

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**OTOMATİK KAN HÜCRELERİNİN TANINMASI VE
SINIFLANDIRILMASINDA DEĞİŞMEZ MOMENTLERE
DAYALI GÖRÜNTÜ İŞLEME YÖNTEMLERİNİN
KULLANILMASI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ
Muammer TÜRKOĞLU
111131107

Anabilim Dalı: Elektronik ve Bilgisayar Eğitimi
Programı: Bilgisayar Sistemleri Eğitimi

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Engin AVCI

TEMMUZ-2013

T.C.
FIRAT ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**OTOMATİK KAN HÜCRELERİNİN TANINMASI VE
SINIFLANDIRILMASINDA DEĞİŞMEZ MOMENTLERE DAYALI
GÖRÜNTÜ İŞLEME YÖNTEMLERİNİN KULLANILMASI**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Muammer TÜRKOĞLU

111131107

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih: 26.06.2013

Tezin Savunulduğu Tarih: 10.07.2013

Tez Danışmanı: Doç.Dr. Engin AVCI (F.Ü)

Diğer Jüri Üyeleri: Yrd. Doç. Dr. Erhan AKBAL (F.Ü)

Yrd. Doç. Dr. Erkan TANYILDIZI (F.Ü)

TEMMUZ-2013

ÖNSÖZ

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 Doç. Dr. Engin AVCI'ya, tezin her aşamasında sürekli yardımcı olan Öğr. Gör. Ahmet TÜRKOĞLU'na, sonra arkadaşlarım Fatma ARAS'a, Murat Aydoğan'a, M.Tevfik AĞDAŞ'a, Muhammed GÜNDOĞDU'na, Cansel GÜNGÖRDÜ'ne, Engin DURAN'a, Samet KAYA'ya ve değerli hocalarım Doç. Dr. İbrahim TÜRKOĞLU' na ve Yrd. Doç. Murat KARABATAK'a teşekkür ederim.

Muammer TÜRKOĞLU
ELAZIĞ-2013

İÇİNDEKİLER

	<u>Sayfa No</u>
ÖNSÖZ.....	II
İÇİNDEKİLER.....	III
ÖZET.....	VI
SUMMARY.....	VII
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	VII
TABLolar LİSTESİ.....	X
KISALTMALAR LİSTESİ	XII
1. GİRİŞ.....	1
1.1. Literatürde Yer Alan Kan Hücrelerini Tanıma ve Sınıflandırma Çalışmaları	2
1.2. Tezin Kapsamı ve Amacı	3
1.3. Tezin İçeriği.....	4
2. MATLAB PROGRAMI.....	5
2.1. MATLAB Programının Avantajları ve Dezavantajları	5
2.1.1. MATLAB Programının Avantajları	5
2.1.2. MATLAB Programının Dezavantajları.....	6
2.2. MATLAB Programının Kullanım Alanları	6
2.3. MATLAB Programının Görüntü İşleme Araçları.....	7
3. KAN HÜCRELERİ.....	8
3.1. Kan hücrelerinin özellikleri	8
3.1.1. Eritrositler.....	8
3.1.2. Lökositler.....	9
3.1.2.1. Nötrofil	10
3.1.2.2. Eozinofil	11
3.1.2.3. Bazofil	12
3.1.2.4. Monosit.....	12
3.1.2.5. Lenfosit.....	13
3.2. Kan Hücre Sayımı Cihazları ve Özellikleri.....	14
4. GÖRÜNTÜ İŞLEME	15
4.1. Görüntü İşleme Yöntemleri ve Bölütleme Tekniği.....	15
4.1.1. Gri Tona Çevirme	16

4.1.2.	Görüntüyü Döndürme.....	17
4.1.3.	Görüntüyü Boyutlandırma.....	19
4.1.4.	Parlaklık Ayarlama.....	20
4.1.5.	Görüntüyü İyileştirme	20
4.1.5.1.	Average Filtreleme.....	21
4.1.5.2.	Median Filtreleme	21
4.1.5.3.	Gaussian Filtreleme.....	23
4.1.5.4.	Adaptif Filtreleme	24
4.1.6.	Gürültü Ekleme.....	26
4.1.6.1.	Tuz-Biber Gürültüsü	26
4.1.6.2.	Gaussian Gürültüsü	26
4.1.6.3.	Poisson Gürültüsü	27
4.1.7.	Eşikleme	27
4.1.7.1.	İkili Eşikleme.....	28
4.1.7.2.	Çoklu Eşikleme.....	29
4.2.	Görüntü İşlemede Kenar Bulma Yöntemleri.....	30
4.2.1.	Kontur Çıkarma	30
4.2.2.	Sınır Eğrisini Çıkarma.....	31
4.2.2.1.	Prewitt Kenar Bulma Yöntemi	31
4.2.2.2.	Sobel Kenar Bulma Yöntemi.....	32
4.2.2.3.	Roberts Kenar Bulma Yöntemi.....	34
4.2.2.4.	Canny Kenar Bulma Yöntemi.....	35
4.2.2.5.	Log Kenar Bulma Yöntemi	35
4.3.	Görüntü İşleme Uygulama Alanları	37
4.3.1.	Biyomedikal Görüntü İşleme.....	38
4.3.2.	Uzay Bilimlerinde Görüntü İşleme	39
4.3.3.	Güvenlik Sistemlerinde Görüntü İşleme	39
4.3.4.	Sinema ve Yayıncılık Sektöründe Görüntü İşleme.....	39
4.3.5.	Fizikte Görüntü İşleme	40
4.3.6.	Coğrafi Bilimlerde Görüntü İşleme	40
4.3.7.	Tekstil Endüstrisinde Görüntü İşleme.....	40
4.3.8.	Savunma Sanayide Görüntü İşleme	40

4.3.9.	Sanatta Görüntü İşleme	41
4.3.10.	Endüstriyel Alanında Görüntü İşleme.....	41
4.3.11.	Trafikte Görüntü İşleme	41
4.3.12.	Jeoloji Mühendisliğinde Görüntü İşleme	41
5.	KAN HÜCRELERİNİN TANINMASI VE SINIFLANDIRILMASINDA KULLANILAN YÖNTEMLER	42
5.1.	Özellik Çıkarım Süreci	42
5.1.1.	Hu'nun Değişmez Momentler Yöntemi	42
5.1.1.1.	Yer Değişimine Karşı Değişmezlik	44
5.1.1.2.	Ölçeklendirmeye Karşı Değişmezlik	45
5.1.1.3.	Döndürmeye Karşı Değişmezlik.....	46
5.1.1.4.	Parlaklığa Karşı Değişmezlik	47
5.2.	Sınıflandırma Süreci.....	48
5.2.1.	Çoklu Destek Vektör Makineleri Sınıflandırıcısı	48
6.	ÇOKLU DESTEK VEKTÖR MAKİNELERİ SINIFLANDIRICISI VE DEĞİŞMEZ MOMENTLER KULLANARAK KAN HÜCRELERİNİN TANINMASI VE SINIFLANDIRILMASI	53
6.1.	Ön İşlem Aşaması	54
6.1.1.	Gri Tona Çevirme İşlemi.....	54
6.1.2.	Medyan Filtreleme	55
6.1.3.	Kontrast	55
6.1.4.	Eşikleme	56
6.1.5.	Morfolojik ve Mantıksal İşlemler	56
6.2.	Özellik Çıkarım Aşaması	57
6.2.1.	Hu'nun Değişmez Momentlerinin Hesaplanması	57
6.3.	Sınıflandırma Aşaması	61
6.3.1.	Çoklu-Sınıf Destek Vektör Makinesi Sınıflandırıcısı	61
7.	SONUÇLAR.....	64
7.1.	Öneriler.....	65
7.2.	Yayınlar	65
	KAYNAKLAR	66
	ÖZGEÇMİŞ	72

ÖZET

Bu çalışmada mikroskopik görüntülerindeki kan hücrelerinin tanınması ve sınıflandırılması için değişmez moment ve çoklu sınıf destek vektör makinelerine (ÇSDVM) dayalı bir yöntem önerilmiştir. ÇSDVM sınıflandırıcısı en çok kullanılan sınıflandırıcılarından biridir. Fakat günümüze kadar kan hücrelerinin tanınması ve sınıflandırılmasında Hu değişmez momentler ile beraber kullanılmamıştır.

Bu tez çalışması önilem aşaması, öznitelik çıkarma aşaması, sınıflandırma aşaması ve test aşaması olmak üzere 4 süreçten oluşur. Ön işleme aşamasında, gri tona çevirme, median filtreleme, kontrast, eşikleme ve morfolojik-mantıksal süreçleri kapsar. Öznitelik çıkarma aşamasında, kan hücrelerinin değişmez moment değerleri hesaplanır. Sınıflandırma aşamasında, bir önceki aşamada çıkarılan özniteliklerin sınıflandırılmasında çoklu sınıf destek vektör makinesi (ÇSDVM) kullanılır. Test aşamasında ise önerilen yaklaşımın başarı yüzdesi hesaplanmıştır. Çalışmada başarı yüzdesini tahmin edebilmek için MATLAB programı kullanılmıştır ve testin sonunda, toplam %98,4 başarı oranı tespit edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Görüntü İşleme, Kan Hücreleri, Görüntü İşleme Teknikleri, Hu'nun Değişmez Moment, Çoklu Destek Vektör Makineleri Sınıflandırıcısı.

SUMMARY

THE CLASSIFICATION AND RECOGNITION OF AUTOMATIC BLOOD CELLS USING IMAGE PROCESSING METHODS BASED INVARIANT MOMENTS

In this study, it is proposed a method based on invariant moments and Multi Class Support Vector Machine (MCSVM) for recognition and classification of human blood cells in microscopic images. MCSVM classifiers be one of most widely used classifier, but recognition and classification of blood cells so far not used in conjunction with Hu invariant moment.

This thesis consists of the four processes about to be preprocessing stage, feature extraction stage, classification stage, and testing stage. The pre-processing stage includes the gray tone dialing, median filtering, contrast, thresholding and morphological-logical processes. Feature extraction phase are calculated invariant moment values of blood cells. The classification stage used multi-class support vector machine (MCSVM) for the classification of features the extracted the previous stage. The testing phase, it was calculated the percentage of success of the proposed approach. In this study used MATLAB program in order to estimate the percentage of success. Further the end of the test have been identified total 98,4% success rate.

Keywords: Image Processing, Blood Cells, Image Processing Techniques, Hu Moment Invariant, Multiple Support Vector Machine classifier.

ŞEKİLLER LİSTESİ

Sayfa No

Şekil 3.1. Kırmızı kan hücresi olan eritrosit	9
Şekil 3.2. Beyaz kan hücreleri.....	10
Şekil 3.3. Beyaz kan hücresi olan nötrofil	11
Şekil 3.4. Beyaz kan hücresi olan eozinofil	11
Şekil 3.5. Beyaz kan hücresi olan bazofil	12
Şekil 3.6. Beyaz kan hücresi olan monosit	13
Şekil 3.7. Beyaz kan hücresi olan lenfosit	13
Şekil 4.1. 256 bitlik gri-düzey skala ifadesi.....	16
Şekil 4.2. Kan hücresi resmi nötrofil, a) Orijinal resim,.....	17
b) Gri tona dönüştürülmüş resim.	17
Şekil 4.3. Kan hücresi resmi monosit, a) Orijinal resim, b) 90° döndürülmüş resim.....	18
Şekil 4.4. Kan hücresi resmi nötrofil, a) Orijinal resim, b) Boyutlandırılmış resim.	19
Şekil 4.5. Kan hücresi resmi nötrofil, a) Orijinal resim, b) Parlaklığı artırılmış resim.	20
Şekil 4.6. Median filtreleme kalıbı	22
Şekil 4.7. Kan hücresi resmi nötrofil, a) Orijinal resim, b) Medyan filtreleme uygulanmış resim, c) Average filtreleme uygulanmış resim, d) Gaussian filtreleme uygulanmış resim, e) Adaptif filtreleme uygulanmış resim.	25
Şekil 4.8. Kan hücresi resmi eozinofil, a) Orijinal resim, b) Salt & paper (tuz-biber) gürültülü resim, c) Gaussian gürültülü resim, d) Poisson gürültülü resim.....	27
Şekil 4.9. Görüntü histogramı	28
Şekil 4.10. İkili eşikleme ($T = 100$)	29
Şekil 4.11. Çoklu eşikleme ($T_1 = 60, T_2 = 140$)	30
Şekil 4.12. Kan hücresi resmi eozinofil, a) Orijinal resim, b) Çıkarılan kontur resmi.....	31
Şekil 4.13. En çok kullanılan Laplasyen kalıpları.....	36
Şekil 4.14. Kan hücresi resmi lenfosit, a) Orijinal resim, b) Roberts ile çıkarılan sınır resmi, c) Prewitt ile çıkarılan sınır resmi, d) Sobel ile çıkarılan sınır resmi, e) Log ile çıkarılan sınır resmi, f) Canny ile çıkarılan sınır resmi.....	37
Şekil 5.1. Lenfosit resminin yer değiştirme uygulaması, a) Orijinal resim.	44
Şekil 5.2. Eozinofil resminin boyut değişimi uygulaması, a) Orijinal resim.....	45

Şekil 5.3. Nötrofil resminin döndürülme işlemi uygulanması, a) Orijinal resim, b) 30° Döndürülmüş Resim, c) 60° Döndürülmüş Resim, d) 90° Döndürülmüş Resim, e) 120° Döndürülmüş Resim.	46
Şekil 5.4. Eozinofil resminin boyut değişimi uygulaması, a) Orijinal resim, b) Parlaklığı artırılmış resim.	47
Şekil 5.5. DVM sınıflandırıcısı kullanarak sınıfın hiperdüzlem ile ayrılması.....	49
Şekil 5.6. DVM algoritmasının optimum ayırım düzeyi	51
Şekil 6.1. Bu çalışmada izlenilen sistemin algoritması	53
Şekil 6.2. Kan hücresi olan nötrofil resmini gri tona dönüştürme işleminin uygulanması, a) Orijinal resim, b) Gri tona döndürme işlemi uygulanmış resim.	54
Şekil 6.3. Kan hücresi olan nötrofil resmini medyan filtreleme yöntemi uygulanması, a) Orijinal resim, b) Medyan filtreleme yöntemi uygulanmış resim	55
Şekil 6.4. Kan hücresi olan nötrofil resmini parlaklık artırma işlemi uygulanması, a) Orijinal resim, b) Parlaklık artırma işlemi uygulanmış resim.	55
Şekil 6.5. Kan hücresi olan nötrofil resmini eşikleme yöntemi, uygulanması, a) Orijinal resim, b) Eşikleme yöntemi uygulanmış resim.	56
Şekil 6.6. Kan hücresi olan nötrofil resmini mantıksal ve morfolojik işlemler uygulanması, a) Orijinal resim, b) Mantıksal ve morfolojik işlemler uygulanmış resim.	56

TABLÖLAR LİSTESİ

Sayfa No

Tablo 5.1. Yer değişim işlemi öncesi ve sonrası moment değişmez değerleri.....	44
Tablo 5.2. Ölçeklendirme işlemi öncesi ve sonrası moment değişmez değerleri.....	45
Tablo 5.3. Döndürme işlemi öncesi ve sonrası moment değişmez değerleri	47
Tablo 5.4. Parlaklık artırılma işlemi öncesi ve sonrası moment değişmez değerleri.....	48
Tablo 6.1. ÇSDVM sınıflandırıcısının eğitimi için kullanılan kan hücre görüntülerinin değişmez moment değerleri	58
Tablo 6.2. Sınıflandırma ve test aşamasında kullanılan kan hücre resimleri	62
Tablo 6.3. ÇSDVM sınıflandırıcısına göre kan hücrelerini tanımda başarımların tespiti	63

SİMGELER LİSTESİ

f	: Bir vektörü temsil eder.
f(x,y)	: Bir resmin yoğunluk dağılımını temsil eder.
N	: DVM sınıflandırıcısının giriş verileri sayısıdır.
x_i	: Giriş veri noktasını temsil eder.
W	: Hiperdüzlemin normal vektörünü temsil eder.
B	: Orijinden geçen doğrunun ikinci paralel doğruya uzaklığını gösterir.
w_i	: Her çıkış işlem elamanının ağırlık vektörünü temsil eder.
Δ	: Eğitim hatasının sapmasını temsil eder.
C	: Düzleştirme parametresi olarak kullanılır.
T	: Eşik değeri temsil eder.

KISALTMALAR LİSTESİ

ÇDVM	: Çoklu Destek Vektör Makinesi
DVM	: Destek Vektör Makineleri
YSA	: Yapay Sinir Ağları
DM	: Destek Vektör
ÇSDVM	: Çoklu Sınıf Destek Vektör Makinesi
k-NN	: k-Nearest Neighbor
LVQ	: Linear Vector Quantization
MLP	: Multi Layer Perceptron
MCV	: Mean Corpuscular Volume
MCH	: Mean Corpuscular Hemoglobin
MCHC	: Mean Corpuscular Hemoglobin Concentration

1. GİRİŞ

Günümüzde bilgisayar teknolojisinin hızla gelişmesinden dolayı görsellik çok önem kazanmıştır. Biyomedikal alanında mikroskoptan gelen görüntüleri analiz etme ve değerlendirme gibi uygulamalar yapılmaktadır. Bu sebepten dolayı görüntü işleme alanı giderek değer kazanmaya başlamıştır [1]. Görüntü işleme teknolojisi sadece tıp alanında değil güvenlik, üretim, bilim ve uzay, askeri ve daha birçok alanda yenilikler ve kolaylıklar sağlamıştır [2].

Görüntü işleme teknolojisi ile numunelerin analizi ve değerlendirilmesi sonucunda yüzde yüze yakın sonuçlar elde edilebilmekte ve bu olaylar kısa zamanda gerçekleşerek zaman kaybını önlemektedir. Böylelikle önceden tek tek insanlar tarafından incelenen veriler, görüntü işleme teknikleri ile daha kolay, hatasız ve zaman kaybına uğramadan kısa sürede gerçekleştirilebilir [1].

Görüntü işleme uygulamalarını yapabilmek için klasik programlama dilleri ve teknikleri yeterli olmayabilir. MATLAB 'ın ise görüntü işlemeye yönelik hazır fonksiyonları mevcut olduğu için bu uygulamalarda en çok tercih edilenlerden biri olmuştur.

Görüntü işleme tekniklerinin, biyomedikal alandaki önemi hastalık teşhisinde ya da tanısında ve sınıflandırılmasında büyük bir öneme sahiptir. Kan hücrelerinin sayımı, birçok hastalığın tanı ve tedavisinde büyük öneme sahiptir. Bu sayım sırasında birçok hatalı işlemler yapılabilir ve ayrıca bu işlemler çok fazla zaman harcanması gibi birçok problemi beraberinde getirir. Bunlardan dolayı otomatik bir sistem tercih edilir. Bu otomatik süreçte kan hücrelerinin tanımı ve sınıflandırılması en önemli aşamalardan birisidir.

Kan hücreleri beyaz kan hücreleri(lökosit), kırmızı kan hücreleri(alyuvar) ve trombosit olmak üzere 3 tipi vardır. Beyaz kan hücreleri(lökosit) ise bazofil, eozinofil, lenfosit, monosit, nötrofil olmak üzere 5 tipi vardır.

1.1. Literatürde Yer Alan Kan Hücrelerini Tanıma ve Sınıflandırma Çalışmaları

Günümüzde artık kan hücrelerini tanıma, sınıflandırma ve sayılması, gelişen teknolojiyle paralel olarak gelişerek hastalıkları teşhis edebilmektedir. Kan hücrelerini tanıma ve sınıflandırma alanlarında şu ana kadar birçok çalışma yapılmıştır. Bazı önemli çalışmalar aşağıda verilmiştir:

Kaynak 6' da, insanlardaki kan hücrelerini doğru bir şekilde sınıflandırabilmek için mikroskopik resimlere dayalı bir sistem gerçekleştirilmiştir. Bu sistemin ilk aşamasında hücre hatları belirlenir, ikinci aşamasında özellik çıkarma süreci devreye girer. Bu süreçte şekil tabanlı, renk tabanlı ve doku tabanlı yöntemler ile özellik çıkarımı yapılmıştır. Sonra buradan elde edilen özellikler k-Nearest Neighbor (k-NN), Linear Vector Quantization (LVQ), Multi Layer Perceptron (MLP) and Support Vector Machines Machine (SVM) sınıflandırıcılarına verilerek başarı yüzdeleri hesaplanmıştır. Sonuçta elde edilen başarımlar k-Nearest Neighbor (k-NN) sınıflandırıcısının %80.76, Linear Vector Quantization (LVQ) sınıflandırıcısının %83.33, Multi Layer Perceptron (MLP) sınıflandırıcısının %89.74 ve Support Vector Machines Machine (SVM) sınıflandırıcısının %91.03 olarak hesaplanmıştır.

Kaynak 5' de, insanlardaki beyaz kan hücrelerini (lenfositler, monositler ve nötrofiller) sınıflandırma işlemini gerçekleştirmişlerdir. İlk olarak görüntü işleme teknikleri kullanarak hücreler belirginleştirilmiştir. Sonra renk tabanlı bölütleme yöntemi kullanılarak her segment için çıkarılan geometrik özellikleri beyaz kan hücrelerinin farklı türlerini belirlemek ve sınıflandırmak için bulunur. Test aşamasında ise elde edilen değerler minimum-maksimum aralığı kullanarak hücreleri sınıflandırmak için bilgi tabanı ile karşılaştırılmıştır. Özellik çıkarım sürecinde geometrik özellikleri çıkarma (alan, dışmerkezlik, eşit çap, çevre ve dairesellik) yöntemi kullanılmıştır. Sınıflandırma için 4 farklı özellik setleri (F1, F2, F3, F4) kullanılmıştır.

F1=(alan, büyük eksen uzunluğu / küçük eksen uzunluğu, çevre, dairesellik)

F2=(alan, dışmerkezlik, eşit çap, çevre, dairesellik)

F3=(alan, dışmerkezlik, eşit çap, çevre, dairesellik, çekirdek ve sitoplazma alanlarının oranı)

F4=(alan, büyük eksen uzunluğu / küçük eksen uzunluğu, çevre, dairesellik, çekirdek ve sitoplazma alanlarının oranı)

Bunlardan elde edilen değerler sınıflandırıcının girişlerine verilerek sınıflandırma işleminde uygulanmıştır. Böylelikle F1, F2, F3 ve F4 özellik setleri arasında ve manuel

yapılan alıřmalar ile karřılařtırmalar yapılmıřtır. Sonu olarak F1 zellik seti kullanılarak %92-98 arasında bir bařarı, F2 zellik seti kullanılarak %96-98 arasında bir bařarı, F3 zellik seti kullanılarak %98-99 arasında bir bařarı ve F4 zellik seti kullanılarak %98-99 arasında bir bařarı elde edilmiřtir.

