

**T.C.
SÜLEYMAN DEMİREL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**GÖRÜNTÜ İŞLEME TEKNİKLERİ KULLANARAK OPTİK
KARAKTER TANIMLAMA**

Halit ÇETİNER

Danışman: Doç. Dr. Bayram CETİŞLİ

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
ISPARTA-2012**

TEZ ONAYI

Halit ÇETİNER tarafından hazırlanan “**Görüntü İşleme Teknikleri Kullanarak Optik Karakter Tanımlama**” adlı tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından oy birliği / oy çokluğu ile Süleyman Demirel Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı’nda **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Danışman: Doç. Dr. Bayram CETİŞLİ

(S.D.Ü., Mühendislik Fakültesi Bilgisayar Mühendisliği)

Jüri Üyeleri:

Doç. Dr. Bayram CETİŞLİ

(S.D.Ü., Mühendislik Fakültesi Bilgisayar Mühendisliği)

Doç. Dr. Tuncay YİĞİT

(S.D.Ü., Mühendislik Fakültesi Bilgisayar Mühendisliği)

Yrd. Doç. Dr. Ecir Uğur KÜÇÜKSİLLE

(S.D.Ü., Mühendislik Fakültesi Bilgisayar Mühendisliği)

Prof. Dr. Mehmet Cengiz KAYACAN

Enstitü Müdürü

Not: Bu tezde kullanılan özgün ve başka kaynaktan yapılan bildirişlerin, çizelge, şekil ve fotoğrafların kaynak gösterilmeden kullanımı, 5846 sayılı Fikir ve Sanat Eserleri Kanunundaki hükümlere tabidir.

İÇİNDEKİLER

İÇİNDEKİLER.....	i
ÖZET	iv
ABSTRACT	vi
TEŞEKKÜR	viii
ŞEKİLLER DİZİNİ	ix
ÇİZELGELER DİZİNİ	xi
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ.....	xii
1. GİRİŞ	1
1.1. Örüntü Tanıma	1
1.2. Örüntü Tanıma Süreci	1
1.3. Örüntü Tanımanın Bölümleri	3
2. KAYNAK ÖZETLERİ	5
2.1. OKT Tarihi	5
2.2. Yapılmış Çalışmaların Değerlendirilmesi	6
3. MATERYAL VE YÖNTEM.....	9
3.1. Materyal.....	9
3.2. Deney Düzeneği Tasarımı	9
3.3. Deney Düzeneği.....	10
3.4. Aydınlatma Sistemi	10
3.5. Kamera ve Lens	11
3.6. Güç Kaynağı	12
3.7. Optik Karakter Tanıma.....	13
3.8. Optik Karakter Tanımanın Önemi	14

3.9. Optik Karakter Tanıma İşlemlerinin Aşamaları	15
3.10.1. Eşik değeri belirleme	16
3.10.2. Satır bölütleme	18
3.10.3. Bağlantı bileşen analizi.....	24
3.11. Bölütleme.....	26
3.11.1. Eşikleme yardımıyla bölütleme	26
3.12. Öznitelik Çıkarma	31
3.12.1. Öznitelik vektörü nitelikleri.....	31
3.12.2. Ayrık dalgacık dönüşüm fonksiyonu	33
3.12.3. İki boyutlu kesikli zaman dalgacık dönüşümleri	37
3.13. Yapay Sinir Ağları	38
3.14. Yapay Sinir Ağlarının Ana Öğeleri.....	39
3.14.1. Girişler	40
3.14.2. Ağırlıklar.....	41
3.14.3. Toplama işlevi.....	41
3.14.4. Etkinlik işlevi.....	41
3.14.5. Çıkış işlevi	43
3.15. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme	43
3.15.1. Geri yayımlı öğrenme.....	46
3.15.2. Çok katmanlı yapay sinir ağı	48
3.15.3. Geri yayılım algoritması.....	50
3.15.4. Modelleme	51
4. ARAŞTIRMA BULGULARI.....	53
4.1. Ön İşlem Uygulaması.....	53

4.2. TC Kimlik Kartı Numarasının Yerini Bulma Uygulaması	56
4.3. Öznitelik Vektörü Elde Etme Uygulaması	62
4.4. Yapay Sinir Ağları ile Sınıflandırma ve Tanıma Uygulaması.....	63
4.4.1. Eğitim algoritması seçimi	64
4.5. Veritabanında Kayıt Arama.....	65
5. SONUÇ VE TARTIŞMA.....	67
6. KAYNAKLAR.....	71
ÖZGEÇMİŞ.....	76

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

GÖRÜNTÜ İŞLEME TEKNİKLERİ KULLANARAK OPTİK KARAKTER TANIMLAMA

Halit ÇETİNER

**Süleyman Demirel Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği A.B.D.**

Danışman: Doç. Dr. Bayram CETİŞLİ

Bu tez çalışmasında, Türkiye Cumhuriyeti (TC) kimlik numaralarının kamerayla çok kısa zamanda tespiti ve veritabanından kişi bilgilerinin çağrılması gerçek zamanlı olarak amaçlanmaktadır. Günümüzde birçok resmi ve özel kuruluşlarda işlerin yürütülmesi için TC kimlik sorgulaması ve doğrulaması yapılmaktadır. On bir rakamlı bu numaranın her seferinde hızlı ve doğru yazılması mümkün olmayabilir. Bu noktada, görüntü işleme teknikleri kullanarak kameradan alınan kimlik görüntülerinden kimlik bilgisinin otomatik olarak doğru tanınması önerilmiştir.

Tanıma için ilk önce numaranın olduğu yerin bulunması ve rakamların tek tek yerlerinin belirlenmesi gerekir. Görüntülerin normalleştirilmesi ve gürültülerin temizlenmesi, yapılması gereken ön işlemlerdir. Özniteliklerin çıkarılması ve sınıflandırılması ile rakamlar sayısallaştırılarak veritabanından kişi bilgilerine erişilebilir.

Bu anlamda, bu çalışmada kameradan nüfus cüzdanı görüntüleri alınmış, ikilileştirme, ışığa göre değişken eşik değeri tespiti ve Hough dönüşümleriyle kimlik numaralarının yerleri tespit edilmiştir. İzdüşüm yöntemiyle rakamlar resimden tek tek

ıkarılmıřtır. Yeniden n iřleme tabi tutulan resimlerin dalgacık ve yapısal znelikleri ıkarılmıřtır. Tanıma ařamasında ise yapay sinir aęları kullanılmıřtır.

alıřma sonunda bir saniyeden daha kısa bir srede %100 bařarı oranıyla TC kimlik numaralarının tanınması saęlanmıřtır. Her kimlik numarasının tanınma sresi yaklařık olarak resimler kamerayla alındıktan sonra 0.25 sn olarak belirlenmiřtir. Bu sre bir insanın ortalama kimlik numarasını yazma sresinden ok daha kısadır.

Anahtar Kelimeler: Optik karakter tanıma, gerek zamanlı, Hough dnřm, dalgacık dnřm, yapay sinir aęları.

2012, 76 sayfa

ABSTRACT

M.Sc. Thesis

OPTIC CHARACTER RECOGNITION USING IMAGE PROCESSING TECHNIQUES

Halit ÇETİNER

**Süleyman Demirel University
Graduate School of Applied and Natural Sciences
Computer Engineering Department**

Danışman: Assoc. Prof. Dr. Bayram CETİŞLİ

In this thesis work, calling of person informations from database as real time and the Republic of Turkey (TC) identification numbers's detection with camera in a very short time are aimed. Presently, inquiry and verification of TC identification is made to execution works of many public and private institutions. The writing of these numbers with eleven digits may not be quickly and accurately for each time. At this point, the correct recognition of identification information is proposed automatically on received identification images from camera by using image processing techniques.

Firstly, the number's location should be found for recognition and should be determined the location of the figures. Normalization of images and removal of noises are the preprocesses which are needed to be done. By digitized figures with extraction and classification of the features may be access to person informations from database.

In this meaning, birth certificate images was received from camera in this study, binary, variable threshold detection according to the light and identification

numbers's location was dedected with Hough transformations. Figures was extracted step by step from image by projection method. Wavelet and the structural attributes of images subject to re-preprocessing was extracted. At the recognition state, the artifical neural network was used.

At the end of study, in a shorter time than a sec by %100 success rate TC identity numbers's recognition is provided. After images are received the each identification number's recognition time by camera, approximately 0.25 sec is determined. This time is much shorter than a human's the time of average identification number writing.

Key Words: Optical character recognition, real time, Hough transformation, wavelet transformation, artifical neural network.

2012, 76 pages

TEŞEKKÜR

Bu çalışmanın ana fikrinin oluşmasında, tez çalışmasının gerçekleşmesi için gerekli ortamın hazırlanmasında, çalışmanın sonuca ulaştırılmasında ve karşılaşılan güçlüklerin aşılmasında tez danışmanım, çok kıymetli hocam Doç. Dr. Bayram CETİŞLİ yön gösterici olmuştur.

Sayın Öğr. Gör. Orhan ER ve Arş. Gör. Fatih Ahmet ŞENEL tezin anlatım dilinin düzeltilmesinde yardımcı olmuştur.

Ve desteklerini her zaman hissettiğim ailem, çalışmamın neticelenmesinde büyük özveride bulundular.

Katkılarından dolayı teşekkür ederim.

Halit ÇETİNER

Isparta, 2012

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1.1. Örüntü tanıma süreci	3
Şekil 3.1. Deneş düzeneęi tasarımı	9
Şekil 3.2. Deneş düzeneęi: a-) Gerçek zamanlı çalışması, b-) Kabin ve iç yapısı.....	10
Şekil 3.3. Eşik değeri farklı iki görüntü: a-) Eşik değeri yüksek, b-) Eşik değeri düşük	18
Şekil 3.4. Eşsiz bir çizginin Hough uzayında eşleşmesi (Anonymous, 2009).....	20
Şekil 3.5. Hough uzayında tek bir noktanın bir çizgiye dönüşümü: a-) Nokta F_0 , b-) F aracılığıyla bütün muhtemel çizgilerin Hough uzayında gösterimi.....	21
Şekil 3.6. İki noktanın bir çizgiye dönüşümü: a-) F_0 ve F_1 noktaları, b-) Hough uzayında F_0 ve F_1 'i gösteren iki çizgi.....	22
Şekil 3.7. Hough dönüşümü kullanarak satır tespiti: a-) Orijinal, b-) Kenarlar, c-) Sonsuz çizgiler, d-) Sonlu çizgiler, e-) Hough dönüşümü.....	22
Şekil 3.8. Hough dönüşümü uygulanmış görüntü: a-) Kimlik numarası ve satır çizgisi, b-) Satır çizgilerinin elendięi kimlik numarası	23
Şekil 3.9. Bağlantı bileşen analizi ile küçük parçaların kaldırılması: a-) Özgün görüntü, b-) İşlenmiş görüntü.....	25
Şekil 3.10. Bölütlemeye uygun görüntü: a-) Orjinal görüntü, b-) Toplamı verilmiş görüntü.....	27
Şekil 3.11. Bölütlemeye uygun olmayan görüntü: a-) Orjinal görüntü, b-) Toplamı verilmiş görüntü	28
Şekil 3.12. Karakterlerin sütun piksel değerlerinin toplamı.....	30
Şekil 3.13. Kimlik numarasının yatay satır piksel değerleri toplamı	30
Şekil 3.14. Eşikleme yardımıyla bölütlenmiş karakterler	31
Şekil 3.15. Dalgacık dönüşümünde süzgeçleme işlemi (Demir, 2008).....	35
Şekil 3.16. Standart dalgacık analizi.....	36
Şekil 3.17. Üçüncü seviye yaklaşım ve ayrıntı öznelikleri gösterimi	38
Şekil 3.18. Yapay bir sinir düğüm (Elmas, 2011)	40
Şekil 3.19. Etkinlik işlevi fonksiyonları: a-) Doğrusal etkinlik işlevi fonksiyonu, b-) Log-sigmoid etkinlik işlevi fonksiyonu.....	43
Şekil 3.20. Temel öğrenme yöntemi.....	44
Şekil 3.21. Danışmanlı öğrenme.....	46
Şekil 3.22. Geri yayılım aę yapısı	48
Şekil 3.23. Çok katmanlı sinir aęı	49

Şekil 3.24. YSA eğitimi blok diyagramı.....	52
Şekil 4.1. Aydınlık görüntü: a-) Parlaklık değeri yüksek olan görüntü, b-) Öne sürülen algoritma ile ikilileştirilmiş görüntü.....	55
Şekil 4.2. Karanlık görüntü: a-) Parlaklık değeri alçak olan görüntü, b-) Öne sürülen algoritma ile ikilileştirilmiş görüntü.....	55
Şekil 4.3. Dikdörtgen içerisine alınmış kimlik numaraları	57
Şekil 4.4. Sistem algoritması -1	58
Şekil 4.5. Seri no satırlı TC kimlik	59
Şekil 4.6. Seri numaralı kısım	59
Şekil 4.7. Çizgili kısım.....	59
Şekil 4.8 TC kimlik numaralı kısım.....	59
Şekil 4.9. Sistem algoritması-2.....	60
Şekil 4.10. Sistem algoritması-3	61
Şekil 4.11. Eğitim kümesindeki ilk 20 örnek	63
Şekil 4.12. TC kimlik kartı tanıma görüntüsü: a-) Veritabanından getirilen bilgi, b-) Görüntü içerisinde kimlik numarasının olduğu yerin belirlenmesi, c-) YSA çıktısı sonucu.....	66

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 3.1. Farklı gerilim değerlerinde deney sonuçları	12
Çizelge 3.2. Floresan lamba ile elde edilen deney sonuçları	13
Çizelge 3.3. Floresan lamba ve LED'in her ikisi kullanımında elde edilen deney sonuçları.....	13
Çizelge 3.4. Eşik değeri karşılaştırılması.....	18
Çizelge 4.1. Aydınlik görüntülerin karşıtlık değerleri.....	53
Çizelge 4.2. Karanlık görüntülerin karşıtlık değerleri	54
Çizelge 4.3. Aydınlik görüntülerin parlaklık değerleri.....	54
Çizelge 4.4. Karanlık görüntülerin parlaklık değerleri.....	54
Çizelge 4.5. Karakter özellikleri.....	56
Çizelge 4.6. Kimlik numara verisine ait rakamların sinir ağları ile sınıflandırma sonuçları.....	65

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

Simgeler Açıklama

$f(x,y)$	x ve y noktaları için tanımlı gri seviyeli örüntü bilgisi
α	Ölçek parametresi
β	Zamanda öteleme parametresi
α_0	Sabit bir ötelenme adımı
β_0	Zaman ekseninde ötelenme aralığı
$W_{m,n}$	Dalgacık dönüşüm katsayıları
b	Sapma vektörü
θ	Çizginin açısı
ψ	Dalgacık fonksiyonu
Φ	Yaklaşım fonksiyonu
T	Gri seviye dönüşüm fonksiyonu
$S(t)$	Orijinal sinyal
$g(t)$	Yüksek geçiren filtre
$h(t)$	Alçak geçiren filtre
A	Yaklaşım
D	Detay
x_i	Ağın i . giriş değeri
y_i	Ağın i . çıkış değeri
w	Ayarlanabilir ağ ağırlıkları
η	Öğrenme oranı ya da adım büyüklüğü
F	Çizgiden merkeze mesafe
μ_0	Gri sevideki görüntü değeri

μ_1	Parlaklık deęeri
μ_2	Karşıtlık deęeri
<u>Kısaltmalar</u>	<u>Açıklama</u>
ABD	Amerika Birleşik Devleti
db2	Daubechies dalgacık dönüşümü
Eş	Eşitlik
JPEG	Birleşik fotoğraf uzman grubu (Joint photographic experts group)
OKT	Optik karakter tanıma
LED	Işık Yayan Diyot (Light Emmitting Diode)
MATLAB	Matris laboratuvarı (Matrix laboratory)
sn	Saniye
TC	Türkiye Cumhuriyeti
USB	Evrensel Seri Veri Yolu (Universal Serial Bus)
YSA	Yapay sinir ağı

1. GİRİŞ

1.1. Örüntü Tanıma

Günümüzde, bilgisayarların hayata daha çok girmesiyle birlikte, görüntüde var olan nesnelere hakkında bilgi edinme ve bu edinilen bilgilerden anlamlar çıkarma konusu popülerliğini gittikçe artıran bir bilim dalı haline gelmiştir. Çalışmalarda sürekli insanın algılama sistemi taklit edilmiştir ancak hiçbir zaman tam anlamıyla insanın görme yeteneği bir makineye verilememiştir (Avcı, 2006). Makineye görme yeteneği kazandırabilmek için bilim adamları düzenli bir biçimde birbirini takip ederek gelişen örüntü adını verdikleri yapıları tanımaya çalışmışlardır. Bu anlamda, görüntüde düzenli bir biçimde birbirini takip eden nesnelere ses sinyali, uzaktan algılama verisi, insan yüzü, retina, doku, bir görüntü içerisindeki karakterler, biyomedikal cihazlardan elde edilen görüntüler, parmak izleri gibi içerisinde bilgi içeren yapılar örnek verilmektedir. Bu örneklerden anlamlı sonuçlar çıkarma işlemine örüntü tanıma denilmektedir.

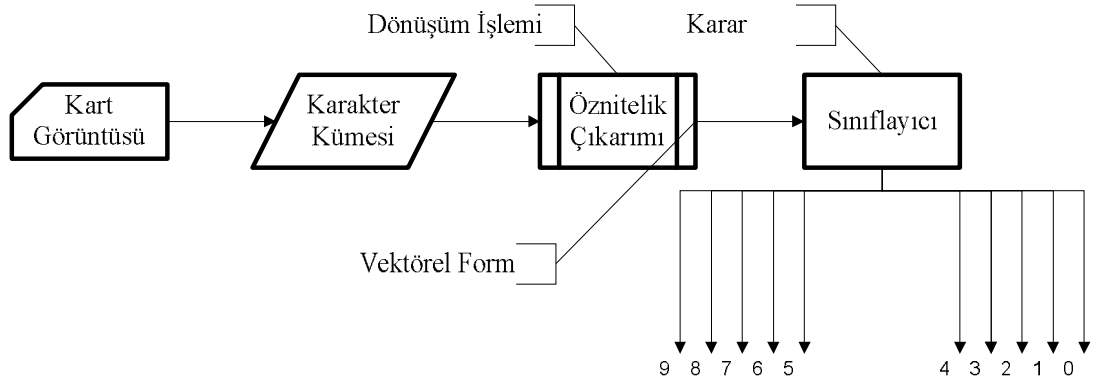
1.2. Örüntü Tanıma Süreci

Örüntü tanıma, 1960'lı yıllardan önce istatistiğin teorik araştırmalarının bir sonucu gibi görülmüş; ancak bu yıldan sonra bilgisayar teknolojisindeki hızlı gelişmelerle beraber farklı endüstriyel alanlarda kullanılmaya başlanmıştır (Cetişli, 2005).

Endüstriyel ortamda insanların yaptığı tekdüze işlemler; işgücü, zaman ve enerji kaybına neden olmaktadır. Tekdüze ve periyodik yapılan işlerde çalışanların zamanla dikkati dağılmakta ve ürün kalitesi düşmektedir. Ürün kalitesini artırabilmek için örüntülerin yüksek oranlarda doğru ve hızlı sınıflandırılması gerekmektedir. Yüksek oranlarda doğru ve hızlı bir sınıflandırma oluşturabilmek için nesnelere hakkında hızlı karar vermek gerekmektedir. Karar, düşünme yeteneği incelendiğinde dış dünyadan alınan görüntüleri işleyip sembollerle tanımlanan ve bu semboller ile bilgi birikimini kullanarak nesnelere gördüğü zaman onlar üzerinde bir fikir oluşturmasıdır (Ölmez

ve Dokur, 2009). Endüstriyel uygulamalardaki ürünlerin ya da nesnelerin ne olduklarına karar verirken bu karar verme işlemi yapacak olan bilgisayarda geliştirilen algoritmaların insan gibi cevap vermesi beklenemez. Örüntü tanımada, bilgisayar algoritmalarının, insanın görme anında karar verme yeteneğini geliştirebilmek için çevrede gelişen olayları, nesnelere, davranışları ve karakterler gibi örüntüleri gruplandırabilmesi gerekmektedir. Karar verme amacıyla geliştirilen algoritmalar, genellikle seçilen bir konu içindeki örüntüler hakkında karar üretecektir.

Bilgisayar algoritmalarına insanın görme yeteneği kazandırılabilir. Örneğin; kameradan alınan kimlik görüntüsünden karakter tanıma işlemi, rakamlar ve harfler; örüntü kümesini ve bu kümedeki örüntüleri temsil ettiği düşünülürse; bilgisayarların örüntüleri algılayabilmesi için bu kümedeki her bir örüntünün, bilgisayarın işleyebileceği bir vektörel form ile temsil edilmesi gerekmektedir. Bu vektörler, farklı bir dönüşüm yöntemi kullanılarak oluşturulmaktadır. Örüntüler, dönüşüm yapıldıktan sonra bilgisayarın işleyebileceği forma gelmektedir. Dönüşüm işlemi, kategorileri birbirinden ayıran ve kendi kategorisini en iyi temsil eden özneliklerin bulunması olarak düşünülebilir (Ölmez ve Dokur, 2009). Bu karakter tanıma işlemi örüntü tanıma sürecinden geçirmek istenirse, öncelikle kategori sayısının belirlenmesi gerekir. Bu sayı, bilgisayarın örüntüleri kaç gruba ayıracağını göstermektedir. Kamera ile alınan görüntüler sadece rakamlar içeriyorsa, kategori sayısı 10 (0,1...9) olarak belirlenecektir. Görüntüler içinde 10'dan fazla karakter bulunsu bile görüntüdeki tüm işaretler 10 gruba ayrılacaktır. Bu şekilde giriş olarak verilen bir görüntüden 10 tane ürün elde edilmiş olacaktır. Bu anlatılan kavramlar bloklar şeklinde Şekil 1.1.'de gösterilmiştir.



Şekil 1.1. Örüntü tanıma süreci

Örüntü tanıma süreci temel olarak üç blok şeklinde düşünülebilir: Örüntünün elde edilmesi, öznitelik çıkarma işlemi ve sınıflandırma işlemidir. Bu süreçler tezin materyal ve yöntemler bölümünde anlatılacaktır.

1.3. Örüntü Tanımının Bölümleri

Öncelikli olarak, bu tez çalışması, örüntü tanıma çerçevesinde moment tabanlı öznitelik çıkarma ve sinir ağı temelli bir sınıflandırma yöntemi kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

Çalışmada, temel olarak örüntü tanıma sürecinin yukarıda bahsi geçen üç ana başlığı (örüntülerin elde edilmesi, öznitelik çıkarma ve sınıflandırma) üzerinde durulmuştur. Tez çalışması kapsamında, örüntülerin elde edilebilmesi için TC kimlik kartı yer bulma algoritması geliştirilmiş, karakter tanıma uygulamalarında kullanılabilecek iki boyutlu ayırık dalgacık dönüşümü temelli bir öznitelik çıkarma yöntemi ve bu elde edilen özniteliklerin 10 farklı sınıfa ayrılmasını sağlayacak sinir ağı temelli bir sınıflandırma algoritması kullanılmıştır.

Çalışmanın düzeni şu şekildedir: Bölüm 2’de bu tez konusu ile ilgili yapılmış olan çalışmalar incelenmiştir. Bölüm 3’te örüntü tanıma sürecinde bahsi geçen üç ana

başlık olan örüntülerin elde edilmesi, öznitelik çıkarımı ve sınıflandırma adımları anlatılmıştır. Bölüm 4'te örüntülerin elde edilmesi, öznitelik çıkarımı ve sınıflandırma adına yapılan deneyler ayrı ayrı açıklanmış, her deneye ait sonuç ve yorumlara yer verilmiştir. Bölüm 5'te tez çalışması kapsamında yapılan araştırmalara ve geliştirilen yöntemlere dair genel sonuçları içermektedir.

2. KAYNAK ÖZETLERİ

Örüntü tanımada, optik karakter tanıma (OKT) en önemli araştırma alanlarından biridir. OKT; bilgisayarın, insan katkısı ya da müdahalesi gerekmeksizin optik karakterleri tanınması demektir (Chen, 2003). Bu tezde daha iyi bir işlevsellik oluşturulması ve insan hayatının değişik noktalarındaki işlemlerin kolaylaştırılması için bir OKT yöntemi geliştirilmiştir. Bu bölüm içerisinde OKT'nin geçmişi hakkında kısaca bilgi verilmiş, sonrasında bu konu ile ilgili yapılan bazı çalışmalar değerlendirilmiştir.

