



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

**DÜZENLENMİŞ GRİ KURT ALGORİTMASIYLA GÜRÜLTÜ
TEMİZLEME**

HÜSEYİN AVNİ ARDAÇ

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI**

**DANIŞMAN
DOÇ. DR. PAKİZE ERDOĞMUŞ**

DÜZCE, 2018

T.C.
DÜZCE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

DÜZENLENMİŞ GRİ KURT ALGORİTMASIYLA GÜRÜLTÜ
TEMİZLEME

Hüseyin Avni ARDAÇ tarafından hazırlanan tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından Düzce Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı'nda **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Tez Danışmanı

Doç. Dr. Pakize ERDOĞMUŞ
Düzce Üniversitesi

Jüri Üyeleri

Doç. Dr. Pakize ERDOĞMUŞ
Düzce Üniversitesi

Prof. Dr. Resul KARA
Düzce Üniversitesi

Doç. Dr. Devrim AKGÜN
Sakarya Üniversitesi

Tez Savunma Tarihi: 12/07/2018

BEYAN

Bu tez çalışmasının kendi çalışmam olduğunu, tezin planlanmasından yazımına kadar bütün aşamalarda etik dışı davranışımın olmadığını, bu tezdeki bütün bilgileri akademik ve etik kurallar içinde elde ettiğimi, bu tez çalışmasıyla elde edilmeyen bütün bilgi ve yorumlara kaynak gösterdiğimi ve bu kaynakları da kaynaklar listesine aldığımı, yine bu tezin çalışılması ve yazımı sırasında patent ve telif haklarını ihlal edici bir davranışımın olmadığını beyan ederim.

12 Temmuz 2018

Hüseyin Avni ARDAÇ

TEŐEKKÖR

Yüksek lisans öğrenimimde ve bu tezin hazırlanmasında gösterdiği her türlü destek ve yardımdan dolayı çok değerli hocam Doç. Dr. Pakize ERDOĞMUŐ 'a en içten dileklerimle teşekkür ederim.

Bu çalışma boyunca yardımlarını ve desteklerini esirgemeyen anneme, babama ve kardeşlerime sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

12 Temmuz 2018

Hüseyin Avni ARDAÇ



İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ŞEKİL LİSTESİ.....	VII
ÇİZELGE LİSTESİ.....	VIII
KISALTMALAR.....	IX
SİMGELER	X
ÖZET	XI
ABSTRACT	XII
1. GİRİŞ.....	1
2. SAYISAL GÖRÜNTÜ İŞLEME	5
2.1. SAYISAL GÖRÜNTÜ.....	5
2.2. GÜRÜLTÜ	6
2.3. GÜRÜLTÜ FİLTRELEME YÖNTEMLERİ.....	9
2.3.1. Ortalama Filtresi.....	10
2.3.2. Gauss Filtresi.....	10
2.3.3. Ortanca Filtresi	11
3. GÜRÜLTÜ TEMİZLEMEDE FİLTRE KATSAYILARININ EĞİTİMİNDE KULLANILAN ALGORİTMALAR.....	12
3.1. GRİ KURT OPTİMİZASYONU (GWO).....	12
3.1.1. Sosyal Hiyerarşi (Social Hierarchy).....	12
3.1.2. Avı Çevreleme (Encircling Prey).....	12
3.1.3. Avlama (Hunting)	13
3.1.4. Ava Saldırma (Attacking Prey)	14
3.1.5. Arama (Search for Prey).....	14
3.2. DÜZENLENMİŞ GRİ KURT OPTİMİZASYONU (MGWO)	16
3.3. GENETİK ALGORİTMA	18
3.3.1. Genetik Algoritmanın Çalışma Mekanizması	20
3.3.2. Uygunluk Fonksiyonu	20
3.3.3. Genetik Algoritma Parametreleri	21
3.3.4. Kromozom Tasarımı.....	21
3.3.5. Başlangıç Popülasyonu	21

3.3.6. Genetik Operatörler	21
3.4. WEİNER.....	24
4. BULGULAR	26
5. SONUÇ	36
6. KAYNAKLAR.....	37
ÖZGEÇMİŞ	40



ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 2.1. Orjinal kameraman görüntüsü.	5
Şekil 2.2. Orjinal ve gürültülü görüntü.	6
Şekil 2.3. Tuz ve biber gürültülü Lena görüntüsü.	8
Şekil 2.4. Benek gürültülü Lena görüntüsü.	8
Şekil 2.5. Gauss gürültülü Lena görüntüsü.	8
Şekil 2.6. Ortalama filtresi.	10
Şekil 2.7. Gauss filtresi.	11
Şekil 2.8. Ortanca filtresi.	11
Şekil 3.1. Gri kurtların 2D ve 3D uzayındaki konum vektörleri ve olası sonraki konumları [33].	13
Şekil 3.2. GWO akış şeması.	15
Şekil 3.3. GWO algoritmasının sözde kodu.	16
Şekil 3.4. GWO ve MGWO 'da parametre a'nın değiştirilmesi.	17
Şekil 3.5. Genetik algoritma akış şeması.	19
Şekil 3.6. Çaprazlama yöntemi.	23
Şekil 3.7. Mutasyon yöntemi.	23
Şekil 3.8. Wiener filtreleme probleminin blok diyagramı.	24
Şekil 4.1. Yapılan işlemler.	26
Şekil 4.2. Gürültü temizleme için kullanılan test görüntüleri (fabric, kobi, lighthouse, onion, pears, gantrycrane, yellowlily, wagon, trailer, strawberries).	27
Şekil 4.3. a) Orjinal görüntü (trailer), b) Gauss gürültüsü eklenmiş görüntü $\mu=0$, $\sigma=0.02$, c) Weiner ile filtrelenmiş görüntü, d) GWO ile filtrelenmiş görüntü, e) Her iterasyon için eğitilmiş MSE filtre değeri (GWO), f) MGWO ile filtrelenmiş görüntü, g) Her iterasyon için eğitilmiş MSE filtre değeri, h) GA ile filtrelenmiş görüntü, j) Her iterasyon için eğitilmiş MSE filtre değeri (GA).	28
Şekil 4.4. a) Orjinal görüntü (fabric), b) Gauss gürültüsü eklenmiş görüntü $\mu=0$, $\sigma=0.02$, c) Weiner ile filtrelenmiş görüntü, d) GWO ile filtrelenmiş görüntü, e) Her iterasyon için eğitilmiş MSE filtre değeri (GWO), f) MGWO ile filtrelenmiş görüntü, g) Her iterasyon için eğitilmiş MSE filtre değeri, h) GA ile filtrelenmiş görüntü, j) Her iterasyon için eğitilmiş MSE filtre değeri (GA).	30

ÇİZELGE LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Çizelge 4.1. Gauss gürültüsünün ortalama ve varyans değerleri.....	27
Çizelge 4.2. $M=0$, $Var=0.01$ gürültüsü için GWO ile eğitilmiş filtre ile gürültü temizleme PSNR değerleri.	31
Çizelge 4.3. $M = 0$, $Var = 0.02$ gürültüsü için GWO ile eğitilmiş filtre ile gürültü temizleme PSNR değerleri.	32
Çizelge 4.4. $M = 0.1$, $Var = 0.02$ gürültüsü için GWO ile eğitilmiş filtre ile gürültü temizleme PSNR değerleri.	32
Çizelge 4.5. $M = 0$, $Var = 0.04$ gürültüsü için MGWO ile eğitilmiş filtre ile gürültü temizleme PSNR değerleri.	32
Çizelge 4.6. $M = 0$, $Var = 0.01$ gürültüsü için MGWO ile eğitilmiş filtre ile gürültü temizleme PSNR değerleri.	33
Çizelge 4.7. $M = 0$, $Var = 0.02$ gürültüsü için MGWO ile eğitilmiş filtre ile gürültü temizleme PSNR değerleri.	33
Çizelge 4.8. $M = 0.1$, $Var = 0.02$ gürültüsü için MGWO ile eğitilmiş filtre ile gürültü temizleme PSNR değerleri.	33
Çizelge 4.9. $M = 0$, $Var = 0.04$ gürültüsü için MGWO ile eğitilmiş filtre ile gürültü temizleme PSNR değerleri.	34
Çizelge 4.10. $M = 0$, $Var = 0.01$ gürültüsü için GA ile eğitilmiş filtre ile gürültü temizleme PSNR değerleri.	34
Çizelge 4.11. $M = 0$, $Var = 0.02$ gürültüsü için GA ile eğitilmiş filtre ile gürültü temizleme PSNR değerleri.	34
Çizelge 4.12. $M = 0.1$, $Var = 0.02$ gürültüsü için GA ile eğitilmiş filtre ile gürültü temizleme PSNR değerleri.	35
Çizelge 4.13. $M = 0$, $Var = 0.04$ gürültüsü için GA ile eğitilmiş filtre ile gürültü temizleme PSNR değerleri.	35

KISALTMALAR

CSA	Cuckoo Search Algoritma (Guguk Kuşu Algoritması)
DEXA	Dual Energy X-ray Absorptiometry (Çift Enerjili X-Ray Absorpsiometrisi)
GA	Genetic Algorithm (Genetik Algoritma)
GWO	Grey Wolf Algorithm (Gri Kurt Algoritması)
LSE	Least Square Error (En Küçük Kareler Ortalaması)
MGWO	Modified Grey Wolf Algorithm (Düzenlenmiş Gri Kurt Algoritması)
MSE	Mean Square Error (Ortalama Kareler Hata)
NLMF	Non-Lokal Mean Filter (Yerel Olmayan Ortalama Filtre)
PSNR	Peak Signal to Noise Ratio (En Yüksek Sinyal Gürültü Oranı)
RAM	Random Access Memory (Rastgele Erişimli Bellek)
SNR	Signal to Noise Ratio (Sinyal Gürültü Oranı)

SİMGELER

α	Alfa
β	Beta
δ	Delta
ω	Omega
μ	Ortalama
σ	Varyans



ÖZET

DÜZENLENMİŞ GRİ KURT ALGORİTMASIYLA GÜRÜLTÜ TEMİZLEME

Hüseyin Avni ARDAÇ

Düzce Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Yüksek Lisans Tezi

Danışman: Doç. Dr. Pakize ERDOĞMUŞ

Temmuz 2018, 39 sayfa

Günümüz teknolojisinde bilgisayarların aritmetik ve mantıksal hesaplamadaki başarısı insan başarısından milyonlarca hatta milyarlarca defa daha hızlı iken, bir algoritma ile programlanamayan öğrenme yöntemlerinde insan açık ara öndedir. İnsanın bilgisayara üstün olduğu alanların başında ses, görüntü ve koku işlemleri gelmektedir. Bir insan gördüğü nesneleri çok hızlı bir şekilde algılayıp, tanıyabilirken, bilgisayarlarda bu işlemler henüz yüzde yüz doğruluğa ulaşmamıştır. Görüntü işleme çalışmalarındaki sorunlardan birisi, görüntü eldesi ve transferi sırasında görüntüde oluşan gürültülerdir. Bu çalışmada görüntüler üzerindeki gürültülerin temizlenmesi için optimizasyona dayalı bir yöntem önerilmiştir. Görüntü işlemede daha iyi sonuçlar için yapılmış olan çalışmaların birçoğunda optimizasyon metotlarından yararlanılmıştır. Bu çalışmada ise gri kurt algoritması, düzenlenmiş gri kurt algoritması ve genetik algoritma kullanılarak görüntülerdeki gürültülerin temizlenmesi işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmada esas alınan problem, gürültülü görüntülerin (Gauss gürültüsü ile gürültü eklenmiş) optimizasyon algoritmaları ile eğitilmiş filtreden geçirilerek temizlenmesidir. Çeşitli test görüntülerine gauss gürültüsü eklenerek bu gürültülü görüntüler gri kurt algoritması, düzenlenmiş gri kurt algoritması, genetik algoritma ve Wiener filtre yardımıyla, eklenmiş olan bu gürültülü görüntülerin orijinal resme en yakın hale getirilmek üzere temizleme işlemi yapılmıştır. Kullanılan algoritmaların gürültülü görüntüler üzerindeki uygulama sonuçları verilmiş ve sonuçların En yüksek Sinyal Gürültü Oranı (Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)) değerlerine göre karşılaştırılması yapılmıştır. Bu karşılaştırma sonucundan en iyi temizleme işlemini yapan algoritma belirlenmiştir. Son olarak, elde edilen sonuçlara göre, kullanılan algoritmaların görüntü işlemede gürültü temizleme uygulamalarında kullanılabilirliği PSNR değerleri ile ortaya konmuştur.

Anahtar sözcükler: Düzenlenmiş gri kurt algoritması, Genetik algoritma, Gri kurt algoritması, Gürültü temizleme, Wiener filtre.

ABSTRACT

IMAGE DENOISING WITH MODIFIED GREY WOLF OPTIMIZER

Hüseyin Avni ARDAÇ

Düzce University

Graduate School of Natural and Applied Sciences, Department of Computer
Engineering

Master's Thesis

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Pakize ERDOĞMUŞ

July 2018, 39 pages

In today's technology, while the success of the computers for arithmetic and logical calculations, is millions or billions times higher than the humans, in the learning methods which can't be programmed with an algorithm, human outperforms computers. Some of the areas, which human outperforms computers are audio, image and odor processing. While human can detect and recognize the objects very fast, computers can't do these process with hundred percent accuracy. Some of the problems in image processing studies, is noise produced during the image acquisition and image transmission. In this study, a method based on optimization is proposed for image denoising. In most of the studies in image processing for successfully applications, optimization methods have been used. In this study, image denoising has been realized with Grey Wolf Optimizer, Modified Grey Wolf Optimizer and Genetic Algorithm. The main problem in this study is to denoise the images (noised with some Gaussian noise) with convolution with a trained filters which coefficient optimized with the optimization algorithms. Adding Gaussian noise with several test images, these images have been denoised approximating the images to the original ones with Grey Wolf Optimizer, Modified Grey Wolf Optimizer, Genetic Algorithm and Weiner Filter. The results of applications of used algorithms on the noisy images have been submitted and the results have been compared with PSNR values. The best performing algorithm has been specified. As a result, according to the attained findings, the applicability of the algorithms using for image denoising has been submitted with the PSNR values.

Keywords: Genetic algorithm, Grey wolf algorithm, Image denoising, Modified grey wolf algorithm, Weiner filter.

1. GİRİŞ

Görüntü işleme, iki boyutlu sinyal işlemedir. Giriş işlenmemiş ham bir görüntü iken çıkış istenen görüntüdür. Verilen giriş görüntüsünü istenilen çıkış görüntüsüne dönüştüren çalışmalara görüntü işleme denir. Görüntü işleme çalışmalarında çıkış her zaman görüntü olmaya bilir. Üst düzey görüntü işleme çalışmalarında çıkış bir etikette olabilir. Örneğin bir yüz tanıma sisteminde kameradan alınan görüntü giriş sinyali iken, çıktı o kişinin ismidir. Görüntü işleme çalışmaları, bilgisayarların gelişimine paralel olarak artmıştır. Günümüzde çok çekirdekli bilgisayarların gelişimi ve ekran kartlarının performanslarının gelişimine bağlı olarak, çok hızlı çalışan görüntü işleme uygulamaları geliştirilmektedir. Bir kamera yardımı ile bir bina içerisine giren kişi sayısı belirlenebilmekte, kişiler etiketlenebilmekte, kimlikleri tespit edilebilmektedir. Yine günümüzdeki görüntü işleme çalışmaları makine öğrenmesi yöntemleriyle birleştirilerek, görüntülerden nesnelerin tespit ve tanınması işlemleri daha kolay yapılabilir hale gelmiştir. Gelecekteki görüntü işleme çalışmalarında derin öğrenme, bilgisayarlı görme ve çok çeşitli algılayıcı teknolojileri kullanılacaktır. İnsansız araçların navigasyonunda, robotların engellere çarpmadan hareketlerinde, fabrikalarda ürün kalitesinin tespitinde ve üretim süreçlerindeki hataların tespitinde, mobese kameralarından bulunduğu bölgedeki insan yoğunluğunun tespit edilmesinde, suçluların takip ve tespit edilmesi gibi çalışmalarda, bu çalışmaların en önemli parçası görüntü işleme olacaktır. Gerçek görüntüler analog iken günümüz kameralarından elde edilen görüntüler sayısaldır. Bu görüntülerin eldesi sırasında sayısallaştırmadan kaynaklanan çeşitli gürültüler oluşabilmektedir [1], [2]. Yine görüntünün çekildiği ortamdaki ışığın miktarı görüntünün kalitesini etkilemektedir. Yine görüntünün bir ortamdan başka bir ortama aktarımı sırasında gürültü oluşabilmektedir. Bu sebeple gürültü giderme görüntü işleme çalışmalarında önemli bir yer tutmaktadır. Birçok görüntü işleme çalışmasında ön işleme olarak gürültü temizleme yer almaktadır. Gürültü, görüntüdeki ahengi bozan istenmeyen piksel değerleridir. Bu değerlerin görüntüdeki ahenge uygun hale getirilmesi işlemine de gürültü temizleme adı verilir. Gürültü temizleme işlemi için çok çeşitli yaklaşımlar geliştirilmiştir. Uzamsal domende, frekans domeninde veya her iki domende kullanılan yaklaşımlar olmak üzere genel olarak üç kategoride incelenir [3].

