

**UZAMSAL BULANIK C-ORTALAMALAR KÜMELEME  
YÖNTEMLERİNİN MEDİKAL İMGE BÖLÜTLEME AÇISINDAN  
DEĞERLENDİRİLMESİ**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ  
Kamil Abdullah EŞİDİR**

**Anabilim Dalı: Biyomühendislik  
Programı: Biyoelektronik  
Danışman: Doç. Dr. Abdulkadir ŞENGÜR**

**EYLÜL-2011**

**T.C.**  
**FIRAT ÜNİVERSİTESİ**  
**FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**UZAMSAL BULANIK C-ORTALAMALAR KÜMELEME**  
**YÖNTEMLERİNİN MEDİKAL İMGE BÖLÜTLEME AÇISINDAN**  
**DEĞERLENDİRİLMESİ**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**  
**Kamil Abdullah EŞİDİR**  
**(07132105)**

**Tezin Enstitüye Verildiği Tarih: 25 AĞUSTOS 2011**

**Tezin Savunulduğu Tarih: 22 Eylül 2011**

**Danışman : Doç. Dr. Abdulkadir ŞENGÜR (F.Ü.)**  
**Diğer Jüri Üyeleri : Doç. Dr. İbrahim TÜRKOĞLU (F.Ü.)**  
**Yrd. Doç. Dr. Muhammed Şaban TANYILDIZI (F.Ü.)**

**EYLÜL-2011**

## ÖNSÖZ

Tez çalışmam süresince verdiği destekten dolayı değerli hocalarım Doç. Dr. Abdulkadir Şengür'e, Doç. Dr. İbrahim TÜRKOĞLU'na, Yrd. Doç. Dr. Burhan ERGEN'e teşekkürü bir borç bilirim. Tez çalışmamda kullandığım beyin MR görüntülerini büyük bir titizlikle inceleyen ve gerekli yorumlamalarda bulunan Radyoloji Uzmanı Doktor Hasan Baki Altınsoy'a teşekkür ederim. Uygulamalar için gerekli ortamı sağlayan ve yardımlarını esirgemeyen Fırat Kalkınma Ajansı'nın değerli personeline, Ömer Dünder KAN'a teşekkürlerimi sunarım. Maddi ve manevi her konuda desteklerini asla esirgemeyen aileme, eşim Nurten EŞİDİR ve oğlum Muhammed Talha EŞİDİR'e teşekkürü bir borç bilirim.

**Kamil Abdullah EŞİDİR**  
**ELAZIĞ-2011**

## İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
<b>ÖNSÖZ</b> .....	<b>II</b>
<b>KISALTMALAR LİSTESİ</b> .....	<b>IV</b>
<b>ÖZET</b> .....	<b>V</b>
<b>SUMMARY</b> .....	<b>VI</b>
<b>ŞEKİLLER LİSTESİ</b> .....	<b>VII</b>
<b>1. GİRİŞ</b> .....	<b>1</b>
1.1. Tezin Kapsamı .....	4
1.2. Tezin İçeriği.....	4
<b>2. SAYISAL GÖRÜNTÜLER VE ÖZELLİKLERİ</b> .....	<b>6</b>
2.1. Piksel .....	6
2.2. Çözünürlük.....	6
2.3. Renkler.....	7
2.4. Renk Paleti.....	8
2.4.1. RGB Renk Paleti .....	8
2.4.2. Gri Seviye Renk Paleti .....	9
2.4.3. İkili Renk .....	9
<b>3. YENİ UYARLANMIŞ BULANIK C-ORTALAMALAR ALGORİTMASI.</b>	<b>12</b>
3.1. Standart BcO Algoritması.....	12
3.3. Değiştirilmiş BcO Algoritması .....	13
3.3. Uzamsal BcO [14] .....	18
<b>4. UYGULAMALAR</b> .....	<b>24</b>
4.1. Yapay Görüntülerin Bölütlenmesi .....	19
4.2. Beyin MR Görüntülerinin Bölütlenmesi .....	24
<b>5. SONUÇ</b> .....	<b>29</b>
<b>KAYNAKLAR</b> .....	<b>31</b>
<b>ÖZGEÇMİŞ</b> .....	<b>33</b>

## KISALTMALAR LİSTESİ

- AAO** : Adaptif Ağırlıklı Ortalama
- BcO** : Bulanık C- Ortalamalar Algoritması
- CMY** : Cyan-Magenta-Yellow
- FCM** : Fuzzy C-Means Algorithm (Bulanık C- Ortalamalar Algoritması)
- HSL** : Renk kontrol ve düzeltme modeli. Hue renk özünü, Saturate doyuma noktasını yani matlık ve parlaklığı, Lightness ise açıklık ve koyuluğu ifade eder.
- KYM** : Red Green Blue Color Spatial (Kırmızı Yeşil Mavi Renk Uzayı)
- MR** : Manyetik Rezonans Görüntüleme
- RGB** : Red-Green-Blue (Kırmızı-Yeşil-Mavi)

## ÖZET

Bu tez çalışmasında farklı bulanık c-ortalamlar (BcO) kümeleme algoritmaları incelenmiş ve bu yöntemlerin medikal görüntü bölütleme uygulamalarındaki başarımları test edilmiştir. Bu bağlamda, öncelikle standart BcO algoritması ve daha sonra standart BcO algoritmasından geliştirilmiş olan iki farklı BcO algoritması ayrıntılı olarak incelenmiştir. İncelenen yöntemlerin bilgisayar benzetimleri MATLAB ortamında gerçekleştirilmiş ve farklı görüntülerin bölütlenmesi sağlanmıştır. Yapılan uygulamalarda yapay görüntüler, gerçek görüntüler ve biyomedikal görüntüler (beyin MR) kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlardan standart BcO algoritmasının, görüntü bölütleme uygulamalarında ki zayıflığı belirgin olarak görülmektedir. Bunda en büyük etken standart BcO algoritmasının görüntüyü bölütlerken piksellerin sadece parlaklık değerlerini göz önüne alması etkili olmaktadır. Zira bu standart BcO algoritmasının en büyük dezavantajıdır ve geliştirilmeye çalışılan tüm yeni algoritmalar bu zayıflığı gidermeye yöneliktir. Diğer taraftan değiştirilmiş BcO ve uzamsal BcO algoritmaları, standart BcO algoritmasından çok daha başarılı sonuçlar üretmiştir. Bunda en büyük etken, her iki geliştirilmiş BcO yönteminin, her bir piksel ile birlikte bu piksele komşu diğer piksellerin de göz önüne alınmasının sonucudur.

**Anahtar Kelimeler:** görüntü bölütleme, bulanık c-ortalamlar, uzamsal bulanık c-ortalamlar, medikal görüntüler

## SUMMARY

### EVALUATION OF THE SPATIAL FUZZY C-MEANS CLUSTERING METHODS ON MEDICAL IMAGE SEGMENTATION

In this thesis, different fuzzy c-means (FCM) clustering algorithms are examined and their performances are tested various in image segmentation applications. In this context, we firstly examined the standard FCM algorithm then we further examined two modified FCM algorithms in detail. The computer simulations of the examined methods are carried out in MATLAB environment and various image segmentations are carried out. In experimental studies, we used various images such as artificial images, real world images and medical images (Brain MR). In the results, the weakness of the standart FCM algorithm can be seen obviously. Because the standart FCM algorithm just considers the pixel's gray level value not intersted in the spatial relationship between neighbouring pixels. This is the most important disadvantagous of the standart FCM algorithm and the modified FCM algorithms try to fix this problem. On the other hand the modified FCM and spatial FCM algorithms produced very successful results than standart FCM algorithm. This is the most important factor that both modified FCM methods considers each pixel with its neighboring pixels.

**Key Words:** image segmentation, fuzzy c-means, spatial fuzzy c-means, medical images

## ŞEKİLLER LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 2.1. Işığın değişik dalga boylarındaki görüntüsü.....	7
Şekil 2.2. RGB renk modeline göre ana renkler ve karışımları .....	8
Şekil 3.1. 3x3'lük kontrol şablonu .....	15
Şekil 4.1. Dört bölgeli yapay görüntü.....	20
Şekil 4.2. a) standart BcO b) Değiştirilmiş BcO c) Uzamsal BcO.....	20
Şekil 4.3. Üç bölgeli yapay görüntü .....	21
Şekil 4.4. a) Standart BcO b) Değiştirilmiş BcO c) Uzamsal BcO .....	22
Şekil 4.5. "Kadın" görüntüsü .....	22
Şekil 4.6. a) Standart BcO b) Değiştirilmiş BcO c) Uzamsal BcO .....	23
Şekil 4.7. Beyin bölütleme a) Gerçek görüntü b) BcO bölütlemesi c) Değiştirilmiş BcO bölütlemesi d) Uzamsal BcO bölütlemesi .....	27



## 1. GİRİŞ

Sayısal görüntü, cisimler tarafından yansıtılan ışık enerjisinin bir alıcı tarafından belirli bir aralıkta algılanarak sayısal bir sinyale dönüştürülmesi ile oluşur. Sayısal görüntüler  $m \times n$  boyutlu matrisler ile ifade edilir. Bu matrisin satır ve sütunlarının kesiştiği bölgeye piksel adı verilir. Piksel değerleri görüntüye ait derinlik ve renk bilgilerini belirler. Bir görüntü içerisindeki pikselin değeri piksele ait parlaklık değerinin tamsayıya çevrilmiş halidir. Piksel değerlerinin aralığı görüntünün niteliğini belirler. Bu değerler 0 ile 255 arası bir sayıya denk geldiği düşünülürse bu aralıkta kalan değerler gri tonlara karşılık gelir. Gri tonlu görüntülerde, görüntü farklı gri ton değerlerinden oluşur. Bu gri değerler (0, 1, 2, ..., 255) şeklinde sayılarla ifade edilir. Bu değerlerden 0 değeri siyah renge, 255 değeri ise beyaz renge karşılık gelir.

Görüntü işleme; sensörlerden gelen görüntünün bilgisayara aktarılıp üzerinde herhangi bir işlem yapılması ve ardından görüntüleyici çıkışa iletilmesi işlemidir [1]. Görüntü iyileştirme, kenar çıkarma, gürültü giderme ve bölütleme bazı önemli görüntü işleme başlıklarıdır.

Görüntü bölütleme, görüntüyü aralarında benzerlik gösteren belirli bölgelere ayırma işlemidir. Bölütlenen alanların her biri kendi içerisinde homojen fakat diğer yakın alanlarla homojen değildir. Burada amaç analiz yapabilmek için görüntüyü daha kolay ve anlamlı hale getirmektir [1].

Görüntü bölütleme, genellikle görüntüdeki nesne ve sınırların (kenar, kıvrım, vs.) yerlerini belirlemek için kullanılır. Daha kesin bir ifadeyle, görüntü bölütleme bir görüntüde aynı görsel karakteristikleri paylaşan piksellere aynı etiketi atama işlemidir [2].

