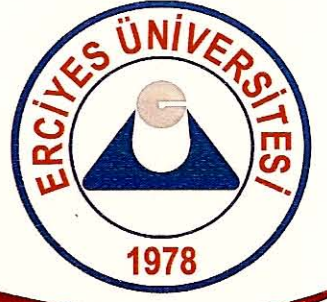




**T.C.
ERCIYES ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI**

**SAYISAL İMGELERDEN BENEK GÜRÜLTÜSÜNÜN
GİDERİLMESİNDE BULANIK SİSTEMLERİN
OPTİMİZASYONU**

**Hazırlayan
Mehmet Ali SOYTÜRK**

**Danışman
Prof. Dr. Mehmet Emin YÜKSEL**

(Doktora Tezi)

**Haziran 2013
KAYSERİ**

Prof. Dr. Mehmet Emin YÜKSEL danışmanlığında **Mehmet Ali SOYTÜRK** tarafından hazırlanan “**Sayısal İmgelerden Benek Gürültüsünün Giderilmesinde Bulanık Sistemlerin Optimizasyonu**” adlı bu çalışma, jürimiz tarafından Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Anabilim Dalında **Doktora** tezi olarak kabul edilmiştir.

29 / 05 / 2013

(Tez savunma sınav tarihi yazılacaktır.)

JÜRİ:

Danışman : Prof. Dr. Mehmet Emin YÜKSEL
 Üye : Prof. Dr. Kerim GÜNEY
 Üye : Prof. Dr. Derviş KARABOĞA
 Üye : Doç. Dr. Bülent YILMAZ
 Üye : Yrd. Doç. Dr. Alper BAŞTÜRK

(Handwritten signatures of the jury members)

ONAY:

Bu tezin kabulü Enstitü Yönetim Kurulunun 07/06/2013 tarih ve 2013/25-21 sayılı kararı ile onaylanmıştır.

07/06/2013

(Handwritten signature of Prof. Dr. Necmettin MARAŞLI)

Prof. Dr. Necmettin MARAŞLI

Enstitü Müdürü

TEŞEKKÜR

Çalışmalarım süresince sağladığı farklı bakış açıları ve bilimsel katkılarıyla beni aydınlatan, yakın ilgi ve yardımları ile bu günlere gelmemde büyük pay sahibi olan sayın hocam Prof. Dr. Mehmet Emin YÜKSEL'e teşekkürü bir borç bilirim. Tez çalışmam boyunca ilgi ve desteklerini esirgemeyen tez izleme komitesi üyeleri kıymetli hocalarım Sayın Prof. Dr. Kerim GÜNEY ve Sayın Prof. Dr. Derviş KARABOĞA'ya teşekkür ederim. Kıymetli çalışma arkadaşım Yrd. Doç Dr. Alper BAŞTÜRK ve tüm iş arkadaşlarıma; çalışmalarım süresince beni daima destekleyen ve cesaretlendiren sevgili anne ve babama, ayrıca eşim Yeliz ALKAN SOYTÜRK'e en içten teşekkürlerimi sunarım.

Bu tez çalışmasında, destek aldığım Türkiye Bilimsel ve Teknik Araştırma Kurumu'na (Proje No: 110E051) teşekkür ederim.

Mehmet Ali SOYTÜRK

Kayseri, Haziran 2013

SAYISAL İMGELERDEN BENEK GÜRÜLTÜSÜNÜN GİDERİLMESİNDE BULANIK SİSTEMLERİN OPTİMİZASYONU

Mehmet Ali SOYTÜRK

Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü

Doktora Tezi, Haziran 2013

Danışman: Prof. Dr. Mehmet Emin YÜKSEL

KISA ÖZET

Gelişen teknoloji ile birlikte sayısal imgeler, gittikçe artan bir oranda birçok alanda ve farklı amaçlar için kullanılmaktadır. Görüntüsü alınan nesneye ait birçok faydalı bilgi içeren imgenin, gürültü gibi bazı etkenler sebebiyle bozulması durumunda nesneye ait niteliklerin çıkarılması zorlaşmaktadır. Gürültü, nesneye ait verinin alınması veya iletilmesi aşamasında oluşabileceği gibi, benek gürültüsünde olduğu gibi, görüntüleme tekniğinin doğal bir sonucu olarak da oluşabilmektedir. Benek gürültüsü eşevreli görüntüleme sistemlerinde nesneden yansıyan dalgalar arasındaki girişim sebebiyle oluşan çarpımsal bir gürültü türü olup, imge üzerindeki tüm piksel değerlerini belirli oranda bozmaktadır.

Bu tez çalışmasında sayısal imgelerdeki benek gürültüsünü gidermek amacıyla bulanık sinir ağı tabanlı iki farklı süzgeç sunulmaktadır. Bulanık sinir ağı, bu süzgeçlerin ilkinde, benek gürültülü imgelerdeki kenarları tespit etmek için kullanılırken ikinci süzgeçte ise doğrudan benek gürültüsünü gidermek için kullanılmaktadır. Birinci süzgeçte 9, ikinci süzgeçte 5 giriş olmak üzere her iki süzgeçte de birinci tip Sugeno bulanık çıkarım sistemi kullanılmaktadır. Yapılan simülasyonlar, önerilen yöntemlerin etkin birer benek gürültü giderme süzgeci olduğu göstermektedir.

Bulanık sinir ağlarının optimizasyonu ile ilgili olarak bu tez çalışmasında ayrıca kural tabanlı bir optimizasyon stratejisi sunulmaktadır. Bu stratejide, bulanık sisteme ait parametreler, kural sayısına göre gruplara ayrılarak, her döngüde sadece bir kurala ait parametre setinin optimizasyonu sağlanmıştır. Elde edilen sonuçlar, kural tabanlı optimizasyon stratejisinin kullanılan optimizasyon algoritmasının performansını önemli ölçüde artırdığını göstermiştir.

Anahtar Kelimeler: Benek gürültüsü giderimi, bulanık sinir ağı, kural tabanlı optimizasyon.

OPTIMIZATION OF FUZZY SYSTEMS IN SPECKLE NOISE REMOVAL FROM DIGITAL IMAGES

Mehmet Ali SOYTÜRK

Erciyes University, Graduate School of Natural and Applied Sciences

Ph. D. Thesis, June 2013

Supervisor: Prof. Dr. Mehmet Emin YÜKSEL

ABSTRACT

Digital images have increasingly been valuable sources of information in many different areas of science and technology. In most applications, digital images are contaminated by noise during acquisition and/or transmission of image data. The noise may be due to a number of non-idealities encountered in imaging medium as well as sensors or, as in the case of speckle noise, may naturally arise from the imaging technique itself. The speckle noise encountered in coherent imaging systems is a multiplicative noise caused by the interference between waves reflected from the object being imaged and it corrupts the pixel values of the original image to some degree determined by noise properties.

In this thesis, two different neuro-fuzzy network based filter structures are presented to remove speckle noise from digital images. A neuro-fuzzy network is used in the first filter structure to detect edges in the noisy input image whereas another neuro-fuzzy network is used in the second filter structure to remove the noise. Both neuro-fuzzy networks are first order Sugeno-type fuzzy inference systems with the first one having 9 inputs while the second one having 5 inputs. Simulations demonstrate that the presented methods are very efficient in removing speckle noise from image data.

A novel rule-based optimization strategy is also proposed in this thesis for the training of the speckle noise filter. In this strategy, the parameters of the neuro-fuzzy network under training are grouped depending on the number of the rules in the rule base and only one group is optimized at each iteration. Results of simulation experiments show that the rule-based optimization strategy significantly improves the training performance.

Keyword: Speckle noise removal, neuro-fuzzy inference system, and rule based optimization.

İÇİNDEKİLER

SAYISAL İMGELERDEN BENEK GÜRÜLTÜSÜNÜN GİDERİLMESİNDE BULANIK SİSTEMLERİN OPTİMİZASYONU

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK SAYFASI	ii
YÖNERGEYE UYGUNLUK SAYFASI	iii
KABUL VE ONAY SAYFASI	iv
TEŞEKKÜR	v
KISA ÖZET	vi
ABSTRACT	vii
İÇİNDEKİLER	viii
TABLolar LİSTESİ	xi
ŞEKİLLER LİSTESİ	xiii
 GİRİŞ	 1

1. BÖLÜM GENEL BİLGİLER

1.1. İmge İşleme	4
1.1.1. İmge Gürültüsü.	6
1.1.2. Ortalama Süzgeci	10
1.1.3. Ortanca Süzgeci.....	10
1.1.4. Lee MMSE Süzgeci	11
1.1.5. Lee IS Süzgeci	12
1.1.6. Frost Süzgeci.....	12
1.1.7. AD Süzgeci	13
1.1.8. SRAD Süzgeci.	14
1.2. Bulanık Sistemler.	15
1.2.1. 1.Tip Bulanık Sinir Ağları	16
1.2.2. 2.Tip Bulanık Sinir Ağları	19
1.3. Optimizasyon.	22
1.3.1. Eğime Dayalı Optimizasyon.	24

1.3.1.1 Levenberg-Marquardt Algoritması.....	25
1.3.2. Sezgisel Optimizasyon.....	26
1.3.2.1. Yerel Arama	27
1.3.2.2. Popülasyon Tabanlı Arama.....	28
1.3.3. Sezgisel Optimizasyon Algoritmaları.	30
1.3.3.1. Genetik Algoritma.....	30
1.3.3.1.1. Genetik Kodlama	31
1.3.3.1.2. Amaç Fonksiyonu.....	31
1.3.3.1.3. Başlangıç Popülasyonu	31
1.3.3.1.4. Yeniden Üreme	31
1.3.3.1.5. Çaprazlama.....	32
1.3.3.1.6. Mutasyon.....	32
1.3.3.2. Isıl İşlem Algoritması.....	32
1.3.3.2.1. Soğutma Stratejisi	34
1.3.3.3. Tabu Araştırma Algoritması.....	35
1.3.3.3.1. Yakınlık Tabanlı Hafıza	36
1.3.3.3.2. Sıklık Tabanlı Hafıza	36
1.3.3.3.3. Aspirasyon Kriteri	37
1.3.3.4. Klonal Seçme Algoritması	37
1.3.3.5. Parçacık Sürüsü Algoritması	40
1.3.3.6. Farksal Gelişim Algoritması	41
1.3.3.6.1 Mutasyon.....	42
1.3.3.6.2. Yeniden Birleştirme ve Çaprazlama	43
1.3.3.6.3. Seçme	43

2. BÖLÜM

YÖNTEM

2.1. Optimizasyon Stratejisi.	45
2.2. Eğitim İmgeleri.....	49
2.2.1 Eğitim Verisi.....	52
2.3. Benek Gürültü Süzgeci 1.	55
2.3.1. İşlem Penceresi ve Bulanık Kenar Sezici.	57

2.3.2. İmge Birleştirme.....	59
2.4. Benek Gürültü Süzgeci 2.	60
2.4.1. İşlem Penceresi ve Bulanık Süzgeç.	61
2.4.2. Kenar Bulma ve Yayma	64
2.4.3. İmge Birleştirme.....	65

3. BÖLÜM

BULGULAR

3.1. Optimizasyon Stratejisi.	67
3.2. Benek Gürültü Süzgeçleri.	77

4. BÖLÜM

TARTIŞMA, SONUÇ VE ÖNERİLER

4. Tartışma,Sonuç ve öneriler	107
KAYNAKÇA	112
ÖZGEÇMİŞ.....	121

TABLOLAR LİSTESİ

Tablo 3.1.	Literatürde bulunan standart test imgelerinden 256×256 piksel boyutlarındaki “ <i>Baboon</i> ” imgesinin 4 farklı oranda benek gürültüsüne maruz kalmış örneklerinin 9 farklı süzgeçten geçirildikten sonra elde edilen düzeltilmiş imgeler ile orijinal gürültüsüz imge arasındaki MSE değerleri.	80
Tablo 3.2.	Literatürde bulunan standart test imgelerinden 256×256 piksel boyutlarındaki “ <i>Blood</i> ” imgesinin 4 farklı oranda benek gürültüsüne maruz kalmış örneklerinin 9 farklı süzgeçten geçirildikten sonra elde edilen düzeltilmiş imgeler ile orijinal gürültüsüz imge arasındaki MSE değerleri.	83
Tablo 3.3.	Literatürde bulunan standart test imgelerinden 256×256 piksel boyutlarındaki “ <i>Boats</i> ” imgesinin 4 farklı oranda benek gürültüsüne maruz kalmış örneklerinin 9 farklı süzgeçten geçirildikten sonra elde edilen düzeltilmiş imgeler ile orijinal gürültüsüz imge arasındaki MSE değerleri.	86
Tablo 3.4.	Literatürde bulunan standart test imgelerinden 256×256 piksel boyutlarındaki “ <i>Bridge</i> ” imgesinin 4 farklı oranda benek gürültüsüne maruz kalmış örneklerinin 9 farklı süzgeçten geçirildikten sonra elde edilen düzeltilmiş imgeler ile orijinal gürültüsüz imge arasındaki MSE değerleri.	89
Tablo 3.5.	Literatürde bulunan standart test imgelerinden 256×256 piksel boyutlarındaki “ <i>Cameraman</i> ” imgesinin 4 farklı oranda benek gürültüsüne maruz kalmış örneklerinin 9 farklı süzgeçten geçirildikten sonra elde edilen düzeltilmiş imgeler ile orijinal gürültüsüz imge arasındaki MSE değerleri.	92
Tablo 3.6.	Literatürde bulunan standart test imgelerinden 256×256 piksel boyutlarındaki “ <i>Goldhill</i> ” imgesinin 4 farklı oranda benek gürültüsüne maruz kalmış örneklerinin 9 farklı süzgeçten geçirildikten sonra elde edilen düzeltilmiş imgeler ile orijinal gürültüsüz imge arasındaki MSE değerleri.	95
Tablo 3.7.	Literatürde bulunan standart test imgelerinden 256×256 piksel boyutlarındaki “ <i>Lena</i> ” imgesinin 4 farklı oranda benek gürültüsüne	

	maruz kalmış örneklerinin 9 farklı süzgeçten geçirildikten sonra elde edilen düzeltilmiş imgeler ile orijinal gürültüsüz imge arasındaki MSE değerleri.	98
Tablo 3.8.	Literatürde bulunan standart test imgelerinden 256×256 piksel boyutlarındaki “Peppers” imgesinin 4 farklı oranda benek gürültüsüne maruz kalmış örneklerinin 9 farklı süzgeçten geçirildikten sonra elde edilen düzeltilmiş imgeler ile orijinal gürültüsüz imge arasındaki MSE değerleri.	101
Tablo 3.9.	Literatürde bulunan “Baboon”, “Blood”, “Boats”, “Bridge”, “Cameraman”, “Goldhill”, “Lena” ve “Peppers” imgelerinin 4 farklı benek gürültülü durumlarına ait 9 adet farklı süzgeç çıkışının aynı gürültü miktarları için ortalama MSE değerleri.	104
Tablo 3.10.	Literatürde bulunan “Baboon”, “Blood”, “Boats”, “Bridge”, “Cameraman”, “Goldhill”, “Lena” ve “Peppers” imgelerine ait 9 adet farklı süzgeç çıkışı için imgelere ait MSE değerlerinin ortalamaları.....	105

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1.1.	İki kurallı, üç girişli temel bir BSA mimarisi [43].....	18
Şekil 1.2.	2.tip aralık genelleştirilmiş çan tipi üyelik fonksiyonu ve belirsizlik bölgesi [44]	20
Şekil 1.3.	Herhangi bir fonksiyona ait yerel ve küresel minimum.....	24
Şekil 2.1.	Bulanık sinir ağlarının eğitiminde kullanılan eğitim imgeleri. a) gürültüsüz giriş imgesi, b) benek gürültülü eğitim imgesi.....	51
Şekil 2.2.	İşlem penceresinde kullanılan çeşitli komşuluk yapıları	52
Şekil 2.3.	Raster tarama ile eğitim verisinin elde edilişi.....	54
Şekil 2.4.	Bulanık sinir ağının kenar sezici olarak kullanılması için eğitim düzeneği	56
Şekil 2.5.	Bulanık kenar seziciye ait eğitim imgeleri a) benek gürültülü eğitim imgesi, b) benek gürültülü eğitim imgesine ait ideal kenar imgesi.....	57
Şekil 2.6.	Bulanık kenar seziciye ait işlem penceresi ve bulanık sinir ağına uygulanışı, a) işlem penceresi, b) bulanık kenar sezici	58
Şekil 2.7.	Bulanık kenar sezici tabanlı benek gürültü süzgeci [39]	60
Şekil 2.8.	Bulanık benek gürültü süzgecine ait eğitim imgeleri a) benek gürültülü eğitim imgesi, b) benek gürültüsü eklenmemiş (ideal gürültü süzgeç çıkışındaki) gürültüsüz eğitim imgesi	61
Şekil 2.9.	Bulanık süzgece ait işlem penceresi ve bulanık sinir ağına uygulanışı, a) işlem penceresi, b) bulanık süzgeç.....	62
Şekil 2.10.	Bulanık sinir ağının, doğrudan gürültü süzgeci olarak kullanımı için eğitim düzeneği	63
Şekil 2.11.	Sobel kenar çıkarıcıya ait olan kenar maskeleri a) satır maskesi, b) sütun maskesi [81]	64
Şekil 2.12.	Bulanık sistem tabanlı benek gürültü süzgeci [40]	66
Şekil 3.1.	Bulanık sinir ağı parametrelerin beş farklı başlangıç noktasından başlanarak Levenberg-Marquardt algoritması ile optimize edilmesi aşamasında oluşan eğitim hatasının, yineleme sayısına göre değişimi. a) 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, b) Tek döngüde, 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim	

hatasının değişimi. c) 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, d) Tek döngüde, 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi 70

Şekil 3.2. Bulanık sinir ağı parametrelerin beş farklı başlangıç noktasından başlanarak Genetik algoritma ile optimize edilmesi aşamasında oluşan eğitim hatasının, yineleme sayısına göre değişimi. a) 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, b) Tek döngüde, 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi. c) 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, d) Tek döngüde, 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi 71

Şekil 3.3. Bulanık sinir ağı parametrelerin beş farklı başlangıç noktasından başlanarak Isıl İşlem algoritması ile optimize edilmesi aşamasında oluşan eğitim hatasının, yineleme sayısına göre değişimi. a) 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, b) Tek döngüde, 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi. c) 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, d) Tek döngüde, 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi 72

Şekil 3.4. Bulanık sinir ağı parametrelerin beş farklı başlangıç noktasından başlanarak Tabu Arama algoritması ile optimize edilmesi aşamasında oluşan eğitim hatasının, yineleme sayısına göre değişimi. a) 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize

edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, b) Tek döngüde, 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi. c) 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, d) Tek döngüde, 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi 73

Şekil 3.5. Bulanık sinir ağı parametrelerin beş farklı başlangıç noktasından başlanarak Klonal Seçme algoritması ile optimize edilmesi aşamasında oluşan eğitim hatasının, yineleme sayısına göre değişimi. a) 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, b) Tek döngüde, 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi. c) 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, d) Tek döngüde, 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi 74

Şekil 3.6. Bulanık sinir ağı parametrelerin beş farklı başlangıç noktasından başlanarak Parçacık Sürüsü algoritması ile optimize edilmesi aşamasında oluşan eğitim hatasının, yineleme sayısına göre değişimi. a) 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, b) Tek döngüde, 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi. c) 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, d) Tek döngüde, 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi 75

- Şekil 3.7. Bulanık sinir ağı parametrelerin beş farklı başlangıç noktasından başlanarak Farksal Gelişim algoritması ile optimize edilmesi aşamasında oluşan eğitim hatasının, yineleme sayısına göre değişimi. a) 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, b) Tek döngüde, 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi. c) 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, d) Tek döngüde, 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi 76
- Şekil 3.8. Standart “Baboon” imgesinin 0.05 varyans değerine sahip benek gürültüsü ile bozulmuş örneğinin süzgeç çıkışları. a) Gürültülü imgenin görünümü, b) Ortalama süzgeç çıkışı, c) Ortanca süzgeç çıkışı, d) Lee MMSE süzgeç çıkışı, e) Lee IS süzgeç çıkışı, f) Frost süzgeç çıkışı, g) Anizotropik süzgeç çıkışı, h) SRAD süzgeç çıkışı, i) Önerilen 1. süzgeç çıkışı, j) Önerilen 2. süzgeç çıkışı. 82
- Şekil 3.9. Standart “Blood” imgesinin 0.05 varyans değerine sahip benek gürültüsü ile bozulmuş örneğinin süzgeç çıkışları. a) Gürültülü imgenin görünümü, b) Ortalama süzgeç çıkışı, c) Ortanca süzgeç çıkışı, d) Lee MMSE süzgeç çıkışı, e) Lee IS süzgeç çıkışı, f) Frost süzgeç çıkışı, g) Anizotropik süzgeç çıkışı, h) SRAD süzgeç çıkışı, i) Önerilen 1. süzgeç çıkışı, j) Önerilen 2. süzgeç çıkışı. 85
- Şekil 3.10. Standart “Boots” imgesinin 0.05 varyans değerine sahip benek gürültüsü ile bozulmuş örneğinin süzgeç çıkışları. a) Gürültülü imgenin görünümü, b) Ortalama süzgeç çıkışı, c) Ortanca süzgeç çıkışı, d) Lee MMSE süzgeç çıkışı, e) Lee IS süzgeç çıkışı, f) Frost süzgeç çıkışı, g) Anizotropik süzgeç çıkışı, h) SRAD süzgeç çıkışı, i) Önerilen 1. süzgeç çıkışı, j) Önerilen 2. süzgeç çıkışı. 88
- Şekil 3.11. Standart “Bridge” imgesinin 0.05 varyans değerine sahip benek gürültüsü ile bozulmuş örneğinin süzgeç çıkışları. a) Gürültülü imgenin görünümü, b) Ortalama süzgeç çıkışı, c) Ortanca süzgeç

- çıkışı, d) Lee MMSE süzgeç çıkışı, e) Lee IS süzgeç çıkışı, f) Frost süzgeç çıkışı, g) Anizotropik süzgeç çıkışı, h) SRAD süzgeç çıkışı, i) Önerilen 1. süzgeç çıkışı, j) Önerilen 2. süzgeç çıkışı. 91
- Şekil 3.12. Standart “Cameraman” imgesinin 0.05 varyans değerine sahip benek gürültüsü ile bozulmuş örneğinin süzgeç çıkışları. a) Gürültülü imgenin görünümü, b) Ortalama süzgeç çıkışı, c) Ortanca süzgeç çıkışı, d) Lee MMSE süzgeç çıkışı, e) Lee IS süzgeç çıkışı, f) Frost süzgeç çıkışı, g) Anizotropik süzgeç çıkışı, h) SRAD süzgeç çıkışı, i) Önerilen 1. süzgeç çıkışı, j) Önerilen 2. süzgeç çıkışı. 94
- Şekil 3.13. Standart “Goldhill” imgesinin 0.05 varyans değerine sahip benek gürültüsü ile bozulmuş örneğinin süzgeç çıkışları. a) Gürültülü imgenin görünümü, b) Ortalama süzgeç çıkışı, c) Ortanca süzgeç çıkışı, d) Lee MMSE süzgeç çıkışı, e) Lee IS süzgeç çıkışı, f) Frost süzgeç çıkışı, g) Anizotropik süzgeç çıkışı, h) SRAD süzgeç çıkışı, i) Önerilen 1. süzgeç çıkışı, j) Önerilen 2. süzgeç çıkışı. 97
- Şekil 3.14. Standart “Lena” imgesinin 0.05 varyans değerine sahip benek gürültüsü ile bozulmuş örneğinin süzgeç çıkışları. a) Gürültülü imgenin görünümü, b) Ortalama süzgeç çıkışı, c) Ortanca süzgeç çıkışı, d) Lee MMSE süzgeç çıkışı, e) Lee IS süzgeç çıkışı, f) Frost süzgeç çıkışı, g) Anizotropik süzgeç çıkışı, h) SRAD süzgeç çıkışı, i) Önerilen 1. süzgeç çıkışı, j) Önerilen 2. süzgeç çıkışı. 100
- Şekil 3.15. Standart “Peppers” imgesinin 0.05 varyans değerine sahip benek gürültüsü ile bozulmuş örneğinin süzgeç çıkışları. a) Gürültülü imgenin görünümü, b) Ortalama süzgeç çıkışı, c) Ortanca süzgeç çıkışı, d) Lee MMSE süzgeç çıkışı, e) Lee IS süzgeç çıkışı, f) Frost süzgeç çıkışı, g) Anizotropik süzgeç çıkışı, h) SRAD süzgeç çıkışı, i) Önerilen 1. süzgeç çıkışı, j) Önerilen 2. süzgeç çıkışı. 103

GİRİŞ

Nesnelere ait imgelerin çeşitli tekniklerle alınması ve kaydedilmesi, önceden olduğu gibi günümüzde de geçerliliğini ve önemini korumaktadır. Gelişen teknoloji ile birlikte imgenin elektronik sistemlerle alınabilir olması birçok kolaylığın yanında bazı güçlükleri de beraberinde getirmiştir. Elektronik sistemler vasıtasıyla alınan bu sayısal imgelerde, tüm önlem ve çabalara rağmen, ortam veya elektronik sistem kaynaklı bir takım bozulmalar ortaya çıkabilmektedir. Bu gibi bozulmalar imge kalitesini bozarak imgede yer alan nesnenin tanımlanmasını güçleştirmektedir. Bu bozulmalar kabaca, imgeye ait detayların bulanıklaşması, gölgelenmesi veya bulaşması ve sistemdeki gürültüden kaynaklı olarak piksel değerlerinin değişmesi sonucu imge üzerinde piksel boyutlarında lekelenmelerin oluşması olarak sıralanabilir.

Gürültünün, imge içerisindeki detaylar bozulmadan giderilmesi, tüm gürültü giderme süzgeçlerinden beklenen en temel özellikler arasındadır. Öte yandan gürültünün türüne göre kullanılan teknikler ve gürültü süzgecinin yapısı da değişiklik göstermektedir. Literatürde, farklı gürültü türleri için geliştirilmiş birçok farklı gürültü süzgeci yer almaktadır. Ancak tüm gürültü süzgeçleri, gürültü giderme aşamasında az veya çok belirli miktarda detayın kaybolmasına sebep olmaktadır. Bu anlamda bir gürültü süzgecinin başarısı, detayları koruyarak olabildiğince yüksek oranda gürültünün giderilmesini sağlamasıyla ölçülebilir.

Gürültü süzgeçlerinden beklenen diğer önemli özellik ise gerçek dünya problemlerine uygulanabilirliğidir. Bir süzgecin, imge detaylarını koruyarak gürültüyü giderme başarımının yüksek olması yanında süzgeçleme hızının da yüksek olması beklenir. Bu sebeple gerekli donanım ve yazılımın optimum hız ve kararlılıkta çalışacak şekilde tasarlanması gerekir. Özellikle hareketli video görüntü sistemlerinde, saniyede onlarca imge alındığı ve yeni sistemlerde olan yüksek çözünürlüklü kameralar düşünüldüğünde, gürültü süzgecinin yüksek hızda çalışmasının ne denli önemli olduğu daha da belirgin

hale gelmektedir. Teknolojik gelişmelerle birlikte işlemci hızlarındaki yükselmenin, beraberinde süzgeçleme hızını da arttırması, asgari düzeyde hesap yükü gerektiren ve optimum yapıda bir süzgeç tasarımı yapılmasının önemini azaltmamaktadır.

Gürültü giderme süzgeçleri için geliştirilen yöntemler düşünüldüğünde bunlar, klasik yöntemler ve esnek hesaplama dayalı yöntemler olarak iki ana guruba ayrılabilir. Klasik yöntemlerde gürültüyü gidermek amacıyla bazen istatistiksel yaklaşım ile imge üzerindeki piksellere ait yerel ortalama veya varyans değerleri, gürültü gidermede bir araç olarak kullanılırken bazen de çeşitli imge dönüştürme teknikleri, gürültü gidermek amacıyla kullanılmaktadır. Bunların dışında, ısı yayılımını temel alan difüzyon tekniği ile özellikle bazı tür gürültülerde oldukça etkili süzgeçler tasarlanmıştır. Literatürde bu ve buna benzer tarzda birçok klasik gürültü giderme yöntemi yer almaktadır.

Diğer bir yöntem olan esnek hesaplama tekniğinde dayalı yöntemlerde ise bir yapay sinir ağı veya bulanık çıkarım sistem parametreleri, esnek hesaplama yöntemine dayalı sistemin ideal gürültü süzgeci çıkışı üretebilmesi amacıyla optimize edilmektedir. Bir yapay sinir ağı veya bulanık çıkarım sistemi, uygun bir biçimde eğitildiği takdirde gürültü süzgeci olarak çalışmaktadır. Eğitim aşamasında, kullanılan eğitim verisinin uygun biçimde oluşturulması ve sistemin ideal süzgeç çıkışı üretebilmesi için sistem parametre değerlerinin en uygun duruma getirilmesi, süzgeç performansını önemli ölçüde etkilemektedir. Bu anlamda, eğitim aşamasında kullanılan optimizasyon algoritmasının, süzgeç performansını doğrudan etkilediği söylenebilmektedir.

Bu tez çalışmasında, bulanık sinir ağı parametrelerinin optimizasyonu için kullanılan optimizasyon algoritmalarının performanslarının artırılması amacıyla kural tabanlı optimizasyon stratejisi sunulmaktadır. Ayrıca, benek gürültüsüne maruz kalmış sayısal imgelerden benek gürültüsünün giderilmesi amacıyla, bulanık sinir ağını temel alan iki farklı benek gürültü süzgeci sunulmaktadır. Geliştirilen ilk benek gürültü süzgecinde kullanılan bulanık sistem 9 girişli 1 çıkışlı ve ikinci benek gürültü süzgecinde yer alan bulanık sistem ise 5 girişli 1 çıkışlı birinci dereceden Sugeno tipi bulanık çıkarım sistemidir. Sunulan her iki süzgeçte de kullanılan bulanık sistemler 10 kurallı olacak şekilde düzenlendiği için optimize edilmesi gereken parametre sayısı fazla olabilmektedir. Giriş üyelik fonksiyonları, genelleştirilmiş çan tipi üyelik fonksiyonu olup bu tip üyelik fonksiyonunda belirlenmesi gereken 3 adet parametre bulunmaktadır.

İlk süzgeçte kullanılan bulanık çıkarım sistemi 9 girişli olduğu için bir kuraldaki toplam giriş üyelik fonksiyonu (*antecedent*) parametre sayısı $3 \times 9 = 27$ olmaktadır. Ayrıca bir kuraldaki çıkış üyelik fonksiyonu (*consequent*) parametre sayısı ise $9 + 1 = 10$ olmaktadır. Bulanık çıkarım sistemi 10 kurallı olduğu için, eğitim aşamasında optimize edilmesi gereken toplam parametre sayısı $(27 + 10) \times 10 = 370$ olmaktadır. Optimize edilmesi gereken parametre sayısının bu denli büyük olması, eğitim aşamasında kullanılacak olan optimizasyon algoritmasının dikkatli bir şekilde belirlenmesini gerektirmektedir. Çünkü parametre sayısının artması araştırma uzayının boyutunu aynı ölçüde arttırmakta, bu ise küresel optimum noktanın bulunmasını önemli ölçüde zorlaştırmaktadır.

Bulanık sistem parametrelerinin optimize edilmesinde, evrime dayalı sezgisel yöntemler arasında yer alan klonal seçme algoritması kullanılmıştır. Sezgisel algoritmaların genel özelliklerini barındıran klonal seçme algoritması, küresel çözümün bulunmasında, türeve dayalı herhangi bir hesaplama tekniği kullanmadığı için bulanık sistem parametrelerinin optimizasyonu gibi çok boyutlu problemlerin çözümünde oldukça hızlı ve başarılı olabilmektedir. Türeve dayalı yöntemlerin, yerel optimumlara takılma ihtimallerinin yanı sıra özellikle çok boyutlu problemlerde yapılması gereken işlem yükünün ve dolayısıyla hesaplama zamanının çok fazla olması, bu yöntemlerin fazlaca tercih edilmemelerine sebep olabilmektedir.

Optimizasyon aşamasında kullanılan eğitim verileri, yapay olarak üretilen ve sonradan üzerine benek gürültüsü eklenen eğitim imgelerine ait gri ton piksel değerlerinden elde edilmektedir. Bulanık sinir ağının süzgeç olarak kullanılması durumunda giriş eğitim verisi, gürültü eklenmiş eğitim imgesinden elde edilirken çıkış eğitim verisi gürültüsüz eğitim imgesinden elde edilmektedir. Sunulan süzgeçler genel anlamda, benek gürültülü imgede belirli konumda bulunan bir işlem penceresinin içerisindeki belirli sayıda piksel değerlerini dikkate alarak bu piksellerin merkezinde bulunan pikselin, olması gereken gürültüsüz değerini hesaplamaktadır. Farklı imgeler üzerinde yapılan kapsamlı deneysel çalışmalar, geliştirilen gürültü süzgecinin, literatürde bulunan birçok yöntemden daha başarılı bir şekilde benek gürültüsünü giderdiğini göstermiştir.

1. BÖLÜM

GENEL BİLGİLER

1.1. İmge İşleme

Fotoğraf ile ilgili ilk çalışmaların ‘Thomas WEDGWOOD’ tarafından yapılmasından bu güne kadar, nesnelere ait imgelerin alınabilmesi her zaman çok faydalı ve gerekli olmuştur. İlk fotoğrafta, gümüş nitrat kaplanmış kâğıt üzerinde, nesnelerden yansıyan ışık ile orantılı olacak şekilde, nesneye ait sadece bir silüet belirirken daha sonraları geliştirilen yeni teknikler sayesinde önceleri gri ton sonraları ise renkli ve başarımı çok daha yüksek fotoğraf ve hareketli görüntü elde etme teknikleri geliştirilmiş ve insanlığın kullanımına sunulmuştur.

Gelişen teknoloji ile birlikte, ‘George SMITH’ ve ‘Willard BOYLE’ tarafından 1969 yılında geliştirilen ‘Şarj Eşleştirmeli Cihaz’ (*Charge Coupled Device - CCD*) sensörü, günümüzde elektronik görüntüleme sistemlerinin kilit elemanı haline gelmiştir. CCD sensöründe bulunan her piksel bölmesinde oluşturulan kapasitif alanda, piksel üzerine düşen ışık şiddeti ile orantılı miktarda bir şarj gerilimi oluşmaktadır. Piksellere ait bu şarj değerleri ölçüldüğünde ise piksellere düşen ışık şiddetleri ölçülmüş olmakta ve dolayısıyla sensör üzerine düşen görüntüden, belirli çözünürlükte iki boyutlu sayısal bir veri elde edilebilmektedir [1,2].

Işık şiddeti ile orantılı olarak elde edilen piksel değeri, sayısal imgelerde çoğunlukla 8 bit veri ile 0-255 arasında olacak şekilde ölçeklenmiştir. Diğer bir deyişle, tamamen karanlık bir ortamı tanımlayan siyaha karşılık gelen piksel değeri 0 iken ortamdaki en yüksek ışık şiddeti miktarını gösteren beyaza karşılık gelen piksel değeri 255 olarak belirlenmiştir. Gri ton sayısal imgelerde bir imge ait sadece bir adet iki boyutlu veri

matrisi bulunurken renkli imgelerde, nesneye ait görüntünün kırmızı-yeşil ve mavi süzgeçlerden geçirilmesi ile elde edilen sayısal değerlere ait üç adet iki boyutlu veri matrisi bulunmaktadır. İmgelere ait bu sayısal veriler uygun elektronik ortamlara kaydedilebilmekte ve daha sonra herhangi bir ekranda görsel olarak sunulabilmektedir. Bir nesneye ait imgenin bu şekilde sayısal bir veriye dönüştürülmesi; imgenin çoğaltılması, çok uzak noktalara çok hızlı bir şekilde gönderilmesi ve farklı formatlara dönüştürülerek saklanması işlemlerinin düşük maliyetlerle ve kolaylıkla yapılabilmesini mümkün hale getirmiştir.

Elektronik görüntüleme sistemlerinin bu üstünlüklerine rağmen, pratik uygulamalarda karşılaşılan bir takım güçlükler sebebiyle, görüntüleme sürecinde imge kalitesi önemli ölçüde etkilenebilmektedir. Bu güçlüklerden bazılarına değinmek gerekirse, ortamda bulunan ışığın yetersiz olması, sensörün gerekli şarj gerilimini ve dolayısıyla nesneye ait imgeyi doğru olarak üretememesine sebep olabilmektedir. CCD sensörde bulunan piksel sayısının fazla olmaması diğer bir deyişle sensör çözünürlüğünün düşük olması, nesneye ait detayların yeteri kadar yakalanamamasına sebep olmaktadır. İmge çözünürlüğü, ara değer doldurma ve benzeri bazı teknikler ile arttırılabilse de bu durum, çoğu zaman imgede bulanıklaşmaya sebep olmaktadır. Öte yandan, elektronik sensör sürücü devresinin yeterince hızlı olmaması durumunda, nesneye ait imge tam olarak oluşturulmadan nesne konum değiştirdiği için alınan imgede bulaşma ve bulanıklaşma gibi etkiler ortaya çıkabilmektedir.

Tüm bu güçlüklerin dışında, elektronik sistemlerde kullanılan elemanlardan veya ortamda bulunan elektromanyetik dalgalardan kaynaklanan elektriksel gürültü de imge üzerinde olumsuz etkiler bırakabilmektedir. Gerçekte elektronik devrelerdeki ani ve parazitik gerilim değişimleri olarak açığa çıkan gürültü, imgeye ait verinin sensörden alınması, taşınması veya saklanması aşamalarında, imge verisini belirli oranlarda etkileyerek bozulmasına sebep olabilmektedir. Gürültüden etkilenmiş olan verinin imgeye dönüştürülmesi durumunda bu etki, imge üzerindeki bazı piksel değerlerinin değişerek imge üzerinde noktasal anlamda kirlenmeler ile imge kalitesinin bozulması olarak açığa çıkmaktadır.

1.1.1. İmge Gürültüsü

Gürültü bileşeni, imgeye, mevcut piksel değerini pozitif veya negatif yönde bir miktar değiştiren toplamsal biçimde etki edebildiği gibi, mevcut piksel değerini ölçekleyecek şekilde çarpımsal biçimde veya her iki türde de etki edebilmektedir. Sayısal imgelerde açığa çıkarak piksel değerlerinin değişmesine yola açan bu gürültü türlerinden en yaygın olanları; dürtü gürültüsü, rasgele değerli dürtü gürültüsü, Gauss gürültüsü ve benek gürültüsü olarak sıralanabilir. Genel anlamda tüm gürültü türleri imgede bulunan piksel değerlerini, daha koyu veya daha açık olacak şekilde değiştirdiği için imge üzerinde piksel boyutunda kirlenmelere yol açmaktadır. Gürültünün piksel değerleri üzerindeki etkisini Eşitlik 1.1'deki gibi ifade etmek mümkündür [3]. Burada x ve y pikselin imge içerisindeki konumunu, I , gürültüsüz imgeyi, J gürültülü imgeyi, G_c , çarpımsal gürültü bileşenini ve G_t ise toplamsal gürültü bileşenini ifade etmektedir.

$$J(x, y) = I(x, y).G_c(x, y) + G_t(x, y) \quad (1.1)$$

Dürtü gürültüsü, veri iletim hattında olabilecek bazı problemler veya analog-dijital dönüştürücü sebebiyle oluşmakta olup imge üzerinde bulunan piksellerin dürtü gürültüsünden etkilenme olasılıkları eşittir. Gri ton değere sahip herhangi bir piksel, dürtü gürültüsüne maruz kaldığında 0 veya 255 değerini almakta sonuçta ise imge üzerinde siyah ve beyaz noktalar oluşmaktadır. Tuz&Biber gürültüsü olarak da bilinen bu gürültü türünde gürültü oranı, imgedeki gürültülü piksellerin toplam piksel sayısına oranı ile belirlenmektedir. Rasgele değerli dürtü gürültüsünde ise gürültülü piksellerin alacağı değerler sadece 0 veya 255 olmayıp bu aralıkta yer alan herhangi bir değer olabilmektedir. Gürültü giderme için kullanılan süzgeçler açısından bakıldığında, dürtü gürültülü piksellerin belirlenmesinin diğerine göre daha kolay olması sebebiyle, rasgele değerli dürtü gürültüsünün giderilmesinin dürtü gürültüne göre daha zor olduğu söylenebilmektedir. Literatürde, dürtü gürültüsünün giderilmesine yönelik olarak, klasik veya esnek hesaplamaya dayalı birçok çalışma mevcuttur [4-12].

