

**T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

BULANIK GÖRÜNTÜLERİN YAPAY SİNİR AĞLARI İLE ONARILMASI

İBRAHİM İPEK

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
ELEKTRONİK VE HABERLEŞME MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
HABERLEŞME PROGRAMI**

**DANIŞMAN
YRD. DOÇ. DR. NİHAN KAHRAMAN**

İSTANBUL, 2012

T.C.
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BULANIK GÖRÜNTÜLERİN YAPAY SİNİR AĞLARI İLE ONARILMASI

İbrahim İPEK tarafından hazırlanan tez çalışması 16.05.2012 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı'nda **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Tez Danışmanı

Yrd. Doç. Dr. Nihan Kahraman
Yıldız Teknik Üniversitesi

Jüri Üyeleri

Yrd. Doç. Dr. Nihan Kahraman
Yıldız Teknik Üniversitesi

Prof. Dr. Tülay Yıldırım
Yıldız Teknik Üniversitesi

Yrd. Doç. Dr. M. Fatih Amasyalı
Yıldız Teknik Üniversitesi

ÖNSÖZ

Yapay sinir ağları ve görüntü işleme teknikleri birçok alanda kullanılmakta ve gelecekte de kullanılmaya devam edecektir. Bu konuda farklı bir bakış açısı ile bir sentez oluşturmaya çalıştım. Çalışmalarımındaki desteklerinden dolayı Yrd. Doç. Dr. Nihan Kahraman 'a sonsuz teşekkürlerimi ve saygılarımı sunarım.

Çalışmalarım süresince maddi ve manevi desteklerini esirgemeyen şirketim Arçelik ve aileme teşekkür ederim.

Mayıs, 2012

İbrahim İPEK

İÇİNDEKİLER

SİMGE LİSTESİ.....	vi
KISALTMA LİSTESİ	vii
ŞEKİL LİSTESİ.....	viii
ÇİZELGE LİSTESİ	x
ÖZET	xi
ABSTRACT	xii
BÖLÜM 1.....	13
GİRİŞ	13
1.1 Literatür Özeti	13
1.2 Tezin Amacı	17
1.3 Hipotez	17
BÖLÜM 2.....	18
GÜRÜLTÜNÜN İNCELENMESİ.....	18
2.1 Resim Keskinliği ve Görüntü Kalitesi	18
2.2 Gürültü Çeşitleri	21
2.2.1 Gauss Gürültüsü	22
2.2.2 Çarpımsal Gürültü	23
2.2.3 Periyodik Gürültü	23
2.2.4 Tuz ve Biber Gürültüsü	24
2.3 Mevcut Gürültü Azaltma Teknikleri	24
2.3.1 Medyan Filtre	25
2.3.2 Alçak Geçiren Filtre	26
2.3.3 Resim Ortalama	26
2.3.4 Adaptif filtreleme	27
2.3.5 Bant Geçirmeyen Filtre	27
2.3.6 Çentik Filtre	27

BÖLÜM 3.....	28
BULANIKLIK	28
3.1 Bulanıklık Tanımı	28
3.2 Bulanıklık Sebepleri	29
3.3 Bulanıklığı Gidermek için Kullanılan Bazı Teknikler.....	30
BÖLÜM 4.....	31
YAPAY SİNİR AĞLARI	31
4.1 Yapay Sinir Ağları Hakkında Genel Bilgi.....	31
4.2 Çok Katmanlı İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları	33
4.2.1 Aktivasyon Fonksiyonları	34
4.2.1.1 Tanjant-Sigmoid Fonsiyonu	35
4.2.1.2 Logaritmik-Sigmoid Fonksiyonu.....	35
4.2.1.3 Doğrusal Fonksiyonu	36
BÖLÜM 5.....	37
YAPAY SİNİR AĞLARI ile ONARMA.....	37
5.1 Önerilen Yöntem	37
5.2 Yöntemde Kullanılacak Parametreler	38
5.3 Veritabanı için Kullanılacak Resimler	43
5.4 Veritabanında Olmayan Test Resimleri.....	47
5.5 Kullanılan Test Resimleri	48
5.6 Önerilen Yöntemle Yapılan Simülasyonlar	59
5.6.1 Simülasyon 1	60
5.6.2 Simülasyon 2	61
5.6.3 Simülasyon 3	62
5.6.4 Simülasyon 4	63
5.6.5 Simülasyon 5	64
5.6.6 Simülasyon 6	65
5.7 Değerlendirme	66
5.8 Sonuçlar ve Gelecekte Yapılacaklar	71
KAYNAKLAR.....	72
EK-A	75
ÖZGEÇMİŞ.....	77

SİMGE LİSTESİ

μ	Gauss gürültüsünün ortalama değeri
σ	Gauss gürültüsünün standart sapması
π	Pi sayısı
Σ	Toplam Sembolü
cov	Kovaryans
S	Simülasyon

KISALTMA LİSTESİ

FIR	Sonlu Darbe Cevabı (Finite Impulse Response)
PSF	Nokta Yayılım Fonksiyonu (Point Spread Function)
YSA	Yapay Sinir Ağı
ÇKA	Çok Katmanlı Algılayıcı (Multi-Layered Perceptron)
MSE	Ortalama Karesel Hata (Mean squared error)
RMSE	Ortalama Karesel Hatanın Karekökü (Root Mean squared error)
PSNR	Tepe işaret gürültü oranı (Peak signal to signal noise ratio)
MAE	Ortalama mutlak hata (Mean absolute error)
SNR	İşaret Gürültü Oranı (Signal to signal noise ratio)
UIQI	Evrensel Resim Kalite indeksi (Universal Image Quality Index)
EME	İyileştirme Ölçüm Hatası (Enhancement Measurement Error)
PCC	Pearson İlişki Sabiti (Pearson Correlation Coefficient)
GRSA	Genelleştirilmiş Regresyon Sinir Ağı (General Regression Neural Network)

ŞEKİL LİSTESİ

	Sayfa
Şekil 2.1 İnsan gözü için görülebilir ışık	19
Şekil 2.2 Bozulmuş ve sonradan geri elde edilmiş örnekler	20
Şekil 2.3 Gürültü azaltma konsepti	21
Şekil 2.4 Gauss Gürültüsü için örnekler	22
Şekil 2.5 Gauss Gürültüsü ve Çarpımsal Gürültü	23
Şekil 2.6 Periyodik Gürültü	23
Şekil 2.7 Orijinal çocuk resmi ve Tuz ve Biber gürültüsü eklenmiş Hali	24
Şekil 2.8 Tuz ve Biber gürültüsü eklenmesi ve medyan filtre ile temizlenmesi	26
Şekil 2.9 10 adet ve 100 adet ortalama sonuçları	26
Şekil 2.10 Gauss gürültüsünün çeşitli adaptif filtre ile temizlenmiş örnekleri	27
Şekil 3.1 Keskin resim ve bulanık halleri	29
Şekil 4.1 Yapay sinir ağı modeli	33
Şekil 4.2 Çok katmanlı algılayıcı ağ	34
Şekil 4.3 Tanjant-Sigmoid Fonksiyonu	35
Şekil 4.4 Logaritmik-Sigmoid Fonksiyonu	35
Şekil 4.5 Doğrusal Fonksiyon	36
Şekil 5.1 Örnek Matlab çıktısı	38
Şekil 5.2 Örnek Matlab resim çıktısı.....	39
Şekil 5.3 Akış Diyagramı.....	42
Şekil 5.4 Önerilen YSA Blok Şeması.....	46
Şekil 5.5 Elaine resmi.....	47
Şekil 5.6 Ev resmi	47
Şekil 5.7 Lena resmi.....	48
Şekil 5.8 Red resmi.....	48
Şekil 5.9 Yellow resmi.....	48
Şekil 5.10 Cameraman resmi.....	48
Şekil 5.11 Maymun resmi.....	49
Şekil 5.12 Barbara resmi	49
Şekil 5.13 Boat resmi.....	49
Şekil 5.14 Papagan resmi	49
Şekil 5.15 Test 1 resmi	52
Şekil 5.16 Test 2 resmi	52
Şekil 5.17 Test 3 resmi	53
Şekil 5.18 Test 4 resmi	53

Şekil 5.19	Test 5 resmi	53
Şekil 5.20	Test 6 resmi	54
Şekil 5.21	Test 7 resmi	54
Şekil 5.22	Test 8 resmi	54
Şekil 5.23	Test 9 resmi	55
Şekil 5.24	Test 10 resmi	55
Şekil 5.25	Test 11 resmi	55
Şekil 5.26	Test 12 resmi	56
Şekil 5.27	Test 13 resmi	56
Şekil 5.28	Test 14 resmi	56
Şekil 5.29	Test 15 resmi	57
Şekil 5.30	Test 16 resmi	57
Şekil 5.31	Test 17 resmi	57
Şekil 5.32	Test 18 resmi	58
Şekil 5.33	Test 19 resmi	58
Şekil 5.34	Test 20 resmi	58

ÇİZELGE LİSTESİ

	Sayfa
Çizelge 5.1 Test resimleri ve kodları.....	43
Çizelge 5.2 Test resimleri ve çözünürlükleri.....	44
Çizelge 5.3 Veritabanı için oluşturulan test resimleri.....	44
Çizelge 5.4 Test resimleri ve veritabanı resim matrisi bilgileri.....	45
Çizelge 5.5 ÇKA çıktı hücresi.....	46
Çizelge 5.6 Veritabanı dışında kullanılan test resimleri.....	47
Çizelge 5.7 Test resimleri sayısal veri 1.....	50
Çizelge 5.8 Test resimleri sayısal veri 2.....	51
Çizelge 5.9 Simülasyon 1 sonuçları.....	60
Çizelge 5.10 Simülasyon 2 sonuçları.....	61
Çizelge 5.11 Simülasyon 3 sonuçları.....	62
Çizelge 5.12 Simülasyon 4 sonuçları.....	63
Çizelge 5.13 Simülasyon 5 sonuçları.....	64
Çizelge 5.14 Simülasyon 6 sonuçları.....	65
Çizelge 5.15 Simülasyon sonuçları.....	66
Çizelge 5.16 Bulanıklık uygulanan resimlerin sonuçları.....	67
Çizelge 5.17 Gauss gürültüsü uygulanan resimlerin sonuçları.....	68
Çizelge 5.18 Çarpımsal gürültü uygulanan resimlerin sonuçları.....	68
Çizelge 5.19 Öğrenme Algoritmalarının Karşılaştırılması.....	69
Çizelge 5.20 Lena resminin bozulmuş test versiyonları.....	70

BULANIK GÖRÜNTÜLERİN YAPAY SİNİR AĞLARI İLE ONARILMASI

İbrahim İPEK

Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı

Yüksek Lisans Tezi

Tez Danışmanı: Yrd. Doç. Dr. Nihan KAHRAMAN

Görüntü işleme sistemleri günümüzde birçok farklı uygulamada kullanılmaktadır. Örneğin bazı nedenlerle üzerine gürültü eklenmiş, bulanıklaştırılmış ve kontrast ayarı bozulmuş olan görüntülerin görsel açıdan fark edilememesi sebebiyle insan algısının görme konforunu arttıracak görüntüyü iyileştirme teknikleri giderek yaygınlaşmaktadır. Bulanık ve gürültülü resimlerdeki bozucu etkinin fark edilmesi ve ortadan kaldırılması amacıyla bu tezde yapay sinir ağı tabanlı bir yöntem geliştirilmiştir. Öncelikle resmin kalitesini belirleyebilmek için orijinal ve bozulmuş halini karşılaştırıp çeşitli istatistiksel ifadelerden oluşan bir veritabanı oluşturulmuştur. Bu veri tabanının içerdiği kodlanmış görüntüler yapay sinir ağına öğretilip, yapılan simülasyonlarla yapay sinir ağı sayesinde resmin orijinal veya bozulmuş olduğuna ya da veritabanı dışında veya içinde olduğuna karar verilmiştir. İnsan gözünün algılayamadığı derecede bozulan resmin giriş olarak verildiği yapay sinir ağı bu resmin orijinalini tanımlamıştır. Bu tezde önerilen sistemle, öğrenmiş yapay sinir ağı orijinal resimleri ve birçok farklı oranda uygulanmış gaussian, çarpımsal ve bulanıklık içeren bozucu etkileri öğrenmiştir. Sonuç olarak yapay sinir ağı, yapılan eğitime simülasyonlarından sonra veritabanı içindeki öğretilmemiş örneklerdeki bozulmayı göz önüne alarak resmin orijinaline ulaşmıştır.

Anahtar Kelimeler: Görüntü Onarma, Bulanıklık, Resim gürültüsü, Yapay Sinir Ağı

DEGRADED IMAGE RESTORATION USING NEURAL NETWORKS

İbrahim İPEK

Department of Electronics and Communications Engineering

MSc. Thesis

Advisor: Assistant. Prof. Dr. Nihan KAHRAMAN

Image processing systems are used in different applications. Blurred and noisy images formed for various reasons, many methods have been developed to reduce adverse effects. In order to determine the quality of the picture to compare the original and degraded state created a database of various statistical statements. This database contains images encoded taught artificial neural networks, artificial neural network simulations due to the degraded image is original or is within the database, or may decide.

System proposed in this thesis, learned a lot of artificial neural network applied to different rates of three different kinds of interferences which are gaussian, blurring and speckle. It also learned the original state. After the neural network simulation examples taught, inside and outside of the database you selected, can be correctly predicted.

Key words: Image Restoration, Blur, Image noise, Neural Network

1.1 Literatür Özeti

Bu tezde sabit görüntülerdeki gürültü ve bulanıklığın azaltılması yönünde mevcut yöntemler incelenip yapay sinir ağları ile azaltılması yönünde çalışılmıştır.

Görüntü işleme yöntemleri, görüntülerin bilgisayar tarafından algılanmasını ve insan tarafından yorumlanmasını kolaylaştırmak amacıyla kullanılmakta ve son yıllarda hemen hemen her alanda kendine kullanım alanı bulmaktadır [1].Televizyon yayıncılığı, tüketici elektroniği için geliştirilen çeşitli ürünler, sağlıkta teşhis için kullanılan cihazlar, güvenlik uygulamaları ve askeri uygulamalar görüntü işlemenin kullanıldığı alanlara örnek olarak gösterilebilir.

Çeşitli nedenlerle üzerine gürültü eklenmiş, bulanıklaştırılmış ve kontrast ayarı bozulmuş olan görüntüler görsel açıdan fark edilemezler ve insanın görsel algısı dahilinde tercih edilmezler [1]. Bu sebeple insan algısının görme konforunu arttıracak görüntüyü iyileştirme teknikleri giderek yaygınlaşmaktadır.

Günümüzde işlemci gücündeki artış ve bu artışın kullanıldığı sektörlerin artması ile bir çok alanda görüntüdeki bulanıklık ve gürültünün azaltılmasına yönelik uygulamalar artış göstermektedir.

Yanlış ışık ve bozuk ortam gibi çeşitli nedenler veya kamera sallanması sebepleriyle elde edilen bulanık görüntülerdeki bulanıklık veya gürültülerin ortadan kaldırılması için literatürde birçok çalışma bulunmaktadır.

Görüntüdeki gürültünün etkisinin azaltılması konusunda yapılan en eski çalışmalardan biri Yang ve arkadaşlarının 1991 yılında yaptığı çalışmadır. Bu çalışmada merkez ağırlıklı bir filtrenin görüntüdeki gürültüleri azaltma konusunda nasıl bir etkiye sahip olduğu araştırılmıştır. Yapılan çalışmanın sonucu FIR (sonlu darbe cevabına sahip) filtrenin sonucu ile karşılaştırılmış ve merkez ağırlıklı filrenin FIR filtreye göre daha iyi sonuç verdiği görülmüştür [1].

Pitas ve arkadaşları sayısal görüntü işlemede kullanılan ve sıralama istatistiği olarak bilinen görüntü işleme algoritmaları üzerine çalışmışlardır. Doğrusal ve doğrusal olmayan filtreler arasındaki farkları belirlemiştir. Doğrusal olmayan filtrelerden özellikle merkez ağırlıklı filtrenin gürültü etkisini azaltmada önemli bir etkisi olduğu sonucuna varmışlardır [1].

Xiao ve Li çeşitli boyutlarda konvolüsyon maskesine sahip olan merkez ağırlıklı filtreler ile görüntü iyileştirme çalışmaları yapmış fakat sadece %10, %20 ve %30 gürültü yoğunluklarında başarılı sonuçlar elde etmişlerdir [1].

