

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

NÖTROZOFİ YAKLAŞIMI ve DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ ile
RENKLİ DOKU GÖRÜNTÜLERİNİN BÖLÜTLENMESİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Kazım HANBAY

Anabilim Dalı: Elektronik Bilgisayar Eğitimi

Danışman: Doç. Dr. Abdulkadir ŞENGÜR

KASIM-2010

T.C
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

NÖTROZOFİ YAKLAŞIMI ve DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ ile RENKLİ DOKU
GÖRÜNTÜLERİNİN BÖLÜTLENMESİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Öğretim Görevlisi Kazım HANBAY

(08231102)

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih: 9 Kasım 2010

Tezin Savunulduğu Tarih: 24 Kasım 2010

Danışman : Doç. Dr. Abdulkadir ŞENGÜR (F.Ü.)

Diğer Jüri Üyeleri : Doç. Dr. Zafer AYDOĞMUŞ (F.Ü.)

Doç. Dr. Engin AVCI (F.Ü.)

KASIM-2010

ÖNSÖZ

Bu tez çalışmasında, nötrozofiye dayanan renkli dokulu görüntülerin bölütlenmesini sağlayan yeni bir görüntü bölütleme algoritması geliştirilmiştir. Geliştirilen teknik ile renkli dokuya sahip doğal görüntülerin daha homojen bir şekilde bölütlenmesi sağlanmıştır. Diğer yöntemlerden farklı olarak bölütleme işleminde doku bilgilerinin analiz edilmesi ile etkili sonuçlar elde edilmiştir. Geliştirilen yaklaşımın bölütleme algoritmalarının literatürüne zenginlik ve farklılık katacağı düşüncesindeyim. Bu konu üzerine gelecekte çalışmalar yapmaya devam edeceğim. Bu çalışmamda verdiği destekten ötürü değerli hocam Doç. Dr. Abdulkadir Şengür'e teşekkürü bir borç bilirim.

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

ÖNSÖZ	II
İÇİNDEKİLER	III
ÖZET.....	V
SUMMARY	VI
ŞEKİLLER LİSTESİ	VII
TABLolar LİSTESİ.....	VIII
SEMBOLLER LİSTESİ.....	IX
KISALTMALAR LİSTESİ.....	X
1. GİRİŞ	1
1.1. Görüntü Bölütleme	3
1.1.1. Kümeleme Metotları	4
1.1.2. Eşikleme Metodu.....	4
1.1.3. Kenar Çıkarma	4
1.1.4. Bölge Tabanlı Bölütleme	5
1.2. Renk Uzayları.....	5
1.2.1. CIE Lab ve Luv Renk Uzayları.....	6
2. GÖRÜNTÜ BÖLÜTLEMEDE NÖTROZOFİK YAKLAŞIM	9
2.1. Nötrozofik Küme	11
2.2. Nötrozofik Görüntü Bölütleme	11
2.3. Nötrozofik Görüntü Entropisi	12
2.4. α -Ortalama İşlemi	12
2.5. β -İyileştirme İşlemi	13
2.6. NS Üzerindeki γ -Ortalamalar Kümeleme Analizi.....	14
2.7. Nötrozofik Görüntü Bölütleme	16
3. DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ VE NÖTROZOFİ YAKLAŞIMI İLE RENKLİ DOKU GÖRÜNTÜLERİNİN BÖLÜTLENMESİ.....	18
3.1. Dalgacık Dönüşümü	19
3.2. Nötrozofi Yöntemi	21
3.2.1. α ve β Parametrelerinin Belirlenmesi	21
3.3. Ortalama-Kayma Kümeleme Algoritması.....	22
3.4. Waterseg Algoritması.....	23

3.5. Uygulama Sonuçları.....	25
4. SONUÇLAR	30
KAYNAKLAR	31
ÖZGEÇMİŞ	34

ÖZET

Bu tezde renkli dokulu görüntü bölütlemek için n trozofik k me ve dalgacık d n    m  y ntemlerinin dayanan yeni bir yakla  m sunulmu  tur. Bu yakla  m d zenli istatistiksel renk ve doku de erleri i ermeyen tipik do al g r nt lerin b l tlenmesini ama lamaktadır.  nerilen yakla  m n trozofik alanda etkili b l tleme i in dokunun gri seviye  zellikleri ile renk bilgilerini birle tirmektedir. Bu yeni yakla  m hem giri  g r nt s n n her bir renk kanalını hem de gri seviyedeki bir g r nt n n d   k seviye  zelliklerini birbirinden ba  msız  ekilde tanımlanan ve T, I ve F de erlerinden olu an n trozofik alan i ine d n  t r r. N trozofik k mede entropi tanımlanır ve belirsizli i  l mek i in kullanılır. α -ortalama ve β -iyile tirme i lemleri dizi belirsizli ini azaltmayı ama lar. Son olarak, geli tirilen metot γ -ortalama k meleme algoritmasını kullanarak g r nt  b l tleme yi ger ekle tirir.  e itli g r nt ler  zerinde deneyimler yapılmı  tır. Bu deneyim sonu ları  nerilen metodun verimli bir  ekilde renkli doku g r nt  b l tleme yi yapabildi ini g stermektedir.

Anahtar Kelimeler: N trozofik K me, Renkli Doku G r nt  B l tleme, Dalgacık D n    m 

SUMMARY

In this thesis, we propose a new approach for image segmentation that is based on neutrosophic set (NS) and wavelet decompositions for color texture image segmentation. It is aimed at segmentation of natural scenes, in which the color and texture of each segment does not typically exhibit uniform statistical characteristics. The proposed approach combines color information with the low-level features of grayscale component of the texture on NS domain for efficient segmentation. The proposed approach transforms both each color channel of the input image and the low-level features of grayscale image into the NS domain independently which is described using three membership sets: T, I and F. The entropy in NS is defined and employed to evaluate the indeterminacy. Two operations, α -mean and β -enhancement operations are proposed to reduce the set indeterminacy. Finally, the proposed method is employed to perform image segmentation using a γ -means clustering algorithm. Experiments are conducted on a variety of images, and our results are compared with those new existing segmentation algorithm. The experimental results demonstrate that the proposed approach can segment the color texture images effectively.

Key words: Neutrosophic set, color texture image segmentation, wavelet transform

ŞEKİLLER LİSTESİ

Sayfa No

Şekil 1-1. Elektromanyetik spektrumda nesnelerin sahip olunan enerji değerlerine göre sınıflandırılması.....	1
Şekil 1-2. Genel bir işaret veya görüntü işleme sisteminin blok diyagramı.....	3
Şekil 2-1. Bölütleme algoritmasının akış diyagramı	16
Şekil 3-1. Görüntü analizi: (a) Bir seviyeli (b) iki seviyeli	20
Şekil 3-2. Nötrozofî ve dalgacık dönüşümü teknikleri ile renkli dokulu görüntü bölütleme algoritmasının akış diyagramı	24
Şekil 3-3 (a) Gauss gürültülü orijinal görüntü (b) Gerçek zemin bölütlemesi (c)Önerilen teknik ile bölütleme (d)MSF-HDS tekniği ile bölütleme (e)Waveseg tekniği ile bölütleme	27
Şekil 3-4. (a) Önerilen yaklaşım kullanılarak elde edilen görüntü bölütleme sonucu (b) Gerçek zemin bölütlemesi (c) MSF-HDS [13] (d) Waveseg bölütlemesi [24].....	28

TABLÖLAR LİSTESİ

Sayfa No

Tablo 1. Önerilen metot, MSF-HDS ve Waveseg bölütlemesi için FOM sonuçları.....	26
Tablo 2. Geliştirilen teknik, MSF-HDS ve waveeseg bölütlemesi için FOM sonuçları.....	27

SEMBOLLER LİSTESİ

P_{NS} :	Nötrozofik Görüntü
T :	Doğruluk Kümesi
I :	Belirsizlik Kümesi
F :	Yanlışlık Kümesi
U :	Evrensel Küme
w :	Piksellerin Oluşturduğu Gri-Seviye Küme
E_{NT} :	Doğruluk Kümesinin Entropisi
E_{NI} :	Belirsizlik Kümesinin Entropisi
E_{NF} :	Yanlışlık Kümesinin Entropisi
P_T :	T kümesindeki Elemanların Olasılıkları
P_I :	I kümesindeki Elemanların Olasılıkları
P_F :	F kümesindeki Elemanların Olasılıkları
m :	Toplam Küme Sayısı
X :	n Parçadan Oluşan Veri Kümesi
x :	K Çekirdeğinin Merkez Noktası
xi :	Görüntüdeki Her Bir Data Noktası
h :	K Çekirdeğinin Boyutu
h_i :	Düşük Geçirgenlikli Filtre
g_i :	Yüksek Geçirgenlikli Filtre
i :	İterasyon Sayısı
$\Phi_{i,t}$:	Dalgacık Fonksiyonu
s_i :	İşaret Genişleme Katsayısı
d_i :	Dalgacık Katsayısı
$c_{k,d}$:	Normalleştirme Sabiti
C :	Sabit Sayı
p :	Görüntü Seviyesi Sabiti
LH_E :	LH Alt bandının Enerji değeri
HL_E :	HL Alt bandının Enerji değeri

KISALTMALAR LİSTESİ

RGB:	Red-Green-Blue (Kırmızı-Yeşil-Mavi)
FCM:	Fuzzy C-Means Algorithm (Bulanık C- Ortalamalar Algoritması)
NS:	Neutrosophy Set (Nötrozofi Küme)
DWF:	Discrete Wavelet Frame (Dalgacık dönüşümü Çerçevesi)
CMY:	Cyan-Magenta-Yellow
KYM:	Red Green Blue Color Spatial (Kırmızı Yeşil Mavi Renk Uzayı)
CIE :	Commission Internationale de L'Eclairage (Uluslararası Aydınlatma Komisyonu)

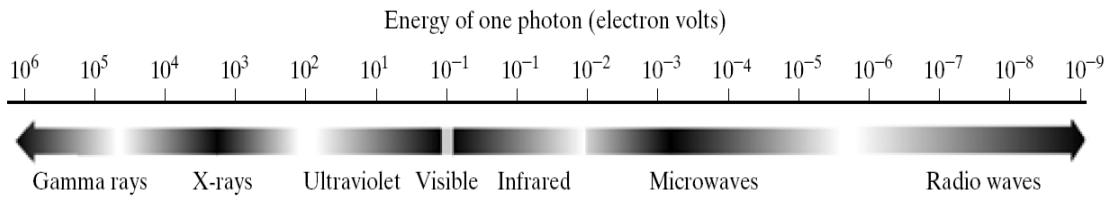
1. GİRİŞ

Sayısal bir görüntü, nesneler tarafından yansıtılan ışık enerjisinin (analog sinyal) bir alıcı tarafından belirli bir aralıkta algılanarak sayısal bir sinyale dönüştürülmesi ile oluşur. Görüntülerin temel bileşeni pikseldir. Sayısal görüntüler $m \times n$ boyutlu matrisler ile ifade edilir. 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. Elektromanyetik spektruma yansıyan ışık enerjisinde 0,4-0,5 μm dalga boyu mavi, 0,5-0,6 μm dalga boyu yeşil ve 0,6-0,7 μm dalga boyu ise kırmızı renge karşılık gelir. Bu dalga boylarında elde edilmiş üç gri seviyeli görüntü bilgisayar ekranında kırmızı-yeşil-mavi (KYM) kombinasyonunda üst üste düşürülecek olursa renkli görüntü elde edilmiş olur.

