



**UZAKTAN ALGILAMA İÇİN GÖRÜNTÜ
İYİLEŞTİRME METOTLARININ İNCELENMESİ**

Yasin DEMİR

**Yüksek Lisans Tezi
Elektrik Elektronik Mühendisliği
Danışman: Doç. Dr. Nur Hüseyin KAPLAN**

2022

Her hakkı saklıdır.



FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
YÜKSEK LİSANS TEZİ

UZAKTAN ALGILAMA İÇİN GÖRÜNTÜ İYİLEŞTİRME METOTLARININ
İNCELENMESİ

Yasin DEMİR

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Nur Hüseyin KAPLAN

Anabilim Dalı: Elektrik Elektronik Mühendisliği

Erzurum

2022

Her hakkı saklıdır.

ETİK KURALLARA UYGUNLUK BEYANI

Erzurum Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez içindeki tüm bilgilerin doğru ve tam olduğunu, bilgilerin üretilmesi aşamasında bilimsel etiğe uygun davrandığımı, yararlandığım bütün kaynakları atıf yaparak belirttiğimi beyan ederim.

23 / 06 / 2022

Yasin DEMİR

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

UZAKTAN ALGILAMA İÇİN GÖRÜNTÜ İYİLEŞTİRME METOTLARININ İNCELENMESİ

Yasin DEMİR

Erzurum Teknik Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektrik Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. Nur Hüseyin KAPLAN

Uzaktan algılama genel anlamda bir nesneyle herhangi bir fiziksel bağlantı olmadan o nesne hakkında bilgi edinme olarak tanımlanabilir. Uzaktan algılanan görüntülerde, görüntü yakalama anından itibaren bazı bozulmalar oluşmaktadır. Bu görüntülerin iyileştirilmesi, giriş görüntüsünün kenar, aydınlatma, karışıklık gibi bilgilerini iyileştirerek daha sonraki görüntü işleme adımları için daha iyi bir girdi sağlamayı ve görüntünün yorumlanmasını kolaylaştırmayı hedefler. Uzaktan algılanan görüntülerin iyileştirilmesi için birçok yöntem önerilmiş ve bu alanda önemli ölçüde gelişmeler gözlenmiştir. Bu tez kapsamında uzaktan algılanan görüntülerin iyileştirilmesi için Genel Histogram Eşitleme (GHE), Karışıklık Sınırlı Uyarlanabilir Histogram Eşitleme (CLAHE), Özyinelemeli Ortalama-Ayrırma Histogram Eşitleme (RMSHE), Ağırlık Dağılımı ile Uyarlanabilir Gama Düzeltme (AGCWD), Ayrık Dalgacık Dönüşümü ve Tekil Değer Ayrışımı (DWT-SVD), Düzenli Histogram Eşitleme ve Ayrık Kosinüs Dönüşümü (RHE-DCT), Bilateral Filtreleme (BF) ve Nöral Görüntü Düzeltme ve İyileştirme Rutini (NICER) yöntemleri incelenmiştir. İncelenen bu yöntemler ışığında BF ve CLAHE yöntemlerinin eksik yönlerini tamamlayan hibrit bir yöntem önerilmiştir. Önerilen hibrit yöntemde giriş görüntüsüne iki seviye BF işlemi uygulanır. Ardından son seviyeden kalan görüntüye CLAHE uygulanarak çıkış görüntüsü elde edilir. Önerilen hibrit yöntem BF yöntemindeki düşük karışıklık iyileştirmesini artırırken CLAHE yönteminden daha iyi kenar iyileştirmesi sunmaktadır. Görüntü iyileştirmenin öznel bileşenlerinden dolayı değerlendirmelerde nicel sonuçlar, görsel sonuçları destekler nitelikte olmalıdır. Bu sebeple daha nesnel bir yorum yapabilmek için görsel sonuçlar ve nicel sonuçlar bir arada verilmiştir. Görsel ve nicel sonuçlar incelendiğinde önerilen hibrit yöntemin, temelini oluşturan iki yöntemden ve incelenen diğer yöntemlerden genel olarak daha iyi sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir.

2022, 62 sayfa

Anahtar Kelimeler: Uzaktan Algılanan Görüntüler, Görüntü İyileştirme, BF, CLAHE

ABSTRACT

MS. Thesis

ANALYSIS OF IMAGE ENHANCEMENT METHODS FOR REMOTE SENSING

Yasin DEMİR

Erzurum Technical University
Graduate School of Natural and Applied Sciences
Department of Electrical Electronic Engineering

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Nur Hüseyin KAPLAN

Remote sensing generally can be defined as obtaining information about an object without any physical contact. Some distortions occur in remotely sensed images from the moment of image capturing. Remotely sensed image enhancement aims to increase the information of the input image such as edge, illumination, contrast, to provide a better input for the further image processing steps and to facilitate the interpretation of the image. Several techniques have been proposed for remote sensing image enhancement and significant developments are observed in this field. Within the scope of this thesis, General Histogram Equalization (GHE), Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE), Recursive Mean-Separate Histogram Equalization (RMSHE), Adaptive Gamma Correction with Weight Distribution (AGCWD), Discrete Wavelet Transform and Singular Value Decomposition (DWT-SVD), Regularized Histogram Equalization and Discrete Cosine Transform (RHE-DCT), Bilateral Filtering (BF), and Neural Image Correction and Enhancement Routine (NICER) methods are examined. Inspired by these traditional methods, a hybrid method has been proposed that completes the deficiencies of the BF and CLAHE methods. In the proposed hybrid method, two-level BF is applied to the input image. Then, the enhanced image is constructed by applying CLAHE to the residual image. Proposed hybrid method offers better edge enhancement than the CLAHE method while increasing the low contrast enhancement in the BF method. Due to the subjective components of image enhancement, quantitative results in evaluations have to support the visual results. For this reason, visual results and quantitative results are given together in order to make a more objective discussion. It has been observed that the hybrid method demonstrates better results compare to the examined methods.

2022, 62 pages

Keywords: Remote Sensing Images, Image Enhancement, BF, CLAHE

TEŞEKKÜR

Yüksek lisans eğitimim boyunca kıymetli bilgi ve tecrübeleri ile beni yönlendiren, tez çalışmamın planlaması, araştırılması ve yürütülmesinde desteğini esirgemeyen, tecrübelerinden yararlanırken hoşgörü ve sabrını eksik etmeyen değerli danışmanım Doç. Dr. Nur Hüseyin KAPLAN'a en içten teşekkürlerimi sunarım.

Bugünlere gelmemde en büyük emeği olan kıymetli aileme teşekkürlerimi, sevgi ve saygılarımı sunarım.

Yasin DEMİR
Haziran 2022

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa</u>
ÖZET	i
ABSTRACT	ii
TEŞEKKÜR	iii
İÇİNDEKİLER	iv
SİMGELER VE KISALTMALAR	v
ŞEKİLLER DİZİNİ	ix
ÇİZELGELER DİZİNİ	x
1. GİRİŞ	1
2. KAYNAK ÖZETLERİ	4
3. MATERYAL ve YÖNTEM	12
3.1. Histogram Eşitleme Tabanlı Yöntemler.....	13
3.1.1. Genel histogram eşitleme	14
3.1.2. Karşıtlık sınırlı uyarlanabilir histogram eşitleme.....	16
3.1.3. Özyinelemeli ortalama-ayırma histogram eşitleme	18
3.1.4. Ağırlık dağılımı ile uyarlanabilir gama düzeltme	20
3.2. Dönüşüm Tabanlı Yöntemler	22
3.2.1. Ayırık dalgacık dönüşümü ve tekil değer ayrışımı	23
3.2.2. Düzenli histogram eşitleme ve ayırık kosinüs dönüşümü	26
3.2.3. Bilateral filtreleme	30
3.3. Öğrenme Tabanlı Yöntemler	33
3.3.1 Nöral görüntü düzeltme ve iyileştirme rutini	34
3.4. Önerilen Hibrit Yöntem	39
4. ARAŞTIRMA BULGULARI ve TARTIŞMA	41
4.1. Görsel Sonuçlar	41
4.2. Nicel Sonuçlar	49
5. SONUÇ ve ÖNERİLER	58
KAYNAKLAR	60

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

<u>Simgeler</u>	<u>Açıklama</u>
$\sum_I$	Köşegen üzerinde sıralanmış tekil değer matrisi
μ	Ortalama
B	Bit derinliği
$BF[I]_p$	Bilateral Filtre çıkış görüntüsü
$C(r_k)$	r_k gri seviyesinin kümülatif dağılım fonksiyonu
$\cos$	Kosinüs
$D(h, \omega)$	İki boyutlu Ayrık kosinüs Dönüşümü
$D^J[.]$	J ayrışma seviyesinden elde edilen detay görüntüsü
$E(Y)$	Özyineleme değeri
$G_{\sigma r}$	Aralık çekirdeği
$G_{\sigma s}$	Uzaysal çekirdek
$h(r_k)$	r_k gri seviyesinin histogramı
h_n	Normalize edilmiş giriş histogramı
I	Giriş görüntüsü
I_E	İyileştirilmiş görüntü
i	İlgili pikselin yükseklik konumu
j	İlgili pikselin genişlik konumu
K	Filtre kombinasyonu
k_1, k_2	Alt blok boyutları
L	Gri seviye sayısı
l	Pikselin yoğunluk değeri
L_{IM}	Ağırlık düzenleme terimi
l_{max}	Giriş görüntüsünün maksimum yoğunluk değeri
L_{QA}	Kalite Değerlendiricinin sonuçlarını maksimize eden kayıp
M	Görüntünün yüksekliği
max	Maksimum
min	Minimum
M_N	Kalite Değerlendirici metriği
N	Görüntünün genişliği

n	Özyineleme seviyesi
n_k	r_k gri seviyesine sahip piksel sayısı
p	İlgili piksel konumu
$P(r_k)$	r_k gri seviyesinin olasılık dağılım fonksiyonu
P_{max}	İstatiksel histogramın maksimum olasılık dağılım fonksiyonu değeri
P_{min}	İstatiksel histogramın minimum olasılık dağılım fonksiyonu değeri
P_N	Parlaklık değeri
P_ω	Ağırlık Dağılımı
r_k	k'nıncı gri seviyesi
S	Pencere boyutu
$s(k)$	Sigmoid fonksiyonu
s_k	Histogram Eşitleme işleminden önceki gri seviye
s_{max}	Transfer fonksiyonun maksimum değeri
S_N	Kalite Değerlendiricinin puanı
std	Standart sapma
$T(l)$	AGCWD yöntemine göre çıkış görüntüsü
U_I	Ortogonal kare matris
var	Varyans
V_I	Ortogonal kare matris
W_p	Normalizasyon parametresi
X_G	Giriş görüntüsünün orta gri seviyesi
X_m	Giriş görüntüsünün ortalaması
x_{max}	Giriş görüntüsünün maksimum gri seviye değeri
x_{min}	Giriş görüntüsünün minimum gri seviye değeri
Y_{global}	Genel karşıtlığı iyileştirilen görüntü
y_{max}	Çıkış görüntüsünün maksimum gri seviye değeri
y_{min}	Çıkış görüntüsünün minimum gri seviye değeri
α	Kırpma faktörü
β	Kırpma limiti
γ	Değişken uyarlanabilir parametre
ζ	Tekil değer matrisinin düzeltme katsayısı
ξ	Sentetik matrisin tekil değer matrisine oranı
$\Xi_{equalized}$	Eşitlenmiş görüntü

π	Pi sayısı
σ_{IIE}	Korelasyon katsayısı
σ_r	Aralık parametresi
σ_s	Uzaysal parametre
ω	Ağırlıklandırma katsayısı

Kısaltmalar

ABN	Uyarlamalı Parlaklık Normalleştirme
ACSEA	Uyarlanabilir Guguk Kuşu Arama Tabanlı İyileştirme Algoritması
AGCWD	Ağırlık Dağılımı ile Uyarlanabilir Gama Düzeltme
AHE	Uyarlanabilir Histogram Eşitleme
AMBE	Mutlak Ortalama Parlaklık Hatası
AVA	Estetik Görsel Analiz
BBHE	Bi-Histogram Eşitleme
BF	Bilateral Filtreleme
BPDHE	Parlaklığı Koruyan Dinamik Histogram Eşitleme
CAN	Bağlam Toplama Ağı
CDF	Kümülatif Yoğunluk Fonksiyonu
CG	Karşıtlık Kazancı
CLAHE	Karşıtlık Sınırlı Uyarlanabilir Histogram Eşitleme
DCT	Ayrık Kosinüs Dönüşümü
DE	Ayrık Entropi
DHE	Dinamik Histogram Eşitleme
DSIHE	İkili Alt Görüntü Histogram Eşitleme
DWT	Ayrık Dalgacık Dönüşümü
DWT-SVD	Ayrık Dalgacık Dönüşümü ve Tekil Değer Ayrışımı
EMD	Earth Mover's Distance
EME	İyileştirmenin Ölçütü
ESA	Evrişimsel Sinir Ağı
GC	Gama Düzeltme
GHE	Genel Histogram Eşitleme
HE	Histogram Eşitleme

HIM	Puslu Görüntü Modeli
IDCT	Ters Ayrık Kosinüs Dönüşümü
IDWT	Ters Ayrık Dalgacık Dönüşümü
LHE	Yerel Histogram Eşitleme
LL-WLS	Ağırlıklı En Küçük Kareler ile Kılavuzlu Parlaklık Öğrenimi
MMBE	Minimum Ortalama Parlaklık Hatası
MMBEBHE	Minimum Ortalama Parlaklık Hatası Bi-Histogram Eşitleme
MSBF	Çok Ölçekli Bilateral Filtreleme
NICER	Nöral Görüntü Düzeltme ve İyileştirme Rutini
NIMA	Sinirsel Görüntü Değerlendirme
ÖHY	Önerilen Hibrit yöntem
RHE-DCT	Düzenli Histogram Eşitleme ve Ayrık Kosinüs Dönüşümü
RMSHE	Özyinelemeli Ortalama-Ayrırma Histogram Eşitleme
RSCNN	Uzaktan Algılama Evrimsel Sinir Ağı
SAGC	Uzaysal Uyarlanabilir Gama Düzeltme
SAR	Sentetik Açıklıklı Radar
SGD	Stokastik Gradyan İniş
SSIM	Yapısal Benzerlik
SVD	Tekil Değer Ayrışımı
SWT	Durağan Dalgacık Dönüşümü
WD	Ağırlık Dağılımı

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1. Uzaktan algılanan görüntünün iyileştirilmesi.....	2
Şekil 3.1. Görüntü iyileştirme yöntemleri	13
Şekil 3.2. Histogram MATLAB uygulaması	14
Şekil 3.3. Histogram eşitleme MATLAB uygulaması	16
Şekil 3.4. CLAHE akış şeması.....	17
Şekil 3.5. CLAHE MATLAB uygulaması.....	18
Şekil 3.6. RMSHE MATLAB uygulaması	19
Şekil 3.7. AGCWD akış şeması	21
Şekil 3.8. AGCWD MATLAB uygulaması	22
Şekil 3.9. DWT-SVD akış şeması	25
Şekil 3.10. DWT-SVD MATLAB uygulaması	26
Şekil 3.11. RHE-DCT akış şeması	29
Şekil 3.12. RHE-DCT MATLAB uygulaması	30
Şekil 3.13. BF akış şeması	32
Şekil 3.14. BF MATLAB uygulaması	33
Şekil 3.15. NICER akış şeması	38
Şekil 3.16. NICER Python uygulaması	38
Şekil 3.17. Önerilen hibrit yöntemin akış şeması	39
Şekil 3.18. Önerilen hibrit yöntemin MATLAB uygulaması	40
Şekil 4.1. Askeri araçlar görüntüsüne ait sonuçlar	42
Şekil 4.2. Havaalanı görüntüsüne ait sonuçlar.....	43
Şekil 4.3. Pentagon görüntüsüne ait sonuçlar	45
Şekil 4.4. SAR görüntüsüne ait sonuçlar	46
Şekil 4.5. Uydu görüntüsüne ait sonuçlar	48
Şekil 4.6. Tüm yöntemlere ait puan grafiği	56

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 3.1. CAN24 ağ mimarisi.....	35
Çizelge 4.1. Askeri araçlar görüntüsüne ait nicel sonuçlar.....	52
Çizelge 4.2. Havaalanı görüntüsüne ait nicel sonuçlar	52
Çizelge 4.3. Pentagon görüntüsüne ait nicel sonuçlar	53
Çizelge 4.4. SAR görüntüsüne ait nicel sonuçlar	54
Çizelge 4.5. Uydu görüntüsüne ait nicel sonuçlar	54



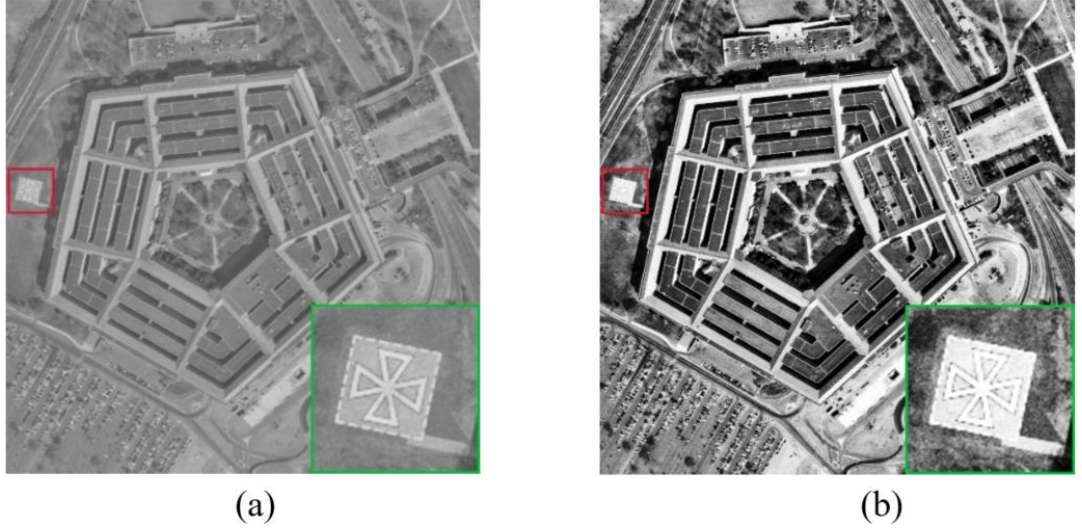
1. GİRİŞ

Genel anlamda uzaktan algılama, algılanan nesneyle herhangi bir fiziksel bağlantı olmadan o nesne hakkındaki bilgileri öğrenme olarak tanımlanabilir (Congalton 2010). İnsan algılayıcılar olarak farklı duyu organlarımız ile nesneleri uzaktan algılamaktayız. Bu tez kapsamında uzaktan algılanan görüntülerin iyileştirilmesi inceleneyeceği için görme duyusu üzerinde durulmaktadır. Bu tip görüntülerin iyileştirme uygulamaları, denklemler ve ölçümler gibi bilimsel bileşenlere sahip olmasının yanında görme duyusu sebebiyle öznel bileşene de sahiptir.

Uydu, helikopter, uçak, insansız hava araçları ve güvenlik kameraları başta olmak üzere görüntüler çeşitli şekillerde uzaktan algılanabilir. Bu tip görüntüler savunma, tarım, meteoroloji başta olmak üzere çok geniş uygulama alanına sahiptir. Bu uygulamalarda görüntü yakalanırken bir takım bozucu etkiler devreye girmektedir. Güneş ışınlarının yeryüzüne geliş açısından kaynaklanan gölge etkileri, atmosferik olaylardan kaynaklanan bozucu etkiler ve sensör kaynaklı hatalar bunlara verilebilecek örneklerdendir.

Bozucu etkilere maruz kalan görüntüdeki temel problemler düşük karışıklık, bozuk kenar bilgisi ve bozuk parlaklık bilgisi olarak sıralanabilir. Bu tür görüntülerin iyileştirilmesi sonraki adımlar için daha iyi bir girdi sağlaması açısından büyük bir önem taşımaktadır. İyileştirmedeki amaçlar yüksek karışıklık, kenar iyileştirmesi ve orijinal radyometrik bilgilerin mümkün olduğunca korunması olarak sıralanabilir.

Görüntü iyileştirme işlemi, temelde gözlemciler için görüntülerdeki bilgilerin yorumlanabilirliği ile algılanabilirliğini geliştirmek ve sonraki görüntü işleme adımları için daha iyi bir girdi sağlamaktır (Maini and Aggarwal 2010). İşlem sırasında iyileştirilmesi istenilen görüntünün belirli özellikleri değiştirilir. Bu özelliklerin seçimi ve değiştirilme biçimi, amaca özel olmakla birlikte algılayıcı insan gözü olduğu için büyük ölçüde öznelidir. Şekil 1.1’de uzaktan algılanan görüntünün iyileştirilme işlemine örnek verilmiştir.



Şekil 1.1. Uzaktan algılanan görüntünün iyileştirilmesi, (a) Orijinal görüntü, (b) İyileştirilen görüntü.

Burada Şekil 1.1.(a) giriş görüntüsünü, Şekil 1.1.(b) ise iyileştirilen görüntüyü temsil etmektedir. Ayrıca iyileştirme işlemi daha anlaşılabilir ve daha algılanabilir kılmak için görüntüdeki belirli bir bölge yakınlştırılarak aynı görüntüde verilmiştir. İyileştirmedeki temel amaç görüntünün orijinal bilgilerini bozmadan görüntüyü iyileştirmektir.

Dijital bir görüntüyü bozmadan iyileştirebilecek birçok teknik ortaya konulmuştur. Tüm bu teknikler genel olarak Uzamsal Etki Alanı Yöntemleri ve Frekans Alanı Yöntemleri olarak ikiye ayrılabilir. Uzamsal alan tekniklerinde doğrudan görüntü pikselleri üzerinde işlem yapılır ve istenen iyileştirmeyi elde etmek için piksel değerleri değiştirilir. Frekans alanı tekniklerinde ise görüntü öncelikle frekans alanına aktarılır. Bu görüntünün Fourier Dönüşümünün hesaplandığı anlamına gelmektedir. Ardından tüm iyileştirme işlemleri frekans alanında gerçekleştirilir. İyileştirilmiş görüntüyü elde etmek için ise Ters Fourier Dönüşümü uygulanır. Bu iki teknik görüntünün parlaklığını, karışıklığını veya gri seviye dağılımını değiştirmek için uygulanır. Sonuç olarak iyileştirme işlemi, girdi değerlerinin uygulanan dönüştürme fonksiyonuna göre değiştirilmesidir (Singh and Mittal 2014).

Görüntü iyileştirme teknikleri görüntünün anlaşılması ve analiz edilmesini gerektiren her alanda kullanılmaktadır. Tıbbi görüntü ve uydu görüntülerinin analizi en

sık kullanılan uygulama alanlarındandır. Bu tekniklerin amacı ise her uygulamada değişiklik göstereceğinden yapılan işlemler uygulama özelinde değişmektedir.

Uzaktan algılanan görüntüleri iyileştirme işlemi sonucunda oluşan çıkış görüntüsünü değerlendirmek için kullanılan genel bir yöntem bulunmamaktadır. Değerlendirme mekanizması en son adımda insan gözü olduğu için öznellik söz konusudur. Ancak görüntü iyileştirme sonraki işlemler için daha iyi bir girdi sağlamak için yapılıyorsa hangi tekniğin daha iyi olduğuna dair görüntünün belirli özellikleri hakkında bilgi veren nicel ölçütler de mevcuttur. Daha iyi bir değerlendirme olması açısından değerlendirmelerde görsel sonuçlar nicel sonuçlarla desteklenmelidir.

Bu tez kapsamında Bölüm 1’de uzaktan algılanan görüntüleri iyileştirmedeki problemler, belirtilen problemlerin kaynakları, iyileştirme yöntemlerinin temel amaçları ve iyileştirilmiş görüntülerin değerlendirilmesi hususunda genel bilgilere yer verilmiştir. Bölüm 2’de ise uzaktan algılanan görüntülerin iyileştirilmesine dair literatürde yapılan çalışmalar incelenmiştir. Literatürde yapılan çalışmalardan kullanılmak üzere seçilen yöntemler ise Bölüm 3’te detaylı olarak ele alınmıştır. Ele alınan yöntemlerin görsel ve nicel olarak karşılaştırıldığı sonuçlar Bölüm 4’te verilmiştir. Bölüm 5’te ise sonuçların genel değerlendirmesi yapılarak öneriler sunulmuştur.