Chan ve arkadaşları kenar koruma yaklaşımını kullanarak görüntüdeki Tuz ve Biber gürültüsünün etkisini merkez ağırlıklı filtre kullanarak azaltmaya çalışmışlardır. Yapılan çalışma çok yoğun olmayan gürültülerde iyi sonuç vermekle birlikte, Gaussian tipi gürültülerde iyi sonuç vermemiştir [1].

Rabie sayısal fotoğraf makinaları ile elde edilen görüntülerde sensör gürültülerini bastırmak için hibrit ve merkez ağırlıklı filtre yaklaşımlarını içeren bir çalışma yapmıştır. Sayısal görüntünün elde edilmesi esnasında meydana gelen üç adet gürültü çeşidini kullanarak elde ettiği sonuçları karşılaştırmış ve merkez ağırlık filtrenin ortalama filtreye göre daha iyi sonuç verdiğini belirtmiştir [1].

Khashman, DNA bantlarının radyografik görüntülerindeki kenarları bulmak için görüntülere çeşitli kenar bulma algritmaları uygulamış ve otomatik kenar bulma algoritmasıyla başarılı sonuçlar elde etmiştir. Tıpta ve radyografik görüntülerde olduğu gibi daha pek çok alanda çeşitli kenar bulma algoritmaları yaygın olarak kullanılmaktadır [1].

Hillery ve arkadaşları bulanık görüntülerin onarımı için yinelemeli bir Wiener filtre algoritması kullanmışlardır. Wiener filtrelerde optimum sonucu sağlayabilmek için ideal görüntü hakkında bilgi sahibi olunması gerekmektedir. Ancak ortalama karesel hata değeri bakımından en iyi sonucu veren algoritmalarından biri Wiener filtredir [1].

Jiang ve Wang görüntü netleştirme algoritmalarından Kör Dekonvolüsyon Algoritmasını incelemişler ve Kör Dekonvolüsyon Algoritmasının diğer algoritmalarla göre avantajlarını ve dezavantajlarını belirtmişlerdir. Kullanılan pek çok görüntü netleştirme algoritması görüntünün nokta yayılım fonksiyonuna (PSF) bilgisine ihtiyaç duymaktadır. Ancak Kör Dekonvolüsyon Algoritması bozuk görüntünün PSF'si hakkında herhangi bir bilgi sahibi olunmadan bulanıklık veya gürültünün giderilmesini sağlayan oldukça kullanışlı bir görüntü netleştirme algoritmasıdır. Jiang ve Wang'ın çalışmaları, Kundur ve Hatzinakus'un 1996 yılında yaptıkları çalışmalara çok benzemekle beraber, görüntü kalitesi açısından daha iyi sonuçlar ortaya koymuştur [1].

Subashini ve arkadaşları yaptıkları çalışmada yapay sinir ağı tabanlı bulanıklık azaltma yöntemi önermişlerdir [2].

Saba ve arkadaşları resimdeki gürültüyü azaltmak için yaptıkları çalışmada tepe işaret gürültü değerini resimlerde hesaplamışlar daha sonra hücresel sinir ağı kullanarak önerdikleri algoritma ile resim çeşidine göre tepe işaret gürültü değerini %90 oranına kadar iyileştirmeyi başarmışlardır [3].

Tolluoğlu ve arkadaşları hücresel yapay sinir ağlarında kümeleme yöntemi kullanarak gürültü azaltma yöntemi geliştirmişlerdir. Resimdeki Gri seviye bölümlere ayrılarak kümelere ayrılmıştır. Resmi istenen düzeye getirmek için yapılan çalışma başka bir resme bozucu etki yaptığını görmüşlerdir [4].

Kiran ve arkadaşları patern tanıma üzerine farklı MLP öğrenme algoritmalarını karşılaştırmışlardır [5].

Polat ve Yıldırım, yapay sinir ağları ile sayısal görüntülerdeki yüksek yoğunluklu dürtü gürültüsünün azaltılması yönünde çalışmışlardır. Çalışmalarında dürtü gürültülerinin detayları yok etmeyecek şekilde azaltılması amacıyla yapay sinir ağı ile bir metot geliştirmişlerdir. Levenberg-Marquardt algoritmasını kullanarak gürültülü resimlerden

ince detayların elde edilmesini sağlamışlardır. Kullandıkları yapay sinir ağı; özellikle yüksek gürültülü yoğunluklu görüntülerden detayların elde edilebilmesi bakımından medyan filtre ve sıra istatistiği filtresi gibi geleneksel filtrelerden daha iyi performans sağlamaktadır [6].

Silva ve arkadaşları resimde benzerlik üzerine çalışmışlar, orijinal resmi bulanıklaştırıp, bozup ve sıkıştırıp ortalama karesel hata, tepe işaret gürültü değeri gibi çeşitli istatistiksel hesaplamaları kullanarak yeni bir benzerlik indeksi tanımlamışlardır [7].

Kung ve arkadaşları, resim kalitesi ve benzerliği üzerine yapay sinir ağı kullanarak çalışmışlardır. Aynı karesel ortalama hataya sahip farklı şekilde bozulmuş resimlerin ayırt edilmesi için yapısal benzerlik indeksi tanımlamışlardır [8].

Cho ve Don, tahmin ve onarmada ağların hata fonksiyonları en aza indirmek için tekrarlayan dik iniş algoritmasını yenilemeli bir uygulamışlardır. Deney sonuçları etkili tanımlama ve yenileme yapılabilir olduğunu göstermiştir [9].

Ming ve Zhenkang, yapay sinir ağı kullanarak bulanık kenarların belirleyip resmin şeklini belirlemek üzerine çalışmışlardır [10].

Aizenberg ve arkadaşları çok katmanlı yapay sinir ağı kullanarak diğer tekniklerle yapılamayan bulanıklık belirleme üzerine çalışmışlardır. 72 resim içeren bir öğrenme veri tabanı ve 36 resimden oluşan bir test veri tabanı kullanmışlardır. Yatay hareketten kaynaklanan bulanıklığın belirlenmesinde %97.10, düşey hareketten kaynaklanan bulanıklığın belirlenmesinde %96.7, Gaussian kaynaklı bulanıklık belirlenmesinde %99.45 başarı oranı elde etmişlerdir [11].

Aizenberg ve arkadaşları ayrıca çok katmanlı yapay sinir ağı kullanarak dokudaki bulanıklığı giderme yönünde çalışmışlardır. Defokus ve Gaussian kaynaklı bulanıklığın sınıflandırılmasında %100 sonuca varan ağlar tasarlamışlardır [12].

Liu ve arkadaşları bulanıklığı test resimleri üzerinde analiz etmişlerdir. Bulanıklık uzunluğu ve defokus bulanıklığının çapını ölçmek için testler yapmışlardır[13].

Bu tezde görüntü üzerindeki sadece bulanıklık değil çeşitli gürültülerle oluşan bozulmalarında ortadan kaldırılması başarılmıştır.

1.2 Tezin Amacı

Görüntü onarma işleminde, eldeki orijinal görüntünün ilk halinin düzgün olduğu kabul edilir. Daha sonra, bu görüntünün üzerine önceden uygulandığı kabul edilen işlemin tersi uygulanarak görüntünün yeniden yapılandırılması ve orijinal haline yaklaştırılması sağlanır. Bu yaklaşımla tasarlanan yöntemler, istenen sonucun en iyi şekilde tahmin edilmesini sağlamaktadır. Bu tezde bulanıklık ve/veya gürültünün mevcut yöntemlerin dışında yapay sinir ağları ile azaltılarak temel görüntünün elde edilmesi hedeflenmiştir. İkinci bölümde gürültünün tanımı yapılmakta, bazı gürültü çeşitleri hakkında kısa bilgiler verilmekte ve temel gürültü azaltma yöntemleri hakkında açıklamalar yapılmıştır.

Üçüncü bölümde bulanıklık ve bulanıklığa sebep olan nedenler açıklanmıştır.

Dördüncü bölümde Yapay Sinir Ağları, beşinci bölümde önerilen yöntem açıklanmış, yapılan simülasyon sonuçları paylaşılmıştır. Bu simülasyon sonuçları değerlendirilmiş ve gelecekte yapılabilecek uygulamalardan bahsedilmiştir.

1.3 Hipotez

Öncelikle tekrar görüntü elde edilemeyen koşullarda geçmişte elde edilmiş bulanık görüntülerin daha düzgün ve net hale getirilmesi problemi üzerinde inceleme ve araştırma yapılmıştır. Bu sebeple yapay olarak bozulmuş resimlerden oluşan veritabanı oluşturulmuştur. Daha sonraki aşamada ise bu bulanıklık ve gürültü sonucu bozulmuş resimden elde edilen resmin kalitesini ifade eden istatistiksel ölçümlerden oluşan veritabanı yapay sinir ağına öğretilerek bir öğrenme gerçekleşmiştir. Test amaçlı gerçekten bozulmuş veritabanında olmayan resimler yapay sinir ağı tarafından kontrol edilip, karşılaştırılıp, işlem yapıp ayırt edilebilir, seçilebilir. Böylelikle veritabanında olan resimlerle birebir örtüşme veya örtüşememe sonucu elde edilecektir.

BÖLÜM 2

GÜRÜLTÜNÜN İNCELENMESİ

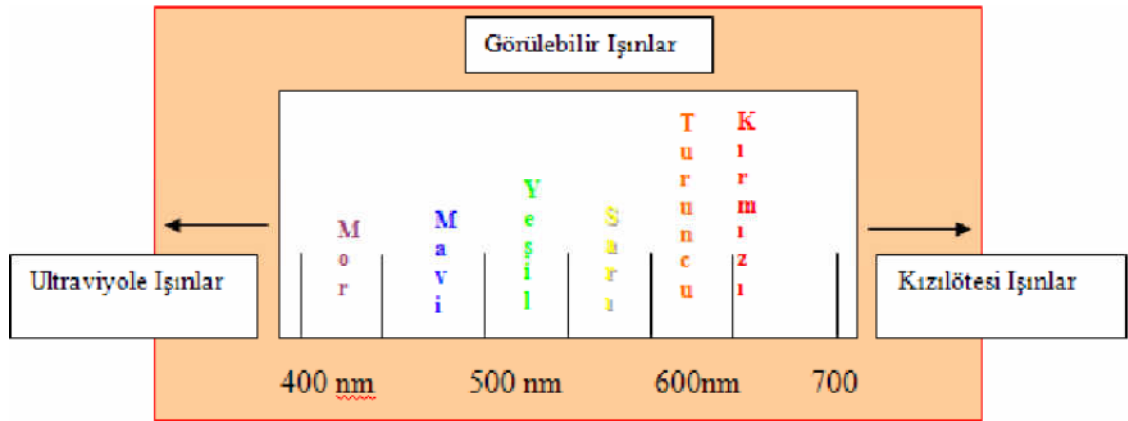
Sinyal işleme veya resim işleme gibi konularda işlenen veri üzerinde istenmeyen değişimler olmasına gürültü denilir. Buna göre örneğin bir kaynaktan bir hedefe giden resim veya ses üzerinde yolda veya kayıt esnasında istenmeyen değişimler oluşursa resim veya sese bozulmalar olur.

Giriş kısmında bahsedildiği gibi bozucu etkilerden az etkilenen resimlerde, gürültü veya bulanıklığı az olan resimlerde keskinlik seviyesi üst düzeydedir. Çeşitli yazılımsal algoritmalarla bilgisayar ortamında veya televizyondaki görüntü gibi uygulamalarda keskinlik seviyesi arttırılmaktadır. Fakat orijinal resimde olan bozulma ve gürültü seviyeleri de arttığından resimde görülen tepe noktalar artmaktadır. Bu artış insan gözüne rahatsızlık verebilmektedir. Bu durumu televizyonda kullanıcıya değiştirme imkanı sağlanan keskinlik özelliği ile açıklayabiliriz. Fabrika çıkışı keskinlik seviyesi bazı kullanıcıları rahatsız edebilir, kullanıcı isterse keskinlik seviyesini azaltarak tepe noktaların etkisini azaltabilir. Yayından gelen, sıkıştırma yöntemlerinden kaynaklanan ya da kablolardan kaynaklanan gürültü aynı şekilde televizyon izleyicisinin izleme konforunu arttırmak için çeşitli gürültü azaltma algoritmaları azaltılmaktadır. Kullanıcı kendisine sunulan hazır değerlerden kendi istediği bir gürültü azaltma seçeneğini günümüz televizyon yazılımlarında seçebilmektedir.

2.1 Resim Keskinliği ve Görüntü Kalitesi

Resim keskinliği kişiden kişiye farklılık gösterebilir. Her şeyden önce keskinliğin tanımını yapmak gerekirse, kabaca keskinlik, renk geçişlerinin ne kadar sert olduğunun ölçüsüdür.

Bir başka deyişle, bir renkten diğer renge ne kadar hızlı geçildiğidir. Zannedilenin aksine, görüntünün ne kadar detay içerdiği değildir [14]. İnsan gözünün ışığı ve renkleri algılayışı kısmen sübjektif bir olaydır. İnsan gözü belirli bir bant aralığındaki elektromanyetik radyasyonlara tepki gösterir. Güneşten gelen ve 3 boyutlu olarak algılanan gerçek dünya nesnelere çarpan ışık, öncelikle insan gözü retinasında bulunan lense yansır. Bu lenste bulunan ışığa karşı duyarlı yapıdaki alıcı sinir hücreleri nesnelerden yansıyan ışığı 380nm ile 780nm aralığında algılayabilir [15]. Kızılötesi ve ultraviyole ışınları algılayamaz.



Şekil 2.1 İnsan gözü için görülebilir ışık [4]

Buradan anlaşıldığı üzere; insan gözü bu ışık yelpazesinin belirli bir aralığına tepki verip beyne aktardığına göre, özel amaçlı aygıtlar dışında geliştirilen görüntüleme cihazlarının da bu çerçevede üretilmesi gerekmektedir. Bir resmin elektriksel işarete dönüşmesi için öncelikle küçük parçalara bölünmesi gerekir. Resmin bu küçük parçalarına benek veya piksel adı verilir. Kısaca resmi oluşturan atomlardır [15].

Sayısal ortamda bu piksellerden oluşan görüntüyü insan gözü gördüğünde resmin gürültülü veya bulanık olduğuna karar verir. İnsan algısının daha iyi görebilmesi için görüntü işleme yöntemleri netliği ve keskinliği arttırabilir. Bulanık veya gürültülü resimden keskinliği artırılmış resim elde edilebilir.

Şekil 2.2' de bozulmuş resimlerden elde edilen ev ve araba resimleri görülmektedir [16].



Şekil 2.2 Bozulmuş ve sonradan geri elde edilmiş örnekler [16]

Görüldüğü üzere resimlerde belirgin bir bozulma bulunmaktadır. Bu bozulma orijinal resimlerdeki piksel değerlerinin değişmesi şeklinde yorumlanabilir. Tanım olarak keskinlik, yüksek geçiren filtre uygulandığında geçişteki tepe değerler sayesinde görüntü içindeki ince detayların görülmesidir. Şekil 2.2 'deki araba resminde görüleceği gibi ilk resimde otomobilin plakası net okunamazken ikinci resimde rahatlıkla okunabilmektedir.

Herhangi bir görüntünün kalitesi görüntüyü elde etmede kullanılan görüntüleme metoduyla doğrudan ilişkilidir. Kullanılan cihazın karakteristikleri ve çekim yapan kişinin seçtiği ayarlar görüntü kalitesini etkiler. Kontrast, bulanıklık, gürültü, renk doygunluğu, insan kaynaklı hatalar ve bozukluklar görüntü kalitesini etkileyen başlıca faktörlerdir [1].

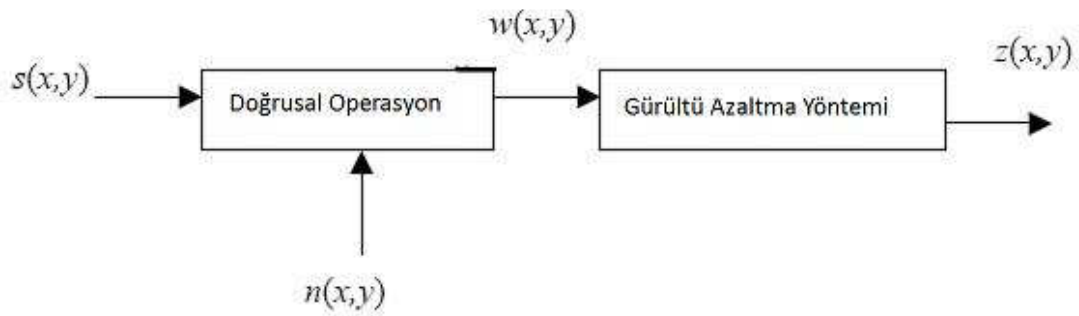
Eğer bir görüntüleme sisteminde bütün kontrast transferi artmış ise gürültü daha görülebilir hale gelir. Televizyon üreticileri bu sebeple siyah yoğunluğu fazla olan test

resimleri ile resim iyileştirme algoritmalarını test edip gürültüyü ne kadar azalttıklarını ve gürültü azaltma menülerindeki kademelerinin değerlerine karar verirler.

