

UYARLANABİLİR GÖRÜNTÜ FİLTRE TASARIMI

Uğur GÜVENÇ

**DOKTORA TEZİ
ELEKTRİK EĞİTİMİ**

**GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

TEMMUZ 2008

ANKARA

Uğur GÜVENÇ tarafından hazırlanan UYARLANABİLİR GÖRÜNTÜ FİLTRE
TASARIMI adlı bu tezin Doktora tezi olarak uygun olduğunu onaylarım.

Tez Danışmanı, Prof. Dr. Çetin ELMAS

Elektrik Eğitimi Anabilim Dalı

Tez Danışmanı, Yrd. Doç. Dr. Recep DEMİRCİ

Elektrik Eğitimi Anabilim Dalı

Bu çalışma, jürimiz tarafından oy birliği / oy çokluğu ile Elektrik Eğitimi Anabilim
Dalında Doktora tezi olarak kabul edilmiştir.

Prof. Dr. İsmail COŞKUN

Elektrik Eğitimi Anabilim Dalı, G.Ü.

Prof. Dr. Çetin ELMAS

Elektrik Eğitimi Anabilim Dalı, G.Ü.

Prof. Dr. Ömer Faruk BAY

Elektronik-Bilgisayar Anabilim Dalı, G.Ü.

Doç. Dr. Ramazan BAYINDIR

Elektrik Eğitimi Anabilim Dalı, G.Ü.

Yrd. Doç. Dr. Tuncay YİĞİT

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, S.D.Ü.

Tarih: 11/07/2008

Bu tez ile G.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu Doktora derecesini
onamıştır.

Prof. Dr. Nermin ERTAN

Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

TEZ BİLDİRİMİ

Tez içindeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, ayrıca tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

Uğur GÜVENÇ

UYARLANABİLİR GÖRÜNTÜ FİLTRE TASARIMI

(Doktora Tezi)

Uğur GÜVENÇ

GAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Temmuz 2008

ÖZET

Görüntü işleme yöntemleri sayısal ve analog kamera, röntgen, bilgisayarlı tomografi, manyetik rezonans, nükleer tıp ve ultrasound gibi tıbbi görüntüleme cihazlarından elde edilen görüntülerin yorumlanmasında kullanılmaktadır. Ancak elde edilen görüntüler, oluşumunda ve iletim sırasında meydana gelen bozulmalardan ve gürültülerden dolayı doğrudan kullanılabilir durumda değildir. Bundan dolayı görüntü işleme analizlerinin yapılabilmesi için filtre işlemlerine tabi tutulması gerekmektedir. 1980'li yıllardan itibaren görüntü filtrelemede kısmi diferansiyel denklemler temelli teknikler kullanılmaktadır. Ancak kullanılan bu filtreleme teknikleri görüntüdeki gürültüyü yok ederken orijinal görüntünün kenarlarında kalınlaşma ve bozulmalar meydana getirmektedir. Bu tezde renkli ve gri görüntülerin filtrelenmesi için yeni bir algoritma geliştirilmiştir. Yayınım katsayıları için piksellerin benzerlik oran değerleri kullanılmıştır. Bunun için üç farklı matematiksel yaklaşım daha sonra bulanık mantık tabanlı bir yaklaşım kullanılmıştır. Yapılan test ve uygulamalarda, geliştirilen yaklaşımlardan elde edilen sonuçların, görüntülerin gürültülerini yok ederken kenar bilgilerin korunmasını diğer yaklaşımlardan daha iyi sonuç verdiği görülmüştür.

Bilim Kodu : 703.3.012
Anahtar Kelimeler :Görüntü filtreleme, benzerlik ölçümü, bulanık mantık
Sayfa Adedi : 120
Tez Yöneticisi : Prof.Dr. Çetin ELMAS

ADAPTIVE IMAGE FILTER DESIGN**(Phd Thesis)****Uğur GÜVENÇ****GAZI UNIVERSITY****INSTITUTE OF SCIENCE AND TECHNOLOGY****July 2008****ABSTRACT**

Image processing methods are used to interpret images which are obtained from digital and analog cameras, and medical images which are obtained from medical equipments such as x-ray, computerized tomography, magnetic resonance, nuclear medicine, ultrason etc. Nevertheless, the obtained images are not directly used because of noises and corruptions occurred during acquisition. Therefore they need filtering process in order to perform image analysis. The differential equation based image filtering techniques have been used since 1980. However these methods destroy edge in image while denoising. In this study, a novel algorithm was developed to filter gray scale and color images. Similarity measurements of pixels are used as diffusion coefficients. Moreover, three different mathematical approaches for similarity calculations are proposed initially and flowingly fuzzy logic based method was employed. It has been observed in simulations and applications that the edge preserving capabilities of the proposed algorithm are better than conventional approaches during filtering process.

Science Code : 703.3.012**Key Words : Image filtering, similarity measure, fuzzy logic****Page Number: 120****Adviser : Prof.Dr. Çetin ELMAS**

TEŐEKKÜR

Çalıőmalarım boyunca deęerli yardım ve katkılarıyla beni yönlendiren hocam Prof. Dr. Çetin ELMAS'a yine kıymetli tecrübelerinden faydalandığım hocam Yrd.Doç.Dr. Recep DEMİRCİ'ye, doktora çalıőmam süresince beyin fırtınası arkadaşlarım olan ve aynı zamanda doktora yaptığım Arő.Gör. Serdar BİROĞUL ve Arő.Gör.Yusuf SÖNMEZ'e, bu çalıőmam süresinde bana yardımları dokunan bölüm hocalarıma, doktoram süresince gerekli vaktimi ayıramama karşın beni maddi ve manevi destekleriyle hiçbir zaman yalnız bırakmayan ve beni pozitif bakış açılarıyla hayata bağlayan aileme teşekkürü bir borç bilirim.

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET	İV
ABSTRACT	V
TEŞEKKÜR	VI
İÇİNDEKİLER	VII
ÇİZELGELERİN LİSTESİ	X
ŞEKİLLERİN LİSTESİ	XI
SİMGELER VE KISALTMALAR	XVI
1. GİRİŞ	1
2. SAYISAL GÖRÜNTÜ İŞLEME TEMELLERİ	5
2.1. Sayısal Görüntü İşleme	5
2.2. Görüntü Renk Modelleri	6
2.2.1. KYM renk modeli	6
2.2.2. CMY renk modeli	7
2.2.3. YUV renk modeli	8
2.2.4. HSI renk modeli	8
2.3. Görüntü İyileştirme	10
2.3.1. Negatifleştirme	10
2.3.2. Logaritmik dönüşüm	12
2.3.3. Histogram eşitleme	13
2.3.4. Uzaysal filtreleme teknikleri	15
2.3.5. Yumuşatan uzaysal filtreler	16

	Sayfa
2.3.6. Keskinleştiren uzaysal filtreler.....	18
3. YAYINIM.....	22
3.1. Doğrusal Yayınım Filtreleme	23
3.2 .Yön Bağımsız Yayınım	29
3.2.1. Yön bağımsız yayınının ayırık uyarlaması	30
3.2.2. Yön bağımsız yayınının temel özellik ve kriterleri.....	32
3.3. Yayınım Katsayıları.....	32
3.4. Benzetim Sonuçları	41
3.4.1. Gri düzey cameraman görüntüsü	42
3.4.2. Renkli lena görüntüsü	47
4. GÖRÜNTÜ KENAR HARİTASININ ÇIKARILMASI	54
4.1. Benzerlik İlişkisi	54
4.2. Benzerlik Ölçümü	56
4.2.1. Psikolojik yaklaşım	56
4.2.2. Matematiksel yaklaşım.....	58
4.2.3. Renk benzerliği	59
4.3. Benzerlik İlişki Matrisi	62
4.4. Kenar Haritaları Çıkarımı Benzetim Sonuçları.....	65
5. BULANIK MANTIK TABANLI GÖRÜNTÜ KENAR HARİTASININ ÇIKARIMI	79
5.1. Bulanık Mantık Teorisi.....	79
5.1.1. Bulanık kümelerde üyelik fonksiyonu	80
5.1.2. Bulanık mantık tabanlı modelleme	82

	Sayfa
5.1.3. Bulanıklaştırma	82
5.1.4. Bilgi tabanı	83
5.1.5. Karar verme birimi	83
5.1.6. Durulaştırma	84
5.2. Bulanık Mantık Tabanlı Benzerlik Ölçümü	84
5.3. Bulanık Mantık Tabanlı Kenar Haritaları Çıkarımı Benzetim Sonuçları.....	91
6. BENZERLİK İLİŞKİ MATRİSİNİN YÖN BAĞIMSIZ FİLTRELEMeye UYARLANMASI	94
6.1. Benzetim Çalışmaları	95
6.2. Uygulama Sonuçları	103
6.2.1. Plaka karakter tanıma	103
6.2.2. Uzaktan algılama	108
7. SONUÇ VE ÖNERİLER	113
KAYNAKLAR	115
ÖZGEÇMİŞ	119

ÇİZELGELERİN LİSTESİ

Çizelge	Sayfa
Çizelge 3.1. Perona-Malik1 eşitliği için K değerlerine bağlı yayılım katsayı Değerleri.....	34
Çizelge 3.2. Perona-Malik2 eşitliği için K değerlerine bağlı yayılım katsayı Değerleri.....	35
Çizelge 3.3. K=10 değerine bağlı 5 farklı eşitlik için yayılım katsayı değerleri.....	40
Çizelge 5.1. Benzerlik için bulanık mantık kural tablosu.....	89
Çizelge 5.2. Benzerlik için indeks tablosu.....	90
Çizelge 6.1. Plakadaki her bir karakterin toplam piksel sayıları.....	107
Çizelge 6.2. Plakada tüm karakterlerin ortalama piksel artış yüzdesi.....	107
Çizelge 6.3. Uydu görüntüsündeki su miktarlarının piksel sayıları ve artış yüzdeleri.....	112

ŞEKİLLERİN LİSTESİ

Şekil	Sayfa
Şekil 2.1. Sayısal bir görüntünün örneği.....	5
Şekil 2.2. Piksel komşulukları.....	6
Şekil 2.3. KYM renk küpü[30].	7
Şekil 2.4. HSI a) renk üçgeni b) renk katısı[30]	9
Şekil 2.5. Görüntü negatif dönüşümü	11
Şekil 2.6. Mamogram görüntüsü a) Orijinal hali b) Negatifi alınmış hali	12
Şekil 2.7. Görüntü logaritmik dönüşümü.....	12
Şekil 2.8. Fusca a) Orijinal görüntü b) Logaritmik dönüşüm yapılmış hali	13
Şekil 2.9. Ay a) Orijinal görüntü b) Histogram grafiği.....	14
Şekil 2.10. Ay görüntünün histogram eşitlendikten sonraki a) Görüntüsü b) Histogram grafiği [30]	14
Şekil 2.11. Uzaysal filtreleme için 3x3 maske ve komşulukları	15
Şekil 2.12. Yumuşatan uzaysal fitleler için iki ayrı maske	16
Şekil 2.13. Orijinal Lena görüntüsü a) Gürültülü hali b) 3x3 c)5x5 d)7x7 boyutlumaskeler ile filtrelenmiş halleri	18
Şekil 2.14. Laplace operatörü ile elde edilen maskeler a) Negatif b) Pozitif.....	21
Şekil 3.1. cameraman a) Orijinal görüntüsü b) Gürültülü görüntüsü.....	25
Şekil 3.2. cameraman görüntüsü için Gaussian doğrusal yayılım filtreleme a) t=5 b) t=10 c) t=15 d)t=20.....	26
Şekil 3.3. lena a) Orijinal görüntüsü b) Gürültülü görüntüsü	27
Şekil 3.4. lena görüntüsü için Gaussian doğrusal yayılım filtreleme a) t=5 b) t=10 c) t=15 d) t=20.....	28
Şekil 3.5. Tipik bir yayılım katsayısı fonksiyonu	30

Şekil	Sayfa
Şekil 3.6. Merkez pikselin dört komşusu ile arasındaki farklar.....	31
Şekil 3.7. Gürültülü görüntünün yayılım sonrası filtrelenmiş hali.....	31
Şekil 3.8. Perona-Malik1 eşitliği için K değerlerine bağlı yayılım katsayısı.....	34
Şekil 3.9. Perona-Malik2 eşitliği için K değerlerine bağlı yayılım katsayısı.....	35
Şekil 3.10. Charbonnier eşitliği için K değerlerine bağlı yayılım katsayısı.....	36
Şekil 3.11. Weickert eşitliği için K değerlerine bağlı yayılım katsayısı.....	37
Şekil 3.12. Black eşitliği için K değerlerine bağlı yayılım katsayısı	38
Şekil 3.13. 5 değişik eşitlik için K=10 değerine bağlı yayılım katsayıları.....	39
Şekil 3.14. Gaussian varyans 100 yapay gürültü eklenmiş görüntüler a) cameraman b) lena	41
Şekil 3.15. Gürültülü cameraman görüntüsünün PM1 eşitliği K=1 eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) t=10 b) t=50	42
Şekil 3.16. Gürültülü cameraman görüntüsünün PM1 eşitliği K=10 eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) t=10 b) t=20	43
Şekil 3.17. Gürültülü cameraman görüntüsünün PM2 eşitliği K=1 eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) t=30 b) t=150	43
Şekil 3.18. Gürültülü cameraman görüntüsünün PM2 eşitliği K=10 eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) t=10 b) t=30	44
Şekil 3.19 Gürültülü cameraman görüntüsünün Charbonnier eşitliği K=1 eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) t=10 b) t=30	44
Şekil 3.20 Gürültülü cameraman görüntüsünün Charbonnier eşitliği K=10 eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) t=10 b) t=20	45
Şekil 3.21 Gürültülü cameraman görüntüsünün Weickert eşitliği K=1 eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) t=10 b) t=30	45
Şekil 3.22 Gürültülü cameraman görüntüsünün Weickert eşitliği K=10 eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) t=10 b) t=20	46
Şekil 3.23 Gürültülü cameraman görüntüsünün Black eşitliği K=5 eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) t=20 b) t=60	46

Şekil	Sayfa
Şekil 3.24 Gürültülü cameraman görüntüsünün Black eşitliği $K=20$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=10$ b) $t=30$	47
Şekil 3.25. Gürültülü lena görüntüsünün PM1 eşitliği $K=1$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=50$ b) $t=100$	48
Şekil 3.26. Gürültülü lena görüntüsünün PM1 eşitliği $K=10$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=10$ b) $t=20$	49
Şekil 3.27. Gürültülü lena görüntüsünün PM2 eşitliği $K=1$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=50$ b) $t=100$	49
Şekil 3.28. Gürültülü lena görüntüsünün PM2 eşitliği $K=10$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=10$ b) $t=30$	50
Şekil 3.29. Gürültülü lena görüntüsünün Charbonnier eşitliği $K=1$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=20$ b) $t=40$	50
Şekil 3.30. Gürültülü lena görüntüsünün Charbonnier eşitliği $K=10$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=10$ b) $t=20$	51
Şekil 3.31. Gürültülü lena görüntüsünün Weickert eşitliği $K=1$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=30$ b) $t=60$	51
Şekil 3.32. Gürültülü lena görüntüsünün Weickert eşitliği $K=10$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=10$ b) $t=20$	52
Şekil 3.33. Gürültülü lena görüntüsünün Black eşitliği $K=5$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=50$ b) $t=100$	52
Şekil 3.34. Gürültülü lena görüntüsünün Black eşitliği $K=20$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=20$ b) $t=50$	53
Şekil 4.1. Eşitlik 4.9 ile renk uzaklığına karşı benzerlik ($D_n = 255$)	61
Şekil 4.2. Eşitlik 4.10 ile renk uzaklığına karşı $q=1$ için benzerlik ($D_n = 16,32,64,128,255$).....	61
Şekil 4.3. Eşitlik 4.9 ile renk uzaklığına karşı $q=2$ için benzerlik ($D_n = 256,1024,4096,16384,65025$).....	62
Şekil 4.4. Komşu piksellerin gri düzeyleri.....	63
Şekil 4.5. Renkli bir görüntüdeki komşu pikseller.....	63

Şekil	Sayfa
Şekil 4.6 Benzerlik ağı	64
Şekil 4.7. Lineer fonksiyon uygulanarak elde edilen cameraman görüntüsünün kenar haritaları a) Orijinal görüntü $D_n:32$ b) Gürültülü Görüntü $D_n:32$ c) Orijinal görüntü $D_n:128$ d) Gürültülü Görüntü $D_n:128$	67
Şekil 4.8. Üstel fonksiyon uygulanarak elde edilen cameraman görüntüsünün kenar haritaları a) Orijinal görüntü $D_n:32$ b) Gürültülü Görüntü $D_n:32$ c) Orijinal görüntü $D_n:128$ d) Gürültülü Görüntü $D_n:128$	69
Şekil 4.9. Gauss fonksiyon uygulanarak elde edilen cameraman görüntüsünün kenar haritaları a) Orijinal görüntü $D_n:1024$ b) Gürültülü Görüntü $D_n:1024$ c) Orijinal görüntü $D_n:16384$ d) Gürültülü Görüntü $D_n:16384$..	71
Şekil 4.10. Lineer fonksiyon uygulanarak elde edilen lena görüntüsünün kenar haritaları a) Orijinal görüntü $D_n:32$ b) Gürültülü Görüntü $D_n:32$ c) Orijinal görüntü $D_n:128$ d) Gürültülü Görüntü $D_n:128$	73
Şekil 4.11. Üstel fonksiyon uygulanarak elde edilen lena görüntüsünün kenar haritaları a) Orijinal görüntü $D_n:32$ b) Gürültülü Görüntü $D_n:32$ c) Orijinal görüntü $D_n:128$ d) Gürültülü Görüntü $D_n:128$	75
Şekil 4.12. Gauss fonksiyon uygulanarak elde edilen lena görüntüsünün kenar haritaları a) Orijinal görüntü $D_n:1024$ b) Gürültülü Görüntü $D_n:1024$ c) Orijinal görüntü $D_n:16384$ d) Gürültülü Görüntü $D_n:16384$	77
Şekil 5.1. Üçgen üyelik fonksiyonu	81
Şekil 5.2. Bulanık mantık tabanlı modelleme kullanılan blok diyagram.....	82
Şekil 5.3. Bir renkli görüntüdeki gri düzey farklılıklarına göre üyelik fonksiyonları a) kırmızı b) yeşil c) mavi.....	86
Şekil 5.4 Benzerlik için üyelik fonksiyonları.....	87
Şekil 5.5. Bulanım mantık tabanlı elde edilen cameraman görüntüsünün kenar haritaları a) Orijinal görüntü b) Gürültülü Görüntü	92
Şekil 5.6. Bulanım mantık tabanlı elde edilen elde edilen lena görüntüsünün kenar haritaları a) Orijinal görüntü b) Gürültülü Görüntü	93
Şekil 6.1. Benzerlik Ağı	94
Şekil 6.2. Gürültülü cameraman görüntüsünün 3 iterasyon sonunda lineer fonksiyon kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $D_n=32$ b) $D_n=128$	96

Şekil	Sayfa
Şekil 6.3. Üstel Gürültülü cameraman görüntüsünün 3 iterasyon sonunda üstel fonksiyon kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $D_n=32$ b) $D_n=128$	97
Şekil 6.4. Gürültülü cameraman görüntüsünün 3 iterasyon sonunda gauss fonksiyon kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $D_n=1024$ b) $D_n=16384$..	98
Şekil 6.5. Gürültülü lena görüntüsünün 3 iterasyon sonunda lineer fonksiyon kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $D_n=32$ b) $D_n=128$	99
Şekil 6.6. Gürültülü lena görüntüsünün 3 iterasyon sonunda üstel fonksiyon kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $D_n=32$ b) $D_n=128$	100
Şekil 6.7. Gürültülü lena görüntüsünün 3 iterasyon sonunda gauss fonksiyon kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $D_n=32$ b) $D_n=128$	101
Şekil 6.8. Gürültülü cameraman görüntüsünün yayılım katsayılarının bulanık mantık tabanlı elde edilmesi sonucu filtreleme.....	102
Şekil 6.9. Gürültülü lena görüntüsünün yayılım katsayılarının bulanık mantık tabanlı elde edilmesi sonucu filtreleme.....	102
Şekil 6.10. Plaka a) Orijinal görüntü b) Yakınlaştırılmış hali c) Ayırıştırılmış hali.	104
Şekil 6.11. Plakanın filtrelemeden sonraki ayırıştırılmış halleri a) Doğrusal b) PM1 c) PM2 d) Black e) Charbonnier f) Weickert.....	105
Şekil 6.12. Plakanın tasarlanan uyarlanabilir filtrelemeden sonraki ayırıştırılmış halleri a) Doğrusal b) Üssel c) Gaussian d) Bulanık mantık.....	106
Şekil 6.13. Uydu görüntüsü.....	110
Şekil 6.14. Uydu görüntüsünün filtrelemeden sonraki ayırıştırılmış halleri a) Doğrusal b) PM1 c) PM2 d) Black e) Charbonnier f) Weickert.....	111
Şekil 6.15. Uydu görüntüsünün tasarlanan uyarlanabilir filtrelemeden sonraki ayırıştırılmış halleri a) Doğrusal b) Üssel c) Gaussian d) Bulanık mantık.....	112

SİMGELER VE KISALTMALAR

Bu çalışmada kullanılmış bazı simgeler ve kısaltmalar, açıklamaları ile birlikte aşağıda sunulmuştur.

Simgeler	Açıklama
KYM	Kırmızı Yeşil Mavi
D_n	Normalizasyon Katsayısı
PM1	Perona ve Malik 1
PM2	Perona ve Malik 2
I	Piksel değerlerinin yoğunluğu
div	İraksay operatörü
∇	Gradyan operatörü
Δ	Laplas operatörü
$c(x, y, t)$	Yayınım katsayısını
λ	Yayınım oranı
i, j	Pikselin konumu

1. GİRİŞ

Görüntü işleme yöntemleri, yeni uygulama alanlarının ortaya çıkması ve yeni tekniklerin geliştirilmesiyle, sayısal veya analog kamera, röntgen, bilgisayarlı tomografi, manyetik rezonans, nükleer tıp ve ultrasound gibi tıbbi görüntüleme cihazlarından elde edilen görüntülerin yorumlanmasında kullanılmaktadır. Ancak elde edilen görüntüler, oluşumundaki ve iletim sırasında meydana gelen bozulmalardan dolayı doğrudan kullanılabilir durumda değildir [1]. Bundan dolayı meydana gelen bu gürültülerin görüntü üzerinden etkisi yok edilmeden temel görüntü işlemleri yapılamaz. Başka bir deyişle filtrelemedeki amaç çeşitli yollarla bozulmuş olan görüntüdeki yararsız bilgilerin silinmesidir.

Sayısal görüntü işleme ile ilgili çalışmalar 1930'lu yıllarda ilk fotoğrafların ortaya çıkmasıyla birlikte başlamıştır. Ancak gerçek manada ilk görüntü işleme uygulaması, 1964 yılında ABD tarafından aya gönderilen bir uydunun aydan görüntülediği fotoğraflarda meydana gelen görüntü bozukluklarını düzeltilmesidir [2].

Bundan sonra gürültü yok edilmesi ve azaltılmasına dair bir çok araştırmalar mevcuttur. Görüntü filtreleme işleme için bir çok filtreleme teknikleri tasarlanmıştır [3-10]. Kısmi diferansiyel denklemler temelli teknikler görüntü filtreleme için görüntü işlemede kullanılmaktadır. Koenderick [11] kısmi diferansiyel denklemler tabanlı görüntü işlemede ilk çalışanların başında gelmektedir.

1987'de Perona ve Malik [12] yön bağımsız yayılım adı verilen bir algoritma geliştirmişlerdir. Bu algoritma görüntü filtrelemede çok iyi sonuçlar verdi. Bu algoritmayı diğerlerinden ayırt eden iki önemli durum bulunmaktadır. Bunlar gürültünün yok edilmesi ve kenar koruma vazifesi için uygun olmalarıdır. Başka bir deyişle gürültüyü yok ederken aynı zamanda, filtreleme esnasında çoğu görüntü işleme tekniklerinde neredeyse imkansız olan kenarları koruyabilme yeteneğine sahiptir. Ayrıca bu teknik doğrusal olmayan ve düzleştirmede seçici bir yapıya sahiptir. Bu teknik ile çapraz sınırlar ve kenarların bileşiminin önüne geçirirken, düzleştirme türdeş bölgelerde meydana gelmektedir.

Yön bağımsız filtrelemede, yayılım katsayılarının hesaplanması bu tekniğin en büyük dezavantajıdır. Çünkü yön bağımsız yayılım filtreleme en önemli amaç yayılım uygulanacak pikselin bölge içindemi yoksa kenarda mı olduğuna karar vermektir [13]. Literatürde yayılım katsayılarının hesaplanmaları ile ilgili yapılan çalışmalar bulunmaktadır [12-15]. Yapılan bu çalışmaların bir çoğunda K sabiti diye adlandırılan bir eşik değeri çok önemli rol oynar. Bu eşik değeri işlenecek görüntülerin her pikselin değişimini belirler. Görüntü filtrelemede uygun bir eşik değeri seçmek çok hassas bir konudur. Gürültü, uygun eşik değeri seçimini zor yapan en önemli sorunlardan birincisidir. K eşik değerinin seçilmesiyle ilgili yapılan araştırmalar literatürde oldukça geniş yer almaktadır [16-20].

Bu tezde yayılım katsayılarının hesaplanması için, herhangi bir eşik değerine ihtiyaç duyulmadan komşu piksellerine bağlı olarak uyarlanabilir bir algoritma geliştirilmiştir. Diğer çalışmaların tamamında bir eşik değerine bağlı olarak işlenecek pikselin bölge içindemi yoksa kenarda mı olduğuna karar verilmektedir. Ancak yapılan bu çalışmada, işlenecek pikselin komşu piksellerine bakılarak buradan bir benzerlik oranı vasıtasıyla yayılım katsayısı hesaplanmaktadır. Örneğin diğer çalışmalarda K eşik değeri 10 seçildiyse, iki piksel değerinin farkı 10' un altında ise bu piksel bölge içinde değilse bölge kenar olarak algılanmaktadır. Yapılan bu çalışmada ise iki piksel değerinin farkı 10 olduğunda komşu piksellere bağlı olarak bölge içinde veya kenarda olduğu kanaatine varılmaktadır. Yani bir durumda bölge içindeyken diğer bir durumda kenarda olabilmektedir.

Tasarlanan algoritmada öncelikli amaç pikseller arasındaki benzerlik oranlarını hesaplamaktır. Dolayısıyla dikkate alınan en önemli durum görüntüden gürültüyü azaltırken veya yok ederken kenarları koruyabilmektir. Bir pikselin komşu piksellerle arasındaki benzerlik yüzdesi, iki piksel arasında meydana gelecek olan yayılım miktarını hesaplamamıza yardımcı olmaktadır. Benzerlik, anlamsal veya kavramsal iki objenin arasındaki bir ilişki olarak psikolojinin ana problemlerinden biridir [21]. Benzerlik kavramı dünyayı kategorilere ayırmak için temel sağladığından ve yeni durumları geçmiş deneyimlerle karşılaştırarak tanımladığından son derece önemlidir.

Bir görüntüdeki bir piksel 8 tane komşu piksele sahiptir. Bu nedenle benzerlik hesaplarının bütün olası kombinasyonları hesaplanmıştır. Bu yaklaşım, Kahana ve Sekular [22] tarafından öne sürülen, pürüzlü yüzeyi sınıflandırmak için iç uyarıcı benzerliğinin kullanıldığı pürüzlü örnek yaklaşımı ile iyi uyum sağlar. İç uyarıcı benzerliği psikolojik olarak birçok anlayış teorisinin örneği olduğundan, burada önerilen yaklaşım psikolojik kavram teorileri ile uyumludur.

Görüntü işleme alanında iki pikselin benzerlik ölçümü günümüze kadar genellikle renk alanlarındaki Öklit mesafesi vasıtasıyla değerlendirilmiştir. Weurger ve arkadaşları [23] renk alanlarında yakınlık kararı üzerine yaptığı araştırmalarında algısal renk yakınlığının doğasında Öklit olmadığını göstermiştir. Bu Öklit renk alanlarındaki uzaklık bilgisinin benzerlik kararı için uygun olmadığı anlamına gelir. En kolay benzerlik ölçümlerinden biri öznitelik uzayında öznitelik vektör çiftleri arasındaki uzaklıktır. Eğer bir şekilde bütün örnek bilgi çiftleri arasındaki uzaklık hesaplanırsa, sonra aynı gruptaki noktalar arasındaki uzaklığın, farklı gruptaki uzaklık noktalarından önemli ölçüde daha az olacağı umulur.

İki piksel arasındaki benzerliğin matematiksel olarak tam ifade edilebilmesi mümkün olmamaktadır. Hassas matematiksel modelleme yapılamayan sistemler için bulanık mantık tabanlı modellemeler kolaylıkla uygulanabilmektedir [24]. Uzman bir kişinin bilgi ve tecrübelerinden yararlanılarak oluşturulan bu modelleme yöntem, dilsel niteleyiciler olarak bilinen; uygun, uygun değil, yüksek, biraz yüksek, fazla, çok fazla gibi günlük hayatta sıkça kullandığımız kelimeler kullanılarak esnek bir modelleme metodu geliştirilebilir [25].

