

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**İNSANLARDA GÖRÜLEN PARAZİT YUMURTALARININ
OTOMATİK SINIFLANDIRILMASI İÇİN BİR UZMAN
SİSTEM TASARIMI**

Derya AVCI

Tez Yöneticisi
Prof. Dr. Asaf VAROL

YÜKSEK LİSANS TEZİ
ELEKTRONİK ve BİLGİSAYAR EĞİTİMİ ANABİLİM DALI

ELAZIĞ, 2009

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**İNSANLARDA GÖRÜLEN PARAZİT YUMURTALARININ
OTOMATİK SINIFLANDIRILMASI İÇİN BİR UZMAN
SİSTEM TASARIMI**

Derya AVCI

Tez Yöneticisi
Prof. Dr. Asaf VAROL

YÜKSEK LİSANS TEZİ
ELEKTRONİK ve BİLGİSAYAR EĞİTİMİ ANABİLİM DALI

ELAĞIĞ, 2009

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**İNSANLARDA GÖRÜLEN PARAZİT YUMURTALARININ
OTOMATİK SINIFLANDIRILMASI İÇİN BİR UZMAN
SİSTEM TASARIMI**

Derya AVCI

YÜKSEK LİSANS TEZİ
ELEKTRONİK ve BİLGİSAYAR EĞİTİMİ ANABİLİM DALI

Bu tez , ... tarihinde aşağıda belirtilen jüri tarafından oybirliği /oyçokluğu ile başarılı / başarısız olarak değerlendirilmiştir.

Danışman: Prof. Dr. Asaf VAROL

Üye: Doç. Dr. İbrahim TÜRKOĞLU

Üye: Doç. Dr. Mehmet KAYA

Bu tezin kabulü, Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun/...../..... tarih ve sayılı kararıyla onaylanmıştır.

TEŞEKKÜR

Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik ve Bilgisayar Eğitimi Anabilim Dalı'nda Yüksek Lisans tezi olarak yapılan bu çalışmayı tamamlamamda bana desteklerini esirgemeyen Danışmanım Sayın Prof. Dr. Asaf VAROL'a, tezin her aşamasında sürekli yardımcı olan Prof. Dr. Z. Hakan AKPOLAT'a, eşim Yrd. Doç. Dr. Engin AVCI' ya, Dr. Esin DOĞANTEKİN'e, Doç. Dr.. İbrahim TÜRKOĞLU' na , Yrd. Doç. Dr. Abdulkadir ŞENGÜR'e, Yrd. Doç. Dr.Davut HANBAY'a. teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR

İÇİNDEKİLER	I
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	III
TABLolar LİSTESİ.....	IV
SİMGELER LİSTESİ.....	V
KISALTMALARIN LİSTESİ.....	VI
ÖZET	VII
ABSTRACT	VIII
1. GİRİŞ	1
1.1. Litertürde Yer Alan Bazı Önemli Otomatik Parazit Tanıma Çalışmaları	1
1.2. Bu Tez Çalışmasının Amacı.....	2
1.3. Bu Tez Çalışmasının Kapsamı.....	2
2. PARAZİTLER VE ÖZELLİKLERİ.....	3
3. UZMAN SİSTEMLER.....	7
3.1. Uzman Sistemlerin Temel Bileşenleri.....	8
3.2. Uzman Sistemlerin Temel Özellikleri.....	8
3.3. Uzman Sistemlerin Sağladığı Faydalar.....	9
3.4. Uzman Sistemlerde Örüntü Tanıma.....	10
3.5. Uzman Sistemlerin Kullanım Alanları	12
4. UZMAN SİSTEM TASARIM SÜREÇLERİ	14
4.1. Ön İşlem Süreci.....	14
4.1.1. Resim İşleme.....	14
4.1.2. Resmin Tanımı	17
4.1.3. Resim Bölütleme Teknikleri.....	18
4.1.3.1. Eşikleme.....	19
4.1.3.2. Sinirsel Ağlarla Bölütleme	25
4.1.3.3. Bulanık Mantık	30
4.1.4. Median Filtreleme	34
4.2. Özellik Çıkarım Süreci.....	34
4.2.1. Özellik Çıkarım İçin Hu'nun Değişmez Momenter Yöntemi	34
4.3. Sınıflandırma Süreci	35

4.3.1. Çoklu Destek Vektör Makineleri Sınıflandırıcısı	35
--	----

5. ÇOKLU DESTEK VEKTÖR MAKİNELERİ SINIFLANDIRICISI KULLANARAK İNSAN PARAZİT YUMURTA ÖRÜNTÜLERİNİN SINIFLANDIRILMASI 40

5.1. Ön İşlem Süreci.....	40
5.1.1. Median Filtreleme Kullanarak Gürültü İndirgenmesi	42
5.1.2. Parlaklık Artırma.....	42
5.1.3. Resim Eşikleme Yöntemi Kullanarak Bölütleme	43
5.1.4. Morfolojik Ve Mantıksal İşlemler	43
5.2. Özellik Çıkarım Süreci	44
5.2.1. Hu'nun Değişmez Momentlerinin Hesaplanması	44
5.3. Sınıflandırma Süreci	48
5.3.1. Çoklu Destek Vektör Makinesi Sınıflandırıcısı	48

6. SONUÇLAR 51

6.1.Öneriler	51
6.2.Yayınlar.....	52

KAYNAKLAR 53

ÖZGEÇMİŞ

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 3.1. Örüntü tanıma kavramı.....	11
Şekil 4.1. Görüntü İşlemede Temel Basamaklar	16
Şekil 4.2. Gri seviyesi histogramı a) Tek eşik değeri b) Çok seviyeli eşik değeri.....	19
Şekil 4.3. a) Orijinal resim, b) Bölümlenmiş resim, c) Resim histogramı	21
Şekil 4.4. a) Orijinal resim, b) Global eşiklenmiş resim, c) Alt resimlere ayrılmış resim, d) Uyarlamalı eşiklenmiş resim	22
Şekil 4.5. Olasılık yoğunluk fonksiyonu	23
Şekil 4.6. Kohonen 'in kendi kendini düzenleme haritasının ağ birimleri.	27
Şekil 4.7. Kohonen sistem modeli	27
Şekil 4.8. Meksika şapkası fonksiyonu	28
Şekil 4.9. Bir işlem elamanının yapısal komşuluğu ($t_1 < t_2 < t_3$)	28
Şekil 4.10. Kohonen Ağı ile yapılan bölütleme, a) Orijinal Görüntü, b) Bölütlenmiş Görüntü c) Orijinal Görüntü, d) Bölütlenmiş Görüntü.....	30
Şekil 4.11. Bir optimum ayırım yüzeyi.	37
Şekil 5.1. Bu çalışmada kullanılan DM-ÇDVM sisteminin blok diyagramı.	41
Şekil 5.2. İnsan parazit yumurta resmi a) Fertilized Ascaris Lumbricoides türü parazit yumurtası b) Bu parazit yumurtası resminin Median filtre uygulanmış hali.....	42
Şekil 5.3. Parazit yumurtası a) Fertilized Ascaris Lumbricoides türü parazit yumurtası b) Parlaklığı artırılmış resim.	42
Şekil 5.4. Parazit yumurtası, a) Fertilized Ascaris Lumbricoides türü parazit yumurtası b) Bölütlenmiş resim.	43
Şekil 5.5. Fertilized Ascaris Lumbricoides insan parazit yumurtası a) Nesnedeki boşluklar doldurulduktan sonraki resim b) Erosion işleminden sonraki resim	44

TABLÖLAR LİSTESİ

Tablo 5.1. ÇDVM eğitimi için kullanılan parazit yumurtası resimlerinin değişmez moment değeri (ϕ_i).....	45
Tablo 5.2. Kullanılan ÇDVM sınıflandırıcının özellikleri	48
Tablo 5.3. DM-ÇDVM sisteminin insan parazit yumurtalarını doğru bir şekilde tanıma başarımları	49
Tablo 5.4. DM-BSA sisteminin insan parazit yumurtalarını doğru bir şekilde tanıma başarımları	50

SİMGELER LİSTESİ

b_0	:	Ayrım yüzeyi parametresi bias vektörünü temsil eder.
$c(x)$	:	Düşük boyutlu giriş uzayından YBU'ya geçiş fonksiyonudur.
$\underline{D}$	:	Giriş uzayını birbiri ile kesişmeyen bölümlere ayırarak her bir sınıfa bir etiket atayıcıyı göstermektedir.
f	:	Bir vektörü temsil eder.
$f(x,y)$	:	Bir resim yoğunluk dağılımını temsil eder.
$\mathfrak{I}$	:	Eğitim kümesini temsil eder.
$\propto(t)$	:	Zamanla azalan bir kazanç terimini temsil eder.
μ_1	:	Gauss yoğunluğunun bir sınıf için ortalama değeridir.
σ_1^2	:	Gauss yoğunluğunun bir sınıf için varyans değeridir.
μ_2	:	Gauss olasılık yoğunluk fonksiyonun ortalamasıdır.
σ_2^2	:	Gauss olasılık yoğunluk fonksiyonun varyansıdır.
K	:	Çekirdek fonksiyonunu temsil eder.
N	:	Çıkış işlem elamanı sayısını temsil eder.
$Nc(t)$	:	Zamanla değişen komşuluk kümesini temsil eder.
$P_1 - P_2$	:	Arka plan ve nesneyi oluşturan piksellerin olma olasılıklarını gösterir.
R	:	Her hangi bir noktanın maskelenmiş değerini temsil eder.
T	:	Eşik değeri temsil eder.
$\mathcal{W}$	:	Görüntünün maskeleme katsayısıdır.
$w^{(k)}$	:	Karar uzayındaki her bir sınıfı temsil eder.
w_i	:	Her çıkış işlem elamanının ağırlık vektörünü temsil eder.
x_i	:	Giriş uzayını temsil eder.
z	:	görüntüdeki güncel çerçeve içerisindeki noktaların gri seviye değerini temsil eder.
Z	:	Resmin gri seviyesi değerlerini göstermektedir.

KISALTMALAR LİSTESİ

BKB	:	Bire-Karşı-Bir
BKD	:	Bire-Karşı-Diğer
BSA	:	Bulanık Sinirsel Ağ Sınıflandırıcısı
ÇDVM	:	Çoklu Destek Vektör Makinesi
DL	:	Diphyllobotrium Latum
DVM	:	Destek Vektör Makineleri
EV	:	Enterobius Vermicularis
FAL	:	Fertilized Ascaris Lumbricoides
FH	:	Fasciola Hepatica
FKCN	:	Kohonen ağlarla bölütleme
GL	:	Giardia Lamblia
H	:	Hookworm
HD	:	Hymenolepsis Diminuta
HN	:	Hymenolepsis Nana
K	:	Kellicoti
PW	:	Paragonimus Westermani
RBF	:	Radial Tabanlı Çekirdek fonksiyonu
SH	:	Schistosoma Haematobium
SJ	:	Schistosoma Japonicum
SM	:	Schistosoma Mansoni
TS	:	Taenia Saginata
TT	:	Trichuris Trichura
UAL	:	Unfertilized Ascaris Lumbricoides
YBU	:	Yüksek Boyutlu Uzay
YSA	:	Yapay Sinir Ağları

ÖZET
YÜKSEK LİSANS TEZİ

**İNSANLARDA GÖRÜLEN PARAZİT YUMURTALARININ OTOMATİK
SINIFLANDIRILMASI İÇİN BİR UZMAN SİSTEM TASARIMI**

Derya AVCI

Fırat Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Elektronik ve Bilgisayar Eğitimi

Anabilim Dalı

2009, Sayfa : 55

Bu tez çalışmasında insan parazit yumurtasının sınıflandırılması için mikroskopik resimlerine değişmez moment ve çoklu destek vektör makinesi sınıflandırıcı (DM-ÇDVM) yöntemi uygulandı. Bu yöntem dört aşamadan oluşmaktadır. Bunlar ön işlem, özellik çıkarım, sınıflandırma ve test aşamalarıdır. Ön işlem aşamasında resim işleme, gürültü indirgeme, parlaklık artırma, morfolojik ve mantıksal işlemler uygulanmıştır. Özellik çıkarım aşamasında, ön işlemde geçmiş parazit resimlerinin değişmez momentleri hesaplanmıştır. Özellik çıkarım aşamasından elde edilen özellikleri sınıflandırmak için Çoklu Destek Vektör Makineleri Sınıflandırıcısı (ÇDVM) kullanılmıştır. Aynı parazit resimleri ve aynı özellik çıkarım yöntemi kullanılarak [12], Bulanık Sinirsel Ağlar (BSA) sınıflandırıcı ile %93.49 olarak bulunan doğru tanıma başarımı, bu tezde kullanılan DM-ÇDVM yöntemi uygulamasıyla doğru tanıma başarımı %97.7'ye ulaşmıştır. Bu çalışma ile DM-ÇDVM sistemi kullanılarak, parazitik hastalıkların tipinin ve cinsinin teşhisinde daha iyi sonuçların elde edilebileceği kanıtlanmış olmaktadır.

Anahtar Kelimeler : Parazitler, Parazit Yumurtaları, Mikroskopik Resim, Çoklu Destek Vektör Makineleri, Uzman Sistemler.

SUMMARY

Masters Thesis

AN EXPERT DIAGNOSIS SYSTEM FOR CLASSIFICATION OF HUMAN PARASITE EGGS BASED ON MULTI CLASS SVM

Derya AVCI

Firat University

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Electronic and Computer Education

2009, Page:55

In this paper, it is proposed a new methodology based on invariant moments and Multi Class Support Vector Machine (MCSVM) for classification of human parasite eggs in microscopic images. These are pre-processing stage, feature extraction stage, classification stage, and testing stage. In pre-processing stage, the digital image processing methods, which are noise reduction, contrast enhancement, thresholding, and morphological and logical processes. In feature extraction stage, the invariant moments of pre-processed parasite images are calculated. Finally, in classification stage, the Multi Support Vector Machine (MSVM) classifier is used for classification of features extracted feature extraction stage. A 93.49 % correct recognition rate is obtained when employing the ANFIS structure on the same parasite cell images and feature vector, on the other hand, in this thesis the employed IM-MSVM structure obtained a 97.7 % correct classification rate. With this study, it is seen that IM-MSVM system has the ability of diagnosing the parasitic diseases well enough.

Keywords: Parasites, parasite eggs, microscopic image, Multi Support Vector Machines, Expert systems.

1. GİRİŞ

Parazit nedeniyle oluşan hastalıklar tüm dünyada olduğu gibi ülkemizde de bir halk sağlığı sorunu olarak karşımıza çıkmaktadır [1-5]. Parazit nedeniyle oluşan hastalıkların bulaşmasını sağlayan faktörlerin önlenmesine ve alınan koruyucu tedbirlere rağmen yapılan çalışmalar bu sorunun günümüzde de devam ettiğini göstermektedir. Parazitik hastalıklar arasında bağırsak parazitleri daha yaygın olarak görülmektedir. Bunun nedenleri arasında; toplumların yaşam standartları, sosyo-ekonomik ve sosyo-kültürel durumu, yaş, cins, eğitim, beslenme, iklim ve hijyen gibi faktörler yer almaktadır [3-5].

1.1. Literatürde Yer Alan Bazı Önemli Otomatik Parazit Tanıma Çalışmaları

Günümüzde artık parazitik hastalıklar, gelişen teknolojiyle paralel uygun tanıma yöntemleri kullanılarak, insan kanı, idrarı, dışkısı ve dokularından teşhis edilebilmektedir [6, 7]. Parazit tanıma alanlarında şu ana kadar birçok çalışma yapılmıştır. Bazı önemli çalışmalar aşağıda verilmiştir.

Literatürdeki ilk otomatik parazit tanıma çalışmalarında [8, 9], mikroskopik resim analizi yöntemi kullanılmıştır. Bu çalışmalarda, domuz ve sığırlarda görülen birkaç parazit tipi, etkili resim işleme araçları kullanılarak, elde edilen morfolojik özellikler yardımıyla sınıflandırılmıştır [8-10]. Bu morfolojik özellikler, uzunluk, düzgünlük, v.b. şeklindedir [5, 8, 10]. Daha sonra bu morfolojik özellikler yardımı ile parazit türleri sınıflandırılmıştır [5, 8, 10].

Kaynak [6] da, mikroskopik dışkı numune resimlerindeki helminth parazit yumurtalarının otomatik olarak belirlenmesini sağlayan bir yöntem sunulmuştur. Bu amaçla sayısal resim işleme teknikleri ve Yapay Sinir Ağları (YSA) sınıflandırıcısı kullanılmıştır. Bu çalışmada, kullanılan parazit türleri için % 90 doğru tanıma oranı elde edilmiştir.

Kaynak [11] de, mikroskopik resimlerden sekiz farklı parazit yumurtasını sınıflandırmak amacıyla bir örüntü tanıma sistemi tasarlanmıştır. Bu çalışmada kullanılan özellik çıkarım sistemi değişmez momentler temellidir. Sınıflandırıcı olarak YSA kullanılmıştır. Burada, % 90 oranında doğru tanıma başarımı elde edilmiştir.

Kaynak [12] de, ise Değişmez Moment – Bulanık Sinir Ağları (BSA) tabanlı dayanıklı bir örüntü tanıma sistemi sunulmuştur. Bu yöntemin ön işlem kısmında mikroskopik parazit resimlerinden sırasıyla gürültü indirgeme, parlaklık artırma, bölütleme, morfolojik ve mantıksal işlemler kullanılmaktadır. Daha sonra ön işlemde geçirilmiş bu mikroskopik insan parazit yumurtası resimlerinin her biri 0 ile 165 derece arasında 15 derecelik açılarla döndürülerek, aynı parazit yumurtasının birbirinden farklı 12 adet resmi türetilmiştir. Bir sonraki aşamada olan özellik çıkarım aşamasında bu resimlerin her birinin 7 şer adet Hu değişmez momentleri hesaplanmıştır. Sınıflandırma aşamasında ise BSA sınıflandırıcısı kullanılmıştır. Elde edilen doğru sınıflandırma başarımı % 90 civarındadır.

1.2. Tez Çalışmasının Amacı

Bu tez çalışmasında kaynak [12]'de verilen etkili ön işlem ve özellik çıkarım yöntemleri kullanılarak, elde edilen insan parazit yumurta özellikleri, güncel bir sınıflandırıcı türü olan Çoklu Sınıf Destek Vektör Makinesi (ÇSDVM) sınıflandırıcısının girişlerine verilerek, bu sınıflandırıcının doğru sınıflandırma performansının BSA sınıflandırıcısının performansı ile kıyaslanması amaçlanmıştır.

1.3. Tez Çalışmasının Kapsamı

1.Bölümde, literatürde yer alan bazı otomatik parazit tanıma çalışmaları hakkında bilgi verilecek, 2.Bölümde, insanlarda görülen temel parazit türleri üzerinde durulacak, 3. Bölüm'de uzman sistem kavramı ele alınacak, 4.Bölüm'de bu tez çalışmasında kullanılan ön işlem ve özellik çıkarım ve sınıflandırma süreçleri hakkında bilgi verilecek, 5. Bölüm'de mikroskopik resimlerdeki insan parazit yumurtalarının tanınması için geliştirilen Değişmez Moment – Çoklu Destek Vektör Makinesi (DM-ÇDVM) tabanlı akıllı bir sınıflama uygulamasının nasıl gerçekleştirildiği anlatılacak ve 6.Bölüm'de ise elde edilen sonuçlar ve bu alanda yapılacak çalışmalar tartışılacaktır.

2. PARAZİTLER VE ÖZELLİKLERİ

Parazit, kendinden daha büyük bitkisel/hayvansal kökenli bir canlının üzerinde veya içinde, geçici veya sürekli olarak, daima onun zararına yaşayan diğer bitkisel/hayvansal kökenli canlıya denir [1]. Parazitler, kan ve doku parazitleri, barsak parazitleri ve dış parazitler olarak sınıflandırılabilir [2]. Parazitler, bulundukları ortamlara ve yapılarına göre çeşitlere ayrılırlar. Aşağıda bu etmenlere göre varolan parazit çeşitleri belirtilmiştir.

Kan ve Doku parazitleri: Kan parazitleri konakçının hücreleri içinde (Flasmodiumlar, Babesialar, Theilerialar) ve hücreleri dışında (Microflorialar ve Trypanasomalar) yaşamalarına göre çeşitlere ayrılırlar. Doku parazitleri ise hücre içi-dışı yaşayışlarına ek olarak deride veya iç organlarda yaşamaları dikkate alınarak 4'e ayrılırlar. Toksoplazmalar, Leishmania'lar, Ekinokoklar, Pneumocystis carini, bu grupta incelenen parazit çeşitlerini oluşturmaktadırlar.

Bağırsak parazitleri: Bağırsaklarda protozoonlar (Iodamoeba butshlii, Endolimax na-na, Dientamoeba fragilis, Giardia lamblia, Chilomastix mesnili, Trichomonas hominis, Balantidium coli), amipler (Entamoeba histolytica, E. coli), nematodlar (Ascaris lumbri-coides, Trichuris trichura, Enterbius vermicularis, Strongyloides stercoralis, Necator americanus, Ancylostoma duodenale vb), trematodlar (Scistoma mansoni, S. haematobium, Paragonimus westermani, Clonorchis sinensis vs) ve cestodlar (Taenia saginata, T. solium, Diphylobotrium latum, vs) bulunur.

Dış Parazitler: Dış parazitler pireler, bitler ve kenelerdir. Kedi, köpek gibi evcil hayvanların derisinde yaşayan bu böcekler onu sadece rahatsız etmekle kalmaz aynı zamanda çeşitli hastalıklar bulaştırır ve iritasyonlarına bağlı değişik alerjik hastalıklara neden olurlar. Bu parazitlerin bazıları insanlara da hastalık bulaştırır. Bu yüzden onların varlığını dikkatli bir şekilde izlemekte fayda vardır.