R. Siroic ve S. Osowski yaptıkları alıřmada otomatik kan hcrelerini tanımda geliřtirilen genetik algoritmayı ve destek vektr makinelerini uygulamıřlardır. [3].

S. S. Savkare ve S. P. Narote yaptıkları alıřmada parazitlerin belirlenmesinde, normal ve enfekte edilmiř kan hcrelerinin otomatik olarak SVM sınıflandırıcısı ile sınıflandırılması uygulamasını yapmıřlardır [4].

Navin D. Jambhekar yaptığı alıřmada grnt iřleme yntemleri kullanılarak kırmızı kan hcrelerini YSA sınıflandırıcısı kullanarak sınıflandırma iřlemine yapmıřtır [7].

M. Veluchamy, K. Perumal ve T. Ponuchamy yaptıkları alıřmada YSA sınıflandırıcısı kullanarak kan hcrelerinin zelliklerini ıkarma ve sınıflandırma uygulamalarını yapmıřlardır [8].

N. H. Mahmood ve M. A. Mansor yaptıkları alıřmada kırmızı kan hcre grntlerini iyileřtirme ve zellik ıkarma yntemleri uygulamıřlardır ve Hough dnřm teknięi ile bu kan hcrelerinin sayısını tahmin etmeye alıřmıřlardır [9].

1.2. Tezin Kapsamı ve Amacı

Bu tez alıřmasında niřlem ve zellik ıkarma yntemleri kullanarak, elde edilen kan hcre zellikleri, bir sınıflandırıcı tr olan oklu-sınıf destek vektr makineleri sınıflandırıcısının giriřlerine verilerek test ařamasında doęru sınıflandırma performansı tespit edilmiřtir.

1.3. Tezin İeriđi

Birinci blmde, literatrde yer alan bazı kan hcrelerinin tanınması ve sınıflandırılmasında yapılan alıřmalar verilmiřtir. İkinci blmde, MATLAB programı kavramı ve zellikleri ele alınmıřtır. nc blmde, kan hcrelerinin yapısı, trleri ve zellikleri hakkında bilgi verilmiřtir. Drdnc blmde, bu tez alıřmasında kullanılan n iřlem ařamasında kullanılacak grnt iřleme kavramı, teknikleri ve uygulama alanları hakkında genel bir bilgi verilmiřtir. Beřinci blmde, bu tez alıřmasında kullanılan zellik ıkarma ve sınıflandırma ařamaları ele alınmıřtır. Altıncı blmde, mikroskobik kan hcre grntlerinin tanınmasında ve sınıflandırılmasında kullanılan deđiřmez momentler ve oklu-sınıf destek vektr makinelerinin uygulamasının nasıl yapıldıđı anlatılmıřtır. Yedinci blmde ise elde edilen sonular tartıřılmıřtır.

2. MATLAB PROGRAMI

MATLAB programı, ilk olarak 1985 yılında C.B.Moler tarafından geliştirilmiştir. MATLAB adını İngilizce MATrix LABoratory (MATris LABoratuarı) kelimelerinden almış kısaltmalardır [10]. Temelde matrisi esas alan MATLAB, teknik matematik ve matematiksel problemlerin çözümü ve analizi için hazırlanmış bir paket programlama dilidir. İlk sürümleri FORTRAN diliyle hazırlanmıştır. Son sürümleri ise 2009'dan itibaren C diliyle hazırlanmıştır [11].

2.1. MATLAB Programının Avantajları ve Dezavantajları

MATLAB, farklı alanlardaki kişilerden gelen talepler üzerine kendini geliştirmiş ve günümüzde 500 binden fazla akademisyen, araştırmacı, devlet kurumları, endüstri ve öğrenci kullanmaktadır. Aselsan, Tofaş, Garanti Bankası, Siemens, Nasa, Motorola, Toyata vb. birçok şirketler MATLAB kullanımına örnek verilebilir [12].

2.1.1. MATLAB Programının Avantajları

- MATLAB programının diğer programlara olan üstünlüğü zengin matematiksel işlem yeteneğidir. Başka programlama dilleri ile satırlarca kod yazılırken, MATLAB bu işlemleri kütüphanesinden tek bir fonksiyon çağırması ile gerçekleştirir.
- MATLAB kullanılarak yapılan uygulamalar diğer dillere (C, C++) dönüştürülebilir. Başka programlama dillerinde (C, C++, FORTRAN vs.) yapılmış uygulamalar da MATLAB da kullanılabilir.
- MATLAB programının içerisinde bulunan toolbox vb. araç kutuları kullanarak programları geliştirmeyi ve kullanım kolaylığı sağlar.
- MATLAB, birçok işletim sisteminde (XP, Vista, Windows7 vb.) çalıştırılabilir.
- Grafikselle Kullanıcı Ara yüzü (Graphical User İnterface- GUI) eklentisi, kullanıcılara veriyi işleme ve görsel ara yüz geliştirme ortamı sunar.
- MATLAB, üstün grafik yeteneğine sahiptir.

- MATLAB ile kod yazılarak uygulamalar gerçekleştirildiği gibi simülasyonlar hazırlanarak da birçok uygulamalar yapılabilir. Ayrıca simülasyonların sistemlerle gerekli donanım bağlantısı sağlanarak uygulamalar gerçekleştirilebilir [2].
- MATLAB derleyicisi, MATLAB ile geliştirilen uygulamaları MATLAB programının yüklü olmadığı sistemlerde de çalışma imkânı sunar [12].

2.1.2. MATLAB Programının Dezavantajları

- MATLAB programı, başka programlama dillerine (C, C++, Basic, Fortran vs.) göre daha pahalıdır.
- MATLAB uygulamaları, diğer programla dillerine göre daha geç açılmaktadır [12].

2.2. MATLAB Programının Kullanım Alanları

Birçok uygulama alanlarında kullanılan MATLAB;

- Görüntü işleme,
- Yapay sinir ağları,
- Sayısal işaret işleme,
- Optimizasyon,
- Veritabanı,
- Süzgeç tasarımı,
- Bulanık mantık,
- Sistem kimliklendirme,
- Dalgacıklar gibi araçları ile MATLAB programında hatasız tasarımlar ve uygulamalar yapma imkânı vermiştir [13].

MATLAB programının kullanım alanları;

- Matematiksel ölçüm ve hesaplamalar,
- Veri elde etme,
- Veri analizi ve görselleştirme,
- Modelleme, simülasyon (benzetim) ve prototip oluşturma,
- 2D, 3D, bilimsel ve mühendislik grafiklerinin çizimi,

- Görsel ara yüz oluşturma,
- Algoritma geliştirme gibi çok fazla kullanım yerleri mevcuttur [12, 13, 14].

2.3. MATLAB Programının Görüntü İşleme Araçları

MATLAB kütüphanesinde yer alan görüntü işleme fonksiyonları ile bu alanda en çok tercih edilenlerden olmuştur. MATLAB programının matematiksel gücü, işlem yetenekleri, hazır fonksiyonlar ve tasarım araçları ile görüntü işleme uygulamalarına ideal bir ortam sunar [2].

Görüntü işlemenin çalışma prensibi şöyledir:

- Görüntü MATLAB programına aktarılır.
- Bu görüntünün matrisi uygulama ortamına alınır.
- Bu matris üzerinden görüntü işleme teknikleri uygulanarak istenilen görüntü elde etmeye çalışılır.
- Sonuç olarak elde edilen matris bir resim olarak görüntülenir.

MATLAB programının görüntü işleme fonksiyonları ve görevleri aşağıda belirtilmiştir [2]:

- Görüntü Yükleme Fonksiyonları: Görüntüyü MATLAB ortamına aktarmak için kullanılır.
- Görüntüleme Fonksiyonları: Görüntü matrislerini ekranda resim olarak gösterir.
- Görüntüyü Kaydetme Fonksiyonları: Görüntü matrisini dosya olarak kaydetmekte kullanılır.
- Görüntüyü Dönüşüm Fonksiyonları: Görüntü türlerini birbirine dönüştürmek için kullanılır.
- Görüntüyü Düzenleme, İyileştirme, Filtreleme ve Dönüşüm Fonksiyonları: Görüntüyü istenilen ölçüde değiştirmede kullanılır.
- Görüntüyü Histogram Fonksiyonları: Görüntü analizini gerçekleştirerek istatistik değerler çıkarır.
- Matematiksel Görüntü Fonksiyonları: Görüntüler üzerinden aritmetiksel işlemler yapılmasında kullanılır.

3. KAN HÜCRELERİ

Kan kırmızı renkli bir sıvıdır. Yetişkin insanın vücudunda 5-6 litre bulunmaktadır. Bu miktar ortalama vücut ağırlığının %7-8 ' inin oluşturmaktadır.

Kanın %55 'i plazmadan (sıvı olan bölüm) meydana gelmektedir. %45 'i ise kanın içerisindeki çeşitli görevler üstlenmiş hücrelerden meydana gelir [15]. Bu hücreler eritrositler (kırmızı kan hücreleri), lökositler (beyaz kan hücreleri) ve trombositler olmak üzere 3 tipten meydana gelir. Hücrelerin %99 'undan fazlasını eritrositler oluşturur. Diğer kısımları ise lökositler ve trombositlerden meydana getirir [16]. Lökositlerin (beyaz kan hücreleri) bazofil, eozinofil, lenfosit, monosit ve nötrofil olmak üzere 5 tipi vardır.

3.1. Kan hücrelerinin özellikleri

Kan hücrelerinden olan eritrositler kanın oksijen taşıyan hücreleridir. Lökositler vücudu enfeksiyonlara karşı koruyan hücrelerdir. Trombositler ise kanın pıhtılaşmasını sağlayan hücrelerdir [16]. Aşağıda bu kan hücreleri ile ilgili genel bilgiler bulunmaktadır:

3.1.1. Eritrositler

Kanın şekilli elemanları arasında miktar olarak en kalabalık kan hücreleridir. Eritrositler, alyuvar olarak da bilinir. Ayrıca eritrositlerin kırmızı görünmelerinin sebebi içerisinde bulunan hemoglobindir. Hemoglobin, solunum organından dokulara oksijen, dokulardan solunum organına ise karbondioksit taşıyan bir protein maddesidir.

Eritrositler, çekirdeksiz ve bikonkav mercek biçimli kan hücreleridir. Normal bir erkekte bir milimetreküp kanda 5 milyon eritrosit, kadında ise 4,5 milyon eritrosit hücresi bulunmaktadır.



Şekil 3.1. Kırmızı kan hücresi olan eritrosit

İnsan eritrositlerinin %75-80 ' nin büyüklüğü 7,5 mikron kadardır. Bunlar *Normocyt* diye adlandırılır. Bunlardan daha küçük olan *Microcyt*, 6 mikron büyüklüğündedir. Daha büyük olan *Macrocyt* veya *Megalocyt* ise 8,8 mikron büyüklüğündedir.

Eritrositlerin genel görevi vücutta gaz değişimi sağlamaktır. Yani içerisinde bulunan hemoglobin maddesi ile oksijen karbondioksit değişimini sağlar [17].

3.1.2. Lökositler

Lökositlere, beyaz kan hücreleri aynı zaman da akyuvarlar da denilir. Eritrositlerin içerisinde bulunan hemoglobin, lökositlerin içerisinde bulunmamasından dolayı renksizlerdir. Hacimleri ise eritrositlerinden daha büyüktür. Lökositler, eritrositlerin aksine çekirdekliidir [17].

Lökositler organizmayı enfeksiyona karşı savunmadan sorumludur [15]. Yani yabancı cisimleri sarıp içlerine alarak onları sindirirler [17]. Lökositlerin (beyaz kan hücrelerinin) nötrofil, eozinofil, bazofil, lenfosit ve monosit olmak üzere 5 tipi vardır.



Şekil 3.2. Beyaz kan hücreleri

Lökositlerin (beyaz kan hücrelerinin) kanda bulunma oranları aşağıdaki belirtilmiştir [15]:

- Nötrofil % 70
- Eozinofil %2 - 4
- Bazofil % 0,5 - 1
- Monosit % 4 – 6
- Lenfosit % 20 – 30

3.1.2.1. Nötrofil

Lökosit hücrelerinin arasında en yaygını nötrofildir. Büyüklükleri 10-15 mikron kadardır [15]. Çekirdekleri yuvarlak, at nalı veya bir bant şekilli, S harfi şeklinde toplu veya parçalı olabilmektedir. Parçalarının sayısı ise 2, 3, 4, 5 veya daha fazla olabilir. Genel olarak daha az parçalı ve basit oluşu, hücrenin gençliğini göstermektedir [17].

Pnömoni, çiçek, difteri, kızıl ve yılancık hastalıklarının görülmesi ile birlikte kanda nötrofillerin sayısının artmasına “neutrophile” denir. Malarya, tifo, grip vs. hastalıkları ile birlikte kanda nötrofillerin sayısında azalma olur. Bu “neutropinie” adlandırılır [17].

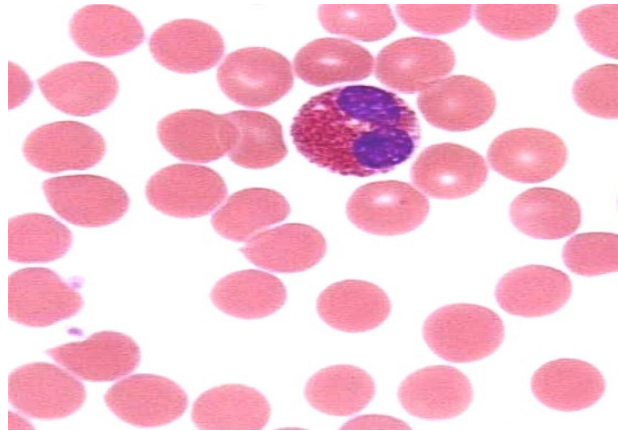


Şekil 3.3. Beyaz kan hücresi olan nötrofil

Nötrofillerin görevi vücuda zararlı olan yabancı cisimleri (bakteri vb.) bulmak ve bunları tahrip etmektir [18]. Ayrıca iltihaplanmalarda da aktif rol oynar [17].

3.1.2.2. Eozinofil

Eozinofiller kanda oldukça azdır. Büyüklükleri 12-14 mikron kadardır. Çekirdeklerinin parçalarının sayısı genellikle 2, 3, 4 gelebilir. Ayrıca çekirdekleri, nötrofil lökositlerin genç şekillerinin çekirdeklerine benzemektedir yani az parçalıdır [15, 17].

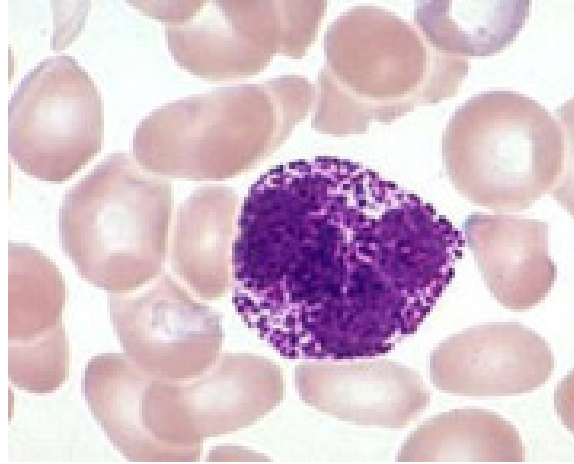


Şekil 3.4. Beyaz kan hücresi olan eozinofil

Eozinofillerin sayısı, Helmentiasiste, alerjik hastalıklarda, lymphogranulomasotede artmaktadır. Bu duruma “easiraphilie” denir [17]. Eozinofilin görevi nötrofiller gibi yabancı cisimleri bulur ve yok eder. Ayrıca parazitlere bağlı enfeksiyonlarda da aktif rol oynar [18].

3.1.2.3. Bazofil

Bazofil kanda oldukça nadirdir. Büyüklükleri 9-10 mikron kadardır. Çekirdekleri büyük yuvarlağımsı, soluk ve hafif toplu şeklindedir [15, 17]. Tanecikleri diğer lökositlerinkinden oldukça farklıdır. Onlardaki gibi eşit büyüklükte değildir. İrili ufaklı ve muntazam şeklindedirler [17].

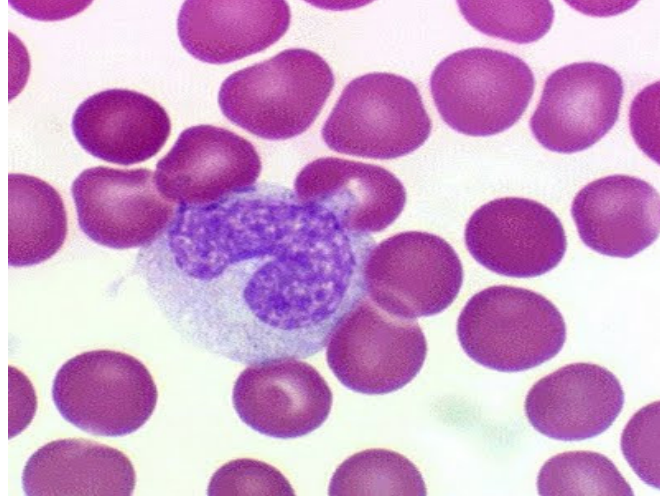


Şekil 3.5. Beyaz kan hücresi olan bazofil

Bazofilin görevi vücut savunmasında rol oynar. Ayrıca bazofillerin yapılarında histamin ve heparin bulunmaktadır [19].

3.1.2.4. Monosit

Monositlerin büyüklükleri 14-20 mikron kadardır. Kanın en büyük hücreleridir. Köşesiz ve toparlaktırlar. Çekirdekleri böbrek veya fasulye şeklindedir ve hücrenin tam merkezinde değildir. Stoplazmaları şeffaftır ve buzlu cam gibi bir görünüme sahiptirler [15, 17].

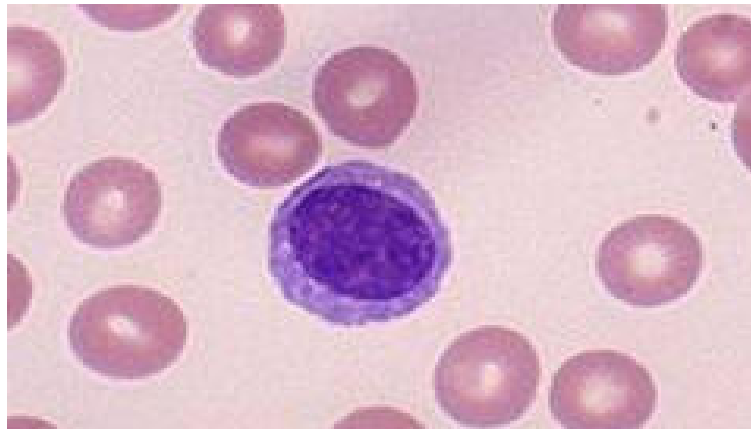


Şekil 3.6. Beyaz kan hücresi olan monosit

Monositlerin görevi, ölü alyuvarlar ve organizmaya yabancı cisimler gibi bazı maddeleri sindirme rolünü üstlenir [20].

3.1.2.5. Lenfosit

Lenfositlerin büyüklükleri 5-10 mikron kadardır ve lökositlere göre küçük fakat alyuvarlara göre büyüktür. Lenfositler kanda oldukça yaygındır. Şekilleri oldukça muntazam ve toparlaktır. Çekirdekleri de toparlaktır [15, 17].



Şekil 3.7. Beyaz kan hücresi olan lenfosit

Lenfositlerin görevi, yabancı ve zararlı cisimlere karşı antikorun salgılanmasında önemli bir rol oynar [17, 20].

3.2. Kan Hücre Sayımı Cihazları ve Özellikleri

Son yıllarda gelişen teknoloji ile birlikte insan sağlığı açısından önemli olan kan hücre sayımı cihazları üzerindeki çalışmalar daha da artmıştır. Bu çalışmalarda ilerlemeler ve gelişmeler sayesinde, insan kanını tam olarak analiz edilebilmekte ve birçok hastalık teşhis edilebilmektedir [17].

Wallace Coulter 1950’de impedans yöntemiyle lökosit ve eritrosit sayımını gerçekleştirirken, Ortho Diagnostics kan sayımı için Optik Laser Scatter yöntemini 1970 yılında kullanmıştır. İmpedans ve Optik laser scatter yöntemi bugün elektronik kan sayımı cihazlarının temel teknolojisidir. Coulter 1973’de yedi parametre (eritrosit, lökosit, hemoglobin, hematrit, MCV, MCH ve MCHC) ölçebilen cihazının patentini almıştır. Trombosit sayımı ise sonraki yıllarda kan sayımı cihazlarına ilave edilmiştir.

İmpedans ile “üç parametre (lenfosit, nötrofil ve monosit) lökosit formülü ” kan sayımı cihazlarında 1984 yılında gerçekleşmiş, daha sonraki yıllarda kan sayımı cihazları beş parametre (nötrofil, eozinofil, bazofil, monosit ve lenfosit) lökosit formülü yapabilir duruma gelmiştir [21].

4. GÖRÜNTÜ İŞLEME

Günümüzde hızla gelişmekte olan bilgisayar teknolojisi aynı zamanda görselliğinde önem kazanmasına katkıda bulunmuştur. Görsel açıdan olayları analiz etme ve değerlendirme gibi pek çok uygulama tarafından kullanılmaya başlanmıştır. Bu da doğal olarak görüntü işleme alanının değer kazanmasına etken olmuştur [1].

Görüntü işleme günümüzde bilgisayar dalları arasından giderek ön plana çıkmaya başlamış ve en gözde alanlardan biri olmaya hak kazanmıştır. Bilgisayarların geliştirilmesiyle daha etkili olan bilgisayar donanımları ve yazılımları, görüntü ile ilgili yapılan çalışmaları kolaylaştırmış ve insanların bu konuya olan ilgisini arttırmıştır. Bununla beraber görüntü işleme tekniklerinin nasıl ve nerelerde kullanılacağı araştırılmaya başlanmıştır [2]. Böylelikle görüntü işleme teknolojisi başta tıp olmak üzere güvenlik, endüstri, savunma, üretim ve bilim alanları gibi birçok dalda kullanılmaya başlanmıştır.