Gürültünün görünürlüğü ilginç bir şekilde bulanıkla beraber azalır. Çünkü gürültünün genelde rastgele olan yapısını görüntü içinde daha az fark edilebilir hale getirilmesine sebep olur [1].

2.2 Gürültü Çeşitleri

Resimde gürültü istenilen görüntünün tam olarak çeşitli sebeplerle alıcıya aktarılamamasıdır. Gürültüyü modellemek gerekirse Şekil 2.3'deki gibi açıklamak doğru olur. Önemli olan doğru resme doğru gürültü azaltma tekniğini uygulamaktır. Örneğin uydu resimlerindeki gürültüler için uygulanan bir yöntem medikal resimlerde başarılı sonuçlar göstermeyebilir. Aşağıdaki modelde doğrusal bir operasyon yani çarpımsal ve toplamsal gürültü için model yapısı gösterilmiştir. Gürültülü resim $w(x,y)$, gürültü $n(x,y)$ ve resim bilgisi $s(x,y)$ toplamından veya çarpımından oluşabilir [17].



Şekil 2.3 Gürültü azaltma konsepti [17]

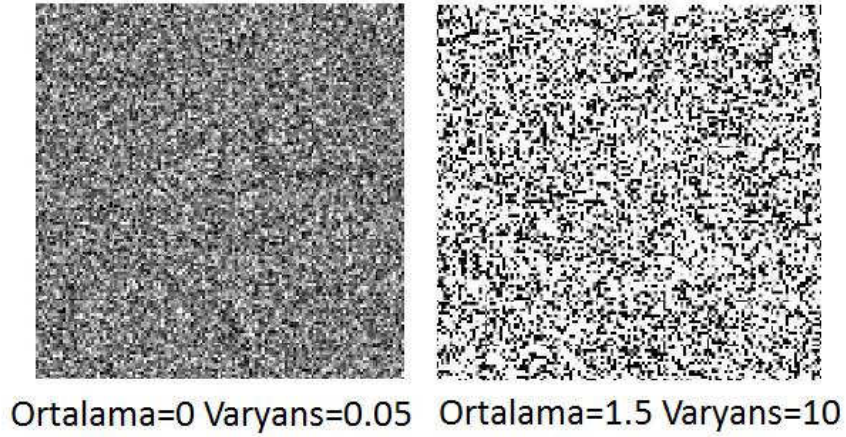
2.2.1 Gauss Gürültüsü

Gauss gürültüsü Gauss eğrisi ile verilen rastgele değişkenin olası yoğunluğunun gerçek durumları da kapsayabildiği gürültü yaklaşımıdır. Tuz ve Biber gürültüsüne göre farkı resmi oluşturan piksellerin rastgele dağılımla seçilmesidir [17].

İleride YSA da kullanılacak önereceğimiz yöntemde Gauss yöntemi ile bozularak elde edilen resimlerden elde edilen veriler bir girdi teşkil edecektir.

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

Gauss gürültüsü Denklem (2.1)'deki gibi ifade edilebilir. Bu ifadede x gri ton seviyesini, μ gauss gürültüsünün ortalama değeri, σ Gauss gürültüsünün standart sapmasını ifade eder. Şiddeti frekansa göre değişmeyen ve beyaz gürültü olarak da adlandırılan Gauss gürültüsü, hesapları basitleştirdiği için sıkça kullanılır.



Şekil 2.4 Gauss Gürültüsü için örnekler [17]

Şekil 2.4'te iki farklı ortalama ve yayılıma sahip Gauss gürültüsü gösterilmiştir [6]. Bu tez çalışmasında önerilen yöntemde kullanılacak veritabanını oluşturmak için kullanılan resimlere farklı yayılımlarda gürültüler uygulanmıştır. Burada önemli olan, bozulan resimlere uygulanan gürültülerin ortalamasının sıfır olmasıdır.

2.2.2 arpımsal Grlt

Gauss ile modellenemeyen grltler iin kullanılan bir tanımdır. Genelde radar resimlerinde grlr. arpımsal grlt sinyal byklğnn bir fonksiyonudur. Gauss grltsnde piksel deėerlerine eklenen grlt arpımsal grltde piksel deėerleri ile arpılır. Őekil 2.5'de gauss ve arpımsal grlt yan yana gsterilmiřtir [16].

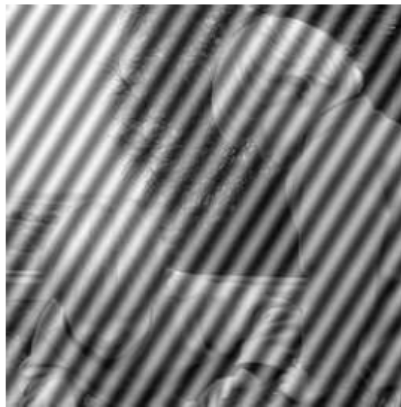
Tez ierisinde nerilen yntemde arpımsal grlt ile bozularak elde edilen resimlerden elde edilen zellikler veritabanına girdi teřkil edecektir.



Őekil 2.5 Gauss Grlts ve arpımsal Grlt [16]

2.2.3 Periyodik Grlt

Grlt rastlantısaldan ok periyodik olarak daėılmıřsa bu tip grltlere periyodik grlt denir. Belirli bir frekansta daėılan grltler resmin zerinde grlmekte ve kullanıcıyı rahatsız etmektedir [16].



Őekil 2.6 Periyodik Grlt [16]

Şekil 2.6'da periyodik gürültü eklenmiş bir resim görülmektedir. Periyodik resimlerin temizlenmesinde diğer gürültülerin temizlenmesinde kullanılan uzay zamanlı filtreleme yöntemleri işe yaramaz, frekans domeninde işlem yapmak gereklidir.

2.2.4 Tuz ve Biber Gürültüsü

Tuz ve Biber gürültüsü, tuz ve biber benzetmesinden gelen bir gürültü üretme yöntemidir. Görüntünün kamera ile çekimi sırasında kamera hataları nedeniyle resimlerde görülen bozulmalar olarak düşünebilir. Şekil 2.7'de Orijinal çocuk resmi ve Tuz ve Biber gürültüsü eklenmiş hali yan yana gösterilmiştir [16].



Şekil 2.7 Orijinal çocuk resmi ve Tuz ve Biber gürültüsü eklenmiş Hali [16]

Tuz ve Biber olarak adlandırılmasının sebebi, resme bakıldığında piksellerin ya tam ya da sıfır olarak görülmesidir. Diğer bir ismi anlık gürültüdür. Resmin üzerine sanki tuz veya biber dökülmüş ve netliği azaltmış olması sebebiyle bu isimle adlandırılır. Bilindiği üzere tuz beyaz, biber ise siyah renktedir. Dolayısıyla resim üzerine rastgele olarak dağıtılan sanki bir tuzluktan dökülmüş gibi beyaz ve siyah pikselleri ifade eder [1].

2.3 Mevcut Gürültü Azaltma Teknikleri

Resmi iyileştirmek görüntüyü iyileştirmektir. Uygulanacakların temel hedefi görüntünün niteliğini istenen ve beklenen şekilde yükseltmektir. Kontrast ve parlaklık düzenlemeleri, kenar zenginleştirmeleri, histogram eşitleme gibi uygulamalar, kişinin görsel algılamasını etkilemeyi ve iyileştirmeyi hedefleyen ve buna imkan sağlayan temel görüntü iyileştirme teknikleri olarak kabul edilir.

Görüntü iyileştirme sübjektif bir işlem iken, görüntü onarma objektif yapıda yapılan bir işlemdir. Görüntü onarma işleminde, eldeki orijinal görüntünün ilk halinin düzgün olduğu kabul edilir. Daha sonra, bu görüntünün üzerine önceden uygulandığı kabul edilen işlemin tersi uygulanarak görüntünün yeniden yapılandırılması ve orijinal haline yaklaştırılması sağlanır. Bu yaklaşımla tasarlanan yöntemler, istenen sonucun en iyi şekilde tahmin edilmesini sağlamaktadır [15].

Tuz ve Biber, Gaussian, Çarpımsal tipi gürültülerin temizlenmesinde uzay zamansal filtre teknikleri kullanılarak yapılabilir. Fakat periyodik gürültünün temizlenmesinde frekans domain temizleme teknikleri kullanılması gerekmektedir. Aşağıda gürültülerin temizlenmesi için bazı kullanılan teknikleri açıklamaya çalışılmıştır.

2.3.1 Medyan Filtre

Medyan filtre yöntemi piksellerdeki Tuz ve Biber gürültüsü, dürtü gürültüsünü azaltmak için kullanılan doğrusal olmayan bir alçak geçiren filtre çeşididir [1]. Birçok alçak geçiren filtre uygulaması sonucunda gürültü büyük oranda süzülmemekte fakat bulanıklaşmanın olması sonucu kenarlar ve ayrıntılar keskinliğini kaybetmektedir. Daha az bulanıklaşmaya karşılık gürültünün zayıflatılması için kullanılan alternatif bir yöntem medyan filtreleme yöntemidir. Bu metoda göre görüntüdeki her bir imgeciğin gri seviyesinin, bu imgeciğin komşuluğundaki gri seviyelerinin toplamının ortalaması ile değil, medyanı ile yer değiştirmesi prensibinde çalışılır. Eğer görüntünün etkisi fazla ise bu yöntem işe yaramaz. Şekil 2.8’de medyan filtre ile düzeltilmiş Tuz ve Biber gürültüsüne sahip bir resim gösterilmektedir.



Şekil 2.8 Tuz ve Biber gürültüsü eklenmesi ve medyan filtre ile temizlenmesi [16]

2.3.2 Alçak Geçiren Filtre

Tuz ve Biber gürültüsü yüksek frekanslı bileşenlerden oluştuğu için alçak geçiren bir filtre Tuz ve Biber gürültüsünün yok edilmesinde kullanılabilir.

2.3.3 Resim Ortalama

Gauss gürültüsünün temizlenmesi için kullanılabilir. Uydu görüntülerinde elde edilen resimlerde kullanılır. Birçok kez aynı resim kayıt elde edildiğinden piksellerin ortalaması alınarak daha net bir görüntü elde edilebilir. Şekil 2.9' da 10 adet ve 100 adet resmin ortalaması ile elde edilen sonuç gösterilmiştir [16]. Benzer şekilde tıpta mikroskobik gürültünün giderilmesinde kullanılabilir. Aynı nesnenin birçok kez fotoğrafı çekilerek bir ortalama alınarak daha net bir fotoğraf elde edilebilir.



10 adet resim

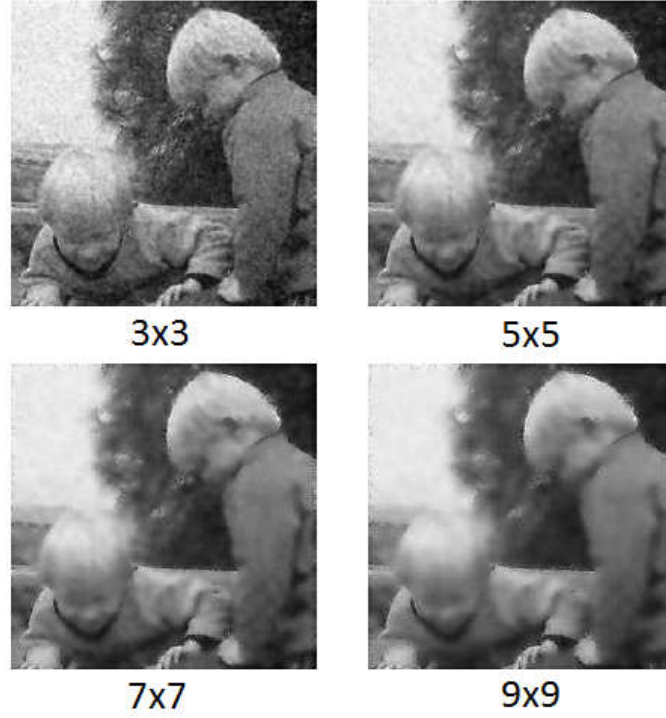


100 adet resim

Şekil 2.9 10 adet ve 100 adet ortalama sonuçları [16]

2.3.4 Adaptif filtreleme

Gauss gürültüsünün temizlenmesi için kullanılabilmektedir. Adaptif filtre resim içindeki konumuna göre medyan veya ortalama filtre gibi davranabilen filtrelerdir. Gaussian gürültünün temizlenmesinde kullanılırlar. Şekil 2.10'da Gauss gürültüsünün çeşitli adaptif filtre ile temizlenmiş örnekleri gösterilmiştir [16].



Şekil 2.10 Gauss gürültüsünün çeşitli adaptif filtre ile temizlenmiş örnekleri [16]

2.3.5 Bant Geçirmeyen Filtre

Periyodik gürültünün azaltılması için kullanılmaktadır. Belirli bir bandın geçirilmemesi durumudur.

2.3.6 Çentik Filtre

Periyodik gürültünün azaltılması için kullanılmaktadır. Çentik filtrenin temel özelliği her frekansı geçirip sadece istenilen frekansı geçirmemesidir. Böylelikle görüntüye karışmış sabit periyottaki gürültü temizlenebilir. Örneğin görüntü üzerinde 2Khz'deki gürültü uygun çentik filtre kullanılarak yok edilebilir. Bir adet alçak geçiren ve bir adet yüksek geçiren filtrenin toplamı gibi düşünebilir.

3.1 Bulanıklık Tanımı

Bulanıklık istenilen resmin tam olarak görülememesi ya da anlaşılamaması olarak ifade edilebilir. Keskinlik kısmında bahsedildiği gibi kenarların net olmaması, renk geçişlerinin çok yumuşak olması bulanıklık olarak ifade edilebilir. Çünkü bulanık bir görüntüde kenarların keskinliği az, çizgiler ve ayrıntılar tam olarak belirgin değil yani nesnelerin seçimi zordur. Bulanıklık görecelidir. Örneğin televizyon ekranında bir futbol maçını izlerken bulanık olmadığını düşünen bir kişi çim detayına baktığında çimlerin bulanık olacağını görecektir. Bulanıklığı, gürültüde olduğu gibi doğrusal olarak modelleyebiliriz. Denklem (3.1)'de bu modeli matematiksel olarak ifade etmektedir.

$$g = Hf + n \quad (3.1)$$

g : Bulanık görüntü

H: Bozucu operatör, diğer adıyla Nokta yayılım fonksiyonu (PSF), uzlamsal düzlemde ışığın ne kadarlık bir derece ile bulanıklık sağlayacağını tanımlar. Frekans domenindeki Optik Transfer fonksiyonunun Fourier dönüşümüdür.

f : Orijinal Resim

n: Eklenmiş gürültü

Bulanıklığı azaltılmış görüntünün kalitesi PSF bilgisi ile belirlenir [18].

3.2 Bulanıklık Sebepleri

Bulanıklığın birçok sebebi olabilir. Resmin bulanık olup olmadığını anlamak için ya resmin gerçek hali ya da karşılaştırma yapmak için birden çok örneği olması gerekmektedir.

Video veya fotoğrafı çekilen nesnenin hareketi resmin bulanık çıkmasına sebep olabilir. Hareket eden bir aracın fotoğrafı çekildiğinde durum net bir şekilde görülebilir. İkinci bir örnek vermek gerekirse fotoğraf makinesinin kullanımı sırasında el titremesi olursa nesnenin bulanık olacağı kesindir. Bu sebeple profesyonel sanatçı ve fotoğrafçılar görüntüyü sabitlemek için çeşitli aparatlar kullanırlar.

Yukarıda bahsedilenlerin dışında, objeye tam odaklama olmadan fotoğraf çekilirse bunun sonucunda net olmayan sonuçlar ortaya çıkar. Yağmur, çamur, kar, hava yoğunluğu, duman, sis ve bulut gibi hedefle cihaz arasındaki atmosferik dış etkenler de bulanık bir resim ortaya çıkmasına katkı sağlayabilirler. Kullanılan yanlış lens sebebiyle de optik olarak yanlış algılamalara sebep olmakta ve bulanık net olmayan gürültülü resimler elde edilmektedir. Şekil 3.1’de keskin orijinal resim ve bozulmuş bulanık versiyonları görülmektedir [19].