Literatürde bulunan bazı parazit türleri ve bu parazit türlerinden korunma yöntemleri aşağıdaki gibi özetlenebilir:

- **Oksiyürler:** İplik inceliğinde, sarımtırak beyaz renkte, boyları iki milimetre ile bir santimetre arasında değişen ve dışkı ile atılabilen bağırsak parazitleridir [5]. Hastalık, oksiyür yumurtalarının ağız yoluyla alınması ile bulaşır. Yumurtalar dışı oksiyürler tarafından makat çevresine bırakılır. Makatta kaşıntı olmaya başlar. Çocuk kaşındığı zaman tırnak aralarına giren yumurtalar bir şey yerken ağız yoluyla tekrar bağırsaklara ulaşır. Kız çocuklarında üreme organına kaçan yumurtalar ve oksiyürler akıntılara sebep olurlar. Tedavisi, ilaçlarla yapılır. Doktorun, bütün aile üyelerine aynı tedaviyi uygulaması gerekmektedir. Bu parazit türünden korunma yöntemleri ise çocukların tırnaklarının kısa kesilmesi, kaşınmamaları için uyarılması,

tuvaletten çıktıktan sonra ve oyundan geldikten sonra ellerin mutlaka sabunla yıkanması ve iç çamaşırların yıkanırken kaynatılması şeklinde özetlenebilir [3-5].

- **Yuvarlak Kurtlar:** Anneleri tarafından köpek yavrularına doğum öncesi (plazental yolla) veya anne bakımı sırasında bulaşabilir. 5 cm. uzunluğunda ince, beyazımsı veya açık kahverengi parazit bazen bulaşmış olduğu köpeğin dışkısında da görülebilir. Bu parazit türü bazen de kusma yolu ile çıkarılabilirler. Yuvarlak kurt parazitleri, yavru köpeklerde yaygındır ve onlara şişkin göbekli bir görünüm verebilir. Larvası köpeğin bedeninde dolaşır. Bir yuvarlak kurt enfeksiyonundan büyüme bozukluğu, ishal, kusma, dışkıda kan, su kaybı, ve bazen zattüre oluşabilir. Tedavinin tekrarlanması ve uzun süre devam edilmesi gerekir.
- **Kancalı Kurtlar:** Bu tür, bağırsak parazitleri içerisinde en tehlikeli olanlardır. Annelerinden köpek yavrularına doğum öncesi veya anne bakımı sırasında bulaşabilir. Kancalı kurtların belirtisi arasında bitkinlik, kansızlık, iştahsızlık, siyah ve kanlı dışkı sayılabilir.
- **Trişin:** Bu parazit köpeğin sindirim sisteminin alt ucuna yerleşir ve kronik bağırsak iltihaplanmasına, dışkıda mukus, kilo kaybı ve ishale yol açar.
- **Kalp Kurdu:** Bir sivrisineğin sokması ile bulaşır. Bu son derece tehlikeli parazit köpeğin kalbine yerleşir ve gerek kalp gerekse de akciğer hasarına, öksürük, durgunluk ve bitkinliğe yol açar. Bu hastalık akciğerleri, akciğerlere kan taşıyan damarları ve kalbi etkilemektedir. Belirtiler çabuk yorulma, öksürük, kusma, kilo kaybı, solunum güçlüğü ve bazen ani ölümdür. Sivrisinekler olmadan bu hastalık yayılamaz. Subtropikal iklimli bölgelerde hastalık çok sık görülmektedir. Ancak göl, nehir ve deniz kenarlarında sivrisineklerin yoğun olduğu bölgelerde hastalık yine yoğun olarak görülmektedir. Köpeklerle karşılaştırıldığında kediler bu hastalığa karşı daha dirençlidir. Ancak enfekte olduklarında bu hastalık kedilerde daha şiddetli seyretmektedir. Kalp kurdundan koruma çok basittir. Koruyucu ilaçlar sivrisinekler tarafından bulaştırılan larvaları öldürür. Birçok durumda aylık olarak kullanılan tabletler etkili bir koruma sağlamaktadır. Kalp kurtlarının bulunup bulunmadığını saptamak için bir kan muayenesi yapılır.
- **Askarisler:** Oksiyürlerden daha tehlikeli parazitlerdir. Boyları 15 ila 40 santim arasında olduğu için, bunlara halk dilinde "bağırsak solucanları" adı verilir. Dişi solucanların yumurtaları dışkı ile atıldığından bu hastalık insan gübresi ile sulanan sebzelerle bulaşır. Çiğ olarak, hele yıkanmadan, yenen sebzelerle birlikte ince bağırsağa ulaşan yumurtalar, burada açılarak larva(yavru) haline gelirler. Larvalar bağırsak zarını delerek kana karışırlar. Kan dolaşımı ile

akciğerlere kadar gelir; iltihaplara sebep olurlar. Askarisler, safra kesesine kadar ulaştıkları takdirde sarılık ortaya çıkar. Askarisler yumurtlamak için tekrar bağırsaklara dönerler. Bazen yumrular halinde birleşerek bağırsak tıkanmalarına yol açarlar. Tedavisi, aynen oksiyürlerde olduğu gibi ilaçla yapılır ve tedavi bütün aile üyelerine uygulanır. Bu parazit türünden korunma yöntemleri ise sebzelerin mümkün mertebe çiğ olarak yenmemesi; yeneceği zaman bol su ile yıkanması, ayrıca temizliğe dikkat edilmesi ve çocuklara temizlik alışkanlığı kazandırılmasıdır.

- **Bağırsak Şeritleri (Tenyalar):** Tenyalar, askarislerden daha uzun olup boyları 4 ile 10 m arasında değişmektedir. Başları toplu iğne büyüklüğünde, gövdeleri yassı halkaların birbirine eklenmesi ile oluşmuştur. Tenyaların varlığı, bu parçaların koparak dışkıya karışması sonucu anlaşılır. Tenya yumurtaları da yine dışkı ile atılır. Yumurtalar büyükbaş hayvanların vücudunda konaklar veya larva haline dönüşürler. Dolayısıyla, insana da bu hayvanların etiyile bulaşır. İyi pişmemiş yahut çiğ olarak yenen etlerle insan vücuduna girer; bağırsaklara yerleşirler. Tenyalar salgıladıkları zehirli maddelerle organizmayı etkiler, çeşitli rahatsızlıklara sebep olurlar. Belirtileri olarak, dışkıda tenya parçalarına rastlanması, baş dönmesi, karın ağrısı, kusma, ishal ve devamlı açlık duygusu şeklinde sıralanabilir. Tedavisi için tenyaları düşüren özel ilaç kullanılabilir. Bu parazitlerden bazıları larva şeklindeyken köpeğin pireyi yuttuğu zaman ortaya çıkar. İştah kaybı, kansızlık, ishal v.b belirtilere neden olurlar. Bazı tenya türleri insan sağlığı açısından çok önemli riskler içermektedir.
- **Çengelli Kurtlar:** Beyaz ya da sarımtırak renkte olan çengelli kurt, 8 mm ile 1,5 m arası boydadır. Yumurtaları pis sularda gelişir, dolayısıyla çocuklara pis sulardan geçer. Onikiparmak bağırsağında yerleşir ve çoğalırlar. Kan emerek beslendiklerinden bir müddet sonra kansızlık ve sindirim sistemi bozukluklarına sebep olurlar. Tedavisi için doktor kontrolünde ilaç kullanılır. Diğer parazit çeşitlerinden korunmak için gerekli olan temizlik kuralları şüphesiz burada da geçerlidir.
- **Kedi-Köpek Parazitleri:** Kedi, köpek, tavşan gibi evcil hayvanların bağırsaklarında gelişen bazı solucan tiplerinin dişileri, yumurtalarını bu hayvanların dışkısına bırakırlar. Dışkı ile dışarı atılan yumurtalar etrafa yayılırken; aynı zamanda hayvanların tüyleri arasına da girerler. Çocuk onları severken tırnak aralarına geçer; oradan da yemek yerken ağız yoluyla bağırsaklara ulaşırlar. İnce bağırsaklara açılan yumurtalar, kurtçuk (larva) halinde kalıp gelişmezler.

Bağırsak çeperlerini delip kana karışırlar. Kan yoluyla karaciğer, akciğer, beyin zarı ve göz gibi hayati önem taşıyan organlara yayılırlar. Tedavi ile vaktinde zararsız hale getirilmeyen parazit larvaları, yerleştikleri dokularda kalıp kireçleşirler. Kireçlenmeleri halinde ameliyattan başka çare yoktur. Erken müdahalelerde ilaç tedavisi yeterlidir. Bu parazit türünden korunmak için, parazit taşıma ihtimali olan ev hayvanları ilaçlanmalı, temizliklerine dikkat edilmeli ve vaktinde aşıları yaptırılmalıdır.

- **Pireler:** Bu canlılar gözle görülebilecek büyüklüktedirler. Genelde kedi, köpek v.b. evcil hayvanlar üzerinde bulunurlar. Pireler bulundukları hayvanın kanını emerek beslenirler. Kaşıntıya ve alerjilere neden olurlar. Rutin pirelere karşı mücadele etmek en etkin yöntemdir. Yaşanılan bölgeye göre, pire mevsimi birçok ay sürebilir. Pirelerin yumurtaları hayvan üzerinde açılmaz bulunduğu ortamda uygun koşullarda açılır ve larval gelişimini tamamladıktan sonra ortamdaki diğer hayvan ve insanlara geçer. Bundan dolayı, pirelerden korunmak için hem hayvanları hem de çevreyi (hayvanın bulunduğu yeri) ilaçlamak gerekir.
- **Keneler:** Pireler kadar yaygın olmayan kenelerin birçok çeşidi vardır. Bir kenenin ısırması hayvanlara birtakım kan parazitlerini bulaştırabilir. Hayvan derisinde bir kene görüldüğünde mümkün olduğu kadar onu kafasına yakın bir yerden bir cımbız ile sıkıştırarak çıkarılması gerekir. Enfeksiyonu engellemek için ısırıldığı yere alkol veya oksijen dökülmelidir.

İnsanlarda görülen parazit türleri genelde iki sınıfa ayrılır: protozoa ve helminthler. Bunlarda kendi aralarında nematodlar, trematodlar ve cestodlar olmak üzere çeşitlere ayrılır [5]. Yukarıda da belirtildiği gibi parazitler insan vücuduna su, toprak, sebze, meyve ve hayvan yolu ile taşınır. Daha sonra, karaciğer, akciğer gibi insan iç organlarına yerleşirler.

Parazitler, insan vücudunda parazitik zehirlenme, ateşlenme gibi değişik rahatsızlıklara yol açmaktadırlar. Günümüzde daha çok deniz aşırı seyahatler ve bir ülkeden başka bir ülkeye ithal edilmiş uluslararası yiyeceklerin tüketilmesi, parazitik hastalıklara yol açmaktadır.

3. UZMAN SİSTEMLER

Uzman sistemler, belirli bir uzmanlık alanında, gerçek kişilerden derlenen bilgileri temel alarak, zamanla kendisini geliştirebilme yeteneği de olan yazılımlardır. 1970'lerde yapay zeka alanındaki araştırmacılar tarafından geliştirilmiş ve ticari olarak 1980'lerde uygulanmaya başlanmıştır. Bu programlar, belirli bir problem hakkındaki bilgiyi çözümleyen, problemlere çözümler sağlayan, tasarımına bağlı olarak, düzeltmeleri yapmak için bir iş dizisi öneren programlardır.

Özellikle tıp ve danışmanlık gibi hizmet sektörlerinde, uzman eksikliğini giderme veya maliyetleri düşürmek amacıyla kullanılırlar. Günümüzde uzman sistemler birçok alanda kullanılmaktadır ve farklı alanlar için yeni uzman sistemler geliştirilmektedir. Günümüzde teknolojinin ilerlemesiyle oluşturulan bir uzman sistem, bilgi tabanı ve kuralları değiştirerek farklı alanlarda kullanılabilir hale getirilmiştir.

Günümüzde bilginin önemi daha açık bir şekilde ortaya çıkmıştır. Bilginin önemi arttığı oranda o bilgiye ulaşabilmeyi sağlayan sistemlerin de önemi artmıştır. Teknolojik gelişmelere paralel olarak bütün iş sektörlerinde bilgisayarlar kullanılmaya başlanmıştır. Gerekli bilgi, bilgisayar ortamında saklanarak, istenildiğinde yöneticilere sunulmaktadır. Burada önemli olan bilgilerin toplanması, organize edilmesi ve dağıtılmasıdır.

Uzman sistemlerin birçok farklı alandaki zor seviyede sayılabilecek problemleri başarılı bir şekilde çözüme kavuşturması, dikkat çekmelerindeki en önemli unsuru oluşturmuştur. Uzman sistemler, özellikle bilgisayar sistem tasarımı ve hastalık teşhisi gibi konularındaki başarılarıyla ön plana çıkmışlardır.

Uzman sistemler, temelde uzman bir insan düzeyinde problem çözmede, insan bilgisini yoğun biçimde kullanan programlardır. Belirli bir konuda çok az insanda bulunabilen düzeyde bilgi sahibi olan kişiye uzman denir. Yani uzman insan, pek çok kişinin çözemeyeceği bir problemi çözebilen veya pek çok insandan çok daha etkin ve çabuk biçimde çözebilen birisidir. Bu tanımdan sonra uzman sistem kavramını, tekrar alacak olursak; bir uzman insanın çözebileceği karmaşık problemlerin bilgisayar ile çözümüne olanak sağlayan sistemlerdir denilebilir.

Bir uzman sistem belirli bir alanda bilgiye sahip uzman ya da uzmanların bilgilerini depolar. Uzman sistemin çözüm getireceği alana “domain” denir. Mesela literatürde yer alan ilk uzman sistem örneği olan DENDRAL’in domaini “bilinmeyen bileşiklerin moleküler yapılarının tayini” dir [13], [14].

Uzman sistem içerisinde tanımlanan “bilgi” önemli bir kelimedir. Çünkü Uzman Sistemler bünyelerinde var olan bilgi ile sonuca varırlar [13]. Uzman sistemler, algoritmik programlardan yani kesin sonucu olan programlardan çok farklıdır. Fakat Uzman sistemlerde ise kesin sonuç olmayabilir. Uzman sistem eldeki bilgiyi değerlendirerek yorum yapmaktadır. Uzman Sistemler, problem çözmede uzman

bilgisini yani insan bilgisini kullanırlar. Bu sistemlerde uzman bilgisi, bilgi ya da kurallar kümesi olarak adlandırılır. Bu bilgi ve kurallar kümesi problem çözümünde ihtiyaç duyulursa kullanılır.

3.1. Uzman Sistemlerin Temel Bileşenleri

Bir uzman sistem, geliştirme çevresi ve görüşme çevresi olmak üzere iki ana bileşenden oluşmaktadır [15]. Geliştirme çevresi, sistemin bileşenlerini kurmak ve uzman bilgilerini bilgi tabanına girmek için uzman sistem içerisinde kullanılır. Görüşme çevresi ise uzmanlık niteliğine ulaşabilmek için uzman adayları tarafından kullanılır. Uzman sistemi oluşturan ana bileşenler aşağıdaki gibi verilmiştir:

1. Bilgi kazanımı, bilgi kaynaklarından bir bilgisayar programına problem çözümü için bilgi aktarımı ve dönüştürme işlemlerinin tamamıdır.
2. Bilgi tabanı, problemlerin anlaşılması ve çözümü için gerekli olan tüm bilgileri içerir. Ayrıca standart çözüm ve karar alma modellerini de içerir.
3. Çıkarım mekanizması, uzman sistemin beynidir. Bilgi tabanı ve çalışma alanında bulunan bilgiler üzerine düşünmek için bir yöntem sunan ve sonuçları biçimlendiren bir bilgisayar programıdır.
4. Çalışma alanı, giriş verileri tarafından belirlenmiş problem tanımları için hafızanın bir tarafında bulunan çalışma alanıdır.
5. Kullanıcı ara yüzeyi, uzman sistemler, kullanıcı ile bilgisayar arasında probleme yönelik iletişimin sağlanması için bir dil işleyici içerir.
6. Açıklama, uzman sistemleri diğer sistemlerden farklı yapan bir özelliği de açıklama modülünün olmasıdır. Bu bileşen, kullanıcıya çeşitli yardımların verilmesi ve soruların açıklanmasında olduğu kadar, uzman sistemin çıkardığı sonucu nasıl ve neden çıkardığını açıklayabilmesidir.
7. Performans geliştirme, bir uzman sistemin kendini iyileştirmesi öğrenme ile ilgili bir konudur. Sistemlerin bir uzman insan gibi öğrenebilmelerine yönelik çalışmalar sinirsel ağlar üzerinde sürdürülen araştırmalarla devam etmektedir.

3.2. Uzman Sistemlerin Temel Özellikleri

Bir uzman sistemin temel özellikleri aşağıdakiler olarak sıralanabilir:

- Hazırlanan uzman sistemin güvenilir olması, hata vermemesi gerekir.
- Uzman sistemin, bir konuda vardığı sonucun aşamalarını sırayla açıklayabilmesi gerekir.
- Bir Uzman Sistemde kullanmak üzere büyük miktarda bilgi yüklemek gerekir. Bu yüzden bilgi ilave etmek, değiştirmek ve silmek için etkin bir mekanizmanın uzman sisteme eklenmesi gerekir.
- Bir uzman sistem programı, sorulan sorulara uzman bir insana denk veya daha iyi bir düzeyde cevap verebilmelidir.

- Tasarlanan sistemin, sorulan sorulara yönelik bir sonuca makul bir sürede varabilmesi ve hatta uzman bir insandan daha çabuk karar verebilmesi gerekir.

3.3. Uzman Sistemlerin Sağladığı Faydalar

Uzman sistemlerin bizlere sağladığı başlıca faydalar aşağıdaki gibidir:

1. Uzman Sistem kullanımı ile karşılaştırıldığında insanların incelemeleri daha pahalı görülmektedir. Böylece kullanıcı başına düşen uzmanlık maliyeti azalmış olur.
2. Hazırlanan uzman sistem programı sayesinde uzman bilgisi herhangi bir bilgisayara yüklenebilir. Bilgi almak için uzman kişiyi beklemeye gerek kalmaz.
3. Uzman sistemler insanlardan daha hızlı çalışır. Artan çıktının anlamı, daha az sayıda insan ve daha düşük maliyettir.
4. Zamanla emekli olabilen veya hayata veda eden insan uzmanların aksine, uzman sistem bilgisi kalıcıdır.
5. Uzman sistem, varılan sonucun nedenlerini ayrıntılı olarak açıklar. Oysa bir insan bunu her zaman yapamayabilir.
6. Uzman sistemler tutarlı ve uygun çözümler üreterek ve hata oranını düşürerek, kalitenin iyileştirilmesini temin ederler.
7. Birçok uzman sistem hatalı işlemleri tespit etmek ve onarım için tavsiyelerde bulunması için kullanılır. Uzman sistem ile bozulma sürelerinde önemli bir azalmanın sağlanması mümkündür.
8. Uzman sistemlerin kullanımı üretim aşaması ve servis sunulması sırasında esneklik sağlar.
9. İzleme ve kontrol için insanların pahalı cihazlara bağlı kaldığı durumlar vardır. Fakat uzman sistemler ile aynı görevler daha ucuz cihazlarla yerine getirilebilir.
10. Bazı insanlar tehlikeli çevrelerde çalışırlar. Uzman sistemler ise insanların tehlikeli çevrelerin dışında kalmasına imkan sağlar. Uzman sistemler, insanlar için zararlı veya tehlikeli olan bütün ortamlarda rahatlıkla kullanılabilir.
11. Uzman sistem güvenilirdir. Uzman sistem bilgilere ve potansiyel çözümlere üstün körü bakmaz, tüm detayları yorulmadan ve sıkılmadan dikkatlice gözden geçirir.
12. Bazı durumlarda hızlı veya gerçek zamanlı cevap vermek gerekebilir. Kullanılan yazılım ve donanımına bağlı olmak şartıyla, bir uzman sistem, özellikle verilerin büyük bir kısmının gözden geçirilmesi gerektiğinde bir insandan çok daha hızlı cevap verecektir.
13. Uzman sistemin açıklayabilme özelliği bir öğretim cihazı gibi kullanılarak eğitim sağlanabilir.
14. Uzman sistemler, uzmanların yargılarını bütünlüğe imkân sağlayarak, problem çözme kabiliyetlerini yükseltirler. Bu sistemler bilgileri nümerikten ziyade sembolik olarak işledikleri için bir çok yöneticinin karar alma stilleri ile uyumludur.

15. Uzman sistemler, bir veritabanı dosyasına akıllıca erişebilir.

3.4. Uzman Sistemlerde Örüntü Tanıma

Örüntü tanıma günümüzde uzman sistem tasarımında kullanılan en önemli araçlardan biridir. Örüntü tanıma yapay zekanın alt dalı olan makina öğrenmesinin bir koludur. Örüntü tanıma amaç makinanın gördüğü örüntülerin özniteliklerini kullanarak daha önceden eğitildiği ya da öğrendiği şekilde bu örüntüleri sınıflandırmasını sağlamaktır [16].

Bir diğer tanıma ise, örüntü tanımının, aralarında ortak özellik bulunan ve aralarında bir ilişki kurulabilen karmaşık işaret örneklerini veya nesneleri bazı tespit edilmiş özellikler veya karakterler vasıtasıyla tanımlama veya sınıflandırma olduğu belirtilmiştir. Örüntü tanıma, yapay zekanın alt dalı olan makina öğrenmesinin bir koludur. Örüntü tanıma amaç, makinanın gördüğü örüntülerin özniteliklerini kullanarak daha önceden eğitildiği ya da öğrendiği şekilde bu örüntüleri sınıflandırmasını sağlamaktır.