Görüntü bölütleme bilgisayarlı görme ve görüntü işleme uygulamaları için önemli bir adımdır. Örnek olarak aşağıdaki uygulamaları gösterebiliriz:

- ▶ Kâğıt paranın tanınması
- ▶ Tıbbi görüntüleme uygulamaları: CAT, MRI, Röntgen
- ▶ Uzay alanındaki uygulamalar
- ▶ Radar uygulamaları
- ▶ Uydu görüntüleri üzerindeki hava gözlem ve tahmin uygulamaları ve benzerleri
- ▶ Jeoloji alanındaki uygulamalar: Maden ve petrol arama, sualtı araştırmaları

- ▶ Uzaktan algılama uygulamaları: Uydu görüntüleri üzerinde nüfus yoğunluğu, yerleşim yerleri, tarım ve orman alanlarındaki bitki örtüsünün tespiti vs.
- ▶ Endüstriyel uygulamalar: Bir üretim bandında üretilen ürünün otomatik test edilmesi (Örnek olarak; üretim bandında kalite kontrol aşamasına gelen jiletin keskinliğinin ve kalitesinin fotoğrafının çekilerek ölçülmesi)
- ▶ Elektron mikroskobu ile çekilmiş yarı iletken devre elemanı fotoğraflarından hasarın tespit edilmesi

Görüntü bölütlemenin sonucu toplu olarak tüm görüntüyü kaplayan bir bölüt kümesi veya görüntüden çıkarılan bir çevre (contour) kümesidir. Bir bölgedeki piksellerin her biri renk, yoğunluk, doku gibi hesaplanabilir özellikler veya bazı karakteristikler açısından benzerlik gösterirler. Ayrık alanlar aynı karakteristikler açısından birbirleri ile önemli ölçüde farklıdır.

Görüntü bölütleme için bazı genel amaçlı algoritmalar ve teknikler geliştirilmiştir [3]. Görüntü bölütleme problemi için genel bir çözüm olmadığından, bu tekniklerin sıklıkla alan bilgisi ile birleştirilmesi gerekmektedir. Görüntü bölütlemek için ortaya atılan metotlardan bazıları aşağıda açıklanmıştır.

Kümeleme metodu, verilen sayısal bir görüntü içerisinde birbirine benzer nesnelere gruplamak ve diğer nesnelere ayırmak amaçlanmaktadır [4]. Kümeleme sonucunda aynı küme içerisindeki nesnelere birbirine benzer veya ilişkili olacak; farklı kümedekiler ise birbirinden farklı ya da aralarında ilişki bulunmayacaktır. Aynı kümedekilerin birbirine benzeme oranı ya da farklı kümedekilerin ise birbirinden farklı olma oranları kümelemenin ne kadar iyi olduğunun ya da kümelerin birbirlerinden ne kadar kesinlikle ayrıldıklarının göstergesidir.

Eşikleme yöntemi bilinen en basit bölütleme tekniğidir [1]. Gri tonlu görüntülerde genellikle nesne ve arka plan renkleri arasında ki belirli bir karşıtlık farkından belirlenen bir eşik değerine göre bölütleme yapılır. Eşik değerinin doğru seçilmesi bu yöntem için önemlidir. Bu teknikte RGB gibi birden fazla renk kanalına sahip görüntülerde bölütlenebilmektedir. Bu tip görüntülerde her renk kanalı birbirinden bağımsız şekilde eşikleme işlemine tabi tutulur. Daha sonra eşiklenmiş bu kanallar birleştirilerek bölütlenmiş görüntü elde edilir.

Düşük işlem süresine sahip olması bu yöntemin popüler yönlerindedir. Ancak düzenli doku dağılımlarına sahip olmayan doğal görüntülerde yetersiz kalması bu tekniğin zayıf yönlerindedir.

Kenar tabanlı bölütleme algoritmalarının temel amacı, çeşitli kenar bulma operatörlerinin yardımı ile görüntüdeki farkı bölgelerin sınırlarını belirgin hale getirerek bu bölgeleri birbirinden ayırmaktır. Kenarları ayırırken görüntüdeki renk, doku veya süreksizlikten faydalanılır [8,12, 13].

Kenar belirleme, görüntü işlemede oldukça önemli bir kavramdır. Bölge sınırlarında genellikle ani yoğunluk değişimleri yaşandığından bölge sınırları ve kenarlar yakından ilişkilidir. Kenar çıkarma teknikleri bu nedenle diğer bölütleme tekniklerinin temeli olarak görülebilir. Kenar çıkarma ile tanımlanan kenarlar genellikle bağlantısızdır.

Kenar tabanlı yaklaşımlar, farklı alanlar arasında görüntü özelliklerinde süreksizliğe dayanan yaklaşımlardır. Kenar tabanlı bölütleme algoritmalarının amacı özellik değerlerinde görüntünün yüksek değişime sahip olduğu noktalarda nesne sınırlarının yerini belirlemektir. Kenar tabanlı algoritmaların çoğu görüntüdeki yerel kenar bilgisini inceleyerek uzamsal bilgiyi kullanır. Kenar tabanlı yaklaşımların uygulamaları kolay, hesaplamaları hızlıdır.

Bu yöntem görüntüdeki gürültüye karşı çok hassas olması, eşik değerler belirleme gereği ve tam olarak nesne sınırı belirleyememesi açısından güçlü bölütleme yapamamaktadır.

Kenar bulma yöntemi farklı bölgeler arasında sınırları bulmaya dayanıyordu. Bu yöntemde ise amaç doğrudan farklı bölgeleri bulmaya dayanmaktadır. Yani bölgeler arasındaki renk ve doku özelliklerini ayırt edip bölütleme yapılmaktadır. Watershed, bölge ayırma ve bölge birleştirme gibi algoritmalar bölge tabanlı yöntemlerdir. Temel amaç görüntüyü en fazla eşitliğe sahip alanlara bölmektir. Ancak zengin renk ve doku bilgileri içeren doğal görüntüleri bölütleme konusunda bu yöntem yeterli olmamaktadır.

Alan tabanlı yaklaşımlar, kenar belirleme yaklaşımlarından farklı olarak, komşu piksel kümesi içinde görüntü özelliğindeki örüntü benzerliğine dayanır. Alan tabanlı teknikler, alan büyütme veya alan birleştirme gibi, homojen istatistiğe bağlı olarak, nesneye üyelik ataması yaparlar [5-7, 13]. İstatistikler dinamik olarak üretilip güncellenir. Alan büyütme metotları tohum (seed) adında küçük bir alan ile başlayarak bir bölütleme haritası üretirler. Tohum alanlarını daha büyük alanlar şeklinde büyütme için, komşuluk pikselleri incelenir. Komşu pikseller tohum alanına yeterince benzerlik gösteriyorsa,

benzerlik testine baęlı olarak, bu pikseller büyütülecek alana atanır. Bu işlem eklenecek piksel kalmayınca kadar devam eder.

Seviye küme metodu (Level set methods), 1988 yılında Osher ve Sethian tarafından başlangıçta hareket ara yüzünü izlemek için önerildi ve doksanların sonunda çeşitli görüntüleme alanlarına kadar yayılmıştır [9, 12, 13]. Bu metot üstü kapalı biçimlerde kıvrım/yüzey yayılması problemlerini etkili şekilde ele almak için kullanılır. Temel fikir, sıfır seviyesi gerçek şekle uyan işaretlenmiş bir fonksiyon kullanarak geliştirilen şekli göstermektir. Sonrasında şeklin hareket denklemine uyarak, şeklin yayılımını etkileyecek sıfır seviye uygulandığında kapalı yüzey için benzer bir akış kolayca türetilir. Seviye küme metodu pek çok avantaj sağlamaktadır: parametreler serbesttir, gelişen yapının geometrik özelliğini tahmin edecek direkt bir yol sağlar, topolojiyi değiştirebilir.

### **1.1. Tezin Kapsamı**

Bu tez çalışmasında farklı bulanık c-ortalama kümeleme algoritmaları incelenmiş ve bu yöntemlerin görüntü bölütleme uygulamalarındaki başarımları test edilmiştir. Bu bağlamda, öncelikle standart BcO algoritması ve daha sonra standart BcO algoritmasından geliştirilmiş olan iki farklı BcO algoritması ayrıntılı olarak incelenmiş ve MATLAB ortamında yöntemlerin simülasyonları gerçekleştirilerek farklı görüntülerin bölütlenmesi gerçekleştirilmiştir.

### **1.2. Tezin İçerięi**

Belirtilen amaca uygun olarak tezin içerięi aşağıdaki gibi düzenlenmiştir;

Bölüm 1’de, görüntü bölütleme ile ilgili bazı genel tanımlar verilerek, literatürde mevcut görüntü bölütleme ile ilgili önerilen bazı yöntemlere kısaca değinilerek, tezin amacı ve kapsamı verilmiştir.

Bölüm 2’de, görüntü ile ilgili temel kavramlar verilmiştir. Sayısal görüntüler ve özellikleri, piksel, çözünürlük, renkler, renk paleti, RGB ve gri seviye renk paleti, ikili renk kavramlarına değinilmiştir. Bu kavramlar detaylı olarak açıklanmış ve bölütleme için temel teşkil etmiştir.

Bölüm 3’de standart BcO, değiştirilmiş BcO ve uzamsal BcO algoritmaları tanımlanmış ve ilgili denklemler verilmiştir. Standart BcO’nun uzamsal bilgileri hesaba

katmadığı ve gürültüye karşı duyarlı olduğu vurgulanmıştır. Görüntüdeki önemli karakteristiklerden birinin de komşu pikseller arasındaki bağ olduğu irdelenmiş ve geliştirilen yeni BcO'ların komşuluk ilişkilerini nasıl kullandığı ve gürültüye karşı duyarlı olduğu anlatılmıştır. Yapay ve gerçek görüntüler, Matlab ortamında standart Bco, değiştirilmiş Bco ve uzamsal BcO algortimaları ile incelenmiştir. Bu üç algoritmanın başarımı test edilmiş ve aralarındaki farklar vurgulanmıştır.

Bölüm 4'de gerçekleştirilen deneyler ve sonuçları irdelenmiştir. Matlab ortamında standart Bco, değiştirilmiş Bco ve uzamsal BcO algortimaları ile beyin MR görüntüleri incelenip test edilmiş ve geliştirilen yeni algortimaların standart BcO algoritmasına nispetle bölütlemedeki başarısı görülmüştür. Değiştirilmiş Bco ve uzamsal BcO algortimaları beyin görüntülerindeki farklı dokuları başarı ile bölütleyebilmiş ve kas, kemik, yağ gibi dokuları birbirinden ayırabilmiştir.

Bölüm 5'de ise ilgili sonuçlar verilerek tez tamamlanmıştır. Sonuç olarak standart BcO algoritmasının, görüntü bölütleme uygulamalarında ki zayıflığı belirgin olarak görülmüştür. Uzamsal BcO ile değiştirilmiş BcO algortimalarının bu denli başarı sonuçlar üretmesinin sebebi; piksellerin sadece parlaklık değerini göz önüne almayıp, her bir piksel ile birlikte bu piksele komşu diğer piksellerin de mekan bilgisinin göz önüne alınmasının sonucu olduğu anlaşılmıştır.

