

**RENKLİ GÖRÜNTÜLERİN BAĞINTI MATRİSİNE DAYALI
AYRIŞTIRILMASI VE KENAR ALGILAMA**

Ferzan KATIRCIOĞLU

**DÜZCE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK EĞİTİMİ ANABİLİM DALINDA
YÜKSEK LİSANS
DERECESİ İÇİN GEREKLİ ÇALIŞMALARI YERİNE GETİRİLEREK
ONAYA SUNULAN TEZ**

ARALIK 2007

Fen Bilimleri Enstitüsü'nün Onayı

Prof. Dr. Demet KAYA

Enstitü Müdürü

Bu tezin Yüksek Lisans Derecesinde bir tez olarak gerekli çalışmaları yerine getirdiğini onaylıyorum.

Yrd. Doç. Dr. Recep DEMİRCİ

Elektrik Eğitimi Anabilim Dalı Başkanı

Bu tezin Yüksek Lisans Derecesinde bir tez olarak onaylanması, düşüncemize göre, amaç ve kalite olarak tamamen uygundur.

Yrd. Doç. Dr. Recep DEMİRCİ

Tez Danışmanı

Jüri Üyeleri

1. Doç. Dr. İsmail ERTÜRK

.....

2. Yrd. Doç. Dr. İbrahim ŞAHİN

.....

3. Yrd. Doç. Dr. Recep DEMİRCİ

.....

ABSTRACT**SEGMENTATION OF COLOR IMAGES BASED ON RELATION MATRIX AND
EDGE DETECTION****KATIRCIOĞLU, FERZAN**

Master of Science, Department of Electrical Education

Advisor: Yrd. Doç. Dr. Recep DEMİRCİ

DECEMBER 2007, 100 pages

In this study, segmentation of color digital images and detection of edge procedures are done simultaneously by using relation matrix. Digital images having three-dimensional color space are transformed into one-dimensional color space with the aid of relation matrix in the obtained images, similar pixels are displayed as white while non-similar pixels are shown in black. Similarities of pixels are obtained by using three different relation functions and for each function, the results belonging to segmentation and edge detection are given. Whereas better results are obtained with the aid of exponential function in segmentation, clear and accurate edges are formed by using linear and exponential functions in edge detection.

Keywords: Segmentation, Edge detection, Relation matrix.

ÖZET

RENKLİ GÖRÜNTÜLERİN BAĞINTI MATRİSİNE DAYALI AYRIŞTIRILMASI VE KENAR ALGILAMA

KATIRCIOĞLU, FERZAN

Yüksek Lisans, Elektrik Eğitimi Anabilim Dalı

Tez Danışmanı : Yrd. Doç. Dr. Recep DEMİRCİ

ARALIK 2007, 100 Sayfa

Bu tez çalışmasında, bağıntı matrisine dayalı olarak renkli sayısal görüntülerin bölgelere ayrıştırılması ve kenar belirleme işlemi eş zamanlı olarak yapılmıştır. Üç boyutlu renk uzayına sahip olan görüntüler, bağıntı matrisi yardımıyla tek boyutlu renk uzayına dönüştürülerek, benzer pikseller beyaz ile farklı pikseller ise siyah renkle gösterilmiştir. Piksellerin benzerliği, üç farklı benzerlik fonksiyonu ile elde edilerek, her fonksiyon için bölge ayrıştırma ve kenar algılamaya ait sonuçlar verilmiştir. Bölge ayrıştırmada üssel fonksiyon ile daha iyi sonuçlar elde edilirken, kenar belirleme bölümünde ise lineer ve üssel fonksiyonlar ile temiz ve belirgin kenarlar oluşmuştur.

Anahtar Kelimeler: Bölgelere ayırma, Kenar belirleme, Bağıntı matrisi.

Kızım Elif'e ithaf ediyorum.

TEŐEKKÜR

Tez danıőmanlıđımı üstlenerek araőtırma konusunun seėimi ve yürütölmesi sırasında, deđerli bilimsel görüő ve önerilerinden yararlandıđım Yrd. Doė. Dr. Recep DEMİRCİ'ye teőekkür eder ve minnet duygularımı sunarım. Bilgisayar programının hazırlanmasın da ve teknik konularda yardımlarını esirgemeyen Yrd. Doė. Dr. İbrahim ŐAHİN ve Resul KARA'ya, teőekkürü borė bilirim.

Tezin hazırlanmasında ilgileri, sabırları ve maddi manevi destekleri için, aileme teőekkürlerimi sunarım.

İÇİNDEKİLER

ABSTRACT	iii
ÖZET	iv
TEŞEKKÜR	vi
İÇİNDEKİLER	vii
ÇİZELGELER DİZİNİ	x
ŞEKİLLER DİZİNİ	xi
1. GİRİŞ	1
1.1. Görüntü işlemenin gelişimi	1
1.2. Tez çalışmasının motivasyonu ve amacı	3
1.3. Tezin organizasyonu	4
2. SAYISAL GÖRÜNTÜ İŞLEME	6
2.1. Görüntü işlemenin temel basamakları	6
2.2. Görüntünün matematiksel modeli	8
2.2.1. Sürekli görüntü	8
2.2.2. Sayısal görüntü	9
2.2.3. Piksellerin komşuluk ilişkisi	11
2.3. Renkli görüntü işleme	12
2.3.1. Renk bilgisi	13
2.3.2. Renk modelleri	14
2.3.2.1. RGB renk modeli	14

2.4. Bölgelere ayırıştırma	15
2.4.1. Histogram esaslı ayırıştırma yöntemleri	16
2.4.2. Sınır-kenar esaslı bölge ayırıştırma yöntemleri	18
2.4.3. Bölge esaslı ayırıştırma yöntemleri.....	21
2.4.4. Graf esaslı ayırıştırma yöntemleri.....	24
2.4.5. Bulanık kümeleme (FCM) yöntemi	25
2.5. Kenar belirleme.....	29
2.5.1. Eğim kenar detektörleri.....	29
2.5.2. Sıfır geçiş (ikincil türev detektörü)	33
2.5.3. Canny kenar detektörleri.....	37
2.5.4. Vektör sıralama istatistiği ile gerçekleştirilmiş kenar dedektörleri.....	39
3. BAĞINTI MATRİSİNE DAYALI BÖLGE AYRIŞTIRMASI VE KENAR	
ALGILAMA	43
3.1. Benzeşim görüntüsünün elde edilmesi.....	43
3.1.1. Mesafe ölçümü	46
3.1.2. Maske içerisindeki piksellerin benzeşim değerlerinin bulunması	49
3.1.3. Bağıntı matrisi ve ortalama benzeşim değerinin bulunması	55
3.2. Benzeşim görüntüsü üzerinde ayırıştırma ve kenar belirleme	57
3.2.1. Kenar belirleme.....	58
3.2.2. Bölge ayırıştırma	60
3.3. Geliştirilen bölge ayırıştırma ve kenar algılama programı.....	62
4. BULGULAR VE TARTIŞMA	67
4.1. Benzeşim görüntüsünün incelenmesi.....	68
4.2. Kenar belirlemenin incelenmesi ve klasik yöntemler ile karşılaştırılması..	76

4.3. Bölge ayrıştırma sonuçlarının incelenmesi	85
5. SONUÇ	95
KAYNAKÇA	98

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 1. Ayırıştırma yöntemlerine genel bir bakış	28
Çizelge 2. Kenar belirleme yöntemlerine genel bir bakış	42
Çizelge 3. Minkowski mesafe ölçüm yöntemleri	47
Çizelge 4. Benzeşim fonksiyonları ve genel özellikleri	55

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 2.1. Görüntü işleme basamakları.	7
Şekil 2.2. Sayısal görüntünün gösterimi.	10
Şekil 2.3. Merkez pikselin yatay ve dikey 4'lü komşuları.	11
Şekil 2.4. Merkez pikselin (a) köşegen komşulukları (b) 8'li komşulukları.	12
Şekil 2.5. Elektromanyetik spektrumun gösterimi.	13
Şekil 2.6. (a) RGB renk küpü (b) temel ve ikincil renkler.	15
Şekil 2.7. Döşeme metodu.	17
Şekil 2.8. Tepe değer kullanarak kümeleme.	17
Şekil 2.9. Max-min yöntemi ile eşik belirleme.	18
Şekil 2.10. Kenar çeşitleri.	19
Şekil 2.11. Bölge büyüme metodunda bölgelerin adlandırılması.	22
Şekil 2.12. Bölge birleştirme metodununun safhaları.	23
Şekil 2.13. 5 düğümlü ve 5 kenarlı bir graf.	24
Şekil 2.14. (a) Düğüm, kenar gösterimi ve (b) ayrıştırma sonucu.	25
Şekil 2.15. 3x3 maske gösterimi.	31
Şekil 2.16. Roberts 2x2 maskesinin (a) yatay ve (b) dikey ağırlık gösterimi.	31
Şekil 2.17. Sobel maskesinin (a) yatay ve (b) dikey ağırlık gösterimi.	32
Şekil 2.18. Prewit maskesinin (a) dikey ve (b) yatay ağırlık gösterimi.	33
Şekil 2.19. Laplas operatörünün farklı ağırlıklarda gösterimi: a) Merkez +4 b) +8.	34
Şekil 2.20. LoG operatöründe kullanılan maskenin ağırlık gösterimi.	36

Şekil 2.21.(a)Gauss fonksiyonu (b)Birinci türevi (c)Gauss fonksiyonun laplası.	37
Şekil 3.1. Maskenin görüntüdeki yeri ve merkez pikselin maskedeki konumu.....	44
Şekil 3.2. Benzeşim görüntüsü algoritması.....	45
Şekil 3.3. x-y uzayında mesafe tanımlaması.....	46
Şekil 3.4. Lineer fonksiyon kullanılarak elde edilen benzeşim grafiği.....	53
Şekil 3.5. Üssel fonksiyon kullanılarak farklı D değerlerinde benzeşim grafiği.....	53
Şekil 3.6. Gauss fonksiyon kullanılarak farklı D değerlerinde benzeşim grafiği.....	54
Şekil 3.7. Ortak D değeri için benzeşim fonksiyonlarına genel bir bakış.	54
Şekil 3.8. Maske içerisindeki piksellerin benzeşim ağı.	56
Şekil 3.9. Benzeşim görüntüsünün elde edilmesi.....	57
Şekil 3.10. Benzeşim görüntüsünde ayrıştırma ve kenar belirleme algoritması.....	59
Şekil 3.11. Bölge büyüme algoritmasının şekilsel gösterimi.	61
Şekil 3.12. Kenar belirleme işleminin program üzerinde kullanımı.	64
Şekil 3.13. Bölge ayrıştırma işleminin program üzerinde kullanımı.	65
Şekil 3.14. Programda kenar belirleme ve bölge ayrıştırma yapılmış durum.....	66
Şekil 4.1. Ev resmi.	67
Şekil 4.2. Lena.	67
Şekil 4.3. Ev resmi için D değerlerinde, denklem (3.8) benzeşim görüntüleri.....	69
Şekil 4.4. Ev resmi için D değerlerinde, denklem (3.9) benzeşim görüntüleri.....	70
Şekil 4.5. Ev resmi için D değerlerinde, denklem (3.10) benzeşim görüntüleri.....	71
Şekil 4.6. Lena resmi için D değerlerinde, denklem (3.8) benzeşim görüntüleri....	72
Şekil 4.7. Lena resmi için D değerlerinde, denklem (3.9) benzeşim görüntüleri.	73
Şekil 4.8. Lena resmi için D değerlerinde, denklem (3.10) benzeşim görüntüleri... ..	74
Şekil 4.9. Sobel kenar belirleme.	77

Şekil 4.10. Vektör yöntemi ile kenar belirleme.	78
Şekil 4.11. Benzeşim kenar belirleme.	79
Şekil 4.12. Ev resminde, üç farklı fonksiyonun $D=64$ kenar görüntüleri.	80
Şekil 4.13. Lena resminde, üç farklı fonksiyonun $D=64$ kenar görüntüleri.	81
Şekil 4.14. Ev resminde $D=128$ ve $S_{T,k}=0,85$ kenar belirleme görüntüleri.	83
Şekil 4.15. Lena resminde $D=128$ ve $S_{T,k}=0,85$ kenar belirleme görüntüleri.	84
Şekil 4.16. $D=64$ $S_{T,k}=0,75$ ev resmi için, $S_{T,b}$ ile karşılaştırılması.	86
Şekil 4.17. $D=64$ $S_{T,k}=0,75$ Lena resmi için, $S_{T,b}$ ile karşılaştırılması.	87
Şekil 4.18. $D=128$, $S_{T,k}=0,5$ için, ev resminin $S_{T,b}$ ile karşılaştırılması.	89
Şekil 4.19. $D=128$, $S_{T,k}=0,5$ için, Lena resminin $S_{T,b}$ ile karşılaştırılması.	90
Şekil 4.20. $D=128$ için ayrıştırılmaya $S_{T,k}=0,85$ 'in ev resmine etkisi.	92
Şekil 4.21. $D=128$ için ayrıştırılmaya $S_{T,k}=0,85$ 'in Lena resmine etkisi.	93

1.GİRİŞ

Görüntü işleme sistemi, genel bir yaklaşımla resimsel bilgilerin kullanımı ve analizi olup girdisi ve çıktısı sayısal nesnelere olarak ifade edilmektedir.

Görüntü işleme yaptıkları işlemlerin özellikleri bakımından iki ana bölümde toplanır. İnsanın görüntüyü daha iyi yorumlayabileceği veya işleyebileceği şekilde iyileştirme safhası ilk bölüm olup, bu iyileştirme safhasının sonrasında bir sonuç üretebileceği, görüntünün analizini yapabileceği bir forma dönüştürme ise ikinci safhayı oluşturur.

Bu bölümde, görüntü işleminin gelişimi, uygulandığı alanlar ve bu doğrultuda tez çalışmasının amacı vurgulanmaktadır.

1.1. Görüntü işleminin gelişimi

Görüntü işleminin ilk kez yapıldığı yer, Londra ve New York arasında deniz altından geçen kablolarla gazetede basılmak üzere gönderilen resimlerin sayısallaştırılmasıdır. 1920'li yıllarda Bartlane hattının yapımıyla Atlantik'den bir resmin transfer edilmesi bir haftadan üç saate indirilmiştir. Sayısal görüntünün kalitesini artırmada yaşanan problemler, görüntü çıktısı alma ve bozuk parlaklık seviyelerinin oluşması olarak gösterilebilir. İlk Bartlane sisteminde 5 ayrı parlaklık seviyesi kodlanabiliyordu. 1929 yılında bu kodlanabilen seviye sayısı 15'e yükseltilerek, elde edilen görüntü kalitesi artırıldı (Gonzalez ve Woods, 2002).

İlk tasarlanan bilgisayarlar, anlamlı görüntü işleme için yeterli donanıma sahip değildi. Sayısal görüntü işlemenin doğuşu, 1960 yıllardaki makinelerin yeteneklerini saptama ve uzaysal programlama sürecinin başlamasıyla olur. 1964 yılında Jet Propulsion Laboratuvarlarında uzay roketi Ranger 7'den gelen Ay görüntülerindeki, kameradan kaynaklanan çeşitli bozulmaların bilgisayar teknikleri kullanılarak düzeltilmesi işlemleri yapılmıştır. Bu teknikler Surveyor uzay aracından, Mars'a yapılan Mariner deneme uçuşlarından, aya gönderilen Apollo'dan ve diğer uzay araçlarından alınan görüntülerin işlenmesinde kullanılan tekniklerin temelini oluşturmaktadır.

1964 yılında günümüze kadar görüntü işlemenin kullanım alanları günden güne artmıştır. Uzay araştırmalarının yanı sıra daha birçok uygulamada görüntü işleme teknikleri kullanılmaktadır. 1970 yılında bilgisayarlı tomografi (CAT)'in icadı, tıp alanında tanı koymada kullanılmış olup, görüntü işleme uygulamalarında en önemli örneklerdendir. Böylece tıp uygulamalarında X-ray gibi görüntülerin daha kolay yorumlanabilmesi için iyileştirme ve yoğunluk seviyelerinin ayarlanması sağlanmıştır (Gonzalez ve Woods, 2002).

Bu tarihten sonraki süreçte coğrafya alanında da havadan veya uydudan çekilen resimlerle çevre analizi yapma, arkeolojide de el yapımı özelliklerini kaybetmiş tarihi eserlerin resimlerinin çekilip gerekli işlemlerin yapılması ile bu eserlerin orijinal görüntüsünü elde etmek gibi çalışmalar yapılmıştır. Görüntü işlemenin kendi içerisindeki gelişimi ile görüntüde, yorum yapma yeteneği kazandırılmıştır. Bu tür uygulamalara endüstriyel makinelerle ürün sınıflandırılması ve kontrolü, askeri uygulamalar, parmak izi tanıma, X-ray'lerin ve kan örneklerinin

incelenip bilgisayar tarafından yorumlanması, havadan ve uydudan çekilmiş resimlerle hava durumu tahmini gibi örnekler verilebilir (Gonzalez ve Woods, 2002).

1.2. Tez çalışmasının motivasyonu ve amacı

Bu tez çalışması görüntü işleme alanının ikinci safhasında yer alan ayrıştırma ve kenar belirleme konusunu içermektedir. Ayrıştırma ve kenar belirleme, resim içerisindeki nesnelerin sınırları ve o nesnenin alanı ile ilgili bilgilerin ortaya çıkartılmasını sağlar. Dış sınırları veri olarak alma işlemi nesnenin kenar, köşe ve büküm noktalarının önemli olduğu yerlerde kullanılırken, veri olarak iç sınırların alınması ise nesnenin iç özellikleriyle ilgilenildiği zamanlarda kullanılır.

Bölgelere ayrıştırma ve kenar belirleme yöntem çeşitleri fazla olup, her geçen zaman içerisinde yeni bir yöntem eklenmektedir. Tezin birincil hedefi de, bu alanda yeni bir yöntem geliştirmektir. Üç boyutlu renk uzayına sahip olan görüntüler, bağıntı matrisi yardımıyla tek boyutlu renk uzayına dönüştürülerek, benzer pikseller beyaz ile farklı pikseller ise siyah renkle gösterilir. Elde edilen benzeşim görüntüsü üzerinde, bölgelere ayrıştırma ve kenar belirleme işlemi eş zamanlı olarak yapılır.

Tezin ikincil hedefi ise geliştirilen bu yöntemi klasik yöntemlerle karşılaştırmaktır. Klasik yöntemlerle karşılaştırmadan önce deneysel sonuçlar da benzeşim görüntüsü incelenerek, en uygun benzeşim görüntüsü elde etme prensipleri ortaya konur. Bir sonraki süreçte, farklı benzeşim görüntülerinde kenar belirleme işlemi çalışılarak, çok iyi bilinen “Sobel” ve “Vektör” yöntemleri ile karşılaştırması yapılır. Son olarak çeşitli benzeşim görüntüleri üzerine uygulanan büyüme

algoritmasının bölge ayrıştırma sonuçları çıkartılır ve bölge ayrıştırma da en iyi performansa ulaşma yaklaşımı belirlenir.

Kenar belirleme bölümünde, lineer, üssel fonksiyonlarda temiz ve belirgin kenarlar oluşmaktadır. Kenarlar kalın ve kirli bir ortam var ise $S_{T,k}$ değerini düşürerek, daha ince ve düzgün kenar belirlenmiş görüntüler elde edilebildiği gibi, silik kenar olma durumunda $S_{T,k}$ değerini artırarak düzeltme işlemi yapılabilir. Görüntü ayrıştırma bölümünde, bölge büyüme algoritması, bir bağıntı matrisi kullanarak oluşturulmuş benzeşim görüntüsüne uygulanır. Elde edilen benzeşim görüntüsünde D uygun normalleştirilmiş katsayı değerinin ve ayrıştırma safhasında da $S_{T,b}$ benzerlik eşik değerinin uygun seçilmesi durumunda, özellikle üssel fonksiyon da hızlı ve güçlü sonuçlar vermektedir. Geniş görüntü tiplerine uygulanabilir.

1.3. Tezin organizasyonu

Bu tez beş ana bölümden oluşmaktadır. Tezin birinci bölümünde problem ortaya konmuş ve çözümüne yönelik amaçlar belirlenmiştir. İkinci bölümünde sayısal görüntü işlemenin temel kavramlarına yer verilmiştir. İkili sayısal görüntülerin ve renkli resimlerin mevcut klasik bölgelere ayırma ve kenar belirleme yöntemleri tanıtılmıştır. Özellikle mevcut yöntemlerle, çeşitli karşılaştırmalar yapılarak, yeni tasarlanacak yöntemin avantaj ve dezavantajlarını belirlemede bir alt yapı oluşumu amaçlanmaktadır. Bir sonraki bölümde, pikseller arasındaki mesafe ve benzeşim, bölge büyüme algoritması, eşik ve bağıntı matrisi konuları sunularak

renkli görüntülerde benzeşim yaklaşımıyla bölgelere ayırma ve kenar belirleme çalışması işlenmektedir. Dördüncü bölümde temel yöntemler ile bağıntı matrisine dayalı bölge ayırma ve benzeşim yöntemi karşılaştırılarak, uygulama sonucunda ortaya çıkan olumsuzluklar değerlendirilmektedir. Özellikle benzeşim elde etmede kullanılan fonksiyonların, kenar belirleme ve ayrıştırma etkileri göz ardı edilemez. Bu etkilerin olumlu ve olumsuz yanları detaylı bir şekilde değerlendirilmektedir. Sonuç ve önerilerin yer aldığı beşinci bölümde, benzeşim elde etme yöntemlerinin en iyisi belirlenerek, ayrıştırma ve kenar belirlemedeki önemli özellikler vurgulanmaktadır.

2. SAYISAL GÖRÜNTÜ İŞLEME

Bu bölümde görüntü işlemenin temel basamakları, görüntünün matematiksel modeli, renk bilgisi ve renk modeli gibi temel konulara yer verilmiştir. Ayrıca, kenar belirleme ve bölge ayrıştırma önışlem teknikleri açıklanmıştır.

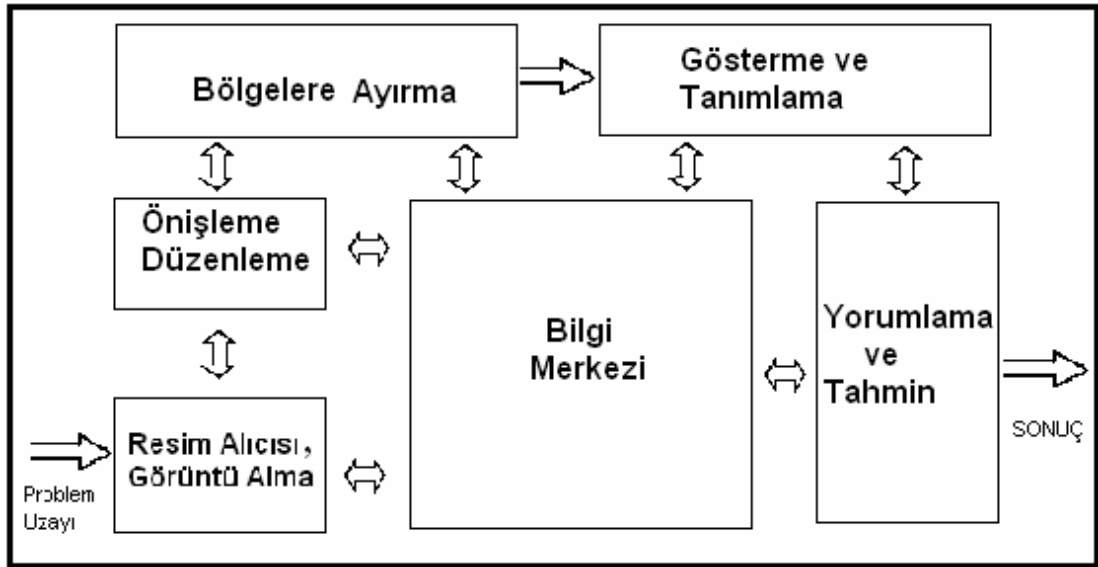
2.1. Görüntü işlemenin temel basamakları

Görüntü işleme, genel bir yaklaşımla resimsel bilgilerin kullanımı ve analizi demektir (Castelman, 1996). Birçok işlem basamaklarından oluşmaktadır. Bu bölümde bu işlem basamakları üzerinde kısaca durularak genel bir bilgi edinilmesi sağlanacaktır.

İlk aşama görüntünün elde edildiği resim alıcılarıdır. Resim alıcıları, görüntüyü bir film tabakasına alarak veya kamerada görüntüyü elektrik sinyaline dönüştürerek bir analog sinyal elde eder. Resim alıcısı, içerisindeki analog-sayısal dönüştürücüler vasıtasıyla bilgisayarın işleyebileceği sayısal sinyallere dönüştürme işlemini de yaparlar. Sayısal görüntü elde edildikten sonraki işlem basamağı, görüntünün netleştirilip daha anlaşılır hale getirme ve görüntü içerisindeki kirlilikleri, yapısal bozuklukları ortadan kaldırmayı amaçlayan önışlemdir.

Şekil 2.1.'de görüldüğü gibi önışlemden sonraki işlem basamağı ise görüntüyü anlamlı alt bölgelere ayırma işlemidir. Bölgelere ayrıştırma işlemi, piksellerin komşuluk ilişkilerini inceleyerek kenar belirleme ve bölge oluşturma

işlemini yapar. Böylece, resim içerisindeki nesnelerin sınırları ve alanları ile ilgili bilgilerin ortaya çıkartılması sağlanmış olur. Dış sınırları veri olarak alma işlemi nesnenin kenar, köşe ve büküm noktalarının önemli olduğu yerlerde; veri olarak iç sınırların alınması ise nesnenin iç özellikleriyle ilgilenildiği zamanlarda kullanılır.



Şekil 2.1. Görüntü işleme basamakları.

Anlamalı alt bölgelere ayırma işleminden sonraki basamak, resmin gösterimi ve resmin tanımlanmasıdır. Ham bilgiler resimde ilgilenilen ayrıntı ve bilgilerin ön plana çıkartılması bu aşama da yapılır (Gonzalez ve Woods, 2002). Resim içerisindeki verilerin hangi özelliklerinin kullanılacağına dair bir metod belirtilerek bu özellik doğrultusunda sınıflandırma yapılır.

Şekil 2.1.'de görüldüğü gibi son işlem basamağında, birbirini takip eden iki ayrı alt işlem olarak ayırmak gerekir. Tanıma işlemi, nesnelere özelliklerine göre ayırdıktan sonra nesnelere etiketlemesidir (Gonzalez ve Woods, 2002). Bu işlemin sağlıklı bir şekilde gerçekleşmesi, iyi bir bölge ayrıştırmanın ardından, özellikleri belirleyen metodu ortaya koyarak ve özellikleri ayırarak mümkün olur. Yorumlama

aşaması etiket atanan nesnelere bakılarak amaçlanan sonuç doğrultusunda karar verme işlemidir. Yani etiketlenmiş özelliklere bir anlam kazandırma işlemidir.

2.2. Görüntünün matematiksel modeli

Görüntünün matematiksel modeli, sürekli görüntünün ifade şeklini, sayısal görüntü ve sayısal görüntü içerisindeki pikseller arası ilişkileri temsil eder.

2.2.1. Sürekli görüntü

Görüntü iki boyutlu $f(x, y)$ fonksiyonu şeklinde tanımlanmıştır. Burada x ve y düzlemsel koordinatları, fonksiyonun (x, y) noktasındaki değerine de görüntünün o noktadaki parlaklığı veya gri seviyesi denir.

Görüntü ışık yoğunluğu fonksiyonu ve ışık da enerjinin bir hali olduğuna göre değer sıfırdan büyük ve sonsuzdan küçük olmalıdır.

$$0 < f(x, y) < \infty \quad (2.1)$$

Bu fonksiyon iki bileşen ile karakterize edilir.

- Görüntülenen nesnedeki ışık miktarı (aydınlanma)

$$0 < i(x, y) < \infty \quad (2.2)$$

- Nesnenin yansıttığı ışık miktarı (yansıtma)

$$0 < r(x, y) < 1 \quad (2.3)$$

Bu durumda görüntü fonksiyonu denklem (2.4)'deki gibi ifade edilir:

$$f(x, y) = i(x, y)r(x, y) \quad (2.4)$$

Görüntünün herhangi bir (x_0, y_0) koordinatlarındaki yoğunluğuna, görüntünün o noktasındaki gri seviyesi (l) denirse,

$$l = f(x_0, y_0) \quad (2.5)$$

şeklinde ifade edilir. Denklem (2.5)'den gri seviyesinin

$$L_{\min} \leq l \leq L_{\max} \quad (2.6)$$

aralığında değiştiği görülür.

Bu teorideki tek gereklilik, L_{\min} değerinin pozitif, L_{\max} değerinin sonlu olmasıdır. $[L_{\min}, L_{\max}]$ aralığına gri göstergesi denir. Genel olarak yaygın bir şekilde bu aralık $[0, L-1]$ değişimi ile kullanılmaktadır. $l = 0$ değerinde, siyah $l = L-1$ değerinde beyaz düşünülüp, bu aralığın arasında kalan değerler, siyahtan beyaza doğru gri tonlarıdır (Gonzalez ve Woods, 2002).