2. KAYNAK ÖZETLERİ

Görüntü iyileştirme, görüntü analizinde kullanılan kenarlar, sınırlar gibi özellik algılama içeren belirli görüntü özelliklerini keskinleştirir. Uzaktan algılanan görüntülerin iyileştirilmesi için sunulan yöntemler çeşitli temellere dayandırılabilir. Literatürde birçok alt başlıkta yöntemler önerilmesine rağmen Histogram Eşitleme (Histogram Equalization-HE) tabanlı yöntemler, dönüşüm tabanlı yöntemler ve öğrenme tabanlı yöntemler olmak üzere üç ana başlıkta ele alınabilir.

HE tabanlı yöntemlerin temeli olan Genel Histogram Eşitleme (Global Histogram Equalization-GHE), en temel görüntü iyileştirme yöntemidir. Temel olarak HE, piksellerin parlaklık seviyesini piksellerin olasılık dağılımına göre pikselleri yeniden oluşturan bir yöntemdir. GHE, görüntünün genel bilgisini ele alarak karşıtlıkta önemli bir iyileştirme sağlar (Patel and Goswami 2014). Ancak tüm karşıtlığı etkin bir şekilde sunamaz ve görüntüde aşırı doygunluğa (over-saturation) sebep olabilir. Aşırı doygunluğun bir sonucu olarak görüntüdeki kenar ve detay bilgileri kaybolur.

GHE yöntemindeki bu eksiklik sebebiyle Pizer et al. (1987) Uyarlanabilir Histogram Eşitleme (Adaptive Histogram Equalization-AHE) yöntemini önermişlerdir. AHE, tüm karşıtlığı sunması yönüyle GHE' den üstün bir yöntemdir. Ancak yerel karşıtlık açısından bir üstünlüğü yoktur. Bu yöntem, Histogram Eşitleme işlemini yaparken ilgili pikselin komşu piksellerini göz önünde bulundurması açısından önceki yöntemden ayrılmaktadır. AHE yöntemiyle birlikte GHE' den daha iyi karşıtlık kazancı ve detay bilgisi elde edilmiştir.

Önceki yöntemler görüntünün karşıtlığında aşırı iyileştirmelere ve parlaklık bilgisinde kayıplara neden olduğu için Kim (1997) yaptığı çalışmada Bi-Histogram Eşitleme (Bi-Histogram Equalization-BBHE) yöntemini önermiştir. Bu yöntemle göre giriş görüntüsü, ortalama piksel değerine göre iki alt görüntüye ayrılır ve ardından bu iki alt görüntüye bağımsız olarak HE işlemi uygulanır. Eşitlenmiş bu iki alt görüntü çıkış görüntüsünü oluşturur. Böylelikle belirli ölçüde parlaklık koruması sağlanmış olur.

Tüm bu yöntemler karşıtlık sınırlı olmadığı için iyileştirme işlemleri görüntüde bilgi kaybına neden olabilir. Bu kayıpların önüne geçmek için Pisano et al. (1998) Karşıtlık Sınırlı Uyarlanabilir Histogram Eşitleme (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization-CLAHE) yöntemini önermişlerdir. Bu yöntemde ilk olarak görüntü alt bloklara ayrılır. Görüntü boyutları olarak 512×512 olacak bir görüntü göz önünde bulundurulacak olursa en iyi istatistiksel sonucu elde etmek için görüntü 64 alt bloğa ayrılır (Reza 2004). Alt bloklara ayrılan görüntüde histogram bloklarla sınırlı olacağından ilgili bloğun gürültü içermesi durumunda gürültü güçlendirilecektir. Karşıtlık sınırlaması bu durumun önüne geçmek için kullanılır. CLAHE ile birlikte görüntünün karşıtlığını iyileştirilirken bilgi kayıplarının da belirli ölçüde önüne geçilmiştir.

Görüntü iyileştirmede genel bilgiler kadar yerel bilgiler de önem taşımaktadır. Zhu et al. (1999) önerdiği Yerel Histogram Eşitleme (Local Histogram Equalization-LHE) yöntemi giriş görüntüsünde alt bloklar tanımlayarak Histogram Eşitleme uygulamaktadır. Alt bloğun Kümülatif Yoğunluk Fonksiyonu (Cumulative Density Function-CDF) kullanılarak merkez piksel için HE işlemi uygulanır. Bu işlem blok kaydırılarak tüm piksellere uygulanmaktadır. LHE yöntemi, görüntünün ışık bilgisi için yeterli uyumluluğu gösteremeyebilir. Görüntünün bazı bölümlerinde aşırı iyileştirmeye sebep olabilir. Ayrıca görüntü boyutu arttıkça işlemler daha karmaşık hale geldiği için ideal bir yöntem değildir.

Wang et al. (1999), İkili Alt Görüntü Histogram Eşitleme (Dual Sub Image Histogram Equalization-DSIHE) yöntemini önermiştir. Önerilen bu yöntemde, ilk önce giriş görüntüsü iki alt görüntüye ayrılır. Fakat BBHE' den farklı olarak ortalama değer yerine görüntüyü eşit iki alana ayıran medyan değeri kullanılır. Ardından bu iki alt görüntüye bağımsız olarak HE işlemi uygulanır. Çıkış görüntüsü, bu iki alt görüntünü birleşiminden elde edilen görüntüdür. Böylece yeterli ölçüde karşıtlık iyileştirmesi sağlanmış olur.

Karşıtlık iyileştirmesini arttırmak için Chen and Ramli (2003a) Minimum Ortalama Parlaklık Hatası Bi-Histogram Eşitleme (Minimum Mean Brightness Error Bi-Histogram Equalization-MMBEBHE) yöntemini önermiştir. Öncelikle her bir eşik seviyesi için Mutlak Ortalama Parlaklık Hatası (Absolute Mean Brightness Error-AMBE)

hesaplanır. Giriş görüntüsün Minimum Ortalama Parlaklık Hatasını (Minimum Mean Brightness Error-MMBE) veren eşik seviyesi belirlenir. Bu eşik seviyesine göre görüntü iki alt görüntüye ayrılır. Daha sonra, bu iki alt görüntüye bağımsız HE uygulanır. Bu iki alt görüntü birleştirilerek çıkış görüntüsü elde edilir. MMBEBHE, karşılıklı aşırı iyileştirebilir. Bu durum bazı kenar ve detay bilgilerinin kaybına yol açar.

Daha önce ele alınan yöntemlerde görüntünün parlaklık bilgisinin korunamaması durumları için Chen and Ramli (2003b) Özyinelemeli Ortalama-Ayırma Histogram Eşitleme (Recursive Mean-Separate Histogram Equalization-RMSHE) yöntemini önermiştir. Temelde görüntünün ortalamasına göre iki alt görüntüye ayrılmasına dayanan yöntem, bu ayırma işleminin tekrarlanmasıyla diğer yöntemlerden ayrılmaktadır. Burada özyineleme derecesinin doğru seçilmesi parlaklık bilgisinin korunması açısından önem arz etmektedir. RMSHE, görüntünün parlaklık bilgisini koruma açısından iyi olmasına rağmen detay iyileştirme konusunda iyi bir yöntem değildir.

Görüntü histogramındaki yüksek histogram bileşenlerinin, düşük histogram bileşenlerinin üzerindeki baskılayıcı etkisini ortadan kaldırmak için Abdullah-Al-Wadud et al. (2007) Dinamik Histogram Eşitleme (Dynamic Histogram Equalization-DHE) yöntemini önermiştir. Bu yöntemde histogram yerel minimumlara göre bölümlere ayrılır. Görüntüyü alt histogram bölümlerine ayırmak bu baskınlığın ortadan kaldırılmasını garanti etmeyebilir. Bu sebeple DHE iyileştirme işlemini her bir alt histogram için bir gri seviye aralığı tahsis ederek gerçekleştirmektedir.

Giriş görüntüsünün parlaklık bilgisinin korunması için Ibrahim and Kong (2007) Parlaklığı Koruyan Dinamik Histogram Eşitleme (Brightness Preserving Dynamic Histogram Equalization-BPDHE) yöntemini önermiştir. BPDHE öncelikle giriş görüntüsünün histogramını Gauss filtresiyle yumuşatır. Daha sonra bu histogramdaki yerel maksimumları tespit ederek histogramı alt bölümlere ayırır. Bu bölümler yeni dinamik gri seviye aralığına eşlendikten sonra HE uygulanır. Görüntünün parlaklığı normalize edilerek iyileştirilmiş çıkış görüntüsü elde edilir. BPDHE yöntemi, giriş görüntüsünün parlaklığını DHE yönteminden daha iyi korumaktadır. Ayrıca bu çalışma, yöntemin istenmeyen yapaylıklar oluşturmada görüntüleri iyileştirebildiğini göstermiştir.

Görüntü iyileştirme yöntemleri görüntünün karşıtlığının yanı sıra görüntünün, kenar bilgilerini de iyileştirmelidir. Bu motivasyonla Huang et al. (2013), Ağırlık Dağılımı ile Uyarlanabilir Gama Düzeltme (Adaptive Gamma Correction with Weighting Distribution-AGCWD) yöntemini önermiştir. AGCWD, detay bilgilerini maksimize etmeyi amaçlar. Bu yöntemde, giriş görüntüsünün özelliklerinden hareketle bir yoğunluk dönüşüm fonksiyonu kullanılır. Histogramı etkileyen olumsuz etkileri ortadan kaldırmak için Ağırlık Dağılımı (Weighting Distribution-WD) uygulanır. WD uygulanan görüntüye ardından Gama Düzeltme (Gamma Correction-GC) işlemi uygulanarak çıkış görüntüsü elde edilir. Gama Düzeltme, düşük yoğunluğu kademeli olarak arttırırken yüksek yoğunluğun düşmesini ise önemli ölçüde önler.

Görüntü iyileştirme uygulamalarında HE tabanlı yöntemlerin yanı sıra dönüşüm tabanlı yöntemler de sıklıkla kullanılmaktadır. Ayırık Dalgacık Dönüşümü (Discrete Wavelet Transform-DWT) ve Ayırık Kosinüs Dönüşümü (Discrete Cosine Transform-DCT) görüntü iyileştirmede kullanılan başlıca dönüşümlerdir. Dalgacıklar literatürde birçok uygulamada alanında kendine yer bulmaktadır. Bu alanlardan biri de görüntü iyileştirmedir. Demirel et al. (2010), Ayırık Dalgacık Dönüşümü ve Tekil Değer Ayırışımı (Discrete wavelet Transform Singular Value Decomposition-DWT-SVD) yöntemini önermiştir. İlk adımda giriş görüntüsüne DWT uygulanır. Bu işlem sonucunda dört adet alt bant görüntüsü ortaya çıkar. Alt bant görüntülerinden düşük frekans bilgilerinden oluşan alt görüntü aydınlatma bilgilerini içerir. Yüksek frekans bilgilerinden oluşan alt görüntüler ise kenar ve detay bilgilerini içermektedir. İkinci işlem olarak ise görüntünün parlaklık bilgisini içeren alt görüntüye Tekil Değer Ayırışımı (Singular Value Decomposition-SVD) uygulanır. Aydınlatma problemini ortadan kaldırmak için SVD işlemi sırasında sentetik tekil değer matrisi kullanılmaktadır. Çıkış görüntüsü alt bant görüntülerine Ters Ayırık Dalgacık Dönüşümü (Inverse Discrete Wavelet Transform-IDWT) uygulanmasıyla elde edilir.

Giriş görüntüsüne DWT işlemi uygulandıktan sonra alt bantların her birinde alt örnekleme ilgili alt bantlarda bilgi kaybına neden olmaktadır. Kaybı en aza indirmek için Demirel and Anbarjafari (2011), Durağan Dalgacık Dönüşümü (Stationary Wavelet transform-SWT) ve DWT metotlarının bir arada kullanıldığı Ayırık ve Durağan Dalgacık Ayırışımı yöntemini önermiştir. Giriş görüntüsüne DWT ve SWT uygulanarak alt bant

görüntüleri elde edilir. Daha sonra yüksek frekans bileşenlerini içeren aynı tür alt bant görüntülerine enterpolasyon uygulanır. Enterpolasyon uygulanan bu görüntülere ve giriş görüntüsüne IDWT işlemi uygulanarak çıkış görüntüsü elde edilir. Elde edilen görüntü, giriş görüntüsüne göre daha yüksek çözünürlüğe sahiptir.

Huang et al. (2013) önerdiği yöntemde karşıtlık iyileştirmesi diğer yöntemlere kıyasla yeterince iyi değildir. Bu motivasyonla Fu et al. (2015) Düzenli Histogram Eşitleme ve Ayrık Kosinüs Dönüşümü (Regularized Histogram Equalization and Discrete Cosine Transform-RHE-DCT) yöntemini önermiştir. Bu yöntemi HE yönüyle diğer yöntemlerden ayıran farkı sigmoid fonksiyonu kullanılmasıdır. Bu değişiklik görüntünün minimum değerinin sıfıra eşit olmasını sağlar. Ardından genel karşıtlığı iyileştirilen görüntüye DCT uygulanarak detay iyileştirmesi yapılır. Yerel ayrıntı iyileştirmesi, belirli bir eşik algoritmasına göre yapılır. Bu algoritmada önemli iki parametre vardır. Bunlar yerel ayrıntı iyileştirmeyi kontrol eden parametresi, ampirik gözlemlere dayalı olan ve 0.01'e eşit olan parametredir. Bu parametrelere göre detay iyileştirmesi yapılan görüntüye Ters Ayrık Kosinüs Dönüşümü (Inverse Discrete Cosine Transform-IDCT) uygulanarak iyileştirilmiş görüntü elde edilir.

Son zamanlarda, parametre kestirimleri için optimizasyon algoritmalarının kullanılması görüntü iyileştirme parametrelerinin tahmini için de kullanılmaktadır. Suresh et al. (2017), yaptıkları çalışmada uydu görüntülerinde karşıtlık iyileştirmesi için Uyarlanabilir Guguk Kuşu Arama Tabanlı İyileştirme Algoritması (Adaptive Cuckoo Search Algorithm-ACSEA) yöntemini önermiştir. Bu yöntemde amaç, görüntüyü etkin bir şekilde iyileştiren parametrelerin tahmin edilmesidir.

Filtreleme işlemi, görüntü işleme uygulamalarında sıkça kullanılmaktadır. Bilateral filtre ise kenar koruma, gürültü giderme gibi özelliklerinden dolayı görüntü iyileştirme uygulamaları için elverişli bir filtredir. Bu motivasyonla Kaplan et al. (2017) yapmış olduğu çalışmada Bilateral Filtreleme (Bilateral Filtering-BF) ile uzaktan algılanan görüntülerin iyileştirilmesi yöntemini önermiştir. Görüntünün iyileştirilmesi için Çok Ölçekli Bilateral Filtre (Multiscale Bilateral Filtering-MSBF) kullanılmıştır. Giriş görüntüsü BF kullanılarak detay ve yaklaşıklık alt katmanlarına ayrılır. Daha sonra detay alt katmanı güçlendirilerek yaklaşıklık katmanına eklenir. Kaydırmayla

değişmezlik (Shift Invariance) özelliğinin sağlanması için, uzamsal çekirdek her seviyede yarisına düşürülürken aralık çekirdeği ise her seviyede iki katına çıkarılır. Her seviyede elde edilen görüntüler birleştirilerek iyileştirilmiş görüntü elde edilir. Bu yöntemde görüntü iyileştirme için elverişli bir filtre kullanılmasına rağmen karşıtlık iyileştirmesi konusunda bazı yöntemlerden geride kalmaktadır.

Çeşitli yollarla elde edilen optik uzaktan algılanan görüntülerin yoğunluğu eşit değildir. Bu tip görüntüler yetersiz pozlama, aşırı pozlama veya her iki durumda olabilir. Bahsi geçen durumlarda görüntülerin içeriğini ayırt etmek zorlaşır. Oluşan bu dezavantajlardan yola çıkarak Huang et al. (2018) Uzamsal Uyarlanabilir Gama Düzeltme (Spatial Adaptive Gamma Correction-SAGC) yöntemini önermiştir. Bu yöntemde düşük karşıtlığa sahip görüntü, temel görüntü ve detay görüntü adı verilen iki alt görüntüye bölünür. Temel alt görüntü, uyarlanabilir gama düzeltme yöntemi ile iyileştirilir. Detay alt görüntüsü ise iyileştirilmiş temel alt görüntü ile orijinal görüntü arasındaki standart sapmadan oluşturulan bir iyileştirme faktörü kullanılarak iyileştirilir. Daha sonra iyileştirilen bu iki alt görüntü birleştirilerek çıkış görüntüsü elde edilir. Böylece detay iyileştirmesinin yanı sıra daha iyi karşıtlık iyileştirmesi sunulur.

Uzaktan algılanan görüntülerde karşıtlık ve kenar bilgileri iyileştirilirken görüntünün orijinal bilgileri de korunmalıdır. Kaplan (2018) yaptığı çalışmada Puslu Görüntü Modeli (Hazy Image Model-HIM) ile uzaktan algılanan görüntülerin iyileştirilmesini önermiştir. Önerilen yöntemde giriş görüntüsü puslu görüntü modeliyle modellenir. Bu modelde bilinmeyen parametreler olan atmosferik ışık katsayısı ile iletim haritasının kestirimi hedeflenir. Atmosferik ışık katsayısı giriş görüntüsünün ortalama değeriyle, iletim haritası ise giriş görüntüsünün ortalaması ve standart sapma değeriyle kestirilir. Puslu görüntü modeliyle modellenen giriş görüntüsünden, belirlenen parametreler yardımıyla iyileştirilmiş görüntü elde edilir.

Görüntü iyileştirme tek bir temele dayandırılmaz. Derin öğrenmenin her geçen gün daha popüler hale gelmesiyle birlikte çeşitli öğrenme tabanlı yöntemler önerilmiştir. Çoğu görüntü işleme yönteminde olduğu gibi uzaktan algılanan görüntülerin iyileştirilmesinde de Evrimsel Sinir Ağı (Convolutional Neural Network-ESA) kullanılmıştır. Zhu et al. (2020) yaptıkları çalışmada karşıtlık iyileştirmesi için İkili

Dönüşüm Ağları yöntemini önermiştir. Yöntem, mevcut ESA tabanlı metotlardan farklı olarak hem genel hem de yerel dönüşümleri göz önünde bulundurmaktadır. Görüntü histogram dağılımına dayalı olarak bir kayıp fonksiyonu çıkartılır. Zhu ve arkadaşlarının önerdiği bu yöntem, niceliksel olarak en iyi sonuç veren yöntemlerden daha iyi karşıtlık iyileştirmesi sunmaktadır.

Tez kapsamında bu kısma kadar ele alınan yöntemler, görüntülerde kullanım alanına göre belirli bir amaca yönelik olarak iyileştirme sunmuştur. Bu kısımda ise Fischer et al. (2020) önerdiği kullanıcı merkezli bir yöntem olan Nöral Görüntü Düzeltme ve İyileştirme Rutini (Neural Image Correction and Enhancement Routine-NICER) ele alınmıştır. Bu yöntem kullanıcıyı merkez alarak estetik bir iyileştirme sunar. İyileştirme çekiciliğini arttırmak için algısal olarak motive edilmiş bir kayıp fonksiyonunu kullanmayı esas alır (Talebi and Milanfar, 2018). NICER yönteminin akışı, giriş görüntüsüne bir dizi görüntü filtresi uygulayan Görüntü Manipülatörü ve bu işlemin sonucunun estetik kalitesini tahmin eden bir Kalite Değerlendiriciden oluşmaktadır. Görüntü Manipülatöründe türevlenebilir bileşenler kullanılmıştır. Böylelikle Kalite Değerlendiricinin skoruna göre Görüntü Manipülatör filtre parametreleri, gradyan iniş kullanılarak yinelemeli olarak optimize edilir. Filtre parametreleri, her yinelemede yerel skor optimumuna doğru değiştirir. Ayrıca yöntem kullanıcı müdahalesine izin vermektedir. Buradan hareketle, işlemin kullanıcı müdahalesiyle birlikte görüntü düzenleme stilinin etkileşimli ve bireysel olarak değiştiği söylenebilir (Fischer et al. 2020).

Huang et al. (2021) yapmış olduğu çalışmada uzaktan algılanan görüntüler için Ağırlıklı En Küçük Kareler ile Kılavuzlu Parlaklık Öğrenimi (Luminance Learning Weighted Least Squares-LL-WLS) yöntemini önermiştir. Detayların iyileştirilmesi için giriş görüntüsü, daha önce ele alınan SAGC yönteminde olduğu gibi temel alt görüntü ve detay alt görüntü olmak üzere iki alt görüntüye ayrılır. SAGC'den farklı olarak bu işlem WLS kullanılarak yapılır. Detay alt görüntüsü bir iyileştirme faktörüyle iyileştirilir. Bu yöntem, farklı olarak temel alt görüntü iyileştirmesi işlemi için bir ESA modeli kullanır. Çıkış görüntüsü bu iki alt görüntünün toplamıyla elde edilir. Huang et al. (2018) önermiş olduğu yöntem niceliksel olarak önde gelen yöntemlerden daha iyi sonuçlar vermektedir.

Uzaktan algılanan görüntülerin bir diğer problemi düşük ışıktır. Bu problemin üstesinden gelmek için çoğu araştırmacı halen geleneksel yöntemleri tercih etmektedir. Ancak yapılan çalışmalarda, derin öğrenme tabanlı yöntemlerin düşük ışık iyileştirmede büyük başarı gösterdiği görülmüştür. Bu motivasyonla Hu et al. (2021), uzaktan algılanan görüntülerin iyileştirilmesi için Uzaktan Algılama Evrimsel Sinir Ağı (Remote Sensing Convolutional Neural Network-RSCNN) yöntemini önermiştir. Bu yöntem daha önce ele alınan yöntemlerden farklı olarak tüm işlem boyunca, önerilen modeli kullanan tamamen ESA tabanlı bir yöntemdir. Geleneksel yöntemlerle kıyaslandığında, düşük ışıklı görüntülerde daha iyi performans göstermektedir.

Kenar koruma filtrelerinden olan bilateral filtre ve kılavuzlu filtre kullanan iyileştirme yöntemleri, yeniden yapılandırma aşamasında detay katmanlarını sabit ağırlıklarla ölçeklendirir (Kaplan and Erer 2021). Ölçeklendirmedeki bu tekdüzeliği ortadan kaldırmak için Kaplan and Erer (2021), ölçeklendirme işlemini uyarlanabilir ağırlıklarla gerçekleştiren, Yuvarlanan Kılavuz Filtresi Kullanılarak Uzaktan Algılanan Görüntülerin Farkındalık Ölçeği ile İyileştirilmesi yöntemini önermiştir. Yöntemde giriş görüntüsü, detay alt katmanlarına ve çok ölçekli yuvarlanan kılavuz filtrelemeli bir yaklaşıklık katmanına ayrıştırılır. İyileştirilmiş çıkış görüntüsünü elde etmek için detay alt bantları ağırlıklandırıldıktan sonra son seviye yaklaşıklık katmanına eklenir. Önerilen yöntem, nicel ve görsel olarak diğer yöntemlerle karşılaştırıldığında karşıtlık iyileştirme, kenar iyileştirme ve detay iyileştirme açısından daha iyi sonuçlar vermektedir. Ancak parlaklık koruma açısından diğer yöntemlerin gerisinde kalmaktadır.