## 2. SAYISAL GÖRÜNTÜLER VE ÖZELLİKLERİ

Sayısal bir görüntü, satır ve sütun indisleri görüntü içerisinde herhangi bir noktayı tanımlayan elemanlardan meydana gelmiş bir matristir. Bu matrisin her bir elemanını gösteren sayısal değer veya değerler, o noktanın rengini gösterirken, bu matrisin her bir elemanına görüntü elemanı, resim elemanı veya piksel denir [1, 12]. Bir görüntünün sayısal görüntü olarak adlandırılabilmesi için öncelikle sayısal görüntü kaydı yapan bir cihazla elde edilmiş olması veya sayısal ortama aktarılmış olması gerekir.

### 2.1. Piksel

Piksel, en küçük görüntü birimidir [2]. Sayısal görüntüler piksellerden oluşmaktadırlar ve sayısal bir görüntünün boyutları, görüntüyü oluşturan matrisin satır ve sütununda bulunan piksel sayısı ile tanımlanır. Pikselin kendi başına herhangi bir boyutu yoktur. Kapladığı alan ne olursa olsun her piksel sadece tek bir renk değeri içerir. Her piksel, oluşturduğu görüntüye ait parlaklık ve renk bilgisini taşıyan bir değere sahiptir. En basit durumda pikseller 0 veya 1 değerini alırlar. Bu piksellerden oluşan görüntülere ikili görüntü denir. Monokrom, yani tek renkli görüntülerde ise her eleman 0 ile 255 arasında değerler alır. Böylece her pikselin parlaklık değerinin farklı olması ile gri tonda bir görüntü elde edilir. En parlak nokta 255 (beyaz), en karanlık nokta 0 (siyah); bunların arasındakiler ise gri renk değerlerini alırlar. Renkli resimler ise pikseller, üç ana rengin karışımı ile oluşurlar. Bunlar kırmızı, yeşil ve mavidir.

### 2.2. Çözünürlük

Çözünürlük, bir görüntüdeki yatay piksel sayısı ve dikey piksel sayısının çarpımı olarak ifade edilir [1]. Çözünürlük görüntünün boyutları ile ilgili bir bilgi içermez, çünkü pikseller için boyut söz konusu değildir. Monitörler için aynı alan üzerinde hem 640x480 hem de 2048x1536 piksel gösterim yapılabilir. Ancak çözünürlük düştükçe görüntüdeki karelenmeler artar. Görüntülerin çözünürlüğü yanında en boy oranından da bahsedilir. Genel olarak kabul gören en boy oranları 16:9, 4:3 ve 3:2'dir.

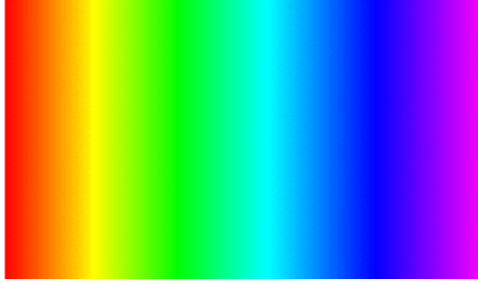
### 2.3. Renkler

**Işık:** Herhangi bir kaynaktan yayılan, içinde farklı renklerin yaklaşık olarak eşit karışımı ile meydana gelen bir enerji biçimidir. Homojen değildir.

Bizi ilgilendiren onun içinde barındırdığı renkler olduğundan, bu yayılma veya aydınlatma süresinde, aydınlattığı malzemenin üzerine çarpıp, ışık kaynağı içindeki hangi renklerin o malzeme tarafından emilip hangisini geri yansıttığıdır.

Geri yansıyan renk malzemenin rengini oluşturur. Örneğin malzememiz ışığın içindeki tüm renkleri emip yansıtmazsa siyah olarak algılarız. Tersini olursa, yani tüm ışığı geri yansıtırsa beyaz olarak algılarız. Veya sadece maviyi yansıtırsa mavi olarak algılarız. Kısaca doğada var olan herşey ışığı emip yansıttığı oranda renklidir.

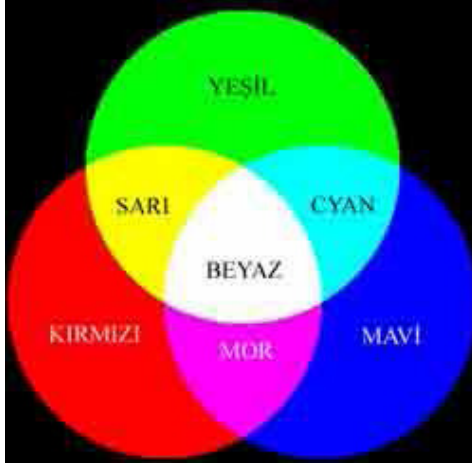
Renk, beynin ürettiği bir algıdır, şöyle ki; belli bir dalga boyu aralığındaki ışığın gözdeki koni hücrelerine teması sonucu oluşur. İnsanın renkleri algılayabilmesi için bu dalga boyunun 0,4–0,7 mikron arasında olması gerekir [1, 2]. En düşük dalga boylu renk kırmızı, en yüksek dalga boylu renk ise morudur. İnsan gözü, yapısından dolayı bütün renkleri ana renk olarak adlandırılan kırmızı, yeşil ve mavinin değişik oranda karışımları olarak algılamaktadır. Temel renklerin bir araya gelmesiyle ikincil renkler meydana gelmektedir. Mor (kırmızı+mavi), cyan (yeşil+mavi), sarı (kırmızı+yeşil) renkleri ikincil olarak adlandırılan renklerdir.



Şekil 2.1. Işığın değişik dalga boylarındaki görüntüsü

Doğru oranlarda temel renklerin bir araya getirilmesi beyaz renk elde edilebilmektedir. Aynı şekilde ikincil renklerden bir tanesi ve bu rengin tersi bir araya gelirse beyaz renk elde edilebilir. Örneğin mor ile yeşil bir araya gelirse beyazı oluşturur. Ancak bu kural renklerin gösterildiği her ortam için geçerli değildir. Çünkü her ortam farklı renk modeli kullanabilmektedir. Renk modelinin kullanım amacı renkleri belirli bir standarda göre

tanımlamaktır. Bu amaca yönelik olarak örneğin RGB modelinde renkler 3 boyutlu bir uzayda ifade edilmektedir. Bu gösterimde her bir renk 3-boyutlu bir uzayda tek bir nokta olarak gösterilebilmektedir. Renk modelleri günümüzde birçok cihazda kullanılmaktadır, bunlara örnek olarak renkli monitörler ve renkli yazıcılar da verilebilir. Renkli sayısal resimlerin gösterimi için çeşitli renk modelleri kullanılmaktadır. Bu modellerinden bazıları RGB, CMY(K), HSL renk modelleridir.



Şekil 2.2. RGB renk modeline göre ana renkler ve karışımları

## 2.4. Renk Paleti

Herhangi bir renk modelindeki renklerin sayısal değerlerle ifade edilebilmesi amacıyla kullanılan bir palettir. Bu paletler tümüyle kullanılan renk modeline bağlıdır. Sayısal görüntüleme en yaygın olarak kullanılan renk modeli RGB ve HSL renk modelleri olduğu için bunlar aynı zamanda en sık kullanılan renk paletleridir.

### 2.4.1. RGB Renk Paleti

RGB renk paletinde üç ana renk bulunur. Her renk 256 (8 bit) tona ayrılmıştır ve 0 ile 255 arasındaki numaralar ile gösterilir. 0 (sıfır), belirtilen rengin karışımda hiç bulunmadığını; 255 ise azami oranda kullanıldığını gösterir. RGB’de her herhangi bir renk üç ana rengin birleşiminden meydana geldiğine göre RGB renk paletine göre herhangi bir piksel, 3 bayt (24 bit) yer kaplar.



### **2.4.2. Gri Seviye Renk Paleti**

Gri seviye renk paletinde bilinenin aksine sadece beyaz renk mevcuttur. Bu rengin hiç olmaması durumu 0 (siyah), tamamen olması durumu ise 255 (beyaz) değerine karşılık gelir. Gri seviye renk paletinde 256 farklı renk tonu bulunduğundan bu farklı tonların temsili 8 bit ile yapılabilir ( $2^8 = 256$ ). Böylece bu renk paletini kullanan görüntülerde her bir piksel için 1 bayt depolama alanı gerekir.

### **2.4.3. İkili Renk**

İkili renk, genelde renk paleti olarak adlandırılmasa da renk paleti tanımına uyduğu için bu kategoride yer alır. Renk paleti olarak adlandırılmamasının en büyük sebebi renk paletinde verilecek renk tonlarının sadece iki tane olmasıdır. Bu renkler de siyah ve beyaz renklerdir.

### **2.4.4. Vektörel Görüntüler**

Vektörel görüntüler matematiksel formüllere dayalı görüntülerdir. Her defasında formül yinelenmesi olduğundan bu görüntüler hiçbir boyutta bozulmaya uğramazlar ve her boyutta net görüntü verirler. Bu nedenle animasyonda daha fazla tercih edilirler. Çizim teknikleri kullanılarak oluşturulan noktasal çizime dayanan görüntülerdir. Bunlara çizgi, nokta ve dokuların birleşimi ile ortaya çıkan görüntüler de denebilir. Vektörel görüntülerde esas olan nokta (point), doğru (line) ve eğri (curve) şekillerdir. Çalışma prensibi koordinat sistemine dayalı olduğu için çizime veya tasarıma en, boy parametreleri yanında yükseklik parametresi de verilirse 3B görüntüsü elde edilir. Bu durumda çizimin ve tasarımın kütlesi de oluşturularak modele geçiş sağlanır. Vektörel görüntüler ve grafikler 2B çizim ve 3B model hazırlama (modeling), hazırlanan bu modeli düzlemlerle tanımlama amacıyla kullanılır.

### **2.4.5. Raster Görüntüler**

Piksel tabanlı görüntülerdir. Sayılarla ifade edilirler ancak arka planda çalışan matematiksel formüller yoktur. Bu nedenle raster görüntüler piksel sayılarına ve formatlarına bağlı olarak büyütme küçültme işlemlerinde bozulmaya uğrarlar.

Sayısal kamera görüntüleri, tarayıcıdan ekrana alınan görüntüler, video kamera ile kaydedilen hareketli veya hareketsiz görüntüler raster görüntülerdir.

Sayısal ortama aktarılmış bir raster görüntünün yapıtaşları piksellerdir. Piksel bir sayısal görüntüyü oluşturan en küçük karesel öğedir. Piksellerin içinde görüntüye ait renk bilgileri yer alır. Görüntünün kalitesi piksellerin sayısına ve dolayısıyla piksellerin sahip olduğu renk bilgilerine bağlıdır. Piksel sayısının artması görüntünün kalitesini artırır, piksel sayısının azalması görüntünün kalitesini düşürür. Piksel sayısına bağlı olarak görüntünün kapladığı yer de görüntünün kalitesi gibi doğru orantılı şekilde artar ve azalır. Piksel sayısı fazla olan görüntülerin kapladıkları yer yani dosya boyutu (file size) fazla, piksel sayısı az olan görüntülerin kapladıkları yer ise daha azdır.