Bulanık mantık bilinen klasik mantık gibi sadece 0 ve 1 değerlerinde olduğu gibi keskin olmayıp, 0 ve 1 değer aralığında çok daha fazla değerle ifade edilmektedir. Başka bir ifadeyle eğer bir nesne bir kümeye ait ise alacağı değer 1 dir.

Bulanık Mantık ilk defa 1965 yılında Amerika Birleşik Devletlerinde düzenlenen bir konferansta Lütfi A. Zadeh [26] tarafından bulanık mantık küme teorisi hakkında yazdığı makalede duyurulmuştur. Yapılan bu çalışmada insan düşüncesinin konulara

bakış açısının 0-1 mantığı ile ifade edilememesidir. Bulanık mantık tabanlı modeller, yapılan çalışmalarla her alanda yaygın olarak kullanılmaya ve başarılı sonuçlar alınmaya başlamıştır.

Görüntü işlemede görüntü filtreleme, nesne tanıma, görüntü ayrıştırma ve kenar belirleme konularında bulanık mantık oldukça fazla kullanılmaya başlanmıştır. Yön bağımsız yayılım filtrelemede bulanık mantık ilk olarak yayılım katsayılarının herhangi bir matematiksel denklem kullanılmadan hesaplanması için Aja ve arkadaşları tarafından kullanılmıştır [15]. Daha sonra Tizhoosh ve Jialin [27] yayılım katsayılarının hesaplanmasında farklı bir yaklaşımda çalışma yapmışlardır. Ancak her iki çalışma da diğer matematiksel denklemler kullanarak elde edilen yayılım katsayıları gibi sadece iki piksel arasındaki duruma bağlı olarak hesaplanmaktadır. Yani çevresindeki yayılım yapılacak diğer pikseller göz önünde bulundurulmamıştır.

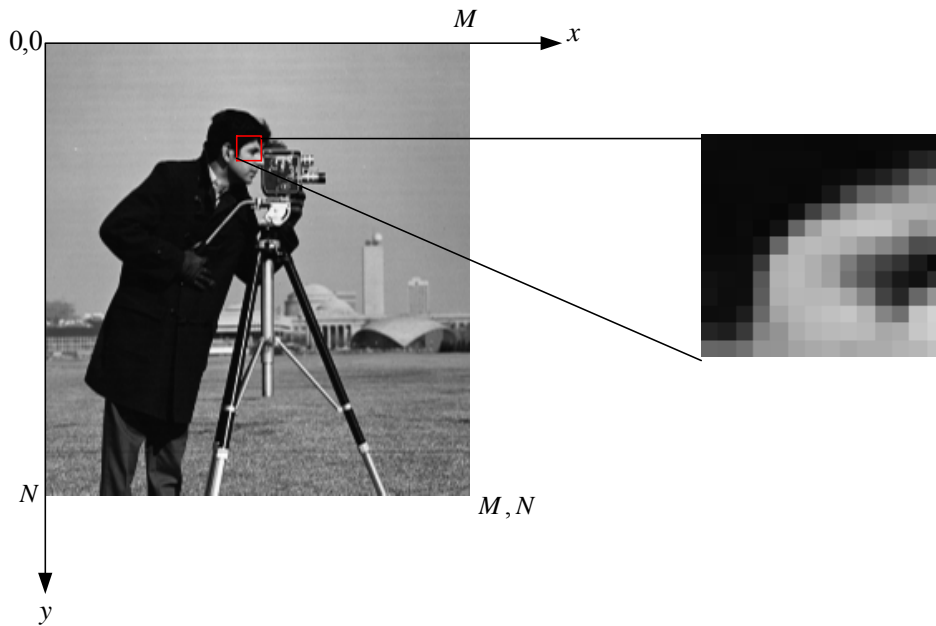
Bu tezde renkli görüntülerin filtrelenmesi için yeni bir algoritma tasarlanmıştır. Filtrelemede kullanılacak olan yayılım katsayılarının hesaplaması için benzerlik ölçümlerinde iki farklı yol izlenmiştir. Hesaplamalar ilk olarak üç farklı matematiksel yaklaşım daha sonra bulanık mantık tabanlı bir yaklaşım kullanılmıştır.

Bölüm 2’de sayısal görüntü işlemenin temelleri ve görüntü iyileştirme teknikleri anlatılmıştır. Bölüm 3’te yayılım, doğrusal yayılım filtreleme ve yön bağımsız filtreleme anlatılmış ve yapılan simülasyon sonuçları sunulmuştur. Bölüm 4’te üç farklı matematiksel yaklaşımla elde edilen kenar haritaların elde edilmesi anlatılmış ve uygulama sonuçları sunulmuştur. Bölüm 5’te bulanık mantık tabanlı modelleme yapılarak elde edilen kenar haritaların elde edilmesi anlatılmış ve uygulama sonuçları sunulmuştur. Bölüm 6’da elde benzerlik ilişki matrisinden elde edilen benzerlik oranlarının yön bağımsız filtrelemede uyarlanması sonucu elde edilen simülasyon ve uygulama sonucu sunulmuştur. Sonuç ve öneriler Bölüm 7’de verilerek genel bir değerlendirme yapılmıştır.

2. SAYISAL GÖRÜNTÜ İŞLEME TEMELLERİ

2.1. Sayısal Görüntü İşleme

Görüntü, iki boyutlu x, y uzay koordinatlarında bir $f(x, y)$ olarak tanımlanan ışık yoğunluk fonksiyonudur [28]. Burada x, y değerleri ve fonksiyon genlikleri sonlu ve tamsayı ise bu görüntü, sayısal görüntü olarak adlandırılır. Dolayısıyla, her sayısal görüntü sonlu sayıda kendine özel bir yeri ve değeri olan, piksel diye ifade edilen elemandan oluşur. Sayısal görüntü, Şekil 2.1’de gösterilen m satır indisi, n sütun indisi olmak üzere $m \times n$ adet pikselden oluşmuş bir matris olarak tanımlanır [29]. Bu matrisin her bir elemanının sayısal değeri, kendisine karşılık gelen x, y koordinatlarındaki gri seviye değerine eşittir. Sayısal görüntülerin bilgisayar ile işlenmesine sayısal görüntü işleme denir .



Şekil 2.1. Sayısal bir görüntünün örneği

Sayısal görüntü işlemlerinde komşu piksellerin birbiriyle olan ilişkileri büyük yer almaktadır. Sayısal bir görüntüdeki x, y koordinatlarında bulunan pikselin komşuları Şekil 2.2’de gösterilmiştir.

x-1, y-1	x-1, y	x-1, y+1
x, y-1	x, y	x, y+1
x+1, y-1	x+1, y	x+1, y+1

Şekil 2.2. Piksel komşulukları

2.2. Görüntü Renk Modelleri

Bir ışık dalgasının görülebilir olması için elektromanyetik enerji spektrumunda yaklaşık 400 ile 700nm arasında dar frekans grubunda olması gerekmektedir. İnsan , tüm renkleri üç ana renkler olan kırmızı(K), yeşil(Y) ve mavi(M)'nin değişebilir birleşimleri olarak görür. CIE (Commission Internationale de Eclairgoe) komisyonu 1931'de ana renklere aşağıdaki özel dalga boyu değerlerini belirleyerek standartlaştırmışlardır [30].

Mavi = 435,8 nm

Yeşil = 546,1 nm

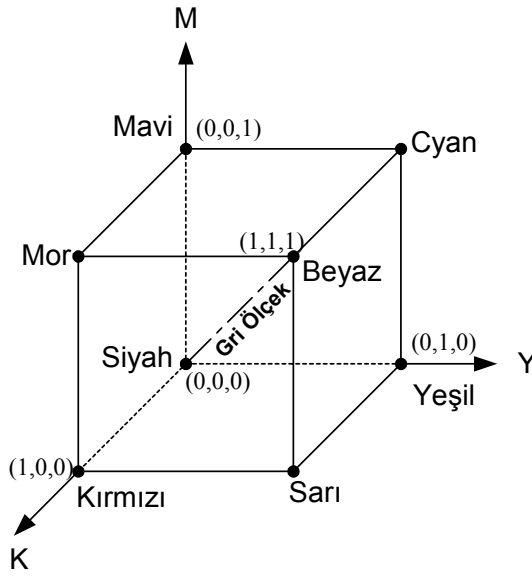
Kırmızı = 700,0 nm

Ana renklerin ikişerli karıştırılmasıyla ikincil renklerden olan Mor (kırmızı+mavi), Cyan (yeşil+ mavi) ve Sarı (kırmızı+yeşil) meydana gelmektedir. Ana renklerin tümünün karıştırılmasıyla beyaz elde edilmektedir. Sayısal görüntü işlemlerinde RGB, CMY, YUV ve HSI renk modelleri başta olmak üzere çeşitli renk modelleri kullanılmaktadır.

2.2.1. KYM renk modeli

KYM $\in [0-1]$ renk uzayı içerisinde her bir eksenin ana renklerden birini temsil ettiği üç boyutlu birim küp olarak Şekil 2.3'de gösterildiği gibi düşünülebilir. Böylelikle

ana renkler kırmızı = (1,0,0), yeşil = (0,1,0), mavi = (0,0,1)' dir. KYM ikincil renkleri cyan= (0,1,1), mor= (1,0,1) ve sarı= (1,1,0)'dır. KYM renk küpünün (0,0,0) koordinatı siyah, (1,1,1) koordinatı beyaz renklerini temsil etmektedir. KYM renk sisteminin doğasında eklenen renklerin görüntüyü nasıl daha parlak yaptığı konusunda toplamsal olması yatmaktadır. Şekildeki gri ölçek ise, bu iki noktayı birleştiren hat boyunca siyahtan beyaza uzanır.



Şekil 2.3. KYM renk küpü [30].

2.2.2. CMY renk modeli

CMY renk modeli KYM modeliyle yakından ilgilendir ve temel renkleri C(cyan), M(mor) ve Y(sarı)'dır. Başka bir ifadeyle KYM'nin ikincil renkleri CMY'nin ana renkleridir. KYM'den CMY dönüşümü ve KYM'nin tam tersi alınarak yapılır;

$$C=1-K \quad (2.1)$$

$$M=1-Y \quad (2.2)$$

$$Y=1-M \quad (2.3)$$

CMY renk sistemi, KYM'nin toplamsal doğasının aksine, eksiltici bir yolda sapma göstermektedir.

2.2.3. YUV renk modeli

YUV renk modelinde temel fikir parlaklık bilgisini renk bilgisinden ayılmaktır. YUV renk modelini temel bileşenler şöyledir;

$$Y = 0.3 \times K + 0.6 \times Y + 0.1 \times M \quad (2.4)$$

$$U = M - Y \quad (2.5)$$

$$V = K - Y \quad (2.6)$$

KYM ile karşılaştırınca YUV renk modelinin avantajları şöyledir [30].

- Parlaklık bilgisi renk bilgisinden ayrılır.
- Renk bileşenleri arasındaki ilinti azaltılır.
- U ve V de ki bilgi içeriği daha az iken, bilginin çoğu Y bileşenine toplanır.

Bu özelliklerinden dolayı görüntü sıkıştırmasında faydalıdır. Bu, farklı renkler bileşenleri arasındaki ilintilerin azaltıldığındandır, böylece her bir bileşen ayrı ayrı sıkıştırılabilir.

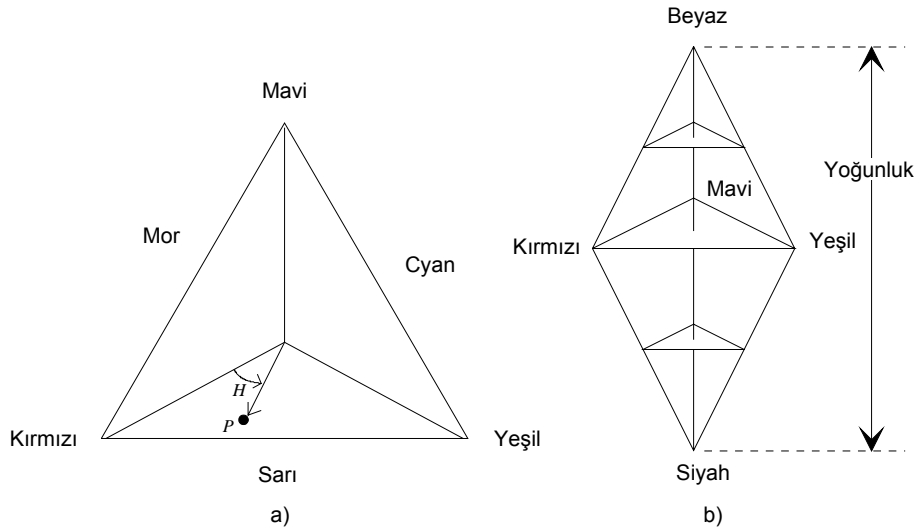
2.2.4. HSI renk modeli

HSI renk modeli renk özü (H), doygunluk (S), ve yoğunluktan (I) oluşur. Yoğunluk YUV modelinin parlaklık bileşenleri ile alakalıdır. Renk özü ışık dalgaları karışımında baskın olan dalga boyuyla alakalı bir özelliktir.

HSI'nın avantajlarını aşağıdaki gibi sıralayabiliriz[30].

- Yoğunluk renk bilgisinden ayrılır.
- Renk özü ve doygunluk bileşenleri, insanın renkleri algılayış yoluyla yakından ilgilidir.

KYM üç boyutlu bir tüp ile tanımlanırken, HSI renk modeli Şekil 2.4'de gösterilen renk üçgeni ile tanımlanır. Tüm renkler, köşeleri üç ana renk ile belirlenen üçgenin altında uzanır. Üçgenin orta noktasından P renk noktasına bir köşe çizmemize izin ver. Sonra renk özü, kırmızı eksene gelince köşenin açısıdır. Doymunluk rengin beyazla seyreltilmemiş olduğu aşamadır ve üçgenin merkezinin mesafesine orantılıdır.



Şekil 2.4. HSI a) renk üçgeni b) renk katısı [30]

YUV renk modelini temel bileşenler şöyledir;

$$I = \frac{1}{3} \times (K + Y + M) \quad (2.7)$$

$$H = \begin{cases} \frac{1}{360} \times \cos^{-1} \left[\frac{\frac{1}{2}[(K-Y) + (K-M)]}{\sqrt{(K-Y)^2 + (K-M) \times (Y-M)}} \right] & M \leq Y \\ 1 - \frac{1}{360} \times \cos^{-1} \left[\frac{\frac{1}{2}[(K-Y) + (K-M)]}{\sqrt{(K-Y)^2 + (K-M) \times (Y-M)}} \right] & M > Y \end{cases} \quad (2.8)$$

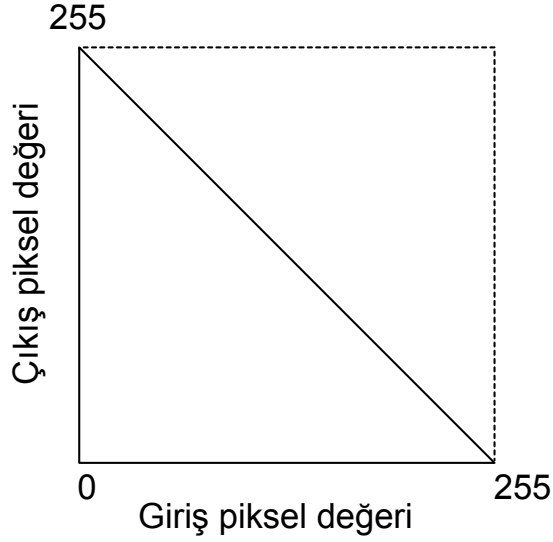
$$S = 1 - \frac{3}{(K+Y+M)} \times \min(K, Y, M) \quad (2.9)$$

2.3. Görüntü İyileştirme

Görüntü iyileştirmedeki amaç uygulanan yöntemlerin problem merkezli olmasından dolayı görüntüyü uygulamalar için ilk durumundan daha uygun bir duruma getirmektir. Örneğin X-ışını görüntülerin iyileştirilmesi için uygulanan olan bir yöntem, akşam çekilmiş bir deniz görüntüsü için uygun olmayabilir. Görüntü iyileştirme doğrudan bir görüntü içindeki piksellerin etkilenmesine dayanır ve genel bir teorisi yoktur [31]. Bu işlemlerde görsellik önemlidir ve yöntemin nasıl sonuç verdiğine karar verecek olan insandır.

2.3.1. Negatifleştirme

Negatifleştirme, işlenecek görüntünün renk düzeylerinde ters çevrilmesiyle yapılmaktadır. Örneğin, Şekil 2.5’de gösterildiği gibi orijinal resimdeki bir pikselin değeri 255 ise negatifinde aynı pikselin değeri 0, 0 ise 255 olacaktır.



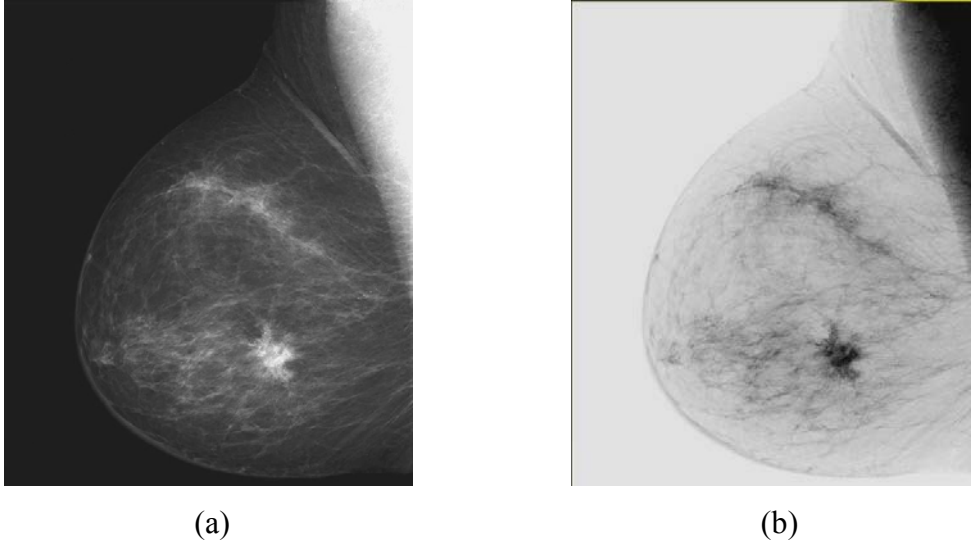
Şekil 2.5. Görüntü negatif dönüşümü

Herhangi bir pikselin değerini $s(r)$ ile ifade edersek negatifi alınmış piksel aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$s(r) = 255 - r \quad (2.10)$$

Negatif görüntüler biyomedikal görüntüler, monokromatik resimleri görüntüleme gibi birçok uygulamada oldukça yararlıdır. Bu tür görüntülerde özellikle siyah bölgelerin çoğunlukta olduğu görüntülerde ilgilenilen detaylar beyaz ya da açık renk renk bölgelerde ise faydalı olmaktadır [30].

Şekil 2.6.a'da görülen mamogram görüntüsünün negatifi alınıp Şekil 2.6.b'de gösterilmiştir. Negatifinin alınmasıyla görüntüden herhangi bir bilgi çıkarılmaz ya da eklenmez: Ancak görüntünün daha iyi seçilebilir hale geldiği ve küçük bir lezyon olduğu açıkça görülmektedir.



Şekil 2.6. Mamogram görüntüsü a) Orijinal hali b) Negatifi alınmış hali [30]

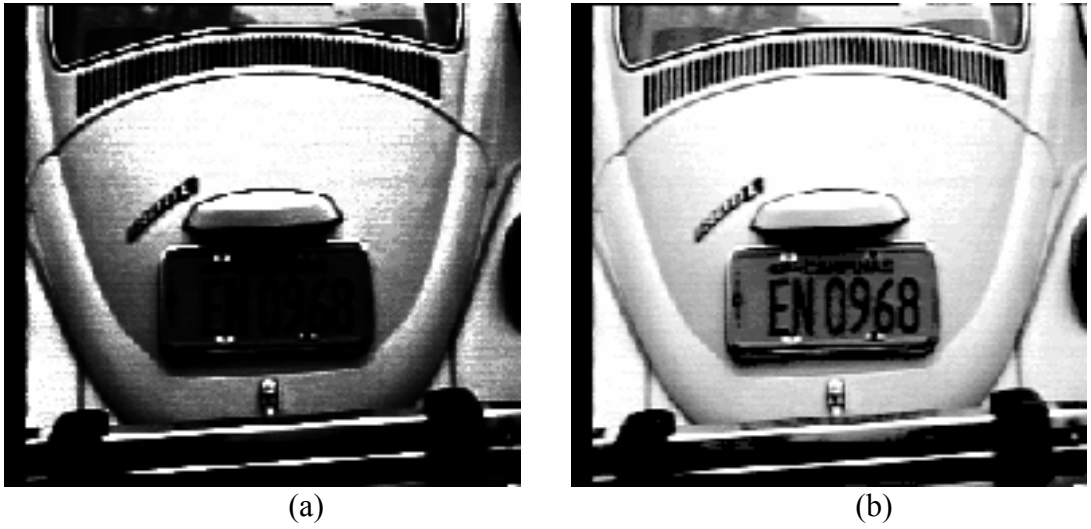
2.3.2. Logaritmik dönüşüm

Şekil 2.7’de gösterilen logaritmik dönüşümün genel formülü $s(r) = c \cdot \log(1 + r)$ şeklindedir. Burada c sabit ve $r \geq 0$ dir.



Şekil 2.7. Görüntü logaritmik dönüşümü

Şekil 2.7 incelendiğinde görüntü piksellerinin dar bir aralıktaki düşük değerlerinin çıkışta daha geniş bir aralığa ve yüksek değerlere sahip olmaktadır. görüntü piksellerinin yüksek değerlerini ise daha dar bir aralıkta yine yüksek değerlere atıyor. Şekil 2.8.a'da görülen görüntü logaritmik dönüşümü gerçekleştirilip Şekil 2.8.b'de gösterilmiştir. Orijinal görüntü görülemeyen plakanın logaritmik dönüşüm yapıldıktan sonra açıkça görülmesi dikkat çekmektedir.



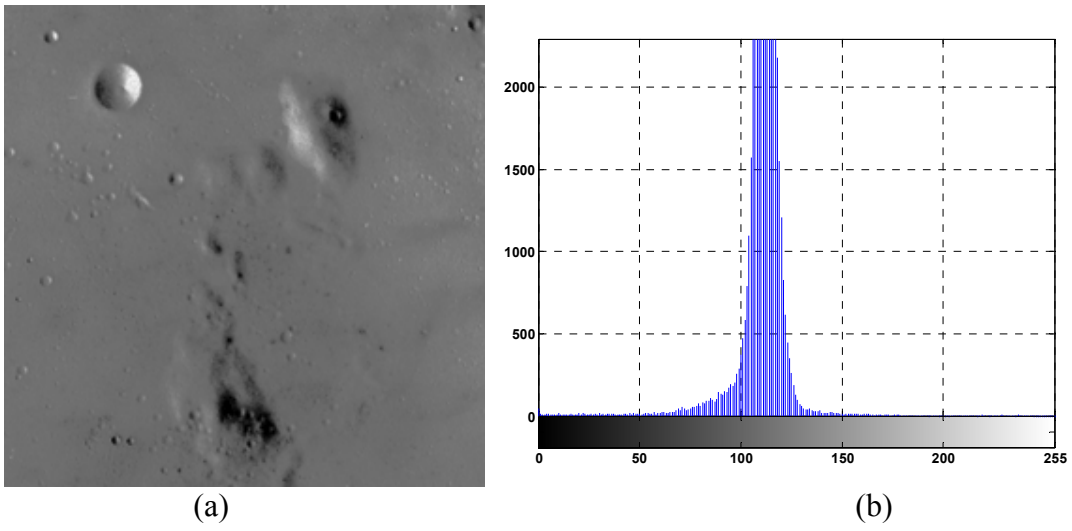
Şekil 2.8. Fusca a) Orijinal görüntü b) Logaritmik dönüşüm yapılmış hali [30]

2.3.3. Histogram Eşitleme

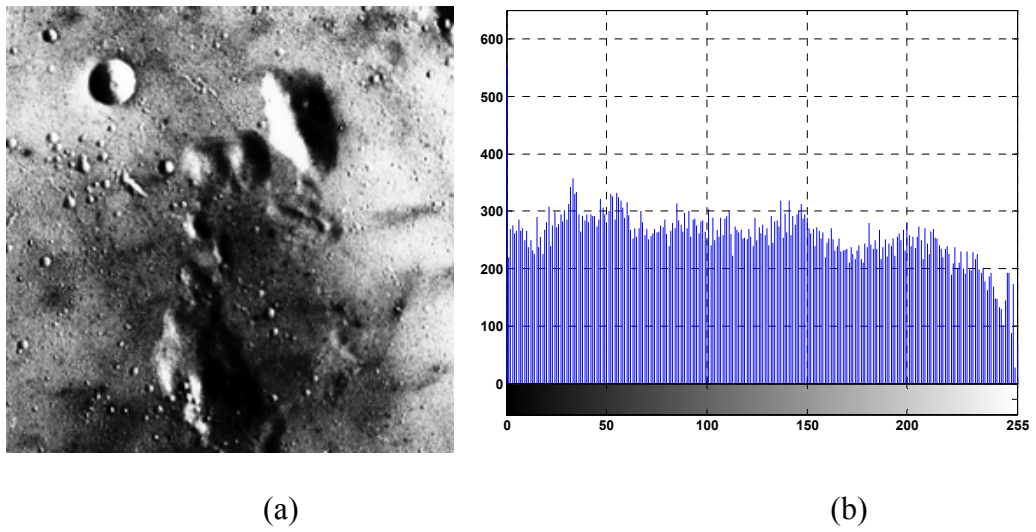
Histogram bir görüntüdeki renk seviyelerinin dağılımlarıdır. Histogram grafiğın dağılımı bize görüntü hakkında yorum yapma fırsatı vermektedir. Görüntü, dağılım dar aralıkta ise düşük parlaklık, geniş bir aralıkta ise yüksek aydınlık anlamına gelmektedir. Ayrıca görüntünün histogramı düşük seviyelerde yoğunlaşmışsa görüntü karanlık, yüksek seviyelerde yoğunlaşmışsa görüntü parlak anlamına gelmektedir. Histogram grafiği, renklerin değerleri 0-255 arasında olup, görüntüde kaç tane bu değerlerden olduğunu ifade etmektedir.

Şekil 2.9.a'da aydan bir bölümünün görüntüsü ve Şekil 2.9.b'de görüntüye ait histogram gösterilmiştir.

Görüntünün histogram eşitlemesi yapıldıktan sonraki görüntü Şekil 2.10.a'da histogram grafiği ise Şekil 2.10.b'de gösterilmiştir. Orijinal görüntüde görülemeyen bir çok ayrıntının histogram eşitlemesi yapıldıktan sonra fark edilebilir olduğu görülmektedir. Histogram grafikleri incelendiğinde orijinal görüntüde renk seviyelerinin 90-120 değerleri arasında yoğunlaştığı, histogram eşitlemesinden sonra bu dağılım görüntünün tüm renk seviyelerine yaklaşık eşit şekilde dağıldığı görülmektedir.



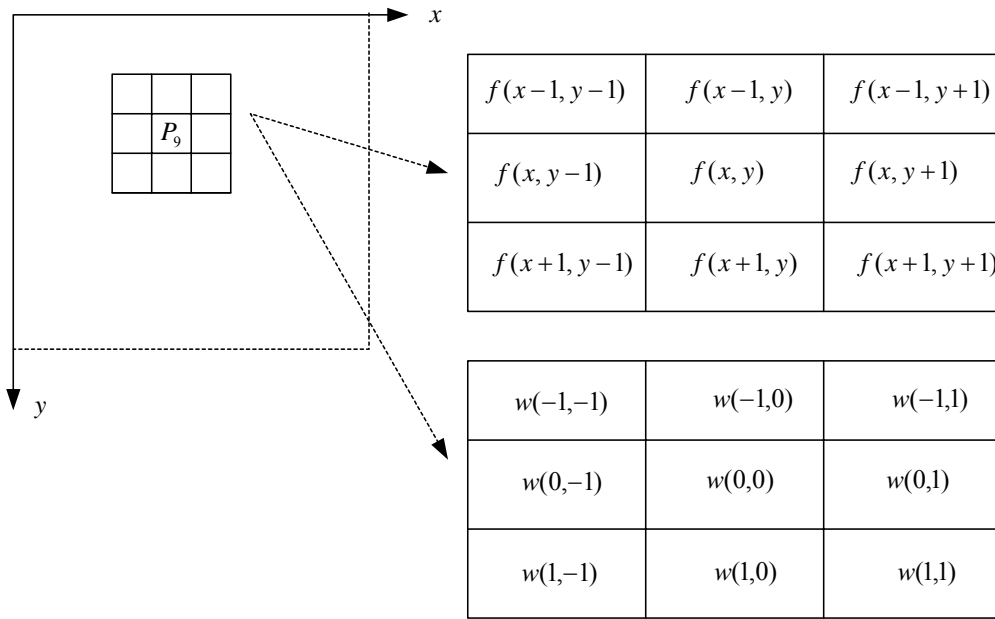
Şekil 2.9. Ay a) Orijinal görüntü b) Histogram grafiği [30]



Şekil 2.10. Ay görüntünün histogram eşitlendikten sonraki
a) Görüntüsü b) Histogram grafiği [30]

2.3.4. Uzaysal Filtreleme Teknikleri

Uzaysal filtreler bir görüntüdeki bazı nesnelere belirginleştirmek ya da bastırmak amacıyla kullanılırlar [30]. Şekil 2.2’de gösterildiği gibi komşuluk işlemleri yapılırken bir çerçeve kullanılır. Bu çerçeve 3x3, 5x5, 7x7 gibi alanlarla sınırlandırılabilir. Bu çerçeveye maske denilmektedir. Maske içinde seçilen değerler piksel yerine komşunun katsayısı olarak adlandırılır. Maske kullanılarak görüntü iyileştirmesi de görüntü işleme yöntemlerinden birisidir. Şekil 2.11’de işlem yapılacak olan P pikselinin 3x3 boyutlu maske için komşuları ve komşu katsayıları gösterilmiştir.