2.2.2. Sayısal görüntü

Görüntü işleme çalışmalarında sayısal görüntüler kullanılır. Sayısal görüntü elde etme işlemi, örnekleme ve kuantalama olmak üzere iki işlem gerektirir. Koordinat değerlerinin ayrık değerler olacak şekilde bir işleme tabi tutulmasına görüntü örnekleme denir. Görüntünün grilik seviyelerini belirli ayrık değerlere sahip olacak şekilde sayısallaştırılmasına da görüntü kuantalama denir. Bu durumda sayısal görüntü sürekli bir görüntünün hem düzlemsel koordinatlarının, hem de gri seviyesinin sayısallaştırıldığı bir görüntü fonksiyonudur.

Denklem (2.7.)’deki $f(x,y)$ fonksiyonu sürekli resmi gösterirken, sağ taraftaki eşitlik matrisin her bir elemanına görüntü elemanı, resim elemanı veya piksel denir. Şekil 2.2.’de sayısallaştırılmış bir görüntünün en küçük birimi olarak piksel gösterilmiştir.

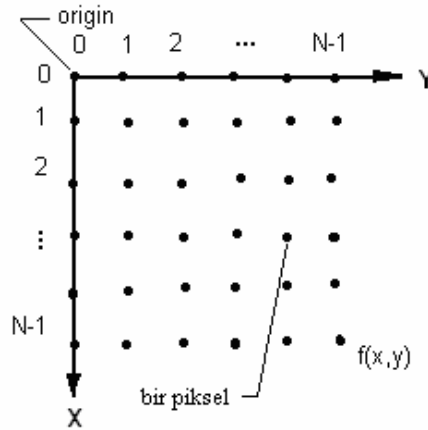
$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1,N-1) \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

Her piksel için k bit kullanılmışsa gri seviye sayısı

$$L = 2^k \quad (2.8)$$

olur, denklem (2.9) daki hafızaya ihtiyaç duyulur (Gonzalez ve Woods, 2002).

$$b = N.M.k \quad (2.9)$$



Şekil 2.2. Sayısal görüntünün gösterimi.

Bir resmin çözünürlüğü, bir görüntü de algılanabilecek en küçük ayrıntı olan düzlemsel çözünürlük ve gri ton seviyesi ile yakından ilişkilidir. Düzlemsel çözünürlük (örnekleme sayısı) ve gri ton seviyesi (kuantalama sayısı) arttıkça resmin

çözünürlüğü artar fakat bu durumda, hafızada kapladığı alanın boyutu büyür. Aynı şekilde düzlemsel çözünürlüğün ana hatların kaybolmasına, grilik seviyesinin düşürülmesi de renk bilgisinin bozulmasına yol açar. Bu yüzden amaç grilik seviyesi ile düzlemsel çözünürlüğü aynı anda değiştirmek olmalıdır.

2.2.3. Piksellerin komşuluk ilişkisi

Görüntü işlemenin temelinde piksellerin incelenmesi ve analizi yatmaktadır. Bu bağlamda düşünüldüğünde her bir pikselin değerini analiz ederken, bunun yanında çevresi ile olan ilişkisini göz önüne almak gerekir. Ayrıca görüntü işleme alanında piksellere uygulanan filtreleme, kenar belirleme ve ayrıştırma işlemlerinde kullanılmakta olan maske kavramı çerçevesinde komşuluk önemli yer tutmaktadır. (x, y) koordinatlarındaki piksel, merkez olarak alındığında yatay ve dikey olmak üzere aşağıda verilmiş piksellerle komşudur.

	$(x-1, y)$	
$(x, y-1)$	$P(x, y)$	$(x, y+1)$
	$(x+1, y)$	

Şekil 2.3. Merkez pikselin yatay ve dikey 4'lü komşuları.

Şekil 2.3.'deki piksellere P pikselinin 4 komşuluğu denir ve $N_4(p)$ ile gösterilir. Bir başka komşuluk ilişkisi de merkezin köşelerine bakılarak bulunur. Bu piksellere, P pikselinin 4'lü köşegen komşuluk denir ve $N_D(p)$ ile gösterilir. Bu iki

komşuluğun birleşiminden 8’li komşuluk değerleri elde edilir ve $N_8(p)$ ile gösterilir. Şekil 2.4.(a)’da P pikselin köşegen komşuları, Şekil 2.4.(b)’de ise aynı pikselin 8’li komşulukları gösterilmiştir. Yukarıda verilen komşuluk değerlerinde özellikle merkez pikselin görüntünün bitiş kenarlarına yakın olduğu durumlarda bazı komşu pikseller görüntü dışında kalabilir (Kahraman, 2001).

$(x-1,y-1)$		$(x-1,y+1)$
	$P(x,y)$	
$(x+1,y-1)$		$(x+1,y+1)$

$(x-1,y-1)$	$(x-1,y)$	$(x-1,y+1)$
$(x,y-1)$	$P(x,y)$	$(x,y+1)$
$(x+1,y-1)$	$(x+1,y)$	$(x+1,y+1)$

Şekil 2.4. Merkez pikselin (a) köşegen komşulukları (b) 8’li komşulukları.

2.3. Renkli görüntü işleme

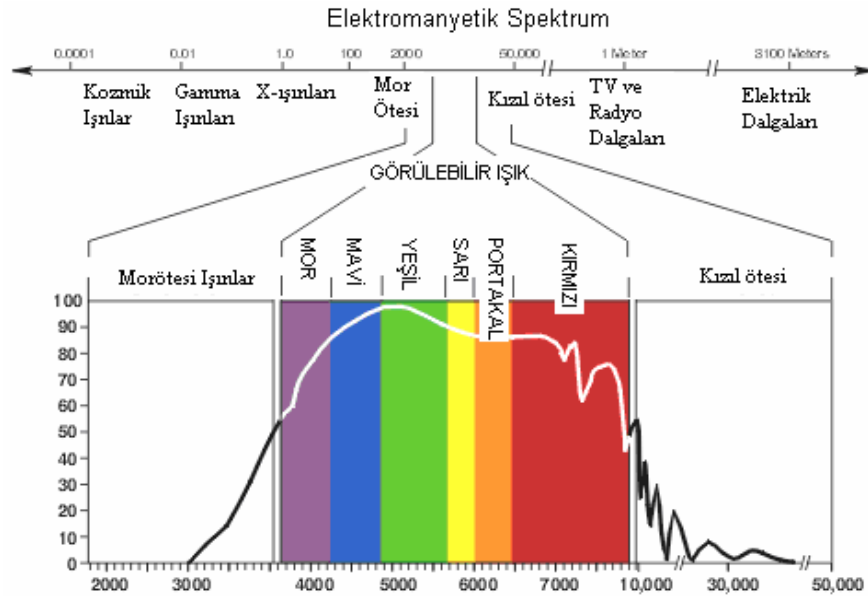
Görüntü işleme alanında renklerin kullanımı, görüntü hakkında güçlü bir bilgi verme özelliğine sahiptir. Renkli görüntü işleme, tam renk ve sahte renk işleme olarak iki uygulama alanına ayrılır. İlk kategorideki tam renk görüntüler genellikle televizyon kamerası veya renk tarayıcı gibi renk sensörlerinden elde edilir. Son yıllarda renk sensörlerinin ve donanımlarının elde edilebilir fiyatlarda olması, birçok uygulama alanında kullanılmasını sağlamıştır. İkinci kategoride ise yoğunlukların değişimine renk atama ile sağlanır (Gonzalez ve Woods, 2002).

Renkli görüntülerin işleme ve analizinde, renk bilgisi ve kullanılan renk modeli, bilinmesi gereken en önemli temel konulardır.

2.3.1. Renk bilgisi

Renk, ışığın değişik dalgaboylarının gözün retinasına ulaşması ile ortaya çıkan bir algılamadır. Bu algılama, ışığın maddeler üzerine çarpması ve kısmen soğurulup kısmen yansması nedeniyle çeşitlilik gösterir ki bunlar renk tonu veya renk olarak adlandırılır (Anonim 1). Işık, aydınlatığı nesnenin algılanmasını sağlayan araç olarak da tanımlanır. Biz bir nesneyi ancak gözlerimiz nesnenin yansıttığı ışık tarafından uyarıldığı zaman görür ve bunu bir renk olarak algılarız.

Tüm dalga boyları birden aynı anda gözümüze yansırsa beyaz, hiç ışık ulaşmazsa siyah olarak görürüz. İnsan gözü 400nm ile 700nm arasındaki dalga boylarını algılayabilir, bu sebepten elektromanyetik spektrumun bu bölümüne, görünen ışık denir. Renk spektrumunu, Şekil 2.5.'de sıralandığı gibi, soldan sağa sırasıyla mor, mavi, yeşil, sarı, turuncu ve kırmızı şeklinde ana altı bölgeye sıralanır.



Şekil 2.5. Elektromanyetik spektrumun gösterimi (Anonim 2).

Bir rengin sahip olduđu dalga boyunun grafiksel eğrisine, o rengin spektral tanımı denir. Spektral veriler, spektrofotometre adı verilen bir araçla ölçülür. Spektral eğri bize rengin tam tanımını verse de görüntüleme ve baskıya gelince, renk tanımlamasında durum deęişir (Demir, 2002).

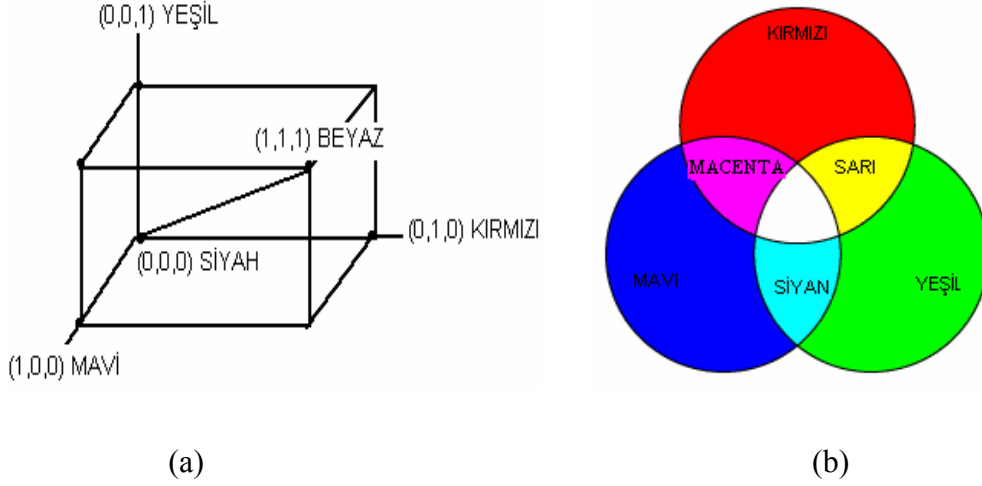
2.3.2. Renk modelleri

İnsan gözünün kırmızı, mavi ve yeşil renklere duyarlı hücre yapılarına sahip olmaları yukarıda belirtilen spektral tanımlamanın yerine, insanoğlunun daha basit yöntemler geliştirmelerine neden oldu (Demir, 2002). Üç boyutlu bir koordinat sisteminde her bir renge karşılık gelen bu yöntemler RGB, CMY ve HSI olarak başlıca üç grupta incelenebilir. Bu çalışmada kullanılan renk modeli RGB olduğundan sadece RGB renk modeli hakkında bilgi verilecektir.

2.3.2.1. RGB renk modeli

Doğadaki tüm renkler yalnızca bu üç dalga boyunun kırmızı, yeşil ve mavinin farklı yoğunluklarda kullanılmasıyla elde edilebilir. Bu modelin temeli kartezyen koordinat sistemidir. Üçünün %100 oranında karışımından beyaz ışık elde edilir. Her bir eleman %0 oranına indirildiğinde ise ışıksızlık, karanlık yani siyah elde edilecektir. Şekil 2.6.(a)'da siyah ve beyaz renklerin koordinat eksenindeki karışımları gösterilmiştir. Üç RGB renginin farklı oranlarda eklenerek deęişik renkler elde etme sanatına, birleşme karışımı denir. Diğer üç köşede ikincil renkler olarak adlandırılan macenta (eflatun), sarı ve siyan (camgöbeęi) bulunur. Bu teknik

bilgisayar ekranında renk oluşturmak için kullanılır. Şekil 2.6.(b)'de bu üç ana rengin birbiriyle karışım renkleri verilerek, ikincil renkler oluşturulmuştur.



Şekil 2.6. (a) RGB renk küpü (b) temel ve ikincil renkler.

Bu modelde kırmızı, mavi ve yeşil gibi renk değerleri $[0,1]$ aralığında ifade edilmiştir. Bilgisayar uygulamalarında ve özellikler sayısal görüntü işleme tekniklerinde ise bu aralık pozitif tamsayılar cinsinden ifade edilmiştir. Genel bir kullanım olarak her bir renk bileşeni için 8 bit ayrılır. Bu durumda renkli görüntünün her bir piksel için 24 bit hafızalık yer kaplarken ayrıca her bir bileşen $2^8=256$ farklı değerden birisini alabilir.

2.4. Bölgelere ayırma

Görüntüde parlaklık, renk bilgisi gibi belirlenen özellikler doğrultusunda birbirleriyle bağlı olan piksellerin türdeş gruplarına *bölge*, yapılan bu işleme de *bölge ayırma* denir (Navon vd., 2005). Bölge ayırma görüntü işlemenin bir safhası olduğu gibi, bir görüntü içindeki farklı bileşenleri teşhis etmek ve görüntü sıkıştırmak gibi durumlarda da tercih edilir. Ayrıca ilgi alanlarına göre planlama ve

ölçme işlemleri için kullanılır, uzaktan analiz yapma olanağı sağlar. Örneğin, petrol rezervlerinin tespiti ve tıp alanında kanserli bölge teşhisi gibi uygulamalardır.

Görüntü işlemede bölgelere ayrıştırma yöntem çeşitleri fazla olup, her geçen zaman içerisinde yeni bir yöntem eklenmektedir. Uygulanan yöntemleri aşağıdaki beş başlık altında toplamak mümkündür.

- Histogram esaslı yöntemler,
- Sınır-kenar esaslı yöntemler,
- Bölge esaslı yöntemler,
- Graf esaslı yöntemler,
- Bulanık kümeleme (FCM) yöntemi.

Yukarıda verilen yöntemler içerisinde en çok kullanılan metotlar alınıp aşağıda detaylı olarak açıklanmıştır. Ayrıca bu metotların avantaj ve dezavantajlarına genel bir bakış yapılarak, önerilen metodun diğer metotlar ile karşılaştırılması sonuç kısmında yapılmıştır.

2.4.1. Histogram esaslı ayrıştırma yöntemleri

Sayısal görüntünün gri seviye içindeki $[0, L - 1]$ aralığında tanımlanmış fonksiyonuna histogram denir. Gri seviye değerlerinin kullanım bilgisini sunar.

$$h(r_k) = n_k \quad (2.10)$$

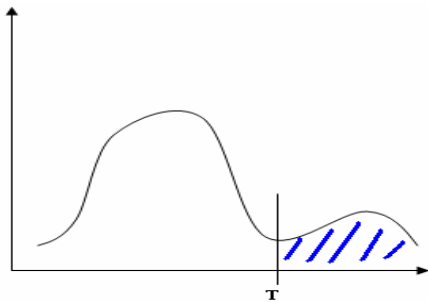
r_k : k 'nın gri seviye değerini, n_k : k değerine sahip piksel sayısını verir.

Genel olarak histogram, normalleştirilmiş histogram şeklinde kullanılır. Normalleştirilmiş histogram, k değerine sahip piksel sayısının görüntü içerisindeki piksellerin toplam sayısına bölümüne denir (Gonzalez ve Woods, 2002).

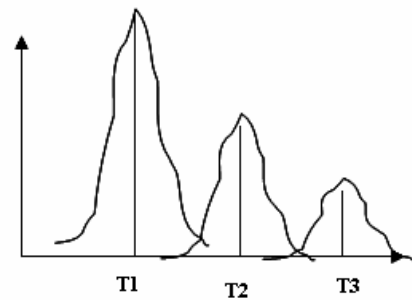
$$p(r_k) = n_k / n \quad (2.11)$$

Tek renkli görüntülerde histogram esaslı yöntemler bölgelere ayırma işleminde çok geniş biçimde kullanılan tekniklerden biridir. Farklı gri seviye oranlarına sahip bölgelerden oluşan görüntünün histogramı hesaplanır ve bir T eşik değerine tabii tutulur. Böylece eşik değerinden büyük ve küçük olmak üzere görüntü iki farklı kümeye ayrılmış olur. T eşik değerinin seçimi önemle dikkat edilmesi gereken bir husustur. Amaçlara göre değişen yöntemler uygulanabilir. Gri seviye histogramlarında eşik değer seçimindeki genel yaklaşım, fark belirleme çalışmalarından türedilmiştir. Bu yöntemler fark özelliği ölçümlerinin en büyüğünü veya en belirginini belirleme ilkesi üzerinden işlem yapar (Otsu, 1979).

Şekil 2.7. de görüldüğü gibi döşeme metodunda nesnenin yaklaşık takribi büyüklüğü biliniyorsa, histogram altında kalan alan nesnesinin büyüklüğüne uydurulur. Şekil 2.8. de ise histogramdaki tepe yapan gri seviye değerleri çevresinde kümeleme yapılarak ayrıştırma işlemi yapılır.

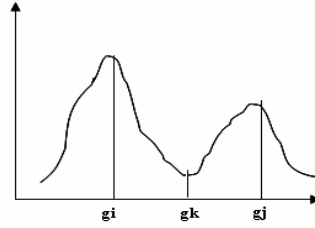


Şekil 2.7. Döşeme metodu.



Şekil 2.8. Tepe değer kullanarak kümeleme.

Şekil 2.9. da gösterildiği gibi histogramda iki maksimum tepe noktası bulunur, aralarında kalan minimum nokta da tespit edilir ve sonra $\min(H(g_i)H(g_j)/H(g_k))$ ile ortalama eşik değeri bulunur (Navon vd., 2005).



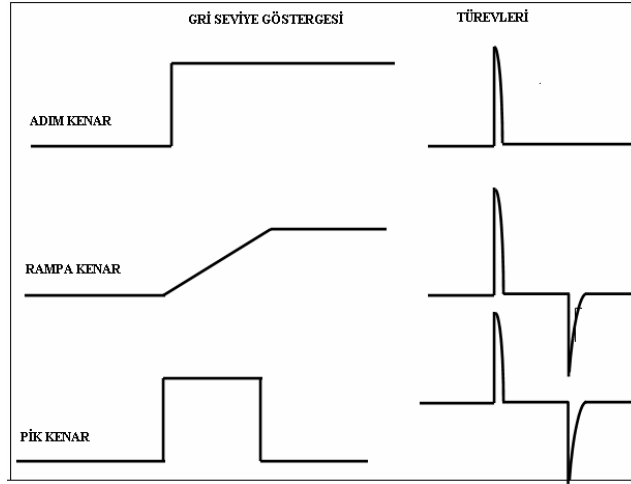
Şekil 2.9. Max-min yöntemi ile eşik belirleme

Histogram tekniğini renkli görüntülere uygulanması, tek renkli görüntülere göre farklıdır. Renkli resimler üç boyutlu bantlar tarafından temsil edilir. Bundan dolayı üç boyutlu bir histogram içerisinde global bir tutma değeri seçmek zor bir iştir. Seçilmiş olduğunda ise etkin sonuçlar vermeyebilir. Üç boyutlu histogramlar iki boyutta veya her bir boyut yüzeyi ayrı ayrı değerlendirmek üzere uygulama tekniği geliştirilmiştir (Underwood ve Aggarwal, 1977). Başka bir teknik yaklaşımda, üç boyutlu histogramı homojen bir bilgi alanına çevirerek yeni farklı bir histogram elde edilir. Bu bileşimin sapma bilgilerinden faydalanılarak, aynı özelliklere sahip bölgeleri belirlemede kullanılır (Cheng ve Sun, 2000).

2.4.2. Sınır-kenar esaslı bölge ayrıştırma yöntemleri

Bu yöntem, kenar türdeş piksel gruplarını ayıran sınır bilgisi özelliği taşır ve sınırlar arasındaki bölgelerin ayrıştırılmasında kullanılır. Gri seviye içinde, değişimi belirleme esasına dayanır. Yani gri seviye içindeki ani değişim noktaları ile uğraşır.

Bu deęişim noktaları içindeki piksellere kenar adı verilir. Şekil 2.10.'da görüntü içerisinde nesnelar arasında sınırları temsil eden kenar çeşitleri verilmiştir. Kenar belirleme ile ayrıştırma ardışıl ve paralel olmak üzere iki ana grup içinde sınıflandırılır.



Şekil 2.10. Kenar çeşitleri.

Paralel kenar belirleme tekniğinde, görüntü içerisindeki ilgili pikselin bir kenar üzerinde olup olmadığına karar verilir ve pratikte operatör eş zamanlı olarak görüntü üzerine uygulanır (Kass vd., 1987). Yoğunluk içindeki keskin deęişimleri ve kenarları çıkarmak, özellikleri artırmak için Fourier operatörü tercih edilir.

Paralel fark operatör tiplerine Roberts, Sobel ve Prewit birincil fark operatörleri adını alırken, Laplas operatörü ikincil fark operatörü adını almıştır. Bu operatörler arasında en önemli fark, kullanılan maskenin büyüklüğü ve maske içerisindeki atanmış ağırlıkların farklılığıdır.

Ardışıl kenar belirlemenin anlamı önceden incelenmiş noktaların sonuçlarına baęlı olarak en uygununun belirlenmesidir. İlk önce her bir piksel eğim büyüklüğüne bakıldığı bir eşik deęerinden geçirilerek, mümkün olabilecek kenar

pikseller çıkartılır. Aynı yönlü olan komşu kenar parçacıkları bu grubun içerisinde çıkartılmaya çalışılır. Arzu edilen veya daha önce verilen kenar bilgisi ışığında (gri seviye, ton ve eğim) yeni uygun kenar bulunur (Rosenfeld, 1981).

Renkli görüntülerde kenar hakkındaki bilgiler siyah-beyaz görüntüye göre daha zengindir. Örneğin iki nesne arasındaki kenarlarda aynı parlaklık olabilir, fakat renk tonları farklı olabilir. Renkli resimlerde kenar belirleme işi, üç boyutlu renk uzayı içindeki keskin değişimler ile belirlenebilir (Cheng vd., 2001).

Renkli resimlerde kenar belirleme işleminde üç alternatiften bahsedebiliriz.

- Kenar belirleme renk uzayında metrik mesafe belirleme ve elde edilen fark bilgileri içinde keskin değişimleri belirleme prensibine dayanır. Bu yöntem renk kenar belirleme işini tek boyutlu uzay içinde yapar. Bundan dolayı siyah-beyaz görüntülerde olduğu gibi iyi bir kenar belirleme işini yaptığı söylenemez (Cheng vd., 2001).
- Üç renk bileşenleri ile yapılandırılmış üç boyutlu görüntüye bakmak ve sırasıyla ayrı ayrı olarak gri seviye kenar belirlemedeki gibi her birini incelemek ilk aşamayı oluşturur. Sonra üç görüntü içindeki belirlenmiş kenarları bazı özelleştirilmiş işleyişler ile karşılaştırarak birleştirmekle olur. Bu teknik hala gri seviye belirlemedir ve bazı durumlarda memnun edici olmayabilir. Örneğin eğim kenar belirleme dedektörü kullanılırsa aynı güçte bir pikselin üç eğimi farklı yönlerde olabilir.
- Bir önceki metoda benzer uygulamalar yapıldıktan sonra üç renk bileşenleri içinde yer alan kenarlara aynı zamanda benzer sınırlamalar koyarak yukarıdaki bazı istenmeyen durumlar ortadan kaldırılır. Örneğin üç renk

bileşenler içindeki kenarların uzaysal açılarının aynı olma şartı aranırken, başka diğer özellikler dikkate alınmayarak kenar belirleme işlemi yapılabilir (Cheng vd., 2001).

2.4.3. Bölge esaslı ayrıştırma yöntemleri

Bölge esaslı ayrıştırma yöntemlerinde, R görüntünün tamamını temsil ederse, görüntü denklem (2.12) de ifade edildiği gibi bölgelerden oluşur.

$$\bigcup_{i=1}^n R_i = R \quad (2.12)$$

Burada görülen odur ki her bir piksel bir bölgeye ait olacak şekilde ayrıştırmanın tamamlanması gereklidir.

R_i : Alt bölgeleri temsil eder. $i = 1, 2, \dots, n$ değerlerini alarak bölgeler tanımlanmış olur. $R_i \cap R_j = \emptyset$ her j ve i değerleri için geçerlidir.

Yukarıdaki durum bize şunu gösterir; Bölgelerde müşterek bir piksel yoktur.

$P(R_i) = DOGRU$: Her bir $i = 1, 2, \dots, n$ o bölgeye ait özellikler aynıdır.

$P(R_i \cup R_j) = YANLIS$: Her bir bitişik R_i ve R_j bölgeleri için yukarıda ifade edilen bölge ilişkilendirilmesini doğrular (Gonzalez ve Woods, 2002).

Bölge esaslı teknikler, benzer görsel özelliklere sahip aynı bölge içindeki bitişik piksellerin, farklı bölgedeki piksellerden daha çok benzer olduğu varsayımına dayalıdır. Bu tür uygulamalar bölge büyüme, bölge ayrıştırma, bölge birleştirme ve

bunların kombinasyonlarını içerir. Şekil 2.11 bölgelere ayrıştırma yapılmış ve ayrılan bölgelere sayısal atama yapılmış bölge esaslı yöntemleri sembolize eder.

0	1	1	2	3	4	4	3
0	1	1	2	3	4	4	3
1	1	1	2	3	4	4	3
2	2	2	2	3	3	3	3
2	2	2	2	2	2	2	2
2	5	5	5	5	2	2	2
2	5	5	5	5	5	5	2
2	2	5	5	2	2	2	2

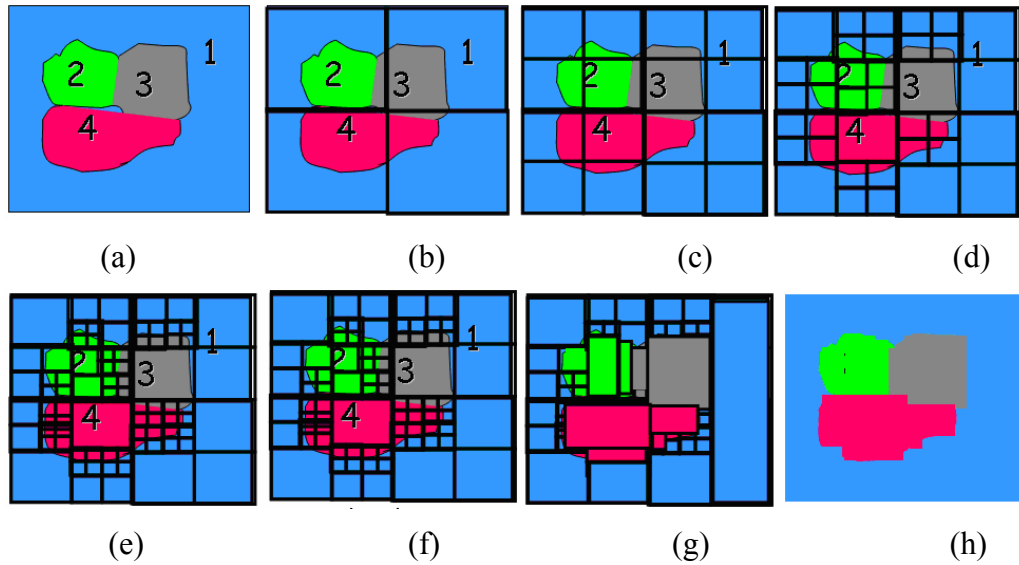
Şekil 2.11. Bölge büyüme metodunda bölgelerin adlandırılması.

Bölge büyüme algoritması bir veya daha çok piksel kaynak baz olarak alır, homojen bir kriter üzerinde yani bölge içinde büyür. Eğer değerlendirilen piksel kaynak piksele benzer ise o bölgenin içine katılır, değil ise yeni bir bölge ataması yapılarak bitişik pikseller ile ilişkisi irdelenir. Görüntünün içindeki bütün pikseller bitinceye kadar bu işlem devam eder. Kaynak pikselin seçimi otomatik veya manuel yapılabilir. Otomatik seçime örnek olarak, görüntü histogramının içindeki pikler kaynak olarak kullanılabilir. Yine bunun yanında kaynak piksel, bir önceki büyümenin bittikten sonra gelen ilk farklı piksel değeri seçilerek de, otomatik olarak yapılabilir. Manuel yöntemde, görüntü içindeki istenilen kısma ait piksellerden biri manuel olarak seçilerek kaynak piksel olarak atanır (Adams and Bischof, 1994).