Uzamsal filtrelemede temel yaklaşım, görüntü üzerindeki farklı noktalardan yararlanılarak filtre katsayılarının yerel veya yerel olmayan olarak hesaplanmasıdır. Ortalama filtre, medyan filtre, anizotropik filtre, dalgacık dönüşümü, Weiner filtre ve konvülasyon yoluyla gürültü giderme en bilinen yöntemlerdir. Yine son yıllarda derin konvülasyonel ağ yapıları kullanılarak birçok görüntü işleme uygulaması yapıldığı gibi, bu ağlar gürültü temizleme için de kullanılmıştır.

Lee ve arkadaşları gürültü temizleme için derin konvölüsyonel sinirsel ağ yapısını kullanmışlardır. Bu ağ yapısı ile gürültü temizleme diğer yöntemlere göre oldukça üstün bir performans göstermiştir. Bu çalışmada Lee ve arkadaşları tıbbi görüntülerde gürültü temizleme işlemi için bu ağ yapısını kullanmışlardır. 3000 adet göğüs radyogram görüntüsü kullanılarak ağ eğitimi yapılmıştır. Bu çalışmada kullanılan yöntem Konvölüsyonel Gürültü Giderme Otokodlayıcı (Convolutional Denoising Autoencoder (CDAE)) olarak adlandırılmıştır [4].

Al-antari ve arkadaşları ise Çift Enerjili X-Ray Absorbsiyometri (Dual Energy X-ray Absorptiometry (DEXA))’den alınan görüntüler üzerindeki gürültüleri, Yerel Olmayan Ortalama Filtre (Non-Lokal Mean Filter (NLMF)) ile temizlemişlerdir. DEXA özellikle 50 yaş ve üzeri menapoz çağındaki kadınlarda, kemik kırıklarının yüksek olasılıkla tahmininde oldukça kullanışlıdır. DEXA görüntüleme sistemi ile elde edilen iki görüntü genellikle spin ve femur gibi çeşitli vücut bölgelerine ait kemik yapılarını görüntüler. Bu görüntülerde kalitenin artırılması için gürültü temizleme önemli bir ön işleme olarak kullanılmıştır [5]. NLMF DEXA görüntüleri üzerinde test edilerek, yüksek görüntülerde %30 ve %27’lerde ve düşük görüntülerde %22 ve %33’lerde bir İşaret-Gürültü Oranı(Signal to Noise Ration (SNR)) elde etmişlerdir.

Quiaoma ve arkadaşları Dongba rahipleri tarafından yazılmış elyazmalarındaki gürültüleri temizlemek için Adaptif Medyan Filtre kullanmışlardır. 2003 Dünya miras listesindeki bu elyazmalarının sonraki nesillere aktarılması için sayısallaştırılan bu elyazmaları üzerinde, sayısallaştırma sonucu oluşan gürültüler adaptif medyan filtre ve dalgacık dönüşümü yöntemi birleştirilerek temizlenmiştir. Medyan filtre de genellikle kare filtre boyutları 3X3, 5X5 ve 7X7 olarak kullanılmıştır. Farklı pencere boyutlarının filtreleme başarısı üzerine etkisi büyüktür. Bu sebeple filtre boyutu seçimi görüntünün içeriğine ve gereksinime göre adaptif yapılmıştır [6].

Pang tarafından yapılan çalışmada gürültü temizleme için Haar Dalgacık dönüşümü yöntemi kullanılmıştır. Gürültü olarak eklemeli Gauss gürültüsü çalışılmıştır. 2 boyutlu ayrık dalgacık dönüşümü ile görüntüde Gauss gürültüsü farklı frekans bandlarının her birinde bağımsız kalmıştır. Ayrık Dalgacık ölçeği artırıldığında gürültü enerji seviyesi düşmüştür [7].

Devi ve arkadaşları tarafından gerçekleştirilen bir çalışmada ise gürültü temizleme işlemi dalgacık dönüşümü ve sıkıştırma algılama yöntemi ile gerçekleştirilerek diğer gürültü temizleme yöntemleri ile bir karşılaştırma yapılmıştır. Bu yöntemde görüntüler sıkıştırılarak iletim ortamından gönderilmiş ve daha sonra alınan görüntüler sıkıştırma algılama yöntemi ile yeniden elde edilmişlerdir. Algoritma, dalgacık ile gürültü temizleme yöntemi, Weiner ve diğer filtreler göre Ortalama Karesel Kata (Mean Squared Error (MSE)) ve En yüksek Sinyal Gürültü Oranı (Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)) ve diğer metrikler bakımından daha iyi sonuçlar vermiştir [8].

Fahmy ve arkadaşları ise gürültü temizleme için ortagonal karmaşık dalgacıkları kullanarak, yeni bir gürültü temizleme yöntemi önermişlerdir [9].

Rodrigues ve arkadaşları ise biyomedikal araştırmalarda önemli bir yer tutan Floresan konfokal mikroskopi görüntülerini ayarlanabilen anizotropik 3-D filtresi kullanarak uzay ve zaman boyutlarında gürültü gidermişlerdir. Sentetik ve gerçek verileri kullanarak testler yapılarak sonuçların doğruluğunu göstermişlerdir [10].

Priya ve arkadaşları ile gerçekleştirdiği çalışmada ise tıbbi alanda yapılan testlerde görüntüde oluşan gürültünün temizlenmesini amaçlamışlardır. Bu amaç doğrultusunda görüntü temizleme işlemi için Guguk Kuşu Arama Algoritması (Cuckoo Search Algoritma (CSA)) ve yapay sinir ağının kombinasyonunu ile birlikte doğrusal olmayan Zernike filtresi kullanarak görüntüdeki gürültüyü kaldırmışlardır. Ortaya çıkan görüntünün kalitesi, PSNR ve MSE değerleri ölçülerek iyi sonuçlar verdiği gösterilmiştir [1].

Todelo ve arkadaşları ise yaptıkları çalışmada görüntü alma, aktarma ve sıkıştırma gibi işlemler de oluşan görüntüde gürültüleri genetik algoritma yöntemiyle görüntüyü temizleyip en iyi görüntüyü bulmayı hedeflemişlerdir. Yapılan test sonuçları verilerine göre gürültünün belli bir oranda temizlendiğinin doğruluğunu göstermişlerdir [11].

Bu çalışmada ise gürültü temizlemek için uzamsal domende konvolüsyona dayalı filtreleme kullanılmıştır. 3X3, 5X5 ve 7X7 boyutlarında karesel filtreler Gri Kurt

Algoritması, Düzenlenmiş Gri Kurt Algoritması, Genetik Algoritma ile eğitildikten sonra, gürültüler temizlenmiştir. Bu algoritmaların performansı Weiner Filtre ile de karşılaştırılmıştır. Bu işlemler sonucunda yapılan karşılaştırmaya göre gürültüyü temizlemede kullanılacak en iyi yöntemin hangisi olduğu belirlenmiştir.

2. SAYISAL GÖRÜNTÜ İŞLEME

Sayısal görüntü işleme sayısal görüntülerin elektronik ortamda amaca uygun şekilde değiştirilmesine yönelik yapılan çalışmadır. Başka bir ifade ile görüntülerin bilgisayar yardımı ile işlenmesidir. Genel olarak görüntülerin ayrıştırılması, sınıflandırılması, gürültülerinin kaldırılması ve iyileştirilmesi gibi süreçlerden oluşmaktadır. Sayısal görüntü işleme genellikle tıp, coğrafya ve uzay bilimleri, savunma sanayi ve güvenlik sistemleri gibi alanlarında kullanılmaktadır.

2.1. SAYISAL GÖRÜNTÜ

Uzaydaki nesnelerin iki boyutlu düzlemde iz düşümü olan görüntü, matematiksel açıdan iki değişkenli bir fonksiyondur. Bu nedenle bir sayısal görüntü $I(x,y)$ ile tanımlanabilir ki buradaki x ve y değişkenleri yerel koordinatları, $I(x,y)$ ise ışık yoğunluğunu göstermektedir [12]. Eğer x , y ve $I(x,y)$ değişkenleri sınırlı değerlerle ifade edilirse, bu görüntü sayısal görüntü olarak ifade edilir [13]. Sayısal görüntü, sonlu sayılı elemandan oluşmuştur. Piksel adı verilen bu elemanların her birinin özel konumu ve değeri vardır. İkili görüntülerde pikseller sadece 0 veya 1 değerini alabilir ve bunlar siyah veya beyazı temsil etmektedir. Diğer taraftan gri seviyeli görüntüler, görüntü verileri tek bir kanaldan veya renkten oluşur ve pikseller $[0,255]$ aralığında değer alırlar. 0 en düşük değer olup, en düşük parlaklık (siyah) olarak tanımlanır. Diğer taraftan 255 ise en yüksek değer olup, en yüksek parlaklık (beyaz) olarak ifade edilir. Şekil 2.1’de gösterilen Kameraman görüntüsü gri seviyeli bir görüntüdür.

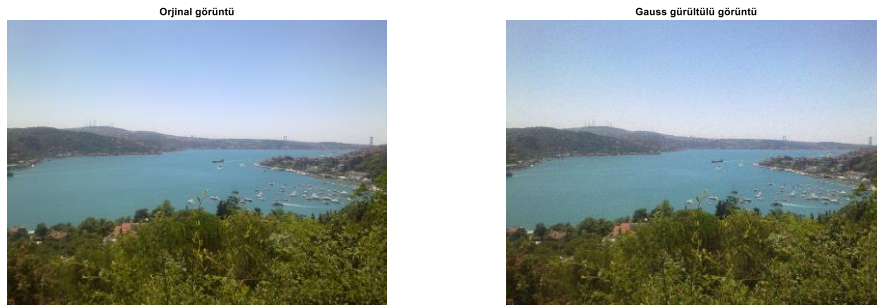


Şekil 2.1. Orjinal kameraman görüntüsü.

2.2. GÜRÜLTÜ

Gürültü, görüntülerin eldesi ve aktarımı sırasında ortaya çıkan görüntündeki bozukluklara denir. Özellikle internet teknolojisinin gelişmesi ile beraber görüntülerin aktarılması hızla artmıştır. Bu aktarım sırasında boyut azaltımı için görüntülerin sıkıştırılması gerekir. Bu esnada da görüntülerde kayıplar oluşur ve sıkıştırmanın boyutuna bağlı olarak ta gürültü miktarı artar. Yine tıbbi görüntülerde de görüntülerin oluşturulmasındaki yöntemlerden kaynaklı gürültüler oluşmaktadır. X ışını miktarının azaltılması görüntünün çözünürlüğünü azaltmakta, Manyetik Rezonans Görüntüleme de daha hızlı görüntülerin elde edilmesi isteği görüntülerde bozulmalara sebep olmaktadır [14]

Gerçek görüntüye elde etmek ve gürültüyü temizlemek için birçok yöntem önerilmiştir: Zaman domeninde gürültülerin temizlenmesi için doğrusal ve doğrusal olmayan filtreler [15], [16], [17], anizotropik difüzyon [18], [19], görüntü üzerindeki toplam değişim metodları [20], [21], ikili ve lokal olmayan ortalama filtreleri [22], Yapay Sinir Ağları [15], [23] ve derin öğrenme algoritmaları [17], [24], [25] kullanılmaktadır. Dalgacık temelli gürültü temizleme [9], [26], Fourier temelli gürültü temizleme [27], [28], Eğricik temelli gürültü temizleme [29], [30] ise dönüşüm temelli gürültü temizleme yöntemleridir.



Şekil 2.2. Orjinal ve gürültülü görüntü.

Görüntü üzerindeki bozukluklar veya istenmeyen etkiler olarak ta tanımlanan gürültü görüntünün parlaklığının ve renk bilgilerinin rastgele değişmesi ile oluşur. Aynı zamanda gürültü, algılayıcı veya sayısal kamera tarafından oluşturulan görüntü kirliliği şeklinde de ifade edilebilir. Gürültü görüntü yakalanır iken ortaya çıkan ve istenmeyen bir üründür. Aynı zamanda haberleşme kanalından iletilen görüntülerde de bozulma oluşabilir. Bu sebeple gürültü temel olarak;

- Görüntü eldesi ve
- Görüntü transferi esnasında oluşur.

Elde aşamasında, algılayıcılar, analog/sayısal dönüşüm, nicemleme ve diğer tüm görüntü eldesinde kullanılan yarı iletken ve analog elemanların kararsızlıklarından görüntüler elde edilirken istenmeyen etkiler oluşabilir. Transfer aşamasında ise iletim kanalında bozulmalar oluşabilmektedir. Sayısal görüntü işleme alanında karşılaşılan en yayın gürültü türleri;

- Beyaz gürültü
- Tuz-biber gürültüsü
- Benek gürültüsü ve
- Gauss gürültüsüdür.

Şiddeti frekansına göre değişmeyen aynı zamanda beyaz gürültü olarak adlandırılan gürültü çeşidi hesaplamaları basite indirgendiği için çokça tercih edilir.

İkili gürültü olarak tanımlanabilen tuz ve biber gürültüsü görüntülerde kendini beyaz ve siyah pikseller olarak göstermektedir. 8 bitlik bir görüntüde biber için 0, tuz için 255 değeri alınabilir. Başka bir deyişle, tuz-biber gürültüsü, görüntünün parlak bölgelerinde koyu pikseller ve karanlık bölgelerinde parlak pikseller olarak ortaya çıkar [31]. Gri ölçekli Lena görüntüsünün tuz ve biber gürültüsü eklenmiş hali Şekil 2.3'te gösterilmiştir.

Benek gürültüsü ince ayrıntıların ve kenarların tanınmasını düşüren belirli bir gürültü türüdür. Genellikle benek gürültüsü sentetik açıklıklı radar görüntülerinde, uydu görüntülerinde ve medikal görüntülerinin üzerinde bulunmaktadır. Gri ölçekli Lena görüntüsünün benek gürültüsü eklenmiş hali Şekil 2.4'te gösterilmiştir.

Gauss gürültüsü, istatistiksel bir gürültüdür. Gauss gürültüsünün ana kaynakları, sayısal görüntüyü yakalama aşamasında ortaya çıkmaktadır. Gauss gürültüsü beyaz gürültünün özelleştirilmiş halidir ve Gauss eğrisiyle verilen bir olasılık fonksiyonuna sahiptir [33]. Gri ölçekli Lena görüntüsünün Gauss gürültüsü eklenmiş hali Şekil 2.5'te gösterilmiştir.

Gauss gürültü değerleri aşağıda Denklem (2.1) ile verilen denklemden üretilir.

$$PG(z) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(z-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (2.1)$$

Bu dağılımda $PG(Z)$ Gauss dağılımının z değeri için olasılığını, z grilik değerini, σ standart sapmayı, μ aritmetik ortalamayı temsil eder. Yani Gauss dağılımı olarak bilinen normal dağılıma eşit bir olasılık yoğunluk fonksiyonuna sahiptir.



Şekil 2.3. Tuz ve biber gürültülü Lena görüntüsü.



Şekil 2.4. Benek gürültülü Lena görüntüsü.



Şekil 2.5. Gauss gürültülü Lena görüntüsü.