Şekil 2.11. Uzaysal filtreleme için 3x3 maske ve komşuları

Herhangi bir (x, y) noktasındaki uzaysal filtreleme o noktanın cevabı maskenin komşuları üzerinde sırayla kaydırılması sonucu aşağıdaki gibi bulunur [30].

$$f_y(x, y) = \sum_{i=-1}^1 \sum_{j=-1}^1 f(i, j) \times w(i, j) \quad (2.11)$$

Doğrusal olmayan uzaysal filtreler de yine maske ile çalışır. Ancak her zaman çarpımların toplamı ekinde sonuç vermesi gerekmez.

2.3.5. Yumuşatan Uzaysal Filtreler

Genellikle sayısal görüntü işlemede ön işleme olarak adlandırılan yumuşatan uzaysal filtreler, görüntünün bulanıklaştırılmasında ve gürültünün azaltılmasında kullanılır[30]. Doğrusal ve doğrusal olmayan iki çeşit filtre yöntemi vardır.

Doğrusal yumuşatan uzaysal filtre, frekans domeninde alçak geçiren filtre diye adlandırılan bu filtreleme yönteminde, maske görüntü üzerine yerleştirildiğinde merkez pikselin ve komşu piksellerin değerlerinin ortalaması alınır.

Rasgele gürültülerin sebep olduğu keskin geçişlerden dolayı gürültü azaltılmasında, keskin geçişlerin yumuşatılmasında etkili olan bu yöntem sıklıkla kullanılır. Bu yöntemin en büyük dezavantajı, gürültü azaltılırken görüntüdeki kenarların yumuşatılıp, bulanıklaşmasına sebep olmasıdır. Görüntü ait kenarların belirgin olması sayısal görüntü işleme yöntemlerinde istenen bir özelliktir. Şekil 2.12'de 3x3 boyutunda yumuşatan uzaysal filtreler için iki ayrı maske gösterilmiştir.

$\frac{1}{9}x$	1	1	1
	1	1	1
	1	1	1

(a)

$\frac{1}{16}x$	1	2	1
	2	4	2
	1	2	1

(b)

Şekil 2.12 Yumuşatan uzaysal filtreler için iki ayrı maske a) 1/9 b) 1/16 katsayılı

Şekil 2.12.a'da ki maskede katsayıların tamamının 1 olduğu görülmektedir. Ancak gerçekte bu katsayıların hepsi $\frac{1}{9}$ dur. Gösterimde ve kullanımdaki amaç, hesaplama

kolaylığı açısından maskede tüm katsayıların $\frac{1}{9}$ yerine 1 seçilip işlem sonucunu 9'a bölmektir. Seçilen bu maske ile yapılan işleme ağırlıklı ortalama filtreleme de denir. Şekil 2.12.b'de ise maske parametreleri birbirinden farklıdır. Burada kenarlarda meydana gelecek olan bulanıklaşmayı önlemek için, merkez piksele yakın olan komşu piksellerin sonuca etkisi daha fazla olup, merkez piksellerden uzaklaştıkça komşu piksellerin sonuca etkisinin azaltılması düşünülmüştür. Burada kullanılan maskenin katsayılar toplamı 16 olduğundan dolayı elde edilen sonuç $\frac{1}{16}$ ile çarpılmaktadır. Bu maskedeki katsayılar isteğe bağlı olarak farklı alınabilir.

Şekil 2.13'de Orijinal Lena görüntüsünün gürültülü hali ve değişik boyutlu maskelerle ağırlıklı ortalama filtreleme yapıldıktan sonraki görüntüleri görülmektedir.

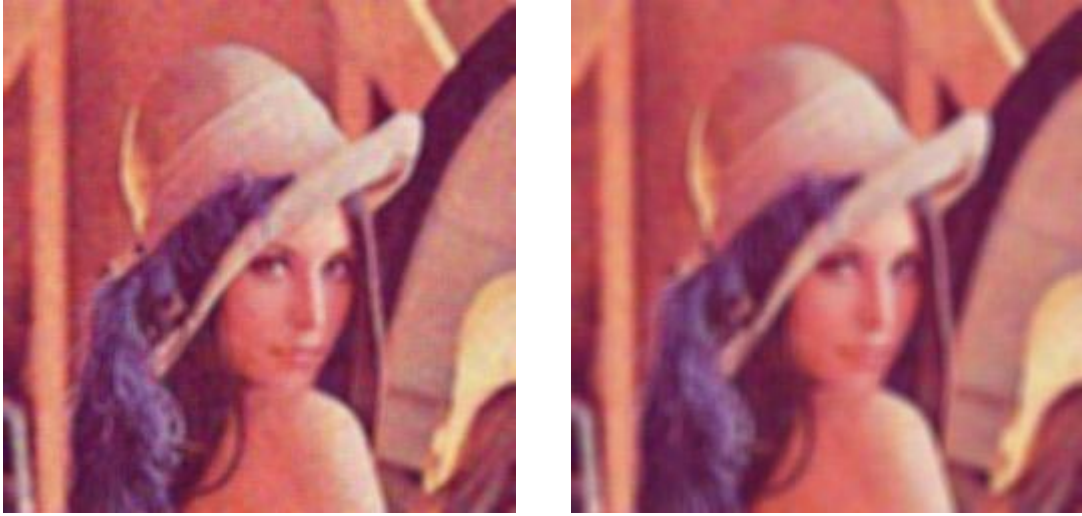


(a)



(b)

Şekil 2.13. Orijinal Lena görüntüsü a) Gürültülü hali b) 3x3 boyutlu maske ile filtrelenmiş halleri



(c)

(d)

Şekil 2.13. (Devam)Orijinal Lena görüntüsü c)5x5 d)7x7 boyutlu maskeler ile filtrelenmiş halleri

Şekil 2.13'de görülen gürültülü resmin ortalama alınarak yapılan filtreleme sonucunda düşük boyutlu maskelerde görüntüde kenarların çok fazla kaybolmamış ancak gürültü azaltımının düşük olduğu, büyük boyutlu maskelerde ise kenarların önemli ölçüde anlaşılabilir hale geldiği ve görüntünün bulanıklaştığı buna rağmen gürültüde önemli ölçüde azalma olduğu görülmektedir.

2.3.6. Keskinleştiren Uzaysal Filtreler

Keskinleştirmenin amacı yumuşatmanın tersine istenen bir ayrıntıyı öne çıkarmak veya bilerek veya bir hata sonucu bulanıklaşmış bir görüntüde ayrıntıları belirginleştirmektir. Kullanım alanları baskılı devre görüntülemeye, tıbbi, endüstriyel veya askeri amaçlı görüntülemeye kadar değişik olabilir [30].

Bulanıklaştırmanın uzaysal domende maske içindeki piksellerin ortalamasının alınmasıyla gerçekleştirilmektedir. Ortalama almak integral işlemine benzediğinden keskinleştirmenin de uzaysal türev ile gerçekleştirilmesi gerekmektedir. Temel olarak, türevsel bir operatörün cevabının kuvveti o operatörün uygulandığı noktadaki süreksizliğin derecesine bağlıdır. Bu yüzden, görüntünün türevini almakla kenarlar

ve gürültü gibi süreksizlikler zenginleştirilirken yavaş değişen veya sabit gri seviye değerleri olan alanlar baskılanır.

Sayısal bir fonksiyonun türevi farklar olarak tanımlanır. Açıklamaları basitleştirmek için öncelikle tek boyutlu türeve dikkat edilecek. Özellikle sabit gri seviye alanları (düz alanlar), süreksiz alanların başı ve sonu, gri seviyenin belli bir eğimle değiştiği alanlar (rampa) gibi alanlarla ilgilenilecektir. Bu tip süreksizlikler gürültü noktalarını, çizgileri ve kenarları modellemede kullanılabilir [30].

Birinci türev için kullanılacak tanımda şunlar istenmektedir:

- Düz alanlarda sıfır olmalı
- Gri seviyenin ani (step) veya dereceli değişiminin (rampa) başında ve sonunda sıfırdan farklı olmalı
- Rampa boyunca sıfırdan farklı olmalı

Temel olarak tek boyutlu bir $f(x)$ fonksiyonunun birinci dereceden türevinin fark tanımı:

$$\frac{\partial f}{\partial x} = f(x+1) - f(x) \quad (2.12)$$

Burada işlemi basitleştirmek amacıyla x 'e bağlı kısmi türev alınmıştır. Benzer olarak ikinci dereceden türev yine fark olarak aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x+1) + f(x-1) - 2 \cdot f(x) \quad (2.13)$$

Birinci ve ikinci türev cevapları karşılaştırılırsa şu sonuçlara varılabilir [30].

- Birinci türevler, bir görüntü içinde genellikle daha kalın kenarlar üretirler. İkinci türevler, ince çizgiler ve tek noktalar gibi küçük ayrıntılara daha kuvvetli cevap

verirler.

- Birinci türevler genellikle gri seviye ani değişimlerine daha kuvvetli cevap verirler. İkinci türevler, benzer gri seviye değerleri için, çizgiye adımdan, noktaya da çizgiden daha kuvvetli cevap verirler.

İkinci türev ince detayları ortaya çıkarmasından dolayı, görüntü iyileştirme uygulamalarında ikinci türev birinciden daha iyi sonuç verir.

Görüntü iyileştirmede ikinci türevin kullanımı için bir maske oluşturmak için önce gerekli formüllerin bulunması gerekir. İki değişkenli bir $f(x, y)$ fonksiyonu için en basit türev operatörü laplace aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (2.16)$$

Bu eşitliğin sayısal görüntü işlemede kullanılabilmesi için ayrık biçimde ifade edilmesi gerekir. Buradan x'e bağlı olarak ikinci dereceden kısmi türev:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f(x+1, y) + f(x-1, y) - 2 \cdot f(x, y) \quad (2.17)$$

x'e bağlı olarak ikinci dereceden kısmi türev:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = f(x, y+1) + f(x, y-1) - 2 \cdot f(x, y) \quad (2.18)$$

Buradan iki denklemin toplamı:

$$\nabla^2 f = f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1) - 4 \cdot f(x, y) \quad (2.19)$$

Elde edilen laplace operatöründen oluşacak maskenin katsayıları Şekil 2.14.a ve Şekil 2.14.b'de gösterilmiştir.

0	1	0
1	-4	1
0	1	0

(a)

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

(b)

Şekil 2.14. Laplace operatörü ile elde edilen maskeler a) Negatif b) Pozitif

Laplace operatörü bir türev operatörü olduğundan bir görüntüye uygulandığında gri seviye süreksizliklerini öne çıkarır ve yavaş değişen gri seviye değerlerini baskılar. Bu yüzden sonuç görüntü, karanlık bir fon üzerinde açık gri kenar çizgileri ve diğer süreksizliklerin bulunduğu bir görüntü olur. Hem laplace işleminin keskinleştirici özelliklerini korumak hem de orijinal görüntüdeki fonun özelliklerini geri getirmek mümkündür. Bunun için orijinal görüntü Laplace çıktısına eklenir. Burada dikkat edilmesi gereken Laplace filtresinin merkez katsayısının negatif ya da pozitif oluşudur. Eğer negatifse toplamak yerine orijinalden çıkarmak gerekir.

3. YAYINIM

Yayınım, kütleyi yok etmeden veya ortaya çıkarmadan konsantrasyon farkını dengeleyen fiziksel bir işlem olarak kabul eden sezgisel bir izlenime sahiptir [32]. Son on yıl boyunca büyük ölçekli görüntü analizinde doğrusal olmayan yayınım filtreler güçlü ve iyi kurulmuş bir araç olmuştur. Bu modeller ölçek-uzay gelişimine ön bilgi içerir ve bunlar eşzamanlı olarak muhafaza eden veya şematik olarak kenarlar hatlar ya da akışkan yapılar gibi önemli bilgileri iyileştiren bir görüntünün basitleştirmesine olanak sağlar.

Bu fiziksel gözlem matematiksel bir formülasyona kolayca atfedilebilir. Denge özelliği Fick yasası ile gösterilir [32]:

$$j = -D.\nabla u. \quad (3.1)$$

Yeni kütle oluşturarak veya oluşturmadan taşınan yayınımlar süreklilik denklemi ile ifade edilir:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = -div j \quad (3.2)$$

Buradaki t zamanı ifade eder. Fick yasasını süreklilik denklemine uygularsak yayınım denklemini elde ederiz

$$\frac{\partial u}{\partial t} = div(D.\nabla u) \quad (3.3)$$

Bu denkleme birçok fiziksel aktarma işleminde rastlanır. Isı transferinde buna ısı denklemi denir. Görüntü işlemede konsantrasyonu belli bir konumdaki gri değerlerle belirleyebiliriz. Yayınım tensoru eğer tüm görüntü domeninde sabitse, homojen yayınım denir ve uzay bağımlı bir filtreleme de homojen olmayan olarak adlandırılır.

3.1. Doğrusal Yayınım Filtreleme

Görüntü filtreleme işleme için bir çok filtreleme teknikleri tasarlanmıştır. Son yıllarda kısmi diferansiyel denklemler temelli teknikler görüntü filtreleme için görüntü işlemede kullanılmaktadır. Doğrusal yayınım filtreleme, bir ölçek-uzayı temsil eden en eski ve üzerinde en çok çalışılmış olanıdır. Sürekli ve sınırlı haritalama $(f : IR^2 \rightarrow IR)$ ile verilen iki boyutlu bir resmi düşünelim. f 'i düzgünleştirmek için en yaygın kullanılan metotlardan biri homojen doğrusal yayınım işleminin başlangıç durumu olarak düşünmektir:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \nabla u \quad (3.4)$$

Ölçek-uzay görüntü özelliklerinin bir hiyerarşisini ortaya koyduğundan pikselle alakalı görüntü gösteriminden anlamlı bir görüntü tanımlamaya kadar önemli bir adım oluşturur. Alvarez ve arkadaşları [33] başlangıç durumu olarak orijinal resim ile parça diferansiyel denklemler tarafından doğal olarak yönetilen ölçek-uzayları göstermiştir.

Ölçek-uzay yaklaşımlarının çeşitliliği ilk prensiplerden türetilmiş olduğundan, bu denklemlerden hangisinin tek bir yolla diğerlerinden ayırt edilebileceğini keşfetmeye insanları teşvik etmiştir.

1983'te Witkin [34] yön bağımsız yayınım tabanlı durum-uzay filtrelemeyi geliştirdi. Bu fikrin arkasında bir Gaussian maskesi ile orijinal görüntüyü evirmektir. İki boyutlu bir gaussian maskesi t ayrık zaman adımında ifade edildiğinde:

$$G(x, y, t) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{\sigma^2}} \quad (3.5)$$

burada σ ölçekleme parametresidir.

Buradaki temel fikir temel olarak orijinal $I_0(x, y)$ görüntüsünü $G(x, y, t)$ gaussian maskesi ile $I(x, y, t)$ haline getirmektir.

$$I(x, y, t) = I_0(x, y) * G(x, y, t) \quad (3.6)$$

Burada ilk durumda yani $t = 0$ iken:

$$I(x, y, 0) = I_0(x, y) \text{ 'dir.} \quad (3.7)$$

Gaussian doğrusal yayılım filtrelemenin geçici geliştirme izlenimlerini elde etmek için yapılan çalışmada Şekil 3.1.a'da 256x256 boyutunda orijinal gri düzey "cameraman" ve Şekil 3.3.a'da 256x256 boyutunda orijinal renkli "lena" görüntülerine gaussian varyans 600 gürültü eklenerek Şekil 3.1.b'de gürültülü "cameraman" ve Şekil 3.3.b'de gürültülü lena görüntüsü elde edilmiştir. Filtreleme yapılırken gaussian ölçekleme parametresi 0,5 seçilmiştir. İşlem sırasında her 5 döngüde bir sonuçlar alınmış olup Şekil 3.2'de "cameraman" ve Şekil 3.4'de "lena" görüntülerinin sonuçları gösterilmiştir.



(a)



(b)

Şekil 3.1. Cameraman a) Orijinal görüntüsü b) Gürültülü görüntüsü



(a)



(b)



(c)



(d)

Şekil 3.2. Cameraman görüntüsü için Gaussian doğrusal yayılım filtreleme
a) $t=5$ b) $t=10$ c) $t=15$ d) $t=20$



(a)



(b)

Şekil 3.3. Lena a) Orijinal görüntüsü b) Gürültülü görüntüsü



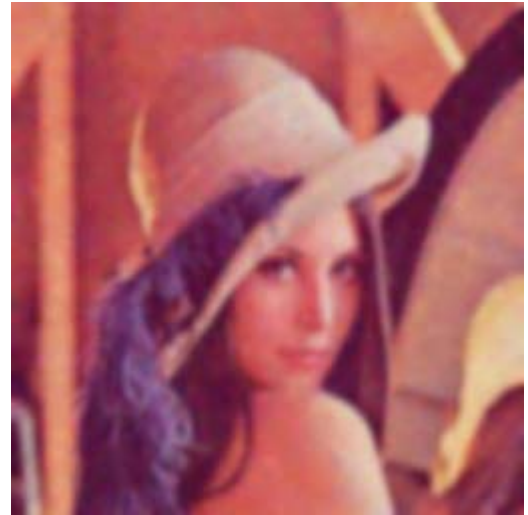
(a)



(b)



(c)



(d)

Şekil 3.4. Lena görüntüsü için Gaussian doğrusal yayılım filtreleme

a) $t=5$ b) $t=10$ c) $t=15$ d) $t=20$

Elde edilen sonuçlara bakıldığında, görüntülerin çok basitleşmiş, gürültü ve küçük ölçek yapıların iyice kaybolduğu gözlenmektedir. Ayrıca bu filtrelemenin önemli bazı dezavantajları bulunmaktadır. Gaussian doğrusal yayılım filtreleme ile düzleştirme ve gürültüden kurtulmanın yanında, görüntünün kenarlar gibi en önemli özellikleri bulanıklaşır ve bu kenarları seçmek zorlaşır. Bu filtrenin tasarımı tamamen görüntüden bağımsız olarak tasarlandığı için herhangi bir önbilgiye sahip değildir. Dolayısıyla tam bir düzleştirme meydana getirmez. Ayrıca doğrusal

yayınım filtreleme ile ince ölçüler daha kalın ölçülere geçiş yaparken kenarlar yerinden çıkar.

3.2. Yön Bağımsız Yayınım

1987’de Perona ve Malik [12] tarafından yön bağımsız yayınım adı verilen bir algoritma geliştirilmiştir. Bu algoritma görüntü filtrelemede çok iyi sonuçlar verdi. Bu algoritmayı diğerlerinden ayırt eden iki önemli durum olmuştur. Bunlar gürültünün yok edilmesi ve kenar koruma vazifesi için uygun olmalarıdır. Perona-Malik’in öncülüğünü yaptığı araştırmada yön bağımsız yayınım denklemi;

$$\begin{aligned}\frac{\partial I}{\partial t} &= \text{div}(c(x, y, t) \cdot \nabla I) \\ &= c(x, y, t) \cdot \Delta I + \nabla c(x, y, t) \cdot \nabla I\end{aligned}\quad (3.8)$$

burada:

I = piksel değerlerinin yoğunluğu,

div = ıraksay operatörü,

∇ = gradyan operatörü,

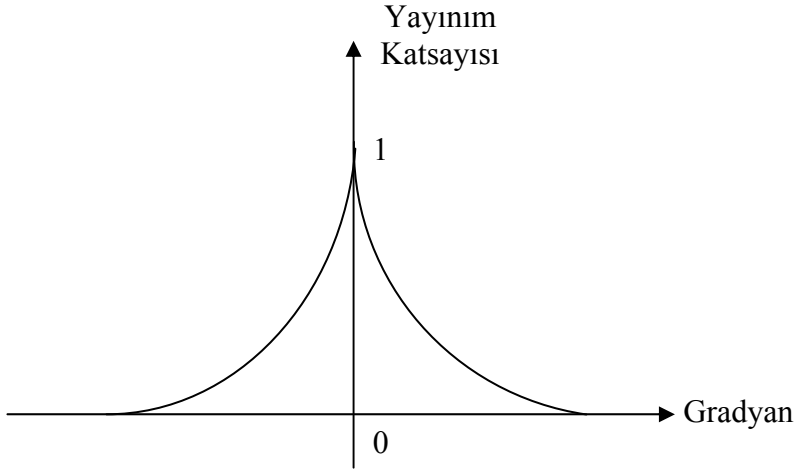
Δ = laplas operatörü ve

$c(x, y, t)$ = yayınım katsayısını ifade etmektedir.

$c(x, y, t)$ fonksiyonu, gradyan büyüklüğünün bir fonksiyonu olarak seçilebilmektedir;

$$c(x, y, t) = g(\|\nabla I(x, y, t)\|) \quad (3.9)$$

burada $g(\bullet)$ sınır bölgelerinin tahmininde kullanılmaktadır. Şekil 3.5’de gösterilen tipik bir $c(x, y, t)$ fonksiyonu gösterilmiştir.



Şekil 3.5. Tipik bir yayılım katsayısı fonksiyonu

Bu fonksiyon hiç negatif değer almadığı ve değerlerinde tek düzen bir azalım olduğu görülmektedir. Ayrıca bu fonksiyon $g(0)=1$ ve $\lim_{x \rightarrow \infty} g(x)=0$ değerlerini karşılamak zorundadır [12].

3.2.1. Yön Bağımsız Yayılımın Ayrık Uyarlaması

PM bir $I_{i,j}$ görüntüsünün dört yakın komşuna bağlı olarak yön bağımsız yayılım eşitliğini aşağıdaki gibi geliştirdi:

$$I_{i,j}^{t+1} = I_{i,j}^t + \lambda [c_K \cdot \nabla_K I + c_G \cdot \nabla_G I + c_D \cdot \nabla_D I + c_B \cdot \nabla_B I]_{i,j}^t \quad (3.10)$$

$$k = K, G, D, B \text{ için } c_{k,i,j}^t = g(\|\nabla_k I(x, y, t)\|)$$

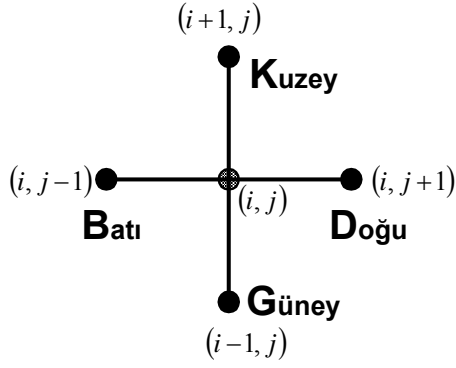
burada:

C = yayılım katsayısı

λ = yayılım oranı

i, j = pikselin konumu

∇ = Merkez pikselin Eş. 2.16 ve Şekil 2.6'da gösterilen dört yakın komşusu ile arasındaki fark:



Şekil 3.6. Merkez pikselin dört komşusu ile arasındaki farklar

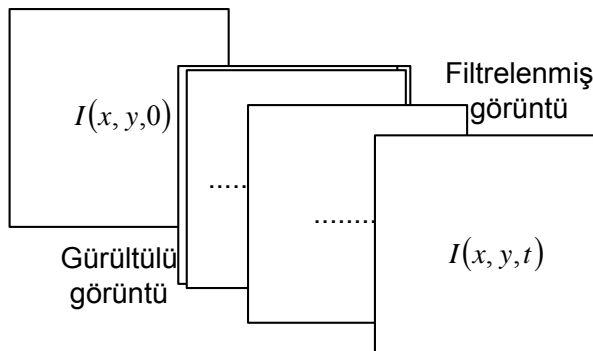
$$\nabla_K I_{i,j} = I_{i-1,j} - I_{i,j}$$

$$\nabla_G I_{i,j} = I_{i+1,j} - I_{i,j}$$

$$\nabla_D I_{i,j} = I_{i,j+1} - I_{i,j}$$

$$\nabla_B I_{i,j} = I_{i,j-1} - I_{i,j} \quad (3.11)$$

Yayınım olayı devam ederken gürültülü görüntünün yeğinliği $I(x, y, 0)$ değişime uğrayarak t zaman sonra Şekil 3.7'de gösterildiği gibi yeni bir görüntü $I(x, y, t)$ halini alır.



Şekil 3.7. Gürültülü görüntünün yayılım sonrası filtrelenmiş hali

3.2.2. Yön Bağımsız Yayınımın Temel Özellik ve Kriterleri

Yön bağımsız yayınımları diğer görüntü filtreleme tekniklerinden ayırt eden farklılıkların başında önemli ve arzu edilir karakteristikler bulunmaktadır.

Bu teknik doğrusal olmayan ve düzleştirme seçici bir yapıya sahiptir. Gürültüyü yok ederken aynı zamanda, filtreleme esnasında çoğu görüntü işlemede tekniklerinde neredeyse imkansız olan kenarları koruyabilme yeteneğine sahiptir. Bu teknik ile çapraz sınırlar ve kenarların bileşiminin önüne geçirirken, düzleştirme türdeş bölgelerde meydana gelmektedir.

3.3. Yayınım Katsayıları

Yön bağımsız yayınımların ayırık ayarlamasına bakıldığında filtrelemede kullanılan iki değişken bulunmaktadır. Bunlardan birincisi ve en önemlisi yayınım katsayısıdır. Yayınım katsayısı sonucu direkt olarak etkilemektedir. Bundan dolayı yayınım katsayısının belirlenmesi yön bağımsız yayınımların en önemli problemi. Şimdiye kadar bir çok yayınım katsayısı eşitlikleri geliştirildi. Bunlardan ilk ikisi yön bağımsız yayınımların ayırık ayarlaması teorisini geliştiren Perona ve Malik' tir. Bu eşitlikler:

$$g(\nabla I) = \frac{1}{1 + \left(\frac{\|\nabla I\|}{K} \right)^2} \quad (3.12)$$

ve

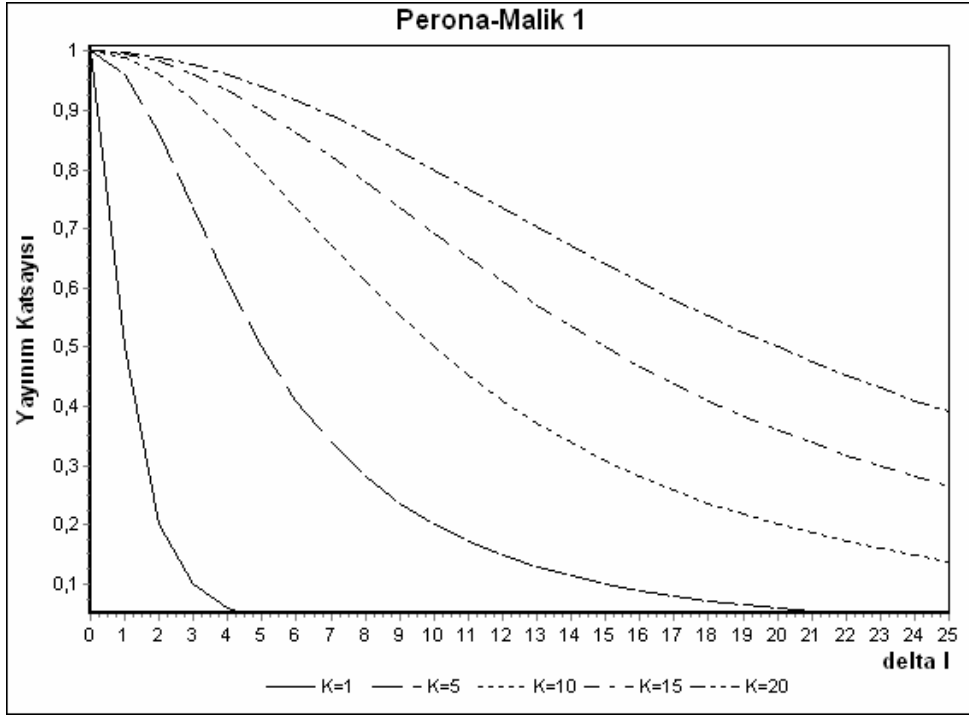
$$g(\nabla I) = e^{-(\|\nabla I\|/K)^2} \quad (3.13)$$

dir. Eş. 3.12'de ifade edilen eşitlik Perona-Malik1 ve Eş. 3.13'de ifade edilen eşitlik Perona-Malik2 eşitlikleri olarak adlandırılmaktadır. Burada K pozitif değerli bir katsayıdır. K değerini bir eşik değeri olarak düşünülebilir. K değerinin seçimi yön

bağımsız yayılım filtrelemede en önemli değişkendir. Çünkü K değeri yayılım katsayısının belirlenmesindeki tek etkidir. K değerinin etkisini anlamak için merkez pikselin komşu pikselle arasındaki fark $\|\nabla I\|$ ile K için çeşitli değerlerde elde edilmiş yayılım katsayılarının Perona-Malik1 için grafiği Şekil 3.8'de ve değerleri Çizelge 3.1'de, Perona-Malik2 için grafiği Şekil 3.9'da ve değerleri Çizelge 3.2'de verilmiştir.

