T.C.
ERCİYES ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

YAPAY ARI KOLONİ ALGORİTMASIYLA SAYISAL SÜZGEÇ TASARIMI

Tezi Hazırlayan
Mehmet Bahadır ÇETİNKAYA

Tezi Yöneten
Doç. Dr. Nurhan KARABOĞA

Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Doktora Tezi

Mayıs 2010
KAYSERİ

Doç. Dr. Nurhan KARABOĞA danışmanlığında **Mehmet Bahadır ÇETİNKAYA** tarafından hazırlanan **"Yapay Arı Koloni Algoritmasıyla Sayısal Süzgeç Tasarımı"** adlı bu çalışma, jürimiz tarafından Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalında **Doktora** tezi olarak kabul edilmiştir.

07/05/2010

JÜRİ:

Başkan: Prof. Dr. Ahmet Vedat TAVŞANOĞLU

Üye : Prof. Dr. Mustafa ALÇI

Üye : Prof. Dr. Kerim GÜNEY

Üye : Doç. Dr. Nurhan KARABOĞA

Üye : Doç. Dr. İbrahim DEVELİ

ONAY:

Bu tezin kabulü, Enstitü Yönetim Kurulunun 25/05/2010 tarih ve 2010/17-08 sayılı kararı ile onaylanmıştır.

25/05/2010

Prof. Dr. Nusret AYYILDIZ
Enstitü Müdürü

TEŞEKKÜR

Öncelikle, tez çalışmam süresince bana her konuda destek olan ve yol gösteren değerli danışmanım Doç. Dr. Nurhan KARABOĞA'ya en içten teşekkürlerimi sunarım. Tezin yönlendirilmesinde katkılarını esirgemeyen değerli hocalarım Prof. Dr. Mustafa ALÇI, Prof. Dr. Kerim GÜNEY ve Prof. Dr. Derviş KARABOĞA'ya da teşekkürü bir borç bilirim. Değerli zamanını ayırarak sınavıma katılma nezaketini gösteren Sayın Prof. Dr. Ahmet Vedat TAVŞANOĞLU hocama da ayrıca teşekkür ederim.

Beni bu günlere getiren, maddi manevi desteğini esirgemeyen sevgili aileme ve ayrıca her zaman bana desteğini esirgemeyen eşime en içten teşekkürlerimi sunarım.

Bu tez çalışmasına maddi katkı sağlayan Erciyes Üniversitesi Araştırma Projeleri Birimine de teşekkürü bir borç bilirim.

YAPAY ARI KOLONİ ALGORİTMASIYLA SAYISAL SÜZGEÇ TASARIMI

Mehmet Bahadır ÇETİNKAYA
Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü
Doktora Tezi, Mayıs 2010
Tez Danışmanı: Doç. Dr. Nurhan KARABOĞA

ÖZET

Sayısal yöntemlerin üstünlüklerinden dolayı işaretler büyük çoğunlukla sayısal olarak kaydedilmekte ve iletilmektedir. Bunun sonucu olarak, sayısal işaret işleme teori ve uygulamaları çok önemli bir çalışma alanı haline gelmiştir. Özellikle, sayısal işaret işlemenin en temel uygulamalarından birisi olan sayısal süzgeç tasarımına yönelik çalışmalar dikkat çekecek düzeyde artmıştır. Sonlu darbe cevaplı (Finite Impulse Response-FIR) sayısal süzgeçler teori ve uygulama açısından iyi bir şekilde geliştirilmiş olmalarına karşın, aynı durum tasarımlarında karşılaşılan bazı önemli problemlerden dolayı sonsuz darbe cevaplı (Infinite Impulse Response-IIR) sayısal süzgeçler için geçerli değildir. Hata yüzeylerinin tek-modlu olmasından dolayı FIR süzgeçlerin tasarımında türeve dayalı algoritmalar etkin şekilde kullanılabilirken, çok-modlu hata yüzeyine sahip IIR süzgeç tasarımında bu algoritmalar yerel minimumlara takılabilmektedir. Bu nedenle IIR süzgeç tasarımlarında yeni yöntemlerin geliştirilmesine ihtiyaç duyulmuştur. Sezgisel algoritmalar küresel araştırma yetenekleri sayesinde, FIR ve IIR sayısal süzgeçleri yüksek yakınsama hızıyla başarılı bir şekilde tasarlayabilmektedirler.

Bu tez çalışmasında, en güncel sezgisel optimizasyon algoritmalarından biri olan yapay arı koloni (Artificial Bee Colony-ABC) algoritması ve bu algoritmanın geliştirilmiş bir versiyonu (Modified Artificial Bee Colony-M-ABC) hem doğrusal zamanla değişmeyen (DZD) hem de adaptif FIR ve IIR süzgeçlerin sistem modelleme ve gürültü giderimi amacıyla tasarımlarına uygulanmıştır. M-ABC ve ABC algoritmalarının doğrusal zamanla değişmeyen FIR ve IIR süzgeçler ile adaptif IIR süzgeçlerin tasarımlarındaki performansları parçacık sürüsü optimizasyon (Particle Swarm Optimization-PSO) ve diferansiyel gelişim (Differential Evolution-DE) algoritmaları ile mukayese edilmiştir. Adaptif FIR süzgeç tasarımındaki performansları ise PSO ve DE algoritmalarının yanı sıra türeve dayalı en küçük ortalama kareler (Least Mean Squares-LMS) ve normalize

edilmiş en küçük ortalama kareler (Normalized Least Mean Squares-NLMS) algoritmaları ile de mukayese edilmiştir. Ayrıca, LMS ve NLMS algoritmalarının performanslarını doğrudan etkileyen adım büyüklüğü parametresinin en iyi değerinin bulunmasına yönelik tez çalışmasında yeni bir yaklaşım önerilmiş ve tasarımlarda kullanılmıştır.

Doğrusal zamanla değişmeyen FIR ve IIR süzgeçlerin tasarımlarına yönelik uygulamaların tamamında, M-ABC algoritmasının en düşük hata değerine en yüksek yakınsama hızları ile ulaştığı ve ABC algoritmasının ortalama karesel hata ve yakınsama hızı açısından performansının PSO ve DE algoritmalarına benzer olduğu görülmüştür. Adaptif FIR ve IIR süzgeç tasarımlarında en düşük hata değerleri ve en yüksek yakınsama hızları M-ABC algoritması tarafından gerçekleştirilen tasarımlarda elde edilmiştir. Ayrıca, ABC ve PSO algoritmaları adaptif FIR süzgeç tasarımında yakınsama hızı ve hata performansı açısından türeve dayalı yaklaşımlardan daha iyi sonuçlar üretmişken, DE algoritması türeve dayalı yaklaşımlara benzer performans sergilemiştir. Adaptif IIR süzgeç tasarımında ise ABC, PSO ve DE algoritmalarının performanslarının benzer olduğu görülmüştür.

Anahtar Kelimeler : Yapay arı koloni algoritması; Doğrusal zamanla değişmeyen süzgeç tasarımı; Adaptif süzgeç tasarımı; Sistem modelleme; Gürültü giderimi.

DIGITAL FILTER DESIGN BY USING ARTIFICIAL BEE COLONY ALGORITHM

Mehmet Bahadır ÇETİNKAYA
Erciyes University, Graduate School of Natural and Applied Sciences
Ph. D. Thesis, May 2010
Thesis Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Nurhan KARABOĞA

ABSTRACT

Signals are mostly stored and transmitted digitally due to the superiority of digital methods. As a result of this, the theory and application of digital signal processing have become an important area of research. Especially, the studies intended for digital filter design which is one of the most common application of digital signal processing have attracted increasing attention. While FIR digital filters are well developed in terms of theory and application, the same is not true for digital IIR filters due to some important problems encountered in the design of these filters. Although the gradient based optimization algorithms are able to design FIR filters efficiently since their error surfaces are uni-modal, these algorithms can get stuck in local minimum of error surfaces which might be multi-modal in the design of IIR filters. Thus, it is required to improve new methods for the design of IIR filters. Due to their global search ability, the heuristic algorithms can successfully design the FIR and IIR filters with higher convergence speeds.

In this thesis, the artificial bee colony (ABC) algorithm which is one of the most novel heuristic algorithms and a modified version of this algorithm (M-ABC) are applied to the design of both linear time invariant and adaptive FIR and IIR filter structures for the aims of system identification and noise cancellation. The performance of the ABC and M-ABC algorithms in the design of linear time invariant FIR and IIR filters and adaptive IIR filters are compared to that of particle swarm optimization (PSO) and differential evolution (DE) algorithms. Moreover, the performance of ABC and M-ABC algorithms in adaptive FIR filter design are also compared to that of gradient based least mean squares (LMS) and normalized least mean squares (NLMS) algorithms. Also, a new approach is proposed in this thesis for finding the optimal value of step size

parameter, that has an direct effect on the performance, of the LMS and NLMS algorithms, and used in the simulations.

In all simulations carried out for linear time invariant FIR and IIR filter design, while the M-ABC algorithm converges to the minimum error values with the highest convergence rates, it is seen that the performance of the ABC algorithm in terms of the mean squared error and convergence speed is similar to that of PSO and DE algorithms. In the design of adaptive FIR and IIR filters, the minimum error values and the highest convergence rates are obtained in the designs realized by M-ABC algorithm. Also, while the ABC and PSO algorithms produce better results than the gradient based algorithms in terms of convergence speed and error performance in the design of adaptive FIR filters, DE algorithm demonstrated similar performance with the gradient based approaches. In the adaptive IIR filter design it is seen that the performance of the ABC, PSO and DE algorithms are similar to each other.

Keywords: Artificial bee colony algorithm; Linear time invariant filter design; Adaptive filter design; System identification; Noise cancellation.

İÇİNDEKİLER

KABUL VE ONAY i
TEŞEKKÜR ii
ÖZET iii
ABSTRACT v
KISALTMALAR LİSTESİ x
TABLOLAR LİSTESİ xi
ŞEKİLLER LİSTESİ xiii

1. BÖLÜM
GİRİŞ 1

2. BÖLÜM
SAYISAL SÜZGEÇ TASARIMI 4

2.1. FIR Süzgeç Yapısı 4
2.2. IIR Süzgeç Yapısı 7
2.3. Süzgeç Yapıları ve Adaptasyon Algoritmaları 10
2.4. Sayısal Süzgeçlerin Uygulamaları ve Tasarım Problemlerinin Tanımlanması 12
2.4.1. Sistem Modelleme 12
2.4.2. Gürültü Giderimi 13

3. BÖLÜM
SAYISAL SÜZGEÇ TASARIMINDA KULLANILAN ALGORİTMALAR 17

3.1. Türeve Dayalı Algoritmalar 18
3.1.1. En Küçük Ortalama Kareler Algoritması 18
3.1.2. Normalize Edilmiş En Küçük Ortalama Kareler Algoritması 21
3.1.3. En İyi Adım Büyüklüğü Değerinin Bulunmasına Yönelik Yeni Bir Yaklaşım 21
3.2. Modern Sezgisel Algoritmalar 25

3.2.1. Yapay Arı Koloni Algoritması 25
3.2.2. Geliştirilmiş Yapay Arı Koloni Algoritması 31
3.2.3. Parçacık Sürüsü Optimizasyon Algoritması 32
3.2.4. Diferansiyel Gelişim Algoritması 33

4. BÖLÜM
SEZGİSEL ALGORİTMALARIN SAYISAL SÜZGEÇ TASARIMINDA KULLANILMASI 35

4.1. Sayısal Süzgeç Tasarımında Genetik Algoritmanın Kullanılması 36
4.1.1. Genetik Algoritma ile Doğrusal Zamanla Değişmeyen Sayısal Süzgeçlerin Tasarımı 36
4.1.2. Genetik Algoritma ile Adaptif Süzgeçlerin Tasarımı 39
4.2. Sayısal Süzgeç Tasarımında Isıl İşlem Algoritmasının Kullanılması 41
4.2.1. Isıl İşlem Algoritması ile Doğrusal Zamanla Değişmeyen Sayısal Süzgeçlerin Tasarımı 41
4.2.2. Isıl İşlem Algoritması ile Adaptif Süzgeçlerin Tasarımı 42
4.3. Sayısal Süzgeç Tasarımında Tabu Araştırma Algoritmasının Kullanılması 42
4.3.1. Tabu Araştırma Algoritması ile Doğrusal Zamanla Değişmeyen Sayısal Süzgeçlerin Tasarımı 42
4.3.2. Tabu Araştırma Algoritması ile Adaptif Süzgeçlerin Tasarımı 43
4.4. Sayısal Süzgeç Tasarımında Diferansiyel Gelişim Algoritmasının Kullanılması 43
4.4.1. Diferansiyel Gelişim Algoritması ile Doğrusal Zamanla Değişmeyen Süzgeçlerin Tasarımı 43
4.4.2. Diferansiyel Gelişim Algoritması ile Adaptif Süzgeçlerin Tasarımı 45
4.5. Sayısal Süzgeç Tasarımında Parçacık Sürüsü Optimizasyon Algoritmasının Kullanılması 45
4.5.1. Parçacık Sürüsü Optimizasyon Algoritması ile Doğrusal Zamanla Değişmeyen Süzgeçlerin Tasarımı 45
4.5.2. Parçacık Sürüsü Optimizasyon Algoritması ile Adaptif Süzgeçlerin Tasarımı 47
4.6. Sayısal Süzgeç Tasarımında Kullanılan Diğer Sezgisel Algoritmalar 49

5. BÖLÜM
SONLU DARBE CEVAPLI SAYISAL SÜZGEÇ TASARIMINDA YAPAY ARI KOLONİ ALGORİTMASININ KULLANILMASI 54

5.1. Doğrusal Zamanla Değişmeyen FIR Süzgeç Tasarımı 54
5.1.1. Doğrusal Zamanla Değişmeyen FIR Süzgeçlerin Sistem Modelleme ile Tasarımı 55
5.1.2. Doğrusal Zamanla Değişmeyen FIR Süzgeçlerin Gürültü Giderimi Uygulaması ile Tasarımı 64
5.2. Adaptif FIR Süzgeç Tasarımı 68
5.2.1. Adaptif FIR Süzgeçlerin Sistem Modelleme ile Tasarımı 69
5.2.2. Adaptif FIR Süzgeçlerin Gürültü Giderimi Uygulaması ile Tasarımı 84

6. BÖLÜM
SONSUZ DARBE CEVAPLI SAYISAL SÜZGEÇ TASARIMINDA YAPAY ARI KOLONİ ALGORİTMASININ KULLANILMASI 91

6.1. Doğrusal Zamanla Değişmeyen IIR Süzgeç Tasarımı 91
6.1.1. Doğrusal Zamanla Değişmeyen IIR Süzgeçlerin Sistem Modelleme ile Tasarımı 92
6.1.2. Doğrusal Zamanla Değişmeyen IIR Süzgeçlerin Gürültü Giderimi Uygulaması ile Tasarımı 104
6.2. Adaptif IIR Süzgeç Tasarımı 109
6.2.1. Adaptif IIR Süzgeçlerin Sistem Modelleme ile Tasarımı 109
6.2.2. Adaptif IIR Süzgeçlerin Gürültü Giderimi Uygulaması ile Tasarımı 124

7. BÖLÜM
SONUÇ VE DEĞERLENDİRME 130

KAYNAKLAR 136
ÖZGEÇMİŞ 149

KISALTMALAR LİSTESİ

FIR	Sonlu Darbe Cevaplı
IIR	Sonsuz Darbe Cevaplı
LMS	En Küçük Ortalama Kareler
NLMS	Normalize Edilmiş En Küçük Ortalama Kareler
ABC	Yapay Arı Koloni
M-ABC	Geliştirilmiş Yapay Arı Koloni
PSO	Parçacık Sürüsü Optimizasyonu
DE	Diferansiyel Gelişim
GA	Genetik Algoritma
MSE	Ortalama Karesel Hata
SNR	İşaret/Gürültü Oranı
AWGN	Toplanabilir Beyaz Gauss Gürültüsü
Mr	Modifikasyon Oranı
AI	Yapay Bağışıklık
TS	Tabu Araştırma
ACO	Karınca Koloni Optimizasyonu
NP	Popülasyon Sayısı
CSD	Kanonik İşaretlenmiş Dijit
POT	İkinin Kuvvetleri
SD	Standart Sapma

TABLOLAR LİSTESİ

		Sayfa
Tablo 4.1	1975-2010 tarihleri arasında sezgisel algoritmaların doğrusal zamanla değişmeyen ve adaptif süzgeçlerin tasarımında kullanılmasına yönelik literatürde yapılan çalışmalar	53
Tablo 5.1	Doğrusal zamanla değişmeyen FIR süzgeç tasarımında sezgisel algoritmalar için kullanılan kontrol parametre değerleri	54
Tablo 5.2	Uygulama 5.1 için minimum hata değerlerinin elde edildiği koşmalarda M- ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları tarafından tasarlanan FIR süzgeçlerin katsayı değerleri	57
Tablo 5.3	Uygulama 5.2 için en küçük MSE değerlerinde M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları tarafından elde edilen FIR süzgeç katsayı değerleri	60
Tablo 5.4	Uygulama 5.3 için en iyi tasarımların gerçekleştirildiği koşmalarda M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları tarafından elde edilen FIR süzgeç katsayı değerleri	62
Tablo 5.5	Uygulamalarda algoritmalar için elde edilen standart sapma ve ortalama MSE değerleri	64
Tablo 5.6	Doğrusal zamanla değişmeyen FIR süzgeç tasarımına yönelik gürültü giderimi uygulamasında en iyi tasarımların gerçekleştirildiği koşmalarda sezgisel algoritmalar tarafından elde edilen FIR süzgeç katsayı değerleri	67
Tablo 5.7	Gürültü giderimi uygulamasında algoritmalar için elde edilmiş olan standart sapma ve ortalama MSE değerleri	68
Tablo 5.8	Adaptif FIR süzgeç tasarımında sezgisel algoritmaların kontrol parametre değerleri	68
Tablo 5.9	Uygulama 5.4 için algoritmalar tarafından tasarlanan optimal adaptif FIR süzgeçlerin katsayı değerleri	74
Tablo 5.10	Uygulama 5.5 için algoritmalar tarafından tasarlanmış olan optimal adaptif FIR süzgeçlerin katsayı değerleri	78
Tablo 5.11	Uygulama 5.6 için algoritmalar tarafından tasarlanmış olan optimal adaptif FIR süzgeçlerin katsayı değerleri	82

Tablo 5.12	Adaptif gürültü giderimi uygulamasında algoritmalar tarafından tasarlanan optimal FIR süzgeçlerin katsayı değerleri	90
Tablo 6.1	Doğrusal zamanla değişmeyen IIR süzgeç tasarımında algoritmalar için kullanılan kontrol parametre değerleri	91
Tablo 6.2	Uygulama 6.1 için en iyi tasarımların gerçekleştirildiği koşmalarda M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları tarafından elde edilen FIR süzgeç katsayı değerleri	95
Tablo 6.3	Uygulama 6.2 için M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları tarafından tasarlanan optimal IIR süzgeçlerin katsayı değerleri	99
Tablo 6.4	Uygulama 6.3 için M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları tarafından tasarlanan optimal IIR süzgeçlerin katsayı değerleri	102
Tablo 6.5	Sezgisel algoritmalar için uygulamalarda elde edilen standart sapma ve ortalama MSE değerleri	104
Tablo 6.6	Gürültü giderimi ile IIR süzgeç tasarımında en düşük hata değerine ulaşılan koşmalarda algoritmalar tarafından elde edilen süzgeç katsayı değerleri	108
Tablo 6.7	Gürültü giderimi uygulamasında algoritmalar için elde edilmiş olan standart sapma ve ortalama MSE değerleri	109
Tablo 6.8	Adaptif IIR süzgeç tasarımına yönelik uygulamalarda sezgisel algoritmalar için kullanılan kontrol parametre değerleri	109
Tablo 6.9	Uygulama 6.4 için en iyi tasarımların gerçekleştirildiği koşmalarda M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları tarafından tasarlanan adaptif IIR süzgeçlerin katsayı değerleri	114
Tablo 6.10	Uygulama 6.5 için en iyi tasarımların gerçekleştirildiği koşmalarda sezgisel algoritmalar tarafından elde edilen IIR süzgeç katsayı değerleri	118
Tablo 6.11	M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları tarafından tasarlanan ve altıncı dereceden dinamik sistemi en iyi modelleyen dördüncü dereceden adaptif IIR süzgeçlerin katsayı değerleri	122
Tablo 6.12	Gürültü giderimine yönelik adaptif IIR süzgeç tasarımında en düşük hata değerine ulaşılan koşmalarda M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları tarafından elde edilen katsayı değerleri	129

ŞEKİLLER LİSTESİ

		Sayfa
Şekil 2.1	İleri beslemeli FIR süzgeç yapısı	4
Şekil 2.2	İki parametreli bir FIR süzgece ait hata performans yüzeyi	6
Şekil 2.3	İki parametreli FIR süzgecin hata performans yüzeyine ait kontur eğrileri	6
Şekil 2.4	FIR süzgece geri besleme katının ilave edilmesiyle oluşan IIR süzgeç yapısı	7
Şekil 2.5	Direkt Form IIR süzgeç yapısı	8
Şekil 2.6	İki parametreli bir IIR süzgece ait hata performans yüzeyi	9
Şekil 2.7	İki parametreli IIR süzgecin hata performans yüzeyine ait kontur eğrileri	9
Şekil 2.8	Adaptif süzgecin blok diyagramı	11
Şekil 2.9	Sistem modelleme uygulaması ile sayısal süzgeç tasarımı	13
Şekil 2.10	Gürültü giderimi uygulaması ile sayısal süzgeç tasarımı	14
Şekil 3.1	LMS algoritması ile adaptif süzgeçleme süreci	18
Şekil 3.2	LMS algoritmasının akış diyagramı	20
Şekil 3.3	Adım büyüklüğü parametresi için LMS ve NLMS algoritmalarına ait analiz grafikleri	23
Şekil 3.4	Farklı μ değerleri için LMS ve NLMS algoritmalarının yakınsama hızları	24
Şekil 3.5	ABC algoritmasının akış diyagramı	26
Şekil 4.1	1975-2010 yılları arasında her bir sezgisel algoritma için doğrusal zamanla değişmeyen süzgeç tasarımına yönelik yapılan yayın sayıları	52
Şekil 4.2	1975-2010 yılları arasında her bir sezgisel algoritma için adaptif süzgeç tasarımına yönelik yapılan yayın sayıları	52
Şekil 5.1	Sistem modelleme uygulaması ile doğrusal zamanla değişmeyen FIR süzgeç tasarımı	55
Şekil 5.2	Beşinci dereceden dinamik sistemi M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile modelleyen dördüncü dereceden FIR süzgeçlere ait (a) Genlik cevapları (b) Güç spektrumları	56

Şekil 5.3	Beşinci dereceden dinamik sistemi modelleyen dördüncü dereceden FIR süzgecin tasarımında M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmalarının yakınsama hızları	57
Şekil 5.4	Onuncu dereceden dinamik sistemi M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile modelleyen altıncı dereceden FIR süzgeçlere ait (a) Genlik cevapları (b) Güç spektrumları	58
Şekil 5.5	Onuncu dereceden dinamik sistemi modelleyen altıncı dereceden FIR süzgecin tasarımında M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmalarının yakınsama hızları	59
Şekil 5.6	On dördüncü dereceden dinamik sistemi M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile modelleyen on ikinci dereceden FIR süzgeçlere ait (a) Genlik cevapları (b) Güç spektrumları	61
Şekil 5.7	On dördüncü dereceden dinamik sistemi modelleyen on ikinci dereceden FIR süzgecin tasarımında M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmalarının yakınsama hızları	62
Şekil 5.8	M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmalarının farklı işaret/gürültü oranları için performanslarının karşılaştırılması	63
Şekil 5.9	Gürültü giderimi uygulaması ile doğrusal zamanla değişmeyen FIR süzgeç tasarımı	64
Şekil 5.10	Doğrusal zamanla değişmeyen FIR süzgeçlerin gürültü giderimi uygulaması ile tasarımında kullanılan temel işaretler	65
Şekil 5.11	M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile tasarlanmış doğrusal zamanla değişmeyen FIR süzgeçler kullanılarak süzgeçlenmiş EKG işaretleri	66
Şekil 5.12	Doğrusal zamanla değişmeyen FIR süzgeç tasarımına yönelik gürültü giderimi uygulaması için M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmalarının yakınsama hızları ve hata performansları	67
Şekil 5.13	Sistem modelleme uygulaması ile adaptif FIR süzgeç tasarımı	69
Şekil 5.14	Uygulama 5.4 için LMS ve NLMS algoritmalarına ait adım büyüklüğü analiz grafikleri	70
Şekil 5.15	Beşinci dereceden dinamik sistemi sezgisel M-ABC, ABC, PSO, DE ve türeve dayalı LMS, NLMS algoritmaları ile modelleyen dördüncü dereceden optimal adaptif FIR süzgeçlerin (a) Genlik cevapları (b) Güç spektrumları	71

Şekil 5.16	Sezgisel M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile türeve dayalı LMS ve NLMS algoritmaları için 15 rasgele koşmanın ortalamasından elde edilmiş olan yakınsama grafikleri	72
Şekil 5.17	En düşük hata değerinin elde edildiği koşmalarda M-ABC ve ABC algoritmaları ile tasarlanan adaptif FIR süzgeçlerin katsayı gelişim grafikleri	73
Şekil 5.18	Uygulama 5.5 için LMS ve NLMS algoritmalarına ait adım büyüklüğü analiz grafikleri	75
Şekil 5.19	Onuncu dereceden dinamik sistemi sezgisel M-ABC, ABC, PSO, DE ve türeve dayalı LMS, NLMS algoritmaları ile modelleyen yedinci dereceden adaptif FIR süzgeçler için en düşük hata değerinin elde edildiği koşmalara ait (a) Genlik cevapları (b) Güç spektrumları	75
Şekil 5.20	Sezgisel M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile türeve dayalı LMS ve NLMS algoritmaları için 15 rasgele koşmanın ortalamasında elde edilmiş olan yakınsama grafikleri	77
Şekil 5.21	M-ABC ve ABC algoritmaları için en düşük hata değerinin elde edildiği koşmalara ait katsayı gelişim grafikleri	77
Şekil 5.22	Uygulama 5.6 için LMS ve NLMS algoritmalarına ait adım büyüklüğü analiz grafikleri	79
Şekil 5.23	On ikinci dereceden dinamik sistemi sezgisel M-ABC, ABC, PSO, DE ve türeve dayalı LMS, NLMS algoritmaları ile modelleyen dokuzuncu dereceden optimal adaptif FIR süzgeçlerin (a) Genlik cevapları (b) Güç spektrumları	80
Şekil 5.24	Sezgisel M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile türeve dayalı LMS ve NLMS algoritmaları için 15 rasgele koşmanın ortalamasında elde edilen yakınsama grafikleri	81
Şekil 5.25	M-ABC ve ABC algoritmaları için en düşük hata değerinin elde edildiği koşmalara ait katsayı gelişim grafikleri	81
Şekil 5.26	Farklı işaret/gürültü oranları için sezgisel tabanlı yaklaşımların performans mukayesesi	83
Şekil 5.27	Türeve dayalı LMS ve NLMS algoritmalarının farklı işaret/gürültü oranları için performanslarının karşılaştırılması	84

Şekil 5.28	Gürültü giderimi uygulaması ile adaptif FIR süzgeç tasarımı	84
Şekil 5.29	Adaptif gürültü giderimi uygulaması için LMS ve NLMS algoritmalarına ait adım büyüklüğü analiz grafikleri	85
Şekil 5.30	Gürültü giderimi uygulamasına yönelik adaptif FIR süzgeç tasarımında kullanılan temel işaretler	86
Şekil 5.31	M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile tasarlanan adaptif FIR süzgeçler kullanılarak süzgeçlenmiş EKG işaretleri	87
Şekil 5.32	LMS ve NLMS algoritmaları ile tasarlanan adaptif FIR süzgeçler kullanılarak süzgeçlenmiş EKG işaretleri	88
Şekil 5.33	Sezgisel M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile türeve dayalı LMS ve NLMS algoritmaları için 15 rasgele koşmanın ortalamasında elde edilmiş olan yakınsama grafikleri	89
Şekil 5.34	En düşük hata değerinin elde edildiği koşmalarda M-ABC ve ABC algoritmaları tarafından tasarlanan süzgeçlere ait katsayı gelişim grafikleri	89
Şekil 6.1	Doğrusal zamanla değişmeyen IIR süzgeçlerin sistem modelleme ile tasarımı	92
Şekil 6.2	İkinci dereceden dinamik sistemi M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile modelleyen birinci dereceden IIR süzgeçlerin (a) Genlik cevapları (b) Güç spektrumları	93
Şekil 6.3	İkinci dereceden dinamik sistemi modelleyen birinci dereceden IIR süzgecin tasarımında M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmalarının yakınsama hızları	94
Şekil 6.4	İkinci dereceden sistemi modelleyen birinci dereceden IIR süzgeçlere ait kutup-sıfır diyagramları	95
Şekil 6.5	Beşinci dereceden dinamik sistemi M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile modelleyen beşinci dereceden IIR süzgeçlere ait (a) Genlik cevapları (b) Güç spektrumları	96
Şekil 6.6	Beşinci dereceden dinamik sistemi modelleyen beşinci dereceden IIR süzgecin tasarımında M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmalarının yakınsama hızları	98
Şekil 6.7	Beşinci dereceden sistemi modelleyen beşinci dereceden IIR süzgeçlere ait kutup-sıfır diyagramları	98

Şekil 6.8	Altıncı dereceden dinamik sistemi M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile modelleyen dördüncü dereceden IIR süzgeçlere ait (a) Genlik cevapları (b) Güç spektrumları	100
Şekil 6.9	Altıncı dereceden dinamik sistemi modelleyen dördüncü dereceden IIR süzgecin tasarımında M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmalarının yakınsama hızları	101
Şekil 6.10	Altıncı dereceden sistemi modelleyen dördüncü dereceden IIR süzgeçlere ait kutup-sıfır diyagramları	101
Şekil 6.11	Farklı işaret/gürültü oranlarında M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmalarının performans karşılaştırması	103
Şekil 6.12	Gürültü giderimi uygulamasına yönelik sezgisel algoritmalara dayalı doğrusal zamanla değişmeyen IIR süzgeç tasarımı	104
Şekil 6.13	Doğrusal zamanla değişmeyen IIR süzgeçlerin gürültü giderimi uygulaması ile tasarımında kullanılan temel işaretler	105
Şekil 6.14	M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile tasarlanan doğrusal zamanla değişmeyen IIR süzgeçler kullanılarak süzgeçlenmiş EKG işaretleri	106
Şekil 6.15	Gürültü giderimi uygulamasına yönelik doğrusal zamanla değişmeyen IIR süzgeç tasarımında M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmalarının yakınsama hızları ve hata performansları	107
Şekil 6.16	Sezgisel algoritmalar kullanılarak gürültü giderimi uygulamasına yönelik tasarlanmış olan altıncı dereceden optimal IIR süzgeçlere ait kutup-sıfır diyagramları	107
Şekil 6.17	Adaptif IIR süzgeçlerin sistem modelleme uygulaması ile tasarımı	110
Şekil 6.18	İkinci dereceden dinamik sistemi M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile modelleyen birinci dereceden optimal adaptif IIR süzgeçlerin (a) Genlik cevapları (b) Güç spektrumları	111
Şekil 6.19	İkinci dereceden dinamik sistemi modelleyen birinci dereceden IIR süzgeçlerin tasarımında sezgisel algoritmalarının yakınsama hızları	112
Şekil 6.20	M-ABC ve ABC algoritmaları için en düşük hata değerinin elde edildiği koşmalara ait katsayı gelişim grafikleri	113
Şekil 6.21	İkinci dereceden sistemi modelleyen birinci dereceden adaptif IIR süzgeçlere ait kutup-sıfır diyagramları	113

Şekil 6.22	Beşinci dereceden dinamik sistemi M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile modelleyen beşinci dereceden adaptif IIR süzgeçlerin (a)Genlik cevapları (b) Güç spektrumları	115
Şekil 6.23	Beşinci dereceden dinamik sistemi modelleyen beşinci dereceden adaptif IIR süzgeçlerin tasarımında M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmalarının yakınsama hızları	116
Şekil 6.24	M-ABC algoritması ile en düşük hata değerinin elde edildiği koşmada tasarlanmış olan adaptif IIR süzgecin katsayı gelişim grafikleri	116
Şekil 6.25	ABC algoritması ile en düşük hata değerinin elde edildiği koşmada tasarlanmış olan adaptif IIR süzgecin katsayı gelişim grafikleri	117
Şekil 6.26	Beşinci dereceden sistemi modelleyen beşinci dereceden adaptif IIR süzgeçlere ait kutup-sıfır diyagramları	117
Şekil 6.27	Altıncı dereceden dinamik sistemi M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile modelleyen dördüncü dereceden adaptif IIR süzgeçlere ait (a) Genlik cevapları (b) Güç spektrumları	119
Şekil 6.28	Altıncı dereceden dinamik sistemi modelleyen dördüncü dereceden adaptif IIR süzgeçlerin tasarımında sezgisel algoritmalarının yakınsama hızları	120
Şekil 6.29	M-ABC algoritması ile en düşük hata değerinin elde edildiği koşmada tasarlanmış olan adaptif IIR süzgecin katsayı gelişim grafikleri	121
Şekil 6.30	ABC algoritması ile en düşük hata değerinin elde edildiği koşmada tasarlanmış olan adaptif IIR süzgecin katsayı gelişim grafikleri	121
Şekil 6.31	Altıncı dereceden sistemi modelleyen dördüncü dereceden adaptif IIR süzgeçlere ait kutup-sıfır diyagramları	122
Şekil 6.32	Farklı SNR oranları için M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmalarının performans karşılaştırması	123
Şekil 6.33	Gürültü giderimi uygulamasına yönelik sezgisel algoritmalara dayalı adaptif IIR süzgeç tasarımı	124
Şekil 6.34	Adaptif IIR süzgeçlerin gürültü giderimi uygulaması ile tasarımında kullanılan temel işaretler	125

Şekil 6.35 M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile tasarlanmış olan adaptif IIR süzgeçler kullanılarak süzgeçlenmiş EKG işaretleri 126

Şekil 6.36 Gürültü giderimi uygulamasına yönelik adaptif IIR süzgeçlerin tasarımında sezgisel algoritmalarının yakınsama hızları ve hata performansları 127

Şekil 6.37 M-ABC algoritması ile en düşük hata değerinin elde edildiği koşmada tasarlanmış olan adaptif IIR süzgecin katsayı gelişim grafikleri 127

Şekil 6.38 ABC algoritması ile en düşük hata değerinin elde edildiği koşmada tasarlanmış olan adaptif IIR süzgecin katsayı gelişim grafikleri 128

Şekil 6.39 Gürültü giderimi uygulamasına yönelik sezgisel algoritmalar ile tasarlanan beşinci dereceden optimal adaptif IIR süzgeçlerin kutup-sıfır diyagramları 128

1. BÖLÜM

GİRİŞ

Fiziksel bir durum hakkında bilgi taşıyan, bir veya birden fazla değişkene bağlı olan fonksiyonlar işaret olarak adlandırılırlar. İletim kanalının karakteristik özelliklerinden dolayı oluşan bozulmalar ve iletim hattı boyunca harici etkenlerin neden olduğu gürültü bileşenleri, bilgi taşıyan işareti zayıflatmakta ve işaret üzerinde bozucu etkiler oluşturmaktadır. İşaret üzerindeki istenmeyen bileşenleri yok etmek için, süzgeç olarak adlandırılan yapılar kullanılmaktadır. Süzgeçleme, işaretin belirli frekanslarının güçlendirildiği, zayıflatıldığı veya işaretin bazı arzu edilen özel operasyonlara tabii tutulduğu bir işlemdir [1]. Süzgeçlerin hem analog hem de sayısal formda gerçekleştirilmesi mümkündür. Sayısal süzgeçler güvenilir ve düşük maliyetli olmalarının yanı sıra bozulmalardan daha az etkilendikleri ve daha esnek yapıda oldukları için analog süzgeçlere göre daha çok tercih edilmektedirler [2]. Sayısal süzgeçler iki ana grupta incelenebilir: Sonlu darbe cevaplı (Finite Impulse Response-FIR) sayısal süzgeçler ve sonsuz darbe cevaplı (Infinite Impulse Response-IIR) sayısal süzgeçler. FIR süzgeçlerin hata yüzeyleri konveks yapıdadır, bu nedenle hata yüzeylerinde en iyi çözümü temsil eden tek bir minimum noktaları (küresel minimum) bulunur, yani tek-modlu ve kuadratik bir hata yüzeyine sahiptirler. Ayrıca, geri beslemesiz bir yapıya sahip oldukları için daima kararlıdırlar [3]. IIR süzgeçlerin hata yüzeyleri ise süzgeç katsayılarına göre çok-modludur ve kuadratik değildir. Bu nedenle en iyi çözümleri temsil eden küresel minimumların yanı sıra daha kötü çözümleri temsil eden yerel minimum noktalarını da içerebilmektedir. Ayrıca, adaptasyon süreci boyunca süzgeç sürekli olarak kararlı kalmayıp kararsız bir davranışda sergileyebilmektedir [4,5]. Hata yüzeylerinin analitik tanımlamalarının basit olmasından ve daima kararlı yapıda olmalarından dolayı, sonlu darbe cevaplı süzgeçlerin teori ve uygulamaları iyi bir şekilde geliştirilmiştir [6]. FIR süzgeçlerin önemli avantajlarına ve

IIR süzgeçlerin tasarımında karşılaşılan zorluklara rağmen, aynı dereceden FIR süzgeçlere göre performanslarının belirgin derecede iyi olmasından ve donanım maliyetini düşürmelerinden dolayı son yıllarda IIR süzgeç tasarımı önemli bir çalışma alanı haline gelmiştir [6,7].

Hata yüzeyleri tek-modlu ve kuadratik olduğundan dolayı FIR süzgeçlerin tasarımında türeve dayalı algoritmalar etkin şekilde kullanılabilirken, kuadratik olmayan çok-modlu hata yüzeylerine sahip IIR süzgeçlerin tasarımında kullanıldıklarında yerel minimumlara takılabilmekte ve küresel minimumlara genellikle ulaşamamaktadırlar [6,8]. IIR süzgeçlerin tasarımında karşılaşılan zorlukların üstesinden gelebilmek için, sezgisel optimizasyon algoritmaları kullanılır. Sezgisel optimizasyon algoritmaları sahip oldukları küresel araştırma yetenekleri sayesinde çok-modlu hata yüzeylerinde küresel minimumlara veya yakınındaki çözümlere yüksek yakınsama hızları ile ulaşabilmekte ve arzu edilen tasarımları etkin şekilde gerçekleştirebilmektedir.

Frekans özellikleri zamandan bağımsız durağan işaretlerin işlenmesinde doğrusal zamanla değişmeyen süzgeç yapıları yeterli olmaktadır. Fakat, çoğu durumda üzerinde çalışılan işaretin istatistiksel özellikleri bilinmemekte ve işaretin frekans özellikleri zamana bağlı olarak değişmektedir. İstatistiksel özellikleri bilinmeyen veya durağan olmayan işaretlerin işlenmesinde, geleneksel metotlarla tasarlanan süzgeçler büyük oranda yetersiz kalmakta fakat bu tip işaretlerin işlenmesinde adaptif süzgeçler çok başarılı şekilde kullanılmaktadır [9,10]. Adaptif süzgeçler, katsayılarının adaptif olarak ayarlanması suretiyle bir hata fonksiyonunu optimize etmek veya daha önceden tanımlanmış olan bir optimizasyon kriterini sağlayabilmek için tanımlanmış olan zamanla değişen süzgeç yapılarıdır [11]. Klasik işaret işleme tekniği ile adaptif işaret işleme tekniği arasındaki temel fark, klasik işaret işleme sistemlerinde durağan yapılar analiz edilebilirken adaptif işaret işleme sistemlerinde karakteristikleri her bir iterasyonda sürekli olarak değişen yapılar analiz edilebilmektedir.

Bu tez çalışmasında, Karaboğa [12] tarafından 2005 yılında önerilmiş olan yapay arı koloni algoritması ve bu algoritmanın geliştirilmiş bir versiyonu literatürde ilk kez adaptif olmayan FIR, adaptif FIR ve adaptif IIR süzgeçlerin tasarımlarına yönelik kullanılmış ve bu alandaki performansları diğer bazı türeve dayalı ve sezgisel algoritmalar ile mukayese edilmiştir.

Tez çalışmasının ikinci bölümünde, sayısal FIR ve IIR süzgeçler hakkında genel bilgiler verilerek bu süzgeçlerin en temel uygulama alanlarından olan sistem modelleme ve gürültü giderimi problemleri tanıtılmıştır.

Üçüncü bölümde, öncelikle adaptif FIR süzgeçlerin tasarımında kullanılmış olan türeve dayalı en küçük ortalama kareler (Least Mean Squares-LMS) ve normalize edilmiş en küçük ortalama kareler (Normalized Least Mean Squares-NLMS) algoritmaları anlatılarak, bu algoritmaların performanslarını doğrudan etkileyen adım büyüklüğü parametresinin en iyi değerinin bulunmasına yönelik geliştirilen yeni bir yaklaşım tanıtılmıştır. Daha sonra, bütün tasarımlarda kullanılan ve modern sezgisel algoritmalardan olan yapay arı koloni (Artificial Bee Colony-ABC), geliştirilmiş yapay arı koloni (Modified Artificial Bee Colony- M-ABC), parçacık sürüsü optimizasyon (Particle Swarm Optimization-PSO) ve diferansiyel gelişim (Differential Evolution-DE) algoritmaları anlatılmıştır.

Dördüncü bölüm, modern sezgisel algoritmaların sayısal süzgeç tasarımında kullanılmasına yönelik detaylı bir literatür taramasını içermektedir.

Tez çalışmasının beşinci bölümünde, hem adaptif olmayan hem de adaptif FIR süzgeçlerin tasarımları sistem modelleme ve gürültü giderimi uygulamaları için gerçekleştirilerek mukayeseli analizleri yapılmıştır.

Altıncı bölümde, adaptif ve adaptif olmayan IIR süzgeçlerin sistem modelleme ve gürültü giderimi uygulamalarına yönelik tasarımları gerçekleştirilerek detaylı analizleri yapılmış ve elde edilen veriler mukayeseli olarak sunulmuştur.

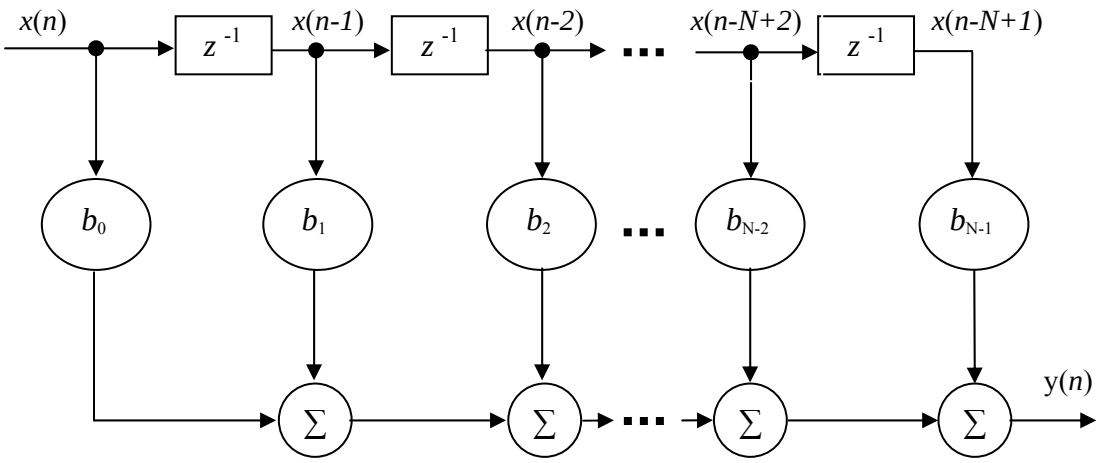
Yedinci bölümde ise, sonuçlar ve değerlendirmeler verilmiştir.

2. BÖLÜM

SAYISAL SÜZGEÇ TASARIMI

2.1. FIR Süzgeç Yapısı

En yaygın olarak kullanılan FIR süzgeç yapısı Şekil 2.1 ile gösterilmiş olan ileri beslemeli süzgeç (Transversal Filter) yapısıdır [3]. İleri beslemeli süzgeç yapısı, dallı gecikme hatlı (Tapped-Delay line) süzgeç veya sonlu darbe cevaplı süzgeç olarak da adlandırılmaktadır.



Şekil 2.1. İleri beslemeli FIR süzgeç yapısı

Görüldüğü gibi FIR süzgeç yapısı birim geciktirme elemanı, çarpıcı ve toplayıcı olmak üzere üç temel elemandan oluşmaktadır. Birim geciktirme elemanlarının sayısı darbe cevabının sonlu süresini tanımlamaktadır. *N-1* olarak gösterilmiş olan birim geciktirme elemanların sayısı süzgecin derecesini belirlemektedir. Çarpıcı elemanlar ise bağlı oldukları giriş işaretini ilgili süzgeç katsayısı ile çarparlar. Yani, *k.* geciktiricinin çıkışını temsil eden *x(n-k)* girişine karşılık çarpıcının çıkışında $b_k x(n-k)$ çıkışı üretilecektir. Toplayıcılar ise, çarpıcı çıkışlarını birbiri ile toplayarak süzgece ait toplam

çıkışı üretecektir. Yukarıda verilmiş olan FIR süzgecin giriş çıkış ilişkisi aşağıdaki gibi verilebilir,

$$y(n) = \sum_{k=0}^{N-1} b_k x(n-k) \tag{2.1}$$

burada *x(n)* giriş işaretini, *y(n)* ise süzgeç çıkışını temsil etmektedir. FIR süzgecin katsayılarını temsil eden w ağırlık vektörü ise aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır,

$$w = [b_0 \ b_1 \ ... \ b_{N-1}]^T \tag{2.2}$$

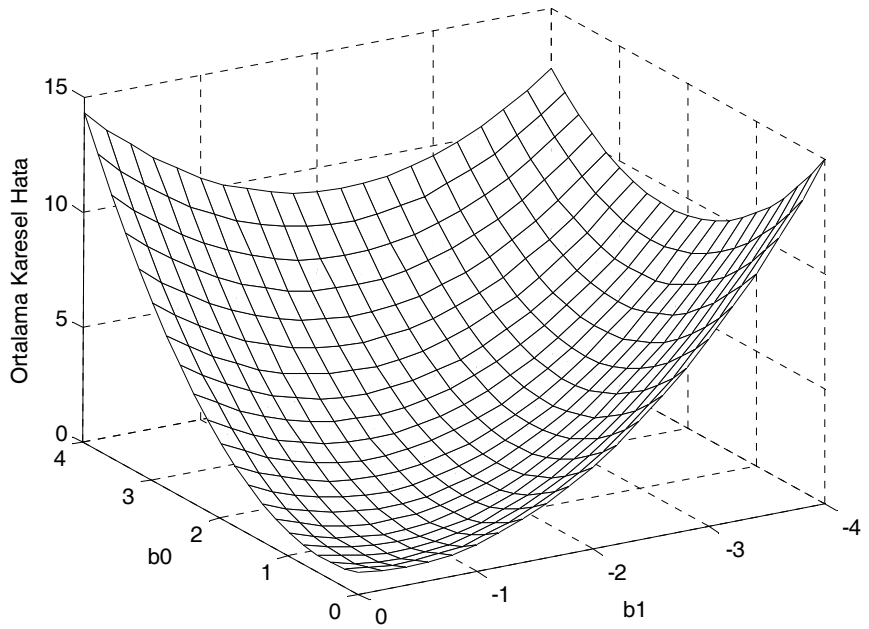
Süzgeçlerin hata yüzeyi ve eşhata (Contour) eğrisi özelliklerinin bilinmesi, tasarım sırasında kullanılacak yöntemin ve süzgeç performansının tanımlanabilmesi açısından önemlidir. Hata yüzeyleri tek-modlu ise süzgecin tek bir minimum noktası (küresel minimum) olacağından bu tarz süzgeçlerin tasarımında türeve dayalı yöntemler tercih edilebilirler. Fakat hata yüzeyleri çok-modlu olan, yani küresel minimum noktasının yanı sıra yerel minimumları da içeren süzgeçlerde türeve dayalı algoritmalar yerel minimum noktalara takılarak kötü çözümlere yakınsayabilirler. Bu tip süzgeçlerin tasarımında küresel araştırma yeteneğine sahip yöntemler tercih edilmelidir. Hata yüzeyleri ve eşhata eğrileri ortalama karesel hata (Mean Squared Error-MSE) cinsinden tanımlanırlar.

FIR süzgeçler tek-modlu hata yüzeyine sahip oldukları için, tasarımlarında türeve dayalı algoritmalar etkin şekilde kullanılabilir. Ortalama karesel hata fonksiyonu Eşitlik 2.3 ile tanımlanmış olan iki parametreli FIR süzgece ait hata yüzeyi Şekil 2.2 ile verilmiştir. Süzgeç kuadratik olduğu için hata yüzeyi konveks yapıdadır ve tek bir minimum noktası bulunmaktadır. Giriş işareti veya bilgi işareti durağan olmadığında, MSE yüzeyinin minimum noktası zamana göre değişebilir fakat daima tek bir minimum noktası olur [9].

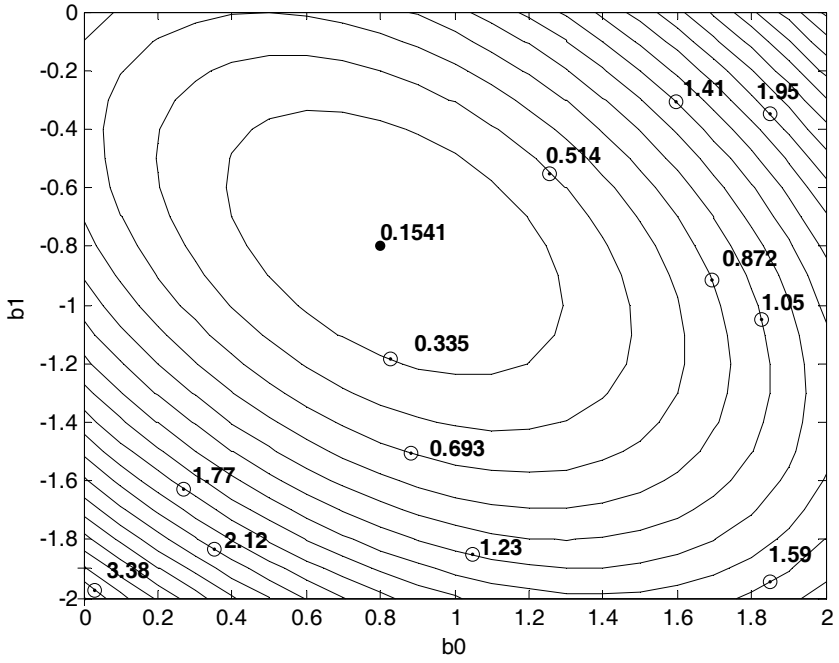
$$J(b_0, b_1) = 0.9486 - 1.0544b_0 + 0.8961b_1 + b_0b_1 + 1.1(b_0^2 + b_1^2) \tag{2.3}$$

Şekil 2.2 ile verilmiş olan hata yüzeyine ait eşhata diyagramı Şekil 2.3'te gösterilmiştir. Bir eşhata halkası üzerindeki bütün noktaların ortalama karesel hata değeri sabittir ve eşhata halkası üzerinde verilmiş olan değere eşittir. Diyagramın merkezinde bulunan

nokta en küçük ortalama karesel hatanın ($J_{\min} = 0.1541$) elde edildiği noktadır ve Şekil 2.2 ile verilmiş olan hata performans yüzeyinin en dip noktasını yani küresel minimum noktasını temsil eder.



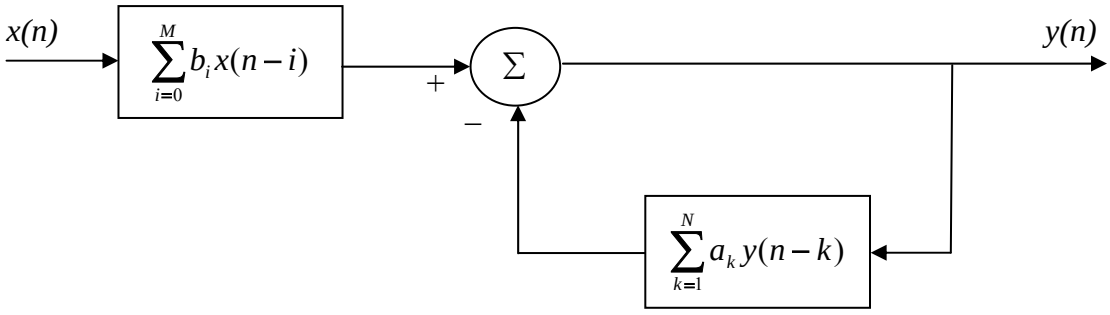
Şekil 2.2. İki parametreli bir FIR süzgece ait hata performans yüzeyi



Şekil 2.3. İki parametreli FIR süzgecin hata performans yüzeyine ait eşhata eğrileri

2.2. IIR Süzgeç Yapısı

Sonsuz darbe cevaplı süzgeçler ile sonlu darbe cevaplı süzgeçler arasındaki en temel fark, geri besleme katıdır. FIR süzgeçlere geri besleme katı ilave edildiğinde IIR süzgeçler elde edilirler. Bir FIR süzgece geri besleme katının ilave edilmesiyle oluşan IIR süzgeç yapısı Şekil 2.4 ile gösterilmiştir [5]. IIR süzgeçler geri beslemeli yapıda oldukları için darbe cevapları sonsuz uzunluktadır. Geri beslemeli yapının getirdiği önemli bir problem ise, kararsızlıktır. Geri besleme katsayıları uygun bir şekilde seçilemez ise, tasarlanan süzgeç kararsız olabilmektedir.



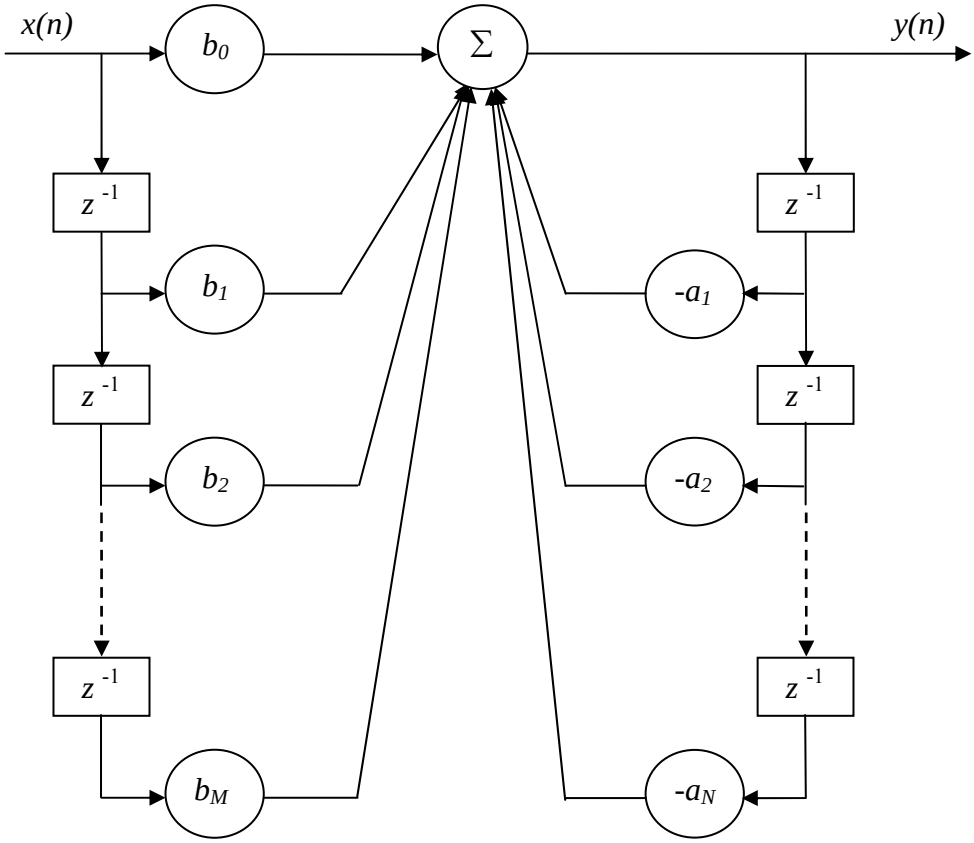
Şekil 2.4. FIR süzgece geri besleme katının ilave edilmesiyle oluşan IIR süzgeç yapısı

Literatürde en sık kullanılan IIR süzgeç yapılarından birisi olan ve bu tez çalışmasında da kullanılan Direkt Form IIR süzgeç yapısı Şekil 2.5 ile gösterilmiştir. Görüldüğü gibi, IIR süzgeç yapıları da birim geciktirme elemanı, çarpıcı ve toplayıcı olmak üzere üç temel elemandan oluşmaktadır. Şekil 2.5 ile verilmiş olan direkt form bir IIR süzgeç aşağıdaki fark denklemi ile tanımlanabilir,

$$y(n) = \sum_{i=0}^{M} b_i x(n-i) - \sum_{k=1}^{N} a_k y(n-k) \tag{2.4}$$

burada, a_k ve b_i süzgeç katsayılarını temsil etmektedir. *x(n)* ve *y(n)*, sırasıyla, giriş ve çıkış işaretlerini, $N(\geq M)$ ise süzgecin derecesini tanımlamaktadır. IIR süzgeç katsayılarını temsil eden parametre vektörü aşağıdaki gibi tanımlanmıştır,

$$w = \left[a_1\ a_2 \ldots a_N\ b_0\ b_1 \ldots b_M \right]^T \tag{2.5}$$



Şekil 2.5. Direkt Form IIR süzgeç yapısı

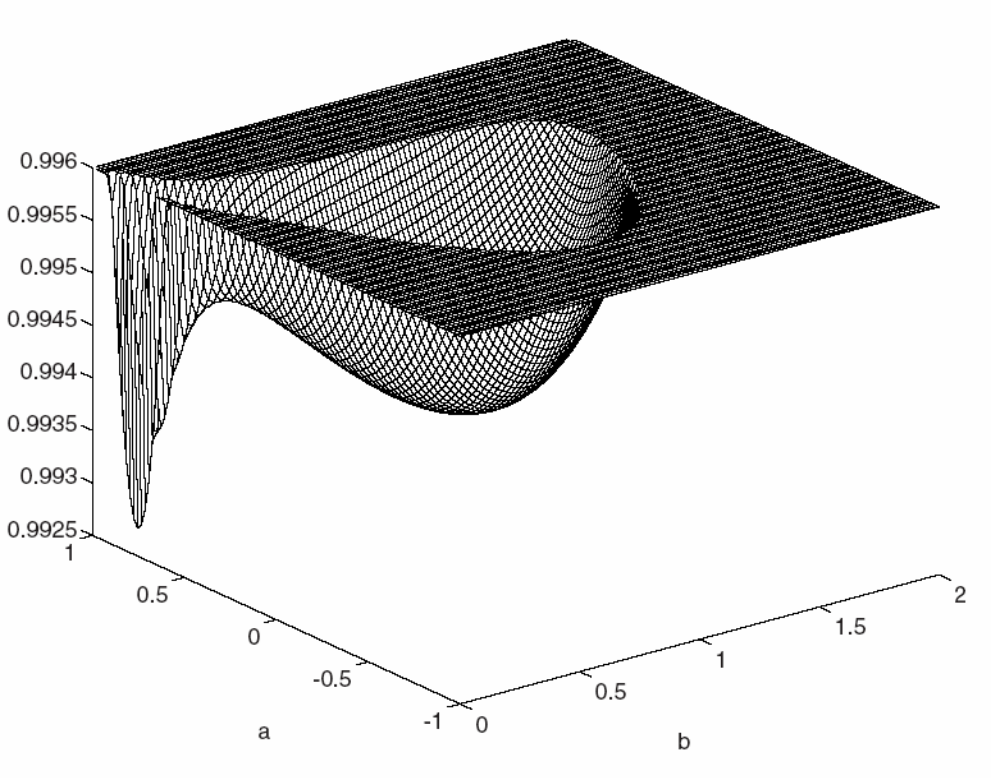
Eşitlik 2.4'te fark denklemleri ile tanımlanmış olan IIR süzgecin transfer fonksiyonu aşağıdaki gibi elde edilir,

$$H(z) = \frac{Y(z)}{X(z)} = \frac{\sum_{i=0}^{M} b_i z^{-i}}{1 + \sum_{k=1}^{N} a_k z^{-k}} \tag{2.6}$$

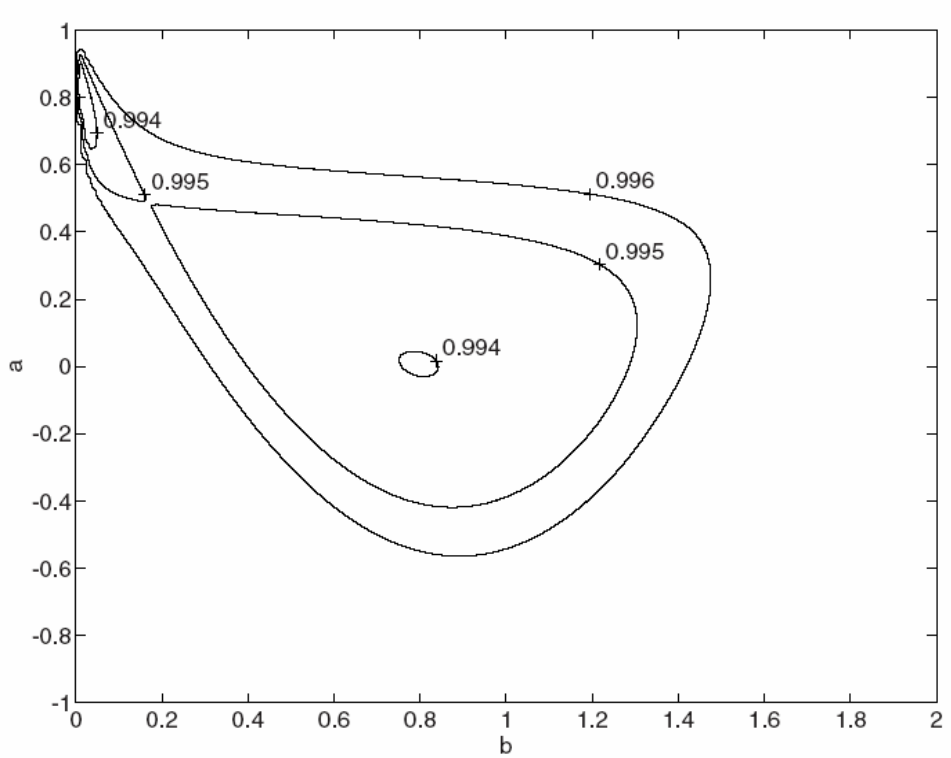
Yukarıda verilmiş olan eşitlikte pay polinomunun kökleri süzgecin sıfırları, payda polinomunun kökleri ise süzgecin kutupları olarak adlandırılır. Bir IIR süzgecin kararlı olabilmesi için tüm kutuplarının karmaşık düzlemde birim daire içerisinde yerleşmiş olması gerekir. Karmaşık düzlemde bir veya daha fazla kutbu birim dairenin üzerinde ya da dışında yerleşmiş olan IIR süzgeçler kararsızdırlar.

