T.C.
ERCİYES ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK – ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

YAPAY ARI KOLONİ ALGORİTMASI KULLANILARAK İKİ BOYUTLU SAYISAL SÜZGEÇLERİN TASARIMININ İNCELENMESİ VE GELİŞTİRİLMESİ

Hazırlayan
Serdar KOÇKANAT

Danışman
Prof. Dr. Nurhan KARABOĞA

Doktora Tezi

Ekim 2015
KAYSERİ

T.C.
ERCİYES ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI

YAPAY ARI KOLONİ ALGORİTMASI KULLANILARAK İKİ BOYUTLU SAYISAL SÜZGEÇLERİN TASARIMININ İNCELENMESİ VE GELİŞTİRİLMESİ

(Doktora Tezi)

Hazırlayan
Serdar KOÇKANAT

Danışman
Prof. Dr. Nurhan KARABOĞA

Bu çalışma; Erciyes Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi tarafından FDK-2012-4156 kodlu proje ile desteklenmiştir.

Ekim 2015
KAYSERİ

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK

Bu çalışmadaki tüm bilgilerin, akademik ve etik kurallara uygun bir şekilde elde edildiğini beyan ederim. Aynı zamanda bu kural ve davranışların gerektirdiği gibi, bu çalışmanın özünde olmayan tüm materyal ve sonuçları tam olarak aktardığımı ve referans gösterdiğimi belirtirim.

Adı-Soyadı: Serdar KOÇKANAT

İmza:

YÖNERGEYE UYGUNLUK

"Yapay Arı Koloni Algoritması Kullanılarak İki Boyutlu Sayısal Süzgeçlerin Tasarımının İncelenmesi ve Geliştirilmesi" adlı Doktora tezi, Erciyes Üniversitesi Lisansüstü Tez Önerisi ve Tez Yazma Yönergesi 'ne uygun olarak hazırlanmıştır.

Tezi Hazırlayan

Serdar KOÇKANAT

İmza

Danışman

Prof. Dr. Nurhan KARABOĞA

İmza

Elektrik-Elektronik Mühendisliği ABD Başkanı

Prof. Dr. Necmi TAŞPINAR

İmza

Prof. Dr. Nurhan KARABOĞA danışmanlığında **Serdar KOÇKANAT** tarafından hazırlanan "**Yapay Arı Koloni Algoritması Kullanılarak İki Boyutlu Sayısal Süzgeçlerin Tasarımının İncelenmesi ve Geliştirilmesi**" adlı bu çalışma, jürimiz tarafından Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü **Elektrik-Elektronik Mühendisliği** Anabilim Dalında **Doktora** tezi olarak kabul edilmiştir.

12 / 10 / 2015

JÜRİ:

Başkan	:Prof. Dr. Kerim GÜNEY
Üye	:Prof. Dr. Mustafa ALÇI
Üye	:Prof. Dr. Necmi TAŞPINAR
Üye	:Prof. Dr. Nurettin ACIR
Üye	:Prof. Dr. Nurhan KARABOĞA

ONAY:
Bu tezin kabulü Enstitü Yönetim Kurulunun 20/10/2015 tarih ve 2015/43-03 sayılı kararı ile onaylanmıştır.

20 / 10 / 2015

Prof. Dr. Kâzım KEŞLİOĞLU

Enstitü Müdürü

TEŞEKKÜR

Doktora eğitimine ilk başladığım günden bu yana pozitifliği, olayları farklı bakış açılarından değerlendirmeyi, hiç bıkmadan tekrar tekrar denemeyi, aile ve akademik hayat arasındaki dengeyi sağlamayı, sadece kendime değil aynı zamanda çevremdekilere de akademik açıdan faydalı olmayı öğreten ve bunu bir yaşam biçimi haline getirmemi sağlayan, bana her konuda destek olan ve yol gösteren değerli danışmanım Prof. Dr. Nurhan KARABOĞA'ya en içten kalbi duygularımla teşekkür ederim.

Tez çalışmamın takip edilmesi ve değerlendirilmesinde bana zaman ayırarak yorulmadan, sıkılmadan beni dinleyen ve değerli fikirleriyle beni yönlendiren değerli hocalarım Prof. Dr. Mustafa ALÇI'ya ve Prof. Dr. Necmi TAŞPINAR' a da teşekkürü bir borç bilirim. Ayrıca tez çalışmamda önemli bir yeri olan Yapay Arı Koloni Algoritması'nı anlatan ve bana emeklerini esirgemeyen hocam Prof. Dr. Derviş KARABOĞA'ya da teşekkür ederim. Değerli zamanlarını ayırarak sınavıma katılma nezaketini gösteren kıymetli hocalarım Prof. Dr. Nurettin ACIR'a ve Prof. Dr. Kerim GÜNEY'e de ayrıca teşekkürlerimi sunarım.

Bu tez çalışmasına maddi destek veren Erciyes Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi'ne (Proje No: FDK-2012-4156) teşekkür ederim.

Ayrıca; tüm eğitim hayatım süresince benim yanımda olan, hem maddi hem de manevi olarak beni daima destekleyen değerli aileme ve çalışmalarımı sürdürürken ki göstermiş olduğu sabır, destek ve sevgi için değerli eşime en içten kalbi duygularımla teşekkür ederim.

Serdar KOÇKANAT

Kayseri, Ekim 2015

YAPAY ARI KOLONİ ALGORİTMASI KULLANILARAK İKİ BOYUTLU SAYISAL SÜZGEÇLERİN TASARIMININ İNCELENMESİ VE GELİŞTİRİLMESİ

Serdar KOÇKANAT

Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü

Doktora Tezi, Ekim 2015

Danışman: Prof. Dr. Nurhan KARABOĞA

ÖZET

Son yıllarda, iki boyutlu (Two Dimensional, 2-D) sayısal süzgeç tasarımları tıp, uzay ve elektronik gibi birçok alanda başarıyla kullanılmaktadır. 2-D sayısal süzgeç tasarım problemleri çok-modlu, çok parametreli ve çok boyutlu optimizasyon problemleri olduğu için, birçok araştırmacı bu tasarım problemlerinin çözümünde yüksek yakınsama hızına ve küresel araştırma yeteneğine sahip sezgisel algoritmaları kullanmaktadırlar.

Bu tez çalışmasında, en etkin sezgisel algoritmalardan biri olan yapay arı koloni (Artificial Bee Colony, ABC) algoritması hem doğrusal zamanla değişmeyen hem de adaptif 2-D sonlu dürtü cevaplı (Finite Impulse Response, FIR) sayısal süzgeçlerin 2-D gürültü giderimi uygulaması ile tasarımında kullanılmıştır. Ayrıca, değişen gürültü seviyesinin ve süzgeç derecesinin 2-D gürültü giderimi uygulaması üzerine etkisi de incelenmiştir. ABC algoritmasının süzgeç tasarım performansı parçacık sürü optimizasyonu (Particle Swarm Optimization, PSO) ve diferansiyel gelişim (Differential Evolution, DE) sezgisel algoritmaları ile birlikte adaptif süzgeç tasarımlarında sıkça tercih edilen en küçük ortalama kareler (Least Mean Square, LMS) ve normalize edilmiş en küçük ortalama kareler (Normalized Least Mean Square, NLMS) algoritmalarının performansı ile mukayese edilmiştir. Ayrıca, ABC algoritması kullanılarak klinik ultrason sayısal görüntüleri üzerindeki Speckle gürültüsünün giderilmesi için yeni bir yaklaşım önerilmiştir. Sonuç olarak, ABC algoritması 2-D FIR sayısal süzgeçlerin 2-D gürültü giderimi uygulamaları ile tasarımlarında hem elde edilen ortalama, standart sapma ve en iyi hata değerleri açısından hem de elde edilen sayısal görüntülerin kalitesi açısından diğer algoritmalara göre daha iyi sonuçlar vermiştir.

Anahtar Kelimeler: 2-D FIR sayısal süzgeç; yapay arı koloni algoritması; gürültü giderimi; sayısal süzgeç tasarımı; optimizasyon.

EXAMINATION AND IMPROVING OF TWO DIMENSIONAL DIGITAL FILTERS DESIGN BY USING ARTIFICIAL BEE COLONY ALGORITHM

Serdar KOÇKANAT

Erciyes University, Graduate School of Natural and Applied Sciences

Ph. D. Thesis, October 2015

Supervisor: Prof. Dr. Nurhan KARABOĞA

ABSTRACT

Recently, two dimensional (2-D) digital filter designs have been used successfully in many fields, such as medicine, aerospace and electronics. Because the 2-D digital filter design approaches are multi-modal, multi-parameter and multi-dimensional optimization problems, many researchers have been used metaheuristic algorithms which have high convergence speed and global research capabilities in solving these design problems.

In this thesis, the artificial bee colony (ABC) algorithm that is one of the most efficient metaheuristic algorithms is used in the design of both linear time invariant and adaptive 2-D finite impulse response (FIR) digital filters with 2-D noise cancellation application. In addition, the effects of varying noise levels and filter orders on the 2-D noise cancellation application are analyzed. The digital filter design performance of the ABC algorithm is compared with those of the particle swarm optimization (PSO) and differential evolution (DE) metaheuristic algorithms and least mean square (LMS) and normalized least mean square algorithms which are more preferred algorithm in adaptive filter design. Also, a novel approach is proposed for elimination of Speckle noise on clinical ultrasound digital images using the ABC algorithm. As a result, in the designs of 2-D FIR digital filters with 2-D noise cancellation applications, the ABC algorithm gives better results than those of the other algorithms in terms of both obtained mean, standard deviation and best error values and the visual quality of the restored digital images.

Keywords: 2-D FIR digital filter; artificial bee colony algorithm; noise cancellation; digital filter design; optimization.

İÇİNDEKİLER

YAPAY ARI KOLONİ ALGORİTMASI KULLANILARAK İKİ BOYUTLU SAYISAL SÜZGEÇLERİN TASARIMININ İNCELENMESİ VE GELİŞTİRİLMESİ

Sayfa

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK SAYFASI i
YÖNERGEYE UYGUNLUK SAYFASI ii
KABUL VE ONAY SAYFASI iii
TEŞEKKÜR iv
ÖZET v
ABSTRACT vi
İÇİNDEKİLER vii
KISALTMA ve SİMGELER xi
TABLOLAR LİSTESİ xii
ŞEKİLLER LİSTESİ xv

GİRİŞ 1

1. BÖLÜM

GENEL BİLGİLER ve LİTERATÜR ÇALIŞMASI

1.1. Sayısal İşaret İşleme 4
1.2. 2-D Sayısal İşaretler 6
1.3. 2-D FIR Sayısal Süzgeçlerin Temelleri 9
1.3.1. Bir Sistem olarak 2-D Sayısal Süzgeç 9
1.3.1.1. Doğrusallık 9
1.3.1.2. Ötelemeyle Değişmezlik 10
1.3.1.3. Nedensellik 10

1.3.2. 2-D FIR Sayısal Süzgeç 10
1.3.3. 2-D FIR Sayısal Süzgecin Temel Bileşenleri 13
1.3.4. Kararlılık 13
1.4. Optimizasyon Algoritmaları ve 2-D Süzgeç Tasarımı 15
1.5. 2-D Sayısal Süzgeç Tasarımında Sezgisel Algoritmaların Kullanılması 16

2. BÖLÜM

2-D FIR SAYISAL SÜZGEÇ TASARIMINDA KULLANILAN ALGORİTMALAR

2.1. 2-D FIR Sayısal Süzgeç Tasarımında Kullanılan Sezgisel Algoritmalar 34
2.1.1. Yapay Arı Koloni Algoritması 34
2.1.2. Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritması 41
2.1.3. Diferansiyel Gelişim Algoritması 43
2.2. 2-D FIR Sayısal Süzgeç Tasarımında Kullanılan Türeve Dayalı Algoritmalar 45
2.2.1. En Küçük Ortalama Kareler Algoritması 46
2.2.2. Normalize Edilmiş En Küçük Ortalama Kareler Algoritması 47

3. BÖLÜM

DOĞRUSAL ZAMANLA DEĞİŞMEYEN 2-D FIR SAYISAL SÜZGEÇLERİN 2-D GÜRÜLTÜ GİDERİMİ UYGULAMASI İLE TASARIMINDA YAPAY ARI KOLONİ ALGORİTMASININ KULLANILMASI

3.1. Doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR Sayısal Süzgeçlerin 2-D Gürültü Giderimi Uygulaması ile Tasarımlarının İncelenmesi 48
3.2. Doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR Sayısal Süzgeçlerin 2-D Gürültü Giderimi Uygulaması ile Tasarımlarında Kullanılacak Algoritmaların Kontrol Parametre Değerlerinin Seçiminin İncelenmesi 52
3.3. Değişen Gürültü Seviyelerinin doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR Sayısal Süzgeçlerin 2-D Gürültü Giderimi Uygulaması ile Tasarımları Üzerine Etkisinin İncelenmesi 58
3.3.1. Varyansı 0.1 Olan Beyaz Gauss Gürültüsünün Etkisinin İncelenmesi 59

3.3.2. Varyansı 0.3 Olan Beyaz Gauss Gürültüsünün Etkisinin İncelenmesi 63
3.3.3. Varyansı 0.5 Olan Beyaz Gauss Gürültüsünün Etkisinin İncelenmesi 67
3.3.4. Varyansı 0.7 Olan Beyaz Gauss Gürültüsünün Etkisinin İncelenmesi 71
3.3.5. Varyansı 1 Olan Beyaz Gauss Gürültüsünün Etkisinin İncelenmesi 75
3.4. Değişen Süzgeç Derecesinin Doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR Sayısal Süzgeçlerin 2-D Gürültü Giderimi Uygulaması ile Tasarımları Üzerine Etkisinin İncelenmesi 79

4. BÖLÜM
ADAPTİF 2-D FIR SAYISAL SÜZGEÇLERİN 2-D GÜRÜLTÜ GİDERİMİ UYGULAMASI İLE TASARIMINDA YAPAY ARI KOLONİ ALGORİTMASININ KULLANILMASI

4.1. Adaptif 2-D FIR Sayısal Süzgeçlerin 2-D Gürültü Giderimi Uygulaması ile Tasarımlarının İncelenmesi 84
4.2. Adaptif 2-D FIR Sayısal Süzgeçlerin 2-D Gürültü Giderimi Uygulaması ile Tasarımlarında Kullanılacak Algoritmaların Kontrol Parametre Değerlerinin Seçiminin İncelenmesi 86
4.3. Değişen Gürültü Seviyelerinin Adaptif 2-D FIR Sayısal Süzgeçlerin 2-D Gürültü Giderimi Uygulaması ile Tasarımları Üzerine Etkisinin İncelenmesi 86
4.3.1. Varyansı 0.1 Olan Beyaz Gauss Gürültüsünün Etkisinin İncelenmesi 87
4.3.2. Varyansı 0.3 Olan Beyaz Gauss Gürültüsünün Etkisinin İncelenmesi 92
4.3.3. Varyansı 0.5 Olan Beyaz Gauss Gürültüsünün Etkisinin İncelenmesi 96
4.3.4. Varyansı 0.7 Olan Beyaz Gauss Gürültüsünün Etkisinin İncelenmesi 101
4.3.5. Varyansı 1 Olan Beyaz Gauss Gürültüsünün Etkisinin İncelenmesi 106
4.4. Değişen Süzgeç Derecesinin Adaptif 2-D FIR Sayısal Süzgeçlerin 2-D Gürültü Giderimi Uygulaması ile Tasarımları Üzerine Etkisinin İncelenmesi 111

5. BÖLÜM
ABC ALGORİTMASI İLE YENİ BİR GÜRÜLTÜ GİDERİMİ YAKLAŞIMI

5.1. Klinik Ultrason Görüntülerin Gürültü Gideriminde Yeni Yaklaşımın İncelenmesi 116

6. BÖLÜM
TARTIŞMA, SONUÇ ve ÖNERİLER

6.1. Tartışma 122
6.2. Sonuç ve Öneriler 125

KAYNAKLAR 126
ÖZGEÇMİŞ 137

KISALTMALAR VE SİMGELER

Sembol	Anlamı	Birimi
1-D	Bir boyutlu	
2-D	İki boyutlu	
3-D	Üç boyutlu	
N-D	N boyutlu	
ABC	Yapay arı kolonisi (Artificial bee colony)	
PSO	Parçacık sürü optimizasyonu (Particle swarm optimization)	
DE	Diferansiyel gelişim (Differential evolution)	
LMS	En küçük ortalama kareler (Least mean square)	
NLMS	Normalize en küçük ortalama kareler (Normalized least mean square)	
FIR	Sonlu dürtü cevaplı (Finite impulse response)	
IIR	Sonsuz dürtü cevaplı (Infinite impulse response)	
MSE	Ortalama karesel hata (Mean square error)	
PSNR	Tepe işaret gürültü oranı (Peak signal to noise ratio)	(dB.)
SSIM	Yapısal benzerlik indeks ölçümü (Structural similarity index measurement)	

TABLOLAR LİSTESİ

Tablo 1.1. 1975-2015 yılları arasında 2-D FIR ve IIR sayısal süzgeçlerin tasarımına yönelik sezgisel algoritmalara dayanan çalışmalar. 32
Tablo 3.1. ABC algoritmasının değişen koloni sayılarına karşılık ortalama, standart sapma, en iyi hata, en iyi PSNR ve en iyi SSIM değerleri. 55
Tablo 3.2. ABC algoritmasının değişen maksimum çevrim sayılarına karşılık ortalama, standart sapma, en iyi hata, en iyi PSNR ve en iyi SSIM değerleri. 56
Tablo 3.3. ABC algoritmasının değişen limit değerlerine karşılık ortalama, standart sapma, en iyi hata, en iyi PSNR ve en iyi SSIM değerleri. 57
Tablo 3.4. ABC, PSO ve DE algoritmalarının gürültü giderimi için kullanılan kontrol parametre değerleri. 58
Tablo 3.5. Sezgisel algoritmaların varyansı 0.1 olan gürültü etkisinde pot görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri. 60
Tablo 3.6. Sezgisel algoritmaların varyansı 0.1 olan gürültü etkisinde cameraman görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri. 60
Tablo 3.7. Sezgisel algoritmaların varyansı 0.3 olan gürültü etkisinde pot görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri. 63
Tablo 3.8. Sezgisel algoritmaların varyansı 0.3 olan gürültü etkisinde cameraman görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri. 64
Tablo 3.9. Sezgisel algoritmaların varyansı 0.5 olan gürültü etkisinde pot görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri. 67
Tablo 3.10. Sezgisel algoritmaların varyansı 0.5 olan gürültü etkisinde cameraman görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri. 67
Tablo 3.11. ABC, PSO ve DE algoritmaları kullanılarak tasarlanan 2-D FIR sayısal süzgeçlerin katsayıları. 70
Tablo 3.12. Sezgisel algoritmaların varyansı 0.7 olan gürültü etkisinde pot görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri. 72
Tablo 3.13. Sezgisel algoritmaların varyansı 0.7 olan gürültü etkisinde cameraman görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri. 72
Tablo 3.14. Sezgisel algoritmaların varyansı 1 olan gürültü etkisinde pot görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri. 76

Tablo 3.15. Sezgisel algoritmaların varyansı 1 olan gürültü etkisinde cameraman görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri. 76
Tablo 3.16. ABC algoritmasının değişen süzgeç derecesine bağlı olarak pot görüntüsü için elde ettiği performans ölçüm değerleri. 80
Tablo 4.1. Sezgisel ve türeve dayalı algoritmaların varyansı 0.1 olan gürültü etkisinde pot görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri..... 88
Tablo 4.2. Sezgisel ve türeve dayalı algoritmaların varyansı 0.1 olan gürültü etkisinde cameraman görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri. 88
Tablo 4.3. Sezgisel ve türeve dayalı algoritmaların varyansı 0.3 olan gürültü etkisinde pot görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri..... 92
Tablo 4.4. Sezgisel ve türeve dayalı algoritmaların varyansı 0.3 olan gürültü etkisinde cameraman görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri. 92
Tablo 4.5. Sezgisel ve türeve dayalı algoritmaların varyansı 0.5 olan gürültü etkisinde pot görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri..... 97
Tablo 4.6. Sezgisel ve türeve dayalı algoritmaların varyansı 0.5 olan gürültü etkisinde cameraman görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri. 97
Tablo 4.7. ABC, PSO ve DE algoritmaları kullanılarak tasarlanan adaptif 2-D FIR sayısal süzgeçlerin katsayıları 101
Tablo 4.8. Sezgisel ve türeve dayalı algoritmaların varyansı 0.7 olan gürültü etkisinde pot görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri..... 102
Tablo 4.9. Sezgisel ve türeve dayalı algoritmaların varyansı 0.7 olan gürültü etkisinde cameraman görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri. 102
Tablo 4.10. Sezgisel ve türeve dayalı algoritmaların varyansı 1 olan gürültü etkisinde pot görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri..... 107
Tablo 4.11. Sezgisel ve türeve dayalı algoritmaların varyansı 1 olan gürültü etkisinde cameraman görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri. 107
Tablo 4.12. Adaptif ABC algoritmasının değişen süzgeç derecesine bağlı olarak cameraman görüntüsü için elde ettiği performans ölçüm değerleri. 112

Tablo 5.1. Önerilen gürültü giderimi yaklaşımı öncesi ve sonrası karşılaştırılan yöntemlerin PSNR değerleri. 119
Tablo 5.2. Önerilen gürültü giderimi yaklaşımı öncesi ve sonrası karşılaştırılan yöntemlerin SSIM değerleri. 119

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1.1. DSP alanının katkıda bulunduğu bilim dalları. 6
Şekil 1.2. 2-D işaretler. 7
Şekil 1.3. Bir 2-D sayısal süzgeç. 9
Şekil 1.4. 2-D sayısal süzgecin temel elemanları. 14
Şekil 1.5. 2-D sayısal süzgeç tasarımlarının yüzdesel dağılımı. 29
Şekil 1.6. 2-D sayısal süzgeç tasarım çalışmalarının yıllara göre dağılımı. 30
Şekil 1.7. 2-D sayısal süzgeç tasarımında kullanılan sezgisel algoritmalar ve yayın sayıları. 31
Şekil 1.8. 2-D sayısal süzgeç tasarımı çalışmalarına katılan ülkeler ve yayın sayıları. 31
Şekil 2.1. ABC algoritmasının akış diyagramı. 39
Şekil 2.2. LMS algoritması kullanılarak adaptif süzgeç tasarımı. 46
Şekil 3.1. 2-D gürültü giderimi uygulaması ile doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR sayısal süzgecin tasarımının blok diyagramı. 49
Şekil 3.2. Orijinal ve gürültülü simpson sayısal görüntüleri. 53
Şekil 3.3. Koloni sayısı 20, limit 100 ve çevrim sayısı 600 için gürültü giderimi işlemi öncesi (a) gürültülü ve sonrası (b) iyileştirilmiş simpson sayısal görüntüleri. 55
Şekil 3.4. Koloni sayısı 20, limit 250 ve çevrim sayısı 5000 için gürültü giderme işlemi öncesi (a) gürültülü ve sonrası (b) iyileştirilmiş simpson sayısal görüntüleri. 57
Şekil 3.5. (a) Pot ve (b) cameraman sayısal görüntüleri. 59
Şekil 3.6. Varyansı 0.1 olan gürültü etkisi için sezgisel algoritmalar kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş pot sayısal görüntüleri: (a) gürültülü pot sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO ve (d) DE. 61
Şekil 3.7. Varyansı 0.1 olan gürültü etkisi için sezgisel algoritmalar kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş cameraman sayısal görüntüleri: (a) gürültülü cameraman sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO ve (d) DE. 62
Şekil 3.8. Varyansı 0.1 olan gürültü etkisi için ABC, PSO ve DE algoritmalarının pot ve cameraman sayısal görüntüleri için hata gelişimi ve yakınsama hızları. 63

Şekil 3.9. Varyansı 0.3 olan gürültü etkisi için sezgisel algoritmalar kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş pot sayısal görüntüleri: (a) gürültülü pot sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO ve (d) DE. 65
Şekil 3.10. Varyansı 0.3 olan gürültü etkisi için sezgisel algoritmalar kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş cameraman sayısal görüntüleri: (a) gürültülü cameraman sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO ve (d) DE. 66
Şekil 3.11. Varyansı 0.3 olan gürültü etkisi için ABC, PSO ve DE algoritmalarının pot ve cameraman sayısal görüntüleri için hata gelişimi ve yakınsama hızları. 66
Şekil 3.12. Varyansı 0.5 olan gürültü etkisi için sezgisel algoritmalar kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş pot sayısal görüntüleri: (a) gürültülü pot sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO ve (d) DE. 68
Şekil 3.13. Varyansı 0.5 olan gürültü etkisi için sezgisel algoritmalar kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş cameraman sayısal görüntüleri: (a) gürültülü cameraman sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO ve (d) DE. 69
Şekil 3.14. Varyansı 0.5 olan gürültü etkisi için ABC, PSO ve DE algoritmalarının pot ve cameraman sayısal görüntüleri için hata gelişimi ve yakınsama hızları. 71
Şekil 3.15. Varyansı 0.7 olan gürültü etkisi için sezgisel algoritmalar kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş pot sayısal görüntüleri: (a) gürültülü pot sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO ve (d) DE. 73
Şekil 3.16. Varyansı 0.7 olan gürültü etkisi için sezgisel algoritmalar kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş cameraman sayısal görüntüleri: (a) gürültülü cameraman sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO ve (d) DE. 74
Şekil 3.17. Varyansı 0.7 olan gürültü etkisi için ABC, PSO ve DE algoritmalarının pot ve cameraman sayısal görüntüleri için hata gelişimi ve yakınsama hızları. 75
Şekil 3.18. Varyansı 1 olan gürültü etkisi için sezgisel algoritmalar kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş pot sayısal görüntüleri: (a) gürültülü pot sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO ve (d) DE. 77
Şekil 3.19. Varyansı 1 olan gürültü etkisi için sezgisel algoritmalar kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş cameraman sayısal görüntüleri: (a) gürültülü cameraman sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO ve (d) DE. 78

Şekil 3.20. Varyansı 1 olan gürültü etkisi için ABC, PSO ve DE algoritmalarının pot ve cameraman sayısal görüntüleri için hata gelişimi ve yakınsama hızları. 78
Şekil 3.21. Gürültü gideriminde ABC algoritması kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş pot sayısal görüntüleri: (a) gürültülü pot sayısal görüntüsü, (b) 5x5 süzgeç, (c) 7x7 süzgeç, (d) 9x9 süzgeç, (e) 11x11 süzgeç, (f) 13x13 süzgeç 81
Şekil 3.22. ABC algoritmasının değişen süzgeç dereceleri için yakınsama hızları. 82
Şekil 4.1. 2-D gürültü giderimi uygulaması ile adaptif 2-D FIR sayısal süzgecin tasarımının blok diyagramı. 85
Şekil 4.2. Varyansı 0.1 olan gürültü etkisi için sezgisel ve türeve dayalı algoritmalarla elde edilen iyileştirilmiş pot sayısal görüntüleri: (a) gürültülü pot sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO, (d) DE, (e) LMS, (f) NLMS. 89
Şekil 4.3. Varyansı 0.1 olan gürültü etkisi için sezgisel ve türeve dayalı algoritmalarla elde edilen iyileştirilmiş cameraman sayısal görüntüleri: (a) gürültülü cameraman sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO, (d) DE, (e) LMS, (f) NLMS. 90
Şekil 4.4. Varyansı 0.1 olan gürültü etkisi için adaptif ABC, PSO ve DE algoritmalarının pot ve cameraman sayısal görüntüleri için hata gelişimi ve yakınsama hızları. 91
Şekil 4.5. Varyansı 0.3 olan gürültü etkisi için sezgisel ve türeve dayalı algoritmalarla elde edilen iyileştirilmiş pot sayısal görüntüleri: (a) gürültülü pot sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO, (d) DE, (e) LMS, (f) NLMS. 94
Şekil 4.6. Varyansı 0.3 olan gürültü etkisi için sezgisel ve türeve dayalı algoritmalarla elde edilen iyileştirilmiş cameraman sayısal görüntüleri: (a) gürültülü cameraman sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO, (d) DE, (e) LMS, (f) NLMS 95
Şekil 4.7. Varyansı 0.3 olan gürültü etkisi için adaptif ABC, PSO ve DE algoritmalarının pot ve cameraman sayısal görüntüleri için hata gelişimi ve yakınsama hızları. 96

Şekil 4.8. Varyansı 0.5 olan gürültü etkisi için sezgisel ve türeve dayalı algoritmalarla elde edilen iyileştirilmiş pot sayısal görüntüleri: (a) gürültülü pot sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO, (d) DE, (e) LMS, (f) NLMS.....98
Şekil 4.9. Varyansı 0.5 olan gürültü etkisi için sezgisel ve türeve dayalı algoritmalarla elde edilen iyileştirilmiş cameraman sayısal görüntüleri: (a) gürültülü cameraman sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO, (d) DE, (e) LMS, (f) NLMS.....100
Şekil 4.10. Varyansı 0.5 olan gürültü etkisi için adaptif ABC, PSO ve DE algoritmalarının pot ve cameraman sayısal görüntüleri için hata gelişimi ve yakınsama hızları.....100
Şekil 4.11. Varyansı 0.7 olan gürültü etkisi için sezgisel ve türeve dayalı algoritmalarla elde edilen iyileştirilmiş pot sayısal görüntüleri: (a) gürültülü pot sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO, (d) DE, (e) LMS, (f) NLMS.....104
Şekil 4.12. Varyansı 0.7 olan gürültü etkisi için sezgisel ve türeve dayalı algoritmalarla elde edilen iyileştirilmiş cameraman sayısal görüntüleri: (a) gürültülü cameraman sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO, (d) DE, (e) LMS, (f) NLMS.....105
Şekil 4.13. Varyansı 0.7 olan gürültü etkisi için adaptif ABC, PSO ve DE algoritmalarının pot ve cameraman sayısal görüntüleri için hata gelişimi ve yakınsama hızları.....106
Şekil 4.14. Varyansı 1 olan gürültü etkisi için sezgisel ve türeve dayalı algoritmalarla elde edilen iyileştirilmiş pot sayısal görüntüleri: (a) gürültülü pot sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO, (d) DE, (e) LMS, (f) NLMS.....109
Şekil 4.15. Varyansı 1 olan gürültü etkisi için sezgisel ve türeve dayalı algoritmalarla elde edilen iyileştirilmiş cameraman sayısal görüntüleri: (a) gürültülü cameraman sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO, (d) DE, (e) LMS, (f) NLMS.....110
Şekil 4.16. Varyansı 1 olan gürültü etkisi için adaptif ABC, PSO ve DE algoritmalarının pot ve cameraman sayısal görüntüleri için hata gelişimi ve yakınsama hızları.....110

Şekil 4.17. Gürültü gideriminde adaptif ABC algoritması kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş pot sayısal görüntüleri: (a) gürültülü pot sayısal görüntüsü, (b) 5x5 süzgeç, (c) 7x7 süzgeç, (d) 9x9 süzgeç, (e) 11x11 süzgeç, (f) 13x13 süzgeç 113
Şekil 4.18. ABC algoritmasının değişen süzgeç dereceleri için yakınsama hızları. 114
Şekil 5.1. Önerilen 2-D gürültü giderimi yaklaşımının blok diyagramı. 116
Şekil 5.2. Klinik ultrason sayısal görüntüleri (a) Fetal, (b) Testicle. 117
Şekil 5.3. Varyansı 1 olan Speckle gürültü ile bozulmuş klinik ultrason görüntüleri: (a) Fetal (PSNR=12.8223 dB, SSIM=0.0788), (b) Testicle (PSNR=14.1371 dB, SSIM=0.1748). 118
Şekil 5.4. Önerilen gürültü giderimi yaklaşımı sonucunda elde edilen iyileştirilmiş fetal ultrason görüntüleri: (a) ABC, (b) ABC yöntemi, (c) LMS, (d) NLMS, (e) wiener süzgeç, (f) medyan süzgeç. 120
Şekil 5.5. Önerilen gürültü giderimi yaklaşımı sonucunda elde edilen iyileştirilmiş testicle ultrason görüntüleri: (a) ABC, (b) ABC yöntemi, (c) LMS, (d) NLMS, (e) wiener süzgeç, (f) medyan süzgeç. 121

GİRİŞ

Günümüzde insanoğlu sensör ve kamera olarak adlandırılan elektronik cihazlar aracılığıyla biyolojik, meteorolojik veya sismik olaylar gibi çevrelerinde meydana gelen olaylar hakkında bilgi taşıyan işaretleri elde edebilmekte ve bu işaretleri matematiksel olarak işleyerek kendileri için fayda sağlayacak yeni çıkarımlar ve bilgiler ortaya koyabilmektedir. Bu bakış açısı ile incelendiğinde işaret ve işaret işleme alanı önemini ve güncelliğini korumakla birlikte her dönemde araştırmacıların ve uygulamacıların yoğun ilgisini görmektedir. Ayrıca işaret işleme alanı kendi içerisinde de işaretin özelliklerine bağlı olarak analog işaret işleme veya sayısal işaret işleme gibi dallara da ayrılmaktadır. Sayısal işaretlerin analog işaretlere göre kolay işlenme, yeniden üretilme, depolanma ve gürültüye karşı bağışıklık gibi avantajlarından dolayı sayısal işaret işleme teori ve uygulamaları daha önemli bir çalışma alanı haline gelmiştir [1,2].

Son yıllarda, gelişen bilgisayarlı hesaplama ve veri depolama teknolojisinin gelişimine paralel olarak daha yüksek hafıza gereksinimine ihtiyaç duyan sayısal işaretlerin elde edilmesi ve işlenmesi oldukça kolaylaşmıştır. Böylece, iki (Two Dimensional, 2-D) veya daha çok boyuta (N Dimensional, N-D) sahip sayısal işaretlerin işlenmesi ve hesaplama yükünü hafifletecek, hesaplama zamanını azaltacak uygulamaların geliştirilmesi önemli bir araştırma konusu haline gelmiştir. Özellikle son dönemlerde tıp, jeofizik, elektronik, uzay ve robotik gibi bilim alanlarında 2-D sayısal işaret işleme ve uygulamaları ön plana çıkmıştır [3].

2-D sayısal işaret işleme alanında en önemli uygulamalardan biri de 2-D sayısal süzgeç tasarımıdır. 2-D sayısal süzgeç tasarımları biyomedikal görüntüleme, uydudan görüntü işleme, görüntü iyileştirme, televizyon iletimi, bölgelerin görüntü analizi gibi birçok uygulama alanında başarıyla kullanılmaktadır [4]. 2-D sayısal süzgeçler sonlu dürtü cevaplı (Finite Impulse Response, FIR) ve sonsuz dürtü cevaplı (Infinite Impulse Response, IIR) sayısal süzgeçler olmak üzere iki sınıfta incelenmektedir. 2-D FIR sayısal süzgeçler daima kararlı bir yapıya ve doğrusal bir faz cevabına sahiptirler.

Ayrıca, 2-D FIR sayısal süzgeçlerin uygulanması oldukça kolaydır ve süzgeç katsayıları kolaylıkla matris olarak ifade edilebilmektedir. Bunun aksine, 2-D IIR sayısal süzgeçler için geri besleme yapısından kaynaklanan kararsızlık aşılması gereken bir problem olmakla birlikte tasarlanan süzgecin doğrusal bir faz cevabına sahip olması gerekliliği de diğer bir sorundur. Ayrıca, 2-D IIR sayısal süzgecin tasarımı ve uygulanması 2-D FIR sayısal süzgece göre oldukça zor ve zaman alıcıdır. Bu nedenle, 2-D sayısal işaret uygulamalarında kolay tasarlanabilmesi, daima kararlı olması ve doğrusal faz cevabına sahip olması nedenleriyle 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımları daha çok tercih edilmektedir.

2-D FIR sayısal süzgeç tasarım problemleri çok-modlu bir yapıya sahip olmakla birlikte çok parametreli ve çok boyutlu optimizasyon problemleridir. Ayrıca, tasarım problemleri arzu edilen frekans veya genlik cevabını elde etmek için kısıtlamalar içerebilmekte, bu da problemleri çok daha zor olan sınırlı optimizasyon problemlerine dönüştürebilmektedir. Bu nedenle, küresel araştırma yeteneği ve yakınsama hızı çok daha güçlü olan, problem boyutunun artmasından ve problem türünün değişmesinden kolayca etkilenmeyen sezgisel algoritmaların 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımlarında kullanılması türeve dayalı algoritmalarla karşılaştırıldığında daha uygundur [5,6]. Çünkü türeve dayalı algoritmalar yerel minimumlara takılmakla birlikte küresel minimumlara ulaşamamakta, problemin boyutundan ve türünden kolaylıkla olumsuz yönde etkilenmektedir.

Bu tez çalışmasında, Karaboğa [7] tarafından 2005 yılında önerilmiş olan yapay arı koloni (Artificial Bee Colony, ABC) algoritması literatürde ilk kez doğrusal zamanla değişmeyen ve adaptif 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımlarında kullanılmış ve sonuçlar performans açısından literatürde sıkça kullanılan diğer sezgisel ve türeve dayalı algoritmalarla karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir.

Tez çalışmasının ilk bölümünde, sayısal işaret işleme, 2-D sayısal işaretler ve 2-D FIR sayısal süzgeç hakkında temel bilgiler verilmiştir. Ayrıca, literatürde sezgisel algoritmalar kullanılarak gerçekleştirilen 2-D sayısal süzgeç tasarımları detaylı olarak incelenmiş ve değerli bilgiler elde edilmiştir. Bu bilgiler hem bölümün özgünlüğünü ve gücünü artırmak hem de elde edilen bilgileri literatüre kazandırmak amacıyla bir inceleme çalışması olarak değerlendirilmiştir.

Tez çalışmasının ikinci bölümünde, 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımlarında kullanılan ABC algoritması, parçacık sürü optimizasyonu (Particle Swarm Optimization, PSO) algoritması ve diferansiyel gelişim (Differential Evolution, DE) algoritması olarak adlandırılan sezgisel algoritmalar; en küçük ortalama kareler (Least Mean Square, LMS) algoritması ve normalize edilmiş en küçük ortalama kareler (Normalized Least Mean Square, NLMS) olarak adlandırılan türeve dayalı algoritmalar anlatılmıştır.

Tez çalışmasının üçüncü ve dördüncü bölümlerinde, doğrusal zamanla değişmeyen ve adaptif 2-D FIR sayısal süzgeçlerin literatürde sıkça kullanılan 2-D gürültü giderimi uygulaması ile tasarımları incelenmiştir. Sezgisel ve türeve dayalı algoritmaların performansları değerlendirilmiştir. Ayrıca, bölümün özgünlüğünün daha da artırılması için ABC algoritmasına ait kontrol parametre değerlerinin seçilmesi araştırılmış, değişen gürültü seviyeleri ve süzgeç dereceleri için süzgeç tasarımlarının gürültü giderimi uygulamasında performansları incelenmiştir.

Tez çalışmasının özgünlüğünü artırmak amacıyla beşinci bölümde ise klinik ultrason sayısal görüntüleri üzerindeki Speckle gürültüsünün giderilmesi için yeni bir yaklaşım önerilmiş ve ABC algoritması ile tasarlanan adaptif 2-D FIR sayısal süzgeçlerin performansları incelenmiştir.

Son olarak altıncı bölümde tartışma, sonuç ve önerilere yer verilmiştir.

1. BÖLÜM

GENEL BİLGİLER ve LİTERATÜR TARAMASI

1.1. Sayısal İşaret İşleme

İşaret, fiziksel bir durum veya olgu hakkında bilgi taşıyan, bir veya birden fazla değişkene bağlı olan fonksiyon olarak tanımlanmaktadır [1]. Birçok durumda işaretler tek bir değişkene bağlı olarak değer almakla beraber, birden fazla değişkene bağlı olarak da değer alabilmektedirler. Örneğin, bir boyutlu (One Dimensional, 1-D) işaretler tek bir değişkene bağlı değer almaktadırlar ve bu değişken genellikle zaman olmaktadır. İki boyutlu (Two Dimensional, 2-D) işaretler genellikle görüntü işaretleri olarak bilinmekte ve hem yatay hem de düşey eksene bağlı olarak değer almaktadırlar. Video işaretleri ise üç boyutlu (Three Dimensional, 3-D) işaretler olarak bilinmekte ve hem yatay, hem düşey, hem de zaman eksenlerine bağlı olarak değer almaktadırlar. Çok boyutlu (N Dimensional, N-D) işaretler ise iki, üç veya daha fazla değişkene bağlı olarak değer almaktadırlar. Bahsi geçen tüm bu işaretler günlük hayatımızda sıkça karşımıza çıkmaktadırlar ve her geçen gün de bu işaretler sayesinde insanlığa fayda sağlayacak ve işlerimizi kolaylaştıracak bilgiler elde edilmektedir. Örneğin, acil bir durumda hastaneye gittiğimizde kalbimizin sağlıklı çalışıp çalışmadığı görmek amacıyla doktor tarafından kalbimize ait bir elektrokardiyografi (EKG) işareti vücudumuza bağlanan elektrotlar ve elektronik donanım sayesinde elde edilmektedir. Elde edilen bu işaret belirli bir süre içerisinde kaydedilmiş, kalp kaslarımızın ve sinirsel iletim sistemimizin çalışmasını gösteren bir işarettir ve zamana bağlı olarak değer alarak değişmektedir. Doktor bu işarete bakarak bizim sağlık durumumuzla ilgili olumlu veya olumsuz yorum yapmaktadır. Bu örnek 1-D işarete ve uygulamasına en güncel örneklerden sadece bir tanesidir. Cep telefonlarımız veya kameralarımız aracılığıyla elde ettiğimiz görüntü ve video işaretlerini de günlük hayatımızda kullandığımız işaretlere örnek olarak verebiliriz. Görüntü işaretlerinde yatay ve düşey eksene bağlı

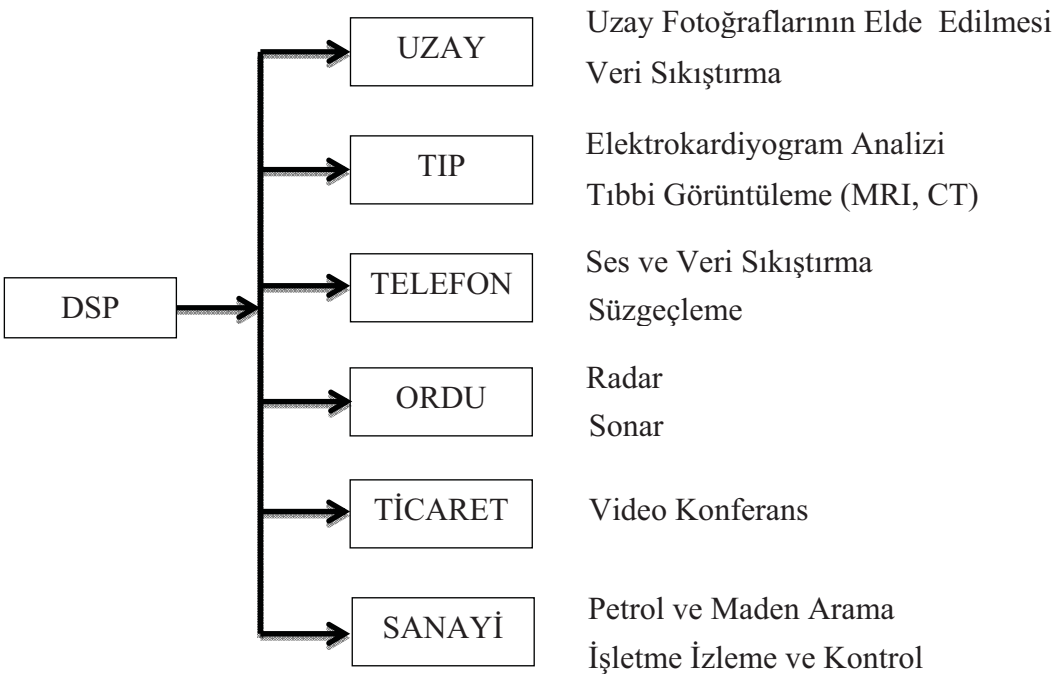
olarak değişen piksel değerleri görüntünün kendisini oluştururken, görüntü işaretlerinin zamana bağlı değişimi video işaretlerini oluşturmaktadır. Bahsedilen tüm bu işaretleri içine alan ve bu işaretlerin üzerinde yapılan matematiksel fonksiyon ve operatör işlemlerini kapsayan bilim dalı işaret işleme olarak bilinmektedir [2].

İşaret işleme, temel aldığı işaretin boyutuna veya türüne göre kendi içerisinde sınıflandırılabilmektedir. Örneğin işaretin boyutuna göre, 1-D işaret işleme, 2-D işaret işleme, çok boyutlu işaret işleme adlarıyla sınıflandırılmaktadır. Ayrıca işaretin türüne göre sayısal işaret işleme, sayısal görüntü işleme, video işleme veya doğrusal olmayan işaret işleme gibi adlarla da sınıflandırılmaktadır.

İşaretler üç temel grup altında sınıflandırılabilmektedir. Analog veya sürekli zamanlı işaretler hem zaman hem de genlik eksenlerinde süreklidirler ve ilk grubu oluşturmaktadırlar. Ses işaretleri gibi günlük hayatımızda kullanılan birçok işaret bu grup içerisinde yer almaktadır. Ayrık zamanlı işaretler ikinci grubu oluşturmaktadırlar ve bu işaretler zaman ekseninde ayrık olmasına karşın genlik ekseninde süreklidirler. Ayrık zamanlı bir işareti elde etmenin en iyi yolu analog işareti örneklemektir. Örnekleme işlemi, analog bir işaret üzerinden belirli zaman aralıkları ile örneklerin alınması işlemidir. Örnekleme işlemi sonucunda analog işaret zaman ekseninde ayrık hale gelmektedir ve ayrık zamanlı bir işaret elde edilmektedir. Eğer ayrık zamanlı bir işarete nicemleme işlemi uygulanırsa işaret genlik ekseninde de ayrık hale gelmektedir ve hem zaman hem de genlik ekseninde ayrık olan bir işaret elde edilmektedir. Bu işaret sayısal işaret olarak ifade edilmektedir ve üçüncü grubu sayısal işaretler oluşturmaktadır [8].

Son yıllarda, gelişen yarıiletken ve entegre devre teknolojisine paralel olarak donanım teknolojisinde, özellikle de bilgisayar ve gömülü sistemlerde önemli bir atılım olmuştur. Geliştirilen sayısal sistemler ve bilgisayarlar sadece sayısal işaretleri işleyebilmektedirler. Ayrıca, sayısal işaretlerin analog işaretlere göre işlem kolaylığı, depolama, kaydetme, iletim, gürültüye karşı dayanıklılık ve diğer birçok üstünlüğü öne çıkmaktadır. Bunun sonucu olarak, sayısal işaret işleme, teorik ve pratik uygulamaları ile günümüzde öne çıkan bir araştırma alanı haline gelmiştir. Sayısal işaret işleme kısaca DSP (Digital Signal Processing, DSP) olarak ifade edilmektedir. Ancak DSP (Digital Signal Processor) kısaltması aynı zamanda sayısal işaret işleyen donanımlar

için de kullanılmaktadır. Sayısal işaret işleme içerisinde süzgeçleme, ayrık Fourier dönüşümü, z dönüşümü, dalgacık dönüşümü gibi teknikler sıklıkla kullanılmaktadır. DSP alanı son yıllarda kendisini geliştirmekle beraber bilim ve mühendislik alanında da birçok dalın gelişmesine katkıda bulunmuştur. Şekil 1.1'de DSP alanının katkıda bulunduğu bilim dalları gösterilmektedir [9].