Şekil 3.8 ve Çizelge 3.1 incelendiğinde ilk olarak dikkat çeken, $\|\nabla I\|$ değeri 0 iken K değeri ne olursa olsun yayılım katsayısının değerinin 1 olmasıdır. Dolayısıyla incelenen bu iki pikselin birbiri ile aynı değerde olduğu ve aynı bölgede yer aldığı için tam bir yayılım meydana gelmesinde bir sakınca olmadığı anlamına varılmaktadır.

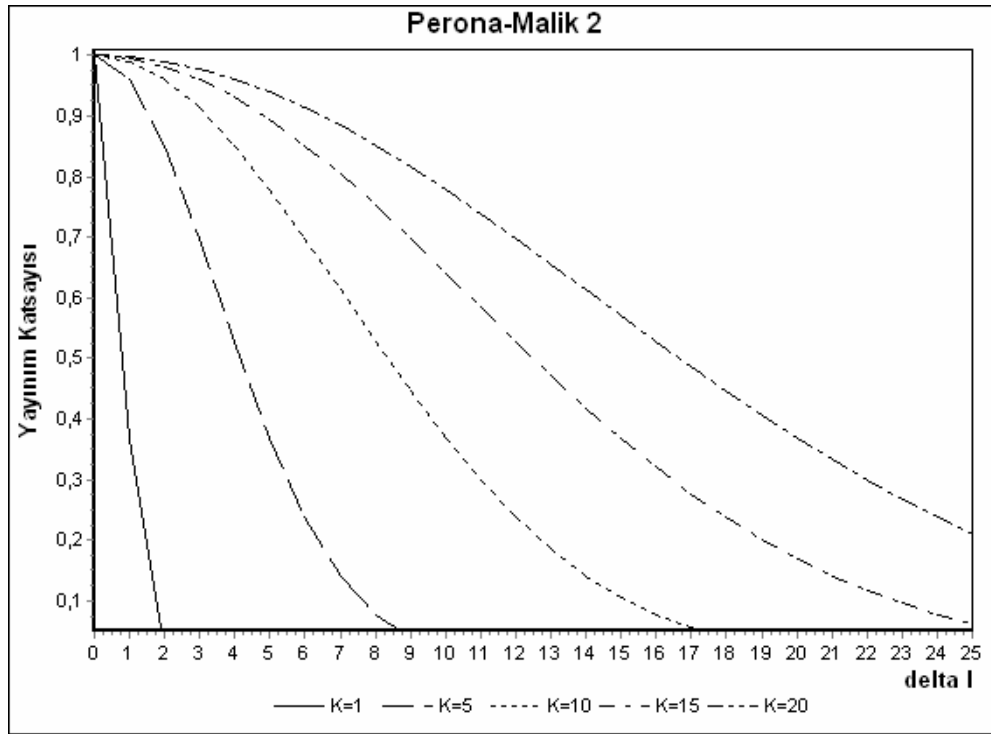
Diğer bir $\|\nabla I\|$ değeri ile K değeri birbirine eşit olduğu durumlarda yayılım katsayısının değerinin her bir farklı durum için aynı yani 0,5 olmasıdır. Burada K değerinin hesaplanmaya olan etkisi açıkça görülmektedir. Örneğin, $\|\nabla I\|=5-K=1$ değeri için yayılım katsayısı 0,03846, $\|\nabla I\|=5-K=15$ için 0,9 olmaktadır. Bu iki yayılım katsayısı değeri değer arasında çok büyük fark bulunmaktadır. Başka bir ifadeyle merkez pikselle komşu piksel arasındaki renk farkı 5 iken K değerinin seçimine bağlı olarak 0,03846 yada 0,9 olabilmektedir. Burada hangi K değerinin seçileceği hakkında seçim yapmak yön bağımsız yayılım filtrelemenin en büyük sorunlarından biridir.



Şekil 3.8. Perona-Malik1 eşitliği için K değerlerine bağlı yayılım katsayısı

Çizelge 3.1. Perona-Malik1 eşitliği için K değerlerine bağlı yayılım katsayısı değerleri

		K				
		1	5	10	15	20
$\ \nabla I\ $	0	1	1	1	1	1
	1	0,5	0,96154	0,9901	0,99558	0,99751
	2	0,2	0,86207	0,96154	0,98253	0,9901
	3	0,1	0,73529	0,91743	0,96154	0,978
	4	0,05882	0,60976	0,86207	0,93361	0,96154
	5	0,03846	0,5	0,8	0,9	0,94118
	6	0,02703	0,40984	0,73529	0,86207	0,91743
	7	0,02	0,33784	0,67114	0,82117	0,89087
	8	0,01538	0,2809	0,60976	0,77855	0,86207
	9	0,0122	0,23585	0,55249	0,73529	0,8316
	10	0,0099	0,2	0,5	0,69231	0,8
	11	0,0082	0,17123	0,45249	0,65029	0,76775
	12	0,0069	0,14793	0,40984	0,60976	0,73529
	13	0,00588	0,12887	0,37175	0,57107	0,70299
	14	0,00508	0,11312	0,33784	0,53444	0,67114
	15	0,00442	0,1	0,30769	0,5	0,64
	16	0,00389	0,08897	0,2809	0,46778	0,60976
	17	0,00345	0,07962	0,25707	0,43774	0,58055
	18	0,00308	0,07163	0,23585	0,40984	0,55249
	19	0,00276	0,06477	0,21692	0,38396	0,52562
	20	0,00249	0,05882	0,2	0,36	0,5



Şekil 3.9. Perona-Malik2 eşitliği için K değerlerine bağlı yayılım katsayısı

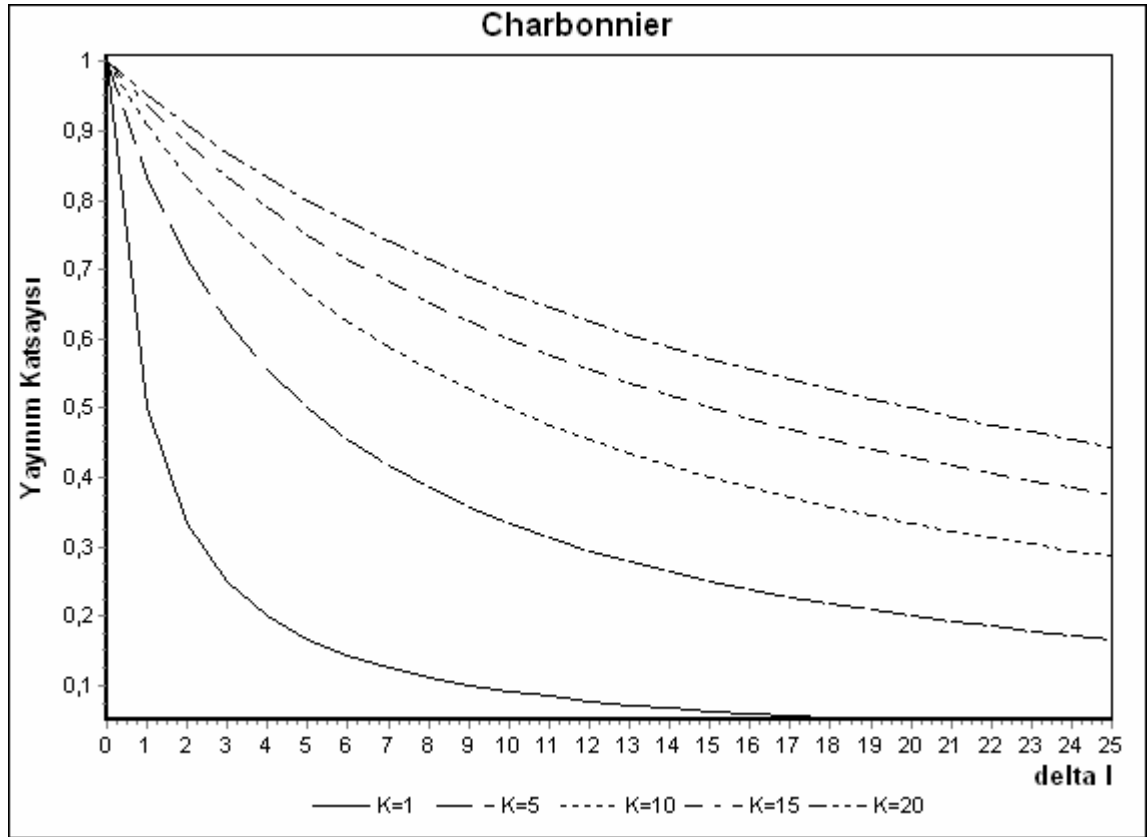
Çizelge 3.2. Perona-Malik2 eşitliği için K değerlerine bağlı yayılım katsayı değerleri

		K				
		1	5	10	15	20
$\ \nabla I\ $	0	1	1	1	1	1
	1	0,367879	0,960789	0,99005	0,995565	0,997503
	2	0,018316	0,852144	0,960789	0,982379	0,99005
	3	0,000123	0,697676	0,913931	0,960789	0,977751
	4	1,13E-07	0,527292	0,852144	0,931358	0,960789
	5	1,39E-11	0,367879	0,778801	0,894839	0,939413
	6	2,32E-16	0,236928	0,697676	0,852144	0,913931
	7	5,24E-22	0,140858	0,612626	0,804304	0,884706
	8	1,6E-28	0,077305	0,527292	0,752432	0,852144
	9	6,64E-36	0,039164	0,444858	0,697676	0,816686
	10	3,72E-44	0,018316	0,367879	0,64118	0,778801
	11	2,82E-53	0,007907	0,298197	0,584045	0,738968
	12	2,89E-63	0,003151	0,236928	0,527292	0,697676
	13	4,02E-74	0,001159	0,18452	0,471842	0,655406
	14	7,56E-86	0,000394	0,140858	0,418486	0,612626
	15	1,92E-98	0,000123	0,105399	0,367879	0,569783
	16	6,6E-112	3,57E-05	0,077305	0,320531	0,527292
	17	3,1E-126	9,54E-06	0,055576	0,276804	0,485537
	18	1,9E-141	2,35E-06	0,039164	0,236928	0,444858
	19	1,7E-157	5,36E-07	0,027052	0,201001	0,405555
	20	1,9E-174	1,13E-07	0,018316	0,169013	0,367879

Perona-Malik yön bağımsız filtrelemede ayırık uyarlamayı geliştirdikten sonra yayılım katsayısının belirlenmesi için çeşitli fonksiyonlar geliştirildi. Burada bunlardan en önemlileri olan üç yayılım fonksiyonunun eşitlikleri ve çeşitli K değerlerine göre grafikleri verilmiştir. Bunlardan birincisi 1994 yılında Charbonnier'in [35] geliştirdiği Eş. 3.14'da verilen fonksiyondur.

$$g(\nabla I) = \frac{1}{\sqrt{1 + \left(\frac{\|\nabla I\|}{K}\right)^2}} \quad (3.14)$$

Charbonnier'in geliştirdiği eşitlikte $\|\nabla I\|$ ile K için çeşitli değerlerde elde edilmiş yayılım katsayılarının grafiği Şekil 3.10'da verilmiştir.

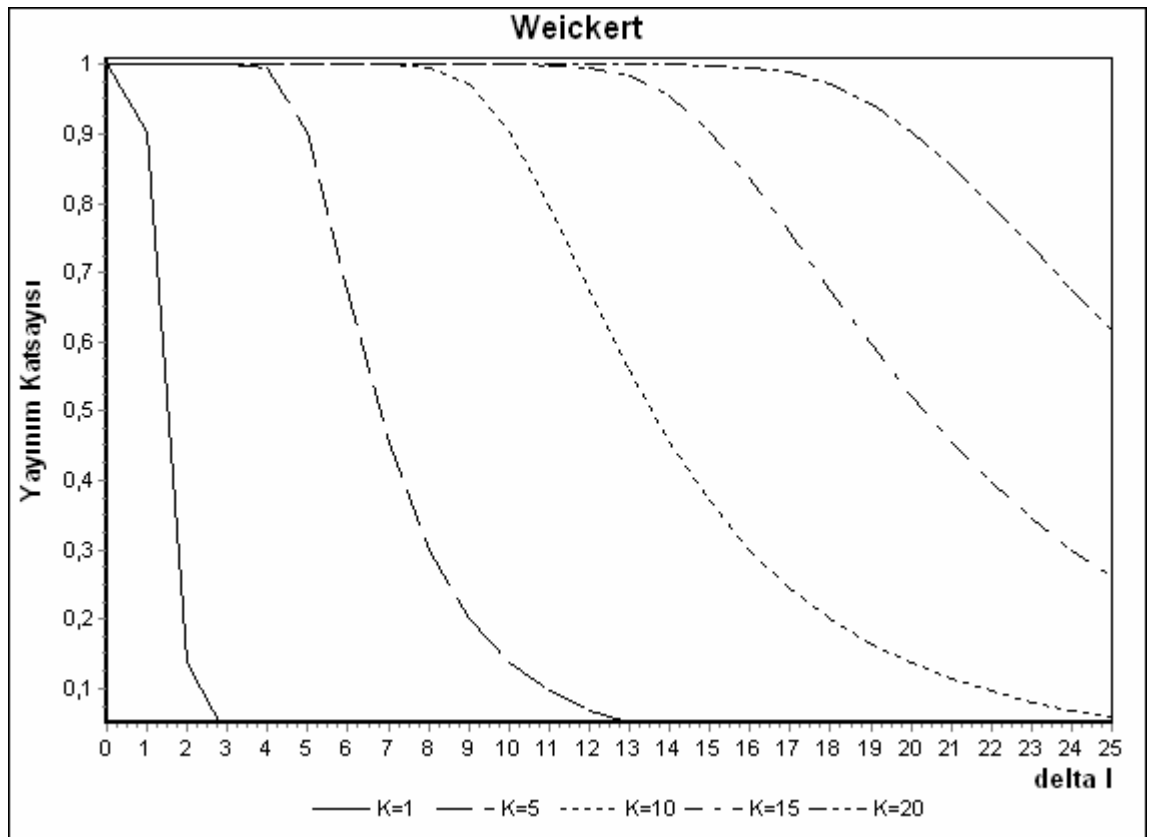


Şekil 3.10. Charbonnier eşitliği için K değerlerine bağlı yayılım katsayısı

Diğer bir yayılım fonksiyonu olan ve Weickert'in [36] 1996 yılında geliştirdiği fonksiyon Eş. 3.15'de verilmiştir.

$$g(\nabla I) = \begin{cases} 1 & \text{eger } \|\nabla I\| = 0 \\ 1 - \exp\left(\frac{-2.33666}{\left(\frac{\|\nabla I\|}{K}\right)^4}\right) & \text{eger } \|\nabla I\| > 0 \end{cases} \quad (3.15)$$

Weickert'in geliştirdiği eşitlikte $\|\nabla I\|$ ile K için çeşitli değerlerde elde edilmiş yayılım katsayılarının grafiği Şekil 3.11'de verilmiştir.

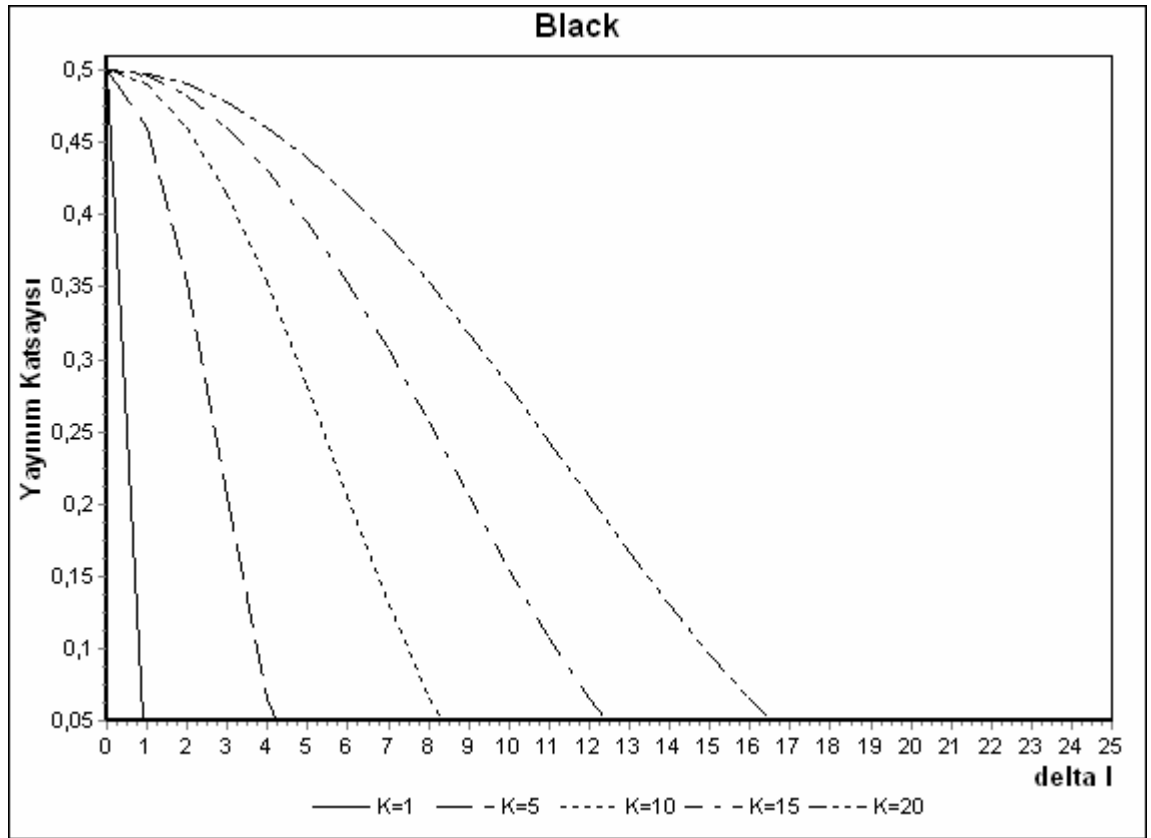


Şekil 3.11. Weickert eşitliği için K değerlerine bağlı yayılım katsayısı

Son olarak 1997 yılında Black'in [37] geliştirdiği yayılım fonksiyonunun eşitliği Eş. 3.16'de verilmiştir.

$$g(\nabla I) = \begin{cases} \frac{1}{2} \cdot \left(1 - \left(\frac{\|\nabla I\|}{K} \right)^2 \right)^2 & \|\nabla I\| \leq K \\ 0 & \text{aksi halde} \end{cases} \quad (3.16)$$

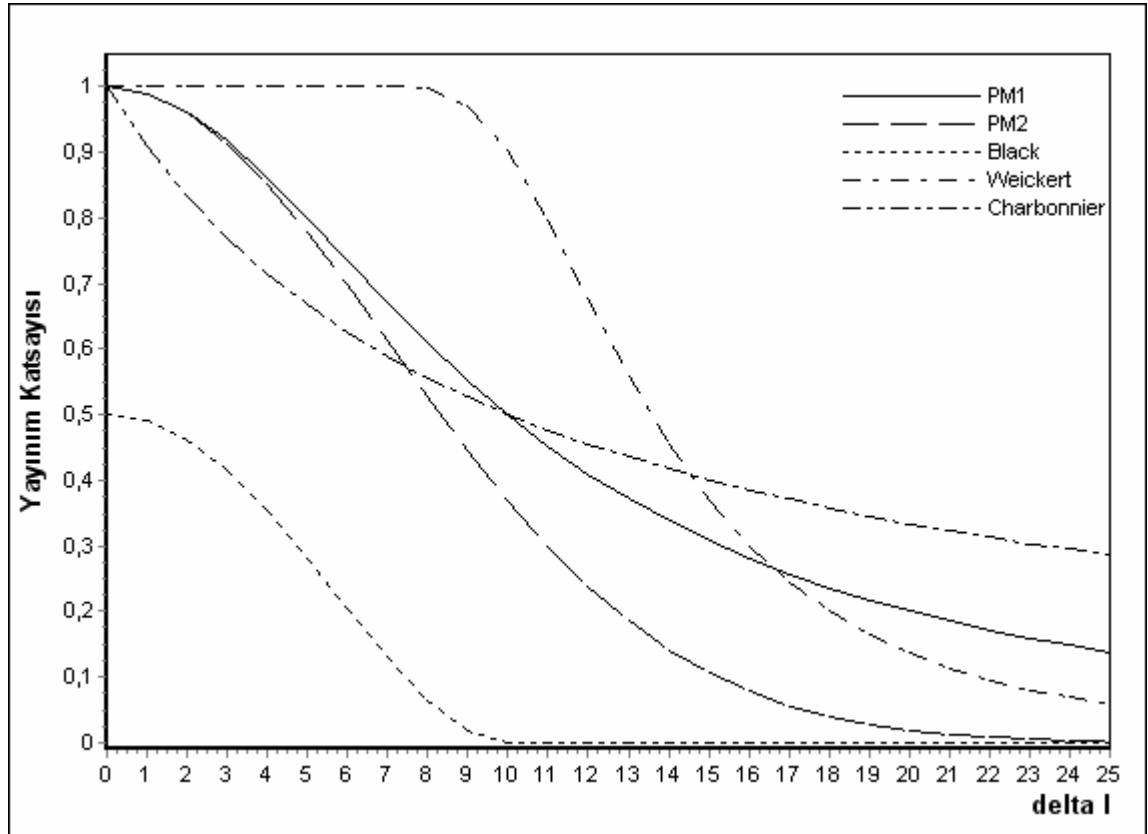
Black'in geliştirdiği eşitlikte $\|\nabla I\|$ ile K için çeşitli değerlerde elde edilmiş yayılım katsayılarının grafiği Şekil 3.12'de verilmiştir.



Şekil 3.12. Black eşitliği için K değerlerine bağlı yayılım katsayısı

Yukarıda belirtilen eşitliklerinin hepsi bir K eşik değerine ihtiyaç duyduğu ve her bir K değerinin değişiminden elde edilecek yayılım katsayısının oldukça büyük bir değişiklik ile etkilemekte olduğu görülmektedir. Örnek olarak K eşik değerini 10 alıp

ve sabit tutarak bu 5 eşitlik için yayılım katsayısı grafiği elde edilip Şekil 3.13'de ve değerleri Çizelge 3.3'de gösterilmiştir. Grafiğe baktığımızda farklı eşitlikler için yayılım katsayısının çok farklılık gösterdiği görülmektedir.



Şekil 3.13. 5 değişik eşitlik için $K=10$ değerine bağlı yayılım katsayıları

Bu beş eşitlik incelendiğinde ortak yönleri merkez pikselde komşu piksel arasındaki genlik farkı arttıkça yayılım katsayılarının azalmasıdır. Dolayısıyla genlik farkının düşük olduğu durumlarda yayılım katsayıları yüksek olup merkez pikselde büyük ölçüde değişim olmasını sağlamaktadır. Bunun tersine genlik farkının yüksek olduğu durumlarda yayılım katsayıları düşük olarak ortaya çıkması merkez pikselde daha küçük ölçüde değişim olmasını sağlamaktadır. Burada Perona-Malik1, Perona-Malik2 ve Charbonnier eşitliklerinde genlik farkı değerine bağlı olarak devamlı bir değişim olduğu görülmektedir. Ancak, Weickert ve Black eşitliklerinde yayılım katsayıları K eşik değerine bağlı olarak farklı bir özellik göstermektedir. Weickert eşitliğine göre genlik farkının K eşik değerine yakın olduğunda tam bir yayılım

yapmaktadır. Black eşitliğine göre ise K eşik değerinin genlik farkından büyük olduğu durumlarda merkez pikselde bir değişim meydana getirmemesidir. Diğer bir benzerlik ise genlik farkının '0' olması durumunda Black eşitliği kullanımında yayılım katsayısının '0,5', diğer eşitliklerde '1' değerinde olmasına rağmen Perona-Malik'in geliştirdiği yön bağımsız yayılım eşitliğinden dolayı merkez pikselde değişim olmamasıdır. Çizelge 3.3'ü incelediğimizde eşitlikleri birbirinden ayrılan önemli sonuçlar gözükmemektedir.

Çizelge 3.3. K=10 değerine bağlı 5 farklı eşitlik için yayılım katsayı değerleri

		K=10				
		PM1	PM2	Charbonnier	Weickert	Black
$\ \nabla I\ $	0	1	1	1	1	0,5
	1	0,9901	0,99005	0,9950372	1	0,49005
	2	0,96154	0,960789	0,9805807	1	0,4608
	3	0,91743	0,913931	0,9578263	1	0,41405
	4	0,86207	0,852144	0,9284767	1	0,3528
	5	0,8	0,778801	0,8944272	1	0,28125
	6	0,73529	0,697676	0,8574929	1	0,2048
	7	0,67114	0,612626	0,8192319	0,9999406	0,13005
	8	0,60976	0,527292	0,7808688	0,9966698	0,0648
	9	0,55249	0,444858	0,7432941	0,9716021	0,01805
	10	0,5	0,367879	0,7071068	0,9033501	0
	11	0,45249	0,298197	0,6726728	0,7972882	0
	12	0,40984	0,236928	0,6401844	0,6759513	0
	13	0,37175	0,18452	0,6097108	0,5587438	0
	14	0,33784	0,140858	0,5812382	0,4556984	0
	15	0,30769	0,105399	0,5547002	0,3697019	0
	16	0,2809	0,077305	0,5299989	0,2999097	0
	17	0,25707	0,055576	0,5070201	0,2440418	0
	18	0,23585	0,039164	0,4856429	0,199557	0
	19	0,21692	0,027052	0,4657464	0,1641452	0
	20	0,2	0,018316	0,4472136	0,1358779	0

3.4 Benzetim Sonuçları

Bir görüntüdeki gürültü, görüntünün temel özelliklerini bozmakta ve oranına bağlı olarak ayrıntılarını tamamen yok etmektedir. Dolayısıyla gürültülü bir görüntüde sayısal görüntü işlemede kenar belirleme, görüntü bölütleme, nesne belirleme ve tanıma gibi görüntü işleme tekniklerinden elde edilen sonuçlar yanıltıcı olmaktadır. Bu sorunu ortadan kaldırmak için görüntüdeki gürültünün tamamen veya kısmen yok edilmesi gerekmektedir. Bu bölümde anlatılan yön bağımsız yayılım filtrelemede yayılım katsayılarını hesaplamak için tasarlanan beş eşitlik için elde edilen sonuçlar gösterilmektedir.

Yön bağımsız yayılım filtrelemenin geçici geliştirme izlenimlerini elde etmek için yapılan çalışmada Şekil 3.1.a ve Şekil 3.3.a'da gösterilen orijinal görüntülere yapay olarak gaussian varyans 100 eklenerek elde edilen Şekil 3.14.a'da gürültü cameraman ve Şekil 3.14.b'de gürültülü lena görüntüleri kullanılmıştır.



(a)



(b)

Şekil 3.14. Gaussian varyans 100 yapay gürültü eklenmiş görüntüler
a) cameraman b) lena

Yapılan yön bağımsız filtreleme işlemlerinde kullanılan yayılım katsayıları eşitliklerine göre literatürde kullanılan K eşik değerleri dikkate alınmıştır. Her bir eşitlik için iki adet K eşik değeri kullanılmıştır.

3.4.1. Gri düzey cameraman görüntüsü

Gri düzey cameraman gürültülü görüntüsü; PM1 eşitliği $K=1$ eşik değeri için $t=10$ ve $t=50$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuçlar Şekil 3.15’de ve $K=10$ eşik değeri için $t=10$ ve $t=20$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuçlar Şekil 3.16’da gösterilmiştir.



(a)



(b)

Şekil 3.15. Gürültülü cameraman görüntüsünün PM1 eşitliği $K=1$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=10$ b) $t=50$



(a)



(b)

Şekil 3.16. Gürültülü cameraman görüntüsünün PM1 eşitliği $K=10$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=10$ b) $t=20$

Gri düzey cameraman gürültülü görüntüsü; PM2 eşitliği $K=1$ eşik değeri için $t=30$ ve $t=150$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuçlar Şekil 3.17’de ve $K=10$ eşik değeri için $t=10$ ve $t=30$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuçlar Şekil 3.18’de gösterilmiştir.



(a)



(b)

Şekil 3.17. Gürültülü cameraman görüntüsünün PM2 eşitliği $K=1$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=30$ b) $t=150$



(a)



(b)

Şekil 3.18. Gürültülü cameraman görüntüsünün PM2 eşitliği $K=10$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=10$ b) $t=30$

Gri düzey cameraman gürültülü görüntüsü; Charbonnier eşitliği $K=1$ eşik değeri için $t=10$ ve $t=30$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuçlar Şekil 3.19'da ve $K=10$ eşik değeri için $t=10$ ve $t=20$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuçlar Şekil 3.20'de gösterilmiştir.



(a)



(b)

Şekil 3.19. Gürültülü cameraman görüntüsünün Charbonnier eşitliği $K=1$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=10$ b) $t=30$



(a)



(b)

Şekil 3.20. Gürültülü cameraman görüntüsünün Charbonnier eşitliği $K=10$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=10$ b) $t=20$

Gri düzey cameraman görüntüsünün Weickert eşitliği $K=1$ eşik değeri için $t=10$ ve $t=30$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuçlar Şekil 3.21'de ve $K=10$ eşik değeri için $t=10$ ve $t=20$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuçlar Şekil 3.22'de gösterilmiştir.