2.1. OKT Tarihi

İlk karakter tanıma çalışması, körler için Rus bilim adamı Tyurin tarafından 1900 yılında yapılmıştır. 1950'li yıllarda donanım olarak tasarlanan OKT makineleri, farklı fontlardaki rakamları tanıyabilmekteydi. 1970'lerde ise farklı fontlardaki metinler yazılımla tasarlanan otomatik metin okuyucuları ile okunabilmekteydi. O ana kadar okuma algoritmaları ana yapılarla ve mini bilgisayarlarla yapılmaktaydı. 1980'lere gelindiğinde ise okuma makineleri iyice yaygınlaşmıştı ve aynı sayfada yer alan farklı fontlardaki metinler bile tanınmaktaydı. Ancak asıl gelişme, kişisel bilgisayarların marketlerde yer alması ve yaygın olarak kullanılmasıyla başladı. Bazı ticari firmalar, farklı tarzlardaki yazı şekillerini, hatta el yazısını, farklı dillerin alfabelerini yüksek oranlarda çevrimdışı olarak tanımayı başardılar (Alshebeili et al., 1997; Chim et al., 1999). Günümüzde ise karakter tanıma alanındaki çalışmalar büyük uygulama alanı bulmuş ve kendine örüntü tanıma içinde ayrı bir yer edinmiştir. Uygulama alanları olarak posta kodlarının okunması, araba plakası okuma, barkod okuma, banka çeklerinin otomatik okunması, büro otomasyonu, reklam, afiş, market panolarının okunması sayılabilmektedir.

2.2. Yapılmış Çalışmaların Değerlendirilmesi

Trier ve arkadaşları makalelerinde, OKT'nin örüntü tanıma alanının en başarılı uygulamalarından biri olduğunu bahsetmektedirler. Ancak bunlar genelde yüksek kalitede basılmış metin belgeleri veya elle yazılmış metinlerdir. Çalışmalarında yüksek oranda tanıma performansı gerçekleştirebilmek için yapılan uygulamaya en uygun öznitelik çıkarım yönteminin belirlenmesi gerektiğini bahsetmektedirler (Trier et al., 1996).

Mani ve Srinivasan çalışmalarında taranmış görüntüler üzerinde karakter tanımaya çalışmışlardır. Yaptıkları çalışmada görüntü işleme süresini azaltabilmek için YSA (yapay sinir ağları) kullanmışlardır. YSA'nın paralel hesaplama kabiliyetleri tanımda yüksek hız elde etmelerini sağlayacağını düşünmüşlerdir (Mani and Srinivasan, 1997).

Leung ve Sze çalışmalarında yapmış oldukları çalışmada el yazısı ile yazılmış Çin karakterlerinin tanınması için karakterlerin uzunluk, yön ve pozisyon özniteliklerini elde etmeye çalışan bir öznitelik çıkarma yöntemi öne sürmüşlerdir (Leung and Sze, 1997).

Inoue ve arkadaşları çalışmalarında matematiksel eşitlikler içeren Japonca bilimsel makaleleri işleyebilen bir OKT sistemi önermişlerdir. Bunu yapabilmek için taranmış sayfa görüntüsünden matematiksel eşitlikler içeren metin satırlarını çıkarttıktan sonra her bir satırda bulunan Japonca karakterlerin bulunduğu alan ile matematiksel eşitliklerin bulunduğu alanı ayırmışlardır (Inoue et al., 1998).

Gorski ve arkadaşları çalışmalarında, Fransa, İngiltere veya Amerika'da düzenlenen el yazısı veya basılı çekleri işlemek için bir çek tanıma sistemi önermişlerdir (Gorski et al., 1999).

Zhang ve arkadaşları, iki tane öznelik seçme yöntemi kullanarak Çin karakterlerini tanımaya çalışmışlardır (Zhang et al., 2002).

Chen çalışmasında farklı çözünürlük ve gürültülü görüntülerde OKT algoritmalarını değerlendirmiştir. Bu çalışmada değişik şekil tabanlı görüntü değişmezlerinin (Hu, Fourier, Zernike momentleri gibi) OKT, örüntü tanıma ve nesne tanımadaki başarısını göstermiştir (Chen, 2003).

Koga ve arkadaşları, günümüzde en fazla kullanılan cihaz olan cep telefonlarına yönelik bir OKT uygulaması geliştirdiler. Bu uygulamayı yaparken az hafıza boyutu gerektiren karakter sınıflandırıcıyı aktif edecek bir seçkin öznelik çıkarma yöntemi kullandılar. Yapılan uygulama işlev olarak araç çubuğu içerisinden yazılan Japon Kanji karakterlerini, belgelerin resimli formatında aramaktadır. En iyi şartlar altında %95 tanıma başarısı oranına ulaşmışlardır (Koga et al., 2005).

Alnsour ve Alzoubady, yapısal öznelik çıkarma ve Neocognitron modeli sınıflandırma yöntemleri kullanarak Arapça karakterleri tanımlayabilmek için bir teknik önermiştir. Tasarladıkları sistem, yazılmış belgelerdeki Arapça karakterlerin tanınmasını sağlamaktadır. Yapılan çalışma sonucunda %90 başarı elde etmişlerdir (Alnsour and Alzoubady, 2006).

Ni ise Amerikan posta servislerindeki adresleri sıralamak için posta kodlarını okuyan çok katmanlı model, geri beslemeli öğrenme kuralına sahip yapay sinir ağı kullanan bir OKT sistemi geliştirmiştir (Ni, 2007).

Huang ve arkadaşları, belgelerdeki karakterleri tanıma için yeni bir yöntem ileri sürmüşlerdir. Sürülen yönteme göre benzer karakterler kendi aralarında gruplara ayrılmıştır. Bu gruplara bir şifreli algoritma ile farklı etiket numaraları atanmıştır. Bu atanan şifreler çözülerek farklı fonttaki aynı karakterlerin tanınması amaçlanmaktadır (Huang et al., 2007).

Sarhan ve Helalat, yapmış oldukları çalışmada 10-28 nöronlu iki katmanlı YSA kullanılarak Arapça karakterleri tanıyan bir sistem geliştirmişlerdir (Sarhan and Helalat, 2007).

Park ve Kwon, yaptıkları çalışmada YSA temelli OKT uygulamasının masaüstü sürümünü gömülü sistemlerde çalışacak bir OKT çalışmasına dönüştürdüler. Bu yaptıkları sistemde tanıma oranında değişme olmaksızın hız oranını %60 oranında artırdıklarını ve çalışan kod boyutunun yarıya indirdiklerini ifade etmektedirler (Park and Kwon, 2009).

Rodriguez ve arkadaşları, yabancı misafirlerin tabelalardaki önemli bilgiler hakkında bilgisi olabilmesi için geliştirilmiş bir çalışma yaptılar. Yaptıkları çalışmada tabelalardan cep telefonu kamerası ile alınan görüntüler üzerindeki İngilizce metinleri İspanyolcaya çeviren bir OKT uygulaması geliştirmişlerdir (Rodriguez et al., 2009).

Singh ve arkadaşları, yaptıkları çalışmada bankalarda ve tüzel şirketlerde yazıcı ve tarayıcılardan elde edilen Hint diline ait beş farklı font ve boyuta sahip karakterleri tanıyabilmek için bir plan önerdi. Tanıma işlemi sırasında bulanık mantık ve yapay sinir ağlarını kullanmışlardır (Singh et al., 2010).

Kır ve arkadaşları, yaptıkları çalışmada mobil cihazlar için karakter tanıma işlemi yaptılar. YSA ağ çıkışı olarak ASCII kod kullanmalarından dolayı başarı oranlarında düşme meydana geldiğini göstermişlerdir (Kır vd., 2011).

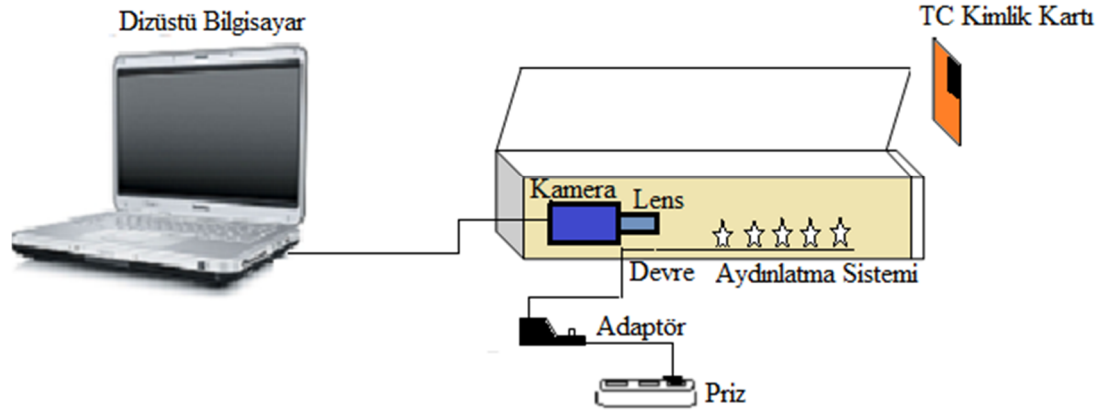
3. MATERYAL VE YÖNTEM

3.1. Materyal

Kamera karşısındaki kimlik numarasının görüntüsünü alabilmek için bazı materyaller kullanılmıştır. Bu bölümde kullanılmış olan materyaller hakkında bilgi verilmiştir.

3.2. Deney Düzeneği Tasarımı

Bu tezde, görüntü işleme yöntemleri kullanılarak, örüntü kümesi olarak elde edilen kamera görüntülerinden karakterlerin sınıflandırılması yapılmıştır. Bu işlemlerin gerçekleştirilmesi için düzenek tasarlanmıştır.

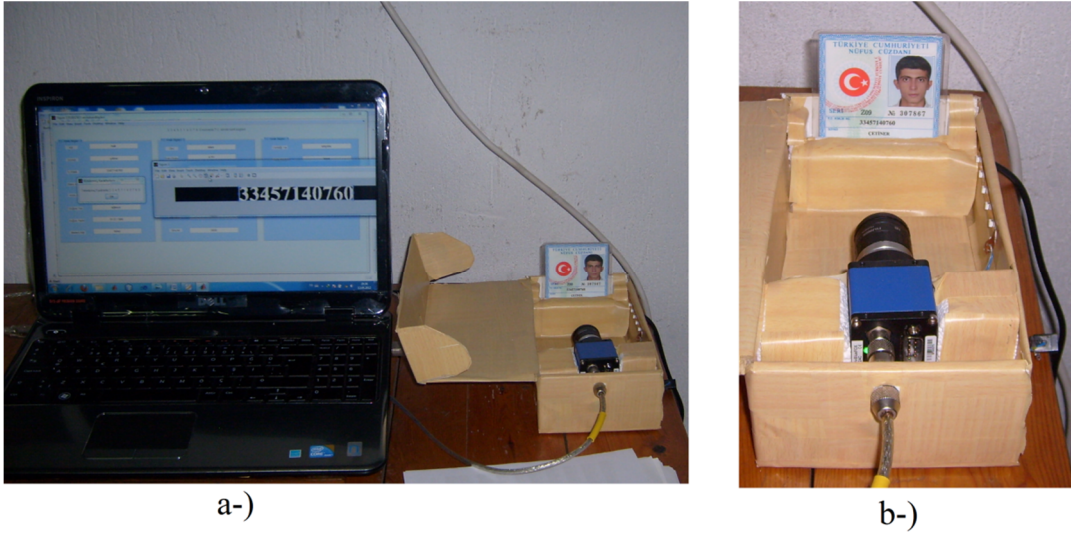


Şekil 3.1. Deney düzeneği tasarımı

Bu deney düzeneği; kamera, kamera lensi ve aydınlatma sisteminden oluşmaktadır (Şekil 3.1.). Tasarımı yapılan bu kısım deney düzeneğinin makine kısmıdır. Bir de deney düzeneğinde bulunan kameranın USB (Evrensel Seri Veri Yolu) portu üzerinden bağlı olduğu bir bilgisayar ve aydınlatma sisteminin elektrik enerjisini sağlayan ve ayarlayan güç kaynağı bulunmaktadır.

3.3. Deney Düzenegi

Tasarlanmış olan deney düzenegi, tez başlangıcında yapılan çalışmalarda kamera ile kimlik kartı arasında mesafeyi korumak ve kimlik kartını yerleştirebilecek bir bölme oluşturmak amacıyla tasarlanmıştır. Tez kapsamında yapılan çalışmalarda tanıma işlemlerini en kısa zaman içerisinde gerçekleştirmeye çalışılmıştır. Bu düzenek ile çalışmalar gerçek zamanlı olarak gerçekleştirilmiştir.



Şekil 3.2. Deney düzenegi: a-) Gerçek zamanlı çalışması, b-) Kabin ve iç yapısı

Şekil 3.2.a'da yapılan tez çalışmasının kamera yerleştirilmiş kabin içerisindeki görüntüsündeki karakterlerin tanınması gösterilmiştir. Şekil 3.2.b'de ise kamera, LED ve kartın yerleşim yerleri yakından gösterilmiştir.

3.4. Aydınlatma Sistemi

Aydınlatmanın iyi olduğu ve iyi olmadığı ortamlarda alınmış görüntüler arasında farklılıklar vardır. Örneğin; bir nesnenin öğle vakti güneşin tepede olduğu bir zamanda alınan görüntüsü ile ikinci vakti güneşin batmaya yakın olduğu bir zamanda alınan görüntüsü arasında büyük farklılıklar vardır. Hazırlanmış olan deney

düzeninde, aydınlatma sistemiyle aydınlatılmış ortamdaki, kabin içerisinde yerleştirilmiş olan kamera aracılığıyla elde edilmiş görüntüler ve aydınlatma yapılmadan normal oda ışığı, gün ışığı gibi farklı ışıklandırma durumlarında elde edilmiş görüntüler karşılaştırılmıştır (Er, 2011).

Tez çalışmasında aydınlatma yapılarak ve yapılmadan sistem iki farklı şekilde de çalışabilecek şekilde tasarlanmıştır. Yapılan çalışmalarda bazı kimlik kartlarının görüntüsü tek taraflı verilen ışığın etkisi olmadan alınmıştır. Bu alınan görüntüler için parlaklık ve kontrast artırımı yapılarak kimlik numarasını başarılı bir şekilde tanıma işlemi yapılmıştır.

3.5. Kamera ve Lens

Görüntü işleme teknikleriyle bir görüntü analiz edilirken görüntünün kaliteli olması gerekir. Kalitesi iyi olmayan bir görüntü ile en kaliteli görüntü işleme programlarının dahi istenilen sonuçları vermesi mümkün değildir. Dolayısıyla alınmış olan görüntünün çözünürlüğünün yüksek olması gerekir ki görüntü kalitesi artsın. Kameranın bilgisayarla bir kablo ile ya da kablosuz bir şekilde iletişim haline geçebilmesi gerekmektedir. Kurulan iletişimin ise olabildiğince hızlı olması gerekir. Kablosuz bağlantılar henüz istenilen seviyelerde hızlı bir iletişim sunmamaktadır. Kablo ile yapılan bağlantıda ise bağlantısı yapılacak kameranın da desteklediği en hızlı bilgisayar portu seçilmelidir. Bu tez çalışmasında kamera-bilgisayar bağlantısı için kameraya uyumlu olan USB portu seçilmiştir. Bu çalışma kapsamında, temel eleman olan kamera (Matrix vision, mv blue fox-124c smart CCD) hem renkli görüntü alabilirken hem de gri tonda görüntü alabilmektedir. Saniyedeki görüntü yakalama hızı oldukça iyidir. Kullanılan bu kamera, USB bağlantısı ile herhangi bir bilgisayara kolaylıkla bağlanıp, doğrudan verileri bilgisayara aktarabildiği için ara eleman olan görüntü işleme kartına ihtiyaç duyulmamıştır. Kameranın ayrıntılı özellikleri EK-1’de verilmiştir.

Lens bir fotoğraf makinesinde görüntünün yani ışığın giriş yaptığı saydam parçadır. Lensler, kullanılacak kamera ile uyumlu kullanılabilme özelliğine sahip olmalıdır. Kamerada kullanılmış olan lensin özellikleri EK-2’de verilmiştir.

3.6. Güç Kaynağı

Güç kaynağı olarak ayarlı adaptör kullanılmaktadır. Adaptör ise LED’ler ile yapılan aydınlatma sisteminin gücünün sağlanması için kullanılmıştır.

Adaptörün + ve – uçlarının değişme ihtimaline karşı LED devresini korumak için köprü diyot kullanılmaktadır.

220 Volt, 9 Watt, 500 mA adaptörün 1.5, 3, 4.5, 6, 7.5, 9 ve 12 volt çıkışlarına göre görüntü karakteristikleri çıkarılmıştır.

Bu deney gece ortamında, sadece beyaz LED ışıkları ile aydınlatılmış bir ortamdaki deney sonuçlarıdır.

Çizelge 3.1. Farklı gerilim değerlerinde deney sonuçları

Gerilim	Parlaklık	Karşıtlık	Tanıma
1.5	0.00	0	Başarısız
3	0.00	0.06	Başarısız
4.5	0.00	0.06	Başarısız
6	2.49	2.41	Başarısız
7.5	88.34	45.01	Başarılı
9	179.41	61.13	Başarılı
12	232.73	44.63	Başarılı

4.5 m²'lik bir odanın ortasında bulunan cam kaplamalı simitli floresan lamba ile aydınlatılmış ortamda yapılan deneyde elde edilen test sonuçları verilmiştir.

Çizelge 3.2. Floresan lamba ile elde edilen deney sonuçları

Gerilim (Volt)	Parlaklık değeri	Karşıtlık değeri	Tanıma
220	5.2686	2.9601	Başarılı

4.5 m²'lik bir odanın ortasında bulunan cam kaplamalı simitli floresan lamba ile kabin içerisindeki LED'ler yardımıyla aydınlatılmış ortamda yapılan deneyde elde edilen test sonuçları verilmiştir.

Çizelge 3.3. Floresan lamba ve LED'in her ikisi kullanımında elde edilen deney sonuçları

Gerilim (Volt)	Parlaklık değeri	Karşıtlık değeri	Tanıma
1.5	2.55	1.91	Başarısız
3	3.60	2.43	Başarılı
4.5	3.35	2.40	Başarılı
6	3.40	2.37	Başarılı
7.5	11.80	6.05	Başarılı
9	102.03	49.17	Başarılı
12	190.12	59.84	Başarılı

Bu farklı test sonuçları sonucunda, kameranın kimlik numarası görüntüsündeki nesnelere tanıyabilmesi için parlaklık değerleri değişkenlik göstermektedir.

3.7. Optik Karakter Tanıma

Makineyle yazılmış yazıların bilgisayar tarafından tanınmasına OKT sistemi adı verilmektedir. Karakter tanıma, görüntü tabanlı giriş örüntülerinin makine tarafından işlenerek anlamlı çıktılar üretilmesidir. Görüntülerin makine tarafından okunabilecek forma dönüştürülmesi için, kamera ile görüntüleme veya dokunma hassasiyetli ekrana doğrudan yazma gibi yöntemler vardır.

3.8. Optik Karakter Tanımının Önemi

Kamera gibi araçlar ile alınan görüntülerin bilgisayarlar tarafından kullanılabilir formatlara çevrilme gereksinimi her geçen gün artmaktadır.

El ile bilgi girişinin birçok şirket için yüksek maliyetli bir işlem haline geldiği günümüzde, bu tür işlemleri defalarca gerçekleştirebilecek kişilerin firmalarda uzun süre çalışmalarını sağlamak da bir hayli zorlaşmıştır. Ayrıca, bu tür el ile yapılan bilgi girişli işlemlerin çıktısı ve verimliliği düşük, hata oranları ise yüksek olmaktadır. Profesyonel bilgi girişi ile uğraşan firmalara bu işlemlerin dışarıdan yaptırılması ise güvenlik ve servis kalitesinin devamlı olmaması gibi sebeplerden dolayı tercih edilmemektedir. Çünkü anlık sistemde anlık ve önemli bir sıkıntı meydana geldiği zaman yazılım firmalarının aranması ve onlardan gelen sonuca bağlı kalınması işlemlerin memurlar tarafından yapılması zaman kayıpları oluşturmaktadır. Aynı zamanda bu tür yazılım firmalarına yıllık yüklü miktarda para ödenmesi gerekmektedir. İşte bu ve buna benzer sebeplerden dolayı resmi kurum ve kuruluşlarda kullanılmak üzere kişinin kimlik kart numara bilgilerini otomatik olarak kameradan bilgisayara aktaran bir sistem geliştirilmesi bu çalışmada amaçlanmaktadır. Bu sistem yardımıyla daha fazla kişiye, daha kısa zamanda hizmet verebilme imkânı sağlanması amaçlanmaktadır. Bu tez çalışmasının Devlet desteği ile Türkiye genelinde yayılarak hem hizmet veren hem de hizmet alan tarafından daha kullanışlı olması sağlanabilir.

Karakter tanıma alanındaki çalışmalar büyük uygulama alanı bulmuş ve kendine örüntü tanıma içinde ayrı bir yer edinmiştir. Uygulama alanları olarak; mobil cihazlardan alınan görüntüler, tarayıcılardan alınan taranmış görüntülerini tanıma çalışmaları, adliye, ücretli araba park yerleri, emniyet müdürlükleri gibi çok fazla önem arz eden noktaların buldukları yerlerde plaka tanıma çalışmaları, yollardaki trafik işaretleri ve market, alışveriş merkezi gibi yerlerin isimlerini tanıma çalışmaları yapılmaktadır.

Literatürde karakter tanıma teknolojilerinin sağladığı kolaylıklardan bahsedilmektedir. Örneğin; mektupların üstlerindeki adreslerin tanınıp posta koduna göre otomatik olarak ayrıştırılması, bankalara yollanan çeklerin otomatik olarak tanınıp gerekli hesap işlemlerinin elektronik ortamlarda gerçekleştirilmesi gibi işlemler karakter tanıma teknolojileri ile gerçekleştirilmektedir (Şekerci, 2007). Basılı evraklarla saklanan bilgilerin arşivlerde büyük alanlar gerektirmesi, aranan evrak ya da bilginin zor bulunması, dökümanların sayısal ortamlara transferini zorunlu kılmaktadır. Bu nedenle birçok firma OKT sistemlerine yatırım yapmaktadır. Bu ihtiyaç günümüzde artık sadece taranmış görüntülerin dijital ortama aktarılmasından ibaret değildir, aynı zamanda kamera tabanlı alınan görüntüler üzerindeki bilgilerin metin bilgisi olarak kullanılabilmesini de içermektedir.

3.9. Optik Karakter Tanıma İşlemlerinin Aşamaları

Sistem olarak bakıldığında OKT işlemi dört aşamadan oluşur. Görüntünün ön işleme adımlarından geçirilmesi ilk adımdır. Bu adım görüntünün bölütlemeğe hazır hale getirilmesi için uygun eşik değeri belirlenerek görüntünün eşiklenmesi ve normalleştirme yöntemlerinin görüntüye uygulanmasından oluşur. İkinci adım ise görüntü bölütleme işlemlerinden meydana gelmektedir. Bu adımda görüntü, üst üste binmeyen ve bağlı piksellerden oluşan alt parçalara ayrılır. Bir sonraki adım ise öznitelik çıkarma işlemidir. Öznitelik, iki farklı sınıfı birbirlerinden ayırmaya yarayan farklı özelliklerdir. Öznitelik çıkarmadaki esas amaç, bir sonraki aşama olan sınıflandırma aşamasındaki başarıyı artırmaktır. Bu yüzden karakterlerin birbirlerinden iyi ayırt edilebilmesi için özniteliklerin iyi seçilmesi gerekmektedir. Öznitelikler bir araya gelerek öznitelik vektörünü oluştururlar. Öznitelik vektörünün boyutunun gereğinden büyük seçilmesi, işlemlerin uzamasına ve sistemin başarımının azalmasına sebep olacaktır. Sınıflandırma aşamasında, öznitelik vektörü kullanarak eğitim ve test işlemleri yapılmaktadır (Avcı, 2006).

3.10. Ön İşlemler

Yapılan ön işlemler gruplandırılarak aşağıda anlatılmaktadır.