Şekil 1.1. DSP alanının katkıda bulunduğu bilim dalları.

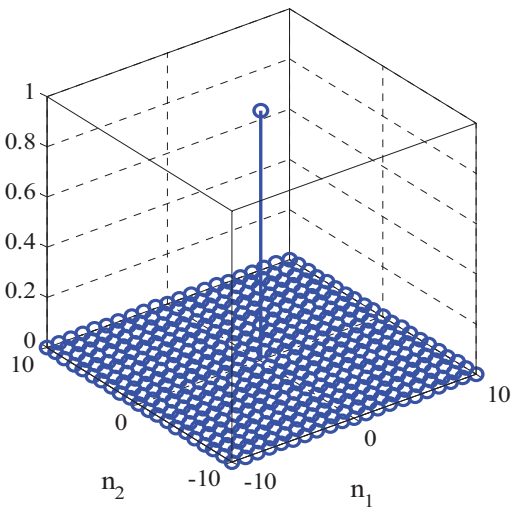
Günümüzde, sayısal işaret işleme üç boyutlu televizyon uygulamalarında, akıllı telefonlarda, sayısal kameralarda, modemlerde ve diğer pek çok elektronik cihaz içerisinde kendine uygulama alanı bulmuştur [10].

1.2. 2-D Sayısal İşaretler

Bir 2-D işaret, iki farklı değişkene bağlı bir fonksiyonu ifade etmektedir. Bir 2-D sürekli işaret t_1 ve t_2 olmak üzere iki sürekli değişkene bağlı bir fonksiyondur. Burada t_1 ve t_2 sürekli değişkenleri zaman olabileceği gibi uzaklık veya diğer fiziksel büyüklükleri de temsil edebilmektedir. Bu durumda bir 2-D sürekli işaret $x(t_1,t_2)$ şeklinde ifade edilebilmektedir. 2-D sürekli işaretlere en iyi örneklerden biri x ve

y eksenlerinde uzaklığın bir fonksiyonu olan bir görüntünün ışık yoğunluğu, diğeri ise doğu ve kuzey yönlerinde uzaklığın bir fonksiyonu olan okyanus derinliğidir [4].

Bir 2-D ayrık işaret n_1 ve n_2 olmak üzere iki bağımsız tamsayı değişkene bağlı bir fonksiyondur. $x(n_1, n_2)$ olmak üzere ifade edilmektedir. 2-D ayrık işaretler, sürekli işaretlerin örneklenmesi ile elde edilmektedirler. Bir 2-D ayrık işarete nicemleme işlemi uygulandığında ise 2-D sayısal işaret diğer adıyla sayısal görüntü elde edilmektedir. Sayısal görüntü işleme alanında n_1 ve n_2 değişkenleri satır ve sütun değerlerini temsil etmekle birlikte, her bir (n_1, n_2) noktası piksel olarak adlandırılmaktadır. Örneğin 8 bitlik 256 seviyeli bir siyah-beyaz sayısal görüntü elde edilirken, önce bir film üzerindeki analog görüntü örneklenir ve daha sonra örneklenmiş olan bu görüntü 8 bit 256 seviye olacak şekilde nicemlenerek genlik ekseninde ayrık hale getirilir. Böylece bilgisayar ortamında işlenebilecek 0-255 arasındaki tam sayı değerlerle değişebilen bir siyah-beyaz sayısal görüntü elde edilmiş olmaktadır. Şekil 1.2'de 2-D birim dürtü işareti ve 256 seviyeli 8 bit sayısal bir sayısal görüntü işareti örnek olarak gösterilmektedir.



2-D Birim Dürtü İşareti
(a)



2-D Sayısal Görüntü (Lena)
(b)

Şekil 1.2. 2-D işaretler.

Bir 2-D işaretin bağımlı olduğu değişkenler sürekli veya ayrık ise işaret de bu özelliğe göre sürekli veya ayrık özellikte olmaktadır. Eğer bu iki değişkenden biri sürekli iken

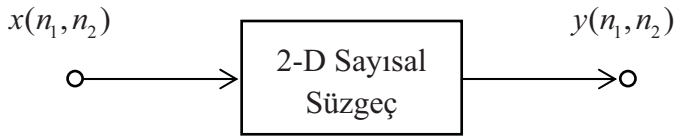
diğeri ayrık ise bu tür 2-D işaretlere karışık işaret adı verilmektedir. 2-D karışık işaretlere en iyi örnek olarak akustik dalga formları verilebilmektedir [4].

Son yıllarda, uydu, radar ve sonar haritalarının görüntüleri, medikal X-ray görüntüleri, radyografiler, elektron mikrografileri gibi birçok veri hayatımıza girmiştir. Bu verilerin hepsi 2-D işaretlere en güncel örneklerdir. Günümüzde 2-D işaretlere ve bunları sayısal olarak işleyebilen bilgisayar teknolojisinin hızlı gelişimine bağlı olarak 2-D sayısal işaret işleme alanı bilim adamları ve uygulamacılar tarafından büyük ilgi görmektedir. O kadar ki sayısal görüntü işleme (Digital Image Processing, DIP) adı verilen ve 2-D sayısal işaret işlemenin daha özelleşmiş bir hali olan bir işaret işleme alanı ortaya çıkmıştır. Sayısal görüntü işleme, özellikle sayısal görüntülerin kalitesinin iyileştirilmesi, görüntülerin yenilenmesi, görüntülerin haberleşme sistemlerinden başarıyla iletilmesi için kodlanması ve görüntülerden veri madenciliği kullanarak yeni bilgiler elde edilmesi üzerine çalışmaktadır. Genel olarak 2-D sayısal işaret işleme araştırmacılar ve uygulamacılar tarafından çalışılacak cazip bir alan olmakla birlikte, 1-D sayısal işaret işlemeye göre oldukça karmaşıktır. İster 2-D sayısal işaret işleme ister sayısal görüntü işleme alanı olsun elde edilen veriler oldukça büyüktür. Ayrıca matematiksel fonksiyon ve operatörlerin uygulanma zorluğu da işaretin boyutu arttıkça artmaktadır. Örneğin 8 kHz örnekleme frekansına sahip 1 saniyelik bir 1-D sayısal işaret 8,000 veriden oluşmaktadır. 512x512 piksele sahip bir sayısal görüntü 262,144 veriden oluşmaktadır. İşaretin boyutu artınca veri miktarı da artmaktadır. Ayrıca 1-D sistemler matematiksel olarak diferansiyel denklemlerle kolayca ifade edilebilirken, 2-D sistemler çözümü çok da kolay olmayan parçalı diferansiyel denklemlerle ifade edilmektedirler. Bununla birlikte, 1-D sistemler için önemli bir kriter olan kararlılık 2-D sistemlerde o kadar da kolay şekilde sağlanamamaktadır ve kararlılık için farklı teoremler veya sınırlı optimizasyon teknikleri kullanılmak zorundadır. Yine z dönüşümü ve özellikle kutup gösterimi 2-D sistemler için oldukça karmaşıktır. Bu nedenle zamandan tasarruf sağlayacak, bilgisayar sistemleri üzerinde kolayca işlem yapabilecek, eski yöntemlere göre daha iyi sonuçlar verebilecek ve alışılagelmişin dışında bilgiler ve çıkarımlar ortaya koyabilecek yüksek performanslı uygulamalar için 2-D sayısal işaret işleme dalında büyük bir fırsat alanı mevcuttur. Bu nedenle bilim adamları ve uygulamacılar son yıllarda bu fırsat alanını görerek çalışmalarını bu alana yönlendirmişlerdir [3].

1.3. 2-D FIR Sayısal Süzgeçlerin Temelleri

1.3.1. Bir Sistem olarak 2-D Sayısal Süzgeç

Bir 2-D sayısal süzgeç Şekil 1.3'de görüldüğü gibi $x(n_1,n_2)$ giriş işaretini alan ve $y(n_1,n_2)$ çıkış işaretini üreten ayrık bir sistemdir.



Şekil 1.3. Bir 2-D sayısal süzgeç.

2-D sayısal süzgecin girişi ile çıkışı arasındaki ilişki aşağıdaki denklemle ifade edilebilir,

$$y(n_1,n_2) = \Re x(n_1,n_2) \tag{1.1}$$

burada $\Re$ bir matematiksel operatördür. Yukarıdaki denklemde verilen bu ilişki bir sistem olarak 2-D sayısal süzgecin doğrusallık, ötelemeyle değişmezlik ve nedensellik gibi temel özelliklerini tanımlamak için kullanılabilmektedir.

1.3.1.1. Doğrusallık

Eğer bir 2-D sayısal süzgecin cevabı,

$$\Re \alpha x(n_1,n_2) = \alpha \Re x(n_1,n_2) \tag{1.2}$$

homojenlik özelliğini,

$$\Re\left[x_1(n_1,n_2) + x_2(n_1,n_2)\right] = \Re x_1(n_1,n_2) + \Re x_2(n_1,n_2) \tag{1.3}$$

toplanabilirlik özelliğini tüm $x_1(n_1,n_2)$, $x_2(n_1,n_2)$ giriş işaretleri ve tüm α değerleri için sağlayabiliyorsa, bu 2-D sayısal süzgeç doğrusal olarak adlandırılmaktadır. Denklem 1.2 ve 1.3'teki özellikler birleştirilerek süperpozisyon prensibi olarak,

$$\Re\left[\alpha_1 x_1(n_1,n_2)+\alpha_2 x_2(n_1,n_2)\right]=\alpha_1\Re x_1(n_1,n_2)+\alpha_2\Re x_2(n_1,n_2) \quad (1.4)$$

ifade edilmektedir. Eğer bir 2-D sayısal süzgeç denklem 1.4'te verilen özelliği sağlayamıyorsa doğrusal değildir.

1.3.1.2. Ötelemeyle Değişmezlik

Bir sistemin girişine uygulanan öteleme işlemi sistemin çıkışına da yansıyorsa bu sistemlere ötelemeyle değişmez sistemler denir. Eğer bir 2-D sayısal süzgeç aşağıdaki şartı tüm $x(n_1,n_2)$ giriş işaretleri ve tüm k_1 ve k_2 tamsayı değerleri için sağlıyorsa,

$$y(n_1-k_1,n_2-k_2)=\Re x(n_1-k_1,n_2-k_2) \quad (1.5)$$

ötelemeyle değişmez olarak adlandırılmaktadır.

1.3.1.3. Nedensellik

Bir iki boyutlu sistemin çıkışı, eğer sadece giriş işaretinin o andaki ve/veya eski değerlerine bağlıysa bu sistem nedensel olarak adlandırılmaktadır.

1.3.2. 2-D FIR Sayısal Süzgeç

Bir süzgeç, istenilen bazı özelliklere bağlı olarak bir elektriksel işaretin frekans spektrumu üzerinde düzenleme, yeniden şekillendirme ve özel işlemlerin yapılabilmesini sağlayan bir sistemdir [11]. İşaret işleme alanında, süzgecin en çok bilinen görevi işaretin gürültü gibi istenmeyen etkilerinin yok edilmesi veya işaretin kullanılmayan ya da istenen bileşeninin çıkarılması gibi işlemleri yerine getirmektir. Süzgeçler genel olarak analog ve sayısal süzgeçler olmak üzere ikiye ayrılmaktadırlar. Bu iki süzgeç türü fiziksel yapıları ve çalışmaları açısından birbirlerinden oldukça farklıdır. Analog süzgeçler, istenilen süzgeç etkisini oluşturmak için direnç, kondansatör, bobin ve işlemsel yükselteç (Operational Amplifier, Op-Amp) gibi elemanlardan oluşan analog devreleri kullanmaktadırlar. Sayısal süzgeçler ise, örneklenen işaretlerin nümerik hesaplarında üst performans sağlamak için sayısal işlemciler kullanmaktadırlar. Bu işlemciler PC gibi genel amaçlı bir bilgisayar olabileceği gibi alanda programlanabilir kapı dizileri (Field Programmable Gate Array,

FPGA) veya DSP yonga ya da bir geliştirme platformu olabilmektedir. Ayrıca sayısal süzgeçler güvenilir ve düşük maliyetli olmalarının yanı sıra bozulmalardan daha az etkilendikleri ve daha esnek yapılarda gerçekleştirilebildikleri için analog süzgeçlere göre daha çok tercih edilmektedirler [1].

1-D sayısal işaret işleme alanında sayısal süzgeçlerin tasarımları ve uygulamaları araştırmacıların büyük ilgisini çekmiştir. Sayısal süzgeçler sonlu dürtü cevaplı (Finite Impulse Response, FIR) ve sonsuz dürtü cevaplı (Infinite Impulse Response, IIR) süzgeçler olmak üzere iki gruba ayrılmaktadırlar. FIR süzgeç sonlu dürtü cevabına sahiptir ve çıkıştan girişe bir geri besleme olmadığı için daima kararlıdır. IIR süzgeç sonsuz dürtü cevabına sahiptir ve çıkıştan girişe bir geri besleme yapılmaktadır. Dolayısıyla bu süzgeçler için kararsızlık başa çıkılması gereken bir problemdir.

Son 30 yılda, 2-D sayısal işaret işleme alanında önemli ölçüde gelişmeler kaydedilmiştir ve araştırmacıların bu alana ilgisi hala devam etmektedir. Bununla birlikte, yeni tasarım yaklaşımları ve işaret işleme teknikleri gelişen donanımlara ve işaret işleyebilen mikroişlemcilerin kazandırmış olduğu hesaplama kolaylığına ve düşük maliyete bağlı olarak gelişmeye devam etmektedir. Geliştirilen bu yeni teknikler elektronik, tıp, ilaç sektörü, görüntüleme ve jeofizik gibi birçok alanda kullanılmaktadır. Kavramsal düzeyde, 1-D ve 2-D sayısal işaret işleme birbirlerine oldukça çok benzemektedir. Fourier ve z dönüşümü gibi birçok temel konu 1-D sayısal işaret işleme de geçtiği gibi 2-D sayısal işaret işlemede de yerini almaktadır. Aynı zamanda, 1-D sayısal işaret işleme alanında önemli bir yer kaplayan süzgeç tasarımı yaklaşımları 2-D sayısal işaret işleme alanında da önemini ve değerini sürdürmektedir. 1-D sayısal süzgeçlerden farklı olarak, 2-D sayısal süzgeçlerde, 1-D sayısal süzgeçlerde kullanılan zaman bölgesi (time-domain) analizi ifadesi yerini uzay bölgesi (spatial domain) analizi ifadesine bırakırken frekans bölgesi analizi aynı adı koruyarak devam etmektedir. 1-D sayısal işaret işlemede olduğu gibi 2-D sayısal işaret işleme alanında da süzgeçler iki ana gruba ayrılmaktadırlar. Bunlar 2-D FIR ve 2-D IIR sayısal süzgeçlerdir. 2-D FIR sayısal süzgeçler yapıları nedeniyle geri beslemeye sahip değildirler ve oldukça kararlıdırlar. Ayrıca görüntü işleme uygulamalarında önemli bir kıstas olan faz bozunumu, doğrusal faz cevabına sahip olan 2-D FIR sayısal süzgeçler için önemli bir avantajdır. 2-D IIR sayısal süzgeçler yapılarında bulundurdukları geri besleme nedeniyle özellikle kararsızlık konusunda zorluklarla karşı karşıyadır. Bununla birlikte, görüntü

uygulamaları için kullanılacaklarsa doğrusal faz cevabına sahip olmaları da diğer bir aşılması gereken problemdir [4,12]. Süzgeç tasarımlarında genlik ve faz bozunumları oldukça önemlidir. Çünkü insan kulağı genlik bozunumlarına duyarlı iken, insan gözü faz bozunumuna duyarlıdır. Bundan dolayı, süzgeç tasarımı yapılırken bu önemli özelliğin göz ardı edilmemesi gerekmektedir.

Bir 2-D FIR sayısal süzgecin giriş ve çıkış ilişkisi aşağıdaki gibi verilebilir,

$$y(n_1,n_2)=\sum_{m=0}^{M-1}\sum_{n=0}^{N-1}w(m,n)x(n_1-m,n_2-n) \tag{1.6}$$

burada $y(n_1,n_2)$ ve $x(n_1,n_2)$ çıkış ve giriş işaretlerini göstermektedir. $w(m,n)$ ağırlık matrisi 2-D FIR süzgecin katsayılarını içermektedir. M ve N ise 2-D FIR sayısal süzgecin derecesini belirtmektedirler. Ağırlık matrisi ve giriş işareti aşağıdaki gibi gösterilebilmektedir,

$$w(m,n)=\begin{bmatrix} w(0,0) & \dots & w(0,N-1) \\ \dots & \dots & \dots \\ w(M-1,0) & \dots & w(M-1,N-1) \end{bmatrix} \tag{1.7}$$

$$x(n_1,n_2)=\begin{bmatrix} x(n_1,n_2) & \dots & x(n_1,n_2-N+1) \\ \dots & \dots & \dots \\ x(n_1-M+1,n_2) & \dots & x(n_1-M+1,n_2-N+1) \end{bmatrix} \tag{1.8}$$

2-D FIR sayısal süzgecin iki boyutlu z dönüşümü aşağıdaki gibi ifade edilebilmektedir,

$$H(z_1,z_2)=\frac{Y(z_1,z_2)}{X(z_1,z_2)}=\sum_{m=0}^{M-1}\sum_{n=0}^{N-1}w(m,n)z_1^{-m}z_2^{-n} \tag{1.9}$$

burada $H(z_1,z_2)$ 2-D FIR sayısal süzgecin transfer fonksiyonudur. Ayrıca $Y(z_1,z_2)$ ve $X(z_1,z_2)$ çıkış ve giriş işaretlerinin z dönüşümlerini göstermektedir. 2-D FIR sayısal süzgeçler daima kararlı, doğrusal faz cevaplarına sahip oldukları ve donanımsal ve yazılımsal uygulamaları daha basit ve gerçekleştirilebilir olduğu için araştırmacılar ve uygulamacılar tarafından 2-D IIR sayısal süzgece göre daha çok ilgi görmektedirler.

1.3.3. 2-D FIR Sayısal Süzgecin Temel Bileşenleri

Bir 2-D FIR sayısal süzgecin oluşturulmasında ayrılmaz bir parça olan aritmetik operasyonlar, iki bağımsız değişkenin her biri ile ilgili olan kaydırma, toplama ve çarpma işlemleridir. 2-D sayısal süzgeçler yazılımsal değil de donanımsal olarak uygulandığında, onları ağ örgüsü şeklinde göstermek ve uygulamak daha kullanışlıdır.

Bir sayısal süzgeç uygulaması için gereken temel elemanlar yatay birim kaydırıcı, dikey birim kaydırıcı, toplayıcı ve çarpıcıdır. Şekil 1.4'te bu temel elemanlar ve işlemsel özellikleri gösterilmektedir. Şekil 1.4.a' da yatay birim kaydırıcı, 1.4.b'de dikey birim kaydırıcı, 1.4.c'de toplayıcı ve 1.4.d'de çarpıcı eleman sırasıyla gösterilmektedir.

1.3.4. Kararlılık

Bir 2-D sayısal süzgeç sınırlı giriş için sınırlı çıkış şartını sağlıyorsa bu süzgeç kararlıdır denmektedir. Diğer bir ifade ile eğer bir 2-D sayısal süzgeç aşağıdaki sınırlı giriş,

$$\left|x(n_1,n_2)\right| \le X < \infty \tag{1.10}$$

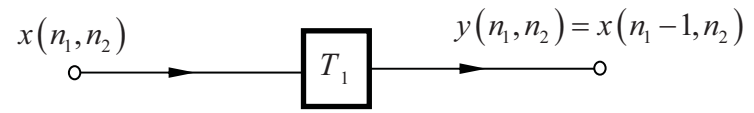
ve sınırlı çıkış,

$$\left|y(n_1,n_2)\right| \le Y < \infty \tag{1.11}$$

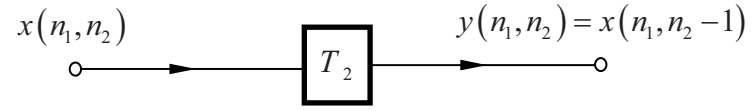
şartlarını sağlıyorsa kararlıdır. 2-D sayısal süzgeçler için kararlılık ifadesi daha da özelleştirilerek aşağıdaki gibi yazılabilir,

$$\sum_{n_1=-\infty}^{\infty}\sum_{n_1=-\infty}^{\infty}\left|h(n_1,n_2)\right| < \infty \tag{1.12}$$

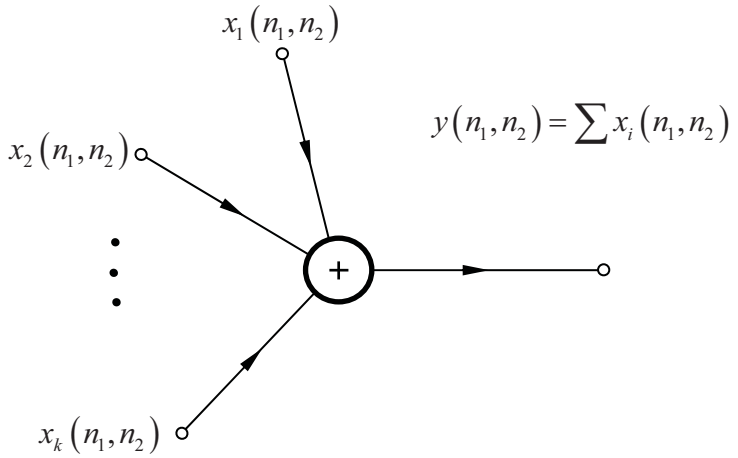
burada $h(n_1,n_2)$ doğrusal, zamanla değişmez ve nedensel sistemin birim dürtü cevabını göstermektedir. Kararlılık, 2-D sayısal süzgeç tasarımında önemli bir kriterdir. Bundan dolayı, Shanks *et al.*, Huang, Strintzis, De Carlo *et al.* ve Jury gibi değişik araştırmacılar tarafından farklı kararlılık teoremleri önerilmiştir [13-17]. Ayrıca Lu ve Lee, 2-D sistemler için Lyapunov kararlılığına dayanan bir yaklaşım sunmuşlar ve Mastorakis *et al.* sınırlı optimizasyon problemi olarak 2-D sayısal süzgeçlerin kararlılığı ile ilgili bir tasarım metodunu açıklamışlardır [18,19].



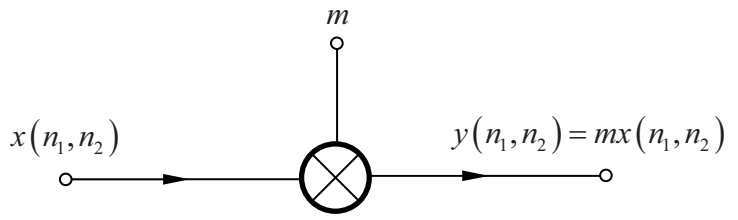
(a)



(b)



(c)



(d)

Şekil 1.4. 2-D sayısal süzgecin temel elemanları.

1.4. Optimizasyon Algoritmaları ve 2-D Süzgeç Tasarımı

Bir 2-D sayısal süzgeci önceden belirlenen genlik ve frekans cevabı özelliklerine göre tasarlamak için farklı tür yaklaşımlar mevcuttur. Fourier serilerine bağlı olan pencereleme teknikleri, dönüşüm teknikleri ve optimizasyon teknikleri en çok tercih edilen süzgeç tasarım yaklaşımlarıdır [4]. Optimizasyon yaklaşımında amaç, arzulanan özelliklere sahip süzgecin olası tasarımları arasından en iyisini bulmaktır. En iyiyi bulma işlemi yapılırken önce arzulanan sisteme ait bir model kurulmakta, ardından da bu model, en iyi çözümü üretmek için kullanılmaktadır. Çalışmalar ve uygulamalar üzerine yapılan incelemelere göre, 2-D sayısal süzgeç tasarım problemleri çok boyutlu, çoklu parametreli veya çok modlu yani küresel minimum noktasının yanı sıra yerel minimumlara da sahip optimizasyon problemleridir. Ayrıca, kararlılık kriteri ile birlikte bu optimizasyon problemleri sınırlı optimizasyon problemlerine dönüşebilmektedirler. Bu nedenle, 2-D sayısal süzgeç tasarımlarının gerçekleştirilebilmesi için bu problemleri çözebilecek uygun optimizasyon algoritmalarının kullanımına ihtiyaç vardır. Bununla birlikte, uygun optimizasyon algoritmaları bilgisayarlı hesaplamada kolaylık sağlarlarken, diğer yandan da kanonik işaretli dijit (Canonic Signed Digit, CSD) veya ikinin işaretli katları (Signed Power of Two, SPT) gibi katsayı uzaylarında, 2-D sayısal süzgecin katsayılarını kolaylıkla ayarlayabilmelidir. [6]. 2-D sayısal süzgeç tasarımında düşük güç tüketimi, daha az donanım maliyeti ve yüksek hesaplama hızı gibi önemli özellikleri bulunması istenir. Donanımsal yapıda kullanılan çarpma elemanları güç tüketimini, maliyeti ve hesaplama süresini artırır. Bu nedenle, çarpma elemanlarına ihtiyacı ortadan kaldırmaya yönelik olarak CSD ve SPT gibi süzgeç katsayıları tasarımlarda sıklıkla kullanılmaktadırlar. Ayrıca süzgeç katsayılarını depolayan donanımsal birimlerin sınırlı uzunluklara sahip olması nedeniyle sonlu kelime uzunluklu (finite word length) süzgeç katsayılarının kullanımına da literatürde sıkça rastlanmaktadır.

2-D sayısal süzgeç tasarımında kullanılan optimizasyon algoritmaları türeve dayalı ve sezgisel algoritmalar olmak üzere iki ana grupta sınıflandırılabilmektedir. Sezgisel algoritmalar sahip oldukları küresel araştırma yetenekleri sayesinde çok modlu yani çok parametreli hata yüzeylerinde küresel minimumlara veya yakındaki çözümlere yüksek yakınsama hızları ile ulaşabilmekte ve arzu edilen sistem tasarımlarını etkin şekilde gerçekleştirebilmektedirler. Sezgisel algoritmalar kendi içerisinde popülasyon tabanlı,

iteratif tabanlı, stokastik ve deterministik tabanlı algoritmalar olmak üzere farklı gruplar içerisinde değerlendirilmektedir. Türeve dayalı algoritmalar tek modlu problemlerin çözümünde etkin olmakla birlikte, düşük yakınsama hızı ve adım büyüklüğü parametreleri nedeniyle etkinliğini dezavantaja çevirmektedirler. Türeve dayalı algoritmalar da kendi içerisinde Wiener süzgeç teorisini temel alan en küçük ortalama kareler (Least Mean Square, LMS) algoritması ve Kalman süzgeç teorisini temel alan geri beslemeli en küçük kareler (Recursive Least Square, RLS) algoritması ve türevleri olan algoritmaları içermektedirler.

1.5. 2-D Sayısal Süzgeç Tasarımında Sezgisel Algoritmaların Kullanılması

2-D sayısal süzgeç tasarımlarında istenen giriş ve çıkış ilişkisini verecek çok sayıda alternatif çözüm bulunmaktadır. Bu çözümlerin içerisinden en iyisinin en kısa sürede bulunması optimizasyon algoritmalarının kullanılmasıyla elde edilebilmektedir. Son yıllarda, doğada var olan canlıları ve onların ilişkilerini temel alan ve sezgisel algoritmalar olarak da adlandırılan optimizasyon algoritmaları geliştirilmiştir. Bu algoritmalar, klasik algoritmalardan farklı olarak, tüm bilim dallarındaki her tür optimizasyon problemine uygulanabilmekte, esnek ve yüksek performans özellikleri göstermekte, çok modlu problemler için etkin şekilde sonuç vermekte ve problemlerin modellenmesindeki matematiksel yükü hafifletmektedirler [20]. Daha önce sezgisel algoritmaların kendi içerisinde popülasyon tabanlı, iteratif tabanlı, stokastik ve deterministik tabanlı algoritmalar olmak üzere farklı gruplar içerisinde değerlendirildiğini söylemiştik. Bununla birlikte, popülasyon tabanlı yani tanımlanan bir probleme ait çözüm kümesi üzerinde sürekli yeni ve bir öncekinden daha iyi çözümler geliştiren algoritmalar araştırmacılar tarafından çok daha fazla ilgi görmüştür. Popülasyon tabanlı algoritmalar da kendi içerisinde evrimsel tabanlı ve sürü tabanlı algoritmalar olmak üzere incelenmektedirler [21]. Sezgisel algoritmalar yakınsama hızı, doğruluk, hassasiyet, esneklik ve hesaplama maliyeti ölçüleri açısından kendi içerisinde farklılık göstermekte ve bu duruma bağlı olarak da literatürde sıkça farklı bilim alanlarındaki optimizasyon problemlerinin çözümünde sezgisel algoritmaların performansları karşılaştırılmaktadır.

Günümüze kadar, araştırmacılar 2-D sayısal süzgeçlerin tasarım problemleri için birçok sezgisel algoritmayı kullanmışlardır [6,22]. Bu tasarım problemleri, genetik

algoritmasını (Genetic Algorithm, GA), ısıl işlem algoritmasını (Simulated Annealing, SA), tabu araştırma algoritmasını (Tabu Search, TS), yapay bağışıklık algoritmasını (Artificial Immune, AI), parçacık sürü optimizasyonu algoritmasını (Particle Swarm Optimization, PSO), diferansiyel gelişim algoritmasını (Differential Evolution, DE), armoni arama algoritmasını (Harmony Search, HS), klonal seçim algoritmasını (Clonal Search Algorithm, CSA), yapay arı koloni algoritmasını (Artificial Bee Colony, ABC), arı algoritmasını (Bees Algorithm, BA), yerçekimi arama algoritmasını (Gravitational Search Algorithm, GSA) ve bakteriyel toplayıcılık optimizasyonu (Bacterial Foraging Optimization, BFO) algoritmasını ve bahsedilen bu algoritmaların hibrit veya iyileştirilmiş versiyonlarını içermektedirler [7,23-39]. Bahsedilen bu sezgisel algoritmalar popülasyon tabanlı olmakla beraber, evrimsel tabanlı ve sürü tabanlı algoritmalar olmak üzere ikiye ayrılabilmektedirler. ABC algoritması, PSO algoritması gibi algoritmalar sürü tabanlı algoritmalardır ve doğada yaşayan canlı topluluklarından ve bunların sosyal davranışlarından esinlenilerek ortaya çıkmışlardır. GA ve DE algoritması gibi algoritmalar ise evrimsel tabanlı algoritmalardır ve evrimsel yaşamdan ve süreçlerden esinlenilerek ortaya çıkmışlardır.

Tez çalışmasında ilk olarak, 2-D sayısal süzgeçlerin tasarım problemlerinin sadece sezgisel algoritmalar yardımıyla optimizasyonu hakkında bir literatür taraması yapılmıştır. Bu inceleme, 1975-2015 yılları arasında IEEE Xplore, Web of Science, Taylor ve Francis, Science Direct ve Springer Link veri tabanlarını kapsayacak şekilde gerçekleştirilmiştir ve elde edilen bilgiler derlenerek literatüre bir derleme çalışması kazandırılmıştır [6]. Bu veri tabanlarına ek olarak Google Scholar web arama motorundan da faydalanılmıştır.

2-D FIR sayısal süzgeçlerin tasarımı için araştırmacılar tarafından frekans dönüşümü (Frequency Transformation, FT), frekans örnekleme (Frequency Sampling, FS), pencereleme (Windowing), McClellan dönüşümü ve optimizasyon metotları gibi birçok farklı metot kullanılmıştır [4]. Frekans dönüşüm metodu, 1-D FIR sayısal bir süzgeci 2-D FIR sayısal bir süzgece dönüşüm matrisi kullanarak dönüştürmektedir. Bundan dolayı, 2-D FIR sayısal süzgecin karakteristiği 1-D FIR sayısal süzgecin karakteristiğine benzemektedir [3]. Frekans dönüşüm metodunun 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımında uygulanması oldukça kolaydır ve iyi sonuçlar vermektedir. Frekans örnekleme metodu arzulanan frekans cevabına sahip sayısal süzgeçlerin tasarlanmasında kullanılmaktadır.

Bu metotta istenmeyen dalgacıklar en büyük tasarım problemidir. Pencereleme tekniği 2-D Fourier serileri ile alakalı olarak 2-D pencere fonksiyonlarını temel almaktadır ve frekans örnekleme metodundan çok daha etkindir. Dönüşüm tekniği ise McClellan gibi uygun dönüşümlerin 1-D FIR sayısal süzgeçlere uygulanmasına dayanmaktadır ve bu teknik 1-D FIR sayısal süzgeci 2-D FIR sayısal süzgece dönüştürmektedir [40,41]. Bahsedilen bu tasarım yöntemlerine ek olarak, minimax optimizasyon algoritmasını ve tekil değer değişimi (Singular Value Decomposition, SVD) yöntemini kullanan 2-D FIR sayısal süzgeçlerin tasarımlarını gerçekleştiren optimizasyon yöntemleri de sıkça kullanılmaktadır. Ayrıca, son yıllarda sezgisel algoritmaların gelişimine paralel olarak 2-D FIR sayısal süzgeçlerin tasarımında daha önce bahsedilen tasarım tekniklerini de içeren sezgisel yaklaşımlar ortaya konmuştur. Alt kısımlarda özellikle literatürde yerini almış, 2-D FIR sayısal süzgeçlerin tasarımında kullanılan sezgisel yaklaşımlar yıllar içerisindeki gelişimine ve kullanımına göre incelenmiştir.

Sriranganathan *et al*., 1995 yılında GA algoritması kullanarak çarpım elemanı içermeyen doğrusal faz cevaplı 2-D simetrik alçak geçiren FIR sayısal süzgeçlerin tasarım karmaşıklığını azaltacak etkin bir yöntem geliştirmişlerdir. Sayısal süzgeçlerin katsayılarını ikinin kuvvetlerinin toplamı veya farkı olarak ifade etmişlerdir. GA algoritmasını SA algoritması, doğrusal programlama ve minimax optimizasyonu ile karşılaştırmışlardır. GA algoritması kullanılarak tasarlanan sayısal süzgeçler diğer yöntemlerle tasarlananlara göre oldukça iyidir ve SA algoritmasına göre daha az hesaplama karmaşıklığına sahiptir [42].

Sriranganathan *et al*., 1996 yılında daha önceki çalışmalarının genişletilmiş bir versiyonunu sonlu katsayı uzayında 2-D FIR sayısal süzgeçlerinin tasarımı için açıklamışlar ve süzgeç katsayılarını ayarlamak amacıyla GA algoritmasını kullanmışlardır. GA algoritmasını yine SA algoritması, doğrusal programlama ve minimax optimizasyonu ile karşılaştırmışlardır. GA algoritması kullanılarak tasarlanan süzgeçler frekans bölgesi açısından diğer metotlarla tasarlanan süzgeçlere göre oldukça iyi performans göstermişlerdir [43].

Lu ve Tzeng, 1998 yılında güçlü bir GA algoritması kullanarak McClellan dönüşümünün optimal katsayılarını bulmaya çalışmışlardır. Böylece 1-D prototip sayısal süzgeçleri 2-D FIR sayısal süzgeçlere dönüştürmüşlerdir. Önerilen yaklaşımın

kullanılabilirliğini ve etkinliğini farklı süzgeç tasarımları üzerinde gerçekleştirerek göstermişlerdir [44].

Lu ve Tzeng, 2000 yılında 2-D FIR sayısal süzgeçlerin tasarımı için geçiş ve durdurma bandı hatasını minimize eden GA algoritması kullanan bir yaklaşım önermişlerdir. Bu yaklaşım özellikle örnekleme dönüşüm süzgeçleri için ortaya konulmuştur. Bu yaklaşımın en önemli avantajı frekans bölgesi için söz konusu olan kısıtlamaların tasarım esnasında kolaylıkla değerlendirilebilmesidir [45].

Williams *et al*., 2001 yılında 2-D FIR sayısal süzgeçleri tasarlamak için paralel yapıdaki 1-D sayısal süzgeçleri kaskat bağlayarak bir metot geliştirmişlerdir. 1-D FIR sayısal süzgeçler tasarlanan 2-D FIR süzgeçlerin verimini artırmak için CSD katsayıları olarak düzenlenmiştir ve GA algoritması kullanılarak optimize edilmiştir. Tekil değer değişimi kullanılarak tasarlanan süzgeçlerin paralel yapısı oldukça iyi sonuçlar vermiştir. Böylece hem etkin bir süzgeç tasarımı gerçekleştirilmiş hem de hesaplama güçlüğü azaltılmıştır [46].

Tzeng, 2004 yılında 2-D doğrusal fazlı FIR sayısal süzgeçlerin tasarımı için 2-D dizilerin simetrik özelliklerini ve uygulamalarını çalışmıştır. Çeyrek, yarım ve tam düzlemdeki süzgeçleri GA algoritması kullanarak tasarlamıştır. 2-D dizilerin tüm özellikleri ve süzgeç uzunlukları incelenmiştir [47].

Tzeng, 2004 yılında 2-D çeyrek simetrik doğrusal fazlı FIR sayısal süzgeçleri tasarlamak için GA algoritmasını temel alan bir yaklaşım önermiştir. Farklı türlerde 2-D simetrik diziler kullanılmıştır ve bu çalışmasının konusu bir önceki çalışmasına oldukça benzemektedir [48].

Williams *et al*., 2005 yılında SVD tekniğini kullanarak yüksek verimliliğe sahip 2-D çeyrek simetrik FIR sayısal süzgecin tasarımı için bir metot önermişlerdir. GA algoritmasını kullanarak kaskat olarak bağlanmış 1-D FIR sayısal süzgeçlerin CSD olarak düzenlenmiş katsayılarını optimize etmişlerdir. Böylece yüksek verimli ve düşük hesaplama karmaşıklığına sahip bir süzgeç tasarımı ortaya koymuşlardır [49].

Tzeng, 2007 yılında istenen genlik ve grup gecikme cevabına sahip karmaşık değerli frekans cevabına sahip 2-D FIR sayısal süzgecin tasarımı için GA algoritması kullanan

bir metot önermiştir. Önerilen metodun kullanılabilirliğini ve esnekliğini göstermek için farklı 2-D simetrik alçak geçiren FIR sayısal süzgeç örneklerini değerlendirmiştir [50].

Wysocka-Schillak, 2007 yılında eşit tepecikli genlik cevabına sahip 2-D doğrusal fazlı FIR sayısal süzgecin tasarımı için bir yaklaşım sunmuştur. İstenen özelliklere sahip süzgecin tasarımıyla ilgili olan eşdeğer optimizasyon problemini çözmek için GA algoritması kullanılmıştır. Önerilen yaklaşım simetrik özelliklere sahip 2-D doğrusal fazlı FIR sayısal süzgeç tasarımlarının gerçekleştirilmesi için değerlendirilmiştir [51].

Williams *et al*., 2007 yılında SVD yöntemini ve GA algoritmasını kullanarak CSD formunda düzenlenmiş katsayılara sahip 2-D FIR ve IIR sayısal süzgeçlerin tasarlanması için bir yaklaşım önermişlerdir. Bu çalışmada süzgeç katsayıları ile ilgili olarak yeni bir kromozom tekniği kullanılmış ve ikinci, üçüncü ve dördüncü dereceden 1-D FIR süzgeçler kaskat olarak bağlanmıştır. Böylece bu yaklaşım sayesinde daha iyi cevap karakteristiğine bağlı süzgeçler elde edilmesi ve hesaplama gereksiniminin azaltılması amaçlanmıştır [52].

Wysocka-Schillak, 2007 yılında 2-D doğrusal fazlı FIR yarım-bant sayısal süzgeçlerin tasarımı için bir yaklaşım önermiştir ve genetik algoritma eşdeğer iki kriterli optimizasyon problemini çözmek için kullanılmıştır. Farklı tasarım örnekleri için yaklaşım incelenmiştir [53].

Yeh ve Tzeng, 2008 yılında dar geçiş bantlı 2-D FIR sayısal süzgeçlerin tasarımında GA algoritması yardımıyla iki dönüşüm yöntemi kullanarak bir yaklaşım önermişlerdir. Farklı tasarım özelliklerine sahip süzgeçler kullanılarak yaklaşım değerlendirilmiştir. Önerilen yaklaşım basit olmakla beraber, arzulanan performansla kolaylıkla süzgeç tasarımına uygulanabilmekteydi [54].

Su *et al.*, 2008 yılında diğer iyi bilinen metotlara göre 2-D FIR sayısal süzgeçlerin geçiş bandı dalgalarını ve durdurma bandı zayıflatmasını iyileştirmek için bir yaklaşım önermişlerdir. FS metodu ve hibrit CSA algoritması kullanılarak simetrik özelliklere sahip 2-D FIR sayısal süzgeçlerin tasarımı değerlendirilmiştir [55].

Boudjeleba *et al.*, 2011 yılında 2-D FIR sayısal süzgeçlerin tasarımı için evrimsel algoritmaların karşılaştırmalı bir çalışmasını sunmuşlardır. Tasarım problemi doğrusal

olmayan optimizasyon problemine dönüştürülmüştür ve SA, GA ve TS algoritması gibi sezgisel algoritmalar kullanılarak bu algoritmaların performansları karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. GA algoritması diğerlerine oldukça iyi sonuçlar vererek istenen cevap karakteristiğine uygun tasarımlar gerçekleştirmiştir [56].

Boudjeleba *et al.*, 2011 yılında 2-FIR sayısal süzgeçlerin gerçekleştirilmesinde GA algoritmasını temel alan bir optimal tasarım metodu önermişlerdir. Önerilen yaklaşımda adaptif bir GA algoritması frekans bandında ikinci dereceden hatanın azaltılması için kullanılmıştır. Bu metot iyi bilinen FS, FT ve pencereleme metotları ile karşılaştırılmıştır ve hem hesaplama zamanını hem de hatayı diğer metotlara göre çok daha iyi seviyede azaltmıştır [57].

Elkarami ve Ahmadi, 2011 yılında SVD yöntemini ve GA algoritmasını birleştirerek bir 2-D FIR sayısal süzgeç tasarım yaklaşımı önermişlerdir. Tasarlanacak 2-D FIR sayısal süzgecin performansını artırmak için 1-D FIR sayısal süzgeçler CSD katsayı formatında düzenlenmiş ve önerilen yaklaşımın performansı incelenmiştir [58].

Manuel *et al.*, 2012 yılında GSA algoritması kullanarak frekans cevabı maskeleme yöntemi yardımıyla (Frequency Response Masking, FRM) çarpma elemanı içermeyen 2-D FIR sayısal sayısal süzgeçlerin tasarımı için bir yaklaşım önermişlerdir. Bu yöntemde, CSD katsayı uzayında GSA algoritması ve FRM yöntemi kullanılarak 1-D FIR sayısal süzgeçler tasarlanmış ve uygun bir dönüşüm kullanılarak 1-D FIR sayısal süzgeçler 2-D FIR sayısal süzgeçlere dönüştürülmüştür. GSA algoritmasının tasarım performansı GA algoritması ile karşılaştırılmıştır. Önerilen yaklaşım hem hesaplama karmaşıklığını hem de süreyi azaltmıştır [59].

Manuel ve Elias, 2012 yılında FT metodu ile HS algoritması kullanarak 2-D geniş bant, dairesel simetrik, çarpımsız FIR sayısal süzgeçlerin tasarımı için bir yaklaşım önermişlerdir. Bu çalışmada öncelikle HS algoritması ve FRM yöntemi kullanılarak 1-D FIR sayısal süzgeç tasarlanmış, sonra uygun bir frekans dönüşüm metodu kullanılarak çarpım elemanı içermeyen 2-D dairesel simetrik süzgeç tasarlanmıştır. Böylece daha önceki çalışmalarındakine benzer olarak hesaplama süresi ve karmaşıklığı azaltılmaya çalışılmıştır [60].

Kuang *et al*., 2012 yılında geleneksel FS metodunu iyileştirmek için bir yaklaşım önermişlerdir. DE ve PSO algoritmalarını birleştirerek DEPSO algoritmasını yaklaşık en uygun minimax tasarımını elde etmek için kullanmışlardır. DEPSO algoritması ve düzgün dağılımlı FS metodu kullanılarak tasarlanan 2-D alçak geçiren FIR sayısal süzgeç görüntü üzerindeki gürültüyü giderme probleminde kullanılmış ve medyan süzgeç ile sonuçlar karşılaştırılmıştır. Gürültü giderme problemi için tasarlanan süzgeç ile elde edilen sonuçlar medyan süzgece göre oldukça iyidir [61].

Koçkanat *et al.*, 2012 yılında ABC algoritmasını kullanarak 2-D FIR sayısal süzgecin tasarımıyla ilgili bir yaklaşım önermişlerdir. Önerilen yaklaşım ile tasarlanan süzgeçler farklı görüntüler üzerinde gürültü giderimi için kullanılmıştır [62,63].

Koçkanat ve Karaboğa, 2013 yılında 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımında kullanılan ABC algoritmasının parametre performansını incelemişlerdir. Değişen kontrol parametrelerinin tasarlanan süzgeçler ve uygulanan görüntüler üzerindeki gürültü giderme etkinliklerini nasıl değiştirdiği değerlendirilmiştir [64].

Latifoğlu, 2013 yılında medikal görüntüler üzerindeki gürültüyü temizlemek için ABC algoritmasını kullanarak bir 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımını önermiştir. Önerilen yaklaşım kullanılarak farklı derecelere sahip süzgeçler tasarlanmıştır. Tasarlanan süzgeçler farklı derecelerle değişik sevide kirlenmiş medikal görüntüler üzerindeki gürültüyü giderme problemi için değerlendirilmiş ve gaussian, medyan ve wiener süzgeçlerle elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır [65].

Rashedi ve Zarezadeh, 2014 yılında GSA algoritması kullanarak 2-D FIR sayısal süzgecin katsayılarını optimize etmişler ve tasarladıkları süzgeci ultrason görüntüleri üzerindeki gürültünün giderimi için kullanmışlardır. Tasarlanan süzgeç ile elde edilen sonuçları gaussian ve medyan süzgeçler ile elde edilen sonuçlarla karşılaştırmışlar ve yaklaşımın başarımını incelemişlerdir [66].

Boudjeleba *et al.*, 2014 yılında daha önceki yıllarda yapmış oldukları çalışmalarına paralel olarak adaptif genetik algoritmaya dayanan optimal 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımıyla ilgili bir yaklaşım önermişlerdir. Bu çalışmalarında alçak geçiren, yüksek geçiren, bant geçiren ve bant durduran süzgeçler üzerinde çalışmışlar ve GA algoritması ile tasarladıkları süzgeçleri diğer klasik metotlarla tasarlanan süzgeçlerle

karşılaştırmışlardır. Hesaplama zamanını ve karmaşıklığını azaltan, istenen cevap karakteristiğine sahip süzgeç tasarımını sağlayan bir yaklaşımı ortaya koymuşlardır [67].