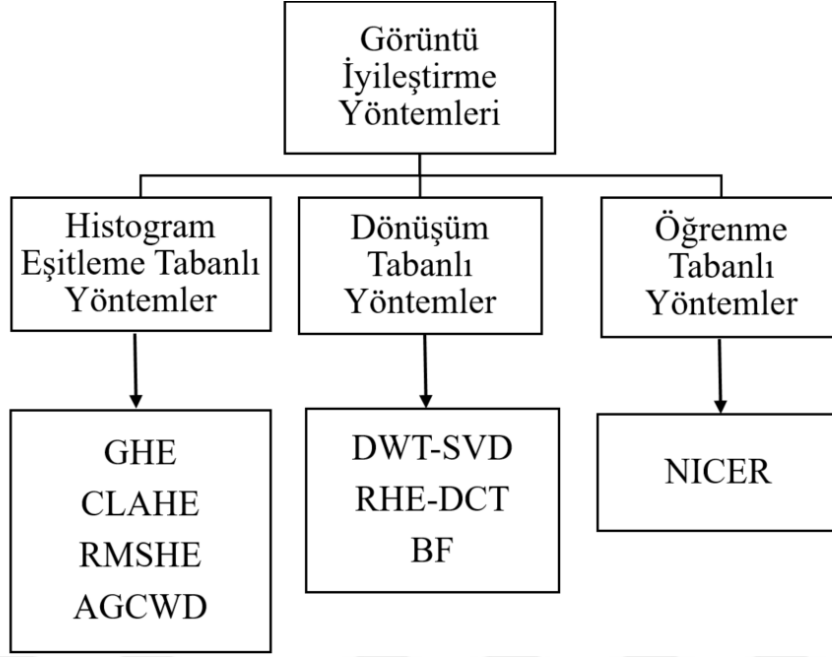
Bu bölüm kapsamında yapılan inceleme sonucunda, uzaktan algılanan görüntülerin iyileştirilmesinde kullanılan yöntemlerin, görüntünün istenilen niteliklerinin iyileştirilmesine yönelik yapıldığı görülmüştür. Karşıtlık, kenar ve detay gibi görüntü bilgilerinin aynı anda ve önemli ölçüde iyileştirilmesi çok zordur. Bunun yanı sıra, iyileştirme esnasında görüntünün orijinal bilgilerini korumak büyük önem taşımaktadır. Mevcut yöntemlerin daha da geliştirilmesi ve yeni yöntemlerin sunulmasıyla birlikte uzaktan algılanan görüntülerin iyileştirilmesinde literatüre önemli katkılar sunulacaktır.

3. MATERYAL ve YÖNTEM

Uzaktan algılanan görüntülerde, görüntü yakalama anından itibaren istenmeyen bozulmalar meydana gelmektedir. Kenar bilgilerinin bozulması, parlaklık bilgisinin bozulması ve karşıtlık bilgisinin bozulması bu bozulmalara örnek olarak verilebilir. İstenmeyen bozulmalar görüntünün kalitesinin azalmasına ve istenmeyen bilgilerin oluşmasına neden olmaktadır. Görüntünün kalitesinin artırılması ve bilgi kayıplarının önüne geçilmesi açısından görüntü iyileştirme yöntemleri büyük önem arz etmektedir. Bahsedilen durumların önüne geçmek için birçok görüntü iyileştirme yöntemi geliştirilmiştir.

Bu yöntemler genel olarak üç ana başlıkta ele alınabilir. Histogram Eşitleme Tabanlı Yöntemler, Dönüşüm Tabanlı Yöntemler ve Öğrenme Tabanlı Yöntemler şeklinde sıralanabilir. Histogram Eşitleme Tabanlı Yöntemler doğrudan görüntünün pikselleri üzerinde işlem yapar. Dönüşüm Tabanlı Yöntemler ise görüntünün Fourier ve Kosinüs dönüşümü gibi dönüşüm metotlarıyla birlikte tüm işlemleri dönüşüm alanında yapar. Günümüzde derin öğrenmenin giderek popüler hale gelmesi, görüntü iyileştirme yöntemlerinde de uygulanması fikrini doğurmuştur. Buradan hareketle görüntü iyileştirme için de çeşitli Öğrenme Tabanlı Yöntemler önerilmiştir.

Tez akışında ilk olarak Histogram Eşitleme Tabanlı Yöntemlere örnek olan GHE, CLAHE, RMSHE ve AGCWD yöntemleri ele alınacaktır. Ardından Dönüşüm Tabanlı Yöntemlere örnek olan DWT-SVD, RHE-DCT ve BF yöntemleri ele alınacaktır. Son olarak ise Öğrenme Tabanlı Yöntemlere örnek olan NICER yöntemi ele alınacaktır. İncelenen tüm görüntü iyileştirme yöntemleri Şekil 3.1’de verilmiştir.



Şekil 3.1. Görüntü iyileştirme yöntemleri

İncelenen tüm bu yöntemlerden yola çıkılarak hibrit bir yöntem önerilmiştir. Önerilen hibrit yöntem temel olarak Histogram Eşitleme Tabanlı Yöntem olan CLAHE yöntemini ve Dönüşüm Tabanlı Yöntem olan BF yöntemini kullanır.

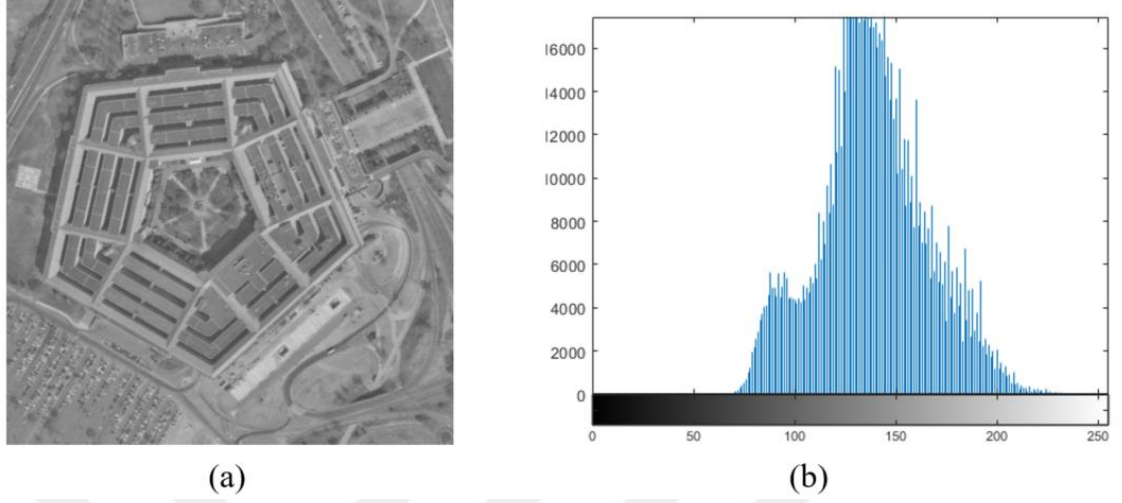
Bu tez çalışması esnasında donanımsal materyal olarak Monster Tulpar T5 v20.3 dizüstü bilgisayar kullanılmıştır. Donanımsal olarak Intel I7 11800H CPU ve Nvidia RTX 3060 GPU bileşenlerine sahiptir. Görüntü iyileştirme işlemi sırasında ise GHE, CLAHE, RMSHE, AGCWD, DWT-SVD, RHE-DCT ve BF yöntemlerinde MATLAB 2021b yazılımı kullanılmıştır. NICER yöntemi ile görüntü iyileştirme işlemi için Jupyter Notebook 6.4.5 yazılımı kullanılmıştır.

3.1. Histogram Eşitleme Tabanlı Yöntemler

Histogram, bir veri dağılımının gruplandırılarak sütun grafiğiyle gösterilmesidir. Görüntünün histogramı ise gri seviye piksel değerlerinin adedini gösteren grafikdir ve Denklem (3.1)'deki gibi gösterilir.

$$h(r_k) = n_k \quad (3.1)$$

Burada r_k k'nıncı gri seviyesini n_k ise r_k gri seviyesine sahip piksel sayısıdır. Şekil 3.2'de bir görüntü ve görüntüye ait histogram grafiği verilmiştir.



Şekil 3.2. Histogram MATLAB Uygulaması, (a) Giriş görüntüsü, (b) Görüntünün histogramı.

Şekil 3.2.(a) histogramı çıkarılan görüntüdür. Şekil 3.2.(b)'de histogramı gösteren grafik ve yatay eksen gri seviye aralığını, dikey eksen ise görüntüde her bir gri seviyesinden kaç adet olduğunu göstermektedir. 8 bitlik görüntüde renk değerleri 0-255 arasındadır ve 0 değeri siyahı, 255 değeri beyazı temsil etmektedir. Bu değerler arasında kalan diğer değerler ise gri tonlarını oluşturmaktadır. Şekildeki grafiğe bakılarak görüntünün karşıtlığı hakkında bir bilgiye ulaşılabilir. Görüntünün karşıtlığı, ilgili görüntünün en parlak kısmı ile en karanlık kısmı arasındaki farkı nitelemektedir. Histogram eşitleme görüntünün tamamına uygulanmışsa 'Genel Histogram Eşitleme', belirli bir kısmına uygulanmışsa 'Yerel Histogram Eşitleme' adını alır (Patel and Goswami 2014).

3.1.1. Genel histogram eşitleme

Histogram Eşitleme bir görüntüdeki belli bir bölgede kümelenmiş piksel değerlerinden kaynaklanan renk bozulmalarının önüne geçer. $[0, L-1]$ aralığında bir dijital görüntüyü göz önünde bulunduracak olursak, görüntünün Olasılık Dağılım Fonksiyonu (Probability Distribution Function-PDF) Denklem (3.2)'deki gibi hesaplanabilir:

$$P(r_k) = \frac{n_k}{M \times N}, \quad k = 0, 1, 2, \dots, L-1 \quad (3.2)$$

Burada r_k k'nıncı gri seviyesini, n_k ise r_k gri seviyesine sahip piksel sayısıdır. M ve N ise görüntünün yüksekliğini ve genişliğini ifade etmektedir. Kümülatif Dağılım Fonksiyonu (CDF) ise Denklem (3.3)'teki gibi hesaplanabilir:

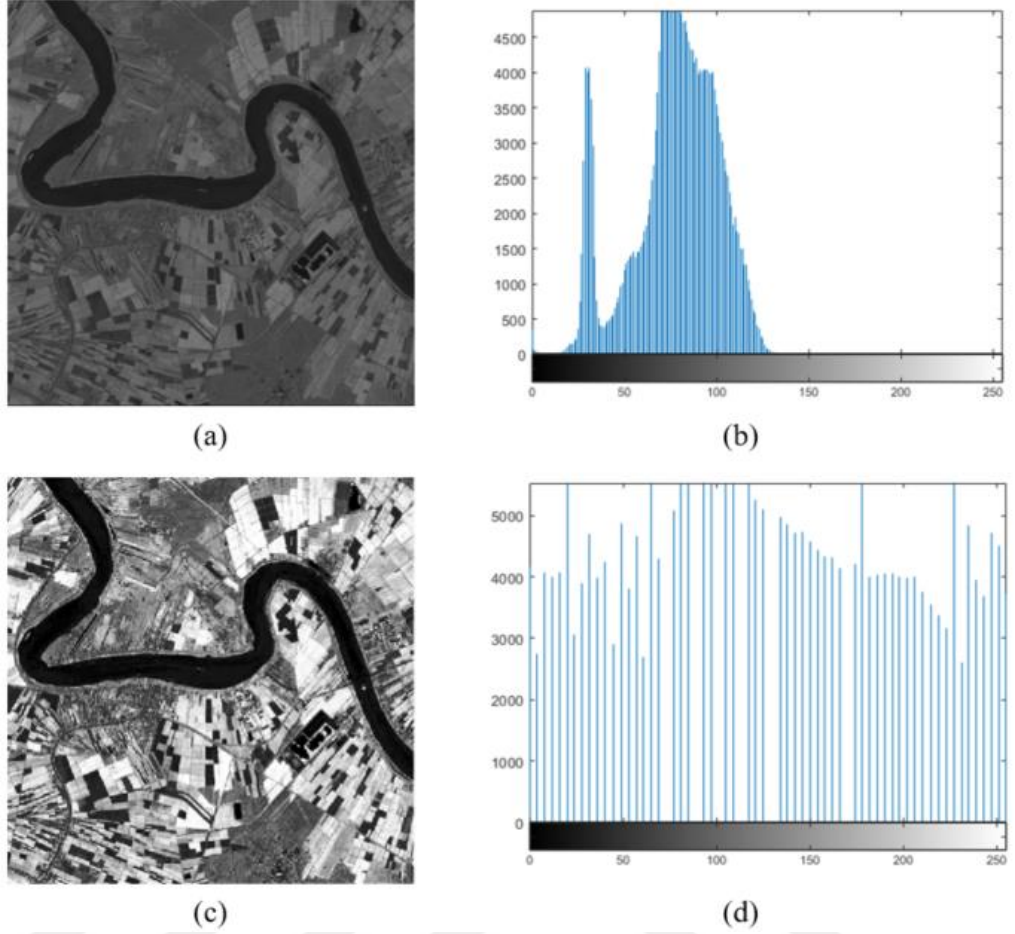
$$C(r_k) = \sum_{i=0}^{i=k} P(r_i), \quad k = 0, 1, 2, \dots, L-1, \quad 0 \leq c(r_k) \leq 1 \quad (3.3)$$

Histogram Eşitleme, gri seviyesi S_k olan giriş görüntüsünün gri seviyesi r_k 'ya uygun hale getirir ve Denklem (3.4)'teki gibi elde edilir:

$$s_k = (L-1) \times C(r_k) \quad (3.4)$$

Bu işleme Genel Histogram Eşitleme veya Histogram Doğrusallaştırma adı verilir. Şekil 3.3'te verilen görüntüde Genel Histogram Eşitleme ile iyileştirme yapılmıştır.

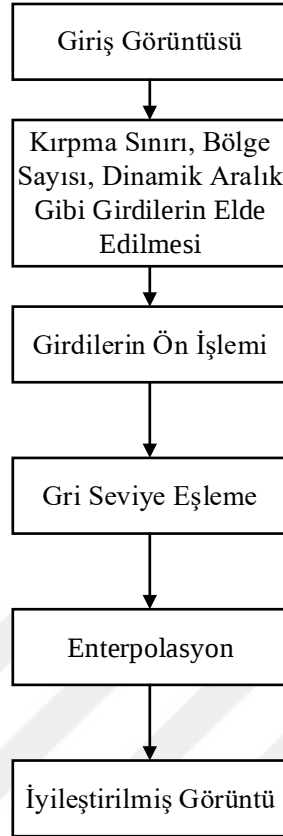
Şekil 3.3.(a) giriş görüntüsünü, Şekil 3.3.(c) histogram eşitlenmiş görüntüyü, Şekil 3.3.(b) ve Şekil 3.3.(d) bu görüntülerin histogram grafiklerini göstermektedir. Histogram grafiklerinin de desteklediği görsel sonuçlar karşıtlığın arttığını göstermektedir.



Şekil 3.3. GHE MATLAB uygulaması, (a) Giriş görüntüsü, (b) Giriş görüntüsünün histogramı, (c) GHE uygulanan görüntü, (d) GHE uygulanan görüntünün histogramı.

3.1.2. Karşıtlık sınırlı uyarlanabilir histogram eşitleme

GHE, karşıtlığı iyileştirir fakat belirli bir bölgeyle sınırlı olmadığından görüntü iyileştirme işlemi esnasında bilgi kaybına neden olabilir. Bu bilgi kayıplarının önüne geçmek için Karşıtlık Sınırlı Uyarlanabilir Histogram Eşitleme yöntemi kullanılmaktadır. Bu yöntemde görüntü önce alt bloklara ayrılır. Görüntü boyutunun 512x512 olduğu durumda iyi bir istatistiksel tahmin elde etmek için genelde 64 alt bloğa ayrılır. Bu durumda histogram küçük bloklarla sınırlı olacaktır ve gürültü varsa bu gürültü güçlendirilecektir. Bu durumu ortadan kaldırmak için karşıtlık sınırlaması yapılır. Karşıtlık sınırlama işlemi görüntünün CDF'si kullanılarak yapılır. Şekil 3.4'te CLAHE yönteminin akış şeması verilmiştir.



Şekil 3.4. CLAHE akış şeması

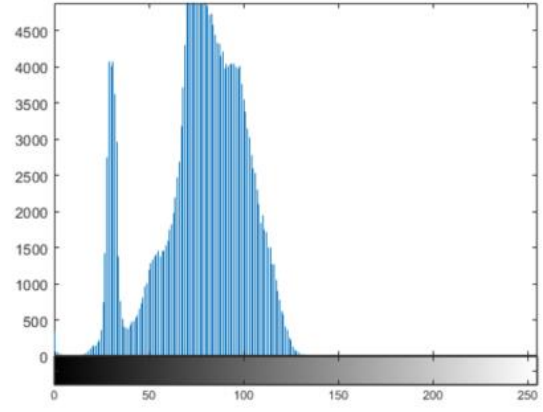
Bu yöntemdeki sorun alt bölgelerin karşıtlığının maksimuma ulaşmasıdır. Karşıtlığı sınırlamak için β kırpma limiti kullanılır ve Denklem (3.5)'teki gibi hesaplanır.

$$\beta = \frac{M}{N} \left(1 + \frac{\alpha}{100} (s_{\max} - 1) \right) \quad (3.5)$$

Burada α kırpma faktörünü, M ve N görüntünün yükseklik ve genişliğini, $s_{\max}$ ise transfer fonksiyonunun maksimum değerini temsil eder. Kırpma faktörü $[0,100]$ aralığında değer alır ve $\alpha = 0$ için piksellerde herhangi bir değişiklik olmayacaktır. Maksimum değer olan $\alpha = 100$ için ise $s_{\max}$ 'a eşit olacağı görülmektedir. Histogram eşitleme işlemesi β sınırı ile sınırlandırılarak yapılır (Reza, 2004). Şekil 3.5'te CLAHE yöntemiyle iyileştirilmiş görüntü verilmiştir.



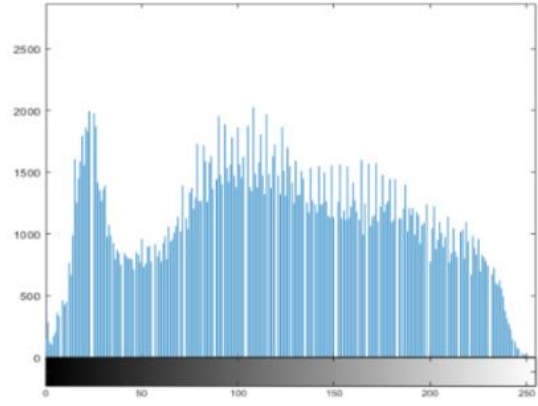
(a)



(b)



(c)



(d)

Şekil 3.5. CLAHE MATLAB uygulaması, (a) Giriş görüntüsü, (b) Giriş görüntüsünün histogramı, (c) CLAHE uygulanan görüntü, (d) CLAHE uygulanan görüntünün histogramı.

Şekil 3.5.(a)'da giriş görüntüsü, Şekil 3.5.(c)'de Karşıtlık Sınırlı Uyarlanabilir Histogram Eşitleme uygulanan görüntü, Şekil 3.5.(b) ve Şekil 3.5.(d)'de bu görüntülerin histogram grafikleri verilmiştir.

3.1.3. Özyinelemeli ortalama-ayırma histogram eşitleme

Ortalama ayırma, temelde giriş görüntüsünün ortalaması kullanılarak histogramını ikiye ayırma işlemidir. Böylece giriş görüntüsü iki alt görüntüye ayrılmış olur. Bu işlem BBHE (Kim, 1997) yöntemindeki ayırma işlemi ile eşdeğerdir. Daha sonra ayrılan bu iki alt görüntüye bağımsız olarak Histogram Eşitleme uygulanır. BBHE yönteminde ortalama ayırma bir kez yapılır ve belirli bir parlaklık koruması sağlanır. Daha fazla parlaklık koruması gerektiren durumlarda ise Özyinelemeli Ortalama-Ayırma

Histogram Eşitleme kullanılır. Aşağıda özyineleme derecesi $r = n$ olan özyineleme değeri Denklem (3.3)'teki gibi verilmiştir.

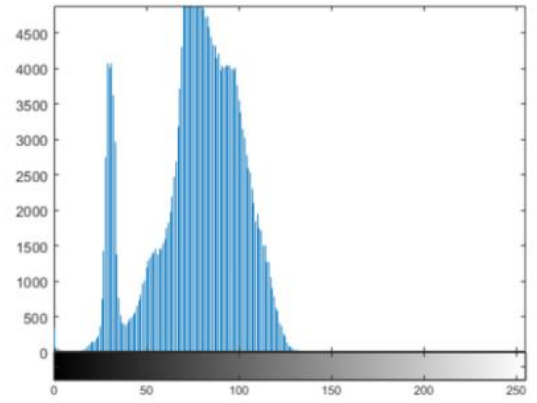
$$E(Y) = X_m + [(X_G - X_m) / 2^n] \quad (3.6)$$

Burada, X_m giriş görüntüsünün ortalamasını, X_G ortalama gri seviyesini, n özyineleme derecesini temsil etmektedir. Yukarıdaki denkleme bakıldığında özyineleme derecesi arttıkça $E(Y)$ değerinin X_m değerine yakınsadığı görülmektedir.

Şekil 3.6'da $r = 2$ özyineleme seviyesi için RMSHE ile iyileştirilmiş görüntü ve histogramı verilmiştir.



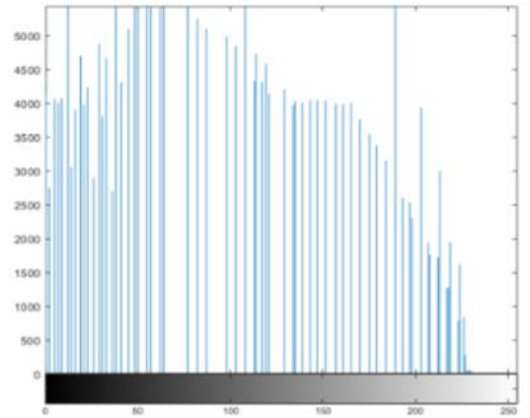
(a)



(b)



(c)



(d)

Şekil 3.6. RMSHE MATLAB uygulaması, (a) Giriş görüntüsü, (b) Giriş görüntüsünün histogramı, (c) RMSHE uygulanan görüntü, (d) RMSHE uygulanan görüntünün histogramı.

3.1.4. Ağırlık dağılımı ile uyarlanabilir gama düzeltme

Ağırlık Dağılımı ile Uyarlanabilir Gama Düzeltme yönteminin amacı görüntünün detay bilgilerini maksimize ederken görüntüyü görsel olarak da daha iyi hale getirmektir. Bu işlem giriş görüntüsünün yoğunluk dönüşüm fonksiyonunu belirler. Belirlenen yoğunluk dönüşüm fonksiyonu değişen görüntü özellikleri ile birlikte değişmektedir. Denklem (3.7)'de AGCWD yöntemine göre çıkış görüntüsü tanımlanmıştır.

$$T(l) = l_{\max} \left(\frac{l}{l_{\max}} \right)^{\gamma} = l_{\max} \left(\frac{l}{l_{\max}} \right)^{1-C(l)} \quad (3.7)$$

Burada, l pikselin yoğunluk değerini, $l_{\max}$ giriş görüntüsünün maksimum yoğunluk değerini, γ değişken uyarlanabilir parametreyi ve $C(l)$ ise ilgili pikselin CDF'sini temsil etmektedir. Uyarlanabilir Gama Düzeltme yöntemi görüntüdeki düşük yoğunluğu kademeli olarak artırır, yüksek yoğunluğun azalmasını ise önemli ölçüde engeller. Ayrıca histogramı değiştiren olumsuz etkileri engellemek için Ağırlık Dağılımı uygular. Ağırlık Dağılımı Denklem (3.8)'de gibi hesaplanır.

$$P_{\omega}(l) = P_{\max} \left(\frac{P(l) - P_{\min}}{P_{\max} - P_{\min}} \right)^b \quad (3.8)$$

Burada, b ağırlıklandırma parametresi, $P_{\max}$ istatistiksel histogramın maksimum PDF'sini, $P_{\min}$ istatistiksel histogramın minimum PDF'sini temsil etmektedir. Denklem (3.8)'den yola çıkarak C Denklem (3.9)'daki gibi hesaplanır.

$$C_{\omega}(l) = \sum_{l=0}^{l_{\max}} P_{\omega}(l) / \sum P_{\omega} \quad (3.9)$$

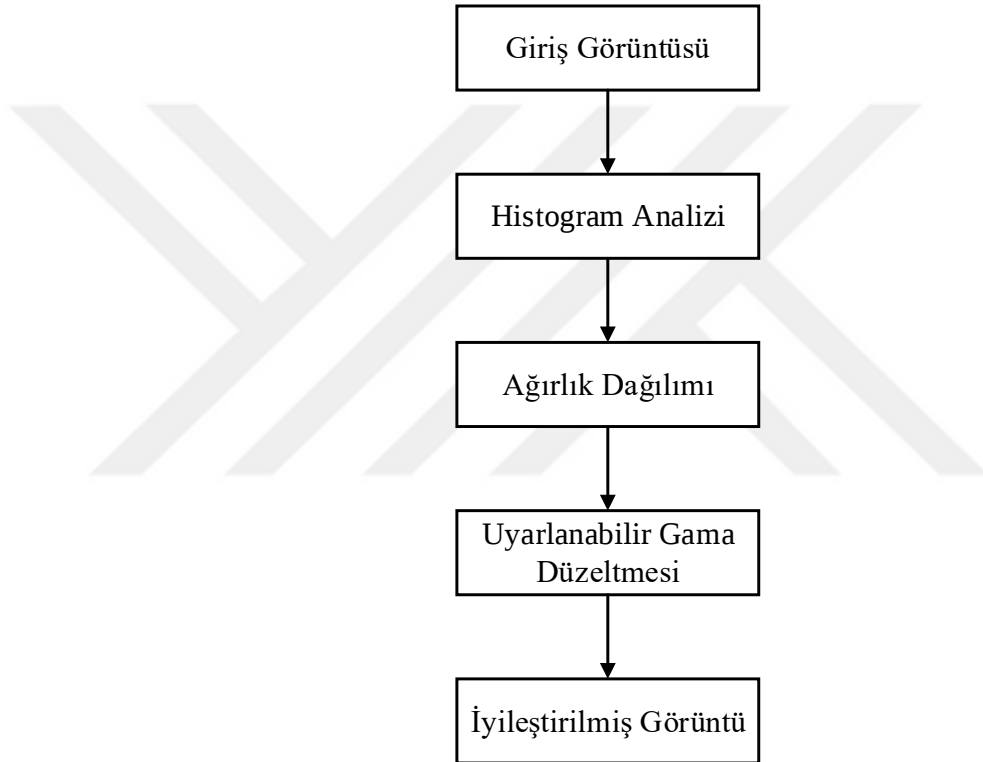
Aynı şekilde P_{ω} ise Denklem (3.10)'daki gibi hesaplanır.

$$\sum P_{\omega} = \sum_{l=0}^{l_{\max}} P_{\omega}(l) \quad (3.10)$$

Son olarak Gama parametresi ise Denklem (3.11)'deki gibidir (Huang et al. 2013).

$$\gamma = 1 - C_{\omega}(l) \quad (3.11)$$

Şekil 3.7'de AGCWD yönteminin akış şeması verilmiştir.