Görüntü işleme kullanarak olayları analiz etmede çok büyük avantajlar elde edilmektedir. Örneğin biyomedikal alanında uygulanarak birçok işi daha kolay ve kısa sürede gerçekleştirme imkânı sağlar. Bununla beraber hastalıkların teşhis, tanı ve tedavisinde yüzde yüze yakın sonuçlar elde edilmesini sağlar.

Tıp alanında görüntü işleme kullanılarak mikroskoplardan vb. cihazlardan alınan resimlere, görüntü işleme teknikleri uygulanabilir. Sonrasında resmin üzerindeki herhangi bir nesnenin özellik çıkarımını, tanınmasını ve sınıflandırılması gibi pek çok uygulamalar yapılabilir.

4.1. Görüntü İşleme Yöntemleri ve Bölütleme Tekniği

Bozuk görüntülerin tanıma, bölütleme ve sınıflandırma işleminde kullanılması pek uygun değildir. Çünkü hatalı sonuçlar verme olasılığı çok yüksektir. Bu hataları en aza indirebilmek için birçok görüntü işleme teknikleri kullanılır.

Temel görüntü işleme teknikleri kullanarak alınan resmi istenen hale getirebilmek için birçok yöntemler kullanılır. Aşağıda bu yöntemlerden birkaçı hakkında genel bir bilgi verilmiştir.

4.1.1. Gri Tona Çevirme

Görüntü üzerindeki aydınlatma değerlerinin değişik seviyelerde olmasının nedeni, piksel düzeylerinin farklı olmasından dolayıdır. Görüntü siyah-beyaz renk tonlarından meydana geliyorsa, görüntü üzerindeki her bir nokta gri-düzey skala üzerindeki renk değerleriyle ifade edilir. Görüntü üzerindeki noktalar farklı olduğundan, her bir aydınlatma düzeyi için gerekli bitlerin yerleşimi de farklıdır [22].

Sekiz bitlik yani 256 farklı gri-ton aydınlanma değeri için her bir pikselin üzerinde bulunacak gri-seviye parlaklık değeri şu şekildedir:

0 siyah - 127 gri - 255 beyaz

	127	255	255	127	0
	0	127	0	0	255
	127	0	0	0	127
	255	0	0	0	255
	0	255	127	255	0

Şekil 4.1. 256 bitlik gri-düzey skala ifadesi

RGB değerleri, gri tonlarına şu formülle dönüştürülür:

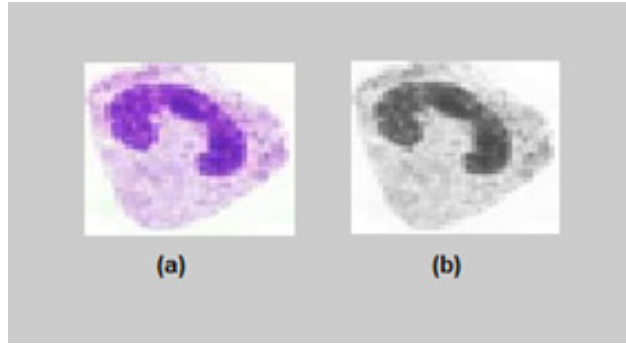
$$I_{gri} = 0.2989 * R + 0.5870 * G + 0.1140 * B \quad (4.1)$$

Gri tonları ise ikili resimlere şu formülle dönüştürülür:

$$I_{bin}(p) = \begin{cases} 1 & \text{if } I_{grey}(p) \geq d \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.2)$$

Burada d belirli bir eşik değeridir ve bu değer, çevirim için ana noktadır. Eşik noktalarının kullanılması hesaplama işlemini kolaylaştırır. Fakat bilgiyi yeterli kullanmaması ve genellikle elle girilen bir değer oluşturması ise bir dezavantajdır [24].

Gerçek renk bileşenlerine sahip bir resmin işlenmesi, işlem sayısını artırır. Bu yüzden, resmin gri seviyeye dönüştürülmesi ve işlemin amacına göre siyah beyaz ikili forma dönüştürülmesi işlem sayısının asgaride tutulmasını sağlar [23].



Şekil 4.2. Kan hücresi resmi nötrofil, a) Orijinal resim, b) Gri tona dönüştürülmüş resim.

4.1.2. Görüntüyü Döndürme

Resim ve grafikler, yatay ve dikey olarak ya da kullanıcının istek ve ihtiyacına bağlı olarak, kendi eksenini etrafında, belli bir açı dahilinde çevrilmesine döndürme denir [75]. Dönme işlemi bir orijini esas alarak, kullanıcı tarafından belirlenen açıyla döndürerek bir resim elemanı olan giriş görüntüsünün üzerine çıkış görüntüsünün pozisyonunu yerleştiren bir geometrik dönüşümdür [76].

Görüntüyü döndürme işlemi istenilen açı değeri kadar görüntü matrisinin dönmesini sağlar. Bu açı pozitif bir değer belirtiyor ise görüntü tersine döner, eğer negatif bir değer belirtiyor ise de görüntü saat yönünde döner.

Dönme işlemi aşağıdaki denklem gibi bir dönüşüm gerçekleştirir:

$$x_2 = \cos(\beta) * (x_1 - x_0) - \sin(\beta) * (y_1 - y_0) + x_0 \quad (4.3)$$

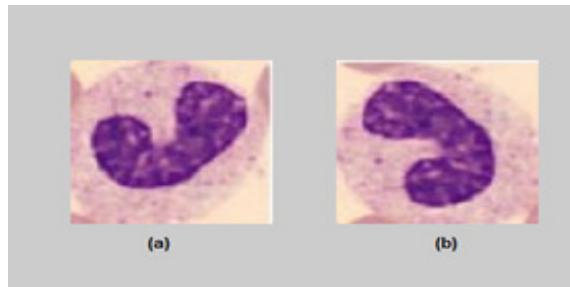
$$y_2 = \sin(\beta) * (x_1 - x_0) + \cos(\beta) * (y_1 - y_0) + y_0 \quad (4.4)$$

Burada (x_0, y_0) dönme merkezinin (giriş resmi) koordinatlarını verir ayrıca β , saat yönünde rotasyonu pozitif açılara sahip dönme açısıdır. (Burada görüntü koordinatları üzerine çalışılmıştır, bu yüzden y eksenini aşağı doğru gider. Benzer döndürme formülünde y eksenini yukarı doğru çıkması da tanımlanabilir.) Hatta döndürme işlemi daha fazla olursa, rotasyon işlemi görüntünün (orijinal giriş görüntünün boyutlarını tarafından tanımlanan) sınırları içine uymadan (x_2, y_2) çıkış konumu üretir. Bu gibi durumlarda, görüntü dışında haritalanmış hedef elemanlar, çoğu uygulamalar tarafından göz ardı edilir.

Döndürme algoritmaları, dönüştürme tarafından kullanılanların aksine, tam sayı olmayan (x_2, y_2) koordinatlarını da üretir. Her bir tamsayı pozisyonundaki piksel yoğunluğunu elde etmek için, farklı sezgiseller veya yeniden örnekleme teknikleri kullanılabilir. Örneğin, iki yaygın yöntemler şunlardır:

- En yakın tamsayı olmayan komşu değerini (x_1, x_2) varsayarak her bir tamsayı için piksel konumundaki yoğunluk düzeyini sağlar.
- n en yakın tamsayı olmayan değerlerin ağırlıklı bir ortalamaya dayanarak her bir tamsayı için piksel konumundaki yoğunluk düzeyini hesaplar. Ağırlık en yakındaki projeksiyonların mesafe veya piksel çakışma ile doğru orantılıdır.

İkinci yöntem daha iyi sonuçlar üretir fakat algoritmasının hesaplama süresi biraz daha zaman alıcıdır [25].



Şekil 4.3. Kan hücresi resmi monosit, a) Orijinal resim, b) 90° döndürülmüş resim.

4.1.3. Görüntüyü Boyutlandırma

Görüntü matrislerinin boyutları istenilen ölçüde değiştirilerek görüntü boyutu ayarlanabilir. Burada verilecek katsayı 1'den büyük olursa resim büyür, 1'den küçük ise resim küçülür.

Bir görüntünün uzaysal ölçekleme bağıntılarına göre giriş görüntüsünün Kartezyen koordinatları değiştirilerek elde edilebilir.

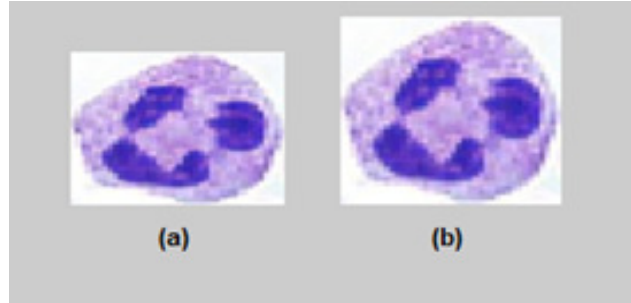
$$x_k = s_x u_q \quad (4.6)$$

$$y_j = s_y v_p \quad (4.7)$$

Burada s_x ve s_y pozitif değerli ölçekleme sabitleridir. Fakat mutlaka tam sayı değerlidirler. Eğer s_x ve s_y birlikten daha büyükler ise, denklem adresi hesaplanır. Bu da denklem 4.6'yı büyötmeye yol açacaktır. Fakat s_x ve s_y birlikten az ise, küçöltme ile sonuçlanır. Ayrıca giriş görüntü adresi için ters adres ilişkiler olduđu bulunmuştur [26].

$$p' = (1 / s_y) (j + J - (1/2)) + P + 1/2 \quad (4.8)$$

$$q' = (1 / s_x) (k - (1/2)) + 1/2 \quad (4.9)$$



Şekil 4.4. Kan hücresi resmi nötrofil, a) Orijinal resim, b) Boyutlandırılmış resim.

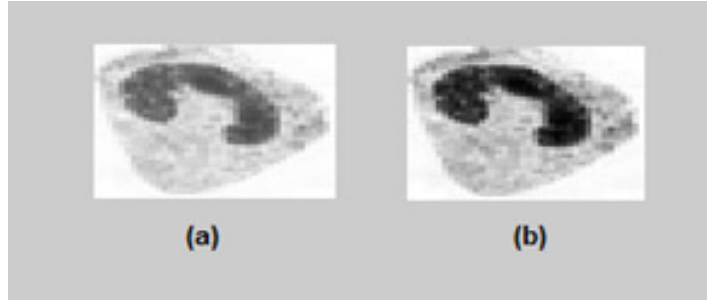
4.1.4. Parlaklık Ayarlama

Parlaklık, görüntünün tümünü ilgilendiren aydınlık seviyesi ile ilgilidir. Resim, rahatça gözlenebilmesi için uygun bir parlaklığa sahip olmalıdır. Parlaklığın artırılmasıyla resimdeki her pikselin daha aydınlık görünmesini sağlar. Parlaklığın azalması ise görüntüdeki her pikselin daha karanlık görünmesine etken olur [14]. Kısacası parlaklığı artırmanın amacı, bir görüntü üzerindeki gri renk tonlarını daha net hale getirmek ve görüntünün görsel yorumlanabilirliğini artırmaktır. Tek ve çok kanallı görüntülere uygulanabilen bu yöntem, görüntü yorumlamayı içeren birçok bilim dalında da yaygın olarak kullanılır [27].

Parlaklık artırma veya azaltma basitçe aşağıdaki gibi ifade edilir:

$$g(x, y) = f(x, y) + b \quad (4.10)$$

Bu ifade de x,y koordinatları ile belirtilen noktanın, gri skala değerine doğrudan b kadar ekleme yapılır. b sayısı pozitif ise parlaklık artar, aksine sayı negatif ise parlaklık azalır [28].



Şekil 4.5. Kan hücresi resmi nötrofil, a) Orijinal resim, b) Parlaklığı artırılmış resim.

4.1.5. Görüntüyü İyileştirme

Görüntü üzerinde filtreleme uygulanarak, görüntüdeki nesnelerin kenarlarını keskinleştirme, gürültülerin azalması, gereksiz aydınlanmaların giderilmesi gibi birçok iyileştirme yöntemi uygulanabilir. Görüntüyü iyileştirebilmek veya gürültüden arındırabilmek için 4 farklı filtre kullanılır. Bu filtreler hakkında aşağıda bilgiler mevcuttur.

4.1.5.1. Average Filtreleme

Average filtreleme, resimdeki her piksel yerine komşuları ile beraber ortalaması alınarak hesaplanır. Böylece resimdeki gri düzeyler arasında keskin geçişler azalır ve daha yumuşak geçişler meydana gelir. Fakat resim üzerindeki kenarlarda bulanıklaşmaya yol açarlar [38].

$$y_s(i) = \frac{1}{2N+1} (y(i+N) + y(i+N-1) + \dots + y(i-N)) \quad (4.11)$$

$y_s(i)$: i'inci veri noktası için düzeltilmiş değeridir.

N : $y_s(i)$ 'in her iki tarafında komşu veri noktalarının sayısıdır.

$2N+1$: Gerilmedir.

4.1.5.2. Median Filtreleme

Görüntü işlemenin en temel problemlerinden birisi, görüntü içerisindeki kenarların ve ayrıntıların zayıflamasıdır. Birçok filtre uygulaması sonucunda gürültü büyük oranda süzülmemektedir. Fakat bulanıklaşmanın olması sonucu kenarlar ve ayrıntılar keskinliğini kaybetmektedir. Daha az bulanıklaşmaya karşılık gürültünün zayıflatılması için kullanılan bir yaklaşım median filtreleme metodudur. Median filtreleme işlemi, görüntüdeki her bir pikselin gri seviyesinin bu piksellerin komşuluğundaki gri seviyelerin toplamının ortalaması ile değil, medianı ile yer değiştirmesi mantığına göre çalışmaktadır. Eğer gürültünün etkisi çok büyük ise, o zaman bu filtreleme işlemi etkili olmaktadır [64]. Median filtre, piksellerdeki tuzbiber (salt-pepper) gürültüsünü, benek (speckle) ve dürtü (impulsive) gürültüsünü azaltmak için kullanılan doğrusal olmayan bir filtreleme çeşididir [40, 41, 42, 43, 29].

Bu filtreleme yönteminin ağırlıklı ortalama filtrelerinden farkı şudur: Ağırlıklı ortalama filtrelerinde, komşuların ortalaması alınır ve hesaplanan bu değer orijinal piksel ile yeniden ortalanarak sonuç bulunur. Ortanca filtresinde ise, komşuluk değerleri önce sıraya konulur, sonra ortadaki değer alınır. Bu değer doğrudan sonuç kabul edilir. Ortanca

değeri net elde edebilmek için genellikle tek sayıda komşu seçilir. Eğer hesaplamada çift sayıda komşu kullanılırsa, bu durumda ortada kalan iki pikselin aritmetik ortalaması alınarak bu değer sonuç olarak kabul edilir [38].

Median filtreleme için çeşitli kalıplar (Denklem 4.12) mevcuttur. Filtreleme için kullanılacak olan kalıp içerisindeki hücre sayısı N olmak üzere, maskenin görüntü üzerine yerleştirilmesi durumunda o maske içerisindeki median pozisyonu:

$$m = \frac{(N-1)}{2} \quad (4.12)$$

denklemleri ile verilir. Burada m değeri median parlaklığıdır. Seçilen filtre maskesinin tam ortasındaki hücre, görüntü içerisindeki her bir piksel üzerine gelecek şekilde, iki boyutlu diziye aktarılmış olan sayısal görüntünün pikselleri üzerinde kaydırılır. Her bir kaydırma sonucunda kalıp içerisinde bulunan gri seviye değerleri küçükten büyüğe sıralanır. Bu değerlerin $(N-1)/2$ adedinden büyük ama kalıp içerisinde kalan diğer piksel değerlerinde küçük olan ilk değer, median değeridir. Örneğin, Şekil 4.6 'daki median filtre maskesi için $N=5$ 'dir. Filtreleme sonucunda elde edilen görüntüdeki yeni piksel değerleri, bu maske içerisindeki 5 değerlerin küçükten büyüğe sıralanması sonucunda elde edilen dizideki $(5-1)/2=2$ değerinden büyük olan ilk değer, yani 3'üncü değerdir. Bu işlem, median filtre maskesinin, görüntüdeki bütün pikseller üzerine uygulanmasıyla gerçekleştirilir [40,41,42,43,45,29].



Şekil 4.6. Median filtreleme kalıbı

$\{X(.,.)\}$ ve $\{Y(.,.)\}$ sırasıyla median filtrenin giriş ve çıkışını ifade etmek üzere, (4.13) eşitliği geçerlidir:

$$Y(i, j) = \text{median}\{X(i-s, j-t) \mid (s,t) \in W\} \quad (4.13)$$

Buradaki W , merkezin komşuluğundaki görüntü koordinatlarına göre tanımlanan maskeyi ifade eder. Örneğin, $W = \{(s,t) \mid -N \leq s \leq N, -N \leq t \leq N\}$ olmak üzere $(2N+1) \times (2N+1)$ 'lik kare bir maske verilebilir. Maskedeki noktaların toplam sayısı ise maske boyutu olarak adlandırılmaktadır. W maskesinin merkezinin $(0,0)$ olduğunu ve orijine göre simetrik olduğunu varsayarak $(s,t) \in W$ ifadesinin $(-s,t) \in W$, $(s,-t) \in W$ ve $(-s,-t) \in W$ 'yi kapsadığı

söylenbilir. Böylelikle her bir maske içindeki piksel değerlerinin medianını hesaplamak mümkün olur [29].

Median filtreler darbe ve tuz-biber gürültüleri için iyi sonuç verirler. Fakat Gaussian gürültüleri için performansları, bu gürültü çeşitlerine nazaran biraz kötüdür. Median filtrenin bulanıklaştırma etkisi, Gaussian gürültülü görüntülerde biraz daha fazladır [45]. Median filtrelerin özellikleri aşağıdaki gibi sıralanabilir [43,29]:

1. Median filtre, görüntü içerisindeki parlaklıkların değişimini azaltabilir. Bundan dolayı median filtre, istenilen bir şekilde görüntü yapısını değiştirme kabiliyetine sahiptir.
2. Eğer görüntü içerisindeki bölgesel gürültü dağılımı median filtreyi çevreleyen çerçeve içerisinde simetrik değilse median filtreler görüntü parlaklığının ortalama değerini değiştirerek sonuca ulaşır.
3. Median filtreler belirli olan kenar çizgilerini korur. Bu, median filtreleme için çok önemlidir. Çünkü median filtrenin sabit noktaları öncelikle kenarlar ve değişmez eğilimli bölgelerdir.
4. Simetrik olarak verilen bir median filtre de, kenarların yeri korunur.
5. Median filtrenin görüntü üzerine uygulanması sonucunda yeni gri seviye değerleri üretilmez. Bununla birlikte sadece ilgilenilen pikselin gri seviyesinin yerini aynı komşuluk içerisinde bulunan başka bir gri seviye değeri alır. Ayrıca ikili görüntüler ikili olarak kalır ve median filtrenmiş görüntünün dinamik aralığı giriş görüntüsünün dinamik aralığını aşamaz.
6. Median filtre için seçilen çerçeve şekli önemlidir. Çünkü görüntüyü, işleme sonuçlarını etkileyebilir.

4.1.5.3. Gaussian Filtreleme

Ortalama filtrenin Gaussian dağılımını kullanarak biraz daha değiştirilmiş hali Gaussian filtresidir. Gaussian filtreleme aynı zamanda bir fourier dönüşümü olarak da bilinir. Gauss filtre ile sonsuz bir transfer fonksiyonuna karşılık mekânsal alanda sonlu bir pencerede (tarama penceresi) filtreleme yapılabilir. Bu da filtrelemenin temel problemini daha kolay çözülebilir hale getirmektedir [38].

Gaussian filtresi;

$$\text{Tek boyutlular için : } G(x) = (1 / ((2\pi)^{1/2} * \sigma)) * e^{- (x^2) / (2*\sigma^2)} \quad (4.14)$$

$$\text{İki boyutlular için : } G(x,y) = (1 / (2\pi * \sigma^2)) * e^{- ((x^2)+(y^2)) / (2*\sigma^2)} \quad (4.15)$$

ile bulunur. Buradaki sigma (σ) değeri standart sapma hesaplanarak bulunur [39].

Gauss Yumuşatmasının Avantajları: Filtreleme önce yatay ardından çıkan sonuçla dikey ekseninde gerçekleştirilebilir [38].