Görüntünün ifadesi için renk önemlidir. Renk görsel anlatımın en önemli parçalarından birisidir. Sayısal görüntü işlemenin de temellerinden birisidir. Renk oyunları ile hem tasarım zenginleştirilir hem de yarılsama görüntüler elde edilir. Aynı zamanda gölgelendirme ile 2B görüntülere 3B görüntü etkisi de verilebilir. Bir görüntüdeki renkleri tanımlamak için renk modelleri kullanılır. Baskıda CMYK (Cyan, Magenta, Yellow, Key), ekran modunda RGB (Red, Green, Blue) renk modelleri kullanılır. RGB modelinde üç ana rengin dışındaki renkler bu renklerin karışımı ile CMYK modelindeki renkler emilme ve yansıtılma yoluyla elde edilirler. RGB renk modelinde her pikselin taşıdığı renk bilgisi R, G, B renklerinin herhangi birisiyle veya bu renklerin belli oranlarda karışımı ile ifade edilir. Bu oran 0-100 aralığındadır ve sayısal olarak 0-255 aralığı belirlenmiştir. Yani %0'ın karşılığı 0 değerine, %100'ün karşılığı 255 değerine eşittir.

### **2.4.6. Render Görüntüleri**

Tasarımın son aşaması olarak ortaya çıkan eser veya ürünün bilgisayar ortamında görüntülenen son hali render görüntüsüdür. Yani eserin veya ürünün 2B resim görüntüsüdür. Bu görüntü raster görüntü olup üzerinde değişiklik yapılarak hem alternatif üretimi artırılır hem de farklı bakış açılarından tasarıma bakılır. Render görüntüleri sıklıkla

mimaride, endüstriyel tasarımda, güzel sanatlarda en çok kullanılan ve tasarımın son aşamasını ifade eden görüntülerdir. Modellemeden 2B resim görüntüsüne dönüş amacı ile kullanılır. Kullanıcılar tarafından tasarımın en uzun süren kısmı olarak da adlandırılır. Render süresi modelin karmaşık geometrik yapısına ve kullanılan bilgisayarın hızına bağlı olarak birkaç dakikadan birkaç saate kadar sürebilir. İşlem sırasında görüntü üzerindeki her nokta tek tek işlenir. İyi bir bilgisayar ve iyi bir renk ışık bilgisine ihtiyaç duyar. Verilen ışık ve atanan malzemenin gerçeğe uygunluğu render işlemi sonucu ortaya çıkan sayısal resim görüntüsü ile anlaşılır. Bu görüntü sayısal görüntü işleme teknikleri kullanılarak amaca daha da uygun hale getirilir. Render görüntüsünün diğer avantajı tasarımcıyı kâğıt kalabalığından ve karmaşasından kurtarmasıdır. Render işlemi elde renkli kalemlerle hala yapılmaktadır ancak en ufak bir değişiklikte hem maliyet artmaktadır hem de zaman kaybedilmektedir.

3B modelleme sonucu elde edilen görüntünün gerçeğe uygun olması için ışık ve malzeme ayarları yapılır. Render sonucu istenilen görüntünün ve rengin elde edilememesi durumunda sayısal görüntü işleme teknikleri yardımı ile düzenlemeler yapılarak sonuç değiştirilir.

### 3. YENİ UYARLANMIŞ BULANIK C-ORTALAMALAR ALGORİTMASI [4]

Bulanık c-ortalamar (BcO) (Fuzzy C-Means, FCM) algoritması medikal görüntülerin bölütlenmesinde çokça kullanılmıştır. BcO verilerin eğitici-siz kümelenmesinde oldukça başarılı olsa da, uzamsal bilgileri hesaba katmadığından gürültüye karşı duyarlıdır ve bazı görüntülerin bölütlenmesinde kullanımı sınırlıdır. Bu problemin üstesinden gelebilmek için bazı değiştirilmiş yeni BcO algoritmaları önerilmiştir [10]. Görüntü bölütleme için kullanılan bu değiştirilmiş yöntemler genellikle geleneksel BcO algoritmasındaki hedef fonksiyonun değiştirilmesi ile gerçekleşmektedir. Değiştirilmiş BcO algoritmalarını ayrıntılı incelemeden önce standart BcO algoritmasının incelenmesi gerekir. Bu bağlamda Bölüm 3.1’de standart BcO algoritması bir görüntünün piksellerini kullanarak nasıl sınıflandırılacağı verilmiştir.

#### 3.1. Standart BcO Algoritması

BcO algoritmasında görüntüyü oluşturan her bir piksel, bulanık üyelik derecesine bağlı olarak bir kümeye atanır [11].  $X = \{x_i, i=1, 2, \dots, N \mid x_i \in \mathbb{R}^d\}$  N adet pikselden oluşan bir görüntüyü ifade etsin ve bu görüntü c adet sınıfa ayrıştırılmak istensin. Burada  $x_i$  görüntüyü oluşturan pikselleri yani kümelenecek veriyi gösterir. Böylece BcO algoritması denklem (1) ile ifade edilen fonksiyonu minimize eden tekrarlı bir optimizasyondur.

$$J_m = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^N u_{ki}^m \|x_i - v_k\|^2 \quad (1)$$

Denklem (2)’deki sınırlamalarla birlikte:

$$\sum_{k=1}^c u_{ki} = 1, \forall i; \quad 0 \leq u_{ki} \leq 1, \forall k, i; \quad \sum_{i=1}^N u_{ki} > 0, \forall k \quad (2)$$

Burada  $u_{ki}$ ,  $x_i$  pikselinin k. kümeye üyeliğini gösterir.  $v_k$ , k. küme merkezidir.  $\| \cdot \|$  öklit uzaklığını gösterir.  $m > 1$  ise bulanıklık indeksi olarak tanımlanır. m değeri elde

edilen kümelemenin bulanıklığını kontrol eder. Aşağıdaki ifadelerle fonksiyon üyelikleri ve kümeleme merkezleri güncellenir.

$$u_{ki} = \frac{1}{\sum_{l=1}^c \left( \frac{\|x_i - v_k\|}{\|x_i - v_l\|} \right)^{2/(m-1)}} \quad (3)$$

ve

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ki}^m x_i}{\sum_{i=1}^N u_{ki}^m} \quad (4)$$

Uygulamada  $v$  küme matrisi rastgele başlatılır. Sonra  $\mu_{ki}$  ve  $v$  tekrarlanan işlemlerle güncellenir.

### 3.2. Değiştirilmiş BcO Algoritması

Ahmed ve diğerleri, yaptıkları çalışmada amaç fonksiyonunu denklem (5)'deki gibi değiştirmiş [4]. Şöyle ki;

$$j_m = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^N u_{ki}^m \|x_i - v_k\|^2 + \frac{\alpha}{N_R} \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^N u_{ki}^m \sum_{r \in N_i} \|x_r - v_k\|^2 \quad (5)$$

Burada  $N_i$ , verilen bir pencere içerisinde kalan ve  $x_i$  elemanına komşu diğer elemanları gösterir.  $N_R$ , ise bu pencere içindeki toplam eleman sayısını göstermektedir. İkinci ifadedeki  $\alpha$  parametresi amaç fonksiyonun etkisini kontrol eder. BcO amaç fonksiyonuna eklenen bu yeni terim ile  $x_i$  tek başına işleme dahil edilmek yerine, komşuluk değerleri de amaç fonksiyonuna dahil edilerek dayanıklı bir yapı elde edilmiştir.

Standart BcO algoritmasına benzer olarak, yinelemeli bir optimizasyon ile denklem 5 minimize edilir ve her bir adımda sırası ile  $\mu_{ki}$  ve  $v$  güncellenir. Yine standart BcO

algoritmasına benzer olarak, üyelik fonksiyonları ve küme merkezleri aşağıdaki şekilde güncellenebilir:

$$u_{ki} = \frac{1}{\sum_{l=1}^c \left( \frac{\|x_i - v_k\|^2 + \frac{\alpha}{N_R} \sum_{r \in N_i} \|x_r - v_k\|^2}{\|x_i - v_l\|^2 + \frac{\alpha}{N_R} \sum_{r \in N_i} \|x_r - v_l\|^2} \right)^{1/(m-1)}}, \quad (6)$$

ve

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ki}^m \left( x_i + \frac{\alpha}{N_R} \sum_{r \in N_i} x_r \right)}{(1 + \alpha) \sum_{i=1}^N u_{ki}^m} \quad (7)$$

Denklem (6) ve denklem (7)'nin en büyük eksikliği her bir yinelemede komşuluk terimlerinin getireceği hesaplama yüküdür. Aslında, denklem (7)'nin paydasında bulunan

$\frac{1}{N_R} \sum_{r \in N_i} x_r$  terimi  $x_i$ 'nin etrafındaki komşu piksellerin ortalama gri değeridir. Böylece,

görüntüyü oluşturan piksellerinin komşuluk ortalama değerlerinden elde edilen yeni bir görüntü elde edilir. Hesaplama yükünü azaltmak için Chen [],  $\bar{x}_i$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ )

tanımlamış ve denklem (5)'de verilen  $\frac{1}{N_R} \sum_{r \in N_i} \|x_r - v_k\|^2$  terimini  $\|\bar{x}_i - v_k\|^2$  terimi ile

değiştirmiştir. Genelde, merkezi pikselin ortalama değerini hesaplanırken, her bir komşu pikselin katkısı farklı olur zira merkezi piksel ile herhangi bir komşu piksel arasındaki büyük fark gürültüyü işaret eder. Bundan dolayı, Kang ve diğ. [4], Adaptif Ağırlıklı Ortalama (AAO) diye adlandırılan yeni bir görüntü filtresi önermişlerdir. Önerilen yöntem şöyledir;

Sayısal bir görüntü verilmiş olsun:

$$I = \{x_{p,q} \mid x_{p,q} \in [0, L-1], 1 \leq p \leq m, 1 \leq q \leq n\} \quad (8)$$

Burada  $x_{p,q}$ ,  $I$  görüntüsündeki ( $p$ ,  $q$ ) koordinatlarındaki pikselin gri değerini gösterirken,  $L$ 'de görüntüdeki maksimum gri seviyesidir.  $N = mxn$ ,  $I$  görüntüsünü oluşturan toplam piksel sayısını verir.