2.3. GÜRÜLTÜ FİLTRELEME YÖNTEMLERİ

Filtreleme, görüntü üzerinde ahengi bozan piksellerin parlaklık değerlerini, komşuları ile uyumlu hale getirme işlemidir. Bu sebeple filtreleme işlemi komşuluğa dayalı görüntü işleme tekniklerindendir. Görüntünün tamamı üzerinde, n tek sayı olmak üzere, nxn boyutlarında bir filtre penceresi ile bu pencerenin kapsadığı komşu piksellerinde ele alınması ile yapılan hesaplama işlemleri sonucunda ahengi bozan piksel parlaklık değerlerinin komşuları ile uyumlu hale getirilmesi sağlanır. Filtreleme işlemleri bir piksel için nxn adet işlem gerektirmekte ve bu sebeple tüm bir görüntünün filtrelenmesi işlemi yoğun hesap gerektirmektedir. Filtreleme sayesinde görüntü üzerinde netleştirme, belirli ayrıntıları ortaya çıkarma, görüntüyü yumuşatma, kenar keskinleştirme veya kenar bulma gibi işlemler gerçekleştirilir. Görüntü filtreleme işlemleri, uzamsal ve frekans domeninde gerçekleştirilebilir.

Gürültülü görüntülerde filtreleme sonrası görüntüdeki gürültünün ne kadar giderildiğini ölçmek için filtrelenmiş görüntü ile orijinal görüntü piksel piksel karşılaştırılır. Piksellerin farklarının karelerinin toplamı bize gürültülü resmin gerçeğine ne kadar yaklaştığının bilgisini verir. Bu toplam, toplam piksel sayısına bölündüğünde ise ortalama karesel hata (MSE) elde edilir. Bazen de görüntüdeki maksimum ışıklık değerine sahip pikselin karesinin MSE değerine oranının logaritması (PSNR) kullanılır. Görüntülerde gürültünün temizlenme oranını bulmak için MSE ve PSNR değerleri en çok kullanılan metriklerdir. Aşağıda MSE ve PSNR değerlerinin hesaplanması için gerekli Denklemler (2.2) ve (2.3)'te verilmiştir.

$$MSE = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I(i, j) - J(j, i))^2 \quad (2.2)$$

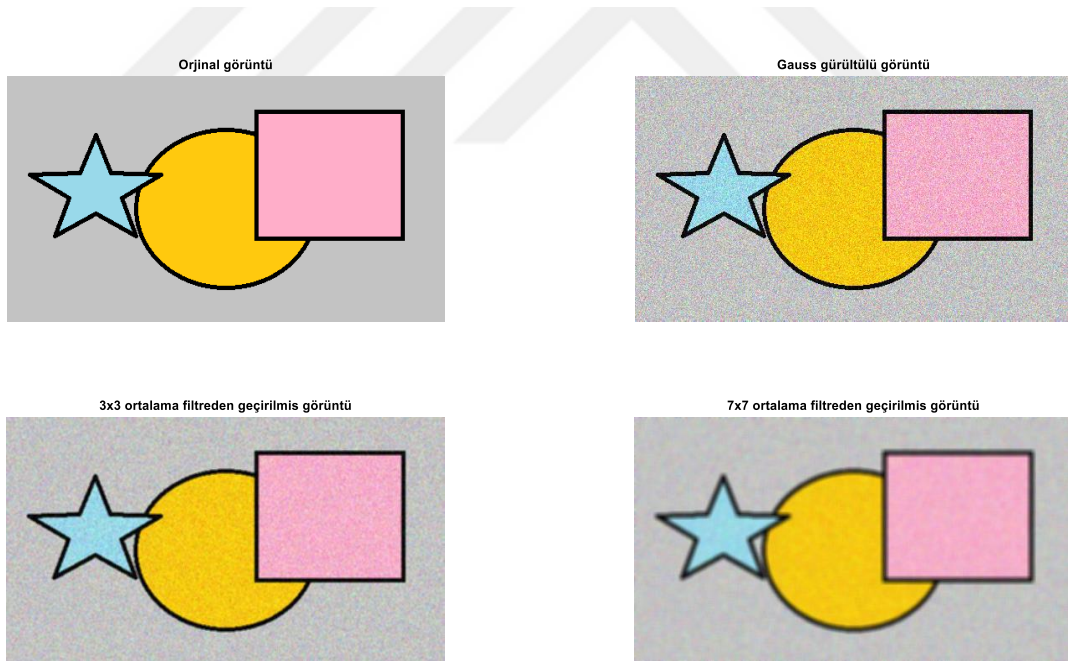
$$PSNR = 10 \log_{10} \left(\frac{MAX_i^2}{MSE} \right) \quad (2.3)$$

Denklem (2.2)'de I gerçek görüntüyü, J gürültülü görüntüyü, M ve N ise sırasıyla görüntülerin boyutlarını ifade eder. Denklem (2.3)'te ise MAX_i görüntüdeki maksimum piksel değerini ifade etmektedir.

Bu her iki domende görüntüdeki gürültüleri temizlemek için çok çeşitli filtre türleri geliştirilmiştir. Aşağıda görüntü filtreleme de en yaygın kullanılan filtreler ele alınmıştır.

2.3.1. Ortalama Filtresi

Görüntüler üzerindeki gürültüleri yok etmek için bir filtre penceresi dolaştırıldığı gibi, sadece pencerenin kapsadığı görüntü pikselleri kullanılarak bir filtreleme işlemi de gerçekleştirilebilir. Ortalama ve ortanca filtre bu tür filtrelerdendir. Ortalama işleminde görüntünün $n \times n$ 'lik penceresi içerisine düşen piksellerin parlaklık değerlerinin ortalaması merkez pikselin yeni parlaklık değeri olur. Örneğin 3×3 'lük bir pencere ile ortalama filtreleme yapılan bir görüntünün o anki penceresi içerisine düşen piksellerin parlaklık değerleri 20, 20, 20, 20, 20, 120, 20, 20, 20, 20 olsun. Merkez piksel değeri 120'nin yeni değeri $(20+20+20+20+20+120+20+20+20)/9=31$ olarak değiştirilir. Bu durumda görüntü içerisindeki komşularından oldukça farklı olan parlaklık değerleri gürültü olarak algılanıp, komşularına yakın değerlere getirilir. Bilindiği gibi görüntülerdeki kenarlar da pikseller arası keskin geçişleri olduğu için, ortalama filtreler gürültüleri giderirken, kenarlardaki keskin geçişleri de yumuşatmış olurlar. Aşağıda Şekil 2.6'da orijinal görüntü, gauss gürültülü görüntü ve 3×3 ve 7×7 ortalama filtreden geçirilmiş görüntüler görülmektedir.

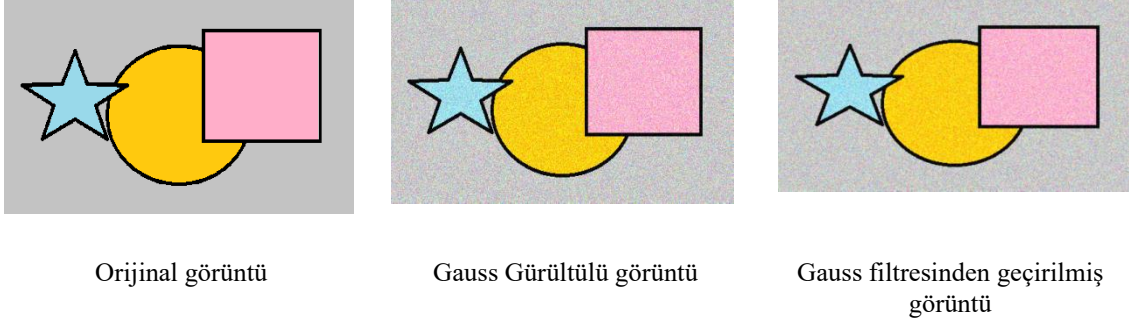


Şekil 2.6. Ortalama filtresi.

2.3.2. Gauss Filtresi

Gauss dağılımını kullanarak, görüntüdeki piksellerin ortalama değerini alır. Standart sapmaya göre işlem yapılır. Gauss, her piksel bölgesinin ağırlıklı ortalamasını çıkarır.

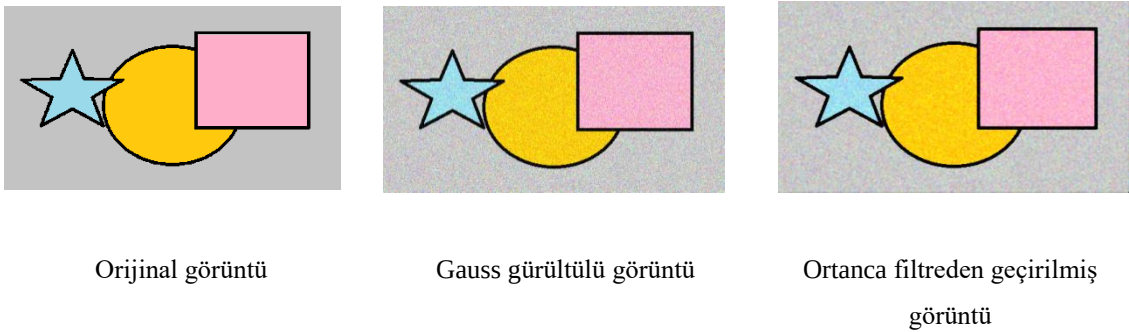
Kenarları benzer büyüklükteki bir ortalama filtreden daha iyi korur. Şekil 2.7’de orijinal görüntü, gauss gürültülü görüntü ve 3x3 Gauss filtreden geçirilmiş görüntüler görülmektedir.



Şekil 2.7. Gauss filtresi.

2.3.3. Ortanca Filtresi

Ortanca sayısal olmayan istatistiksel bir merkezi eğilim ölçüsüdür. Verilerin hangi orta değerini bulmaya yarar. Görüntü işlemede de ortalama filtre komşu piksellerin ortalamalarını aldığı için kenarlarda yumuşamalar görülmekte idi. Ortanca(Medyan) filtre ise pencere boyutundaki komşu pikselleri küçükten büyüğe sıralayarak bu sıralamada ortaya düşen piksel değerini merkez pikselin parlaklık değeri olarak atar. Şekil 2.8’de orijinal görüntü, gauss gürültülü görüntü ve 3x3 ortanca filtreden geçirilmiş görüntüler görülmektedir.



Şekil 2.8. Ortanca filtresi.

3. GÜRÜLTÜ TEMİZLEMEDE FİLTRE KATSAYILARININ EĞİTİMİNDE KULLANILAN ALGORİTMALAR

3.1. GRİ KURT OPTİMİZASYONU (GWO)

Gri kurt optimizasyon algoritması, gri kurtların avcılık davranışını ve toplumsal davranışlarını taklit ederek önerilmiştir. Toplumsal hiyerarşi ile ilgili olarak, gri kurtlar alfa, beta, delta ve omega olarak sınıflandırılır. Alfa grubu, kurt grubu onun kurallarına uyduğu için hâkim bir türdür. Beta sınıfı, kararlarda alfa'ya yardımcı olan ikincil kurtları ifade etmektedir. Delta ise en düşük sıradaki gri kurtları temsil etmektedir. Bir kurt yukarıda belirtilen herhangi bir türe ait değilse, omega olarak adlandırılır. Grup avlama işlemi, kurtların toplumsal etkileşimlerinin yanı sıra gri kurtların ilginç bir sosyal davranışdır. GWO'nun ana bölümleri avı çevreleme, avlama ve avına saldırma aşamaları oluşturmaktadır [33].

3.1.1. Sosyal Hiyerarşi (Social Hierarchy)

Aday çözümler kurtların toplumsal hiyerarşisi göz önüne alınarak yapılandırılmıştır. En iyi uygunluk değerine sahip çözümler sırasıyla alfa, beta, delta ve omega isimli kurtlar olarak kabul edilir.

3.1.2. Avı Çevreleme (Encircling Prey)

Gri kurt, Denklem (3.1) ve (3.2)'yi kullanarak avının çevresindeki pozisyonunu rasgele güncelleyebilir. Gri kurtların kuşatma davranışı şu şekilde sunulabilir:

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_p - \vec{X}(t)| \quad (3.1)$$

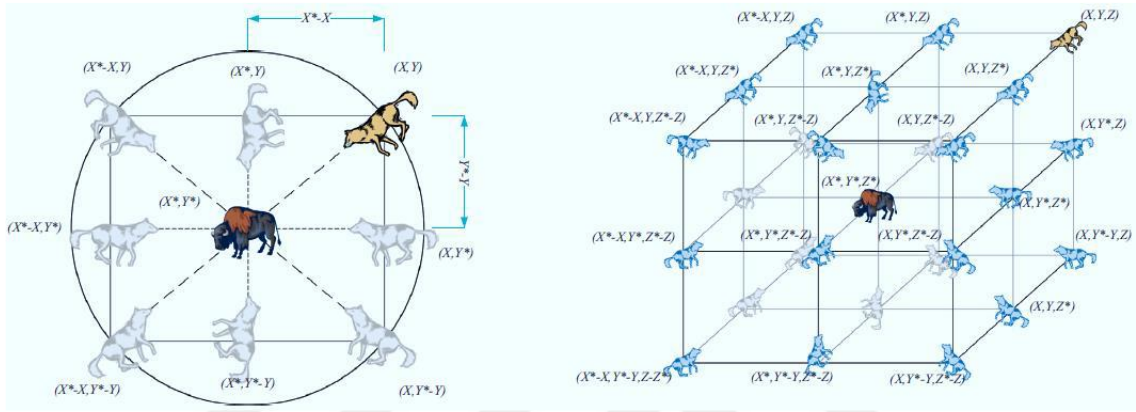
$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (3.2)$$

Burada t değeri mevcut iterasyonu, A ve C değerleri katsayı vektörlerini, X_p avın konum vektörünü, X_p bir gri kurdun konumunu temsil etmektedir. A ve C değerleri Denklem (3.3) ve (3.4)'te sırasıyla hesaplanır:

$$\vec{A} = 2 \cdot \vec{a} \cdot \vec{r}_1 - \vec{a} \quad (3.3)$$

$$\vec{C} = 2 \cdot \vec{r}_2 \quad (3.4)$$

a'nın bileşenleri yinelemeler sırasında lineer olarak 2'den 0'a düşürülür. r_1 ve r_2 [0, 1] arasındaki rastsal bir vektördür. r_1 ve r_2 rastgele vektörleri, kurtların 3.1'de gösterilen 2D ve 3D uzayındaki noktalardan herhangi bir yere ulaşmasına izin verir. Böylece, gri kurt, herhangi bir rasgele konumdaki avın etrafındaki boşluk içindeki konumunu Denklem (3.3) ve (3.4)'e göre düzenleyebilir. Benzer şekilde, Şekil 3.1'de verilen 2D ve 3D uzayı, n boyutlu bir arama uzayına genişletilebilir ve böylece gri kurtların, şimdiye kadar elde edilen en iyi çözüm etrafında hiper-küplerde hareket etmesi sağlanacaktır.



Şekil 3.1. Gri kurtların 2D ve 3D uzayındaki konum vektörleri ve olası sonraki konumları [33].