4.1.5.4. Adaptif Filtreleme

MXN boyutlu bir görüntünün (k,l) koordinatlarındaki pikselinin gri seviye değerinin $x_{k,l}$ ve x 'in dinamik aralığının da $[s_{min}, s_{max}]$ olduğunu varsayalım. $((k, l) \in F \equiv \{1, \dots, M\} \times \{1, \dots, N\})$ olmak üzere $s_{min} \leq x_{k,l} \leq s_{max}$, $(k, l) \in F$ ve y , gürültülü görüntü olmak üzere, klasik tuz-biber darbe gürültü modellerinde (k,l) piksel koordinatlarındaki gri seviye değeri:

$$y_{k,l} = \left\{ \begin{array}{l} s_{min}, p \text{ olasılığıyla} \\ s_{max}, q \text{ olasılığıyla} \\ x_{k,l}, 1 - p - q \text{ olasılığıyla} \end{array} \right\} \quad (4.16)$$

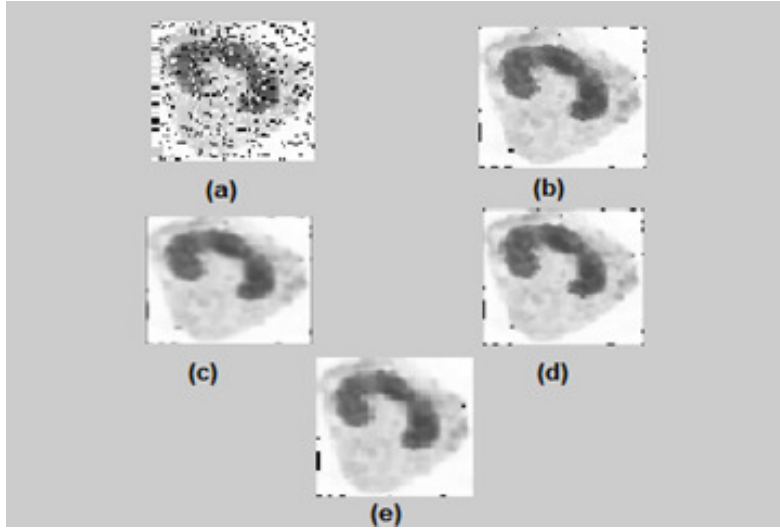
eşitliğiyle verilir. Burada, $r = p + q$, değeri gürültü seviyesini belirtir. Merkezi (k,l) koordinatlarında bulunan $w \times w$ boyutlarındaki filtre kalıbının $S_{k,l}^w$ ve maksimum filtre maskesi boyutu da $w_{max} \times w_{max}$ olduğu düşünülürse, eşitlik (4.17) geçerlidir:

$$S_{k,l}^w = \{ (i, j): |i - k| \leq w \text{ ve } |j - l| \leq w \} \quad (4.17)$$

Buna göre aşağıdaki adımlar çerçevesinde, $y_{k,l}$ ile ifade edilen olası gürültü noktaları bulunur ve ayrıca her $y_{k,l}$ değeri, $S_{k,l}^w$ filtre kalıbında bulunan piksellerin median değeri ile yani bu piksellerin bir çeşit orta değeri ile değiştirilir. Her bir piksel değeri için aşağıdaki adımlar uygulanır [46,29]:

- 1) $w = 4$, filtre boyutu 4'tür.
- 2) $S_{k,l}^w$ 'deki yani kalıptaki piksel değerlerinin sırasıyla minimum, median (orta değer) ve maksimumlarını ifade eden, $S_{k,l}^{\min,w}$, $S_{k,l}^{\text{med},w}$, $S_{k,l}^{\max,w}$ değerleri hesaplanır.
- 3) Eğer, $S_{k,l}^{\min,w} < S_{k,l}^{\text{med},w} < S_{k,l}^{\max,w}$ ise 5. adıma geçilir. Değilse, $w = w + 2$ yapılır.
- 4) Eğer, $w_{\max} \leq w$ ise 2.adıma geçilir. Değilse, $y(i,j)$, $S_{k,l}^{\text{med},w_{\max}}$ ile değiştirilir.
- 5) Eğer, $S_{k,l}^{\min,w} < y_{k,l} < S_{k,l}^{\max,w}$ ise $y_{k,l}$ gürültü bir piksel değildir. Aksi takdirde $y(k,l)$, $S_{k,l}^{\text{med},w}$ ile değiştirilme işlemi yapılır.

Bu adaptif filtre yapısına göre yüksek seviyeli darbe gürültülerinin birçoğu filtre kalıbının boyutunun yeterince geniş seçilmesi şartıyla kolaylıkla tespit edilebilir. Burada gözden kaçırılmaması gereken nokta, gürültülü piksel değerlerinin kalıptaki piksellerin median değeri olan, $S_{k,l}^{\text{med},w}$ ile değiştirilmesine rağmen, diğer pikseller değiştirilmeden kalır [46,29].



Şekil 4.7. Kan hücresi resmi nötrofil, a) Orijinal resim, b) Medyan filtreleme uygulanmış resim, c) Average filtreleme uygulanmış resim, d) Gaussian filtreleme uygulanmış resim, e) Adaptif filtreleme uygulanmış resim.

4.1.6. Gürültü Ekleme

Gürültü üzerine belirli fonksiyonlar kullanarak gürültü eklenebilir. Bunlar tuz-biber (salt & pepper), gaussian ve poisson fonksiyonlarıdır. Bu fonksiyonlar ile ilgili olarak aşağıda kısaca bilgiler verilmiştir.

4.1.6.1. Tuz-Biber Gürültüsü

Tuz ve biber gürültüsü, görüntünün kamera ile çekimi esnasında kamera hataları nedeniyle görüntüler de meydana gelen bozukluklardır. Tuz ve biber gürültüsünde pikseller rastgele ve uniform (tek biçim) olarak seçilmişlerdir. Bu piksellerin her biri tam ya da sıfır değerlidir. Görüntüye bakıldığında oluşan gürültüler tuz ve biberin serpilişini andırır. Bu yüzden bu tür gürültülerin ismi tuz ve biber gürültüsü olarak belirlenmiştir [29].

4.1.6.2. Gaussian Gürültüsü

Gaussian eğrisi ile verilen rastgele değişkenin olası yoğunluğun gerçek durumlarda da meydana geldiği iyi bir gürültü yaklaşımıdır.

$$P(x) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (4.18)$$

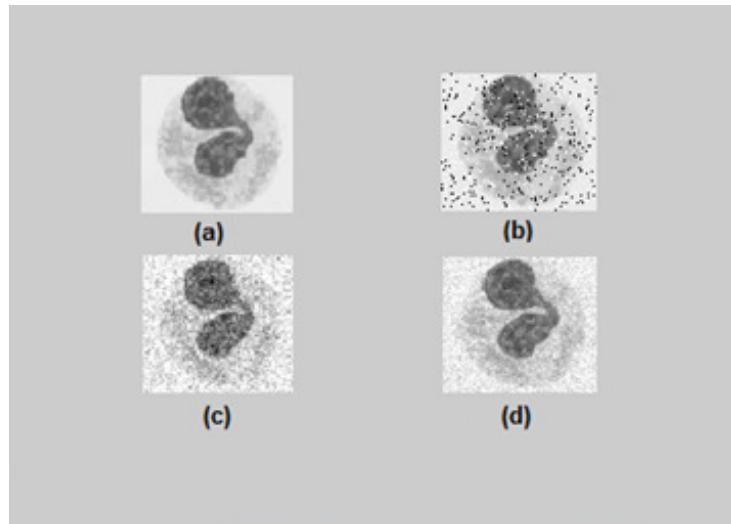
μ : random değişkenin standart sapmasını ifade eder.

Gaussian gürültüsü ile tuz-biber gürültüsü arasında kavramsal bir fark vardır. Ayrıca Gaussian gürültüsü, ilk durumda her bir piksele rastgele bir miktar gürültü eklenir. İkinci durumda ise öncelikle pikselleri seçmek için rastgele bir mekanizma kullanılır ve bu seçilen pikseller üzerine gürültü uygulanır [29].

4.1.6.3. Poisson Gürültüsü

Poisson gürültüsü olarak adlandırılan nokta işleminde, görüntü düzlemindeki noktalar alt küme alanıyla doğru orantılı olacak şekilde rastgele seçilirler. Bu orantı sabiti işlem yoğunluğu olarak da bilinir.

Bazı piksellerin beyaza ve bazı piksellerin de siyaha çevrilmesi gerektiği durumlarda işaretli nokta işlemleri kullanılır. Bu yöntem ile her seçilen nokta uygun bir dağılımla işaret olarak atanır. Yani o noktanın siyah mı, beyaz mı veya başka bir değer mi olacağı belirlenir. Uyumsuz veya bozuk piksellerden meydana gelen bir kamera görüntüsü için bir noktanın siyah işaret taşıma olasılığı ile beyaz işaret taşıma olasılığı aynıdır. Eğer görüntüdeki uyumsuz piksellerin sayısı uyumlu piksellerin sayısından az ise, işaretlerdeki dağılım daha kolay görülebilir düzeye gelir [29].



Şekil 4.8. Kan hücresi resmi eozinofil, a) Orijinal resim, b) Salt & paper (tuz-biber) gürültülü resim, c) Gaussian gürültülü resim, d) Poisson gürültülü resim.

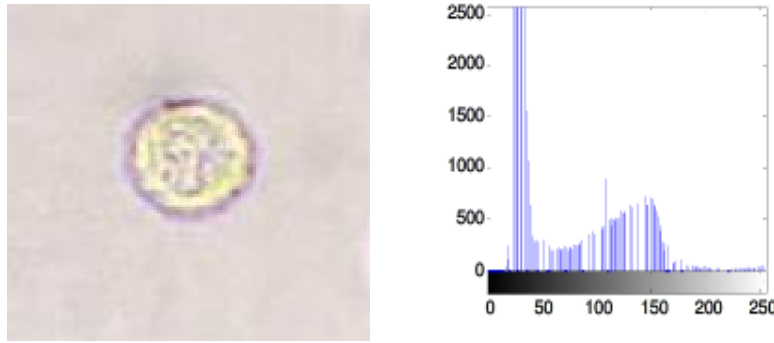
4.1.7. Eşikleme

Eşikleme, bir görüntüdeki nesneyi arka plandan ayırmak için kullanılan tekniklerden biridir. Bu teknik görüntü işleme uygulamalarının birçok alanında kullanılır. Bu tekniğin tek problemi bir eşik değeri seçmektir. Eğer iyi bir eşik değeri seçilirse bu teknik sorunsuz çalışarak, görüntüdeki nesneyi arka plandan ayırır. Fakat iyi bir eşik değeri

seçilmezse istenilen doğrultuda sonuçlar vermeyerek, görüntüdeki nesnenin tam olarak arka plandan ayrılması işlemini gerçekleştirmez.

Eşikleme işlemi genelde görüntünün birden fazla özelliğini kullanarak bölütlemeyi gerçekleştiren yöntemlere göre daha hızlı sonuç vermekte ve pek çok görüntü işleme uygulamalarında kullanılabilmektedir. Özellikle biyomedikal veya tıp alanında görüntülerin arka plandan ayırma işleminde, bölütleme açısından ayırt edici bir özellik olan eşikleme işlemi bu tip uygulamalar da kullanılır [48,49].

Piksel tabanlı bir yöntem olan eşikleme işleminin ilk aşamasında eşik değeri belirlenir. Görüntüler arasında farklılıklardan dolayı her görüntü için eşik değeri de farklı olur. Bu değerlerin bulunması için kullanılan mevcut yöntemlerin çoğu görüntüdeki piksel-yoğunluk ilişkisini veren yoğunluk histogramından faydalananak eşik değeri bulunabilir [48,50].

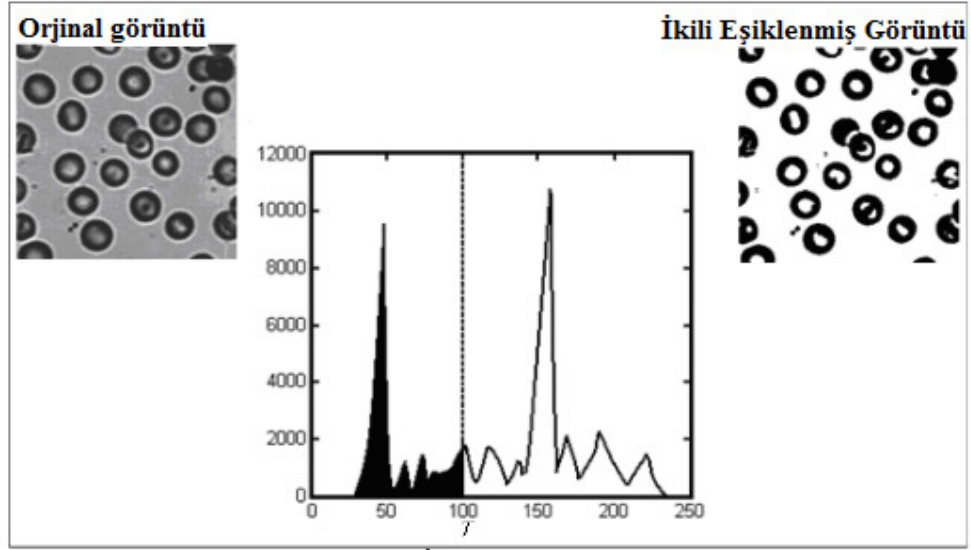


Şekil 4.9. Görüntü histogramı

Şekil 4.7' deki görüntü histogramından faydalananak görüntüdeki piksel yoğunlukları ile aynı yoğunluktaki piksellerin sayısı hakkında bilgi sahibi olunabilir [48].

4.1.7.1. İkili Eşikleme

İkili eşikleme işlemi, verilen görüntünün iki gri seviye grubuna ayrılması işlemidir. Bu iki ayrı gruptan biri görüntüdeki nesneyi gösterirken diğeri arka planı gösterir. Ayrıca ikili eşikleme işlemi sadece gri seviyeli görüntülere uygulanabilir. İkili eşikleme yönteminin eşik değeri, histogramın şekline dayalı, kümeleme algoritmalarına dayalı, histogramın entopisine dayalı, nesne özelliklerine dayalı, görüntüdeki uzamsal bilgiye dayalı ya da yerel uyarlamaya dayalı işlemler veya yöntemlerden herhangi birisi ile seçilebilir.

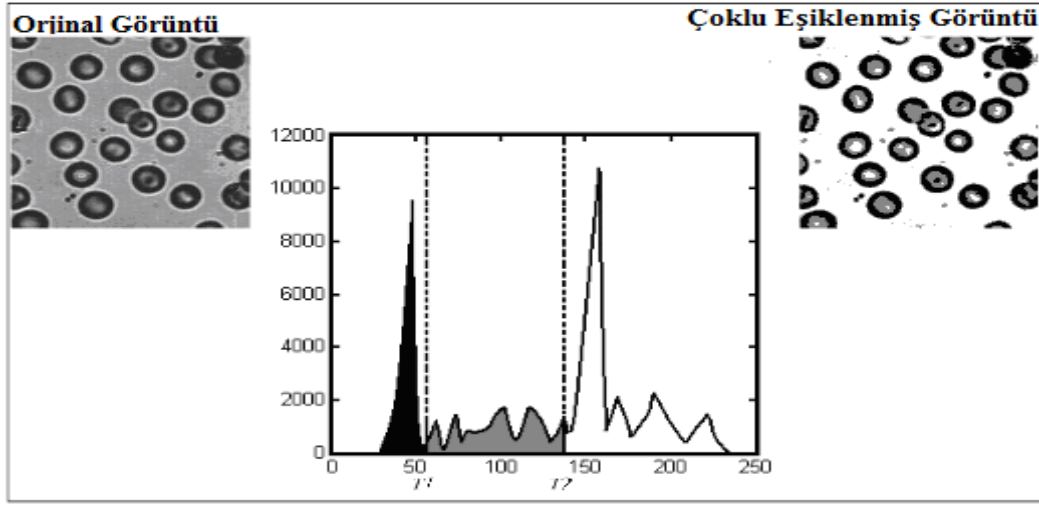


Şekil 4.10. İkili eşikleme ($T = 100$)

Şekil 4.8 'de gösterilen ikili eşikleme renk değeri; T eşik değerinden küçük olan piksellere "0", büyük olan değerlere "255" değeri atanmıştır [48].

4.1.7.2. Çoklu Eşikleme

İkili eşiklemede görüntü iki ayrı piksel grubuna ayrılarak her grup belirlenen iki gri seviye renkten birini alırken çoklu eşikleme ise görüntüdeki pikselleri ikiden fazla gri seviye grubuna ayrılarak yine ikiden fazla gri seviye ile renklendirilme işlemi yapılır. Çoklu eşikleme işlemi yardımıyla görüntü belirli sayıda gri seviye ile gösterilir. Ancak buradaki sıkıntı ikili eşiklemede karşılaşılan eşik değerinin seçimi ile aynıdır ve hatta çoklu eşikleme işleminde bu sıkıntı iki katına çıkar.



Şekil 4.11. Çoklu eşikleme ($T_1 = 60$, $T_2 = 140$)

Şekil 4.9 'da gösterilen çoklu eşikleme renk değeri; T_1 eşik değerinden küçük olan piksellere "0", T_1 ile T_2 eşik değeri arasında olan piksellere "128" ve T_2 eşik değerinden büyük olan değerlere "255" değeri atanmıştır [48].

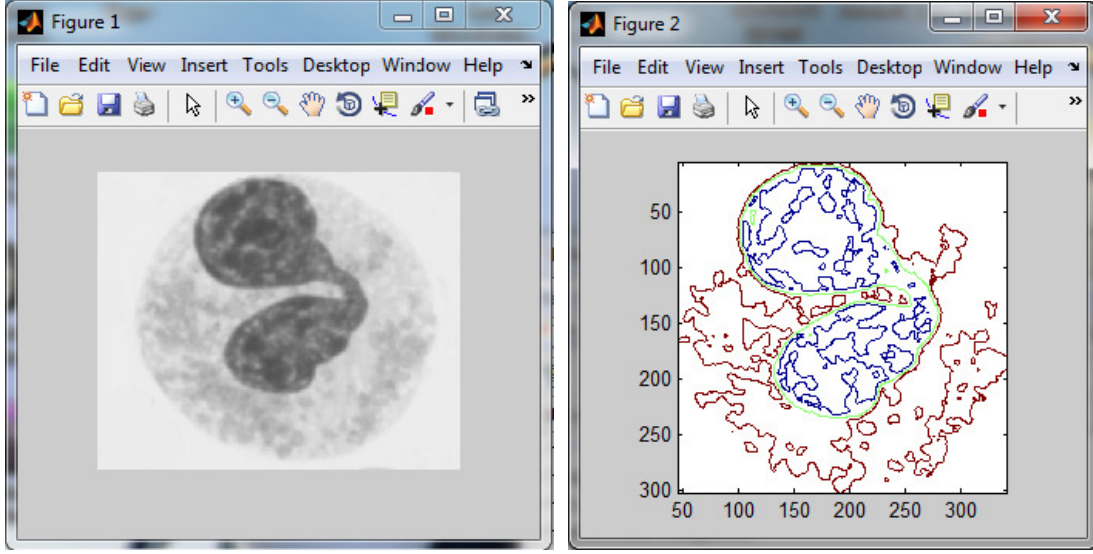
4.2. Görüntü İşlemede Kenar Bulma Yöntemleri

Görüntü işlemede kontur çıkartımı ve sınır eğrisi çıkartımı olmak üzere kenar bulma yöntemleri 2 başlığa ayrılır. Sonraki bölümde bunlar ile ilgili genel bilgiler mevcuttur.

4.2.1. Kontur Çıkarma

Kontur görüntüdeki nesneyi çevreleyen kapalı bir eğridir. Bu yöntem sayesinde şeklim biçimselliği ortaya çıkar.

Nesne tanımlama işlemlerinde kenar bilgisini çıkarırken bu yöntem kullanılabilir. Bu yöntemin kullanılması için de nesneyi ve arka planı ayırmak gereklidir. Bunun için resmi gri tona çevirme işlemi yapılır. Yani nesneyi siyah, arka planı ise beyaz olarak tanımlarız.



(a)

(b)

Şekil 4.12. Kan hücresi resmi eozinofil, a) Orijinal resim, b) Çıkarılan kontur resmi.

4.2.2. Sınır Eğrisini Çıkarma

Görüntü sınırını 5 farklı yöntem kullanılarak çıkartılabilir. Bunlar Sobel, Prewitt, Roberts, Log ve Canny yöntemleridir. Bu yöntemleri kullanmak için resmi gri tona çevirmek gereklidir. Yani nesne siyah, arka plan beyaz olacak şekilde dizayn edilmelidir. Aşağıda bu yöntemler ile ilgili kısaca bilgiler verilmiştir.

4.2.2.1. Prewitt Kenar Bulma Yöntemi

Prewitt yöntemi özellikle kenar algılama algoritmaları içinde, görüntü işleme de kullanılır. Prewitt yöntemini, Judith MS Prewitt tarafından geliştirilmiştir. Aşağıda prewitt kenar bulma yönteminin matematiksel denklemleri yer almaktadır [37]:

$$G_x = \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & -2 & -1 \end{bmatrix} * A \quad \text{ve} \quad G_y = \begin{bmatrix} +1 & +1 & +1 \\ -1 & -1 & -1 \\ -1 & 0 & +1 \end{bmatrix} * A \quad (4.19)$$

A = Kaynak görüntü.

G_x = Yatay türev yaklaşımı içeren resim.

G_y = Dikey türev yaklaşımı içeren resim.

G_x i aşağıdaki gibi de yazabiliriz:

$$\begin{bmatrix} +1 & 0 & -1 \\ +2 & 0 & -2 \\ +1 & 0 & -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} +1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (4.20)$$

x-koordinatı "doğru" yönde artan olarak tanımlanmaktadır. Ayrıca y –koordinatı ise "aşağı" yönünde artan olarak tanımlanır. Görüntüdeki her bir nokta, ortaya çıkan eğim yaklaşımlarını kullanarak, degrade büyüklüğünü verecek şekilde kombine edilebilir:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (4.21)$$

Bu bilgileri kullanarak, degrade yönü de hesaplanabilir:

$$\theta = a \tan 2 (G_y, G_x) \quad (4.22)$$

4.2.2.2. Sobel Kenar Bulma Yöntemi

Sobel kenar algılama algoritması görüntü işleme algoritmaları arasında en çok bilinen yöntemdir. Bu yöntem verilen herhangi bir resimdeki kenarları elde etmeye yarar. Böylelikle resimler içindeki isteğe yönelik nesneler algılanıp gerekli işlemler yapılabilir. Sobel algoritmasında iki adet konvolüsyon kerneli kullanılır. Bunlardan birisi yatay kenarları bulmaya yararken diğeri dikey kenarları bulmaya yarar. Bu kerneller görüntü içerisinde ışık yoğunluk değişiminin ani olduğu yerlerin belirlenmesine yarar. Bir nevi türev yaklaşımıdır [36].

Sobel kalıbı da yine 3x3 boyutlu olup, Prewitt kalıbına benzemekle beraber tek farkı katsayılarıdır. Aşağıda sobel kenar bulma yönteminin matematiksel denklemler yer almaktadır [35]:

$$G_x = \begin{bmatrix} +1 & 0 & -1 \\ +2 & 0 & -2 \\ +1 & 0 & -1 \end{bmatrix} * A \quad \text{ve} \quad G_y = \begin{bmatrix} +1 & +2 & +1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & -2 & -1 \end{bmatrix} * A \quad (4.23)$$

A = Kaynak görüntü.

G_x = Yatay türev yaklaşımı içeren resim.

G_y = Dikey türev yaklaşımı içeren resim.