Bir nesneyi tanımak, onu bir sınıflandırma içerisinde değerlendirmek anlamına gelir. İster nesneler, isterse de insanlar olsun, her iki durumda da tanıma, nesnenin birçok gizli özelliğinin anlaşılmasına yardımcı olur. Genellikle nesnenin rengi, biçimi, dokusu, büyüklüğü vb. özellikleri onun tanınmasını sağlar. Bu özelliklerden cismin biçimi – bileşenleri arasındaki ilişkiler tanıma önemli rol oynamaktadır. Örneğin bir masa, büyüklüğüne ya da küçüklüğüne, rengine bağımlı olmayarak biçimine göre kolayca tanınmaktadır. Araştırmalar ışında bulunan sonuçlara göre, algısal sistem nesneyi, çizgiler, kenarlar ve açılar gibi ilkel bileşenlere göre tanımlamak için retina üzerindeki bilgileri, özellikle de yoğunlaşmadaki farklılıkları kullanır.

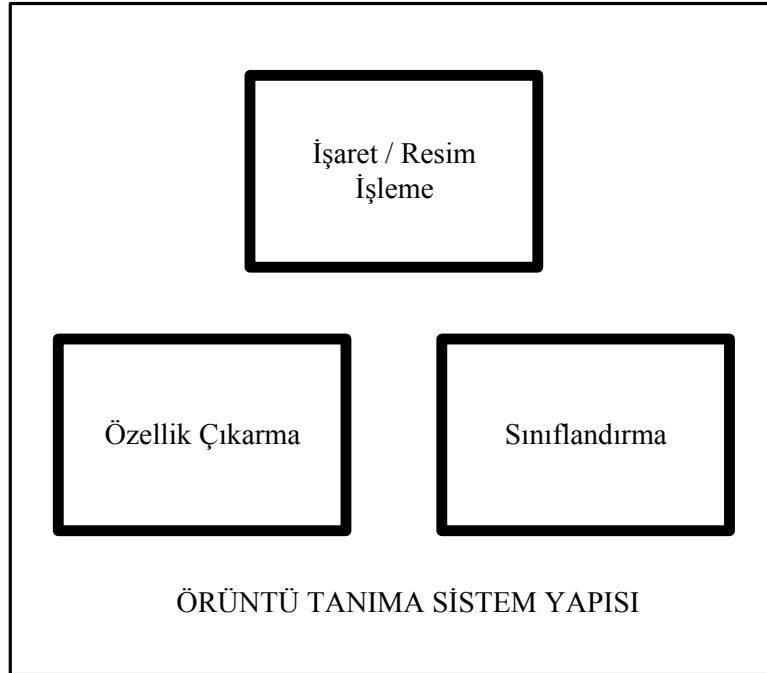
Örüntü, ilgilenilen varlıklar ile ilgili gözlenebilir veya ölçülebilir bilgilere verilen addır. Gerçek dünyadaki bu örüntüler, genellikle ilgilenilen verilerin nicel tanımlama şekilleridir [17]. Örüntü tanıma, insanların çeşitli ses, resim ve benzeri tüm örüntülerin biçimsel şekillerinden çıkardıkları dilsel şekillendirmedir. Aslında, örüntü tanıma bilimin, mühendisliğin ve günlük hayatın geniş bir alanındaki etkinlikleri kapsamaktadır. Örüntü tanıma uygulamalarını insanların yaşantısında da görebiliriz: Hava değişiminin algılanması, binlerce çiçek, bitki, hayvan türünü tanımlama, kitap okuma, yüz ve ses tanıma gibi bulanık sınırlara sahip birçok etkinlikte örüntü tanıma kullanılır. İnsan örüntü tanınması, geçmiş tecrübelerle dayalı öğrenme esaslıdır. Böylece, insanlar pratikte karşılaştığı örüntü tanıma olaylarını tecrübeleri ışığında değerlendirebilme yeteneğine sahiptir. Belirli bir sesi tanımak için kullanılan kuralları tanımlamak mümkün değildir. İnsanlar bu işlemlerin birçoğunu oldukça iyi yapmalarına rağmen, bu işlemleri daha ucuz, iyi, hızlı ve otomatik olarak makinelerin yapmasını arzularlar. Örüntü tanıma, böyle akıllı ve öğrenebilen makineleri gerçekleştirmek için, çok boyutlu bir mühendislik disiplindir.

Örüntü tanıma olayını şu şekilde irdeleyebiliriz: Aralarında ortak özellik bulunan ve bir ilişki kurulabilen karmaşık işaret örneklerini veya nesneleri bazı tespit edilmiş özellikler veya karakterler

vasıtası ile tanımlama veya sınıflandırmadır. Bu bağlamda, örüntü tanımanın en önemli amaçları; bilinmeyen örüntü sınıflarına belirli bir şekil vermek ve bilinen bir sınıfa ait olan örüntüyü teşhis etmektir.

Örüntü tanıma tekniklerinin uygulamaları birçok mühendislik, tıp, askeri ve bilim alanına açıktır. Bunlardan bazıları; ses tanıma, EEG sınıflama, DTMF haberleşme işaretlerini tanıma ve radar hedef sınıflama, biyomedikal kontrol, veri madenciliği verilebilir. Örüntü tanıma olarak bilinen bu uygulamalar, makine öğrenmesi, örüntü sınıflandırma, ayırım analizi ve nitelik tahmini gibi isimlerle de anılmaktadır. Örüntü tanıma kavramı, Şekil 3.1. de gösterildiği gibi üç önemli birimden oluşmaktadır:

- İşaret / Resim İşleme: Ön işlem aşamasıdır. İşaret veya resmin filtre edildiği, çeşitli dönüşüm ve gösterim teknikleri ile işlendiği, bileşenlerine ayrıldığı veya modellendiği kısımdır.
- Özellik Çıkarma: İşaret ve resmin veri boyutunun indirgenildiği ve tanımlayıcı anahtar özelliklerinin tespit edildiği ve aynı zamanda normalizasyona tabi tutulduğu aşamadır. Sistemin başarımında en etkili rolü oynar.
- Sınıflandırma: Çıkarılan özellik kümesinin indirgenildiği ve formüle edildiği tanımlayıcı karar aşamasıdır.



Şekil 3.1. Örüntü tanıma kavramı.

3.5. Uzman Sistemlerin Kullanım Alanları

Günümüzde bilginin kullanıldığı hemen her alanda uzman sistemler kullanılmaktadır [13]. Literatürde yer alan bazı uzman sistemler araştırmalarda kullanılırken, bazıları önemli iş ve endüstri alanlarında kullanılmaktadır.

Literatürdeki ilk uzman sistemler, kimyasal analiz (DENDRAL), hastalık teşhisi (MYCIN), petrol bulmak üzere jeolojik veri (DIPMETER) ve mineral analizi (PROSPECTOR), bilgisayar konfigürasyonu (XCON) yapabilmişlerdir. PROSPECTOR'ın jeolojik verileri analiz ederek 100 milyon dolarlık petrol bulunmasında yardımcı olduğu ve XCON sisteminin DEC firmasına milyonlarca dolarlık tasarruf sağladığı haberleri, 1980'lere gelindiğinde uzman sistemlere olan ilgiyi hayli arttırmıştır. Böylece insan bilgisini işlemek üzere 1950'lerde ortaya atılan yapay zeka kavramının bu yan dalı, artık ticari başarı kazanmak üzere kullanılmaya başlanmıştır.

İlk Uzman Sistemler 1970'li yıllarda ortaya çıkmıştır. Bu dönemde üzerinde çalışma yapılan başlıca Uzman Sistem şunlardır [18], [19]:

1. DENDRAL Kimyasal Analiz Uzmanı Sistemi: Genelde ilk uzman sistem olarak kabul edilen DENDRAL için çalışmalara 1960'ların ortasında Stanford Üniversitesi'nde başlanmıştır. Bilinmeyen bileşiklerin moleküler yapısını bulmak maksadıyla hazırlanan DENDRAL başarılı bir uzman sistem olduğu için halen de dünyanın pek çok yerinde kimyagerler tarafından kullanılmaktadır [18], [19].

2. HEARSAY I-II Konuşma Tanıma Uzman Sistemi: Carnegie-Mellon Üniversitesi'nde geliştirilen HEARSAY I (1969) ve HEARSAY II (1971) uzman sistemleri, bilgisayara ses dalgası olarak verilen insan konuşmasını yazılı bir çıktı halinde ekranda görüntülemek amacıyla hazırlanmıştır. Bu ses dalgasından, konuşmanın ne olabileceği hakkında hipotezler türetilmekte ve daha sonra en iyi tahmin ise sonuç olarak sunulmaktadır. Bu uzman sistem içerisinde ilk defa birden fazla bilgi tabanının kullanılmış olması büyük bir yeniliktir [18], [19].

3. MYCIN Kan Enfeksiyonları Uzman Sistemi: MYCIN, 1970'li yıllarda Stanford Üniversitesi'nde geliştirilmiştir. Bugüne kadar hiçbir zaman kullanıma sokulmamasına rağmen, MYCIN, bugüne kadar geliştirilen uzman sistemlerden en çok bilinenidir. Uzman sistemler konusunda hazırlanan yazıların çoğu MYCIN üzerine yoğunlaştığından, bu uzman sistem bu alanda yapılan sonraki çalışmaları teşvik edici bir rol oynamıştır. MYCIN uzman sistemi, menenjit ve bakteriyel enfeksiyonların teşhis ve tedavisinde doktorlara yardımcı olmak amacıyla gerçekleştirilmiştir [18], [19].

4. XCON Bilgisayar Konfigürasyonu Uzman Sistemi: Rutin işlerde kullanılan uzman sistemlere verilen en klasik örnek, Digital Equipment Corp. (DEC) tarafından geliştirilen XCON isimli Uzman Sistem, DEC'in bilgisayar sistemlerinin konfigürasyonunda kullanılmak için hazırlanmıştır [18], [19].

4. UZMAN SİSTEM TASARIM SÜREÇLERİ

Bu bölümde tez çalışmasında gerçekleştirilen otomatik parazit tanıma mekanizmasının ön işlem, özellik çıkarımı ve sınıflandırma süreçlerinde kullanılan yöntemler sırasıyla irdelenmiştir.

4.1. Ön İşlem Süreci

Çalışmanın ön işlem sürecinde resim işlenirken median filtreleme işlemi kullanılmıştır. Aşağıda temel resim işleme teknikleri ve median filtreleme işlemi hakkında genel bilgiler verilmiştir.

4.1.1. Resim İşleme

Resim, bir nesnenin sunumudur. Resim işleme ise bir resimden başka bir resmin elde edilmesi için kullanılan tekniklerin bütünüdür. Resim işleme teknikleri, resmin insan veya bilgisayar tarafından anlaşılabilmesi yada yorumlanabilmesini sağlamak için kullanılır. Resim işleme, resim ile ilgili üç temel problemin çözümü için geliştirilmiştir [20]. Bunlar;

- Veri transferinin kolaylaştırılması için resim sayısallaştırma, kodlama ve depolanma
- Resim zenginleştirme ve restorasyonu,
- Makine görmesinin ilk basamağını oluşturan resim bölümlendirme ve resim tanıma

İlk gerçekleştirilen resim işleme uygulamalarından biri, gazete endüstrisi alanında olmuştur. 1920’de Londra ile New York arasında, deniz altından çekilen bir kablo ile resim transferi gerçekleştirilmiştir. Bu kablolu resim transfer sistemi sayesinde Atlantik üzerinden daha önceleri en az bir haftada yapılabilen resim transferi işlemi 3 saatten daha az bir sürede gerçekleştirilmiştir [21]. 1960’ların başında sayısal resim işleme uygulamalarını gerçekleştirebilecek bilgisayarların geliştirilmesi ile resim işleme uygulamalarında da büyük atılımlar görülmüştür. Bu döneme denk gelen ve Amerika Birleşik Devletlerinin uzay programında olan ay yüzeyinin incelenmesi çalışmalarında, gönderilen uzay aracı tarafından çekilen ay yüzeyi resimlerindeki bozuklukların giderilmesi ve resim kalitesinin artırılması işlemleri, sayısal resim işlemenin önemini bir kez daha göstermiştir. Uzay uygulamalarına paralel, 1970’lerin başında, Tıp alanında, ücra yeryüzü kaynaklarının tespitinde ve astronomi alanlarında da resim işleme uygulanmaya başlanmıştır. Yine, 1970’lerin başında bilgisayarlı tomografinin (Computerized Axial Tomograph, CAT) keşfiyle, resim işleme en önemli uygulama alanı olan tıbbi teşhis ortaya çıkmıştır.

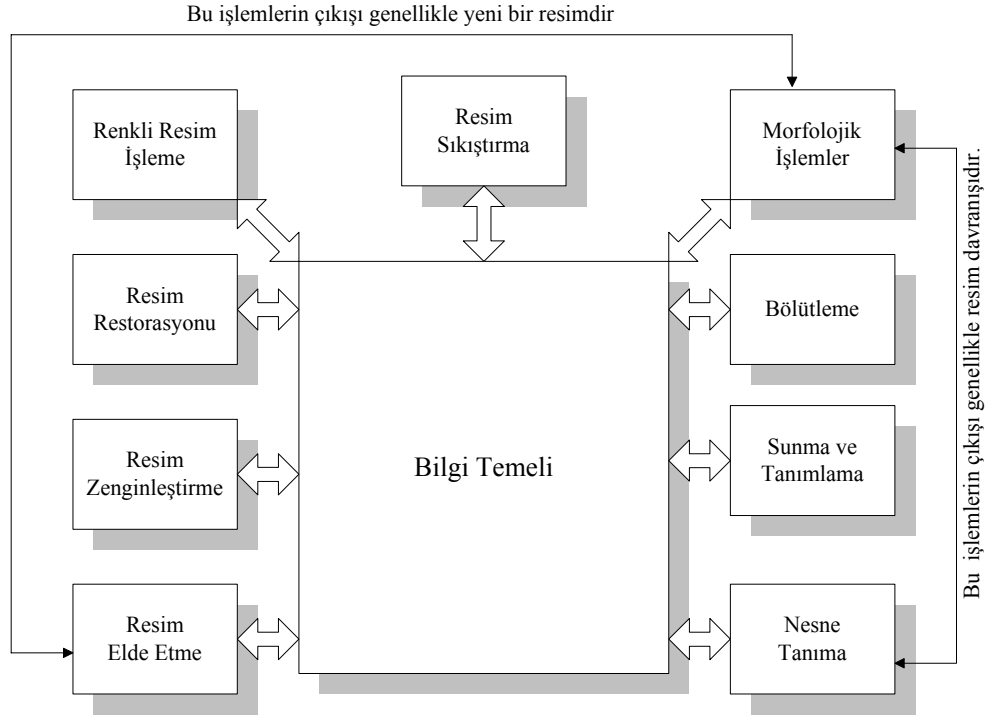
Resim işleme, 1960’lardan günümüze kadar kuvvetlenerek gelişmiştir. Tıp ve uzay alanındaki uygulama alanlarına ek olarak, resim işleme günümüzde geniş bir yelpazede uygulama imkanı bulmuştur. Röntgen (X-Ray) resimlerinin daha kaliteli sunumu için parlaklık kalitesinin artırılması,

biyoloji, tıp ve diğer endüstri alanlarındaki resimlerin işlenmesi için bilgisayar yazılımları geliştirilmiştir. Coğrafyacılar, aynı teknikleri kullanarak uydu fotoğraflarından yeryüzü üzerindeki kirlenmeler üzerine çalışmaktadırlar. Arkeolojide, sadece resimleri mevcut olan sanat eserlerinin, resimlerindeki bulanıklığın ve bozukluklarının giderilmesi için resim işleme tekniklerini kullanırlar. Resim zenginleştirme ve restorasyonu işlemleri, kalitesiz resimlerdeki tanımlanamayan nesnelerin belirlenmesinde ve tekrarlanması maddi olarak zor olan deneylerin sonuçlandırılmasında kullanılırlar. Fizik ve bağlantılı alanlarda resim işleme, elektron mikroskobu ve yüksek enerji plazma deneylerinin resimlerinin zenginleştirilmesinde kullanılır. Böylece resim işleme, astronomi, nükleer tıp, savunma, biyoloji ve endüstriyel uygulama alanlarında başarılı bir şekilde kullanılmıştır ve kullanılmaktadır.

Diğer taraftan resim analizi ve bilgisayar görmesi, son yıllarda hem teorik hem de pratik alanlarda çok büyük ilerlemeler kat etmiş ve geniş uygulama imkanı bulmuştur. Sayısal haberleşme, hava durumu tahmini, çoklu ortam sistemleri, malzeme bilimi, robotik ve akıllı algılama sistemleri en fazla ilgi gören alanlar olmuştur [22].

Video resimlerin sıkıştırılması, resim kalitesinin artırılması, internet ortamında resimlerin iletilmesi, parmak izi tanıma, yüz tanıma, karakter tanıma, uydu fotoğraflarının incelenmesi, radar imgelerinin değerlendirilmesi, elektronik savaş ve özellikle tıp alanındaki uygulamalarına sıkça rastlanmaktadır. Röntgen ve MR (Manyetik Rezonans) resimlerinin incelenmesi, patolojik doku örneklerinin analizi, mikro canlıların boyutlarının otomatik bulunması ve kan hücrelerinin sayımı gibi örnek uygulamalara literatürde rastlanmaktadır [23].

Resim işlemedeki temel basamaklar Şekil 4.1’de gösterilmiştir. Buradaki her bir blokta, amaca uygun spesifik bir dizi işlem gerçekleştirmektedir. Uygulanacak işlemler sonrasında sistemin çıkışı, yeni bir resim, giriş resminin bir kısmı veya giriş resmindeki nesneler olabilir. Her bir bloğun kullanım amacı şöyledir;



Şekil 4.1. Resim işlemede temel basamaklar.

Resim Elde Etme: Resmin elde edilmesi ve sayısallaştırılması, resim işleminin ilk adımıdır. Bilgisayar, doğrudan resimle ilgili olmaktan çok sayısal veri ile çalıştığı sürece, bilgisayar ile işlem yapmaya başlamadan önce resim sayısal biçime çevrilmelidir. Fiziksel resim elemanları (veya piksel) adı verilen küçük bölgelere ayrılırlar. En genel alt bölümlere ayırma şeması şeklinde verilen iki boyutlu bir dizi şeklinde yapılır. Resim birbirinden bağımsız piksellerden oluşacak şekilde yatay çizgiler halinde bölünür. Sayısal resme her piksel bölgesinde girilen rakam o resimde ilgili noktaya ait parlaklığı göstermektedir.

Resim Zenginleştirme: Resim zenginleştirme, resim işleme bölümlerinin içinde en kolay ve en çok ilgi çeken kısmı olmuştur. Resim zenginleştirmenin temel amacı, resimde gözle ayırt edilemeyecek kısımların incelenebilir bir duruma getirilmesidir. Örneğin bir resmin parlaklığının artırılması, resmin daha iyi sunulmasını sağlar.

Resim Restorasyonu: Resim restorasyonu, resim zenginleştirme gibi resmin daha iyi sunulması içindir. Resim zenginleştirmeden farkı, matematiksel ve olasılık teorisine dayanmasıdır. Resim zenginleştirme daha çok kullanıcının bakış açısına göre düzenlenirken, resim restorasyonu ağırlıklı olarak bir nesnel yapıya dayanır.

Renkli Resim İşleme: Bu kısım, İnternet üzerinde, sayısal resmin sıkça kullanılmaya başlamasından bu yana büyük önem kazanmıştır.

Resim Sıkıştırma: Adından anlaşılacağı gibi, resimlerin saklanması sırasında gerekli olan hafıza miktarının azaltılması için kullanılan teknikler bu alanda kullanılmaktadır. Örneğin

bilgisayarlarda kullanılan JPEG (Joint Photographic Experts Group) formatı, aslında resimlerin daha az yer kaplamaları için kullanılan bir sıkıştırma tekniğidir.

Morfolojik İşlemler: Herhangi bir resim içindeki şekillerin tanımlanması ve sunulması için morfolojik işlemler kullanılır. Bu bölümde sistemin girişi bir resim, çıkışı ise ayrı bir resim davranışı olarak gözlenir.

Bölütleme: Resim bölütleme, bir resmin, bileşenlerine ayrıştırılması olarak tanımlanabilir. Genel olarak, resim bölütleme işlemi oldukça zor bir işlemdir. İyi bölütleme işlemleri, ayrıştırılmak istenen nesneyi, resimden başarılı bir şekilde ayrıştırırken, zaman yönünden dezavantaj getirebilir. Diğer taraftan sıradan bölütleme tekniklerinde her zaman belirli bir hata oluşmaktadır.

Sunma ve Tanımlama: Genellikle bölütleme işlemleri sonrasında elde edilen kenarlar veya resmin belli bir bölümü ile temsil edilen resimdir. Diğer bir deyişle, elde edilen verilerin bilgisayarın anlayabileceği bir formata dönüştürülmesidir. Örüntü tanıma sistemlerindeki anahtar özellik çıkarma bölümüyle paralellik gösterir.

Nesne Tanıma: Nesne tanıma, bir nesnenin, tanımlayıcısına bağlı olarak bir sınıfa atanması olarak tanımlanabilir. Resim işlemede nesne tanıma, resim içinde bulunan nesnelerin belirli özelliklerinin göz önüne alınarak etiketlenilmesidir.