(a)



(b)

Şekil 3.21. Gürültülü cameraman görüntüsünün Weickert eşitliği $K=1$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=10$ b) $t=30$



(a)



(b)

Şekil 3.22. Gürültülü cameraman görüntüsünün Weickert eşitliği $K=10$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=10$ b) $t=20$

Gri düzey cameraman görüntüsünün Black eşitliği $K=5$ eşik değeri için $t=20$ ve $t=60$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuçlar Şekil 3.23'de ve $K=20$ eşik değeri için $t=10$ ve $t=30$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuçlar Şekil 3.24'de gösterilmiştir.



(a)



(b)

Şekil 3.23. Gürültülü cameraman görüntüsünün Black eşitliği $K=5$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=20$ b) $t=60$



(a)



(b)

Şekil 3.24. Gürültülü cameraman görüntüsünün Black eşitliği $K=20$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=10$ b) $t=30$

3.4.2. Renkli lena görüntüsü

Renkli lena gürültülü görüntüsü; PM1 eşitliği $K=1$ eşik değeri için $t=50$ ve $t=100$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuçlar Şekil 3.25’de ve $K=10$ eşik değeri için $t=10$ ve $t=20$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuçlar Şekil 3.26’da gösterilmiştir.



(a)

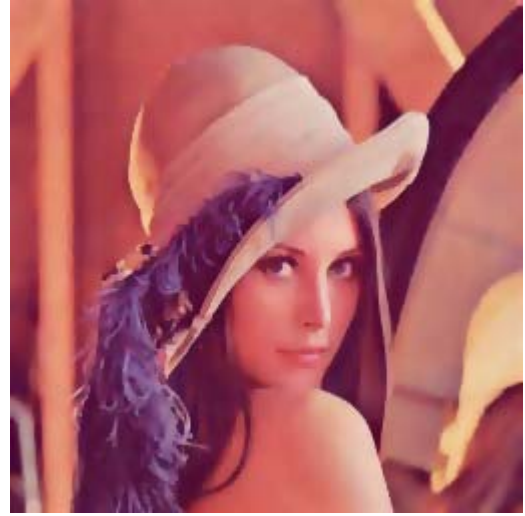


(b)

Şekil 3.25. Gürültülü lena görüntüsünün PM1 eşitliği $K=1$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=50$ b) $t=100$



(a)



(b)

Şekil 3.26. Gürültülü lena görüntüsünün PM1 eşitliği $K=10$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=10$ b) $t=20$

Renkli lena gürültülü görüntüsü; PM2 eşitliği $K=1$ eşik değeri için $t=50$ ve $t=100$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuçlar Şekil 3.27'de ve $K=10$ eşik değeri için $t=10$ ve $t=30$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuçlar Şekil 3.28'de gösterilmiştir.



(a)

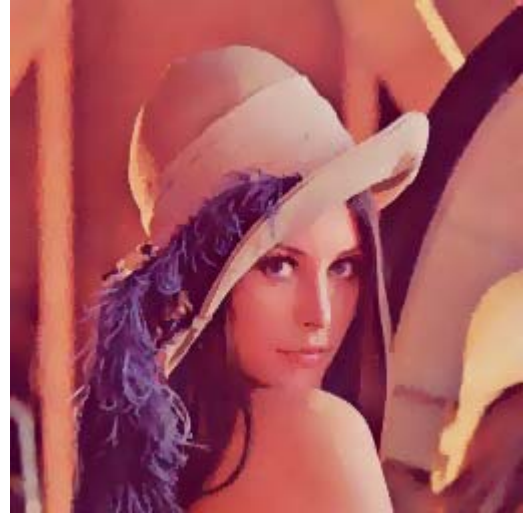


(b)

Şekil 3.27. Gürültülü lena görüntüsünün PM2 eşitliği $K=1$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=50$ b) $t=100$



(a)



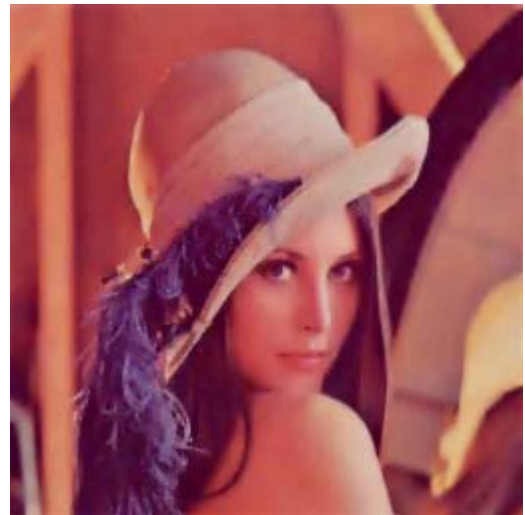
(b)

Şekil 3.28. Gürültülü lena görüntüsünün PM2 eşitliği $K=10$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=10$ b) $t=30$

Renkli lena gürültülü görüntüsü; Charbonnier eşitliği $K=1$ eşik değeri için $t=20$ ve $t=40$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuçlar Şekil 3.29'da ve $K=10$ eşik değeri için $t=10$ ve $t=20$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuçlar Şekil 3.30'da gösterilmiştir.



(a)

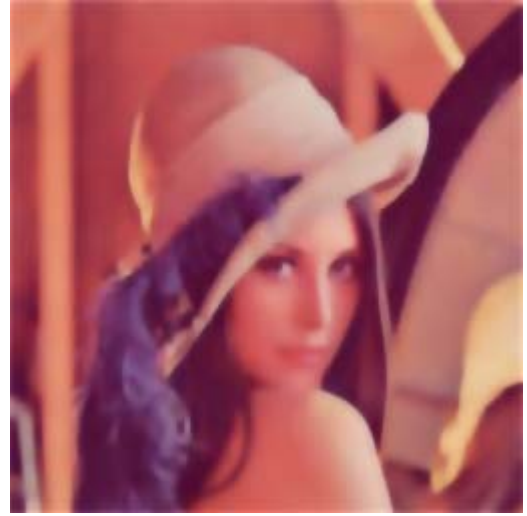


(b)

Şekil 3.29. Gürültülü lena görüntüsünün Charbonnier eşitliği $K=1$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=20$ b) $t=40$



(a)



(b)

Şekil 3.30. Gürültülü lena görüntüsünün Charbonnier eşitliği $K=10$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=10$ b) $t=20$

Renkli lena gürültülü görüntüsü; Weickert eşitliği $K=1$ eşik değeri için $t=30$ ve $t=60$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuçlar Şekil 3.31’de ve $K=10$ eşik değeri için $t=10$ ve $t=20$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuçlar Şekil 3.32’de gösterilmiştir.



(a)

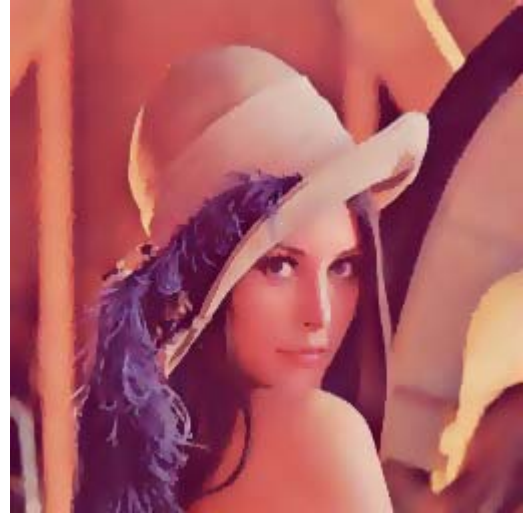


(b)

Şekil 3.31. Gürültülü lena görüntüsünün Weickert eşitliği $K=1$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=30$ b) $t=60$



(a)



(b)

Şekil 3.32. Gürültülü lena görüntüsünün Weickert eşitliği $K=10$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=10$ b) $t=20$

Renkli lena gürültülü görüntüsü; Black eşitliği $K=5$ eşik değeri için $t=50$ ve $t=100$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuçlar Şekil 3.33'de ve $K=20$ eşik değeri için $t=20$ ve $t=50$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuçlar Şekil 3.34'de gösterilmiştir.



(a)



(a)

Şekil 3.33. Gürültülü lena görüntüsünün Black eşitliği $K=5$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=50$ b) $t=100$



(a)



(b)

Şekil 3.34. Gürültülü lena görüntüsünün Black eşitliği $K=20$ eşik değeri kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $t=20$ b) $t=50$

4. GÖRÜNTÜ KENAR HARİTASININ ÇIKARILMASI

4.1. Benzerlik İlişkisi

Yön bağımsız filtrelemenin olumsuz yönlerinden kurtulmak amacıyla geliştirilen algoritmada öncelikli amaç pikseller arasındaki benzerlik oranlarını hesaplamaktır. Dolayısıyla dikkate alınan en önemli durum görüntüden gürültüyü azaltırken veya yok ederken kenarları koruyabilmektir. Kenar genellikle, bir görüntünün yakın renk genliğindeki ani bir değişim ya da bir pikselden diğerine genlikteki ani bir sıçrama olarak tanımlanır. Başka bir deyişle, görüntüdeki bir bölge genellikle aynı ya da benzer genlikleri paylaşan pikseller yığını olarak tanımlanabilen nesnelere gösterir. Böylece görüntüdeki nesne ya da bölgelerin sınırları kenarlar ile tanımlanır. Bir pikselin komşu piksellerle arasındaki benzerlik yüzdesi, iki piksel arasında meydana gelecek olan yayılım miktarını hesaplamamıza yardımcı olacaktır. Bundan dolayı ilk önce bir görüntüdeki kenar haritasını çıkarmamız gerekmektedir.

Geçen 20 yıl boyunca kenar belirleme için iyi performans gösteren birçok algoritmanın temelinde ayırıt sezimi adı verilen bir uygulamada gelmektedir. Genellikle ayırıt sezimi düzgünleştirme, türev alma ve eşikleme yoluyla yapılır. Şimdiye kadar birçok ayırıt sezicisi tabanlı uygulamalarda görüntünün gradyanını temel almıştır. Bir görüntünün gradyanının hesaplanması Roberts, Prewitt ve Sobel işletmenleri vasıtasıyla x ve y doğrultularının parçalı türevlerinin sağlanmasıyla yapılmıştır [21,38].

Gradyan temelli ayırıt sezimi metodu uygulamada geniş çapta uygulanıyor olmasına ve uygun bir kenar haritasının birçok görüntü için elde edilmiş olmasına rağmen, bazı uygulamalarda sınırlılıklarından yakınılmaktadır. Bu işlemde ilk önce Gradyan hesaplamasındaki yüksek uzaysal frekansın etkilerini azaltmak için düzgünleştirici bir operatöre ihtiyaç duyurmaktadır. Genellikle bu düzgünleştirme kenar bölgeler de dahil olmak üzere bir görüntüdeki bütün piksellere uygulanır ve böylece bağlantı veya köşelere mahsus bazı durumlarda kenar sınıflandırılmamış ve kaybedilmiş olur. İkinci olarak, Gradyan büyüklüğü yalnız başına özellikle karmaşık doğal

görüntülerde piksel desenlerinin vurgulanmamış olmasının neden olduğu belirsizlik nedeniyle anlamlı kenarların saptanmasında yetersizdir. Üçüncü olarak, Gradyan temelli ayırıt sezimi yöntemi, gradyan vektörü üretmek, karekök ve arctanjant gibi hesaplamaları gerektirdiğinden sayısal karmaşıklığı artırır.

Renkli görüntülerin ayırıt sezim işlemi başka bir önemli araştırma konusudur. Tipik olarak, renkli bir görüntü Kırmızı-Yeşil-Mavi (KYM) kanallarından oluşur. Renk ayırıt sezim işlemi genlikteki değişimleri veya renkliliği ya da her ikisini de dikkate almalıdır. Şimdiye kadar bir çok renk ayırıt sezim algoritması geliştirildi. Bu çalışmalar iki farklı yaklaşımda sınıflandırılabilir. Birinci yaklaşımda, üç kanallı görüntü gri düzeyli görüntü gibi işlendi. Kenar görüntüsünü her bir renk kanalı için ayrı ayrı sezinlemede herhangi bir gri düzey ayırıt sezim algoritması kullanabilmektedir. Bu nedenle, üç düzey kenar görüntüsü KYM kanalları için elde edilebilir. Son olarak, birleştirilmiş bir prosedür bu kenar görüntülerini hedeflemiş bir kenar görüntüsünün içine birleştirilmesini sağlar. Bununla birlikte, bu sınıflandırılmış algoritmaların iki büyük sorunu vardır. Birincisi, bağlantı – kanal ilişkisi, ikincisi ise yüksek bir hesaba dayalı değer harcamasıdır [39-41].

İkinci yaklaşımda, renk ayırıt sezim projelerinin dizaynında iki kısımlı bir yapı yüklendi. Birince kısımda, bir kanal azaltma tekniği her bir renk görüntüsünün boyutluluğunu üçten bire indirmek için kullanıldı. Sonra bir ayırıt sezim prosedürü indirgenmiş bir kanallı görüntü için görüntü sezinlemede uygulandı. İki kısımlı ayırıt sezim projesi veya renkli görüntünün iki avantajı vardır. Birincisi, kanal azaltma prosedürü ayırıt sezim projesinden bağımsızdır. Renk kanalları arasındaki ilişki dikkate alınır. İkincisi, herhangi bir gri seviyeli ayırıt sezim projesi ikinci kısımda görüntünün kenar sezicine başvurabilir. Başka bir deyişle sayısal değer azaltılabilir [42-45].

Genellikle, bir görüntü içindeki kenar sezimi piksellerin iki kategoride sınıflandırılması olarak tanımlanabilir: kenarlar ve kenar olmayan kısımlar. Sınıflandırma kelimesi n bilgi örneklerini içeren bir X bilgi evreninde c kümelerinin alt sınıflarının sayılarını tanımlamak, X' i c kümelere ayırmak ($2 \leq c \leq n$)

anlamına gelir [21]. Her bir kümenin üyeleri, diğer kümelerin üyelerinden daha fazla birbirlerine matematiksel benzerlik uyumu gösterdiği varsayılır. Sınıflandırmak istediğimiz n data örnekler kümesinin bir örneğini tanımlayalım;

$$X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\} \quad (4.1)$$

Her bir bilgi örneği, X_i , m öznitelikleri tarafından tanımlanır;

$$x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{im}\} \quad (4.2)$$

Formülde her bir X_i , X evreninde m elemanları ya da m özniteliklerinin bir m boyutlu vektörüdür. m özniteliklerinin hepsi farklı birimlere sahip olabileceğinden, genellikle, sınıflandırmadan önce özniteliklerin her birini birleştirilmiş bir ölçüğe normalleştirmek zorundayız. Geometrik olarak, her bir X_i M – boyutlu öznitelik uzayında bir noktadır ve bilgi örnek evreninde, X , örnek uzaydaki n elementlerinin noktalar kümesidir. Bu bakışta iki önemli başlıca konu vardır: bilgi nokta çiftleri arasındaki benzerliğin nasıl ölçüleceği ve bölmeler yapıldıktan sonra bölümlerin nasıl değerlendirileceğidir.

4.2. Benzerlik Ölçümü

4.2.1. Psikolojik yaklaşım

Benzerlik, anlamsal veya kavramsal iki objenin arasındaki bir ilişki olarak psikolojinin ana problemlerinden biridir. Benzerlik kavramı dünyayı kategorilere ayırmak için temel sağladığından ve yeni durumları geçmiş deneyimlerle karşılaştırarak tanımladığından son derece önemlidir. Günlük yaşamda, benzer grupları ayırt etmek veya bazı benzer objeleri sınıflandırmak zorunda kaldığımız durumlarla sık sık karşılaşırız. Bu nedenle, benzerlik ölçümü iki grup veya obje arasındaki benzerlik derecesine karar vermede önemli bir araç haline gelir. Eğer birisi iki farklı obje arasındaki benzerliğe karar vermek zorunda kalırsa ne olur? Bu

insanlar tarafından başarılı bir şekilde uğraşılan ama henüz makineler tarafından tanımlanması zor olan çok önemli bir konudur.

Benzerliğin psikologlar tarafından bir yüzyıldan fazladır, başlangıçtaki deneysel çalışmalardan, günümüzdeki karmaşık matematiksel gelişmelere kadar, anlayışsal bir benzerlik olarak ele alınmış olmasına rağmen insanların benzerlik algılaması ve karar verme yetisi bilgisayar ve mühendislik topluluklarından çok az ilgi almıştır.

Psikologlar iki ana sınıflandırma modeli geliştirdiler. Bunlar benzerlik temelli sınıflandırma ve kural temelli sınıflandırmadır. Benzerlik temelli modeller kavramsal kategorilerin daha kurallı bir anlamsal tasvire ya da daha teorik bir anlamsal tasvire dayandığını sürerler. Rocsh'nin Prototip Kavramı [46], Nosofsky'ın Örnek Modeli [47] ve Twersky'nin Öznitelik Zıtlık Modeli [48] sınıflandırma için en popüler benzerlik metotlarıdır.

Örnek model sınıflandırmada insanların hafızasındaki depolanmış olan her bir örneği kategorilere ayıldığı varsayılır. Kategori kararları depolanmış örnekler ve uyarıcılar arasındaki benzerlik hesaplamasına bağlıdır. Bir çok sınıflandırma modelleri gözlemci tarafından olabilirlik yaklaşımında bulunan ve x uyarıcılarını içeren $k = 1, \dots, K$ 'e kadar olan C_k kategorilere eşdeğerdir. Hafızada bulunan C_k kategorisinin örnekleme olarak ifade edilirse;

$$\theta_k = \{x_n; n = 1, \dots, N_k\} \quad (4.3)$$

Burada N_k , C_k kategorisindeki örnek sayısıdır. Örnek modeline göre, C_k kategorisindeki sınıflandırılmış x uyarısı için bir sonraki olasılık aşağıdaki eşitlikle hesaplanabilir;

$$P(C_k | x) = \frac{b_k h_k(x)}{\sum_{l=1}^K b_l h_l(x)} \quad (4.4)$$

burada h_k x ve C_k kategorisindeki her depolanmış örnek arasındaki benzerlik toplamıdır.

$$h_k(x) = \sum_{n=1}^{N_k} \exp\{-d(x, x_n)^q\} \quad (4.5)$$

eğer bu eşitlikte $q=1$ değeri için üstel fonksiyon, $q=2$ değeri için gauss fonksiyonu oluşur. $d(x, x_n)$ x 'ten x_n 'e kadar olan psikolojik bir uzaklık ölçümüdür.

4.2.2. Matematiksel yaklaşım

En kolay benzerlik ölçümlerinden biri öznitelik uzayında öznitelik vektör çiftleri arasındaki uzaklıktır. Eğer bir şekilde bütün örnek bilgi çiftleri arasındaki uzaklık hesaplanırsa, sonra aynı gruptaki noktalar arasındaki uzaklığın, farklı gruptaki uzaklık noktalarından önemli ölçüde daha az olacağı umulur. Genellikle kullanılan bir benzerlik ölçümü uzaklık fonksiyonu temeline dayanır [21]. Bir çift M yanında 1 X_i ve X_j vektörleri arasındaki uzaklığın genel formülü Eş. 4.6'daki gibi hesaplanır;

$$d_{i,j} = \|x_i - x_j\| = \left[\sum_{m=1}^M |x_{i,m} - x_{j,m}| \right]^{1/r} \quad (4.6)$$

burada $X_{i,m}$ ve $X_{j,m}$ sırayla X_i ve X_j örnek bilgilerinin m 'ninci öznitelikleridir. Bu fonksiyona ayrıca Minkowski r -metrik denilir. Geleneksel bakışta $r = 1$ değerine Şehir-blok mesafesi (Manhattan metriği) ve $r = 2$ değerine Öklit mesafesi denilir. X_i ve X_j 'nin bireysel nitelikleri birbirine daha yakın oldukça $d_{i,j}$ mesafesi daha küçük olur ve bundan dolayı X_i ve X_j arasındaki benzerlik daha fazla olur.

Başka bir benzerlik ölçümü bir iç çarpım ya da nokta çarpımı fikrini temel alır. Verilen bir çift aynı boyuttaki X_i ve X_j vektörlerinin iç çarpımı genişletilmiş formülle aşağıdaki gibi yazılabilir;

$$x_i^T x_j = \sum_{m=1}^M x_{i,m} \cdot x_{j,m} \quad (4.7)$$

Sonra normalleştirilmiş iç çarpım;

$$S(x_i, x_j) = \cos(\alpha) = \frac{x_i^T x_j}{\|x_i\| \cdot \|x_j\|} \quad (4.8)$$

formülde X_i ve X_j arasındaki açının kosinüsü X_i ve X_j arasındaki benzerliğin anlamlı bir ölçüsü olarak kullanılmıştır. İç çarpım karşılıklı ilişki fonksiyonu olarak değerlendirilebilir. Bir skaler büyüklük olan iç çarpım daha pozitif oldukça, X_i ve X_j vektörlerinin birbirlerine daha benzer olduklarının farkına varılmalıdır.

4.2.3. Renk benzerliği

Bir görüntü aynı öznitelik vektörlerine sahip olan piksellerin topluluğudur. Bir pikselin öznitelik vektörü m elementleri veya m özelliklerinin m boyutlu bir vektörüdür. Bir pikselin özniteliği gri ölçekli bir görüntü için bir gri düzey ve renkli bir görüntü için kırmızı, yeşil, mavi düzeyler olabilir. Doku, pürüz gibi yapay öznitelikler öznitelik vektörüne ayrıca eklenebilir. Görüntü işleme alanında iki pikselin benzerlik ölçümü günümüze kadar genellikle renk alanlarındaki Öklit mesafesi vasıtasıyla değerlendirilmiştir.

Weurger [23] renk alanlarında yakınlık kararı üzerine yaptığı araştırmalarında algısal renk yakınlığının doğasında Öklit olmadığını gösterdi. Bu Öklit renk alanlarındaki uzaklık bilgisinin benzerlik kararı için uygun olmadığı anlamına gelir. Benzerlik

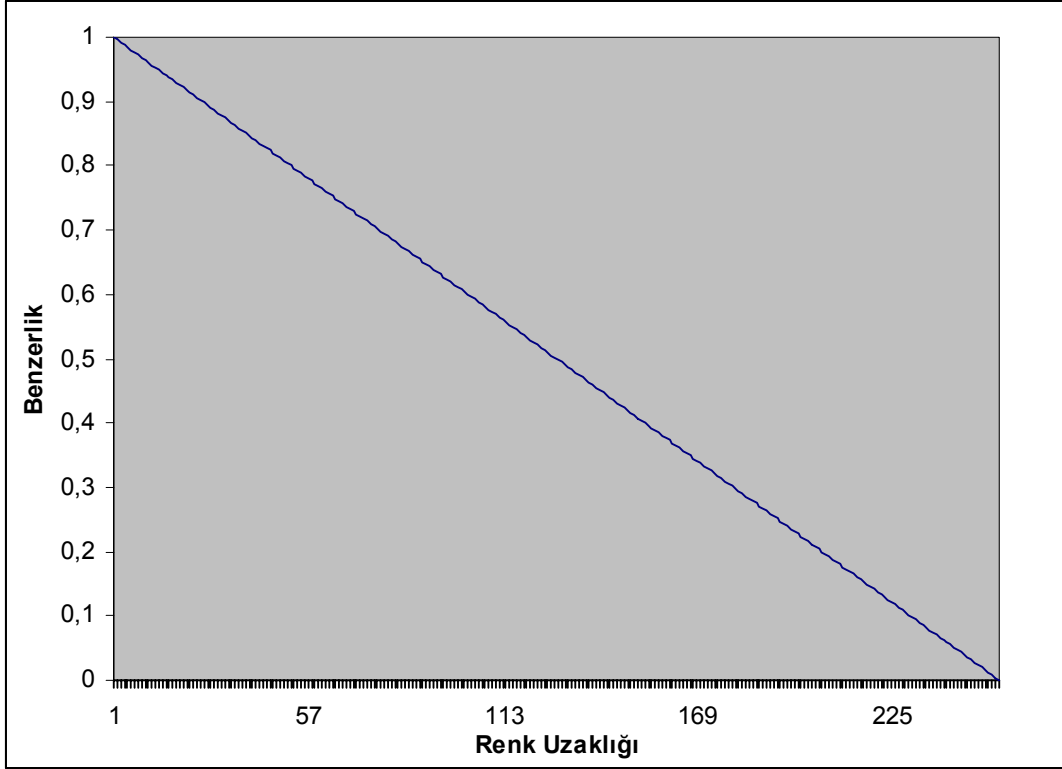
ölçümünün renk alanlarındaki mesafeye dayanan en genel formülü aşağıdaki gibi verilebilir;

$$S_1(x_i, x_j) = 1 - \frac{d_{ij}}{D_n} = 1 - \frac{\|x_i - x_j\|}{D_n} \quad (4.9)$$

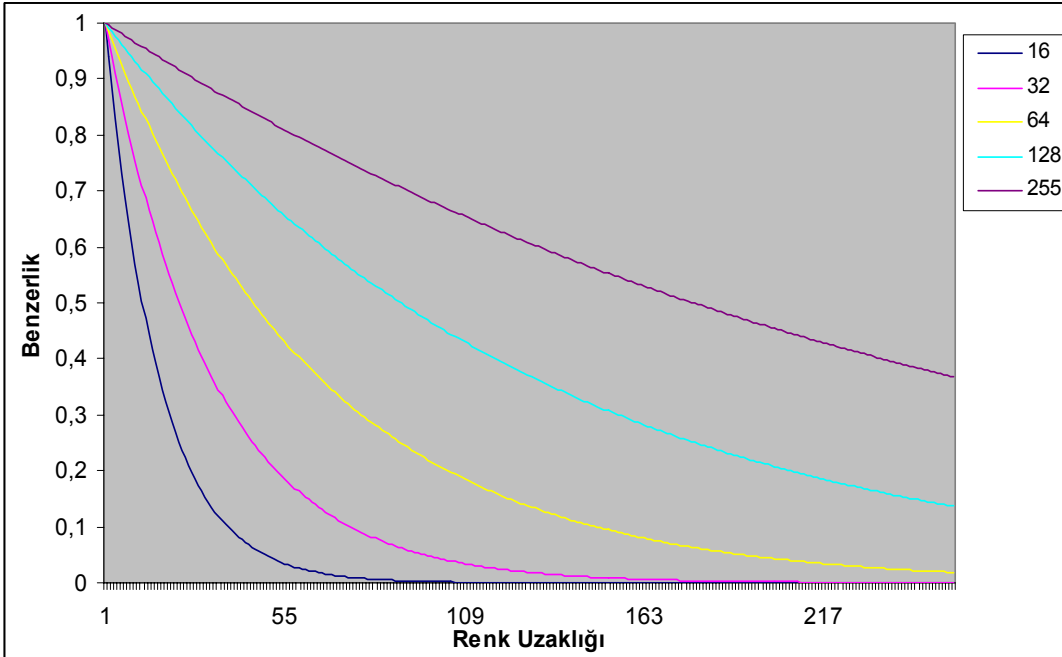
burada X_i ve X_j arasındaki benzerlik miktarını gösterirken, D_n 'de normalizasyon katsayısıdır. Eş. 4.9'a göre genlik değişimi ile benzerlik değişim miktarı Şekil 4.1.'de gösterilmiştir. Eş. 4.5 'te verilen genelleştirilmiş bağlam modelinde benzerlik bir üstel veya Gauss uzaklı fonksiyonu vasıtasıyla ifade edilmiştir [22,51]. Renk alanlarındaki renk benzerliği için Eş. 4.4 hatırlandığında aşağıdaki formül elde edilebilir;

$$S_2(x_i, x_j) = e^{\left(\frac{-d_{ij}^q}{D_n}\right)} = e^{\left(\frac{\|x_i - x_j\|^q}{D_n}\right)} \quad (4.10)$$

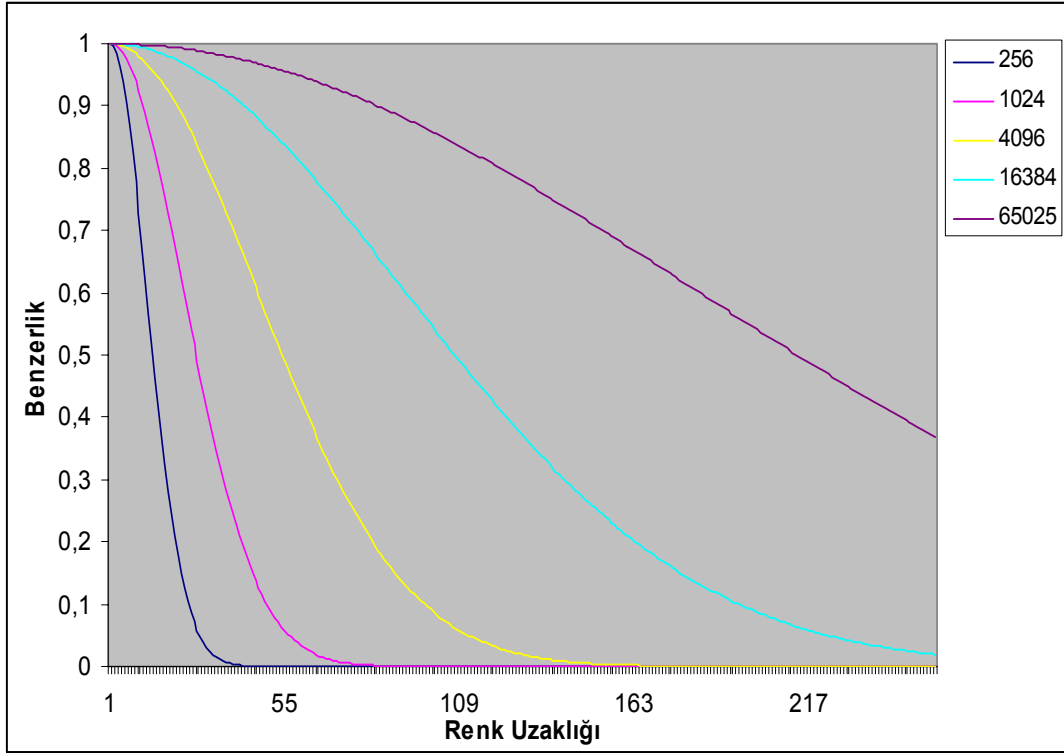
Eşitlik 4.10'a göre renk benzerliğinin karakteristiği $q = 1$ ve 2 değerleriyle Şekil 4.2 ve Şekil 4.3' te sırasıyla gösterilmiştir. Renk histogramları için benzerlik ölçümü hesaplama da renk mesafesi ile Gauss fonksiyonunun kullanılması son zamanlarda renkli görüntü erişimi için bir çok uygulamalarda gerçekleştirilmiştir [21,50,51].