G_x i aşağıdaki gibi de yazabiliriz:

$$z_{i,j} = \sqrt{(y_{i,j} - y_{i+1,j+1})^2 + (y_{j+1,j} - y_{i,j+1})^2} \quad (4.24)$$

Ayrıca G_x ve G_y aşağıda şekildeki gibi hesaplanabilir:

$$G_x = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} * ([1 \ 0 \ -1] * A) \quad \text{ve} \quad G_y = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} * ([1 \ 2 \ 1] * A) \quad (4.25)$$

x-koordinatı "doğru" yönde artan olarak tanımlanmaktadır ve y-koordinatı "aşağı" yönünde artan olarak tanımlanır. Görüntüdeki her bir nokta, ortaya çıkan eğim yaklaşımlarını kullanarak, degrade büyüklüğünü verecek şekilde kombine edilebilir:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (4.26)$$

Bu bilgileri kullanarak, degrade yönü de hesaplanabilir:

$$\theta = a \tan 2 (G_y, G_x) \quad (4.27)$$

4.2.2.3. Roberts Kenar Bulma Yöntemi

Roberts kenar bulma yöntemi görüntü işleme ve bilgisayar görme de kullanılır. Bu ilk kenar dedektörlerin biridir ve ilk 1963 yılında Lawrence Roberts tarafından önerilmiştir [34,32]. Ayrıca en basit eğim operatörü olan Roberts yöntemi, köşeden köşeye çapraz geçiş yaparak kenarları tespit eder [33].

Roberts göre, bir kenar çıkarma aşağıdaki özelliklere sahip olmalıdır:

$$y_{i,j} = \sqrt{x_{i,j}}$$

$$z_{i,j} = \sqrt{(y_{i,j} - y_{i+1,j+1})^2 + (y_{j+1,j} - y_{i,j+1})^2}$$

x = görüntü ilk yoğunluk değeri.

z = hesaplanan türev.

i,j = görüntüdeki konumu temsil eder.

Bu çalışma sonuçlarında çapraz yönde yoğunluk değişiklikleri vurgulanır. Bu işlemin en çekici yönlerinden biri de basitliği, çekirdek küçüklüğü ve sadece tamsayı içermesidir. Ancak bilgisayarların hızı ile bugün bu avantaj ihmal edilebilir ve Roberts yönteminin, çapraz gürültü duyarlılığına büyük ölçüde zarar verebilmektedir [32-47].

Roberts kenar bulma kalıbı 2x2'lik bir kalıptır ve aşağıda bunun ile ilgili matematiksel denklemler verilmiştir [5robert]:

$$\begin{bmatrix} +1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 0 & +1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix} \quad \text{veya} \quad \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (4.28)$$

Gradyan aşağıdaki gibi tanımlanabilir:

$$I(x, y) = G(x, y) = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (4.29)$$

$I(x, y)$ = Orijinal görüntü noktası.

$G_x(x, y)$ = Karnael ile convolving oluşturduğu görüntü noktası.

$G_y(x, y)$ = İkinci karnael ile convolving oluşturduğu görüntü noktası.

Degrade yönü de şu şekilde tanımlanabilir:

$$\theta(x, y) = \arctan \left(\frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)} \right) \quad (4.30)$$

4.2.2.4. Canny Kenar Bulma Yöntemi

Canny kenar bulma algoritması aşağıdaki dört adımla uygulanabilir:

- Görüntüye bir Gaussian filtresi yardımıyla bulanıklaştırma işlemi yapılır.
- Kısmi türevler için sonlu-fark yaklaşımları kullanılarak gradyanın büyüklüğü ve yönü hesaplanır.
- Görüntünün büyüklük değerinde maksimum olmayan noktaların bastırılması işlemi uygulanır.
- Kenar pikselleri bulmak için çift eşikleme algoritması kullanılır.

Canny kenar bulma algoritması sinyal gürültü oranını optimize edecek şekilde tasarlanmıştır [29, 31].

4.2.2.5. Log Kenar Bulma Yöntemi

Laplasyen filtreler görüntüdeki keskin geçişleri bulmak için kullanılan türev temelli filtrelerdir. Türev temelli filtreler gürültüye çok duyarlı oldukları için, görüntüye laplasyen uygulamadan önce Gaussian filtresi gibi bir yumuşatma fitresinden geçirerek gürültüleri azaltır. Bu iki aşama sonucu elde edilen filtreleme işlemine LoG filtreleme metodu adı verilir [30, 29]. Bir $f(x,y)$ fonksiyonunun laplasyen uygulanmış şekli aşağıda gösterildiği gibidir [29]:

$$L(x, y) = \nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2} \quad (4.31)$$

Bu değeri bir konvolüsyon filtresi kullanarak bulmak mümkündür. Bu değere ulaşabilmek için kullanılacak olan konvolüsyon kalıplarından en çok kullanılanları Şekil 4.13'da verildiği gibidir:

0	1	0
1	-4	1
0	1	0

1	1	1
1	-8	1
1	1	1

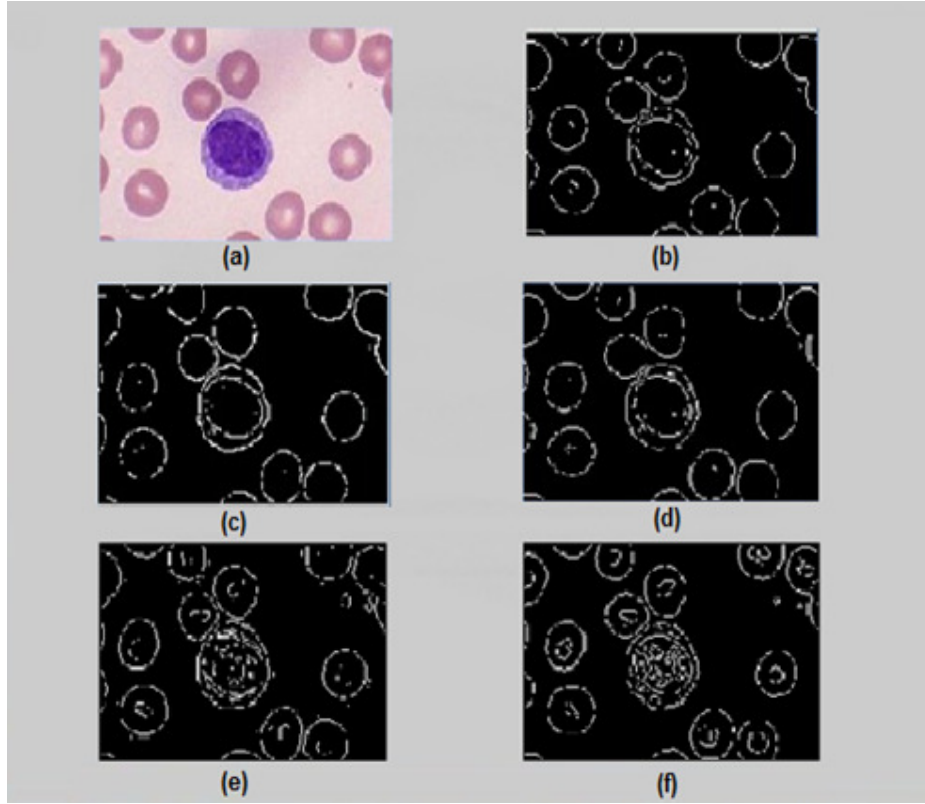
-1	2	-1
2	-4	2
-1	2	-1

Şekil 4.13. En çok kullanılan Laplasyen kalıpları

Bu kalıplardan herhangi biri kullanılarak, görüntü fonksiyonunun laplasyenini hesaplamak mümkündür. Bu kalıplar görüntünün ikinci türev değerine yaklaştığı için gürültüye oldukça duyarlıdırlar. Bunu azaltmak için genellikle görüntü laplasyen filtresinden önce Gaussian filtresinden geçirilir. Bu ön işlem sayesinde görüntüdeki yüksek frekanslı gürültü bileşenleri azaltılmış olur.

Normalde, konvolüsyon işlemi birleşme özelliğine sahip bir işlem olduğundan Gaussian yumuşatma filtresiyle Laplasyen filtresini kendi aralarında konvolüsyona tabi tutarak, görüntünün konvolüsyonunu almak suretiyle istenilen sonucu elde etmek mümkündür. Bunu yapmanın iki türlü avantajı vardır [29]:

- 1) Hem Gaussian hem de Laplasyen kalıpları genellikle görüntüden daha küçük boyutta olduğundan, bu yöntem sayesinde daha az aritmetik işleme gerek duyulur.
- 2) LoG kalıbı ön bir işlemle önceden oluşturulduğundan görüntü üzerinde tek bir konvolüsyon işlemiyle sonuca ulaşılabilmektedir.



Şekil 4.14. Kan hücresi resmi lenfosit, a) Orijinal resim, b) Roberts ile çıkarılan sınır resmi, c) Prewitt ile çıkarılan sınır resmi, d) Sobel ile çıkarılan sınır resmi, e) Log ile çıkarılan sınır resmi, f) Canny ile çıkarılan sınır resmi.

4.3. Görüntü İşleme Uygulama Alanları

Görüntü işleme, belli uygulamalarda ihtiyaçlar doğrultusunda resimler üzerinde değişiklik yapmak için ortaya çıkmış bir alandır. Birçok alanda kullanım yerine sahip olan görüntü işleme teknolojisi, uygulama alanları her geçen gün artmaktadır [1,2]. Aşağıda görüntü işleme tekniklerinin uygulandığı kullanım alanları ile ilgili genel bilgiler aktarılmıştır.

4.3.1. Biyomedikal Görüntü İşleme

Biyomedikal, görüntü işleme tekniklerin en çok kullanıldığı alandır. Örneğin herkesin bildiği ya da duyduğu kan sayımı işlemlerinde görüntü işleme kullanılır. Geleneksel yöntemle göre bu kan sayımı mikroskop altından kan örneğine bakarak bu hücreleri tek tek sayarak işlemi tamamlar. Ancak bu sistem beraberinde birçok hata getirmektedir. Görüntü işleme teknikleri kullanarak bu hatalar en aza indirilir ve ayrıca daha kolay ve daha az zaman alarak işlemler tamamlanır [51]. Bu yöntemin uygulaması kısaca şöyledir:

- Görüntü bilgisayar ortamına aktarılır.
- Görüntü işleme teknikleri kullanarak görüntüyü iyileştirilir ve geliştirilir.
- Sayılacak kan hücreleri, görüntü işleme teknikleri kullanarak arka plandan ayrılır.
- Son aşama olarak farklı yöntemlerle kan hücre sayımı yapılarak işlemler tamamlanır.

Ayrıca görüntü işleme tekniklerin uygulandığı kan hücre resimlerinden, kan hücrelerinin deformasyona (şekil değiştirmeye) uğrayıp uğramadığını öğrenebilir ve normal sağlıklı insanlarda bulunan kan hücre resimleri ile karşılaştırabiliriz. Bu yöntem de birçok hastalığı teşhis edilmesinde yarar sağlar. Örneğin akraba evliliklerinde görülen kalıtsal hastalıkları belirlemede bu uygulama kullanılır.

Görüntü işleme teknikleri, nükleer manyetik rezonans (NMR) ve ultrason taramalar da elde edilen tıbbi görüntülerin işlenmesinde kullanılır. Bu görüntüler hastalığı görüntüleyerek ve teşhis ederek, tümör, damar tıkanıklığı ve kemik erimesi gibi hastalıkların anlaşılmasında kullanılır [52].

Son olarak görüntü işleme yöntemleri, göğüs, el radyogramlarında, damar görüntülerin belirlenmesinde, kemik kırılma ve çatlaklarında, kalp hastalıklarında (kasılma, hareketleri vb.), tomografide ve daha birçok tıp bilimi dallarında kullanılır [51].

4.3.2. Uzak Bilimlerinde Görüntü İşleme

Uzak bilimlerinde yapılan çalışmalardaki gereksinimler, günümüzde birçok görüntü işleme tekniğı kazandırmıştır. Uydudan alınan ya da daha genel olarak uzak araştırma araçlarından alınan görüntüleri birçok nedenden dolayı bozulma veya gürültü meydana gelmektedir [48]. Görüntü işleme teknikleri ile görüntüyü iyileştirerek daha sağlıklı, anlaşılır ve analizi kolay bir görüntü elde etmemizi sağlar.

4.3.3. Güvenlik Sistemlerinde Görüntü İşleme

1990'ların başında sinema filmlerinde mükemmel teknoloji olarak kabul gören parmak izi tanıma sistemi artık dizüstü bilgisayarlarında dahi standart bir özellik olmaya başlamıştır. Bununla birlikte retina, iris, yüz, parmak damarı ve el sistemleri de veri tabanında arama işlemi dışında tamamen görüntü işleme teknolojisi ile yapılmaktadır [53]. Ayrıca görüntü işleme daha birçok güvenlik sistemleri uygulamalarında kullanılır. Bunlar [52, 53]:

- Görüntü iletimi ve depolama uygulamaları,
- TV yayıncılığı, görüntülü telefon vb.
- Otomatik olarak insan, araç vb. nesneleri tanıma ve takip etme gibi birçok uygulamada görüntü işleme kullanılır.

4.3.4. Sinema ve Yayıncılık Sektöründe Görüntü İşleme

Sinema sektöründe çekim ortamlarının farklılaşması ve bununla birlikte giderek artan maliyetler nedeniyle yeni bir arayışı geçilmiştir. Daha sonra görüntü işleme teknolojileri kullanarak bu nedenleri ortadan kaldırmış ve sanal ortamlar ile birlikte filmleri daha çekici hale getiren efektler ortaya çıkmıştır.

Yayıncılık sektöründe ise görüntü işleme teknolojisi ile baskılardaki mat fotoğrafları ortadan kaldırarak animasyonlar gibi uygulamalar ile müşteriye daha çekici gelen reklâm gibi birbirinden farklı ürünler ortaya çıkmıştır. Böylelikle bu ürünleri kullanan firmalar popüleritelerinin artması konusunda büyük bir avantaj elde etmişlerdir [48].

4.3.5. Fizikte Görüntü İşleme

Görüntü işleme teknikleri kullanılarak, bulanık elektron mikroskop görüntülerinin netleştirilmesi konusunda büyük bir fayda sağlar [54]. Ayrıca lazer fiziği ve holografi konusunda da önemli rol oynamaktadır [51].

4.3.6. Coğrafi Bilimlerde Görüntü İşleme

Görüntü işleme teknikleri:

- Jeodezi, hava ve uydu görüntülerinde hava tahmini,
- Dünyadaki doğal kaynakların takip edilmesi,
- Coğrafi haritaların çıkarılması,
- Ormanların gelişimini izlenmesi (orman yangını, ağaçlık alan sayısı vs.),
- Sel, deprem vb. afetlerinin kontrolü gibi birçok uygulamalar da yaygın bir şekilde kullanılır [52].

4.3.7. Tekstil Endüstrisinde Görüntü İşleme

Görüntü işleme teknikleri:

- Doku özelliklerinin çıkarılması ve analiz edilmesi,
- Dokuma kumaşlarının hatalı bölgelerini tespit etme,
- Kumaş sıklığının hesaplanması gibi tekstil endüstrisi uygulamalarında yaygın bir şekilde kullanılır [55].

4.3.8. Savunma Sanayide Görüntü İşleme

Görüntü işleme teknikleri:

- Gece görüş sistemleri,
- Akıllık robot sistemleri (insansız uçak vb.),
- Radar sistemlerinde,
- Hedefi algılama ve tespit etmede,
- Roket, uzun namlulu silahlar vb. ateşli silahlarda merminin hedefi bulması gibi pek çok uygulamalarda kullanılır [52].

4.3.9. Sanatta Görüntü İşleme

Görüntü işleme tekniklerinin gelişmesi ile bilgisayar animasyonları gibi birçok sanat dalları ortaya çıkmıştır [51]. Örneğin videoları dizayn ederken, üç boyutlu görüntüler elde ederken ve bunun gibi birçok uygulamalarda görüntü işleme kullanılır.

4.3.10. Endüstriyel Alanında Görüntü İşleme

Görüntü işleme teknikleri:

- Robotik uygulamalarda,
- Üretilen ürünün kalite kontrolünde,
- Devre elemanlarının ya da bağlantı yollarının hata tespitinde,
- Nesne sayma işlemi gibi birçok endüstriyel alanındaki uygulamalarda kullanılır [56].

4.3.11. Trafikte Görüntü İşleme

Görüntü işleme teknikleri:

- Plaka tanıma,
- Trafik ışığını tanıma [56],
- Araç sayısını sayıp araçların akış hızlarını ölçerek trafik ışıklarının yanma sürelerini ayarlama,
- Yol kontrolü (kaza, yol çalışması veya bozukluğu vb.) gibi birçok uygulamalarda kullanılır.

4.3.12. Jeoloji Mühendisliğinde Görüntü İşleme

Görüntü işleme teknikleri:

- Mineral arama, petrol arama, maden arama,
- Sualtı görüntüleme gibi birçok jeoloji mühendisliği uygulamalarında kullanılır.

5. KAN HÜCRELERİNİN TANINMASI VE SINIFLANDIRILMASINDA KULLANILAN YÖNTEMLER

5.1. Özellik Çıkarım Süreci

Bu çalışmanın özellik çıkarım aşamasında Hu'nun değişmez momentler yöntemi kullanılmıştır. Sonraki bölümde bu yöntem ile ilgili bilgiler verilmiştir.

5.1.1. Hu'nun Değişmez Momentler Yöntemi

Literatürde momentler, daha çok istatistik teorisinde ve klasik mekanikte kullanılmaktadır [58]. Momentler, verilerin ortalamaları, değişimleri, eğrilikleri ve basıklıkları olarak tanımlanır. Görüntü işlemede ise nesnelerin özellik çıkarımında kullanılır. 1960'ların başında Hu, matematiksel moment teorisinden 7 değişmez moment geliştirdi [61, 62]. Bu geliştirilen yöntem nesne tanımda büyük bir başarı sağlamıştır. Bu yüzden, Hu değişmez momentleri gemi tanıma, uçak tanıma, el yazısı ve karakter tanıma gibi iki boyutlu nesne veya karakter tanıma problemlerinde kullanılmıştır [60, 64].

Bulunan bu ilk moment değişmezleri Dudani tarafından ilk kez uçan nesneler üzerinde denenmiş, hızlı ve güvenilir oldukları görülmüştür [35, 37]. Daha sonra Smith ve Wright otomatik gemi resmi yorumlama uygulamasında, Woth dekor esneme uygulamasında moment değişmezlerini kullanmışlardır [57, 60].

Klasik mekanikte tanımlanan momentlere benzer olarak iki boyutlu (a+b) dereceli ve $f(x,y)$ dağılımlı bir görüntü için moment şöyle tanımlanır;

$$m_{ab} = \iint x^a y^b f(x, y) \cdot \partial x \cdot \partial y \quad m_{ab} = \iint \quad (5.1)$$

burada a,b = 0, 1, 2,.....değerlerini alabilir. Genelde bu momentlerin değerleri, herhangi bir bozulma etkisine karşı değişmezler. Bunun sonucunda merkez momentleri tanımlanmıştır ve aşağıdaki gibi ifade edilir;

$$\mu_{ab} = \iint (x - \bar{x})^a (y - \bar{y})^b f(x, y) dx dy \quad (5.2)$$

$\bar{x}$ ve $\bar{y}$ değerleri resmin x ve y koordinatlarının ortalama değeridir. Burada

$$\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}} \quad \text{ve} \quad \bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}} \quad (5.3)$$

olarak tanımlanır. Merkez momentleri, dönüşüm altında değişmezlerdir. Merkezi momentler, genellikle boyutlarına göre momentleri normalize etmek için kullanılır. Bu işlem μ_{00} moment değeri ile gerçekleştirilebilir. Böylece normalize merkez momenti;

$$\eta_{ab} = \frac{\mu_{ab}}{\mu_{00}^r} \quad (5.4)$$

olarak tanımlanır. Burada $r = 1 + \frac{(a+b)}{2}$ dir.

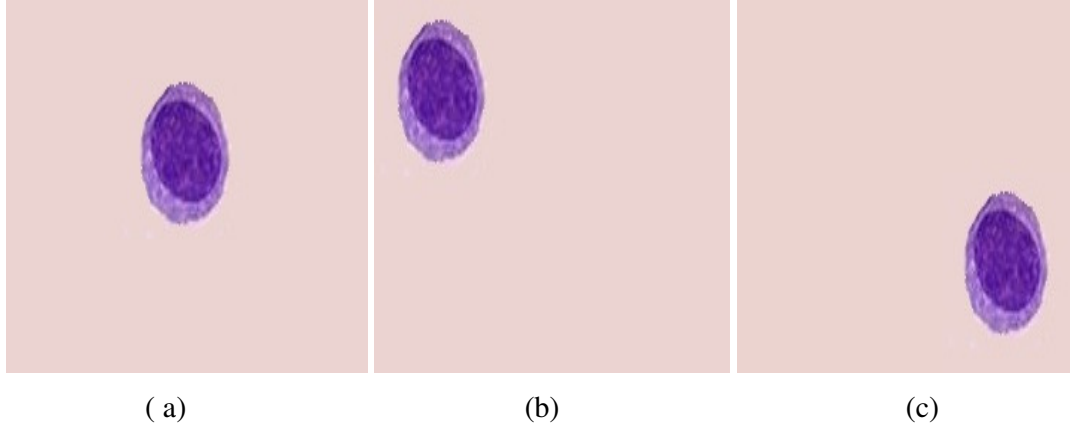
Hu, normalize merkez momentlerini kullanarak yedi adet değişmez moment geliştirmiştir. Hu'nun değişmez momentleri şöyle hesaplanır [62, 63]:

$$\begin{aligned} \varphi_1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\ \varphi_2 &= (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\ \varphi_3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\ \varphi_4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{03} + \eta_{21})^2 \\ \varphi_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ &+ (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ \varphi_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ &+ 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ \varphi_7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ &- (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{03} + \eta_{21})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{aligned} \quad (5.5)$$

Bu 7 adet Hu değişmez moment değerleri, ölçeklendirme, döndürme, yer değişimi ve parlaklık işlemleri doğrultusunda değişmezler [57]. Bu işlemler aşağıdaki örnekler ile birlikte açıklanarak doğrulukları tespit edilmiştir.

5.1.1.1. Yer Değişimine Karşı Değişmezlik

Moment değişmezleri hesaplanırken, görüntüdeki nesnenin farklı bir yerde bulunması farklı değerler oluşturmaz aksine yaklaşık veya aynı değerlere sahip olması beklenir. Çünkü bu momentler nesnenin ağırlık merkezi dikkate alınarak hesaplanır. Bundan dolayı yer değişimi ağırlık merkezini etkilemez.



Şekil 5.1. Lenfosit resminin yer değiştirme uygulaması, a) Orijinal resim.

Tablo 5.1.'de yer değişimine tabi tutulmadan ve tutulduktan sonraki hesaplanan moment değişmez değerleri yer almaktadır.