4.1.2. Resmin Tanımı

En basit seviyede, resim işleme resimleri işleyebilmek için iki parçadan oluşan özel giriş/çıkış aleti gerektirmektedir; bunlardan birisi resim sayısallaştırıcı ve diğeri ise sayısal resim resimleme cihazıdır. Doğal oluşma biçiminde, resimler bilgisayar analizi için doğrudan uyumlu değildirler. Bilgisayar sayısal (doğrudan resimle ilgili olmaktan çok) veri ile çalıştığı sürece, bilgisayar ile işlem yapmaya başlamadan önce resim sayısal biçime çevrilmelidir. Fiziksel resim elemanları (veya piksel) adı verilen küçük bölgelere ayrılırlar. En genel alt bölümlere ayırma şeması, şeklinde verilen iki boyutlu bir dizi şeklinde yapılır. Resim birbirinden bağımsız piksellerden oluşacak şekilde yatay çizgiler halinde bölünür. Sayısal resme her piksel bölgesinde girilen rakam o resimde ilgili noktaya ait parlaklığı göstermektedir. Bu dönüştürme işleminin kendisine sayısallaştırma işlemi adı verilir. Her piksel bölgesi için resim örneklenmiş ve kuantalanmıştır. Bu adım, her piksel için resmin o noktadaki parlaklığını yada koyuluğunu simgeleyen bir tamsayı yaratılarak gerçekleştirilmektedir. Bu tüm işlem pikseller için yapıldığında, resim tamsayılardan oluşan iki boyutlu bir dizi şeklinde ifade edilebilir. Her pikselin bir tamsayı bölgesi veya adresi (çizgi yada satır numarası ve örnekleme yada sütun numarası) ve gri seviyesi adı verilen bir tamsayısı vardır. Bu sayısal veri dizisi artık bilgisayarda işlenmek üzere bir aday olabilir. Sayısal resim, uygun aygıt üzerindeki geçici saklama ortamına bağlı olan sayısallaştırıcı tarafından üretilir. Kullanıcıdan gelen komutlara tepki olarak, bilgisayar kütüphanesinde bulunan resim işleme programlarını çağırır ve çalıştırır. Çalışma sırasında resim bilgisayar tarafından satır satır okunur. Bir veya birkaç satır kullanıldıktan sonra, bilgisayar bir çıktı resmini piksel piksel oluşturur ve veri saklayıcısında satır satır saklar. Bu süreç boyunca, bu pikseller

programcının yetkisiyle değiştirilebilir. Sürecin adımları programcının sabrı ve hayal gücü ve hesaplayabilme miktarı ile sınırlanabilir. Süreçten sonra, meydana gelen son ürün sayısallaştırmanın tersi olan bir süreçten geçer: Her pikselin gri seviyesi, ilgili noktanın resim ekranı üzerindeki parlaklığını belirlemek için kullanılır. İşlenmiş resim böylece yeniden insanın yorumlamasına açık bir hale getirilir.

Monokrom bir resim, iki boyutlu bir ışık yoğunluk fonksiyonu $f(x,y)$ olarak tanımlanır. Burada x ve y uzaysal koordinatları, f fonksiyonu ise resmin (x,y) noktasındaki parlaklık değerini göstermektedir. Eğer resim renkli ise f bir vektördür ve resmin (x,y) noktasında renk bandına uygun her bir parlaklık değerlerini içerecektir. Sayısal resim, hem uzaysal koordinatta hem de parlaklık bazda sayısallaştırılmış $f(x,y)$ resmidir. Diğer bir tanımlama ile sayısal resim iki boyutlu tam sayılardan oluşmuş bir matristir veya her bir renk bandı için bir dizi iki boyutlu tamsayı ile ifade edilebilir. Sayısallaştırılmış parlaklık değerleri, gri seviyesi değerleri olarak adlandırılır. Resmi oluşturan her bir dizi elemanına piksel denir. Bazı resimler yüzlerce hatta binlerce pikselden oluşabilir. Piksel sayısı arttıkça resim kalitesi artarken, azalması durumunda da resim kalitesi azalır. Böylece sayısal bir resim matematiksel olarak şöyle tanımlanır;

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \dots & f(N-1,N-1) \end{bmatrix} \quad (4.1)$$

$0 \leq f(x,y) \leq G-1$, burada N ve G tam sayı değerleridir ve 2'nin ($N=2^n$, $G=2^m$) kuvvetleri olarak gösterilir.

Bir resimdeki her bir piksel, üç boyutlu dünyada var olan fiziksel nesnelerin bir bölümüne veya tamamına karşılık gelir. Bu fiziksel nesne kendisini aydınlatan ışığın bir kısmını yansıtırken, diğer bir kısmını da absorbe eder. Nesneden yansıyan ışık, bir algılayıcı kullanılarak nesnenin resmin oluşturulmasında kullanılır. Kaydedilen resmin her bir piksel değeri kullanılan algılayıcıya bağlıdır ve bu algılayıcının yansıyan ışığın spektrumuna cevabı olarak yorumlanır.

4.1.3. Resim Bölütleme Teknikleri

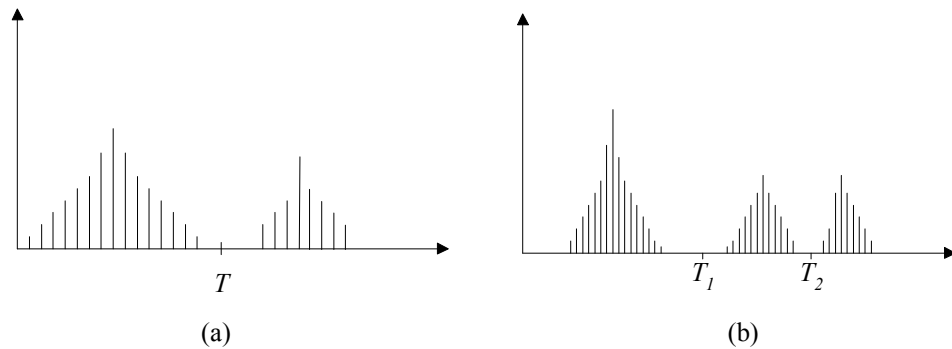
Resim analizindeki ilk ve en zor adım resim bölütlemedir. Yapılacak analizin başarılı olup olmaması, bölütlenmenin başarılı olup olmamasına bağlıdır. Bir resmi, kendini oluşturan parçalarına veya nesnelere ayırma işlemine resim bölütleme denir. Başka bir deyişle resimdeki aynı karakteristiğe sahip alanların çıkartılması, arka plandan ayrılması, belirgin bir hale getirilmesi işlemine resim bölütleme işlemi denir. Resim bölütleme işlemine, bir cadde resminden arabaların çekip

çıkartılması, pilotun havadayken yerdeki nesneleri ayırt edebilmesi veya iç içe nesnelerin ayrılması örnek olarak verilebilir. Cadde resmi için düşünülürse, yapılan ilk işlem bu resmin bölütlenmesidir. Daha sonra cadde resminin alt bölmelerinin potansiyel araba boyutlarına karşılık gelip gelmediği kontrol edilir. Belirtilen büyüklük bulunamaz ise cadde üzerinde araba olmadığı anlaşılır. Resim bölütleme işlemi resimden tüm nesneler ayrıldığı zaman son bulur. Bölmeler herhangi bir nesne olabileceği gibi farklı bileşenlerde olabilir.

Resim bölütleme algoritmaları, gri seviyeli resimler içerisindeki süreksizlik ve benzerlik özelliklerinin bulunması temeline dayanan iki farklı grupta geliştirilmektedir. Süreksizlik yaklaşımı, gri seviyelerinde ani değişimleri esas alarak resmin bölütlenmesini sağlar. Bu yaklaşım sayesinde resimdeki kenarlar, çizgiler ve noktalar tespit edilir. Benzerlik yaklaşımı ise, eşik, alan büyümesi, alanların ayrılması ve bileştirilmesi temeline dayanır. Statik ve dinamik resimler için noktalar arasındaki gri seviye değerlerinin süreksizlik ve benzerlik özellikleri beraberce kullanılabilir [20].

4.1.3.1. Eşikleme

Sezgisel özellikleri ve kolayca uygulanabilir oluşu, resim eşiklemeyi, resim bölütleme uygulamaları içinde merkezi bir konuma koymuştur [24]. Şekil 4.2.(a)'daki gri seviyesi histogramının, karanlık bir arka plana ve daha aydınlık bir nesneye sahip olan $f(x,y)$ resmine ait olduğunu varsayarsak, bu durumda arka planın ve nesnenin piksellerinin gri seviyesi değerlerinin iki baskın bölgede guruplaştığı görülecektir. Nesnenin, arka plandan ayrıştırılmasının en basit yolu, bu iki gurubu ayırabilecek bir T eşik değerinin seçilebilmesidir. Sonra herhangi bir (x,y) noktası ki, $f(x,y) > T$ ise nokta nesneye aittir, aksi durumda noktanın arka plan ögesidir. Şekil 4.2.(b)' de bu yaklaşımın en genel hali görülmektedir. Burada çok seviyeli eşikleme ile bir (x,y) noktası, eğer $T_1 < f(x,y) < T_2$ ise birinci nesneye, $f(x,y) > T_2$ ise ikinci nesneye ve $f(x,y) < T_1$ ise arka plan olarak sınıflandırılır.



Şekil 4.2. Gri seviyesi histogramı (a) Tek eşik değeri (b) Çok seviyeli eşik değeri

Eşikleme, ayrıca bir $T = T[x,y, p(x,y), f(x,y)]$ fonksiyonunun işlevi olarak gösterilebilir. Bu durumda $f(x,y)$, (x,y) noktasının gri-seviyesi değerini, $p(x,y)$ ise o noktanın yerel bir özelliğini gösterir.

Örneğin merkezi (x,y) ve onun komşuluğunda olan diğer piksellerin ortalama değerini gösterebilir. Böylece eşiklenmiş bir resim şöyle tanımlanır;

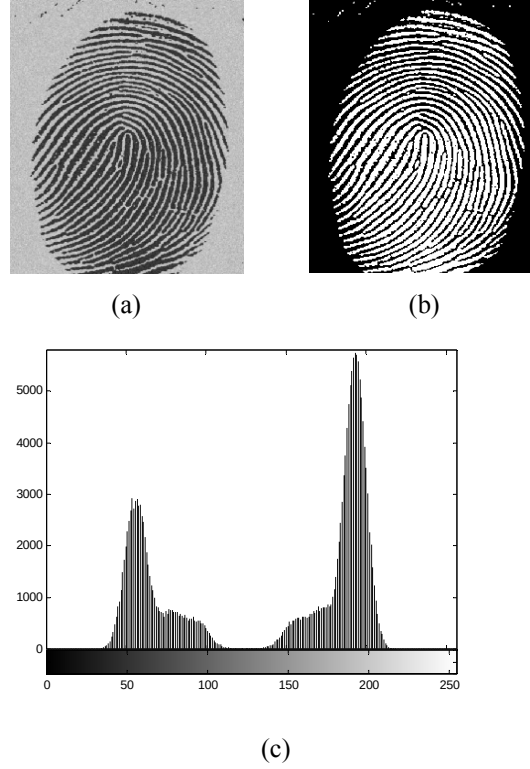
$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & f(x,y) > T \\ 0 & f(x,y) \leq T \end{cases} \quad (4.2)$$

Denklemden 1 olarak etiketlenen pikseller nesneyi gösterirken, 0 ile etiketlenen pikseller arka planı gösterecektir. T değeri sadece $f(x,y)$ değerine bağlı ise buna global eşikleme denir. Diğer taraftan T hem $f(x,y)$ hem de $p(x,y)$ değerlerine bağlı ise bu da yerel eşikleme olarak adlandırılır. Ayrıca eğer T , x ve y uzaysal koordinatlara bağlı ise bu tür eşikleme dinamik veya uyarlamalı olarak adlandırılır.

a. Temel Global Eşikleme: Eşikleme teknikleri içerisinde en sade olanı, kullanılan tek bir T eşik değeri ile resim histogramını bölütleyen tekniktir. Bu durum Şekil 4.2.(a)'da gösterilmiştir. Burada bölütleme, resmin piksel piksel taranarak her bir pikselin parlaklık değerinin seçilen eşik değerden büyük veya küçük oluşuna göre arka plan veya nesne olarak etiketlenmesi ile gerçekleştirilir. Bu tekniğin başarımı, resim histogramının ne kadar iyi bölütlenebilmesi ile doğrudan ilgilidir. Şekil 4.3.(a)'da bir parmak izi ve Şekil 4.3.(b)'de ise resmin histogramı görülmektedir. Şekil 4.3.(c)'de ise resmin maksimum ve minimum gri-seviyesi arasında seçilen bir T eşik değeri ile bölütlenmiş resim görülmektedir. Bu eşik değeri net bir bölütleme gerçekleştirmiştir. Resimde bulunan gölgeler elimine edilmiş ve sadece nesne, arka plandan alınmıştır. Burada ayrıştırılmak istenen nesne arka plandan daha koyu parlaklıkta olduğu için T eşik değerinden küçük gri-seviyesi değerine sahip bütün pikseller 0 yani siyah, bu değerden büyük pikseller ise 255 yani beyaz olarak yeniden düzenlenecektir.

```
i=imread('parmakizi.jpg');  
y=imhist(i);  
figure,plot(y);  
t=124;  
parmakizi=i>124;  
arkaplan=i<124;  
imshow(i)  
figure,imshow(parmakizi)
```

Temel Global Eşikleme MATLAB programı



Şekil 4.3. (a) Orijinal resim, (b) Bölümlenmiş resim, (c) Resim histogramı

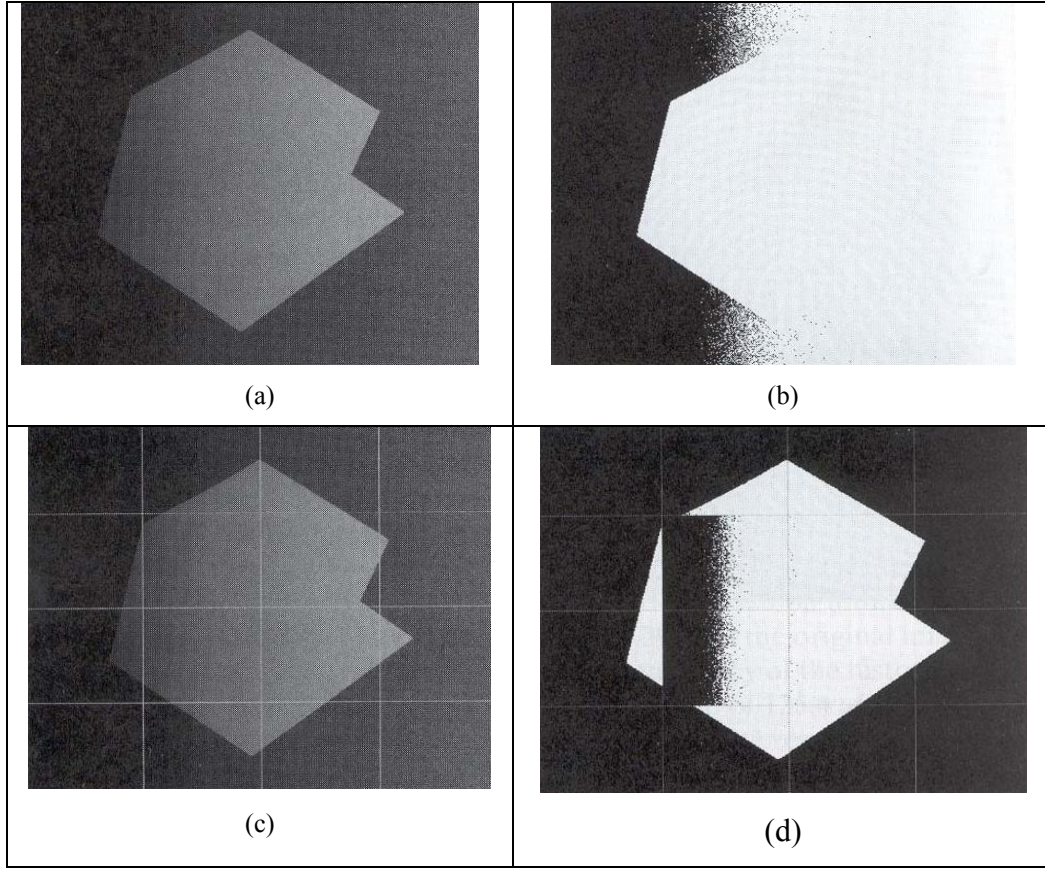
Yukarıdaki örnekteki T eşik değeri resim histogramından tecrübe ile seçilebilir. T eşik değeri ayrıca otomatik olarak da bulunabilir. Bu durumda şöyle bir yol izlenir;

- 1- Başlangıç bir T eşik değeri seçimi
- 2- T eşik değeri kullanılarak resim bölütlenir. Bu durumda iki grup piksel oluşur: G_1 , T eşik değerinden küçük olan piksellerin bulunduğu grup, G_2 , T eşik değerinden büyük olan piksellerin oluşturacağı grup.
- 3- G_1 ve G_2 gruplarında bulunan piksellerin ortalaması μ_1 , μ_2 sırası ile hesaplanır.
- 4- Yeni bir eşik değeri μ_1 , μ_2 ortalaması alınarak hesaplanır.
- 5- Ardışık iki iterasyondan elde edilen T değerleri arasındaki fark belirtilen T_0 değerinden küçük oluncaya kadar 2 ile 4 numaralı adımlar tekrarlanır.

Seçilecek başlangıç eşik değeri, genellikle resmin histogramının maksimum ve minimum gri seviyesi değerlerin ortasında seçilmelidir. T_0 değeri ise algoritmasının durdurulması için kullanılan bir kontrol parametresidir.

b. Temel Uyarlamalı Eşikleme: Herhangi bir resim, sayısal ortama alınırken oluşan istenmeyen parlaklık seviyeleri, tek bir eşik değeri ile bölütlenebilecek histogramları, yine tek bir eşik değeri ile bölütlenemeyecek hale dönüştürebilir. Bu tür durumlarda, önerilen yaklaşım; resmin alt resimlere bölünmesi ve her bir resim için bir eşik değeri seçilerek bölütleme işleminin gerçekleştirilmesidir. Burada dikkat edilmesi gereken, resmin nasıl alt resimlere bölüneceği ve her bir alt resim için eşik

değerin nasıl seçileceğidir. Kullanılacak bütün eşik değerler alt resimlerin piksellerine bağlı olacağından bu tür eşiklemeye uyarlamalı eşikleme denilmektedir.

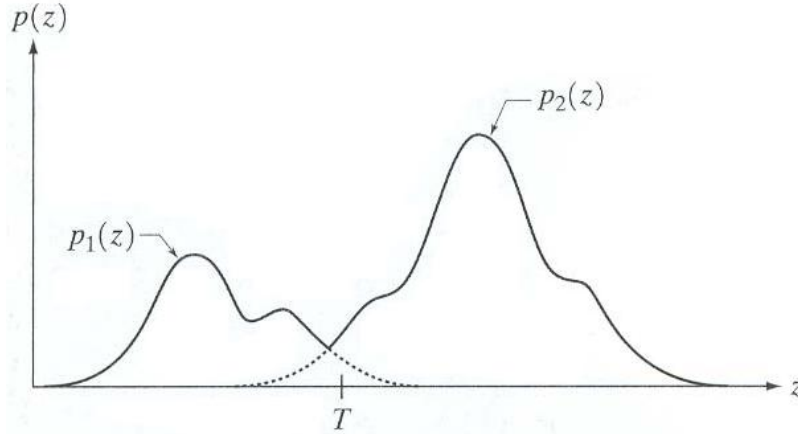


Şekil 4.4. (a) Orijinal resim, (b) Global eşiklenmiş resim, (c) Alt resimlere ayrılmış resim, (d) Uyarlamalı eşiklenmiş resim

Şekil 4.4.(a)'da tek bir eşik değeri ile bölütlenemeyecek bir resim görülmektedir. Şekil 4.4.(b)'de ise bu resmin gri seviye histogramından seçilen bir T eşik değeri ile eşiklenmiş resmi görülmektedir. Burada istenmeyen parlaklık seviyeleri sebebiyle, resimde bulunan nesne arka plandan ayrıştırılamamıştır. Bu durumun giderilmesi için resim uniform parlaklığa sahip alt resimlere bölünmektedir. Şekil 4.4.(c)'de bu durum görülmektedir. Burada resim 16 parçaya bölünmüştür. Nesne ile arka plan arasında sınıra sahip olmayan bütün resim parçalarının varyans değeri 75'den az iken, bu değer sınıra sahip resim parçalarında 100'den fazla olmaktadır. Varyansı 100 değerini geçen bütün resim parçaları bir önceki bölümde anlatılan eşikleme tekniğiyle eşiklenebilmektedir. Başlangıç T eşik değerinin maksimum ve minimum gri seviyesi arasında bir değer seçilmelidir. Varyans değeri 100'ün altında olan resim parçaları kompozit resim olarak adlandırılır ve seçilecek tek bir eşik değeri ile eşikleme işlemi sonlandırılacaktır. Şekil 4.4.(d)'de önerilen yöntemin bölütleme sonucu görülmektedir.

c. Optimal Global ve Uyarlamalı Eşikleme: Burada, minimum ortalama hata ile bölütleme gerçekleştirilebilecek eşik değerin tahminine yönelik bir yaklaşım sunulmaktadır. Bir resmin sadece iki temel gri seviyesi bölgesine sahip olduğunu düşünülür. Z ise gri seviyesi değerlerini göstermektedir. Bu gri seviyesi değerleri rastgele değişkenler olarak görülürse ve bunların histogramı, $p(z)$ olasılık yoğunluk fonksiyonunun (PDF) tahmininde kullanılabileceği aşıkardır. Tüm olasılık yoğunluk fonksiyonu, iki yoğunluğun toplamı veya karışımından oluşabilir. Bunlar resimdeki parlak ve karanlık bölgelerdir. Eğer yoğunlukların formları biliniyorsa veya tahmin edilebiliyorsa, resmi iki bölgeye ayırabilecek en uygun eşik değerin seçimi mümkündür.