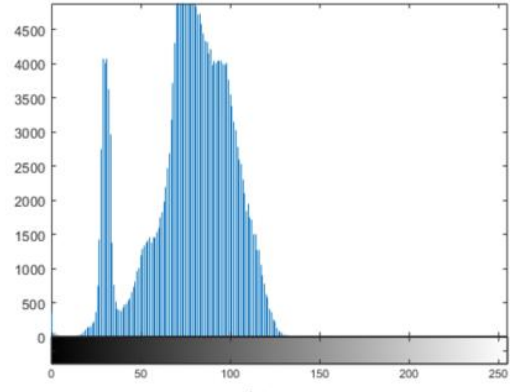


Şekil 3.7. AGCWD akış şeması

Ağırlık Dağılımı ile Uyarlanabilir Gama Düzeltme yöntemi ile iyileştirilmiş görüntü ise Şekil 3.8'de verilmiştir.



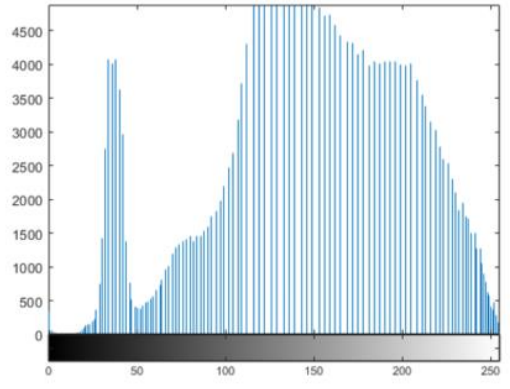
(a)



(b)



(c)



(d)

Şekil 3.8. AGCWD MATLAB uygulaması, (a) Giriş görüntüsü, (b) Giriş görüntüsünün histogramı, (c) AGCWD uygulanan görüntü, (d) AGCWD uygulanan görüntünün histogramı.

Şekil 3.8.(a)'da giriş görüntüsü, Şekil 3.8.(c)'de AGCWD uygulanan görüntü, Şekil 3.8.(b) ve Şekil 3.8.(d)'de bu görüntülerin histogram grafikleri verilmiştir.

3.2. Dönüşüm Tabanlı Yöntemler

Uzaktan algılanan görüntülerin karışıklığını iyileştirmek için Ayırık Dalgacık Dönüşümü (Demirel et al. 2010) ve Ayırık Kosinüs Dönüşümü (Fu et al. 2015) gibi dönüşüm tabanlı yöntemler kullanılmaktadır. Dönüşüm tabanlı yöntemlerde görüntü öncelikle farklı alt bantlara ayrıştırılır. Daha sonra belirli bileşenler değiştirilerek yapılacak olan uygulamaya göre karışıklık artırılır veya detaylar iyileştirilir. Dönüşüm Tabanlı Yöntemlerde görüntü üzerinde yapılacak olan işlemler Histogram Eşitleme Tabanlı Yöntemlerin aksine doğrudan pikseller üzerinde yapılmaz. Yapılan işlemler dönüşüm alanında yapıldıktan sonra ters dönüşüm ile birlikte iyileştirilmiş görüntü elde edilir.

3.2.1. Ayırık dalgacık dönüşümü ve tekil değer ayrışımı

Dalgacıklar günümüzde öznelilik çıkarma (Wang and Chen 2006), gürültü giderme (Starck et al. 2002), sıkıştırma (Lamard et al. 2005) ve yüz tanıma (Liu et al. 2007) gibi uygulamalarda kullanılmaktadır. Bir görüntünün iki boyutlu dalgacık ayrıştırması önce görüntünün satırlarına DWT işlemi uygulanması ve ardından sonuçların sütunlar boyu ayrıştırma işlemi uygulanması işlemi ile sonuçlanır (Demirel et al. 2010). DWT işleminin ardından düşük-düşük (LL), düşük-yüksek (LH), yüksek-düşük (HL), yüksek-yüksek (HH) olarak adlandırılan dört adet alt bant görüntüsü elde edilir. LL alt bandında görüntünün aydınlatma bilgisini içerirken yüksek frekanslı bileşenler olan LH, HL ve HH bileşenleri görüntünün kenar bilgilerini içermektedir. Tekil Değer Ayrışımı ise yöntemin ikinci önemli kısmıdır. SVD ile elde edilen tekil değer matrisi görüntünün aydınlatma bilgilerini içerdiğinden bu matristeki değişimler görüntü aydınlatmasını doğrudan etkilemektedir. Giriş görüntüsü olan I görüntüsünün SVD' si Denklem (3.12)'deki gibi yazılabilir.

$$I = U_I \sum_I V_I^T \quad (3.12)$$

Burada U_I ve V_I ortogonal kare matrisi, $\sum_I$ ise köşegen üzerinde sıralanmış olan tekil değer matrisini temsil etmektedir. Aydınlatma problemini ortadan kaldırmak için belirli bir oran kullanılmaktadır. Bu oran, ortalaması sıfır, varyansı bir olan sentetik tekil değer matrisinin maksimum değerinin, köşegen üzerinde sıralanmış olan tekil değer matrisinin maksimumuna oranıdır. Bu oran Denklem (3.13)'te verilmiştir.

$$\xi = \frac{\max\left(\sum_{\text{Normalized}(\mu=0, \text{var}=1)}\right)}{\max\left(\sum_I\right)} \quad (3.13)$$

Burada $\sum_{\text{Normalized}(\mu=0, \text{var}=1)}$ sentetik yoğunluk matrisinin tekil değer matrisini temsil etmektedir. Bu orana göre eşitlenmiş görüntü Denklem (3.14)'teki gibidir.

$$\Xi_{\text{equalized}_I} = U_I \left(\xi \sum_I \right) V_I^T \quad (3.14)$$

Burada $\Xi_{\text{equalized}_I}$ eşitlenmiş I görüntüsünü temsil etmektedir. Yöntemde öncelikle giriş görüntüsü olan I görüntüsüne GHE uygulanır ve bu iki görüntüye DWT uygulanarak dört alt banda ayrıştırılır. Tekil değer matrisi için düzeltme katsayısı Denklem (3.15)'deki gibidir.

$$\zeta = \frac{\max\left(\sum_{LL_I}\right)}{\max\left(\sum_{LL_I}\right)} \quad (3.15)$$

Burada $\sum_{LL_I}$ GHE uygulanmış görüntü olan $\hat{I}$ 'nın LL alt bant görüntüsünün tekil değer matrisi, $\sum_{LL_I}$ ise giriş görüntüsü I 'nın LL alt bant görüntüsünün tekil değer matrisini temsil etmektedir. Düzeltme katsayısına göre yeni tekil değer matrisi ise Denklem (3.16)'da verilmiştir.

$$\bar{\sum}_{LL_I} = \zeta \sum_{LL_I} \quad (3.16)$$

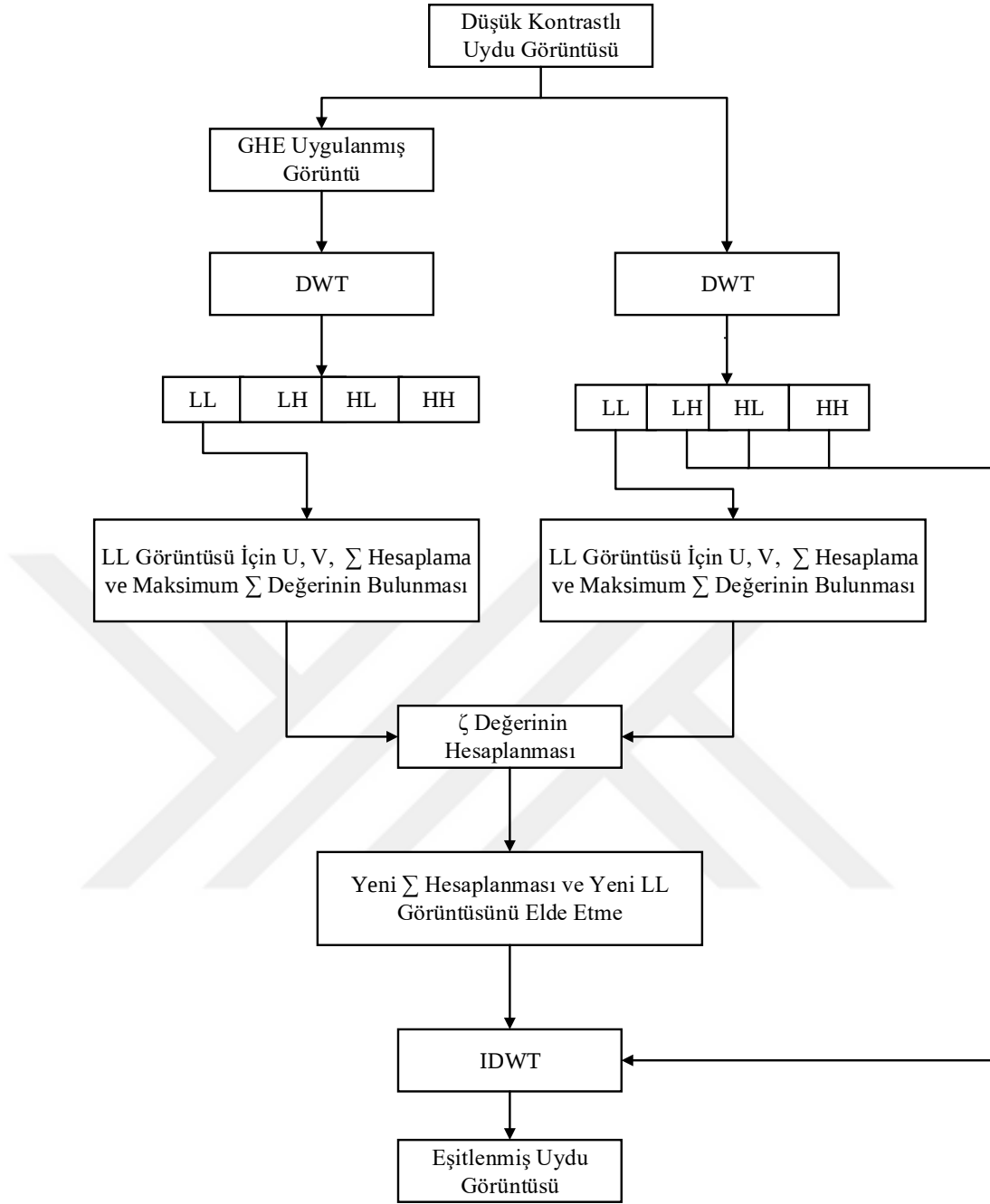
Buna göre yeni LL alt bant görüntüsü Denklem (3.17)'deki gibi elde edilir.

$$\overline{LL_I} = U_{LL_I} \bar{\sum}_{LL_I} V_{LL_I} \quad (3.17)$$

Giriş görüntüsünün alt bant görüntüleri olan LH, HL, HH ve yeni alt bant görüntüsü olan $\overline{LL_I}$ görüntülerine IDWT uygulanarak $\bar{I}$ görüntüsü Denklem (3.18)'deki gibi elde edilir.

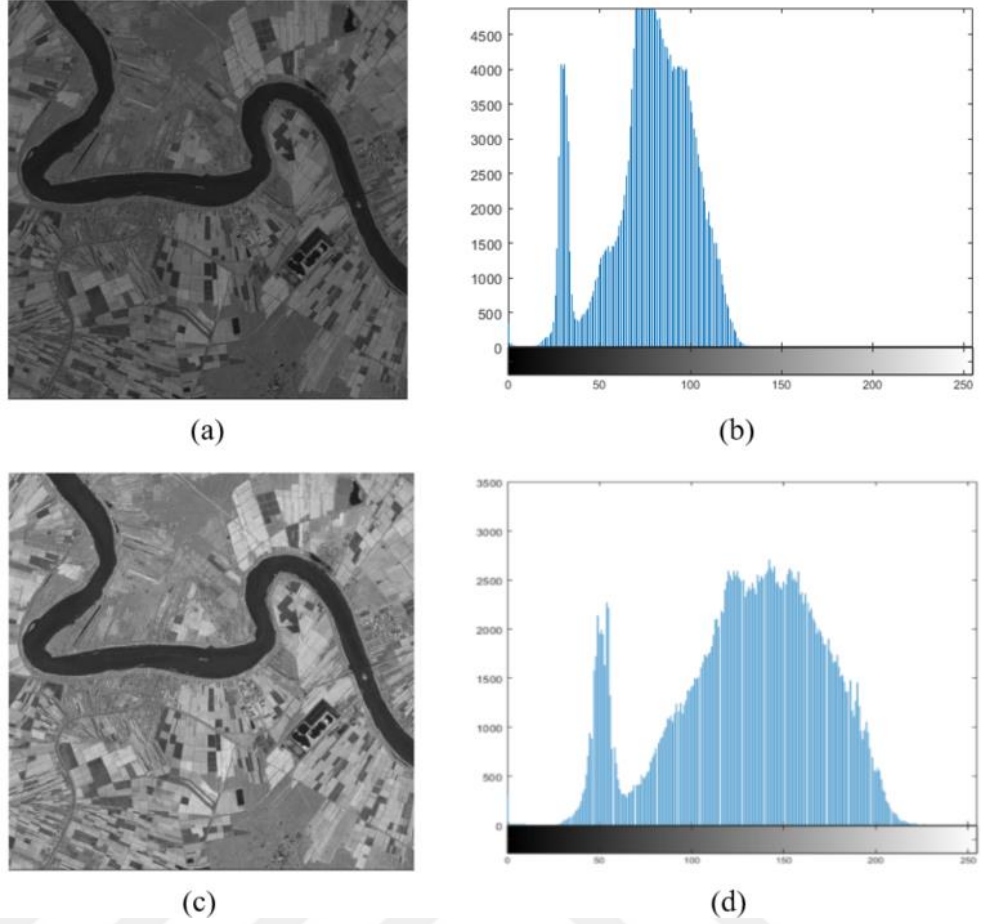
$$\bar{I} = IDWT\left(\overline{LL_I}, LH_I, HL_I, HH_I\right) \quad (3.18)$$

Yöntemde dalgacık fonksiyonu olarak db.9/7 dalgacığı kullanılmıştır ve akış şeması Şekil 3.9'da verilmiştir.



Şekil 3.9. DWT-SVD Akış Şeması (Demirel vd 2010)

DWT-SVD yöntemiyle iyileştirilmiş görüntü ve histogramı Şekil 3.10’da verilmiştir.



Şekil 3.10. DWT-SVD MATLAB uygulaması, (a) Giriş görüntüsü, (b) Giriş görüntüsünün histogramı, (c) DWT-SVD uygulanan görüntü, (d) DWT-SVD uygulanan görüntünün histogramı.

Şekil 3.10.(a)'da giriş görüntüsü, Şekil 3.10.(c)'de DWT-SVD uygulanan görüntü, Şekil 3.10.(b) ve Şekil 3.10.(d)'de bu görüntülerin histogram grafikleri verilmiştir.

3.2.2. Düzenli histogram eşitleme ve ayrık kosinüs dönüşümü

Düzenli Histogram Eşitleme ve Ayrık Kosinüs Dönüşümü yönteminde öncelikle sigmoid fonksiyonunu kullanılarak genel karşıtlık iyileştirmesi yapılır. Daha sonra genel karşıtlığı iyileştirilmiş olan görüntü Ayrık Kosinüs Dönüşümü katsayıları kullanılarak yerel detay iyileştirmesi uygulanır.

Giriş görüntüsü $M \times N$ boyutlarında, $[x_{\min}, x_{\max}]$ dinamik aralığına sahip olan uzaktan algılanan bir I görüntüsü için amaç yeni dinamik aralığı $[y_{\min}, y_{\max}]$ olan bir

çıkış görüntüsü üretmektir. Geleneksel HE yöntemlerinde yüksek tepe değerlerinde aşırı iyileştirme sorunları gözlemlenir. Bu sorunun önüne geçmek için sigmoid fonksiyonundan yararlanılmıştır. Buna göre yeni dağılım fonksiyonu f Denklem (3.19)'daki gibidir.

$$f(k) = s(k)(1 + h_n(k)) \quad (3.19)$$

Burada h_n normalize edilmiş giriş histogramı, $k = 0, 1, 2, \dots, L$ gri seviyelerini temsil etmektedir ve sigmoid fonksiyonu $s(k)$ ise Denklem (3.20)'deki gibidir.

$$s(k) = \frac{1}{1 + e^{-(k-1)}} - \frac{1}{2} \quad (3.20)$$

Bu değişiklik iyileştirilmiş görüntünün minimum değerinin sıfıra eşit olmasını sağlar. Dağılım fonksiyonu f 'in normalleştirilmiş hali ise Denklem (3.21)'deki gibi olur.

$$f(k) \leftarrow f(k) / \sum_{t=1}^K f(t) \quad (3.21)$$

Buna göre düzgün dağılıma sahip olan F Denklem (3.22)'deki gibi hesaplanır.

$$F(k) = \sum_{t=1}^k f(t) \quad (3.22)$$

Son olarak çıkış görüntüsünün yeni gri seviyeleri olan $y(k)$, yeni dinamik aralığı olan $y_{\min}$ ve $y_{\max}$ değerleri $F(k)$ dağılım fonksiyonu kullanılarak Denklem (3.23)'teki gibi hesaplanır.

$$y(k) = \lfloor F(k)(y_{\max} - y_{\min}) + y_{\min} \rfloor \quad (3.23)$$

Burada $\lfloor . \rfloor$ operatörü sayıyı en yakın alt tam sayıya yuvarlar. Son olarak genel karşıtlığı iyileştirilmiş görüntü elde edilir.

Genel karşıtlığı iyileştirilmiş görüntüye yerel detayları iyileştirmek için ikinci işlem olan DCT katsayıları elde edilir. Yüksekliği ve genişliği $M \times N$ olan bir görüntünün 2-D DCT katsayılarını ifade eden D Denklem (3.24)'te verilmiştir.

$$D(h, \omega) = c_h c_\omega \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} Y_{global}(i, j) \cos\left(\frac{\pi(2i+1)h}{2M}\right) \times \cos\left(\frac{\pi(2j+1)\omega}{2N}\right) \quad (3.24)$$

c_h ve c_ω ise Denklem (3.25)'e göre hesaplanır.

$$c_h = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{M}}, & h = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{M}}, & 1 \leq h \leq M-1 \end{cases} \quad (3.25)$$

$$c_\omega = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}}, & \omega = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, & 1 \leq \omega \leq N-1 \end{cases}$$

D 'nin düşük mutlak değerleri düşük enerji bileşenleri olan ayrıntıları temsil eder. Bu yüzden yerel detayları iyileştirmek için düşük enerji bileşenleri ayarlanmalıdır. Buradan yola çıkarak yeni D katsayılarını ifade eden D' ayarlamak için kullanılan eşik algoritması Denklem (3.26)'da verilmiştir.

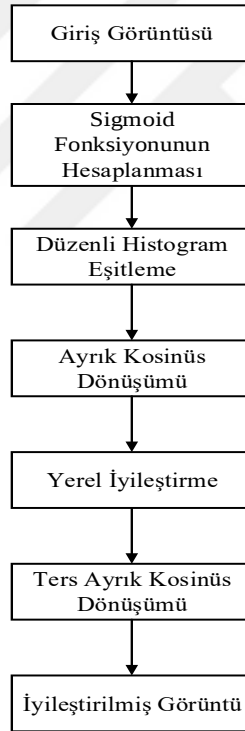
$$D'(h, \omega) = \begin{cases} D(h, \omega), & \text{if } |D(h, \omega)| > 0.01 \times D(0, 0) \\ dD(h, \omega), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3.26)$$

Burada $d > 1$ olan ve yerel ayrıntı iyileştirmeyi kontrol eden bir parametre olup yüksek değerleri aşırı iyileştirmeye neden olabilir. 0.01 ise gözlemlere dayanılarak bulunan görüntüyü yüksek ve düşük enerji bileşenlerine ayıran ampirik bir değer olarak

belirlenmiştir (Fu et al. 2015). Yerel ayrıntı iyileştirmeyi kontrol eden d parametresi Denklem (3.27)'deki gibi hesaplanabilir.

$$d = 1 + \sqrt{\frac{\text{std}(Y_{global}) - \text{std}(I)}{2^B - 1}} \quad (3.27)$$

Burada, B bit derinliğini, $\text{std}(Y_{global})$ genel karşıtlığı iyileştirilen görüntünün standart sapmasını ve $\text{std}(I)$ giriş görüntüsünün standart sapmasını temsil eder. Denklemden görüleceği üzere $\text{std}(Y_{global})$ ve $\text{std}(I)$ arasındaki fark büyüdükçe yerel ayrıntı iyileştirmesi artmaktadır. Son olarak çıkış görüntüsü olan Y_{output} ise ters 2D-DCT kullanılarak elde edilir (Fu et al. 2015). Şekil 3.11'de RHE-DCT akış şeması verilmiştir.

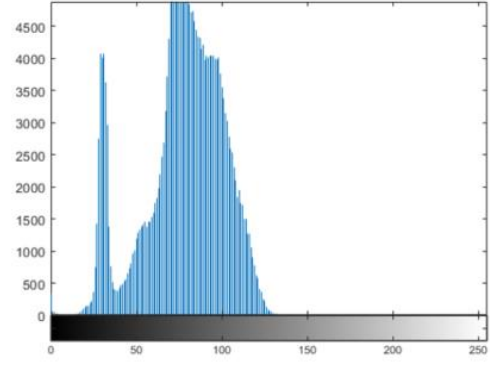


Şekil 3.11. RHE-DCT akış şeması

RHE-DCT uygulanan görüntü ve histogramı Şekil 3.12'de verilmiştir. Şekil 3.12.(a)'da giriş görüntüsü, Şekil 3.12.(c)'de RHE-DCT uygulanan görüntü, Şekil 3.12.(b) ve Şekil 3.12.(d)'de bu görüntülerin histogram grafikleri verilmiştir.



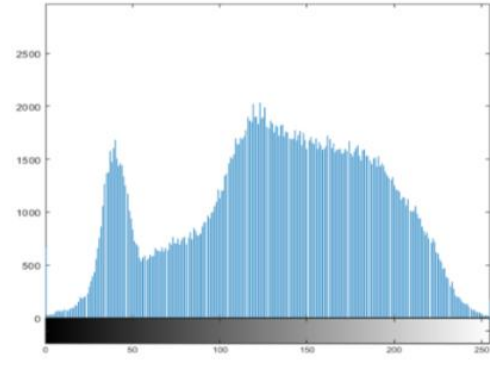
(a)



(b)



(c)



(d)

Şekil 3.12. RHE-DCT MATLAB uygulaması, (a) Giriş görüntüsü, (b) Giriş görüntüsünün histogramı, (c) RHE-DCT uygulanan görüntü, (d) RHE-DCT uygulanan görüntünün histogramı.