3.10.1. Eşik değeri belirleme

Sayılaştırılmış görüntüler genelde gri tonludur. Temiz bir görüntü için basit histogram tabanlı eşikleme yaklaşımı, görüntüleri iki tonlu hale çevirmeye yeterlidir. Piksellerin gri değerli histogramı göze çarpan iki tepeye sahiptir. İyi bir eşikleme değeri bu tepeler arasında yer alan ortalama gri seviyedir (Singh et al., 2010). Eşik değerinin iyi olabilmesi için dinamik olması gerekmektedir. Yoksa gerçek zamanlı sistemlerde bu elde edilen eşik değeri iyi bir sonuç vermemektedir. Ön işlemin ilk adımında dinamik eşik değerinin nasıl elde edilebileceği anlatılmıştır.

Eşik değerinin dinamik olmasında parlaklık ve karşıtlık ayarlamalarından yararlanılmıştır. Bu bilgilerden yararlanılarak yapılan uygulamada farklı oranlarda yıpranmalar, çeşitli derecelerde bozulmalar meydana gelmiş TC kimlik kartları kullanılmıştır. Bu kimlik kartları makine tarafından basılan font, oran, boy ve en gibi temel özelliklerindeki farklılıklardan kaynaklanan sebeplerden dolayı yoğunluk dağılımında değişimler meydana gelmektedir. Bu değişimlerden dolayı tek bir görüntüye uygulanan eşik değeri, diğer görüntüler için istenen etkiyi gösterememektedir. Bu sebeple kameradan alınan kart görüntülerinin gri seviye formatına çevirildikten sonra ikili formata dönüştürme yapıldığında istenilen ayarda bir görüntü elde edilememiştir. Bu sorunu ortadan kaldırmak için uygun parlaklık ve karşıtlık ayarlaması yapılmaya çalışılmıştır. Yapılan deney sonucunda gri seviyeli görüntünün ortalaması ve standart sapmaları kullanılarak istenilen kullanışlıkta ikili görüntüler elde edilmiştir. Bu adım, tez çalışmasında ilk adım olması ve diğer adımların temelini oluşturması açısından önem taşımaktadır.

Literatürde Çayırılı'nın tez çalışmasında bahsedildiği gibi gri ton değerlerinin ağırlıklı ortalamasını ve standart sapmasını hesaplayarak görüntünün genel görünümüyle

ilgili iki adet özellik elde edilebilir (Çayırılı, 2006). Gri ton değerlerinin ağırlıklı ortalaması görüntünün ortalama parlaklığının, standart sapması da karşılığın bir ölçüsüdür. Görüntünün parlaklığını ayarlamak için görüntü piksellerinin gri ton değerlerine sabit c sayısı eklenebilir. Bu durumda dönüşüm fonksiyonu,

$$N(x, y) = T(M(x, y)) = M(x, y) + c \quad (3.1.)$$

şeklindedir (Bellanger, 2000).

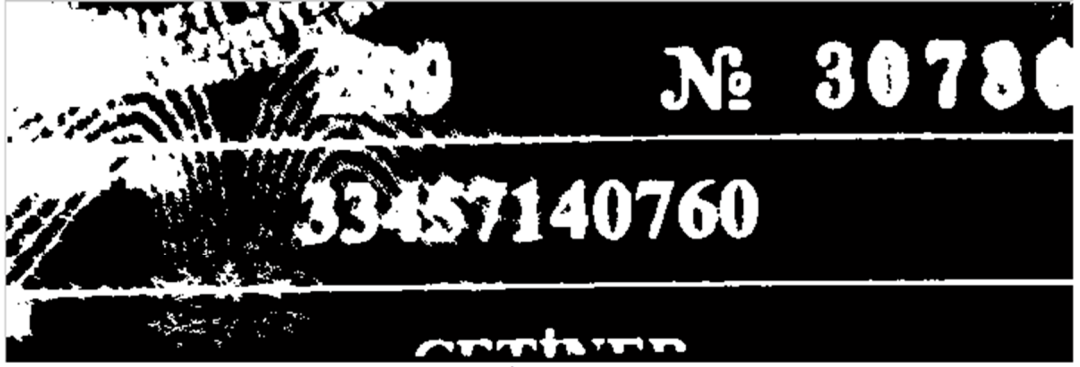
$$g(x, y) = T[f(x, y)] \quad (3.2.)$$

Eş. (3.2.)’de $f(x, y)$ giriş görüntüsü, $g(x, y)$ işlenmiş görüntü ve $T, (x, y)$ ‘nin bazı komşuları üzerinde tanımlanmış f fonksiyonu üzerinde uygulanan operatördür. T , Eş. (3.3.)’e göre bir gri seviye dönüşüm fonksiyonu olur (Gonzalez and Woods, 2002).

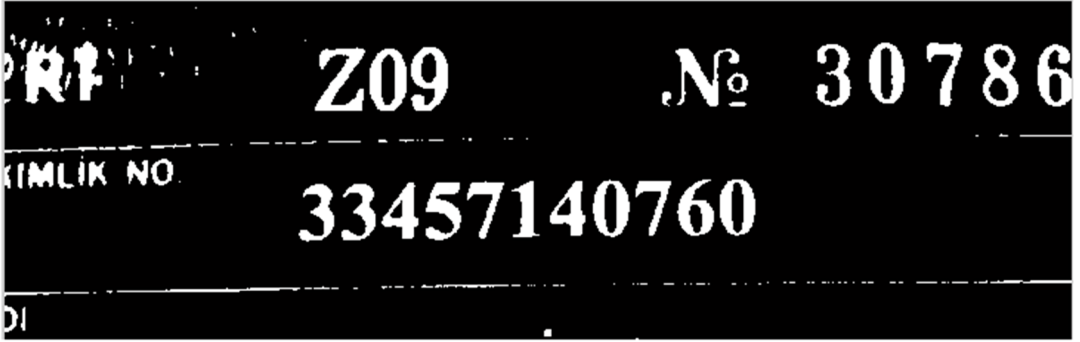
$$N(x, y) = T(M(x, y)) \quad (3.3.)$$

Eş. (3.2.) ve Eş. (3.1.) ifadesinde $N(x, y)$ ve $M(x, y)$ değişkenleri herhangi bir (x, y) noktasında sırasıyla $f(x, y)$ ve $g(x, y)$ ’nin gri seviyesini gösterirler. $N(x, y)$ ve $M(x, y)$ karanlıktan aydınlığa doğru gri seviyeyi göstermektedir.

Buradaki parlaklık ve karşıtlık ayarlamaları yardımıyla Şekil 3.3.b’deki görüntünün otomatik eşik değeri belirlenerek ikili formattaki görüntüsü elde edilmiştir. Bu görüntüler üzerinde bölütleme çalışmaları yapmak çok daha kolay olmaktadır. Ancak sabit bir eşik değeri ile yapılan görüntüler üzerinde bölütleme yapmak zorlaşmaktadır ya da yapılamamaktadır.



a-)



b-)

Şekil 3.3. Eşik değeri farklı iki görüntü: a-) Eşik değeri yüksek, b-) Eşik değeri düşük

Şekil 3.3.'de iki farklı eşik değeri ile elde edilmiş ikili görüntüler bulunmaktadır. Bu görüntülerden Şekil 3.3.a'daki görüntünün bölütlemeye uygun olmadığını görebilirken, Şekil 3.3.b'deki görüntünün bölütlemeye uygun olduğu söylenebilir.

Çizelge 3.4. Eşik değeri karşılaştırılması

	Eşik Değeri
Şekil 3.1.a'daki görüntü	120
Şekil 3.1.b'deki görüntü	48.20

3.10.2. Satır bölütleme

Satır bölütlenmesi; OKT için bir ön işleme aşamasıdır. Satır bölütleme tekniklerinin sınıflandırılması aşağıdaki gibidir:

1. Projeksiyon tabanlı yaklaşımlar,
2. Hough dönüşüm yöntemi,

3. Gruplama yöntemi,
4. Aktif dış hatlar yöntemi,
5. Grafik tabanlı yöntemler (Kavallieratou and Daskas, 2010).

Bu çalışmada, belirtilen dönüşümlerden Hough dönüşüm yöntemi üzerinde durulmuştur. Görüntüler nesne tanıma gibi bir amaç için kullanıldığında, görüntünün önemli karakteristik ve yapısal bilgilerini korurken görüntü üzerindeki bir miktar veriyi kaldırmak ve gürültüleri temizleyebilmek önemlidir. Kenar ya da yazılan metnin üzerine oturduğu satırın tespiti bir görüntüdeki gereksiz bölgelerin çıkarılmasını kolaylaştırır. Ancak resmin eğik olması sonucunda kenarların da dönmesi, kimlik numarası tespitini zorlaştırmaktadır. Hough dönüşümü böylesine zor durumlarda dahi çizgileri tespit etmek için geliştirilmiştir (Hough, 1962). Bu dönüşüm isteğe bağlı şekilleri kapsayacak biçimde genelleştirilmiştir (Duda and Peter, 1972; Ballard, 1987).

Bu dönüşüm yöntemi TC kimlik kart numarasının olduğu bölge bulunduktan sonra bu bölgede kart numarası ile birlikte gelen parçanın üstündeki veya altındaki çizgileri ortadan kaldırabilmek için kullanılmıştır.

Satırlar iki parametreyle eşsiz bir şekilde temsil edilebilir. Eş. (3.4.)’de gösterildiği gibi kullanılmaktadır:

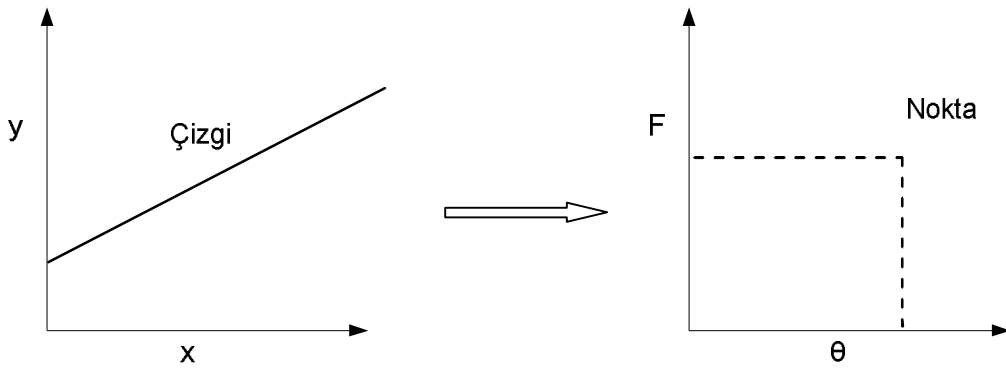
$$y = ax + b \quad (3.4.)$$

Eş. (3.4.)’de Hough dönüşüm yöntemi kenar bilgisi elde edilmiş gri seviye imgeler üzerine uygulanmaktadır. Yöntem imge uzayındaki bilgiyi parametre uzayına taşıyarak şekil bulma problemini bir yoğunluk bulma problemine dönüştürmektedir. Eş. (3.4.)’de her farklı (a, b) çifti farklı bir doğruyu temsil ederken, x ve y değerleri ise koordinat eksenlerini göstermektedir. Ancak bu form dikey çizgileri temsil etmemektedir. Sonuç olarak Hough Dönüşümü Eş. (3.5.)’deki formu kullanır, Eş. (3.4.)’e benzer şekilde Eş. (3.6.) tekrar yazılabilir. θ ve F sırasıyla çizginin açısı ve çizgiden merkeze mesafeyi belirtir.

$$F = x \cdot \cos(\theta) + y \sin(\theta) \quad (3.5.)$$

$$y = -\frac{\cos(\theta)}{\sin(\theta)} \cdot x + F/\sin(\theta) \quad (3.6.)$$

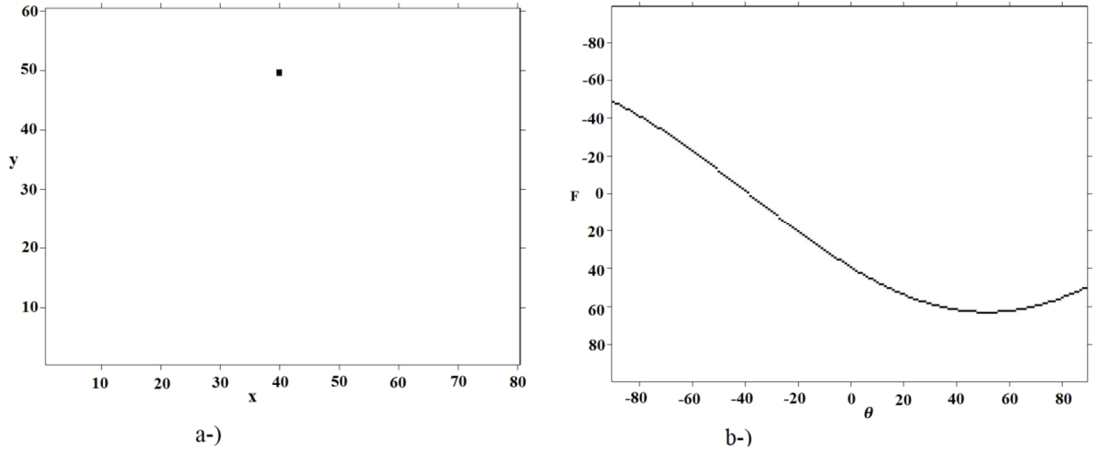
Bütün çizgiler $\theta \in [0, 180)$ ve $F \in R$ ya da $\theta \in [0, 360)$ ve $F \geq 0$ değerleriyle temsil edilebilir.



Şekil 3.4. Eşsiz bir çizginin Hough uzayında eşleşmesi (Anonymous, 2009)

Şekil 3.4. bir çizginin Hough uzayındaki hali gösterilmiştir. Sonuç olarak çizgiler için Hough uzayı iki boyutludur: θ , F ve bir çizgi, (θ_0, F_0) eşsiz parametre setini takip eden tek bir noktayla temsil edilebilir.

Hough dönüşümü için en önemli kavram tek noktaların eşleşmesidir. Hough uzayında bu ifadeyi sinüs eğrisi verir. $F_0 = (40, 50)$ noktası için Şekil 3.5.'de gösterilmiştir.



Şekil 3.5. Hough uzayında tek bir noktanın bir çizgiye dönüşümü: a-) Nokta F_0 , b-) F aracılığıyla bütün muhtemel çizgilerin Hough uzayında gösterimi

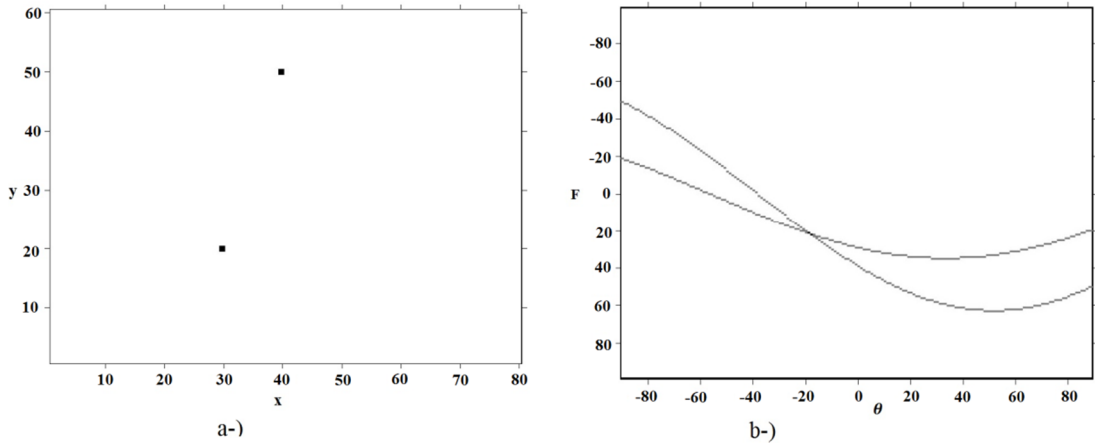
Hough uzay çizgisi, F_0 aracılığıyla tüm muhtemel çizgileri temsil eder. Tek bir nokta ile bir çizginin nasıl temsil edildiği görülmektedir (Şekil 3.5.a, b).

Düz çizgileri tespit etme adımları aşağıda verilmiştir:

1. Canny kenar tespiti kullanılarak kenar tespiti (Canny, 1986)
2. Bir akümülatörde Hough uzayı ve depolayıcının kenar noktaları ile eşleşmesi (her kenar pikseli için noktanın üzerinde olabileceği olası geometrik şekillerin polar koordinattaki değerleri kullanılan bir akümülatör matrisi üzerinde birer artırılarak her kenar pikselin olası şekilleri oylaması sağlanmış olur).
3. Sonsuz uzunluktaki çizgileri sağlamak için akümülatörün yorumlanması (akümülatör değeri en yüksek olan çizgiler en çok oy alan çizgiler olduklarından görüntü üzerinde bulunma veya belirgin olma olasılıkları en yüksek olmaktadır).
4. Sonsuz çizgilerin sonlu çizgilere dönüşümü

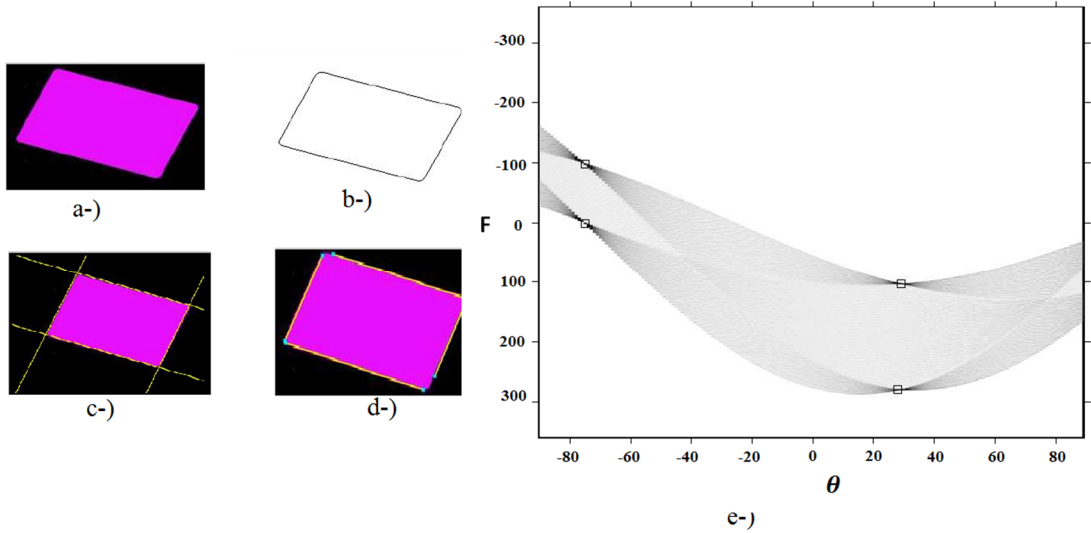
Burada akümülatör, kaynak görüntüler üzerinde çizgi arandığında, tespit edilen çizgilerin kesişim koordinatlarını tutan bir değişkendir.

Sonrasında sonlu çizgiler orijinal görüntünün arkasında üst üste getirilebilir. Hough dönüşümü giriş olarak ikili kenar haritası alır ve düz çizgiler olarak yerleştirilmiş kenarları tespit etmeye çalışır.



Şekil 3.6. İki noktanın bir çizgiye dönüşümü: a-) F_0 ve F_1 noktaları, b-) Hough uzayında F_0 ve F_1 'i gösteren iki çizgi

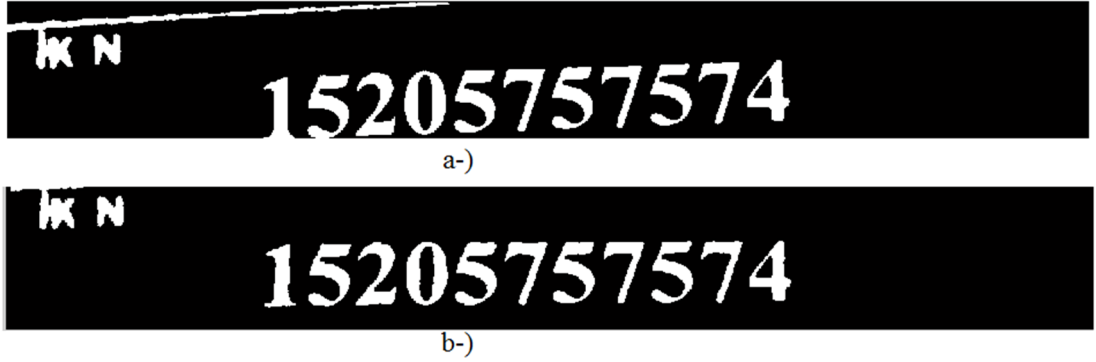
Hough uzay çizgilerinin kesişimi, F_0 ve F_1 'in her ikisinden geçen çizgiyi göstermektedir. Bir tipik kenar haritası birçok nokta içermektedir, fakat çizgi tespiti için prensip iki nokta için gösterilenle aynıdır. Her bir kenar nokta Hough uzayında bir çizgiye dönüştürülmektedir.



Şekil 3.7. Hough dönüşümü kullanarak satır tespiti: a-) Orijinal, b-) Kenarlar, c-) Sonsuz çizgiler, d-) Sonlu çizgiler, e-) Hough dönüşümü

Sonsuz çizgiler bütün kenar noktaları dönüştürüldüğünde akümülatörün yorumlanmasıyla tespit edilmiştir. Tam çizgi tespit sürecinin örneği Şekil 3.7.'de gösterilmiştir. Çizgi tespiti için en temel yol, bir çizgi olarak eşik değerin üzerindeki bütün akümülatör değerlerin yorumlanması ve akümülatör için bazı eşik değerlerin ayarlanmasından oluşmaktadır.

Klasik Hough dönüşümü uzunluğuna bağlı olarak hiçbir bilgi olmadan verilen F ve θ parametreleriyle tespit edilebilir. Böylece bütün tespit edilmiş çizgiler sonsuzdur. Eğer sonlu çizgiler istenirse, bazı ek analizlerle her bir satıra katkı sağlayan görüntü alanlarının belirlenmesi gerekmektedir. Bunu yapabilmek için birkaç algoritma mevcuttur. Akümülatördeki bütün noktalar için koordinat bilgilerini kaydetmek tek yoldur ve çizgileri kısıtlayabilmek için bu bilgiler kullanılır. Ancak bu daha fazla hafıza kullanmaya sebep olur. Bir diğer yol sonlu çizgileri bulabilmek için kenar resimde sonsuz çizgiler boyunca araştırma yapmaktır. Bu yaklaşım ilerleyici Hough dönüşümü olarak bilinmektedir (Anonymous, 2009).



Şekil 3.8. Hough dönüşümü uygulanmış görüntü: a-) Kimlik numarası ve satır çizgisi, b-) Satır çizgilerinin elendiği kimlik numarası

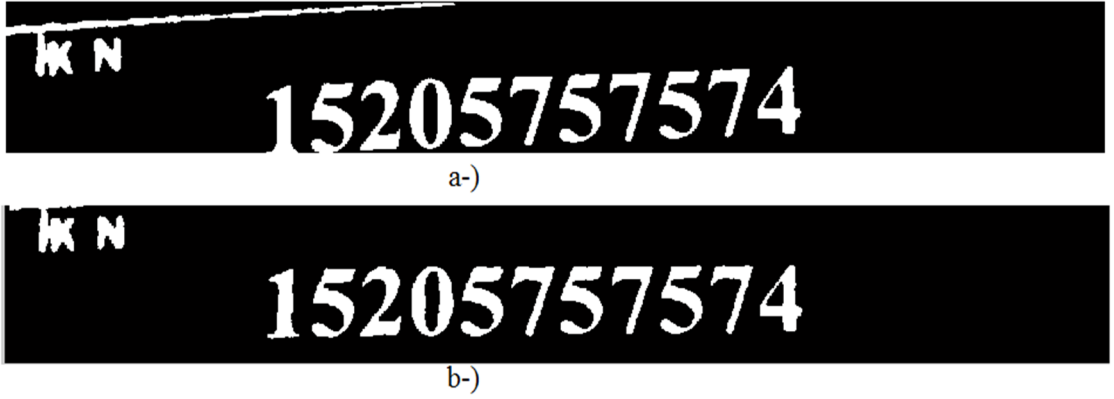
Bu dönüşüm ile birlikte elde edilen çizgi koordinatları kullanılarak başlangıç ve bitiş koordinatları arasındaki bölgenin kaldırılması sağlanmıştır (Şekil 3.8.). Yapılan çalışma ile birlikte bölütleme çalışmasında yaşanan problem ortadan kaldırılmıştır.