Bölge bölünme uygulanmasında kaynak bölge görüntünün kendisidir. Eğer kaynak bölge homojen değilse genellikle dört alt bölgeye bölünür. Her bölünen

bölgeye bakılarak, homejen değilse tekrar dört alt bölgeye bölünerek yeni kaynak bölgelerin homejen özelliği oluncaya kadar devam edilir. Homejen olma özelliği daha önce verilen kriterler göz önüne alınarak yapılır. Bölge bölünmenin en önemli dezavantajlarından biride kare görüntü vermesidir (Cheng ve Sun 2000).

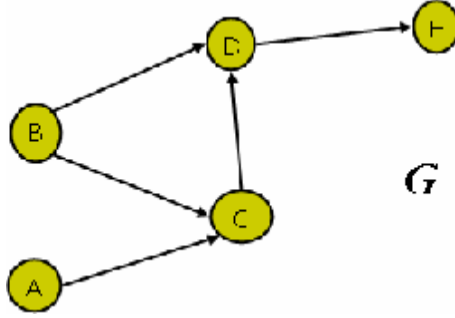
Bölge birleştirme metodu bölge ayırma metodu ile beraber uygulanır. Şekil 2.12.(a)'daki görüntü ilk olarak Şekil 2.12.(b) (c)'de sembolize edildiği gibi karelere bölünür. Bu işlemden sonra Şekil 2.12.(d) görüldüğü gibi ayrılan bölgeler için bitişik bölge ile karşılaştırma yapılarak benzerlik özelliği aranır. Eğer benzerlik var ise birleştirme yoluna gidilir. Bu yöntemde iki temel kural baz alınmıştır. Eğer çalışılan bölge yeterli şekilde homejen değilse böl ve bitişik iki bölge, yeterli düzeyde benzer ise birleştir mantığını esas almıştır. Çalışma sıralamasında Şekil 2.12.(e) ve (f) de görüldüğü gibi en ufak homejen yapı elde edilinceye kadar bölme işlemi yapılır. Şekil 2.12.(g) de birleştirme safhasına geçilir. Şekil 2.12.(h)'deki sonuç görüntüsünden son aşamadaki amacın daha büyük bölgeleri ortaya çıkarmak olduğu anlaşılır.



Şekil 2.12. Bölge birleştirme metodununun safhaları.

2.4.4. Graf esaslı ayrıştırma yöntemleri

Bir olay ya da düşünceyi çizgi ve düğüm şeklinde gösterme metodu olan graf, bilgisayar uygulama alanında ve modelleme de kullanılır. Şekil 2.13.'de düğüm ve düğümler arasındaki çizgiler oluşturularak tek yönlü graflar temsil edilmiştir. Problem, graf modeline benzetilebilir ise, tüm graf teorileri ve aksiyomları kullanılabilir (Çölkesen,2004).

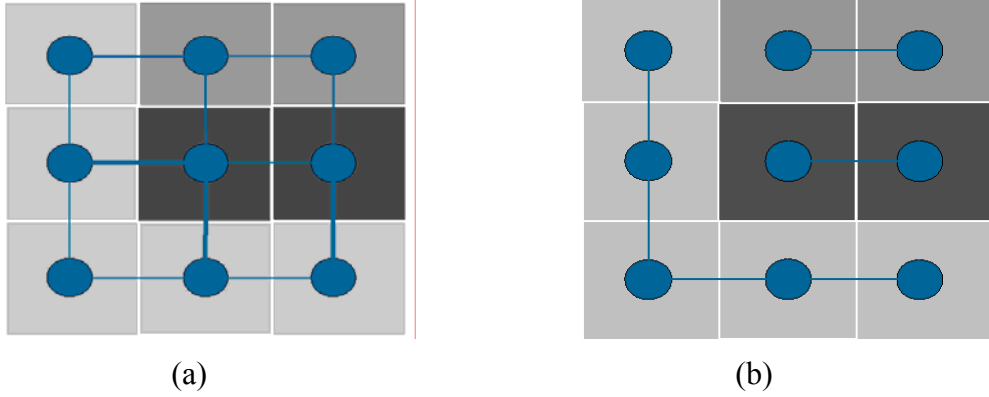


Şekil 2.13. 5 düğümlü ve 5 kenarlı bir graf.

Görüntünün pikselleri ve görüntü içinde nesneye ait öznelıklar graf üzerinde düğüm şeklinde, komşu pikseller ile benzerlikleri de ağırlıklı kenar ile gösterilir. Graf tabanlı bölge ayrıştırma işlemlerinde, en küçük yol ağacı, graf kesmeler, kümeleme ve normalleştirilmiş kesmeler gibi metodlar kullanılır.

Uygulanan metotlardan en küçük yol ağacı algoritmasında; görüntü üzerindeki tüm pikseller bir düğüm, düğümler arasındaki kenarlar da pikselin komşularıyla olan ilişkilendirilmiş değerine göre bir ağırlık ile tanımlanır. Başlangıç pikselinden başlanarak, eşik değeri altında eklenecek düğüm kalmayınca dek, pikselin tüm komşu piksellerine bakılır. Aralarında kuvvetli ağırlığa sahip bir ilişki var ise yol ağacın içerisinde yer almaktadır. Böyle bir yaklaşımla en düşük maliyetli

piksel yol ağacı grubu seçilir. Aşağıdaki Şekil 2.14. (a) da verilen graf modelinin en düşük maliyetli yol ağacı sonucu Şekil 2.14. (b)'de görüntü üç parçaya ayrılmış şekilde verilmiştir (Keselman, 2004).



Şekil 2.14. (a) Düğüm, kenar gösterimi ve (b) ayrıştırma sonucu.

Ayrıştırmaya bir bakış açısı da, nesnenin bulunduğu imgenin piksellerinin, ya da nesnelere ait özniteliklerin oluşturduğu veri setindeki bileşenlerin aralarındaki ilişkilere göre, hangilerinin birer alt küme oluşturabileceğinin bulunmasıdır. Bu açıdan bakıldığı zaman, problem bir kümeleme problemi haline gelir. Kümelemenin özelliği doğrultusunda iterasyona sokularak, ayrıştırma yapılır (Candemir, 2007).

2.4.5. Bulanık kümeleme (FCM) yöntemi

En basit tanımıyla bulanık mantık, yaklaşık akıl yürütme mantığıdır. Bulanık mantık gerçek dünyadaki bulanıklığı ve belirsizliği ele alarak yaklaşık çözümler üretir. Bulanık mantık, ikili hesaplama yerine, çok seviyeli hesaplama tekniğini kullanır. Temel yaklaşım, kesin yanlış ve kesin doğru ifadelerinin arasına sonsuz sayıda doğruluk değerini içeren fonksiyon yerleştirmektir. Bu fonksiyona üyelik fonksiyonu adı verilir (Tütmez ve Tercan 2006).

Bulanık kümeleme, kümeleme metotlarının içerisinde verilerin doğrudan bulanıklaştırılmasını sağlayan yöntemdir. Kümeleme işlemlerinde, veriler arasındaki mesafeler kullanılarak, verileri temsil edecek özellik aranmaya çalışılır. Verilerin bir araya toplanma prensibi kullanıldığından işlem hızı artırımı sağlanmış olur. FCM algoritması her veri için üyelik değerinin hesaplanmasını sağlayan bir fonksiyona sahiptir (Bezdek vd., 1984). Standart FCM fonksiyonu aşağıda verilmiştir.

$$J(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{i,k}^m \|x_k - v_i\|^2 \quad (2.13)$$

Denklem (2.13)' de c küme sayını göstermekte olup $2 \leq c < n$ toplam veri sayısı ile sınırlıdır. Mesafe işleminde x_k k nıncı veri, v_i küme merkezleri için kullanılan değerdir ve aşağıdaki eşitlik ile elde edilir.

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{i,k}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{i,k}^m} \quad (2.14)$$

$u_{i,k}^m$ üyelik fonksiyonunu, m ise bulanıklaşma parametresini gösterir.

FCM, yukarıda verilen denklem (2.13)'deki amaç fonksiyonunu, U üyelik derecesinin ve V küme merkezlerinin iterasyona sokarak en uygun şekle sokarak minimize eder.

Renkli görüntülerdeki piksellerin renk bilgilerinin kümeleme formuna dönüştürülmesi yukarıda verilen özellik uzaylarında olduğu gibi uygulanır. Klasik kümeleme tekniklerinde, ilgili kümenin altındaki veri noktalarının derecesini göstermek için 0 ya da 1 değerleri kullanılır. Bu durumda kümeler arasındaki

sınırların iyi belirlenmiş olması gerekir. Klasik kümeleme metotlarında konulan bu şart, gerçek görüntülerde uygulanmaz, durum farklıdır. FCM kümeler arasındaki belirsiz veya yumuşak sınırlara izin veren bir metottur. Renkli görüntülerde küme merkezi ve veri üyelikleri hesaplanır. Kümeleme merkezleri kümeleme sonuçlarından sonra güncelleme ile elde edilir. Minimize etme prensibi ile çalışılarak bir küme, görüntünün bir bölgesi olarak meydana getirilir.

Ayrıştırma yöntemlerinin açıklamaları yapıldıktan sonra, bu yöntemler hakkındaki ortaya çıkan belirgin özellikleri Çizelge 1.'de verilmiştir. Çizelge 1.'e göre, histgroma esaslı ayrıştırma yöntemlerinde üç boyutlu bir histogram içerisinde bir eşik değeri seçmenin zorluğu ön plana çıkar. Sınır-kenar esaslı yöntemlerde ise karmaşık ve belirsiz kenarlarda sınır ve kapalı devre oluşturmamanın zorluğu en büyük problemdir. Bunun yanında bölge esaslı ayrıştırma yöntemlerinin, bölge homojen özelliğini belirleme de en iyi çalışan yöntem olması, en belirgin özelliğidir (Cheng, 2001). Graf esaslı ayrıştırma yöntemlerinde önceden bölge sayısı girilme zorunluluğu, dezavantaj olarak göze çarpar (Keselman, 2004).

Çizelge 1. Ayırıştırma yöntemlerine genel bir bakış

Bölge Ayırıştırma Teknikleri	Metodun Tanımlanması	Avantajları	Dezavantajları
Histogram esaslı ayırıştırma yöntemleri	Görüntünün histogramı bulunduğundan sonra eşik değeri gereklidir. Bunun için pik ve vadi değerlerinin tesbit edilmesi gerekir.	1.Görüntünün histogram bilgileri dışındaki önceki bilgilerine ihtiyaç duymaz. 2.Karmaşıklığı düşük uygulamalarda iyi sonuçlar verir.	1.Eğer histogram grafiğinde pik oluşmadığı durumlarda kötü sonuçlar verir. 2.Uzaysal detaylara girmez, bundan dolayı ayırıştırma garanti değildir. 3.Renkli resimler üç boyutlu bantlar tarafından temsil edilir, bundan dolayı üç boyutlu bir histogram içerisinde global bir eşik değeri seçmek zor bir iş, etkin sonuçlar vermeyebilir.
Sınır-Kenar esaslı ayırıştırma yöntemleri	Gri seviye içindeki ani ve keskin değişim gösteren noktalar ile ilgilenir. Genellikle ardışıl ve paralel olmak üzere iki kategoride sınıflandırılır.	1.Bölgeler arasında iyi bir tona sahip görüntülerde iyi çalışır. 2.Keskin değişimleri yakalaması kolaydır.	1.Görüntü içinde karmaşık ve belirsiz kenar uygulamalarında iyi çalışmaz. 2.Sınır ve kapalı devre oluşturmak sıradan bir iş değildir. 3.Kirlilikleri diğer yöntemlere göre daha az elimine eder.
Bölge esaslı ayırıştırma yöntemleri	Homojen bölgeler içinde grup pikseller olarak tarif edilir. Bölge büyüme, ayırıştırma, birleştirme ve bunların kombinasyonlarını içerir.	1.Bölgenin homojen özelliğini belirleme de en iyi çalışan yöntemdir. 2.Ayrıca kirlilik elimine etme özelliği fazladır. 3.Renkli resimlerde kullanımı yaygındır.	1.Kare ayırma metodu ile bölme hesaplama zamanı ve fazla alan kaplama olarak tamamen dezavantaja sahiptir. 2.Bölge büyüme kaynak pikselin seçimine direkt bağlıdır. 3.Ayırma yönteminde karesel görüntü elde edilir.
Graf esaslı ayırıştırma yöntemleri	Görüntünün pikselleri ve görüntü içinde nesneye ait öznitelikler graf üzerinde düğüm şeklinde, komşu pikseller ile benzerlikleri de ağırlıklı kenar ile gösterilir. Kümeleme yöntemi bu esasta en sık kullanılan yöntemdir.	1.Kümeleme işlemleri yapılırken bölgelere etiketleme işleminde rahat takas yapılabilir. 2.Ayrıca piksellerde ve bölge etiketlemede çok terimliliği azaltır.	1.Uzaysal bilgiler kullanılamaz. 2.Kesmeler karmaşık yapılar için problem oluşturur. 3.Kümelemede önceden bölge sayısı girilmelidir.
FCM bulanık kümeleme yöntemleri	FCM matematiksel ve şart koşma kurallarının beraber düşünüldüğü kümeleme algoritmasıdır.	1.Bazı özellikleri ve dilsel deyimlerin derecesini göstermede kullanılır. 2.Hızlı cevap verme özelliği mevcuttur.	1.Bulanık kümeleme işleminde üyelik değerinin belirlenmesinin yanında genel olarak hesaplama yoğunudur.

2.5. Kenar belirleme

Görüntü içerisinde yer alan nesnelerin sınırlarına, görüntüde yer alan gölge sınırlarına ve nesnelerin içindeki yansıma ve aydınlatma değişimlerine *kenar* adı verilir (Green, 2002). Kenarların belirlenmesinde, pikselin kendi özelliği ve komşularıyla olan görüntü özellikleri önemli rol oynar. Özellikle komşu piksellerle olan ilişkisinde kaydadeğer değişim ve farklara sahip ise kenar piksel adını alır.

Bilgisayar görme sistemlerinde temel çalışma alanı olan kenar belirleme işlemleri görüntü sıkıştırma, görüntü ayrıştırma ve tanıma gibi yüksek seviyeli görsel çalışma alanlarında kullanılmaktadır (Giannarou vd., 2005). Uygulanan yöntemleri aşağıdaki dört başlık altında toplamak mümkündür (Sharifi vd., 2002).

- Eğim kenar detektörleri,
- Sıfır geçiş (ikincil türev detektörü),
- Canny kenar detektörleri,
- Vektör sıralama istatistiği ile gerçekleştirilmiş kenar detektörleri.

Yukarıda verilen yöntemler aşağıda açıklanmıştır. Ayrıca bu metotların avantaj ve dezavantajlarına genel bir bakış Çizelge 2.'de yapılmıştır.

2.5.1. Eğim kenar detektörleri

Operatör, karanlıktan aydınlığa geçişin yönünü ve bu yön içerisindeki değişim oranını ortaya çıkarır. Yani kısaca görüntü içerisindeki her bir noktanın

eğimlerini belirler. Pratik uygulamalarda kenar büyüklüğünün hesaplanması, kenar yönlerinin hesaplanmasına göre daha basit işlemler gerektirdiği gibi, daha sağlam sonuçlar verir.

Matematiksel olarak iki değişkenli bir fonksiyonun eğimi, iki boyutla gösterilmiş her bir görüntü noktasının yatay ve dikey yönlerdeki türevleridir. Burada iki değişimli fonksiyon, görüntünün yoğunluk fonksiyonu olarak gösterilir. Görüntünün yoğunluk fonksiyonu $f(x, y)$ olarak tanımlanırsa, (x, y) koordinatlarındaki eğimi, iki boyutlu vektör şeklinde tanımlanır.

$$\nabla f = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

Bu vektörün büyüklüğü ise

$$|\nabla f| = \left[\left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right]^{1/2} \quad (2.16)$$

Eğim vektörünün bileşenleri lineer operatörler olurken, bu vektörün değeri karakök alma işlemi olduğundan lineer değildir. Genel olarak, içerisinde eğim büyüklüğü mutlak değerler kullanılarak elde edilir.

$$|\nabla f| \approx |G_x| + |G_y| \quad (2.17)$$

Şekil 2.15. de, Z_5 olarak verilen piksel değerinin eğimini hesaplamak için görüntü noktalarının 3×3 'lük bir maske içinde gösterilmiş notasyonu kullanılır (Gonzalez ve Woods, 2002).

Z_1	Z_2	Z_3
Z_4	Z_5	Z_6
Z_7	Z_8	Z_9

Şekil 2.15. 3x3 maske gösterimi.

Ayrıca bir boyutlu bir $f(x)$ fonksiyonunun birinci türevinin tanımlanması aşağıdaki gibi yapıldığı hatırlanırsa,

$$\frac{\partial f}{\partial x} = f(x+1) - f(x) \quad (2.18)$$

görüntü noktasının eğim bileşenleri

$$G_x = (Z_8 - Z_5), \quad G_y = (Z_6 - Z_5) \quad (2.19)$$

şeklinde olur.

Roberts, 1965 yılında çapraz-eğim operatörü adı verdiği çalışmasında yukarıdaki esas olan teoremi geliştirmiştir.

$$G_x = (Z_9 - Z_5), \quad G_y = (Z_8 - Z_6) \quad (2.20)$$

Eğimin hesaplanması

$$|\nabla f| = [(Z_9 - Z_5)^2 + (Z_8 - Z_6)^2]^{1/2} \quad |\nabla f| \approx |Z_9 - Z_5| + |Z_8 - Z_6| \quad (2.21)$$

-1	0
0	+1

(a)

0	-1
+1	0

(b)

Şekil 2.16. Roberts 2x2 maskesinin (a) yatay ve (b) dikey ağırlık gösterimi.

Şekil 2.16.(a)'daki maske G_x değerini, Şekil 2.16.(b) de G_y dikey değeri hesaplamada kullanılarak, denklem (2.21) görüntüye uygulanmış olur.

Robert operatörü hesaplamının hızlı olmasından dolayı hala kullanılmaktadır. Ancak diğer alternatif yöntemlere göre performansı zayıf olup, gürültü oluşturması önemli bir problemdir.

Operatör içerisindeki 3x3 maskeler görüntünün yatay ve dikey türevlerini yaklaşık olarak hesaplamak için kullanılır. Kaynak görüntüyü A ile ve görüntünün her bir noktasındaki yatay ve dikey türevlerini G_x , G_y ile tanımlarsak, denklem (2.22) elde edilir.

Şekil 2.17.(a)'da Sobel maskesinin yatay Şekil 2.17(b)'de ise dikey ağırlıkları gösterilmiş olup, görüntü içerisindeki her bir noktanın eğim değerinin büyüklüğü, yukarıda hesaplanan yatay ve dikey türev değerlerinin birleştirilmesiyle oluşur. Ayrıca eğimin yönü de denklem (2.24)'deki gibi hesaplanabilir (Yu, 2006).

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} * A \quad \text{ve} \quad G_y = \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -2 & -1 \end{bmatrix} * A \quad (2.22)$$

+1	+2	+1
0	0	0
-1	-2	-1

(a)

-1	0	+1
-2	0	+2
-1	0	+1

(b)

Şekil 2.17. Sobel maskesinin (a) yatay ve (b) dikey ağırlık gösterimi.

$$G = \sqrt{(G_x^2 + G_y^2)} \quad (2.23)$$

$$\Theta = \arctan\left(\frac{G_x}{G_y}\right) \quad (2.24)$$

Prewit operatörü Sobel'e büyük oranda benzer, farklılığı ise, maske içerisinde küçük oranlarda komşuluk ilişkisi kullanılmasıdır. Prewit operatörünün yatay ağırlıkları Şekil 2.18(a)'da, dikey ağırlıkları ise Şekil 2.18(b)'de verilmiştir. Bunun yanında görüntü içerisinde kullanılan nesnelerin boyutlarına ve şekillerine göre performansı değişir. Gürültü oluşturma problemi mevcuttur.

-1	0	+1
-1	0	+1
-1	0	+1

(a)

+1	+1	+1
0	0	0
-1	-1	-1

(b)

Şekil 2.18. Prewit maskesinin (a) dikey ve (b) yatay ağırlık gösterimi

2.5.2. Sıfır geçiş (ikincil türev detektörü)

Eğim operatörlerinde görüntü yoğunluğunun birinci türevi alındıktan sonra bir eşik değerine sokularak kenar noktaları belirlenir. Bu yöntemin en önemli dezavantajlarından biri de çok kenar noktalarının olmasıdır. Farklı bir uygulama da, eğim değerleri içerisinde yerel büyüklüğe sahip noktalar bulunur. Daha sonra kenar noktaları belirleme aşaması gerçekleştirilir. Bunun anlamı, birinci türevde tepe yapan noktalar belirlenecek ve sonra ikinci türevde ise sıfır çaprazlama işlemi yapılarak kenar bilgisine kavuşulmasıdır.

Laplas operatörü iki gradyant vektörünün vektöriyel çarpımı olarak tanımlanır.

$$\nabla \cdot \nabla = \left(\frac{\partial}{\partial x} \vec{i} + \frac{\partial}{\partial y} \vec{j} \right) \cdot \left(\frac{\partial}{\partial x} \vec{i} + \frac{\partial}{\partial y} \vec{j} \right) = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2} \quad (2.25)$$

Yukarıdaki (2.25) eşitliğinden elde edilen sonuca göre, Laplas operatörü fonksiyonun ikinci türevi şeklinde de tanımlanır.

$$L[f(x, y)] = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$

$$L[f(x, y)] = f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1) - 4f(x, y) \quad (2.26)$$

Görüntü, Şekil 2.19.(a)'daki merkez +4 veya Şekil 2.19. (b) merkez +8 3x3 maskelerin birinden geçirilir. Böylece (2.26)'deki eşitlik elde edilmiş olur.

0	-1	0
-1	+4	-1
0	-1	0

(a)

-1	-1	-1
-1	+8	-1
-1	-1	-1

(b)

Şekil 2.19. Laplas operatörünün farklı ağırlıklarda gösterimi: a) Merkez +4 b) +8.

Laplas operatörü kabul edilemez şekilde, gürültü oluşturma problemi mevcut olduğundan mutlaka düzeltici bir operatör ile birleştirilme zorunluluğu vardır. Ayrıca, operatörün çıkışında kenar yönleri hakkındaki bilgiler yok olur.

Ancak en önemli özelliklerinde birisi verilen piksellerin görüntünün aydınlık tarafında mı, yoksa karanlık tarafında mı olup olmadığını belirler (Yu, 2006).

Laplas operatörleri gürültüler için çok hassas bir yapıya sahiptirler. Bu gürültüler kenar belirleme işlemi gerçekleşmeden önce temizlendiğinde sonuç daha iyi olacaktır. Bu amaçla Gauss fonksiyonu kullanılır. LoG (Laplacian of Gauss) kenar belirleme detektörü, Gauss Laplasını kullanarak filtreleme, görüntüyü artırma ve kenar belirleme işlemlerini gerçekleştirmektedir. Gauss filtresi düzeltme ve ikinci türev elde etme bölümlerinde kullanılır. Böylece gürültülü noktalar ve küçük yapıcıklar izole edilir. Ancak düzeltme ile birlikte kenarlarda yayılma gerçekleşir. Bu amaçla ikinci türev kullanılarak, kenar noktaların seçilmesi sağlanır.

Düzeltilmiş görüntüye Laplas operatörünün uygulanması aşağıda verilen bağıntı ile elde edilir.

$$g(x, y) = \nabla^2 [h(x, y) \otimes f(x, y)] \quad (2.27)$$

Burada $h(x, y)$ Gauss fonksiyonunun formu olup,

$$h(x, y) = \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.28)$$

$$r = x^2 + y^2 \quad (2.29)$$

σ (sigma) : Varyans genişliği. Denklem (2.27)'deki ifade aşağıdaki şekilde yazılır.

$$g(x, y) = [\nabla^2 h(x, y)] \otimes f(x, y) \quad (2.30)$$

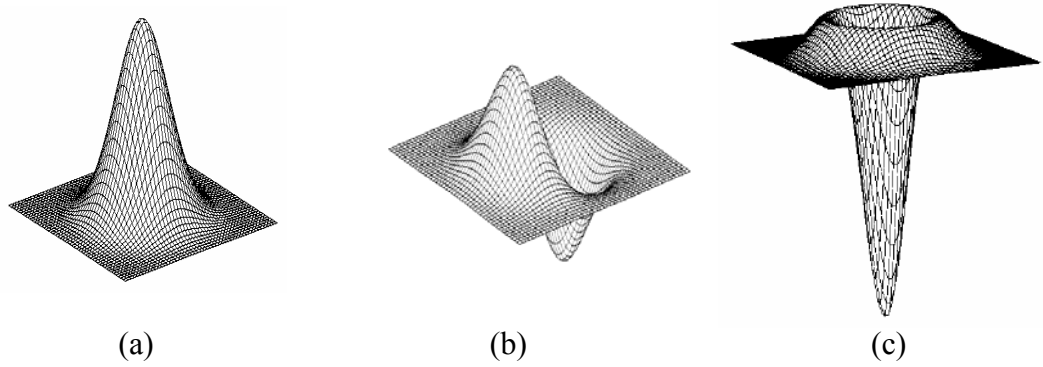
$$\nabla^2 h(x, y) = \frac{1}{\sigma^2} \left[\frac{r^2}{\sigma^2} - 1 \right] \exp\left(-\frac{r^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.31)$$

Denklem (2.29)'daki x ve y görüntü koordinatlarını, σ standart sapması olarak tanımlanır. Standart sapma Gauss filtresinin tek parametresi olup, filtre operatörlerindeki komşuluğun büyüklüğünü belirleyen özelliktir. Operatörün merkezinden uzaktaki pikseller daha küçük etkilere sahiptir ve merkezden $\sigma = 3$ den daha uzaktaki piksellerin etkileri önemsiz sayılır. Bu bilgiler ışığında uygulama da kullanılan 5×5 LoG (Laplacian of Gauss) maskesi Şekil 2.20.'de verilmiştir.

0	0	-1	0	0
0	-1	-2	-1	0
-1	-2	+16	-2	-1
0	-1	-2	-1	0
0	0	-1	0	0

Şekil 2.20. LoG operatöründe kullanılan maskenin ağırlık gösterimi.

Şekil 2.20.'de verilen maske, Şekil 2.21.(a) da verilen Gauss fonksiyonunu, Şekil 2.21.(c) deki "Meksika şapkası" denilen forma sokar. Bunun yanında, Şekil 2.21.(a)daki Gauss fonksiyonunun, birinci türevi alındığında Şekil 2.21.(b) elde edilir. Meksika şapkası ile elde edilmiş kenarlar, diğer klasik eğim ile kenar bulma yöntemlerine göre daha ince yapıya sahiptir. Kenar bulma özelliğinin güçlü olmasının yanında, büyük yerel alanları hesaba katma özelliği de mevcuttur. Gauss filtrelemesi kullanıldığı için kirlilik oranı da azdır. Düzeltme işlemi yapıldığında keskin köşeler kaybolmasının yanında ikinci türev alma işlemi kenar yönlerini de ortadan kaldırmıştır (Wang, 2004).



Şekil 2.21.(a)Gauss fonksiyonu (b)Birinci türevi (c)Gauss fonksiyonun laplası.

2.5.3. Canny kenar detektörleri

Canny uygulaması, Gauss ile ayrılmış adım kenarlarının en iyi şekilde kullanıldığı yöntemdir. Gauss filtresi kenar belirleme ve gürültü azaltma için kullanılmış olup, en uygun kenar belirleme dedektörüdür (Canny, 1986). Optimal kullanım özelliği, iyi kenar belirleme ve minimum cevap olan üç performans ölçütü şeklinde ifade edilir. Bu ölçütlerin bir algoritma ile sıraya konulması aşağıda gösterilmiştir.

Canny kenar algoritması ;

- Gaussian filtresiyle görüntüyü düzeltme işlemi,
- Sınırlı-fark tahminlerini kullanarak yönleri belirlemek,
- Eğim büyüklüğünde maksimum olmayanları elenir,
- Kenarları belirlemek için çift eşik değer algoritması kullanılır.

Gauss $G(x,y)$, görüntünün fonksiyonu olan $f(x,y)$ 'ye uygulandığında düzeltilmiş görüntü elde edilir.

$$S(x, y) = G(x, y) * f(x, y) \quad (2.32)$$

Gauss filtresinin standart sapması olan σ düzeltme işleminin derecesini belirler. Sobel, Roberts veya Prewit maskeleri kullanılarak birincil-fark tahminleri elde edilir.

$$M(x, y) = \sqrt{p(x, y)^2 + q(x, y)^2} \quad (2.33)$$

$$\theta(x, y) = \arctan \frac{q(x, y)}{p(x, y)} \quad \theta \in (0, 360^\circ) \quad (2.34)$$

Eğim büyüklüğü ve yönü denklem (2.33) ve (2.34.)'deki gibi hesaplanır. Görüntüde eğim büyük olan yerlerde $M(x, y)$ 'nin değeri de doğal olarak büyük olacaktır. Kenarları teşhis etmek için, maksimum olmayanları yok etme işlemi uygulanır.