Hua *et al*., 2014 yılında DE ve PSO algoritmalarını birleştirerek DEPSO algoritmasını geliştirmişler ve geliştirdikleri bu algoritmayı 2-D FIR sayısal süzgecin katsayılarını optimize etmek için kullanmışlardır. Medyan süzgeçleme, modern stokastik görüntü iyileştirme ve bilateral süzgeçleme gibi yöntemler gürültü giderme problemi için önerilen yaklaşım ile tasarlanan süzgecin performansı ile karşılaştırılmıştır [68].

Chandra ve Chattopadhyay, 2014 yılında alçak geçiren 2-D FIR sayısal süzgecin DE algoritması yardımıyla tasarlanması için bir yaklaşım önermişlerdir. Tasarımlarında süzgeç katsayılarını SPT formatına düzenleyerek donanım açısından da uygulanabilir bir yaklaşım ortaya koymuşlardır. DE algoritması kullanarak tasarladıkları süzgeçleri gaussian ve medyan gibi süzgeçlerle performans açısından karşılaştırmışlardır [69].

Koçkanat ve Karaboğa, 2015 yılında 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımında ABC algoritmasını adaptif olarak kullanmışlar ve tasarımın performansını diğer klasik adaptif süzgeç tasarım algoritmaları ile karşılaştırmışlardır. Ayrıca farklı gürültüler ve görüntüler kullanılarak süzgeç yaklaşımının göstermiş olduğu başarım değerlendirilmiştir [70].

Dhabal ve Venkateswaran, 2015 yılında 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımında hızlandırılmış ABC (Accelerated Artificial Bee Colony, ABC) algoritmasını kullanmışlardır. AABC algoritmasının performansını PSO, GA ve ABC algoritmaları ile karşılaştırmışlardır [5].

2-D FIR sayısal süzgeçler daima kararlıdır ve kolaylıkla doğrusal faz cevabına sahip tasarımlar farklı yaklaşımlarla gerçekleştirebilmektedir. Ancak, geçiş bandı ile durdurma bandı arasında hızlı dönüşümlerin gerektiği uygulamalarda, istenilen özelliklerin sağlanabilmesi için yüksek süzgeç derecesine sahip 2-D FIR sayısal süzgeçlerin kullanılması gerekmektedir. Bunun sonucu olarak da bu tür uygulamalarda süzgeç hesaplama yükü artmaktadır. Bu tür problemlerin üstesinden gelebilmek ve hesaplama yükünü azaltabilmek için 2-D IIR sayısal süzgeç tasarımları ortaya çıkmaktadır. Bilineer dönüşüm, doğrusal dönüşüm, analog süzgeç dönüşümü gibi

birçok dönüşüm yöntemi 2-D IIR sayısal süzgeçlerin tasarımında kullanılmaktadır. Ayrıca, esnek ve çok yönlü optimizason metotları farklı süzgeç karakteristiklerini elde etmek için de kullanılmaktadır. Yarı-Newton optimizasyon algoritması, minimax metodu ve SVD tekniği en çok tercih edilen optimizasyon tasarım yöntemlerindendir. Son zamanlarda, 2-D IIR sayısal süzgecin tasarımında sezgisel algoritmalar da kullanılmaya başlanmıştır. Özellikle de 2-D IIR sayısal süzgeç tasarım problemlerinde kararlılığı sağlamak amacıyla tasarım problemleri sınırlı optimizasyon problemlerine dönüştürülmüş ve sezgisel algoritmalar bu problemleri etkin şekilde çözmek için kullanılmıştır [6]. Literatürde yerini almış, 2-D IIR sayısal süzgeçlerin tasarımında kullanılan sezgisel yaklaşımlar yıllar içerisindeki gelişimine ve kullanımına göre incelenmiştir.

Radecki *et al.*, 1992 yılında SA algoritması kullanarak sonlu kelime uzunluklu alçak geçiren 2-D IIR sayısal süzgeçlerin tasarımı için bir yaklaşım önermişlerdir. Çalışmalarında farklı dereceden ve simetriden 2-D IIR sayısal süzgeçleri incelemişler ve 2-D FIR sayısal süzgeçlerle tasarımlarını karşılaştırmışlardır. Önerilen yaklaşımla tasarlanan 2-D IIR sayısal süzgeçlerin video uygulamalarındaki başarımlarını incelemişlerdir [71].

Kawamata *et al.*, 1994 yılında GA algoritması kullanarak frekans bölgesi özelliklerine sahip ayrılabilir paydalı 2-D IIR sayısal süzgeçleri gerçekleştirmek için yeni bir yaklaşım önermişlerdir. Temel GA algoritmasına dayanan süzgeç tasarım yaklaşımı, performans değerlendirmesi açısından tekrarlamalı ve düzenli SVD teknikleri ile karşılaştırılmış ve avantajları ortaya konmuştur [72].

Radecki *et al.*, 1995 yılında SA algoritması kullanarak çok boyutlu sonlu kelime uzunluklu FIR ve IIR sayısal süzgeçlerin tasarımı için bir yaklaşım ortaya koymuşlardır. Çalışmada 1-D ve 2-D sayısal süzgeçler üzerinden çalışılmış ve SA algoritması kullanılarak elde edilen sonuçlar n. dereceden Newton minimizasyon metodu ile karşılaştırılmıştır [73].

Kawamata *et al.*, 1995 yılında ayrılabilir paydalı 2-D IIR sayısal süzgeçlerin tasarımda GA algoritmasını kullanan bir yaklaşım önermişlerdir. Bu yaklaşımda sayısal süzgeçler bit dizisi olarak kodlanmıştır. Frekans ve uzay bölgesi özelliklerine göre GA algoritması

kullanılarak tasarlanan sayısal süzgeçler geleneksel metotlar ile tasarlananlarla karşılaştırılmıştır [74].

Kishida ve Hamada, 1996 yılında GA algoritmasını kullanarak 2-D IIR kafes sayısal süzgeç tasarımı için bir yaklaşım ortaya koymuşlar ve istenen özelliklere sahip 2-D tüm kutuplu kafes süzgeç tasarımını gerçekleştirmişlerdir [75].

Thamvichai *et al*., 2001 ve 2002 yıllarında periyodik kaymalı değişen (Periodically Shift Variant, PSV) katsayıları cinsinden düzenlenmiş 2-D çarpımsız IIR sayısal süzgeçlerin tasarımını gerçekleştirmişlerdir. Süzgeç katsayılarını optimize etmek için ikili ve tamsayı GA algoritması kullanılmıştır ve GA algoritması kullanılarak tasarlanan süzgeçler gaussian süzgeçlerle performans açısından karşılaştırılmıştır [76,77].

Liang *et al*., 2002 yılında sekizgen simetrik, CSD cinsinden düzenlenmiş katsayılara sahip 2-D IIR süzgeç tasarımını gerçekleştirmişlerdir. 2-D simetrik ve alçak geçiren IIR sayısal süzgecin katsayılarını optimize etmek için GA algoritması başarılı bir şekilde kullanılmıştır [78].

Mastorakis *et al.*, 2-D IIR sayısal süzgeç tasarım problemini kararlılık kriterini de gözeterek sınırlı bir optimizasyon problemine dönüştürmüşler ve yeni bir süzgeç tasarım yaklaşımı önermişlerdir. Bu yaklaşımda sınırlı optimizasyon probleminin çözümü için GA algoritması kullanılmış ve yapay sinir ağları, Lp tasarım tekniği gibi 2-D IIR süzgeç tasarım teknikleriyle sonuçlar karşılaştırılmıştır [19].

Das *et al.*, 2005 yılında 2-D IIR sayısal süzgecin tasarımı için diferansiyel değişen hızlı parçacık sürü optimizasyonu (Particle Swarm Optimizer-Differentially perturbed Velocity, PSO-DV) algoritmasını kullanarak sınırlı optimizasyon problemini çözen, etkin bir yaklaşım önermiştir. Elde edilen süzgecin performansını GA algoritması ile karşılaştırmışlardır [79].

Das ve Dey, 2005 yılında DE algoritması kullanarak 2-D IIR sayısal süzgecin gerçekleştirilmesi ile ilgili bir yaklaşım önermişlerdir. Çalışmalarında DE algoritması ile tasarladıkları süzgeci GA algoritması ve yapay sinir ağları ile tasarlanmış süzgeçlerle karşılaştırmışlardır [80].

Das *et al.*, 2005 yılında zamanla değişen hızlanma katsayılı parçacık sürü optimizasyonu (Particle Swarm Optimizer with Time Varying Acceleration Coefficients, HPSO-TVAC) algoritması kullanarak 2-D IIR sayısal süzgeç tasarımı için bir yaklaşım önermişlerdir. Tasarım sonucu elde edilen süzgecin performansını yine GA algoritması ve yapay sinir ağları ile tasarlanmış süzgeçlerle karşılaştırmışlardır [81].

Tsai *et al.*, 2005 yılında GA algoritmasını Taguchi metodu ile birleştirmiş ve çok daha etkin karma Taguchi-genetik (Hybrid Taguchi-genetic algorithm, HTGA) algoritmasını önermişler ve 2-D IIR sayısal süzgeç tasarımında kullanmışlardır. Önerilen yaklaşım ile tasarlanan süzgeçler GA algoritması, LP tasarımı ve yapay sinir ağları ile elde edilen süzgeçlerle karşılaştırılmıştır [82].

Das ve Konar, 2006 yılında iyileştirilmiş DE algoritması, modifiye edilmiş PSO (HPSO-TVAC) algoritması, gerçek kodlanmış GA algoritması gibi modern sezgisel algoritmalar kullanarak 2-D IIR sayısal süzgeç tasarımını gerçekleştirmişlerdir. Modern sezgisel algoritmalar hem birbirleriyle hem de ikili kodlanmış GA algoritması ve yapay sinir ağları ile 2-D IIR sayısal süzgeç tasarımı için karşılaştırılmıştır [83].

Fang *et al.*, 2006 yılında kuantum davranışlı parçacık sürü optimizasyonu (Quantum Behaved PSO, QPSO) algoritması kullanarak 2-D IIR sayısal süzgeç tasarımını gerçekleştirmişler ve süzgeç tasarımında kullanılan sınırlı optimizasyon problemini çözmeye çalışmışlardır [84].

Das ve Konar, 2007 yılında seçici stratejiye dayanan çoklu seçkinci parçacık sürü optimizasyonu (Multi Elitist-Particle Swarm Optimization, MEPSO) algoritmasını kullanarak 2-D IIR sayısal süzgeç tasarımını gerçekleştirmişlerdir. MEPSO algoritmasının süzgeç tasarım performansı GA algoritması, DE algoritması ve yapay sinir ağları ile karşılaştırılmıştır [85].

Wysocka-Schillak, 2007 yılında geçiş ve durdurma bantları için tanımlanmış iki hata kriterini içeren 2-D IIR sayısal süzgeç tasarımını GA algoritmasını kullanarak gerçekleştirmiştir [86].

Su *et al.*, 2007 yılında simetrik alçak geçiren 2-D IIR sayısal süzgeç tasarımı için SVD yöntemini ve CSA algoritmasını kullanan bir yaklaşım ortaya koymuşlardır. Önerilen metot FS metodu, Chebyshev metodu ve GA algoritması ile karşılaştırılmıştır [87].

Williams *et al.*, 2007 yılında SVD metodu, CSD süzgeç katsayılarını ve GA algoritmasını kullanarak 2-D FIR ve IIR sayısal süzgeç tasarımı için bir yaklaşım önermişlerdir. Bu çalışmada, CSD süzgeç katsayıları ile ilgili olarak yeni bir kromozom tekniği kullanılmış ve ikinci, üçüncü ve dördüncü dereceden 1-D sayısal süzgeçler kaskat olarak bağlanmıştır [52].

Wysocka-Schillak, 2008 yılında 2-D sıfır fazlı çeyrek simetrik IIR süzgeç tasarımı için iki hata kriterine dayanan ve GA algoritmasını kullanan bir yaklaşım ortaya koymuştur. Bu tasarım yaklaşımı iki kriterli bir optimizasyon problemi olarak değerlendiriş ve çözülmüştür [88].

Wysocka-Schillak, 2008 yılında en küçük kareler hata kriterine sahip dairesel simetrik alçak geçiren 2-D IIR süzgeç tasarımında GA algoritmasını kullanarak bir yaklaşım önermiştir [89].

Sun et al., 2008 yılında QPSO algoritmasını geliştirerek çeşitlilik temelli kuantum davranışlı parçacık sürü optimizasyonu (Diversity Guided-Quantum behaved PSO, DG-QPSO) algoritmasını ortaya koymuşlar ve bu algoritmayı 2-D IIR sayısal süzgeç tasarımında kullanmışlardır. Önerilen DG-QPSO algoritması ile elde edilen sonuçlar PSO, QPSO ve GA algoritmaları ile bulunanlarla karşılaştırılmıştır [90].

Tsai *et al.*, 2008 yılında Taguchi metodu ile IA algoritmasını birleştirmiş ve TIA algoritmasını oluşturarak 2-D IIR sayısal süzgeç tasarımında kullanmışlardır. Önerilen yaklaşımla elde edilen sonuçlar farklı durumlar için Genetica, GA algoritması ve yapay sinir ağları ile karşılaştırılmıştır [91].

Tsai *et al.*, 2009 yılında karma Taguchi-genetik (hybrid Taguchi-genetic algorithm, HTGA) algoritmasını kullanarak görüntü odaklaması için bir 2-D IIR sayısal süzgeç tasarımı önermişlerdir. Tasarlanan süzgeçler Yarı-Newton algoritması, GA algoritması ve yapay sinir ağları ile tasarlanan süzgeçlerle performans açısından değerlendirilmiştir [92].

Sun et al., 2010 yılında 2-D sıfır fazlı IIR sayısal süzgeçleri tasarlamak için çeşitlilik temelli mutasyonlu kuantum davranışlı parçacık sürü optimizasyonu (Quantum behaved PSO with Diversity-Guided Mutation, QPSO-DGM) algoritmasını kullanarak bir yaklaşım önermişlerdir. Bu yaklaşım ile elde edilen sonuçlar GA algoritması, PSO algoritması, Genetica, yapay sinir ağları ve QPSO algoritması ile karşılaştırılmıştır [93].

Kumar ve Kumar, 2010 yılında karma çoklu ajanlı parçacık sürü optimizasyonu (Hybrid Multi Agent PSO, HMAPSO) algoritmasını kullanarak 2-D IIR sayısal süzgecin sınırlı optimizasyon problemini çözecek bir yaklaşım önermişlerdir. HMAPSO algoritmasının performansı HTGA algoritması, MEPSO algoritması, DE algoritması, Yarı-Newton metodu, yapay sinir ağları ve GA algoritması ile karşılaştırılmıştır [94].

Abo-Zahhad et al., 2010 yılında istenen genlik ve grup gecikmesi karakterine sahip 2-D IIR sayısal süzgecin tasarımında TIA algoritmasını kullanan bir yaklaşım önermiştir [95].

Pham ve Koç, 2010 yılında BA algoritması kullanarak 2-D IIR sayısal süzgece ait sınırlı optimizasyon problemini çözmeye çalışmışlardır. BA algoritmasının performansı GA algoritması ile karşılaştırılmıştır [96].

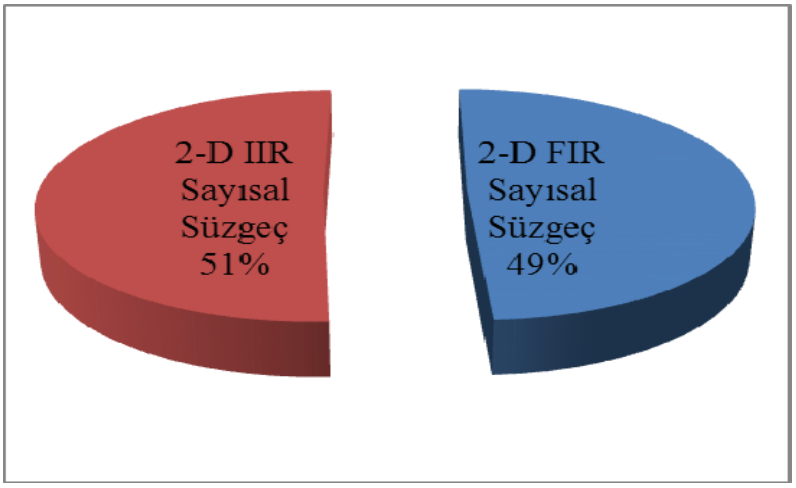
Wu et al., 2011 yılında kendinden adaptif mutasyonlu diferansiyel gelişim (Self-Adaptive Mutation Differential Evolution, SAMDE) algoritmasını kullanarak 2-D IIR sayısal süzgeç tasarımını gerçekleştirmişlerdir [97].

Abo-Zahhad *et al.*, 2011 yılında ortogonal dizileri ve TIA algoritmasını kullanarak 2-D IIR sayısal süzgeç tasarım problemini çözmek için bir yaklaşım önermişlerdir. Önerilen yaklaşım ikinci, üçüncü ve dördüncü seviyelerdeki ortogonal dizilerle karşılaştırılmıştır. Artan dizi seviyelerinin süzgeç tasarımını iyileştirdiği görülmüştür [98].

Dhabal ve Venkateswaran, 2014 yılında PSO ve SA algoritmalarının karma bir türü olan SA-PSO algoritmasını geliştirmişler ve geliştirilen bu algoritmayı 2-D IIR sayısal süzgece ait sınırlı optimizasyon problemini çözmek için kullanmışlardır. Tasarlanan süzgeçlerin performansını GA algoritması, yapay sinir ağları, genetica ve TIA algoritması ile karşılaştırmışlardır [99].

Sarangi *et al*., 2014 yılında BFO algoritması kullanarak 1-D ve 2-D IIR sayısal süzgeçlerin tasarımları için bir yaklaşım önermişlerdir. Tasarımlarda kararlılık kriterini sağlamak için problemler sınırlı optimizasyon problemleri olarak tanımlanmıştır. Elde edilen süzgeç tasarımları GA algoritması gibi algoritmalarla elde edilen süzgeçlerle performans açısından karşılaştırılmıştır [100].

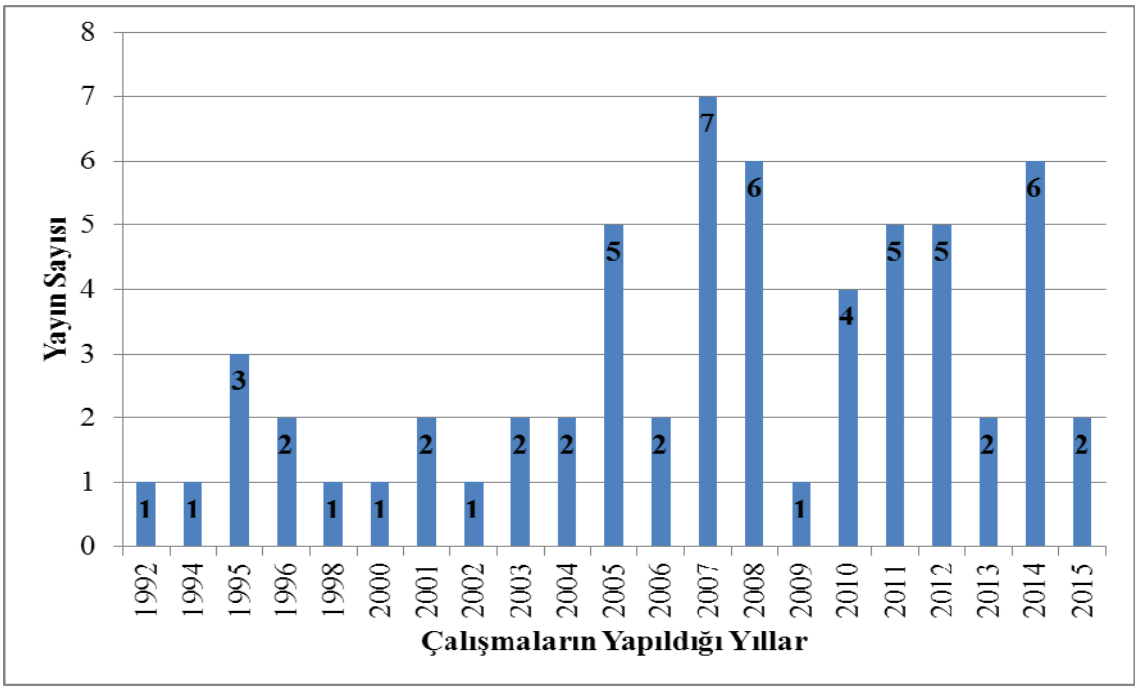
2-D sayısal süzgeç tasarımlarının sezgisel algoritmalar kullanılarak gerçekleştirildiği çalışmaların literatürdeki yüzde dağılımı incelendiğinde, çalışmaların %51'inin 2-D IIR sayısal süzgeç tasarımına, %49'unun 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımına yönelik olduğu görülmüştür. Bu yüzdesel dağılım Şekil 1.5'de pasta grafiğinde gösterilmiştir.



Şekil 1.5. 2-D sayısal süzgeç tasarımlarının yüzdesel dağılımı.

Şekil 1.5'deki pasta grafiği incelendiğinde literatürde 2-D IIR sayısal süzgeç tasarımının yüzdesel olarak az bir farkla (%2) 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımından daha çok üzerinde çalışıldığı anlaşılmaktadır. Ancak, genel olarak her iki süzgeç tasarımı da araştırmacılar ve uygulamacılar tarafından yaklaşık eşit ilgiyi görmüş ve halen de üzerinde çalışılmaya devam edilmektedir.

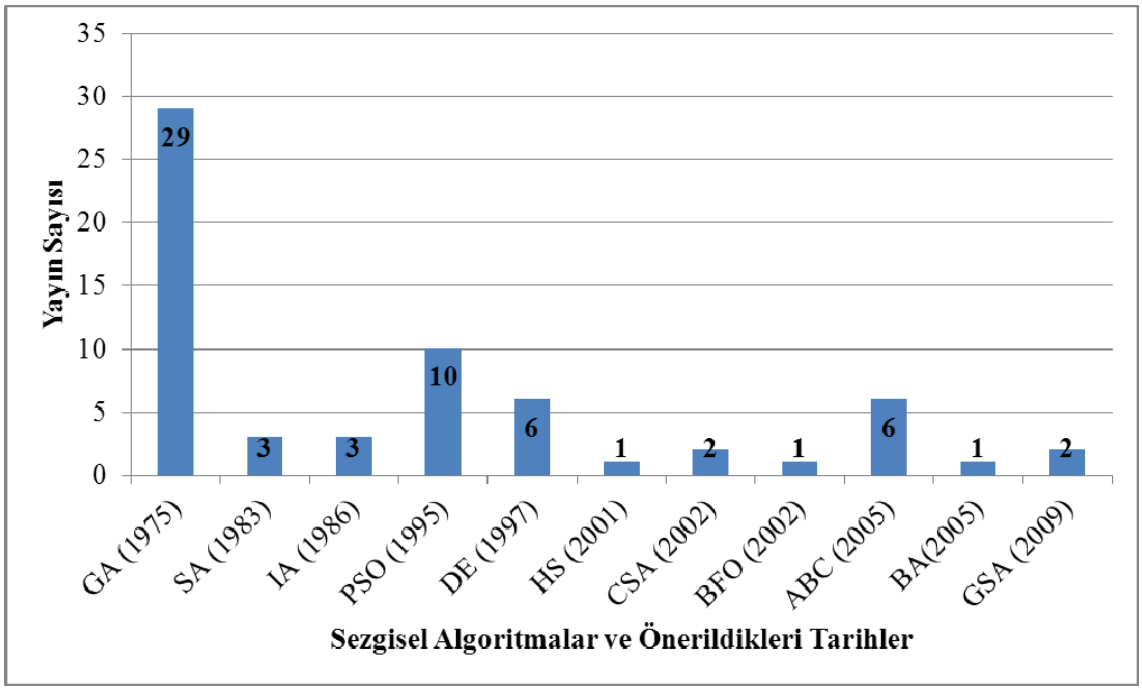
Şekil 1.6'da 1975-2015 yılları arasında gerçekleştirilmiş olan, sezgisel algoritmalar kullanılan 2-D FIR ve 2-D IIR sayısal süzgeç tasarım çalışmalarına ait sayılar ve yıllar sütun grafiğinde gösterilmektedir. 2-D sayısal süzgeç tasarım çalışmalarının yapıldığı yıllar ve yayın sayısı incelendiğinde son 15 yılda araştırmacıların ve uygulamacıların sezigesel algoritmaları kullanarak 2-D sayısal süzgeç tasarımına olan ilgileri eskiye göre oldukça artmıştır.



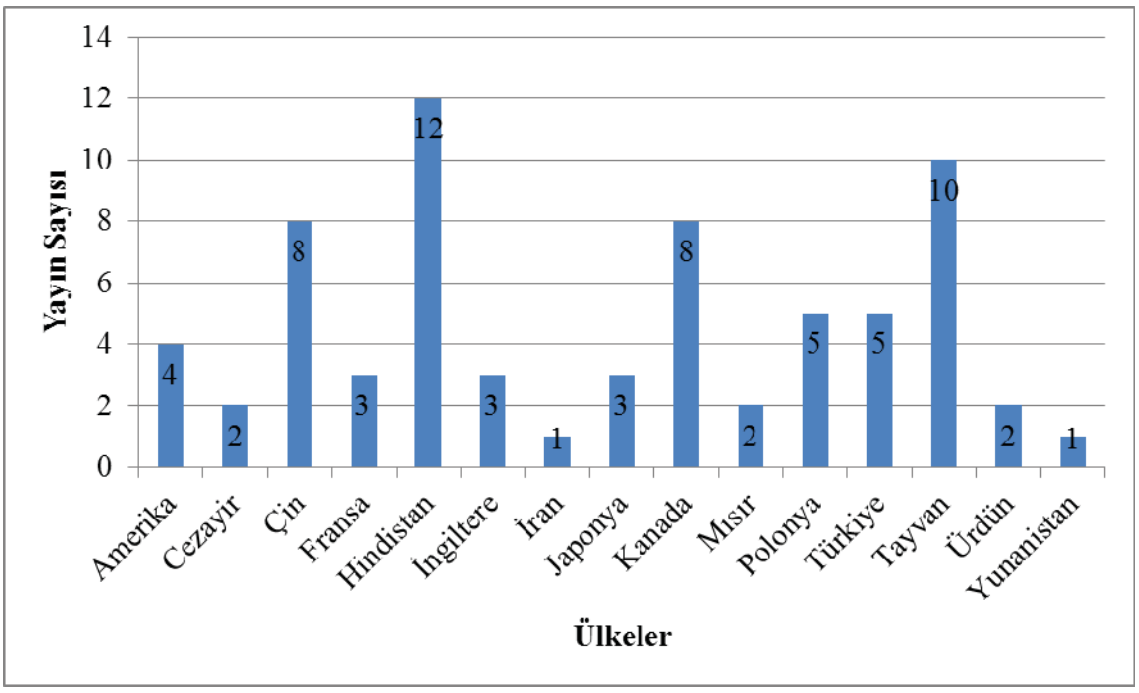
Şekil 1.6. 2-D sayısal süzgeç tasarım çalışmalarının yıllara göre dağılımı.

Şekil 1.7'de 2-D sayısal süzgeç tasarımında kullanılan sezgisel algoritmalar ve yapılan yayın sayıları sütun grafiğinde gösterilmektedir. Ayrıca kullanılan sezgisel algoritmaların önerildikleri tarihler sırasıyla ifade edilmektedir. Bu grafik incelendiğinde 2-D sayısal süzgeç tasarımında en çok sırasıyla GA, PSO, DE ve ABC algoritmaları araştırmacılar tarafından tercih edilmiştir. GA algoritması hem önerildiği tarih hem de optimizasyon problemlerinde daha çok tercih edilmesi nedeniyle en öne çıkan sezgisel algoritmadır. Ayrıca, PSO algoritması tercih sırasında ikinci algoritma olurken, DE ve ABC algoritmaları eşit ilgiyi görerek üçüncü sırada yer almıştır. SA ve IA algoritmaları, CSA ve GSA algoritmaları, HS, BFO ve BA algoritmaları da sırasıyla kendi içlerinde aynı sayıda tercih edilmiştir.

Şekil 1.8'de sezgisel algoritmalar kullanarak 2-D sayısal süzgeç tasarımı çalışmalarına katılan ülkeler ve yayın sayıları sütun grafiğinde gösterilmektedir. Bu grafiğe göre 2-D sayısal süzgeç tasarımı ile ilgili en çok çalışma sırasıyla Hindistan ve Tayvan ülkerinde yapılmıştır. Kanada ve Çin aynı sayılarda yaptıkları çalışmalarıyla üçüncü sırada yer almaktadırlar. Dördüncü sırayı ise Türkiye ve Polonya paylaşmaktadırlar.



Şekil 1.7. 2-D sayısal süzgeç tasarımında kullanılan sezgisel algoritmalar ve yayın sayıları.



Şekil 1.8. 2-D sayısal süzgeç tasarımı çalışmalarına katılan ülkeler ve yayın sayıları.

Tablo 1.1. 1975-2015 yılları arasında 2-D FIR ve IIR sayısal süzgeçlerin tasarımına yönelik sezgisel algoritmalara dayanan çalışmalar.

Algoritma	Kontrol Parametreleri	Araştırma Özelliği	İlgili Çalışmalar	
			2-D FIR	2-D IIR
GA	-Çaprazlama oranı -Mutasyon oranı -Jenerasyon aralığı	Popülasyon tabanlı	42, 43, 44, 45, 46, 47, 48, 49, 50, 51, 52, 53, 54, 56, 57, 58, 67	72, 74, 75, 76, 77, 78, 19, 82, 86, 52, 88, 89, 92
SA	-Başlangıç sıcaklığı -Son sıcaklık değeri -Soğutma stratejisi parametresi	Komşuluk tabanlı	73	71, 73, 99
DE	-Çaprazlama oranı -Ölçekleme oranı	Popülasyon tabanlı	61, 68, 69	80, 83, 97
PSO	-Eylemsizlik faktörü -Bilişsel faktör -Sosyal faktör	Sürü zekası tabanlı	61, 68	79, 81, 84, 85, 90, 93, 94, 99
IA	-Alt koloni boyutu -Mutasyon oranı -Klonlama faktörü	Popülasyon tabanlı	---	91, 95, 98
ABC	-Limit	Sürü zekası tabanlı	5,62,63,64,65,70	---
CSA	-Hipermutasyon oranı -Çarpma faktörü -Klonlama faktörü	Popülasyon tabanlı	55	87
GSA	-Yer çekimi sabiti -Kullanıcının belirlediği sabitler	Sürü zekası tabanlı	59,66	---
HS	-Hafıza oranı -Hafıza uzunluğu -Perde ayarlama hızı	Sürü zekası tabanlı	60	---
BA	-Seçilen yer sayısı -Seçkin yer sayısı -Başlangıç yama boyutu -Azalma sabiti	Sürü zekası tabanlı	---	96
BFO	-Kemotaktik adım sayısı -Yüzme uzunluğu -Üreme adım sayısı -Elimasyon-dağılma olay sayısı ve olasılığı -Bakteri çoğaltım sayısı -Cezbedici derinliği ve genişliği -Uzaklaştırıcı derinliği ve genişliği	Sürü zekası tabanlı	---	100

Tablo 1.1'de 1975-2015 yılları arasında 2-D sayısal süzgeçlerin tasarımında kullanılan sezgisel algoritmalar ve süzgeç tasarımına yönelik literatürde yapılan çalışmalar ayrıntılı olarak verilmiştir. 2-D FIR ve IIR sayısal süzgeç tasarımını temel alan çalışmalar da bu tablodan açıkca görülebilmektedir. Bu tabloda GA, PSO, DE ve ABC algoritmaları sırasıyla en çok tercih edilen sezgisel algoritmalar olmuştur.

2. BÖLÜM

2-D FIR SAYISAL SÜZGEÇ TASARIMINDA KULLANILAN ALGORİTMALAR

2.1. 2-D FIR Sayısal Süzgeç Tasarımında Kullanılan Sezgisel Algoritmalar

Sezgisel algoritmalar, optimizasyon problemlerinin çözümünde uygulama kolaylığı ve esnekliği, hızlı yakınsama, düşük parametre hassasiyeti, küresel araştırma yeteneği gibi önemli avantajlarından dolayı birçok araştırmacı tarafından farklı bilim dallarında yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. 2-D FIR sayısal süzgeç tasarım problemleri daha önce de bahsettiğimiz gibi çok-modlu, çok parametreli ve çok boyutlu optimizasyon problemleridir. Bu nedenle, bu tasarım problemlerinin çözümünde sezgisel algoritmaların kullanılması daha uygundur. Bu tez çalışmasında doğrusal zamanla değişmeyen ve adaptif 2-D FIR sayısal süzgeç tasarım yaklaşımları için ABC, PSO ve DE sezgisel algoritmaları karşılaştırmalı olarak kullanılmıştır. Çünkü her üç sezgisel algoritma da bir çözüm kümesi üzerinde çalışarak daha iyi çözümler geliştiren popülasyon tabanlı algoritmalar olmakla birlikte, literatürde en sık kullanılan ve karşılaştırılan sezgisel algoritmalardır [21].

2.1.1. Yapay Arı Koloni Algoritması

Yapay arı koloni (Artificial Bee Colony, ABC) algoritması, doğada bir arada sürü şeklinde yaşayan bal arılarının yiyecek arama davranışlarını modelleyen ve optimizasyon problemlerinin çözümünde kolaylık ve etkinlik sağlaması amacıyla geliştirilen bir sezgisel algoritmadır. Karaboğa tarafından 2005 yılında ortaya konulmuştur ve kuş, balık ve böcek gibi hayvan sürülerinin belirli bir amaca yönelik ortak hareketlerinden esinlenilerek geliştirilen sürü zekâsına dayanan sezgisel algoritmaların en başarılısıdır [7]. ABC algoritması, çok boyutlu, çok modlu, sınırlı ve

sınırsız birçok nümerik optimizasyon problemine uygulanmış, Karaboğa ve Akay tarafından da GA, PSO ve DE gibi literatürde sıkça kullanılan sezgisel optimizasyon algoritmalarıyla karşılaştırılarak etkinliği ortaya konmuştur [21,101,102]. Ayrıca, ABC algoritması gürültü gidermeden sistem modelleye, parametre belirlemeden süzgeç tasarımına kadar birçok alanda başarıyla kullanılmıştır [6,70,103-109].

ABC algoritması bal arılarının yiyecek arama davranışlarını modellerken bazı kabulleri yapmaktadır. Bu kabullerden ilki, her bir kaynağın nektarının sadece bir görevli arı tarafından alınmasıdır. Yani görevli arıların sayısı toplam yiyecek kaynağının sayısına eşittir. İşçi arıların sayısı aynı zamanda gözcü arıların da sayısına eşittir. Nektarı tükenmiş kaynağın arısı kâşif arı haline dönüşmektedir. Yiyecek kaynaklarının pozisyonları çözülmesi istenen optimizasyon problemine ait olası çözümlere ve kaynakların nektar miktarları ise o kaynaklarla ilgili çözümlerin kalitesine (fitness-uygunluk) karşılık gelmektedir. ABC algoritması en fazla nektara sahip kaynağın yerini bulmaya çalışarak çözülmesi istenen optimizasyon probleminin minimumunu veya maksimumunu veren çözümü elde etmeyi amaçlar. ABC algoritmasının temel adımları aşağıdaki gibi ifade edilebilmektedir,

1. Adım: Başlangıçta yiyecek kaynaklarının üretilmesi

2. Adım: **repeat**

3. Adım: İşçi arıların yiyecek kaynağı bölgelerine gönderilmesi

4. Adım: Olasılıksal seleksiyonda kullanılacak olasılık değerlerinin görevli arılardan gelen bilgiye göre hesaplanması

5. Adım: Gözcü arıların olasılık değerlerine göre yiyecek kaynağı bölgesi seçmeleri

6. Adım: Kaynağı bırakma kriteri: limit ve kâşif arı üretimi

7. Adım: **until** (Çevrim sayısı)

ABC algoritmasında çözüm uzayı kovan çevresi olarak kabul edilmekte ve başlangıçta rasgele üretilmiş çözüm popülasyonu Eşitlik 2.1 kullanılarak elde edilir.

$$x_{ij} = x_{\min}^{j} + rand[0,1](x_{\max}^{j} - x_{\min}^{j}) \tag{2.1}$$

Burada, x_i popülasyonda bir çözümü göstermekte, $i = \{1, 2, ..., SN\}$ ve SN popülasyon boyutunu, $j = \{1, 2, ..., D\}$ ve D optimizasyon parametre sayısını temsil etmektedir. Parametreler için $x^j_{\min}$, *j.* parametrenin alt sınırı ve $x^j_{\max}$ ise *j.* parametrenin üst sınırıdır. Ayrıca, çözümleri geliştirme esnasında kullanılan başarısız denemelerin sayısını ifade eden çözüm geliştirememe sayacı ($failure_i$ - *i.* Kaynağın geliştirememe sayısı) da başlangıçta sıfırlanır.

ABC algoritmasının başlangıç aşamasından sonra görevli arı, gözcü arı ve kâşif arı süreçlerinden geçirilerek çözümler iyileştirilmeye çalışılır. ABC algoritmasının durdurulması için belirlenen bir maksimum çevrim sayısı, hata değeri veya diğer algoritmalardakine benzer bir durdurma kriteri kullanılabilmektedir.

ABC algoritmasında, her bir kaynağa sadece bir görevli arı atanmıştır ve bu nedenle yiyecek kaynaklarının sayısı görevli arıların sayısına eşit olmaktadır. Görevli arı yiyecek kaynağı üzerinde çalışırken hem kaynağın pozisyonunu, hem kaynağın nektar miktarını hem de yeni kaynağa ait bilgileri de hafızasında tutmaktadır. Görevli arı çalışırken yiyecek kaynağı komşuluğunda yeni bir yiyecek kaynağı belirler ve bunun kalitesini de değerlendirir. Eğer yeni kaynaktaki nektar miktarı eskisinde daha çok ise arı hafızasındaki eski kaynak bilgisini siler ve yeni kaynak ile ilgili bilgiler hafızasına alır. Yeni kaynağın mevcut olan kaynak komşuluğunda belirlenmesi Eşitlik 2.2 ile tanımlanmaktadır.

$$v_{ij} = x_{ij} + \phi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \tag{2.2}$$

Burada x_{ij} her bir çözüm için çözümün tek bir parametresinin (rasgele seçilen parametresi, *j*) değiştirilerek x_i komşuluğunda v_i çözümünün bulunmasını temsil etmektedir. Burada *j*, [1, *D*] aralığında rasgele üretilen bir tamsayı olarak ifade edilmektedir. Rasgele seçilen *j* parametresi değiştirilirken, rasgele seçilen x_k komşu çözümünün $\left(k \in \{1, 2, ...SN\}\right)$ *j.* parametresi ile mevcut çözümün *j.* parametresinin farkları alınıp [-1, 1] arasında rasgele değer alan ϕ_{ij} değeri ile ağırlıklandırılmakta ve ardından mevcut çözümün *j.* parametresine eklenmektedir.

Eşitlik 2.2'den anlaşıldığı üzere x_{ij} ile x_{kj} arasındaki fark azaldıkça, x_{ij} pozisyonundaki değişim de azalacaktır. Böylece, çözüme yaklaştıkça değişim miktarı adaptif bir şekilde azalacak ve ince bir ayarlama yapılacaktır.

Görevli arıların yeni çözümler üretmesi işleminde elde edilmiş yeni v_{ij} değerlerinin önceden belirlenen parametre sınırlarını veya önceden belirlenen çözüm uzayını aşması durumunda *j*. parametreye ait olan alt ve üst sınır değerlerine yeniden ayarlama yapılarak ötelenmesi gerekmektedir. Bu işlem Eşitlik 2.3'de verilmektedir.

$$v_{ij} = \begin{cases} x_j^{\min}, & v_{ij} < x_j^{\min} \\ v_{ij}, & x_j^{\min} < v_{ij} < x_j^{\max} \\ x_j^{\max}, & v_{ij} > x_j^{\max} \end{cases} \tag{2.3}$$

Görevli arıların üretmiş oldukları bu yeni çözümler yeni bir kaynağı temsil etmektedirler. Bu yeni kaynakların kalite değerleri hesaplanır ve Eşitlik 2.4 ile uygunluk değerleri atanır.

$$fit_i = \begin{cases} 1/(1+f_i), f_i \geq 0 \\ 1+abs(f_i), f_i < 0 \end{cases} \tag{2.4}$$

Burada f_i değeri, v_i kaynağının yani çözümünün maliyet değeridir. Görevli arılar mevcut x_i çözümleri ile muhtemel v_i çözümleri arasında nektar miktarlarına yani uygunluk değerlerine göre bir açgözlü seçme (Greedy selection) işlemi gerçekleştirmektedirler. Yeni bulunan v_i çözümü daha iyi ise görevli arı hafızasından eski çözümü silerek v_i çözümünü hafızasına alır ve geliştirememe sayacını sıfırlar. Mevcut x_i çözümü v_i çözümünden daha iyi ise x_i çözümünü hafızasında tutmaya devam eder ve x_i çözümü ile ilgili geliştirememe sayacını bir artırır.

Bütün görevli arılar bir çevrim sonunda kovana döndüklerinde elde ettikleri bilgileri kovanda bekleyen gözcü arılarla paylaşmaktadırlar. Bu bilgi aktarma işlemi görevli arıların dans alanında sergiledikleri danslar aracılığıyla gerçekleşmektedir. ABC algoritmasında görevli arıların danslarını izleyerek yiyecek kaynaklarının kalitesi hakkında bilgi sahibi olan ve bu bilgilere göre kaynak seçen serbest arılar gözcü arılar olarak adlandırılmaktadırlar. Gözcü arılar tüm görevli arıların verdiği bilgileri izledikten

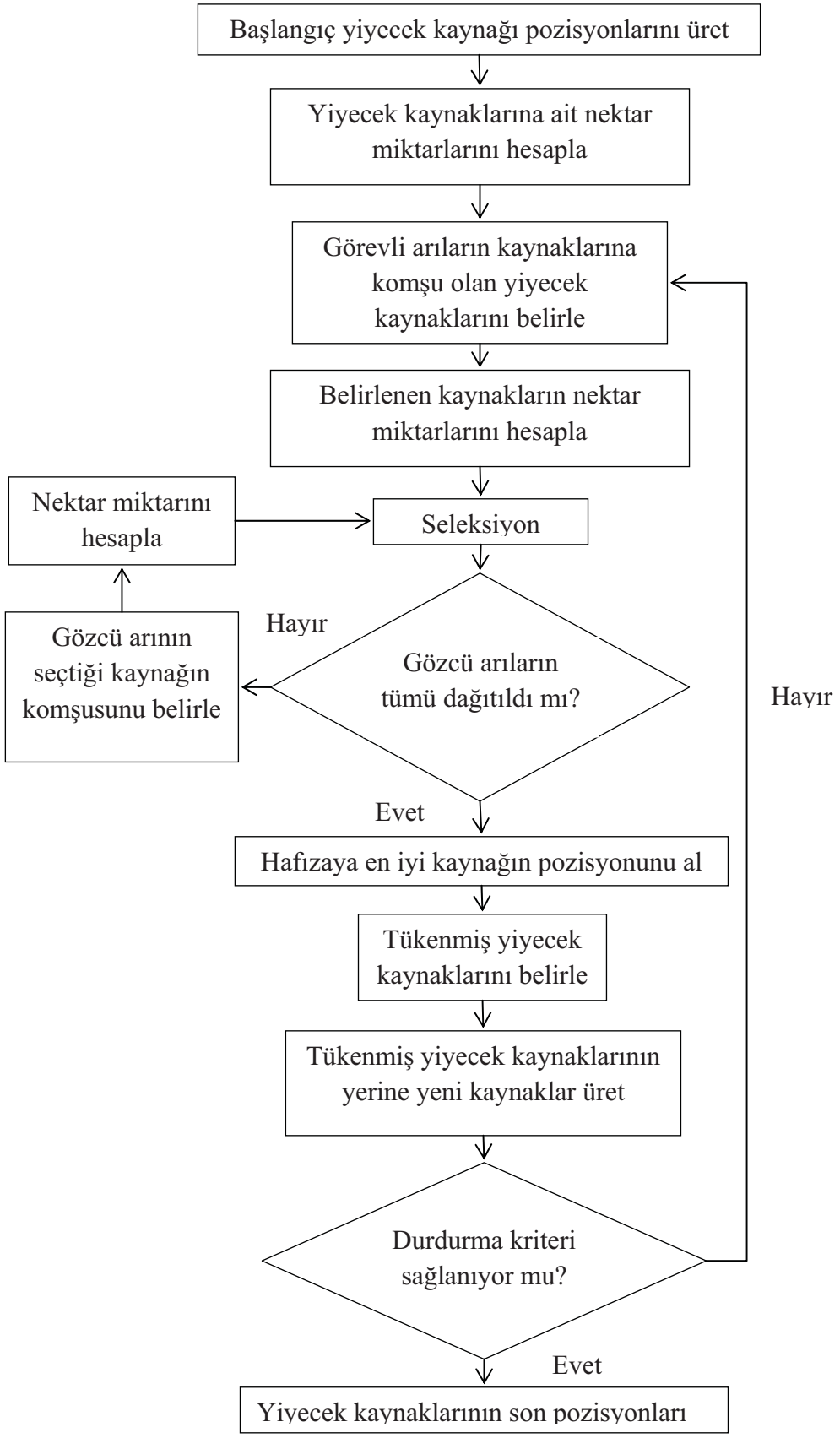
sonra kaynakları nektar miktarlarının oranlarına bağlı olarak Eşitlik 2.5 aracılığıyla hesaplanan olasılık değerlerine göre seçerler.

$$p_i = \frac{fit_i}{\sum_{n=1}^{SN} fit_n} \tag{2.5}$$

Burada, fit_i ifadesi, i. kaynağın nektar miktarı yani uygunluk değeri, SN ifadesi de yiyecek kaynağı sayısını göstermektedir. Bu olasılık hesaplama işlemine göre bir kaynağın uygunluk değeri arttıkça bu kaynak bölgesini seçecek gözcü arı sayısı da artmaktadır. Böylece ABC algoritmasının pozitif geri besleme özelliği ortaya çıkmaktadır. ABC algoritmasında gözcü arılar kaynakları rulet tekerleği olarak adlandırılan bir olasılıksal seçme işlemini kullanarak seçerler. Gözcü arılar gidecekleri kaynakları belirleme işlemini gerçekleştirdikten sonra aday yiyecek kaynağını görevli arıların komşuluk arama işlemine benzer şekilde Eşitlik 2.2 aracılığı ile üretmektedirler.

Gözcü arılar yeni üretilen her bir v_i kaynağının pozisyonu ile daha önceki x_i kaynağının pozisyonunu performans açısından değerlendirmekte ve aralarında bir açgözlü seçme işlemi uygulamaktadırlar. Yeni çözüm daha iyi ise hafızadaki eski çözüm silinerek yeni çözüm kaydedilmekte ve geliştirememe sayacı sıfırlanmaktadır. Aksi takdirde, eski çözüm hafızadaki yerini korumakta ve geliştirememe sayacı bir artırılmaktadır. Bu süreç tüm gözcü arılar yiyecek kaynağı bölgelerine dağılana kadar devam etmektedir. ABC algoritmasının akış diyagramı Şekil 2.1'de gösterilmektedir.