3.10.3. Bağlantı bileşen analizi

İkilik bir görüntü içerisinde birbiri ile hiçbir piksel komşuluğu olmayan nesnelerin değişik renklere boyanması ile görüntü içerisindeki bu nesnelerin birbirinden ayrılması işlemine etiketleme denir (Sonka et al., 2008). Etiketleme işlemini gerçekleştirmek için, ikili seviyedeki bir görüntü (0,0) orijin noktasından itibaren yani sol üst köşesinden başlamak suretiyle piksel piksel taranır. Taranan görüntüdeki nesnelere beyaz, artalan ise siyah renkte olan bu ikilik görüntüde tarama esnasında beyaz bir piksele rastlandığında, bu pikselin tüm komşuluklarına bakılır ve komşulukları arasında önceden etiketlenmiş başka bir piksel varsa bu beyaz piksele de aynı etiket atanır. Eğer bu beyaz pikselin komşuları arasında birbirinden farklı etiketlere sahip birden fazla piksel varsa bu etiketlerden en küçük değerlere sahip olanı bu beyaz piksele etiket değeri olarak atanır. Aynı zamanda birbirine komşu oldukları halde farklı etiket değerleriyle etiketlenmiş olan piksellere ait etiketler bir eşitlik tablosunda birbirine eşitlenir. Böylelikle bu piksellerin etiket değerleri farklı olsa da, aslında bu piksellerin aynı nesnenin bir parçası olduğu eşitlik tablosunda belirtilmiş olur. Eşitlik tablosundaki bu bilgiler bir sonraki tarama işleminde kullanılmak üzere saklanır (Sonka et al., 2008). Eğer tarama esnasında rastlanan beyaz etiketlenmemiş pikselin komşuları arasında daha önceden etiketlenmiş bir piksel yoksa bu piksele yeni bir etiket değeri atanır. Böylece bu pikselin yeni bir nesneye ait bir piksel veya daha önceden etiketlenmiş bir nesnenin alt çıkıntılarından birine ait bir piksel olduğuna karar verilmiş olur. Tarama bu şekilde görüntünün tamamını kapsayacak biçimde yapılır. Tarama sonunda eşitlik tablosunda hangi etiketlerin aslında aynı nesneyi temsil ettiği tespit edilir. Bu yeni veriler göz önünde tutularak görüntü baştan sona tekrar taranır ve eşitlik tablosunda aynı nesneye verilen değerler arasında en küçük değere sahip olan pikselin etiketi, aynı nesnenin tüm piksellerine etiket değeri olarak atanır. Bu işlem tüm görüntü taranacak şekilde yapılır. Tarama işlemi tamamlandıktan sonra görüntü içerisinde birbirlerine piksel komşulukları olmayan tüm nesnelere farklı bir renge boyanmış, yani etiketlenmiş olur. Etiketleme işlemi sonunda elde edilen görüntü içerisinde kullanılan farklı etiketlerin âdetinin sayısının tespiti o görüntü içerisinde toplam

(birbirine piksel komşuluğu olmayan) nesne sayısını bildirir. Böylelikle görüntü içerisindeki nesnelere otomatik olarak saydırılmış olur.

Yatay bölütleme yöntemiyle elde edilen alt görüntülerde; yukarıda verilen bilgiler ışığında etiketleme işlemi yaparak görüntü içerisinde birbiri ile bağlantılı tüm nesnelerin sayısının ve boyutunun bulunması sağlanmıştır. Bağlantılı bileşen sayısını dikkate alarak alt görüntülerdeki nesne sayısı on bir den daha az olan görüntüler elimine edilmiştir. Bağlantı bileşen analizli nesnelerin boyutları ise küçük parçaların ortadan kaldırılmasında kullanılmıştır (Şekil 3.9.).



Şekil 3.9. Bağlantı bileşen analizi ile küçük parçaların kaldırılması: a-) Özgün görüntü, b-) İşlenmiş görüntü

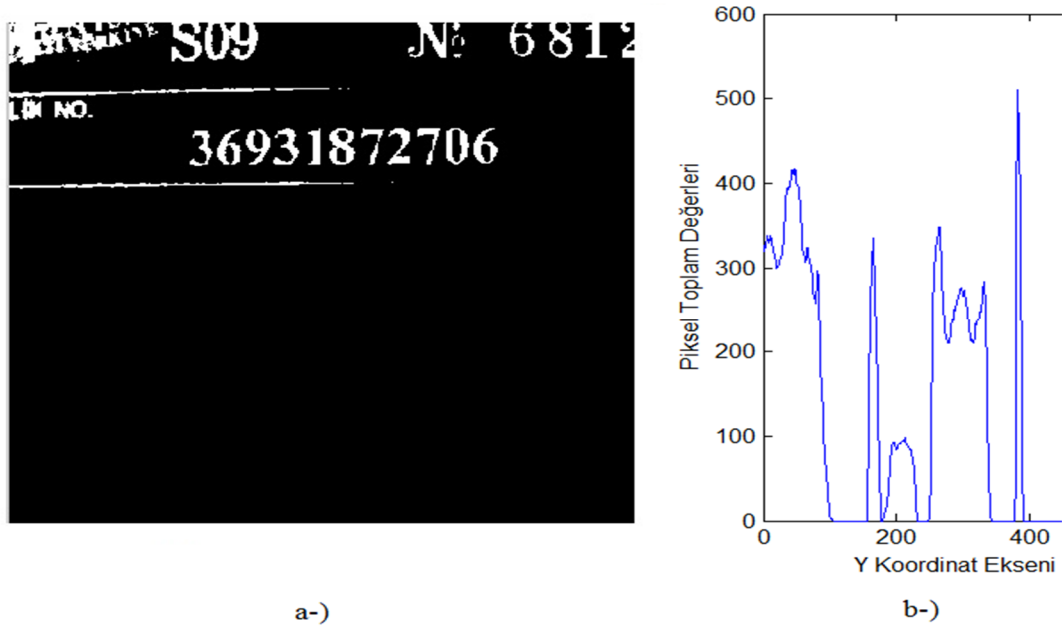
Şekil 3.9.a'daki görüntüde kimlik numarasının sol üst tarafında bulunan çizgi kaldırılmadan kimlik numarası bölütleme işlemi yapılamamaktadır. Bu noktada, bölütlemeye engel olan bu çizginin başlangıç ve bitiş koordinat değerleri Hough dönüşümü ile elde edilmektedir. Sonrasında bu koordinat değerleri çizgiyi kaldırmada kullanılmıştır.

3.11. Bölütleme

Bölütleme, görüntüdeki karakterlerin ayrıştırılması işlemidir. Karakterlerin öznelik çıkarma algoritmalarına gönderilmeden önceki en önemli aşamadır. Çünkü doğru bir tanıma yapılabilmesi için, karakterlerin doğru bir şekilde bölütlenmesi gerekir. Karakterlerin bölütlenmesi dört gruba ayrılır (Casey ve Lecolinet, 1995), ancak burada sadece eşikleme yardımıyla bölütleme yönteminden bahsedilecektir.

3.11.1. Eşikleme yardımıyla bölütleme

Görüntüyü, anlamlı bileşenlere kesme işlemine bölütleme denir. İyi bir bölütleme için, geçerli karakterlerin sahip olduğu genel özellikleri içeren parçaların bulunması önemli bir kısıttır. Kullanılan parçalama tabanlı yöntemler; karakter sıklığı ve beyaz alanları, dikey izdüşüm analizini, birleşik bileşen analizini, dönüm noktalarını kullanır. Bu dönüm noktaları yatay histogram grafiğinde karakterlerin değişim gösterdiği koordinatlardır. Bu koordinat değerleri kullanılarak görüntü farklı bölgelere ayrılmıştır.



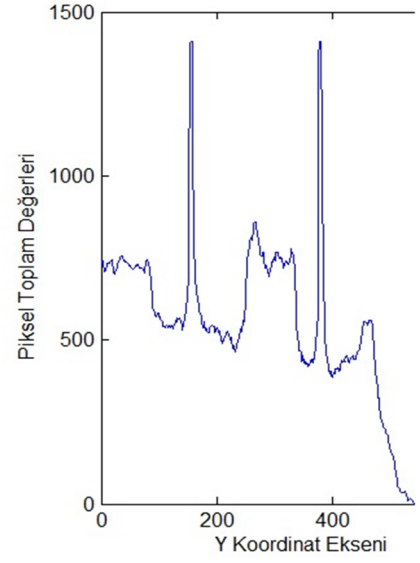
Şekil 3.10. Bölütlemeğe uygun görüntü: a-) Orjinal görüntü, b-) Toplamı verilmiş görüntü

Şekil 3.10.a'daki görüntü, bölütlemeğe uygun hale getirilmiş görüntüyü göstermektedir. Şekil 3.10.b'deki ise Şekil 3.10.a'dakinin her bir yatay satırın piksel değerleri toplamlarının grafiğini göstermektedir.

Şekil 3.11.'deki görüntü yatay bölütlemeğe uygun olmayan görüntüdür. Eğer uygun bir eşik değeri belirlemeden bölütleme yapmaya çalışılırsa bu yöntemde başarısız olunmaktadır. Yöntemin başarısız sonucu Şekil 3.11.'de gösterilmiştir.



a-)



b-)

Şekil 3.11. Bölütmeye uygun olmayan görüntü: a-) Orjinal görüntü, b-) Toplamı verilmiş görüntü

Şekil 3.11.a'daki görüntü, bölütmeye uygun olmayan görüntüyü göstermektedir. Şekil 3.11.b'deki görüntü ise Şekil 3.11.a'daki görüntünün her bir yatay satırın piksel değerleri toplamlarının grafiğini göstermektedir.

Histogram, görüntüdeki bir bilginin görüntüde kaç tane olduğunu gösteren bir grafiğdir. Çoğunlukla eşik değeri, histogram grafiğinin yorumlanmasıyla hesaplanır. Eşik değeri yardımıyla bölütleme işleminin genel ifadesi:

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{eğer } f(x,y) \geq T \\ 0 & \text{değilse } f(x,y) < T \end{cases} \quad (3.7.)$$

şeklindedir. $f(x,y)$, T , $g(x,y)$ eşitliklerin ifade karşılıkları için bkz. Eş. (3.1., 3.2., 3.3.). $g(x,y)$ değerinin 1 olduğu yerler görüntü elemanı, 0 olduğu yerler ise arka plan görüntüsü olarak tanımlanmaktadır. Eşik değerinin kullanıldığı bölütleme yöntemi, görüntüdeki cisimlerin birbirleriyle temas etmediği ve arka planın gri seviyesinden farklı bir gri seviyeye sahip olduğu görüntülerde başarılıdır. Bu noktada otomatik

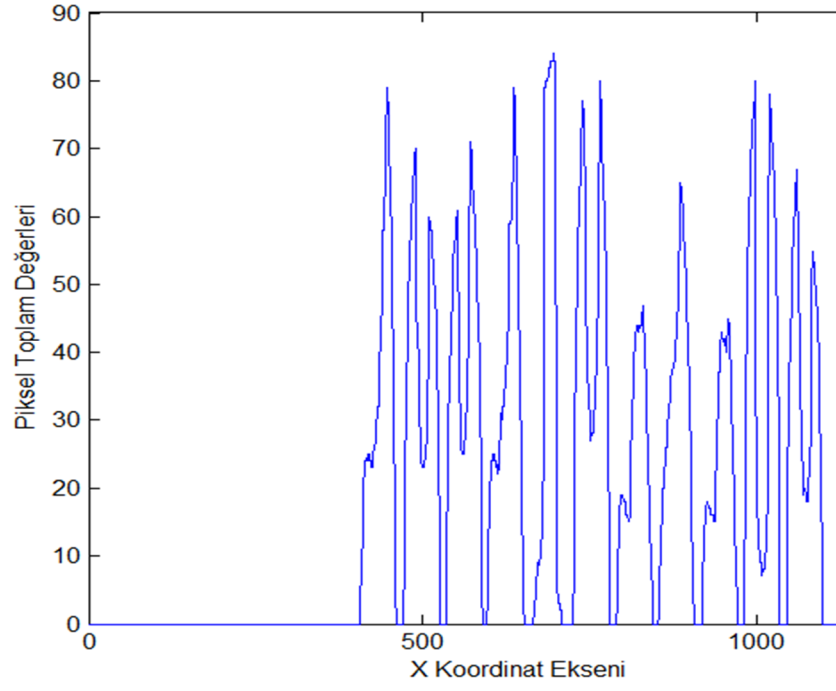
olarak eşik değeri belirlemede kullanılacak işlem adımları belirlenmiştir. Bu işlem adımları:

1. Alınan görüntü için T başlangıç eşik değeri belirleme.
2. Alınan görüntü gri formata dönüştürülmesi ve sonucun μ_0 değişkenine aktarılması.
3. Gri ton değerlerinin ağırlıklı ortalaması hesaplanması ve sonucu μ_1 değişkenine aktarılması.
4. Ağırlıklı ortalaması hesaplanmış görüntünün standart sapması hesaplanması ve sonucu μ_2 değişkenine aktarılması.
5. Elde edilen değerler kullanılarak en uygun eşik değeri belirleme eşitliği tanımlanması.

Çalışmalar sonucunda ayrıştırma işlemlerinde kullanılacak en uygun eşik değeri belirleme eşitliği aşağıda belirtildiği şekilde tanımlanmıştır.

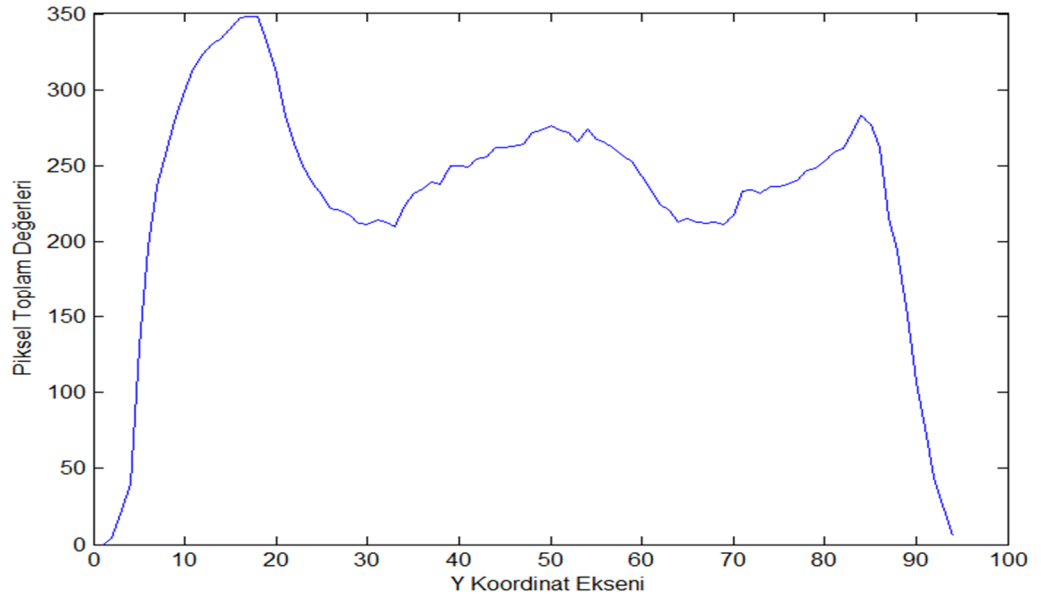
$$T = \mu_0 < ((\mu_1 + \mu_2) * 0.30) \quad (3.8.)$$

Görüntü ayrıştırma işleminin parlaklık değerleri farklı görüntülerde uygun eşik değeri belirlenmesine yardımcı olmuştur.



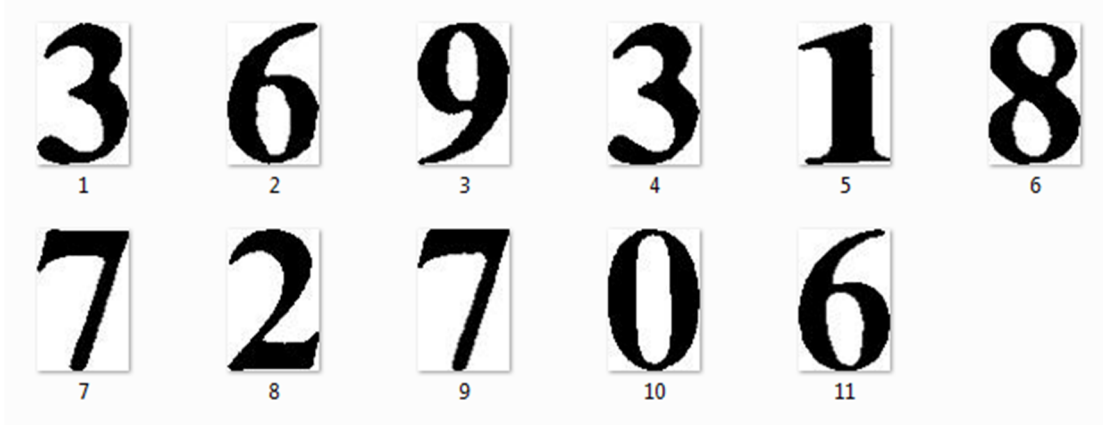
Şekil 3.12. Karakterlerin sütun piksel değerlerinin toplamı

Şekil 3.12. karakterlerin dikey yöndeki piksel toplamalarını gösteren grafiğdir. Bu şekil 11 haneli kimlik numarasının dikey histogram grafiğini göstermektedir.



Şekil 3.13. Kimlik numarasının yatay satır piksel değerleri toplamı

Şekil 3.13. numaraların başlangıç ve bitiş satır koordinat değerlerini tespit etmeyi sağlamaktadır. Şekilde başlangıç ve bitiş satırları arasındaki piksellerin toplamlarını göstermektedir.



Şekil 3.14. Eşikleme yardımıyla bölütlenmiş karakterler

Yatay ve dikey satırlarının başlangıç ve bitiş koordinatları tespit edilmiş histogram grafikleri yardımıyla kimlik numaraları birbirlerinden ayrıştırılmıştır (Şekil 3.14.).

3.12. Öznitelik Çıkarma

Görüntüde yer alan farklı her bir bilgi, öznitelik olarak tanımlanabilir. Bu farklı her bir bilgi, görüntü piksellerine yansıyan karakteristik özniteliklerdir. Piksel gri tonlarındaki değişimler, arka zemin niteliği, karakter font büyüklüğü ve bölgesel yoğunluk farklılıkları bunlara örnek olarak verilebilir. Öznitelik bilgisi çıkarımı sırasında, karakter yapısında yer alan yatay, dikey, köşegenel öznitelikleri ile elde edilen veriler kullanılabilir.

3.12.1. Öznitelik vektörü nitelikleri

Öznitelik vektörünün başarılı çıkarımı, tüm görüntü algılama sisteminin sonucuna doğrudan etki eder. Bu aşamada bölgelere ait öznitelikler belirlenir. Belirlenen farklı

öznitelikler, öznitelik vektörünü oluşturur. İyi bir öznitelik vektörü aşağıdaki dört özelliğe sahip olmalıdır (Castleman, 1996):

1. Ayırım: Öznitelikler farklı sınıflardaki nesnelere hakkında büyük ölçüde farklı değerler üretebilmelidir. Örneğin, yuvarlak meyvelerden oluşan bir görüntüde çap iyi bir ayırt edici özniteliktir (Castleman, 1996).
2. Aitlik: Öznitelikler, aynı sınıfa dâhil olan tüm nesnelere için benzer değerler üretmelidir. Örneğin değişen renk değerlerine sahip elmalardan oluşan bir görüntü için renk özniteliği zayıf bir özniteliktir. Yeşil elma ile kırmızı elma, aynı sınıfa ait olmalarına rağmen, renk bakımından farklı olduklarından dolayı farklı öznitelik değerleri üretecektir (Castleman, 1996).
3. Bağımsızlık: Kullanılan farklı öznitelikler birbirleriyle ilişkisiz olmalıdır (Castleman, 1996).
4. Vektör büyüklüğü: Öznitelik vektörü gereğinden fazla öznitelik içermemelidir. Öznitelik vektörü veriyle kıyaslandığında çok fazla sayıda öznitelik içermesi işlem miktarını artıracığından, genel algılama sisteminin başarısını olumsuz yönde etkileyecektir. Benzer şekilde, gürültüden etkilenen veya birbirleriyle ilişkili öznitelikler genel sistemin başarısında olumsuz etkenlerdir (Avcı, 2006).

İdeal olarak bölgeden çıkarılmış öznitelik vektörlerinin farkının az olması gerekir. Buna karşın, farklı bölgeden çıkarılmış öznitelik vektörünün ise birbirinden çok daha farklı olması gerekir. Algılama yönteminin farklı türleri olmasından dolayı, özelliği temsil edebilecek tek bir yol yoktur. Öznitelik vektörü N boyutlu olabilir. Ancak boyutun büyümesi işlem miktarının artması ve bunun sonucu olarak da hesaplamaların zorlaşması ve işlem miktarının artması anlamına gelmektedir (Avcı, 2006).

Öznitelik çıkarma işlemi çıkan öznitelikleri daha sonra sınıflandırmada kullanmak üzere karakteri en iyi temsil edecek ayırt edici öznitelikleri bulma açısından önemlidir (Cai and Liu, 1999). Bu bölümün ana amacı, karakter şekillerindeki değişimlerden bağımsız, gereksiz bilgilerden arındırılmış bir öznitelik kümesiyle karakteri temsil edebilmektir. Literatürde birçok öznitelik çıkarma yöntemlerinden

bahsedilmektedir. Karakter tanımda zincir kodu, histogram, şablon eşleme, karakterlerin parça analizi, dış hat takibi, karakter şekline uygun katsayıları bulma gibi yapısal analizlerle öznitelikler çıkarıldığı gibi, daha çok süzgeçleme mantığına dayanan ve bölgesel analizler yapan moment yöntemleri de kullanılmaktadır (Cetişli, 2005). Orijinal verilerden öznitelik çıkarma işlemi örüntü tanıma probleminde önemli bir basamaktır.

Karakter tanıma probleminde, karakterin görüntü içindeki konumunun, boyutunun ve yönünün değişkenliği sınıflandırma başarısını düşüren en önemli sorunlardır. Bu amaçla ölçekleme, yer değiştirme ve dönmeye karşı değişmez olan moment tabanlı öznitelikler yaygın olarak tercih edilirler (Khotanzad and Hong, 1990; Theodoridis and Koutroumbas, 2008). Değişmez momentler aynı zamanda şekil tanıma amaçlı da kullanılırlar. Geometrik, Legendre, Zernike, Fourier-Mellin ve dalgacık gibi moment yöntemleri mevcuttur (Hu, 1962; Shen and Ip, 1999).

Kimlik kartlarında baskı makineleri tek tip ya da tek fontta kimlik numarası basmamaktadır. Değişik baskı noktalarından dolayı, görüntü içindeki yerinin değişmiş olması, üst, alt, sağ ya da sol çizgiye yakın olması gibi baskı yerlerinin farklılık göstermesi, font koyuluklarının farklı olması, küçük ya da büyük yazılması, karakterlerin üst çizgi ile bitişik olması mümkündür. Bu nedenle moment yöntemleriyle karakter özniteliklerinin çıkarılması tercih edilmiştir. Bu çalışmada sinyalin alçak ve yüksek frekans bileşenlerine ayrılmasında ayırık dalgacık dönüşüm türü olan Daubechies türünün 'db2' filtrelemesi kullanılmıştır.

3.12.2. Ayırık dalgacık dönüşüm fonksiyonu

Dalgacık dönüşümünde, tüm ölçek aralığında analiz yapılırsa çok büyük veri yığınları oluşmakta ve çok fazla sayıda işlem yapılması gerekmektedir. Bu istenmeyen bir durumdur bu yüzden belirli ölçek grupları tespit edilir ve bu aralıkta analizler yapılırsa, bu analize ayırık dalgacık dönüşümü denilmektedir (Misiti et al., 1997). En çok kullanılan ölçek adımı ikilik ölçek ve zaman adımıdır (Küçük ve

Ağırlioğlu, 2006). Seçilmiş yeni ölçek değerleri ile yeniden ifade edilen ve ayrık dalgacık dönüşümü için kullanılan fonksiyon Eş. (3.9.)'da verilmiştir.

$$\psi_{m,n}\left(\frac{t-\beta}{\alpha}\right) = \alpha_0^{-m/2} \psi\left(\frac{t-n\beta_0\alpha_0^m}{\alpha_0^m}\right) \quad (3.9.)$$

Burada m ve n tamsayı olarak dalgacığın sırası ile ölçek ve zaman eksenindeki öteleme parametreleridir. β_0 , sabit bir ötelenme adımını ifade eder ve değeri 1'den büyüktür, β_0 zaman eksenindeki ötelenme aralığı değeridir. Eş. (3.9.)'da zaman eksenindeki ötelenme adımının α_0^m değerine bağlı olarak $n\beta_0\alpha_0^m$ şeklinde ifade edilebilir.