Görme, duyularımızın en gelişmişidir ve gördüğümüz imgeler çevremizdeki dünyayı algılayışımızda en önemli rolü oynar.

Biyolojik görme sistemi elektromanyetik radyasyonun görünür bölgesindeki frekansları algılayarak, sayısal görüntü işleme sistemleri neredeyse tüm elektromanyetik spektrumu kullanır (ultrason, elektron mikroskobu, bilgisayarda üretilmiş görüntüler vb.). Dolayısıyla sayısal görüntü işleme çok geniş ve çeşitli uygulama alanlarına sahiptir.

Elektromanyetik spektrum içerisinde görünür alan spektrumu ve diğer alanlar şekil 1.1’de verilmiştir.



Şekil 1-1. Elektromanyetik spektrumda nesnelerin sahip olunan enerji değerlerine göre sınıflandırılması

Bu tezde bilgisayarlı görü alanındaki temel alanlardan, kesimleme (bölütleme) yöntemleri, bu yöntemlerde karşılaşılan sorunlar ve bu yöntemlerin üstün yanları üzerinde bilgiler incelenmiştir.

Görüntü işleme sensörlerden gelen görüntünün bilgisayara aktarılıp üzerinde herhangi bir işlem yapılması ve ardından görüntüleyici çıkışa iletilmesi işlemidir.

Görüntü bölütleme bilgisayarlı görme ve çoğu görüntü işleme uygulamaları için önemli bir basamaktır. Bu uygulamalardan bazıları şöyledir:

- ▶ Kâğıt para tanıma
- ▶ Tıbbi görüntüleme: CAT, MRI, Röntgen
- ▶ Uzay alanındaki uygulamaları
- ▶ Radar uygulamaları
- ▶ Uydu görüntüleri üzerinde hava gözlem ve tahmin uygulamaları
- ▶ Jeolojik uygulamalar: Mineral ve petrol arama, sualtı görüntüleme
- ▶ Uzaktan algılama uygulamaları: Uydu görüntüleri üzerinde nüfus yoğunluğu, yerleşim yerleri, çevre kirliliği vs gibi çevresel şartların tespiti
- ▶ Endüstriyel uygulamalar: Bir üretim bandında üretilen ürünün otomatik test edilmesi (Örneğin bir kart üzerindeki devre elemanlarının varlığının veya bağlantı yollarının sağlamlığının tespiti)
- ▶ Elektron mikroskobu ile çekilmiş yarı iletken devre elemanı fotoğraflarından hasar tespiti

Bunlara ek olarak bir hava fotoğrafının farklı bölgelerini analiz ederken bitki-toprak ayrımını anlamak için görüntü bölütleme kullanışlıdır [1]. Metotların çoğu bölütleme yapılacak bölgeleri karakterize eden görüntü özelliklerini gerektirir. Özellikle doku ve renk bilgileri bölütlemelerde özellikle kullanılır. Diğer benzer görüntü bölütleme algoritmalarında doku bilgileri ana tanımlayıcı olarak kullanılmaktadır [2-3].

Gerçek ortamdaki görüntüler bölütleme gibi işlemlere tabi tutulmadan önce sayısallaştırılır. Sayısallaştırma, sürekli sinyallerden sayısallaştırılmış örneklerin elde edilmesi işlemidir. Bu sinyaller bazı verilerin şifrelerini göstermektedir. Örneğin, bir mikrofon elektrik sinyali üreten bir dönüştürücüdür. Elektrik sinyali akustik dalgaları (ses) gösterir.

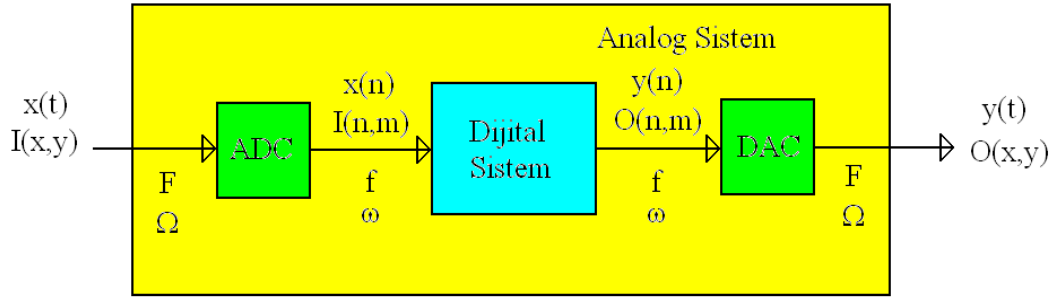
Analog terimi, sürekli değişen yoğunluk örneklerine sahip bir sinyali anlatır. Dijital terimi, ayrık değerlerden alınan verileri göstermektedir. $s(t)$, sürekli bir sinyal olursa sürekliliğin tanımı:

$$\lim_{t \rightarrow a} s(t) = s(a)$$

$$t \rightarrow a \quad a \in R.$$

R , sembolü bir reel sayı kümesini göstermektedir. Böylece $R = \{x: x \text{ bir reel sayıdır}\}$, R tüm x 'lerin kümesi, öyle ki x bir reel sayıdır.

Görüntü bölütleme işleminde görüntü bilgisayara alındıktan sonra işlenmek için sayısal olarak ifade edilir. Elde edilen sayısal ifade 0 ve 1'lerden oluşan bir matristir. Bu sayısal ifadeye çeşitli yöntemlerden elde edilen matematiksel denklemler uygulanarak sayısallaşmış görüntünün analiz edilmesi amaçlanır. Görüntüyü gürültüden arındırma, sınırlarını belirleme, homojen bölgeleri tespit etme (bölütleme) bu amaçlardan bazılarıdır. Şekil 1.2'de bilgisayara girilen bir görüntünün sayısal olarak ifade edilmesinin blok diyagramı görülmektedir.



Şekil 1-2. Genel bir işaret veya görüntü işleme sisteminin blok diyagramı

1.1. Görüntü Bölütleme

Görüntü bölütleme işlemi, 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 [4].

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

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, görüntü analiz ve örüntü tanıma ilk adımdır. Görüntü analiz ve/veya örüntü tanıma sistemlerinin temel ve kritik bileşenlerinden biri olan görüntü bölütleme, görüntü işlemenin en zor işlerinden biridir.

Görüntü bölütleme için bazı genel amaçlı algoritmalar ve teknikler geliştirilmiştir. 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.

1.1.1. Kümeleme Metotları

Kümeleme metodunda, verilen sayısal görüntü içerisinde birbirine benzer nesneleri gruplamak ve diğer nesnelerden ayırmak amaçlanmaktadır. Kümeleme sonucunda aynı küme içerisindeki nesneler 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.

1.1.2. Eşikleme Metodu

Eşikleme yöntemi bilinen en basit bölütleme tekniğidir. Gri tonlu görüntülerde genellikle nesne ve arka plan renkleri arasında ki belirli bir karşıtlık farkından belirlenen bir eşik değerine göre bölütleme yapılır. Eşik değerini 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 yönlerindendir. Ancak düzenli doku dağılımlarına sahip olmayan doğal görüntülerde yetersiz kalması bu tekniğin zayıf yönlerindendir.

1.1.3. Kenar Çıkarma

Kenar tabanlı bölütleme algoritmalarının temel amacı, çeşitli kenar bulma operatörlerinin yardımı ile görüntüdeki farklı bölgelerin sınırlarını belirgin hale getirerek bu

bölgeleri birbirinden ayırmaktır. Kenarları ayırırken görüntüdeki renk, doku veya süreksizlikten faydalanılır.

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.

1.1.4. Bölge Tabanlı Bölütleme

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.

1.2. Renk Uzayları

Rengin doğadaki kaynağı güneştir. Rengin fiziksel bir olayla beyaz ışığın parçalanmasından oluştuğunun bilimsel olarak ilk kanıtını 1670 yılında Isaac Newton yapmıştır. Karanlık bir odaya açılan bir delikten verilen güneş ışınlarının bir prizmadan geçirilerek; beyaz bir perdeye düşürülmesi sonucu: Mor, mavi, yeşil, sarı, turuncu ve kırmızı renkler görülmüştür. Günlük hayatta kullandığımız renk uzayı olan RGB (Red-Green-Blue) sayısız renkler aslında temel renklerden olan kırmızı yeşil ve mavi'nin

(KYM) belli oranlarda karıştırılması ile oluşur. Bu üç rengin aynı parlaklık seviyelerinin toplanmasıyla gri renk elde edilirken saf hallerinin toplanmasıyla beyaz renk elde edilir. Bölütleme algoritmaları bu renkleri doğrusal veya doğrusal olmayan dönüşüm yöntemleri ile çeşitli renk uzayları oluştururlar. Bu dönüşümdeki amaç renkleri sayısal olarak daha işlenebilir hale getirip görüntüdeki renkleri ve dokuları elde etmektir. Ancak görüntüleri daha iyi ve etkili işlemek için renklerin hangi renk uzayına dönüştürüleceği hala net değildir. Bazı görüntülerde iyi sonuç veren bir renk uzayı başka görüntüde aynı başarıyı sergileyememektedir. Bunun için renk uzayı seçimi hala bölütleme işleminin zorlukları arasındadır.

Bir rengi uzayda temsil etmek için genel olarak şu öğeler kullanılır: temel renk bileşenleri, parlaklık, renk tonu ve doygunluk.

Farklı renkli görüntüleme ve işleme cihazları farklı renk uzayları kullanır. Örneğin televizyon, bilgisayar monitörleri ve tarayıcılar RGB renk uzayını, yazıcı ve çiziciler CMY(K) (Cyan-Magenta-Yellow) renk uzayını kullanır. Renk uzayları genel olarak cihaz bağımlı ve cihaz bağımsız renk uzayları olarak iki gruba ayrılır. Cihaz bağımlı renk uzaylarında renkler cihazın özelliklerine bağlı olarak üretilir. Yani tamamen cihazın teknik özelliklerine bağlıdır. Cihaz bağımsız renk uzayları ise CIE (Commission Internationale de L'Eclairage: Uluslararası Aydınlatma Komisyonu) tarafından geliştirilen ve bütün renkler için renk ölçümünü sağlayan yani renkmetride (Colorimetry) kullanılan uzaylardır.

Colorimetry kanunları şu şekildedir [7]:

- Herhangi bir renk bu üç temel renk ile oluşturulabilir ve bu üç rengin oluşturduğu bileşim tekidir.
- Eğer iki renk eşit ise, bu rengin her üç bileşeni aynı sayı ile çarpılır ya da aynı sayıya bölünse bile bu renkler yine eşit çıkacaktır.
- Bir renk karışımının parlaklığı, her bir rengin parlaklıklarının toplamına eşittir.

Bu tezde geliştirilen görüntü bölütleme işlemi için CIE Luv renk uzayı kullanılmaktadır.

1.2.1. CIE Lab ve Luv Renk Uzayları

Bir rengin uyarımı değiştiği zaman, gözlemci bir süre sonra renkte bir farklılık algılayacaktır. CIE Lab ve Luv renk uzaylarının en belirgin özelliği renk uzayının algılama yönünden düzgün değişim göstermeleridir. CIE renk uzayları Munsell renk sistemi üzerine

kuruludur. CIE renk uzayları 1976 yılında görsel medya için tasarlanıp oluşturulmuştur. Günümüzde CIE Lab ve Luv renk uzayları çeşitli alanlar için standart renk uzayı olarak seçilmiştir ve bugün pek çok uygulamada kullanılmaktadır.