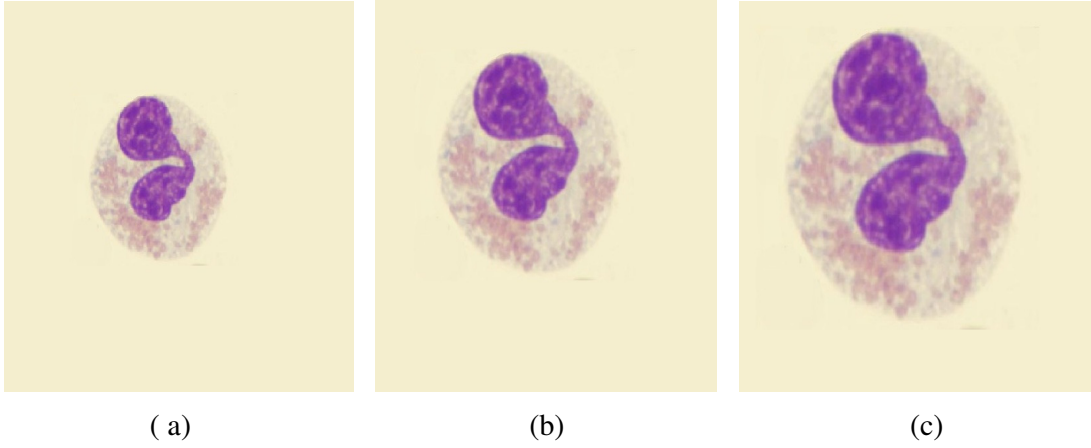
Tablo 5.1. Yer değişim işlemi öncesi ve sonrası moment değişmez değerleri

	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7
Orijinal (a)	2.6153	9.9895	14.8593	20.6212	38.3625	25.6181	43.0430
b	2.6153	9.9895	14.8593	20.6212	38.3625	25.6181	43.0430
c	2.6153	9.9895	14.8593	20.6212	38.3625	25.6181	43.0430

Tablo 5.1.'de görüldüğü gibi yer değişimi sonrası moment değişmezleri orijinal değerlerin aynısıdır.

5.1.1.2. Ölçeklendirmeye Karşı Değişmezlik

Moment değişmezleri hesaplanırken, görüntüdeki nesnenin boyutunun değişmesi durumunda, hesaplanan değerler yaklaşık veya aynı olması beklenir. Başka bir durum söz konusu olamaz.



Şekil 5.2. Eozinofil resminin boyut değişimi uygulaması, a) Orijinal resim.

Tablo 5.2.'de ölçeklendirmeye tabi tutulmadan ve tutulduktan sonraki hesaplanan moment değişmez değerleri yer almaktadır.

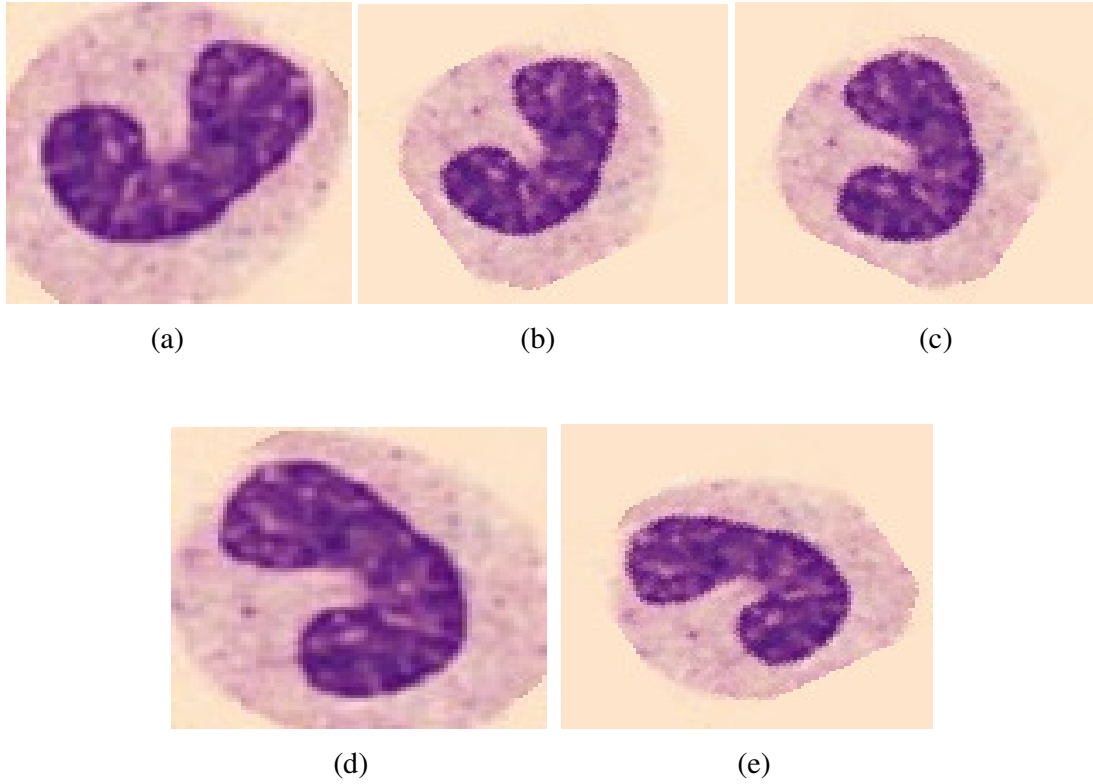
Tablo 5.2. Ölçeklendirme işlemi öncesi ve sonrası moment değişmez değerleri

	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7
Orijinal (a)	2.1923	6.4931	10.8713	14.8767	29.3554	18.8428	28.2563
b	2.2261	6.8017	10.9312	15.1579	29.4279	19.1677	28.8159
c	2.1998	6.5653	10.8655	14.9555	29.2175	18.9005	28.4377

Tablo 5.2.'de görüldüğü gibi ölçeklendirme sonrası moment değişmezleri orijinal değere çok yakındır. Birkaç moment değerlerinde oluşan farklılıklar resimlerin orijinal olmadığından kaynaklanmaktadır.

5.1.1.3. Döndürmeye Karşı Değişmezlik

Moment değişmezleri hesaplanırken, görüntüdeki nesnenin farklı açılarla döndürülmesi durumunda, hesaplanan değerler yaklaşık olması beklenir. Başka bir durum söz konusu olamaz.



Şekil 5.3. Nötrofil resminin döndürülme işlemi uygulanması, a) Orijinal resim, b) 30° Döndürülmüş Resim, c) 60° Döndürülmüş Resim, d) 90° Döndürülmüş Resim, e) 120° Döndürülmüş Resim.

Tablo 5.3.'de döndürme işlemine tabi tutulmadan ve tutulduktan sonraki hesaplanan moment değişmez değerleri yer almaktadır.

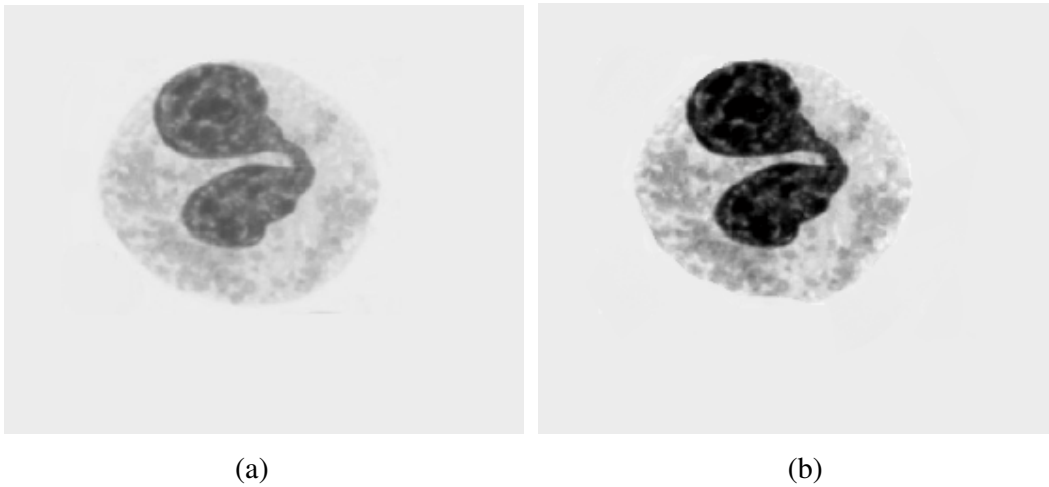
Tablo 5.3. Döndürme işlemi öncesi ve sonrası moment değişmez değerleri

	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7
Orijinal (a)	2.1769	6.3054	10.2984	13.1432	25.9022	17.7717	25.2478
b	2.1769	6.3073	10.2292	13.1010	25.7975	17.7110	25.1558
c	2.1772	6.3088	10.3010	13.1367	25.8777	17.7495	25.2511
d	2.1769	6.3054	10.2984	13.1432	25.9022	17.7717	25.2478
e	2.1769	6.3073	10.2292	13.1010	25.7975	17.7110	25.1558

Tablo 5.3.'de görüldüğü gibi döndürme işlemi sonrası moment değişmez değerler orijinal değere çok yakındır. Üstelik orijinal resim ile 90° döndürülmüş resim ve 60° döndürülmüş resim ile 120° döndürülmüş resimlerin moment değişmez değerleri aynıdır. Ayrıca birkaç moment değerlerinde oluşan farklılıklar resimlerin orijinal olmadığından kaynaklanmaktadır.

5.1.1.4. Parlaklığa Karşı Değişmezlik

Görüntüdeki nesne üzerine parlaklık (ışık farklılıkları) işlemi uygulanırsa, moment değişmez değerleri etkilenmez.



Şekil 5.4. Eozinofil resminin boyut değişimi uygulaması, a) Orijinal resim, b) Parlaklığı arttırılmış resim.

Tablo 5.4.'de parlaklık işlemine tabi tutulmadan ve tutulduktan sonraki hesaplanan moment değişmez değerleri yer almaktadır.

Tablo 5.4. Parlaklık arttırılma işlemi öncesi ve sonrası moment değişmez değerleri

	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q6	Q7
Orijinal (a)	2.2261	6.8017	10.9312	15.1579	29.4279	19.1677	28.8159
b	2.2261	6.8017	10.9312	15.1579	29.4279	19.1677	28.8159

Tablo 5.4.'de görüldüğü gibi parlaklık işlemi sonrası moment değişmezleri orijinal değer aynısıdır.

5.2. Sınıflandırma Süreci

Bu çalışmada sınıflandırma süresince çoklu-sınıf destek vektör makineleri (ÇSDVM) yöntemi uygulanmıştır. Aşağıda bu yöntem ile ilgili bilgiler yer almaktadır.

5.2.1. Çoklu Destek Vektör Makineleri Sınıflandırıcısı

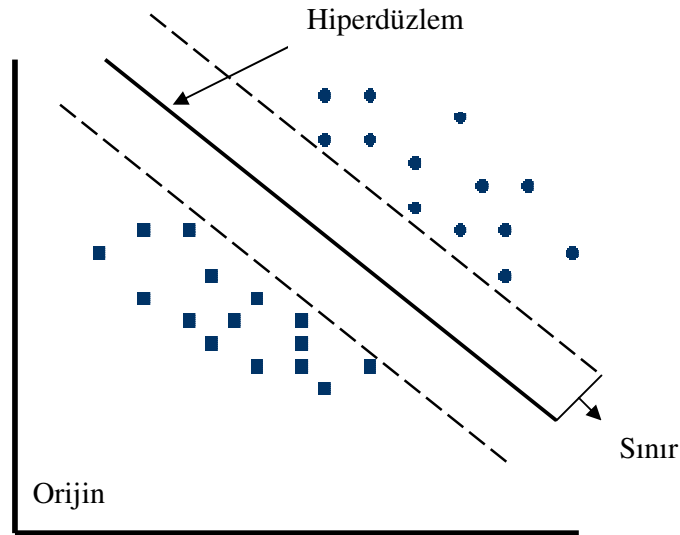
Destek Vektör Makineleri (DVM), 1960'ların sonlarında V.Vapnik tarafından geliştirilen istatistiksel öğrenme teorisine dayanan bir metottur [65]. Destek Vektör Makinesi sınıflandırıcısının YSA sınıflandırıcısına karşı üstünlükleri şöyledir:

- DVM, YSA sınıflandırıcısının aksine yerel minimum noktaları bulunmaz [61,62].
- DVM, çok az giriş ile öğrenebilir fakat YSA sınıflandırıcısının giriş boyutu fazladır. Bu nedenden dolayı öğrenme yavaş yapılır.
- DVM, YSA sınıflandırıcısına göre daha iyi bir genelleme özelliğine sahiptir [67,62].
- DVM sınıflandırıcısını öğrenmek çok daha kolaydır ve daha kullanışlıdır.
- DVM öğrenme yöntemi basit fikirler üzerine kurulmuştur ve ayrıca yüksek performanslı uygulamalarda kullanılabilir.

DVM'ler diğer geleneksel metotlara göre daha iyi sonuç vermektedir. El yazısı tanıma, ses ve yüz tanıma, biyoenformatik-gen ve protein sınıflandırılmasında, kan hücrelerinin tanınmasında ve uzaysal veri analizi gibi alanlarda ve birçok sınıflandırma problemlerinde kullanılmaktadır [66]. Ayrıca bu sınıflandırma yöntemi çoğunlukla bilim ve mühendislik alanındaki uygulamalarda kullanılmıştır. Genel olarak nesne tanıma ve sınıflandırma gibi birçok görüntü işleme uygulamasında yaygın bir şekilde kullanılan bir yöntemdir.

Destek Vektör Makineleri (DVM), temelde lineer olarak ayrıştırılabilir iki sınıfın karar yüzeyinin destek vektörler olarak tanımlanan ve sınıf sınırlarını belirleyen örnekler arasında maksimum marjının oluşturulması ilkesine dayanır. Marjin maksimizasyonu işlemi bir kuadratik sınırlamalı optimizasyon problemi şeklinde yazılarak, Lagrangian fonksiyonu şeklinde ifade edilerek dual forma dönüştürülür. Doğrusal problemler için gerçekleştirilen bu yaklaşım doğrusal olmayan problemler için kernel dönüşümleri kullanılarak yapılabilir [68,69,70,71].

DVM sınıflandırıcısının temel amacı, iki veri sınıfını ayırabilmek için bir hiperdüzlemi veya karar sınırını bulmaktır. Şekil 5.5. de hiperdüzlem, ara bölgenin tam ortasına yerleştirilmiştir. Bunun yapılmasındaki amaç ayırma sınırını maksimum yapmaktır.



Şekil 5.5. DVM sınıflandırıcısı kullanarak sınıfın hiperdüzlem ile ayrılması

Eğitim için kullanılacak n elemandan oluşan verinin $X = \{x_i, y_i\}$, $i=1, 2, \dots, n$ olduğunu varsayalım. Burada etiket değerleri, $y_i \in \{-1, 1\}$ ve özellik vektörü de $x_i \in \mathbb{R}^d$ dir [72].

Pozitif ve negatif verileri birbirinden ayıran bir hiperüzlem olduğunu varsayarsak, bu düzlem üzerindeki noktalar $w \cdot x + b = 0$ denklemindeki eşitliği sağlayacaktır.

$w \cdot x = w$ ile x arasındaki iç çarpımı,

w = hiperdüzlemin normal vektörünü,

b = orijinden geçen doğrunun ikinci paralel doğruya uzaklığını,

$|b| / \|w\|$ = hiperdüzlemden orijine olan dik uzaklığı gösterir [52].

Bu hiperdüzlemin ayırdığı verilerden her biri bir sınıf belirtir. Her eğitim örneği ya da her sınıf aşağıdaki eşitsizliği sağlamalıdır:

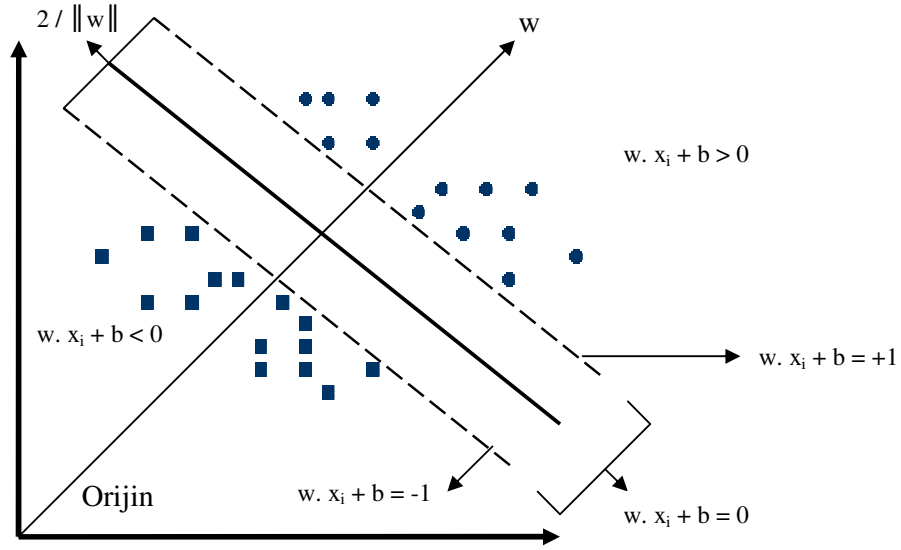
$$y_i = +1 \text{ için, } w \cdot x_i + b \geq +1 \quad (5.6)$$

$$y_i = -1 \text{ için, } w \cdot x_i + b \leq -1$$

Bu eşitsizlikler $i=1, 2, \dots, n$ için denklem 5.7'deki gibi yazılabilir.

$$y_i (w \cdot x_i + b) \geq +1 \quad (5.7)$$

Denklem 5.7'yi sağlayan hiperdüzlemin iki tarafındaki en yakın örneklere olan dik uzaklıkları toplamı sınır olarak isimlendirilir. Sınırı maksimum yapan hiperdüzlem optimum ayırıcı hiperdüzlemdir. Bu hiperdüzlemi bulabilmek için en uygun w ve b değerleri hesaplanmalıdır.



Şekil 5.6. DVM algoritmasının optimum ayırım düzeyi

İki veri kümesi arasındaki uzaklık $2 / \|w\|$ kadardır. Bu iki hiperdüzlem arasındaki uzaklığı maksimize etmek için $\|w\|$ 'nin aşağıda verilen şartlara göre minimize etmek gerekmektedir:

$$\min \|w\|^2 / 2 \quad \text{ için } \quad \forall_i, y_i (w \cdot x_i + b) \geq +1 \quad (5.8)$$

Bu problem ikinci dereceden optimizasyon problemidir ve bu problem, lagrange çarpımları yöntemi ile çözülür. Bu yöntem sonucunda elde edilen formülasyon oldukça karmaşık bir denklemi meydana getirir. Bu karmaşıklığı giderebilmek ve daha da kolaylaştırabilmek için lagrange problemini dual problemine dönüştürmek gerekir. Bu işlemler sonucunda oluşan denklem şöyledir:

$$L_d = \sum_i a_i - \frac{1}{2} \sum_i \sum_j a_i a_j y_i y_j x_i \cdot x_j \quad (5.9)$$

$$a_i \geq 0, \quad \forall_i$$

Görüldüğü gibi her eğitim örneği için bir tane lagrange çarpanı vardır. a_i değeri sıfırdan büyük bir değere sahipse x_i giriş verisi destek vektör olarak tanımlanır. Bu belirtilen işlemler eğitim örneklerinin doğrusal olarak ayrılabilir olması durumunda kullanılır. Fakat bunun tersi durumunda yani doğrusal olarak ayrılabilir olmadığı durumlar da problemin çözümü için eğitim hatasının sapması olan δ , $i = 1, 2, \dots, n$ kullanılır. Yukarda bulduğumuz denklemleri bu sapmalar ile yeniden tanımlayacak olursak denklemler şöyle olur:

$$y_i = +1 \text{ için, } w x_i + b \geq +1 - \delta \quad (5.10)$$

$$y_i = -1 \text{ için, } w x_i + b \leq -1 + \delta$$

$$\delta \geq 0, \quad \forall_i$$

Eğer $\delta \geq 1$ ise yanlış sınıflandırılmıştır. Diğer durumlarda ise doğru sınıflandırılmıştır. Ayrıca yüzeyi doğrusal olmadığından bir C düzgünleştirme parametresi kullanmak gereklidir. Lagrange çarpanlarının alabilecekleri maksimum değeri olan bu üst sınır, bu çarpanların $0 \leq a_i \leq C$ aralığında olmasını sağlar.

Bundan sonraki işlemler de doğrusal ayrılabilir deki işlemler ile aynıdır. Yani lagrange çarpımları yöntemi ile çözülür. Bu yöntem sonucunda elde edilen formülasyon oldukça çözülmesi zordur. Bu karmaşıklığı giderebilmek ve daha da kolaylaştırabilmek için doğrusal ayrılabilir problemler benzer şekilde dönüşümler yaparak çözülür. Lagrange problemini dual problemine dönüştürme işlemi sonucunda oluşan denklem şöyledir:

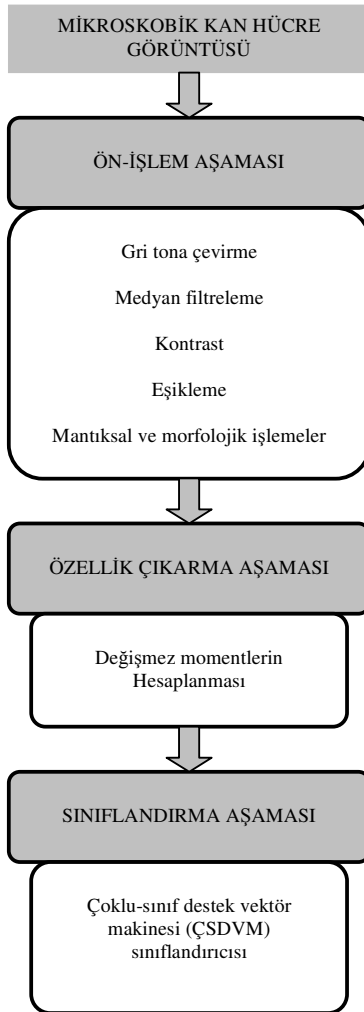
$$L_d = \sum_i a_i - \frac{1}{2} \sum_i \sum_j a_i a_j y_i y_j x_i x_j, \quad 0 \leq a_i \leq C, \quad \forall_i \quad (5.11)$$

Lagrange çarpanı olan a_i 'nin aldığı değerlere karşılık gelen x_i vektörleri destek vektörleridir.