3.2.3. Bilateral filtreleme

Filtreleme görüntü işlemede gürültü giderme, keskinleştirme, görüntüyü zenginleştirme gibi uygulamalarda kullanılmaktadır. Bilateral Filtreleme görüntü işleme uygulamalarında kenar koruma özelliğine sahip, doğrusal olmayan, gürültü giderici bir yumuşatma filtresidir. Bu işlemi görüntünün piksellerinin ağırlıklı ortalamasını alarak gerçekleştirir. Yöntemde öncelikle görüntü BF kullanılarak detay katmanı ve yaklaşıklık katmanlarına ayrıştırılır. Daha sonra detay alt bantları güçlendirilir ve yaklaşıklık katmanına eklenerek iyileştirilmiş görüntü oluşturulur (Kaplan et al. 2017).

Bilateral Filtre iki adet Gausstan oluşur. Bunlar uzamsal ve aralık (yoğunluk değeri) alanlarında tanımlıdır. Giriş görüntüsü I olan bir filtre için çıkış görüntüsü Denklem (3.28)'deki gibi verilebilir (Kaplan vd 2014).

$$BF[I]_p = \frac{1}{W_p} \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(\|I_p - I_q\|) I_q \quad (3.28)$$

Burada p ilgili pikselin konumu, S ise komşu pikselleri belirleyen pencere boyutunu temsil etmektedir. Normalizasyon parametresini temsil eden W_p ise Denklem (3.29)'da verilmiştir.

$$W_p = \sum_{q \in S} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(\|I_p - I_q\|) \quad (3.29)$$

Uzamsal çekirdek olan G_{σ_s} Denklem (3.30)'daki gibidir ve aralık çekirdeği olan G_{σ_r} ise Denklem (3.31)'deki gibidir.

$$G_{\sigma_s}(x) = \frac{1}{2\pi\sigma_s^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_s^2}\right) \quad (3.30)$$

$$G_{\sigma_r}(x) = \frac{1}{2\pi\sigma_r^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_r^2}\right) \quad (3.31)$$

G_{σ_s} ilgili piksele yakın olan piksellerin etkisini artırırken G_{σ_r} ise q pikselinin yoğunluk değeri p pikseline yakın olduğu zaman q pikselinin etkisini artırır. Çok ölçekli bilateral filtre uzamsal parametrenin iki katına çıkarılmasıyla ve her seviyede alansal parametrenin yarıya indirilmesiyle elde edilebilir (Kaplan vd 2014). Detay görüntüsü ise Denklem (3.32)'deki gibi elde edilir.

$$D^J[I] = BF^{J-1}[I] - BF^J[I] \quad (3.32)$$

Burada j ayrışma seviyesini, $D^J[.]$ ise J . ayrışma seviyesinden elde edilen detay görüntüsünü temsil etmektedir. Sıfıncı ayrışma seviyesi ise giriş görüntüsüne eşittir ve

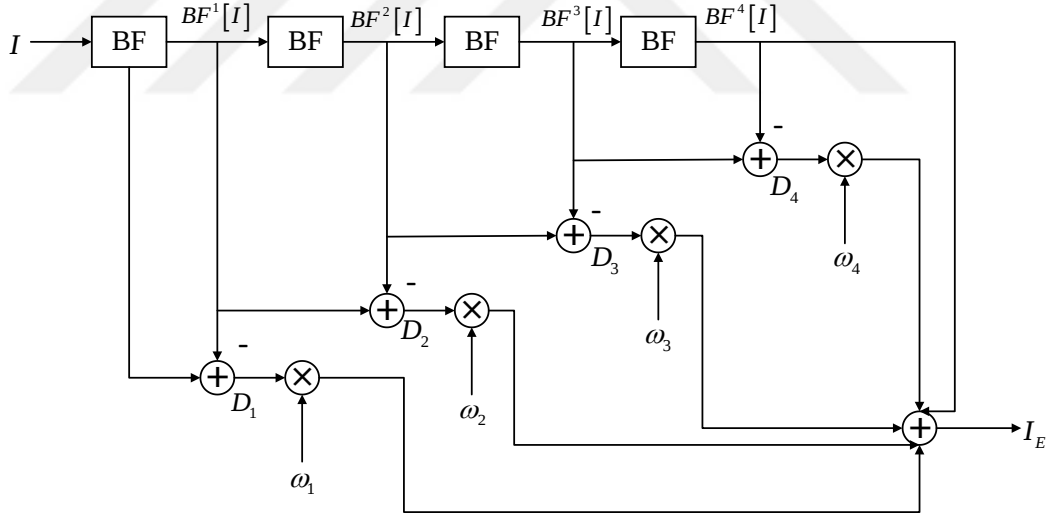
$BF^0[I] = I$ olur. Ayırışma seviyesi L_J için orijinal görüntü Denklem (3.33)'teki gibi yeniden oluşturulabilir.

$$A = \sum_{J=1}^L w_J D^J [I] + BF^{L_J} [I] \quad (3.33)$$

Burada $BF^{L_J} [I]$ son seviyeden kalan görüntüdür. Tüm bu adımlar izlenerek geliştirilmiş olan görüntü I_E Denklem (3.34)'teki gibi elde edilebilir.

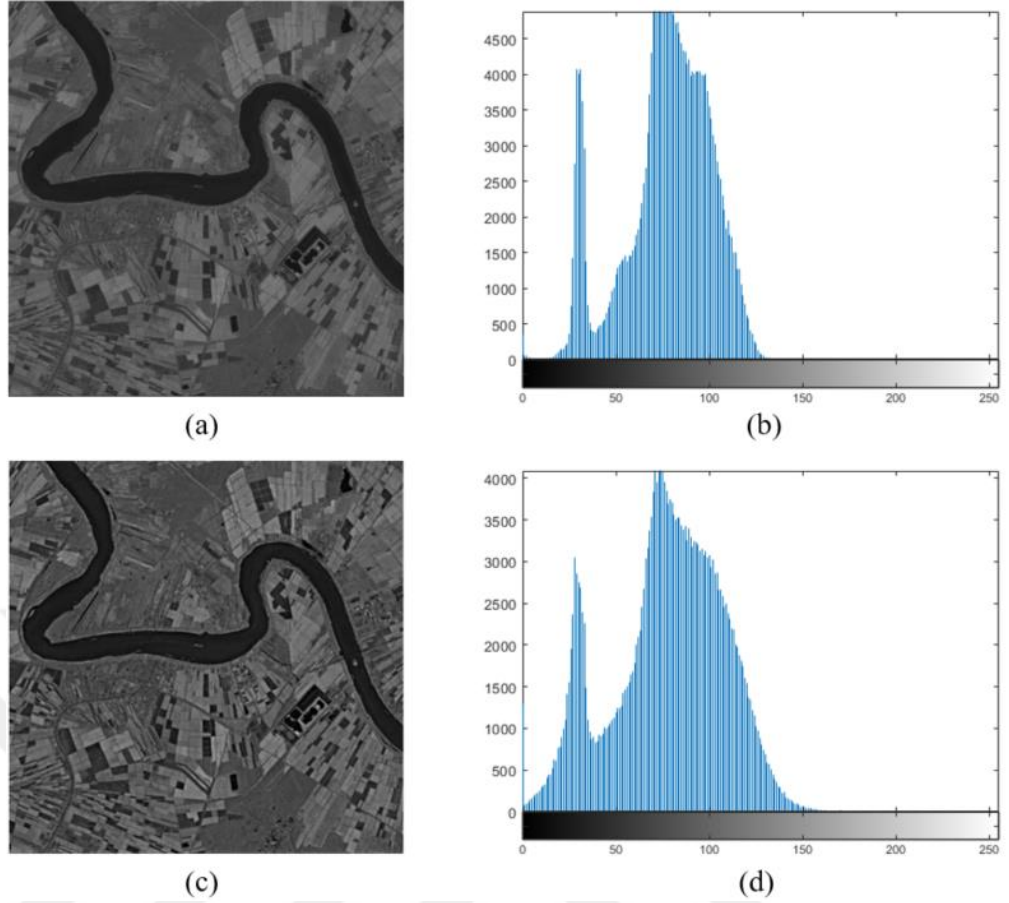
$$I_E = BF^{L_J} [I] + \sum_{J=1}^{L_J} D^J [I] \quad (3.34)$$

Şekil 3.13'te BF yönteminin akış şeması verilmiştir.



Şekil 3.13. BF akış şeması

Optimum parametrelerin belirlenmesi iyi bir iyileştirilmiş bir görüntü elde etmek açısından son derece önemlidir. Uygulanan yöntemde ayırışma seviyesi $L_J = 4$, pencere boyutu $S = 5$, ağırlıklandırma katsayısı her detay görüntüsü için $\omega = 2$, uzaysal parametre $\sigma_s = 1.8$ ve aralık parametresi ise $\sigma_r = 0.5$ olarak seçilmiştir. BF yöntemiyle iyileştirilen görüntü Şekil 3.14'te verilmiştir.



Şekil 3.14. BF MATLAB uygulaması, (a) Giriş görüntüsü, (b) Giriş görüntüsünün histogramı, (c) BF uygulanan görüntü, (d) BF uygulanan görüntünün histogramı.

Şekil 3.14.(a)'da giriş görüntüsü, Şekil 3.14.(c)'de BF uygulanan görüntü, Şekil 3.14.(b) ve Şekil 3.14.(d)'de bu görüntülerin histogram grafikleri verilmiştir.

3.3. Öğrenme Tabanlı Yöntemler

Derin öğrenmenin tüm uygulama alanlarında giderek yaygınlaşması görüntü iyileştirme alanında yeni fikirlerin oluşmasına olanak sağlamıştır. Görüntü iyileştirmenin tek bir temele dayandırılmayacağı fikri de bu yeni fikirleri destekler niteliktedir. Birçok görüntü işleme uygulamasında olduğu gibi görüntü iyileştirme yöntemlerinde de ESA tabanlı yöntemler sıklıkla kullanılmaktadır. Öğrenme tabanlı yöntemler göz önüne alındığında, geleneksel yöntemlerin aksine, görüntünün birden fazla problemine çözüm sunduğu görülmektedir. Ancak bu çözümler görüntüdeki özelliğin önüne hala geçememiştir. Tezin bu bölümünde kullanıcı merkezli bir yöntem olan Nöral Görüntü Düzeltme ve İyileştirme Rutini ele alınacaktır.

3.3.1. Nöral görüntü düzeltme ve iyileştirme rutini

Görüntü sayılarındaki artış, kullanıcıların sahip oldukları görüntüleri manuel olarak iyileştirmelerinin, giderek daha çok zaman almasına sebep olmaktadır. Ayrıca mevcut görüntü iyileştirme uygulamaları, daha yüksek karşıtlık ve yüksek doygunluk gibi özellikleri içeren sabit filtreler içermektedir. Görüntü iyileştirme işleminin öznel bileşenlerinin oluşu ve sabit filtrelerin kullanıcı tarafından ayarlanamaz oluşu, çıkış görüntüsünün her kullanıcı tarafından estetik algılanmamasına sebep olmaktadır. Bunların aksine, NICER kullanıcı merkezlidir. Kullanıcının estetik olguları doğrultusunda, başlangıç parametrelerinin belirlenmesiyle kullanıcının iyileştirme sürecine doğrudan etki etmesinin sağlar. Yöntem Görüntü Manipülatörü, Kalite Değerlendirici, Optimizasyon Döngüsü ve Döngüdeki Kullanıcı Etkisi olmak üzere dört ana başlıkta ele alınabilir.

A. Görüntü manipülatörü

Görüntü Manipülatörü F , giriş görüntüsü olarak seçilen I görüntüsüne bir dizi görüntü düzenleme filtresini uygulamak için kullanılır. Buradaki tek gereksinim kullanılan görüntü filtrelerinin, filtre parametrelerine göre türevlenebilir olmasıdır. Bunun sebebi ise parametrelerin gradyan iniş yoluyla optimize edilmiş olmasıdır. NICER, görüntü düzenleme filtresi olarak yedi adet filtre kullanır. Bunlar; Karşıtlık, Doygunluk, Gölgeler, Vurgulama, Pozlama, Yerel Laplasiyen Filtresi ve Yerel Olmayan Pus Giderici filtredir. Yöntemde, Görüntü Manipülatör kısmında bir ESA türü olan Bağlam Toplama Ağı (Context Aggregation Network-CAN24) (Chen et al. 2017) kullanılmıştır. CAN24 ağı doğruluk ve hız arasında iyi bir denge sağlar (Chen et al. 2017). Burada bir ile sekizinci katmanlar arasında Sızıntılı Rektifiye Doğrusal Birim (Leaky-Rectified Logaritmik Unit) aktivasyonu uygulanırken son katmanda aktivasyon uygulanmaz (Fischer et al. 2020). Çizelge 3.1’de CAN24 ağ mimarisi verilmiştir.

Çizelge 3.1. CAN24 ağ mimarisi

Katman	Evrişim	Genişleme	Dolgu	Alıcı Alan	Genişlik
1	3×3	1	1,1	3×3	24
2	3×3	2	2,2	7×7	24
3	3×3	4	4,4	15×15	24
4	3×3	8	8,8	31×31	24
5	3×3	16	16,16	63×63	24
6	3×3	32	32,32	127×127	24
7	3×3	64	64,64	255×255	24
8	3×3	1	1,1	257×257	24
9	1×1	1	-	257×257	3

Eğitilmiş Görüntü Manipülatörü bir kaynak görüntüye herhangi bir filtre yoğunluğu kümesi uygulanabilir. Böylece kullanıcının başlangıç yoğunluk değerlerinin ayarlayabilmesine ve süreci kontrol edebilmesine olanak sağlanır.

B. Kalite değerlendirici

Kalite Değerlendirici, manipülasyonun sonucunu bir puanla değerlendirmek için kendi değerlendirme metriği olarak M_N metriğini kullanır. Bu metrik Denklem (3.35)'te verilmiştir.

$$S_N = M_N(\psi_F(K, I)) \quad (3.35)$$

Burada S_N , Kalite Değerlendiricinin puanını, M_N , Kalite Değerlendirici metriğini, ψ_F , Görüntü Manipülatörü uygulanmış görüntüyü, K , filtre kombinasyonunu ve I ise mevcut filtre yoğunluğunu temsil etmektedir. Kalite Değerlendirici aşağıda belirtilen üç kriteri karşılamalıdır.

- Girdisine göre tam türevlenebilir olmalıdır.
- Kalite Değerlendiricinin puan tahmini, kullanıcın estetik kavramıyla bağlantılı olmalıdır.

- S_N , deterministik olmalıdır.

Belirtilen kriterleri sağladığı için Kalite değerlendiricisi olarak Sinirsel Görüntü Değerlendirme (Neural Image Assessment-NIMA) (Talebi and Milanfar 2018) olarak adlandırılan sinir ağı tabanlı model kullanılmıştır. NIMA, içeriğinde düşük kaliteli anlık görüntülerden sanatsal görüntülere kadar birçok görüntüyü barındıran Estetik Görsel Analiz (Aesthetic Visual Analysis-AVA) (Murray et al. 2012) veri seti ile eğitilmiştir. Veri setinin %80'lik kısmı eğitim, %10'luk kısmı test, geriye kalan %10'luk kısmı ise doğrulama setine ayrılmıştır. AVA ile eğitilen model düşük aydınlatmaya karşı iyi performans sergilemez. Bu nedenle model manuel olarak düzenlenmiş 3000 adet görüntü ile tekrar eğitilmiştir. Buna ek olarak, tüm ilk görüntülerin benzer parlaklığa sahip olmasını sağlamak için Uyarlamalı Parlaklık Normalleştirme (Adaptive Brightness Normalization-ABN) adlı bir ön işleme adımı uygulanmıştır (Fischer et al. 2020). ABN ön işleminin formülü Denklem (3.36)'daki gibidir.

$$P_N = \sqrt{0.241R^2 + 0.691G^2 + 0.068B^2} \quad (3.36)$$

ABN işlemi ile birlikte parlaklık değeri $P_N \in [0, 255]$ olan değeri 128 ± 30 aralığına normalleştirilmiş olur.

C. Optimizasyon

NICER yönteminde bir görüntünün genel iyileştirme süreci şu şekilde çalışır:

1) Giriş görüntüsü ABN kullanılarak normalleştirilir ve başlangıç parametreleriyle bir dizi filtre uygulayan Görüntü Manipülatörü aracılığıyla beslenir.

2) Görüntü Manipülatörü çıkışındaki görüntü, Kalite Değerlendirici tarafından puanlanır. Parametreleri en yakın yerel optimuma gradyan iniş yoluyla optimize etmek için filtre parametrelerinin K skorunun gradyanı hesaplanır.

3) NICER, görüntüyü optimize etmek için görüntü estetiğini en üst düzeye çıkaran bir kayıp işlevi kullanır (Talebi and Milanfar 2018) ve optimizasyon kaybı aşağıdaki Denklem (3.37)'deki gibidir.

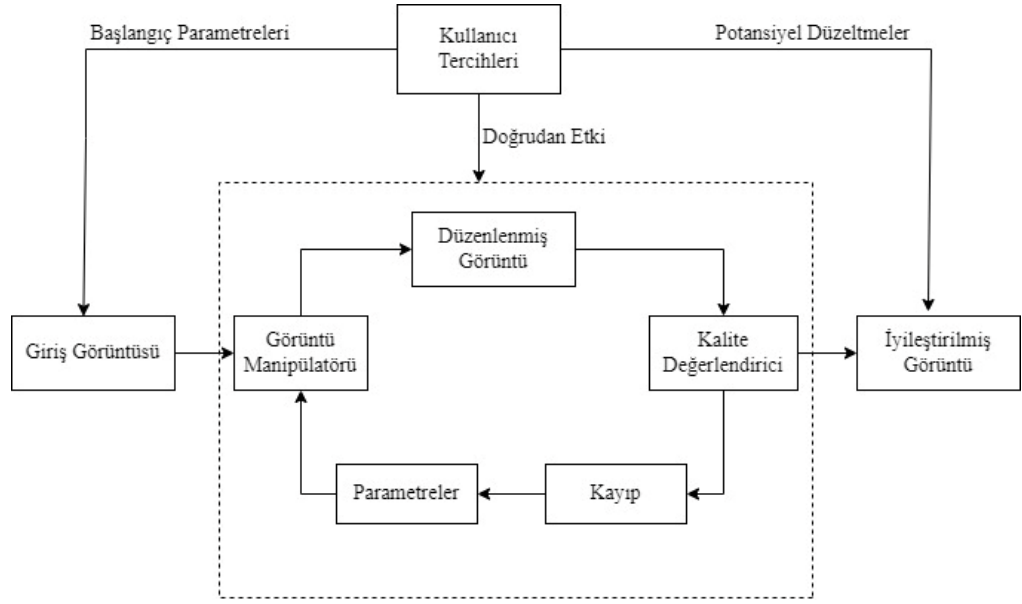
$$L(K, I) = \underbrace{EMD(p_t, p_d)}_{L_{QA}} + \underbrace{\gamma L_2(K)}_{L_{IM}} \quad (3.37)$$

Burada L_{QA} Kalite Değerlendiricinin sonuçlarını maksimize eden kayıp, L_{IM} kullanıcı tarafından girilen parametrelerin büyük değişimlerini önleyen ve $\gamma = 0.1$ olan bir ağırlıklı düzenleme terimidir. Daha spesifik olarak, L_{QA} , tahmin edilen derecelendirme dağılımı ile son derece estetik bir görüntüye karşılık gelen bir dağılım arasındaki Earth Mover's Distance (EMD) (Levina et al. 2001) olarak tanımlanır.

Tek bir skaler çıktı veren Kalite Değerlendiriciler için S puanını maksimize etmek amacıyla $L_{QA} = -S_N$ kullanılabilir. NICER, Nestrov Momentumu 0.9 olan ve Öğrenme Oranı 0.05 olan Stokastik Gradyan İniş (Stochastic Gradient Descent-SGD) kullanır (Fischer et al. 2020).

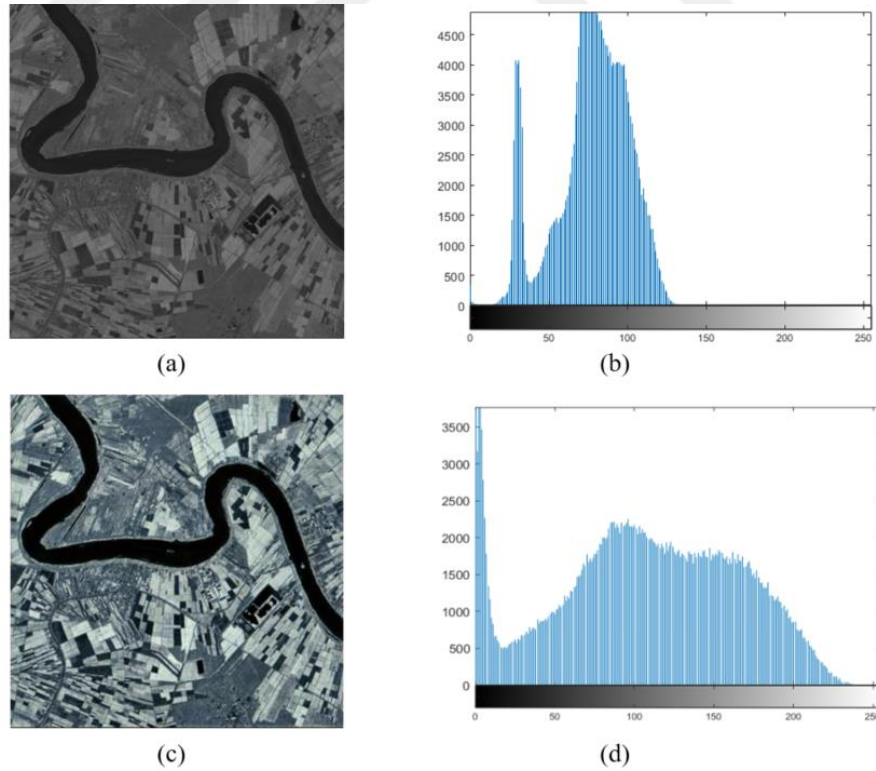
D. Kullanıcının döngüdeki rolü

NICER, kullanıcıların optimizasyon sürecine doğrudan müdahale etmesine olanak tanır. Böylece bir kullanıcı optimizasyon döngüsünde ilk filtre yoğunluklarını ayarlayabilir. Genel iyileştirme kaybına eklenen L_2 düzenleme ile birlikte optimize edilmiş parametrelerin kullanıcı tarafından ayarlanan ilk filtre yoğunluklarından çok uzaklaşmaması sağlanır. Ayrıca, düzenleme ağırlığı ayarlanarak parametrelerden sapmanın cezalandırılma gücü kontrol edilebilir (Fischer et al. 2020). NICER yönteminin akış diyagramı Şekil 3.15'te verilmiştir.



Şekil 3.15. NICER akış şeması (Fischer et al. 2020)

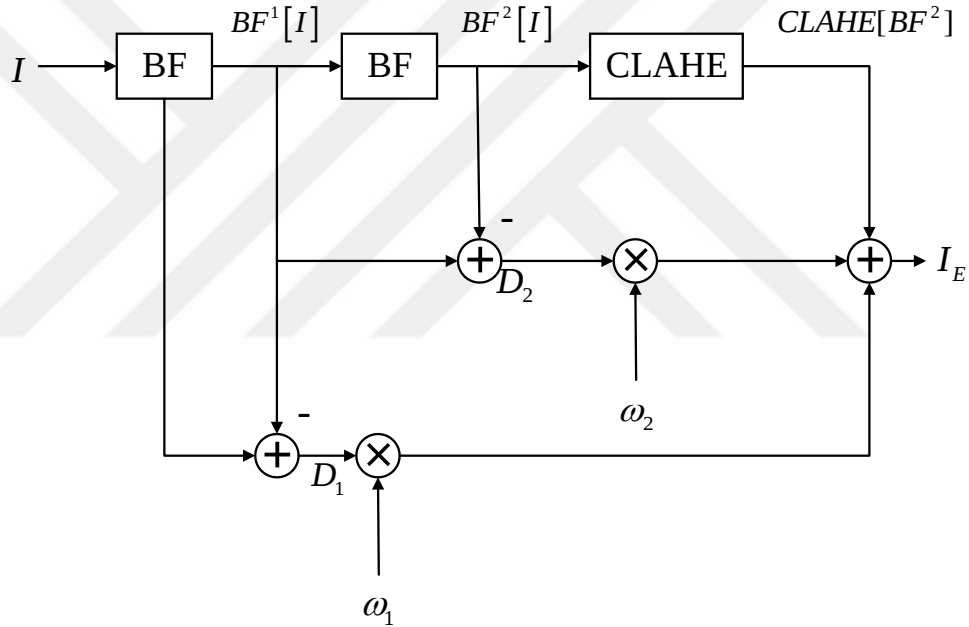
Şekil 3.16’da NICER yöntemiyle iyileştirilen görüntü verilmiştir. Şekil 3.16.(a)’da giriş görüntüsü, Şekil 3.16.(c)’de NICER uygulanan görüntü, Şekil 3.16.(b) ve Şekil 3.16.(d)’de bu görüntülerin histogram grafikleri verilmiştir.