3.1.3. Avlama (Hunting)

Gri kurtların alfa, beta ve delta türleri avın mevcut konumu hakkında olağanüstü bilgiye sahiptirler. Bu nedenle, elde edilen ilk üç en iyi çözüm kaydedilir ve diğer kurtların en iyi arama ajanlarının pozisyonlarına göre konumlarını güncellemeleri sağlanır. Bu bağlamda

Denklem (3.5)-(3.11) kullanılabilir [34].

$$D_{\alpha} = |C_1 \cdot X_{\alpha} - X| \quad (3.5)$$

$$D_{\beta} = |C_2 \cdot X_{\beta} - X| \quad (3.6)$$

$$D_{\delta} = |C_3 \cdot X_{\delta} - X| \quad (3.7)$$

$$X_1 = |X_{\alpha} - A_1 \cdot D_{\alpha}| \quad (3.8)$$

$$X_2 = |X_\beta - A_2 \cdot D_\beta| \quad (3.9)$$

$$X_3 = |X_\delta - A_3 \cdot D_\delta| \quad (3.10)$$

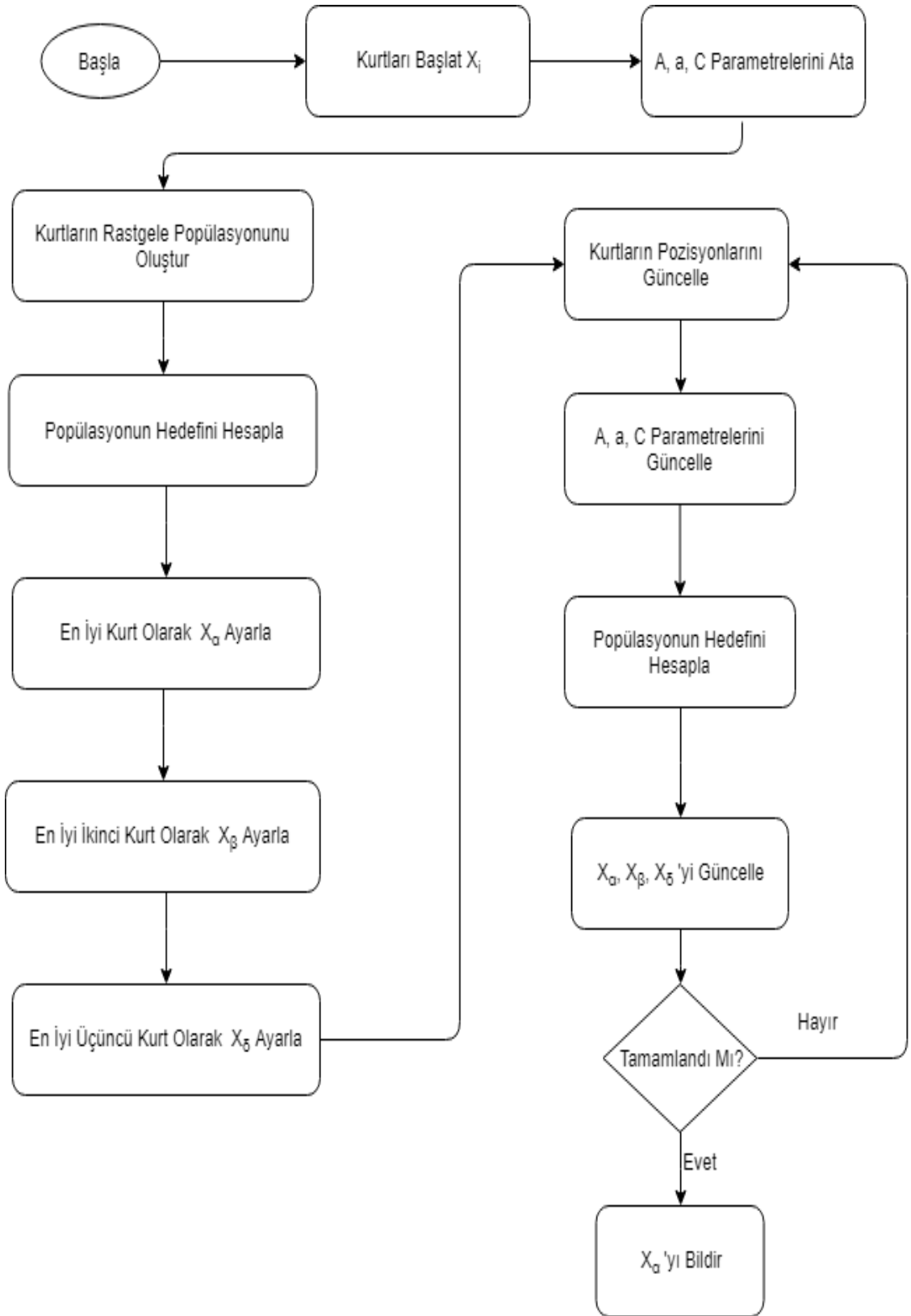
$$X(t + 1) = \frac{(X_1 + X_2 + X_3)}{3} \quad (3.11)$$

3.1.4. Ava Saldırma (Attacking Prey)

Bu aşamada, a değeri azaltılır ve bu nedenle A 'nın değişim aralığı azaltılır. A , $[-1,1]$ aralığında rasgele değerlere sahip olduğunda, arama ajanının sonraki konumu, mevcut konumu ile avın konumu arasındaki herhangi bir yerde olacaktır.

3.1.5. Arama (Search for Prey)

Gri kurtlar genellikle alfa, beta ve delta'nın konumlarına göre arama yapar. Avını aramak ve avlarına saldırma anında bir araya gelmek için birbirlerinden ayrılırlar. Dağılımı matematiksel olarak modellemek için, 1'den büyük veya 1'den küçük rastgele değerlere sahip A parametresi kullanılır. Bu işlem, araştırmayı önemli hale getirir ve GWO algoritmasının global aramasına destek sağlar. GWO algoritmasının akış şeması Şekil 3.2'de verilmiştir.



Şekil 3.2. GWO akış şeması.

```

Gri Kurt Populasyonunu Başlat  $X_i=(i=1,2,\dots,n)$ 
a, A, C parametrelerini ata

Her bir ajanın uygunluk değerini hesapla

 $X_\alpha$ ,  $X_\beta$ , ve  $X_\delta$  değerlerini bul

 $X_\alpha$  = Populasyondaki en iyi konuma sahip ajan
 $X_\beta$  = Populasyondaki en iyi ikinci konuma sahip ajan
 $X_\delta$  = Populasyondaki en iyi üçüncü konuma sahip ajan

while (t< Maksimum İterasyon sayısı)
    for Her bir ajan
        Mevcut arama ajanların konumlarını Denklem ile güncelle.
    end for
    a, A ve C parametlerini güncelle
    Her bir ajanın uygunluk değerini hesapla
     $X_\alpha$ ,  $X_\beta$ , ve  $X_\delta$  parametlerini hesapla
    t = t+1
end while

return  $X_\alpha$ 

```

Şekil 3.3. GWO algoritmasının sözde kodu.

3.2. DÜZENLENMİŞ GRİ KURT OPTİMİZASYONU (MGWO)

Popülasyona dayalı bütün optimizasyon yöntemlerinde, küresel çözüme ulaşmak için başlıca iki aşama vardır. Algoritmanın ilk aşamasında, bireyler tüm arama alanını keşfetmelidir. Son aşamalarda, bireyler küresel optimum üzerinde birleşmek için toplanan bilgileri kullanmalıdır. Orijinal GWO'da [33], keşif ve sömürü aşaması arasındaki değişim, uyarlanabilir değerler α ve A tarafından yapılır. Orijinal GWO'da, iterasyonların ilk yarısı keşfe ayrılmıştır. Arama alanının çok fazla araştırılması, yerel optimumda kapana kısılma olasılığının azalmasına neden olabilir. Aynı zamanda daha

yüksek keşif daha fazla rastgelelik getirir ve en uygun çözüm elde edilemeyebilir. Aynı zamanda, aşırı işleme daha az rastlantısallıkla ilgilidir ve algoritma küresel optimuma erişemeyebilir. Orijinal GWO algoritmasında, α değeri aşağıdaki gibi doğrusal olarak 2'den 0'a düşer:

$$a = 2\left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (3.12)$$

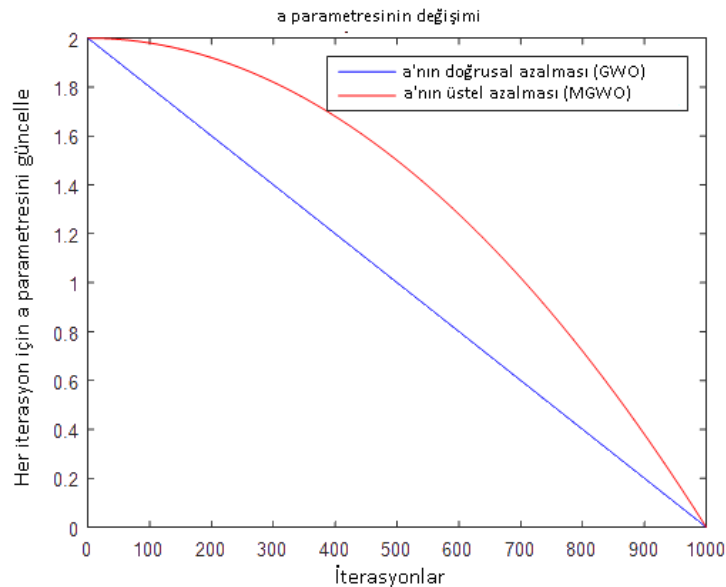
t şu anki iterasyon ve T maksimum iterasyon sayısıdır.

MGWO algoritması, arama aşamasına daha fazla sayıda iterasyon vardır ve daha az sayıda iterasyon, işleme aşamasında vardır. Önerilen MGWO 'da, α değeri, aşağıdaki denklemle 2'den 0'a düşürülmüştür. Bu üstel azaltım oranı ile a değerinin kullanılması sonucunda, toplam iterasyon sayısının %70'i küresel arama için %30'u ise yerel arama için kullanılmıştır. Bu azaltım fonksiyonunun optimizasyon problemleri çözmede daha başarılı olduğu görülmüştür [35].

Bu sebeple çalışmada GWO ve MGWO ve en bilinen ve başarılı optimizasyon algoritmalarından biri olan GA filtre katsayılarının eğitiminde kullanılmıştır.

$$a = 2\left(1 - \frac{t^2}{T^2}\right) \quad (3.13)$$

Burada t mevcut iterasyon ve T maksimum iterasyon sayısıdır.



Şekil 3.4. GWO ve MGWO 'da parametre a'nın değiştirilmesi.

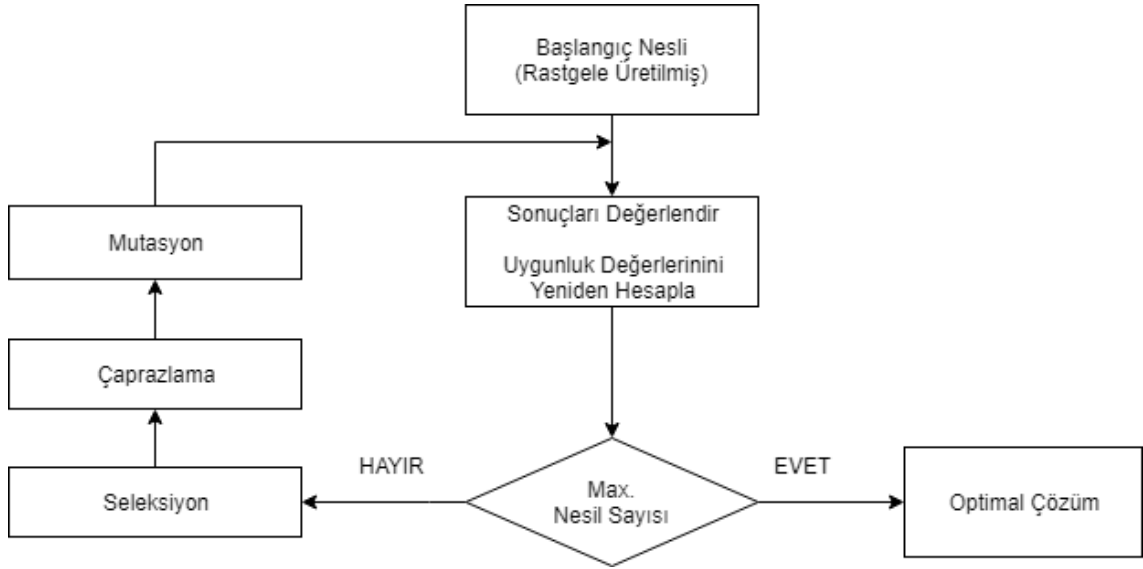
3.3. GENETİK ALGORİTMA

İnsanlık tarihi incelendiğinde birçok önemli buluş doğanın taklidi yoluyla ortaya çıkmıştır. Doğa insanlara sonsuz bir esin kaynağı olmuş ve olmaya devam etmektedir. Michigan Üniversitesinde makine öğrenmesi üzerine çalışmalar yapan John Holland evrim kuramından etkilenerek canlılarda meydana gelen genetik süreci bilgisayar ortamında gerçekleştirmeyi başarmıştır. Holland 1975 yılında çalışmalarını bir kitap haline getirmiş ve bulduğu yöntemin adını genetik algoritmalar koymuştur [36].

O günlerde genetik algoritma araştırmasının pratik karşılığı olmadığı düşünülmektedir. 1985 yılında Holland'ın doktora öğrencisi inşaat mühendisi David E. Goldberg gaz borusu hatlarının denetimi üzerine yaptığı çalışmada genetik algoritma kullanarak GA'nın pratik kullanımının da mümkün olduğunu kanıtlamış oldu [37].

GA rastlantısal arama yöntemlerini kullanarak çözüm arayan, parametre kodlama esasına dayanan sezgisel bir arama tekniğidir. GA 'nın çalışma prensibi Darwin'in en iyi olan yaşar prensibine dayalı olarak popülasyonu oluşturan bireylerin birbirleri ile rekabet etmelerini ve sonuç olarak elenmelerini sağlayan evrimsel süreci matematiksel olarak modelleyen algoritmalarlardır [38]. Şekil 3.5'te çalışma adımları gösterilmiştir. Genetik algoritma bazı varsayımlar üzerine işlemektedir.

- Bireyler yaşamını devam ettirebilmek için sürekli mücadele halindedir. Bu mücadele sonucu bir kısmı kaybolurken bir kısmı sonraki nesilde varlıklarını devam ettirebilmektedir.
- Varlığını devam ettiren bireylerin daha sonraki nesillere aktarım ihtimali daha yüksektir.
- İlk olarak bir başlangıç popülasyonu oluşturularak bu popülasyonun sonraki nesiller için bir temel oluşturması sağlanır [39].



Şekil 3.5. Genetik algoritma akış şeması.

Genetik biliminde olan bazı kavramlar genetik algoritmaya göre düzenlenerek kullanılmaktadır.

Gen: Genetik bilgi taşıyan anlamlı en küçük yapı birimidir. Genetik algoritmada bit olarak tanımlanmaktadır.

Kromozom (Birey): Problemin olası çözümlerinden birini ifade eder ve genlerden oluşmaktadır.

Popülasyon (Nesil): Problemin çözümlerini ifade eden kromozomlardan oluşan bir havuzdur. Algoritma başlamadan önce popülasyon içindeki birey sayısı belirlenir ve süreç boyunca sabit kalır.

Seçim: Genetik algoritma iteratif olarak çalışır. Belli sayıda işlemten geçen popülasyonun içindeki hangi bireylerin bir sonraki iterasyona aktarılacağını belirler.

Çaprazlama: Popülasyon içinden seçilen iki kromozomunun genlerinin yer değiştirmesidir. Bu olay sonucunda iki yeni farklı birey oluşmaktadır.

Mutasyon: Bir veya birden fazla bireyin rastgele seçilen bir geninde yapılan değişikliktir. Mutasyon tür içi çeşitliliği sağlar.

Uygunluk Fonksiyonu: Problemin amaç fonksiyonudur. Bireylerin problemin çözümüne uygunluğu hesaplanarak bir sonraki nesle aktarılıp aktarılmayacağı uygunluk fonksiyonuna göre belirlenmektedir [40].

3.3.1. Genetik Algoritmanın Çalışma Mekanizması

Bir genetik algoritmanın içermesi gereken aşamalar Şekil 3.5'te verilmiştir. Genetik algoritmanın bir probleme uygulanma süreci aşağıdaki gibidir [38], [39].

- Problemin uygunluk fonksiyonu ve başlangıç parametreleri belirlenir. Başlangıç parametrelerinden kasıt popülasyon sayısı, mutasyon oranı, durma ölçütü gibi değerlerdir.
- Problemin olası çözümlerini temsil eden kromozomların ifade biçimleri oluşturulur.
- Rastgele ilk popülasyon oluşturulur.
- İlk popülasyondaki her bir birey için uygunluk değeri hesaplanır.
- En yüksek uygunluk değerine sahip olan bireyler üreme havuzu için seçilir.
- Üreme havuzundan seçilen bireyler önce çaprazlama sonra mutasyon işlemine tabi tutulur.
- Çaprazlama ve mutasyon sonucu oluşturulan bireylerin uygunluk değerleri hesaplanır.
- Yeni bireyler popülasyona eklenir.
- Durma ölçütü sağlandı ise durulur, şayet sağlanmadı ise bir sonraki iterasyon için 5. maddeden devam edilir.
- Son popülasyonda en iyi uygunluk değerine sahip birey problemin en iyi çözümüdür [38], [39].