Şekil 3.1 Keskin resim ve bulanık halleri [19]

3.3 Bulanıklığı Gidermek için Kullanılan Bazı Teknikler

Görüntü veya resim içerisindeki kenarlar ve çizgiler görüntünün yüksek frekanslı bileşenleridir. Bulanıklaşmaya alçak frekanslı bileşenler sebep verir. Genellikle yüksek geçiren filtreler kullanılarak bulanıklık sebepleri filtrelenebilir.

Wiener Filtreleme Algoritması, Kenar Bulma Algoritmaları, Lucy-Richardson Algoritması, Kör Dekonvolusyon Algoritması gibi yöntemler bazı bulanıklığı azaltıcı yöntemler olarak sayılabilir [2],[15],[18].

Kenar Bulma Algoritmaları için Roberts Metodu, Sobel Metodu, Prewit Metodu, Laplasyan Metodu, Canny Metodu gibi yöntemler geliştirilmiştir [15],[18].

4.1 Yapay Sinir Ağları Hakkında Genel Bilgi

Yapay sinir ağları ya da kısaca YSA; insan beyninin çalışma sisteminin yapay olarak benzetimi çabalarının bir sonucu olarak ortaya çıkmıştır. [20]. Donald Hebb bugünün sinir ağı teorisinin öncüsü olarak bilinmektedir. Nörolog olan Hebb, beynin nasıl öğrendiği ile ilgili çalışmalar yapmıştır. İki sinir ağı hücresinin birbiriyle nasıl bir ilişki sergilediklerini incelemiş ve sinir ağı teorisini bu temel üzerine oturmuştur. Bu temel kuşkusuz tek gerçek değildir. Çünkü beynin nasıl bir çalışma sergilediği günümüzde bile teoriler yardımıyla açıklanmaktadır. Ancak Hebb'in yardımıyla yola çıkılmış ve şu an günümüzde başarı oranı çok yüksek olan çok sayıda yapay sinir ağı modeli oluşturulmuştur [21].

YSA ile basit biyolojik sinir sisteminin çalışma şekli simüle edilir (benzetilir). Benzetilen sinir hücreleri nöronlar içerirler ve bu nöronlar çeşitli şekillerde birbirlerine bağlanarak ağı oluştururlar. Bu ağlar öğrenme, hafızaya alma ve veriler arasındaki ilişkiyi ortaya çıkarma kapasitesine sahiptirler. Diğer bir ifadeyle, YSA'lar, normalde bir insanın düşünme ve gözlemlemeye yönelik doğal yeteneklerini gerektiren problemlere çözüm üretmektedir. Bir insanın, düşünme ve gözleme yeteneklerini gerektiren problemlere yönelik çözümler üretebilmesinin temel sebebi ise insan beyninin ve dolayısıyla insanın sahip olduğu yaşayarak veya deneyerek öğrenme yeteneğidir [22].

Biyolojik sistemlerde öğrenme, nöronlar arasındaki sinaptik bağlantıların ayarlanması ile olur. Yani, insanlar doğumlarından itibaren bir yaşayarak öğrenme süreci içerisine girerler. Bu süreç içinde beyin sürekli bir gelişme göstermektedir. Yaşayıp tecrübe ettikçe sinaptik bağlantılar ayarlanır ve hatta yeni bağlantılar oluşur. Bu sayede öğrenme gerçekleşir. Bu durum YSA için de geçerlidir. Öğrenme, eğitime yoluyla örnekler kullanarak olur; başka bir deyişle, gerçekleşme girdi/çıkı verilerinin işlenmesiyle, yani eğitime algoritmasının bu verileri kullanarak bağlantı ağırlıklarını bir yakınsama sağlanana kadar, tekrar tekrar ayarlamasıyla olur [22].

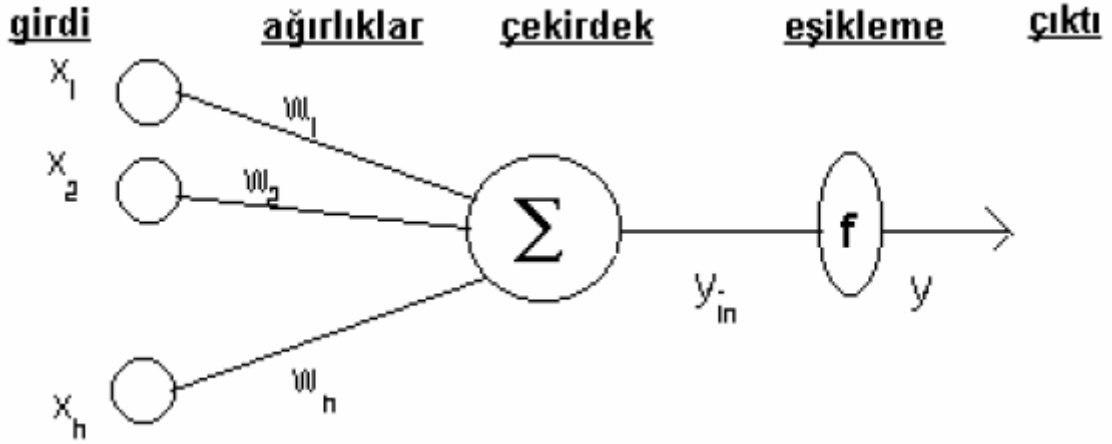
YSA'lar, ağırlıklandırılmış şekilde birbirlerine bağlanmış birçok işlem biriminden (nöronlar) oluşan matematiksel sistemlerdir. Bir işlem birimi, aslında sık sık transfer fonksiyonu olarak anılan bir denklemdir. Bu işlem birimi, diğer nöronlardan sinyalleri alır; bunları birleştirir, dönüştürür ve sayısal bir sonuç ortaya çıkartır. Genelde, işlem birimleri kabaca gerçek nöronlara karşılık gelirler ve bir ağ içinde birbirlerine bağlanırlar; bu yapı da sinir ağlarını oluşturmaktadır [22].

Sinirsel hesaplamanın merkezinde dağıtılmış, adaptif ve doğrusal olmayan işlem kavramları vardır. YSA'lar, geleneksel işlemcilerden farklı şekilde işlem yapmaktadırlar. Geleneksel işlemcilerde, tek bir merkezi işlem birimi her hareketi sırasıyla gerçekleştirir. YSA'lar ise her biri büyük bir problemin bir parçası ile ilgilenen, çok sayıda basit işlem birimlerinden oluşmaktadır. En basit şekilde, bir işlem birimi, bir girdiyi bir ağırlık kümesi ile ağırlıklandırır, doğrusal olmayan bir şekilde dönüşümünü sağlar ve bir çıktı değeri oluşturur. İlk bakışta, işlem birimlerinin çalışma şekli yanıltıcı şekilde basittir. Sinirsel hesaplamanın gücü, toplam işlem yükünü paylaşan işlem birimlerinin birbirleri arasındaki yoğun bağlantı yapısından gelmektedir. Bu sistemlerde geri yayılım metoduyla daha sağlıklı öğrenme sağlanmaktadır [22].

Çoğu YSA'da, benzer karakteristiğe sahip nöronlar tabakalar halinde yapılandırılırlar ve transfer fonksiyonları eş zamanlı olarak çalıştırılırlar. Hemen hemen tüm ağlar, veri alan nöronlara ve çıktı üreten nöronlara sahiptirler.

YSA'nın ana ögesi olan matematiksel fonksiyon, ağın mimarisi tarafından şekillendirilir. Daha açık bir şekilde ifade etmek gerekirse, fonksiyonun temel yapısını ağırlıkların büyüklüğü ve işlem elemanlarının işlem şekli belirler. YSA'ların davranışları, yani girdi

veriyi çıktı veriye nasıl ilişkilendirdikleri, ilk olarak nöronların transfer fonksiyonlarından, nasıl birbirlerine bağlandıklarından ve bu bağlantıların ağırlıklarından etkilenir [22].



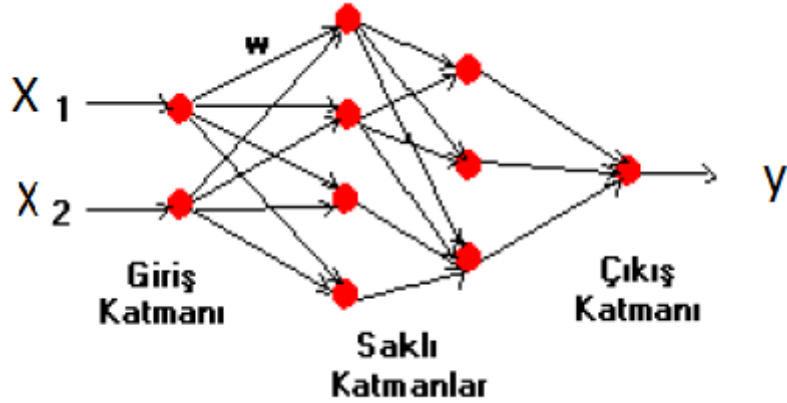
Şekil 4.1 Yapay sinir ağı modeli [21]

Şekil 4.1'de görünen yapay sinir ağı modelinin girişleri x_n , ağırlık katsayısı yani önemlilik derecesi w_n ile belirtilmiştir. Böylece x_n girdi sinyallerini, w_n ise o sinyallerin ağırlık katsayılarının değerlerini taşır. Çekirdek ise tüm girdi sinyallerinin ağırlıklı toplamalarını elde etmektedir. Tüm bu toplam sinyal y_{in} ile gösterilmiş ve eşikleme fonksiyonuna girdi olmuştur. Eşikleme fonksiyonunun çıktısı y dir. Yapay sinir hücresinin görevi kısaca y çıktısını oluşturmak ve bu sinyali diğer hücelere iletmektir. w_n ağırlıkları her girdi ve çıktı için yeniden ayarlanır. Bu ayarlama süreci öğrenme olarak adlandırılır. Yukarıdaki hücreden "m" adet hücrenin katmanlı yapısı ile yapay sinir ağı modeli kurulmuş olur [20].

4.2 Çok Katmanlı İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

Çok katmanlı algılayıcı yapay sinir ağlarında nöronlar isminden de anlaşılacağı üzere katmanlar şeklinde organize edilir. Girdi katmanı çözülmesi istenen sorun veya problemin bilgilerin YSA'ya alınmasını sağlar. Diğer katman ise ağ içerisinde işlenen bilginin dışarıya iletiildiği çıktı katmanıdır. İki katman arasında kalan görülmeyen katmana ise gizli veya saklı katman adı verilir. Çok katmanlı algılayıcı ağlarında birden

fazla gizli katmanda bulunabilir. Şekil 4.2, tipik bir Çok katmanlı algılayıcı ağının yapısını göstermektedir [23].



Şekil 4.2 Çok katmanlı algılayıcı ağ [23]

Giriş yani X vektörü, Çıkış yani Y vektörü ağı eğitmek için kullanılmaktadır. Her bir iterasyon sonucu elde edilen çıkış, hedef ile karşılaştırılır ve verilen hataya göre ağırlık yenileme işlemi ile ağ eğitimi devam ettirilir veya sonlandırılır. Katmanları oluşturan nöron çıkışları ağırlıklanan girişler ve biasların toplamı sonucunda aşağıda (4.1)'de verilen ifade tarafından oluşturulmaktadır.

$$y = f(wx+b) \quad (4.1)$$

f nöron için tanımlanmış aktivasyon fonksiyonu, w nöronlar arası ağırlıklar, x giriş vektörü, b ise ağ biaslarıdır.

4.2.1 Aktivasyon Fonksiyonları

Çok katmanlı algılayıcı tipi yapay sinir ağlarını için katmanlar arasında kullanılan aktivasyon fonksiyonlarından

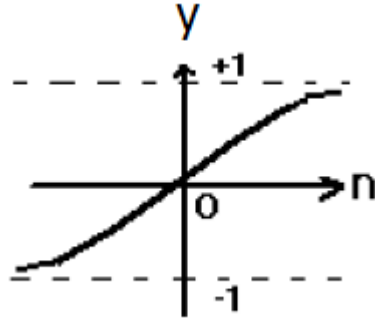
- a) Tanjant-Sigmoid Fonksiyon (tansig)
- b) Logaritmik-Sigmoid Fonksiyon (logsig)
- c) Doğrusal Fonksiyon (purelin)

fonksiyonları sıkça kullanılanlarıdır [23]. Bu çalışmada önerilen yöntemde yapılan denemelerde bu üç fonksiyondan en iyi başarı yüzdesini veren fonksiyon kullanılmıştır.

4.2.1.1 Tanjant-Sigmoid Fonsiyonu

Bu aktivasyon fonksiyonu için nöron giriş çıkış ifadesi (4.2)'de ve fonksiyonunun değişimi Şekil 4.3'te gösterilmiştir. Fonksiyonun dinamik değişim aralığı $[-1 \ 1]$ aralığıdır ve fonksiyon nöron toplam girişe bağımlı olarak bu aralıkta doğrusal olmayan bir değişim gösterir [23].

$$y = \frac{2}{1 + e^{(-2n)}} - 1 \quad (4.2)$$

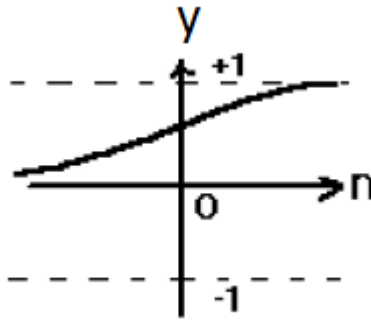


Şekil 4.3 Tanjant-Sigmoid Fonksiyonu [23]

4.2.1.2 Logaritmik-Sigmoid Fonksiyonu

Sigmoid fonksiyonu olarak da isimlendirilen bu aktivasyon fonksiyonun giriş-çıkış ifadesi ve fonksiyonun girişe göre değişimi sırasıyla (4.3) ifadesinde ve Şekil 4.4 'de verilmektedir.

$$y = \frac{1}{1 + e^{-n}} \quad (4.3)$$



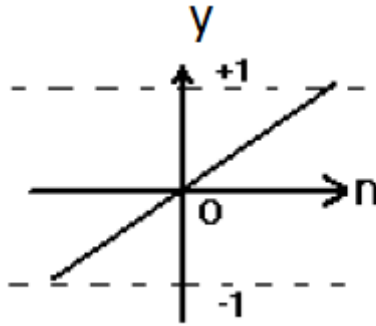
Şekil 4.4 Logaritmik-Sigmoid Fonksiyonu [23]

Fonksiyonun deęişim aralıęı $[0 \ 1]$ aralıęıdır. Fonksiyon bu aralıkta doęrusal olmayan bir deęişim sergiler [23].

4.2.1.3 Doęrusal Fonksiyonu

Bu aktivasyon fonksiyonunda nöron girişlerinin deęişimine göre nöron çıkışları doęrusal olarak deęişmektedir. Dinamik deęişim aralıęı $[-1 \ 1]$ aralıęıdır. Fonksiyona ait giriş çıkış karakteristięi ve fonksiyon tanımı aőaęıda verilmiőtir [23].

$$y = \text{Purelin}(n) = n \quad (4.4)$$



őekil 4.5 Doęrusal Fonksiyon [23]

5.1 Önerilen Yöntem

Bu tezde Bölüm 2 ve Bölüm 3'te tanımları yapılan çeşitli gürültüler ve bulanıklıklar eklenen resimlerin resim kalitesini ifade etmek için resim kalite göstergeleri hesaplanmış ve YSA 'ya girdi teşkil etmek üzere bir veri tabanı oluşturulmuştur. Daha sonra gürültü, sayısal ifadeler ve resim kodlarından oluşan bu veritabanı yapay sinir ağına öğretilmiştir. Simülasyon aşamasında veritabanında olmayan bozulmuş on sekiz adet resim ve sistemin hiç bilmediği iki adet resim teste alınmıştır. Değişen yapay sinir ağı parametrelerine göre %75'ten başlayıp %90'a varan başarı oranı elde edilmiştir. Yapay sinir ağı olarak ÇKA tercih edilmiştir. İlk başta Lena resminin bozulmuş sürümleri ile testlere başlanmıştır.