$M(x, y)$ değerleri 3x3 komşuluk ilişkisini veren bir maskeden geçirilir. Her (x, y) noktasında, merkez değer olan $M(x, y)$, her sektör tarafından iki komşusuyla karşılaştırılır. Eğer $M(x, y)$, komşu piksellerin değerlerinden büyük değilse $M(x, y)$ sıfır olarak kümelendir (Green, 2002). Yanlış kenar parçacıklarının sayısı bir eşik değeri kullanarak azaltılır. Eğer eşik değeri T , çok düşük seçilirse çıkış görüntüsünde yanlış kenar fazlalığı olur. Eğer T çok büyük seçildiğinde ise gerçek kenarlar da kaybolur.

Canny metodunda diğer yöntemlere göre daha ince bir kenar çıkarır. Ancak geniş piksel hatlardaki geçişlerde sıfır yoğunluk elde edilir. Yanlış kenar anlamına gelen doldurulmuş kenarlar oluşur. Bu yüzden yoğunluğu büyük olan uygulamalarda tercih edilir (Kang vd, 2006).

2.5.4. Vektör sıralama istatistiği ile gerçekleştirilmiş kenar dedektörleri

Renkli resimlerde kenar belirleme olarak en iyi bilinen yöntem vektör sıralamadır. Sıralama istatistiği, veriler içerisinde en yüksek değeri bulmada ve filtreleme konularında önemli rol oynar (Trahanias, 1996).

Çok boyutlu dizilerin işlenmesinde genel kullanılan yollar çeşitlidir. Bunlar sırasıyla kenar dizeleme (M-ordering), azaltılmış ve toplam dizeleme (R-ordering), kısmi dizeleme (P-ordering), ve şartlı dizeleme (C-ordering) şeklinde verilebilir. R-ordering metodu renkli resim işleme için diğer metotlardan daha çok tercih edilen metottur. X_i nin her bir boyuttaki incelemeleri, bir mesafe ölçütüne uyarlanarak, sayısal bir değere düşürülür. Bu metrik düzenlemede, belirlenen noktaya olan mesafe kullanılır. Bu mesafelerler büyüklüklerine göre sıralanma esasına dayanır (Barnett, 1976).

X_i , $i = 1, 2, \dots, n$ olabilir. Verilen n tane dizinin elemanları küçükten büyüğe doğru sıralanırsa,

$$X_{(1)} \leq X_{(2)} \leq \dots \leq X_{(n)} \quad (2.35)$$

şeklinde ifade edilir.

Bu sıralama sonucunda $X_{(i)}$, i 'nci değeri denir ve i 'nci dizi istatistiği şeklinde söylenir. $X_{(1)}$ minimum, $X_{(n)}$ maksimum ve orta değer $X_{\left(\frac{n}{2}\right)}$ değerleri dizi istatistisinin en önemli terimleridir. X_1, X_2, \dots, X_n vektör kümesinden X_i 'nin toplam mesafesini bulmak için mesafe metriği kullanılırsa,

$$d_i = \sum_{k=1}^n \|X_i - X_k\|, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.36)$$

vektör normu elde edilmiş olur. İfade de yer alan d_i 'nin sıralanmasıyla,

$$d_{(1)} \leq d_{(2)} \leq \dots \leq d_{(n)} \quad (2.37)$$

elde edilir. X_i 'nin de aynı sıralama ile sıralandığı ilişkisi kurulabilir.

$$X_{(1)} \leq X_{(2)} \leq \dots \leq X_{(n)} \quad (2.38)$$

Renkli görüntü bir vektör alanı gibi görülür, $f(x)$ fonksiyonu bir fark vektör şeklinde sunulmuştur. $f(x): Z^2 \Rightarrow Z^m$ Z tamsayılar kümesini ifade eder, genellikle $m=3$ alınır. Görüntü fonksiyonu f 'in içeriği olarak, aşağıdaki notasyon kullanılır.

$$W \subset Z^2 \quad x_i \in W \quad i = 1, 2, 3 \dots n$$

n : W 'nin pixel sayısını verir. $f(x_i)$ değeri X_i gibi gösterilmiştir.

$X_{(i)}$ Mesafe metriği kullanılarak oluşturulan toplam mesafenin R-ordering metoduna göre W penceresi içindeki i 'ninci düzenlenmiş vektörü olarak gösterilir.

Sonuç olarak $X_{(1)}$, W penceresi içinde ortalama vektör, $X_{(n)}$ ise dizi vektörleri içerisinde en yüksek dereceye sahip çıkış olarak belirtilir.

Önce, vektör sıralama istatistiği esas alınarak basit renk kenar belirleme detektörü tanımlanır. Bu kenar detektörüne “vektor range” adı verilir ve VR olarak anılır.

$$VR = |X_{(n)} - X_{(1)}| \quad (2.39)$$

VR , en yüksek dereceye sahip çıkış ile ortalama vektörün farkının nicel bir ifadesi şeklinde gösterilir. Sonuç olarak birbirine çok yakın olan vektörlerde yani aynı alanlarda, çok küçük olacaktır. VR 'nin sonucu, bir eşik değerine tabi tutulursa gerçek bir kenar elde edilmiş olacaktır. VR , ideal renk kenarlarında geniş kenarlar sunma sakıncası ile birlikte gürültüye karşı hassasiyeti vardır (Trahanias, 1996).

Çizelge 2.'de yukarıda anlatılan kenar belirleme yöntemlerinin genel mantığından bahsedildikten sonra üstünlük ve sakıcaları hakkında genel yaklaşımlara yer verilmiştir.

Çizelge 2. Kenar belirleme yöntemlerine genel bakış

Kenar Belirleme Teknikleri	Metodun Tanımlanması	Avantajları	Dezavantajları
Eğim Kenar Detektörleri	Matematiksel olarak iki değişimli bir fonksiyonun eğimi, iki boyutla gösterilmiş her bir görüntü noktasının yatay ve dikey yönlerdeki türevleridir. Kullanılan maskenin içindeki ağırlık değerlerine göre Robert Sobel ve Prewit şeklinde çeşitlendirilebilir.	1.Eğim tahmininde katsayıların tam sayı haline getirmede kullanılır. 2.Belirli görüntülerde iyi çalışır ve hızlıdır. 3.Algoritmaları basit yapıda olduğundan uygulaması kolaydır.	1.Operatörler görüntü eğiminin tahmin safhasında hatalı tahminler yapar. 2. Kirliliğe karşı hassastırlar. 3. Diğer yöntemlere göre kenarlar daha kalındır.
Sıfır Geçiş (İkincil türev) Detektörleri	Birinci türevde pik yapan noktalar belirlenecek ve sonra ikinci türev içinde ise sıfır çaprazlama işlemi yapılarak kenar bilgisine kavuşulmasıdır.Laplas ve LoG (Laplacian of Gauss) şeklinde iki çeşide ayrılır.	1.Klasik eğim ile kenar bulma yöntemlerine göre daha ince yapıya sahiptir. 2.Kenar bulma özelliğinin güçlü olmasının yanında büyük yerel alanları da hesaba katma özelliği de mevcuttur. 3.Gauss filtrelemesi kullanıldığı için kirlilik oranı da azdır LoG (Laplacian of Gauss)	1. Düzeltme işlemi yapıldığında keskin köşeler kaybolmasının yanında ikinci türev alma işlemi kenar yönlerini de ortadan kaldırmıştır. LoG (Laplacian of Gauss) 2.Kirlilik oranı fazladır.(Laplas)
Gaussian Kenar Detektörleri (Canny)	Gaussian filtresiyle görüntüyü düzeltme işleminden sonra eğim büyüklüğünü ve kısmi türevler için yönleri belirlemek gelir. Maksimum olmayanları gizli tutma uygulaması ve bağ kenarlarını belirlemek için çift eşik değer kullanılır.	1.Canny metodunda diğer yöntemlere göre daha ince bir kenar çıkarır. 2. Kirlilikler yukarıdaki iki yönteme göre de azaltılmıştır. 3. Yanlış kenarlar elime edilmiştir.	1.Geniş piksel hatlardaki geçişlerde sıfır yoğunluk elde edilir. Bunun anlamı yanlış kenar anlamına gelen doldurulmuş kenarlar oluşur.
Vektör Sıralama İstatistiği İle Gerçekleştirilmiş Kenar Detektörleri	Mesafe metriği kullanılarak oluşturulan toplam mesafenin R-ordering metoduna göre W penceresi içindeki dizelenir. Bu dizilerde fark alma çeşitlemeleri yapılarak kenar belirleme işlemi yapılır.	1.Kirlilik içeren piksellerin düzeltilmesini sağlar, rampa kenarlarda iyidir	1.Kısa sürekliliği olan kirliliklere karşı duyarsız

3. BAĞINTI MATRİSİNE DAYALI BÖLGE AYRIŞTIRMASI VE KENAR ALGILAMA

Bu tez çalışmasında, üç boyutlu renk uzayına sahip olan görüntüler, bağıntı matrisi yardımıyla tek boyutlu renk uzayına dönüştürülerek, benzeşim görüntüsü elde edilir. Tek boyutlu görüntünü elde edilme işlemi, “Benzeşim görüntüsünün elde edilmesi” bölümünde açıklanmıştır. Daha sonra, bölgelere ayrıştırma ve kenar belirleme işlemi benzeşim görüntüsü üzerinde, eş zamanlı olarak yapılır. Bu safha, tez çalışmasının ikinci ana bölümünü oluşturur. Tez çalışmasının iki ana bölüme ayırarak, yöntemin inceleme ve değerlendirilmesinin daha kolay olacağı düşünülmüştür. Bu bölümler;

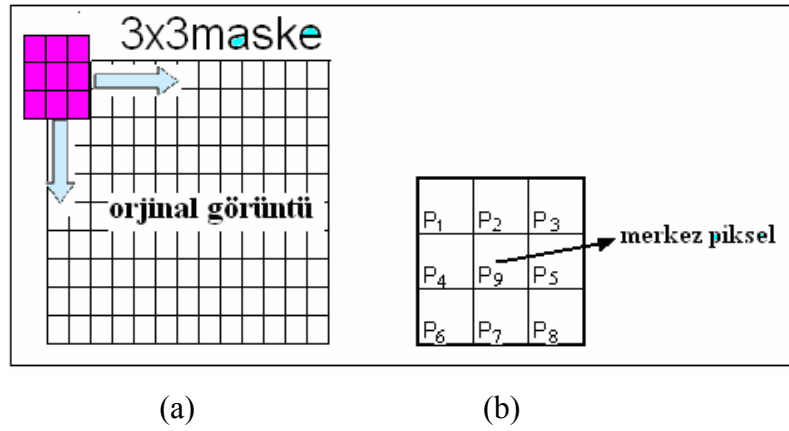
- Benzeşim görüntüsünü elde etmek,
- Benzeşim görüntüsü üzerinde ayrıştırma ve kenar belirleme işlemi yapmak.

3.1. Benzeşim görüntüsünün elde edilmesi

Benzeşim görüntüsü, piksellerin renk özelliklerini kullanarak elde edilen gri seviye görüntüsü şeklinde tanımlanabilir. Pikseller arasındaki renk fark değerlerinin analizi sonucu çıkan siyah-beyaz şeklindeki görüntü, üç boyutlu renk uzayındaki görüntü bilgilerini tek boyutlu özelliğe dönüştürme işlemi yapar. Bu özellikten faydalanılarak gerçek görüntü üzerinde tanımlama ve sınıflandırma amaçlarına

ulaşmaya çalışılan kenar belirleme ve bölgelere ayırma gibi işlemler yapmak mümkün olur.

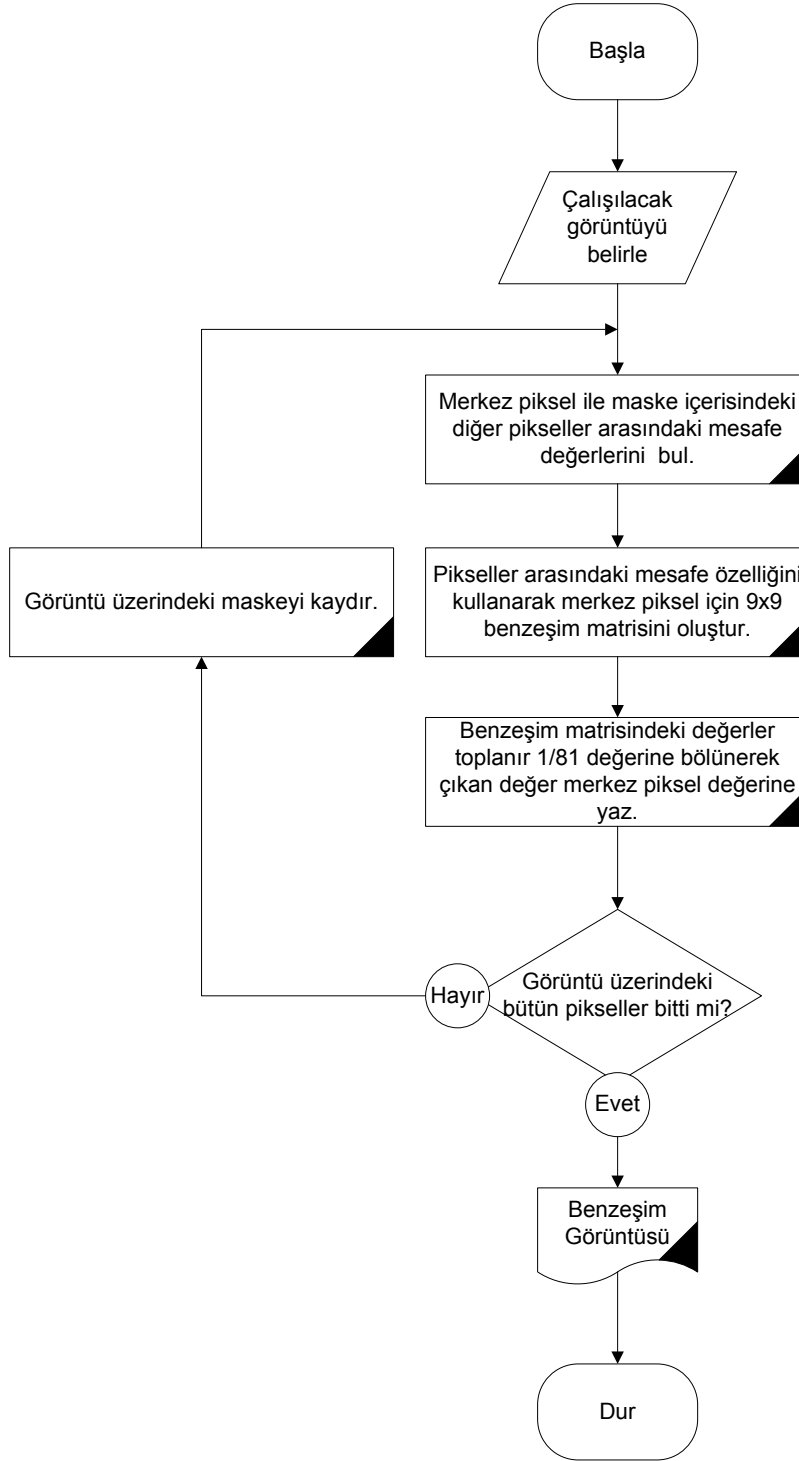
Uygulanan algoritma ışığında ilk olarak yapılacak işlem görüntü üzerinden 3x3'lük bir maske geçirmektir. Şekil 3.1.(b)'de görüldüğü gibi maskenin P_9 ile gösterilen piksel, merkez pikseli oluşturur. Maskenin hareketi Şekil 3.1.(a)'daki gösterim de görüldüğü gibi her merkez pikselin ortalama benzeşim değeri bulunduğundan sonra gerçekleşir. Maske, yatay eksenindeki son merkez pikselin ortalama benzeşim değerini hesapladıktan sonra bir alt satıra geçer. Bu hareket gerçek görüntünün sağ alt köşesindeki son piksele kadar devam eder.



Şekil 3.1. Maskenin görüntüdeki yeri ve merkez pikselin maskedeki konumu.

(a) Maskenin görüntü üzerindeki hareketi (b) Maske içerisindeki merkez pikseli

Şekil 3.2.'deki benzeşim algoritmasına göre maske içerisinde bulunan merkez piksel için çeşitli işlemler yapılır. Bu merkez piksel için yapılan işlemlerin amacı, bağıntı matrisini elde etmek ve bu matrisin ortalama değerini alarak benzeşim görüntüsünde merkezi pikselin bulunduğu adrese bu ortalama değeri yazmaktır.



Şekil 3.2. Benzeşim görüntüsü algoritması.

Bağıntı matrisi, maske içerisindeki piksellerin birbirleriyle olan benzeşim değerlerinden oluşur. Bu benzeşim değerlerini bulmak için yaygın bir şekilde mesafe

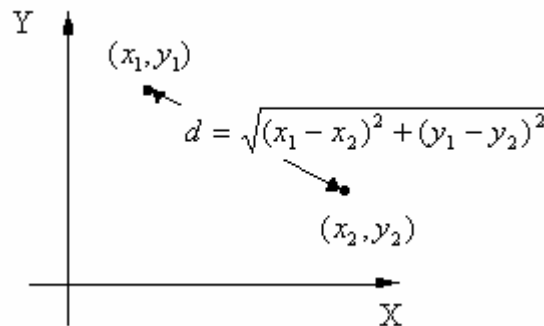
bulma fonksiyonları esas alınmıştır. Bu bağlamda, bağıntı matrisini elde etmek için maske içerisindeki piksellerin öncelikle aralarındaki mesafeler bulunmalıdır.

Yukarıda amaçlanan benzeşim görüntüsünü elde etmek için, Şekil 3.2.'deki algoritma sırasına göre mesafe ve benzeşim ölçümü anlatılmıştır. Özellikle benzeşim ölçüm yöntemleri uygulamada ayrı çalışılarak özellikleri ve karşılaştırmaları bir sonraki bölüme bırakılmıştır. Bu bölümde son olarak maskedeki piksellerin arasındaki benzeşim özellikleriyle oluşturulan bağıntı matrisine yer verilmiştir.

3.1.1. Mesafe ölçümü

Geometride iki nokta arasındaki mesafe, aralarındaki doğru parçasının uzunluğu şeklinde tanımlanır. Noktalar, Şekil 3.3.'de görüldüğü gibi (x_1, y_1) ve (x_2, y_2) şeklinde kabul edilir ise, x-y uzayı içerisinde bu noktalar arasındaki mesafe aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$d = \sqrt{(\Delta x)^2 + (\Delta y)^2} = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (3.1)$$



Şekil 3.3. x-y uzayında mesafe tanımlaması.

R^n Öklid uzayı içerisinde mesafe ölçümlerine “Minkowski distance” denir, p norm sayısını belirtmek şartıyla, genel ifadesi aşağıdaki şekilde tanımlanır:

$$d = \left(\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^p \right)^{1/p} \quad (3.2)$$

Sayısal görüntü işleme alanında Minkowski mesafesi norm özelliğine göre Çizelge 3.’de özellikleriyle beraber tanımlandığı gibi üç farklı yöntemle elde edilir.

Çizelge 3. Minkowski mesafe ölçüm yöntemleri.

<p>1-normlu mesafe: Bina bloklarından oluşmuş bir şehirde bir araba çok farklı yollardan gidebilme özelliği kullanıldığı için City-block ve Manhattan mesafesi olarak da adlandırılır. İki nokta arasındaki hat parçalarının izdüşümlerine uzunluklarının toplamı şeklinde ifade edilir.</p>	$d = \sum_{i=1}^n x_i - y_i $
<p>2-normlu mesafe: Pisagor teoreminin iki ve daha çok boyutlarda genelleştirilmiş durumudur. Bu yüzden de Pisagor metriği ve Öklid mesafesi olarak da anılmaktadır.</p>	$d = \left(\sum_{i=1}^n x_i - y_i ^2 \right)^{1/2}$
<p>Sonsuz normlu mesafe: Vektör uzayı içindeki iki nokta arasındaki Chebyshev mesafesi, koordinat boyutlarıyla oluşan farkların arasındaki en büyük mesafeye denir. Chebyshev ve Chessboard mesafesi olarak da anılır.</p>	$d = \lim_{p \rightarrow \infty} \left(\sum_{i=1}^n x_i - y_i ^p \right)^{1/p}$ $d = \max(x_1 - y_1 , x_2 - y_2 , \dots, x_n - y_n)$

Yukarıda Çizelge 3.’de verilen mesafe ölçüm yöntemlerini görüntü işleme de kullanmak için nokta kavramları yerine piksel yer almıştır. Her piksel içerisinde

kırmızı, mavi ve yeşil renkleri kullanılan RGB renk modeli ile tanımlandığı hatırlanırsa, pikseller arasındaki mesafe, iki pikselin renkleri arasındaki geometrik fark şeklinde tanımlanır.

$P_i(R_i, G_i, B_i)$ ve $P_j(R_j, G_j, B_j)$ şeklinde iki piksel arasındaki mesafeyi yukarıda verilen mesafe yöntemlerine uygularsak aşağıdaki sonuçlar elde edilir.

City-block mesafesi:

$$d_{ij} = |R_i - R_j| + |G_i - G_j| + |B_i - B_j| \quad (3.3)$$

Öklid mesafesi:

$$d_{ij} = \sqrt{(R_i - R_j)^2 + (G_i - G_j)^2 + (B_i - B_j)^2} \quad (3.4)$$

Chessboard mesafesi:

$$d_{ij} = \max(|R_i - R_j|, |G_i - G_j|, |B_i - B_j|) \quad (3.5)$$

Yukarıda verilen d_{ij} uzaklık değerlerinin bazı özellikleri taşımaları gerekir.

Bunlar kısaca şöyle sıralanabilir.

- $d_{ij} = d_{ji}$ simetri özelliği,
- $d_{ij} \geq 0$ negatif olmama özelliği
- $d_{ij} = 0$ $i=j$ iken tanım özelliği (Tombak, 1996).

Yukarıda renkli resimler için verilen ölçüm yöntemlerinden Öklid mesafesi, çalışmamızda tercih edilen yöntemdir. City-block mesafe piksellerdeki mutlak değerlerinin farkları olduğu ölçüm sonucu Öklid mesafesine göre daha büyük değerlerde karşımıza çıkar. Bu anlamda Öklid mesafesi için en kısa yolu

veren ölçüm yöntemi benzetmesi yapmak mümkündür. Chessboard mesafesinde ise bütün değişkenlerin farklarının mutlak değerlerinin en büyük değeri alır. Böylece mesafe olarak var olan bilginin çoğu alınmaz. Bundan dolayı piksellerin birbirleriyle olan ilişkilerinden uzaklaşır, dolayısıyla sağlıklı sonuçlar vermez.

3.1.2. Maske içerisindeki piksellerin benzeşim değerlerinin bulunması

Benzerlik, tarihsel süreç içerisinde psikolojinin ilgi alanında yer alan temel bir kavramdır. Psikoloji de algısal ve kavramsal nesnelere uyarıcı denir. Benzerlik, uyarıcılar arasındaki aynı olma özelliğini inceleyen bağa denir. Geçmiş tecrübelerden elde edilen referans uyarıcı ile yeni uyarıcıların tanınma ve sınıflandırmasında benzerlik kavramı önemli yer tutar. Günlük yaşam içerisinde benzer nesnelere sınıflandırıldığı veya benzer grupların ayırt edildiği durumlarda sık sık karşılaşırız. Bu yüzden benzerlik ölçümü iki grup arasında veya iki nesne arasında benzerlik derecesine karar vermek için çok önemli bir araçtır (Demirci, 2006).

İki nesnenin seçilen değişkenler bakımından benzerliklerine bakılmak istendiğinde mesafe ve benzerlik ölçütlerinden herhangi biri kullanılabilir. Ancak, bu ölçütlerden elde edilen değeri yorumlarken şu kurala dikkat edilmelidir; “Benzerlik ölçütü kullanılarak elde edilen değer küçük ise iki nesne birbirine benzemez, büyük ise birbirine benzerdir. Mesafe ölçütleri kullanılarak elde edilen değer küçük ise iki nesne birbirine benzer, büyük ise birbirine benzemezdir.” (Tombak, 1996)

Benzeşim kavramına matematiksel olarak bakılırsa iki ifade arasındaki benzer özellikleri sayısal olarak ifade etme şeklinde tanımlanır. Benzeşim, özellik

uzayı içerisinde yer alan özellik vektör parçalarının birbirleriyle olan ilişkisini inceler. Benzeşim kavramı matematiksel olarak iki ölçüm yöntemi ile incelenebilir.

- Benzeşim ölçümü, vektör parçalarının skaler çarpımlarının vektör boylarına bölünmesi ve kosinüsü değeri alınarak bulunur. Verilen x_i ve x_j aynı boyuttaki vektör parçalarının skaler çarpımları denklem (3.6) ve benzeşim değeri denklem (3.7) de verilmiştir.

$$x_i^T x_j = \sum_{m=1}^M x_{i,m} \cdot x_{j,m} \quad (3.6)$$

$$S(x_i, x_j) = \text{Cos}(\alpha) = \frac{x_i^T x_j}{\|x_i\| \cdot \|x_j\|} \quad (3.7)$$

- İkinci yöntemde benzeşim ölçümü, vektör parçalarının arasındaki mesafe bulunur, bu metrik değer genel bir fonksiyon içerisinde değerlendirilir. Vektör parçaları arasındaki mesafe, denklem (3.4) de verilen mesafe yaklaşımı kullanılarak bulunur ve aşağıda verilen genel fonksiyonlara uygulanarak benzeşim ölçümü yapılır (Demirci, 2006).

$$S(i, j) = 1 - \frac{d_{ij}}{D} \quad (3.8)$$

$$S(i, j) = \exp\left(\frac{-d_{ij}}{D}\right) \quad (3.9)$$

$$S(i, j) = \exp\left(\frac{-d_{ij}^2}{D}\right) \quad (3.10)$$

Denklem (3.8),(3.9) ve (3.10)'da verilen D değeri normalleştirilme katsayısıdır. Hesaplamaya geçmeden önce değişkenlerin ölçüm biçiminin yeniden gözden geçirilmesine gereksinim olup olmadığına karar verilmesi gereklidir. Bu bağlamda benzeşim ölçümünün dağılım aralığı (0,1) seçilmiştir. Yani benzeşim değerlerinin sonuçlarında maksimum değer 1, minimum değer ise 0 olmaktadır. Herhangi bir veri grubu için benzerlik ölçütünü yine hesaplamadan önce değişkenlere ilişkin değerler, ilgili değişkenin standart sapmasına, dağılım aralığına, ortalamasına veya maksimum değerine bölünerek standartlaştırılabilir (Tombak, 1996). Bu bağlamda normalleştirilmiş katsayı D değeri renk bilgisi 1-255 aralığında seçilebilir. Özellikle denklem (3.8)'deki lineer fonksiyonda benzeşim değerini (0,1) aralığında bulunabilmesi için D değerinin 255 seçilmesi daha uygundur.

Yukarıda denklem (3.8), (3.9) ve (3.10)'da verilen benzeşim ifadelerinin mesafe ile değişimi aşağıda grafikler ile incelenmiştir. Bunun yanında her bir fonksiyonda D katsayısının etkisini görebilmek ve en uygun D aralığını tespit etmek için grafikler farklı D katsayıları için tekrarlanmıştır.

Denklem (3.8)'e göre benzeşim karakteristiği Şekil 3.4. de, D değeri 255 için verilmiştir. Pikseller arasındaki mesafenin büyük ve D değerinin küçük seçilmesi gibi uygulamalarda benzeşim aralığı sıfırın altına inecektir. Bundan dolayı da hatalı ölçüm sonuçlarını doğuracaktır. Pikseller arasındaki mesafe azaldıkça doğrusal olarak da benzeşim değerinin artması en önemli özelliğidir.

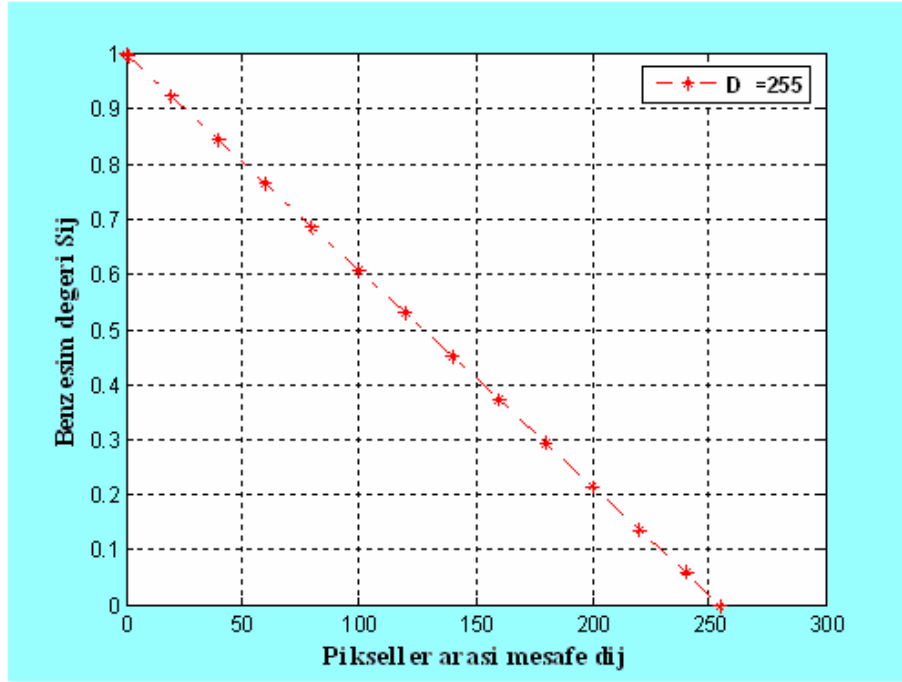
Denklem (3.9)'daki benzeşim karakteristiği Şekil 3.5. de D değeri 1, 32, 64, 128 ve 255 için verilmiştir. Üssel fonksiyonun en önemli özelliği mesafe değişim oranı ile benzeşimin değişimi lineer fonksiyonda olduğu doğrusal sabit değişimler

göstermez. Yani pikseller arasındaki mesafe büyüdükçe benzeşimdeki azalma oranı daha büyük değişimlerle gerçekleşir.