Yukarda anlatılanlar gibi her zaman DVM'ler iki sınıflı değildir. İki den fazla sınıflı yani çok sınıflı olduğu durumlar da vardır. Çok sınıflı sınıflandırma, ikili sınıflandırıcıların birleştirilmesiyle elde edilir [65]. Bu durumda, bire-karşı-bir ve bire-karşı-hepsi olmak üzere en yaygın kullanılan 2 yöntem bulunmaktadır [66,62,74].

6. ÇOKLU DESTEK VEKTÖR MAKİNELERİ SINIFLANDIRICISI VE DEĞİŞMEZ MOMENTLER KULLANARAK KAN HÜCRELERİNİN TANINMASI VE SINIFLANDIRILMASI

Bu bölümde, mikroskopik görüntülerindeki kan hücrelerinin tanınması ve sınıflandırılması için geliştirilen Değişmez Moment (DM) ve Çoklu-Sınıf Destek Vektör Makineleri (ÇSDVM) tabanlı bir uygulama anlatılarak sonuçları incelenmiştir.



Şekil 6.1. Bu çalışmada izlenen sistemin algoritması

Bu tez çalışmasında kullanılan algoritma Şekil6.1’den görüldüğü gibi temel olarak ön işlem aşaması, özellik çıkarma aşaması ve sınıflama aşaması olmak üzere üç kısımdan oluşur. Aşağıda bu aşamalar hakkında genel bilgiler verilmiştir.

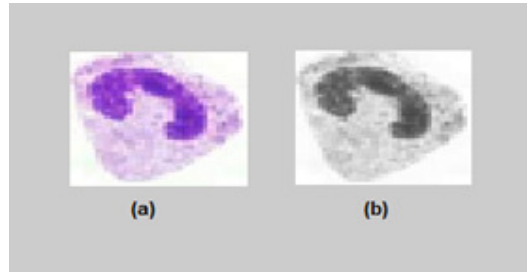
6.1. Ön İşlem Aşaması

Bu çalışmada tanınması istenen kan hücre çeşitleri: bazofil, eozinofil, lenfosit, monosit, nötrofil, segmented nötrofil ve trombosit’dir. Ön işlem aşamasında, genel olarak Bölüm 4’de anlatılan görüntü işleme teknikleri kullanılmıştır. Bu aşamanın amacı, istenen nesneleri ortaya çıkarmak ve görüntüyü daha net hale getirmektir. Görüntü işleme teknikleriyle de bu amaç yerine getirilmiştir.

Ön işlem aşamasının ilk kısmı olarak renkli kan hücre görüntülerini gri tona çevirmektir. İkinci kısımda medyan filtreleme kullanılarak resimlerdeki gürültüyü azaltmaktır. Üçüncü kısımda ise medyan filtreleme uygulanmış resimlerin parlaklıklarını azaltarak ya da artırarak, görüntüdeki nesnelerin arka plandan daha iyi ayırt edilmesi sağlanır. Daha sonra eşikleme yöntemi kullanılarak bölütleme yapılır. En son aşama olarak eşikleme yapılmış resimlere iyi eşik değeri seçilmemiş ihtimaline karşı mantıksal ve morfolojik işlemler uygulanır. Böylelikle her bir mikroskopik resimdeki kan hücreleri arka plandan ayrılmış ve çok belirgin bir hale gelmiştir. Bu işlemler aşağıda kısaca anlatılmıştır:

6.1.1. Gri Tona Çevirme İşlemi

Ön-işleme aşamasının ilk adımı olan gri tona çevirme, renkli resim olan kan hücre resimlerini gri tona çevirir.

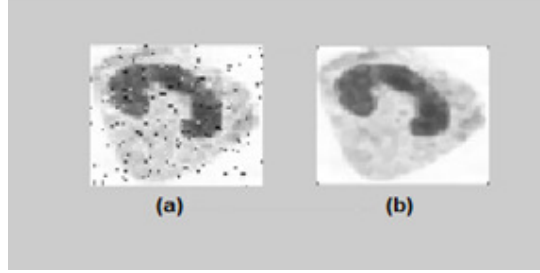


Şekil 6.2. Kan hücresi olan nötrofil resmini gri tona dönüştürme işleminin uygulanması,

a) Orijinal resim, b) Gri tona döndürme işlemi uygulanmış resim.

6.1.2. Medyan Filtreleme

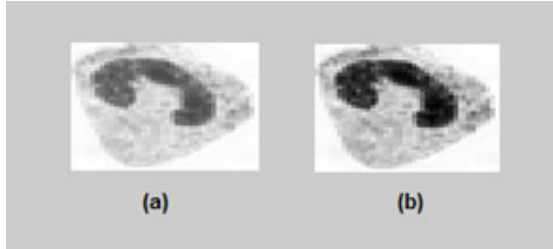
Ön-işleme aşamasının ikinci adımı olan medyan filtreleme, kan hücre resimlerinin gürültüsünü azaltmak için kullanılır. Bu gürültüye çoğunlukla komşu piksellerin değerleri sebep olur. Medyan filtreleme yöntemi ile bu gürültü, yumuşatma işlemleri ile minimum seviyeye indirilir.



Şekil 6.3. Kan hücresi olan nötrofil resmini medyan filtreleme yöntemi uygulanması,
a) Orijinal resim, b) Medyan filtreleme yöntemi uygulanmış resim

6.1.3. Kontrast

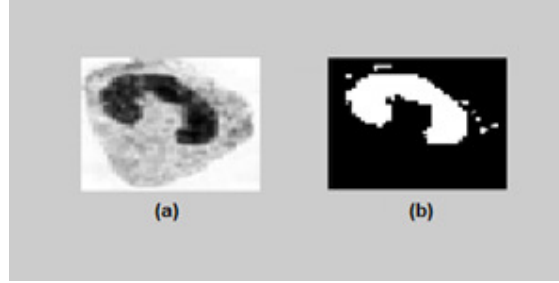
Ön-işleme aşamasının üçüncü adımı olan kontrast yani parlaklık artırma-azaltma işlemi uygulanır. Bunun nedeni bir önceki aşamada gürültüden arındırılan gri düzeydeki resimlerin daha belirgin hale ya da daha ön plana çıkarabilmek amacıyla parlaklık artırma işlemi yapılmıştır.



Şekil 6.4. Kan hücresi olan nötrofil resmini parlaklık artırma işlemi uygulanması,
a) Orijinal resim, b) Parlaklık artırma işlemi uygulanmış resim.

6.1.4. Eşikleme

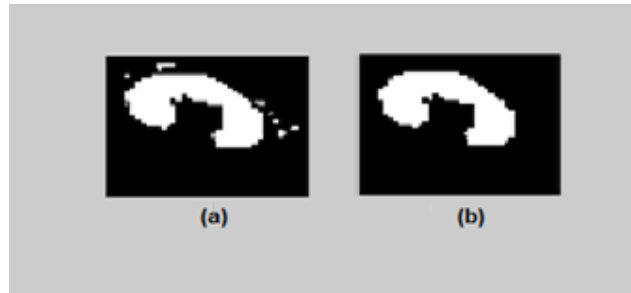
Ön -işleme aşamasının dördüncü adımı olan eşikleme, kan hücre resimlerine uygulanmıştır. Bu uygulamayı gerçekleştirebilmek için eşik değeri alınır. Eşik değerini, resmin gri seviye histogramının orta noktası alınır. Eşik değeri iyi olursa, daha iyi veriler elde edilebilir.



Şekil 6.5. Kan hücresi olan nötrofil resmini eşikleme yöntemi, uygulanması, a) Orijinal resim, b) Eşikleme yöntemi uygulanmış resim.

6.1.5. Morfolojik ve Mantıksal İşlemler

Ön -işleme aşamasının son adımında morfolojik (aşınma ve dolum) ve mantıksal işlemler uygulanır. Bunun nedeni ise bazen eşik değeri iyi seçilmeyebilir. Bu durumda, ilave işlemler yaparak yani aşınma, dolum ve mantıksal işlemler yaparak bu eksikliği gidermiş oluruz.



Şekil 6.6. Kan hücresi olan nötrofil resmini mantıksal ve morfolojik işlemler uygulanması, a) Orijinal resim, b) Mantıksal ve morfolojik işlemler uygulanmış resim.

6.2. Özellik Çıkarım Aşaması

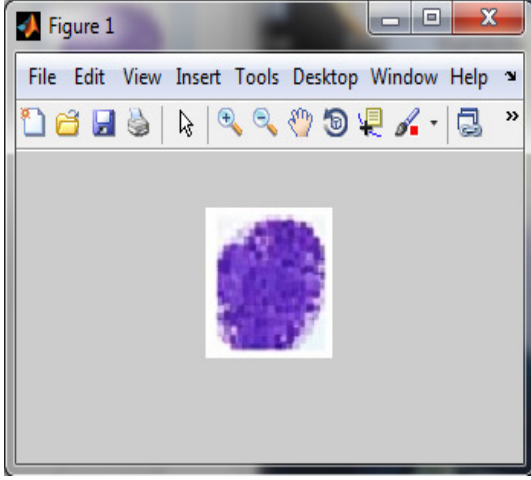
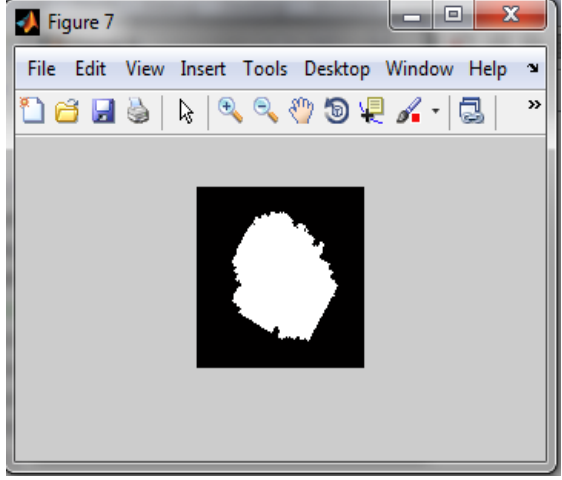
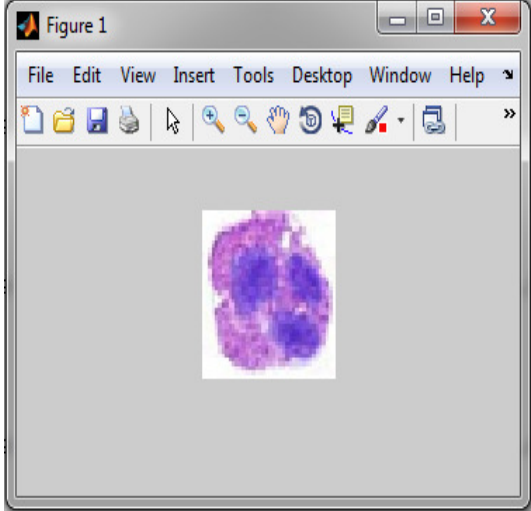
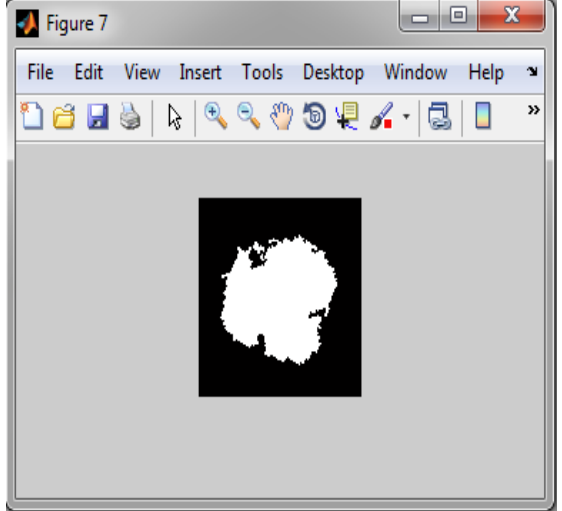
Özellik çıkarma süreci, bu çalışmadaki en önemli kısımlardan biridir. Sınıflar arasındaki ayrımı yapabilmek için sınıflandırma yapılacak nesnelerin özelliklerini çıkarmak gerekir. Günümüzde de çok başarılı özellik çıkarma yöntemleri bulunmaktadır. Bu çalışmada kullanılan yöntem ise çok başarılı bir öznitelik çıkarma yöntemi olan Hu'nun değişmez momentleridir.

6.2.1. Hu'nun Değişmez Momentlerinin Hesaplanması

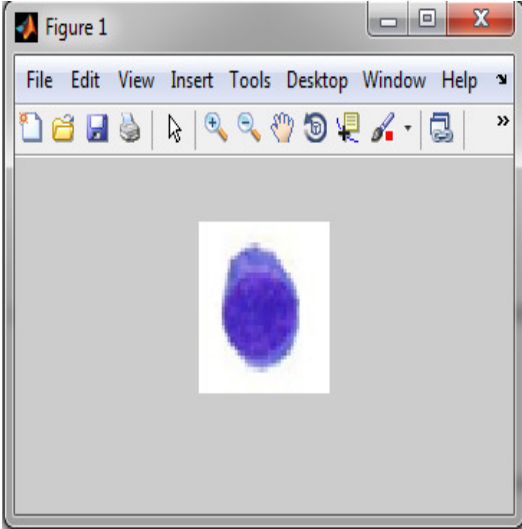
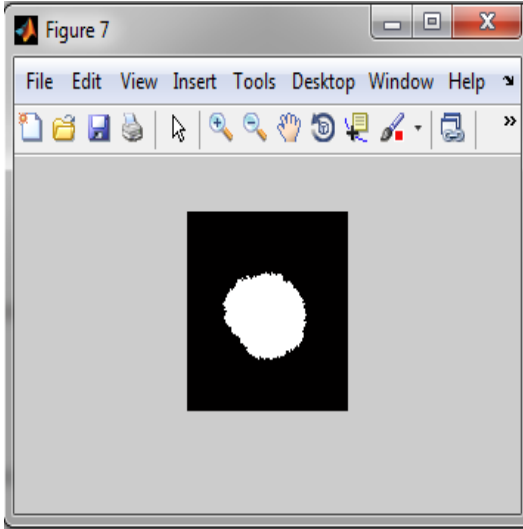
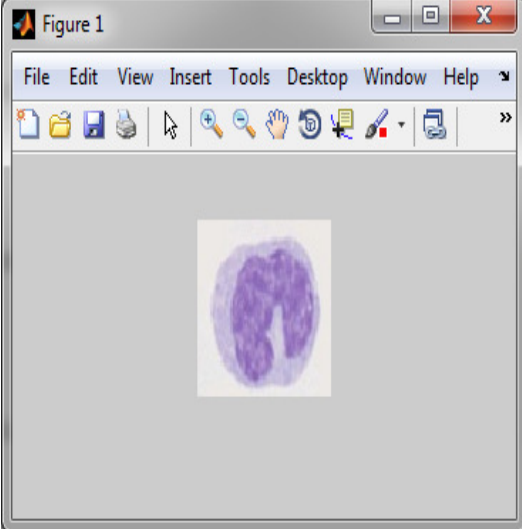
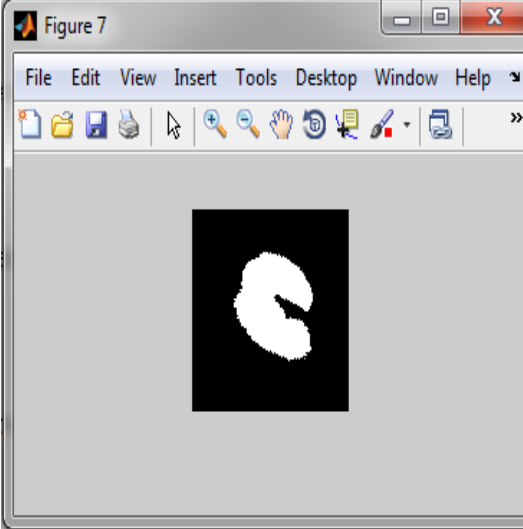
Bu aşamada ise ön işlemlerden geçirilmiş kan hücre görüntülerinin her biri 0° ile 175° arasında 5 derecelik açılarla döndürülerek, aynı kan hücre görüntüsünün birbirinden farklı 36 tane resmi elde edilmiştir. Ayrıca elde edilen her bir resim için 3 farklı boyuttaki vektörler kullanılmıştır. Ayrıca her bir kan hücresi türü için 3 farklı resim kullanılmıştır. Böylelikle her bir kan hücre türü için farklı açı ve farklı boyutta 324 tane resim elde edilmiştir.

Hu değişmez momentler ile elde edilen resimlerin her birinin 7'şer adet moment değerleri hesaplanmıştır. Buradan elde edilen kan hücre resimlerinin öznitelikleri, sınıflandırma aşamasında ÇSDVM sınıflandırıcısının girişlerine verilmiştir. Tablo da, örnek olarak 60° lik döndürmeyle ve 80×80 büyüklüğündeki boyutlar ile elde edilmiş kan hücre görüntülerinin hesaplanan değişmez moment değerleri gösterilmiştir.

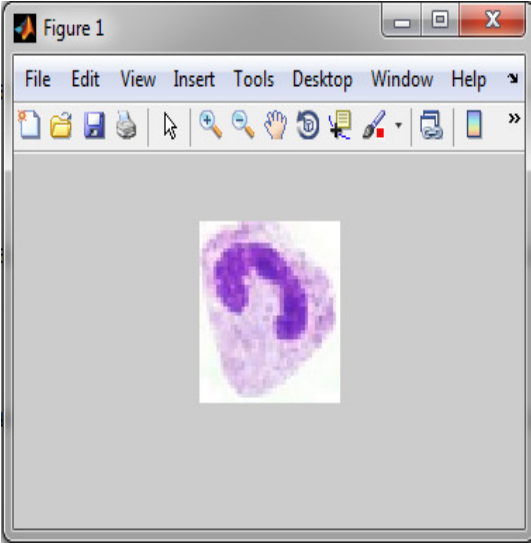
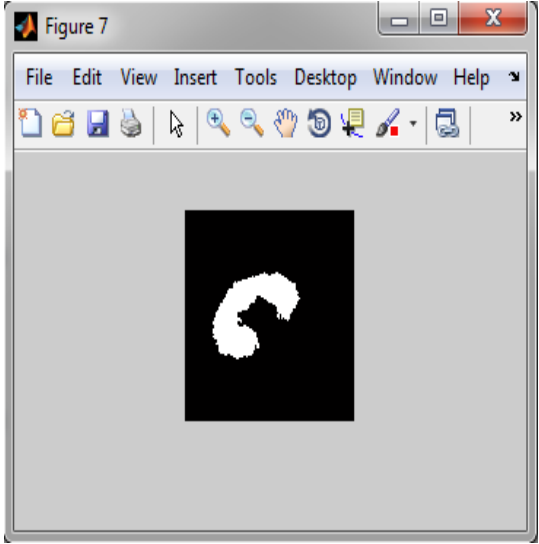
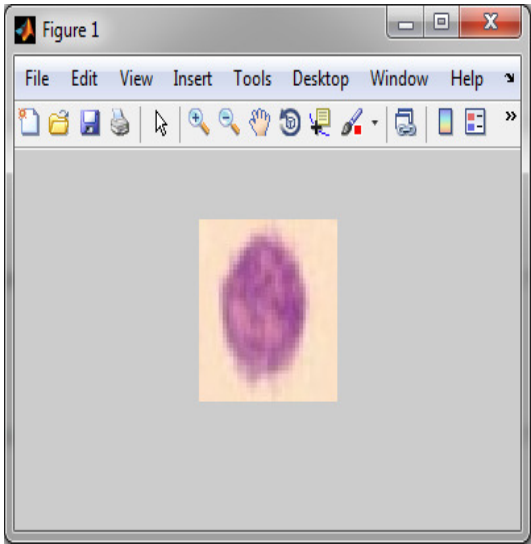
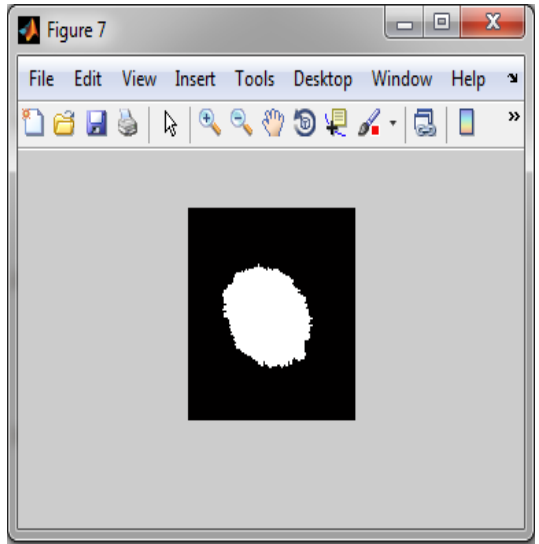
Tablo 6.1. ÇSDVM sınıflandırıcısının eğitimi için kullanılan kan hücre görüntülerinin değişmez moment değerleri

Ön işleme aşamasından önce	Ön işleme aşamasından sonra
	
Basofil = [2.6026 9.8471 14.6642 22.1067 44.8442 36.3449 40.7467]	
	
Eozinofil = [2.5532 10.6282 11.9653 21.2847 41.0240 29.8259 38.1893]	

Tablo 6.1. ÇSDVM sınıflandırıcısının eğitimi için kullanılan kan hücre görüntülerinin değişmez moment değerlerinin devamı

Ön işleme aşamasından önce	Ön işleme aşamasından sonra
	
Lenfosit = [2.6146 9.9743 14.8467 20.5394 38.2397 25.5279 41.5563]	
	
Monosit = [2.4300 9.3967 11.7951 14.2521 29.8266 19.7463 27.2969]	

Tablo 6.1. ÇSDVM sınıflandırıcısının eğitimi için kullanılan kan hücre görüntülerinin değişmez moment değerlerinin devamı

Ön işleme aşamasından önce	Ön işleme aşamasından sonra
	
Nötrofil = [1.7843 5.2834 8.3479 10.4470 21.4502 17.7188 20.4358]	
	
Trombosit = [2.6092 9.5738 20.8217 26.1503 50.8724 32.2845 49.9856]	

6.3. Sınıflandırma Aşaması

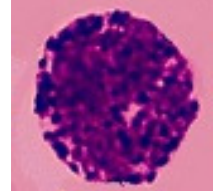
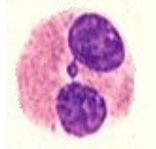
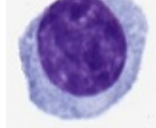
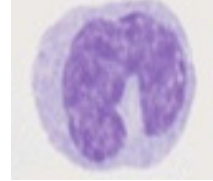
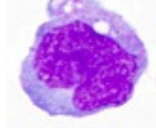
Sınıflandırma aşamasının amacı, kan hücrelerinin özniteliklerine göre kendilerine en yakın sınıflara en az hata ile eşlemektir. Sınıflandırıcının başarısında, iyi belirlenmiş özellikler en önemli rolü üstlenir. Bu çalışmada kullanılan yöntem ise çok başarılı bir sınıflandırıcı olan çoklu-sınıf destek vektör makineleridir.