3.3.2. Uygunluk Fonksiyonu

Bireylerin problemin çözümüne uygunluğu hesaplayan fonksiyona denir. Örneğin $f(x)=x^2$ 'nin $[0,9]$ aralığında alacağı maksimum değeri bulmak için; burada $f(x)=x^2$ uygunluk fonksiyonu 0-9 arası gelecek rastgele sayılar ise kromozom değerleridir. İlk popülasyon için rastgele gelen bireyleri 2,6,7 olsun bu değerlerin uygunlukları 4,36,49 olacaktır. Bu durumda en iyi birey 7 olmaktadır. Bireylerin uygunluk değerleri problemde istenen maksimum ya da minimum değerine göre hesaba alınmaktadır.

Uygunluk fonksiyonu, kısıtsız optimizasyon problemleri için amaç fonksiyonu iken, kısıtlı optimizasyon problemlerinde amaç artı kısıtların birleşiminden oluşan ve kısıtlara

göre oransal olarak o çözümün uygunluk değerini belirleyen bir fonksiyondur.

3.3.3. Genetik Algoritma Parametreleri

Algoritmanın işlemeye başlamadan önce tanımlanması gereken parametrelerdir. Mutasyon Olasılığı: Popülasyondaki herhangi bir bireyin mutasyon için seçilme olasılığına denilmektedir. Ayrıca bir popülasyonda kaç bireyin popülasyona uğratılacağı da başlangıçta verilmesi gereken parametrelerdendir.

Popülasyon Büyüklüğü: Popülasyonun kaç bireyden oluşacağını belirleyen parametredir. Problemin yapısına göre popülasyon büyüklüğü değişkenlik gösterebilir.

Durma Ölçütü: Genetik algoritmada her zaman en mükemmel sonuca ulaşma mümkün olmayabilmektedir. Bunun için algoritma adımlarının belli bir iterasyon sayısında ulaşması veya çözüm için belirli bir değere yaklaşması durma ölçütü olarak kullanılabilir.

3.3.4. Kromozom Tasarımı

Genetik algoritma ile problem çözülürken her bir bireyi ifade eden bir dizi kodlaması yapılmaktadır. Kromozom kodlaması problemin hızlı çözülmesi ve algoritmanın en doğru çözüme ulaşması için en önemli adımlardan biridir. İkili kodlama, tam sayılı kodlama, ondalık sayılarla kodlama, harflerle kodlama gibi çeşitli kodlama yöntemleri vardır. Kromozomun kodlanması problemin yapısına uygun olmalıdır ve olası her çözüme karşılık verebilecek nitelikte tasarlanmalıdır.

3.3.5. Başlangıç Popülasyonu

Genetik algoritma bir tek çözüm yerine çözümler kümesi ile çalışmaktadır. Başlangıç popülasyonu genelde rassal olarak oluşturulur.

3.3.6. Genetik Operatörler

İteratif olarak çalışan genetik algoritmada mevcut nesilden bir sonraki nesil oluşturulurken gerçekleştirilmesi gereken aşamalar seçim, çaprazlama ve mutasyondur.

Seçim: Mevcut popülasyondan hangi bireylerin bir sonraki popülasyona aktarılacağını veya hangi bireylerin çaprazlamaya, mutasyona uğratılacağını belirleyen operatördür. Seçim işlemini bireyin uygunluk değerine göre yapmaktadır. En çok kullanılan seçim yöntemi rulet tekeri yöntemidir. Bunun yanında rassal üreme ve turnuva yöntemi de

vardır.

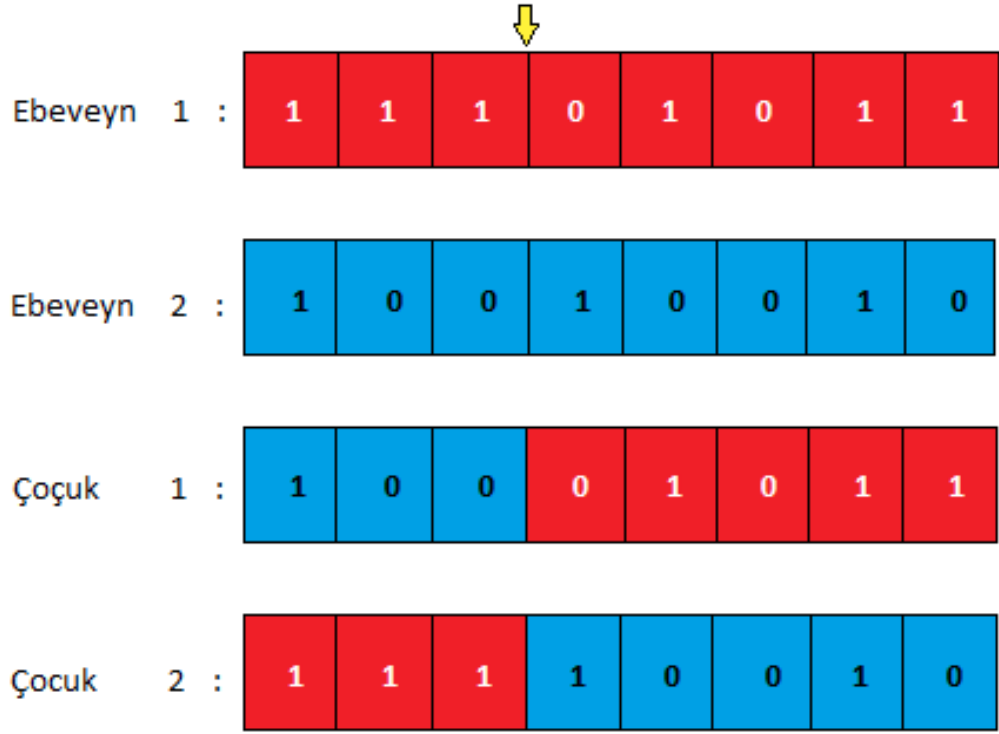
Rulet Tekerı Yöntemi, temel olarak uygunluk değeri yüksek olan bireyin seçilme olasılığının yüksek olmasını temel alır. Popölasyonda yer alan bireyler bir rulet tekeri üzerine yerleştirilir. Bu yerleştirmede uygunluk değeri yüksek olan bireyin tekerde kapladığı yüzdelik dilim daha fazla iken uygunluk değeri az olan bireyin yüzdelik dilimi daha azdır. Bu yöntemle uygunluk değeri yüksek olan bireylerin sonraki nesle aktarılma şansı daha yüksek olmaktadır.

Turnuva Yöntemi, popölasyon içinden rastgele seçilen bireyler arasında turnuva yapılır. Bireyler ikili olarak karşılaştırılır. Uygunluk değeri daha iyi olan birey turnuvayı kazanarak seçilmiş olur.

Üreme Havuzu: Seçim operatörleri vasıtasıyla seçilen bireyler bir havuza alınır. Bu havuza üreme havuzu denilmektedir. Çaprazlama için alınacak bireyler bu havuzdan alınarak çaprazlama işlemine tabi tutulurlar.

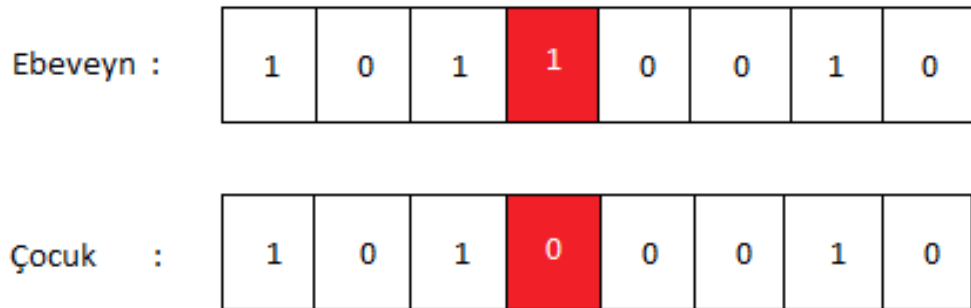
Çaprazlama: Üreme havuzundan seçilen bireyler rastgele olarak eşleştirilir ve çaprazlama işlemine tabi tutulur. Seçilen bireylerin çaprazlanması sayesinde mevcut popölasyonda olmayan yeni yavru bireyler oluşturulur. Oluşturulan yavru bireyler atalarının genlerini taşımaktadır. Bu sayede çeşitlilik artmaktadır.

Çaprazlamanın en basit hali kromozomlar üzerinde rastgele bir nokta seçilerek genler arasında yapılan karşılıklı değişimdir. Şekil 3.6'da örnek yöntem gösterilmiştir. Literatür incelendiğinde problem tiplerine göre birçok çaprazlama tekniğı mevcuttur. Gerçek sayılı çaprazlama, permütasyon çaprazlama, sıralı çaprazlama bunlardan bazılarıdır.



Şekil 3.6. Çaprazlama yöntemi.

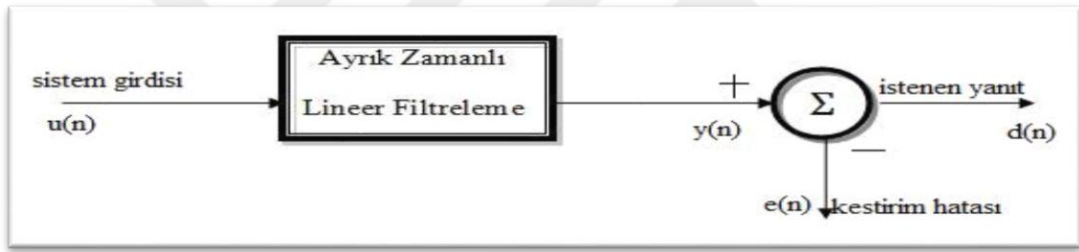
Mutasyon: Popülasyonda çeşitliliği sağlayan diğer bir yöntemdir. Bu yöntemde ikinci bir bireye ihtiyaç duyulmamaktadır. Rastgele seçilen bir bireyin rastgele seçilen bir geninin değiştirilmesi işlemidir. Şekil 3.7’de bit düzeyinde mutasyon yöntemi gösterilmiştir.



Şekil 3.7. Mutasyon yöntemi.

3.4. WEİNER

En küçük karesel hata (Least Square Error) filtresinin teorisi ilk olarak Andrei Kolmogorov (1941) ve Norbert Wiener (1949) tarafından, birbirlerinden bağımsız olarak geliştirilmiştir. Kolmogorov'un geliştirdiği yöntem zaman domeninde gerçekleştirilen bir analiz iken, Wiener'in çalışması ise frekans domeninde gerçekleştirilen bir analizdir. LSE filtreleri ile amaçlanan, çıkışta elde edilen sinyal ile istenen sinyal arasındaki ortalama uzaklığın karesinin minimize edilmesidir. Wiener filter sabit güç katkısı gürültüsü tarafından bozulan gri tonlamalı görüntüyü temizlemek için kullanılan doğrusal olmayan bir alçak geçiren filtredir [40]. Wiener filtresinin çözümü için, girişe uygulanan sinyalin otokorelasyon fonksiyonunun ve bu sinyal ile çıkışta elde etmek istediğimiz sinyalin çapraz korelasyon fonksiyonunun tahmin edilmesi gerekmektedir. Wiener filtresinin giriş-çıkış ilişkisini gösteren Denklem (3.14)'te verilmiştir.



Şekil 3.8. Wiener filtreleme probleminin blok diyagramı.

$$x(m) = \sum_{k=0}^{p-1} w_k \cdot y(m - k) \quad (3.14)$$

m: zaman indeksini,

$y^T = [y(m), \dots, y(m - P - 1)]$: giriş sinyalini,

x (m): filtre çıkışını,

$w^T = [w_0, w_1, \dots, w_{p-1}]$: Wiener filtresinin katsayı vektörünü ifade etmektedir.

Wiener filtresine ait hata sinyali e(m) olarak tanımlanırsa, bu hata sinyali, istenen sinyal ile çıkışta elde edilen sinyal arasındaki fark olarak ifade edilebilir.

$$e(m) = x(m) - w^T y \quad (3.15)$$

Ortalama karesel hata $E[e^2(m)]$ ile ifade edilirse, Wiener filtresinin katsayıları bu ifadenin minimize edilmesi ile bulunur.

$$E[e^2(m)] = E[(x(m) - w^T y)^2] = r_{xx}(0) - 2w^T r_{yx} + w^T R_{yy} w \quad (3.16)$$

En küçük karesel hataya sahip Wiener filtresi, Denklem (3.17)'de sıfıra eşitlenmesi ile Denklem (3.18)'deki gibi elde edilir.

$$\frac{\partial}{\partial w} E[e^2(m)] = -2r_{yx} + 2w^T R_{yy} \quad (3.17)$$

$$R_{yy} w = r_{yx} \quad (3.18)$$

$$w = R_{yy}^{-1} r_{yx} \quad (3.19)$$

R_{yy} : Giriş sinyalinin otokorelasyonu,

r_{yx} : Giriş sinyali ile istenen sinyalin çapraz korelasyonu

Frekans domeninde Wiener filtresinin çıkışı $X(f)$, giriş sinyali $Y(f)$ ile filtrenin frekans cevabı $W(f)$ 'in çarpımıdır.

$$X(f) = Y(f)W(f) \quad (3.20)$$

Hata sinyali, istenen sinyal $X(f)$ ile filtrenin çıkışı $X(f)$ arasındaki fark olarak tanımlanır.

$$E[|e(f)|^2] = E[(X(f) - Y(f)W(f))^* (X(f) - Y(f)W(f))] \quad (3.21)$$

Karesel hatanın minimum olması için Denklem (3.21)'de sıfıra eşitlenir.

$$\frac{\partial E[|e(f)|^2]}{\partial W(f)} = 2W(f)P_{YY}(f) - 2P_{XY}(f) \quad (3.22)$$

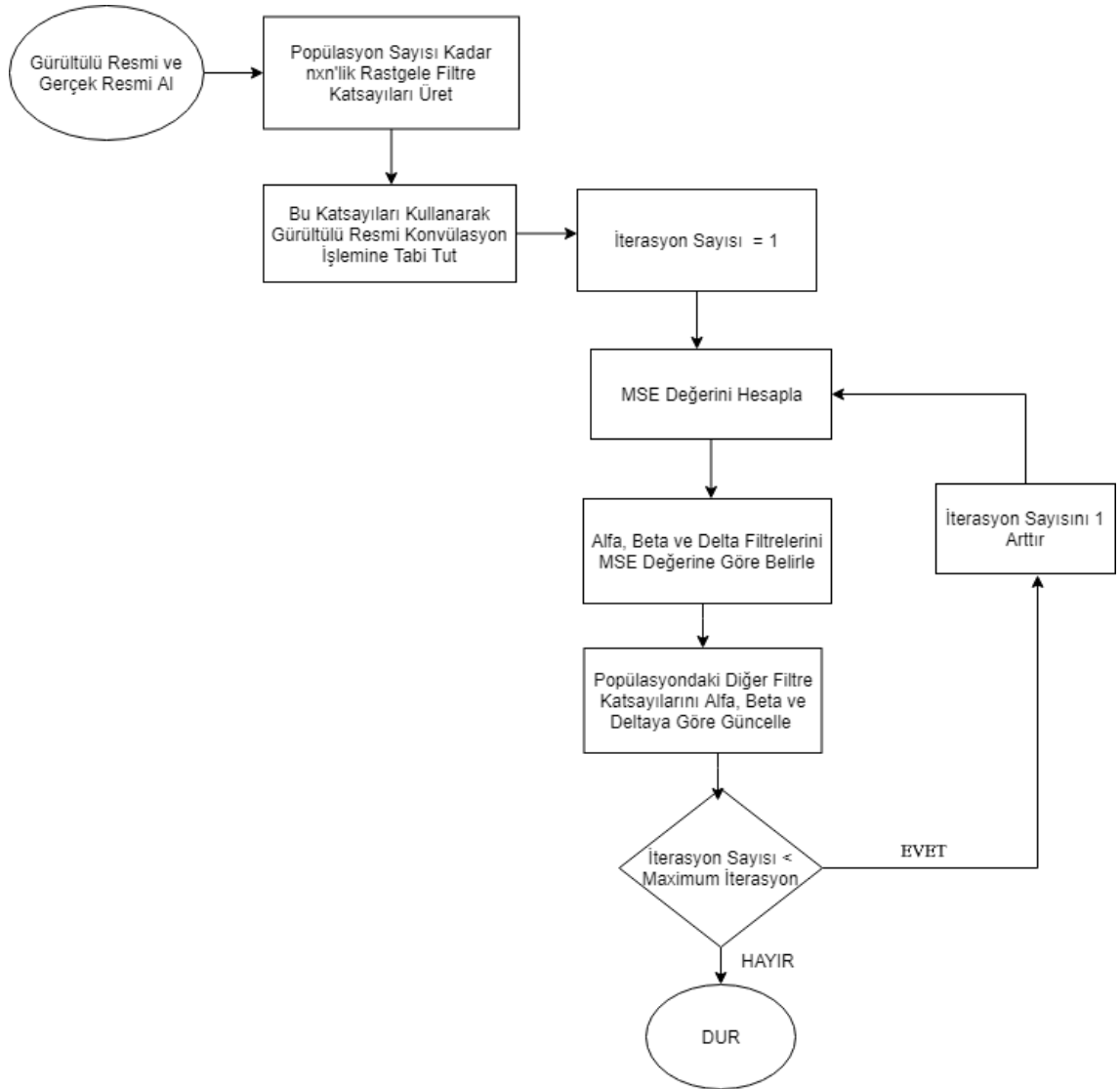
$$w(f) = \frac{P_{XY}(f)}{P_{YY}(f)} \quad (3.23)$$

P_{YY} : Giriş sinyalinin güç spektrumu

P_{XY} : Giriş sinyali ile istenen sinyalin çapraz güç spektrumu

4. BULGULAR

Bu çalışmada optimizasyon tabanlı, zaman domeninde konvulasyon ile gürültü temizlemeye yönelik bir çalışma gerçekleştirilmiştir. Bu amaçla Matlab'ın hazır kütüphanesinde bulunan 10 adet görüntü belirlenmiştir. Bu görüntülere Çizelge 4.1'deki Gauss gürültüleri eklenmiştir. Bu gürültülü görüntüleri temizlemek için kullanılacak filtre katsayıları GWO, MGWO ve GA ile eğitime tabi tutulmuştur. Filtre pencere boyutu 3, 5 ve 7 olmak üzere üç farklı şekilde kullanılmıştır. Yapılan işlemlerin akış şeması aşağıda Şekil 4.1'de verilmiştir.