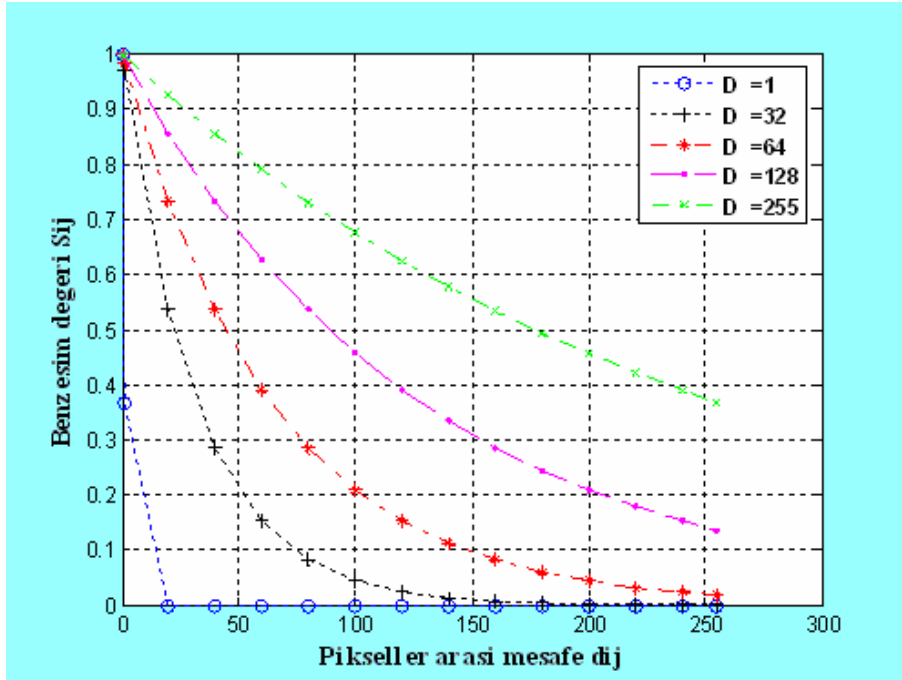
Bunun yanında D değerinin çok küçük veya çok büyük seçildiği uygulamalarda benzeşim değerinde hatalı sonuçlar doğurur. Örneğin çok küçük seçildiğinde renk çeşitliliği bol olan görüntülerde (pikseller arası mesafenin fazla olduğu görüntüler) benzeşim değeri sıfıra yakın değerler alacağından gürültü miktarı fazla bir benzeşim görüntüsü verir. Yine çok büyük bir D değerinde ise benzeşim değerleri bire yakın değerler alacağından beyaz bir görüntü elde edilecektir ki kenar belirleme işlemi güçlü olmayacaktır.

Denklem (3.10), denklem (3.9)'a benzerdir. Ayrım noktası gauss fonksiyonunda d_{ij}/D değerinin karesi alınmıştır. Bu eşitliğin benzeşim çıkış karakteristiği de bu anlamda üssel fonksiyona benzerdir. Ancak Şekil 3.6 dikkatle incelendiğinde küçük mesafelerdeki değişimlerde benzeşimin değişimi yavaş olduğu gibi büyük mesafelerdeki değişimlerde de benzeşimin azalma oranında yavaştır.

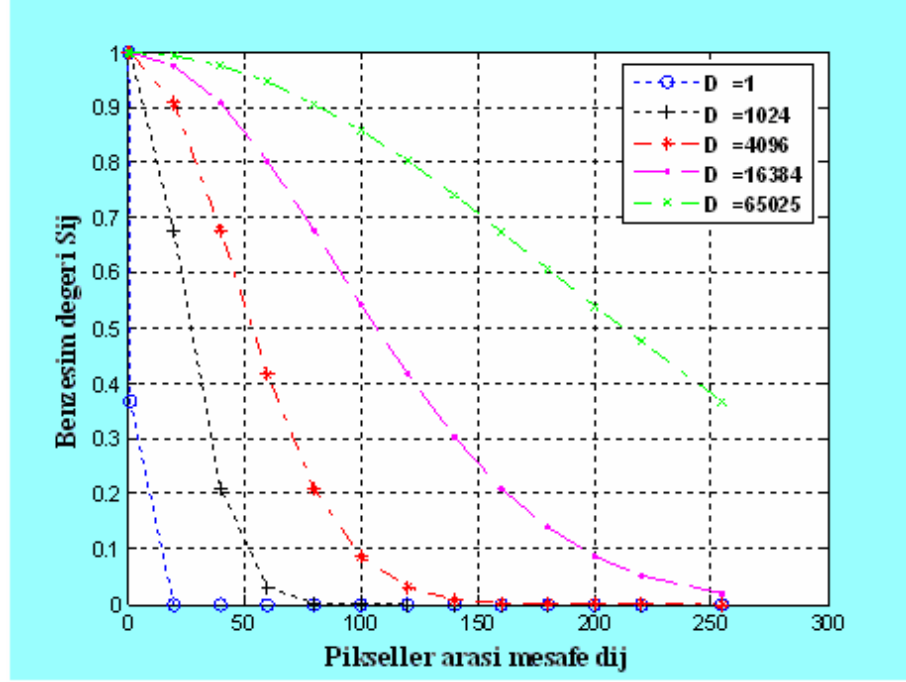
Son olarak D değerini orta bir değer olan 128 için üç eşitlik için benzeşim karakteristikleri çizdirilecek olursa, Şekil 3.7.(a)(b) ve (c)'deki grafikler elde edilir. Özellikle gauss fonksiyonunun daha esnek bir yapıya sahip olduğu görülmektedir. Lineer fonksiyonunun (0,1) dağılımını bozduğu görülmektedir. Üssel fonksiyon için en uygun değer 128 değerinin altında seyretmelidir.



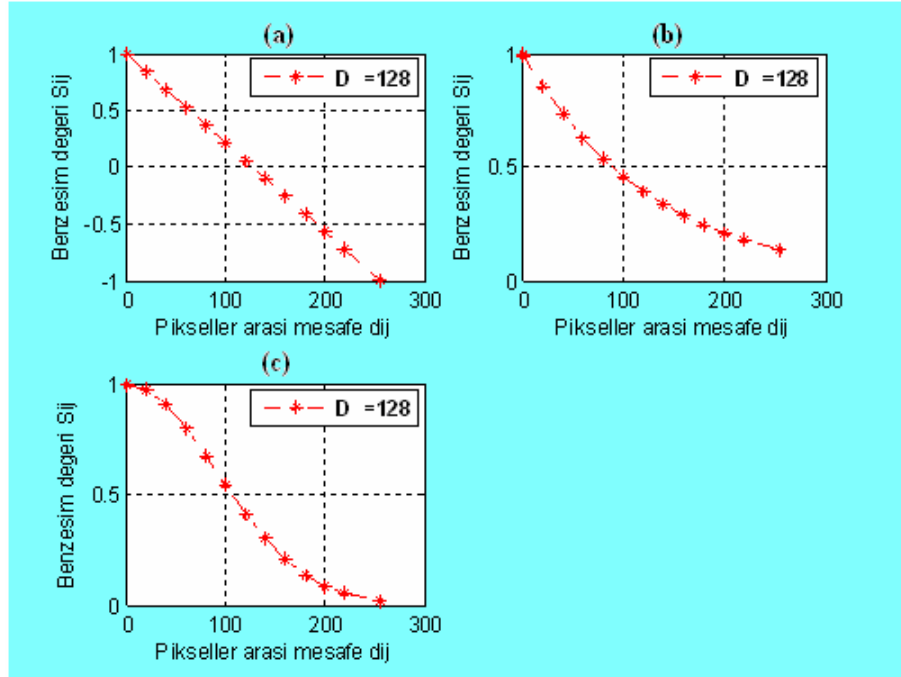
Şekil 3.4. Lineer fonksiyon kullanılarak elde edilen benzeşim grafiği.



Şekil 3.5. Üssel fonksiyon kullanılarak farklı D değerlerinde benzeşim grafiği.



Şekil 3.6. Gauss fonksiyon kullanılarak farklı D değerlerinde benzeşim grafiği.



Şekil 3.7. Ortak D değeri için benzeşim fonksiyonlarına genel bir bakış.

(a) Lineer fonksiyon (b) Üssel fonksiyon (c) Gauss fonksiyon ile benzeşim eğrileri

Çizelge 4. de, pikseller arasındaki mesafe ile denklem (3.8),(3.9) ve (3.10) da yer alan benzeşim fonksiyonlarının oluşturmuş olduğu karakteristik eğrilerinin genel özellikleri özetlenmiştir. Pikseller arasındaki mesafe azaldıkça doğrusal olarak da benzeşim değerinin artması lineer fonksiyonun en önemli özelliği olurken, pikseller arasındaki mesafe büyüdükçe benzeşimdeki azalma oranı daha büyük değişimlerle gerçekleşmesi üssel ve gauss fonksiyonlarının özelliğidir.

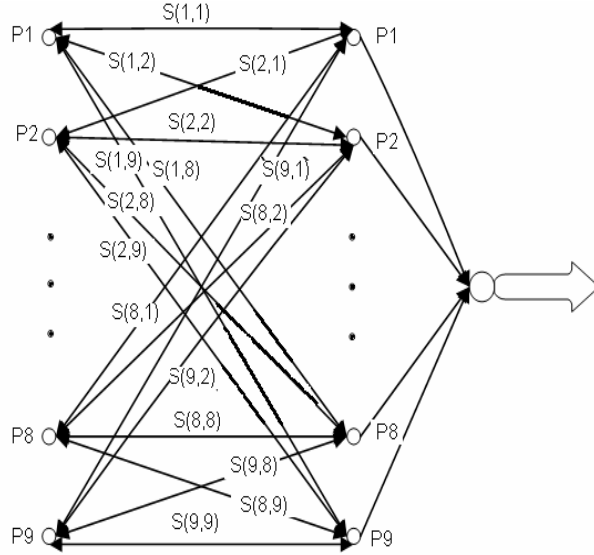
Çizelge 4. Benzeşim fonksiyonları ve genel özellikleri.

<p>1-Lineer fonksiyon: Pikseller arasındaki mesafe azaldıkça doğrusal olarak da benzeşim değerinin artması en önemli özelliğidir. D değerinin küçük seçilmesi durumunda hatalı sonuçlar oluşabilir.</p>	$S(i, j) = 1 - \frac{d_{ij}}{D}$
<p>2-Üssel fonksiyon: Yani pikseller arasındaki mesafe büyüdükçe benzeşimdeki azalma oranı daha büyük değişimlerle gerçekleşir. Esnek bir yapıya sahip çıkış verir. D değerinin çok büyük olan uygulamalarda kenar zayıflar.</p>	$S(i, j) = \exp\left(\frac{-d_{ij}}{D}\right)$
<p>3-Gauss fonksiyonu: Küçük mesafelerdeki değişimlerde benzeşimin değişimi yavaş olduğu gibi büyük mesafelerdeki değişimlerde de benzeşimin azalma oranında yavaştır. Esnek yapıya sahip bir çıkış verir. D değerinin çok büyük olan uygulamalarda kenar zayıflar.</p>	$S(i, j) = \exp\left(\frac{-d_{ij}^2}{D}\right)$

3.1.3. Bağlantı matrisi ve ortalama benzeşim değerinin bulunması

Maske içerisindeki piksellerin benzeşim değerleri Çizelge 4.'de verilen fonksiyonlardan biri kullanılarak bulunur. Şekil 3.8.'de görüldüğü gibi 9 piksel kendileriyle ve komşularıyla beraber bir benzeşim ağı oluşturur. Piksellerin birbirleriyle olan bu ağ 9x9'luk bir matris şeklinde matematiksel olarak ifade

edilebilir. Benzeşim özellikleri kullanılarak kenar belirleme ve bölge ayrıştırma işlemi yapılacağından bu matrise, bağıntı matrisi adı verilir.



Şekil 3.8. Maske içerisindeki piksellerin benzeşim ağı.

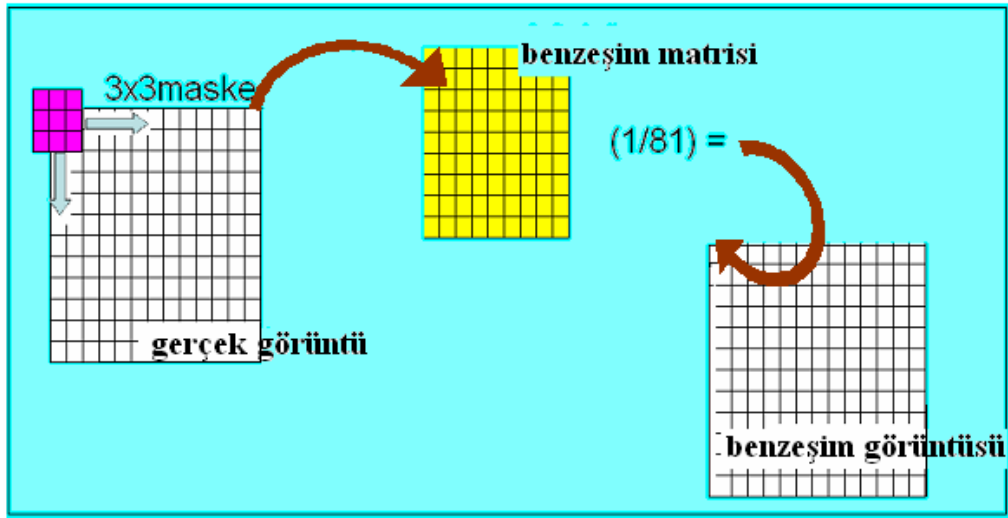
$$\begin{bmatrix} S(1,1) & S(1,2) & \dots & S(1,9) \\ S(2,1) & S(2,2) & \dots & S(2,9) \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ S(9,1) & S(9,2) & \dots & S(9,9) \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

Denklem (3.11)'deki bağıntı matrisinin aritmetik ortalaması alınarak, merkez piksel için benzeşim görüntüsünde yer alacak olan benzeşim değeri hesaplanır. Bağıntı matrisinin aritmetik ortalaması matrisdeki elemanların toplamının eleman sayısına bölümüdür. Bunun için denklem (3.12)'daki eşitlik kullanılarak bulunur.

$$S_{\text{merkez}} = \frac{1}{81} * \sum_{i=1}^9 \sum_{j=1}^9 S_{ij} \quad (3.12)$$

Artık maske içerisindeki merkez piksel için yapılan işlemler bitmiş, ortalama değer bulunmuştur. Bu değer, merkez pikselin gerçek görüntüdeki adresi dikkate alınarak yeni oluşturulan benzeşim görüntüsüne atanır. Bu işlem gerçek görüntüdeki sağ alt köşedeki son pikselin benzeşim değeri bulununcaya kadar devam eder.

İlk bölümü Şekil 3.9.'da da gösterildiği gibi özetlenirse; gerçek görüntü üzerinde 3x3 maske gezdirilerek merkez piksel için pikseller arası mesafe bulma yöntemleri kullanılarak benzeşim değerleri bulunur. Merkez piksel için 9x9'luk benzeşim bağıntı matrisi oluşturulur. Elde edilen bağıntı matrisinin ortalama değeri bulunarak ilgili piksel değerine kaydedilir.



Şekil 3.9. Benzeşim görüntüsünün elde edilmesi.

3.2. Benzeşim görüntüsü üzerinde ayrıştırma ve kenar belirleme

Şekil 3.10'daki algoritma çalışmanın ikinci safhasını oluşturmaktadır. Bu bölümde birbirleriyle sadece benzeşim piksellerinin incelenmesinde ortak hareket

eden iki farklı amaçtan bahsetmek mümkündür. Bunlar; kenar belirleme ve bölge ayrıştırma. Bundan dolayı amaçlanan işlemler aynı algoritma içerisinde incelenmiş olup tamamen birbirinden bağımsızdır (Demirci ve Katircioğlu, 2007).

3.2.1. Kenar belirleme

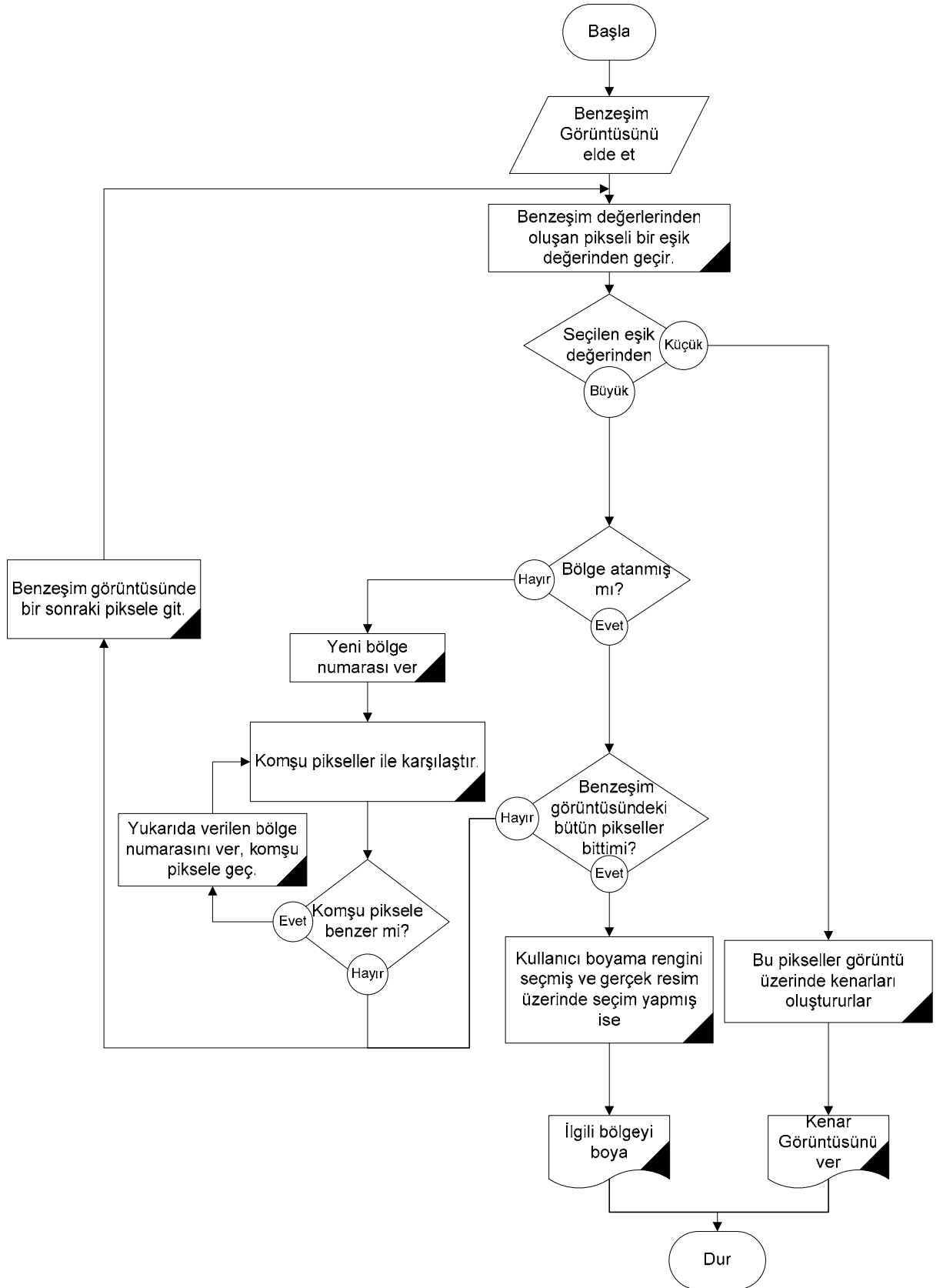
Kullanılan metotta, benzeşim görüntüsünü kullanarak kenar belirleme ve bölge ayrıştırma işlemi yapılmıştır. Şekil 3.10.'daki algoritmada görüldüğü gibi ilgili pikselin görüntü içerisinde bir bölge içinde mi veya bölgeler arasında bir kenarda mı sorusuna cevap verilmesi gerekir. Bunun için benzeşim görüntüsündeki her piksel bir eşik değerden geçilir.

Eğer $S_{ij} > S_{T,k}$ kenar olma özelliği yoktur, bir bölge içinde yer almalıdır.

Eğer $S_{ij} \leq S_{T,k}$ ise kenardır. (3.13)

S_{ij} değerinin $S_{T,k}$ değerinden küçük olması, çevresiyle benzer olmadığı anlamına gelir. Benzer olmama veya başka bir ifade ile keskin değişimlerin var olması kenar özelliğini ortaya çıkarır. Bundan dolayı bir piksel için kenar tanımlaması yapılmış ise, bölge belirleme işlemine ilgili piksel sokulmamıştır. Bu özelliğe uyan çevresiyle benzer olmayan gürültülü pikselleride, kenar tanımlamasına girer. Bu dezavantajı ortadan kaldırmak için, çalışma içerisinde iki farklı yol denebilir.

1. D değerini, denklem (3.8)(3.9) ve (3.10) için yüksek tutarak,
2. $S_{T,k}$ eşik değerini küçük tutarak.



Şekil 3.10. Benzeşim görüntüsünde ayrıştırma ve kenar belirleme algoritması.

3.2.2. Bölge ayrıştırma

Bölge ayrıştırma işlemi, benzeşim görüntüsüne bölge büyüme algoritmasını uygulayarak gerçekleştirilmiştir. Bölge büyüme algoritmasından önce ilk yapılması gereken, gerçek görüntü boyutlarında oluşturulmuş bir diziye -1 değerini atamak ve bir önceki kenar belirlemede kullanılan pikselleri devre dışı bırakmaktır. Kenar olarak atanmamış ilk piksel kaynak baz olarak alınır. Bu pikselin -1 bölge ataması yerine 1 değeri ile değiştirilir. Bundan sonra bitişiğindeki piksel değerleri ile, (0,1) aralığında değişebilir bir kriter üzerinden karşılaştırma yapılır. Bölge büyümede 8 komşuluk ilişkisi esas alınarak bitişik piksellerde karşılaştırma yapılmıştır. Yapılan çalışmada, iki pikselin karşılaştırma kriteri olarak denklem (3.14) kullanılmıştır. Bu eşitlikteki $S_{T,b}$ eşik değerinin çok küçük seçilmesi bölge sayısını artırır ve sonuçta bir nesne içerisinde çok küçük bölgeler oluşmasına neden olur. Eşik değerinin çok büyük seçilmesi ise görüntüde bölge sayısını düşürür, nesnelerin karışmasına yol açar. Bundan dolayı bu değer [0,1] aralığında ayarlanabilir özelliği verilerek bölge ayrıştırmadaki etkisi vurgulanmaya çalışılmıştır.

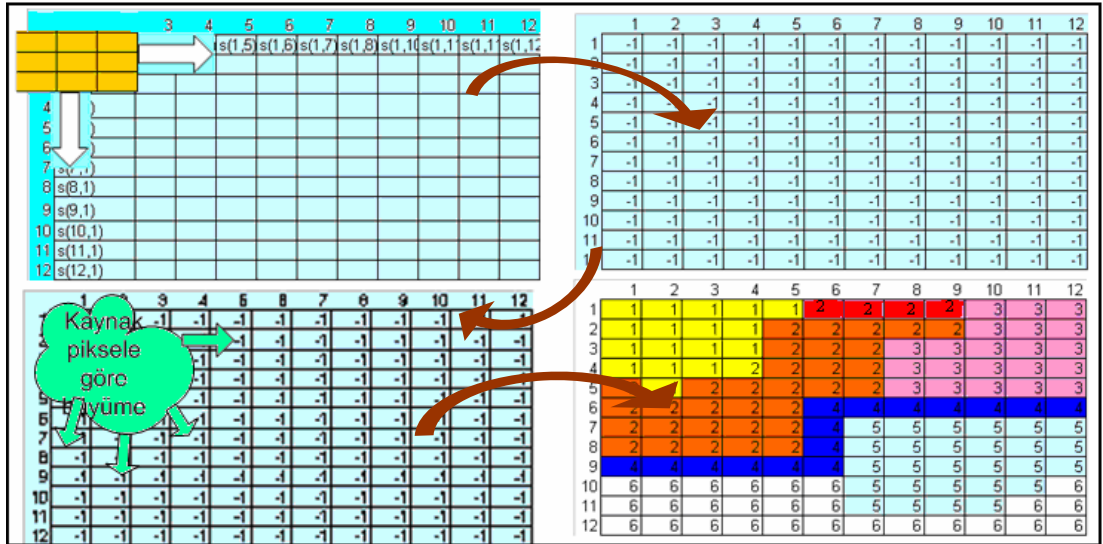
$$fark = |S_{kaynak} - S_{komsu}|$$

$$if (fark \leq S_{T,b}$$

{return 1;} Bu komşu piksel, bölge içindedir.

else {return 0;} Bu komşu piksel, bölge içinde değildir. (3.14)

Eğer katılan piksel kaynak piksele benzer ise o bölgenin bölge numarasını alır, değil ise benzeşim görüntüsündeki bir sonraki komşu piksele gidilerek büyümede aynı karşılaştırma tekrarlanır. Oluşan bölge çevresindeki bütün piksellerin benzer olmadığı durumda bölge büyümesi sonlandırılmıştır. Bundan sonra yapılacak işlem yeni bir bölge için yeni bir kaynak piksel atamaktır. Kaynak piksel, bir önceki büyümenin bittikten sonra gelen ilk farklı pikselin değeri seçilerek yapılır. Bu yeni kaynak piksel üzerinde yeni bir bölge ataması yapılarak bitişik pikseller ile ilişkisi irdelenir. Algoritmanın dinamik en önemli özelliklerden biride eğer büyüme esnasında bitişik pikselleri irdelerken daha önce -1 den farklı bir bölge ataması yapılmış bir pikselle karşılaştığında onu da kenar belirleme de kullanılan pikseller gibi işleme katmama özelliğidir. Görüntünün içindeki bütün pikseller bitinceye kadar bu işlem devam eder (Demirci ve Katircioglu, 2007).



Şekil 3.11. Bölge büyüme algoritmasının şekilsel gösterimi.

Şekil 3.11. de görüldüğü gibi kullanılan algoritma da kaynak piksel seçimi ve bölge numarası atama işlemi otomatik olarak gerçekleşmiş olur. Fare ile

görüntüdeki istenilen bir noktaya tıkladığında, o bölgenin boyanması gerçekleşerek bölgelere ayrıştırma işleminin sonucunun gözlemlenmesi sağlanmıştır.