Şekil 4.5 'de olasılık yoğunluk fonksiyonu görülmektedir. Burada iki olasılık yoğunluk fonksiyonundan büyük olanı arka planı gösterirken, küçük olanı da resimdeki nesneyi gösterir. Resimdeki bütün gri seviyeleri üzerinden tanımlanan karışık olasılık yoğunluk fonksiyonu şöyle tanımlanır;



Şekil 4.5. Olasılık yoğunluk fonksiyonu

$$p(z) = P_1 \cdot p_1(z) + P_2 \cdot p_2(z) \quad (4.3)$$

Burada, P_1 ve P_2 arka plan ve nesneyi oluşturan piksellerin olma olasılıklarını gösterir. Yani P_1 , z değerindeki bir pikselin nesneye ait olma olasılığını veren bir değerdir. Benzer olarak P_2 , de resim üzerindeki herhangi bir pikselin arka plana ait olma olasılığını gösteren değerdir. Sonuç olarak resim üzerindeki herhangi bir piksel ya nesneye ait ya da arka plana aittir denir ve böylece;

$$P_1 + P_2 = 1 \quad (4.4)$$

Şekil 4.5'den görüleceği gibi T eşik değerinden büyük olan bütün pikseller arka plan olarak bölütlenirken, diğer pikseller resimdeki nesne olarak bölütlenecektir. Burada asıl amaç, en küçük hata oranı ile bölütlenmenin gerçekleştirileceği T eşik değerinin seçimidir. Tekrar olasılık yoğunluk

fonksiyonun dönersek, a, b aralığında rastgele bir değerin olasılık değeri, verilen sınırlar içinde o değışkenin olasılık yoğunluk fonksiyonun integrali alınarak hesaplanabilir. Bu verilen sınır değerler arasında eğrinin altında kalan toplam alandır. Böylece arka plana ait olduğu halde, bir pikselin nesneye ait olma hatası;

$$E_1(T) = \int_{-\infty}^T p_2(z) dz \quad (4.5)$$

olarak hesaplanabilir. Benzer şekilde nesneye ait olduğu halde bir pikselin arka plana ait olarak bölütlenme hatası ise;

$$E_2(T) = \int_T^{\infty} p_1(z) dz \quad (4.6)$$

Böylece yapılacak toplam hata;

$$E(T) = P_2 E_1(T) + P_1 E_2(T) \quad (4.7)$$

En küçük hata ile bölütleme yapacak T eşik değerinin bulunması $E(T)$ 'nin T ye göre türevinin sıfıra eşitlenmesi ile sağlanır. Böylece;

$$P_1 p_1(T) = P_2 p_2(T) \quad (4.8)$$

Bu denklem çözülürse optimum T değeri bulunur. Eğer $P_1=P_2$ olursa, optimum eşik değeri $p_1(z)$ ve $p_2(z)$ eğrilerinin kesiştikleri nokta olacaktır. T 'nin analitik olarak ifade edilmesi için her iki olasılık yoğunluk fonksiyonun da bilinmesi gerekir. Bazen pratikte bu olasılık yoğunluk fonksiyonlarının tahmini mümkün olmayabilir. Bu problemin çözümü için parametreleri kolayca elde edilebilen olasılık yoğunluk fonksiyonları kullanılır. Bu tür durumlarda kullanılan temel olasılık yoğunluk fonksiyonu Gauss'dur ki sadece ortalama ve varyans gibi iki parametre ile kolayca karakterize edilebilir. Bu durumda;

$$p(z) = \frac{P_1}{\sigma_1 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(z-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}} + \frac{P_2}{\sigma_2 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(z-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2}} \quad (4.9)$$

burada μ_1 ve σ_1^2 sırası ile Gauss yoğunluğunun bir sınıf için (resimdeki nesne) ortalama ve varyans değerleridir ve μ_2 ve σ_2^2 ise sırası ile diğer sınıfın (arka plan) Gauss olasılık yoğunluk fonksiyonunun ortalaması ve varyansdır. Bu denklem kullanılarak T için genel bir çözüm oluşturulabilir. Böylece T ;

$$AT^2 + BT + C = 0 \quad (4.10)$$

burada;

$$\begin{aligned} A &= \sigma_1^2 - \sigma_2^2 \\ B &= 2(\mu_1\sigma_2^2 - \mu_2\sigma_1^2) \\ C &= \sigma_1^2\mu_2^2 - \sigma_2^2\mu_1^2 + 2\sigma_1^2\mu_2^2 \ln \frac{\sigma_2 P_1}{\sigma_1 P_2} \end{aligned} \quad (4.11)$$

Çift katlı kökü bulunan denklemler iki mümkün çözüm olduğundan, optimum çözüm için iki eşik değere gereksinim duyar. Eğer $\sigma^2 = \sigma_1^2 = \sigma_2^2$ varyansları eşitse, tek bir eşik değer yeterli olacaktır.

$$T = \frac{\mu_1 + \mu_2}{2} + \frac{\sigma^2}{\mu_1 - \mu_2} \ln \frac{P_2}{P_1} \quad (4.12)$$

Eğer $P_1 = P_2$ ise optimum eşik değer μ_1 ve μ_2 değerlerinin ortalamasıdır. Eğer varyans değeri 0'a eşitse yine eşik değer μ_1 ve μ_2 değerlerinin ortalaması olacaktır.

4.1.3.2. Sinirsel Ağlarla Bölütleme

Sinirsel ağlarla yapılan bölütleme, rastgele gürültü ve işlemci hatalarına karşı iyi bir sistem oluşturmaktadır. İnsan bilgi işleme sisteminin bazı yönlerini, benzetim yeteneğine sahip sinirsel ağlar kullanarak iyi bir bölütleme yapmak ve gerçek zamanda sonuç üretme ihtiyacını karşılamak için bu bölütleme gerçekleştirilmektedir [25].

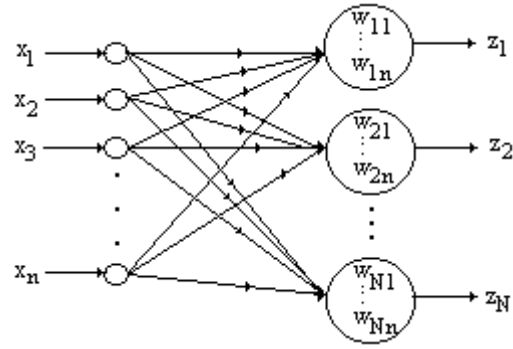
Blanz ve Gish [26], resim bölütleme için katmanlı sinirsel ağlar kullanmıştır. Burada giriş katmanındaki sinir hücresi sayısı, her piksel için giriş özelliği sayısına bağlı ve çıkış katmanındaki sinir hücresi sayısı küme sayısına eşittir. Babaguchi eşik değerli bir resim için geriye yayılım ile eğitilmiş çok katmanlı ağları kullanmıştır. Ghosh ise gürültülü bir ortamdan nesne çıkarımı için yoğun etkileşimli bir sinir ağını kullanmıştır. Diğer gürültülü ortamlarda nesne çıkarmayla ilgili etkin algoritma, Hopfield tipi sinirsel ağlardır. Sinir ağının enerji fonksiyonu, gürültülü ortamdan özlü alan çıkarmada ağın kararlı durumunu göz önüne alır.

Sinir ağları, bulanık bölütlemelerde kullanılmaktadır. Klasik c-ortalama algoritması, kazanan hepsini alır stratejisi ile kullanılabilen ve ayrıca klasik olarak bağıl ve ihtimalli bulanık üyelik

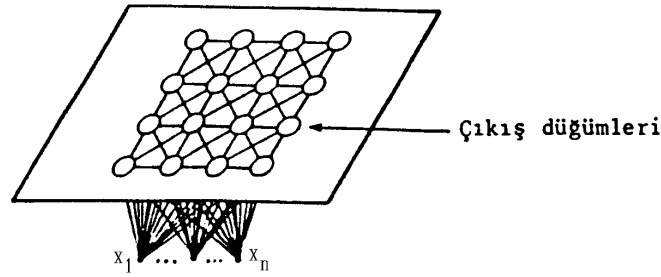
fonksiyonları bölütleme algoritmalarına uygulanabilmektedir. Böylelikle bulanık c-ortalama ve bulanık öğrenimli vektör kuantizasyonu gibi birkaç bölütleme algoritması, bağlı bulanık üyelik fonksiyonlarının hesaplanmasından bölgesel ve küresel bilgiyi birleştirmektedir [26].

Kohonen Ağları: Kendi kendini düzenleyen öznitelik haritaları, eğitici olmayan durumda giriş sinyallerinin analizi ve kodlanması için otomatik bir yöntemden meydana gelen yapay sinir ağlarıdır. Kendini düzenleme algoritması, beyinde bulunan haritalara benzer. Beyindeki duyu yollarının önemli bir düzenleme prensibi, nöronların yerleşmesinin sıralı olması ve algılanan dış uyarının bazı fiziksel özelliklerini yansıtmalarıdır. Örneğin, duyma yolunun her seviyesinde, sinir hücreleri ve fiberler, belli frekanslara en yüksek cevabı veren nöron dikkate alınarak anatomik yapıda düzenlenmiştir. Duyma yolundaki bu düzenleme, beynin duyma kabuğuna kadar gitmektedir. Beyinde alt seviye düzenlemesinin büyük bir kısmı genetik olarak önceden belirlenmiş olmasına rağmen, daha yüksek seviyedeki düzenlemenin bir kısmının kendi kendini düzenlemeyi sağlayan algoritmalar tarafından, öğrenme esnasında meydana geldiği düşünülmektedir. Kohonen, beyindekine benzer, kendi kendini düzenleme öznitelik haritası adını verdiği bir ağ modeli sunmuştur [27].

Kohonen yapay sinir ağının, giriş verisinin bir haritasını gösterdiği söylenebilir. Bu yapay sinir ağında yapısal olarak benzer girişler, yapısal olarak birbirine yakın çıkışlar üretir. Kohonen algoritması, yarışmacı öğrenme (competitive learning) algoritması olarak da adlandırılır. Yarışmacı öğrenme, giriş örüntü setini sınıflandırmak için kullanılabilen belirgin ve genel özellikleri keşfetmek için bir yol sağlar. Yarışmacı kategoriye bağlı öğrenme kurallarının hepsinde ortak özellik, bir yarışma stratejisinin işlem elemanlarının tamamına veya bir kısmına uygulanmasıdır. Bu yarışma sonucu, kazanan işlem elemanının ağırlıkları değiştirilir. Basit işlem elemanlarından oluşan Kohonen yapay sinir ağı, Şekil 4.6 'da gösterildiği gibidir. Burada N çıkış işlem elemanı ($z_1, z_2, \dots, z_N$) sayısı, $x_i = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ n boyutlu giriş örüntü vektörü, $w_i = (w_{z1}, w_{z2}, \dots, w_{zn})$ her çıkış işlem elemanının ağırlık vektörü olup, w_{ij} ise x_j girişi ile i . işlem elemanı arasındaki ağırlıktır. Ağırlık vektörünün başlangıç değerleri keyfi seçilebildiği gibi, ilk giriş örüntü vektörü ağırlıklar olarak da alınabilir. Temelde Kohonen yapay sinir ağı, her çıkış birimine (bu birimlere sınıf da diyebiliriz) giriş vektörünün bir elemanının bağlanması ile meydana gelir. Böylece farklı çıkış birimleri farklı girişlere duyarlı hale gelebilir. Kohonen yapay sinir ağının yapısal sistem modeli Şekil 4.10'da gösterilmiştir. Şekilde de görüleceği üzere Kohonen yapay sinir ağı giriş ve çıkış gibi iki katmanına sahiptir.



Şekil 4.6. Kohonen 'in kendi kendini düzenleme haritasının ağ birimleri.

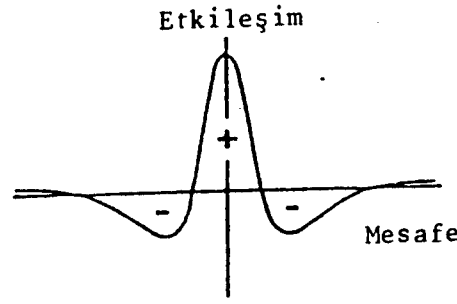


Şekil 4.7. Kohonen sistem modeli.

Giriş sinyalleri doğal nesnelerin gözlenmesinden türetildiği için, giriş örüntü vektörü ayrık zamanda $x = x(t)$ olarak formüle edilir. Buna karşılık $w_i(t)$ ise farklı işlem elamanlarının zamana bağlı değişken ağırlık vektörleridir.

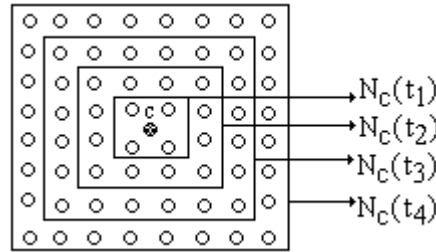
Bir biyolojik sinir sisteminin dış uyarıya cevabı, tek bir sinir hücresi üzerinde yoğunlaşmış olmasına rağmen, çok sayıda geri besleme bağlantısından oluşan oldukça karmaşık etkileşimler ile belirlenir. Yani komşu sinir hücreleri arasında yerel bir etkileşim söz konusudur.

Benzer şekilde Kohonen yapay sinir ağının da, gelen giriş örüntü vektörüne cevabı, çıkış katmanındaki herhangi bir işlem elamanı üzerinde yoğunlaşmış olmasına rağmen, fazla sayıda geri besleme bağlantısı sonucu oluşan etkileşimler ile sistemin çıkışı belirlenir. Komşu işlem elemanları arasında yerel bir etkileşim vardır. En yakın komşular birbirini pozitif yönde etkilerken, birbirinden uzak komşuluktaki işlem elemanları birbirini negatif olarak etkilerler. Bu tip etkileşime "meksika şapkası fonksiyonu" denir (Şekil 4.8).



Şekil 4.8. Meksika şapkası fonksiyonu.

Kohonen yapay sinir ağı, iki boyutlu bir yapıya sahiptir. İki boyutlu ağ içindeki etkileşimlerin yapısı, hangi işlem elemanlarının komşu olduklarını belirler. Ağırlık vektörünün başlangıçtaki keyfi dağılımı, giriş örüntü vektörlerinin ağ tarafından öğrenilmeye başlanması ile kendi kendine ayarlanır. Giriş sinyaline karşı istenen en iyi cevabı veren işlem elemanı etrafında, bir $N_c(t)$ komşuluk kümesi oluşur. Bu komşuluk kümesi iki boyutlu düzlem üzerinde, dikdörtgen vb. yapılarda oluşabilir (Şekil 4.9).



Şekil 4.9. Bir işlem elemanının yapısal komşuluğu ($t_1 < t_2 < t_3$).

Herhangi bir çıkış işlem elemanının, verilen bir dairesel yarıçap ile bütün komşulukları belirlenebilir. Kohonen 'in kendi kendini düzenleyen haritaları tarafından incelenen nesneler, x vektörü ile simgelenmektedir. Bu x vektörü, giriş nesnesinin özniteliklerini içeren vektör olup, iki boyutlu düzlemsel çıkış uzayında haritalandırılır. Sonuçta benzer nesneler iki boyutlu düzlemsel çıkış uzayında birbirine yakın yerlere yerleşirler. Böylece yapay sinir ağının öğrenme işlemi, eğiticişiz bir şekilde sağlanmış olur. Öğrenme gerçekleştirildikten sonra benzer giriş nesnelerinin, çıkış düzleminde birbirine yakın haritalandığı gözlenebilir. Buna karşılık birbirine benzemeyen giriş nesneleri birbirinden uzağa haritalanırlar.

Aşağıda Kohonen'in kendi kendini düzenleyen öznitelik haritasını sağlayan algoritmanın işlem adımları verilmiştir:

1. **adım** : N tane giriş düğümlerinden M tane çıkış düğümlerine olan ağırlıklar küçük rastgele değerlere ayarlanır ve komşuluğun ilk yarıçap (eşik) değeri belirlenir.
2. **adım** : Yeni giriş uygulanır.
3. **adım** : Girişin, tüm çıkış düğümlerine (sınıflara) olan mesafesi hesaplanır.

$$d_j = \sum_{i=1}^N (x_i(t) - w_{ij}(t))^2 \quad (4.13)$$

d_j : Giriş ile j. çıkış düğümü arasındaki mesafe,

$x_i(t)$: x giriş vektörünün i. elemanının t anındaki değeri,

$w_{ij}(t)$: i. girişten j. çıkış düğümüne olan ağırlığın t anındaki değerini göstermektedir.

4. adım : Minimum mesafeye sahip çıkış düğümü belirlenir. En küçük d_j mesafesine sahip j. çıkış düğümü seçilir.

5. adım : j. çıkış düğümüne ve komşularına ait ağırlıklar yeniden hesaplanır.

Yeni ağırlıklar;

- yarışmayı kazanan çıkış düğümleri için,

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \alpha(t) \cdot (x_i(t) - w_{ij}(t)), \quad \forall i \in Nc(t) \quad (4.14)$$

- yarışmayı kaybeden çıkış düğümleri için,

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t), \quad \forall i \notin Nc(t) \text{ olur.}$$

$\alpha(t)$: zamanla azalan bir kazanç terimi. ($0 < \alpha(t) < 1$)

$Nc(t)$: zamanla değişen komşuluk kümesi.

6. adım : 2. adıma gidilerek işlemler tekrarlanır.



(a)



(b)



(c)



(d)

Şekil 4.10. Kohonen Ağı ile yapılan bölütleme, (a) Orijinal Resim, (b) Bölütlenmiş Resim
(c) Orijinal Resim, (d) Bölütlenmiş Resim

4.1.3.3. Bulanık Mantık

1960' lı yıllarda, Prof. Lotfi Zadeh California Üniversitesinde belirsizliği, rasgelelikten farklı olarak kesinsizliğin konusu olduğu yönünde ortaya bir düşünce atmıştır [28]. Zadeh, insanın doğa dilinin belirsizliğini matematiksel yönünü bulanık (fuzzy) mantık olarak tanımlamıştır. Bulanık mantığın amacı bilgisayarın insan gibi düşünmesini sağlamak, insanın ve bilgisayarın yetenekleri arasında bir bağlantı kurmaktır. Bir resimdeki nesneyi tanıma her ne kadar bilgisayar için zor olsa bile, insan beyni kolaylıkla tanıyabilmektedir, fakat bilgisayarın saniyede milyonlarca işlem yapma yeteneğine sahip olduğu düşünülürse bilgisayar ve insan, gücün ve zayıflığın tamamlayıcısı olacaktır. Bulanık mantık teorisi de, insanın anlama kabiliyeti ile belirsizliklerini yakalamak için matematiksel bir çatı sağlar.

Verileri bilgisayar binary tanıtıldığı için bilgisayar belirsiz insan düşüncelerini anlayamaz. Örneğin insanları iyi veya kötü şeklinde tam olarak ayıramayız. Ancak iyi insan gurubu içerisinde iyi

insan ve kötü insan arasındaki sınırın ne olduğunu bulabiliriz, ama bilgisayarın bunu bulabilmesi oldukça güçtür. Örnekler sıcaklık, basınç, gibi birçok olaya genişletilebilir ve her biri derecelendirilebilir. Bu dereceler rastgele olmayıp gerçekçidir. İnsanın tecrübe ve doğal yapısı gibi temel birkaç faktörü temel alır. Bulanık küme mantığı, bilgisayar mantığı için matematiksel alt yapı oluşturan klasik kümelerin tersi bir mantığa sahiptir. Klasik küme teorisinde, bir nesne bir kümenin elemanıdır veya değildir. Bulanık küme teorisinde ise bir kümeye aitlik derecesi tanımlanır. Örneğin bir insan %80 iyi kümesi içinde ve %20 kötü kümesi içinde olabilir. Bunu söylerken bizim tecrübemiz ve yargımız temel alınır. Bulanık mantık, insan düşüncesini yakalama yönüyle ihtiyaç duyulan matematiksel bir alt yapıdır.

Birçok bulanık mantık problemlerinde, kurallar geçmişteki tecrübeye dayanarak türetilir. İncelenen problemler bulanık makineler veya bulanık kontrol ile ilgilisi varsa ve bulanık formunda bütün muhtemel giriş ve çıkış ilişkileri biliniyorsa “Eğer.... sonra....” ifadeleriyle kurallar tanımlanabilmekte ve problem aşağıdaki örneği verilen bulanık mantık ile çözülebilmektedir;

Eğer A_1 ve/veya B_1 , ise H_{11} , değilse

Eğer A_2 ve/veya B_1 , ise H_{21} , değilse

Eğer A_1 ve/veya B_2 , ise H_{12} , değilse

Eğer A_2 ve/veya B_2 , ise H_{22} , değilse

Burada A ve B bulanıklaştırılmış girişlerdir ve H ise her bir kural için bir çıkıştır.

Bulanık Bölütleme: Klasik mantıkla resim işlemede yöntemler, siyah veya beyaz (belirli bir eşik seviyesinin altında veya üstünde) gibi kesin kararlar üzerine kurulmuştur [28]. Klasik bölütleme de pikseller en yakın kümeye atanırken, bulanık (fuzzy) bölütleme de pikseller küme merkezlerine olan uzaklığı sıfır ile bir arasında değişen değerler alan üyelik dereceleriyle ifade edilerek bölütleme yapılır. Resimdeki her bir piksel, bu bulanık kümelerle ait olma derecelerine göre üyelik değerlerine sahip olacak ve klasik mantık yapısından çok daha esnek bir şekilde resim bölütlenecektir.