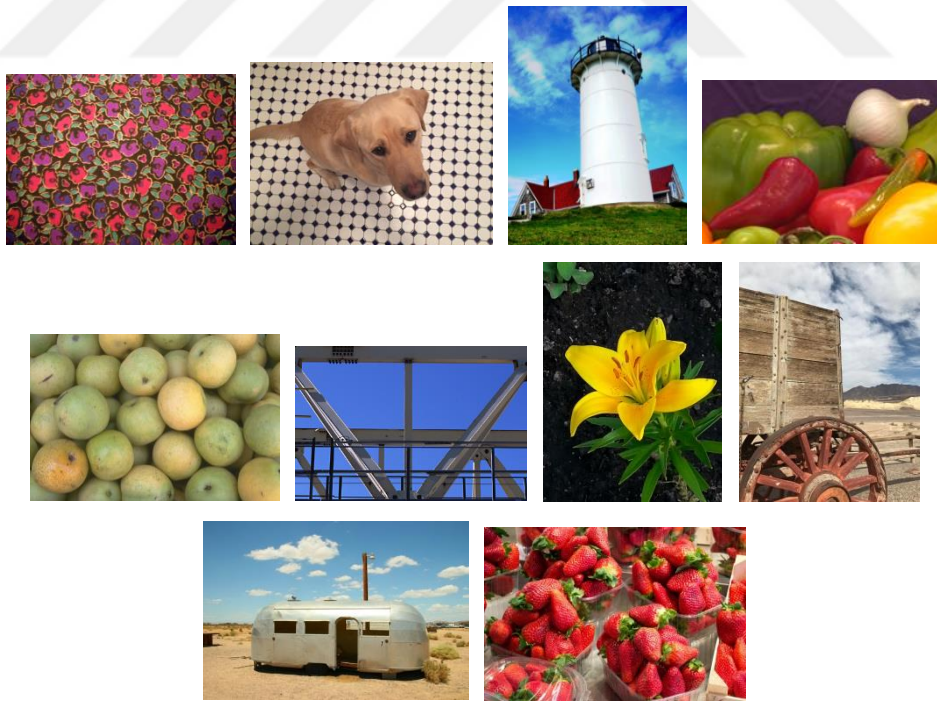
Şekil 4.1. Yapılan işlemler.

Optimum katsayıları belirlenen filtreler ile görüntülerdeki gürültüler zamanda konvolüsyon ile temizlenmeye çalışılmıştır. 10 görüntü için dört farklı gürültü türü, üç farklı filtre pencere boyutu ile ve üç farklı optimizasyon algoritması ile çalışıldığı için toplamda 360 farklı test gerçekleştirilmiştir. Bu testler Intel Core i7-4510U işlemcili 2.60 GHz, 2 çekirdeğe ve 12 GB RAM 'e sahip 64 bit bilgisayar ile test edilmiş ve değerlerin sağlamlığı için algoritmalar 30 kez çalıştırılmıştır.

Yapılan bu işlemler sonunda görüntülerin orijinal halleri, gürültü eklenmiş halleri ve temizlenmiş hallerinin karşılaştırmaları aşağıda verilmiştir.

Çizelge 4.1. Gauss gürültüsünün ortalama ve varyans değerleri.

Gauss Gürültüsü İstatistiksel parametreleri	Test 1	Test 2	Test 3	Test 4
Ortalama	0	0.1	0	0
Varyans	0.01	0.02	0.02	0.04
PSNR	20	16	17	14.5



Şekil 4.2. Gürültü temizleme için kullanılan test görüntüleri (fabric, kobe, lighthouse, onion, pears, gantrycrane, yellowlily, wagon, trailer, strawberries).

a) Orjinal Resim (Trailer)



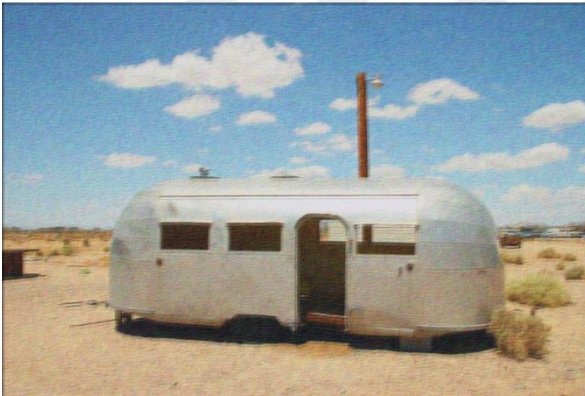
b)Gauss Gürültüsü Eklenmiş Resim ($\mu=0.1$, $\sigma=0.02$)



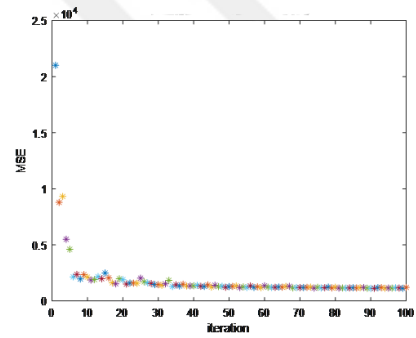
c)Weiner ile Filtrelenmiş Resim



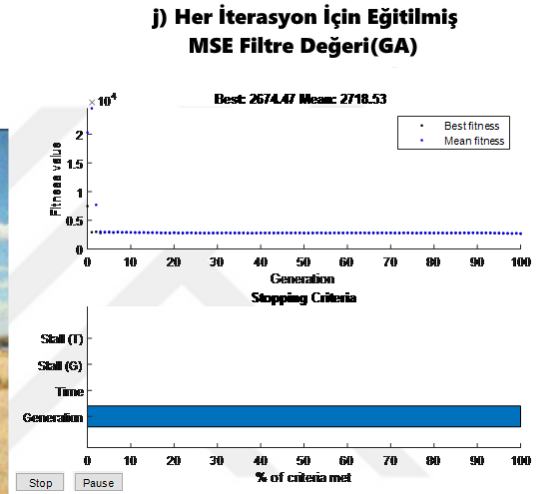
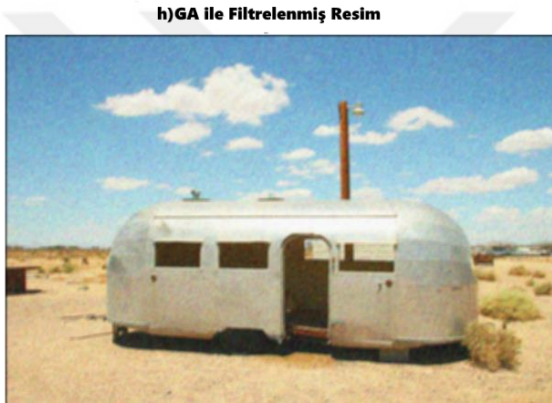
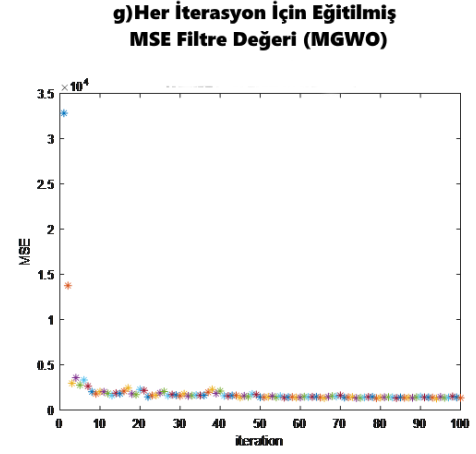
d) GWO ile Filtrelenmiş Resim



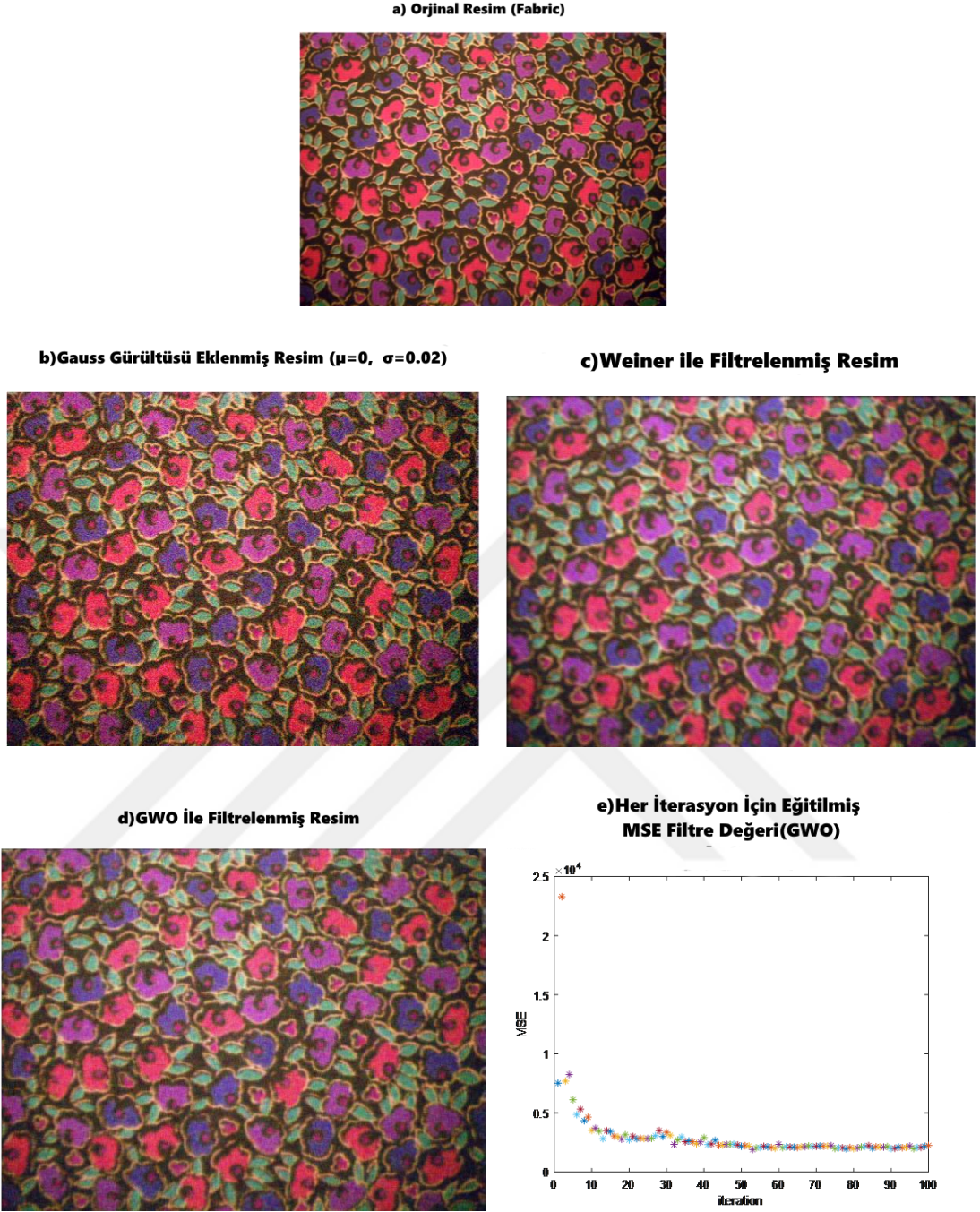
**e)Her İterasyon İçin Eğitilmiş
MSE Filtre Değeri(GWO)**



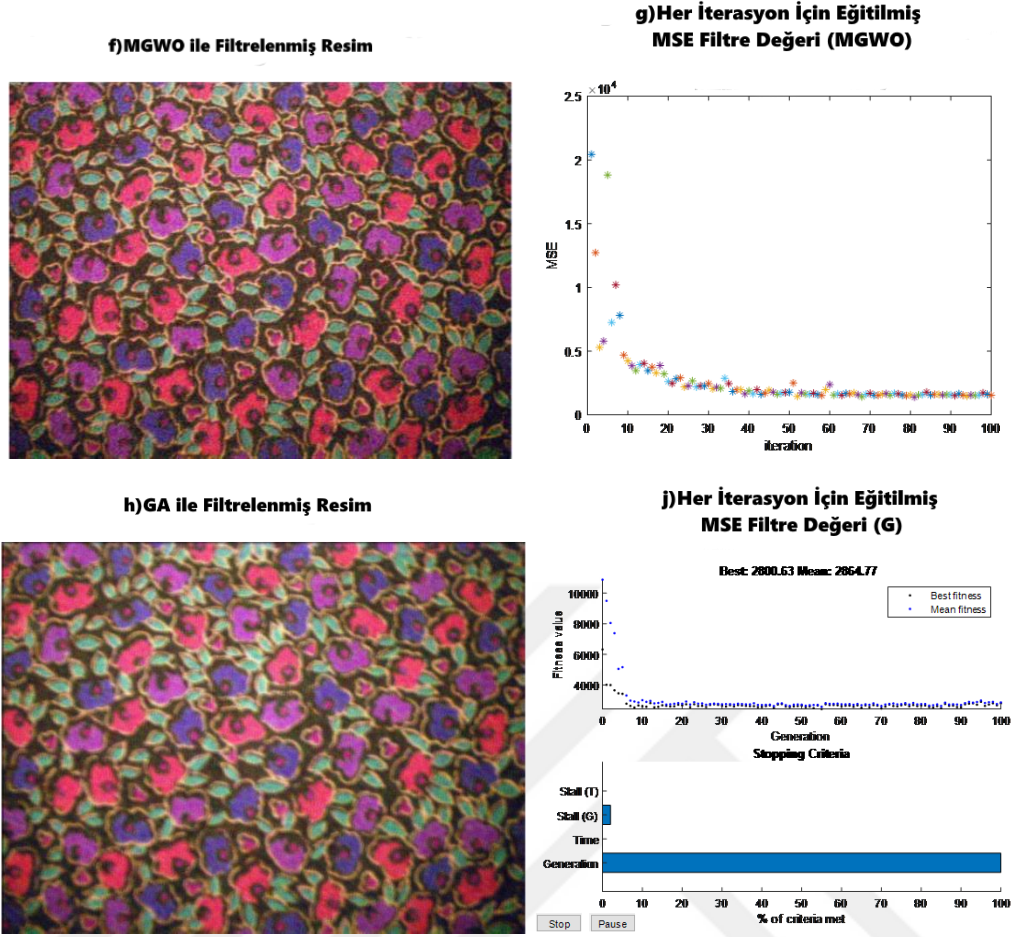
Şekil 4.3. a) Orjinal görüntü (trailer), b) Gauss gürültüsü eklenmiş görüntü $\mu=0$, $\sigma=0.02$, c) Weiner ile filtrelenmiş görüntü, d) GWO ile filtrelenmiş görüntü, e) Her iterasyon için eğitilmiş MSE filtre değeri (GWO), f) MGWO ile filtrelenmiş görüntü, g) Her iterasyon için eğitilmiş MSE filtre değeri, h) GA ile filtrelenmiş görüntü, j) Her iterasyon için eğitilmiş MSE filtre değeri (GA).