3. 3. Geliştirilen bölge ayrıştırma ve kenar algılama programı

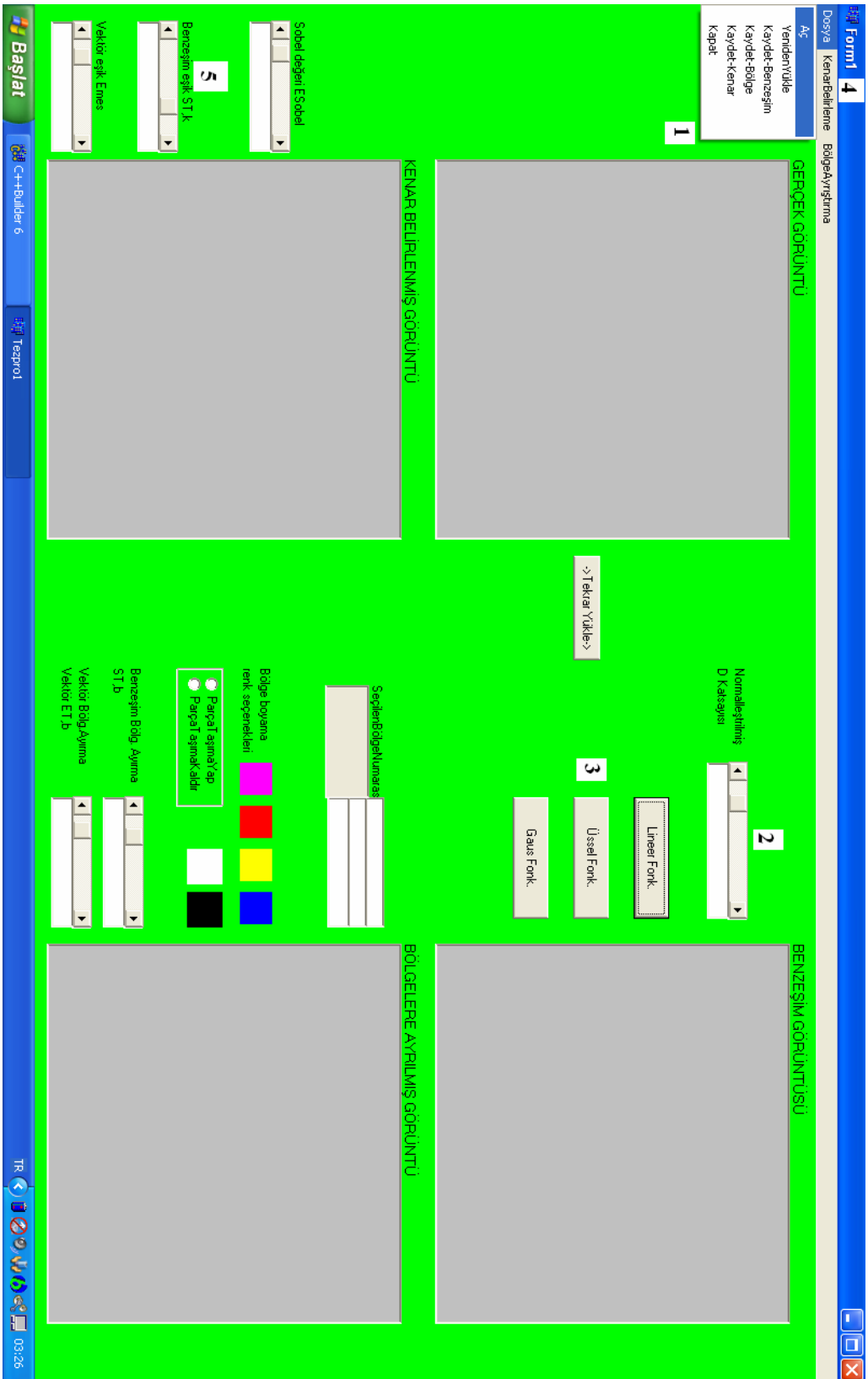
Önerilen metodun program içerisinde çalıştırmak için öncelikli olarak menüler araç çubuğundaki “Dosya” menüsünden işlemlere sokulacak olan görüntünün seçilmesi gerekir. Şekil 3.12.’de görüldüğü üzere yapılması gereken ikinci işlem D değerinin ayarlanmasıdır. Benzeşim görüntüsünü hangi fonksiyonda gerçekleştirmek isteniyorsa 3 numaralı gösterilen bölümde tercih edilmelidir. Buraya kadar olan bölüm hem kenar belirleme işleminde hem de bölge ayrıştırmada yapılması gerekir. Benzeşim görüntüsü çalışma sayfasının sağ üst tarafında yer alır ve değişimini etkileyen iki önemli unsur D değeri ve kullanılacak olan fonksiyonun tipidir.

Bundan sonraki süreci iki bölüm şeklinde ayrı ayrı gerçekleştirmek gerekir. Eğer Şekil 3.12.’de olduğu gibi Kenar belirleme işlemi yapılacaksa 4 numara ile gösterilmiş “Kenar Belirleme” menüsünden “Sobel”, “Benzeşim Yönt.” ve “Vektör Yönt.” seçeneklerinden biri seçilmelidir. Bu menüdeki “Benzeşim Yönt.” seçeneği çalışılan metodu temsil eder. “Sobel” kenar belirleme de çok klasik bir yöntem olarak bu bölümde yer almıştır. Diğer seçenek ise Trahanias, P.E. ve A.N. Venetsanopoulos’un 1996 yılında yayınlanan “Vektör Order Statistics Operators as Color Edge Detectors,” makalesi kullanılarak hazırlanmış çalışmadır. Ayrıca 5 numara ile gösterilen eşik değerleri değiştirilerek de kenar belirleme işleminde etkin

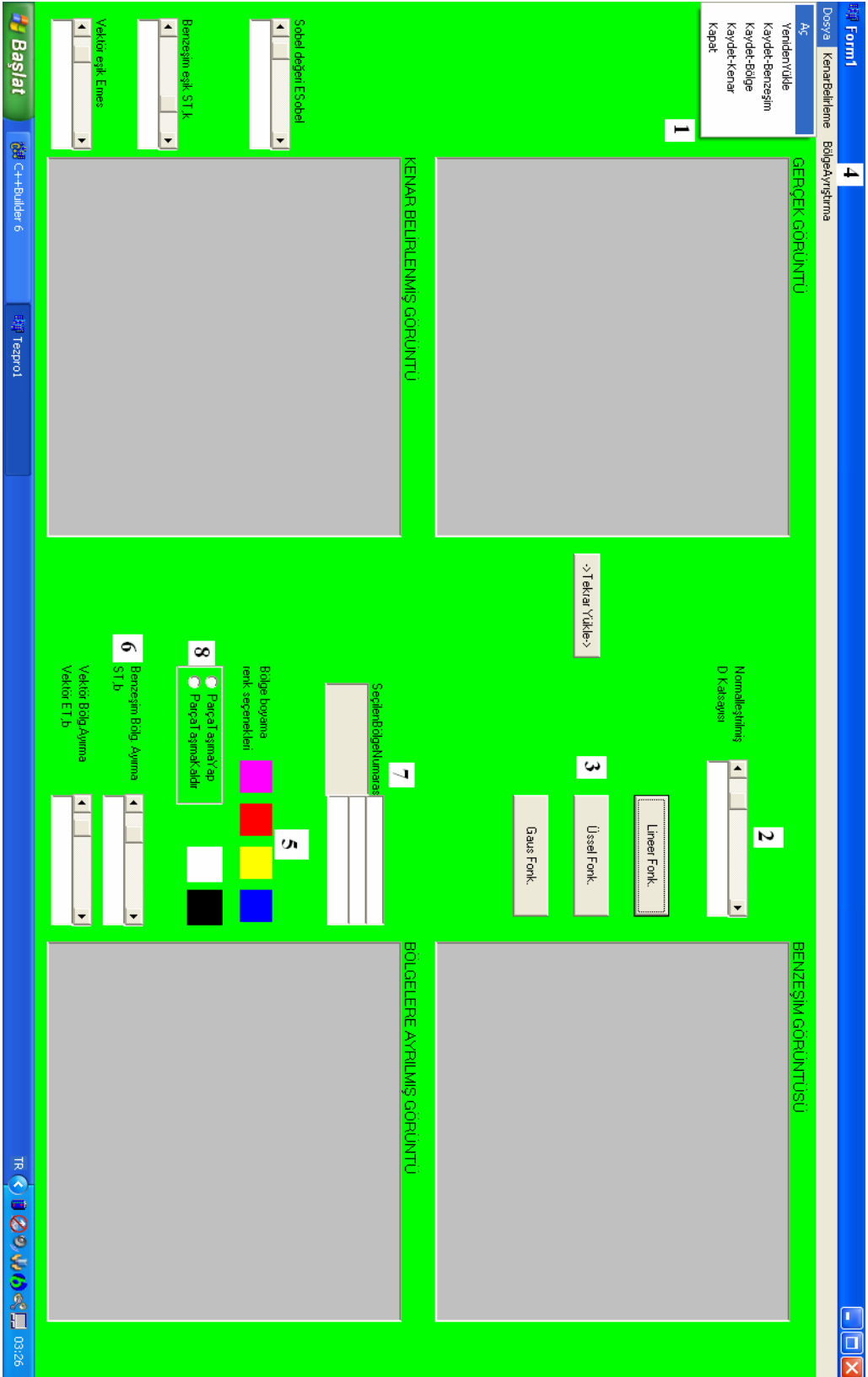
değişiklikler yapmak mümkün olmaktadır. Oluşacak kenarlar da gürültü miktarının azaltılmasının yanında, daha net bir görüntü elde etmek amaçlanmıştır.

İkinci bölüm olarak bölge ayrıştırma işlemi yapılmak isteniyor ise, 1, 2 ve 3 numaralı işlemler bir önceki bölümde olduğu gibi aynıdır. Bundan sonraki işlem menü satırındaki “Bölge Ayrıştırma” menüsünün altındaki “Benzeşim Yönt.” ve “Vektör Yönt.” seçeneklerinden birini seçmektir. “Benzeşim Yönt.” seçeneği kullanılan metodu temsil eder, diğer seçenek ise yine Trahanias, P.E. ve A.N. Venetsanopoulos’un makalesi kullanılarak hazırlanmış çalışmayı temsil eder. Amaç iki çalışma arasındaki farkları belirlemek ve değerlendirmektir. Bölge ayrıştırma görüntüsü çalışma sayfasının sağ alt köşesinde yer almaktadır. Şekil 3.13. de 5 numaralı işlem, ayrıştırılan bölgeleri boyamak istenildiğinde renk seçimini göstermektedir. Bölge seçimi mouse yardımı ile gerçek görüntü üzerinde yapıldığında bölge tercih edilen renge boyanacaktır. Farklı bir bölge seçilmeden önce 5 numaralı renk seçimini değiştirmek gerekir. Bunun yanında bölge ayrıştırma yapmadan önce 6 numara ile gösterilen yerde pikseller arası bölge tayini için eşik değeri değiştirmek mümkün olmaktadır. Buradaki eşik değerler bölge ayrıştırmanın kalitesini doğrudan etkilemektedir. 7 numara, seçilen pikselin bölge numarasını ve renk değerlerini verir. Son olarak istendiğinde 8 numaradaki bölümde “Parça taşıma yap” telsiz butonu seçildiğinde, seçilen bölgenin resim bilgileri tamamen sağ alt köşedeki görüntüye aktarılmaktadır. Böylece görüntüde nesne tanımlama ön plana çıkartılması sağlanmıştır.

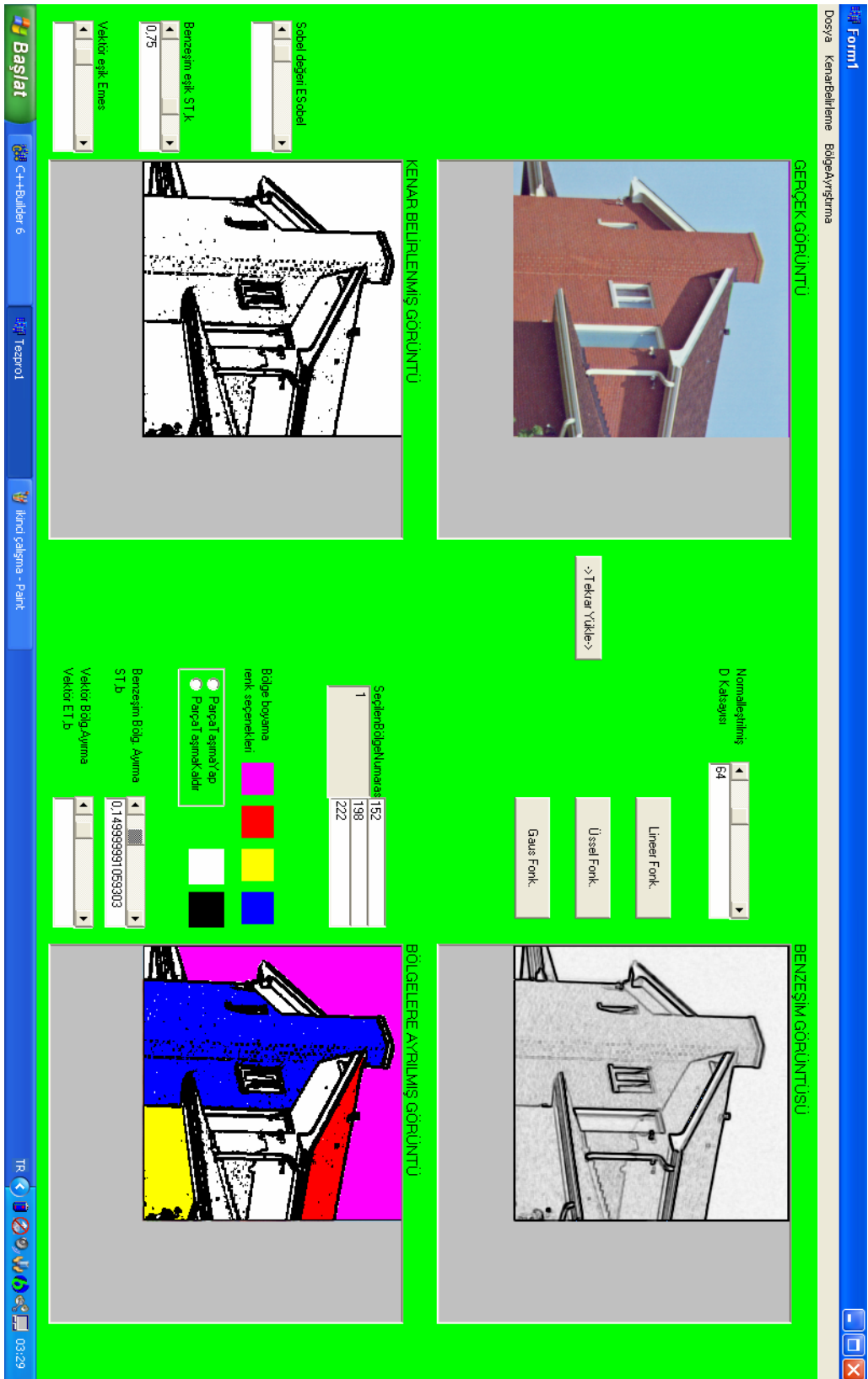
Şekil 3.14.’de örnek bir görüntü üzerinde hem kenar belirleme işlemi, hem de bölge ayrıştırma işlemi yapılmış durumu verilmiştir.



Şekil 3.12. Kenar belirleme işleminin program üzerinde kullanımı.



Şekil 3.13. Bölge ayrıştırma işleminin program üzerinde kullanımı.



Şekil 3.14. Programda kenar belirleme ve bölge ayrıştırma yapılmış durum.

4. BULGULAR VE TARTIŞMA

Bağıntı matrisine dayalı benzeşim görüntüsü üzerinde kenar belirleme ve bölge ayrıştırma işlemlerinde Şekil 4.1'deki ev ve Şekil 4.2.'deki Lena resimleri kullanılmıştır. Resimler 256x256 boyutlarında, 255 gri seviyesine sahip renkli görüntülerdir. Kenar belirleme işlemi resimlerin genelinde incelenirken, bölge ayrıştırma ise resimlerde belirgin baz bölgeler gözlemlenerek incelenmiştir.



Şekil 4.1. Ev resmi.



Şekil 4.2. Lena.

Deneysel sonuçlar da öncelikle benzeşim görüntüsü incelenerek, en uygun benzeşim görüntüsü elde etme prensipleri ortaya konmuştur. Bir sonraki süreçte,

farklı benzeşim görüntülerinde kenar belirleme işlemi çalışılarak, çok iyi bilinen “Sobel” ve “Vektör” yöntemleri ile karşılaştırması yapılmıştır. Benzeşim yönteminde kenar belirlemede etkin çözümlere ulaşmak için en uygun yaklaşım da belirlenmiştir. Son olarak çeşitli benzeşim görüntüleri üzerine uygulanan büyüme algoritmasının bölge ayrıştırma sonuçları çıkartılarak tartışılmıştır. Bölge ayrıştırma da en iyi performansa ulaşma yaklaşımı belirlenmiştir.

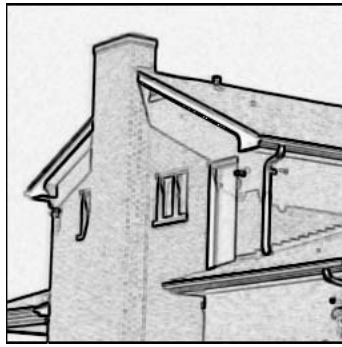
4.1. Benzeşim görüntüsünün incelenmesi

Benzeşim görüntüsü elde etme işlemi, denklem (3.8), (3.9) ve (3.10) için 32, 64, 128 ve 255 D normalleştirme katsayıları kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Şekil 4.3.(a)(b)(c)(d) ve Şekil 4.6. (a)(b)(c)(d) denklem (3.8) için gerçekleştirilmiştir. Şekil 4.4.(a)(b)(c)(d) ve Şekil 4.7. (a)(b)(c)(d) denklem (3.9) için elde edilen benzeşim görüntüleridir. Benzeşim görüntü çalışmasında son olarak Şekil 4.5.(a)(b)(c)(d) ve Şekil 4.8. (a)(b)(c)(d) denklem (3.10) için resimlerin grup olarak elde edilen benzeşim görüntüleridir.

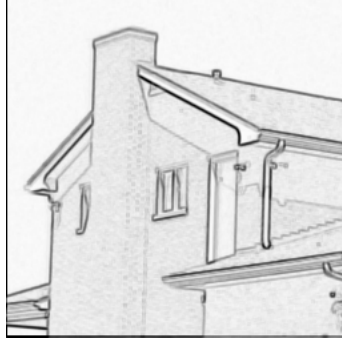
Benzeşim görüntüsünün elde edilmesinde kullanılan denklem (3.8.)’deki fonksiyonda, D normalleştirme katsayı değerinin küçük seçilmesi, benzeşim değerlerinin sıfırın altına inmesi ile sonuçlanır. Bundan dolayı Şekil 4.3.(a) ve Şekil 4.6.(a) görüldüğü gibi gürültü oranı çok fazla olan bir görüntü elde edilir. Ancak D normalleştirilmiş katsayısının artırıldığı uygulamalarda Şekil 4.3.(b),(c)(d) ve Şekil 4.6.(b),(c)(d) de görüldüğü gibi pikseller arasındaki mesafe azaldıkça doğrusal olarak da benzeşim değerinin artmasından dolayı, temiz ve belirgin hatlara sahip bir görüntü elde edilmiştir.



(a)



(b)



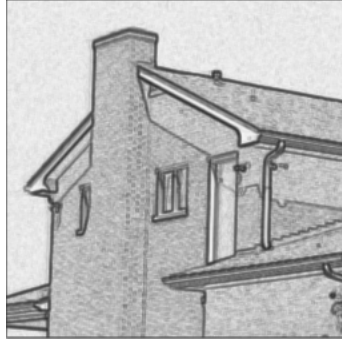
(c)



(d)

Şekil 4.3. Ev resmi için D değerlerinde, denklem (3.8) benzeşim görüntüleri.

(a) $D = 32$ (b) $D = 64$ (c) $D = 128$ (d) $D = 255$



(a)



(b)



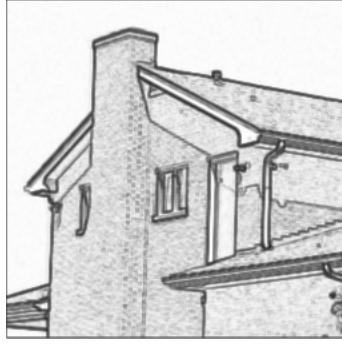
(c)



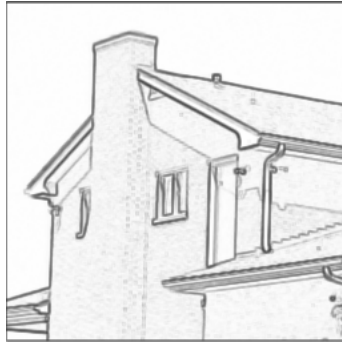
(d)

Şekil 4.4. Ev resmi için D değerlerinde, denklem (3.9) benzeşim görüntüleri.

(a) $D=32$ (b) $D=64$ (c) $D=128$ (d) $D=255$



(a)



(b)



(c)



(d)

Şekil 4.5. Ev resmi için D değerlerinde, denklem (3.10) benzeşim görüntüleri.

(a) $D=32$ (b) $D=64$ (c) $D=128$ (d) $D=255$



(a)



(b)



(c)



(d)

Şekil 4.6. Lena resmi için D değerlerinde, denklem (3.8) benzeşim görüntüleri.

(a) $D=32$ (b) $D=64$ (c) $D=128$ (d) $D=255$



(a)



(b)



(c)



(d)

Şekil 4.7. Lena resmi için D değerlerinde, denklem (3.9) benzeşim görüntüleri.

(a) $D=32$ (b) $D=64$ (c) $D=128$ (d) $D=255$



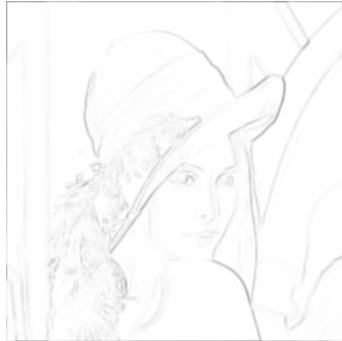
(a)



(b)



(c)



(d)

Şekil 4.8. Lena resmi için D değerlerinde, denklem (3.10) benzeşim görüntüleri.

(a) $D=32$ (b) $D=64$ (c) $D=128$ (d) $D=255$

Denklem (3.9.)’daki fonksiyon ile elde edilen benzeşim görüntülerinde filtreleme işlemi yapılmış izlemine verir. Çünkü diğer iki yöntemden alınan sonuçlara göre daha buğulu bir sonuçlar vermiştir. Bu sonuç Şekil 4.4.(a)(b) ve Şekil 4.7(a)(b)’de görülmektedir. Özellikle Denklem (3.8.)’deki lineer yaklaşıma göre daha temizdir. Resimlerdeki nokta gürültüleri en aza indirgenmiştir. Normalleştirilmiş katsayısının yüksek tutulduğu uygulamalarda, Şekil 4.4.(c)(d) ve Şekil 4.7.(c)(d)’lerde kirlilik en aza indirgenirken, bu kez resimdeki hatların belirginlikleri azalmıştır. Bunun sebebi, benzeşim değerlerinin mesafe artmasına rağmen birbirine yakın değerler almasından kaynaklanır. Normalleştirilmiş katsayı çok çok küçük seçildiğinde(1-20), pikseller arası mesafenin fazla olduğu görüntülerde, benzeşim değeri sıfıra yakın değerler alacağından gürültü oranı fazla bir benzeşim görüntüsü verir. Ancak burada kaynaklanan gürültü, denklem (3.8.)’deki negatif değerler alması ile alınan sonuçlardan daha az olduğu söylenebilir.

Denklem (3.8.) ve (3.9.)’dan elde edilen iki benzeşim görüntü sonuçlarına bakıldığında, denklem (3.9.) da orta veya düşük D değerlerinde, denklem (3.8.) de ise yüksek D değerlerinde yüksek performanslı görüntü elde edilebilir.

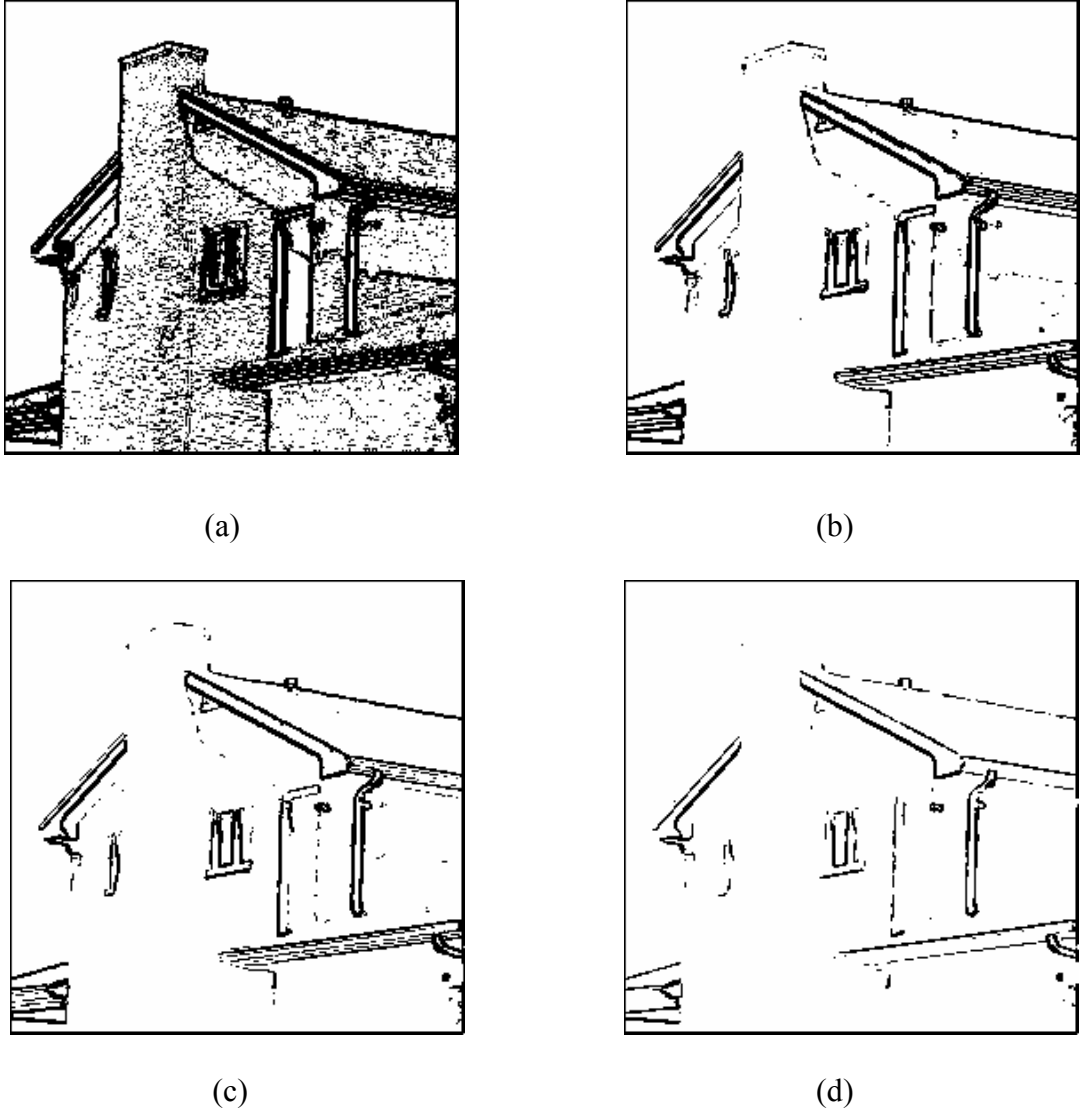
Denklem 3.10.’da dikkat çeken en önemli unsur, diğer fonksiyonlara göre temiz ve parlak bir görüntü verme özelliği olmasıdır. Temiz ve parlak görüntüler Şekil 4.5.(a)(b) ve Şekil 4.8.(a)(b)’de görülmektedir. Pikseller arası mesafe karşılaştırmalarında büyük olan sonuçları (d_{ij} ’nin 100 ve daha büyük değerlerinde) her zaman için aynı benzeşim değerini ataması en büyük sakıncalarından bir tanesidir. Ayrıca denklem (3.9.)’da belirtilen, çok yüksek D değerlerinde görülen

resim hatlarını kaybetme özelliği bu fonksiyonda daha çoktur. Şekil 4.5.(c)(d) ve Şekil 4.8.(c)(d) de bu dezavantaj görülmektedir.

Üç denklem kullanılarak yapılan benzeşim görüntü sonuçlarında her birinin güçlü özellikleri olmasının yanında, ayrıca her bir yöntemin kendine has bazı sakıncalara sahip olduğu gözlemlenmiştir. Bundan sonraki kenar belirleme ve bölge ayrıştırma işlemleri için kullanılacak benzeşim görüntüsünün en iyi sonuçlar ile sunulması bu işlemlerin performansı açısından önemli bir husustur. Bundan dolayı bundan sonraki işlemler, denklem (3.8.)’deki lineer fonksiyonda D normalleştirilmiş katsayısının 64-128, denklem (3.9.) üssel fonksiyon için 32-64 ve son olarak denklem 3.10. gauss fonksiyonu için ise 32 ve yakın değerler aralığında seçilerek gerçekleştirilmiştir.

4.2. Kenar belirlemenin incelenmesi ve klasik yöntemler ile karşılaştırılması

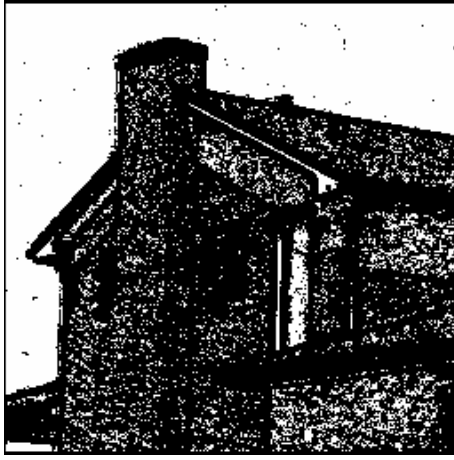
Kenar belirleme işleminde kullanılan benzeşim görüntüsü için $D=64$ ve denklem (3.8.) lineer fonksiyon en uygun olarak tesbit edilmiştir. Elde edilen benzeşim ile kenar belirleme görüntüsü “Sobel” ve “Vektör” yöntemleri ile karşılaştırılmıştır. Şekil 4.9.(a)(b)(c) ve (d) de göze çarpan en önemli özellik, kenar belirlenmiş görüntünün temizliğidir. Özellikle Şekil 4.9.(c)(d)’lerde “Sobel” çalışmasında temiz ortam sağlanmaya çalışıldığında, kenar kaybolma dezavantajı ortaya çıkmıştır. Bunun yanında “Sobel” çalışmasında kullanılan eşik değerin [0-255] olduğu hatırlanırsa, $E_{sobel} = 30$ ’dan sonra silik bir görüntü vermektedir yani kullanım aralığı çok küçüktür.