Sayısal imgelerde açığa çıkan Gauss gürültüsü, genellikle elektronik görüntüleme sistemlerinde bulunan iletkenlerdeki termal gürültüden kaynaklanmakta olup imge üzerinde bulunan tüm piksel değerlerini belirli oranda değiştiren toplamsal bir gürültü türüdür. Pikseller üzerinde açığa çıkan gürültünün olasılık yoğunluk fonksiyonu, Gauss

eğrisine uyduğu için bu ismi almıştır. Gürültünün imge üzerindeki miktarı belirlenirken gürültüye ait olasılık yoğunluk fonksiyonunun ortalama ve varyans değerleri dikkate alınmaktadır. Varyans değerinin büyümesi, piksel değerlerinin pozitif ve negatif yönde daha fazla değişmesine sebep olurken, gürültünün ortalama değerinin büyümesi ise tüm piksel değerlerinin aynı miktarda artmasına sebep olmaktadır. Gauss gürültüsüne maruz kalmış bir imgede bulunan tüm piksel değerleri belirli miktarda değiştiği için imgenin tamamında çil benzeri lekelenmeler ortaya çıkmaktadır.

Benek gürültüsü çoğunlukla, nesneye ait görüntünün nesne üzerine gönderilen ses veya elektromanyetik dalgaların yansımalarının kullanılmasıyla elde edildiği, görüntüleme tekniklerinde ortaya çıkan bir etkidir ve imge üzerinde piksel boyutlarında bozulmalara yol açmaktadır. Bu görüntüleme tekniklerinin en yaygın olanları arasında yapay açıklıklı radar (*Synthetic Aperture Radar - SAR*), ultrason ve lazer tarama gibi görüntüleme teknikleri yer almaktadır [13]. Bu tekniklerde ortak bir sorun olarak açığa çıkan benek gürültüsü, tüm piksel değerlerini belirli oranda değiştiren çarpımsal bir gürültü türüdür. Bu gürültü türünde, gürültüden etkilenen pikselin orijinal piksel değerinde, gürültü bileşeninin orijinal piksel değeri ile çarpımı kadar ilave değer oluşmaktadır. Gürültü bileşenli ilave değer, orijinal piksel değerinin belirli bir oranı olması sebebiyle, benek gürültüsü, imgeye ait faydalı bilgiyi de ihtiva etmektedir. Bu sebeple benek gürültüsünün giderilmesinde kullanılan süzgecin, mümkün olduğunca imgenin özelliğini bozmaması ve imgeye ait detayları koruması gerekmektedir. Benek gürültüsüne maruz kalmış bir imgede, gürültü bileşeninin varyans değerinin büyük olması, gürültünün imge üzerindeki bozucu etkisinin de o denli büyük olmasına sebep olmaktadır.

Benek gürültüsü ile ilgili olarak günümüze kadar geçen süreçte birçok çalışma yapılmıştır. Bu alanda çalışan öncüler arasında Goodman yer almaktadır. Benek gürültüsünün istatistiksel özelliklerinin tanımlanması üzerine Goodman'ın yaptığı çalışmanın [14] ardından benek gürültüsüne ait genel model Jain [3] tarafından ortaya konmuştur. Benek gürültüsünün giderilmesi için çeşitli araştırmacılar farklı yaklaşımlar kullanılmıştır. Wallis, istatistiksel bir yaklaşım ile yerel ortalama ve varyansı kullanarak imge üzerinde iyileştirme yapmıştır [15]. Daha sonra Lee, Frost ve Kuan gibi bazı araştırmacılar, çarpımsal gürültünün giderilmesinde benzer istatistiksel yaklaşımı kullanmışlardır [16-19]. Bu yaklaşımda imge içerisinde yer alan geçiş bölgeleri, diğer

bir deyişle imgede bulunan nesnelere ait kenarlar, süzgeç penceresi içerisinde kalan piksellerin ortalama ve varyans değerlerine bakılarak belirlenmektedir. Kullanılan bu yöntem, homojen bölgelerde ortalama süzgeç gibi davranırken kenar bölgelerde, detayların kaybolmaması için tüm geçiren süzgeç gibi davranmaktadır.

Lee ve Frost süzgeçlerinin genişletilmiş sürümlerini öneren Lopez ve arkadaşları, iki adet eşik değeri belirleyerek, yerel ortalama ve varyans değerlerine ait oranın alt eşik değerinden küçük olması durumunda ortalama süzgeci, üst eşik değerinden büyük olması durumunda ise tüm geçiren süzgeci kullanmışlardır. İstatistiksel bu oranın iki eşik değeri arasında kalması durumunda ise Lopez ve arkadaşlarının önerdikleri yöntem, klasik Lee ve Frost süzgeçleri gibi davranmaktadır [20,21]. SAR imgelerinde kullanılan Lee sigma süzgecin gelişmiş bir versiyonu ise yine Lee ve arkadaşları tarafından önerilmiştir. Klasik sigma süzgeçte, yerel bölge içerisinde yer alan piksel değerlerinin neredeyse tamamının, bu piksellerin ortalamalarını merkez alan iki sigma değeri aralığında olduğu varsayılırken, önerilen yeni yöntemde piksel seçiminden sonra kalan piksellerin ortalama değerlerinin sabit kalması amacıyla sigma aralığı yeniden hesaplanmaktadır [22-24].

Perona ve Malik tarafından sunulan diğer bir yaklaşımda ise imge iyileştirme için ısı yayılım olgusundan hareketle anizotropik difüzyon (AD) tekniği önerilmiştir [25]. Geliştirilen bu yinelemeli teknikte, gürültülü imgedeki kenarların belirginleşmesi için difüzyon katsayısı, homojen bölgeleri düzleştirecek, kenar bölgeleri ise koruyacak şekilde seçilmekte ve böylelikle gürültü bastırılırken kenarların korunması sağlanmaktadır. Çarpımsal gürültüden ziyade toplamsal gürültüde etkili olması sebebiyle, Yu ve Acton anizotropik difüzyon tekniğini çarpımsal gürültüde etkili olacak şekilde geliştirmiş ve benek gürültüsünün giderilmesi için kullanmışlardır [26]. Benek gürültüsü azaltmada anizotropik difüzyon (*Speckle Reducing Anisotropic Diffusion*, SRAD) adını verdikleri bu yöntemde difüzyon katsayısı, Lee'nin süzgecinde olduğu gibi istatistiksel verilere göre ve her döngüde yeni bir değer hesaplanarak belirlenmektedir. SRAD süzgecin genişletilmiş bir modeli için Krissian ve arkadaşları, akı temelli matris difüzyon yaklaşımını önermişlerdir. Bu yöntemde, çoklu seviye süzgeçleme yapmak amacıyla skaler difüzyon yerine matris difüzyon yaklaşımı kullanılmıştır [27-29].

Son yıllarda ortaya konan bulanık mantık tabanlı benek gürültü giderme yöntemlerinden birisi Puvanathan ve arkadaşları tarafından önerilmiştir. Bu yöntemde, gürültü gidermek amacıyla difüzyon yaklaşımı kullanılarak difüzyon katsayıları 2.tip bulanık çıkarım sistemi ile ayarlanmıştır [30]. Puvanathan ve arkadaşları tarafından önerilen diğer bir yöntemde ise dalgacık katsayıları için esnek bir eşik oluşturmak amacıyla 2.tip bulanık çıkarım sistemi kullanılmıştır [31]. Benek gürültüsü gidermek için önerilen diğer bir yöntem Zhang ve arkadaşları tarafından önerilmiştir. Bu yaklaşımda, maksimum bulanık entropi kavramı kullanılarak normalize edilen imge, bulanık alanda haritalandırılmış ve ardından ince ayar işlemi için bulanık anizotropik difüzyon yaklaşımı kullanılmıştır [32]. Amirmazlaghani ve arkadaşları, SAR imgelerinde görülen benek gürültüsünü azaltmak için çok ölçekli eğri analizini baz alan bir algoritma kullanmışlardır [33]. Hajiaboli çalışmasında, benek gürültüsünü gidermek için anizotropik davranışa sahip, doğrusal olmayan bir difüzyon süzgeç önermiştir [34].

Elamvazuthi ve arkadaşları ise ultrason imgelerindeki benek gürültüsünün giderilmesi amacıyla, Daubechies–Wiener yöntemlerinin kombinasyonu olan karma bir anizotropik difüzyon yaklaşımı önermişlerdir [35]. Huang ve arkadaşları, optik eşevreli tomografi imgelerindeki benek gürültü etkisini bastırmak amacıyla, çoklu spektral girişim verisinden tekli yanal nokta sağlamak için iki boyutlu CCD kamera kullanmışlardır [36]. Chen ve arkadaşları, SAR görülen benek gürültüsünü gidermek için çift taraflı genelleştirilmiş gama dağılım modelini baz alan bir yaklaşım önermişlerdir [37]. Ortiz ve arkadaşları tarafından yapılan çalışmada ise ultrason imgeleri için öne çıkan bazı gürültü giderme yöntemleri sınıflandırılarak performans analizleri yapılmıştır [38]. Benek gürültüsünü gidermeye yönelik olarak esnek hesaplama tekniğinde dayalı yöntemlerde ise bir bulanık çıkarım sistemi veya yapay sinir ağı parametreleri, eğitim aşamasında sistemin istenen çıkışı üretebilmesi amacıyla optimize edilmektedir. Optimum parametre değerleri belirlenen sistem, daha sonra herhangi bir parametre ayarına ihtiyaç duymadan gürültü süzgeci olarak çalışabilmektedir [39,40].

Sayısal imgelerde karşılaşılan benek gürültüsünün giderilmesine yönelik olarak önerilen bulanık sinir ağı tabanlı yöntemler ile karşılaştırılan ve literatürde öne çıkan süzgeçler; Ortalama süzgeci, Ortanca süzgeci [3], Lee Minimum Mean Square Error (Lee MMSE) süzgeci [16], Lee Improved Sigma (Lee IS) Süzgeci [24], Frost süzgeci [17], Anisotropic Diffusion (AD) süzgeci [25] ve Speckle Reducing Anisotropic

Diffusion (SRAD) Süzgeci [26] olup bu süzgeçler ana hatları ile aşağıdaki şekilde tanımlanmaktadır.

1.1.2. Ortalama Süzgeci

Gürültülü imgede, süzgeç penceresi içerisinde yer alan piksel değerlerinin ortalamalarının alınmasıyla düzeltilmiş imgedeki, süzgeç penceresi merkez piksel değerinin elde edildiği ortalama süzgeçleri, basit mekanizmaları ile birçok gürültü türünde etkili olabilen ve en çok bilinen süzgeçler arasında yer almaktadır. Ancak, gürültü oranı yükseldikçe ortalama süzgecinin etkisi önemli ölçüde azalmaktadır. Ayrıca bu süzgeçlerin yapısı gereği imgede bulanıklaşmaya sebep olması, imge içerisinde faydalı bilgiyi içeren kenarların kısmen veya tamamen kaybolmasına yol açmaktadır [41,42]. Süzgeç penceresinin küçük tutulması, bulanıklaşmayı azaltmakta ancak bu durumda süzgecin gürültü giderme başarısı düşmektedir. Süzgeç penceresi büyük tutulduğunda ise gürültü giderme başarısı artmasına karşılık bulanıklaşma etkisi de önemli ölçüde artmaktadır. Bu sebeple pencere büyüklüğü genellikle 3×3 veya 5×5 olarak kullanılmaktadır. Eşitlik 1.2'deki gibi yazılan ortalama süzgecinde, N pencere içerisindeki piksel sayısını, I_n , gürültülü imgeyi, $\hat{I}_p$, ise düzeltilmiş imgeyi ifade edilmektedir.

$$\hat{I}_p = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N I_n \quad (1.2)$$

1.1.3. Ortanca Süzgeci

Ortanca süzgeçleri, süzgeç penceresi içerisinde yer alan piksel değerlerinin, küçükten büyüğe sıralanması ve bu sıralamada orta noktada bulunan piksel değerinin alınması yaklaşımını temel almaktadır. Bu amaçla gürültülü imgede süzgeç penceresi içerisindeki piksel değerlerinin ortanca değeri, düzeltilmiş imge için süzgeç penceresinde merkez piksel değeri olarak atanmaktadır. Ortanca süzgeç, daha çok düşük oranlı dürtü gürültüsünde etkili olmakta, ancak gürültü oranı yükseldiğinde, gürültü giderme etkisi

iyice azalmaktadır. Ortanca süzgecin bulanıklaştırma etkisinin olmaması, ortalama süzgece göre üstünlüğü olarak kabul edilirken en belirgin dezavantajı ise imge içerisinde var olan çizgi şeklindeki ince keskin kenarların, süzgeçleme işleminden sonra kaybolması olarak söylenebilir. Süzgeç penceresi boyutları, genellikle ortalama süzgeçteki gibi alınmakla beraber pencere boyutunun büyümesi imge içerisindeki daha fazla detayın kaybolması anlamına gelmektedir.

1.1.4. Lee MMSE Süzgeci

Bu süzgeç yönteminde, SAR imgelerinde açığa çıkan benek gürültüsünün giderilmesi amacıyla, yerel istatistiksel veriler ile minimum karesel ortalama hata yaklaşımı ele alınmıştır [16]. Süzgeç çıkışında elde edilen düzeltilmiş imge, Eşitlik 1.3 ve 1.4'deki ifadeler aracılığıyla elde edilmektedir.

$$\hat{I}_p = I_m + \omega(I_p - I_m) \quad (1.3)$$

$$\omega = 1 - (C_I / C_W)^2 \quad (1.4)$$

Burada $\hat{I}_p$, düzeltilmiş imgede süzgeç penceresinin merkezinde yer alan piksel değeri, I_p , gürültülü imgede süzgeç penceresinin merkez piksel değeri I_m , gürültülü imgede süzgeç penceresi içerisinde yer alan piksel değerlerinin ortalaması, ω ise Eşitlik 2'ye göre hesaplanan ağırlıklandırma katsayısıdır. Burada C_I , yapay açıklıklı radar (*Sythetic Aperture Radar, SAR*) imgeleme sistemlerindeki eşdeğer görüş sayısı ile orantılı olup, gürültülü imge içerisindeki homojen alanlarda yer alan piksel değerlerinin standart sapmalarının ortalamalarına bölünmesiyle hesaplanmaktadır. C_W ise gürültülü imgede süzgeç penceresi içerisinde yer alan piksel değerlerinin standart sapmalarının ortalamalarına bölünmesiyle elde edilmektedir. İmge içerisindeki homojen alanlarda ω , sıfıra yaklaştığı için Lee MMSE süzgeci ortalama süzgeç gibi davranmaktadır. İmge içerisindeki kenar bölgeler gibi homojen olmayan bölgelerde ise ω , 1'e yaklaştığı için Lee MMSE süzgeci tüm geçiren süzgeç gibi davranmakta böylelikle imge içerisindeki detayları içeren kenarlar korunmuş olmaktadır.

1.1.5. Lee IS Süzgeci

Lee ve arkadaşları tarafından önerilen bu süzgeçte kendileri tarafından daha önce önerilmiş olan temel sigma süzgecindeki eksiklikler [22,23], yine kendileri tarafından daha önce önerilmiş diğer bir süzgeç olan Lee MMSE süzgecindeki yaklaşım kullanılarak giderilmeye çalışılmıştır [24]. Temel sigma süzgecinde, imge üzerinde homojen bir bölgede yer alan neredeyse tüm piksel değerlerinin, bu piksellerin ortalama değerlerini merkez alan iki-sigma aralığında olduğu kabul edilmektedir. Lee ISF süzgeçte ise iki-sigma aralığı, piksel seçiminden sonra ortalama değerin sabit kalması amacıyla yeniden ayarlanmakta ve ardından yeni varyans ve ortalama değeri hesaplanmaktadır. Bu amaçla gürültülü imgede, 3×3 boyutlu süzgeç penceresinin merkez piksel değeri, yeni sigma aralığı için Lee MMSE süzgeci ile belirlenmekte, ardından 9×9 boyutlu süzgeç penceresinde yeni sigma aralığında kalan pikseller belirlenerek bunlar için yeni varyans ve ortalama değerleri hesaplanmaktadır. Son aşamada, düzeltilmiş imge için süzgeç penceresi merkez piksel değeri Lee MMSE süzgeci ile belirlenmektedir.

1.1.6. Frost Süzgeci

Bu süzgeç yapısında, benek gürültüsünün piksel değerleri üzerinde pozitif veya negatif yönde yaptığı bozulmaları yumuşatmak amacıyla, yerel piksel istatistikî değerlerine göre oluşturulan bir konvolüsyon çekirdeği kullanılmaktadır[17]. Süzgeç çıkışındaki düzeltilmiş imge Eşitlik 1.5 ve Eşitlik 1.6 ile elde edilmektedir.

$$\hat{I}_p = \frac{\sum_{n \in W_p} \varepsilon_n I_n}{\sum_{n \in W_p} \varepsilon_n} \quad (1.5)$$

$$\varepsilon_n = \exp(-DC_W^2 d_n) \quad (1.6)$$

Bu ifadede C_W , Lee MMSE süzgecinde olduğu gibi elde edilirken, I_n , süzgeç penceresi içerisinde yer alan n 'inci piksel değeri, D , sönüm faktörü ve d_n ise süzgeç penceresi içerisinde merkez piksel ile diğer pikseller arasındaki mesafe olarak tanımlanmaktadır.

Eşitlik 4'deki sönüm faktörü değeri, $D \cdot C_W$ çarpımını, homojen bölgelerde sıfıra yaklaştıracak, geçiş bölgeleri olan kenar bölgelerinde ise sıfırdan uzaklaştıracak şekilde belirlenmektedir. Süzgeç, kenar içermeyen homojen bölgelerde ortalama değer alarak merkez piksel değerini hesaplamakta böylelikle gürültü bileşeni yumuşatılmış olmaktadır. Kenar bölgelerde ise $D \cdot C_W$ çarpımı artacağı için ortalama değer alınmamakta böylelikle imge içerisindeki kenarlar korunmuş olmaktadır.

1.1.7. AD Süzgeci

Perona ve Malik tarafından önerilen bu süzgeçte, imge üzerinde oluşan gürültü kaynaklı lekelenmeleri gidermek için ısı yayılım olgusundan hareketle difüzyon tekniği kullanılmıştır [25]. Ancak, difüzyonun tüm yönlerde aynı oranda gerçekleştirilmemesi ve kenar bölgeleri korumak amacıyla bu bölgelerde eğim bilgisine göre sınırlandırılması sebebiyle bu teknik an-izotropik difüzyon süzgeç olarak adlandırılmıştır. Bu teknikte, difüzyon katsayısı, kenar bölgelerde küçük bir değer aldığı için an-izotropik difüzyon süzgeci, tüm geçiren süzgeç gibi davranmakta böylelikle imge içerisinde bulunan kenarlar, süzgeçleme işleminden fazlaca etkilenmeden korunmuş olmaktadır. Diğer bölgelerde ise difüzyon katsayısı büyük bir değer almakta bunun sonucunda an-izotropik difüzyon süzgeci, Gauss süzgeci gibi davranmakta ve böylelikle bu bölgelerde gürültü bastırılmış olmaktadır. Perona ve Malik tarafından önerilen an-izotropik difüzyon süzgeci Eşitlik 1.7 ve Eşitlik 1.8 ile tanımlanmaktadır.

$$\begin{cases} \partial I / \partial t = \text{divergans} [c(|\nabla I|) \cdot \nabla I] \\ I(t=0) = I_0 \end{cases} \quad (1.7)$$

$$c(a) = \frac{1}{(1 + a/\kappa)^2} \quad \text{veya} \quad c(a) = e^{[-(a/\kappa)^2]} \quad (1.8)$$

Burada, ∇ , gradient operatörünü, $c(a)$, difüzyon katsayısını, I_0 , gürültülü imgenin başlangıç halini, I ise düzeltilmiş çıkış imgesini ifade etmektedir.

1.1.8. SRAD Süzgeci

Yu ve Acton tarafından, an-izotropik difüzyon süzgecinin benek gürültüsündeki başarısını artırmak için geliştirilen bu teknikte, difüzyon katsayısı, süzgeçleme işleminin her döngüsünde, Lee MMSE süzgecindeki teknik kullanılarak mevcut eğim ve istatistiki değerlere göre yeniden belirlenmektedir [26]. SRAD adı verilen bu süzgeç, Eşitlik 1.9-1.12 ile tanımlanmaktadır.

$$\begin{cases} \partial I(x, y; t) / \partial t = \text{diverjans}[c(q)\nabla I(x, y; t)] \\ I(x, y; 0) = I_0(x, y) \end{cases} \quad (1.9)$$

$$c(q) = 1 / (1 + [q^2(x, y; t) - q_0^2(t)] / [q_0^2(t)(1 + q_0^2(t))]) \quad (1.10)$$

$$q_0^2 = \frac{\text{varyans}[i(t)]}{i_m(t)^2} \quad (1.11)$$

$$q(x, y; t) = \sqrt{\frac{(1/2)(|\nabla I|/I)^2 - (1/16)(\nabla^2 I/I)^2}{[1 + (1/4)(\nabla^2 I/I)]^2}} \quad (1.12)$$

Burada, $I_0(x, y)$, gürültülü başlangıç giriş imgesini, $I(x, y; t)$, düzeltilmiş çıkış imgesini, $c(q)$, difüzyon katsayısını ifade etmektedir. Anlık varyasyon katsayısı olarak adlandırılan $q(x, y; t)$ ifadesi, SRAD süzgeçte kenar sezme operatörü olarak çalışmakta ve kenar bölgelerde büyük değer üretirken homojen alanlarda ise daha küçük değer üretmektedir. Lee süzgecindeki C_l gibi hesaplanan $q_0(t)$ değeri benek ölçekleme fonksiyonu olarak adlandırılmakta ve düzleştirme miktarını kontrol etmektedir. Burada, varyans $[i(t)]$ ve $i_m(t)$, homojen bölgelere ait t 'inci döngüdeki sırasıyla varyans ve ortalama değerleridir.

1.2. Bulanık Sistemler

Lütfi A. ZADEH tarafından ortaya konan bulanık mantık kavramı, önceleri kontrol alanından çok, kesin küme üyeliği yerine kısmi küme üyeliği yaklaşımı ile veri işlemede alternatif bir yöntem olarak kullanılmıştır [43]. Küme teorisi üzerine yapılan bu yeni yaklaşım, 1970'lere kadar o zamanlardaki bilgisayarların kapasitelerinin yetersizliği sebebiyle kontrol sistemlerine uygulanamamıştır. ZADEH, kesin ve nümerik değerler olmaksızın insanların, birçok karmaşık duruma uyum sağlayarak mantıklı sonuçlar üretebildiğini görmüştür. Bu yaklaşım, geri-beslemeli bir kontrolöre uyarlandığında, girişlerin gürültülü ve belirsiz olması durumunda bile sistemin gerçek dünya problemleriyle başa çıkmasını kolaylaştırmaktadır. Temelde bulanık mantık, klasik doğru veya yanlış değerlendirmelerinin arasında değer veren çok seviyeli bir mantık olarak tanımlanabilir. Bu mantık ile *oldukça uzun* veya *çok hızlı* gibi kavramlar matematiksel olarak formüle edilerek bilgisayar tarafından işlenebilir bir hale getirilmiştir. Böylelikle, insana özgü düşünme tarzı bilgisayar programlarına uygulanarak kullanılabilir hale gelmiştir.

Bulanık mantık kavramının gelişim süreci üç aşamalı olarak düşünüldüğünde, 1965-1973 yılları arasında olan ilk aşamada, bulanıklaştırma, küme genelleştirilmesi ve belirli aralıkta değer veren üyelik fonksiyonu kavramları üzerinde çalışmalar yapılmıştır. Çoğunlukla temel konu ve uygulamalar ele alınırken doğadaki küme kuramı ve mantıksal çıkarım konuları göz ardı edilmiştir. 1973-1999 yılları arasındaki ikinci aşamada ise dilsel değişkenler ve bulanık eğer-ise kavramları üzerinde çalışmalar yoğunlaşmıştır. Günümüzde ise neredeyse tüm bulanık mantık ve bulanık set uygulamalarında bu kavramlar kullanılmaktadır.

Bulanık mantık terimi ilk kez 1974 yılında kullanılmıştır ve günümüzde bu terim, dar anlamda, çok değerli mantığın genelleştirildiği mantıksal sistemlerde ve geniş anlamda ise bulanık küme teorisi, olasılık teorisi, bulanık *eğer-ise* kuralları hesaplanması, bulanık aritmetik, bulanık niceleme ve ilişkili alanlarda kullanılmaktadır. Bulanık mantık ile ilgili bekli de en çarpıcı gelişme, ikinci evrede yükselen bulanık kontrol ve bulanık mantık uygulamalarının artmasıdır. Bulanık mantık ilişkili temeller ve

uygulanmalı teoriler üzerine diğer bazı önemli gelişmeler arasında olasılık teorisinin orijini ve olasılıksal mantık, bilgi temsili, karar analizi, küme analizi, örüntü tanıma, bulanık aritmetik, bulanık mantıksal programlama, bulanık topoloji ve bulanık matematik sayılabilir.

1980'lerin başlarında UC Berkeley'de (*Berkeley Initiative in Soft Computing - BISC*) ile esnek hesaplama kavramı ortaya çıkmıştır. Temelde esnek hesaplama, akıllı sistemlerin tasarımı ve kullanımı için toplu bir temel sağlayan yöntemlerin birleşimidir. Bu birleşmeyi oluşturan belli başlı kavramlar, bulanık mantık, sinirsel hesaplama, evrimsel hesaplama, olasılıksal hesaplama, kaotik hesaplama, set teorisi ve makine öğrenmesi olarak sıralanabilir. Esnek hesaplama'daki temel ilke, mevcut yöntemlerin yalnız kullanılmaları yerine çeşitli kombinasyonlarda birleştirilerek daha iyi sonuçların elde edilmesidir. Bu birleşme ile elde edilen bulanık-sinir ağları geniş bir alanda daha etkin sonuçlar için kullanılmaktadır. Diğer bir yaygın birleşik kullanım olan bulanık-sinir-genetik sistemler, teorik ve uygulama alanlarında alternatif bir esnek hesaplama tekniği olarak öne çıkmaktadır.

Bulanık mantığın evriminde, 1990'ların sonlarından itibaren başlayan üçüncü aşamadaki önemli gelişmelerden bazıları, sözcüklerle hesaplama ve hesapsal algılama teorisi olarak gösterilebilir. Sözcük ve algı ile yapılan hesaplamanın gelişimi, bulanık mantığın önceki aşamalarını ve bulanık mantık üzerine yapılan bilimsel teorileri bir araya getirmiştir. Sözcükler ile yapılan hesaplamada “kesinleştirilmiş doğal dil” kavramı anahtar rol oynamaktadır. Bu beklide gelecekte arama motorları ve soru-cevap sistemleri ile ilgili olarak internette uygulama alanı bulacaktır. Ancak bulanık mantık kavramı, bilimsel teorilerin dayandığı klasik iki değerli mantığın terk edilmesinin çok zor olması sebebiyle, geçmişte olduğu gibi günümüzde de bazı çevrelerde şüphe ile karşılanmakta ve bazı tartışmalara sebep olabilmektedir [43].

1.2.1. 1.Tip Bulanık Sinir Ağları

Bulanık sinir ağı, uyarlanabilir bulanık sinir ağı mimarisine göre geliştirilen ve yapay sinir ağlarının öğrenme yeteneği ile bulanık mantık sistemlerin belirsizliği modelleme özelliklerini bir arada bulunduran bir bulanık çıkarım sistemidir. Bulanık sinir ağında

yapay sinir ağı ve bulanık mantık sistemlerinin üstün yönlerini tek modelde bir araya getirilmiştir. Hızlı ve doğru öğrenmenin yanı sıra hem veri hem de uzman bilgisini bir arada kullanabilme ve iyi genelleme yeteneği gibi özellikler sebebiyle bulanık sinir ağları son yıllarda oldukça popüler hale gelmiştir. Tipik bulanık sinir ağı mimarisi Şekil 1.1'de görülmektedir. Bu şekilde daire biçimindeki düğümler durgun düğümleri, kare şeklindeki düğümler ise uyarlanabilir düğümleri ifade etmektedir.

x, y ve z gibi üç girişe ve F gibi bir çıkışına sahip, iki kurallı 1.tip bir bulanık sisteme ait “eğer–ise” kuralları aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$\begin{aligned} \text{Kural 1: } & \text{Eğer } x \in A_{11} \text{ ve } y \in B_{12} \text{ ve } z \in C_{13} \text{ ise } f_1 = x.p_{11} + y.q_{12} + z.r_{13} + s_{14} \\ \text{Kural 2: } & \text{Eğer } x \in A_{21} \text{ ve } y \in B_{22} \text{ ve } z \in C_{23} \text{ ise } f_2 = x.p_{21} + y.q_{22} + z.r_{23} + s_{24} \end{aligned} \quad (1.13)$$

Burada A, B ve C bulanık kümelerini, p, q, r ve s ise doğrusal çıkış üyelik fonksiyonu parametrelerini ifade etmektedir. Şekil 1.1’de görüldüğü gibi bulanık sinir ağı beş katmandan oluşmaktadır [44].

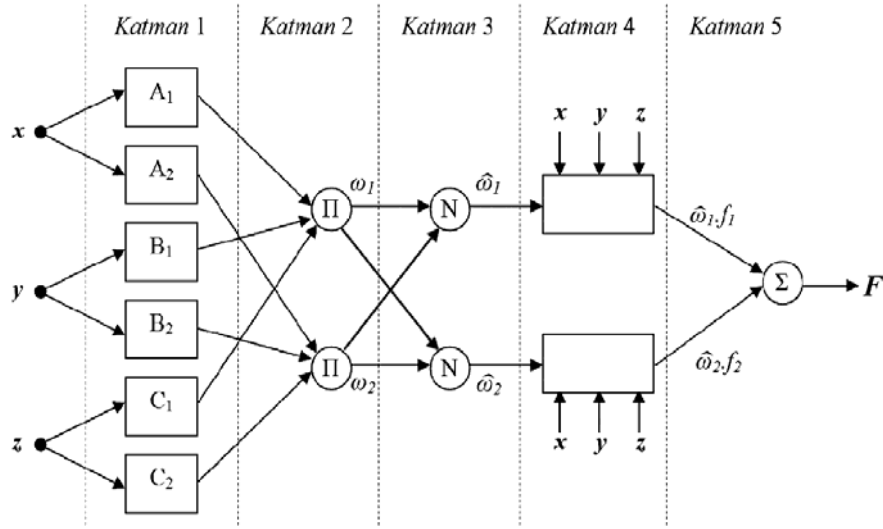
1. katmandaki her bir düğümde, aşağıdaki işlem gerçekleştirilerek her bir girişin üyelik değerleri hesaplanmaktadır.

$$\begin{cases} \mu_{A_i}(x) \\ \mu_{B_i}(y) \\ \mu_{C_i}(z) \end{cases} \quad i = 1, 2 \quad (1.14)$$

Burada $\mu_{A_i}(x)$, $\mu_{B_i}(y)$ ve $\mu_{C_i}(z)$ üyelik fonksiyonlarını, i ise giriş başına atanan üyelik fonksiyonu sayısını temsil etmektedir. Parametre değerlerinin uygun seçilmesiyle diğer birçok üyelik fonksiyonuna uyarlanabildiği için giriş üyelik fonksiyonu olarak çoğunlukla genelleştirilmiş çan tipi üyelik fonksiyonu tercih edilmekte olup aşağıdaki şekilde tanımlanmaktadır.

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{w} \right|^{2s}} \quad (1.15)$$

Burada w , s ve c , bulanık kümeleri ifade eden giriş üyelik fonksiyonlarının, biçimlerinin değiştirilmesini sağlayan giriş (*antecedent*) parametrelerdir. Bu parametrelerden w , üyelik fonksiyonunun genişliğini, s , eğimini ve c ise merkezini belirlemektedir. p , q , r ve s ise çıkış üyelik fonksiyonlarını biçimlendiren çıkış (*consequent*) parametrelerdir.



Şekil 1.1. İki kurallı, üç girişli temel bir BSA mimarisi [44].

2. katmandaki her bir düğümde, AND operatörünün bulanık mantıktaki karşılıklarından birisi olan cebirsel çarpma işlemi vasıtasıyla girişlere ait ağırlık değerleri hesaplanır. Burada k , kural sayısını göstermektedir.

$$\omega_k = \mu_{A_i}(x) \cdot \mu_{B_i}(y) \cdot \mu_{C_i}(z) \quad i=1,2 \quad k=1,2 \quad (1.16)$$

3. katmanda, k . kuralın ağırlığının, tüm kuralların toplam ağırlığına oranını hesaplanarak, mevcut ağırlığın $\hat{\omega}_k$ normalize değeri bulunmaktadır.

$$\hat{\omega}_k = \frac{\omega_k}{\omega_1 + \omega_2} \quad k=1,2 \quad (1.17)$$

4. katmanda, her bir kurala ait normalize ağırlık değeri o kuralın doğrusal çıkış üyelik fonksiyonu değeri ile çarpılmaktadır.

$$\hat{\omega}_k \cdot f_k = \hat{\omega}_k \cdot (x \cdot p_k + y \cdot q_k + z \cdot r_k + s_k), \quad k=1,2 \quad (1.18)$$

Son katmanda bulunan tek düğümde, 4. katmanda elde edilen kural sayısı kadar değerin toplamı, ağırlıklar toplamına bölünerek bulanık sinir ağına ait nihai çıkış elde edilmektedir.

$$F = \sum_{k=1}^2 \hat{\omega}_k \cdot f_k = \frac{\hat{\omega}_1 \cdot f_1 + \hat{\omega}_2 \cdot f_2}{\hat{\omega}_1 + \hat{\omega}_2} \quad (1.19)$$

Bulanık sinir ağında, giriş (*antecedent*) ve çıkış (*consequent*) üyelik fonksiyonu parametreleri olmak üzere iki ayarlanabilir parametre kümesi bulunmaktadır. Eğitim süresince 1. katmandaki üyelik fonksiyonu parametreleri ve 4. katmandaki sonuç parametreleri, bulanık sinir ağı istenilen cevabı üretinceye dek ayarlanır.

1.2.2. 2.Tip Bulanık Sinir Ağları

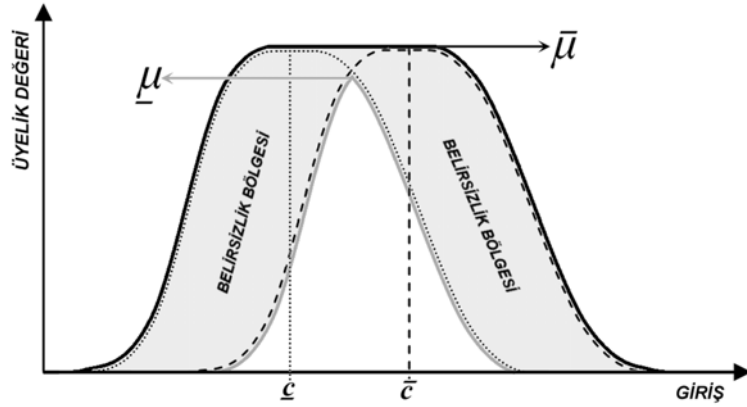
2.tip aralık bulanık sinir ağlarının, 1.tip bulanık sinir ağlarından en belirgin farkı, herhangi bir giriş için, merkezi, belirsizliğin alt ve üst sınırını gösteren ve $c \in [\underline{c}, \bar{c}]$ aralığında kaymış bir üyelik fonksiyonuna sahip olmasıdır. Diğer bir deyişle 2. tip sistemlerin üyelik fonksiyonları da bulanıktır ve bu sebeple 2.tip sistemlerde bir üyelik fonksiyonlarında bulunan ayarlanabilir parametre sayısı, 1.tip sistemlerde aynı tip üyelik fonksiyonunda bulunan parametre sayısından bir fazladır. Örneğin, 1.tip sistemlerde bulunan genelleştirilmiş çan tipi üyelik fonksiyonunda ayarlanabilir 3 adet parametre bulunurken, 2.tip sistemlerde 4 adet parametre bulunmaktadır.

2.tip aralık bulanık sinir ağlarında, her hangi bir üyelik fonksiyonu tipi için belirsizliğin alt ve üst sınırı olması sebebiyle bir girişe karşılık 2 adet üyelik değeri elde edilmektedir.

$$\mu(x) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x - c}{w} \right|^{2s}} \quad c \in [\underline{c}, \bar{c}] \quad (1.20)$$

Şekil 1.2'de 2.tip aralık genelleştirilmiş çan tipi üyelik fonksiyonu ve buna ait belirsizlik bölgesi (*FOU* - *footprint of uncertainty*) görülmektedir. $\underline{\mu}$ ve $\bar{\mu}$ aralık üyelik

fonksiyonları, bir üyelik fonksiyonunun merkezi, belirli miktarda kaydırıldıktan sonra ortaya çıkan izin alt ve üst zarfı şeklinde olmaktadır ve belirsizlik bölgesinin sınırları bu alt ve üst üyelik fonksiyonları ile karakterize edilmektedir. Matematiksel olarak alt ve üst üyelik fonksiyonlarının sınırları aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır [45].



Şekil 1.2. 2.tip aralık genelleştirilmiş çan tipi üyelik fonksiyonu ve belirsizlik bölgesi [45].

$$\underline{\mu}(x) = \begin{cases} \frac{1}{1 + \left| \frac{x - \underline{c}}{w} \right|^{2s}} & x > \frac{\underline{c} + \bar{c}}{2} \\ \frac{1}{1 + \left| \frac{x - \bar{c}}{w} \right|^{2s}} & x \leq \frac{\underline{c} + \bar{c}}{2} \end{cases} \quad \bar{\mu}(x) = \begin{cases} \frac{1}{1 + \left| \frac{x - \underline{c}}{w} \right|^{2s}} & x < \underline{c} \\ 1 & \underline{c} \leq x \leq \bar{c} \\ \frac{1}{1 + \left| \frac{x - \bar{c}}{w} \right|^{2s}} & x > \bar{c} \end{cases} \quad (1.21)$$

$\bar{\mu}$ ve $\underline{\mu}$, 2.tip aralık üyelik fonksiyonu olan μ 'nün alt ve üst üyelik fonksiyonlarıdır.

x , y ve z gibi üç girişe ve F çıkışına sahip olan bir 2.tip aralık bulanık sisteme ait olan “eğer-ise” kuralları aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$\begin{aligned} \text{Kural 1:} \quad & \text{Eğer } x \in A_{11} \text{ ve } y \in B_{12} \text{ ve } z \in C_{13} \quad \text{ise } f_1 = x.p_{11} + y.q_{12} + z.r_{13} + s_{14} \\ \text{Kural 2:} \quad & \text{Eğer } x \in A_{21} \text{ ve } y \in B_{22} \text{ ve } z \in C_{23} \quad \text{ise } f_2 = x.p_{21} + y.q_{22} + z.r_{23} + s_{24} \\ & \vdots \qquad \qquad \qquad \vdots \qquad \qquad \qquad \vdots \end{aligned} \quad (1.22)$$

Girişinde genelleştirilmiş çan tipi üyelik fonksiyonu bulunan ve 3 girişe sahip bir 2.tip aralık bulanık sinir ağına ait giriş (*antecedent*) parametreleri $w_{k1}, s_{k1}, \underline{c}_{k1}, \bar{c}_{k1}$, $w_{k2}, s_{k2}, \underline{c}_{k2}, \bar{c}_{k2}$, $w_{k3}, s_{k3}, \underline{c}_{k3}, \bar{c}_{k3}$ olarak tanımlanırken çıkış (*consequent*) parametreleri p_{k1}, q_{k1}, r_{k1} ve s_{k1} olmaktadır.