Bulanık Eşikleme: Bulanık ve bulanık olmayan farklı histogram eşikleme tekniklerinde gri seviye belirsizliği ve geometrik belirsizliklerin minimizasyonu ile bölütleme gerçekleştirilir. Bu algoritmalar nesnenin alanını tanımlama için S-tipi grafiksel üyelik fonksiyonları kullanılır ve belirsizlik ölçütünün değerini minimum yapacak şekilde seçilir. Bundan dolayı optimum üyelik fonksiyonu, resimdeki arka plandan nesneyi daha belirgin hale getirmek ve bulanık nesne alanında piksellerin üyelik değerlerini belirtmek için bulunur. Ayrıca S-tipi üyelik fonksiyonu asimetric olabilmektedir. Burada uygulanan bulanık yöntemler, bulanık kuadratik indeksin minimizasyonu, bulanık doğrusal indeksin minimizasyonu ve bulanık benzerlik ölçütü optimizasyonudur.

Bulanıklık ve Üyelik Fonksiyonu : A , $M \times M$ boyutunda, l gri-seviyeli bir resim olsun, $\mu_A(a_{ij})$ 'de, $0 \leq \mu_A(a_{ij}) \leq 1$ aralığında, (i,j) pikselinin A kümesine üyelik derecesini göstermektedir. Matematiksel olarak, bulanık bir resim $A = \{a_{ij}, \mu_A(a_{ij})\} \forall a_{ij} \in A$ olarak ifade edilmektedir. $Say(f)$ değeri, bir resimdeki f pikselinin sayısını gösterdiği kabul edilirse, arka plan ile nesneyi birbirinden ayırmak için seçilen bir t eşik değeri ile arka planın ve nesnenin ortalama gri seviyesi şöyle hesaplanır;

$$\mu_0 = \frac{\sum_{f=0}^t f \cdot say(f)}{\sum_{f=0}^t say(f)} \quad (4.15)$$

$$\mu_1 = \frac{\sum_{f=t+1}^{l-1} f \cdot say(f)}{\sum_{f=t+1}^{l-1} say(f)} \quad (4.16)$$

Böylece bir pikselin üyelik derecesi, ait olduğu bölgedeki diğer piksellere benzerliğine bağlı olacaktır. Burada pikselin üyelik derecesi Gamma dağılım kullanılarak bulunmuştur. Farklı üyelik fonksiyonları da kullanılarak, pikseller üyelik derecesi verilebilir. Literatürde resim bölütlemeye en sık kullanılan üyelik fonksiyonu S-fonksiyonudur [28].

Gamma dağılımının, genel olasılık yoğunluk fonksiyonu şöyle ifade edilir;

$$f(x) = \frac{\left(\frac{x-\mu}{\beta}\right)^{\gamma-1} e^{-\frac{x-\mu}{\beta}}}{\tau(\gamma)}, \quad x \geq \mu, \gamma, \beta > 0 \quad (4.17)$$

burada γ şekil parametresi, μ yerleşme parametresi, β ölçekleme parametresi ve τ ise gamma fonksiyonudur. Eğer μ sıfırdan farklı, $\beta=1$ ve $\gamma=1$ alınırsa, gamma formu şu hale gelir;

$$f(x) = e^{-(x-\mu)}, \tau(1) = 1 \quad (4.18)$$

böylece nesnenin üyelik fonksiyonu $\mu_A(a_{ij})$ şöyle hesaplanır;

$$\mu_A(a_{ij}) = e^{-c(a_{ij}-\mu_1)}, a_{ij} > t \quad (4.19)$$

benzer şekilde arka planın üyelik fonksiyonu da;

$$\mu_A(a_{ij}) = e^{-c(a_{ij}-\mu_0)}, a_{ij} \leq t \quad (4.20)$$

t , resimde, arka plan ile nesneyi birbirinden ayıracak eşik değeri göstermektedir. Burada kullanılan c değeri ise, gri-seviye üyelik derecelerinin $[0, 1]$ aralığında olması için kullanılan bir parametredir. c değeri, $c = 1/(f_{\max} - f_{\min})$ ile bulunabilir. Burada $f_{\max}$ ve $f_{\min}$ sırası ile resimdeki en parlak ve ne mat gri tonlarının değerleridir. Eğer resmi bölütleyecek eşik değer sayısı birden fazla ise yeni üyelik dereceleri şöyle düzenlemelidir;

$$\begin{aligned}\mu_A(a_{ij}) &= e^{-c|a_{ij}-\mu_0|} & a_{ij} \leq t_1 \\ &= e^{-c_1|a_{ij}-\mu_1|} & t_1 < a_{ij} \leq t_2 \\ &= e^{-c|a_{ij}-\mu_2|} & a_{ij} > t_2\end{aligned}\quad (4.21)$$

burada μ_0 , μ_1 ve μ_2 sırası ile t_1 ve t_2 ile bölütlenmiş üç bölgenin ortalama gri-seviyesi değerleridir.

Bulanık Kohonen Ağları: Kohonen bölütleme, sinir hücreleriyle gerçekleştirilen bir diğer bölütleme şeklidir. Bu bölütlemelerde sonuç ağırlık vektörleri, genelde giriş dizisine bağlı olmakta ve farklı başlangıç şartlarına bağlı olarak farklı sonuçlar elde edilmektedir. Öğrenme hızı, komşuluk güncelleştirme büyüklüğü ve öğrenme esnasında bu iki parametrenin değiştirilme stratejisi gibi birkaç Kohonen kümeleme ağı parametresinden faydalı sonuçlar elde edilmektedir. Fakat bir veri setinden diğerine değiştirilmesi gerekliliğinden dolayı algoritmada problemlerle karşılaşmaktadır. Kohonen bölütleme ağının genel yapısı aşağıdaki şekilde görülmektedir.

Kohonen bölütleme ile c-ortalama birleştirilmesi bazı problemlerin ortadan kaldırılmasını sağlamaktadır. Bezdek ve Pal bulanık temelli Kohonen ağlarla bölütleme (FKCN) üzerine çalışmışlardır. Öğrenme hızı parametresi, bulanık c-ortalama ile paralellik için bulanık üyelik fonksiyonuna dönüştürülmektedir. İlave olarak, FKCN'nin kendinden organizeli olması komşuluk güncelleştirme büyüklüğü öğrenme esnasında otomatik olarak ayarlandığı için FKCN algoritması, genellikle FCM amaç fonksiyonun minimizasyonu ile bitmektedir.

Bulanık mantık temelli Kohonen Bölütleme algoritması aşağıda verilmiştir;

c bölüt sayısını ($2 \leq c \leq n$), m 'yi ($1 < m < \infty$), ε iterasyon kriterini seç ve v başlangıç küme merkezlerini ile $i_{\max}$ iterasyon sınırını ata. $\alpha_{ik,t}$ öğrenme hızını belirle.

$$\mu_{ik} = \frac{\left(\frac{1}{\|x_k - v_i\|} \right)^{1/(m-1)}}{\sum_{l=1}^c \left(\frac{1}{\|x_k - v_l\|} \right)^{1/(m-1)}}, \quad i = 1, 2, \dots, c; k = 1, 2, \dots, n \quad (4.22)$$

$$\alpha_{ik,t} = (\mu_{ik,t})^{m_t} \quad (4.23)$$

$$m_t = (m - t\Delta_m) \quad (4.24)$$

$$\Delta_m = (m - 1) / i_{\max} \quad (4.25)$$

Tüm c ağırlık vektörlerinin $\{v_{i,t}\}$, aşağıdaki ifadeyle yenilenir.

$$v_{i,t} = v_{i,t-1} + \left[\sum_{k=1}^n \alpha_{ik,t} (x_k - v_{i,t-1}) \right] / \sum_{s=1}^n \alpha_{is,t} \quad (4.26)$$

$E_t = |v_t - v_{t-1}|$ bulunur,

Eğer $E_t \leq \varepsilon$ ise algoritmayı durdur, bölütlenmiş resmi oluştur. Eğer $E_t > \varepsilon$ ise $i_{\max}$ ulaşınca kadar 2. adımdan devam edilir.

4.1.4. Median Filtreleme

Median filtreleme, doğrusal olmayan bir resim işleme tekniğidir. Bu teknik, resmin kenar karakteristiklerini tamamen ortaya çıkarabilmek amacıyla gürültünün temizlenmesi için kullanılan bir işlemdir [29]. Median filtreleme işleminde, resmi oluşturan her bir penceredeki pikseller sıralanır ve bir median değeri seçilerek piksellerin değerlerine göre yerleri değiştirilir.

4.2. Özellik Çıkarımı Süreci

Bu çalışmanın özellik çıkarım sürecinde Hu'nun değişmez momentleri yöntemi kullanılmıştır. Aşağıda bu yöntem hakkında genel bilgi verilmiştir.

4.2.1. Özellik Çıkarımı İçin Hu'nun Değişmez Momentleri Yöntemi

Literatürde momentler, daha çok istatistiksel ve mekaniksel işlemlerde kullanılmıştır [30]. Momentler, dağılımların ortalamaları, değişimleri, eğrilikleri ve basıklıkları olarak tanımlanır. Klasik mekanik çalışmalarda momentler, kütlelerin merkezini ve eylemsizliklerini bulmak için kullanılır. Resim işlemede ise, nesnelerin şekil tanımlayıcıları olarak momentler, özellik çıkarımında kullanılır. Hu 1960'larda cebirsel moment teoreminden 7 adet değişmez moment geliştirilmiştir [31]. Bu 7 adet Hu değişmez moment değerleri, resimlerdeki dönüşüm, döndürme ve ölçeklendirme değişimlerinin etkilerinden bağımsız olarak sabit kalır. Bu yüzden, Hu değişmez momentleri gemi tanıma, uçak tanıma, el yazısı ve karakter tanıma gibi iki boyutlu örüntü tanıma problemlerine uygulanmıştır [32], [33].

Burada $f(x,y)$ bir resim yoğunluk dağılımı olmak üzere, klasik mekanik sistemlerde, $f(x,y)$ için $(s+v)$ dereceden iki boyutlu momentler aşağıda Denklem 4.27'de gösterilmiştir:

$$m_{sv} = \iint x^s y^v f(x, y) \cdot \partial x \cdot \partial y \quad (4.27)$$

Burada, $s, v = 0, 1, 2 \dots$ Genelde bu momentlerin değerleri, herhangi bir bozulma etkisine karşı değişmezdir. Merkez momentleri aşağıda Denklem 4.28'deki gibi tanımlanır:

$$\mu_{sv} = \iint (x - \bar{x})^s (y - \bar{y})^v f(x, y) \cdot \partial(x - \bar{x}) \cdot \partial(y - \bar{y}) \quad (4.28)$$

Burada;

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}} \quad \text{ve} \quad \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}} \quad (4.29)$$

Merkezi momentler, döndürme etkisine karşı değişmezdir [34]. Merkezi momentler, genellikle boyutlarına göre momentleri normalize etmek için kullanılır. Bu, Denklem 4.32'de görüldüğü gibi μ_{00} ifadesi kullanılarak gerçekleştirilir:

$$\eta_{sv} = \frac{\mu_{sv}}{\mu_{00}^r} \quad (4.30)$$

burada, $r = 1 + \frac{(s + v)}{2}$.

Merkez momentleri ile normalize edilmiş 7 adet Hu değişmez moment aşağıdaki gibi hesaplanabilir [24]:

$$\begin{aligned} \varphi_1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\ \varphi_2 &= (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11} \\ \varphi_3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\ \varphi_4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{03} + \eta_{21})^2 \\ \varphi_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ &+ (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ \varphi_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ \varphi_7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ &- (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{03} + \eta_{12})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{aligned} \quad (4.31)$$

4.3. Sınıflandırma Süreci

Tez çalışmasının sınıflandırma sürecinde Çoklu Destek Vektör Makineleri (ÇDVM) sınıflandırıcısı yöntemi kullanılmıştır. Aşağıda bu yöntem hakkında genel bilgi verilmiştir.

4.3.1. Çoklu Destek Vektör Makineleri Sınıflandırıcısı

Destek Vektör Makineleri (DVM), ilk defa Vapnik tarafından geliştirilmiştir [35]. DVM, istatistiksel öğrenme teorisine dayanmaktadır. DVM'nin uygulama alanları günümüzde çeşitlilik kazanmakla birlikte ilk olarak optik karakter tanıma alanına uygulanmış, daha sonra Vapnik ve Chervonenkis, Boser, Guyon, Cortes, Schölkopf tarafından bugünkü gelişmiş seviyesine çıkarılmıştır [35].

Destek Vektör Makineleri sınıflandırıcısının giriş uzayı, özellik uzayı olarak adlandırılan bir yüksek boyutlu iç çarpım uzayına dönüştürülür. Bu özellik uzayı, DVM'nin genelleme kabiliyetini arttırmak için en uygun ayırım düzlemlerini belirler. Bu uygun ayırım düzlemlerini bulmada çeşitli optimizasyon ve istatistiksel öğrenme tekniklerinden yararlanılmaktadır [30]. Destek Vektör Makineleri sınıflandırıcısı yönteminin Yapay Sinir Ağları (YSA) sınıflandırıcısı yöntemine göre belirgin üstünlükleri olan DVM'nin çok az giriş ile öğrenebilir olmasına rağmen, YSA'da ise giriş boyutunun fazla olmasının öğrenmeyi yavaşlatması veya olanaksız kılması [36], DVM' de YSA'da rastlanan ve YSA'nın eğitiminde büyük bir problem olan yerel minimum noktaların bulunmaması [31], ayrıca DVM'nin YSA'ya göre daha iyi bir genelleme özelliğine sahip olması gibi özellikler DVM'yi YSA'ya göre daha üstün kılmaktadır [36].

Günümüzde kullanılan DVM sınıflandırıcılar, ikili yani iki sınıfı ya da ikiden fazla sınıfı birbirinden ayırabilen (Çoklu Destek Vektör Makinesi (ÇDVM)) tipte olmak üzere ikiye ayrılır [36]. DVM'de kullanılan giriş verileri, giriş uzayında birbirinden doğrusal olarak ayrılmamışlar ise, bu giriş verileri bir doğrusal olmayan dönüşüm kullanılarak, bir Yüksek Boyutlu Uzaya (YBU) dönüştürülebilir. YBU, özellik uzayı olarak adlandırılır. Bu doğrusal olamayan dönüşümler, çekirdek fonksiyonları $K(.,.)$ kullanılarak temsil edilir. Çekirdek fonksiyonu $K(.,.)$, YBU'da bir iç çarpım tanımlar [36]. Özellik uzayındaki giriş veri kümeleri, bir optimal ayırım yüzeyi kullanılarak birbirinden ayrılır. Bu optimal ayırım yüzeyi, farklı kümelere ait ve birbirine en yakın giriş veri noktalarının birbirinden maksimum uzaklığı kullanılarak elde edilir.

Çekirdek fonksiyonu $K(.,.)$, Mercer durumları adı verilen kesin özellikler kullanılarak oluşturulur [31]. Bir çekirdek fonksiyonu $K(.,.)$, aşağıdaki gibi verilebilir:

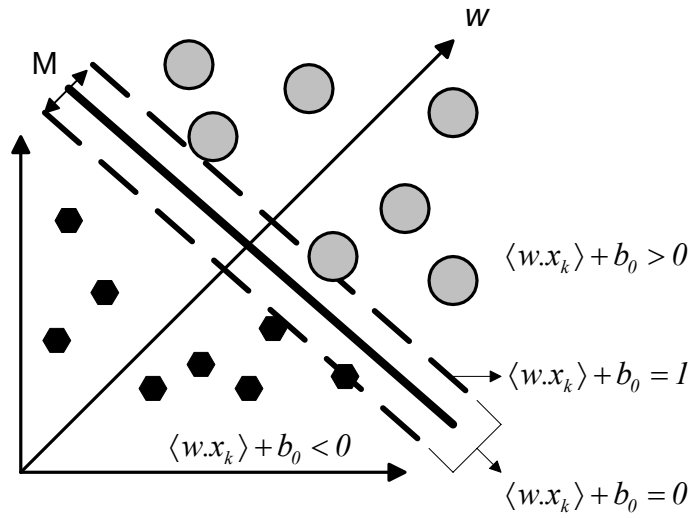
$$K(x, x') = \langle c(x).c(x') \rangle \quad (4.32)$$

Burada $c(x)$, düşük boyutlu giriş uzayından YBU'ya geçiş fonksiyonudur. x , bir giriş veri noktasıdır. Buna göre, bir DVM'nin karar fonksiyonu aşağıdaki gibidir:

$$f(x) = \sum_{k=1}^G a_k y_k K(x, x_k) + b_k \quad (4.33)$$

Burada G , giriş veri sayısı, y_k bu girişlere göre elde edilecek hedeflenen çıkış değerleridir. $y_k \in \{-1, 1\}$, x_r giriş verisinin sınıf etiketidir. a_k , Langrange çarpanlarıdır ve doğrusal sınırlandırmalar kullanan kuadratik programlama ile çözülebilir [37]. a_k değerleri, destek vektörler için sıfır değildir.

DVM'ler, giriş uzayındaki verileri sınıflara doğru bir şekilde ayırabilen optimum bir ayırım yüzeyi bulmayı amaçlamaktadır. DVM bu optimum ayırım yüzeyini kullanarak, giriş verilerini pozitif ve negatif olmak üzere iki sınıfa bölmektedir [35]. Bu durum aşağıda Şekil 4.14'de gösterilmiştir:



Şekil 4.11. Bir optimum ayırım yüzeyi.

Burada, w ve b_0 ayırım yüzeyi parametreleri olan sırasıyla ağırlık ve bias vektörleridir. M , şekilde gösterilen sırasıyla altıgen ve daire şeklindeki sınıfları arasındaki sınır değeridir. Şekil 4.11'de de gösterildiği gibi bu ayırım yüzeyi, altıgen ve daire şeklindeki sınıflar arasındaki sınır değeri olan M 'yi maksimize etmek için ayarlanmıştır. Burada maksimum sınır değeri M , ayırım yüzeyinin her iki sınıfın birbirine en yakın veri noktaları ile olan uzaklıkları toplamıdır. M değerini maksimize etme formülü aşağıdaki gibidir:

$$M = 2 / \|w\| \quad (4.34)$$

Bu M değeri maksimize edilirken, bütün giriş veri noktaları doğru bir şekilde sınıflandırılmalıdır. Eğer bir giriş veri noktası, bir sınıfın üyesiye: $\langle w \cdot x_k \rangle + b_0 > 0$, değilse: $\langle w \cdot x_k \rangle + b_0 < 0$ 'i sağlar. y_k değeri 1 ise, giriş verisi o sınıfa aittir. Eğer y_k değeri -1 ise, giriş verisi o sınıfa ait değildir. Bu durum aşağıdaki Denklem (4.37)'de verilmiştir:

$$\begin{aligned}\langle w.x_k \rangle + b_0 &\geq I, \forall y_k = I \\ \langle w.x_k \rangle + b_0 &\leq -I, \forall y_k = -I\end{aligned}\quad (4.35)$$

Burada, $\langle w.x_k \rangle$, sırasıyla w ve x_k arasındaki iç çarpımı temsil etmektedir.

M'yi maksimize etmek için $\|w\|$ 'nin aşağıda verilen şartlara göre minimize edilmesi gerekmektedir:

$$\min \frac{\|w\|^2}{2} \quad \text{için} \quad \forall_k, y_k (\langle w.x_k \rangle + b_0) \geq 1 \quad (4.36)$$

Bu problem bir kuadratik optimizasyon problemidir ve Lagrange çarpımları yöntemi ile çözülebilir. Lagrange çarpımları aşağıda Denklem 4.37'deki gibi hesaplanır:

$$a_k [y_k (\langle w.x_k \rangle + b_0) - I] = 0 \quad (4.37)$$

Eğer x_k giriş verisine ait Lagrange çarpanı a_k , sıfırdan farklı bir değere sahipse, bu x_k giriş verisi *destek vektör* olarak adlandırılır. Destek vektör olanların dışındaki giriş verileri için optimal karar fonksiyonunun hesaplanmasına gerek yoktur. Böylelikle DVM'nin çıkış değerleri için hesaplanan karar fonksiyonu büyük bir karmaşıklıktan kurtarılmış olunur. Bu çıkış karar fonksiyonu aşağıda Denklem 4.38'de verilmiştir:

$$f(x) = i\delta \deg \left[\sum_{k=1}^{DV\text{ sayısı}} a_k y_k \langle x_k^{DV} .x \rangle + b_0 \right] \quad (4.38)$$

Burada sırasıyla $i\delta \deg$, parantez içindeki fonksiyonun işaret değerini, $DV\text{ sayısı}$, destek vektör sayısını ve x_k^{DV} destek vektör olan giriş verisini belirtmektedir. Eğer giriş yüzeyi doğrusal değilse optimum ayırım yüzeyini bulabilmek için bir C düzgünleştirme parametresi de kullanmak gerekir. Buna göre Denklem (4.38), aşağıda Denklem (4.39)'daki gibi değişebilir:

$$\min \left[\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{k=1}^G \delta \right] \quad \text{için} \quad \forall k, y_k (\langle w.x_k \rangle + b_0) \geq 1 - \delta \quad (4.39)$$

burada δ_k bir tolerans parametresidir ve aşağıda Denklem (4.40)'daki gibi hesaplanabilir:

$$\delta_k = |I - y_k f(x_k)| \quad (4.40)$$

Eğer $\delta_k > 1$ ise sınıflandırma hatası hesaplanabilir [38]. C düzgünleştirme parametresi, sınıflandırma hatasının minimizasyonu ve maksimal ayırım yüzeyi sınırı arasındaki durumun kullanıcı tarafından ayarlanabilmesine olanak sağlayan bir parametredir. a_k değeri, $0 \leq a_k \leq C$ arasında sınırlı olmalıdır.

