri üzerinde performans iyileştirilmesi yapılmıştır. Performans iyileştirme yönteminde damara ait olmayan damar benzeri görüntüler morfolojik işlemler kullanılarak yok edilmiştir. Bu aşama bağlı bileşen analizi kullanılarak önce küçük nesneler silinmiş, daha sonrada damardan kopuk küçük boşluklar doldurulmuştur. Şekil 6'da eşikleme algoritmalarının performans iyileştirme sonuçları görsel olarak sunulmuştur. Şekil 6'da ilk sütunda orijinal görüntüler, ikinci sütunda Bulanık Mantık Tabanlı Eşikleme yöntem sonuçları, üçüncü sütunda Maksimum Entropi Tabanlı Eşikleme yöntem sonuçları, son sütunda Çoklu Eşikleme yöntem sonuçları gösterilmiştir.



Sonuçlar

- Bu makalede, paylaşımına açık olarak sunulan DRIVE veri seti üzerinde morfolojik işlemlere dayalı bir damar iyileştirme yöntemi kullanılmıştır. Damar iyileştirme aşamasından sonra Çoklu Eşikleme, Bulanık Mantık Tabanlı Eşikleme ve Maksimum Eşikleme yöntemleri kullanılarak damar bölütlemesi yapılmıştır. Bu yöntem temelde morfolojik işlemlere dayanmış olsa da asıl amaç eşikleme algoritmalarının yöntem üzerindeki performanslarının karşılaştırılmasıdır. Eşikleme yöntemleri, doğası ne olursa olsun tüm veriler üzerinde kullanılabilir. Ancak, farklı eşikleme yöntemlerinin aynı iyileştirilmiş görüntü üzerinde farklı sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Bu makalede, Bulanık Mantık Tabanlı Eşikleme yönteminin ortalama doğruluk oranı 0.952 olarak hesaplanmış ve diğer iki eşikleme yönteminden daha yüksek bir değere sahip olmuştur.
- Bu makalede elde edilen deneysel sonuçlar tatmin edici bir seviyededir. Önerilen yöntem geliştirilmeye açıktır. Halka açık bir veri seti kullanıldığı için karşılaştırması ve doğruluğu test edilebilir durumdadır. Her iki çalışmamızda, bu makalede elde ettiğimiz eşikleme yöntemleri tecrübelerimizi kullanarak popüler algoritmalar ile görüntü eşikleme üzerinde çalışmayı hedeflemekteyiz.