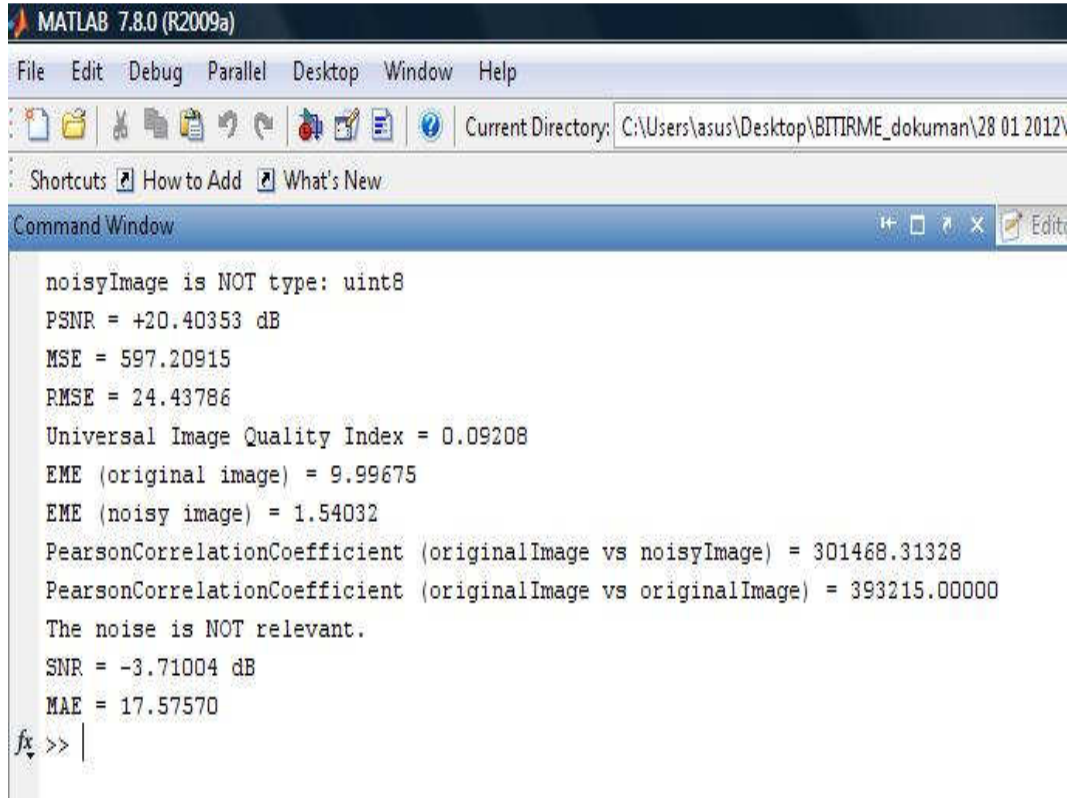
Ağa karar vermek için yapay sinir ağı olarak GRSA ile testlere başlanmış, Lena resminin bozulmuş sürümlerinde GRSA'nın doğru sonuçları vermemesi sebebiyle ÇKA ile çalışmalara devam edilmiştir. ÇKA 'da Levenberg-Marquardt algoritması diğer öğrenme algoritmalarına göre daha iyi sonuç verdiği bilindiği için simülasyonlarda kullanılmıştır. Ayrıca ÇKA 'da öğrenme algoritmalarının performansını karşılaştırmak için aynı 20 test veri kümesi kullanılarak simülasyonlar yapılmıştır.

Bozulmuş resimde, resim kalitesini orijinal hali ile karşılaştırıp çeşitli istatistiksel ifadeler belirlenmiştir. Bu bozulmuş ifadeler yapay sinir ağında resmi tanımlamak için kullanılmıştır. Daha sonra hiç öğretilmeyen bir bozucu resimden elde edilmiş resimler veya veritabanında olmayan resimlerin kalitesini belirleyen sayısal parametreler

hesaplanmış sinir ağında test edilmiştir. Yapay sinir ağı tıpkı bir insan gibi öğrenmiş ve kendisine öğretilmemiş ve ileri derecede bozulmuş resimleri tahmin edip tanımlamıştır. Yapay sinir ağı olarak simülasyonlarda ÇKA başarılı sonuçlar vermiştir.

5.2 Yöntemde Kullanılacak Parametreler

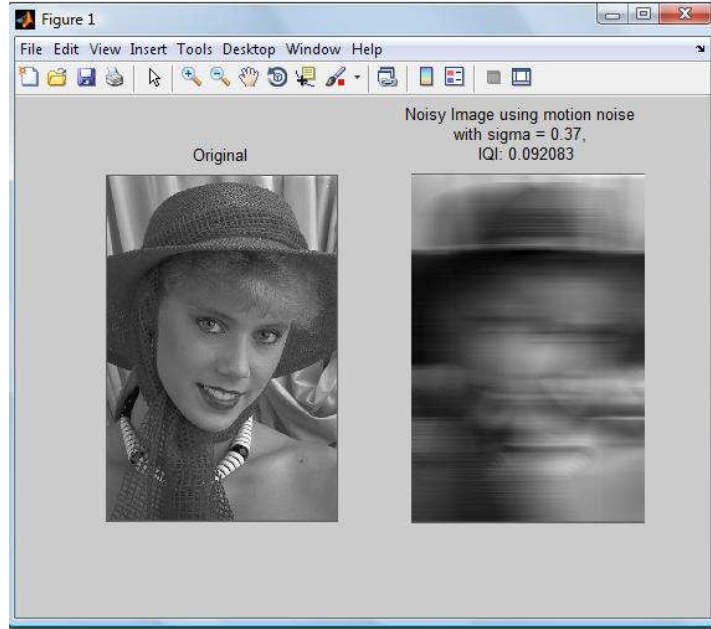
Bu çalışmada çeşitli yapay sinir ağı mimarilerinden çok katmanlı algılayıcı yapısı ve geriye yayılım algoritması tercih edilmiştir. Test resimlerine uygulanacak üç çeşit gürültü ve bulanıklık sonucu elde edilen resimlerde Şekil 5.1'de çıktısı gösterilen istatistiksel değerler hesaplanmıştır. Resmin orijinal hali ile bozulmuş hali karşılaştırılmış aralarındaki fark yardımıyla resim kalitesini ifade eden sayısal parametreler hesaplanmıştır. Sonuç olarak Şekil 5.1'deki Matlab çıktısı veritabanının temel yapı taşını oluşturmuştur. Bu örnek Matlab çıktısında resmin orijinalinden elde edilen bulanık hali için sonuçlar görülebilir. Orijinal hali için sonuçları elde etmek için yayılım için sıfır değeri uygulanmıştır.



```
MATLAB 7.8.0 (R2009a)
File Edit Debug Parallel Desktop Window Help
Current Directory: C:\Users\asus\Desktop\BITIRME_dokuman\28 01 2012\
Shortcuts How to Add What's New
Command Window
noisyImage is NOT type: uint8
PSNR = +20.40353 dB
MSE = 597.20915
RMSE = 24.43786
Universal Image Quality Index = 0.09208
EME (original image) = 9.99675
EME (noisy image) = 1.54032
PearsonCorrelationCoefficient (originalImage vs noisyImage) = 301468.31328
PearsonCorrelationCoefficient (originalImage vs originalImage) = 393215.00000
The noise is NOT relevant.
SNR = -3.71004 dB
MAE = 17.57570
fx >> |
```

Şekil 5.1 Örnek Matlab çıktısı

Şekil 5.1'de gösterilen ve hesaplanan parametrelerin ifade ettiği hareket bulanıklığı verilerek elde edilen Matlab çıktısı resim Şekil 5.2'de gösterilmiştir. Veritabanı için Matlab programının internet sitesinden indirilen orijinal ve bozulmuş resim arasındaki kalite ölçümü değerleri veren programın çıktıları kullanılmıştır [24].



Şekil 5.2 Örnek matlab resim çıktısı

Resimlerin bozulmuş versiyonları oluşturulmuştur. Şekil 5.2'de orijinal resim ve 0,37 yayılım uygulanarak bulanıklaştırılmış hali yan yana görülmektedir. Veritabanına girdi teşkil eden resim kalitesinin ölçüsü olarak kullanılan sayısal veriler aşağıda kısaca açıklanmıştır.

Ortalama Karesel Hata (Mean squared error, MSE): Genellikle istatistikte kullanılan benzerliği ifade etmek için kullanılan istatistiksel bir ölçümdür. Burada bozulmuş resmin orijinaline göre sayısal değeri hesaplanmıştır. İlk resim ile ikinci resim arasındaki farkların kareleri toplanıp toplam piksel sayısına bölünür. Sayısal değer ne kadar az ise benzerlik o kadar fazladır.(5.1)'de ifade edilmiştir.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2 \quad (5.1)$$

$$PSNR = 10 \log \frac{255^2}{MSE} \quad (5.2)$$

Ortalama Karesel Hatanın Karekökü (Root Mean squared error, RMSE): MSE'nin karekökü ile elde edilir. Küçük olması tercih edilir. MSE ile RMSE'nin eşit olması bütün hata büyüklüklerinin eşit olduğu anlamına gelir.

Tepe İşaret Gürültü Oranı (Peak signal to signal noise ratio, PSNR): Resimde elde edilebilecek maksimum işaret gürültü oranıdır, (5.2)'de ifade edilmiştir.

Ortalama Mutlak Hata (Mean absolute error, MAE), aradaki farkların toplamının genel ortalamasıdır [25]. (5.3)'de açıklanmıştır. Orijinal ve bozulmuş resmin arasındaki farklar için önerilen yöntemde kullanılacaktır.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |f_i - y_i| = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i \quad (5.3)$$

İşaret Gürültü Oranı (Signal to signal noise ratio, SNR), resimdeki işaretin gürültüye oranı için hesaplanır.

Evrensel Resim Kalite İndeksi (Universal Image Quality Index, UIQI), resim kalite indeksi olarak da adlandırılır, bozulan resmin orijinaline göre karşılaştırıldığında yüzdesel olarak ne kadar geri kaldığının sayısal ifadesidir [26]. UIQI ifadesi (5.4)'te verilmiştir.

$$UIQI = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} \frac{2\bar{x}\bar{y}}{(\bar{x})^2 + (\bar{y})^2} \frac{2\bar{\sigma}_x\bar{\sigma}_y}{(\bar{\sigma}_x)^2 + (\bar{\sigma}_y)^2} \quad (5.4)$$

Burada x orijinal resim, y bozulmuş resim olarak düşünülebilir.

İyileştirme Ölçüm Hatası (Enhancement Measurement Error, EME), (5.5)'da ifade edilmiştir [24].

$$EME(f) = EME_{\phi}(f) = \frac{1}{k^2} \sum_{m=1}^k \sum_{l=1}^k 20 \log_2 \frac{\max(f[m, l])}{\min(f[m, l])} \quad (5.5)$$

Pearson İlişki Sabiti (Pearson Correlation Coefficient,PCC), (5.6)' da ifade edilmiştir [24].

$$\rho_{X,Y} = \frac{cov(X,Y)}{\sigma_x \sigma_y} = \frac{E((X - \mu_x)(Y - \mu_y))}{\sigma_x \sigma_y} \quad (5.6)$$

Bozucu etki çeşidi, Gaussian gürültü, çarpımsal gürültü ve bulanıklık veri tabanımızdaki resimlere uygulanmıştır. Üç çeşit gürültü, veritabanında iki bitle tanımlanmıştır.

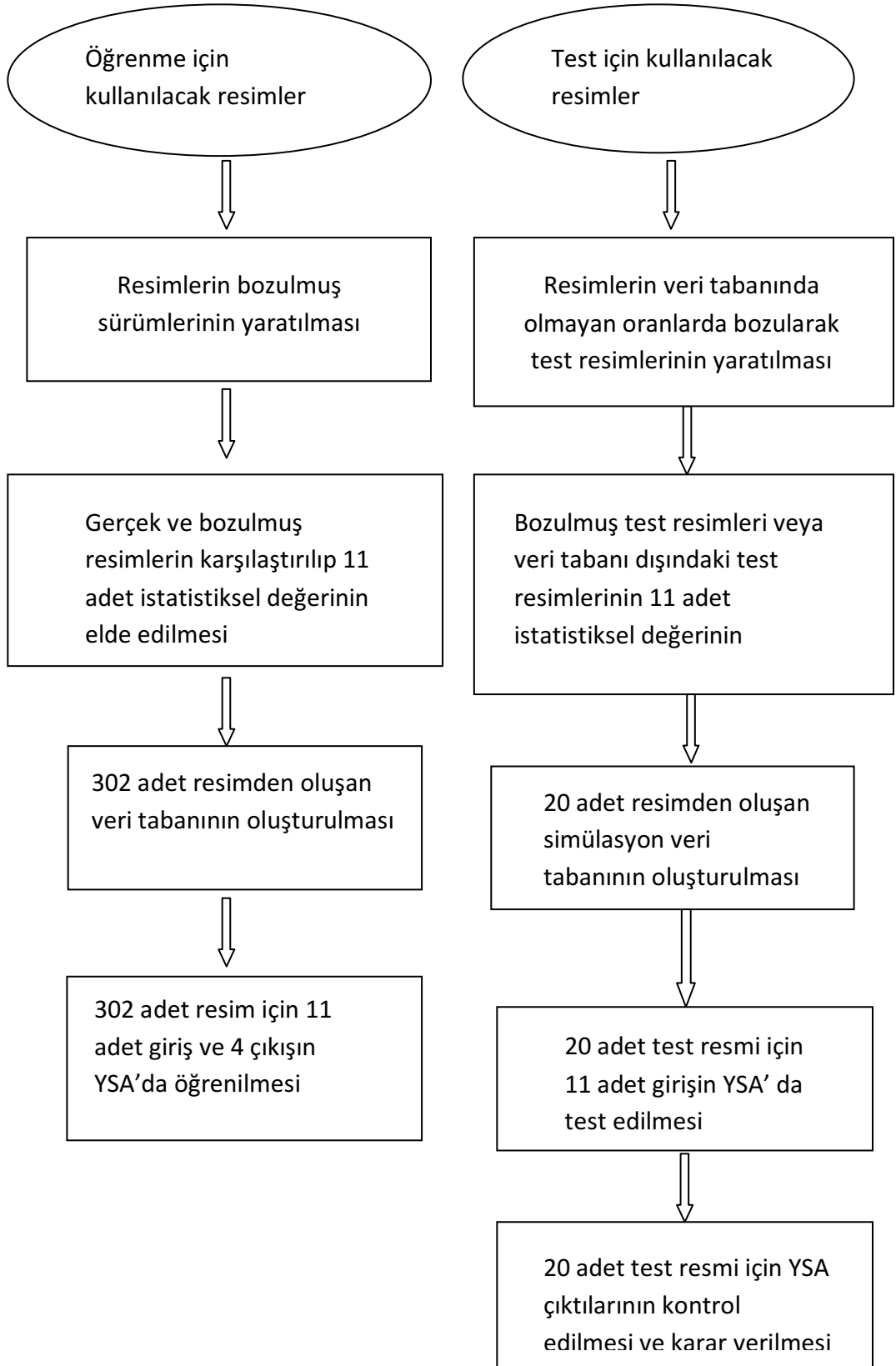
00: Gaussian gürültü kodu

01: bulanık gürültü kodu

11: çarpımsal gürültü kodu

Önerilen akış şeması Şekil 5.3'te gösterilmiştir. 11 adet ÇKA girdisi için resimlerin ilk önce bozulmuş sürümleri yaratılmıştır. Bu bozulan resimlerin 11 adet istatistiksel değeri çıkartılmıştır. Daha sonra 302 adet resimden elde edilen 11 adet girdi ÇKA tarafından öğrenilmiştir.

Test resimleri için de benzer şekilde 11 adet istatistiksel değeri çıkartılmıştır. Daha sonra 20 adet test resminden elde edilen sayısal 20x11'lik veri matrisi ÇKA ile simule edilmiştir. Çıktılar değerlendirilmiştir.



Şekil 5.3 Akış Diyagramı

Çizelge 5.1’de bu çalışmada kullanılan resimlere ait kodlamalar gösterilmektedir. Resim kodu, veri tabanında kullanılan resimler için tanımlanan koddur. Veritabanındaki resimler, bozulmuş resimler ve test resimleri dört bitle kodlanmıştır. Toplamda 10 adet resimden elde edilen görüntüler veritabanında kullanıldığı için 4 bitle kodlamak yeterli olmuştur.