DVM için literatürde tanımlı birçok çekirdek fonksiyon vardır [36]. Ancak bu çekirdek fonksiyonların en yaygın olarak kullanılanı aşağıda Denklem (4.41)'de verilmiş olan Radyal Tabanlı çekirdek fonksiyonudur (RBF).

$$K(x, x_k) = \exp\left[-\frac{\|x - x_k\|^2}{2\sigma^2}\right] \quad (4.41)$$

Burada σ , Gauss fonksiyonunun genişliğidir. Çekirdek fonksiyon kullanılırsa, yukarıda Denklem (4.38)'de verilen DVM çıkış karar fonksiyonu aşağıdaki Denklem (4.42) gibi olacaktır:

$$f(x) = \text{iş deg} \left[\sum_{k=1}^{DVSayısı} a_k y_k K(x, x_k) + b_0 \right] \quad \text{için} \quad 0 \leq a_k \leq C \quad (4.42)$$

Çok sınıflı sınıflandırma, ikili sınıflandırıcıların birleştirilmesiyle elde edilebilir [35]. Sınıflandırılabilir k -sınıflı bir problem ikili sınıflandırıcılar kullanılarak çözülebilir. Çok sınıflı sınıflandırma için önerilen pek çok DVM ayırıştırma yöntemi vardır. Bunlardan en önemlileri, bire-karşı-diğer (BKD) ve bire-karşı-bir (BKB) yöntemleridir [36], [37].

5. ÇOKLU DESTEK VEKTÖR MAKİNELERİ SINIFLANDIRICISI KULLANARAK İNSAN PARAZİT YUMURTA ÖRÜNTÜLERİNİN SINIFLANDIRILMASI

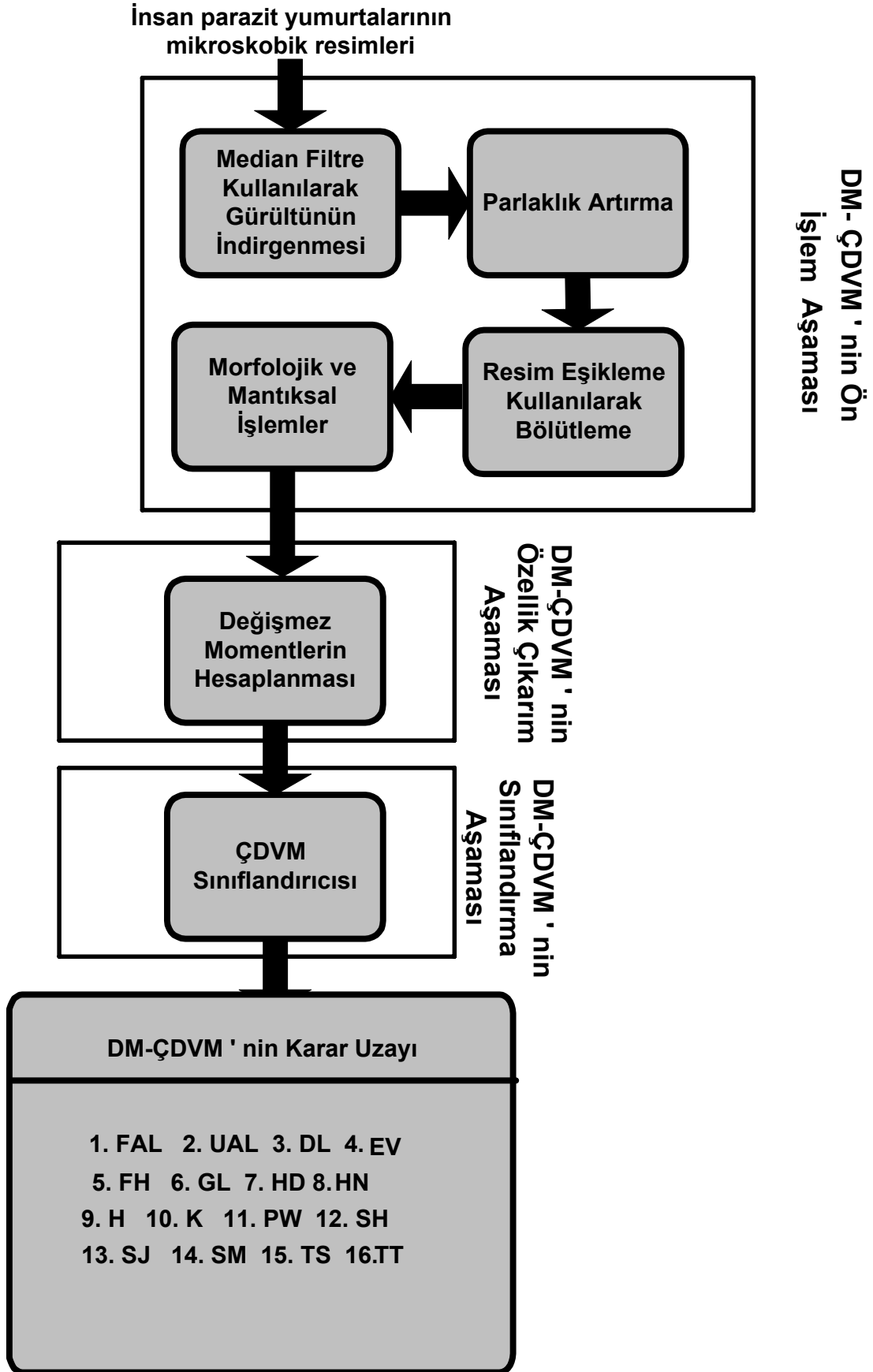
Bu bölümde, mikroskopik resimlerdeki insan parazit yumurtalarının tanınması için geliştirilen Değişmez Moment – Çoklu Destek Vektör Makineleri (DM-ÇDVM) tabanlı akıllı bir sınıflama uygulaması anlatılarak sonuçları irdelenmiştir.

Bu tez çalışmasında kullanılan DM-ÇDVM algoritması Şekil 5.1’den de görüldüğü gibi temel olarak ön işlem aşaması, özellik çıkarım aşaması ve sınıflama aşaması olmak üzere üç kısımdan meydana gelmiştir. Aşağıda bu aşamalar sırasıyla verilmiştir:

5.1. Ön İşlem Süreci

Bu çalışmada DM-ÇDVM yapısı kullanılarak, tanınması istenilen insan parazit yumurta çeşitleri: Fertilized Ascaris Lumbricoides (FAL), Unfertilized Ascaris Lumbricoides (UAL), Diphyllotrium Latum (DL), Enterobius Vermicularis (EV), Fasciola Hepatica (FH), Giardia Lamblia (GL), Hymenolepsis Diminuta (HD), Hymenolepsis Nana (HN), Hookworm (H), Kellicoti (K), Paragonimus Westermani (PW), Schistosoma Haematobium (SH), Schistosoma Japonicum (SJ), Schistosoma Mansoni (SM), Taenia Saginata (TS) ve Trichuris Trichura (TT)’dir.

Ön işlem aşamasında, Bölüm 3’de anlatılan resim işleme teknikleri kullanılmıştır. Bu aşamanın birinci kısmında yukarıda bahsedilen parazit yumurtalarının mikroskopik resimlerinden gürültüyü gidermek için Median filtreleme işlemi gerçekleştirilmiştir. Daha sonra gürültüden arındırılmış bu mikroskopik resimlerin parlaklık artırımı gerçekleştirilerek, resimlerdeki nesnelerin arka plandan daha iyi ayırt edilmesi sağlanmıştır. En son işlem olarak parlaklığı artırılmış bu resimler, eşikleme yöntemi kullanılarak bölütlenmiştir. Böylece her bir mikroskopik resimdeki parazit yumurtası ile arka plan birbirinden ayrılmış ve böylece bütün parazit yumurta şekilleri çok belirgin bir halde elde edilmiştir.

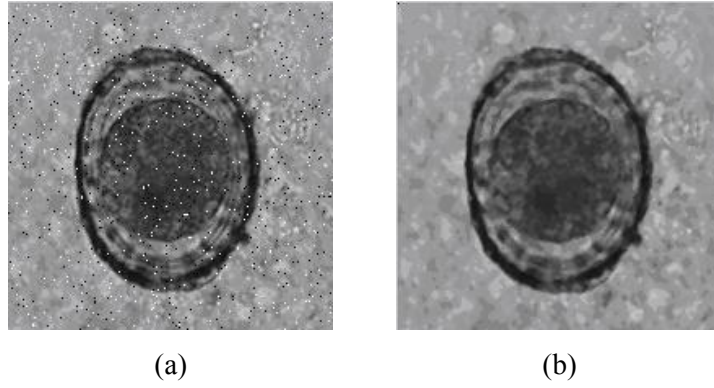


Şekil 5.1. Bu çalışmada kullanılan DM-ÇDVM sisteminin blok diagramı.

İşlemler aşağıda kısaca özetlenmiştir:

5.1.1. Median Filtre Kullanılarak Gürültü İndirgenmesi

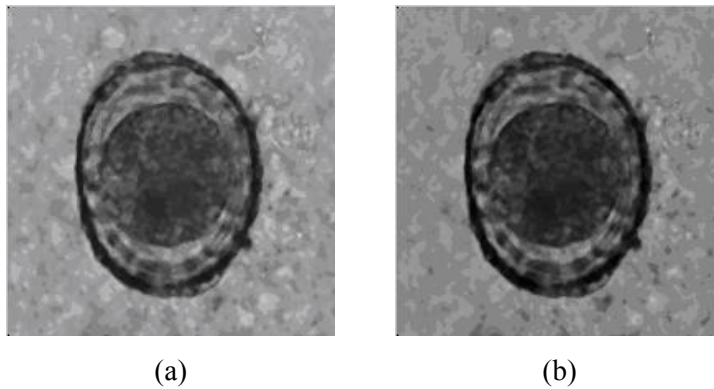
Bu katmanda Median filtre yöntemi kullanılarak mikroskopik insan parazit yumurtası resimlerinden gürültü indirgenmesi yapılmıştır. Aşağıda Şekil 5.2.(a)'da bir insan parazit yumurtası mikroskopik resmi, Şekil 5.2.(b)'de ise bu mikroskopik resme Median filtre uygulanması sonucu elde edilen gürültüden arındırılmış resim görülmektedir:



Şekil 5.2. İnsan parazit yumurta resmi , **a)** Fertilized *Ascaris Lumbricoides* türü parazit yumurtası, **b)** Bu parazit yumurtası resminin Median filtre uygulanmış hali.

5.1.2. Parlaklık Artırma

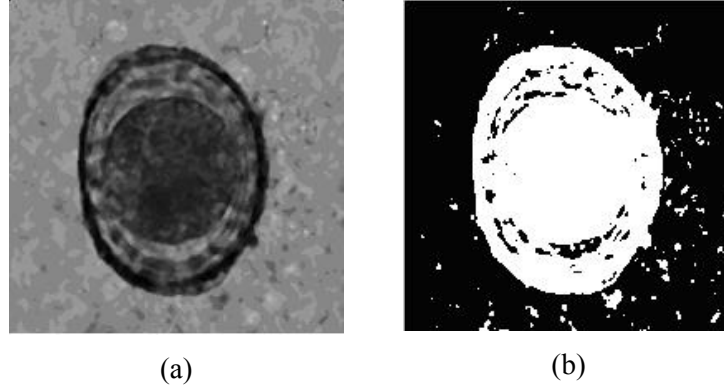
Gürültüden arındırılan gri düzeydeki parazit yumurta resimlerinde piksel değerlerini daha belirgin hale getirerek, resimdeki nesneleri ön plana çıkarabilmek amacıyla bu katmanda parlaklık artırımı işlemi yapılmıştır. Gri düzeydeki parazit yumurta resimlerinin, bu işlem gerçekleştirilmeden önceki ve bu işlem sonundaki durumları sırasıyla aşağıda Şekil 5.3.(a) ve (b)'de verilmiştir.



Şekil 5.3. Parazit yumurtası **a)** Fertilized *Ascaris Lumbricoides* türü parazit yumurtası, **b)** Parlaklığı artırılmış resim.

5.1.3. Resim Eşikleme Yöntemi Kullanılarak Bölütleme

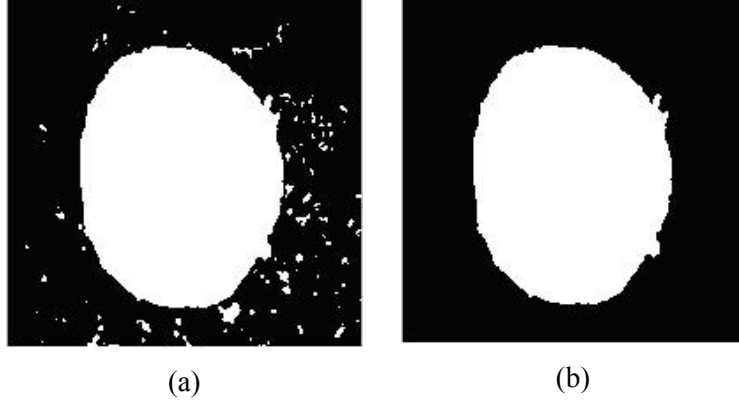
Bu katmanda, resim eşikleme yöntemi kullanılarak bölütleme işlemi yapılmıştır. Bu amaç için resmin gri seviye histogramının orta noktası eşik değeri olarak alınır. Bu yöntem ikili (binary) resimlerde iyi sonuç vermektedir. Literatürde, farklı bölütleme teknikleri mevcuttur [34-35]. Aşağıda gri düzeydeki parazit yumurta resimlerinin, bu işlem gerçekleştirilmeden önceki ve bu işlem sonundaki durumları sırasıyla Şekil 5.4.(a) ve (b)'de verilmiştir.



Şekil 5.4. Parazit yumurtası, **a)** Fertilized *Ascaris Lumbricoides* türü parazit yumurtası, **b)** Bölütlenmiş resim.

5.1.4. Morfolojik ve Mantıksal İşlemler

Bazen bir resimdeki nesne ile arka planı birbirinden ayırt etmek için uygun eşik değerini seçmek yeterli olmayabilir. Bu durumda, ilave işlemler yapmak gerekir. Resim işlemede gereksiz arka plan çizgileri bazı teknikler kullanılarak yok edilebilir. İşte bu teknikler, bazı morfolojik ve mantıksal operatörler kullanılarak gerçekleştirilir. Bu çalışmada, morfolojik ve mantıksal operatörler olarak, erosion ve nesnelerdeki boşlukları doldurma operatörleri kullanılmıştır. Bu morfolojik ve mantıksal işlemler yapılmadan ve yapıldıktan sonraki örnek bir insan parazit yumurtası resmi aşağıda sırasıyla Şekil 5.5.(a) ve (b)'de verilmiştir.



Şekil 5.5. Fertilized *Ascaris Lumbricoides* insan parazit yumurtası.
a) Nesnedeki boşluklar doldurulduktan sonraki resim,
b) Erosion işleminden sonraki resim.

5.2. Özellik Çıkarım Süreci

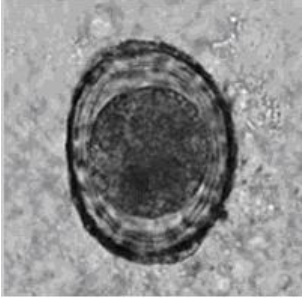
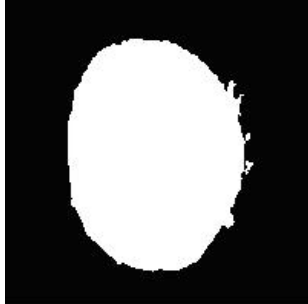
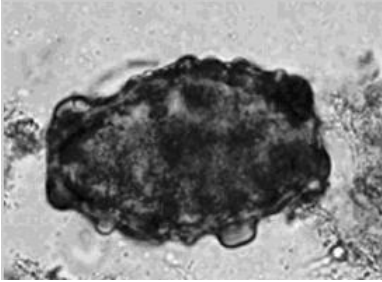
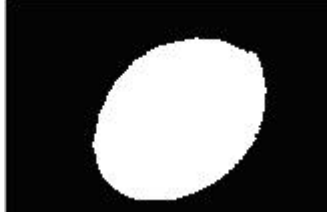
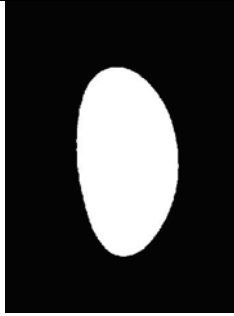
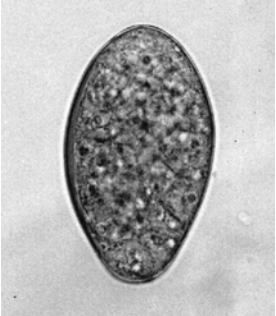
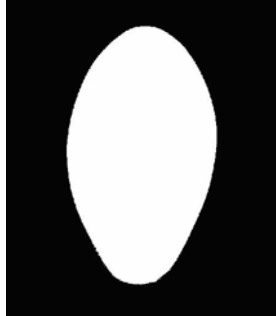
Özellik çıkarım süreci örüntü tanımanın en önemli kısmı olup, bir anlamda örüntü tanıma sisteminin başarımında anahtar rolü oynar. Örüntü sınıfları arasında ayrımı gerçekleştirmek için örüntü özelliklerinin çıkarılması gerekir. Günümüzde, çok başarılı sonuçlar veren örüntü sınıflandırıcı türleri mevcut olup, sınıflandırıcının da doğrudan başarımını etkileyen özellik çıkarımı üzerine çalışmalar odaklanmıştır.

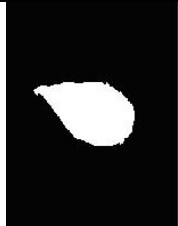
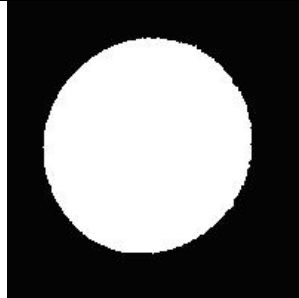
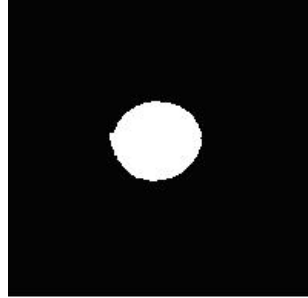
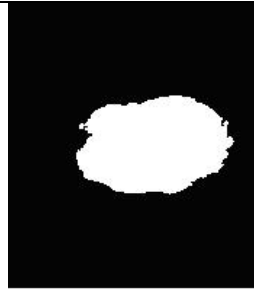
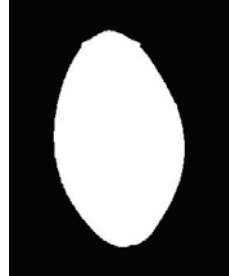
5.2.1. Hu'nun Değişmez Momentlerinin Hesaplanması

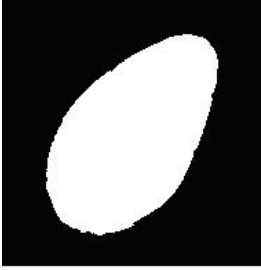
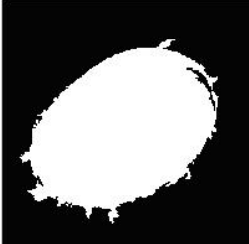
Bu süreçte ise yukarıda bahsedilen ön işlemlerden geçirilmiş insan parazit yumurta resimlerinin her biri 0° ile 165° arasında 15 derecelik açılarla döndürülerek, aynı parazit yumurtasının birbirinden farklı 12 adet resmi elde edilmiştir. Ayrıca elde edilen her bir resim 10 farklı büyüklükte ölçeklendirilmiştir. Buna göre her bir parazit türü için farklı açı ve ölçekte $12 \times 10 = 120$ adet resim elde edilmiştir.

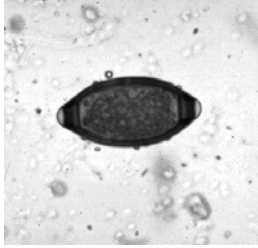
Daha sonra elde edilen resimlerin her biri için 7 'şer adet Hu değişmez moment değeri hesaplanmıştır. Böylelikle özellik vektörü elde edilmiş olup bu özellik vektörü, sınıflandırma aşamasında ÇDVM sınıflandırıcısının girişlerine verilmiştir. Tablo 5.1'de örnek olarak 120° lik döndürmeyle elde edilmiş insan parazit yumurta resimlerinin hesaplanan değişmez moment değerleri (φ_i) gösterilmiştir.

Tablo 5.1. ÇDVM eğitimi için kullanılan parazit yumurtası resimlerinin değişmez moment değerleri (ϕ_i).

Ön işlemden önce	Ön işlemden sonra
	
Fertilized <i>Ascaris Lumbricoides</i> $\phi = [2.5973 \quad 9.0914 \quad 15.8966 \quad 22.4516 \quad 41.9678 \quad 27.5046 \quad 43.3616]$	
	
Unfertilized <i>Ascaris Lumbricoides</i> $\phi = [2.4768 \quad 7.3275 \quad 14.3424 \quad 18.2413 \quad 34.5422 \quad 21.9153 \quad 37.9672]$	
	
<i>Diphylobotrium Latum</i> $\phi = [2.5921 \quad 8.8748 \quad 18.9724 \quad 25.1892 \quad 48.2813 \quad 30.3046 \quad 47.7753]$	
	
<i>Enterobius Vermicularis</i> $\phi = [2.3735 \quad 6.4154 \quad 13.6467 \quad 17.7021 \quad 35.7377 \quad 22.5071 \quad 33.7244]$	
	
<i>Fasciola Hepatica</i> $\phi = [2.4270 \quad 6.7780 \quad 14.9773 \quad 17.8225 \quad 34.2360 \quad 21.2461 \quad 37.0935]$	

Tablo 5.1. ÇDVM eğitimi için kullanılan parazit yumurtası resimlerinin değişmez moment değerleri (ϕ_i)'in devamı.							
							