ABC algoritmasında her bir çevrimin sonunda tüm görevli ve gözcü arılar arama işlemlerini tamamladıktan sonra çözüm geliştirememe sayaçları kontrol edilmektedir. Çözüm geliştirememe sayaçları aracılığıyla bir arının çözümü temsil eden kaynaktan yeterince faydalanıp faydalanamadığını görülmektedir. Eğer bir kaynak için çözüm geliştirememe sayacı belirli bir eşik değerin üzerine çıkmışsa, artık bu kaynağın görevli arısı için kaynak tükenmiş olarak kabul edilmekte ve görevli arı kâşif arı haline dönüşmektedir. Kâşif arı haline gelen arı için de rasgele çözüm arama süreci yeniden başlamaktadır. ABC algoritmasında kaynağın tükendiğinin belirlenmesi için kullanılan eşik değer, *"limit"* parametresi olarak ifade edilmekte ve ABC algoritması için önemli bir kontrol parametresi olarak kabul edilmektedir.



Şekil 2.1. ABC algoritmasının akış diyagramı.

Başlangıçta ABC algoritması için yapılan temel kabullere göre her çevrimde sadece bir kâşif arının çıkmasına izin verilmektedir.

ABC algoritması incelendiğinde 3 temel kontrol parametresi karşımıza çıkmaktadır. Bunlar sırasıyla koloni sayısı, limit değeri ve maksimum çevrim sayısıdır. ABC algoritmasının uygulanacağı optimizasyon problemine göre bu kontrol parametrelerinin araştırılması ve uygun değerlerin seçilmesi yakınsama hızını, kalite çözümlere ulaşma performansını pozitif yönde etkileyecektir.

ABC algoritması popülasyon sayısı, limit değeri ve maksimum çevrim sayısı olmak üzere sadece 3 kontrol parametresi ile çalıştırılabilen, oldukça basit ve esnek bir yapıya sahip olan, bal arılarının yiyecek arayışlarını gerçeğine en yakın şekilde modelleyen, küresel ve bölgesel araştırma kabiliyetine sahip olan, her tür optimizasyon problemine uygulanabilir sürü zekasına dayalı bir algoritmadır. ABC algoritmasının sözde kod olarak adlandırılan kodlaması aşağıda verilmiştir.

1. Adım: Bütün x_{ij}, $i = 1,2,...SN$, $j = 1...D$ çözümlerine Eşitlik 2.1 kullanılarak başlangıç değerlerinin atanması ve çözüm geliştirememe sayaçlarının sıfırlanması

2. Adım: Her bir x_i çözümünün fonksiyon ve uygunluk değerlerinin ($fitness_i$) hesaplanması

3. Adım: çevrim=1

4. Adım: **repeat**

5. Adım: **for** *i=1* to *SN* **do**

6. Adım: x_i çözümünün görevli arısı için Eşitlik 2.2'yi kullanarak yeni bir kaynak üret ve üretilen yeni çözümün uygunluk değerini Eşitlik 2.4'te yerine koyarak hesapla

7. Adım: x_i ve v_i arasında açgözlü seleksiyon işlemini uygula, en iyi olanı hafızada tut

8. Adım: x_i çözümü gelişmemişse çözüm geliştirememe sayacını bir artır, aksi taktirde sayacı sıfırla

9. Adım: **end for**

10. Adım: Gözcü arıların kullanabilmesi için p_i, uygunluk değerine bağlı olasılık değerlerini Eşitlik 2.5'i kullanarak hesapla

11. Adım: $t = 0$, $i = 1$

12. Adım: **repeat**

13. Adım: **if** $random < p_i$ **then**

14. Adım: Gözcü arı için Eşitlik 2.2'yi kullanarak yeni bir kaynak v_i üret

15. Adım: x_i ve v_i arasında açgözlü seleksiyon işlemini uygula, en iyi olanı hafızada tut

16. Adım: x_i çözümü gelişmemişse çözüm geliştirememe sayacını bir artır, aksi taktirde sayacı sıfırla

17. Adım: t=t+1

18. Adım: **end if**

19. Adım: **until** $(t = SN)$

20. Adım: **if** Geliştirememe sayaç değeri > *limit* **then**

21. Adım: x_i çözümünü Eşitlik 3.1 ile üretilen yeni bir çözüm ile değiştir.

22. Adım: **end if**

23. Adım: Elde edilen en iyi çözümü hafızada tut

24. Adım: **until** çevrim=maksimum çevrim sayısı

2.1.2. Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritması

Parçacık sürü optimizasyonu (Particle Swarm Optimization, PSO) algoritması, kuş ve balık gibi canlı sürülerinin sosyal davranışlarını özellikle de yiyecek arama esnasında bireylerin göstermiş oldukları etkileşimleri ve kolektif davranışları modelleyen popülasyon tabanlı sürü zekasına dayanan sezgisel bir algoritmadır. 1995 yılında

Kennedy ve Eberhart tarafından ortaya konulmuştur [32]. Başta çok parametreli problemlerin optimizasyonunda olmak üzere literatürde pek çok alanda kullanılmaktadır.

PSO algoritmasında öncelikle her bir parçacık optimizasyon problemine ait olası çözümü temsil etmekte ve parçacıkların oluşturduğu popülasyon ise sürü olarak değerlendirilmektedir. Başlangıçta, tüm parçacıklar çözüm uzayında rasgele üretilirler. Parçacıkların pozisyonları pozisyon veya konum vektörleriyle, hızları ise hız vektörleriyle gösterilmektedir. Sürü içerisinde yer alan tüm parçacıklar çözüm uzayında rasgele bir konumdan harekete başlamaktadırlar ve hareketlerini hız vektörlerine göre gerçekleştirmektedirler. Bu hareket esnasında, optimizasyon problemine ait olan fonksiyonda parçacığın pozisyonu yerine konularak çözümün kalitesi değerlendirilmektedir. Parçacıklar sürü olarak bu hareketi gerçekleştirirken, her bir parçacık kendisine ait olan en iyi pozisyon bilgisini tutmakta ve bununla birlikte sürü içerisindeki tüm parçacıkların en iyi pozisyon bilgisi de sürünün yönlendirilmesinde kullanılmaktadır. PSO algoritmasının modelinde birinci öncelik parçacıkların arasındaki sosyal bilgi paylaşımının hızlanması ve yaygınlaşmasıdır. Sürü içerisindeki tüm parçacıkların uygunluğu iteratif olarak hesaplanır ve en iyi çözümün pozisyonu hafızaya alınmaktadır. Her bir parçacık bir sonraki pozisyonunu Eşitlik 2.6'da gösterildiği gibi bir önceki pozisyonuna ve hızına göre ayarlamaktadır.

$$\vec{x}(t+1) = \vec{x}(t) + \vec{v}(t+1) \tag{2.6}$$

Burada $\vec{x}(t)$ konum vektörünü ve $\vec{v}(t)$ hız vektörünü temsil etmektedir. Her bir parçacık hız vektörünü güncellerken, kendisinin sahip olduğu en iyi değer ($\vec{p}(t)$ -particle best) ile tüm sürü içerisindeki parçacıkların sahip olduğu en iyi değeri ($\vec{g}(t)$,global best) kullanmaktadır. Böylece parçacık çevresi ile etkileşerek hem kendi en iyi pozisyonunu hem de küresel en iyi pozisyonu kullanarak arama uzayında hareket etmektedir. Her bir parçacık kendi hız vektörünü Eşitlik 2.7'de verildiği gibi güncellemektedir.

$$\vec{v}(t+1) = \omega\vec{v}(t) + c_1 rand(0,1)\left(\vec{p}(t) - \vec{x}(t)\right) + c_2 rand(0,1)\left(\vec{g}(t) - \vec{x}(t)\right) \tag{2.7}$$

Burada ω eylemsizlik ağırlığı (inertia weight) olarak adlandırılmakta ve yeni hız değerinin hesaplanmasında önceki hız değerinin $\vec{v}(t)$ ağırlığını göstermektedir. Ayrıca

c_1 ve c_2 değerleri $\vec{p}(t)$ ve $\vec{g}(t)$ vektörlerinin ağırlıkları veya bilişsel ve sosyal bileşenler olarak da ifade edilmektedir. Ayrıca herhangi bir parçacığın sahip olduğu hız vektörünün değeri $V_{\max}$ değeri ile sınırlandırılabilmektedir.

PSO algoritmasına ait temel adımlar aşağıdaki gibi ifade edilmektedir.

1. Adım: Başlangıç popülasyonunun üretilmesi

2. Adım: **repeat**

3. Adım: Her bir parçacığın uygunluk değerlerinin hesaplanması

4. Adım: Popülasyon içerisindeki en iyi parçacığın modifiye edilmesi

5. Adım: En iyi parçacığın bulunması

6. Adım: Her bir parçacığın hızlarının hesaplanması

7. Adım: Her bir parçacığın son pozisyonlarının güncellenmesi

8. Adım: **until** (çevrim=maksimum çevrim sayısı)

PSO algoritmasının temel kontrol parametreleri koloni sayısı, ω eylemsizlik ağırlığı, c_1 ve c_2 bilişsel ve sosyal bileşenler ve maksimum çevrim sayısı veya belirlenen bir durdurma kriteri olarak tanımlanmaktadır.

2.1.3. Diferansiyel Gelişim Algoritması

Diferansiyel gelişim (Differential Evolution, DE) algoritması, GA algoritmasının sahip olduğu mutasyon, çaprazlama ve seleksiyon gibi mekanizmalara sahip olan, popülasyon tabanlı ve evrimsel algoritmalar sınıfında kabul edilen bir sezgisel algoritmadır. DE algoritması 1996 ve 1997 yılları arasında Storn ve Price tarafından geliştirilmiştir [33].

DE algoritmasında, GA algoritmasındaki gibi çaprazlama, mutasyon ve seçim operatörleri kullanılmaktadır. Ayrıca, DE algoritması daha iyi çözümler elde etmek için her bir operatörü tüm popülasyona sırasıyla uygulamakla birlikte rasgele seçilen çözümlerin farkına dayanan bir mutasyon işlemi kullanmaktadır. Mutasyon ve çaprazlama işlemleri aracılığıyla tek tek ele alınan kromozomlarda rasgele üç tanesi

seçilerek yeni bireyler oluşturulmaktadır. Mevcut kromozomla elde edilen yeni kromozomun uygunluk değerleri karşılaştırılarak uygunluğu daha iyi olan birey, yeni birey olarak bir sonraki popülasyona aktarılmaktadır. Böylelikle seçim operatörü de kullanılmaktadır. Her bir çözümün kalitesi, amaç fonksiyonunda yerine koymakla elde edilen uygunluk değeri ile ölçülmektedir.

DE algoritmasının temel adımları aşağıdaki gibi verilmektedir.

1. Adım: Başlangıç popülasyonun oluşturulması

2. Adım: Değerlendirme yapılması

3. Adım: **repeat**

4. Adım: Mutasyon yapılması

5. Adım: Çaprazlama (Rekombinasyon) yapılması

6. Adım: Değerlendirme yapılması

7. Adım: Seçim yapılması

8. Adım: **until** (çevrim=maksimum çevrim sayısı)

Mutasyon operatörü kullanılarak, çözüm vektörünün her bir elemanı mutasyon işleminden geçirilir. Eşitlik 2.8'de x_i çözümünün mutasyon işleminden geçirilmesinden sonra elde edilen yeni çözüm $\hat{x}_i$ gösterilmektedir.

$$\hat{x}_i = x_i + K(x_{r_1} - x_i) + F(x_{r_3} - x_{r_2}) \tag{2.8}$$

Burada x_{r_1}, x_{r_2} ve x_{r_3} rasgele seçilen çözüm vektörleridir ve Eşitlik 2.9'daki şartı sağlamalıdır.

$$x_{r_1}, x_{r_2}, x_{r_3} \mid r_1 \neq r_2 \neq r_3 \neq i \tag{2.9}$$

Ayrıca F ölçekleme faktörü [0,1] aralığında değer almakta ve x_{r_3} ile x_{r_2} farkından kaynaklanan adım büyüklüğünün ölçeklenmesini göstermektedir. K katsayısı da

kombinasyon faktörü olarak bilinmekte ve x_{r_1} ile x_i arasında meydana gelen birleşimin seviyesini göstermektedir.

Çaprazlama operatörü ile, Eşitlik 2.10 denklemi kullanılarak ebeveyn çözüm x_i ve mutasyona uğramış çözüm $\hat{x}_i$ çaprazlanmakta ve yeni deneme çözüm elde edilmektedir.

$$y_i^j = \begin{cases} \hat{x}_i^j, R_j \le CR \\ x_i^j, R_j > CR \end{cases} \tag{2.10}$$

Burada, *CR* çaprazlama oranı, y_i deneme çözümü, R_j [0,1] arasında rasgele bir reel sayı ve *j* çözümün *j.* parametresidir.

Seçim işlemi ile uygunluğu yüksek olan çözüm yeni nesile aktarılmaktadır. Yani, x_i çözümü ve ondan türetilmiş y_i deneme çözümü performans olarak karşılaştırılır ve en iyi olan seçilerek bir sonraki çevirme aktarılmaktadır. DE algoritmasında daima en iyi çözümün seçilmesiyle yakınsama hızı artmakta ve GA algoritması ile karşılaştırıldığında performans daha iyi sağlanmaktadır.

DE algoritmasının temel kontrol parametreleri popülasyon büyüklüğü, *F* ölçekleme faktörü, *CR* çaprazlama oranı ve maksimum çevrim sayısı veya belirlenen bir durdurma kriteri olarak ifade edilebilmektedir.

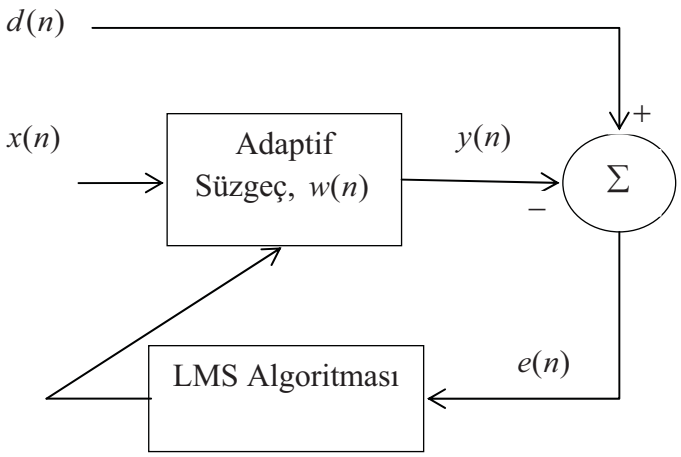
2.2. 2-D FIR Sayısal Süzgeç Tasarımında Kullanılan Türeve Dayalı Algoritmalar

Bu tez çalışmasında, 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımlarının adaptif yaklaşımları için özellikle türeve dayalı algoritmaların en temel iki algoritması olan en küçük ortalama kareler (Least Mean Square, LMS) ve normalize edilmiş en küçük ortalama kareler (Normalized Least Mean Square, NLMS) algoritmaları kullanılmıştır. Bu algoritmalar adaptif süzgeç tasarımlarında oldukça kolay uygulanabilen, hızlı adaptasyon sağlayan ve en dik iniş algoritmasını temel alan algoritmalardır. Ancak, uygun adım büyüklüğünün seçilmesi, problem boyutunun ve parametre sayısının değişmesi bu algoritmaları optimizasyon sürecinde negatif etkileyen en büyük dezavantajlardandır.

2.2.1. En Küçük Ortalama Kareler Algoritması

En küçük ortalama kareler (Least Mean Square, LMS) algoritması türeve dayalı algoritmaların en sık tercih edilenidir ve özellikle adaptif süzgeç tasarım yaklaşımlarda yaygın şekilde kullanılmaktadır. LMS algoritması diğer türeve dayalı algoritmalar içerisinde en az işlem yüküne ve sistem hafızasına ihtiyaç duyan algoritmadır [110].

Şekil 2.2'de LMS algoritması kullanılarak gerçekleştirilen bir adaptif süzgeç tasarımı gösterilmektedir.



Şekil 2.2. LMS algoritması kullanılarak adaptif süzgeç tasarımı.

Burada $x(n)$, $d(n)$, $y(n)$ ve $e(n)$ sırasıyla giriş işaretini, arzulanan işareti, adaptif süzgeç çıkış işaretini ve LMS algoritmasını besleyen hata işaretini göstermektedir. $w(n)$ ise süzgecin adaptif olarak değişen katsayılarını ifade etmektedir. Buna göre LMS algoritması 3 temel adımda aşağıdaki gibi açıklanmaktadır.

1. Adım: Adaptif süzgeç çıkışının $y(n)$ hesaplanması
2. Adım: $e(n) = d(n) - y(n)$ eşitliğine göre hata işaretinin hesaplanması
3. Adım: $w(n+1) = w(n) + \mu \cdot e(n) \cdot x(n)$ eşitliğine göre süzgeç katsayılarının güncellenmesi. Burada μ adaptif süzgeç adım aralığını göstermektedir.

LMS algoritmasının süzgeç derecesi ve adım aralığı olmak üzere 2 temel kontrol parametresi bulunmaktadır. Adım aralığı parametresi, LMS algoritmasının kararlılığını,

hata performansını ve yakınsama hızın doğrudan etkilemektedir. Adım aralığı artarsa yakınsama hızı artmakta, hata performansı düşmektedir. Bunun tam aksi durumda, adım aralığı azalırsa hata performansı yükselmekte, yakınsama hızı yavaşlamaktadır LMS algoritmasının adım aralığı genellikle 0 ile 1 aralığı arasında istenilen performansa göre seçilmektedir [111,112].

2.2.2. Normalize Edilmiş En Küçük Ortalama Kareler Algoritması

Normalize edilmiş en küçük ortalama kareler (NLMS-Normalized Least Mean Square) algoritması az önce bahsedilen LMS algoritmasının modifiye edilmiş bir versiyonu olarak karşımıza çıkmaktadır. LMS algoritmasında performans üzerinde önemli etkisi olan ve uygun bir değer seçiminin gerektiği adım aralığı parametresi NLMS algoritmasında tüm iterasyonlarda zamana bağlı olarak değişecek şekilde değiştirilmiştir. NLMS algoritmasının adımları aşağıda açıklanmıştır.

1. Adım: Adaptif süzgeç çıkışının $y(n)$ hesaplanması
2. Adım: $e(n) = d(n) - y(n)$ eşitliğine göre hata işaretinin hesaplanması
3. Adım: $w(n+1) = w(n) + \mu(n) \cdot e(n) \cdot x(n)$ eşitliğine göre süzgeç katsayılarının güncellenmesi.

Burada LMS algoritmasından farklı olarak NLMS algoritmasında $\mu(n)$ zamanla değişen adaptif adım aralığını göstermekte ve $\mu(n) = \frac{\mu}{\|x(n)\|^2}$ ifadesi ile de gösterilebilmektedir.

3. BÖLÜM

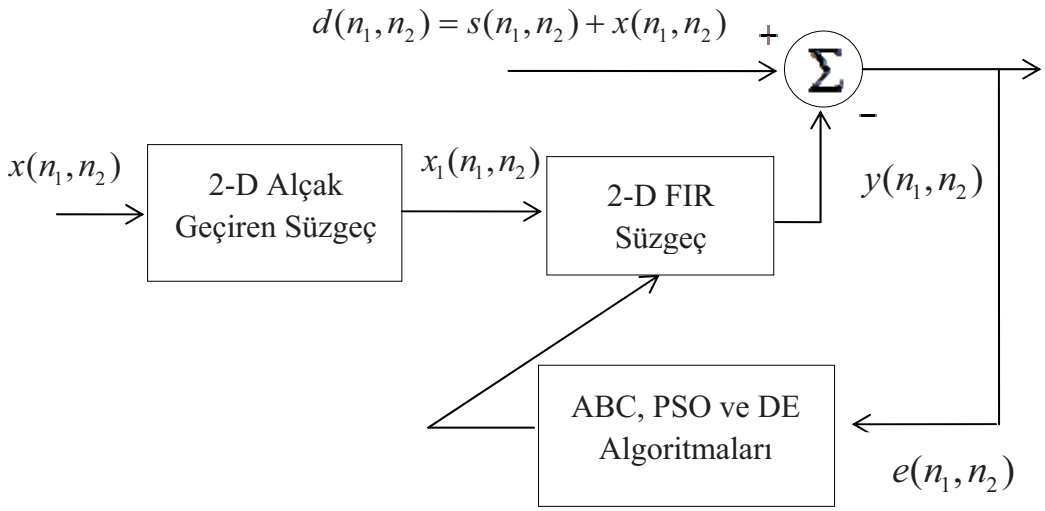
DOĞRUSAL ZAMANLA DEĞİŞMEYEN 2-D FIR SAYISAL SÜZGEÇLERİN 2-D GÜRÜLTÜ GİDERİMİ UYGULAMASI İLE TASARIMINDA YAPAY ARI KOLONİ ALGORİTMASININ KULLANILMASI

Bu bölümde doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR sayısal süzgeçlerin 2-D gürültü giderimi uygulamalarına yönelik tasarımları ABC, PSO ve DE algoritmaları kullanılarak incelenmiştir. İnceleme işlemi 4 aşamada gerçekleştirilmiştir. İlk aşamada, 2-D gürültü giderimi ve doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımı hakkında literatürle ilgili bilgiler verilmiştir. İkinci aşamada, doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR sayısal süzgeçlerin 2-D gürültü giderimi uygulaması ile tasarımlarında kullanılacak ABC, PSO ve DE algoritmalarının kontrol parametre değerlerinin seçimi araştırılmıştır. Üçüncü aşamada, değişen gürültü seviyelerinin doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR sayısal süzgeçlerin 2-D gürültü giderimi uygulaması ile tasarımları üzerine etkisi incelenmiştir. Son aşamada ise değişen süzgeç derecesinin doğrusal zamanla değişmeyen 2D-FIR sayısal süzgeç tasarımına ve 2-D gürültü giderimine etkisi incelenmiştir. Her bir aşamada, sonuçlar elde edilirken ve performans değerlendirilmesi yapılırken daha güvenilir sonuçlar elde etmek için tüm sezgisel algoritmalar birbirinden bağımsız başlangıç değerleriyle 30 kez koşulmuştur.

3.1. Doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR Sayısal Süzgeçlerin 2-D Gürültü Giderimi Uygulaması ile Tasarımlarının İncelenmesi

2-D sayısal işaretler yani sayısal görüntüler üzerindeki gürültünün giderimi işlemi, görüntü iyileştirme uygulamalarında en çok çalışılan problemlerden bir tanesidir [65,113,114]. 2-D gürültü giderimi, gürültünün gürültü nedeniyle bozulmuş işaret

üzerinden mümkün olduğunca yok edilmesi işlemidir. Bu uygulamadaki amaç gürültüyle bozulmuş olan işaretin süzgeçleme işleminden geçirilerek üzerindeki gürültü bileşenlerin yok edilmesi ve istenen gürültüsüz veya daha az gürültülü işaretin elde edilmesidir. Sayısal görüntü üzerinde bozucu etki oluşturarak bilginin kaybedilmesine yol açan gürültü bileşenlerinin, sezgisel optimizasyon algoritmaları kullanılarak tasarlanan 2-D FIR sayısal süzgeçler yardımıyla mümkün olduğunca yok edildiği veya zayıflatıldığı bir 2-D gürültü giderimi uygulaması Şekil 3.1'de gösterilmektedir. Şekil 3.1'de gösterilen bu 2-D gürültü giderimi uygulamasının blok diyagramı literatürde birçok araştırmacı tarafından da kullanılmaktadır [70,113,115,116]. Bahsedilen 2-D gürültü giderimi uygulaması hem doğrusal zamanla değişmeyen hem de adaptif tasarımlar şeklinde kullanılabilmektedir. Bölüm 3'de özellikle doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR sayısal süzgecin tasarımında herhangi bir adaptiflik mekanizması kullanılmamıştır ve ABC, PSO ve DE sezgisel optimizasyon algoritmaları kullanılarak tasarlanan doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR sayısal süzgeçlerin 2-D gürültü giderimi uygulamasında görüntü iyileştirmedeki göstermiş oldukları performanslar incelenmiştir.



Şekil 3.1. 2-D gürültü giderimi uygulaması ile doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR sayısal süzgecin tasarımının blok diyagramı.

Şekil 3.1'de gösterildiği gibi gürültüsüz veya orijinal sayısal görüntü $s(n_1,n_2)$, normal dağılımlı beyaz Gauss gürültüsü $x(n_1,n_2)$ ile Eşitlik 3.1 de verildiği gibi bozulmaktadır,

$$d(n_1,n_2)=s(n_1,n_2)+x(n_1,n_2) \tag{3.1}$$

burada $d(n_1,n_2)$ ise gürültülü sayısal görüntüdür. Burada normal dağılımlı beyaz Gauss gürültüsü $x(n_1,n_2)$ ortalaması sıfır olan, varyansı ise 0 ile 1 arasında değişebilen, toplanabilir ve bağımsız geniş bantlı bir gürültü tipidir. Referans giriş gürültüsü $x_1(n_1,n_2)$, normal dağılımlı beyaz Gauss gürültüsünün $x(n_1,n_2)$ 2-D alçak geçiren süzgeçten geçirilmesi ile elde edilmektedir. Literatürdeki birçok uygulamada, referans giriş gürültüsü $x_1(n_1,n_2)$ orijinal gürültü üzerine eklenen $x(n_1,n_2)$ beyaz Gauss gürültüsünün alçak geçiren bir süzgeçten geçirilmesi ile elde edilmektedir. Bu çalışmada kullanılan ve literatürde tanımlanan referans gürültüsü üretiminde kullanılan 2-D alçak geçiren süzgecin katsayıları aşağıdaki gibi verilmektedir,

$$\begin{aligned} b(z_1) &= 1-0.7z_1^{-1}+0.5z_1^{-2}+-0.05z_1^{-3}+0.0056z_1^{-4}-0.0004z_1^{-5} \\ b(z_2) &= 1-0.7z_2^{-1}+0.5z_2^{-2}+-0.045z_2^{-3}+0.0046z_2^{-4}-0.0003z_2^{-5} \end{aligned} \tag{3.2}$$

burada $b(z_1)$ ve $b(z_2)$ ayrık olarak verilen süzgeç katsayılarıdır ve literatürde referans giriş gürültüsünü oluşturmak için kullanılmaktadır [70,113,115].

Burada $x_1(n_1,n_2)$ ve $y(n_1,n_2)$ sayısal işaretleri sırasıyla 2-D FIR sayısal süzgecin giriş ve çıkış işaretleridir. 2-D FIR sayısal süzgecin katsayılarının $w(m,n)$ ve referans giriş gürültüsünün $x_1(n_1,n_2)$ matris gösterimleri aşağıdaki gibi verilmiştir,

$$w(m,n)=\begin{bmatrix} w(0,0) & \dots & w(0,N-1) \\ \dots & \dots & \dots \\ w(M-1,0) & \dots & w(M-1,N-1) \end{bmatrix} \tag{3.3}$$

$$x_1(n_1,n_2)=\begin{bmatrix} x_1(n_1,n_2) & \dots & x_1(n_1,n_2-N+1) \\ \dots & \dots & \dots \\ x_1(n_1-M+1,n_2) & \dots & x_1(n_1-M+1,n_2-N+1) \end{bmatrix} \tag{3.4}$$

burada M ve N ise 2-D FIR sayısal süzgecin derecesini belirtmektedirler. Eşitlik 3.3 ve 3.4'de, 2-D FIR sayısal süzgecin ağırlık matrisi $w(m,n)$ ve referans giriş gürültüsü

$x_1(n_1,n_2)$ Hadhoud ve Thomas tarafından önerilen leksikografik düzenleme (lexicographic ordering) uygulanarak Eşitlik 3.5 ve 3.6'da gösterildiği gibi tek boyutlu biçimlerine dönüştürülmektedir [116].

$$w(m,n) = [w(0,0)...w(0,N-1)...w(1,0)...w(M-1,N-1)]^T \tag{3.5}$$

$$x_1(n_1,n_2) = [x_1(n_1,n_2)...x_1(n_1,n_2-N+1)...x_1(n_1-1,n_2)...x_1(n_1-M+1,n_2-N+1)]^T \tag{3.6}$$

Şekil 3.1'deki 2-D gürültü giderimi uygulamasında, ABC, PSO ve DE algoritmaları her bir çevrimde 2-D FIR sayısal süzgecin katsayılarını optimize etmekte ve 2-D FIR sayısal süzgecin girişine uygulanan referans giriş gürültüsünü $x_1(n_1,n_2)$ kullanarak gürültülü sayısal görüntü $d(n_1,n_2)$ üzerindeki normal dağılımlı beyaz Gauss gürültüsünü $x(n_1,n_2)$ yok etmeye çalışmaktadırlar. Gürültülü sayısal görüntü $d(n_1,n_2)$ ve 2-D FIR sayısal süzgeç çıkışı $y(n_1,n_2)$ arasındaki farkı temsil eden hata işareti $e(n_1,n_2)$ Eşitlik 3.7'de gösterilmektedir.

$$e(n_1,n_2) = d(n_1,n_2) - y(n_1,n_2) \tag{3.7}$$

Burada $e(n_1,n_2)$ hata işareti her bir çevrimde hem sezgisel algoritmaların optimal süzgeç katsayılarını elde etmeleri için bir geri besleme işaretini hem de gürültü giderme işleminin sonunda elde edilen gürültüsü yok edilmiş veya azaltılmış iyileştirilmiş sayısal görüntünün kendisini ifade etmektedir. Eşitlik 3.8'de sezgisel algoritmaların daha iyi performansa sahip 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımlarını gerçekleştirebilmeleri yani optimal süzgeç katsayılarını elde etmeleri için kullandıkları ortalama karesel hata (Mean Square Error, MSE) olarak adlandırılan amaç fonksiyonu gösterilmektedir.

$$J(w(m,n)) = \frac{1}{M_1 M_2} \sum_{n_1=0}^{M_1-1} \sum_{n_2=0}^{M_2-1} [d(n_1,n_2) - y(n_1,n_2)]^2 = E\left[\left| e(n_1,n_2) \right|^2 \right] \tag{3.8}$$

Burada *E*, istatistiksel beklenen değer operatörüdür. Ayrıca M_1 ve M_2 kullanılan sayısal görüntülerin boyutlarını göstermektedir. ABC, PSO ve DE sezgisel algoritmalarının amacı Eşitlik 3.8'de ifade edilen amaç fonksiyonunu minimize ederek optimal katsayılara sahip 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımlarını gerçekleştirmek ve 2-D gürültü giderimi işlemi sonunda gürültüden mümkün olduğunca arındırılmış gürültüsüz

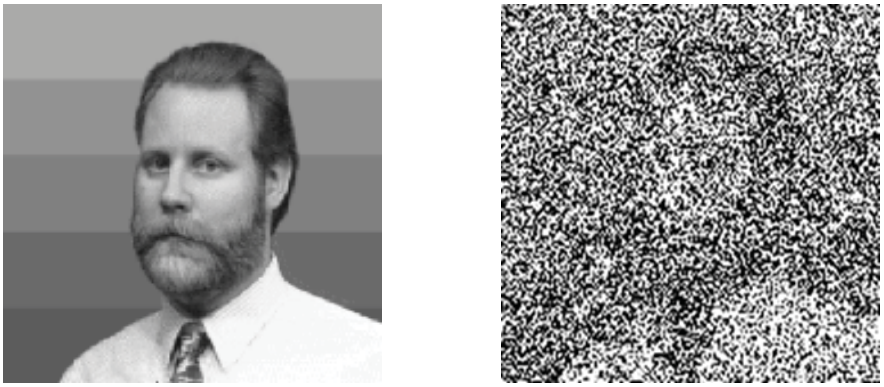
sayısal görüntüler elde etmektir. 2-D gürültü giderme işleminin sonunda leksikografik formlarına çevrilen işaretler ve katsayılar yeniden 2-D formlarına dönüştürülmektedir.

3.2. Doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR Sayısal Süzgeçlerin 2-D Gürültü Giderimi Uygulaması ile Tasarımlarında Kullanılacak Algoritmaların Kontrol Parametre Değerlerinin Seçiminin İncelenmesi

2D gürültü giderimi probleminde, doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR sayısal süzgeçlerin tasarımında ABC, PSO ve DE sezgisel algoritmaları kullanılmış ve performansları karşılaştırılmıştır. Ayrıca bu algoritmalar yakınsama ve hata performanslarının daha güvenilir şekilde değerlendirilebilmesi için 30 kez birbirinden bağımsız başlangıç değerleriyle koşturulmuştur. Sonuçta, elde edilen tüm hata değerlerinin ortalaması, standart sapması, tüm hatalar içerisindeki en iyi hata değeri ve en iyi hata değerine bağlı olarak hesaplanan metrik ölçüm değerleri bu çoklu koşmalar üzerinden hesaplanmıştır. Kullanılan algoritmaların performansları da bu hesaplanan değerler üzerinden değerlendirilmiştir.

ABC, PSO ve DE algoritmalarının performanslarını karşılaştırmadan önce bu algoritmalar için uygun kontrol parametre değerlerinin seçilmesi gerekmektedir. ABC algoritmasının koloni sayısı, limit ve maksimum çevrim sayısı olmak üzere üç temel kontrol parametresi vardır. ABC algoritmasının kontrol parametrelerine ait en uygun değerlerin bulunması için öncelikle parametre araştırılması yapılmıştır. Bu amaçla, literatürde de sıkça tercih edilen “Simpson” olarak adlandırılan 256x256 piksellik boyuta sahip siyah-beyaz 8 bitlik bir sayısal test görüntüsü 0 ile 1 arasında normalize edilerek kullanılmıştır [70]. Bu sayısal görüntü ortalaması 0 varyansı 1 olan bir normal dağılımlı beyaz Gauss gürültüsü ile bozulmuştur. Şekil 3.2’de gürültüsüz ve ortalaması 0, varyansı 1 olan gürültü ile bozulmuş gürültülü simpson sayısal görüntüleri gösterilmektedir. Gürültülü simpson sayısal görüntüsünün PSNR değeri 0 dB ve SSIM değeri ise 0.0125’dir.

Ayrıca 2-D FIR sayısal süzgecin derecesi $M = N = 5$ olarak seçilmiştir. Sayısal süzgece ait katsayıların parametre aralığı [-1 1] olacak şekilde seçilmiş ve başlangıç değerleri bu aralıkta üretilmiştir. En uygun parametrenin bulunması için ABC algoritması değerlendirilen her bir kontrol parametresi için 30 kez koşturulmuştur.



Şekil 3.2. Orijinal ve gürültülü simpson sayısal görüntüleri.

2-D gürültü giderimi işlemi sonucunda performansın değerlendirilebilmesi için ortalama, standart sapma ve en iyi hata değeri ile birlikte tepe işaret gürültü oranı (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR) ve yapısal benzerlik indeks ölçümü (Structural Similarity Index Measurement, SSIM) olarak adlandırılan iki önemli değerlendirme kriteri de kullanılmıştır. PSNR ve SSIM değerlerinin hesaplanması Eşitlik 3.9 ve 3.10'da gösterilmektedir.

$$\mathrm{PSNR} = 10\log_{10}\left(\frac{R^2}{\frac{1}{M_1 M_2}\sum_{n_1=0}^{M_1-1}\sum_{n_2=0}^{M_2-1}[I_{orijinal}(n_1,n_2) - I_{iyileştirilmiş}(n_1,n_2)]^2}\right) \tag{3.9}$$

Burada $I_{orijinal}(n_1,n_2)$ ve $I_{iyileştirilmiş}(n_1,n_2)$ gürültü giderme işlemi sonucunda sırasıyla orijinal ve iyileştirilmiş sayısal görüntüleri ifade etmektedir. R sembolü ise sayısal görüntü içerisindeki herhangi bir pikselin maksimum değerini göstermektedir. Kullandığımız tüm sayısal görüntüleri 1'e normalize ettiğimiz için bu değer $R=1$'dir. Ayrıca M_1 ve M_2 sayısal görüntülerin piksel boyutlarıdır. PNSR birimi ise desibeldir (dB).

$$\mathrm{SSIM}(I_{orijinal}, I_{iyileştirilmiş}) = \frac{\left(2\mu_{I_{orijinal}}\mu_{I_{iyileştirilmiş}} + c_1\right)\left(2\sigma_{I_{orijinal}I_{iyileştirilmiş}} + c_2\right)}{\left(\mu^2_{I_{orijinal}} + \mu^2_{I_{iyileştirilmiş}} + c_1\right)\left(\sigma^2_{I_{orijinal}} + \sigma^2_{I_{iyileştirilmiş}} + c_2\right)} \tag{3.10}$$

Burada $\mu_{I_{orijinal}}$, $\mu_{I_{iyileştirilmiş}}$, $\sigma_{I_{orijinal}}$, $\sigma_{I_{iyileştirilmiş}}$ ve $\sigma_{I_{orijinal}I_{iyileştirilmiş}}$ ifadeleri $I_{orijinal}$ ve $I_{iyileştirilmiş}$ sayısal görüntülerinin bölgesel ortalamaları, standart sapmaları ve çapraz kovaryanslarıdır.

Gürültü giderimi işlemi sonucunda orijinal sayısal görüntü ile gürültüden arındırılmaya çalışılmış yani iyileştirilmiş sayısal görüntü arasındaki benzerliği ölçmek için PSNR ve SSIM değerleri kullanılmaktadır. İki sayısal görüntü arasındaki yapısal benzerlik arttıkça SSIM değeri 1'e yaklaşmaktadır. Ayrıca PSNR değerinin artması da iki sayısal görüntü arasındaki benzerliğin artmasını göstermekle beraber, sayısal görüntünün gürültüden ne kadar arındırıldığının bir göstergesidir. Çünkü sayısal görüntü üzerindeki gürültü arttıkça PSNR düşmekte, azaldıkça ise artmaktadır. PNSR ve SSIM birbirlerini tamamlayıcı görüntü kalitesi ölçüm kriterleri olduğu için performans değerlendirmesinde her ikisinin de kullanılması daha uygundur.

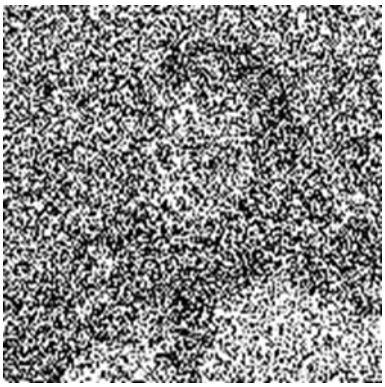
ABC algoritmasının en uygun kontrol parametreleri araştırılırken, öncelikle en uygun koloni sayısının seçilmesi işlemi ele alınmıştır. Bu amaçla koloni sayısı sırasıyla 20, 30, 40, 50, 100 ve 200 olarak seçilmiştir. Limit değeri rasgele olarak 100 seçilmiş ve sırasıyla çevrim sayıları koloni sayıları için 600, 400, 300, 240, 120, 60 olarak sabitlenmiştir. Her bir koloni sayısı için toplam 12000 değerlendirme yapılmış ve ABC algoritması başta da söylendiği gibi 30 kez koşulmuştur. Her bir koloni sayısı için elde edilen sonuçlar Tablo 3.1' de gösterilmektedir.

Tablo 3.1'e bakıldığında koloni sayısının artması ABC algoritmasında performans açısından önemli bir artışa neden olmamıştır. Koloni sayısı 20 olarak seçildiğinde sırasıyla 0.4902, 0.0598 ve 0.4139 olarak elde edilen ortalama, standart sapma ve en iyi hata değerleri diğer koloni sayılarının değerlerinden daha küçük çıkmıştır. Ayrıca en iyi PSNR ve SSIM değerleri 13.4616 dB ve 0.0861 olarak elde edilmiş ve diğer sonuçlardan oldukça yüksektir. Gürültü giderme işleminden önce simpson sayısal görüntüsünün PSNR değeri 0 dB, SSIM değeri ise 0.0125'dir. Gürültü giderme işleminden sonra PSNR ve SSIM değerleri artarak 13.4616 dB ve 0.0861 değerlerine çıkmıştır. Böylece orijinal görüntü ile iyileştirilmiş görüntü arasındaki benzerlik artmış, gürültülü görüntü üzerindeki gürültü azalmıştır. Şekil 3.3'de gürültülü ve iyileştirilmiş simpson sayısal görüntüleri gösterilmektedir. ABC algoritması için koloni sayısının 20

olarak seçilmesi hem daha iyi sonuçların elde edilmesi açısından hem de az koloni sayısının getireceği hesaplama kolaylığından dolayı daha uygundur.

Tablo 3.1. ABC algoritmasının değişen koloni sayılarına karşılık ortalama, standart sapma, en iyi hata, en iyi PSNR ve en iyi SSIM değerleri.

	Koloni Sayısı					
	20	30	40	50	100	200
Ortalama	**0.4902**	0.5644	0.6522	0.6940	1.1314	1.7166
Standart Sapma	**0.0598**	0.0756	0.0744	0.0927	0.2003	0.3415
En İyi Hata Değeri	**0.4139**	0.4524	0.5053	0.5263	0.7467	0.9785
En İyi PSNR Değeri (dB)	**13.4616**	10.7686	8.6497	8.0272	4.2259	2.1586
En İyi SSIM Değeri	**0.0861**	0.0571	0.0397	0.0378	0.0223	0.0162



PSNR=0 dB, SSIM=0.0125

(a)



PSNR=13.4616 dB, SSIM=0.0861

(b)

Şekil 3.3. Koloni sayısı 20, limit 100 ve çevrim sayısı 600 için gürültü giderimi işlemi öncesi (a) gürültülü ve sonrası (b) iyileştirilmiş simpson sayısal görüntüleri.

Koloni sayısının 20 seçilmesinden sonra, limit değeri yine 100 olarak seçilmiş ve uygun maksimum çevrim sayısı araştırılmıştır. Bunun için maksimum çevrim sayısı sırasıyla 500, 1000, 1500, 2000, 2500, 5000, 6000 ve 7500 olarak seçilmiştir. Tablo 3.2'de her bir maksimum çevrim sayısı için elde edilen değerler gösterilmektedir.

Tablo 3.2. ABC algoritmasının değişen maksimum çevrim sayılarına karşılık ortalama, standart sapma, en iyi hata, en iyi PSNR ve en iyi SSIM değerleri.

Çevrim Sayısı	Ortalama	Standart Sapma	En İyi Hata	En İyi PSNR (dB)	En İyi SSIM
500	0.5262	0.0559	0.4173	13.1892	0.0828
1000	0.4356	0.0218	0.4019	14.8732	0.1099
1500	0.4099	0.0099	0.3978	15.4151	0.1173
2000	0.3984	0.0063	0.3893	16.8450	0.1431
2500	0.3931	0.0035	0.3885	17.0231	0.1466
5000	0.3863	6.6133e-04	0.3853	17.7843	0.1625
6000	0.3857	2.7547e-04	0.3851	17.8352	0.1637
7500	0.3855	3.1580e-04	0.3851	17.8534	0.1638

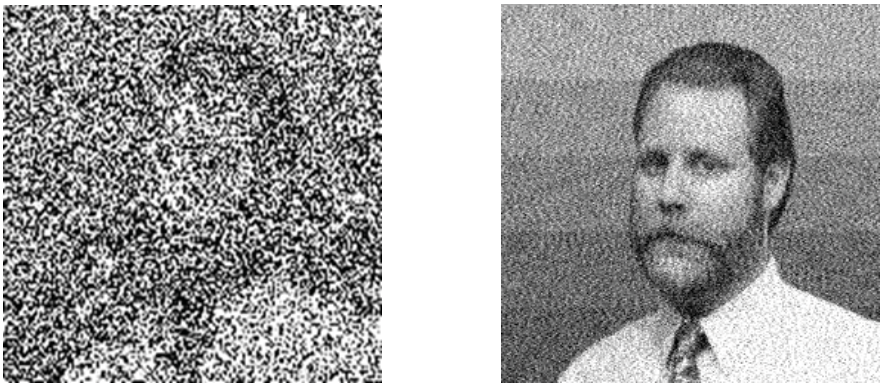
Maksimum çevrim sayısı arttıkça ortalama, standart sapma ve en iyi hata değeri azalmakta, buna karşın PSNR ve SSIM değerleri sürekli artmaktadır. Ancak maksimum çevrim sayısı için bir sınır noktasının seçilmesi gerekmektedir. Buna göre çevrim sayısının 5000 seçilmesi hem hata gelişiminin durağanlaşmaya başladığı noktanın seçimi açısından hem de hesaplama yükünü kabul edilebilir bir sınır içerisinde tutma açısından uygundur. Koloni sayısı 20, limit 100 ve çevrim sayısı 5000 için elde edilen ortalama, standart sapma ve en iyi hata değerleri sırasıyla 0.3863, 6.6133e-04 ve 0.3853 değerleridir. PSNR ve SSIM değerleri ise 17.7843 dB ve 0.1625'dir.

Koloni sayısı 20, maksimum çevrim sayısı 5000 olarak belirlendikten sonra, son kalan kontrol parametresi olan limit değeri incelenmiştir. Bunun için de seçilen koloni sayısı ve maksimum çevrim sayıları sabitlenerek limit değeri 100, 200, 250, 300, 400 ve 500 olarak seçilmiştir. Tablo 3.3'de her bir limit değeri için elde edilen performans kriterleri gösterilmiştir. Limitin 250 olması durumunda bulunan ortalama, standart sapma ve en iyi hata değeri sırasıyla 0.3858, 4.9844e-04 ve 0.3850'dir ve seçilen diğer limit değerlerine göre daha küçüktür. Ayrıca PSNR ve SSIM değerleri de 17.8477 dB ve 0.1640 olmakla birlikte en yüksek değerlerdir. Şekil 3.4'de seçilen en uygun parametre

değerlerine göre gürültü giderme işlemi öncesi gürültülü ve sonrası iyileştirilmiş simpson sayısal görüntüleri gösterilmektedir.

Tablo 3.3. ABC algoritmasının değişen limit değerlerine karşılık ortalama, standart sapma, en iyi hata, en iyi PSNR ve en iyi SSIM değerleri.

	Limit					
	100	200	**250**	300	400	500
Ortalama	0.3863	0.3862	**0.3858**	0.3860	0.3859	0.3859
Standart Sapma	6.6133 e-04	9.2088 e-04	**4.9844 e-04**	6.1780 e-04	5.7565 e-04	5.2989 e-04
En İyi Hata Değeri	0.3853	0.3852	**0.3850**	0.3853	0.3853	0.3853
En İyi PSNR Değeri (dB)	17.7843	17.8189	**17.8477**	17.8126	17.7633	17.7873
En İyi SSIM Değeri	0.1625	0.1634	**0.1640**	0.1631	0.1622	0.1626



PSNR=0 dB, SSIM=0.0125 PSNR=17.8477 dB, SSIM=0.1640

(a) (b)

Şekil 3.4. Koloni sayısı 20, limit 250 ve çevrim sayısı 5000 için gürültü giderme işlemi öncesi (a) gürültülü ve sonrası (b) iyileştirilmiş simpson sayısal görüntüleri.