Ortalama karesel hata fonksiyonu Eşitlik 2.7 ile tanımlanmış olan iki parametreli IIR süzgece ait normalize edilmiş hata yüzeyi Şekil 2.6 ile verilmiştir [9].

$$J(b,a) = 171.13064 - \frac{(2-1.7a)b}{1+0.99a} + \frac{b^2}{1-a^2} \tag{2.7}$$



Şekil 2.6. İki parametreli bir IIR süzgece ait hata performans yüzeyi



Şekil 2.7. İki parametreli IIR süzgecin hata performans yüzeyine ait eşhata eğrileri

IIR süzgeç için verilmiş olan hata performans yüzeyi incelendiğinde, en iyi çözümü temsil eden küresel minimumun yanı sıra daha kötü çözümleri temsil eden yerel minimum ya da minimumların da bulunabileceği görülmektedir. Hata yüzeyi bu şekilde çok-modlu olan IIR süzgeçlerin tasarımında, küresel araştırma yeteneği bulunmayan türeve dayalı algoritmalar yetersiz kalmaktadır. Bu nedenle, bu tip süzgeçlerin tasarımında sezgisel optimizasyon algoritmaları tercih edilmektedir.

2.3. Süzgeç Yapıları ve Adaptasyon Algoritmaları

Durağan veya istatistiksel özellikleri bilinen işaretlerin işlenmesinde doğrusal zamanla değişmeyen süzgeç yapıları kullanılmaktadır. Süzgeç doğrusal ise, çıkış işareti giriş işaretinin doğrusal bir fonksiyonu olacaktır. İstatistiksel özellikleri bilinmeyen veya durağan olmayan işaretlerin işlenmesinde ise doğrusal zamanla değişmeyen süzgeç yapıları büyük oranda yetersiz kalmakta fakat bu tip işaretlerin işlenmesinde adaptif süzgeçler başarılı bir şekilde kullanılmaktadır. Adaptif süzgeçler, katsayılarının adaptif olarak ayarlanması suretiyle bir hata fonksiyonunu optimize etmek veya daha önceden tanımlanmış olan bir optimizasyon kriterini sağlayabilmek amacıyla tanımlanmış olan zamanla-değişen süzgeç yapılarıdır [11].

Yukarıdaki tanımlamalardan da anlaşılacağı gibi doğrusal zamanla değişmeyen süzgeçler ile arzu edilen tasarımları gerçekleştirebilmek için, süzgece uygulanan işaretlerin karakteristikleri hakkında tam ve kesin bilgilere ihtiyaç duyulmaktadır. Ancak, pratikte karşılaşılan işaretlerin çoğunluğu zamana bağlı olarak değişen, istatistiksel özellikleri bilinmeyen ve durağan olmayan işaretlerdir. Bu nedenle, 1959 yılında Widrow ve Hoff tarafından geliştirilen LMS algoritması ile başlayan [13], günümüzde de halen popüler bir çalışma sahası olan ve birçok uygulama alanı bulunan adaptif işaret işleme teorisi önemli bir çalışma sahasıdır.

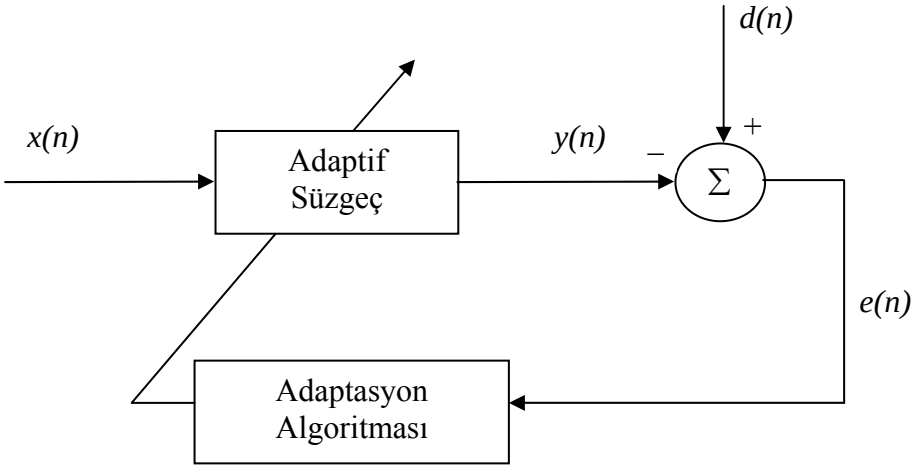
Adaptif süzgeçlerin temel karakteristikleri aşağıdaki gibidir [3,11,14] :

1.) Durağan olmayan etkilere ve sürekli değişen sistem gereksinmelerine, otomatik olarak adaptasyonu sağlayabilirler.
2.) Sürekli güncellenen eğitim kurallarına göre özel süzgeçleme ve karar verme işlevlerini gerçekleştirebilecek şekilde eğitilebilirler.

3.) Geri besleme algoritması uygulanmasının bir sonucu olarak her bir iterasyonda elde edilen adaptif süzgeç katsayıları bir sonraki iterasyona aktarılır, böylece katsayılar birbirine bağımlı hale gelir. Bu nedenle adaptif süzgeçler genellikle, zamanla değişen katsayılara sahip doğrusal olmayan sistemler olarak tanımlanırlar.

4.) Adaptif olmayan süzgeç yapılarına göre çok daha karmaşıktırlar ve analizleri daha zordur. Fakat zamanla değişen durağan olmayan giriş işaretleri uygulandığında performansları oldukça iyidir.

Temel bir adaptif süzgecin blok diyagramı aşağıdaki gibi verilebilir,



Şekil 2.8. Adaptif süzgecin blok diyagramı

Her bir iterasyonda giriş işareti *x(n)*, adaptif süzgeç tarafından çıkış işareti *y(n)*'i üretecek şekilde işlenir. Elde edilen çıkış işareti ile arzu edilen işaret *d(n)* karşılaştırılarak bunların farkından oluşan *e(n)* hata işareti elde edilir. Elde edilen bu hata işareti, hata fonksiyonunu minimize edecek şekilde adaptif süzgeç katsayılarını ayarlayan adaptasyon algoritmasına geri beslenir. Süzgeç çıkışı ile hata işareti arasındaki fark minimize edilinceye kadar bu döngü devam eder.

Adaptif süzgeç yapısı olarak, FIR veya IIR adaptif süzgeçler kullanılır. Adaptasyon algoritması sürecin başarımını doğrudan etkileyen bir faktördür. Adaptif sistemlerin en iyi şekilde çalışabilmesi için, adaptasyon algoritmaların en uygun şekilde seçilmesi gerekmektedir. Adaptasyon algoritmasını seçerken aşağıdaki kriterler göz önünde bulundurulmalıdır [3,15]:

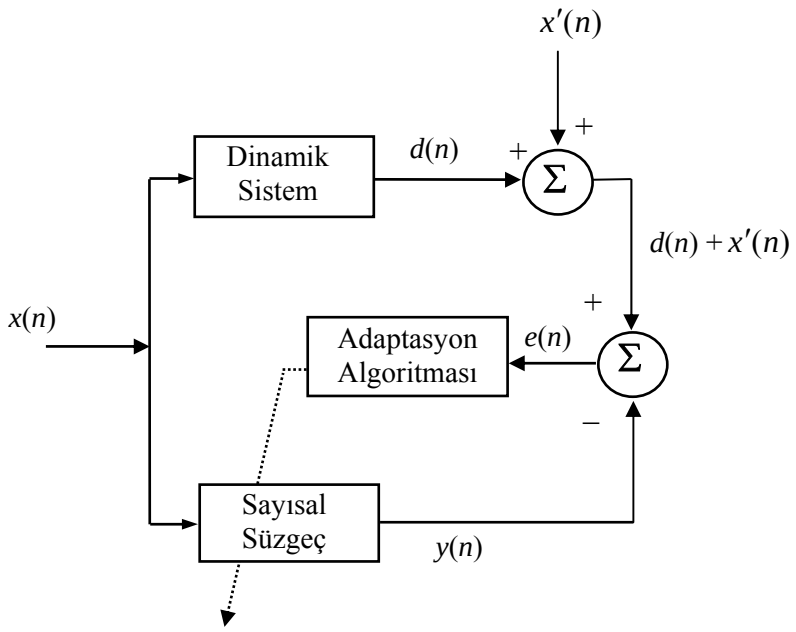
- Yakınsama oranı: Yakınsama oranı, optimum hata değerine ulaşabilmek için algoritmanın ihtiyaç duyacağı iterasyon sayısı olarak tanımlanır. Hızlı yakınsamaya sahip algoritmalar istatistiksel özellikleri bilinmeyen durağan yapılara çok daha hızlı adapte olurlar.
- İzleme yeteneği: Bir adaptasyon algoritması durağan olmayan bir ortamda çalışıyorken, bu ortama ait istatistiksel değişimleri etkin şekilde izleyebilmelidir.
- Dinçlik: Başlangıç çözümünün seçimine bağlı olmaksızın her zaman yüksek kaliteli ve kabul edilebilir çözümleri üretebilme kabiliyetine sahip olmalıdır.
- İşlemsel gereksinmeler: Algoritmanın bir tam iterasyonu gerçekleştirebilmesi için ihtiyaç duyulan işlem (çarpma/bölmeler veya toplama/çıkarmalar) yükü ile verilerin ve algoritmanın depolanması için ihtiyaç duyulan hafıza boyutu az olmalıdır.
- Esneklik: Adaptasyon algoritmaları modelde, sınırlamalarda ve hata fonksiyonlarında yapılacak değişiklikleri kolayca karşılayabilmelidir.
- Hassasiyet: Bir adaptasyon algoritmasının kuantalama hatalarına karşı hassasiyetinin düşük olması gerekir.

2.4. Sayısal Süzgeçlerin Uygulamaları ve Tasarım Problemlerinin Tanımlanması

Adaptif süzgeçlerin; sistem modelleme, ters sistem modelleme, kestirim ve gürültü giderimi olmak üzere dört temel uygulama alanı vardır. Bu uygulama alanları, durağan ve istatistiksel özellikleri bilinen işaretler için doğrusal zamanla değişmeyen süzgeç yapıları ile de gerçekleştirilebilmektedir. Literatürde en yaygın olarak gerçekleştirilen uygulamalar, sistem modelleme ve gürültü giderimidir. Bu tez çalışmasında da doğrusal zamanla değişmeyen ve adaptif süzgeç tasarımları hem sistem modelleme hem de gürültü giderimi uygulamaları için gerçekleştirilmiştir.

2.4.1. Sistem Modelleme

İşaret işleme teorisinde karşılaşılan problemlerin büyük bir kısmı sistem modelleme problemi olarak karakterize edilebilmektedir [16,17]. Harici bir gürültü bileşenini de içeren bir sistem modelleme uygulamasına ait temel yapı Şekil 2.9 ile verilmiştir.

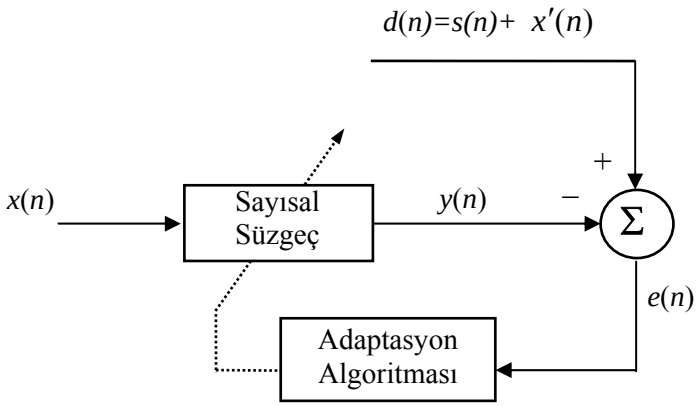


Şekil 2.9. Sistem modelleme uygulaması ile sayısal süzgeç tasarımı

Görüldüğü gibi, fiziksel dinamik bir sistemin davranışını modellemek için sayısal süzgeç kullanılmaktadır. $x'(n)$ işareti uygulanan harici gürültüyü temsil etmektedir. Harici gürültü işareti, *x(n)* giriş işaretinin korelasyonlu bir versiyonu olabileceği gibi tamamen farklı bir gürültü işareti olarak ta seçilebilir veya sisteme herhangi bir harici gürültü işareti uygulanmayabilir. Süzgeç çıkışı *y(n)* ile dinamik sistem çıkışında oluşan işaretin farkı hatayı temsil eder. Süzgeç katsayıları her bir iterasyonda hata minimize edilecek şekilde adaptasyon algoritması tarafından güncellenirler. Sisteme uygulanan giriş işareti zamanla değişen veya durağan olmayan bir işaret ise, bu yapı adaptif sistem modelleme olarak adlandırılacaktır. Bu durumda, fiziksel dinamik sistemi modelleyen adaptif FIR veya IIR süzgeçler tasarlanmış olacaktır.

2.4.2. Gürültü Giderimi

Gürültü giderimi uygulamasındaki amaç gürültüyle bozulmuş olan işareti süzgeçleyerek yani işaret üzerindeki gürültü bileşenini yok ederek arzu edilen işareti yeniden elde etmektir. Gürültü giderimi uygulaması ile işaret/gürültü oranı (Signal-to-Noise Ratio-SNR) artırılmış olacaktır. Temel bir gürültü giderme işlemi Şekil 2.10'da verilmiştir.



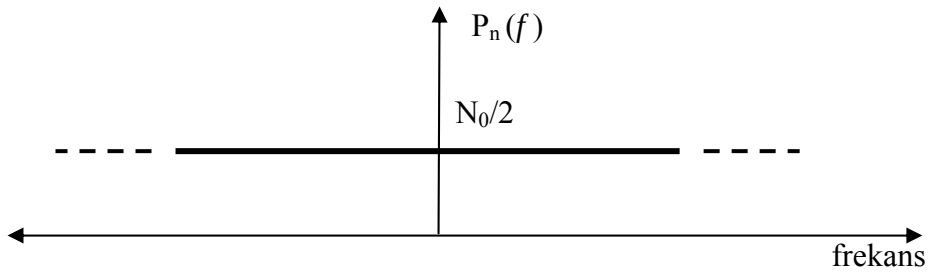
Şekil 2.10. Gürültü giderimi uygulaması ile sayısal süzgeç tasarımı

Burada, *s(n)*, bilgi işaretini temsil etmektedir. Bilgi işaretine eklenerek onu bozan ve bilgi kaybına neden olan gürültü işareti $x'(n)$ ile gösterilmiştir. $x'(n)$ işareti, giriş işareti *x(n)*'in korelasyonlu bir versiyonu olabileceği gibi tamamen farklı bir gürültü işareti de olabilir. Her bir iterasyonda giriş işareti *x(n)*, sayısal süzgeç tarafından çıkış işareti *y(n)*'i üretecek şekilde işlenir. Elde edilen çıkış işareti ile arzu edilen işaret *d(n)* karşılaştırılarak bunların farkından oluşan hata işareti elde edilir. Elde edilen bu hata işareti, hata fonksiyonunu minimize edecek şekilde adaptif süzgeç katsayılarını ayarlayan adaptasyon algoritmasına geri beslenir. Süzgeç çıkışı ile hata işareti arasındaki fark minimize edilinceye kadar bu döngü devam eder. Burada da, uygulanan işaretlerin istatistiksel özelliklerine bağlı olarak, süreç adaptif gürültü giderimi ve tasarlanan süzgeçler de adaptif süzgeçler olabilecektir.

Özellikle adaptif işaret işleme uygulamalarında adaptif süzgeçlerin en iyi çözümlere yakınsayabilmesi için giriş işaretinin geniş-bantlı bir işaret olarak seçilmesi gerekmektedir. Gerek giriş işareti gerekse gürültü işareti olarak literatürde en sık kullanılan işaret, sahip olduğu önemli özelliklerden ötürü toplanabilir beyaz Gauss gürültüsüdür (Additive White Gaussian Noise-AWGN). Beyaz Gauss gürültüsü aşağıdaki özelliklere sahiptir,

i.) Ortalaması, $\mu = 0$; standart sapması, $\sigma = 1$; varyansı $\sigma^2 = 1$ olan bir standart normal dağılımdan alınmış gürültü işaretidir.

ii.) Beyaz Gauss gürültüsü geniş bantlı bir işarettir yani bütün frekans değerlerini eşit miktarda uyarabilecek kadar geniş banda sahip bir işarettir. Beyaz Gauss gürültüsünün güç spektal yoğunluğu aşağıdaki gibidir,



Yukarıdaki spektrumu incelediğimizde, beyaz Gauss gürültüsünün spektrumu ile herhangi bir filtrenin spektrumunu çarptığımızda, filtrenin spektrumunun aynısını elde edeceğimiz görülmektedir.

iii.) Beyaz Gauss gürültüsünün otokorelasyon fonksiyonu sıfır noktasında oluşan tek bir dirak-delta şeklindedir. Bu da göstermektedir ki, beyaz Gauss gürültüsünün ne geçmişteki değerleriyle ne de gelecekteki değerleri ile hiçbir korelasyonu yoktur.

Yukarıda sistem modelleme ve gürültü giderimi uygulamaları için verilmiş olan şekillerden de görüldüğü gibi, arzu edilen işaret ile süzgeç çıkışı arasındaki farkı temsil eden hata işareti aşağıdaki şekilde elde edilir,

$$e(n) = d(n) - y(n) \tag{2.8}$$

Optimal süzgeç tasarımında, Eşitlik 2.9 ile verilmiş olan ortalama karesel hatanın minimize edilmesi amaçlanmaktadır [3],

$$J = E[e(n)^2] \tag{2.9}$$

burada, E, istatistiksel beklenen değer operatörüdür. w, tasarlanacak süzgece ait katsayı vektörünü temsil etmek üzere, Eşitlik 2.9 ile verilen MSE ifadesi zaman ortalamalı hata fonksiyonu olarak aşağıdaki gibi de ifade edilebilmektedir,

$$J(w) = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N} e^2(n) \tag{2.10}$$

Optimal süzgeç tasarımı, *w* katsayılarının adaptif olarak ayarlanması suretiyle $J(w)$ hata fonksiyonunun optimizasyonu olarak düşünülebilir,

$$\min_{\mathbf{w}\in W} J(w) \tag{2.11}$$

Süzgeç katsayıları optimal değerlerine yaklaştıkça, hata fonksiyonunun gücü sıfıra doğru yakınsayacaktır.

3. BÖLÜM

SAYISAL SÜZGEÇ TASARIMINDA KULLANILAN ALGORİTMALAR

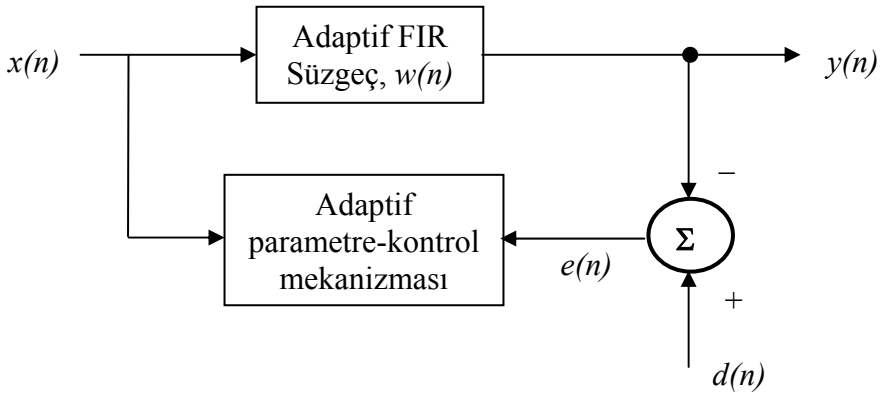
Adaptif sayısal süzgeç tasarımında kullanılan algoritmalar, türeve dayalı ve sezgisel algoritmalar olmak üzere iki ana grupta incelenebilir. Türeve dayalı algoritmalar kendi içerisinde iki kategoriye ayrılır: Wiener süzgeç teorisini temel alan LMS algoritma ailesi ve en küçük kareler (Least Squares) yöntemi ile Kalman süzgeç teorisini temel alan geri beslemeli en küçük kareler (Recursive Least Squares-RLS) algoritma ailesi. Sezgisel algoritmalar ise popülasyon tabanlı, iteratif tabanlı, stokastik ve deterministik algoritmalar gibi farklı gruplarda sınıflandırılabilir [18]. Bir çözüm seti üzerinde çalışarak bu çözüm setini sürekli geliştiren algoritmalar popülasyon tabanlı algoritmalar olarak adlandırılır. Popülasyon tabanlı algoritmalar kendi içerisinde iki grupta incelenir: evrimsel tabanlı algoritmalar ve sürü zekası tabanlı algoritmalar [19]. Holland tarafından 1975 yılında önerilen ve en yaygın olarak kullanılan evrimsel tabanlı algoritma olan genetik algoritma (Genetic Algorithm-GA) doğal gelişim sürecini simule etmektedir [20]. Genetik algoritmaların yüksek hesaplama maliyeti ve yerel araştırma yeteneğinin zayıf olması gibi dezavantajlarının üstesinden gelebilmek için 1995 yılında Storn ve Price tarafından önerilen bir diğer evrimsel tabanlı algoritma ise güncel ve etkin bir algoritma olan diferansiyel gelişim algoritmasıdır [21]. Sürü zekası tabanlı optimizasyon algoritmaları, böcek kolonileri ve kuş sürüleri gibi canlı topluluklarının kolektif davranışlarından esinlenerek geliştirilmişlerdir. En yaygın olarak kullanılan sürü zekası tabanlı algoritmalardan birisi, Eberhart ve Kennedy tarafından 1995 yılında kuş ve balık sürülerinin sosyal davranışlarından esinlenerek geliştirilmiş olan parçacık sürüsü optimizasyon algoritmasıdır [22]. PSO algoritması özellikle çok boyutlu uzaylarda doğrusal olmayan fonksiyonların optimizasyonunda etkin şekilde kullanılmaktadır. En güncel sürü zekası tabanlı algoritmalardan birisi ise Karaboğa tarafından 2005 yılında önerilmiş olan ve özellikle çok boyutlu fonksiyonların optimizasyonunda etkin bir performansa sahip olan yapay arı koloni algoritmasıdır [12].

3.1. Türeve Dayalı Algoritmalar

Bu tez çalışmasında adaptif FIR süzgeçlerin sistem modelleme ve gürültü giderimine yönelik tasarımlarında, türeve dayalı algoritmalardan LMS ve NLMS algoritmaları kullanılmıştır. Türeve dayalı algoritma ailesinin en eski üyelerinden birisi, en dik iniş (Steepest Descent) algoritmasıdır. En dik iniş algoritması, süzgeç tasarımının iteratif olarak adım adım yapıldığı geri beslemeli bir algoritmadır. LMS ve NLMS algoritmaları en dik iniş algoritmasını temel alan algoritmalardır. LMS ve NLMS algoritmalarının en önemli özellikleri, adaptasyon sürecini başarılı bir şekilde gerçekleştirebilmeleri ve basit yapılı olmalarıdır.

3.1.1. En Küçük Ortalama Kareler Algoritması

LMS algoritması stokastik türeve dayalı algoritma ailesinin önemli bir üyesidir. LMS algoritması ile adaptif süzgeçleme süreci Şekil 3.1'de gösterilmiştir [3].



Şekil 3.1. LMS algoritması ile adaptif süzgeçleme süreci

n anındaki süzgeç çıkışını temsil eden *y(n)* işareti aşağıdaki şekilde tanımlanır,

$$y(n) = w^H(n)x(n) \tag{3.1}$$

burada *w(n)*, *Nx1* boyutlu katsayı vektörüdür. $w^H(n)$ ve $x^H(n)$ ise, sırasıyla, katsayıların ve giriş işaretinin Hermitian transpozunu, yani, karmaşık eşleniklerinin de dahil edildiği transpoz işlemini göstermektedir. Hata işareti ise aşağıdaki gibi elde edilir,

$$e(n) = d(n) - y(n) \tag{3.2}$$

Eşitlik 3.1, Eşitlik 3.2'de yerine koyulursa,

$$e(n) = d(n) - w^H(n)x(n) \tag{3.3}$$

elde edilir. En dik iniş algoritmasında, *w(n)* katsayı değerleri türev vektörünün (ortalama karesel hatanın türevi) tam zıt doğrultusunda hesaplanırlar ve bu hesaplama sonucunda da genelde en uygun çözümler elde edilir. $n+1$ anındaki katsayı değerleri basit bir geri besleme yöntemi ile güncellenirler,

$$w(n+1) = w(n) + \mu[-\nabla J(n)] \tag{3.4}$$

burada μ, adım büyüklüğü olarak adlandırılan pozitif bir sabittir ve $\nabla J(n)$ ise hata fonksiyonunun n anındaki türevidir. Giriş işaretinin kendisinin ya da geciktirilmiş bir versiyonunun oluştuğu herhangi bir *n* anındaki giriş işareti ile arzu edilen işaret arasındaki çapraz korelasyon (cross-correlation) vektörü **p** ve giriş işaretinin kendisi ile geciktirilmiş versiyonları arasındaki korelasyon matrisi **R** olmak üzere $\nabla J(n)$ türev vektörü şu şekilde hesaplanır,

$$\nabla J(n) = -2\,\mathbf{p} + 2\mathbf{R}w(n) \tag{3.5}$$

p vektörü ve **R** matrisine ait anlık kestirim ifadeleri aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$$\mathbf{p} = x(n)d(n) \tag{3.6}$$

$$\mathbf{R} = x(n)x^H(n) \tag{3.7}$$

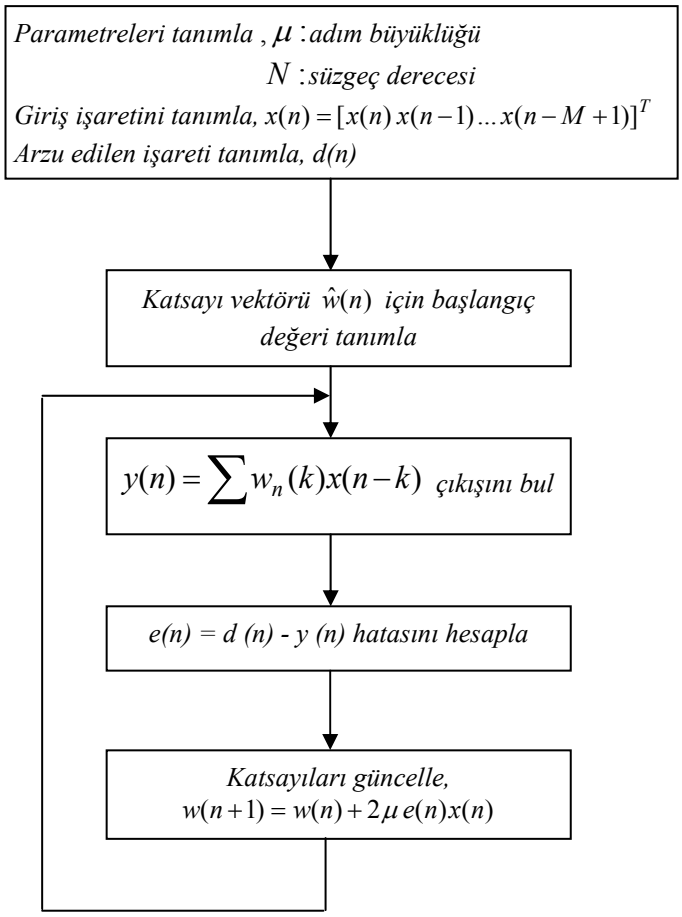
Yukarıda verilmiş olan **p** ve **R** ifadelerini kullanarak $\nabla J(n)$ değerini bulur ve Eşitlik (3.4)'te yerine koyarsak,

$$w(n+1) = w(n) + 2\mu\, x(n)[d(n) - x^H(n)w(n)] \tag{3.8}$$

ifadesi elde edilir. $w^H(n)x(n) = x^H(n)w(n)$ olduğunu dikkate alarak, Eşitlik 3.3 ile Eşitlik 3.8 birleştirilirse, LMS algoritması aşağıdaki gibi elde edilir,

$$w(n+1) = w(n) + 2\mu\, e(n)x(n) \tag{3.9}$$

LMS algoritmasının akış diyagramı Şekil 3.2 ile verilmiştir.



Şekil 3.2. LMS algoritmasının akış diyagramı

Adım büyüklüğü parametresi LMS algoritmasının kararlılığını, hata performansını ve yakınsama hızını doğrudan etkileyen önemli bir parametredir [23]. Adım büyüklüğünün değeri yüksek seçilirse, algoritmanın yakınsama hızı artar ancak hata performansı düşer. Adım büyüklüğünün değeri küçük seçildiğinde ise, algoritmanın hata performansı artacak ancak bu sefer de minimum hataya ulaşılması için daha çok zamana ihtiyaç duyulacağından algoritmanın yakınsama hızı azalacaktır [24-26].

LMS algoritması geri beslemeli bir yapıya sahip olduğu için, kararsız duruma düşebilecektir. Algoritmanın kararlı bir şekilde küresel minimumlara ulaşabilmesi için, adım büyüklüğü parametresinin değer aralığı aşağıdaki gibi tanımlanır [3],

$$0 < \mu < \frac{2}{\lambda_{\max}} \tag{3.10}$$

burada, $\lambda_{\max}$, giriş işaretinin otokorelasyon matrisinin öz değerlerinden en yüksek değere sahip olanıdır. Stearns ve David, adım büyüklüğü değer aralığının giriş işaretinin gücüne göre değiştiğini göstererek (3.10) eşitliği ile tanımlanmış olan değer aralığının birçok uygulama için $0 < \mu < 1$ şeklinde oluştuğunu ifade etmiştir [27].

3.1.2. Normalize Edilmiş En Küçük Ortalama Kareler Algoritması

LMS algoritmasında en iyi çözümlere ulaşabilmek için adım büyüklüğü parametre değerinin en uygun şekilde seçilmesi gereklidir. Bunun üstesinden gelebilmek için, bütün iterasyonlarda sabit değerli bir adım büyüklüğü kullanan LMS algoritması yerine tüm iterasyonlarda zamanla değişen adım büyüklüğünü temel alan NLMS algoritması kullanılır. Gerçekte, *(n+1).* iterasyondaki katsayı vektörüne uygulanan iyileştirme, *n.* iterasyondaki giriş vektörünün karesel Öklid normu ile gerçekleştirilir [23]. Böylece NLMS algoritmasında adım büyüklüğü aşağıdaki şekle dönüşmüş olur,

$$\mu(n) = \frac{\mu}{\alpha + \| x(n) \|^2} \tag{3.11}$$

burada α, giriş vektörü *x(n)* çok küçük değerli olduğunda oluşacak işlem karmaşasını ortadan kaldırmak için kullanılan küçük değerli bir sayıdır ve $\| x(n) \|^2 = \sum_{i=1}^{N} x_i^2(n)$ ise giriş vektörünün karesel Öklid normudur. Buna göre, NLMS algoritması aşağıdaki gibi elde edilecektir,

$$w(n+1) = w(n) + \frac{\mu}{\alpha + \| x(n) \|^2} e(n)x(n) \tag{3.12}$$

NLMS algoritmasında kararlılık kriterinin sağlanabilmesi için adım büyüklüğünün değer aralığı aşağıdaki gibi seçilmelidir [3].

$$0 < \mu_n < 2 \tag{3.13}$$

3.1.3. En İyi Adım Büyüklüğü Değerinin Bulunmasına Yönelik Yeni Bir Yaklaşım

Türeve dayalı LMS ve NLMS algoritmalarının her ikisinde de algoritma performansını doğrudan etkileyen en önemli parametre adım büyüklüğü parametresi olduğundan, bu

tez çalışmasında, adım büyüklüğü parametresinin en iyi değerinin belirlenebilmesi için yeni bir yaklaşım geliştirilmiştir. Bu yaklaşımda öncelikle, LMS ve NLMS algoritmaları için adım büyüklüğü değer aralıkları sırasıyla (3.10) ve (3.13) eşitliklerinde verildiği gibi alınmaktadır. Daha sonra, değer aralığı içerisinde adım büyüklüğü parametresi istenilen sabit bir değerle (bu tez çalışmasında 0.01'er adım artırılmıştır) adım adım artırılarak her bir adım büyüklüğü değeri için algoritma iterasyon sayısı kadar koşturulmuş ve o andaki adım büyüklüğü değeri için her bir iterasyonda elde edilen hataların toplamı bulunarak bir adım büyüklüğü-toplam hata grafiği elde edilmiştir. Bu grafikte, en küçük toplam hatayı üreten adım büyüklüğü parametresinin değeri, problem için en uygun adım büyüklüğü değeridir. Her bir algoritma için prosedür aşağıda verildiği gibidir,

LMS

```
k=1;

for mu=0.01:0.01:( 2/λ max )

   for n=1:N

      hesapla, y(n)
      hesapla, e(n)
      mevcut μ değerini kullanarak LMS
            ile parametre değerlerini hesapla
      hesapla, MSE(n)
   end
      mevcut μ için elde edilen MSE
            değerlerinin toplamını hesapla

k=k+1;
end
```

NLMS

```
k=1;

for mu=0.01:0.01:1.99

   for n=1:N

      hesapla, y(n)
      hesapla, e(n)
      mevcut μ değerini kullanarak NLMS
            ile parametre değerlerini hesapla
      hesapla, MSE(n)
   end
      mevcut μ için elde edilen MSE
            değerlerinin toplamını hesapla

k=k+1;
end
```

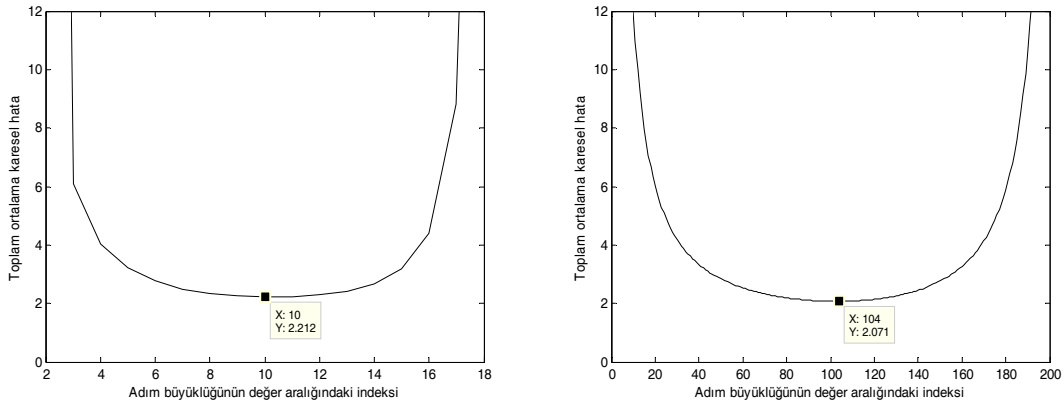
Burada özellikle belirtmek gerekir ki, NLMS algoritmasında adım büyüklüğü değeri her bir iterasyonda adaptif olarak güncellenmektedir. Bu nedenle, geliştirilen yaklaşımla elde edilen μ_{NLMS} değeri, adım büyüklüğünün en uygun başlangıç değeri olacaktır.

Adım büyüklüğü parametresinin algoritmanın kararlılığı, hata performansı ve yakınsama hızı üzerindeki etkisine bir örnek teşkil etmesi için, bir adaptif sistem modelleme uygulamasını farklı adım büyüklüğü değerleri için gerçekleştirerek sonuçları

mukayese edelim. Modellenecek olan 10. dereceden sistemin transfer fonksiyonu aşağıdaki gibi verilsin.

$$H_D(z) = -0.0039 + 0.0321z^{-2} + 0.1167z^{-3} + 0.2207z^{-4} + 0.2687z^{-5} + 0.2207z^{-6} + 0.1167z^{-7} + 0.0321z^{-8} - 0.0039z^{-10} \quad (3.14)$$

Bu sistemi modelleyecek 8. dereceden adaptif FIR süzgecin tasarımları LMS ve NLMS algoritmaları ile gerçekleştirilirken en uygun adım büyüklüğü değerlerini bulmak için geliştirilmiş olan yöntem kullanılmıştır. LMS algoritması için, adım büyüklüğü parametre değer aralığı $\mu_{LMS} = 0.01:0.01:0.99$ olarak seçilmiş yani, 0.01'den 0.01 artarak 0.99'a kadar olan bütün μ değerleri için algoritma koşturularak her bir μ değeri için ortalama karesel hataların toplamı hesaplanmıştır. NLMS algoritmasında ise aynı işlemler $\mu_{NLMS} = 0.01:0.01:1.99$ aralığı için gerçekleştirilerek aşağıda verilmiş olan μ analiz grafikleri elde edilmiştir.

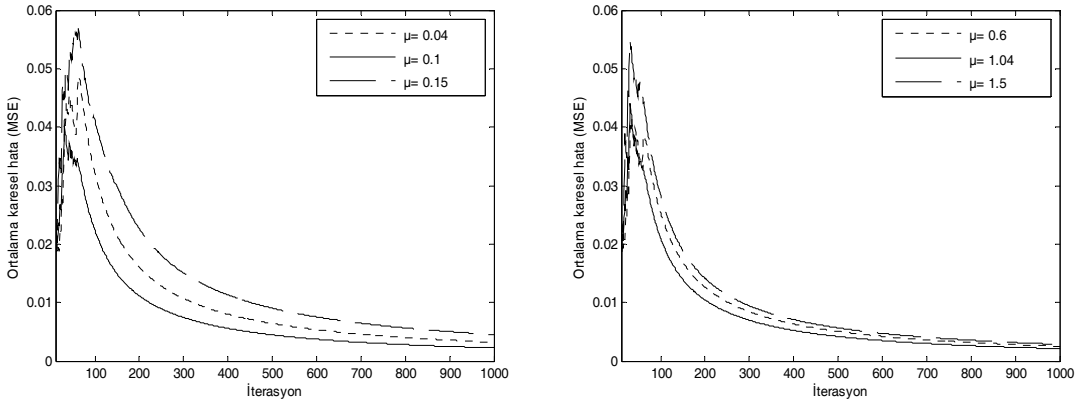


(a) LMS algoritması (b) NLMS algoritması

Şekil 3.3. Adım büyüklüğü parametresi için LMS ve NLMS algoritmalarına ait analiz grafikleri

LMS algoritması için verilmiş olan grafikten görüldüğü gibi, $\mu_{LMS} = 0.01:0.01:0.99$ aralığının onuncu değerinde, yani $\mu = 0.1$ iken, hataların toplamı en küçük değerine ulaşmaktadır ($\sum MSE = 2.212$). Bu nedenle, LMS algoritmasında $\mu = 0.1$ bu problem için en iyi değeri temsil etmektedir. Benzer şekilde, μ_{NLMS} için tanımlanmış olan $\mu_{NLMS} = 0.01:0.01:1.99$ aralığının yüz-dördüncü değeri, yani $\mu = 1.04$, en küçük

toplam hatayı üretmektedir ($\sum MSE = 2.071$) ve NLMS algoritması için en iyi başlangıç adım büyüklüğü değeridir. Adım büyüklüğü parametresinin algoritma performansı üzerindeki etkisini gösterebilmek için, geliştirilen yaklaşım kullanılarak yukarıda bulunmuş olan en uygun adım büyüklüğü değerleri ve farklı adım büyüklüğü değerleri için tasarımlar gerçekleştirilmiş ve elde edilen sonuçlar Şekil 3.4 ile verilmiştir,



(a) LMS algoritması (b) NLMS algoritması

Şekil 3.4. Farklı μ değerleri için LMS ve NLMS algoritmalarının yakınsama hızları

Şekillerden de görüldüğü gibi adım büyüklüğü parametresinin en uygun şekilde seçilmesiyle algoritmaların yakınsama hızları ve hata performansları artmaktadır. En iyi yakınsama hızı ve hata performansının, önerilmiş olan yaklaşımla elde edilen adım büyüklüğü değerlerinde ortaya çıktığı görülmektedir.

LMS algoritması yapı itibariyle oldukça basit ve uygulanması kolay bir algoritmadır. Ancak, adım büyüklüğü değerleri uygun bir şekilde seçilemediği zaman algoritma kararsızlığa düşebilmekte ve yakınsama hızı düşmektedir. Ayrıca, giriş işaretinin istatistiksel özellikleri de LMS algoritmasının kararlılığını etkilemektedir çünkü (3.10) eşitliğinden de görülmektedir ki LMS algoritmasının kararlılık bölgesi giriş işaretinin otokorelasyon matrisinin öz değerlerine bağımlıdır [28]. NLMS algoritmasında adım büyüklüğü adaptif olduğu için (3.13) eşitliğinden de görüldüğü gibi kararlılık bölgesi giriş işaretinin istatistiksel özelliklerinden bağımsızdır. Ayrıca, NLMS algoritmasının yakınsama hızı ve hata performansı LMS algoritmasına göre daha iyidir [29-31].

3.2. Modern Sezgisel Algoritmalar

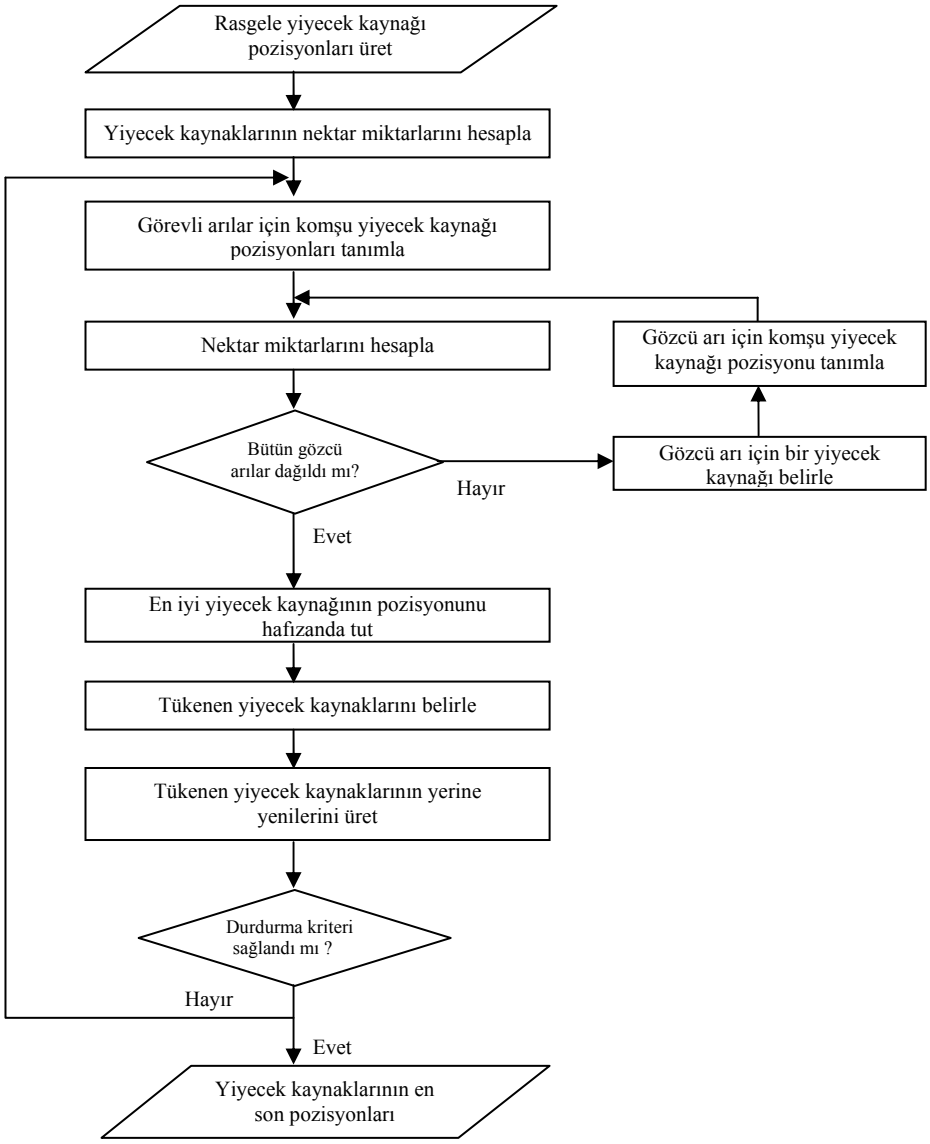
Sezgisel algoritmalar yüksek yakınsama hızı, küresel araştırma yeteneği, düşük parametre hassasiyeti ve uygulama kolaylığı gibi önemli özelliklerinden dolayı birçok araştırma alanında yaygın şekilde kullanılmaktadırlar. Bu nedenle, genel amaçlı optimizasyon algoritmaları olarak da adlandırılmaktadırlar. Bu tez çalışmasında, adaptif ve adaptif olmayan FIR ve IIR süzgeçlerin tasarımları ABC, M-ABC, PSO ve DE algoritmaları ile gerçekleştirilmiştir.

3.2.1. Yapay Arı Koloni Algoritması

Yapay arı koloni algoritması, problemlerin çözümünde böcek kolonilerinin ya da kuş ve balık sürüleri gibi diğer canlı gruplarının ortak hareketlerinden esinlenerek tanımlanmış sürü zekasına dayalı algoritmalardan birisidir. Sürü zekasına dayalı algoritmalar doğada sürü halinde hareket eden canlıların yiyecek alanına ulaşmada sergiledikleri zeki davranışları simüle etmektedir [32]. Sürü zekasına dayalı algoritmalarda, araştırma uzayındaki küresel minimum noktası sezgisel olarak araştırılırken popülasyondaki bireylerin konum bilgileri kullanılır.

ABC algoritması bal arısı kolonilerine özgü zeki bir davranış olan yiyecek arama davranışını simüle etmekte ve özellikle çok boyutlu ve çok-modlu optimizasyon problemlerinin çözümünde etkin şekilde kullanılmaktadır [19]. ABC algoritmasında arı kolonisi 3 grup arıdan oluşmaktadır. Bunlar, görevli arılar, gözcü arılar ve kaşif arılardır. Önerilen modelde, popülasyonun yarısı görevli arılardan diğer yarısı ise gözcü arılardan oluşmaktadır. Bir yiyecek kaynağının pozisyonu optimize edilecek probleme ait olası bir çözümü temsil etmektedir. Yiyecek kaynağına ait nektar miktarı ise o yiyecek kaynağının temsil ettiği çözümün kalite (fitness) değerini belirlemektedir. Her bir yiyecek kaynağında sadece bir görevli arı bulunmakta, yani görevli arı sayısı yiyecek kaynağı sayısına eşit olmaktadır. Böylece, görevli arıların veya gözcü arıların sayısı popülasyondaki çözüm sayısına eşittir. Diğer görevli ve gözcü arılar tarafından yiyecek kaynağı tüketilen görevli arılar kaşif arı haline dönüşmektedir.

ABC algoritmasının akış diyagramı Şekil 3.5 ile verilmiştir [33].



Şekil 3.5. ABC algoritmasının akış diyagramı

İlk olarak, ABC algoritması *SN* adet çözümden oluşan rasgele bir P başlangıç popülasyonu üretmekte olup, burada *SN* görevli veya gözcü arıların sayısını temsil etmektedir. Optimizasyon parametrelerinin sayısı *D* olmak üzere her bir x_i (i=1,2,…,*SN*) çözümü *D* boyutlu bir vektör ile tanımlanır. Daha sonra, başlangıç popülasyonundaki her bir çözümün kalite değeri ilgili çözümün görevli arısı tarafından hesaplanır. Başlangıç popülasyonu oluşturularak popülasyondaki çözümlerin kalite değerleri hesaplandıktan ve kontrol parametre değerleri atandıktan sonra, araştırmanın her çevrimi aşağıdaki 3 aşamadan oluşmaktadır [18,19]:

1. Aşama Her bir görevli arının kendisi için tanımlanan yiyecek kaynağına gönderilerek, o yiyecek kaynağına ve onun komşuluğunda üretilen yeni bir yiyecek kaynağına ait nektar bilgilerinin elde edilmesi ve bu bilgilerin gözcü arılara aktarılması,

2. Aşama Gözcü arıların, görevli arılardan aldıkları bilgilere göre yiyecek kaynaklarına gönderilerek, ilgili yiyecek kaynaklarına ve komşuluklarında üretilen yeni yiyecek kaynaklarına ait nektar bilgilerinin elde edilmesi,

3. Aşama Kaşif arılarının tespit edilerek, rasgele yeni yiyecek kaynaklarını bulmaları için araştırma alanına gönderilmesi.

Birinci aşamada, her bir görevli arı kendisi için tanımlanmış yiyecek kaynağının komşuluğunda yeni bir yiyecek kaynağı bulmak için kendi yiyecek kaynağı bölgesine gider ve yeni bulduğu yiyecek kaynağına ait nektar miktarını hesaplar. Şayet yeni yiyecek kaynağının nektar miktarı eskisine eşit ya da daha yüksek ise eski yiyecek kaynağı hafızadan silinerek yerine yeni yiyecek kaynağı kaydedilir. Aksi halde, eski yiyecek kaynağı hafızada tutulmaya devam edilir. Görevli arılar araştırmalarını tamamladıktan sonra kovana dönerler ve hafızalarındaki kayıtlı yiyecek kaynaklarının nektar ve pozisyon bilgilerini gözcü arılara aktarırlar.

İkinci aşamada, gözcü arılar, görevli arılar tarafından verilen nektar bilgilerini değerlendirerek kendilerine bir yiyecek kaynağı seçerler. Gözcü arıların yiyecek kaynaklarına yerleştirilmeleri Rulet tekerleği seçme metoduna göre gerçekleştirilir [34]. Bir yiyecek kaynağının nektar miktarı ne kadar fazla ise o yiyecek kaynağının gözcü arılar tarafından seçilme olasılığı o kadar yüksektir. Gözcü arılar yiyecek kaynaklarına homojen şekilde dağılmayabilir, yani, herhangi bir yiyecek kaynağına birden fazla gözcü arı giderken bazılarına hiçbir gözcü arı gitmeyebilir. Gözcü arılar seçtikleri yiyecek kaynağına ulaştıktan sonra, bu yiyecek kaynağının komşuluklarında yeni yiyecek kaynakları belirler ve bunlara ait nektar miktarlarını hesaplarlar. Nektar miktarı yüksek olan çözüm hafızaya kaydedilir.

Üçüncü aşamada, nektarı arılar tarafından tüketilmiş yiyecek kaynağının görevli arısı, kaşif arı haline gelir. Kaşif arılar herhangi bir ön bilgi kullanmaksızın tamamen rasgele araştırma yaparak yeni yiyecek kaynakları bulmaya çalışırlar. Araştırmanın yapısı gereği, arama maliyetleri ve buldukları kaynağın ortalama kalite değeri düşük

olabilecektir. Ancak, zengin nektar kaynağına sahip keşfedilmemiş kaynakları bulmaları da olasıdır. ABC algoritmasında, her bir çevrimde en fazla 1 görevli arı seçilerek kaşif arı olarak sınıflandırılmaktadır. Kaşif arıların seçilmesi süreci, önemli bir kontrol parametresi olan *limit* parametresi ile kontrol edilmektedir.

Yukarıda anlatılmış olan üç aşama, durdurma kriteri sağlanıncaya kadar araştırmanın her bir çevriminde gerçekleştirilir.

Gözcü arının bir yiyecek kaynağını seçme olasılığı, p_i, aşağıdaki ifade ile tanımlanmaktadır,

$$p_i = \frac{fit_i}{\sum_{n=1}^{SN} fit_n} \tag{3.15}$$

burada, fit_i, $i.$çözüme ait kalite değerini yani i pozisyonundaki yiyecek kaynağının nektar miktarını göstermektedir. Çözümlerin kalite değerleri aşağıda verilen eşitlik kullanılarak hesaplanmaktadır,

$$fit_i = \frac{1}{1+f_i} \tag{3.16}$$

burada f_i, $i.$çözüm tarafından üretilen hata değeridir. Görevli ve gözcü arıların, hafızalarında kayıtlı bulunan yiyecek kaynağının komşuluğunda üretecekleri yeni yiyecek kaynağına ait pozisyon aşağıdaki ifade aracılığıyla belirlenmektedir,

$$v_{ij} = x_{ij} + \phi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \tag{3.17}$$

burada, $k \in \{1,2,...,SN\}$ ve $j \in \{1,2,...,D\}$ rasgele seçilen indislerdir. k indisi rasgele üretilmesine rağmen, i indisinden farklı olmalıdır. Çünkü aksi halde yeni üretilen pozisyon ile eski pozisyon birbirinin aynısı olacaktır. ϕ_{ij}, [-1,1] aralığında rasgele üretilen bir sayıdır. Eşitlik 3.17'den de görüldüğü gibi, x_{ij} ve x_{kj} arasındaki fark azaldıkça, x_{ij} pozisyonundaki değişimde azalmaktadır. Dolayısı ile, araştırma uzayında iyi çözümlere doğru yaklaşıldıkça adım büyüklüğü adaptif olarak azalacaktır [18].

Mevcut x_{ij} çözümünün komşuluğunda üretilen her bir v_{ij} çözümü arılar tarafından değerlendirilir ve performansları mevcut x_{ij} çözümü ile mukayese edilir. Daha önce de belirtildiği gibi, şayet yeni yiyecek kaynağının kalite değeri eskisine eşit ya da daha yüksek ise, eski yiyecek kaynağı hafızadan silinerek yerine yeni yiyecek kaynağı kaydedilir. Aksi halde, eski yiyecek kaynağı hafızada saklanmaya devam edilir. Diğer bir deyişle eski çözümler ile yeni çözümler arasında bir açgözlü (greedy) seçme mekanizması uygulanır [18].

Görevli ve gözcü arılar tarafından nektarı tüketilmiş yiyecek kaynakları, kaşif arılar tarafından keşfedilen yeni yiyecek kaynakları ile yer değiştirilir. ABC algoritmasında bu işlem gerçekleştirilirken, rasgele bir kaynak pozisyon vektörü üretilir ve bu vektör eski çözümün yerine hafızaya kaydedilir [35]. Şayet bir yiyecek kaynağını temsil eden çözüm belirli sayıda denemeye rağmen geliştirilemiyor ise, bu durumda o yiyecek kaynağının arılar tarafından tüketildiği ve o yiyecek kaynağına ait görevli arının kaşif arıya dönüştüğü kabul edilmektedir. Diğer bir ifadeyle, x_i konumundaki bir yiyecek kaynağı *limit* parametre değeri kadar deneme boyunca geliştirilememiş ise o yiyecek kaynağı popülasyondan atılır ve yerine kaşif arılar tarafından bulunan yeni yiyecek kaynağı popülasyona dahil edilir. Nektarı tüketilmiş olan yiyecek kaynağı x_i ve $j \in \{1,2,...,D\}$ olarak kabul edilirse, kaşif arının x_i kaynağının yerine geçecek yeni bir kaynak keşfetmesi işlemi aşağıdaki gibi tanımlanır,

$$x_i^j = x_{\min}^j + rand[0,1](x_{\max}^j - x_{\min}^j) \tag{3.18}$$

ABC algoritmasında dört farklı seçme işlemi uygulanmaktadır, (*i*) gözcü arıların iyi çözümleri ihtiva eden bölgeleri keşfetmek için kullandıkları olasılık değerinin Eşitlik 3.15 ile hesaplandığı, bir küresel olasılıklı seçme işlemi, (*ii*) hafızasında kayıtlı yiyecek kaynağının komşuluğunda Eşitlik 3.17 kullanılarak belirlenen yeni yiyecek kaynağı bulmak için yiyecek kaynağının renk, şekil ve koku gibi görsel özelliklerine bağlı olarak görevli ve gözcü arılar tarafından bir bölge içerisinde gerçekleştirilen yerel bir olasılıklı seçme işlemi, (*iii*) görevli ve gözcü arılar tarafından gerçekleştirilen ve açgözlü seçme olarak adlandırılan yeni yiyecek kaynağının kalite değeri eskisine eşit ya da daha yüksek ise, eski yiyecek kaynağının hafızadan silinerek yerine yeni yiyecek kaynağının kaydedildiği, aksi halde eski yiyecek kaynağının hafızada saklanmaya devam edildiği

bir yerel seçme işlemi, (*iv*) Eşitlik 3.18 ile tanımlı ve kaşif arılar tarafından gerçekleştirilen rasgele seçme işlemi.

Temel ABC algoritmasında üç kontrol parametresi bulunmaktadır. Bunlar, koloni büyüklüğü (yiyecek kaynaklarının sayısı) , maksimum çevrim sayısı ve *limit* değeridir. ABC algoritmasında bireylerin yiyecek kaynaklarına başarılı bir şekilde yönlendirilme oranı, algoritmanın yüksek kaliteli çözümleri keşfedebilme hızının bir ölçüsüdür. Üzerinde çalışılan problemde başarılı bir çözümün elde edilebilmesi, en iyi çözümlere en hızlı şekilde ulaşılabilmesine bağlıdır. Başarılı bir araştırma sürecinde keşfetme ve keşfedilen çözümlerden faydalanma süreçleri birlikte yürütülmelidir. ABC algoritmasında, görevli ve gözcü arılar keşfedilmiş kaynaklardan faydalanma sürecini gerçekleştirirken kaşif arılar da yeni kaynakların keşfedilmesi sürecini kontrol ederler.

Temel ABC algoritmasına ait kodlama aşağıda verilmiştir.