Şekil 4.9. Sobel kenar belirleme.

(a) $E_{Sobel}=5$ (b) $E_{Sobel}=10$ (c) $E_{Sobel}=20$ (d) $E_{Sobel}=30$

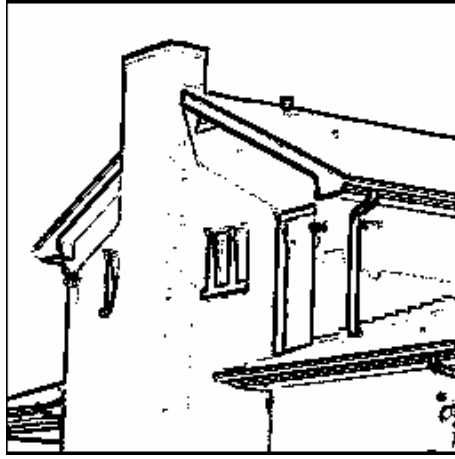
Görülen dar kullanım aralığı aynı şekilde “Vektör” yöntemi içinde söylenebilir. Vektör yönteminde ($E_{Mes}=50 - E_{Mes}=80$) gibi düşük bir aralıkta kullanarak etkin çözümler alınmıştır. Ayrıca gürültünün büyük oranda var olduğu Şekil 4.10.(a)(b)’de görülmektedir. Bunun yanında, Şekil 4.10.(c)’de düşük kullanım aralığında belirgin ve temiz bir kenar elde edilmiştir. Şekil 4.10.(d)’den sonraki aralıklarda kenar kaybolma problemi ile karşılaşmıştır.



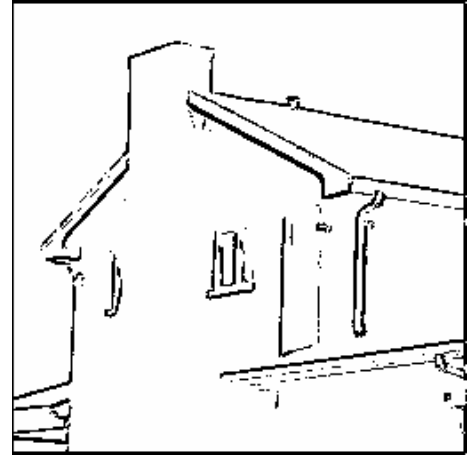
(a)



(b)



(c)

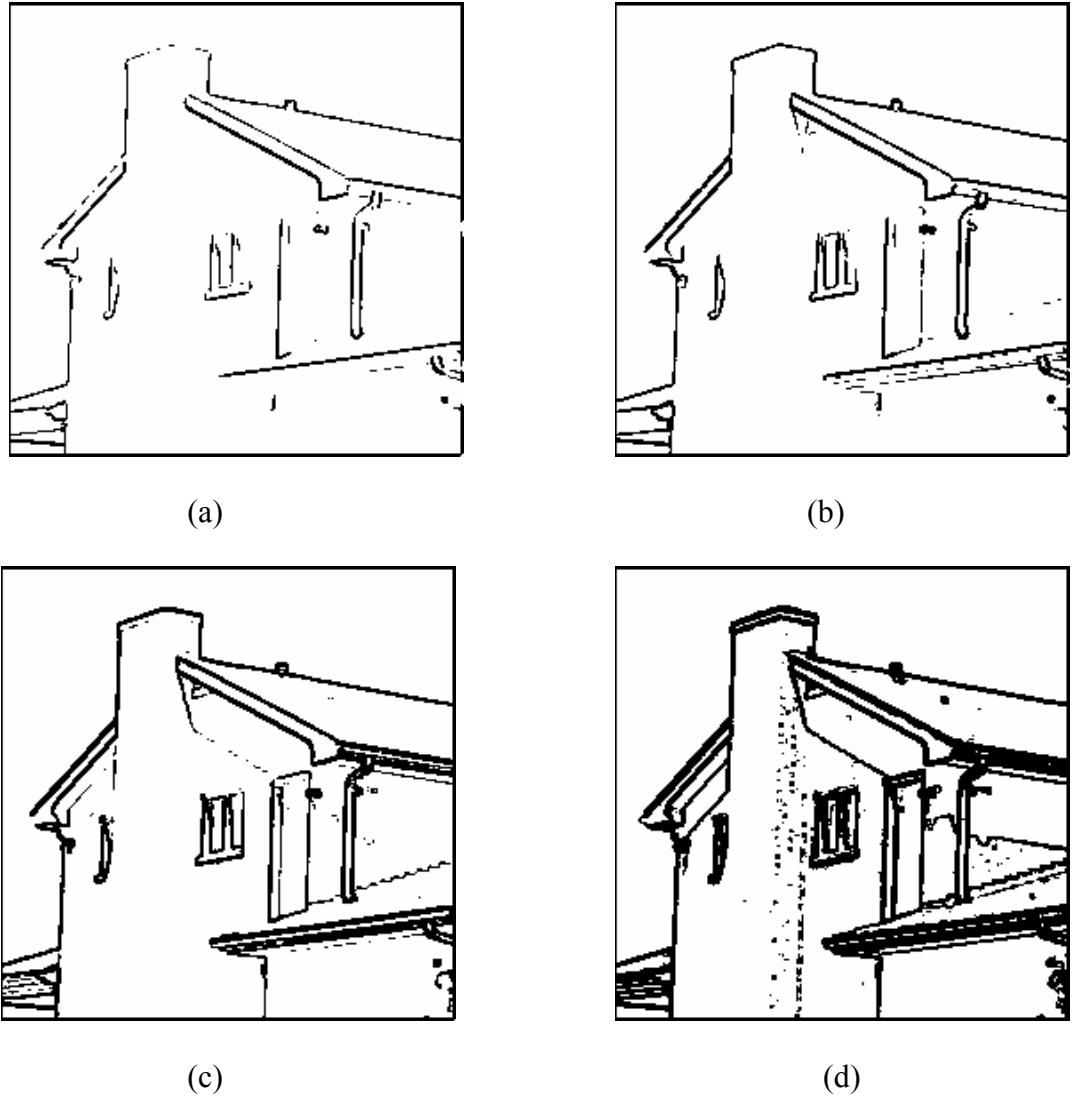


(d)

Şekil 4.10. Vektör yöntemi ile kenar belirleme.

(a) $E_{Mes}=10$ (b) $E_{Mes}=30$ (c) $E_{Mes}=50$ (d) $E_{Mes}=100$

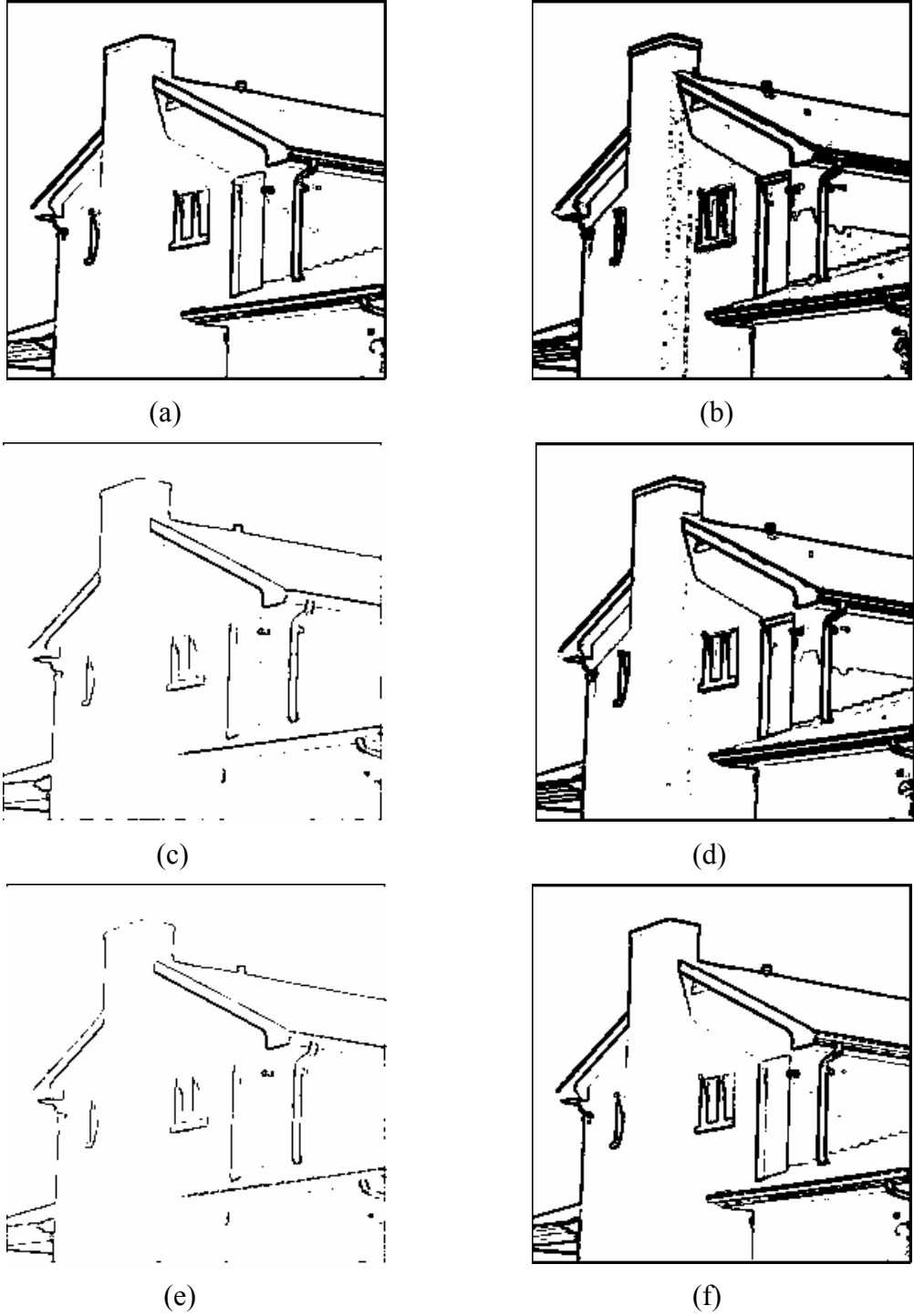
Kullandığımız yöntemin en güçlü özelliklerinden bir tanesi de, Şekil 4.11.(a)(b)(c) ve (d) de görüldüğü gibi kenarların ince yapılı olmasıdır. İnce kenarların belirgin olması da kenar belirleme özelliğine dinamik bir duruş vermiştir. Şekil 4.11.(b)(c)'de temiz görüntünün yanında kenarlarında çok net olduğu görülmektedir. $S_{T,k}$ değerini büyüttükçe, kenarların kalınlaştığı Şekil 4.11.(d) de görülmektedir. $S_{T,k}$ aralığının hemen hemen bütünü kullanılmaktadır.



Şekil 4.11. Benzeşim kenar belirleme.

(a) $S_{T,k} = 0,1$ (b) $S_{T,k} = 0,3$ (c) $S_{T,k} = 0,5$ (d) $S_{T,k} = 0,7$

Gözlemlenmesi gereken en önemli durumlardan biriside, sabit bir D değeri altında, üç farklı fonksiyonun aynı $S_{T,k}$ değerlerine bakılarak karşılaştırılmasıdır. Şekil 4.12.(a)(b)(c)(d)(e)(f) ve Şekil 4.13.(a)(b)(c)(d)(e)(f)'de bu çalışma yapılmıştır. Denklem (3.8)(3.9) ve (3.10)'un $D=64$ için kenar belirleme sonuçları, $S_{T,k} = 0,5$ ve $S_{T,k} = 0,7$ değerleri kullanılarak elde edilmiştir.

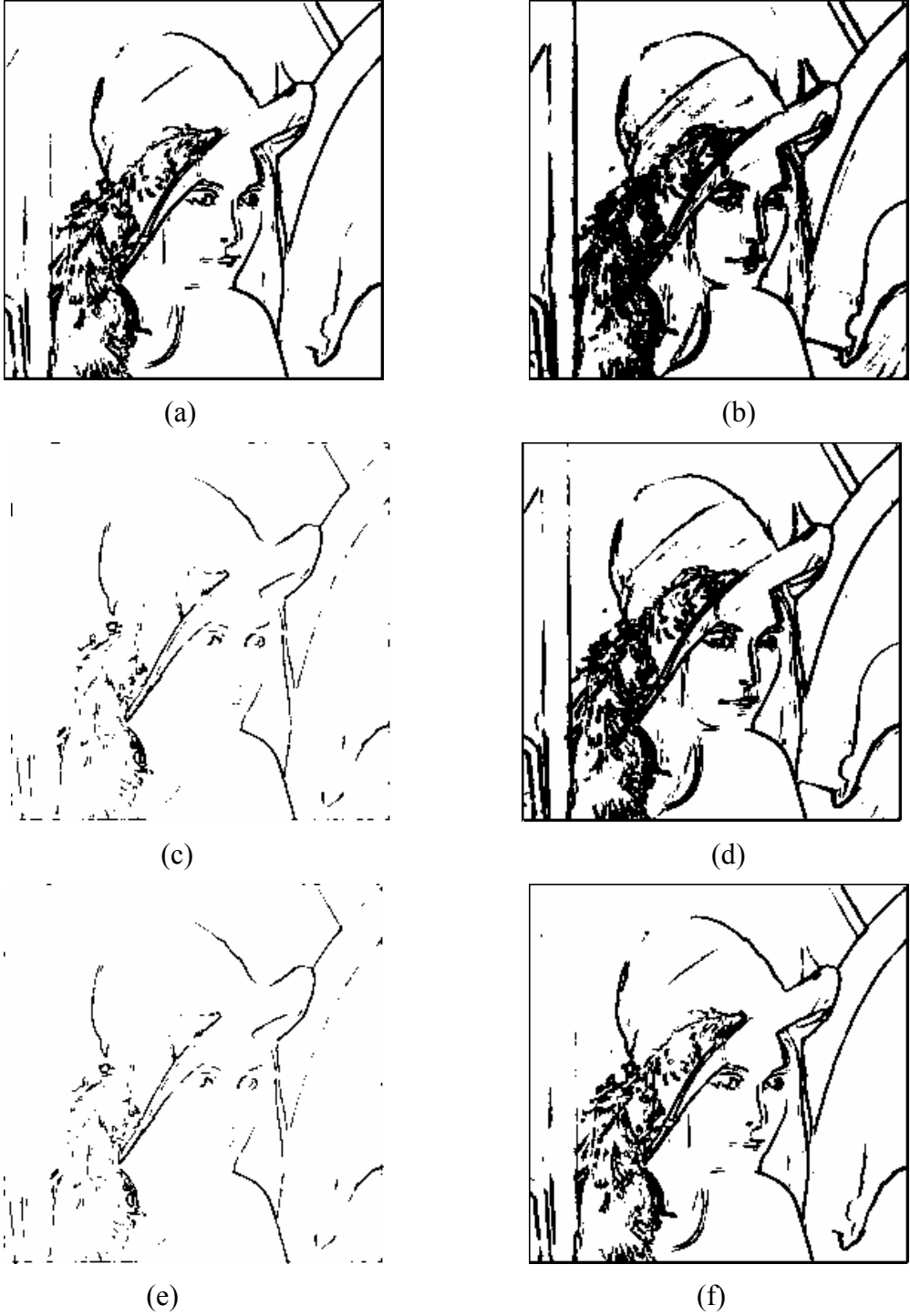


Şekil 4.12. Ev resminde, üç farklı fonksiyonun $D=64$ kenar görüntüleri.

(a) Denklem (3.8.) $S_{T,k} = 0.5$ (b) Denklem (3.8.) $S_{T,k} = 0.7$

(c) Denklem (3.9.) $S_{T,k} = 0.5$ (d) Denklem (3.9.) $S_{T,k} = 0.7$

(e) Denklem (3.10.) $S_{T,k} = 0.5$ (f) Denklem (3.10.) $S_{T,k} = 0.7$



Şekil 4.13. Lena resminde, üç farklı fonksiyonun $D=64$ kenar görüntüleri.

(a) Denklem (3.8.) $S_{T,k} = 0.5$ (b) Denklem (3.8.) $S_{T,k} = 0.7$

(c) Denklem (3.9.) $S_{T,k} = 0.5$ (d) Denklem (3.9.) $S_{T,k} = 0.7$

(e) Denklem (3.10.) $S_{T,k} = 0.5$ (f) Denklem (3.10.) $S_{T,k} = 0.7$

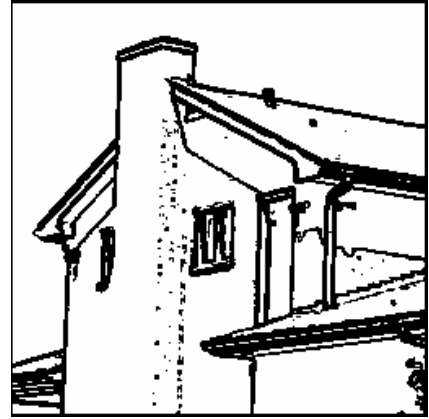
Denklem (3.8.) kullanılarak elde edilen sonuçların Şekil 4.12.(a)(b) Şekil 4.13'de görüldüğü gibi, diğer fonksiyonlardaki sonuçlara göre daha etkili olduğu açıktır. Özellikle Şekil 4.12.(c)(e) ve Şekil 4.13.(c)(e) görüntülerinde kenar belirleme işleminin elde edilemediği dikkate değer bir noktadır. $S_{T,k} = 0.5$ değerlerinin altında denklem (3.9) ve (3.10) kenar belirleme için kullanımın dışındadır. Denklem (3.9) için uygun $S_{T,k}$ eşik değeri ve D normalleştirilmiş katsayı seçimi yapıldığında Şekil 4.12.(d) ve Şekil 4.13.(d)'de görüldüğü gibi yüksek performanslı bir kenar belirleme görüntüsü elde edilebilir. Bu yaklaşım Şekil 4.12.(f) ve Şekil 4.13.(f) için de söylenebilir.

Şekil 4.12 (a) ev resmi için çok iyi sonuç verdiğini düşünülen denklem (3.8.)'in $S_{T,k} = 0.5$ değerini diğer resime de uygulanmıştır. Şekil 4.13.(a) görüldüğü gibi ev resmindeki kenar belirginlik sonuçlarını vermemiştir. Bazı kenarların kaybolduğu görülmüştür. Buda gösteriyor ki önceden ayarlanan kenar belirleme eşik değeri farklı resimlerde aynı performansta sonuçlar vermez. Kenar belirleme sonuçlarını iyileştirmek için $S_{T,k}$ değerinin artırılması gerekir.

Kenar belirleme alanında yapılacak olan son çalışma, yüksek seçilen D katsayılarında kenar belirleme sonuçlarının değerlendirilmesidir. Şekil 4.14(a)(c)(e) ve Şekil 4.15.(a)(c)(e)'de görüldüğü gibi, D normalleştirilmiş katsayısının yüksek tutulması benzeşim görüntüsünün açık tonlu olmasını sağlamıştır. $S_{T,k}$ değerinin küçük seçilmesi, bütün fonksiyonlarda kenarların kaybolma durumu ile karşılaşılması demektir. Bu sakınca göz önünde bulundurarak $S_{T,k} = 0,85$ gibi yüksek bir değer ile çalışılarak sonuçlar gözlemlenmiştir.



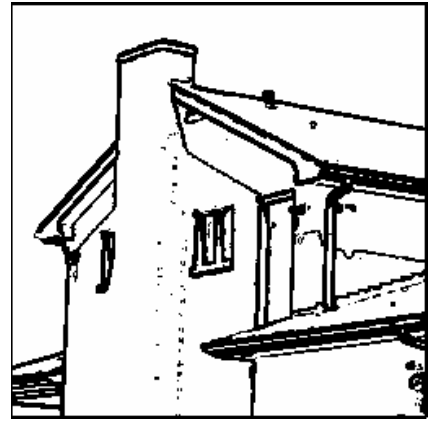
(a)



(b)



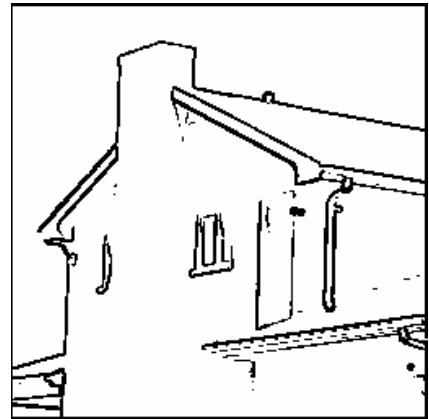
(c)



(d)



(e)



(f)

Şekil 4.14. Ev resminde $D=128$ ve $S_{T,k}=0,85$ kenar belirleme görüntüleri.

(a) Denklem (3.8) benzeşim (b) Kenar belirleme görüntüsü

(c) Denklem (3.9) benzeşim (d) Kenar belirleme görüntüsü

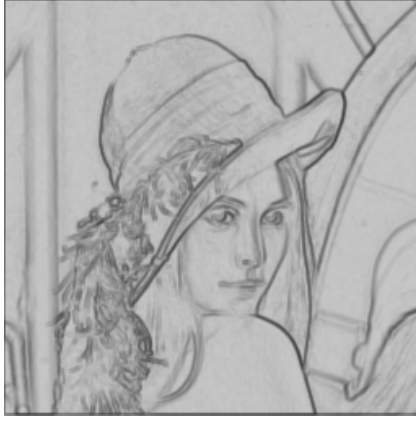
(e) Denklem (3.10) benzeşim (f) Kenar belirleme görüntüsü



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)



(f)

Şekil 4.15. Lena resminde $D=128$ ve $S_{T,k}=0,85$ kenar belirleme görüntüleri.

(a) Denklem (3.8) benzeşim (b) Kenar belirleme görüntüsü

(c) Denklem (3.9) benzeşim (d) Kenar belirleme görüntüsü

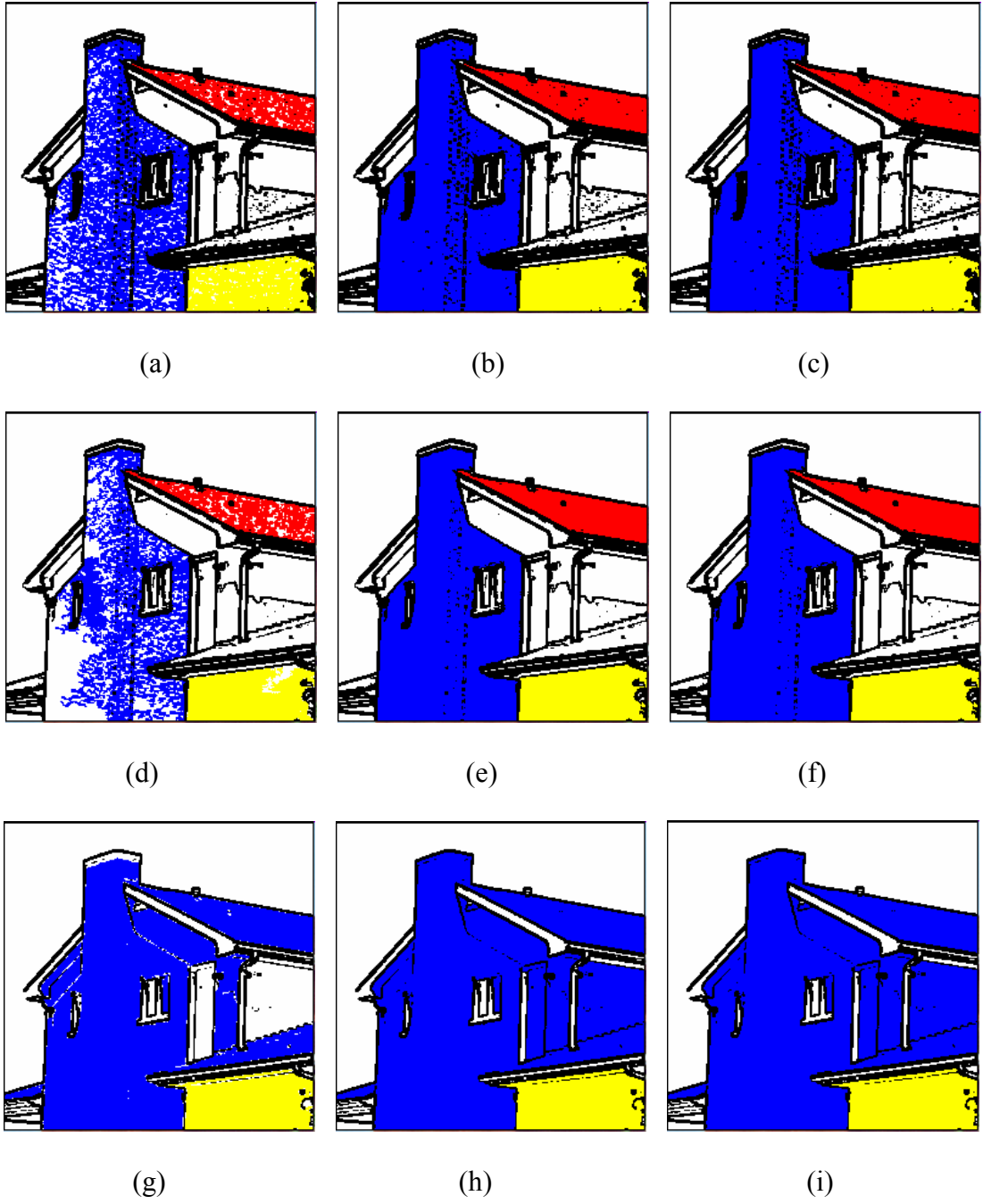
(e) Denklem (3.10) benzeşim (f) Kenar belirleme görüntüsü

Şekil 4.14.(e)(f) ve Şekil 4.15.(e) (f)'de $S_{T,k}$ eşik değeri 0,85 gibi yüksek bir değer seçilmesine rağmen, denklem (3.10.)'da elde edilen kenar belirleme çalışmasında kenarlar kaybolmuştur. Bu durumda $S_{T,k}$ değerinin daha da artırılması gerekmektedir. Denklem (3.8.) ve (3.9.)'da ise Şekil 4.14.(b)(d) ve Şekil 4.15.(b)(d) de görüldüğü gibi 0,85 için performansları korunmuştur

Yukarıdaki çalışmaların geneli için lineer ve üssel fonksiyonlarda temiz ve belirgin kenarlar oluştuğunu ve gaus fonksiyonunda tatmin edici sonuçlar elde edilmediği söylenebilir. Eğer kenarlar kalın ve kirli bir ortam var ise $S_{T,k}$ değerini düşürerek, silik kenar olma durumunda $S_{T,k}$ değerini artırarak daha düzgün kenar belirleme sonuçları elde edilir.

4.3. Bölge ayrıştırma sonuçlarının incelenmesi

Şekil 4.16. ve Şekil 4.17. de, $D=64$ ve $S_{T,k} = 0,75$ için denklem (3.8.)(3.9) ve (3.10)'un çeşitli $S_{T,b}$ değerlerinde ayrıştırma sonuçları verilmiştir. D ve $S_{T,k}$ değerlerinden dolayı denklem (3.8)'in benzeşim görüntüsünde gürültü çok fazladır. Şekil 4.16.(a)(b)(c) ve Şekil 4.17.(a)(b)(c)'de gürültünün fazlalığı görülmektedir. Bu durum, Şekil 4.16.(a) ve Şekil 4.17.(a)'de görüldüğü gibi, $S_{T,b}$ eşik değerin 0,1 değerinde kirliliğin yanında bozuk bölgeler oluşmasına neden olmuştur. Bu durumu ortadan kaldırmak için Şekil 4.16.(b)(c) ve Şekil 4.17.(b)(c)'deki gibi $S_{T,b}$ eşik değerini artırarak sorun giderilir. Özellikle 64-128 aralıklarında $S_{T,b}$ eşik değerin yüksek tutulması ile düzgün bölgeler ve yüksek performans elde edilmiştir.



Şekil 4.16. $D=64$ $S_{T,k}=0,75$ ev resmi için, $S_{T,b}$ ile karşılaştırılması.