Şekil 4.1. Eş. 4.9 ile renk uzaklığına karşı benzerlik ($D_n = 255$)



Şekil 4.2. Eş. 4.10 ile renk uzaklığına karşı $q=1$ için benzerlik ($D_n = 16,32,64,128,255$)



Şekil 4.3. Eş. 4.9 ile renk uzaklığına karşı $q=2$ için benzerlik
($D_n = 256, 1024, 4096, 16384, 65025$)

4.3. Benzerlik İlişki Matrisi

Bir görüntü kendi aralarında komşu olan pikseller içermektedir. Şekil 4.4'de ki gibi gösterilen iki komşu pikseli düşünelim. P_1 ve P_2 pikselleri arasındaki renkli bileşenlerin gri düzey farkları aşağıdaki gibi tanımlanabilir;

$$\Delta K = |L_{K,1} - L_{K,2}| \quad (4.11)$$

$$\Delta Y = |L_{Y,1} - L_{Y,2}| \quad (4.12)$$

$$\Delta M = |L_{M,1} - L_{M,2}| \quad (4.13)$$

Renk alanlarındaki herhangi iki pikselin arasındaki renk mesafesi Öklit normuyla aşağıdaki gibi hesaplanabilir;

$$d_{i,j} = \frac{1}{\sqrt{3}} \cdot (\Delta K^2 + \Delta Y^2 + \Delta M^2)^{1/2} \quad (4.14)$$

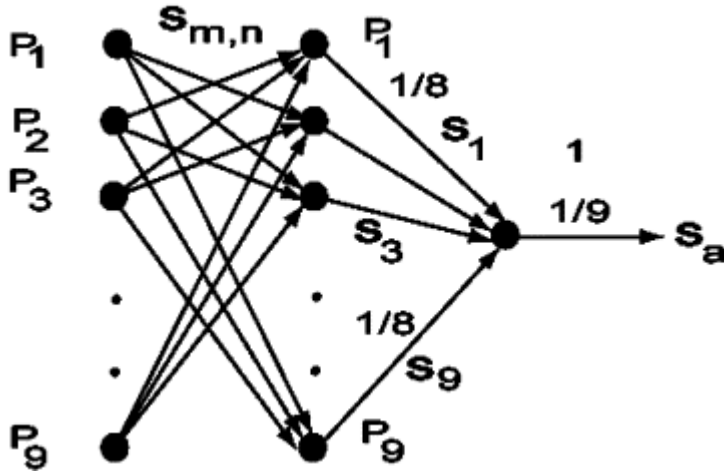
Matematiğe ve matematik psikolojisine göre herhangi iki komşu pikselin benzerliği sırasıyla Eş. 4.9 ve Eş. 4.10 vasıtasıyla hesaplanabilir. Şekil 4.5'te gösterildiği gibi bir görüntüdeki bir piksel 8 tane komşu piksele sahiptir. Bu nedenle benzerlik hesaplarının bütün olası kombinasyonları Şekil 4.6'da gösterildiği gibi gerçekleştirilir. Bu yaklaşım, Kahana ve Sekular [22] tarafından öne sürülen, pürüzlü yüzeyi sınıflandırmak için içuyarıcı benzerliğinin kullanıldığı pürüzlü örnek yaklaşımı ile iyi uyum sağlar. İçuyarıcı benzerliği psikolojik olarak birçok anlayış teorisinin örneği olduğundan, burada önerilen şey psikolojik kavram teorileri ile uyumludur.

P₁	P₂
L_{R,1}	L_{R,2}
L_{G,1}	L_{G,2}
L_{B,1}	L_{B,2}

Şekil 4.4. Komşu piksellerin gri düzeyleri

P₁	P₂	P₃
P₄	P₉	P₅
P₆	P₇	P₈

Şekil 4.5. Renkli bir görüntüdeki komşu pikseller



Şekil 4.6. Benzerlik ağı

Sonuç olarak, benzerlik ilişki matrisi Eş. 4.15'deki gibi elde edilir;

$$S_{m,n} = \begin{bmatrix} S_{1,1} & S_{1,2} & \cdot & \cdot & S_{1,9} \\ S_{2,1} & S_{2,2} & \cdot & \cdot & S_{2,9} \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ S_{9,1} & S_{9,2} & \cdot & \cdot & S_{9,9} \end{bmatrix} \quad (4.15)$$

Bir pikselin kendisine benzerliği daima birime eşit olduğu için, onları hesaplamaya gerek yoktur. Benzerlik ilişkisi matrisi simetriktir. $S_{m,n}$ 'nin köşegen hariç bütün elemanları birim olduğunda bu merkezi pikselin ve onun bütün komşularının aynı renk düzeyine sahip oldukları ya da $S_{m,n}$ 'nin mükemmelce düzgün olduğu anlamına gelir. k 'nıncı pikselin yerel düzgünlüğü aşağıdaki gibi tanımlanabilir;

$$S_k = \frac{1}{8} \sum_{n=1}^9 S_{k,n} \quad k \neq n \quad (4.16)$$

Eş. 4.16 ve Şekil 4.6'dan da görülebildiği gibi kendisinin benzerliğini düşünmeye ihtiyaç yoktur. Bu nedenle, Eş. 4.16 k 'nıncı pikselin diğerlerine hangi oranda olduğunun ortalamasını verir. Başka bir deyişle, merkezi ve bütün komşu piksellerin genel ortalaması aşağıdaki gibi hesaplanabilir;

$$S_a = \frac{1}{9} \sum_{n=1}^9 S_k \quad (4.17)$$

S_a merkezi pikselin düzgünlüğü olarak ifade edilebilir. Onun değerleri 0 ve 1 arasında değişir. Başka bir deyişle, $S_a (1 - S_a)$ 'nın tamamlayıcısı benzemezlik veya pürüzlülük olarak düşünülür. Bir görüntüdeki her pikselin düzgünlük dereceleri bize kenar haritasını verecektir.

4.4. Kenar Haritaları Çıkarımı Benzetim Sonuçları

Tasarlanan algoritma, daha önce Şekil 3.1.a'da gösterilen 256 x 256 boyutlarında 255 gri düzeyli cameraman, Şekil 3.3.a'da gösterilen 256 x 256 boyutlarında renkli lena görüntüsü ile bu iki görüntüye yapay gürültü eklenerek elde edilen Şekil 3.14.a ve Şekil 3.14.b'deki görüntüler üzerinde test edildi. Test edilen tüm görüntülerin 32-128 olan farklı normalizasyon katsayıları için lineer ve üstel fonksiyonlarla, 1024-16384 olan farklı normalizasyon katsayıları için de gauss fonksiyonlar vasıtasıyla elde edilen kenar haritaları başka bir ifadeyle piksellerin benzerliği çıkarılmıştır.

Şekil 4.7'de lineer fonksiyon, Şekil 4.8'de üstel fonksiyon ve Şekil 4.9'da gauss fonksiyon için cameraman görüntüsünün orijinal ve gürültülü durumundaki kenar haritaları gösterilmiştir. Lena görüntüsünün orijinal ve gürültülü durumları için kenar haritaları ise Şekil 4.10'da lineer fonksiyon, Şekil 4.11'de üstel fonksiyon ve Şekil 4.12'de gauss fonksiyon için gösterilmiştir.



(a)



(b)

Şekil 4.7. Lineer fonksiyon uygulanarak elde edilen cameraman görüntüsünün kenar haritaları a) Orijinal görüntü $D_n:32$ b) Gürültülü Görüntü $D_n:32$



(c)



(d)

Şekil 4.7. (Devam) Lineer fonksiyon uygulanarak elde edilen cameraman görüntüsünün kenar haritaları c) Orijinal görüntü $D_n:128$
d) Gürültülü Görüntü $D_n:128$



(a)



(b)

Şekil 4.8. Üstel fonksiyon uygulanarak elde edilen cameraman görüntüsünün kenar haritaları a) Orijinal görüntü $D_n:32$ b) Gürültülü Görüntü $D_n:32$



(c)



(d)

Şekil 4.8. (Devam) Üstel fonksiyon uygulanarak elde edilen cameraman görüntüsünün kenar haritaları c) Orijinal görüntü $D_n:128$
d) Gürültülü Görüntü $D_n:128$



(a)



(b)

Şekil 4.9. Gauss fonksiyon uygulanarak elde edilen cameraman görüntüsünün kenar haritaları a) Orijinal görüntü $D_n:1024$ b) Gürültülü Görüntü $D_n:1024$



(c)



(d)

Şekil 4.9. (Devam) Gauss fonksiyon uygulanarak elde edilen cameraman görüntüsünün kenar haritaları c) Orijinal görüntü $D_n:16384$
d) Gürültülü Görüntü $D_n:16384$



(a)



(b)

Şekil 4.10. Lineer fonksiyon uygulanarak elde edilen lena görüntüsünün kenar haritaları a) Orijinal görüntü $D_n:32$ b) Gürültülü Görüntü $D_n:32$



(c)



(d)

Şekil 4.10. (Devam) Lineer fonksiyon uygulanarak elde edilen lena görüntüsünün kenar haritaları c) Orijinal görüntü $D_n:128$ d) Gürültülü Görüntü $D_n:128$



(a)



(b)

Şekil 4.11. Üstel fonksiyon uygulanarak elde edilen lena görüntüsünün kenar haritaları a) Orijinal görüntü $D_n:32$ b) Gürültülü Görüntü $D_n:32$



(c)



(d)

Şekil 4.11. (Devam) Üstel fonksiyon uygulanarak elde edilen lena görüntüsünün kenar haritaları c) Orijinal görüntü $D_n:128$ d) Gürültülü Görüntü $D_n:128$



(a)



(b)

Şekil 4.12. Gauss fonksiyon uygulanarak elde edilen lena görüntüsünün kenar haritaları a) Orijinal görüntü $D_n:1024$ b) Gürültülü Görüntü $D_n:1024$



(c)



(d)

Şekil 4.12. (Devam) Gauss fonksiyon uygulanarak elde edilen lena görüntüsünün kenar haritaları c) Orijinal görüntü $D_n:16384$ d) Gürültülü Görüntü $D_n:16384$

Görüldüğü gibi, Gauss benzerlik ölçümü temelli görüntü çevirme işlemi benzerlik görüntüsünü üstel ve lineer yaklaşımdan daha az pürüz ile elde etmiştir. Aynı zamanda kenar bilgisi korunur. Ayrıca, kenar dayanıklılıkları normalizasyon katsayıları ile ters ilişkili olarak üç yaklaşımda da uyum gösterdi.

Eğer S_a birimlikten çok uzaksa, merkezi piksel kenar veya pürüz bile olabilir. Sonuç olarak, düzgünlük eşikleme ile bir görüntüdeki pikseller kenar veya arka plan olarak gruplandırılabilir.

5. BULANIK MANTIK TABANLI GÖRÜNTÜ KENAR HARİTASININ ÇIKARIMI

5.1. Bulanık Mantık Teorisi

Modelleme ve tahmin yapılacak sistemlerin değişkenleri matematiksel bir denklemle ifade edilebilecek kadar kesin olarak bilinmeyebilir. Bu sebeplerden dolayı doğrusal sistemlerde uygulanan metotları doğrusal olmayan sistemlere uygulamak iyi performans vermeyebilir. Son yıllarda böyle sistemlerin modellenmesi için bulanık mantık tabanlı modellemeler kullanılmaktadır. Bulanık mantık tabanlı modellemeler konu ile ilgili bir uzman kişinin bilgi ve tecrübelerinden yararlanılarak az, çok, pek az, pek çok, biraz az, biraz çok gibi günlük hayatta insanların kolayca anlayabileceği sözel ifadelerle oluşturulur.

Bulanık mantık tabanlı modellemeler tasarlanırken sistemin matematiksel modellenin çıkarılması gerekmemektedir. Bu sözel ifadelerin sayısal ortama aktarılıp işlem yapılması esnasında bulanık kümeler teorisi ve bulanık mantık olarak adlandırılan matematiksel bir temele dayandırılmaktadır. Bulanık mantık bilinen klasik mantık gibi sadece 0 ve 1 değerlerinde olduğu gibi keskin olmayıp, 0 ve 1 değer aralığında çok daha fazla değerle ifade edilmektedir. Başka bir ifadeyle eğer bir nesne bir kümeye ait ise alacağı değer 1 dir. Eğer o kümeye ait değilse nesnenin alacağı değer 0'dır ve o küme kesin olarak ait değildir. Örneğin 10 derecenin altındaki sıcaklıklar soğuk, 10 ve 20 derece arası ılık ve 20 derece üzeri sıcak olarak kabul edelim. Bu kabullenişe göre 12 derece kesinlikle ılıktır. Ancak 12 derece kimiler için soğuk, kimileri için ılık hatta kimileri için sıcak bile olabilir. Bir önceki durumda ortaya çıkan keskin sonuçlar daha değişik şekillerde olabilmektedir. Bu olay ortaya yeni bir problem çıkarmıştır.

Bu probleme, bulanık küme teorisi ile çözüm getirilebilmektedir. Nesnelere bir kümenin kesin elemanı olarak 0 ve 1 değerlerini vermek yerine örnekte verilen 12 derecesini hangi kümeye ne kadar üye olduğu hakkında uzmanlar tarafından 0.9

değerinde soğuk 0,3 değerinde ılık ve 0,1 değerinde sıcak gibi değerlerle ifade edilebilir.

Bulanık Mantık ilk defa 1956 yılında Amerika Birleşik Devletlerinde düzenlenen bir konferansta Lutfi A. Zadeh [26] tarafından bulanık mantık küme teorisi hakkında yazdığı makalede duyurulmuştur. Yapılan bu çalışmada insan düşüncesinin konulara bakış açısının 0-1 mantığı ile ifade edilememesidir.

Bulanık mantığın özelliklerini şu şekilde ifade edilebilir. Bunlardan birincisi ve en önemlisi kesin değerlere sahip olmayıp yaklaşık hesaplama yeteneğine sahip olmasıdır. Dolayısıyla bulanık mantıkta ifade edilen her türlü değerler kümesi 0 ve 1 değerleri aralığında gösterilir. Diğer bir özelliği ise bilgiler benzer, az benzer, tam benzer, büyük, küçük, çok az gibi dilsel ifadeler şeklindedir. Ayrıca bulanık mantık tam olarak bilinmeyen veya eksik girilen bilgilere göre işlem yapma yeteneğine sahiptir.

Bulanık mantık tabanlı modeller, yapılan çalışmalarla her alanda yaygın olarak kullanılmaya ve başarılı sonuçlar alınmaya başlamıştır. Görüntü işlemede görüntü filtreleme, nesne tanıma, görüntü ayrıştırma ve kenar belirleme konularında bulanık mantık oldukça fazla kullanılmaya başlanmıştır.

5.1.1. Bulanık kümelerde üyelik fonksiyonu

Klasik küme kuramında bir nesne kısmi üyelik alamayacağı için sadece iki üyelik değeri alabilip o kümenin ya elemanıdır ya da değildir. Zadeh, nesnelerin alabileceği değerleri başlangıç değeri 0 ve son değeri 1 olmak üzere ifade edilen sayıları genişleterek bu iki değer arasında sonsuz sayıda üyelik değeri şeklinde göstermiştir.

X evrensel kümesinde bulunan bir A bulanık kümesi için μ_A üyelik fonksiyonu aşağıdaki gibi ifade edilir [26];

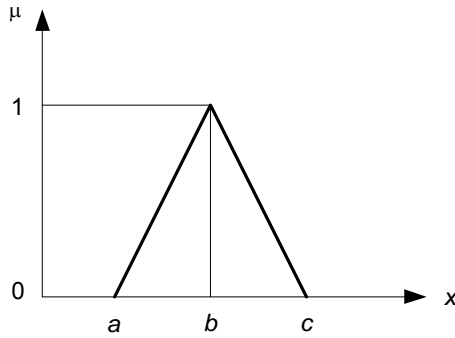
$$\mu_A: X \rightarrow [0,1] \quad (5.1)$$

burada μ_A A bulanık kümesindeki x elemanın üyelik derecesini 0 ve 1 değerleri aralığında gerçek bir sayıyı göstermektedir.

$$\mu_A(x): X \rightarrow [0,1]; \mu_A(x) \in [0,1] \quad (5.2)$$

Bulanık mantıkta en fazla kullanılan üyelik fonksiyonları üçgen, yamuk, gaussian, sigmoid, çan eğrisi v.b. gibi olmak üzere farklı tiplerdedir. Modelleme yapılacak sistemde kullanılacak olan üyelik fonksiyonlarının seçimi sistemin özelliğine göre uygun olarak tercih edilir. Örnek olarak burada Şekil 5.1'de gösterilen üçgen üyelik fonksiyonunun yapısı hakkında bilgi verilmiştir. Şekil 5.1'den elde edilen ifadelere göre üyelik dereceleri aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır .

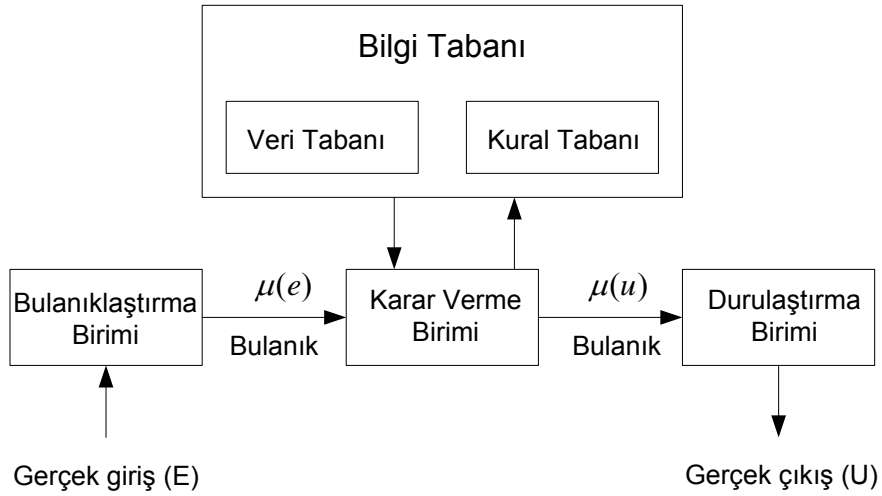
$$\mu_A(x; a, b, c) = \begin{cases} 0 & x < a \\ (x-a)/(b-a) & a \leq x \leq b \\ (c-x)/(c-b) & b \leq x \leq c \\ 0 & x > c \end{cases} \quad (5.3)$$



Şekil 5.1. Üçgen üyelik fonksiyonu

5.1.2. Bulanık mantık tabanlı modelleme

Temel olarak bir Bulanık Mantık Tabanlı Modellemede; Şekil 5.2’de gösterildiği gibi veri kural tabanı ve kural tabanını içeren bilgi tabanı, bulandırma birimi, karar verme birimi ve durulama birimlerinden oluşmaktadır [52].



Şekil 5.2. Bulanık mantık tabanlı modelleme kullanılan blok diyagram

Sistem değişkenleri ise E gerçek giriş değişkeni ve U gerçek çıkış değişkenleridir.

Bu işlemler sırasında bulanık mantık tabanlı modellemelerde kural tabanı değişmez ve kurallar arası etkileşim yoktur ve kuralların sayısı giriş değişkenlerinin sayısı ile belirlenir.

5.1.3. Bulanıklaştırma

Bulanıklaştırma, sistemden alınan gerçek giriş bilgilerini dilsel niteleyiciler olan sembolik değerlere dönüştürme işlemidir. Üyelik işlevinden faydalanılarak gerçek giriş bilgilerinin bulanık kümeler üyeliğine tespit edilip, girilen sayısal değere dilsel değişken değerler atarak bulandırma işlemi yapılır [53]. Bulanık kümelerin

sayısı, üyelik fonksiyonları, sistemin tepkisi, uygulama kolaylığı ve geliştirilebilirlik gibi etkenlere bağlıdır.

5.1.4. Bilgi tabanı

Bilgi tabanı, veri ve kural tabanından oluşan iki parçadır. Veri tabanı; her bir değişken için evrensel kümenin tanımlanmasını, bulanık kümelerin sayısının belirlenmesini ve üyelik fonksiyonlarının tasarlanmasını içermektedir.

Kural tabanı uzmanlar tarafından belirlenen kuralları içermektedir. Bulanık bir sistem uzman bilgisine dayanan birçok sözel ifadeler ile tanımlanır ve uzman bilgisi “eğer-o halde” kuralı biçimindedir. Kuralların sayısı için genel bir yaklaşım bulunmamasına rağmen bulanık küme sayısının matematiksel çarpımına eşittir. Girişler ve çıkışlar arasındaki bağlantılar, kural tabanındaki kurallar kullanılarak sağlanır. A, B ve C girişler, D ise çıkış değişkeni olan bir sistem için;

Eğer $x = A$ ve $y = B$ ve $z=C$ ise o halde $u = D$

Şeklindeki bir kural A, B ve C’ nin aldığı değerlere göre D çıkışının bulanık değerini belirlemektedir. Burada x, y,z ve u bulanık değişkenler olup A, B, C ve D evrensel kümeler X, Y, Z ve U’nun alt kümeleridir. İfadede ki “eğer” kısmındaki şart karşılanırsa, “o halde” kısmında belirtilen işlev yerine getirilmektedir [26].

5.1.5. Karar verme birimi

Karar verme birimi bulanık mantık tabanlı modellemenin çekirdek kısmıdır. Bu kısım insanın karar verme ve çıkarım yapma yeteneğinin benzeri bir yolla bulanık kavramları işler ve çıkarım yaparak gerekli işlemleri yapar. Bulanık mantıkta bulanık

içermeyi tanımlamanın birçok yolu vardır ve bulanık mantık denetleyici içinde hangi tipin kullanılacağı daha çok sezgisel olarak belirlenir.

5.1.6. Durulaştırma

Bulanık çıkarımın sonucu bulanık bir kümedir. Bu sonucun tekrar sisteme uygulanması için giriş değeri gibi sayısal değere dönüştürülmesi gerekir [54]. Bu işlem durulama olarak adlandırılır. Durulaştırma birimi karar verme biriminden gelen bulanık bir bilgidan bulanık olmayan ve uygulamada kullanılacak gerçek değerlerin elde edilmesini sağlar.

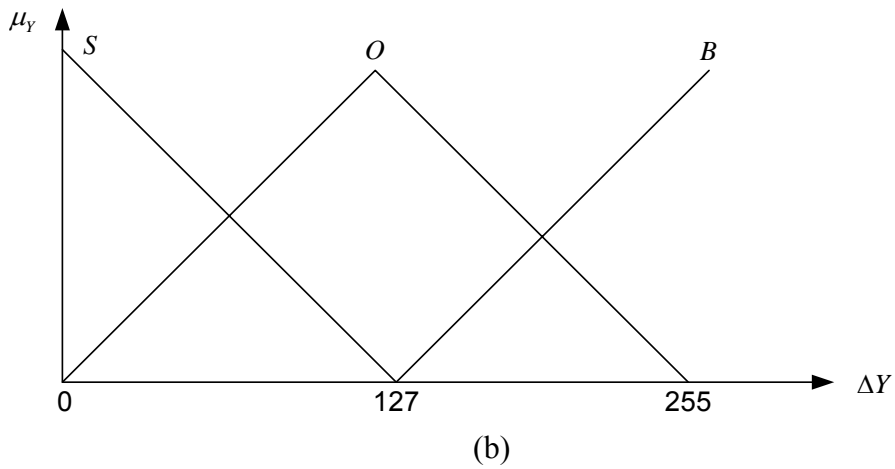
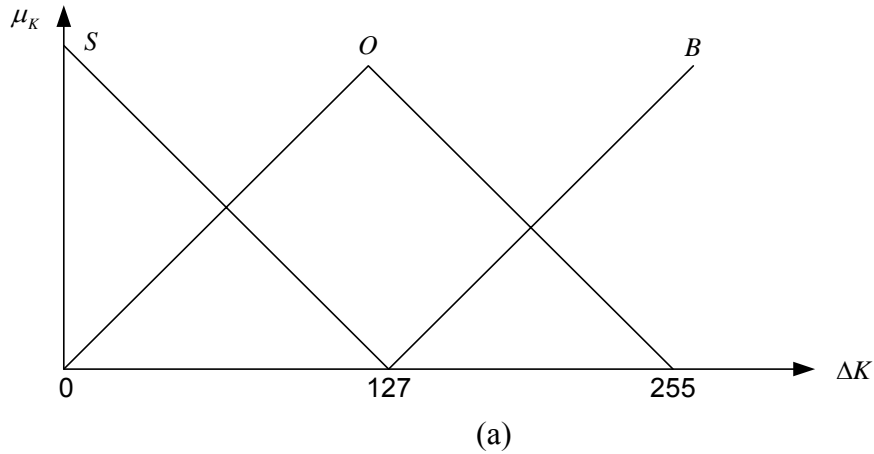
5.2. Bulanık Mantık Tabanlı Benzerlik Ölçümü

Doğal kavramın benzerliğe dayalı sınıfta asıl alternatifi, esasen benzerliğe dayalı olmayan doğal kategorilerde üyeliği tartışılan kuralla dayalı sınıftır. Ayrıca hangi kategoriye ait olduğunun yolu kendine özgü farklılığından saptanır. İlk bakışta çok farklı tespitlere sahip sınıf üyeliğine örnek akrabalık kavramlarıyla verilebilir. Bir bireyin büyükanne olup olmadığı, onun sadece kadın olup olmadığı ve bir ebeveynin annesi olup olmadığına bağlıdır. Bir büyükanne olma; kır saçlı, iyi yemek yapabilme yeteneğine sahip tipik büyükanne yapısına sahip birisi olarak düşünülür. Bundan dolayı bu benzerlik ve kuralların dışında bir kümeye veya kategoriye üyelik bilgisi olması hakkında bilgi sağlamaz [55-57].

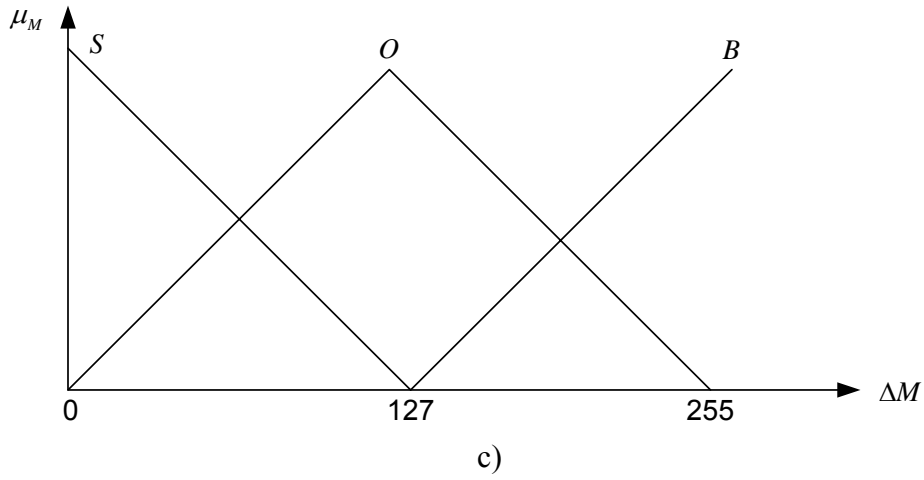
Hampton'a [55] göre benzerliğin temelinde sınıflama kuralları olmalı. Ayrıca herhangi bir çift kavramın benzerlik değerini belirtmek ve kategori üyeliğinin derecesini türetmek için bir kural olmalıdır. Bu nedenle benzerlik düşüncesi sadece matematiksel modellerden ziyade daha karmaşık bilimsel modeller gerektirmektedir. Bulanık mantık teorisi özellikle bakış açılarını tanımaya ait bilimsel yöntemleri modellemek ve taklidini yapmak için güzel bir araç olmuştur. Ayrıca bulanık mantık teorisi sınıf üyeliği ve insan mantığı gibi nümerik olmayan niteliksel tanımlamalardan başa çıkabilmektedir.