Nihai çıkışın hesaplanmasında kullanılan f_k doğrusal çıkış üyelik fonksiyonları, 1.tip sistemlerde olduğu gibi hesaplanırken ω_k ağırlık değerleri $\bar{\mu}$ ve $\underline{\mu}$ üyelik değerleri kullanılarak Eşitlik 1.23'deki gibi elde edilmektedir.

$$\bar{\omega}_k = \bar{\mu}_{k1} \cdot \bar{\mu}_{k2} \cdot \bar{\mu}_{k3} \quad \text{ve} \quad \underline{\omega}_k = \underline{\mu}_{k1} \cdot \underline{\mu}_{k2} \cdot \underline{\mu}_{k3} \quad (1.23)$$

Yapılan işlemler sonucunda herhangi bir giriş seti için kural sayısı kadar ve $\bar{\omega}$, $\underline{\omega}$ ve f değeri elde edilmektedir.

$$\bar{\omega}_1 \underline{\omega}_1 f_1, \bar{\omega}_2 \underline{\omega}_2 f_2, \bar{\omega}_3 \underline{\omega}_3 f_3 \cdots \bar{\omega}_k \underline{\omega}_k f_k \quad (1.24)$$

2.tip aralık bulanık çıkarım sistemi, her giriş seti için 2 adet çıkış değeri üretmektedir. Bu değerler elde edilirken, Karnik ve Mendel tarafından önerilen yinelemeli yaklaşım kullanılmaktadır. Bu yinelemeli yaklaşımda, minimum ve maksimum F nihai çıkış değerlerinin (ağırlık merkezlerinin) bulunmasını sağlamak için f_k değerlerine karşılık uygun $\bar{\omega}_k$ veya $\underline{\omega}_k$ değeri seçilmektedir. Nihai F çıkışı $[\underline{F}, \bar{F}]$ aralığında yer alan bir aralık küme olmaktadır.

Bu yinelemeli yaklaşım ana hatları ile şu şekilde açıklanabilir. f_k değerleri, x eksenine üzerine yerleştirildiğinde her f_k değerlerine karşılık y ekseninde iki adet ω_k ($\bar{\omega}_k$ ve $\underline{\omega}_k$) değeri bulunmaktadır. Bu yinelemeli yöntemde maksimum ve minimum ağırlık merkezlerinin bulunması amacıyla tüm olasılıklar değerlendirilirken, ilk (en küçük) f_k değeri için $\underline{\omega}$, sonrakiler için $\bar{\omega}$ ağırlıkları kullanılır. Sonraki adımda ilk 2 adet f_k değeri için $\underline{\omega}$, sonrakiler için $\bar{\omega}$ ağırlıkları, daha sonraki adımda ilk 3 adet f_k değeri için $\underline{\omega}$, sonrakiler için $\bar{\omega}$ ağırlıkları kullanılır. Bu şekilde son kurala kadar devam edilerek tüm olasılıklar değerlendirilmekte ve bu hesaplamalar neticesinde bulunan değerler içinden en büyük olanı, ele alınan bir giriş seti için (x, y, z) maksimum F değeri olarak alınmaktadır.

Benzer şekilde minimum F değerleri bulunurken, ilk (en küçük) f_k değeri için $\bar{\omega}$, sonrakiler için $\underline{\omega}$ ağırlıkları kullanılıp sonraki adımda ilk 2 adet f_k değeri için $\bar{\omega}$, sonrakiler için $\underline{\omega}$ ağırlıkları, daha sonraki adımda ilk 3 adet f_k değeri için $\bar{\omega}$, sonrakiler için $\underline{\omega}$ ağırlıkları kullanılır. Bu şekilde son kurala kadar devam edilerek tüm olasılıklar değerlendirildiğinde minimum F değerleri bulunmaktadır. Her bir ağırlık merkezi hesaplamasında 1.tip sistemlerde olduğu gibi Eşitlik 25'deki formül kullanılmaktadır.

$$F_{(\min, \max)} = \frac{\sum_{k=1}^N \omega_k f_k}{\sum_{k=1}^N \omega_k} \quad (1.25)$$

1.3. Optimizasyon

Bir problemin çözümü söz konusu olduğunda, istenilen sonuçlara ulaşmak için çoğunlukla, birçok farklı etken arasında bir seçim yapma zorunluluğu ortaya çıkmaktadır. Optimizasyon ise bu seçimin yapılmasında en iyi yolun belirlenmesi süreci olarak tanımlanabilir. Burada bahsedilen *farklı etken* kavramı, birçok farklı olası çözümler anlamına gelirken, *istenilen sonuçlara ulaşılması* kavramı ise en iyi çözümün nasıl bulunacağı konusunda, amaç fonksiyonuna uygun olarak aramanın nasıl yapılacağı anlamına gelmektedir [46]. Bu nedenle bir optimizasyon probleminde, çözüm kalitesi esas alınarak farklı aday çözümler karşılaştırılır ve aralarından en uygun olanı seçilerek optimum çözüm bulunmaya çalışılır.

Büyük arama uzayları sebebiyle birçok optimizasyon problemi için makul bir zamanda uygun bir çözüm bulmak genellikle oldukça zor olabilmektedir. Pratik uygulamalarda ise kabul edilebilir bir hesaplama zamanı içinde arama uzayında bulunan her noktanın araştırılarak en uygun çözümün bulunabilmesi imkansız olduğu için, böyle gerçek zamanlı optimizasyon problemlerinin çözülmesi çok zordur. Küçük ölçekli problemlerde ise, arama uzayındaki her noktanın araştırılması ile (her ne kadar pratikte mümkün olmasa da) en uygun çözüm bulmak mümkün olabilir. Öte yandan çok boyutlu zor problemler için optimum çözümün bulunması ya çok zordur ya da kabul edilebilir bir hesaplama zamanı içinde en iyi çözümü bulmak veya yakınsamayı garanti etmek

imkânsızdır. Birçok gerçek zamanlı optimizasyon problemlerinde karşılaşılan diğer bir güçlük ise bu tip problemlerin *ayrık* ve *gürültülü* olabilmeleridir.

Küresel optimum çözümünün bulunması için gerçek zamanlı ve karmaşık bir optimizasyon probleminde klasik arama teknikleri bazen yetersiz kalabilmektedir. Pratik uygulamalarda, istenilen sonuca ulaşmak için olabildiğince kısa bir zamanda karar verilmesi gerekmekte, ayrıca tasarım problemlerinin küresel optimum çözüm civarında çoğunlukla birçok yakın çözüm içermesi sebebiyle sadece tek bir küresel çözümün bulunması şart olmayabilmektedir. Çünkü herhangi bir durum için uygun olan bu küresel çözüm, diğer bir durum için çok uygun olmayabilir. Ayrıca, mutlak küresel çözüm yerine, biraz daha kötü amaç fonksiyonu değerine sahip olmasına rağmen daha kısa zamanda ulaşılabilen ve birçok durum için yeterince iyi olan diğer bir çözüm de kullanılabilir. Bu nedenle sonradan kullanılabilecek diğer eşit dereceli iyi çözümlerden de haberdar olmak için bu çözümleri de dikkate almakta fayda vardır.

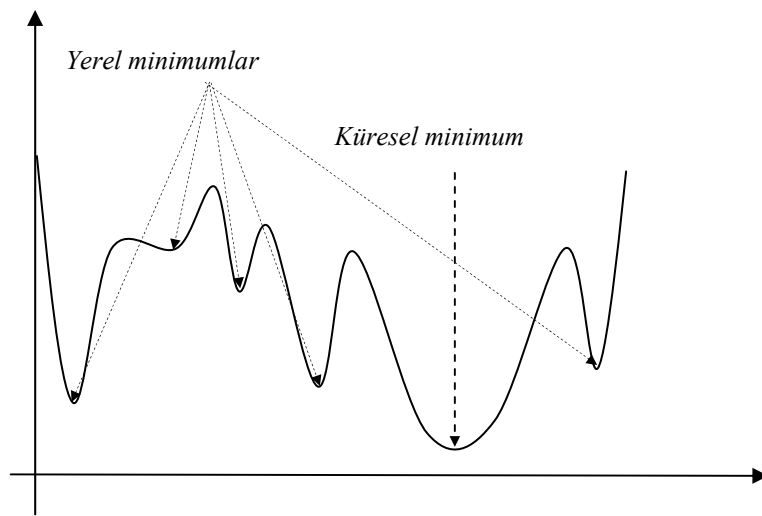
İnternet gibi milyonlarca insanın dâhil olduğu bir telekomünikasyon servis ağını tasarlamak için en güvenilir yolu bulma problemi söz konusu olduğunda binlerce saatlik hesaplama zamanı gerekeceğinden en uygun çözümün bulunması için klasik arama tekniği yeterli olmayacaktır. Diğer bir örnek olarak bir talep edilen miktara göre minimum üretim zamanında bir *baskılı devre* üzerinde binlerce delik açılması problemi, yaygın olarak bilinen *gezgin satıcı problemi* olarak kurgulanabilir. Bu ve benzeri örneklerde karşılaşılan zor optimizasyon problemlerinin çözümü için klasik arama teknikleri yerine *sezgisel* arama yöntemlerinin kullanılması ile makul bir zamanda kabul edilebilir bir çözüm elde edilebilmiştir.

Optimizasyon alanında özellikle pratik uygulamalarda karşılaşılan zor optimizasyon problemlerinin çözümünde *belirleyici* yapıdaki arama teknikleri son yıllarda öne çıkmaya başlamıştır [46]. Günümüzde, makul bir hesaplama zamanında optimal çözüme yakın değerler bulabildikleri için optimizasyon problemlerinin çözümünde çoğunlukla yaklaşık arama tekniklerini kullanılmaya başlanmıştır. Zor bir optimizasyon problemi için uygun bir zamanda optimum çözüme büyük oranda yaklaşılmışsa bulunan bu yeni çözüm kabul edilebilmektedir.

1.3.1. Eğime Dayalı Optimizasyon

Eğime, diğer bir deyişle türeve dayalı algoritmalar, rastgelelikten uzak bir yaklaşım ile araştırma uzayında bulunan noktadaki eğim bilgisine göre yön ve adım büyüklüğü hesabı yaparak optimum çözümü bulmaya çalışırlar. Bu yaklaşım, bir yerel optimum noktaya takılmama durumunda oldukça hızlı sonuç verebilmektedir. Öte yandan araştırma uzayında takılınmış olan yerel optimum noktadaki değer, mevcut problem için yeterince iyi bir çözüm değeri üretiyor ise bu değer küresel bir çözüm olmasa da kullanılabilir. Bu sebeple bazı problem türlerinde, türeve dayalı optimizasyon algoritmalarının tercih edilmesi daha akılcı olabilmektedir.

Birçok mühendislik probleminde maliyet fonksiyonu olarak tasarlanan amaç fonksiyonu, birçok parametreye bağlı olabileceği gibi birçok yerel minimuma da sahip olabilmektedir. Şekil 1.3’de böyle bir fonksiyon görülmektedir. Sadece eğim bilgisine bakılarak küresel optimum noktanın bulunması, araştırma uzayında oluşabilecek bu türden herhangi bir yerel minimumdan çıkmasının mümkün olmaması sebebiyle türeve dayalı algoritmalar için büyük bir problem olabilmektedir. Bu yüzden bu tür algoritmalarda diğer eğitme dayalı yöntemlerin avantajları birleştirilerek performansları artırılmaya çalışılmıştır. Örneğin Levenberg-Marquardt yönteminde En-dik iniş ve Newton yönteminin avantajları bir araya getirilmiştir.



Şekil 1.3. Herhangi bir fonksiyona ait yerel ve küresel minimum.

1.3.1.1 Levenberg-Marquardt Algoritması

Genel olarak geliştirilen yeni bir öğrenme algoritmasında önceki öğrenme algoritmalarının avantajları alınmaya dezavantajları ise giderilmeye çalışılmaktadır. Marquardt'ın 1963'te önerdiği yöntemde algoritma küresel minimumdan uzak bölgede en-dik-iniş yöntemini yakın bölgede ise Newton yöntemini kullanmaktadır [47,48].

En-dik-iniş yönteminde araştırma yönü, sadece araştırılan noktadaki gradyene bağlı iken Newton yönteminde ise yön, Hessian matrisinin çarpma işlemine göre tersi ile gradyenin çarpımına göre belirlenmektedir. Levenberg-Marquardt yönteminde ise araştırma yönünün tayininde Eşitlik 1'de verilen yaklaşım kullanılmaktadır.

$$\text{Araştırma yönü} = -(Hessian\ Matrisi + \lambda.Birim\ Matris)^{-1}.Gradyen \quad (1.26)$$

Burada λ , pozitif değerlidir ve yeterince büyük bir değer verildiğinde Hessian matrisinin toplamaya etkisi ihmal edilebilecek düzeye çekilmiş olunur. Bu durumda denklem en-dik-iniş yönteminde kullanılan araştırma yönü ifadesine dönüşür. Eğer λ yeterince küçük bir değer alırsa bu durumda denklem, gradyen ile Hessian matrisinin çarpma işlemine göre tersinin çarpımına dönüşür ki bu da Newton yönteminde araştırma yönü tespiti için kullanılan ifadeye eşittir.

Doğrusal olmayan problemlerin çözümünde veya türevi alınamayan fonksiyonların optimizasyonu söz konusu olduğunda klasik eğime dayalı optimizasyon algoritmaları problem oluşturabilmektedir. Bu tür algoritmalar çoğunlukla karmaşık bir sistemin sadece belirli bir bölümünü optimize etmek için kullanılmaktadır. Eğime dayalı algoritmaların yetersiz kaldığı bir problemin çözümü söz konusu olduğunda rasgele araştırmalı (random-search) optimizasyon algoritmalarına ihtiyaç duyulmaktadır. Herhangi bir şekilde yönlendirilmemiş bir rasgele optimizasyon algoritması, büyük bir araştırma sahasında optimum çözümü bulmak için oldukça uzun bir süreye ihtiyaç duymaktadır. Bu sebeple kastedilen rastgelelik, tamamen keyfi değil, sistematik bir şekilde gerçekleştirilmelidir. Bu sebeple geliştirilen bazı algoritmalar, sezgisel (heuristic) algoritmalar olarak anılmaktadır. Bu algoritmalarda temel mantık, tabiatta var olan bazı sistemlerin işleyişlerini temel alarak çalışan bilgisayar tabanlı algoritmalar oluşturmaktır.

1.3.2. Sezgisel Optimizasyon

Optimum çözümün bulunması ile ilgili olarak *genel amaçlı* ve *özel* olmak üzere iki tür arama tekniğinden bahsedilebilir. vardır. Belirli bir optimizasyon problemine özgü olarak yapılan özel arama tekniği, genellikle çok hızlı bir şekilde uygun çözümü bulabilmektedir. Ancak genel amaçlı tiplerle karşılaştırıldığında, farklı tip problemlere uyarlanmalarında bazı sıkıntılar çıktığı için bu problemler önemli ölçüde benzerlik içerse dahi oldukça yetersiz kalmaktadırlar. Sezgisel optimizasyon, *genel amaçlı* ve *yaklaşık* arama teknikleri sınıfında yer almaktadır. Çıkışı ile bağımsız giriş değişkenleri arasındaki fonksiyonel ilişkinin bilinmediği sistemlerde araştırma uzayı, fazlasıyla inişli çıkışlı olduğu ve ayrıca birçok yerel optimal noktaya sahip olduğu için bu tip sistemlere ait parametre değerlerinin belirlenmesi sezgisel optimizasyon teknikleri için çok uygundur.

Sezgisel optimizasyon tekniği, belirsizliğe karşı nispeten daha az duyarlı olduğundan, doğal olarak oluşabilen sistem gürültüsüyle baş edebilmenin bir yolu olarak modern sistemlerin kontrol ve analizinde, önemli ölçüde kullanılmaya başlanmıştır. Genel anlamda sezgisel bir optimizasyon algoritmasının adımları aşağıdaki şekilde verilebilir.

1. Başlangıç topluluğu olarak S adet aday çözüm üret ve değerlendir.
2. S adet aday çözüm üzerinde bir takım operasyonlar yaparak S'adet yeni bir potansiyel aday çözümler topluluğu üret ve değerlendir.
3. Belirli kıstaslara göre yeni topluluktaki (S') bazı adayları, önceki topluluktaki (S) bazı değerleri ile yer değiştir ve durdurma şartı sağlanmadı ise 2. adıma git.

Sezgisel bir optimizasyon yönteminin aşağıdaki niteliklere sahip olması beklenir.

- Farklı optimizasyon problemlerine uygulanabilmesi için çok yönlü olmalı.
- Gürültü veya veri kaybına karşı, nispeten duyarsız olmalı.
- Probleme uyarlanması kolay olmalı.
- Zor optimizasyon problemlerinde, başarılı ve hızlı bir şekilde iyi çözümler bulabilmeli.

Sezgisel yinelemeli optimizasyon algoritmalarının küresel optimum nokta araştırılırken araştırma uzayında sergiledikleri hareketleri, yerel ve popülasyon tabanlı olarak iki türe ayırmak mümkündür [46].

1.3.2.1. Yerel Arama

Yerel arama yönteminde özel bir mevcut çözüm S korunurken, daha iyi kalitede olabilecek çözümlerin bulunabilmesi için bu çözümün komşuları araştırılır. Komşu çözümler S' , mevcut çözümden sadece biraz farklı olan yeni aday çözümlerdir. Bu komşulardan birisinin, mevcut çözümden daha iyi bir değere sahip olması, yeni mevcut çözüm olarak alınmasını sağlarken bu durumda yeni çözümün komşuları araştırılmaya başlanır ve bu durum yeterince iyi bir çözüm bulunana kadar sürer. Yerel bir arama yöntemi için basit bir örnek aşağıdaki gibi verilebilir.

- Bir başlangıç S aday çözümü üret ve değerlendir.
- Yeni S' üretimi için S de rasgele değişimler yap ve S' nü değerlendir.
- Eğer S' , S den daha iyi ise S ile S' nü yer eğiştir.
- Sonlandırma şartı sağlanmadığı sürece 2. adıma git.

Birçok farklı yerel arama yöntemi, yeni adayların üretilmesinde daha güvenli ve kullanışlı olması için, stokastik tepeye tırmanma yöntemiyle geliştirilmiştir. Örneğin, Isıl işlem algoritmasının temel farkı 3. adımda ortaya çıkmaktadır. Isıl işlem algoritmasında bazen S den daha kötü bir değerde olmasına rağmen bulunan yeni çözüm S' , yeni mevcut çözüm olarak kabul edilebilir. Bu özelliğin olması ile tepeye tırmanma metodu, yerel tepeciklere (optimumlara) takılmaktan kurtulabilmektedir. Mevcut çözümün komşularının tamamının, mevcut çözümden daha kötü veya eşit kalitede olması durumunda araştırma uzayında nispeten düzlük bir bölgeye ulaşılmış olabilir. Bu bölge bazen küresel optimumdan çok uzakta olan ve geniş alana sahip bir yerel minimum olabilir. Gerçek problemlerin araştırma uzaylarında bu gibi bölgelerle sıklıkla karşılaşılabilir ve bu durumlarda yerel arama yöntemleri çoğunlukla yetersiz kalmaktadır.

1.3.2.2. Popülasyon Tabanlı Arama

Popülasyon tabanlı aramada ana fikir, tek bir olası çözüm yerine farklı çözümlerden oluşan bir topluluğun değerlendirilmeye alınmasıdır. Bu popülasyon üyeleri, öncelikle mevcut aday çözümler olarak oluşturulur ve daha sonra bu mevcut aday çözümler, yeni aday çözümlerin üretilmesi için değiştirilir ve değerlendirilir. Yeni bir adayın üretimi için mevcut çözümler topluluğu içinde sadece bir aday yerine, toplulukta bulunan iki veya daha fazla aday kullanılabilir. Popülasyon olgusunun diğer bir avantajı ise, aday çözüm olabilecek çözümlerin oluşturulması için birtakım stratejilerin kullanımına imkan sağlamasıdır. Popülasyonun sürdürülmesi aşamasında, popülasyon büyüklüğü genellikle sabit bir değerde tutulmaya çalışılır. Bu sebeple mutasyon veya çaprazlama operatörleriyle üretilen yeni adayların bir kısmı veya tamamının değerlendirilebilmesi için popülasyondaki adayların bazıları popülasyondan çıkarılır. Seçme stratejisi ile popülasyonda bulunan adayların nasıl seçileceğine ilişkin detaylar belirlenirken popülasyonu devam ettirme stratejisi, mevcut popülasyonu ve adayların seçilebilirliğini etkilemektedir. Temel anlamda bir popülasyon tabanlı arama algoritmasının adımları şu şekilde verilebilir.

- $S_{(0)}$ çözümü ile başla ve değerlendir.
- $S_{(T)}$ topluluğundan rasgele bir $S_{(t)}$ çözümü seç.
- Çeşitli operatörler aracılığıyla $S'_{(t)}$ yeni çözümünü üret.
- $S'_{(t)}$ çözümünü değerlendir ve daha iyi olması durumunda $S_{(t)}$ ile yer değiştir.
- Sonlandırma kriteri sağlanmadığı sürece 2. adıma git.

Günümüzde çok fazla sayıda popülasyon tabanlı optimizasyon algoritması geliştirilmiştir ve kullanılmaktadır. Evrimsel algoritmalar olarak bilinen bu algoritmalar (evrimsel strateji, evrimsel programlama ve genetik algoritma) popülasyon tabanlı algoritmaların kilit özelliklerine sahiptir.

Rasgele aramada, daha önceki çözümlerden gelen bilgi çoğunlukla kullanılmadığından birçok durumda yöntemin performansı oldukça yetersiz olabilmektedir. Öte yandan, bazı optimizasyon yöntemlerinde, olası çözümlerden toplanan bilgi, yeni bir adayın üretilmesinde kılavuz olması için kullanılabilir. Başka bir deyişle, önceden aday çözüm olarak görünen çözümlerden edinilen düşünce, yeni bir adayın üretilmesinde

kullanılmaktadır. Önceki olaylarla ilgili bilginin toplanması düşüncesi, mevcut olaylarda çözüm aranması için strateji geliştirilmesinde güçlü bir araç olabilmektedir. Mevcut bir olaya ilişkin çözüm bulunmasında, geçmiş olaydan toplanan faydalı bilginin kullanılması fikri, birçok alanda ve bazı sıra dışı optimizasyon yöntemlerinde kullanılmaktadır [46]. Önceki çözümlerden gelen bilginin yeni adayın üretimi için kullanılması fikri aşağıdaki üç adımda özetlenebilir.

1. Yeni çözümler, önceden üretilen adaylarda küçük değişimlerle oluşturulur.
2. Yeni aday çözümler, iki veya daha fazla aday birleştirilerek üretilir.
3. Üretilen adaylardan elde edilen geçerli aday çözümler, en iyi performansa sahip olan adayların desteklendiği rekabetçi bir strateji ile seçilir.

Örneğin genetik algoritmada, komşuluk veya mutasyon olarak adlandırılan operatörlerle ilk sırada yer alan ‘küçük değişimler’ yapılmaktadır. Bir zamanlama probleminin çözümünde herhangi bir sırada olan işin, sayı dizisinde bir sayı ile temsil edildiği varsayıldığında, mutasyon operatörü, seçilen rasgele bir sayı ile rasgele bir değerin değiştirilmesi için kolaylıkla uygulanabilir. Böylelikle değiştirilmiş bir iş zamanlaması elde etmek için, geçerli aday çözümlerin olduğu iş zamanlamasını bir miktar değiştirmek yeterli olmaktadır. Tabu arama algoritmasında ise 1. sırada adı geçen ‘küçük değişiklikler’ yapılması mekanizması, komşuluk ve yer değiştirme operatörleri ile gerçekleştirilmektedir. Gezgin satıcı problemi örneğinde olduğu gibi bir yol haritası çıkarılması söz konusu olduğunda, ziyaret edilen şehir veya noktaların olası sıralamalarını temsil eden bir aday çözüm kodlanabilmekte ve bu durumda komşuluk operatörü, rasgele seçilen iki şehrin ziyaret sırasının değiştirilmesini sağlayabilmektedir. 2. sırada adı geçen ve iki veya daha fazla olan adaydan yeni aday üretme mekanizması, çaprazlama ve birleştirme işlemlerini yapmakta ve daha karmaşık stratejileri ihtiva eden bazı operatörlerde ise iki veya daha fazla aday çözüm, çıkışında bir veya daha fazla yeni aday çözüm sunan arama işlemine giriş olabilmektedir. 3. kategoride bahsedilen rasgele ancak ‘rekabetçi strateji’, mevcut bir aday çözüme karar verilmesi aşamasında kullanılmaktadır. Strateji, mevcut aday çözüm olarak büyük olasılıkla seçilecek olan bir aday belirleyicidir ve bu nedenle yeni aday çözüm üretme mekanizmasının temelini oluşturmaktadır.

1.3.3. Sezgisel Optimizasyon Algoritmaları

Sezgisel algoritmelerde araştırma uzayındaki yön tayini, bulunulan mevcut noktanın eğimine göre yapılmaktan ziyade, algoritmanın kendi işleyiş mantığına göre sistematik bir rastgelelikte yapılmaktadır. Araştırmada eğim bilgisinin kullanılmaması, herhangi bir türevsel hesaplamanın yapılmamasına, bu sebeple de algoritmanın oldukça hızlı çalışmasına sebep olmaktadır. Ayrıca, araştırma yönünü eğime göre belirleyen türevsel algoritmaların yerel optimum noktalara takılma olasılıklarının yüksek oluşu, sezgisel algoritmalarla göre diğer bir dezavantaj olarak ortaya çıkmaktadır. Yerel optimumlara takılma olasılıklarının düşük olması ve optimizasyon süresince yapılması gereken işlem yükünün az olması sebebiyle sezgisel algoritmalar, çok boyutlu optimizasyon problemlerinde başarı ile kullanılabilir. Aşağıda literatürde öne çıkan bazı sezgisel algoritmalar kısaca değinilmiştir.

1.3.3.1. Genetik Algoritma

Canlılardaki genetik şifre mantığı ile evrimsel olarak en iyi çözümü veya en iyi çözüme yakın makul bir sonuç bulmayı hedefleyen *genetik algoritma*, doğal seçim ile güçlü bireyin hayatta kalma olasılığı yüksek olmakta ve evrimsel süreç sonunda hayatta kalan birey en iyi çözüm olarak belirlenmektedir [49]. Bulanık mantık tabanlı bir kontrolöre ait parametrelerin optimizasyonu amacıyla genetik algoritmanın kullanımına ilişkin ilk çalışmalardan bazıları Pham ve Karaboğa tarafından yapılmıştır [50,51]. Bu çalışmalarda, temel ve geliştirilmiş genetik algoritma türlerinin bulanık kontrolöre ait parametrelerin optimizasyonundaki performansları karşılaştırılmıştır. Genetik algoritmanın bulanık sistemlere ait parametrelerin optimizasyonunda kullanıldığı diğer bir çalışmada, elektromanyetik alan problemlerinde karşılaşılan farklı durumlar için sonlu eleman yönteminden türetilen veri, problemi simüle eden bulanık sistemin eğitimi için kullanılmıştır [52].

Doğadaki bireylerden yeni bireylerin oluşturulması ve bu bireylerden güçlü olanın hayatta kalması mantığı genetik algoritmanın temelini oluşturmaktadır. Genetik algoritmada, aday çözümler topluluğuyla optimizasyona başlanarak bu bireylerden yeni aday nesiller elde edilir. Popülasyondaki adayların özellikleri ve sayısı deneysel olarak

belirlenirken, mevcut adaylardan elde edilen yeni nesiller, seleksiyon, çaprazlama ve mutasyon işlemlerine tabi tutulurlar. Bu işlemler, belirlenen sayıda tekrarlanarak algoritma, sonlandırma kriterlerinin sağlanmasına göre durdurulmaktadır. Genetik algoritmada uygulanan adımlar aşağıdaki şekilde açıklanabilir.

1.3.3.1.1. Genetik Kodlama

Genetik sistemlerdeki *fenotipler* amaç fonksiyonunda çözüm uzayını, *genotipler* ise kod uzayını temsil etmektedir ve başarılı bir kodlama yapılabilmesi için çözüm uzayı ve kod uzayı eşlenebilir olmalıdır. Kodlamada kullanılan sayı sistemi *Holland* tarafından önerilen 0-1 ikili kodlama sistemi olabildiği gibi birçok uygulamada oluğu gibi gerçek sayılar da kodlama için uygun olabilmektedir [53].

1.3.3.1.2. Amaç Fonksiyonu

Popülasyonda bulunan adayların kalitelerini belirlemek için problemin türüne uygun olarak tanımlanan amaç fonksiyonu, küresel minimumun araştırıldığı bir maliyet fonksiyonu olabileceği gibi küresel maksimumun araştırıldığı bir kar fonksiyonu olarak da tanımlanabilmektedir.

1.3.3.1.3. Başlangıç Popülasyonu

Popülasyon içerisinde bulunan aday çözümler, algoritmanın ilk adımında, belirlenen sayıda rasgele olarak oluşturulmaktadır. Popülasyonda bulunan aday sayısının az olması çözüm uzayında yeteri kadar fazla noktanın araştırılamamasına sebep olurken, gereğinden fazla sayıda aday kullanılması ise her döngüde daha çok aday çözümün araştırılması sebebiyle algoritmanın yavaşlamasına ve performansın düşmesine sebep olmaktadır. Bu sebeple popülasyonda yer alacak aday sayısı, problemin türüne göre deneysel olarak belirlenmektedir.

1.3.3.1.4. Yeniden Üreme

Doğadaki doğal seçme işleminin genetik algoritmadaki karşılığı olan bu işlemde, güçlü adayların hayatta kalarak güçlü yeni nesilleri oluşturması amaçlanmaktadır [54]. Popülasyon içerisindeki adaylar, amaç fonksiyonundaki değerlerine göre sıralanarak, kalitesi yüksek olan bireylerin daha yüksek olasılıkla seçilmesi stratejisi ile seçme

işlemi yapılmaktadır. Rulet tekerleği yönteminde, kalitesi yüksek olan adaylar için tekerlek üzerinde kalitesi düşük olan bireylere göre daha büyük bir dilim ayrımlata böylelikle kaliteli adaylar daha yüksek olasılıkla seçilmektedir.

1.3.3.1.5. Çaprazlama

Popülasyona yeni adayların katılarak çeşitliliğin artırılması amacıyla uygulanan çaprazlama yönteminde çoğunlukla, bir eşleşme havuzundan alınan iki bireyin belirlenen bazı genlerinin karşılıklı olarak değiştirilir. Çaprazlama yapılacak gen sayısı kritik olmakta ve fazla sayıda genin çaprazlanması, algoritmanın çözüm uzayında çok uzak noktalara yönelmesine sebep olurken az sayıda genin çaprazlanması ise mevcut çözüm civarından başka bir yerde araştırma yapılamamasına sebep olabilmektedir.

1.3.3.1.6. Mutasyon

Adaya ait bazı genlerin rasgele değiştirilmesiyle gerçekleştirilen mutasyon işlemi ile popülasyonda, çaprazlama ile elde edilemeyecek yeni adaylar üretilebilmektedir. Ancak çaprazlama işleminde olduğu gibi mutasyon oranının da belirli sınırlar içerisinde tutulması, araştırma uzayında mevcut çözüm noktasından kopmadan mantıklı bir araştırma yapılması için gerekli olmakta ve mutasyon oranı çoğunlukla problemin türüne göre belirlenmektedir.

Sonlandırma Kriteri: Belirli sayıda yineleme veya kabul edilebilir en iyi değerin elde edilmesi ile sağlanmakta olup, bu değer çoğunlukla problemin türüne göre deneysel olarak belirlenmektedir. En yaygın sonlandırma kriterlerinden birisi olarak, algoritmanın belirli yineleme sayısı sonunda kayda değer bir iyileşme sağlayamaması sonucu araştırmanın durdurulması verilebilir.

1.3.3.2. Isıl İşlem Algoritması

Bir eriyiğin sıcaklığının yavaş yavaş düşürülmesi ile katının düşük enerjili duruma ulaşması anlamına gelen fiziksel tavlama işlemi, Monte Carlo tekniği üzerine dayalı olarak Metropolis ve arkadaşları tarafından modellenmiştir [55]. Metropolis ve arkadaşlarının yaptığı bu çalışmadan esinlenen Kirkpatrick ve arkadaşları, tavlama

sürecini taklit eden *ısıl işlem* algoritmasını önermişlerdir [56]. Isıl işlem algoritması, tavlama işlemi ile optimizasyon problemlerinin çözümü arasındaki benzerlik üzerine dayalı olarak, bir eriyiğin minimum enerji durumu elde edilene kadar kademeli olarak soğutulduğu süreci taklit eden olasılık tabanlı bir arama yöntemidir. Isıl işlem algoritmasının bulanık sisteme ait parametrelerin optimizasyonunda kullanılmasına örnek bir çalışmada, yük talebindeki belirsizlikler ve dönen rezerv kısıtlamaları, bulanık mantık çerçevesinde formülize edilerek birim yüklenme probleminin kombinasyonel kısmının çözümünde ısıl işlem algoritması kullanılmıştır [57]. Diğer bir çalışmada ise denge programlama problemlerinin çözümünde kullanılan bulanık sisteme ait parametreler ısıl işlem algoritması ile belirlenmiştir [58]. Alfa-kararlı üretim fonksiyonu kullanan ısıl işlem algoritmasının geliştirilmiş hızlı bir sürümünde, bir fonksiyona yakınsaması istenen bir ve iki girişli bir bulanık sistemde olması gereken optimum kural sayısı birden küçük olarak seçilen bir alfa değeri ile belirlenmiştir [59].

Isıl işlem algoritmasında, soğutma planına göre belirlenen bir sıcaklık değeri kademeli olarak düşürülmekte ve rasgele olarak seçilen bir komşu çözümün yeni mevcut çözüm olarak kabul edilebilmesi için, eriyiğin o anki sıcaklığına ve yeni çözümün amaç fonksiyon değerine bağlı bir kabul fonksiyonu kullanılmaktadır. Öyle ki, yüksek sıcaklıklarda, mevcut çözümden daha kötü bir çözümün yeni arama noktası olarak kabul edilme olasılığı yüksek iken sıcaklık düştükçe kalitesiz bir çözümün kabul edilme olasılığı da düşmektedir. Bu durum bir eriyiğin sıcaklığının düşmesiyle beraber şekil almasının zorlaşması ve yapının daha kararlı bir hale gelmesine benzetilebilmektedir. Bu yaklaşım ile algoritmanın özellikle başlangıç aşamasında olası bir yerel minimumdan kurtulup araştırmaya devam etmesi sağlanmış olmaktadır. Optimizasyon sürecinin başlarında, yeni çözümler kötü de olsalar farklı bölgelerin araştırılabilmesi için kabul edilirken sürecin sonlarına doğru artık kötü bir çözümün kabul edilme olasılığı iyice düşmektedir. Verilen bir T sıcaklığında, sistem enerjisinin olasılık dağılımı Eşitlik 1.27’de verilen termodinamik ifade ile tanımlanmaktadır.

$$p(E) = e^{-E/(kT)} \quad (1.27)$$

Burada, E sistem enerjisini, k ise Boltzmann sabitini ifade etmektedir. Sonraki adımda bulunan yeni çözümde sistem enerjisi azalmış ise, bu yeni çözüm kabul edilmekte, enerji artmış ise yeni çözümün kabul edilip edilmemesine, Eşitlik 1.28’de verilen

olasılık formülü kullanılarak karar verilmektedir. (0,1) aralığında üretilen rasgele bir δ sayısına göre Eşitlik 1.28'de verilen şartın sağlanması durumunda yeni çözüm kötü olsa dahi mevcut çözüm olarak kabul edilirken, aksi durumda mevcut çözüm değiştirilmemektedir.

$$\delta \leq e^{\Delta E / T} \quad (1.28)$$

Metropolis kriteri olarak bilinen bu ifadede ΔE , iki durumun enerji seviyeleri diğer bir deyişle, iki çözümün amaç fonksiyonları arasındaki farktır. Yüksek sıcaklıklarda $p(E)$, bire yakınsarken, düşük sıcaklıklarda sistemin yüksek enerjili bir çözüme sahip olması küçük bir olasılıkla da olsa görülebilmektedir. Enerjinin istatistiksel dağılımı sebebiyle sistemin yerel bir enerji minimumundan çıkması böylece mümkün olabilmektedir.

Bir eriyiğin katılaşma sürecindeki durumları, optimizasyon probleminde olası aday çözümleri temsil ederken bu durumların enerjileri, çözümlerin amaç fonksiyon değerlerine karşılık gelmektedir. Minimum enerji durumu, problem için optimal çözümü ifade ederken hızlı soğutma işlemi sırasındaki enerji durumları yerel optimumlar olarak görülebilir. Isıl işlem algoritması yinelemeli bir algoritma olması sebebiyle, çözüm uzayında vektör formundaki tek bir çözümü her bir döngüde sürekli olarak iyileştirmeye çalışmaktadır. Temel bir ısıl işlem algoritmasında, üretilen aday çözümün mevcut çözümden daha iyi olması durumunda, aday çözüm yeni çözüm olarak kabul edilirken daha kötü olması durumunda aday çözümün yeni çözüm olarak kabul edilmesi *metropolis* kriterine bağlı olmaktadır. Ancak optimizasyonun ilerleyen aşamalarında sıcaklık kademeli olarak düştüğü için kötü bir çözümün yeni çözüm olarak kabul edilme olasılığı da düşmektedir [60].

1.3.3.2.1. Soğutma Stratejisi

Optimizasyonun ilerleyen aşamalarında ısıl işlem algoritmasının karşılaşılan yerel minimumlardan kurtulma becerisi, soğutma stratejilerine bağlı olarak değişebilmektedir. Soğutmanın hızlı yapılması, algoritmanın yerel minimumdan kurtulmasını zorlaştırırken yavaş yapılması ise çözüm uzayında çok fazla bölgenin rasgele aranması anlamına gelmektedir. Bu sebeple, basamak tipi azalma, doğrusal olarak sürekli azalma ve düzenli olmayan tarzda belirli zamanlarda yapılan sıcaklık artımları ile tekrar tekrar

azaltma şeklinde bazı soğutma stratejileri geliştirilerek algoritmanın farklı problem türlerindeki performansı arttırılabilmektedir.

1.3.3.3. Tabu Araştırma Algoritması

Glover tarafından önerilen tabu araştırma algoritmasında, yeni aday çözümler belirlenirken yapılan benzer işlemlerin tekrarından kaçınılarak yinelemeli bir yaklaşımla optimum çözümün bulunmasına çalışılmaktadır [61-66]. Diğer sezgisel algoritmaların optimizasyon süreçlerine benzer şekilde, bir başlangıç noktasından başlanarak durdurma kriteri sağlanıncaya kadar arama işlemine devam edilmektedir. Optimizasyon, gerçek veya tam sayılardan oluşan bir vektör ve bunun komşuluklarının birleşiminden oluşan bir çözümün rasgele olarak üretilmesi ile başlar. Hareket olarak adlandırılan bir işlemle, vektör şeklindeki mevcut çözümün bazı değerlerinin değiştirilmesiyle bir komşuya ulaşılmış olunmaktadır. Optimizasyonun ilerleyen adımlarında yeni çözümler elde etmek için farklı hareketler (değişimler) denenmekte ve yapılan hareketlerin tekrarından kaçınmak için tabu listesi olarak adlandırılan bir hafıza yapısı kullanılmaktadır.

Tabu arama algoritmasının bulanık sistemlerin optimizasyonunda kullanılmasına yönelik olarak yapılan bir çalışmada, temel bulanık optimizasyon problemlerinin yanı sıra bulanık doğrusal programlama, bulanık regresyon ve bulanık sinir ağlarına ait uygulama alanlarında da tabu arama algoritması kullanılmıştır [67]. Diğer bir çalışmada, doğrusal olmayan sistem modelleme için tabu arama algoritmasının kullanıldığı bulanık kural tabanlı bir yaklaşım sunulmuştur [68]. Bu yaklaşımda önerilen tabu arama algoritmasında, bulanık kural tabanlı parametrelerin belirlenmesi için sistematik komşuluk yapıları kullanılarak sistem performansı yükseltilmiştir. Diğer bir çalışmada ise, üç bulanık mantık kontrolöründen oluşan bir bütünleşik bulanık sistem tabanlı yönlendirme yaklaşımı önerilerek kontrolörler arası yumuşak geçiş için ilave bir bulanık anahtarlama sistemi sunulmuştur [69]. Bulanık kontrolörlere ait parametreler, ısk mesafesinin, füze ivmelenme komutlarının ve durdurma zamanının minimize edildiği optimizasyon problemlerinin çözümü için tabu arama algoritması ile optimize edilmiştir.