Çizelge 5.1 Test resimleri ve kodları

no	ikili kodlama				isim
0	0	0	0	0	lena
1	0	0	0	1	red
2	0	0	1	0	yellow
3	0	0	1	1	cameraman
4	0	1	0	0	maymun
5	0	1	0	1	barbara
6	0	1	1	0	boat
7	0	1	1	1	papagan
8	1	0	0	0	ev
15	1	1	1	1	elaine

5.3 Veritabanı için Kullanılacak Resimler

Veritabanı için kullanılacak resimleri seçerken insan, doğa ve farklı yüzler tercih edilmiştir. Görüntü işleme çalışmalarında yıllardan beri kullanılan Lena, Cameraman, Boat, Barbara gibi resimlerle Red, Yellow, Maymun, Papagan ismi verilen resim dosyaları kullanılarak sekiz adetten oluşan bir veritabanı ile işlem yapılmıştır. Resimler internet ortamından bulunmuştur. Aşağıda ilgili resimlerin isimleri, ondalık ve ikilik sistemde karşı gelen kodları ve çözünürlükleri gösterilmiştir. Çözünürlük olarak genelde 512x512 piksel kullanılsa da 225x225 ve 374x507 pikselden oluşan iki resimde veritabanında kullanılmıştır. Çizelge 5.2’de kullanılan test resimleri, kodlamaları ve çözünürlükleri gösterilmiştir.

Çizelge 5.2 Test resimleri ve çözünürlükleri

İsmi	Ondalık Kod	İkili Kod	Çözünürlük
lena	0	0000	225x225
red	1	0001	512x768
yellow	2	0010	512x512
cameraman	3	0011	512x512
maymun	4	0100	512x512
barbara	5	0101	512x512
boat	6	0110	512x512
papagan	7	0111	374x507

Bu sekiz resme uygulanan üç farklı gürültü ile on sekiz adet test resmi oluşturulmuş, bu on sekiz adet resmin on adet parametresi yapay sinir ağına sorularak teste alınmıştır. Bu sekiz resme gaussian gürültü, çarpımsal gürültü, hareketten kaynaklanan bulanıklık eklenerek çok farklı sayıda resim elde edilmiş, bu resimlerin kalitesini gösteren istatistiksel hesaplama sonuçları önerilen yöntemle bir girdi teşkil etmiştir. Elde edilen bu veritabanına ait özellikler Çizelge 5.3'te gösterilmiştir. Bu çizelgedeki her bir resimden elde edilen, resmin kalitesini gösteren istatistiksel veriler yapay sinir ağının öğrenmesine yardımcı olmuştur.

Çizelge 5.3 Veritabanı için oluşturulan test resimleri

İsim	Gaussian gürültü ile elde edilen resim sayısı	Çarpımsal gürültü ile elde edilen resim sayısı	Bulanıklık eklenerek elde edilen resim sayısı
lena	12	14	10
red	10	14	12
yellow	10	10	12

cameraman	12	14	16
maymun	14	14	12
barbara	12	14	12
boat	12	14	14
papagan	12	14	12

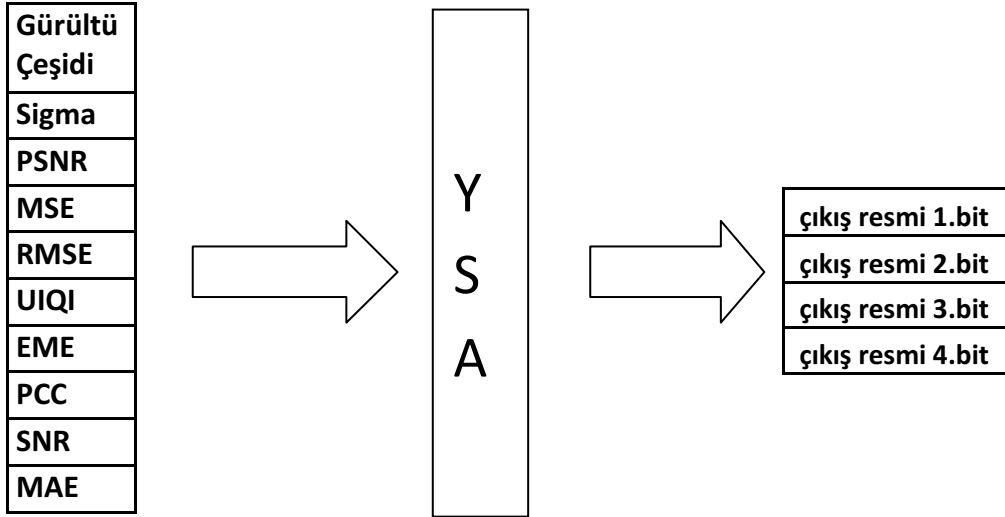
Veritabanında bulunan sekiz adet resme belirlenmiş gürültüler ve bulanıklık uygulanarak 302 resim elde edilmiştir. Bu bozucu etkilerin yayılım seviyesi 0'dan başlayıp 1'e kadar çeşitli seviyelerde uygulanmıştır. Kısaca Şekil 5.1'de elde edilen bozulmuş resimle orijinali arasındaki farkları belirten program 302 kez çalıştırılmış, çıktı ekranındaki kalite göstergesi parametreler veritabanına işlenmiştir. Veritabanına işlenen bu parametreler YSA'nın mevcut durumu öğrenmesini sağlamıştır. Çizelge 5.4'de veritabanının sayısal verileri açıklanmıştır. 11 adet giriş sütunu, 4 adet çıkış sütunu vardır.

Çizelge 5.4 Test resimleri ve veritabanı resim matrisi bilgileri

Veri tabanında kullanılan bozulmuş resim sayısı	302
YSA'ya girdi teşkil eden matris büyüklüğü	302 x 15
Test amaçlı kullanılan bozulmuş resim Sayısı	20
YSA'da test edilen test resimlerinden elde edilen matris büyüklüğü	20 x 11

302x15'lik matris içeriğini kullanarak oluşturulan yapay sinir ağının blok şeması Şekil 5.3 de görülebilir. Gürültü çeşidi 2 bitle kodlandığından YSA 'ya 11 adet giriş mevcuttur. Çıkış resmi 4 bitle kodlandığından toplamda 15 adet sütunumuz vardır. YSA olarak tercih edilen Çok katmanlı algılayıcı sistemi veritabanını kullanıp öğrenmeyi

gerçekleştirdikten sonra bildiği 20x11'lik test resimleri girdi matrisinin çıktısı olan 20x4'lük test resimleri ÇKA çıktı matrisini tahmin etmiştir. ÇKA çıktı matrisi 20 adet sütundan yani 20 adet ÇKA nöronundan oluşmaktadır.



Şekil 5.4 Önerilen YSA Blok Şeması

Simülasyonlardan önce gri bir bölge tanımlanıp buradaki değer ne sıfır ne de bir kabul edilmiştir. YSA çıktısına örnek verilirse Gerçek [0,1 0,9 0,9 0,9] = [0 0 0 0] olarak kodlanan papağan resminin ÇKA çıktı hücresi Çizelge 5.5'de gösterilmiştir. Çıkış resmi 4 bitle kodlanmıştır.

Çizelge 5.5 ÇKA çıktı hücresi

gerçek	çıkı
0,1	0,056
0,9	0,816
0,9	0,988
0,9	0,569

Bu şekilde öğrenen ÇKA bize 20 adet çıktı hücresi vermektedir. Bu çıktı hücreleri değerlendirilmiş ilgili test resminin veritabanı içindeki karşılığı bulunmuş veya dışında olduğuna karar verilmiştir.

5.4 Veritabanında Olmayan Test Resimleri

Ek olarak, simülasyon aşamasında YSA'ya öğretilmeyen gürültülü veritabanındaki 18 adet resim ile veritabanında olmayan YSA' nın hiç bilmediği iki adet resim 20 adetlik test resimleri kümesinde yer almıştır. Bu resimlere ondalık olarak 15 ve 8 kod numaraları verilmiştir. Şekil 5.5 ve Şekil 5.6'da veritabanı dışında simülasyonlarda kullanılan ve YSA'ya daha önce öğretilmeyen resimler gösterilmiştir.

Çizelge 5.6 Veritabanı dışında kullanılan test resimleri

İsmi	Ondalık Kod	İkili Kod	Çözünürlük
elaine	15	1111	512x512
ev	8	1000	256x256



Şekil 5.5 elaine resmi

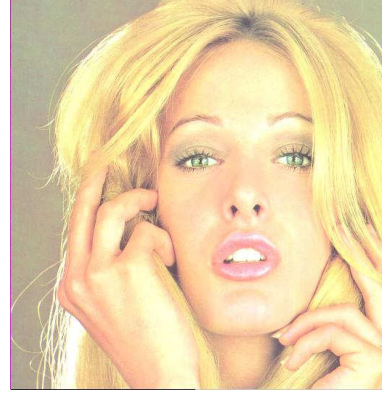


Şekil 5.6 ev resmi

5.5 Kullanılan Test Resimleri



Şekil 5.7 Lena resmi



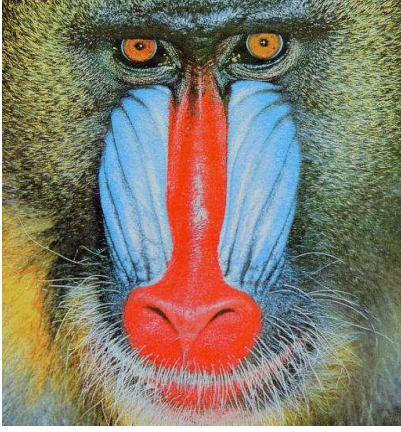
Şekil 5.9 Yellow resmi



Şekil 5.8 Red resmi



Şekil 5.10 Cameraman resmi



Şekil 5.11 Maymun resmi



Şekil 5.13 Boat resmi



Şekil 5.12 Barbara resmi



Şekil 5.14 Papagan resmi

Çizelge 5.7 Test resimleri sayısal veri 1

gürültü çeşidi	sigma	PSNR	MSE	RMSE	UIQI	EME	PCC	SNR	MAE	resim isim	test resim no
bulanıklık	0,8	17,7552	1098,91	33,1499	0,01	0,81376	96967,4	-6,3443	24,2873	papagan	1
bulanıklık	0,135	23,687	280,401	16,7452	0,251	1,7642	171150	-0,4125	9,71229	papagan	2
bulanıklık	0,135	19,3686	757,369	27,5303	0,186	4,52325	39489,9	-4,7315	20,0326	lena	3
gauss	0,3	8,74021	8759,09	93,59	0,021	0	96777,9	-15,373	79,6778	red	4
bulanıklık	0,001	316,99	0	0	1	7,57017	262143	292,891	0	elaine	5
çarpımsal	0,025	18,7703	869,872	29,4936	0,133	11,2193	172388	-5,3328	24,9343	yellow	6
gauss	0,015	18,7287	878,24	29,6351	0,189	17,1985	234731	-5,715	23,3485	cameraman	7
gauss	0	1000	0	0	1	7,3426	65535	1000	0	ev	8
bulanıklık	0,04	20,1031	639,986	25,2979	0,241	5,83944	212121	-4,0041	18,496	maymun	9
bulanıklık	0,4	15,3872	1895,64	43,539	0,056	1,46895	158591	-8,7125	36,2403	barbara	10

Çizelge 5.8 Test resimleri sayısal veri 2

gürültü çeşidi	sigma	PSNR	MSE	RMSE	UIQI	EME	PCC	SNR	MAE	resim isim	test resim no
çarpımsal	0,4	9,48323	7381,7	85,9168	0,055	0	82806,3	-14,64	51,0368	boat	11
gauss	0,15	10,8237	5421,36	73,6299	0,029	17,513	262143	-13,279	55,5331	yellow	12
gauss	0,15	10,2444	6194,96	78,7081	0,034	0,47522	137268	-13,869	65,5416	red	13
gauss	0,075	12,3462	3818,25	61,792	0,04	3,90858	91491,8	-13,753	50,5861	papagan	14
çarpımsal	0,075	16,3177	1530,06	39,116	0,175	2,65507	216917	-8,1259	9,6183	cameraman	15
çarpımsal	0,35	9,89004	6721,65	81,9857	0,067	0	16742,2	-14,21	44,5742	lena	16
çarpımsal	0,55	7,93548	10542,2	102,675	0,032	0	9983,18	-16,165	70,2898	lena	17
çarpımsal	0,55	8,17379	9979,32	99,8966	0,058	0	51091,2	-15,933	70,1671	maymun	18
bulanıklık	0,15	18,4722	931,676	30,5234	0,163	4,03509	218111	-5,6276	23,1226	barbara	19
bulanıklık	0,37	20,4035	597,209	24,4379	0,092	1,54032	301468	-3,71	17,5757	red	20

Çizelge 5.7 ve Çizelge 5.8'de sayısal verileri gösterilen bozulmuş test resimleri ve orijinal halleri aşağıda verilmiştir. Yapay sinir ağına giriş olarak uygulanan sayısal değerler çizelgelerdeki sütunlarda görülmektedir.



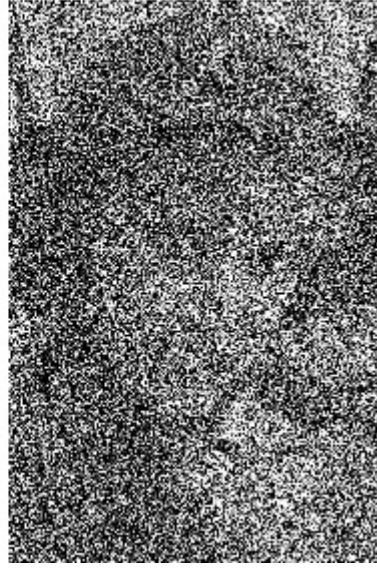
Şekil 5.15 Test 1 resmi



Şekil 5.16 Test 2 resmi



Şekil 5.17 Test 3 resmi



Şekil 5.18 Test 4 resmi



Şekil 5.19 Test 5 resmi



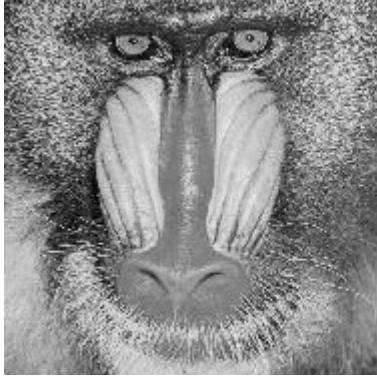
Şekil 5.20 Test 6 resmi



Şekil 5.21 Test 7 resmi



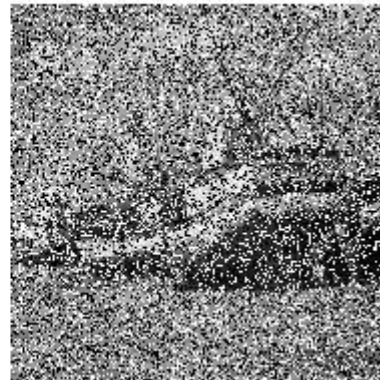
Şekil 5.22 Test 8 resmi



Şekil 5.23 Test 9 resmi



Şekil 5.24 Test 10 resmi



Şekil 5.25 Test 11 resmi



Şekil 5.26 Test 12 resmi



Şekil 5.27 Test 13 resmi



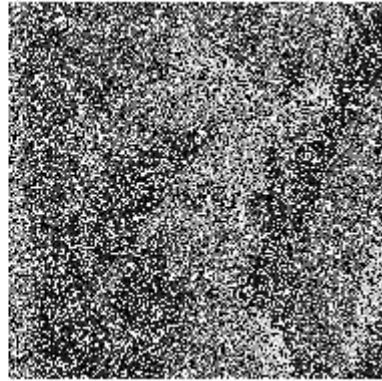
Şekil 5.28 Test 14 resmi



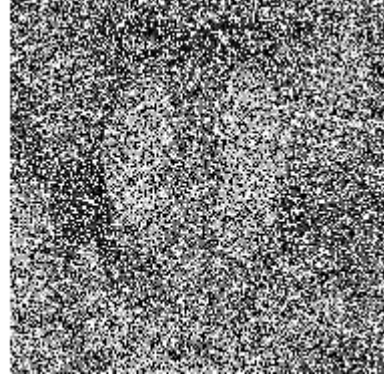
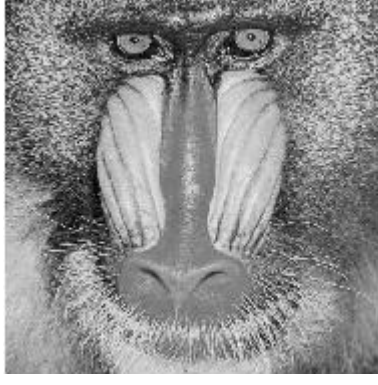
Şekil 5.29 Test 15 resmi



Şekil 5.30 Test 16 resmi



Şekil 5.31 Test 17 resmi



Şekil 5.32 Test 18 resmi



Şekil 5.33 Test 19 resmi



Şekil 5.34 Test 20 resmi

5.6 Önerilen Yöntemle Yapılan Simülasyonlar

Bu tezde ÇKA kullanımına karar verildikten sonra ilk planda öğrenme algoritması değiştirilmeden sadece Levenberg-Marquardt öğrenme algoritması kullanılarak simülasyonlar yapılmıştır. Aktivasyon kodları, gri bölge denemeleri, yapay sinir ağı parametreleri değiştirilerek altı farklı simülasyon yapılmıştır. Aşağıda başarı oranı %75 ve üzeri olan simülasyon sonuçları ve açıklamaları mevcuttur. Coşkun ve Yıldırım, ÇKA ile birçok öğrenme algoritması kullanarak resmin analizi ve patern tanımayı denemişlerdir. Öğrenme algoritmalarının resim ayırmadaki etkilerini tanımlamışlardır. Levenberg-Marquardt algoritmasının resmin parçalara ayrılmasında en iyi sonucu verdiğini belirtmişlerdir [27]. Simülasyon 1'den Simülasyon 6'ya kadar Levenberg-Marquardt algoritması için belirtilen üç aktivasyon fonksiyonu ile yapılan testler gösterilmiştir. Levenberg-Marquardt öğrenme algoritmasının matlab komutu "trainlm" dir.