CIE Lab ve Luv renk uzaylarının bileşenleri değer (L: lightness), tonlama ve doygunluk (a, b-u,v) dir. L, bir rengin açıklığını, a-b ve u-v ise rengi oluşturmaktadır (Şekil 1.4). X , Y , Z olarak üç temel göstergesi vardır. Herhangi bir renk X , Y ve Z 'nin birleşimi ile belirlenir. X , Y ve Z değerleri, KYM üçlü koordinatlarından doğrusal dönüşüm ile hesaplanır. Bu değerler CIE XYZ renk uzayına bağımlı olarak hesaplanır. Bu hesaplama için gerekli ilişki beyazın CIE XYZ uzayındaki değerleriyle sağlanır. Dolayısıyla bu değerlerin hesaplanması için yani X , Y ve Z değerlerinden L , a ve b değerlerinin hesaplanması için standart aydınlatıcının ve standart gözlemcinin hangisi olacağına karar verilmelidir.

CIE Lab ve CIE Luv renk değerleri CIE XYZ renk uzayından elde edilirler. X , Y ve Z değerleri üç ana rengin (kırmızı, yeşil, mavi) algılanmasını sağlayan sinirlerin beyne yolladıkları uyarıların toplamıdır. Her üç uyarımın ayrı ayrı toplam uyarı miktarına olan oranı rengi tanımlar. Beyin bu üç büyüklüğün bileşimini yaparken oranlamalar ile renk duyulanmasını gerçekleştirir. X , Y , Z değerlerinin toplamı rengin görsel duyulanma toplamına eşittir. Bu toplam içinde;

Kırmızının algılanma oranı;

$$X = \frac{X}{X + Y + Z} \quad (1.1)$$

Yeşilin algılanma oranı;

$$Y = \frac{Y}{X + Y + Z} \quad (1.2)$$

Mavinin algılanma oranı;

$$Z = \frac{Z}{X + Y + Z} \quad (1.3)$$

Ayrıca $X + Y + Z = 1$ 'dir ve x, y, z 0 ile 1 arasında değer alırlar.

$CIE(L^*a^*b)$ aşağıdaki şekilde tanımlanır.

$$L^* = 116 \left(3 \sqrt[3]{\frac{Y}{Y_0}} \right) - 16 \quad (1.4)$$

$$a^* = 500 \left[3 \sqrt[3]{\frac{X}{X_0}} - 3 \sqrt[3]{\frac{Y}{Y_0}} \right] \quad (1.5)$$

$$b^* = 200 \left[3 \sqrt{\frac{Y}{Y_0}} - 3 \sqrt{\frac{Z}{Z_0}} \right] \quad Y/Y_0 > 0.01, X/X_0 > 0.01 \text{ ve } Z/Z_0 > 0.01. \quad (1.6)$$

(X_0, Y_0, Z_0) , standart beyaz için X , Y , Z değerleridir. $CIE(L^*u^*v)$ aşağıdaki şekilde tanımlanır;

$$L^* = 116 \sqrt[3]{\frac{Y}{Y_0}} - 16 \quad (1.7)$$

$$u^* = 13L^*(u' - u_0) \quad (1.8)$$

$$v^* = 13L^*(v' - v_0) \quad (1.9)$$

$Y/Y_0 > 0.01, Y_0, u_0, v_0$ standart beyaz için değerlerdir ve

$$u' = \frac{4X}{X + 15Y + 3Z} \quad (1.10)$$

$$v' = \frac{6Y}{X + 15Y + 3Z} \quad (1.11)$$

Bu iki renk uzayındaki her bir nokta $CIE(L^*a^*b)$ veya $CIE(L^*u^*v)$ üç boyutlu renk uzayında bir nokta olarak kabul edilir. Böylece iki rengin farkı, iki renk noktası arasındaki Öklit mesafesi gibi hesaplanır. Renk farkları için formül aşağıdaki gibidir.

$CIE(L^*a^*b)$ için,

$$\Delta E_{ab} = \sqrt{(\Delta L^*)^2 + (\Delta a^*)^2 + (\Delta b^*)^2} \quad (1.12)$$

$CIE(L^*u^*v)$ için,

$$\Delta E_{uv} = \sqrt{(\Delta L^*)^2 + (\Delta u^*)^2 + (\Delta v^*)^2} \quad (1.13)$$

2. GÖRÜNTÜ BÖLÜTLEMEDE NÖTROZOFİK YAKLAŞIM

Felsefenin bir dalı olan Nötrozofi, kökeni, doğayı ve nötralitenin kapsamını inceleyen ve diğer fiziksel izgeler ile etkileşimini araştıran yeni bir alandır [8].

Nötrozofi teorisi, herhangi bir (A) önermesini, teorisini, olayını, kavramını veya niceliğini onun karşıtı (Anti-A) ve onu nötralize eden (Neut-A) ile birlikte inceler. Burada (Neut-A), ne (A) ne de (Anti-A)'dır. Ne (Anti-A) ne de (Neut-A) ,(A) değildir. Bu teoriye göre $\langle A \rangle$ sonlu ama $\langle \text{Neut-A} \rangle$ sonsuzdur. Dolayısıyla $\langle \text{Neut-A} \rangle$ hakkında sonsuz fikirler gelişecektir. Örneğin elektriksel nötralite için anyon ve katyonlar tam dengede olmalıdır. Ama doğadaki bazı olayları değerlendirirken olayın doğru ve yanlış olmasının yanında doğru ile yanlış arasında sayısız durumların olabileceği bir gerçektir. Yani elektriksel nötralite gibi bir kesin denge olmayabilir. Bu teoreme göre doğadaki her (A) olayı, (Anti-A) ve (Neut-A) ile dengelenir ya da nötralize edilir.

Klasik bir (A) yönteminde, (Neut-A) ve (Anti-A) bir birinden ayrıktır. Bazı durumlarda, kavramlar arasındaki sınır belirsiz ve muğlaktır. (A), (Anti-A) veya (Neut-A) yine ikiyeşerli olarak ortak bölümlere sahip olabilirler.

Klasik küme teorisinde, her bir elemanın belirsizliği değerlendirilmemekte ve açıklanamamaktadır. Bulanık küme, belirsizliklerin değerlendirilmesi amacıyla birçok gerçek probleme uygulanmıştır [9]. Geleneksel bulanık küme, gerçek bir üyeliği tespit etmek için $\mu A_{(x)} [0,1]$ gibi reel bir sayı kullanır. Yani bir olayın değerlendirilmesi iki durum ile sınırlandırılır. Bunlar 0 ve 1 durumlarıdır. Eğer $\mu A_{(x)}$ kendisi belirsiz ise, kesin bir değer ile tanımlanamaz [10]. Böyle bir durumda bazen veri kayıpları bazen ise sağlıksız bir değerlendirme ortaya çıkmaktadır. Bu tür problemleri çözmek klasik bulanık kümesi için bile zordur [10].

Nötrozofik kümede (NS), belirsizlik açıkça ölçülür ve doğru üyelik, belirsiz üyelik ve yanlış üyelik bağımsız olabilir.

NS, görüntü eşikleme ve görüntüdeki gürültüyü azaltma için uygulanmıştır [11]. Cheng ve Guo, eşik değerlerini etkili ve otomatik olarak seçen nötrozofi temelli bir eşikleme algoritması önermiştir [11]. Guo ve Cheng, NS temelli bazı içerik ve işlemler tanımlamışlar ve bunları görüntüdeki gürültüyü azaltmak için kullanmışlardır. Bu uygulama hem farklı gürültü seviyelerine sahip gürültülü görüntüler için hem de farklı çeşitte gürültüye sahip gürültülü görüntüler için uygulanabilir.

Görüntü bölütleme, görüntüyü farklı alanlara bölme işlemidir. Bölütlenen her bir alan homojen iken yakın iki alanın birleşimi homojen değildir.

Gri seviye görüntü bölütleme yaklaşımları, görüntüdeki gri seviye değerlerinin homojenliğine ve/veya süreksizliğine dayanır. Süreksizliğe dayalı yaklaşım, ani yoğunluk değişimine bağlı olarak ayrık nokta, çizgi ve kenarları belirleyerek görüntüyü bölme eğilimindedir. Homojenliğe dayalı yaklaşımlar genellikle eşikleme (thresholding), kenar belirleme (edge detection), sınıflandırma (clustering), alan büyütme ve birleştirme (region growing and merging) şeklinde sınıflandırılabilir [12]. Bu metotlar bazı uygulamalarda başarılı olsalar da, bazı eksiklikleri hala mevcuttur ve özel uygulamalar için farklı algoritmalar elverişlidir [13]. Eşikleme algoritmaları gürültüye karşı duyarlıdır ve doku bilgilerini yok saymaktadırlar. Kenar çıkarma algoritmalarında, gürültü bu algoritmaların yanlış sonuç üretmesine neden olmaktadır. Aşırı bölütleme, kümeleme metotlarında da görülen bir eksikliktir.

Bulanık küme teorisi, belirsizliğin üstesinden geldiği için geleneksel yöntemlere göre daha avantajlı görünmektedir. Bulanık C-ortalama algoritmaları (FCM), veri parçalarının iki veya daha fazla sınıfa ait olduğunu gösteren, bilgisayar görüşü, görüntü tanıma, görüntü işlemede sıklıkla kullanılan bir sınıflandırma metodudur. FCM algoritmaları, bölütleme sonuçlarını bulanık sınırlandırma ile elde eder. Bir piksel grubunun bir sınıfa ait olduğu katı sınıflandırma metotlarından farklı olarak, FCM bir pikseli çoklu sınıflara farklı üyelik dereceleri ile atar [14]. Chaira ve Ray, dört tip bulanık eşikleme metodu ve piksellerin üyelik derecelerini belirlemek için Gamma üyeliğini kullanan bir görüntü eşikleme metodunu anlatmışlardır [15]. Yang, görüntü bölütleme için Ant-Tree algoritmasına dayanan bir bulanık küme yaklaşımı sunmuştur [13]. Gri değer, eğim ve pikselin komşuluğunu içeren üç özelliği sınıflandırma için çıkarılır. Üç seviyeli ağaç modeli, bölütleme için sınıflandırma yapısını daha uygun hale getirir.

FCM yöntemi, görüntü bölütleme için oldukça etkili bir yöntemdir. Fakat geleneksel bulanık teorisi bazı uygulamalar yeterli olmamaktadır. Örneğin bulanık küme, gürültüsüz görüntüleri verimli bir şekilde ele alırken gürültüye karşı hala hassastır ve uzaysal belirsizlikleri yönetirken dezavantajlara sahiptir [13].

2.1. Nötrozofik Küme

U bir evrensel küme olsun ve U evrensel kümesi NS A'yı içersin. A kümesi içerisindeki bir x elemanı, t'nin T içinde, i'nin I içinde ve f'nin F içinde değişkenlik gösterdiği $x(t,i,f)$ olarak gösterilsin. Bu A kümesi içerisindeki $x(t,i,f)$ elemanı nötrozofik olarak şöyle ifade edilir:

%t doğru

%i belirsiz

%f yanlış olarak ifade edilir.

A kümesindeki $x(t,i,f)$ elemanının nötrozofik ifadesinde $t + i + f = 100$ 'dür.