Giardia Lamblia $\phi = [2.4410 \quad 7.2042 \quad 10.8302 \quad 13.4133 \quad 25.5359 \quad 17.0201 \quad 30.3554]$							
							
Hymenolepis Diminuta $\phi = [2.6494 \quad 13.8297 \quad 24.6247 \quad 34.8659 \quad 65.7426 \quad 43.9497 \quad 64.8272]$							
							
Hymenolepis Nana $\phi = [2.6401 \quad 11.5066 \quad 18.4025 \quad 26.7655 \quad 53.3640 \quad 33.4346 \quad 49.5599]$							
							
Hookworm $\phi = [2.4808 \quad 7.3140 \quad 20.3279 \quad 22.9104 \quad 44.6926 \quad 29.9891 \quad 45.6820]$							
							
Kellicoti $\phi = [2.4599 \quad 7.0410 \quad 16.8107 \quad 20.3823 \quad 39.1181 \quad 24.3022 \quad 40.2338]$							

Tablo 5.1. ÇDVM eğitimi için kullanılan parazit yumurtası resimlerinin değişmez moment değerleri (ϕ_i)'in devamı.						
						
Paragonimus Westermani $\phi = [2.4195 \quad 6.7586 \quad 12.8243 \quad 15.6954 \quad 29.9589 \quad 19.0813 \quad 34.0838]$						
						
Schistosoma Haematobium $\phi = [1.8724 \quad 4.3839 \quad 10.7502 \quad 12.7236 \quad 24.6641 \quad 15.8359 \quad 25.8724]$						
						
Schistosoma Japonicum $\phi = [2.5412 \quad 8.0851 \quad 15.4223 \quad 20.0742 \quad 37.8902 \quad 24.3544 \quad 39.8213]$						
						
Schistosoma Mansoni $\phi = [2.2552 \quad 5.9092 \quad 11.7852 \quad 14.7224 \quad 28.0973 \quad 17.7166 \quad 29.3232]$						
						
Taenia Saginata $\phi = [2.6052 \quad 9.7059 \quad 14.4847 \quad 21.9008 \quad 41.4332 \quad 27.9160 \quad 40.5274]$						

Tablo 5.1. ÇDVM eğitimi için kullanılan parazit yumurtası resimlerinin değişmez moment değerleri (ϕ_i)’in devamı.							
							
Trichuris Trichura $\phi = [2.3388 \quad 6.2228 \quad 18.5443 \quad 22.5645 \quad 43.1824 \quad 26.9909 \quad 44.9022]$							

5.3. Sınıflandırma Süreci

Sınıflandırma sürecinin amacı, örüntüleri özellik uzaylarına göre kendilerine en yakın sınıflara minimum hata ile eşlemektir. Sınıflandırıcının başarımında iyi belirlenmiş özellikler kilit rolü oynarlar.

5.3.1. Çoklu Destek Vektör Makinesi Sınıflandırıcısı

Sınıflandırma sürecinde, özellik çıkarım sürecinde elde edilen özellikler ÇDVM sınıflandırıcının girişlerine verilmiştir. Bu tez çalışmasında kullanılan ÇDVM sınıflandırıcının özellikleri aşağıda Tablo 5.2’de verilmiştir.

Tablo 5.2. Kullanılan ÇDVM sınıflandırıcının özellikleri.

Kullanılan Çekirdek Fonksiyon Tipi : Radyal Tabanlı Fonksiyon (RTF)
Hata Tolerans Sabiti (C): 10
Çekirdek Fonksiyonu Parametresi (σ): 4

Bu süreçte, ÇDVM sınıflandırıcısının eğitimi için her bir parazit türünün 30° ve 105° lik özellikleri kullanılmıştır. ÇDVM sınıflandırıcısının test aşaması için ise geri kalan 15°, 45°, 75°, 90°, 120°, 135°, 150°, ve 165° lik özellikleri kullanılmıştır. Buna göre ÇDVM sınıflandırıcısının eğitim ve test aşamaları için sırasıyla, 16 x 20 ve 16 x 100’lük özellik vektörleri elde edilmiştir. Bu tez çalışması sonucunda, ÇDVM sınıflandırıcısı kullanılarak elde edilen doğru tanıma başarımı Tablo 5.3’de verilmiştir. Buna göre DM-ÇDVM sisteminin ortalama doğru tanıma başarımı % 97.70 olarak hesaplanmıştır.

Kaynak [12]’de, yapılan çalışmada ise, sınıflandırılmak istenen 16 adet farklı parazit yumurta türüne ait resimler 0° ile 165° arasında 15° lik açılarla döndürülerek, bu parazit yumurta türlerinin

herbirine ait 15 farklı resim elde edilmiş, daha sonra bu resimlerden 0° ve 60° döndürülerek elde edilenler Bulanık Sinirsel Ağ (BSA) sınıflandırıcısının eğitimi için ve diğer 15°, 30°, 45°, 75°, 90°, 105°, 120°, 135°, 150° ve 165° lik açılarla döndürülmüş resimler ise eğitilmiş Bulanık Sinirsel Ağ (BSA) sınıflandırıcısının test aşaması için kullanılmıştır. Buna göre DM-BSA sisteminin ortalama doğru tanıma başarımı % 93.49 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 5.3. DM-ÇDVM sisteminin insan parazit yumurtalarını doğru bir şekilde tanıma başarımları.

Bu çalışmada kullanılan insan parazit yumurtası türleri	Doğru sınıflandırılmış parazit yumurtası sayısı	Yanlış sınıflandırılmış parazit yumurtası sayısı	Doğru sınıflandırma oranı (%)
Fertilized Ascaris Lumbricoides	57	3	95
Unfertilized Ascaris Lumbricoides	58	2	96.66
Diphyllobotrium Latum	60	0	100
Enterobius Vermicularis	58	2	96.66
Fasciola Hepatica	59	1	98.33
Giardia Lamblia	59	1	98.33
Hymenolepsis Diminuta	60	0	100
Hymenolepsis Nana	58	2	96.66
Hookworm	58	2	96.66
Kellicoti	55	5	91.66
Paragonimus Westermani	60	0	100
Schistosoma Haematobium	60	0	100
Schistosoma Japonicum	59	1	98.33
Schistosoma Mansoni	60	0	100
Taenia Saginata	58	2	96.66
Trichuris Trichura	59	1	98.33
Ortalama Tanıma Başarımı	938	22	97.70

Tablo 5.4. DM-BSA sisteminin insan parazit yumurtalarını doğru bir şekilde tanıma başarımları.

Bu çalışmada kullanılan insan parazit yumurtası türleri	Doğru sınıflandırılmış parazit yumurtası sayısı	Yanlış sınıflandırılmış parazit yumurtası sayısı	Doğru sınıflandırma oranı (%)
Fertilized Ascaris Lumbricoides	141	9	94
Unfertilized Ascaris Lumbricoides	138	12	92
Diphyllobotrium Latum	142	8	94.66
Enterobius Vermicularis	135	15	90
Fasciola Hepatica	139	11	92.66
Giardia Lamblia	144	6	96
Hymenolepsis Diminuta	145	5	96.66
Hymenolepsis Nana	138	12	92
Hookworm	134	16	89.33
Kellicoti	143	7	95.33
Paragonimus Westermani	142	8	94.66
Schistosoma Haematobium	136	14	90.66
Schistosoma Japonicum	141	9	94
Schistosoma Mansoni	146	4	97.33
Taenia Saginata	139	11	92.66
Trichuris Trichura	141	9	94
Ortalama Tanıma Başarımı	2244	156	93.49

6. SONUÇLAR

Bu tez çalışmasının yapılmasındaki temel amaç, insanlarda görülen bazı parazit yumurtası türlerinin doğru bir şekilde sınıflandırılabilirmelerini sağlamak için, mikroskopik resimlere dayalı bir akıllı örüntü tanıma sistemi geliştirmektir. Bu amaçla burada DM-ÇDVM tabanlı bir dayanıklı tanıma sistemi uygulaması gerçekleştirilmiştir. Bu tez uygulama çalışması, MATLAB bilgisayar yazılımı [41] ortamında gerçekleştirilmiştir. Bu sistem yapısı üç ana bölüme ayrılmaktadır: 1. Ön işlem Aşaması, 2. Özellik Çıkarım Aşaması, 3. Sınıflandırma Aşaması.

Özellik çıkarım aşamasında, resimlerdeki döndürme ve ölçeklendirme değişimlerinin etkilerinden bağımsız olarak değerleri sabit kalan Hu değişmez momentleri kullanılmış, buradan elde edilen etkili özellikler ÇDVM sınıflandırıcısının girişlerine verilmiştir. Bu durum DM-ÇDVM sınıflandırıcısının parazit tanımadaki başarımını artırmıştır. Elde edilen başarılı sonuçlar, kullanılan DM özellik çıkarım yapısının resimlerdeki döndürme ve ölçeklendirme işlemlerinden bağımsız olarak dayanıklı özellikler elde edilmesindeki etkinliğini göstermiştir.

Kaynak [12]'de, insanlarda görülen bazı parazit yumurtası türlerinin doğru bir şekilde sınıflandırılabilirmelerini sağlamak için, mikroskopik resimlere dayalı Değişmez Momentler – Bulanık Sinirsel Ağlar (DM-BSA) tabanlı bir dayanıklı tanıma sistemi uygulaması gerçekleştirilmiştir. Bu sistem yapısı üç ana bölüme ayrılmaktadır: 1. Ön işlem Aşaması, 2. Özellik Çıkarım Aşaması, 3. Sınıflandırma Aşaması.

Kaynak [12]'de kullanılan Bulanık Sinirsel Ağlar (BSA)'ın yapısında hem yapay sinir ağları hem de bulanık mantık kullanılır [12]. Yapı bakımından BSA, bulanık çıkarım sistemindeki eğer-ise kuralları ve giriş çıkış bilgi çiftlerinden oluşur. Ancak sistem eğitiminde yapay sinir ağı öğrenme algoritmaları kullanılır. Bu çalışmanın özellik çıkarım aşamasında, resimlerdeki döndürme ve ölçeklendirme değişimlerinin etkilerinden bağımsız olarak değerleri sabit kalan Hu değişmez momentleri kullanılmış, buradan elde edilen etkili özellikler BSA sınıflandırıcısının girişlerine verilmiştir. Bu durum DM-BSA sınıflandırıcısının parazit tanımadaki başarımını artırmıştır.

Burada ise Kaynak [12]'de verilen etkili ön işlem ve özellik çıkarım yöntemleri kullanılarak, elde edilen insan parazit yumurta özellikleri, güncel bir sınıflandırıcı türü olan Çoklu Destek Vektör Makinesi (ÇDVM) sınıflandırıcısının girişlerine verilerek, bu sınıflandırıcının doğru sınıflandırma performansının Kaynak [12]'de sınıflandırıcı olarak önerilen BSA sınıflandırıcısının performansı ile kıyaslanmıştır. Bu kıyaslama 5. Bölüm'de sırasıyla Tablo 5.3 ve Tablo 5.4'de verilmiştir.

Buna göre, aynı parazit resimleri ve aynı özellik çıkarım yöntemi kullanılarak, BSA sınıflandırıcı ile %93.49 olarak bulunan doğru tanıma başarımı, ÇDVM kullanılarak, %97.70 oranına yükseltilmiştir. Bu sonuca göre, otomatik parazit tanıma konusunda ÇDVM sınıflandırıcısının, BSA sınıflandırıcısına göre daha başarılı tanıma gerçekleştirdiği görülmüştür. Bölüm 4'de ÇDVM sınıflandırıcısı ile YSA sınıflandırıcısının doğru tanıma performans karşılaştırması yapılmış ve ÇDVM'nin YSA'ya göre üstünlüğünü sağlayan başlıca nedenler sıralanmıştır. Aşağıda ise BSA

sınıflandırıcısının ÇDVM sınıflandırıcısına göre, eğitim aşamasında YSA algoritmalarından yararlanması ve yapısında YSA özellikleri barındırmasından dolayı oluşan doğru tanıma başarımındaki dezavantajları maddeler halinde sıralanmıştır:

- BSA sınıflandırıcısı yönteminin ÇDVM sınıflandırıcısı yöntemine göre çok daha fazla giriş ile öğrenebilir olması, bundan dolayı da BSA’da giriş boyutunun fazla olmasının öğrenmeyi yavaşlatması veya olanaksız kılması [36],
- ÇDVM sınıflandırıcı yönteminde, BSA sınıflandırıcı yönteminde rastlanan ve BSA sınıflandırıcı yönteminin eğitiminde büyük bir problem olan yerel minimum noktaların bulunmaması [31], ayrıca ÇDVM yönteminin, BSA yöntemine göre daha iyi bir genelleme özelliğine sahip olması gibi özellikler ÇDVM sınıflandırıcı yöntemini, BSA sınıflandırıcı yöntemine göre daha üstün kılmaktadır [36].

Bu çalışmada otomatik parazit tanımak amacıyla kullanılan DM-ÇDVM sistemi, ileride bu alanda yapılabilecek gerçek uygulamalara bir zemin oluşturmaktadır. Böylece DM-ÇDVM, parazitik hastalıkların teşhisine yardımcı, akıllı bir parazit tanıma sistemi olarak kullanılabilecektir.

6.1. Öneriler

- Günümüz teknolojisinde parazitik hastalıkların teşhisinin otomatik bir şekilde yapılmasının gerektiği her yerde DM-ÇDVM otomatik parazit tanıma sistemi tercih edilebilir.
- Bu çalışmada sınırlı türde parazit yumurta resimleri kullanılmıştır. Daha sonradan bu alanda yapılacak çalışmalarda ise daha geniş bir veri tabanı kullanılarak DM-ÇDVM’nin başarımı denenebilir.
- Bu çalışmada parazit yumurta resimlerinin yorumlanması amaçlanmıştır. Aynı yöntemler bakteri resimlerinin yorumlanması için de uygulanabilir.

6.2. Yayınlar

Bu tez çalışmasında gerçekleştirilen uygulamalar bir adet uluslararası dergi yayını [42] ile sonuçlandırılmıştır.

Kaynaklar

1. Kuk S., Erensoy A. ve Keleştemur N., Son Bir Yıl İçinde Fırat Üniversitesi Fırat Tıp Merkezi Parazitoloji Laboratuvarında Koproparazitolojik İnceleme Sonuçları, Fırat Tıp Dergisi, Cilt 11, Sayı 2, s.s.113-115, 2006.
2. Internet: <http://zehirlenme.blogspot.com/2008/08/parazit-nedir-cesitleri-bagirsak.html>, Erişim tarihi:12.10.2008.
3. Internet: <http://www.avkolik.net/forum/archives.php/yaygin-parazit-turleri/1146>, Erişim tarihi:12.10.2008.
4. Internet: Parazit – Vikipedi, <http://tr.wikipedia.org/wiki/Parazit>, Erişim tarihi: 10.10.2007.
5. Internet: PARAZİTLER: hekimce.com: <http://www.hekimce.com/index.php?kiid=2329>, Erişim tarihi: 10.10.2007.
6. Yang Y. S., Park D. K., Kim H. C., Choi M. ve Chai J., “Automatic identification of human helminth eggs on microscopic fecal specimens using digital image processing and an artificial neural network”, Cilt No: 48, Sayı: 6, Sayfalar: 718 – 730, (2001).
7. Ash L. R. ve Orihel T. C., Atlas of Human Parasitology, 3rd ed. Chicago, IL: ASCP, 1990.
8. Joachim A., Dulmer N. ve Dauschies A., “Differentiation of two Oesophagostomum spp. from pigs, O. dentatum and O. quadrispinulatum, by computer-assisted image analysis of fourth-stage larvae,” Parasitol. Int.1, Cilt No: 48, Sayfalar: 63–71, 1999.
9. Sommer, C. Digital image analysis and identification of eggs from bovine parasitic nematodes, J. Helminthol., Cilt No: 70, Sayfalar:143–151, 1996.
10. Dauschies A., Imarom S. ve Bollwahn W., Differentiation of porcine imeriaspp. By morphologicalgorithms, VeterinaryParasitol., Cilt No: 81, Sayfalar:201–210, 1999.
11. Sengur A. ve Turkoglu I., Parasite Egg Cell Classification Using Invariant Moments, Proceedings of 4th International Symposium on Intelligent Manufacturing Systems, s.s. 98-106, 2004.
12. Dogantekin E., Yilmaz M., Dogantekin A., Avci E., ve Sengur A., A robust technique based on invariant moments – ANFIS for recognition of human parasite eggs in microscopic images, *Expert Systems with Applications*, 35(3), s.s. 728-738, 2008.
13. Internet: Tatlı E. İ., Uzman Sistemler, Haziran, 2000, th.informatik.uni-mannheim.de, Erişim tarihi: 13.01.2009.
14. Internet: http://cornell-iowa.edu/personal_web/tdelauubenfels/ai/expert/expert.htm, Erişim tarihi: 09.07.2008.
15. Internet: Uzman Sistemler, www.yapayzeka.hypermarket.net/yz/uzman_sistemler.htm, Erişim tarihi: 17.01.2009.
16. Internet: http://ansiklopedi.turkcebilgi.com/%C3%96r%C3%BCnt%C3%BC_Tan%C4%B1ma, Erişim tarihi: 11.03.2008.
17. Türkoğlu, İ., 2002, “Durağan Olmayan İşaretler İçin Zaman-Frekans Entropilerine Dayalı

Akıllı Örüntü Tanıma”, Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Doktora Tezi, s.s. 112.

18. Aydın Y. S., Visual Prolog ile Programlama, Sistem Yayıncılık, 2000.
19. Internet: History, www.camis.stanford.edu/research/history.html, Erişim tarihi: 17.09.2008.
20. Pitas I., Digital image processing algorithms and applications, John Wiley&Sons Inc., 2000.
21. Şengür A., Sayısal Bölütleme Teknikleri ve Uygulamaları, Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Doktora Semineri, 2004.
22. Ayache N., Medical computer vision, virtual reality and robotics, Image and Vision Computing, 13, 4, p. 295-313, May, 1995.
23. Petersen M.E., Arts T., Recognition of radiopaque markers in X-ray images using a neural network as nonlinear filter, Pattern Recognition Letters, 20(5), s.s. 521-533, May, 1999.
24. Gonzalez R. C. ve Woods R. E., Digital image processing, Prentice Hall, 2002.
25. Hertz J., Krogh A. ve Palmer R. G., Introduction to the theory of neural Computation, Addison-Wesley, New York, 1991.
26. Blanz W.E. ve Gish S.L., A Connectionist Classifier Architecture Applied to Image Segmentation, Proc. 10th ICPR, s.s. 272-277, 1990.
27. Türkoğlu İ., Yapay Sinir Ağları İle Nesne Tanıma, Y. Lisans Tezi, Fen Bilimleri Enstitüsü, 1996, s. 93
28. Zadeh L. A., Fuzzy Sets, Inform. Control 8, s.s.338-353, 1965.
29. Jahne B., Digital Image Processing: Concepts, Algorithms and Scientific Applications, Springer-Verlag, Berlin, 1991.
30. F. T. S. Yu ve Y. Li, Application of Moment Invariant to Neural computing for Pattern Recognition, Hybrid Image and signal Processing II. Proc. SPIE, s.s.1297-1307, 1990.
31. M-K., Hu, Visual Pattern Recognition by Moment Invariants, IRE Trans.,Inf., Theor., IT-8, 179, February 1962.
32. Alt F. L., Digital pattern recognition by moments, J. ACM 9, (2) s.s. 240-258, 1968.
33. Smith F. W. ve Wright M. H., Automatic ship photo interpretation by the method of moments, IEEE Trans. Compt. 20 (9), s.s. 1089-1095, 1971.
34. Micheli-Tzanakou E., Ademoğlu A. ve Enderwick C., Other Type of Feature Extraction Methods, Supervised and Unsupervised Pattern Recognition, Chapter 4, CRC Press, 2000.
35. Vapnik, V., *The Nature of Statistical Learning Theory*, New York: Springer Verlag, New York, 187s., 1995.
36. Pöyhönen, S., Support Vector Machine Based Classification In Condition Monitoring of Induction Motors, Doktora Tezi, Helsinki University of Technology, 63s., 2004.

37. Smola, A.J. ve Schölkopf, B., A tutorial on support vector regression, Technical Report NC2-TR-1998-030, s.s. 200-222, 1998,
38. Jiang, Z.G., Fu, H.G. ve Li, L.J., Support vector machine for mechanical faults classification, Journal of Zhejiang University Science, 6A(5), s.s. 433-439, 2005.
39. Glasbey C. A., An analysis of histogram-based thresholding algorithms, Comput. Vis. Graph. Image Process. 55, s.s. 532–537, 1993.
40. Otsu, A threshold selection method from gray-level histograms, IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., 9(1), s.s. 62–66, 1979.
41. The MathWorks Company Inc., Ver: Matlab 6.5, 2008.
42. Avci D. ve Varol A., An expert diagnosis system for classification of human parasite eggs based on multi-class SVM, Expert Systems with Applications, 36(1), s.s. 43-48, 2009.

ÖZGEÇMİŞ

Derya AVCI

derya2344@hotmail.com.tr

Fırat Üniversitesi Teknik Eğitim Fakültesi

Elektronik Bilgisayar Eğitimi Bölümü

ELAZIĞ

1982 yılında Malatya’da doğdu. İlk, orta ve lise öğrenimini Malatya’da tamamladıktan sonra 2001 yılında Fırat Üniversitesi Teknik Eğitim Fakültesi Elektronik Bilgisayar Eğitimi Bilgisayar Öğretmenliği Bölümü’nü kazandı. 2005 yılında bu bölümden mezun oldu. 2006 yılında Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik Bilgisayar Eğitimi Ana bilim Dalı Bilgisayar Sistemleri bilim Dalı’nda yüksek lisans eğitimine başladı. 2005 yılı eylül ayında Malatya Hasırcılar İlköğretim Okulu’nda Bilgisayar Öğretmeni olarak göreve başladı. Şu an Elazığ Bahçelievler İlköğretim Okulu’nda Bilgisayar Öğretmeni olarak görevini sürdürmektedir. Yabancı dili İngilizce’dir.