Ayrıca bu tezde de oluşturulan veri tabanının YSA 'ya eğitimi sırasında çok katmanlı algılayıcı yapısında kullanılan tüm algoritmalar 20 test resmi için denenmiş sonuçları tabloda gösterilmiştir.

5.6.1 Simülasyon 1

Çizelge 5.9 Simülasyon 1 sonuçları

No	Resim İsmi	UIQI	Başarı	No	Resim İsmi	UIQI	Başarı
1	papagan	0,010	Doğru	11	boat	0,055	Yanlış
2	papagan	0,251	Doğru	12	yellow	0,029	Yanlış
3	lena	0,186	Doğru	13	red	0,034	Yanlış
4	red	0,021	Doğru	14	papagan	0,040	Doğru
5	elaine	1,000	Doğru	15	cameraman	0,175	Doğru
6	yellow	0,133	Doğru	16	lena	0,067	Yanlış
7	cameraman	0,189	Doğru	17	lena	0,032	Doğru
8	ev	1,000	Doğru	18	maymun	0,058	Doğru
9	maymun	0,241	Doğru	19	barbara	0,163	Yanlış
10	barbara	0,056	Doğru	20	red	0,092	Doğru

```
net=newff([minmax(data)],[20 4],{'tansig' 'purelin'},'trainlm');
```

```
net.trainParam.lr=0.5;
```

```
net.trainParam.mc=0.5;
```

```
net.trainParam.epoch=200;
```

```
net.trainParam.goal=0.000001; Gri Bölge: [0.4-0.6]
```

Bu simülasyonda 11 girişli, 20 saklı katman nöronlu, 4 çıkışlı bir algılayıcı mimarisi oluşturulmuş ve geriye yayılım algoritması için öğrenme oranı 0.5; momentum katsayısı 0.5; iterasyon sayısı 200 ve tanım aralığı dışında kalan bölge [0.4-0.6] olarak

belirlenmiştir. Başarı yüzdesi olarak %75'e ulaşılmıştır. Yani 20 resimden 15'i doğru olarak belirlenmiştir. Veritabanı dışındaki iki resim de bu sonuçların haricinde ayırt edilmiştir. UIQI değeri çok düşük olan resimlerde dahi başarılı sonuç elde edilmiştir.

5.6.2 Simülasyon 2

Çizelge 5.10 Simülasyon 2 sonuçları

no	resim ismi	UIQI	Başarı	no	resim ismi	UIQI	Başarı
1	papagan	0,010	Doğru	11	boat	0,055	Doğru
2	papagan	0,251	Doğru	12	yellow	0,029	Doğru
3	lena	0,186	Doğru	13	red	0,034	Yanlış
4	Red	0,021	Doğru	14	papagan	0,040	Yanlış
5	Elaine	1,000	Doğru	15	cameraman	0,175	Doğru
6	yellow	0,133	Yanlış	16	lena	0,067	Doğru
7	cameraman	0,189	Doğru	17	lena	0,032	Doğru
8	ev	1,000	Doğru	18	maymun	0,058	Doğru
9	maymun	0,241	Doğru	19	barbara	0,163	Yanlış
10	barbara	0,056	Doğru	20	red	0,092	Doğru

```
net=newff([minmax(data)],[20 4],{'tansig' 'purelin'},'trainlm');
```

```
net.trainParam.lr=0.1;
```

```
net.trainParam.mc=0.9;
```

```
net.trainParam.epoch=100;
```

```
net.trainParam.goal=0.000001; Gri Bölge:[0.4-0.6]
```

Bu simülasyonda geriye yayılım algoritması için öğrenme oranı 0.1; momentum katsayısı 0.9; iterasyon sayısı 100 ve tanım aralığı dışında kalan bölge [0.4-0.6] olarak belirlenmiştir. Başarı yüzdesi olarak %80'e ulaşılmıştır. Yani 20 resimden 16'sı doğru olarak belirlenmiştir. Veritabanı dışındaki iki resim de bu sonuçların haricinde ayırt edilmiştir.

5.6.3 Simülasyon 3

Çizelge 5.11 Simülasyon 3 sonuçları

no	resim ismi	UIQI	Başarı	no	resim ismi	UIQI	Başarı
1	papagan	0,010	Yanlış	11	boat	0,055	Doğru
2	papagan	0,251	Yanlış	12	yellow	0,029	Doğru
3	lena	0,186	Doğru	13	red	0,034	Doğru
4	red	0,021	Yanlış	14	papagan	0,040	Yanlış
5	elaine	1,000	Doğru	15	cameraman	0,175	Doğru
6	yellow	0,133	Doğru	16	lena	0,067	Doğru
7	cameraman	0,189	Doğru	17	lena	0,032	Doğru
8	ev	1,000	Doğru	18	maymun	0,058	Doğru
9	maymun	0,241	Doğru	19	barbara	0,163	Doğru
10	barbara	0,056	Doğru	20	red	0,092	Doğru

```
net=newff([minmax(data)],[20 4],{'logsig' 'purelin'},'trainlm');
```

```
net.trainParam.lr=0.1;
```

```
net.trainParam.mc=0.9;
```

```
net.trainParam.epoch=50;
```

```
net.trainParam.goal=0.000001; Gri Bölge:[0,4-0,6]
```

Bu simülasyonda geriye yayılım algoritması için önceki simülasyonlar dışında aktivasyon fonksiyonu olarak ilk katman için "logsig" fonksiyonu, öğrenme oranı 0.1; momentum katsayısı 0.9; iterasyon sayısı 50 ve tanım aralığı dışında kalan bölge [0.4-0.6] olarak belirlenmiştir. Başarı yüzdesi olarak %80'e ulaşılmıştır. Yani 20 resimden 16'sı doğru olarak belirlenmiştir. Veritabanı dışındaki iki resim de bu sonuçların haricinde ayırt edilmiştir.

5.6.4 Simülasyon 4

Çizelge 5.12 Simülasyon 4 sonuçları

no	resim ismi	UIQI	Başarı	no	resim ismi	UIQI	Başarı
1	papagan	0,010	Yanlış	11	boat	0,055	Doğru
2	papagan	0,251	Doğru	12	yellow	0,029	Doğru
3	lena	0,186	Doğru	13	red	0,034	Doğru
4	red	0,021	Doğru	14	papagan	0,040	Doğru
5	elaine	1,000	Doğru	15	cameraman	0,175	Doğru
6	yellow	0,133	Yanlış	16	lena	0,067	Doğru
7	cameraman	0,189	Doğru	17	lena	0,032	Doğru
8	ev	1,000	Doğru	18	maymun	0,058	Doğru
9	maymun	0,241	Doğru	19	barbara	0,163	Yanlış
10	barbara	0,056	Doğru	20	red	0,092	Doğru

```
net=newff([minmax(data)],[20 4],{'logsig' 'purelin'},'trainlm');
```

```
net.trainParam.lr=0.1; net.trainParam.mc=0.9;
```

```
net.trainParam.epoch=50;
```

net.trainParam.goal=0.000001 Gri Bölge:[0.45-0.55]

Bu simülasyonda geriye yayılım algoritması için önceki simülasyonlar dışında aktivasyon fonksiyonu olarak ilk katman için "logsig" fonksiyonu, öğrenme oranı 0.1; momentum katsayısı 0.9; iterasyon sayısı 50 ve tanım aralığı dışında kalan bölge [0.45-0.55] olarak belirlenmiştir. Bu durumda işlem süresi 1.1 dakika olarak ölçülmüştür. Başarı yüzdesi olarak %85 e ulaşılmıştır. Yani 20 resimden 17'si doğru olarak belirlenmiştir. Veritabanı dışındaki iki resim de bu sonuçların haricinde ayırt edilmiştir.

5.6.5 Simülasyon 5

Çizelge 5.13 Simülasyon 5 sonuçları

no	resim ismi	UIQI	Başarı	no	resim ismi	UIQI	Başarı
1	papagan	0,010	Doğru	11	boat	0,055	Doğru
2	papagan	0,251	Doğru	12	yellow	0,029	Doğru
3	lena	0,186	Doğru	13	red	0,034	Doğru
4	red	0,021	Doğru	14	papagan	0,040	Doğru
5	elaine	1,000	Yanlış	15	cameraman	0,175	Doğru
6	yellow	0,133	Doğru	16	lena	0,067	Doğru
7	cameraman	0,189	Doğru	17	lena	0,032	Doğru
8	ev	1,000	Doğru	18	maymun	0,058	Doğru
9	maymun	0,241	Doğru	19	barbara	0,163	Doğru
10	barbara	0,056	Yanlış	20	red	0,092	Doğru

```
net=newff([minmax(data)],[20 4],{'logsig' 'tansig'},'trainlm');
```

```
net.trainParam.lr=0.1;
```

net.trainParam.mc=0.9;

net.trainParam.epoch=200;

net.trainParam.goal=0.000001; Gri Bölge:[0.45-0.55]

Bu simülasyonda geriye yayılım algoritması için önceki simülasyonlar dışında aktivasyon fonksiyonu olarak ilk katman için "logsig", ikinci katman için "tansig" fonksiyonu, öğrenme oranı 0.1; momentum katsayısı 0.9; iterasyon sayısı 200 ve tanım aralığı dışında kalan bölge [0.45-0.55] olarak belirlenmiştir. Bu durumda işlem süresi Başarı yüzdesi olarak %90'a ulaşılmıştır. Yani 20 resimden 18'i doğru olarak belirlenmiştir. Veritabanı dışındaki iki resimden bir tanesi ayırt edilmiştir.

5.6.6 Simülasyon 6

Çizelge 5.14 Simülasyon 6 sonuçları

no	resim ismi	UIQI	Başarı	no	resim ismi	UIQI	Başarı
1	papagan	0,010	Doğru	11	boat	0,055	Doğru
2	papagan	0,251	Doğru	12	yellow	0,029	Doğru
3	lena	0,186	Doğru	13	red	0,034	Doğru
4	red	0,021	Doğru	14	papagan	0,040	Doğru
5	elaine	1,000	Doğru	15	cameraman	0,175	Doğru
6	yellow	0,133	Doğru	16	lena	0,067	Doğru
7	cameraman	0,189	Doğru	17	lena	0,032	Doğru
8	ev	1,000	Doğru	18	maymun	0,058	Doğru
9	maymun	0,241	Yanlış	19	barbara	0,163	Yanlış
10	barbara	0,056	Doğru	20	red	0,092	Doğru

```
net=newff([minmax(data)],[5 4],{'logsig' 'purelin'},'trainlm');

net.trainParam.lr=0.1;

net.trainParam.mc=0.9;

net.trainParam.epoch=100; net.trainParam.goal=0.000001;
```

Gri Bölge: [0.45-0.55]

Bu simülasyonda geriye yayılım algoritması için önceki simülasyonlar dışında aktivasyon fonksiyonu olarak ilk katman için "logsig", ikinci katman için "purelin" fonksiyonu, öğrenme oranı 0.1; momentum katsayısı 0.9; iterasyon sayısı 100 ve tanım aralığı dışında kalan bölge [0.45-0.55] olarak belirlenmiştir. Bu durumda işlem süresi 1.12 dakika olarak ölçülmüştür. Başarı yüzdesi olarak %90'a ulaşılmıştır. Yani 20 resimden 18'i doğru olarak belirlenmiştir. Veritabanı dışındaki iki resim de ayırt edilmiştir.

5.7 Değerlendirme

Levenberg-Marquardt algoritması kullanılarak yapılan simülasyon sonuçları Çizelge 5.15'te gösterilmiştir. Tanım aralığı dışında kalan bölgenin [0.45-0.55]'e çekilmesi ÇKA'nın doğru karar başarı yüzdesini arttırmıştır. Aktivasyon kodunun logsig olması genel olarak daha başarılı sonuçlar vermiştir.

Çizelge 5.15 Simülasyon sonuçları

Simülasyon No	Başarı Yüzdesi
1	%75
2	%80
3	%80
4	%85
5	%90
6	%90

ÇKA için 11 adet giriş ve 4 adet çıkışla sistem modellenmiştir. Resim kalitesi belirlemek ve bozulmuş resimden ayırt etmek için 11 adet giriş parametresi kullanılmıştır.

Resim kalitesi ve özneteliğini belirleyip veritabanı oluşturulurken daha fazla giriş parametresi ilerde kullanılabilir. Resmi ifade ederken ne kadar fazla parametre ile tanımlarsak ayırt edilebilirliğini o kadar arttırabiliriz. Özellikle güvenlik uygulamalarında resim kalite parametreleri de veritabanında yer alıp eşleştirme ve öznetelik kontrolü için kullanılabilir. Böylelikle veritabanı içinde olan veya olmayan resimleri sadece sayısal değer ile kodlayıp daha sonrada ayırt edilmesi sağlanabilir.

Hareketli elde edilmiş görüntüler için simülasyon sonuçları Çizelge 5.16'da gösterilmiştir. ÇKA' nın hiç tanımadığı elaine resmini yapılan 6 simülasyondan sadece bir tanesi tahmin edememiştir. ÇKA hiç öğrenmediği resimlerde de başarılı sonuçlar vermiştir.

Çizelge 5.16 Bulanıklık uygulanan resimlerin sonuçları

Gürültü çeşidi	UIQI	Resim ismi	Resim no	S.1	S.2	S.3	S.4	S.5	S.6
bulanıklık	0,010	papagan	1	+	+	-	-	+	+
bulanıklık	0,251	papagan	2	+	+	-	+	+	+
bulanıklık	0,186	lena	3	+	+	+	+	+	+
bulanıklık	1,000	elaine	5	+	+	+	+	-	+
bulanıklık	0,241	maymun	9	+	+	+	+	+	-
bulanıklık	0,056	barbara	10	+	+	+	+	-	+
bulanıklık	0,163	barbara	19	-	-	+	-	+	-
bulanıklık	0,092	red	20	+	+	+	+	+	+

Çizelge 5.17 Gauss gürültüsü uygulanan resimlerin sonuçları

Gürültü çeşidi	UIQI	Resim ismi	Resim no	S.1	S.2	S.3	S.4	S.5	S.6
gauss	0,021	red	4	+	+	-	+	+	+
gauss	0,189	cameraman	7	+	+	+	+	+	+
gauss	1,000	ev	8	+	+	+	+	+	+
gauss	0,029	yellow	12	-	+	+	+	+	+
gauss	0,034	red	13	-	-	+	+	+	+
gauss	0,040	papagan	14	+	-	-	+	+	+

Test resimlerini ve simülasyon sonuçlarını grup olarak incelediğimizde Gauss ve çarpımsal gürültü sonucu elde edilmiş test resimlerinin önerilen yöntemle tanınması bulanıklık sonucu elde edilmiş test resimlerine göre daha başarılıdır. Çizelge 5.17'de Gauss gürültüsü için simülasyon sonuçları gösterilmiştir. Çizelge 5.18'de çarpımsal gürültü için simülasyon sonuçları gösterilmiştir.