6.3.1. Çoklu-Sınıf Destek Vektör Makinesi Sınıflandırıcısı

Sınıflandırma aşamasında, özellik çıkarım aşamasında elde edilen özellikler ÇSDVM sınıflandırıcısının girişlerine verilmiştir.

Bu aşamada, ÇSDVM sınıflandırıcısının eğitimi için her bir kan hücresi türünden 3 farklı resim ve bunların her biri için 0° , 10° , 20° , 30° , 40° , 50° , 60° , 70° , 80° , 90° , 100° , 110° , 120° , 130° , 140° , 150° , 160° ve 170° lik açılarla döndürülmüş resimler ve her bir resim için 40×40 , 80×80 ve 120×120 boyutundaki vektörler kullanılmıştır. Test aşaması için de her bir kan hücresi türünden 3 farklı resim ve bunların her biri için 5° , 15° , 25° , 35° , 45° , 55° , 65° , 75° , 85° , 95° , 105° , 115° , 125° , 135° , 145° , 155° , 165° ve 175° lik açılarla döndürülmüş resimler ve her bir resim için 40×40 , 80×80 ve 120×120 boyutundaki vektörler kullanılmıştır. Böylelikle bu sistemin eğitim aşaması için toplam 972 adet resim ve test aşaması için de toplam 972 adet resim kullanılmıştır. Toplam da 1944 adet resim elde edilmiş olunur. Bu çalışmada kullanılan kan hücre resimleri Tablo 6.2’de verilmiştir. Ayrıca bu tez çalışmasının sonucunda, ÇSDVM sınıflandırıcısı kullanarak elde edilen doğru tanıma başarısı Tablo 6.3’de verilmiştir. Buna göre ortalama doğru tanıma başarısı % 98.4 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 6.2. Sınıflandırma ve test aşamasında kullanılan kan hücre resimleri

Kan Hücreleri	1.Resim	2.Resim	3.Resim
Basophil			
Eosinophil			
Lenfosit			
Monosit			
Nötrofil			
Trombosit			

Tablo 6.3. ÇSDVM sınıflandırıcısına göre kan hücrelerini tanımada başarımların tespiti

Bu çalışmada kullanılan kan hücre türleri	Doğru sınıflandırılmış kan hücre sayısı	Yanlış sınıflandırılmış kan hücre sayısı	Doğru sınıflandırma oranı
Bazofil	160	2	%98.7
Eozinofil	162	0	%100
Lenfosit	158	4	%97.5
Monosit	160	2	%98.7
Nötrofil	160	2	%98.7
Trombosit	156	6	%96.3
Ortalama tanıma başarımları	956	16	%98.4

Tablo 6.2.’de görüldüğü gibi 6 kan hücrelerinin 1’inin doğru sınıflandırma oranı %100 ‘dür. Ayrıca tüm doğru sınıflandırma oranı % 98,4 ‘dür.

7. SONUÇLAR

Bu tez çalışmasının yapılmasındaki temel hedef, insanlardaki kan hücrelerini doğru bir şekilde sınıflandırabilmek için, mikroskobik resimlere dayalı otomatik bir tanıma ve sınıflandırılma sistemi gerçekleştirilmiştir. Gerçekleştirilen bu sistem, MATLAB programı ortamında uygulanmıştır. Bu sistemin yapısı ön işlem aşaması, özellik çıkarım aşaması ve sınıflandırılma aşaması olmak üzere üç kısımdan meydana gelmektedir.

Ön işlem aşamasında, mikroskobik kan hücre görüntülerini iyileştirerek ve geliştirerek kalitesiz görüntülerden kurtarılmaya çalışılmıştır. Ayrıca sonra ki süreçte görüntüdeki nesneyi arka plandan ayırma işlemi uygulanmıştır. İkinci aşama olan özellik çıkarma aşamasında, görüntülerdeki yer değiştirme, döndürme, ölçeklendirme ve parlaklık değişimlerinin etkilenmeyip değerleri sabit kalan Hu değişmez momentleri kullanılmıştır. Buradan elde edilen özellikler ÇSDVM sınıflandırıcısını girişlerine verilmiştir. Bu özelliklerin bir kısmı eğitim için bir kısmı da test aşaması için kullanılmıştır. Sonuç olarak elde edilen doğru sınıflandırma oranı %98.4'dür. Bir kaç yanlış sınıflandırmanın nedeni benzer şekillerin olmasından kaynaklanmaktadır.

Aynı kan hücre türlerini esas alarak, bu tez çalışmasında ve kaynak 6' da farklı özellik çıkarma yöntemleri kullanılmıştır. Fakat iki çalışmada da aynı sınıflandırıcı yani SVM sınıflandırıcısı kullanılmıştır. Bu tez çalışmasında başarımlar %98.4 iken kaynak 6 çalışmasında başarımlar %91.03'dür. Ayrıca kaynak 6' da kullanılan diğer sınıflandırıcıların da başarımlar yüzdeleri düşük kalmıştır. Bu çalışmalar arasındaki en büyük başarımlar farkının nedeni, özellik çıkarma aşamasında kullanılan Hu değişmez moment yöntemidir.

Bu çalışmada ise 7 farklı kan hücresi, kaynak 5' de ise 3 farklı kan hücresi üzerine işlemler yapılmıştır. Çalışmamızdaki başarımlar yüzdesi %98.4 iken kaynak 5'deki toplam ortalama başarımlar yüzdesi %97.3'dür. Bu tez çalışmasındaki başarımlar yüzdesi, kaynak 5'deki başarımlar yüzdeleri olan F1 ve F2 setlerine göre yüksek, F3 ve F4 setlerine göre ise eşdeğer olduğu tespit edilmiştir.

Sonuç olarak otomatik kan hücrelerini tanımak amacıyla kullanılan bu sistem, ileride bu alanda yapılacak kan hücrelerini sayma uygulamalarında farklı bir bakış açısı kazandırır. Çünkü Hu değişmez momentler yöntemi ve ÇSDVM sınıflandırıcısı ilk kez kan hücrelerinin sayılmasında beraber kullanılmaktadır. Böylelikle kan hücrelerinden tespit

edilen hastalıkların teşhis edilmesinde kullanılacak olan farklı ve daha iyi sonuçlar veren cihazların üretilmesinde yardımcı bir rol oynar.

7.1. Öneriler

- Kan hücrelerinin otomatik bir şekilde yapılmasının gerektiği her yerde bu çalışmadaki otomatik kan hücrelerini tanıma sistemi tercih edilebilir.
- Bu çalışmada bütün kan hücreleri kullanılmamıştır. Daha sonradan bu alanda yapılacak çalışmalarda daha geniş bir veri tabanı kullanılarak bu sistemin başarımı uygulanabilir.
- Bu sistemde kan hücrelerinin tanınması ve sınıflandırılması uygulaması yapılmıştır. Aynı yöntemler ile vücudumuzdaki bakteriler, parazitler, virüsler ve daha birçok mikroorganizmaların ya da hücrelerin tanınması ve sınıflandırılmasında uygulanabilir.
- Günümüzde farklı yöntemler ile üretilmiş olan kan hücre sayım cihazlarının, bu çalışmadaki sistemin başarımı göz önünde bulundurularak daha farklı ve daha iyi sonuçlar veren cihazların geliştirilmesinde katkıda bulunabilir.

7.2. Yayınlar

Bu tez çalışmasında gerçekleştirilen uygulamalar bir adet uluslararası sempozyum bildirisi ile sonuçlandırılmıştır [77].

KAYNAKLAR

1. Verim, V., “Görüntü İşleme Yöntemleri ile Doku Sınırlarının Belirlenmesi”, Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, Türkiye, 2005, s.s. 1-5.
2. Demir, Ö., “MATLAB Gereçleri ile Görüntü İşleme Uygulamaları ”, Yüksek Lisans Tezi, Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, Türkiye, 2006, s.s. 1-8
3. Stanislaw, O., Robert S., “Application of Support Vector Machine and Genetic Algorithm for Improved Blood Cell Recognition”, IEEE transactions on instrumentation and measurement, VOL. 58, NO. 7, 2159-2168, July 2009.
4. Savkare, S. S., Narote, S. P., “Automatic Classification of Normal and Infected Blood Cells for Parasitemia Detection”, IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security, VOL.11 No.2, February 2011.
5. Hiremath, P.S., Bannigidad, P., Geeta, S., “Automated Identification and Classification of White Blood Cells (Leukocytes) in Digital Microscopic Images”, IJCA Special Issue on “Recent Trends in Image Processing and Pattern Recognition”RTIPPR, 2010.
6. Ongun , G., Halici , U., Leblebicioglu, K., Atalay V., Erkmen, A., Beksad, S., Beksad, M., Erol, A., "An Automated Blood Cell Analysis and Classification System", Proc. 13th International Symposium on Computer and Information Sciences, 10s Press,Antalya , Turkey, Oct. 1998, pp 222-227
7. Jambhekar N. D.,” Red Blood Cells Classification using Image Processing”, Science Research Reporter 1(3): 151-154, Nov. 2011, ISSN: 2249-7846.
8. Veluchamy , M., Perumal, K., Ponuchamy, T., “ Feature Extraction and Classification of Blood Cells Using Artificial Neural Network”, American Journal of Applied Sciences 9 (5): 615-619, 2012, ISSN 1546-9239.
9. Mahmood, N. H., and Mansor, M. A., “RED BLOOD CELLS ESTIMATION USING HOUGH TRANSFORM TECHNIQUE ”, American Journal of Applied Sciences 9 (5): 615-619, 2012, ISSN 1546-9239.
10. Internet: <http://iys.inonu.eu.tr/webpanel/dosyalar/1013/file/MATLAB.PDF>, Erişim tarihi: 17.03.2013.
11. Internet: <http://www.tsimsek.com/tag/MATLAB-nedir>, Erişim tarihi: 17.03.2013.
12. Internet: <http://kasnakoglu.etu.edu.tr/ders/ele371>, Erişim tarihi: 09.01.2013.

13. Internet: <http://www.rehberim.net/forum/diger-diller-241/15658-MATLAB-nedir-giris-seviyesinde-bilgiler.html>, Eriřim tarihi: 09.01.2013.
14. Akan, H., “ Sayısal Görüntü İşlemeye Dayalı Proses Kontrolü için Bir Sistem Tasarımı”, Yüksek Lisans Tezi, Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, Türkiye, 2007, s.s. 4-22.
15. Internet: http://www.funsci.com/fun3_en/blood/blood.htm, Eriřim tarihi: 29.05.2012.
16. Internet: <http://www.kozanbilgi.net/arsiv.asp?id=16757>, Eriřim tarihi: 17.06.2012.
17. Cenk, A., “ Kan Hücre Sayıcılarının İncelenmesi ve Beyaz Kan Hücrelerinin Elektronik Devre Yardımı ile Analizi ”, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, Türkiye, 1992, s.s. 1-8.
18. Internet: <http://www.msxlabs.org/forum/soru-cevap/216085-kanin-ozelligi-ve-gorevleri-nelerdir.html>, Eriřim tarihi: 17.06.2012.
19. Internet: <http://tahlil.com/bazofil-nedir-bazofil-dusuklugu-ve-bazofil-neden-olur>, Eriřim tarihi: 18.06.2012.
20. Internet: <http://www.saglikvediyet.info/kanın-yapısı-ve-ozellikleri/>, Eriřim tarihi: 18.06.2012.
21. Internet: <http://www.herseyfull.com/kan-sayim-cihazı-calısmı-prensıpleri-kan-sayımı-parametreleri-teknik23.html?s=9980445bb56431b0fabbd7eb0178b243&>, Eriřim tarihi: 03.04.2012.
22. Yaman, K., Sarucan, A., Atak, M., Aktürk, N., “Dinamik Çizelgeleme için Görüntü İşleme ve Arıma Modelleri Yardımıyla Veri Hazırlama” Gazi Üniv. Müh. Mim. Fak. Der. Cilt 16, No 1, 19-40, 2001.
23. Boztoprak, H., “Gerçek Zamanlı Taşıt Plaka Tanıma Sistemi”, Yüksek Lisans Tezi, Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Isparta, Türkiye, 2007, s.s. 15.
24. Internet: <http://yzgrafik.ege.edu.tr/~tekrei/>, Eriřim tarihi: 10.05.2013.
25. Internet: <http://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/rotate.htm>, Eriřim tarihi: 22.04.2013.
26. William K. P.,” Digital Image Processing”, PIKS Inside, Third Edition, ISBNs: 0-471-37407-5.0
27. Internet: http://www.harita.selcuk.edu.tr/arsiv/semper_pdf/434_442.pdf, Eriřim tarihi: 18.05.2013.

28. Internet: <http://tr.scribd.com/doc/88591850/15885434-imge-iyilestirmesunu-pdf>, Erişim tarihi: 26.04.2013.
29. Internet: <http://www.belgeler.com/blg/n5g/tarihi-goruntulerin-kalitesinin-goruntu-isleme-teknikleri-kullanilarak-artirilmasi-enhancing-of-historical-images-qualities-by-image-processing-techniques>, Erişim tarihi: 02.05.2013.
30. Internet: <http://academic.mu.edu>, Erişim tarihi: 26.03.2013.
31. <http://ari.cankaya.edu.tr>, Erişim tarihi: 26.03.2013.
32. Internet: http://en.wikipedia.org/wiki/Roberts_Cross, Erişim tarihi: 23.03.2013.
33. Internet: https://dosya.sakarya.edu.tr/Dokumanlar/2013/422/473700453_hf7_bg_ke_nar_bulma.pptx, Erişim tarihi: 02.05.2013.
34. Internet: <http://www.packet.cc/files/mach-per-3D-solids.html>, Erişim tarihi: 23.03.2013.
35. Internet: http://en.wikipedia.org/wiki/Sobel_operator, Erişim tarihi: 22.03.2013.
36. Internet: <http://orhanbalci.net/tr/?tag=kenar-algilama>, Erişim tarihi: 05.03.2013.
37. Internet: http://en.wikipedia.org/wiki/Prewitt_operator, Erişim tarihi: 17.03.2013.
38. Internet: <http://www.bulentsiyah.com/goruntu-filtreleme-uygulamaları-ve-amaçları-matlab/>, Erişim tarihi: 11.04.2013.
39. Internet: <http://tr.scribd.com/doc/54833166/GORUNTU-IŞLEME>, Erişim tarihi: 02.05.2013.
40. Lim J.S., Digital Image Processing Techniques, edited by Michael P. Ekstrom, Academic Press, New York, 1984.
41. Lim J.S., Two-Dimensional Signal and Image Processing, Second Edition, Prentice Hall Signal Process. Series, PTR Prentice-Hall, Inc., Englewood Cliffs, New Jersey, 1990.
42. Low A., Introductory Computer Vision and Image Processing, McGraw-Hill Book C, London, 1991.
43. Schalkoff R.J., Digital Image Processing and Computer Vision, John Wiley & Sons, Inc., Canada, 1989.

44. Gonzales R.C., Woods R.E., Eddins S.L., Digital Image Processing using MATLAB, Pearson Prentice Hall, 2004.
45. Kızılkaya A., Taranmış Bozuk Görüntülerin Kalitelerinin Yazılım Teknikleri ile Artırılması, Denizli, 1997.
46. Chan R.H., Ho C.W., Nikolova M., Salt-and-Pepper Noise Removal by Median-Type Noise Detectors and Detail-Preserving Regularization, IEEE Trans.on Img Processing, Vol. 14, No.10, October 2005.
47. LS. Davis, "A survey of edge detection techniques", Computer Graphics and Image Processing, vol 4, no. 3, pp 248-260, 1975.
48. Polat, R., "Biyomedikal Görüntü Bölütleme", Yüksek Lisans Tezi, Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Elazığ, Türkiye, 2007, s.s. 22-43.
49. Sezgin, M., Sankur, B., "Thresholding by dynamic variance function and foreground attributes", Pattern Recognition Letters, 2001.
50. The Multi-stage Approach to Grey-Scale Image Thresholding for Specific Applications Yan Solihin and C.G. Leedham School of Computer Engineering Nanyang Technological University Nanyang Avenue, Singapore 639798.
51. Yalabık, N., Göktoğan, A.H., " Görüntü İşleme ve Biyomedikal Uygulamaları ", Elektrik Mühendisliği, 373.sayı, ağustos 1990.
52. Internet: <http://eng.harran.edu.tr/moodle/moodle/course/view.php?id=100>, Erişim tarihi: 21.03.2013.
53. Yıldız, N., " Görüntü İşlemenin Dünyası, Bugünü ve Geleceği ", Elektrik Mühendisliği, 440.sayı, kasım 2010.
54. Hawkes, P.W., "Processing Electron Images" 25 th Scottish Universities Summer School in Physics August 7-27th, 1983.
55. Celik, H.I, Dulger, C.L., Topalbekiroğlu, M., " Görüntü İşleme Teknikleri Kullanarak Kumaş Hatalarının Belirlenmesi ", Tekstil Teknolojileri Elektronik Dergisi 2012, 6(1) 22-39
56. Internet: <http://www.elektrikport.com/teknik-kutuphane/MATLAB-ile-goruntu-isleme-1-elektrikport-akademi/8196#ad-image-0>, Erişim tarihi: 21.03.2013.
57. Ünal, İ.U., " Fourier Tanımlayıcıları ve Moment Değişmezleri ile 2D Nesne Tanımlama", Yüksek Lisans Tezi, Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, Türkiye, 2006, s.s. 10-33.

58. Yu, F. T. S., ve Li, Y., Application of Moment Invariant to Neural computing for Pattern Recognition, Hybrid Image and signal Processing II. Proc. SPIE, s.s.1297-1307, 1990.
59. Dudani, S., Breeding, K., McGhee, R., "Aircraft identification by moment invariants," *IEEE Trans. Comput.*, vol. 26, (1977), 39–45.
60. Smith, F.W., and Wright, M.H., "Automatic Ship Photo Interpretation by the Method of Moments", *IEEE Trans. Comput.*, 20(9), (1971), 1089–1095.
61. M-K., Hu, Visual Pattern Recognition by Moment Invariants, IRE Trans.,Inf., Theor., IT-8, 179, February 1962.
62. 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.
63. Gonzalez R. C. ve Woods R. E., Digital image processing, Prentice Hall, 2002.
64. Alt F. L., Digital pattern recognition by moments, J. ACM 9, (2) s.s. 240-258, 1968.
65. Vapnik, V., *The Nature of Statistical Learning Theory*, New York: Springer Verlag, New York, 187s., 1995.
66. Eren, Ö., "Alerjen Proteinlerin Otomatik Sınıflandırılması ", Yüksek Lisans Tezi, Başkent Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, Türkiye, 2008, s.s. 24-32.
67. Pöyhönen, S., Support Vector Machine Based Classification In Condition Monitoring of Induction Motors, Doktora Tezi, Helsinki University of Technology, 63s., 2004.
68. Polat, G., " Duygu Sınıflandırma Probleminde Öznitelik Seçim Algoritmaları Kullanarak Özniteliklerin Sınıf Ayırt Edebilme Kabiliyetinin İyileştirilmesi ", Yüksek Lisans Tezi, Niğde Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Niğde, Türkiye, 2007, s.s. 54.
69. Kecman, V. " Learning and soft computing". Cambridge, MA: The MIT Press. 2001.
70. Schölkopf, B. , and Smola, A. J. "Statistical learning and kernel methods". Cambridge, MA: MIT Press. 2000.

71. Cristianini, N. ,and Shawe-Taylor, J. “An introduction to support vector machines”. Cambridge: Cambridge University Press. , 2000.
72. Keresteci, Y.S., “Kredi Kartı Kullanımında Sahtecilik Tespit Sistemleri ”, Yüksek Lisans Tezi, Gebze Yüksek Teknoloji Enstitüsü Sosyal Bilimler Enstitüsü, Gebze, Türkiye, 2008, s.s. 41.
73. Çınar, M., “Prostat Kanseri Riskinin Tespitinde Sınıflandırıcı Tabanlı Uzman Sistem Kullanımı ”, Yüksek Lisans Tezi, Ege Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İzmir, Türkiye, 2007, s.s. 34-40.
74. 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.
75. Internet:http://tr.wikipedia.org/wiki/G%C3%B6r%C3%BCnt%C3%BC_i%C5%9Fleme, Erişim tarihi: 06.05.2013.
76. Internet: <http://www.mathworks.com/help/images/ref/imrotate.html>, Erişim tarihi: 06.05.2013.
77. Türkoğlu M. ve Avcı E, “Kan Hücrelerinin Değişmez Momentler Kullanılarak Otomatik Olarak Tanınması ve Sınıflandırılması ”, 1st International Symposium on Digital Forensics and Security (ISDFS’13), Elazığ, Turkey, 2013, s.s. 216-221.

ÖZGEÇMİŞ

Muammer TÜRKOĞLU

mturkoglu@bingol.edu.tr

Fırat Üniversitesi Teknik Eğitim Fakültesi

Elektronik Bilgisayar Eğitimi Bölümü

ELAZIĞ

1990 yılında Elazığ'da doğdu. İlk, orta ve lise öğrenimini Elazığ'da tamamladıktan sonra 2007 yılında Fırat Üniversitesi Teknik Eğitim Fakültesi Elektronik Bilgisayar Eğitimi Bilgisayar Öğretmenliği Bölümü'nü kazandı. 2011 yılında bu bölümden mezun oldu. 2011 yılında Fırat Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektronik Bilgisayar Eğitimi Ana bilim Dalı Bilgisayar Sistemleri Bilim Dalı'nda yüksek lisans eğitimine başladı. 2013 yılı nisan ayında Bingöl Üniversitesi Mimarlık-Mühendislik Fakültesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümünde araştırma görevlisi olarak göreve başladı. Yabancı dili İngilizcedir.