Şekil 3.16. NICER Python uygulaması, (a) Giriş görüntüsü, (b) Giriş görüntüsünün histogramı, (c) NICER uygulanan görüntü, (d) NICER uygulanan görüntünün histogramı.

3.4. Önerilen Hibrit Yöntem

Uzaktan algılanan görüntülerde iyileştirme işlemi, görüntüde bilgilerin kaybolmadan belirli özelliklerini iyileştirme amacı taşır. Bu özellikler yapılacak olan işleme göre değişiklik gösterebilir. Daha önce ele alınan yöntemler rehberliğinde yeni bir iyileştirme yöntemi önerilmiştir. Önerilen yöntem BF ve CLAHE yöntemlerini içeren hibrit bir yöntemdir. Bilateral Filtre için çıkış görüntüsü Denklem (3.29)'daki gibi verilir. Bilateral Filtre burada detay iyileştirmesi için CLAHE yöntemi ise daha iyi karşıtlık iyileştirmesi sunmak için kullanılmıştır. Uzaktan algılanan görüntünün iyileştirme işlemi Şekil 3.17'de verilmiştir.

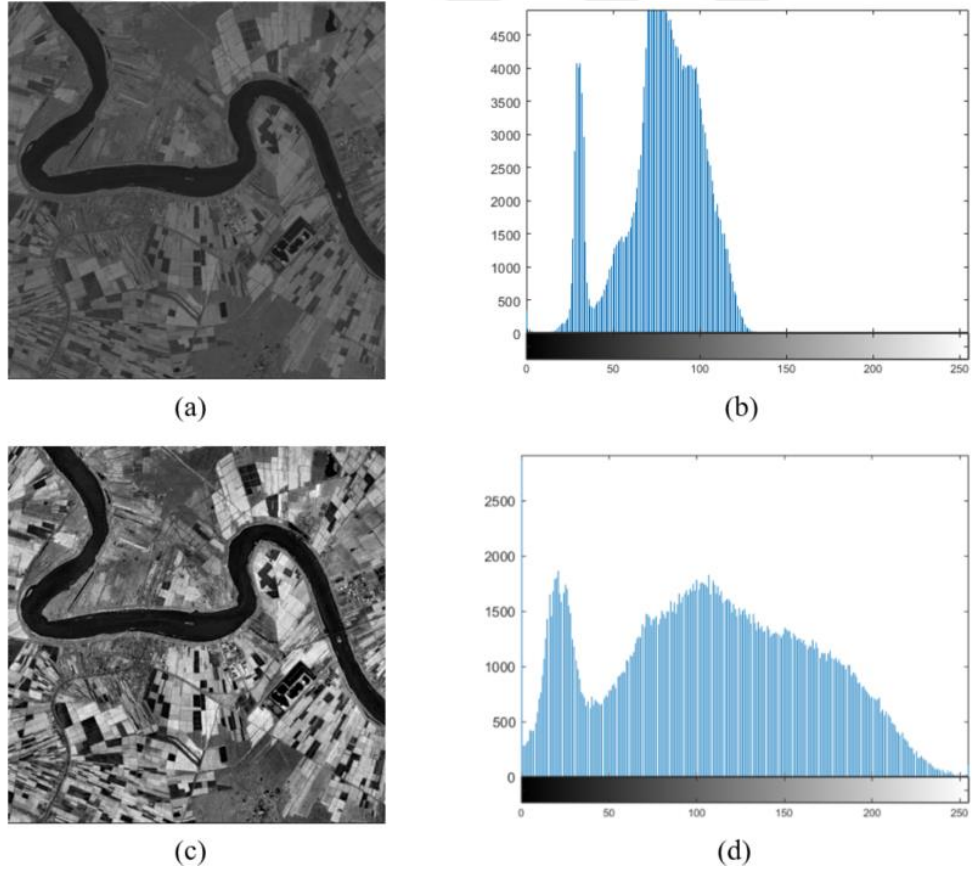


Şekil 3.17. Önerilen hibrit yöntemin akış şeması

Önerilen yöntemde giriş görüntüsüne iki seviye olmak üzere BF uygulanarak detay katmanı ve yaklaşıklık katmanlarına ayrıştırılır. Detay alt bantları, CLAHE uygulanmış son seviye yaklaşıklık katmanına eklenerek iyileştirilmiş görüntü elde edilir. Tüm bu adımlar uygulanarak iyileştirilmiş olan görüntü I_E , Denklem (3.38)'deki gibi elde edilir.

$$I_E = CLAHE[BF^{L_J}] + \sum_{J=1}^{L_J} \omega_J D^J [I] \quad (3.38)$$

İyileştirme işleminde optimum parametrelerin belirlenmesi iyi bir çıkış görüntüsü elde etmek için son derece önemlidir. Tüm parametreler deneysel olarak elde edilmiştir. Bir parametre için tüm değerler sırayla denenmiştir. Görsel ve nicel olarak en iyi sonucu veren parametreler optimum parametre olarak seçilmiştir. Önerilen yöntemde ayırma seviyesi $L_j = 2$, pencere boyutu $S = 5$, ağırlıklandırma katsayısı her detay görüntüsü için $\omega = 3$, uzamsal parametre $\sigma_s = 1.8$ ve aralık parametresi ise $\sigma_r = 0.5$ olarak seçilmiştir. Ayrıca uzamsal parametre her filtreleme seviyesinde yarıya düşürülmüş, aralık parametresi ise iki katına çıkartılmıştır. Son seviye yaklaşıklık katmanına uygulanan CLAHE parametreleri ise önerilen yöntemle karşılaştırılabilmesi açısından aynı seçilmiş olup alt blok boyutu 8×8 ve kırpma limiti $\beta = 0.01$ olarak seçilmiştir.



Şekil 3.18. Önerilen hibrit yöntemin MATLAB uygulaması, (a) Giriş görüntüsü, (b) Giriş görüntüsünün histogramı, (c) Önerilen hibrit yöntem uygulanan görüntü, (d) Önerilen hibrit yöntem uygulanan görüntünün histogramı.

Şekil 3.18.(a)'da giriş görüntüsü, Şekil 3.18.(c)'de önerilen hibrit yöntem uygulanan görüntü, Şekil 3.18.(b) ve Şekil 3.18.(d)'de bu görüntülerin histogram grafikleri verilmiştir.

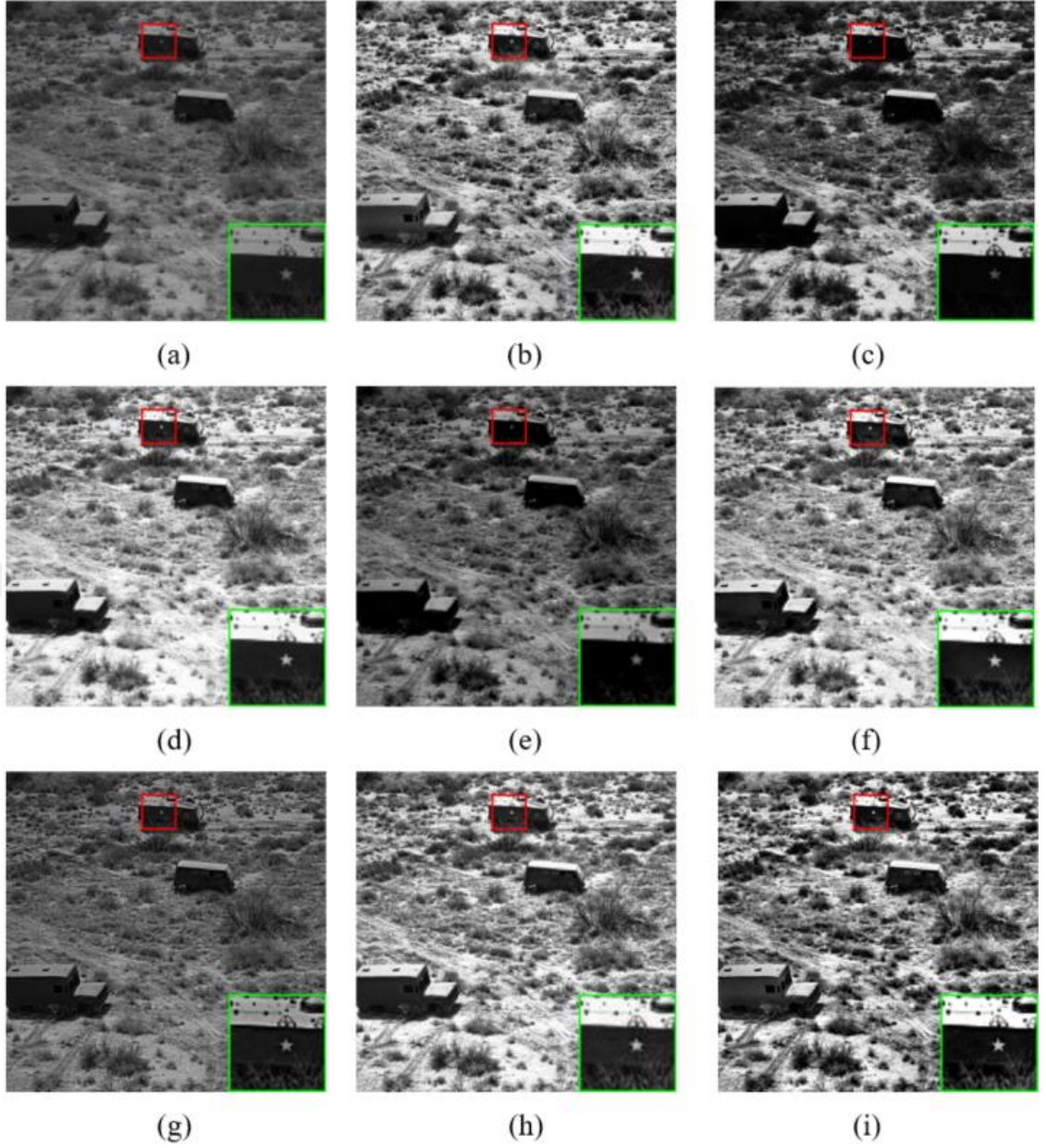
4. ARAŞTIRMA BULGULARI ve TARTIŞMA

İncelenen yöntemler için araştırma bulguları, görsel sonuçlar ve nicel sonuçlar olarak iki alt başlıkta ele alınmıştır. Görsel sonuçlar ve nicel sonuçlar beş adet görüntü kullanılarak elde edilmiştir. Görüntü iyileştirme işleminde görsel sonuçların daha öznel olması sebebiyle nicel kalite metrikleri kullanılmıştır. Nicel değerlendirme için EME (İyileştirmenin Ölçütü-Measurement of Enhancement) (Agaian et al. 2007), CG (Karşıtlık Kazancı-Contrast Gain) (Shin and Park 2015), DE (Ayrık Entropi-Discrete Entropy), AMBE (Mutlak Ortalama Parlaklık Hatası-Absolute Mean Brightness Error) (Chen and Ramli 2003) ve SSIM (Yapısal Benzerlik-Structural Similarity) (Wang et al. 2004) kalite metrikleri kullanılmıştır.

4.1. Görsel Sonuçlar

Görsel sonuçlar için giriş görüntüsü olarak beş adet uzaktan algılanan görüntü kullanılmıştır. Bu görüntüler, havadan yakalanan görüntülere örnek olan “Pentagon” ve “Havaalanı” görüntüleri ve güvenlik kamerasına ait bir görüntü olan “Askeri Araçlar” görüntüsüdür (Anonymous 2021a). Bir diğer görüntü Quickbird uydusuna ait “Uydu” görüntüsüdür (Kaplan 2018). Son görüntü ise Sentetik Açıklıklı Radar’a ait olan “SAR” görüntüsüdür (Anonymous 2021b). Görsel sonuçların daha iyi analiz edilebilmesi için görüntüdeki belirli bir bölge yakınlaştırılarak görüntüyle birlikte verilmiştir. Görsel sonuçlarda, incelenen yöntemler arasında olan GHE, HE tabanlı yöntemlerin fazla olması ve şekil şablonunu bozması sebebiyle görsel sonuçlarda verilmemiştir fakat nicel sonuçlarda yer almaktadır.

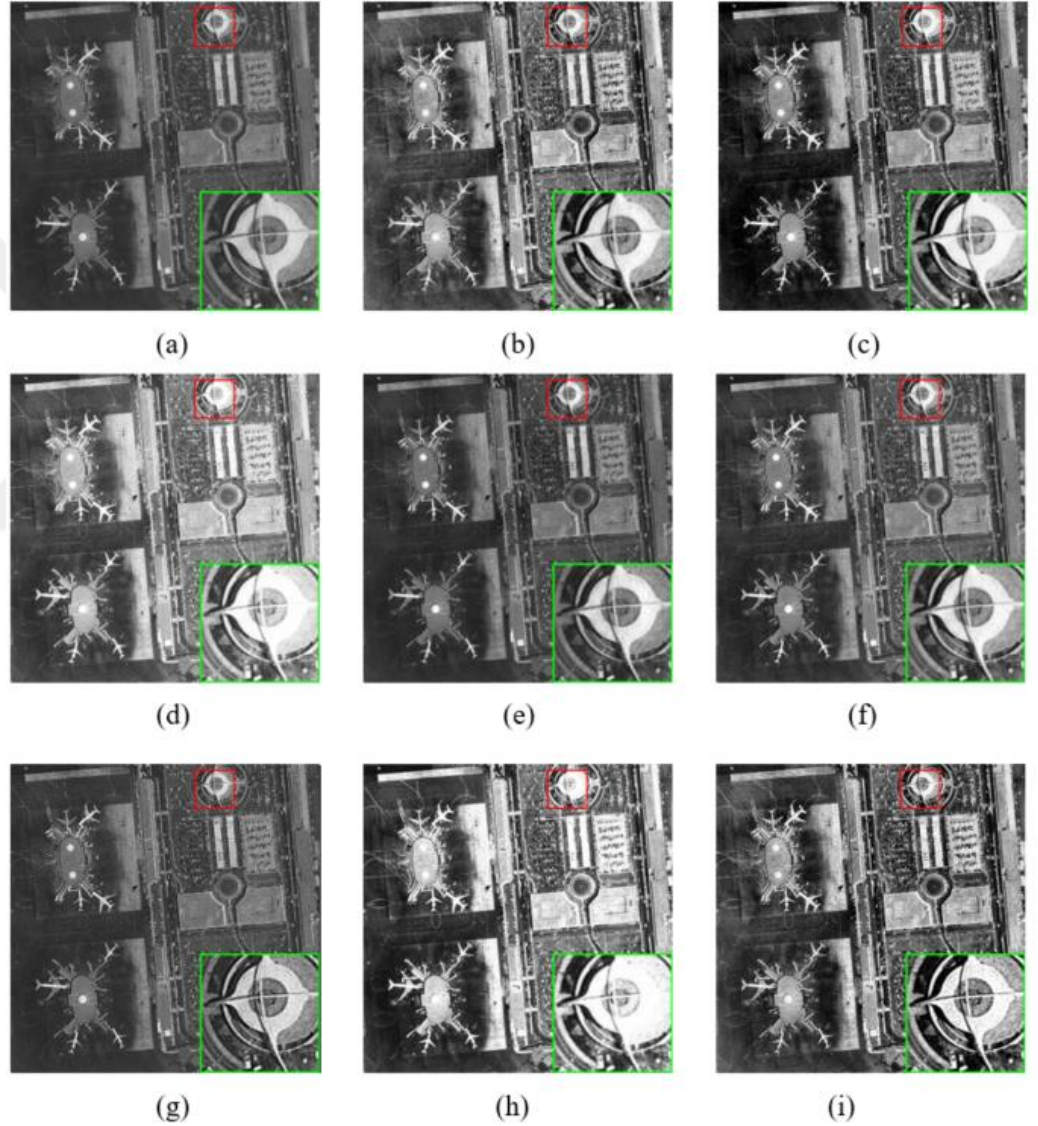
Şekil 4.1’de Askeri Araçlar görüntüsüne ait görsel sonuçlar verilmiştir. Şekil 4.1.(a)’da giriş görüntüsü, Şekil 4.1.(b-i)’de ise sırasıyla CLAHE, RMSHE, AGCWD, DWT-SVD, RHE-DCT, BF, NICER ve Önerilen hibrit yöntemin uygulandığı sonuçlar verilmiştir.



Şekil 4.1. Askeri araçlar görüntüsüne ait sonuçlar, (a) Giriş görüntüsü, (b) CLAHE, (c) RMSHE, (d) AGCWD, (e) DWT-SVD, (f) RHE-DCT, (g) BF, (h) NICER, (i) Önerilen hibrit yöntem.

“Askeri araçlar” görüntüsüne ait görsel sonuçlarda CLAHE yöntemi ile birlikte görüntünün karşıtlığının arttığı ve artan karşıtlıkla birlikte kenar bilgilerinin önemli ölçüde korunduğu görülmektedir. RMSHE yönteminde, karşıtlık artmış fakat bazı kenar bilgileri kaybolmuştur. Bunun nedeni yöntemin aşırı doygunluğa sebep olmasıdır. AGCWD yönteminde karşıtlık artmıştır ancak kenar bilgilerinin korunması açısından CLAHE yönteminden daha kötü performans sergilemiştir. DWT-SVD yönteminde görüntünün karşıtlığı diğer yöntemlere göre geride kalsa da giriş görüntüsünün parlaklık bilgisi önemli ölçüde korunmuştur. RHE-DCT yöntemi karşıtlığı arttırmıştır ve kenar

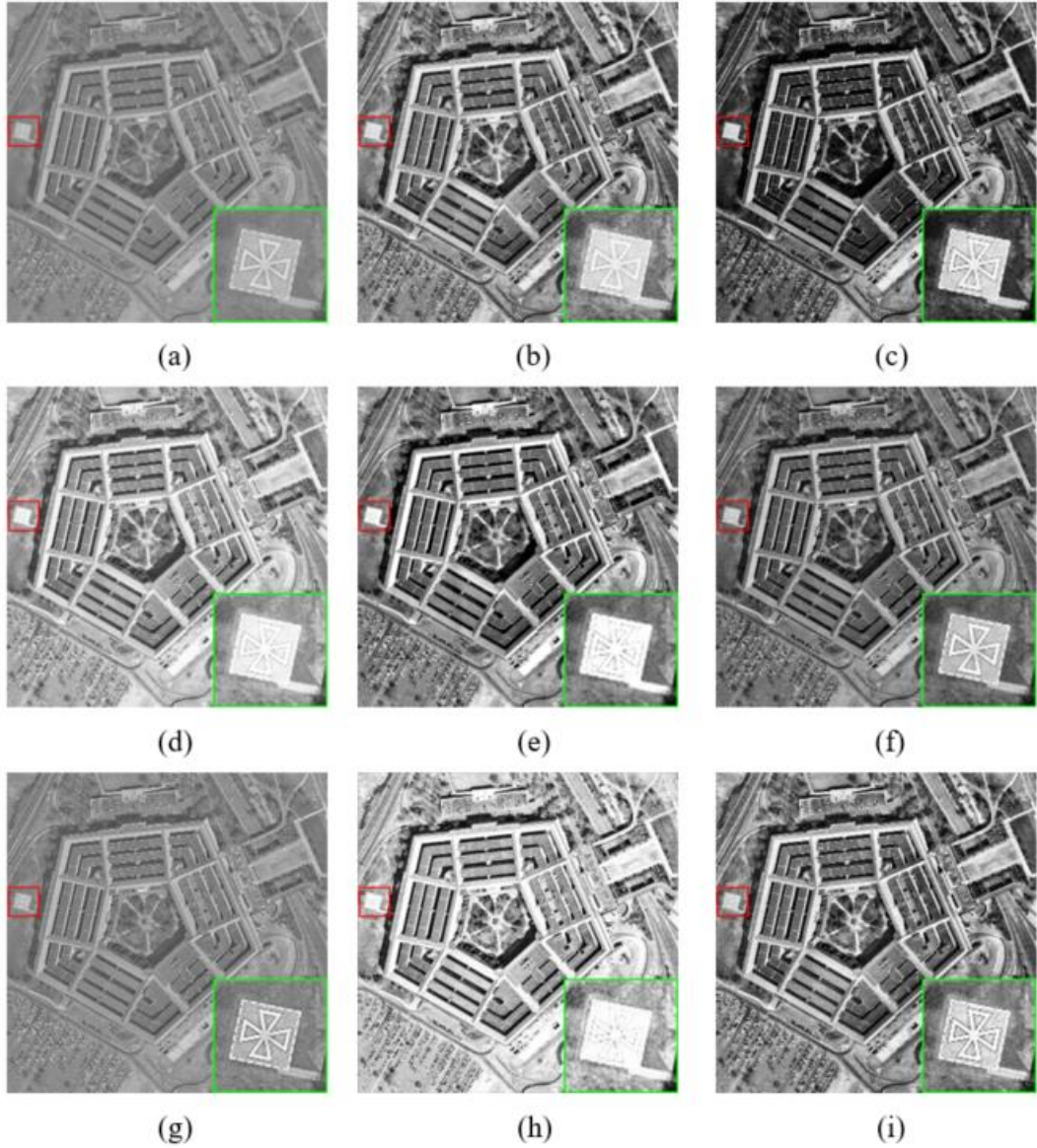
bilgilerini de önemli ölçüde korumuştur. BF yöntemi kenar bilgilerinin ve parlaklık bilgisinin korunması açısından iyi performans sergilemiştir. NICER yöntemi karşıtlığı arttırmıştır, detay bilgilerini önemli ölçüde korumuştur fakat parlaklık bilgisi açısından iyi bir performans sergileyememiştir. Önerilen hibrit metot ise karşıtlığı önemli ölçüde arttırmıştır, kenar bilgilerini korumuştur fakat parlaklık bilgisi açısından diğer yöntemlerden geride kalmıştır. Şekil 4.2’de “Havaalanı” görüntüsü için görsel sonuçlar verilmiştir.



Şekil 4.2. Havaalanı görüntüsüne ait sonuçlar, (a) Giriş görüntüsü, (b) CLAHE, (c) RMSHE, (d) AGCWD, (e) DWT-SVD, (f) RHE-DCT, (g) BF, (h) NICER, (i) Önerilen hibrit yöntem.

Şekil 4.2.(a)'da giriş görüntüsü, Şekil 4.2.(b-i)'de ise sırasıyla CLAHE, RMSHE, AGCWD, DWT-SVD, RHE-DCT, BF, NICER ve önerilen hibrit yöntemin iyileştirme sonuçları verilmiştir.