Çizelge 5.18 Çarpımsal gürültü uygulanan resimlerin sonuçları

Gürültü çeşidi	UIQI	Resim ismi	Resim no	S.1	S.2	S.3	S.4	S.5	S.6
çarpımsal	0,133	yellow	6	+	-	+	-	+	+
çarpımsal	0,055	boat	11	-	+	+	+	+	+
çarpımsal	0,175	cameraman	15	+	+	+	+	+	+
çarpımsal	0,067	lena	16	-	+	+	+	+	+
çarpımsal	0,032	lena	17	+	+	+	+	+	+
çarpımsal	0,058	maymun	18	+	+	+	+	+	+

Test resimlerine gözle bakıldığında subjektif olarak yapılan gözlemlerde bulanıklık sonucu bozulmuş test resimlerinin ayırt edilmesinin zor olduğu anlaşılmıştır. Çarpımsal ve Gauss gürültüsü uygulayarak çok yüksek derece bozulan düşük UIQI'a sahip resimlerin subjektif değerlendirmesinde resimlerin tanınma oranı bulanık versiyonlarına göre daha yüksektir.

Simülasyonlarda kullanılan Levenberg-Marquardt öğrenme algoritmasına ek olarak kullanılan diğer yöntemlerle karşılaştırılması aynı test resimleri kullanılarak yapılmıştır. Bu tezde oluşturulan veri tabanının YSA ile eğitimi sırasında Çok Katmanlı Algılayıcı yapısında kullanılan çeşitli algoritmalar denenmiştir.

Çizelge 5.19’da tez içerisinde kullanılan test verilerinin tanınmasında ulaşabildikleri en yüksek başarı yüzdeleri gösterilmiştir. Oluşturulan 20 adet test resminin ÇKA’daki çıktılarını inceleyerek yapılan değerlendirmede Levenberg-Marquardt öğrenme algoritmasının diğer algoritmalarla karşı başarılı olduğu bir kez daha görülmüştür.

Çizelge 5.19 Öğrenme Algoritmalarının Karşılaştırılması

Öğrenme Algoritması	Matlab Komutu	Ulaşılan Test Başarısı
Levenberg-Marquardt	trainlm	%90
Geri Yayılımla Gradyant Düşürme	traingd	%20
Değişken Öğrenme Oranlı Geri Yayılımla Gradyant Düşürme	traingda	%30
Momentumlu Gradyant Düşürmeli Adaptif Öğrenmeli Geri Yayılma	traingdx	%15
Esnek Geri Yayılma	trainrp	%35
Newton Geri Yayılma	trainbfg	%30
Bayes Düzenleyici Geriye Yayılma	trainbr	%15
Powell Beale Yeniden Başlatmalı Eşlenik Gradyant Geri Yayılma	traincgb	%15
Fletcher Reeves Güncellemeleri ile Eşlenik Gradyant Geri Yayılma	traincgf	%10
Polak Ribiere Güncellemeleri ile Eşlenik Gradyant Geri Yayılma	traincgp	%20
Ölçeklenmiş Eşlenik Gradyant Geri Yayılma	trainscg	%25
Bir Adım Kesişen Geri Yayılma	trainoss	%30

Silva ve arkadaşları resimde benzerlik üzerine çalışmışlar, orijinal resmi bulanıklaştırıp, bozup ve sıkıştırıp ortalama karesel hata, tepe işaret gürültü değeri gibi çeşitli istatistiksel hesaplamaları kullanarak yeni bir benzerlik indeksi tanımlamışlardır. Bu indeks sıfır ile bir arasında değişmektedir [7].

Bu tezde önerilen yöntemle resimler, 11 adet öznitelik ile kodlanmıştır. ÇKA öğrendiği 302 adet farklı resmi kullanarak hiç öğrenmediği 18 adet bozulmuş resim ve 2 adet veri tabanı dışında olan resmi ayırt etmiştir.

Çizelge 5.20 Lena resminin bozulmuş test versiyonları

resim no	resim ismi	gürültü çeşidi	PSNR	MSE	UIQI	SNR
3	lena	bulanıklık	19,36859	757,36859	0,186	-4,73148
16	lena	çarpımsal	9,89004	6721,64660	0,067	-14,21002
17	lena	çarpımsal	7,93548	10542,20743	0,032	-16,16458

Çizelge 5.20'de simülasyonlarda test amaçlı kullanılan Lena resminin farklı oranda bozulmuş, farklı bozucu etki altındaki resim kalitesini belirleyen istatistiksel kalite verileri gösterilmiştir. ÇKA'nın öğrendiği 302 resmin 36'sı Lena'dır. Önerilen yöntemde, ÇKA, ortalama karesel hata ve tepe işaret gürültü değerlerine ek olarak diğer 9 özniteliği de kullanarak Çizelge 5.20'de gösterilen Lena resimlerinin benzerliğini çıkarmış ve Lena resimlerini ayırt etmiştir. Bu çalışma Silva ve arkadaşlarının kullandığı sadece bir adet benzerlik indeksi ile tek bir resmi ayırmadan, 11 adet öznitelik kullanarak birçok bozulmuş resimden istenilen doğru resmi ayırıp benzerliği ÇKA ile yakaladığı için farklıdır.

5.8 Sonuçlar ve Gelecekte Yapılacaklar

Bu tezde bulanık ve gürültülü resimlerdeki bozucu etkinin fark edilmesi ve ortadan kaldırılması amacıyla yapay sinir ağı tabanlı bir yöntem geliştirilmiştir. Öncelikle resmin kalitesini belirleyebilmek için orijinal ve bozulmuş halini karşılaştırıp çeşitli istatistiksel ifadelerden oluşan bir veri tabanı oluşturulmuştur. Bu veri tabanının içerdiği kodlanmış görüntüler yapay sinir ağına öğretilip, yapılan simülasyonlarla yapay sinir ağı sayesinde resmin orijinal veya bozulmuş olduğuna ya da veritabanı dışında veya içinde olduğuna karar verilmiştir. İnsan gözünün algılayamadığı derecede bozulan resmin giriş olarak verildiği yapay sinir ağı bu resmin orijinalini tanımlamıştır. Silva ve arkadaşları benzerlik indeksi ile tek resmin bozulmuş sürümlerinin ayırt edilmesini sağlamışlardır [7]. Bu tezde önerilen sistemle, öğrenmiş yapay sinir ağı orijinal resimleri ve birçok farklı oranda uygulanmış Gaussian, çarpımsal ve bulanıklık içeren bozucu etkileri öğrenmiştir. Ayrıca yapay sinir ağı, yapılan eğitime simülasyonlarından sonra veritabanı içindeki öğretilmemiş örneklerdeki bozulmayı göz önüne alarak resmin orijinaline ulaşmıştır. Burada YSA benzerlik indeksi olmadan karar vermiştir.

Tez çalışması sırasında resmin orijinal hali ve bozulmuş halinin kalitesi sayısal olarak ifade edilmiştir. Kullanılan test resimlerinin kalite indeksi oldukça kötü seçilmiştir. En iyisinin dahi UIQI değeri %25'i geçmemektedir. Sonuçta %1 UIQI'a sahip olan test resimlerini dahi başarı ile tanıyan simülasyon sonuçları mevcuttur. Önerilen yöntemde 20 test resmi kullanılmış ve en yüksek başarı olarak %90 başarı oranına ulaşan simülasyonlar gerçekleşmiştir.

Bu tezde orijinal resmin elde edildiği durumlarda resmin kalitesini tanımlayan parametrelerin ilerideki değerlendirme ya da mantıksal ayırt etme için geliştirilecek akıllı sistemlere bir girdi teşkil edebileceği açıklanmıştır. Çok Katmanlı Algılayıcı ya da diğer kullanılacak öğrenen akıllı sistemler insan gözünün ayırt edemeyeceği durumlarda daha başarılı olabilir. Farklı gürültüler altında kalan kopya veya kayıt ortamlarının orijinali ile kıyaslanması sağlanabilir.

Sübjektif bir ayırt etme yerine objektif olarak yapay sinir ağlarının kullandığı önerilen sistem daha da geliştirilip tahmin, belirleme, ayırt etme için birçok farklı uygulamada kullanılabilir.

KAYNAKLAR

- [1] Akar, E.O., (2006). Tarihi görüntülerin kalitesinin görüntü işleme teknikleri kullanılarak artırılması, Yüksek Lisans Tezi, Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya.
- [2] Subashini, P., Krishnaveni, M. ve Singh, V., (2011). "Image Deblurring Using Back Propagation Neural Network", World of Computer Science and Information Technology Journal, 1(6): 277-282.
- [3] Saba, T., Rehman A. ve Sulong G., (2010). "An Intelligent approach to image denoising", Journal of Theoretical and Applied Information Techonology, 17(No1): 32-36.
- [4] Tolluoglu O., Kent S., Kargın S. ve Ucan O., (2004). "Hücrel Yapay Sinir Ağlarında Kümeleme Yöntemi ile Gürültü Temizleme Uygulaması" Union Radio Science Internationale Türkiye Bilimsel Kongresi Ulusal Genel Kurul Toplantısı, 8-10 Eylül, Ankara.
- [5] Kiran I., Devi M.P. ve Lakshmi G.V., (2011). "Training Multilayered Perceptrons for Pattern Recognition: A Comparative Study of Five Training Algorithms", Proceedings of the International Multiconference of Engineers and Computer Scientists 2011,1,Mart 16-18, Hong Kong.
- [6] Polat, Ö. ve Yıldırım T., (2005). "Yapay sinir ağları ile sayısal görüntülerdeki yüksek yoğunluklu dürtü gürültüsünün azaltılması", IEEE 13. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultay kitabı, 16-18 Mayıs, Kayseri.
- [7] Silva E., Karen A. P., ve Agaian Sos S.,(2007). "Quantify similarity with measurement of enhancement by entropy", Proceedings: Mobile Multimedia/Image Processing for Military and Security Applications, SPIE Defence and Security Symposium 2007, 6579:65790U, Orlando, Nisan 2007.
- [8] Kung, C., Yang W., Huang, C. ve Kung, C.(2010). "Investigation of the Image Quality Assessment using Neural Networks and Structure Similarity", Proceedings of the Third International Symposium on Computer Science and Computational Technology,219-222, Jiaozuo,14-15 Ağustos 2010.

- [9] Cho, C.M. ve Don, H.S., (1991). "Blur Identification and Image Restoration Using a Multilayer Neural Network", Neural Networks, 1991 IEEE International Joint Conference, 3: 2558 – 2563, 18-21 Kasım 1991.
- [10] Ming, J. ve Zhenkang, S., (1992). "A novel neural network for object recognition with blurred shapes" Circuits and Systems ISCAS '92 Proceedings., 6: 2901 – 2904.
- [11] Aizenberg, I., Paily, D. ve Astola J.T., (2006). "Multilayer Neural Network based on Multi-Valued Neurons and the Blur Identification Problem" 2006 International Joint Conference on Neural Networks, Temmuz 16-21, 2006, Vancouver.
- [12] Aizenberg, I., Jacob, J. ve Alexander, S., (2011). "Classification of Blurred Textures using Multilayer Neural Network Based on Multi-Valued Neurons", Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks, 31 Temmuz- 5 Ağustos 2011, San Jose.
- [13] Liu, Z.W. ve Zhao, P., (2011). "Parameters Identification for Blur Image Combining Motion and Defocus Blurs using BP Neural Network" ,Image and Signal Processing (CISP), 2011 4th International Congress, 2 : 798 – 802 15-17 Ekim.
- [14] Yunusoğlu, F.A., (2012), Görüntü Kalitesi-1, <http://fotografbilgimerkezi.com/goruntu-kalitesi-1/.html>, 16 Mart 2012.
- [15] Orak, O., (2007). Sayısal Güvenlik Kamera Sistemlerinden Elde Edilen Görüntüler Üzerinde Görüntü Onarma Tekniklerinin Uygulanması, Yüksek Lisans Tezi, Ankara Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- [16] McAndrew, A., (2004). An Introduction to Digital Image Processing with Matlab Notes for SCM2511 Image Processing 1 Semester 1, School of Computer Science and Mathematics, Victoria University of Technology.
- [17] Dangeti, S., (2003). Denoising Techniques – A Comparison, Master Thesis, Graduate Faculty of the Louisiana State University, Baton Rouge.
- [18] Mathworks, Image Deblurring, <http://www.mathworks.com/help/toolbox/images/f9-5358.html>, 11 Mart 2012.
- [19] Lösch, S., (2009). Depth from Blur, Bachelor's Thesis, Saarland University Faculty of Natural Sciences and Technology | Department of Computer Science Mathematical Image Analysis Group, Saarbrücken.
- [20] Gülez, K., (2012), Course Notes The Applications of Artificial Neural Networks in Control Engineering, <http://www.yildiz.edu.tr/~gulez/3k1n.pdf>, 10 Mart 2012.
- [21] Cinsdikici, M., (2012), Yapay Sinir Ağları, <http://ube.ege.edu.tr/~cinsdikici/UBI521/Chapter-1/cinsdikici-neural-net-giris.pdf>, 10 Mart 2012.

- [22] Wikipedia İnternet Sitesi, Yapay Sinir Ağları, http://tr.wikipedia.org/wiki/Yapay_sinir_a%C4%9Flar%C4%B1, 10 Şubat 2012.
- [23] Altun, H., Eminoğlu, U. ve Tezekici, B.S., (2002). "Mlp Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme Sürecinin Aktivasyon Fonksiyonu ve İstatiksel Değişim Gösteren Giriş Verilerine Bağımlılığı", Eleco'2002 Elektrik-Elektronik-Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu, Elektronik, 310-314, Aralık 2002, Bursa.
- [24] Chan M., (2010), Image Error Measurements, <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/29500-image-error-measurements>, 10 Şubat 2012.
- [25] 52nlp, <http://www.52nlp.com/mean-absolute-error-mae-and-mean-square-error-mse/>, 30 Nisan 2012.
- [26] Wang Z., Bovik A.C. ve Lu L., (2002). "Why is Image Quality Assesment so Difficult ?", IEEE International Conference on Acoustics, Speech, & Signal Processing, May 2002.
- [27] Coşkun N. ve Yıldırım T., (2003). " The Effects of Training Algorithms in MLP Network on Image Classification ", International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), 2:1223-1226, Temmuz 20-24 2003, Portland.

YAZILAN MATLAB KODLARI

```
clc
clear all
load tablo.txt
data=tablo(:,1:11)';
target=tablo(:,12:15)';
net=newff([minmax(data)],[20 4],{'tansig' 'purelin'},'trainlm');! tansig/logsig olabilir,10
da ilk katmadan ki neuron sayısı değişebilir.
net.trainParam.lr=0.5; ! 0 1 arasi
net.trainParam.mc=0.5; ! 0 1 arasi
net.trainParam.epoch=200;
net.trainParam.goal=0.000001;
net=train(net,data,target);
load tablotest.txt
test=tablotest(:,1:11)';
cikis_train=sim(net,data);
cikis_test=sim(net,test);

A=cikis_test;

t1(:,:)=A(:,:);
for j=1:20
for i=1:4
    if t1(i,j)>0.6 ! gri bölge belirleme
        t1(i,j)=1 ;
    else if t1(i,j)<0.4
        t1(i,j)=0 ;
    end
end
end
end
s1=t1

for k=1:20
```

```

if s1(:,k)==[0;1;1;1] ; !papagan
    test1(:,k)=7;
elseif s1(:,k)==[0;0;0;0] ; !lena
    test1(:,k)=0;
elseif s1(:,k)==[0;0;0;1]; !red
    test1(:,k)=1;
elseif s1(:,k)==[0;0;1;0] ; !yellow
    test1(:,k)=2;
elseif s1(:,k)==[0;0;1;1] ; !cameraman
    test1(:,k)=3;
elseif s1(:,k)==[0;1;0;0] ; !maymun
    test1(:,k)=4;
elseif s1(:,k)==[0;1;0;1] ; !barbara
    test1(:,k)=5;
elseif s1(:,k)==[0;1;1;0] ; !boat
    test1(:,k)=6;
else test1(:,k)=999;
end
end
sonuc=test1

```

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : İbrahim İPEK
Doğum Tarihi ve Yeri : 1980,Dikili
Yabancı Dili : İngilizce
E-posta : ipekibrahim@yahoo.com

ÖĞRENİM DURUMU

Derece	Alan	Okul/Üniversite	Mezuniyet Yılı
Lisans	Elektronik ve Hab. Müh.	İ.T.Ü.	2003
Lise	Fen-Matematik	Ayvalık Lisesi	1998

İŞ TECRÜBESİ

Yıl	Firma/Kurum	Görevi
2004 -	Arçelik A.Ş.	Arge Uzmanı