Tabu araştırma algoritması bölgesel optimumdan kurtulmak için öğrenme ve geliştirme gibi stratejilerle ürettiği bir komşuluk mekanizması kullanmaktadır [70]. Mevcut çözümden yeni çözümüne gitmek için yapılan işlem, hareket olarak tanımlanmakta ve komşu çözümler aracılığıyla daha iyi çözümler bulunmaya çalışılmaktadır. Her döngüde artacak olan komşu çözümlerin sayısı, işlem anlamında aşırı yük getireceğinden komşu çözüm sayısının belirli bir değerde tutulması gerekmektedir. Mevcut çözüme ait komşuluğun daraltılması amacıyla kullanılan aday liste stratejisi ile her bir yinelemede incelenecek komşu çözüm sayısı azaltılmaktadır. Tabu araştırma algoritmasında, araştırmanın yönlendirilmesi veya devam ettirilmesi, hafızada tutulan bilgilere bakılarak belirlenmektedir. Bu sebeple, önceden karşılaşılan durumlar hafızada tutulmakta ve stratejik seçimler yapılarak optimizasyon sürdürülmektedir. Tabu araştırma algoritmasında, yakınlık ve sıklık tabanlı olmak üzere iki temel hafıza türü kullanılmaktadır.

1.3.3.3.1. Yakınlık Tabanlı Hafıza

Optimizasyon süresince yeni komşuların araştırılmasında yapılan hareketlere ait yakın geçmişte elde edilen sonuçlar ile ilgili veri bilgisinin tutulduğu hafızaya yakınlık tabanlı hafıza adı verilmektedir. Yakın geçmişte ziyaret edilen çözümler gibi bu çözümlerin değişen nitelikleri tabu-aktif olarak belirlenmekte ve bu elemanların olası değişik durumlarını içeren çözümler de benzer şekilde tabu olarak belirlenmektedir. Bu sayede yakın geçmişte denenmiş çözümlerin yeni aday çözüm olarak alınmaları ve tekrar edilmeleri engellenmiş olmaktadır [71].

1.3.3.3.2. Sıklık Tabanlı Hafıza

Yakınlık tabanlı hafıza kullanımında elde edilen bilgiyi tamamlayıcı özellikteki verilerin saklandığı sıklık tabanlı hafızada, sıklık ölçüsü olarak, genellikle bir hareketin yapıldığı değişim sayısı ya da hareketin çözümün bir parçası olarak yer aldığı yineleme sayısı ele alınmaktadır. Bir hareketin değişimindeki yineleme sayısını veya çözümün parçası olan bir hareketin yineleme sayısını tutan sıklık ölçümleri, birbirleriyle ilişkili olmakla beraber farklı anlamlara gelmektedirler. Diğer bir sıklık ölçüm türü olarak bir hareketin çoğu çözümde var olması ve kaliteli çözümlere ulaştırması o hareketin değerli bir hareket olduğunu göstermektedir. Öte yandan, eğer bir hareketin değişimindeki

yineleme sayısı fazla olmasına rağmen bir süredir araştırmada ilerleme sağlanamamışsa bu hareket, etkisi düşük bir hareket olarak kabul edilerek engellenir ve böylelikle araştırmanın seyri değiştirilebilir. Sıklık değeri yüksek olan hareket değişimleri kısır döngüden kaçınmak için tabu listesine alınarak tekrarlanmaları engellenebilir.

Yakınlık tabanlı hafızada, tabu aktif elemanlarını tutan bir tabu listesi bulunmakta böylelikle, daha önceden araştırılan çözümler yeniden denenmeden tabu yapılmaktadır. Her tabu aktif elemanı, belirli bir yineleme süresi boyunca tabu listesinde tutularak süre tamamlandığında tabu aktif eleman listeden çıkarılır ve bu elemanları içeren çözümlerin tabu olma durumu ortadan kalkar.

1.3.3.3.3. Aspirasyon Kriteri

Bir hareketin belirli şartları sağlaması durumunda tabu listesinden çıkarılma zamanını belirleyen aspirasyon kriteri, araştırma işlemi sırasında karşılaşılan kaliteli çözümlerin kaybedilmemesi için bir önlem olarak alınmıştır. Aspirasyon kriterine örnek olarak, değerlendirilen adayın en iyi çözümü verme durumunda yeni çözümün kabul edilmesi verilebilir. Buna göre bir hareket, o ana kadar elde edilmiş en iyi çözümden daha iyi bir çözüm elde edilmesini sağlamış ise o hareketin tabu durumu kaldırılır ve bu hareketin yapılmasına izin verilir.

1.3.3.4. Klonal Seçme Algoritması

Klonal seçme algoritması, insan doğasında bulunan bağışıklık sisteminden esinlenilerek geliştirilmiş olan sezgisel bir algoritma türüdür. Bağışıklık sisteminin antijen ile uyarılması sonucunda bağışıklık sistemi tarafından verilen cevabı simüle eden klonal seçme algoritmasındaki temel mantık, sadece antijenleri tanıyan hücrelerin antijenleri tanımaları oranında çoğalmasındır. Diğer bir deyişle, antijeni tanıyan hücrelerin, antijeni tanımayanlara karşı çoğalmaları sağlanmaktadır. Klonal seçme prensibi bağışıklık sistemindeki hem T hem de B hücreleri için geçerli olmaktadır. Klonal seçme algoritması ise aday çözümlerin bulunduğu popülasyon içerisinde kalitesi yüksek olan adayların ufak değişimlerle sonraki nesillerde aktarıldığı etkinliği yüksek bir

optimizasyon algoritması olarak birçok mühendislik probleminde başarılı bir şekilde uygulanmaktadır [72-76].

Bağıışıklık sistemine benzer şekilde oluşturulan bağıışık ağı yapısı için genetik temelli yaklaşımlar, bazı araştırmacılar tarafından optimizasyon problemlerinin çözümünde kullanılmıştır [77]. Doğal bağıışıklık sisteminin problem çözme teknikleri geliştirmede esin kaynağı olarak büyük ilgi görmesi sebebiyle birçok çalışma, bağıışıklık ilkelerine dayandırılarak ortaya konmuştur. Fakat bu çalışmaların çoğu bağıışıklık sisteminin bir bölümünü veya bir işlevini temel almakta, diğer bazı çalışmalarda ise genetik algoritmalar yeniden birleştirmede ve somatik mutasyona model olması için kullanılmıştır. Bağıışıklık sisteminin merkezileşmemiş bir sistem olduğunu savunan bazı çalışmalarda ise sistemler arasındaki benzerlik sergilenmiştir [78]. Bağıışıklık sisteminin çok temsilcili sistem olduğunu savunan bazı çalışmalarda temsilciler, bağıışıklık cevabını düzenlemek için serbest olarak hareket etmekte ve birbirleri ile etkileşerek yabancı antijenlere karşı maksimum korumayı sağlamak amacıyla özelleşmiş cevaplar üretmektedirler [79]. Bazı çalışmalarda karma bir yaklaşımla, belirli antijenleri tanımlamada antikör geliştirmek için kullanılan mutasyon mekanizması, genetik algoritma kullanılarak modellenmiştir [80]. Diğer bazı çalışmalarda ise yerel optimizasyon ve paralel hareket için bağıışıklık sisteminin katılım mekanizması kullanılmıştır [81].

Klonal seçme algoritması ve bulanık sistemlerin bir arada kullanılmasına örnek olarak Lalitha ve arkadaşlarının dağınık üretim üzerine yaptıkları çalışma gösterilebilir. Bu çalışmada, aktif güç kayıplarını azaltmak ve voltaj profilini düzeltmek amacıyla bir radyal dağıtım sistemindeki dağınık jeneratör yerleşimi için bulanık sistemi ve klonal seçme prensibini temel alan bir yaklaşım kullanılmıştır [82]. Diğer bir çalışmada ise çok girişli tek çıkışlı bir bulanık sinir ağının üyelik fonksiyonu parametreleri klonal seçme algoritması ile optimize edilmiştir [83]. Belirlenmiş bir zaman domeninde model belirsizliğiyle birlikte doğrusal olmayan yönlenmenin etkili bir şekilde izlenmesini sağlamak için Li ve arkadaşlarının yaptığı çalışmada klonal seçme algoritması tabanlı bir bulanık optimal yinelemeli öğrenme kontrol algoritması önerilmiştir [84]. Çalışmada, ilk klonal seçme algoritması sonraki yineleme için optimum giriş değerlerini belirlerken ikinci algoritma ise bulanık sisteme ait parametreleri optimize etmek için kullanılmıştır.

Klonal seçme algoritmasında rasgele değerlerle oluşturulan başlangıç popülasyonu içerisinde en iyi değere sahip belirli sayıdaki birey, kaliteleri ile doğru oranda klonlanırken kaliteleri ile ters orantıda mutasyona uğratılmaktadırlar [85]. Diğer bir deyişle, kaliteli bireylerdeki mutasyona bağlı değişim çok az boyutta iken klonlama adeti fazladır. Oysa kalitesiz bireyler üzerindeki mutasyona bağlı değişim fazladır ve daha az klonlanmaktadır. Farklılaşmayı sağlamak için popülasyon içerisinde düşük kaliteye sahip belirli adet hücre popülasyondan çıkarılarak yerlerine rasgele olarak üretilen yeni antikorlar yerleştirilmektedir.

Klonal seçme algoritmasında, başlangıç popülasyonunda N adet aday rasgele olarak seçilirken olası çözümler hücreler ile problemler ise antijenlerle temsil edilmektedir. Popülasyondaki aday çözümler reel sayı vektörleri olarak temsil edilmekte ve uygunluk fonksiyonundaki değerlerine göre sıralanmaktadır. Bu sıralamada üst sırada bulunan en iyi n adet aday, kalite değerleri ile doğru orantılı olacak şekilde klonlanmakta ve kalite değerleri ile ters orantılı olacak şekilde mutasyona uğratılmakta, böylelikle, kalitesi yüksek olan adaylar az miktarda değiştirilmekte ve fazlaca klonlanmış olmaktadır. Bu durum, araştırma uzayında, araştırma yapılan nokta civarında detaylı bir şekilde araştırma yapılması anlamına gelmektedir. Kalitesi düşük olan adayların fazlaca klonlanması veya kaliteli adaylardaki mutasyon oranının yüksek tutulması durumunda, araştırma uzayında belirli bir bölge civarına odaklanmak güçleşmekte ve araştırma yapılan noktadan uzakta olan ilgisiz bölgelerde gereksiz araştırmalar yapılmış olmaktadır. Her bir adayın klonlanma adedi Eşitlik 1.29'da verilen ifade ile hesaplanmaktadır.

$$C_i = \text{round}\left(\frac{\beta N}{i}\right) \quad (1.29)$$

Burada i , adayın kalite sıralamasındaki sıra numarasını β , ölçekleme faktörünü, N ise popülasyondaki aday sayısını göstermektedir. Mevcut popülasyondaki adayların kalitelerine göre klonlama ve mutasyona ile üretilen yeni adaylar, uygunluk fonksiyonundaki değerlerine göre sıralanmaktadır. Sonraki nesilde yer alacak olan adaylara ait popülasyon için yeni üretilen adaylar ve mevcut adaylar içinden en iyi değere sahip olan belirli adet aday seçilerek sonraki popülasyon oluşturulmaktadır.

1.3.3.5. Parçacık Sürüsü Algoritması

Optimum çözümün bulunmasında, parçacık olarak adlandırılan aday çözümlerin, o ana kadar elde edilen en iyi parçacığı izlemesi yaklaşımını kullanan parçacık sürüsü algoritması, kuş veya balık sürülerinden esinlenilerek oluşturulmuştur. Konumu bilinmeyen yiyeceğin sürü tarafından bulunmaya çalışılması, optimizasyon işleminde araştırma uzayındaki optimum çözüm noktasının aranmasına karşılık gelmektedir. Bir sürüde bulunan her bir kuş, çözüm uzayındaki bir aday çözümü temsil etmekte ve öncü kuş, diğer bütün kuşlar tarafından yiyecek bulunana kadar izlenmektedir. Kuşların hareket ettiklerinde geldikleri yeni konumlar diğer kuşlara bildirilerek yiyeceğe olan uzaklıklar belirlemiş olmaktadır. Optimizasyon süresince, sürünün hızı, elde edilen en iyi uygunluk değeri ve bu değeri veren koordinatları bilinerek optimizasyonun bu bilgiler ışığında yönlendirilmesi gerekmektedir [86,89]. Parçacık sürüsü algoritması, yapay sinir ağları veya bulanık çıkarım sistemlerinin kullanıldığı çok boyutlu problemlerde, kolay uygulanabilir olması ve yüksek performans sağlaması sebebiyle tercih edilebilmektedir [90].

Bulanık parçacık sürüsü algoritması ile karma bir yaklaşımın benimsendiği bir çalışmada klasik gezgin satıcı probleminin çözümü için bir dizi tipik örnek ile önerilen algoritmanın performansı geliştirilmiştir [91]. Parçacık sürüsü algoritmasının bulanık sistemlerle birlikte kullanıldığı diğer bir çalışmada, kuadratik belirleme problemlerini çözmek için bulanık parçacık sürüsü algoritması ve değişken komşuluk aramasını temel alan karma yarı-sezgisel bulanık bir yöntem önerilmiştir [92]. Diğer bir çalışmada ise elektriksel güç sistemlerinde karşılaşılan ekonomik dağılım problemlerinin çözümüne yönelik olarak bulanık adaptif parçacık sürüsü algoritması küresel çözümün bulunmasında Nelder–Mead simplex algoritması ise yerel çözümün bulunmasında kullanılmıştır [93].

Sürü içerisinde bulunan hayvanların, daha güvenli ancak daha az besin bulunan sürünün iç bölgelerine gitme veya daha tehlikeli ancak daha fazla besin bulabilecekleri sürünün dış kısımlarına yönelme konusunda yapmak zorunda oldukları seçim, optimize edilmesi gereken bir büyüklük olarak parçacık sürüsü algoritmasının temelini oluşturmaktadır.

Aday parçacıklara ait popülasyonunun rasgele oluşturulması ile başlayan optimizasyon sürecinde, sürüdeki her bir parçacığın temsil ettiği çözüm için adayların uygunluk değerleri hesaplanmaktadır. Daha sonra adaylar içerisinde en iyi uygunluk değerine sahip olan çözüm, optimum çözüm olarak alınarak sonraki döngülerde parçacıkların hızları, parçacıkların kendi en iyi çözümleri ve optimum çözüme göre ayarlanmaktadır. Parçacıklara ait çözümlerin elde edildiği ifade Eşitlik 1.29'da verilmiştir [89].

$$v_{k+1} = v_k \cdot \omega + c_1 r_k (A_{eniyi} - x_k) + c_2 r_k (G_{eniyi} - x_k) \quad (1.30)$$

$$x_{k+1} = x_k + v_{k+1} \quad (1.31)$$

Burada, v_k , parçacığın önceki döngüdeki hızını, ω , atalet katsayısını, c , hızlanma sabitini, r , rasgele üretilen sayıyı, x_k , parçacığın o anki konumunu, A_{eniyi} , adayın o ana kadar elde ettiği en iyi konumu, G_{eniyi} , ise grubun o ana kadar elde ettiği en iyi konumu ifade etmektedir. Sürüde bulunan her parçacığı, o ana kadar elde edilen en iyi yerel konuma yönlendirmeye çalışan hızlanma sabiti, parçacığı kendi tecrübelerine göre hareket etmeye zorlarken küresel konuma yönlendirmeye çalışan hızlanma sabiti, sürüdeki diğer parçacıkların ortak tecrübelerine göre hareket etmeye zorlamaktadır. Bu hızlanma değerleri, parçacıkların bir konuma doğrudan ve hızlıca yönlendirmelerini sınırlandırarak bu yönlendirmenin dengeli bir şekilde yapılmasını sağlamakta ve olası yerel minimumlara takılma olasılıklarını düşürmektedir [86]. Hızlanma sabitleri için atanan değerler çoğunlukla problemin türüne göre deneysel çalışmalarla belirlenmektedir.

1.3.3.6. Farksal Gelişim Algoritması

Popülasyon temelli evrimsel bir algoritma olan farksal gelişim algoritması, işleyişi ve operatörleri bakımından genetik algoritmaya benzemektedir [94-96]. Yeni bir aday vektörün oluşturulması aşamasında, rasgele olarak seçilen iki vektör arasındaki farkın ağırlıklandırılması ile elde edilen yeni vektör, yine rasgele olarak seçilen üçüncü bir vektöre eklenmekte ve oluşan vektör, popülasyon içerisindeki en iyi değere sahip olan hedef vektör ile çaprazlanmaktadır. Bu çaprazlama sonucunda oluşan yeni vektöre deneme vektörü adı verilmekte ve hedef vektörden daha iyi sonuç üretmesi durumunda

doğrudan popülasyona katılabilmektedir. Farksal gelişim algoritmasının popülasyon tabanlı olması sebebiyle aynı anda birçok noktada araştırma yapabilmekte ayrıca parametre uzayında reel sayı değerlerini kullanabildiğinden birçok mühendislik problemine uygulanabilmektedir.

Bulanık mantık kontrolörünün farksal gelişim algoritmasında kullanıldığı bir çalışmada, mutasyon ve çaprazlama işlemi aşamasında araştırma parametrelerinin adaptasyonu için bağıl fonksiyon değerleri ve başarılı jenerasyon bireylerinin birleştirilmesi amacıyla bulanık kontrolör girişleri kullanılmıştır [97]. Farksal gelişim algoritmasının yeni adaptif bir formunun önerildiği bu yöntemde, olası bir kullanıcı tarafından ayarlanması gereken parametre sayısı azaltılmıştır. Diğer bir çalışmada Liu, benzer bir yaklaşımla farksal gelişim algoritmasının performansını bulanık mantık ile iyileştirerek detaylı analizler yapmıştır [98]. Enerji sistemlerindeki ekonomik yük dağılım problemlerinin çözümü amacıyla bulanık mantık kontrolörünün, farksal gelişim algoritmasındaki dalgalanma faktörünün ayarlanmasında kullanıldığı diğer bir çalışmada, 13 ve 40 termal jeneratörü bulunan iki sistemdeki ekonomik yük dağılımı optimize edilmiştir [99].

Optimizasyonda amaç en iyi çözümü elde etmek olduğundan farksal gelişim algoritmasında uygun çözüm alanından uzaklaşılması durumunda cezalandırma stratejisi uygulanmaktadır. Yeni çözümün, hedef çözümden kötü olması durumunda şayet popülasyon içerisindeki en kötü çözümden daha iyi ise birkaç nesil daha popülasyonda kalmasına izin verilmekte aksi halde popülasyon dışına atılmaktadır. Tüm algoritmalarda olduğu gibi amaç fonksiyonun belirlenmesi ile başlayan süreçte ikinci adım, optimize edilecek olan sisteme ait parametrelerin kodlanması olmaktadır. Genetik algoritmaya benzer şekilde kodlama için ikili sayı sistemi kullanılabildiği gibi reel sayılar da kullanılabilmektedir. Farksal gelişim algoritmasında kullanılan temel operatörleri aşağıdaki şekilde sıralamak mümkündür.

1.3.3.6.1 Mutasyon

Rasgele seçilen iki vektörün ağırlıklandırılmış farkının yine rasgele seçilen bir vektöre ilave edilmesi şeklinde uygulanmaktadır. Mutasyon işlemi olarak adlandırılan bu süreçte algoritmanın araştırma uzayında mümkün olduğunca farklı noktalara yönlendirilerek olası daha iyi çözüm noktalarının keşfedilmesi amaçlanmaktadır.

1.3.3.6.2. Yeniden Birleştirme ve Çaprazlama

Popülasyonda daha önce yer alan vektörlerden bazılarına ait değerleri kullanarak yeni ve başarılı vektörler elde etme işlemi olarak tanımlanabilen bu süreçte oluşturulan yeni vektörler, her zaman iyi sonuçlar üretmese de çoğunlukla araştırmayı iyi yönde etkileyecek sonuçlar elde edilebilmektedir. Araştırma uzayında olabilecek yerel optimum noktalardan kurtulmak ve farklı bölgelerde olabilecek daha iyi uygunluk değerlerine ulaşmak için çaprazlama operatörü etkin ve kullanışlı bir araç olarak sıklıkla kullanılmaktadır.

1.3.3.6.3. Seçme

Yeni üretilen vektörlerin popülasyona giriş kriteri olarak tanımlanabilen bu süreçte, yeni üretilen bir vektörün popülasyondaki en kötü vektörden daha iyi değer üretmesi durumunda yeni vektör, birkaç nesil kadar popülasyon içerisinde tutularak gelecekte elde edilebilecek olası yeni ve daha gelişmiş adayların üretimine aracı olması amaçlanmaktadır.

2. BÖLÜM

YÖNTEM

İmge işleme alanındaki önemli başlıklardan birisi olan gürültü giderme konusu ile ilgili olarak literatürde yapılan çalışmalarda, farklı gürültü türleri için geliştirilen yöntemler arasında klasik yöntemler kadar esnek hesaplamaya dayalı yöntemler de yer almaktadır. Bazı çalışmalarda esnek hesaplamaya dayalı yöntemler, klasik yöntemlerde yer alan bir takım parametrelerin ayarlanması için kullanılırken diğer bazı çalışmalarda ise bir bulanık veya yapay sinir ağı, uygun parametre değerlerinin belirlenmesiyle, doğrudan gürültü süzgeci olarak kullanılabilir [5-12].

Bu tez çalışmasında bir bulanık sinir ağı, belirlenen uygun eğitim verisi ve uygun optimizasyon algoritması ile eğitilerek benek gürültüsünün giderilmesi amacıyla kullanılmıştır. Bu eğitim düzeneği, sistem modelleme biçiminde olup ideal gürültü süzgeci, modellenmeye çalışılan hedef sisteme, bulanık sinir ağı ise iç parametreleri ayarlanarak optimize edilmeye çalışılan matematiksel modele karşılık gelmektedir. Gürültülü eğitim imgesinden elde edilen giriş verisi, bulanık sinir ağına uygulanmakta ve gürültüsüz eğitim imgesinden elde edilen çıkış verisi ile bulanık sinir ağı çıkışı arasındaki fark, optimizasyon algoritması aracılığıyla sıfıra çekilmeye çalışılmaktadır. Bu fark değeri eğitim hatası olarak adlandırılmakta ve süzgeç performansını doğrudan etkilemektedir. Bu sebeple eğitim aşamasında kullanılacak olan optimizasyon algoritmasının belirlenmesi önem arz etmektedir. Zira, seçilecek olan optimizasyon algoritması, bulanık sinir ağı gibi çok fazla parametre içeren bir sistemin, makul bir zamanda ve makul bir çözüm ile optimize edilmesini sağlayabilmelidir. Öte yandan, eğitim aşamasında, optimizasyon algoritması kadar önemli olan diğer bir faktör ise kullanılan optimizasyon stratejisidir. Uygun bir optimizasyon stratejisi, optimizasyon algoritmasının performansını artırarak makul bir zamanda istenilen sonuca ulaşılmasında önemli bir etken olmaktadır.

2.1. Optimizasyon Stratejisi

Birçok farklı sistemde olduğu gibi bulanık sinir ağlarında da, ayarlanması gereken çok sayıda parametre bulunmakta ve ayrıca problemin türüne, dolayısıyla araştırma uzayına bağlı olarak bu parametre sayısı daha da artabilmektedir. Optimize edilmeye çalışılan sistem parametre sayısı, kullanılan optimizasyon algoritması için araştırma uzayının boyutunu belirlediğinden, parametre sayısının artması, optimizasyon algoritmasının yükünü artırmaktadır. Çok boyutlu uzaya sahip bu tip bir problem söz konusu olduğunda, işlem yükünün artmasına bağlı olarak optimizasyon algoritmasının hızı önemli ölçüde azalmakta ve ayrıca küresel optimum çözümün bulunması da o denli zor olabilmektedir. Bu anlamda, algoritmanın performansını artırarak eğitim süresini azaltan bir optimizasyon stratejisi uygulamak çok faydalı ve gerekli olabilmektedir. Bu amaçla bu tez çalışmasında, 1.Tip veya 2.Tip bulanık sinir ağlarına ait parametrelerin, bulanık sinir ağında oluşturulan kural sayısına göre kural tabanlı olarak optimize edilmesi üzerine çalışma ve deneyler yapılmıştır.

Önerilen kural tabanlı optimizasyon stratejisinde, bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamı aynı anda optimizasyon işlemine tabi tutulmak yerine parametre seti, kural sayısı kadar parçalara ayrıldıktan sonra her bir optimizasyon döngüsünde sadece bir kurala ait parametre seti optimize edilmiştir [9,10,39,40]. İlk kuraldan başlayarak, sırasıyla diğer kurallara ait parametre setlerinin optimizasyonu, son kurala ait parametre seti optimize edildikten sonra bitirilebilmektedir. Ancak bir kurala ait parametre setini, çok uzun süreyle ve sadece bir defa optimize etmek yerine, her bir kurala ait parametre setini daha kısa süreyle ve birçok kereler optimize etmek, optimizasyon algoritmasının araştırma uzayında yerel bir optimuma takılma olasılığını oldukça düşürmektedir. Bulanık sinir ağında kullanılacak olan kural sayısının problemin türüne göre deneysel olarak belirlenmesi gibi en uygun çözüm için bir kurala ait parametre setinin kaç defa ve ne kadar süreyle optimizasyona tabi tutulacağı, tamamen problemin türüne göre ve deneysel olarak belirlenmektedir.

Bu optimizasyon stratejisinin uygulanışı için örnek olarak, giriş üyelik fonksiyonları, genelleştirilmiş çan olan 5 girişli Sugeno birinci tip bir bulanık sistem ele alınırsa, bu

sisteme ait *Eğer-İse* kural seti Eşitlik 2.1'deki gibi yazılabilir. Genelleştirilmiş çan tipi üyelik fonksiyonunda, optimize edilmesi gereken 3 parametre olduğundan, giriş üyelik fonksiyonları (*antecedent* – A, B, C, D, E) için optimize edilmesi gereken toplam parametre sayısı $5 \times 3 = 15$ olmaktadır. Sistem 5 girişli olduğu için doğrusal çıkış üyelik fonksiyonu (*consequent* – f) için optimize edilmesi gereken parametre sayısı $5 + 1 = 6$ olmaktadır. Bu durumda bir kuralda $15 + 6 = 21$ adet optimize edilmesi gereken parametre bulunmaktadır. Bulanık sinir ağında kullanılacak olan kural sayısının 10 olduğu varsayılırsa, bulanık sistemdeki toplam parametre sayısı $21 \times 10 = 210$ olmaktadır. Kural tabanlı optimizasyon stratejisinin uygulanmaması durumunda 210 adet parametre aynı anda optimize edilmeye çalışılmaktadır. Bu ise optimizasyon algoritmasının 210 boyutlu bir araştırma uzayında, küresel çözümü arayacağı anlamına gelmektedir. Öte yandan, kural tabanlı optimizasyon yaklaşımında, önce ilk kurala ait 21 parametre, sonra ikinci kurala ait 21 parametre daha sonra ise diğer kurallara ait parametre setleri parça parça optimize edilmektedir. Son kurala ait parametre seti optimize edildikten sonra süreç başa çevrilerek aynı sıra ile optimizasyon işlemi deneysel olarak belirlenen sayıda devam ettirilmektedir.

$$\begin{aligned}
 \text{Kural 1: } & \text{Eğer } x_1 \in A_{11} \& x_2 \in B_{12} \& x_3 \in C_{13} \& x_4 \in D_{14} \& x_5 \in E_{15} \\
 & \text{ise } f_1 = x_1 \cdot q_{11} + x_2 \cdot q_{12} + x_3 \cdot q_{13} + x_4 \cdot q_{14} + x_5 \cdot q_{15} + q_{16} \\
 \text{Kural 2: } & \text{Eğer } x_1 \in A_{21} \& x_2 \in B_{22} \& x_3 \in C_{23} \& x_4 \in D_{24} \& x_5 \in E_{25} \\
 & \text{ise } f_2 = x_1 \cdot q_{21} + x_2 \cdot q_{22} + x_3 \cdot q_{23} + x_4 \cdot q_{24} + x_5 \cdot q_{25} + q_{26} \\
 & \vdots \qquad \qquad \qquad \vdots \qquad \qquad \qquad \vdots
 \end{aligned} \tag{2.1}$$

Kural tabanlı optimizasyon stratejisinin etkisini belirgin bir şekilde görebilmek amacıyla, Şekil 2.1'de verilen eğitim imgelerinden elde edilen eğitim verisi, 1.Tip ve 2.Tip bulanık sinir ağlarının eğitimi için kullanılmıştır. Kural tabanlı optimizasyon stratejisinin bulanık sinir ağının eğitimindeki etkisini görebilmek amacıyla bulanık sinir ağına ait parametreler öncelikle, türe ve dayalı yöntemler arasında en yaygın ve etkili yöntemlerden biri olarak bilinen *Levenberg-Marquardt* algoritması ile önce parametrelerin tamamı tek seferde olacak şekilde ve sonra ise kural tabanlı olarak optimize edilmiştir. Sonraki adımda ise literatürde öne çıkan sezgisel algoritmalar arasında yer alan *Genetik*, *Isıl İşlem*, *Tabu Arama*, *Klonal Seçme*, *Parçacık Sürüsü* ve

Farksal Gelişim algoritmaları ile önce, bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamı tek seferde olacak şekilde ve sonra ise kural tabanlı olarak optimize edilmiştir. Yapılan deneysel çalışmalarda her iki strateji de, 1.Tip ve 2.Tip bulanık sinir ağlarının optimizasyonu için uygulanmış ve elde edilen sonuçlar sunulmuştur. Bu deneysel sonuçlar için her bir algoritma, çözüm uzayında bulunan ve diğer algoritmaların da aynı başlangıç noktalarını kullandıkları 5 farklı noktadan başlayarak (bir grafik için) 5 defa optimizasyon işlemi gerçekleştirmiştir. Her bir algoritma, hem 1.tip hem de 2.tip bulanık sinir ağı için kural tabanlı ve normal olarak iki ayrı stratejide optimizasyon yaptığından, bir algoritmaya ait tüm sonuçların elde edilmesi için $5 \times 4 = 20$ defa optimizasyon işlemi gerçekleştirilmiştir. Tüm algoritmalara ait sonuçların elde edilmesi için 7 farklı algoritma ele alındığından toplamda $20 \times 7 = 140$ defa optimizasyon işlemi gerçekleştirilmiştir.

Testlerde kullanılan genetik algoritmaya ait parametrelerden; popülasyon büyüklüğü 10, çaprazlama oranı %30, mutasyon oranı ise %10 olarak belirlenmiştir. Popülasyon sayısının artırılması, araştırma uzayında çok daha fazla noktanın eşzamanlı olarak araştırılması anlamına gelmektedir. Ancak bu değer çok fazla tutulması bilgisayar işlem yükünü ve dolayısıyla optimizasyon zamanını arttırmaktadır. Bu sebeple ele alınan problemin türüne göre bu değer 10 olarak belirlenmiştir. Çaprazlama miktarı ise popülasyona yeni bireyler kazandırılması aşamasında önem kazanmaktadır. Zira çaprazlama oranının çok yüksek tutulması durumunda, araştırma uzayında araştırılan noktadan çok uzaklaşılması tehlikesi oluşurken yakınlarda olabilecek minimumlar kaçırılabilir. Çaprazlama oranının düşük tutulması ise civar noktaların iyi araştırılmamasına sebep olmaktadır. Mutasyon ise popülasyonda yer almayan ve çaprazlama ile oluşamayacak adayların üretilerek yeni bölgelerin araştırılmasını sağlamak amacıyla kullanılmaktadır. Mutasyon oranının yüksek tutulması durumunda, araştırma uzayında o ana kadar elde edilen en iyi çözümünden çok uzak bölgelerde gereksiz araştırma yapılmasına sebep olabilmektedir.

Benzetimli tavlama algoritması popülasyon tabanlı olmayıp, bir adet adayın iyileştirilmesi için çalışan olasılık tabanlı bir algoritmadır. Türeve dayalı olan algoritmalarından belirgin farkı ise, üretilen yeni çözümün mevcut çözümden daha kötü olması durumunda dahi, Metropolis kriterinin sağlanması durumunda mevcut çözüm

olarak kabul görebilmesidir. Yapılan testlerde, başlangıç sıcaklığı 1000, daha kötü olan yeni çözümün kabul edilme eşik değeri ise 0,4 olarak belirlenmiştir.

Tabu arama algoritmasına ait testlerde yakınlık ve sıklık hafızalarında yer alan değerlerin yakın veya sık olarak kabul edilmesi için her bir hareket sayısı sıralanarak en büyük değerli %30 arasından rasgele seçim yapılmıştır. Bu değer çok büyük tutulduğunda neredeyse tüm hareketler yakın veya sık olarak değerlendirilirken çok küçük tutulduğunda ise neredeyse hiçbir hareket yakın veya sık olarak değerlendirilmemektedir. Bu değer problemin türüne göre deneysel olarak belirlenmiştir.

Yapay bağışıklık algoritmasında klonal seçme prensibi esas alınarak bu anlamda algoritmada popülasyon içindeki en iyi kabul edilen aday sayısı 3 çarpım faktörü ise 1 olarak belirlenmiştir. Klonal seçme prensibine göre bir popülasyon içerisindeki adaylar, kaliteleri ile doğru orantılı olarak klonlanırken kaliteleri ile ters orantılı olarak mutasyona uğratılırlar. Bu sebeple kalitesi iyi olan adaylar fazla değiştirilmeden çoğaltılırken kalitesi kötü olan sonraki nesillerde popülasyon dışında kalırlar. En iyi olarak kabul edilen aday sayısı, popülasyon boyutuna göre çok küçük tutulduğunda algoritma, aynı nokta civarında gereksiz yere çok fazla araştırma yapmakta ve çoğunlukla o bölgedeki yerel minimumdan kurtulamamaktadır. En iyi kabul edilen aday sayısının büyük tutulması durumunda ise algoritmanın araştırma yapması gereken bölge sayısı çok artmaktadır. Bu durum, en iyi çözümün bulunması için olumlu bir durum olsa da bilgisayar işlem yükünün çok artması sebebiyle optimizasyon süresini çok uzatabilmektedir.

Parçacık sürüsü algoritmasında yapılan testlerde, parçacıklar için atalet katsayısı 0,9 olarak belirlenirken gurubun ve ele alınan adayın en iyi konumlarının araştırılan konuma olan uzaklık ölçek katsayıları 0,2 olarak belirlenmiştir. Atalet değerinin 1'e yakın olması araştırmanın daha kararlı yapılmasını sağlamaktadır. Aksi halde araştırma uzayında belirli bölgenin yeterince araştırılmadan terk edilmesi söz konusu olabilmektedir. Ölçekleme katsayıları ise araştırma noktasında yerel aramanın ne hassasiyette yapılacağını belirlemek için kullanılmıştır. Daha büyük seçilmesi durumunda yeterli arama yapılamazken daha küçük seçilmesi durumunda ise aynı bölgede gereğinden fazla araştırma yapılmasına sebep olabilmektedir.

Yapılan testlerde farksal gelişim algoritmasına ait parametrelerden, çaprazlama oranı %40 olarak, popülasyona katılacak olan rasgele adayların oranı %10 olarak, eski nesildeki adaylardan yeni nesle aktarılacak olanların oranı %50 olarak, ölçekleme faktörü 1 olarak popülasyon büyüklüğü ise 20 olarak belirlenmiştir. Popülasyona katılacak rasgele aday oranı, genetik algoritmadaki mutasyon operatörüne benzer şekilde popülasyonda bulunmayan tamamen farklı yeni adayların popülasyona katılmasıyla yeni bölgelerin araştırılmasında önemli olmaktadır. Bu oranın yüksek seçilmesi belirli bir bölgede yeterince odaklanılamama gibi bazı problemlere sebep olabilmektedir.

İki farklı bulanık sinir ağı için iki farklı stratejide gerçekleştirilen optimizasyonlarda kural tabanlı optimizasyon stratejisinin etkisi *BULGULAR* bölümünde verilen grafiklerde açıkça görülmektedir. Her bir grafikte (belirli bir bulanık sinir ağının belirli bir optimizasyon algoritması ile eğitimi), beş farklı başlangıç noktasından (tüm deneylerde aynı beş başlangıç noktası ile optimizasyona başlanmıştır) optimizasyona başlanmış olmasına rağmen kural tabanlı optimizasyon stratejisi, algoritmanın performansını önemli ölçüde artırmıştır. Zira 400 yineleme sonunda elde edilen sonuçlar, kural tabanlı optimizasyon stratejisi ile ulaşılan hata değerlerinin, tüm parametrelerin tek seferde optimizasyonu ile ulaşılan hata değerinden daha iyi olduğunu göstermektedir. İstisnai bazı durumlarda, önerilen optimizasyon stratejisine ait bazı değerler normal optimizasyon stratejisinden daha kötü olabilse de bu durum önerilen strateji yönteminin, algoritma performansını önemli ölçüde yükselttiği gerçeğini değiştirmemektedir. Bu sebeple, bu tez çalışmasında yapılan tüm deneysel çalışmalarda kural tabanlı optimizasyon stratejisi benimsenmiş ve kullanılmıştır.

2.2. Eğitim İmgeleri

Bulanık sinir ağlarının, gürültü giderme, kenar sezme veya imge iyileştirmeye gibi alanların herhangi birinde kullanımı söz konusu olduğunda, eğitim aşamasında kullanılan eğitim imgeleri, bulanık sinir ağının davranışını belirleyen en önemli faktör olmaktadır. Diğer bir deyişle, bulanık sinir ağının ne tür bir imge operatörü olacağı, kullanılan eğitim imgeleri ile belirlenmektedir. Aynı bulanık sinir ağı, farklı eğitim

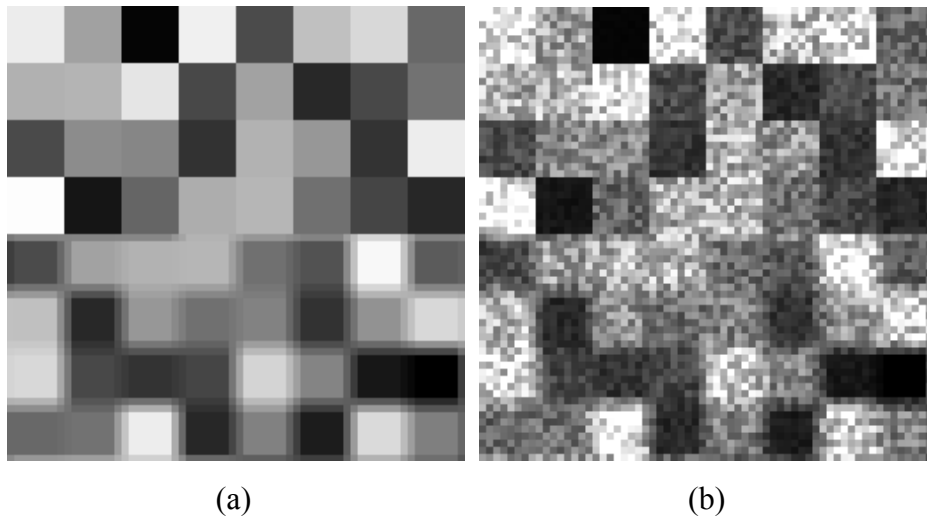
imgeleri kullanılarak, bir gürültü süzgeci, bir kenar bulucu veya diğer herhangi bir imge iyileştirme operatörüne dönüştürülebilmektedir.

Bulanık sinir ağının eğitimi aşamasında gerekli olan eğitim verisi için iki adet eğitim imgesi kullanılmaktadır. Bu imgelerin birisi, sistem modellemede, ideal modelin (ideal gürültü süzgeci veya ideal kenar sezici) çıkışında (arzu edilen çıkış) üreteceği imgedir. Diğer bir deyişle, bulanık sinir ağının eğitim sonrasında çıkışında üretmesi istenen veriyi içeren yapay imgedir. Bu imge, genellikle herhangi bir imge iyileştirme işlemine gerek duyulmayan, gürültüsüz ve net bir imge olmaktadır. Diğer imge ise bulanık sinir ağına giriş olarak uygulanan ve problemsiz ilk imgeden, bu imgeye yapay olarak bazı bozulmalar veya gürültülü eklenmesiyle elde edilen eğitim imgesidir. Böylelikle, düzeltilmesi gereken gürültülü imge ve bu imgenin gürültüsüz ilk hali aynı anda sisteme girilebilmekte ve eğitim gerçekleştirilebilmektedir.