Tasarlanan yöntemde, komşu piksellerin benzerlik ilişkileri bulanık mantık kurallarıyla hesaplanmaktadır. Renkli bir görüntüde iki piksel arasındaki her bir renk bölümü için düzey farklarını kırmızı ($\Delta K = |L_{K,1} - L_{K,2}|$) yeşil ($\Delta Y = |L_{Y,1} - L_{Y,2}|$) ve mavi ($\Delta M = |L_{M,1} - L_{M,2}|$) için önceden bahsedilmiştir.

Bir renkli görüntüdeki kırmızı, yeşil ve mavi bileşenlerinin gri düzey farklılıkları için üyelik fonksiyonları Şekil 5.3.a - Şekil 5.3.c de gösterilmiştir. Her bir renk bileşeninin gri düzeyleri S:Sıfır, O:Orta, B:Büyük olmak üzere üç sözel değer atanmıştır. Burada Sıfır için 0, Orta için 1 ve Büyük için 2 olmak üzere her bir sözel ifadeye bir değişken atanmıştır.



Şekil 5.3. Bir renkli görüntüdeki gri düzey farklılıklarına göre üyelik fonksiyonları
a) kırmızı b) yeşil

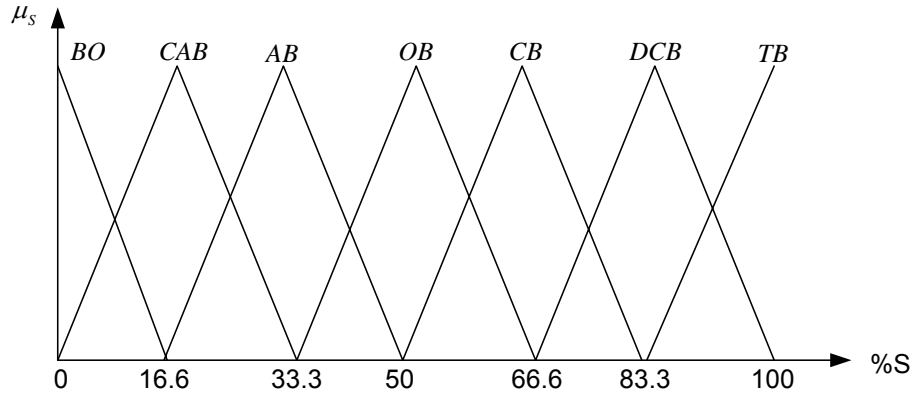


Şekil 5.3. (Devam) Bir renkli görüntüdeki gri düzey farklılıklarına göre üyelik fonksiyonları c) mavi

Ayrıca iki komşu piksel olan ve aralarındaki benzerlik ölçümü yapılan P_1 ve P_2 piksellerinin benzerlik üyelik fonksiyonu Şekil 5.4'da gösterilmiştir. Renk benzerliği için

- BO: Benzer Olmayan, 0
- CAB: Çok Az Benzer, 1
- AB: Az Benzer, 2
- OB: Orta Benzer, 3
- CB: Çok Benzer, 4
- DCB: Daha Çok Benzer, 5
- TB: Tam Benzer, 6

olmak üzere yedi sözel değer ve değer atanmıştır.



Şekil 5.4 Benzerlik için üyelik fonksiyonları

Tasarlanan yöntemde, benzerlik ölçümü üç giriş ve tek çıkışlı bir sistem olarak tanımlanmaktadır. Bu problem için kural tablosu Çizelge 5.1’de gösterilen kuralları aşağıdaki gibi ifade edilmektedir.

Kural 1: Eğer ΔK Sıfır ve ΔY Sıfır ve ΔM Sıfır ise O zaman P_1 ve P_2 Tamamen Benzer

Kural 2: Eğer ΔK Sıfır ve ΔY Sıfır ve ΔM Orta ise O zaman P_1 ve P_2 Daha Çok Benzer

Kural 3: Eğer ΔK Sıfır ve ΔY Sıfır ve ΔM Büyük ise O zaman P_1 ve P_2 Çok Benzer

Kural 4: Eğer ΔK Sıfır ve ΔY Orta ve ΔM Sıfır ise O zaman P_1 ve P_2 Daha Çok Benzer

Kural 5: Eğer ΔK Sıfır ve ΔY Orta ve ΔM Orta ise O zaman P_1 ve P_2 Çok Benzer

Kural 6: Eğer ΔK Sıfır ve ΔY Orta ve ΔM Büyük ise O zaman P_1 ve P_2 Orta Benzer

Kural 7: Eğer ΔK Sıfır ve ΔY Büyük ve ΔM Sıfır ise O zaman P_1 ve P_2 Çok Benzer

Kural 8: Eğer ΔK Sıfır ve ΔY Büyük ve ΔM Orta ise O zaman P_1 ve P_2 Orta Benzer

Kural 9: Eğer ΔK Sıfır ve ΔY Büyük ve ΔM Büyük ise O zaman P_1 ve P_2 Az Benzer

Kural 10: Eğer ΔK Orta ve ΔY Sıfır ve ΔM Sıfır ise O zaman P_1 ve P_2 Daha Çok Benzer

Kural 11: Eğer ΔK Orta ve ΔY Sıfır ve ΔM Orta ise O zaman P_1 ve P_2 Çok Benzer

Kural 12: Eğer ΔK Orta ve ΔY Sıfır ve ΔM Büyük ise O zaman P_1 ve P_2 Orta Benzer

Kural 13: Eğer ΔK Orta ve ΔY Orta ve ΔM Sıfır ise O zaman P_1 ve P_2 Çok Benzer

Kural 14: Eğer ΔK Orta ve ΔY Orta ve ΔM Orta ise O zaman P_1 ve P_2 Orta Benzer

Kural 15: Eğer ΔK Orta ve ΔY Orta ve ΔM Büyük ise O zaman P_1 ve P_2 Az Benzer

Kural 16: Eğer ΔK Orta ve ΔY Büyük ve ΔM Sıfır ise O zaman P_1 ve P_2 Orta Benzer

Kural 17: Eğer ΔK Orta ve ΔY Büyük ve ΔM Orta ise O zaman P_1 ve P_2 Az Benzer

Kural 18: Eğer ΔK Orta ve ΔY Büyük ve ΔM Büyük ise O zaman P_1 ve P_2 Çok Az Benzer

Kural 19: Eğer ΔK Büyük ve ΔY Sıfır ve ΔM Sıfır ise O zaman P_1 ve P_2 Çok Benzer

Kural 20: Eğer ΔK Büyük ve ΔY Sıfır ve ΔM Orta ise O zaman P_1 ve P_2 Orta Benzer

Kural 21: Eğer ΔK Büyük ve ΔY Sıfır ve ΔM Büyük ise O zaman P_1 ve P_2 Az Benzer

Kural 22: Eğer ΔK Büyük ve ΔY Orta ve ΔM Sıfır ise O zaman P_1 ve P_2 Orta Benzer

Kural 23: Eğer ΔK Büyük ve ΔY Orta ve ΔM Orta ise O zaman P_1 ve P_2 Az Benzer

Kural 24: Eğer ΔK Büyük ve ΔY Orta ve ΔM Büyük ise O zaman P_1 ve P_2 Çok Az Benzer

Kural 25: Eğer ΔK Büyük ve ΔY Büyük ve ΔM Sıfır ise O zaman P_1 ve P_2 Az Benzer

Kural 26: Eğer ΔK Büyük ve ΔY Büyük ve ΔM Orta ise O zaman P_1 ve P_2 Çok Az Benzer

Kural 27: Eğer ΔK Büyük ve ΔR Büyük ve ΔM Büyük ise O zaman P_1 ve P_2 Benzer
Olmayan

Çizelge 5.1. Benzerlik için bulanık mantık kural tablosu

μK	μY	μM	μS
S	S	S	TB
S	S	O	DCB
S	S	B	CB
S	O	S	DCB
S	O	O	CB
S	O	B	OB
S	B	S	CB
S	B	O	OB
S	B	B	AB
O	S	S	DCB
O	S	O	CB
O	S	B	OB
O	O	S	CB
O	O	O	OB
O	O	B	AB
O	B	S	OB
O	B	O	AB
O	B	B	CAB
B	S	S	CB
B	S	O	OB
B	S	B	AB
B	O	S	OB
B	O	O	AB
B	O	B	CAB
B	B	S	AB
B	B	O	CAB
B	B	B	BO

Yine tasarlama yönteminde kuralların belirlenmesi rasgele olmayıp otomatik bir metot kullanılmıştır. Giriş değişkenlerine atanan değerler ile çıkış değişkeni arasında bir üye fonksiyonu indeksi hesaplanmıştır. Hesaplama k , y ve m her bir pikselin sözel değişken numarası olup s ile gösterilen indeks değeri aşağıdaki gibi hesaplanmıştır;

$$s = 6 - (k + y + m) \quad (5.4)$$

Tüm olasılıklar göz önünde bulundurularak benzerlik için hazırlanan kural tablosu Çizelge 5.2’de gösterilmiştir.

Çizelge 5.2. Benzerlik için indeks tablosu

μK k	μY y	μM m	μS s
0	0	0	6
0	0	1	5
0	0	2	4
0	1	0	5
0	1	1	4
0	1	2	3
0	2	0	4
0	2	1	3
0	2	2	2
1	0	0	5
1	0	1	4
1	0	2	3
1	1	0	4
1	1	1	3
1	1	2	2
1	2	0	3
1	2	1	2
1	2	2	1
2	0	0	4
2	0	1	3
2	0	2	2
2	1	0	3
2	1	1	2
2	1	2	1
2	2	0	2
2	2	1	1
2	2	2	0

P_1 ve P_2 piksellerinin benzerlik yüzdeleri, durulaştırma yönteminde ağırlıklı ortalama yöntemi uygulandığında aşağıdaki gibi bulunur;

$$S_j = \frac{\sum_{j=1}^Z S_j \mu_{dn}^j(L)}{\sum_{j=1}^Z \mu_{dn}^j(L)} \quad (5.5)$$

burada Z toplam kural sayısını ve $\mu_{dn}^j(L)$ ise j . kuralın üyelik derecesidir. S_j j . kural için benzerlik yüzdesi üyelik fonksiyonunun tam orta değeridir.

$$\mu_{dn}^j(L) = \mu_K^j(L_{\Delta K}) \cdot \mu_Y^j(L_{\Delta Y}) \cdot \mu_M^j(L_{\Delta M}) \quad (5.6)$$

Sonuç olarak, benzerlik ilişki matrisinin oluşturulması için gerekli olan benzerlik yüzdeleri Eş. 5.6'daki gibi elde edilir. Böylece benzerlik ilişki matrisini daha önce anlatılan şekilde kurarak görüntünün kenar haritalarını bulanık mantık tabanlı olarak çıkarttırılabilir.

5.3. Bulanık Mantık Tabanlı Kenar Haritaları Çıkarımı Benzetim Sonuçları

Tasarlanan algoritma, daha önce Şekil 3.1.a'da gösterilen 256 x 256 boyutlarında 255 gri düzeyli cameraman, Şekil 3.3.a'da gösterilen 256 x 256 boyutlarında renkli lena görüntüsü ile bu iki görüntüye yapay gürültü eklenerek elde edilen Şekil 3.14.a ve Şekil 3.14.b'deki görüntüler üzerinde test edildi.

Test edilen tüm görüntülerin kenar haritaları başka bir ifadeyle piksellerin benzerliği çıkarılmıştır. Şekil 5.5'de cameraman görüntüsünün orijinal ve gürültülü durumundaki kenar haritaları gösterilmiştir. Lena görüntüsünün orijinal ve gürültülü durumları için kenar haritaları ise Şekil 5.6'da gösterilmiştir.



(a)



(b)

Şekil 5.5. Bulanım mantık tabanlı elde edilen cameraman görüntüsünün kenar haritaları a) Orijinal görüntü b) Gürültülü Görüntü



(a)



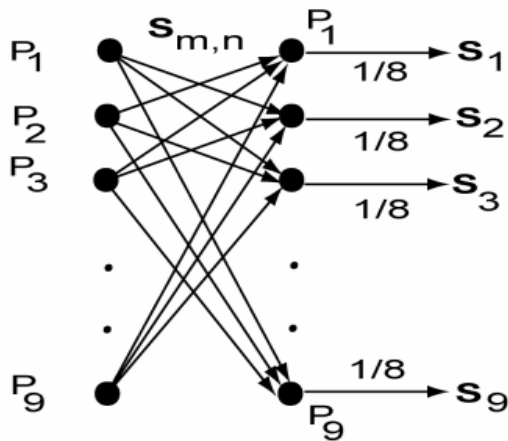
(b)

Şekil 5.6. Bulanım mantık tabanlı elde edilen elde edilen lena görüntüsünün kenar haritaları a) Orijinal görüntü b) Gürültülü Görüntü

6. BENZERLİK İLİŞKİ MATRİSİNİN YÖN BAĞIMSIZ FİLTRELEMeye UYARLANMASI

Benzerlik ilişki matrisi tabanlı kenar haritalarının çıkarılmasından elde edilen sonuçlar görüntüdeki kenar bilgilerinin doğru bir şekilde ortaya çıkarıldığını göstermektedir. Ayrıca kenar kalınlık düzeyleri D_n katsayılarına bağlı olarak değiştirilebilmektedir. Yön bağımsız filtrelemede yapılan çalışmalarda en büyük sorunlardan biri olan filtrelemeden sonra kenar bilgilerinin yok olması veya bulanıklaşması olduğu bilinmektedir. Bu sorunu gidermek için benzerlik ilişki matrisinin yön bağımsız filtrelemeye uyarlanması gerçekleştirilmiştir.

Yön bağımsız filtrelemede kullanılmak üzere geliştirilen eşitliklerin dezavantajlarını benzetim sonuçlarında alınan sonuçlarda açıkça görülmektedir. Yayınım katsayılarında kullanılan K eşik değerlerine göre görüntülerde filtreleme döngüsünde değişiklik olmaktadır. K eşik değeri düşük seçildiğinde gürültünün yok edilmesi çok fazla iterasyon gerektirirken kenarlarda bozulma düşük seviyede olmaktadır. Eğer K eşik değerini yüksek seçersek gürültü yok edilmesi daha az iterasyon gerektirirken kenarlarda büyük ölçüde bozulma meydana gelmektedir. Benzerlik ilişki matrisi kullanılarak elde edilen kenar haritaların olumlu sonuç vermiştir. Bundan dolayı $I_{i,j}$ görüntüsünün dört yakın komşuna bağlı olarak yön bağımsız yayılım eşitliğinde kullanılacak olan yayılım katsayılarının hesaplanması için benzerlik ağı yeniden yapılandırılmış olup Şekil 6.1’de gösterilmektedir.



Şekil 6.1. Benzerlik Ağı

Tasarlanan ağ yapısı merkez pikselin kuzey,güney,doğu ve batı yönleri için benzerlik yüzdelerini vermektedir. Diğer bir ifadeyle her bir yönün yayılım katsayıları hesaplanmaktadır. Benzerlik yüzdeleri hesaplanırken her bir yönün kendisine ait olan benzerlik yüzdesi bir birime eşit olacağı için yayılım katsayısını hesaplamada kendisi ile ilişkili olan katsayı hesabı işleme katılmamaktadır. Dolayısıyla benzerlik ilişki matris tabanlı elde edilen yayılım katsayıları aşağıda gösterilmektedir.

$$C_K = \frac{1}{8} \sum_{n=1}^9 S_{2,n} \quad n \neq 2 \text{ için}$$

$$C_B = \frac{1}{8} \sum_{n=1}^9 S_{4,n} \quad n \neq 4 \text{ için}$$

$$C_B = \frac{1}{8} \sum_{n=1}^9 S_{5,n} \quad n \neq 5 \text{ için}$$

$$C_G = \frac{1}{8} \sum_{n=1}^9 S_{7,n} \quad n \neq 7 \text{ için} \quad (6.1)$$

6.1. Benzetim Çalışmaları

Benzerlik ilişki matris tabanlı elde edilen yayılım katsayılarının kullanıldığı yön bağımsız yayılım filtrelemenin geçici geliştirme izlenimlerini elde etmek için yapılan çalışmada geliştirilen diğer eşitliklerde test edilen ve Şekil 3.14.a ve Şekil 3.14.b'de gösterilen görüntüler kullanılmıştır.

Gri düzey cameraman gürültülü görüntüsü; lineer fonksiyon kullanarak ve $D_n = 32$ ve $D_n = 128$ değerleri için $t=3$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuçlar Şekil 6.2.a ve Şekil 6.2.b'de, üstel fonksiyon kullanarak ve $D_n = 32$ ve $D_n = 128$ değerleri için $t=3$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuçlar Şekil 6.3.a ve Şekil 6.3.b'de, gauss fonksiyon kullanarak ve $D_n = 1024$ ve $D_n = 16384$ değerleri için $t=3$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuçlar Şekil 6.4.a ve Şekil 6.4.b'de gösterilmiştir.

Renkli lena gürültülü görüntüsü; lineer fonksiyon kullanarak ve $D_n = 32$ ve $D_n = 128$ değerleri için $t=3$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuçlar Şekil 6.5.a ve Şekil 6.5.b'de, üstel fonksiyon kullanarak ve $D_n = 32$ ve $D_n = 128$ değerleri için $t=3$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuçlar Şekil 6.6.a ve Şekil 6.6.b'de, gauss fonksiyon kullanarak ve $D_n = 1024$ ve $D_n = 16384$ değerleri için $t=3$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuçlar Şekil 6.7.a ve Şekil 6.7.b'de gösterilmiştir.



(a)



(b)

Şekil 6.2. Gürültülü cameraman görüntüsünün 3 iterasyon sonunda lineer fonksiyon kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $D_n=32$ b) $D_n=128$



(a)



(b)

Şekil 6.3. Üstel Gürültülü cameraman görüntüsünün 3 iterasyon sonunda üstel fonksiyon kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $D_n=32$
b) $D_n=128$



(a)



(b)

Şekil 6.4. Gürültülü cameraman görüntüsünün 3 iterasyon sonunda gauss fonksiyon kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $D_n=1024$ b) $D_n=16384$



(a)



(b)

Şekil 6.5. Gürültülü lena görüntüsünün 3 iterasyon sonunda lineer fonksiyon kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $D_n=32$ b) $D_n=128$



(a)



(b)

Şekil 6.6. Gürültülü lena görüntüsünün 3 iterasyon sonunda üstel fonksiyon kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $D_n=32$ b) $D_n=128$



(a)



(b)

Şekil 6.7. Gürültülü lena görüntüsünün 3 iterasyon sonunda gauss fonksiyon kullanılarak elden edilen filtreleme sonuçları a) $D_n=32$ b) $D_n=128$

Bulanık mantık tabanlı bezerlik ilişki matrisinin oluşturulması sonucu elde edilen yayılım katsayılarının kullanıldığı yön bağımsız yayılım filtrelemenin geçici geliştirme izlenimlerini elde etmek için yapılan çalışmalar için Şekil 3.14.a ve Şekil3.14.b’de gösterilen görüntüler kullanılmıştır.

Gri düzey cameraman gürültülü görüntüsü; $t=3$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuç Şekil 6.8’de, renkli lena gürültülü görüntüsü; $t=3$ döngüdeki durumlarından elde edilen sonuç Şekil 6.9’da gösterilmiştir.



Şekil 6.8. Gürültülü cameraman görüntüsünün yayılım katsayılarının bulanık mantık tabanlı elde edilmesi sonucu filtreleme



Şekil 6.9. Gürültülü lena görüntüsünün yayılım katsayılarının bulanık mantık tabanlı elde edilmesi sonucu filtreleme

6.2. Uygulama Sonuçları

6.2.1. Plaka karakter tanıma

Yön bağımsız filtrelemenin gerçek uygulamada sonuçlarını görmek için gerçek uygulama alanı olarak plaka karakter tanıma sistemleri seçilmiştir. Bunun sebebi gittikçe artan bir ilgiye sahip olan bu sistemlerin uygulanma alanlarının geniş olması ve uygulamalarda gürültüden meydana gelen dezavantajlarının olmasıdır.

Plaka karakter tanıma sistemlerini kullanım amaçları giriş/çıkış izni, özel alanların kontrolü, ücretlendirme, araç bulma ve raporlama olarak söylenebilir. Plaka karakter tanıma askeri alanlar, süper marketler, benzin istasyonlarında, havaalanlarında, gişe otomasyonlarında, sınır kapılarında, hastanelerde v.b. bir çok kullanım alanlarında kullanılmaktadır.

Plaka karakter tanıma, araçların plakaları vasıtasıyla tanımaya yarayan bir görüntü işleme uygulamasıdır. Plaka karakter tanıma için günümüzde bir çok görüntü işleme teknikleri kullanılmaktadır. Ancak plaka karakter tanıma sistemleri kötü hava koşulları ve kirli plakalar yüzünden etkili sonuçlar verememektedir. Bu olumsuz yönleri yok etmek ve etkili bir sonuç alabilmek için görüntünün filtrelenmesi gerekmektedir. Görüntü temizlendikten sonra değişik tekniklerle plaka karakter tanıma sonucunun doğruluk derecesi artırılarak gerçekleştirilebilir.

Plakadaki karakterin tanımlanması genel olarak karakterlerin ayrıştırılması sonucunda farklı teknikler kullanarak belirlenmektedir. Burada en önemli işlem karakterlerin doğru bir şekilde ayrıştırılmasıdır. Uygulamalarımızda kameradan alınan görüntünün filtrelenmeden önceki ve sonraki sonuçlarını görmek için otomatik görüntü ayrıştırılma algoritması [21] kullanılmıştır.

Yapılan çalışmada kameradan alınan plaka görüntüsü Şekil 6.10.a'da ve yakınlaştırılmış plaka görüntüsü Şekil 6.10.b'de gösterilmiştir.



(a)



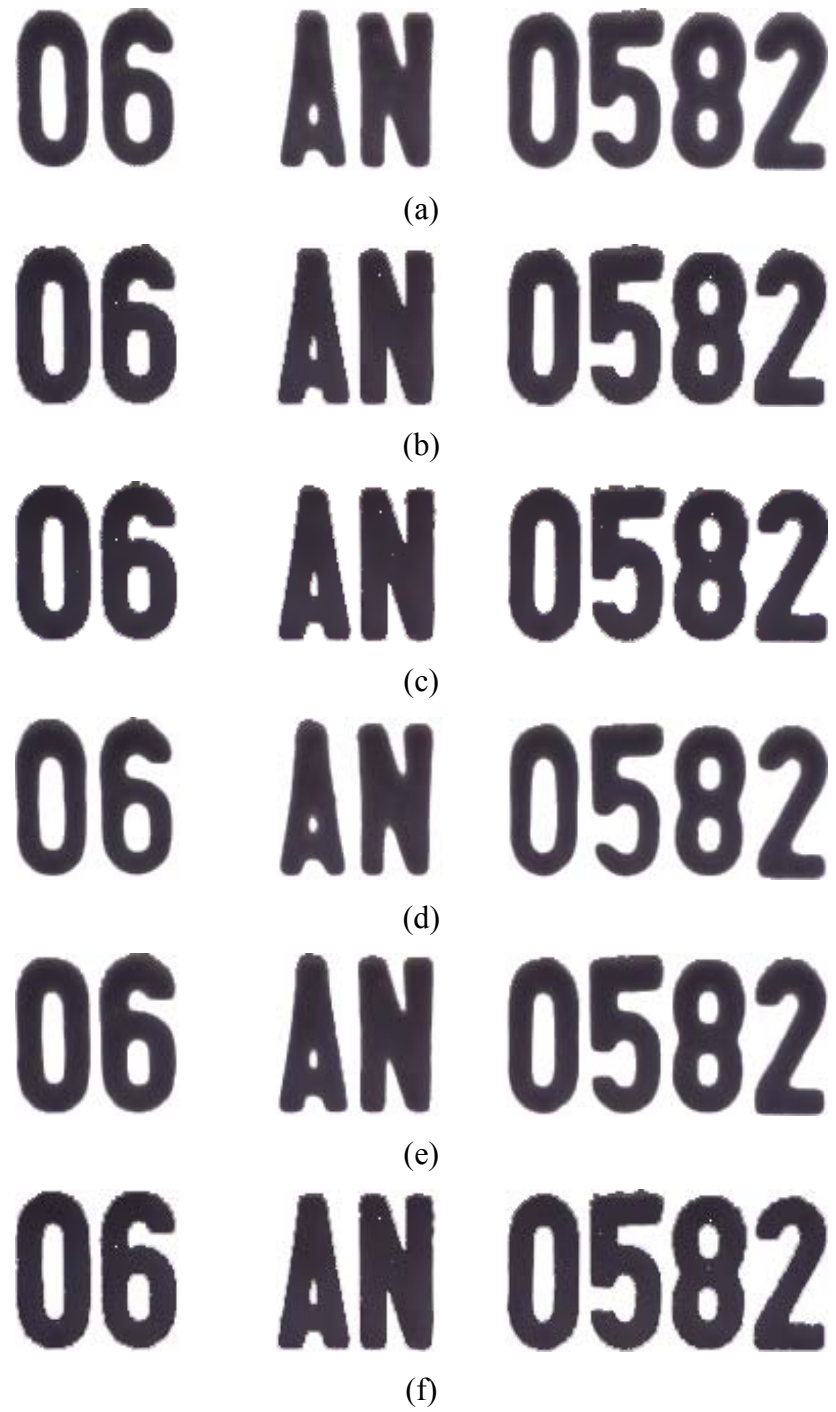
(b)



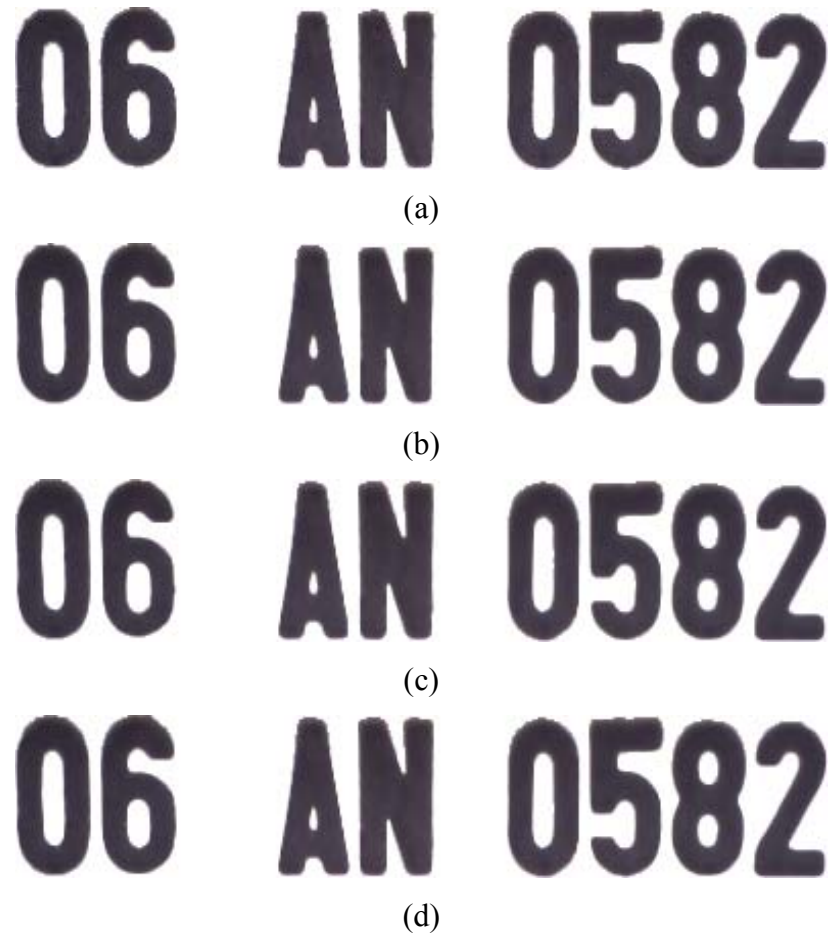
(c)

Şekil 6.10. Plaka a) Orijinal görüntü b) Yakınlaştırılmış hali c) Ayrıştırılmış hali

Kameradan alınıp yakınlaştırılan görüntüye, Bölüm 4’de anlatılan eşitlikler ve tasarlanan uyarlanabilir filtreler uygulanmıştır. Filtrelemeden sonra plakadaki her bir karakter ayrı ayrı ne kadar pikselden oluştuğu incelenmiştir. Böylece orijinal görüntü ile filtreleme sonrası görüntü arasındaki piksel sayısı karşılaştırılarak kenarlarda meydana gelen bozulma derecelendirilmiştir. Her bir ayrı eşitlikte elde edilen filtreleme sonuçları Şekil 6.11 ve Şekil 6.12’de gösterilmiştir.



Şekil 6.11. Plakanın filtrelemeden sonraki ayrıştırılmış halleri
a) Doğrusal b) PM1 c) PM2 d) Black e) Charbonnier f) Weickert



Şekil 6.12. Plakanın tasarlanan uyarlanabilir filtrelemeden sonraki ayrıştırılmış halleri a) Doğrusal b) Üssel c) Gaussian d) Bulanık mantık

Uygulamadan alınan sonuçlara göre plakanın her bir ayrı karakterinin kaç piksel oluştuğunu gösteren değerler Çizelge 6.1’de verilmiştir.