1: x_i, (i=1,2,…,*SN*) çözümlerden oluşan başlangıç popülasyonunu oluştur

2: Popülasyondaki her bir x_i çözümünün kalite değerini hesapla

3: çevrim =1

4: **REPEAT**

5: $v_{ij} = x_{ij} + \phi_{ij}(x_{ij} - x_{kj})$ eşitliğini kullanarak, görevli arılar için x_{ij}'nin komşuluğunda yeni v_{ij} çözümleri üret ve bu çözümlerin kalite değerlerini hesapla

6: Her bir görevli arının x_i ve v_i çözümüne açgözlü seçme sürecini uygula ve seçilen yeni çözümü ilgili görevli arının hafızasına kaydet

7: $p_i = \dfrac{fit_i}{\sum_{n=1}^{SN} fit_n}$ eşitliği ile her bir x_i çözümü için p_i olasılık değerini hesapla ve p_i değerlerini [0,1] aralığına normalize et. x_i çözümüne ait kalite değerini hesaplamak için aşağıdaki eşitliği kullan,

$$fit_i = \frac{1}{1+f_i}$$

8: p_i olasılığına göre seçilmiş x_i çözümlerinin komşuluğunda gözcü arılar için yeni v_i çözümlerini üret

9: Her bir gözcü arının x_i ve v_i çözümüne açgözlü seçme sürecini uygula ve seçilen yeni çözümü ilgili gözcü arının hafızasına kaydet

10: *limit* parametre değerince çevrime rağmen geliştirilemeyen çözümleri tanımla, şayet varsa, $x_i^j = x_{\min}^j + rand[0,1](x_{\max}^j - x_{\min}^j)$ eşitliğine göre bir kaşif arı tarafından rasgele üretilmiş x_i çözümü ile yer değiştir

11: Şu ana kadar elde edilen en iyi çözümü hafızada tut

12: Çevrim=çevrim+1

13: **UNTİL** çevrim=maksimum çevrim sayısı

3.2.2. Geliştirilmiş Yapay Arı Koloni Algoritması

Temel ABC algoritmasında üç kontrol parametresi bulunmaktadır. Bunlar, koloni büyüklüğü, maksimum çevrim sayısı ve *limit* değeridir. Temel ABC algoritmasında bir çözümün komşuluğunda üretilen yeni bir çözüm mevcut çözüm vektörünün rasgele seçilen sadece bir parametresinin değiştirilmesi ile elde edilir. Bu durum aşağıda gösterilmiştir,

$$x_{eski} = [x_1 \;\; x_2 \;\; x_3 \;\; x_4 \;\; x_5] \quad \Rightarrow \quad x_{yeni} = [x_1 \;\; x_y \;\; x_3 \;\; x_4 \;\; x_5]$$

Eski çözüm vektöründen yeni çözüm vektörü elde edilirken yalnızca bir parametrenin değiştirilmesi algoritmanın yakınsama hızının özellikle araştırmanın başlangıcında düşük olmasına yol açmaktadır. Temel ABC algoritmasının bu istenmeyen karakteristiğinin üstesinden gelebilmek için bir yiyecek kaynağının yeni pozisyonu eski çözüm vektöründe birden fazla parametrenin değiştirilmesiyle elde edilebilir. Geliştirilmiş ABC algoritmasında komşu çözümler bu şekilde elde edilmektedir. M-ABC algoritmasında, modifikasyon oranı (Modification Rate, *Mr)* olarak adlandırılan fazladan bir kontrol parametresi daha mevcuttur [35]. Modifikasyon oranı, komşu çözümlerin üretilmesi esnasında parametrelerin değişim frekansını kontrol etmektedir. Modifikasyon oranının *kullanıldığı* bir ABC algoritmasında komşu çözümler aşağıdaki şekilde üretilir,

- Mevcut çözüm vektörünün her bir parametresine uniform dağılımdan alınmış rasgele bir sayı atanır,

- Her bir parametreye atanmış olan değer *Mr* değeri ile karşılaştırılarak değiştirilip değiştirilmeyeceğine karar verilir. Parametreye atanan değer *Mr* değerine eşit ya da daha küçük ise o parametrenin değeri (3.17) eşitliğine göre değiştirilir. Parametreye atanan değer *Mr* değerinden büyük ise o parametrenin değeri değiştirilmeyerek aynı kalır.

3.2.3. Parçacık Sürüsü Optimizasyon Algoritması

Parçacık sürüsü optimizasyon algoritmasında, her birisi olası bir çözümü temsil eden bireylerin oluşturduğu popülasyon *D*-boyutlu bir uzayda hareket eder. Bireyler problem uzayı boyunca bu hareketleri esnasında popülasyondaki mevcut en iyi bireylerden bilgiler toplarlar. Herhangi bir çevrimde, bireyin o andaki pozisyonu olası bir çözümü temsil eder. Bireyin o andaki pozisyonunda hata fonksiyonu değerlendirildiğinde o bireye ait kalite değeri elde edilir. Ayrıca her bir bireyin bir hızı vardır ki bu hız parametresi ile bireylerin araştırma esnasındaki yönleri tanımlanmaktadır.

PSO algoritması rasgele üretilmiş olan bireylerden oluşan bir başlangıç popülasyonu ile başlatılır ve daha sonra her bir çevrimde bireylerin konumları sürekli güncellenerek en iyi çözümler bulunmaya çalışılır. Bütün çevrimlerde, her bir bireyin konumu o ana kadarki en iyi çözüm olan [$\vec{p}(t)$] ve popülasyonun en iyi çözümü olan [$\vec{g}(t)$] tarafından güncellenir. Böylece iyi çözümler hakkındaki bilgiler sürü boyunca yayılır ve diğer bireylerde çözüm uzayında iyi çözümlerin olduğu bölgelere doğru hareket etmeye başlarlar. Her bir t adımında, $\vec{\upsilon}(t)$ hızı güncellenir ve birey farklı bir pozisyona, $\vec{x}(t+1)$, hareket eder. Bireyin bu yeni pozisyonu, önceki pozisyonu ile yeni hızının toplamı şeklinde aşağıdaki gibi tanımlanır,

$$\vec{x}(t+1) = \vec{x}(t) + \vec{\upsilon}(t+1) \tag{3.19}$$

Hızın eski değerinden yeni değerine güncellenmesi aşağıda verilen (3.20) eşitliği ile tanımlanır,

$$\vec{\upsilon}(t+1) = \omega\,\vec{\upsilon}(t) + r_1 c_1\,(\vec{p}(t) - \vec{x}(t)) + r_2 c_2\,(\vec{g}(t) - \vec{x}(t)) \tag{3.20}$$

burada, r_1 ve r_2 uniform dağılımlı rasgele sayılardır. *w* parametresi eylemsizlik faktörü (inertia factor) olarak adlandırılır ve bireyin eski hızı olan $\vec{\upsilon}(t)$ hızının genliğini tanımlar. c_1 ve c_2 değerleri ise sırasıyla $\vec{p}(t)$ ve $\vec{g}(t)$ vektörlerinin ağırlıklarıdır. Ayrıca, algoritmanın herhangi bir anında υ_i parametresi υ_{max} parametresi tarafından sınırlanır. PSO algoritmasında başlangıç popülasyonunda her bir bireye araştırma uzayında uniform olarak ve rasgele konumlar atanır. Bireylerin hızları $[\upsilon_{\min}, \upsilon_{\max}]$ aralığında rasgele seçilen hızlarla başlatılır.

PSO algoritmasının adımları aşağıdaki gibi tanımlanabilir,

Başlangıç popülasyonunu oluştur
REPEAT
Bireylerin kalite değerlerini hesapla
Sürüdeki en iyi bireyleri modifiye et
Bütün bireyler içerisinde kalite değeri en yüksek olan bireyi seç
Her bir bireyin hızlarını hesapla
Bireylerin konumlarını güncelle
UNTIL (durdurma kriteri sağlanıncaya kadar)

Şayet hızların toplamı υ_{max} hızının değerini aşarsa araştırma uzayının o noktasındaki hız υ_{max} ile sınırlandırılacaktır.

3.2.4. Diferansiyel Gelişim Algoritması

Diferansiyel gelişim algoritması, genetik algoritmanın prensiplerini temel alan bir algoritmadır ancak genetik algoritmadan farklı olarak rasgele olarak seçilmiş amaç vektör çiftlerinin farklarına dayalı bir mutasyon işlemi kullanır. *D* parametreyi içeren bir optimizasyon işlemi *D* boyutlu bir vektör ile gösterilebilir. Bu nedenle, DE algoritmasında popülasyon sayısı (*NP*) kadar çözüm vektörü başlangıçta rasgele üretilir. Rasgele üretilmiş olan bu popülasyon mutasyon, çaprazlama ve seçme operatörleri ile hatayı minimize edecek şekilde geliştirilir.

Temel bir DE algoritmasının adımları aşağıdaki gibidir,

Başlangıç popülasyonunu oluştur
Değerlendirme
REPEAT
    Mutasyon
    Rekombinasyon
    Değerlendirme
    Seçme
UNTİL(durdurma kriteri sağlanıncaya kadar)

Mutasyon operatöründe, her bir $x_{i,G}$ hedef (Parent) vektörü için Eşitlik 3.21 ile tanımlanan deneme (Child) vektörü üretilir

$$v_{i,G+1} = x_{i,G} + K.(x_{r_1,G} - x_{i,G}) + F.(x_{r_2,G} - x_{r_3,G}) \tag{3.21}$$

burada, $i, r_1, r_2, r_3 \in \{1,2,...,NP\}$ indisleri her birisi birbirinden farklı olan rasgele seçilmiş popülasyon indisleridir. Ayrıca, $F \in [0,2]$, ölçekleme faktörü olarak tanımlanır ve $(x_{r_2,G} - x_{r_3,G})$ fark vektörünün çarpanıdır, K ise kombinasyon faktörüdür. Çaprazlama operatöründe, $u_{ji,G+1}$ deneme vektörünü üretmek için, hedef vektör ile deneme vektörü karşılaştırılır ve Eşitlik 3.22'de tanımlandığı gibi yeni deneme vektörü üretilir,

$$u_{ji,G+1} = \begin{cases} v_{ji,G+1} & , \quad (rnd_j \leq \text{CR}) \text{ veya } \quad j = rn_i \quad \text{ise,} \\ x_{ji,G} & , \quad (rnd_j > \text{CR}) \text{ ve } \quad j \neq rn_i \quad \text{ise,} \end{cases} \tag{3.22}$$

burada, $j = 1,2,\ldots,D$; $r_j \in [0,1]$ rasgele sayılardır; CR $\in [0,1]$ çaprazlama sabitini tanımlamaktadır ve $rn_i \in (1,2,\ldots,D)$ ise rasgele seçilmiş olan indekstir. Hedef vektörü ve ondan üretilmiş olan deneme vektörünün performansları karşılaştırılır ve iyi olanı seçilerek bir sonraki çevrime aktarılır. Kalite değerlerinden bağımsız olarak, bütün çözümlerin hedef vektör olarak seçilme şansı eşittir (Açgözlü seçme). Hedef vektöründen ve deneme vektöründen daima en iyi olanının seçilmesiyle algoritmanın yakınsama hızının artması, DE algoritmasının performansının genetik algoritmaya göre daha iyi olmasını sağlamaktadır.

4. BÖLÜM

SEZGİSEL ALGORİTMALARIN SAYISAL SÜZGEÇ TASARIMINDA KULLANILMASI

Tasarlanacak bir sistem için arzu edilen giriş-çıkış ilişkisini sağlayan çok sayıda alternatif çözüm olabilmektedir. Bu çözümler içerisinden en iyisinin en kısa zamanda bulunmasına yönelik çalışmalar, optimizasyon olarak adlandırılmaktadır. Optimizasyon, bütün mühendislik dallarını ilgilendiren önemli bir çalışma sahasıdır ve literatürde optimizasyon problemlerinin çözümüne yönelik çok sayıda çalışma yapılmıştır [15]. Yapılan ilk çalışmalarda önerilen klasik yöntemlerin, probleme özel olma, çok-modlu problemlerde küresel minimumlara ulaşamama ve problemin kesinlikle matematiksel fonksiyonlarla tanımlanma gerekliliği gibi önemli dezavantajları vardır. Klasik yöntemlerin bu dezavantajlarının üstesinden gelebilmek için tabiatta var olan sistemleri ve olayları temel alarak geliştirilen ve sezgisel algoritmalar olarak adlandırılan optimizasyon algoritmaları geliştirilmiştir. Sezgisel algoritmalar probleme ait çözüm uzayında rasgele tabanlı araştırma yapabilen, genel amaçlı, esnek ve yüksek performanslı algoritmalardır. Genetik, ısıl işlem (Simulated Annealing-SA), yapay bağışıklık (Artificial Immune-AI), tabu araştırma (Tabu Search-TS), karınca koloni optimizasyon (Ant Colony Optimization-ACO), diferansiyel gelişim, parçacık sürüsü optimizasyon ve yapay arı koloni algoritmaları literatürde bir çok alanda yaygın olarak kullanılan ve oldukça popüler sezgisel algoritmalardır. Bu algoritmalar yakınsama hızı, doğruluk, kararlılık, esneklik ve hesaplama maliyeti ölçütleri açısından farklılıklar gösterebilmektedir. Literatürde, sezgisel algoritmaların farklı optimizasyon problemlerinin çözümündeki başarımlarının incelendiği çok sayıda çalışma bulunmaktadır. Bu bölümde, sezgisel algoritmaların doğrusal zamanla değişmeyen ve adaptif süzgeçlerin tasarımında kullanılmasına yönelik literatürde yapılan çalışmalar incelenerek detaylı bir literatür bilgisi verilmiştir.

Literatür taraması 1975-2010 tarih aralığı için Ebscohost Web, Emerald, Engineering Village, IEEE Xplore, ScienceDirect, Springer Link, Taylor and Francis, Web of Science ve Wiley Interscience-Blackwell veritabanlarında gerçekleştirilmiştir.

4.1. Sayısal Süzgeç Tasarımında Genetik Algoritmanın Kullanılması

4.1.1. Genetik Algoritma ile Doğrusal Zamanla Değişmeyen Sayısal Süzgeçlerin Tasarımı

Sayısal işaret işleme uygulamalarında düşük güç tüketimi, daha az donanım maliyeti ve yüksek hesaplama hızı gibi önemli özelliklerin bulunması istenir. Donanımsal yapıda kullanılan çarpma elemanları güç tüketimini ve donanım maliyetini artırmaktadır. Bu nedenle, tasarımların çarpma elemanlarını içermeyecek şekilde gerçekleştirilmesi tasarım kalitesini artıracaktır. Bu ise süzgeç katsayılarının kanonik işaretlenmiş dijit (Canonical Signed Digit-CSD) veya ikinin kuvvetleri (Power of Two-POT) şeklinde sınırlandırılarak kodlanması ile mümkün olmaktadır. Sayısal FIR ve IIR süzgeçlerin tasarımında CSD kodlamasını temel alan genetik algoritmaların kullanıldığı çalışmalarda [36,37]-[38,39], donanım maliyetinin düştüğü ve hesaplama hızının arttığı belirtilmiştir. Bu çalışmalarda ayrıca, CSD kod yapısının genetik algoritmanın hesaplama sürecinin tamamında korunamayarak, belirli bir noktasından sonra kaybolduğu belirtilmiş ve CSD kod yapısının bütün gelişim süreci boyunca korunabilmesini sağlayan yeni yöntemler önerilmiştir. [40-50] çalışmalarında, katsayılarının ikinin kuvvetleri şeklinde sınırlandırılmasıyla çarpma elemanı içermeyen sayısal FIR süzgeçlerin genetik algoritma ile tasarımları gerçekleştirilmiştir. [40] numaralı çalışmada, temel genetik algoritma yapısına ısıl işlem ve tabu araştırma algoritmalarının temel özellikleri ile adaptiflik özelliği entegre edilerek yeni bir hibrit genetik algoritma elde edilmiş ve POT sayısal FIR süzgeç tasarımına uygulanmıştır. Adaptasyon özelliği ile popülasyon boyutunun ve genetik operatörlerin adaptif olarak değişmeleri sağlanırken, ısıl işlem algoritma mantığı yerel minimumlara takılarak erken yakınsamayı önlemek, tabu araştırma mantığı ise süzgeç katsayılarının özelliklerine göre araştırma uzayının büyüklüğünü adaptif olarak azaltarak yakınsamayı hızlandırmak için kullanılmıştır. Yüksek dereceli bir sayısal FIR süzgecin daha düşük dereceli çarpanlarına ayrılarak, bu çarpanların kaskat bağlanması ile yeniden oluşturulduğu ve POT sayısal FIR süzgeç tasarımına uygulandığı [41] çalışmasında, önerilen yapının donanım maliyetini önemli ölçüde düşürdüğü belirtilmiştir. [42-45] çalışmalarında,

POT sayısal FIR süzgeç tasarımında temel genetik algoritma yapısının performansını artırmaya yönelik yaklaşımlar önerilmiş ve performansları test edilmiştir. Donanımsal olarak çarpma elemanlarını ihtiva etmeyen sayısal FIR süzgeçlerin genetik algoritma ile tasarımlarına yönelik farklı yaklaşımlar [46-50] ile verilmiştir. Çarpma elemanı içermeyen sayısal IIR süzgeçlerin genetik algoritma ile tasarımına yönelik yapılmış olan [51] çalışmasında, genetik algoritma ile tasarlanan ve çarpma elemanı içermeyen sayısal IIR süzgecin, klasik ve CSD-IIR yaklaşımları ile tasarlanan süzgeçlere göre daha yüksek hızlı ve donanımsal olarak daha basit yapıda olduğu belirtilmiştir.

Doğrusal zamanla değişmeyen sayısal süzgeçlerin sezgisel algoritmalar ile tasarımında, algoritmanın performansını etkileyen önemli parametrelerden birisi de kullanılan hata fonksiyonudur. Literatürde yapılan çalışmalarda tüm frekans bandı tek bir hata fonksiyonu ile değerlendirilmektedir. Sayısal FIR süzgeçler için [52,53] ve sayısal IIR süzgeçler için [54-56] numaralı çalışmalarda yeni bir yaklaşım getirilerek, farklı frekans bantlarına farklı hata fonksiyonları eş-zamanlı olarak uygulamış ve bu yaklaşım ile elde edilen sonuçların tüm frekans bandının tek bir hata fonksiyonu kullanılarak değerlendirilmesiyle elde edilen sonuçlardan daha iyi olduğunu gösterilmiştir. [57] numaralı çalışmada ise, önerilen yaklaşım hem FIR hem IIR sayısal süzgeç tasarımına uygulanmıştır. Bu çalışmalarda ayrıca, hata fonksiyonları tasarlanan süzgecin minimum fazlı olmasını sağlayacak şekilde geliştirilmiştir.

Sayısal süzgeçlerin donanımsal gerçekleştirilmelerinde kullanılan ve süzgeç katsayılarının depolandığı kaydedicilerin hafızaları sınırlı uzunluktadır. Bu nedenle, süzgeç katsayıları kesme ve yuvarlama gibi işlemlere tabi tutularak sonlu kelime uzunluklu hale getirildikten sonra depolanabilmektedir. Genetik algoritma ile sonlu kelime uzunluklu sayısal süzgeçlerin tasarımları, FIR süzgeçler için [58,59] ve IIR süzgeçler için [60,61], çalışmalarında incelenmiştir. [58] numaralı çalışmada, sonlu kelime uzunluğu etkisine karşı, FIR süzgeç katsayıları, genetik algoritma ile yuvarlatılmış ve elde edilen sonuçlar elle yuvarlatılmış katsayılarla elde edilen sonuçlarla mukayese edildiğinde genetik algoritma tabanlı yaklaşımın performansının daha iyi olduğu görülmüştür. [59] çalışmasında ise, temel GA içerisine yerel bir araştırma metodu gömülerek genetik algoritmanın performansı artırılmış ve sonlu kelime uzunluklu FIR süzgeçleri yüksek yakınsama hızıyla başarılı bir şekilde tasarlayabilen yeni bir GA tabanlı yaklaşım önerilmiştir. Sonlu kelime uzunluklu sayısal

IIR süzgeçlerin genetik algoritma ile tasarımları [60,61] numaralı çalışmalarda incelenmiştir. Genetik algoritmanın içerisine basit bir ısıl işlem algoritmasının gömülerek GA tabanlı hibrit bir algoritmanın geliştirildiği [60] numaralı çalışmada, genetik algoritma en uygun kuantalanmış katsayı değerlerini araştırırken, ısıl işlem algoritması yüksek yakınsama hızlarına ulaşılabilmesini sağlamaktadır. Bu çalışmada, önerilmiş olan hibrit yapının temel GA ve SA tabanlı yaklaşımlardan daha yüksek performanslı olduğu belirtilmektedir. [61] çalışmasında ise, kaskat yapılı ve sonlu kelime uzunluklu sayısal bir IIR süzgecin tasarımına yönelik genetik algoritma tabanlı yeni bir teknik önerilmiştir.

Genetik algoritmaların yüksek performanslı versiyonlarının geliştirilerek sayısal FIR ve IIR süzgeçlerin tasarımına uygulandığı bazı diğer çalışmalarda mevcuttur. Sayısal FIR süzgeçlerin genetik algoritma ile tasarımını temel alan [62] numaralı çalışmada, genetik operatörler üzerinde bazı iyileştirmelerin yapılmasıyla elde edilen yeni bir genetik algoritma önerilmiştir. Önerilen algoritmanın performansı temel genetik algoritma ve klasik tekniklerden Remez metodu ile mukayese edildiğinde, geliştirilen algoritmanın daha yüksek performanslı olduğu görülmüştür. Paralel genetik algoritma yapısının sayısal FIR süzgeç tasarımındaki performansının iki klasik metot ile mukayese edilerek, paralel yapının üstünlüklerinin ortaya koyulduğu bir çalışma [63] ile verilmiştir.

[64-74] çalışmalarında, genetik algoritma tabanlı sayısal IIR süzgeç tasarımları incelenmiştir. [64] çalışmasında, genetik ve türeve dayalı quasi-Newton algoritmalarının birleştirilmesiyle GA tabanlı yeni bir algoritma geliştirilmiş ve bu algoritmanın esnek, güvenilir ve yüksek yakınsama hızlı bir algoritma olduğu belirtilmiştir. Ayrıca, geliştirilen algoritmanın sayısal IIR süzgeç tasarımında etkin şekilde kullanılabileceği gösterilmiştir. Temel genetik algoritma ile Taguchi metodunun birleştirilerek güçlü yeni bir algoritmanın elde edildiği [65] numaralı çalışmada, geliştirilen yeni algoritmanın sayısal IIR süzgeçlerin tasarımına başarılı bir şekilde uygulanabildiği gösterilmiştir. [66,67] çalışmalarında, iki farklı genetik algoritmanın birleşiminden oluşan yeni bir genetik algoritma yapısı geliştirilmiştir. Geliştirilen genetik algoritmanın süzgeç parametrelerini ve süzgeç yapısını eşzamanlı olarak optimize edebildiği belirtilerek, bu algoritma ile süzgeçlerin yüksek yakınsama hızlarında tasarlanabildiği gösterilmiştir. Genlik yanıtını ve faz yanıtını eşzamanlı olarak optimize ederken aynı zamanda tasarımı en küçük süzgeç derecesiyle gerçekleştirmeye çalışan bir genetik algoritma yapısı [68]

numaralı çalışmada önerilmiştir. Geliştirilen yeni bir çaprazlama yöntemi ile yüksek performanslı yeni bir genetik algoritmanın elde edildiği [69] numaralı çalışmada, geliştirilen genetik algoritma yapısının sayısal IIR süzgeçlerin tasarımında temel genetik algoritmaya göre daha iyi sonuçlar ürettiği gösterilmiştir. [70] numaralı çalışmada sunulan ve performansı incelenen yeni bir yaklaşımda, sayısal IIR süzgeçlerin genetik algoritma ile tasarımında kararlılık kriterinin her bir çevrimde kontrol edilebilecek şekilde çaprazlama ve mutasyon operatörlerinin içerisine gömülmesi önerilmiştir. [71-74] çalışmalarında ise, farklı genetik algoritma yapıları ve genetik algoritma tabanlı tasarım yöntemleri kullanılarak gerçekleştirilmiş sayısal IIR süzgeç tasarımları incelenmiştir.

4.1.2. Genetik Algoritma ile Adaptif Süzgeçlerin Tasarımı

Çarpma elemanı içermeyen adaptif FIR süzgeçlerin tasarımında kullanılmak üzere genetik algoritma tabanlı yeni bir yaklaşımın önerildiği [75] numaralı çalışmada, önerilen yaklaşımın performansı doğrusal kestirim ve sistem modelleme uygulamaları için test edilerek oldukça başarılı olduğu görülmüştür. Adaptasyon süresince başarılı bir araştırmanın gerçekleştirilebilmesi için önerilen ve LMS algoritmasının temel genetik algoritma içine gömülmesiyle elde edilen yüksek performanslı yeni bir hibrit algoritma, [76] çalışmasında sunulmuştur. Önerilen hibrit algoritma kullanılarak doğrusal kestirim uygulamasına yönelik POT adaptif FIR süzgeçlerin tasarımı başarılı bir şekilde gerçekleştirilmiştir.

[77-79] çalışmalarında, genetik algoritmanın geliştirilmiş bir versiyonu (Breeder genetic algorithm) adaptif FIR süzgeçlerin sistem modelleme ile tasarımında kullanılmıştır. [77] numaralı çalışmada, önerilen algoritmanın performansı temel genetik algoritma ile karşılaştırılmış ve temel genetik algoritmadan daha iyi tasarımları gerçekleştirebildiği gösterilmiştir. Önerilen algoritmanın performansının geleneksel istatistiksel metodlarla mukayese edildiği [78] çalışmasında ise, önerilen algoritmanın çok-modlu yüzeylerde daha başarılı olduğu belirtilmiştir. Ayrıca, istatistiksel LMS algoritmasının genetik algoritmadan daha hızlı yakınsadığı belirtilerek iki algoritmanın avantajlarını birleştiren ve pratik uygulamalarda kullanılabilen yeni bir hibrit metot önerilmiştir.

Genetik algoritma ile adaptif IIR süzgeçlerin tasarımının gerçekleştirildiği [80] numaralı çalışmada, genetik algoritmanın çok-modlu hata yüzeylerindeki performansı incelenmiş ve bu yüzeylerdeki başarımı ortaya konulmuştur. [5,81] çalışmalarında, genetik algoritmanın küresel araştırma yeteneği LMS tabanlı algoritmalara uygulanarak yüksek yakınsama hızlı ve yerel minimumlardan kurtulabilme yeteneğine sahip yeni bir öğrenme algoritması önerilmiştir. Önerilen LMS tabanlı yeni öğrenme algoritmasının performansı sistem modelleme uygulaması ile adaptif IIR süzgeç tasarımında test edilerek LMS ve temel GA ile mukayese edilmiştir.

[82] numaralı çalışma ise, kaskat, paralel ve kafes (Lattice) yapıdaki adaptif IIR süzgeçlerin tasarımlarının kararlılık kriterini de içerecek şekilde genetik algoritma ile gerçekleştirilmesini içermektedir. Isıl işlem algoritmasının bazı yaklaşımlarının genetik algoritmaya uyarlanmasıyla elde edilen iki hibrit teknik, [83] numaralı çalışmada önerilmiştir. İlk teknikte, genetik algoritmanın mutasyon operatörü ısıl işlem algoritmasındaki sıcaklık parametresine benzer şekilde geliştirilmiştir. İlk çevrimlerde yüksek değerli mutasyon uygulanırken ilerleyen çevrimlerde mutasyon değeri adım adım düşürülerek bütün çevrimlerdeki ortalama minimum hatanın tek bir çevrimdeki minimum hataya yaklaşması sağlanmıştır. İkinci teknikte ise, ısıl işlem algoritmasındaki Metropolis kriterinin genetik algoritma içerisinde kullanılması önerilmiştir. Bu kriter, yeni bir durumun yeni çözüm olarak saklanacağını mı yoksa reddedileceğini mi belirleyen olasılıksal bir kabul kriteridir. Önerilmiş olan tekniklerin adaptif IIR süzgeçlerin tasarımında başarılı bir şekilde kullanılabileceği belirtilmiştir. Adaptif IIR süzgeçlerin genetik algoritma tabanlı adaptif gürültü giderimi uygulamasıyla tasarımları [84,85] numaralı çalışmalarda incelenmiştir. Adaptif IIR süzgeçlerin sistem modelleme uygulamasıyla genetik algoritma tabanlı tasarımları [86,87] çalışmalarında incelenmiştir. [86] numaralı çalışmada genetik algoritma ile LMS algoritmasının performanları mukayese edilmiş ve genetik algoritma tabanlı tasarımın avantajları belirtilmiştir. [17] numaralı çalışmada ise, temel genetik algoritmanın sistem modelleme, doğrusal olmayan modelleme, zaman-gecikme kestirimi, aktif gürültü giderimi ve ses işleme alanlarındaki performansı incelenmiş ve algoritmanın performansını artırmaya yönelik yaklaşımlar tartışılmıştır. Sistem modelleme uygulaması ile adaptif IIR süzgeçlerin tasarımı gerçekleştirilirken, zaman-gecikme kestirimi uygulaması ile de adaptif FIR süzgeçlerin tasarımı gerçekleştirilmiştir.

4.2. Sayısal Süzgeç Tasarımında Isıl İşlem Algoritmasının Kullanılması

4.2.1. Isıl İşlem Algoritması ile Doğrusal Zamanla Değişmeyen Sayısal Süzgeçlerin Tasarımı

Katsayıları ikinin kuvvetleri şeklinde sınırlandırılmış sayısal FIR süzgeçlerin ısıl işlem algoritması ile tasarımının incelendiği [88] numaralı çalışmada tanımlanan SA algoritması temel SA algoritmasından farklı olarak, tüm çevrim süresince katsayı değerlerini daima ikinin kuvvetleri şeklinde koruyabilmektedir. POT sayısal FIR süzgeçlerin ısıl işlem algoritması ile tasarımını içeren ve [89] ile verilen makale üzerinde yapılan başka bir inceleme makalesi de [90] ile verilmiştir. [89] numaralı çalışmada, ısıl işlem algoritmasını temel alan yeni bir metot tanımlanarak kaskat FIR ve Nyquist süzgeç tasarımlarına uygulanmıştır. Bu makale, [90] numaralı makalede incelenmiş ve bazı eksiklikleri ortaya konulmuştur.

Sonlu kelime uzunluklu sayısal süzgeçlerin ısıl işlem algoritması ile tasarımını içeren [91-93] makalelerinden, [91] numaralı makalede sonlu kelime uzunluklu sayısal FIR süzgeçlerin tasarımı için ısıl işlem algoritmasına dayalı yeni bir algoritma önerilmiştir. Önerilen algoritma, *block update* ve *element-wise update* olarak adlandırılan iki yeni adımı içermektedir *Block update* yaklaşımı tüm süzgeç katsayılarının eşzamanlı değiştirilmesini gerçekleştirirken, e*lement-wise update yaklaşımı* küresel çözümlere daha hızlı yakınsanmasını sağlamaktadır. Önerilen algoritmanın hem sayısal süzgeç tasarımında hem de farklı alanlarda etkin bir şekilde kullanılabileceği belirtilmiştir. Sonlu kelime uzunluklu sayısal IIR süzgeçlerin tasarımı için ısıl işlem algoritmasına dayalı yeni bir yaklaşımın önerildiği bir diğer çalışma ise [92] ile verilmiştir. Önerilen yaklaşımda hata fonksiyonu içerisinde genlik hatasını, grup gecikmesini ve kararlılık kriterini temsil eden ifadeler bulunmaktadır ve bu hata fonksiyonunun minimizasyonu ısıl işlem algoritması ile gerçekleştirilmektedir. [93] numaralı çalışmada, sürekli değişkenler üzerinde çalışan bir ısıl işlem algoritması ayrık değişkenler üzerinde de çalışabilecek şekilde geliştirilmiş ve hem FIR hem de IIR süzgeç tasarımına uygulanarak başarılı sonuçların elde edildiği gözlemlenmiştir.

[94] numaralı çalışma, ısıl işlem algoritmasının geliştirilmiş bir versiyonu olan adaptif ısıl işlem algoritmasının üç farklı işaret işleme problemine uygulanmasını içermektedir. Bu problemlerden birisi, sayısal IIR süzgeçlerin sistem modelleme ile tasarımıdır. Elde

edilen sonuçlardan, adaptif ısıl işlem algoritmasının sayısal IIR süzgeçlerin tasarımında başarılı bir şekilde kullanılabileceği görülmüştür.

4.2.2. Isıl İşlem Algoritması ile Adaptif Süzgeçlerin Tasarımı

Isıl işlem algoritması ile adaptif IIR süzgeçlerin tasarımına yönelik çalışmalar [95-97] ile verilmiştir. [95] numaralı çalışmada, adaptif ısıl işlem algoritması kullanılarak sistem modelleme uygulaması ile adaptif IIR süzgeç tasarımı gerçekleştirilmiş ve adaptif ısıl işlem algoritmasının iyi sonuçlara yüksek yakınsama hızları ile ulaşabildiği belirtilmiştir. Adaptif IIR süzgeçlerin sistem modelleme ile tasarımını da içeren üç farklı işaret işleme uygulamasının adaptif ısıl işlem algoritması ile gerçekleştirildiği [96] numaralı makalede, adaptif ısıl işlem algoritmasının performansının genetik algoritmadan daha iyi olduğu ve işaret işleme uygulamalarında etkin şekilde kullanılabileceği gösterilmiştir. Genetik algoritmanın paralel araştırma yeteneği ile ısıl işlem algoritmasının kontrol edilebilir sıçrama yeteneğinin birleştirilmesi ile geliştirilen yeni bir hibrit algoritma, [97] numaralı çalışmada sunulmuştur Önerilen algoritma adaptif IIR süzgeçlerin sistem modelleme ile tasarımına uygulanarak, performansı ısıl işlem, genetik ve LMS algoritmaları ile mukayese edilmiş ve hibrit yapının tasarım performansının ve yakınsama hızının temel yapılara göre daha iyi olduğu belirtilmiştir.

4.3. Sayısal Süzgeç Tasarımında Tabu Araştırma Algoritmasının Kullanılması

4.3.1. Tabu Araştırma Algoritması ile Doğrusal Zamanla Değişmeyen Sayısal Süzgeçlerin Tasarımı

Katsayıları ikinin kuvvetleri şeklinde sınırlandırılmış sayısal FIR süzgeçlerin tabu araştırma algoritması ile tasarımları [98,99] çalışmalarında incelenmiştir. [98] numaralı çalışmada, tabu araştırma algoritmasına uygulanan küresel bir sınırlandırma operatörü sayesinde, kullanılacak toplam hafıza elemanı sayısının tasarımdan önce sabitlenebildiği bir algoritma önerilmiş ve iyi bilinen bazı tekniklerle mukayese edildiğinde önerilen algoritmanın performansının daha iyi olduğu belirtilmiştir. [99] numaralı çalışmada, tabu araştırma algoritmasının POT sayısal FIR süzgeç tasarımındaki performansı farklı süzgeç yapıları için incelenerek, SA ve Remetz algoritmaları ile mukayese edilmiştir. Elde edilen sonuçlardan, frekans cevabı ve hesaplama zamanı açısından en yüksek performansa sahip algoritmanın tabu araştırma algoritması olduğu belirtilmiştir.

[100-102] numaralı çalışmalarda, genetik algoritmanın çaprazlama prosedürünü de içeren paralel bir tabu araştırma algoritması önerilmiş ve sonlu kelime uzunluklu sayısal FIR süzgeç tasarımına uygulanmıştır. Önerilen paralel tabu araştırma algoritmasının performansı [100] numaralı çalışmada *integer-programming* ve *round-off* metotları ile mukayese edilirken, [101] numaralı çalışmada *round-off* metodu, GA ve temel TS algoritması ile mukayese edilmiştir. Elde edilen sonuçlardan, önerilen paralel tabu araştırma algoritmasının diğer metodlardan daha etkili olduğu görülmüştür. [102] numaralı çalışmada, çoklu tabu araştırma algoritması olarak adlandırılan yeni bir yaklaşım önerilmiştir. Önerilen algoritmada, çözümler araştırılırken aynı anda birden fazla temel tabu araştırma algoritması paralel olarak kullanılmaktadır. Bir sonraki çevrim için süreç güncellenirken, tabu araştırma algoritmaları tarafından üretilen çözümlerden en iyi olanı kullanılmakta böylece toplam süreçte en iyi çözüme ulaşılabilme ihtimali yükselmektedir. Bu çalışmada algoritmanın performansını artırmaya yönelik diğer bazı yaklaşımlarda önerilmiştir. Çoklu tabu araştırma algoritmasının performansı, temel TS ve GA ile mukayese edildiğinde daha etkili bir yaklaşım olduğu görülmüştür.

4.3.2. Tabu Araştırma Algoritması ile Adaptif Süzgeçlerin Tasarımı

Tabu araştırma algoritması ile adaptif sayısal süzgeçlerin tasarımını içeren çalışmalar [103,104] ile verilmiştir. [103] numaralı çalışmada, ikinin kuvvetleri şeklinde sınırlandırılmış katsayılar üzerinde çalışan bir tabu araştırma algoritması önerilmiştir. Önerilen algoritma, adaptif IIR süzgeçlerin kanal denkleştirme ile tasarımında kullanılarak performansı kuantalanmış LMS algoritması ile mukayese edilmiş ve daha iyi sonuçlar ürettiği gösterilmiştir. Tabu araştırma algoritmasının adaptif IIR süzgeçlerin sistem modelleme ile tasarımındaki performansının incelenerek adaptif ısıl işlem, adaptif genetik ve gradient lattice algoritmaları ile mukayese edildiği [104] numaralı çalışmada, tabu araştırma algoritmasının hata ve yakınsama performansının daha iyi olduğu gösterilmiştir.

4.4. Sayısal Süzgeç Tasarımında Diferansiyel Gelişim Algoritmasının Kullanılması

4.4.1. Diferansiyel Gelişim Algoritması ile Doğrusal Zamanla Değişmeyen Süzgeçlerin Tasarımı

Doğrusal zamanla değişmeyen sayısal FIR süzgeçlerin tasarımında diferansiyel gelişim algoritmasının kullanılmasına yönelik çalışmalar [105-109] ile verilmiştir. Diferansiyel gelişim ve genetik algoritma tabanlı sayısal FIR süzgeç tasarımının gerçekleştirildiği [105] çalışmasında, DE algoritmasının sayısal FIR süzgeç tasarımında etkin şekilde kullanılabileceği gösterilmiştir. [106] numaralı çalışmada, sayısal FIR süzgeçlerin tasarımı diferansiyel gelişim, genetik ve doğrusal olmayan en küçük kareler algoritmaları ile gerçekleştirilerek performans karşılaştırması yapıldığında, diferansiyel gelişim algoritmasının hata ve yakınsama performansı açısından en iyi sonuçları ürettiği belirtilmiştir.

Sabit noktalı katsayılarla sayısal FIR süzgeç tasarımının diferansiyel gelişim, genetik ve doğrusal olmayan en küçük kareler algoritmaları ile gerçekleştirildiği [107] numaralı çalışmada, diferansiyel gelişim algoritmasının en iyi çözümleri en yüksek yakınsama hızı ile bulduğu belirtilmiştir. [108] numaralı çalışmada, DE algoritması frekans örnekleme metodu ile sayısal FIR süzgeç tasarımına uygulanmış ve performansı genetik algoritma ile mukayese edilmiştir. Mukayese sonuçlarından, DE algoritmasının genlik yanıtı performansının daha iyi olduğu ve en iyi çözümlere daha hızlı ulaştığı görülmüştür. [109] numaralı çalışmada ise, DE ve PSO algoritmalarının birleştirilmesiyle elde edilen ve DEPSO olarak adlandırılan hibrit bir algoritma sayısal FIR süzgeç tasarımına uygulanmış ve performansı temel PSO algoritması ile mukayese edilmiştir. Benzetimler iki farklı kalite fonksiyonu için ayrı ayrı gerçekleştirilmiş ve benzetim sonuçlarından, DEPSO hibrit algoritmasının hata performansının ve yakınsama hızının PSO'dan daha iyi olduğu görülmüştür.

DE algoritmasının doğrusal zamanla değişmeyen IIR süzgeçlerin tasarımında kullanılmasına yönelik çalışmalar [4,110-114] ile verilmiştir. [110] numaralı çalışmada, minimum fazlı, doğrusal fazlı, kutup yarıçap sınırlandırmalı, frekans ve zaman domeni sınırlandırmalı ve genlik sınırlandırmalı gibi standart olmayan farklı IIR süzgeçlerin tasarımında diferansiyel gelişim algoritmasının performansı incelenerek başarılı bir şekilde kullanılabileceği gösterilmiştir. Arzu edilen genlik cevabını ve grup gecikmesini sağlayabilen sayısal IIR süzgeçlerin DE algoritması ile tasarımının incelendiği [111] numaralı çalışmada, arzu edilen tasarımların başarılı bir şekilde gerçekleştirilebildiği görülmüştür.

Belirli bir kararlılık kriterini sağlayan sayısal IIR süzgeç tasarımı için DE algoritmasının iki farklı versiyonunun kullanıldığı [112] numaralı çalışmada, elde edilen sonuçlar GA ve geliştirilmiş GA algoritmaları ile mukayese edildiğinde DE algoritmasının daha iyi tasarımları gerçekleştirebildiği görülmüştür. [4,113] numaralı çalışmalarda, sayısal IIR süzgeçlerin sistem modelleme uygulaması ile tasarımında diferansiyel gelişim algoritmasının performansı incelenmiş ve GA ile mukayese edilmiştir. [4] numaralı çalışmada ayrıca, DE algoritmasının çeşitli test fonksiyonlarının optimizasyonundaki performansı da incelenmiştir. Hem süzgeç tasarımında hem de test fonksiyonlarının optimizasyonunda elde edilen sonuçlar, DE algoritmasının performansının genetik algoritmadan daha iyi olduğunu göstermiştir. [114] ile verilmiş olan çalışmada ise, DE algoritması en iyi IIR süzgeç katsayılarının kestirimine yönelik kullanılmış ve elde edilen sonuçlardan DE algoritmasının katsayı kestiriminde başarılı bir şekilde kullanılabileceği belirtilmiştir.

4.4.2. Diferansiyel Gelişim Algoritması ile Adaptif Süzgeçlerin Tasarımı

[115] numaralı çalışmada, adaptif FIR süzgeç uygulamalarından birisi olan adaptif doğrusal birleştirici yapısı diferansiyel gelişim algoritması kullanılarak 3 farklı hata fonksiyonu için tasarlanmış ve her bir hata fonksiyonunun tasarımdaki performansı analiz edilmiştir. Adaptif süzgeçlerin diferansiyel gelişim algoritması ile tasarımına yönelik yapılan [116] numaralı çalışmada ise, adaptif IIR süzgeçlerin sistem modelleme ile tasarımı harici bir gürültü etkisi altında genetik ve diferansiyel gelişim algoritmaları kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlardan, DE algoritmasının harici gürültü etkisi altında da başarılı bir şekilde kullanılabildiği ve performansının genetik algoritmadan daha iyi olduğu gözlemlenmiştir.

4.5. Sayısal Süzgeç Tasarımında Parçacık Sürüsü Optimizasyon Algoritmasının Kullanılması

4.5.1. Parçacık Sürüsü Optimizasyon Algoritması ile Doğrusal Zamanla Değişmeyen Süzgeçlerin Tasarımı

Parçacık sürüsü optimizasyon algoritmasının sayısal süzgeç tasarımında kullanılmasına yönelik çalışmalar [117-125] ile verilmiştir. [117] numaralı çalışmada, PSO algoritmasının geliştirilmiş bir versiyonu olan Kuantum-davranışlı PSO (QPSO) algoritması sayısal FIR süzgeç tasarımına uygulanmıştır. Temel PSO algoritmasındaki

konum vektörlerinin, yakınsama hızını ve hata performansını artıracak şekilde iyileştirilmesiyle elde edilen QPSO algoritması, sayısal FIR süzgeç tasarımında genetik ve temel PSO algoritmalarına göre daha iyi tasarımları gerçekleştirebilmiştir. PSO algoritmasının bir diğer geliştirilmiş versiyonu olan Kuantum İnfizyonlu Parçacık Sürüsü optimizasyon (PSO-QI) algoritması kullanılarak sayısal FIR ve IIR süzgeçlerin tasarımı [118] çalışmasında incelenmiştir. PSO-QI algoritmasında popülasyondaki en iyi çözümün pozisyonu elde edilirken, PSO ile elde edilmiş olan en iyi çözüm QPSO'nun rasgele seçilen bir çözümden elde ettiği başka bir çözüm ile karşılaştırılır ve iyi olan çözüm o andaki popülasyonun en iyi çözümü olarak seçilir. Bu makalede, PSO-QI algoritmasının sayısal FIR süzgeç tasarımındaki performansı temel PSO ve QPSO algoritmaları ile mukayese edilirken, sayısal IIR süzgeç tasarımındaki performansı temel PSO algoritması ile mukayese edilmiştir. Elde edilen sonuçlardan, PSO-QI algoritmasının genlik cevabı, hata performansı ve kazanç açısından daha yüksek performanslı olduğu görülmüştür. Temel PSO algoritmasına kaotik mutasyon stratejisinin uygulanmasıyla elde edilen ve kaotik mutasyonlu PSO (CPSO) algoritması olarak adlandırılan güncel ve etkili bir algoritmanın sayısal FIR süzgeç tasarımındaki performansı [119] numaralı makalede incelenmiştir. Kaotik mutasyon stratejisi ile algoritmanın yerel minimumlardan kurtulma kabiliyeti artırılmıştır. CPSO algoritması ile elde edilen sonuçlar, temel PSO ve Parks-McClellan algoritmaları ile mukayese edilerek CPSO algoritmasının daha kararlı, optimizasyon hassasiyetinin daha yüksek ve küresel araştırma yeteneğinin daha iyi olduğu belirtilmiştir. CPSO algoritmasının sayısal IIR süzgeç tasarımındaki performansının analiz edilerek temel PSO algoritması ile mukayese edildiği [120] çalışmasında, CPSO algoritmasının temel PSO algoritmasına göre daha yüksek doğrulukta ve yakınsama hızında en iyi sonuçlara ulaşabildiği belirtilmiştir.

Genetik, parçacık sürüsü optimizasyon ve Parks-McClellan algoritmaları kullanılarak doğrusal fazlı FIR süzgeç tasarımlarının gerçekleştirildiği ve algoritmaların performanslarının mukayese edildiği [121] çalışmasında, ayrıca, sonlu kelime uzunluklu sayısal FIR süzgeç tasarım problemi de PSO, GA, paralel GA ve Parks-McClellan algoritmaları ile incelenmiş ve bu algoritmaların performansları Yuvarlama metodu ile elde edilen sonuçlarla mukayese edilmiştir. Elde edilen sonuçlardan, PSO algoritmasının sayısal FIR süzgeçlerin tasarımında etkin şekilde kullanılabileceği

görülmüştür. Doğrusal fazlı FIR süzgeç tasarımının genetik ve parçacık sürüsü optimizasyon algoritmaları ile gerçekleştirildiği [122] numaralı çalışmada, PSO algoritmasının üstünlüğü ortaya koyulmuştur.

[123] numaralı çalışmada, sayısal FIR süzgeçlerin tasarımı sistem modelleme uygulaması ile gerçekleştirilmiştir. Dinamik sistemi modelleyen sayısal süzgecin katsayıları PSO algoritması ile kestirilmiştir. Elde edilen sonuçlardan, PSO algoritmasının dinamik bir sistemi modelleyen sayısal süzgeçlerin katsayı kestiriminde başarılı bir şekilde kullanılabileceği görülmüştür.

Doğrusal fazlı olmayan sayısal FIR süzgeçlerin genetik, ısıl işlem ve parçacık sürüsü optimizasyon algoritmaları ile tasarımını içeren [124] numaralı çalışmada, algoritmaların performansları kendi aralarında mukayese edilirken, her bir algoritmanın performansı Quasi-Newton yaklaşımıyla ayrıca mukayese edilmiştir. Sonuç olarak, her üç algoritmanında iyi tasarımları gerçekleştirebildiği fakat en iyi tasarımların PSO algoritması ile elde edildiği belirtilmiştir. Ayrıca, tasarlanacak süzgeçlerin dereceleri arttıkça algoritmaların performanslarının düştüğü de belirtilmiştir.

Sayısal FIR süzgeçlerin frekans örnekleme metodu ile tasarımına yönelik PSO tabanlı bir yaklaşımın önerildiği [125] numaralı çalışmada, önerilen yaklaşımın klasik yöntemlerden daha etkili olduğu belirtilmiştir.

4.5.2. Parçacık Sürüsü Optimizasyon Algoritması ile Adaptif Süzgeçlerin Tasarımı

PSO algoritmasının adaptif sayısal süzgeçlerin tasarımında kullanılmasını içeren çalışmalar [6,126-134] ile verilmiştir.

[126] numaralı çalışmada, geri beslemeli doğrusal olmayan adaptif süzgeçlerin tasarımına yönelik bir PSO algoritması (MPSO) geliştirilmiş. Geliştirilen algoritma, temel PSO algoritmasında dört farklı iyileştirmenin yapılması ile elde edilmiştir. Geliştirilmiş olan PSO algoritması, polinom süzgeçlerin tasarımı ile adaptif IIR süzgeçlerin sistem modelleme ile tasarımında kullanılarak performansı genetik ve temel PSO algoritmaları ile mukayese edildiğinde, hata ve yakınsama performansının diğer algoritmalardan daha iyi olduğu gözlemlenmiştir.

MPSO algoritmasında yeni bir iyileştirmenin yapılarak daha yüksek performanslı bir PSO algoritmasının önerildiği [127] numaralı çalışmada, geliştirilmiş olan bu yeni algoritma harici bir gürültü etkisi altında sistem modelleme ile adaptif IIR süzgeç tasarımına uygulanmıştır. Performansı genetik ve temel PSO algoritmaları ile mukayese edildiğinde, geliştirilmiş olan algoritmanın yakınsama hızının ve hata performansının daha iyi olduğu görülmüştür.

MPSO algoritmasının adaptif IIR faz dengeleyici tasarımında kullanıldığı [128] çalışmasında elde edilen sonuçlar, aynı problem için farklı makalelerde GA ve SA ile elde edilen sonuçlarla karşılaştırılmış ve MPSO algoritmasının daha iyi tasarımları yüksek yakınsama hızları ile gerçekleştirebildiği belirtilmiştir.

[129] numaralı makalede, temel PSO ve LMS algoritmalarının avantajlarını birleştiren ve PSO-LMS olarak adlandırılan yeni hibrit bir algoritma önerilerek, sistem modelleme ile adaptif IIR süzgeç tasarımında ve iki farklı Volterra süzgeç tasarımında kullanılmıştır. Eşit dereceli Volterra modelleme ve adaptif IIR süzgeç tasarımlarında, önerilen hibrit algoritmanın performansı birden fazla LMS algoritmasının paralel çalıştırılmasıyla elde edilen Tümleşik-LMS (Congregational-LMS) ve temel PSO algoritmaları ile karşılaştırılmıştır. Kara-kutu Volterra modelleme uygulamasında ise, önerilen hibrit algoritmanın performansı, tümleşik-LMS, temel PSO, genetik ve MPSO algoritmaları ile mukayese edilmiştir. Adaptif IIR süzgeç tasarımında ve eşit dereceli Volterra modelleme uygulamalarında PSO-LMS algoritmasının, kara-kutu Volterra modelleme uygulamasında ise MPSO algoritmasının en iyi sonuçları ürettiği görülmüş ve sonuçlarla ilgili analizler yapılmıştır.

[130] numaralı çalışmada, GA, PSO, MPSO ve önerilen bir sınırlandırılmış rasgele araştırma (CRS) algoritması kullanılarak adaptif IIR süzgeçlerin sistem modelleme ile tasarımı gerçekleştirilmiştir. Tasarımlarda GA, PSO ve MPSO arasında performans mukayesesi yapılırken, CRS algoritmasının farklı popülasyon boyutları için performansları kendi içerisinde mukayese edilmiştir.

Hata yüzeyleri çok-modlu problemlerde etkin şekilde kullanılabilecek geliştirilmiş bir PSO algoritmasının önerildiği [131] çalışmasında, önerilen algoritmanın adaptif IIR süzgeç tasarımındaki performansı analiz edilmiştir. Öncelikle, PSO algoritmasının bazı

dezavantajları ortaya koyularak yakınsama hızı ve araştırma yeteneği daha gelişmiş yeni bir PSO algoritması önerilmiştir. Daha sonra, önerilen algoritmanın performansı genetik ve temel PSO algoritmaları ile mukayese edildiğinde geliştirilmiş PSO algoritmasının diğer algoritmalara göre daha etkili bir yaklaşım olduğu görülmüştür.

[6] numaralı çalışma, yazarların [126-131] makalelerinde önerdikleri yöntemleri ve yaptıkları çalışmaları bir araya getirerek oluşturdukları kapsamlı bir çalışmadır.

Harici bir gürültü etkisi altında adaptif FIR süzgeçlerin sistem modelleme ile tasarımının incelendiği [132] numaralı çalışmada, adaptasyon algoritması olarak PSO tabanlı bir yaklaşım tanımlanmıştır. Farklı gürültü seviyeleri altında, GA ve PSO ile gerçekleştirilen tasarım sonuçları mukayese edildiğinde PSO tabanlı yaklaşımın genetik algoritmaya benzer ya da daha iyi sonuçlar ürettiği belirtilerek hesaplama maliyetinin ve yakınsama hızının daha düşük olduğu ortaya koyulmuştur. [133] numaralı makalede, adaptif IIR süzgeçlerin sistem modelleme ile tasarımı harici bir gürültü etkisi altında PSO algoritması ile gerçekleştirilerek GA ile performans karşılaştırması yapılmıştır. Farklı süzgeç dereceleri ve gürültü seviyeleri için yapılan tasarımların tamamında PSO algoritmasının GA'dan daha iyi sonuçlar ürettiği görülmüştür. Sistem modelleme ile adaptif IIR süzgeç tasarımının PSO algoritması ile gerçekleştirildiği [134] numaralı çalışmada, PSO ve LMS algoritmalarının performansları mukayese edilerek PSO algoritması ile daha iyi çözümlerin elde edildiği ifade edilmiştir.

4.6. Sayısal Süzgeç Tasarımında Kullanılan Diğer Sezgisel Algoritmalar

Genetik, ısıl işlem, tabu araştırma, diferansiyel gelişim ve parçacık sürüsü optimizasyon algoritmaları kadar yaygın olmamakla birlikte hem doğrusal zamanla değişmeyen hem de adaptif süzgeçlerin tasarımında kullanılan diğer bazı sezgisel algoritmalarda mevcuttur. Bu algoritmalardan, yapay bağışıklık algoritması ile yapılan çalışmalar [135-138], karınca koloni optimizasyon algoritması ile yapılan çalışmalar [139,140] ve yapay arı koloni algoritması ile yapılan çalışmalar [33,141] ile verilmiştir.

Sayısal FIR süzgeçlerin frekans örnekleme metodu ile tasarımının yapay bağışıklık algoritması kullanılarak gerçekleştirildiği ve GA ile performans mukayesesinin yapıldığı [135] makalesinde, yapay bağışıklık algoritmasının daha iyi tasarımları gerçekleştirdiği belirtilmiştir. [136] numaralı çalışmada, biyolojik bağışıklık sisteminin

özellikleri ile Taguchi metodunun sistematik sonuç çıkarma yeteneği birleştirilerek, Taguchi-bağışıklık algoritması olarak adlandırılan yüksek performanslı yeni bir yapay bağışıklık algoritması önerilmiştir. Önerilen algoritma öncelikle bazı test fonksiyonlarının optimizasyonuna uygulanarak performansı temel yapay bağışıklık algoritması ile mukayese edilmiştir. Daha sonra, önerilen algoritmanın sayısal IIR süzgeç tasarımındaki performansı ile farklı bir makalede aynı probleme uygulanmış olan GA tabanlı başka bir yaklaşımın performansı mukayese edilerek, Taguchi-bağışıklık algoritmasının daha iyi sonuçları ürettiği belirtilmiştir. Yapay bağışıklık algoritmasının sayısal IIR süzgeç tasarımındaki performansının incelenerek genetik, gezici (touring) karınca koloni optimizasyon (TACO) ve tabu araştırma algoritmaları ile mukayese edildiği [137] numaralı çalışmada, yapay bağışıklık algoritmasının hem tek modlu hem çok modlu problemlerde en iyi tasarımları gerçekleştirdiği belirtilmiştir. [138] makalesinde, sayısal IIR süzgeçlerin sistem modelleme ile tasarımına yönelik çok-modlu yapay bağışıklık algoritması olarak adlandırılan yeni bir yaklaşım önerilmiştir. Önerilen yaklaşımın performansı genetik ve tabu araştırma algoritmaları ile mukayese edilerek diğer iki algoritmadan daha iyi tasarımları gerçekleştirebildiği belirtilmiştir.

[139] numaralı çalışmada, sürekli-karınca koloni algoritması olarak adlandırılan yeni bir yaklaşım standart olmayan (doğrusal-artan, doğrusal-azalan ve doğrusal olmayan artış gösteren) genlik karakteristiklerine sahip IIR süzgeçlerin tasarımında kullanılmıştır. Tasarım sonuçlarından, sürekli-karınca koloni algoritmasının standart olmayan genlik karakteristiklerine sahip IIR süzgeçlerin tasarımında başarılı bir şekilde kullanılabileceği görülmüştür.

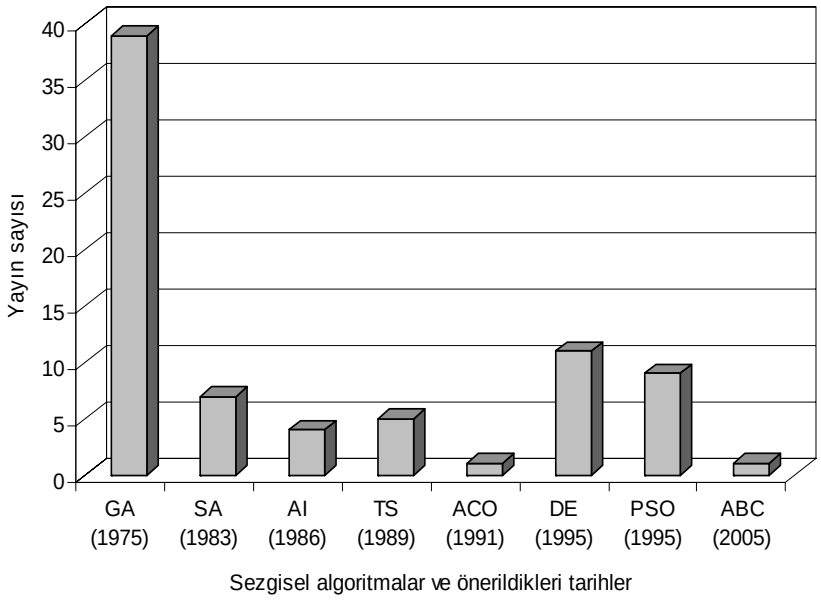
Adaptif IIR süzgeçlerin sistem modelleme ile tasarımına yönelik yapılmış olan [140] numaralı çalışmada, geliştirilmiş TACO olarak adlandırılan yeni bir algoritma önerilmiş ve bu algoritma öncelikle bazı test fonksiyonlarının optimizasyonuna daha sonra adaptif IIR süzgeçlerin sistem modelleme ile tasarımına uygulanarak performansı analiz edilmiştir. Test fonksiyonlarının optimizasyonunda geliştirilmiş TACO ve temel TACO algoritmalarının performansları mukayese edilerek, geliştirilmiş TACO algoritmasının üstünlüğü ortaya konulmuştur. Geliştirilmiş TACO algoritmasının adaptif IIR süzgeçlerin sistem modelleme ile tasarımındaki performansı ise temel TACO ve tabu araştırma algoritmaları ile mukayese edilmiştir. Elde edilen sonuçlardan, geliştirilmiş

TACO algoritmasının doğruluğunun ve yakınsama hızının diğer algoritmalardan daha yüksek olduğu belirtilmiştir.

Doğrusal zamanla değişmeyen IIR süzgeçlerin sistem modelleme ile tasarımının yapay arı koloni algoritması kullanılarak gerçekleştirildiği [33] numaralı çalışmada, temel ABC algoritmasının çeşitli test fonksiyonlarının optimizasyonundaki performansı temel PSO ve geliştirilmiş PSO algoritmaları ile mukayese edilirken, sayısal IIR süzgeç tasarımındaki performansı temel PSO, geliştirilmiş PSO ve doğrusal olmayan en küçük kareler (Nonlinear Least Squares-LSQ-nonlin) algoritmaları ile mukayese edilmiştir. Elde edilen sonuçlardan, ABC algoritmasının test fonksiyonlarının optimizasyonunda ve sayısal IIR süzgeçlerin tasarımında başarılı bir şekilde kullanılabileceği belirtilmiştir.

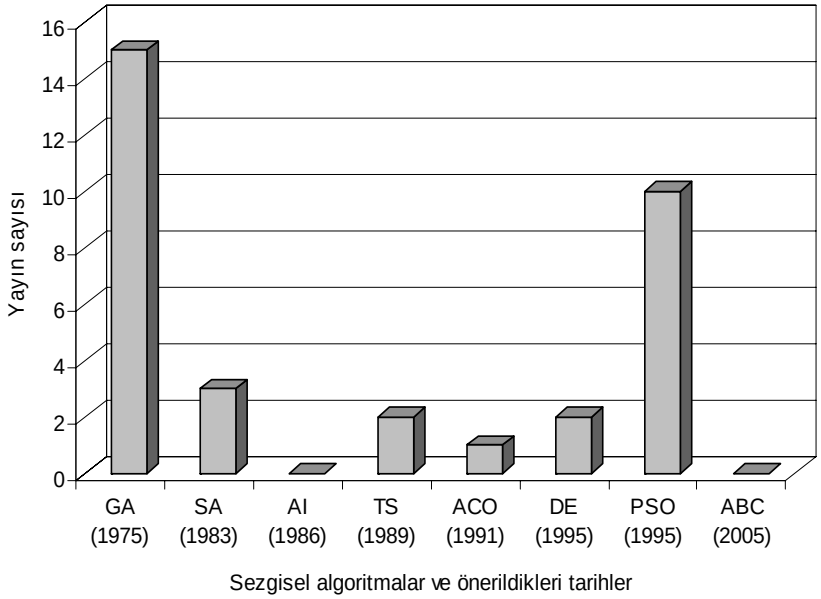
[141] numaralı çalışmada, adaptif FIR ve IIR süzgeçlerin gürültü giderimi uygulamasına yönelik tasarımları yapay arı koloni algoritmasının geliştirilmiş bir versiyonu ile gerçekleştirilmiştir. Geliştirilmiş ABC algoritmasının adaptif IIR süzgeç tasarımındaki performansı temel ABC, PSO ve DE algoritmaları ile mukayese edilirken, adaptif FIR süzgeç tasarımındaki performansı sezgisel algoritmalara ek olarak türeve dayalı LMS ve NLMS algoritmaları ile de mukayese edilmiştir. Elde edilen sonuçlar incelendiğinde, geliştirilmiş ABC algoritmasının hem hata performansı hem de yakınsama hızı açısından diğer algoritmalardan daha iyi sonuçlar ürettiği görülmüştür. Sonuç olarak, adaptif FIR ve IIR süzgeçlerin tasarımlarında ABC tabanlı yaklaşımların diğer algoritmalara benzer ya da daha iyi sonuçlar ürettiği ve ABC tabanlı yaklaşımların gürültü giderimi uygulamasına yönelik adaptif süzgeçlerin tasarımında başarılı bir şekilde kullanılabileceği belirtilmiştir.