Şekil 4.3. (devam). a) Orjinal görüntü (trailer), b) Gauss gürültüsü eklenmiş görüntü $\mu=0$, $\sigma=0.02$, c) Weiner ile filtrenilmiş görüntü, d) GWO ile filtrenilmiş görüntü, e) Her iterasyon için eğitilmiş MSE filtre değeri (GWO), f) MGWO ile filtrenilmiş görüntü, g) Her iterasyon için eğitilmiş MSE filtre değeri, h) GA ile filtrenilmiş görüntü, j) Her iterasyon için eğitilmiş MSE filtre değeri (GA).



Şekil 4.4. a) Orjinal görüntü (fabric), b) Gauss gürültüsü eklenmiş görüntü $\mu=0, \sigma=0.02$, c) Wiener ile filtrelenmiş görüntü, d) GWO ile filtrelenmiş görüntü, e) Her iterasyon için eğitilmiş MSE filtre değeri (GWO), f) MGWO ile filtrelenmiş görüntü, g) Her iterasyon için eğitilmiş MSE filtre değeri, h) GA ile filtrelenmiş görüntü, j) Her iterasyon için eğitilmiş MSE filtre değeri (GA).



Şekil 4.4. (devam). a) Orjinal görüntü (fabric), b) Gauss gürültüsü eklenmiş görüntü $\mu=0$, $\sigma=0.02$, c) Wiener ile filtrelenmiş görüntü, d) GWO ile filtrelenmiş görüntü, e) Her iterasyon için eğitilmiş MSE filtre değeri (GWO), f) MGWO ile filtrelenmiş görüntü, g) Her iterasyon için eğitilmiş MSE filtre değeri, h) GA ile filtrelenmiş görüntü, j) Her iterasyon için eğitilmiş MSE filtre değeri (GA).

Çizelge 4.2. $M=0$, $Var=0.01$ gürültüsü için GWO ile eğitilmiş filtre ile gürültü temizleme PSNR değerleri.

Görüntü	Ortalama Süre	GWO	Weiner	Ortalama Süre	GWO	Weiner	Ortalama Süre	GWO	Weiner
	N=3			N=5			N=7		
Fabric	134,3484	22,7897	25,8485	136,7641	21,8268	25,1783	139,3408	18,905	23,3692
Kobi	298,8725	25,8925	27,5211	310,0827	26,0859	30,0938	322,9824	25,1226	30,0788
Lighthouse	135,3147	24,2563	26,9584	135,8922	24,5908	27,8387	137,9614	23,01	27,4676
Onion	105,8386	24,8621	27,007	106,5224	24,8256	28,0234	106,6018	22,5069	27,2532
Pears	139,086	22,6484	27,2991	139,4954	20,8796	29,8569	141,5134	20,1853	30,3382
Gantrycrane	112,1146	23,0666	26,0325	112,9489	21,4982	25,9751	113,6594	21,1594	25,004
Yellowlily	282,4301	25,4763	27,4127	288,4157	25,317	29,2485	297,1742	23,4926	29,5293
Wagon	174,3174	23,1354	24,056	176,2602	20,1013	23,7345	180,1517	21,2028	23,2404
Trailer	165,8312	25,9632	27,0826	168,5925	26,0951	28,8726	171,9355	24,949	28,875
Strawberries	164,5891	24,3922	25,8506	167,1693	24,2702	25,3331	171,4862	21,9998	24,353

Çizelge 4.3. $M = 0$, $Var = 0.02$ gürültüsü için GWO ile eğitilmiş filtre ile gürültü temizleme PSNR değerleri.

Görüntü	Ortalama Süre	GWO	Weiner	Ortalama Süre	GWO	Weiner	Ortalama Süre	GWO	Weiner
	N=3			N=5			N=7		
Fabric	134,0033	21,1163	23,6793	134,8141	20,26	23,9289	136,7654	18,0742	22,5535
Kobi	289,9725	24,548	24,6467	295,0976	24,2969	27,5801	305,9505	21,3766	28,1689
Lighthouse	136,8795	22,9722	24,1934	135,8335	22,8832	25,6435	138,2997	20,4745	25,6633
Onion	106,2051	23,25	24,2222	106,3686	22,9058	25,909	107,0079	22,0529	25,5759
Pears	138,2129	22,24	24,4312	139,1395	20,6046	27,4991	141,5461	20,2674	28,546
Gantrycrane	112,0751	21,2681	23,6268	112,8857	21,2397	24,228	113,585	19,7571	23,6222
Yellowlily	284,358	24,0018	24,4067	285,2345	23,9413	26,1841	293,3956	22,7801	26,6261
Wagon	174,2253	21,4967	22,3251	176,7826	21,5461	22,6439	179,88	20,9168	22,3588
Trailer	166,2067	24,1584	24,2934	169,2443	22,9496	26,6346	172,5073	23,3794	27,1294
Strawberries	164,9504	22,5999	23,4377	167,3169	20,7434	23,8186	170,7758	21,3649	23,2488

Çizelge 4.4. $M = 0.1$, $Var = 0.02$ gürültüsü için GWO ile eğitilmiş filtre ile gürültü temizleme PSNR değerleri.

Görüntü	Ortalama Süre	GWO	Weiner	Ortalama Süre	GWO	Weiner	Ortalama Süre	GWO	Weiner
	N=3			N=5			N=7		
Fabric	133,6148	17,6692	18,5691	134,8184	16,963	18,6334	136,3902	15,3649	18,1664
Kobi	291,8498	21,7013	19,4668	298,2074	21,129	20,1074	307,028	22,6996	20,2171
Lighthouse	135,2092	19,671	19,7071	136,1868	19,2719	20,18	138,3968	18,8522	20,1958
Onion	105,6204	19,1249	18,8219	106,4527	19,3907	19,3532	107,0532	18,9647	19,4769
Pears	138,4479	18,9895	18,9198	138,5476	19,175	19,5851	139,3987	18,3398	19,755
Gantrycrane	112,1355	18,2828	18,7725	113,1537	18,3268	19,0309	113,9882	18,4821	18,8867
Yellowlily	277,9273	17,9588	18,5557	283,1165	17,9153	19,0708	291,2346	17,2095	19,1808
Wagon	174,2757	19,2671	18,667	174,4376	19,2315	18,7978	177,3628	18,8392	18,6954
Trailer	166,6848	19,6589	19,2105	168,5054	21,6918	19,7719	172,5877	20,9479	19,8896
Strawberries	165,1459	18,3858	18,6325	168,487	18,3677	18,8042	173,0544	17,3426	18,6236

Çizelge 4.5. $M = 0$, $Var = 0.04$ gürültüsü için MGWO ile eğitilmiş filtre ile gürültü temizleme PSNR değerleri.

Görüntü	Ortalama Süre	GWO	Weiner	Ortalama Süre	GWO	Weiner	Ortalama Süre	GWO	Weiner
	N=3			N=5			N=7		
Fabric	133,69	19,6806	21,2806	134,8594	19,402	22,3234	136,9146	17,8912	21,4806
Kobi	293,1977	22,6167	21,8782	298,4864	22,7732	24,8535	310,3481	22,273	25,8169
Lighthouse	133,3527	21,1538	21,4046	134,1711	21,1107	23,1195	135,8882	20,691	23,429
Onion	105,7577	21,2133	21,4218	106,4979	20,4916	23,3452	106,9988	20,3228	23,6075
Pears	136,2395	20,5472	21,7475	137,7498	19,6898	25,0086	139,6628	19,6516	26,4309
Gantrycrane	112,2422	19,5637	21,1332	113,1742	19,1263	22,2679	114,7772	17,5506	22,0245
Yellowlily	281,2751	21,147	21,3783	291,4211	20,8967	23,0441	300,8309	19,7165	23,5452
Wagon	172,1187	19,4874	20,2994	174,6267	20,1943	21,2371	179,1735	19,5832	21,2369
Trailer	168,8631	22,0243	21,5876	168,5988	22,7112	24,1533	172,1153	22,6116	24,9774
Strawberries	166,4015	20,8136	20,889	169,3823	19,8732	21,8981	172,7733	19,8393	21,7585

Çizelge 4.6. $M = 0$, $Var = 0.01$ gürültüsü için MGWO ile eğitilmiş filtre ile gürültü temizleme PSNR değerleri.

Görüntü	Ortalama Süre	MGWO	Weiner	Ortalama Süre	MGWO	Weiner	Ortalama Süre	MGWO	Weiner
	N=3			N=5			N=7		
Fabric	133,3652	22,6776	25,8779	134,4606	21,6243	25,1912	136,4701	19,4578	23,362
Kobi	288,3694	26,2327	27,5357	293,6421	26,244	30,0932	322,5773	25,1201	30,0738
Lighthouse	139,8766	24,7474	26,9555	142,8566	25,6874	27,4555	143,6178	23,8591	27,4668
Onion	107,0948	24,75	27,0587	107,2631	24,2276	27,9538	107,464	23,1005	27,2461
Pears	143,6635	21,9508	27,2781	147,5703	20,9467	29,8432	149,3868	19,5866	30,3448
Gantrycrane	113,7784	22,7629	26,0213	114,512	20,0646	25,9625	115,3446	20,1667	24,9561
Yellowlily	333,843	25,7258	27,4097	318,723	24,463	29,2498	336,0282	24,6897	29,524
Wagon	177,3223	23,157	24,0509	174,0743	23,0607	23,7366	185,0308	21,8754	23,2344
Trailer	171,6666	25,5616	27,0794	169,0148	26,2144	28,8791	173,2772	25,1057	28,8947
Strawberries	177,9264	24,3379	25,8475	182,3927	24,1923	25,3363	191,8655	22,552	24,3491

Çizelge 4.7. $M = 0$, $Var = 0.02$ gürültüsü için MGWO ile eğitilmiş filtre ile gürültü temizleme PSNR değerleri.

Görüntü	Ortalama Süre	MGWO	Weiner	Ortalama Süre	MGWO	Weiner	Ortalama Süre	MGWO	Weiner
	N=3			N=5			N=7		
Fabric	133,45	20,3007	23,696	134,6831	21,1478	23,9249	136,597	19,3403	22,5441
Kobi	295,4934	24,3013	24,6551	334,0922	24,4338	27,5731	376,6728	24,3988	28,1636
Lighthouse	140,5744	22,8819	24,1728	142,5427	22,0226	25,6766	144,0474	22,0154	25,6406
Onion	107,0126	22,6813	24,2554	106,9324	23,1963	25,7296	107,7687	21,3641	25,6027
Pears	144,8482	21,8551	24,4463	146,7596	21,2223	27,5098	149,0278	20,6226	28,5555
Gantrycrane	114,004	21,2233	23,6167	114,6656	21,3793	24,2452	116,2253	19,7314	23,6059
Yellowlily	350,425	23,9279	24,4156	361,9068	23,1757	26,1778	368,8394	22,3431	26,6175
Wagon	177,8133	21,2786	22,3173	175,8125	21,5711	22,646	178,861	20,718	22,3642
Trailer	167,1213	23,9916	24,2887	169,4697	24,2387	26,6225	173,2695	24,5011	27,1351
Strawberries	185,0589	22,6067	23,4377	188,0555	21,3388	23,8174	195,7107	20,7909	23,255

Çizelge 4.8. $M = 0.1$, $Var = 0.02$ gürültüsü için MGWO ile eğitilmiş filtre ile gürültü temizleme PSNR değerleri.

Görüntü	Ortalama Süre	MGWO	Weiner	Ortalama Süre	MGWO	Weiner	Ortalama Süre	MGWO	Weiner
	N=3			N=5			N=7		
Fabric	133,2294	17,3245	18,5583	134,5593	17,1341	18,6386	136,448	17,4353	18,1771
Kobi	346,6606	21,8546	19,4585	364,4716	22,9807	20,1146	375,2674	23,2187	20,2248
Lighthouse	141,0673	19,0155	19,7162	144,0296	19,4059	20,1787	143,1814	20,1272	20,1919
Onion	107,1561	18,7679	18,8256	107,2315	19,263	19,3507	107,8479	19,1781	19,4238
Pears	144,9998	19,0738	18,9481	146,9665	19,5018	19,5947	149,3479	19,2801	19,7651
Gantrycrane	113,4972	18,268	18,7959	120,0271	18,9685	19,0164	124,0573	17,8454	18,8682
Yellowlily	346,5991	18,2467	18,5554	354,6791	17,9728	19,0699	330,526	17,5983	19,1945
Wagon	173,068	18,8002	18,661	175,3768	19,4151	18,8029	179,5636	18,1616	18,6961
Trailer	166,8805	20,3935	19,2181	178,0588	22,0685	19,7794	194,273	22,0921	19,8665
Strawberries	188,1755	18,4277	18,6363	186,4083	18,9737	18,7938	191,2795	18,8412	18,6212

Çizelge 4.9. $M = 0$, $Var = 0.04$ gürültüsü için MGWO ile eğitilmiş filtre ile gürültü temizleme PSNR değerleri.

Görüntü	Ortalama Süre	MGWO	Weiner	Ortalama Süre	MGWO	Weiner	Ortalama Süre	MGWO	Weiner
	N=3			N=5			N=7		
Fabric	133,763	19,7531	21,2637	135,0499	19,9751	22,3087	136,937	18,4578	21,4928
Kobi	343,7036	22,6018	21,8776	357,6147	23,164	24,8571	362,3382	22,2236	25,8095
Lighthouse	137,9777	20,7075	21,3775	143,1658	21,3829	23,1336	144,8573	19,2344	23,423
Onion	106,7463	21,2299	21,4491	107,4155	20,3476	23,4280	107,3432	20,5665	23,423
Pears	145,0422	21,047	21,7544	146,534	20,4281	25,0326	148,2611	20,0933	26,3948
Gantrycrane	125,0575	19,4684	21,0967	117,9371	19,5383	22,2393	119,9955	18,4053	22,0245
Yellowlily	314,4412	21,1556	21,3703	315,3832	21,2302	23,0558	330,7387	20,6115	23,5309
Wagon	173,3476	19,4402	20,3103	181,2612	20,1373	21,2407	182,1381	19,4515	21,2262
Trailer	185,0538	21,2512	21,5839	188,3792	22,8752	24,1556	185,3137	23,3709	24,9662
Strawberries	185,5828	20,8149	20,8902	188,2174	19,9501	21,8918	191,9452	20,6462	21,7458

Çizelge 4.10. $M = 0$, $Var = 0.01$ gürültüsü için GA ile eğitilmiş filtre ile gürültü temizleme PSNR değerleri.

Görüntü	Ortalama Süre	GA	Weiner	Ortalama Süre	GA	Weiner	Ortalama Süre	GA	Weiner
	N=3			N=5			N=7		
Fabric	41,4988	21,4671	25,8714	42,8663	17,6124	25,1866	42,9729	17,2521	23,3811
Kobi	261,3749	24,8927	27,5251	261,8328	24,4208	30,0871	287,8099	22,2683	30,0853
Lighthouse	47,0023	23,08	26,9857	48,7433	21,0321	27,849	49,7034	19,9094	27,4467
Onion	9,4753	23,638	27,0099	9,1977	21,5099	28,0011	10,3619	19,9583	27,2224
Pears	45,7399	21,3022	27,2736	40,1252	20,0464	29,8482	50,1232	19,593	30,3355
Gantrycrane	21,8319	20,9673	26,0305	22,2179	18,4006	25,9485	15,9433	16,3008	24,9619
Yellowlily	283,8835	26,0409	27,4203	299,4907	24,777	29,2569	322,1625	23,0057	29,519
Wagon	104,6458	22,7733	24,0528	97,8151	20,0146	23,7497	126,7426	18,5334	23,2392
Trailer	68,0519	25,0693	27,0802	68,9768	24,6449	28,8666	72,7132	22,7121	28,8871
Strawberries	66,7125	23,452	25,8352	68,4861	20,2545	25,3404	71,4942	19,4331	24,3452

Çizelge 4.11. $M = 0$, $Var = 0.02$ gürültüsü için GA ile eğitilmiş filtre ile gürültü temizleme PSNR değerleri.