W <sub>-1,-1</sub>	W <sub>-1,0</sub>	W <sub>-1,1</sub>
W <sub>0,-1</sub>	W <sub>0,0</sub>	W <sub>0,1</sub>
W <sub>1,-1</sub>	W <sub>1,0</sub>	W <sub>1,1</sub>

**Şekil 3.1.** 3x3'lük kontrol şablonu

(2r+1)x(2r+1) boyutuyla tanımlanan bir karesel pencerenin kontrol şablonu olarak kullanılmıştır. Şekil 3.1'de bu yapı görülebilir. Burada r değeri kontrol penceresinin yarıçapıdır ve r=1 olan 3x3'lük bir pencere elde edilir. Şablonun parametreleri  $w_{s,t}$  ( $s, t \in \{-1, 0, 1\}$ ) piksellerin ağırlık katsayılarıdır.  $w_{s,t}$  değerleri denklem (9) ile verilen fonksiyonda ile hesaplanır.

$$\omega_{s,t} \left( x_{p+s,q+t} \right) = \begin{cases} k_0 \cdot \text{if} \left| \Delta x_{p,q} \right| > k_1, \\ 1, \text{otherwise} \end{cases} \quad (9)$$

$w_{0,0}=1$  sabittir ve  $k_0$  ise değeri  $0 < k_0 < 0.5$  arasında değişen pozitif bir katsayıdır.  $k_1$  ise  $0.5 < k_1 < 1.0$  değer aralığında değişen pozitif bir sabittir. Böylece yerel ağırlıklı ortalama ifadesi aşağıda verilen denklem ile hesaplanır:

$$y_{p,q} = \frac{\sum_{s=-r}^r \sum_{t=-r}^r \omega_{s,t} x_{p+s,q+t}}{\sum_{s=-r}^r \sum_{t=-r}^r \omega_{s,t}} \quad (10)$$

$X_{p+s,q+t}$ , (p+s,q+t) koordinatında bulunan pikselin parlaklık değerini gösterir.  $y_{p,q}$  ise ağırlıklı ortalama parlaklık değerini ifade eder ve r daha öncede belirtildiği gibi şablonun yarı çapıdır. Denklem 5'e benzer olarak değiştirilmiş amaç fonksiyonu denklem 11'de verilmiştir.

$$j_m = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^N u_{ki}^m \left\| x_i - v_k \right\|^2 + \alpha \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^N u_{ki}^m \left\| \overline{x_i} - v_k \right\|^2 \quad (11)$$

Burada  $\bar{x}_i^*$ , denklem 10'da ifade edilen adaptif ağırlıklı ortalama görüntünün parlaklık değerini gösterir.

Sonuçta optimizasyon problemi:

$$\min_{U,V} J_m, \text{ öyle ki } \sum_{k=1}^c u_{ki} = 1, \forall i; \quad 0 \leq u_{ki} \leq 1, \forall k, i; \quad \sum_{i=1}^N u_{ki} > 0, \forall k \quad (12)$$

Standart BcO algoritmasına benzer şekilde  $J_m$  fonksiyonu  $U$ ' nun sınırları içinde minimize edilebilir.

**Teorem:**  $X = \{x_i, i = 1, 2, \dots, N \mid x_i \in \mathbb{R}^d\}$   $N$  adet pikselden oluşan,  $c$  adet sınıfa parçalanmış bir görüntüyü ifade etsin, burada  $x_i$  görüntüyü oluşturan her bir pikseli ifade eder. Algoritma tekrarlı bir optimizasyon sürecidir, denklem (11)'de belirtilen fonksiyonu aşağıdaki kısıtlamalarla minimize eder.

$$\sum_{k=1}^c u_{ki} = 1, \forall i; \quad 0 \leq u_{ki} \leq 1, \forall k, i; \quad \sum_{i=1}^N u_{ki} \square 0, \forall k \quad (13)$$

$u_{ki}$  ve  $v_k$  aşağıdaki eşitliği sağlamalıdır:

$$u_{ki} = \frac{1}{\sum_{l=1}^c \left( \frac{\|x_i - v_k\|^2 + a \|x_i^* - v_k\|^2}{\|x_i - v_l\|^2 + a \|x_i^* - v_l\|^2} \right)^{1/(m-1)}} \quad (14)$$

ve

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ki}^m (x_i + \alpha \bar{x}_i^*)}{(1 + \alpha) \sum_{i=1}^N u_{ki}^m}. \quad (15)$$

**İspat:** Denklem 12 ile verilen optimizasyon problemi Lagrange çarpanları metodu ile çözülebilir. Şöyle ki;



$$L_m = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^N u_{ki}^m \|x_i - v_k\|^2 + \alpha \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^N u_{ki}^m \|\bar{x}_i^* - v_k\|^2 + \sum_{i=1}^N \lambda_i \left(1 - \sum_{k=1}^c u_{ki}\right) \quad (16)$$

$L_m$  'nin kısmi türevini alarak, aşağıdaki denklemler elde edilir:

$$\frac{\partial L_m}{\partial \lambda_i} = 0 \Leftrightarrow mu_{ki}^{m-1} \|x_i - v_k\|^2 + \alpha mu_{ki}^{m-1} \|\bar{x}_i^* - v_k\|^2 + \lambda_i (-1) = 0, \quad (17)$$

$$\frac{\partial L_m}{\partial u_{ki}} = 0 \Leftrightarrow \sum_{k=1}^c u_{ki} - 1 = 0. \quad (18)$$

Denklem 17' i kullanılarak üyelik dereceleri aşağıdaki gibi hesaplanır;

$$u_{ki} = \left( \frac{\lambda_i}{m \left( \|x_i - v_k\|^2 + \alpha \|\bar{x}_i^* - v_k\|^2 \right)} \right)^{1/(m-1)} \quad (19)$$

Denklem 19' da elde edilen ifade, denklem 18' de yerine yazılırsa;

$$\left( \frac{\lambda_i}{m} \right)^{1/(m-1)} \sum_{l=1}^c \left( \frac{1}{\left( \|x_i - v_l\|^2 + \alpha \|\bar{x}_i^* - v_l\|^2 \right)} \right)^{1/(m-1)} = 1. \quad (20)$$

Böylece;

$$\left( \frac{\lambda_i}{m} \right)^{1/(m-1)} = \frac{1}{\sum_{l=1}^c \left( \|x_i - v_l\|^2 + \alpha \|\bar{x}_i^* - v_l\|^2 \right)^{1/(m-1)}}. \quad (21)$$

Sonuç olarak denklem 21' de elde edilen ifade, denklem 19' da yerine yazılırsa;

$$u_{ki} = \frac{\sum_{l=1}^c \left( \|x_i - v_l\|^2 + \alpha \|\bar{x}_i^* - v_l\|^2 \right)^{1/(m-1)}}{\left( \|x_i - v_k\|^2 + \alpha \|\bar{x}_i^* - v_k\|^2 \right)^{1/(m-1)}} = \frac{1}{\sum_{l=1}^c \left( \frac{\|x_i - v_k\|^2 + \alpha \|\bar{x}_i^* - v_k\|^2}{\|x_i - v_l\|^2 + \alpha \|\bar{x}_i^* - v_l\|^2} \right)^{1/(m-1)}}. \quad (22)$$

elde edilir. Benzer şekilde  $L_m$ 'nin kısmi türevini alarak, aşağıdaki denklemler elde edilir:

$$\frac{\partial L_m}{\partial v_k} = 0 \Leftrightarrow -2 \sum_{i=1}^N u_{ki}^m (x_i - v_k) + (-2) \alpha \sum_{i=1}^N u_{ki}^m (\bar{x}_i^* - v_k) = 0 \quad (23)$$

Denklem 23'den, denklem 24 elde edilir.

$$(1 + \alpha) \sum_{i=1}^N u_{ki}^m = \sum_{i=1}^N u_{ki}^m (x_i + \alpha \bar{x}_i^*). \quad (24)$$

Böylece denklem 25 elde edilir.

$$v_k = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ki}^m (x_i + \alpha \bar{x}_i^*)}{(1 + \alpha \sum_{i=1}^N u_{ki}^m)}. \quad (25)$$

### 3.3. Uzamsal BcO [14]

Görüntüdeki önemli karakteristiklerden biri de komşu pikseller arasındaki bağıdır. Başka bir deyişle, bu komşu pikseller benzer değerler içerir ve aynı küme içinde olma olasılıkları gayet yüksektir. Bu uzamsal ilişki kümelemede önemlidir, fakat bu standart BcO algoritmasında hesap edilmemiştir. Bu uzamsal bilgiden yararlanmak için aşağıdaki uzamsal fonksiyon tanımlanmıştır [14].

$$h_{ij} = \sum_{k \in NB(x_j)} u_{ik} \quad (26)$$

Uzamsal tanım kümesi  $NB(x_j)$ , karesel bir pencerenin merkezinde bulunan piksel  $x_j$ 'dir. Eğer 5x5'lik bir pencere kullanılırsa, toplam 25 pikselden oluşan bir tanım kümesi oluşmaktadır. Üyelik fonksiyonuna benzer olarak, uzamsal  $h_{ij}$  fonksiyonu  $x_j$  pikselinin  $i$ . kümeye aitlik olasılığını belirtir. Bir kümedeki bir pikselin uzamsal fonksiyonunun değeri,

eğer çoğunlukla onun komşuluğundaki piksellerle aynı kümeye aitse, büyüktür. Uzamsal fonksiyon  $h_{ij}$ , üyelik fonksiyonuyla aşağıdaki gibi birleşir:

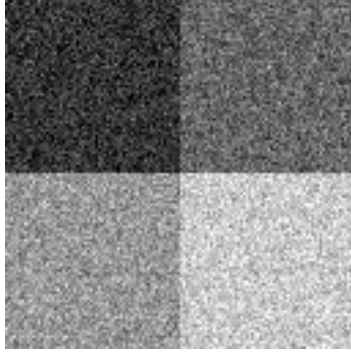
$$u_{ij}^l = \frac{u_{ij}^p h_{ij}^q}{\sum_{k=1}^c u_{kj}^p h_{kj}^q} \quad (27)$$

Burada  $p$  ve  $q$  parametreleri iki fonksiyonun ilişkisel önemlerini kontrol eder. Homojen bir bölgede uzamsal fonksiyonlar orijinal üyelikleri güçlendirir ve kümeleme sonucu değişmeden kalır. Fakat gürültülü bir piksel için bu formül ağırlıklı gürültülü kümeyi azaltır. Sonuç olarak, gürültülü bölgelerdeki kümelenemeyen pikseller böylece kolaylıkla düzeltilebilir.  $p$  ve  $q$  parametreleri ile ifade edilen uzamsal BcO, sBcOp,q şeklinde gösterilir. sBcO<sub>1,0</sub>'ın geleneksel BcO ile aynı olduğunu aşikârdır.

Kümeleme işlemi her bir tekrarda iki aşamalı bir süreçtir. İlk aşaması standart BcO ile aynıdır, uzamsal tanım kümesindeki üyelik fonksiyonu hesaplanır. İkinci aşamada, her bir pikselin üyelik bilgileri uzamsal domainde eşleştirilir ve uzamsal fonksiyon bu şekilde hesaplanır. BcO tekrarları uzamsal fonksiyondaki yeni üyeliklerle beraber ilerleme kaydeder. Bu tekrarlamalar ya belirli bir iterasyon sayısına ulaşıncaya kadar ya da verilen bir eşik değerine ulaşıncaya kadar devam eder.