Sayısal süzgeç tasarımlarının sezgisel algoritmalar kullanılarak gerçekleştirildiği çalışmaların literatürdeki yüzde dağılımı incelendiğinde, çalışmaların %70'inin doğrusal zamanla değişmeyen süzgeç tasarımına, %30'unun ise adaptif süzgeç tasarımına yönelik olduğu görülmüştür. Doğrusal zamanla değişmeyen süzgeç tasarımlarının sezgisel algoritmalar kullanılarak gerçekleştirildiği yayınların sayısı her bir algoritma için Şekil 4.1 ile verilmektedir. 1975 yılında önerilen ve en eski sezgisel algoritma olan GA kullanılarak yapılan yayın sayısının diğer algoritmalara göre daha fazla olduğu görülmektedir. 1995 yılında önerilen PSO ve DE algoritmaları ile yapılan yayın sayılarının ise daha önce önerilen algoritmalardan daha fazla olduğu söylenebilir.



Şekil 4.1. 1975-2010 yılları arasında her bir sezgisel algoritma için doğrusal zamanla değişmeyen süzgeç tasarımına yönelik yapılan yayın sayıları

Adaptif süzgeç tasarımına yönelik yapılan yayın sayıları ise her bir algoritma için Şekil 4.2'de gösterilmiştir. Adaptif süzgeç tasarımına yönelik çalışmaların büyük bir kısmının GA ve PSO algoritmaları ile gerçekleştirildiği görülmektedir.



Şekil 4.2. 1975-2010 yılları arasında her bir sezgisel algoritma için adaptif süzgeç tasarımına yönelik yapılan yayın sayıları

2005 yılında önerilen ABC algoritması ile doğrusal zamanla değişmeyen süzgeç tasarımına yönelik yalnızca bir çalışma bulunurken, adaptif süzgeç tasarımına yönelik çalışmalar ise ilk olarak bu tez çalışması kapsamında gerçekleştirilmiştir. 1975-2010 tarihleri arasında sayısal süzgeçlerin sezgisel algoritmalar ile tasarımına yönelik literatürde yapılan çalışmalar Tablo 4.1 ile verilmiştir.

Tablo 4.1. 1975-2010 tarihleri arasında sezgisel algoritmaların doğrusal zamanla değişmeyen ve adaptif süzgeçlerin tasarımında kullanılmasına yönelik literatürde yapılan çalışmalar

Algoritma	**Kontrol Parametreleri**	**Araştırma Özelliği**	**İlgili Çalışmalar**			
			Adaptif olmayan		**Adaptif**	
			FIR	**IIR**	**FIR**	**IIR**
GA	- Çaprazlama oranı - Mutasyon oranı - Generation gap	Popülasyon tabanlı	36,37,40-50, 52,53,57-59, 62,63	38,39,51, 54-57,60, 61,64-74	75-79,17	5,17,80-87
SA	- Başlangıç sıcaklığı - Son sıcaklık değeri - Soğutma stratejisi parametresi	Komşuluk tabanlı	88-91,93	92-94	—	95-97
TS	- Tabu listesi boyutu - Yakınlık faktörü - Frekans faktörü	Komşuluk tabanlı	98-102	—	—	103,104
DE	- Çaprazlama oranı - Ölçekleme faktörü	Popülasyon tabanlı	105-109	4,110-114	115	116
PSO	- Eylemsizlik faktörü - Bilişsel faktör - Sosyal faktör	Sürü zekası tabanlı	117-119, 121-125	118,120	132	6,126-131, 133,134
AI	- Alt koloni boyutu - Mutasyon oranı - Klonlama faktörü	Popülasyon tabanlı	135	136-138	—	—
ACO	- Buharlaşma katsayısı - Feremon parametresi - Seçilebilirlik faktörü	Sürü zekası tabanlı	—	139	—	140
ABC	- Limit	Sürü zekası tabanlı	—	33	—	—
M-ABC	- Limit - Modifikasyon oranı	Sürü zekası tabanlı	—	—	141	141

5. BÖLÜM

SONLU DARBE CEVAPLI SAYISAL SÜZGEÇ TASARIMINDA YAPAY ARI KOLONİ ALGORİTMASININ KULLANILMASI

Bu bölümde doğrusal zamanla değişmeyen ve adaptif FIR süzgeçlerin tasarımları, sistem modelleme ve gürültü giderimi uygulamaları ile gerçekleştirilmiştir. Doğrusal zamanla değişmeyen süzgeçler M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile tasarlanırken, adaptif süzgeçlerin tasarımında bu algoritmalara ilave olarak LMS ve NLMS adaptasyon algoritmaları da kullanılmıştır. Doğrusal zamanla değişmeyen ve adaptif FIR süzgeçlerin tasarımında algoritmaların yakınsama hızları ve hata performansları hakkında daha güvenilir bilgilerin elde edilebilmesi için, değerlendirilmeler tek bir koşma üzerinden yapılmayıp 15 koşmanın ortalaması üzerinden gerçekleştirilmiştir.

5.1. Doğrusal Zamanla Değişmeyen FIR Süzgeç Tasarımı

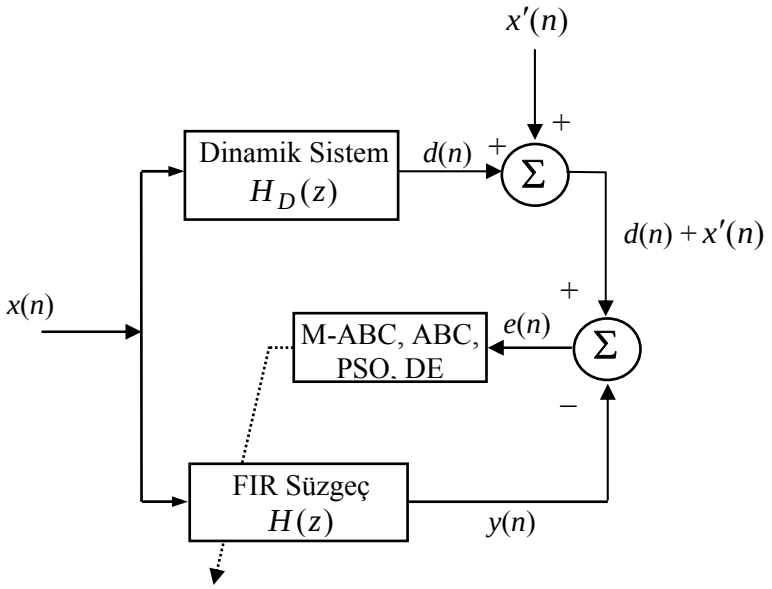
Doğrusal zamanla değişmeyen FIR süzgeçlerin tasarımına yönelik yapılan sistem modelleme ve gürültü giderimi uygulamalarında sezgisel algoritmalar için kullanılan kontrol parametre değerleri Tablo 5.1 ile verilmiştir. Ayrıca, bütün uygulamalarda, örnekleme sayısı, $N = 1000$ ve örnekleme frekansı, $f_s = 1Hz$ olarak alınmıştır.

Tablo 5.1. Doğrusal zamanla değişmeyen FIR süzgeç tasarımında sezgisel algoritmalar için kullanılan kontrol parametre değerleri

M-ABC	ABC	DE	PSO
Koloni boyutu = 20	Koloni boyutu = 20	Popülasyon boyutu = 20	Koloni boyutu = 20
limit değeri =180 Modifikasyon oranı = 0.7	limit değeri =180	Çaprazlama oranı = 0.8 Ölçekleme faktörü = 0.4	Eylemsizlik faktörü = 0.4 Bilişsel faktör = 2 Sosyal faktör = 2
$X_{max} = 1$ $X_{min} = -1$	$X_{max} = 1$ $X_{min} = -1$	$X_{max} = 1$ $X_{min} = -1$	$X_{max} = 1$, $X_{min} = -1$ $V_{max} = 0.5$, $V_{min} = -0.5$

5.1.1. Doğrusal Zamanla Değişmeyen FIR Süzgeçlerin Sistem Modelleme ile Tasarımı

Sistem modelleme uygulamaları iki şekilde düşünülebilir; *i.)* modellenecek olan dinamik sistem ile bu sistemi modelleyecek olan süzgeç aynı dereceden olabilir, *ii.)* yüksek dereceli bir dinamik sistem daha düşük dereceli bir süzgeç ile modellenebilir. Tercih edilen ve zor olan yaklaşım ikinci yaklaşımdır. Bu nedenle, doğrusal zamanla değişmeyen FIR süzgeç tasarımları ikinci yaklaşıma göre gerçekleştirilmiştir. Harici bir gürültü bileşenini de içeren bir sistem modelleme uygulaması ile doğrusal zamanla değişmeyen FIR süzgeçlerin tasarımı Şekil 5.1'de gösterilmiştir. Aşağıda sistem modelleme uygulamaları ve elde edilen sonuçlar verilmiştir.



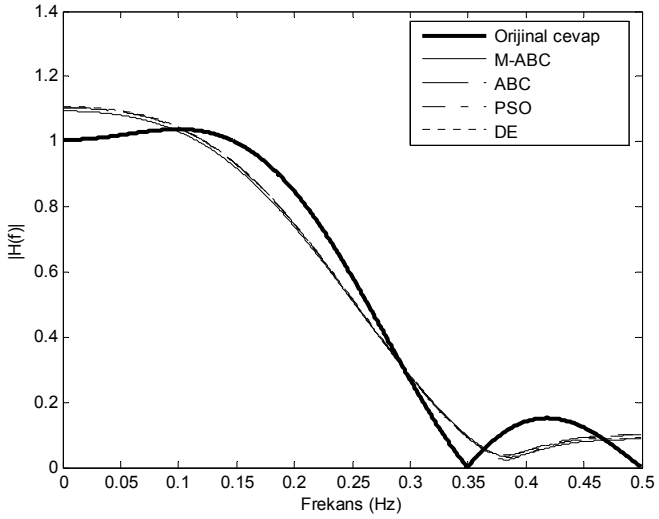
Şekil 5.1. Sistem modelleme uygulaması ile doğrusal zamanla değişmeyen FIR süzgeç tasarımı

Uygulama 5.1 Modellenecek olan dinamik sistem 5. dereceden bir FIR süzgeç olarak alınmış ve bu sistem 4. dereceden bir FIR süzgeç ile modellenmiştir. Modellenecek olan dinamik sistemin transfer fonksiyonu $H_D(z)$ ve bu dinamik sistemi modelleyecek FIR süzgecin transfer fonksiyonu $H(z)$ aşağıdaki gibi verilmektedir,

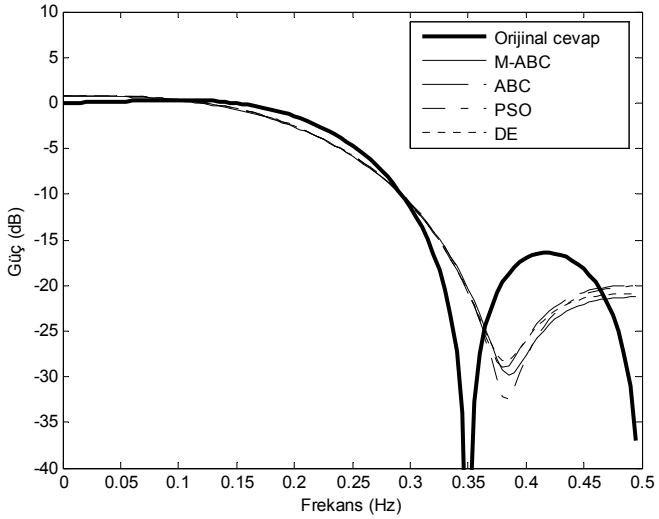
$$H_D(z) = -0.0972 + 0.1419z^{-1} + 0.4579z^{-2} + 0.4579z^{-3} + 0.1419z^{-4} - 0.0972z^{-5} \quad (5.1)$$

$$H(z) = b_0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + b_3 z^{-3} + b_4 z^{-4} \quad (5.2)$$

Modelleme sırasında sisteme harici bir gürültü işareti eklenmemiş yani $x'(n) = 0$ durumu için tasarımlar gerçekleştirilmiştir. Giriş işareti ise normal dağılımlı beyaz Gauss gürültüsü olarak uygulanmıştır. En düşük hata değerinin elde edildiği koşmalarda algoritmalar tarafından tasarlanmış olan FIR süzgeçlere ait genlik cevapları ve güç spektrumları Şekil 5.2 ile verilmiştir. Beşinci dereceden dinamik sistemi modellemek amacıyla M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları tarafından tasarlanan dördüncü dereceden FIR süzgeçlerin genlik cevabı ve güç spektrumu açısından performanslarının çok benzer olduğu görülmektedir.



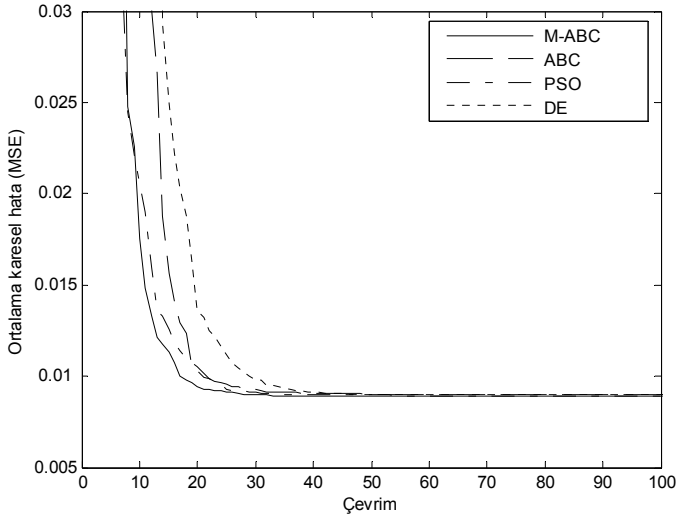
(a) Genlik cevapları



(b) Güç spektrumları

Şekil 5.2. Beşinci dereceden dinamik sistemi M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile modelleyen dördüncü dereceden FIR süzgeçlere ait (a) Genlik cevapları (b) Güç spektrumları

Algoritmalar için 15 koşmanın ortalamasından elde edilen hata gelişim grafikleri Şekil 5.3 ile verilmiştir. Bütün algoritmalar yaklaşık olarak aynı hata değerine yakınsadıkları için, hata performanslarının birbirine çok benzer olduğu söylenebilir. Minimum hata değerine en erken yakınsayan algoritmanın M-ABC algoritması olduğu gözükmektedir. ABC ve PSO algoritmaları yaklaşık olarak aynı çevrimde en iyi çözüme ulaştıklarından, yakınsama hızı açısından benzer performansa sahiptirler. Yakınsama performansı en düşük olan algoritmanın ise DE algoritması olduğu gözükmektedir.



Şekil 5.3. Beşinci dereceden dinamik sistemi modelleyen dördüncü dereceden FIR süzgecin tasarımında M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmalarının yakınsama hızları

Minimum hata değerlerinin elde edildiği koşmalarda tasarlanmış olan doğrusal zamanla değişmeyen FIR süzgeçlere ait katsayı değerleri Tablo 5.2 ile verilmiştir.

Tablo 5.2. Uygulama 5.1 için minimum hata değerlerinin elde edildiği koşmalarda M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları tarafından tasarlanan FIR süzgeçlerin katsayı değerleri

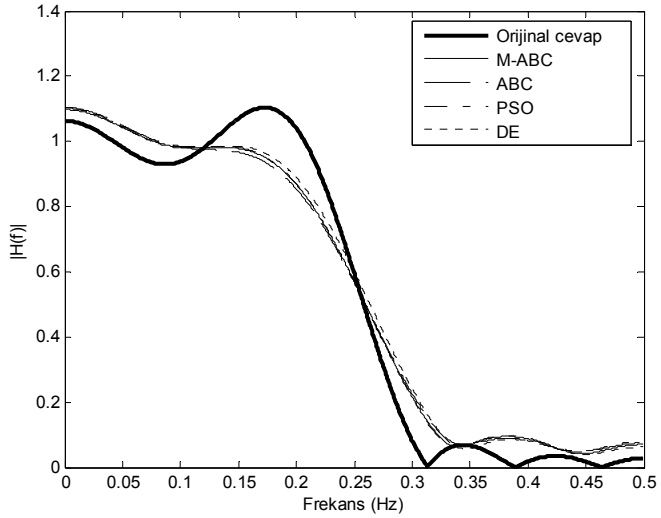
	M-ABC	**ABC**	**PSO**	**DE**
b_0	-0.0933	-0.0983	-0.0946	-0.0973
b_1	0.1385	0.1462	0.1397	0.1421
b_2	0.4541	0.4566	0.4544	0.4574
b_3	0.4516	0.4559	0.4619	0.4565
b_4	0.1428	0.1433	0.1425	0.1484

Uygulama 5.2 Onuncu dereceden FIR süzgeç olarak tanımlanmış bir dinamik sistemin altıncı dereceden bir FIR süzgeç ile modellendiği bu uygulamada, dinamik sistemin transfer fonksiyonu $H_D(z)$ ve bu dinamik sistemi modelleyecek FIR süzgecin transfer fonksiyonu $H(z)$ aşağıdaki gibi verilmektedir,

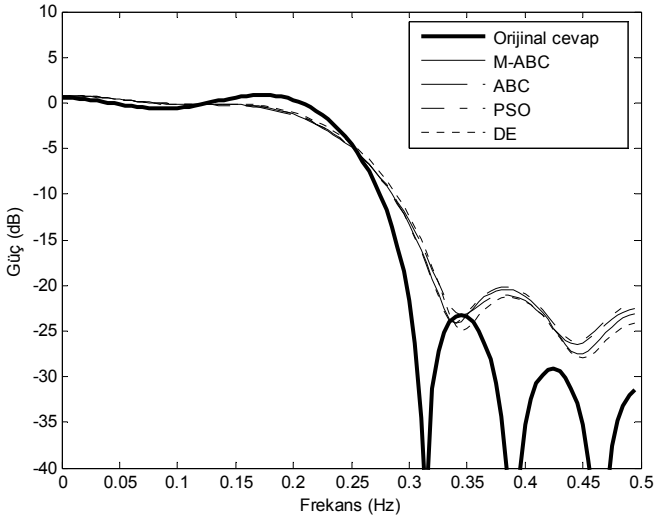
$$H_D(z) = 0.0583 + 0.0184z^{-1} - 0.1028z^{-2} - 0.0190z^{-3} + 0.3172z^{-4} + 0.5191z^{-5} + 0.3172z^{-6} - 0.0190z^{-7} - 0.1028z^{-8} + 0.0184z^{-9} + 0.0583z^{-10} \tag{5.3}$$

$$H(z) = b_0 + b_1z^{-1} + b_2z^{-2} + b_3z^{-3} + b_4z^{-4} + b_5z^{-5} + b_6z^{-6} \tag{5.4}$$

Bu uygulamada herhangi bir harici gürültü bileşeninin olmadığı, $x'(n) = 0$, durumu için tasarımlar gerçekleştirilmiştir. Giriş işareti *x(n)*, (-0.5,0.5) aralığında değerler alan uniform dağılımlı bir beyaz gürültü olarak alınmıştır. Her bir algoritma için en düşük MSE değerinin üretildiği koşmalarda elde edilmiş olan genlik cevapları ve güç spektrumları Şekil 5.4'te verilmiştir. Görüldüğü gibi, dinamik bir FIR sistemi modellemek için M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları kullanıldığında, algoritmalar genlik cevabı ve güç spektrumu açısından benzer sonuçları üretmişlerdir.



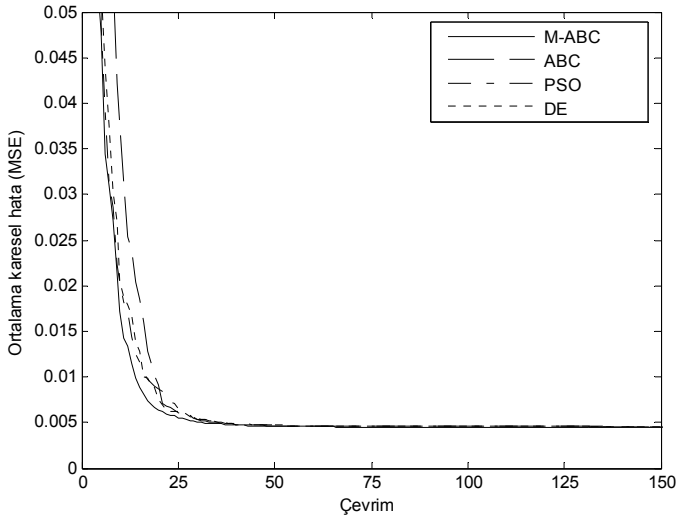
(a) Genlik cevapları



(b) Güç spektrumları

Şekil 5.4. Onuncu dereceden dinamik sistemi M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile modelleyen altıncı dereceden FIR süzgeçlere ait (a) Genlik cevapları (b) Güç spektrumları

Algoritmaların yakınsama hızlarının ve MSE performanslarının on beş koşmanın ortalaması olarak gösterildiği Şekil 5.5'ten MSE hatası bakımından tüm algoritmaların yakın sonuçlar ürettiği görülmektedir. DE ve PSO algoritmaları yakınsama hızı bakımından benzer sonuçlar üretirken, ABC algoritmasının bu problem için minimum MSE değerine çok az da olsa daha geç yakınsadığı görülmüştür. Geliştirilmiş ABC algoritmasının ise en düşük MSE değerine en yüksek hızla yakınsadığı görülmektedir.



Şekil 5.5. Onuncu dereceden dinamik sistemi modelleyen altıncı dereceden FIR süzgecin tasarımında M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmalarının yakınsama hızları

Algoritmalar tarafından minimum MSE değerlerinin elde edildiği koşmalarda tasarlanan FIR süzgeçlerin katsayı değerleri Tablo 5.3 ile verilmiştir.

Tablo 5.3. Uygulama 5.2 için en küçük MSE değerlerinde M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları tarafından elde edilen FIR süzgeç katsayı değerleri

	M-ABC	**ABC**	**PSO**	**DE**
b_0	0.0585	0.0526	0.0585	0.0594
b_1	0.0160	0.0182	0.0166	0.0246
b_2	-0.1032	-0.0923	-0.1024	-0.1046
b_3	-0.0154	-0.0164	-0.0173	-0.0258
b_4	0.3198	0.3156	0.3185	0.3211
b_5	0.5132	0.5131	0.5121	0.5214
b_6	0.3088	0.3136	0.3164	0.3067

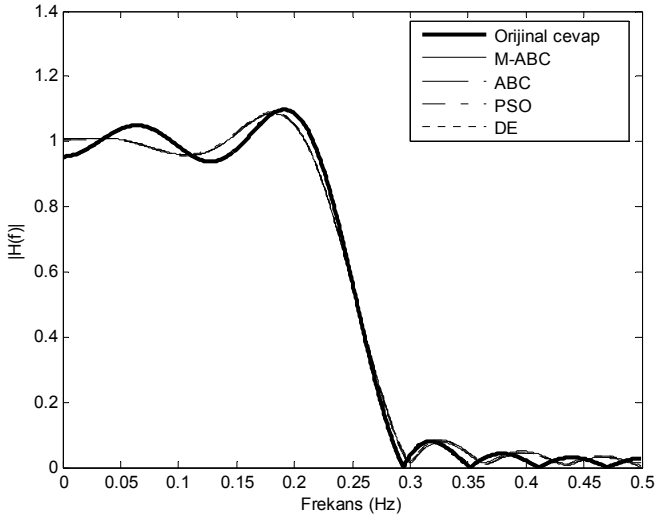
Uygulama 5.3 Bu uygulamada, yüksek dereceli bir dinamik sistem harici gürültü etkisi altında yüksek dereceli FIR süzgeç ile modellenecektir. Modellenecek olan dinamik sistemimiz 14. dereceden bir sistemdir ve transfer fonksiyonu Eşitlik 5.5 ile verilmiştir. Bu dinamik sistemi modelleyecek olan 12. dereceden FIR süzgecin transfer fonksiyonu ise Eşitlik 5.6'da gösterilmiştir.

$$H_D(z) = -0.0435 - 0.0096z^{-1} + 0.0622z^{-2} + 0.0097z^{-3} - 0.1052z^{-4} - 0.0098z^{-5} + 0.3180z^{-6} + 0.5098z^{-7} + 0.3180z^{-8} - 0.0098z^{-9} - 0.1052z^{-10} + 0.0097z^{-11} + 0.0622z^{-12} - 0.0096z^{-13} - 0.0435z^{-14} \tag{5.5}$$

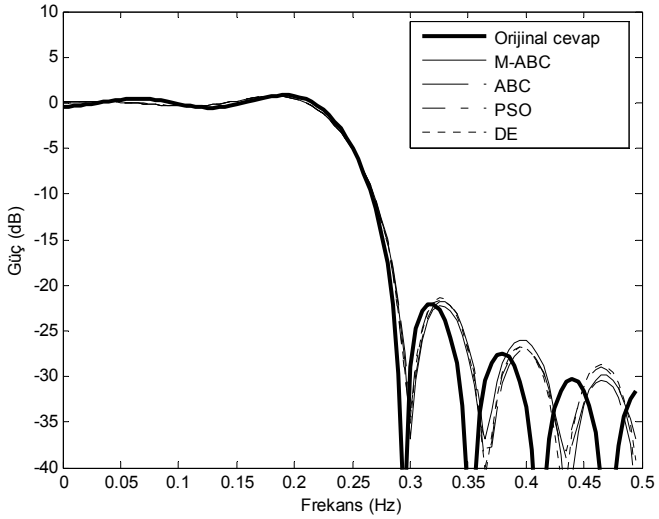
$$H(z) = b_0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + b_3 z^{-3} + b_4 z^{-4} + b_5 z^{-5} + b_6 z^{-6} + b_7 z^{-7} + b_8 z^{-8} + b_9 z^{-9} + b_{10} z^{-10} + b_{11} z^{-11} + b_{12} z^{-12} \tag{5.6}$$

x(n) giriş işareti ve $x'(n)$ harici gürültü işareti, uniform dağılımlı beyaz gürültü olarak alınmıştır. Bu uygulamada, öncelikle, işaret/gürültü oranı 30 dB olacak şekilde gürültü işareti uygulanarak modelleme gerçekleştirilmiştir. Daha sonra, işaret/gürültü oranının tasarımlar üzerindeki etkisini göstermek amacıyla, 10dB ve 20dB SNR değerleri için de tasarımlar gerçekleştirilerek her bir algoritma için farklı SNR değerlerinde elde edilen yakınsama hızları ve hata performansları mukayese edilmiştir. Algoritmaların en düşük hata değerlerinin elde edildiği koşmalarda tasarladıkları süzgeçlere ait genlik cevapları ve güç spektrumları Şekil 5.6 ile verilmiştir. Her iki grafikten de algoritmaların harici

bir gürültü etkisi altında dahi yüksek dereceli dinamik FIR sistemi başarılı bir şekilde modelleyebildiği görülmektedir. Algoritmaların yakınsama hızlarını ve hata performanslarını mukayese edebilmek amacıyla, 15 ortalama için elde edilmiş olan gelişim grafikleri Şekil 5.7'de verilmiştir. Görüldüğü gibi, ABC, PSO ve DE algoritmaları optimal çözümü bulmada yakınsama hızı açısından çok benzer sonuçlar gösterirken, M-ABC algoritmasının optimal çözüme ulaşma hızı nispeten daha yüksektir. Ayrıca, bütün algoritmaların yaklaşık olarak aynı hata değerine yakınsadığı yani hata performanslarının çok benzer olduğu da görülmektedir.

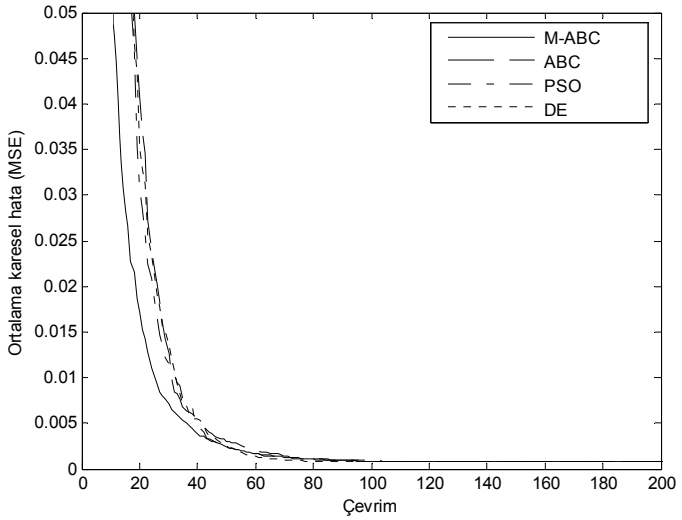


(a) Genlik cevapları



(b) Güç spektrumları

Şekil 5.6. On dördüncü dereceden dinamik sistemi M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile modelleyen on ikinci dereceden FIR süzgeçlere ait (a) Genlik cevapları (b) Güç spektrumları



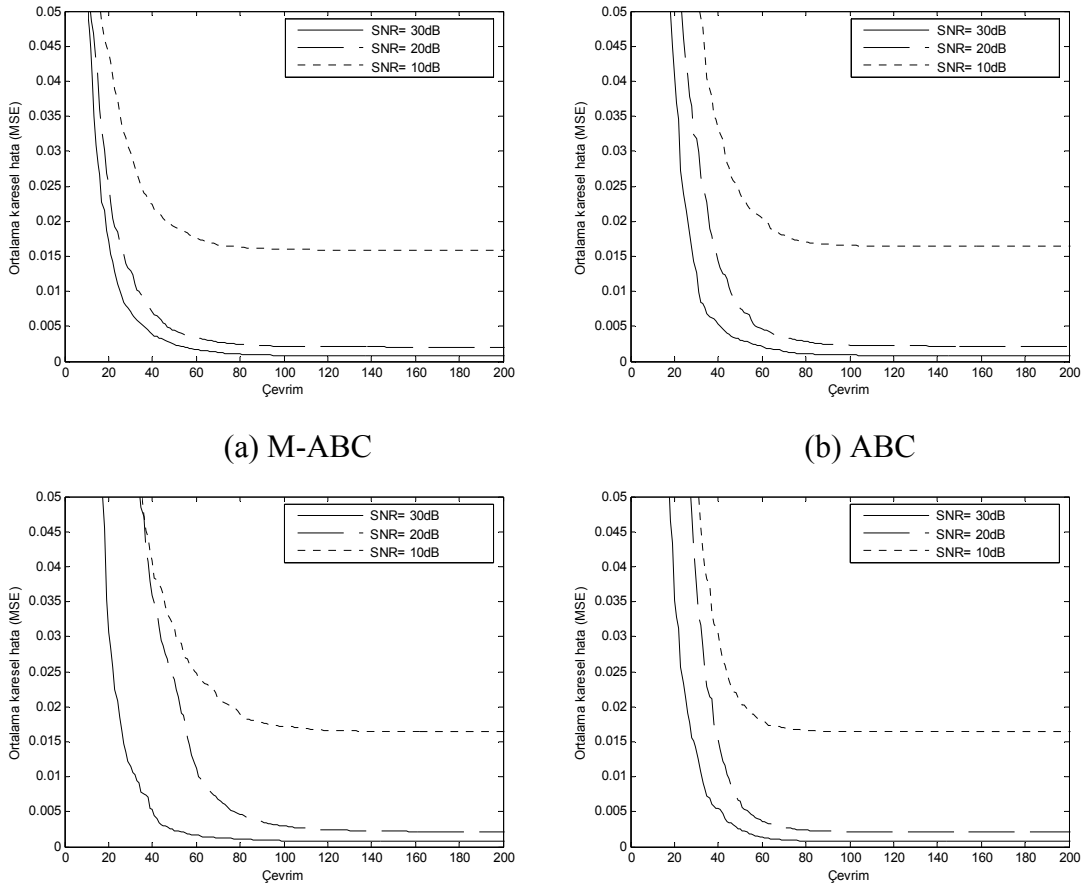
Şekil 5.7. On dördüncü dereceden dinamik sistemi modelleyen on ikinci dereceden FIR süzgecin tasarımında M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmalarının yakınsama hızları

En iyi tasarımların gerçekleştirildiği koşmalarda elde edilmiş olan FIR süzgeç katsayıları her bir algoritma için Tablo 5.4 ile verilmiştir.

Tablo 5.4. Uygulama 5.3 için en iyi tasarımların gerçekleştirildiği koşmalarda M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları tarafından elde edilen FIR süzgeç katsayı değerleri

	M-ABC	**ABC**	**PSO**	**DE**
b_0	-0.0413	-0.0399	-0.0421	-0.0432
b_1	-0.0091	-0.0087	-0.0083	-0.0084
b_2	0.0615	0.0621	0.0624	0.0631
b_3	0.0087	0.0115	0.0087	0.0098
b_4	-0.1028	-0.1040	-0.1069	-0.1049
b_5	-0.0108	-0.0101	-0.0088	-0.0085
b_6	0.3191	0.3146	0.3160	0.3181
b_7	0.5080	0.5095	0.5087	0.5079
b_8	0.3152	0.3174	0.3177	0.3158
b_9	-0.0093	-0.0096	-0.0087	-0.0112
b_{10}	-0.1051	-0.1068	-0.1067	-0.1057
b_{11}	0.0100	0.0112	0.0087	0.0095
b_{12}	0.0633	0.0618	0.0632	0.0634

SNR Analizi : İşaret/Gürültü oranının tasarımlar üzerindeki etkisini göstermek için, Uygulama 5.3 10dB, 20dB ve 30dB olacak şekilde üç farklı SNR değeri için gerçekleştirilmiş ve her bir algoritma için elde edilen yakınsama hızları Şekil 5.8 ile verilmiştir. Görüldüğü gibi, sisteme uygulanan harici gürültü işaretinin gücü arttıkça algoritmaların hata performansları ve yakınsama hızları düşmektedir.



(a) M-ABC (b) ABC

(c) PSO (d) DE

Şekil 5.8. M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmalarının farklı işaret/gürültü oranları için performanslarının karşılaştırılması

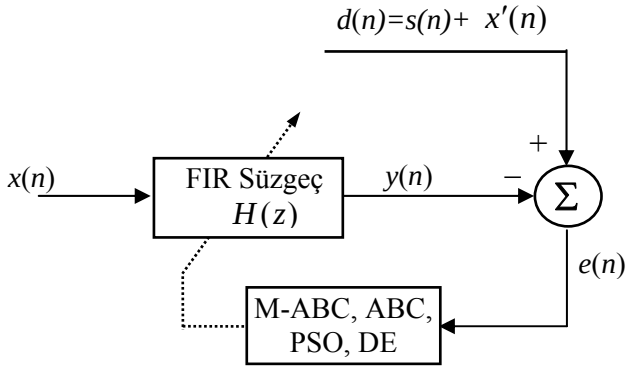
Bütün uygulamalar için, 15 koşma sonucunda algoritmalar tarafından elde edilen standart sapma (SD) ve ortalama MSE değerleri Tablo 5.5 ile verilmiştir. M-ABC algoritmasının bütün uygulamalarda en düşük standart sapma ve ortalama MSE değerlerini ürettiği görülmektedir. Bu nedenle, M-ABC algoritmasının başarımının diğer algoritmalardan nispeten daha iyi olduğu söylenebilir.

Tablo 5.5. Uygulamalarda algoritmalar için elde edilen standart sapma ve ortalama MSE değerleri

			M-ABC	ABC	PSO	DE
Uygulama 5.1		MSE	0.008887174	0.008975446	0.008942333	0.008970666
		SD	0.000141410	0.000148651	0.000163450	0.000164510
Uygulama 5.2		MSE	0.004524042	0.004595907	0.004612933	0.004632267
		SD	0.000066450	0.000070856	0.000071303	0.000072542
Uygulama 5.3	**SNR=30 dB**	MSE	0.000784551	0.000786129	0.000787867	0.000787467
		SD	0.000013152	0.000014075	0.000014055	0.000014091
	SNR=20 dB	MSE	0.002040030	0.002177832	0.002132866	0.002146000
		SD	0.000072004	0.000073561	0.000073839	0.000073688
	SNR=10 dB	MSE	0.015864393	0.016394446	0.016386866	0.016388933
		SD	0.000494590	0.000518953	0.000527123	0.000533645

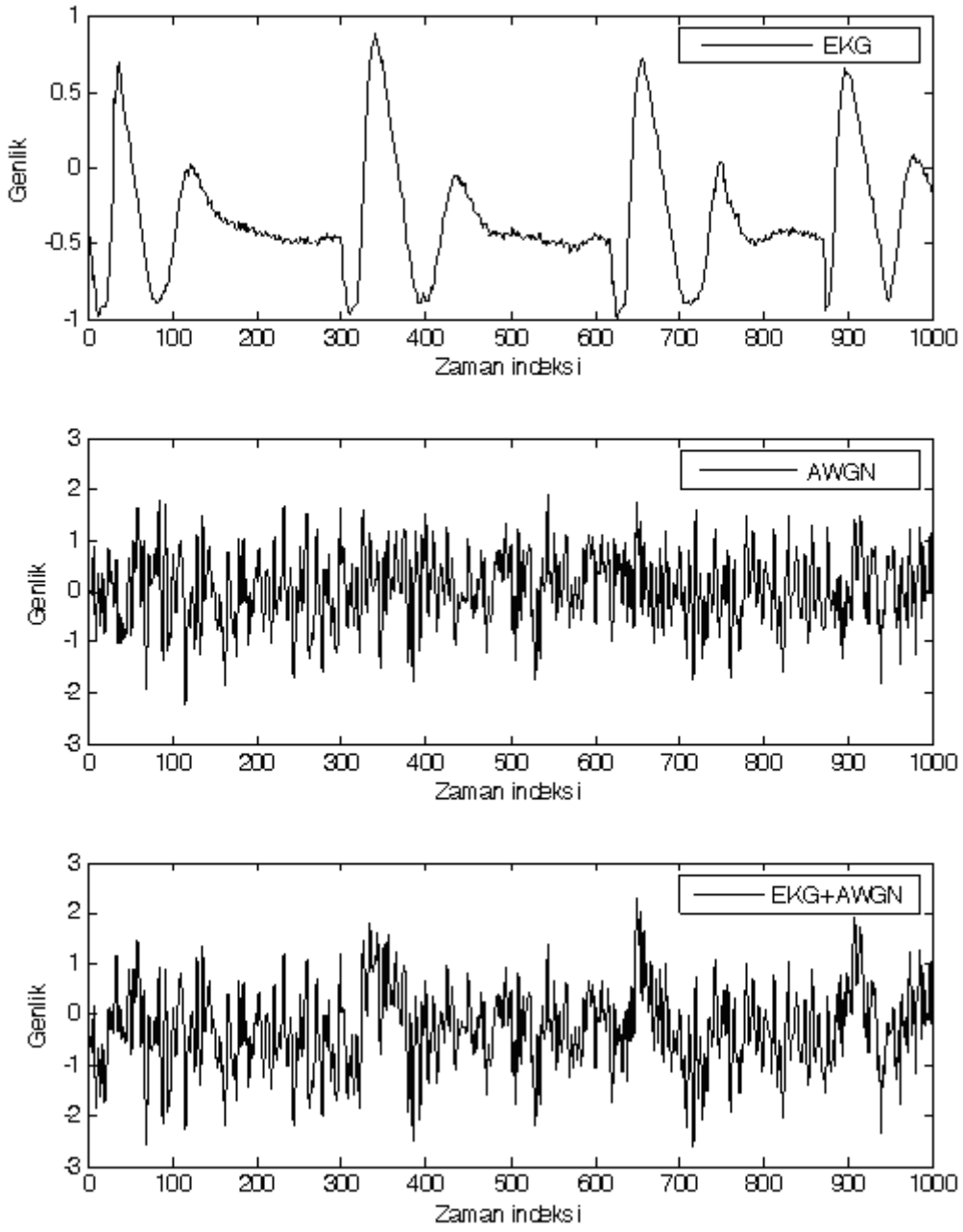
5.1.2. Doğrusal Zamanla Değişmeyen FIR Süzgeçlerin Gürültü Giderimi Uygulaması ile Tasarımı

Bilgi işareti üzerinde bozucu etki oluşturarak bilgi kaybına neden olan gürültü bileşenlerinin, sezgisel algoritmalarla tasarlanan doğrusal zamanla değişmeyen FIR süzgeçler kullanılarak yok edildiği veya zayıflatıldığı bir gürültü giderimi uygulaması Şekil 5.9 ile gösterilmiştir.



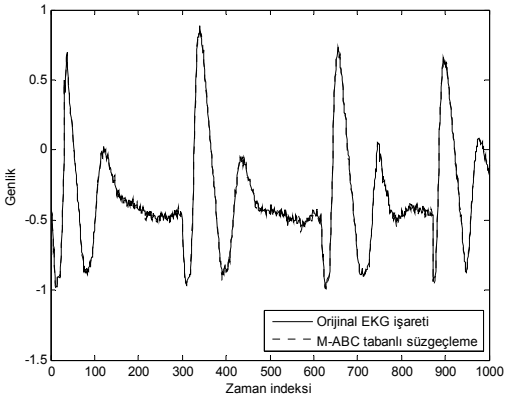
Şekil 5.9. Gürültü giderimi uygulaması ile doğrusal zamanla değişmeyen FIR süzgeç tasarımı

Benzetimlerde, elektrokardiyografi (EKG) işareti üzerindeki normal dağılımlı beyaz Gauss gürültüsünün süzgeçlenmesine yönelik çalışmalar yapılmıştır. Gürültü işaretini süzgeçlemek için sezgisel algoritmalar tarafından tasarlanan FIR süzgecin derecesi 12 olarak seçilmiştir. Bilgi işareti, gürültü işareti ve bu iki işaretin toplamından oluşan bozulmuş işaret Şekil 5.10 ile gösterilmiştir.

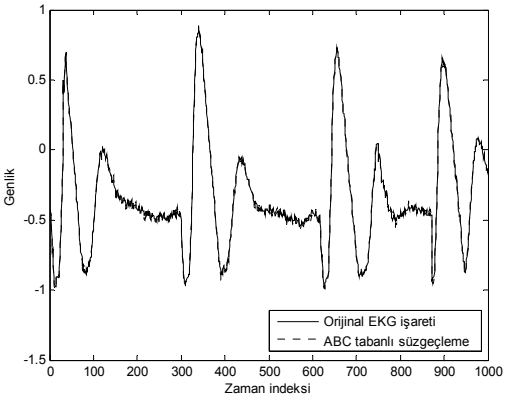


Şekil 5.10. Doğrusal zamanla değişmeyen FIR süzgeçlerin gürültü giderimi uygulaması ile tasarımında kullanılan temel işaretler

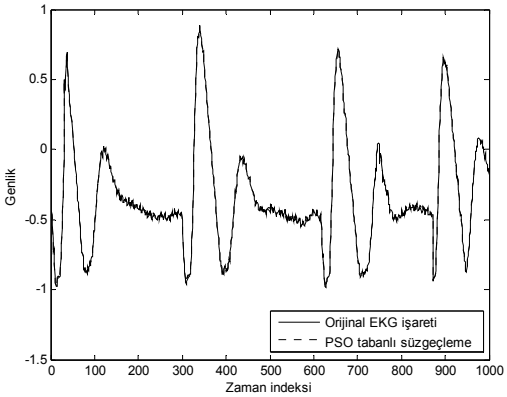
EKG işareti üzerindeki beyaz Gauss gürültüsünü süzgeçlemek için M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile tasarlanan doğrusal zamanla değişmeyen FIR süzgeçler kullanıldığında süzgeçleme sonucunda elde edilen işaretler Şekil 5.11'de verilmiştir. Görüldüğü gibi, sezgisel algoritmalara dayalı gürültü giderimi uygulamasında gürültü işareti başarılı bir şekilde süzgeçlenerek orijinal işaret çok az bir bozulma ile tekrar elde edilebilmektedir.



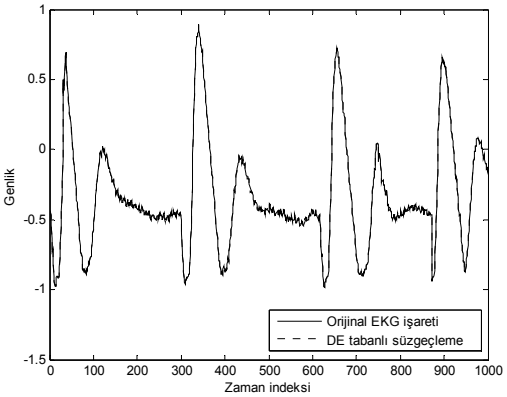
(a) M-ABC tabanlı süzgeçleme



(b) ABC tabanlı süzgeçleme



(c) PSO tabanlı süzgeçleme

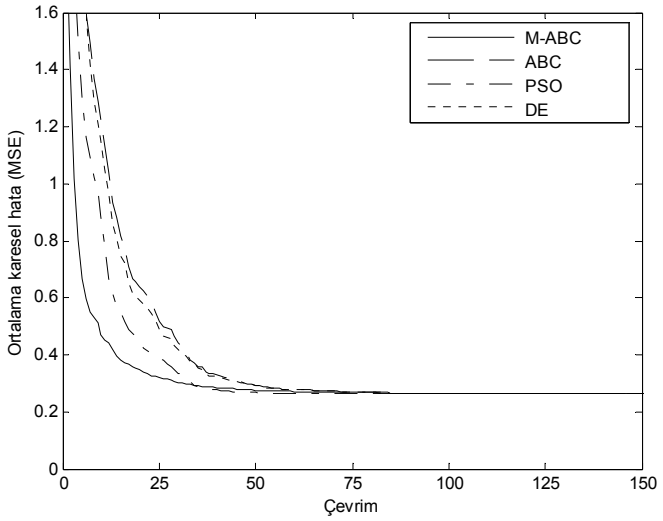


(d) DE tabanlı süzgeçleme

Şekil 5.11. M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile tasarlanmış doğrusal zamanla değişmeyen FIR süzgeçler kullanılarak süzgeçlenmiş EKG işaretleri

Algoritmaları yakınsama hızı ve hata performansı açısından karşılaştırabilmek için, algoritmalar ile elde edilen ortalama hatalara ait gelişim grafikleri Şekil 5.12 ile verilmiştir. Algoritmaların hata performansları birbirine çok benzer olmasına karşın, yakınsama hızlarının farklılık gösterdiği görülmektedir. ABC ve DE algoritmaları optimal çözümlere ulaşmada yaklaşık olarak aynı performansı gösterirken, M-ABC ve PSO algoritmaları bu iki algoritmadan daha hızlı bir şekilde optimal çözümlere yakınsayabilmektedir. En yüksek yakınsama hızına sahip algoritmanın ise M-ABC algoritması olduğu görülmektedir.

En düşük hata değerinin elde edildiği koşmalarda algoritmalar tarafından tasarlanmış olan 12. dereceden FIR süzgeçlere ait katsayı değerleri Tablo 5.6 ile verilmiştir.



Şekil 5.12. Doğrusal zamanla değişmeyen FIR süzgeç tasarımına yönelik gürültü giderimi uygulaması için M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmalarının yakınsama hızları ve hata performansları

Tablo 5.6. Doğrusal zamanla değişmeyen FIR süzgeç tasarımına yönelik gürültü giderimi uygulamasında en iyi tasarımların gerçekleştirildiği koşmalarda sezgisel algoritmalar tarafından elde edilen FIR süzgeç katsayı değerleri

	M-ABC	**ABC**	**PSO**	**DE**
b_0	0.0075	0.0073	0.0074	0.0028
b_1	0.0158	0.0157	0.0145	0.0112
b_2	0.0043	0.0043	0.0054	0.0012
b_3	-0.0540	-0.0541	-0.0537	-0.0552
b_4	0.0018	0.0015	0.0008	0.0016
b_5	0.2989	0.2991	0.2999	0.2989
b_6	0.4992	0.4994	0.4998	0.5004
b_7	0.2964	0.2965	0.2983	0.2971
b_8	-0.0040	-0.0039	-0.0004	-0.0009
b_9	-0.0627	-0.0626	-0.0589	-0.0580
b_{10}	-0.0043	-0.0052	-0.0027	-0.0009
b_{11}	0.0030	0.0030	0.0054	0.0085
b_{12}	-0.0055	-0.0056	-0.0047	-0.0014

Algoritmaların ortalama hata ve standart sapma açısından performanslarını mukayese edebilmek için, 15 koşmada elde edilen standart sapma ve ortalama hata değerleri her bir algoritma için Tablo 5.7'de verilmiştir. En düşük standart sapma ve ortalama hata değerlerinin M-ABC algoritması ile yapılan tasarımlarda elde edildiği görülmektedir. Genel olarak incelendiğinde ise daha düşük standart sapma ve ortalama hata değerlerine

ulaşabildiklerinden dolayı ABC tabanlı yaklaşımların bu uygulama için nispeten daha başarılı oldukları söylenebilir.

Tablo 5.7. Gürültü giderimi uygulamasında algoritmalar için elde edilmiş olan standart sapma ve ortalama MSE değerleri

	M-ABC	**ABC**	**PSO**	**DE**
MSE	0.263778400	0.263834266	0.263866667	0.263860600
SD	0.000204401	0.000207084	0.000212692	0.000215540

5.2. Adaptif FIR Süzgeç Tasarımı

Adaptif FIR süzgeçlerin tasarımına yönelik gerçekleştirilen sistem modelleme ve gürültü giderimi uygulamalarında sezgisel algoritmalar için kullanılan kontrol parametre değerleri Tablo 5.8 ile verilmiştir. Türeve dayalı LMS ve NLMS algoritmalarına ait optimal adım büyüklüğü değerleri ise bu tez çalışmasında geliştirilen yeni bir yaklaşımla bulunmuştur. Ayrıca, bütün uygulamalarda, örnekleme sayısı, $N = 1000$ ve örnekleme frekansı, $f_s = 1Hz$ olarak alınmıştır.

Tablo 5.8. Adaptif FIR süzgeç tasarımında sezgisel algoritmaların kontrol parametre değerleri

M-ABC	**ABC**	**DE**	**PSO**
Koloni boyutu = 20	Koloni boyutu = 20	Popülasyon boyutu = 20	Koloni boyutu = 20
limit değeri =180 Modifikasyon oranı = 0.7	limit değeri =180	Çaprazlama oranı = 0.8 Ölçekleme faktörü = 0.4	Eylemsizlik faktörü = 0.4 Bilişsel faktör = 2 Sosyal faktör = 2
$X_{max} = 1$ $X_{min} = -1$	$X_{max} = 1$ $X_{min} = -1$	$X_{max} = 1$ $X_{min} = -1$	$X_{max} = 1$, $X_{min} = -1$ $V_{max} = 0.5$, $V_{min} = -0.5$

Adaptif bir yapı oluşturabilmek için, her bir çevrimde farklı bir giriş işareti uygulanacak şekilde hareketli bir yapı kullanılmıştır. Herhangi bir çevrimde uygulanan giriş işareti, bir önceki çevrimde uygulanan giriş işaretinin bir bit kaydırılması ile elde edilmektedir. Giriş işaretinin *M* adet örnek değer içerdiğini ve algoritmanın *N* çevrim koşturulacağını farz edelim. Öncelikle, (*M+N-1*) adet rasgele değerli örnek içeren aşağıdaki gibi bir veri vektörü oluşturulur,

$$s = [s_1 \;\; s_2 \;\; s_3 \;\; \ldots \;\; s_M \;\; s_{M+1} \;\; s_{M+2} \;\; s_{M+3} \;\; \ldots \;\; s_{M+N-1}]$$

daha sonra her bir çevrim için giriş işaretleri aşağıdaki gibi uygulanır,

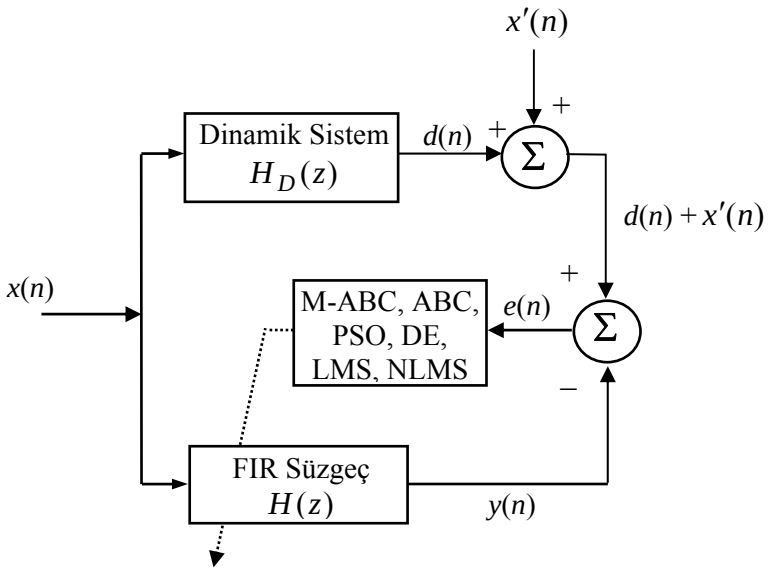
1. çevrimde uygulanan giriş işareti : $x_1 = [\, s_1 \;\; s_2 \;\; s_3 \;\; \ldots \;\; s_M \,]$
2. çevrimde uygulanan giriş işareti : $x_2 = [\, s_2 \;\; s_3 \;\; s_4 \;\; \ldots \;\; s_{M+1} \,]$
3. çevrimde uygulanan giriş işareti : $x_3 = [\, s_3 \;\; s_4 \;\; s_5 \;\; \ldots \;\; s_{M+2} \,]$

$\vdots$ $\qquad$ $\vdots$

N. çevrimde uygulanan giriş işareti : $x_N = [\, s_N \;\; s_2 \;\; s_3 \;\; \ldots \;\; s_{M+N-1} \,]$

5.2.1. Adaptif FIR Süzgeçlerin Sistem Modelleme ile Tasarımı

Bu bölümde gerçekleştirilecek sistem modelleme uygulamasına ait temel yapı Şekil 5.13'te gösterilmiştir.



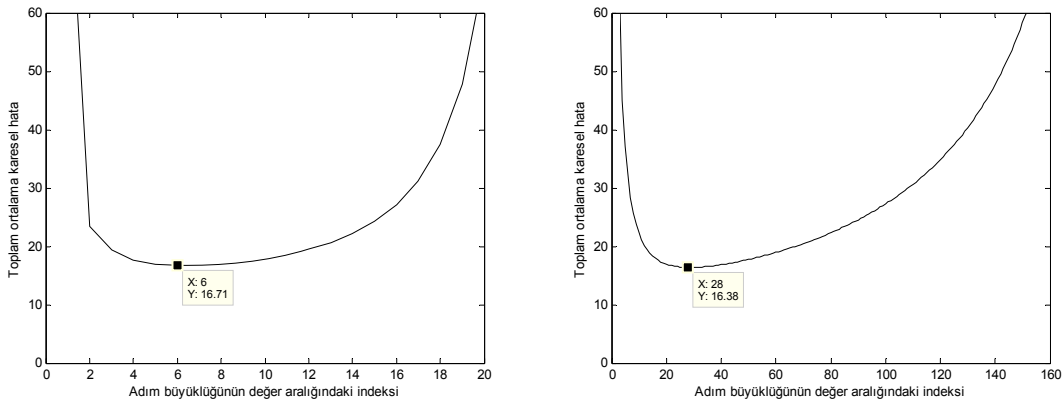
Şekil 5.13. Sistem modelleme uygulaması ile adaptif FIR süzgeç tasarımı

Uygulama 5.4 Modellenecek olan dinamik sistem 5. dereceden bir FIR süzgeç olarak alınmış ve bu sistem 4. dereceden bir adaptif FIR süzgeç ile modellenmiştir. Dinamik sistemin transfer fonksiyonu $H_D(z)$ ve bu dinamik sistemi modelleyecek adaptif FIR süzgecin transfer fonksiyonu $H(z)$ aşağıdaki gibi verilmektedir,

$$H_D(z) = -0.0972 + 0.1419z^{-1} + 0.4579z^{-2} + 0.4579z^{-3} + 0.1419z^{-4} - 0.0972z^{-5} \quad (5.7)$$

$$H(z) = b_0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + b_3 z^{-3} + b_4 z^{-4} \quad (5.8)$$

LMS ve NLMS algoritmaları ile optimal tasarımların gerçekleştirilebilmesi için adım büyüklüğü parametre değerlerinin en uygun şekilde seçilmesi gerekmektedir. Algoritmaların en uygun adım büyüklüğü parametre değerlerini bulabilmek için, $\mu_{LMS} = 0.01 : 0.01 : 0.99$ ve $\mu_{NLMS} = 0.01 : 0.01 : 1.99$ değer aralıklarında tez çalışmasında geliştirilmiş olan yaklaşım uygulanmış ve elde edilen μ analiz grafikleri aşağıda verilmiştir,



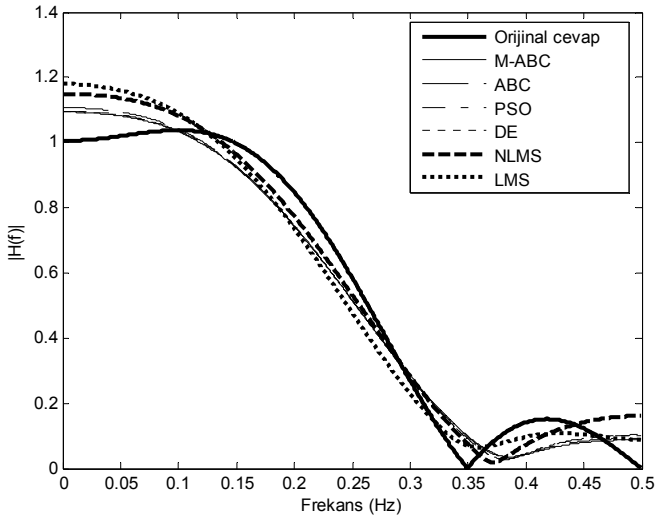
(a) LMS algoritması (b) NLMS algoritması

Şekil 5.14. Uygulama 5.4 için LMS ve NLMS algoritmalarına ait adım büyüklüğü analiz grafikleri

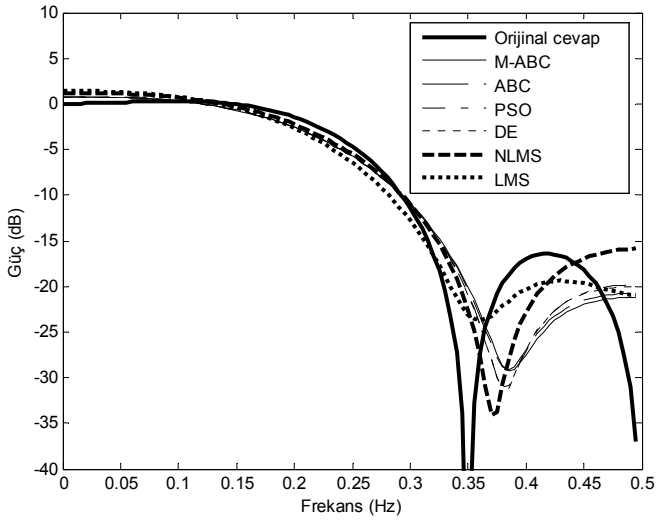
Görüldüğü gibi, LMS algoritması tanımlanmış olan değer aralığının 6. elemanında NLMS algoritması ise 28. elemanında hatalar toplamını minimum yapmaktadır. Yani, LMS algoritması için en uygun adım büyüklüğü değeri μ_{LMS}=0.06 iken, NLMS algoritması için adım büyüklüğü parametresinin en uygun başlangıç değeri μ_{NLMS} = 0.28 olmaktadır.