En sık kullanılan α_0 ve β_0 değerleri 2 ve 1 (Mallat, 1989), ikinin katları kullanılarak oluşturulan yaklaşım ve dalgacık fonksiyonu sırasıyla Eş. (3.10.)'daki gibi tanımlanabilmektedir:

$$\begin{aligned} \Phi_{m,n}(t) &= 2^{-m/2} \Phi(2^{-m}t - n) \\ \psi_{m,n}(t) &= 2^{-m/2} \psi(2^{-m}t - n) \end{aligned} \quad (3.10.)$$

Bir i ayrık zaman adımına sahip N tane örnek içeren S_t zaman serisi için, ayrık dalgacık dönüşümü Eş. (3.11.)'deki gibi tanımlanabilmektedir:

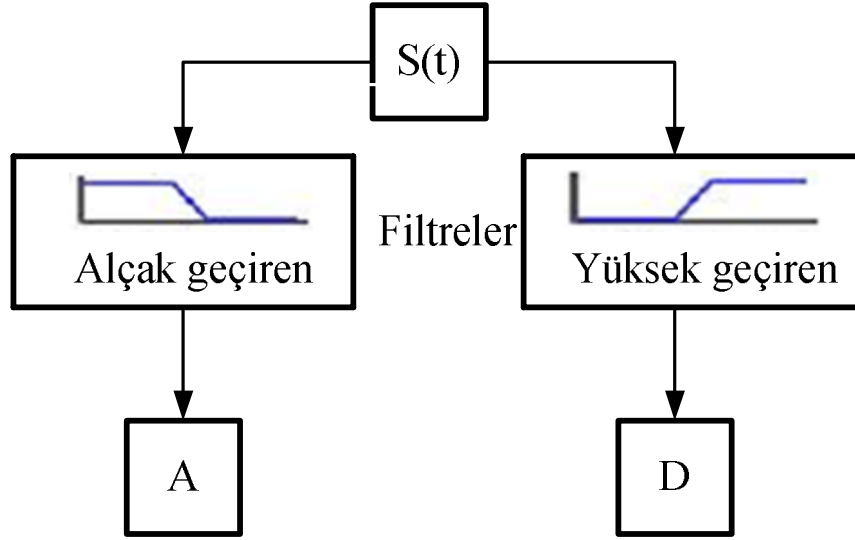
$$W_{m,n} = 2^{-m/2} \sum_{i=0}^{N-1} S_i \psi(2^{-m}i - n) \quad (3.11.)$$

Eş. (3.11.)'de $W_{m,n}$, $\alpha = 2^m$ ölçek ve $\beta = 2^m n$ zaman değerine sahip dalgacık dönüşüm katsayılarıdır.

Ayrık dalgacık dönüşümü, 1988 yılında Mallat tarafından filtreler kullanılarak geliştirilmiştir. Mallat algoritması olarak da bilinen bu yöntem, iki kanal alt bant

kodlayıcısı ile yapılan hızlı bir dalgacık dönüşümü yapan filtreleme algoritmasıdır (Misiti et al., 1997; Lee et al., 1999; Percival and Walden, 2002).

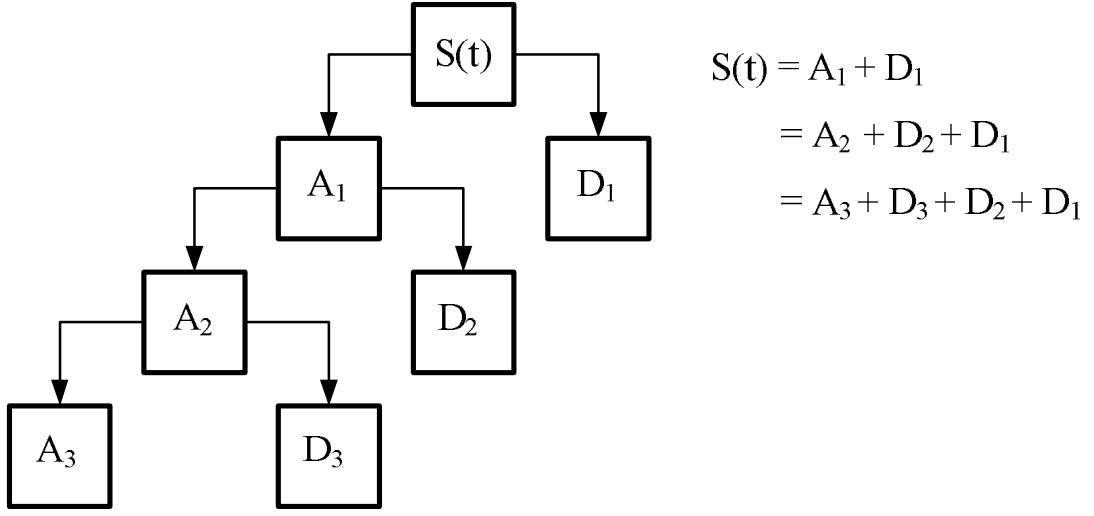
Ayrık dalgacık dönüşümü, sinyalleri, iki ana bileşene ayırmaktadır. Bu işlem filtreler kullanılarak yapılmaktadır. Bu ana bileşenlerden birincisi düşük frekanslı bileşenler yani alçak geçiren filtre çıkışlarıdır, bir diğeri ise yüksek frekanslı bileşenler yani yüksek geçiren filtre çıkışlarıdır.



Şekil 3.15. Dalgacık dönüşümünde süzgeçleme işlemi (Demir, 2008)

Ayrık dalgacık dönüşümünde oluşan, ana bileşenlerden düşük frekanslı bileşenlerine yaklaşımlar (A), yüksek frekanslı bileşenlerine ise detaylar (D) denilmektedir. Ayrık dalgacık dönüşümü işlemine tabi tutularak ayrıştırma işlemi uygulanan $S(t)$ sinyali eşit sayıda alt frekans bileşenine yani yaklaşımlara (A) ve yüksek frekans bileşenine yani detaylara (D) ayrıştırılmaktadır.

Dalgacığın Mallat'ın öngördüğü çoklu çözünürlük analizi ve ikili örnekleme uygun olması sinyallerin istenilen seviyede ve hızda incelenmesini sağlamaktadır (Strang and Nguyen, 1997; Rao and Bopardikar, 1998). Şekil 3.16.'da 3. seviyede bir $S(t)$ sinyalinin ayrışımı görülmektedir.



Şekil 3.16. Standart dalgacık analizi

Şekil 3.16.'da standart dalgacık dönüşümü ile alt bantlara ayrıldıktan sonra, sinyalin yaklaşım bileşeni, aynı işlem ile tekrar alt bantlarına ayrılmaktadır ve bu işleme, istenen çözünürlüğe ulaşınca kadar devam edilmektedir.

Şekil 3.16.'da görüldüğü üzere, ayrık dalgacık dönüşümüne tabi tutulan sinyal $S(t)$ hiçbir kayba uğramaz, sadece ana dalgacıkla çarpılarak, bileşenlerine ayrıştırılmıştır. Buradaki A_3 yaklaşım bileşeni, temel bileşendir. Yaklaşımlar, yüksek ağırlıklı, düşük frekanslı bileşenlerdir. Detaylar ise düşük ağırlıklı, yüksek frekanslı bileşenlerdir. Dalgacık dönüşümünde amaç görüldüğü üzere, sinyali yaklaşım ve detaylarına ayrıştırmaktır. Elde edilen yaklaşım tekrar ikinci seviye yaklaşım ve detayına ayrıştırılır, bu işlem istenilen sonuç elde edilene kadar tekrarlanabilir. Bileşenlere ayırma işlemi ardışık tekrar ederek sinyali istenilen çözünürlük seviyesinde bileşenlere ayırmak mümkün olmaktadır (Misiti et al., 1997). Ardışık tekrarlama işlemi Şekil 3.16.'da gösterilmiştir.

Orijinal $S(t)$ işareti önce yüksek geçirgen $g(t)$ filtresinden ve alçak geçirgen $h(t)$ filtresinden geçirilmektedir. Bu seviyeli bir ayrıştırma işlemidir ve matematiksel olarak Eş. (3.12.) ve Eş. (3.13.)'deki gibi ifade edilmektedir:

$$D(k) = \sum_t S(t)g(2k - t) \quad (3.12.)$$

$$A(k) = \sum_t S(t)h(2k - t) \quad (3.13.)$$

Eş. (3.12.) ve Eş. (3.13.)’te 2 ile alt örneklemenin ardından sırasıyla yüksek geçirgen ve altçak geçirgen filtre çıkışlarıdır. k ise filtre seviyesidir.

3.12.3. İki boyutlu kesikli zaman dalgacık dönüşümleri

İki boyutlu alt bant analizi, 1-boyutlu analizin sırasıyla düşey ve yatay eksene uygulanmasıyla yapılmaktadır. Yatay ve düşey süzgeçlemenin sonucunda üretilen dört yeni alt uzayda bir adet yaklaşık görüntü; yatay, dikey ve köşegen yönlerde olmak üzere üç adette ayrıntı görüntüsü elde edilmektedir. Bunlar:

$$\Phi(x, y) = \Phi(x)\Phi(y) \quad (3.14.)$$

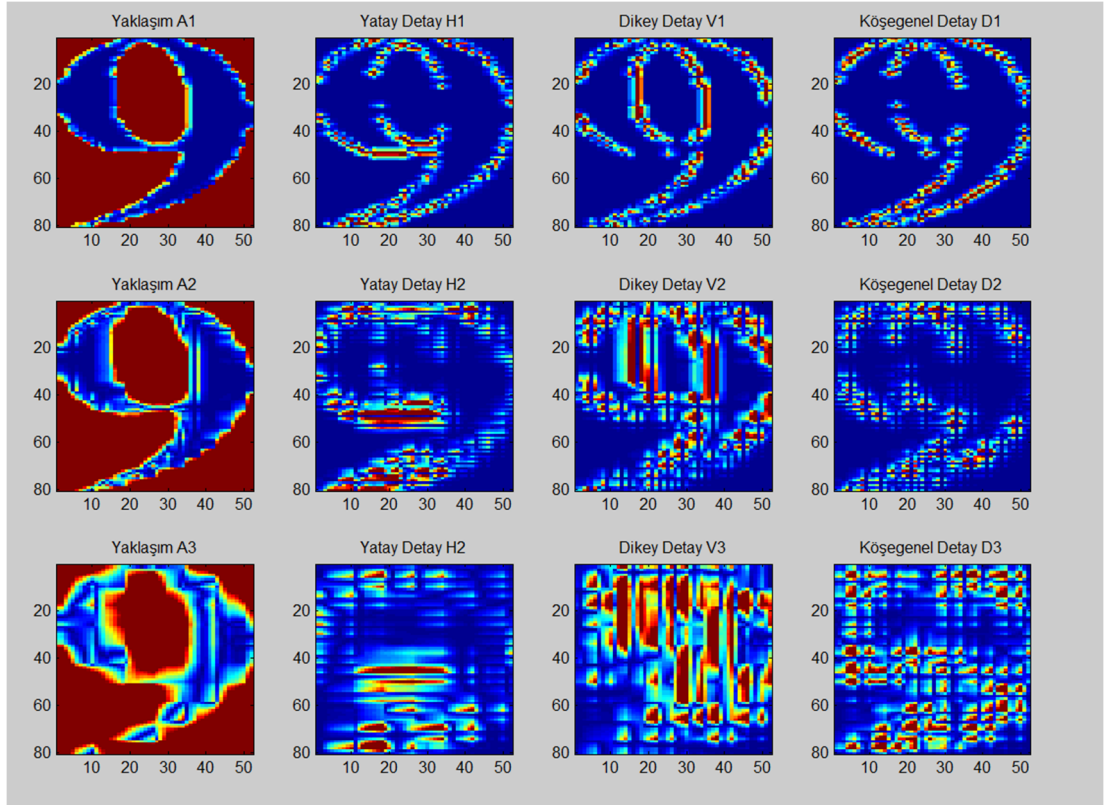
$$\Phi^Y(x, y) = \psi(x)\Phi(y) \quad (3.15.)$$

$$\psi^D(x, y) = \Phi(x)\psi(y) \quad (3.16.)$$

$$\psi^K(x, y) = \psi(x)\psi(y) \quad (3.17.)$$

biçiminde ifade edilir (Cetişli, 2005). Eş. (3.14., 3.15., 3.16. ve 3.17.)’lerinde sırasıyla yaklaşım, yatay, dikey ve köşegenel katsayılar elde edilmektedir.

Bu işlemlerin sonrasında iki boyutlu ayrık dalgacık dönüşüm fonksiyonu, Daubechies ‘db2’ türünden 3. seviye bir filtreleme ile bir görüntünün yaklaşım ve diğer ayrıntı bilgilerinin görüntüde gösterimi Şekil 3.17.’de verilmiştir.



Şekil 3.17. Üçüncü seviye yaklaşım ve ayrıntı öznitelikleri gösterimi

Şekil 3.17.'de 9 numarasını içeren bir görüntünün yaklaşım ve ayrıntı öznitelikleri gösterilmiştir.

3.13. Yapay Sinir Ağları

İnsanoğlu yaradılışından beri doğa ile iç içe yaşamış ve ondan esinlenerek karşılaştığı problemler için çözüm yöntemleri geliştirmiştir. Bu yöntemler bilgisayar kullanılarak yapılan sayısal hesaplamaların hızla gelişmesiyle çok ilerleme kaydetmiştir. Geliştirilen yöntemlerin bazıları canlı organizmayı örnek alarak yapılmıştır (Şen, 2004). YSA'da bu şekilde insanın biyolojik nöron yapısını dikkate alarak geliştirilen bir yöntemdir.

Biyolojik nöron yapısını içeren insan beynine bakıldığında, insanın en temel parçası olduğu görülmektedir. İnsanın temel parçası olarak hatırlama, düşünme, her harekette daha önceki deneyimlere başvurma yeteneğini sağlayan kendine özgü sinir hücreleridir. İnsan beyninde yaklaşık 10^{11} sinir hücresi vardır. Her bir biyolojik sinir hücresinin yaklaşık 10.000 kadar komşu bağlantısı vardır. Bu bağlantılar sinirlerden uyarı alır. İnsan beyninin çalışma frekansı 100 Hz'dir, ağırlığı yetişkin bir insanda yaklaşık 1.3 kg.dır.

Her bir biyolojik sinir hücresinin 10.000 kadar komşu bağlantısı olduğu sistem, merkezinde sürekli olarak bilgiyi alan, yorumlayan ve uygun bir karar üreten beynin bulunduğu üç katmanlı bir sistem olarak açıklanmaktadır. Bu katmanlar; çevreden gelen girdileri elektriksel sinyallere dönüştürerek beyine ileten alıcı sinirler, beynin ürettiği elektriksel sinyalleri çıktı olarak uygun tepkilere dönüştüren tepki sinirleri ile alıcı ve tepki sinirleri arasında ileri ve geri besleme yaparak uygun tepkiler üreten merkezi sinir ağı olarak sıralanmaktadır (Saraç, 2004).

3.14. Yapay Sinir Ağlarının Ana Öğeleri

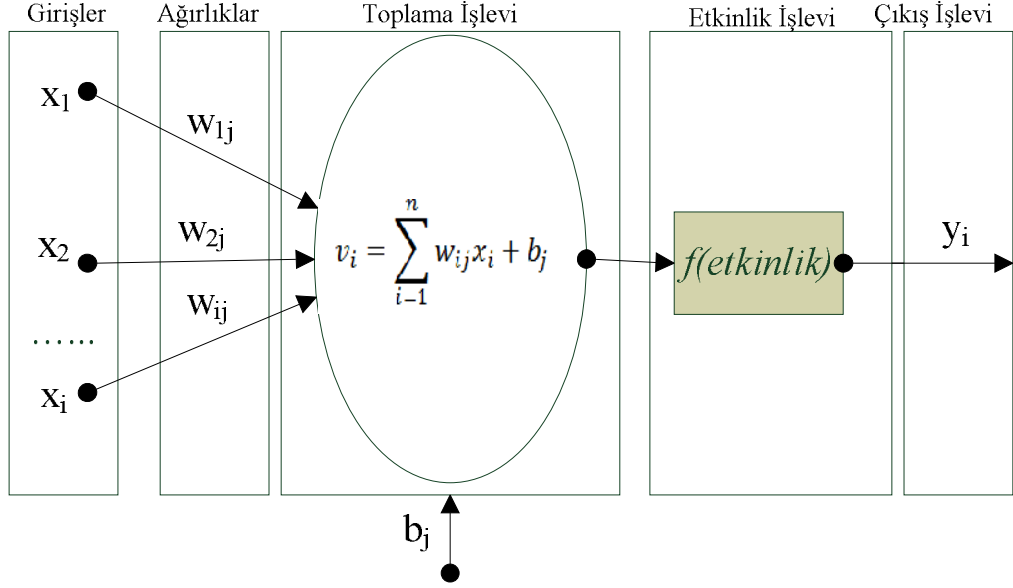
YSA, birbirine bağlı çok sayıda işlem elemanlarından oluşmuş, genellikle paralel işleyen yapılar olarak adlandırılmaktadır. Bir YSA, birbiriyle bağlantılı, çok sayıda düğümlerden oluşur. YSA, insan beyni gibi, öğrenme, hatırlama ve genelleme yeteneğine sahiptir.

İnsan beyninde öğrenme 3 şekilde olur:

1. Yeni aksonlar üreterek,
2. Aksonların uyarılmasıyla,
3. Mevcut aksonların güçlerini değiştirerek.

Her aksonun üzerinden geçen işaretleri değerlendirebilecek yetenekte olduğu savunulmaktadır. Aksonun bu özelliği, bir işaretin belli bir sinir için ne kadar önemli olduğunu göstermektedir. YSA temel birimi işlem elemanı ya da düğüm olarak

adlandırılan yapay bir sinirdir. Bir yapay sinir, biyolojik sinirlere göre daha basit olmasına karşın, biyolojik sinirlerin 4 temel işlevini taklit ederler.



Şekil 3.18. Yapay bir sinir düğümü (Elmas, 2011)

Girişler x_i sembolüyle gösterilmiştir. Bu girişlerin her biri ağırlık w ile çarpılır. Basitçe, bu ürünler eşik değeri b_j ile toplanır ve sonucu oluşturmak için etkinlik işlevi (aktivasyon fonksiyonu) ile işlem yapılır ve y_i çıkışı alınır. YSA bu temel yapıdan türetildiğini kabul ederek biyolojik sinirlerinin 4 temel görevinin YSA'daki karşılığı elde edilmiştir.

3.14.1. Girişler

Girişler, bir yapay sinir hücresine gelen bilgilerdir (x_1, x_2, \dots, x_n). Bu bilgiler dış ortamlardan ya da diğer sinir hücrelerinden gelebilir. Dış ortamlardan gelen bilgiler, ağız öğrenmesi istenen örneklerinden oluşmaktadır (Baş, 2006).

3.14.2. Ağırlıklar

Ağırlıklar ($w_1, w_2, w_3, \dots, w_n$), gelen bilgilerin hücre üzerindeki etkisini belirleyen değerlerdir. Yapay sinir ağı içinde girdilerin hücreler arasında iletimini sağlayan tüm bağlantıların farklı ağırlık değerleri bulunur. Böylelikle ağırlıklar her işlemci elemanın her girdisi üzerinde etki yapmış olur. Ağırlıklar değişken veya sabit değerler olabilirler.

Bir ağırlığın değerinin büyük olması, o girişin yapay sinire güçlü bağlanması ya da önemli olması, küçük olması zayıf bağlanması ya da önemli olmaması anlamına gelmektedir (Elmas, 2011).

3.14.3. Toplama işlevi

Toplama işlevi v_i , sinirde her bir ağırlığın ait olduğu girişlerle çarpımının toplamını eşik b_j değeri ile toplayarak etkinlik işlevine göndermektedir.

3.14.4. Etkinlik işlevi

Toplama işlevinden gelen girdiyi işleyerek yapay sinir hücresinin çıkışını belirler. Etkinlik işlevi genellikle doğrusal olmayan bir fonksiyondur. Doğrusal fonksiyonların tercih edilmemesinin nedeni, doğrusal fonksiyonlarda girdi ile çıktının doğru orantılı olmasıdır. Bu durum ilk yapay sinir ağı denemelerinin başarısızlıkla sonuçlanmasının temel nedenidir (Minsky and Papert, 1969).

Etkinlik işlevi, toplama işlevinden gelen girdiyi dönüştürerek istenilen değerler arasında sınırlandırmaktadır. Bu değerler kullanılan etkinlik işlevinin tipine göre genellikle $[0,1]$ veya $[-1,1]$ arasındadır. Bu değer etkinlik işlevinin, dolayısıyla yapay sinir hücresinin çıktı değeri olarak ya dış ortama ya da girdi olarak başka bir yapay sinir hücresine iletilmektedir. Etkinlik işlevi olarak tercih edilen fonksiyonların şekilleri verilmiştir.

Toplama işlevi sonucu elde edilen fonksiyon:

$$v_i = \sum_{i=1}^n w_{ij}x_i + b_j \quad (3.18)$$

olmak üzere:

1. Doğrusal etkinlik işlevi fonksiyonu:

Doğrusal etkinlik işlevi fonksiyonu ağıın son kısmında kullanılmıştır. Bu fonksiyon gelen net girdileri doğrudan hücre çıkışı olarak vermektedir.

Eşitliği şu şekilde gösterilebilir:

$$y = f(v) \text{ elde edilmektedir.} \quad (3.19)$$

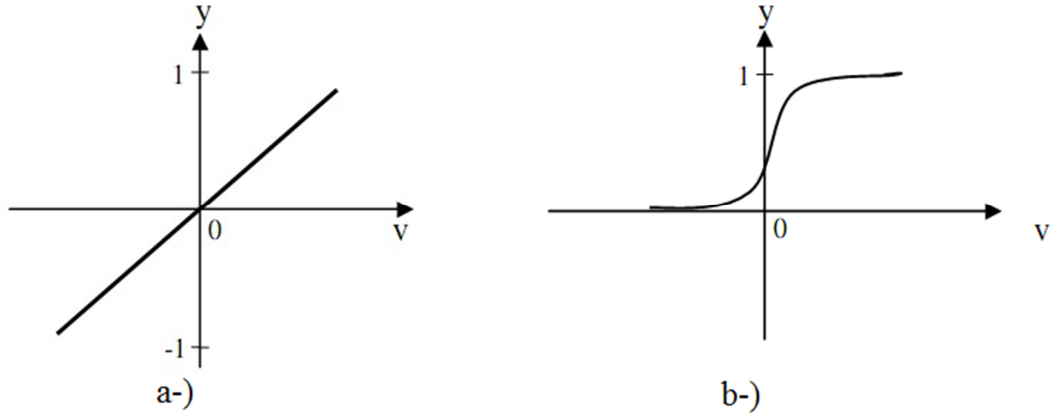
2. Sigmoid tipi etkinlik işlevi fonksiyonu:

Uygulamalarda en çok kullanılan etkinlik işlevi fonksiyonlarından biridir. Fonksiyonun en aktif bölgesi 0.2 ile 0.8 arasındadır. Tez çalışmasında log-sigmoid etkinlik işlevi fonksiyonu kullanılmıştır.

Log-sigmoid etkinlik işlevi fonksiyonu ağıın gizli katmanlarında kullanılmıştır. Log-sigmoid etkinlik işlevi fonksiyonu; türevi alınabilir, sürekli ve doğrusal olmayan bir fonksiyon olması nedeniyle uygulamada kullanılan etkinlik işlevi fonksiyonudur. Bu fonksiyon, net girdinin her değeri için 0 ile 1 arasında bir değer üretmektedir.

Eşitliği şu şekilde gösterilebilir:

$$y = f(v) = \frac{1}{1 + e^{-v}} \quad (3.20.)$$



Şekil 3.19. Etkinlik işlevi fonksiyonları: a-) Doğrusal etkinlik işlevi fonksiyonu, b-) Log-sigmoid etkinlik işlevi fonksiyonu

Etkinlik işlevi fonksiyonu YSA'ların farklı modelleri için farklı olabilir. Yapılan çalışmada kullanılan etkinlik işlevi fonksiyonlarının grafikleri Şekil 3.19.'da verilmiştir.