Çizelge 6.1. Plakadaki her bir karakterin toplam piksel sayıları

	Orijinal	Doğrusal	PM1	PM2	Weickert	Charbonnier	Black	Doğrusal	Üssel	Gaussian	Bulanık Mantık
0	1921	1956	2149	2098	2110	2233	2068	2058	2036	1977	1953
6	1925	2161	2037	2152	2103	2114	2053	2043	2004	2088	1989
A	1681	1872	1791	1746	1759	1728	1743	1745	1727	1747	1713
N	2319	2511	2544	2410	2409	2389	2420	2412	2425	2423	2425
0	1786	2060	2200	1960	1976	1925	1820	1997	2052	1988	1925
5	1839	1935	2055	1942	1946	2058	1909	1952	1982	1871	1847
8	2113	2151	2258	2063	2124	2175	2186	2186	2163	2145	2138
2	1576	1859	1677	1638	1649	1660	1831	1675	1653	1623	1649

Elde edilen görüntülerde tasarlanan yöntemde gürültü yok edilirken kenarlarda kalınlaşma ve bozulma diğer yöntemler göre daha düşük olduğu görülmektedir. Otomatik görüntü ayrıştırılmadan sonra her bir karakterin piksel sayılarına bakıldığında ise orijinal görüntüdeki karakterin piksel sayılarına tasarlanan yöntemden elde edilen sonuçların daha yakın olduğu belirlenmiştir.

Çizelge 6.2. Plakada tüm karakterlerin ortalama piksel artış yüzdesi

Doğrusal	PM1	PM2	Weickert	Charbonnier	Black	Doğrusal	Üssel	Gaussian	Bulanık Mantık
9,255	10,27	5,714	6,152	7,479	5,961	6,097	5,915	4,668	3,187

Çizelge 6.2’deki veriler incelendiğinde orijinal görüntü ile filtrelemeden sonraki piksel sayıları arasındaki değişim en az %3,187 ile bulanık mantık tabanlı modellemeye olmuştur.

6.2.2. Uzaktan algılama

Uzaktan algılama, yeryüzünün ve yer kaynaklarının incelenmesinde onlarla fiziksel bağlantı kurmadan kaydetme ve inceleme tekniğidir. Doğal çevrenin önemli bir bölümünün dinamik nitelikte olması bunların bir kez belirlenmesi ile yetinilmeyip sık sık takip edilmelerini gerektirmektedir. Bunun için de, modern havacılık ve uzay teknolojisinden yararlanır. Uzaktan algılama adı verilen yöntemle havadan ve uzaydan elde edilen görüntüler yorumlanabilir.

Uzaktan algılamanın en önemli kaynağını uydulardan elde edilen uzay fotoğrafları oluşturmaktadır. Uzaydan ilk olarak II. dünya savaşında Almanlar'dan alınan V-2 roketlerinin bazıları 1946 yılında ABD'de uzayın bilinmeyenlerini incelemeye yarayacak bir takım gereçlerle donatılarak fırlatılarak, yerin 105 km yüksekliğinden elde edilmiştir. 1955 yılında 244 km ve 1959 yılında da 1120 km yükseklikten ABD'nin bazı bölgelerinin fotoğrafları çekilebilmiştir.

Yer kaynaklarının araştırılması ve yer yüzünün incelenmesi amacı ile uzaya gönderilen ilk uydu 1972 yılında ABD tarafından gönderilen ERTS uydusudur. Bu uydu iş göremez hale gelince Landsat-2 bu devreden çıkınca 1978'de Landsat-3, 1982'de Landsat-4 ve 1985'de Landsat-5 uzaya gönderilmiştir. Bu uydunun amacı ziraat, orman, jeoloji, su kaynakları, haritacılık gibi yer kaynaklarının araştırılmasıdır. Günümüzde çok sayıda değişik özelliklere sahip uydular uzaya yer almaktadır.

Uzaktan algılama çalışmalarında çok sayıda bilim insanının araştırmalarını görmekteyiz. Bilgisayar teknolojisi yazılımları ve donanımlarındaki gelişmeler, verilerin sayısal olarak elde edilmesi, depolanması, işlenmesi ve analizi olanaklarını arttırarak bilgiye ulaşmada hızlı ve etkin bir süreci başlatmıştır. Buna paralel olarak coğrafi bilgi sistemlerinde yaşanan ilerlemeler, verilerin etkileşimli olarak kullanımını sağlamış ve uzaktan algılama verilerinden çok yönlü yararlanma olanakları geliştirilmiştir.

Uydu algılayıcılarından elde edilen verilerin yer istasyonlarınca kayıt edilmesi ve arşivlenmesi, bu tezin konusunu da oluşturan uzaktan algılama verileri ile değişim belirleme arařtırmalarının yapılabilmesini saęlamıřtır. Uzaktan algılama tekniklerini kullanarak yapılan deęişim belirleme çalıřmaları esas olarak arazi örtüsü tipi ve arazi kullanımını deęişimlerine yöneliktir. Bu bağlamda, özellikle orman alanlarında ve çevresel ortamlardaki deęişimlerin yanında doęal afetler sonucu oluřan deęişimler, nüfusa paralel olarak artan yerleřim alanları ve dięer doęal kaynaklardaki deęişimler arařtırılmaktadır.

Uydu platformlarından elde edilen uzaktan algılama verileri ve coęrafi bilgi sistemlerinin kullanılması, geçmiřten günümüze yeryüzü doęal kaynakları hakkında karşılaştırılabilir ve güncellenebilir bilgiler edinmemizi kolaylařtırmıřtır. Böylece yapılan inceleme ve deęerlendirmelerle yařanan deęişimler dünya ölçeğinde izlenebilmektedir.

Bu çalıřmada, 28 Mayıs 1999 tarihinde ABD Washington üzerinden elde edilen ve Őekil 6.13'de gösterilen uydu görüntüsü kullanılmıřtır. Görüntüde meydana gelmiř gürültüler önceden ve bu tezde geliřtirilen filtreler kullanılarak giderilmiř ve bu bölgedeki su miktarının hesaplanmasındaki doęruluk dereceleri bulunmuřtur.

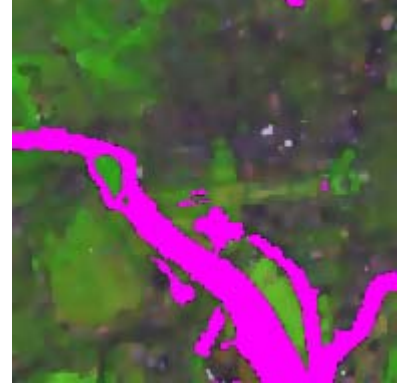


Şekil 6.13. Uydu görüntüsü

Uydu görüntüsüne Bölüm 4’de anlatılan eşitlikler ve tasarlanan uyarlanabilir filtreler uygulanmıştır. Filtrelemeden sonra görüntüde siyah renklerle görünen su alanlarının kaçar pikselden oluştuğu otomatik görüntü ayrıştırılma algoritması kullanılarak hesaplanmıştır. Orijinal görüntüdeki siyah renk piksel sayısı elle bulunmuştur. Böylece orijinal görüntü ile filtreleme sonrası görüntü arasındaki piksel sayısı karşılaştırmıştır. Her bir ayrı eşitlikte elde edilen filtreleme sonuçları Şekil 6.14 ve Şekil 6.15’de gösterilmiştir.



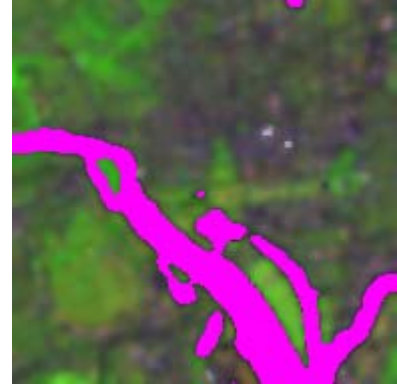
(a)



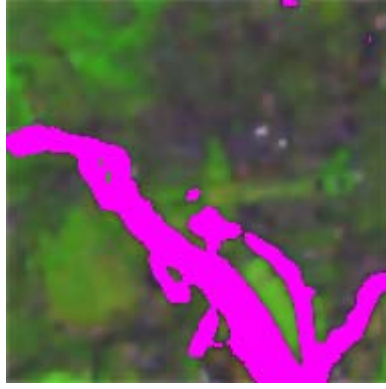
(b)



(c)



(d)

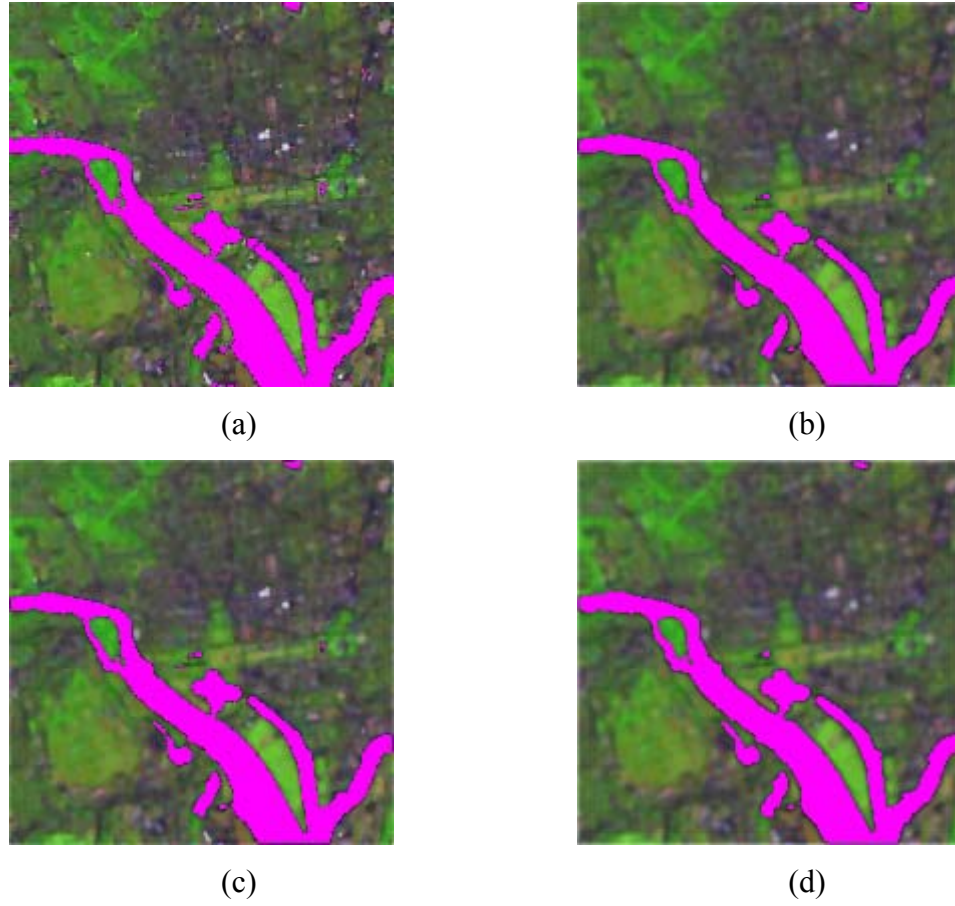


(e)



(f)

Şekil 6.14. Uydu görüntüsünün filtrelemeden sonraki ayrıştırılmış halleri
a) Doğrusal b) PM1 c) PM2 d) Black e) Charbonnier f) Weickert



Şekil 6.15. Uydu görüntüsünün tasarlanan uyarlanabilir filtrelemeden sonraki ayrıştırılmış halleri a) Doğrusal b) Üssel c) Gaussian d) Bulanık mantık

Elde edilen görüntülerde tasarlanan yöntemde gürültü yok edilirken kenarlarda kalınlaşma ve bozulma diğer yöntemler göre daha düşük olduğu görülmektedir. Otomatik görüntü ayrıştırılmadan sonra her bir karakterin piksel sayıları Çizelge 6.3'te gösterilmiştir. Çizelge 6.3'deki veriler incelendiğinde orijinal görüntü ile filtrelemeden sonraki piksel sayıları arasındaki değişim en az %0.262 ile bulanık mantık tabanlı modellemede olmuştur.

Çizelge 6.3. Uydu görüntüsündeki su miktarlarının piksel sayıları ve artış yüzdeleri

	Orijinal	Doğrusal	PM1	PM2	Weickert	Charbonnier	Black	Doğrusal	Üssel	Gaussian	Bulanık Mantık
Toplam Piksel	4575	4763	4963	5123	5039	5677	5144	4676	4412	4483	4563
Artış Yüzdeleri	0	-4,10	-8,48	-11,97	-10,14	-24,08	-12,43	-2,20	3,56	2,0	0,26

7. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada gri ve renkli görüntüler için uyarlanabilir görüntü filtre tasarımı gerçekleştirilmiştir. Perona-Malik'in geliştirmiş olduğu yön bağımsız filtreleme tekniğinde kullanılan ve kenar bilgilerinin yok olması veya bulanıklaşması gibi sonuçlar doğuran eşitlikler yerine yeni bir algoritma ortaya konmuştur. Bu algoritma, benzerlik ilişki matrisinin yön bağımsız filtrelemeye uyarlanması ile gerçekleşmiştir.

Algoritmada öncelikli amaç pikseller arasındaki benzerlik oranlarını hesaplamaktır. Dolayısıyla dikkate alınan en önemli durum görüntüden gürültüyü azaltırken veya yok ederken kenarları koruyabilmektir. Kenar genellikle, bir görüntünün yakın renk genliğindeki ani bir değişim yada bir pikselden diğerine genlikteki ani bir sıçrama olarak tanımlanır. Başka bir deyişle, görüntüdeki bir bölge genellikle aynı yada benzer genlikleri paylaşan pikseller yığını olarak tanımlanabilen nesnelere gösterir. Böylece görüntüdeki nesne yada bölgelerin sınırları kenarlar ile tanımlanır. Bir pikselin komşu piksellerle arasındaki benzerlik yüzdesi, iki piksel arasında meydana gelecek olan yayılım miktarını hesaplamamıza yardımcı olacaktır. Bundan dolayı ilk önce bir görüntüdeki kenar haritasını çıkarmamız gerekmektedir.

Çalışmada lineer, üstel ve gauss fonksiyonları kullanılarak yayılım katsayılarının hesaplanması için oluşturulan geliştirilen benzerlik ağından değişik D_n katsayıları için sonuçlar alınmıştır. Tasarlanan metotla elde edilen sonuçlar incelendiğinde görüntüde bulunan gürültünün temizlendiği görülmektedir. Geliştirilen diğer yöntemlerden ayrılan iki önemli özellik bulunmaktadır. Bunlardan birincisi gürültü yok edilirken görüntü kenar bilgilerinde yüksek derecede korunma meydana geldiğidir. Diğer özellik ise diğer yöntemlerde gürültü yok edilirken kullanılan iterasyon sayısından çok daha az iterasyonda gerçekleştiriliyor olmasıdır.

Çalışmada yayılım katsayılarının hesaplanması için, herhangi bir eşik değerine ihtiyaç duyulmadan komşu piksellerine bağlı olarak uyarlanabilir bir algoritma geliştirilmiştir. Diğer çalışmaların tamamında bir eşik değerine bağlı olarak işlenecek pikselin bölge içindemi yoksa kenarda mı olduğuna karar verilmektedir. Ancak

yapılan bu çalışmada, işlenecek pikselin komşu piksellerine bakılarak buradan bir benzerlik oranı vasıtasıyla yayılım katsayısı hesaplanmaktadır. Örneğin diğer çalışmalarda K eşik değeri 10 seçildiyse, iki piksel değerinin farkı 10' un altında ise bu piksel bölge içinde değilse bölge kenar olarak algılanmaktadır. Yapılan bu çalışmada ise iki piksel değerinin farkı 10 olduğunda komşu piksellere bağlı olarak bölge içinde veya kenarda olduğu kanaatine varılmaktadır. Yani bir durumda bölge içindeyken diğer bir durumda kenarda olabilmektedir.

Benzerlik ilişki matrisi tabanlı kenar haritalarının çıkarılmasından elde edilen sonuçlar görüntüdeki kenar bilgilerinin doğru bir şekilde ortaya çıkarıldığını göstermektedir. Benzerlik ilişki matris tabanlı elde edilen yayılım katsayılarının kullanıldığı yön bağımsız yayılım filtrelemenin geçici geliştirme izlenimlerini elde etmek için yapılan test çalışmalarında, geliştirilen diğer eşitliklerden daha iyi sonuçlar alındığı görülmüştür.

Yön bağımsız filtrelemenin gerçek uygulamada sonuçlarını görmek için gerçek uygulama alanı olarak plaka karakter tanıma ve uzaktan algılama sistemleri seçilmiştir. Elde edilen görüntülerde tasarlanan yöntemde gürültü yok edilirken kenarlarda kalınlaşma ve bozulma diğer yöntemler göre daha düşük olduğu görülmüştür.

KAYNAKLAR

1. Plataniotis, K.N., Venetsanopoulos, A.N., "Color Image Processing and Applications", *Springer Verlag*, Berlin, 10-55 (2000).
2. Castleman, K. R., "Digital Image Processing", *Prentice Hall*, NJ, 15-80 (1996).
3. Pitas, I., Venetsanopoulos, A. N., "Nonlinear Digital Filters: Principles and Applications", *Kluwer*, Norwell, 1-10 (1990).
4. Astola, J., Haavisto, P., Neuvo, Y., "Vector median filter," *Proc.IEEE*, 78:678–689 (1990).
5. Trahanias, P. E., Venetsanopoulos, A.N., "Vector directional filters: Anew class of multichannel image processing filters," *IEEE Trans. Image Processing*, 2:528–534 (1993).
6. Bovik, A.C., Huang, T. S., Munson, D. C., "A generalization of median filtering using linear combinations of order statistics", *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process.*, 31:1342-1350 (1983).
7. Hwang, H.,Haddad, R. A., "Adaptive median filters: new algorithms and results", *IEEE Trans. Image Process.*, 4(4):499-502 (1995).
8. Wendt, P. D., Coyle, E. J., Gallagher, N. C., "Stack filters", *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process.*, 34(4):898-911 (1986).
9. Haglund, L., "Adaptive multidimensional filtering", Doktora Tezi, *Linköping University*, Sweden, 10-100 (1992).
10. Young, I.T., Van Vliet L.J., "Recursive implementation of the Gaussian filter", *Signal Proc.*, 44:139-151, (1995).
11. Koenderink, J., "The Structure of Images", *Biological Cybernetics*, 50: 363-370 (1984).
12. Perona, P., Malik, J., "Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion", *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 12(7): 629-939 (1990).
13. Fernandez, S. A., Lopez, C. A., "On the estimation of the coefficient of variation for anisotropic diffusion speckle filtering", *IEEE Transactions on Image Processing* , 15(9):2694 -2701 (2006).
14. Catte, F., Lions, P. L., Morel, J. M., Coll, T., " Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion", *SIAM J. Numer. Anal.*, 29: 182–193 (1992).

15. Aja, S., Alberola, C., Ruiz, A., “Fuzzy anisotropic diffusion for speckle filtering”, *IEEE Intl. Conf. On Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 2: 1262-1264 (2001).
16. Gerig, G., Kubler, O., Kikinis, R., Jolesz, F. A., “Nonlinear anisotropic filtering of MRI data”, *IEEE Trans. Med. Imaging*, 11: 221–232 (1992).
17. You, Y.L., Xu, W., Tannenbaum, A., Kaveh, M., “Behavioral analysis of anisotropic diffusion in image processing”, *IEEE Transactions on Image Processing*, 5(11): 1539–1553 (1996).
18. Lindeberg, T., “Feature detection with automatic scale selection”, *Int. Journal of Computer Vision*, 30(2): 77–116 (1998).
19. Kopilovic, I., Sziranyi, T., “Non-linear scale-selection for image compression improvement obtained by perceptual distortion criteria”, *10th Int. Conf. on Image Analysis and Processing*, Chicago, 197-202 (1998).
20. Sporring, J., Weickert, J., “Information measures in scale-spaces”, *IEEE Transactions on Information Theory*, 45(7): 1051–1058 (1999).
21. Demirci, R., “Rule-based automatic segmentation of color images”, *International Journal of Electronics and Communications (AEU)*, 60: 435-442 (2006).
22. Kahana, M.J., Sekuler, R., “Recognizing spatial patterns: a noisy exemplar approach”, *Vision Res*, 42(18): 2177–2192 (2002).
23. Wuerger, S.M., Maloney, L.T., Krauskopf, J., “Proximity judgments in color space: tests of a euclidean color geometry”, *Vision Res.*, 35: 827–835 (1995).
24. Aizerman, M. A., “Fuzzy Sets, Fuzzy Proofs and Certain Unsolved Problems in the Theory of Automatic Control”, *Avtomatika I Telemekhanika*, 171-177 (1976).
25. Bolognani, S., Zigliotto, M., “Fuzzy Logic Control of a Switched Reluctance Motor Drive”, *IEEE Transactions on Industrial Applications*, 32(5): 1063-1068 (1996).
26. Zadeh, L. A., "Fuzzy Sets", *Information and Control*, Academic Press, New York, 8: 338-353 (1965).
27. Jialin, S., Tizhoosh, H. R., “Fuzzy anisotropic diffusion based on edge detection”, *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, 17(5): 431–442 (2006).
28. Jahne, B., “Digital Image Processing: Concepts, Algorithms, and Scientific Applications”, *Springer*, 10-40 (1995).

29. Jain, R., Kasturi, R., Schunk, B. G., “Machine Vision”, *McGraw-Hill*, New York, 1-100 (1995).
30. Gonzales, R. C., Woods, R. E, “Digital Image Processing”, *Addison-Wesley*, Reading, 1-100 (1993).
31. Effort, N., “Digital Image Processing”, *Addision-Wesley*, Harlow, 15-80 (2000).
32. Weickert, J., “Anisotropic Diffusion in Image Processing”, *B. G. Teubner*, Stuttgart, 15-45 (1998).
33. Alvarez, L., Lions, P.L., Morel, J.M., “Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion”, *SIAM Journal of Numerical Analysis*, 29: 845-866 (1992).
34. Witkin, A., “Scale space filtering”, *In Proc. International Joint Conference on Artificial Intelligence*, Karlsruhe, 1019–1022 (1983).
35. Charbonnier, P., Blanc-Feraud, L., Aubert, G., Barlaud, M., “Two deterministic half-quadratic regularization algorithms for computed imaging”, *Proceedings of ICIP-94., IEEE International Conference on Image Processing*, 2: 168–172 (1994).
36. Weickert, J., Romeny, B.M., Viergever, M., “Efficient and Reliable Schemes for Nonlinear Diffusion Filtering”, *IEEE Transactions on Image Processing*, 7(3): 398-410 (1998).
37. Black, M. J., Sapiro, G., Marimont, D. H., Heeger, D., “Robust Anisotropic Diffusion”, *IEEE Transactions on Image Processing*, 7(3): 421-432 (1998).
38. Canny, J.F., “A computational approach to edge detection”, *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 8(6): 679–698 (1986).
39. Fan, J., Aref, W.G., Hacid, M.S., Elmagarmid, A.K., “An improved automatic isotropic color edge detection technique”, *Pattern Recognition Lett*, 22:1419–1429 (2001).
40. Ruzon, M.A., Tomasi, C., “Edge, junction, and corner detection using color distributions”, *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intel*, 23:1281–1295 (2001).
41. Theoharatos, C., Economou, G., Fotopoulos, S., “Color edge detection using the minimal spanning tree”, *Pattern Recognition*, 38:603–606 (2005).
42. Trahanias, P.E., Venetsanopoulos, A.N., “Color edge detection using vector order statistics”, *IEEE Trans Image Process*, 2:259–264 (1993).

43. Yang, C.K., Tsai, W.H., “Reduction of color space dimensionality by moment-preserving thresholding and its application for edge detection in color images”, *Pattern Recognition Lett*, 17:481–490 (1996).
44. Yang, C.K., Tsai, W.H., “Color image compression using quantization, thresholding, and edge detection techniques all based on the moment-preserving principle”, *Pattern Recognition Lett*, 19:205–215 (1998).
45. Tsai, P., Chang, C.C., Hu, Y.C., “An adaptive two-stage edge detection scheme for digital color images”, *Real-time Imag* 8(4):329–43 (2002).
46. Rosch, E., “Cognitive representation of semantic categories”, *J. Exp. Psychol: Gen*, 104:192–233 (1975).
47. Nosofsky, R.M., “Attention, similarity and the identification-categorization relationship”, *J. Exp. Psychol: Gen.*, 115: 39–57 (1986).
48. Tversky, A., “Feature of similarity”, *Psychol Rev.*, 84: 327–352 (1977).
49. Stewart, N., Brown, G.D.A., “Similarity and dissimilarity as evidence in perceptual categorization”, *J. Math. Psychol.*, 49:403–409 (2005).
50. Zhai, H., Chavel, P., Wang, Y., Zhang, S., Liang, Y., “Weighted fuzzy correlation for similarity measure of color-histograms”, *Opt. Commun*, 247:49–55 (2005).
51. Liang, Y., Zhai, H., Chavel, P., “Fuzzy color-image retrieval”, *Opt. Commun*, 212: 247–250 (2002).
52. Ross, T.J., “Fuzzy Logic with Engineering Applications”, *McGraw-Hill Inc.*, America, 5-55 (1995).
53. Orlov, A.I., “Problems of Optimization and Fuzzy Variables”, *Znaniye*, Moscow, 3-19 (1980).
54. Lee, C.C., “Fuzzy Logic in Control Systems, Fuzzy Logic Controller, Part1 and Part2”, *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernatics*, 20(2): 404-435 (1990).
55. Hampton, J.A., “Similarity-based categorization and fuzziness of natural categories”, *Cognition*, 65: 137–165 (1998).
56. Smith, E. E., Sloman, S. A., “Similarity- versus rule-based categorization”, *Memory & Cognition*, 22: 377–386 (1994).
57. Ashby, F. G., Gott, R. E., “Decision Rules in the Perception and Categorization of Multidimensional Stimuli”, *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 14(1): 33-53 (1988).

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Soyadı, adı : GÜVENÇ, Uğur
 Uyuğu : T.C.
 Doğum tarihi ve yeri : 26.05.1980 Zile
 Medeni hali : Evli
 Telefon : 0 (312) 202 85 53
 Faks : 0 (312) 212 00 59
 e-mail : ugurguven@gazi.edu.tr

Eğitim

Derece	Eğitim Birimi	Mezuniyet tarihi
Yüksek lisans	Gazi Üniversitesi / Elektrik Eğitimi	2006
Lisans	AİB Üniversitesi/ Elektrik Eğitimi Bölümü	2002
Lise	Zile Anadolu Lisesi	1998

İş Deneyimi

Yıl	Yer	Görev
2002-2003	Abant İzzet Baysal Üniversitesi	Araştırma Görevlisi
2003-2008	Gazi Üniversitesi	Araştırma Görevlisi

Yabancı Dil

İngilizce

Yayınlar

1. Biroğul, S., Sönmez, Y., Güvenç, U., “Veri Füzyonuna Genel Bir Bakış”, *Politeknik Dergisi*, 10 (3): 117-121 (2007).
2. Güvenç, U., Sönmez, Y., Biroğul, S., “Bulanık Mantık Denetimli Da-Da Çeviricileri İçin Geliştirilen Bir Eğitim Seti”, *Politeknik Dergisi*, 10 (4): 339-346 (2007).
3. Güvenç, U., Elmas, Ç., Demirci, R., “Renkli Görüntülerin Otomatik Ayırılması”, *Politeknik Dergisi*, 11 (1): 9-12 (2008).

4. Elmas, C., Güvenç, U., “Yapay Sinir Ağı Tabanlı Bir Anahtarlamalı Relüktans Motorun Tork Dalgalanmalarının Azaltılması”, *I. Uluslararası Mesleki ve Teknik Eğitim Teknolojileri Kongresi*, İstanbul, (2005).
5. Güvenç, U., Biroğul, S., Sönmez, Y., “Yapay Sinir Ağları Eğitim Seti”, *The Proceedings of 7th International Educational Technology Conference*, Turkish Republic of Northern Cyprus, (2007).
6. Güvenç, U., Elmas, Ç., Demirci, R., “Işığın Kırılma Kanuna Bağlı Yeni Bir Kenar Belirleyici”, *IEEE 16. Sinyal İşleme, İletişim ve Uygulamaları Kurultayı*, Didim, (2008).
7. Güvenç, U., “Anahtarlamalı Relüktans Motor Manyetik akısının Yapay Sinir Ağı Tabanlı Modellenmesi”, *Akademik Bilişim Konferansı*, Kütahya, (2007).
8. Biroğul, S., Güvenç, U., “Genetik Algoritma İle Çözümü Gerçekleştirilen Atölye Çizelgeleme Probleminde Ürün Sayısının Etkisi”, *Akademik Bilişim Konferansı*, Kütahya (2007).
9. Güvenç, U., Battaloğlu, H., Alcan, B., Yılmaz, C., Dursun, M., “Bilgisayar Teknik Servis Elemanı Meslek Standardi Geliştirilme”, *UMES2007*, Kocaeli, (2007).
10. Güvenç, U., Saygin, A., Battaloğlu, H., Yılmaz, C., Dursun, M., “Orta Ve Yüksek Gerilim Sistemleri Tesis Ve Bakım Onarım Elemanı Meslek Standardi Geliştirilmesi”, *UMES2007*, Kocaeli, (2007).

Hobiler

Tenis, Bilgisayar teknolojileri, Basketbol