Dinamik sistemi modellemek amacıyla sezgisel tabanlı M-ABC, ABC, PSO, DE ve türeve dayalı LMS, NLMS algoritmaları kullanılarak tasarlanan optimal süzgeçlerin genlik cevapları ve güç spektrumları Şekil 5.15 ile verilmiştir. Sezgisel algoritmalar ile tasarlanan adaptif FIR süzgeçler genlik cevabı ve güç spektrumu açısından benzer performanslar gösterirken, türeve dayalı algoritmaların özellikle geçirme ve geçiş

bantlarındaki performanslarının sezgisel yaklaşımlardan daha kötü olduğu görülmektedir. Türeve dayalı algoritmalar kendi içerisinde mukayese edildiğinde, NLMS algoritması ile tasarlanan adaptif FIR süzgecin genlik cevabının ve güç spektrumunun bütün frekans bantlarında orijinal cevaba daha yakın olduğu görülmektedir.



(a) Genlik cevapları

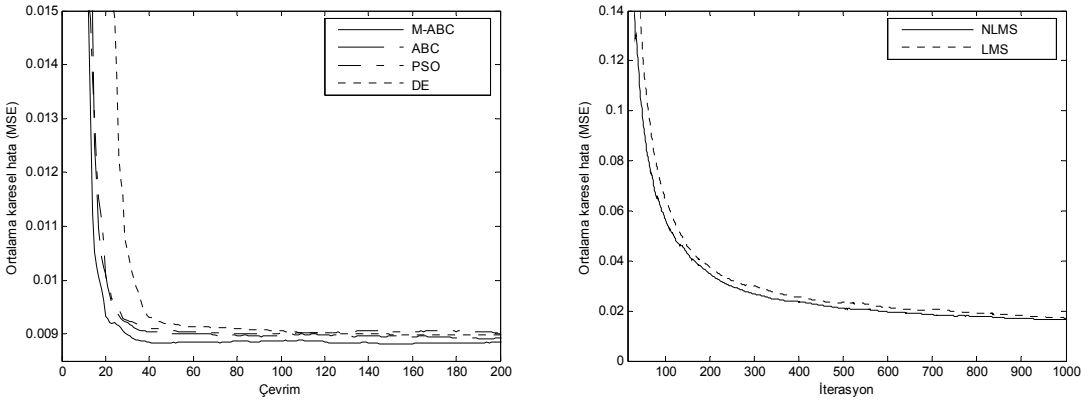


(b) Güç spektrumları

Şekil 5.15. Beşinci dereceden dinamik sistemi sezgisel M-ABC, ABC, PSO, DE ve türeve dayalı LMS, NLMS algoritmaları ile modelleyen dördüncü dereceden optimal adaptif FIR süzgeçlerin (a) Genlik cevapları (b) Güç spektrumları

Sezgisel ve türeve dayalı algoritmaların her birisi için 15 koşmanın ortalamasından elde edilen yakınsama grafikleri Şekil 5.16 ile verilmiştir. Sezgisel algoritmalar içerisinde

hata performansı ve yakınsama hızı en yüksek olan algoritmanın M-ABC algoritması olduğu görülmektedir. PSO ve ABC algoritmaları ise yaklaşık olarak aynı hata değerine aynı yakınsama hızlarında ulaşmaktadır. Yakınsama hızı ve hata performansı en kötü olan algoritmanın ise DE algoritması olduğu görülmektedir. Türeve dayalı yaklaşımlar incelendiğinde, NLMS algoritmasının hata performansının ve yakınsama hızının nispeten daha iyi olduğu görülmektedir. Sezgisel algoritmalar her bir çevrimde popülasyon ya da koloni sayısı kadar değerlendirme gerçekleştirirken, türeve dayalı algoritmalar her bir iterasyonda yalnızca bir değerlendirme gerçekleştirirler. Bu bölümdeki uygulamalarda sezgisel algoritmalar için popülasyon ve koloni sayısı 20 olarak seçildiğinden sezgisel tabanlı algoritmalar her bir çevrimde 20 değerlendirme gerçekleştirmektedirler. Bu nedenle, LMS ve NLMS algoritmalarının 1000 iterasyonu sezgisel tabanlı algoritmaların 50 çevrimine karşılık gelmektedir. Yani hata performansları mukayese edilirken sezgisel tabanlı yaklaşımların 50. çevrimde buldukları hata değerleri ile türeve dayalı yaklaşımların 1000. çevrimde buldukları hata değerleri mukayese edilmelidir. Sezgisel yaklaşımlar ile türeve dayalı yaklaşımlar karşılaştırıldığında, sezgisel yaklaşımların çok daha küçük hata değerlerine çok daha hızlı bir şekilde yakınsayabildikleri açıkça görülmektedir.

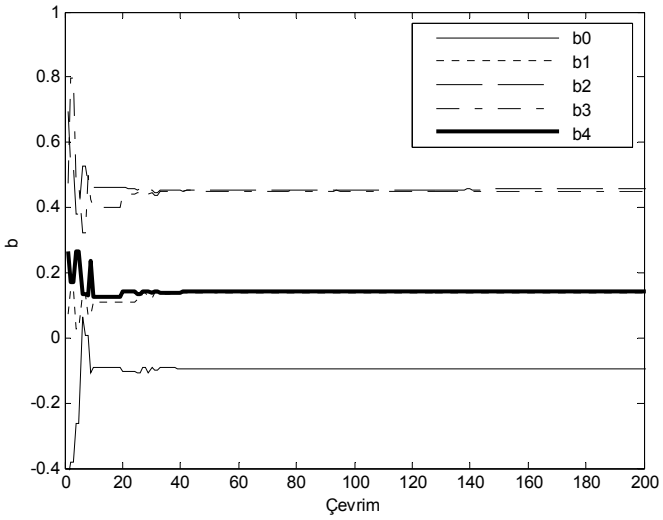


(a) M-ABC, ABC, PSO ve DE (b) LMS ve NLMS

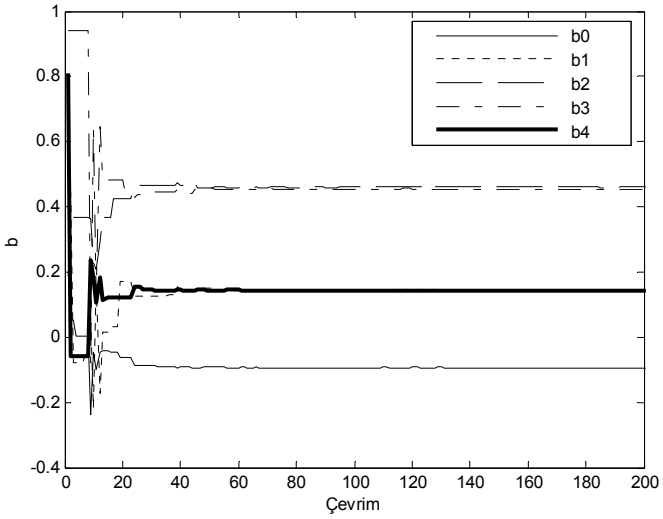
Şekil 5.16. Sezgisel M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile türeve dayalı LMS ve NLMS algoritmaları için 15 rasgele koşmanın ortalamasından elde edilmiş olan yakınsama grafikleri

M-ABC ve ABC algoritmaları ile tasarlanan optimal adaptif FIR süzgeçlere ait katsayıların optimizasyon süresince gelişimleri Şekil 5.17 ile gösterilmiştir. M-ABC algoritması ile gerçekleştirilen tasarımda süzgeç parametrelerindeki değişimin daha

kararlı olduğu görülmektedir. Yaklaşık olarak 30. çevrimde optimal parametre değerlerine ulaşılmakta ve bu çevrimden sonra katsayılarda neredeyse hiçbir değişim olmadan optimizasyon süreci tamamlanmaktadır. ABC algoritmasında ise, özellikle ilk 20 çevrimde katsayılarda ani değişimler gözlenmekte, yaklaşık optimal katsayı değerlerine ulaşıldıktan sonra dahi katsayılarda çok küçükde olsa değişmelerin devam ettiği görülmektedir. Buradan, M-ABC algoritmasının optimizasyon süresince ABC algoritmasına göre daha kararlı bir davranış sergilediği ifade edilebilir.



(a) M-ABC



(b) ABC

Şekil 5.17. En düşük hata değerinin elde edildiği koşmalarda M-ABC ve ABC algoritmaları ile tasarlanan adaptif FIR süzgeçlerin katsayı gelişim grafikleri

En düşük hata değerinin elde edildiği koşmalarda tasarlanan 4. dereceden adaptif FIR süzgeçlere ait katsayı değerleri her bir algoritma için Tablo 5.9 ile verilmiştir.

Tablo 5.9. Uygulama 5.4 için algoritmalar tarafından tasarlanan optimal adaptif FIR süzgeçlerin katsayı değerleri

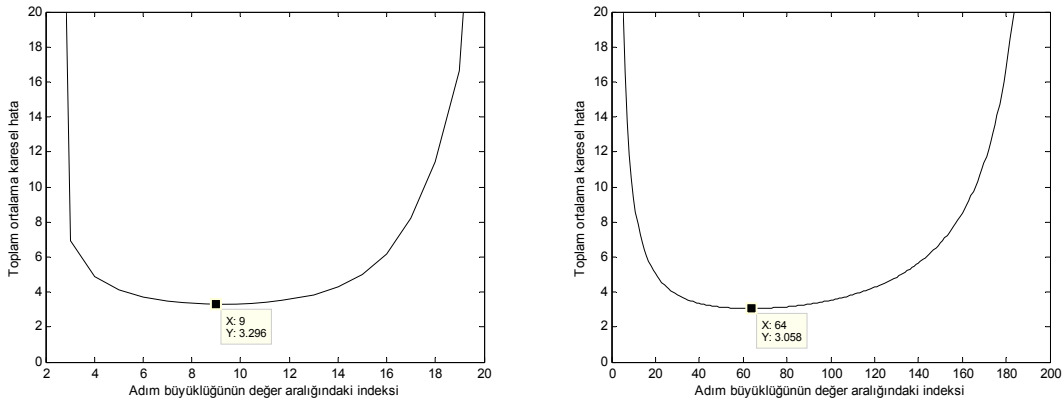
	LMS	**NLMS**	**M-ABC**	**ABC**	**PSO**	**DE**
b_0	-0.0967	-0.0954	-0.0954	-0.0943	-0.0963	-0.0973
b_1	0.1729	0.1511	0.1388	0.1458	0.1420	0.1388
b_2	0.4626	0.4461	0.4569	0.4600	0.4522	0.4505
b_3	0.4615	0.5045	0.4516	0.4537	0.4577	0.4587
b_4	0.1795	0.1439	0.1416	0.1420	0.1411	0.1437

Uygulama 5.5 10. dereceden bir FIR süzgecin 7. dereceden bir adaptif FIR süzgeç ile modellendiği bu uygulamada dinamik sistemin transfer fonksiyonu $H_D(z)$ ve bu dinamik sistemi modelleyecek adaptif FIR süzgecin transfer fonksiyonu $H(z)$ aşağıdaki gibi verilmektedir,

$$H_D(z) = -0.0039 + 0.0321z^{-2} + 0.1167z^{-3} + 0.2207z^{-4} + 0.2687z^{-5} + 0.2207z^{-6} + 0.1167z^{-7} + 0.0321z^{-8} - 0.0039z^{-10} \tag{5.9}$$

$$H(z) = b_0 + b_1z^{-1} + b_2z^{-2} + b_3z^{-3} + b_4z^{-4} + b_5z^{-5} + b_6z^{-6} + b_7z^{-7} \tag{5.10}$$

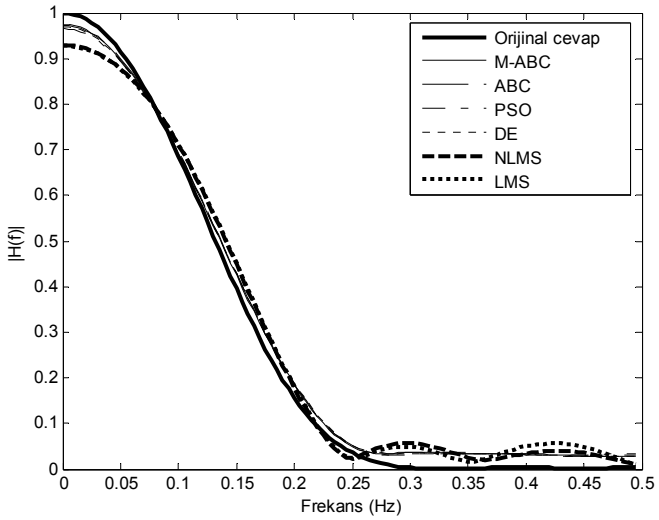
LMS ve NLMS algoritmalarında adım büyüklüğü parametresinin en uygun değerini bulmak için, tez çalışmasında geliştirilmiş olan yaklaşım $\mu_{LMS} = 0.01:0.01:0.99$ ve $\mu_{NLMS} = 0.01:0.01:1.99$ değer aralıklarında uygulanmış ve adım büyüklüğü parametresine ait analiz grafikleri Şekil 5.18 ile verilmiştir. LMS algoritması tanımlanan değer aralığının 9. elemanında hatalar toplamını minimum yapmaktadır, bu nedenle, LMS algoritmasında bu problem için en uygun adım büyüklüğü değeri μ_{LMS}=0.09 şeklinde oluşmaktadır. NLMS algoritmasında ise değer aralığının 64. elemanında hatalar toplamı minimum olduğundan, NLMS algoritması için adım büyüklüğü parametresinin en uygun başlangıç değeri $\mu_{NLMS} = 0.64$ olmaktadır.



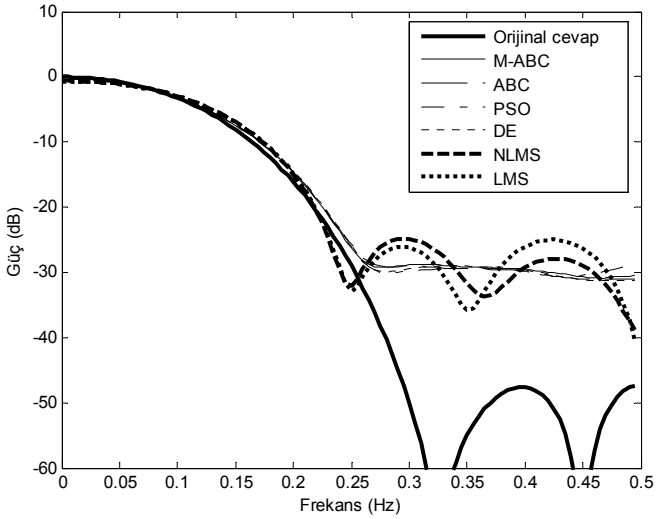
(a) LMS algoritması (b) NLMS algoritması

Şekil 5.18. Uygulama 5.5 için LMS ve NLMS algoritmalarına ait adım büyüklüğü analiz grafikleri

Tasarlanmış olan optimal süzgeçlere ait genlik cevapları ve güç spektrumları Şekil 5.19'da mukayese edilmiştir. Sezgisel tabanlı yaklaşımlar ile tasarlanan adaptif FIR süzgeçlerin genlik cevapları ve güç spektrumları hemen hemen örtüşmektedir yani sezgisel yaklaşımlar sonuçta elde edilen süzgeç açısından benzer performanslar göstermektedirler. Türeve dayalı yaklaşımlar ile tasarlanan süzgeçlerin ise özellikle durdurma bandındaki performanslarının sezgisel yaklaşımlara göre daha kötü olduğu görülmektedir.



(a) Genlik cevapları



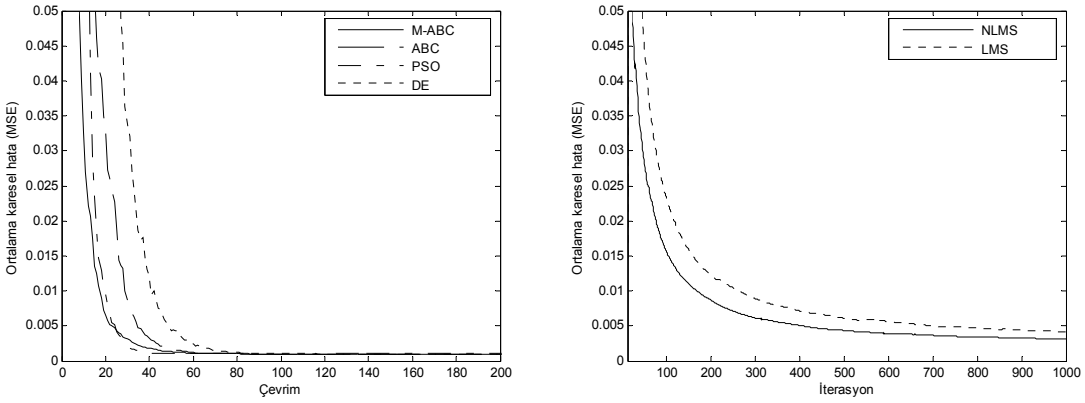
(b) Güç spektrumları

Şekil 5.19. Onuncu dereceden dinamik sistemi sezgisel M-ABC, ABC, PSO, DE ve türeve dayalı LMS, NLMS algoritmaları ile modelleyen yedinci dereceden adaptif FIR süzgeçler için en düşük hata değerinin elde edildiği koşmalara ait (a) Genlik cevapları (b) Güç spektrumları

Tasarımlar sonucunda her bir algoritma için elde edilen yakınsama grafiklerinin gösterildiği Şekil 5.20 incelendiğinde, M-ABC, ABC ve PSO algoritmalarının yakınsama hızlarının ve hata performanslarının türeve dayalı yaklaşımlardan daha iyi olduğu açıkça gözükmektedir. Türeve dayalı yaklaşımların 1000. iterasyonda ulaşabildikleri hata değerinden daha düşük hatalara bu algoritmalar yaklaşık olarak 50 çevrimde ulaşabilmektedir. Diğer taraftan, DE algoritmasının performansının ise LMS ve NLMS algoritmalarına benzer olduğu gözükmektedir. Sezgisel algoritmaları kendi içerisinde mukayese etmek gerekirse, M-ABC ve PSO algoritmalarının yakınsama hızı performanslarının benzer ve diğer algoritmalardan daha iyi olduğu görülmektedir. Yakınsama hızı en düşük olan algoritma ise DE algoritmasıdır. LMS ve NLMS algoritmaları için elde edilen sonuçlar incelendiğinde, algoritmalarının ulaştıkları minimum hata değerlerinin birbirlerine yakın olmasına karşın, NLMS algoritmasının yakınsama hızının ve hata performansının daha iyi olduğu görülmektedir.

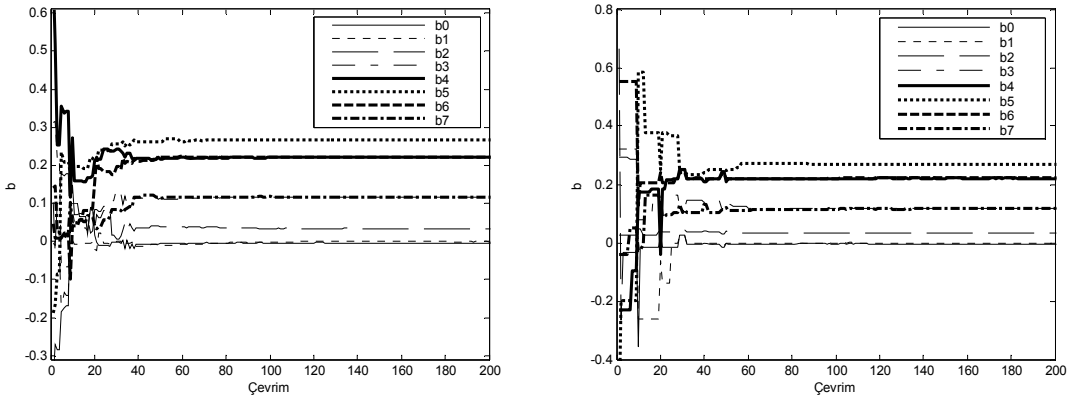
Şekil 5.21, M-ABC ve ABC algoritmaları için optimizasyon süresince süzgeç katsayılarının gelişimlerini göstermektedir. 15 koşmanın ortalamasından elde edilen yakınsama grafiği ve en küçük hata değerinin elde edildiği koşma için verilmiş olan katsayı gelişim grafiği birlikte incelendiğinde, M-ABC algoritmasının minimum hata

değerine ulaştığı yaklaşık 45. çevrimde, aynı zamanda optimal katsayı değerlerine de ulaştığı ve bu çevrimden sonra katsayıların neredeyse hiç değişime uğramadan kararlı bir şekilde katsayı gelişiminin tamamladığı görülmektedir. ABC algoritması ise yaklaşık olarak 55. çevrimde minimum hata değerine ve optimal katsayılara ulaşmakta, bu çevrimden sonra katsayı gelişiminin kararlı bir şekilde tamamlandığı görülmektedir. Yani, her iki algoritma için de en iyi koşmaya ait gelişim ile 15 koşmanın ortalamasından elde edilen gelişim benzer karakteristikler göstermektedir. Bu ise, ABC tabanlı algoritmaların kararlılığının bir diğer göstergesidir.



(a) M-ABC, ABC, PSO ve DE (b) LMS ve NLMS

Şekil 5.20. Sezgisel M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile türeve dayalı LMS ve NLMS algoritmaları için 15 rasgele koşmanın ortalamasında elde edilmiş olan yakınsama grafikleri



(a) M-ABC (b) ABC

Şekil 5.21. M-ABC ve ABC algoritmaları için en düşük hata değerinin elde edildiği koşmalara ait katsayı gelişim grafikleri

Tasarlanan 7. dereceden optimal adaptif FIR süzgeçlere ait katsayı değerleri her bir algoritma için Tablo 5.10 ile verilmiştir.

Tablo 5.10. Uygulama 5.5 için algoritmalar tarafından tasarlanmış olan optimal adaptif FIR süzgeçlerin katsayı değerleri

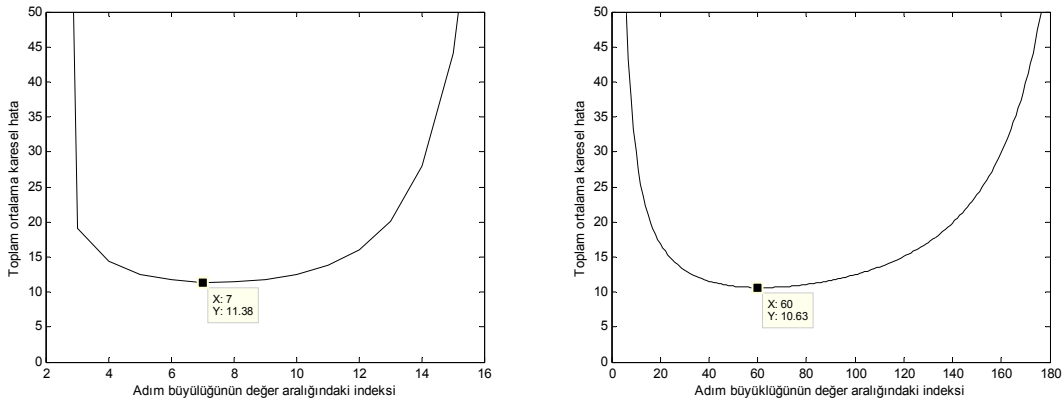
	LMS	**NLMS**	**M-ABC**	**ABC**	**PSO**	**DE**
b_0	-0.0053	-0.0063	-0.0032	-0.0042	-0.0049	-0.0032
b_1	-0.0287	-0.0248	-0.0011	-0.0013	-0.0015	-0.0007
b_2	0.0297	0.0243	0.0334	0.0329	0.0306	0.0318
b_3	0.1145	0.1200	0.1175	0.1176	0.1161	0.1152
b_4	0.2287	0.2239	0.2210	0.2211	0.2198	0.2207
b_5	0.2634	0.2623	0.2673	0.2693	0.2688	0.2679
b_6	0.2147	0.2176	0.2215	0.2227	0.2197	0.2218
b_7	0.1109	0.1126	0.1170	0.1167	0.1168	0.1160

Uygulama 5.6 Bu uygulamada, kanal çıkışını 20dB işaret/gürültü oranında tutacak şekilde harici bir gürültü işareti eklenerek sistem modelleme işlemi gerçekleştirilmiştir. Eklenen gürültü işareti, normal dağılımlı beyaz Gauss gürültüsü olarak seçilmiştir. Dinamik sistem 12. dereceden bir FIR süzgeç olarak tanımlanmış ve transfer fonksiyonu Eşitlik 5.11 ile verilmiştir. Dinamik sistemi modelleyecek 9. dereceden adaptif FIR süzgecin transfer fonksiyonu ise Eşitlik 5.12 ile tanımlanmıştır.

$$H_D(z) = -0.01 + 0.0621z^{-1} + 0.0101z^{-2} - 0.1052z^{-3} - 0.0102z^{-4} + 0.3180z^{-5} + 0.5102z^{-6} + 0.3180z^{-7} - 0.0102z^{-8} - 0.1052z^{-9} + 0.0101z^{-10} + 0.0621z^{-11} - 0.01z^{-12} \quad (5.11)$$

$$H(z) = b_0 + b_1z^{-1} + b_2z^{-2} + b_3z^{-3} + b_4z^{-4} + b_5z^{-5} + b_6z^{-6} + b_7z^{-7} + b_8z^{-8} + b_9z^{-9} \quad (5.12)$$

LMS ve NLMS algoritmaları için $\mu_{LMS} = 0.01:0.01:0.99$ ve $\mu_{NLMS} = 0.01:0.01:1.99$ değer aralıklarında elde edilmiş olan ve Şekil 5.22'de verilen adım büyüklüğü analiz grafiklerinden, LMS algoritması için optimal adım büyüklüğü değerinin μ_{LMS}=0.07 ve NLMS algoritması için adım büyüklüğü parametresinin en uygun başlangıç değerinin μ_{NLMS} = 0.60 olduğu görülmektedir.



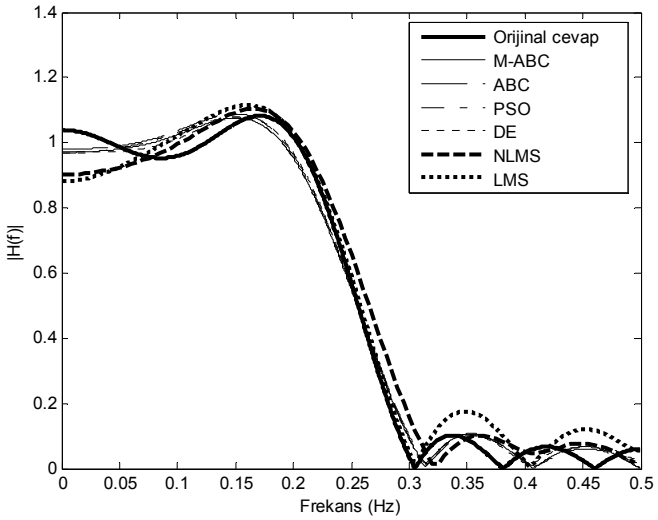
(a) LMS algoritması (b) NLMS algoritması

Şekil 5.22. Uygulama 5.6 için LMS ve NLMS algoritmalarına ait adım büyüklüğü analiz grafikleri

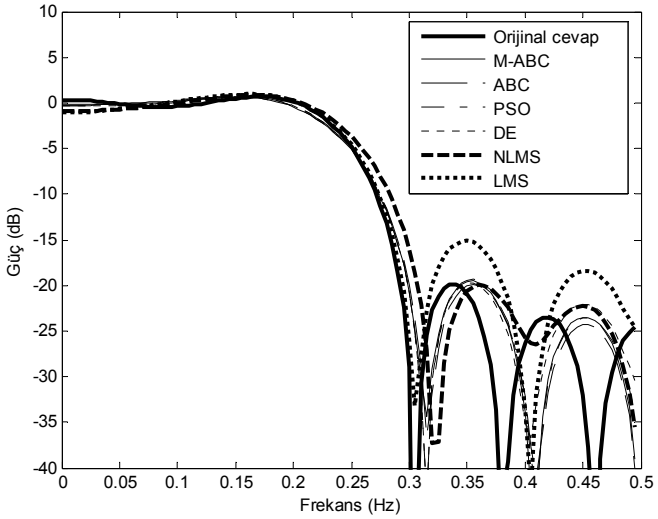
Sezgisel ve türeve dayalı algoritmaların en küçük hata değerinin elde edildiği koşmalarda tasarladıkları adaptif FIR süzgeçlerin genlik cevapları ve güç spektrumları Şekil 5.23'te mukayese edilmiştir. Görüldüğü gibi, sezgisel tabanlı yaklaşımlar kullanıldığında bütün frekans bandında ideal cevaba daha yakın genlik ve güç spektrumuna sahip adaptif FIR süzgeçler tasarlanabilmektedir. Ayrıca, sezgisel tabanlı yaklaşımların genlik ve güç spektrumu açısından benzer tasarımları gerçekleştirdiği de söylenebilir. Türeve dayalı yaklaşımlar ile tasarlanan süzgeçlerin geçirme, geçiş ve durdurma bantlarının her üçünde de daha kötü performansa sahip olduğu görülmektedir. Türeve dayalı yaklaşımları kendi içerisinde kıyaslamak gerekirse, NLMS algoritması ile tasarlanan adaptif FIR süzgecin genlik ve güç spektrumunun özellikle geçirme ve durdurma bantlarında ideale daha yakın olduğu, geçiş bandında ise her iki algoritmanın benzer performanslar gösterdiği görülmektedir.

Sezgisel ve türeve dayalı algoritmalar için 15 koşmanın ortalamasından elde edilen ve Şekil 5.24'te verilen gelişim grafiklerinden, M-ABC ve PSO algoritmalarının yaklaşık olarak aynı çevrimde minimum hataya ulaşmalarına karşın M-ABC algoritmasının yakınsama hızının özellikle ilk 15 çevrimde daha yüksek olduğu gözükmektedir. ABC algoritması minimum hata değerine bu iki algoritmaya göre daha yavaş yakınsarken, DE algoritması minimum hata değerine en geç ulaşan algoritmadır. Ayrıca, sezgisel tabanlı algoritmaların hata performanslarının birbirine çok yakın olduğu da şekilden açıkça görülmektedir. LMS ve NLMS algoritmaları için elde edilen gelişim grafiklerinden, NLMS algoritmasının hata performansının ve yakınsama hızının daha

iyi olduğu açıkça görülmektedir. Sezgisel ve türeve dayalı yaklaşımlar mukayese edildiğinde ise, M-ABC, ABC ve PSO algoritmaları ile gerçekleştirilen tasarımlarda minimum hata değerlerine daha yüksek hızlarda ulaşılabildiği görülürken, DE algoritmasının performansının LMS ve NLMS algoritmalarına benzer olduğu görülmektedir.

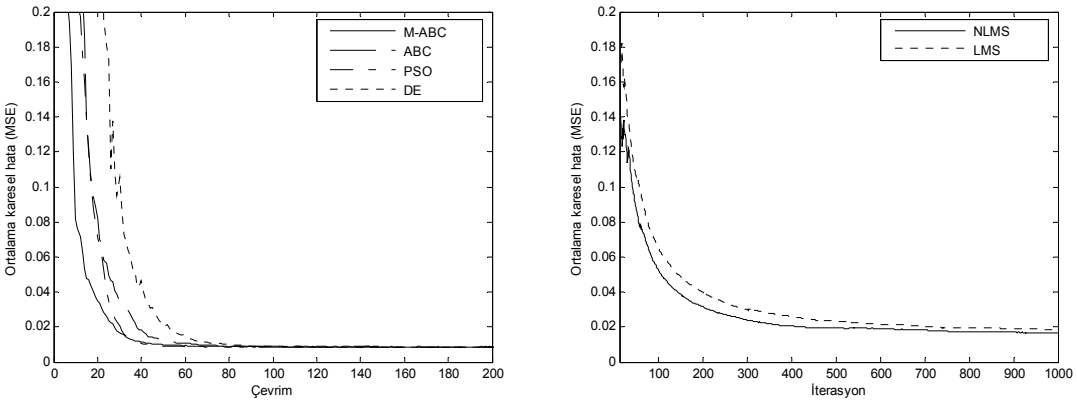


(a) Genlik cevapları



(b) Güç spektrumları

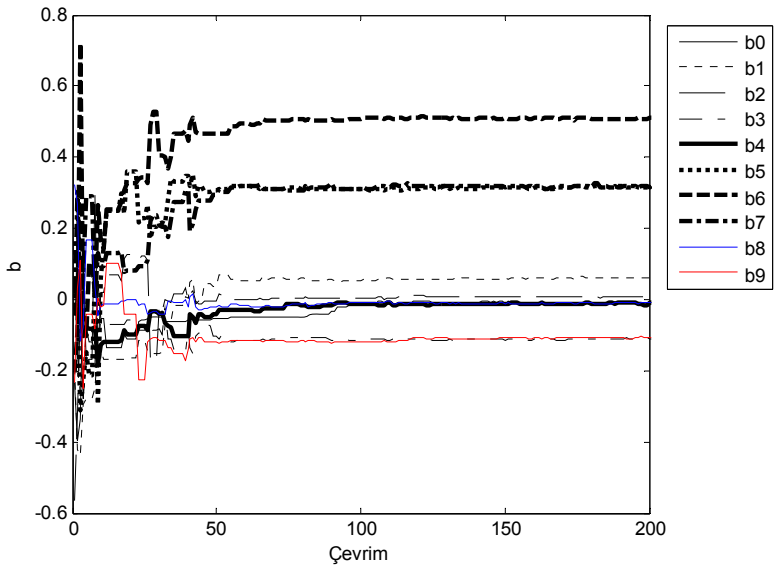
Şekil 5.23. On ikinci dereceden dinamik sistemi sezgisel M-ABC, ABC, PSO, DE ve türeve dayalı LMS, NLMS algoritmaları ile modelleyen dokuzuncu dereceden optimal adaptif FIR süzgeçlerin (a) Genlik cevapları (b) Güç spektrumları



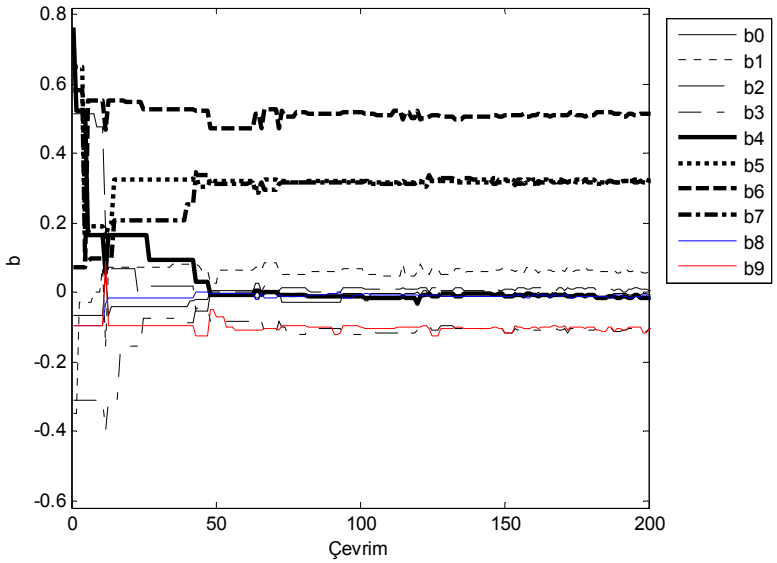
(a) M-ABC, ABC, PSO ve DE (b) LMS ve NLMS

Şekil 5.24. Sezgisel M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile türeve dayalı LMS ve NLMS algoritmaları için 15 rasgele koşmanın ortalamasında elde edilen yakınsama grafikleri

M-ABC ve ABC algoritmaları ile tasarlanan adaptif FIR süzgeçlere ait katsayıların optimizasyon süresince gelişimini gösteren Şekil 5.25'ten görüldüğü gibi, M-ABC algoritması optimal katsayı değerlerine yaklaşık 45. çevrimde ulaşmakta ve bu çevrimden sonra katsayılar kararlı bir şekilde gelişimini tamamlamakta yani çok az değişime uğramaktadır. ABC algoritmasında ise yaklaşık olarak 70. çevrimden sonra katsayılardaki değişimler azalmakla birlikte bu çevrimden sonra da bazı katsayılarda gelişimin devam ettiği gözükmektedir. Bu ise ABC algoritmasının yakınsama hızının M-ABC algoritmasına göre daha düşük olduğunun bir diğer göstergesidir.



(a) M-ABC



(b) ABC

Şekil 5.25. M-ABC ve ABC algoritmaları için en düşük hata değerinin elde edildiği koşmalara ait katsayı gelişim grafikleri

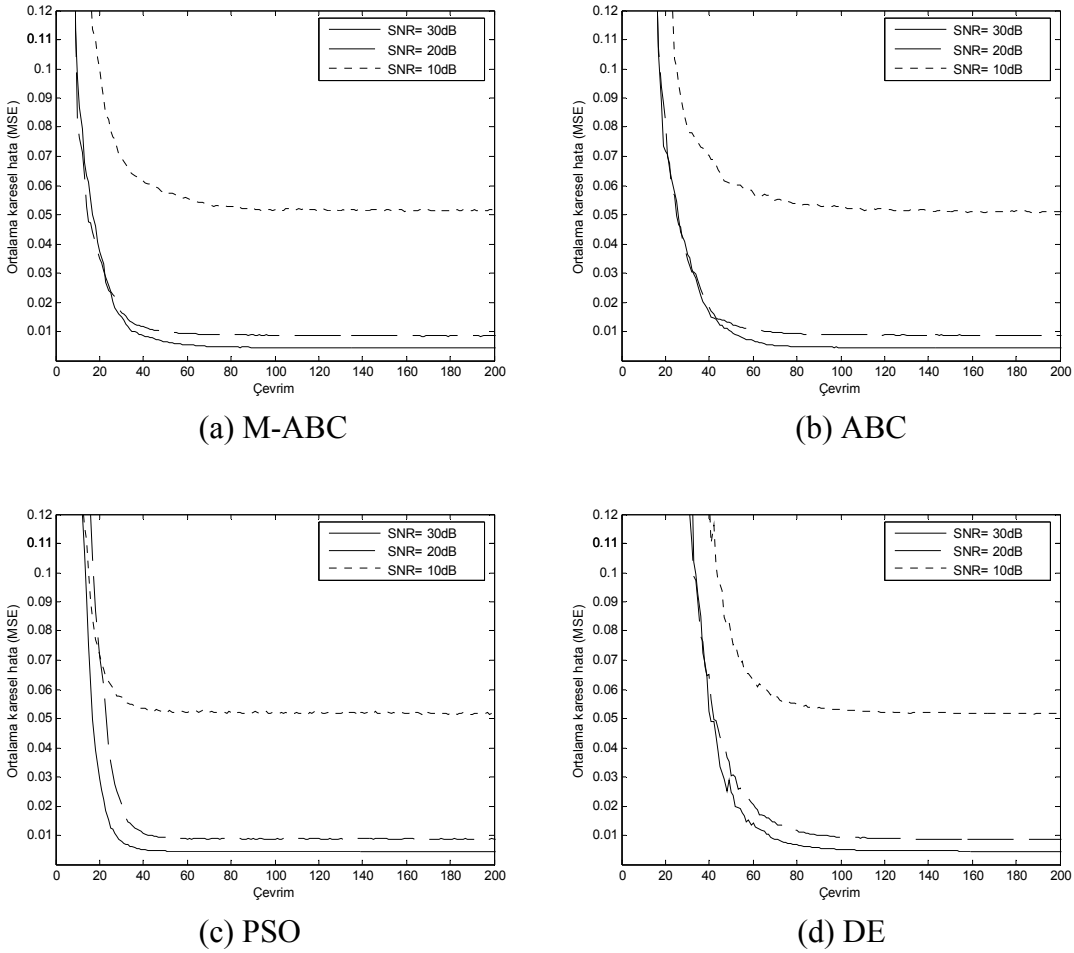
En düşük hata değerinin elde edildiği koşma için verilmiş olan katsayı gelişim grafikleri ile 15 koşmanın ortalamasından elde edilen gelişim grafikleri birlikte incelendiğinde, en iyi koşmanın gelişimi ile ortalama gelişimin benzer karakteristiklere sahip olduğu gözükmektedir. Yani, ABC tabanlı yaklaşımlarda her bir çevrimde elde edilen gelişim süreci benzer olmakta yani algoritma kararlı bir davranış sergilemektedir.

12. dereceden dinamik sistemi en iyi modelleyen 9. dereceden adaptif FIR süzgeçlere ait katsayı değerleri her bir algoritma için Tablo 5.11 ile verilmiştir.

Tablo 5.11. Uygulama 5.6 için algoritmalar tarafından tasarlanmış olan optimal adaptif FIR süzgeçlerin katsayı değerleri

	LMS	**NLMS**	**M-ABC**	**ABC**	**PSO**	**DE**
b_0	-0.0349	-0.0270	-0.0117	-0.0106	-0.0128	-0.0113
b_1	0.0832	0.0769	0.0617	0.0593	0.0579	0.0701
b_2	0.0025	0.0195	0.0083	0.0088	0.0117	0.0087
b_3	-0.1220	-0.1334	-0.1058	-0.1086	-0.1083	-0.1050
b_4	-0.0414	-0.0587	-0.0075	-0.0118	-0.0071	-0.0171
b_5	0.2909	0.2894	0.3158	0.3208	0.3184	0.3241
b_6	0.4997	0.5283	0.5084	0.5135	0.5090	0.5042
b_7	0.3473	0.3151	0.3197	0.3237	0.3187	0.3171
b_8	-0.0135	-0.0170	-0.0108	-0.0098	-0.0076	-0.0135
b_9	-0.1307	-0.0912	-0.1078	-0.1055	-0.1106	-0.1076

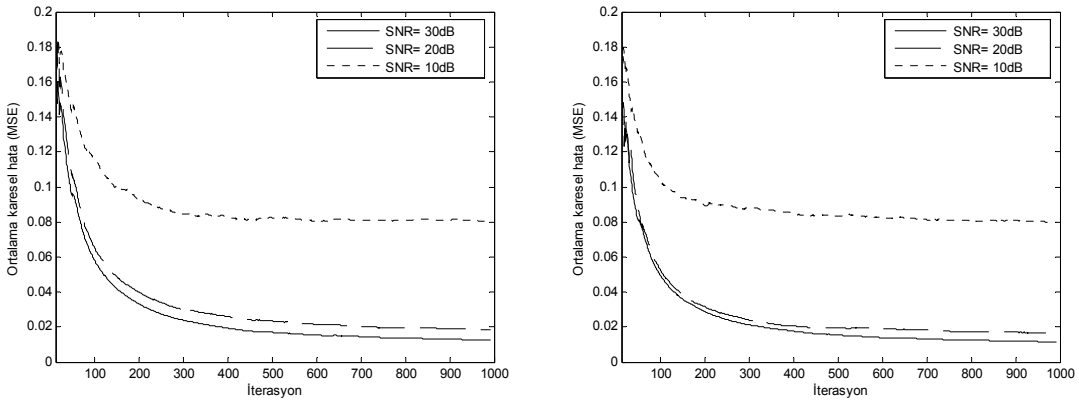
SNR Analizi : Adaptif FIR süzgeçlerin sistem modelleme ile tasarımında işaret/gürültü oranının modelleme üzerindeki etkisini göstermek amacıyla, Uygulama 5.6 10dB ve 30dB SNR değerleri için de gerçekleştirilerek algoritmaların yakınsama hızları ve hata performansları karşılaştırılmıştır. Sezgisel algoritmalar için elde edilen sonuçların mukayeseleri Şekil 5.26 ile verilmişken, türeve dayalı algoritmaların mukayeseleri Şekil 5.27'de verilmiştir. Her iki şekilden de görüldüğü gibi, harici gürültü bileşeninin etkisi arttıkça hem sezgisel algoritmaların hem de türeve dayalı algoritmaların hata performansları ve yakınsama hızları düşmektedir. Diğer bir ifadeyle, işaret/gürültü oranının azalması algoritmaların tasarım performanslarını düşürmektedir.



(a) M-ABC (b) ABC

(c) PSO (d) DE

Şekil 5.26. Farklı işaret/gürültü oranları için sezgisel tabanlı yaklaşımların performans mukayesesi

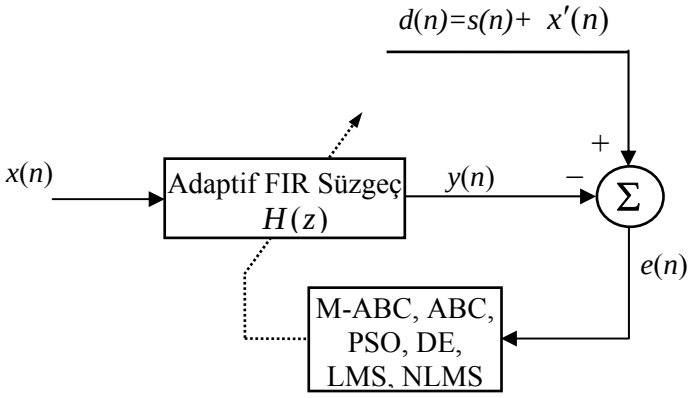


(a) LMS (b) NLMS

Şekil 5. 27. Türeve dayalı LMS ve NLMS algoritmalarının farklı işaret/gürültü oranları için performanslarının karşılaştırılması

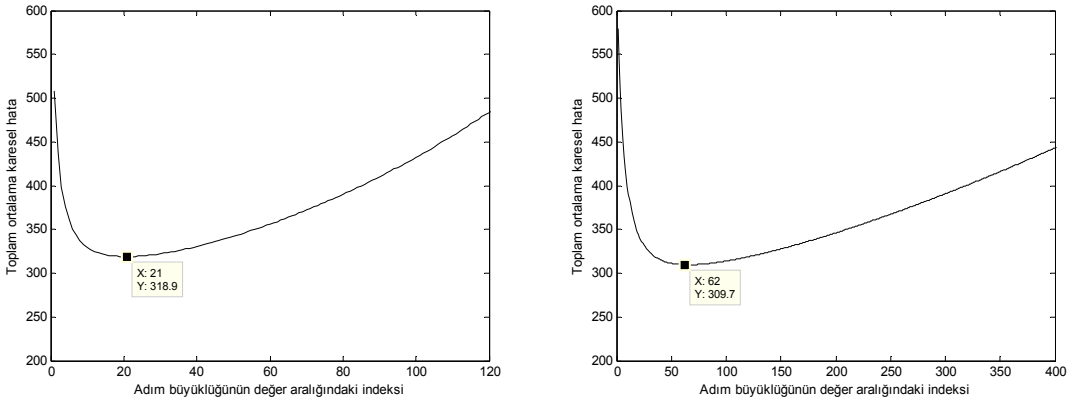
5.2.2. Adaptif FIR Süzgeçlerin Gürültü Giderimi Uygulaması ile Tasarımı

Adaptif FIR süzgeçlerin gürültü giderimi uygulamasıyla tasarımını gösteren temel yapı Şekil 5.28 ile verilmiştir. Sisteme uygulanan giriş işareti istatistiksel özellikleri zamanla değişen bir işarettir. Adaptif FIR süzgecin katsayıları her bir çevrimde hata işareti minimize edilecek şekilde adaptasyon algoritması tarafından güncellenir. İdeal tasarımın gerçekleştiği durumda hata işaretinin gücü bilgi işaretinin gücüne eşit olacaktır. Bilgi işareti üzerindeki gürültüyü süzgeçlemek için adaptasyon algoritmaları tarafından tasarlanan adaptif FIR süzgecin derecesi 10 olarak seçilmiştir.



Şekil 5.28. Gürültü giderimi uygulaması ile adaptif FIR süzgeç tasarımı

LMS ve NLMS algoritmaları kullanılarak gerçekleştirilen tasarımlarda algoritmalar için en uygun adım büyüklüğü değerleri bulunurken, tez çalışmasında geliştirilen yaklaşım $\mu_{LMS} = 0.001 : 0.001 : 0.999$ ve $\mu_{NLMS} = 0.001 : 0.001 : 1.999$ değer aralıklarında uygulanmış ve en uygun adım büyüklüğü değerleri aşağıdaki gibi elde edilmiştir.

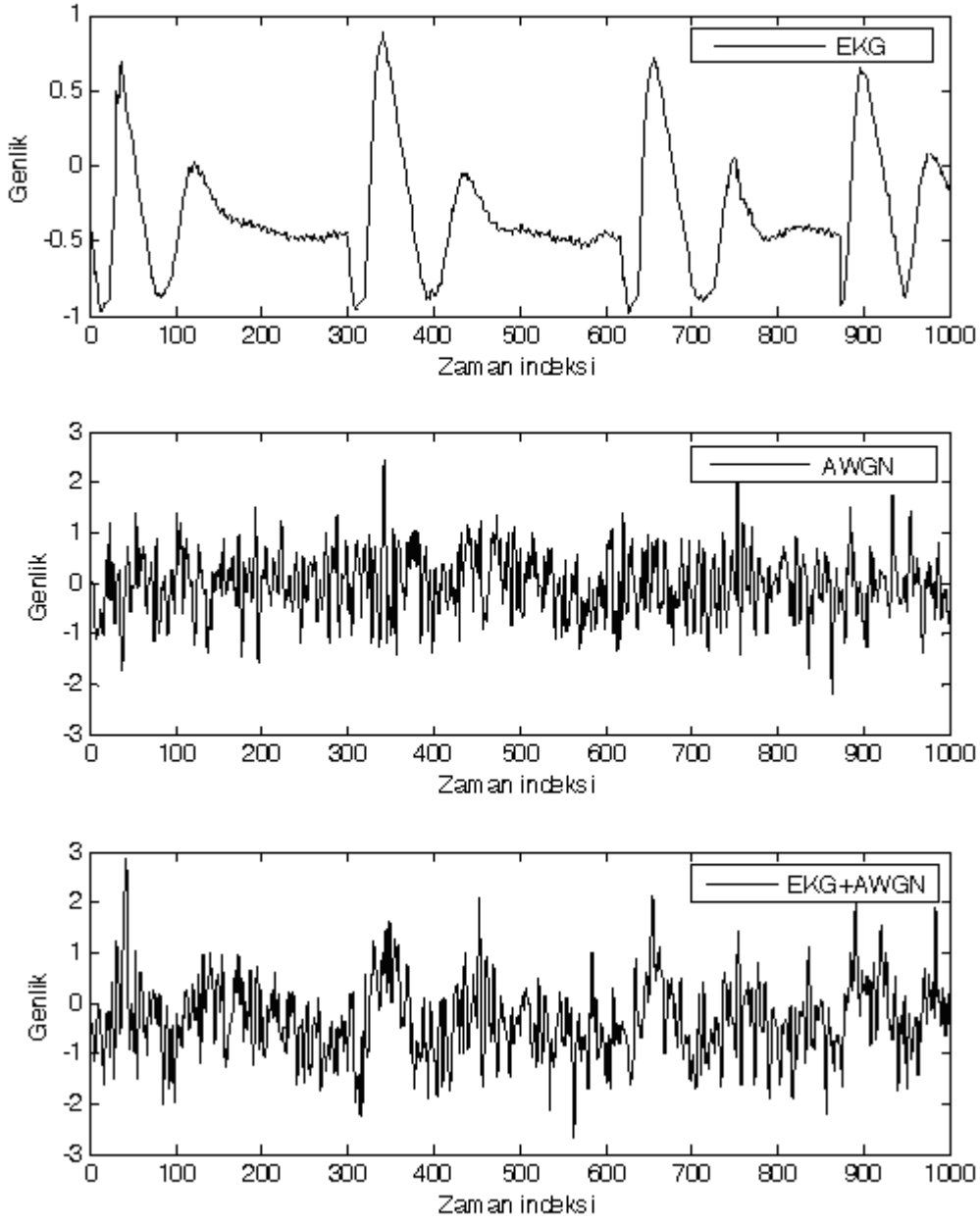


(a) LMS algoritması (b) NLMS algoritması

Şekil 5.29. Adaptif gürültü giderimi uygulaması için LMS ve NLMS algoritmalarına ait adım büyüklüğü analiz grafikleri

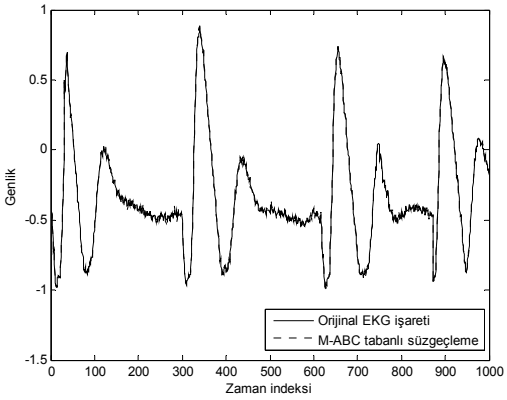
Yukarıda verilmiş olan grafiklerden LMS algoritması için en uygun adım büyüklüğü değerinin tanımlanan değer aralığının yirmi birinci elemanında oluştuğu, yani, $\mu_{LMS} = 0.021$ olduğu görülmektedir. NLMS algoritmasında adım büyüklüğü parametresinin en uygun başlangıç değeri ise tanımlanan değer aralığının altmış ikinci elemanında oluşmakta, yani, $\mu_{NLMS} = 0.062$ olarak elde edilmektedir.

Gürültü giderimi uygulaması ile adaptif FIR süzgeçlerin tasarımında kullanılan elektrokardiyografi işareti, beyaz Gauss gürültüsü ve bu iki işaretin toplamından oluşan bozulmuş işaret Şekil 5.30 ile gösterilmiştir.

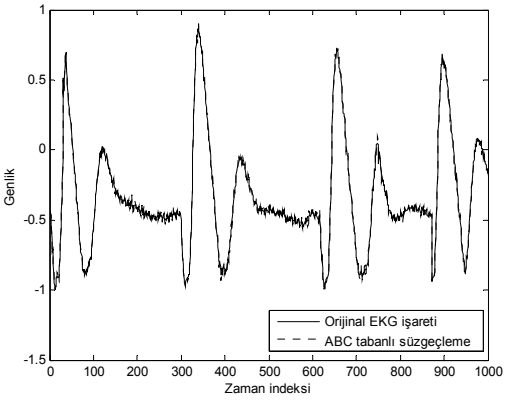


Şekil 5.30. Gürültü giderimi uygulamasına yönelik adaptif FIR süzgeç tasarımında kullanılan temel işaretler

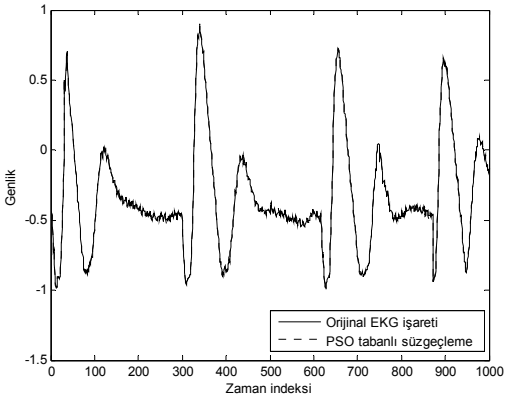
Sezgisel ve türeve dayalı algoritmalar tarafından tasarlanan adaptif FIR süzgeçlerin adaptasyon süresince süzgeçleme performanslarını gösteren grafikler, sırasıyla, Şekil 5.31 ve Şekil 5.32 ile verilmiştir.



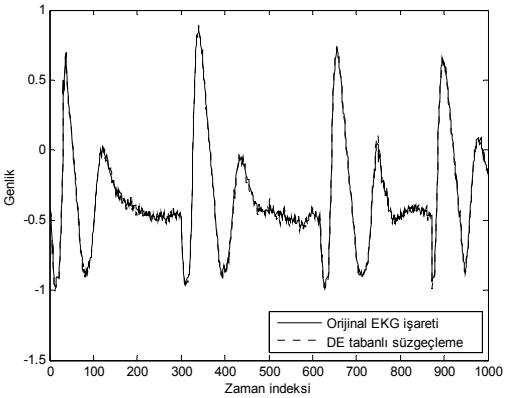
(a) M-ABC tabanlı süzgeçleme



(b) ABC tabanlı süzgeçleme



(c) PSO tabanlı süzgeçleme

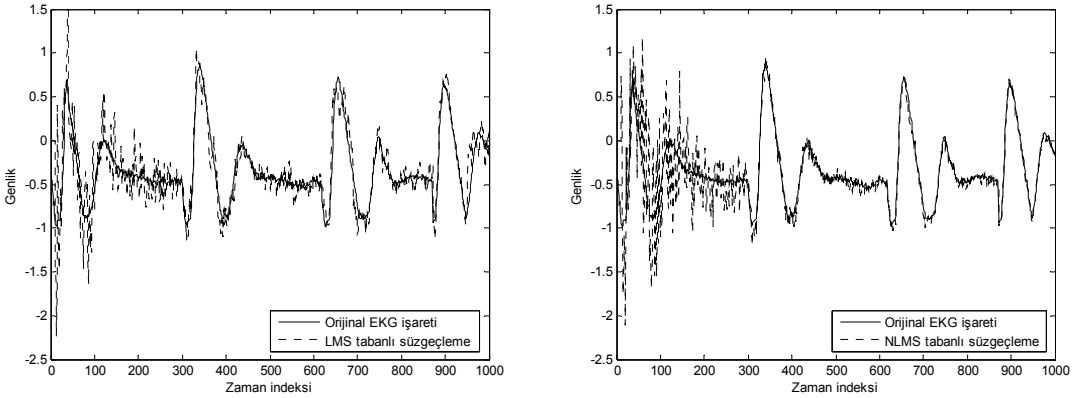


(d) DE tabanlı süzgeçleme

Şekil 5.31. M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile tasarlanan adaptif FIR süzgeçler kullanılarak süzgeçlenmiş EKG işaretleri

Yukarıda verilmiş olan grafikler incelendiğinde, sezgisel algoritmaların adaptif gürültü giderimi uygulamasında başarılı bir şekilde kullanılabileceği görülmektedir. M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile tasarlanan adaptif FIR süzgeçler EKG işareti üzerindeki gürültüyü büyük oranda bastırarak EKG işaretini çok az bir bozulma ile yeniden elde edebilmiştir. Bu algoritmaları kendi içerisinde kıyaslamak gerekirse, DE tabanlı süzgeçleme ile elde edilen işarette biraz daha yüksek salınımların bulunduğu yani diğer üç algoritmaya göre daha kötü bir süzgeçlemenin gerçekleştirildiği gözükmektedir. Bu nedenle, DE algoritmasının performansının bu problem için diğer üç algoritmadan biraz daha kötü olduğu söylenebilir. Burada belirtilmesi gereken diğer önemli bir husus ise, sezgisel algoritmalar ile gerçekleştirilen tasarımlarda adaptasyonun ilk çevrimlerinden itibaren süzgeçleme işlemi başarılı bir şekilde gerçekleştirilebilmekte yani sezgisel algoritmalar değişen sistem gereksinmelerine hızlı bir şekilde adapte olabilmektedir.

Türeve dayalı algoritmalar için aşağıda verilmiş olan grafikler incelendiğinde, algoritmaların ilk iterasyonlarında gürültünün yeterince süzülemediği görülmektedir. Adaptif FIR süzgeç iterasyon sayısı arttıkça gürültüyü daha iyi yok edebilmekte ve arzu edilen işarete yakınsamaktadır. LMS tabanlı süzgeçlemede, süzgeçleme işleminin başarılı bir şekilde gerçekleştirilemeyerek adaptasyon sürecinin tamamında EKG işareti üzerinde gürültü bileşenine ait salınımların bulunduğu gözükmektedir. NLMS tabanlı süzgeçlemede ise, gürültü işareti adaptasyon sürecinin başlarında tam olarak bastırılamamakta fakat ilerleyen iterasyonlarda başarılı bir şekilde yok edilerek EKG işareti çok az bir bozulma ile elde edilebilmektedir. Adaptasyon süreçlerinin tamamı incelendiğinde NLMS algoritmasının performansının LMS algoritmasından daha iyi olduğu açıkça görülmektedir.