3.14.5. Çıkış işlevi

Çıkış y_i , etkinlik işlevi sonucunun dış dünyaya veya diğer sinirlere gönderildiği yerdir. Bir sinirin bir tek çıkışı vardır. Sinirin bu çıkışı, kendinden sonra gelen herhangi bir sayıdaki diğer sinirlere giriş olabilmektedir.

3.15. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme

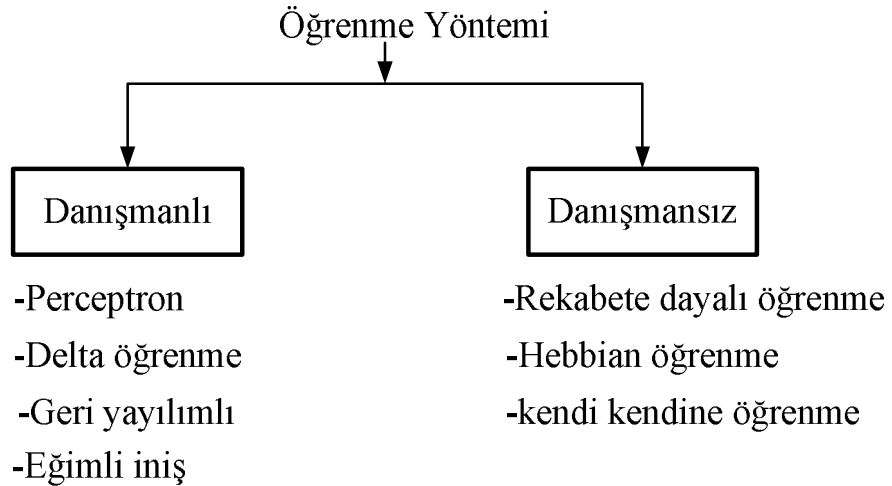
Donald Hebb, 1949 yılında sinapsların şartlara uyum sağlama yeteneğini incelemiş ve Hebb kuralı adı verilen öğrenme kuralını ortaya çıkarmıştır. Bu kuralda temel fikir iki sinir bağlantısı arasındaki kuvvet (ağırlığın değeri), sinirlerin aynı zamanda etkinleştirilmesine bağlıdır.

Hebb, sinir faaliyetlerini örnek alarak bunların hafızadaki basit bir yerde yerleşebileceğini varsaymıştır ve bu kurama göre sinirlerin birbirlerini ortaklaşa

uyardıklarını ve bu uyarım neticesinde aralarındaki sinaptik bağlantı kuvvetinin (ağırlıkların) kendi etkinlikleri çarpımı oranında artacağını ortaya koymuştur.

YSA’lardaki bilgi, ağdaki bağlantıların ağırlıklarında depolanmaktadır. Bir ağdaki öğrenme kısaca, istenen bir işlevi yerine getirecek şekilde ağırlıkların ayarlanması sürecinden oluşmaktadır. YSA’larda öğrenme, sinir ağları arasındaki ağırlıkların değiştirilmesi ile gerçekleşmektedir. Buna göre sinirler arası bağlantılar üzerindeki ağırlıkların, belirli bir yöntem (öğrenme kuralları) uyarınca dinamik olarak değiştirilebilen ağlar eğitilebilmektedir. Eğitilebilen yani öğrenebilen ağlar, yeni şekilleri tanıyabilmekte veya verilen bir girişin hangi sınıfa ait olduğuna karar verebilmektedir. YSA’da öğrenme düğümler arasındaki ağırlıkların, düğümlerdeki etkinlik veya aktarım işlevlerinin değişkenlerinin ayarlanmasıyla yapılmaktadır.

Hebb’in ortaya koyduğu sinirler arasındaki metabolik değişme ve sinaptik kuvvetin yani öğrenme değişkenleri ve ağırlıkların nasıl ayarlanacağı konusunu ele almışlardır ve bunlara uygun öğrenme yöntemi geliştirmişlerdir (Elmas, 2011). Bu öğrenme yöntemleri danışmanlı ve danışmansız olmak üzere iki gruba ayrılmaktadır.



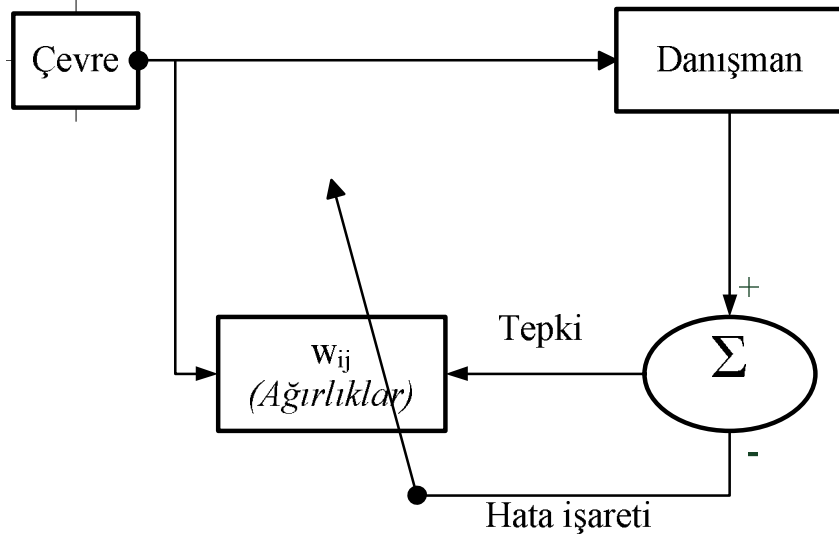
Şekil 3.20. Temel öğrenme yöntemi

Bu temel öğrenme yöntemleri içerisinde tezde üzerinde çalışılan konuya en uygun yöntem danışmanlı yöntemidir. Bu danışmanlı yöntem içerisinde de geri yayımlı öğrenme kuralı kullanılmıştır.

YSA'da gerçek çıkış istenen çıkışla kıyaslanmaktadır. Rasgele değişen ağırlıklar ağ tarafından öyle ayarlanır ki, bir sonraki döngüde gerçek çıkış ile istenen çıkış arasında daha yakın karşılaştırma üretilebilsin. Öğrenme yöntemi, bütün işlem elemanlarının anlık hatalarını en aza indirmeye çalışmaktadır. Bu hata azaltma işlemi, kabul edilebilir doğruluğa ulaşana kadar ağırlıklar devamlı olarak derlenmektedir.

Danışmanlı öğrenmede, YSA kullanılmadan önce eğitilmektedir. Eğitim işlemi, sinir ağına giriş ve çıkış bilgileri sunmaktan oluşmaktadır. Yani, her bir giriş kümesi için uygun çıkış kümesi ağa sunulması gerekmektedir.

Danışmanlı öğrenmede giriş ve çıkış çiftlerinden oluşan eğitim bilgileri bulunmaktadır. Ağ giriş bilgisine göre ürettiği çıkış değerini, istenen değerle karşılaştırarak ağırlıkların değiştirilmesinde kullanılacak bilgiyi elde etmektedir. Girilen değerle istenen değer arasındaki fark hata değeri olarak önceden belirlenen değerden küçük oluncaya kadar eğitime devam edilmektedir. Hata değeri istenen değerinin altına düştüğünde tüm ağırlıklar sabitlenerek eğitim işlemi sonlandırılmaktadır.



Şekil 3.21. Danışmanlı öğrenme

Eğer verilen girişe karşılık amaçlanan çıkış üretileniyorsa, ağıın çıkış değerindeki hatayı minimize edecek şekilde bağlantı ağırlıklarının değiştirilmesi sağlanmaktadır.

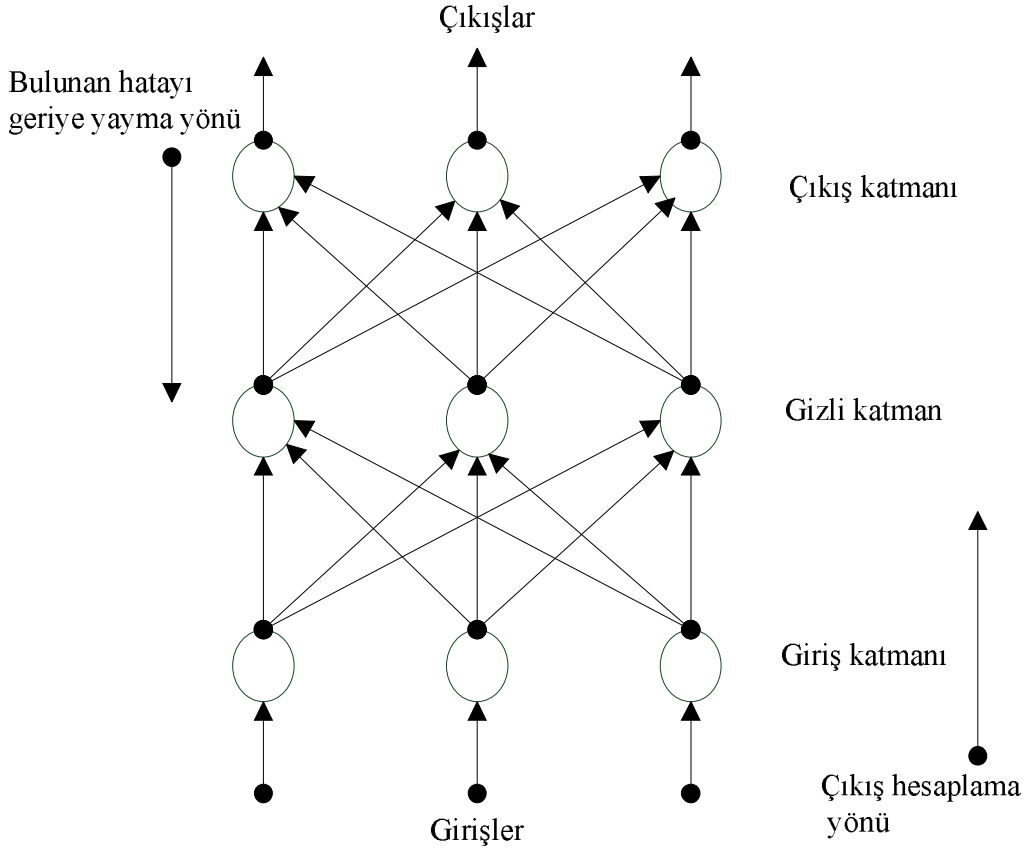
3.15.1. Geri yayımlı öğrenme

Gerı yayılım ağı, Geoffrey Hinton ve James McClelland tarafından geliştirilmiştir. Gerı yayımlı öğrenen ağılar hiyerarşik yapıdadır. Giriş, çıkış ve en az bir gizli katman olmak üzere üç katmandan oluşurlar. Gizli katman ve gizli katmandaki düğüm sayısı değiştirilebilmektedir. Düğüm sayısının artması ağıın hatırlama yeteneğini artırmakla birlikte öğrenme işleminin süresini uzatmaktadır. Düğüm sayısının azaltılması eğitim süresini kısaltmakta fakat hatırlama yeteneğini azaltmaktadır. Giriş katmanındaki her bir düğüm gizli katmandaki her düğüme, gizli katman birden fazla ise bu katmandaki her bir düğüm kendisinden sonra gelen katmandaki her düğüme ve gizli katman çıkışındaki her düğüm çıkış katmanındaki her düğüme bağlıdır. Bir katmandaki hiçbir düğüm kendi katmanındaki diğer bir düğüme bağlı değildir. Her katmanın çıkış değerleri bir sonraki katmanın giriş değeridir. Bu şekilde giriş değerlerinin ağıın girişinden çıkışına doğru ilerlemesine ileri besleme denilmektedir (Elmas, 2011).

Geri yayılım, çok katmanlı ağlarda kullanılan delta kuralı için genelleştirilmiş bir algoritmadır. Geri yayılım ağında hatalar, ileri besleme aktarım işlevinin türevi tarafından, ileri besleme mekanizması içinde kullanılan aynı bağlantılar aracılığıyla, geriye doğru yayılmaktadır. Öğrenme işlemi, bu ağda basit çift yönlü hafıza birleştirmeye dayanmaktadır.

Geri yayılım öğrenme yöntemi, türevi alınabilir etkinlik işlevlerini çok katmanlı herhangi bir ağa uygulayabilmektedir. Bu yöntem sistem hatasını azaltma esasına dayanan en uygun şekilde sokma işlemidir. Bu yöntemde ağırlık ayarlamaları geriye doğru yapıldığı için geri yayılım ismi kullanılmaktadır.

Öğrenme fazında, giriş örnekleri ağa belli bir sırada sunulmaktadır. Her bir çalışma örneği çıktı örneği hesaplanana kadar katman katman ileri yayılmaktadır. Hesaplanan çıktı daha sonra olması beklenenle karşılaştırılıp aradaki fark hata olarak kabul edilmektedir. Hatalar, katman katman sinaptik ayarlamaların yapıldığı geri besleme bağlantılarında girdiler olarak kullanılmaktadır. Şekil 3.22.'te geri yayılım çalışması için değiştirilmiş çok katmanlı ileri beslemeli bir ağı göstermektedir. Geriye doğru olan bağlantılar sadece öğrenme fazı için kullanılırken, ileri doğru olan bağlantılar hem öğrenme amacıyla hem de işlemsel fazlar için kullanılmaktadır.



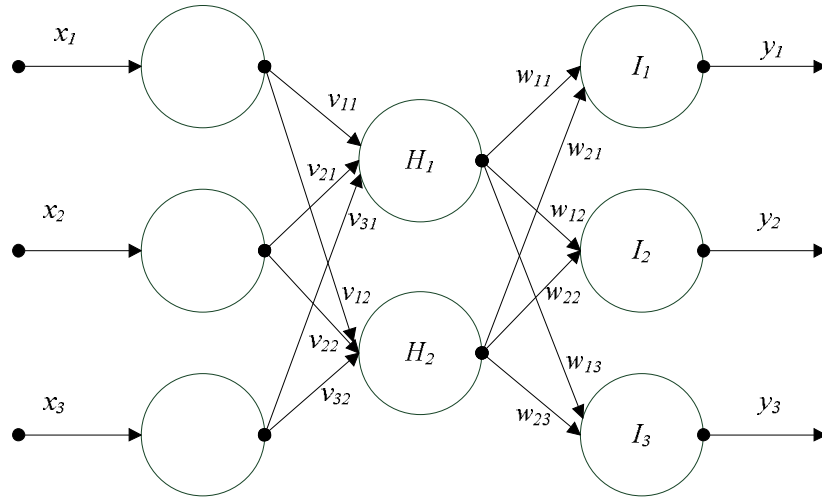
Şekil 3.22. Geri yayılım ağ yapısı

Geri yayılım öğrenme kullanıldığında, sonraki katmanların hataları kullanılarak gizli katmanın ağırlıkları ayarlanmaktadır. Böylece çıkış katmanında hesaplanan hatalar, son gizli katman ile çıkış katmanı arasında ağırlıklar ayarlanmaktadır. Aynı biçimde, bu işlemler ilk gizli katmana kadar tekrarlanmaktadır. Bu yolla hatalar, ilgili katmanın ağırlık düzeltmeleri yapılarak geriye doğru yayılmaktadır. Tamamlanan çalışma süresi içinde toplam hata en aza indirilinceye kadar bu işlemler tekrarlanmaktadır.

3.15.2. Çok katmanlı yapay sinir ağı

Birden fazla yapay sinir hücresi bir araya gelerek yapay sinir ağını oluşturmaktadır. Bu hücrelerin bir araya gelmesi rasgele olmamaktadır. Ağdaki sinir hücreleri

katmanlar içine yerleştirilmektedir. Çoğunlukla hücreler 3 katman halinde ve her katman içinde paralel olacak şekilde bir araya gelerek ağı oluşturmaktadır. Her katmandaki düğümler sadece kendinden bir önceki katmanda bulunan düğümlerden giriş alabilmektedir. Bir düğüm kendinden sonraki bir sinir hücresine bağlanırken kendine asla bağlanamamaktadır. Son katmandaki işaretler ağı çıkışı oluşturmaktadır (Elmas, 2011). Şekil 3.23.'te 3 katmanlı bir YSA modeli gösterilmiştir.



Şekil 3.23. Çok katmanlı sinir ağı

Geri yayılım işleminde, Şekil 3.23.'te tek bir gizli katmandan oluşan çok katmanlı ileri beslemeli ağ için kullanılan ağ değişkenleri aşağıda ifade edilmiştir.

v_{ij} : i giriş katman siniri ile j gizli katman siniri arasındaki ağırlık bağlantısı ($i=1,2,\dots,n$) ($j=1,2,\dots,n$),

w_{ij} : i gizli katman siniri ile k çıkış katman siniri arasındaki ağırlık bağlantısı ($k=1,2,\dots,m$),

x^p : n boyutlu p girdi çalışma model ($p=1,2,\dots,p$),

z_i^p : x^p girdisini kullanan i gizli katman sinirinin çıktısı,

v_i^p : i çıkış katmanında gerçekleşmesi beklenen/istenen çıktı,

$$H_i = \sum_i v_{ij} x_i \quad i \text{ gizli katman sinirine gelen net girdi} \quad (3.21.)$$

$$I_k = \sum_i w_{ij} v_i \quad k \text{ çıktı katmanı sinirine gelen net girdi} \quad (3.22.)$$

$$y_i = f(H_i) \quad i \text{ gizli katman sinirinde üretilen çıktı} \quad (3.23.)$$

$$y_k = f(I_k) \quad k \text{ çıktı katmanında üretilen çıktı} \quad (3.24.)$$

Burada f rastgele, sınırlı ve türevi alınabilir bir işlevdir. Bu nedenle, k çıktı birimi için, x girdisine karşılık aşağıdaki tepki beklenmektedir.

$$y_k = f(I_k) = f\left(\sum_i w_{ij} v_i\right) = f\left(\sum_i w_{ij} f(H_i)\right) = f\left(\sum_i w_{ij} f\left(\sum_i v_{ij} x_i\right)\right) \quad (3.25.)$$

Bu çıktılar Şekil 3.23.'te gösterilmiştir. Doğrusal olmayan f işlevinden dolayı v_i , x girdi modelinin doğrusal olmayan bir işlevidir.

3.15.3. Geri yayılım algoritması

Q tane katmanlı çok katmanlı ileri beslemeli bir ağ için geri yayılım algoritması:

$q = 1, 2, \dots, Q$ katman numarası,

H_i^p : q 'inci katmandaki i biriminin girdisi,

y_i^q : q 'inci katmandaki i biriminin çıktısı,

w_{ij}^q : $(q-1)$ 'inci katmandaki i birimini, q 'inci katmandaki j birimine bağlayan ağırlıktır.

1. w 'ye reel değerli küçük rastlantısal sayıları başlangıç değeri olarak atanır.
2. Rasgele bir $\{x^p, t^p\}$ (giriş, hedef) çalışma modeli seçilip ve q katmanındaki her bir j birimi için ileri yönde çıktı değerleri hesaplanır. Böylece çıkış,

$$y_i^q = f\left(\sum_i y_i^{q-1} w_{ij}^q\right) \quad (3.26.)$$

olmaktadır. 1.nolu katmanın girdileri 0 üssüyle etiketlenmiştir, yani;

$$y_i^0 = x_i \quad (3.27.)$$

3. Son Q katmanında hesaplanan i birimleri için y_i^Q ve karşılık gelen y_i^p değerleri delta miktarlarının hesaplanmasında kullanılmaktadır. Çıkış birimleri için hata terimleri Eş. (3.28)'deki gibi hesaplanır:

$$\delta_i^Q = (v_i^Q - y_i^p) f'(H_i^Q) \quad (3.28.)$$

4. $q=Q, Q-1, \dots, 2$ katmanlarındaki tüm i birimleri için geriye yayılımla deltaları yani gizli katman birimleri için hata terimleri hesaplanmaktadır.

$$\delta_i^{q-1} = f'(H_i^{q-1}) \sum_i \delta_i^q w_{ij}^q \quad (3.29.)$$

5. Bütün ağırlıklar w_{ij} 'leri kullanılarak güncellenmektedir.

$$w_{ij}^{yeni} = w_{ij}^{eski} + \Delta w_{ij}^q \quad (3.30.)$$

$$\Delta w_{ij}^q = \eta \delta_i^q y_i^{q-1} \quad (3.31.)$$

Burada η sabit öğrenme katsayısıdır.

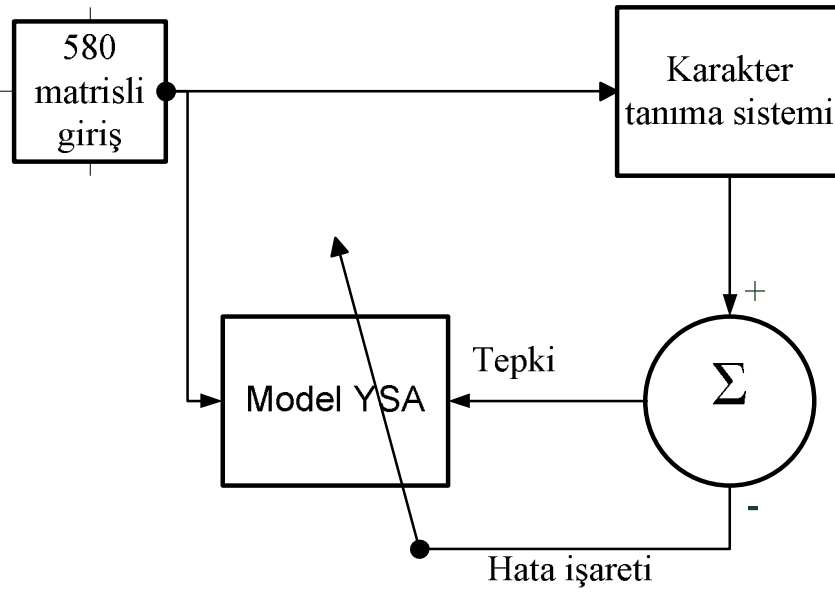
6. 2. adıma dönüp, toplam hata kabul edilebilir bir düzeye gelene kadar her bir p modeli için işlemler tekrarlanır.

Eşitliklerde kullanılan η öğrenme katsayısı, her zaman pozitif ve birden küçük değerler almalıdır. Pozitif değerler delta vektörünü ideal vektöre yaklaştırılırken, 1'den küçük değerler sistemin kararlı olmasını sağlamaktadır (Elmas, 2011).

3.15.4. Modelleme

Tez çalışmasında giriş, gizli ve çıkış katmanından oluşan birçok katmanlı YSA modeli kullanılmıştır. Kimlik kartı üzerinde karşılaşılabilecek karakterlere ait

öznitelikler elde edildikten sonra bu YSA ile tanınabilmeleri için tek bir karakter tanıyabilen bir YSA modeli oluşturmak üzere işlemler tasarlanmıştır. Her bir karakter YSA eğitimi için 580 giriş teşkil edecek şekilde bir satır matrisi, çıkışlar ise 10 olarak belirlenmiştir. Yapılan bu çalışmada Model YSA girişi 580 olarak seçilmiştir. 580 öznitelik vektörünün eğitim amaçlı olarak kullanılan kısmıdır. Elde edilen girdi ve çıktı dosyaları Model YSA eğitiminde kullanılarak ağ eğitimi gerçekleştirilmiştir. Gerçekleştirilen sisteme ilişkin blok diyagramı verilmiştir.



Şekil 3.24. YSA eğitimi blok diyagramı

Böylece girişe verilen bir karakteri başarı ile tanıyan bir model YSA elde edilmiştir. Ancak bir kimlik kartı numarasında 11 tane karakter bulunmaktadır. Böyle olunca kimlik kartı numarasındaki karakterler ayrı ayrı dosyalanarak tek tek ağa verilmekte böylece tanınan karakterler şekilde görüleceği üzere yan yana dizilerek kimlik numarası tanınmış olacaktır. Kimlik kartı üzerindeki karakterleri tanımak amacı ile eğitilen model YSA Şekil 3.24.'te verilen ileri beslemeli ağ olarak yeniden düzenlenmiştir. Kimlik numarası tanıma işleminde bu model kullanılmıştır. Model 580 giriş, 10 çıkış ve 116 gizli nöron dan oluşmaktadır.