ABC algoritması için yapılan kontrol parametreleri çalışması sonucunda, gürültü giderimi için en uygun değerlerin koloni sayısı 20, limit 250 ve maksimum çevrim sayısı 5000 olduğuna karar verilmiştir. PSO ve DE algoritmaları için en uygun kontrol

parametrelerinin seçimi literatürdeki karşılaştırmalı çalışmalar incelenerek yapılmıştır [21]. ABC, PSO ve DE algoritmalarının gürültü giderimi için belirlenen kontrol parametreleri ve değerleri Tablo 3.4'de gösterilmektedir.

Tablo 3.4. ABC, PSO ve DE algoritmalarının gürültü giderimi için kullanılan kontrol parametre değerleri.

ABC	PSO	DE
Koloni Sayısı=20	Koloni Sayısı=20	Popülasyon Büyüklüğü= 20
Limit=250	Eylemsizlik Ağırlığı=0.6 Bilişsel Bileşen=1.8 Sosyal Bileşen=1.8	Ölçekleme Faktörü=0.5 Çaprazlama Oranı=0.9
Çevrim Sayısı= 5000	Çevrim Sayısı= 5000	Çevrim Sayısı= 5000

3.3. Değişen Gürültü Seviyelerinin doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR Sayısal Süzgeçlerin 2-D Gürültü Giderimi Uygulaması ile Tasarımları Üzerine Etkisinin İncelenmesi

ABC, PSO ve DE algoritmalarının gürültü giderimi için uygun kontrol parametrelerinin belirlenmesinden sonra, bu algoritmaların doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımında göstermiş oldukları görüntü iyileştirme performansları incelenmiştir. Algoritmaların performanslarını değerlendirmek için "Pot" ve "Cameraman" olarak adlandırılan 256x256 piksel boyuta sahip 8 bitlik siyah-beyaz iki farklı sayısal görüntü kullanılmıştır [70]. Şekil 3.5'de pot ve cameraman sayısal görüntüleri gösterilmektedir.

Yine 2-D FIR sayısal süzgecin derecesi $M = N = 5$ ve süzgeç katsayıları için parametre aralığı [-1 1] olarak seçilmiştir. Her bir algoritma daha güvenilir sonuçlar vermesi açısından 30 kez farklı başlangıç değerleriyle koşturulmuştur. Ayrıca, ABC, PSO ve DE algoritmalarının farklı gürültü seviyeleri altında göstermiş oldukları performansları değerlendirmek için normal dağılımlı beyaz Gauss gürültüsü ortalaması 0, varyansı 0.1, 0.3, 0.5, 0.7 ve 1 olacak şekilde üretilmiştir. Farklı varyanslarda üretilmiş bu normal

dağılımlı beyaz Gauss gürültüleri cameraman ve pot orijinal sayısal görüntülerini bozmuş ve her bir algoritma için farklı varyanslardaki gürültü giderimi işlemi sonucunda elde edilen ortalama, standart sapma, en iyi hata değeri, en iyi PSNR değeri ve en iyi SSIM değeri sonuçları karşılaştırılmıştır.



(a) (b)

Şekil 3.5. (a) Pot ve (b) cameraman sayısal görüntüleri.

3.3.1. Varyansı 0.1 Olan Beyaz Gauss Gürültüsünün Etkisinin İncelenmesi

Ortalaması 0 ve varyansı 0.1 olan normal dağılımlı beyaz Gauss gürültüsü ile bozulmuş pot ve cameraman sayısal görüntülerinin doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımı kullanılarak gürültü giderimi işlemleri gerçekleştirilmiş ve 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımlarında ABC, PSO ve DE algoritmaları kullanılmıştır. Bu algoritmaların gürültü giderimi için performans karşılaştırmaları Tablo 3.5 ve 3.6'da gösterilmektedir.

Tablo 3.5 ve 3.6'da pot ve cameraman sayısal görüntüleri için, ABC algoritması kullanılarak yapılan tasarımların 30 koşma için hesaplanan ortalama ve standart sapma değerleri PSO ve DE algoritmaları ile elde edilen değerlerden daha küçük çıkmıştır. Ayrıca ABC, PSO ve DE algoritmaları ile en iyi hata değerleri için benzer sonuçlar bulunurken, ABC algoritmasının en iyi PSNR ve SSIM değerleri diğer algoritmalardan az bir farkla da olsa daha iyidir. Bu sonuçlara bakıldığında, daha düşük ortalama ve standart sapma değerleri ABC algoritması ile elde edildiğinden, ABC algoritması diğer algoritmalara göre daha başarılıdır.

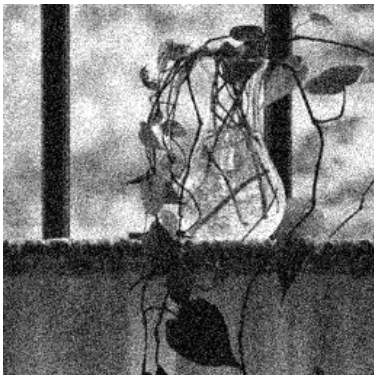
Tablo 3.5. Sezgisel algoritmaların varyansı 0.1 olan gürültü etkisinde pot görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri.

	Karşılaştırılan Sezgisel Algoritmalar		
	ABC	PSO	DE
Ortalama	**0.2873**	0.2881	0.2878
Standart Sapma	**3.8582e-07**	0.0025	9.5974e-04
En İyi Hata Değeri	**0.2873**	0.2873	0.2873
En İyi PSNR Değeri (dB)	**36.4712**	36.4528	36.2066
En İyi SSIM Değeri	**0.9320**	0.9318	0.9287

Şekil 3.6 ve 3.7'de gürültülü pot ve cameraman sayısal görüntülerinin, doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımında ABC, PSO ve DE algoritmaları kullanılarak gürültü giderimi uygulaması sonunda elde edilen iyileştirilmiş görüntüleri gösterilmektedir. Ayrıca, her bir görüntünün gürültü giderimi uygulamasından önce ve sonra hesaplanan PNSR ve SSIM değerleri gösterilmektedir.

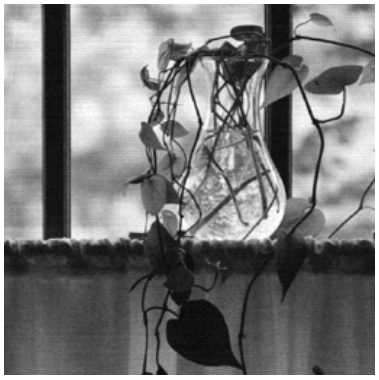
Tablo 3.6. Sezgisel algoritmaların varyansı 0.1 olan gürültü etkisinde cameraman görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri.

	Karşılaştırılan Sezgisel Algoritmalar		
	ABC	PSO	DE
Ortalama	**0.2767**	0.2781	0.2769
Standart Sapma	**4.2837e-07**	0.0029	3.2227e-04
En İyi Hata Değeri	**0.2767**	0.2767	0.2767
En İyi PSNR Değeri (dB)	**37.7620**	37.7545	37.7568
En İyi SSIM Değeri	**0.9205**	0.9204	0.9204



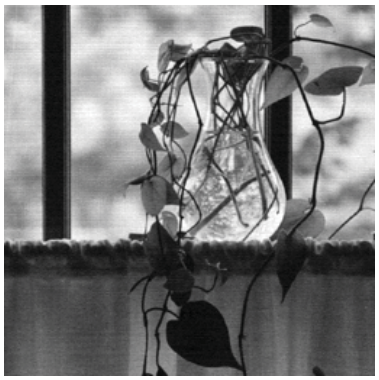
PSNR=19.9728 dB, SSIM=0.4249

(a)



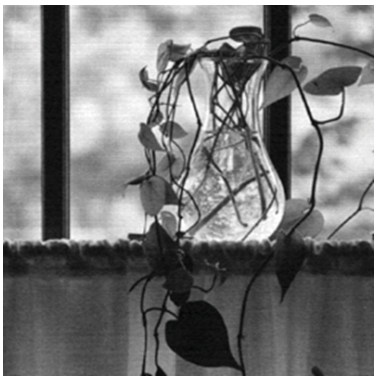
PSNR=36.4712 dB, SSIM=0.9320

(b)



PSNR=36.4528 dB, SSIM=0.9318

(c)



PSNR=36.2066 dB, SSIM=0.9287

(d)

Şekil 3.6. Varyansı 0.1 olan gürültü etkisi için sezgisel algoritmalar kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş pot sayısal görüntüleri: (a) gürültülü pot sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO ve (d) DE.

Pot sayısal görüntüsünün gürültü giderme işlemi öncesi PSNR ve SSIM değerleri 19.9728 dB ve 0.4249, cameraman sayısal görüntüsünün giderme işlemi öncesi PSNR ve SSIM değerleri 19.9728 dB ve 0.3446'dır. ABC, PSO ve DE algoritmaları kullanılarak yapılan tasarımlarda pot ve cameraman görüntülerinin SSIM ve PSNR değerleri artarak yani hem iyileştirilmiş ve orijinal görüntüler arasındaki benzerlik oranı artarak hem de gürültülü sayısal görüntüler üzerindeki gürültü seviyesi azalarak, başarılı bir gürültü giderme işlemi gerçekleştirilmiştir. Ayrıca, en yüksek PSNR ve SSIM değerleri ile ABC algoritması görsel açıdan da diğer algoritmalarla arasındaki başarı farkını ortaya koymuştur.



PSNR=19.9728 dB, SSIM=0.3446

(a)



PSNR=37.7620 dB, SSIM=0.9205

(b)



PSNR=37.7545 dB, SSIM=0.9204

(c)

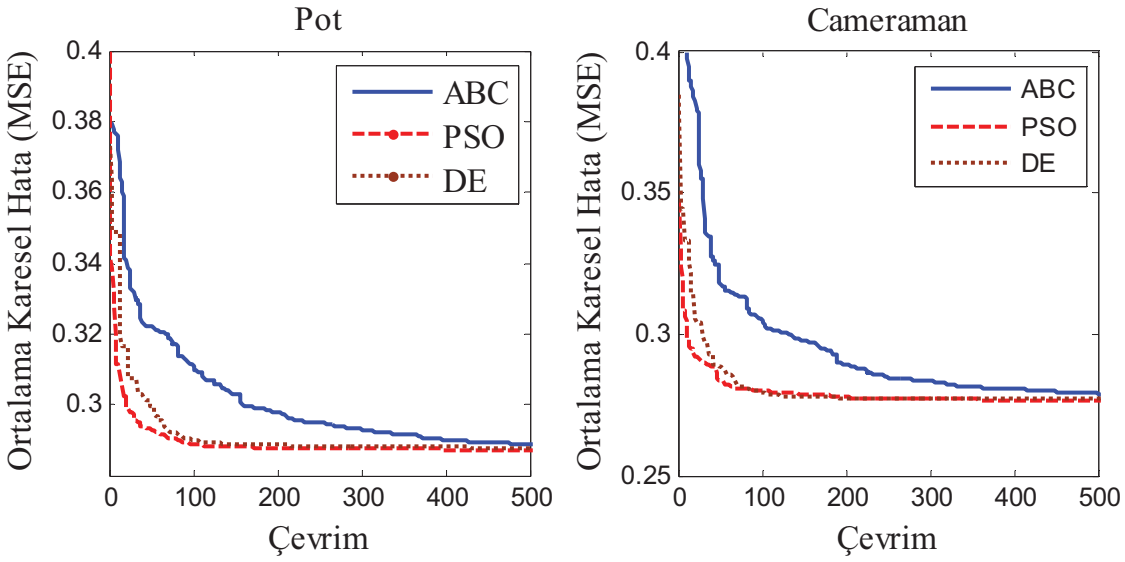


PSNR=37.7568 dB, SSIM=0.9204

(d)

Şekil 3.7. Varyansı 0.1 olan gürültü etkisi için sezgisel algoritmalar kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş cameraman sayısal görüntüleri: (a) gürültülü cameraman sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO ve (d) DE.

Şekil 3.8'de en iyi hata değeri için ABC, PSO ve DE algoritmalarının pot ve cameraman sayısal görüntülerinin gürültü giderimi uygulamasında hata gelişimine bağlı yakınsama hızı grafiği gösterilmektedir. Bu grafiklere göre her iki sayısal görüntü için yakınsama hızı sıralaması PSO, DE ve ABC algoritmaları olsa da 500. çevrimden sonra tüm algoritmalar aynı değerde yakınsamaya devam etmektedir. Yine de optimal çözüme en hızlı ulaşan PSO algoritması olurken, ABC algoritması en küçük ortalama ve standart sapma değeri ile kararlılığını ortaya koymuştur.



Şekil 3.8. Varyansı 0.1 olan gürültü etkisi için ABC, PSO ve DE algoritmalarının pot ve cameraman sayısal görüntüleri için hata gelişimi ve yakınsama hızları.

3.3.2. Varyansı 0.3 Olan Beyaz Gauss Gürültüsünün Etkisinin İncelenmesi

Varyansı 0.3 olan normal dağılımlı beyaz Gauss gürültüsü ile bozulmuş pot ve cameraman sayısal görüntülerinin doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımı kullanılarak gürültü giderimi işlemleri gerçekleştirilmiş ve 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımlarında ABC, PSO ve DE algoritmaları kullanılmıştır. Bu algoritmaların gürültü giderimi için performans karşılaştırmaları Tablo 3.7 ve 3.8'de gösterilmektedir.

Tablo 3.7. Sezgisel algoritmaların varyansı 0.3 olan gürültü etkisinde pot görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri.

	Karşılaştırılan Sezgisel Algoritmalar		
	ABC	PSO	DE
Ortalama	**0.2885**	0.2992	0.2913
Standart Sapma	**3.4007e-06**	0.0266	0.0027
En İyi Hata Değeri	**0.2885**	0.2885	0.2885
En İyi PSNR Değeri (dB)	**28.1569**	28.1566	28.0885
En İyi SSIM Değeri	**0.7208**	0.7208	0.7186

Tablo 3.8. Sezgisel algoritmaların varyansı 0.3 olan gürültü etkisinde cameraman görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri.

	Karşılaştırılan Sezgisel Algoritmalar		
	ABC	PSO	DE
Ortalama	**0.2781**	0.2905	0.2816
Standart Sapma	**6.9784e-06**	0.0284	0.0056
En İyi Hata Değeri	**0.2780**	0.2780	0.2781
En İyi PSNR Değeri (dB)	**28.3265**	28.3264	28.3194
En İyi SSIM Değeri	**0.6472**	0.6472	0.6469

Tablo 3.7 ve 3.8'de pot ve cameraman sayısal görüntüleri için 30 koşma sonucunda elde edilen ortalama ve standart sapma değerleri incelendiğinde ABC algoritmasının PSO ve DE algoritmaları ile elde edilen değerlerden daha küçük değerlere ulaştığı görülmektedir. Ayrıca ABC, PSO ve DE algoritmaları en iyi hata değeri için benzer sonuçları bulurken, ABC algoritmasının en iyi PSNR ve SSIM değerleri diğer algoritmalardan daha yüksektir. ABC algoritması her iki sayısal görüntü için elde ettiği en düşük ortalama ve standart sapma değerleri nedeniyle diğer algoritmalara göre daha iyi bir başarı göstermiştir.



PSNR=10.4304 dB, SSIM=0.1615

(a)



PSNR=28.1569 dB, SSIM=0.7208

(b)



PSNR=28.1566 dB, SSIM=0.7208

(c)



PSNR=28.0885 dB, SSIM=0.7186

(d)

Şekil 3.9. Varyansı 0.3 olan gürültü etkisi için sezgisel algoritmalar kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş pot sayısal görüntüleri: (a) gürültülü pot sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO ve (d) DE.

Şekil 3.9 ve 3.10'da gürültülü pot ve cameraman sayısal görüntülerinin gürültü gideriminde ABC, PSO ve DE algoritmaları kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş görüntüleri gösterilmektedir. Pot sayısal görüntüsünün gürültü giderme işlemi öncesi PSNR ve SSIM değerleri 10.4304 dB ve 0.1615, cameraman sayısal görüntüsünün giderme işlemi öncesi PSNR ve SSIM değerleri 10.4304 dB ve 0.1259'dur. ABC, PSO ve DE algoritmaları kullanılarak yapılan tasarımlarda pot ve cameraman görüntülerinin SSIM ve PSNR değerleri artarak görsel açıdan da başarılı bir gürültü giderme işlemi gerçekleştirilmiştir.



PSNR=10.4304 dB, SSIM=0.1259

(a)



PSNR=28.3265 dB, SSIM=0.6472

(b)



PSNR=28.3264 dB, SSIM=0.6472

(c)

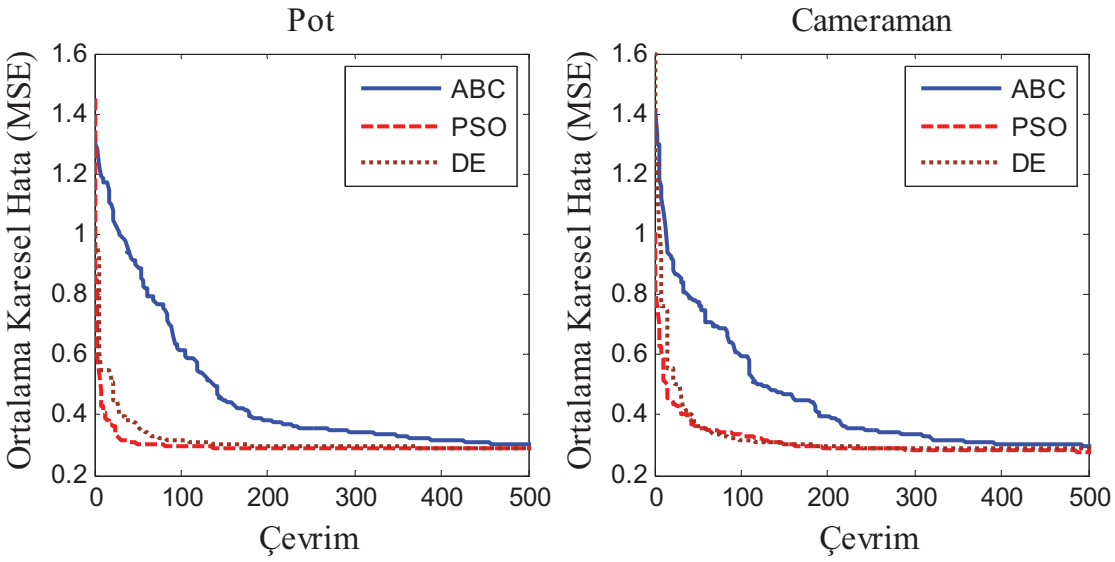


PSNR=28.3194 dB, SSIM=0.6469

(d)

Şekil 3.10. Varyansı 0.3 olan gürültü etkisi için sezgisel algoritmalar kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş cameraman sayısal görüntüleri: (a) gürültülü cameraman sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO ve (d) DE.

Şekil 3.11'de en iyi hata değeri için ABC, PSO ve DE algoritmalarının pot ve cameraman sayısal görüntülerinin gürültü giderimi uygulamasında hata gelişimine bağlı yakınsama hızı grafiği gösterilmektedir. Şekilden görüleceği üzere, PSO ve DE algoritmaları olası çözüme çok daha hızlı yakınsarken, ABC algoritmasının yakınsama hızı 500. çevrimde diğer algoritmaları yakalamaktadır.



Şekil 3.11. Varyansı 0.3 olan gürültü etkisi için ABC, PSO ve DE algoritmalarının pot ve cameraman sayısal görüntüleri için hata gelişimi ve yakınsama hızları.

3.3.3. Varyansı 0.5 Olan Beyaz Gauss Gürültüsünün Etkisinin İncelenmesi

Varyansı 0.5 olan normal dağılımlı beyaz Gauss gürültüsü ile bozulmuş pot ve cameraman sayısal görüntülerinin doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımı kullanılarak gürültü giderimi işlemleri gerçekleştirilmiş ve 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımlarında ABC, PSO ve DE algoritmaları kullanılmıştır. Bu algoritmaların gürültü giderimi için performans karşılaştırmaları Tablo 3.9 ve 3.10'da gösterilmektedir.

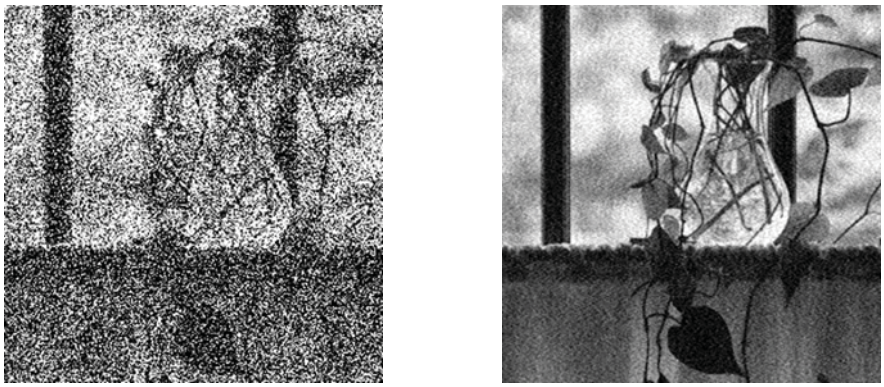
Tablo 3.9. Sezgisel algoritmaların varyansı 0.5 olan gürültü etkisinde pot görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri.

	Karşılaştırılan Sezgisel Algoritmalar		
	ABC	PSO	DE
Ortalama	**0.2910**	0.3111	0.3031
Standart Sapma	**1.1223e-05**	0.0518	0.0214
En İyi Hata Değeri	**0.2910**	0.2910	0.2910
En İyi PSNR Değeri (dB)	**23.8383**	23.8366	23.8345
En İyi SSIM Değeri	**0.5608**	0.5608	0.5606

Tablo 3.10. Sezgisel algoritmaların varyansı 0.5 olan gürültü etkisinde cameraman görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri.

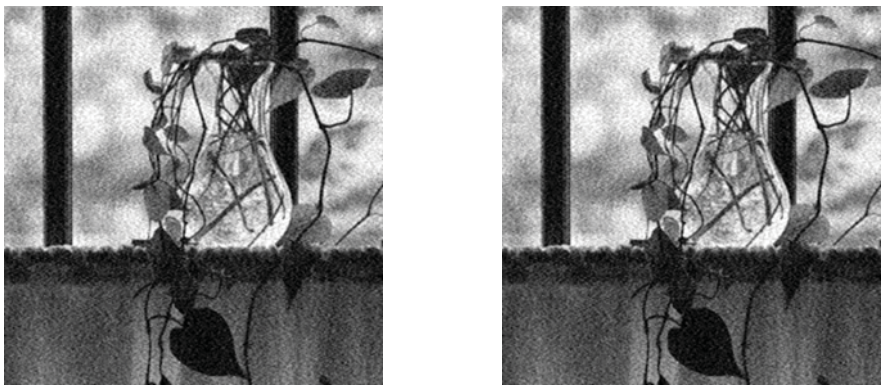
	Karşılaştırılan Sezgisel Algoritmalar		
	ABC	PSO	DE
Ortalama	**0.2807**	0.2990	0.2868
Standart Sapma	**9.7031e-06**	0.0412	0.0095
En İyi Hata Değeri	**0.2807**	0.2807	0.2808
En İyi PSNR Değeri (dB)	**23.8987**	23.8987	23.7805
En İyi SSIM Değeri	**0.4776**	0.4776	0.4735

Tablo 3.9 ve 3.10'da pot ve cameraman sayısal görüntüleri için, ABC algoritması kullanılarak yapılan tasarımların 30 koşma için hesaplanan ortalama ve standart sapma değerleri PSO ve DE algoritmaları ile elde edilen değerlerden yine daha küçüktür. Ayrıca ABC, PSO ve DE algoritmaları en iyi hata değeri için benzer sonuçları bulurken, ABC algoritmasının en iyi PSNR ve SSIM değerleri diğer algoritmalardan daha yüksek çıkmaktadır. Bu sonuçlara bakıldığında ABC algoritması yine diğer algoritmalara göre en küçük ortalama ve standart sapma değerlerini elde ettiğinden daha başarılı olduğu söylenebilmektedir.



PSNR=5.9934 dB, SSIM=0.0872 PSNR=23.8383 dB, SSIM=0.5608

(a) (b)



PSNR=23.8366 dB, SSIM=0.5608 PSNR=23.8345 dB, SSIM=0.5606

(c) (d)

Şekil 3.12. Varyansı 0.5 olan gürültü etkisi için sezgisel algoritmalar kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş pot sayısal görüntüleri: (a) gürültülü pot sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO ve (d) DE.

Şekil 3.12 ve 3.13'de gürültülü pot ve cameraman sayısal görüntülerinin gürültü gideriminde ABC, PSO ve DE algoritmaları kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş görüntüleri gösterilmektedir. Pot sayısal görüntüsünün gürültü giderme işlemi öncesi PSNR ve SSIM değerleri 5.9934 dB ve 0.0872, cameraman sayısal görüntüsünün giderme işlemi öncesi PSNR ve SSIM değerleri 5.9934 dB ve 0.0698'dir. ABC, PSO ve DE algoritmaları kullanılarak yapılan tasarımlarda pot ve cameraman görüntülerinin SSIM ve PSNR değerleri artmakla birlikte görsel açıdan da daha iyi görüntü kalitesine sahip iyileştirilmiş görüntüler elde edilmiştir.



PSNR=5.9934 dB, SSIM=0.0698

(a)



PSNR=23.8987 dB, SSIM=0.4776

(b)



PSNR=23.8987 dB, SSIM=0.4776

(c)



PSNR=23.7805 dB, SSIM=0.4735

(d)

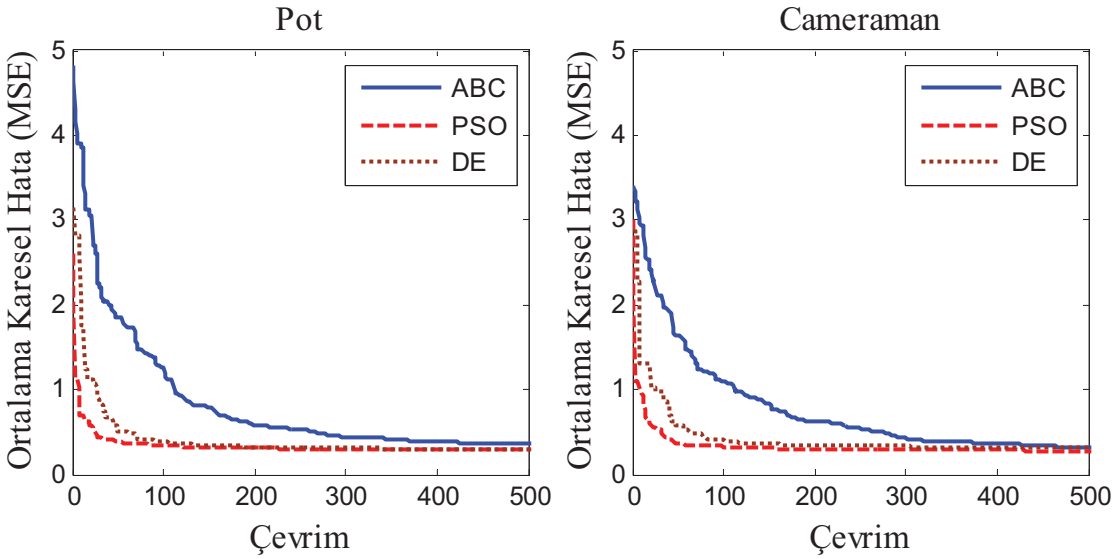
Şekil 3.13. Varyansı 0.5 olan gürültü etkisi için sezgisel algoritmalar kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş cameraman sayısal görüntüleri: (a) gürültülü cameraman sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO ve (d) DE.

Tablo 3.11. ABC, PSO ve DE algoritmaları kullanılarak tasarlanan 2-D FIR sayısal süzgeçlerin katsayıları.

ABC					
	z_1^0	z_1^{-1}	z_1^{-2}	z_1^{-3}	z_1^{-4}
z_2^0	0,9782	0,6710	-0,0157	-0,3037	-0,1807
z_2^{-1}	0,0143	0,7517	0,4889	-0,0268	-0,2380
z_2^{-2}	-0,1433	0,0083	0,0586	0,0319	-0,0113
z_2^{-3}	-0,0388	-0,0395	-0,0025	-0,2151	-0,1042
z_2^{-4}	0,0010	0,0274	-0,0053	-0,0040	-0,0874
PSO					
	z_1^0	z_1^{-1}	z_1^{-2}	z_1^{-3}	z_1^{-4}
z_2^0	0,9793	0,6720	-0,0162	-0,3054	-0,1816
z_2^{-1}	0,0154	0,7544	0,4897	-0,0292	-0,2412
z_2^{-2}	-0,1442	0,0106	0,0615	0,0312	-0,0149
z_2^{-3}	-0,0414	-0,0390	0,0000	-0,2135	-0,1051
z_2^{-4}	-0,0012	0,0262	-0,0049	-0,0028	-0,0868
DE					
	z_1^0	z_1^{-1}	z_1^{-2}	z_1^{-3}	z_1^{-4}
z_2^0	0,9765	0,6674	-0,0163	-0,3009	-0,1785
z_2^{-1}	0,0147	0,7495	0,4848	-0,0270	-0,2327
z_2^{-2}	-0,1393	0,0094	0,0575	0,0290	-0,0131
z_2^{-3}	-0,0370	-0,0366	-0,0006	-0,2147	-0,1052
z_2^{-4}	-0,0006	0,0267	-0,0046	-0,0028	-0,0868

Pot sayısal görüntüsü için, ABC, PSO ve DE algoritmaları kullanılarak tasarlanan doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR sayısal süzgeçlerin katsayıları Tablo 3.11'de gösterilmektedir.

Şekil 3.14'de pot ve cameraman sayısal görüntüleri için, ABC, PSO ve DE algoritmaları yaklaşık aynı hata değerinden yakınsamaya başlarken önce PSO, sonra DE ve en son da ABC algoritması olası çözüme yakınsamış ve tüm algoritmaların hata değerleri 500. çevrimde birbirlerine yaklaşmıştır. PSO algoritması yine diğerlerine göre en yüksek yakınsama hızına sahiptir.



Şekil 3.14. Varyansı 0.5 olan gürültü etkisi için ABC, PSO ve DE algoritmalarının pot ve cameraman sayısal görüntüleri için hata gelişimi ve yakınsama hızları.

3.3.4. Varyansı 0.7 Olan Beyaz Gauss Gürültüsünün Etkisinin İncelenmesi

Varyansı 0.7 olan normal dağılımlı beyaz Gauss gürültüsü ile bozulmuş pot ve cameraman sayısal görüntülerinin doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımı kullanılarak gürültü giderimi işlemleri gerçekleştirilmiş ve 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımlarında ABC, PSO ve DE algoritmaları kullanılmıştır. Bu algoritmaların gürültü giderimi için performans karşılaştırmaları Tablo 3.12 ve 3.13'de gösterilmektedir.

Tablo 3.12 ve 3.13'de pot ve cameraman sayısal görüntüleri için, ABC algoritması kullanılarak yapılan tasarımların 30 koşma için hesaplanan ortalama ve standart sapma değerleri PSO ve DE algoritmaları ile elde edilen değerlerden daha küçüktür. Ayrıca ABC, PSO ve DE algoritmaları en iyi hata değeri için benzer sonuçları bulurken, ABC algoritmasının en iyi PSNR ve SSIM değerleri diğer algoritmalardan az bir farkla da olsa daha iyidir. Bu sonuçlara bakıldığında ABC algoritması hem en düşük ortalama ve standart sapma değerlerine sahip hem de en iyi görüntü kalitesini veren yüksek PSNR ve SSIM değerlerine sahip olarak diğer algoritmalardan daha başarılı bir performans ortaya koymuştur.

Tablo 3.12. Sezgisel algoritmaların varyansı 0.7 olan gürültü etkisinde pot görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri.

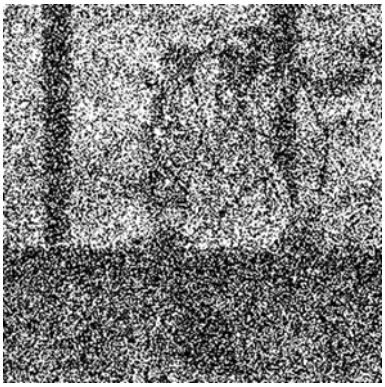
	Karşılaştırılan Sezgisel Algoritmalar		
	ABC	PSO	DE
Ortalama	**0.2949**	0.3213	0.3095
Standart Sapma	**1.8749e-05**	0.0775	0.0165
En İyi Hata Değeri	**0.2949**	0.2949	0.2949
En İyi PSNR Değeri (dB)	**20.9472**	20.9469	20.8778
En İyi SSIM Değeri	**0.4565**	0.4565	0.4544

Tablo 3.13. Sezgisel algoritmaların varyansı 0.7 olan gürültü etkisinde cameraman görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri.

	Karşılaştırılan Sezgisel Algoritmalar		
	ABC	PSO	DE
Ortalama	**0.2847**	0.3069	0.3045
Standart Sapma	**2.3520e-05**	0.0645	0.0293
En İyi Hata Değeri	**0.2846**	0.2846	0.2847
En İyi PSNR Değeri (dB)	**20.9787**	20.9786	20.9650
En İyi SSIM Değeri	**0.3759**	0.3759	0.3755

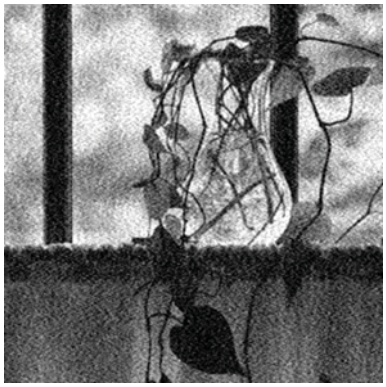
Şekil 3.15 ve 3.16'da gürültülü pot ve cameraman sayısal görüntülerinin gürültü gideriminde ABC, PSO ve DE algoritmaları kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş görüntüleri gösterilmektedir. Pot sayısal görüntüsünün gürültü giderme işlemi öncesi PSNR ve SSIM değerleri 3.0709 dB ve 0.0573, cameraman sayısal görüntüsünün giderme işlemi öncesi PSNR ve SSIM değerleri 3.0709 dB ve 0.0468'dir. Ayrıca,

ABC, PSO ve DE algoritmaları kullanılarak yapılan tasarımlarda gürültü seviyesi artmasına ve gürültü giderme işlemi öncesi PSNR ve SSIM değerlerinin oldukça düşmesine rağmen pot ve cameraman görüntülerinin SSIM ve PSNR değerleri artmaya devam etmiştir.



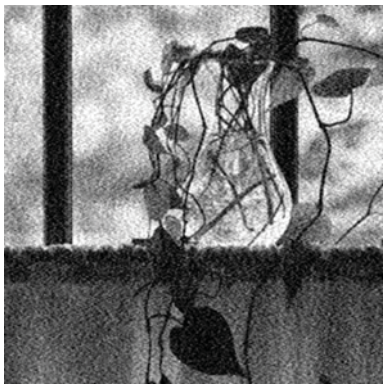
PSNR=3.0709 dB, SSIM=0.0573

(a)



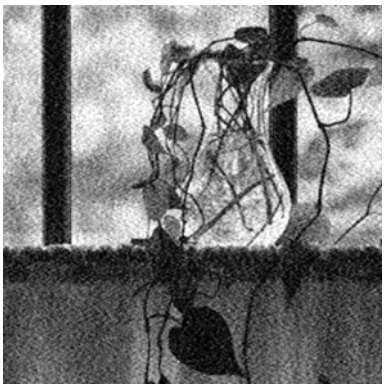
PSNR=20.9472 dB, SSIM=0.4565

(b)



PSNR=20.9469 dB, SSIM=0.4565

(c)



PSNR=20.8778 dB, SSIM=0.4544

(d)

Şekil 3.15. Varyansı 0.7 olan gürültü etkisi için sezgisel algoritmalar kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş pot sayısal görüntüleri: (a) gürültülü pot sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO ve (d) DE.



PSNR=3.0709 dB, SSIM=0.0468

(a)



PSNR=20.9787 dB, SSIM=0.3759

(b)



PSNR=20.9786 dB, SSIM=0.3759

(c)

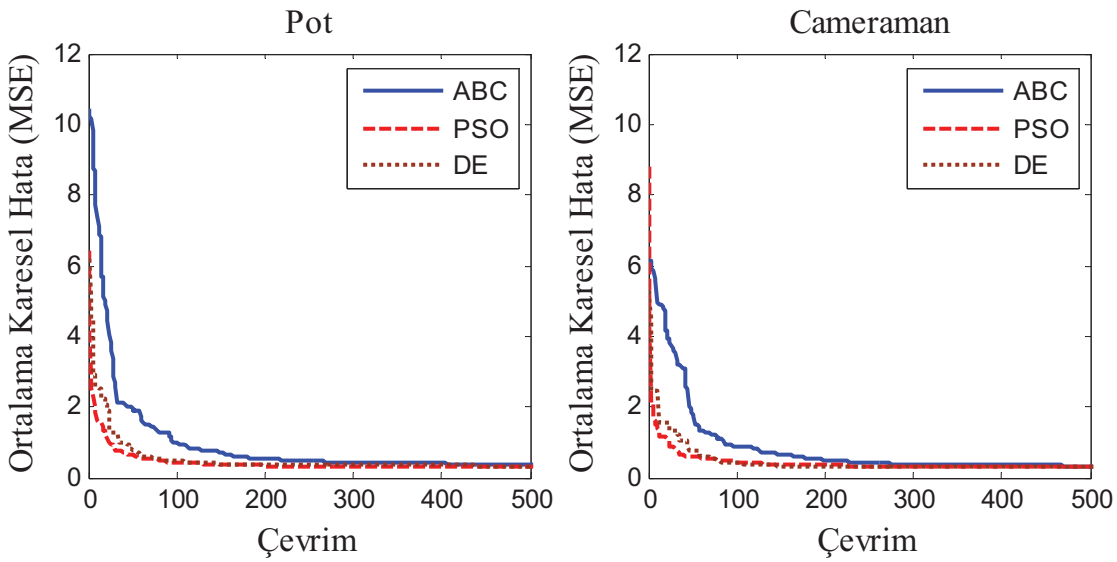


PSNR=20.9650 dB, SSIM=0.3755

(d)

Şekil 3.16. Varyansı 0.7 olan gürültü etkisi için sezgisel algoritmalar kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş cameraman sayısal görüntüleri: (a) gürültülü cameraman sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO ve (d) DE.

Şekil 3.17'de pot ve cameraman sayısal görüntüleri için, ABC, PSO ve DE algoritmaları daha yüksek hata değerlerinden yakınsamaya başlasalar da çok kısa sürede en düşük hata değerine ulaşmaktadırlar. PSO algoritması yine DE ve ABC algoritmalarından daha yüksek yakınsama hızına sahip olsa da farklı olarak ABC algoritması daha düşük gürültü seviyelerinde göstermiş olduğu yakınsama hızından daha yüksek bir performansa ulaşmış ve diğer algoritmaları neredeyse 250. çevrimde yakalamıştır.



Şekil 3.17. Varyansı 0.7 olan gürültü etkisi için ABC, PSO ve DE algoritmalarının pot ve cameraman sayısal görüntüleri için hata gelişimi ve yakınsama hızları.

3.3.5. Varyansı 1 Olan Beyaz Gauss Gürültüsünün Etkisinin İncelenmesi

Varyansı 1 olan normal dağılımlı beyaz Gauss gürültüsü ile bozulmuş pot ve cameraman sayısal görüntülerinin doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımı kullanılarak gürültü giderimi işlemleri gerçekleştirilmiş ve 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımlarında ABC, PSO ve DE algoritmaları kullanılmıştır. Bu algoritmaların gürültü giderimi için performans karşılaştırmaları Tablo 3.14 ve 3.15'de gösterilmektedir.

Tablo 3.14 ve 3.15'de pot ve cameraman sayısal görüntüleri için, ABC algoritması ile elde edilen ortalama ve standart sapma değerleri diğer algoritmalarla elde edilen değerlerden daha küçüktür. Ancak, ABC, PSO ve DE algoritmalarının en iyi hata değerleri benzerdir. Ayrıca, pot sayısal görüntüsü için ABC en yüksek PSNR ve SSIM değerlerine sahip olmakla birlikte cameraman sayısal görüntüsü için ABC ve PSO aynı PSNR ve SSIM değerlerine sahiptir. Gürültü seviyesi en yükse düzeyde olmasına rağmen ABC yine diğer algoritmalardan daha iyi bir performans göstermiştir.

Tablo 3.14. Sezgisel algoritmaların varyansı 1 olan gürültü etkisinde pot görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri.

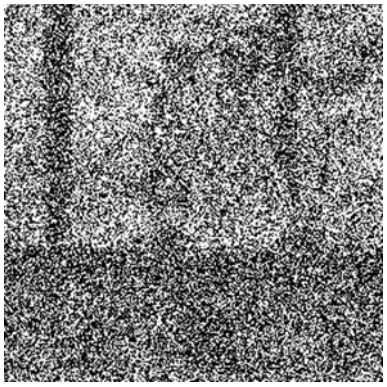
	Karşılaştırılan Sezgisel Algoritmalar		
	ABC	PSO	DE
Ortalama	**0.3031**	0.3610	0.3657
Standart Sapma	**3.6440e-05**	0.1473	0.0947
En İyi Hata Değeri	**0.3030**	0.3030	0.3032
En İyi PSNR Değeri (dB)	**18.8673**	17.8664	17.8229
En İyi SSIM Değeri	**0.3546**	0.3546	0.3531

Tablo 3.15. Sezgisel algoritmaların varyansı 1 olan gürültü etkisinde cameraman görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri.

	Karşılaştırılan Sezgisel Algoritmalar		
	ABC	PSO	DE
Ortalama	**0.2930**	0.3292	0.3198
Standart Sapma	**2.3454e-05**	0.1442	0.0340
En İyi Hata Değeri	**0.2930**	0.2930	0.2931
En İyi PSNR Değeri (dB)	**17.8820**	17.8820	17.8356
En İyi SSIM Değeri	**0.2831**	0.2831	0.2819

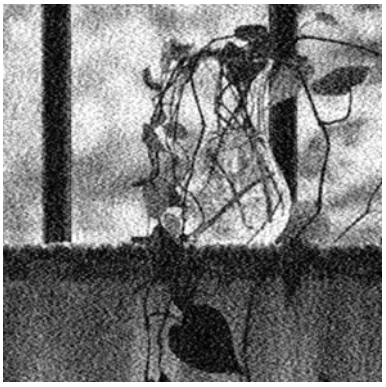
Şekil 3.18 ve 3.19'da gürültülü pot ve cameraman sayısal görüntülerinin gürültü gideriminde ABC, PSO ve DE algoritmaları kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş görüntüleri gösterilmektedir. Pot sayısal görüntüsünün gürültü giderme işlemi öncesi PSNR ve SSIM değerleri 0 dB ve 0.0376, cameraman sayısal görüntüsünün giderme işlemi öncesi PSNR ve SSIM değerleri 0 dB ve 0.0317'dir. Her üç sezgisel algoritma için PSNR ve SSIM değerleri gürültü giderimi öncesindeki değerlerden daha yüksek

değerler alsa da ABC algoritmasının kararlı görüntü kalitesi performansı dikkati çekmektedir.



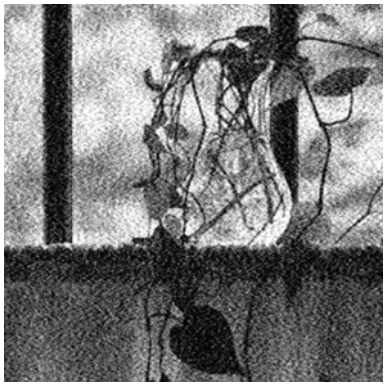
PSNR=0 dB, SSIM=0.0376

(a)



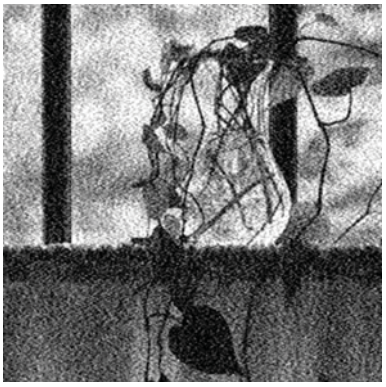
PSNR=18.8673 dB, SSIM=0.3546

(b)



PSNR=17.8664 dB, SSIM=0.3546

(c)



PSNR=17.8229 dB, SSIM=0.3531

(d)

Şekil 3.18. Varyansı 1 olan gürültü etkisi için sezgisel algoritmalar kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş pot sayısal görüntüleri: (a) gürültülü pot sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO ve (d) DE.



PSNR=0 dB, SSIM=0.0317

(a)



PSNR=17.8820 dB, SSIM=0.2831

(b)



PSNR=17.8820 dB, SSIM=0.2831

(c)

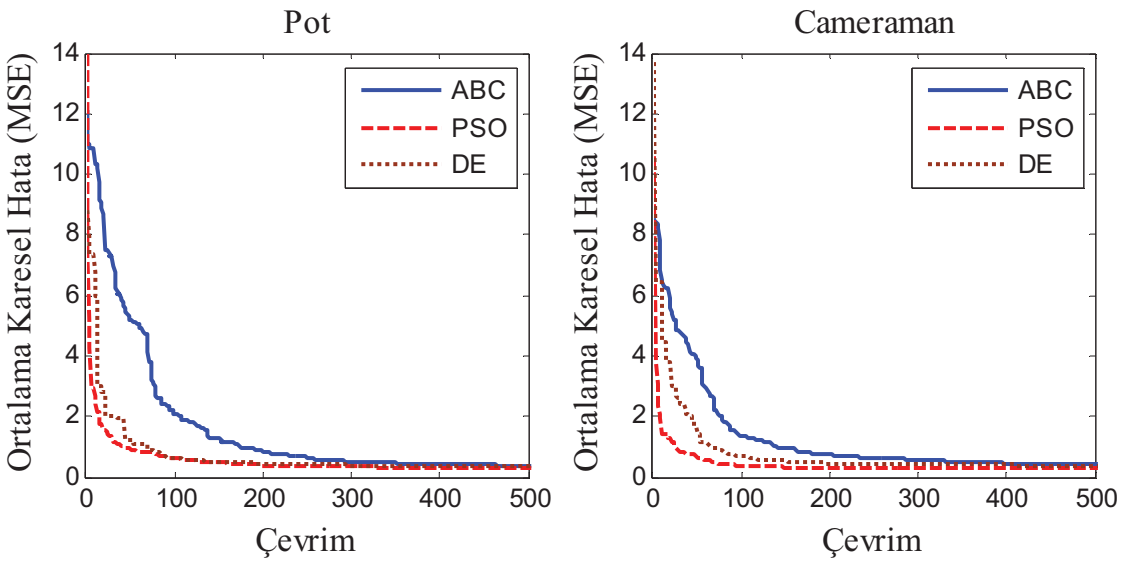


PSNR=17.8356 dB, SSIM=0.2819

(d)

Şekil 3.19. Varyansı 1 olan gürültü etkisi için sezgisel algoritmalar kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş cameraman sayısal görüntüleri: (a) gürültülü cameraman sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO ve (d) DE.

Şekil 3.20'de pot ve cameraman sayısal görüntüleri için, ABC, PSO ve DE algoritmaları en yüksek hata değerinden başlayıp yakınsamaya devam etmişlerdir. Yakınsama hızı sıralaması yine PSO, DE ve ABC algoritmaları olsa da ABC algoritması yükselen gürültü seviyesinde yakınsama hızını artırmıştır.