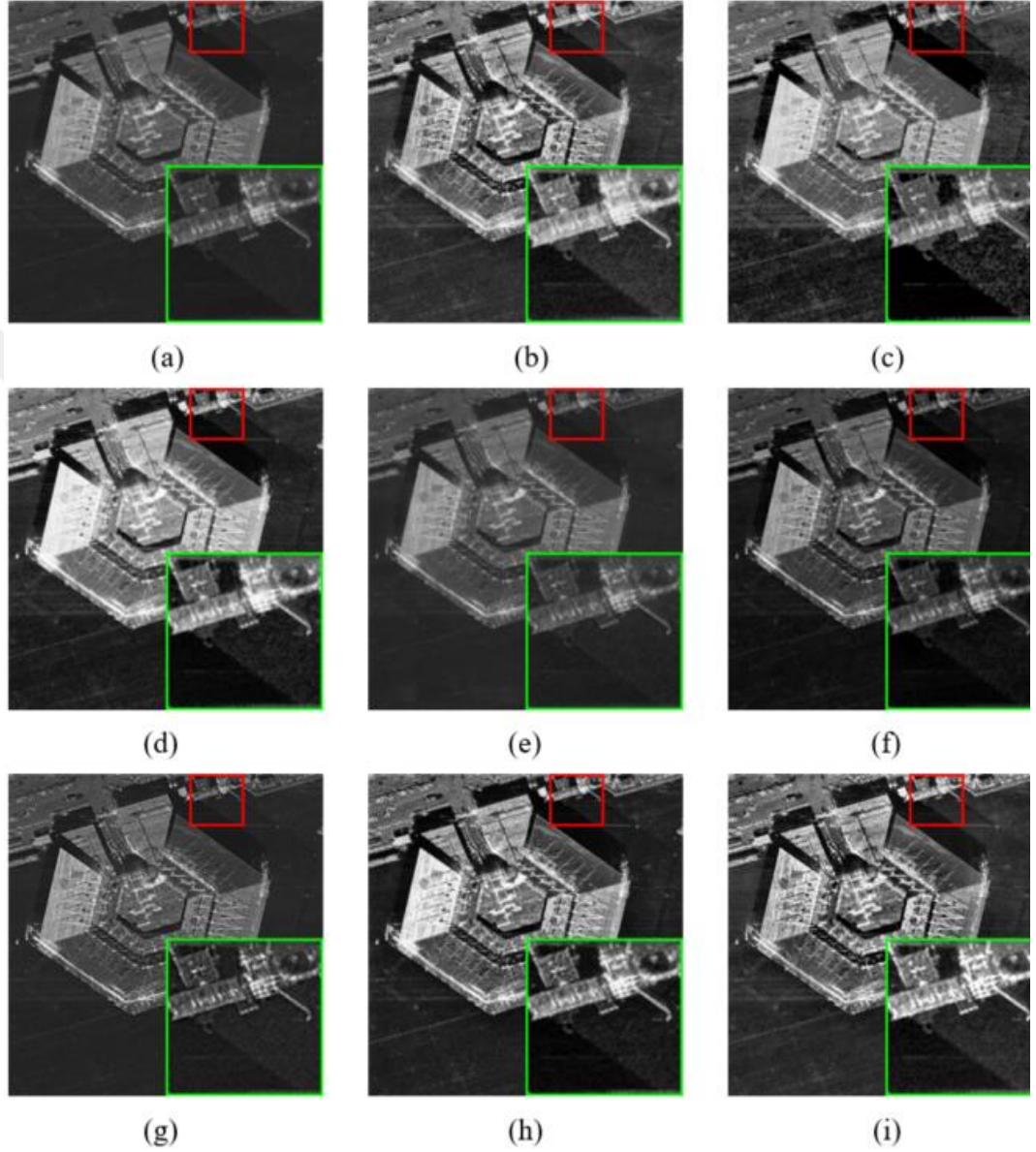
“Havaalanı” görüntüsü için görsel sonuçlar değerlendirildiğinde CLAHE yöntemi, karşıtlığı önemli ölçüde artırırken aynı zamanda kenar bilgilerini de korumuştur. Bu görüntü için RMSHE yöntemi de görsel olarak CLAHE yöntemi ile benzer performans sergilemiştir fakat parlaklık bilgisinin korunmasında CLAHE yönteminden geride kalmıştır. AGCWD yöntemi ise karşıtlığı belirli ölçüde arttırmıştır fakat bazı kenar bilgilerinin kaybolmasının önüne geçememiştir. DWT-SVD yöntemi, karşıtlık açısından iyi bir performans gösterememiştir fakat parlaklık bilgisini önemli ölçüde korumuştur. BF yöntemi görüntünün parlaklık bilgisini korumuş aynı zamanda kenar bilgilerini iyileştirmiştir. NICER yöntemi, görüntünün parlaklık bilgisini koruyamamıştır ayrıca bazı kenar bilgilerinin kaybolmasına neden olmuştur. Önerilen hibrit yöntem, karşıtlığı önemli ölçüde arttırmıştır ayrıca detay bilgilerini de önemli ölçüde korumuştur. Şekil 4.3'te “Pentagon” görüntüsü için görsel sonuçlar verilmiştir. Şekil 4.3.(a)'da giriş görüntüsü, Şekil 4.3.(b-i)'de ise sırasıyla CLAHE, RMSHE, AGCWD, DWT-SVD, RHE-DCT, BF, NICER ve önerilen hibrit yöntem uygulanan görüntüler verilmiştir.



Şekil 4.3. Pentagon görüntüsüne ait sonuçlar, (a) Giriş görüntüsü, (b) CLAHE, (c) RMSHE, (d) AGCWD, (e) DWT-SVD, (f) RHE-DCT, (g) BF, (h) NICER, (i) Önerilen hibrit yöntem.

“Pentagon” görüntüsü için görsel sonuçlar değerlendirildiğinde, CLAHE yöntemi görüntünün karşıtlığını arttırmıştır ve detayları önemli ölçüde korumuştur. RMSHE yöntemi ise karşıtlığı arttırırken bazı detay bilgilerinin kaybolmasına neden olmuştur. AGCWD yöntemi ise karşıtlık bilgisi, parlaklık bilgisi ve kenar bilgisinin korunması açısından iyi bir performans sergileyememiştir. DWT-SVD yöntemi belirli ölçüde karşıtlık iyileştirmesi sağlamıştır ancak kenar koruması açısından iyi performans sergileyememiştir. RHE-DCT yöntemi, belirli ölçüde karşıtlık iyileştirmesi ve kenar iyileştirmesi sağlamıştır. BF yöntemi parlaklık bilgisi ve kenar bilgisinin korunması açısından iyi performans sergilemiştir fakat karşıtlığın iyileştirilmesinde iyi performans

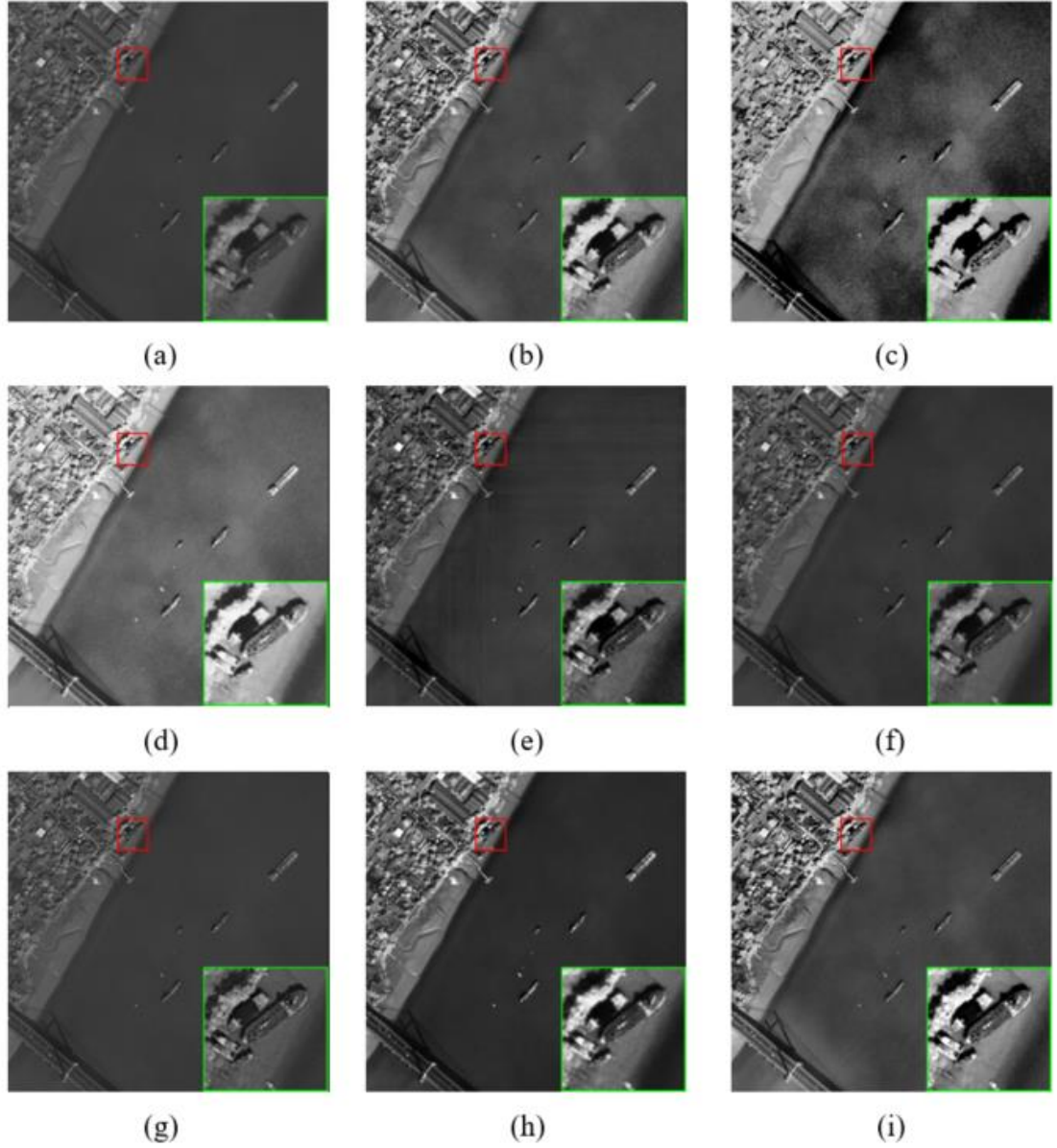
sergileyememiştir. NICER yöntemi, belirli ölçüde karşıtlık iyileştirmesi sağlamıştır fakat bazı detay bilgilerinin kaybolmasına sebep olmuştur. Önerilen hibrit yöntem önemli ölçüde karşıtlık iyileştirmesi sağlamıştır. Ayrıca görüntünün detay bilgilerini önemli ölçüde korumuştur. Şekil 4.4'te “SAR” görüntüsü için görsel sonuçlar verilmiştir.



Şekil 4.4. SAR görüntüsüne ait sonuçlar, (a) Giriş görüntüsü, (b) CLAHE, (c) RMSHE, (d) AGCWD, (e) DWT-SVD, (f) RHE-DCT, (g) BF, (h) NICER, (i) Önerilen hibrit yöntem.

Şekil 4.4.(a)'da giriş görüntüsü, Şekil 4.4.(b-i)'de ise sırasıyla CLAHE, RMSHE, AGCWD, DWT-SVD, RHE-DCT, BF, NICER ve Önerilen hibrit yöntemin sonuçları paylaşılmıştır.

“SAR” görüntüsü için görsel sonuçlar değerlendirildiğinde CLAHE yöntemi önemli ölçüde karşıtlık iyileştirmesi ve kenar iyileştirmesi sağlamıştır. RMSHE yöntemi karşıtlık iyileştirmesi sağlamıştır fakat bazı kenar bilgilerinin kaybolmasının önüne geçememiştir. AGCWD yöntemi karşıtlık ve kenar bilgilerini belirli ölçüde iyileştirmiştir. DWT-SVD yöntemi bu görüntüde karşıtlık iyileştirmesi sağlayamamıştır fakat görüntünün parlaklık bilgisini korumuştur. RHE-DCT yöntemi görüntünün parlaklık bilgisini koruyarak belirli ölçüde karşıtlık iyileştirmesi sağlamıştır. BF yöntemi, kenar bilgilerini ve parlaklık bilgisini korumuştur. NICER yöntemi önemli ölçüde karşıtlık iyileştirmesi ve detay bilgilerinin korunmasını sağlamıştır. Önerilen hibrit yöntem, giriş görüntüsünün orijinal bilgilerini koruyarak karşıtlık iyileştirmesi ve detay bilgilerinin korunması açısından iyi bir performans sergilemiştir. Şekil 4.5’te “Uydu” görüntüsü için görsel sonuçlar verilmiştir. Şekil 4.5.(a)’da giriş görüntüsü, Şekil 4.5.(b-i)’de ise sırasıyla CLAHE, RMSHE, AGCWD, DWT-SVD, RHE-DCT, BF, NICER ve Önerilen hibrit yöntem uygulanan görüntüler verilmiştir.



Şekil 4.5. Uydu görüntüsüne ait sonuçlar, (a) Giriş görüntüsü, (b) CLAHE, (c) RMSHE, (d) AGCWD, (e) DWT-SVD, (f) RHE-DCT, (g) BF, (h) NICER, (i) Önerilen hibrit yöntem.

Bu tez kapsamında ele alınan son görüntü olan “Uydu” görüntüsü için görsel sonuçlar ele alındığında CLAHE yöntemi, karşıtlığı arttırmıştır. RMSHE yöntemi ise karşıtlığı arttırmıştır fakat bazı detay bilgi kayıplarının önüne geçememiştir. AGCWD yöntemi belirli ölçüde karşıtlığı arttırmıştır fakat parlaklık bilgisinin kaybolmasına neden olmuştur. DWT-SVD yöntemi, belirli ölçüde karşıtlık ve kenar iyileştirmesi sunmuştur. RHE-DCT yöntemi, karşıtlığı belirli ölçüde artırırken görüntünün parlaklık bilgisini korumuştur. BF yöntemi kenar ve parlaklık bilgilerinin korunmasını sağlamıştır. NICER yöntemi karşıtlığı arttırmıştır fakat bazı detay bilgilerinin kaybolmasına neden olmuştur. Önerilen hibrit yöntem ise belirli ölçüde karşıtlık iyileştirmesi sağlamıştır. Ayrıca

görüntünün parlaklık bilgisini de koruyarak önemli ölçüde detay bilgilerinin korunmasını sağlamıştır.

4.2. Nicel Sonuçlar

Uzaktan algılanan görüntülerin iyileştirilmesindeki önemli adımlardan biri de bu iyileştirilme yöntemlerinin nicel olarak değerlendirilmesidir. Uygulama sonucundaki çıkış görüntüsünün iyileştirilmesinin ölçülmesi oldukça zordur. Bu sebeple bir önceki başlıkta verilen görsel sonuçları içeren değerlendirmeleri daha nesnel kılmak için nicel sonuçlar verilmiştir. Görüntü iyileştirme performansını ölçmek için sonuçlar beş kalite metriği göz önünde bulundurularak değerlendirilmiştir.

Görüntü iyileştirme işleminden sonra görüntüdeki iyileşmeyi ölçmek genellikle çok zordur. İşlem gözlemcinin daha iyi algılamasına izin veriyorsa yöntemin orijinal görüntü üzerinde bir iyileştirme sağladığı söylenebilir. İyileştirme yönteminin hem nesnel hem de öznel geçerliliğini belirleyebilecek bir ölçü yoktur (Kim et al. 1997). Bu açıdan nesnelliği sağlamak için kullanılan metriklerden biri olan EME, görüntünün karşıtlık düzeltilmesi hakkında bilgi verir. Denklem (4.1)'de EME' nin formülü verilmiştir (Agaian et al. 2007).

$$EME_{a,k_1,k_2}(\varphi) = \frac{1}{k_1 k_2} \sum_{l=1}^{k_2} \sum_{k=1}^{k_1} a \left(\frac{I_{\max;k,l}(\varphi)}{I_{\min;k,l}(\varphi) + c} \right)^a \times \ln \frac{I_{\max;k,l}(\varphi)}{I_{\min;k,l}(\varphi) + c} \quad (4.1)$$

Burada I giriş görüntüsü $k_1 \times k_2$ boyutlarında bloklara bölünür. $I_{\max;k,l}$ ve $I_{\min;k,l}$ bloktaki maksimum ve minimum değerleridir. a , kullanıcının tanımladığı bir işlem parametresidir. Maksimum ve minimum değerlerini bölme işlemi sırasında paydadaki sıfırdan kaçınmak için c küçük bir sabit sayı olan 0.0001 olarak alınmıştır (Agaian et al. 2007). $EME_{a,k_1,k_2}(\varphi)$ görüntü iyileştirme ölçüsü veya φ dönüşümüne göre karşıtlık ölçüsü olarak adlandırılır. Yüksek EME değeri daha iyi karşıtlık düzeltilmesini ifade eder.

İyileştirmenin bir başka ölçüsü olan Karşıtlık Kazancı (CG), görüntü karşıtlığı odaklıdır ve Denklem (4.2)'deki gibi hesaplanır (Shin and Park 2015).

$$CG = \left(\frac{C(I_E)}{C(I)} \right) \quad (4.2)$$

Burada C , 3×3 boyutlarındaki pencerelerin Michelson karşıtlığının ortalamasıdır. Karşıtlık kazancı, iyileştirilmiş görüntü olan I_E görüntüsünün, giriş görüntüsü olan I görüntüsüne oranıdır. Denklem (4.3)' de Michelson karşıtlığı verilmiştir (Michelson 1995).

$$C = \frac{\max - \min}{\max + \min} \quad (4.3)$$

CG değerinin yüksek olması daha iyi karşıtlık düzeltmesinin yapıldığı anlamına gelmektedir.

Entropi rastgele bir değişkenin belirsizliğinin ölçümüdür. Değişkenin rastgeleliği arttıkça sahip olduğu entropi de artmaktadır. Ayrık entropi Denklem (4.4)'deki gibi hesaplanır.

$$DE = - \sum_{k=1}^L p(x_k) \log p(x_k) \quad (4.4)$$

Burada, x_k piksel değerlerinin olasılığını $p(x_k)$ ifadesi temsil etmektedir. Görüntü işleme açısından düşük entropi görüntünün düşük karşıtlığa sahip olduğu anlamına gelmektedir. Ayrıca yüksek ayrık entropi görüntünün daha fazla bilgi içerdiği anlamına gelir.

Mutlak Ortalama Parlaklık Hatası I ve I_E görüntüleri arasında hesaplanan bir hata fonksiyonudur (Chen and Ramli 2003). Bu fonksiyon, Denklem (4.5)'te verilmiştir.

$$AMBE = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |I(i, j) - I_E(i, j)| \quad (4.5)$$

Burada, M ve N görüntü boyutlarını, (i, j) ise pikselin konumunu ifade eder. Düşük AMBE değeri parlaklık korumasının daha iyi olduğu anlamına gelir.

Yapısal benzerlik ölçütü, benzerlik ölçüm işlemini üç karşılaştırmaya ayırır. Bunlar parlaklık, karşıtlık ve yapıdır. İki gri ölçekli görüntü için aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$SSIM(I, I_E) = \frac{(2\mu_I \mu_{I_E} + c)(2\sigma_{II_E} + c)}{(\mu_I^2 + \mu_{I_E}^2 + c)(\sigma_I^2 + \sigma_{I_E}^2 + c)} \quad (4.6)$$

Burada, μ_I ve μ_{I_E} , sırasıyla, orijinal görüntü ile iyileştirilmiş görüntünün ortalama yoğunluklarını gösterirken, σ_I ve σ_{I_E} ise sırasıyla, orijinal ve iyileştirilmiş görüntünün standart sapmalarını ifade eder. σ_{II_E} orijinal görüntü ile iyileştirilmiş görüntü arasında hesaplanan korelasyon katsayısını ifade etmektedir. Denklemden yer alan çarpımlarda ve bölümlerde sonucun sıfır gelmesini önlemek için küçük bir sabit sayı olan c kullanılmıştır. Görüntü kalite metriği olan SSIM indeksini genelden ziyade lokale uygulamak daha faydalıdır (Wang et al. 2004). Bunun temel nedeni ise bir defada insan gözlemci bir görüntünün sadece yerel bir bölümünü yüksek çözünürlükte algılayabilecek olmasıdır (Geisler and Banks 1995). SSIM, $(0, 1]$ aralığında değerler alır. SSIM değerinin artması görüntülerin benzerliklerinin artması anlamına gelmektedir. Çizelge 4.1’de “Askeri araçlar” görüntüsü için nicel sonuçlar verilmiştir.

Çizelge 4.1. Askeri araçlar görüntüsü için nicel sonuçlar

İndeks	CG	EME	DE	AMBE	SSIM	Süre(s)
GHE	1,6302	2,4245	5,9539	0,1774	0,6692	0,014 s
CLAHE	1,8232	1,8283	7,8728	0,1623	0,6747	0,015 s
RMSHE	1,9640	2,6198	6,0141	0,1104	0,7114	0,065 s
AGCWD	1,1205	1,0595	6,6830	0,2593	0,7207	0,002 s
DWT-SVD	1,4191	0,7438	6,9822	0,0349	0,9680	0,241 s
RHE-DCT	1,4264	2,1595	7,9167	0,2157	0,6875	0,191 s
BF	1,8679	0,9302	7,3208	0,0342	0,8629	5,189 s
NICER	1,4232	1,3099	7,8994	0,2029	0,6371	4,707 s
Önerilen Hibrit Yöntem	2,2366	7,5488	7,8189	0,1753	0,5871	2,394 s

Kırmızı renk ile verilen sonuçlar en iyi sonucu, mavi renk ile verilen sonuçlar en iyi ikinci sonucu temsil etmektedir. CG, EME metriklerinde en iyi performansı önerilen hibrit yöntem ardından ise RMSHE yöntemi sergilemiştir. Bu önerilen yöntemin daha yüksek karışıklık ve kenar iyileştirmesi sağladığını göstermektedir. En yüksek DE değerleri ise sırasıyla RHE-DCT ve NICER yöntemleri ile elde edilmiştir. RHE-DCT ve NICER yöntemleri bu görüntü için görüntünün bilgi miktarını en fazla arttıran yöntemler olduğu söylenebilir. En düşük AMBE değeri sırasıyla BF ve DWT-SVD yöntemleriyle elde edilmiştir dolayısıyla en iyi parlaklık koruması sağlayan yöntemlerdir. SSIM metriğinde en iyi performans sergileyen yöntem DWT-SVD yöntemi ardından ise BF yöntemidir. İşlem süresi göz önüne alındığında işlem süresi olarak AGCWD yöntemi en iyi performansı sergilemiştir. Çizelge 4.2’de “Havaalanı” görüntüsü için nicel sonuçlar verilmiştir.

Çizelge 4.2. Havaalanı görüntüsü için nicel sonuçlar

İndeks	CG	EME	DE	AMBE	SSIM	Süre (s)
GHE	1,5167	4,1871	5,8694	0,2121	0,5970	0,009 s
CLAHE	1,7162	1,7093	7,8215	0,1314	0,6732	0,033 s
RMSHE	1,7789	4,3234	6,1187	0,0970	0,7400	0,181 s
AGCWD	1,1479	0,9515	6,7338	0,1712	0,7736	0,017 s
DWT-SVD	1,1579	0,7023	6,8114	0,0151	0,9894	0,228 s
RHE-DCT	1,3419	1,1499	7,3936	0,0506	0,9135	0,412 s
BF	1,8609	2,1825	7,2110	0,0360	0,8577	15,052 s
NICER	1,2318	1,1622	7,7392	0,1722	0,6208	6,141 s
Önerilen Hibrit Yöntem	2,2837	5,5156	7,6425	0,1297	0,6307	7,592 s

İkinci görüntü olan “Havaalanı” görüntüsünde en yüksek CG değeri önerilen hibrit yöntem ardından ise BF yöntemi ile elde edilmiştir. En yüksek karışıklık iyileştirmesi hibrit yöntem ile birlikte elde edilmiştir. EME metriğinde en iyi performansı yine önerilen hibrit yöntem daha sonra ise RMSHE yöntemi sergilemiştir. DE metriği için en iyi değerler CLAHE yöntemi ve NICER yöntemi ile elde edilmiştir. Buradan yola çıkarak görüntünün bilgilerinin diğer yöntemlere göre daha iyi korunduğu söylenebilir. Giriş görüntüsünün parlaklık bilgisinin korunması hakkında bilgi veren AMBE metriği, DWT-SVD yönteminde en iyi performansı sergilemiştir. BF yöntemi ise DWT-SVD yönteminden sonra en iyi performansı sergileyen ikinci yöntemdir. Aynı zamanda SSIM metriğinde en iyi performans DWT-SVD yönteminde gözlemlenmiştir. SSIM metriğinde en yüksek ikinci değer ise RHE-DCT yöntemiyle elde edilmiştir. İşlem süresi olarak en iyi performansı ise GHE yöntemi ardından ise AGCWD yöntemi sergilemiştir. Çizelge 4.3’te “Pentagon” görüntüsü için nicel sonuçlar verilmiştir.