Eğitim imgesi olarak kullanılacak olan imgeler, fotoğraf ile elde edilen herhangi gerçek bir imge olabilmekle beraber çoğunlukla, eğitilmiş bir bulanık sinir ağının kullanım aşamasında, karşılaşılabilecek olan gerçek imgelerin yaklaşık olarak bazı karakteristik özelliklerini yansıtacak şekilde yapay olarak oluşturulmaktadır. Örneğin, bulanık sinir ağının bir kenar bulma operatörü olarak kullanılması amacıyla hazırlanan eğitim imgelerinden, bulanık sinir ağına giriş olarak uygulanan eğitim imgesi, yumuşak veya sert olarak farklı renk tonunda birçok geçiş bölgesi (kenar) içeren gürültülü veya gürültüsüz bir imge olabilmektedir. Diğer imge ise ilk imgeye ait kenarları, problemsiz bir şekilde bulanık ideal kenar seziciye ait çıkışı içeren ilk imgenin kenar imgesi olmaktadır. Eğitim imgesinde yer alan detaylar, süzgecin kullanımı aşamasında ortaya çıkacak olan gerçek giriş imgelerinin karakteristik özelliklerini ne derece iyi yansıtıyor ise bulanık sinir ağı tabanlı imge düzeltme operatörünün performansı da o denli yüksek olabilmektedir.

Bulanık sinir ağı tabanlı gürültü süzgeçlerinde kullanılan eğitim imgelerine örnek olarak Şekil 2.1'de gösterilen eğitim imgeleri verilebilmektedir. İdeal bir gürültü süzgecinin (gerçekte var olmamakla beraber yapay olarak üretilen ilk imgenin gürültü eklenmemiş hali ideal gürültü süzgecinin arzu edilen çıkışı olarak kullanılmaktadır) çıkışında olması gereken gürültüsüz imge Şekil 2.1.a'da gösterilmektedir. Benek gürültüsünü giderme için kullanılacak olan bulanık sinir ağı tabanlı gürültü süzgecinin giriş eğitim imgesi

Şekil 2.1.b’de görülmektedir. Şekil 2.1’de görüldüğü üzere, bulanık sinir ağının eğitiminde kullanılacak olan eğitim imgesinin, gerçek imgelerde olabilecek kenar ve gri seviye piksel değerlerini, mümkün olduğunca içermesi gerekmektedir. Gürültülü giriş eğitim imgesinin oluşturulması için yapay olarak üretilen gürültüsüz imgeye, belirli varyansa sahip (belirli bir gürültü oranında) benek gürültüsü eklenmektedir. Eğitim aşamasında bulanık sinir ağı parametreleri, gürültülü imgeden gürültüsüz imgeyi elde edecek şekilde optimize edilmekte ve böylelikle bulanık sinir ağı, herhangi bir imgede bulunan gürültüyü giderecek bir operatöre dönüşmektedir.



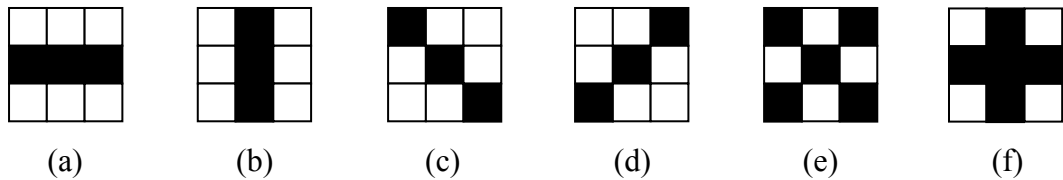
Şekil 2.1. Bulanık sinir ağlarının eğitiminde kullanılan eğitim imgeleri.
a) gürültüsüz giriş imgesi, b) benek gürültülü eğitim imgesi.

Şekil 2.1’de verilen eğitim imgesi, $64 \times 64 = 4096$ piksel boyutunda olup $8 \times 8 = 64$ farklı gri ton içermektedir. İmgenin alt yarısı ise gerçek imgelerde bulunan yumuşak geçişleri temsil etmesi için ortalama süzgeçten geçirilerek bulandırılmıştır. Eğitim imgesinin boyutları, oluşturulacak eğitim verisinin boyutlarını gereksiz yere artırmayacak kadar küçük ancak gerçek imgelerdeki birçok detayı içerebilecek ölçüde büyük olacak şekilde deneysel olarak belirlenmektedir. Gereğinden fazla büyüklükteki bir eğitim imgesi, eğitim verisinin boyutunu çok büyüteceğinden optimizasyon aşamasının daha fazla zaman almasına sebep olmaktadır. Ancak eğitim imgesinin çok küçük olması da bulanık sinir ağının ideal modele uyum sağlamasını zorlaştırmaktadır.

2.2.1 Eğitim Verisi

Bulanık sinir ağının belirli bir amaç doğrultusunda kullanılması için eğitim aşamasında gereken eğitim verisi, belirli şartları sağlayarak hazırlanan eğitim imgeleri ile elde edilmektedir. Görüntü işleme alanında, bir bulanık sinir ağının eğitimi söz konusu olduğunda, eğitim verisinde yer alan sayısal değerler olarak çoğunlukla sayısal imgede yer alan piksellere ait 0 ile 255 arasındaki gri tonlamalı sayısal değerler, herhangi bir ölçekleme veya normalizasyon yapmadan doğrudan kullanılabilir. Bu sebeple, eğitim verisi, belirli piksellere ait sayısal değerleri belirli sıra ile gruplandırılması yoluyla elde edilmektedir.

Eğitim verisinin oluşturulması aşamasında bir işlem penceresi, çoğunlukla imgenin herhangi bir köşesinden başlanarak raster tarama yolu ile tüm imge üzerinde gezdirilmektedir. Bu tarama sırasında, işlem penceresinin her bir konumunda, işlem penceresi içerisinde kalan belirli piksellere ait sayısal değerler alınarak eğitim veri matrisi oluşturulmaktadır. Eğitim verisinin oluşturulmasındaki en kritik aşamanın, işlem penceresinde eğitim verisine dâhil edilecek piksellerin belirlenmesi olduğu söylenebilir. Bu pikseller belirlenirken genellikle, 3×3 piksel veya daha büyük boyutlu işlem penceresinin merkezinde yer alan piksel, etrafındaki komşu piksellerin bazıları ile çeşitli komşuluk yapıları oluşturacak şekilde seçilmektedir. Bu komşuluk yapıları, merkez pikselin, sağ-sol, üst-alt, çapraz veya daha farklı komşularıyla birlikte alınmasıyla oluşturulabilmektedir. İmge işlemede kullanılan ve 3×3 piksel boyutundaki işlem penceresinin, tercih edilen komşuluk yapıları arasında en yaygın olanları Şekil 2.2’de gösterilmektedir.



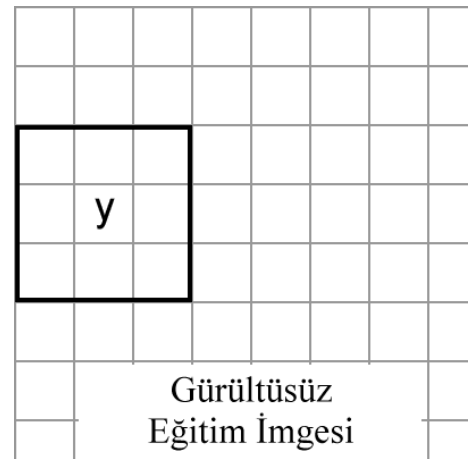
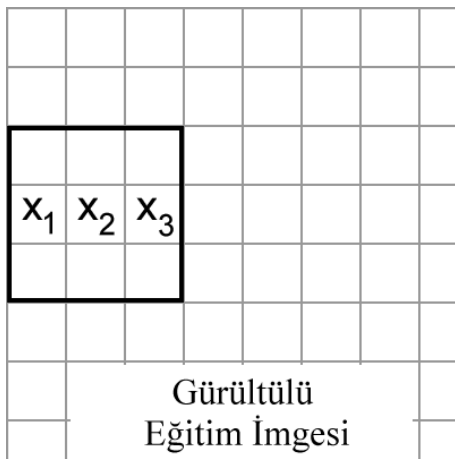
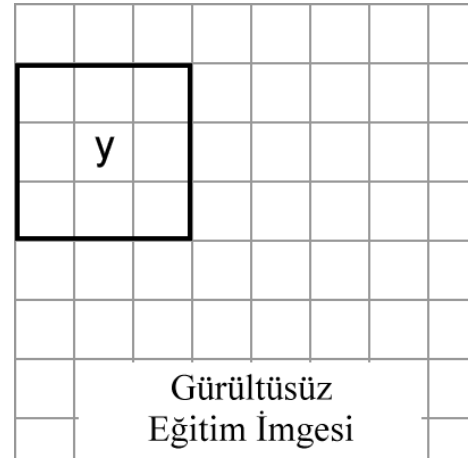
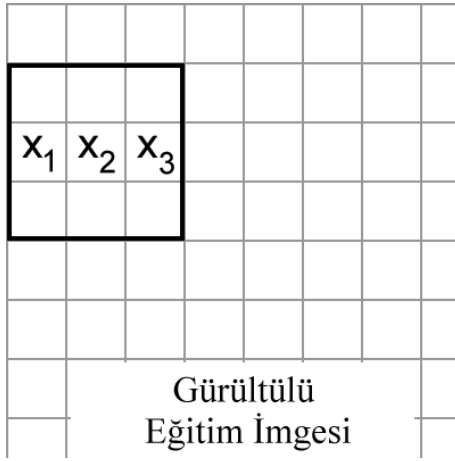
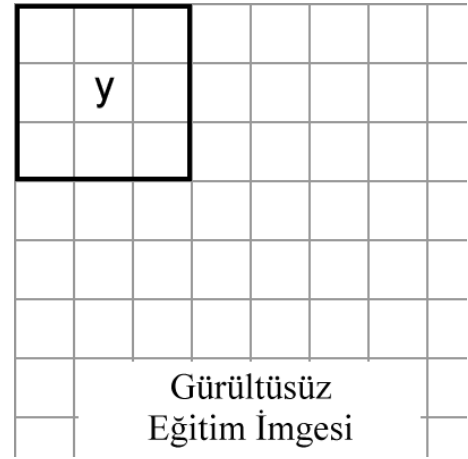
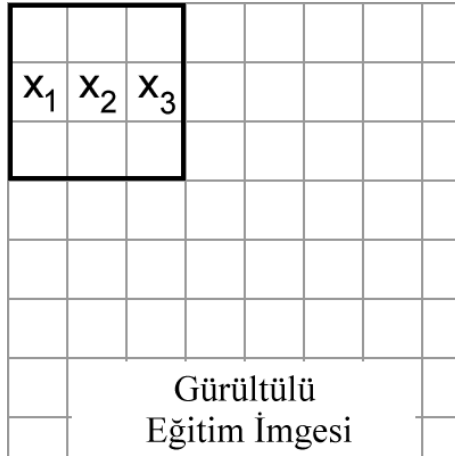
Şekil 2.2. İşlem penceresinde kullanılan çeşitli komşuluk yapıları [7,40].

İşlem penceresi içinde, Şekil 2.2.a-d’de olduğu gibi 3 adet piksel değeri işleme alınabileceği gibi Şekil 2.2.e-f’de olduğu gibi 5 adet piksel değeri de değerlendirilmeye alınabilmektedir. Bu durumda, kullanılan bulanık sistem girişleri arasında farklılık oluşmaktadır. Eğer 5 adet piksel değerine bakılarak imge üzerinde herhangi bir iyileştirme yapılacaksa, bulanık sinir ağı 5 girişli olacak şekilde, 3 piksel değeri dikkate alınacak ise bulanık sinir ağı 3 girişli olacak şekilde düzenlenmelidir.

Bulanık sinir ağının giriş sayısının artması, sistemde ayarlanması gereken parametre sayısının artması anlamına geldiği için özellikle eğitim aşamasında optimizasyon işlemi, çok daha uzun sürebilmektedir. Öte yandan, ne kadar fazla piksel değeri dikkate alınarak imge iyileştirme işlemi yapılırsa, geliştirilen yöntemin performansı da o ölçüde artmaktadır. Bu sebeple, parametre sayısı ve yöntemin performansı arasında bir denge kurarak olabildiğince az parametre ile performansı yüksek bir imge iyileştirme yöntemi geliştirmek oldukça önemli olmaktadır.

Eğitim verisinin oluşturulması aşamasında, işlem penceresi, raster tarama yöntemi ile imgenin bir köşesinden başlanarak yukarıdan aşağıya veya soldan sağa olacak şekilde kaydırılır. İşlem penceresi, bir adet üçlü veya beşli giriş seti değeri alındıktan sonra bir piksel kadar kaydırılır. Diğer bir deyişle, işlem penceresi içerisinde belirlenen konumdaki komşu piksel değerleri, belirlenen sıra ile alındıktan sonra, işlem penceresi, sağa veya aşağıya bir piksel kadar kaydırılır. İşlem penceresinin bu yeni konumunda işlem penceresi içerisinde yine aynı konumdaki komşu piksel değerleri, yine aynı sıra ile alındıktan sonra bu işlem tüm imge taranana kadar devam ettirilir. Bu işlem sonunda giriş sayısı kadar sütun ve imgedeki piksel sayısı kadar satırdan oluşan bir eğitim verisi elde edilmiş olunmaktadır. Bir gürültü giderme operatörü için raster tarama tekniği ile eğitim imgelerinden eğitim verisinin elde edilişi Şekil 2.3’de gösterilmektedir.

Her bir eğitim veri seti (x_1, x_2, x_3, y) için, 3×3 piksel boyutundaki işlem penceresi her iki eğitim imgesinde de aynı konumda tutulmaktadır. Bu şekilde tüm imge taranarak, bulanık sinir ağı için giriş verisi (x_1, x_2, x_3) , gürültülü eğitim imgesinden, arzu edilen çıkış verisi (y) ise ideal süzgeç çıkışını temsil eden gürültü eklenmemiş gürültüsüz eğitim imgesinden elde edilmektedir.

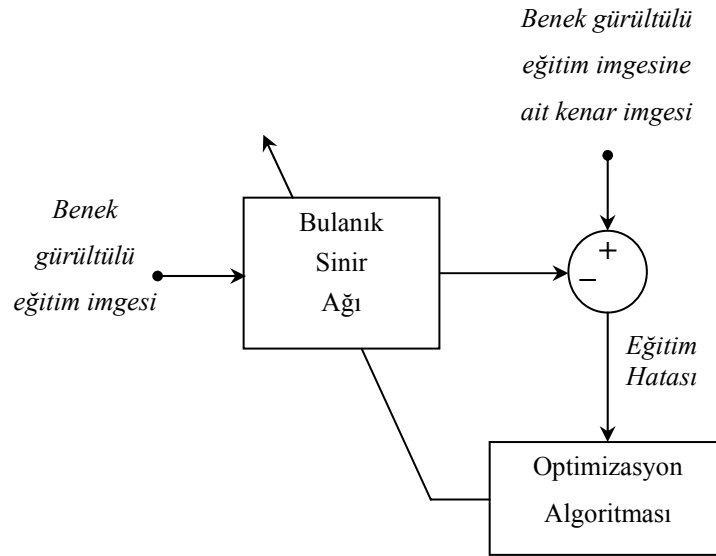


Şekil 2.3. Raster tarama ile eğitim verisinin elde edilişi.

2.3. Benek Gürültü Süzgeci 1

Kural tabanlı optimizasyon stratejisinin kullanıldığı bir uygulama olarak bu tez çalışmasında önerilen bulanık sinir ağı temelli ilk süzgeç ile sayısal imgelerde yer alan benek gürültüsünün giderilmesi amaçlanmıştır. Benek gürültüsünde, imge üzerindeki tüm piksel değerleri, belirli varyansa sahip olan gürültü bileşeni ile bozulduğundan, benek gürültüsünün giderilmesinde gürültüden etkilenen kenarları koruyarak gürültünün giderilmesine yönelik bir strateji izlenmesi gerekli olmaktadır. İmge üzerindeki homojen bölgeler söz konusu olduğunda, ortalama değer süzgeci, benek gürültüsünün giderilmesinde oldukça etkili olabilmektedir. Üstelik ortalama süzgecin pencere boyutu artırıldığında, homojen bölgeler üzerindeki benek gürültüsünün etkisi neredeyse tamamen kaybolabilmektedir. Ancak ortalama süzgeç penceresi boyutu 3×3 piksel gibi küçük bir değerde olduğunda dahi imge üzerinde önemli ölçüde bir bulanıklaşma oluşmakta bu yüzden imgede bulunan kenar ve detaylar kaybolmaktadır. Bu sebeple benek gürültü için önerilen ilk bulanık sinir ağı temelli süzgeç yapısında, benek gürültülü imge içerisindeki kenarlar, bir bulanık kenar sezici aracılığıyla belirlenmekte ardından ortalama süzgecin, kenar içermeyen bölgelere kontrollü olarak uygulanması sağlanmaktadır [39].

İmge içerisinde bulunan kenarları tespit etmek için literatürde birçok farklı yöntem bulunmakla beraber, benek gürültüsüne maruz kalmış bir imge içerisindeki kenarların doğru bir şekilde tespiti söz konusu olduğunda, literatürdeki klasik kenar bulma yöntemleri yerine, benek gürültülü imgedeki kenarları bulma konusunda özelleşmiş bir bulanık operatör kullanmak daha etkili sonuçlar üretebilmektedir. Sobel, Prewit ve Canny gibi bazı klasik kenar bulma yöntemlerinde, yüksek bir eşik değeri kullanılması durumunda imgede bulunan detaylara ait zayıf kenarların tespit edilmesi güçleşirken düşük bir eşik değeri kullanılması durumunda ise imgedeki kenarlar ile birlikte gürültü kaynaklı olan ve piksel boyutlarındaki kenarlar da açığa çıkmaktadır. Bu sebeple önerilen yöntemde, bir bulanık sinir ağı, benek gürültülü imgelerdeki kenarları tespit edecek şekilde eğitilerek kenar sezici kullanılmıştır. Bulanık sinir ağının kenar sezici olarak kullanılabilmesi için bulanık sinir ağına ait parametrelerin optimize edilmesinde kullanılan eğitim düzeneği Şekil 2.4’de verilmiştir.



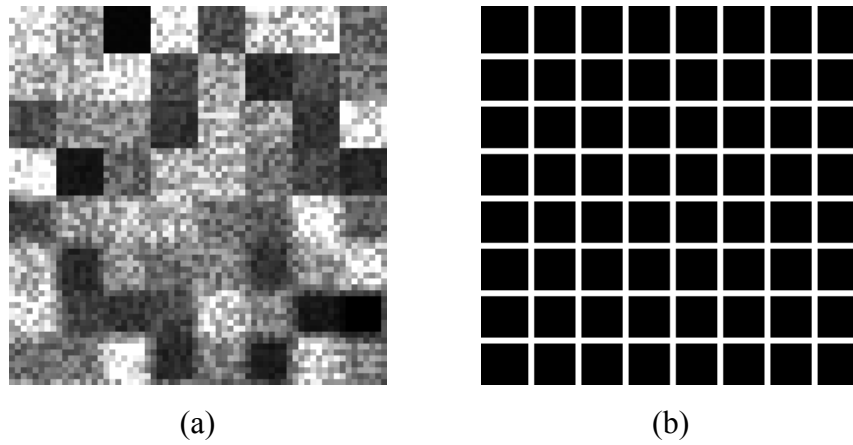
Şekil 2.4. Bulanık sinir ağının kenar sezici olarak kullanılması için eğitim düzeneği.

Bu eğitim düzeneğinde minimize edilmesi gereken değer, eğitim hatası olarak adlandırılmıştır ve istenen değer ile bulanık sistem çıkışı arasındaki farkın karesel ortalama hatası (*Mean Square Error MSE*) olarak alınmıştır. Eğitim hatası olarak MSE değerinin tercih edilmesinin sebebi, istenen değer ile bulanık sistem çıkışı arasındaki farkın pozitif veya negatif olmasının MSE yaklaşımında önemli olmaması ve hep pozitif değer vermesidir. Optimizasyon algoritması, istenen değer ile bulanık sistem çıkışı arasındaki farkın MSE değerini sıfıra çekmeye çalıştığından, bu değer ne kadar sıfıra yaklaşırsa bulanık sinir ağı, ideal sisteme o kadar yakınsayacaktır. Bulanık sinir ağı çıkışı ile istenen değer arasındaki farka ait MSE değerinin hesaplanmasını gösteren ifade Eşitlik 2.2’de verilmiştir. Burada, L , eğitim verisinin uzunluğunu, BSA , bulanık sinir ağının çıkışını, ID ise istenen değeri göstermektedir.

$$MSE = \frac{1}{L} \sum_{x=1}^L (BSA(x) - ID(x))^2 \quad (2.2)$$

Bulanık sinir ağının, benek gürültülü imgelerde bulunan kenarları tespit edecek şekilde özelleşmesi için kullanılan eğitim imgeleri Şekil 2.5’de gösterilmektedir. Benek gürültülü eğitim imgesi, $64 \times 64 = 4096$ piksel boyutunda olup $8 \times 8 = 64$ farklı gri ton içermektedir. İmgenin alt yarısı ise gerçek imgelerde olabilecek bazı yumuşak geçişleri temsil etmesi için ortalama süzgeçten geçirilerek bulandırılmıştır. Benek gürültülü

eğitim imgesinde bulunan gri ton değerleri, bilgisayar aracılığıyla rasgele olarak belirlenmiştir. Öte yandan eğitim imgelerine ait parlaklık ve kontrast gibi bazı karakteristik özellikler ile test imgelerine ait bu özelliklerin benzer olmasının, optimizasyon sonrasındaki test aşamasında bulanık sinir ağının kenar sezme performansını önemli ölçüde artırdığı, deneysel çalışmalarda gözlemlenmiştir. Örneğin, test imgesinin çok fazla parlak veya karanlık alan içermesi durumunda eğitim imgelerinin de bu özelliklerde olması, sistem performansını önemli ölçüde artırmaktadır.



Şekil 2.5. Bulanık kenar seziciye ait eğitim imgeleri a) benek gürültülü eğitim imgesi, b) benek gürültülü eğitim imgesine ait ideal kenar imgesi.

2.3.1. İşlem Penceresi ve Bulanık Kenar Sezici

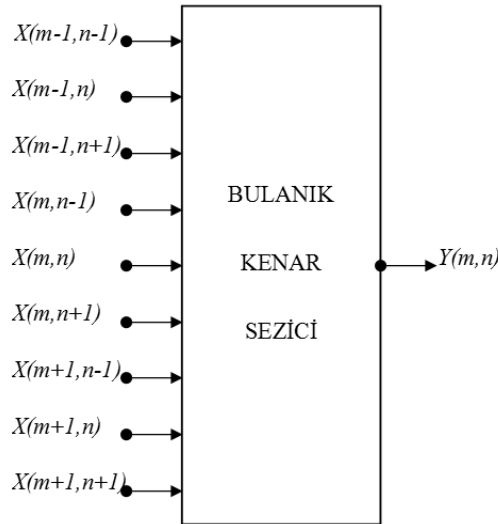
Benek gürültülü imge üzerinde bulunan kenarların, gürültüye rağmen doğru bir şekilde bulunabilmesi için kullanılan bulanık kenar sezicide, işlem penceresi içerisindeki tüm piksel değerleri bulanık sisteme giriş olarak verilmiştir. İşlem penceresinde yer alan piksellerin konumları ve bulanık kenar seziciye uygulanışı Şekil 2.6’da görülmektedir. Raster tarama yöntemi ile 3×3 piksel boyutundaki işlem penceresi gürültülü imge üzerinde taranarak, bulanık sinir ağına giriş olarak uygulanmıştır.

İmge içerisinde bulunan kenarları tespit etmek için kullanılan 1.tip Sugeno bulanık sinir ağı, 9 giriş 1 çıkışlı ve 10 kurallı olacak şekilde düzenlenmiştir. Bu durumda bir kuralda, genelleştirilmiş çan tipi giriş üyelik fonksiyonları için $9 \times 3 = 27$ parametre,

doğrusal çıkış üyelik fonksiyonu için ise $9+1=10$ parametre olmak üzere bir kurala ait toplam 37 parametre bulunmaktadır. Bulanık sinir ağı kural sayısı 10 olarak belirlendiğinden bulanık sistemde ayarlanması gereken toplam 370 adet parametre, kural tabanlı strateji ile optimize edilmiştir. Böylesine çok boyutlu bir araştırma uzayında, küresel optimum noktanın bulunması oldukça güç olmakla beraber, optimizasyon aşamasında kullanılan ve evrime dayalı sezgisel bir algoritma türü olan Klonal Seçme algoritması, kural tabanlı strateji ile birlikte kullanılarak süzgeç performansını istenilen ölçülerde tutabilecek şekilde, parametre değerleri için uygun çözümler üretmede oldukça başarılı olmuştur.

$X(m-1,n-1)$	$X(m-1,n)$	$X(m-1,n+1)$
$X(m,n-1)$	$X(m,n)$	$X(m,n+1)$
$X(m+1,n-1)$	$X(m+1,n)$	$X(m+1,n+1)$

(a)



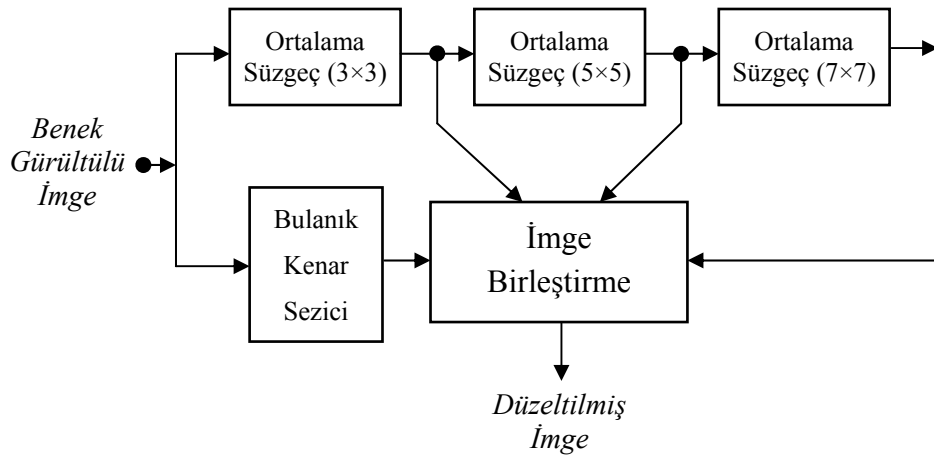
(b)

Şekil 2.6. Bulanık kenar seziciye ait işlem penceresi ve bulanık sinir ağına uygulanişı, a) işlem penceresi, b) bulanık kenar sezici.

2.3.2. İmge Birleştirme

Ortalama değer süzgecinin benek gürültüsünü gidermedeki başarısının, kenar bölgeleri bulanıklaştırması sebebiyle düşmesi, ortalama değer süzgecinin bir kenar sezici ile beraber kullanılması durumunda asgari düzeye çekilebilmektedir. İmge üzerinde bulunan homojen bölgelerde ince detaylar olmadığından bu bölgelerde 7×7 gibi büyük piksel boyutlu ortalama süzgeç pencerelerinin kullanılması, benek gürültüsünü daha iyi bastırdığı için daha uygun olmaktadır. Kenar bölgelerde ise çok fazla detay bulunduğundan bu detayların korunması için kenar noktalarda ortalama süzgecin hiç kullanılmaması veya küçük pencere boyutlu ortalama süzgecin kullanılması daha iyi sonuçlar üretebilmektedir. Bu sebeple, önerilen yöntemde, bulanık kenar sezici çıkışında elde edilen gri seviyeli kenar imgesi, belirli bir eşik değerinden geçirilerek sadece siyah ve beyaz (0 – 255) değer içeren *ikili kenar imgesine* dönüştürülmüştür.

İkili imge üzerinde bulunan beyaz pikseller, kenar bölgeleri temsil ettiği için düzeltilmiş imgede bu kenar noktalarda bulunan piksel değerleri, pencere boyutu 3×3 olan ortalama değer süzgeci çıkışından elde edilmiştir. Diğer bir deyişle, gürültülü imgenin tamamı 3×3 'lük ortalama değer süzgecinden geçirildikten sonra düzeltilmiş imgedeki kenar piksel değerleri 3×3 'lük ortalama süzgeç çıkışları ile belirlenmiştir. Kenarların hemen yakınında bulunan komşu piksel konumları, ikili kenar imgesine yayma (*dilation*) işlemi uygulanarak belirlenmiş ve düzeltilmiş imgede bu konumlarda bulunan piksel değerleri, süzgeç pencere boyutlu 5×5 piksel olan ortalama değer süzgeci çıkışından alınmıştır. Bu yayma işleminden sonra ikili kenar imgesinde siyah olarak kalan bölgeler, homojen bölgeler olarak kabul edilmiş ve son aşamada düzeltilmiş imgede bu bölgelerde bulunan piksel değerleri, 7×7 'lik ortalama değer süzgeci çıkışından alınmıştır. Böylelikle kenar bölgelerden homojen bölgelere yumuşak bir geçiş yapılarak süzgeç performansının iyileşmesi sağlanmıştır. Önerilen bulanık kenar sezici tabanlı benek gürültü süzgecine ait blok diyagram Şekil 2.7'de verilmiştir.



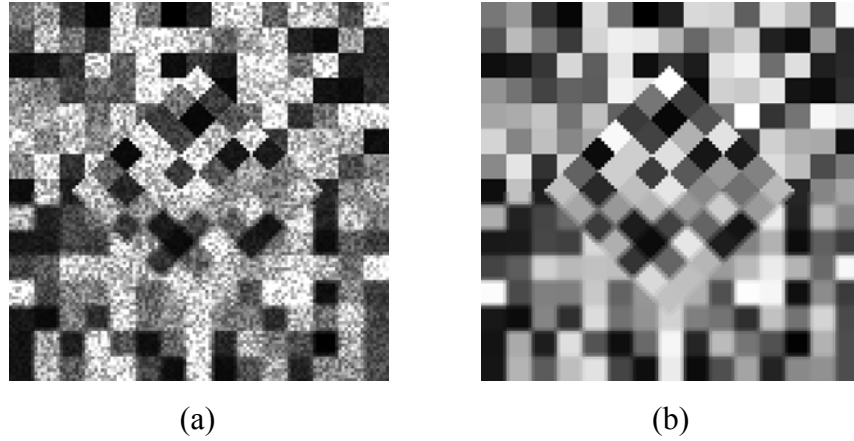
Şekil 2.7. Bulanık kenar sezici tabanlı benek gürültü süzgeci [39].

Önerilen bu yöntemin gürültü giderme başarısı, büyük ölçüde bulanık kenar seziciye ve bulanık sinir ağının kenar bulmadaki başarısı ise eğitim verisine, optimizasyon algoritmasına ve optimizasyon stratejisine bağlı olarak değişmektedir. Önerilen yöntemin performansı için dikkat edilmesi gereken bu noktalar, aynı zamanda sistemin esnek bir yapıya sahip olmasına sebep olmakta, ayrıca kullanılan optimizasyon algoritması ve eğitim verisine bağlı olarak süzgeç performansı arttırılabilmektedir. Önerilen bulanık kenar sezici tabanlı benek gürültü süzgecinin performansı, benek gürültüsünün giderilmesine yönelik olarak literatürde bulunan birçok farklı yöntem ile karşılaştırılmıştır. Gerçekleştirilen deneylerden elde edilen sonuçlar, önerilen süzgeç yapısının birçok farklı imge üzerinde diğer yöntemlerden daha etkili sonuç ürettiğini göstermiştir.

2.4. Benek Gürültü Süzgeci 2

Benek gürültüsünün giderilmesine yönelik olarak bu tez çalışmasında önerilen diğer yöntemde, bulanık sinir ağı, doğrudan gürültünün giderilmesi için kullanılmış ve bu sebeple bulanık sinir ağı, benek gürültülü imgeden gürültü bileşenini giderecek şekilde eğitilmiştir. Eğitilen bulanık sinir ağının benek gürültüsünü belirgin bir şekilde giderdiği tespit edilirken, süzgeç performansını artırmak için önerilen yöntemde, gürültülü imge eğitilen bulanık süzgeçten iki defa geçirilmiştir [40]. İki defa süzgeçten geçirilen imgede zayıflayan kenarların korunması amacıyla kenar bölgelere ait piksel

değerlerinin, bir defa süzgeçten geçirilen imgeden alındığı bir yaklaşım kullanılmıştır. Bulanık sinir ağının, benek gürültü süzgeci olarak kullanılabilmesi için önerilen eğitim imgeleri Şekil 2.8’de verilmiştir. Bu eğitim imgeleri, diğer örnekleri gibi bilgisayar aracılığıyla yapay olarak oluşturulmuştur.



Şekil 2.8. Bulanık benek gürültü süzgecine ait eğitim imgeleri a) benek gürültülü eğitim imgesi, b) benek gürültüsü eklenmemiş (ideal gürültü süzgeç çıkışındaki) gürültüsüz eğitim imgesi.

Bulanık sinir ağının, benek gürültüsünü doğrudan gidermesi için Şekil 2.7’de önerilen eğitim imgeleri incelendiğinde, önceki eğitim imgelerine göre daha fazla sayıda gri ton piksel değeri içerdiği görülmektedir. Şöyle ki, eğitim imgeleri, $120 \times 120 = 14400$ piksel boyutunda olup $15 \times 15 = 225$ farklı gri ton içermektedir. Ayrıca eğitim imgesinin ortasında kalan kare biçimli küçük alan, gerçek imgelerde olabilecek olası açılı kenarları temsil etmek için 45 derece çevrilmiştir. Daha önce de belirtildiği üzere eğitim imgeleri, bulanık sinir ağının belirli amaç doğrultusunda kullanılabilmesi için geliştirilen yöntemin performansını doğrudan etkilemektedir. Bu sebeple, eğitim imgeleri çoğu durumda tecrübelerle göre veya deneysel olarak belirlenmektedir.

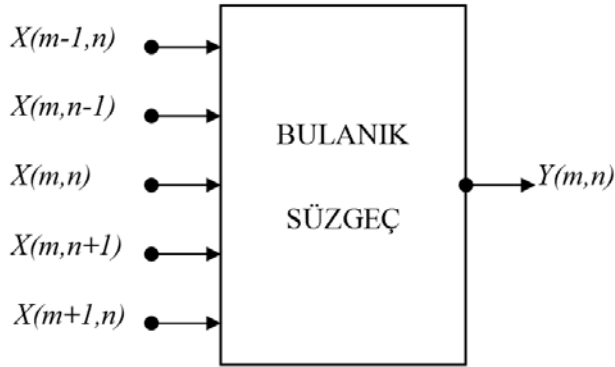
2.4.1. İşlem Penceresi ve Bulanık Süzgeç

Önerilen bu ikinci yöntemde eğitim verisi, Şekil 2.9.a’da verilen komşuluk düzeni kullanılarak oluşturulduğu için kullanılan 1.tip Sugeno bulanık sinir ağı 5 giriş 1 çıkışlı olacak şekilde düzenlenmiştir. Bu durumda bir kuralda, genelleştirilmiş çan tipi giriş üyelik fonksiyonları için $5 \times 3 = 15$ parametre, doğrusal çıkış üyelik fonksiyonu için ise $5 + 1 = 6$ parametre olmak üzere bir kuralda toplam 21 parametre optimize edilmiştir.

Bulanık sinir ağı kural sayısı 10 olarak belirlendiğinden bulanık sistemde toplam 210 adet parametrenin optimizasyonu, kural tabanlı strateji ile ve Klonal Seçme algoritması kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

	$X(m-1,n)$	
$X(m,n-1)$	$X(m,n)$	$X(m,n+1)$
	$X(m+1,n)$	

(a)

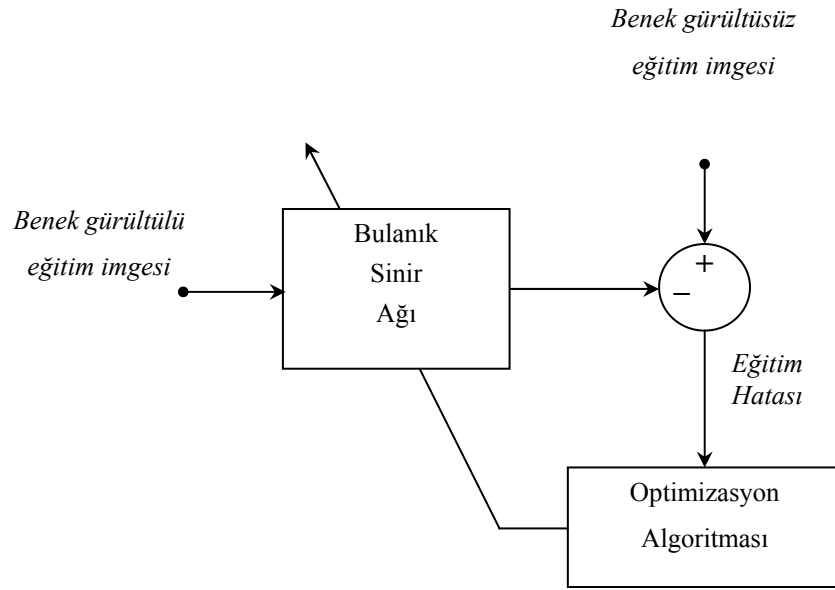


(b)

Şekil 2.9. Bulanık süzgece ait işlem penceresi ve bulanık sinir ağına uygulanışı, a) işlem penceresi, b) bulanık süzgeç.

Bulanık sinir ağının eğitim düzeneği, önceki yöntemde kullanılan düzeneğe benzer yapıda olup, aralarındaki fark eğitim imgelerinden kaynaklanmaktadır ve Şekil 2.10'da verilmiştir. Daha önce de belirtildiği üzere, bulanık sinir ağının davranışını, eğitim imgeleri belirlemektedir. Bu yüzden, eğitim imgesinin oluşturulması ve etkili bir optimizasyon algoritması kullanarak küresel çözüme yakın çözümler bulunması çok önemli olmaktadır. Uygun eğitim imgelerinin kullanılması durumunda dahi, tercih edilen optimizasyon algoritmasının gerekli performansı gösteremeyerek yeterince iyi bir çözüm bulamaması durumunda, bulanık sinir ağının istenen sistem çıkışını üretmesi mümkün olmamaktadır.

Eğitim hatası olarak, önerilen bu ikinci benek gürültü giderme yönteminde de Eşitlik 2.2’de görülen ifade ile hesaplanan MSE değeri temel alınmış olup Klonal Seçme algoritması ile bu MSE değeri minimize edilmiştir. Eğitim hatasının minimize edilmeye çalışıldığı optimizasyon aşamasında, Klonal Seçme algoritmasının performansını artırmak için önerilen kural tabanlı optimizasyon stratejisi, araştırma uzayında bulunan ve olası makul çözümlerin daha kısa zamanda bulunmasını sağlamakta ve dolaylı olarak süzgeç performansının artmasını sağlamaktadır.



Şekil 2.10. Bulanık sinir ağının, doğrudan gürültü süzgeci olarak kullanımı için eğitim düzeneği.

Eğitim aşamasının ardından, gerçek imgeler ile gerçekleştirilen test aşamasında, bulanık sinir ağının oldukça başarılı bir şekilde benek gürültüsünü giderdiği gözlenmiştir. Ancak önerilen süzgecin performansını biraz daha artırmak için eğitilmiş olan bulanık sinir ağı, gürültüyü gidermek için iki kez kullanılmıştır. Bulanık sinir ağına uygulanan benek gürültülü imgenin, bulanık sinir ağı çıkışı tekrar bulanık sinir ağına uygulanmış ve böylelikle iki defa süzgeçleme işlemi gerçekleştirilmiştir. İlk ve ikinci süzgeçleme işlemi sonunda elde edilen imgeler sırasıyla S_1 ve S_2 olarak adlandırılarak, düzeltilmiş imgede, kenar bölgelerde olan piksel değerleri birinci süzgeçleme (S_1), homojen bölgelerde kalan piksel değerleri ise ikinci süzgeçleme çıkışında elde edilen imge (S_2) kullanılarak restore edilmiştir.

2.4.2. Kenar Bulma ve Yayma

Önerilen bu ikinci yöntemde kenar bölgeleri belirlemek için klasik kenar bulma yöntemlerinden birisi olan Sobel kenar çıkarıcı tercih edilmiştir. Daha önce de belirtildiği üzere klasik yöntemler benek gürültülü bir imgede yeterli başarıyı gösterememektedir. Ancak, bulanık sinir ağının çıkışında elde edilen imgede, benek gürültüsü, önemli ölçüde bastırıldığından kenarların tespit edilmesi için Sobel kenar çıkarıcı fazlasıyla yeterli olmaktadır. İmge içerisindeki yatay ve dikey kenarların tespiti için Sobel kenar çıkarıcıda kullanılan satır ve sütun maskeleri Şekil 2.11’de verilmiştir [100].