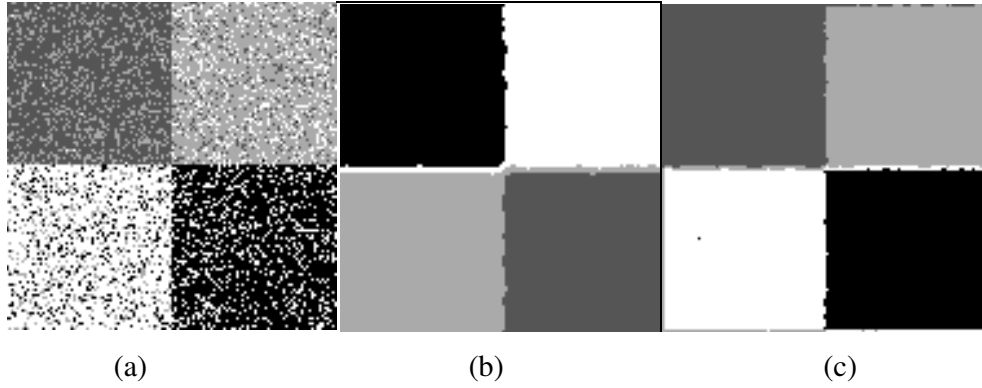
### 3.4. Yapay Görüntülerin Bölütlenmesi

Deneyisel çalışmalarda kullanılan ilk yapay görüntü boyutları 128x128'lik olan ve dört bölgeden oluşan bir görüntüdür. Şekil 3.1'de bu görüntü verilmiştir. Bu görüntüyü oluşturan bölgelerin parlaklık değerleri sırası ile üst solda 50, üst sağda 100, aşağı solda 150 ve aşağı sağda 200'dür. Bu yapay görüntüye daha sonra 0 ortalamalı ve 0.01 varyanslı Gauss gürültü eklenerek, görüntü karşılaştırılacak yöntemlere giriş olarak verilmiştir.



Şekil 3.1. Dört bölgeyi yapay görüntü

Karşılaştırma için kullanılan yöntemlerin bazı parametreleri için şu değerler atanmıştır. Şöyle ki;  $m$  bulanıklık indeksi için 2, maksimum iterasyon sayısı 500, hata toleransı  $10^{-3}$ , değiştirilmiş BcO ve uzamsal BcO için pencere boyutu  $5 \times 5$  seçilmiştir. Uzamsal BcO için  $p$  değeri 0 ve  $q$  değeri ise 2 seçilmiştir. Ayrıca değiştirilmiş BcO algoritması için gerekli olan alfa değeri is 50 olarak belirlendi. Şekil 3.2’de deneysel sonuçlar görülebilir.

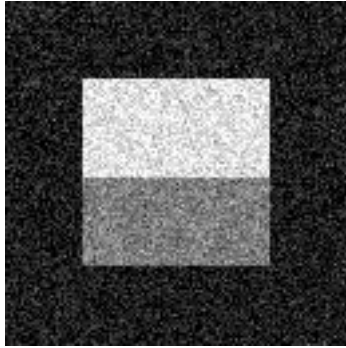


Şekil 3.2. a) Standart BcO b) Değiştirilmiş BcO c) Uzamsal BcO

Deneysel sonuçlardan standart BcO algoritmasının bu tarz bir görüntüyü bölütlemedeki zayıflığı belirlin olarak görülmektedir. Bunda en büyük etken standart BcO algoritmasının görüntüyü bölütlerken piksellerin sadece parlaklık değerlerini göz önüne alması etkili olmaktadır. Zira bu standart BcO algoritmasının en büyük dezavantajıdır ve geliştirilmeye çalışılan tüm yeni yöntemler bu zayıflığı gidermeye yöneliktir. Diğer taraftan değiştirilmiş BcO algoritması, standart BcO algoritmasından çok daha başarılı bir bölütleme gerçekleştirmiştir. Bölgeler gayet homojen ve küçük hatalı bölgeler

içermemektedir. Bu algoritmanın en büyük dezavantajı sınır bölgelerde görülmektedir. Sınır bölgelerdeki piksellerin bazıları yanlış sınıflandırılmıştır. Yine uzamsal BcO algoritması da, değiştirilmiş BcO algoritmasına benzer başarılı bir sonuç üretmiştir (Şekil 3.2 (c)). Yine her bir bölüt homojendir ve sadece sınır bölgelerde hatalı pikseller mevcuttur. Uzamsal BcO ile değiştirilmiş BcO algoritmalarının bu denli başarı sonuçlar üretmesi, her bir piksel ile birlikte bu piksele komşu diğer piksellerin de göz önüne alınmasının sonucudur.

Deneyisel çalışma için kullanılan diğer bir yapay görüntü de Şekil 3.3’de verilmiştir. Bu yapay görüntü yine 128x128 boyutlarında ve üç bölgeden oluşmaktadır. Bu görüntüyü oluşturan bölgelerin parlaklık değerleri sırası ile üst kutu 200, alt kutu 100 ve arka plan ise 20’dir. Görüntüye daha sonra 0 ortalama ve 0.1 varyanslı Gauss gürültü eklenmiştir. Her üç kümeleme yöntemi için seçilen parametre değerleri bir önceki deneysel çalışma ile aynıdır.



Şekil 3.3. Üç bölgeyi yapay görüntü

Bu nedenle bu parametre değerleri yeniden verilmedi. Şekil 3.4’de elde edilen deneysel sonuçlar görülmektedir.



(a)

(b)

(c)

Şekil 3.4. a) Standart BcO b) Değiştirilmiş BcO c) Uzamsal BcO

Yine standart BcO algoritması en kötü bölütlemeyi üretirken, uzamsal BcO ve değiştirilmiş BcO çok daha iyi ve birbirine yakın sonuçlar üretmiştir. Standart BcO ile elde edilen sonuçta çok fazla gürültü göze çarpmaktadır. Standart BcO'nun en çok göze çarpan avantajı bölütlerin sınırlarında herhangi bir hata vermemesidir. Diğer taraftan her iki uzamsal ve değiştirilmiş BcO yöntemleri homojen bölütler üretse de bölütlerin geçiş gölgelerinde kayda değer hatalar mevcuttur.

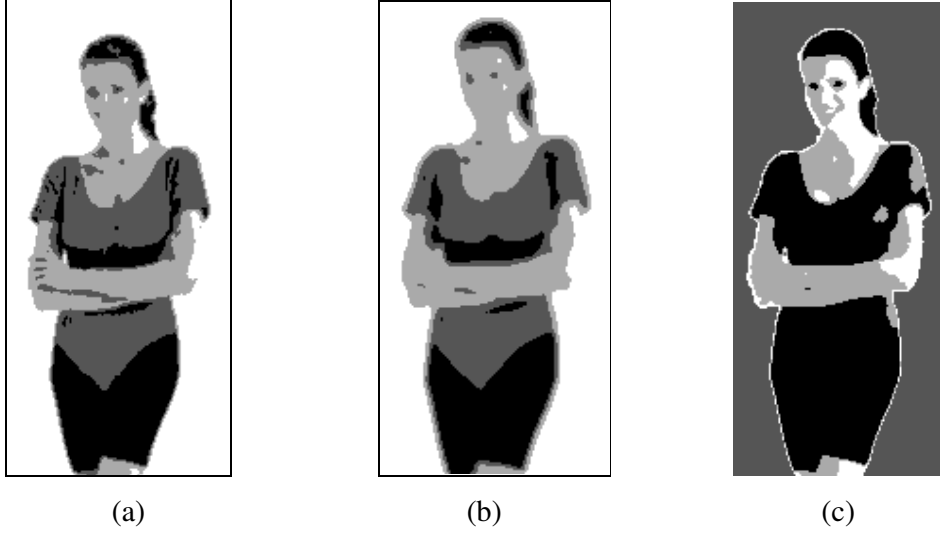
### 3.5. Gerçek Görüntülerin Bölütlenmesi

Ayrıca kullanılan BcO yöntemleri gerçek görüntülerin bölütlenmesi için de kullanılmış ve sonuçlar karşılaştırmalı olarak verilmiştir. Bu amaçla Şekil 3.5'de bir "kadın" görüntüsü verilmiştir. Bu görüntü kaynak [16]'dan alınmıştır.



Şekil 3.5. "Kadın" görüntüsü

Bu görüntü 243x103 boyutlarındadır ve toplam 4 bölgeden oluşmaktadır. Bu bölgeler sırası ile beyaza yakın arka plan, siyah şort ve saçlar, ten bölgeleri ve koyu gri mayo bölgesidir.



Şekil 3.6. a) Standart BcO b) Değiştirilmiş BcO c) Uzamsal BcO

Şekil 3.6'da elde edilen sonuçlar görülebilir. Standart BcO ile değiştirilmiş BcO ürettiği sonuçlar incelendiğinde benzer sonuçlar görülebilir. Fakat değiştirilmiş BcO daha homojen bölütler üretirken, standart BcO ten bölgesinde ve mayo bölgesinde daha çok hatalı bölgeler üretmiştir. Diğer taraftan değiştirilmiş BcO algoritmasının ürettiği sonuç da özellikle bölgeler arası geçişlerde bulanıklık görülmekte ve ten bölgesinde de yine yanlış bölütler mevcuttur. Diğer taraftan uzamsal BcO algoritması şort ve mayo bölgesini tek bir bölge olarak üreterek eksik bölütleme meydana getirirken, ten bölgesini de iki bölgeye ayırarak aşırı bölütleme oluşturmuştur. Ayrıca yine sınır bölgelerde yeni bölütler oluşturmuştur.