Çizelge 4.3. Pentagon görüntüsü için nicel sonuçlar

İndeks	CG	EME	DE	AMBE	SSIM	Süre (s)
GHE	3,0169	3,5015	5,9205	0,1739	0,5621	0,008 s
CLAHE	2,6468	1,4101	7,8691	0,1253	0,6531	0,034 s
RMSHE	3,6447	3,7402	6,1260	0,2133	0,5205	0,186 s
AGCWD	1,6221	0,7877	6,6151	0,1316	0,8084	0,021 s
DWT-SVD	2,2611	0,6467	7,0077	0,0483	0,9073	0,213 s
RHE-DCT	2,4915	2,1697	7,6940	0,1173	0,7572	0,370 s
BF	1,8944	0,8059	7,1436	0,0318	0,8614	15,290 s
NICER	1,6676	1,0282	7,6225	0,2035	0,5801	6,459 s
Önerilen Hibrit Yöntem	3,0953	4,7720	7,7937	0,1384	0,6161	7,548 s

“Pentagon” görüntüsü için en yüksek CG değerleri sırasıyla RMSHE ve önerilen hibrit yöntem ile elde edilmiştir. Bu en yüksek karışıklığı RMSHE yöntemiyle sağlandığını göstermektedir. Önerilen hibrit yöntem ve RMSHE yöntemi EME metriğinde sırasıyla en iyi performansı göstermiştir. Buradan yola çıkarak kenar bilgilerinin diğer yöntemlere göre daha iyi iyileştirildiği söylenebilir. DE metriği için en yüksek değer CLAHE yöntemi ardından ise önerilen hibrit yöntem ile elde edilmiştir. BF yöntemi, AMBE metriğinde en iyi sonucu vermiştir. DWT-SVD yönteminde ise ikinci en iyi değer elde edilmiştir. Bu metrik göz önüne alındığında en iyi parlaklık korumasının BF ve DWT-SVD yöntemleri ile sağlandığı söylenebilir. İşlem süresi olarak en iyi performansı GHE yöntemi ardından ise AGCWD yöntemi sergilemiştir. Çizelge 4.4’te “SAR” görüntüsü için nicel sonuçlar verilmiştir.

Çizelge 4.4. SAR görüntüsü için nicel sonuçlar

İndeks	CG	EME	DE	AMBE	SSIM	Süre (s)
GHE	4,2975	2,2842	4,4402	0,2881	0,2323	0,012 s
CLAHE	2,1994	0,6379	6,5036	0,0773	0,7764	0,045 s
RMSHE	4,3789	2,3414	4,6975	0,1434	0,3637	0,203 s
AGCWD	1,9387	0,5251	5,0121	0,1873	0,5980	0,020 s
DWT-SVD	1,9648	0,3290	5,1747	0,0364	0,9641	0,201 s
RHE-DCT	1,7323	0,5059	5,8680	0,0254	0,9536	0,581 s
BF	1,8470	0,1699	4,4529	0,0984	0,9297	16,465 s
NICER	1,6480	0,4443	5,8230	0,0742	0,8508	12,130 s
Önerilen Hibrit Yöntem	2,4288	1,3960	6,4983	0,0705	0,7973	7,636 s

“SAR” görüntüsüne ait nicel sonuçlar incelendiğinde en yüksek CG ve EME değerleri, RMSHE yöntemi ardından ise GHE yöntemi ile elde edilmiştir. Bu iki yöntem karşıtlık ve kenar iyileştirmesi açısından diğer yöntemlerden üstün gelmektedir. Görüntünün içerdiği bilgi miktarı hakkında fikir veren DE metriği en yüksek değere CLAHE yöntemi ile ulaşmıştır. DE metriğinde en yüksek ikinci değer önerilen hibrit yöntemle elde edilmiştir. AMBE metriği ise en iyi performansı sırayla RHE-DCT yöntemi ve RHE-DCT yöntemi ile sergilemiştir. En yüksek SSIM değeri DWT-SVD yöntemi ardından ise RHE-DCT yöntemi ile elde edilmiştir. İşlem süresi olarak en az zaman alan yöntem GHE yöntemi sonrasında ise AGCWD olmuştur. Çizelge 4.5’te “Uydu” görüntüsü için nicel sonuçlar verilmiştir.

Çizelge 4.5. Uydu görüntüsü için nicel sonuçlar

İndeks	CG	EME	DE	AMBE	SSIM	Süre (s)
GHE	1,5326	2,4960	5,2768	0,2701	0,3986	0,004 s
CLAHE	1,6764	1,2780	7,3241	0,0908	0,6999	0,054 s
RMSHE	1,8804	2,6662	5,6728	0,1087	0,5582	0,082 s
AGCWD	1,4523	1,2311	6,1849	0,1152	0,7446	0,003 s
DWT-SVD	0,9974	0,8391	6,4684	0,0328	0,8657	0,080 s
RHE-DCT	1,7907	1,7227	6,8360	0,0541	0,8471	0,223 s
BF	1,8159	1,2321	6,5946	0,0233	0,8976	6,332 s
NICER	1,9487	1,6043	7,2648	0,0838	0,6814	18,952 s
Önerilen Hibrit Yöntem	2,2448	2,7961	7,2085	0,0832	0,7006	3,160 s

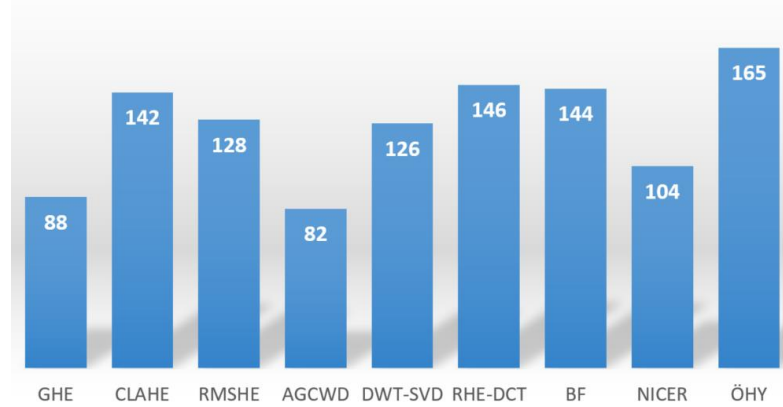
“Uydu” görüntüsüne ait nicel sonuçlarda en yüksek CG değerleri sırasıyla önerilen hibrit yöntem ve NICER yöntemi ile elde edilmiştir. Buradan hareketle karşıtlık iyileştirmesinde diğer yöntemlerden üstün geldikleri söylenebilir. En yüksek EME değeri önerilen hibrit yöntem ardından ise RMSHE yöntemi ile elde edilmiştir. Karşıtlık açısından NICER yöntemi, RMSHE yöntemine üstün gelse de kenar iyileştirmesinde

RMSHE yöntemi daha iyi sonuç vermiştir. En yüksek DE değeri ise CLAHE yöntemi ile elde edilmiştir. NICER yöntemi, DE metriğinde en yüksek ikinci değerin elde edildiği yöntem olmuştur. AMBE metriği için en düşük değere BF yöntemi ile ardından ise DWT-SVD yöntemiyle ulaşılmıştır. Böylelikle BF ve DWT-SVD yöntemleri, parlaklık bilgisinin korunmasında diğer yöntemlere üstünlük sağlamışlardır. Aynı zamanda en yüksek SSIM değeri de sırasıyla BF yöntemi ve DWT-SVD yöntemi ile elde edilmiştir. İşlem süresi olarak en iyi performansı AGCWD yöntemi ardından ise GHE yöntemi göstermiştir.

İncelenen yöntemlere genel olarak bakıldığında GHE yöntemi, yüksek karşıtlık iyileştirmesi sunarken iyileştirme işlemi sırasında oluşan bilgi kayıplarının önüne geçememiştir. Ayrıca görüntünün parlaklık bilgisinin korunması açısından iyi bir performans gösterememiştir. İşlem süresi değerlendirilecek olursa en iyi performansı gösterdiği söylenebilir. CLAHE yöntemi ise yüksek karşıtlık iyileştirmesi sunmasının yanı sıra bilgi kayıplarının önüne geçmeyi de büyük ölçüde başarmıştır. Görüntünün parlaklığını ise belirli ölçüde koruduğu söylenebilir. İşlem süresi ise bu açıdan en iyi performans gösteren yöntemlerin gerisinde kalmıştır. RMSHE yöntemi, en yüksek karşıtlık iyileştirmesi sunan yöntemlerden biri olmuştur. Bilgi kayıplarını önleme açısından GHE yönteminden daha iyi performans sergilese de çoğu yöntemin gerisinde kalmıştır. Parlaklık korumasında ise her görüntüde benzer performans sergileyememiştir. İşlem süresi olarak ise CLAHE yöntemi ile benzer performans sergilemiştir. AGCWD yöntemi, karşıtlık iyileştirmesi ve kenar iyileştirmesi açısından diğer yöntemlerin çoğu zaman gerisinde kalmıştır. Giriş görüntüsünün bilgilerini ve parlaklığını koruyamamıştır ancak işlem süresi açısından en iyi performans sergileyen yöntemlerden biri olmuştur. DWT-SVD yöntemi, karşıtlık iyileştirmesi ve kenar iyileştirmesi açısından diğer yöntemlerin gerisinde kalmıştır. Buna rağmen görüntünün bilgilerini belirli ölçüde korumuştur. Parlaklık koruması açısından en iyi performansı sergileyen yöntemlerden biri olmuştur. İşlem süresi açısından ise en iyi performans sergileyen yöntemlerin gerisinde kalmıştır. RHE-DCT yöntemi, tüm değerlendirme metriklerinde ortalama bir performans sergilemiştir. BF yöntemi, düşük karşıtlık iyileştirmesi sunmasına rağmen kenar iyileştirmesinde iyi bir performans sergilemiştir. Görüntünün parlaklık bilgisinin korunmasında en iyi performansı sergileyen yöntemlerden biri olmasına rağmen işlem süresi açısından en kötü performansı sergilemiştir. NICER yöntemi, belirli ölçüde

karşıtlık ve kenar iyileştirmesi sunmuştur. Görüntünün bilgi kayıplarının önemli ölçüde önüne geçmeye başarmıştır. Parlaklık koruması açısından ise her görüntüde benzer performansı sergileyememiştir. İşlem süresi açısından ise en kötü performans sergileyen ikinci yöntem olmuştur. Önerilen hibrit yöntem ise karşıtlık iyileştirmesi ve kenar iyileştirmesi açısından en iyi performansı sergileyen yöntemlerden biri olmuştur. Ayrıca görüntünün bilgilerini de en iyi koruyan yöntemlerin başında gelmektedir. Belirli ölçüde parlaklık koruması sağlamıştır ancak işlem süresi açısından iyi bir performans sergileyememiştir.

Nicel değerlendirme sonuçlarında tüm yöntemler arasında en başarılı yöntemi belirleyebilmek için her metrik üzerinden bir puanlama sistemi yapılmıştır. Bu sisteme göre bir metrik türünde en iyi performansı sergileyen yönteme dokuz puan verilmiştir. Tüm yöntemler bu şekilde sıralanıp dokuzdan bire kadar puanlama yapılmıştır. Daha sonra tüm bu puanlar beş görüntü için toplanmış ve sonuç puanları elde edilmiştir. Böylece hangi yöntemin diğerlerine üstün geldiği hakkında fikir sahibi olmak amaçlanmıştır. Şekil 4.6'da tüm yöntemlerin puan grafiği verilmiştir.



Şekil 4.6. Tüm yöntemlere ait puan grafiği

Şekil 4.6. detaylı olarak incelendiğinde en yüksek puanı Önerilen Hibrit Yöntemin (ÖHY) aldığı görülmektedir. Ardından ise RHE-DCT, BF ve CLAHE sırasıyla en yüksek puanları almıştır. Aynı zamanda bu üç yöntem puan bazında birbirlerine çok yakın performans sergilemiştir. RMSHE yöntemi puanlama bazında beşinci yöntem olmuştur. Bu yöntemi sırasıyla DWT-SVD, NICER, GHE ve AGCWD yöntemleri takip etmiştir.

Bu tez kapsamında incelenen yöntemlerin birbirlerinden üstün ve eksik yanlarının daha açık bir şekilde görülmesi amacıyla beř adet görüntünün görsel ve nicel sonuçları verilmiştir. Görüntü iyileřtirme uygulamalarında görsel sonuçların öznel bileřene sahip olması sebebiyle daha nesnel bir deęerlendirme için görsel sonuçlar nicel sonuçlarla desteklenmiştir. Elde edilen sonuçlara bakıldığında yöntemlerin performansının görüntü ile birlikte deęiřtięi ve tüm görüntülerde aynı performansın sergilenemedięi görölmüřtür. Ayrıca tüm nicel deęerlendirme metriklerinde en iyi sonucu veren bir yöntem yoktur.



5. SONUÇ ve ÖNERİLER

Uzaktan algılama bir nesneyle herhangi bir fiziksel bağlantı olmadan o nesne hakkında bilgi edinme olarak tanımlanabilir. Algılama anından itibaren atmosferik koşullar, sensör kaynaklı hatalar gibi bazı bozucu etkiler meydana gelmektedir. Bozucu bu durumlardan kaynaklanan ve görüntünün algılanma ve yorumlanmasını azaltan etkileri azaltmak için görüntü iyileştirme yöntemleri kullanılmaktadır. Bu tez çalışmasında, uzaktan algılanan görüntülerin iyileştirilmesinde kullanılan başlıca yöntemler incelenmiştir. İncelenen yöntemlerin üstün ve eksik yanlarından yola çıkılarak yeni bir hibrit yöntem önerilmiştir. Öncelikle Histogram Eşitleme tabanlı yöntemlerden olan GHE, CLAHE, RMSHE ve AGCWD yöntemleri incelenmiştir. Ardından ise dönüşüm tabanlı yöntemlere örnek olan DWT-SVD, RHE-DCT ve BF yöntemleri ele alınmıştır. Son olarak ise öğrenme tabanlı görüntü iyileştirme yöntemi olan NICER yönteminin, uzaktan algılanan görüntüler üzerindeki performansı incelenmiştir. Ele alınan tüm bu yöntemlerin kuvvetli yanlarının yanı sıra zayıf yanlarının da olduğu gözlemlenmiştir. Buradan hareketle uzaktan algılanan görüntülerin iyileştirilmesi için hibrit bir yöntem önerilmiştir. Önerilen hibrit yöntem temel olarak seçilen yöntemler ise BF yöntemi ve CLAHE yöntemidir. BF yöntemini diğer yöntemlere kıyasla daha üstün kenar iyileştirmesi sağlamaktadır ancak düşük karışıklık iyileştirmesi sebebiyle çoğu zaman diğer yöntemlerin gerisinde kalmaktadır. CLAHE yöntemi ise karışıklık iyileştirmede diğer yöntemlerden daha üstündür. Daha yüksek karışıklık iyileştirmesi sunan yöntemlerin olmasına rağmen CLAHE yönteminin kırpma limiti kullanması sebebiyle giriş görüntüsünün bilgilerinin kaybolmasını ve görüntüdeki gürültünün güçlendirilmesini önleyerek yüksek karışıklık iyileştirmesi sunmaktadır. Bahsedilen bu avantajlarından dolayı bu iki yöntem seçilmiştir.

Ele alınan tüm yöntemlerin daha doğru bir kıyas sürecinden geçmesi için birbirinden farklı özelliklere sahip beş adet görüntü seçilmiştir. Seçilen görüntüler için görsel sonuçlarla birlikte nicel sonuçlar verilmiştir. Nicel değerlendirme aşamasında kalite metrikleri olarak uzaktan algılanan görüntülerin iyileştirilmesinde yaygın olarak kullanılan CG, EME, DE, AMBE ve SSIM metrik sonuçları verilmiştir. Ayrıca görüntü işleme sürecinde en önemli parametrelerden biri olan işlem süresi de nicel sonuçlar ile birlikte verilmiştir.

Bu tez çalışmasında, önerilen hibrit yöntemin, temelini oluşturan diğer iki yöntemin eksik yanlarını gidererek daha iyi sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir. Ayrıca ele alınan diğer yöntemlerden genelde üstün performans gösterdiği gözlemlenmiştir. Yapılan çalışmalarda verilen görsel sonuçlar inceleyen kişinin görsel algı mekanizması sebebiyle öznel kalabilir. Bu durumun önüne geçmek için görsel sonuçlar nicel sonuçlarla desteklenmiştir.

Ele alınan tüm yöntemler değerlendirildiğinde CG ve EME metriklerinde genelde en iyi sonuçlar önerilen hibrit yöntem ve RMSHE yöntemi ile elde edilmiştir. CLAHE yöntemi ise DE metriğinde en iyi performans sergileyen yöntem olmuştur. DWT-SVD yöntemi ve BF yöntemi ise parlaklık bilgisinin korunmasında en etkili yöntemler oldukları için AMBE ve SSIM metriklerinde en iyi sonuçları vermişlerdir. İşlem süresinde ise GHE yöntemi, ardından ise AGCWD yöntemi en iyi sonuçları vermiştir.

Yapılan çalışmalar neticesinde bir yöntemin tüm kalite metriklerinde en iyi sonucu vermesinin mümkün olmadığı gözlemlenmiştir. Bunun sebebi ise her yöntemin giriş görüntüsü üzerinde belirli bir amaca göre iyileştirme yapmasıdır. Buradan hareketle uzaktan algılanan görüntülerin tüm özelliklerini aynı anda mükemmel olarak iyileştirmenin mümkün olmadığı söylenebilir. İyileştirmenin amacı bir sonraki görüntü işleme süreci için en iyi girdiyi sağlamaktır. Bu sebeple iyileştirme işlemi sonraki adıma göre şekil almaktadır.

Yapılan çalışmaların bir adım ileri taşınabilmesi için gelecekte yapılacak olan çalışmalarda aşağıdaki adımlar izlenebilir.

- Değerlendirme sonuçlarının doğruluğunu arttırmak için daha fazla yöntem ve daha fazla görüntü ele alınabilir.
- Farklı hibrit yöntemler veya farklı uyarlanabilir yöntemler uzaktan algılanan görüntüler iyileştirilmesi için kullanılabilir.
- Önerilen yeni Evrişimsel Sinir Ağları ile birlikte öğrenme tabanlı yöntemler önerilebilir.

KAYNAKLAR

- Abdullah-Al-Wadud, M., Kabir, M. H., Dewan, M. A. A., Chae, O. 2007. A dynamic histogram equalization for image contrast enhancement. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 53(2), 593-600.
- Anonymous, 2021a. Web Sitesi: <http://sipi.usc.edu/database/>, Erişim Tarihi: 28/04/2021.
- Anonymous, 2021b. Web Sitesi: <https://www.sandia.gov/radar/pathfinder-radar-isr-and-synthetic-aperture-radar-sar-systems/archive-imagery/>, Erişim Tarihi: 28/04/2021.
- Chen, Q., Xu, J., Koltun, V. 2017. Fast image processing with fully-convolutional networks. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2497-2506.
- Chen, S. D., Ramli, A. R. 2003a. Minimum mean brightness error bi-histogram equalization in contrast enhancement. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 49(4), 1310-1319.
- Chen, S. D., Ramli, A. R. 2003b. Contrast enhancement using recursive mean-separate histogram equalization for scalable brightness preservation. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 49(4), 1301-1309.
- Congalton, R. G. 2010. Remote sensing: an overview. *GIScience and Remote Sensing*, 47(4), 443-459.
- Demirel, H., Anbarjafari, G. 2011. Image resolution enhancement by using discrete and stationary wavelet decomposition. *IEEE Transactions on Image Processing*, 20(5), 1458-1460.
- Demirel, H., Ozcinar, C., Anbarjafari, G. 2010. Satellite image contrast enhancement using discrete wavelet transform and singular value decomposition. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 7(2), 333-337.
- Fischer, M., Kobs, K., Hotho, A. 2020. NICER: Aesthetic image enhancement with humans in the loop. *Human-Computer Interaction*, 383-389.
- Fu, X., Wang, J., Zeng, D., Huang, Y., Ding, X. 2015. Remote sensing image enhancement using regularized-histogram equalization and DCT. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 12(11), 2301-2305.
- Geisler, W. S., Banks, M. S. 1995. *Handbook of Optics*. McGraw-Hill, 903, New York.
- Gonzalez, R. C., Woods, R. E., Masters, B. R. 2009. Digital Image Processing. *Journal of Biomedical Optics*, 14, 029901.

- Hu, L., Qin, M., Zhang, F., Du, Z., Liu, R. 2021. RSCNN: A CNN-based method to enhance low-light remote-sensing images. *Remote Sensing*, 13(1), 62.
- Huang, S. C., Cheng, F. C., Chiu, Y. S. 2013. Efficient contrast enhancement using adaptive gamma correction with weighting distribution. *IEEE Transactions on Image Processing*, 22(3), 1032-1041.
- Huang, Z., Fang, H., Li, Q., Li, Z., Zhang, T., Sang, N., Li, Y. 2018. Optical remote sensing image enhancement with weak structure preservation via spatially adaptive gamma correction. *Infrared Physics and Technology*, 94, 38-47.
- Huang, Z., Zhu, Z., An, Q., Wang, Z., Zhou, Q., Zhang, T., Alshomrani, A. S. 2021. Luminance learning for remotely sensed image enhancement guided by weighted least squares. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 19, 1-5.
- Ibrahim, H., Kong, N. S. P. 2007. Brightness preserving dynamic histogram equalization for image contrast enhancement. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 53(4), 1752-1758.
- Kaplan, N. H. 2018. Remote sensing image enhancement using hazy image model. *Optik*, 155, 139-148.
- Kaplan, N. H., Erer, I. 2021. Scale aware remote sensing image enhancement using rolling guidance. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 80, 103315.
- Kaplan, N. H., Erer, I., Gulmus, N. 2017. Remote sensing image enhancement via bilateral filtering, 8th International Conference on Recent Advances in Space Technologies (RAST), 139-142.
- Kim, Y. T. 1997. Contrast enhancement using brightness preserving bi-histogram equalization. *IEEE transactions on Consumer Electronics*, 43(1), 1-8.
- Maini, R. and Aggarwal, H., 2010. A comprehensive review of image enhancement techniques. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2417-2425.
- Michelson, A. 1995. *Studies in Optics*. Courier Corporation, 184, New York.
- Murray, N., Marchesotti, L., Perronnin, F. 2012. AVA: A large-scale database for aesthetic visual analysis. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2408-2415.
- Patel, S., Goswami, M. 2014. Comparative analysis of Histogram Equalization techniques, *International Conference on Contemporary Computing and Informatics (IC3I)*, 167-168.
- Pisano, E. D., Zong, S., Hemminger, B. M., DeLuca, M., Johnston, R. E., Muller, K., Braeuning, P. M., Pizer, S. M. 1998. Contrast limited adaptive histogram equalization image processing to improve the detection of simulated spiculations in dense mammograms. *Journal of Digital Imaging*, 11(4), 193-200.

- Pizer, S. M., Amburn, E. P., Austin, J. D., Cromartie, R., Geselowitz, A., Greer, T., Romeny, B. H., Zimmerman, J. B. Zuiderveld, K. 1987. Adaptive histogram equalization and its variations. *Computer Vision Graphics and Image Processing*, 39(3), 355-368.
- Shin, J., Park, R. H. 2015. Histogram-based locality-preserving contrast enhancement. *IEEE Signal Processing Letters*, 22(9), 1293-1296.
- Singh, G., Mittal, A. 2014. Various image enhancement techniques-a critical review. *International Journal of Innovation and Scientific Research*, 10(2), 267-274.
- Suresh, S., Lal, S., Reddy, C. S., Kiran, M. S. 2017. A novel adaptive cuckoo search algorithm for contrast enhancement of satellite images. *IEEE Journal Of Selected Topics in Applied Earth Observations And Remote Sensing*, 10(8), 3665-3676.
- Talebi, H., Milanfar, P. 2018. NIMA: Neural image assessment. *IEEE Transactions on Image Processing*, 27(8), 3998-4011.
- Talebi, H., Milanfar, P. 2018. Learned perceptual image enhancement. *IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP)*, 1-13.
- Tom, V. T., Wolfe, G. J. 1982. Adaptive histogram equalization and its applications. *SPIE Application Digital Image Processing*, 359, 204-209.
- Wang, Y., Chen, Q., Zhang, B. 1999. Image enhancement based on equal area dualistic sub-image histogram equalization method. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 45(1), 68-75.
- Wang, Z., Bovik, A. C., Sheikh, H. R., Simoncelli, E. P. 2004. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE Transactions on Image Processing*, 13(4), 600-612.
- Zhu, H., Chan, F. H., Lam, F. K. 1999. Image contrast enhancement by constrained local histogram equalization. *Computer Vision And Image Understanding*, 73(2), 281-290.
- Zhu, Y., Fu, X., Liu, A. 2020. Learning dual transformation networks for image contrast enhancement. *IEEE Signal Processing Letters*, 1999-2, 27.