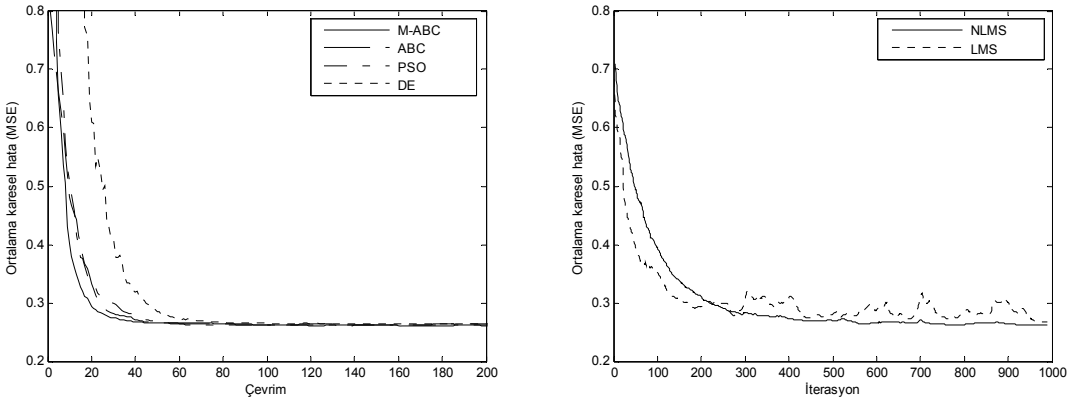


(a) LMS tabanlı süzgeçleme (b) NLMS tabanlı süzgeçleme

Şekil 5.32. LMS ve NLMS algoritmaları ile tasarlanan adaptif FIR süzgeçler kullanılarak süzgeçlenmiş EKG işaretleri

15 koşmanın ortalamasından elde edilen ve Şekil 5.33 ile verilmiş olan yakınsama grafiklerinden görüldüğü gibi, sezgisel algoritmalar içerisinde minimum hata değerine en geç yakınsayan ve performansı en düşük olan algoritma DE algoritmasıdır. ABC ve PSO algoritmaları yakınsama hızı ve hata performansı açısından benzer sonuçları gösterirken, M-ABC algoritması minimum hata değerine en erken yakınsayan algoritmadır. LMS ve NLMS algoritmaları için verilen grafik incelendiğinde, LMS algoritmasının adaptasyon süresince çok fazla salınım sergileyerek kararsız bir davranış gösterdiği, NLMS algoritmasının ise minimum hata değerine kararlı bir şekilde ulaştığı görülmektedir. Şekil 5.33 (a) ve (b) birlikte incelendiğinde, NLMS algoritmasının performansının M-ABC, ABC ve PSO algoritmalarına benzer, DE algoritmasından ise

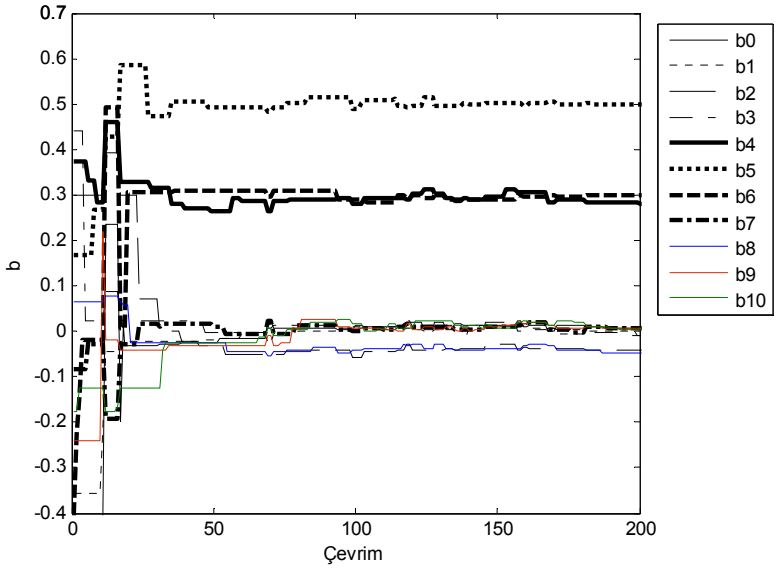
nispeten daha iyi olduğu gözükmektedir. LMS algoritmasının ise diğer algoritmalara göre daha düşük performanslı ve daha kararsız olduğu açıkça görülmektedir.



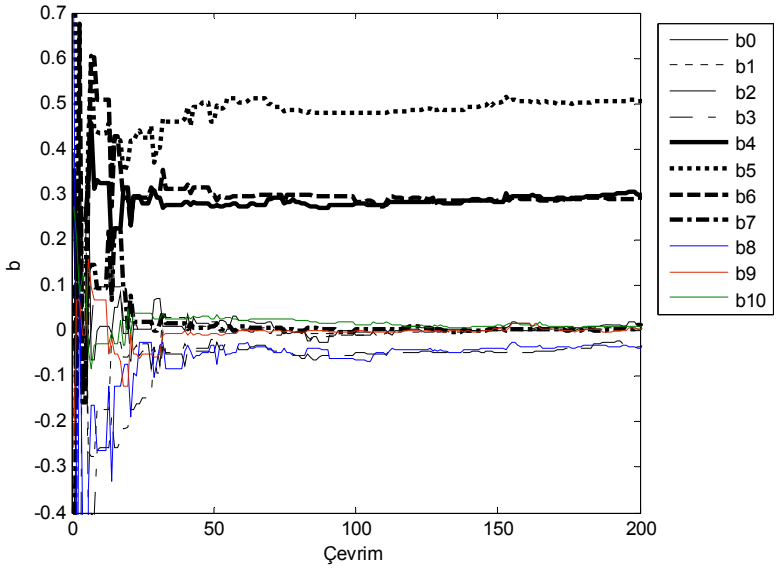
(a) M-ABC, ABC, PSO ve DE (b) LMS ve NLMS

Şekil 5.33. Sezgisel M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile türeve dayalı LMS ve NLMS algoritmaları için 15 rasgele koşmanın ortalamasında elde edilmiş olan yakınsama grafikleri

M-ABC ve ABC tabanlı adaptif gürültü giderimi uygulamalarında tasarlanan 10. dereceden adaptif FIR süzgeçlere ait katsayı gelişim grafikleri Şekil 5.34 ile verilmiştir. Şekilden de görüldüğü gibi, her iki algoritma da yaklaşık olarak 50. çevrimde optimal katsayı değerlerine yakın katsayı değerlerini bulmakta ve bu çevrimden sonra katsayılar kararlı bir şekilde gelişimini tamamlamakta yani çok az değişime uğramaktadır.



(a) M-ABC



(b) ABC

Şekil 5.34. En düşük hata değerinin elde edildiği koşmalarda M-ABC ve ABC algoritmaları tarafından tasarlanan süzgeçlere ait katsayı gelişim grafikleri

Diğer taraftan, Şekil 5.33 (a)'da verilen ortalama hata grafiğinden iki algoritmanın da yaklaşık olarak 50. çevrimde minimum hataya ulaştığı görülmektedir. Yani en iyi koşmaya ait gelişim ile 15 koşmanın ortalamasından elde edilen gelişim benzer karakteristikler göstermektedir. Bu nedenle, bu örnekte de, ABC tabanlı algoritmaların kararlı bir gelişim sürecine sahip olduğu görülmektedir. Optimal adaptif FIR süzgeçlerin tasarlandığı koşmalarda elde edilen süzgeç katsayı değerleri aşağıda Tablo 5.12 ile verilmiştir.

Tablo 5.12. Adaptif gürültü giderimi uygulamasında algoritmalar tarafından tasarlanan optimal FIR süzgeçlerin katsayı değerleri

	LMS	**NLMS**	**M-ABC**	**ABC**	**PSO**	**DE**
b_0	0.9784	0.0139	0.0060	0.0105	0.0027	0.0032
b_1	0.2351	0.4795	-0.0017	-0.0124	-0.0003	-0.0063
b_2	-0.0570	0.4800	-0.0439	-0.0403	-0.0416	-0.0526
b_3	0.0833	0.0131	0.0016	0.0021	0.0015	-0.0038
b_4	0.0986	-0.0046	0.2884	0.2881	0.2907	0.2876
b_5	0.0247	-0.0027	0.4950	0.4982	0.4943	0.4935
b_6	0.0415	-0.0090	0.2854	0.2879	0.2829	0.2866
b_7	0.0558	-0.0026	-0.0049	-0.0014	-0.0001	-0.0094
b_8	0.0327	0.0036	-0.0423	-0.0349	-0.0410	-0.0481
b_9	0.0201	0.0109	0.0037	0.0026	0.0005	-0.0063
b_{10}	0.0210	0.0105	0.0029	0.0038	0.0005	0.0010

6. BÖLÜM

SONSUZ DARBE CEVAPLI SAYISAL SÜZGEÇ TASARIMINDA YAPAY ARI KOLONİ ALGORİTMASININ KULLANILMASI

Bu bölümde doğrusal zamanla değişmeyen ve adaptif IIR süzgeçlerin sistem modelleme ve gürültü giderimi uygulamalarına yönelik tasarımları M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Sistem modelleme uygulaması ile tasarımlar gerçekleştirilirken literatürde yaygın olarak kullanılan modelleme problemleri dikkate alınmıştır. Gürültü giderimi uygulaması ise EKG işareti üzerindeki gürültünün yok edilmesine yönelik gerçekleştirilmiştir. Doğrusal zamanla değişmeyen ve adaptif IIR süzgeçlerin tasarımında kullanılan algoritmaların yakınsama hızları ve hata performansları hakkında daha güvenilir bilgilerin elde edilebilmesi için, değerlendirilmeler tek bir koşma üzerinden yapılmayıp 15 koşmanın ortalaması üzerinden gerçekleştirilmiştir.

6.1. Doğrusal Zamanla Değişmeyen IIR Süzgeç Tasarımı

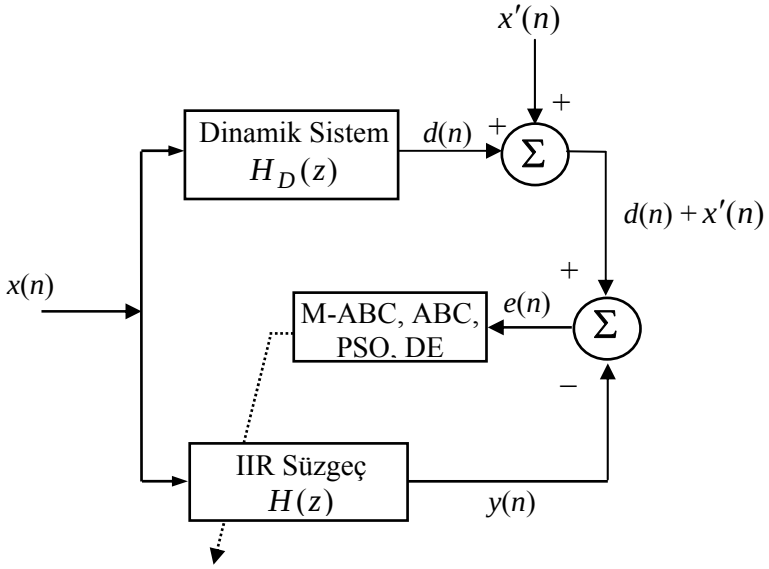
Doğrusal zamanla değişmeyen IIR süzgeçlerin sistem modelleme ve gürültü giderimi uygulamaları ile tasarımları gerçekleştirilirken sezgisel algoritmalar için kullanılan kontrol parametre değerleri Tablo 6.1 ile verilmiştir. Uygulamalarda, örnekleme sayısı, $N = 1000$ ve örnekleme frekansı, $f_s = 1Hz$ olarak alınmıştır.

Tablo 6.1. Doğrusal zamanla değişmeyen IIR süzgeç tasarımında algoritmalar için kullanılan kontrol parametre değerleri

M-ABC	ABC	DE	PSO
Koloni boyutu = 40	Koloni boyutu = 40	Popülasyon boyutu = 40	Koloni boyutu = 40
limit =180 (Uygulama 1) limit =400 (Uygulama 2,3) limit =400 (Gürültü giderimi) Modifikasyon oranı = 0.7	limit =180 (Uygulama 1) limit=400 (Uygulama 2,3) limit =400 (Gürültü giderimi)	Çaprazlama oranı = 0.8 Ölçekleme faktörü = 0.4	Eylemsizlik faktörü = 0.4 Bilişsel faktör = 2 Sosyal faktör = 2
$X_{max} = 1$ $X_{min} = -1$	$X_{max} = 1$ $X_{min} = -1$	$X_{max} = 1$ $X_{min} = -1$	$X_{max} = 1$, $X_{min} = -1$ $V_{max} = 0.5$, $V_{min} = -0.5$

6.1.1. Doğrusal Zamanla Değişmeyen IIR Süzgeçlerin Sistem Modelleme ile Tasarımı

Harici bir gürültü bileşenini de içeren bir sistem modelleme uygulaması ile doğrusal zamanla değişmeyen IIR süzgeçlerin sezgisel algoritmalara dayalı tasarımı Şekil 6.1'de gösterilmiştir. Uygulamalar hem modellenecek olan dinamik sistem ile bu sistemi modelleyecek olan süzgecin aynı dereceden olduğu hem de yüksek dereceli bir dinamik sistemin daha düşük dereceli bir süzgeç ile modellendiği durumlar için gerçekleştirilmiştir.



Şekil 6.1. Doğrusal zamanla değişmeyen IIR süzgeçlerin sistem modelleme ile tasarımı

Doğrusal zamanla değişmeyen IIR süzgeçlerin sistem modelleme ile tasarımına yönelik uygulamalar ve elde edilen sonuçlar aşağıda verilmiştir.

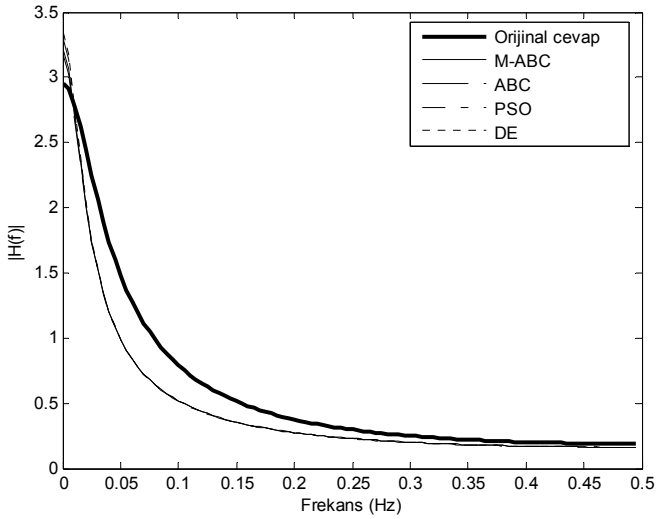
Uygulama 6.1 Modellenecek olan dinamik sistem ikinci dereceden bir IIR süzgeç olarak alınmış ve bu sistem birinci dereceden IIR süzgeç ile modellenmiştir [96]. Dinamik sistemin transfer fonksiyonu $H_D(z)$ ve bu dinamik sistemi modelleyecek IIR süzgecin transfer fonksiyonu $H(z)$ aşağıdaki gibi verilmektedir.

$$H_D(z) = \frac{0.05 - 0.4z^{-1}}{1 - 1.1314z^{-1} + 0.25z^{-2}} \tag{6.1}$$

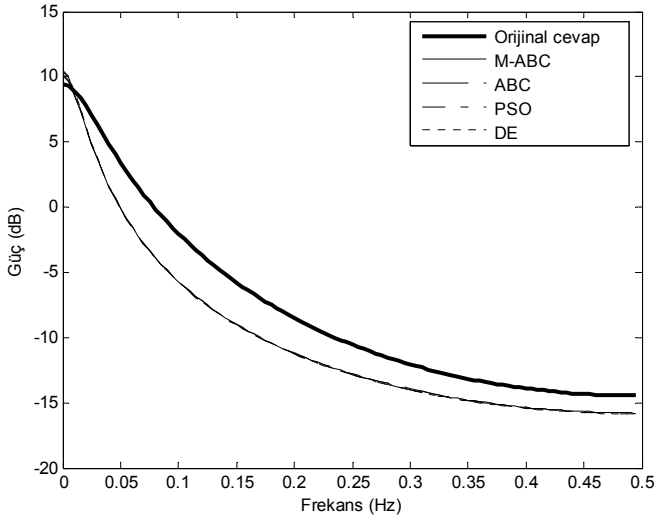
$$H(z) = \frac{b_0}{1 + a_1 z^{-1}} \tag{6.2}$$

Modelleme gerçekleştirilirken $x'(n) = 0$ olarak alınmış yani sisteme harici bir gürültü işareti uygulanmamıştır. Giriş işareti *x(n)* ise (-1,1) aralığında değerler alan uniform dağılımlı bir beyaz gürültü olarak alınmıştır. Tasarlanacak olan IIR süzgecin derecesi dinamik sistemin derecesinden küçük olduğu için probleme ait hata yüzeyinde küresel minimumun yanı sıra bir yerel minimum noktası da oluşmaktadır. Hata yüzeyi $w^{küresel} = [-0.311 \quad -0.906]^T$ noktasında bir küresel minimuma sahipken, yerel minimumu $w^{yerel} = [0.114 \quad 0.519]^T$ noktasında oluşmaktadır. En düşük ortalama karesel hatanın elde edildiği koşmalarda sezgisel algoritmalar tarafından tasarlanan süzgeçlerin genlik cevapları ve güç spektrumları Şekil 6.2 ile verilmiştir. Genlik cevapları ve güç spektrumları incelendiğinde, algoritmalar tarafından tasarlanan süzgeçlerin genlik cevaplarının ve güç spektrumlarının üst üste çakıştığı yani düşük dereceli süzgeçlerin tasarımında dört algoritmanın da çok benzer sonuçlar ürettiği görülmektedir.

Algoritmaları yakınsama hızı ve hata performansı açısından karşılaştırabilmek için, 15 koşmanın ortalamasından elde edilen yakınsama grafikleri Şekil 6.3'te verilmiştir. Hata performansı ve yakınsama hızı en iyi olan algoritmanın M-ABC algoritması olduğu açıkça görülmektedir. ABC, PSO ve DE algoritmalarının hata performansı açısından benzer sonuçlar ürettiği, fakat PSO ve ABC algoritmalarının yakınsama hızı açısından DE algoritmasından daha iyi olduğu görülmektedir.

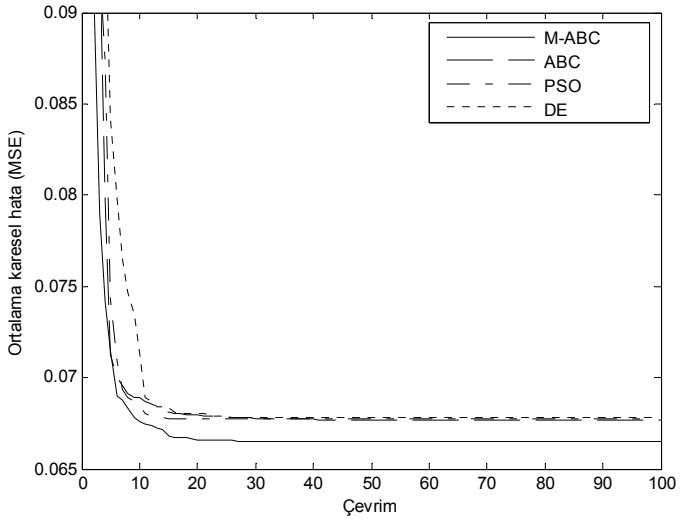


(a) Genlik cevapları



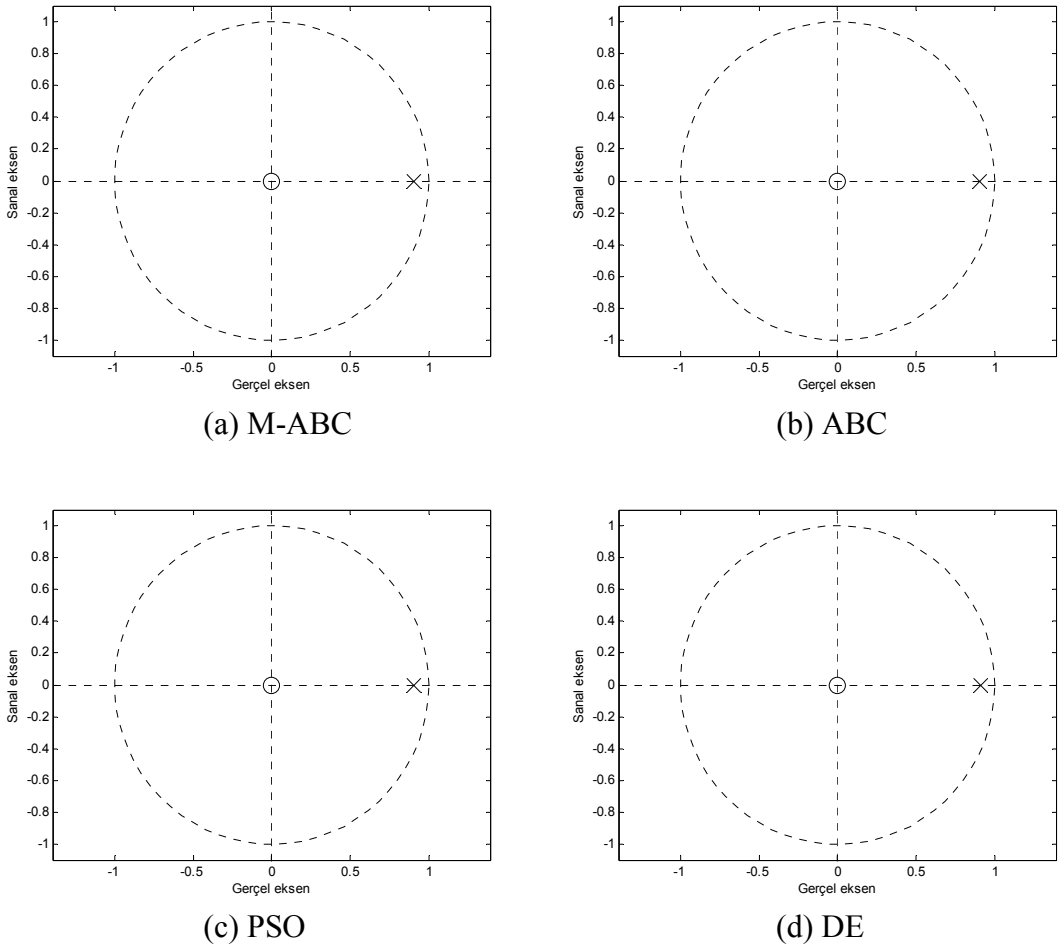
(b) Güç spektrumları

Şekil 6. 2. İkinci dereceden dinamik sistemi M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile modelleyen birinci dereceden IIR süzgeçlerin (a) Genlik cevapları (b) Güç spektrumları



Şekil 6.3. İkinci dereceden dinamik sistemi modelleyen birinci dereceden IIR süzgecin tasarımında M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmalarının yakınsama hızları

Tasarlanmış olan optimal süzgeçlerin kararlılıklarını analiz etmek için kutup-sıfır diyagramları Şekil 6.4 ile verilmiştir. Bütün tasarımlarda süzgece ait kutbun karmaşık düzlemde birim daire içerisinde kaldığı görülmektedir. Yani, tasarlanan IIR süzgeçlerin tamamı kararlıdır.



(a) M-ABC (b) ABC

(c) PSO (d) DE

Şekil 6.4. İkinci dereceden sistemi modelleyen birinci dereceden IIR süzgeçlere ait kutup-sıfır diyagramları

En düşük hata değerinin elde edildiği koşmalarda algoritmalar tarafından tasarlanmış olan süzgeçlerin katsayı değerleri Tablo 6.2 ile aşağıda verilmiştir.

Tablo 6.2. Uygulama 6.1 için en iyi tasarımların gerçekleştirildiği koşmalarda M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları tarafından elde edilen FIR süzgeç katsayı değerleri

	Küresel Minimum	**M-ABC**	**ABC**	**PSO**	**DE**
b_0	-0.311	-0.3085	-0.3090	-0.3068	-0.3080
a_1	-0.906	-0.9040	-0.9023	-0.9067	-0.9077

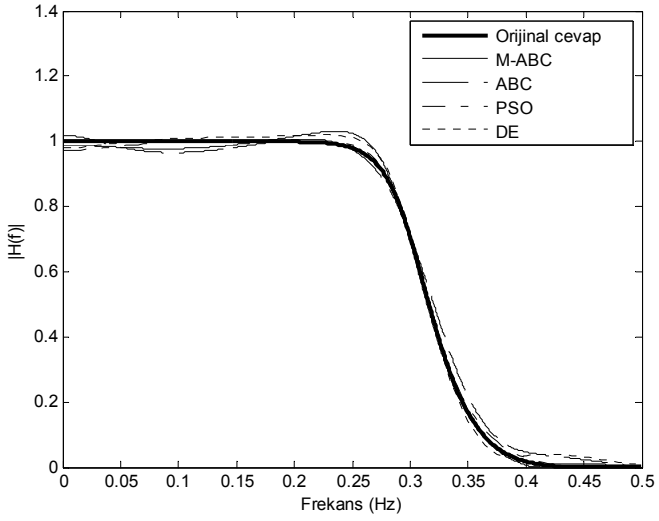
Uygulama 6.2 Dinamik sistemin 5. dereceden bir Butterworth süzgeç olarak seçildiği bu uygulamada, modelleme yine beşinci dereceden bir IIR süzgeç ile gerçekleştirilmiştir

[16]. Dinamik sistem ile onu modelleyecek IIR süzgeç aynı dereceden olduğu için probleme ait hata yüzeyinde yerel minimumlar oluşmayacak sadece küresel minimum noktası bulunacaktır. Butterworth süzgecin transfer fonksiyonu $H_D(z)$ ve bu süzgeci modelleyecek IIR süzgecin transfer fonksiyonu $H(z)$ aşağıdaki gibi verilmektedir,

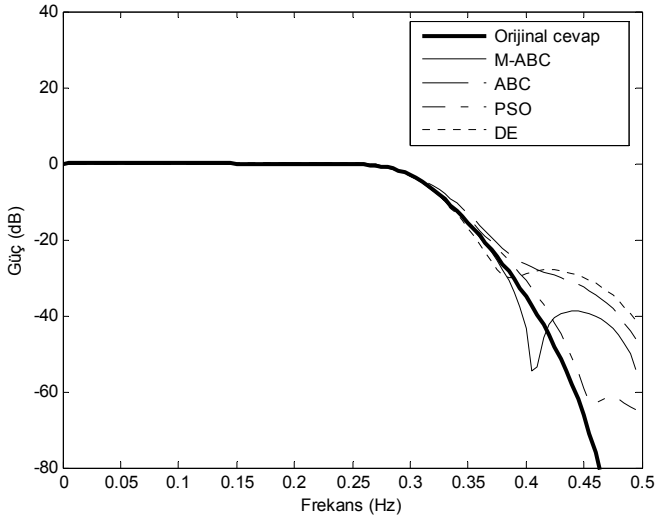
$$H_D(z) = \frac{0.1084 + 0.5419z^{-1} + 1.0837z^{-2} + 1.0837z^{-3} + 0.5419z^{-4} + 0.1084z^{-5}}{1 + 0.9853z^{-1} + 0.9738z^{-2} + 0.3864z^{-3} + 0.1112z^{-4} + 0.0113z^{-5}} \quad (6.3)$$

$$H(z) = \frac{b_0 + b_1z^{-1} + b_2z^{-2} + b_3z^{-3} + b_4z^{-4} + b_5z^{-5}}{1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2} + a_3z^{-3} + a_4z^{-4} + a_5z^{-5}} \quad (6.4)$$

Giriş işareti ve harici gürültü bileşeni olarak (-1,1) aralığında değerler alan uniform dağılımlı bir beyaz gürültü tercih edilmiştir. Harici gürültü bileşeni kanal çıkışını her bir çevrimde 20 dB işaret/gürültü oranında tutacak şekilde uygulanmıştır. En iyi tasarımların gerçekleştirildiği koşmalarda elde edilen süzgeçlere ait genlik cevapları ve güç spektrumları Şekil 6.5 ile verilmiştir. Görüldüğü gibi, bütün algoritmalar dinamik sistemin genlik cevabına ve güç spektrumuna çok yakın genlik cevaplı ve güç spektrumlu IIR süzgeçleri tasarlayabilmişlerdir. Bununla birlikte, ABC ve DE algoritması ile tasarlanan IIR süzgeçlerin geçiş ve durdurma bandındaki performanslarının diğer algoritmalardan nispeten daha kötü olduğu da görülmektedir.



(a) Genlik cevapları

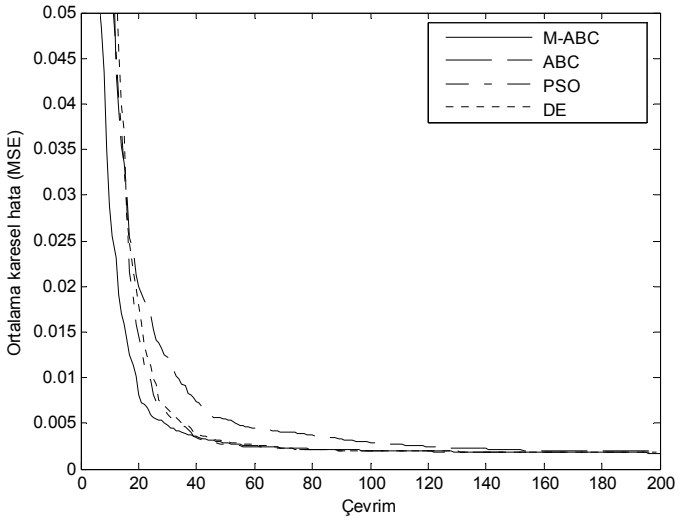


(b) Güç spektrumları

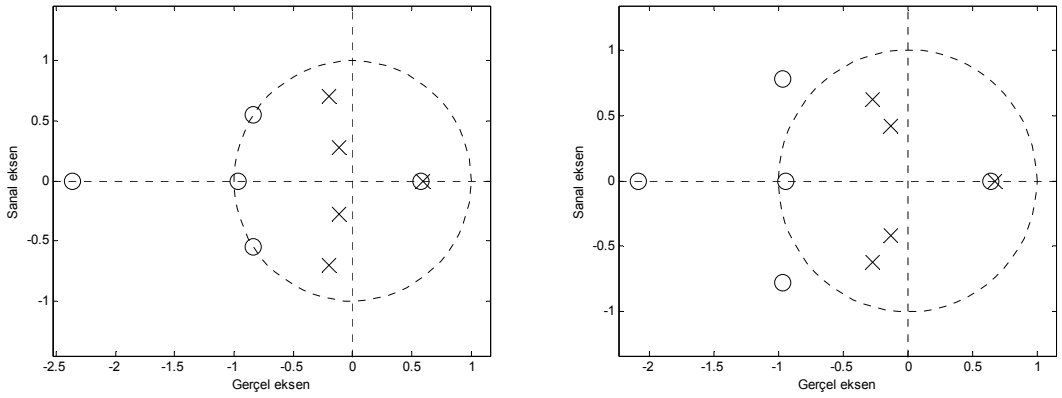
Şekil 6.5. Beşinci dereceden dinamik sistemi M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile modelleyen beşinci dereceden IIR süzgeçlere ait (a) Genlik cevapları (b) Güç spektrumları

Şekil 6.6 ile verilmiş olan ve 15 koşmanın ortalamasından elde edilen yakınsama grafiklerinden, algoritmaların yaklaşık olarak aynı hata değerlerine yakınsadıkları ve bu nedenle hata performanslarının çok benzer olduğu söylenilebilir. Yakınsama hızı açısından mukayese etmek gerekirse, M-ABC, PSO ve DE algoritmalarının en düşük hata değerine yaklaşık olarak aynı çevrimde ulaşmalarına karşın özellikle ilk 40 çevrimde M-ABC algoritmasının yakınsama hızının PSO ve DE algoritmalarından daha yüksek olduğu görülmektedir. PSO ve DE algoritmaları bu problem için optimizasyon süresince çok yakın performanslar gösterirken, ABC algoritmasının optimal hata değerine bu algoritmalara göre daha geç yakınsadığı görülmektedir.

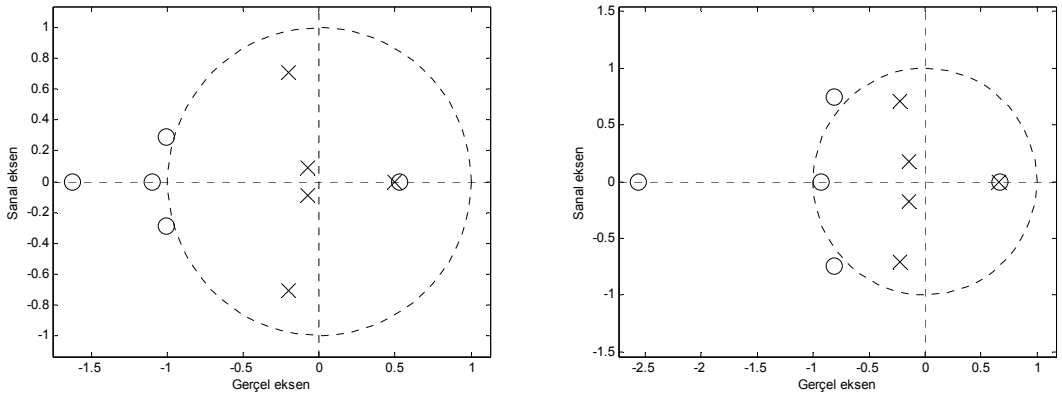
En düşük hata değerine ulaşılan koşmalarda M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları tarafından tasarlanmış olan doğrusal zamanla değişmeyen IIR süzgeçlerin kutup-sıfır diyagramları Şekil 6.7 ile verilmiştir. Tasarımların tamamında süzgeç kutuplarının karmaşık düzlemde birim daire içerisine yerleştiği görülmektedir. Bu nedenle, tasarlanan IIR süzgeçlerin tamamı kararlıdır.



Şekil 6.6. Beşinci dereceden dinamik sistemi modelleyen beşinci dereceden IIR süzgecin tasarımında M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmalarının yakınsama hızları



(a) M-ABC (b) ABC



(c) PSO (d) DE

Şekil 6.7. Beşinci dereceden sistemi modelleyen beşinci dereceden IIR süzgeçlere ait kutup-sıfır diyagramları

Sezgisel algoritmalar tarafından tasarlanan optimal IIR süzgeçlere ait katsayı değerleri Tablo 6.3 ile verilmiştir.

Tablo 6.3. Uygulama 6.2 için M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları tarafından tasarlanan optimal IIR süzgeçlerin katsayı değerleri

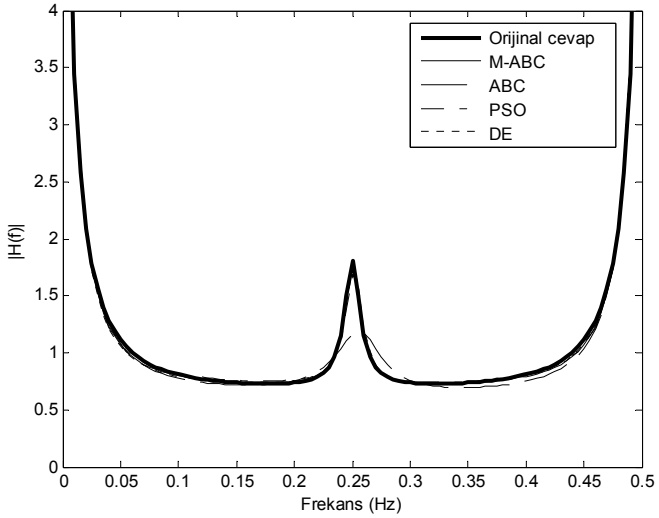
	M-ABC	**ABC**	**PSO**	**DE**
b_0	0.0995	0.1012	0.1039	0.1033
b_1	0.4403	0.4361	0.4376	0.4579
b_2	0.5946	0.6208	0.6104	0.5984
b_3	0.2048	0.2431	0.2256	0.1918
b_4	-0.1831	-0.2460	-0.1584	-0.2622
b_5	-0.1319	-0.1971	-0.1081	-0.1990
a_1	0.0304	0.1286	0.0583	0.0709
a_2	0.3434	0.2517	0.3407	0.2479
a_3	-0.2672	-0.3153	-0.2178	-0.3021
a_4	-0.0435	-0.0635	-0.0355	-0.0890
a_5	-0.0287	-0.0609	-0.0038	-0.0190

Uygulama 6.3 Kanal çıkışını 30dB işaret/gürültü oranında tutacak şekilde harici bir gürültü işareti eklenerek sistem modellemenin gerçekleştirildiği bu uygulamada dinamik sistem 6. dereceden bir IIR süzgeç olarak tanımlanmış ve transfer fonksiyonu Eşitlik 6.5 ile verilmiştir [16]. Bu dinamik sistem transfer fonksiyonu Eşitlik 6.6 ile verilen 4. dereceden IIR süzgeç ile modellenmiştir. Sisteme uygulanan giriş işareti ve harici gürültü işareti, normal dağılımlı beyaz Gauss gürültüsü olarak seçilmiştir.

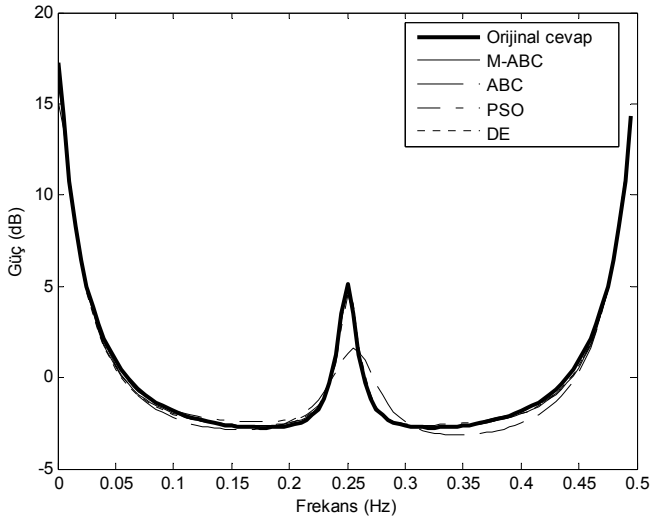
$$H_D(z) = \frac{1 - 0.4z^{-2} - 0.65z^{-4} + 0.26z^{-6}}{1 - 0.77z^{-2} - 0.8498z^{-4} + 0.6486z^{-6}} \tag{6.5}$$

$$H(z) = \frac{b_0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + b_3 z^{-3} + b_4 z^{-4}}{1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + a_3 z^{-3} + a_4 z^{-4}} \tag{6.6}$$

Benzetimler sonucunda algoritmalar tarafından tasarlanmış olan optimum süzgeçlerin genlik cevapları ve güç spektrumları Şekil 6.8 ile verilmiştir. Görüldüğü gibi, M-ABC, PSO ve DE algoritmaları ile tasarlanan süzgeçler orijinal süzgeci çok başarılı bir şekilde modellerken, ABC algoritması ile tasarlanan süzgecin başarımının bu üç algoritmadan nispeten daha düşük olduğu görülmektedir.



(a) Genlik cevapları

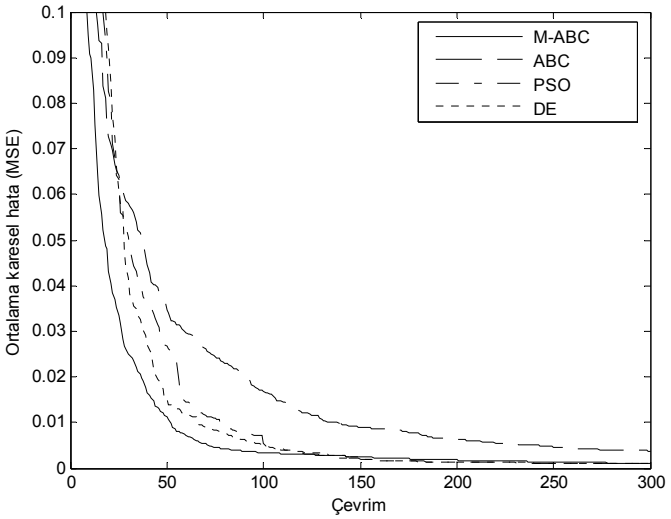


(b) Güç spektrumları

Şekil 6.8. Altıncı dereceden dinamik sistemi M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile modelleyen dördüncü dereceden IIR süzgeçlere ait (a) Genlik cevapları (b) Güç spektrumları

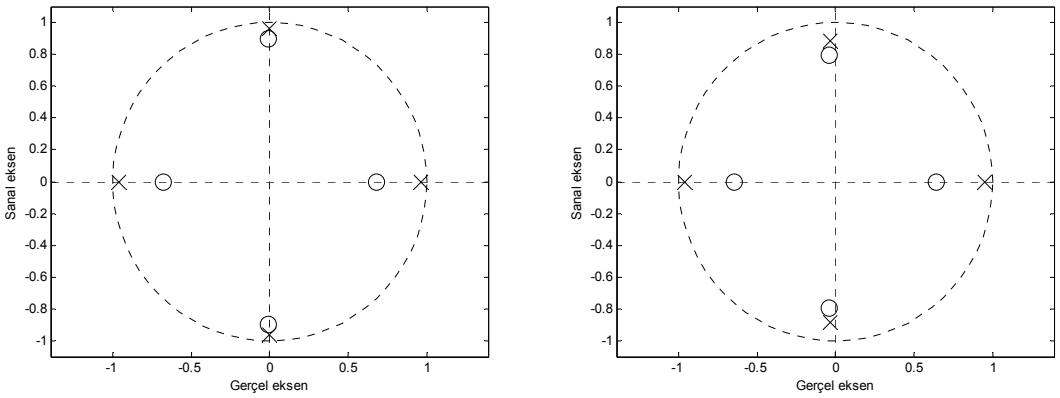
Algoritmaları hata performansı ve yakınsama hızı açısından mukayese edebilmek için, 15 koşmanın ortalamasından elde edilmiş olan yakınsama grafikleri Şekil 6.9 ile verilmiştir. Algoritmaların hata performansları incelendiğinde, M-ABC, PSO ve DE algoritmalarının benzer hata değerlerine yakınsadıkları, ABC algoritmasının ise bu üç algoritmaya göre daha yüksek bir hata değerine yakınsadığı görülmektedir. Algoritmalar yakınsama hızı açısından mukayese edildiğinde, en düşük hata değerine en hızlı yakınsayan algoritmanın M-ABC algoritması olduğu görülmektedir. PSO ve DE

algoritmaları yakınsama hızı açısından benzer performansa sahipken, ABC algoritmasının yakınsama hızının bu problem için diğer algoritmalardan daha düşük olduğu görülmektedir.

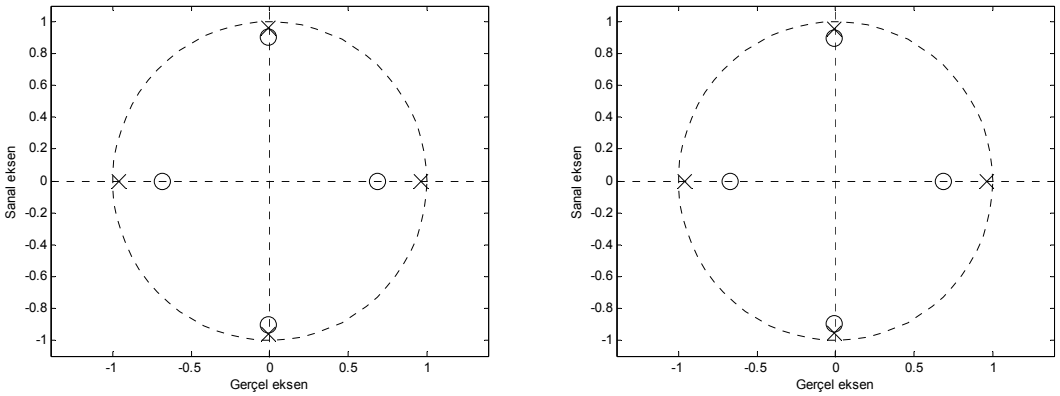


Şekil 6.9. Altıncı dereceden dinamik sistemi modelleyen dördüncü dereceden IIR süzgecin tasarımında M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmalarının yakınsama hızları

Şekil 6.10 ile verilen kutup-sıfır diyagramlarından, tasarlanmış olan optimal doğrusal zamanla değişmeyen IIR süzgeçlerin kararlılık kriterini sağladığı görülmektedir.



(a) M-ABC (b) ABC



(c) PSO (d) DE

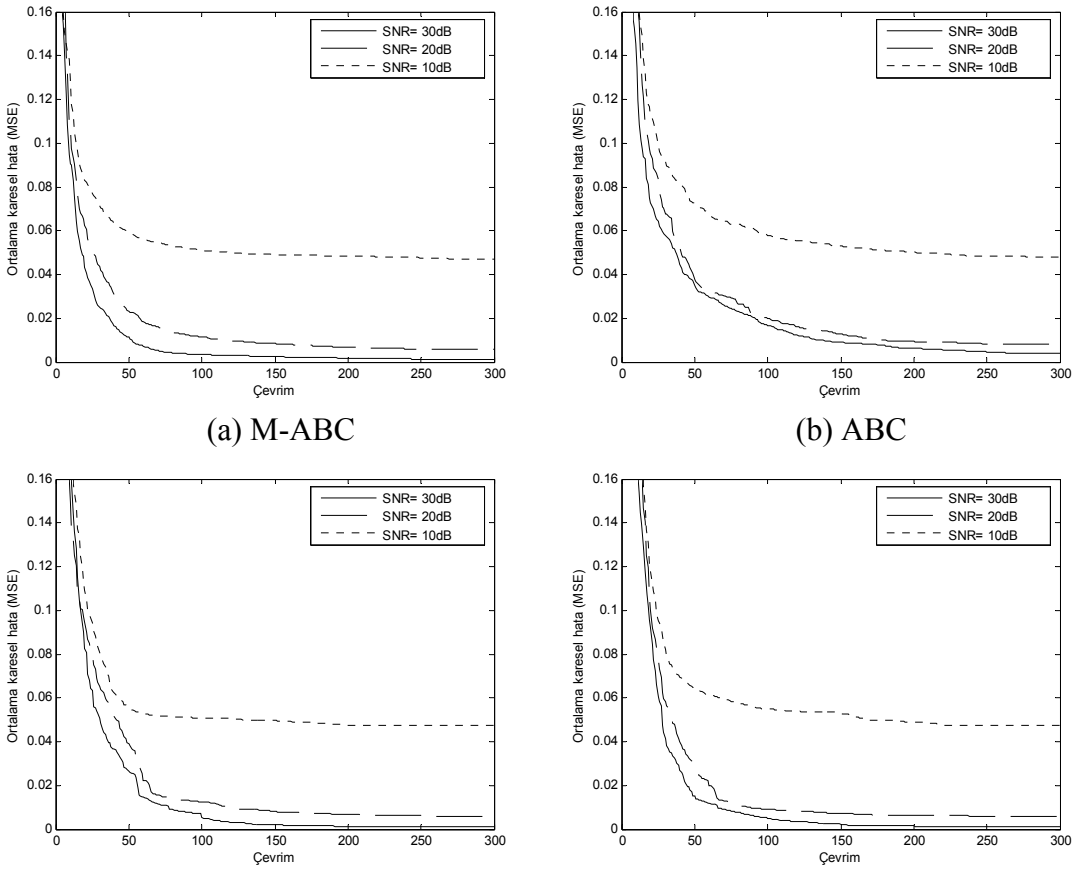
Şekil 6.10. Altıncı dereceden sistemi modelleyen dördüncü dereceden IIR süzgeçlere ait kutup-sıfır diyagramları

En düşük hata değerinin elde edildiği koşmalarda algoritmalar tarafından tasarlanan IIR süzgeçlerin katsayı değerleri Tablo 6.4 ile verilmiştir.

Tablo 6.4. Uygulama 6.3 için M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları tarafından tasarlanan optimal IIR süzgeçlerin katsayı değerleri

	M-ABC	**ABC**	**PSO**	**DE**
b_0	0.9910	0.9705	1.0000	0.9930
b_1	0.0097	0.0905	0.0199	0.0070
b_2	0.3448	0.2121	0.3514	0.3369
b_3	-0.0071	-0.0298	-0.0100	-0.0216
b_4	-0.3693	-0.2554	-0.3867	-0.3648
a_1	0.0078	0.0793	0.0147	0.0107
a_2	-0.0043	-0.1326	-0.0022	-0.0122
a_3	-0.0065	-0.0593	-0.0104	-0.0185
a_4	-0.8492	-0.7125	-0.8485	-0.8481

SNR Analizi : Uygulama 6.3'te incelenmiş olan modelleme problemi 10 dB ve 20 dB işaret/gürültü oranları için de gerçekleştirilerek, algoritmaların farklı gürültü seviyeleri altındaki performansları test edilmiştir. Her bir algoritma için farklı SNR seviyelerinde elde edilmiş olan yakınsama grafikleri Şekil 6.11'de gösterilmiştir. Görüldüğü gibi, sistemdeki gürültü etkisi arttıkça algoritmaların yakınsama hızları ve hata performansları düşmektedir. Yani, sistemdeki gürültü miktarı ne kadar az ise modelleme o kadar başarılı olmaktadır.



(a) M-ABC (b) ABC

(c) PSO (d) DE

Şekil 6.11. Farklı işaret/gürültü oranlarında M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmalarının performans karşılaştırması

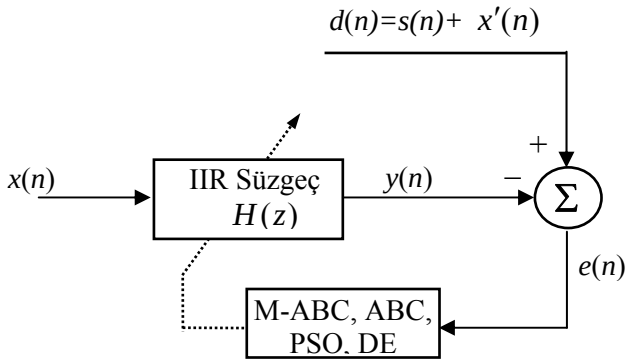
Her bir uygulama için, 15 koşmanın ortalamasından elde edilen standart sapma ve ortalama MSE değerleri Tablo 6.5 ile verilmiştir. Bütün uygulamalarda, en düşük ortalama karesel hata ve standart sapma değerlerinin M-ABC algoritması ile gerçekleştirilen tasarımlarda elde edildiği görülmektedir. Bu nedenle, M-ABC algoritması ile gerçekleştirilen tasarımların diğer algoritmalarla gerçekleştirilen tasarımlara göre nispeten daha başarılı olduğu söylenebilir. ABC algoritması ile gerçekleştirilen tasarımlardan, özellikle 30dB işaret/gürültü oranı altında gerçekleştirilen Uygulama 6.3 için standart sapma değerinin ve ortalama karesel hatanın diğer algoritmalara göre oldukça yüksek olduğu görülmektedir. Ayrıca, Uygulama 6.2 ile 10dB ve 20dB işaret/gürültü oranlarında gerçekleştirilmiş olan Uygulama 6.3 için ABC algoritması ile gerçekleştirilen tasarımların nispeten daha yüksek hata değerleri ile sonuçlandığı da gözlemlenmektedir.

Tablo 6.5. Sezgisel algoritmalar için uygulamalarda elde edilen standart sapma ve ortalama MSE değerleri

			M-ABC	ABC	PSO	DE
Uygulama 6.1		MSE	0.066501446	0.067656380	0.067706666	0.067809666
		SD	0.001588597	0.001612721	0.001604665	0.001683971
Uygulama 6.2		MSE	0.001747798	0.001903750	0.001819333	0.001858333
		SD	0.000151915	0.000158906	0.000153132	0.000154645
Uygulama 6.3	**SNR=30 dB**	MSE	0.001074393	0.003752217	0.001080000	0.001084000
		SD	0.000223357	0.002462632	0.000270449	0.000268326
	SNR=20 dB	MSE	0.005694888	0.007956763	0.005700000	0.005695133
		SD	0.001551858	0.001584239	0.001594185	0.001604603
	SNR=10 dB	MSE	0.046981273	0.047921140	0.047266666	0.047258800
		SD	0.006914941	0.006918160	0.006937853	0.006976732

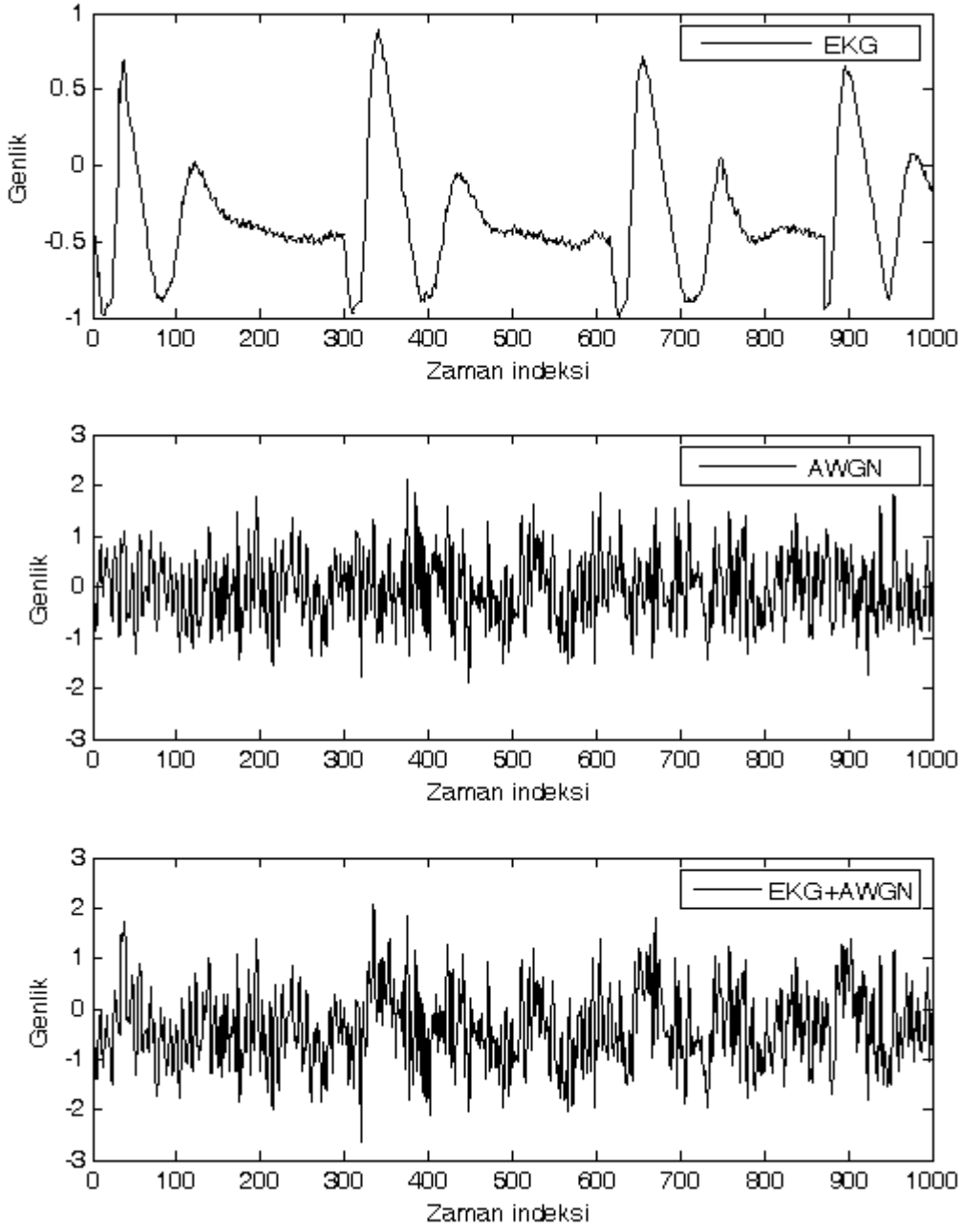
6.1.2. Doğrusal Zamanla Değişmeyen IIR Süzgeçlerin Gürültü Giderimi Uygulaması ile Tasarımı

Bilgi işareti üzerindeki istenmeyen gürültü bileşenlerinin yok edilmesi veya zayıflatılmasına yönelik doğrusal zamanla değişmeyen IIR süzgeç tasarımlarının sezgisel algoritmalar kullanılarak gerçekleştirildiği bir gürültü giderimi uygulaması Şekil 6.12 ile verilmiştir.



Şekil 6.12. Gürültü giderimi uygulamasına yönelik sezgisel algoritmalara dayalı doğrusal zamanla değişmeyen IIR süzgeç tasarımı

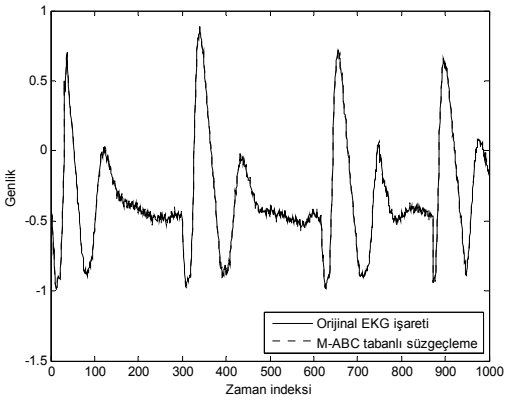
Benzetimlerde, elektrokardiyografi işareti üzerindeki normal dağılımlı beyaz Gauss gürültüsünün süzgeçlenmesi amacıyla 6. dereceden IIR süzgeçler tasarlanmıştır. Bilgi işareti, gürültü işareti ve bu iki işaretin toplamından oluşan bozulmuş işaret Şekil 6.13 ile gösterilmiştir.



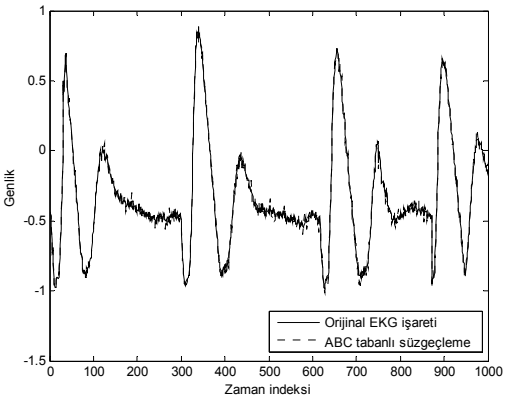
Şekil 6.13. Doğrusal zamanla değişmeyen IIR süzgeçlerin gürültü giderimi uygulaması ile tasarımında kullanılan temel işaretler

EKG işareti üzerindeki gürültü bileşenini süzgeçlemek için sezgisel algoritmalar ile tasarlanan IIR süzgeçler kullanıldığında, süzgeçleme sonucunda elde edilen işaretler Şekil 6.14 ile verilmiştir. Sezgisel tabanlı yaklaşımlarla gerçekleştirilen gürültü giderimi uygulamasında, EKG işareti üzerindeki beyaz Gauss gürültüsünün başarılı bir şekilde süzgeçlenebildiği görülmektedir. Algoritmaları kendi içinde mukayese etmek gerekirse,

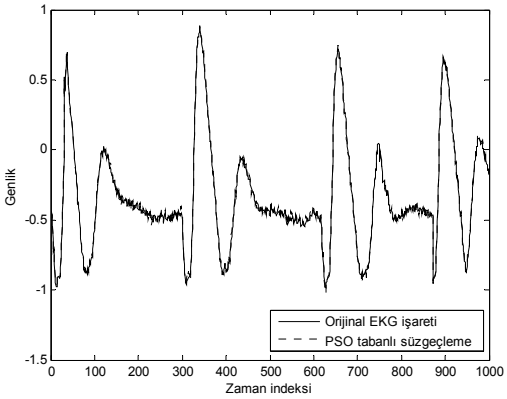
M-ABC, PSO ve DE algoritmaları ile gerçekleştirilen süzgeçlemede gürültünün daha iyi bastırıldığı, ABC algoritması ile gerçekleştirilen süzgeçleme de ise biraz daha yüksek salınımların oluştuğu görülmektedir.



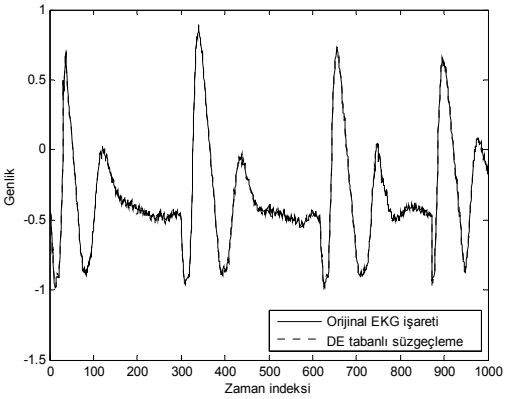
(a) M-ABC tabanlı süzgeçleme



(b) ABC tabanlı süzgeçleme



(c) PSO tabanlı süzgeçleme

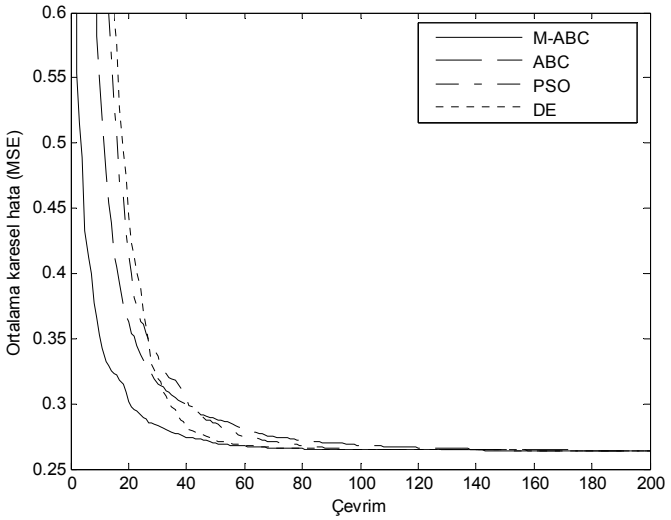


(d) DE tabanlı süzgeçleme

Şekil 6.14. M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile tasarlanan doğrusal zamanla değişmeyen IIR süzgeçler kullanılarak süzgeçlenmiş EKG işaretleri

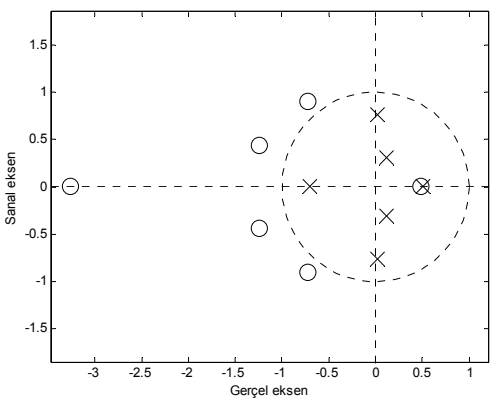
Algoritmaları yakınsama hızı ve hata performansı açısından mukayese etmek için 15 rasgele koşmanın ortalamasından elde edilen ve Şekil 6.15 ile verilmiş olan yakınsama grafiklerinden, dört algoritmanın da çok yakın hata değerlerine yakınsadıkları dolayısı ile benzer hata performanslarına sahip oldukları görülmektedir. Optimal çözümlere en hızlı yakınsayan algoritmanın M-ABC algoritması olduğu görülürken, DE algoritmasının yakınsama hızının bu problem için ABC ve PSO algoritmalarından daha iyi olduğu da görülmektedir. ABC algoritmasının başlangıç çevrimlerindeki yakınsama

performansının PSO algoritmasından daha yüksek olmasına karşın, PSO algoritması optimal hata değerine nispeten daha hızlı ulaşmaktadır.