4. ARAŞTIRMA BULGULARI

Tezde yapılan teorik çalışmalar, bu bölümde uygulamalarla da desteklenmektedir. Uygulamalar bu bölüm içerisinde dört bölümde ifade edilmiştir. Birinci bölümde öznelikler çıkarılmadan önce parlaklık, karşıtlık değerlerine uygun ikilileştirme, kesimleme, normalleştirme gibi ön işlem adımları anlatılmıştır. İkinci bölümde TC kimlik kartı numarasının yerini bulma adımları anlatılmıştır. Üçüncü bölümde ise kart numarasının yerleri bulunduktan sonra izdüşüm yöntemi ile numaralar birbirinden bölütlenerek, bölütlenen numarayı en iyi şekilde tanımlayan, değişmeyen ve gürültüden etkilenmeyen öznelik vektörlerini elde etme adımları anlatılmıştır. Dördüncü bölümde ise birçok YSA modeli arasından çok kullanışlı ve yaygın olarak kullanılması sebebiyle ileri beslemeli geri yayımlı bir YSA ile öznelik vektörlerinin sınıflandırılması sonucu çıkan çıktılar ile rakamları tanıma adımları anlatılmıştır.

4.1. Ön İşlem Uygulaması

Bu tez çalışmasında çeşitli kişilere ait TC kimlik kartlarının görüntüleri elde edilmiştir. Elde edilen TC kimlik kartlarında parlaklık, karşıtlık, font, yıpranma gibi farklılıklardan kaynaklanan sorunları ortadan kaldırabilmek için bir ön işleme algoritması geliştirilmiştir. Geliştirilen bu ön işleme algoritması materyaller ve yöntemler bölümünde anlatılmıştır. Kameradan alınmış olan TC kimlik kartlarına ait karşıtlık ve parlaklık değerleri verilmiştir.

Çizelge 4.1. Aydınlık görüntülerin karşıtlık değerleri

59.12	63.55	50.83	51.55	51.50	50.13	44.43	59.12	56.01	47.29
57.15	60.75	47.45	53.42	54.46	56.96	58.97	59.12	53.95	49.23
56.65	60.73	49.29	51.38	52.95	56.58	53.60	49.46	48.05	49.04
58.16	59.02	50.01	53.67	52.73	52.60	44.05	55.36	52.37	48.61
55.60	56.83	47.45	65.27	52.98	54.30	60.18	55.42	52.56	47.45
55.67	57.97	49.29	57.27	56.07	58.03	50.29	53.26	53.30	48.85
49.98	61.20	52.91	50.59	48.85	51.72	49.39	54.20	49.03	51.38
54.14	56.04	51.37	60.35	52.48	56.45	49.39	55.93	47.28	50.35

Çizelge 4.2. Karanlık görüntülerin karşıtlık değerleri

32.54	22.63	37.41
46.58	34.01	39.72
32.24	39.35	35.18
39.62		

Çizelge 4.3. Aydınlik görüntülerin parlaklık değerleri

157.88	175.70	179.07	168.46	183.17	137.41	155.53	152.00	119.77
167.20	169.82	177.95	187.30	192.78	122.02	155.53	160.25	116.18
172.76	184.74	185.66	171.03	179.16	130.81	180.75	165.95	114.20
160.80	187.83	180.46	173.75	182.63	138.36	169.65	164.77	114.97
178.54	170.85	183.96	179.46	148.98	180.53	103.43	161.90	114.56
177.81	168.38	185.66	184.62	148.65	180.06	133.13	187.38	116.12
198.12	167.99	180.46	178.68	149.68	176.83	131.42	157.88	167.61
177.16	165.99	181.71	168.54	191.07	187.60	101.00	157.88	153.45

Çizelge 4.4. Karanlık görüntülerin parlaklık değerleri

6.89	6.68
6.69	6.66
6.55	6.53

Gri seviyeli görüntüler üzerinden iki tane değer elde edilmektedir. Gri ton değerlerinin ağırlıklı ortalaması görüntünün ortalama parlaklığının, standart sapması da karşıtlığın bir ölçüsüdür. Bu ölçü değerleri Çizelge 4.1., 4.2., 4.3. ve 4.4.'de gösterilmiştir. Bu ölçü değerleri uygun eşik değeri belirlemede geliştirilen ön işleme algoritmasında kullanılmıştır. Ön işleme algoritması uygun değerler ile görüntülerin bölütlemeğe uygun şekilde ikilileştirilmesini sağlamıştır.



a-)



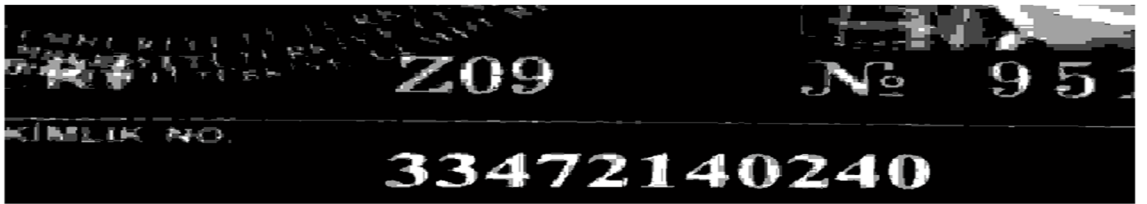
b-)

Şekil 4.1. Aydınlik görüntü: a-) Parlaklık değeri yüksek olan görüntü, b-) Öne sürülen algoritma ile ikilileştirilmiş görüntü

Aydınlik görüntüler içerisinde parlaklık değeri 198.12, karşıtlık değeri 61.61 olan bir kimlik kartı örneği verilmiştir (Şekil 4.1.).



a-)



b-)

Şekil 4.2. Karanlık görüntü: a-) Parlaklık değeri alçak olan görüntü, b-) Öne sürülen algoritma ile ikilileştirilmiş görüntü

Karanlık görüntüler içerisinde parlaklık değeri 6.55, karşıtlık değeri 2.79 olan bir kimlik kartı örneği verilmiştir (Şekil 4.2.). Bu parlaklık değerlerindeki tanıma

çalışmalarında %100 başarı oranı ile yer bulma işlemi yapılabilmektedir. Son olarak ön işleme adımlarının uygulanması ortalama 0.16 sn olarak tespit edilmiştir.

4.2. TC Kimlik Kartı Numarasının Yerini Bulma Uygulaması

Her bir olası TC kimlik kartı numara bölgesi için Çizelge 4.5.'teki karakter özelliklerinden yararlanılarak son karar verilmektedir. Yeterli şartlara uymayan ve yeterli karakter içermeyen aday TC kimlik numara bölgelerinden elimine edilir. TC kimlik kartı numarası olma kurallarına uyan tüm bloklar muhtemel kimlik kartı numara bölgeleri olarak adlandırılır.

Çizelge 4.5. Karakter özellikleri

	En küçük değer	En büyük değer
Karakterler arası uzaklık	80	182
Karakter Sayısı	11	25
Karakterler arası uzaklık ortalaması	45	60

Tespit edilen muhtemel kimlik numara bölgeleri dikdörtgen içerisine alınmaktadır (Şekil 4.3.). Sistemin ortalama TC kimlik kartı numarasının yerini bulma süresi ortalama 0.0010 sn olarak belirlenmiştir.

33472140240

33490139608

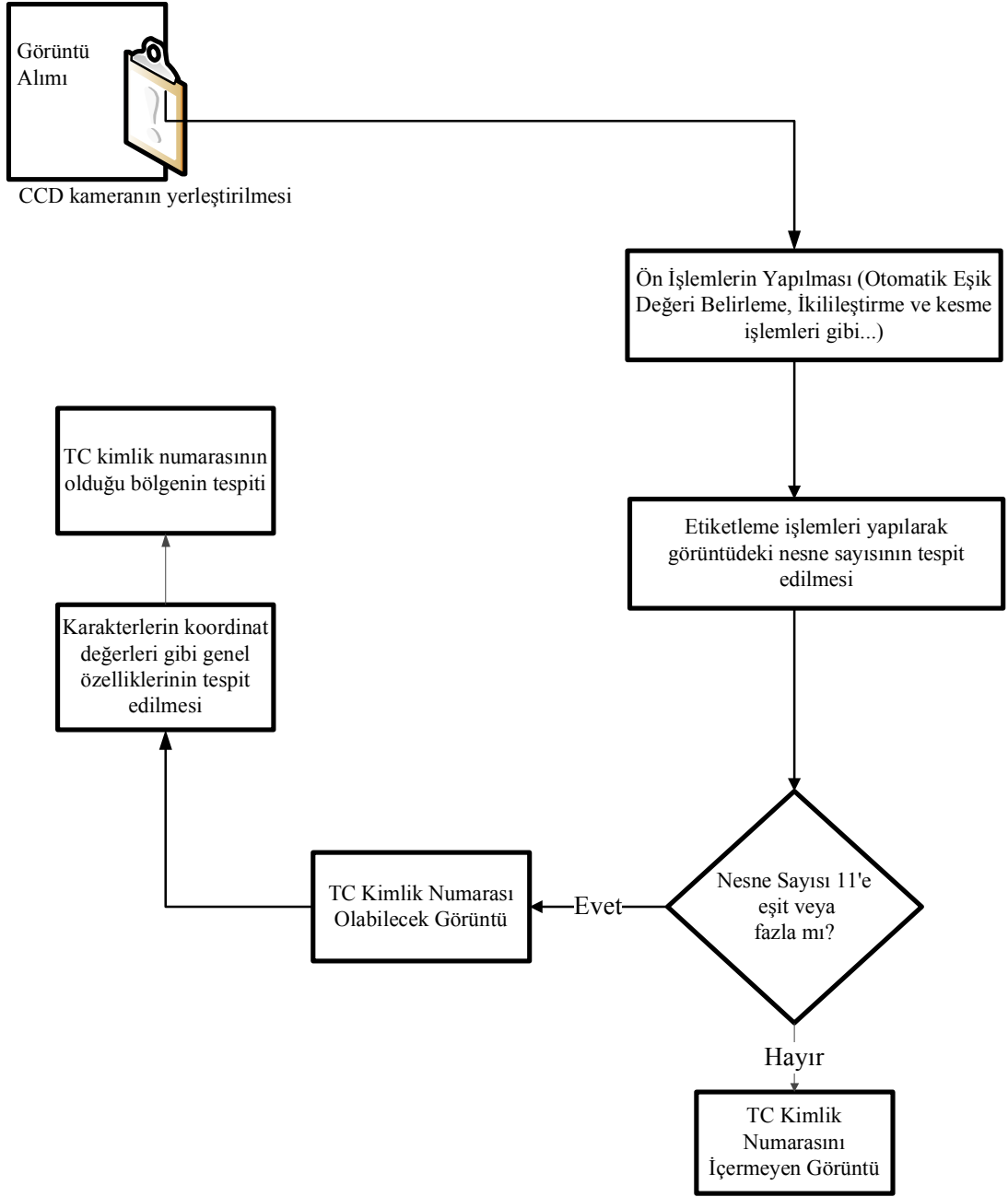
33457140760

33520138656

21949526154

Şekil 4.3. Dikdörtgen içerisine alınmış kimlik numaraları

Sistem kimlik numarasını tespit ettiği zaman, dikdörtgen içerisine alarak çalışacağı alanı belirlemektedir (Şekil 4.3.).



Şekil 4.4. Sistem algoritması -1

Sistem, muhtemel TC kimlik kartı numarası olabilecek bölgeler belirlendikten sonra (Şekil 4.4.), bu aday bölgelerden hangisinin kart numarası olabileceğini bulmaya çalışmaktadır.



Şekil 4.5. Seri no satırlı TC kimlik

Şekil 4.5.'teki görüntü bölütleme yapıldığı zaman TC kimlik kartı karakter bölgesine benzeyen diğer karakter bölgeleride bölütlenmektedir. Çizelge 4.5.'te belirtilen karakter özellikleri yardımıyla karakterler arası mesafe farklılıkları, karakter sayısı gibi özellikler elde edilerek hangisinin çizgili kimlik numarası, hangisi çizgisiz kimlik numarası, hangisi seri no satırı ve diğerleri şeklinde ayrıştırılması sağlanmıştır. Bölütlenmiş görüntüler Şekil 4.6., Şekil 4.7. ve Şekil 4.8.'de gösterilmiştir.



Şekil 4.6. Seri numaralı kısım



Şekil 4.7. Çizgili kısım



Şekil 4.8 TC kimlik numaralı kısım

Buraya kadar anlatılan kısımda on bir haneli TC kimlik kartı numarasının olduğu kısım elde edilmeye çalışılmıştır. Elde edilmesi sırasında farklı kişilere ait TC kimlik kartlarında karşılaşılan sorunlara genel olarak çözüm sağlayabilecek bir algoritma önerilmiştir (Bkz. Şekil 4.4.).

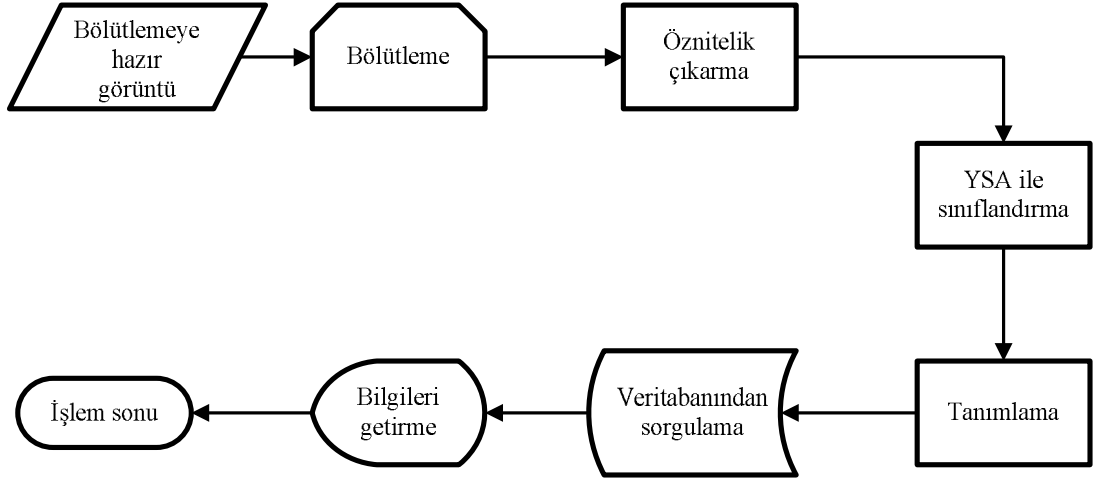
Bu önerilen algoritma ile aday bölgeler tespit edildikten sonra bağlantı bileşen analizi ile bu bölgeler etiketlenmiştir. Etiketlenen bölgelerde bulunan nesnelerin sayısı, koordinatları, büyüklükleri, alanları belirlenmiştir. Bu noktada nesne sayısı on bir den az olan bölgeler kaldırılmış ve diğer kalan bölgelerdeki yatay eksen koordinat farklılık bilgileri de kullanılarak TC kimlik kartı numaralarının olduğu bölge tespit edilmiştir (Bkz. Şekil 4.4.).

Tespit edilen bölge eğer çizgili bir bölge ise dikey bölütlemenin başarılı olabilmesi için bu çizgilerin kaldırılması gerekmektedir. Çizginin kaldırılmasında çizgi tespitinde kullanılan Hough dönüşümü kullanılmıştır (Şekil 4.9.). Hough dönüşümü görüntülerdeki çizgileri tespit edebilmek için tasarlanmıştır ve bu anlamda çok fazla çalışmada kullanılmaktadır (Hough,1962).



Şekil 4.9. Sistem algoritması-2

Böylece sistem dikey bölütleme engel olacak çizgileri görüntüden kaldırmıştır. Bu noktadan sonra bölütleme, öznelik çıkarımı, sınıflandırma ve tanıma kısımları yapılmıştır (Şekil 4.10.).



Şekil 4.10. Sistem algoritması-3

Şekil 4.10.'da izdüşüm işlemlerini engelleyen çizgiler kaldırıldıktan sonra yapılması gereken işlem adımları sıralı bir şekilde gösterilmiştir. Bu adımlardan bölütleme adımında piksel toplamları grafikleri kullanılarak karakterlerin birbirinden ayrılması sağlanmıştır. Bu adımdan sonraki diğer işlem adımları aşağıdaki maddeler içerisinde anlatılmıştır.

4.3. Öznitelik Vektörü Elde Etme Uygulaması

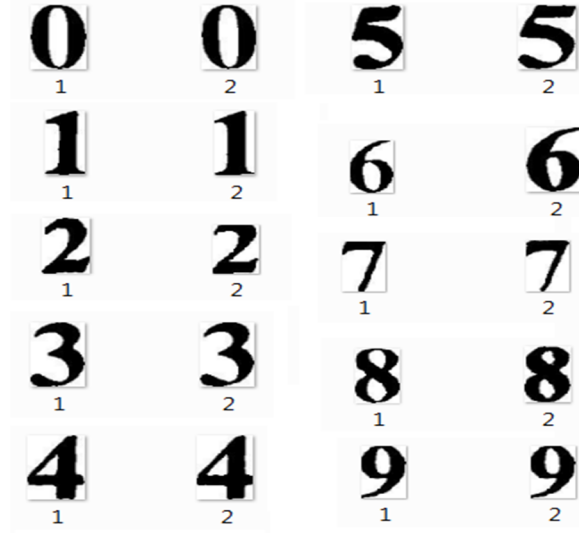
Öznitelik çıkarma, şekil tanıma ve şeklin önemli özniteliklerinin çıkarılıp öznitelik vektörünün elde edilmesi işlemidir. Öznitelik çıkarımında hesaplama zamanını kısa tutmak için 3. seviyeden 'db2' türü kullanılmıştır.

Öznitelik vektörleri gerçek zamanlı sistemde ve eğitim/test işlemlerinde olmak üzere iki farklı şekilde çıkarılmaktadır.

Gerçek zamanlı sistemde kimlik numarasında bulunan numaralar bölütlenmiş. Bölütlendikten sonra numaraların etrafındaki gereksiz pikseller tanıma oranını düşürdüğünden dolayı, bu pikselleri atarak sadece numaranın çevresini dikdörtgen kutu şeklinde kırpma işlemi yapılmıştır. Ancak bu sefer de her numaranın boyutu birbirinden farklı olduğundan dolayı, boyut eşitlemek amacıyla sıfır ekleme, rasgele sayı ekleme gibi çalışmalar yapılmıştır. Sona sıfır ekleme veya rastgele sayı eklemenin zaten 1 ve 0'lardan oluşan ikili veri üzerinde gereksiz bilgi veya gürültü oluşturduğu bu yüzden tanıma oranlarını düşürdüğü görülmüştür. Boyut eşitleme problemini çözmek amacıyla, tüm rakamlar kırıldıktan sonraki boy ve enleri tespit edilerek ortalamaları bulunmuştur. Sonuç olarak bütün rakamlar kırıldıktan sonra ortalama boy ve en değerleri 80x52'e ölçeklenerek bölütleme aşamasında elde edilmiş olan her bir numaranın iki boyutlu ayırık dalgacık yöntemi ile 108 tane yaklaşım katsayıları elde edilmiştir. Elde edilen bu yaklaşım katsayıları öznitelik vektörünü oluşturmaktadır. TC kimlik numarasında bulunan her bir rakamın öznitelik vektörleri aynı şekilde elde edildikten sonra tamamı bir dizi içerisinde tutulmuştur.

İkinci olarak eğitim/test işlemlerinde ise ilk olarak karakter veritabanı oluşturulmuştur (Şekil 4.11.). Oluşturulan bu veritabanında farklı kişilere ait TC kimlik numaralarından elde edilmiş rakamlar bulunmaktadır. Her klasörde farklı bir rakam bulunmak üzere farklı kimliklerden bölütlenmiş ikili görüntüler bulunmaktadır. 10 klasör içerisinde, her klasörde 116 tane örnek olmak üzere toplam

1160 tane örnek vardır. Bu örneklerin her birinden 108 tane olmak üzere 1160x180 tane öznitelik elde edilmiştir.



Şekil 4.11. Eğitim kümesindeki ilk 20 örnek

Elde edilen öznitelik vektörlerinin yarısı eğitim seti ile ağı eğitmek için, diğer yarısında test seti ile doğrulamak için kullanılmıştır.

4.4. Yapay Sinir Ağları ile Sınıflandırma ve Tanıma Uygulaması

Yapay zekâ destekli örüntü tanıma konusu, teknolojik gelişmelerle paralel geniş bir uygulama alanı bulmaktadır. Bu konudaki çalışmalar; tıpta vücut üzerinden alınan biyolojik işaretlerin analizinde, cep telefonlarında veya bilgisayarlarda ses tanıma düzeneklerinde, yüz veya parmak izi tanıyan güvenlik sistemlerinde, görerek objeleri tanıyan ve işlem yapan robot veya otomatlarda, uzaktan algılanan görüntülerin analizinde, savunma amaçlı oluşturulan düzeneklerde sıkça gözlenmektedir (Ölmez ve Dokur, 2009). Bu anlamda farklı endüstriyel alanlarda kullanılan YSA'ları tez çalışmalarında sınıflandırma ve tanıma amaçlı kullanılmıştır.

Sınıflandırma, benzer karakteristiğe sahip verileri gruplandırma işlemidir (Avcı, 2006). Bir başka deyişle sınıflandırma karar verme işlemidir. Çoğu zaman

görüntüdeki aşırı değişimler sınır olarak algılanmaktadır. Ancak karakterlerin yapısındaki ani değişikliklerin bir sınır oluşturacağı kanısı yanlıştır. Dolayısıyla iyi bir sınıflandırma işlemi sadece görüntüdeki piksellerin farklarını göz önüne alarak değil, öznitelik vektörleri arasındaki farklara bakarak yapılmalıdır. Özniteliklerin iyi seçimi sınıflandırmanın sonucunu doğrudan etkileyecektir.

Sınıflandırmada kullanılan pek çok farklı yöntem vardır (Hill et al., 2001). Bu yöntemlerden bir tanesi YSA'dır. YSA kullanılarak gerçekleştirilen sınıflandırma yöntemlerinde, öznitelik vektörlerinin katsayıları (ağırlıkları), sinir ağına girdi olarak alınmaktadır. Girdi olarak alınan bu katsayılardan eğitim seti ve test seti oluşturulmaktadır. Eğitim seti ile ağ eğitme işlemi yapılırken, test seti ile de gerçek zamanlı olarak sistemin çalışırılığı doğrulanmaktadır.

Yapay zekâ tabanlı bir sınıflandırma algoritması kullanılarak gerçekleştirilen, sınıflandırma ve tanıma işlemleri ile ilgili deney sonuçları bu bölüm içerisinde verilmiştir.

4.4.1. Eğitim algoritması seçimi

Verilen bir problem için, en hızlı olan eğitim algoritmasını tespit etmek çok zordur. Bu birçok faktöre bağlıdır. Bu faktörler problemin karmaşıklığı, eğitim setindeki veri noktalarının sayısı, ağıdaki sapma değerlerin ve ağırlıkların sayısı, hedeflenen hata değeri ve ağıın örüntü tanımada mı yoksa fonksiyon yaklaşımında mı kullanıldığıdır.

Bu bölümde değişik eğitim algoritmalarında karşılaştırma yapılmıştır. İleri beslemeli ağlar örüntü tanıma probleminde eğitilmiştir. Tez konusunda örüntü tanıma üzerine çalışıldığından dolayı 6 farklı eğitim algoritmasının karakter öznitelik vektörlerini sınıflandırmalarındaki başarıları karşılaştırılmıştır. Bu anlamda kullanılan örüntü ağında bu belirtilen algoritmaların hangisi en başarılı olduğu tespit edilmiştir.

Farklı eğitim algoritmasını kullanarak elde edilen ağ eğitme sonuçları verilmiştir.

Çizelge 4.6. Kimlik numara verisine ait rakamların sinir ağları ile sınıflandırma sonuçları

Algoritma	Öznitelik Sayısı	Adım Sayısı	Eğitim Zamanı(sn)	Eğitim Tanıma Oranı(%)	Test Tanıma Oranı(%)
trainscg	108	2000	96.83	100	100
trainrp	108	2000	101.08	100	100
traincgb	108	2000	240.01	100	100
traincgp	108	2000	220.06	100	100

Levenberg-Marquardt algoritması; fonksiyon yaklaşım problemlerinde elde ettiği performans kadar, örüntü tanıma problemlerinde bir performans gerçekleştirememektedir (Demuth et al., 2011). Bu bilgi doğrultusunda deney aşamalarında kullanılmamıştır.