## 4. UYGULAMALAR

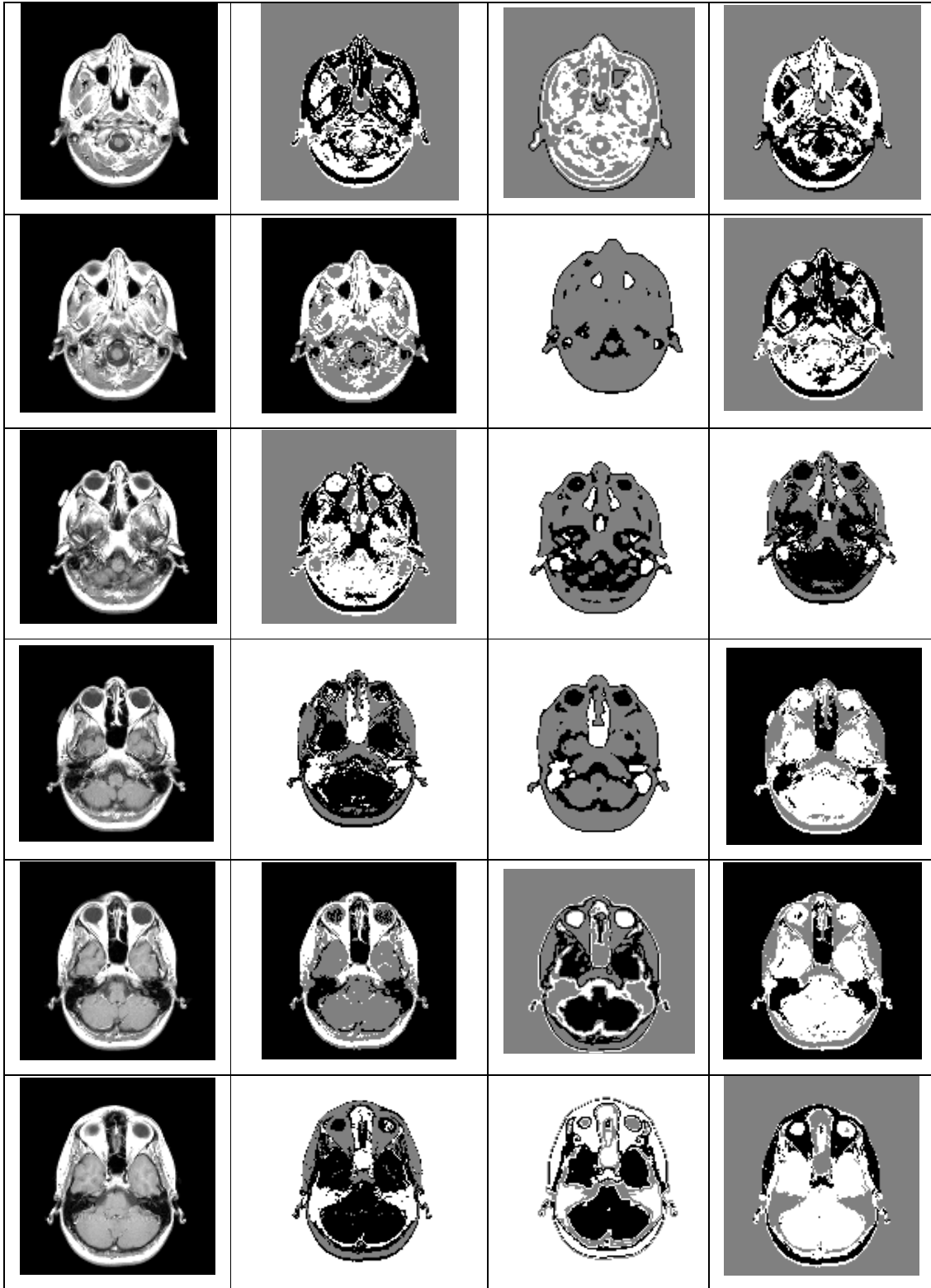
Bölüm 3'de anlatılan geleneksel BcO, geliştirilmiş BcO ve uzamsal BcO algoritmalarının bilgisayar benzetimleri MATLAB [15] ortamında gerçekleştirilmiş ve bu yöntemlerinin başarımları karşılaştırmalı olarak test edilmiştir. Karşılaştırma için kullanılan tüm yöntemler eğiticiyiz yöntemler oldukları için, bölütlenecek görüntülerdeki muhtemel küme sayısı kullanıcı tarafından belirlenmekte ve bu sayının otomatik bulundurulmasına yönelik herhangi bir geçerlilik analizi bu tez çalışmasının kapsamı dışındadır ve ilerideki çalışmalarda düşünülecektir.

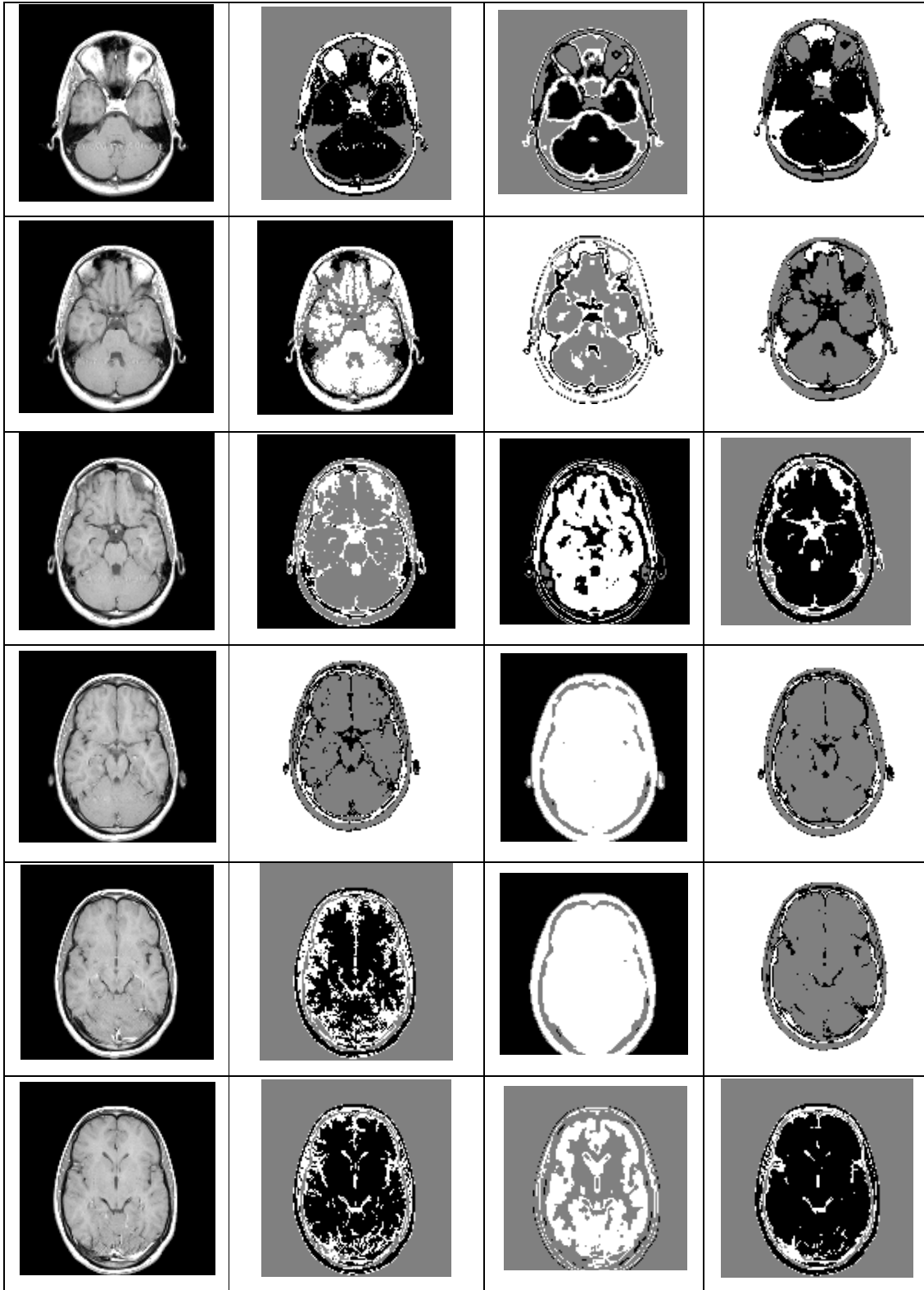
### 4.1. Beyin MR Görüntülerinin Bölütlenmesi

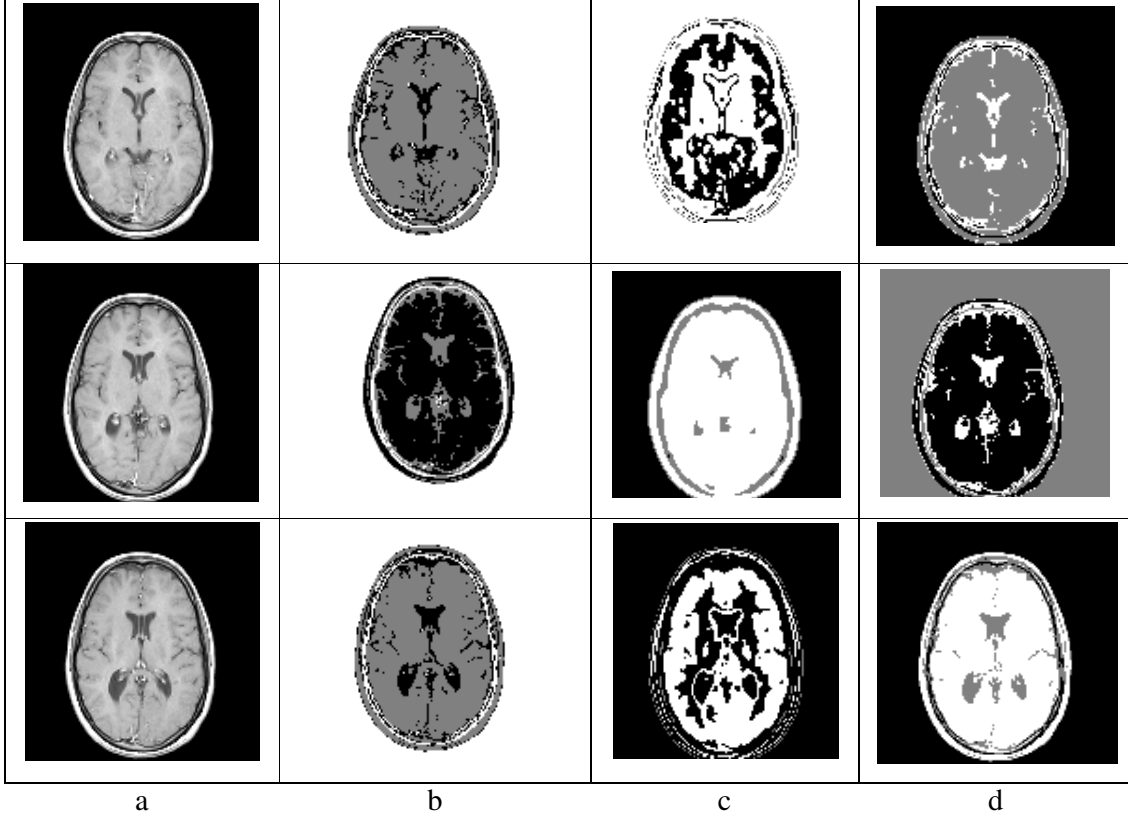
Manyetik rezonans (MR) görüntüleme, nükleer manyetik rezonans prensiplerini kullanarak detaylı görüntüler elde etmemizi sağlar [17]. Diğer görüntüleme modalitelerinden farklı olarak yumuşak dokularda yüksek çözünürlük verir ve üç boyutlu çalışmalarda bazı avantajlar sağlar. Bununla başka, analiz edilecek veri miktarındaki çokluk MR görüntülemenin efektif kullanımındaki en büyük engellerden biridir. Bu sebeple, otomatik bilgisayar destekli görüntü analizi çok değerli bir araç haline gelmiştir.