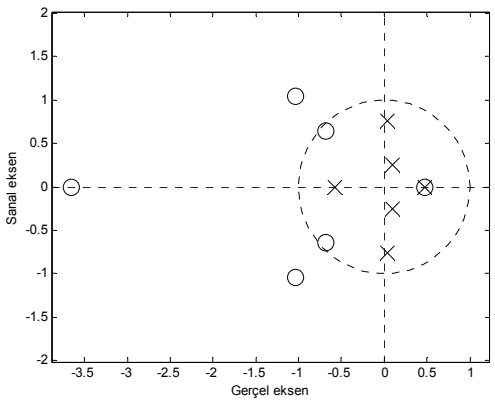


Şekil 6.15. Gürültü giderimi uygulamasına yönelik doğrusal zamanla değişmeyen IIR süzgeç tasarımında M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmalarının yakınsama hızları ve hata performansları

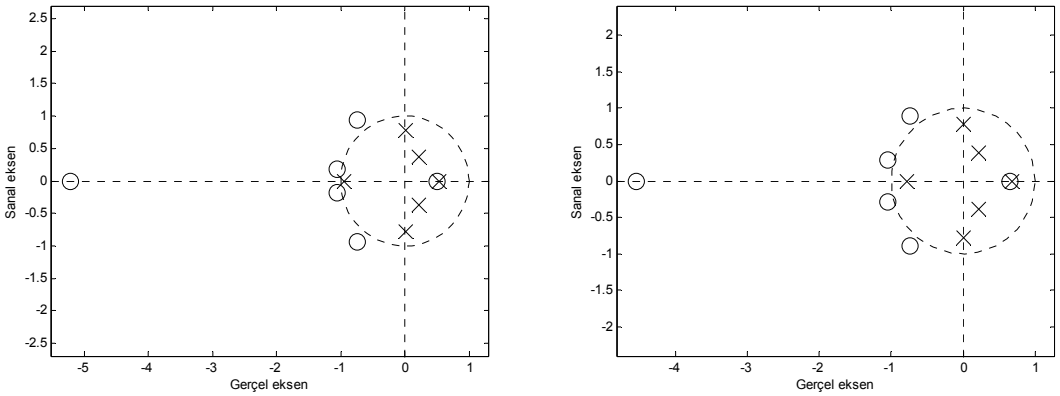
Sezgisel tabanlı yaklaşımlar ile gerçekleştirilen tasarımlarda temel kararlılık kriterinin sağlandığının gösterilmesi açısından, tasarlanmış olan optimal IIR süzgeçlere ait kutup-sıfır diyagramları Şekil 6.16'da verilmiştir. Görüldüğü gibi, tasarlanmış olan bütün süzgeçler kararlı yapıdadır.



(a) M-ABC



(b) ABC



(c) PSO (d) DE

Şekil 6.16. Sezgisel algoritmalar kullanılarak gürültü giderimi uygulamasına yönelik tasarlanmış olan altıncı dereceden optimal IIR süzgeçlere ait kutup-sıfır diyagramları

En iyi tasarımların gerçekleştirildiği koşmalarda algoritmalar tarafından tasarlanmış olan IIR süzgeçlerin katsayı değerleri Tablo 6.6 ile verilmiştir.

Tablo 6.6. Gürültü giderimi ile IIR süzgeç tasarımında en düşük hata değerine ulaşılan koşmalarda algoritmalar tarafından elde edilen süzgeç katsayı değerleri

	M-ABC	**ABC**	**PSO**	**DE**
b_0	0.0257	0.0256	0.0204	0.0220
b_1	0.1725	0.1689	0.1696	0.1642
b_2	0.4128	0.3834	0.4087	0.3641
b_3	0.4680	0.4428	0.4535	0.3487
b_4	0.2046	0.1733	0.1830	0.0590
b_5	-0.0736	-0.0565	-0.0955	-0.1630
b_6	-0.0954	-0.0824	-0.0893	-0.1051
a_1	-0.0827	-0.1774	-0.0473	-0.3425
a_2	0.2793	0.3653	0.1189	0.2390
a_3	0.0979	0.0195	0.3014	0.0520
a_4	-0.2150	-0.1518	-0.4067	-0.3318
a_5	0.0645	0.0375	0.1856	0.1485
a_6	-0.0225	-0.0114	-0.0582	-0.0621

Doğrusal zamanla değişmeyen IIR süzgeçlerin gürültü giderimi uygulaması ile tasarımlarında, M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları için 15 rasgele koşmadan elde edilen standart sapma ve ortalama karesel hata değerleri her bir algoritma için Tablo 6.7'de verilmiştir. Algoritmalar benzer performanslara sahip olmalarına karşın, en

düşük standart sapma ve ortalama karesel hata değerlerinin M-ABC algoritması ile gerçekleştirilen tasarımlarda elde edildiği görülmektedir.

Tablo 6.7. Gürültü giderimi uygulamasında algoritmalar için elde edilmiş olan standart sapma ve ortalama MSE değerleri

	M-ABC	**ABC**	**PSO**	**DE**
MSE	0.264133866	0.264157766	0.264140000	0.264155066
SD	0.000192053	0.000196734	0.000195667	0.000195750

6.2. Adaptif IIR Süzgeç Tasarımı

Sistem modelleme ve gürültü giderimi uygulamalarıyla adaptif IIR süzgeç tasarımında sezgisel algoritmalar için kullanılan kontrol parametre değerleri Tablo 6.8 ile verilmiştir. Ayrıca, bütün uygulamalarda, örnekleme sayısı, $N = 1000$ ve örnekleme frekansı, $f_s = 1Hz$ olarak alınmıştır. Adaptif IIR süzgeç tasarımlarının gerçekleştirildiği benzetimlerde, adaptif bir yapı oluşturabilmek için daha önce beşinci bölümde anlatıldığı gibi her bir çevrimde farklı bir giriş işareti uygulanacak şekilde hareketli bir yapı kullanılmıştır.

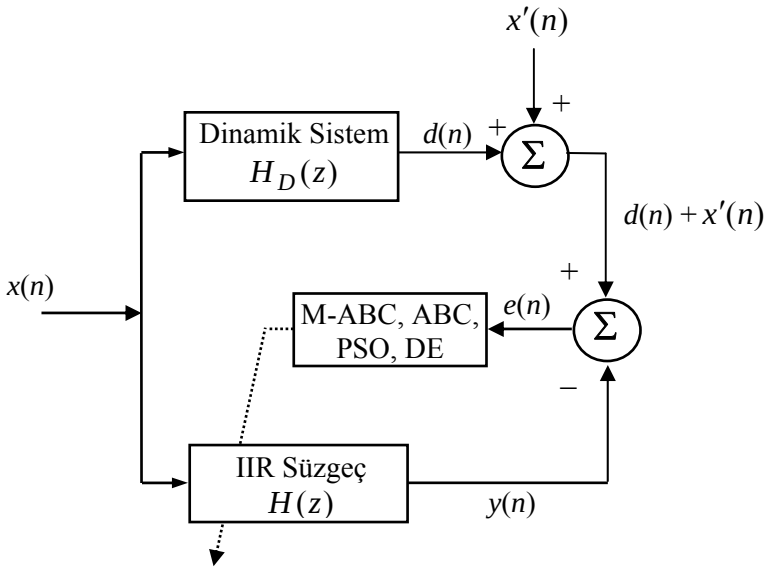
Tablo 6.8. Adaptif IIR süzgeç tasarımına yönelik uygulamalarda sezgisel algoritmalar için kullanılan kontrol parametre değerleri

M-ABC	**ABC**	**DE**	**PSO**
Koloni boyutu = 40	Koloni boyutu = 40	Popülasyon boyutu = 40	Koloni boyutu = 40
limit =180 (Uygulama 1) limit =200 (Uygulama 2,3) limit =400 (Gürültü giderimi) Modifikasyon oranı = 0.7	limit =180 (Uygulama 1) limit=200 (Uygulama 2,3) limit =400 (Gürültü giderimi)	Çaprazlama oranı = 0.8 Ölçekleme faktörü = 0.4	Eylemsizlik faktörü = 0.4 Bilişsel faktör = 2 Sosyal faktör = 2
$X_{max} = 1$ $X_{min} = -1$	$X_{max} = 1$ $X_{min} = -1$	$X_{max} = 1$ $X_{min} = -1$	$X_{max} = 1$, $X_{min} = -1$ $V_{max} = 0.5$, $V_{min} = -0.5$

6.2.1. Adaptif IIR Süzgeçlerin Sistem Modelleme ile Tasarımı

Sistem modelleme uygulaması ile sezgisel algoritmalara dayalı adaptif IIR süzgeç tasarımının gerçekleştirildiği temel yapı Şekil 6.17 ile verilmiştir. Görüldüğü gibi, bu

yapı modellemenin arzu edilen SNR seviyelerinde gerçekleştirilmesini sağlayacak şekilde harici bir gürültü bileşenini de içermektedir. Uygulamalar hem modellenecek olan dinamik sistem ile bu sistemi modelleyecek olan adaptif IIR süzgecin aynı dereceden olduğu hem de yüksek dereceli bir dinamik sistemin daha düşük dereceli bir adaptif IIR süzgeç ile modellendiği durumlar için gerçekleştirilmiştir.



Şekil 6.17. Adaptif IIR süzgeçlerin sistem modelleme uygulaması ile tasarımı

Adaptif IIR süzgeç tasarımının sistem modelleme ile gerçekleştirildiği uygulamalar ve bu uygulamalarda elde edilen sonuçlar aşağıda verilmiştir.

Uygulama 6.4 Bu uygulamada [96], ikinci dereceden IIR süzgeç olarak tanımlanmış bir dinamik sistem birinci dereceden adaptif IIR süzgeç ile modellenmiştir. Dinamik sistemin transfer fonksiyonu $H_D(z)$ ve bu dinamik sistemi modelleyecek adaptif IIR süzgecin transfer fonksiyonu $H(z)$ aşağıdaki gibi verilmektedir.

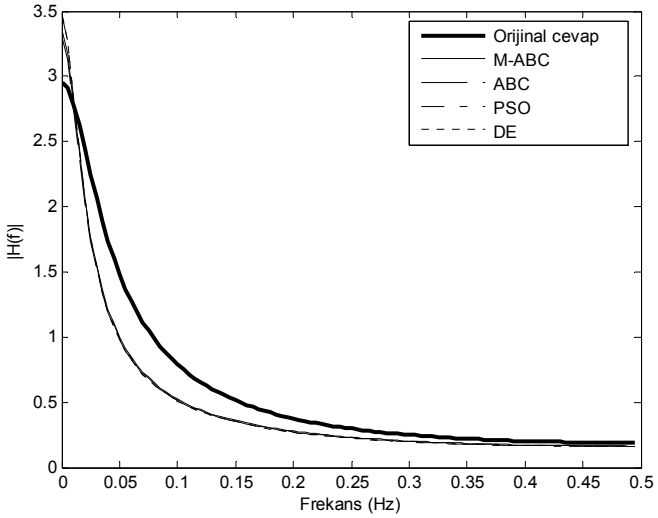
$$H_D(z) = \frac{0.05 - 0.4z^{-1}}{1 - 1.1314z^{-1} + 0.25z^{-2}} \tag{6.7}$$

$$H(z) = \frac{b_0}{1 + a_1 z^{-1}} \tag{6.8}$$

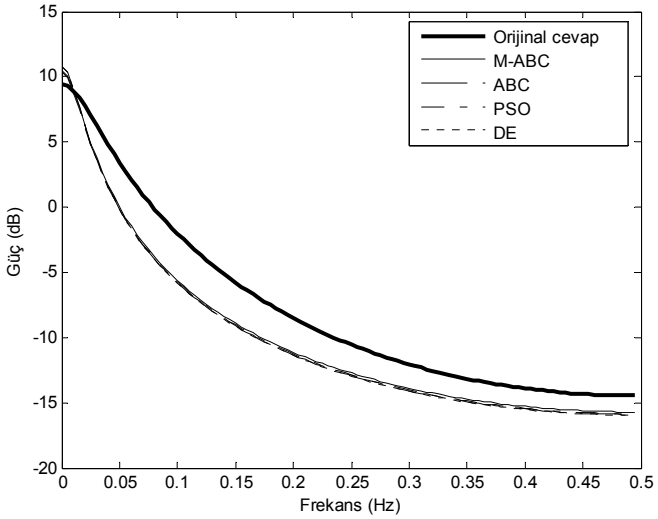
Modelleme gerçekleştirilirken sisteme herhangi bir harici gürültü işareti uygulanmamış yani, $x'(n) = 0$ olarak alınmıştır. Giriş işareti olarak (-1,1) aralığında değerler alan

uniform dağılımlı bir beyaz gürültü işareti uygulanmıştır. Dinamik sistemi modelleyecek olan adaptif IIR süzgecin derecesi dinamik sistemin derecesinden küçük olduğu için problem çok-modlu bir hata yüzeyine sahiptir yani hata yüzeyinde küresel minimumun yanı sıra bir de yerel minimum noktası bulunmaktadır. Hata yüzeyinin küresel minimumu ve yerel minimumu, sırasıyla, $w^{küresel} = [-0.311 \quad -0.906]^T$ ve $w^{yerel} = [0.114 \quad 0.519]^T$ noktalarında oluşmaktadır. En düşük ortalama karesel hatanın elde edildiği koşmalarda M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile tasarlanan süzgeçlerin genlik cevapları ve güç spektrumları Şekil 6.18 ile verilmiştir. Dört algoritmanın da hemen hemen aynı genlik cevabı ve güç spektrumuna sahip süzgeçleri tasarladığı görülmektedir. Yani, algoritmaların genlik cevabı ve güç spektrumu açısından performanslarının birbirine çok benzer olduğu söylenilebilir.

Algoritmaların yakınsama hızlarının ve hata performanslarının on beş koşmanın ortalaması olarak gösterildiği Şekil 6.19'dan görüldüğü gibi, ABC, PSO ve DE algoritmaları hata performansı açısından benzer sonuçlar üretmişlerdir. Bu üç algoritma yakınsama hızı açısından mukayese edildiğinde, optimal çözümlere en erken yakınsayan algoritmanın ABC algoritması, daha sonra PSO algoritması ve yakınsama hızı en düşük olan algoritmanın ise DE algoritması olduğu görülmektedir. Bütün algoritmalar içerisinde, yakınsama hızı ve hata performansı en iyi olan algoritmanın M-ABC algoritması olduğu da açıkça görülmektedir.

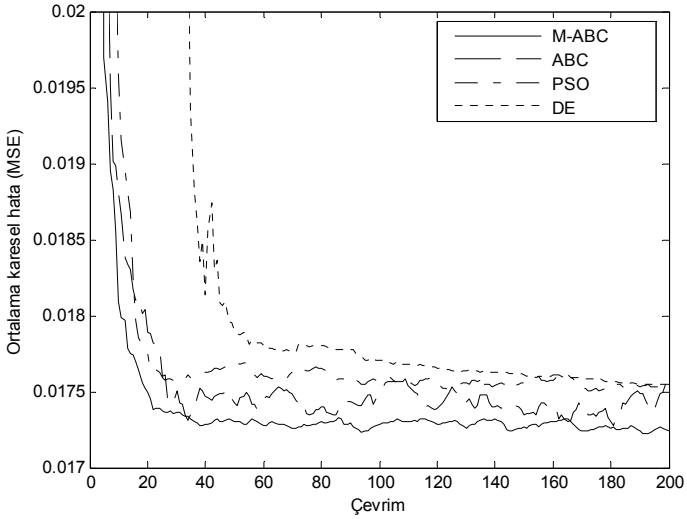


(a) Genlik cevapları



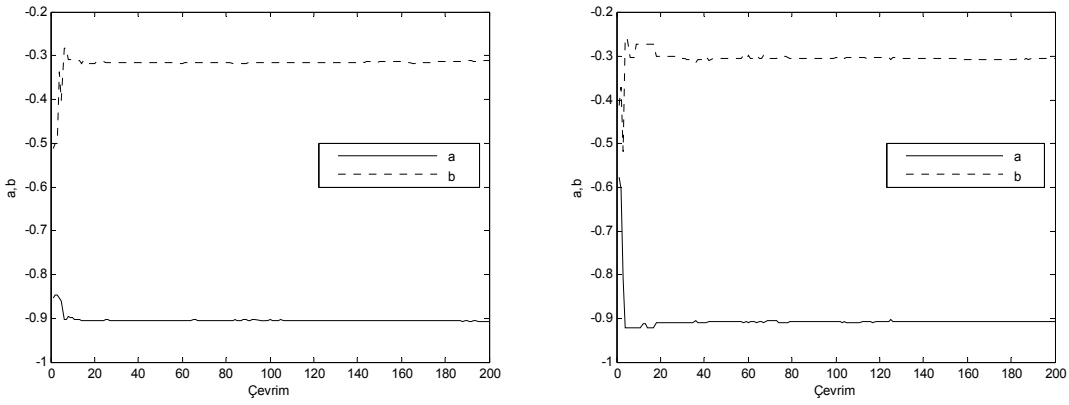
(b) Güç spektrumları

Şekil 6.18. İkinci dereceden dinamik sistemi M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile modelleyen birinci dereceden optimal adaptif IIR süzgeçlerin (a) Genlik cevapları (b) Güç spektrumları



Şekil 6.19. İkinci dereceden dinamik sistemi modelleyen birinci dereceden IIR süzgeçlerin tasarımında sezgisel algoritmalarının yakınsama hızları

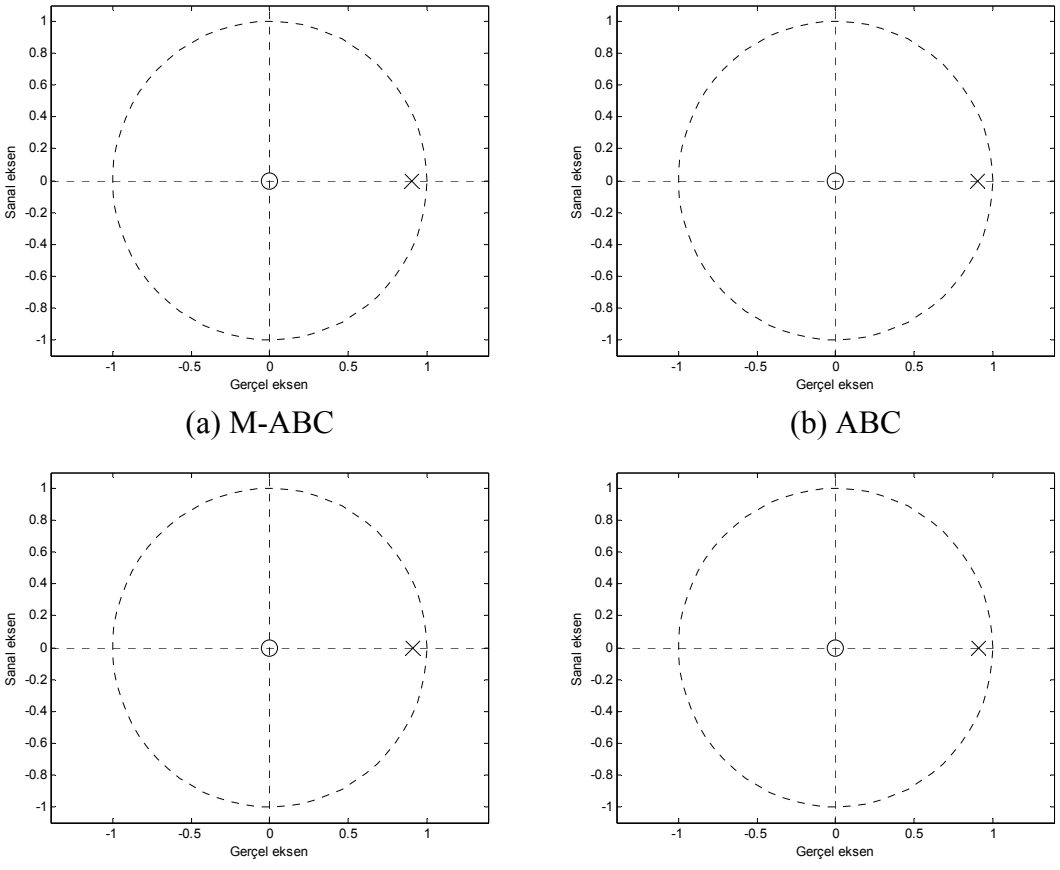
M-ABC ve ABC algoritmaları tarafından en düşük hata değerinin elde edildiği koşmalarda tasarlanmış olan adaptif IIR süzgeçlere ait katsayı gelişim grafikleri Şekil 6.20 ile verilmiştir. Her iki algoritma da optimal katsayı değerlerine hemen başlangıçtaki çevrimlerde ulaşmaktadır. İlerleyen çevrimlerde ise katsayı değerlerinde çok küçük değişimlerin olduğu yani gelişimin kararlı bir şekilde tamamlandığı görülmektedir.



(a) M-ABC (b) ABC

Şekil 6.20. M-ABC ve ABC algoritmaları için en düşük hata değerinin elde edildiği koşmalara ait katsayı gelişim grafikleri

En düşük hata değerinin elde edildiği koşmalarda bulunan ve Tablo 6.9'da verilmiş olan katsayı değerleri kullanılarak tasarlanan kararlı adaptif IIR süzgeçlerin kutup-sıfır diyagramları Şekil 6.21 ile aşağıda verilmiştir.



(a) M-ABC (b) ABC

(c) PSO (d) DE

Şekil 6.21. İkinci dereceden sistemi modelleyen birinci dereceden adaptif IIR süzgeçlere ait kutup-sıfır diyagramları

Tablo 6.9. Uygulama 6.4 için en iyi tasarımların gerçekleştirildiği koşmalarda M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları tarafından tasarlanan adaptif IIR süzgeçlerin katsayı değerleri

	Küresel Minimum	**M-ABC**	**ABC**	**PSO**	**DE**
b_0	-0.311	-0.3119	-0.3050	-0.3075	-0.3041
a_1	-0.906	-0.9066	-0.9073	-0.9109	-0.9121

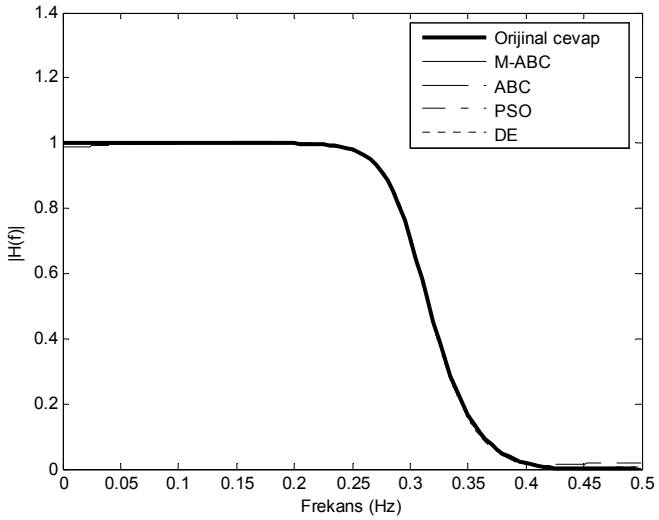
Uygulama 6.5 Beşinci dereceden bir Butterworth süzgecin yine beşinci dereceden bir adaptif IIR süzgeç ile modellendiği bu uygulamada dinamik sistemin transfer fonksiyonu $H_D(z)$ ve bu dinamik sistemi modelleyecek adaptif IIR süzgecin transfer fonksiyonu $H(z)$ aşağıdaki gibi verilmektedir [16].

$$H_D(z) = \frac{0.1084 + 0.5419z^{-1} + 1.0837z^{-2} + 1.0837z^{-3} + 0.5419z^{-4} + 0.1084z^{-5}}{1 + 0.9853z^{-1} + 0.9738z^{-2} + 0.3864z^{-3} + 0.1112z^{-4} + 0.0113z^{-5}} \tag{6.9}$$

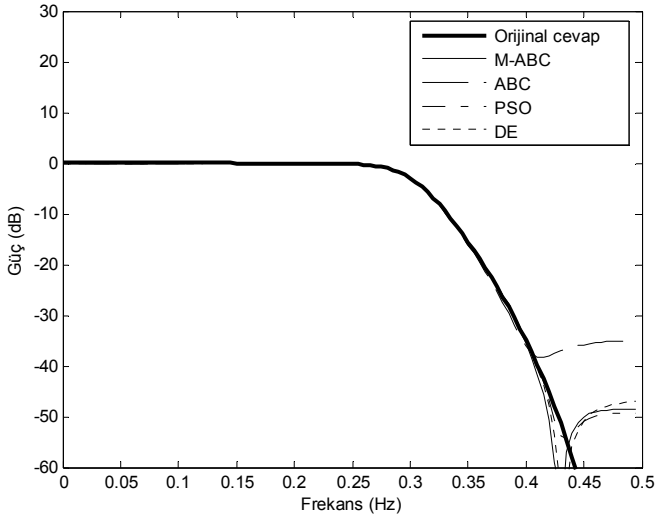
$$H(z) = \frac{b_0 + b_1z^{-1} + b_2z^{-2} + b_3z^{-3} + b_4z^{-4} + b_5z^{-5}}{1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2} + a_3z^{-3} + a_4z^{-4} + a_5z^{-5}} \tag{6.10}$$

Modelleme eşit dereceli süzgeçler ile gerçekleştirildiğinden hata yüzeyinde yerel minimum noktaları oluşmayacaktır. (-0.5,0.5) aralığında değerler alan uniform dağılımlı bir beyaz gürültünün giriş işareti olarak kullanıldığı bu uygulamada, modellemeler 30dB işaret/gürültü oranı altında gerçekleştirilmiştir. En düşük hata değerine ulaşılan koşmalarda sezgisel algoritmalar tarafından tasarlanmış olan adaptif IIR süzgeçlere ait genlik cevapları ve güç spektrumları Şekil 6.22 ile verilmiştir. Sezgisel algoritmalar kullanılarak tasarlanan adaptif IIR süzgeçlerin genlik cevaplarının orijinal cevap ile hemen hemen çakışık olduğu görülmektedir. Yani M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları dinamik sistemi başarılı bir şekilde modelleyen adaptif IIR süzgeçleri tasarlayabilmişlerdir. Daha detaylı analiz için güç spektrum grafiği incelendiğinde, algoritmaların geçirme ve geçiş bandındaki performanslarının benzer olduğu, durdurma bandında ise M-ABC, PSO ve DE algoritmalarının daha iyi performans sergiledikleri görülmektedir.

Her bir algoritma için 15 rasgele koşmanın ortalamasından elde edilen yakınsama grafikleri ve hata performansları Şekil 6.23'te gösterilmiştir. En düşük hata değerine en hızlı yakınsayan algoritmanın M-ABC algoritması olduğu gözükmektedir. Bu nedenle, en iyi modellemenin M-ABC algoritması ile gerçekleştirildiği söylenebilir. ABC ve DE algoritmaları en düşük hata değerlerine yaklaşık olarak aynı çevrimde yakınsarlarken, PSO algoritması bu iki algoritmaya göre daha hızlı bir şekilde optimal süzgeçleri tasarlayabilmektedir.

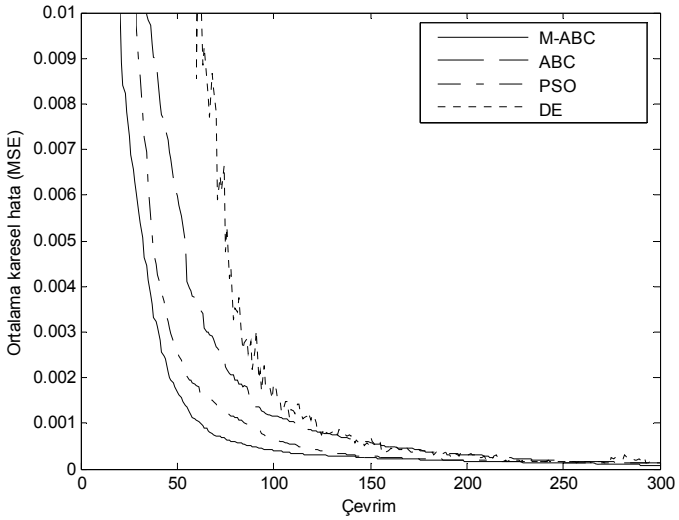


(a) Genlik cevapları



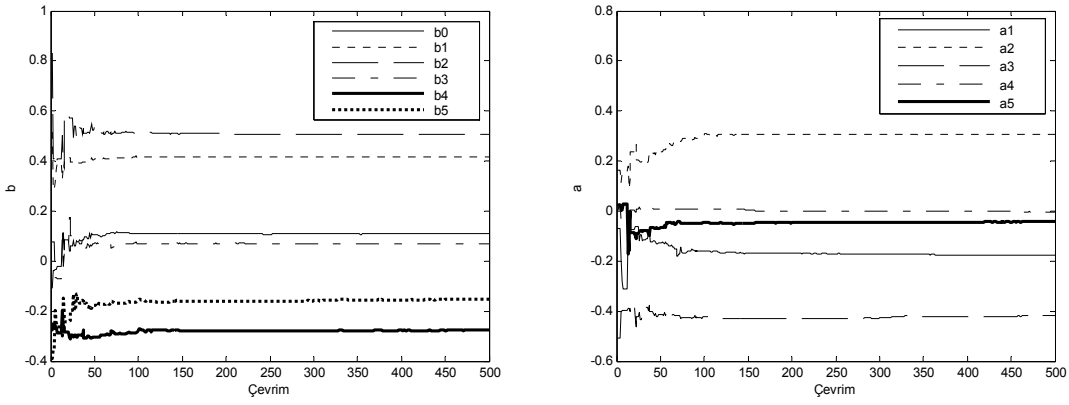
(b) Güç spektrumları

Şekil 6.22. Beşinci dereceden dinamik sistemi M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile modelleyen beşinci dereceden adaptif IIR süzgeçlerin (a)Genlik cevapları (b) Güç spektrumları



Şekil 6.23. Beşinci dereceden dinamik sistemi modelleyen beşinci dereceden adaptif IIR süzgeçlerin tasarımında M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmalarının yakınsama hızları

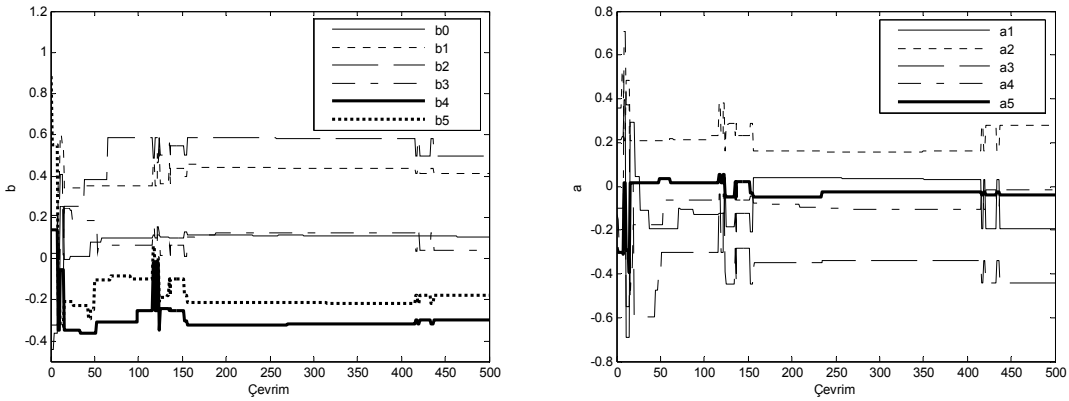
M-ABC ve ABC algoritmaları tarafından en iyi koşmalarda tasarlanmış olan optimal adaptif IIR süzgeçlere ait katsayıların optimizasyon süresince gelişim grafikleri, sırasıyla, Şekil 6.24 ve Şekil 6.25 ile verilmiştir. M-ABC algoritması ile gerçekleştirilen tasarımda optimum katsayı değerlerinin yaklaşık olarak ilk 50 çevrimde bulunduğu ve bu çevrimden sonraki gelişim sürecinin kararlı bir şekilde sonuçlandığı görülmektedir. Ayrıca ilk çevrimlerde de katsayı değerlerinde aşırı salınımlar oluşmamakta, optimum katsayı değerleri hızlı bir şekilde elde edilebilmektedir.



(a) Pay katsayıları (b) Payda katsayıları

Şekil 6.24. M-ABC algoritması ile en düşük hata değerinin elde edildiği koşmada tasarlanmış olan adaptif IIR süzgecin katsayı gelişim grafikleri

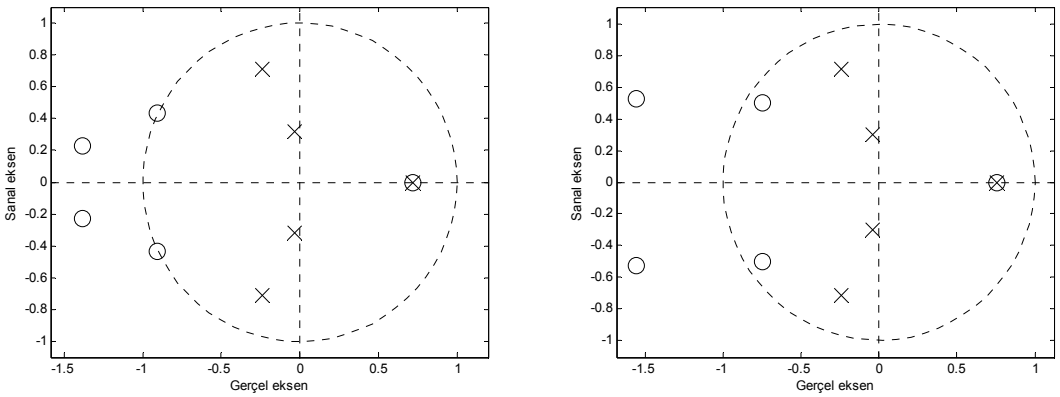
ABC algoritması ile gerçekleştirilen tasarıma ait katsayı gelişim grafikleri incelendiğinde, gelişim sürecinin M-ABC algoritmasındaki kadar kararlı olmadığı ve optimal katsayı değerlerinin M-ABC algoritmasındaki kadar hızlı bir şekilde bulunamadığı görülmektedir. Özellikle ilk 150 çevrimde katsayı değerlerinde aşırı salınımlar oluşmakta ve sonraki çevrimlerde de bu salınımlar zaman zaman devam etmektedir. Pay ve payda katsayılarının birçoğunun optimal değerlerine ancak 450. çevrim civarında ulaşılabildiği açıkça görülmektedir.



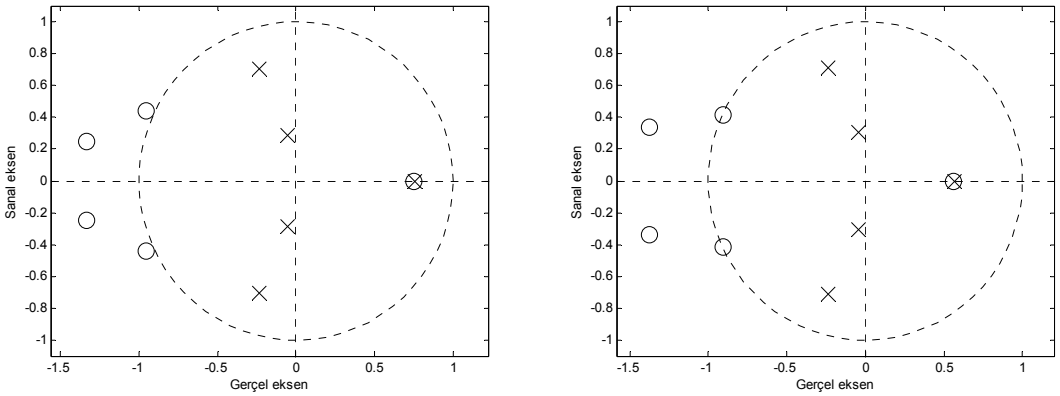
(a) Pay katsayıları (b) Payda katsayıları

Şekil 6.25. ABC algoritması ile en düşük hata değerinin elde edildiği koşmada tasarlanmış olan adaptif IIR süzgecin katsayı gelişim grafikleri

Algoritmalar tarafından tasarlanan kararlı adaptif IIR süzgeçlere ait kutup-sıfır diyagramları Şekil 6.26 ile verilirken, optimum katsayı değerleri Tablo 6.10 ile verilmiştir.



(a) M-ABC (b) ABC



(c) PSO (d) DE

Şekil 6.26. Beşinci dereceden sistemi modelleyen beşinci dereceden adaptif IIR süzgeçlere ait kutup-sıfır diyagramları

Tablo 6.10. Uygulama 6.5 için en iyi tasarımların gerçekleştirildiği koşmalarda sezgisel algoritmalar tarafından elde edilen IIR süzgeç katsayı değerleri

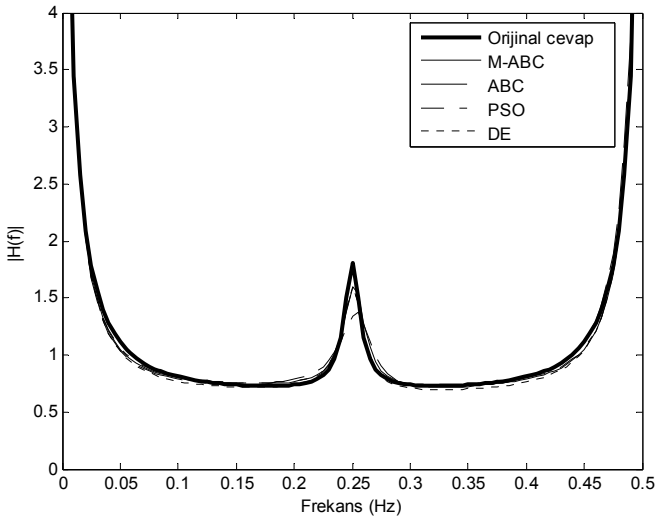
	M-ABC	**ABC**	**PSO**	**DE**
b_0	0.1078	0.1071	0.1086	0.1084
b_1	0.4160	0.4120	0.4158	0.4336
b_2	0.5067	0.4992	0.5002	0.5866
b_3	0.0676	0.0384	0.0454	0.2025
b_4	-0.2770	-0.2988	-0.3080	-0.1721
b_5	-0.1533	-0.1776	-0.1668	-0.1209
a_1	-0.1759	-0.1940	-0.1768	-0.0096
a_2	0.3063	0.2798	0.2554	0.3783
a_3	-0.4183	-0.4418	-0.4192	-0.3002
a_4	-0.0029	-0.0162	-0.0298	-0.0003
a_5	-0.0424	-0.0398	-0.0353	-0.0301

Uygulama 6.6 Kanal çıkışı 20dB işaret/gürültü oranında tutulacak şekilde normal dağılımlı beyaz Gauss gürültüsü eklenerek sistem modellemenin gerçekleştirildiği bu uygulamada [16], giriş işareti de normal dağılımlı beyaz Gauss gürültüsü olarak seçilmiştir. Altıncı dereceden bir IIR süzgeç olarak tanımlanan dinamik sistemin transfer fonksiyonu Eşitlik 6.11 ile verilirken, bu dinamik sistemi modelleyen dördüncü dereceden adaptif IIR süzgecin transfer fonksiyonu Eşitlik 6.12 ile tanımlanmıştır.

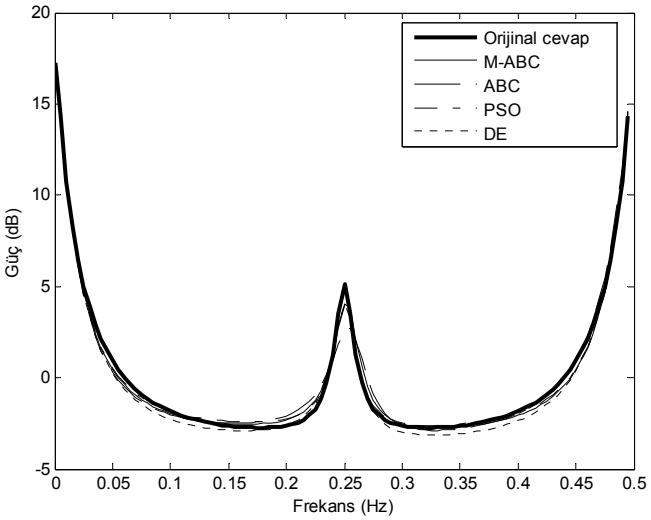
$$H_D(z) = \frac{1 - 0.4z^{-2} - 0.65z^{-4} + 0.26z^{-6}}{1 - 0.77z^{-2} - 0.8498z^{-4} + 0.6486z^{-6}} \tag{6.11}$$

$$H(z) = \frac{b_0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + b_3 z^{-3} + b_4 z^{-4}}{1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + a_3 z^{-3} + a_4 z^{-4}} \tag{6.12}$$

Modelleme sonucunda M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları tarafından tasarlanan optimal adaptif IIR süzgeçlerin genlik cevapları ve güç spektrumları aşağıda verilmiştir. Özellikle güç spektrumundan daha açık bir şekilde görülmektedir ki, algoritmalar dinamik sistemi bire bir modelleyemese de orijinal cevaba yakın başarılı bir modelleme gerçekleştirebilmişlerdir. ABC algoritması ile gerçekleştirilen modellemede kesim frekansı civarında, DE algoritması ile gerçekleştirilen modellemede ise durdurma bandının bazı bölgelerinde orijinal cevaptan küçük sapmaların olduğu görülmektedir.



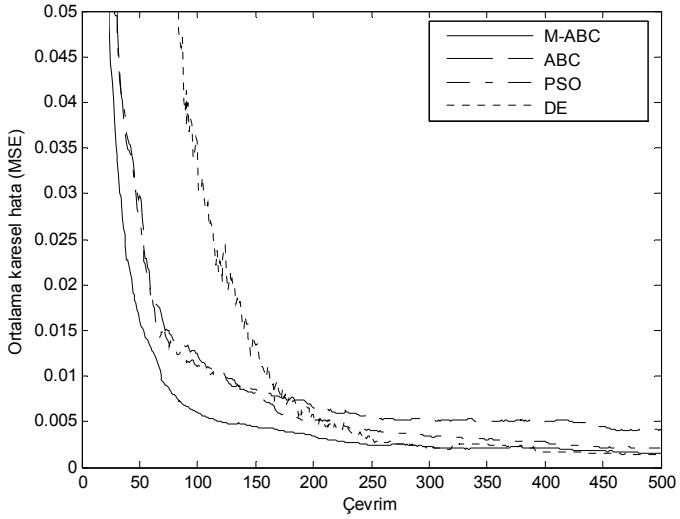
(a) Genlik cevapları



(b) Güç spektrumları

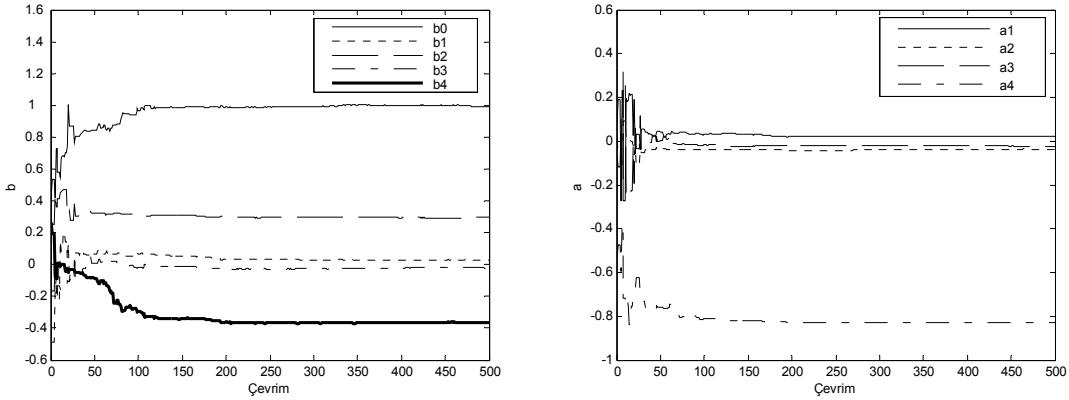
Şekil 6.27. Altıncı dereceden dinamik sistemi M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile modelleyen dördüncü dereceden adaptif IIR süzgeçlere ait (a) Genlik cevapları (b) Güç spektrumları

Algoritmaları yakınsama hızı ve hata performansı açısından mukayese edebilmek için 15 rasgele koşmanın ortalamasından elde edilen yakınsama grafikleri Şekil 6.28 ile verilmiştir. M-ABC, PSO ve DE algoritmaları benzer ortalama karesel hata değerlerine yakınsarken, ABC algoritmasının daha yüksek bir MSE değerine yakınsadığı görülmektedir. Yani M-ABC, PSO ve DE algoritmalarının bu problem için hata performanslarının ABC algoritmasından daha iyi olduğu söylenebilir. En iyi çözümlere en hızlı ulaşan yani yakınsama hızı en yüksek olan algoritmanın M-ABC algoritması olduğu açıkça görülmektedir. ABC ve PSO algoritmalarının yaklaşık olarak 150. çevrime kadar yakınsama hızları çok benzerken, bu çevrimden sonra PSO algoritması daha düşük hata değerlerine doğru gelişimini devam ettirirken, ABC algoritmasının gelişiminin yavaşladığı görülmektedir. DE algoritması ise ilk 175 çevrimde yakınsama hızı açısından kötü bir performans sergilerken daha sonraki çevrimlerde en düşük hata değerine doğru gelişimini hızlı bir şekilde sürdürebilmiştir.



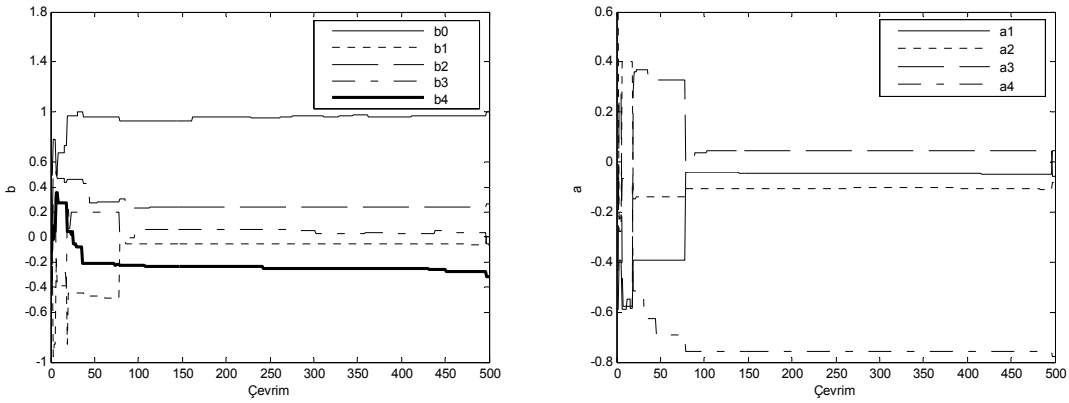
Şekil 6.28. Altıncı dereceden dinamik sistemi modelleyen dördüncü dereceden adaptif IIR süzgeçlerin tasarımında sezgisel algoritmalarının yakınsama hızları

M-ABC ve ABC algoritmaları için en iyi tasarımların gerçekleştirildiği koşmalarda elde edilen süzgeçlere ait katsayı gelişim grafikleri, sırasıyla, Şekil 6.29 ve Şekil 6.30 ile verilmiştir. ABC algoritması ile gerçekleştirilen tasarımda özellikle ilk çevrimlerde süzgeç katsayılarında ani değer sıçramaları görülürken, M-ABC algoritması ile gerçekleştirilen tasarımda katsayı gelişim sürecinde ani değer sıçramalarının gözükmediği yani gelişim sürecinin daha kararlı bir şekilde devam ettiği görülmektedir.



(a) Pay katsayıları (b) Payda katsayıları

Şekil 6.29. M-ABC algoritması ile en düşük hata değerinin elde edildiği koşmada tasarlanmış olan adaptif IIR süzgecin katsayı gelişim grafikleri

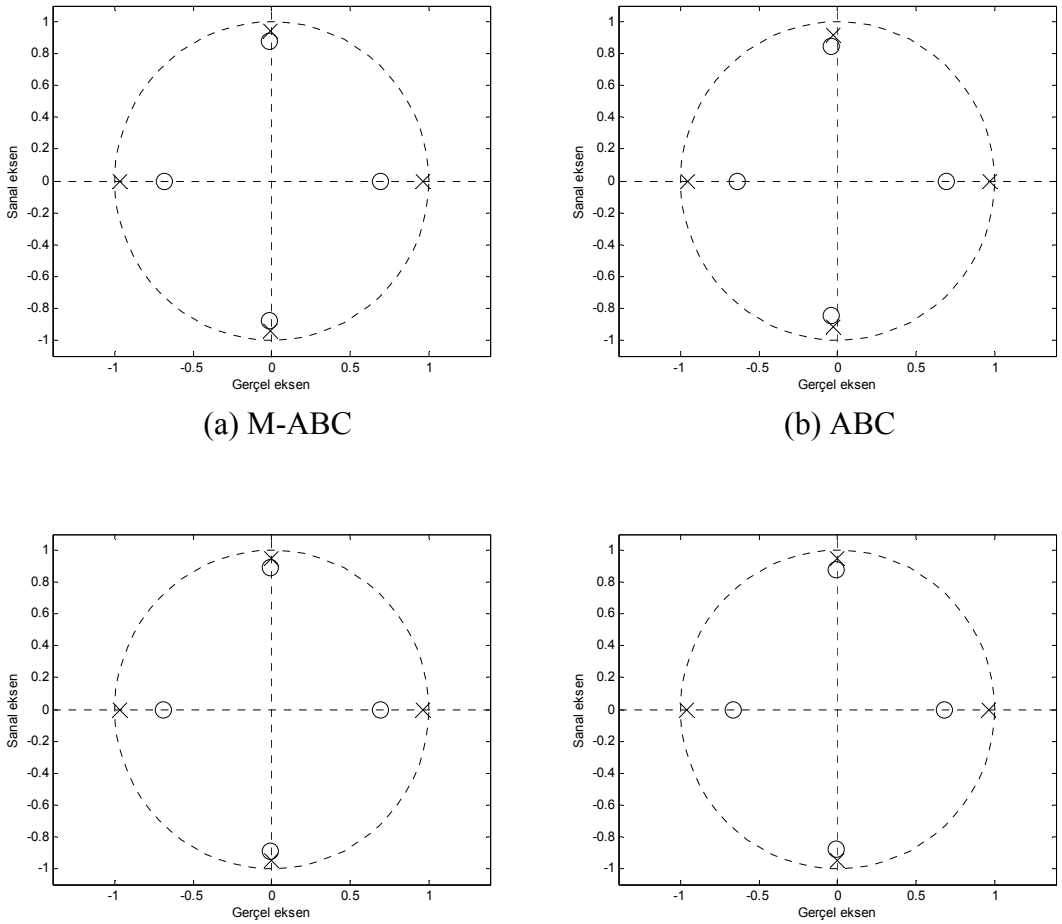


(a) Pay katsayıları (b) Payda katsayıları

Şekil 6.30. ABC algoritması ile en düşük hata değerinin elde edildiği koşmada tasarlanmış olan adaptif IIR süzgecin katsayı gelişim grafikleri

En düşük hata değerinin elde edildiği koşmalarda algoritmalar tarafından tasarlanan optimal adaptif IIR süzgeçler için Şekil 6.31 ile verilen kutup-sıfır diyagramlarından tasarlanan bütün süzgeçlerin kararlılık kriterini sağladığı görülmektedir.

Algoritmalar tarafından en düşük hata değerlerine ulaşılan koşmalarda tasarlanmış olan ve dinamik sistemi en iyi modelleyen optimal adaptif IIR süzgeçlerin parametre değerleri Tablo 6.11 ile verilmiştir.



(a) M-ABC (b) ABC

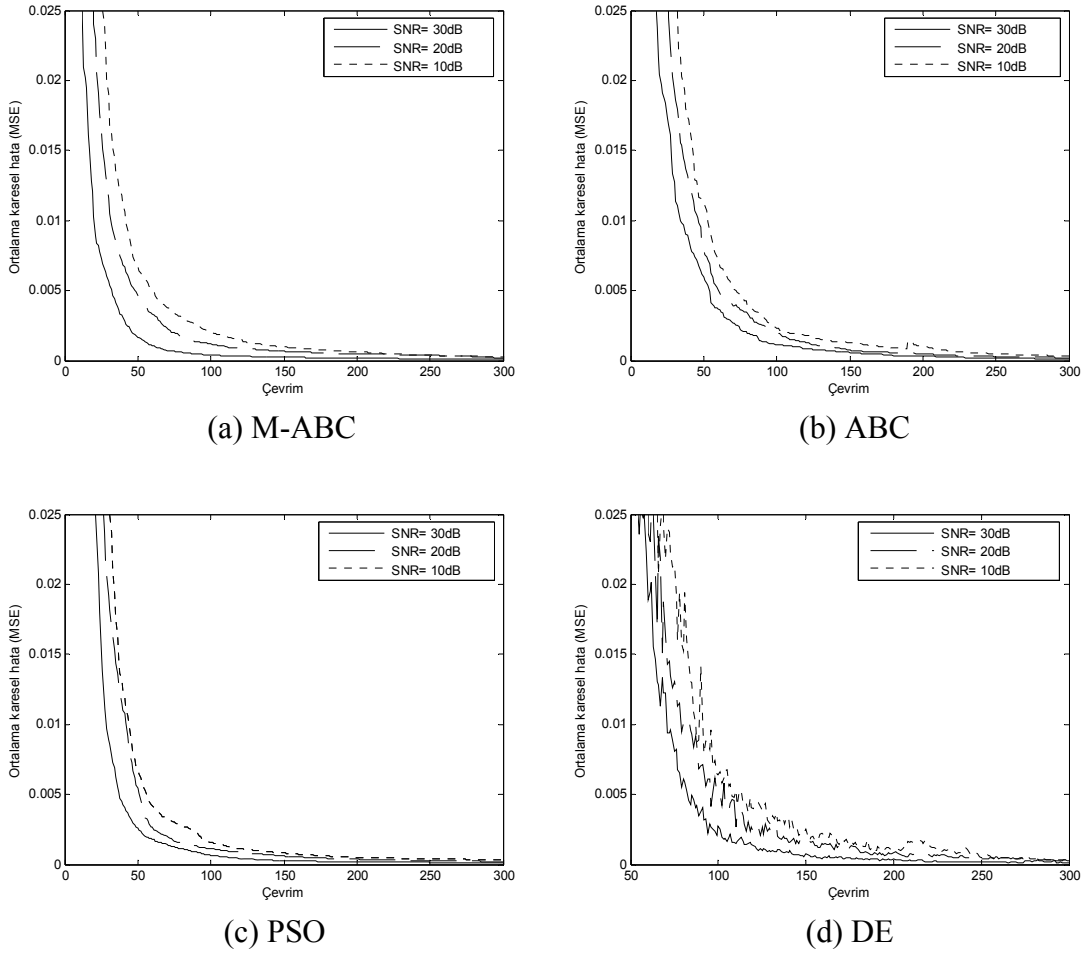
(c) PSO (d) DE

Şekil 6.31. Altıncı dereceden sistemi modelleyen dördüncü dereceden adaptif IIR süzgeçlere ait kutup-sıfır diyagramları

Tablo 6.11. M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları tarafından tasarlanan ve altıncı dereceden dinamik sistemi en iyi modelleyen dördüncü dereceden adaptif IIR süzgeçlerin katsayı değerleri

	M-ABC	**ABC**	**PSO**	**DE**
b_0	0.9942	1.0000	1.0000	0.9642
b_1	0.0287	0.0287	0.0168	0.0106
b_2	0.2969	0.2688	0.3166	0.3075
b_3	-0.0189	-0.0756	-0.0122	-0.0204
b_4	-0.3621	-0.3163	-0.3826	-0.3331
a_1	0.0231	0.0440	0.0110	0.0094
a_2	-0.0376	-0.0804	-0.0282	-0.0332
a_3	-0.0229	-0.0574	-0.0096	-0.0088
a_4	-0.8306	-0.7782	-0.8407	-0.8301

SNR Analizi : Sistem modelleme ile adaptif IIR süzgeç tasarımı uygulamasında sistemdeki gürültü seviyesinin adaptasyon algoritmalarının performansı üzerindeki etkisinin analiz edilebilmesi için Uygulama 6.5 10dB ve 20dB işaret/gürültü oranları için de gerçekleştirilmiş ve elde edilen sonuçlar Şekil 6.32 ile aşağıda verilmiştir. Sisteme uygulanan harici gürültü işaretinin gücü artırıldığında, algoritmaların yakınsama hızlarının ve hata performanslarının düştüğü görülmektedir. Yani sistemdeki gürültü seviyesi ne kadar fazla ise modelleme o kadar başarısız olmaktadır. İşaret/gürültü oranının yükseldiği düşük gürültü seviyelerinde ise algoritmaların yakınsama hızlarının ve hata performanslarının arttığı açıkça görülmektedir.



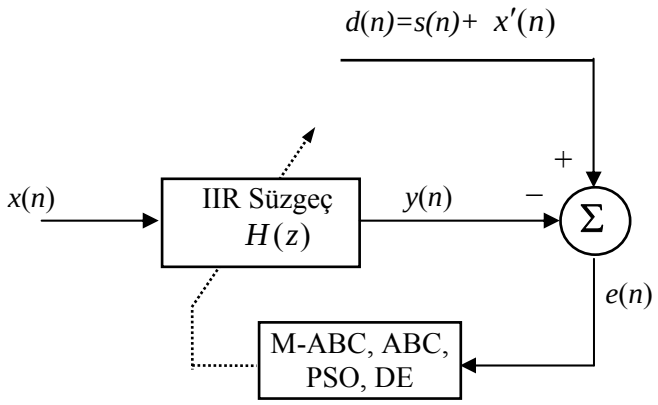
(a) M-ABC (b) ABC

(c) PSO (d) DE

Şekil 6.32. Farklı SNR oranları için M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmalarının performans karşılaştırması

6.2.2. Adaptif IIR Süzgeçlerin Gürültü Giderimi Uygulaması ile Tasarımı

Elektrokardiyografi işareti üzerindeki uniform dağılımlı beyaz gürültü işaretinin zayıflatılması veya yok edilmesi amacıyla sezgisel algoritmalara dayalı adaptif IIR süzgeç tasarımını gösteren temel yapı Şekil 6.33 ile verilmiştir. Sisteme uygulanan giriş işareti istatistiksel özellikleri zamana bağlı olarak değişen ve durağan olmayan bir işaret olarak seçilmekte ve her bir çevrimde sisteme farklı bir giriş işareti uygulanmaktadır. Adaptif süzgeç katsayıları gürültünün gücünü azaltacak şekilde her bir çevrimde adaptasyon algoritması tarafından güncellenmektedir.