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

(a)

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

(b)

Şekil 2.11. Sobel kenar çıkarıcıya ait olan kenar maskeleri
a) satır maskesi, b) sütun maskesi [100].

Sobel kenar çıkarıcıya ait maskeler, Şekil 2.12’de gösterilen S_2 imgesine uygulanmakta ve bu işlem sonunda, imgeye ait gri seviyeli dikey ve yatay kenarı içeren gradyen imgeleri elde edilmektedir [100, 101]. Sayısal bir imge üzerinde bulunan geçiş bölgeleri (kenarlar) ne kadar keskin ise gri seviye gradyen imgelerde bu bölgelerdeki piksel değerleri de o kadar beyaz olmaktadır. Diğer bir deyişle, gradyen imgeler siyah ve beyazın dışında gri ton değer ihtiva etmektedir. Bu sebeple, ele alınan pikselin bir kenara veya kenar olmayan bir bölgeye ait olup olmadığı saptamak için gradyen imgeye ait piksel değerleri, önceden belirlenen bir eşik değerden geçirilmektedir. Bu işlem sonunda gradyen imgeden, içinde sadece siyah ve beyaz piksel değerleri olan *ikili kenar imgesi* elde edilmektedir. İkili kenar imgesinde, beyaz olan pikseller kenar piksellerin konumlarını, siyah olan pikseller ise diğer bölgelere ait piksellerin konumlarını göstermektedir. Elde edilen ikili kenar imgeleri daha sonra *VEYA* operatörü ile birleştirilerek tam kenar imgesi elde edilmektedir.

İmge üzerinde bulunan kenar bölgeler kadar kenarların yakınında bulunan bölgelerinde, kenarlara olan uzaklıkları ile birlikte belirlenmesi gerekmektedir. Çünkü önerilen yöntemde S_1 ve S_2 imgelerine ait piksel değerlerinin, kenarlardan uzaklaştıkça kullanım oranları değişmektedir. Bu sebeple, önerilen yöntemde, *yayma* operatörü kullanılarak, kenarların hemen bitişiğinde bulunan piksel konumlarının tespiti için 3×3 piksel boyutlu maske ile ikili kenar imgesi yayma işlemine tabi tutulmuştur. Kenarlardan daha uzak olan bölgelerin tespiti için ise yayma işlemi, ikili kenar imgesinde gereken sayıda tekrarlanmış ve böylelikle yayma işlemlerinden sonra oluşan yeni beyaz piksel konumları kademeli bir şekilde belirlenmiştir.

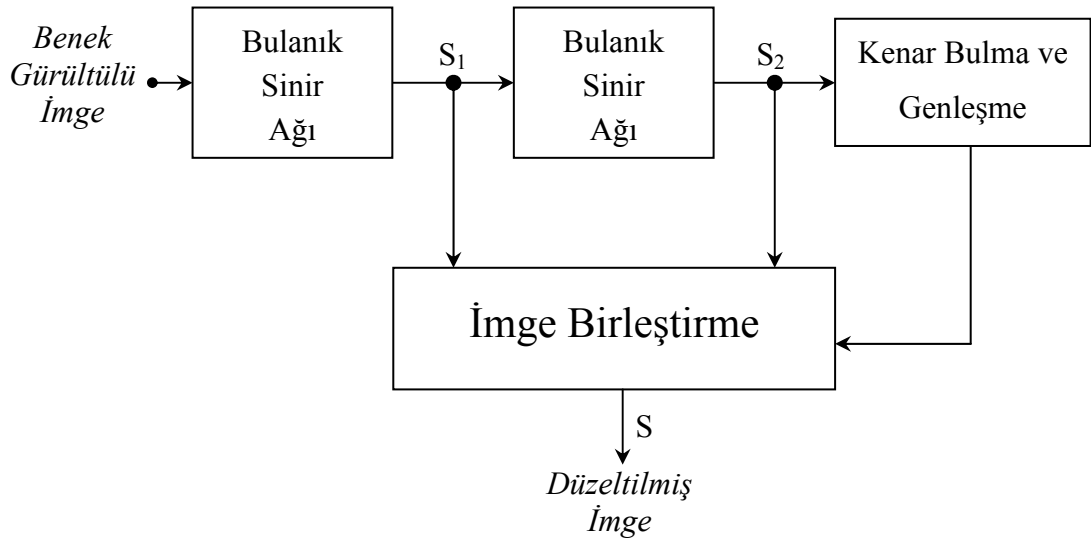
2.4.3. İmge Birleştirme

Düzeltilmiş imgedeki kenarları oluşturmak için tam kenar imgesinde kenarları ifade eden beyaz piksel konumları kullanılarak, S_1 imgesinde bu konumlara karşılık gelen piksel değerleri, düzeltilmiş imgede aynı noktalara denk gelen piksel konumlarına yerleştirilmiştir. Düzeltilmiş imgede, kenarların civarında yer alan piksel konumlarının belirlenmesinde yayma operatörü kullanılarak düzeltilmiş imgede bu konumdaki piksel değerleri, S_1 ve S_2 imgelerinin farklı oranlarda ortalamaları alınarak belirlenmiştir. Düzeltilmiş S imgesinde yer alan piksel değerlerinin oluşturulmasında, yayma işlemi sayısına göre S_1 ve S_2 imgelerinin kullanım oranlarını veren ifade Eşitlik 2.3'de görülmektedir.

$$S_i = \text{round} \left(\frac{S_1 \cdot (4-i)}{4} + \frac{S_2 \cdot i}{4} \right) \quad (2.3)$$

Kenarların civarında yer alan pikseller, yayma operatörünün üç defa kenar imgesine uygulanması ile tespit edilmiştir. Eşitlik 2.3'te verilen i harfi, imge üzerinde kenarlar civarında elde edilen bölgelerin sayısını ifade etmektedir ve $[0-4]$ aralığında değer almaktadır. Hiç yayma yapılmadığında (kenarların olduğu noktalar, $i=0$) düzeltilmiş S imgesindeki kenar piksel değerleri, tamamen S_1 imgesindeki piksel değerlerinden oluşmakta, bir kez yayma yapıldığında ise elde edilen yeni kenar civarı piksel değerleri %75 S_1 imgesinden ve %25 S_2 imgesinden elde edilmektedir. Yayma işlemi bu şekilde devam ettirildiğinde son aşamada elde edilen ve düzeltilmiş S imgesinde kenarlardan uzakta kalan nispeten homojen bölgelere ait piksel değerleri ($i=4$), tamamen S_2

imgesindeki piksel değerlerinden oluşturulmaktadır. Geliştirilen bu yaklaşım ile kenarlardan, homojen bölgelere yumuşak bir geçiş yapılmakta ve böylelikle önerilen yöntemin performansı arttırılmaktadır. Önerilen bulanık sinir ağı tabanlı ikinci benek gürültü süzgecine ait blok diyagram Şekil 2.12’de verilmiştir.



Şekil 2.12. Bulanık sistem tabanlı benek gürültü süzgeci [40].

Önerilen bulanık sinir ağı tabanlı benek gürültü süzgeçlerinin performanslarının test edilmesi amacıyla yapılan birçok deneysel çalışmada, önerilen yöntemlerin literatürde bulunan birçok yöntemden daha iyi sonuçlar ürettiği gözlemlenmiştir. Ayrıca, önerilen kural tabanlı optimizasyon stratejisi ile kullanılan optimizasyon algoritmasının performansı, yükseltilebilmekte ve dolaylı olarak tasarlanan gürültü süzgecinin başarımı, daha da artırılabilir. Öte yandan önerilen bulanık sinir ağı tabanlı süzgeçler, kullanılan eğitim imgeleri, optimizasyon algoritmaları ve optimizasyon stratejilerine bağlı olarak oldukça esnek bir yapıya sahip olduklarından, önerilen süzgeçlerin performansları, daha farklı bir eğitim imgesi veya optimizasyon algoritması kullanılarak artırılabilir.

3. BÖLÜM

BULGULAR

Birçok alanda yer alan ve çeşitli amaçlarla oluşturulan sistemlere ait parametreler için en uygun değerlerin bulunması olarak da tanımlanabilen optimizasyon kavramı, diğer sistemlerde olduğu gibi, uygun parametre değerlerinin belirlenmesi konusunda bulanık sinir ağlarının kullanımı için de en önemli olgulardan birisi olmaktadır. Herhangi bir sisteme ait parametre değerlerinin belirlenmesi amacıyla literatürde yer alan, gerek türeve dayalı ve gerekse sezgisel yapıya sahip birçok optimizasyon yönteminin, birbirlerine göre bazı avantaj ve dezavantajları olabilmekle beraber, kullanılan herhangi bir optimizasyon algoritmasının performansının, uygulanan bir strateji ile artırılması mümkün olabilir mi? Bu amaca yönelik olarak bu tez çalışmasında, bulanık sinir ağı sistem parametrelerin optimizasyonunda, her adımda sadece bir kurala ait parametre setinin optimize edildiği kural tabanlı optimizasyon yaklaşımı önerilmiştir. Önerilen optimizasyon stratejisinin optimizasyon algoritmasının performansındaki etkisini görebilmek için 1.tip ve 2.tip bulanık sinir ağı parametreleri, önce normal şekilde sonra ise kural tabanlı olarak optimize edilmiştir.

3.1. Optimizasyon Stratejisi

1.tip ve 2.tip bulanık sinir ağlarına ait parametrelerin optimizasyonunda iki farklı stratejinin kullanılması ile elde edilen sonuçlara ait grafikler Şekil 3.1, Şekil 3.2, Şekil 3.3, Şekil 3.4, Şekil 3.5, Şekil 3.6 ve Şekil 3.7’de verilmiştir. Optimizasyon stratejisinin test edildiği bu deneylerde, algoritmaların birbirlerine göre üstünlükleri değil, stratejinin, ele alınan algoritma performansındaki etkisi incelenmeye çalışılmıştır. Çözüm uzayında belirlenen beş farklı nokta, tüm algoritmalar için aynı başlangıç noktası olarak belirlenmiştir. Daha önce de belirtildiği üzere kural tabanlı optimizasyon

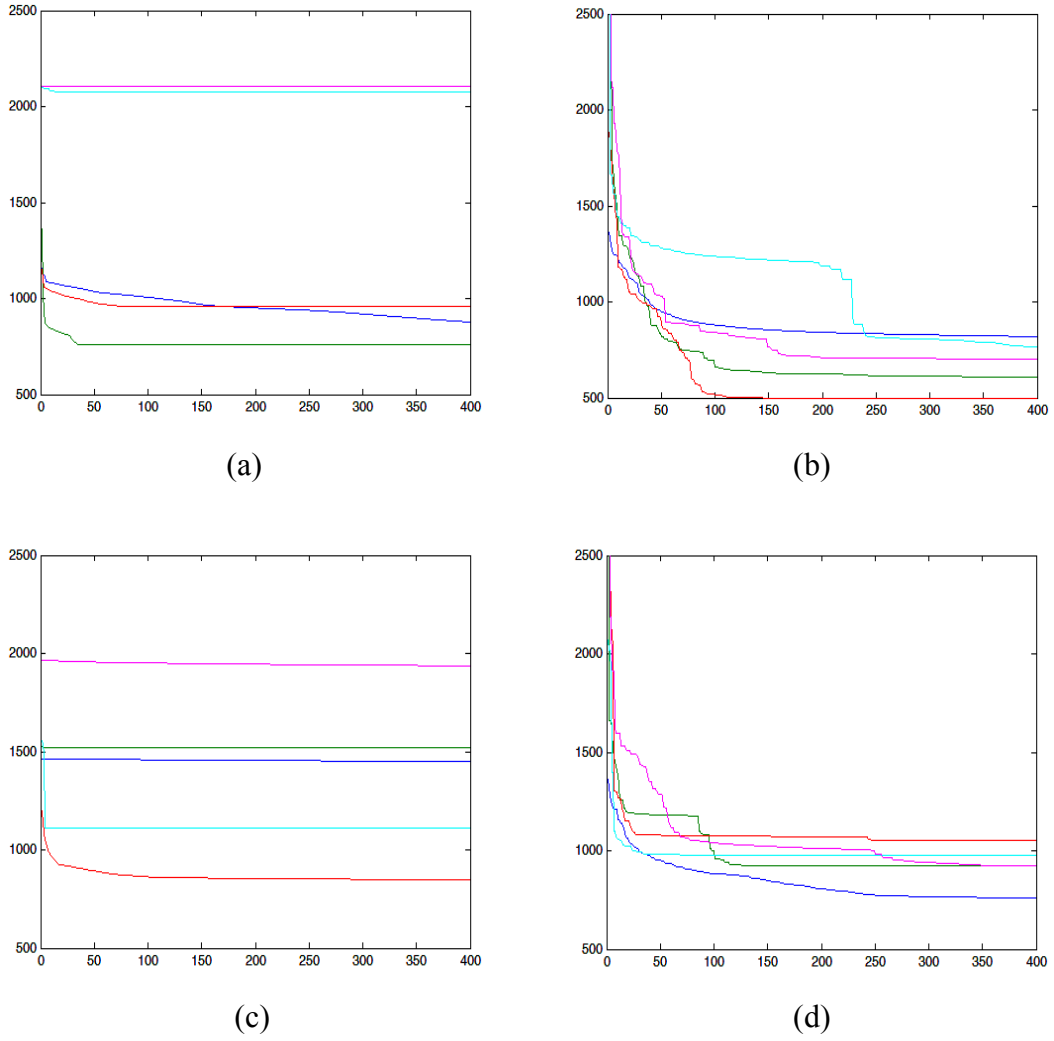
stratejisinde, sadece bir kurala ait parametre seti optimize edilirken, diğer stratejide tüm parametreler aynı anda optimize edilmektedir. Herhangi bir algoritma performansının test edilmesi aşamasında her iki stratejide de, optimizasyon algoritması için hazırlanan ait aynı yazılım kodu kullanılmıştır. Kural tabanlı optimizasyon stratejisinin uygulanmasında ise ayrı bir yazılım ile parametre vektörü bölümlenerek her defasında sadece bir kurala ait parametre seti, optimize edilmek üzere optimizasyon algoritmasına gönderilmiştir.

Bir algoritmaya ait optimizasyon stratejisi sonuçları alınırken, her iki optimizasyon stratejisinde de algoritma, bulanık sinir ağına ait tüm parametre seti için toplamda 400 defa çalıştırılmış ve her çalıştırılma sonunda elde edilen bu MSE değerleri kaydedilerek algoritmaya ait eğitim hata değişim grafikleri oluşturulmuştur. Her iki tip bulanık sistem de 10 kurallı olarak oluşturulduğundan kural tabanlı optimizasyon stratejisinde, bulanık sinir ağına ait parametre vektörü, her kural seti için 40 defa olmak üzere toplamda $40 \times 10 = 400$ defa optimizasyon algoritmasına yönlendirilmiştir. Tüm parametre setinin tek seferde optimize edildiği normal optimizasyon stratejisinde ise parametre vektörünün tamamı, optimizasyon algoritması tarafından 400 defa optimize etmiştir. Eğitim süresince gerek kural tabanlı gerekse normal optimizasyon stratejilerinde, optimizasyon algoritmasının her çalıştırılması sonucunda elde edilen parametre vektörünün güncel hali, bir sonraki çalıştırmada optimizasyon algoritmasına başlangıç değeri olarak uygulanmıştır. Her iki stratejide de aynı yazılım kodu kullanıldığından, optimizasyon algoritmasına gönderilen bir parametre seti, her iki strateji için de algoritmanın kendi aynı iç yinleme sayısı kadar optimize edildikten sonra, grafiğin çizilmesi için kullanılan bir MSE değerinin elde edildiği güncel haline ulaşmış olmaktadır.

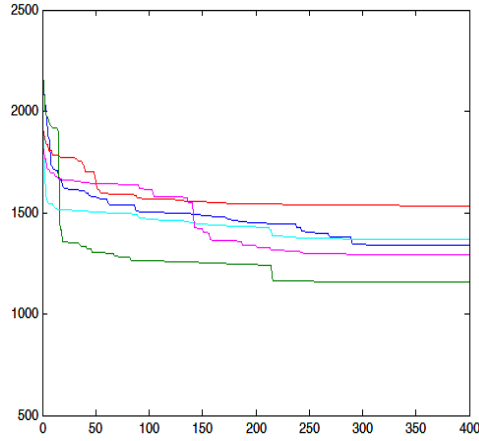
7 farklı algoritmaya ait optimizasyon stratejilerinden elde edilen sonuçlara bakıldığında, kural tabanlı optimizasyon stratejisi ile ulaşılan hata değerlerinin ve bu değerlere ulaşma sürelerinin diğer stratejiden daha düşük olduğunu görülmektedir. Şekil 3.1’de verilen ve türeve dayalı bir optimizasyon algoritması olan Levenberg-Marquardt algoritmasına ait sonuçlara bakıldığında, tüm parametrelerin aynı anda optimize edilmeleri durumunda, algoritmanın kolayca yerel minimumlara takıldığı ve bu noktalardan kurtulamadığı görülmektedir. Kural tabanlı optimizasyon stratejisinde ise algoritmanın yerel minimumlara takılmadan, 5 farklı başlangıç noktasında da MSE hata değerini yaklaşık

olarak aynı seviyelere çekebildiği görülmektedir. Ayrıca kural tabanlı optimizasyon stratejisine ait Şekil 3.1.b ve Şekil 3.1.d'deki grafiklerde hata eğrisinde gözlenen eğim, optimizasyonun devam etmesi durumunda hata değerlerinin daha da düşeceği anlamına gelmektedir.

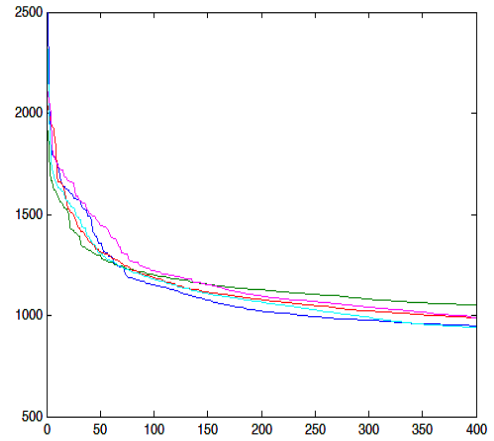
Önerilen stratejinin, sezgisel algoritmalar üzerindeki etkisi, Şekil 3.2, Şekil 3.3, Şekil 3.4, Şekil 3.5, Şekil 3.6 ve Şekil 3.7'de görülmektedir. Bu sonuçlar, önerilen stratejinin Levenberg-Marquardt algoritmasında oluşturduğu performans artışının, sezgisel algoritmaların performansı üzerinde de olumlu bir etki yaptığını göstermektedir. Genetik algoritmaya ait eğrilere bakıldığında, kural tabanlı stratejide, farklı başlangıç noktalarına rağmen algoritmanın daha hızlı bir şekilde ve yaklaşık olarak tüm başlangıç değerlerini, aynı hata değerlerine kadar düşürdüğü görülmektedir. Isıl işlem algoritması, tek bir çözümü iyileştirmeye çalışan ve olası bir yerel minimumdan kurtulması, belirlenmiş bir olasılık fonksiyonuna bağlı olan bir sezgisel algoritma türüdür. Bu sebeple, yerel minimumlardan kurtulması diğer algoritmalarla göre daha zor olabilmektedir ve bu durum Şekil 3.3.a ve Şekil 3.3.c'de verilen grafiklerde görülmektedir. Buna rağmen, uygulanan kural tabanlı optimizasyon stratejisi ile ısı işlem algoritmasının performansındaki artış Şekil 3.3.b ve Şekil 3.3.d'de verilen grafiklerde açıkça görülmektedir. Aynı eğitim verisi, aynı başlangıç noktaları ve aynı algoritma yazılım kodu kullanılmasına karşılık, önerilen stratejinin optimizasyon algoritması üzerindeki etkisi oldukça tatmin edici olmaktadır. Benzer şekilde, tabu arama, klonal seçme, parçacık sürüsü ve farksal gelişim algoritmalarına ait grafiklerden önerilen stratejinin bulanık sinir ağlarına ait parametrelerin optimizasyonunda etkili bir yöntem olduğu görülmektedir. Tüm grafikler incelendiğinde, sadece birkaç istisnai durumda önerilen stratejinin yeterli iyileşme sağlamadığı görülmektedir. Ancak bu durum, bulanık sinir ağlarına ait parametrelerin optimizasyonunda önerilen kural tabanlı optimizasyon stratejinin genel olarak bir optimizasyonda iyileşme sağladığı gerçeğini değiştirmemektedir.



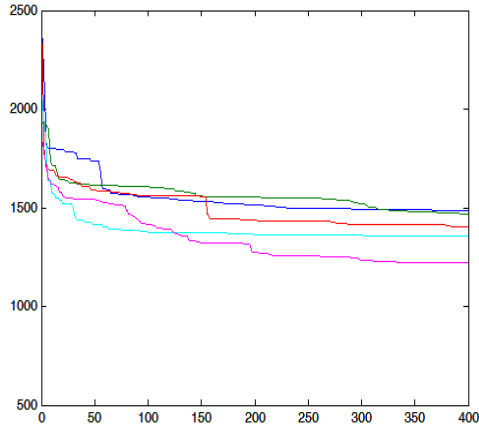
Şekil 3.1. Bulanık sinir ağı parametrelerinin beş farklı başlangıç noktasından başlanarak Levenberg-Marquardt algoritması ile optimize edilmesi esnasında oluşan eğitim hatasının, yineleme sayısına göre değişimi. a) 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, b) Tek döngüde, 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi. c) 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, d) Tek döngüde, 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi.



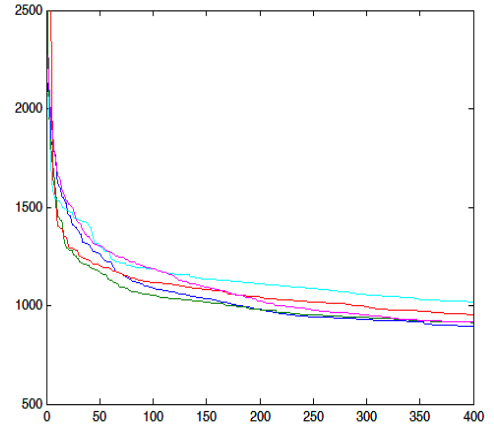
(a)



(b)

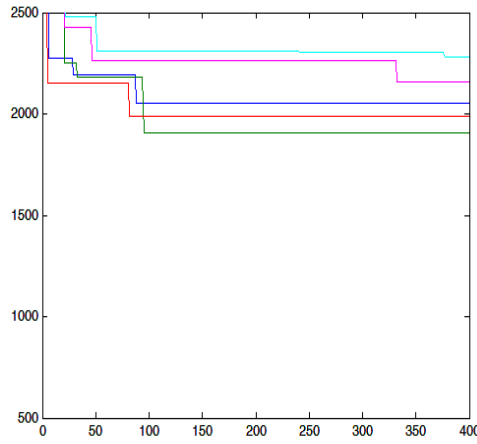


(c)

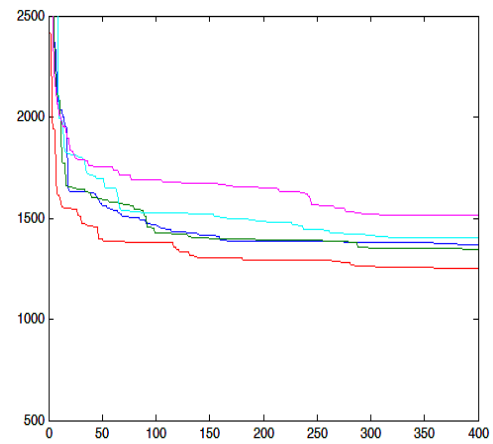


(d)

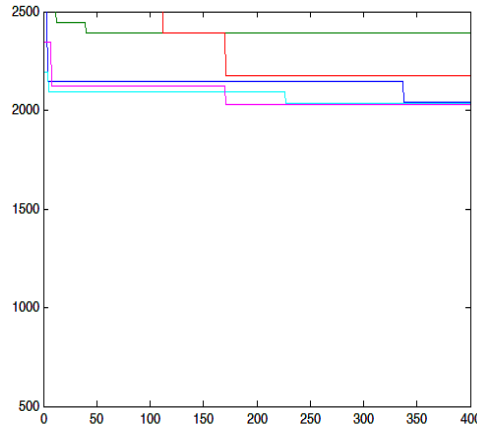
Şekil 3.2. Bulanık sinir ağı parametrelerinin beş farklı başlangıç noktasından başlanarak Genetik algoritma ile optimize edilmesi esnasında oluşan eğitim hatasının, yinleme sayısına göre değişimi. a) 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, b) Tek döngüde, 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi. c) 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, d) Tek döngüde, 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi.



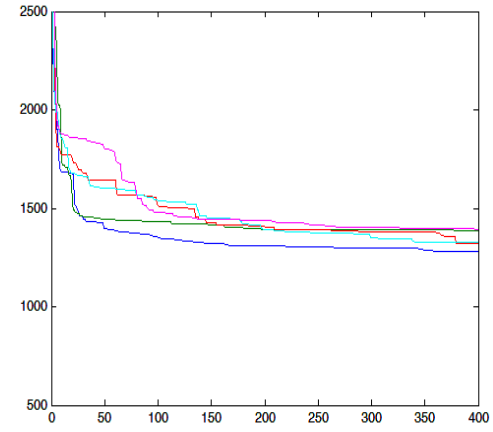
(a)



(b)

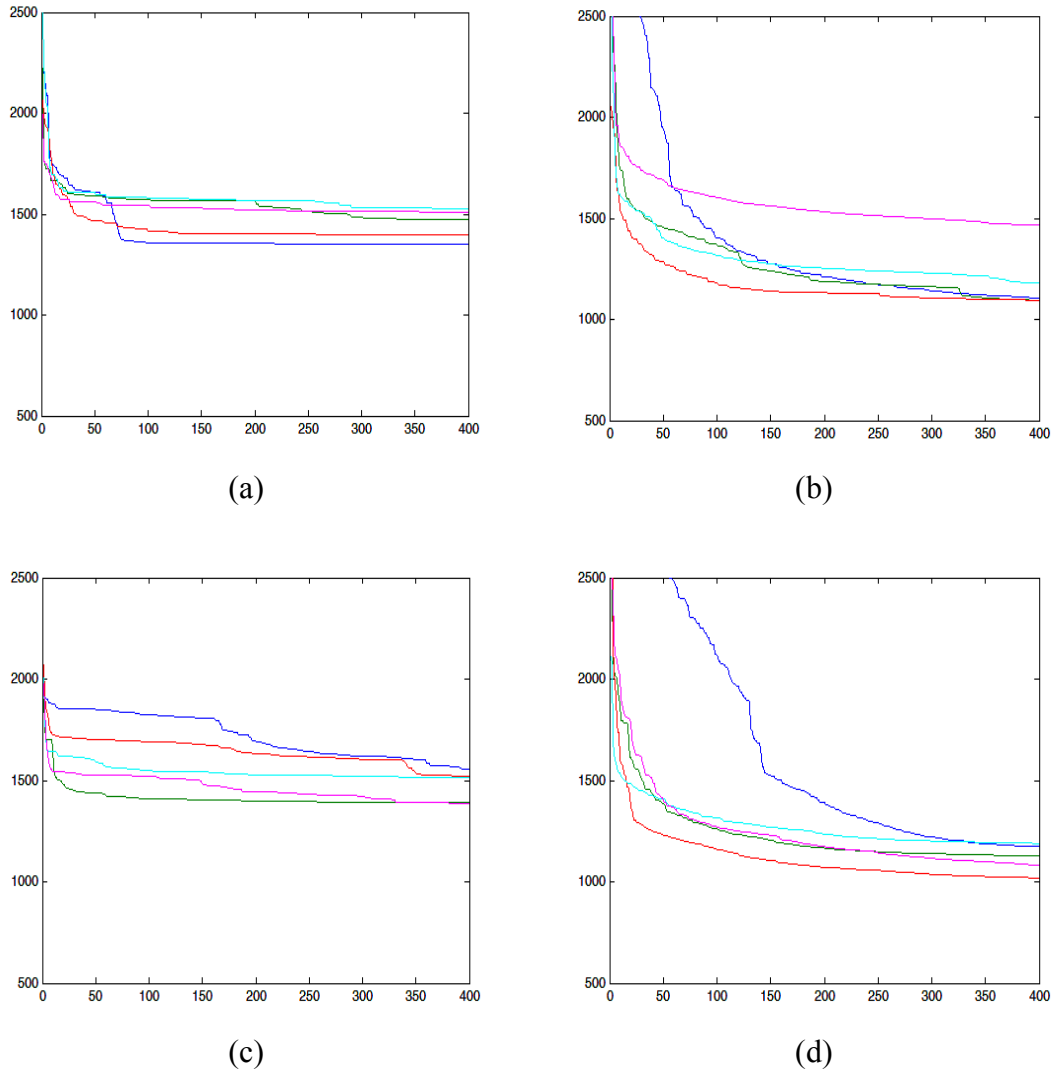


(c)

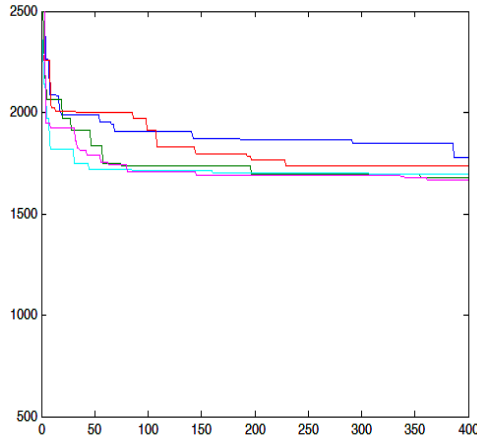


(d)

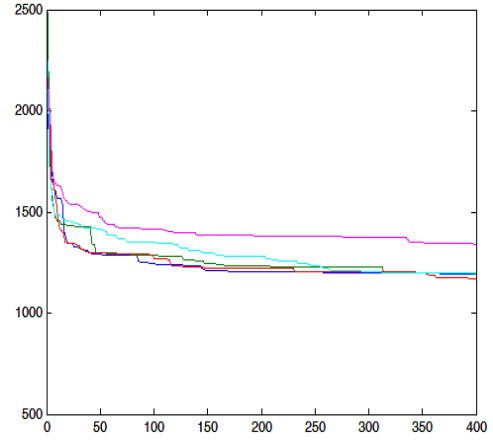
Şekil 3.3. Bulanık sinir ağı parametrelerinin beş farklı başlangıç noktasından başlanarak Isıl İşlem algoritması ile optimize edilmesi esnasında oluşan eğitim hatasının, yinleme sayısına göre değişimi. a) 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, b) Tek döngüde, 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi. c) 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, d) Tek döngüde, 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi.



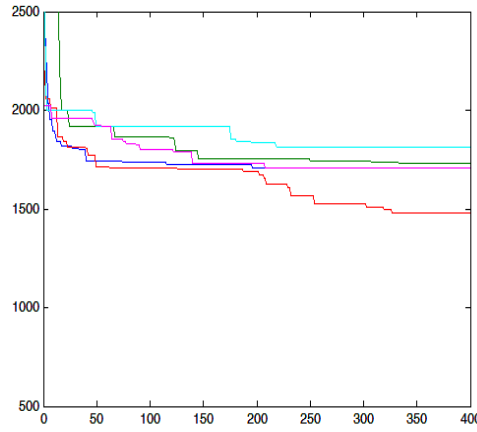
Şekil 3.4. Bulanık sinir ağı parametrelerinin beş farklı başlangıç noktasından başlanarak Tabu Arama algoritması ile optimize edilmesi esnasında oluşan eğitim hatasının, yineleme sayısına göre değişimi. a) 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, b) Tek döngüde, 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi. c) 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, d) Tek döngüde, 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi.



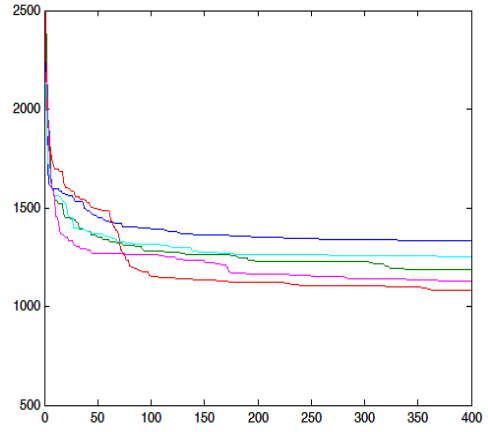
(a)



(b)

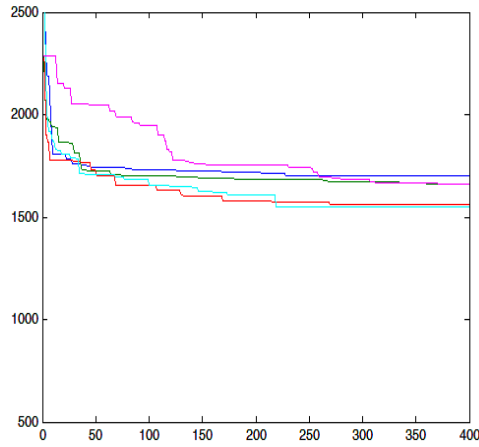


(c)

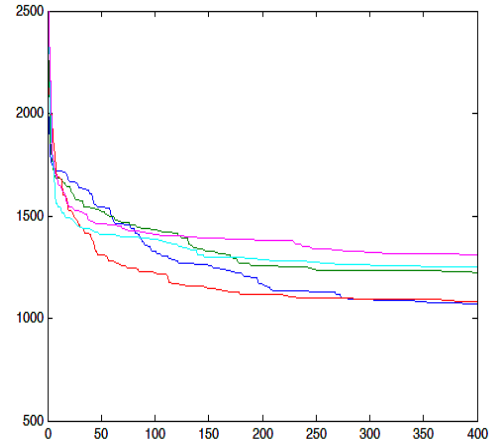


(d)

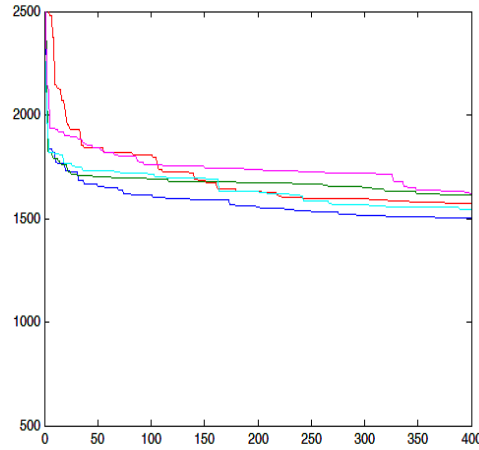
Şekil 3.5. Bulanık sinir ağı parametrelerinin beş farklı başlangıç noktasından başlanarak Klonal Seçme algoritması ile optimize edilmesi esnasında oluşan eğitim hatasının, yinleme sayısına göre değişimi. a) 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, b) Tek döngüde, 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi. c) 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, d) Tek döngüde, 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi.



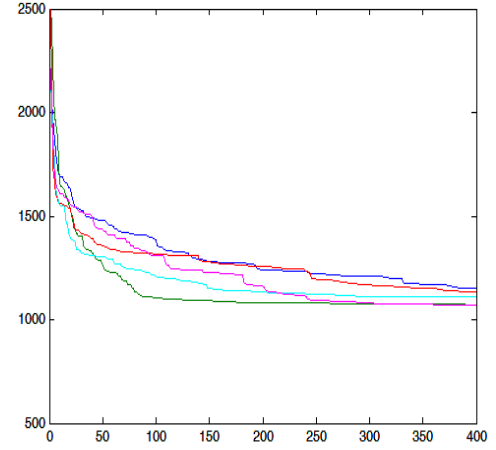
(a)



(b)

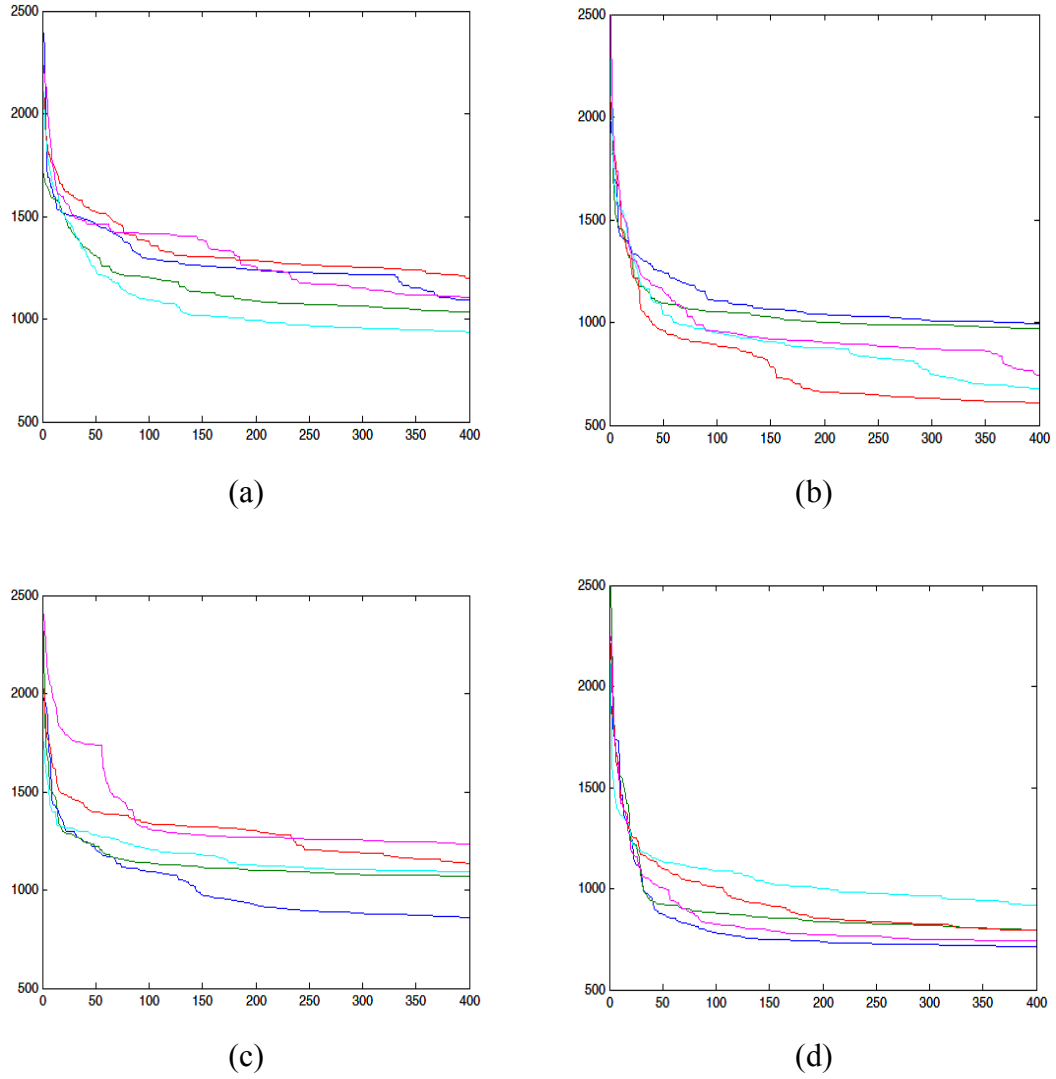


(c)



(d)

Şekil 3.6. Bulanık sinir ağı parametrelerinin beş farklı başlangıç noktasından başlanarak Parçacık Sürüsü algoritması ile optimize edilmesi esnasında oluşan eğitim hatasının, yineleme sayısına göre değişimi. a) 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, b) Tek döngüde, 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi. c) 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, d) Tek döngüde, 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi.



Şekil 3.7. Bulanık sinir ağı parametrelerinin beş farklı başlangıç noktasından başlanarak Farksal Gelişim algoritması ile optimize edilmesi esnasında oluşan eğitim hatasının, yineleme sayısına göre değişimi. a) 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, b) Tek döngüde, 1.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi. c) 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerin tamamının tek seferde optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi, d) Tek döngüde, 2.Tip bulanık sinir ağına ait parametrelerden sadece bir kurala ait olan parametre setinin optimize edilmesiyle oluşan eğitim hatasının değişimi.