Şekil 3.20. Varyansı 1 olan gürültü etkisi için ABC, PSO ve DE algoritmalarının pot ve cameraman sayısal görüntüleri için hata gelişimi ve yakınsama hızları.

3.4. Değişen Süzgeç Derecesinin Doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR Sayısal Süzgeçlerin 2-D Gürültü Giderimi Uygulaması ile Tasarımları Üzerine Etkisinin İncelenmesi

Bölüm 3.3'de ABC algoritması değişen gürültü seviyeleri için, doğrusal zamanla değişmeyen 2D FIR sayısal süzgeçlerin gürültü giderimi uygulaması ile tasarımında PSO ve DE algoritmalarından çok daha iyi sayısal sonuçlar elde etiği için diğer algoritmalara göre daha iyi bir performans göstermiştir. Ayrıca, ABC algoritması değişen gürültü seviyelerine karşın başarısını ve dinçliği korumuştur. Bundan dolayı, değişen süzgeç derecesinin, doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR sayısal süzgeçlerin gürültü giderimi uygulaması ile tasarımları üzerine etkisini incelemek için, sadece ABC algoritmasının kullanılması daha uygun görülmüştür.

Değişen süzgeç derecesinin gürültü giderimi performansı üzerine etkisini incelemek için 5x5, 7x7, 9x9, 11x11 ve 13x13 olmak üzere 2-D FIR sayısal süzgecin dereceleri literatürdeki gibi belirlenmiş ve ortalaması 0, varyansı 0.5 olan normal dağılımlı beyaz Gauss gürültüsü ile bozulmuş pot sayısal görüntüsünün gürültü giderimi uygulaması Şekil 3.1'de gösterildiği gibi ABC algoritması kullanılarak gerçekleştirilmiştir [113]. ABC algoritması için kontrol parametre değerleri ve parametre değişim aralığı önceki uygulamalardaki belirtilen değerler ile aynı değerde seçilmiştir. Ayrıca, seçilen her bir süzgeç derecesinin hata performansı ile ilgili daha güvenilir sonuçlar elde etmek için ABC algoritması 30 kez birbirinden bağımsız başlangıç değerleriyle koşturulmuştur.

Tablo 3.16'da pot sayısal görüntüsü için, değişen süzgeç derecesine bağlı olarak ABC algoritması kullanılarak yapılan tasarımların 30 koşma için hesaplanan ortalama, standart sapma, en iyi hata, en iyi PSNR ve en iyi SSIM değerleri gösterilmektedir. Tablo 3.16 incelendiğinde en iyi sonuçların 7x7'lik süzgeç derecesi seçildiğinde elde edildiği görülmektedir. Ayrıca, süzgeç derecesinin 9x9, 11x11 ve 13x13 gibi seçilerek sürekli artırılması performansı iyileştirmemekle beraber kötü sonuçların elde edilmesine neden olmaktadır. Bundan dolayı, tasarımlarda 2-D FIR sayısal süzgecin optimal katsayılarının bulunması kadar optimal süzgeç derecesinin de belirlenmesi performans üzerinde etkilidir.

Tablo 3.16. ABC algoritmasının değişen süzgeç derecesine bağlı olarak pot görüntüsü için elde ettiği performans ölçüm değerleri.

	2-D FIR Süzgeç Dereceleri				
	5x5	7x7	9x9	11x11	13x13
Ortalama	0.2910	**0.2891**	0.3008	0.3313	0.3836
Standart Sapma	1.1223e-05	**8.5422e-04**	0.0042	0.0112	0.0195
En İyi Hata Değeri	0.2910	**0.2880**	0.2941	0.3122	0.3535
En İyi PSNR Değeri (dB)	23.8383	**29.8005**	21.3183	15.9958	11.6789
En İyi SSIM Değeri	0.5608	**0.7801**	0.4806	0.3044	0.1892

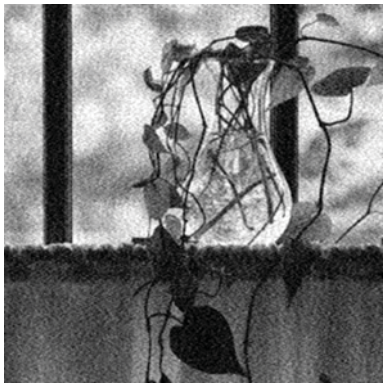
Şekil 3.21'de 5x5, 7x7, 9x9, 11x11 ve 13x13 süzgeç derecelerine sahip doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR süzgeçler kullanılarak gerçekleştirilen gürültü giderimi uygulaması sonucunda elde edilen iyileştirilmiş pot sayısal görüntüleri gösterilmektedir. Şekil 3.21'de gürültülü pot sayısal görüntüsünün PSNR ve SSIM değerleri 5.9934 dB ve 0.0872'dir. Seçilen tüm süzgeç dereceleri için gürültülü pot sayısal görüntüsünün PSNR ve SSIM değerleri artmış ve görüntü kalitesi iyileşmiştir. Ancak en yüksek PSNR ve SSIM değerleri ve en kaliteli iyileştirilmiş sayısal görüntü sırasıyla 7x7, 5x5 ve 9x9 süzgeç dereceleri için elde edilmiştir. Optimal süzgeç derecesinin 7x7 olması durumunda daha net bir görüntü elde edildiği görülmektedir.

Şekil 3.22'de değişen süzgeç dereceleri için ABC algoritmasının hata eğrileri ve yakınsama hızları gösterilmektedir. Burada en iyi hata ve yakınsama performansını 5x5 ve 7x7'lik süzgeç dereceleri göstermektedir. İlk 500 çevrimde 5x5'lik süzgeç derecesi hızlı yakınsama gösterirken, 500 çevrimden sonra 7x7'lik süzgeç derecesinin hata ve yakınsama hızı performansı artmaktadır. 9x9, 11x11 ve 13x13'lük süzgeç dereceleri ise daha az performanslı bir hata ve yaklaşım grafiği çizmektedir. En kötü hata performansı 13x13'lük süzgeç derecesi için elde edilmiştir.



PSNR=5.9934 dB, SSIM=0.0872

(a)



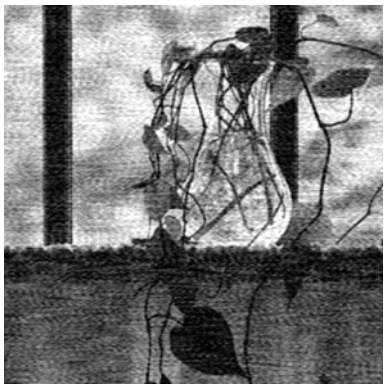
PSNR=23.8383 dB, SSIM=0.5608

(b)



PSNR=29.8005 dB, SSIM=0.7801

(c)



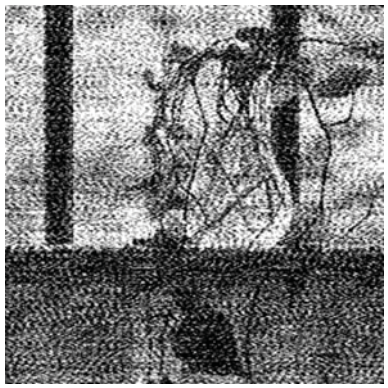
PSNR=21.3183 dB, SSIM=0.4806

(d)



PSNR=15.9958 dB, SSIM=0.30448

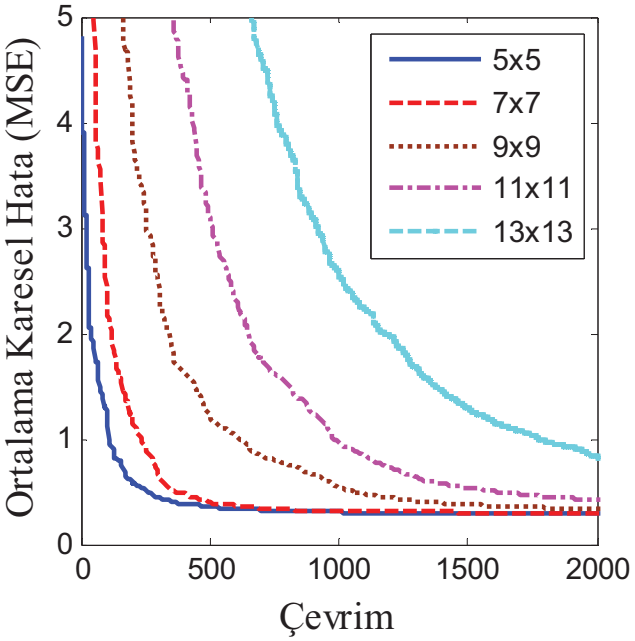
(e)



PSNR=11.6789 dB, SSIM=0.1892

(f)

Şekil 3.21. Gürültü gideriminde ABC algoritması kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş pot sayısal görüntüleri: (a) gürültülü pot sayısal görüntüsü, (b) 5x5 süzgeç, (c) 7x7 süzgeç, (d) 9x9 süzgeç, (e) 11x11 süzgeç, (f) 13x13 süzgeç.



Şekil 3.22. ABC algoritmasının değişen süzgeç dereceleri için yakınsama hızları.

4. BÖLÜM

ADAPTİF 2-D FIR SAYISAL SÜZGEÇLERİN 2-D GÜRÜLTÜ GİDERİMİ UYGULAMASI İLE TASARIMINDA YAPAY ARI KOLONİ ALGORİTMASININ KULLANILMASI

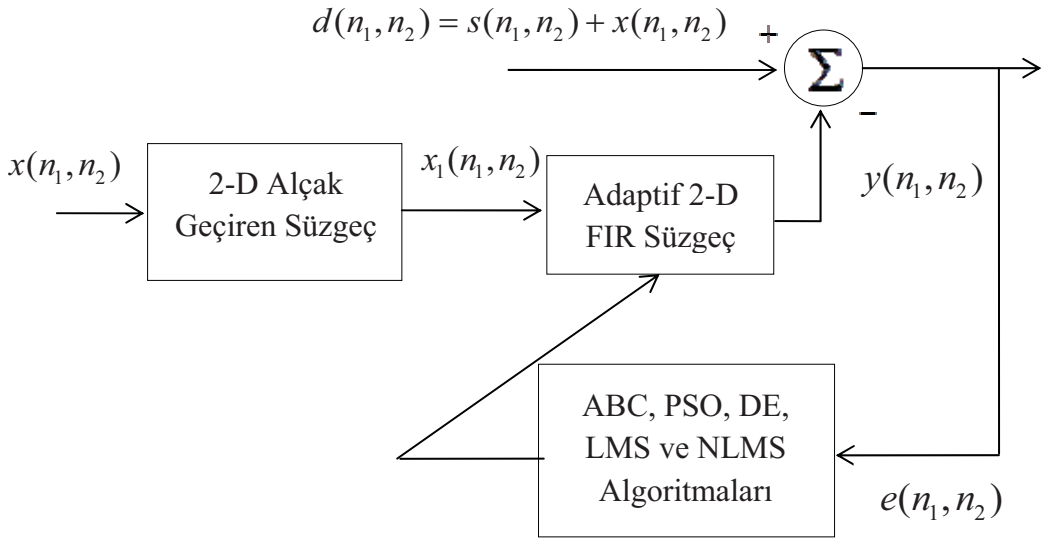
Bu bölümde adaptif 2-D FIR sayısal süzgeçlerin 2-D gürültü giderimi uygulamalarına yönelik tasarımları ABC, PSO ve DE sezgisel algoritmaları yanında ayrıca literatürde adaptif süzgeç tasarımlarında sıkça tercih edilen türeve dayalı LMS ve NLMS algoritmaları kullanılarak incelenmiştir. Bu inceleme daha önce Bölüm 3'de takip edilen aşamalara benzer olarak gerçekleştirilmiştir. İlk aşamada, adaptif 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımı ve 2-D gürültü giderimi uygulaması ile ilgili bilgiler verilmiştir. İkinci aşamada, adaptif 2-D FIR sayısal süzgeçlerin 2-D gürültü giderimi uygulaması ile tasarımlarında kullanılacak ABC, PSO, DE, LMS ve NLMS algoritmalarının kontrol parametre değerlerinin seçimi değerlendirilmiştir. Üçüncü aşamada, değişen gürültü seviyelerinin adaptif 2-D FIR sayısal süzgeçlerin 2-D gürültü giderimi uygulaması ile tasarımları üzerine etkisi incelenmiş ve ABC, PSO, DE, LMS ve NLMS algoritmalarının performansları karşılaştırılmıştır. Son aşamada ise değişen süzgeç derecesinin adaptif 2D-FIR sayısal süzgeç tasarımında ve 2-D gürültü giderimi uygulamasında performans üzerine etkisi incelenmiştir. Her bir aşamada, sonuçlar elde edilirken ve performans değerlendirilmesi yapılırken daha güvenilir sonuçlar elde etmek için tüm sezgisel algoritmalar birbirinden bağımsız başlangıç değerleriyle 30 kez koşulmuştur.

4.1. Adaptif 2-D FIR Sayısal Süzgeçlerin 2-D Gürültü Giderimi Uygulaması ile Tasarımlarının İncelenmesi

Adaptif süzgeçler, özellikle durağan olmayan veya istatistiksel özellikleri bilinmeyen işaretlerin süzgeçlenmesinde, katsayılarını adaptif olarak ayarlayabilen ve zamanla değişebilen süzgeç yapılarıdır. Adaptif süzgeçler katsayılarını adaptif olarak ayarlamayı, daha önceden tanımlanan bir hata fonksiyonunun beslediği bir optimizasyon algoritmasını kullanarak yapmaktadırlar. Adaptif süzgeç yapılarının, doğrusal zamanla değişmeyen süzgeç yapılarından farkı durağan olmayan veya istatistiksel özellikleri bilinmeyen işaretlerin zaman içerisinde işlenmesinde daha esnek ve daha iyi performansa sahip olmalarıdır [117].

Son yıllarda, 2-D adaptif süzgeç yapıları, tıpkı 1-D adaptif süzgeç yapılarında olduğu gibi durağan olmayan istatistiksel özelliklere sahip 2-D işaretlerin işlenmesinde birçok araştırmacı tarafından ilgi görmüş ve özellikle de sayısal görüntü işleme alanında adaptif hat iyileştirici, adaptif gürültü giderici ve sistem modelleme gibi birçok uygulamada başarıyla kullanılmıştır [114-116,118-120].

Bölüm 3'de doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR sayısal süzgeçlerin 2-D gürültü giderimi uygulaması ile tasarımları incelenmiştir. Ancak, doğrusal zamanla değişmeyen süzgeçlerin, durağan olmayan işaretlerin süzgeçlenmesinde adaptif süzgeçler kadar etkin olmadığı bilinmektedir. Bu nedenle, özellikle durağan olmayan 2-D sayısal işaretlerin süzgeçlenmesinde 2-D adaptif süzgeç yapılarının kullanılması daha uygundur. Bu amaçla, özellikle bu bölümde adaptif 2-D FIR sayısal süzgeçlerin 2-D gürültü giderimi uygulaması ile tasarımı ele alınmış ve incelenmiştir. Şekil 4.1' de 2-D gürültü giderimi uygulaması ile adaptif 2-D FIR sayısal süzgecin tasarımının blok diyagramı gösterilmektedir.



Şekil 4.1. 2-D gürültü giderimi uygulaması ile adaptif 2-D FIR sayısal süzgecin tasarımının blok diyagramı.

Daha önce de bahsedildiği gibi Şekil 3.1 ve 4.1'de gösterilen 2-D gürültü giderimi uygulaması literatürde sıkça kullanılmaktadır. Tez çalışmamızda da bu çok kullanılan gürültü giderimi uygulaması hem adaptif hem de doğrusal zamanla değişmeyen süzgeç tasarımları için kullanılmıştır ve elde edilen sonuçlar değerlendirilmiştir.

Şekil 4.1'de gösterilen blok diyagram ile daha önce Bölüm 3'de anlatılan ve Şekil 3.1 ile gösterilen blok diyagram yapısal olarak birbirine benzemektedir. Her iki blok diyagramda kullanılan $s(n_1,n_2)$, $x(n_1,n_2)$, $d(n_1,n_2)$, $x_1(n_1,n_2)$, $y(n_1,n_2)$ ve $e(n_1,n_2)$ 2-D sayısal işaretleri birbirlerinin aynısıdır ve daha önce Bölüm 3'de bu işaretlerin elde edilmesinden ve özelliklerinden ayrıntılı olarak bahsedilmiştir. Ayrıca referans giriş gürültüsünün elde edilmesi için kullanılan 2-D alçak geçiren süzgeç de her iki blok diyagram için aynı özellikleri taşımaktadır. Kısaca, her iki blok diyagram da aynı yapısal çalışma mantığına sahiptir ve çalışma prensibi Bölüm 3'de ayrıntılı olarak anlatılmıştır.

Şekil 4.1'de 2-D gürültü giderimi uygulaması ile adaptif 2-D FIR sayısal süzgecin tasarımında, adaptif süzgeç tasarımı için durağan olmayan bir işaret işleme mantığı oluşturmak için her bir çevrimde sisteme farklı bir giriş işareti uygulanmıştır. Sisteme uygulanan bu farklı işaretler ise bir önceki çevrimde uygulanan işaretin bir birim kaydırılması ile elde edilmektedir. Böylece ABC, PSO, DE, LMS ve NLMS

algoritmaları kullanılarak, daha önce Eşitlik 3.8'de tanımlanan amaç fonksiyonu her bir çevrimde minimize edilerek 2D FIR sayısal süzgecin katsayıları adaptif olarak ayarlanmaktadır. Sonuçta, durağan olmayan 2-D sayısal işaretler için tasarlanan adaptif 2-D FIR sayısal süzgeç kullanılarak gerçekleştirilen 2-D gürültü giderimi işlemi sonunda gürültüden mümkün olduğunca arındırılmış gürültüsüz sayısal işaretler elde etmektir.

4.2. Adaptif 2-D FIR Sayısal Süzgeçlerin 2-D Gürültü Giderimi Uygulaması ile Tasarımlarında Kullanılacak Algoritmaların Kontrol Parametre Değerlerinin Seçiminin İncelenmesi

Adaptif 2-D FIR sayısal süzgeçlerin 2-D gürültü giderimi uygulaması ile tasarımlarında ABC, PSO, DE, LMS ve NLMS algoritmaları kullanılmış ve performansları karşılaştırılmıştır. Ancak, bu algoritmaların performanslarının karşılaştırılmasında her bir algoritmanın en yüksek performansı göstermesi ve aralarında daha adaletli bir değerlendirmenin yapılabilmesi için her bir algoritmanın kontrol parametreleri en uygun değerlerde seçilmiştir. LMS ve NLMS algoritmaları için uygun adım büyüklüğü literatürde önerildiği gibi sırasıyla 0.001 ve 0.05 olarak seçilmiştir [113,115]. ABC, PSO ve DE algoritmasının kontrol parametre değerleri ise en iyi performans için daha önce yapılan araştırmaya göre Tablo 3.4'de belirlenen değerler ile aynı değerlerde seçilmiştir.

4.3. Değişen Gürültü Seviyelerinin Adaptif 2-D FIR Sayısal Süzgeçlerin 2-D Gürültü Giderimi Uygulaması ile Tasarımları Üzerine Etkisinin İncelenmesi

ABC, PSO, DE, LMS ve NLMS algoritmalarının adaptif 2-D FIR sayısal süzgeçlerin gürültü giderimi uygulaması ile tasarımında göstermiş oldukları görüntü iyileştirme performansları incelenmiş ve karşılaştırılmıştır. Algoritmaların performanslarını değerlendirmek için daha önce Bölüm 3'de gösterilen "Pot" ve "Cameraman" olarak adlandırılan 256x256 piksel boyuta sahip 8 bitlik siyah-beyaz iki farklı sayısal görüntü kullanılmıştır.

Ayrıca 2-D FIR sayısal süzgecin derecesi $M = N = 5$ ve süzgeç katsayıları için parametre aralığı [-1 1] olarak seçilmiştir. Her bir sezgisel algoritma daha güvenilir

sonuçlar vermesi açısından 30 kez farklı başlangıç değerleriyle koşturulmuştur. Ayrıca, ABC, PSO, DE, LMS ve NLMS algoritmalarının farklı gürültü seviyeleri altında göstermiş oldukları performansları değerlendirmek için normal dağılımlı beyaz Gauss gürültüsü ortalaması 0, varyansı 0.1, 0.3, 0.5, 0.7 ve 1 olacak şekilde üretilmiştir. Farklı varyanslarda üretilmiş bu normal dağılımlı beyaz Gauss gürültüleri cameraman ve pot orijinal sayısal görüntülerini bozmuş ve her bir sezgisel algoritma için farklı varyanslardaki gürültü giderimi işlemi sonucunda elde edilen ortalama, standart sapma, en iyi hata değeri, en iyi PSNR değeri ve en iyi SSIM değeri sonuçları karşılaştırılmıştır. Ancak, LMS ve NLMS algoritmaları diğer ABC, PSO ve DE gibi sezgisel algoritmalardan farklı olarak kaç kez koşulursa koşulsun aynı sonucu vereceğinden bu algoritmalarla farklı varyanslardaki gürültü giderimi işlemi sonucunda elde edilen en iyi hata değeri, en iyi PSNR ve SSIM değerleri verilmiştir. Elde edilen sonuçlar için ABC, PSO, DE, LMS ve NLMS algoritmalarının performansı karşılaştırılmıştır.

4.3.1. Varyansı 0.1 Olan Beyaz Gauss Gürültüsünün Etkisinin İncelenmesi

Ortalaması 0 ve varyansı 0.1 olan normal dağılımlı beyaz Gauss gürültüsü ile bozulmuş pot ve cameraman sayısal görüntülerinin adaptif 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımı kullanılarak gürültü giderimi işlemleri gerçekleştirilmiş ve 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımlarında ABC, PSO, DE, LMS ve NLMS algoritmaları kullanılmıştır. Bu algoritmaların gürültü giderimi için performans karşılaştırmaları Tablo 4.1 ve 4.2'de gösterilmektedir.

Tablo 4.1 ve 4.2'de pot ve cameraman sayısal görüntüleri için, ABC algoritması kullanılarak yapılan tasarımların 30 koşma için hesaplanan ortalama ve standart sapma değerleri PSO ve DE algoritmaları ile elde edilen değerlerden daha küçüktür. Ayrıca ABC, PSO ve DE algoritmaları en iyi hata değeri için benzer sonuçları bulurken, ABC algoritmasının en iyi PSNR ve SSIM değerleri diğer algoritmalardan daha yüksektir. Pot ve cameraman sayısal görüntüleri için, NLMS algoritması ile elde edilen en iyi hata değerleri LMS'den daha küçük, en iyi PSNR ve en iyi SSIM değerleri LMS'den daha büyük olmasına rağmen LMS ve NLMS algoritmalarının performansı ABC, PSO ve DE algoritmalarından daha kötüdür. Bu sonuçlara bakıldığında ABC algoritmasının diğer algoritmalara göre daha başarılı olduğu söylenebilmektedir.

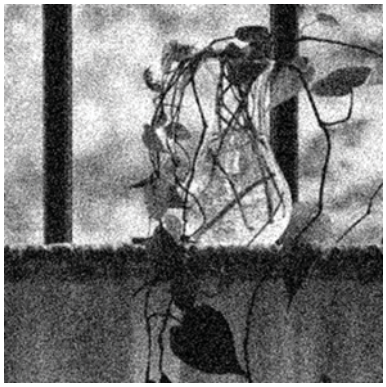
Tablo 4.1. Sezgisel ve türeve dayalı algoritmaların varyansı 0.1 olan gürültü etkisinde pot görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri.

	Karşılaştırılan Algoritmalar				
	ABC	PSO	DE	LMS	NLMS
Ortalama	**0.2872**	0.2878	0.2875	-	-
Standart Sapma	**1.6058e-06**	5.9766e-04	2.3564e-04	-	-
En İyi Hata Değeri	**0.2872**	0.2872	0.2872	0.2937	0.2911
En İyi PSNR Değeri (dB)	**40.2192**	37.0783	39.1720	21.7452	28.4602
En İyi SSIM Değeri	**0.9699**	0.9408	0.9612	0.4906	0.7952

Tablo 4.2. Sezgisel ve türeve dayalı algoritmaların varyansı 0.1 olan gürültü etkisinde cameraman görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri.

	Karşılaştırılan Algoritmalar				
	ABC	PSO	DE	LMS	NLMS
Ortalama	**0.2766**	0.2776	0.2768	-	-
Standart Sapma	**1.9675e-06**	0.0024	1.8238e-04	-	-
En İyi Hata Değeri	**0.2766**	0.2766	0.2766	0.2833	0.2803
En İyi PSNR Değeri (dB)	**41.8063**	40.5877	40.7692	21.7532	28.5408
En İyi SSIM Değeri	**0.9655**	0.9560	0.9573	0.4124	0.6858

Şekil 4.2 ve 4.3'de gürültülü pot ve cameraman sayısal görüntülerinin, adaptif 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımında ABC, PSO, DE, LMS ve NLMS algoritmaları kullanılarak gürültü giderimi sonunda elde edilen iyileştirilmiş görüntüleri gösterilmektedir.



PSNR= 19.9728 dB, SSIM= 0.4249

(a)



PSNR=40.2192 dB, SSIM=0.9699

(b)



PSNR=37.0783 dB, SSIM=0.9408

(c)



PSNR=39.1720 dB, SSIM=0.9612

(d)



PSNR=21.7452 dB, SSIM=0.4906

(e)



PSNR=28.4602 dB, SSIM=0.7952

(f)

Şekil 4.2. Varyansı 0.1 olan gürültü etkisi için sezgisel ve türeve dayalı algoritmalarla elde edilen iyileştirilmiş pot sayısal görüntüleri: (a) gürültülü pot sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO, (d) DE, (e) LMS, (f) NLMS.



PSNR= 19.9728 dB, SSIM= 0.3446

(a)



PSNR=41.8063 dB, SSIM=0.9655

(b)



PSNR=40.5877 dB, SSIM=0.9560

(c)



PSNR=40.7692 dB, SSIM=40.7692

(d)



PSNR=21.7532 dB, SSIM= 0.4124

(e)



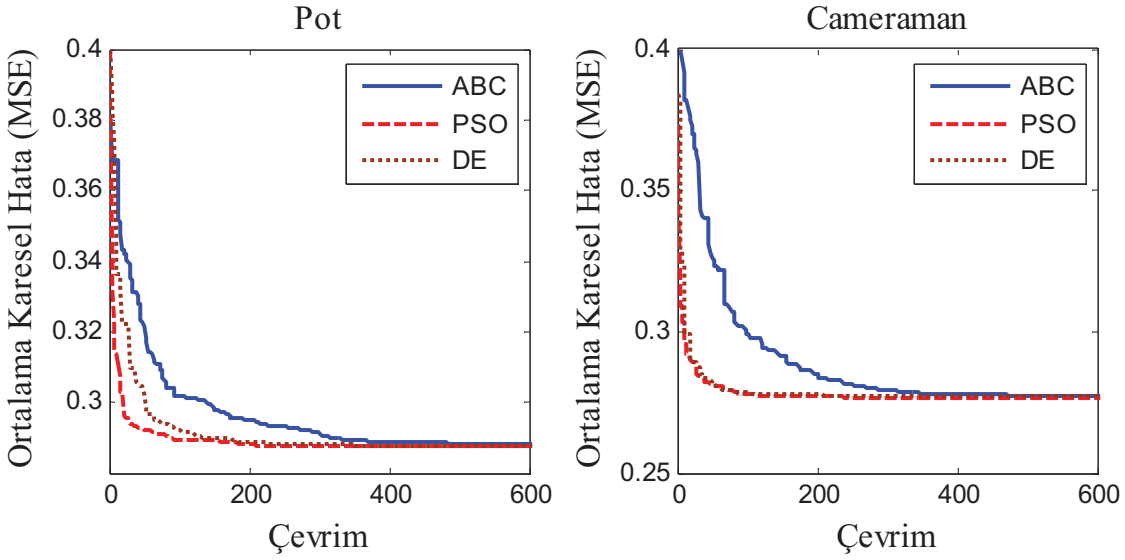
PSNR=28.5408 dB, SSIM=0.6858

(f)

Şekil 4.3. Varyansı 0.1 olan gürültü etkisi için sezgisel ve türeve dayalı algoritmalarla elde edilen iyileştirilmiş cameraman sayısal görüntüleri: (a) gürültülü cameraman sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO, (d) DE, (e) LMS, (f) NLMS.

Pot sayısal görüntüsünün gürültü giderme işlemi öncesi PSNR ve SSIM değerleri 19.9728 dB ve 0.4249, cameraman sayısal görüntüsünün giderme işlemi öncesi PSNR ve SSIM değerleri 19.9728 dB ve 0.3446 değerleridir. ABC, PSO, DE, LMS ve NLMS algoritmaları kullanılarak yapılan tasarımlarda pot ve cameraman görüntülerinin SSIM ve PSNR değerleri artarak yani hem iyileştirilmiş ve orijinal görüntüler arasındaki benzerlik oranı artarak hem de gürültülü sayısal görüntüler üzerindeki gürültü seviyesi azalarak, başarılı bir gürültü giderme işlemi gerçekleştirilmiştir. Ancak, ABC, PSO ve DE sezgisel algoritmalarının görüntü iyileştirme performansları LMS ve NLMS türeve dayalı algoritmalarının performanslarından çok daha iyidir.

Şekil 4.4'de ABC, PSO ve DE algoritmalarının pot ve cameraman sayısal görüntülerinin gürültü giderimi uygulaması için yakınsama hızları gösterilmektedir. Yakınsama hızları için sıralama PSO, DE ve ABC algoritmaları olsa da 400. çevrimden sonra tüm algoritmalar aynı değer civarında yakınsamaya devam etmektedir.



Şekil 4.4. Varyansı 0.1 olan gürültü etkisi için adaptif ABC, PSO ve DE algoritmalarının pot ve cameraman sayısal görüntüleri için hata gelişimi ve yakınsama hızları.

4.3.2. Varyansı 0.3 Olan Beyaz Gauss Gürültüsünün Etkisinin İncelenmesi

Varyansı 0.3 olan normal dağılımlı beyaz Gauss gürültüsü ile bozulmuş pot ve cameraman sayısal görüntülerinin adaptif 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımı kullanılarak gürültü giderimi işlemleri gerçekleştirilmiş ve 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımlarında ABC, PSO, DE, LMS ve NLMS algoritmaları kullanılmıştır. Bu algoritmaların gürültü giderimi için performans karşılaştırmaları Tablo 4.3 ve 4.4'de gösterilmektedir.

Tablo 4.3. Sezgisel ve türeve dayalı algoritmaların varyansı 0.3 olan gürültü etkisinde pot görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri.

	Karşılaştırılan Algoritmalar				
	ABC	PSO	DE	LMS	NLMS
Ortalama	**0.2875**	0.2898	0.2887	-	-
Standart Sapma	**1.8101e-05**	0.0065	0.0014	-	-
En İyi Hata Değeri	**0.2875**	0.2876	0.2876	0.3075	0.3045
En İyi PSNR Değeri (dB)	**34.0655**	33.0889	32.6882	17.0987	23.6000
En İyi SSIM Değeri	**0.8905**	0.8686	0.8591	0.3786	0.6385

Tablo 4.4. Sezgisel ve türeve dayalı algoritmaların varyansı 0.3 olan gürültü etkisinde cameraman görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri.

	Karşılaştırılan Algoritmalar				
	ABC	PSO	DE	LMS	NLMS
Ortalama	0.2769	0.2807	0.2777	-	-
Standart Sapma	9.8829e-06	0.0084	0.0013	-	-
En İyi Hata Değeri	0.2769	0.2769	0.2769	0.2972	0.2931
En İyi PSNR Değeri (dB)	34.7887	33.2675	33.9141	17.1461	23.4837
En İyi SSIM Değeri	0.8614	0.8213	0.8375	0.3400	0.5383

Tablo 4.3 ve 4.4'de pot ve cameraman sayısal görüntüleri için, ABC algoritması kullanılarak yapılan tasarımların 30 koşma için hesaplanan ortalama ve standart sapma değerleri PSO ve DE algoritmaları ile elde edilen değerlerden daha küçüktür. Ayrıca ABC, PSO ve DE algoritmaları en iyi hata değeri için benzer sonuçları bulurken, ABC algoritmasının en iyi PSNR ve SSIM değerleri diğer algoritmalardan daha yüksektir. Pot ve cameraman sayısal görüntüleri için, NLMS algoritması ile elde edilen en iyi hata değerleri LMS'den daha küçük, en iyi PSNR ve en iyi SSIM değerleri LMS'den daha büyük olmasına rağmen LMS ve NLMS algoritmalarının performansı ABC, PSO ve DE algoritmalarından daha kötüdür. Bu sonuçlara bakıldığında ABC algoritmasının diğer algoritmalara göre daha başarılı olduğu söylenebilmektedir.

Şekil 4.5 ve 4.6'da gürültülü pot ve cameraman sayısal görüntülerinin, adaptif 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımında ABC, PSO, DE, LMS ve NLMS algoritmaları kullanılarak gürültü giderimi sonunda elde edilen iyileştirilmiş görüntüleri gösterilmektedir.



PSNR= 10.4304 dB, SSIM=0.1615

(a)



PSNR=34.0655 dB, SSIM=0.8905

(b)



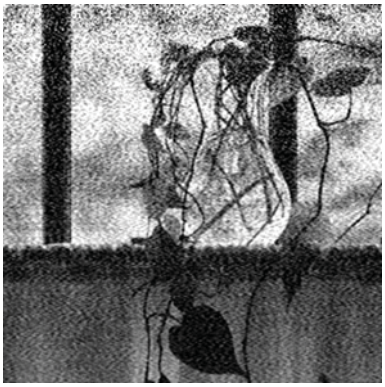
PSNR=33.0889 dB, SSIM=0.8686

(c)



PSNR=32.6882 dB, SSIM=0.8591

(d)



PSNR=17.0987 dB, SSIM=0.3786

(e)



PSNR=23.6000 dB, SSIM=0.6385

(f)

Şekil 4.5. Varyansı 0.3 olan gürültü etkisi için sezgisel ve türeve dayalı algoritmalarla elde edilen iyileştirilmiş pot sayısal görüntüleri: (a) gürültülü pot sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO, (d) DE, (e) LMS, (f) NLMS.



PSNR= 10.4304 dB, SSIM= 0.1259

(a)



PSNR=34.7887 dB, SSIM= 0.8614

(b)



PSNR=33.2675 dB, SSIM= 0.8213

(c)



PSNR= 33.9141 dB, SSIM=0.8375

(d)



PSNR=17.1461 dB, SSIM=0.3400

(e)



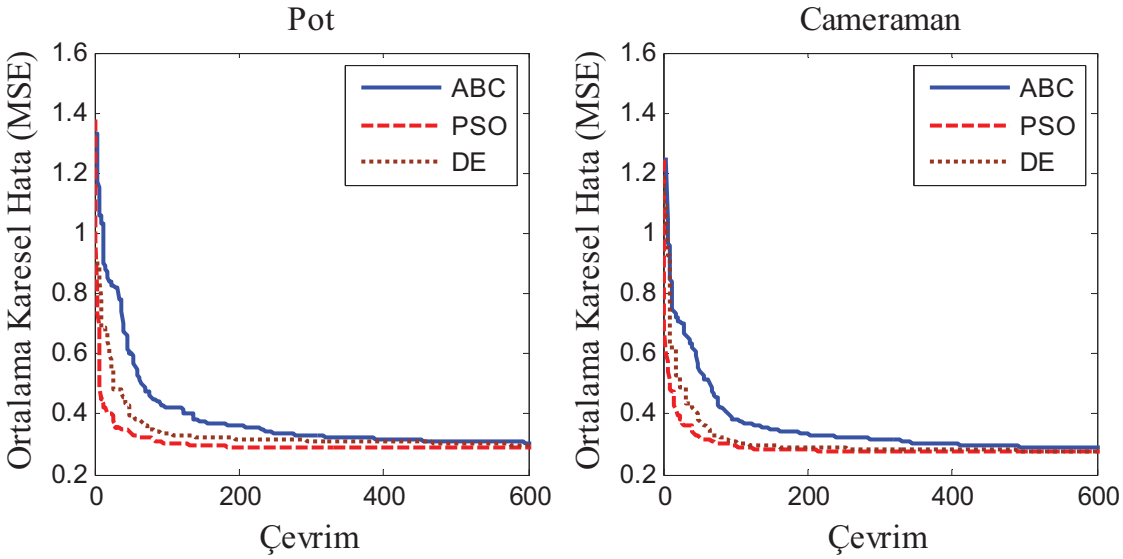
PSNR=23.4837 dB, SSIM=0.5383

(f)

Şekil 4.6. Varyansı 0.3 olan gürültü etkisi için sezgisel ve türeve dayalı algoritmalarla elde edilen iyileştirilmiş cameraman sayısal görüntüleri: (a) gürültülü cameraman sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO, (d) DE, (e) LMS, (f) NLMS.

Pot sayısal görüntüsünün gürültü giderme işlemi öncesi PSNR ve SSIM değerleri 10.4304 dB ve 0.1615, cameraman sayısal görüntüsünün giderme işlemi öncesi PSNR ve SSIM değerleri 10.4304 dB ve 0.1259 değerleridir. ABC, PSO, DE, LMS ve NLMS algoritmaları kullanılarak yapılan tasarımlarda pot ve cameraman görüntülerinin SSIM ve PSNR değerleri artarak yani hem iyileştirilmiş ve orijinal görüntüler arasındaki benzerlik oranı artarak hem de gürültülü sayısal görüntüler üzerindeki gürültü seviyesi azalarak, başarılı bir gürültü giderme işlemi gerçekleştirilmiştir. Ancak, ABC, PSO ve DE sezgisel algoritmalarının görüntü iyileştirme performansları LMS ve NLMS türeve dayalı algoritmalarının performanslarından çok daha iyidir.

Şekil 4.7'de ABC, PSO ve DE algoritmalarının pot ve cameraman sayısal görüntülerinin gürültü giderimi uygulaması için yakınsama hızları gösterilmektedir. Yakınsama hızları için sıralama PSO, DE ve ABC algoritmaları olsa da 600. çevrimden sonra tüm algoritmalar aynı değer civarında yakınsamaya devam etmektedir.



Şekil 4.7. Varyansı 0.3 olan gürültü etkisi için adaptif ABC, PSO ve DE algoritmalarının pot ve cameraman sayısal görüntüleri için hata gelişimi ve yakınsama hızları.

4.3.3. Varyansı 0.5 Olan Beyaz Gauss Gürültüsünün Etkisinin İncelenmesi

Varyansı 0.5 olan normal dağılımlı beyaz Gauss gürültüsü ile bozulmuş pot ve cameraman sayısal görüntülerinin adaptif 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımı kullanılarak gürültü giderimi işlemleri gerçekleştirilmiş ve 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımlarında ABC, PSO, DE, LMS ve NLMS algoritmaları kullanılmıştır. Bu algoritmaların gürültü giderimi için performans karşılaştırmaları Tablo 4.5 ve 4.6'da gösterilmektedir.

Tablo 4.5 ve 4.6'da pot ve cameraman sayısal görüntüleri için, ABC algoritması kullanılarak yapılan tasarımların 30 koşma için hesaplanan ortalama ve standart sapma değerleri PSO ve DE algoritmaları ile elde edilen değerlerden daha küçüktür. Ayrıca ABC, PSO ve DE algoritmaları en iyi hata değeri için benzer sonuçları bulurken, ABC algoritmasının en iyi PSNR ve SSIM değerleri diğer algoritmalardan daha yüksektir. Pot ve cameraman sayısal görüntüleri için, NLMS algoritması ile elde edilen en iyi hata değerleri LMS'den daha küçük, en iyi PSNR ve en iyi SSIM değerleri LMS'den daha büyük olmasına rağmen LMS ve NLMS algoritmalarının performansı ABC, PSO ve DE algoritmalarından daha kötüdür. Bu sonuçlara bakıldığında ABC algoritmasının diğer algoritmalara göre daha başarılı olduğu söylenebilmektedir.

Tablo 4.5. Sezgisel ve türeve dayalı algoritmaların varyansı 0.5 olan gürültü etkisinde pot görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri.

	Karşılaştırılan Algoritmalar				
	ABC	PSO	DE	LMS	NLMS
Ortalama	**0.2881**	0.2916	0.2901	-	-
Standart Sapma	**5.2977e-05**	0.0088	0.0039	-	-
En İyi Hata Değeri	**0.2881**	0.2881	0.2881	0.3153	0.3105
En İyi PSNR Değeri (dB)	**29.9130**	29.8124	29.3336	16.1688	19.8008
En İyi SSIM Değeri	**0.7816**	0.7757	0.7645	0.4023	0.5010

Tablo 4.6. Sezgisel ve türeve dayalı algoritmaların varyansı 0.5 olan gürültü etkisinde cameraman görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri.

	Karşılaştırılan Algoritmalar				
	ABC	PSO	DE	LMS	NLMS
Ortalama	**0.2775**	0.2828	0.2783	-	-
Standart Sapma	**4.3051e-05**	0.0209	9.2249e-04	-	-
En İyi Hata Değeri	**0.2774**	0.2776	0.2775	0.3049	0.2993
En İyi PSNR Değeri (dB)	**30.4149**	28.7115	29.8749	16.2136	19.7471
En İyi SSIM Değeri	**0.7262**	0.6689	0.7058	0.3643	0.4218

Şekil 4.8 ve 4.9'da gürültülü pot ve cameraman sayısal görüntülerinin, adaptif 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımında ABC, PSO, DE, LMS ve NLMS algoritmaları kullanılarak gürültü giderimi sonunda elde edilen iyileştirilmiş görüntüleri gösterilmektedir. Pot sayısal görüntüsünün gürültü giderme işlemi öncesi PSNR ve SSIM değerleri 5.9934 dB ve 0.0872, cameraman sayısal görüntüsünün giderme işlemi öncesi PSNR ve SSIM değerleri 5.9934 dB ve 0.0698'dir.



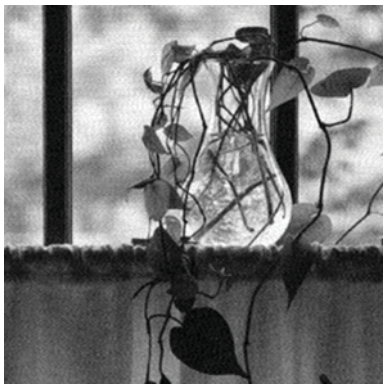
PSNR=5.9934 dB, SSIM=0.0872

(a)



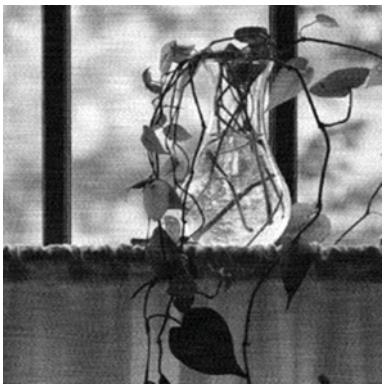
PSNR=29.9130 dB, SSIM= 0.7816

(b)



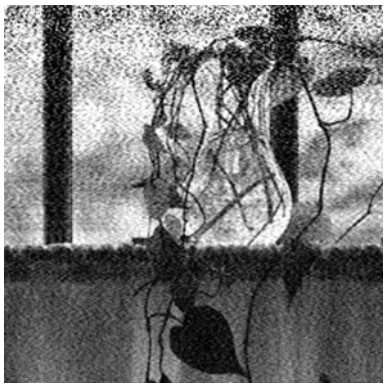
PSNR=29.8124 dB, SSIM=0.7757

(c)



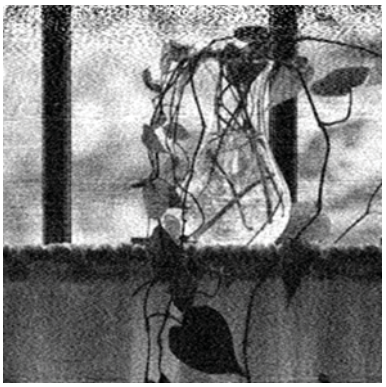
PSNR= 29.3336 dB, SSIM=0.7645

(d)



PSNR=16.1688 dB, SSIM=0.4023

(e)



PSNR=19.8008 dB, SSIM=0.5010

(f)

Şekil 4.8. Varyansı 0.5 olan gürültü etkisi için sezgisel ve türeve dayalı algoritmalarla elde edilen iyileştirilmiş pot sayısal görüntüleri: (a) gürültülü pot sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO, (d) DE, (e) LMS, (f) NLMS.

ABC, PSO, DE, LMS ve NLMS algoritmaları kullanılarak yapılan tasarımlarda pot ve cameraman görüntülerinin SSIM ve PSNR değerleri artarak yani hem iyileştirilmiş ve orijinal görüntüler arasındaki benzerlik oranı artarak hem de gürültülü sayısal görüntüler üzerindeki gürültü seviyesi azalarak, başarılı bir gürültü giderme işlemi gerçekleştirilmiştir. Ancak, ABC, PSO ve DE sezgisel algoritmalarının görüntü iyileştirme performansları LMS ve NLMS türeve dayalı algoritmalarının performanslarından çok daha iyidir.



PSNR= 5.9934 dB, SSIM= 0.0698

(a)



PSNR=30.4149 dB, SSIM=0.7262

(b)



PSNR= 28.7115 dB, SSIM=0.6689

(c)



PSNR=29.8749 dB, SSIM=0.7058

(d)



PSNR=16.2136 dB, SSIM=0.3643

(e)

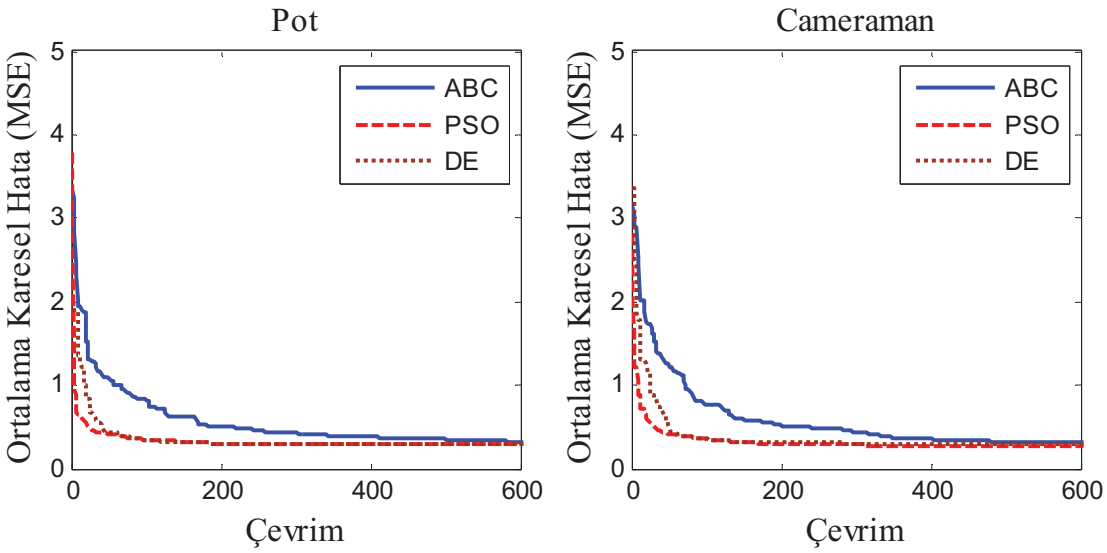


PSNR=19.7471 dB, SSIM=0.4218

(f)

Şekil 4.9. Varyansı 0.5 olan gürültü etkisi için sezgisel ve türeve dayalı algoritmalarla elde edilen iyileştirilmiş cameraman sayısal görüntüleri: (a) gürültülü cameraman sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO, (d) DE, (e) LMS, (f) NLMS.