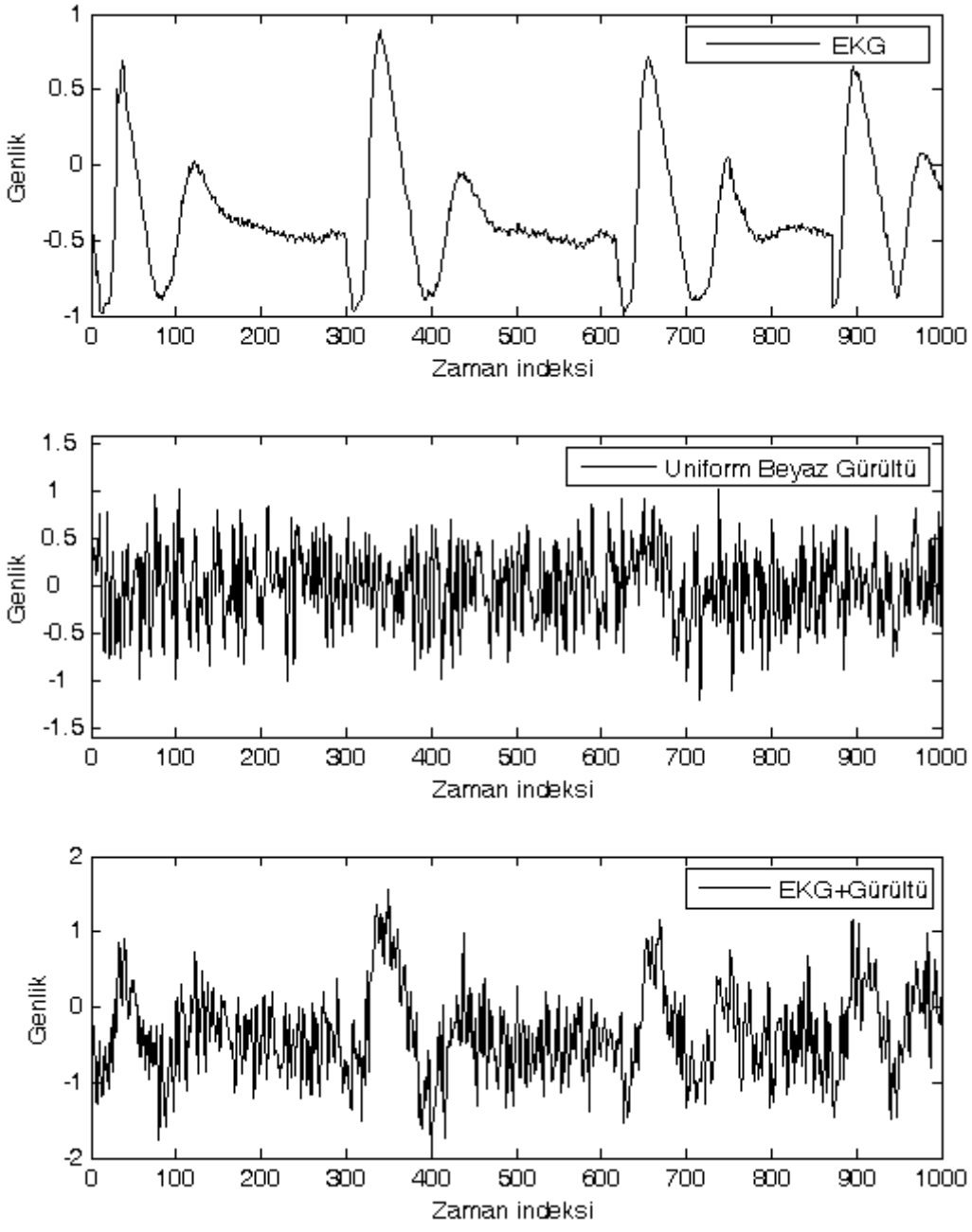


Şekil 6.33. Gürültü giderimi uygulamasına yönelik sezgisel algoritmalara dayalı adaptif IIR süzgeç tasarımı

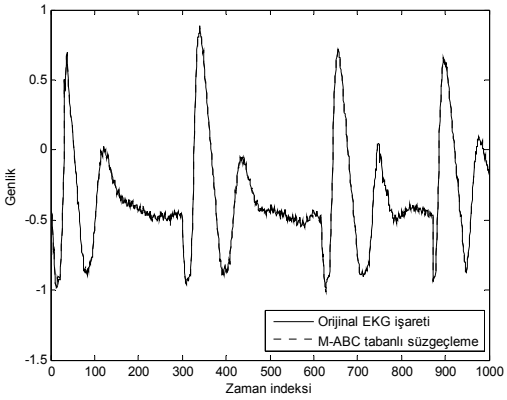
Adaptif gürültü giderimi uygulamasına yönelik tasarlanan adaptif IIR süzgeçlerin derecesi 5 olarak seçilmiş ve benzetimlerde kullanılan temel işaretler Şekil 6.34'de gösterilmiştir.

Elektrokardiyografi işareti üzerinde bozucu etki oluşturan uniform dağılımlı beyaz gürültü işareti M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile tasarlanan adaptif IIR süzgeçler kullanılarak süzgeçlendiğinde elde edilen EKG işaretleri Şekil 6.35 ile gösterilmiştir. Adaptif gürültü giderimi uygulamasında sezgisel algoritmalar ile tasarlanan adaptif IIR süzgeçler kullanıldığında, EKG işareti üzerindeki gürültünün büyük oranda bastırdığı ve orijinal işaretin çok az bir bozulma ile yeniden elde edilebildiği görülmektedir. Algoritmaları kendi içerisinde mukayese etmek gerekirse, gürültü işaretinin M-ABC, ABC ve PSO algoritmaları ile gerçekleştirilen gürültü

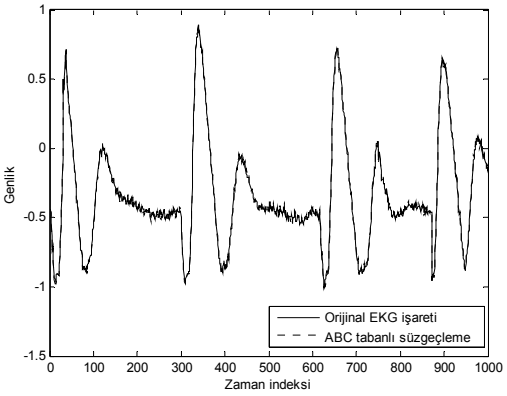
giderimi uygulamalarında daha iyi bastırıldığı, DE tabanlı uygulamada ise süzgeçlemiş işarette gürültüye ait nispeten yüksek salınımların bulunduğu görülmektedir.



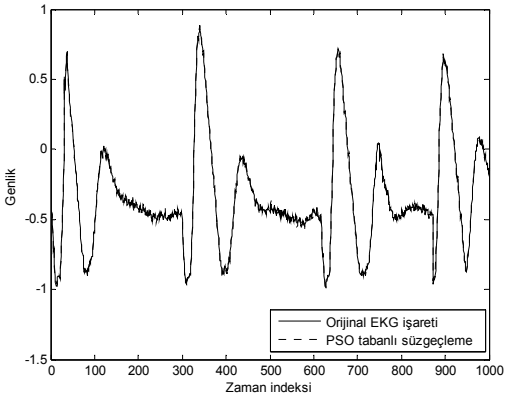
Şekil 6.34. Adaptif IIR süzgeçlerin gürültü giderimi uygulaması ile tasarımında kullanılan temel işaretler



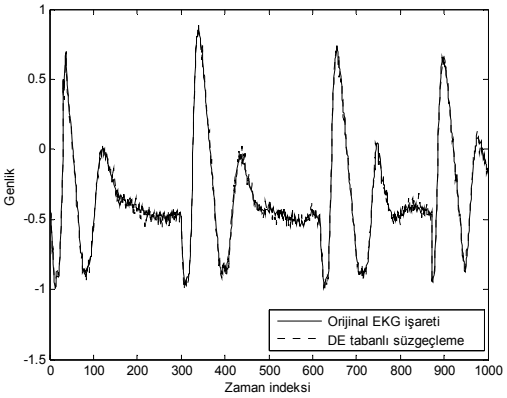
(a) M-ABC tabanlı süzgeçleme



(b) ABC tabanlı süzgeçleme



(c) PSO tabanlı süzgeçleme



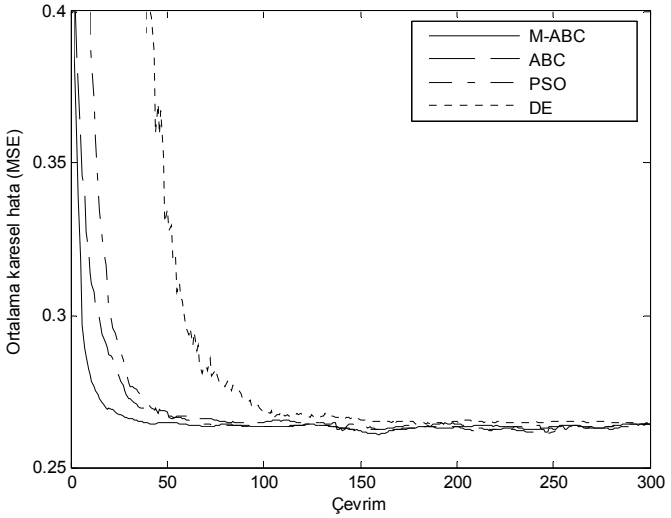
(d) DE tabanlı süzgeçleme

Şekil 6.35. M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile tasarlanmış olan adaptif IIR süzgeçler kullanılarak süzgeçlenmiş EKG işaretleri

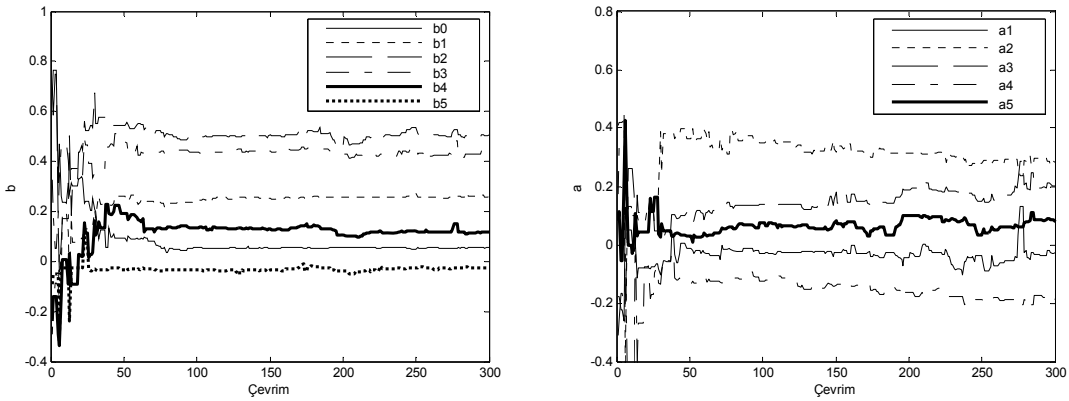
Her bir algoritma için 15 koşmanın ortalamasından elde edilen ve Şekil 6.36 ile verilen yakınsama grafiklerinden, algoritmaların çok yakın hata değerlerine yakınsadıkları dolayısı ile hata açısından benzer performanslar sergiledikleri görülmektedir. M-ABC algoritması optimal hata değerine en hızlı yakınsayan algoritma iken, optimal çözümlere en geç ulaşan algoritmanın DE algoritması olduğu görülmektedir. ABC ve PSO algoritmaları ise yakınsama hızı açısından benzer performanslar göstermektedirler.

M-ABC ve ABC algoritmaları ile tasarlanan optimal adaptif IIR süzgeçlere ait katsayı değerlerinin optimizasyon süresince gelişimini gösteren grafikler, sırasıyla, Şekil 6.37 ve Şekil 6.38 ile verilmiştir. M-ABC algoritması ile gerçekleştirilen tasarımda ilk 50 çevrime kadar katsayı değerlerinde ani değer değişimlerinin oluştuğu ancak bu çevrimden sonra katsayıların daha kararlı bir şekilde gelişimini tamamladığı

görülmektedir. ABC algoritması ile gerçekleştirilen tasarımda ise katsayı değerlerinde optimizasyon süresince ani değer değişimleri gözlenmekte ve son çevrimlere gelinceye kadar birçok katsayının optimum değerine ulaşılamamakta ve katsayı değerlerindeki anlık değişimler devam etmektedir. Grafiklerden açıkça görülmektedir ki, M-ABC algoritması ile gerçekleştirilen tasarımlarda optimum ya da optimuma yakın değerlere daha hızlı ulaşılmakta ve gelişim daha kararlı bir şekilde devam etmektedir.

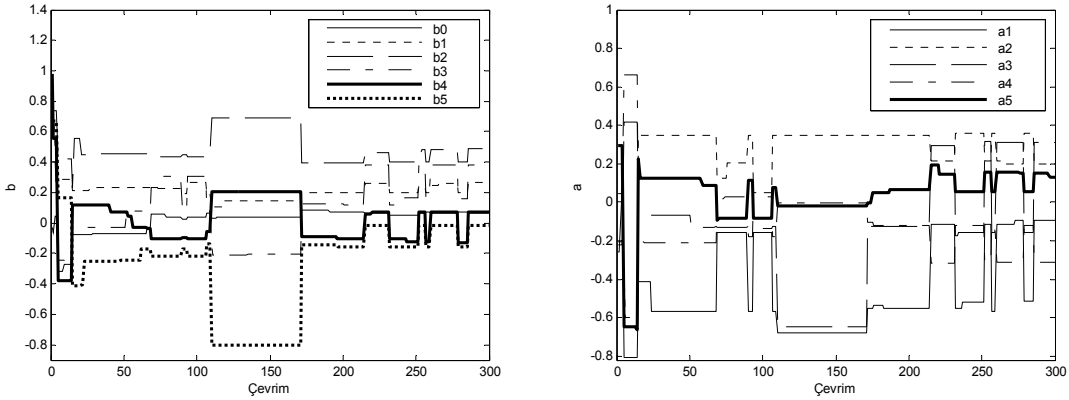


Şekil 6.36. Gürültü giderimi uygulamasına yönelik adaptif IIR süzgeçlerin tasarımında sezgisel algoritmalarının yakınsama hızları ve hata performansları



(a) Pay katsayıları (b) Payda katsayıları

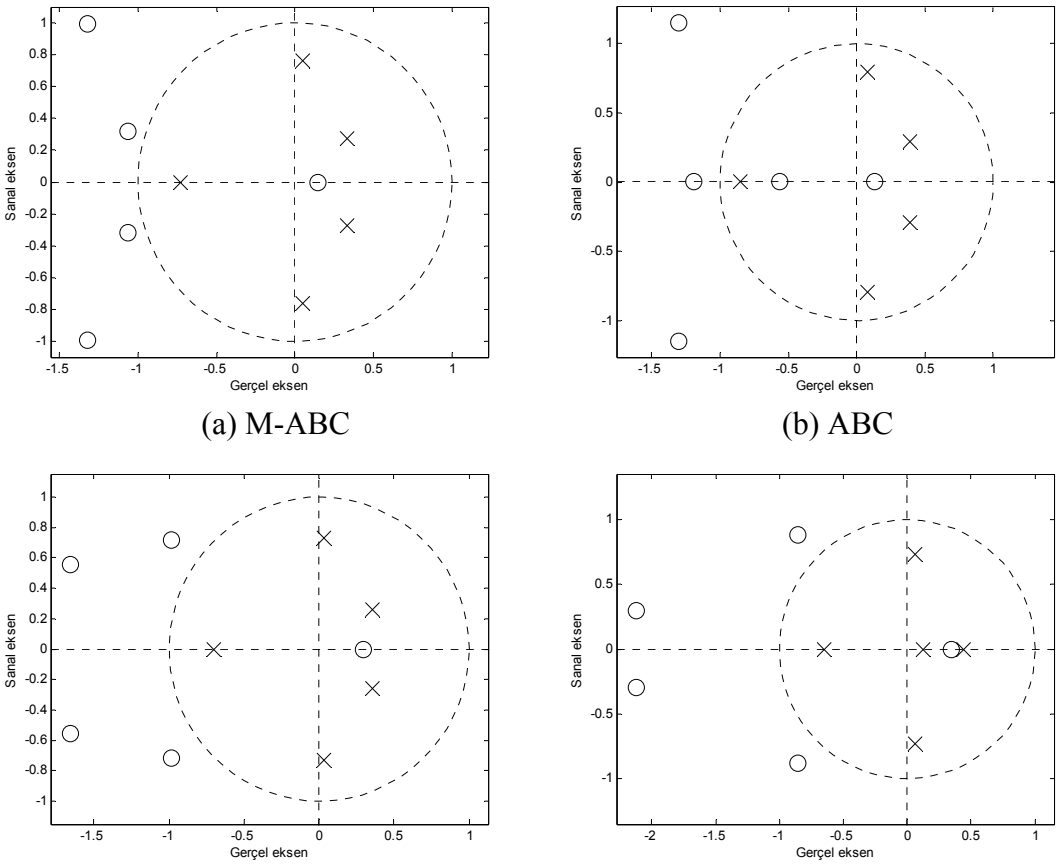
Şekil 6.37. M-ABC algoritması ile en düşük hata değerinin elde edildiği koşmada tasarlanmış olan adaptif IIR süzgecin katsayı gelişim grafikleri



(a) Pay katsayıları (b) Payda katsayıları

Şekil 6.38. ABC algoritması ile en düşük hata değerinin elde edildiği koşmada tasarlanmış olan adaptif IIR süzgecin katsayı gelişim grafikleri

Sezgisel algoritmalar ile tasarlanan optimal süzgeçlerin Şekil 6.39'da verilen kutup-sıfır diyagramlarından bütün tasarımlarda kararlılık kriterinin sağlandığı görülmektedir.



(a) M-ABC (b) ABC

(c) PSO (d) DE

Şekil 6.39. Gürültü giderimi uygulamasına yönelik sezgisel algoritmalar ile tasarlanan beşinci dereceden optimal adaptif IIR süzgeçlerin kutup-sıfır diyagramları

Her bir algoritma için gürültü işaretinin en iyi bastırıldığı koşmalarda tasarlanmış olan optimum adaptif IIR süzgeçlerin katsayı değerleri Tablo 6.12 ile verilmiştir.

Tablo 6.12. Gürültü giderimine yönelik adaptif IIR süzgeç tasarımında en düşük hata değerine ulaşılan koşmalarda M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları tarafından elde edilen katsayı değerleri

	M-ABC	**ABC**	**PSO**	**DE**
b_0	0.0568	0.0637	0.0523	0.0441
b_1	0.2629	0.2694	0.2607	0.2472
b_2	0.5058	0.4895	0.4971	0.4988
b_3	0.4373	0.3785	0.4016	0.4261
b_4	0.1177	0.0690	0.0692	0.0876
b_5	-0.0274	-0.0171	-0.0694	-0.1066
a_1	-0.0256	-0.0949	-0.0648	-0.0318
a_2	0.2817	0.1977	0.2317	0.2205
a_3	0.2034	0.3122	0.1525	0.1237
a_4	-0.1870	-0.3100	-0.1706	-0.1742
a_5	0.0785	0.1310	0.0727	0.0191

7. BÖLÜM

SONUÇ VE DEĞERLENDİRME

Süzgeçleme, bir işaretin frekans spektrumunun değiştirilerek tekrar şekillendirildiği veya bazı arzu edilen özel operasyonlara tabii tutulduğu bir işlemdir. Süzgeçler genellikle, işaret üzerinde bozucu etki oluşturan gürültü bileşenlerinin zayıflatılması veya yok edilmesi, kanal kullanımını daha verimli hale getirmek için işaretlerin karıştırıldığı yerlerde bu işaretlerin tekrar ayrıştırılması, işaretlerin frekans bileşenlerine bölünmesi, işaretlerin demodüle edilmesi ve ayrık zamanlı işaretlerin sürekli zamanlı işaretleri dönüştürülmesi gibi amaçlara yönelik kullanılmaktadırlar. Sayısal sistemlerin genel üstünlüklerini taşıdıkları ve özellikle süzgeç karakteristiğinin çok basit bir şekilde değiştirilebilmesine veya uyarlanmasına olanak sağladıkları için sayısal süzgeç tasarımı önemli bir araştırma alanı haline gelmiştir.

Bir problemin olası çözümleri arasından o problem için tanımlanmış olan amaç fonksiyonunu optimize eden veya belirli bir optimizasyon kriterini sağlayan en uygun çözümün bulunması işlemi optimizasyon olarak adlandırılır. Türeve dayalı ya da sezgisel algoritmalardan alternatif tekniklerin performansları probleme göre değişebileceğinden kullanılacak olan tekniğin uygun şekilde seçilmesi önemlidir. Bu nedenle, genel amaçlı çoğu problem türlerinde iyi performans sergileyen algoritmaların kullanılması oldukça önemlidir. Algoritmaların bu özelliğe sahip olup olmadığının belirlenebilmesi için literatürde tanımlı çok sayıda test problemi üzerindeki performanslarının analiz edilmesi ve ayrıca literatürde bilinen diğer algoritmalarla mukayese edilerek performanslarının ortaya konulması gerekir.

Bu tez çalışmasında, Karaboğa tarafından 2005 yılında literatüre kazandırılan ve arıların yiyecek arama davranışını modelleyen popüler bir sürü tabanlı optimizasyon algoritması olan Yapay Arı Koloni algoritmasının hem doğrusal zamanla değişmeyen hem de adaptif FIR ve IIR süzgeçlerin tasarımındaki performansları analiz edilerek

literatürdeki bazı türeve dayalı ve sezgisel algoritmalar ile mukayese edilmiştir.

Tez çalışmasında ilk olarak, 1975-2010 tarihleri arasında, sezgisel algoritmaların doğrusal zamanla değişmeyen ve adaptif süzgeçlerin tasarımında kullanılmasına yönelik detaylı bir literatür taraması Ebscohost Web, Emerald, Engineering Village, IEEE Xplore, ScienceDirect, Springer Link, Taylor and Francis, Web of Science ve Wiley Interscience-Blackwell veritabanlarında gerçekleştirilerek çalışmalarda kullanılan yöntemler ve elde edilen sonuçlar ayrıntılı olarak verilmiştir.

Tez çalışmasında daha sonra, adaptif FIR süzgeçlerin tasarımında kullanılan türeve dayalı LMS ve NLMS algoritmalarının performanslarını doğrudan etkileyen adım büyüklüğü parametresinin en iyi değerinin bulunmasına yönelik yeni bir yaklaşım geliştirilmiştir. Geliştirilen yaklaşımın performansı bir adaptif sistem modelleme uygulaması üzerinde test edilmiş ve bu yaklaşım ile bulunan adım büyüklüğü değerlerinde algoritmaların hata performanslarının ve yakınsama hızlarının daha iyi olduğu görülmüştür.

Doğrusal zamanla değişmeyen FIR süzgeçlerin sistem modelleme ile tasarımında M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmalarının performansları üç farklı modelleme problemi üzerinde mukayese edilmiştir. Tasarımlar hem harici bir gürültü bileşeninin etkisi altında hem de harici gürültü bileşeni içermeyen durumlar için gerçekleştirilmiştir. M-ABC algoritması bütün tasarımlarda en düşük hata ve standart sapma değerine ulaştığından, algoritmanın diğer üç algoritmadan daha dinç olduğu yani performansının başlangıç koşullarına diğer algoritmalara göre daha az bağımlı olduğu söylenilebilir. ABC algoritmasının ise tasarımlarda hata performansı ve standart sapma açısından PSO ve DE algoritmalarına benzer ya da daha iyi sonuçlar ürettiği görülmüştür. İşaret/Gürültü oranının tasarımlar üzerindeki etkisini analiz edebilmek için 10dB, 20dB ve 30dB işaret/gürültü oranları için gerçekleştirilen uygulamalarda, gürültü seviyesinin artmasıyla algoritmaların yakınsama hızlarının ve hata performanslarının düştüğü görülmüştür.

Gürültü giderimi uygulamasına yönelik doğrusal zamanla değişmeyen FIR süzgeçlerin tasarımları M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ile gerçekleştirilmiştir. EKG işareti üzerindeki beyaz Gauss gürültüsünün giderilmesine yönelik gerçekleştirilen

uygulamalarda, en düşük hata ve standart sapma değerlerinin M-ABC algoritması ile elde edildiği yani gürültünün en iyi M-ABC tabanlı tasarımda bastırıldığı görülmüştür. ABC algoritması ise hata performansı açısından PSO ve DE algoritmalarına benzer sonuçlar üretirken, standart sapma açısından bu iki algoritmadan daha iyi sonuçlar üretmiştir.

Adaptif FIR süzgeçlerin sistem modelleme ve gürültü giderimi uygulamalarına yönelik tasarımları sezgisel M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları ve türeve dayalı LMS ve NLMS algoritmaları kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Adaptif sistem modelleme uygulamaları üç farklı modelleme problemi üzerinde incelenmiş ve bütün uygulamalarda hata performansı ve yakınsama hızı en iyi olan algoritmanın M-ABC algoritması olduğu görülmüştür. Uygulamalarda, ABC ve PSO algoritmaları yakınsama hızı ve hata performansı açısından benzer sonuçlar üretirken DE algoritmasının performansının bu algoritmalardan daha düşük olduğu görülmüştür. Sezgisel tabanlı ve türeve dayalı yaklaşımlar karşılaştırıldığında ise, M-ABC, ABC ve PSO algoritmalarının daha düşük hata değerlerine daha hızlı yakınsandığı görülürken DE algoritmasının performansının LMS ve NLMS algoritmalarına benzer olduğu görülmüştür. Sezgisel algoritmalar ile gerçekleştirilen tasarımlarda algoritmalar başlangıç koşullarından bağımsız olarak her bir rasgele koşmada yaklaşık olarak aynı hata değerlerine yakınsarlarken, türeve dayalı algoritmaların başlangıç koşullarına çok daha bağımlı olduğu yani farklı başlangıç koşulları için çok farklı hata değerlerinin elde edilebildiği görülmüştür. Bu ise, sezgisel algoritmaların türeve dayalı algoritmalara göre daha dinç bir yapıda olduğunu göstermektedir. Farklı gürültü seviyeleri altında gerçekleştirilen uygulamalarda, yüksek gürültü seviyesinin tasarımlar üzerindeki olumsuz etkisi ortaya konulmuştur. Elde edilen sonuçlardan, sisteme uygulanan harici gürültü işaretinin gücü artırıldıkça algoritmaların tasarım performanslarının düştüğü açıkça görülmüştür.

Adaptif gürültü giderimi uygulamasına yönelik gerçekleştirilen adaptif FIR süzgeç tasarımlarında, sezgisel algoritmalar kullanıldığında gürültü işareti hızlı ve etkili bir şekilde bastırılabilmiş, türeve dayalı algoritmalar kullanıldığında ise belirli bir iterasyona kadar gürültü iyi bir şekilde bastırılamamış fakat daha sonraki iterasyonlarda adım adım bastırılarak zayıflatılabilmiştir. Sezgisel algoritmalar kendi içinde mukayese edildiğinde, hata performansı açısından benzer sonuçlar ürettikleri ancak yakınsama hızı

açısından farklı performanslar sergiledikleri görülmüştür. Optimal hata değerine en hızlı yakınsayan algoritma M-ABC algoritması, yakınsama hızı en düşük olan algoritma ise DE algoritması olmuştur. ABC ve PSO algoritmaları ise yakınsama hızı açısından benzer performanslar sergilemişlerdir. Türeve dayalı algoritmalar incelendiğinde, NLMS algoritmasının hata performansının daha iyi ve gelişim sürecinin daha kararlı olduğu görülmüştür. Sezgisel ve türeve dayalı algoritmalar mukayese edildiğinde, NLMS algoritmasının performansının M-ABC, ABC ve PSO algoritmalarına yakın, DE algoritmasından ise nispeten daha iyi olduğu gözlemlenmiştir. LMS algoritması kullanıldığında ise diğer algoritmalara göre daha düşük performanslı tasarımlar gerçekleştirilebilmiştir.

Sayısal FIR süzgeç tasarımına yönelik çalışmalardan sonra, doğrusal zamanla değişmeyen ve adaptif IIR süzgeçlerin sistem modelleme ve gürültü giderimi uygulamalarına yönelik tasarımları da M-ABC, ABC, PSO ve DE algoritmaları kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Doğrusal zamanla değişmeyen IIR süzgeçlerin sistem modelleme uygulamasına yönelik tasarımlarında literatürde yaygın olarak kullanılan üç farklı modelleme problemi kullanılmıştır. Modellemeler harici bir gürültü işaretinin uygulanmadığı durumlar için gerçekleştirilirken ayrıca uygulanan harici bir gürültü bileşeninin etkisi altında farklı gürültü seviyeleri için de incelenmiştir. Benzetimlerde, bütün tasarımlar için en düşük hata ve standart sapma değerlerinin M-ABC algoritması tarafından üretildiği görülmektedir, bu nedenle, M-ABC algoritmasının diğer üç algoritmadan daha dinç olduğu söylenilebilir. ABC, PSO ve DE algoritmalarının ise ortalama karesel hata ve standart sapma açısından benzer performansa sahip oldukları görülmüştür. Algoritmaların farklı gürültü seviyeleri altındaki performanslarını test edebilmek amacıyla 10dB, 20dB ve 30dB işaret/gürültü oranları altında gerçekleştirilen modellemelerde, gürültü işaretinin gücünün artmasıyla algoritmaların yakınsama hızlarının ve hata performanslarının düştüğü görülmüştür.

Gürültü giderimi uygulamasına yönelik sezgisel algoritmalara dayalı doğrusal zamanla değişmeyen IIR süzgeç tasarımında da, EKG işareti üzerindeki gürültü başarılı bir şekilde bastırılmış ve işaret orijinale yakın bir şekilde elde edilmiştir. Gürültü işaretinin optimal şekilde süzgeçlenerek en düşük hata ve standart sapma değerinin elde edildiği tasarımlar M-ABC algoritması ile elde edilirken, PSO algoritmasının performansının ise ABC ve DE algoritmalarına göre daha iyi olduğu görülmüştür. Yakınsama hızı

açısından algoritmalar mukayese edildiğinde, M-ABC algoritmasının en iyi çözümlere en hızlı ulaşan algoritma olduğu görülmüştür. DE algoritmasının yakınsama hızının gürültü giderimi uygulaması için ABC ve PSO algoritmalarından daha iyi olduğu da gözlemlenmiştir.

Literatürde yaygın olarak kullanılan üç farklı modelleme problemi için gerçekleştirilmiş olan adaptif IIR sistem modelleme uygulamalarının tamamında hata performansı ve yakınsama hızı açısından en iyi sonuçlar M-ABC algoritması ile gerçekleştirilen tasarımlarda elde edilmiştir. Düşük dereceli bir sistemin daha düşük dereceli bir sistem ile modellendiği uygulamada ABC, PSO ve DE algoritmaları hata performansı açısından benzer sonuçlar üretirken yakınsama hızı en iyi olan algoritma ABC algoritması, optimal çözüme en geç yakınsayan algoritma ise DE algoritması olmuştur. Hata yüzeyi çok-modlu olmayan eşit dereceli sistem modelleme uygulamasında ABC, PSO ve DE algoritmaları hata performansı açısından birbirine yakın sonuçlar üretirken PSO algoritması en iyi çözüme ABC ve DE algoritmalarına göre daha hızlı yakınsamıştır. Yüksek dereceli bir sistemin düşük dereceli bir sistem ile modellendiği ve hata yüzeyinde yerel minimumu bulunan modelleme probleminde PSO ve DE algoritmalarının hata performansları ile yakınsama hızlarının benzer olduğu, ABC algoritmasının ise daha yüksek hata değerine yakınsadığı görülmüştür. Her bir algoritma için farklı işaret/gürültü oranları altında gerçekleştirilen sistem modelleme ile adaptif IIR süzgeç tasarımlarında, işaret/gürültü oranının artmasıyla algoritmaların performansları da artmıştır.

Sezgisel algoritmalara dayalı adaptif IIR gürültü giderimi uygulamasında EKG işareti üzerindeki uniform dağılımlı beyaz gürültü başarılı bir şekilde bastırılarak, işaret orijinaline yakın bir şekilde elde edilmiştir. Adaptif gürültü giderimi uygulamasında da en düşük hata değerine en hızlı ulaşan diğer bir ifade ile gürültü bileşenini en iyi ve hızlı şekilde bastıran algoritma M-ABC algoritması olmuştur. ABC ve PSO algoritmaları yakınsama hızı açısından benzer performansa sahipken, DE algoritmasının yakınsama hızının diğer algoritmalara göre daha düşük olduğu açıkça görülmüştür.

Yapılan çalışmalar sonucunda, ABC tabanlı yaklaşımların daha basit yapıda olması ve daha az kontrol parametresi içermesine rağmen performansının PSO ve DE algoritmaları ile benzer olduğu ve daha dinç bir davranış sergilediği görülmüştür. Sonuç

olarak, ABC tabanlı yaklaşımların doğrusal zamanla değişmeyen ve adaptif süzgeçleme alanlarında başarılı bir şekilde uygulanabileceği ve literatürdeki mevcut algoritmalara alternatif bir çözüm olarak düşünülebileceği görülmüştür.

Bilgisayar ortamında benzetimlerle gerçekleştirilen tasarımların ve bu tasarımlarda elde edilen sonuçların pratik uygulamalar ile desteklenmesi oldukça önemlidir. Bu nedenle, yapılan tasarımların sayısal işaret işleyiciler (Digital Signal Processors-DSP) üzerinde de gerçekleştirilerek gerçek zamanlı performanslarının analiz edilmesi gerekmektedir. Bu tez çalışmasının devamında, tez çalışması kapsamında yapılan sezgisel algoritmalara dayalı tasarımların DSP modülleri üzerinde gerçekleştirilerek gerçek zamanlı performanslarının analiz edilmesi amaçlanmaktadır.

KAYNAKLAR

1. Çetinkaya, B., Genetik Algoritma Kullanarak Optimum Genlik Cevaplı ve Minimum Fazlı Sayısal Süzgeçlerin Tasarımı, Yüksek Lisans Tezi, Erciyes Üniversitesi, Kayseri, 2004.
2. Ertürk, S., Sayısal İşaret İşleme, Birsen Yayınevi, İstanbul, 2005.
3. Haykin, S., Adaptive Filter Theory, Prentice Hall, USA, 2002.
4. Karaboga, N., Digital IIR Filter Design Using Differential Evolution Algorithm, Eurasip Journal on Applied Signal Processing, 2005 (8), 1269-1276, 2005.
5. NG, S.C., et al., The Genetic Search Approach :A New Learning Algorithm for Adaptive IIR Filtering, IEEE Signal Processing Magazine, 13 (6), 38-46, 1996.
6. Krusienski, D.J., Jenkins, W. K., Design and Performance of Adaptive Systems based on Structured Stochastic Optimization Strategies, IEEE Circuits and Systems Magazine, 5 (1), 8-20, 2005.
7. Pasquato, L., Kale, İ., System Identification via Hybrid FIR-IIR Adaptive Filtering, IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, Venice, 1064-1069, May 24-26, 1999.
8. Soleit, E. A., A Fast Adaptive Recursive Filter, International Journal of Electronics, 82 (4), 327-333, 1997.
9. Diniz, P. S. R., Adaptive Filtering Algorithms and Practical Implemantations, Springer, USA, 2008.
10. Doğançay, K., Tanrıkulu, O., Adaptive Filtering Algorithms with Selective Partial Updates, IEEE Transactions on Circuits and Systems-II, 48 (3), 762-769, 2001.
11. Jiang, D., A Study on Adaptive Filtering for Noise and Echo Cancellation, M.S. Thesis, Windsor University, Canada, 2005.
12. Karaboga, D., An Idea based on Honey Bee Swarm for Numerical Optimization, Technical Report-TR06, Erciyes University, 2005.
13. Widrow, B., Stearns, S.D., Adaptive Signal Processing, Prentice-Hall, 1986.
14. Soria, E., et al., A Novel Approach to Introducing Adaptive Filters based on the LMS Algorithm and Its Variants, IEEE Transactions on Education, 47 (1), 127-133, 2004.
15. Karaboğa, D., Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları, Atlas Yayın Dağıtım, İstanbul, 2004.

16. White, M.S., Flockton, S. J., Evolutionary Algorithms in Engineering Applications, Springer Verlag, 1997.
17. Tang, K. S., et al., Genetic algorithms and their applications, IEEE Signal Processing Magazine, 13 (6), 22-37, 1996.
18. Karaboga, D., Basturk, B., A Powerful and Efficient Algorithm for Numerical Function Optimization: Artificial Bee Colony (ABC) Algorithm, Journal of Global Optimization, 9 (3), 459-471, 2007.
19. Karaboga, D., Akay, B., A Comparative Study of Artificial Bee Colony Algorithm, Applied Mathematics and Computation, 214 (1), 108-132, 2009.
20. Holland, J.H., Adaptation in Natural and Artificial Systems, University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.
21. Storn, R., Price, K., Differential Evolution - A Simple and Efficient Adaptive Scheme for Global Optimization over Continious Spaces, Technical Report TR-95-012, Berkeley University, 1995.
22. Kennedy, J., Eberhart, R.C., Particle Swarm Optimization, IEEE International Conference on Neural Networks, New Jersey, 1942-1948, 1995.
23. Kalluri, S., Arce, G.R., A General Class of Nonlinear Normalized Adaptive Filtering Algorithms, IEEE Transactions on Signal Processing, 47 (8), 2262-2272, 1999.
24. Kwong, R. H., Johnston, E.W., A Variable Step Size LMS Algorithm, IEEE Transactions on Signal Processing, 40 (7), 1633-1642, 1992.
25. Haweel, T. I., A Simple Variable Step Size LMS Adaptive Algorithm, International Journal of Circuit Theory and Applications, 32 (6), 523-536, 2004.
26. Lopez, J.V., Sanchez, J.C., Meana, H.P., Adaptive Echo Canceller Using a Modified LMS Algorithm, International Conference on Electrical and Electronics Engineering, Mexico, 93-96, September 7-9, 2005.
27. Stearns, S.D., David, R.A., Signal Processing Algorithms in MATLAB, Prentice-Hall, 1996.
28. Ho, K.C., Ching, P.C., System Identification Using A Pair of Adaptive Linear Phase Filters, IEEE International Symposium on Circuits and Systems, Singapore, 552-555, June 11-14, 1991.

29. Rupp, M., The Behavior of LMS and NLMS Algorithms in the Presence of Spherically Invariant Process, IEEE Transactions on Signal Processing, 41 (3), 1149-1160, 1993.
30. Chen, S. G., Kao, Y. A., Chen, C. Y., The Extrapolated LMS Adaptive Filtering Algorithms, IEEE Tencon Symposium, Australia, 485-490, November 26-29, 1996.
31. Wang, Y., Zhang, C., Wang, Z., A New Variable Step Size LMS Algorithm With Application to Active Noise Control, IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Hong Kong, 573-575, April 6-10, 2003.
32. Bonabeau, E., Dorigo, M., Theraulaz, G., Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems, Oxford University Press, New York, 1999.
33. Karaboğa, N., A New Design Method Based On Artificial Bee Colony Algorithm for Digital IIR Filters, Journal of the Franklin Institute, 346 (4), 328-348, 2009.
34. Karaboga, D., Basturk, B., On the Performance of Artificial Bee Colony (ABC) Algorithm, Applied Soft Computing, 8 (1), 687-697, 2008.
35. Karaboga, D., Basturk, B., Artificial Bee Colony (ABC) Optimization Algorithm for Solving Constrained Optimization Problems, Lecture Notes in Computer Science: Advances in Soft Computing, 789-798, 2007.
36. Pan, S.T., A Canonic-Signed-Digit Coded Genetic Algorithm for Designing Finite Impulse Response Digital Filter, Digital Signal Processing, (Baskıda), 2009.
37. Williams, T., Ahmadi, M., Miller, W.C., Genetic Algorithms for the Design of Digital Filters Using Canonic Signed Digit Coefficients, 7. International Conference on Signal Processing, Beijing, 9-12, August 31-September 4, 2004.
38. Liang, L., Ahmadi, M., Sid-Ahmed, M., Wallus, K., Design of Canonical Signed Digit IIR Filters Using Genetic Algorithm, 37. Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, 2043-2047, November 9-12, 2003.
39. Fone, R.J., Pang, K.K., Keogh, D.B., Canonic Signed Digit Coding Technique for Implementing Digital Filters Without Multipliers, Journal of Electrical and Electronics Engineering, 7 (1), 22-29, 1987.
40. Cen, L., A Hybrid Genetic Algorithm for the Design of FIR Filters with SPoT coefficients, Signal Processing, 87 (3), 528-540, 2007.

41. Lian, Y., Cen, L., A Genetic Algorithm for the Design of Low Power High-Speed FIR Filters, 7. International Symposium on Signal Processing and Its Applications, Paris, 181-184, July 1-4, 2003.
42. Lee, A., Ahmadi, M., Jullien, G.A., Lashkari, R.S., Miller, W.C., Design of 1-D FIR Filters With Genetic Algorithms, IEEE International Symposium on Circuits and Systems, Florida, 295-298, May 30 - June 2, 1999.
43. Lee, A., Ahmadi, M., Jullien, G.A., Miller, W.C., Lashkari, R.S., Digital Filter Design Using Genetic Algorithm, IEEE Symposium on Advances in Digital Filtering and Signal Processing, Canada, 34-38, June 5-6, 1998.
44. Gentili, P., Piazza, F., Uncini, A., Efficient Genetic Algorithm Design for Power-of-Two FIR Filters, International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Michigan, 1268-1271, May 9-12, 1995.
45. Gentili, P., Piazza, F., Uncini, A., Improved Power-of-Two Sharpening Filter Design by Genetic Algorithm, International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Atlanta, 1375-1378, May 7-10, 1996.
46. Maskell, D.L., Design of Efficient Multiplierless FIR Filters, IET Circuits, Devices and Systems Journal, 1 (2), 175-180, 2007.
47. Jie, F., Ting, Y., Zhiliang, H., Optimal Design of Multiplierless FIR Filter, 5. International Conference on ASIC, Beijing, 848-851, October 21-24, 2003.
48. Wade, G., Roberts, A., Williams, G., Multiplier-less FIR Filter Design Using a Genetic Algorithm, IEE Proceedings Vision, Image and Signal Processing, 141 (3), 175-180, 1994.
49. Cemes, R., Ait-Boudaoud, D., Multiplier-less FIR Filter Design With Power-of-Two Coefficients, IEE Colloquium on Digital and Analogue Filters and Filtering Systems, 1-4, November 2, 1993.
50. Cemes, R., Ait-Boudaoud, D., Genetic Approach to Design of Multiplierless FIR Filters, Electronics Letters, 29 (24), 2090-2091, 1993.
51. Chatelain, B., Gagnon, F., Multiplierless Evolutionary Filter Design, International Symposium on Signals, Circuits and Systems, Romania, 1-4, July 12-13, 2007.
52. Karaboğa, N., Çetinkaya, B., Optimal Design of Minimum Phase Digital FIR Filters by Using Genetic Algorithms, 3. International Conference on Electrical and Electronics Engineering, Bursa, 176-179, December 3-7, 2003.

53. Karaboğa, N., Çetinkaya, B., Mamur, S., Genetik Algoritma Kullanarak Minimum Fazlı FIR Sayısal Süzgeç Tasarımında Hata Fonksiyonlarının Etkisinin İncelenmesi, Akıllı Sistemlerde Yenilikler ve Uygulamaları Sempozyumu, İstanbul, 190-193, Haziran 23-25, 2004.
54. Karaboğa, N., Çetinkaya, B., Genetik Algoritma Kullanarak Optimum IIR Sayısal Süzgeç Tasarımında Hata Fonksiyonlarının Etkisinin İncelenmesi, 11. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı, İstanbul, 200-203, Haziran 18-20, 2003.
55. Karaboga, N., Cetinkaya, B., Design of Minimum Phase Digital IIR Filters by Using Genetic Algorithm, Engineering Intelligent Systems Journal, 16 (1), 1-8, 2008.
56. Karaboga, N., Cetinkaya, B., Design of Minimum Phase Digital IIR Filters by Using Genetic Algorithm, 6. Nordig Signal Processing Symposium, Espoo, 29-32, June 9-11, 2004.
57. Karaboğa, N., Çetinkaya, B., Performance Comparation of Genetic Algorithm based Design Methods of Digital Filters with Optimal Magnitude Response and Minimum Phase, 46. IEEE International Midwest Symposium on Circuits and Systems, Cairo, December 27-30, 2003.
58. Karaboğa, N., et al., Design of FIR Filters Using Genetic Algorithm, European Conference on Circuit Theory and Design, İstanbul, August 27-31, 1995
59. Qiao, J., Fu, P., Meng, S., A Combined Optimization Method of Finite Wordlength FIR Filters, 1. International Conference on Innovative Computing, Information and Control, Beijing, 103-106, August 30-September 1, 2006.
60. Haseyama, M., Matsuura, D., A Filter Coefficient Quantization Method With Genetic Algorithm, Including Simulated Annealing, IEEE Signal Processing Letters, 13 (4), 189-192, 2006.
61. Arslan, T., Horrocks, D.H., A Genetic Algorithm for the Design of Finite Word Length Arbitrary Response Cascaded IIR Digital Filters, 1. International Conference on Genetic Algorithms in Engineering Systems: Innovations and Applications, Sheffield, 276-281, September 12-14, 1995.
62. Xiaomin, M., Yixian, Y., Optimal Design of FIR Digital Filter Using Genetic Algorithm, The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications, 12-16, 1998.

63. Xu, D.J., Daley, M.L., Design of optimal digital filter using a parallel genetic algorithm, IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing, 42 (10), 673-675, 1995.
64. Ahmad, S.U., Antoniou, A., A Hybrid Genetic Algorithm for the Design of IIR Digital Filters, 20. Annual Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, Canada, 737-740, April 22-26, 2007.
65. Tsai, J.T., Chou, J.H., Liu, T.K., Optimal Design of Digital IIR Filters by Using Hybrid Taguchi Genetic Algorithm, IEEE Transactions on Industrial Electronics, 53 (3), 867-879, 2006.
66. Tsai, C.W., Huang, C.H., Lin, C.L., Structure-Specified IIR Filter and Control Design Using Real Structured Genetic Algorithm, Applied Soft Computing Journal, 9 (4), 1285-1295, 2009.
67. Tsai, C.W., et al., Optimal Design of Digital IIR Filters Using Real Structured Genetic Algorithm, International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications, Tamil Nadu, 493-497, December 13-15, 2007.
68. Yu, Y., Xinjie, Y., Cooperative Coevolutionary Genetic Algorithm for Digital IIR Filter Design, IEEE Transactions on Industrial Electronics, 54 (3), 1311-1318, 2007.
69. Chang, W. D., Coefficient Estimation of IIR Filter by a Multiple Crossover Genetic Algorithm, Computers and Mathematics with Applications, 51 (9), 1437-1444, 2006.
70. Pan, S.T., Design of Robust D-Stable IIR Filters Using Genetic Algorithms With Embedded Stability Criterion, IEEE Transactions on Signal Processing, 57 (8), 3008-3016, 2009.
71. Zhang, G., et al., A Novel Genetic Algorithm and Its Application to Digital Filter Design, IEEE Intelligent Transportation Systems, Shanghai, 1600-1605, October 12-15, 2003.
72. Yang, L., et al., An Application of Genetic Algorithms With Guiding Strategy in the Design of Digital Filter, International Conference on Communications, Circuits and Systems, Chengdu, 1141-1145, June 27-29, 2004.
73. Tang, K.S., et al., Design and Optimization of IIR Filter Structure Using Hierarchical Genetic Algorithms, IEEE Transactions on Industrial Electronics, 45 (3), 481-487, 1998.

74. Xue, L., Rongchun, Z., Qing, W., Optimizing the Design of IIR Filter Via Genetic Algorithm, International Conference on Neural Networks and Signal Processing, Nanjing, 476-479, December 14-17, 2003.
75. Bose, T., Venkatachalam, A., Thamvichai, R., Multiplierless Adaptive Filtering, Digital Signal Processing, 12 (1), 107-118, 2002.
76. Venkatachalam, A., Bose, T., Thamvichai, R., Adaptive Linear Prediction With Power-of-Two Coefficients, 35. Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, 533-537, November 4-7, 2001.
77. Montiel, O., et al., Application of a Breeder Genetic Algorithm for Filter Optimization, Naturel Computing, , 4 (1) , 11-37, 2005.
78. Montiel, O., et al., Application of a Breeder Genetic Algorithm for Finite Impulse Filter Optimization, Information Sciences, 161 (3), 139-158, 2004.
79. Castillo, O., et al., Application of a Breeder Genetic Algorithm for System Identification in an Adaptive Finite Impulse Response Filter, 3. NASA/DoD Workshop on Evolvable Hardware, California, 146-153, July 12-14, 2001.
80. Etter, D., Hicks, M., Cho, K., Recursive Adaptive Filter Design Using an Adaptive Genetic Algorithm, IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Paris, 635-638, May 3-5, 1982.
81. Ng, S.C., et al., Fast Convergent Genetic Search for Adaptive IIR Filtering, IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Adelaide, 105-108, April 19-22, 1994.
82. Ma, Q., Cowan, C.F.N., Genetic Algorithms Applied to the Adaptation of IIR Filters, Signal Processing, 48 (2), 155-163, 1996.
83. Nambiar, R., Mars, P., Genetic and Annealing Approaches to Adaptive Digital Filtering, 26. Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, 871-875, October 26-28, 1992.
84. Karaboğa, N., Çetinkaya, B., Noise Cancellation by Using Genetic Algorithm based Adaptive FIR Filters, International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications, İstanbul, June 20-23, 2007.
85. Yim, K.H., et al., Genetic Adaptive IIR Filtering Algorithm for Active Noise Control, IEEE International Fuzzy Systems Conference, Seoul, 1723-1728, August 22-25, 1999.

86. Karaboğa, N., Çetinkaya, B., Genetik Algoritma Tabanlı Adaptif Sistem Modelleme, IEEE 15. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı, Eskişehir, Haziran 11-13, 2007.
87. Flockton, S.J., White, M.S., The Application of Genetic Algorithms to Infinite Impulse Response Adaptive Filters, IEE Colloquium on New Directions in Adaptive Signal Processing, 1-4, Şubat 16, 1993.
88. Benvenuto, N., Marchesi, M., Uncini, A., Results on the Application of Simulated Annealing Algorithm for the Design of Digital Filters with Powers-of-Two Coefficients, International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, New Mexico, 1301 – 1304, April 3-6, 1990.
89. Benvenuto, N., Marchesi, M., Uncini, A., Applications of Simulated Annealing for the Design of Special Digital Filters, IEEE Transactions on Signal Processing, 40 (2), 323-332, 1992.
90. Ciloglu, T., Unver, Z., Comments on "Applications of Simulated Annealing for the Design of Special Digital Filters", IEEE Transactions on Signal Processing, 44 (4), 983-984, 1996.
91. Jung, B.W., Yang, H.J., Chun, J., Finite Wordlength Digital Filter Design Using Simulated Annealing, 42. Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, 546-550, October 26-29, 2008.
92. Radecki, J., Konrad, J., Dubois, E., Design of Finite Wordlength IIR Filters with Prescribed Magnitude, Group Delay and Stability Properties Using Simulated Annealing, International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Toronto, 1637-1640, April 14-17, 1991.
93. Kacelenga, R.V., Graumann, P.J., Turner, L.E., Design of Digital Filters Using Simulated Annealing, IEEE International Symposium on Circuits and Systems, New Orleans, 642-645, May 1-3, 1990.
94. Chen, S., Istepanian, R.H., Luk, B.L., Signal processing applications using adaptive simulated annealing, Congress on Evolutionary Computation, Washington D.C., 842-849, July 6-9, 1999.
95. Chen, S., Istepanian, R., Luk, B.L., Digital IIR Filter Design Using Adaptive Simulated Annealing, Digital Signal Processing, 11 (3), 241-251, 2001.
96. Chen, S., Luk, B.L., Adaptive Simulated Annealing for Optimization in Signal Processing Applications, Signal Processing, 79 (1), 117-128, 1999.

97. Wang, L., Li, W.F., Zheng, D.Z., A class of hybrid strategy for adaptive IIR Filter Design, 8. International Conference on Neural Information Processing, Shanghai, 85-89, November 14-18, 2001.
98. Traferro, S., et al., Efficient Allocation of Power-of-Two Terms in FIR Digital Filter Design Using Tabu Search, IEEE International Symposium on Circuits and Systems, Florida, 411-414, May 30-June 2, 1999.
99. Fanni, A., et al., Tabu Search Metaheuristic for Designing Digital Filters, The International Journal for Computation and Mathematics in Electrical and Electronic Engineering, 17 (6), 789-796, 1998.
100. Karaboga, D., et al., Designing Digital FIR Filters Using Tabu Search Algorithm, IEEE International Symposium on Circuits and Systems, Hong Kong, 2236-2239, June 9-12, 1997.
101. Kalinli, A., Karaboga, N., A Parallel Tabu Search Algorithm for Digital Filter Design, The International Journal for Computation and Mathematics in Electrical and Electronic Engineering, 24 (4), 1284-1298, 2005.
102. Watcharasitthiwat, K., Koseeyaporn, J., Wardkein, P., Designing Digital FIR Filters Using Multiple Tabu Search Algorithm, International Conference on Communications, Circuits and Systems, Guilin, 171-175, June 25-28, 2006.
103. Traferro, S., Uncini, A., Power-of-Two Adaptive Filters Using Tabu Search, IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Analog and Digital Signal Processing, 47 (6), 566 – 569, 2000.
104. Kalinli, A., Karaboga, N., A New Method for Adaptive IIR Filter Design based on Tabu Search Algorithm, International Journal of Electronics and Communications, 59 (2), 111-117, 2005.
105. Karaboğa, N., Çetinkaya, B., Performance Comparison of Genetic and Differential Evolution Algorithms for Digital FIR Filter Design, Lecture Notes in Computer Science, 3261, 482-488, 2004.
106. Karaboga, N., Cetinkaya, B., Design of Digital FIR Filters by Using Differential Evolution Algorithm, Circuits Systems and Signal Processing, 25 (5), 649-660, 2006.
107. Karaboğa, N., Çetinkaya, B., Efficient Design of Fixed Point Digital FIR Filters by Using Differential Evolution Algorithm, Lecture Notes in Computer Science, 3512, 812-819, 2005.

108. Guangquan, Z., Xiyuan, P., Design of FIR Filters with Differential Evolution, 8. International Conference on Electronic Measurement and Instruments, Xian, 748-751, August 16-18, 2007.
109. Luitel, B., Venayagamoorthy, G.K., Differential evolution particle swarm optimization for digital filter design, IEEE Congress on Evolutionary Computation, Hong Kong, 3954-3961, June 1-6, 2008.
110. Storn, R., Designing Nonstandard Filters with Differential Evolution, IEEE Signal Processing Magazine,22 (1), 103-106, 2005.
111. Storn, R., Differential Evolution Design of an IIR-Filter, IEEE International Conference on Evolutionary Computation, Nayoya, 268-273, May 20-22, 1996.
112. Pan, S.T., Tsai, B.Y., Yang, C.S., Differential Evolution Algorithm on Robust IIR Filter Design and Implementation, 8. International Conference on Intelligent Systems Design and Applications, Kaohsiung, 537-542, November 26-28, 2008.
113. Karaboğa, N., Çetinkaya, B., IIR Süzgeç Tasarımı İçin Basit Bir Evrimsel Algoritma: Diferansiyel Gelişim Algoritması, IEEE 13. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı, Kayseri, Mayıs 16-18, 2005.
114. Chang, W. D., Optimal Approximation of an IIR Digital Filter Using a Differential Evolution Algorithm, International Journal of Electrical Engineering, 16 (2), 171-175, 2009.
115. Karaboga, N., Koyuncu, C. A., Differential Evolution Algorithm for Designing Optimal Adaptive Linear Combiners, Lecture Notes in Computer Science, 3809, 1063-1067, 2005.
116. Karaboğa, N., Çetinkaya, B., Diferansiyel Gelişim Algoritması Kullanarak IIR Süzgeçlerin tasarımı, IEEE 16. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı, Didim, Nisan 20-22, 2008.
117. Fang, W., et al., FIR Digital Filters Design Based on Quantum-behaved Particle Swarm Optimization, 1. International Conference on Innovative Computing, Information and Control, Beijing, 615-619, August 30-September 1, 2006.
118. Luitel, B., Venayagamoorthy, G.K., Particle Swarm Optimization with Quantum Infusion for the Design of Digital Filters, IEEE Swarm Intelligence Symposium, Missouri, 1-8, September 21-23, 2008.

119. Zhang, J., Jia, D., Li, K., FIR Digital Filters Design based on Chaotic Mutation Particle Swarm Optimization, International Conference on Audio, Language and Image Processing, Shanghai, 418-422, July 7-9, 2008.
120. Gao, Y., Li, Y., Qian, H., The Design of IIR Digital Filter based on Chaos Particle Swarm Optimization Algorithm, 2. International Conference on Genetic and Evolutionary Computing, Hubei, 303-306, September 25-26, 2008.
121. Ababneh, J.I., Bataineh, M.H., Linear Phase FIR Filter Design Using Particle Swarm Optimization and Genetic Algorithms, Digital Signal Processing, 18 (4), 657-668, 2008.
122. Najjarzadeh, M., Ayatollahi, A., A Comparison between Genetic Algorithm and PSO for Linear Phase FIR Digital Filter Design, 9. International Conference on Signal Processing, Beijing, 2134-2137, October 26-29, 2008.
123. Chang, W.D., Chang, D.M., A particle swarm optimization approach to optimal estimation of FIR Filter parameters, Lecture Notes in Engineering and Computer Science, 177-181, 2007.
124. Teixeira, F., Romariz, A., Optimum Finite Impulse Response Digital Filter Design Using Computational Intelligence based Optimization Algorithms, 7. International Conference on Intelligent Systems Design and Applications, Rio de Janeiro, 635-640, October 22-24, 2007.
125. Wang, J., et al., Frequency Sampling based FIR Digital Filter Design, 7. International Conference on Computer-Aided Industrial Design and Conceptual Design, Hang Zhou, 1-4, November 7-9, 2006.
126. Krusienski, D.J., Jenkins, W.K., Adaptive Filtering Via Particle Swarm Optimization, 37. Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, 571-575, November 6-9, 2003.
127. Krusienski, D.J., Jenkins, W.K., Particle Swarm Optimization for Adaptive IIR Filter Structures, Congress on Evolutionary Computation, Oregon, 965-970, June 19-23, 2004.
128. Krusienski, D.J., Jenkins, W.K., The Application of Particle Swarm Optimization to Adaptive IIR Phase Equalization, IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Montreal, 693-696, May 17-21, 2004.

129. Krusienski, D.J., Jenkins, W.K., A Particle Swarm Optimization-Least Mean Squares Algorithm for Adaptive Filtering, 38. Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, 241-245, November 7-10, 2004.
130. Pal, S., Krusienski, D.J., Jenkins, W.K., Structured Stochastic Optimization Strategies for Problems with Ill-Conditioned Error Surfaces, IEEE International Symposium on Circuits and Systems, Kobe, 2291-2294, May 23-26, 2005.
131. Krusienski, D.J., Jenkins, W.K., A Modified Particle Swarm Optimization Algorithm for Adaptive Filtering, IEEE International Symposium on Circuits and Systems, Island of Kos, 137-140, May 21-24, 2006.
132. Panda, G., et al., Identification of Nonlinear Systems Using Particle Swarm Optimization Technique, IEEE Congress on Evolutionary Computation, Singapore, 3253-3257, September 25-28, 2007.
133. Majhi, B., Panda, G., Choubey, A., Efficient Scheme of Pole-Zero System Identification Using Particle Swarm Optimization Technique, IEEE Congress on Evolutionary Computation, Hong Kong, 446-451, June 1-6, 2008.
134. Xu, W.B., Sun, J., Particle Swarm Optimization Algorithm for Adaptive Infinite Impulse Response Filters, 2. International Conference on Impulsive Dynamical Systems and Applications, Wuxi, 1398-1405, October 28-30, 2005.
135. Xiaoping, C., Bo, Q., Gang, L., An Application of Immune Algorithm in FIR Filter Design, International Conference on Neural Networks and Signal Processing, Nanjing, 473-477, December 14-17, 2003.
136. Tsai, J.T., Chou, J.H., Design of Optimal Digital IIR Filters by Using an Improved Immune Algorithm, IEEE Transactions on Signal Processing, 54 (12), 4582 – 4596, 2006.
137. Kalinli, A., Karaboga, N., Artificial Immune Algorithm for IIR Filter Design, Engineering Applications of Artificial Intelligence, 18 (8), 919-929, 2005.
138. Lu, H., A Multi-Modal Immune Optimization Algorithm for IIR Filter Design, International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation, Changsha, 73-77, October 20-22, 2008.
139. Slowik, A., Bialko, M., Design and Optimization of IIR Digital Filters with Non-Standard Characteristics Using Continuous Ant Colony Optimization Algorithm, Lecture Notes in Computer Science, 395-400, 2008.

140. Karaboga, N., Kalinli, A., Karaboga, D., Designing Digital IIR Filters Using Ant Colony Optimisation Algorithm, Engineering Applications of Artificial Intelligence, 17 (3), 301-309, 2004.

141. Karaboga, N., Cetinkaya, B., A Novel and Efficient Algorithm for Adaptive Filtering: Artificial Bee Colony Algorithm, Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences, (Accepted for Publication), 2010.

ÖZGEÇMİŞ

Mehmet Bahadır Çetinkaya 1978 yılında Kayseri'de doğdu. 1996 yılında Nuh Mehmet Baldöktü Anadolu lisesinden mezun olduktan sonra aynı yıl Erciyes Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektronik Mühendisliği Bölümünü kazandı. 2001 yılında lisans eğitimini tamamladıktan sonra aynı bölümde araştırma görevlisi olarak çalışmaya başladı. 2004 yılında Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında yüksek lisans eğitimini tamamlayan Mehmet Bahadır Çetinkaya halen Erciyes Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümünde araştırma görevlisi olarak görevine devam etmektedir.

İletişim

Adres: Erciyes Üniversitesi Mühendislik Fakültesi
Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü
38039 Melikgazi/KAYSERİ

Tel: (0 352) 437 49 01 – 32 208
E-mail: cetinkaya@erciyes.edu.tr