Görüntü	Ortalama Süre	GA	Weiner	Ortalama Süre	GA	Weiner	Ortalama Süre	GA	Weiner
	N=3			N=5			N=7		
Fabric	41,7937	19,8628	23,6755	41,4299	18,3043	23,9356	43,8131	17,0635	22,5511
Kobi	240,5879	23,5142	24,6563	253,5413	23,8201	27,5652	271,4847	22,4243	28,1646
Lighthouse	41,5229	22,4101	24,1849	46,1619	21,2402	25,6808	44,6024	20,1455	25,6775
Onion	9,3217	22,141	24,2179	11,3989	21,061	25,8049	11,7957	19,1099	25,5983
Pears	47,9712	20,9853	24,4465	48,5342	20,3401	27,4976	55,5888	19,812	28,5856
Gantrycrane	21,0333	20,3751	23,6024	15,7716	17,2587	24,2391	16,0895	15,28	23,599
Yellowlily	305,4893	23,373	24,4123	307,9756	22,9819	26,1868	326,069	21,9797	26,625
Wagon	127,2575	20,9927	22,3277	77,2082	19,6099	22,652	78,2904	18,4278	22,366
Trailer	55,9851	23,5533	24,2892	69,3534	23,8387	26,6478	73,5194	22,9182	27,1478
Strawberries	66,7316	22,206	23,4273	68,8344	20,706	23,8321	70,8182	18,8052	23,2586

Çizelge 4.12. $M = 0.1$, $Var = 0.02$ gürültüsü için GA ile eğitilmiş filtre ile gürültü temizleme PSNR değerleri.

Image	Time	GA	Weiner	Time	GA	Weiner	Time	GA	Weiner
	N=3			N=5			N=7		
Fabric	41,527	16,2775	18,5418	42,3557	15,762	18,6318	47,0664	15,1826	18,1754
Kobi	252,8218	20,1933	19,473	253,7768	19,5916	20,1008	245,1399	19,5916	20,1008
Lighthouse	45,9429	19,168	19,703	43,4029	18,9023	20,178	40,3719	18,0881	20,2030
Onion	9,1657	18,843	18,8205	9,137	18,8955	19,402	9,473	17,2161	19,448
Pears	57,936	17,9701	18,917	67,6669	17,5462	19,5972	61,6646	16,8875	19,7775
Gantrycrane	15,2802	16,6257	18,7942	21,825	15,7551	19,0341	22,9933	14,7169	18,8548
Yellowlily	284,7644	17,8891	18,5502	300,1836	17,7304	19,0693	308,9944	17,1731	19,1888
Wagon	73,889	19,2232	18,6674	75,4003	18,6499	18,7947	78,378	16,8814	18,7003
Trailer	67,572	20,2523	19,2193	69,3749	21,1818	19,7755	72,118	20,1628	19,8731
Strawberries	67,0096	18,2843	18,6351	69,2872	17,5227	18,8007	71,6449	16,5254	18,6127

Çizelge 4.13. $M = 0$, $Var = 0.04$ gürültüsü için GA ile eğitilmiş filtre ile gürültü temizleme PSNR değerleri.

Görüntü	Ortalama Süre	GA	Weiner	Ortalama Süre	GA	Weiner	Ortalama Süre	GA	Weiner
	N=3			N=5			N=7		
Fabric	45,633	19,6431	21,2819	47,5375	17,911	22,3492	52,6115	16,0481	21,4589
Kobi	233,8753	21,3802	21,8714	266,5404	22,5575	24,8577	291,5235	21,6254	25,8223
Lighthouse	43,3984	20,967	21,4038	46,1647	20,4508	23,1113	47,0753	19,4435	23,4361
Onion	11,3878	18,8422	21,4998	9,0669	20,602	23,2443	11,6438	19,4913	23,5637
Pears	58,2026	21,5982	21,7264	61,7265	20,6919	25,0071	41,3623	20,0131	26,4396
Gantrycrane	22,0066	19,4617	21,1299	15,3294	17,0795	22,3126	16,0595	15,7672	22,0571
Yellowlily	272,4333	20,164	21,3724	299,5036	20,9121	23,0406	312,6632	19,7259	23,5433
Wagon	74,1945	19,7784	20,3144	76,0623	19,112	21,2304	79,7701	18,3017	21,2455
Trailer	67,959	21,6114	21,5812	69,4109	22,4146	24,1510	73,176	21,3379	24,97
Strawberries	67,8407	19,6057	20,8827	69,1379	19,4629	21,907	71,6522	19,0708	21,7321

5. SONUÇ

Son zamanlarda yapılan görüntülerdeki gürültü temizleme çalışmalarında yaşanan problem genellikle görüntülerdeki gürültülerin iyi bir şekilde temizlenememesidir. Bunun sebepleri gürültünün homojen dağılmaması, işaret gürültü oranının yüksek olması ve kullanılan algoritmanın yetersiz olmasıdır. Gürültü temizleme çalışmalarında, gürültüyü en iyi şekilde temizleyecek filtre katsayılarının elde edilmesi işleminde optimizasyon algoritmaları da kullanılmaktadır. Bunlardan bazıları GA, Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO), Guguk Kuşu Optimizasyonu, Arı Kolonisi Optimizasyon Algoritmasıdır. Kullanılan bu algoritmaların yanı sıra son yıllarda doğadan esinlenen özellikle hayvan davranışları taklit eden çok sayıda optimizasyon algoritması geliştirilmiş ve bir çok mühendislik problemine başarıyla uygulanmıştır.

Yapılan literatür çalışmalarında, bu algoritmaların en başarılılarından birinin GWO olduğu görülmüştür. Ancak GWO'nun yine bir optimizasyon problemi olan gürültü temizlemedeki başarısı hiçbir çalışmada ortaya konmamıştır. Bu sebeple; bu çalışmada görüntüye çeşitli varyasyonlarda Gauss gürültüsü eklenerek görüntüler gürültülü hale getirilmiştir. Daha sonra GWO, MGWO ve GA ile eğitilerek optimum filtre katsayıları elde edilmiştir. Filtre katsayıları $N = 3,5$ ve 7 kare filtre boyutu için GWO, MGWO ve GA ile eğitilmiştir. Oluşturulan bu filtreler ile görüntüdeki gürültünün tespit edilip temizlenmesine yönelik çalışma yapılmıştır. PSNR değerlerine göre Weiner ve MGWO en başarılı sonuçlara sahiptir. Weiner ve MGWO'dan sonra GWO üçüncü ve GA en kötü sonuçlara sahiptir.

Tablolardan da görülebileceği gibi, MGWO Weiner'den bazı görüntüler için daha iyi sonuçlara sahiptir. Ancak MGWO'nun tüm sonuçlar için Weiner 'den daha iyi sonuçlar verebilmesi için algoritmanın düzenlenmeye ihtiyacı vardır. Gelecekteki çalışmalarda algoritmadaki adaptasyonlarla farklı tipteki gürültüler için testler yapılarak algoritma daha da uygun hale gelebilir.

6. KAYNAKLAR

- [1] D. K. Priya, B. B. Sam, S. Lavanya, and A. P. Sajin, "A survey on medical image denoising using optimisation technique and classification," *2017 Information Communication and Embedded Systems, (ICICES)*, pp. 1–6, 2017.
- [2] S. Routray, A. K. Ray, and C. Mishra, "A novel study on color image denoising and comparison of various state-of-the-art methods," *In Trends in Electronics and Informatics (ICEI) International Conference on*, pp. 533-536, 2017.
- [3] S. K. Panigrahi, S. Gupta, and P. K. Sahu, "Curvelet-based multiscale denoising using non-local means and guided image filter, " *IET Image Processing*, vol. 12, no. 6, pp. 909-918, 2018.
- [4] D. Lee, S. Choi, and H. J. Kim, "Performance evaluation of image denoising developed using convolutional denoising autoencoders in chest radiography," *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, pp. 97-104, 2018.
- [5] M. A. Al-Antari, M. A. Al-Masni, M. Metwally, D. Hussain, E. Valarezo, P. Rivera and J. S. Shin, "Non-local means filter denoising for DEXA images," *In Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), 2017 39th Annual International Conference of the IEEE*, pp. 572-575, 2017.
- [6] G. Qiaoman, W. Guoxin, and X. Xiaoli, "Application of adaptive median filter and wavelet transform to dongba manuscript images denoising," *In Electronic Measurement and Instruments (ICEMI) 13th IEEE International Conference on*, pp. 335-339, 2017.
- [7] J. Pang, "Improved image denoising based on Haar wavelet transform," *In 2017 IEEE SmartWorld, Ubiquitous Intelligence and Computing, Advanced and Trusted Computed, Scalable Computing and Communications, Cloud and Big Data Computing, Internet of People and Smart City Innovation (SmartWorld/SCALCOM/UIC/ATC/CBDCCom/IOP/SCI)*, 2017.
- [8] S. Devi and P. Mohan, "A comparison of compressive sensing application for image denoising with wavelet denoising," *In 2017 International Conference on Intelligent Sustainable Systems (ICISS)*, pp. 137-141, 2017.
- [9] M. F. Fahmy and O. M. Fahmy, "A new image denoising technique using orthogonal complex wavelets," *In National Radio Science Conference (NRSC)*, pp. 223-230, 2018.
- [10] I. C. Rodrigues and J. M. R . Sanches, "Convex total variation denoising of Poisson fluorescence confocal images with anisotropic filtering," *Transactions on Image Processing*, vol. 20, no 1, pp. 146-160, 2011.
- [11] C. F. Toledo, L. de Oliveira, R. D da Silva and H. Pedrini, "Image denoising based on genetic algorithm," *In Evolutionary Computation (CEC), 2013 IEEE Congress on*, pp. 1294-1301, 2013.
- [12] B. Jähne, *Digital Image Processing*, 6th ed., Germany:Springer, 2005.
- [13] R. L. Easton, *Fundamentals of Digital Image Processing*, New Jersey, USA: John Wiley & Sons, 2010.

- [14] M. Ertaş, A. Akan, I. Yıldırım and M. Kamasak, "Image denoising by using non-local means and Total Variation, " *22nd Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, pp. 2122-2125, 2014.
- [15] C. Ferles, Y. Papanikolaou, K. J. Naidoo, "Denoising Autoencoder Self-Organizing Map (DASOM)," *Neural Networks*, vol. 105, pp. 112-131, 2018.
- [16] A. Benou, R. Veksler, A. Friedman, T. R Raviv, "Ensemble of expert deep neural networks for spatio-temporal denoising of contrast-enhanced MRI sequences," *Medical Image Analysis*, vol. 42, pp. 145-159, 2017.
- [17] D. Lee, S. Choi and H. J. Kim, "Performance evaluation of image denoising developed using convolutional denoising autoencoders in chest radiography, " *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, pp. 97-104, 2018.
- [18] F. Liu and J. Liu, "Anisotropic diffusion for image denoising based on diffusion tensors," *Journal of Visual Communication and Image Representation*, vol. 23, pp. 516-521, 2012.
- [19] H. Kim and S. Kim, "Impulse-mowing anisotropic diffusion filter for image denoising," *2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, pp. 2923-2927, 2014.
- [20] Y. Li, S. Ding, Z. Li, X. Li and B. Tan, "Dictionary learning in the analysis sparse representation with optimization on Stiefel manifold, " *2017 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP)*, pp. 1270-1274, 2017.
- [21] J. Maggu, R. Hussein, A. Majumdar and R. Ward, "Impulse denoising via transform learning," *2017 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing (GlobalSIP)*, pp. 1250-1254, 2017.
- [22] A. B. Said, R. Hadjidj, K. E. Melkemi and S. Foufou, "Multispectral image denoising with optimized vector non-local mean filter," *Digital Signal Processing*, vol. 58, pp. 115-126, 2016.
- [23] S. Bhattacharyya, P. Pal and S. Bhowmick, "Binary image denoising using a quantum multilayer self organizing neural network," *Applied Soft Computing*, vol. 24, pp. 717-729, 2014.
- [24] A. Benou, R. Veksler, A. Friedman, T. Riklin Raviv, "Ensemble of expert deep neural networks for spatio-temporal denoising of contrast-enhanced MRI sequences," *Medical Image Analysis*, vol 42 , pp 145-159, 2017.
- [25] X. Kuang, X. Sui, Y. Liu, Q. Chen and G. GU, "Single infrared image optical noise removal using a deep convolutional neural network," in *IEEE Photonics Journal*, vol. 10, no. 2, pp. 1-15, 2018.
- [26] M. Kimlyk and S. Umnyashkin, "Image denoising using discrete wavelet transform and edge information," *2018 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (EIConRus)*, pp. 1823-1825, 2018.
- [27] T. Williams and R. Li, "An efficient hybrid Fourier-Wavelet Neighborhood Coefficient image denoising approach," *In SoutheastCon*, pp. 1-4, 2016.
- [28] J. Fan, H. Yi, L. Xu and T. Zhao, "A Histogram-Based denoising algorithm in a

- joint-fourier transform correlator for image recognition,” *Symposium on Photonics and Optoelectronics*, pp. 1-3, 2012.
- [29] S. K. Panigrahi, S. Gupta and P. K. Sahu, “Curvelet-based multiscale denoising using non-local means and guided image filter,” in *IET Image Processing*, vol. 12, no. 6, pp. 909-918, 2018.
 - [30] S. Zhen-gang and L. Qin-zi, “Pulmonary CT image denoising algorithm based on curvelet transform criterion,” *2017 7th IEEE International Symposium on Microwave, Antenna, Propagation, and EMC Technologies (MAPE)*, pp. 520-524, 2017.
 - [31] K. K. V. Toh and N. A. M. Isa, “Noise adaptive fuzzy switching median filter for salt-and-pepper noise reduction,” *IEEE signal processing letters*, vol. 17, no. 3, pp. 281-284, 2010.
 - [32] K. N. Plataniotis and A. N. Venetsanopoulos, *Color Image Processing and Applications*. Germany:Springer, 2000.
 - [33] S. Mirjalili, S. M. Mirjalili, and A. Lewis, “Grey Wolf Optimizer,” *Advances in Engineering Software*, vol. 69, pp. 46–61, 2014.
 - [34] N. Jayakumar, S. Subramanian, S. Ganesan, and E. B. Elanchezhian, “Grey wolf optimization for combined heat and power dispatch with cogeneration systems,” *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 74, pp. 252–264, 2016.
 - [35] N. Mittal, U. Singh, and B. S. Sohi, “Modified grey wolf optimizer for global engineering optimization,” *Applied Computational Intelligence and Soft Computing*, pp. 1–16, 2016.
 - [36] J. H. Holland, “Genetic algorithms,” *Scientific American*, vol. 267, no. 1, pp. 66–73, 1992.
 - [37] P. Turgut, M. Gümüşçü, ve A. Arslan, “Genetik algoritmalar ve çalışma prensipleri,” *GAP IV. Mühendislik Kongresi Bildiriler Kitabı*, 2002.
 - [38] A. Coşkun ve N. Arıcı, “Genetik algoritma kullanılarak deriden geçiş özelliklerine göre kimyasal maddelerin molekül yapılarının bulunması,” *Politeknik Dergisi*, c. 9, s. 4, 2006.
 - [39] F. Akpınar, “Yerleştirme rotalama problemi için bir genetik algoritma,” Doktora tezi, Endüstri Mühendisliği Bölümü, İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul, Türkiye, 2009.
 - [40] P. Punhani and N. K. Garg, “Noise removal in MR images using non linear filters,” *2015 6th International Conference on Computing, Communication and Networking Technologies (ICCCNT)*, pp. 1-6, 2015.

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Hüseyin Avni ARDAÇ
Doğum Tarihi ve Yeri : 19.08.1992 – TRABZON
Yabancı Dili : İngilizce
E-posta : HuseyinAvniArdac@duzce.edu.tr

ÖĞRENİM DURUMU

Derece	Alan	Okul/Üniversite	Mezuniyet Yılı
Y. Lisans	Bilgisayar Müh.	Düzce Üniversitesi	2018
Lisans	Bilgisayar Müh.	Düzce Üniversitesi	2015
Lise	Fen Bilimleri	Sultanbeyli Türk Telekom Anadolu Lisesi	2010