Şekil 4.10'da ABC, PSO ve DE algoritmalarının pot ve cameraman sayısal görüntülerinin gürültü giderimi uygulaması için yakınsama hızları gösterilmektedir. Yakınsama hızları için sıralama PSO, DE ve ABC algoritmaları olsa da 600. çevrimden sonra tüm algoritmalar aynı değer civarında yakınsamaya devam etmektedir. Pot sayısal görüntüsü için, ABC, PSO ve DE algoritmaları kullanılarak tasarlanan 2-D FIR sayısal süzgeçlerin katsayıları Tablo 4.7'de gösterilmektedir.



Şekil 4.10. Varyansı 0.5 olan gürültü etkisi için adaptif ABC, PSO ve DE algoritmalarının pot ve cameraman sayısal görüntüleri için hata gelişimi ve yakınsama hızları.

Tablo 4.7. ABC, PSO ve DE algoritmaları kullanılarak tasarlanan adaptif 2-D FIR sayısal süzgeçlerin katsayıları.

ABC					
	z_1^0	z_1^{-1}	z_1^{-2}	z_1^{-3}	z_1^{-4}
z_2^0	0,9910	0,6894	-0,0141	-0,3155	0,5004
z_2^{-1}	0,4960	0,0762	-0,1779	-0,1612	-0,0327
z_2^{-2}	0,0362	0,0325	-0,2956	-0,2259	-0,0201
z_2^{-3}	0,0865	-0,1001	-0,1150	-0,0243	0,0318
z_2^{-4}	0,0409	0,0004	0,0000	-0,0043	0,0294
PSO					
	z_1^0	z_1^{-1}	z_1^{-2}	z_1^{-3}	z_1^{-4}
z_2^0	1,0000	0,7054	0,0029	-0,2994	0,5250
z_2^{-1}	0,5269	0,0987	-0,1770	-0,1494	-0,0054
z_2^{-2}	0,0580	0,0286	-0,2951	-0,2085	-0,0057
z_2^{-3}	0,0861	-0,1012	-0,1044	-0,0103	0,0422
z_2^{-4}	0,0428	0,0017	0,0059	0,0084	0,0372
DE					
	z_1^0	z_1^{-1}	z_1^{-2}	z_1^{-3}	z_1^{-4}
z_2^0	0,9986	0,7049	0,0032	-0,3075	0,5065
z_2^{-1}	0,5089	0,1006	-0,1568	-0,1577	-0,0356
z_2^{-2}	0,0482	0,0517	-0,2887	-0,2348	-0,0328
z_2^{-3}	0,0781	-0,1116	-0,1286	-0,0461	0,0148
z_2^{-4}	0,0314	-0,0095	-0,0194	-0,0172	0,0290

4.3.4. Varyansı 0.7 Olan Beyaz Gauss Gürültüsünün Etkisinin İncelenmesi

Ortalaması 0 ve varyansı 0.7 olan normal dağılımlı beyaz Gauss gürültüsü ile bozulmuş pot ve cameraman sayısal görüntülerinin adaptif 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımı kullanılarak gürültü giderimi işlemleri gerçekleştirilmiş ve 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımlarında ABC, PSO, DE, LMS ve NLMS algoritmaları kullanılmıştır. Bu algoritmaların gürültü giderimi için performans karşılaştırmaları Tablo 4.8 ve 4.9'da gösterilmektedir.

Tablo 4.8. Sezgisel ve türeve dayalı algoritmaların varyansı 0.7 olan gürültü etkisinde pot görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri.

	Karşılaştırılan Algoritmalar				
	ABC	PSO	DE	LMS	NLMS
Ortalama	**0.2891**	0.2948	0.2927	-	-
Standart Sapma	**1.0154e-04**	0.0143	0.0114	-	-
En İyi Hata Değeri	**0.2889**	0.2889	0.2889	0.3250	0.3197
En İyi PSNR Değeri (dB)	**27.3768**	27.0137	26.9149	15.4183	17.0534
En İyi SSIM Değeri	**0.6930**	0.6804	0.6784	0.3803	0.4090

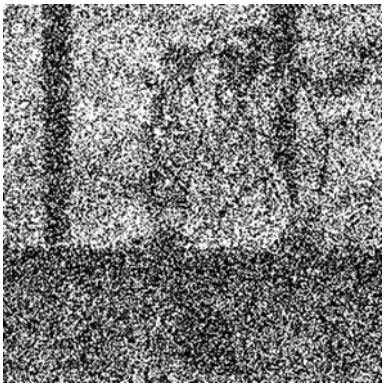
Tablo 4.9. Sezgisel ve türeve dayalı algoritmaların varyansı 0.7 olan gürültü etkisinde cameraman görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri.

	Karşılaştırılan Algoritmalar				
	ABC	PSO	DE	LMS	NLMS
Ortalama	**0.2785**	0.2877	0.2808	-	-
Standart Sapma	**8.3237e-05**	0.0396	0.0060	-	-
En İyi Hata Değeri	**0.2783**	0.2784	0.2784	0.3144	0.3086
En İyi PSNR Değeri (dB)	**27.4963**	26.9160	27.0740	15.4423	17.0223
En İyi SSIM Değeri	**0.6160**	0.5938	0.5978	0.3323	0.3428

Tablo 4.8 ve 4.9'da pot ve cameraman sayısal görüntüleri için, ABC algoritması kullanılarak yapılan tasarımların 30 koşma için hesaplanan ortalama ve standart sapma değerleri PSO ve DE algoritmaları ile elde edilen değerlerden daha küçüktür. Ayrıca ABC, PSO ve DE algoritmaları en iyi hata değeri için benzer sonuçları bulurken, ABC algoritmasının en iyi PSNR ve SSIM değerleri diğer algoritmalardan daha yüksektir.

Pot ve cameraman sayısal görüntüleri için, NLMS algoritması ile elde edilen en iyi hata değerleri LMS'den daha küçük, en iyi PSNR ve en iyi SSIM değerleri LMS'den daha büyük olmasına rağmen LMS ve NLMS algoritmalarının performansı ABC, PSO ve DE algoritmalarından daha kötüdür. Bu sonuçlara bakıldığında ABC algoritmasının diğer algoritmalara göre daha başarılı olduğu söylenebilmektedir.

Şekil 4.11 ve 4.12'de gürültülü pot ve cameraman sayısal görüntülerinin, adaptif 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımında ABC, PSO, DE, LMS ve NLMS algoritmaları kullanılarak gürültü giderimi sonunda elde edilen iyileştirilmiş görüntüleri gösterilmektedir.



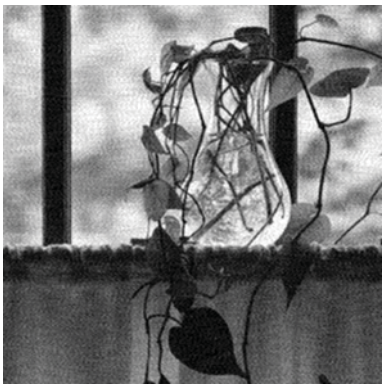
PSNR= 3.0709 dB, SSIM=0.0573

(a)



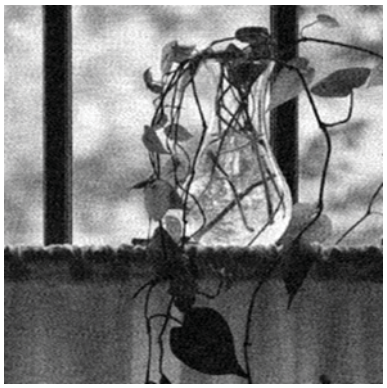
PSNR=27.3768 dB, SSIM=0.6930

(b)



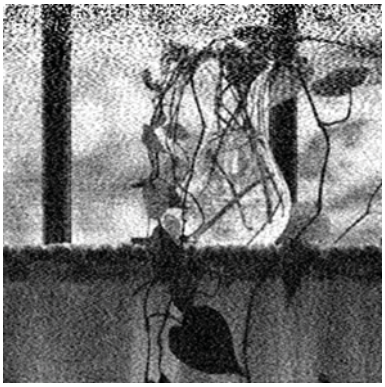
PSNR=27.0137 dB, SSIM=0.6804

(c)



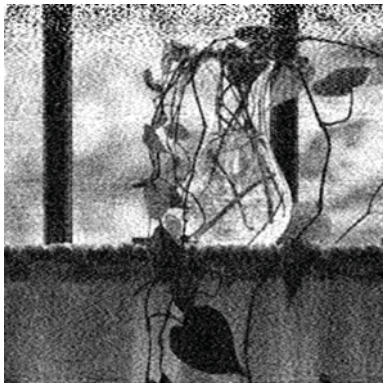
PSNR=26.9149 dB, SSIM=0.6784

(d)



PSNR=15.4183 dB, SSIM=0.3803

(e)



PSNR=17.0534 dB, SSIM=0.4090

(f)

Şekil 4.11. Varyansı 0.7 olan gürültü etkisi için sezgisel ve türeve dayalı algoritmalarla elde edilen iyileştirilmiş pot sayısal görüntüleri: (a) gürültülü pot sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO, (d) DE, (e) LMS, (f) NLMS.



PSNR=3.0709 dB, SSIM=0.0468

(a)



PSNR=27.4963 dB, SSIM=0.6160

(b)



PSNR=26.9160 dB, SSIM=0.5938

(c)



PSNR=27.0740 dB, SSIM=0.5978

(d)



PSNR=15.4423 dB, SSIM=0.3323

(e)



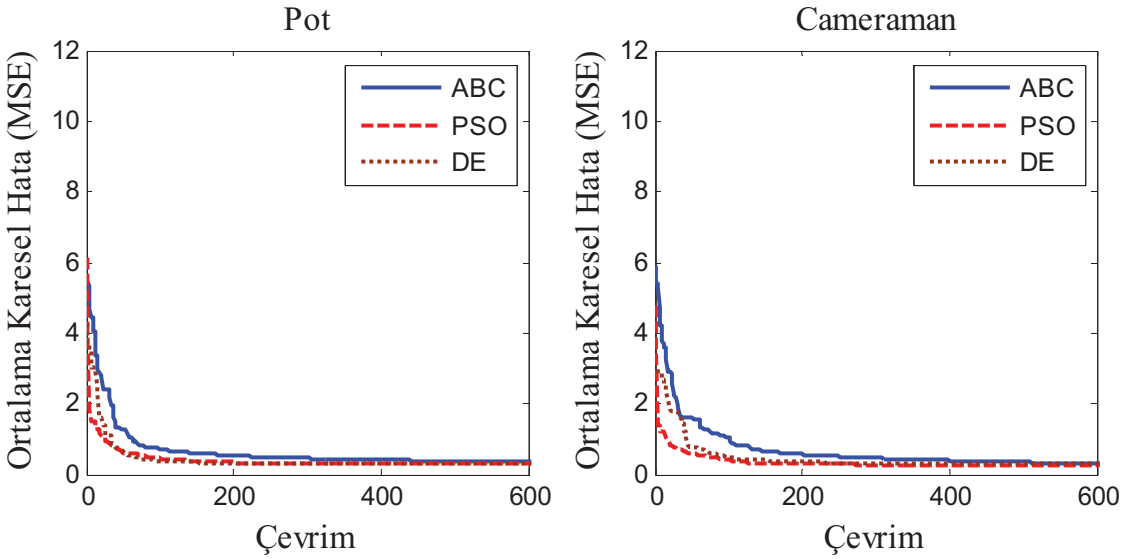
PSNR=17.0223 dB, SSIM=0.3428

(f)

Şekil 4.12. Varyansı 0.7 olan gürültü etkisi için sezgisel ve türeve dayalı algoritmalarla elde edilen iyileştirilmiş cameraman sayısal görüntüleri: (a) gürültülü cameraman sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO, (d) DE, (e) LMS, (f) NLMS.

Pot sayısal görüntüsünün gürültü giderme işlemi öncesi PSNR ve SSIM değerleri 3.0709 dB ve 0.0573, cameraman sayısal görüntüsünün giderme işlemi öncesi PSNR ve SSIM değerleri 3.0709 dB ve 0.0468 değerleridir. ABC, PSO, DE, LMS ve NLMS algoritmaları kullanılarak yapılan tasarımlarda pot ve cameraman görüntülerinin SSIM ve PSNR değerleri artarak yani hem iyileştirilmiş ve orijinal görüntüler arasındaki benzerlik oranı artarak hem de gürültülü sayısal görüntüler üzerindeki gürültü seviyesi azalarak, başarılı bir gürültü giderme işlemi gerçekleştirilmiştir. Ancak, ABC, PSO ve DE sezgisel algoritmalarının görüntü iyileştirme performansları LMS ve NLMS türeve dayalı algoritmalarının performanslarından çok daha iyidir.

Şekil 4.13'de ABC, PSO ve DE algoritmalarının pot ve cameraman sayısal görüntülerinin gürültü giderimi uygulaması için yakınsama hızları gösterilmektedir. Yakınsama hızları için sıralama PSO, DE ve ABC algoritmaları olsa da 600. çevrimden sonra tüm algoritmalar aynı değer civarında yakınsamaya devam etmektedir.



Şekil 4.13. Varyansı 0.7 olan gürültü etkisi için adaptif ABC, PSO ve DE algoritmalarının pot ve cameraman sayısal görüntüleri için hata gelişimi ve yakınsama hızları.

4.3.5. Varyansı 1 Olan Beyaz Gauss Gürültüsünün Etkisinin İncelenmesi

Ortalaması 0 ve varyansı 1 olan normal dağılımlı beyaz Gauss gürültüsü ile bozulmuş pot ve cameraman sayısal görüntülerinin adaptif 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımı kullanılarak gürültü giderimi işlemleri gerçekleştirilmiş ve 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımlarında ABC, PSO, DE, LMS ve NLMS algoritmaları kullanılmıştır. Bu algoritmaların gürültü giderimi için performans karşılaştırmaları Tablo 4.10 ve 4.11'de gösterilmektedir.

Tablo 4.10 ve 4.11'de pot ve cameraman sayısal görüntüleri için, ABC algoritması kullanılarak yapılan tasarımların 30 koşma için hesaplanan ortalama ve standart sapma değerleri PSO ve DE algoritmaları ile elde edilen değerlerden daha küçüktür. Ayrıca ABC algoritması en iyi hata değeri için PSO ve DE algoritmalarından daha küçük sonuçlar bulurken, ABC algoritmasının en iyi PSNR ve SSIM değerleri diğer algoritmalardan daha yüksektir. Pot ve cameraman sayısal görüntüleri için, NLMS algoritması ile elde edilen en iyi hata değerleri LMS'den daha küçük, en iyi PSNR ve en iyi SSIM değerleri LMS'den daha büyük olmasına rağmen LMS ve NLMS algoritmalarının performansı ABC, PSO ve DE algoritmalarından daha kötüdür. Bu sonuçlara bakıldığında ABC algoritmasının diğer algoritmalara göre daha başarılı olduğu söylenebilmektedir.

Tablo 4.10. Sezgisel ve türeve dayalı algoritmaların varyansı 1 olan gürültü etkisinde pot görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri.

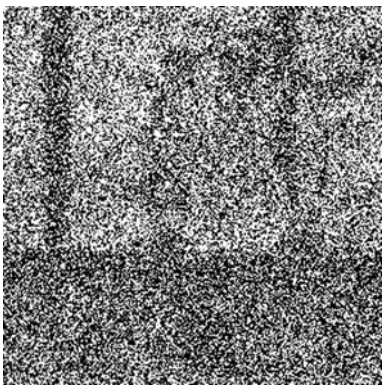
	Karşılaştırılan Algoritmalar				
	ABC	PSO	DE	LMS	NLMS
Ortalama	**0.2911**	0.3072	0.2946	-	-
Standart Sapma	**1.8844e-04**	0.0456	0.0051	-	-
En İyi Hata Değeri	**0.2907**	0.2914	0.2908	0.3462	0.3393
En İyi PSNR Değeri (dB)	**24.8082**	23.5694	23.8117	13.7435	14.4704
En İyi SSIM Değeri	**0.6011**	0.5515	0.5624	0.3171	0.3205

Tablo 4.11. Sezgisel ve türeve dayalı algoritmaların varyansı 1 olan gürültü etkisinde cameraman görüntüsü için elde ettikleri performans ölçüm değerleri.

	Karşılaştırılan Algoritmalar				
	ABC	PSO	DE	LMS	NLMS
Ortalama	**0.2804**	0.2907	0.2892	-	-
Standart Sapma	**2.0694e-04**	0.0353	0.0392	-	-
En İyi Hata Değeri	**0.2802**	0.2803	0.2803	0.3352	0.3284
En İyi PSNR Değeri (dB)	**24.8814**	23.8798	24.0502	13.9850	14.6225
En İyi SSIM Değeri	**0.5191**	0.4772	0.4824	0.2638	0.2644

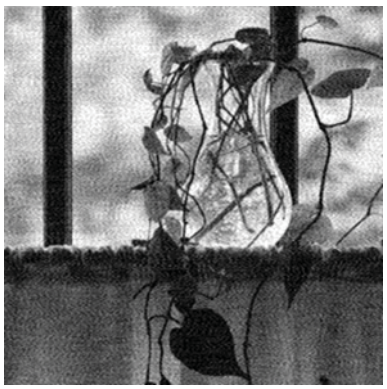
Şekil 4.14 ve 4.15'de gürültülü pot ve cameraman sayısal görüntülerinin, adaptif 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımında ABC, PSO, DE, LMS ve NLMS algoritmaları kullanılarak gürültü giderimi sonunda elde edilen iyileştirilmiş görüntüleri gösterilmektedir. Pot sayısal görüntüsünün gürültü giderme işlemi öncesi PSNR ve SSIM değerleri 0 dB ve 0.0376, cameraman sayısal görüntüsünün giderme işlemi öncesi PSNR ve SSIM değerleri 0 dB ve 0.0317 değerleridir. ABC, PSO, DE, LMS ve NLMS

algoritmaları kullanılarak yapılan tasarımlarda pot ve cameraman görüntülerinin SSIM ve PSNR değerleri artarak yani hem iyileştirilmiş ve orijinal görüntüler arasındaki benzerlik oranı artarak hem de gürültülü sayısal görüntüler üzerindeki gürültü seviyesi azalarak, başarılı bir gürültü giderme işlemi gerçekleştirilmiştir. Ancak, ABC, PSO ve DE sezgisel algoritmalarının görüntü iyileştirme performansları LMS ve NLMS türeve dayalı algoritmalarının performanslarından çok daha iyidir.



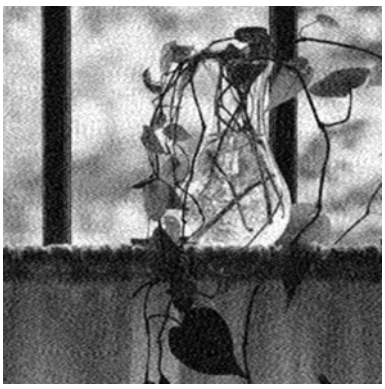
PSNR=0 dB, SSIM=0.0376

(a)



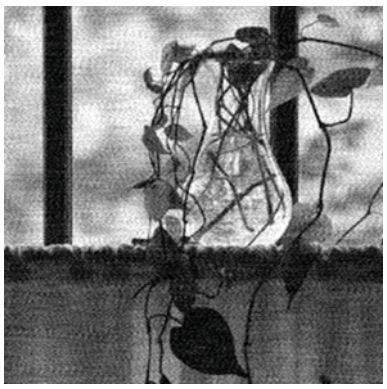
PSNR=24.8082 dB, SSIM=0.6011

(b)



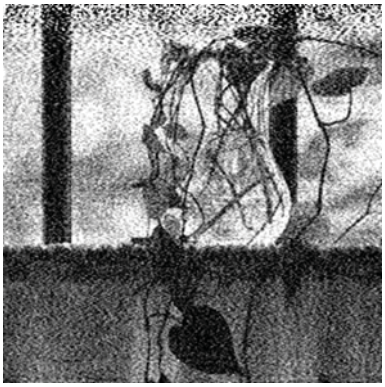
PSNR=23.5694 dB, SSIM=0.5515

(c)



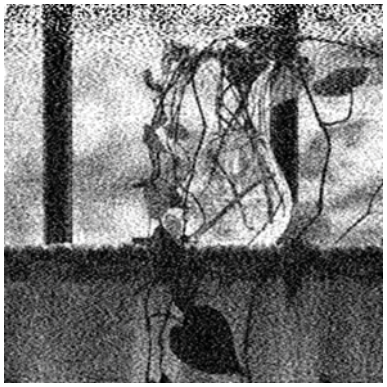
PSNR=23.8117 dB, SSIM=0.5624

(d)



PSNR=13.7435 dB, SSIM=0.3171

(e)



PSNR=14.4704 dB, SSIM=0.3205

(f)

Şekil 4.14. Varyansı 1 olan gürültü etkisi için sezgisel ve türeve dayalı algoritmalarla elde edilen iyileştirilmiş pot sayısal görüntüleri: (a) gürültülü pot sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO, (d) DE, (e) LMS, (f) NLMS.



PSNR= 0 dB, SSIM=0.0317

(a)



PSNR=24.8814 dB, SSIM=0.5191

(b)



PSNR=23.8798 dB, SSIM=0.4772

(c)



PSNR=24.0502 dB, SSIM=0.4824

(d)



PSNR=13.9850 dB, SSIM=0.2638

(e)

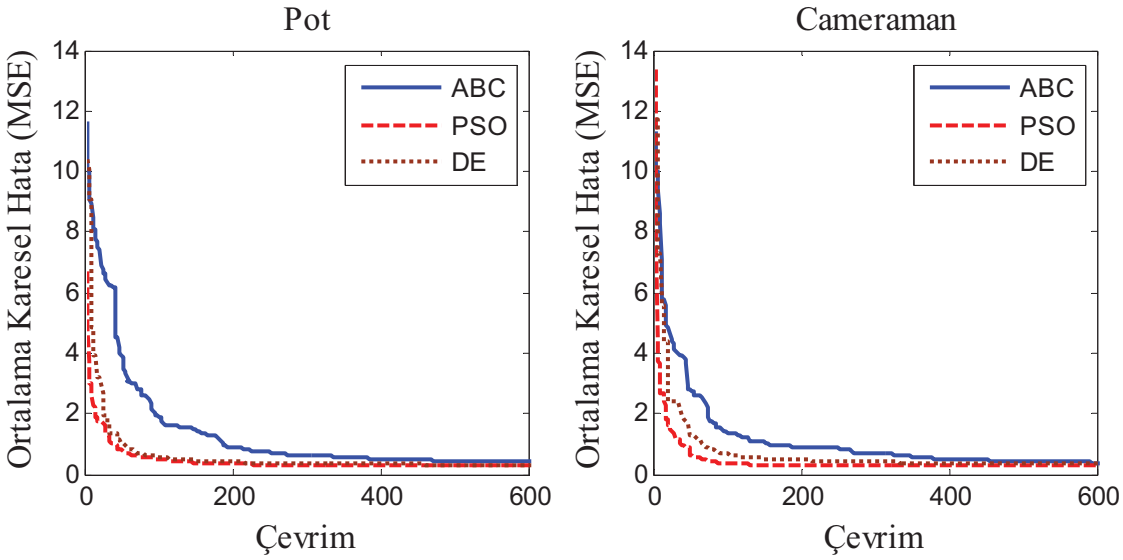


PSNR=14.6225 dB, SSIM=0.2644

(f)

Şekil 4.15. Varyansı 1 olan gürültü etkisi için sezgisel ve türeve dayalı algoritmalarla elde edilen iyileştirilmiş cameraman sayısal görüntüleri: (a) gürültülü cameraman sayısal görüntüsü, (b) ABC, (c) PSO, (d) DE, (e) LMS, (f) NLMS.

Şekil 4.16'da ABC, PSO ve DE algoritmalarının pot ve cameraman sayısal görüntülerinin gürültü giderimi uygulaması için yakınsama hızları gösterilmektedir. Yakınsama hızları için sıralama PSO, DE ve ABC algoritmaları olsa da 600. çevrimden sonra tüm algoritmalar aynı değer civarında yakınsamaya devam etmektedir.



Şekil 4.16. Varyansı 1 olan gürültü etkisi için adaptif ABC, PSO ve DE algoritmalarının pot ve cameraman sayısal görüntüleri için hata gelişimi ve yakınsama hızları.

4.4. Değişen Süzgeç Derecesinin Adaptif 2-D FIR Sayısal Süzgeçlerin 2-D Gürültü Giderimi Uygulaması ile Tasarımları Üzerine Etkisinin İncelenmesi

ABC algoritması, adaptif 2D FIR sayısal süzgeçlerin gürültü giderimi uygulaması ile tasarımında PSO, DE, LMS, NLMS algoritmalarından çok daha iyi bir performans göstermiştir. Değişen gürültü seviyelerine karşın başarısını ve dinçliği korumuştur. Bundan dolayı, değişen süzgeç derecesinin, adaptif 2-D FIR sayısal süzgeçlerin gürültü giderimi uygulaması ile tasarımları üzerine etkisini incelemek için, sadece ABC algoritmasının kullanılması daha uygun görülmüştür.

Değişen süzgeç derecesinin gürültü giderimi performansı üzerine etkisini incelemek için 5x5, 7x7, 9x9, 11x11 ve 13x13 olmak üzere 2-D FIR sayısal süzgecin dereceleri belirlenmiş ve ortalaması 0, varyansı 0.3 olan normal dağılımlı beyaz Gauss gürültüsü ile bozulmuş cameraman sayısal görüntüsünün gürültü giderimi uygulaması Şekil 4.1'de gösterildiği gibi ABC algoritması kullanılarak gerçekleştirilmiştir. ABC algoritması için kontrol parametre değerleri ve parametre değişim aralığı önceki uygulamalardaki belirtilen değerler ile aynı değerde seçilmiştir. Ayrıca, seçilen her bir süzgeç derecesinin hata performansı ile ilgili daha güvenilir sonuçlar elde etmek için ABC algoritması 30 kez birbirinden bağımsız başlangıç değerleriyle koşturulmuştur.

Tablo 4.12'de cameraman sayısal görüntüsü için, değişen süzgeç derecesine bağlı olarak ABC algoritması kullanılarak yapılan tasarımların 30 koşma için hesaplanan ortalama, standart sapma, en iyi hata, en iyi PSNR ve en iyi SSIM değerleri gösterilmektedir. Tablo 4.12 incelendiğinde en iyi sonuçların 5x5'lik süzgeç derecesi seçildiğinde elde edildiği görülmektedir. Ayrıca, süzgeç derecesinin 7x7, 9x9, 11x11 ve 13x13 gibi seçilerek sürekli artırılması performansı iyileştirmemekle beraber kötü sonuçların elde edilmesine neden olmaktadır. Bundan dolayı, tasarımlarda adaptif 2-D FIR sayısal süzgecin optimal katsayılarının bulunması kadar optimal süzgeç derecesinin de belirlenmesi performans üzerinde etkilidir.

Tablo 4.12. Adaptif ABC algoritmasının değişen süzgeç derecesine bağlı olarak cameraman görüntüsü için elde ettiği performans ölçüm değerleri.

	2-D FIR Süzgeç Dereceleri				
	5x5	7x7	9x9	11x11	13x13
Ortalama	**0.2769**	0.2788	0.2907	0.3226	0.3815
Standart Sapma	**9.8829e-06**	8.5608e-04	0.0043	0.0097	0.0186
En İyi Hata Değeri	**0.2769**	0.2777	0.2817	0.2925	0.3414
En İyi PSNR Değeri (dB)	**34.7887**	29.5460	22.8708	17.9598	11.8434
En İyi SSIM Değeri	**0.8614**	0.7016	0.4479	0.2869	0.1488

Şekil 4.17'de 5x5, 7x7, 9x9, 11x11 ve 13x13 süzgeç derecelerine sahip adaptif 2-D FIR sayısal süzgeçler kullanılarak gerçekleştirilen gürültü giderimi uygulaması sonucunda elde edilen iyileştirilmiş pot sayısal görüntüleri gösterilmektedir. Şekil 4.17'de gürültülü cameraman sayısal görüntüsünün PSNR ve SSIM değerleri 10.4304 dB ve 0.1259'dur. Seçilen tüm süzgeç dereceleri için gürültülü pot sayısal görüntüsünün PSNR ve SSIM değerleri artmış ve görüntü kalitesi iyileşmiştir. Ancak en yüksek PSNR ve SSIM değerleri ve en kaliteli iyileştirilmiş sayısal görüntü sırasıyla 5x5, 7x7, 9x9, 11x11, 13x13 süzgeç dereceleri için elde edilmiştir. Buna göre gürültü giderimi tasarımı için optimal süzgeç derecesi 5x5'dir.



PSNR= 10.4304 dB, SSIM= 0.1259

(a)



PSNR=34.7887 dB, SSIM= 0.8614

(b)



PSNR=29.5460 dB, SSIM= 0.7016

(c)



PSNR=22.8708 dB, SSIM=0.4479

(d)



PSNR=17.9598 dB, SSIM=0.2869

(e)

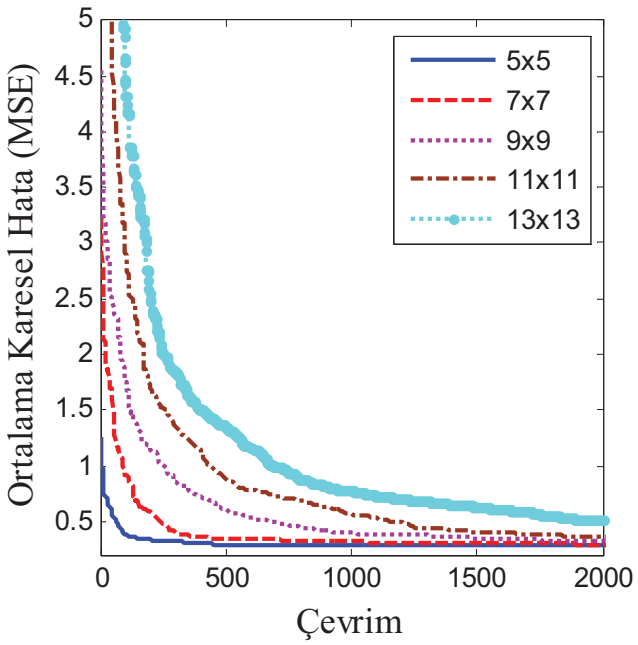


PSNR= 11.8434 dB, SSIM=0.1488

(f)

Şekil 4.17. Gürültü gideriminde adaptif ABC algoritması kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş pot sayısal görüntüleri: (a) gürültülü pot sayısal görüntüsü, (b) 5x5 süzgeç, (c) 7x7 süzgeç, (d) 9x9 süzgeç, (e) 11x11 süzgeç, (f) 13x13 süzgeç.

Şekil 4.18'de değişen süzgeç dereceleri için ABC algoritmasının hata ve yakınsama hızları gösterilmektedir. Burada en iyi hata ve yakınsama performansını 5x5 ve 7x7'lik süzgeç dereceleri göstermektedir. 9x9, 11x11 ve 13x13'lük süzgeç dereceleri ise sırasıyla daha az performanslı bir hata ve yaklaşım grafiği çizmektedir. En kötü hata performansı 13x13'lük süzgeç derecesi için elde edilmiştir.



Şekil 4.18. ABC algoritmasının değişen süzgeç dereceleri için yakınsama hızları.

5. BÖLÜM

ABC ALGORİTMASI İLE YENİ BİR GÜRÜLTÜ GİDERİMİ YAKLAŞIMI

Bölüm 3 ve 4'te adaptif olmayan ve adaptif 2-D FIR sayısal süzgeçlerin 2-D gürültü giderimi uygulamalarına yönelik tasarımları ABC, PSO ve DE sezgisel algoritmalarıyla birlikte türeve dayalı LMS ve NLMS algoritmaları kullanılarak incelenmiştir. Ayrıca, değişen gürültü seviyesinin ve süzgeç derecesinin de etkileri hem doğrusal zamanla değişmeyen hem de adaptif süzgeç tasarımı için ayrıntılı olarak değerlendirilmiştir. Sonuçlar incelendiğinde, gürültü seviyeleri değişse bile hem doğrusal zamanla değişmeyen hem de adaptif 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımlarında ABC algoritmasının başarımı diğer sezgisel ve türeve dayalı algoritmalardan çok daha iyidir.

Doğrusal zamanla değişmeyen ve adaptif 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımlarında literatürde birçok araştırmacı tarafından tercih edilen 2-D gürültü giderimi uygulaması kullanmıştır. Ancak, literatürde önerilen bu 2-D gürültü giderimi uygulamasının bir dezavantajı da bulunmaktadır. Referans giriş gürültüsünün elde edilemediği durumlarda önerilen bu gürültü giderimi uygulaması çalışamamaktadır. Bu durum pratik uygulamalarda 2-D gürültü gideriminde önemli bir boşluğu ortaya koymuştur.

Bu bölümde, yukarıda bahsedilen boşluğu doldurmak amacıyla referans giriş gürültüsüne ihtiyaç duymayan yeni bir 2-D gürültü giderimi yaklaşımı önerilmiştir. Önerilen bu yaklaşımda diğer algoritmalara göre çok daha etkin olan ABC algoritması ön planda tutulurken, pratik uygulamalarda daha çok tercih edilen adaptif 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımı kullanılmıştır. Ayrıca, önerilen 2-D gürültü giderimi uygulamasının pratik uygulamalardaki önemini göstermek için klinik ultrason sayısal görüntüleri üzerindeki Speckle gürültüsünün giderilmesi gerçekleştirilmiştir.

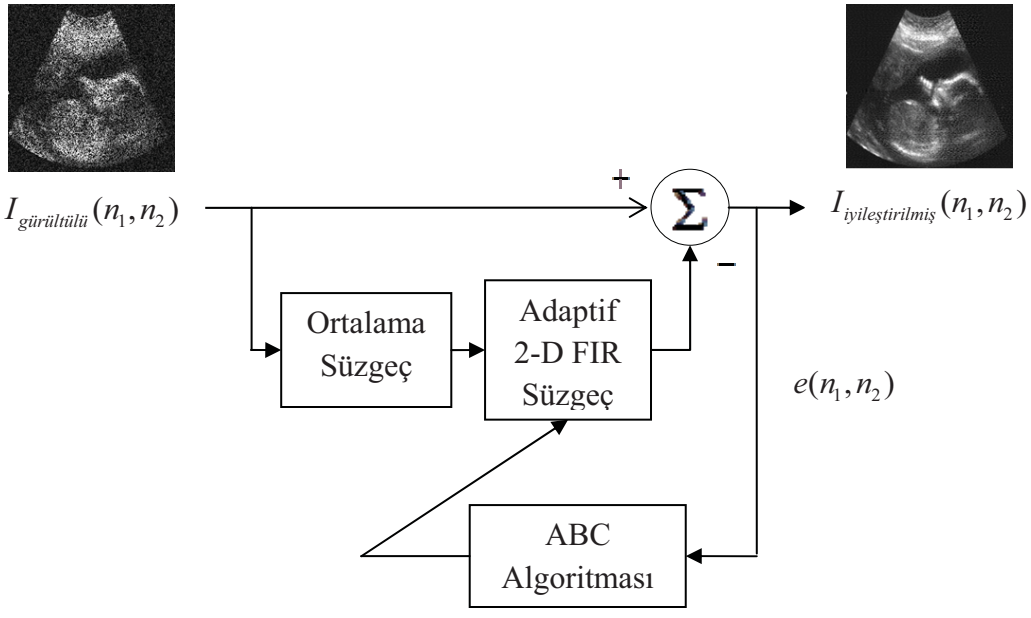
5.1. Klinik Ultrason Görüntülerin Gürültü Gideriminde Yeni Yaklaşımın İncelenmesi

Ultrason görüntüleme, tıbbi tedavide insan organlarının görüntülenmesinde kullanılan popüler bir görüntüleme metodudur. Ultrason görüntüleme işlemini gerçekleştiren cihazlar hastaya acı vermemekte, gerçek zamanlı görüntüleme yapmakta ve güvenli bir görüntüleme işlemi gerçekleştirmektedir. Ancak bu cihazlar içerisinde yer alan faza duyarlı sensörler nedeniyle görüntüleme işlemi Speckle gürültüsü etkisinde kalmakta ve bozulmaktadır. Bu nedenle, ultrason sayısal görüntüler üzerinde bozucu etki oluşturan Speckle gürültünün giderilmesi üstesinden gelinmesi gereken önemli bir problemdir. Speckle gürültüsü Eşitlik 5.1'de gösterildiği gibi tanımlanmaktadır.

$$I_{gürültülü}(n_1,n_2) - I_{orijinal}(n_1,n_2)\eta_m(n_1,n_2) \tag{5.1}$$

Burada $I_{gürültülü}(n_1,n_2)$ Speckle gürültülü sayısal görüntü, $I_{orijinal}(n_1,n_2)$ orijinal sayısal görüntü ve η_m ise çarpımsal gürültüdür.

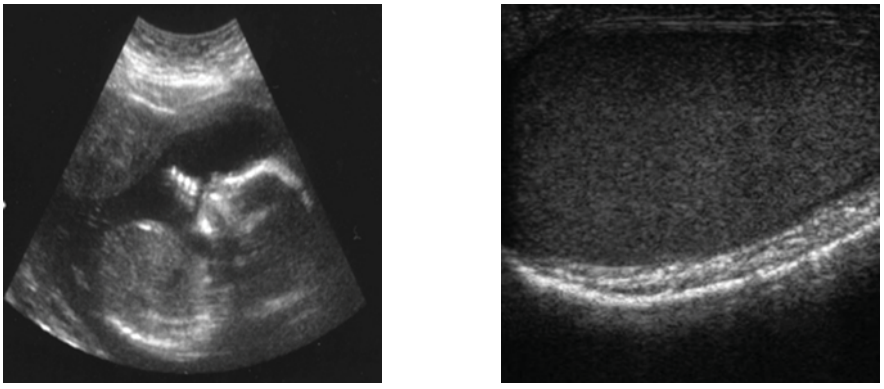
Şekil 5.1'de klinik ultrason sayısal görüntüleri üzerindeki Speckle gürültünün giderimi için önerilen ve referans gürültüsüne ihtiyaç duymayan yeni gürültü giderimi yaklaşımı gösterilmektedir.



Şekil 5.1. Önerilen 2-D gürültü giderimi yaklaşımının blok diyagramı.

Şekil 5.1'de gösterildiği gibi gürültülü klinik ultrason sayısal görüntüsü $I_{gürültülü}(n_1,n_2)$, önerilen 2-D gürültü giderimin girişine uygulanmaktadır. Gürültülü klinik ultrason sayısal görüntüsü $I_{gürültülü}(n_1,n_2)$ öncelikle ortalama süzgeçten, sonra adaptif 2-D FIR sayısal süzgeçten geçirilmektedir. Daha sonra adaptif 2-D FIR sayısal süzgeç çıkışı ile $I_{gürültülü}(n_1,n_2)$ işareti birbirlerinden çıkarılarak iyileştirilmiş klinik sayısal görüntüsü $I_{iyileştirilmiş}(n_1,n_2)$ elde edilmektedir. Burada hata işareti $e(n_1,n_2)$ ABC algoritmasını geri beslemekte ve her yeni çevrimde algoritmanın 2-D FIR sayısal süzgeç katsayılarını adaptif olarak optimize etmektedir. Böylece çıkışta çok daha iyi görüntü kalitesine sahip iyileştirilmiş ultrason görüntüleri elde edilmektedir. Önerilen 2-D gürültü gideriminin çalışma prensibi daha önce Bölüm 3 ve 4'te anlatılan uygulamalarla aynı mantıktadır.

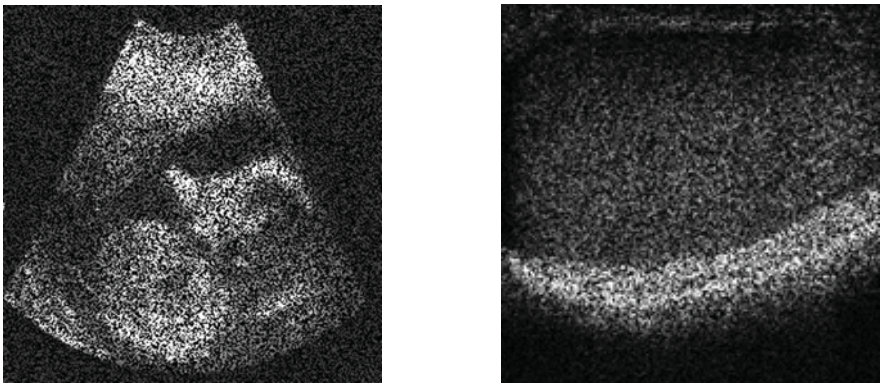
Bu tez çalışmasında, Şekil 5.2'de gösterilen fetal ve testicle olarak adlandırılan klinik ultrason sayısal görüntüleri kullanılmıştır. Ayrıca, fetal ve testicle ultrason görüntüleri varyansı 1 olan Speckle gürültü ile bozulmuş ve gürültülü ultrason görüntüleri Şekil 5.3'de gösterilmektedir.



(a) (b)

Şekil 5.2. Klinik ultrason sayısal görüntüleri (a) Fetal, (b) Testicle.

Çalışmada kullanılan gürültülü klinik ultrason sayısal sayısal görüntülerinin önerilen gürültü giderimi işlemi öncesi PSNR ve SSIM ölçüm değerleri sırasıyla, fetal için PSNR=12.8223 dB ve SSIM=0.0788, testicle için PSNR=14.1371 dB ve SSIM=0.1748'dir. Ayrıca, tüm ultrason görüntüleri 256x256 piksel boyutuna sahip siyah-beyaz ve 1'e normalize edilmiş sayısal görüntülerdir.



(a) (b)

Şekil 5.3. Varyansı 1 olan Speckle gürültü ile bozulmuş klinik ultrason görüntüleri: (a) Fetal (PSNR=12.8223 dB, SSIM=0.0788), (b) Testicle (PSNR=14.1371 dB, SSIM=0.1748).

Bu çalışmada, ABC algoritması adaptif 2-D FIR sayısal süzgeçlerin önerilen gürültü giderimi yaklaşımı ile tasarımında kullanılmış ve performansı LMS, NLMS algoritmaları gibi türeve dayalı algoritmalarla birlikte, wiener ve medyan süzgeç tasarımları ve daha önce önerilen ABC metodu ile karşılaştırılmıştır [65]. Ayrıca adaptif 2-D FIR sayısal süzgecin derecesi $M = N = 5$ olarak seçilmiştir. Sayısal süzgece ait katsayıların parametre aralığı [-1 1] olacak şekilde seçilmiş ve başlangıç değerleri bu aralıkta üretilmiştir. ABC algoritması birbirinden bağımsız başlangıç değerleri ile 30 kez koşturulmuştur. Ayrıca, ABC, LMS ve NLMS algoritmalarının kontrol parametre değerleri Bölüm 4'de belirtildiği gibi seçilmiştir.

Tablo 5.1 ve 5.2'de ABC algoritması ile karşılaştırılan yöntemlerin önerilen gürültü giderimi yaklaşımı öncesinde ve sonrasında elde edilen PSNR ve SSIM değerleri gösterilmektedir. Tablolardan görüleceği üzere önerilen gürültü giderimi yaklaşımı için ABC algoritması fetal ultrason görüntüsü için PNSR=27.2519 dB ve SSIM=0.6291, testicle ultrason görüntüsü için PSNR=28.8120 dB ve SSIM=0.7966 en yüksek ölçüm değerlerini vermiş ve diğer yöntemlerden daha başarılı olduğunu ortaya koymuştur.

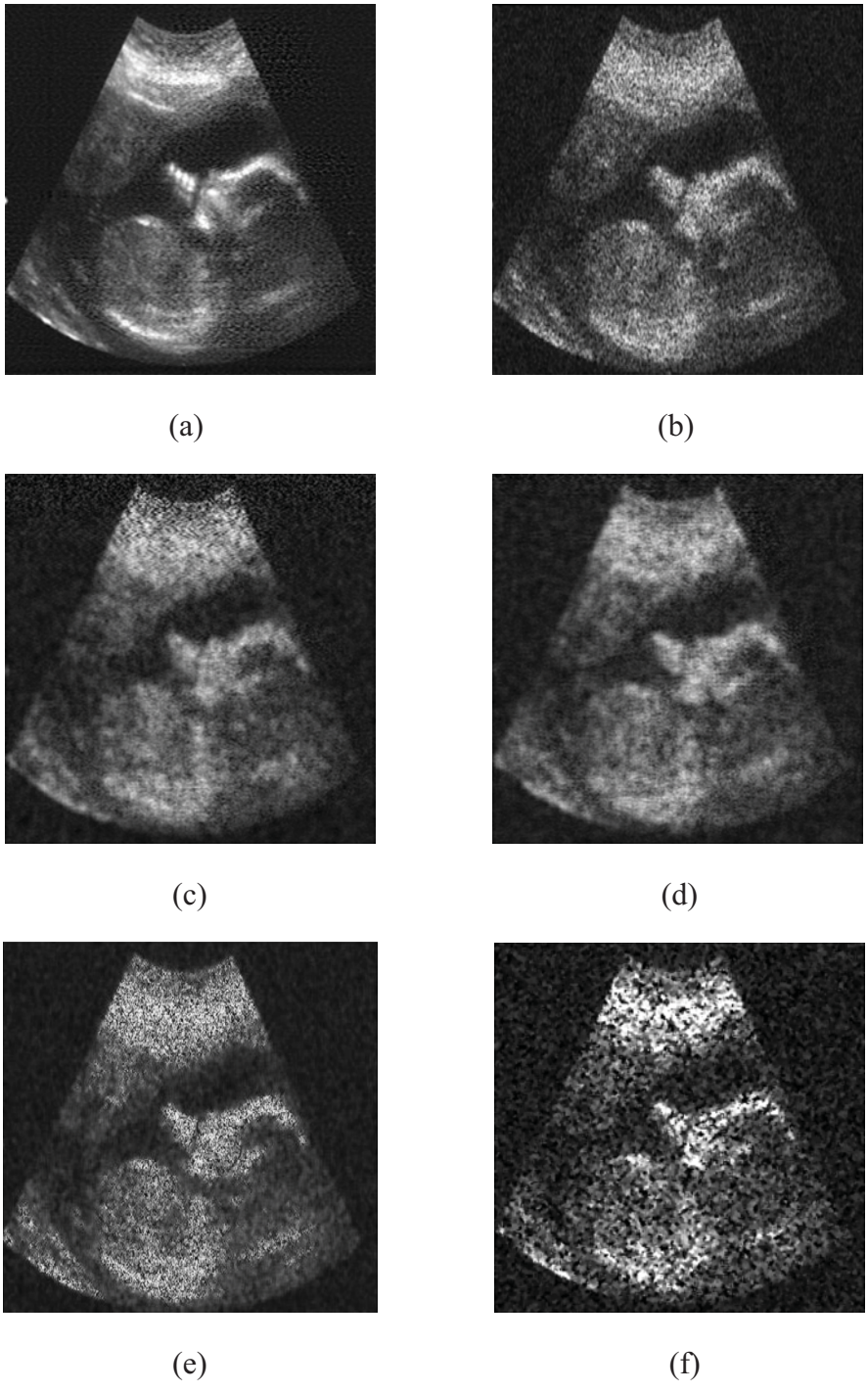
Tablo 5.1. Önerilen gürültü giderimi yaklaşımı öncesi ve sonrası karşılaştırılan yöntemlerin PSNR değerleri.