3.2. Benek Gürültü Süzgeçleri

Sayısal imgelerde rastlanan benek gürültüsünün giderilmesine yönelik olarak bu tez çalışmasında önerilen bulanık sinir ağı tabanlı iki farklı gürültü giderme yöntemini, birbiriyle ve literatürde öne çıkan diğer yöntemlerle karşılaştırmak amacıyla, literatürde yaygın olarak bilinen 8 farklı imge kullanılmıştır. 256×256 piksel boyutlarında gri ton değere sahip bu standart imgeler, “*Baboon*”, “*Blood*”, “*Boats*”, “*Bridge*”, “*Cameraman*”, “*Goldhill*”, “*Lena*” ve “*Peppers*” imgeleri olup, her birinin farklı bir örüntüye sahip olması sebebiyle tercih edilmişlerdir. Örneğin “*Baboon*” imgesi, burun bölgesi dışındaki alanların tüylere ait çok fazla ince detay içermesi sebebiyle imge düzeltme işlemleri sonrasında kenarların korunup korunmadığının test edilmesinde yaygın olarak kullanılmaktadır. “*Blood*” imgesinde, farklı tonlarda homojen bölgelerin yanı sıra daire şeklinde belirgin kenarlar bulunmaktadır. “*Boats*” imgesinde ise gökyüzü gibi homojen bölgelerin yanı sıra teknelere ait halat ve direkler sebebiyle ince çizgi şeklinde bölgeler bulunmaktadır. “*Bridge*” imgesi, düşük kontrastlı birçok ince detay içermekte ve “*Cameraman*” imgesinde, arka planda yer alan açık tonlu homojen bölgelerin yanı sıra kamera ayağına ait düzgün ve keskin kenarlar bulunmakta ayrıca kameramanın yüzüne ve kameraya ait ince detaylar bulunmaktadır. “*Goldhill*” imgesinde ise sokakta bulunan evlere ait köşeli ve düzgün kenarlı bölgeler bulunmaktadır. “*Lena*” imgesi, insan yüzü ile saç ve püskül gibi ince detayları, ayrıca arka duvara ait homojen bölgeleri içermesi sebebiyle birçok imge işleme yönteminde test imgesi olarak kullanılmaktadır. “*Peppers*” imgesi, biberlerin yüzeylerine ait farklı tonlarda homojen bölgelerin yanı sıra belirgin birçok kenarı ihtiva etmesi sebebiyle birçok çalışmada tercih edilmektedir.

Test edilen 9 farklı süzgecin adı geçen imgelerde göstermiş oldukları performansları karşılaştırmak amacıyla, süzgeç çıkışlarında elde edilen düzeltilmiş imgeler ile orijinal gürültüsüz imge arasındaki farkın MSE değeri dikkate alınmıştır. Birçok çalışmada, iki imge arasındaki benzerliğin ölçüsü olarak kullanılan MSE değerinin hesaplanmasında kullanılan ifade Eşitlik 3.1’de verilmiştir.

$$\text{MSE} = \frac{1}{XY} \sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y (I(x, y) - \hat{I}(x, y))^2 \quad (3.1)$$

Bu eşitlikte yer alan X ve Y değerleri, eşit piksel boyutlu iki imgenin satır ve sütun sayılarını, x ve y ise pikselin imge içerisindeki konumunu temsil etmektedir. İki imgenin aynı konumdaki piksellerine ait gri seviye değerleri arasında bir fark olması durumunda, bu farkın pozitif veya negatif olması önemli olmaksızın pozitif bir değer oluşmakta ve ancak iki imgenin aynı olması durumunda MSE değeri sıfır olmaktadır. İki imge arasındaki farka ait MSE değeri ne kadar küçük olursa bu iki imge o kadar birbirine benziyor denilmektedir. Bu sebeple verilen tablolarda görülen süzgeçlere ait değerlerin en düşük olanı, o süzgecin diğerlerinden o imge ve o gürültü oranı için daha başarılı olduğunu göstermektedir.

Tablolar ve test imgeleri incelendiğinde, ortalama süzgecin, benek gürültüsünü bir miktar bastırdığı ancak kenarlarda oluşan önemli ölçüde bulanıklaşma ile imgeye ait detayların kaybolmasına sebep olduğu görülmektedir. Bununla beraber, “*Bridge*” gibi bazı imgelerde ve özellikle düşük gürültü oranlarında önerilen süzgeçten daha iyi MSE değerine sahip olduğu görülmektedir. Bunun sebebi olarak, 3×3 piksel pencere boyutunun, düşük gürültü oranını bastırmak için çoğu durumda yeterli olması ve keskin kenarlara sahip olmayan düşük kontrasta sahip bir imge olması durumunda ise detayların fazlaca kaybolmaması gösterilebilir. Ancak gürültü oranı yükseldiğinde ortalama süzgecin performansının önemli ölçüde düştüğü tablolarda görülebilmektedir. Ayrıca diğer test imgeleri incelendiğinde, ortalama süzgecin, düşük gürültü oranlarında dahi önerilen süzgeçlerden oldukça kötü sonuçlar verdiği görülmektedir.

Ortanca süzgecin, özellikle düşük gürültü oranına sahip dürtü gürültülü imgelerde başarılı olduğu söylenebilmektedir. Benek gürültüsünde gürültü varyans değeri düşük olsa dahi, tüm piksel değerleri gürültüden etkilendiği için ortanca süzgecin benek gürültüsündeki etkisi oldukça az olmaktadır. Görsel kıyaslama amacıyla verilen test imgelerinde, ortanca süzgecin, özellikle homojen bölgelerde benek gürültüsünü neredeyse hiç gideremediği görülmektedir. Gürültü oranının yükselmesiyle beraber ortanca süzgeç performansının önemli ölçüde düştüğü tablolarda verilen MSE değerleri incelendiğinde açıkça görülmektedir.

Sayısal imge üzerinde bulunan piksel değerlerine ait bölgesel istatistikleri kullanan Lee ve Frost süzgeçlerinin performansları çoğunlukla, gürültü oranına ve imgeye bağlı olarak değişmektedir. Bu tip süzgeçlerde, süzgeç penceresi merkez piksel değerinin bir kenara ait olup olmadığına, süzgeç penceresi içerisindeki piksel değerlerine ait ortalama ve varyans değerlerine bakılarak karar verildiğinden, imgede bulunan gürültüye ait varyans değerinin değişmesi bu tip süzgeçlerin performansını önemli ölçüde etkilemektedir. Tablolarda görüldüğü üzere bu tip süzgeçler “*Baboon*” gibi bazı imgelerde özellikle düşük gürültü oranlarında önerilen süzgeçten daha iyi sonuç verebilmekte, ancak gürültü oranı artırıldığında bu süzgeçlerin süzgeç performansı önemli ölçüde düşmektedir. Süzgeç performansının, diğer bir gürültü oranında da iyileşmesini sağlamak amacıyla süzgece ait katsayılar güncellendiğinde, süzgecin diğer gürültü oranındaki performansı artmakta ancak önceki gürültü oranındaki performansı düşmektedir. Bu sebeple, süzgeçlere ait katsayılar, birçok farklı gürültü oranına göre süzgeçlerin performansını üst seviyede tutacak şekilde ve test imgelerine göre deneysel olarak belirlenmiştir.

Benek gürültüsünü gidermede difüzyon tekniğini kullanan AD ve SRAD süzgeçleri, özellikle homojen bölgelerde oldukça başarılı olabilmekte, ancak detay içeren imgelerde bulunan ince kenar ve çizgi gibi yapıları bozabilmektedir. Yinelemeli yapıya sahip olan bu süzgeçlerde, gürültülü imge, belirli sayıda olmak üzere tekrar süzgeçten geçirilerek benek gürültüsü kademeli olarak giderilmektedir. Bu süzgeçleme işlemleri sırasında ana kenarlar korunurken, piksel boyutunda olan benek gürültüsü kaynaklı kenarlar düzleştirilmektedir. Difüzyon tekniğini kullanan bu tip süzgeçler kuvvetli bir düzleştirme sağlayabildikleri için özellikle düzgün homojen bölgelerde oldukça başarılı olabilmektedirler. “*Blood*” ve “*Cameraman*” gibi imgelerin çoğunlukla düzgün homojen bölgeler içermesi sebebiyle difüzyon tekniğini kullanan süzgeçler, bu tip imgelerde özellikle yüksek gürültü oranlarında önerilen yöntemden biraz daha iyi sonuçlar üretebilmektedir. Yapılan deneylerde bu süzgeçlere ait katsayılar, tüm test imgelerinde süzgeçlerin performansını üst seviyede tutacak şekilde deneysel olarak belirlenmiştir.

Test sonuçları incelendiğinde, önerilen birinci ve ikinci süzgeçlerin performansları arasında da test imgesine bağlı olarak bazı farklılıklar olduğu görülmektedir. genel

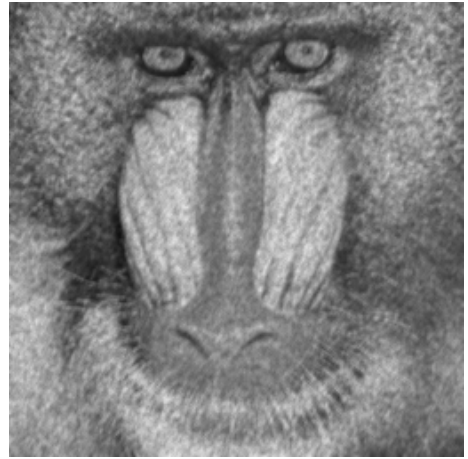
anlamda önerilen ikinci süzgeç biraz daha başarılı olmakla beraber “*Blood*” imgesi gibi bazı imgelerin bazı gürültü oranlarında önerilen ikinci süzgeç daha başarılı olmuştur.

Tablo 3.1. Literatürde bulunan standart test imgelerinden 256×256 piksel boyutlarındaki “*Baboon*” imgesinin 4 farklı oranda benek gürültüsüne maruz kalmış örneklerinin 9 farklı süzgeçten geçirildikten sonra elde edilen düzeltilmiş imgeler ile orijinal gürültüsüz imge arasındaki MSE değerleri.

BABOON	Gürültü miktarlarına göre MSE hata değerleri			
	$\sigma = 0.02$	$\sigma = 0.04$	$\sigma = 0.06$	$\sigma = 0.08$
Gürültülü İmge	370.1	738.3	1098.3	1428.5
Ortalama Süzgeç	483.7	519.3	557.3	589.9
Ortanca Süzgeç	622.7	722.8	819.0	912.1
Lee MMSE Süzgeç	414.8	329.7	421.7	635.5
Lee IS Süzgeç	229.1	316.6	529.5	763.0
Frost Süzgeç	464.3	497.8	535.1	567.2
AD Süzgeç	571.8	555.3	549.1	542.9
SRAD Süzgeç	630.1	617.5	606.2	593.3
Önerilen Süzgeç1	550.0	546.6	556.8	563.5
Önerilen Süzgeç2	453.5	423.5	417.4	413.2



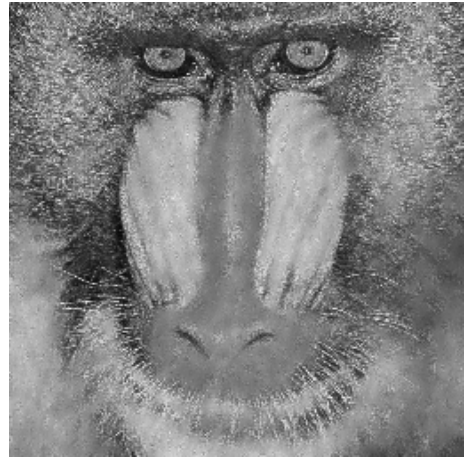
(a)



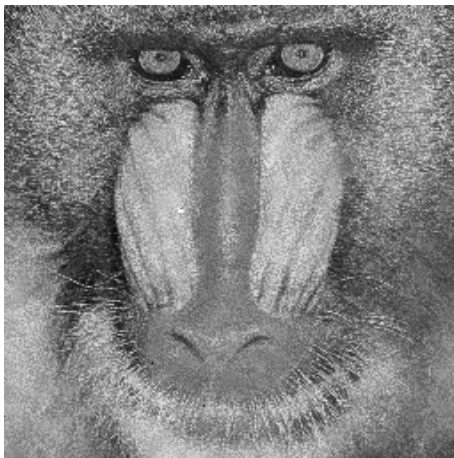
(b)



(c)



(d)



(e)



(f)



(g)



(h)



(i)

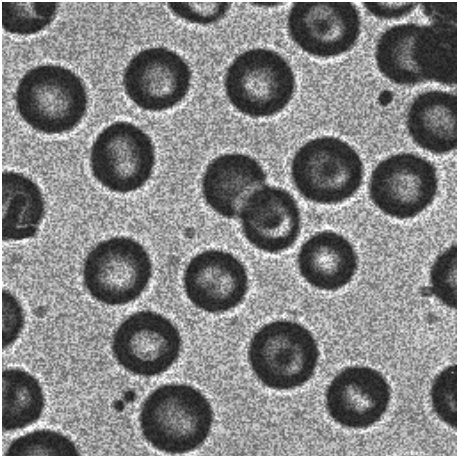


(j)

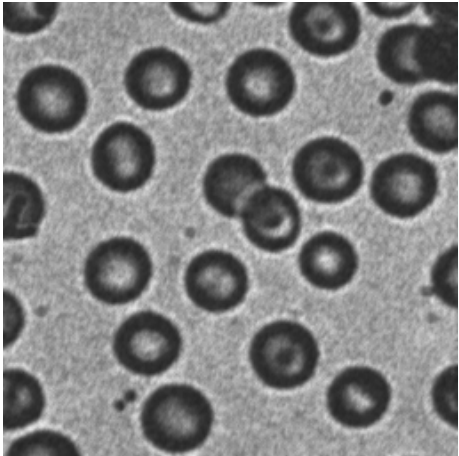
Şekil 3.8. Standart “*Baboon*” imgesinin 0.05 varyans değerine sahip benek gürültüsü ile bozulmuş örneği için süzgeç çıkışları. a) Gürültülü imgenin görünümü, b) Ortalama süzgeç çıkışı, c) Ortanca süzgeç çıkışı, d) Lee MMSE süzgeç çıkışı, e) Lee IS süzgeç çıkışı, f) Frost süzgeç çıkışı, g) Anizotropik süzgeç çıkışı, h) SRAD süzgeç çıkışı, i) Önerilen 1. süzgeç çıkışı, j) Önerilen 2. süzgeç çıkışı.

Tablo 3.2. Literatürde bulunan standart test imgelerinden 256×256 piksel boyutlarındaki “*Blood*” imgesinin 4 farklı oranda benek gürültüsüne maruz kalmış örneklerinin 9 farklı süzgeçten geçirildikten sonra elde edilen düzeltilmiş imgeler ile orijinal gürültüsüz imge arasındaki MSE değerleri.

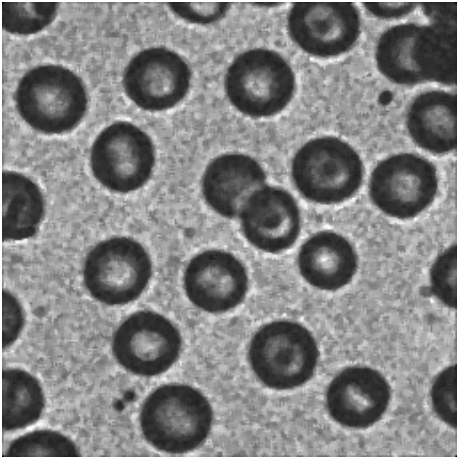
BLOOD	Gürültü miktarlarına göre MSE hata değerleri			
	$\sigma = 0.02$	$\sigma = 0.04$	$\sigma = 0.06$	$\sigma = 0.08$
Gürültülü İmge	387.7	768.0	1151.8	1503.8
Ortalama Süzgeç	88.9	127.8	172.7	212.6
Ortanca Süzgeç	134.1	244.9	358.3	458.9
Lee MMSE Süzgeç	326.2	242.8	310.2	533.4
Lee IS Süzgeç	184.9	225.4	462.3	726.5
Frost Süzgeç	85.4	124.5	170.1	211.4
AD Süzgeç	124.4	131.3	151.4	178.8
SRAD Süzgeç	155.5	158.3	163.6	171.2
Önerilen Süzgeç1	90.1	107.6	128.7	148.8
Önerilen Süzgeç2	119.4	135.6	155.1	182.3



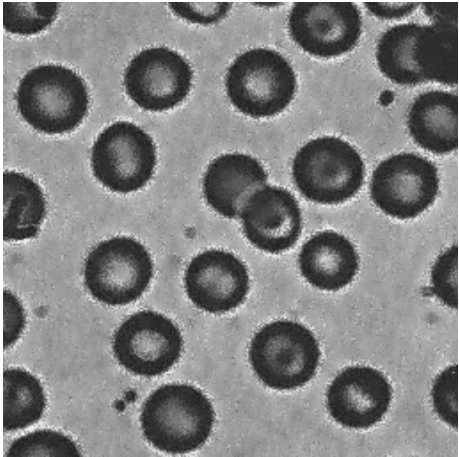
(a)



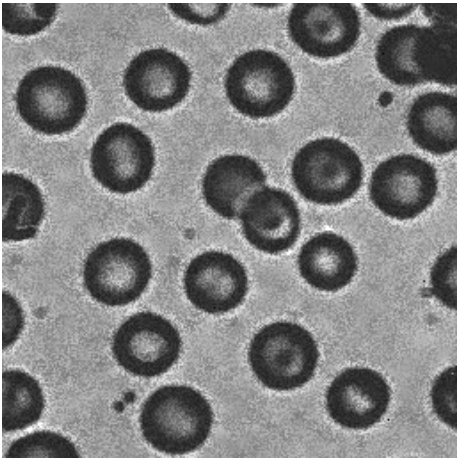
(b)



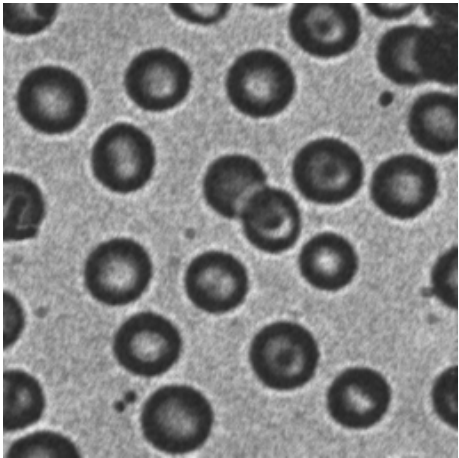
(c)



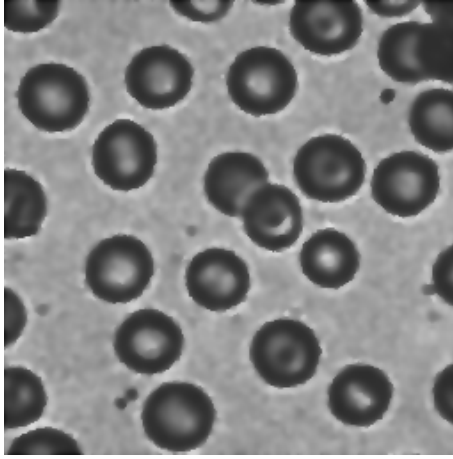
(d)



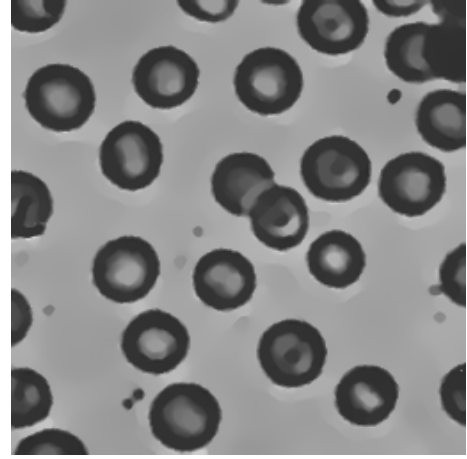
(e)



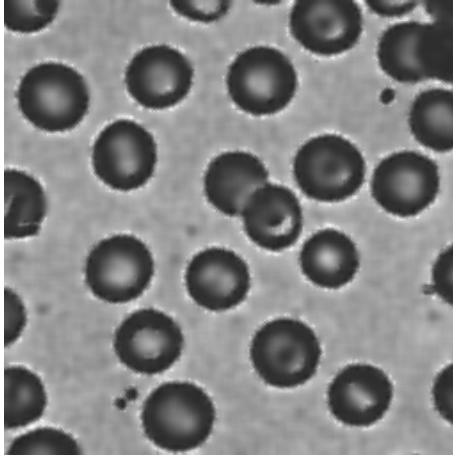
(f)



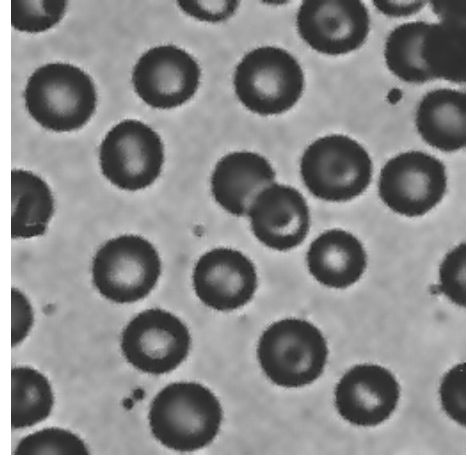
(g)



(h)



(i)

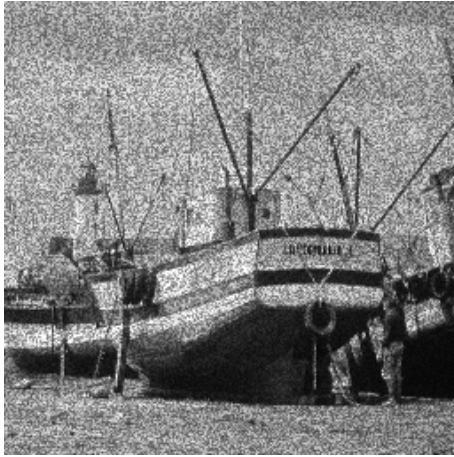


(j)

Şekil 3.9. Standart “*Blood*” imgesinin 0.05 varyans değerine sahip benek gürültüsü ile bozulmuş örneği için süzgeç çıkışları. a) Gürültülü imgenin görünümü, b) Ortalama süzgeç çıkışı, c) Ortanca süzgeç çıkışı, d) Lee MMSE süzgeç çıkışı, e) Lee IS süzgeç çıkışı, f) Frost süzgeç çıkışı, g) Anizotropik süzgeç çıkışı, h) SRAD süzgeç çıkışı, i) Önerilen 1. süzgeç çıkışı, j) Önerilen 2. süzgeç çıkışı.

Tablo 3.3. Literatürde bulunan standart test imgelerinden 256×256 piksel boyutlarındaki “Boats” imgesinin 4 farklı oranda benek gürültüsüne maruz kalmış örneklerinin 9 farklı süzgeçten geçirildikten sonra elde edilen düzeltilmiş imgeler ile orijinal gürültüsüz imge arasındaki MSE değerleri.

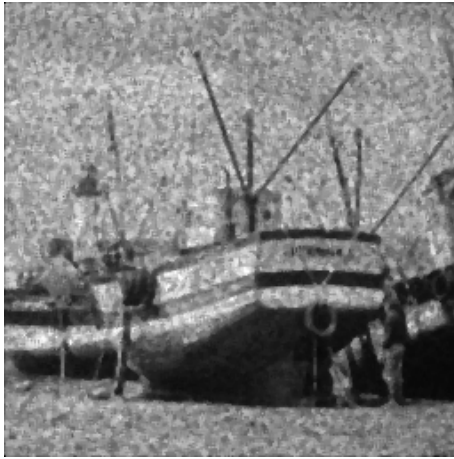
BOATS	Gürültü miktarlarına göre MSE hata değerleri			
	$\sigma = 0.02$	$\sigma = 0.04$	$\sigma = 0.06$	$\sigma = 0.08$
Gürültülü İmge	381.7	7626	1135.2	1516.3
Ortalama Süzgeç	198.9	233.9	273.1	310.1
Ortanca Süzgeç	246.2	356.0	464.0	574.9
Lee MMSE Süzgeç	345.9	234.0	281.0	518.1
Lee IS Süzgeç	182.2	214.5	437.7	720.8
Frost Süzgeç	185.6	220.0	259.4	297.1
AD Süzgeç	224.9	225.2	238.9	256.3
SRAD Süzgeç	232.7	225.3	228.9	227.1
Önerilen Süzgeç1	186.7	191.5	204.1	220.3
Önerilen Süzgeç2	179.7	186.9	203.1	221.6



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)



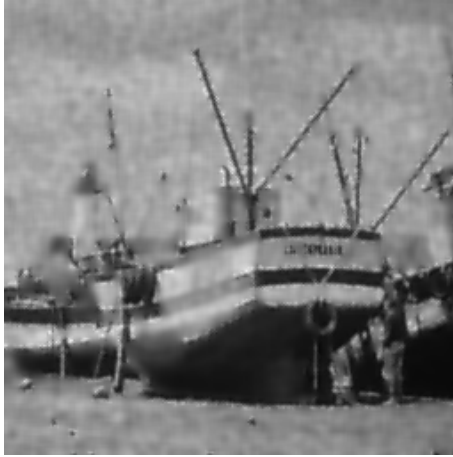
(f)



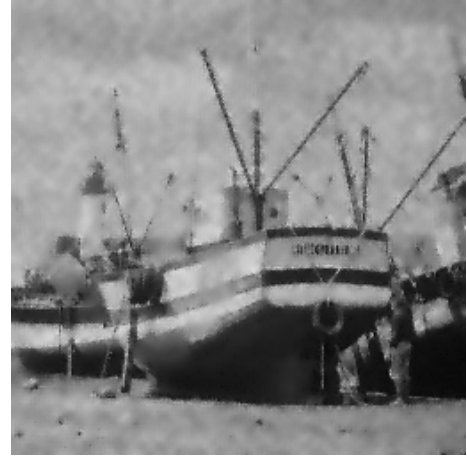
(g)



(h)



(i)

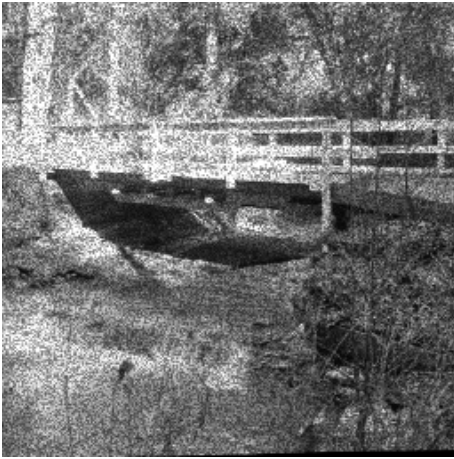


(j)

Şekil 3.10. Standart “Boats” imgesinin 0.05 varyans değerine sahip benek gürültüsü ile bozulmuş örneği için süzgeç çıkışları. a) Gürültülü imgenin görünümü, b) Ortalama süzgeç çıkışı, c) Ortanca süzgeç çıkışı, d) Lee MMSE süzgeç çıkışı, e) Lee IS süzgeç çıkışı, f) Frost süzgeç çıkışı, g) Anizotropik süzgeç çıkışı, h) SRAD süzgeç çıkışı, i) Önerilen 1. süzgeç çıkışı, j) Önerilen 2. süzgeç çıkışı.

Tablo 3.4. Literatürde bulunan standart test imgelerinden 256×256 piksel boyutlarındaki “*Bridge*” imgesinin 4 farklı oranda benek gürültüsüne maruz kalmış örneklerinin 9 farklı süzgeçten geçirildikten sonra elde edilen düzeltilmiş imgeler ile orijinal gürültüsüz imge arasındaki MSE değerleri.

BRIDGE	Gürültü miktarlarına göre MSE hata değerleri			
	$\sigma = 0.02$	$\sigma = 0.04$	$\sigma = 0.06$	$\sigma = 0.08$
Gürültülü İmge	296.4	579.6	859.4	1125.9
Ortalama Süzgeç	215.9	252.1	286.9	321.3
Ortanca Süzgeç	243.8	333.2	423.1	503.7
Lee MMSE Süzgeç	361.8	288.2	356.6	512.7
Lee IS Süzgeç	221.3	284.8	441.6	636.7
Frost Süzgeç	205.4	240.5	275.0	309.6
AD Süzgeç	295.1	299.6	310.5	325.8
SRAD Süzgeç	363.6	367.1	370.6	377.0
Önerilen Süzgeç1	280.2	287.0	300.5	311.9
Önerilen Süzgeç2	284.4	276.5	280.4	290.5



(a)



(b)



(c)



(d)



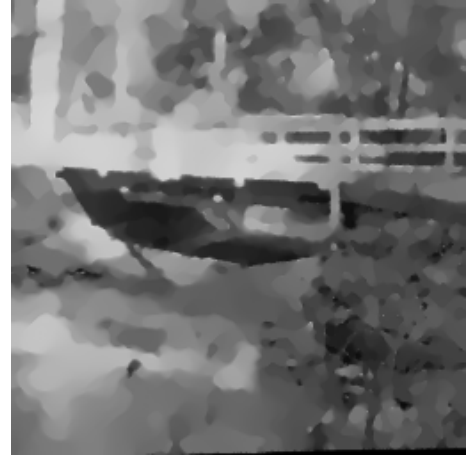
(e)



(f)



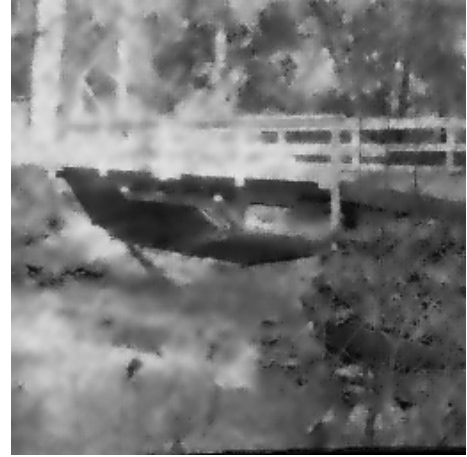
(g)



(h)



(i)



(j)

Şekil 3.11. Standart “*Bridge*” imgesinin 0.05 varyans değerine sahip benek gürültüsü ile bozulmuş örneği için süzgeç çıkışları. a) Gürültülü imgenin görünümü, b) Ortalama süzgeç çıkışı, c) Ortanca süzgeç çıkışı, d) Lee MMSE süzgeç çıkışı, e) Lee IS süzgeç çıkışı, f) Frost süzgeç çıkışı, g) Anizotropik süzgeç çıkışı, h) SRAD süzgeç çıkışı, i) Önerilen 1. süzgeç çıkışı, j) Önerilen 2. süzgeç çıkışı.

Tablo 3.5. Literatürde bulunan standart test imgelerinden 256×256 piksel boyutlarındaki “*Cameraman*” imgesinin 4 farklı oranda benek gürültüsüne maruz kalmış örneklerinin 9 farklı süzgeçten geçirildikten sonra elde edilen düzeltilmiş imgeler ile orijinal gürültüsüz imge arasındaki MSE değerleri.

CAMERAMAN	<i>Gürültü miktarlarına göre MSE hata değerleri</i>			
	$\sigma = 0.02$	$\sigma = 0.04$	$\sigma = 0.06$	$\sigma = 0.08$
Gürültülü İmge	357.1	711.3	1069.6	1398.1
Ortalama Süzgeç	202.4	240.5	276.7	308.8
Ortanca Süzgeç	231.1	335.7	447.8	542.4
Lee MMSE Süzgeç	302.5	197.7	222.3	418.4
Lee IS Süzgeç	170.0	157.6	369.6	617.2
Frost Süzgeç	174.8	212.7	249.5	283.2
AD Süzgeç	154.9	167.4	185.5	211.8
SRAD Süzgeç	155.8	156.4	158.0	162.7
Önerilen Süzgeç1	142.7	156.7	168.5	184.1
Önerilen Süzgeç2	131.6	143.6	160.3	179.7



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)



(f)



(g)



(h)



(i)



(j)

Şekil 3.12. Standart “*Cameraman*” imgesinin 0.05 varyans değerine sahip benek gürültüsü ile bozulmuş örneği için süzgeç çıkışları. a) Gürültülü imgenin görünümü, b) Ortalama süzgeç çıkışı, c) Ortanca süzgeç çıkışı, d) Lee MMSE süzgeç çıkışı, e) Lee IS süzgeç çıkışı, f) Frost süzgeç çıkışı, g) Anizotropik süzgeç çıkışı, h) SRAD süzgeç çıkışı, i) Önerilen 1. süzgeç çıkışı, j) Önerilen 2. süzgeç çıkışı.

Tablo 3.6. Literatürde bulunan standart test imgelerinden 256×256 piksel boyutlarındaki “*Goldhill*” imgesinin 4 farklı oranda benek gürültüsüne maruz kalmış örneklerinin 9 farklı süzgeçten geçirildikten sonra elde edilen düzeltilmiş imgeler ile orijinal gürültüsüz imge arasındaki MSE değerleri.

<i>GOLDHILL</i>	<i>Gürültü miktarlarına göre MSE hata değerleri</i>			
	$\sigma = 0.02$	$\sigma = 0.04$	$\sigma = 0.06$	$\sigma = 0.08$
Gürültülü İmge	231.0	454.7	664.8	863.2
Ortalama Süzgeç	135.5	157.3	177.7	200.6
Ortanca Süzgeç	170.4	238.1	302.2	362.9
Lee MMSE Süzgeç	220.8	162.6	208.7	329.3
Lee IS Süzgeç	131.3	160.7	285.6	428.6
Frost Süzgeç	129.4	150.5	170.7	193.7
AD Süzgeç	194.4	193.4	197.1	206.6
SRAD Süzgeç	186.0	183.3	183.4	186.4
Önerilen Süzgeç1	156.8	163.2	167.1	175.3
Önerilen Süzgeç2	155.0	147.9	150.1	158.2



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)



(f)



(g)



(h)



(i)



(j)

Şekil 3.13. Standart “*Goldhill*” imgesinin 0.05 varyans değerine sahip benek gürültüsü ile bozulmuş örneği için süzgeç çıkışları. a) Gürültülü imgenin görünümü, b) Ortalama süzgeç çıkışı, c) Ortanca süzgeç çıkışı, d) Lee MMSE süzgeç çıkışı, e) Lee IS süzgeç çıkışı, f) Frost süzgeç çıkışı, g) Anizotropik süzgeç çıkışı, h) SRAD süzgeç çıkışı, i) Önerilen 1. süzgeç çıkışı, j) Önerilen 2. süzgeç çıkışı.

Tablo 3.7. Literatürde bulunan standart test imgelerinden 256×256 piksel boyutlarındaki “*Lena*” imgesinin 4 farklı oranda benek gürültüsüne maruz kalmış örneklerinin 9 farklı süzgeçten geçirildikten sonra elde edilen düzeltilmiş imgeler ile orijinal gürültüsüz imge arasındaki MSE değerleri.

<i>LENA</i>	<i>Gürültü miktarlarına göre MSE hata değerleri</i>			
	$\sigma = 0.02$	$\sigma = 0.04$	$\sigma = 0.06$	$\sigma = 0.08$
Gürültülü İmge	238.7	474.6	693.7	919.4
Ortalama Süzgeç	147.0	170.5	193.9	219.2
Ortanca Süzgeç	159.8	232.8	298.8	376.7
Lee MMSE Süzgeç	190.8	151.0	200.4	342.9
Lee IS Süzgeç	109.7	143.5	280.7	448.5
Frost Süzgeç	132.2	155.6	179.2	205.1
AD Süzgeç	174.7	177.0	186.5	202.9
SRAD Süzgeç	128.1	127.6	135.3	139.5
Önerilen Süzgeç1	130.4	138.1	150.7	164.1
Önerilen Süzgeç2	97.1	107.7	117.5	138.3



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)



(f)



(g)



(h)



(i)

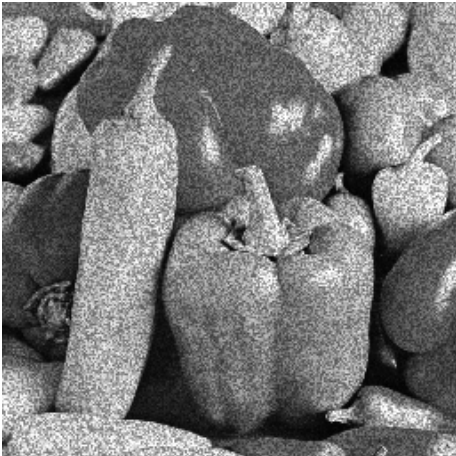


(j)

Şekil 3.14. Standart “Lena” imgesinin 0.05 varyans değerine sahip benek gürültüsü ile bozulmuş örneği için süzgeç çıkışları. a) Gürültülü imgenin görünümü, b) Ortalama süzgeç çıkışı, c) Ortanca süzgeç çıkışı, d) Lee MMSE süzgeç çıkışı, e) Lee IS süzgeç çıkışı, f) Frost süzgeç çıkışı, g) Anizotropik süzgeç çıkışı, h) SRAD süzgeç çıkışı, i) Önerilen 1. süzgeç çıkışı, j) Önerilen 2. süzgeç çıkışı.

Tablo 3.8. Literatürde bulunan standart test imgelerinden 256×256 piksel boyutlarındaki “Peppers” imgesinin 4 farklı oranda benek gürültüsüne maruz kalmış örneklerinin 9 farklı süzgeçten geçirildikten sonra elde edilen düzeltilmiş imgeler ile orijinal gürültüsüz imge arasındaki MSE değerleri.

PEPPERS	Gürültü miktarlarına göre MSE hata değerleri			
	$\sigma = 0.02$	$\sigma = 0.04$	$\sigma = 0.06$	$\sigma = 0.08$
Gürültülü İmge	345.1	685.8	1005.7	1309.6
Ortalama Süzgeç	119.5	154.1	185.2	221.2
Ortanca Süzgeç	148.9	253.4	350.2	443.2
Lee MMSE Süzgeç	273.0	186.0	239.3	427.5
Lee IS Süzgeç	143.9	181.9	377.1	604.6
Frost Süzgeç	109.1	144.0	175.7	212.8
AD Süzgeç	120.9	128.6	140.6	166.3
SRAD Süzgeç	123.7	128.2	131.7	142.2
Önerilen Süzgeç1	110.4	122.0	133.9	151.2
Önerilen Süzgeç2	99.4	109.5	124.4	145.1



(a)



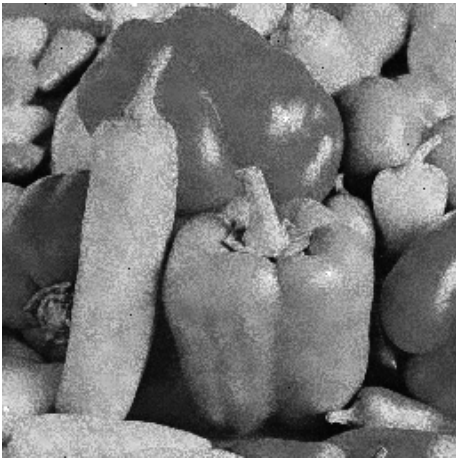
(b)



(c)



(d)



(e)



(f)



(g)



(h)



(i)



(j)

Şekil 3.15. Standart “Peppers” imgesinin 0.05 varyans değerine sahip benek gürültüsü ile bozulmuş örneği için süzgeç çıkışları. a) Gürültülü imgenin görünümü, b) Ortalama süzgeç çıkışı, c) Ortanca süzgeç çıkışı, d) Lee MMSE süzgeç çıkışı, e) Lee IS süzgeç çıkışı, f) Frost süzgeç çıkışı, g) Anizotropik süzgeç çıkışı, h) SRAD süzgeç çıkışı, i) Önerilen 1. süzgeç çıkışı, j) Önerilen 2. süzgeç çıkışı.

Tablo 3.9. Literatürde bulunan “*Baboon*”, “*Blood*”, “*Boats*”, “*Bridge*”, “*Cameraman*”, “*Goldhill*”, “*Lena*” ve “*Peppers*” imgelerinin 4 farklı oranda benek gürültülü durumları için 9 adet farklı süzgeç çıkışının, gürültü oranlarına göre ortalama MSE değerleri.