Beyin MR imgelerinin temel doku tipleri olan beyaz madde, gri madde ve beyin-omurilik sıvısına bölütlenmesi, teşhis, cerrahi planlama, Alzheimer, çoklu skleroz ve şizofreni gibi bir takım hastalıklarda tedavi sonuçlarının takibi gibi klinik uygulamalarda önemli bir yer tutmaktadır. Beyin MR görüntülerinin işlenmesindeki en önemli ön işleme evrelerinden biri, beyin dokusunun kafatası, yağ, kas gibi dokulardan ayrılması işlemidir [17]. Beyinde oluşan lezyon ve hastalıklı dokuların otomatik tespiti için öncelikle beyin dokusunun diğer dokulardan ayrılması gerekmektedir. MR görüntülerinde yer alan kafatası, yağ, kas ve göz yuvarlağı gibi yapılar beyinde oluşan lezyonlarla aynı gri seviyedeki değerlere sahip olabilmektedir [17]. Bu da lezyonların tespiti sırasında yanlış sonuçlara neden olabilmektedir. Hastalıklı bölgelerin beyin dokusuna oranının hesaplanabilmesi için öncelikle beyin dokusu çıkarılmalıdır.









**Şekil 4.1.** Beyin MR görüntüsü bölütleme a) Gerçek görüntü b) BcO bölütlemesi c) Değiştirilmiş BcO bölütlemesi d) Uzamsal BcO bölütlemesi

Şekil 4.1’de 15 farklı beyin görüntüsü için elde edilen bölütleme sonuçları verilmiştir. Şekil 4.1 (a) gerçek görüntüyü göstermektedir. Bu görüntüler MATLAB’da verilen MRI veri tabanından alınmıştır [15]. Uzamsal ve değiştirilmiş BcO algoritmaları için 3x3’lük bir pencere yapısı kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlarda yine uzamsal BcO ve değiştirilmiş BcO algoritmaları benzer sonuçlar üretirken, standart BcO bölütlemesi daha kötü sonuçlar vermiştir. Fakat standart BcO bölütlemesi, beyinde bulunan en küçük ayrıntıları bile bölütlerken, diğer iki yöntem 3x3’lük komşuluk yaklaşımından ötürü, daha homojen bölgeler üretmiştir.

Şekil 4.1’deki 15 farklı beyin görüntüsü, Elazığ Eğitim ve Araştırma Hastanesi Radyoloji Uzmanına (Dr. Hasan Baki Altınsoy) gösterilmiş ve yorumlamaları alınmıştır. Radyoloji uzmanı, değiştirilmiş ve uzamsal BcO görüntülerinin farklı dokuları tespit etmede başarılı olduğunu belirtmiştir. Bazı görüntülerde değiştirilmiş BcO, bazı görüntülerde ise uzamsal BcO daha başarılı sonuçlar üretmiştir. Kas dokusu, yağ dokusu,

kemik dokusu, hava boşluğu ve göz bölütlenebilmiştir. Bazı görüntülerdeki benzer renk parlaklığına sahip dokular bazen aynı doku gibi algılanabilmiştir. Sonuçta görüntüdeki çözünürlük, doku renklerindeki parlaklık değerinin birbirine yakın olması bölütlemedeki başarıyı etkilemiştir. Radyoloji uzmanı, gelecek uygulamalarda hastalıklı veya hasarlı dokuları tespit edebilmek için daha iyi algoritmaların geliştirilmesinin gerekliliğini vurguladı. Görüntü çözünürlüklerindeki kalitenin önemine değindi. Renkli görüntülerdeki doku bölütlemelerinin de incelenip iyi algoritmalarla test edilmesi gerekliliğini vurguladı.

## 5. SONUÇ

Bu tez çalışmasında görüntü işleme alanının en önemli alt alanlarına biri olan görüntü bölütleme, farklı bulanık kümeleme yöntemleri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Bu bağlamda üç farklı BcO algoritması incelenmiş ve farklı görüntüler üzerinde performansları karşılaştırılmalı olarak incelenmiştir. Deneysel çalışmalarda yapay görüntüler, gerçek görüntüler ve biyomedikal (beyin MR) görüntüler kullanılmıştır. Deneysel sonuçlardan standart BcO algoritmasının, görüntü bölütleme uygulamalarında ki zayıflığı belirlenmiş olarak görülmektedir. Bunda en büyük etken standart BcO algoritmasının görüntüyü bölütlerken piksellerin sadece parlaklık değerlerini göz önüne alması etkili olmaktadır. Zira bu standart BcO algoritmasının en büyük dezavantajıdır ve geliştirilmeye çalışılan tüm yeni algoritmalar bu zayıflığı gidermeye yöneliktir. Diğer taraftan değiştirilmiş BcO algoritması, standart BcO algoritmasından çok daha başarılı sonuçlar üretmiştir. Bölütler homojen ve küçük hatalı bölütler içermemektedir. Bu algoritmanın en büyük dezavantajı sınır bölgelerde görülmektedir. Sınır bölgelerdeki piksellerin bazıları yanlış sınıflandırılmıştır. Yine uzamsal BcO algoritması da, değiştirilmiş BcO algoritmasına benzer başarılı sonuçlar üretmiştir. Yine her bir bölüt homojendir ve sadece sınır bölgelerde hatalı pikseller mevcuttur. Uzamsal BcO ile değiştirilmiş BcO algoritmalarının bu denkleme başarılı sonuçlar üretmesi, her bir piksel ile birlikte bu pikselin komşu diğer piksellerin de göz önüne alınmasının sonucudur.

### 5.1. Öneriler

Görüntü bölütleme kapsamında yer alan diğer görüntü bölütleme algoritmalarının da incelenmesi ve daha kaliteli bölütlemeye imkan sağlayacak özel algoritmaların tasarlanması, bu konuda yürütülmekte olan bilimsel çalışmalara katkıda bulunacaktır.

Bir adım sonraki çalışmada bölütleme sonucu elde edilen MR görüntülerinin hastalıklı veya hasarlı doku tespitindeki kolaylaştırıcılığı incelenebilir.

Renkli görüntülerdeki dokular da geliştirilmiş yeni bölütleme algoritmaları ile Matlab ortamında test edilebilir. Bu sayede hastalıklı veya hasarlı dokuların daha kolay tespit edilmesi mümkün olabilir. Özellikle kanser vakalarının önceden tespit edilmesi çok büyük önem taşımaktadır. Bilim adamlarının geliştireceği kaliteli görüntü algılama ve

analiz teknikleri ile bu tür hastalıklar, hastalık ilerlemeden, doku görüntülerindeki problemler otomatik yazılımlarla tespit edilebilir ve gerekli önlemler çok öncesinden alınabilir.

Tez çalışmasında kullanılan MATLAB yazılımı kullanıcıya birçok avantajlar sunmaktadır. Görüntü işleme ve benzeri alanlarda hazır fonksiyonlar ve kodlar sunması büyük kolaylıklar sağlamaktadır. Ayrıca sonuçların kolaylıkla yorumlanmasına ve irdelenmesine de imkan sağlamaktadır. Görsel programlamanın sağladığı yararlarından bir başkası da kodla uğraşmadan parametre girişi ve yöntem seçimleri yapılarak uygulamanın gerçekleştirilebilmesi ve sonuçların görüntülenebilmesiyle öğrenmenin kolaylaştırılmasıdır. Bu tür görüntü işleme ve bölütleme uygulamalarında yeni tez çalışmalarında bulunacak olanlar, başka kullanıcıların kütüphane olarak kullanılacakları hazır kod ve programları üretebilirler.

## KAYNAKLAR

- [1]. **R. C. Gonzalez, R. E. Woods**, "Digital Image Processing" , Addison-Wesley Publishing Company, 1993.
- [2]. **Saphiro, L.G. and Stockman G.C.**, 2001. Computer Vision, Prentice-Hall, New Jersey, Prentice-Hall, 279-325.
- [3]. **Casadei, S. and Mitter, S.**, 1999. Beyond the uniqueness assumption: Ambiguity representation and redundancy elimination in the computation of a covering sample of salient contour cycles. Computer Vision and Image Understanding 76, 19–35
- [4]. **J. Kang, L. Min, Q. Luan, X. Li, and J. Liu**, "Novel modified fuzzy c-means algorithm with applications." Digital Signal Processing 19 (2009) 309–319
- [5]. **Adams, R. and Bischof, L.**, 1994. Seeded region growing. IEEE Transactions on Pattern Recognition and Machine Intelligence, 16, 641–647
- [6]. **Leonardis, A., Gupta, A. and Bajcsy, R.**, 1995, Segmentation of range images as the search for geometric parametric models. International Journal of Computer Vision, 14, 253–277
- [7]. **Pavlidid, T. and Liow, Y.T.**, 1988. Integrating region growing and edge detection. Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition (IEEE).
- [8]. **Haralick, R.M. and Shapiro, L.G.**, 2002. Computer and Robot Vision (Volume I-II). Addison Wesley Longman, New York, USA.
- [9]. **Osher, S. and Paragios, N.**, 2003. Geometric level set methods in imaging vision and graphics, Springer Verlag.
- [10]. **J.C. Bezdek**, Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms, Plenum Press, New York, 1987.
- [11]. **N.R. Pal, K. Pal, J.C. Bezdek**, A mixed c-means clustering model; Proceedings of the Sixth IEEE International Conference on Fuzzy Systems, Barcelona, July 1997, pp. 11-21.
- [12]. **Karabatak E.**, Nötrozofi yaklaşımı ile renkli görüntü bölütleme, Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enst. Yüksek Lisans tezi 2010.

- [13]. **Hanbay K.**, Nötrozofi yaklaşımı ve dalgacık dönüşümü ile renkli dokulu görüntülerin bölütlenmesi, Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enst. Yüksek Lisans tezi 2010.
- [14]. **Keh-Shih Chuang, Hong-Long Tzeng, Sharon Chen, Jay Wu, Tzong-Jer Chen,** Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation, Computerized Medical Imaging and Graphics 30 (2006) 9–15.
- [15]. **MATLAB 5.3**, The Mathworks Inc.
- [16]. <http://vismod.media.mit.edu/vismod/imagery/VisionTexture/vistex.html>.
- [17]. **Ali Seydi Keçeli, Ahmet Burak Can,** GPU tabanlı beyin bölütleme yöntemi, 2011 IEEE 19th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU 2011)



## ÖZGEÇMİŞ

### **Kamil Abdullah EŞİDİR**

1975 tarihinde Malatya’da doğdu. 1991’de Elazığ Anadolu Lisesi Orta Kısımından ve 1994’te Malatya Fen Lisesi’nden mezun oldu. 1995’te İstanbul Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliğini kazandı. 1999’da çalışma hayatına atıldı. Bu kapsamda çeşitli kurumların bilgi işlem bölümlerinde çalıştıktan sonra, 2010 yılından itibaren Fırat Kalkınma Ajansı Elazığ Yatırım Destek Ofisi’nde görevini sürdürmektedir.

Fırat Kalkınma Ajansı Elazığ Yatırım Destek Ofisi

Telefon : +90 (424) 237 22 01

Fax : +90 (424) 237 22 52

E-Mail : [abdullahesidir@hotmail.com](mailto:abdullahesidir@hotmail.com)

Adres : Elazığ Ticaret ve Sanayi Odası Hizmet Binası 5. Kat / ELAZIĞ