Örüntü tanıma ağları eğilirken, trainscg ve trainrp iyi seçimlerdir. Bu algoritmaların hafıza gereksinimleri nispeten küçük ve standart ölçeklenmiş eşlenik eğitim algoritmalarından daha hızlıdır (Demuth et al., 2011).

Öğrenme algoritması içerisinde örüntü ağına en uygun olan, hızlı ve doğru tanıma oranı yüksek olan trainscg algoritması kullanılmıştır.

4.5. Veritabanında Kayıt Arama

Bulunan kaydı, veritabanına önceden kaydedilmiş kart numaraları üzerinde arama yaptırarak bulunan kaydı getirme işlemi yapılmıştır.

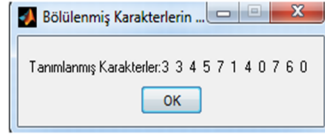
3 3 4 5 7 1 4 0 7 6 0 numaralı T.C. kimlik kartı bilgileri

T.C. Kimlik Bilgileri -1		T.C. Kimlik Bilgileri -2		T.C. Kimlik Bilgileri -3	
Adı :	halit	Dini	islam	Verildiği Yer	selçuklu
Soyadı :	çetiner	Kan Grubu	a rh+	Veriliş Nedeni	kayıp
Tc Kimlik	33457140760	il	burdur	Kayıt No	22550
Baba Adı	muammer	ilçe	ağlasun	Veriliş Tarihi	03.11.2006
Anne Adı	cennet	Mahalle-Köy	çanaklı köyü	Seri	Z09
Doğum Yeri	ağlasun	Cilt No	0008	Seri No	307867
Doğum Tarihi	01.01.1986	Aile Sıra	00050		
Medeni Hali	bekar	Sıra No	0058		

a-)

33457140760

b-)



c-)

Şekil 4.12. TC kimlik kartı tanıma görüntüsü: a-) Veritabanından getirilen bilgi, b-) Görüntü içerisinde kimlik numarasının olduğu yerin belirlenmesi, c-) YSA çıktısı sonucu

Şekil 4.12.'de uygulamanın sonuç çıktısı verilmektedir. Bu şekilde, bilgiler önceden hazırlanan veritabanından gelmektedir. Sistem kameradan kimlik kartının görüntüsünü alır almaz tanıma işlemini gerçekleştirerek veritabanında bu kişiye özgü bir kayıt varsa onun bilgilerinin getirilmesini sağlamaktadır.

5. SONUÇ VE TARTIŞMA

Tasarlanan yöntemle, TC kimlik kartında yazılı olan TC kimlik numarası gerçek zamanlı olarak tanınmaya çalışılmıştır. Bu uygulamalar esnasında bir kimlik kartı görüntüsünün arka plan rengi mavi veya kırmızı olabilmektedir. Kamera yardımıyla seksen sekiz tane TC kimlik kartı test amacıyla resimleri elde edilmiş ve gerçek zamanlı tanıma sistemine aktarılmıştır. TC kimlik kart numarasının yer tespiti %100'lük bir başarı ile gerçekleştirilmiştir. Yer tespit edildikten sonra görüntüdeki her bir rakamı sayısal olarak en iyi ifade edebilecek seçkin yapısal öznelikler çıkarılarak, başarılı bir tanıma gerçekleştirilmiştir. Bu kapsamda yapılan çalışmada tek taraflı ışıklandırma, normal gün ışığı, oda ışığı gibi farklı parlaklık değerlerinde kapalı bir model içerisine yerleştirilmiş olan kameradan alınan görüntüler MATLAB yardımıyla bilgisayar ortamında görüntü işleme teknikleri ile işlenmiştir. İşleme sırasında görüntüdeki TC kimlik numarasının olduğu bölge başarılı bir şekilde bulunarak, bu bölgedeki kimlik kart numarasının görüntüden ayrıştırılarak tanımlanması sağlanmıştır. Ayrıştırılmış görüntüdeki kimlik numarasının kime ait olduğunu anlayabilmek için YSA eğitim kümesinde ve test işlemlerinde kullanılmak için toplanan kimlik kartları bilgileri veritabanına kaydedildi ve görüntüden tanınan numaralar bu veritabanından sorgulanarak vatandaşa ait bilgiler getirilmektedir.

Ayrık dalgacık momentleri genelde parmak izi tanıma, sinyal işleme alanlarında gerçek zamanlı olmayan uygulamalarda kullanılmaktadır. Bu tezde ise gerçek zamanlı bir sistemde ayrık dalgacık momentleriyle elde edilen yaklaşım katsayılarının karakterleri en iyi şekilde temsil ettiği görülmüştür.

Tez çalışması iki farklı şekilde çalışabilmektedir. Bunlar:

- Gerçek zamanlı,
- Gerçek zamanlı olmayan çalışmalardır.

Tez çalışmalarında birçok sorunla karşılaşmıştır. Bu sorunlar donanım ve yazılım tabanlı olmak üzere ikiye ayrılmaktadır:

1. Donanım Tabanlı Sorunlar

Kimlik kartında; kimlik numaralarının, bu numaralara benzer olan karakterlerden ayrılması gerekmektedir. Bu nedenle kameradan alınan görüntüde kimlik numarasının, benzer olan karakterlerden ayrılarak bulunduğu bölgenin kopartılması gerekmektedir. Ancak tez çalışmalarının başlangıcında kabinli bir düzenek olmadan kameradan görüntü alınmıştır.

Buda;

- Alınan görüntü ile kamera arasındaki mesafenin değişken olması,
- Farklı TC kimlik kartlarının yıpranma, font, makine baskılarındaki farklılıklar bulunmaktadır. Bu farklılıklar, o andaki ışıklandırma etkisi ile birlikte her kimlik kartının parlaklık, karışıklık gibi değerlerinde değişimler meydana getirmektedir. Bu değişimlerden dolayı görüntü ikilileştirme adımında sorunlar meydana getirmiştir. Bu sorunlar, çalışma algoritmasında ilk adımında meydana geldiği için bu adımdan sonraki tüm adımları doğrudan etkilemektedir.

Bu donanımsal sorunların çözüm yolları:

- Görüntü ile kamera arasındaki mesafenin sabit olmasını sağlayacak kabin tasarlaması yapılmıştır.
- Kabin LED'ler ile ışıklandırma yapılarak, farklı ışık alma durumlarında tez çalışmasının çalışırılığı test edilmiştir. Kabinin LED'ler ile ışıklandırılması, LED'siz ışıklandırma ve LED'li ışıklandırma olmak üzere iki durumda da çalışabilecek bir algoritma geliştirilmesine imkân tanımıştır.

2. Yazılım Tabanlı Sorunlar

Tez çalışmasının, donanım kısımlarının hazırlanmasından daha çok yazılım kısmının hazırlanmasında zaman harcanmıştır. Yazılım kısmında;

- Farklı TC kimlik kartlarının yıpranma, font ve makine baskılarında farklılıklar bulunmaktadır. Bu farklılıklar, o andaki ışıklandırma etkisi ile birlikte her kimlik kartının parlaklık, karşıtlık gibi değerlerinde değişimler meydana getirmektedir. Bu değişimlerden dolayı görüntü ikilileştirme adımında sorunlar meydana gelmiştir.

- Bu sorunlar, çalışma algoritmasının ilk adımında meydana geldiği için bu adımdan sonraki tüm adımları doğrudan etkilemektedir.

- Açık veya kapalı bir kabin içerisinde, farklı ışıklandırma durumlarında kimlik numarasını arka plandan ayırabilecek uygun eşik değerinin belirlenmesi,

- Kimlik numarası olmayan küçük karakterlerin yok edilmesi,

- Farklı bozulmalara sahip kimlik kartlarında kimlik numarasının olduğu yerin belirlenmesi,

- Farklı TC kimlik kartlarının yıpranma, font, makine baskılarındaki farklılıklar,

- Farklı TC kimlik kartlarında kimlik numaralarının yerlerinin farklı olması,

- Kimlik numaralarının altında ve üstünde yer alan çizgilerin olması durumunda, bölütleme işleminin yapılamaması,

- Kimlik numarasına ait her bir rakamı eşsiz kılan öznitelik vektörünün elde edilmesi,

- Karar verme aşamasında doğru bir sınıflandırma yapabilmek için uygun örnek sayılarının belirlenmesinde, birçok sorunla karşılaşmıştır.

Tez çalışmasında,

Çizelge 5.1. Genel süreler

Yapılan İşlemler	Süre(sn)
Ön işlemler	0.1715
Kimlik numarası yer tespiti	0.0072
Tanıma	0.0731
Toplam	0.2518

Yaklaşık 0.25 sn süren işlem sürelerinin daha da düşürülmesi için:

- Daha hızlı işlemciye sahip bir bilgisayar kullanımı,
- Birden fazla işlemci kullanılıp, işlemciler arasında iş paylaşımı yapılması,

Bundan sonraki aşamalarda tez çalışması daha da geliştirebilmek için:

- Öznitelik seçimi için özel algoritmalar kullanılarak, öznitelik vektörünün büyüklüğünün azaltılması sağlanabilir.
- Farklı sınıflandırma algoritmaları ile karşılaştırma yaparak, standart sınıflandırma algoritmalarından daha hızlı çalışacak bir sınıflandırma algoritması yazılabilir.
- Kimlik kartı olarak farklı üniversite, banka, iş yeri gibi kurumsal ve özel şirketlere ait kartların karakterleri sisteme dâhil edilmesi ile daha geniş kapsamlı bir çalışma yapılabilir.

6. KAYNAKLAR

- Alnsour, A. J., Alzoubady, L. M., 2006. Arabic handwritten characters recognized by neocognitron ANN. J. Pure Appl. Sc., 3, pp. 1-17.
- Alshebeili, S. A., Nabawib, A. A. F., Mahmoud, S. A., 1997. Arabic character recognition using 1-D slices of the character spectrum. Signal Processing V. 56, pp. 59-75.
- Anonymous. 2009. İnternet Sitesi.
http://www.cvmt.dk/education/teaching/f09/VGIS8/AIP/hough_09gr820.pdf.
Eriřim Tarihi: 11.11.2011.
- Avcı, A., 2006. Wavelet dönüşümü ile doku öznelikleri çıkarılan görüntülerin rezonans algoritması kullanılarak bölütlenmesi. KTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 66s., Trabzon.
- Ballard, D. H., 1987. Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes. University of Rochester, Comp. Sc. Dep., pp. 714-725, USA.
- Baş, N., 2006. Yapay sinir ağları yaklaşımı ve bir uygulama. Mimar Sinan Güzel Sanatlar Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 114s., İstanbul.
- Bellanger, M., 2000. Digital processing of signal: Theory and practice. John Wiley and Sons, pp. 452, USA.
- Cai, J., Liu, Z. Q., 1999. Integration of structural and statistical information for unconstrained handwritten numeral recognition. IEEE Transactions on Pattern Anal. and Mach. Intell., 21(3), pp. 263–267.
- Canny, J., 1986. A computational approach to edge detection. Pattern Anal. and Mach. Intell., IEEE Transactions, Pami 8(6), pp. 679-698.
- Casey, R. G., Lecolinet, E., 1995. In character segmentation: A survey. 3rd Int. Conf. on Document Anal. and Recognition, IBM Almaden Research Center and Enst Paris, pp. 1028-1033.
- Castleman, K. R., 1996. Digital image processing. Prentice Hall, pp. 667, New Jersey.
- Cetiřli, B., 2005. El yazısı karakter tanıma dalgacık moment özneliklerinin yenilenen anfis ile sınıflandırılması. Osmangazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Doktora Tezi, 135s., Eskişehir.

- Chen, Q., 2003. Evaluation of OCR algorithms for images with different spatial resolutions and noises. School of Inf. Tech., University of Ottawa, Master of Appl. Sc., pp. 82, Ottawa, Canada.
- Chim, Y. C., Kassim, A., Ibrahim, Y., 1999. Character recognition using statistical moments. *Image and Vision Computing V. 17*, pp. 299-307, Singapore.
- Çayırılı, M., 2006. Yanma olayının modellenmesi ve görüntü işleme yoluyla yanma performansının optimizasyonu. SDÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 69s., Isparta.
- Demir, Ö., 2008. EEG dalgalarının dalgacık dönüşümü ile değerlendirilmesi. Dumlupınar Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 56s., Kütahya.
- Demuth, B. H., Hagan, M., Beale, M. H., 2011. Neural network toolbox user's guide. Mathworks, pp. 404.
- Duda, R. O., Hart, P. E., 1972. Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures. *Artificial Intell. Center*, pp. 11-15.
- Elmas, Ç., 2011. Yapay zeka uygulamaları. Seçkin Yayıncılık, 424s., Ankara.
- Er, O., 2011. Görüntü işleme teknikleri kullanarak elma tasnifleme. S.D.Ü., Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 86s., Isparta.
- Gonzalez, R. C., Woods, R. E., 2002. Digital image processing. Prentice-Hall, Int. Inc., Upper Saddle River, pp. 779, New Jersey, USA.
- Gorski, N., Anisimov, V., Augustin, E., Baret, O., Price, D., Simon, J. C., 1999. A family of bank check recognition systems. *Proc. 5th Int. Conf. Document Anal. and Recognition*, pp. 523-526.
- Hill, P. R., Canagarajah, C. N., Bull, D. R., 2001. Statistical wavelet subband modelling for texture classification. *Image Processing, Int. Conf.*, University of Bristol, pp. 165-168, Bristol.
- Hough, P. V. C., 1962. Method and means for recognizing complex patterns. U.S. Patent No. 3.069.654.
- Hu, M. K., 1962. Visual pattern recognition by moment invariants. *Ire Trans. Inform. Theory* 8, pp. 179-187.
- Huang, G., Learned-Miller, E., McCallum, A., 2007. Cryptogram decoding for optical character recognition. University of Massachusetts, Dep. of Comp. Sc., 140 Governors Drive, pp. 1-12, Amherst.

- Inoue, K., Miyazaki, R., Suzuki, M., 1998. Optical recognition of printed mathematical documents. Proceedings of the 3th Asian Tech. Conf. in Mathematics, Springer-Verlag, pp. 280-289.
- Kavallieratou, E., Daskas, F., 2010. Text line detection and segmentation: Uneven skew angles. J. of Universal Comp. Sc., 17(1), pp. 16-29, Greece.
- Khotanzad, A., Hong, Y. H., 1990. Invariant image recognition by zernike moments. IEEE Pami, 12(5), pp. 489-497.
- Kır, B., Öz, C., Gülbağ, A., 6 Ekim 2011. Yapay sinir ağlarında negative correlation learning metodunu kullanarak optik karakter tanıma. Elektrik Elektronik Bilgisayar Sempozyumu, 105-109s., Elazığ.
- Koga, M., Mine, R., Kameyama, T., Takahashi, T., 2005. Camera-based Kanji OCR for mobile-phones: Practical issues. Proc. of the 2005 Eight Int. Conf. on Document Anal. and Recognition, pp. 5.
- Küçük, M., Ağralıoğlu, N., 2006. Dalgacık dönüşüm tekniği kullanılarak hidrolojik akım serilerinin modellenmesi. İTÜ dergisi/d mühendislik, 5(2), 69-80s., İstanbul.
- Lee, J. J., Lee, S. M., Kim, I. Y., Min, H. K., Hong, H. S., 1999. Comparison between short time fourier and wavelet transform for feature extraction of heart sound. IEEE Tencon, V. 102, pp. 18-55.
- Leung, C. H., Sze, L., 1997. Feature selection in the recognition of handwritten Chinese characters. Eng. Applications of Artificial Intell. Center, 10(5), pp. 495-502.
- Mani, N., Srinivasan, B., October 1997. Application of ANN model for OCR. IEEE Int. Conf., pp.12-15.
- Mallat, S., G., 1989. A theory for multi resolution signal decomposition: The wavelet representation. IEEE Transactions on Pattern Anal. and Mach. Intell.,11(7), pp. 674-693.
- Minsky, M., Papert, S., 1969. Perceptrons. MIT Press, Cambridge, MA.
- Misiti, M., Misiti, Y., Oppenheim, G., Poggi, J. M., 1997. Wavelet toolbox user's guide. Mathworks.
- Ni, D. X., May 2007. Application of NN to character recognition. Proceedings of Students/Faculty Research Day, CSIS, Pace University, pp. 1-6.

- Ölmez, T., Dokur, Z., 2009. Uzman sistemlerde örüntü tanıma. İTÜ, Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Bölümü, 325s.
- Park, J., Kwon, Y. B., 2009. An embedded OCR: A practical case study of code porting for a mobile platform. Chinese Conf. on Pattern Recognition, pp. 1-5.
- Percival, D. B., Walden, A. T., 2002. Wavelet methods for time series anal.. Cambridge University Press, pp. 569.
- Rao, R. M., Bopardikar, A. S., 1998. Wavelet transforms: Introduction to theory and applications. Addison-Wesley, Massachusetts, pp. 336.
- Rodriguez, A., Kim, S., Kim, J. H., Fernandez, Y., 2009. English to Spanish translation of signboard images from mobile phone camera. IEEE Southeastcon, pp. 6.
- Saraç, T., 2004. Yapay sinir ağları. Basılmamış Seminer Projesi, Gazi Üniversitesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü, Ankara.
- Sarhan, A. M., Helalat, O., 2007. Arabic character recognition using ANN and statistical anal.. World Acedemy of Sc., Eng. and Tech., pp. 32-36.
- Shen, D., Ip, H. H. S., 1999. Discriminative wavelet shape descriptors for recognition of 2-D patterns. Pattern Recognition, V.32, pp. 151-165.
- Singh, R., Yadav, C. S., Verma, P., Yadav, V., 2010. Optical character recognition for printed devnagari script using ANN. Int. J. of Comp. Sc. & Com., 1(1), pp. 91-95.
- Sonka, M., Hlavac, V., Boyle, R., 2008. Image processing. Anal. and Mach. Vision. Int. Student Edition, pp. 332-333, USA.
- Strang, G., Nguyen, T., 1997. Wavelets and Filter Banks. pp. 400, USA.
- Şekerci, M., 2007. Birleşik ve eğik türkçe el yazısı tanıma sistemi. Trakya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, 105s., Edirne.
- Şen, Z., 2004. Yapay sinir ağları ilkeleri. Su Vakfı Yayınları, 7s., İstanbul.
- Theodoridis, S., Koutroumbas, K., 2008. Pattern recognition. Academic Press, pp. 984, San Diego.
- Trier, O. D., Jain, A. K., Taxt, T., 1996. Feature extraction methods for character recognition. Pattern Recognition, 29(4), pp. 641-662.

Zhang, L. X., Zhao, Y. N., Wang, J. X., November 2002. Feature selection in recognition of handwritten Chinese characters. Proceedings of the 1st Int. Conf. on Mach. Learning and Cybernetics, pp. 1158-1162, China.

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Halit ÇETİNER

Doğum Yeri ve Yılı : Ağlasun – 1986

Medeni Hali : Bekâr

Yabancı Dili : İngilizce



Eğitim Durumu :

Lise : Isparta Anadolu Lisesi (2000-2004)

Lisans : Selçuk Üniversitesi – Mühendislik-Mimarlık Fakültesi
Bilgisayar Mühendisliği (2005 - 2009)

Yüksek Lisans : Süleyman Demirel Üniversitesi – Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı (2009 -)

Çalıştığı Kurum/Kurumlar ve Yıl:

S.D.Ü. Keçiborlu M.Y. O Öğr. Gör. (2009 -2011) (K.Dışı)

S.D.Ü. Teknik Bilimler M.Y. O. Öğr. Gör. (2009-
2010)(K.Dışı)

Düzce Üniversitesi Bilgi İşlem Daire Başkanlığı
Uzman(2011-2012)

S.D.Ü. Keçiborlu M.Y. O. Öğr. Gör.(2012-?)

Yayımları (SCI ve diğer makaleler)

EKLER

EK-1



Model ismi :	-124c
Model tipi :	G,C(G=gray (gri)),C= color(renkli))
Çözünürlük :	1600x1200dpi
Maksimum görüntü yakalama (frame) hızı :	16
Transfer tipi :	Tam frame
Sensor formatı :	1/1.8"
Piksel boyutu (genişlik x yükseklik) μ m :	4.4 x 4.4
Sensor formatı :	1/1.8"
Uygulama zamanı :	30 μ s – 10s
Overlap kapasitesi :	Var
Görüntü hassasiyet	G,C
USB tipi :	USB1.1 / USB2.0
Sensor üreticisi :	sony
Sensor tipi :	ICX274AL/AQ

EK-2



Montaj tipi :	C-montaj
Odak boyutu :	2/3", 1/2", 1/3"
Min. Odak uzaklığı :	16mm
İris aralığı :	F1.4~F16
İris	Elle
Odaklama :	Elle
Maksimum görüş açısı :	17°04' yatay açı, 12°50' dikey açı
Minimum nesne mesafesi :	10cm
Makro :	Yok
Ölçüleri :	29.5 x 29.5 x 29.5 mm
Nesne mesafesi (en düşük aralık) 2/3" (mm) :	63x47
Nesne mesafesi (en düşük aralık) 1/2" (mm) :	46x34
Nesne mesafesi (en düşük aralık) 1/3" (mm) :	34x26
Ağırlık :	45gr

EK-3

```
function []=gercekZamanliKimlikNumarasiTanima ()
%%
acikPencereleriKapat();
% Önceki çalışmalarda açılmış olan pencereleri kapatma fonksiyonu
%%
kameradanGoruntuAl();
% Kameradan görüntü alma işlemleri fonksiyonu
%%
onIslemeAdimlariniUygula();
% Eşikleme yardımıyla ayırıştırma, İkileştirme, kesme, düzeltme
fonksiyonu
%%
yatayHistogramUygula();
% Kimlik kartına ait yatay bölütleme işlemini yapan fonksiyon
%%
etiketlemeIslemiUygula();
% Elde edilen yatay bölütlerin her birindeki nesne sayıları,
koordinat ve
% alan bilgilerin elde edilmesini sağlayan fonksiyon
%%
% Yatay bölüt sayısı kadar döngü yapılır. Nesne Sayısı 11'den az
olan
% bölütler elimine edilir, olmayanlar üzerinde karakterler
arasındaki
% mesafenin ortalaması, sayısı incelenir.
% Bu incelemeler sonrasında tespit edilen bölüt muhtemel kimlik
numarasının
% bulunduğu bölüttür.
% Bu bölüt üzerinde, eğiklik düzeltilmesi, çizgilerin kaldırılması
ve
% karakterden küçük parçaların kaldırılması sağlanır.
% Bu adımdan sonraki işlemlerde bölütleme, öznitelik çıkarma,
% sınıflandırma, tanıma ve veritabanından veri getirme adımları
uygulanır.
for i=1:length(a)-1
%% TC kimlik kartlarındaki nesnelerin sayısı 11 ile 25 arasındadır.
    if (vertical(i)>=11)
        part1=ind(a(i):a(i+1),:);
        fark=abs(a(i)-a(i+1));
        if (fark>=80)
%% Yatay ve dikey histogramı temel alan bölütleme
            if ((vertical(i)<=25))
                if (vertical(i)==11)
%% Çizgisiz görüntü
                    else
%% Çizgili görüntü
                        part1=slantNormalization(part1);
                    end
                [average,count]=numberCount(part1);
%% muhtemel kart numarası
                if ((average>=45)&&(average<=60)) || (count==0)
                    firstControl=true;
                    tcSegmentation(part1);
                end
            end
        end
    end
end
```

```

% öznitelik çıkarma, bölütleme, sınıflandırma ve
tanıma
% adımları uygulayan fonksiyon
break;
end
else
%% görüntü kopartıldığında, görüntü çizgilidir.
if(vertical(i)>25)
[xy,d,lines,INew]=lineDedection(part1);
if length(lines)>15
k=find(min(xy(:,2))==xy(:,2));
kk=find(max(xy(:,2))==xy(:,2));
y1=xy(k,1);
x1=xy(k,2);
x2=xy(kk,2);
y2=xy(kk,1);
ff=x2-x1;
part=part1(round(x1+((ff*1)/8)):end,1:end);
%% satırların bölütlemeye olan etkisini kaldırma
[average,count]=numberCount(part1)
if (average>=45)&&(average<=60)&&(count==0)
firstControl=true;
tcSegmentation(part1);
% öznitelik çıkarma, bölütleme,
sınıflandırma ve tanıma adımları uygulayan fonksiyon
break;
end
end
% çizgili görüntü sonu
end
% çizgisiz görüntü sonu
end
% muhtemel kart numarası tahmin işlem sonu
end
% nesnelerdeki muhtemel kart numarası olabilecek yerlerin tahminin
sonu
end
% döngülerin sonu
end

```