(a) $S_{T,b}=0,1$ Denk.(3.8)

(b) $S_{T,b}=0,5$ Denk.(3.8)

(c) $S_{T,b}=0,8$ Denk.(3.8)

(d) $S_{T,b}=0,1$ Denk.(3.9)

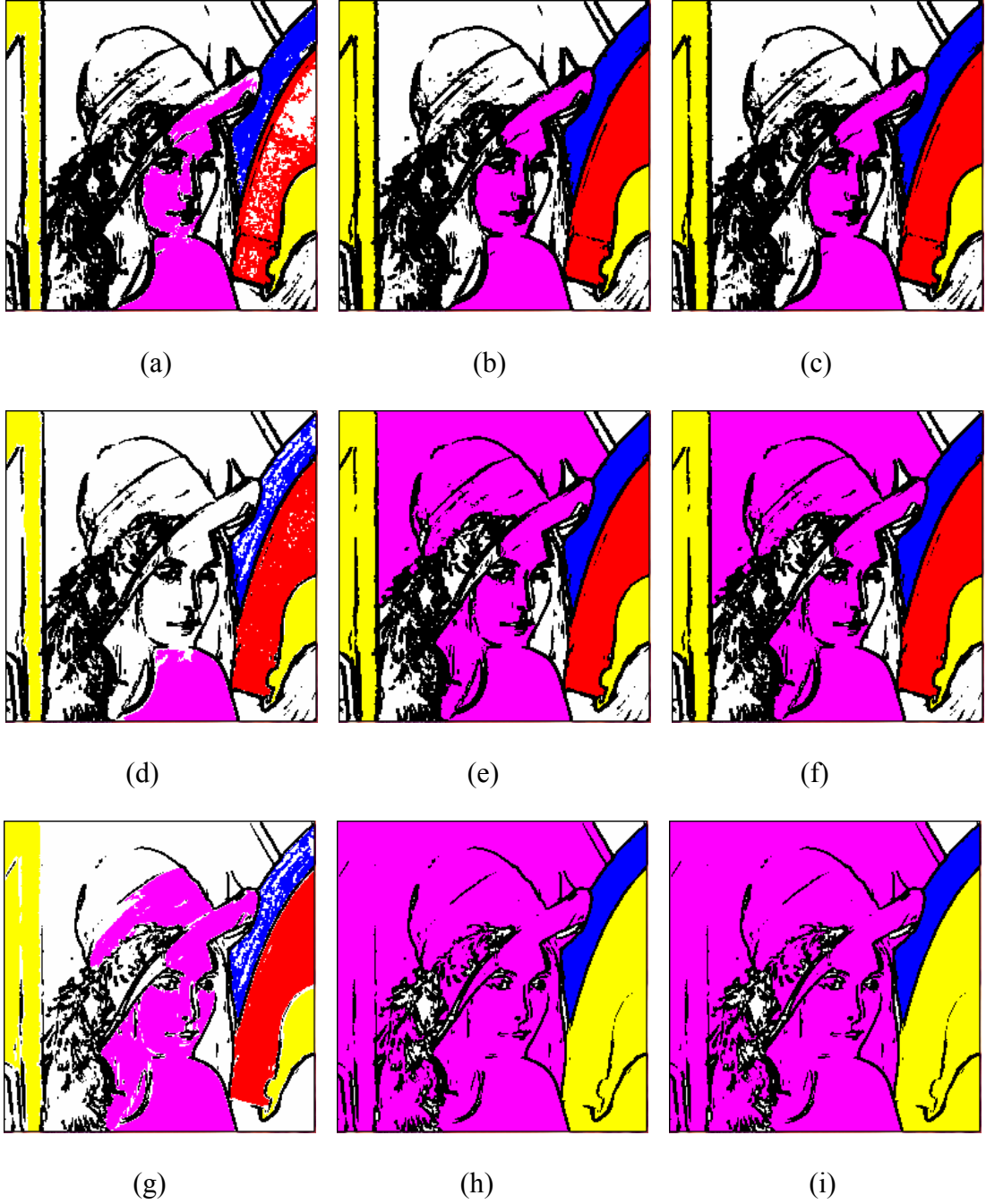
(e) $S_{T,b}=0,5$ Denk.(3.9)

(f) $S_{T,b}=0,8$ Denk.(3.9)

(g) $S_{T,b}=0,1$ Denk.(3.10)

(h) $S_{T,b}=0,5$ Denk.(3.10)

(i) $S_{T,b}=0,8$ Denk.(3.10)



Şekil 4.17. $D=64$ $S_{T,k}=0,75$ Lena resmi için, $S_{T,b}$ ile karşılaştırılması.

(a) $S_{T,b}=0,1$ Denk.(3.8)

(b) $S_{T,b}=0,5$ Denk.(3.8)

(c) $S_{T,b}=0,8$ Denk.(3.8)

(d) $S_{T,b}=0,1$ Denk.(3.9)

(e) $S_{T,b}=0,5$ Denk.(3.9)

(f) $S_{T,b}=0,8$ Denk.(3.9)

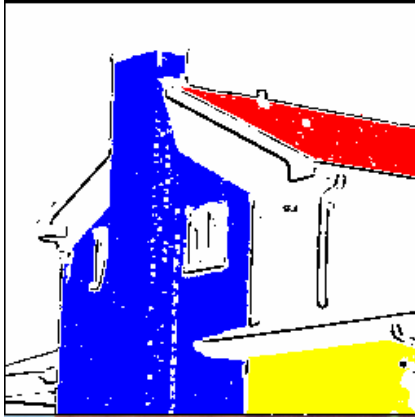
(g) $S_{T,b}=0,1$ Denk.(3.10)

(h) $S_{T,b}=0,5$ Denk.(3.10)

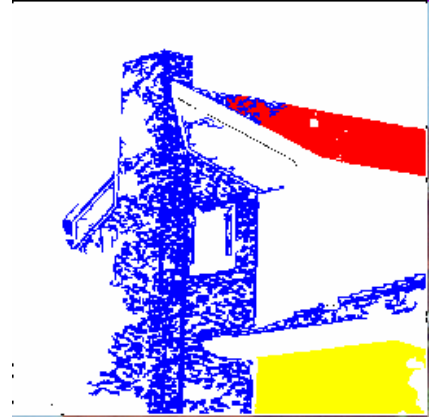
(i) $S_{T,b}=0,8$ Denk.(3.10)

Üssel fonksiyonun en önemli özelliği, pikseller arasındaki mesafe büyüdükçe benzeşimdeki azalma oranı daha büyük değişimlerle gerçekleştiği için benzeşim görüntüsünde, gürültü azaltılmış ve daha düzleştirilmiş bir görüntü elde edilmiştir. Bunun sonucu olarak da Şekil 4.16.(d)(e)(f) de, özellikleri daha net ayrılmış bölgeler oluşmuştur. Denklem (3.9.) ile gerçekleştirilen çalışmalarda diğer yöntemlere göre daha iyi sonuçlar alınmıştır. D normalleştirilmiş katsayı ve $S_{T,b}$ eşik değer yönünden daha geniş kullanım aralığına sahiptir. Resim içerisindeki çalışılan çatı, baca ve duvar bölgeleri tam olarak ayrıştırılmaktadır. Şekil 4.16.(d)(e)(f)'de en iyi sonuç verdiğini düşündüğümüz Şekil 4.17.(d)(e)(f)'daki ayrıştırma yapılmış Lena resmi gösteriyor ki farklı resimlerde farklı ayarlama yapma zorunluluğu vardır. Şekil 4.17.(e)(f) de görüldüğü gibi resimdeki şapka, arka plan, yüz ve omuz tek bölge olarak ayrıştırılmıştır. Bu değerlerde ayrıştırma performansı düşüktür. Aynı benzeşim görüntüsü üzerinde, $S_{T,b}$ değerini 0,5 değerini 0,1 değerine çektiğimizde, ayrıştırma sonucunun daha iyi olduğu görülmüştür. Şekil 4.17.(d)'ye bakıldığında, omuz ve yüzün arka platformdan ayrıştırılarak iki farklı bölge elde edildiği görülmektedir.

Benzeşim görüntüsünde parlak ve temiz görüntüler elde edilmiştir. Ancak görüntü kenarlarının kaybolma olayı gerçekleştiği için Şekil 4.16.(g)(h)(i) ve Şekil 4.17.(g)(h)(i)'de evin ve Lena resminin bütün kısmını bir bölge olarak almıştır. Yani denklem (3.10)'da elde edilen benzeşim görüntüsü, diğerlerine göre tatmin edici olmayan bir ayrıştırma sonucu elde edilmiştir.



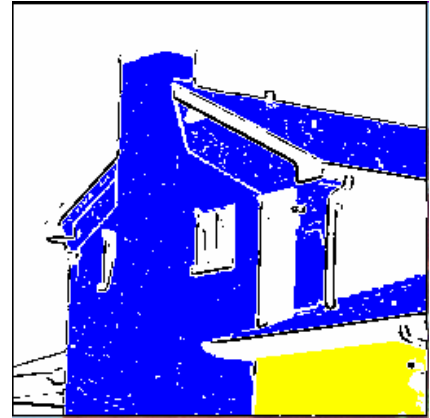
(a)



(b)



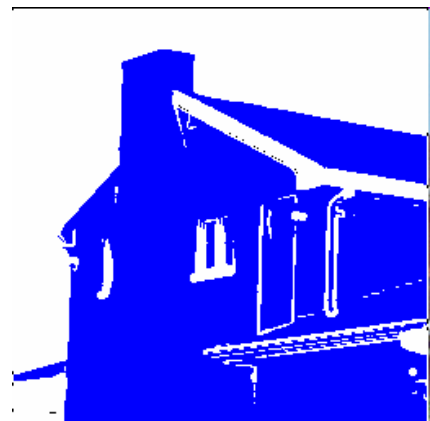
(c)



(d)



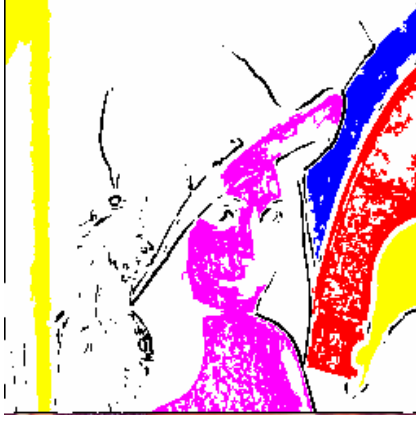
(e)



(f)

Şekil 4.18. $D=128$, $S_{T,k}=0,5$ için, ev resminin $S_{T,b}$ ile karşılaştırılması.

- (a) $S_{T,b}=0,05$ Denk.(3.8) (b) $S_{T,b}=0,05$ Denk. (3.9) (c) $S_{T,b}=0,05$ Denk. (3.10)
 (d) $S_{T,b}=0,07$ Denk.(3.8) (e) $S_{T,b}=0,07$ Denk.(3.9) (f) $S_{T,b}=0,07$ Denk.(3.10)



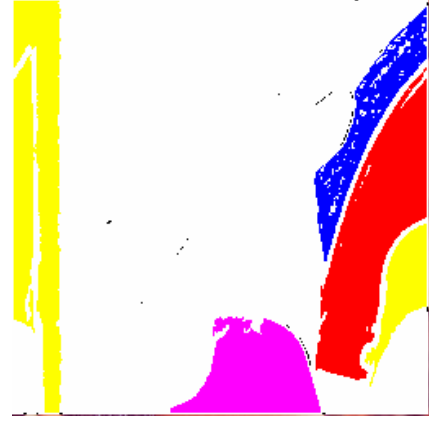
(a)



(b)



(c)



(d)



(e)



(f)

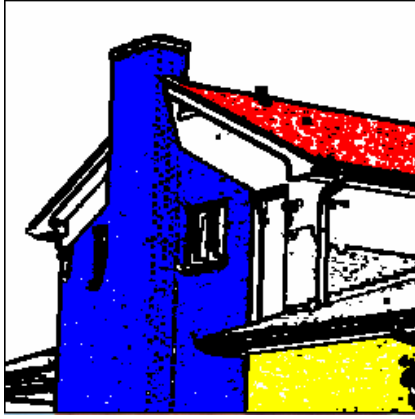
Şekil 4.19. $D=128$, $S_{T,k}=0,5$ için, Lena resminin $S_{T,b}$ ile karşılaştırılması.

- (a) $S_{T,b}=0,05$ Denk.(3.8) (b) $S_{T,b}=0,05$ Denk. (3.9) (c) $S_{T,b}=0,05$ Denk. (3.10)
 (d) $S_{T,b}=0,07$ Denk.(3.8) (e) $S_{T,b}=0,07$ Denk.(3.9) (f) $S_{T,b}=0,07$ Denk.(3.10)

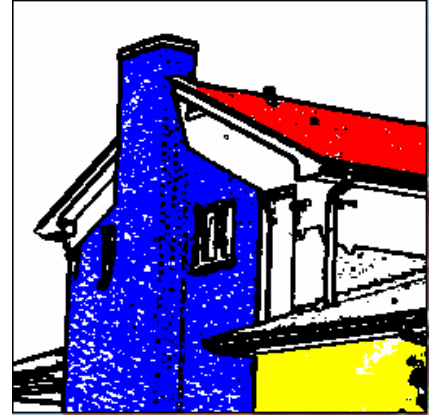
Benzeşim görüntüsü üzerinde D değerini 128 ve üzeri uygulamalarda ayrıştırma işleminin bozulduğu görülmüştür. Şekil 4.18.(a)(d) ve Şekil 4.19.(a)(d) denklem (3.8) için $S_{T,b}$ değeri 0,05 ve 0,07 gibi çok küçük değer seçilmesine rağmen ayrıştırma düzeltilememiştir. Bu durum, denklem (3.9) ile yapılan Şekil 4.18.(b)(d) ve Şekil 4.19.(b)(d) de kendini göstermektedir. Şekil 4.18.(d) de evin yan baca duvarı ve çatı tek bölge olarak ayrılma hatası oluştururken, Şekil 4.18(b) de ise baca duvarını ve çatıyı eksik ayrıştırma hatası ile karşılaşmıştır. Denklem (3.10.) ile gerçekleştirilmiş Şekil 4.18.(c)(f) ve Şekil 4.19.(c)(f) çalışmalarında bütün ev ve lena görüntüsü tek bir bölge kabul edilerek hata daha belirgin olarak ortaya çıkmıştır. Sonuç olarak her bir uygulamada benzerlik eşik değerini ne kadar küçük tutarsak turalım, bu yaklaşım bile ayrıştırmanın düzeltilmesini sağlamadığı görülmüştür.

Yukarıdaki bozuk bölge ayrıştırma sonucunu düzeltmek için 3.bölümde anlatıldığı gibi bölge ayrıştırma algoritmasının başlangıcındaki $S_{T,k}$ değerini artırarak (örneğin $S_{T,k}=0.85$) mükemmel bölge ayrıştırma sonuçları elde etmek mümkündür. Şekil 4.18.(a)(b)(c)(d)(e)(f) ve Şekil 4.19.(a)(b)(c)(d)(e)(f)'deki bozuk bölge ayrıştırma sonuçları, $S_{T,k}$ değerini artırmadan sonra, Şekil 4.20.(a)(b)(d)(e) ve Şekil 4.21.(a)(b)(d)(e)'de görüldüğü gibi mükemmel sonuçlar vermiştir. Denklem (3.10.) ile elde edilen ayrıştırma sonuçları olan Şekil 4.20.(c)(f) ve Şekil 4.21.(c)(f) görüntülerinde yine düşük performans elde edilmiştir.

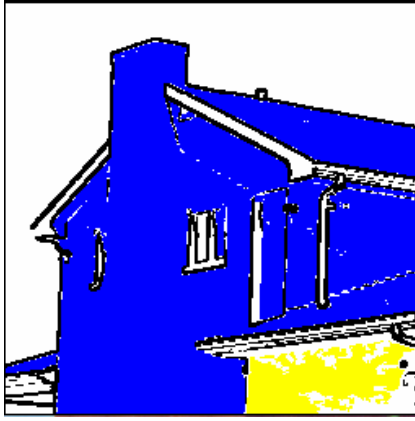
Yüksek D normalleştirilmiş değerlerde $S_{T,k}$ değerini artırmak ve $S_{T,b}$ değerini de mümkün olduğunca azaltmak ayrıştırma da yüksek performans elde edilmesini sağlamıştır.



(a)



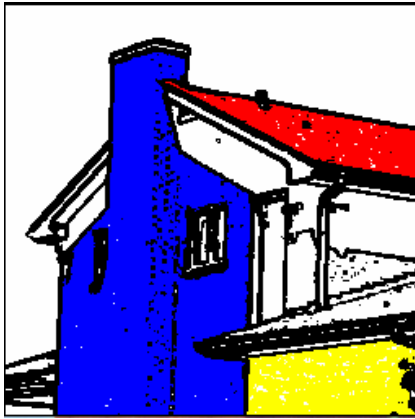
(b)



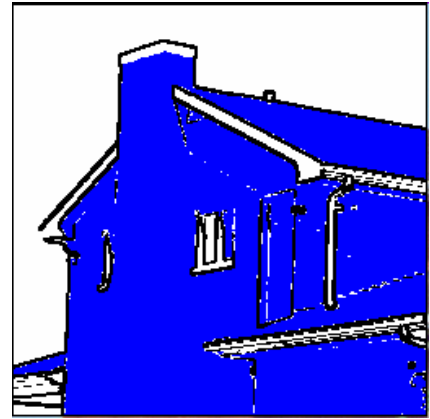
(c)



(d)



(e)



(f)

Şekil 4.20. $D=128$ için ayırıştırma $S_{T,k}=0.85$ 'in ev resmine etkisi.

(a) $S_{T,b}=0,05$ Denk.(3.8)

(b) $S_{T,b}=0,05$ Denk.(3.9)

(c) $S_{T,b}=0,05$ Denk.(3.10)

(d) $S_{T,b}=0,07$ Denk.(3.8)

(e) $S_{T,b}=0,07$ Denk.(3.9)

(f) $S_{T,b}=0,07$ Denk.(3.10)



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)



(f)

Şekil 4.21. $D=128$ için ayırtırmaya $S_{T,k}=0.85$ 'in Lena resmine etkisi.

(a) $S_{T,b}=0,05$ Denk.(3.8)

(b) $S_{T,b}=0,05$ Denk.(3.9)

(c) $S_{T,b}=0,05$ Denk.(3.10)

(d) $S_{T,b}=0,07$ Denk.(3.8)

(e) $S_{T,b}=0,07$ Denk.(3.9)

(f) $S_{T,b}=0,07$ Denk.(3.10)

Elde edilen bölge ayrıştırma sonuçlarında belirlenen en önemli dezavantaj, renklerin karışık ve çeşitli olduğu resimlerde elde edilen sonuçlar tatmin edici olmamıştır, bölgeler birbirine karışmıştır. Bunun sebebi, gerçek resimde renk karmaşıklığının çok fazla olması ve aşırı derecede gölgelerin varlığıdır.

Gölgelerin ve karışık renklerin bulunduğu resimlerde de düzgün ayrıştırma yapılabilir. Burada en önemli nokta D , $S_{T,k}$ ve $S_{T,b}$ değerlerinin doğru değerlerde tercih edilmesidir. Elde edilen benzeşim görüntüsünde D , $S_{T,k}$ ve $S_{T,b}$ değerlerinin uygun seçilmesi durumunda, özellikle üssel ve lineer fonksiyonlarda hızlı ve güçlü sonuçlar vermiştir. Geniş görüntü tiplerine uygulanabilir. Denklem (3.10.) olan Gauss fonksiyonunda tatmin edici sonuçların elde edilememesinin sebebi, küçük mesafelerdeki değişimlerde benzeşimin değişimi yavaş olduğu gibi büyük mesafelerdeki değişimlerde de benzeşimin azalma oranı yavaştır. Bundan dolayı da benzeşim görüntüsündeki pikseller hep birbirine çok yakın değerler alacak şekilde olduğundan bozuk bölgeler meydana gelir.

5. SONUÇ

Görüntü işleme, bilindiği gibi çeşitli işlem basamaklarından oluşmaktadır. Görüntüleri belirginleştirip daha anlaşılır hale getirmeyi ve görüntü içerisindeki gürültüleri ve yapısal bozuklukları ortadan kaldırmayı amaçlayan ön işlemeden sonraki aşama, görüntü bütününe kendisini meydana getiren anlamlı alt bölgelere ayırma işlemidir. Sonraki basamak ise resmin gösterimi ve resmin tanımlanmasıdır. Ham bilgiler resimde ilgilenilen ayrıntı ve bilgilerin ön plana çıkartılması da bu aşamada yapılır. Son olarak birbirini takip eden iki ayrı alt işlem, etiketleme ve yorumlama gerçekleştirilir. Bu aşamada etiket atanan nesnelere bakılarak amaçlanan sonuç doğrultusunda karar verilir. Yani etiketlenmiş özelliklere bir anlam kazandırılır.

Sunulan bu tez çalışmalarında, görüntü işlemenin ikinci safhası olan anlamlı alt bölgelere ayırma işlemi, yeni bir metotla gerçekleştirilmiştir. Renkli resimdeki renk bilgilerinin tek boyutlu bir düzleme indirgenerek işleme kolaylığı getirmesi kullanılan metodun en önemli özelliğidir. Ayrıca kenar belirleme ve bölge ayrıştırma sonuçları, kabul edilebilir ölçülerdedir.

Kenar belirleme bölümünde, önerilen yöntem lineer, üssel fonksiyonlarda temiz ve belirgin kenarlar oluşturmaktadır. Kenarlar kalın ve kirli bir ortam var ise $S_{T,k}$ değerini düşürerek daha ince ve düzgün kenar belirlenmiş görüntüler elde edilebildiği gibi, silik kenar olma durumunda $S_{T,k}$ değerini artırarak düzeltme işlemi

yapılabilir. Gauss fonksiyonunda, düşük D katsayı kullanımının yanında, yüksek $S_{T,k}$ değeri seçilirse diğer iki yöntemin sonuçları yakalanır. Üstelik elde edilen bu görüntü daha temiz ve parlaktır.

Görüntü ayrıştırma bölümünde, bölge büyüme algoritması, bir bağıntı matrisi kullanarak oluşturulan benzeşim görüntüsüne uygulanmıştır. Elde edilen benzeşim görüntüsünde D uygun normleştirilmiş katsayı değerinin ve ayrıştırma safhasında da $S_{T,b}$ benzerlik eşik değerinin uygun seçilmesi durumunda, özellikle üssel fonksiyonda hızlı ve güçlü sonuçlar vermiştir. Ayrıca geniş görüntü tiplerine uygulanabileceği sonucuna ulaşılmıştır.

Karşılaşılan problemlerden birisi, sistemde D normleştirilmiş katsayının, $S_{T,k}$ ve $S_{T,b}$ gibi eşik değerlerin, program çalıştırdıktan sonra sürekli ayarlanma zorunluluğudur. Özellikle her bir denklemde en iyi hangi kullanım aralığını bilmeyen bir kullanıcı için sonuçların bir hayli bozuk çıkma ihtimali mevcuttur. Ancak küçük bir çalışma içerisinde uygun değerlerin seçimi kavranabilir.

İkinci bir sorun ise bölge ayrıştırma çalışmasında, boyama işleminin manuel olması ve bu çalışmada belli sıra takip zorunluluğudur. Bölge ayrıştırma işlemi bittikten sonra seçilecek bölge, birinci görüntü üzerine fare ile tıklanarak sağlanabilir. Bu işlemi yapmadan önce mutlaka boyama rengi seçme zorunluluğu vardır. Bölge ayrıştırma sonuçlarını otomatik olarak bölgeler boyanmış şekilde görmek daha dinamik bir ayrıştırma sonucu verebilirdi. İncelenen örnek görüntüler göstermiştir ki bölge sayısı çok fazla ve bunları otomatik olarak boyanması işlem hızını artıracığı için zaman alacağı düşünülerek manuel boyama tercih edilmiştir. Ayrıca manuel boyamada, tercih edilen bölge sonuçlarının gözlemlenmesi kolaydır.

Bir diđer karřılařılan zorluk ise sistemin benzeřim grntsn elde ettikten sonra kenar belirleme ve blge ayrıřtırma safhalarının aynı anda otomatik olarak yapılmasının sađlanmasıdır. Bu problemin zm, gerekleřtirilebilecek bir ileri alıřma alanı olarak seilebilir. Ayrıca bu zellik bilgileri, tekrar orijinal resimde deđerlendirilerek grnt dzeltme ve sıkıřtırma amalı alıřmalarda da yer alabilir. İleriki alıřmalarda farklı yntemler kullanarak sistemin performansının ve hassasiyetinin artırılması ve sadece grnt iřleme uygulamaları iin deđil daha geniř bir alana hizmet edebilecek bir kalite kontrol ve hata tespit prototipiretilbilir.

KAYNAKÇA

Adams, R. and Bischof, L. 1994. Seed Region Growing. *IEEE Tran. On Pat. A. And Mac. Int.* Vol:16. 6, 641-647.

Anonim 1 2006. <http://tr.wikipedia.org/wiki/Renk>.

Anonim 2 2006. http://www.ncsu.edu/scivis/lessons/colormodels/color_models2

Barnett, V. 1976. The oldering of multivariate data, *J. Royal Statist. Soc.A.* 139, pt.3, 318-343.

Bezdek, J.C., Ehrlich, R., Full, W. 1984. FCM:The Fuzzy c-means Clustering Algorithm. *Computers and Geosciences.* 10:(2-3), 191-203.

Candemir, S. 2007. Bilgisayar görme problemlerine graf tabanlı çözümler. Seminer Raporu GebzeYük. Tek. Ens. Bilg. Müh. Böl. Kocaeli.

Canny, J.F. 1986. A computational approach to edge detection. *IEEE Trans Pattern Anal Machine Intel.* Vol 86: 679-698 .

Castelman, R. K. 1996. Digital Image Processing. Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, USA.

Cheng, H.D. and Sun., Y. 2000. A hierarchical approach to color image segmentation using homogeneity. *IEEE Transactions on Image Processing* .9 :12 .

Cheng, H.D., Jiang, X.H., and Sun, Y. 2001. Colar image segmentation: advances and prospects. *Pattern Recognition* 34-2259 .

Çölkesen, R. 2004. Veri Yapıları ve Algoritmalar. Papatya yayıncılık, ISBN: 975-67-97-21-1. İstanbul.

Demir, K. 2002. Monitörden baskıya rengin serüveni. *Macline*. Haziran 02 kapak konusu. Etna Yayıncılık. İstanbul.

Demirci, R. 2006. Rule-based automatic segmentation of color images. *Int. J. Electronics and Communication(AEÜ)* 60 435-442.

Demirci, R., Katircioglu, F. 2007. Segmentation of color images based on relation matrix. *Signal Processing and Communications Applications, SIU 2007*. IEEE 15th 11-13 Page(s):1 – 4.

Giannarou, S., Tania, S. 2005. Edge Detection Using Combination of Multiple Operators. *IEEE 0-7803-9333-3/05/20*.

Green, B. 2002. Canny Edge Detection Tutorial. Drexel University Philadelphia USA.

Gonzales, R.C. and Woods., R.E. 2002. Digital Image Processing, Prentice-Hall, Inc, New Jersey, USA.

Kang, C., and Wang, W. 2006. A novel edge detection method on the maximizing objective function. *Pattern Recognition* 40 609-618.

Kahraman, F. 2001. Sayısal görüntü işleme için bir yazılım paketi geliştirilmesi ve sayısal resimlerde insan yüzünün yer tespitinde kullanımı. Yüksek Lisans Tezi, Mustafa Kemal Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü. Hatay.108 Sayfa.

Kass, M., Witkin, A., Terzopoulos, D. 1987. Snakes: Active contour models In:Proc. *1st Internat. Conf. On Computer Vision*. 259-267.

Keselman, Y. 2004. Some Applications of Graph Algorithms in Computer Vision. School of Computer Science, Telecommunications and Information Systems, DePaul University, Chicago,IL 60604, USA.

Navon, E., Miller, O. ve Verburch, A. 2005. Color Image Segmentation based on adaptive local thresholds. *Image and Vision Computing* 23 69-85.

Otsu, N. 1979. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Tran. On Sys. Man. And Cyber.* 9, 62-66.

Rosenfeld, A. 1981. Image pattern recognition. *Proceedins of IEEE* 69-5.

Sharifi, M., Fathy, M. and Mahmoudi, M.T. 2002. A classified and Comparative Study of Edge Detection Algorithms. *Proceeding of the International Conf. On Inf. Tech.* Pages 117-120.

Trahanias, P.E., Venetsanopoulos, A.N. 1996. Vector Order Statistics Operators as Color Edge Detectors. *IEEE Tran. On Systems, Man and Cybernetics-Part B Cybernetics* Vol 26 No1 .

Tombak, H. F. 1996. Çok deęişkenli analizlerde kullanılan uzaklık ve benzerlik ölçütlerinin kullanım yerleri üzerine uygulamalı bir çalışma. Hacettepe Üniversitesi Sağlık Bilimler Enstitüsü. Ankara. sayfa 73.

Tütmez, B., Tercan, A.E. 2006. Bulanık modelleme yaklaşımının tenör kestiriminde kullanılması. *Madencilik*. Cilt 45: Sayı 2, Sayfa 39-47.

Underwood, S.A. and Aggarwal, J.K. 1977. Interactive Computer Analysis of serial color inferad photographs. *Computer Graphics and Image Processing* 6 :1-24.

Wang, R. 2004. E161 —Computer Image Processing and Analysis lectures. Cofounder of the Engineering Clinic Harvey Mudd College 1963. California. USA.

Yu, Y. and Chang C.C. 2006. A new edge detection approach based on image context analysis. *Image and Vision Computig* 24 :1090-1102.