Statik olarak T, I, F üyelik kümeleridir fakat dinamik olarak T, I ve F bilinen ve/veya bilinmeyen parametrelere bağlı olarak fonksiyon/işlemlerdir. Bu üyelik kümeleri matematiksel ifadeler ile elde edilirler.

2.2. Nötrozofik Görüntü Bölütleme

U evrensel küme ve pikselin parlaklığını gösteren $\omega \subseteq U$ olsun. Bir nötrozofik görüntü P_{NS} T, I ve F olmak üzere üç üyelik kümesi tarafından karakterize edilir. Görüntüdeki bir P pikseli $p(t,i,f)$ olarak tanımlanır ve aşağıdaki yol ile ω 'ye ait olur. P pikseli, piksel parlaklığı kümesi içerisinde %t doğru, %i belirsiz ve %f yanlıştır. Görüntü alanındaki $P(i, j)$ pikseli, nötrozofik bölgeye dönüştürülür.

$P_{NS}(i, j) = \{ T(i, j), I(i, j), F(i, j) \}$. T(i, j), I(i, j) ve F(i, j) üyelik değerleri aşağıdaki şekilde tanımlanır.

$$T(i, j) = \frac{\bar{g}(i, j) - \bar{g}_{\min}}{g_{\max} - \bar{g}_{\min}} \quad (2.1)$$

$$\bar{g}(i, j) = \frac{1}{W \times W} \sum_{m=i-w/2}^{i+w/2} \sum_{n=j-w/2}^{j+w/2} g(m, n) \quad (2.2)$$

$$I(i, j) = \frac{\delta(i, j) - \delta_{\min}}{\delta_{\max} - \delta_{\min}} \quad (2.3)$$

$$\delta(i, j) = \text{abs}(g(i, j) - \bar{g}(i, j)) \quad (2.4)$$

$$F(i, j) = 1 - T(i, j) \quad (2.5)$$

$g(i, j)$ sembolü (i, j) pikselinin gri-seviye değerini gösterirken, $\bar{g}(i, j)$ sembolü $g(i, j)$ değerinin yerel ortalama değerini göstermektedir. $\delta(i, j)$ sembolü ise, $g(i, j)$ ve onun yerel ortalama değerini gösteren $\bar{g}(i, j)$ arasındaki mutlak değer farkıdır.

2.3. Nötrozofik Görüntü Entropisi

Gri seviye bir görüntüde, entropi yoğunlukların dağılımını hesaplamak için kullanılır. Eğer entropi maksimum ise, yoğunluk eşit olasılığa sahiptir ve dağılım düzgündür. Eğer entropi düşük ise, dağılım farklı olasılıklara sahiptir ve yoğunlukların dağılımı düzgün değildir. Nötrozofik görüntü entropisi, nötrozofik bölgede elemanların dağılımını hesaplamak için kullanılan T, I ve F kümelerinin entropi toplamı olarak tanımlanır.

$$En = En_T + En_I + En_F \quad (2.6)$$

$$En_T = - \sum_{i=\min(T)}^{\max(T)} P_T(i) \ln P_T(i) \quad (2.7)$$

$$En_I = - \sum_{i=\min(I)}^{\max(I)} P_I(i) \ln P_I(i) \quad (2.8)$$

$$En_F = - \sum_{i=\min(F)}^{\max(F)} P_F(i) \ln P_F(i) \quad (2.9)$$

En_T , En_I ve En_F sembolleri sırasıyla T, I ve F kümelerinin entropi değerlerini gösterirken $P_T(i)$, $P_I(i)$ ve $P_F(i)$ sembolleri ise yine sırasıyla T, I ve F kümelerindeki elemanların olasılıklarını göstermektedir.

2.4. α -Ortalama İşlemi

$I(i, j)$ değeri, $P_{NS}(i, j)$ elemanının belirsizliğini ölçmek için kullanılır. T ve F kümelerini I kümesi ile ilişkilendirmek için, T ve F kümelerindeki değişikliklerin I 'nın eleman dağılımını ve entropisini etkilemesi gerekmektedir.

Gri seviye bir lm görüntü için, ortalama işlemi:

$$\overline{lm}(i, j) = \frac{1}{w \times w} \sum_{m=i-w/2}^{i+w/2} \sum_{n=j-w/2}^{j+w/2} lm(m, n) \quad (2.10)$$

P_{NS} için, α -ortalama işlemi $\overline{P}_{NS}$ olarak aşağıdaki şekilde tanımlanır:

$$\overline{P}_{NS}(\alpha) = P(\overline{T}(\alpha), \overline{I}(\alpha), \overline{F}(\alpha)) \quad (2.11)$$

$$\overline{T}(\alpha) = \begin{cases} T, & I < \alpha \\ \overline{T}\alpha, & I \geq \alpha \end{cases} \quad (2.12)$$

$$\overline{T}_\alpha(i, j) = \frac{1}{w \times w} \sum_{m=i-w/2}^{i+w/2} \sum_{n=j-w/2}^{j+w/2} T(m, n) \quad (2.13)$$

$$\overline{F}(\alpha) = \begin{cases} F, & I < \alpha \\ \overline{F}, & I \geq \alpha \end{cases} \quad (2.14)$$

$$\overline{F}_\alpha(i, j) = \frac{1}{w \times w} \sum_{m=i-w/2}^{i+w/2} \sum_{n=j-w/2}^{j+w/2} F(m, n) \quad (2.15)$$

$$\overline{I}_\alpha(i, j) = \frac{\overline{\delta}_T(i, j) - \overline{\delta}_T \min}{\overline{\delta}_T \max - \overline{\delta}_T \min} \quad (2.16)$$

$$\overline{\delta}_T(i, j) = \text{abs}(\overline{T}(i, j) - \overline{\overline{T}}(i, j)) \quad (2.17)$$

$$\overline{\overline{T}}(i, j) = \frac{1}{w \times w} \sum_{m=i-w/2}^{i+w/2} \sum_{n=j-w/2}^{j+w/2} \overline{T}(m, n) \quad (2.18)$$

$\overline{\delta}_T(i, j)$, $\overline{T}(i, j)$ ortalama değeri ile α -ortalama işleminden sonraki $\overline{\overline{T}}(i, j)$ ortalama değeri arasındaki farkın mutlak değeridir. α -ortalama işleminden sonra, I belirsizlik kümesinin entropi'si artar ve bundan dolayı I 'daki elemanların dağılımı daha düzgün hale gelir.

2.5. β -İyileştirme İşlemi

Bulanık kümede, μ üyelik için yoğunluk işlemi aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır:

$$\mu'(i, j) = \begin{cases} 2\mu^2(i, j), & \mu(i, j) \leq 0.5 \\ 1 - 2(1 - \mu(i, j))^2, & \mu(i, j) > 0.5 \end{cases} \quad (2.19)$$

P_{NS} için, bir β -iyileştirme işlemi $P'_{NS}(\beta)$ dır ve aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır:

$$P'_{NS}(\beta) = P(T'(\beta), I'(\beta), F'(\beta)) \quad (2.20)$$

$$T'(\beta) = \begin{cases} T, & I < \beta \\ T'_A, & I \geq \beta \end{cases} \quad (2.21)$$

$$T'_\beta(i, j) = \begin{cases} 2T^2(i, j), & T(i, j) \leq 0.5 \\ 1 - 2(1 - T(i, j))^2, & T(i, j) > 0.5 \end{cases} \quad (2.22)$$

$$F'(\beta) = \begin{cases} F, & I < \beta \\ F'_\lambda, & I \geq \beta \end{cases} \quad (2.23)$$

$$F'_\beta(i, j) = \begin{cases} 2F^2(i, j), & F(i, j) \leq 0.5 \\ 1 - 2(1 - F(i, j))^2, & F(i, j) > 0.5 \end{cases} \quad (2.24)$$

$$I'_\beta(i, j) = \frac{\delta'_T(i, j) - \delta'_T \min}{\delta'_T \max - \delta'_T \min} \quad (2.25)$$

$$\delta'_T(i, j) = \text{abs}(T'(i, j) - \overline{T'}(i, j)) \quad (2.26)$$

$$\overline{T'}(i, j) = \frac{1}{w \times w} \sum_{m=i-w/2}^{i+w/2} \sum_{n=j-w/2}^{j+w/2} T'(m, n) \quad (2.27)$$

$\delta'_T(i, j)$ değeri, $T'(i, j)$ yoğunluğu ile β -iyileştirme işleminden sonraki $\overline{T'}(i, j)$ yerel ortalama değeri arasındaki mutlak değer farkıdır.

β -iyileştirme işleminden sonra, T kümesi üyeliği bölütleme için uygun olan daha farklı hale gelir.

2.6. NS Üzerindeki γ -Ortalamlar Kümeleme Analizi

Kümeleme benzer örnek noktaları aynı gruba sınıflandırma işlemidir [16]. $X = \{x_i, i=1,2,\dots,n\}$ bir veri kümesi ve x_i d boyutlu bir uzayda bir örnek olsun. Kümeleme problemi aşağıdaki ifadeleri doğrulayan bir $C = \{C_1, C_2, \dots, C_m\}$ parçası bulmaktır.

$$\begin{aligned}
X &= \bigcup_{i=1}^m C_i \\
C_i &\neq \emptyset \quad i=1,2,\dots,m \text{ için} \\
C_i \cap C_j &= \emptyset \quad i, j=1,2,\dots,m, \quad i \neq j
\end{aligned} \tag{2.28}$$

Kümeleme algoritmaları arasında K-ortalamalar kümeleme algoritması yaygın olarak kullanılmaktadır. Kümeleme analizi metodu için, maliyet fonksiyonu tanımlamak önemlidir. Her bir küme mümkün olduğunca yoğun olmalıdır. K-ortalamalar kümeleme algoritmasının hedef fonksiyonu aşağıdaki şekilde tanımlanır:

$$Jc = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^{n_j} \|X_i - Z_j\| \tag{2.29}$$

Z_j , j 'ninci kümenin merkezi iken, m toplam küme sayısı ve n_j ise j 'ninci kümenin piksel sayısıdır. Minimum Jc 'nin gerekli şart:

$$Z_j = \frac{1}{n_j} \sum_{X_i \in C_j} X_i \tag{2.30}$$

Burada n_j , C_j kümesindeki eleman sayısıdır.

Nötrozofik kümeye α -ortalama ve β -iyileştirme işlemleri uygulandıktan sonra $\bar{P}_{NS}(\alpha, \beta)$ ile ilgilenen yeni bir kümeleme metodu tanımlanmıştır.

$$X(i, j) = \begin{cases} T(i, j), & I(i, j) \leq \gamma \\ \bar{T}_\gamma(i, j), & I(i, j) > \gamma \end{cases} \tag{2.31}$$

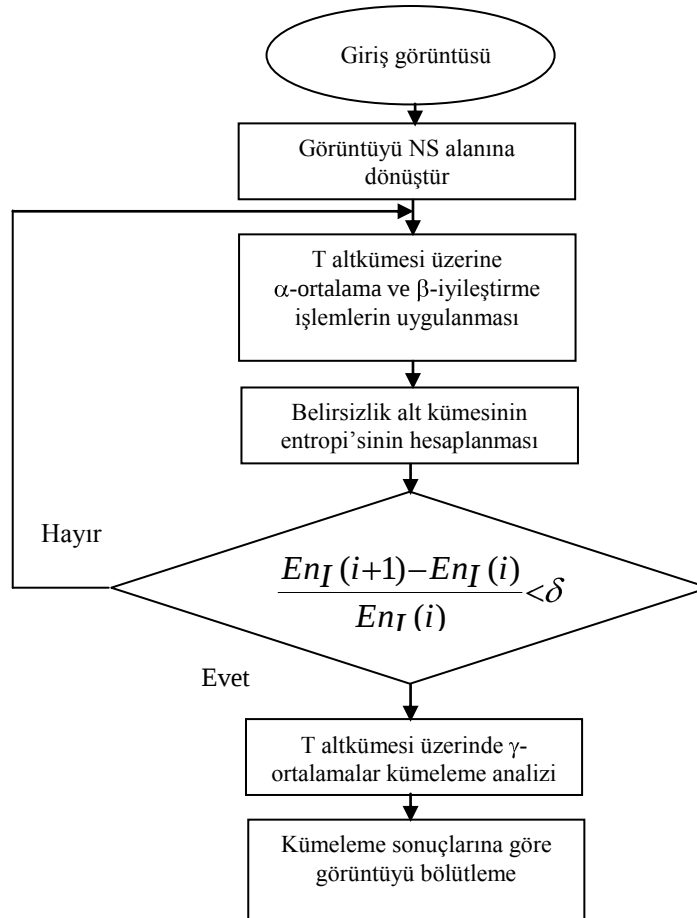
NS için yeni kümeleme algoritması, γ -ortalamalar kümeleme, T alt kümesine uygulanır. γ -ortalamalar algoritmasının yeni hedef fonksiyonu aşağıdaki denklemler ile hesaplanır.

$$J_{TC} = \sum_{I=1}^K \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W \|X(i, j) - Z_I\|^2 \tag{2.32}$$

$$Z_I = \frac{1}{n_I} = \sum_{X(i, j) \in C_I} X(i, j) \tag{2.33}$$

2.7. Nötrozofik Görüntü Bölütleme

Nötrozofik görüntü bölütleme yönteminde öncelikle görüntü nötrozofik bölgeye dönüştürülür. Görüntüdeki her bir $P(i, j)$ pikseli (2.1-2.5) denklemleri kullanılarak nötrozofik bölgeye dönüştürülür. Nötrozofik bölgedeki görüntünün belirsizliğini ölçmek için (2.6-2.9) denklemleri kullanılarak entropi hesaplanır. Nötrozofik bölgenin belirsizliği P_{NS} , T kümesi üzerine α -ortalama ve β -iyileştirme işlemleri (2.10-2.27) arasındaki denklemler kullanılarak azaltılmaya çalışılır. Bu işlem belirsizlik kümesinin entropisi I değişmeyene kadar devam ettirilir. Bu işlem sonucunda gürültü giderilirken, kullanışlı bilgilerin korunumu sağlanmaktadır. Gürültüden arındırılan görüntü NS için önerilen γ -ortalamalar kümeleme algoritması kullanılarak bölütlenir. T kümesi içindeki elemanlar, kümeleme algoritmasının girişidir ve hedef fonksiyon denklem (2.31-2.32)'ye göre belirlenir. Şekil 2.1.'de algoritmanın akış diyagramı verilmiştir.



Şekil 2-1. Bölütleme algoritmasının akış diyagramı

Algoritma ařağıdaki gibi zetlenir:

Adım 1: (2.1-2.5) denklemleri kullanarak grnty NS alanına dnřtrme;

Adım 2: (2.6-2.9) denklemleri kullanarak entropi hesaplanır.

Adım 3: Denklem (2.10-2.27) kullanarak T altkmesi zerinde α -ortalama ve β -iyileřtirme iřlemelerini uygulama;

Adım 4: Belirsizlik kmesi I 'nın entropisini $En_I(i)$, denklem (2.6-2.9)'u kullanarak hesaplama;

Adım 5: $\frac{En_I(i+1) - En_I(i)}{En_I(i)} < \delta$ ise altıncı adıma git, değılse ikinci adıma git;

Adım 6: T altkmesi zerine γ -ortalamalar kmelemeyi uygulama;

Adım 7: Altıncı adımdaki sonulara gre, grnty bltleme.

3. DALGACIK DÖNÜŞÜMÜ VE NÖTROZOFİ YAKLAŞIMI İLE RENKLİ DOKU GÖRÜNTÜLERİNİN BÖLÜTLENMESİ

Görüntü bölütlemek için literatürde birçok yöntem olmasına karşın her geçen gün var olan tekniklerin yetersiz kaldığı görülmektedir. Mevcut bölütleme tekniklerinin bazıları giriş bölümünde verilmişti. Gri seviye ve renkli görüntülere başarılı bir şekilde uygulanabilen yöntemler özellikle doku bilgisi içeren görüntülerde verimli sonuçlar verememektedir. Yapılan önemli çalışmalarda ya renk özelliklerini [12,18] ya da doku özelliklerini [20,21] ayrı ayrı şekillerde inceleyerek algoritmalar geliştirilmiş olmasına rağmen, renk ve dokunun bir arada bulunduğu doğal görüntüleri bölütlemek yeni algoritmalara ihtiyaç vardır. Çünkü doğal görüntüler genelde renk ve doku özelliklerini bir arada bulundurlar. Dolayısıyla renk ve doku özelliklerinin bir araya getirilmesi aynı renge sahip fakat farklı doku özelliklerine sahip bölgelerin ayırt edilmesine faydalı olacaktır.

Geçmiş 10-15 yılda renkli görüntü bölütlemek için birçok metot önerilmiştir [12-22]. Bu metotların çoğu, bir pikselin kendi komşu bölgesi ile olan ilişkisini, iki temel özelliğe dayandırarak belirlemektedir. Bunlar; süreksizlik ve benzerliktir [12]. Süreksizliğe dayanan yaklaşımlar kenar çıkarma teknikleri olarak bilinen ayırık nokta, çizgi ve kenarları bularak görüntüyü bölmeye çalışırlar. Bölütleme tekniklerinin özel bir sınıfı çok ölçekli sunuma bağlıdır [17,22,23,24,25]. Böyle metotlar tipik olarak görüntünün çözünürlüğünü değiştiren görüntü dönüşümlerini temel alırlar.

Kim ve Kim [26-27] aşırı bölütlemeyi azaltmak için bir bölge birleştirme prosedürü ve işaretçiler kullanarak çok çözünürlüklü dalgacık temelli bir görüntü bölütleme tekniği önermişlerdir. Jung ve Scharcanski [23] çok ölçekli görüntüyü bölütlemek için dalgacık dönüşümü yöntemine bağlı olarak görüntüyü gürültüden arındıran ve iyileştiren bir teknik kullanmışlardır. Ma ve Manjunath [28,29] önceden tanımlanmış bir ölçek üzerinde renk ve dokuda değişiklikler yapan ve hesaplamalar içeren bir kenar taşıma bölütleme tekniği geliştirmişlerdir. Deng ve Manjunath [30] çok ölçekli renk ve doku bölütlemesi için bölge iyileştirmesi ve renk kuantalamasına dayanan *JSEG* metodunu öne sürmüşlerdir [22]. Comaniciu ve Meer [2] ortalama kayma kümeleme yöntemini geliştirmiştir ve görüntü piksellerini filtrelemek için uzamsal bir değişiklik alanında bir çekirdek fonksiyonu kullanmışlardır. Özden ve Polat [17] renk, doku ve uzaysal bilgiler içeren düşük seviyeli

bir görüntü bölütleme tekniği önermişlerdir. Chen et. al [25] dalgacık dönüşümü ve uygun kümeleme algoritmasına dayanan bir renkli doku görüntü bölütleme algoritması geliştirmiştir. Karabatak [31] gri seviye ve renkli görüntüler için nötrozofik bölütleme tekniği önermiştir.

Bu tezde nötrozofi ve dalgacık dönüşümü teknikleri birlikte kullanılarak yeni bir bölütleme tekniği geliştirilmiştir.

3.1. Dalgacık Dönüşümü

Görüntü bölütlemeye sadece renk bilgilerini analiz ederek bölütleme yapmak her zaman istenilen sonucu vermeyebilir. Özellikle renkli dokulu doğal görüntülerin analiz edilmesinde doku bilgilerini elde etmek gereklidir. Dalgacık dönüşümü tekniği görüntüdeki doku bilgilerini analiz ederek daha etkili bölütleme yapmaya imkân sağlar. Görüntüye dalgacık fonksiyonu uygulayarak görüntüdeki yatay, dikey ve diagonal doku bilgilerini elde ederiz [34]. Bu teknik bölge sınırlarında daha detaylı karakterizasyon ve doku istatistiklerinin daha iyi hesaplanmasını sağlar. Metot standart ortalama kayma filtreleme algoritmasının renk ve uzaysal alanına ek olarak doku özelliklerini de eklemektedir.

Sınıflandırma problemini basitleştirmek için dikey, yatay ve diagonal bileşenler içeren bir filtre bankası kullanılmıştır. Bu özellik bölge sınırlarında daha detaylı karakterizasyon ve doku istatistiğinin daha iyi hesaplanmasını sağlar. Dalgacık çerçeveleri analizi her (i) iterasyonunda genişletilen yüksek geçirgenlikli $\mathcal{G}_i$ ve düşük geçirgenlikli $\mathcal{G}_i$ filtreler kullanılarak resmin satır ve sütunları boyunca 1 boyutlu işlem ile başarılı bir şekilde denklem (3.1)'deki gibi hesaplanabilir. Genişleme 3 numaralı bölümdeki gibi işaret domaininde ve z'de iteratif olarak gerçekleştirilebilir.

$$\begin{aligned} H_{i+1} &\leftarrow H \left(\mathcal{H}_i \leftarrow \mathcal{H}_{i+1} \leftarrow \mathcal{H}_i \right) * h_i \\ G_{i+1} &\leftarrow G \left(\mathcal{H}_i \leftarrow \mathcal{H}_{i+1} \leftarrow \mathcal{H}_i \right) * h_i \end{aligned} \quad (3.1)$$

Bu genişleme filtreleri her biri yaklaşık sekizli alt bantlara sahip bir sinyali analiz etmek için kullanılabilir. Dikey dalgacık analizleri inşa etmek için aşağıda farklı normalleştirilmiş dalgacık fonksiyonları kullanılabilir.

$$\phi_{i,t} = 2^{i/2} h_i \left(\frac{x}{2^i} - t \right) \quad (3.2)$$

$$\varphi_{i,t} = 2^{i/2} g_i \left(\frac{x}{2^i} - t \right)$$

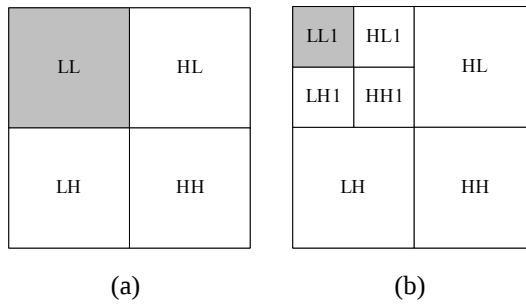
Bu denklemlerdeki i ve t skala ve dönüşüm indeksini gösterir. Hızlı ve iteratif bir analiz uygulamasına aşağıdaki gibi ulaşılabilir;

$$s_{i+1} = \left[\begin{matrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{matrix} \right]^i * s_i \quad (3.3)$$

$$d_{i+1} = \left[\begin{matrix} 1 & -1 \\ 1 & -1 \end{matrix} \right]^i * s_i$$

Burada s_i ve d_i sırasıyla işaret genişleme katsayısı ve dalgacık katsayısıdır

Görüntü piksellerinin üzerinde gezdirilen bir pencere ile LH ve HL bantlarının enerjileri hesaplanır. Bu hesaplamada ortalama filtre kullanılmaktadır. Ortalama filtre kullanmanın avantajı, bölgeler arasındaki doku ile ilişkili enerjiyi korumasıdır. Filtre bankasının çıkışındaki alt bantlar giriş görüntü sinyalinin diagonal, dikey ve yatay bileşenlerinin yerini tutar. Bu yüzden doku bilgilerinin çoğu LH ve HL alt bantlarda saklanır. Bu tezde geliştirilen yeni yaklaşımda da doku özelliklerini elde etmek için sadece bu katsayılar kullanılmıştır.



Şekil 3-1. Görüntü analizi: (a) Bir seviyeli (b) iki seviyeli

Dalgacık dönüşümü uygulanarak aslında görüntü bölünmüş olmakta. Şekil 3.1’de görüleceği üzere görüntü dört alt bantta analiz edilmektedir. Bu dört alt bant yatay ve dikey filtrelerin bölme uygulamalarının sonucudur. Alt bantlar LH, HL, HH ve LL’dir. Dalgacık katsayıları elde etmek için LL alt bandı analize tabi tutulur.

3.2. Nötrozofi Yöntemi

Görüntü bölütlemeye kullanılan bu yöntem, görüntü piksellerinin daha detaylı olarak analiz edilmesine dayanmaktadır. Nötrozofi teorisi, bulanık küme teorisi gibi teorilerden daha detaylı bir analiz yapılmasına olanak sağlar. Yöntemin çalışma şekli ve mantığı bölüm 2’de detaylı bir şekilde anlatılmıştı.

Tez çalışmasında renkli doku görüntülerin bölütlenmesi için yeni bir teknik geliştirilmiştir. Bu yeni yaklaşımda dalgacık dönüşümü ve nötrozofik küme teorisi kullanılmıştır. Nötrozofi tekniğine ek olarak α ve β parametrelerinin belirlenmesinde farklı denklemler kullanılmıştır. Kümeleme işlemi için ortalama-kayma kümeleme algoritmasının formülleri geliştirilerek γ -ortalamalar kümeleme tekniği ile kümeleme yapılmıştır.

3.2.1. α ve β Parametrelerinin Belirlenmesi

Nötrozofik kümeye dayanan görüntü bölütleme yönteminin dezavantajlarını azaltmak için işlenecek görüntünün karakteristiklerine uygun parametre belirlenir.

δ ve β parametreleri aşağıdaki şekilde belirlenir:

$$EnI = -\sum_{i=1}^h \sum_{j=1}^w p(i, j) \log_2 p(i, j) \quad (3.4)$$

$$En_{\max} = -\log_2 \frac{1}{hw} \quad (3.5)$$

$$\delta = \delta_{\min} + \frac{(\delta_{\max} - \delta_{\min})(EnI - En_{\min})}{(En_{\max} - En_{\min})} \quad (3.6)$$

$$\beta = 1 - \delta \quad (3.7)$$

Burada h ve w görüntünün yükseklik ve genişliğidir. Burada $En_{\min} = 0$, $\delta_{\min} = 0.01$ ve $\delta_{\max} = 0.1$ değerleri tecrübe ile belirlenmiştir.

3.3. Ortalama-Kayma Kümeleme Algoritması

Son zamanlarda geliştirilen görüntü bölütleme tekniklerinde sıklıkla kullanılan bu algoritma 1975 yılında Fukunaga ve Hostetler tarafından geliştirilmiştir. Bu yöntem son zamanlarda ise Cheng [6] tarafından geliştirilmiştir.

Sınıflandırmada kullanılan algoritmalarından olan bu yöntem özellik çıkarımı yapılmış bir grup verinin birden fazla sınıfa doğru sınıflandırılmasını sağlamaktadır. Kullanılan matematiksel yöntem her sınıf için merkez belirlenen noktaya uzaklığa göre yeni sınıfların yerleştirilmesidir. Algoritma temel olarak 4 adımdan oluşur:

- Sınıf merkezlerinin belirlenmesi
- Merkez dışındaki örneklerin mesafelerine göre sınıflandırılması
- Yapılan sınıflandırmaya göre yeni merkezlerin belirlenmesi (veya eski merkezlerin yeni merkeze kaydırılması)
- Kararlı hale (stable state) gelinene kadar 2. ve 3. adımların tekrarlanması

Ortalama kümeleme yöntemi ile görüntü bölütlenirken hem konum hem de renk vektörlerinin birleştirildiği bir uzay tanımlanmıştır. Bu uzayda, renkli bir görüntüdeki pikseller için, her bir özellik vektörü $\mathbf{x}_1 = [x, y, r, g, b]$ iki adet konum (x, y) , üç adette renk bilgisine (r, g, b) sahiptir. Sadece gri tonlara sahip bir görüntü için renk vektörü bir elemana sahip olur. Dolayısıyla özellik vektörü üç elemana sahip olacaktır. Bu algorithmada özellik uzayı oluşturmak için L, u, v renk uzayı seçilmiştir. Ortalama kümeleme algoritmasının ilk adımı görüntüyü ortalama kayma yöntemi ile filtreden geçirmektir. Görüntüden elde edilen birleşmiş renk-konum uzayında kullanılacak formül aşağıdaki gibidir;

$$K_{h_s, h_r}(x) = \frac{C}{h_s^2 h_r^2} k \left\{ \left\| \frac{x^s}{h_s} \right\|^2 \right\} k \left\{ \left\| \frac{x^r}{h_r} \right\|^2 \right\} \quad (3.8)$$

Burada C, kernel fonksiyonundan elde edilen değerler için uygun normalizasyon sabitidir. Özellik vektörüne ait konum bilgisi içeren kısım x^s , renk bilgisini içeren kısım ise x^r dir. İki uzayda da kullanılan ortak yapıya sahip kernel $k(x)$ 'tir. Bu kernellerin doğal olarak farklı bant genişlik parametreleri olup h_s konum bant genişliğini h_r ise renk bant genişliğini temsil etmektedir.

Görüntüye ortalama kümeleme uygulanırken bölütleme sonuçları h_s ve h_r parametrelerin seçimine bağlı değildir.

3.4. Waterseg Algoritması

Bu teknik güçlü bir şekilde matematik şekil bilgisine dayanan bir görüntü işleme yöntemidir. Özellikle gri seviye ve renkli harita görüntülerine uygulandığında, istenilen sonuçları vermektedir. Bu yöntemde küme merkezleri öngörülür ve diğer bölgelerden bu merkezlere akış gerçekleşir. Oluşturulan merkezlere *baraj* adı verilir. Bu akışın sonunda, barajlar tarafından ayrılmış bağlantılı kümeler dizisi oluşturur.

Bu yöntemin iyi bilinen problemlerin başında aşırı bölütleme yapması gelir. Bu yöntem, özellikle doku veya gürültü içeren görüntülerde fazla sayıda bölütleme kümesi oluşturur. Bu problemi çözmek için bulanık küme teorisi ve eşikleme gibi teknikler bu yönteme uyarlanmaya çalışılmıştır [5].

Geliştirilen renkli dokulu görüntü bölütleme yaklaşımın işlem basamakları şöyledir:

Adım 1: Verilen giriş görüntüsü L , u , v renk uzayına dönüştürülerek her bir renk bileşeni denklem (2.1-2.5) kullanılarak nötrozofik alana dönüştürülür. Böylece görüntünün her bir renk kanalının T , I , F değerleri elde edilir.

Adım 2: Dalgacık dönüşümü yapmak üzere giriş görüntüsü gri seviye görüntüye dönüştürülür.

Adım 3: Elde edilen gri seviye görüntüye denklem (3.1-3.3) kullanılarak dalgacık dönüşümü uygulanır ve doku bilgilerinin bulunduğu LH ve HL alt bantları elde edilir.

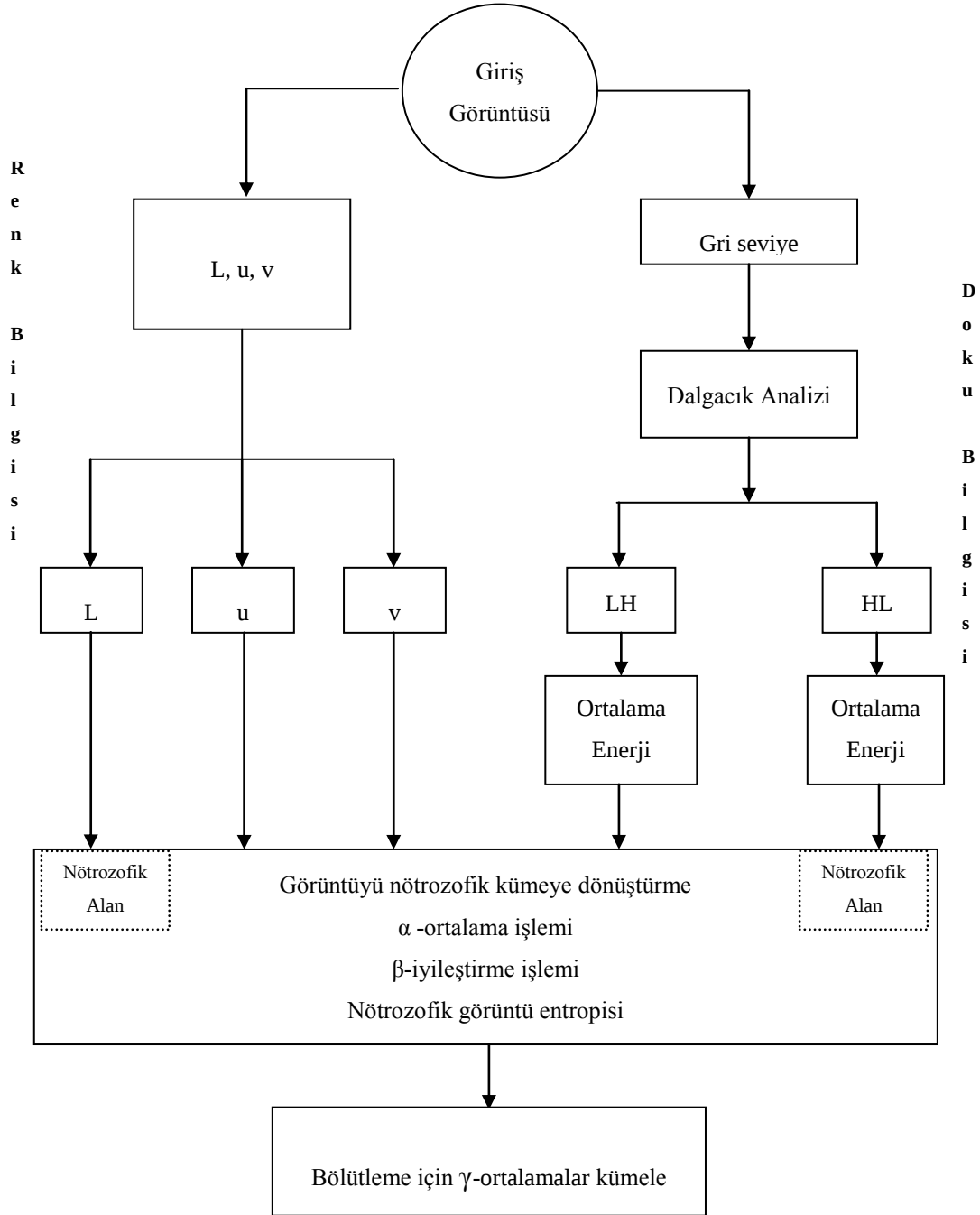
Adım 4: Kayan bir pencere kullanılarak LH ve HL alt bantlarının ortalama enerjileri hesaplanarak, LH_E ve HL_E bileşenleri denklem (2.1-2.5) kullanılarak nötrozofik alana dönüştürülür. Böylece doku bilgilerinin T , I , F değerleri bulunur.

Adım 5: Nötrozofik kümeye dönüştürülen L , u , v değerleri ile LH ve HL alt bantlarının T , I , F üyelik kümelerinin belirsizliğini hesaplamak için denklem (2.6-2.9) kullanılarak entropi değerleri bulunur.

Adım 6: T , I , F kümelerinin belirsizliğini gidermek için denklem (2.10-2.27) kullanılarak α -ortalama ve β -iyileştirme işlemleri yapılır. α -ortalama ve β -iyileştirme parametrelerinin otomatik olarak belirlenmesinde denklem (3.4-3.7) kullanılmıştır.

Adım 7: Belirsizlik değeri istenen düzeye geldikten sonra denklem (2.31-2.33) kullanılarak γ -ortalamalar kümeleme tekniği ile kümeleme yapılır.

Adım 8: Kümeleme sonuçlarına göre bölütleme yapılır.



Şekil 3-2. Nötrozofi ve dalgacık dönüşümü teknikleri ile renkli dokulu görüntü bölütleme algoritmasının akış diyagramı

3.5. Uygulama Sonuçları

Bu çalışmada renkli dokulu görüntülerin bölütlenmesi için dalgacık dönüşümü ve nörtrozofi yaklaşımı kullanılmıştır. Girilen renkli doku görüntüsü doku özelliklerini elde etmek için öncelikle gri ölçekli görüntüye çevrildi. Gri ölçekli görüntüye bir seviye dalgacık dönüşümü uygulandı ve enerji ortalaması dalgacık katsayıları üzerinden bir pencerede hesaplandı. L, u ve v renk kanalları görüntünün renk bilgilerini içermektedir. Geliştirilen yeni yöntemin önemli bir kısmı olan doku bilgilerini işlemek için dalgacık yönteminin elde ettiği enerji değerleri kullanılmıştır. Doku bilgilerini içeren alt bantların enerji değerleri ile renk bilgilerinin nörtrozofi alanında işlenmesi ile renkli dokulara sahip doğal görüntülerin etkili bir şekilde bölütlemesi gerçekleştirilmiştir.

Bu çalışmanın sonuçları, görüntü bölütlemeye sadece renk bilgileri kullanılarak etkili bölütleme yapılamayacağını göstermiştir. Görüntüde varolan doku bilgilerini elde ederek kümeleme işlemine dahil etmek, bize detaylı bölütleme yapmayı sağlamıştır.

Görüntü bölütleme algoritmalarının performansını değerlendirecek kabul edilen objektif bir ölçüt bulunmamaktadır. Ama yine de algoritmaları değerlendirecek bazı objektif ölçütler kullanılabilir. Burada uygulanan yaklaşım kenar belirlemede yaygın kullanılan Pratt'ın önerdiği FOM kriteridir [27]. Pratt, kenar belirlemede karşılaşılan üç genel hata alanını göz önünde bulundurmaktadır; geçerli kenar noktalarını kaçırma, kenar noktalarını bölgeleştirmede başarısızlık ve kenar noktalarındaki gürültünün sınıflandırılması. Bu yüzden Pratt üç tip hatayı dengelemek için FOM tekniğini üretmiştir.

$$FOM = \frac{1}{\max\{I_D, I_I\}} \sum_{k=1}^{I_D} \frac{1}{1 + \alpha(d_k)^2} \quad (3.9)$$

Burada I_I ve I_D sırasıyla ideal sayı ve bulunan kenar noktalarıdır. d_k ise ideal kenar noktaları çizgilerine bulunan kenar noktalarının uzaklığıdır. Ölçekleme sabiti $\alpha > 0$ 'dir ve ayırmada göreceli bir hata payını destekler ve $\alpha = 1/9$ olarak ayarlanmıştır. A FOM = 1 bulunan kenar noktaları ve ideal kenar noktaları arasında mükemmel seçim yapmayı sağlar, bulunan noktaların sayısı artar. Böylece FOM sıfıra yaklaşır.

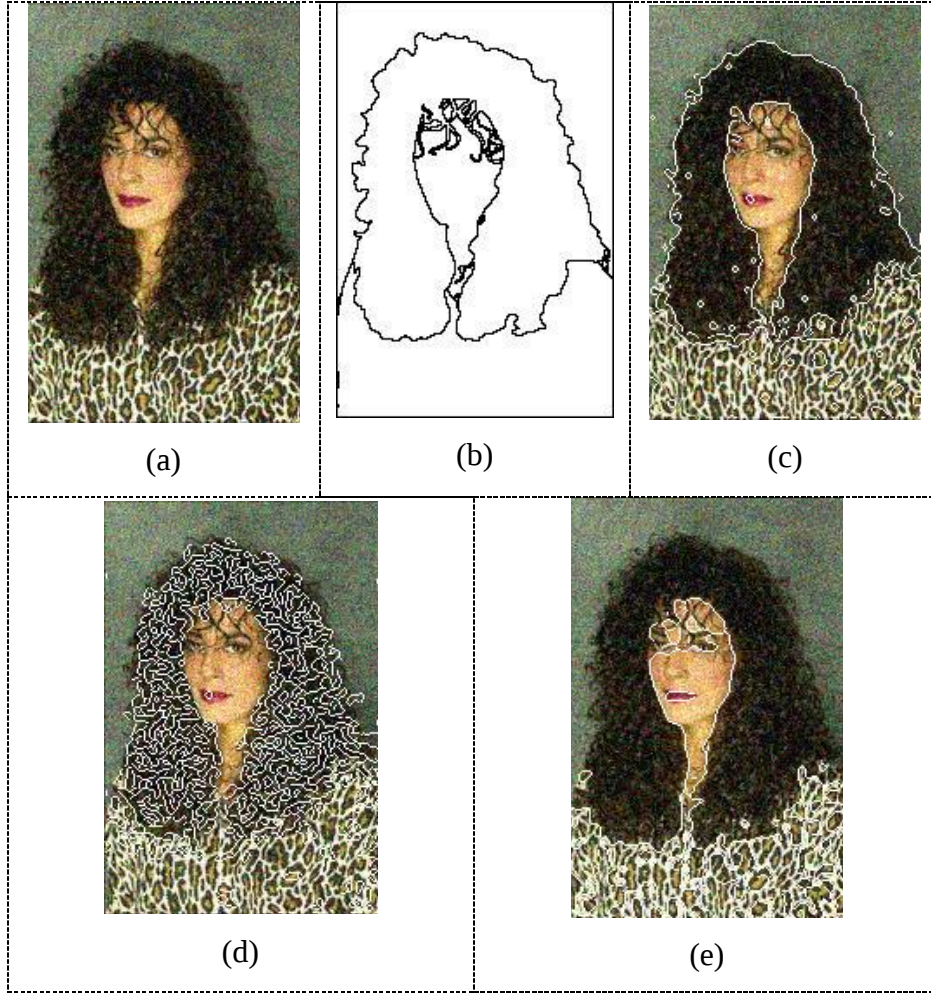
Tablo 1'de üç metot tarafından üretilen bölütleme sonuçlarının kalitesini göstermek için FOM değerleri verilmiştir. FOM sonuçlarına göre, geliştirilen teknik MSF-HDS ve Waveseg bölütlemesinden daha iyi bölütleme yapmaktadır.

Tablo 1. Önerilen metot, MSF-HDS ve Waveseg bölütlemesi için FOM sonuçları

	Önerdiğimiz metot	MSF-HDS	Waveseg
Şekil. 3.4 (1)	0.4740	0.4071	0.2864
Şekil. 3.4 (2)	0.6352	0.5632	0.6237
Şekil. 3.4 (3)	0.4790	0.3249	0.3273
Şekil. 3.4 (4)	0.5514	0.4809	0.4494
Şekil. 3.4 (5)	0.4976	0.2003	0.5896
Şekil. 3.4 (6)	0.4453	0.3334	0.3720
Şekil. 3.4 (7)	0.4134	0.3774	0.3339
Şekil. 3.4 (8)	0.5974	0.5714	0.5619
Şekil. 3.4 (9)	0.6398	0.4243	0.5776
Şekil. 3.4(10)	0.4649	0.3823	0.3051
Şekil. 3.4(11)	0.5821	0.5274	0.3971

Geliştirilen yöntem çeşitli doğal görüntülere uygulayarak sonuçları MSF-HDS (Mean Shift Filtering-High Domain Segmentation) ve Waveseg bölütleme ile karşılaştırılmıştır. Bölütleme sonuçlarına göre, geliştirilen metot MSF-HDS ve Waveseg tekniği kullanılarak geliştirilen bölütlemelerinden daha iyi sonuçlar vermiştir.

Geliştirilen teknik aynı zamanda gürültülü görüntülerde diğer yöntemlere göre daha iyi sonuç vermiştir. Gauss gürültüsü eklenmiş bir görüntünün bölütleme sonuçları şekil 3.3.'te verilmiştir.



Şekil 3-3 (a) Gauss gürültülü orijinal görüntü (b)Gerçek zemin bölütlemesi (c)Önerilen teknik ile bölütleme (d)MSF-HDS tekniği ile bölütleme (e)Waveseg tekniği ile bölütleme

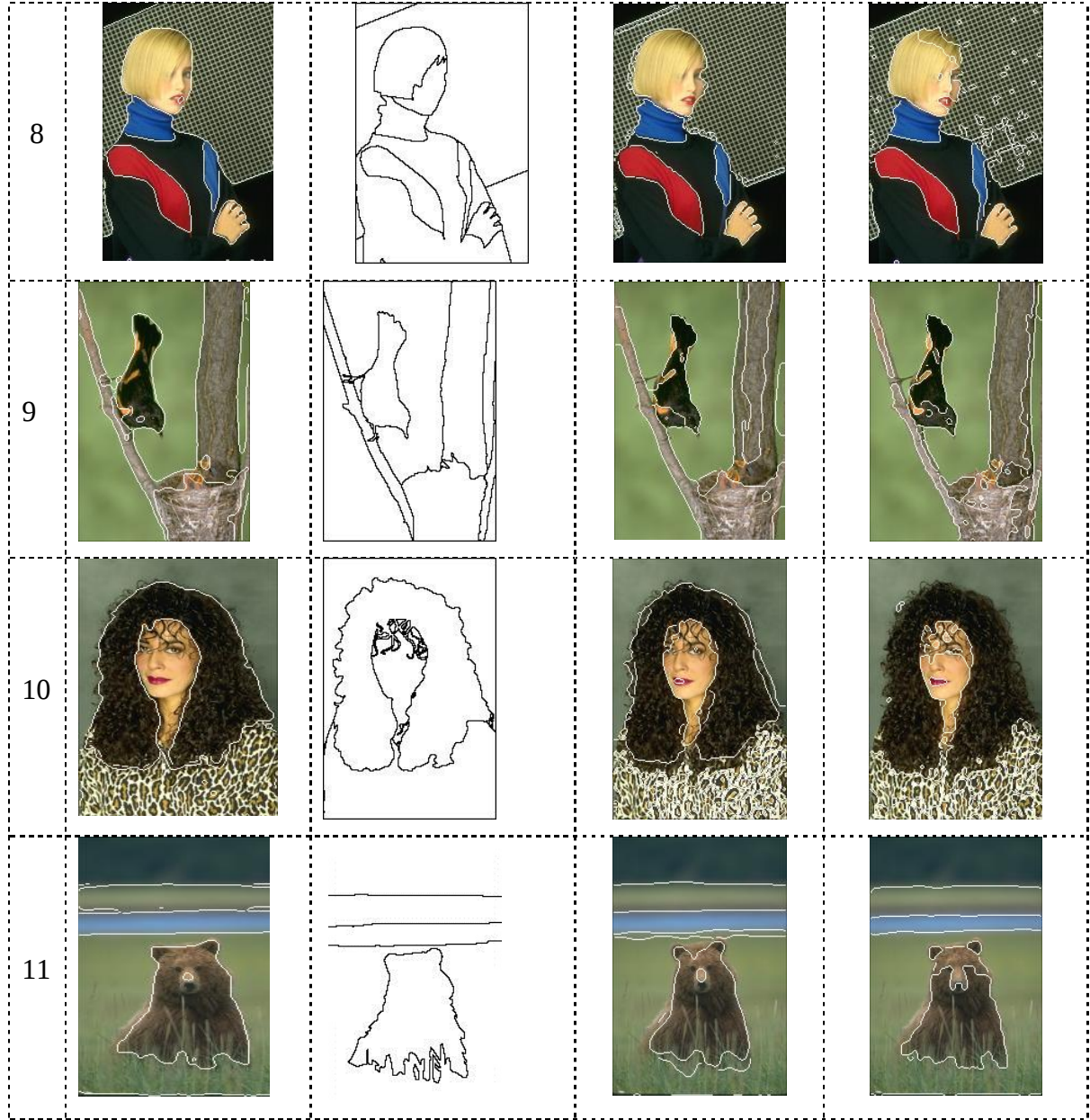
Tablo 2 . Geliştirilen teknik, MSF-HDS ve waveeseg bölütlemesi için FOM sonuçları

Görüntü	Geliştirilen Teknik	MSF-HDS	Waveseg
Şekil 3.3	0.4404	0.2533	0.2855



Şekil 3-4. (a) Önerilen yaklaşım kullanılarak elde edilen görüntü bölütleme sonucu (b) Gerçek zemin bölütlemesi (c) MSF-HDS [13] (d) Waveseg bölütlemesi [24]

Şekil 3-4'ün devamı



4. SONUÇLAR

Bu tezde renkli doku görüntü bölütleme için dalgacık alan ve n trozofik k me y ntemi kullanılarak yeni bir b l tleme tekniđi geliřtirilmiřtir. Bu  alıřmada  zel olarak doku bilgilerinin elde edilmesi sađlanmıřtır. Bunun i in dalgacık d n ř m  tekniđi kullanılmıřtır. N trozofik k me tekniđi dalgacık d n ř m nden elde edilen doku bilgilerine ve L, u, v renk kanallarına uygulanmıřtır. Gri seviye g r nt ler i in kullanılan n trozofik yaklařımın bazı eksiklikleri giderilerek bu yaklařım renkli g r nt ler i in geniřletilmiřtir. NS g r nt  b l tleme algoritması yeniden d zenlenmiř ve NS renkli dokulu g r nt  b l tlemeye geniřletilmiřtir. NS tabanlı g r nt  b l tleme algoritması her bir renk kanalına bađımsız olarak uygulanmıřtır. N trozofi kullanan diđer  alıřmalarda doku bilgileri n trozofik k meye alınmamıřtır. Girilen renkli doku g r nt  dalgacık d n ř m ne tabi tutulmak i in gri seviye g r nt ye  evrildi. Gri  l ekli g r nt ye bir seviye dalgacık d n ř m  uygulandı ve doku bilgileri i eren alt bantların enerji ortalaması hesaplandı. N trozofik k me iřleminden sonra b t n renk ve doku  zellikleri γ -ortalamalar k meleme i in birleřtirilir. K meleme yapılarak b l tleme iřlemi bitirilmif olur.

 nerilen yaklařım  eřitli dođal g r nt lere uygulanarak sonu ları MSF-HDS ve Waveseg b l tleme ile karřılařtırılmıřtır. B l tleme sonu larına g re  nerilen metot MSF-HDS ve Waveseg y nteminden daha iyi sonu lar vermektedir.

Geliřtirdiđimiz teknik daha iyi b l tleme yapmasına rađmen, b l tlemeyi otomatik yapamaması y ntemin eksikliđi olarak s ylenebilir. İleride bu y nde  alıřmalar yaparak b l tlemeyi otomatik olarak ger ekleřtiren bir y ntem geliřtirmek m mk n olacaktır.

KAYNAKLAR

- [1] **Saphiro, L.G. and Stockman G.C.**, 2001. Computer Vision, Prentice-Hall, New Jersey, Prentice-Hall, 279-325.
- [2] **Casadei, S. and Mitter, S.**, 1988. Hierarchical image segmentation — Part I: Detection of regular curves in a vector graph. International Journal of Computer Vision, **27** 71–100.
- [3] **Adams, R. and Bischof, L.**, 1994. Seeded region growing. IEEE Transactions on Pattern Recognition and Machine Intelligence, **16**, 641–647
- [4] **Dudgeon, D.E. and Mersereau R.M.**, 1984. Multidimensional Digital Signal Processing. Englewood Cliffs, Prentice-Hall, New Jersey
- [5] **Gies, V., Bernard, T.**, 2004. Statistical solution to watershed oversegmentation. In: Internat. Conf. Image Process., pp. III: 1863–1866.
- [6] **Y. Cheng**, Mean shift, mode seeking and clustering, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell. **17** (8) (1995) 790–799.
- [7] **Chapron, M.**, 1992. A new Chromatic edge detector used for color image segmentation, IEEE International Conference on Pattern Recognition, 311-314.
- [8] **Smarandache, F.**, 2003. A unifying field in logics neutrosophic logic. Neutrosophy, Neutrosophic set, Neutrosophic probability, third ed, American Research Press.
- [9] **Zadeh, L.A.**, 1965. Fuzzy sets, Inf. Control **8**,338–353.
- [10] **Wang, H., Sunderraman, R., Smarandache, F. and Zhang, Y.Q.**, 2005. Interval Neutrosophic sets and logic: Theory and applications in computing, Infinite Study,
- [11] **Cheng, H.D. and Guo, Y.**, 2008. A new neutrosophic appraoch to image thresholding, New Math. Nat. Comput., **4**,291–308.
- [12] **Cheng, H.D., Jiang, X.H., Sun, Y. and Wang, J.L.**, 2001. Color image segmentation: advances and prospects, Pattern Recognition, **34**, 2259–2281.
- [13] **Yang, X.C., Zhao, W.D., Chen, Y.F. and Fang, X.**, 2008. Image segmentation with a fuzzy clustering algorithm based on Ant-Tree, Signal Process., **88**, 2453–2462.
- [14] **Tobias, O.J. and Seara, R.**, 2002, Image segmentation by histogram thresholding using fuzzy sets, IEEE Trans. Image Process., **11**, 1457–1465.
- [15] **Chaira, T. And Ray, A.K.**, 2004. Threshold selection using fuzzy set theory, Pattern Recognition Lett, **25**, 865–874.

- [16] **Anderberg, M.R.**, 1973. Cluster analysis for applications.
- [17] **Ozden, M., Polat E.**, 2007, A color segmentation approach for content-based image retrieval, Elsevier. 1318-1325
- [18] **D. Comanicui, P. Meer**, Mean shift: a robust approach toward feature space analysis, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 24 (5) (2002).
- [19] **Y. Cheng**, Mean shift, mode seeking and clustering, IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell. 17 (8) (1995) 790–799.
- [20] **Şengür, A., Türkoğlu, İ., ve İnce, M.C.**, “Wavelet Oscillator Neural Networks for Texture Segmentation”, Neural Network World,4, 275-289, (2008).
- [21] **Sengur, A.**, “Wavelet transform and adaptive neuro-fuzzy inference system for color texture classification”, Expert Systems with Applications, 34(3), 2120-2128, (2008).
- [22] **H. Wu, J. Liu, C. Chui**, A wavelet-frame based image force model for active contouring algorithms, IEEE Transactions on Image Processing 9 (11) (2000) 1983–1987.
- [23] **C. Jung, J. Scharcanski**, Robust watershed segmentation using wavelets, Image and Vision Computing 23 (7) (2005) 661–669.
- [24] **Jung, C. R.**, Unsupervised multiscale segmentation of color images, Pattern Recognition Letters, 28, 523–533, (2007)
- [25] **J. Chen, T.N. Pappas, A. Mojsilovic, B. Rogowitz**, Image segmentation by spatially adaptive color and texture features, in: Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing (ICIP'03), Barcelona, Spain, September 2003.
- [26] **J.B. Kim, H.J. Kim**, A wavelet-based watershed image segmentation for vop generation, in: IEEE International Conference on Pattern Recognition, Que'bec City, Canada, 2002, pp. 505–508.
- [27] **J.B.Kim, H.J.Kim**, Multiresolution-based watersheds for efficient image segmentation, Pattern Recognition Letters 24 (2003) 473–488.
- [28] **W. Y. Ma, B. S. Manjunath**, Edge flow: a framework of boundary detection and image segmentation, in: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1997, pp.744–749,
- [29] **W. Y. Ma, B. S. Manjunath**, Edge flow: a technique for boundary detection and image segmentation, IEEE Transactions on Image Processing 9 (8) (2000) 1375–1388.
- [30] **Y. Deng, B.S. Manjunath**, Unsupervised segmentation of color-texture regions in images and video IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 23(8) (2001) 800–810.

- [31] **Karabatak, E.**, Nötrozofi Yaklaşımı ile renkli görüntü bölütleme, Fen Bilimleri Enst. Yüksek Lisans Tezi, Şubat 2010.
- [32] **M. R. Anderberg**, Cluster analysis for applications, 1973.
- [33] **R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork**, Pattern Classification: Wiley-Interscience, 2000.
- [34] **A. Cohen, I. Daubechies, J. C. Feauveau**, “Biorthogonal bases of compactly supported wavelets,” Commun. Pure Appl.Math., v. 45,p.485–560,1992.

ÖZGEÇMİŞ

14.08.1983 Malatya doğumluyum. Liseyi Şehit Kemal Özalper Teknik Lisesinde, lisans eğitimimi 2000-2004 yılları arasında Kocaeli Üniversitesi Teknik Eğitim Fakültesi Elektronik-Bilgisayar Eğitimi Bilgisayar Öğretmenliği Bölümünde tamamladım. 2005 yılı Şubat ayında Malatya Merkez Derme İlköğretim Okuluna öğretmen olarak atandım. 2010 yılında Bingöl Üniversitesi'ne başvurarak Öğretim Görevlisi olarak göreve başladım ve halen bu üniversitede çalışmaktayım.