Gürültülü ultrason görüntüsü	PSNR (dB)						
	Gürültü giderimi öncesi	Gürültü giderimi sonrası					
		Önerilen ABC yaklaşımı	ABC Yöntemi [65]	LMS	NLMS	Wiener süzgeç	Medyan süzgeç
Fetal	12.8223	**27.2519**	22.5100	21.2327	22.2073	17.5612	16.9401
Testicle	14.1371	**28.8120**	23.5500	22.2515	23.2208	18.0624	18.5021

Tablo 5.2. Önerilen gürültü giderimi yaklaşımı öncesi ve sonrası karşılaştırılan yöntemlerin SSIM değerleri.

Gürültülü ultrason görüntüsü	SSIM						
	Gürültü giderimi öncesi	Gürültü giderimi sonrası					
		Önerilen ABC yaklaşımı	ABC Yöntemi [65]	LMS	NLMS	Wiener süzgeç	Medyan süzgeç
Fetal	0.0788	**0.6291**	0.6000	0.4285	0.4653	0.3505	0.2134
Testicle	0.1748	**0.7966**	0.6200	0.4357	0.4788	0.4612	0.3422

Şekil 5.4 ve 5.5'de önerilen gürültü giderimi yaklaşımı sonrasında karşılaştırılan yöntemlerin elde ettiği iyileştirilmiş fetal ve testicle ultrason görüntüleri gösterilmektedir. Önerilen gürültü giderimi yaklaşımı için, ABC algoritması kullanılarak elde edilen iyileştirilmiş ultrason sayısal görüntüleri görüntü kalitesi açısından şekillerde de görüldüğü gibi daha iyi sonuç vermektedir.

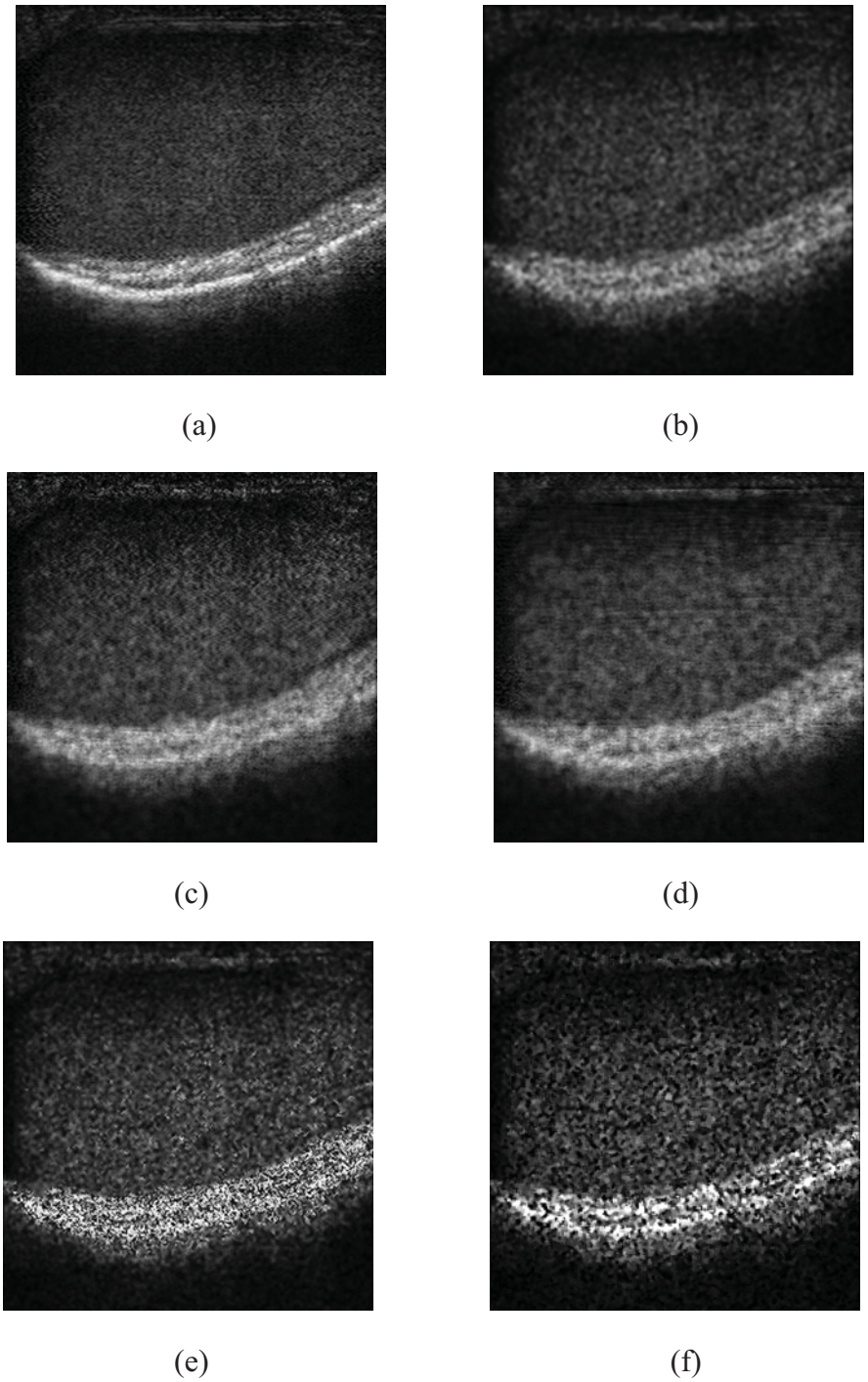


(a) (b)

(c) (d)

(e) (f)

Şekil 5.4. Önerilen gürültü giderimi yaklaşımı sonucunda elde edilen iyileştirilmiş fetal ultrason görüntüleri: (a) Önerilen ABC, (b) ABC yöntemi [65], (c) LMS, (d) NLMS, (e) Wiener süzgeç, (f) Medyan süzgeç.



(a) (b)

(c) (d)

(e) (f)

Şekil 5.5. Önerilen gürültü giderimi yaklaşımı sonucunda elde edilen iyileştirilmiş testicle ultrason görüntüleri: (a) Önerilen ABC, (b) ABC yöntemi [65], (c) LMS, (d) NLMS, (e) Wiener süzgeç, (f) Medyan süzgeç.

6. BÖLÜM

TARTIŞMA, SONUÇ ve ÖNERİLER

6.1. Tartışma

Son zamanlarda, 2-D sayısal süzgeçler görüntü işleme, görüntü iyileştirme, sismik sinyal işleme, zeki görme ve biyomedikal görüntüleme gibi birçok güncel alanda kullanıldığı için 2-D sayısal işaret alanında önemli bir çalışma konusu olarak yerini almaktadır. 2-D sayısal süzgeçlerden biri olan 2-D FIR sayısal süzgeç daima kararlı bir yapıya sahip olması, donanımsal veya yazılımsal olarak kolay gerçekleştirilebilmesi ve faz bozunumlarının önemli olduğu uygulamalarda doğrusal faz cevabına sahip olması nedenleriyle tasarımlarda en çok tercih edilen süzgeç türüdür. 2-D FIR sayısal süzgeçlerin tasarımı problemleri incelendiğinde çok-modlu, çok parametreli ve çok boyutlu optimizasyon problemleri olduğu, bazen de belirlenen kısıtlamalara göre sınırlı optimizasyon problemine dönüştüğü görülmektedir. Literatürde bu tür karmaşık optimizasyon problemlerinin etkin ve basit şekilde çözümünde sezgisel algoritmalar olarak adlandırılan yüksek yakınsama hızına ve küresel araştırma yeteneğine sahip algoritmalar kullanılmaktadır.

Bu tez çalışmasında, Karaboğa tarafından geliştirilen, sürü zekasına dayanan, literatürde elektronik, inşaat ve endüstri gibi birçok bilim dalındaki optimizasyon problemlerinde etkin ve başarılı şekilde kullanılan ABC algoritması literatürde ilk kez doğrusal zamanla değişmeyen ve adaptif 2-D FIR sayısal süzgeçlerin tasarım uygulamalarında kullanılmıştır. ABC algoritması kendisi gibi etkin ve popüler olan PSO ve DE sezgisel algoritmaları ve adaptif tasarımlarda daha çok tercih edilen türeve dayalı LMS ve NLMS algoritmaları ile karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir.

Tez çalışmasının ilk bölümünde, 2-D sayısal işaret işleme ve 2-D FIR sayısal süzgeç hakkında temel bilgiler verilmiştir. Daha sonra, literatürde sezgisel algoritmalar kullanılarak gerçekleştirilmiş olan 2-D sayısal süzgeç tasarımlarını konu alan çalışmalar incelenmiştir. Bu inceleme, 1975-2015 yılları arasında IEEE Xplore, Web of Science, Taylor ve Francis, Science Direct, Google Scholar ve Springer Link veri tabanları kullanılarak gerçekleştirilmiş ve sonuçları ile literatüre bir derleme çalışması kazandırılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre, sezgisel algoritmalar kullanılarak gerçekleştirilen 2-D sayısal süzgeç tasarımları son 15 yılda giderek artmış ve araştırmacıların ilgisini çekmiştir. Araştırmacılar sezgisel algoritmalar kullanarak en çok 2-D IIR sayısal süzgeç tasarımını, ikinci sırada ise 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımını gerçekleştirilmişlerdir. GA algoritması 2-D süzgeç tasarımlarında en çok kullanılan sezgisel algoritma olurken, ikinci sırada PSO algoritması, üçüncü sırada DE ve ABC algoritmaları yer almıştır. Hindistanlı araştırmacılar sezgisel algoritmalarla 2-D sayısal süzgeç tasarımı konusuna en çok ilgiyi gösterirken, Tayvanlı araştırmacılar ikinci sırada, Çinli ve Kanadalı araştırmacılar üçüncü sırada ve dördüncü sırada Polonyalı ve Türkiyeli araştırmacılar bu konuya ilgi göstermiştir. ABC algoritması üçüncü sırada tercih edilmesine karşın en az kontrol parametresine sahip ve son yıllarda tasarımlarda kullanılmaya başlayan sürü tabanlı sezgisel algoritma olmuştur. Ayrıca, ABC algoritmasının literatürde diğer algoritmalar arasında yer alması bu tez kapsamında yapılan çalışmaların etkisiyle gerçekleşmiştir.

Tez çalışmasının ikinci bölümünde, doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımında kullanılmış olan ABC, PSO ve DE sezgisel algoritmaları hakkında ve adaptif 2-D FIR sayısal süzgeç tasarımlarında kullanılmış olan ABC, PSO ve DE sezgisel algoritmaları ile türeve dayalı LMS ve NLMS algoritmaları hakkında bilgi verilmiştir.

Tez çalışmasının üçüncü bölümünde, doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR sayısal süzgecin literatürde kullanılan 2-D gürültü giderimi uygulaması ile tasarımı gerçekleştirilmiştir. Öncelikle, literatürde kullanılan 2-D gürültü giderimi uygulaması ve bunun doğrusal zamanla değişmeyen 2-D FIR sayısal süzgecin tasarımında kullanılması hakkında genel bilgiler verilmiştir. Daha sonra, süzgeç tasarımlarında kullanılacak olan ABC, PSO ve DE algoritmalarının kontrol parametre değerlerinin seçilmesi ile ilgili araştırma yapılmıştır. ABC algoritması için en uygun kontrol

parametre değerlerinin koloni sayısı 20, limit değeri 250 ve çevrim sayısı 5000 olduğu anlaşılmıştır. ABC, PSO ve DE algoritmaları için uygun kontrol parametre değerlerinin belirlenmesinden sonra, ortalaması 0 ve varyansı 0.1 ve 1 arasında değişmekte olan Gauss gürültüleri için algoritmaların tasarımlarda göstermiş oldukları performanslar incelenmiştir. Buna göre, gürültü seviyesi arttıkça ABC, PSO ve DE algoritmaları ile elde edilen ortalama hata değerleri artmakta, buna karşın PNSR ve SSIM değerleri azalmaktadır. Ancak ABC algoritmasının ortalama ve standart sapma değerleri her koşulda PSO ve DE algoritmalarının değerlerinden küçük çıkmakla beraber, PSNR ve SSIM değerleri büyük çıkmaktadır. Dolayısıyla, ABC algoritması ile elde edilen iyileştirilmiş görüntülerin kalitesi daha iyi olmaktadır. Ayrıca, PSO algoritmasının en iyi hataya yakınsama hızı ABC ve DE algoritmalarından çok daha yüksektir. En son aşamada ise daha önceki tasarımlarda en etkin performans gösteren ABC algoritmasının değişen süzgeç derecelerine karşı göstermiş olduğu performans incelenmiştir. Buna göre süzgeç derecesi arttıkça ABC algoritması ile elde edilen ortalama hata değerleri artmakta, standart sapma, en iyi hata değeri, PSNR ve SSIM değerleri azalmakta ve tasarlanan süzgeçlerin gürültü gideriminde göstermiş oldukları performans kötüleşmektedir.

Tez çalışmasının dördüncü bölümünde, adaptif 2-D FIR sayısal süzgecin yine literatürde önerilen 2-D gürültü giderimi uygulaması ile tasarımı incelenmiştir. Öncelikle, adaptif süzgeç tasarımı ve gürültü giderim uygulaması ile ilgili genel bilgiler verilmiştir. Daha sonra, tasarımlarda kullanılan ABC, PSO, DE, LMS ve NLMS algoritmalarının kontrol parametre değerlerinin nasıl belirlendiği açıklanmıştır. Kontrol parametre değerlerinin belirlenmesinden sonra, yine ortalaması 0 ve varyansı 0.1, 0.3, 0.5, 0.7 ve 1 olan Gauss gürültüsünün tasarımlar üzerine etkisi incelenmiştir. Gürültü seviyesi arttıkça, adaptif süzgeç tasarımlarının kullanıldığı gürültü giderim uygulamalarında ABC, PSO ve DE algoritmalarının elde ettiği ortalama değerler artmaktadır. Ayrıca, ABC, PSO, DE, LMS ve NLMS algoritmalarının elde etmiş oldukları PSNR ve SSIM değerleri azalmaktadır. ABC algoritması yine PSO ve DE algoritmalarından daha iyi sonuçlar verirken, tüm sezgisel algoritmalar LMS ve NLMS algoritmalarından daha iyi sonuç vermektedir. NLMS algoritmasının genel performansı ise LMS algoritmasından daha iyidir. Değişen süzgeç derecesinin etkisini incelemek için yine en etkin algoritma olan ABC algoritması kullanılmış ve süzgeç derecesi

arttıkça ortalama hata değerlerinin arttığı, PSNR ve SSIM değerlerinin azalarak gürültü giderimi işlemi sonucunda görüntü kalitesinin azaldığı görülmektedir.

Tez çalışmasının beşinci bölümünce, yeni bir 2-D gürültü giderim yaklaşımı önerilmiş ve bu yaklaşımda kullanılan adaptif 2-D FIR sayısal süzgecin tasarımı ABC algoritması ile gerçekleştirilmiştir. Önerilen bu yeni yaklaşım klinik ultrason sayısal görüntüleri üzerindeki Speckle gürültüsünün temizlenmesi için kullanılmış ve ABC algoritması temel alınarak elde edilen sonuçlar LMS ve NLMS algoritmaları ile birlikte wiener süzgeç, medyan süzgeç ve literatürde önerilen ABC metodu ile elde edilen sonuçlarla karşılaştırılmıştır. ABC algoritmasının PSNR ve SSIM değerleri diğer yöntemlerden daha yüksek çıkmakla beraber elde edilen iyileştirilmiş görüntü kalitesi daha iyidir.

6.2. Sonuç ve Öneriler

Bu tez çalışması sonucunda, ABC algoritması adaptif olmayan ve adaptif 2-D FIR sayısal süzgeçlerin tasarımında kullanılan sezgisel ve türeve dayalı algoritmalarla karşılaştırıldığında daha iyi ve daha dinç bir performans sergilemiştir. Ayrıca, ABC algoritması az sayıda kontrol parametresi içermesi, basit ve esnek yapıda olmasıyla ön plana çıkmıştır. Bu tez kapsamında yapılan çalışmalarla, geçmişte 1-D sayısal süzgeç tasarımlarıyla literatürde yer alan ABC algoritması, şimdi 2-D sayısal süzgeç tasarımları ile literatürde yerini almaya başlamış ve diğer araştırmacılara yol gösterici olmuştur.

Gelecekteki çalışmalarda, 1-D ve 2-D sayısal süzgeç tasarımlarının gerçek zamanlı uygulamalarda kullanılması, 2-D FIR ve IIR sayısal süzgeç tasarım çalışmalarının genişletilmesi amaçlanmaktadır. Ayrıca, 3-D işaretlerin işlenmesinde kullanılması mümkün olabilecek 3-D sayısal süzgeçler için temel oluşturma araştırmaları yapılacak ve bununla ilgili tasarımlar denenecektir.

KAYNAKLAR

1.Ertürk, S., 2005. Sayısal İşaret İşleme. Birsen Yayınevi, İstanbul, 346 pp.

2.Oppenheim, A.V., Willsky, A.S.,Young, I.T., 1983. Signals and Systems. Prentice Hall, USA, 796 pp.

3.Lim, J.S., 1990. Two-Dimensional Signal and Image Processing. Prentice Hall, New Jersey, 694 pp.

4.Lu, W.S.,Antoniou, A., 1992. Two-Dimensional Digital Filters. Marcel Dekker Inc., New York, 416 pp.

5.Dhabal, S.,Venkateswaran, P., 2015. A novel accelerated artificial bee colony algorithm for optimal design of two dimensional FIR filter. **Multidimensional Systems and Signal Processing**: 1-23.

6.Kockanat, S.,Karaboga, N., 2015. The design approaches of two-dimensional digital filters based on metaheuristic optimization algorithms: a review of the literature. **Artificial Intelligence Review**, **44** (2): 265-287

7.Karaboga, D., 2005. Technical Report: An Idea based on Honey Bee Swarm for Numerical Optimization. Computer Engineering Department, Engineering Faculty, Erciyes University, Turkey, pp.

8.Proakis, J.G.,Manolakis, D.K., 2007. Digital Signal Processing. Prentice Hall, USA, 1156 pp.

9.Smith, S.W., 1997. The Scientist and Engineer's Guide to Digital Signal Processing. California Technical Publishing, USA, 626 pp.

10.Stranneby, D.,Walker, W., 2004. Digital Signal Processing and Applications. Elsevier, Oxford, 368 pp.

11.Chen, W.K., 2009. Passive, Active and Digital Filters. CRC Press, Chicago, 836 pp.

12.Kaczorek, T., 1985. Two-Dimensional Linear Systems. Springer, Berlin, 398 pp.

13.Shanks, J.L., Treitel, S.,Justice, J.H., 1972. Stability and synthesis of two-dimensional recursive filters. **Audio and Electroacoustics, IEEE Transactions on**, **20** (2): 115-128.

14.Huang, T., 1972. Stability of two-dimensional recursive filters. **Audio and Electroacoustics, IEEE Transactions on**, **20** (2): 158-163.

15.Strintzis, M.G., 1977. Tests of stability of multidimensional filters. **Circuits and Systems, IEEE Transactions on**, **24** (8): 432-437.

16.Decarlo, R.A., Murray, J.,Saeks, R., 1977. Multivariable Nyquist theory. **International Journal of Control**, **25** (5): 657-675.

17.Jury, E.I., 1978. Stability of multidimensional scalar and matrix polynomials. **Proceedings of the IEEE**, **66** (9): 1018-1047.

18.Lu, W.S.,Lee, E.B., 1985. Stability analysis for two-dimensional systems via a Lyapunov approach. **Circuits and Systems, IEEE Transactions on**, **32** (1): 61-68.

19.Mastorakis, N.E., Gonos, I.F.,Swamy, M.N.S., 2003. Design of two-dimensional recursive filters using genetic algorithms. **Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications, IEEE Transactions on**, **50** (5): 634-639.

20.Karaboğa, D., 2004. Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları. Nobel Yayın Dağıtım, İstanbul, 244 pp.

21.Karaboga, D.,Akay, B., 2009. A comparative study of Artificial Bee Colony algorithm. **Applied Mathematics and Computation**, **214** (1): 108-132.

22.Yang, X.S., 2011. Metaheuristic optimization. **Scholarpedia**, **6** (8): 11472.

23.Holland, J.H., 1975. Adaptation in Natural and Artificial Systems. University of Michigan Press, Ann Arbor, 211 pp.

24.Goldberg, D.E., 1989. Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning. Addison-Wesley Professional, USA, 432 pp.

25.Kirkpatrcik, S., Gelatt, C.D.,Vecchi, P.M., 1983. Optimization by simulated annealing. **Science**, **220** (4598): 671-680.

26.Glover, F., 1986. Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. **Computers & Operations Research**, **13** (5): 533-549.

27.Glover, F., 1990. Tabu Search—Part II. **ORSA Journal on Computing**, **2** (1): 4-32.

28.Glover, F., 1989. Tabu Search—Part I. **ORSA Journal on Computing**, **1** (3): 190-206.

29.Glover, F., Taillard, E.,Taillard, E., 1993. A user's guide to tabu search. **Annals of Operations Research**, **41** (1): 1-28.

30.Farmer, J.D., Packard, N.H.,Perelson, A.S., 1986. The immune system, adaptation, and machine learning. **Physica D: Nonlinear Phenomena**, **22** (1–3): 187-204.

31.Hunt, J.E.,Cooke, D.E., 1996. Learning using an artificial immune system. **Journal of Network and Computer Applications**, **19** (2): 189-212.

32.Kennedy, J.,Eberhart, R., 1995. Particle swarm optimization, pp. 1942-1948. *IEEE International Conference on Neural Networks*, 27 November-01 December, 1995, Perth.

33.Storn, R.,Price, K., 1997. Differential Evolution – A Simple and Efficient Heuristic for global Optimization over Continuous Spaces. **Journal of Global Optimization**, **11** (4): 341-359.

34.Corne, D., Dorigo, M.,Glover, F., 1999. New Ideas in Optimization. McGraw-Hill, UK, 493 pp.

35.Geem, Z.W., Kim, J.H.,Loganathan, G.V., 2001. A new heuristic optimization algorithm: harmony search. **Simulation**, **76** (2): 60-68.

36.de Castro, L.N.,Von Zuben, F.J., 2002. Learning and optimization using the clonal selection principle. **Evolutionary Computation, IEEE Transactions on**, **6** (3): 239-251.

37.Pham, D.T., Ghanbarzadeh, A., Koc, E., Otri, S., Rahim, S.,Zaidi, M., 2005. Technical Report MEC0501: The Bees Algorithm. Manufacturing Engineering Centre, Cardiff University, UK, pp.

38.Rashedi, E., Nezamabadi-pour, H.,Saryazdi, S., 2009. GSA: A Gravitational Search Algorithm. **Information Sciences**, **179** (13): 2232-2248.

39.Passino, K.M., 2002. Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control. **Control Systems, IEEE**, **22** (3): 52-67.

40.McClellan, J.H., 1973. The design of two-dimensional filters by transformation, pp. 247–251. *In: Proceeding 7th annual princeton conference information sciences and systems*, March 22–23, 1973, Princeton.

41.Jie-Cherng, L.,Yang-Lung, T., 2011. Design of 2-D wideband circularly symmetric fir filters by multiplierless high-order transformation. **Circuits and Systems I: Regular Papers, IEEE Transactions on**, **58** (4): 746-754.

42.Sriranganathan, S., Bull, D.R.,Redmill, D.W., 1995. Design of 2-D multiplierless FIR filters using genetic algorithms, pp. 282-286. *First International Conference on Genetic Algorithms in Engineering Systems: Innovations and Applications*, 12-14 September, 1995, Sheffield.

43.Sriranganathan, S., Bull, D.R.,Redmill, D.W., 1996. Low complexity two-dimensional digital filters using unconstrained SPT term allocation, pp. 762-765.

1996 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS '96), 12-15 May, 1996, Atlanta.

44.Lu, H.C.,Tzeng, S.T., 1998. Design of 2-D FIR filters using McClellan transformation with genetic algorithms, pp. 265-270. *1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings*, 4-9 May, 1998, Anchorage.

45.Lu, H.C.,Tzeng, S.T., 2000. Design of two-dimensional FIR digital filters for sampling structure conversion by genetic algorithm approach. **Signal Processing**, **80** (8): 1445-1458.

46.Williams, T., Ahmadi, M., Hashemian, R.,Miller, W.C., 2001. Design of high throughput 2D FIR filters using singular value decomposition (SVD) and genetic algorithms, pp. 571-574 *2001 IEEE Pacific Rim Conference on Communications, Computers and signal Processing (PACRIM)* 26-28 August, 2001, Victoria.

47.Tzeng, S.T., 2004. Genetic algorithm approach for designing 2-D FIR digital filters with 2-D symmetric properties. **Signal Processing**, **84** (10): 1883-1893.

48.Tzeng, S.T., 2004. Design of 2D FIR digital filters with symmetric properties by genetic algorithm approach, pp. 417-420. *Circuits and Systems, 2004. Proceedings. The 2004 IEEE Asia-Pacific Conference on*, 6-9 December, 2004, Tainan.

49.Williams, T., Ahmadi, M.,Miller, W.C., 2005. High throughput rate 2-D firfilter design using singular value decomposition and genetic algorithms, pp. 574-578. *2005 Fifth International Conference on Information, Communications and Signal Processing*, 0-0 0, 2005, Bangkok.

50.Tzeng, S.-T., 2007. Design of 2-D FIR digital filters with specified magnitude and group delay responses by GA approach. **Signal Processing**, **87** (9): 2036-2044.

51.Wysocka-Schillak, F. 2007. Design of Equiripple 2-D Linear-Phase FIR Digital Filters Using Genetic Algorithm, pp. 263-270. In: Numerical Methods and Applications (Eds. T. Boyanov, S. Dimova, K. Georgiev & G. Nikolov).Springer Berlin Heidelberg, Berlin.

52.Williams, T., Ahmadi, M.,Miller, W.C., 2007. Design of 2D FIR and IIR Digital Filters with Canonical Signed Digit Coefficients Using Singular Value

Decomposition and Genetic Algorithms. **Circuits, Systems & Signal Processing**, **26** (1): 69-89.

53.Wysocka-Schillak, F., 2007. Design of 2-D FIR Half-Band Filters Using Genetic Algorithm, pp. 198-202. *International Symposium on Information Technology Convergence (ISITC 2007)*, 23-24 November, 2007, Joenju.

54.Yeh, K.H.,Tzeng, S.T., 2008. Design of 2-D FIR narrow transition band filters by double transformations using GA approach. **Multidimensional Systems and Signal Processing**, **19** (2): 199-218.

55.Su, T.J., Kuo, C.H., Tsai, W.P.,Hou, C.C., 2008. Ahybrid of clonal selection algorithm and frequency sampling method for designing a 2-D FIR filter, pp. 274-278. *4th IEEE International Symposium on Electronic Design, Test and Applications (DELTA 2008)* 23-25 January, 2008, Hong Kong.

56.Boudjelaba, K., Chikouche, D.,Ros, F., 2011. Evolutionary techniques for the synthesis of 2-D FIR filters, pp. 601-604. *Statistical Signal Processing Workshop (SSP), 2011 IEEE*, 28-30 June 2011, Nice.

57.Boudjelaba, K., Ros, F.,Chikouche, D., 2011. An advanced genetic algorithm for designing 2-D FIR filters, pp. 60-65. *Communications, Computers and Signal Processing (PacRim), 2011 IEEE Pacific Rim Conference on*, 23-26 August, 2011, Victoria, BC.

58.Elkarami, B.,Ahmadi, M., 2011. An efficient design of 2-D FIR digital filters by using singular value decomposition and genetic algorithm with canonical signed digit (CSD) coefficients, pp. 1-4. *IEEE 54th International Midwest Symposium on Circuits and Systems (MWSCAS)*, 7-10 August, 2011, Seoul.

59.Manuel, M., Krishnan, R.,Elias, E., 2012. Design of multiplierless 2-d sharp wideband using frm and gsa. **Global Journal of Researches in Engineering**, **12** (5): 41-50.

60.Manuel, M.,Elias, E., 2012. Design of sharp 2D multiplier-less circularly symmetric fir filter using harmony search algorithm and frequency transformation. **Journal of Signal and Information Processing**, **3** (3): 344-351.

61.Kuang, W., Hua, J., Zheng, Z., Meng, L.,Xu, Z., 2012. Frequency sampling design of 2-D FIR filters based on DEPSO, pp. 1119-1122. *2012 Eighth International Conference on Natural Computation (ICNC)*, 29-31 May, 2012, Chongqing.

62.Kockanat, S., Karaboga, N.,Koza, T., 2012. Image denoising with 2-D FIR filter by using artificial bee colony algorithm, pp. 1-4. *Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA), 2012 International Symposium on*, 2-4 July 2012, 2012, Trabzon.

63.Kockanat, S., Karaboga, N.,Koza, T., 2012. Yak Algoritması Ile Tasarlanan 2d Fir Süzgeçle Gürültü Azaltma, pp. 1-4. *Otomatik Kontrol Türk Milli Komitesi 2012 Ulusal Toplantısı*, 11-13 Ekim, 2012, Niğde, Türkiye.

64.Kockanat, S.,Karaboga, N., 2013. Parameter tuning of artificial bee colony algorithm for Gaussian noise elimination on digital images, pp. 1-4. *IEEE International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA)* 19-21 June, 2013, Albena.

65.Latifoğlu, F., 2013. A novel approach to speckle noise filtering based on Artificial Bee Colony algorithm: An ultrasound image application. **Computer Methods and Programs in Biomedicine**, **111** (3): 561-569.

66.Rashedi, E.,Zarezadeh, A., 2014. Noise filtering in ultrasound images using Gravitational Search Algorithm, pp. 1-4. *2014 Iranian Conference on Intelligent Systems (ICIS)*, 4-6 February, 2014, Bam.

67.Boudjelaba, K., Ros, F.,Chikouche, D., 2014. Adaptive genetic algorithm-based approach to improve the synthesis of two-dimensional finite impulse response filters. **Signal Processing, IET**, **8** (5): 429-446.

68.Hua, J., Kuang, W., Gao, Z., Meng, L.,Xu, Z., 2014. Image denoising using 2-D FIR filters designed with DEPSO. **Multimedia Tools and Applications**, **69** (1): 157-169.

69.Chandra, A.,Chattopadhyay, S., 2014. A new strategy of image denoising using multiplier-less FIR filter designed with the aid of differential evolution algorithm. **Multimedia Tools and Applications**: 1-20.

70.Kockanat, S.,Karaboga, N., 2015. A novel 2D-ABC adaptive filter algorithm: A comparative study. **Digital Signal Processing**, **40** (0): 140-153.

71.Radecki, J., Konrad, J.,Dubois, E., 1992. Design of finite wordlength 2-d iir filters using simulated annealing, pp. 953–956. *In: Proceedings 6th European signal processing conference*, 0-0, 1992, Brussels.

72.Kawamata, M., Imakubo, J.,Higuchi, T., 1994. Optimal design method of 2-D IIR digital filters based on a simple genetic algorithm, pp. 780-784. *IEEE*

International Conference on Image Processing Proceedings (ICIP-94), 13-16 November, 1994, Austin.

73.Radecki, J., Konrad, J.,Dubois, E., 1995. Design of multidimensional finite-wordlength FIR and IIR filters by simulated annealing. **Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing, IEEE Transactions on**, **42** (6): 424-431.

74.Kawamata, M., Imakubo, J.,Higuchi, T., 1995. Optimal design method of separable-denominator two-dimensional digital filters based on a genetic algorithm. **Electronics and Communications in Japan (Part III: Fundamental Electronic Science)**, **78** (12): 70-80.

75.Kishida, M.,Hamada, N., 1996. Design of 2-d iir filter using the genetic algorithm. **IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences**, **Vol.E79-A** (1): 131-133.

76.Thamvichai, R., Bose, T.,Haupt, R.L., 2001. Design of 2-D multiplierless filters using the genetic algorithm, pp. 588-591 vol.581. *Conference Record of the Thirty-Fifth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, 4-7 November, 2001, USA.

77.Thamvichai, R., Bose, T.,Haupt, R.L., 2002. Design of 2-D multiplierless IIR filters using the genetic algorithm. **Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications, IEEE Transactions on**, **49** (6): 878-882.

78.Liang, L., Ahmadi, M.,Sid-Ahmed, M., 2003. Design of 2D IIR filters with canonical signed-digit coefficients using genetic algorithm, pp. 633-635 Vol. 632. *2003 IEEE 46th Midwest Symposium on Circuits and Systems*, 27-30 December, 2003, Cairo.

79.Das, S., Konar, A.,Chakraborty, U.K., 2005. An efficient evolutionary algorithm applied to the design of two-dimensional IIR filters, pp. 2157-2163. *Proceedings of the 7th annual conference on Genetic and evolutionary computation*, June 25-29, 2005, Washington DC, USA.

80.Das, S.,Dey, D. 2005. Design of Two-Dimensional IIR Filters Using an Improved DE Algorithm, pp. 369-375. In: Pattern Recognition and Machine Intelligence (Eds. S. Pal, S. Bandyopadhyay & S. Biswas).Springer Berlin Heidelberg, Berlin.

81.Das, S., Konar, A.,Chakraborty, U.K., 2005. Design of two-dimensional iir filters with self-organizing hierarchical pso algorithm, pp. 571-575. *8th Joint Conference on Information Sciences*, 21-26 July, 2005, USA.

82.Tsai, J.T., Chou, J.H., Liu, T.K.,Chen, C.H., 2005. Design of two-dimensional recursive filters by using a novel genetic algorithm, pp. 2603-2606. *IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS 2005)* 23-26 May 2005, Kobe.

83.Das, S.,Konar, A., 2006. Two-dimensional iir filter design with modern search heuristics: a comparative study. **International Journal of Computational Intelligence and Applications**, **06** (3): 329-355.

84.Fang, W., Sun, J.,Xu, W., 2006. Design of two-dimensional recursive filters by using quantum-behaved particle swarm optimization, pp. 240-243. *In: International conference on intelligent information hiding and multimedia signal processing (IIH-MSP'06)*, 18-20 December, 2006, USA.

85.Das, S.,Konar, A., 2007. A swarm intelligence approach to the synthesis of two-dimensional IIR filters. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, **20** (8): 1086-1096.

86.Wysocka-Schillak, F. 2007. Design of 2-D IIR Filters Using Two Error Criteria with Genetic Algorithm, pp. 248-256. In: Adaptive and Natural Computing Algorithms (Eds. B. Beliczynski, A. Dzielinski, M. Iwanowski & B. Ribeiro).Springer Berlin Heidelberg, Berlin.

87.Su, T.J., Yang, T.C., Tsai, W.P.,Liu, J.W., 2007. Design two-dimensional iir filters based on clonal selection algorithm with singular value decomposition. **Research Letters in Signal Processing**, **2007** (2007): 1-6.

88.Wysocka-Schillak, F. 2008. Design of 2-D Approximately Zero-Phase Separable IIR Filters Using Genetic Algorithms, pp. 626-633. In: Large-Scale Scientific Computing (Eds. I. Lirkov, S. Margenov & J. Waśniewski).Springer Berlin Heidelberg, Berlin.

89.Wysocka-Schillak, F., 2008. Design of separable 2-D IIR Filters with approximately linear phase in the passband using genetic algorithm, pp. 66-70. *Conference on Human System Interactions*, 25-27 May, 2008, Krakow.

90.Sun, J., Fang, W., Chen, W.,Xu, W., 2008. Design of two-dimensional IIR digital filters using an improved quantum-behaved particle swarm optimization

algorithm, pp. 2603-2608. *American Control Conference*, 11-13 June, 2008, Seattle.

91.Tsai, J.T., Ho, W.H.,Chou, J.H., 2008. Design of two-dimensional recursive filters by using Taguchi-based immune algorithm. **Signal Processing, IET**, **2** (2): 110-117.

92.Tsai, J.T., Ho, W.H.,Chou, J.H., 2009. Design of two-dimensional IIR digital structure-specified filters by using an improved genetic algorithm. **Expert Systems with Applications**, **36** (3, Part 2): 6928-6934.

93.Sun, J., Fang, W.,Xu, W., 2010. A quantum-behaved particle swarm optimization with diversity-guided mutation for the design of two-dimensional IIR digital filters. **Circuits and Systems II: Express Briefs, IEEE Transactions on**, **57** (2): 141-145.

94.Kumar, R.,Kumar, A., 2010. Design of two-dimensional infinite impulse response recursive filters using hybrid multiagent particle swarm optimization. **Applied Artificial Intelligence**, **24** (4): 295-312.

95.Abo-Zahhad, M., Ahmed, S., Al-Ajlouni, A.,Sabor, N., 2010. Design of two-dimensional recursive digital filters with specified magnitude and group-delay characteristics using taguchi-based immune algorithm. **International Journal of Signal and Imaging Systems Engineering**, **3** (4): 222–235.

96.Pham, D.T.,Koç, E., 2010. Design of a two-dimensional recursive filter using the bees algorithm. **International Journal of Automation and Computing**, **7** (3): 399-402.

97.Wu, L.H., Wang, Y.N.,Yuan, X.F., 2011. Design of 2-d recursive filters using self-adaptive mutation differential evolution algorithm. **International Journal of Computational Intelligence Systems**, **4** (4): 644–654.

98.Abo-Zahhad, M., Ahamed, S.M., Sabor, N.,Al-Ajlouni, A.F., 2011. Design of immune algorithm based two-dimensional recursive digital filters using multi-level orthogonal arrays, pp. 1-8. *28th National Radio Science Conference (NRSC)*, 26-28 April, 2011, Cairo.

99.Dhabal, S.,Venkateswaran, P., 2014. Two-Dimensional IIR Filter Design Using Simulated Annealing Based Particle Swarm Optimization. **Journal of Optimization**, **2014**: 1-10.

100.Sarangi, S.K., Panda, R.,Dash, M., 2014. Design of 1-D and 2-D recursive filters using crossover bacterial foraging and Cuckoo search techniques. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, **34** (0): 109-121.

101.Karaboga, D.,Akay, B., 2011. A modified Artificial Bee Colony (ABC) algorithm for constrained optimization problems. **Applied Soft Computing**, **11** (3): 3021-3031.

102.Karaboga, D.,Basturk, B., 2008. On the performance of artificial bee colony (ABC) algorithm. **Applied Soft Computing**, **8** (1): 687-697.

103.Kockanat, S., Koza, T.,Karaboga, N., 2011. Cancellation of noise on mitral valve Doppler signal using IIR filters designed with artificial bee colony algorithm. **Current Opinion in Biotechnology**, **22, Supplement 1** (0): S57.

104.Karaboga, N., Kockanat, S.,Dogan, H., 2013. The parameter extraction of the thermally annealed Schottky barrier diode using the modified artificial bee colony. **Applied Intelligence**, **38** (3): 279-288.

105.Karaboga, N., Kockanat, S.,Dogan, H., 2011. Parameter determination of the Schottky barrier diode using by artificial bee colony algorithm, pp. 6-10. *2011 International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA)*, 15-18 June, 2011, Istanbul.

106.Koza, T., Karaboga, N.,Kockanat, S., 2012. Aort valve Doppler signal noise elimination using IIR filter designed with ABC algorithm, pp. 1-5. *2012 International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA)*, 2-4 July, 2012, Trabzon.

107.Kamislioglu, B., Kockanat, S., Koza, T.,Karaboga, N., 2013. Noise cancellation on mitral valve Doppler signal with IIR digital filter using harmony search algorithm, pp. 1-5. *2013 IEEE International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA)*, 19-21 June, 2013, Albena.

108.Karaboga, N., Uzunhisarcikli, E., Latifoglu, F., Koza, T.,Kockanat, S., 2011. Mitral kapak işareti üzerindeki anatomik ve eektronik gürültülerin ABC algoritması ile tasarlanan iir süzgeçlerle süzülmesi, pp. 288-292. *Elektrik-Elektronik ve Bilgisayar Sempozyumu*, 5-7 Ekim, 2011, Elazığ.

109.Kockanat, S., Karaboga, N.,Koza, T., 2011. ABC algoritması ile tasarlanan fir süzgeçlerle mitral kapak doppler işaretindeki gürültü giderimi, pp. 45-48. *Elektrik Elektronik Mühendisliği Günleri*, 29 Eylül-1 Ekim, 2011, Ankara.

110.Haykin, S., 2002. Adaptive Filter Theory. Prentice Hall, USA, 936 pp.

111.Kwong, R.H.,Johnston, E.W., 1992. A variable step size LMS algorithm. **Signal Processing, IEEE Transactions on**, **40** (7): 1633-1642.

112.Kalluri, S.,Arce, G.R., 1999. A general class of nonlinear normalized adaptive filtering algorithms. **Signal Processing, IEEE Transactions on**, **47** (8): 2262-2272.

113.Abadi, M.S.E.,Nikbakth, S., 2011. Image denoising with two-dimensional adaptive filter algorithms. **Iranian Journal of Electrical & Electronic Engineering**, **7** (2): 84-105.

114.Ahmad, M.S., Kukrer, O.,Hocanin, A., 2013. A 2-D recursive inverse adaptive algorithm. **Signal, Image and Video Processing**, **7** (2): 221-226.

115.Abadi, M.S.E.,Nikbakth Aali, S., 2014. The novel two-dimensional adaptive filter algorithms with the performance analysis. **Signal Processing**, **103** (0): 348-366.

116.Hadhoud, M.M.,Thomas, D.W., 1988. The two-dimensional adaptive LMS algorithm. **IEEE Transactions on Circuits and Systems**, **35** (5): 485- 494.

117.Widrow, B.,Stearns, S.D., 1985. Adaptive Signal Processing. Prentice Hall, USA, 528 pp.

118.Huijin, F.,Changyun, W., 2004. Two-dimensional adaptive filtering based on projection algorithm. **Signal Processing, IEEE Transactions on**, **52** (3): 832-838.

119.Muneyasu, M., Hinamoto, T.,Yagi, H., 1998. A realization of 2-D adaptive filters using affine projection algorithm. **Journal of the Franklin Institute**, **335** (7): 1185-1193.

120.Glentis, G.O., 2006. An efficient affine projection algorithm for 2-D FIR adaptive filtering and linear prediction. **Signal Processing**, **86** (1): 98-116.

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı, Soyadı: Serdar KOÇKANAT
Uyruğu: Türkiye (TC)
Doğum Tarihi ve Yeri: 20 Ağustos 1984, Sivas
Medeni Durumu: Evli
Tel: +90 346 219 10 10
Dahili: 2371
email: skockanat@cumhuriyet.edu.tr
Yazışma Adresi: Cumhuriyet Üniversitesi Sivas Meslek Yüksekokulu Elektronik Haberleşme Teknolojisi 58140 Kampüs/SİVAS

EĞİTİM

Derece	Kurum	Mezuniyet Tarihi
Yüksek Lisans	CÜ Fen Bilimleri Enstitüsü	2010
Lisans	CÜ Müh. Fak. Elektrik-Elektronik Müh.	2007
Lise	Selçuk Anadolu Lisesi, Sivas	2002

İŞ DENEYİMLERİ

Yıl	Kurum	Görev
2007- Halen	Cumhuriyet Üniversitesi Sivas Meslek Yüksekokulu	Öğretim Görevlisi

YABANCI DİL

İngilizce, Almanca

YAYINLAR

1. Kockanat, S.,Karaboga, N., 2015. The design approaches of two-dimensional digital filters based on metaheuristic optimization algorithms: a review of the literature. Artificial Intelligence Review, 44 (2): 265-287

2. Kockanat, S.,Karaboga, N., 2015. A novel 2D-ABC adaptive filter algorithm: A comparative study. **Digital Signal Processing**, **40** (0): 140-153.

3. Kockanat, S., Karaboga, N.,Koza, T., 2012. Image denoising with 2-D FIR filter by using artificial bee colony algorithm, pp. 1-4. *Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA), 2012 International Symposium on*, 2-4 July 2012, 2012, Trabzon.
4. Kockanat, S., Karaboga, N.,Koza, T., 2012. Yak Algoritması Ile Tasarlanan 2d Fir Süzgeçle Gürültü Azaltma, pp. 1-4. *Otomatik Kontrol Türk Milli Komitesi 2012 Ulusal Toplantısı*, 11-13 Ekim, 2012, Niğde, Türkiye.

5. Kockanat, S.,Karaboga, N., 2013. Parameter tuning of artificial bee colony algorithm for Gaussian noise elimination on digital images, pp. 1-4. *IEEE International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA)* 19-21 June, 2013, Albena.

6. Kockanat, S., Koza, T.,Karaboga, N., 2011. Cancellation of noise on mitral valve Doppler signal using IIR filters designed with artificial bee colony algorithm. **Current Opinion in Biotechnology**, **22, Supplement 1** (0): S57.

7. Karaboga, N., Kockanat, S.,Dogan, H., 2013. The parameter extraction of the thermally annealed Schottky barrier diode using the modified artificial bee colony. **Applied Intelligence**, **38** (3): 279-288.

8. Karaboga, N., Kockanat, S.,Dogan, H., 2011. Parameter determination of the Schottky barrier diode using by artificial bee colony algorithm, pp. 6-10. *2011 International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA)*, 15-18 June, 2011, Istanbul.

9. Koza, T., Karaboga, N.,Kockanat, S., 2012. Aort valve Doppler signal noise elimination using IIR filter designed with ABC algorithm, pp. 1-5. *2012 International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA)*, 2-4 July, 2012, Trabzon.

10. Kamislioglu, B., Kockanat, S., Koza, T.,Karaboga, N., 2013. Noise cancellation on mitral valve Doppler signal with IIR digital filter using harmony search algorithm, pp. 1-5. *2013 IEEE International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA)*, 19-21 June, 2013, Albena.

11. Karaboga, N., Uzunhisarcikli, E., Latifoglu, F., Koza, T.,Kockanat, S., 2011. Mitral kapak işareti üzerindeki anatomik ve elektronik gürültülerin ABC algoritması ile tasarlanan iir süzgeçlerle süzülmesi, pp. 288-292. *Elektrik-Elektronik ve Bilgisayar Sempozyumu*, 5-7 Ekim, 2011, Elazığ.

12. Kockanat, S., Karaboga, N.,Koza, T., 2011. ABC algoritması ile tasarlanan fir süzgeçlerle mitral kapak doppler işaretindeki gürültü giderimi, pp. 45-48. *Elektrik Elektronik Mühendisliği Günleri*, 29 Eylül-1 Ekim, 2011, Ankara.

13. Kockanat, S., Koza, T., Karaboga, N., 2015. IIR filter parameter estimation with ABC algorithm for mitral valve Doppler signal denoising, pp. 1-4. *IEEE International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications (INISTA),* 16-19 May, 2015, Malatya.