<i>GÜRÜLTÜ ORANLARINA GÖRE TÜM İMGELER İÇİN SÜZGEÇ ÇIKIŞLARININ ORTALAMALARI</i>	<i>Aynı gürültü oranları için sekiz farklı test imgesine ait süzgeç çıkışlarının ortalamaları</i>			
	$\sigma = 0.02$	$\sigma = 0.04$	$\sigma = 0.06$	$\sigma = 0.08$
Gürültülü İmge	326.0	646.9	959.8	1258.1
Ortalama Süzgeç	199.0	231.9	265.4	298.0
Ortanca Süzgeç	244.6	339.6	432.9	521.9
Lee MMSE Süzgeç	304.5	224.0	280.0	464.7
Lee IS Süzgeç	171.6	210.6	398.0	618.2
Frost Süzgeç	185.8	218.2	251.8	285.0
AD Süzgeç	232.6	234.7	245.0	261.4
SRAD Süzgeç	246.9	245.5	247.2	249.9
Önerilen Süzgeç1	205.9	214.1	226.3	239.9
Önerilen Süzgeç2	190.0	191.4	201.0	216.1

Belirli gürültü miktarları için 8 farklı imgeye ait MSE çıkışlarının ortalamalarını içeren Tablo 3.9 incelendiğinde, özellikle 0.02 varyans değerine sahip benek gürültüsü ile bozulmuş imgelerde “*Lee*” ve “*Frost*” gibi istatistiksel süzgeçlerin biraz daha başarılı

olduğu görülmektedir. Ancak diğer test imgeleri incelendiğinde bu başarının tüm imgeler için geçerli olmadığı, “Lee IS” süzgecin “Baboon”, “Bridge” gibi bazı imgelerde ve “Frost” süzgecin ise “Blood”, “Bridge” gibi bazı imgelerde sadece düşük gürültü oranlarında başarılı oldukları görülmektedir.

Tablo 3.10. Literatürde bulunan “Baboon”, “Blood”, “Boats”, “Bridge”, “Cameraman”, “Goldhill”, “Lena” ve “Peppers” imgelerine ait 9 adet farklı süzgeç çıkışı için imgelere ait MSE değerlerinin ortalamaları.

<i>TÜM İMGELERE AİT SONUÇLARIN ORTALAMALARI</i>	<i>Sekiz farklı test imgesine ait süzgeç çıkışlarının tüm gürültülere göre ortalamaları</i>
Gürültülü İmge	797.7
Ortalama Süzgeç	248.6
Ortanca Süzgeç	384.8
Lee MMSE Süzgeç	318.3
Lee IS Süzgeç	349.6
Frost Süzgeç	235.2
AD Süzgeç	243.4
SRAD Süzgeç	247.4
Önerilen Süzgeç1	221.6
Önerilen Süzgeç2	199.6

Ele alınan süzgeçlerin tüm gürültü miktarlarındaki ortalama performansları için Tablo 3.10'a bakıldığında önerilen süzgeçlerin literatürde bulunan diğer süzgeçlerden daha iyi sonuçlara sahip oldukları görülmektedir. Bir gürültü süzgecinin başarılı olarak kabul edilebilmesi için tüm gürültü miktarlarında yaklaşık olarak aynı performansı göstermesi beklenmektedir. Tablo 3.10'daki MSE değerlerine bakıldığında "*Lee MMSE*" ve "*Frost*" süzgeçlerinin, önerilen süzgeçten sonra en iyi değerlere sahip oldukları görülmektedir. Ancak test imgelerine ait görsel sonuçlar incelendiğinde, genel olarak istatistiksel süzgeçlerin gürültüyü belirli bir oranda gidermekle beraber imge üzerinde ve özellikle kenar bölgelerde belirli miktarda gürültü bıraktığı gözlemlenmektedir. Bu durum, MSE hata değerinin düşük bir seviyede olsa dahi gürültünün istenilen şekilde götürülemediği şeklinde yorumlanabilir.

Öte yandan difüzyon tekniğini kullanan "*AD*" ve "*SRAD*" gibi süzgeçler, gürültülü pikselleri büyük oranda gidermekle beraber, homojen olan bölgelerde gerçekleştirdikleri kuvvetli yumuşatma etkisi sebebiyle bu bölgelerdeki düşük kontrastlı bazı detayların kaybolmasına sebep olabilmektedirler. Homojen bölgelerdeki bu kuvvetli yumuşatma etkisi, kenarlara gelindiğinde sınırlanmakla beraber aynı zamanda kenarlara yakın bölgelere ait piksel değerlerinin, o bölgedeki homojen alanlardaki piksel değerlerine yakınsamasına sebep olmaktadır. Bu durumda düzeltilmiş imgede, daha az gri seviye değer oluşmakta, diğer bir deyişle imgedeki piksel değerleri, sadece belirli bazı piksel değerlerine yakınsamakta ve sonuçta gürültü giderilmiş imge, üzerinde fazla detay olmayan yapay bir imge gibi görünmektedir.

Test imgeleri incelendiğinde, önerilen süzgeçlerdeki kenar duyarlı yaklaşım sebebiyle gürültülü imgedeki kenar bölgelerde, fazlaca bozulma olmadan gürültünün giderildiği görülmektedir. Ayrıca homojen bölgelerde, önerilen süzgeçlerin ortaya koydukları hassas yumuşatma sebebiyle, imgeye ait detayların korunarak benek gürültüsünün olabildiğince giderildiği görülmektedir. Sonuçlar, önerilen bulanık sinir ağı tabanlı süzgeçlerin benek gürültüsünü gidermede etkili bir araç olduğunu göstermektedir.

4. BÖLÜM

TARTIŞMA, SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tezde, genellikle eşevreli imgeleme teknikleri ile elde edilen sayısal imgelerde rastlanan ve nesne yüzeyinin pürüzlü olması sebebiyle nesneden yansıyan dalgalardaki düzensizlik ve girişim sebebiyle açığa çıkan benek gürültüsünün, etkili bir biçimde giderilmesine yönelik olarak bulanık sinir ağı tabanlı iki yeni benek gürültü süzgeci sunulmuştur. Ayrıca bulanık sinir ağlarına ait parametrelerin optimizasyonu aşamasında, kullanılan optimizasyon algoritmalarının performanslarını artırmak amacıyla, kural tabanlı optimizasyon stratejisi önerilerek bu stratejinin algoritmalar üzerindeki etkisini görmek için yedi farklı algoritma, 1.Tip ve 2.Tip bulanık çıkarım sistemlerinin optimizasyonunda kullanılmış ve algoritmalara ait normal ve kural tabanlı optimizasyon strateji sonuçları sunulmuştur.

Gerçek dünya problemlerinin çözümü amacıyla gerçekleştirilen sistemlerde yer alan bulanık sinir ağlarının kullanıldığı çoğu durumda, optimize edilmesi gereken çok sayıda parametre bulunmaktadır. Kullanılan bulanık sinir ağının tek girişe ve tek çıkışa sahip olması durumunda dahi giriş üyelik fonksiyonu için 3 (1.Tip bulanık sinir ağı için genelleştirilmiş çan tipi üyelik fonksiyonu kullanılması durumunda) ve çıkış üyelik fonksiyonu için 2 olmak üzere bir kurala ait 5 adet parametrenin optimize edilmesi gerekmektedir. Kural sayısının 10 olması durumunda ise optimize edilmesi gereken parametre sayısı 50 olmaktadır. Bulanık sinir ağının, problemin çözümüne yönelik olarak istenen performansı sağlaması için kural sayısının ve dolayısıyla parametre sayısının fazla olması uygun olmaktadır. Ancak problemin türüne bağlı olarak en uygun kural sayısı değişebilmekle beraber, parametre sayısının abartılı olması, bulanık sistem performansını kayda değer miktarda artırmayacağı gibi bilgisayar işlem yükünü artıracığından optimizasyon süresinin oldukça uzamasına sebep olabilmektedir. Ayrıca, optimize edilmesi gereken parametre sayısının fazla olması, aynı zamanda araştırma

uzayının boyutunu da artırdığı için küresel çözümün bulunması, daha da zorlaşmış olmaktadır. Dolayısıyla, uygun kural ve parametre sayısının belirlenmesi dikkat edilmesi gereken ayrı bir nokta olmakla beraber, önce bahsedildiği gibi en sade bulanık sistemde dahi optimize edilmesi gereken çok fazla sayıda parametre bulunduğundan optimizasyon sürecinin parametre sayısından bağımsız olarak verimli bir şekilde sürdürülmesi gerekmektedir.

Bulanık sinir ağları gibi çok sayıda parametreye sahip olan sistemlerde, tüm sistem parametrelerinin aynı anda optimize edilmesi yerine, bu parametre setinin parçalara ayrılarak her defasında bir parçada yer alan parametrelerin optimize edilmesi ve sırasıyla tüm parçaların bir veya daha fazla defalar optimizasyon işlemine tabi tutulması daha iyi sonuçlar üretebilmektedir. Bu yaklaşıma örnek olarak bu tez çalışmasında, 1.Tip ve 2.Tip bulanık sinir ağlarına ait parametre vektörü, bulanık sistemde kullanılan kural sayısı adetince parçalanarak her optimizasyon döngüsünde, sadece bir kuralda yer alan parametre grubunun optimizasyonu gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar, önerilen optimizasyon yaklaşımının birçok farklı algoritma için kayda değer bir performans artışı sağladığını göstermiştir. Bulanık sinir ağlarına benzer şekilde diğer sistemlere ait parametrelerin belirli sayıda parçalara ayrılarak optimize edilmesi durumunda aynı performans artışının olması beklenebilir. Çünkü en uygun parametre değerlerinin bulunması için kullanılan optimizasyon algoritması, parametrelerin ait olduğu sistemin iç yapısı ile ilgilenmemekte ve sadece yeni üretilen parametre değerleri için, sistemin ürettiği çıkış değerlerini kullanmaktadır. Diğer bir deyişle, optimizasyon algoritması için kendi ürettiği yeni parametre değerlerine karşılık bir çıkış değeri üretebilecek herhangi bir matematiksel sistem modeli olması yeterli olmaktadır. Bu sebeple, sistem parametrelerinin parçalara ayrılarak parça parça optimize edilmesi, optimizasyon algoritmasının bir defada optimize etmesi gereken parametre sayısını azalttığı için bilgisayar işlem yükü ve işlem zamanı azalmakta dolayısıyla algoritmanın performansı artmaktadır.

Kural tabanlı optimizasyon stratejisinin, bulanık sinir ağlarına ait parametrelerin optimize edilmesi aşamasında kullanılan optimizasyon algoritmasının performansını artırdığı gerçekleştirilen kapsamlı deneylerde gözlemlenmiştir. Bu deneylerde yedi farklı optimizasyon algoritması, 1.Tip ve 2.Tip olmak üzere iki farklı bulanık sinir ağı modeline ait parametrelerin optimizasyonu için kullanılmıştır. Tüm algoritmalar, aynı

başlangıç noktalarından olmak üzere optimizasyona başlatılarak her iki optimizasyon stratejisi için ele alınan algoritmaya ait aynı yazılım kodu kullanılmıştır. Böylelikle herhangi bir optimizasyon stratejisinin diğerine göre yazılımsal bir sebepten dolayı üstünlük sağlamasının önüne geçilmiştir. Kural tabanlı stratejide, küçük ayrı bir yazılım ile normal optimizasyon stratejisinde kullanılan aynı optimizasyon algoritmasına, sadece bir kuralda yer alan parametre grubu gönderilmiştir. Yapılan kapsamlı deneylerde elde edilen sonuçlar, kural tabanlı optimizasyon stratejisinin, bulanık sinir ağlarına ait parametrelerin optimizasyonunda kullanılabilen etkili bir optimizasyon yaklaşımı olduğunu göstermiştir.

Elektronik görüntüleme sistemleri ile elde edilen imgelerde görülen birtakım olumsuz etkiler, imge kalitesini bozarak imgenin yorumlanmasını güçleştirmektedir. Bu bozucu olumsuz etkiler arasında yer alan ve en yaygın etken olan gürültü, çoğunlukla elektronik görüntüleme sistemlerinden kaynaklanmaktadır. Gürültünün giderilmesine yönelik olarak elektronik sistemde birtakım iyileştirmeler yapılabilmeyle beraber, *ultrason* ve *radar* görüntüleme sistemlerinde olduğu gibi sistemin doğasından kaynaklanan bazı etkiler sebebiyle oluşan gürültünün giderilmesi için elde edilen imge üzerinde sonradan bazı gürültü giderme tekniklerinin uygulanması gerekli olmaktadır. Bu tip sistemlerde, kaçınılmaz olarak oluşan bu tip gürültülerin giderilmesine yönelik olarak literatürde birçok farklı yöntem önerilmiştir.

Bu tez çalışmasında, benek gürültüsünün giderilmesine yönelik olarak önerilen bulanık sinir ağı tabanlı benek gürültü süzgeçleri, literatürde öne çıkan farklı benek gürültü süzgeçleri ile karşılaştırılmıştır. Yapılan bu karşılaştırmalarda esas alınan büyüklük, süzgeç çıkışında elde edilen süzgeçlenmiş imge ile orijinal gürültüsüz imge arasındaki farkın karesel ortalama hatası (MSE) olmuştur. İki imgenin birbirine olan benzerliğinin bir ölçüsü olarak birçok çalışmada yer alan MSE değeri, iki imge piksel değerlerinin birbirine yakın olması durumunda küçük bir değer olmaktadır. Öte yandan gürültünün yeterince giderilemediği imgeler gibi bazı durumlar sebebiyle, düzeltilmiş gürültülü imge ile orijinal imge arasındaki piksel değerlerinin birbirinden oldukça farklı değerler olması durumunda ise daha büyük bir değer almaktadır. Bu sebeple sunulan tablolarda herhangi bir süzgece ait olan MSE değerinin diğer süzgeçlere ait olan MSE değerlerinden daha küçük olması durumunda, ele alınan bu süzgeç performansının diğerlerinden daha iyi olduğu söylenebilmektedir.

Benek gürültüsü, bölgesel ilintili çarpımsal bir gürültü türü olarak tanımlandığından benek gürültüsünün giderilebilmesi için önerilen süzgecin çarpımsal gürültüde etkili olması gerekmektedir. Bu amaçla literatürde bulunan bazı tür süzgeçlerde, imge üzerinde gezdirilen süzgeç penceresi içerisinde kalan piksel değerlerinin ortalama ve standart sapma değerlerinin kullanıldığı bazı istatistiksel yaklaşımlar önerilmiştir. Bu alanda yapılan diğer bazı çalışmalarda ise ısı gibi bazı fiziksel büyüklüklerin yayılımı olgusundan hareketle imge üzerindeki kenarlara göre kontrollü olarak uygulanan anizotropik difüzyon tekniği kullanılmıştır. Bu tekniklerin birbirlerine göre bazı üstünlükleri veya eksiklikleri olmakla beraber, benek gürültülü imgenin elde edildiği görüntüleme tekniklerine göre kullanıldıkları alanlar farklı olabilmektedir. Örneğin bazı çalışmalarda önerilen süzgeçler, daha çok SAR uydu imgelerinde karşılaşılan benek gürültüsünün giderilmesi amacıyla kullanılırken diğer bazı çalışmalarda önerilen süzgeçler ise ultrason görüntülerinde karşılaşılan benek gürültüsünün giderilmesine yönelik olarak kullanılmışlardır.

Literatürde bulunan standart test imgeleri üzerinde, öne çıkan bazı benek gürültü süzgeçlerinin gösterdiği performansların karşılaştırılması amacıyla gerçekleştirilen deneylerde, Lee ve Frost gibi istatistiksel temelli süzgeçlerin çıkışlarında elde edilen imgelerin özellikle kenar bölgelerinde, benek gürültüsünü yeterince gideremediği görülmüştür. Bununla beraber homojen alanlarda nispeten daha başarılı olmaları sebebiyle süzgeç çıkışında elde edilen düzeltilmiş imgeye ait MSE değerleri düşük seviyelerde olabilmektedir. İstatistiksel temelli süzgeçlerin aksine difüzyon yaklaşımını kullanan süzgeçlerin çıkışlarında elde edilen imgelerde, kenarlara yakın bölgelerde de homojen bölgelerde olduğu gibi gürültü bileşeninin oldukça başarılı bir biçimde bastırıldığı görülmektedir. Ancak bu tür süzgeçlerin sağladıkları kuvvetli düzleştirme, kenarlara yakın bölgelerindeki piksel değerlerinin ve homojen bölgelerde yer alan bazı detayların kaybolmasına sebep olabilmektedir. Bu tür süzgeçlerin düzeltilmiş çıkış imgeleri incelendiğinde, imge üzerinde özellikle homojen bölgelerde yer alan düşük kontrastlı bazı detayların kaybolması sebebiyle imgede bulunan nesneler sadece belirli piksel değerlerinden oluşan yapay bir nesne gibi görünebilmektedir.

Kenar bölgelerde tam olarak bastırılamayan veya görsel olarak tatmin edici görünmeyen bazı sonuçlara rağmen imgeye ait MSE değerinin küçük olabilmesinin sebebi olarak, genellikle imge üzerinde büyük bir alan kaplayan homojen bölgelerde bulunan benek

gürültüsünün daha iyi bir şekilde bastırılması sonucu, tüm imgeye ait MSE değerinin düşmesi gösterilebilir. Bu sebeple bir süzgecin gürültü giderme performansının karşılaştırılmasında sadece MSE değerine bakılması yeterli olmamakta aynı zamanda süzgeç çıkışında elde edilen gürültüsü giderilmiş imgenin görsel olarak da incelenmesi daha objektif bir değerlendirme yapılması için gerekli olmaktadır. Test edilen süzgeçlere ait çıkış imgeleri arasında görsel karşılaştırma yapabilmek amacıyla, aynı gürültü miktarına sahip gürültülü test imgesi için farklı süzgeç çıkışları verilerek, farklı gürültü oranlarına sahip test imgeleri için süzgeç çıkış imgelerine ait MSE değerleri ayrıca tablolar halinde sunulmuştur.

Tablolar incelendiğinde, literatürde bulunan istatistiksel tabanlı bazı süzgeçlerin bazı imgelerde ve özellikle düşük gürültü miktarlarında önerilen süzgeçlerden daha iyi sonuçlar ürettiği görülmekte, ancak gürültü oranı yükseltildiğinde bu süzgeçlerin performansları hızla düşmektedir. İmgede bulunan gürültü oranına oldukça hassas olan bu süzgeçlere ait katsayılar, daha yüksek gürültü oranlarındaki performansın artması için bir miktar ayarlanabilse de bu durumda düşük gürültü oranlarında göstermiş oldukları performans önemli ölçüde bozulmaktadır. Benzer durum difüzyon temelli süzgeçler için de geçerli olup, süzgeç katsayıları sadece belirli bir gürültü oranında süzgeç performansını en üst seviyeye çekecek şekilde ayarlanabilmektedir. Genel ortalamalara bakıldığında önerilen süzgeçlerin, literatürde bulunan diğer süzgeçlerden daha yüksek başarıma sahip olduğu görülmektedir. Önerilen süzgeçler kendi aralarında değerlendirildiğinde ise genellikle önerilen ikinci süzgecin, birinci süzgeçten daha yüksek performansa sahip olduğu görülmekle beraber özellikle “*Blood*” imgesinde önerilen birinci süzgecin daha iyi sonuçlar ürettiği ortaya çıkmaktadır. Yapılan kapsamlı deneysel çalışmalar, önerilen bulanık sinir ağı tabanlı benek gürültü giderme süzgeçlerinin, sayısal imgelerde açığa çıkan benek gürültüsünün giderilmesinde etkili bir araç olduğunu göstermiştir.

KAYNAKÇA

1. Fraden, J., 2010. Handbook of Modern Sensors _ Physics, Design, and Applications. Springer Science+Business Media, Spring Street, New York, USA, 663 pp.
2. Charge-coupled device, 2013. Web page: http://en.wikipedia.org/wiki/Charge-coupled_device (Date accessed: April 2013).
3. Jain, A.N., 1989. Fundamentals of Digital Image Processing. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 569 pp.
4. Abreu, E., Lightstone, M., Mitra, S.K., Arakawa, K., 1996. A new efficient approach for the removal of impulse noise from highly corrupted images, **IEEE Transactions on Image Processing**, 5: 1012-1025.
5. Yüksel, M.E., Beşdok, E., 2004. A simple neuro-fuzzy impulse detector for efficient blur reduction of impulse noise removal operators for digital images. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, 12: 854-865.
6. Yüksel, M.E., 2006. A hybrid neuro-fuzzy filter for edge preserving restoration of images corrupted by impulse noise. **IEEE Transactions on Image Processing**, 15: 928-936.
7. Yıldırım, M.T., Bastürk, A., Yüksel, M.E., 2008. Impulse noise removal from digital images by a detail-preserving filter based on Type-2 fuzzy logic. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, 16: 920-928.
8. Yüksel, Y., Alçı, M., Yüksel, M.E., 2010. Performance enhancement of image impulse noise filters by image rotation and fuzzy processing. **AEU, International Journal of Electronics and Communications**, 64: 329-338.
9. Soytürk, M.A., Baştürk, A., Yüksel, M.E., 2010. Dürtü gürültüsü giderici bulanık çıkarım sisteminin kural tabanlı optimizasyonu. Elektrik-Elektronik-Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu, 2-5 Aralık, Bursa, Türkiye.
10. Soytürk, M.A., Baştürk, A., Yüksel, M.E., 2011. Dürtü gürültüsü gidermede kullanılan 2.tip bulanık çıkarım sisteminin kural bazlı optimizasyonu. s. 833-836. IEEE 19. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı, 20-22 Nisan, 2011, Antalya, Türkiye.
11. Yüksel, M.E., Baştürk, A., 2012. Application of type-2 fuzzy logic filtering to reduce noise in color images. **IEEE Computational Intelligence Magazine**, 7(3): 25-35,

12. Yüksel, M.E., Baştürk, A., 2012. Improved digital image enhancement filters based on type-2 neuro-fuzzy techniques. pp. 3-20, *Computational Intelligence in Image Processing* (Edited by A. Chatterjee and P. Siarry), Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2012.
13. Fernandez, S.A, Alberola, L.C., 2006. On the estimation of the coefficient of variation for anisotropic diffusion speckle filtering. **IEEE Transactions on Image Processing**, 15: 2694-2701.
14. Goodman, J.W., 1977. Some fundamental properties of speckle. **Journal of the Optical Society of America**, 66: 1145-1150.
15. Wallis, R., 1976. An Approach to the Space Variant Restoration and Enhancement of Images. pp.107-111. In *Proceedings of Image Science Mathematics Symposium*; November Monterey, CA,
16. Lee, J.S., 1980. Digital image enhancement and noise filtering by using local statistics. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, 2: 161-168.
17. Frost, V.S, Stiles, J.A, Shanmugan, K.S, Holtzman, J.C., 1982. A model for radar images and its application to adaptive digital filtering of multiplicative noise. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, 4: 157-165.
18. Kuan, D.T, Sawchuk, A.A, Strand, T.C, Chavel P., 1985. Adaptive noise smoothing filter for images with signal-dependent noise. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, 7: 165-177.
19. Kuan, D.T, Sawchuk, A.A, Strand, T.C, Chavel P., 1987. Adaptive restoration of images with speckle. **IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing**, 35: 373-383.
20. Lopes, A., Touzi, R., Nezry, E., 1990. Adaptive speckle filters and scene heterogeneity. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 28: 992-1000.
21. Lopes, A., Nezry, E., Touzi, R., Laur, H., 1993. Structure detection and statistical adaptive speckle filtering in SAR images. **International Journal of Remote Sensing**, 14: 1735-1758.
22. Lee, J.S., 1983. Digital image smoothing and the sigma filter. **Computer Vision, Graphics, and Image Processing**, 24: 255-269.

23. Lee, J.S., 1983. A simple speckle smoothing algorithm for synthetic aperture radar images. **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, 13: 85-89.
24. Lee, J.S, Wen, J.H., Ainsworth, T.L., Chen, K.S., Chen, A.J., 2009. Improved sigma filter for speckle filtering of SAR imagery. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 47: 202-213.
25. Perona, P., Malik, J., 1990. Scale space and edge detection using anisotropic diffusion. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, 12: 629-639.
26. Yu, Y, Acton, S., 2002. Speckle reducing anisotropic diffusion. **IEEE Transactions on Image Processing**, 11: 1260-1270.
27. Krissian, K., Westin, C.F., Kikinis, R., Vosburgh, K., 2007. Oriented speckle reducing anisotropic diffusion. **IEEE Transactions on Image Processing**, 16: 1412-1424.
28. Krissian, K., 2001. A new variational image restoration applied to 3D angiographies. pp. 65-72. IEEE Workshop on Variational and Level Set Methods in Computer Vision, Dept. de Inf. y Sistemas, Univ. de Las Palmas de Gran Canaria .
29. Krissian, K., 2002. Flux-based anisotropic diffusion applied to enhancement of 3D angiogram. **IEEE Transactions on Medical Imaging**, 21: 1440-1442.
30. Puvanathan, P., Bizheva, K., 2009. Interval Type-II fuzzy anisotropic diffusion algorithm for speckle noise reduction in optical coherence tomography images. **Optics Express**, 17: 733-746.
31. Puvanathan, P., Bizheva, K., 2007. Speckle noise reduction algorithm for optical coherence tomography based on interval Type-II fuzzy set. **Optics Express**, 15: 15747-15758.
32. Zhang, Y., Cheng, H.D, Tian, J., Huang, J., Tang, X., 2010. Fractional subpixel diffusion and fuzzy logic approach for ultrasound speckle reduction. **Pattern Recognition**, 43: 2962-2970.
33. Amirmazlaghani, M., Amindavar, 2012. H., A Novel Sparse Method for Despeckling SAR Images. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 50: 5024-5032.
34. Hajiaboli, M.R., 2011. An Anisotropic Fourth-Order Diffusion Filter for Image Noise Removal. **International Journal of Computer Vision**, 92: 177-191.

35. Elamvazuthi, I., Zain, M.L.B.M., Begam, K.M., 2013. Despeckling of ultrasound images of bone fracture using multiple filtering algorithms. **Mathematical and Computer Modeling**, 57: 152-168.
36. Huang, B., Bu, P., Wang, X., Nan, N., Guo, X., 2013. Speckle reduction in parallel optical coherence tomography by spatial compounding. **Optics & Laser Technology**, 45: 69-73.
37. Chen, H., Zhang, Y., Wang, H., Ding, C., 2012. Stationary-Wavelet-Based Despeckling of SAR Images Using Two-Sided Generalized Gamma Models. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, 9: 1061-1065.
38. Ortiz, S.H.C., Chiu, T., Fox, M.D., 2012. Ultrasound image enhancement: A review. **Biomedical Signal Processing and Control**, 7: 419-428.
39. Soytürk, M.A., Baştürk, A., Yüksel, M.E., 2011. Bulanık kenar sezici tabanlı speckle gürültü giderici. Elektrik-Elektronik ve Bilgisayar Sempozyumu, 5-7 Ekim, Elazığ, Türkiye.
40. Soytürk, M.A., Baştürk, A., Yüksel, M.E., 2013. A novel fuzzy filter for speckle noise removal. **Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences**.
41. Umbaugh, S.E., 1998. Computer vision and image processing. Prentice Hall Inc., London. 504 pp.
42. Sonka, M., Hlavac, V., Boyle, R., 1999. Image processing, analysis and machine vision. Brooks/Cole Publishing Company, Pacific Grove. 770 pp.
43. Alavala, C.R., 2009. Fuzzy Logic and Neural Networks; Basic Concept & Applications. New Age International Limited, Publishers. 263 pp.
44. Jang, J.S.R., 1993. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, 23: 665-684.
45. Mendel, J.M., 2000. Uncertain Rule-Based Fuzzy Logic Systems. Prentice Hall Inc., Upper Saddle River , NJ, 07458, USA, 555 pp.
46. Onwubolu, G.C., Babu, B.V., 2004. New Optimization Techniques in Engineering. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Germany.
47. Karaboğa, D., 2004. Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları. Nobel Yayın Dağıtım Tiç. Ltd. Şti, İstanbul, 231 s.
48. Chapra, S.C., Canale, R.P., 2002. Numerical Methods For Engineers. McGraw-Hill Companies, USA, 926 pp.

49. Man K.F., Tang K.S., Kwong, S., Genetic Algorithms, Springer Publishing, (1999).
50. Pham, D.T., Karaboga, D., 1997. Genetic algorithms with variable mutation rates: application to fuzzy logic controller design. **Journal of Systems and Control Engineering**, Proc. of the Institution of Mechanical Engineers, 211: 157-167,
51. Pham, D.T., Karaboga, D., 1991. Optimum design of fuzzy logic controllers using genetic algorithms. **Journal of Systems Engineering**, 2: 114-118.
52. Damousis, I.G., Satsios, K.J., Labridis D.P., Dokopoulos P.S., 2002. Combined fuzzy logic and genetic algorithm techniques - application to an electromagnetic field problem. **Fuzzy Sets and Systems**, 129: 371-386.
53. Holland, J.H., 1992. Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence. Cambridge, Massachusetts. 212 pp.
54. Sakawa, M., 2002. Genetic Algorithms and Fuzzy Multi-objective Optimization, Kluwer Academic Publishers, 297 pp.
55. Metropolis, N., Rosenbluth, A., Rosenbluth, M., Teller, A. and Teller, E., 1953. Equation of the state calculation by fast computing machines. **Journal of Chemical Physics**, 21:1087-1092.
56. Kirkpatrick, S., Gelatt, C.D., Vecchi, J.M.P., 1983. Optimization by Simulated Annealing, **Science**, 220: 671-680.
57. Mantawy, A.H., Abdel-Magid, Y.L., Abido, M.A., 1999. A simulated annealing algorithm for fuzzy unit commitment problem, pp. 142 – 147. IEEE Transmission and Distribution Conference, April 1999, New Orleans, LA. USA.
58. Su, J., Yuan, J., Han, Q., Huang, J., 2005. A Fuzzy Approach for Equilibrium Programming with Simulated Annealing Algorithm, **Fuzzy Systems and Knowledge Discovery**, Lecture Notes in Computer Science, 3614: 945-949.
59. Dickerson, J.A., 1997. Learning optimal fuzzy rules using simulated annealing, pp. 102-105, Fuzzy Information Processing Society, NAFIPS '97, 1997 Annual Meeting of the North American, September 1997, Syracuse, NY. USA.
60. Pham, D.T., Karaboga, D., 2000. Intelligent Optimization Techniques. Springer-Verlag, London. 302 pp.
61. Glover, F., Laguna, M., 1997. Tabu Search. Kluwer Academic Publishers, Boston, USA.

62. Glover, F., Taillard, E., 1993. A User's Guide to Tabu Search, *Annals of Operations Research*, 41:3-28.
63. Glover, F., 1986, Future Paths for Integer Programming and Links to Artificial Intelligence, **Computers and Operations Research**, 13: 533-549.
64. Glover, F., Laguna, M., 1992. Tabu Search, Modern Heuristic Techniques for Combinatorial Problems, C. Reeves (ed), **Blackwell Scientific Publishing**, Oxford 1: 70-150.
65. Glover, F., 1989. Tabu Search-Part 1, **ORSA Journal on Computing**, 3: 190-206.
66. Glover, F., 1990. Tabu Search- Part 2, **ORSA Journal on Computing**, 1: 4-32.
67. Liao, X., Yu, J., Li, C., 2004. Tabu search for fuzzy optimization and applications, **Information Sciences**, 158: 3–13.
68. Bağış, A., 2008. Fuzzy rule base design using tabu search algorithm for nonlinear system modeling. **ISA Transaction**, 47: 32-44.
69. Omar, H.M., Abido, M.A., 2012. Enhancement of Integrated Fuzzy-Based Guidance Law by Tabu Search. **Arabian Journal for Science and Engineering**, 37: 2035-2046.
70. Ohlemuller, M., 1997. Tabu search for large location-allocation problems, **Journal of the Operational Research Society**, 48: 745-750.
71. Hertz A., 1991. Tabu search for large scale timetabling problems, **European Journal of Operational Research**, 54: 39-47.
72. Castro, L.N., Zuben, F.J.V., 2000. The Clonal Selection Algorithm with Engineering Applications1. In Workshop Proceedings of GECCO, pp. 36-37, Workshop on Artificial Immune Systems and Their Applications, July 2000, Las Vegas, USA.
73. Campelo, F., Guimarães, F.G., Igarashi, H., Ramírez, J.A., 2005. A Clonal Selection Algorithm for Optimization in Electromagnetics. **IEEE Transactions on Magnetics**, 41: 1736-1739.
74. Liu, X., Shi, L., Chen, R., Chen, H., 2009. A Novel Clonal Selection Algorithm for Global Optimization Problems. *Information Engineering and Computer Science*, 2009. ICIECS 2009, pp:1-4, 19-20 Dec. 2009, Hunan Univ. of Commerce, Changsha, China.
75. Yubo, H., 2008. Multi-objective Optimization Algorithm Based on Clonal Selection. *Genetic and Evolutionary Computing*, Second International

- Conference on, Sch. of Electr. Eng., pp. 265 – 268, 25-26 Sept. 2008, Zheng Zhou University, China.
76. Babayigit, B., Güney, K., Akdağlı, A., 2008. A clonal selection algorithm for array pattern nulling by controlling the positions of selected elements. **Progress In Electromagnetics Research B**, 6: 257–266.
 77. Hajela, P., Lee, J., 1996. Constrained genetic search via schema adaptation: an immune network solution, **Structural Optimization**, 12: 11-15.
 78. Segel, L., 1997. The immune systems as a prototype of autonomous decentalized systems. In Proceeding of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 1: 375-385.
 79. Dapgusta, D., 1998. An Artificial Immune Systems as a Multi-Agent Decision System. In Proceeding of the 1998 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, IEEE Pres, 1: 3816-3820.
 80. Hightower, R., Forrest, S., Perelson, A.S., 1996. The Baldwin effect in the immune systems: learning by somatic hypermutation. In Belew R.K. & Mitchell M., (eds.), *Adaptive Individuals in Evolving Populations*, Addison- Wesley, 1: 159-167.
 81. Bersini, H., Varela F.J., 1991. The immune recruitment mechanism: A selective evolutionary strategy. In Belew R.K., Booker L.B., (eds.), *Proceedings of the 4th International Conference on Genetic Algorithm*, Morgan Kaufmann, 1: 520-536.
 82. Lalitha, M.P., Reddy, V.C.V., Reddy, N.S., Reddy, V.U., 2011. DG Source Allocation by Fuzzy and Clonal Selection Algorithm for Minimum Loss in Distribution System. **Distributed Generation & Alternative Energy Journal**, 26: 17-35.
 83. Acilar, A.M., Arslan, A., 2008. Optimization of multiple input single output fuzzy membership functions using clonal selection algorithm, pp. 49-53, ACS'08 Proceedings of the 8th conference on Applied computer science, World Scientific and Engineering Academy and Society (WSEAS) Stevens Point, Wisconsin, USA.
 84. Chen, R., Sung, W.P., 2012. A Clonal Selection Algorithm Based Fuzzy Optimal Iterative Learning Control Algorithm. **Periodical Advanced Materials Research**, 490: 329-333.

85. Hunt, J.E., Cooke D.E., 1996. Learning using an artificial immune system. *Journal of Network and Computer Applications*, **Special Issue on Intelligent Systems, Design and Application**, 19: 189-212.
86. Kennedy, J., Eberhart, R., 1995. Particle Swarm Optimization. *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, Pp: 1942–1948. Nov/Dec 1995, Washington, USA.
87. Kennedy, J., Eberhart, R., 2001. *Swarm Intelligence*, Morgan Kaufmann. 512 pp.
88. Kennedy, J., 1997. The particle swarm: social adaptation of knowledge. *Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation*. 1: 303-308.
89. Shi, Y., Eberhart, R., 1998. A modified particle swarm optimizer. *Evolutionary Computation Proceedings*, 1998. *IEEE World Congress on Computational Intelligence*, Pp: 69–73, 4-9 May 1998, Indianapolis, USA.
90. Karakuzu, C., 2008. Parçacık Sürü Optimizasyon ile Bulanık-Nöral Denetleyici Eğitimi ve Benzetim Örnekleri. *Endüstri & Otomasyon*, Sayı 138:16-20.
91. Liu, Y., Ma, L., 2011. Solving TSP by fuzzy particle swarm algorithm, pp. 202-204, *Business Management and Electronic Information (BMEI)*, 2011 International Conference on, May 2011, Guangzhou, China.
92. Liu, H., 2007. An Hybrid Fuzzy Variable Neighborhood Particle Swarm Optimization Algorithm for Solving Quadratic Assignment. ***Journal of Universal Computer Science***, 13: 1309-1331.
93. Niknam, T., 2010. A new fuzzy adaptive hybrid particle swarm optimization algorithm for non-linear, non-smooth and non-convex economic dispatch problem. ***Applied Energy***, 87: 327–339.
94. Storn, R., Price, K., 1997. Differential evolution - a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces. ***Journal of Global Optimization*** 11: 341–359.
95. Storn, R., Price, K., Lampinen, J.A., 2005. *Differential Evolution: A Practical Approach to Global Optimization*, Springer, 538 pp.
96. Storn, R., 1996. On the usage of differential evolution for function optimization. *Biennial Conference of the North American Fuzzy Information Processing Society (NAFIPS)*, Pp: 519–523, 19-22 Jun 1996, Siemens AG, Muenchen, Germany.

97. Liu, J., 2002. A fuzzy adaptive differential evolution algorithm, pp. 606-611, TENCON '02. Proceedings. 2002 IEEE Region 10 Conference on Computers, Communications, Control and Power Engineering, October 2002, Beijing, China.
98. Liu, J., Lampinen, J., 2005. A Fuzzy Adaptive Differential Evolution Algorithm. **Soft Computing - A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications**, 9: 448-462.
99. Zade A.H., Mohammadi, S.M.A., Gharaveisi, A.A., 2011. Fuzzy logic controlled differential evolution to solve economic load dispatch problems. **Journal of Advances in Computer Research**, 2: 29-40.
100. Shapiro, L.G., Stockman. G., 2001. Computer Vision, Prentice Hall, New Jersey, 580 pp.
101. Gonzalez, R.C., Woods, R.E., 1993. Digital Image Processing. Addison-Wesley Publishing Company Inc., USA, 716 pp.

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı, Soyadı: Mehmet Ali SOYTÜRK
Uyruğu: Türkiye (TC)
Doğum Tarihi ve Yeri: 4 Eylül 1973, Kayseri
Medeni Durumu: Evli
Tel: +90 352 437 57 44
Fax: +90 352 437 57 44
email: soyturkm@erciyes.edu.tr
Yazışma Adresi: Erciyes Üniversitesi, Sivil Havacılık Y.O. 38039
 Melikgazi/KAYSERİ

EĞİTİM

Derece	Kurum	Mezuniyet Tarihi
Yüksek Lisans	Erciyes Üniversitesi	2005
Lisans	Fırat Üniversitesi	1996
Lise	Hacı Mehmet Sabancı Lisesi, SİVAS	1990

İŞ DENEYİMLERİ

Yıl	Kurum	Görev
2007–Halen	Erciyes Üniversitesi Sivil Havacılık Y.O.	Öğretim Görevlisi
2001–2007	Erciyes Üniversitesi Sivil Havacılık Y.O.	Uzman
1999–2001	KUMTEL A.Ş.	AR-GE mühendisi

YABANCI DİL

İngilizce

YAYINLAR

1. Soytürk, M.A., Baştürk, A., Yüksel, M.E., 2010. Dürtü gürültüsü giderici bulanık çıkarım sisteminin kural tabanlı optimizasyonu. Elektrik-Elektronik-Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu, 2-5 Aralık, Bursa, Türkiye.
2. Soytürk, M.A., Baştürk, A., Yüksel, M.E., 2011. Dürtü gürültüsü gidermede kullanılan 2.tip bulanık çıkarım sisteminin kural bazlı optimizasyonu. s. 833-836. IEEE 19. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı, 20-22 Nisan, 2011, Antalya, Türkiye.
3. Soytürk, M.A., Baştürk, A., Yüksel, M.E., 2011. Bulanık kenar sezici tabanlı speckle gürültü giderici. Elektrik-Elektronik ve Bilgisayar Sempozyumu, 5-7 Ekim, Elazığ, Türkiye.
4. Soytürk, M.A., Baştürk, A., Yüksel, M.E., 2013. A novel fuzzy filter for speckle noise removal. Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences.